

Povijesna karakterizacija krajolika Općine Povljana primjenom geoprostornih tehnologija

Kulenović, Neda

Doctoral thesis / Doktorski rad

2023

Degree Grantor / Ustanova koja je dodijelila akademski / stručni stupanj: **University of Zadar / Sveučilište u Zadru**

Permanent link / Trajna poveznica: <https://um.nsk.hr/um:nbn:hr:162:079881>

Rights / Prava: [In copyright](#) / [Zaštićeno autorskim pravom.](#)

Download date / Datum preuzimanja: **2025-01-24**



Sveučilište u Zadru
Universitas Studiorum
Jadertina | 1396 | 2002 |

Repository / Repozitorij:

[University of Zadar Institutional Repository](#)

SVEUČILIŠTE U ZADRU

POSLIJEDIPLOMSKI SVEUČILIŠNI STUDIJ
JADRAN - POVEZNICA MEĐU KONTINENTIMA

Neda Kulenović

**POVIJESNA KARAKTERIZACIJA KRAJOLIKA
OPĆINE POVLJANA PRIMJENOM
GEOPROSTORNIH TEHNOLOGIJA**

Doktorski rad

Zadar, 2023.

SVEUČILIŠTE U ZADRU
POSLIJEDIPLOMSKI SVEUČILIŠNI STUDIJ
JADRAN - POVEZNICA MEĐU KONTINENTIMA

Neda Kulenović

**POVIJESNA KARAKTERIZACIJA KRAJOLIKA
OPĆINE POVLJANA PRIMJENOM
GEOPROSTORNIH TEHNOLOGIJA**

Doktorski rad

Mentor

Izv. prof. dr. sc. Ante Šiljeg

Komentorica

Doc. dr. sc. Vedrana Glavaš

Zadar, 2023.

SVEUČILIŠTE U ZADRU

TEMELJNA DOKUMENTACIJSKA KARTICA

I. Autor i studij

Ime i prezime: Neda Kulenović

Naziv studijskog programa: Poslijediplomski sveučilišni studij Jadran – poveznica među kontinentima

Mentor: izv. prof. dr. sc. Ante Šiljeg

Komentorica: doc. dr. sc. Vedrana Glavaš

Datum obrane: 26.05.2023.

Znanstveno područje i polje u kojem je postignut doktorat znanosti: interdisciplinarne znanosti, geografija

II. Doktorski rad

Naslov: Povijesna karakterizacija krajolika Općine Poveljana primjenom geoprostornih tehnologija

UDK oznaka: 902:502.5(497.581.1Poveljana); 911.5:528(497.581.1Poveljana)

Broj stranica: 320

Broj slika/grafičkih prikaza/tablica: 107, 70

Broj bilježaka: 2

Broj korištenih bibliografskih jedinica i izvora: 347, 18

Broj priloga: /

Jezik rada: hrvatski

III. Stručna povjerenstva

Stručno povjerenstvo za ocjenu doktorskog rada:

1. izv. prof. dr. sc. Ante Blaće, predsjednik
2. izv. prof. dr. sc. Mateo Gašparović, član
3. doc. dr. sc. Ivan Marić, član

Stručno povjerenstvo za obranu doktorskog rada:

1. izv. prof. dr. sc. Ante Blaće, predsjednik
2. izv. prof. dr. sc. Mateo Gašparović, član
3. doc. dr. sc. Ivan Marić, član

UNIVERSITY OF ZADAR
BASIC DOCUMENTATION CARD

I. Author and study

Name and surname: Neda Kulenović

Name of the study programme: Postgraduate doctoral study Adriatic - a link between the continents

Mentor: Associate Professor Ante Šiljeg, PhD

Co-mentor: Assistant Professor Vedrana Glavaš, PhD

Date of the defence: 26.05.2023.

Scientific area and field in which the PhD is obtained: Interdisciplinary science, Geography

II. Doctoral dissertation

Title: The Application of Geospatial Technologies in Historic Landscape Characterization of Poveljana Municipality

UDC mark: 902:502.5(497.581.1Poveljana); 911.5:528(497.581.1Poveljana)

Number of pages: 320

Number of pictures/graphical representations/tables: 107, 70

Number of notes: 2

Number of used bibliographic units and sources: 347, 18

Number of appendices: /

Language of the doctoral dissertation: Croatian

III. Expert committees

Expert committee for the evaluation of the doctoral dissertation:

1. Associate Professor Ante Blaće, PhD, chair
2. Associate Professor Mateo Gašparović, PhD, member
3. Assistant Professor Ivan Marić, PhD, member

Expert committee for the defence of the doctoral dissertation:

1. Associate Professor Ante Blaće, PhD, chair
2. Associate Professor Mateo Gašparović, member
3. Assistant Professor Ivan Marić, member



Izjava o akademskoj čestitosti

Ja, **Neda Kulenović**, ovime izjavljujem da je moj **doktorski** rad pod naslovom **Povijesna karakterizacija krajolika Općine Poveljana primjenom geoprostornih tehnologija** rezultat mojega vlastitog rada, da se temelji na mojim istraživanjima te da se oslanja na izvore i radove navedene u bilješkama i popisu literature. Ni jedan dio mojega rada nije napisan na nedopušten način, odnosno nije prepisan iz necitiranih radova i ne krši bilo čija autorska prava.

Izjavljujem da ni jedan dio ovoga rada nije iskorišten u kojem drugom radu pri bilo kojoj drugoj visokoškolskoj, znanstvenoj, obrazovnoj ili inoj ustanovi.

Sadržaj mojega rada u potpunosti odgovara sadržaju obranjenoga i nakon obrane uređenoga rada.

Zadar, 26. svibnja 2023.

Zahvale

Proces rada na ovoj disertaciji su na različite načine obilježile mnoge osobe. Na ovom mjestu želim istaknuti svoju zahvalnost prema njima.

Zahvaljujem svojem mentoru izv. prof. dr. sc. A. Šiljegu na podršci, usmjeravanju, savjetima i pomoći prilikom provođenja istraživanja i pisanja ove disertacije. Zahvaljujem i svojoj komentorici doc. dr. sc. V. Glavaš na podršci i pomoći pri terenskom istraživanju i pisanju disertacije.

Veliko hvala dugujem svojim kolegama dr. sc. F. Domazetoviću, doc. dr. sc. I. Mariću, R. Milošević, L. Panđi i R. Marinoviću na podršci i pomoći koju su uvijek bili spremni ponuditi u prijateljskoj atmosferi.

Disertacija je izrađena u sklopu projekta HRZZ UIP-2017-05-2694 Laboratorij za geoprostorne analize – GAL i HRZZ DOK-2018-01-5748 koji se provode na Sveučilištu u Zadru pod vodstvom izv. prof. dr. sc. A. Šiljega.

Posebno sam zahvalna na prilici za rad na interdisciplinarnom istraživanju koje je rezultiralo ovom disertacijom.

Veliku zahvalnost dugujem komisiji za ocjenu i obranu disertacije koji su svojim komentarima i ispravcima učinili rad boljim. Najljepše hvala izv. prof. dr. sc. A. Blaći, doc. dr. sc. I. Mariću i izv. prof. dr. sc. M. Gašparoviću.

Zahvaljujem svojem suprugu te svojim roditeljima na bezrezervnoj podršci i strpljenju prilikom rada na istraživanju i disertaciji.

SADRŽAJ

1. UVOD	6
1.1. Ciljevi i hipoteze istraživanja	8
1.2. Pregled prethodnih istraživanja	10
1.3. Područje istraživanja	13
1.3.1. Položaj.....	13
1.3.2. Geomorfološka obilježja	13
1.3.3. Pedološka i klimatološka obilježja.....	15
1.3.4. Gospodarska obilježja	18
1.3.5. Kulturno-povijesni okvir	19
2. TEORIJSKA OSNOVA	23
2.1. Istraživanje krajolika u Hrvatskoj	23
2.2. Legislativa zaštite i upravljanja krajolikom u Hrvatskoj	26
2.3. Pristupi u identifikaciji i vrednovanju krajolika	31
2.3.1. Procjena karaktera krajolika – PKK (Landscape Character Assessment – LCA)	31
2.3.2. Povijesna karakterizacija krajolika (PKK).....	34
2.3.2.1. Kontekst nastanka metode.....	34
2.3.3. Modeli i varijacije PKK metode.....	39
2.3.3.1. Engleska	39
2.3.3.2. Wales.....	41
2.3.3.3. Irska.....	42
2.3.3.4. Škotska	43
2.3.4. Nizozemska: model Biografija krajolika.....	44
2.3.5. Povijesna karakterizacija krajolika (PKK).....	46
2.3.5.1. Opće postavke	46
2.3.5.2. Faze razvoja metode PKK.....	50
2.3.6. Osnovni koncepti metode PKK.....	54
2.3.6.1. Karakterizacija	54
2.3.6.2. Karakter.....	57
2.3.6.3. Vremenska dubina.....	60
2.3.6.4. Karakterni tip	63
2.3.6.5. Morfološka analiza.....	69

2.3.6.6. Retrogresivna analiza	70
2.4. Metoda GEOBIA	70
2.4.1. Kontekst nastanka metode.....	71
2.4.2. GEOBIA – zamjena za vizualnu interpretacije i ručnu digitalizaciju snimaka	74
2.4.3. Operativni koncepti metode GEOBIA	77
2.4.3.1. Segmentacija	78
2.4.3.1.1. Provjera segmentacijske točnosti	80
2.4.3.2. Klasifikacija	81
2.4.3.2.1. Provjera klasifikacijske točnosti.....	83
3. METODOLOGIJA	84
3.1. Izrada vektorskih modela Općine Poveljana	84
3.2. Metoda ručne vektorizacije	84
3.3. Primjena GEOBIA metode	88
3.3.1. Multispektralni snimak MS WV-2.....	89
3.3.1.1. Obrada multispektralnog snimka MS WV-2.....	90
3.3.1.2. Izoštavanje snimka.....	90
3.3.1.3. Geometrijska korekcija MS WV-2.....	91
3.3.2. Definiranje klasa	92
3.3.3. Odabir kanala MS WV-2 2016.....	93
3.3.4. Segmentacija	94
3.3.5. Priprema testnih uzoraka	98
3.3.5.1. Ažuriranje ručnog vektorskog modela	102
3.3.5.2. Standardizacija testnih uzoraka	103
3.3.5.3. Redukcija testnih uzoraka	103
3.3.5.4. Izrada više setova testnih uzoraka	104
3.3.6. Klasifikacija	105
3.3.6.1. Klasifikacijske sheme i postavke	111
3.3.7. Provjera klasifikacijske točnosti.....	116
3.4. Retrogresivna i morfološka analiza	122
3.4.1. Prikupljanje katastarskih karata i povijesnih zračnih snimaka	123
3.4.1.1. Povijesni katastarski planovi.....	123
3.4.1.1.1. Franciskanski katastar	124
3.4.1.2. Povijesni zračni snimci.....	127

3.4.1.2.1. Povijesni zračni snimci Državne geodetske uprave	127
3.4.1.3. Arheološka karta	130
3.4.2. Izrada prostorne baze podataka	132
3.4.2.1. Retrogresivna i morfološka analiza suhozida – analiza azimuta	134
3.5. Izrada modela formiranja krajolika i PKK modela Općine Poveljana	136
4. REZULTATI	138
4.1. Rezultati ručne vektorizacije.....	138
4.1.1. Definirane klase vektorskih modela Općine Poveljana	138
4.1.2. Geometrija vektorskih modela	140
4.1.3. Pravila vektorizacije.....	141
4.1.4. Izrađeni vektorski modeli.....	143
4.2. Rezultati GEOBIA metode.....	154
4.2.1. MS WV-2 2016 model	154
4.2.2. GEOBIA klase	156
4.2.2.1. Karakteristike GEOBIA klasa.....	158
4.2.3. Odabir i raspored kanala MS WV-2 2016 modela	160
4.2.4. Segmentacija – odabrani korisničko definirani parametri.....	162
4.2.5. Izrada testnih uzoraka.....	168
4.2.5.1. Ažuriranje ručnog vektorskog modela	168
4.2.5.2. Standardizirani testni uzorci.....	170
4.2.5.3. Reducirani testni uzorci.....	174
4.2.5.4. Višestruki setovi testnih uzoraka.....	175
4.2.6. Klasificirani modeli.....	176
4.2.6.1. I. klasifikacijska shema	176
4.2.6.2. II. klasifikacijska shema.....	178
4.2.6.3. III. klasifikacijska shema.....	180
4.2.6.4. IV. klasifikacijska shema	181
4.2.7. Ostvarena klasifikacijska točnost GEOBIA modela	183
4.2.7.1. I. klasifikacijska shema	183
4.2.7.2. II. klasifikacijska shema.....	190
4.2.7.3. III. klasifikacijska shema.....	197
4.2.7.4. IV. klasifikacijska shema	203
4.3. Retrogresivna i morfološka analiza	211

4.3.1. Harmonizirani model Franciskanskog katastra	211
4.3.2. Odabrani povijesni zračni snimci Državne geodetske uprave.....	213
4.3.2.1. Harmonizirani modeli povijesnih zračnih snimaka Državne geodetske uprave.....	215
4.3.3. Digitalizirana arheološka karta.....	219
4.3.4. Rezultati retrogresivne i morfološke analize	221
4.3.4.1. Čimbenici promjene krajolika	221
4.3.4.2. Rezultati retrogresivne i morfološke analize suhozida – analiza azimuta.....	231
4.4. Modeli formiranja krajolika i PKK model Općine Poveljana	239
5. RASPRAVA	252
6. ZAKLJUČAK.....	258
SAŽETAK.....	261
SUMMARY	264
POPIS LITERATURE	267
POPIS KARTOGRAFSKI IZVORA	302
POPIS INTERNETSKIH IZVORA	303
POPIS SLIKA	305
POPIS TABLICA.....	312
ŽIVOTOPIS	318

1. UVOD

Perspektiva sagledavanja krajolika kao resursa koji je potrebno zaštititi, razvijana je u Europi kroz dulji period, a nove teorijske spoznaje o krajoliku su formalizirane Konvencijom o europskim krajobrazima (NN 12/02). Konvencija predstavlja pisani konsenzus da je cjelokupni krajolik Europe kulturni resurs koji čini osnovu lokalnih i regionalnih identiteta zajednica. Na međunarodnoj političkoj razini je dogovorena obveza očuvanja raznolikosti krajolika (Fairclough, 2002b).

Ustaljeni pristup u konzervaciji se temelji na zaštiti pojedinačnih kulturnih dobara. Registri kulturnih dobara su rezultati tog pristupa. Iako učinkovito štiti pojedinačna kulturna dobra, metodološki nije prikladan za obuhvaćanje krajolika kao kategorije zaštite (Fairclough i Wigley, 2006; Turner, 2018a). Radi toga je razvijena metoda Povijesne karakterizacije krajolika (PKK), koja čini osnovu sustava za identificiranje i zaštitu krajolika te egzistira paralelno s modelom zaštite pojedinačnih kulturnih dobara.

PKK je nastala kao prilagodba promijene perspektive o krajoliku u sektoru zaštite kulturnih dobara (Fairclough i Herring, 2016; Fairclough i Wigley, 2006). Nova perspektiva proizlazi iz spoznaje da su materijalni ostatci koji sačinjavaju suvremeni krajolik različitog vremenskog porijekla i njegov integralni dio. To znači da suvremeni krajolik posjeduje povijesnu dimenziju, vremensku dubinu (Fairclough, 2002a; 2002b; Turner, 2006; 2007; 2018a; Herring, 2009; Fairclough i Herring, 2016). Povijesna dimenzija je integralna krajoliku jer je krajolik povijesni kompozit, sinkronijski fenomen što znači da se prošlost ne može jasno razdvojiti od suvremenog (Turner, 2007; 2018a). PKK predstavlja formalni kategorijsko-metodološki okvir kojim se identificira materijalna i povijesna dimenzija krajolika u svrhu upravljanja i održivosti (Rippon, 2004; Fairclough, 2006; Turner, 2006; Fairclough i Herring, 2016; Swandwick i Fairclough, 2018).

Metoda PKK nije primijenjena u Republici Hrvatskoj (RH) iako je potpisnica Konvencije o europskim krajobrazima (NN 12/02). Njezina primjena je način ispunjavanja prihvaćenih obveza u koje pripada i identificiranje krajolika što je temelj za vrednovanje, očuvanje i upravljanje krajolicima. U RH je dobro razvijen sustav zaštite i upravljanja pojedinačnim kulturnim dobrima u okviru kojeg se izrađuje Registar kulturnih dobara. Posebna potreba za identificiranje krajolika i primjenu PKK metode u RH je na područjima koja su

ugrožena intenzivnim antropogenim aktivnostima. Krajolik obale Jadranskog mora sa zaleđem je izrazito ugrožen antropogenim aktivnostima koje velikom brzinom mijenjaju krajolik uslijed razvoja turizma. Područje Jadranskog mora sa zaleđem je karakteristično po krškom reljefu i suhozidnoj arhitekturi. Krški reljef se svrstava u najosjetljivije i najkompleksnije krajolike, posebno osjetljive na vanjske poremećaje koji uzrokuju trajne promjene (Van Beynen i Townsend, 2005; Ford i Williams, 2007; De Waele i dr., 2011; Brinkmann i Parise, 2012). U takve poremećaje se svakako mogu svrstati antropogene aktivnosti povezane s turizmom stoga postoji snažna potreba za stvaranje okvira za zaštitu i upravljanje zahvaćenim krajolicima. Suhozidi su karakteristični za mediteransko područje, a kao vrstu kulturnog dobra, primjereno ih je proučavati, inventarizirati i štititi istovremeno na razini pojedinačnih elemenata, pojedinačnog dobra i na razini krajobraznih cjelina koje tvore. Jednak princip se može primijeniti i na graditeljsku baštinu koja se sagledava na razini pojedinačnog dobra i na razini urbanizma.

Za istraživanje krajolika i inventarizaciju baštine, već dugi niz godina, koriste se podatci dobiveni daljinskim istraživanjima i GIS. U humanističkim znanostima, kojima pripadaju i discipline koje se bave baštinom, GIS se koristi za prikupljanje podataka metodom ručne vektorizacije (Chen i dr., 2021). Ručna vektorizacija se koristi za kartiranje pojedinačnih dobara kao i u primjeni PKK metode (Aldred i Fairclough, 2003). U tom kontekstu, istraživanje krajolika, na razini elemenata i krajobraznih cjelina, pruža mogućnost za testiranje i primjenu geoprostornih tehnologija (*Geospatial Technology* - GST). Ručna vektorizacija je spor i skup proces, a poluautomatske i automatske slikovne analize i nadzirane i nenadzirane klasifikacije, već dulji niz godina se koriste u istraživanju krajolika u drugim disciplinama (geografija, ekologija i sl.). Stoga ovaj rad ispituje mogućnost reprodukcije vektorskih modela izrađenih ručnom vektorizacijom s GEOBIA metodom koji će biti sukladne kvalitete. Time se testira mogućnost implementacije suvremenih metoda u sektor zaštite kulturnih dobara pomoću kojih prikupljanje podataka može postati brže, jeftinije i učinkovitije. Mogućnost provođenja kvalitetnih, brzih i jeftinijih istraživanja na krajobraznoj razini, sustav identifikacije i zaštite pojedinačnih spomenika i krajolika bi učinilo učinkovitijim.

Kratica GEOBIA (engl. *Geographic Object-Based Image Analysis*) označava geografsku analizu snimka temeljenu na objektu. GEOBIA povezuje daljinska istraživanja i GIS jer slikovnim analizama i klasifikacijom stvara vektorske podatke na temelju rasterskih

podataka koji su dobiveni daljinskim istraživanjem (Castilla i Hay, 2008; Hey i Castilla, 2008; Blaschke, 2010; Blaschke i dr., 2014; Lang i dr., 2019). GEOBIA metoda je osmišljena da zamijeni ljudsku percepciju u procesu vizualne interpretacije zračnih snimaka pomoću automatskih i poluautomatskih metoda (Hay i Castilla, 2008; Castilla i Hay, 2008; Blaschke i dr., 2014). Drugi način na koji se GEOBIA može opisati je zamjena vizualne interpretacije zračnih snimaka digitalnim procesom (Castilla i Hay, 2008).

Za područje istraživanja je izabrana Općina Poveljana na otoku Pagu kao primjer krškog i mediteranskog kulturnog krajolika. Izrađeni su vektorski modeli izabranih klasa ručnom vektorizacijom koji čine osnovu za daljnju izradu modela formiranja krajolika i generaliziranog PKK modela. Pristup istraživanja krajolika koji se temelji na pojedinačnom elementu nije dio PKK perspektive jer PKK agregira područja sličnih obrazaca. Međutim, krški krajolik sa svojom suhozidnom arhitekturom opravdava interes za detaljno i hijerarhijsko istraživanje krajobraznih cjelina koje kreće od pojedinačnih elemenata. Izabrani pristup istraživanja krajolika koji se temelji na pojedinačnom elementu kao dijelu krajolika i krajoliku kao cjelini je spor, skup i zahtjevan. Iz tog razloga se GEOBIA metoda paralelno primjenjuje kako bi se testirala mogućnost reprodukcije jednakih vektorskih modela. Time se ispituje mogućnost provođenja jednakih, vrlo detaljnih istraživanja krajolika. Tako postavljena istraživanja krajolika, njegovih elemenata i cjelina, tvore istovremen i paralelan sustav inventarizacije pojedinačnih dobara i krajobraznih cjelina kao način rada primjeren za krški krajolik suhozidne arhitekture. Rezultati istraživanja predstavljaju smjernice za buduće studije, a metodološki postupci i principi su široko primjenjivi te čine temelj za buduća istraživanja.

1.1. Ciljevi i hipoteze istraživanja

Glavni cilj istraživanja je utvrditi povijesne tipove krajolika Općine Poveljana na otoku Pagu na temelju analize elemenata krajolika, modela formiranja krajolika i primjene PKK metode. Humanističke znanosti i sektor zaštite kulturnih dobara, u izradi registara kulturnih dobara i PKK modela, GIS koriste za prikupljanje podataka jednostavnim metodama ručne vektorizacije. Kako bi se ispitale mogućnosti implementacije naprednijih metoda za prikupljanje podataka u arheologiji i sektoru zaštite kulturnih dobara, a sa svrhom metodološko-tehnološkog unaprjeđenja, pri izradi vektorskih modela Općine Poveljana izvedenih ručnom vektorizacijom, izrađen je i vektorski model GEOBIA metodom. Riječ je o metodi kojom se zamjenjuje ručna vektorizacija što značajno ubrzava proces prikupljanja podataka. GEOBIA

metoda predstavlja složen proces na koji značajno utječe odabir korisničko-definiranih parametara. Stoga je testiran utjecaj različitih korisničko-definiranih parametara na rezultate. Sukladno tome su formulirani sljedeći opći ciljevi, koji reprezentiraju različite faze provedenog istraživanja.

C.1. *Izraditi vektorski model krajolika Općine Poveljana ručnom vektorizacijom.*

C.2. *Izraditi vektorski model krajolika Općine Poveljana GEOBIA metodom.*

C.3. *Testirati utjecaj korisničko definiranih parametara na rezultate GEOBIA metode.*

C.4. *Usporediti vektorske modele izrađene ručnom vektorizacijom i GEOBIA metodom.*

C.5. *Izraditi modele formiranja krajolika i model povijesne karakterizacije krajolika Općine Poveljana.*

Na temelju definiranih ciljeva formulirano je sedam hipoteza istraživanja. Hipoteze se odnose na dvije temeljne cjeline istraživanja: (1) uspješnost primjene GEOBIA metode u izradi vektorskog modela Općine Poveljana poluautomatskom nadziranom klasifikacijom (H.1. – H.4.) i (2) izradu modela formiranja krajolika i PKK modela (H.5. – H.6.).

H.1. *Klasifikacijski algoritam SVM (Support Vector Machine) će ostvariti bolju točnost od MLC (Maximum Likelihood) i RT (Random Trees) klasifikacijskih algoritama.*

H.2. *Progresivnim smanjenjem veličine uzoraka u klasi suhozidi najveću dosljednost će postići SVM klasifikacijski algoritam.*

H.3. *Nerazmjerna veličina uzoraka između klasa će negativno utjecati na klasifikacijsku točnost.*

H.4. *Model generiran GEOBIA pristupom će prema mjerama OA (Overall Accuracy) i KC (Kappa Coefficient) biti iznad 0,8 u odnosu na referentni vektorski model.*

H.5. *Metoda transformacije Adjust će prema mjeri RMSE (Root Mean Square Error) postići najbolje rezultate točnosti u procesu harmonizacije podataka.*

H.6. *Suhozidi izgrađeni do 1959. godine će imati dominantan azimut od 0° – 45° i 90° – 135° .*

1.2. Pregled prethodnih istraživanja

Disertacija predstavlja interdisciplinarno istraživanje kojim se povezuje područje humanističkih znanosti, identifikacije i zaštite krajolika te primjene geoprostornih tehnologija. Istraživanje povezuje više znanstvenih područja i metoda, a okosnicu rada čine PKK metoda, automatizacija vizualne interpretacije i ručne vektorizacije, GEOBIA metoda i pripadajuća problematika klasifikacije.

Povijesna karakterizacija krajolika (PKK)

Fairclough (2002b) je pozicionirao istraživanje krajolika u odnosu na Konvenciju o europskim krajobrazima (KEK) (NN 12/2002). Pokazao je da je PKK metoda u skladu s normama u KEK-u pri čemu ističe definiciju krajolika kao jasnu poveznicu s PKK. Kao značajan pojam, kojim se PKK pozicionira kao relevantna metoda ispunjavanja obveza preuzetih s KEK-om, je obveza identificiranja krajolika. Drugi važni aspekti krajolika u KEK-u su vrijednost svih krajolika i upravljanje promjenama što je u skladu s PKK epistemološkim okvirom.

Aldred i Fairclough (2003) su prezentirali PKK metodu kroz povijest nastanka i razvoja. Analizu su proveli na izrađenim PKK studijama. Razvoj metode su podijelili na četiri vala prema kriteriju korištenja tehnologije i prema principu izrade klasifikacije. PKK metoda se je razvijala implementacijom geoprostornih tehnologija u čemu je presudnu ulogu imao GIS koji je omogućio eksplicitno definiranje atributa i tipova krajolika kao i lakšu upotrebu zračnih snimaka i povijesnih kartografskih izvora kao materijala za utvrđivanje vremenske dubine.

Fairclough (2002a) je prezentirao projektnu strukturu PKK istraživanja na temelju najboljih praksi. U predstavljanju metodologije istaknuta je važnost analitične upotrebe GIS-a koja je osnova za transparentnost u subjektivnom procesu karakterizacije krajolika i karakterizaciju temeljenu na podacima.

Rippon (2004) je detaljno predstavio osnovne principe i koncepte PKK metode. Ističe interdisciplinarnost PKK metode. Navodi vrste podataka za retrogresivnu analizu (razne vrste suvremenih i povijesnih kartografskih izvora) koji, zajedno s morfološkom analizom, čine temelj za definiranje karakternih tipova krajolika.

Austin (2007) je iznio kritički osvrt na PKK metodu. Temeljne kritike se odnose na problematiku rekonstrukcije kompleksnih obrazaca i problematiku datacije temeljenu na morfologiji. Smatra da PKK metoda izradom tipologije prema morfološkom kriteriju nužno simplificira kompleksnost materijalnih dokaza. **Williamson (2007)** u definiranju praktičnih problema PKK metode iznosi slične kritike.

GEOBIA metoda

Blaschke (2010) je opisao kontekst nastanka GEOBIA metode kroz promjenu paradigme u daljinskim istraživanjima. Sadržaj promjene je bila nova osnovna analitička jedinica, koja je tradicionalno bila piksel, na grupe piksela ili objekte koje pikseli tvore. Kontekst za paradigmatšku promjenu su komercijalni sateliti 21. stoljeća. Tehnološki razvoj senzora je povećao kvalitetu rezolucije snimaka, posebno prostornu rezoluciju. Na snimcima veće prostorne rezolucije pikseli su postali manji od reprezentiranih geo-objekata, odnosno, objekti reprezentirani u snimku su postali veći od piksela. Kvaliteta snimaka koji se prikupljaju satelitima je postala jednaka zračnim snimcima, kakvi su se koristili za regionalnu razinu istraživanja. Nastala je potreba za novim metodama koje će zamijeniti proces vizualne interpretacije snimaka, a koje će moći obraditi enormne količine podataka kakve prikupljaju sateliti.

Lang (2008) opisuje GEOBIA metodu kao inteligentan pristup analizi podataka pomoću nadzirane klasifikacije automatiziranim i poluatomatiziranim procesima. Cilj GEOBIA metode je stvaranje rezultata jednake kvalitete onima koji se dobivaju vizualnom interpretacijom i ručnom vektorizacijom. U tom smislu GEOBIA oponaša kognitivni proces čovjeka u interpretaciji podataka. Opisuje GEOBIA metodu kao sofisticirani proces. Metoda prati kvalitetu podataka koji su dobiveni suvremenim sensorima. Posebno ističe da je GEOBIA analiza, a ne samo metoda klasifikacije snimka.

Hay i Castilla (2008) su detaljno elaborirali zašto je GEOBIA promjena paradigme u daljinskim istraživanjima. Kontekst razvoja nove paradigme povezuju s razvojem senzora, komercijalnih satelita i softvera za slikovne analize. GEOBIA metodu definiraju kao poveznicu između daljinskih istraživanja i GIS-a, a njezinu svrhu kao zamjenu za vizualnu interpretaciju i ručnu vektorizaciju. **Castilla i Hay (2008)** su definirali osnovne operativne koncepte koji su usklađeni s osnovnim postupcima u GEOBIA analizi. To su geografski objekti koji

predstavljaju stvarne objekte, a koji su reprezentirani u snimku, slikovni objekti koji predstavljaju rezultate segmentacije snimka i značenjski slikovni objekti koji predstavljaju klasificirane slikovne objekte.

Wulder i dr. (2008) su usporedili ručnu vektorizaciju i segmentaciju. U nedostatke ručne vektorizacije naveli su da je spor i skup proces, nekonzistentan, subjektivan, neponovljiv, a segmentaciju su opisali kao bržu, jeftiniju, konzistentniju, objektivniju i ponovljivu. Međutim, potreba za ručnom korekcijom izlaznih rezultata segmentacije smanjuje efikasnost jer segmentacijom nastaju artefakti koji ne odgovaraju reprezentiranoj stvarnosti.

Drąguć i dr. (2010) su problematizirali segmentaciju u GEOBIA analizi. Segmentacija je temeljni postupak u GEOBIA analizi kojim se pikseli grupiraju u homogene objekte. Tim se postupkom u osnovi smanjuje spektralna varijabilnost analizirane klase u snimku. Segmentacija je jedan od najvažnijih koraka u GEOBIA analizi jer direktno utječe na klasifikaciju, međutim, segmentacija ne predstavlja dovoljno zastupljenu temu u istraživanjima.

Ramezan i dr. (2021) su istražili utjecaj različitih veličina setova testnih uzoraka i različitih algoritama na klasifikaciju. Utvrdili su da na klasifikacijsku točnost utječu veličina testnih uzoraka, klase te klasifikacijski algoritmi. Nadalje, utvrdili su da se klasifikacijska točnost stabilizira i prestaje povećavati bez obzira na povećanje veličine uzoraka. Stoga, ulaganje vremena u povećanje veličine testnih uzoraka nije isplativo u odnosu na razinu povećanja klasifikacijske točnosti. Međutim, ne može se utvrditi koja je optimalna veličina testnih uzoraka stoga se preporuča povećanje veličine testnih uzoraka.

Maxwell i dr. (2019) navode da veličina testnih uzoraka treba biti u ujednačenom odnosu sa zastupljenosti klasa u snimku. Neujednačen odnos uzoraka i klasa će rezultirati klasifikacijom one klase koja je više zastupljena u rasteru i u setu testnih uzoraka na štetu podzastupljene klase. Jednaka načela su istaknuli **Kucharczyk i dr. (2020)**.

Thinh i dr. (2019) su proučili objavljena istraživanja kartiranja zemljišnog pokrova te su proveli kvantitativnu analizu objavljenih i ostvarenih klasifikacijskih točnosti i broja klasa. Utvrdili su da je broj klasa u negativnoj korelaciji s klasifikacijskom točnosti što je rezultat više različitih faktora.

Tzotsos i Argialas (2008) su istražili kapacitete klasifikacijskog algoritma Support Vector Machine (SVM) te su zaključili da ostvaruje komparativno bolje klasifikacijske rezultate u radu s manjom veličinom uzoraka nego drugi klasifikacijski algoritmi. Jednake zaključke su dobili i **Myburgh i Van Niekerk (2013)** u testiranju stabilnosti klasifikacijske točnosti s obzirom na veličinu uzoraka.

1.3. Područje istraživanja

1.3.1. Položaj

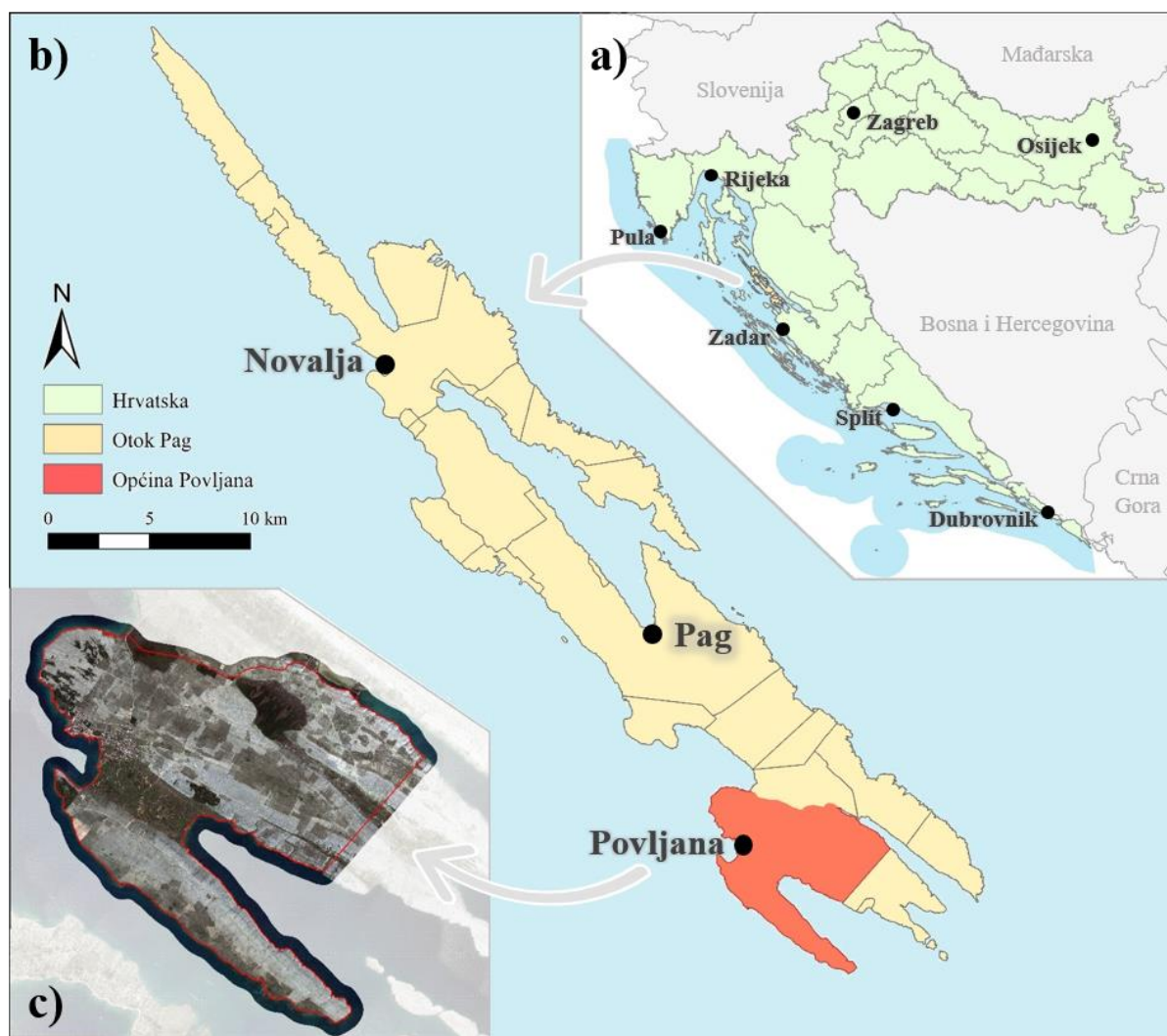
Otok Pag je smješten u središnjem dijelu Primorske Hrvatske, na prijelaznom području između sjeverne Dalmacije i Kvarnera. Prema geomorfološkoj regionalizaciji Hrvatske, otok Pag pripada megageomorfološkoj regiji Dinarski gorski sustav (hrvatski dio) (2), makrogeomorfološkoj regiji Sjeverozapadna Dalmacija s arhipelagom (2.3.) te mezogeomorfološkoj regiji Rabsko – Paški arhipelag (2.3.1.) (Bognar, 2001). Prema uvjetno-homogenoj (fizionomijskoj) regionalizaciji RH, otok Pag pripada makroregiji Hrvatsko primorje, Srednjem hrvatskom primorju, Srednjeprimorskom priobalju i otocima tj. Sjevernodalmatinskom otočju. Prema nodalno-funkcionalnoj regionalizaciji RH, otok Pag se nalazi unutar Zadarske regije ili zadarsko-šibenskog regionalnog kompleksa (Magaš, 2013). Središnji i južni dio otoka Paga administrativno pripada Zadarskoj županiji, a sjeverni dio Ličko-senjskoj županiji.

Općina Poveljana je smještena na krajnjem jugoistočnom dijelu otoka Paga. Ranije je (u SFRJ, prije teritorijalne reorganizacije u RH) pripadala Općini Pag i Zajednici Općina Rijeka (Magaš, 2000; 2011; 2013), a nastala je 1997. godine izdvajanjem iz Grada Paga. Površina Općine iznosi ukupno 38,24 km² što je čini jednom od manjih jedinica lokalne samouprave jer zauzima samo 1,1 % površine Zadarske županije. Uz to je i rijedak primjer Općine sa samo jednim naseljem – Poveljanom (Slika 1.) koje je prema popisu stanovnika iz 2021. brojalo 680 stanovnika i 292 kućanstva, 1.756 stambenih jedinica od kojih je 520 za stalno stanovanje (Popis '21, 2022).

1.3.2. Geomorfološka obilježja

U geomorfološkom smislu otok Pag pripada sustavu Ravnih kotara, koji se prostiru u zaobalnom dijelu Zadarske i Šibensko-kninske županije do rijeke Krke na JI (Magaš, 2000;

2011; 2013). Bognar (2001) je Ravne kotare svrstao u tip zavalskih geomorfoloških regija, a koji ujedno tvore istoimenu mezoregiju. Riječ je o specifičnom reljefu dinarskog pravca pružanja (sjeverozapad – jugoistok) koji obilježava paralelizam s istočnojadranskom obalom i geomorfološkim strukturama na otocima (Magaš, 1996; 2011; 2013; Bognar, 2001; Lončar, 2009). Ravni kotari, kao i otok Pag, su građeni od krških, vapnenačkih bila koji se naizmjenično i paralelno izmjenjuju s flišnim udolinama. Budući da bila uglavnom odgovaraju antiklinalama, a udoline sinklinalama, riječ je o normalnom (konkordantnom) tipu reljefa. Dio flišnih sinklinala je tijekom prošlosti bio stalno poplavljen (tvorio je blata) ili je bio povremeno plavljen što je također jedna od specifičnosti Ravnih kotara (Magaš, 1996; 2013; Chapman i dr., 1996).



Slika 1. Područje istraživanja - Općina Povljana, otok Pag, podloga: MS WV-2

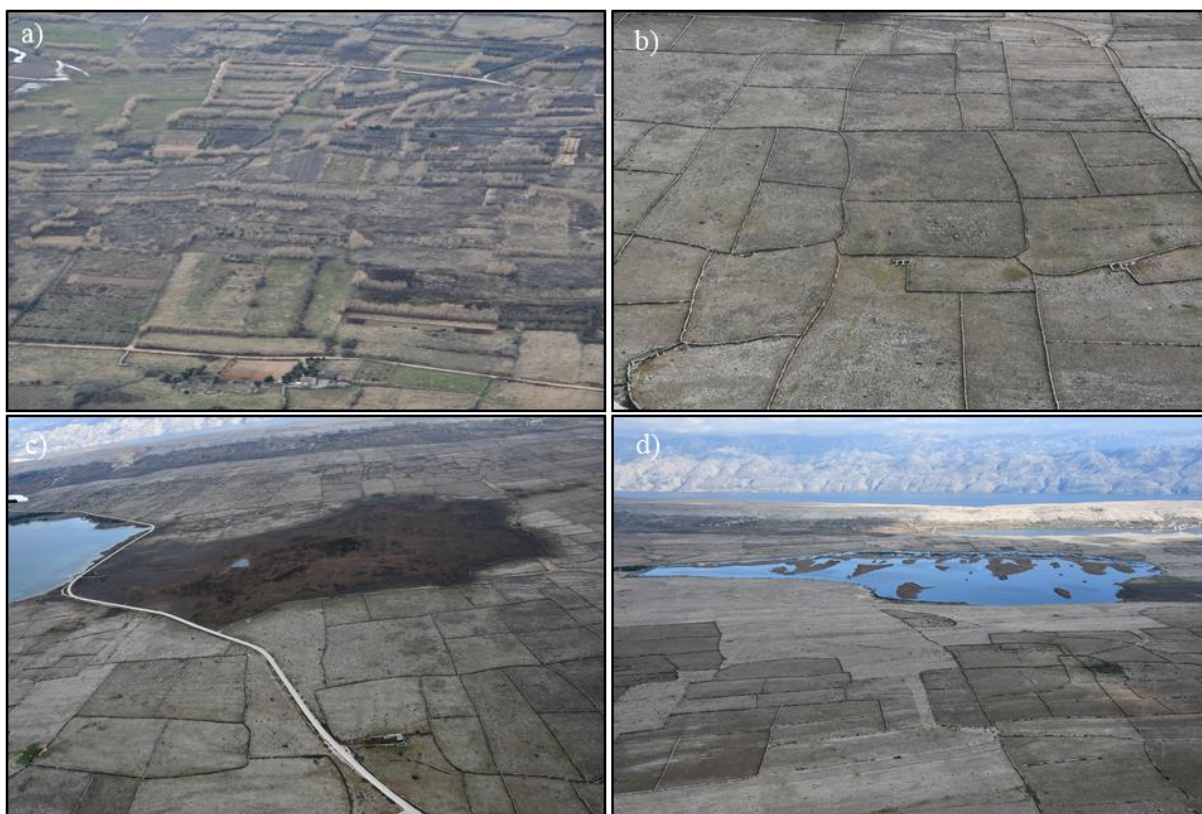
Područje Povljane je građeno od naslaga cenomanskih i foraminiferskih vapnenaca te pijesaka i šljunaka na području flišne sinklinale (Lončar, 2009; Mittempergher i dr., 2019). Analize bušotina sedimenata u blatima su provedena na više mjesta u RH, a na zadarskom području u Bokanjačkom blatu. Na prikupljenim uzorcima sedimenata provedena su paleobotanička istraživanja koja su pokazala promjene u klimi i vegetaciji od prapovijesti do suvremenog doba. Rezultati analiza ukazuju da su flišne udoline u prošlosti bile plavljene (više u Chapman i dr., 1996). Melioracijskim zahvatima od 19. stoljeća plavna su područja isušena, a među posljednjima na zadarskom području su isušeni Bokanjačko i Nadinsko blato (Chapman i dr., 1996; Magaš, 2013).

1.3.3. Pedološka i klimatološka obilježja

Krške grebene karakterizira nedostatak površinske vode, vapnenačka građa i nedostatak sedimenta. Većinom su prisutna takozvana zrela ili stara tla smeđe boje na vapnencu nastala postupnom korozijom kao osnovnim procesom oblikovanja krškog reljefa. Pedološki uvjeti, uz one klimatske, su rezultirali slabo razvijenom vegetacijom na krškim grebenima koja pripada vegetaciji zajednica šikara i makije (Magaš, 2000; 2011; 2013; Lončar, 2009). Otok Pag zbog blizine i utjecaja Velebita, pripada mediteranskoj i submediteranskoj klimi. Klima otoka Paga je umjereno topla i vlažna klima s vrućim ljetom (Cfa) (Lončar, 2009). Klimatski uvjeti direktno utječu na vrstu i razvoj vegetacije što je povezano s nerijetko snažnom burom i posolicom koju bura stvara, a koja je izraženija na sjevernoj strani otoka Paga. Valorizacija krških predjela je iz tog razloga vrlo jednolična jer se tradicionalna upotreba zemljišta odnosi gotovo isključivo na ispašu stoke – koza i ovaca. Flišne udoline su potpuni kontrast krškim grebenima, posebno one koje su nakon melioracijskih zahvata pretvorene u iznimno plodna područja pogodna za zemljoradnju. Flišne sinklinale su i tijekom prošlosti (ovisno o klimatskim i drugim čimbenicima, a danas sociološkim i ekonomskim) bila obrađena (Magaš, 2000; 2011; 2013). Intenzitet i dinamika zemljoradnje je tijekom prošlosti ovisila o navedenim čimbenicima. Prema studiji i rezultatima istraživanja u okviru znanstvenog projekta *Neotermalna Dalmacija*, u flišnim udolinama je tlo iznimno plodno s mogućnošću čak tri žetve godišnje, a današnji klimatski uvjeti ih čine pogodnima za uzgoj brojnih i raznovrsnih poljoprivrednih kultura. Prema upotrebi zemljišta u istoj studiji, teren Ravnih kotara je klasificiran u 5 klasa: doline, obradive površine, kamenita područja na strmim padinama grebena, padine grebena na kojima se mogu graditi terase i razvijeni krš (Chapman i dr., 1996). Jednaka klasifikacija se može

primijeniti i na otok Pag, budući da pripada geomorfološkom sustavu Ravnih kotara. Po uzoru na klasifikaciju od Chapman i dr. (1996), Čače (2006) je prema upotrebi zemljišta klasificirao teren u četiri klase: doline – poplavljivane, obradive površine – kultivirane, kamenita područja i terase – kultivirane, tlo slabije kvalitete i krš – pašnjaci, drvo i makija (spojivši prethodno definirane klase krš i kamenito područje) (Čače, 2006; 66: Fig.1.). Njegova klasifikacija vrijedi i za otok Pag i područje istraživanja – Općinu Poveljanu.

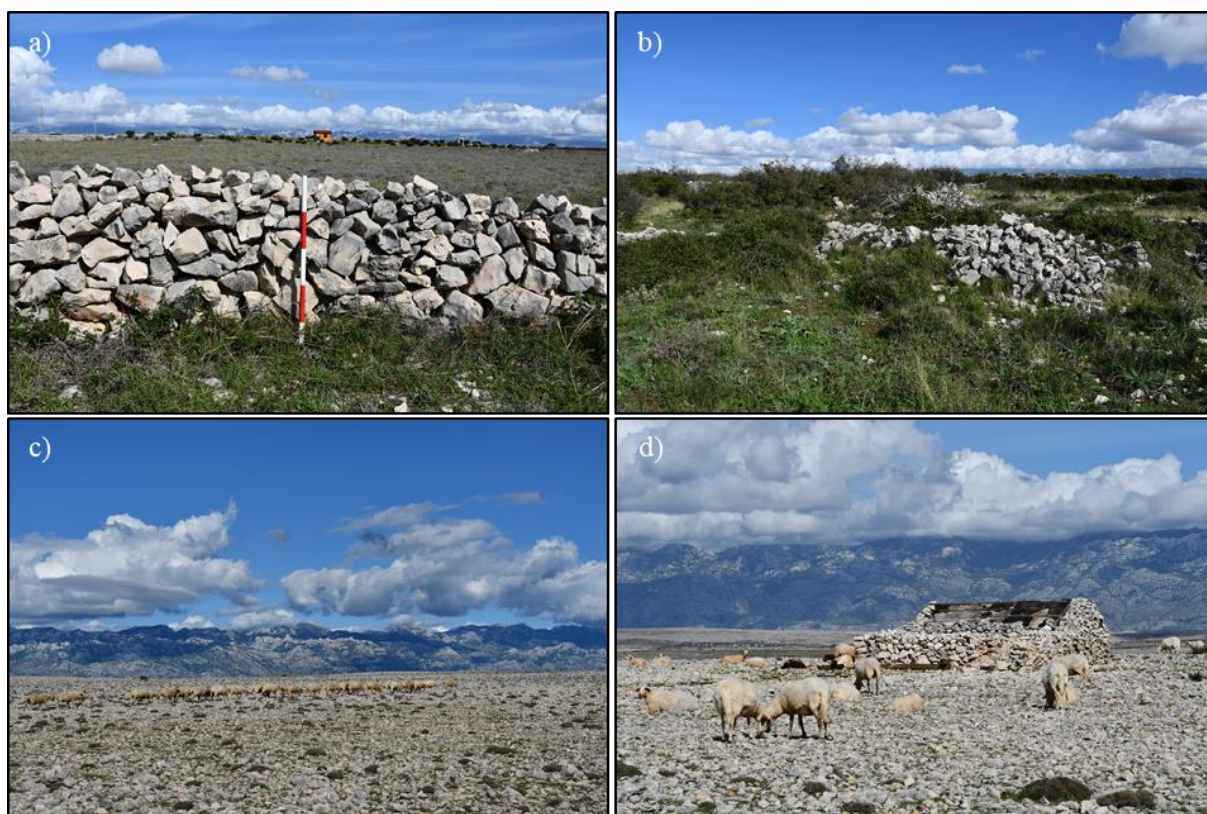
U smislu korištenja zemljišta, područje Općine Poveljana se može podijeliti na dvije zone. Flišne udoline su zone poljodjelstva dok su krški grebeni u funkciji pašnjaka jer su pogodni gotovo isključivo za ekstenzivno stočarstvo. Upotreba zemljišta je utjecala na oblikovanje krajolika. Na krškim predjelima su prisutne mreže suhozida koji tvore sustave ograda, dominantno u funkciji ograđenih pašnjaka. Riječ je o tipičnom načinu korištenja zemljišta kojim je stvoren prepoznatljiv krajolik suhozidne arhitekture.



Slika 2. Zračne snimke područja istraživanja: a) flišna udolina s poljoprivrednim parcelama ograđenim zelenim ogradama, b) pašnjaci ograđeni suhozidnim ogradama, c) Malo blato, d)

Velo blato

Suhozidna arhitektura je izrazito obilježje mediteranskog krajolika i krškog reljefa (Slika 2. – 3.). Opseg čišćenja tla i ograđivanja zemljišta se može izraziti kvantitativno. Istraživanje u Sloveniji je utvrdilo da je na području sela Račice uklonjeno 488 m^3 , a na području sela Divača $2\,825 \text{ m}^3$ kamena na površini od 1 km^2 i ugrađeno u ograde. Takve količine kamena odgovaraju količinama koje su uklonjene na otocima u Jadranskom moru (Zupan Hajna i dr., 2010). Ističe se otok Krk s količinom od više od 1000 kg kamena po m^2 koji je uklonjen i ugrađen u suhozide (Gams, 1987; citirano kod Zupan Hajna i dr., 2010).



Slika 3. Područje istraživanja: a) suhozidna arhitektura ograde; b) urušeni pastirski objekt unutar suhozidne ograde; c) neograđeni pašnjaci na krškom terenu; d) neograđeni pašnjaci na krškom terenu s pastirskim objektom

Na području Općine Poveljana nalaze se dva krška grebena, jedna flišna udolina u neposrednoj blizini naselja Poveljana, manji dio flišne udoline smještene na sjeveroistočnom dijelu Općine te dva blata: Malo i Velo blato (koji su službeno zaštićeni ornitološki rezervati), (SUROP, 2015). Za područje Općine Poveljana, u usporedbi s cijelim otokom Pagom, uočljive su svojevrsne specifičnosti terena. Krški grebeni su niži te je manja relativna visinska razlika između grebena i udolina. Nadalje, uočljiva je razlika u vertikalnoj raščlanjenosti terena. Krški

grebeni su niži i blažih padina dok su veći nagibi pa i strmci prisutni gotovo samo na sjevernim padinama južnog grebena (poluotok Prutna) koji je po dužini ispresijecan nizom manjih strmih jaruga (Magaš, 2000; Lončar, 2009). Površina krških grebena na području Općine iznosi oko 32 km², a površina flišnih udolina svega oko 3,5 km² (gotovo 1:10 u korist krških predjela). Od antropogenih tvorevina dominiraju suhozidne ograde koje su uglavnom u vrlo dobrom stanju očuvanosti. Obala je razvedena, ukupne duljine oko 29 km s dva poluotoka u južnom dijelu Poveljane.

1.3.4. Gospodarska obilježja

Općina Poveljana je ekonomski usmjerena na turistički sektor, međutim, nije razvila masovni tip turizma koji uglavnom rezultira prekomjernom izgradnjom stambenih objekata. Obiteljski tip turizma je kroz strategiju razvoja definiran kao službeni cilj Općine (SUROP, 2015). Taj tip turizma ne proizvodi efekte masovnog turizma, što je razvidno kada se razmotre druga naselja na otoku Pagu i jadranskoj obali. Radi toga je područje Općine Poveljana vrlo dobro sačuvan krajolik. Očuvanost krajolika je povezana s očuvanjem tradicionalnog načina života i tradicionalnih ekonomskih djelatnosti, prvenstveno stočarstva radi čega su dobro očuvane suhozidne ograde. Korištenjem pašnjaka, suhozidne ograde se sukcesivno obnavljaju i samim time štite i održavaju. Upravo je iz tih razloga suhozidna arhitektura i zaštićena kao oblik nematerijalne baštine čime se štiti praksa izgradnje suhozida (13.COM 10.B.10). U tom su smislu suhozidi odličan primjer struktura organskog razvoja koje nemaju jednu dataciju jer se kontinuirano popravljaju i time iznova grade.

U stočarstvu dominira ovčarstvo koje je vrlo unosna ekonomska djelatnost na otoku Pagu s proizvodnjom usmjerenom na mlijeko i sir koji donose mnogo veće prihode nego uzgoj za proizvodnju mesa (Gugić i dr., 2012). Otok Pag ima najveću populaciju muznih ovaca u RH, a u odnosu na druge otoke jadranskog akvatorija proizvede najviše ovčjeg mlijeka. Obilježje stočarske proizvodnje na otoku Pagu je mediteranski, ekstenzivni tip stočarstva (Slika 3.). Kamenjarski pašnjaci su pogodni za zdravu ishranu ovaca što povećava kvalitetu mlijeka. Međutim, kapacitet nosivosti pašnjaka je ugrožen prekomjernom ispašom, stoga su, iz ekološke perspektive, staništa travnjaka ugrožena (Ljubičić i dr., 2012). Poveljana nema tradiciju maslinarstva, a upravo je sjeverna polovica poluotoka Prutna, na temelju brojnih analiza, ocjenjena kao najpogodnija za trajne nasade plantaža maslina (Koščak Miočić-Stošić i dr., 2015).

1.3.5. Kulturno-povijesni okvir

Arheološka i povijesna istraživanja Poveljane su većinom bila usmjerena na pojedinačne arheološke lokalitete i kulturna dobra. Međutim, postojeći podatci su dostatni za razumijevanje povijesnog razvoja Poveljane jer ukazuju na slične obrasce razvoja kao i ostatak otoka Paga, ali i šire regije zadarskog zaleđa, što se očituje se u sličnim vrstama materijalnih ostataka iz različitih razdoblja prošlosti. Provedeno je vrlo malo arheoloških iskopavanja većinom manjeg opsega. Iskopavanja su provedena na lokalitetu Glavice (Kurilić, 2013; Serventi i Vuković, 2020), na crkvi sv. Nikole (Jurić, 1996) te na lokalitetu rimskog gospodarskog imanja Obatnice (Jurić, 2008). Većina podataka o prošlosti Poveljane je prikupljena rekognosciranjima (Suić, 1953; Batović, 1973) posebice onima koja su provedena u novije vrijeme (Jurić i Batović, 2007; Oštarić i Kurilić, 2013). Osim rekognosciranja, na dijelu područja Općine Poveljana proveden je i sustavni terenski pregled (Kurilić, 2010; 2011).

Na području Općine Poveljana, prapovijesno razdoblje obilježavaju suhozidne strukture karakteristične za regionalno brončano i željezno doba. Dokumentirano je više kamenih gomila datiranih u prapovijest i interpretiranih kao grobni humci te jedan gradinski lokalitet (Batović, 1973; Kurilić, 2011; Oštarić i Kurilić, 2013). Iz razdoblja antike ističe se više lokacija na kojima su bila smještena gospodarska imanja, a otkriven je i jedan brodolom (Oštarić i Kurilić, 2013) (Slika 4.). Rimske spolije su ugrađene u crkvu sv. Martina koja je smještena u poveljanskom polju i izgrađena na humku (Kurilić, 2011). Smatra se da naziv Poveljana dolazi od antroponima *Pauliana*, odnosno, od imena vlasnika gospodarskog imanja iz razdoblja antike (Suić, 1953, Kurilić, 2011; Čače, 2011; Oštarić i Kurilić, 2013). Takva vrsta toponima pripada predijalnim toponimima koji označavaju nazive nastale u rimskom razdoblju, a njihova osnova je antroponim ili osobno ime vlasnika gospodarskog imanja (Ivšić, 2014).

Otok Pag je značajan još od razdoblja antike kao dio plovidbenih ruta i pomorske trgovine Jadranskim morem zbog razvedene obale i zbog niza pogodnih luka i lučica za sidrenje. Sam otok funkcionira kao istaknuti orijentir za pomorsku plovidbu (Kozličić, 2012). Brusić (1993) je povezao prostornu distribuciju ranokršćanskih crkava na otocima, pa i na otoku Pagu, s plovidbenim rutama, mjestima postaja i votivnih darova za sigurnu plovidbu (Brusić, 1993). Plovidbene rute su vjerojatno bile jednake i u starijim razdobljima, posebno tijekom ranijih stoljeća antike, ali i prapovijesti (Kozličić, 2012). Važnost Poveljane je vidljiva i iz

označavanja Poveljane i uvale Stara Poveljana na pomorskim i drugim kartama iz razdoblja novog vijeka što te lokacije svrstava u odredišta uz stare pomorske rute (Faričić, 2003; 2013).

Srednjovjekovno razdoblje je poznato kroz materijalne ostatke i sačuvane sakralne objekte – crkve (Petricioli, 1963; Jurić, 1996; Hilje, 1999; Oštarić i Kurilić, 2013). Od crkava se ističu crkva sv. Nikole koja je jedina u potpunosti sačuvana crkva iz tog razdoblja na Pagu te crkva sv. Martina kod Stare Poveljane koja se spominje u povijesnim izvorima već polovicom 14. stoljeća (Hilje, 2011). Iz razdoblja srednjeg vijeka je poznat i lokalitet nasebinskog tipa na predjelu Stara Poveljana, na mjestu koje je smješteno na drugom kraju flišne udoline u odnosu na današnje naselje Poveljana (Kurilić, 2011; Oštarić i Kurilić, 2013). Za srednjovjekovno razdoblje, posebice njegov rani period, važna je starohrvatska nekropola iz 8. i prve polovice 9. stoljeća s područja Stare Poveljane koja predstavlja najstarije materijalne ostatke srednjeg vijeka na otoku Pagu (Belošević, 1980; Kurilić, 2011). Većina podataka o materijalnim tragovima iz prošlosti proizlazi iz rekognosciranja koja su proveli Jurić i Batović (2007) te Oštarić i Kurilić (2013).

Kada se arheološka karta otoka Paga sagleda kroz administrativne jedinice, vidljivo je da je na području Općine Poveljana zabilježeno manje lokaliteta. Isto zamjećuje Kurilić (2011) za razdoblje mlađe prapovijesti za cijeli otok Pag. Iz tog razloga se može očekivati otkrivanje nepoznatih lokaliteta koji će upotpuniti spoznaje o obrascima naseljavanja i korištenja zemljišta tijekom prošlosti. Međutim, današnji obrazac naseljavanja, što se odnosi na smještaj naselja te korištenja zemljišta, je po svemu sudeći nastao ili se održao od razdoblja kasnog novog vijeka do danas. Na takav zaključak upućuju podatci na topografskim kartama i katastarski planovi iz prve polovice 19. stoljeća izrađeni od strane Habsburške Monarhije. Na tim kartama naselje Poveljana je smješteno gdje i danas dok Stara Poveljana nije označena, a na području današnjeg naselja Poveljana je u drugoj polovici 18. stoljeća izgrađena župna crkva sv. Jurja koja je od tada više puta obnavljana i nadograđivana (Hilje, 2011).



Slika 4. Područje istraživanja: a) prapovijesni monumentalni kameni grobni humak, Veli Vraninac, poluotok Prutna (označen strjelicom); b) urušeni suhozid nepoznate datacije; c) rimski zid *in situ*, ostatci rimskog gospodarskog objekta, Gusti lazi, poluotok Prutna; d) kamena gomila unutar suhozidne ograde

Krajem novog vijeka, flišna udolina je bila obrađena dok su krški predjeli Općine Poveljana korišteni za ispašu (Peričić, 1989). Neki od pastirskih stanova su dokumentirani prilikom prikupljanja etnološke građe (Oštarić, 2017). Pag je izrazito poznat po stočarstvu koje vjerojatno predstavlja dominantnu djelatnost od prapovijesti do danas zbog prirodnih karakteristika terena. Posebni elementi stočarske suhozidne arhitekture su dobro očuvani na lokalitetu Dudićev osik na sjevernom dijelu otoka Paga. Prostorni raspored suhozidnih struktura upućuje na razrađen sustav za upravljanje i razdvajanje stoke (Kale, 2011). Takvi kompleksi se vjerojatno mogu raspoznati i na drugim dijelovima otoka, pa i na području Poveljane nastavkom terenskih i daljinskih istraživanja.

Otok Pag je iznimno poznat po solanama koje se spominju već u srednjem vijeku (Granić, 2011). Poznato je mnogo podataka za solane na području današnjeg grada Paga kao i za manju solanu na području Dinjiške (Piplović, 2003). Na zračnim snimcima na području

Malog Blata u Poveljani, vidljive su pravilne pravokutne strukture kakve su prisutne u pogonima za proizvodnju soli, međutim, bez istraživanja nije ih moguće interpretirati kao solane. Povijesni izvori ne spominju solane na području Općine Poveljana, makar ne srednjovjekovne ili novovjekovne. Upravo se u tim razdobljima na Pagu uspostavljaju solane kao organizirana industrijska postrojenja. Na području Poveljane toponim Soline se spominje već 1411. godine (Peričić, 2001). Solane na području Poveljane se ne spominju u povijesnim izvorima iz 19. stoljeća (Piplović, 2003). Kurilić (2011) smatra da je tijekom razdoblja antike sol mogla biti eksploatirana u sklopu postojećih solana na otoku Pagu.

Dio baštine predstavljaju toponimi koji nam posredno i neposredno ukazuju na upotrebu zemljišta tijekom prošlosti, na kulturna dobra i kulturni krajolik. Važan je Oštarićev (2011) rad u kojem su prikupljeni i analizirani toponimi na području otoka Paga koji su katalogizirani na razini administrativnih jedinica. Najčešći toponim na području Poveljane, koji je posebno zastupljen na području poluotoka Prutna, je toponim Lazi koji označava očišćeno siromašno zemljište ili krčevinu u pašnjaku koje je siromašno tlom (Oštarić, 2011).

2. TEORIJSKA OSNOVA

2.1. Istraživanje krajolika u Hrvatskoj

Krajolik se u RH uglavnom razmatra s pozicija prostornog uređenja i korištenja zemljišta. Poseban napredak u izdvajanju različitih tipova elemenata krajolika je ostvaren istraživanjima Zavoda za ukrasno bilje, krajobraznu arhitekturu i vrtanu umjetnost Agronomskog fakulteta. Izrađene su tipologije za dvije osnovne vrste suhozidnih elemenata na području krškog reljefa. Riječ je o terasama i ogradama (Andlar i dr., 2017; 2018). Andlar i dr. (2017) su po različitim kriterijima razradili tipologiju terasa. Ti kriteriji uključuju oblik, veličinu, tehniku gradnje te odnos s terenom. Izdvojena su tri osnovna tipa: terase s potpornjima ili podzidima, terase s potpornjima od vegetacije i terase bez potpornih konstrukcija. Kod terasa s potpornjima najčešći su kameni podzidi, a rjeđe su prisutni i potpornji od organskog materijala (šiblja ili trske). Terasa s potpornjima od vegetacije obilježavaju namjerno uzgojeni ili slučajno izrasli grmovi ili stabla. Terasa bez potpornih konstrukcija su rezultat namjernog ili slučajnog oranja uzduž konturnih linija (Andlar i dr., 2017).

Sljedeći element krajolika koji su obradili Andlar i dr. (2018) su ograđeni prostori. Tipologija ograda je izrađena prema sljedećim kriterijima: prostorni raspored (mikroskupine ili klasteri ograđenih prostora), geomorfološki tip (ponikve ili jaruge), funkcija (pašnjaci, šume/gajevi ili polja), veličina te način obrade tla (krčevine) (Andlar i dr., 2018). Identifikacija elemenata krajolika suhozidne arhitekture povezane s maslinarstvom izrađena je na primjeru otoka Cresa (Kremenić i dr., 2021a) dok su za cresko-lošinjsko područje izrađene tipologije torova, specifičnih suhozidnih elemenata povezanih sa stočarstvom (Kremenić i dr., 2021b). Na osnovi definiranih tipova napravljene su detaljne studije prisutnosti pojedinih elemenata za Oprtalj u Istri (Bertović i Andlar, 2019) i dubrovačko područje (Hrdalo i dr., 2008). Iznimku predstavlja jedinstvena PKK/LCA studija provedena na otoku Cresu (Andlar i dr., 2015a).

Interdisciplinarnim pristupom su obrađeni zaštićeni kulturni i prirodni krajolici u sklopu krajobraznih studija za Vransko jezero (Andlar i dr., 2020), Nacionalni park Krka (Andlar i dr., 2015b) te Starogradsko polje na otoku Hvaru u okviru konzervatorske studije (Andlar i dr., 2015c). U geografskim istraživanjima krajolika najzastupljenije su sljedeće teme: kulturni krajolik, evolucija, promjene krajolika, izrada tipologije krajolika te vrednovanje krajolika.

Karakteristika takvih istraživanja je da su dominantno provedena na subregionalnoj prostornoj razini (Butorac i Buzjak, 2021: Tab. 1).

U RH je dobro istražena raznolikost elemenata suhozidnog krajolika. Međutim, navedeni elementi posjeduju mnogo više karakteristika, a jedna od njih je datacija za čije je utvrđivanje potrebno provesti dodatna istraživanja. Nisu izrađene karte distribucije tipova elemenata suhozidne arhitekture što je jedan od zadataka za buduće studije kako bi se istraživanja preusmjerila s elemenata na krajolik. Tradicija istraživanja krajolika u RH nije duga stoga možemo biti iznimno zadovoljni postojećim rezultatima. U istraživanju krajolika trebaju sudjelovati različiti stručnjaci jer je krajolik društveni fenomen, oblikovan od strane ljudi, stoga su neminovna interdisciplinarna i multidisciplinarna istraživanja. Za područja krškog reljefa je ta činjenica možda malo očitija jer je krški reljef konzervativan, spore dinamike promjene (Ford i Williams, 2007). Ostatci iz prapovijesti su još uvijek dio površine krških krajolika, makar kao dio mikrotopografije. Antropogene intervencije u krškom krajoliku mijenjaju njegovu površinu. Kamen kao materijal čini te intervencije trajnima, a promjene su spore stope (Kulenović Očelić, 2019). Kao primjer se mogu istaknuti gradine koje pripadaju jednom od najstarijih očuvanih antropogenih slojeva krškog krajolika koji je značajno transformirao njegovu površinu. Gradine potječu iz razdoblja mlađe prapovijesti (regionalno brončano i željezno doba) te predstavljaju trajnu prisutnost u krajoliku zbog monumentalnosti suhozidne arhitekture. Iz tog razloga krški reljef predstavlja poseban izazov za karakterizaciju jer su brojni i različiti elementi sačuvani na površini.

U RH su sačuvani krajolici iz razdoblja grčke kolonizacije što se odnosi na podjelu zemljišta na Hvaru (Suić, 1996; 2003; Zaninović, 2010; Popović, 2016; 2020), a postoje indicije za Vis (Zaninović, 1997; 2010) i Korčulu (Zaninović, 2010). Centurijacija (rimski podjela zemljišta) je sačuvana na području gotovo svake kolonije Rimskog Carstva u jadranskoj RH. Osnova današnjeg urbanog tkiva, primjerice Zadra, prati rimsku podjelu zemljišta. Najpoznatije sačuvane centurijacije su zadarska, trogirski i porečka (Suić, 1996; 2003; Zaninović, 2001; Popović i dr., 2021). Na području RH još uvijek su sačuvane podjele zemljišta starije od 2000 godina. Nadalje, na području krškog dijela RH, na području Ravnih kotara i sjevernodalmatinske zaravni u ponikvama su sačuvane podjele zemljišta koje sačinjavaju parcele sinusoidnog oblika ili tzv. S njive. Takve parcele se prema istraživanjima na području Engleske, srednje Europe (Berersford, 1948; Kerridge 1951; Mead 1954; Matzat 1988) te čak i

Turske (Turner i Crow, 2010; Crow i dr., 2011) datiraju u srednji vijek, a njihov nastanak je objašnjen tehnologijom oranja zbog čega se ne smatraju ekskluzivnim tipom srednje Europe.

Suhozidne ograde karakteriziraju područja krškog reljefa u RH. Povijesni izvori su zabilježili izgradnju suhozidnih ograda u funkciji gajeva već u srednjem vijeku (Spaho, 1989). Osim rimskih podjela zemljišta, dokumentirani su i dobro sačuvani suhozidni međašni zidovi izgrađeni u svrhu razgraničavanja općina prilikom uspostave rimske vlasti nakon osvajanja Ilirika (Čače, 2003). Na području RH je otkriveno, dokumentirano i potvrđeno više primjera međašnih zidova među kojima se, svojom dužinom, ističu tri primjera: međašni zid na području Jablanca (Rendić-Miočević, 1968; Wilkes, 1974; Zaninović, 1980; Čače, 2003; Olujić, 2007; Glavaš, 2011) i Donjeg Karina (Wilkes, 1974; Čače 1985; 2003; 2006) te nedavno otkriven međašni zid na području Golubića (Vrkić, 2018). Također su otkrivene monumentalne suhozidne konstrukcije linearnog tlocrta koje su datirane u razdoblje prapovijesti, odnosno, u razdoblje rimskog osvajanja Ilirika te su interpretirane kao sustav obrane domorodačkog stanovništva i kao sustav rimske opsade. Zabilježena su dva takva primjera, na području istočne Bukovice (Vrkić, 2014; 2016) te na području sinjskog polja (Periša, 2008). Međutim, suhozidna arhitektura, bila u formi terase ili ograde, poznata je još od mlađeg kamenog doba. Obim istraživanja koja će trebati provesti kako bi se utvrdio kronološki raspon pojedinačnih elemenata, može se naglasiti činjenicom da je na području Dalmacije, apsolutnim metodama datiranja, na gradini Vrčevo samo jedan površinski element krajolika – terasa s podzidom i zemljanom ispunom, datirana u srednje brončano doba s kontinuitetom korištenja do mlađeg željeznog doba (1500 g. pr. Kr. – 500 g. pr. Kr.) (Čelhar, 2013). Masivne suhozidne konstrukcije (podpovršinskog konteksta) otkrivene su na lokalitetu Pokrovnik, a datirane su u srednji neolitik (Marijanović, 2017).

Uvođenje krajolika kao koncepta u kulturnu baštinu u RH rezultiralo je brojnim radovima teorijske naravi (primjerice Dumbović Bilušić, 2012; 2014; 2015; Dumbović Bilušić i Obad Šćitaroci, 2007; Marić i Grgurević, 2007; Kale, 2010; 2016). Tematski se ističu radovi koji se eksplicitno bave problematikom suhozida: Kale 2010; 2011; 2016; Popović 2016, 2020; Andlar i dr., 2017; 2018; Šrajter 2019. Zasebnu tematiku predstavlja implementacija suvremenih alata i tehnologija u istraživanju kulturnog krajolika u čemu se ističe primjena GIS-a (primjerice Tomić Reljić i dr., 2017). Za razvoj metodologije i implementacije GIS-a u istraživanju suhozidne arhitekture u RH mogu se istaknuti radovi Lozić i dr., 2013a; 2013b. Identifikacijom,

evaluacijom, valorizacijom i procjenom osjetljivosti krajolika se bave radovi od Aničić i dr., 2007; Andlar, 2012; Rechner i dr., 2011; Andlar i Aničić, 2018; Bogovac i dr., 2021. Teorijske rasprave predstavljaju posebnu tematiku, a većinom se odnose na analize legislativnih okvira koji čine temelj djelovanja u prostoru (više o njima vidi kod: Dumbović Bilušić, 2010; 2015; Dumbović Bilušić i Obad Šćitaroci, 2007; 2013; Andlar i dr., 2011; Andlar, 2012; Popović, 2016; 2020).

Budući da je RH jedna od prvih država koja je ratificirala Konvenciju o europskim krajobrazima (KEK) (NN 12/2002), već 1999. godine, Ministarstvo prostornog uređenja, graditeljstva i stanovanja, Zavod za prostorno planiranje, naručilo je studiju "Sadržajna i metoda podloga Krajobrazne osnove Hrvatske" (SMPKOH, 1999). Studija je zamišljena kao zbornik radova brojnih autora iz različitih sektora koji sudjeluju u uređenju prostora i krajolika. Obuhvatila je teme europskih pristupa i iskustava u planiranju i upravljanju krajolicima (Koščak i dr., 1999a). To se odnosi na poljoprivredne krajolike (Koščak i dr., 1999b), šumske krajolike (Kušan, 1999) i prirodne krajolike (Bralić, 1999). Kao zasebne cjeline izdvojene su jadranska obala (Sošić, 1999), kulturna baština (Dumbović Bilušić, 1999) i nematerijalni aspekti krajolika – perceptivna vrijednost krajolika RH (Jurković, 1999).

2.2. Legislativa zaštite i upravljanja krajolikom u Hrvatskoj

Analiza zakonodavstva prikazuje okvir za upravljanje krajolikom kao kulturnim dobrom. Legislativom se iskazuje potreba za djelovanjem i definiraju se primjerena djelovanja. Za analizu su izabrane najznačajnije međunarodne povelje kojih je RH potpisnica, a koje se odnose na prostor, implicitno ili eksplicitno za kulturna dobra te nacionalni zakon koji normira postupanja s kulturnim dobrima. Analiza legislativnog okvira ukazuje na službeno i eksplicitno izraženu brigu za krajolik i potrebu za njegovom zaštitom. Za analizu su izabrane međunarodne povelje kao legislativni dokumenti nadnacionalne razine jer se odredbe povelja ne mijenjaju jednakom brzinom promjena odredbi nacionalnih zakona (Tablica 1.). Drugi razlog odabira međunarodnih povelja za analizu jest što su koncepti i odredbe ratificiranih povelja ugrađene u nacionalne zakone i podzakonske akte.

Tablica 1. Popis analiziranih međunarodnih konvencija koje je RH ratificirala i nacionalni zakon o zaštiti kulturnih dobara

Okvirna konvencija Vijeća Europe o vrijednosti kulturne baštine za društvo (NN 5/2007)
Europska konvencija o zaštiti arheološke baštine (revidirana) iz 1992. godine (NN 4/2004)
Konvencija o zaštiti nematerijalne kulturne baštine (NN 5/2005)
Konvencija o europskim krajobrazima (NN 12/2002)
Protokol o integralnom upravljanju obalnim područjem Sredozemlja (NN 8/2012)
Zakon o zaštiti i očuvanju kulturnih dobara" (NN 69/99, NN 151/03; NN 157/03 Ispravak, NN 87/09, NN 88/10, NN 61/11 , NN 25/12, NN 136/12 , NN 157/13, NN 152/14, 44/17, 90/18, 32/20, 62/20)

Od brojnih stavaka "Okvirne konvencije Vijeća Europe o vrijednosti kulturne baštine za društvo" (NN 5/2007) potrebno je istaknuti sljedeće: Članak 1. stavak c. ističe da kulturna baština za cilj ima ljudski razvoj i kvalitetu života. Članak 2. stavak b. definira da je zajednica koja se bavi baštinom ona koja je smatra vrijednom te je želi očuvati za buduće generacije. Članak 4. stavak a. ističe demokratičnost baštine što znači da svi pripadnici društva imaju pravo koristiti baštinu te je oplemenjivati. Članak 5. stavak a. se odnosi na obvezu priznanja javnog interesa za baštinu i njezinu vrijednost za društvo, stavak b. istog članka obvezuje unaprjeđivanje vrijednosti kulturne baštine kroz istraživanja koja predstavljaju brigu za baštinu (identifikacija, proučavanje, tumačenje, zaštita, očuvanje i prezentacija). Članak 8. stavak a. baštinu definira kao fenomen koji obogaćuje gospodarski, politički, socijalni i kulturni razvoj, te ističe potrebu planskog prostornog uređenja i izradu studija utjecaja na baštinu, procjenu osjetljivosti i usvajanje rezultata studija. Članak 9. kroz stavke a. i b. ističe potrebu za očuvanjem i poštovanjem integriteta baštine kroz poduzimanje mjera koje će rezultirati informiranim odlukama o promjenama koje moraju poštovati, ali i promicati održivost i očuvanje kulturne baštine. Članak 13. stavak c. propisuje interdisciplinarnost u istraživanju kulturne baštine te ističe povezanost baštine i okoliša. Iako termin krajolik nije eksplicitno upotrijebljen, na temelju korištenja termina okoliš i baština zajedno, može se smatrati da i ta konvencija implicitno prepoznaje krajolik kao fenomen.

Značajni članci i stavke "Europske konvencije o zaštiti arheološke baštine (revidirane) iz 1992. godine" (NN 4/2004), koje su relevantne za temu, odnose se na obvezu omogućavanja sudjelovanja sektora zaštite kulturnih dobara u prostornom i razvojnom planiranju. U preambuli je navedeno da se : "...potreba za zaštitom arheološke baštine mora odražavati u politici

urbanističkog i prostornog planiranja i kulturnog razvitka". Članak 1. stavak 2. navodi da je arheološka baština sva ona koja predstavlja tragove društava iz prošlosti, a čije istraživanje pridonosi utvrđivanju razvoja društva i ljudskog odnosa s okolišem. U konvenciji su važne stavke iz preambule i iz članaka koji definiraju i omogućavaju praksu zaštite krajolika. Primjerice, Članak 5. obvezuje usuglašavanje i povezivanje arheologije i njezinih zahtjeva s razvojnim planovima propisivanjem obveze sudjelovanja arheologa u politikama planiranja. Na taj način se osigurava ravnoteža i održivost u razvoju jer pri izradi razvojnih planova iziskuje suradnju arheologa i drugih stručnjaka iz područja prostornog planiranja u svrhu izmjene planova koji štete ili imaju štetne učinke na arheološku baštinu.

"Konvencija o zaštiti nematerijalne kulturne baštine" (NN 5/2005) je nastala zbog potrebe da se sporazumi i konvencije o kulturnoj i prirodnoj baštini nadopune odredbama o nematerijalnoj kulturnoj baštini. Ta konvencija u definiciji nematerijalne baštine u Članku 2. sadrži formulaciju:..."međusobno djelovanje s prirodom i svojom poviješću koja im pruža osjećaj identiteta...". Formulacija je na tragu definicije krajolika iz "Konvencije o europskim krajobrazima" (NN 12/2002).

"Konvencija o europskim krajobrazima" (KEK) (NN 12/2002) predstavlja najvažniji legislativni dokument za krajolike. U drugim konvencijama je vidljiva evolucija misli koja je omogućila artikulaciju koncepta krajolika kakva je u KEK-u. Razvoj misli rezultirao je formulacijom koncepta krajolika u konvenciju koja je ratificirana od strane brojnih europskih država. Definicija krajolika u "European Landscape Convention" (ELC) (European Treaty Series, no.176, (Florence Convention), Strasbourg, Council of Europe 2000) glasi: Article 1. a "*Landscape*" means an area, as perceived by people, whose character is the result of the action and interaction of natural and/or human factors." U hrvatskom prijevodu u "Konvenciji o europskim krajobrazima" (NN 12/2002), je različit nego u ELC-u. Članak 1. a. "Krajobraz" (krajolik) znači određeno područje, viđeno ljudskim okom (treba stajati: percipirano od strane ljudi), čija je narav rezultat međusobnog djelovanja prirodnih i/ili ljudskih čimbenika." (podcrtani prijevod - opaska autorice). U Članku 1. su definirani i detaljno objašnjeni svi pojmovi iz kojih proizlazi da je krajolik operativni koncept za formuliranje instrumenata za njegovu zaštitu i očuvanje te razvijanje praktičnih modela upravljanja. Sljedeće stavke obvezuju na izradu studija i kartografskih podloga u prostornom i razvojnom planiranju: Stavak b. u Članku 1. krajobraznu politiku opisuje kao odnos javnih vlasti koje definiraju načela,

strategije i smjernice u svrhu zaštite, upravljanja i planiranja krajolika. Stavak c. cilj osiguranja kvalitete krajobraza definira kao stav nadležnih vlasti koji odražava stav javnosti o krajoliku kao njihovom neposrednom okruženju. Stavak d. definira zaštitu krajobraza kao djelovanje čiji je cilj zaštita i očuvanje značajnih i/ili karakterističnih značajki krajolika koje ga čine baštinom. Stavak e. definira što predstavlja upravljanje krajolikom. Naglasak je stavljen na djelovanje, ali s pozicije održivog razvoja kojim se osigurava briga i upravljanje (usklađeno s društvenim, gospodarskim i okolišnim promjenama). Stavak f. planiranje krajolika definira kao djelovanje koje je usmjereno isključivo na budućnost, djelovanje kojim se unaprjeđuje, obnavlja i stvara krajolik. Formulacija "stvaranje krajolika" se odnosi na prirodu krajolika jer se krajolik stalno mijenja kao proizvod društva i vremena. U stavku e. je predstavljeno što znači upravljanje krajolikom. Riječ je o usmjerenom upravljanju promjenama krajolika. Promjene su način na koji krajolik nastaje, promjenama se stvara novi antropogeni sloj u krajoliku. U Članku 2. je definiran opseg krajolika, odnosno, na što se sve odnosi pojam krajolik. Pojam je vrlo širok čime je prošireno djelovanje i razmatranje raznih aspekata krajolika. Ujedno implicira mogućnost uključivanja i djelovanja različitih dionika i sektora u procesima vezanim uz krajolik i njegovo uređenje. Članak 2. eksplicitno navodi da se konvencija odnosi na cjelokupno područje te da uključuje sve krajolike: prirodne, ruralne, gradske, prigradske, kopno, kopnene vode, morska područja, ali ono što je možda najvažnije, konvencija se odnosi ne samo na posebne ili iznimne krajolike već i na uobičajene ili obične, ali i degradirane krajolike. Konvencijom su definirane mjere slične onima iz ranije spomenute "Europske konvencije o zaštiti arheološke baštine (revidirane) iz 1992. godine" (NN 4/2004). Mjerama se propisuju obveze i instrumenti zaštite krajolika. Članak 5. "Konvencije o europskim krajobrazima" (NN 12/2002) stavkom a. obvezuje svaku potpisnicu da će na državnoj zakonodavnoj razini priznati krajolike kao dio raznolikosti zajedničke kulturne i prirodne baštine te kao temelj identiteta područja. Stavak b. obvezuje uspostavljanje i provođenje krajobraznih politika čiji cilj mora biti zaštita krajolika kroz upravljanje i planiranje te definiranje prikladnih mjera. Stavak c. propisuje demokratičnost u procesima vezanim uz krajolik jer se odnosi na obvezu uspostavljanja okvira kroz koji javnost, lokalne, regionalne i druge uprave i samouprave mogu iskazati interes za krajolik, ali i sudjelovati u određivanju i provedbi politika vezanih za krajolik. Stavak d. obvezuje stranke da, u sve politike koje se odnose na prostor, izravno ili neizravno (regionalno, urbanističko planiranje, politike vezane uz kulturu, zaštitu okoliša, poljoprivredu, socijalnu i gospodarsku politiku itd.) uključe krajolik i primjene pripadajuće mjere i instrumente

iz konvencije. Neki od prethodno navedenih stavaka se pozivaju na Članak 6. koji je iznimno bitan za prakse koje konvencija definira. Člankom 6. se stranke obvezuju identificirati svoje krajolike na državnoj razini te analizirati njihove značajke i snage, ali i pritiske koji utječu na promjene krajolika. Upravo taj članak implicira izradu specifičnih studija, izradu posebnih podloga za prostorno planiranje, što predstavlja niz novih djelatnosti za sektor zaštite kulturnih dobara. Konvencija je propisavši obvezu identificiranja krajolika zemalja potpisnica neizravno predvidjela PKK metodu. PKK metoda služi za identificiranje krajolika te je legitimni instrument za provođenje mjere iz konvencije (Fairclough i dr., 2018).

Međunarodni pravni dokument koji je potrebno spomenuti u kontekstu zaštite i upravljanja krajolicima Primorske Hrvatske jest "Protokol o integralnom upravljanju obalnim područjem Sredozemlja" (NN 8/2012). U preambuli je navedeno "...da je obalno područje Sredozemlja zajednička prirodna i kulturna baština naroda Sredozemlja te da ga je potrebno očuvati i razborito koristiti na korist sadašnjih i budućih naraštaja". U Članku 5. su navedeni ciljevi konvencije: očuvanje obala za sadašnje i buduće generacije i usklađenost između javnih i privatnih inicijativa u korištenju obalnih područja na svim upravnim i samoupravnim razinama. Članak 9. definira korištenje obalnih područja među kojima ističe sva ona koja zahtijevaju neposrednu blizinu mora ili same obale, te je njima potrebno pridati posebnu pažnju i djelovati prema principima dugoročne održivosti. Navedene su brojne djelatnosti povezane s morem i obalom, a u kontekstu Primorske Hrvatske potrebno je istaknuti turizam koji treba biti održiv na način da nije u koliziji s ekosustavima, prirodnim resursima, kulturnom baštinom, ali i krajolikom. Krajolik ili sinonim za "baštinu obalnih područja" i kulturna dobra su pobliže definirani u Članku 13. u kojem stoji da će potpisnice protokola usvojiti sve primjerene mjere s ciljem očuvanja i zaštite kulturne baštine s posebnim naglaskom na arheološku baštinu i podvodnu baštinu.

Nacionalni zakon RH o zaštiti i očuvanju kulturnih dobara je usklađen s navedenim konvencijama. Prethodno citirane odredbe odabranih konvencija su na različite načine ugrađene u "Zakon o zaštiti i očuvanju kulturnih dobara" (NN 69/99, NN 151/03; NN 157/03 Ispravak, NN 87/09, NN 88/10, NN 61/11, NN 25/12, NN 136/12, NN 157/13, NN 152/14, 44/17, 90/18, 32/20, 62/20). Članak 2. navodi da su kulturna dobra od interesa za RH te su predmet njezine zaštite. Isti članak definira vrste kulturnih dobara općih kategorija: pokretna i nepokretna dobra koja su značajna po umjetničkom, povijesnom, paleontološkom, arheološkom, antropološkom

i znanstvenom značenju. Članak 4. definira tijela nadležna za skrb o kulturnim dobrima i odgovornost za kulturna dobra (tijela državne uprave, tijela lokalne samouprave i tijela lokalne samouprave iz područja kulture, prostornog planiranja, zaštite okoliša, graditeljstva, komunalnog gospodarstva, turizma itd.). Osim institucija nadležnih za kulturu, među odgovorna tijela navedene su i institucije iz područja prostornog planiranja i očuvanja okoliša. U Članku 5. je istaknut cilj zaštite kulturnih dobara koji je formuliran kao prenošenje kulturnih dobara budućim naraštajima. Članak 7. definira vrste kulturnih dobara među kojima je naveden tip kulturnog dobra krajolik ili njegov dio koji predstavlja karakteristične strukture koje su dokaz čovjekove nazočnosti u prostoru. Članak 28. propisuje da se uporaba kulturnog dobra može ograničiti zbog različitih promjena kojima se kulturno dobro dovodi u opasnost. Člankom 56. je propisano da dokumenti ili podloge za prostorno uređenje moraju sadržavati i podatke iz konzervatorske podloge koja sadrži sustav mjera zaštite nepokretnih kulturnih dobara na području obuhvata plana te se suglasnost za prostorni plan može dobiti od nadležnih tijela (Ministarstvo kulture sa svojim sastavnicama, regionalnim Konzervatorskim odjelima) koji potvrđuju da je plan u skladu s konzervatorskom podlogom. Svako prostorno uređenje i prostorno planiranje mora uključivati i mjere zaštite kulturnih dobara. Međutim, to znači da je u prostorni plan potrebno uključiti i podatke o nepokretnim kulturnim dobrima kojima pripada i tip dobra krajolik. Takve podatke produciraju istraživanja koja provode stručnjaci definiranih struka. Nacionalno zakonodavstvo stvara okvir za poimanje baštine u koju spada i krajolik, omogućuje i propisuje sudjelovanje različitih dionika u proces zaštite i upravljanja kulturnom baštinom. Međutim, čini se da se zakonski okvir u praksi nedovoljno koristi što rezultira čestim degradacijama krajolika. Posljedično se ne razvija sektor zaštite kulturnih dobara u mjeri u kojoj bi mogao jer se zakonodavni okvir ne koristi kao prilika za razvoj šireg spektra poslova. Radi toga sektor zaštite kulturnih dobara ima manju zastupljenost u sveukupnoj ekonomiji RH.

2.3. Pristupi u identifikaciji i vrednovanju krajolika

2.3.1. Procjena karaktera krajolika – PKK (Landscape Character Assesment – LCA)

Metoda Procjena karaktera krajolika – PKK/LCA (engl. *Landscape Character Assesment – LCA*) je specifičan krajobrazno-okolišni pristup prostoru. Krajolik je relativno kasno postao operativni koncept i analitička jedinica u području zaštite okoliša. Područje kao analitička jedinica je relativno mlada, a proces identificiranja i zaštite posebnih i ugroženih krajolika na temelju njihove prirodne vrijednosti je započeo relativno kasno (Fairclough i

Herring, 2016; Swandwick, Fairclough, 2018; Fairclough i dr., 2018). Prostor je tek nakon Drugog svjetskog rata postao operativni koncept. U sklopu konzervatorskog pokreta analitička jedinica je postala područje, a ne samo pojedinačni prostorni elementi. Promjena perspektive se povezuje s velikim devastacijama nastalim ratnim djelovanjima u ruralnim i urbanim područjima. Iz današnje perspektive je taj pokret imao mane jer je štitiio relativno male površine i odabirao je područja po kriteriju iznimne ljepote, rijetkosti i sl., što se danas smatra proizvoljnim kriterijima. Na temelju tih kriterija su određivana područja rezervata ili nacionalnih parkova koji se tada osnivaju (Fairclough, 2002b; Fairclough i Wigley, 2006; Swandwick i Fairclough, 2018). Upravo u tom vremenu se i u RH osnivaju prvi nacionalni parkovi zaštitom Plitvičkih jezera i kanjona Paklenice. Konzervacija prirodnih područja je štitiila netaknutu prirodu ili habitat. Međutim, štitiila su se područja iznimno male površine. Shvaćana su kao da su u izolirana od zbivanja izvan perimetra zaštite što ne odgovara realnosti jer na zaštićeni prostor utječu i događaji u njegovom širem i užem okružju (Fairclough, 2002b). Trebalo je proći iznimno dugo razdoblje kako bi se promijenila perspektiva. Tek sredinom 1980-ih je razvijen koncept koji počiva na pozitivističkim premisama objektivnog i statističkog pristupa kojim se omogućuje rangiranje područja (Swandwick i Fairclough, 2018). Evolucija promjene stava što je krajolik, te tranzicija od ideje do prakse, je iznimno dug proces koji je rezultirao svojevrsnim prazninama u načinima kako treba identificirati, vrednovati i štitiiti krajolik te njime upravljati (Fairclough i Herring, 2016).

U praksi nije bilo nikakvog, a posebno općeprihvaćenog alata za identificiranje i vrednovanje krajolika. Kao što je prostor vrednovan s pozicije staništa, geološkog sastava, geomorfološke građe, pedološkog sastava itd., tako se je prostor pokušalo sagledati kroz vizualne i perceptualne aspekte krajolika. Vizualne i perceptualne dimenzije krajolika su smatrane nasuprotnim fizičkim karakteristikama prostora. Za sagledavanje fizičkih karakteristika prostora postoje metode i očekivani rezultati unutar jasno definiranih disciplina. Krajobrazni arhitekti su razvili metodu Procjena karaktera krajolika – PKK/LCA kako bi identificirali i ocijenili vizualne i perceptualne aspekte krajolika. PKK/LCA je bio novi pristup u koji je integrirana premisa da je krajolik cjelina s iskustvenom vrijednošću koja je važan aspekt fizičkog krajolika (Fairclough i Herring, 2016; Swandwick i Fairclough, 2018). Razvoj metode PKK/LCA je započeo 1980-ih godina u Engleskoj, a principi su formirani 1990-ih (Fairclough i Herring, 2016; Fairclough i dr., 2018; Swandwick i Fairclough, 2018). Slične inovacije u sagledavanju prostora se istovremeno pojavljuju i u drugim zemljama (Fairclough

i dr., 2018). Budući da su krajolici različiti, PKK/LCA nije standardizirana metoda (Fairclough i Herring, 2016; Fairclough i dr., 2018; Swandwick i Fairclough, 2018).

Metoda je značajno izmijenjena 2002. i 2014. godine kao prilagodba novim potrebama u upravljanju prostorom jer su se pojavile nove ugroze i s njima povezani problemi. Ujedno su implementirane nove tehnologije (Fairclough i Herring, 2016). Značajno unaprjeđenje metode je ostvareno primjenom GIS-a (Turner, 2006; Swandwick i Fairclough, 2018). PKK/LCA metodu koriste krajobrazni arhitekti, geografi i drugi stručnjaci za prostorno planiranje (Fairclough i Wigley, 2006; Fairclough i Herring, 2016; Swandwick i Fairclough, 2018). U izradi prostornih planova, rezultati PKK/LCA studija su jedna od podloga koje osiguravaju informirani razvoj i upravljanje promjenama u prostoru na temelju empirijskih podataka (Fairclough, 2002b; Fairclough i Wigley, 2006; Fairclough i Herring, 2016; Fairclough i dr., 2018; Swandwick i Fairclough, 2018). PKK/LCA je usmjerena na današnji krajolik (na fizičku manifestaciju sadašnjeg krajolika kroz forme i tipove habitata, zemljišni pokrov, geološki sastav, topografiju itd.) što je svrstava u okolišno orijentirani pristup (Fairclough i Herring, 2016; Turner, 2006; 2018a; Swandwick i Fairclough, 2018). Nedostatak PKK/LCA metode, iz perspektive povijesnog i kulturnog krajolika, je identifikacija krajolika i njegovih topografskih promjena. Daljnja karakteristika PKK/LCA metode jest da je na neki način postavljena kao "bezvremena" jer kada postoji vremenska dimenzija ona je geološka ili vrlo recentna. Iz perspektive humanističkih znanosti, PKK/LCA metoda zanemaruje povijesne ili kulturne aspekte krajolika. Iako je vremenska dimenzija kulturnih promjena mala u odnosu na geološko vrijeme, kulturne promjene su jednako vrijedan činitelj suvremenog krajolika (Turner, 2006; Warnock i Griffiths, 2014; Fairclough i Herring, 2016; Turner, 2018a).

PKK/LCA je inovativna metoda za upravljanje krajolikom jer vrednuje karakter krajolika kroz vizualne i perceptivne karakteristike krajolika. Rezultati su kompatibilni s drugim podlogama koje se koriste u prostornom planiranju i upravljanju (Turner, 2006; Fairclough i Herring, 2016; Swandwick i Fairclough, 2018). Karakter je relativno nov koncept koji je 1980-ih preuzet iz prirodnih znanosti (u ekologiji se kartografski reprezentira habitat, u petrologiji i pedologiji tipovi stijena i tala i sl.) (Herring, 2009; Turner, 2006; 2018a). Promatranom krajoliku se identificiraju dominantne karakteristike koje se potom generaliziraju. Specifičnost PKK/LCA metode je visoka razina generalizacije jer se karakterizacija krajolika provodi u sitnom mjerilu što rezultira klasama koje obuhvaćaju vrlo heterogene komponente

krajolika (Fairclough i Wigley, 2006; Turner, 2006; 2018a; Fairclough i Herring, 2016). PKK/LCA se je uspjela profilirati u pristup s praktičnom namjenom u prostornom planiranju, zaštiti okoliša, podizanju svijesti o okolišu i krajoliku, upravljanju zemljištem itd. (Dobson i Selman, 2012; Fairclough i Herring, 2016).

2.3.2. Povijesna karakterizacija krajolika (PKK)

2.3.2.1. Kontekst nastanka metode

Ratifikacijom KEK-a / ELC-a (NN 12/02; ELC 2000) identifikacija krajolika je prihvaćena kao instrument kojim se osigurava briga za krajolik. Tokom druge polovice 20. stoljeća entitet koji se štiti u konzervatorskoj praksi je kulturno dobro. Međutim, u području zaštite prirode, predmet zaštite je područje, a ne pojedinačni entitet. Stručnjaci su još 1980-ih godina pokušavali razviti pristup koji će zamijeniti partikularistički pristup u zaštiti spomenika. Cilj je bio proširiti interes s pojedinačnog kulturnog dobra na povijesno okruženje ili krajolik (Fairclough i Wigley, 2006; Swandwick i Fairclough, 2018; Turner, 2018a). Međutim, tek su 1990-ih predloženi modeli koji su razvijeni za krajolik, u kojima je područje primarna analitička jedinica. U tom procesu je nastala metoda Povijesne karakterizacije krajolika – PKK (engl. *Historic Landscape Characterisation – HLC*) (Aldred i Fairclough, 2003; Fairclough, 2002a; 2005; Fairclough i Wigley, 2006; Fairclough i Herring, 2016; Fairclough i dr., 2018; Rippon, 2007; Turner, 2006; 2018a; Herring, 2009; Swandwick i Fairclough, 2018). Artikulacija PKK metode je stvorila kontekst za nastanak i prihvaćanje sintagme "povijesni krajolik" (Rippon, 2004; 2013).

Za razvoj PKK su morali postojati preduvjeti teorijske i praktične prirode. U konzervatorskoj praksi su nastale paradigmatičke promjene (u Kuhn-ovom smislu, Kuhn, 1962). Konzervatorska praksa obuhvaća više struka koje se bave zaštitom različitih vrsta kulturnih dobara, a za primjer se mogu navesti promjene koje su nastale u upravljanju arheološkim dobrima. Razvoj arheologije krajolika je jedan od načina kojim su dobivene nove empirijske spoznaje koje su stvorile potrebu za promjenama u formalnom i praktičnom dijelu arheologije u polju konzervacije i zaštite kulturnih dobara. Arheologija je kao znanstvena disciplina, ali i kao pripadnica sektora zaštite kulturnih dobara, do kraja 1970-ih bila orijentirana na pojedinačne lokalitete. Tradicionalni pristup u konzervaciji i zaštiti je shvaćao kulturna dobra kao izolirane i izdvojene točke. Pristup koji se temeljio na pojedinačnom kulturnom dobru je

dominirao do 1990-ih. Bavio se popisivanjem kulturnih dobara i propisivanjem mjera zaštite (Aldred i Fairclough, 2003; Fairclough, 2002a; 2002b; 2005; 2006; Fairclough i Wigley, 2006; Fairclough i Herring, 2016; Rippon, 2004; Turner, 2006; 2018a; Herring, 2009; Turner, 2018a; Swandwick i Fairclough, 2018; Mlekuž, 2019). Takvo shvaćanje kulturne baštine je opisano konceptom autorizirajućeg diskursa o baštini (Smith, 2006), a bavio se je zaštitom materijalnog integriteta pojedinačnih kulturnih dobara (Turner, 2018a; o problematici autorizirajućeg diskursa o baštini vidjeti kod: Sirovica, 2016; 2018a; 2018b). To znači da polje zaštite prestaje gdje završavaju prostorni okviri kulturnog dobra. Činjenica jest da je takav pristup zaista učinkovito štitio registrirane lokalitete. Međutim, njihovo okruženje i krajolik nisu bili obuhvaćeni zaštitom te su posljedično bili podložni uništenjima raznih vrsta (Fairclough i Wigley, 2006; Turner, 2018a).

Međutim, razvojem arheologije krajolika, koja uključuje zračnu arheologiju, daljinska istraživanja, terenske preglede itd. (Rippon 2004; Fairclough i Wigley, 2006; Fairclough i Herring, 2016), i provođenjem velikih zaštitnih arheoloških istraživanja prilikom izvođenja infrastrukturnih radova velikog opsega, otkriveno je da su materijalni ostatci iz prošlosti kontinuirani i disperzirani po čitavom krajoliku (Rippon, 2004; Turner, 2018a). S jednakim spoznajama i problemima su se suočili i stručnjaci u RH prilikom radova na infrastrukturnim projektima velikog opsega (izgradnje autocesta, magistralnih plinovoda, obnove komunalne infrastrukture u urbanim cjelinama itd.). Daljnjim razvojem arheologije krajolika, posebno implementacijom suvremenih tehnologija, razvojem nedestruktivnih metoda i metoda daljinskih istraživanja, otkrivene su brojne i raznovrsne arheološke tvorevine distribuirane po čitavom krajoliku. Empirijski podatci su pokazali nedostatnost koncepta kulturnog dobra kao jasno definiranog entiteta i postavili još jedan temelj za njegovo propitivanje jer se "kulturni sloj" pokazao kao kontinuiran (Turner, 2018a).

U konzervatorskom pristupu kulturno dobro je ustaljena jedinica zaštite koja je koncipirana kao izolirana i definirana točka u prostoru, što nije u skladu sa stanjem u krajoliku i empirijskim podacima (Fairclough i Herring, 2016). Koncept zaštite baštine kao prostorne cjeline (za razliku od dotadašnjeg spomeničkog modela) je unio novine u sam način identificiranja, zaštite i vrednovanja baštine. Ne negira se da pojedinačne komponente krajolika (koje mogu predstavljati pojedinačno kulturno dobro) trebaju biti zaštićene i njihovo uništenje prevenirano, međutim, krajolik je presložen i predinamičan za tzv. pasivne modele zaštite

(Fairclough, 2006; Fairclough i Wigley, 2006; Turner, 2018a). Stoga upravljanje krajolikom zahtijeva sveobuhvatan i integrativni pristup. U novi pristup je integrirana spoznaja da je promjena inherentna karakteristika krajolika. Radi toga je čitava PKK metodologija usmjerena na prepoznavanje promjena u krajoliku. Nadalje, PKK metodologija ne razlikuje promjene koje su se odvale u prošlosti od suvremenih promjena. PKK pristup prihvaća makar neke promjene u krajoliku kao nešto neizbježno, kao promjene koje se trebaju prihvatiti, bez potrebe da se svaka promjena sprječava. Stoga PKK predstavlja model za upravljanje baštinom na razini krajolika (Fairclough, 2006; Fairclough i Wigley, 2006; Fairclough i Herring, 2016). Fairclough (2006) smatra da, ako bi se zaštititi krajolika pristupalo jednako kao pojedinačnim kulturnim dobrima, ili bi premalo bilo sačuvano ili bi previše bilo "fosilizirano". Ističe da model zaštite pojedinačnih kulturnih dobara nije primjeren za zaštitu krajolika (Fairclough, 2006). Arheološki lokaliteti shvaćeni kao izolirane točke ne omogućavaju razmatranje povijesnosti krajolika. Pojedinačni lokaliteti ne konstituiraju prostorne entitete. Radi toga je različite materijalne ostatke ljudskih aktivnosti iz prošlosti potrebno agregirati u veće prostorne entitete na temelju sličnosti. Navedeno se postiže generalizacijom (Aldred i Fairclough, 2003; Fairclough, 2002a; 2006; Turner, 2006; 2007; 2018a). Međutim, razvojem arheologije krajolika i novim empirijskim spoznajama, struka nije uspjela utjecati na politike zaštite i konzervaciju. Fairclough i Herring (2016) smatraju da je jedan od uzroka nekompatibilnost rezultata arheologije krajolika s podlogama za prostorno planiranje. Arheologija krajolika je istraživački orijentirana te je fokusirana na prostorne "kontinuitete i sličnosti", a ne na "promjene i različitosti" (Fairclough i Herring, 2016). Više je orijentirana na pojedinačna razdoblja te razdvaja krajolik prema razdobljima umjesto da krajolik sagledava kao holistički i vremenski kontinuiran fenomen. Swandwick i Fairclough (2018) smatraju da problem predstavlja što arheologija krajolika nije funkcionirala po principima generalizacije, već upravo suprotno, po principima partikularizma.

Cjeloviti pristup krajoliku je promišljan tek 1980-ih godina i predvidio je interdisciplinarni pristup kombinacijom arheologije krajolika, lokalne povijesti i povijesne geografije. Interdisciplinarni pristup može rezultirati novim perspektivama u istraživanju prikladnih modaliteta zaštite i konzervacije u koje su integrirane ideje održivosti, razvoja te upravljanja krajolikom (Fairclough i Wigley, 2006; Turner, 2006; 2007; Rippon, 2007). Koncept održivosti se povezuje s okolišem i okolišnim problemima iz 1980-ih godina. U sektoru zaštite kulturnih dobara koncept održivosti je stvorio osnovu za koncipiranje arheološke

baštine kao resursa. Implementacija tih koncepata je proces koji traje i danas jer i dalje nije postignut konsenzus oko toga što je održivost u kontekstu zaštite i upravljanja kulturnim resursima (Fairclough, 2006; Fairclough i Wigley, 2006). Razvoj zaštite okoliša i prikladnih metoda i pristupa utjelovljenih u PKK/LCA metodi je preduvjet za nastanak PKK metode. Principi, metode i tehnike koje su preuzete iz PKK/LCA i integrirane u PKK su holistički pristup krajoliku i prostorni izraz koji je komplementaran s drugim disciplinama koje se bave upravljanjem prostorom. Rezultati PKK analiza se predstavljaju kartografskim modelima. Radi toga je tehnika kartiranja značajna problematika u PKK (Aldred i Fairclough, 2003; Fairclough, 2006; Fairclough i Wigley, 2006; Swandwick i Fairclough, 2018; Turner, 2007; 2018a; Williamson, 2007). Razlika između PKK i PKK/LCA je prvenstveno tematska. Značajna razlika u odnosu na PKK/LCA je visoka razina detaljnosti PKK-a studija budući da se izrađuju u krupnijem mjerilu (Fairclough i Wigley, 2006; Turner, 2006; 2018a; Fairclough i Herring, 2016). PKK metoda se može opisati kao modificirani PKK/LCA, iako je PKK u potpunosti razvijen od strane arheologa. PKK primjenjuju stručnjaci iz područja kulturne baštine kao što su arheolozi krajolika, povjesničari krajolika i povijesni geografi sa specijaliziranim znanjima i vještinama (Aldred i Fairclough, 2003; Dobson, 2008; Rippon, 2004; Turner, 2006; 2007; 2018a; Fairclough i Herring, 2016; Swandwick i Fairclough, 2018).

PKK danas ima značajnu tradiciju koja je rezultirala razvojem sustava, korekcijom nedostataka, razvojem i definiranjem principa, fleksibilnom metodologijom te sistematičnom i praktičnom primjenom koja je ostvarila dobru praksu. Važno je naglasiti da je riječ o koherentnom, sistematičnom modelu koji se sustavno primjenjuje na razini čitavih država od strane nadležnih državnih institucija (ekvivalentnim Konzervatorskim odjelima u RH, Ministarstva kulture). Zaštita krajolika, u odnosu na zaštitu spomenika, može se smatrati promjenom paradigme "od lokacije do područja" ili vektorskim rječnikom "od točke do poligona". PKK je metoda koja je komplementarna s PKK/LCA (po čijem je uzoru i osmišljena), a opisuje se kao "smještena između dva pola karakterizacije" – "estetskog i okolišnog pristupa" koji su utjelovljeni u PKK/LCA i "povijesnog pristupa" koji je utjelovljen u identifikaciji i karakterizaciji povijesne dimenzije krajolika (Fairclough, 2005). PKK je kao i PKK/LCA nastala i razvijana sukladno mijenjanju stava što je krajolik (Fairclough i Herring, 2016).

Sustavnu identifikaciju krajolika razvile su i primijenile brojne zemlje kao što su Nizozemska s modelom Biografije krajolika (engl. *Landscape Biography*) (Bloemers, 2010; van der Valk, 2010; Kolen i dr., 2018) te zemlje Ujedinjenog Kraljevstva Velike Britanije i Sjeverne Irske: Engleska s modelom povijesne karakterizacije krajolika (PKK) (Herring, 1998; 2009; Fairclough, 2002a; 2005; 2006; Aldred i Fairclough, 2003; Rippon, 2004; 2007; 2013; Fairclough i Wigley, 2006; Turner, 2006; 2007; 2018a; Belcher, 2008; Dobson, 2008; Dobson i Selman, 2012; Fairclough i Herring, 2016; Fairclough i dr., 2018; Swandwick i Fairclough, 2018), Wales s modelom PKK koji uključuje selektivan pristup i vrednovanje krajolika (Alfrey, 2007), Irska s modelom PKK koji uključuje i vrednovanje krajolika (Lambrick i dr., 2013) te Škotska s modelom Procjena povijesnog korištenja zemljišta, PPKZ (Historic Landuse Assessment, HLA) koji uključuje i vrednovanje krajolika (Dixon, 2007; Macinnes, 2010; Millican i dr., 2017).

Mediterranski krajolici se značajno razlikuju od krajolika za koje je metoda PKK originalno razvijena, stoga primjena PKK metode na mediteranske krajolike predstavlja posebnu problematiku. Projekti identifikacije krajolika PKK metodom su započeti u Turskoj kao međunarodni istraživački pilot projekti (Crow, 2009; Turner i Crow, 2010; a istraživanja povijesnog krajolika u Turskoj su nastavili domaći znanstvenici, primjerice Şengür, 2018; Atik i Karadeniz, 2018 itd.), u Grčkoj (Turner i Crow, 2010; Crow i dr., 2011) te Španjolskoj (Turner i dr., 2018; Turner, 2018a).

Preostale zemlje koje se mogu navesti kao primjer karakterizacije krajolika (karakterizacije na općenitoj razini, ne primjenom isključivo PKK i PKK/LCA metoda) posjeduju kraću tradiciju i sistematičnost u primjeni modela u karakterizaciji krajolika. Zemlje u kojima se provode neke vrste karakterizacije krajolika su Danska (Primdahl i Kristensen, 2016), Švedska (Sarlöv Herlin i dr., 2018), Slovenija (Štular, 2011), Cipar (Warnock i dr., 2018), Portugal (Loupa-Ramos i Pinto-Correia, 2018; Ruiz del Árbol i Orejas, 2010), Francuska (Ruiz del Árbol i Orejas, 2010) te RH (Dumbović Bilušić i Obad Šćitaroci, 2007; Hrdalo i dr., 2008; Rechner Dika i dr., 2011; Kale, 2010; Dumbović Bilušić, 2012; 2015; Andlar i dr., 2017; 2018; Andlar i Aničić, 2018; Bertović i Andlar, 2019). Osim navedenih zemalja metode karakterizacije krajolika su primijenjene diljem svijeta, između ostalog u Tanzaniji, Novom Zelandu, Kini, Južnoj Koreji, Meksiku, Južnoj Africi i SAD-u (Fairclough i dr., 2018). Međutim, njihova primjena nadilazi doseg ovog rada koji je koncentriran na metodu

identificiranja povijesnih tipova krajolika – PKK metodu. Navedeni primjeri jasno ukazuju da se svijest o krajolicima i njihovoj važnosti povećava te je prisutan uzlazni trend u razvoju disciplina unutar kojih se primjerenim metodama dokumentiraju, identificiraju, karakteriziraju, klasificiraju i vrednuju krajolici diljem Europe i svijeta.

2.3.3. Modeli i varijacije PKK metode

2.3.3.1. Engleska

PKK je kao metoda osmišljena u Engleskoj početkom 1990-ih. Razvila ju je državna institucija za zaštitu kulturne baštine Engleska baština (*English Heritage*), danas naziva Povijesna Engleska (*Historic England*) (Aldred i Fairclough, 2003; Fairclough i Herring, 2016; Turner, 2018a). Karakterizacija Cornwall-a, okruga (*County*) u jugozapadnoj Engleskoj je bila pionirska PKK studija (Herring, 1998). Nakon toga se metoda proširila diljem Ujedinjenog Kraljevstva i Republike Irske (Aldred i Fairclough, 2003; Turner, 2006; Rippon, 2007; Dixon, 2007; Herring, 2009; Lambrick i dr., 2013; Rippon, 2013; Millican i dr., 2017; Turner i dr., 2018). Studija krajolika okruga Cornwall u stručnoj i znanstvenoj zajednici se smatra prvom studijom kojom je razvijena PKK metoda (Herring, 1998; 2009; Aldred i Fairclough, 2003). PKK metoda je nastala pod utjecajem metode Procjene karaktera krajolika PKK/LCA (Fairclough i Herring, 2016; Fairclough, i dr., 2018; Swandwick i Fairclough, 2018; Turner, 2006; 2018a), metode koju koriste arhitekti, stoga korijeni karakterizacije u osnovi potječu iz 1980-ih (Fairclough, 2002b; Fairclough i Wigley, 2006; Fairclough i Herring, 2016; Fairclough i dr., 2018; Swandwick i Fairclough, 2018).

Institucijski okvir za aktivno provođenje PKK/LCA su Agencija za ruralna područja (engl. *Countryside Agency*) pod kojom se izrađuje Karta karaktera ruralnih područja (engl. *Countryside Character Map*). Engleska baština (engl. *English Heritage*) izrađuje Atlas raznolikosti naselja (engl. *Atlas of Settlement Diversity*) (Rippon, 2004). Projekt živućeg krajolika (engl. *Living Landscapes Project - LLP*) je još jedan PKK/LCA projekt karakterizacije u Engleskoj. U sklopu LLP projekta, područje Engleske je 2002. godine podijeljeno u više od 3000 poligona u mjerilu 1:250 000 (Warnock i Griffiths, 2014). Budući da PKK/LCA privilegira ruralno i estetsko, bilo je potrebno razviti metodološki okvir koji na sistematičan način analizira i kulturne te povijesne aspekte krajolika (Fairclough i Herring, 2016).

Istraživanja krajolika u Engleskoj imaju dugu tradiciju, potječu čak sa samog početka 20. stoljeća. Među njima se ističu istraživanja koja su provodili Hoskins (1955) i Crawford (1953). Iako se doprinos Crawford-a (1953) ponajviše povezuje s razvojem zračne arheologije, svojim radom je ostvario izniman doprinos u dokumentiranju raznolikosti krajolika i otkrivanju povijesnih krajolika koji su sačuvani u sadašnjem krajoliku (Rippon, 2004; Fairclough i Wigley, 2006; Fairclough i Herring, 2016; Turner, 2018a). Kroz interdisciplinarni pristup sagledavanja krajolika izrađen je Atlas ruralnih naselja u Engleskoj (engl. *An Atlas of Rural Settlement in England*, Roberts i Wrathmell, 2000) koji se ističe kao značajan napredak u istraživanju kulturnog krajolika u Engleskoj (Rippon, 2004). PKK metoda je nastala kao mjera u odnosu na Zakon o konzervaciji područja (engl. *Conservation Area Legislation*) (Dobson, 2008). Jedan od ciljeva primjene PKK metode je integracija PKK podataka u postojeće PKK/LCA studije (Fairclough i Herring, 2016; Fairclough i Wigley, 2006; Herring, 2009).

Karakterizacija se u Engleskoj do 1995. godine provodila ručno na analognim kartama nakon čega se izvodi korištenjem digitalnih karata i GIS-a (Herring, 1998; 2009; Aldred i Fairclough, 2003; Rippon, 2004; Turner, 2018a). Iako je prvotna ideja primjene PKK metode bila karakterizacija odabranih područja, prevladao je holistički pristup te se karakterizacija provodi za čitav teritorij Engleske (Fairclough, 2002a; Rippon, 2004; 2007; 2013; Dobson, 2008; Herring, 2009). Još 2016.godine, PKK studije su izrađene za 95 % teritorija Engleske (Fairclough i Herring; 2016). Prvotna inicijativa za analizu krajolika potječe još iz 1991. godine, a njezin cilj je bio izraditi Registar parkova i vrtova od posebnog povijesnog interesa (engl. *Register of Parks and Gardens of Special Historic Interest*) (Rippon, 2004; 2007; Fairclough i Wigley, 2006). U sklopu modela zaštite pojedinačnih kulturnih dobara nastaje Registar lokaliteta i spomenika (engl. *Sites and Monuments Record – SMR*) (Aldred i Fairclough, 2003; Rippon, 2004).

U Engleskoj se PKK provodi na administrativnoj razini okruga (engl. *County*) (Fairclough, 2002a; 2005; 2006; Aldred i Fairclough, 2003; Rippon, 2004; 2007; Dobson, 2008; Fairclough i Herring, 2016) čije površine iznose od 2000 do 4000 km² (Fairclough, 2006) što su dovoljno mala područja za prikazivanje lokalne raznolikosti i primjenu zadovoljavajućeg stupnja generalizacije (Fairclough, 2005). PKK metoda je primjerenija za ruralna područja. Razvijena je i karakterizacija urbanih područja (engl. *Townscape Characterisation*) (Aldred i Fairclough, 2003; Rippon, 2004; Dobson, 2008), maritimnih područja (engl. *Historic Seascape*

Characterisation – HSC) te tematska karakterizacija kojom se identificiraju specifične cjeline kao što su poljoprivredna imanja i vojni ostatci (Herring, 2009; Turner, 2018a). PKK ne podrazumijeva vrednovanje krajolika već se prema potrebi izrađuje studija osjetljivosti krajolika na promjenu (pri planiranju infrastrukturnih radova velikog opsega) (Alfrey, 2007). Ocjena krajolika se provodi odvojeno od karakterizacije, što se smatra metodološki ispravnim pristupom (Fairclough, 2006). U karakterizaciji se koriste različita mjerila, različiti kartografski izvori (povijesni, satelitski i zračni snimci) (Fairclough, 2002b; Aldred i Fairclough, 2003; Turner, 2006; 2018a). Analiza provedenih PKK studija je pokazala da se je PKK metoda razvijala organski. Međutim, rezultat toga je i svojevrsna nekonzistencija između provedenih studija u Engleskoj (Aldred i Fairclough, 2003; Williamson, 2007).

2.3.3.2. Wales

U Wales-u se koristi partikularistički pristup, odabiru se posebna područja na koja se primjenjuje PKK metoda (Aldred i Fairclough, 2003; Rippon, 2004; Alfrey, 2007; Herring, 2009). Registar krajolika od povijesnog interesa u Walesu (engl. *The Register of Landscapes of Historic Interest in Wales*) je izrađen 1998. i 2001. godine. Time su registrirani najcjelovitiji i najbolje sačuvani krajolici. Izrađen je i Registar krajolika, parkova i vrtova od posebne povijesne važnosti u Walesu (engl. *Register of Landscapes, Parks and Gardens of Special Historic Interest in Wales*) (Rippon, 2004; Alfrey, 2007; Herring, 2009). Oba registra nadopunjuju Registar lokaliteta i spomenika (engl. *Sites and Monument Records*, ranijeg naziva engl. *Historic Environment Records*) (Austin, 2007). Navedeni registri su zamišljeni kao pomoćni alati za informiranje i oblikovanje strateških politika. Međutim, registri imaju samo savjetodavnu ulogu u procesu planiranja i razvoja (Alfrey, 2007).

U Wales-u se koristi koncept specifičnih karakternih područja. Velški model koristi format opisa svakog karakternog područja prema lokaciji, razdoblju (koje uključuje dataciju, porijeklo i modifikacije), glavnoj komponenti, determinaciji, stanju, dokumentaciji, predloženom razvoju, značajnosti i vrijednosti. Značajnost i vrijednost su ocjene koje se temelje na rijetkosti, reprezentativnosti, grupnoj vrijednosti, stanju, dokumentaciji, materijalnom integritetu, koherentnosti i značajnosti. Vrednovanje se provodi samo za područja od interesa. Karakterizacija čitavog Wales-a je provedena naknadno bez evaluacije. Time je karakterizacija efektivno odvojena od procjene (Alfrey, 2007). Procjena krajolika se provodi u sklopu LANDMAP projekta (engl. *Landscape assessment and decision making proces* - Procjena

krajolika i proces donošenja odluka) kojem je cilj zaštita i upravljanje krajolikom. U sklopu LANDMAP-a prikupljaju se i evaluiraju podatci o različitim resursima na razini krajolika (geološke osobine, vizualne karakteristike prostora, divljina i zaštićena prirodna područja te kulturne i povijesne značajke prostora) što predstavlja osnovu za sistematičnu procjenu krajolika. Podatci se integriraju u GIS u svrhu transparentnosti i analitičnosti (Rippon, 2004; Austin, 2007; Warnock i Griffiths, 2014). U Walesu se u sklopu PKK/LCA provodi i Projekt živućeg krajolika (engl. *Living Landscapes Project – LPP*) koji kartira, opisuje, prikuplja i sintetizira podatke koji se koriste za definiranje karakternih tipova krajolika. Uključuje prirodne komponente: fiziografiju, tip zemljišta i kulturne: zemljišni pokrov i kulturne obrasce. Kroz taj projekt je Wales regionaliziran u više od 500 poligona (Warnock i Griffiths, 2014).

2.3.3.3. Irska

Nakon prve primjene u Engleskoj, PKK se uskoro proširila u Irsku (Herring, 2009). Metoda je modificirana u skladu s potrebama u Irskoj (Swandwick i Fairclough, 2018; Turner, 2018a). PKK u Irskoj nadopunjava druge vrste povijesnih podataka ili registara kao što su Registar spomenika i mjesta (engl. *Record of Monuments and Places – RMP*) i Nacionalni registar arhitektonske baštine (engl. *National Inventory of Architectural Heritage – NIAH*). Osnova oba registra su pojedinačni spomenici. U Irskoj se provodi i Procjena karaktera krajolika (PKK/LCA), a PKK također nadopunjuje i taj registar s podacima o povijesnoj dimenziji krajolika. PKK studije se provode pod pretpostavkom integracije s PKK/LCA modelima (Lambrick i dr., 2013).

U Irskoj je odabran holistički pristup krajoliku u karakterizaciji. U svrhu konzistentne primjene PKK metode i vrednovanja krajolika, izrađen je vodič *Historic Landscape Characterisation in Ireland: Best practice guidance*, (Lambrick i dr., 2013) u svrhu standardizacije i konzistentnije primjene PKK metode. Dodatni cilj karakterizacije je podizanje svijesti o povijesnosti krajolika. PKK može biti provedena u različitim mjerilima i u različite svrhe. Vodič služi standardizaciji primjene metode kroz uspostavljanje zajedničkih principa. Jedan od najvažnijih principa je da PKK nekog područja mora biti u skladu s namjenom studije. Drugi važan princip je da izrada PKK studije mora biti konzistentna u pristupu čak i kada se koriste različita mjerila. Čak i relativna ujednačenost između karakterizacija različitih područja omogućava integraciju i usporedivost rezultata (Lambrick i dr., 2013).

Primjena PKK u Irskoj je definirana kroz četiri osnovne faze: definiranje općeg cilja projekta, kartiranje i opisivanje – karakterizacija, analiza i procjena, te problematika upravljanja i preporuke. Koristi se hijerarhijski organizirana shema sa sljedećim kategorijama: opći ili širi tip, generički karakterni tip te na posljednjoj razini, specifični tip. Predviđena je viša razina standardizacije s ciljem usporedbe različitih područja. Standardizacija je osnova za razumijevanje povijesnosti šireg krajolika, koja može biti manifestirana kao podzemni kontekst i kao površinski, reliktni krajolik. Specifičnost irske modifikacije PKK metode jest faza vrednovanja. Osobine koje karakter mjesta čine posebnim su: datacija, rijetkost, sačuvanost, skupna vrijednost, osjetljivost, asocijativni atributi itd. GIS se koristi za analizu kombinacija tipova koji se pojavljuju unutar područja istraživanja. U pristupima procjene vrijednosti i važnosti definirane su dvije grupe vrijednosti: 1. dokazna vrijednost u koju pripadaju: razdoblje, stanje, očuvanost, rijetkost, koherentnost, grupna vrijednost, smjer promjene, te 2. estetska i kulturna vrijednost koja uključuje povijesnu, kulturnu, umjetničku asocijaciju i dizajn ili oblikovanje, vrijednost u zajednici (obrazovna vrijednost, osjećaj mjesta, lokalne specifičnosti te potencijalne ekonomske vrijednosti – prilike za konzervaciju i regeneraciju te razvoj turizma) (Lambrick i dr., 2013).

2.3.3.4. Škotska

U Škotskoj i Engleskoj je kasnih 1980-ih godina razvijena Procjena karaktera krajolika PKK/LCA (Fairclough i dr., 2018; Rippon, 2004; Millican i dr., 2017). Škotska je jedna od prvih zemalja koja je implementirala principe PKK metode (Aldred i Fairclough, 2003; Fairclough i Herring, 2016). PKK metoda se u Škotskoj primjenjuje od 1996. godine (Herring, 2009). Kako bi odgovarala potrebama i tipovima krajolika, PKK je u Škotskoj modificirana u metodu Procjena povijesnog korištenja zemljišta – PPKZ (engl. *Historic Landuse Assesment – HLA*) (Faircloughi i Herring, 2016; Rippon, 2004; 2007; 2013; Turner, 2006; 2018a; Dixon, 2007; Herring, 2009; Macinnes, 2010; Millican i dr., 2017).

Karakterizacija je postala službeni program zaštite krajolika u Škotskoj. Provodi je institucija nadležna za zaštitu kulturnih dobara i baštine Povijesna Škotska (engl. *Historic Scotland*) (Dixon, 2007; Macinnes, 2010; Millican i dr., 2017; Turner, 2018a), danas naziva Povijesno-okolišna Škotska (engl. *Historic Environment Scotland*) (Millican i dr., 2017; Turner, 2018a). Karakterizacija krajolika u Škotskoj se primjenjuje na cjelokupan teritorij (Dixon, 2007; Herring, 2009; Macinnes, 2010; Millican i dr., 2017; Turner, 2018a). Proces

karakterizacije je službeno završen 2015. godine (Millican i dr., 2017). Dostupan je javnosti kroz WEB GIS servis (Millican i dr., 2017; Turner, 2018a). Od samog početka primjene PPKZ koristi se GIS čime je postavljen okvir za transparentnost i analitičnost (Herring, 2009; Dixon 2007; Millican i dr., 2017).

Definirana su dva osnova tipa korištenja zemljišta u Škotskoj: povijesni tipovi korištenja zemljišta koji reflektiraju povijesnu upotrebu, a i danas su u upotrebi te reliktni tipovi upotrebe zemljišta što se odnosi na ostatke koji su i dalje vidljivi u krajoliku, ali nisu u upotrebi (Rippon, 2004). Specifičnost škotske metode jest njezina uniformnost (Turner, 2018a; Dixon, 2007; Herring, 2009; Macinnes, 2010; Millican i dr., 2017). Uniformnost se reflektira u unaprijed definiranim tipovima korištenja zemljišta. U pilot projektu karakterizacije Škotske, definirano je 43 tipa da bi se naknadnim korekcijama povećali za 12 tipova na ukupno 55. Tipovi su prvo bili podijeljeni u 14 kategorija koje su kasnije proširene na 18 kategorija. PPKZ se temelji na generičkim tipovima cijele Škotske. Generički tipovi su odabrani kao prikladna refleksija raznolikosti lokalnog i nacionalnog povijesnog krajolika (Dixon, 2007; Herring, 2009; Macinnes, 2010). PPKZ se provodi u mjerilu 1:25 000. Procijenjeno je da to mjerilo dovoljno jasno ilustrira granice poljoprivrednih parcela, kao osnovnih analitičkih jedinica, i obrasce koje tvore elementi krajolika (Dixon, 2007; Macinnes, 2010; Millican i dr., 2017). Rezultate karakterizacije je moguće integrirati s rezultatima procjene karaktera krajolika (Herring, 2009). Uz PKK/LCA i PPKZ modele Škotske, izrađeni su sljedeći registri: Registar povijesnih bojnih polja (engl. *Inventory of Historic Battlefields*) i Registar Parkova i oblikovanog krajolika povijesne Škotske (engl. *Inventory of Gardens and Designed Landscapes of Historic Scotland*) (Macinnes, 2010).

2.3.4. Nizozemska: model Biografija krajolika

Unikatan pristup identifikacije i zaštite krajolika razvijen je u Nizozemskoj. Riječ je o modelu Biografija krajolika (engl. *Landscape Biography*) (Bloemers, 2010; van der Valk, 2010; Kolen i dr., 2018; Fairclough i dr., 2018). Nizozemska je zemlja s izrazito visokim pritiskom na prostor jer je jedna od najgušće naseljenih zemalja na svijetu. Zbog specifične geomorfologije, u Nizozemskoj je dobro razvijen sustav upravljanja prostorom zbog upravljanja vodama i zemljištem (Willems, 2010; van der Valk, 2010). Međutim, krajolik i njegova baština su ugroženi procesima urbanizacije, industrijalizacije i okolišne degradacije (van der Valk, 2010). Zbog tih problema se je nastala promjena iz zaštitnog u proaktivni oblik

upravljanja prostorom (Bloemers, 2010). Smjernice KEK/ELC konvencije (ELC 2000) su implementirane programom *Belvedere*, koji se opisuje kao konzervacija kroz razvoj. Njime je integrirana kulturna povijest u prostorno planiranje na svim administrativnim razinama (van der Valk, 2010; Bloemers, 2010). U Nizozemskoj je razvijena metoda koja je prikladna za njezin specifični geografski i geološki kontekst (Turner, 2018a). Prostorno planiranje se provodi na razini općina, a nacionalna legislativa uspostavlja opće uvjete u prostornom planiranju. *Belvedere* memorandum definira parametre politika vezanih za baštinu koje se primjenjuju i danas (van der Valk, 2010). Uspješnost nizozemskog modela se reflektira u promišljanjima o primjeni modela u Španjolskoj (Ruiz del Árbol i Orejas, 2010).

Metoda Biografija krajolika ili Kulturna biografija krajolika (engl. *Landscape Biography*) je razvijena u Nizozemskoj 1990-ih godina kao oblik za razumijevanje transformacije krajolika kroz povijest na razini regije (Bloemers, 2010; van der Valk, 2010; Fairclough i dr., 2018). Riječ je o unificiranom konceptu koji se temelji na konceptu biografije predmeta koju je razvio američki antropolog Igor Kopytoff (1986). Prema konceptu kulturne biografije predmeta, predmeti, pa analogno tome i krajolici, posjeduju društveno uvjetovani vijek trajanja. To znači da vijek trajanja pojedinog predmeta ili načina korištenja zemljišta nije uvjetovan njegovom funkcionalnošću već kulturnim predodžbama o primjerenosti zadržavanja, upotrebe ili odbacivanja pojedinog predmeta ili praksi (Kopytoff, 1986). Sukladno tome je i krajolik koncipiran kao vrsta materijalne kulture. Arheolozi su spoznali da su zemlja i krajolik u povijesnim društvima prenošeni s generacije na generaciju i da su tijekom prošlosti često bili transformirani novim funkcijama, vrijednostima i asocijacijama u procesima promjene. Biografija krajolika je u osnovi geografski i biografski pristup koji prati dugoročnu povijest krajolika kartiranjem promjena u funkciji i značenju prostornih elemenata (Bloemers, 2010; Kolen i dr., 2018;).

Osnova na kojoj geografski pristup biografije krajolika temelji je definiranje četiri osnovne karakteristike krajolika. Prva je interakcija između fizičkih struktura i okruženja i kulturnih vrijednosti te ponašanja u društvu. Druga karakteristika je fokusirana na ponovnu upotrebu, reorganizaciju i reinterpretaciju tragova iz prošlosti u krajoliku. Treća karakteristika je usredotočena na načine interakcije raznih društava sa svojim okolišem kroz vrijeme. Četvrta karakteristika se odnosi na arheološko-kulturnu baštinu kao dijelu okoliša i iskustva ljudi. Kritika koncepta biografije krajolika ističe da je riječ o rigidnom pristupu koji izrazito favorizira

određene aspekte krajolika na uštrb ostalih (van der Valk, 2010). Model biografije krajolika se može okarakterizirati kao metoda koja privilegira temporalne aspekte krajolika dok su prostorni aspekti u drugom planu. U tom smislu, metoda biografije krajolika je suprotna PKK metodi. U PKK metodi su prostorni aspekti krajolika polazišna točka za karakterizaciju. Može se tvrditi da ono što čini značajnu razliku između dva modela je pristranost metode biografije krajolika prema temporalnim aspektima krajolika čime je naglasak stavljen na zamišljeni povijesni razvoj. PKK svjesno privilegira prostorna obilježja nekog područja čime se pozicionira u realnost prostornih odnosa. Upravo je strukturalna usmjerenost prema temporalnim, odnosno, prostornim aspektima krajolika ono što čini ključnu razliku između ta dva pristupa karakterizacija krajolika (Kolen i dr., 2018; Fairclough i dr., 2018).

Biografija krajolika izdvaja nizove vremenskih isječaka čime je zadržala bit arheologije krajolika koja se očituje u distinkciji povijesnih razdoblja i kartiranja različitih elemenata krajolika. Nizozemski model preferira partikularistički pristup prema povijesti krajolika koja je, kao i u svakoj zemlji, "doslovno upisana" u krajolik. Ne koriste principe generalizacije kojom bi ostatke iz prošlosti koji prevladavaju na nekom području uopćili u obrasce.

2.3.5. Povijesna karakterizacija krajolika (PKK)

2.3.5.1. Opće postavke

Definicija krajolika iz KEK/ELC konvencije (NN 12/02; ELC 2000) je sukladna konceptu koji se koristi u PKK metodi. U KEK-u / ELC-u (NN 12/02; ELC 2000) je krajolik definiran kao područje, percipirano od strane ljudi, čiji karakter je rezultat aktivnosti i interakcije prirodnih i/ili ljudskih faktora. U KEK-u / ELC-u je prepoznata povijesnost svakog krajolika. Materijalni ostatci i elementi krajolika koji ga sačinjavaju imaju različito vremensko porijeklo. Integralni su dio suvremenih krajolika u kojima imaju nova značenja. To znači da svaki krajolik posjeduje i povijesnu dimenziju (Fairclough, 2002a; 2002b; 2005; Aldred i Fairclough, 2003; Turner, 2006; 2007; 2018a; Dobson, 2008; Herring, 2009; Fairclough i Herring, 2016). U KEK-u / ELC-u (NN 12/02; ELC 2000) je usuglašeno načelo da je cjelokupan krajolik Europe zajednički kulturni resurs. Dogovorena je zajednička europska politika očuvanja krajolika jer je prepoznato da je krajolik važan činitelj lokalnog i regionalnog identiteta (Fairclough, 2002b; Turner, 2007).

Inovativna postavka PKK metode je da prošlost ne postoji kao zaseban entitet radikalno razdvojen od sadašnjosti već je prošlost dio sadašnjosti (Fairclough i Wigley, 2006; Fairclough, 2006). Spoznaja da je prošlost integralni dio sadašnjosti potječe iz fenomenoloških studija o krajoliku (najznačajnije fenomenološke studije u arheologiji su: Tilley, 1994; 2004; Bender i dr., 1997). Tradicionalno, povijesne znanosti sagledavaju povijesnu dimenziju krajolika kao dijakronijski niz događaja i formuliraju ih kroz jasno razdvojena povijesna razdoblja. Međutim, postavka da je prošlost dio sadašnjosti proizlazi iz empirijskih spoznaja arheologije krajolika čiji je zaključak da su krajolik i njegova vremenska komponenta sinkronijski fenomeni jer su u krajoliku sadržani tisućljetni tragovi upravljanja zemljištem čiji su materijalni tragovi isprepleteni i egzistiraju istovremeno u suvremenom krajoliku. Povijesnost krajolika se ne odnosi na same povijesne elemente već na isprepletenosti povijesnih i suvremenih elemenata i obrazaca u sadašnjosti (sukladno fenomenološkim spoznajama od Tilley, 1994; 2004; Bender i dr., 1997) (Turner, 2007; 2018a). Tako definiran krajolik je ujedno i resurs kojim je danas potrebno upravljati na održiv način sukladno KEK/ELC-u (NN 12/02; ELC 2000). Upravljanje samo po sebi, a i ono koje je predviđeno u KEK/ELC-u (NN 12/02; ELC 2000) izričito integrira perspektivu budućnosti kroz brigu na održivi način (više o tome kod: Fairclough, 2002b). PKK kao metoda zadovoljava ispunjavanje preporuka i obaveza preuzetih iz KEK/ELC-a (NN 12/02; ELC 2000) i u skladu je s njima, (Fairclough, 2002a; 2002b; 2006; Aldred i Fairclough, 2003; Turner, 2006; 2007; 2018a; Fairclough i Wigley, 2006; Alfrey, 2007; Dobson, 2008; Herring, 2009; Dobson i Selman, 2012; Lambrick i dr., 2013; Fairclough i Herring, 2016; Fairclough i dr., 2018; Swandwick i Fairclough, 2018).

Karakteristika PKK metode koja se učestalo ističe, je da je kao metodološki okvir usmjerena prema budućnosti. Okosnica PKK metode je problematika upravljanja i održivosti, a ne samo valoriziranje elemenata iz prošlosti (Rippon, 2004; Fairclough, 2006; Turner, 2006; Fairclough i Herring, 2016; Swandwick i Fairclough, 2018). Radi toga se PKK svrstava u primijenjene znanosti jer se rezultati karakterizacije mogu koristiti kao osnova za prostorno planiranje. Kao kartografska metoda s kartografskim rezultatima, PKK je na općoj razini komplementarna drugim metodama i pristupima u prostornom planiranju (Fairclough, 2002a; 2002b; 2005; 2006; Aldred i Fairclough, 2003; Rippon, 2004; 2007; Fairclough i Wigley, 2006; Turner, 2006; 2007; Herring, 2009; Dobson i Selman, 2012; Lambrick i dr., 2013; Fairclough i Herring, 2016; Swandwick i Fairclough, 2018). Sukladno suvremenim poimanjima upravljanja

po principu održivosti, PKK metoda omogućava proaktivno djelovanje i preventivnu zaštitu, a ne samo reaktivno ili spasilačko djelovanje u procesu planiranja (Fairclough, 2002b).

PKK je primjerena metoda za istraživanje materijalno-povijesnog aspekta krajolika (Fairclough, 2002a; 2005). Konceptijski i metodološki okvir PKK je nastao kroz nastojanja arheologije da svoja specifična znanja i vještine primjeni na ukupnost materijalnih ostataka iz prošlosti koji su sačuvani u krajoliku (Rippon, 2004; 2013; Turner, 2006; 2007; 2018a; Lambrick i dr., 2013; Fairclough i Herring, 2016; Swandwick i Fairclough, 2018). Unutar same arheologije postoje rasprave o tome gdje i kako treba pozicionirati PKK metodu u smislu disciplinarnih određenja. Pojedini autori tvrde da je PKK naprosto dio arheologije krajolika kao subdisciplina (Turner, 2006; Rippon, 2007). Formulirana je tvrdnja da PKK predstavlja tek jedan od noviteta unutar arheologije. Postavka da je PKK konstitutivno usmjerena na sadašnjost, a ne na prošlost je ono što PKK odvaja od dosadašnjih dominantnih znanstvenih okvira u arheologiji (Fairclough, 2002b; 2005; 2006; Aldred i Fairclough, 2003; Rippon, 2004; 2013; Fairclough i Wigley, 2006; Turner, 2007; Herring, 2009). Brojni autori prepoznaju izraženu interdisciplinarnost PKK jer tehnike i metodologija koju koristi nisu svedive samo na arheologiju. PKK nije moguće sagledavati samo kao jedan od kategorijsko-metodoloških aparata arheologije. Upravo suprotno, PKK je konstitutivno interdisciplinarni kategorijsko-metodološki okvir koji svoje koncepte i metodologiju crpi iz različitih znanosti, u čemu treba posebno istaknuti značaj geografije. Iako je PKK razvijena unutar arheologije i za potrebe arheologije u sektoru zaštite kulturnih dobara za razinu zaštite krajolika, ona predstavlja interdisciplinarnu ekstenziju u druga znanstvena područja (Fairclough, 2002a; Fairclough i Wigley, 2006; Turner, 2006; Dobson i Selman, 2012; Lambrick i dr., 2013; Fairclough i dr., 2018; Swandwick i Fairclough, 2018). Možda je Fairclough (2002b) najbolje obrazložio kompetencije arheologije koje je čine prikladnom disciplinom da se razvije i integrira u prakse prostornog planiranja sukladno definiciji krajolika iz KEK/ELC-a (NN 12/02; ELC 2000): "...arheolozi, prema vlastitoj definiciji discipline, bave se trima najvažnijim aspektima krajolika, aspektima kojima druge discipline ne mogu tako lako pridonijeti: razumijevanjem promjena kroz vrijeme, posebno kroz duge vremenske periode; prepoznavanjem uloge ljudskog djelovanja u stvaranju krajolika, djelujući kroz društvene procese na kolektivnoj, a ne individualnoj razini; prostornim uzorcima i odnosima: ukupnom povezanosti, često na neočekivane načine, svega unutar krajolika, uključujući povezanost između "prirodnog" i kulturnog." (Fairclough, 2002b; 25–26.).

Definiranje arheološke važnosti kulturnih krajolika, objašnjenje dugoročnih promjena, kontinuiteta i vremenske dubine su integralni arheologiji (Fairclough, 2002b). Suvremeni krajolici su u gotovo cijeloj Europi rezultat djelovanja (ili zanemarivanja) ljudi. Stoga arheologija, zajedno s drugim znanostima čiji je fokus kulturalizacija prostora, okoliša, imaju važnu ulogu u identifikaciji, karakterizaciji i zaštiti kulturnih krajolika (Turner, 2006). Svi krajolici se mogu opisati kao "palimpsest" (termin koji je upotrijebio Crawford, 1953) što znači da je krajolik konstitutivno materijalni rezultat društvenih praksi iz različitih razdoblja prošlosti (Rippon, 2004; Fairclough i Wigley, 2006; Dobson, 2008). To krajolik ujedno čini i najbogatijim povijesnim izvorom (Hoskins, 1955) i može se opisati kao artefakt, tvorevina nastala mobilizacijom raznih kulturnih i prirodnih elemenata, a koja je u stanju stalne promjene putem različitih prostornih praksi (Fairclough i Wigley, 2006; Mlekuž, 2019).

PKK je usmjerena na identificiranje i dokumentiranje karaktera, povijesne ili vremenske dubine i stupnja povijesnosti koja je sačuvana i vidljiva u sadašnjim krajolicima. Riječ je metodi koja kartografskom inventarizacijom krajolika, sukladno njegovoj raznolikosti primjereno tretira povijesni karakter krajolika. Analiza povijesnog krajolika je usmjerena na vremensku dubinu karaktera sadašnjeg krajolika. Ono po čemu se današnji krajolik razlikuje od arheoloških krajolika jest to što je još uvijek u upotrebi stoga se njime treba upravljati. Krajolik je uvijek u stanju promjene i čini se da je to jedino univerzalno načelo koje vrijedi za njega (Turner, 2006; 2007). Promjena je inherentna karakteristika krajolika stoga je arheološki pristup primjeren za analizu krajolika jer arheologija metodološki uspostavlja materijalnu vezu između prošlosti i sadašnjosti (Turner, 2007). Stoga se PKK može definirati i kao kategorijsko-metodološki okvir koji sagledava krajolik kao materijalnu kulturu, kao artefakt (Fairclough, 2006; Turner, 2006). Krajolik je kumulativni rezultat društvenih praksi koje su materijalizirane tijekom prošlosti (Lambrick i dr., 2013; Mlekuž, 2019). Cilj PKK metode se može definirati kao dokumentiranje prošlosti u sadašnjosti, u današnjem suvremenom okružju (Aldred i Fairclough, 2003; Fairclough, 2002a; 2005; Alfrey, 2007; Dobson, 2008; Belcher, 2008; Herring, 2009; Lambrick i dr., 2013; Turner, 2018a; Swandwick i Fairclough, 2018). Belcher (2008) kao osnovu za PKK izdvaja: "...osnova za studiju je današnji krajolik i stariji krajolik koji je sadržan u njemu čija je glavna karakteristika povijesna (vremenska dubina)." (Belcher, 2008; 27). Iznimno je važno naglasiti da PKK omogućava interpretiranje povijesnosti čitavog krajolika (Fairclough, 2002a; Turner, 2006; 2018a; Herring, 2009; Lambrick i dr., 2013).

Materijalnost samog povijesnog krajolika je istovremeno izvor i predmet karakterizacije (Rippon, 2004; Turner, 2006; 2018a; Swandwick i Fairclough, 2018). Povijesnost krajolika je naglašena u definiciji: "...PKK je metoda prikazivanja i predstavljanja prisutnosti prošlosti u sadašnjem okolišu..." (Austin, 2007; 92). Lambrick i dr. (2013) navode da: "PKK identificira doprinos prošlosti krajoliku." (Lambrick i dr., 2013; 9).

Dobson (2008) definira matricu za PKK: "Prostorna – Čitljivost prošlosti kroz oblik, a ne materijal (npr. moderne trase cesta), Materijalna – Čitljivost kroz prepoznavanje i tumačenje materijala, Kontigvitet – Čitljivost temeljena na bliskoj prostornoj blizini dokaza, Fragmentacija – Čitljivost temeljena na prostornoj disperziji dijelova dokaza, Plan – Čitljivost temeljena na planovima ili zračnoj perspektivi, Perspektiva – Čitljivost koja se detektira iz perspektive sa zemlje." (Dobson, 2008; 118–119).

Upravo iz publikacije rezultata pionirske studije karakterizacije okruga Cornwall (Herring, 1998) potječe jedna od najcitiranijih misli u literaturi o PKK koja reflektira osnovnu logiku metode koja joj je dala kategorijski, metodološki i empirijski okvir: "Detaljniji pregled (krajolika) razotkriva da pojedinačna grupiranja i obrasci komponenata koje se pojavljuju diljem okruga mogu biti određene kao rezultat sličnih povijesti. Povijesni krajolik Cornwall-a može dakle biti karakteriziran, kartiran i opisan korištenjem konačnog broja kategorija ili "povijesnih karakternih tipova." (Herring, 1998; 11).

2.3.5.2. Faze razvoja metode PKK

Detaljno istraživanje razvoja PKK metode proveli su Aldred i Fairclough na temelju usporedbe završenih studija (Aldred i Fairclough, 2003). Utvrdili su da metodologija pionirskog projekta karakterizacije okruga Cornwall (Herring, 1998) nije doslovno kopirana, već je metodologija razvijana postupno sa svakom sljedećom PKK studijom. Analizom su izdvojena četiri vala razvoja metode. Valovi razvoja su izdvojeni na temelju korištene metodologije pri karakterizaciji (unaprijed definirane klase ili na temelju atributa) i načinu korištenja GIS-a (Aldred i Fairclough, 2003).

Prvi val je nazvan eksperimentalna faza. Obuhvaća projekte provedene između 1994. – 1999. godine. Pionirska studija provedena u okrugu Cornwall (Herring, 1998) je postavila principe metode koji su postali sastavni dio svih kasnijih valova. Prvim valom su definirani

osnovni principi karakterizacije: karakterizira se sadašnji krajolik, karakterizira se cijeli krajolik, cijeli krajolik je jednako vrijedan, cilj je generalizirati, odnosno identificirati dominantni povijesni karakterni tip, omogućiti konzistentnost pri karakterizaciji, omogućiti provjeru i ponavljanje determinacije karakternog tipa, omogućiti objektivnost procesa, subjektivne procjene učiniti transparentnima, koristiti arheološki pristup u interpretaciji povijesnih karakternih tipova itd. U tim ranim projektima su korištene unaprijed definirane klasifikacije. Takva vrsta klasifikacije se naziva implicitna kategorizacija jer su podatci o klasama definirani i opisani u unaprijed. Standardna kartografska podloga je bila suvremena topografska karta mjerila 1:25 000 (Aldred i Fairclough, 2003). Karakterizacija se do 1995. godine izrađivala na analognim kartama (Herring, 1998; 2009; Rippon, 2004). Projekti prvog vala su tehnički unaprijeđeni implementacijom GIS-a čija se upotreba opisuje kao jednostavna. GIS se koristio kao CAD sučelje za vektorizaciju, a ne kao analitičko sredstvo. Spektar atributa u klasifikaciji i karakterizaciji je bio uzak, a tijekom vremena je proširen. Proces karakterizacije je postao transparentan dokumentiranjem podataka na temelju kojih je izvršena klasifikacija. Uvedeno je korištenje povijesnih kartografskih izvora koji su činili osnovne izvore za identificiranje vremenske dubine krajolika. To je omogućilo izradu višestrukih modela karakterizacije i višestrukih kartografskih prikaza (primjerice prema razdoblju i promjenama karakternog tipa) (Aldred i Fairclough, 2003).

Drugi val se naziva fazom uspostavljanja metode i obuhvaća projekte provedene između 1997. – 2000. godine. Taj val se opisuje kao metodološka nadogradnja na projekte iz prvog vala. U PKK studijama drugog vala, veći naglasak je stavljen na vremensku dubinu krajolika i definiranje prethodnih karakternih tipova (kada je to moguće). Osnovni podatci za istraživanje i utvrđivanje vremenske dubine krajolika su povijesni kartografski izvori, primjerice, katastar iz 19. stoljeća. GIS se koristi u mnogo većem opsegu: za vizualizaciju podataka i modela, za digitalizaciju kartografskih izvora, ali i izradu prostornih baza podataka. Time je proširena osnova za izradu klasifikacije i konačne karakterizacije. Karakterizacije drugog vala se više temelje na atributima (podatci o morfologiji, prostornoj, funkcionalnoj i kronološkoj distinkciji tipova) iako i dalje dominiraju implicitne klasifikacije (Aldred i Fairclough, 2003).

Treći val se odnosi na studije izrađene tijekom 1999. – 2000. godine. Napredak trećeg vala se temelji na iskustvu i podacima čak deset završenih projekata. U trećem valu karakterizacije se izrađuju na temelju višestrukih atributa koji uključuju morfologiju, procese,

kronologiju, izvore podataka te identifikaciju promjena. Dodatnim atributima je povećana transparentnost u definiranju klasa i karakternih tipova. Povećana je analitična upotreba GIS-a jer je uspostavljen okvir za definiranje tipova na temelju analize atributa pridodanih vektorima. Karakterni tipovi se više ne temelje na unaprijed definiranim tipovima već na rezultatima analize atributa. GIS se osim za vizualizaciju, koristi i kao analitičko sredstvo jer je postavljen kao platforma za prostorne upite. Povećanjem repertoara atributa omogućena je veća fleksibilnost kao i transparentnost u definiranju klasa. Time je značajno povećana opća transparentnost projekata jer je svakom poligonu pridružen niz atributa na temelju kojih su definirane klase. Na temelju podataka, klase se mogu iznova definirati i izraditi višestruki PKK modeli i kartografski prikazi (Aldred i Fairclough, 2003).

Četvrti val razvoja PKK metode obilježava veća evolucija, ali i konsolidacija metode koja se odvila između 2001. – 2002. godine. Četvrti val kombinira najbolje prakse iz prethodnih PKK studija. Projekti četvrtog vala su metodološki najviše konzistentni. GIS ima gotovo pa središnju ulogu te se koristi kao analitičko sredstvo. Povećana je transparentnost karakterizacije korištenjem direktnih komentara za svaki pojedini poligon. Dodatan naglasak je stavljen na identifikaciju promjena krajolika, odnosno na vremensku dubinu. Definiranje prethodnih karakternih tipova krajolika je omogućeno zbog dostupnosti povijesnih kartografskih izvora i povijesnih zračnih snimaka u digitalnom obliku. Međutim, tendencija četvrtog vala je smanjenje površine poligona i izrada finije karakterizacije čime se potencijalno gubi mogućnost identificiranja općih prostornih obrazaca. Osnova za konsolidaciju metode su završene PKK studije, razvoj tehnologije i dostupnost kartografskih prikaza u digitalnom obliku. Povećana je standardizacija karakterizacije koja funkcionira kao predložak za druge studije. Atributi su postali kompleksniji što je pozitivno utjecalo na validaciju identifikacije, interpretaciju, klasifikaciju i transparentnost. Za četvrti val je karakterističan takozvani eksplicitni način klasifikacije koji se temelji na podatku. Klasifikacija se izrađuje na temelju atributa pridruženih poligonu kao najmanjoj analitičkoj jedinici. Četvrti val se naziva i višestruki ili kombinirani, hibridni model (Aldred i Fairclough, 2003).

Karakterizacije iz prvog i drugog vala su relativno subjektivne i funkcioniraju po principu "odozgo prema dolje" (engl. *top-down*) jer su provedene prema unaprijed definiranim klasifikacijama. Mlađe karakterizacije su se usmjerile više prema objektivnom pristupu, slijedeći pristup "odozdo prema gore" (engl. *bottom-up*). Njih karakterizira morfološka analiza,

definicija i opis poligona što je u osnovi reakcija na nedostatke najstarijih PKK studija. Najmlađe karakterizacije su kombinacije oba pristupa. Svaki karakterni tip u PKK studiji je zabilježen na temelju raspona dovoljno objektivno definiranih atributa prije interpretacije u određene povijesne tipove i podtipove krajolika (Herring, 2009). Međutim, razvoj PKK metode se najviše može povezati s razvojem prikladnih geoprostornih tehnologija i alata čija je implementacija bila postupna. Stoga se čini da je za razvoj svih valova PKK metode ključna implementacija GIS-a koji se koristio na sofisticiraniji način. Primjena GIS-a je povećala transparentnost i osigurala fleksibilnost u primjeni PKK metode. Omogućena je izrada višestrukih vremenskih isječaka krajolika modeliranih po razdobljima ili prethodnim tipovima do višestrukih vizualizacija rezultata (Fairclough, 2002a; Aldred i Fairclough, 2003; Fairclough i Wigley, 2006; Fairclough, 2006; Turner, 2007). Williamson (2007) se ne protivi implementaciji tehnologije u PKK, ali kritički ističe da stručnjaci mogu biti na neki način zavarani primjenom GIS-a i vizualnim potencijalima karata kao krajnjih rezultata karakterizacije jer mogu dati (lažni) osjećaj točnosti i objektivnosti. Budući da je karakterizacija interpretacijski proces što je čini subjektivnom, subjektivnost se na neki način anulira prividnom objektivnosti krajnjeg rezultata – karte.

Principi i metode PKK su razvijani organski kroz višegodišnje eksperimentiranje u primjeni metode pri karakterizaciji brojnih okruga u Engleskoj (Fairclough i Herring, 2016). Razvojni valovi su se sukcesivno nadograđivali (Herring, 2009). Organskim razvojem, PKK metoda je pozicionirana kao pristup koji nije fiksna, kojeg ne karakterizira strogo definirana metodologija. Pozitivni razvoj PKK metode se može povezati s razvojem metodologije i implementacijom geoprostornih tehnologija (Aldred i Fairclough, 2003; Fairclough, 2002a; 2006; Rippon, 2004; Fairclough i Wigley, 2006; Fairclough i Herring, 2016). Implementirane su tehnologije, softveri i digitalne reprezentacije krajolika koje su osuvremenile i poboljšale metodu od njezina nastanka. Međutim, u izradi PKK modela i dalje se koristi ručna digitalizacija i vektorizacija (Aldred i Fairclough, 2003). Organski razvoj PKK metode je rezultirao svojevrsnom diskrepancijom između izrađenih PKK studija zbog razlike u metodologiji i korištenoj tehnologiji. Praktični problem koji je time nastao jest nemogućnost "spajanja" PKK studija u jedinstveni PKK model kako bi se prikazala raznolikost povijesnog krajolika. Međutim, zagovornici PKK metode tu nekonzistenciju u PKK studijama ne smatraju nimalo problematičnom (Williamson, 2007), što odražava pozitivan stav o mnogostrukosti arheologije krajolika kao vrsti eklektičnosti kojom se "više dobiva nego gubi", što je opći stav

kakav primjerice iznosi Novaković (2008) za arheologiju krajolika općenito. Takav stav se može protumačiti i obrazložiti diverzitetom krajolika jer je krajolik najveći predmet istraživanja čiji elementi mogu biti istraživani i interpretirani na različite načine te se mogu međusobno nadopunjavati, a ne nužno isključivati.

2.3.6. Osnovni koncepti metode PKK

2.3.6.1. Karakterizacija

Ključni operativni koncepti koji konstituiraju kategorijsko-metodološki okvir PKK su: karakterizacija, karakter i vremenska dubina te morfološka i retrogresivna analiza. U tekstu su pobliže objašnjeni navedeni operativni koncepti.

Karakterizacija je prema Rječniku hrvatskoga jezika definirana kao "...opisati (opisivanje) što je svojstveno...ili pojavi s težištem na glavnom ili bitnom svojstvu. "Temelji se na karakteristici koja se definira kao: "1. bitna oznaka, bitno svojstvo čega; značajka, obilježje..." (Anić, 1991; 254). Druga definicija iz priručnika *Historic Landscape Characterisation in Ireland: Best practice guidance (Povijesna karakterizacija u Irskoj: vodič dobrih praksi)* jest da je karakterizacija "Proces identificiranja dominantnog povijesnog karaktera današnjeg krajolika i razumijevanja kako je nastao." (Lambrick i dr., 2013: 89) što se odnosi na promjene koje su se odvale u krajoliku tijekom prošlosti (Aldred i Fairclough, 2003; Rippon, 2004).

Povijesna karakterizacija krajolika se opisuje kao sistematično opisivanje lokalnih i regionalnih varijacija u karakteru krajolika (Fairclough, 2002a; Rippon, 2004; 2007; Dobson i Selman, 2012; Lambrick i dr., 2013; Turner, 2018a). Fairclough i Herring (2016) navode: "PKK je naizgled jednostavna tehnika koja se bavi velikom temom sadržanom u svom nazivu: Povijesna—kritički pogled na prošlost kakvom je vidimo u sadašnjosti; Krajolik—mjesto kakvo ljudi percipiraju i osporavaju, a stvoreno je prirodnim silama i ljudskim djelovanjem; Karakterizacija—identifikacija i opis bitnih ili prepoznatljivih obilježja i kvaliteta." (Fairclough i Herring, 2016; 4).

Nadalje, "...jedan specifičan način sagledavanja krajolika je poznat kao Povijesna karakterizacija krajolika." (Fairclough, 2006; 55). Cilj karakterizacije jezgrovito opisuje Rippon (2004): "...sistematično opisati lokalne i regionalne razlike u karakteru krajolika i razumjeti

kada i kako su ti obrasci nastali." (Rippon, 2004; 9). Definicija PKK je dodatno pojašnjena: "...analiza krajolika nije samo način opisivanja lokalnih i regionalnih varijacija u karakteru krajolika nego i način razumijevanja kako je nastao" (Rippon, 2004; 13). "...PKK... počinje s današnjim krajolikom kao konstruktom percepcije, a zatim istražuje kako je prošlost prisutna u tom konstrukt." (Fairclough, 2006; 66).

Karakterizacijom se interpretira čitav krajolik kao kontinuirani prostor koji se razlikuje u varijacijama njegova razvoja koji su nastali društvenim djelovanjem u prošlosti i sadašnjosti (Turner, 2006; 2018a; Dobson i Selman, 2012; Swandwick i Fairclough, 2018). Brojne su definicije karakterizacije od kojih se može istaknuti više njih. Fairclough (2002b) iznosi da: "Arheološko razumijevanje kulturnog krajolika i definiranje njegove povijesne karakteristike, zahtijeva mnogo pristupa: odlučivanje što čini karakter krajolika, razumijevanje povijesti područja, uvažavanje arheoloških ostataka, kartiranje raspodjele njegovih elemenata i definiranje vrsta elemenata." (Fairclough, 2002b; 34). Uobičajena definicija karakterizacije krajolika je: "...karakterizacija je opisivanje, klasificiranje i kartiranje karaktera krajolika čime se pokazuje kako je neko područje različito od drugog." (Fairclough i Wigley, 2006; 6). Međutim, važno je naglasiti da činjenica da se neki krajolik razlikuje od nekog drugog ne znači da je taj krajolik nužno i po čemu bolji od nekog drugog krajolika (Fairclough i Wigley, 2006; Warnock i Griffiths, 2014; Swandwick i Fairclough, 2018). Nadalje, PKK se opisuje i kao "...kartografska metoda bilježenja u krupnom mjerilu s dozom subjektivnosti i generalizacije, interpretacija povijesne i kulturne dimenzije sadašnjeg krajolika." (Fairclough i Wigley, 2006; 9). Drugim riječima, karakterizacija je identifikacija osnovnih karakteristika što se odnosi na tvorevine te njihovo kartiranje i deskripciju čime nastaje okvir za reprezentaciju i interpretaciju povijesnog krajolika (Herring, 2009; Fairclough i Herring, 2016).

Međutim, kako su krajolici u stalnom stanju promjene, a PKK metoda interpretira krajolik, važno je imati na umu da: "... svrha PKK nije stvaranje autentične verzije prošlih ili sadašnjih krajolika." (Turner, 2007; 45). Današnji krajolik je predmet analize metodom PKK (Fairclough, 2002a; 2005; 2006; Aldred i Fairclough, 2003; Rippon, 2004; 2007; Fairclough i Wigley, 2006; Dobson, 2008; Belcher, 2008; Herring, 2009; Dobson i Selman, 2012; Lambbrick i dr., 2013; Millican i dr., 2017) jer se današnji krajolik može definirati kao artefakt, rezultat kumulativnih materijalnih praksi tijekom tisućljetnog upravljanja i korištenja zemljišta, koji sadrži prošle krajolike i njihove materijalne ostatke. Karakterizaciju se može još definirati kao

osnovu za upravljanje budućim promjenama u krajoliku (Aldred i Fairclough, 2003; Rippon, 2004; Fairclough i Wigley, 2006; Fairclough, 2002a; 2006; Turner, 2006; 2007; Alfrey, 2007; Belcher, 2008; Dobson, 2008; Herring, 2009; Dobson i Selman, 2012; Lambrick i dr., 2013; Fairclough i Herring, 2016; Swandwick i Fairclough, 2018) ili kako je Bloemers (2002) formulirao: Povijesna karakterizacija se može definirati kao "arheologija orijentirana prema budućnosti." (Bloemers, 2002; citirano kod Rippon, 2004; 37). Jednako mišljenje dijeli i Rippon (2004; 2007) koje je sadržano u sljedećoj rečenici: "Razumijevanje prošlosti je ključno za upravljanje budućnosti..." (Rippon, 2004; 27). Arheologija orijentirana na prošlost prikuplja znanje o društvima iz prošlosti, a arheologija orijentirana na budućnost se bavi kvalitetom arheološko-povijesnog krajolika kao našeg sadašnjeg i budućeg okoliša s ciljem očuvanja (Bloemers, 2010).

Takve teorijske postavke imaju jasne implikacije za primjenu metode povijesne karakterizacije krajolika. Temeljni princip karakterizacije jest konstitutivna usmjerenost na suvremeni krajolik za čije se upravljanje stvara okvir pomoću PKK podataka. Pri analizi se koriste prvenstveno suvremene kartografske podloge koje reprezentiraju suvremeni krajolik. Međutim, u metodološkom smislu, PKK nije isključivo i jedino usmjerena na suvremene kartografske izvore. Integralni dio procesa karakterizacije jest i upotreba povijesnih, arhivskih i drugih dokumenata kao i arheoloških podataka. Iznimno važan aspekt PKK je rekonstrukcija krajolika iz prošlosti čime se utvrđuje vremensko porijeklo krajolika (Rippon, 2004).

Karakterizacija je analiza krajolika, njegovih elemenata i drugih tvorevina koje ga sačinjavaju sa svrhom identifikacije povijesne dimenzije krajolika (Rippon, 2004; Alfrey, 2007; Rippon, 2007; Dixon, 2007; Belcher, 2008; Lambrick i dr., 2013). Analiza rezultira interpretacijom elemenata koji sačinjavaju krajolik. Interpretacija je svojevrsno čitanje ili determinacija elemenata krajolika, na razini njihove funkcije kao i datacije (Fairclough, 2002a; Aldred i Fairclough, 2003; Rippon, 2004). Karakterizacija je stoga vrlo subjektivna, međutim, subjektivnost je potrebno prihvatiti kao sastavni dio pristupa, kao nešto što je inherentno samoj metodi (Herring, 2009; Fairclough i Wigley, 2006). Subjektivnost proizlazi iz same analize krajolika te čak rezultira različitim karakterizacijama istih područja. Različite karakterizacije proizlaze ne samo iz primjene različite metodologije, korištenja različitih izvora i materijala već i zbog samog interpretatora. Usporedba karakterizacija istog područja koje su proveli Aldred i Fairclough (2003) je ukazala na važnost lokalnog znanja, odnosno, poznavanja

krajolika koji se karakterizira, te iznimnu važnost uloge interpretatora u procesu. Karakterizacija je interpretacijski proces koji je rezultat analize elemenata i tvorevina krajolika i kao takav je nužno subjektivan i može polučiti različite rezultate (Fairclough, 2002a; 2006; Aldred i Fairclough, 2003; Rippon, 2004; Fairclough i Wigley, 2006; Turner, 2007; Belcher, 2008; Herring, 2009; Swandwick i Fairclough, 2018). Subjektivnost PKK metode je povezana i s fleksibilnosti jer je karakteristika PKK to da ne postoji jedna standardizirana metodologija već PKK zapravo počiva na principima (Aldred i Fairclough, 2003; Fairclough i Wigley, 2006; Fairclough i Herring, 2016; Turner, 2006; 2018a).

2.3.6.2. Karakter

Karakter je prema Rječniku hrvatskog jezika definiran kao: "... 3. Ono što je najviše svojstveno; obilježje, značaj i prava priroda pojave, kraja, djela, epohe itd..." (Anić, 1991; 254). Na ovom mjestu možemo istaknuti i definiciju pridjeva karakterističan, a koji glasi: "...koji je po nečemu tipičan, u kojemu se ogleda nešto posebno; svojstven..." (Anić, 1991; 254). Karakter se u ovom radu odnosi na povijesni karakter, na koncept PKK metode. Lambrick i dr. (2013) povijesni karakter definiraju kao: "Kombinacija fizičkih i perceptivnih obilježja mjesta iz kojih se mogu prepoznati prošli društveni, ekonomski i kulturni odnosi i načini korištenja." (Lambrick i dr., 2013: 89). EKK/ELC (NN 12/02; ELC 2000) u definiciji krajolika po prvi put unosi termin karakter: Članak 1. "...karakter kao rezultat aktivnosti i interakcije prirodnih i/ili ljudskih faktora." To predstavlja prvo službeno određenje krajolika kao entiteta koje posjeduje karakter. Stoga se krajolik prema karakteru – njegovim obilježjima, svojstvima itd. može opisati, odrediti, tipologizirati i sl. (Fairclough, 2002b; Fairclough i Herring, 2016; Fairclough i dr., 2018; Swandwick i Fairclough, 2018; Turner, 2018a). Cijeli krajolik je povijesni, i polu-prirodni krajolici kao što su šume, zemljišni pokrov itd. jer je riječ o antropogenim intervencijama u krajoliku koje su u suodnosu s društvenom i povijesnom realnosti u kojoj su nastale. Konvencijom su takvi krajolici izjednačeni s kulturnim krajolicima, koncipirani su kao dio karaktera krajolika jer je čitav krajolik humaniziran. I bioraznolikost je u kontekstu polu-prirodnih krajolika prepoznata kao kulturni fenomen koji ima važnu ulogu u oblikovanju našeg kulturnog okružja koje se konstantno mijenja, u fizičkom i perceptivnom smislu (Fairclough, 2002a; Aldred i Fairclough, 2003; Rippon, 2004; Fairclough, 2005; 2006; Fairclough i Wigley, 2006; Turner, 2006; 2018a). Lambrick i dr. (2013) su na jednostavniji način opisali karakter krajolika kao specifičnosti koje se temelje na spajanju prirodnih i kulturnih elemenata što je u

skladu sa spoznajom da nije moguće uspostaviti distinkciju između kulturnog i prirodnog u krajoliku, jer su kulturni elementi isprepleteni s prirodnim elementima. Time su kulturni i prirodni elementi međusobno uvjetovani te zajedno generiraju različite karaktere krajolika. U Europi vjerojatno i ne postoje krajolici koji nisu oblikovani antropogenim djelovanjem. I biodiverzitet se smatra rezultatom kulturnih fenomena i društvenog djelovanja ili zanemarivanja. Stoga se i bioraznolikost i karakter svih krajolika može smatrati rezultatom prirodnih procesa i kulturnih aktivnosti (Millican i dr., 2017). Čitav krajolik je povijestan i karakter mu je inherentno svojstvo, bilo da je riječ o urbanom, ruralnom, prirodnom i polu-prirodnom krajoliku jer su svi rezultat antropogenog djelovanja bilo u vidu aktivnog ili pasivnog djelovanja (Fairclough, 2002a; 2006; Aldred i Fairclough, 2003; Rippon, 2004; Fairclough i Wigley, 2006; Turner, 2006; Dixon, 2007; Herring, 2009; Lambrick i dr., 2013).

Karakter krajolika se još definira i kao nematerijalna osobina krajolika jer je ovisna o percepciji koja se mijenja, čime je krajolik konstituiran i kao perceptivni fenomen (Fairclough i Wigley, 2006; Fairclough, 2006; Fairclough i Herring, 2016). Time se utjelovljuje dijalektična priroda krajolika. U krajoliku je nemoguće uspostaviti distinkciju između dihotomije kulturno/prirodno. S obzirom da se krajolik analizira na temelju empirijskih podataka, od iznimne je važnosti operativni koncept krajolika u kojem su integrirani tradicionalno razdvojeni pojmovi prirodnog i kulturnog. U KEK-u / ELC-u (NN 12/02; ELC 2000) definicija krajolika integrira percepciju, kulturno i prirodno, što odražava nove znanstvene spoznaje koje su i kodificirane konvencijom.

Holističko shvaćanje krajolika ima više implikacija. Jedna od implikacija jest da se karakter krajolika ne može uništiti već samo promijeniti jer je promjena proces. Svaki proces ostavlja materijalni trag u krajoliku i tvori karakter krajolika, neki procesi se zaustavljaju kada neki novi procesi započinju. Proces koji generiraju promjene u krajoliku stvaraju razliku između područja. Iako nisu svi procesi jednakog intenziteta i brzine, promjena je kao proces nužna i konstantna sila (Fairclough, 2006; Turner, 2018a). Granice između karaktera područja su istovremeno i indikacije i rezultat promjena i procesa koji oblikuju krajolik (Dobson i Selman, 2012). Čitav krajolik posjeduje prostorni i materijalni karakter koji se očituje u različitim elementima krajolika i njegovim obrascima (Dixon, 2007; Dobson i Selman, 2012). Materijalni integritet krajolika kroz karakter krajolika reprezentira tisućljetne društvene prakse, razdoblja promjena i modifikacija krajolika (Fairclough, 2002a; Turner, 2018a).

Karakter, u odnosu na pojam krajolika, definira se brojnim jednostavnim ili kompleksnim definicijama koje su fokusirane na osnovne činitelje karaktera krajolika ili na odnose između činitelja karaktera. Štular (2011) karakter definira jednostavno kao značajke krajolika. Şengür (2018) karakter krajolika opisuje kao specifičan, prepoznatljiv i konzistentan obrazac elemenata u krajoliku. U definiranju krajolika većinom se naglasak stavlja na materijalne elemente koji predstavljaju karakteristike (Fairclough i Wigley, 2006; Fairclough, 2006; Alfrey, 2007; Turner, 2006; 2007; Herring, 2009; Fairclough i Herring, 2016). Međutim, naprosto je nemoguće zabilježiti sve materijalne tragove u krajoliku iz kojih proizlazi njegov karakter. Stoga, u primjeni povijesne karakterizacije krajolika, naglasak nije stavljen na pojedinačne elemente već na njihov međusobni odnos kojim se prepoznaje dominantan obrazac (Turner, 2006; 2007; Fairclough, 2006; Fairclough i Wigley, 2006; Herring, 2009; Alfrey, 2007). To znači da je karakter kompleksniji fenomen koji se identificira kroz obrasce, skupine i oblike (Turner i dr., 2018). Identificiranje karaktera, ili definiranje što čini karakter krajolika je proces sagledavanja obrazaca u kojima se elementi krajolika pojavljuju zajedno. Tako definirani obrasci sačinjavaju karakter krajolika na različitim mjestima (Swandwick i Fairclough, 2018). Elementi krajolika su primjerice naselja, parkovi, suhozidi, šume, parcelizacija ili granice zemljišta itd. (Fairclough, 2006; Herring, 2009). Rippon (2004) je vrlo jasno opisao karakter krajolika: "Jedan način razmišljanja o krajoliku je kao o nizu pojedinačnih elemenata (npr. granice polja) ili parcela (npr. polje), koji se na različite načine kombiniraju kako bi formirali određene diskretne komponente ili "teme" unutar krajolika (zajednički pojam za skupinu elemenata/parcela iste funkcije, npr. sustav polja). Oblik svake komponente i način na koji je artikulirana s drugim komponentama određuje povijesni karakter krajolika, a prepoznatljiva i ponavljajuća kombinacija komponenti definira generički tip povijesnog krajolika. Ovi tipovi mogu biti vrlo lokalni u svom opsegu i oni se kombiniraju na različite načine kako bi definirali jedinstvena karakternu područja..." (Rippon, 2004; 19). Ili još jednostavnije: "... generalni karakter određenog mjesta je rezultat načina na koji su komponente međusobno artikulirane." (Rippon, 2004; 21).

Čitav krajolik je povijesni jer je antropogen, a samim time posjeduje karakter. Prirodno je da različita mjesta imaju različite karaktere, ali ih to ne čini boljima od drugih jer različitost nije vrijednosna kategorija (Fairclough i Wigley, 2006; Swandwick i Fairclough, 2018). Povijesnim karakterom se iskazuje lokalna posebnost na razini krajolika (Fairclough i Wigley, 2006). Karakter je karakteristika nekog krajolika koji omogućava usporedbu između drugih

krajolika na lokalnoj i/ili regionalnoj razini čime se ukazuje na njegove sličnosti, ali i različitosti (Rippon, 2004; 2007; Turner, 2006; Turner i dr., 2018).

Načelo je da je artikulacija elemenata u krajoliku rezultat specifičnih povijesnih procesa i društvenih djelovanja. Karakter krajolika reflektira njegov postanak i povijesni razvoj, a slične tvorevine i slični obrasci su povezani zajedničkim povijesnim razvojem (Lambrick i dr., 2013). Specifični lokalni ili regionalni karakter krajolika je rezultat povijesnih procesa koji su materijalizirani u elementima u krajoliku i njihovim obrascima. Na taj način povijesni procesi sudjeluju u formaciji današnjeg, suvremenog krajolika, a očituju se u njegovom karakteru, primjerice, u oblicima i upotrebi zemljišta (Fairclough, 2006; Herring, 2009; Millican i dr., 2017). Karakter krajolika se prepoznaje kroz međuodnos elemenata u krajoliku, obrasce koje tvore ti elementi i načine na koji su ti obrasci artikulirani. Slični obrasci su rezultat sličnih povijesnih procesa te se identificiranjem karaktera krajolika ne determinira samo njegov postanak i formacija kroz povijest već se provodi i interpretacija kako su prakse koje su rezultat sličnih povijesnih procesa, oblikovali karakteristike krajolika tijekom stoljeća i tisućljeća društvenih praksi (Turner, 2018). Na taj se način istražuju i prepoznaju kada su različiti tragovi nastali, kada su oblikovani po određenom obrascu, odnosno, kada su različiti povijesni karakteri krajolika nastali (Turner i dr., 2018). Temporalni aspekt karaktera krajolika je definiran pojmom vremenska dubina krajolika koji je integralni koncept PKK metode.

2.3.6.3. Vremenska dubina

Koncept vremenske dubine se najbolje i najjednostavnije može objasniti sintagmom da je "prošlost dio sadašnjosti" (Fairclough i Wigley, 2006). Istaknuta sintagma je rezultat spoznaja da su brojni elementi i obrasci iz prošlosti prisutni i čine dominantan karakter sadašnjeg, suvremenog krajolika i istovremeno omogućavaju razumijevanje njegovog postanka (Lambrick i dr., 2013). To se odnosi na promjene u krajoliku koje se manifestiraju kroz fizičke pojave, a promjene su same po sebi inherentne krajoliku kao fenomenu. Fairclough i Wigley (2006) su jednostavno definirali što je to vremenska dubina u PKK metodi iz arheološke perspektive: "...ono što je samorazumljivo arheolozima je protok vremena, odnosno, vremenska dubina koju možemo opisati kao kronološke sekvence, superimponirane slojeve krajolika koji nisu uvijek jednako vidljivi, a koji čine krajolik palimpsestom. Drugo, stavlja djelovanje na središnje mjesto... To usmjerenje razmatra povijesne procese koji su u samim temeljima materijalnosti krajolika i formi koju ta materijalnost poprima... Na kraju (kao proizvod vremena i djelovanja)

postavlja se pitanje promjene, bilo da je brza ili spora, kontinuirana ili povremena, erozivna ili akumulativna, vidljiva ili ne. Promjena kroz vrijeme stvara raznolikost krajolika; sukcesija povijesnih procesa i njihovi učinci stvaraju povijesni karakter krajolika." (Fairclough i Wigley, 2006: 8).

Autori kao što su Fairclough (2002a; 2002b; 2005); Fairclough i Wigley (2006); Turner (2006); Millican i dr. (2017) te Swandwick i Fairclough (2018) naglašavaju djelovanje u kreiranju krajolika kao obliku aktivne materijalne kulture. Povijesna dubina je prisutna u PKK metodi kao njezin integralni koncept već u prvim studijama. Kroz razvoj do četvrtog vala, koncept vremenske dubine je primjenjivan prikazivanjem rekonstrukcija pojedinih razdoblja formiranja krajolika. Međutim, razvojem metode, vremenska dubina krajolika je modelirana prethodnim tipovima krajolika (Aldred i Fairclough, 2003). Koncept vremenske dubine za cilj ima definirati zašto krajolik izgleda kako izgleda, a to se postiže istraživanjem i utvrđivanjem načina promjena krajolika do danas (Fairclough i Wigley, 2006). Vremensku dubinu su Lambrick i dr. (2013) definirali kao: "Očuvanost tvorevina iz prošlosti. Najveća vremenska dubina se odnosi na povijesne krajolike u kojima su zastupljena brojna razdoblja, manja vremenska dubina je prisutna gdje se manje pojedinih povijesnih razdoblja može raspoznati." (Lambrick i dr., 2013; 90).

Krajolik je uvijek u stanju promjene, a promjena kao pojava je jedino aksiomatsko načelo koje vrijedi za krajolik (Fairclough, 2006; Turner, 2006; 2007). Promjene krajolika omogućavaju utvrđivanje kronološke dimenzije krajolika koja se označava kao vremenska dubina (Fairclough, 2006; Herring, 2009). Vremenska dubina je jedna od glavnih karakteristika krajolika (Fairclough, 2006; Fairclough i Wigley, 2006; Belcher, 2008). Najčešće je formulirana kao prisutnost prošlosti u sadašnjosti, odnosno, kao prisutnost elemenata i obrazaca krajolika iz prošlosti koji sudjeluju u konstituiranju i oblikovanju suvremenih krajolika (Fairclough i Wigley, 2006; Austin, 2007; Belcher, 2008; Dobson, 2008; Herring, 2009; Lambrick i dr., 2013). Jednostavnije rečeno, vremenska dubina se odnosi na postojanje i identificiranje starijih krajolika u suvremenom krajoliku koji je predmet analize i zaštite (Aldred i Fairclough, 2003; Fairclough i Wigley, 2006; Belcher, 2008). Pojam vremenske dubine omogućava analiziranje dugoročnih promjena krajolika, odnosno kronološke dimenzije krajolika (Fairclough, 2002b). Time se identificiraju povijesni procesi koji su kreirali krajolik, a rezultat tih procesa su brojne lokalne i regionalne varijacije u karakteru krajolika (Rippon,

2004; Fairclough, 2006). Koncept vremenske dubine kao dijela PKK metode je prepoznao i integrirao promjenu kao inherentnu krajoliku na način da se istraživanjem povijesnih procesa, u krajoliku identificiraju materijalni dokazi koji su ključni za identifikaciju i determinaciju povijesnog karaktera suvremenog krajolika (Fairclough i Wigley, 2006; Millican i dr., 2017). Vremensku dubinu predstavljaju vidljivi dokazi dugoročnih promjena i kontinuiteta u sadašnjem krajoliku (Aldred i Fairclough, 2003; Fairclough, 2002b; Fairclough i Wigley, 2006; Turner, 2006; Herring, 2009; Swandwick i Fairclough, 2018).

Vremenska dubina krajolika se istražuje i utvrđuje na brojne načine. Rippon (2004) je proces utvrđivanja vremenske dubine opisao na sljedeći način: "...analiza povijesnog krajolika zahtjeva...: rane kartografske izvore koji dokumentiraju različite faze razvoja krajolika, arheološke podatke u terminima reliktnih ostataka i podzemnih tvorevina, koji tvore dijelove povijesnog krajolika... ali i jedno i drugo doprinose povijesnom karakteru krajolika, dokumente, prvenstveno povijesne koji se referiraju na komponente krajolika, obrasce korištenja zemljišta i vlasništvo." (Rippon, 2004; 49).

Elementi krajolika kojima se utvrđuje vremenska dubina su brojni. Kako je osnova istraživanja suvremeni krajolik, osnovni izvor podataka su kartografski izvori koji ga reprezentiraju. To su suvremene karte (topografske karte, satelitske i zračne snimke), ali i povijesni kartografski izvori, dokumenti, planovi, arheološki podatci itd. Istraživanjima su pokazala, što se više izvora podataka koristi pri karakterizaciji, analiza i identifikacija povijesne dubine krajolika ili određenog povijesnog tipa krajolika je detaljnija, preciznija i posjeduje veću razinu validnosti (Fairclough i Wigley, 2006; Fairclough, 2002a; 2006; Belcher, 2008; Herring, 2009). Standardni povijesni kartografski izvori su karte iz 19. stoljeća (Aldred i Fairclough, 2003; Williamson, 2007). Međutim, kao relativno mlad izvor podataka smatraju se nedovoljno pouzdanim podacima za identificiranje starijih povijesnih razdoblja, što je dokazano od strane arheologa i povjesničara. Stoga, potrebno je koristiti što je moguće više vrsta različitih izvora podataka (Williamson, 2007). Utvrđivanje vremenske dubine za elemente krajolika se izvodi preko kartografskih podataka, koji služe kao svojevrsni kronološki reper, ali i na temelju arheoloških i povijesnih spoznaja. Takvi podatci se metodom analogije koriste za relativno datiranje elemenata krajolika (Fairclough, 2002a; 2005; 2006; Aldred i Fairclough, 2003; Rippon, 2004; 2007; Fairclough i Wigley, 2006; Turner, 2006; Alfrey, 2007; Williamson, 2007; Herring, 2009; Lambrick i dr., 2013; Turner i dr., 2018). Vremenska dubina se na temelju

kartografskih podataka i drugih povijesnih materijala većinom utvrđuje u svrhu modeliranja geneze podjele zemljišta i procesa ograđivanja koji pripadaju jednom od najčešćih načina oblikovanja krajolika (Fairclough, 2002a; 2005; 2006; Aldred i Fairclough, 2003; Rippon, 2004; 2007; 2013; Fairclough i Wigley, 2006; Williamson, 2007; Belcher, 2008; Lambrick i dr., 2013; Turner i dr., 2018). Određivanje vremenske dubine te posljedično karakternog tipa nije jednoznačan ni jednostavan proces oko kojeg postoji konsenzus. To se posebno odnosi na problematičnost korištenja analogije i morfologije za dataciju karakternih tipova (Rippon, 2007; Turner, 2018a). Istraživanja koja su uključivala više izvora podataka i interdisciplinarni pristup su pokazala da morfologija nije dovoljno pouzdan kriterij za dataciju povijesnih karakternih tipova (Williamson, 2007). Utvrđeno je da jednaki prostorni obrasci mogu biti rezultat društvenih praksi iz različitih vremenskih razdoblja (Crow i dr., 2011).

Osim krajolika u generalnom smislu, predmet karakterizacija su i urbana područja u kojima se istražuju obrasci, planimetrija te evolucija razvoja naselja i gradova (Aldred i Fairclough, 2003; Rippon, 2004; Dobson, 2008; Lambrick i dr., 2013; Swandwick i Fairclough, 2018). U tu svrhu, osim suvremenih kartografskih izvora, planova, zračnih i satelitskih snimaka, koriste se i povijesni izvori kao što su dokumenti, planovi te arheološki podatci. Kao važni podatci pokazali su se i toponimi (Rippon, 2004; Dobson, 2008; Rippon, 2013) koji mogu potjecati čak iz srednjeg vijeka te posredno predstavljati dokaz za, primjerice, srednjovjekovne ograde koje su danas, osim kroz toponime, sačuvane kroz planimetriju naselja ili gradskih četvrti u urbanim cjelinama (Dobson, 2008). Vremenska dubina se odnosi na kronološku dimenziju i genezu krajolika, promjene koje su kroz vrijeme formirale suvremeni krajolik. Ne posjeduju svi krajolici jednaku vremensku dubinu. Neki krajolici ili dijelovi krajolika su rezultat dugoročnih praksi koje su ostavile trag i utjecale na prostorne obrasce koji su integralni dio suvremenog krajolika (Fairclough, 2002a).

2.3.6.4. Karakterni tip

Rezultat PKK metode je karta distribucije povijesnih karakternih tipova krajolika. Procesom karakterizacije, krajolik se razdjeljuje u generičke tipove na temelju morfologije i karaktera (Belcher, 2008). PKK karta je izrađena od niza poligona ili područja koji reflektiraju povijesne karakterne tipove (Turner i dr., 2018). Konačni rezultat se može opisati kao tipologija obrazaca koje tvore elementi krajolika (Turner i dr., 2018; Turner i Crow, 2010) ili kao tipologija ponavljajućih komponenata krajolika koje su povezane povijesnom upotrebom nekog

područja (Lambrick i dr., 2013). Između tako definiranih područja ne postoje praznine u krajoliku kao s distribucijama pojedinačnih spomenika izraženim geometrijom točke (Fairclough, 2002a; Fairclough i Wigley, 2006; Turner i dr., 2018; Turner, 2018a).

PKK tipovi variraju od regije do regije (Crow, 2009; Turner i dr., 2018) i često su lokalni u svojoj distribuciji (Rippon, 2004). Svako područje posjeduje unikatan materijalni i povijesni identitet koji se reflektira u različitim povijesnim karakteristikama krajolika (Alfrey, 2007). U različitim dijelovima svake zemlje, pojavljuju se različiti tipovi koji su rezultat različitih procesa u prošlosti koji su oblikovali krajolik i različitih povijesti krajolika (Turner, 2006). Stoga će različiti PKK tipovi biti posebno definirani za različita područja (Turner i Crow, 2010).

PKK u određenoj mjeri zahtjeva standardizaciju procesa pa čak i standardizaciju tipova. Međutim, standardizira se proces karakterizacije pomoću principa u karakterizaciji i strukturom podataka. Prilagodba raznolikosti krajolika je omogućena principom fleksibilnosti metodologije (Aldred i Fairclough, 2003; Belcher, 2008; Turner, 2018a). PKK je svjesno definirana kao subjektivna jer je njezina primjena rezultat interpretacijskog procesa identifikacije krajolika (Aldred i Fairclough, 2003). Radi toga se ističe da PKK nije monolitni pristup (Turner, 2007; Crow, 2009; Crow i dr., 2011) što znači da različiti stručnjaci mogu karakterizirati isto područje na različit način (Aldred i Fairclough, 2003; Turner, 2007).

Povijesni karakterni tipovi su područja krajolika (Alfrey, 2007; Swandwick i Fairclough, 2018), a izražavaju se geometrijom poligona. Poligon je osnovna analitička jedinica kojoj se pridaju atributi (Aldred i Fairclough, 2003; Fairclough, 2002a; 2005; Fairclough i Wigley, 2006; Herring, 2009). Poligoni ili područja reflektiraju povijesne karakterne tipove izdvojene na temelju morfologije i obrazaca koje tvore u krajoliku. Poligonima se agregiraju elementi koji tvore fizički krajolik i definiraju njegovu materijalnu pojavnost (Fairclough, 2002a; 2005; Alfrey, 2007; Williamson, 2007; Belcher, 2008; Herring, 2009; Turner i dr., 2018).

Postoji više pristupa pri definiranju povijesnog karakternog tipa od kojih su neki čak i oprečni. Crow (2009) karakterni tip određuje kao veliko heterogeno područje generaliziranih karakteristika. Za to navodi primjer područja koja posjeduju veliku povijesnu dubinu radi čega bi mogli biti atribuirani različitim tipovima, a kao rješenje takvih situacija navodi determinaciju tipa prema prevladavajućim karakteristikama, dok se ostale karakteristike mogu zabilježiti u

svrhu transparentnosti karakterizacije. Sličnu logiku za definiranje karakternih tipova u primjenjuje i Alfrey (2007) koji navodi da su područja povijesnog karaktera definirana na temelju dominantnih obrazaca u krajoliku. Jednak pristup dijele i Fairclough i Wigley (2006) koji ističu da karakterni tip nije homogeno područje već specifična kombinacija tipova krajolika među kojima je jedan prevladavajući. Takav način shvaćanja i primjene karakterizacije opravdavaju generalizacijom, kao jednim od osnovnih PKK principa, koji pomaže da se pri definiranju karakternih tipova ne zapadne u svojevrsnu zamku lokalnih specifičnosti krajolika. Prema Fairclough (2002a) karakterni tip je definiran na temelju jednog od dominantnih atributa krajolika, što znači da će karakter definiranih poligona biti heterogen, a ne homogen ili uniforman već generaliziran. Manji diverzitet elemenata krajolika će biti zanemaren u korist općih karakteristika krajolika. Međutim, Herring (2004) i Fairclough i Herring (2016) ističu da je povijesni karakterni tip "ponavljajuća sličnost". Belcher (2008) zauzima dvojak stav i navodi da karakterni tipovi mogu biti interno heterogeni, kao kontrast karakternim tipovima koji su po definiciji homogeni, što odražava unikatnost svakog područja i lokalnih specifičnosti krajolika.

PKK kartira grupe parcela ili podjelu zemljišta (Fairclough, 2002a; 2005; Williamson, 2007; Belcher, 2008; Crow i dr., 2011). Ne kartiraju se pojedinačne parcele već se parcele ili polja grupiraju u veće klase. Automatski se provodi određena razina agregacije elemenata nekog područja (Williamson, 2007). Pri karakterizaciji se promatraju i individualni elementi krajolika, međutim, karakterizacijom se promatra način grupiranja elemenata, odnosno, obrazac koji tvore elementi i time čine specifičan karakter krajolika na nekom području. Područja sličnog karaktera su područja s ponavljajućim komponentama krajolika, a u konačnici mogu biti grupirana zajedno u generičke tipove krajolika (Belcher, 2008; Swandwick i Fairclough, 2018). Svaki tip je definiran na temelju dovoljno objektivno definiranih atributa ili elemenata krajolika (Herring, 2009). Svaki krajolik može biti "rastavljen" na različite elemente ili komponente krajolika, a karakter je rezultat načina na koji su te komponente međusobno artikulirane (Rippon, 2004). Karakterizacija je analiza krajolika kojom se kroz oblike elemenata krajolika pokušava razumjeti proces nastajanja nekog područja. Analizom se krajolik dijeli na generičke tipove na temelju morfologije elemenata krajolika, a za koje se istraživanjem može uspostaviti odnos analogije u svrhu određenja njegovog vremenskog porijekla (Belcher, 2008).

Veličina poligona varira, a povezana je sa segmentacijom ili granulacijom krajolika s elementima koji ga čine kao rezultat povijesti upotrebe zemljišta (Fairclough, 2005). Veličina

poligona ovisi i o mjerilu kartiranja. Pri radu u krupnijem mjerilu, moguće je vrlo precizno definirati homogene cjeline, površine od svega nekoliko hektara (Aldred i Fairclough, 2003; Belcher, 2008). Veličina poligona je povezana s ciljevima studije i s veličinom područja istraživanja. Što je područje manje, detaljnost kartiranja je veća, a površina poligona manja. Budući da je generalizacija jedan od temeljnih principa PKK metode, a vjerojatno i njezina komparativna prednost, smanjenje veličine poligona je rizik za samu metodu (Aldred i Fairclough, 2003). Kartiranjem u sitnijem mjerilu, definiraju se tipovi koji obuhvaćaju heterogena područja, primjerice, u mjerilu 1:25 000 (Belcher, 2008). Aldred i Fairclough (2003) navode da PKK poligoni trebaju reflektirati sličnosti između područja krajolika, a ne različitosti u artikulaciji elemenata krajolika na manjoj površini. Različitost se lakše promatra i identificira. Konačni cilj PKK je sinteza raznolikosti povijesnog krajolika. To je moguće postići jedino generalizacijom koju je teže provesti od identifikacije suptilnih različitosti (Aldred i Fairclough, 2003).

Prema rezultatima analize završenih PKK studija, mjera detaljnosti kartiranja ili površina poligona ovisi o području i iznimno varira, od 11,5 ha pa čak do 1241,5 ha. Autori navode da su najčešće površine poligona između 18 i 61,5 ha te zaključuju da se preferira površina poligona između 25 i 50 ha (Aldred i Fairclough, 2003). Kartiranje ovisi o veličini područja koje se karakterizira kao i o ciljevima karakterizacije. U tom kontekstu se mogu navesti podatci iz različitih projekata. Turner (2018a), Crow i dr. (2011) te Crow (2009) kao minimalnu jedinicu kartiranja individualnog bloka ili poligona navode površinu od svega 1 ha. Iz toga se može zaključiti da i u tom aspektu primjene PKK metode postoji iznimna fleksibilnost i varijabilnost u skladu s ciljevima karakterizacije, s područjem istraživanja i s poštivanjem lokalnih karakteristika krajolika.

Klasifikacija povijesnih tipova krajolika se može izraditi na dva osnovna načina: unaprijed definiranom klasifikacijom povijesnih tipova krajolika (Fairclough, 2002a; Aldred i Fairclough, 2003; Turner, 2006; 2018a) ili naknadno izrađenom tipologijom definiranom na temelju atributa u GIS bazi podataka koji su pridruženi osnovnim analitičkim jedinicama – poligonima (Fairclough, 2002a; Aldred i Fairclough, 2003; Turner, 2018a). Klasifikacija se može izraditi i kombinacijom oba pristupa. Unaprijed definirana klasifikacija se naziva implicitna klasifikacija. Pristup u kojem se klasifikacija izrađuje na temelju atributa se određuje kao eksplicitna jer se zasniva na transparentno i eksplicitno izraženim podacima (Aldred i

Fairclough, 2003). Unaprijed definirani povijesni tipovi krajolika su generički tipovi, a koriste se prvenstveno za neistražena područja i primjenjivani su u najstarijim PKK studijama. Implicitna klasifikacija nije nužno reprezentirala raznolikost povijesnog krajolika stoga se ne koristi kao dominantan pristup (Fairclough, 2002a; Aldred i Fairclough, 2003). Implementacija GIS-a i prostornih baza podataka je bila značajna i pozitivna promjena PKK metode. Karakterizacija se od tada zasniva na atributima kojima se jasno uspostavlja prostorna i kronološka distinkcija između povijesnih tipova krajolika. Eksplicitnom klasifikacijom se može reprezentirati krajolik i njegova raznolikost u većoj mjeri, što nije bilo moguće s unaprijed definiranim klasifikacijama i generičkim tipovima (Aldred i Fairclough, 2003). Korištenje GIS-a i atributa omogućava produciranje mnogo različitih vrsta klasifikacija, provođenje raznih analiza i izrada različitih modela. Stoga se eksplicitna klasifikacija smatra superiornijim pristupom (Fairclough, 2002a). Unaprijed definirana klasifikacija povijesnih tipova krajolika se može okarakterizirati kao pristup orijentiran "odozgo prema dolje" (engl. *top-down*) kojim se identificiraju generalizirani blokovi krajolika ili hiper-poligoni relativno koherentnog karaktera. Takav pristup zahtjeva profesionalno znanje, visoku stručnost te poznavanje područja istraživanja. Smatra se subjektivnim, ali mu je značajna prednost brzina rada. Naknadno se provodi dodatna analiza u kojoj se područja – poligoni smanjuju na homogenija područja. Naknadno definirana klasifikacija tipova krajolika se može definirati kao pristup "odozdo prema gore" (engl. *bottom-up*) pri kojem se definira svaka grupa parcela u krajoliku te pridružuje generaliziranim blokovima ili hiper-poligonima na temelju određenih karakteristika elemenata krajolika. Takav pristup se smatra sistematičnim i objektivnim. Međutim, takav pristup nije ekonomičan jer zahtjeva veliku količinu vremena za izradu PKK modela (Belcher, 2008).

Stalna problematika PKK metode je pitanje je li uopće potrebno razvijati izrazito detaljne tipologije krajolika. Detaljne tipologije i visoka razina klasifikacije krajolika mogu rezultirati svojevrsnom negacijom PKK metode. Smisao PKK je upravo generalizacija sadržaja krajolika s ciljem dobivanja sveobuhvatne slike povijesnosti nekog područja. Generički tipovi mogu sadržavati brojne podtipove. Podtipovi se mogu definirati na temelju brojnih parametara te kreirati višestruke i različite klasifikacije i njihove vizualizacije (Fairclough, 2002a).

Za definiranje i determinaciju povijesnih karakternih tipova potrebni su brojni atributi. Atributi su u osnovi podatci ili zapažanja koja opisuju karakter izrađenih poligona. To su

podatci koji pomažu inicijalnom definiranju granica poligona ili podatci koji omogućuju grupiranje poligona u klase i tipove naknadnom analizom (Fairclough, 2002a). Temeljni atributi PKK metode su meta podatci o karakterizaciji: podatci o izvorima za svaki poligon, informacije o interpretatoru, datum, mjerilo korištenih kartografskih izvora, mjerilo digitalizacije, podatci o dokazima za interpretaciju, lokacija, toponim itd. (Aldred i Fairclough, 2003). Opći atributi se mogu svrstati u tri velike grupe: opće grupe kao što su: ograđena zemlja, urbano, ruralno itd., današnji karakter krajolika te prethodni karakter krajolika (Fairclough, 2002a). U osnovne attribute pripadaju: morfologija (ravno, nepravilno, sinusoidno itd.), prostorni obrazac (zbijeno, raštrkano, pravilno, nepravilno), funkcija (naselje, poljoprivredno zemljište, šuma itd.), izvori (kartografski i povijesni podatci), datacija, indikatori povijesnih procesa i njihova datacija (arheološki, povijesni podatci, povijesni dokumenti, povijesni kartografski podatci), procjena validacije interpretacije i datacije (razina sigurnosti determinacije) (Aldred i Fairclough, 2003; Lambrick i dr., 2013). Atributi mogu uključivati i podatke o povijesnoj upotrebi zemljišta, promjenama u krajoliku (u odnosu na kartografske podatke koji se koriste kao kronološki reperi), prethodnim upotrebama zemljišta, današnjoj upotrebi zemljišta, upravljanju zemljištem i obrascima naselja (Fairclough, 2002a).

Kronološka dimenzija ili vremenska dubina se prepoznaje preko sličnih elemenata krajolika što se bilježi kroz atribut prethodni povijesni karakterni tip koji se pridružuje svakom pojedinačnom poligonu (Fairclough i Wigley, 2006; Crow i dr., 2011). Definiranjem prethodnog povijesnog karakternog tipa krajolika identificiraju se elementi krajolika koji se mogu datirati u različita vremenska razdoblja. Taj postupak pripada domeni modeliranja krajolika kroz kronološke sekvence (Crow i dr., 2011). Prethodni povijesni karakterni tip krajolika predstavlja povijesnu dubinu nekog područja. Za neka područja se jednostavno i lako definira jer su materijalni ostaci dobro sačuvani ili se s velikom sigurnošću mogu povezati s različitim vrstama povijesnih ili arheoloških podataka. Međutim, za brojna područja je to nemoguće za utvrditi. Stoga će za takve poligone rubrika prethodni karakterni tip ostati prazna. Današnji PKK tip će na nekim područjima u budućnosti postati prethodni povijesni karakterni tip i potrebno je ostaviti mogućnost za nadogradnju karakterizacije u budućnosti (Fairclough, 2002a).

2.3.6.5. Morfološka analiza

Osnovna analiza u PKK metodi je morfološka analiza. Služi za identificiranje morfološke sličnosti elemenata krajolika u svrhu datiranja identificiranih obrazaca (Fairclough, 2002a; Aldred i Fairclough, 2003; Rippon, 2004; 2007; 2013; Fairclough i Wigley, 2006; Austin, 2007; Alfrey, 2007; Williamson, 2007; Belcher, 2008; Herring, 2009; Lambrick i dr., 2013). Fairclough (2002a) ističe da je morfološka analiza jedna od osnovnih arheoloških metoda za istraživanje materijalne kulture koja se u PKK metodi koristi za identifikaciju obrazaca na razini krajolika. Morfološkom analizom se pojednostavljuje kompleksnost elemenata i njihovih obrazaca. Morfološka analiza se provodi na suvremenom krajoliku, odnosno, na recentnom ili najmlađem sloju krajolika koji dominantno potječe iz 18. i 19. stoljeća (Austin, 2007; Williamson, 2007; Rippon, 2007). Iz tog je razloga upitno identificiranje starijih slojeva krajolika. Međutim, taj problem spada u opću problematiku morfogeneze od početka primjene PKK metode (Rippon, 2007). Iako je morfološka analiza osnova PKK metode, važno je naglasiti da je vrlo problematično dataciju temeljiti isključivo na morfološkoj sličnosti i tipologiji jer je poznato da različiti procesi u različitim vremenskim razdobljima mogu stvoriti slične obrasce (Rippon, 2004; Williamson, 2007). Fairclough i Wigley (2006) morfološku analizu smatraju relativno pouzdanom metodom datiranja. Rippon (2007) ističe da se u analizi krajolika ne treba previše oslanjati samo na morfološki kriterij već je potrebno voditi interdisciplinarno istraživanje. Morfološka analiza se može nadomjestiti detaljnim kartiranjem lokalnih i regionalnih raznolikosti oblikovanja krajolika te na temelju takvog postupka definirati razvoj i vremensko porijeklo tipova krajolika. Osnovu za morfološku analizu, primjerice podjele zemljišta, predstavljaju kartografski izvori, koji što su stariji, predstavljaju kvalitetniji izvor podataka (ako sadrže takve prostorne podatke) jer pružaju osnovu za uspostavu relativno-kronoloških odnosa u analiziranom krajoliku u većem vremenskom rasponu. Na temelju podataka dobivenih analizom može se izraditi model morfologije koji se može dalje istraživati s ciljem što validnije kronološke determinacije utvrđenih morfoloških tipova (Fairclough, 2002a; Aldred i Fairclough, 2003; Rippon, 2004; 2007; Fairclough i Wigley, 2006). Morfološka analiza je često predmet kritike u PKK studijama, a jedna od kritika je da se zbog morfološke analize drugi izvori podataka i druge analize ne koriste u dovoljnoj mjeri (Rippon, 2013). Međutim, potrebno je uzeti u obzir i validnost morfološke analize u identificiranju i datiranju tipova krajolika jer je utvrđeno da starije faze krajolika mogu biti materijalno integrirane u suvremene krajolike kao njihov funkcionalni dio. Kao primjer se

mogu istaknuti parcele sinusoidnog oblika nastale u razdoblju srednjeg vijeka. One, na temelju svojeg oblika, koji predstavlja svojevrsni "potpis" u krajoliku, mogu biti ekstrapolirane kartografskom analizom (Fairclough i Wigley, 2006). Kao opći princip, morfološki kriterij u svrhu datiranja predstavlja validan kriterij PKK metode, međutim, potrebno je uzeti u obzir i određena ograničenja morfološke analize.

2.3.6.6. Retrogresivna analiza

Retrogresivna analiza je neodvojiva od morfološke analize u primjeni PKK metode (Alfrey, 2007; Austin, 2007; Dobson i Selman, 2012). Analiziraju se oblici i elementi identificirani u današnjem krajoliku na retrogresivan način, dok im se ne utvrdi datacija. Drugim riječima, retrogresivnom analizom se otkriva i determinira "stariji krajolik koji je sačuvan u suvremenom krajoliku". Fokus analize je obrnut, analiza započinje sa suvremenim krajolikom, a završava kada se datiraju najstariji elementi krajolika (Rippon, 2004; Belcher, 2008; Dobson i Selman, 2012). To znači da primarni fokus analize nije na najstarijim ostacima, već upravo suprotno, fokus je na najmlađim materijalnim tragovima od kojih se kreće prema najstarijim (Dobson i Selman, 2012). Retrogresivna analiza se još naziva i regresivna analiza (rjeđe korišteni termin). Glavni cilj retrogresivne analize je identificiranje i razumijevanje procesa koji su oblikovali krajolik (Rippon, 2004; Turner i dr., 2018). Drugi, jednostavniji način opisa svrhe retrogresivne analize jest utvrđivanje faza razvoja krajolika (Štular, 2011). Retrogresivna analiza služi za uspostavljanje jasnih veza (ukoliko je to moguće) između različitih elemenata kao fizičkih, materijalnih manifestacija krajolika i njihove kronološke dimenzije (Crow, 2009; Turner i Crow, 2010; Crow i dr., 2011).

2.4. Metoda GEOBIA

OBIA je akronim za metodu "analiza snimka temeljena na objektu" (engl. OBIA – *object-based image analysis*). Druga kratica je OOIA koja stoji za "objektno orijentirana analiza snimka" (engl. OOIA – *object-oriented image analysis* (koju koriste primjerice Baatz i dr., 2008). Često se koriste kao sinonimi i naizmjenično, ovisno o autoru (Hay i Castilla, 2008; Castilla i Hay, 2008; Blaschke, 2010; Blaschke i dr., 2014; Kucharczyk i dr., 2020). OBIA-i je dobila prefiks GEO kako bi se uspostavila jasna distinkcija OBIA metode u daljinskim istraživanjima od drugih OBIA metoda koje se koriste u drugim disciplinama kao što su biomedicina i kompjuterske znanosti koje se bave različitim vizualizacijskim tehnikama i

analizama snimaka. Prefiks GEO naglašava da se metoda slikovne analize provodi na podacima dobivenim daljinskim istraživanjima te se njime ističe geografski kontekst podataka u OBIA metodi. GEOBIA metoda se ne koristi ekskluzivno u geografiji već se pomoću nje analiziraju i stvaraju geografski podatci. Upravo su Hay i Castilla (2008) predložili akronim GEOBIA koji je postao uvriježeni naziv metode (engl. *Geographic Object-Based Image Analysis*). Prefiks GEO jasno naglašava područja interesa OBIA metode: GIS i daljinska istraživanja. Prilikom definiranja akronima, predložene su brojne inačice koje su sadržavale i RS kraticu (engl. RS – *remote sensing*) u kombinaciji s OBIA i GEO (Hay i Castilla, 2008), međutim, akronim GEOBIA je prihvaćen u znanstvenoj i stručnoj zajednici kao najbolje rješenje (Hay i Castilla, 2008; Blaschke, 2010; Blaschke i dr., 2014; Lang i dr., 2019; Kucharczyk i dr., 2020). Jedna od definicija GEOBIA metode jest da je GEOBIA: "...nova subdisciplina u GIS znanostima koja kao osnovnu jedinicu koristi računalno produciranu razdiobu regija u snimku prikupljenom daljinskim istraživanjima." (Castilla i Hay, 2008: 93). Nešto detaljnija definicija GEOBIA metodu opisuje na sljedeći način: GEOBIA je "...subdisciplina u GIS znanostima koja je posvećena razvijanju automatiziranih metoda kojima se snimke prikupljene daljinskim istraživanjima raščlanjuju u značenjske slikovne objekte te procjenjuju njihove karakteristike na prostornoj, spektralnoj i vremenskoj razini kako bi se stvorili novi geografski podatci u formatima kompatibilnima s GIS-om." (Hay i Castilla, 2008: 77). Autori naglašavaju da je upravo GEOBIA poveznica između daljinskih istraživanja i GIS-a. Podatci dobiveni daljinskim istraživanjima su rasterskog tipa, a GEOBIA metodom se rasterski podatci transformiraju u vektorske. Primjenom GEOBIA metode generiraju se podatci geometrije poligona koji reprezentiraju geografske objekte (Hay i Castilla, 2008). Blaschke (2010) i Arvor i dr. (2013) ističu važnost GEOBIA metode kao poveznice između daljinskih istraživanja i GIS-a kroz generiranje vektorskog tipa podataka. GEOBIA metoda se opisuje kao spona između svijeta pikselkih i vektorskih podataka, kao spona između daljinskih istraživanja i GIS-a (Blaschke i dr. 2014; Lang i dr. 2019).

2.4.1. Kontekst nastanka metode

GEOBIA je definirana kao promjena paradigme u daljinskim istraživanjima (prema Kuhn-ovoj (1962) definiciji paradigme) zbog formulacije nove analitičke jedinice koja je rezultat promjene perspektive u daljinskim istraživanjima. Prije nastanka GEOBIA metode, osnovna analitička jedinica u daljinskim istraživanjima je bio piksel, a metoda GEOBIA je

promijenila perspektivu pomicanjem istraživanja s piksela na grupe piksela ili objekte (Castilla i Hay, 2008; Hay i Castilla, 2008; Lang, 2008; Blaschke, 2010; Arvor i dr., 2013; Blaschke i dr., 2014; Lang i dr., 2019; detaljnije o procesu razvoja kroz propitivanje uvriježenih koncepata vidi kod: Blaschke i dr., 2000; Blaschke i Strobl, 2001; Blaschke i dr., 2004; Blaschke, 2010, Blaschke i dr., 2014). Proces nastanka GEOBIA metode je Hay-a i Castilla-u (2008) nagnalo da propitaju predstavlja li GEOBIA uopće pravu promjenu paradigme. Problem koji su uočili jest da bi prema Kuhn-u (1962) promjena paradigme trebala predstavljati znanstvenu revoluciju dok Hay i Castilla (2008) promjenu perspektive s piksela na objekt (grupu piksela) sagledavaju više kao evoluciju, a ne kao revoluciju. Međutim, u zajednici daljinskih istraživanja GEOBIA je prihvaćena kao promjena paradigme. Tehnološki razvoj senzora je omogućio prikupljanje kvalitetnijih podataka u daljinskim istraživanjima što je kontekst promjene paradigme. To se prvenstveno odnosi na komercijalne satelite među kojima se ističu tzv. sateliti 21. stoljeća kao što su primjerice IKONOS, QuickBird, OrbView-3, Worldview-1, GeoEye-1 i Worldview-2 itd. (Blaschke, 2010; Johansen i dr., 2010; Chen i dr., 2018; Kucharczyk i dr., 2020). Iako se začetci GEOBIA metodologije naziru već 1970-ih godina (Opitz i Blundell, 2008; Johansen i dr., 2010), pravo ishodište GEOBIA metode je povezano upravo sa satelitima 21. stoljeća. Tehnološki razvoj senzora je povećao kvalitetu prikupljenih podataka povećanjem prostorne, spektralne i radiometrijske rezolucije snimaka. Pikseli su postali manji od reprezentiranih geoobjekata u snimku ili obrnuto, slikovni objekti u snimku su postali veći od piksela kojima su reprezentirani (Baatz i dr., 2008; Castilla i Hay, 2008; Blaschke, 2010; Blaschke i dr., 2014). Nadalje, satelitski snimci su postali gotovo jednako kvalitetni kao snimci koje je do tada bilo moguće prikupljati samo zrakoplovima. Snimci prikupljeni zrakoplovima su reprezentirali ograničenu površinu Zemlje (regionalnu razinu istraživanja) te su bili ograničene vremenske rezolucije. Satelitski snimci nisu bili ograničeni vremenskom i prostornom dimenzijom stoga je bilo potrebno osmisliti načine rada koji pripadaju domeni interpretacije zračnih fotografija za ogromne količine podataka koji prikazuju ogromne površine i još nepoznate i neistražene fenomene (Lang, 2008; Blaschke i dr., 2014; Kucharczyk i dr., 2020). Povećanje prostorne rezolucije snimaka je dotadašnju analizu snimaka koja se temeljila na klasifikaciji pojedinačnih piksela učinilo kontraproduktivnom. Metoda analize piksela nije ostvarivala dobre rezultate jer je varijabilnost piksela postala previsoka. Stoga je GEOBIA metoda nužno polučila bolje rezultate u odnosu na pikseli orijentirani pristup koji se je pokazao kao ograničen u radu na snimcima visoke prostorne rezolucije (Castilla i Hay, 2008; Baatz i dr., 2008; Lang, 2008;

Marceau i Moreno, 2008; Marpu i dr., 2008; Niemeyer i dr., 2008; Radoux i Defourny, 2008; Kim i dr., 2008; Tuxen i Kelly, 2008; Kamagata i dr., 2008; Drăguț i dr., 2010; Liu i Xia, 2010; Blaschke, 2010; Kim i dr., 2011; Blaschke i dr., 2014). Satelitima visoke prostorne rezolucije se na dnevnoj razini prikupljaju enormne količine podataka koje je potrebno obraditi. Konvencionalne metode, softveri i jačina procesora nisu mogle analizirati toliko velike količine podataka u određenom vremenu. Satelitski snimci su predstavljali nove znanstvene prilike u promatranju Zemljine površine i analize fenomena koji su do tada bili nezamislivi. Stoga je nastala iznimno velika potražnja za specifičnim vrstama geoprostornih podataka (Baatz i dr., 2008; Lang, 2008; Blaschke, 2010; Johansen i dr., 2010; Lang i dr., 2019). To je kontekst za formuliranje nove paradigme i razvoj softvera koji prate tehnološki razvoj procesora koji mogu zadovoljiti novonastale potrebe. GEOBIA metoda u osnovi postaje operativna nastankom softvera *eCognition* koji služi slikovnim analizama (Castilla i Hay, 2008; Johansen i dr., 2010; Blaschke i dr., 2014). Ono što je važno napomenuti jest da već 2010. godine Blaschke (2010) smatra da je GEOBIA metodu potrebno više koristiti u svrhu stvaranja geoprostornih podataka. Navodi da znanstvena testiranja različitih algoritama, procedura i sl. koliko problema rješavaju toliko ih i otvaraju. Već je postalo jasno da daljnje poboljšanje senzora i time rezolucije snimaka neće omogućiti nove spoznaje. Stoga je dulji niz godina prisutan trend koji je obrnut onom prije nastanka GEOBIA metode i tehnološkog razvoja senzora. Cilj je postalo pojednostavljivanje, a ne više povećanje kompleksnosti podataka (Blaschke, 2010).

Kontinuitet testiranja i implementacije GEOBIA metode u različitim znanstvenim disciplinama rezultirao je izrazito velikim brojem znanstvenih radova. Tijekom zadnjih 20-ak godina primjene GEOBIA metode, trendovi su se mijenjali u smislu specifične teme poput segmentacije, klasifikacije i sl. (vidi više kod primjerice Blaschke, 2010; Arvor i dr., 2013; Blaschke i dr., 2014; Chen i dr., 2018; Kucharczyk i dr., 2020 koji vrlo detaljno prezentiraju aktualnost pojedinih užih, specijaliziranih tema u široj GEOBIA tematici). GEOBIA metoda se uspješno primjenjuje u različitim disciplinama. Popularna je u klasifikaciji zemljišnog pokrova što predstavlja analizu koja se koristi u brojne svrhe i od strane različitih disciplina (primjerice: Corcoran i Winstanley, 2008; Riedel i dr., 2008; Myburgh i Van Niekerk, 2014; Momeni i dr., 2016; Cheţan i dr., 2017, Ma i dr., 2017; Maxwell i dr., 2019; Lourenço i dr., 2021; Marić i dr., 2022). GEOBIA metoda je testirana i u arheologiji, u svrhu izdvajanje širokog repertoara arheoloških tvorevina korištenjem različitih softvera, senzora, modela i parametara (primjerice: Verhagen i Drăguț, 2012; Figorito i Tarantino, 2014; De Guio i dr., 2015; Sevara i dr., 2016;

Cerrillo-Cuenca, 2017; Inomata i dr., 2017; Davis, 2018; Davis i dr., 2018; Magnini i Bettneschi, 2019, detaljni pregled vidi kod Davis, 2018). GEOBIA metoda je također često primjenjivana u klasifikaciji vegetacije i staništa što predstavlja područje u kojem se susreću discipline kao što su biologija, geografija, šumarstvo, ekologija, poljoprivreda itd. (primjerice: Tiede i dr., 2008; Förster i Kleinschmit, 2008; Varela i dr., 2008; Tuxen i Kelly, 2008; Levick i Rogers, 2008; Kamagata i dr., 2008; Van Coillie i dr., 2008; Nitze i dr., 2012; Millard i Richardson, 2015; Santos i Freire, 2015; Kamal i dr., 2015; Šiljeg i dr., 2021; 2022; Panđa i dr., 2021; Lourençoa i dr., 2021), a vrlo dobra primjena GEOBIA metode se potvrdila i u različitim analizama urbanih površina (Hofmann i dr., 2008; Kampouraki i dr., 2008; Kux i Araújo, 2008).

2.4.2. GEOBIA – zamjena za vizualnu interpretacije i ručnu digitalizaciju snimaka

Postavljeni cilj GEOBIA metode je razvijanje alata, teorije i postupaka koji će oponašati ljudsku percepciju u procesu vizualne interpretacije zračnih snimaka pomoću automatskih i poluautomatskih metoda analiza snimaka. Očekivana kvaliteta je replikacija procesa ili superiorniji rezultat (Johansen i dr., 2010). Digitalan proces radi toga treba biti sukladan procesu vizualne interpretacije zračnih snimaka. Slikovne objekte u GEOBIA metodi je potrebno definirati u odnosu na digitalni proces softvera, alata i parametara (Castilla i Hay, 2008). GEOBIA se stoga opisuje kao metoda koja uključuje prevođenje kognitivnih sposobnosti interpretacije zračnih snimaka u set pravila (Hay i Castilla, 2008; Castilla i Hay, 2008; Marpu i dr., 2008; Kim i dr., 2008; Blaschke i dr., 2014; Chen i dr., 2018; Kucharczyk i dr., 2020). Međutim, Corcoran i Winstanley (2008) tvrde da GEOBIA ne funkcionira kao model ljudske percepcije. Vizualna interpretacija snimaka se temelji na percepciji i kognitivnim sposobnostima čovjeka s ugrađenim znanjem i iskustvom. Iako je proces ljudske percepcije puno kompleksniji, može ga se okarakterizirati kao *bottom-up* proces (kada ga se na načelnoj razini uspoređuje s računalnim i softverski vođenim procesima), za razliku od GEOBIA pristupa u kojem se vizualna interpretacija mijenja nizom pravila i parametara koji funkcioniraju naizmjenično, po *top-down* i *bottom-up* principu (Corcoran i Winstanley, 2008; Lang i dr., 2019). GEOBIA predstavlja softverski potpomognutu interpretaciju zračnih snimaka koje bi različiti stručnjaci različito interpretirali. Međutim, potrebno je naglasiti da je specijalizirano stručno znanje ugrađeno u GEOBIA metodu jer stručnjak definira parametre korištenjem softvera čime je limitirana razina automatizacije u interpretaciji snimaka (Arvor i dr., 2013). Ideja razmatranja razvoja metoda koje zamjenjuju kognitivni proces u interpretaciji

zračnih snimaka automatizacijom procesa je omogućena tehnološkim napretkom i promjenom paradigme u daljinskim istraživanjima u sklopu koje je piksel kao najmanja analitička jedinica zamijenjen s objektom. Objekt je preduvjet za zamjenu percepcije i kognitivnih sposobnosti čovjeka s automatiziranim pristupima jer su objekti kompleksniji od načina na koji su razmatrani pikseli (Blaschke i dr., 2014; Lang i dr., 2019).

Tehnološke inovacije (napredak senzora, procesora i razvoj softvera) su omogućile prikupljanje i analizu satelitskih snimaka visoke prostorne rezolucije. Velika prostorna detaljnost satelitskih snimaka i iznimno velika količina takvih podataka (koja se u slučaju satelita odnosi na cijelu Zemlju), zahtijevali su tehnološku i metodološku inovaciju u području razvoja metoda iz domene ručne vektorizacije i vizualne interpretacije zračnih snimaka. GEOBIA je kao metoda razvijena da bi omogućila rad s velikim količinama podataka visoke prostorne rezolucije automatiziranim i poluautomatiziranim postupcima sa svrhom provođenja analiza čiji će rezultati biti jednake kvalitete rezultatima analiza koje bi proveo interpretator analitičar zračnih snimaka. GEOBIA metodom se izdvajaju objekti poluautomatiziranim postupkom korištenjem parametara alata u softveru čime se u osnovi oponaša ljudska percepcija, odnosno, pomoću parametara se eksplicira znanje analitičara interpretatora. Brojne tehnike i tehnologije iz domene umjetne inteligencije omogućavaju "pretvaranje" ili transferiranje znanja u set pravila formuliranih kroz alate. Međutim, specijalizirano znanje i iskustvo analitičara interpretatora zračnih snimaka pripada domeni intuicije koju je izrazito teško formalizirati u set pravila ili parametre alata (Lang, 2008; Blaschke i dr., 2014; Lang i dr., 2019). Interpretator provodi analizu snimaka na temelju brojnih elemenata prepoznavanja kao što su oblik, veličina, boja, ton, tekstura, obrazac, sjena i asocijacija (Avery i Berlin, 1992; Opitz i Blundell, 2008). Međutim, nisu sve karakteristike objekata ili fenomena u prostoru zamjenjive za pravila koja odgovaraju ljudskoj percepciji u interpretaciji zračnih snimaka. Lang (2008) kao primjer navodi voćnjak čiju će reprezentaciju u snimku analitičar vrlo lako prepoznati, međutim, u slučaju automatiziranog ili poluautomatiziranog procesa, upravo se klasa voćnjak pokazuje kao iznimka u kojoj se interpretator pokazuje superiorniji. Metoda GEOBIA kroz parametre koristi principe različitih vrsta homogenosti, a voćnjak je također homogen, samo pripada drugom realitetu homogenosti. Voćnjak je homogen u obrascu na način da se njegova homogenost odražava u pravilnosti u strukturi kroz ponavljajući obrazac, međutim, u GEOBIA analizi, voćnjak je spektralno heterogeno reprezentiran geoobjekt koji će analizom biti razdvojen na svako pojedinačno stablo i područje između stabala (bilo da je riječ o travnjaku

ili tlu). Međutim, GEOBIA metodom, pri izdvajanju voćnjaka, hijerarhijskim pristupom modeliranja scene, kompenzirat će se ljudska percepcija u interpretaciji snimaka i agregirati subobjekte stabla i područja između njih u supraobjekt voćnjak (Lang, 2008). To je primjer u kojem ljudska percepcija i interpretacija funkcioniraju vrlo učinkovito, a ujedno i primjer u kojem se računalni proces pokazuje kao inferioran. Pojave koje su za perceptivni proces trivijalne i očite, za prevođenje u programske jezike i parametre u softverima su često zahtjevne (Opitz i Blundell, 2008; Marpu i dr., 2008). Međutim, proces prikupljanja prostornih podataka je zahtjevan i skup. Ručna digitalizacija je spora i time skupa. Sporost procesa ručne vektorizacije i interpretacije zračnih snimaka je veći problem jer je danas duljina tog procesa u izrazitom nerazmjeru s brzinom prikupljanja podataka, posebno satelitima. U tom kontekstu su od presudnog značaja metode za automatizaciju procesa za koje su prihvatljivi određeni nedostaci. Vrijeme potrebno za izradu ručnog vektorskog modela je skoro pet pa čak i deset puta dulje nego za automatsko izdvajanje objekata (Opitz i Blundell, 2008). Nitko ne osporava neminovnu potrebu za makar određenom razinom automatizacije procesa interpretacije i vektorizacije snimaka, stoga su definirane prednosti i mane ručne vektorizacije i automatskog i poluautomatskog izdvajanja objekata. Kao mane ručne vektorizacije navode se: sporost, skupoća, rezultati ovisni o stručnosti analitičara interpretatora, nekonzistentnost izlaznih rezultata iz analiza jednakih snimaka od strane više različitih analitičara interpretatora (što ručnu vektorizaciju čini subjektivnom i neponovljivom). Prednosti ručne vektorizacije su definirani standardi, jasno i jednako mjerilo koje se primjenjuje pri ručnoj vektorizaciji, jednostavnija razrada klasa i sl. Automatsko ili poluautomatsko izdvajanje objekata se prvenstveno odnosi na proces segmentacije, a kao njezine prednosti ističu se brzina, niska cijena, konzistentnost, objektivnost procesa, ponovljivost. Međutim, nedostaci metode su potreba za ručnom korekcijom rezultata čime se efikasnost naglo smanjuje u najvažnijim (završnim) fazama izrade modela (problemi su češći u homogenim krajolicima, klasama s niskim kontrastima između klasa, klasama s niskom spektralnom varijabilnosti između klasa, klasama visoke spektralne heterogenosti itd.) (Wulder i dr., 2008). Uz navedene prednosti i mane vizualne interpretacije i ručne vektorizacije snimaka, potrebno je još navesti da se pri ručnoj vektorizaciji mogu identificirati kompleksni obrasci, mogu se zanemariti određene klase, objekti ili distorzije u snimku, može se raditi u više različitih mjerila i istovremeno koristiti više različitih elemenata prepoznavanja (oblik, kontekst, obrazac i sl.). Kao dodatne prednosti GEOBIA metode je istaknuto da se odabrani parametri primjenjuju ujednačeno na cijeli snimak,

da je omogućen rad u više mjerila čime se izdvajaju objekti ili klase različite hijerarhije kroz iterativan proces segmentacije, te naposljetku, postupak je brži (Kampouraki i dr., 2008). Sličan niz i odnos prednosti i mana vizualne interpretacije i ručne vektorizacije te automatiziranih procesa navode Tuxen i Kelly (2008) što pokazuje slične trendove i potrebe u daljinskim istraživanjima te se nazire konsenzus o potrebi razvoja automatiziranih metoda i prihvatljivosti određenih ograničenja jer je ljudsku percepciju zapravo nemoguće reproducirati u strojnom okruženju. Arheologija se može navesti kao primjer znanosti koja je skeptična prema automatizaciji procesa interpretacije zračnih snimaka i drugih podataka dobivenih metodama daljinskih istraživanja. Argumentacija za nastavak daljnjeg korištenja ručnih metoda je visoka varijabilnost arheoloških tvorevina koje su dominantno vidljive kao tragovi samo u određenim uvjetima (Davis, 2018).

2.4.3. Operativni koncepti metode GEOBIA

GEOBIA je sporazumno definirana kao nova paradigma u daljinskim istraživanjima stoga su razvijeni koncepti i termini u svrhu njezine standardizacije. U svrhu konstituiranja nove subdiscipline i paradigme, razrađena je epistemološka razina. Epistemološka razina definiranja metode je povezana s metodološkim procesom slikovnih analiza. Iako se koristi više istoznačnica za određene koncepte (čak u istom zborniku specijaliziranom za GEOBIA metodu; Blaschke i dr., 2008), u ovom se radu koriste koncepti i termini koje su razradili Castilla i Hay (2008).

GEOBIA je osmišljena da povezuje dvije "realnosti"; snimak ili sliku i geografsku realnost koja je reprezentirana snimkom ili slikom. "Izjednačavanje" dviju različitih realnosti omogućeno je načelom izomorfizma kojim se opisuje mogućnost preklapanja između snimka ili slike krajolika i snimljenog (stvarnog) krajolika. Izjednačavanje prema izomorfizmu funkcionira preklapanjem prostornih obrazaca te uspostavom točnih i realističnih topoloških odnosa (primjerice, kada se provede ortorektifikacija snimka). Slikovni objekti ili objekti reprezentirani u snimku, po načelu izomorfizma, preklapaju se sa stvarnim geografskim objektima ili prostornim entitetima koji su reprezentirani u snimku. "...značenjski slikovni objekt, ..., je reprezentacija geografskog objekta." (Castilla i Hay, 2008: 106). Slikovni objekti su samo reprezentacije geoobjekata. Geoobjekte nije moguće analizirati i istraživati metodama daljinskih istraživanja već se metodom daljinskih istraživanja može analizirati samo njihova reprezentacija u snimku (Castilla i Hay, 2008).

Razrađena su tri osnovna koncepta: slikovni objekt, značenjski slikovni objekt i geografski objekt ili geoobjekt koji pripadaju različitim realnostima. Slikovni objekt i značenjski slikovni objekt pripadaju realnosti reprezentiranog krajolika i geoobjekata i realnosti GEOBIA analize. Geoobjekti pripadaju stvarnom fizičkom svijetu. Definicija slikovnog objekta je sljedeća: "...slikovni objekt je diskretna regija u digitalnom snimku koja je interno koherentna i različita od svojeg okruženja." (Castilla i Hay, 2008: 94). Geografski ili geoobjekt se definira na sljedeći način: "...geoobjekt se može definirati ... kao ograničena geografska regija koja može biti identificirana kao referentna u geografskom smislu kroz određeno vrijeme." (Castilla i Hay, 2008: 99). Slikovni objekt predstavlja segment nastao procesom segmentacije snimka s ciljem izdvajanja reprezentiranih geoobjekata. On je samo perceptualni fenomen, nije stvaran jer to pripada domeni geoobjekta, niti je značenjski jer značenjski slikovni objekt predstavlja slikovni objekt s pridruženim semantičkim značenjem. Za slikovne objekte se ne očekuje da reprezentiraju geoobjekte dok se za značenjske slikovne objekte očekuje da korespondiraju s geografskom stvarnosti. Geografski ili geoobjekt je stvarni objekt, a ne reprezentacija stvarnosti kao što je to slučaj sa snimcima. Zbog porasta rezolucije snimaka, reprezentirani geoobjekt od interesa za GEOBIA analizu može biti pojedinačno stablo u šumi, a koje istovremeno može predstavljati samo subobjekt supraobjekta šume (Castilla i Hay, 2008).

Drugi termin koji se koristi umjesto geoobjekta je stvarni objekt (engl. *real-world object*), a taj termin se relativno često koristi u literaturi (Marpu i dr., 2008). Za segment ili slikovni objekt se u literaturi koristi i primitivni objekt koji označava neobrađene segmente (primjerice: Baatz i dr., 2008; Corcoran i Winstanley, 2008; Marpu i dr., 2008; Tzotsos i dr., 2008; Hese i Schmullius, 2008; Tzotsos i Argialas, 2008).

2.4.3.1. Segmentacija

Segmentacija je konstitutivni korak GEOBIA metode. To je postupak kojim se pikseli grupiraju u homogene objekte. Segmentacija se opisuje kao oblik regionalizacije piksela u rasteru ili agregacija piksela u smislene cjeline (Castilla i Hay, 2008; Baatz i dr., 2008; Corcoran i Winstanley, 2008; Lang, 2008; Marpu i dr., 2008; Radoux i Defourny, 2008; Hese i Schmullius, 2008; Tzotsos i Argialas, 2008; Blaschke, 2010; Johansen i dr., 2010; Liu i Xia, 2010; Drăguț i dr., 2010; 2014; Kim i dr., 2011; Arvor i dr., 2013; Blaschke i dr., 2014; Chen i dr., 2018; Lang i dr., 2019; Kucharczyk i dr., 2020). Segmentacijom se stvara model

reprezentirane stvarnosti u snimku. Model nastao segmentacijom mora reprezentirati stvarnost da bi se segmentacija smatrala ispravnom (Castilla i Hay, 2008). Segmentacija smanjuje detaljnost snimka pojednostavljuvanjem kompleksnosti sadržaja u snimku, smanjuju se dijapazon karakteristika piksela. Postupkom se produciraju regije po principu homogenosti (spektralna sličnost, kompaktnost itd.) (Lang, 2008; Blaschke, 2010). To znači da se segmentacijom smanjuje spektralna varijabilnost unutar ciljane klase u snimku (Drăguț i dr., 2010). Podjelom snimka u regije stvaraju se regije koje su više homogene unutar sebe, a manje u odnosu na vlastito okruženje. Segmenti stoga moraju ispunjavati više kriterija koji se formuliraju kao kriterij interne koherentnosti, homogenosti ili uniformnosti, kriterij različitosti u odnosu s okruženjem produciranih segmenata (Castilla i Hay, 2008; Blaschke i dr., 2014). Smatra se ujedno i najvažnijim korakom jer segmentacija utječe na klasifikacijsku točnost (Castilla i Hay, 2008; Tzotsos i dr., 2008; Van Coillie i dr., 2008; Radoux i Defourny, 2008; Kim i dr., 2008; Costa i dr., 2008; Neubert i dr., 2008; Liu i Xia, 2010; Drăguț i dr., 2010; 2014; Kim i dr., 2011; Blaschke i dr., 2014; Chen i dr., 2018; Lang i dr., 2019; Kucharczyk i dr., 2020). Segmentacija može biti izvršena na način da je snimak previše segmentiran, odnosno, da je kao rezultat prisutna previsoka segmentacija snimka, ali rezultat može biti i obrnut, da je segmentacija preniska, odnosno, da je snimak podijeljen na premalo segmenata što efektivno znači da producirani segmenti ne odgovaraju reprezentiranim geoobjektima te ne čine slikovne objekte (Lang, 2008; Castilla i Hay, 2008; Corcoran i Winstanley, 2008; Tiede i dr., 2008; Tzotsos i dr., 2008; Kim i dr., 2008; Liu i Xia, 2010; Johansen i dr., 2010; Kim i dr., 2011; Chen i dr., 2018; Kucharczyk i dr., 2020). Previsoka segmentacija se pojavljuje u slučajevima kada kontrast između ciljanih slikovnih objekata nije dovoljno visok. Time nastaje nepotrebnii višak segmenata koji bi trebali biti spojeni. Preniska segmentacija nastaje za klase s pre niskom koherentnosti što rezultira segmentima koji obuhvaćaju više slikovnih objekata. U takvoj situaciji bi segment trebao biti podijeljen na više segmenata. Previsoka segmentacija se smatra manje problematičnom od preniske jer je za doradu podataka potrebno uložiti manje vremena nego u rezultate koji su pre niski segmentirani. Previsoko segmentirani snimak se doraduje agregiranjem segmenata dok je za pre niski segmentirani snimak potrebno ručno razdvajati segmente. Budući da je nemoguće postići idealnu segmentaciju snimka, smatra se da je dobro izvedena segmentacija snimka ona s nedostatkom preniske segmentiranosti i s blagim viškom previsoke segmentiranosti snimka (Castilla i Hay, 2008; Kim i dr., 2008; Neubert i dr., 2008; Tzotsos i dr., 2008; Liu i Xia, 2010; Kucharczyk i dr., 2020). Poseban problem u

segmentacijskom postupku je pojava artefakata uz granice slikovnih objekata. Artefakti označavaju segmente koji ne odgovaraju reprezentiranoj stvarnosti već su nastali obradom snimka (Radoux i Defourny, 2008). Preniska segmentacija negativno utječe na klasifikacijsku točnost (Neubert i dr., 2008; Liu i Xia, 2010; Drąguć i dr., 2014; Kucharczyk i dr., 2020). Kvaliteta segmentacije je povezana s klasifikacijskom točnosti (Kim i dr., 2011;).

Segmentacija snimka podrazumijeva hijerarhijski pristup u izdvajanju slikovnih objekata. Ne pripadaju svi reprezentirani objekti u snimku istoj hijerarhijskoj razini, odnosno, jednakom mjerilu promatranja. Zbog visoke prostorne rezolucije, u snimku su nužno reprezentirani geoobjekti različite hijerarhije i potrebno ih je uzeti u obzir pri segmentacijskom postupku. Procesom segmentacije snimak se segmentira na brojne jedinice koje u konačnoj analizi mogu predstavljati subobjekte ciljanih supraobjekata (Lang, 2008; Castilla i Hay, 2008; Tzotsos i dr., 2008; Förster i Kleinschmit, 2008; Blaschke i dr., 2014). Zbog kompleksnosti scene reprezentirane u snimku, hijerarhijsko modeliranje je nužno u segmentacijskom procesu jer naprosto, svi reprezentirani objekti u snimku nisu iste veličine i ne mogu se promatrati u istom mjerilu (Castilla i Hay, 2008; Blaschke, 2010; Kim i dr., 2011; Chen i dr., 2018; Kucharczyk i dr., 2020). Upravo hijerarhijska analiza snimka omogućava povezivanje kognitivnog procesa vizualne interpretacije i GEOBIA metode koju karakterizira veći broj formaliziranih koraka (Castilla i Hay, 2008; Corcoran i Winstanley, 2008).

2.4.3.1.1. Provjera segmentacijske točnosti

GEOBIA teorijski podrazumijeva provjeru segmentacijske točnosti što se odnosi na provjeru i procjenu oblika, prostornog pružanja i granica izdvojenih segmenta ili slikovnih objekata. U idealnoj situaciji, geometrijska točnost segmenta bi trebala u potpunosti odgovarati objektima reprezentiranim u snimku, međutim, već je na teorijskoj razini jasno da je takvu točnost nemoguće postići zbog problematike veličine objekata, mjerila, načina reprezentacije objekata, karakteristika modela jer će granice objekta imati oblik rubova piksela (Lang, 2008; Kucharczyk i dr., 2020). Brojni se autori slažu da je potrebno izvršiti provjeru segmentacijske točnosti ili validaciju geometrije produciranih segmenata, međutim, jasno je da je to zahtjevan proces na operativnoj razini upravo zbog različitih hijerarhija objekata, problematike veličine i primjerenog mjerila (Tiede i dr., 2008; Delenne i dr., 2008; Kucharczyk i dr., 2020). Provjera geometrijske točnosti se rijetko provodi (Kucharczyk i dr., 2020), a Drąguć i dr. (2010; 2014) i Liu i Xia (2010) se mogu navesti kao rijetki autori koji su posebno problematizirali procjenu

segmentacijske točnosti. U više analiza GEOBIA metoda nije pokazala visoku razinu geometrijske točnosti produciranih slikovnih objekata u usporedbi s ručno izrađenim vektorskim modelima koji su predstavljali referentni model.

Za određene discipline, nemogućnost provjere geometrijske točnosti ili ostvarivanje loših rezultata u procjeni geometrijske točnosti, GEOBIA metodu čini nedostatnom. Dok god GEOBIA metoda ne producira dovoljno dobre rezultate u koraku segmentacije, određene discipline i struke neće implementirati GEOBIA metodu i softvere kao standardni pristup. To se odnosi na različita područja za koja je potrebna visoka razina geometrijske točnosti izdvojenih slikovnih i značenjskih slikovnih objekata kao što je izdvajanje prometnica (Nobrega i dr., 2008) ili izdvajanje granica parcela u svrhu izrade katastra, čiji su se rezultati pokazali posebno lošim u urbanim područjima (Nyandwi i dr., 2019). Segmentacija je posebno problematična u studijama koje se bave utvrđivanjem prostorno-vremenskih promjena (monitoring). Za monitoring se koristi više različitih snimaka koji su zbog vremenske rezolucije i zbog tehnoloških razlika senzora različitih tehničkih karakteristika. Za takve snimke je gotovo nemoguće postići potpuno usklađene granice koje međusobno korespondiraju jer potječu s različitih snimaka različitih karakteristika (Schöpfer i dr., 2008).

2.4.3.2. Klasifikacija

Klasifikacija pripada drugom koraku u GEOBIA metodi. Klasifikacijom se određuje vrsta slikovnog objekta i izrađuje se značenjski slikovni objekt (Castilla i Hay, 2008; Baatz i dr., 2008; Lang, 2008; Tzotsos i dr., 2008; Johansen i dr., 2010; Blaschke, 2010; Liu i Xia, 2010; Kim i dr., 2011; Arvor i dr., 2013; Blaschke i dr., 2014; Drăguț i dr., 2014; Chen i dr., 2018; Kucharczyk i dr., 2020). U GEOBIA metodi klasificira se segment na temelju prosječne refleksije objekta, standardne devijacije refleksije, maksimalne, minimalne, medijanske vrijednosti refleksije objekta, tekture itd. (Castilla i Hay, 2008; Baatz i dr., 2008; Lang, 2008; Tuxen i Kelly, 2008; Liu i Xia, 2010; Kim i dr., 2011; Kucharczyk i dr., 2020). Klasifikacija segmenata je zapravo način na koji se anulira visoka spektralna varijabilnost koja je rezultat povećanja kvalitete senzora i povećanja rezolucije snimaka (Kim i dr., 2008; Drăguț i dr., 2010; Liu i Xia, 2010; Blaschke i dr., 2014; Kucharczyk i dr., 2020). Upravo je klasifikacijom segmenta razriješen i tzv. efekt "soli i papra" koji je nastajao kao nusproizvod klasifikacija temeljenih na pikselu na snimcima visoke rezolucije (Niemeyer i dr., 2008; Tzotsos i dr., 2008; Radoux i Defourny, 2008; Tuxen i Kelly, 2008; Blaschke, 2010; Liu i Xia, 2010). Pristup

temeljen na pikselu je pri analizi koristio spektralne karakteristike, ali ne i oblik, kontekst i sl. te nije analizirao prostorne obrasce koje pikseli tvore (Castilla i Hay, 2008; Tzotsos i dr., 2008; Lang, 2008; Castilla i Hay, 2008; Kim i dr., 2011; Lang i dr., 2019). Klasifikacija samih piksela je postala izlišna u snimcima s visokom prostornom rezolucijom, a klasifikacija temeljena na objektu je rezultirala povećanjem klasifikacijske točnosti (Kim i dr., 2008; Tuxen i Kelly, 2008). Problemi pikseli orijentiranog pristupa u klasifikaciji snimaka visoke rezolucije su razriješeni povećanjem kompleksnosti klasifikacijskog postupka (Tzotsos i Argialas, 2008; Kucharczyk i dr., 2020). Klasifikacijski postupak je informiran znanjem analitičara koje se izražava kroz modeliranje klasa i pripremu ulaznih podataka za klasifikaciju, u ovom slučaju nadziranu klasifikaciju (Lang, 2008; Johansen i dr., 2010; Arvor i dr., 2013; Kucharczyk i dr., 2020). Segmenti tek klasifikacijom postaju objekti ili značenjski slikovni objekti kao što su primjerice šuma, travnjak i sl. (Castilla i Hay, 2008; Kucharczyk i dr., 2020). Segmentacijom se generira iznimno velik broj slikovnih objekata stoga je za njihovu klasifikaciju potrebno razraditi pravila. Cilj klasifikacije je pronalaženje svih segmenata koji čine ciljanu klasu u snimku. Pravila klasifikacije se razrađuju korištenjem uzoraka čime se definiraju parametri za klasifikaciju. Tek manji broj objekata na idealan način karakterizira cijelu klasu što otežava proces optimizacije klasifikacije jer je previše kandidata koji mogu poslužiti kao ulazni podatci ili testni uzorci za nadziranu klasifikaciju. Odabirom idealnih kandidata koji definiraju klasu određuju se optimalni spektralni pragovi te klase (Marpu i dr., 2008; Arvor i dr., 2013). Arvor i dr. (2013) smatraju da klasifikacijske greške ne treba pripisivati klasifikacijskim algoritmima već nemogućnosti operatera da definira klasu formaliziranjem znanja o toj klasi. Nadzirana klasifikacija podrazumijeva kreiranje testnih uzoraka za koje bi se trebao osigurati balansirani odnos između klasa što se odnosi na veličinu uzoraka i njihov odnos, a ujedno je potrebno osigurati visoku kvalitetu uzoraka jer je sve zajedno u korelaciji s klasifikacijskom točnošću (Ma i dr., 2015; Kucharczyk i dr., 2020). Loši klasifikacijski rezultati su povezani s niskom i visokom spektralnom varijabilnošću klase (Kim i dr., 2011). Kvaliteta klasifikacije ili klasifikacijska točnost je u korelaciji s veličinom seta testnih uzoraka (Van Coillie i dr., 2008) kao i kvalitetom segmentacije (Van Coillie i dr., 2008; Radoux i Defourny, 2008; Kim i dr., 2008; Neubert i dr., 2008; Drąguć i dr., 2010; 2014; Liu i Xia, 2010; Kim i dr., 2011; Kucharczyk i dr., 2020). Klasifikacijska kvaliteta i točnost se povećava s korištenjem više ulaznih podataka i s boljim karakteristikama snimka (Förster i Kleinschmit, 2008; Kim i dr., 2011;). Međutim, utvrđeno je da visoka točnost segmentacije ne podrazumijeva visoku točnost

klasifikacije, ali niska točnost segmentacije podrazumijeva nisku točnost klasifikacije (Liu i Xia, 2010).

2.4.3.2.1. Provjera klasifikacijske točnosti

Provjera klasifikacijske točnosti je standardni korak kojim se provodi validacija modela izrađenih GEOBIA metodom. Uz segmentaciju i klasifikaciju se navodi kao jedan od osnovnih koraka primjene GEOBIA metode (Kucharczyk i dr., 2020). Klasifikacijska točnost se mjeri kroz binarno postavljene vrijednosti; kroz odnos točno i netočno klasificiranih podataka, lažno negativnih i lažno pozitivnih rezultata, izraženih kroz standardne metode procjene točnosti kao što je izrada matrice konfuzije koja integrira više različitih mjera (PA - *Producer's Accuracy*, UA - *User's Accuracy*, OA - *Overall Accuracy*, KC - *Kappa Coefficient*) kao pokazatelja klasifikacijske točnosti. Ono što je cilj, a konsenzus je da ga zapravo nije moguće ostvariti, jest 100 %-na točnost ili potpuna usklađenost (Lang, 2008; Kucharczyk i dr., 2020). Standardna mjera koja se uvriježeno koristi za provjeru klasifikacijske točnosti u objavljenim studijama je Kappa koeficijent (KC) (Varela i dr., 2008; Kamagata i dr., 2008; Riedel i dr., 2008; Tzotsos i Argialas, 2008; Kim i dr., 2011; Kucharczyk i dr., 2020). U objavljenim studijama procjena točnosti GEOBIA modela se dominantno provodi izradom točkastog uzorka (Levick i Rogers, 2008; Lang, 2008; Kucharczyk i dr., 2020) ili usporedbom s ručno izrađenim modelom objekata koji se koristi kao referentni model za dio područja istraživanja, (Lang, 2008; Tiede i dr., 2008; Kucharczyk i dr., 2020).

3. METODOLOGIJA

3.1. Izrada vektorskih modela Općine Poveljana

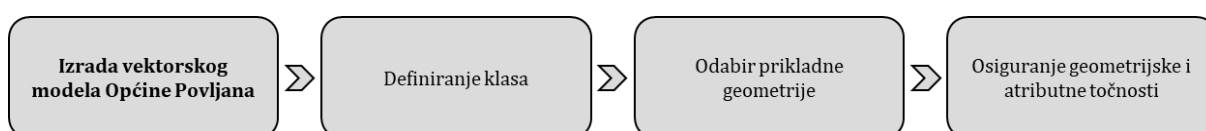
3.2. Metoda ručne vektorizacije

Proces vektorizacije u GIS-u predstavlja transformaciju grafičkih reprezentacija geografskih entiteta u rasterom obliku u geografske podatke vektorskog tipa s ciljem daljnje obrade i korištenja. Cilj vektorizacije je prikupljanje prostornih i semantičkih podataka prikazanih na karti (Chen i dr., 2021). Procesom vektorizacije izrađuju se vektorski modeli geografskih entiteta kojima se dalje mogu pridodati atributi (Cetl i Tutić, 2002). Kompleksnost kartografskih prikaza ili entiteta koje se želi vektorizirati, utječe na primjenjivost različitih metoda vektorizacije. Visoka kompleksnost geografskih entiteta i rastera, otežava primjenu automatskih i poluautomatskih metoda vektorizacije (Chen i dr., 2021). Ručna vektorizacija je metoda kojom se preuzimaju kartografski podatci s rasterskih modela (Cetl i Tutić, 2002; Tutić i dr., 2002). Uz ručnu vektorizaciju, dobro su razvijene poluautomatske i automatske metode vektorizacije u kojima se koriste algoritmi za prepoznavanje obrazaca (Cetl i Tutić, 2002; Chen i dr., 2021). Automatskim i poluautomatskim metodama vektorizacije proces digitalizacije kartografskih sadržaja se značajno ubrzava u odnosu na ručnu metodu što smanjuje trošak vektorizacije. Međutim, postoje određena ograničenja u uspješnoj primjeni poluautomatskih i automatskih metoda vektorizacije. Uspješnost primjene određene metode vektorizacije je u odnosu sa sadržajima i podlogom pri čemu se uspješnost smanjuje s povećanjem kompleksnosti sadržaja i podloge (Cetl i Tutić, 2002; Chen i dr., 2021). Prednost ručne vektorizacije je izvrsno poznavanje geografskih podataka koje se stječe procesom prikupljanja podataka. Međutim, proces ručne vektorizacije nije ponovljiv i vremenski je iznimno zahtjevan. Iz tog je razloga metoda ručne vektorizacije prihvatljiva za manje setove podataka. Ručna vektorizacija se može shvatiti više kao strategija prikupljanja podataka. Kao strategija se dominantno koristi pri digitalizaciji vrlo raznolikih i kompleksnih povijesnih prikaza te se većinom koristi u digitalizacijskim postupcima u humanističkim znanostima (Chen i dr., 2021).

Za izradu vektorskog modela općine Poveljana odabrana je metoda ručne vektorizacije. Prvi korak predstavlja definiranje klasa od interesa. Sljedeći korak predstavlja izbor rasterskog modela koji dobro i jasno reprezentira određeno stanje krajolika, a koji je ujedno dovoljno visoke prostorne rezolucije (Slika 5.).

Pristup istraživanja krajolika je hijerarhijski, temelji se na pojedinačnom elementu kao dijelu krajolika i krajoliku kao cjelini. Vektorski modeli izabranih klasa izrađeni ručnom vektorizacijom služe za izradu modela formiranja krajolika i izradu generaliziranog PKK modela. GEOBIA metoda se primjenjuje paralelno u istraživanju sa svrhom testiranja mogućnost reprodukcije modela jednakih vektorskim modelima izrađenim ručnom vektorizacijom. Ručna vektorizacija je spora i skupa te bi ušteda vremena na ručnoj vektorizaciji omogućila mnogo veću istraženost krajolika na razini pojedinačnih elemenata i cjelina te njihovu zaštitu.

Kao najprikladniji rasterski model za prikupljanje podataka se nameće najmlađi cjeloviti model područja istraživanja. Mjerilo vektorizacije predstavlja važan čimbenik pri izradi vektorskog modela jer se njime definira razina detaljnosti digitaliziranih geografskih sadržaja i mogućnost reprezentacije klasa. Mjericom se osigurava geometrijska i atributna točnost modela, a ono je u odnosu s ciljanim klasama i prostornom rezolucijom rasterskog modela. Za svaku klasu je potrebno definirati vrstu geometrije kako bi što prikladnije reprezentirala svaku klasu te omogućila što učinkovitiji proces ručne vektorizacije te daljnje korištenje i transformaciju podataka u druge tipove geometrije. Sukladno tipu geometrije potrebno je definirati pravila vektorizacije koja će utjecati na broj vektoriziranih entiteta te omogućiti provođenje određenih vrsta analiza.



Slika 5. Shematski prikaz metodološkog okvira za izradu vektorskog modela Općine Poveljana

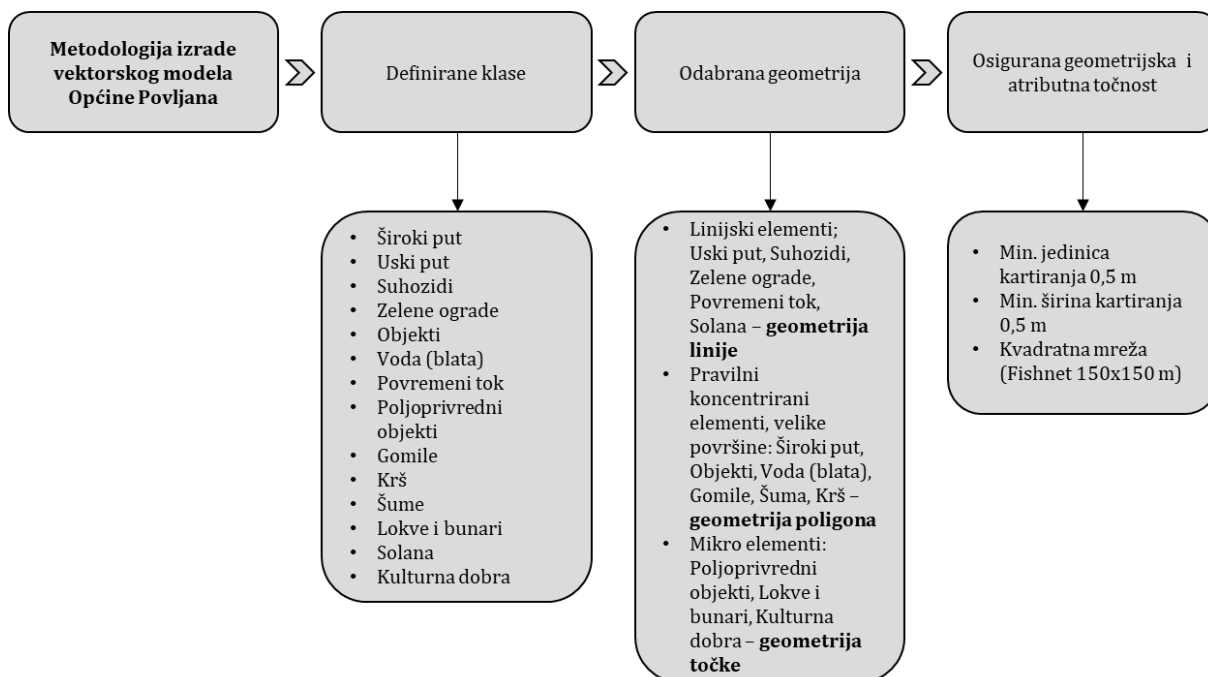
Referentni rasterski model kao osnova za izradu vektorskih modela Općine Poveljana je digitalni ortofoto DGU DOF2018 (URL1).¹ Geografski sadržaj reprezentiran na DGU DOF2018 predstavlja referentni sadržaj prostornih podataka za izradu modela formiranja krajolika i PKK model (Slika 6.). Model DGU DOF2018 je prostorne rezolucije od 0,3 m (Geodetski zavod Rijeka d.o.o., 2019). U skladu s prostornom rezolucijom, mjerilo ručne vektorizacije je postavljeno na 1:250 što omogućava kartiranje najmanjih geografskih sadržaja. Definirana je minimalna jedinica kartiranja od 0,5 m i minimalna širina kartiranja od 0,5 m.

¹ U prosincu 2021. godine je DGU DOF2018 model bio najmlađi objavljeni sloj službene državne izmjere koji obuhvaća područje istraživanja.

Krupno mjerilo kartiranja i prostorna rezolucija modela osiguravaju postizanje visoke geometrijske i atributne točnosti te visoku razinu preciznosti u ispravnoj interpretaciji geografskih sadržaja, koja se provodi na temelju principa interpretacije zračnih snimaka pomoću osnovnih elemenata prepoznavanja kao što su: oblik, veličina, obrazac, sjena, ton ili boja, tekstura i asocijacija (Avery i Berlin, 1992).



Slika 6. DGU DOF2018 model Općine Povljana.



Slika 7. Shematski prikaz metodologije izrade vektorskog modela Općine Poveljana

Tablica 2. Primarni vektorski modeli (PVM) Općine Poveljana

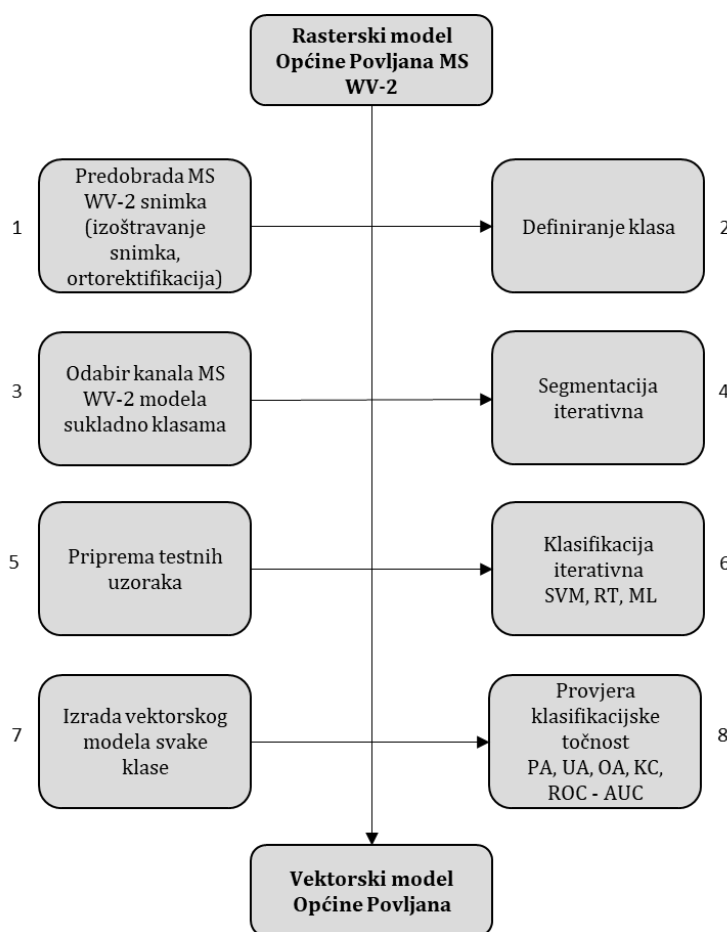
PVM	Naziv	Geometrija	Broj elemenata	Atributi
PVM1	RPJ Općina Poveljana	Poligon	1	duljina, površina
PVM2	Općina Poveljana (buffer 300 m)	Poligon	1	duljina, površina
PVM3	Poveljana more (obalni pojas širine 400 m)	Poligon	1	duljina, površina
PVM4	Kvadratna mreža (fishnet) 150 m	Poligon	1.899	duljina, površina, široki put, uski put, voda (stajaćica – blata), povremeni tok, suhozidi, zelene ograde, objekti, poljoprivredni objekti, gomile, solana, lokve i bunari, kulturna dobra

Vektorski modeli su izrađeni kao prostorna baza podataka u .gdb formatu. Za izradu vektorskih modela Općine Poveljana ručnom vektorizacijom, koriste se primarni vektorski modeli (PVM1 – PVM4) (Tablica 2.). Okviri područja istraživanja su definirani administrativnim granicama Općine Poveljana (PVM1). Prostorno pružanje Poveljane je ograničeno površinom Općine poligonskim slojem RPJ-a (Registra prostornih jedinica RH). Na osnovi sloja površine Općine Poveljana izrađena je kvadratna mreža (fishnet) dimenzija 150 m

× 150 m (PVM4). Kvadratna mreža je poslužila kao osnova za precizno praćenje i kontrolu kartiranja elemenata krajolika. U okviru definiranog metodološkog okvira izrade vektorskih modela Općine Povljana, definirane su vrste geometrije (Slika 7.).

3.3. Primjena GEOBIA metode

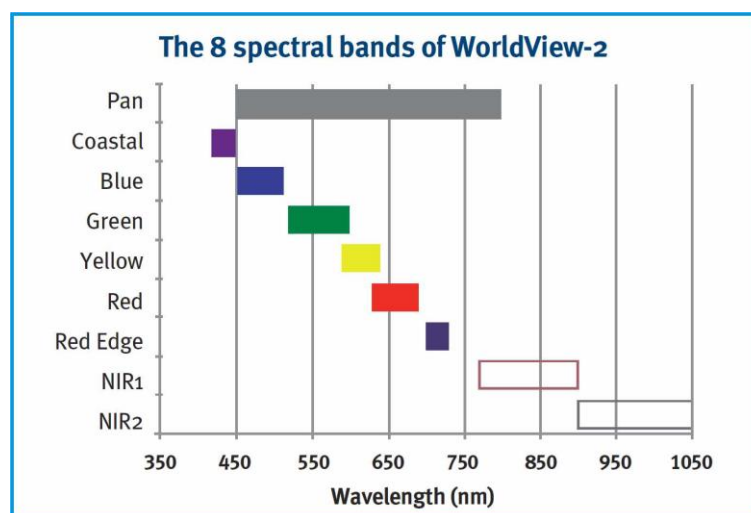
Za geografsku objektno orijentiranu analizu snimaka korišteni su alati integrirani u ArcMap 10.4.1 softver: *Segment Mean Shift*, alati za pripremu uzoraka, dodatak *Geostatistical Analysis, Training Sample Manager*, za klasifikaciju: *Train Support Vector Machine Classifier, Train Maximum Likelihood Classifier, Train Random Trees Classifier*, alat *Classify Raster*, alat za obradu rasterskih podataka *Raster to Polygon*, alati za provjeru klasifikacijske točnosti: *Create Accuracy Assessment Points, Compute Confusion Matrix, Calculate ROC Curves and AUC Values*. Navedeni alati odgovaraju definiranoj shemi metodologije primjene GEOBIA metode (Slika 8.).



Slika 8. Shematski prikaz GEOBIA metodologije

3.3.1. Multispektralni snimak MS WV-2

Rasterski model za provođenje GEOBIA analize u svrhu izrade vektorskog modela Općine Povljana je multispektralni snimak satelita WorldView-2 (MS WV-2). WorldView-2 je satelit komercijalne namjene s visoko kvalitetnim sensorima kojima producira snimke visoke prostorne i spektralne rezolucije. Multispektralni snimak sadrži osam spektralnih kanala (Coastal, Blue, Green, Yellow, Red, Red Edge, NIR1 i NIR2) (Slika 9.). Satelit prikuplja podatke i u pankromatskom kanalu čija je prostorna rezolucija značajno viša od multispektralnog senzora. Prostorna rezolucija komercijalnih multispektralnih snimaka iznosi 1,84 m, a pankromatskih 0,46 m. Vremenska rezolucija WV2 satelita je 1,1 dan, vidno polje satelita iznosi: Mono snimak – 112 km × 138 km (DigitalGlobe, 2010a; 2010b; 2010c; Maxar, 2020; Domazetović, 2021).



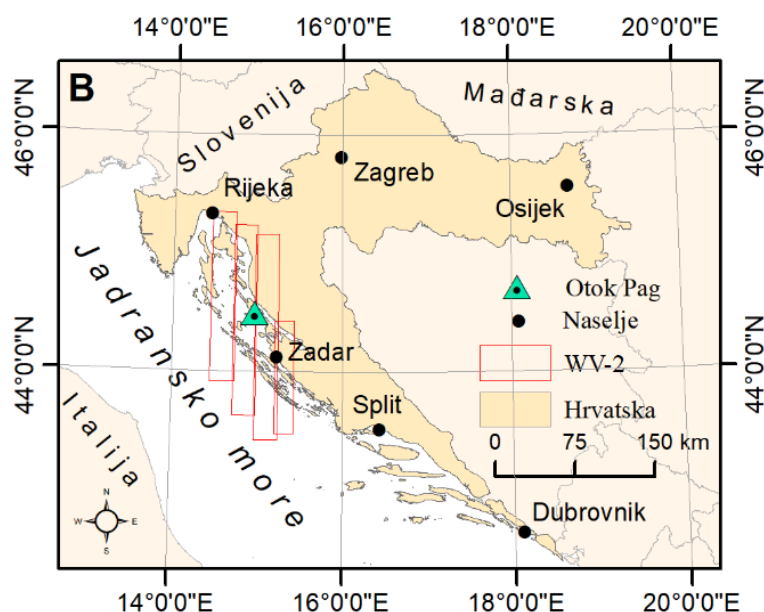
Slika 9. Spektralni kanali WV-2 satelitskih snimaka (URL2)

Snimci koji se koriste u istraživanju su dodijeljeni za potrebe istraživanja u okviru stipendije *Digital Globe Foundation*-a, bivšeg *Digital Globe*-a, danas *Maxar* kompanije u čijem je vlasništvu satelit. U okviru prijave na stipendiju omogućen je odabir više snimaka različitih godišta od kojih su se mogli odabrati samo arhivski snimci koji ne reprezentiraju današnje stanje krajolika. Kriteriji za odabir snimaka su preklapanje te visoka kvaliteta snimka što je podrazumijevalo odsutnost atmosferskih i orografskih distorzija u snimku. Odabrani snimci za izradu MS WV-2 modela su snimljeni 2016. godine u zimskom periodu na što upućuje stanje vegetacije reprezentirano u snimku (Domazetović, 2021).

3.3.1.1. Obrada multispektralnog snimka MS WV-2

3.3.1.2. Izoštavanje snimka

Satelitski snimci WV-2 dodijeljeni u sklopu stipendije pripadaju tipu Standardni 2A snimci. To znači da su na dodijeljenim snimcima već izvršene korekcije od strane proizvođača sa svrhom ispravljanja distorzija što uključuje i geometrijsku korekciju (Digital Globe, 2010b; Domazetović, 2021).



Slika 10. Prostorni obuhvat isporučених satelitskih snimaka WV-2 od Digital Globe Foundation-a (preuzeto iz Domazetović, 2021; Slika 26. B)

Obrada snimaka u svrhu istraživanja je provedena kroz više faza. Zbog veličine pojedinačnog satelitskog snimka, prvi korak u obradi podataka je predstavljao izrezivanje snimaka na ciljano područje istraživanja u svrhu bržeg procesiranja podataka (Slika 10.). Područje istraživanja je definirano prostornim obuhvatom otoka Paga s *buffer* zonom od 1 km te su tim prostornim obuhvatom snimci izrezani. Sljedeći provedeni korak je izoštravanje (snimka engl. *pansharpening*) sa svrhom povećanja prostorne rezolucije multispektralnih snimaka. Tim postupkom se provodi fuzija multispektralnih kanala s pankromatskim snimkom u svrhu povećanja prostorne rezolucije multispektralnog modela. Proces izoštravanja snimka se koristi kao standardna predobrada multispektralnih satelitskih snimaka (Förster i Kleinschmit, 2008; Warner i dr., 2009; Cheng i Chaapel, 2010; Kaplan i Erer, 2014; Nyandwi i dr., 2019; Kucharczyk i dr., 2020). Za izoštravanje se koriste brojni algoritmi koji različito

utječu na kvalitetu izrađenog modela (primjerice: vidi Kaplan i Erer, 2014; Li i dr., 2017; Javan i dr., 2021; Domazetović, 2021). Izoštavanje je izvršeno algoritmom *Pansharp 2* u softveru *Geomatica 2018* (Domazetović, 2021). Time je poboljšana prostorna rezolucija MS WV-2 modela na 1 m.

3.3.1.3. Geometrijska korekcija MS WV-2

Slijedeći korak u obradi podataka je predstavljala geometrijska korekcija satelitskog snimka u odnosu na referentni model – DGU DOF2011. Geometrijska korekcija podrazumijeva georeferenciranje i rektifikaciju snimka u odnosu na određeni, odabrani referentni model (URL3; URL4). Više je definicija georeferenciranja koje se može opisati kao usklađivanje geografskih podataka u definirani koordinatni sustav, ali i kao način identifikacije geografskih objekata (Hackeloeer i dr., 2014). Drugi naziv za geometrijsku korekciju je harmonizacija podataka. Harmonizacija podataka u GIS-u predstavlja koncept usklađivanja podataka, a georeferenciranje se odnosi na međusobno geometrijsko usklađivanje podataka (Janecka i dr., 2013). Kako bi se optimizirao proces ortorektifikacije, izvršeno je spajanje izoštrenih snimaka čime je izrađen jedinstveni model u softveru *Geomatica 2018* korištenjem alata *Mosaic tool*. Provjerom geometrijske točnosti isporučenih snimaka od strane Digital Globe Foundation-a utvrđena je greška u horizontalnoj usklađenosti koja je veća od 5 m.² Odstupanje do 5 m je vrijednost koju navodi proizvođač kao karakteristiku isporučenih snimaka (DigitalGlobe, 2010b). Geometrijske greške nisu ravnomjerno distribuirane na području istraživanja – otoku Paga. Veća horizontalna odstupanja su prisutna na područjima otoka Paga s većom vertikalnom raščlanjenosti terena i visokom energijom reljefa. Upravo je geometrijska greška bila najmanja i najrjeđe zastupljena na području Općine Poveljana (Domazetović, 2021). Iz MS WV-2 modela otoka Paga je zatim izrezano područje Općine Poveljana definirano administrativnim obuhvatom općine s tampon zonom od 500 m kako bi se optimizirao proces geometrijske korekcije. Zbog neujednačenosti horizontalnih odstupanja kao i raznolikosti terena na području istraživanja, provedena je ručna korekcija geometrijskih grešaka. Alatom *Georeferencing ArcMap* softvera ručno su dodane vezne točke u mjerilu 1:300 (koje je sukladno mjerilu ručne vektorizacije elemenata krajolika Općine Poveljana) na referentnom modelu DGU DOF2011 u službenoj

² Obradu satelitskih snimaka WorldView-2 dodijeljenih stipendijom je obradio dr. sc. Fran Domazetović za potrebe provođenja različitih istraživanja u sklopu projekta Laboratorij za geoprostorne analize UIP-2017-05-2694 koji se provodi pod vodstvom izv. prof. dr. sc. A. Šiljega pri Odjelu za geografiju Sveučilišta u Zadru.

projekciji RH HTRS96/TM. Dodano je 1636 veznih točaka. U svrhu rektifikacije i izrade završnog modela testirani su svi rektifikacijski algoritmi integrirani u ArcMap softver: *1st Order Polynomial (Affine)*, *2nd Order Polynomial*, *3rd Order Polynomial*, *Similarity Polynomial*, *Projective Transformation*, *Zero Order Polynomial (Shift)*, *Spline* i *Adjust*. Kriterij za odabir rektifikacijskog algoritma u svrhu harmonizacija MS WV-2 modela s DGU DOF 2011 modelom je mjera točnosti RMSE (engl. *Root mean square error*) u iznosu 0. RMSE se koristi kao mjera za procjenu točnosti georeferenciranih podataka kroz mjerenje odnosa između predviđene i točne X i Y koordinate za svaku veznu točku (Morad i dr., 1996; Mao i Shi, 2008; Moses i Devadas, 2012; Zomrawi i Eisa, 2013).

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n [(x_i - x_i)^2 + (y_i - y_i)^2]}{n}}$$

3.3.2. Definiranje klasa

U primjeni GEOBIA metode je uključeno specijalizirano znanje operatera. Specijalizirano znanje se odnosi na znanje o području istraživanja, temi i cilju istraživanja kojim analitičar, sukladno karakteristikama snimka i softveru koje koristi u analizi snimaka. Definiranjem klasa se omogućuje kvalitetno opisivanje karakteristika klasa kroz parametre alata pojedinog softvera (Castilla i Hay, 2008; Lang, 2008; Corcoran i Winstanley, 2008; Marpu i dr., 2008). Definiranje klasa utječe na proces segmentacije kao i na pripremu testnih uzoraka za klasifikaciju. Što je bolja prostorna rezolucija snimka, to je u snimku više potencijalnih klasa ili veći spektar reprezentiranih geoobjekata koji mogu biti predmet analize. Potencijalni slikovni i značenjski slikovni objekti su u pozitivnom odnosu s raznolikošću krajolika koji je reprezentiran u snimku. Kompleksnost reprezentirana u snimku može predstavljati otegotnu okolnost u provođenju analize povećavajući vrijeme procesiranja podataka jer povećava kompleksnosti koraka u analizi snimka (Maxwell i dr., 2019; Kucharczyk i dr., 2020; Rodriguez-Galiano i dr., 2012). Ujedno, previsoka kompleksnost podrazumijeva veliku količinu podataka koji nisu predmet ni interes analize (Niemeyer i dr., 2008). Međutim, u GEOBIA metodi, tzv. subobjekti mogu biti agregirani u supraobjekte koji hipotetski predstavljaju ciljanu klasu analize, a koja se na jednostavan način prepoznaje vizualnom interpretacijom analitičara (Lang, 2008; Castilla i Hay, 2008). Kao primjer takve situacije može se navesti Velo Blato u Povljani koje iz perspektive interpretacije zračnih snimaka jasno

predstavlja klasu jezera ili vode dok ga je kroz GEOBIA perspektivu potrebno razmotriti kroz dvije klase: vodu i trstiku koje sačinjavaju značenjski supraobjekt voda ili jezero. Za izdvajanje Velikog Blata potrebno je definirati dvije klase što je rezultat teksturalnih i spektralnih karakteristika piksela koji opisuju te klase i karakteriziraju oblike tih slikovnih objekata. Nadalje, definiranje klasa utječe na postupak klasifikacije na različite načine. Primjerice, klasifikacijski algoritmi pokazuju različite klasifikacijske točnosti pri klasifikaciji više klasa. Ma i dr. (2017) su analizirali objavljene studije i utvrdili da je SVM klasifikator drugi najkorišteniji algoritam za koji je prijavljena druga najviša ostvarena klasifikacijska točnost. Nadalje, utvrđena je negativna korelacija između broja klasa i klasifikacijske točnosti modela na primjerima kartiranja zemljišnog pokrova (Thin i dr., 2019, Ma i dr., 2017). Na važnost definiranja klasa ukazuje i povezanost klasa s klasifikacijskom točnosti na način da visoka spektralna varijabilnost unutar klase, ali i niska spektralna varijabilnost između klasa negativno utječe na klasifikacijsku točnost (Kim i dr., 2011; Kucharczyk i dr., 2020).

Na temelju ručnog vektorskog modela izrađenog na temelju DGU DOF2018 modela definirane su klase od interesa u analizi krajolika Općine Povljana. Cilj primjene GEOBIA metode na MS WV-2 2016 modelu je izraditi vektorske modele što sličnije onima izrađenim metodom ručne vektorizacije i vizualne interpretacije. Stoga su na temelju vektorskih modela izrađenih ručnom vektorizacijom definirane klase za primjenu GEOBIA metode na MS WV-2 model. Međutim, klase za GEOBIA metodu se nužno moraju razlikovati od klasa izrađenih ručnom vektorizacijom zbog načela hijerarhijskog modeliranja (odnosi subobjekata i supraobjekata), ali i zbog različitog razdoblja snimanja MS WV-2 2016 i DGU DOF2018 modela. Pri definiranju klasa je potrebno uzeti u obzir promjenjive klase, kao što je vegetacija, koja neće biti reprezentirana u snimcima izrađenim tokom cijele kalendarske godine.

3.3.3. Odabir kanala MS WV-2 2016

WV-2 je prvi satelit koji je proširio repertoar kanala i spektralnu rezoluciju s ciljem poboljšanja i lakšeg promatranja različitih fenomena Zemljine površine. Krajolici su vrlo heterogeni, posebno antropogenizirani krajolici, stoga spektralna rezolucija omogućuje lakše razlikovanje različitih klasa (Santos i Freire, 2015). WV-2 snimak sadrži 8 kanala (osnovni kanali: blue, green, red i near-infrared 1, te dodatni: red edge, coastal, yellow i near-infrared 2). Senzori satelita WV-2 su razvijeni kako bi omogućili lakše razlikovanje različitih vrsta vegetacije i umjetnih materijala. Novi kanali omogućuju složenije analize krajolika, posebno

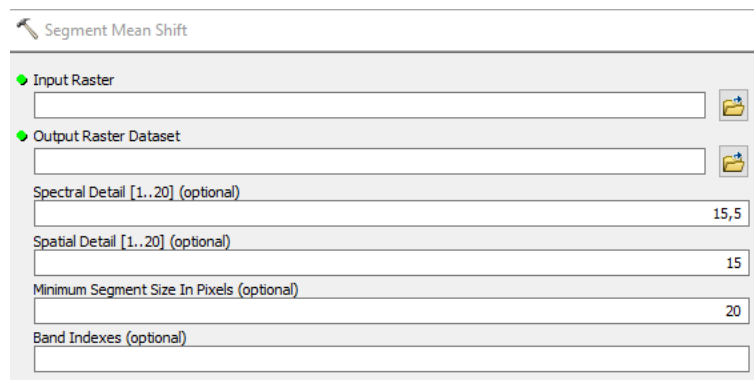
automatsko izdvajanje objekata kao i njihovu klasifikaciju (Digital Globe, 2010c). Santos i Freire (2015) navode brojna istraživanja koja uglavnom nisu potvrdila bolje klasifikacijske rezultate analiza izvedenih na WV-2 multispektralnim snimcima. Međutim, u svojem su istraživanju kartirali vegetacijski pokrov u urbanim područjima, a klasifikacijsku točnost su povećali kombinacijom osnovnih kanala te coastal i NIR2 kanala. Na području Turske je uspješno klasificiran zemljišni pokrov korištenjem NDVI indeksa kombinacijom kanala Red i NIR1 (Kavzoglu i dr., 2015). Pomoću NIR1 i 2 su uspješno izdvojena stabla mangrove šume (Kamal i dr., 2015). Bolja spektralna rezolucija kao karakteristika snimka omogućava lakše i kvalitetnije izdvajanje i klasifikaciju ciljanih klasa. Sukladno tome, na multispektralnom snimku je potrebno testirati različite kombinacije kanala u svrhu definiranja optimalne u kojoj je pojedina klasa najjasnije vidljiva i izražena u vlastitom okruženju. To može značajno utjecati na rezultate u spektralno homogenim krajolicima za koje u pankromatskom snimku razlike u kontrastu, boji i dr. nisu dovoljno izražene između različitih klasa.

3.3.4. Segmentacija

Mean Shift je segmentacijski algoritam koji se može prevesti kao segmentacija snimka metodom srednjeg pomaka (Krstinić, 2008). Definirali su ga Fukunaga i Hostelter (1975) kao algoritam za prepoznavanje obrazaca na temelju načela vjerojatnosti grupiranja gustoće. Kasnije je algoritam modificiran u svrhu izdvajanja slikovnih objekata po principu grupiranja. Svoju primjenu je zadobio i u metodi GEOBIA u daljinskim istraživanjima (Vlachopoulos i dr., 2020). Detaljna matematička i statistička formulacija teorema Mean Shift je prikazana kod: Fukunaga i Hostelter, 1975; Cheng, 1995; Comaniciu i Meer, 2002; Ming i dr., 2015.

Segmentacijski algoritam Mean Shift je alat za analizu snimaka integriran u ArcMap softver. Alat *Segment Mean Shift* segmentira snimak na temelju tri osnovna korisničko definirana parametra: *Spectral detail* ili spektralna detaljnost, *Spatial detail* ili prostorna detaljnost te *Minimum Segment Size in Pixels* ili minimalna veličina segmenta u pikselima (Slika 11.). Vrijednosti parametara su definirane između 1.0 i 20.0. Dodatni korisničko definirani parametar je kombinacija kanala. Parametar spektralne detaljnosti služi za razdvajanje različitih klasa koje dijele slične spektralne vrijednosti. Što je vrijednost viša ili bliža vrijednosti 20.0, parametar će izdvojiti ili napraviti snažniju distinkciju između više klasa sličnih spektralnih vrijednosti. Što je parametar niži, algoritam će više generalizirati spektralnu varijabilnost ili heterogenost klase. Parametar prostorne detaljnosti je u suodnosu s veličinom

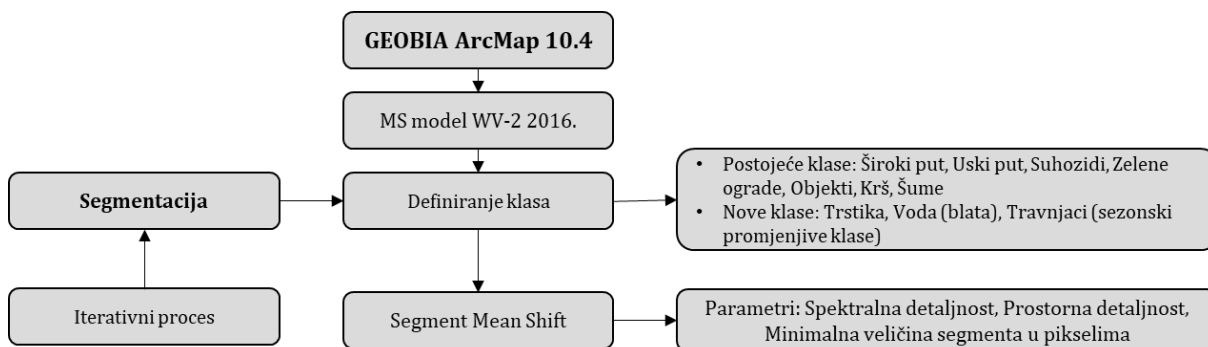
objekata koje se želi izdvojiti u snimku. Što je vrijednost parametra viša, segmentacijski algoritam će izdvojiti kao zasebne objekte klase manje veličine dok će niža vrijednost generalizirati scenu. Parametar minimalne veličine segmenta je izražen u pikselima. U suodnosu je s prostornom rezolucijom snimka kao i s mjerilom, odnosno, ciljanom jedinicom kartiranja ili veličinom ciljanog objekta. Svi segmenti koji su manji od definirane minimalne veličine segmenta će biti spojeni sa susjednim segmentima na temelju drugih karakteristika homogenosti (URL5). Parametar kombinacije kanala je značajan parametar za segmentaciju jer omogućava potpunu iskoristivost multispektralnog snimka čime se pospješuje segmentacijski postupak odabirom kanala u kojima se pojedina klasa najbolje ističe. Odabirom optimalne kombinacije kanala multispektralnog snimka poboljšavaju se segmentacijski rezultati temeljeni na spektralnoj vrijednosti jer su u samo određenoj kombinaciji kanala kontrast, boja i ton najizraženiji za ciljanu klasu. Segmentirani snimak, slikovni objekti u snimku su rezultat grupiranja vrijednosti piksela i na temelju toga definiranih regija. Prostorna detaljnost definira susjedstvo regija u rasteru, spektralna detaljnost definira spektralnu varijabilnost željenih objekata, a minimalna veličina segmenta definira veličinu regije u snimku. Na taj se način izdvajaju segmenti na temelju spektralnih vrijednosti u odnosu na prostornu rezoluciju snimka i spektralnu varijabilnost (Lourenço i dr., 2021). Spektralna detaljnost je u suodnosu sa spektralnom rezolucijom modela na kojem se provodi segmentacija stoga vrijednosti tog parametra moraju biti u skladu s karakteristikama modela i ciljanim klasama (Momeni i dr., 2016). Segmentacijski algoritam Mean Shift je dostupan u više softvera (OTB/Monteverdi i ArcGIS). Međutim, OTB/Monteverdi i ArcGIS softveri u alatima nemaju na raspolaganju jednake korisničko definirane parametre radi čega segmentacije izvedene na istom snimku u dva (različita) softvera nisu rezultirali jednakim slikovnim objektima (Lourenço i dr., 2021) što otežava usporedbu parametara kojima su izdvojeni slikovni objekti istih klasa. Vrijednosti parametara su u odnosu s karakteristikama snimka, raznolikosti krajolika koji reprezentiraju i heterogenosti klasa koje su zastupljene, njihovim karakteristikama kao i slikovnim objektima koji su cilj izdvajanja sa segmentacijom (Slika 12.).



Slika 11. Alat Segment Mean Shift s korisničko definiranim parametrima (ArcMap 10.4.)

Snimci visoke prostorne rezolucije, pogodni za GEOBIA analizu, reprezentiraju kompleksne scene prisutnih geobjekata. Segmentacija smanjuje kompleksnost scene što predstavlja zasebnu problematiku slikovnih analiza. Snimak reprezentira sve geobjekte na Zemljinoj površini, a koji nužno ne pripadaju jednakom mjerilu promatranja ni interesu istraživanja. Segmentacija se provodi u odnosu na snimak te u odnosu na ciljane klase. Iz tog razloga se segmentacija provodi kao iterativni ili ponavljajući proces po principima hijerarhijskog modeliranja u kojem se korisničko definiranim parametrima alata opisuje svaka ciljana klasa koja može predstavljati supraobjekt s određenim brojem agregiranih subobjekata (Tian i Chen, 2007; Lang, 2008; Castilla i Hay, 2008; Baatz i dr., 2008; Tzotsos i dr., 2008; Hofmann i dr., 2008; Blaschke, 2010; Kim i dr., 2011; Drăguț i dr., 2014; Chen i dr., 2018).

Softver eCognition za proces segmentacije koristi više algoritama od kojih se ističe *Multi-resolution Segmentation Algorithm*. Navedenim algoritmom, koji označava više-rezolucijsko segmentiranje, izdvajaju se slikovni objekti različite hijerarhije, izdvajaju se klase različite veličine s ciljem izdvajanja slikovnih objekata koji su manje ili više specifični ili generalizirani. Time je proces segmentacije ubrzan jer je korištenje drugih algoritama podrazumijevalo agregaciju segmenata u izdvajanju generaliziranih klasa (Tong i dr., 2012; Aguilar i dr., 2016; Kucharczyk i dr., 2020). Sa segmentacijskim algoritmom Mean Shift, proces izdvajanja ciljanih klasa se provodi sukladno karakteristikama svake ciljane klase, a koje mogu dijeliti karakteristike, te se jednakim korisničko definiranim postavkama može uspješno izdvojiti više različitih ciljanih klasa.



Slika 12. Shema segmentacije s alatom Segment Mean Shift u ArcMap 10.4. softveru

Segmentacijski algoritam Mean Shift je značajno zastupljen u geografskim objektno orijentiranim analizama snimaka. U usporedbi s algoritmima softvera *eCognition*, segmentacijski algoritam Mean Shift je pokazao slabije rezultate, ali i dalje zadovoljavajuće u kartiranju zemljišnog pokrova (Lourenço i dr., 2021). Vlachopoulos i dr. (2020) navode brojne primjere primjene segmentacijskog algoritma Mean Shift. Mean Shift alat su uspješno koristili Šiljeg i dr. (2021; 2022) u izdvajanju krošanja maslina, Marić i dr. (2022) u svrhu izdvajanja zemljišnog pokrova na povijesnim zračnim snimkama te Panda i dr. (2021) u izdvajanju primorskih četinjača.

Segmentacija se smatra najvažnijim korakom u GEOBIA analizi jer su njezini rezultati osnova za klasifikacijski postupak. Brojni autori upravo izvedbu segmentacije dovode u izravnu vezu s klasifikacijskom točnošću, odnosno, kvalitetom produciranih slikovnih objekata (Marpu i dr., 2008; Tzotsos i dr., 2008; Van Coillie i dr., 2008; Radoux i Defourny, 2008; Kim i dr., 2008; Hofmann i dr., 2008; Costa i dr., 2008; Neubert i dr., 2008; Liu i Xia, 2010; Kim i dr., 2011; Blaschke i dr., 2014; Drăguț i dr., 2010; 2014; Ye i dr., 2018; Kucharczyk i dr., 2020). Može se tvrditi da stav o segmentacijskom postupku predstavlja čak konsenzus u znanstvenoj zajednici daljinskih istraživanja. U tom je kontekstu potrebno naglasiti da osim korisničko definiranih parametara kojima se izdvajaju slikovni objekti, na kvalitetu segmentacije, odnosno produciranje slikovnih objekata, utječe i sama obrada snimka (Lübker i Schaab, 2008).

U svrhu odabira optimalne kombinacije parametara za segmentaciju snimka za svaku pojedinu ciljanu klasu, u GEOBIA analizi provedeno je sveukupno 87 iteracija (Tablica 3.). Prema značajkama definiranih ciljanih klasa jasno je istaknuto da pojedine klase dijele određene karakteristike. Iz tih je razloga proveden veći broj testnih segmentacijskih postupaka po iterativnom principu, prilagođenih svakoj pojedinačnoj klasi. Zbog karakteristika klasa, za sve

klase je parametar spektralne detaljnosti testiran u razini gornjih, maksimalnih vrijednosti, između 15 i 20, kako bi se uspostavila što jača distinkcija između klasa sličnih spektralnih karakteristika. Jednako je načelo korišteno i za parametar prostorna detaljnost jer je cilj bio izdvojiti slikovne objekte što preciznije i time eliminirati bilo koji stupanj generalizacije. Testirane vrijednosti su također uspostavljene između 15 i 20 za parametar prostorna detaljnost. Parametar minimalna veličina segmenta je parametar koji je manje varirao u testiranju parametara segmentacije za svaku pojedinačnu klasu jer je u odnosu s prostornom rezolucijom modela od 1 m i prosječnom veličinom ciljanog slikovnog objekta. Više vrijednosti, odnosno maksimalne vrijednosti parametra minimalna veličina segmenta odgovaraju klasama veće površine kao što su šuma i voda.

Tablica 3. Broj iteracija po klasi za segmentaciju s alatom Segment Mean Shift u ArcMap 10.4. softveru

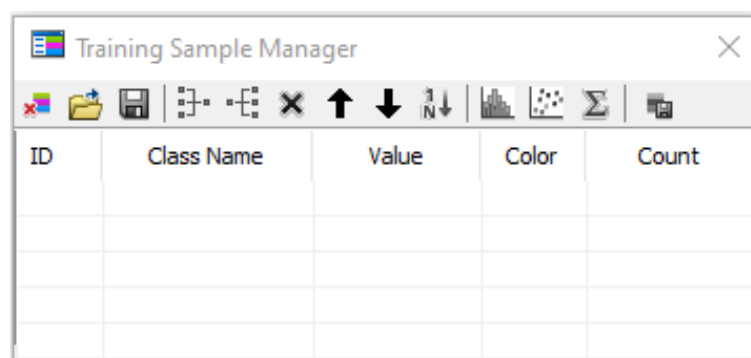
ID	Klase	Broj iteracija
GEOBIA1	Široki put	7
GEOBIA2	Uski put	7
GEOBIA3	Voda	5
GEOBIA4	Trstika	5
GEOBIA5	Suhozidi	20
GEOBIA6	Zelene ograde	10
GEOBIA7	Objekti	10
GEOBIA8	Travnjak	10
GEOBIA9	Šume	3
GEOBIA10	Krš	10

3.3.5. Priprema testnih uzoraka

U GEOBIA analizi u ovom radu se koristi nadzirana klasifikacija. Postupak prikupljanja uzoraka je informiran znanjem o klasi na temelju interpretacije zračnih snimaka (Lang, 2008; Marpu i dr., 2008; Myburgh i Van Niekerk, 2013; 2014; Kucharczyk i dr., 2020). Nadzirana klasifikacija, u odnosu na nenadziranu, omogućuje veću kontrolu nad klasifikacijskim postupkom iako se proces značajno vremenski produžava i time financijski poskupljuje (Tuxen i Kelly, 2008; Myburgh i Van Niekerk, 2014; Maxwell i dr., 2019). Klasifikacija se provodi na temelju odabranih uzoraka što proces prikupljanja uzoraka čini kompleksnim. Klase mogu biti kompleksne ili heterogene što proces odabira uzoraka čini presudnim faktorom u klasifikaciji. Između mnogo potencijalnih kandidata je potrebno odabrati uzorke u setu podataka koji će dobro opisivati neku klasu (Marpu i dr., 2008; Ma i dr., 2015). Potrebno je osigurati podjednaku

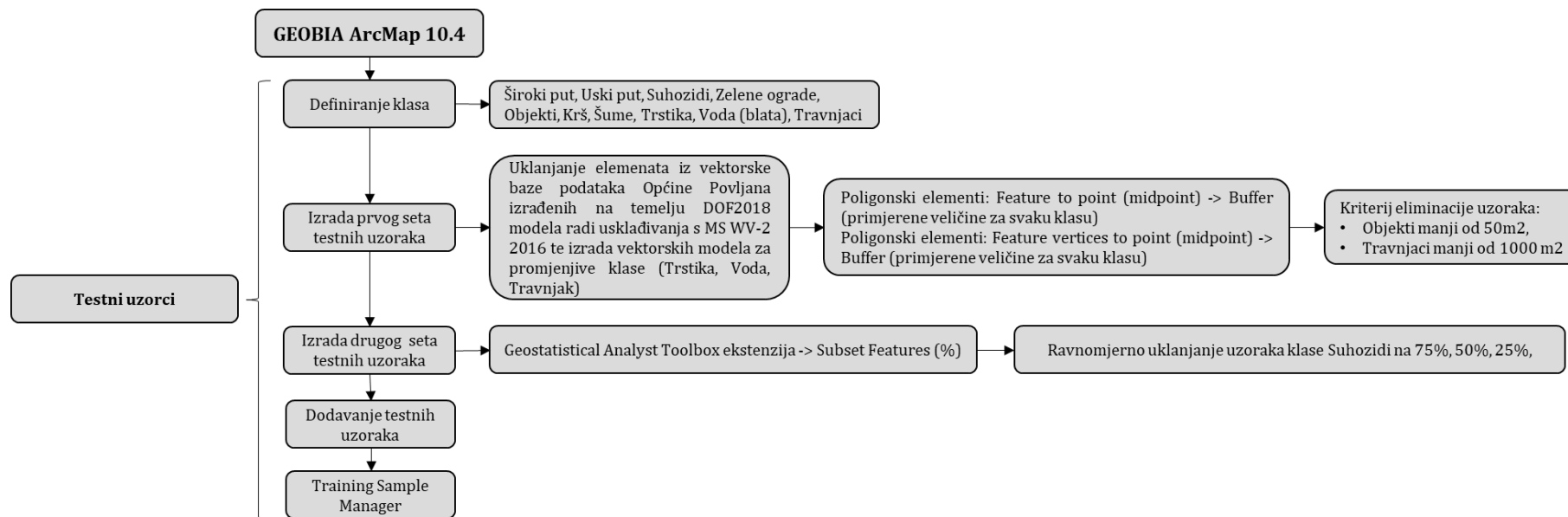
zastupljenost uzoraka svake klase sukladno njihovoj zastupljenosti u snimku koji reprezentira krajolik. U samom krajoliku je nužno prisutan nerazmjer između klasa budući da je krajolik po sebi heterogeni fenomen. Nisu sve klase ili geoobjekti jednako zastupljeni u krajoliku (Myburgh i Van Niekerk, 2014; Maxwell i dr., 2019). Testni uzorci trebaju biti koherentni, potrebno je jasno odrediti minimalnu veličinu uzoraka po klasi te standardizirati vrstu uzoraka prema tipu (pikseli ili poligoni) te definirati kriterij uzorkovanja (točno određenog mjesta u rasteru) (Kucharczyk i dr., 2020). Na temelju brojnih provedenih istraživanja u kojima je primijenjena GEOBIA metoda, utvrđene su brojne zakonitosti u klasifikaciji slikovnih objekata koje je potrebno uzeti u obzir prilikom izrade klasifikacijske sheme i definiranju klasa i pripadajućih uzoraka. Utvrđeno je da je klasifikacijska točnost u pozitivnom odnosu s veličinom seta testnih uzoraka (Van Coillie i dr., 2008; Myburgh i Van Niekerk, 2014). Ističe se važnost veličine uzoraka te bi uzorci za sve klase trebali biti jednake veličine i tvoriti ujednačen odnos između klasa (Kucharczyk i dr., 2020; Millard i Richardson, 2015;). Utvrđena je pozitivna korelacija između veličine kvalitetnih uzoraka i povećanja ukupne klasifikacijske točnosti (Myburgh i Van Niekerk, 2014; Millard i Richardson, 2015; Maxwell i dr., 2018; 2019; Kucharczyk i dr., 2020). Također je utvrđeno da će nerazmjer uzoraka između klasa rezultirati time da će klasa manje zastupljena u uzorcima biti manje zastupljena u klasificiranom modelu, a u korist više zastupljenih klasa u rasteru (Maxwell i dr., 2018; 2019; Kucharczyk i dr., 2020). Istražen je efekt veličine testnih uzoraka na ukupnu točnost klasifikacije. Ukoliko s rastom veličine uzoraka klasifikacijska točnost ne raste progresivno, nije potrebno povećavati veličinu testnih uzoraka (Maxwell i dr., 2019; Kucharczyk i dr., 2020). Kroz više istraživanja je utvrđeno da povećanje testnih uzoraka povećava klasifikacijsku točnost (Maxwell i dr., 2019). Suprotno toj spoznaji je utvrđeno da progresivno smanjenje veličine uzoraka ne prati progresivan pad klasifikacijske točnosti, već postoji prag u veličini uzoraka nakon kojeg se ne isplati povećanje veličine uzoraka i dodatno ulaganje vremena u prikupljanje uzoraka (Rodriguez-Galiano i dr., 2012). Slične rezultate su ostvarili Maxwell i dr. (2019) te su zaključili da progresivan rast veličine uzoraka ne prati i progresivan rast klasifikacijske točnosti koja, doduše, ostvaruje pad sa smanjenjem veličine uzoraka, ali zanemariv u odnosu na potencijalno smanjenje veličine uzoraka i vremena koje je potrebno utrošiti za pripremu testnih uzoraka za klasifikaciju. Ramezan i dr. (2021) su testirali različite veličine setova testnih uzoraka i različite klasifikatore. Zaključili su da je klasifikacijska točnost u odnosu s veličinom testnih uzoraka i s klasifikacijskim algoritmom te klasom. Nadalje, utvrdili su da postoje svojevrсни pragovi

veliĉine testnih uzoraka nakon kojeg se klasifikacijska toĉnost ne povećava, međutim, preporučuju povećanje veliĉine testnih uzoraka za postizanje bolje klasifikacijske toĉnosti. Myburgh i Van Niekerk (2014) su utvrdili da je klasifikacijska toĉnost ovisila o klasifikatoru, ali i da je s povećanjem veliĉine uzoraka klasifikacijska toĉnost progresivno rasla do određene razine nakon ĉega je postala stabilna bez obzira na povećanje veliĉine uzoraka. Maxwell i dr. (2018) su zakljuĉili da je klasifikacijska toĉnost u mnogo većoj povezanosti s veliĉinom uzoraka i visokom kvalitetom uzoraka, a ne s klasifikatorima. O vezi između testnih uzoraka i klasifikacijske toĉnosti postoji konsenzus u znanstvenoj zajednici. Međutim, iz iznesenih podataka, ne može se decidirano tvrditi na koji naĉin testni uzorci utjeĉu na klasifikaciju. Jasno je da uzorci trebaju dobro reprezentirati klase, da je potrebno osigurati ravnotežu uzoraka između klasa, da je potrebno osigurati kvalitetne uzorke i sl. što pripada općim tvrdnjama i logiĉnim naĉelima koje se ne može egzaktno formulirati kroz toĉno određenu veliĉinu uzoraka, postotak uzoraka i sl. Ćini se da još uvijek ne postoji standard vezan za testne uzorke i klasifikaciju, a to vjerojatno proizlazi iz razliĉitih karakteristika modela na kojima se provode nadzirane klasifikacije, odabiru klasa kao i izrazitoj heterogenosti krajolika koji je reprezentiran u snimku.



Slika 13. Alat Training Sample Manager u ArcMap 10.4. softveru

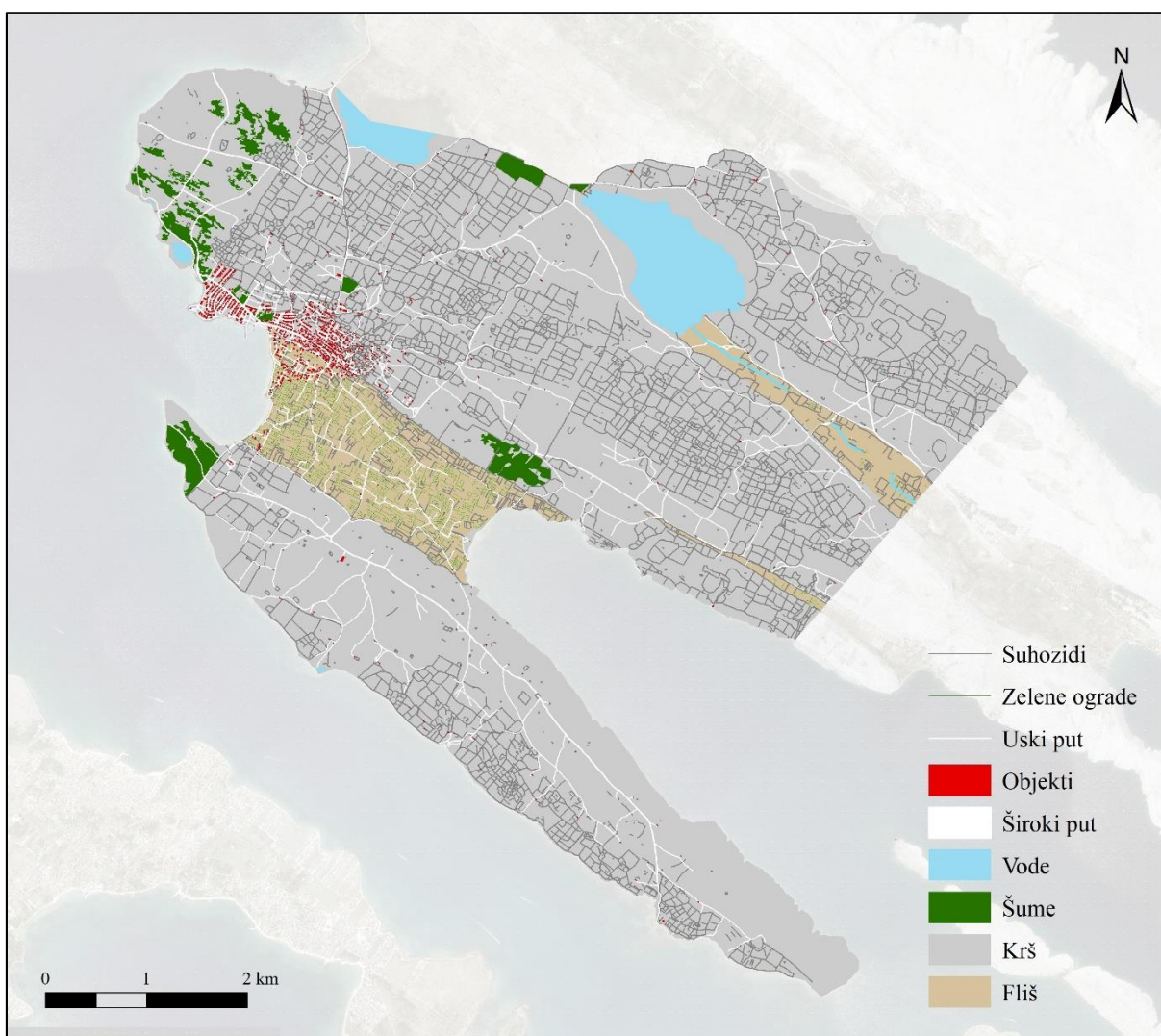
U ArcMap softveru, uzorcima se upravlja alatom *Training Sample Manager* te se kreira datoteka s uzorcima koji se koriste u alatima za nadziranu klasifikaciju. Alat izraĉunava broj piksela za svaku klasu koji je definiran na temelju prikupljenih uzoraka (URL6). Izrađeno je više klasifikacijskih datoteka s razliĉitim setovima testnih uzoraka u svrhu testiranja odnosa između testnih uzoraka i ciljanih klasa (Slika 13.).



Slika 14. Shema procesa izrade testnih uzoraka u ArcMap softveru

3.3.5.1. Ažuriranje ručnog vektorskog modela

Za izradu testnih uzoraka definiranih klasa (GEOBIA 1-10) je iskorišten ručni vektorski model Općine Poveljana izrađen na modelu DGU DOF 2018. Georeferenciranjem i rektifikacijom MS WV-2 2016 modela je osigurana potpuna horizontalna usklađenost s referentnim modelom DGU DOF2011 čime je MS WV-2 geometrijski usklađen i s DOF DGU 2018 modelom i modelom Općine Poveljana izrađenim ručnom vektorizacijom.



Slika 15. Osnovni vektorski model Općine Poveljana izrađen na DGU DOF 2018 referentnom modelu

Budući da je potpuno geometrijski usklađen s rasterskim modelima, ručni vektorski model Općine Poveljana je iskorišten za izradu testnih uzoraka (Slika 14.-15.). Izradom testnih uzoraka korištenjem vektorskog modela iskorištavaju se postojeći podaci, osigurava balansiranost veličine testnih uzoraka po klasi te se standardiziraju uzorci prema obliku i klasi. Prvi korak u izradi uzoraka na temelju vektorskog modela je usklađivanje podataka jer DGU DOF 2018 i MS WV-2 2016 ne reprezentiraju jednaku situaciju u krajoliku zbog razlike od dvije kalendarske godine između snimanja (razlikuju se u broju geoobjekata reprezentiranih u snimku). Usklađivanje podataka je provedeno ručno, korištenjem kvadratne mreže (engl. *fishnet*) pri čemu je izvršena vizualna provjera prisutnosti elemenata vektorskih modela u MS WV-2 2016 modelu.

3.3.5.2. Standardizacija testnih uzoraka

Vektorski modeli usklađeni s MS WV-2 iz 2016. godine su sukladno tipu geometrije (linija, poligon) iskorišteni za izradu testnih uzoraka. Pri izradi testnih uzoraka se je slijedilo načelo praktičnosti, standardizacije uzoraka prema tipu geometrije te reprezentativnost uzoraka za svaku klasu u rasteru. Korištenjem jednostavnih alata za izdvajanje središnje točke poligona ili linije (alati *Feature Vertices to Point (Midpoint)*, *Feature to Point (Midpoint)*) izrađeni su testni uzorci. Izrađeni su točkasti uzorci za svaku klasu, a svaka točka je izvorište jednog uzorka čime je svaki element ili ciljani slikovni objekt reprezentiran jednim uzorkom (Slika 14.). Kako bi se ostvarila i osigurala reprezentativnost klasa kroz uzorke u rasteru, izvršena su osnovna mjerenja minimalnih i maksimalnih vrijednosti ciljanih klasa u vektorskom modelu. Na osnovi mjerenja površina predstavnika klasa (primjerice: prosječne širine suhozida i sl.) definirani su optimalni promjeri središnjih točaka izrađenih za svaku klasu i svaki element u vektorskoj bazi. Alatom *Buffer* su kreirani uzorci poligonskog tipa za svaku klasu s definiranim promjerom. Time je osigurana zastupljenost uzoraka u rasteru po klasi te standardiziranost uzoraka u tipu geometrije koja je definirana poligonom kružnog oblika.

3.3.5.3. Redukcija testnih uzoraka

U svrhu osiguravanja visoke kvalitete uzoraka za klase, definirani su kriteriji eliminacije uzoraka s ciljem njihova smanjenja (Slika 14.). Uzorci unutar heterogenih klasa (različitih dimenzija ili površine) su smanjeni kako promjer uzoraka ne bi zahvatio područja ili piksele u rasteru koji pripadaju drugim klasama. Primjerice, objekti su klasa koja je heterogena po

spektralnim karakteristikama, prema obliku i veličini te s iznimno velikim razlikama u tlocrtima. Klasa objekti reprezentira obiteljske kuće, poljoprivredne objekte i pomoćne stambene objekte. Obiteljske kuće su dovoljno velike površine stoga kreirani centroidi s bufferom ne uzorkuju piksele izvan prostornih gabarita tih slikovnih objekata. Međutim, to nije moguće sa sigurnošću tvrditi za poljoprivredne objekte ili štale za ovce koje su često izraženog izduženog pravokutnog tlocrta. Male površine su i pomoćni stambeni objekti koje je zajedno s poljoprivrednim objektima potrebno predvidjeti kao potencijalna ishodišta nekvalitetnih uzoraka te ih ukloniti. Na temelju karakteristika klase objekti, prag za eliminaciju uzoraka je određen površinom i postavljen na vrijednost 50 m². Uzorci koji reprezentiraju objekte manje od 50 m² su uklonjeni iz seta uzoraka klase objekti. Jednak postupak je proveden za klasu travnjaci zbog suhozida koji ograđuju travnjake manjih površina. Prag površine za eliminaciju uzoraka za klasu travnjaci je postavljen na 1000 m².

3.3.5.4. Izrada više setova testnih uzoraka

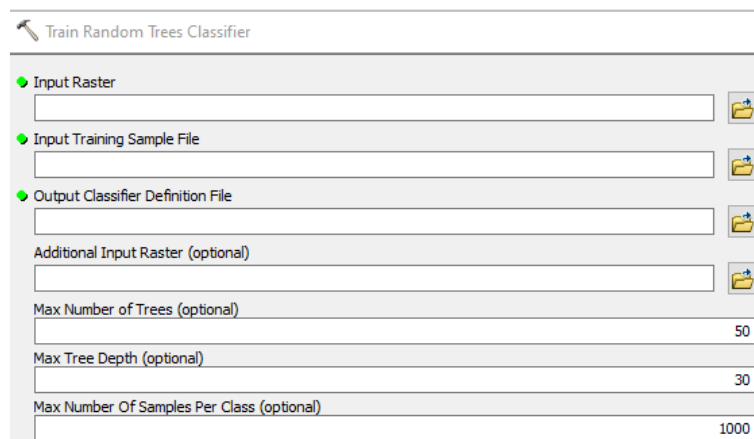
U svrhu ispitivanja performansi klasifikatora, utjecaja veličine uzoraka na klasifikacijske rezultate te utjecaja nerazmjera između klasa u veličini uzoraka na klasifikaciju, izrađena su tri dodatna seta testnih uzoraka sa smanjenom veličinom uzoraka za samo jednu klasu. Klasa suhozidi, kao najkompleksnija klasa (najniža hijerarhijska klasa u analizi, mala veličina slikovnih objekata – širina suhozida od svega 1-2 piksela, linijski tip geoobjekta, dijeli spektralne vrijednosti s drugim klasama, graniči s brojnim klasama) odabrana je za progresivno smanjenje veličine uzoraka po klasi kako bi se na temelju nje testirao utjecaj nerazmjera veličine uzoraka između klasa u procesu klasifikacije, utjecaj veličine uzoraka na rezultate klasifikacije korištenjem različitih korisničko definiranih parametara alata i više klasifikacijskih algoritama, progresivno smanjenje veličine uzoraka te ispitao njihov utjecaj na klasifikacijsku točnost. Alatom *Subset Features* u paketu alata *Geostatistical Analyst Tools* u ArcMap 10.4. softveru je progresivno i ravnomjerno smanjen set uzoraka za klasu suhozidi korištenjem postotka kao mjere. Klasa suhozida je smanjena na 75 %, 50 % i 25 % od ukupne veličine uzoraka pri čemu su izrađena tri dodatna seta uzoraka (Slika 14.).

3.3.6. Klasifikacija

U ArcMap 10.4. softveru je integrirano nekoliko klasifikacijskih algoritama za nadziranu i nenadziranu klasifikaciju. U svrhu klasifikacije slikovnih objekata, odabrana je metoda nadzirane klasifikacije i tri integrirana klasifikacijska algoritma: *Random Tress* (RT), *Maximum Likelihood* (MLC) i *Support Vector Machine* (SVM) (URL7). Klasifikacijski postupak je kompleksan jer je u međuodnosu s prethodnim koracima GEOBIA analize. Svi provedeni koraci utječu na klasifikaciju čija se točnost provjerava standardnim mjerama. Međutim, na klasifikaciju utječe i odabrani klasifikacijski algoritam. Svaki klasifikacijski algoritam ima karakteristike koje ih čine boljima za rad s različitim setovima podataka.

Random Trees (RT)

Algoritam *Random Trees* (RT) je razvio Breiman (2001). Prvi korak pri klasifikaciji podataka s algoritmom *Random Trees* ili metodom nasumičnih stabala je stvaranje stabala odlučivanja (engl. *decision trees*). Stvaranje stabala odlučivanja je matematički postupak kojim se aproksimira povezanost pojedinih podataka. Procjena povezanosti podataka temelji se na postupku kojim se svaka tvrdnja u ponavljajućem nizu dijeli na dva podproblema sve dok u konačnici takvu podjelu više nije moguće napraviti. Metodom nasumičnih stabala se uspješno mogu klasificirati postojeći podatci. Međutim, kada se uključe novi podatci, stabla odlučivanja se pokazuju rigidnim i neuspješnim u klasificiranju (za problematiku stabala odlučivanja vidi: Hastie i dr., 2009, za Random Trees vidi: Cutler i Zhao, 2001; Liu i dr., 2008). Rješenje tog problema je kombiniranje velikog broja stabala odlučivanja. Klasifikacija algoritmom Random Trees se izvršava na nasumično odabranom podskupu uzoraka piksela koji služe kao testni uzorci. Nadalje, klasifikacija se temelji i na nasumično odabranom podskupu varijabli čime se također stvaraju višestruka stabla odlučivanja. Konačno, stablo odlučivanja koje pokazuje najveću frekvenciju se koristi kao opće rješenje za problem klasifikacije (URL8). Algoritam kreira stabla odlučivanja na temelju neovisnih i nasumičnih varijabli i uzoraka stoga je sama klasifikacija pod manjim utjecajem ulaznih podataka (Cheţan i dr., 2017).



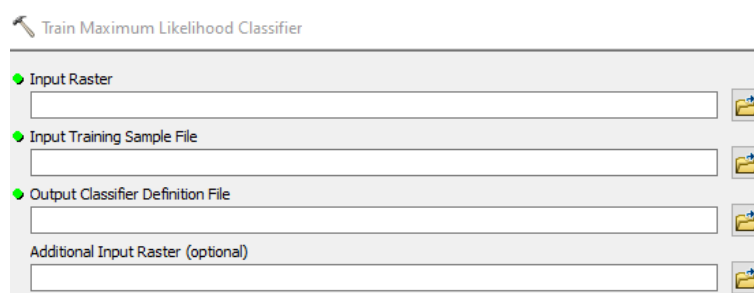
Slika 16. Alat Train Random Tress Classifier s korisničko definiranim parametrima

Klasifikacija algoritmom Random Tress se provodi alatom *Train Random Tress Classifier*. U odnosu na druge klasifikatore integrirane u ArcMap, taj alat ima više korisničko definiranih parametara. Osnovni ulazni podatci predstavljaju segmentirani snimak i testne uzorke. Važna varijabla jest definiranje maksimalnog broja uzoraka po klasi čija je automatska postavka 1000, a ukoliko se označi 0 algoritam će kao ulazni podatak za klasifikaciju segmentiranog snimka koristiti sve odabrane testne uzroke (Slika 16.). Dodatne opcije koje se ne koriste u ovom istraživanju su maksimalan broj stabala i maksimalna dubina stabala. Razlog je usporedba s rezultatima izvedenim drugim klasifikacijskim algoritmima, budući da su dodatni parametri specifični samo za RT klasifikator. Proizvođač kao prednost Random Trees klasifikatora navodi dodatne korisničko definirane parametre koji se odnose na povećanje broja stabala i dubinu stabala čime se povećava točnost klasifikacije, ali se jednako tako povećava trajanje procesiranja. (URL9).

Čežan i dr. (2017) su testirali algoritam Random Trees u klasifikaciji zemljišnog pokrova, a ostvarena klasifikacijska točnost je bila veća od točnosti ostvarene drugim algoritmima. Šiljeg i dr. (2021) su uspješno izdvojili krošnje maslina s najvećom klasifikacijskom točnosti postignutom klasifikatorom RT u odnosu na MLC i SVM. Panda i dr. (2021) su s najvećoj klasifikacijskom točnosti izdvojili primorske četinjače s RT klasifikacijskim algoritmom u usporedbi s MLC i SVM algoritmima.

Maximum Likelihood (MLC)

Klasifikacijski algoritam *Maximum Likelihood* ili metoda maksimalne izvjesnosti je matematički postupak kojim se ispituje izvjesnost da pojedini podaci pripadaju određenoj populaciji. Metodom maksimalne izvjesnosti se utvrđuju probabilističke distribucije podataka koji su najizvjesnije u skladu s prikupljenim podacima populacije koju reprezentiraju (Myung, 2003). Maksimiziranje funkcije izvjesnosti stoga predstavlja pronalazak ili izračun parametarskog vektora koji najbolje reprezentira aritmetičku sredinu unutar pojedine distribucije podataka u populaciji, primjerice normalnu distribuciju podataka (za problematiku matematičke problematike maksimalne izvjesnosti vidi: Hastie i dr., 2009, za matematičku formulaciju teorema vidi: Myung, 2003; Myburgh i Van Niekerk, 2014). Klasifikator Maximum Likelihood (MLC) se temelji na dva principa: 1. pikseli unutar svake klase su normalno distribuirani i 2. Bayesov teorem donošenja odluka. Određivanje pripadnosti svakog pojedinog piksela nekoj klasi temelji se na dvije statističke mjere. To su aritmetička sredina i kovarijanca. Stoga, svaka klasa je karakterizirana vektorom aritmetičke sredine i matricom varijance i to pod pretpostavkom da je distribucija piksela unutar klase normalna. Konačno, pripadnost pojedinog piksela određenoj klasi provodi se izračunom statističke izvjesnosti za svaku pojedinu klasu s obzirom na pripisane vrijednosti aritmetičke sredine i kovarijance svakom pojedinom pikselu (URL10).



Slika 17. Alat Train Maximum Likelihood Classifier s korisničko definiranim parametrima

Korisničko definirani parametri alata *Train Maximum Likelihood Classifier* su vrlo jednostavni. U usporedbi s drugim klasifikatorima integriranim u ArcMap softver, alat posjeduje najmanje korisničko definiranih parametara (Slika 17.). Riječ je o osnovnim parametrima: odabir segmentiranog snimka i testnih uzoraka. Proces rezultira .ecd dokumentom kojim se s drugim alatom klasificira raster u svrhu kasnijeg izdvajanja vektorskog modela klasificirane klase. Klasifikator MLC nema ugrađenu opciju ograničenja broja uzoraka

po klasi već se klasifikacija odvija na temelju ulaznih podataka, odabranih testnih uzoraka (URL9).

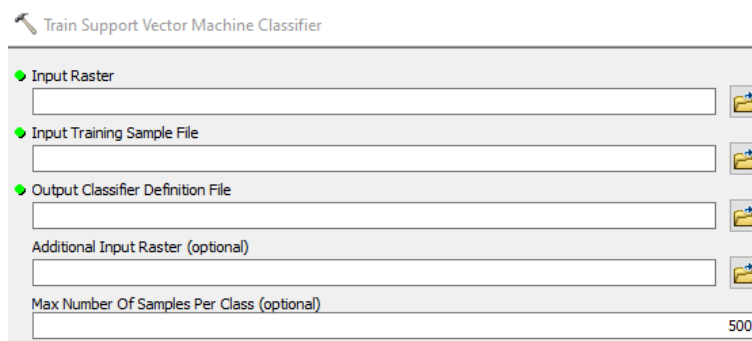
Myburgh i Van Niekerk (2013; 2014) navode da je MLC klasifikator jedan od najkorištenijih klasifikatora za nadziranu klasifikaciju, iako u usporedbi s primjerice, SVM i drugim klasifikatorima strojnog učenja, ostvaruje nižu klasifikacijsku točnost. Jednako su ustanovili i Nitze i dr. (2012). Ma i dr. (2017) su istražili zastupljenost različitih klasifikatora u GEOBIA analizama te su utvrdili da je MLC peti najkorišteniji klasifikator, a po prijavljenoj klasifikacijskoj točnosti, u usporedbi s drugim klasifikacijskim algoritmima, rangiran je posljednji. U radu Šiljeg i dr. (2021; 2022) u izdvajanju krošanja maslina, najmanja klasifikacijska točnost je ostvarena MLC algoritmom, iako razlike u ostvarenoj klasifikacijskoj točnosti s drugim klasifikatorima nisu bile značajne. Jednaki rezultati su dobiveni u klasifikaciji primorskih četinjača u kojoj je klasifikacijska točnost MLC klasifikatora, u odnosu na RT i SVM, bila najniža, ali razlika nije bila značajna (Panda i dr., 2021). Maxwell i dr. (2019) navode da je MLC izrazito osjetljiv na veličinu uzoraka, odnosno, na nedovoljnu veličinu uzoraka za klasifikaciju kao i na povećanje broja klasa što negativno utječe na izlazne rezultate MLC algoritma. Myburgh i Van Niekerk (2014) navode da je MLC klasifikator osjetljiv na kvalitetu uzoraka što se navodi u više radova kao uzrok slabijih klasifikacijskih rezultata. Isti su na primjeru klasifikacije zemljišnog pokrova, u istraživanju u kojem testiraju više klasifikatora u odnosu na veličinu uzoraka, potvrdili karakteristiku MLC klasifikatora da postiže značajno lošije rezultate s malom veličinom uzoraka u odnosu na druge klasifikatore. U utvrđivanju praga uzoraka nakon kojeg veličina uzoraka ne utječe na klasifikacijsku točnost već točnost postaje stabilna, prag MLC je puno viši u odnosu na NN i SVM klasifikator (Myburgh i Van Niekerk, 2014). U drugom istraživanju Myburg i Van Niekerk (2013) su uspoređujući MLC s drugim klasifikatorima utvrdili da je MLC osjetljiv na veličinu uzoraka na način da klasifikacijska točnost značajno opada sa smanjenjem veličine uzoraka te s povećanjem broja klasa.

Support Vector Machine (SVM)

Klasifikacijski algoritam *Support Vector Machine* (SVM) ili metoda potpornih vektora je algoritam koji omogućuje klasifikaciju podataka i to na način da učenjem razdvaja podatke u određene skupine (za matematičke formule vidi: Cortes i Vapnik, 1995; Vapnik, 1995; 1998, Theodoridis i Koutroumbas, 2003). Pripada metodi strojnog učenja (engl. *Machine Learning*), a osnovna funkcija algoritma jest da maksimizira pojedine matematičke funkcije u odnosu na

skupinu podataka koja je predmet analize. Algoritam SVM se temelji na četiri osnovna koncepta. To su: 1. određivanje razdvajajućih hiperravnina, 2. određivanje maksimalnih margina razdvajanja hiperravnina, 3. određivanje "mekih" margina i 4. Kernel funkcije (Noble, 2006).

Svrha metode potpornih vektora je automatizirano razdvajanje podataka u pojedine klase stoga prvi koncept definira način na koji se pojedine skupine podataka mogu razdvojiti u matematičkom prostoru. Podatci su u matematičkom prostoru razdvojeni hiperravninama bez obzira na to je li riječ o točki, liniji ili ravnini, odnosno, je li riječ o jedno ili višedimenzionalnom prostoru. Iako je definiranje hiperravnina koje razdvajaju podatke osnovni postupak u metodi potpornih vektora, on sam po sebi nije dovoljan. Linija ili ravnina koja razdvaja podatke, matematički se može definirati na bezbroj načina. Međutim, cilj je pronaći liniju ili ravninu koja najbolje reprezentira udaljenost podataka od razdvajajućih hiperravnina. Logično je da bi se linija ili ravnina razdvajanja trebala nalaziti "negdje u sredini" ako je adekvatna reprezentacija udaljenosti podataka (u matematičkom prostoru) cilj koji se želi postići. Stoga, matematički definirana i određena maksimalna margina razdvajanja hiperravnina, predstavlja maksimalnu udaljenost od svih podataka u pojedinom skupu (Noble, 2006; Tzotsos i Argialas, 2008). Tako definirane margine su jako osjetljive na ekstremne rezultate, odnosno, rezultate koji se izrazito razlikuju od normalne distribucije. Način da se takvi ekstremni rezultati uračunaju je određivanje tzv. "mekih" margina (Noble, 2006; Tzotsos i Argialas, 2008). Određivanje mekih margina znači definiranje tolerancije na anomalije u podacima, odnosno, kolike su to vrijednosti koje će se klasificirati kao pojedine klase unatoč tome što se njihove vrijednosti uvelike razlikuju od prosjeka (Noble, 2006). Posljednji koncept na kojem se temelji metoda potpornih vektora je tzv. kernel funkcija. Kernel funkcija je matematički postupak kojim se podatci projiciraju iz nižedimenzionalnih u višedimenzionalne matematičke prostore. Ti postupci su nužni jer višedimenzionalnost omogućava definiranje hiperravnina koje su, pak, ključne za klasifikaciju podataka. Odabir odgovarajuće kernel funkcije predstavlja jedan od ključnih trenutaka u procesu klasifikacije. Unatoč tome što postoje validacijski postupci za određivanje kernel funkcija, najbolji postupak u smislu utroška vremena je metoda pokušaja i pogreške kojom se naprosto eksperimentira s različitim varijantama dok se ne postigne zadovoljavajući rezultat (Noble, 2006; Tzotsos i Argialas, 2008).



Slika 18. Alat Train Support Vector Machine Classifier s korisničko definiranim parametrima

Proces klasifikacije SVM klasifikatorom se odvija alatom *Train Support Vector Machine Classifier* koji sadrži više korisničko definiranih parametara (Slika 18.). Osnovni ulazni podatci predstavljaju segmentirani snimak i testne uzorke. Važna postavka jest definiranje maksimalnog broja uzoraka po klasi. Automatska postavka jest 500 uzoraka, a ukoliko se vrijednost maksimalnog broja uzoraka postavi na 0 onda se proces klasifikacije odvija korištenjem ulaznog podatka testnih uzoraka čiji je broj neograničen. Završetkom procesa se kreira klasifikacijski dokument u .ecd formatu koji se koristi za kreiranje rasterskog klasificiranog dokumenta na temelju kojeg se izrađuje vektorski model pojedine klase. Proizvođač za SVM klasifikator ističe da je manje osjetljiv na disbalans u veličini uzoraka po klasi (URL9).

SVM klasifikator je iznimno cijenjen i često ostvaruje visoke rezultate u odnosu na druge klasifikacijske algoritme. Kucharczyk i dr. (2020) navode da je SVM drugi najčešće korišten klasifikator za nadzirane klasifikacije te da se sa SVM postiže najveća ukupna točnost klasifikacije (više o zastupljenosti klasifikatora u GEOBIA analizama vidi kod Ma i dr., 2017). Tzotsos i Argialas (2008) kao posebnu prednost SVM klasifikatora ističu rad s manjom veličinom uzoraka čime se postižu slične klasifikacijske točnosti kao s drugim klasifikatorima. Jednake rezultate su dobili i Myburgh i Van Niekerk (2013; 2014) koji su testirali stabilnost klasifikacijske točnosti s obzirom na veličinu uzoraka. SVM je s manjim setom uzoraka ostvario zadovoljavajuće visoku klasifikacijsku točnost koja nije značajno porasla s povećanjem veličine uzoraka u čemu je SVM pokazao prednost u odnosu na druge klasifikatore u radu s manjom veličinom uzoraka. Ramezan i dr. (2021) su istraživanjem pokazali da klasifikacijska točnost SVM algoritma raste s rastom veličine uzoraka, međutim, veličina uzoraka je višestruko veća od svega nekoliko posto povećane klasifikacijske točnosti što upućuje na neisplativost ulaganja vremena u povećanje veličine uzoraka. Proizvođač navodi prednost SVM klasifikatora

za rad s neujednačenim veličinama uzoraka. Nitze i dr. (2012) su u istraživanju usporedili klasifikacijske rezultate više klasifikatora u čemu se je SVM pokazao nadmoćan u odnosu na RT i MLC. Maxwell i dr. (2018) zaključuju da je SVM vrlo pouzdan klasifikator s iznimnim performansama, postiže komparativno veću klasifikacijsku točnost, međutim, ističu da je klasifikacijska točnost povezana i sa samim klasama kao i testnim uzorcima.

3.3.6.1. Klasifikacijske sheme i postavke

Klasifikatori SVM, RT i MLC posjeduju različite karakteristike i sukladno njima postižu različite rezultate s različitim tipovima podataka. Kako bi se izradio najkvalitetniji GEOBIA model Općine Poveljana provedeno je više klasifikacija. Kombinacijom različitih klasifikatora (SVM, RT i MLC) upotrijebljeni su i različiti setovi testnih uzoraka. Testiranjem klasifikatora i testnih uzoraka utvrđuje se najbolji i optimalni proces primjene nadzirane klasifikacije. Testiranje klasifikatora u odnosu na setove testnih uzoraka je izvršeno na klasi suhozidi kao zahtjevnoj klasi za GEOBIA metodu. Odabrana je klasa suhozidi jer je riječ o klasi koja reprezentira slikovne objekte linijskog tipa širine u prosjeku 1-2 piksela koji dijele spektralne vrijednosti s drugim klasama, graniče s brojnim drugim klasama te su zastupljeni u cijelom rasteru, odnosno, suhozidi nisu koncentrirani na jednom ili nekoliko mjesta u snimku (kao što je to slučaj sa šumama, vodom i sl.). Klasifikator s najboljim klasifikacijskim rezultatima je u konačnici upotrijebljen za izradu GEOBIA modela Općine Poveljana s deset klasa (GEOBIA 1 – 10) sa setom od 100 % uzoraka. Pretpostavka je da će SVM klasifikator ostvariti najbolje rezultate. Kombinacijom klasifikatora, njihovih postavki, klasa i setova testnih uzoraka, razrađene su klasifikacijske sheme sljedećih parametara, te su primijenjene u klasifikaciji segmentiranih snimaka MS WV-2 2016 Općine Poveljana (Tablica 4. – 6.).

Tablica 4. Postavke MLC klasifikatora za klasifikaciju klase suhozidi

Klasifikator	Klasa	Maksimalni broj uzoraka	Set testnih uzoraka	Broj klasifikacija
MLC	Suhozidi	0 (osnovna postavka) = svi uzorci	100 % 75 % 50 % 25 %	4

Tablica 5. Postavke RT klasifikatora za klasifikaciju klase suhozidi

Klasifikator	Klasa	Maksimalni broj uzoraka	Set testnih uzoraka	Broj klasifikacija
RT	Suhozidi	1000 (osnovna postavka)	100 % 75 % 50 % 25 %	4
	Suhozidi	3295 2471 1684 823 165	100 %	5

Tablica 6. Postavke SVM klasifikatora za klasifikaciju suhozida i 10 klasa Općine Poveljana

Klasifikator	Klasa	Maksimalni broj uzoraka	Set testnih uzoraka	Broj klasifikacija
SVM	Suhozidi	500 (osnovna postavka)	100 % 75 % 50 % 25 %	4
	Suhozidi	3295 2471 1684 823 165	100 %	5
	Suhozidi	0 (= svi uzorci)	100 % 75 % 50 % 25 %	4
	Sve klase osim suhozida	0 (= svi uzorci)	100 %	9

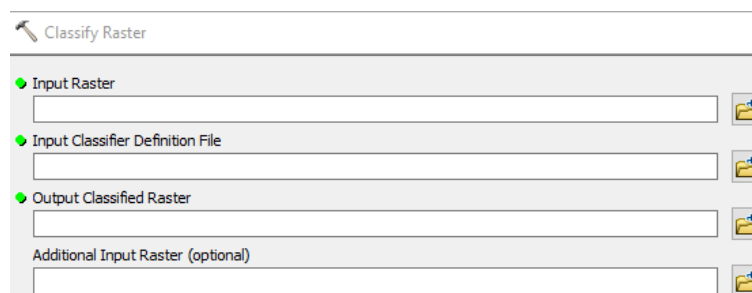
Zbog određenih razlika u korisničko definiranim parametrima alata za klasifikaciju, algoritmi su korišteni u različitim klasifikacijskim shemama. Time su izvršene usporedbe određenih problema klasifikacije za neke od algoritama. Maksimalan broj uzoraka kao parametar je ugrađen u klasifikator SVM i RT dok MLC koristi odabrani set testnih uzoraka koji se ne može ograničiti u veličini. Klasifikator RT ima dodatne korisničko definirane parametre (dubinu i broj stabala) koji nisu integrirani u SVM i MLC stoga oni nisu korišteni kako bi rezultati mogli biti usporedivi (Tablica 4. – 6.). To ujedno znači da puni kapacitet RT klasifikatora zapravo nije iskorišten. Set 100 % uzoraka uzorkuje ukupno 3295 piksela što je vidljivo iz Training Sample Managera (Slika 60.). U svrhu testiranja ograničavanja

maksimalnog broja uzoraka po klasi za klasifikatore SVM i RT ta je vrijednost uzeta kao 100 %-na vrijednost na temelju koje su definirane vrijednosti koje predstavljaju progresivno smanjenje veličine uzoraka na 75 % (2471 uzorak), 50 % (1684), 25 % (823) i 5 % (165). Tim postupcima su testirana tri različita problema u klasifikaciji koji se tiču klasifikatora i veličine testnih uzoraka (Tablica 7.).

Tablica 7. Razrađene klasifikacijske sheme u odnosu na postavke klasifikatora i seta testnih uzoraka

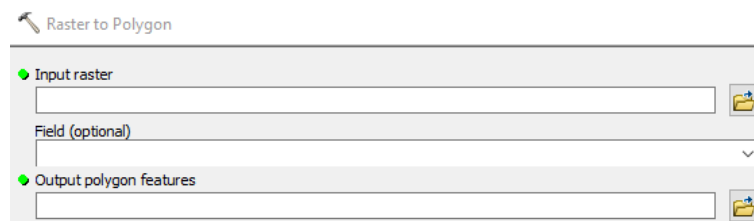
Klasifikacijska shema	Klasifikatori	Problematika klasifikacije
I.	SVM i RT	Utjecaj promjene prostorne distribucije uzoraka za klasu suhozida na klasifikacijske rezultate (setovi 100 %, 75 %, 50 %, 25 %) s balansiranim odnosom između uzoraka različitih klasa (proizvođačeve postavke klasifikatora: 500 i 1000 uzoraka osnovne postavke kao maksimalan broj uzoraka za sve klase)
II.	SVM i RT	Progresivno smanjenje veličine uzoraka za sve klase (3295, 2471, 1684, 823, 165) i utjecaj veličine uzoraka na klasifikacijske rezultate
III.	MLC i SVM	Rad klasifikatora s disbalansom uzoraka jedne klase (setovi 100 %, 75 %, 50 %, 25 % s progresivno smanjenom veličinom uzoraka samo jedne klase – klase suhozida, postavka 0 = svi uzorci)
IV.	SVM	Klasifikacija svih klasa Općine Poveljana

Nakon iterativnih klasifikacija segmentiranih modela optimiziranih za svaku ciljanu klasu, izrađeni su vektorski modeli područja istraživanja. U postupku su sukcesivno korištena dva alata: *Classify Raster* i *Raster to Polygon* za svaku pojedinačnu klasu kako bi se izradili vektorski modeli svih klasa za područje istraživanja. Alatom *Classify Raster* se generira klasificirani rasterski sloj na temelju segmentiranog snimka i klasifikacijske datoteke (Slika 19.).

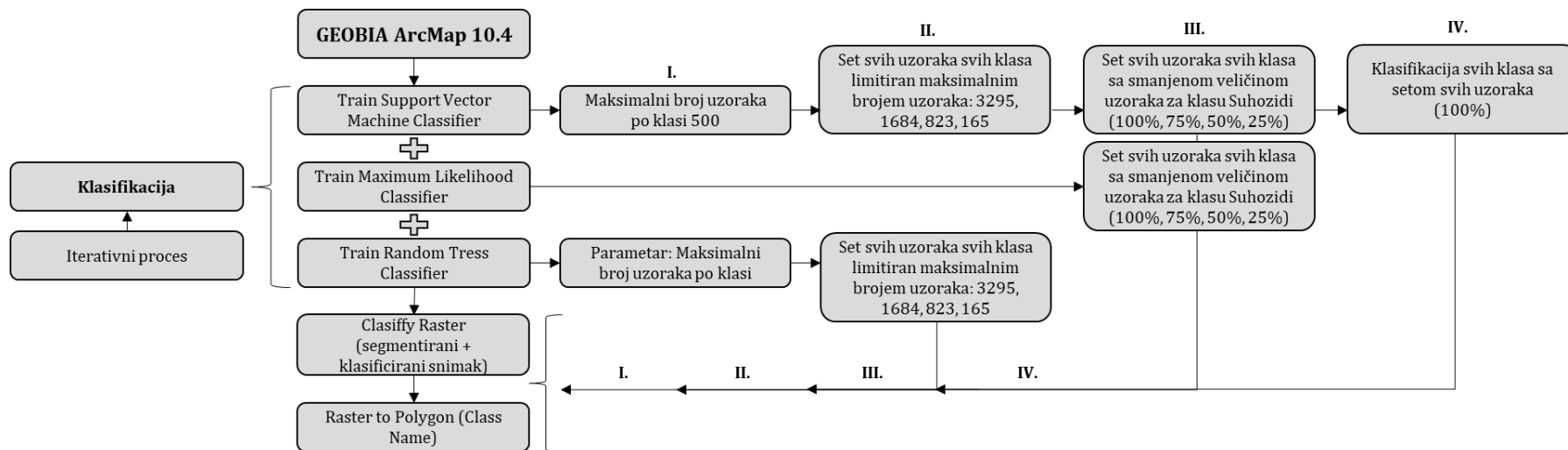


Slika 19. Alat *Classify Raster* s korisničko definiranim parametrima

Nakon klasificiranja rastera, kreirani rasterski dokument se alatom *Raster to Polygon* konvertira u poligonski sloj ciljane klase (URL12) (Slika 20.). Postupak se ponavlja sukcesivno za svaku ciljanu klasu i klasifikator (SVM, MLC, RT). Na generiranim vektorskim modelima se provodi procjena klasifikacijske točnosti.



Slika 20. Alat Raster to Polygon s korisničko definiranim parametrima

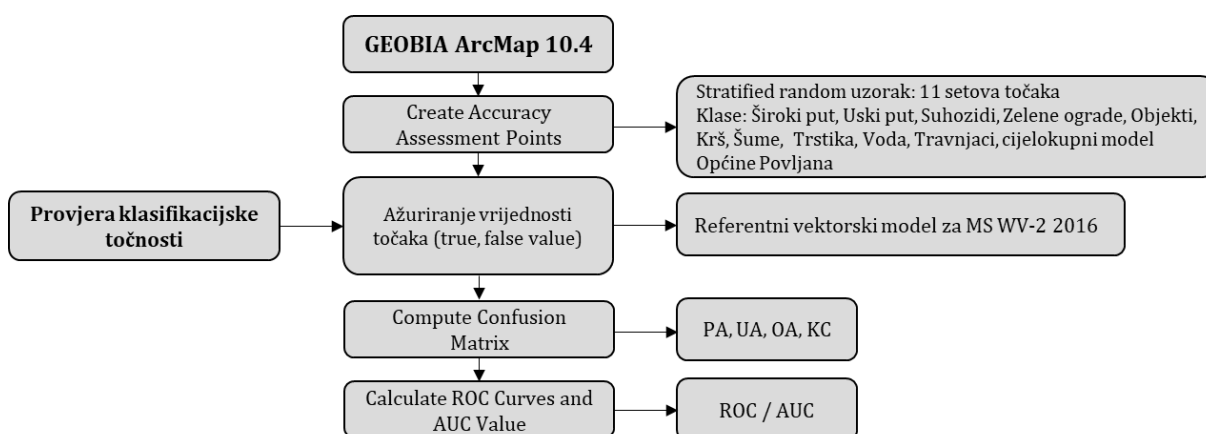


Slika 21. Shema procesa klasifikacije u ArcMap softveru

3.3.7. Provjera klasifikacijske točnosti

Provjera klasifikacijske točnosti je standardni postupak u GEOBIA analizi. Time se utvrđuje kvantitativna točnost izrađenih modela. Dominantno se provodi provjera klasifikacijske točnosti, a iznimno rijetko se provjerava geometrijska točnost. Klasifikacijska točnost se naziva i tematska točnost (Lang, 2008; Ye i dr., 2018; Kucharczyk i dr., 2020). Provjera segmentacijske točnosti se vrlo rijetko objavljuje te ne postoji standardna metoda ili mjere koje se koriste u procjeni geometrijske točnosti (iznimku predstavlja rad od Drăguț i dr., 2010; 2014). Međutim, u gotovo svim objavljenim radovima na temu GEOBIA analiza, rezultati procjena klasifikacijske točnosti se iskazuju standardiziranim mjerama. Dominantno se koriste matrica konfuzije (engl. *Confusion Matrix*) koja uključuje korisnikovu točnost (engl. *User's Accuracy* – UA), proizvođačevu točnost (engl. *Producer's Accuracy* – PA), ukupnu točnost klasifikacije (engl. *Overall Accuracy* – OA) i Kappa koeficijent (engl. *Kappa Coefficient* – KC), a te mjere u predstavljaju binarne provjere klasifikacije – računaju omjer točno i netočno klasificiranih podataka (Ye i dr., 2018; Maxwell i Warner, 2020; Maxwell i dr., 2021a; 2021b; Radoux i Bogaert, 2017). Točkasta provjera točnosti ili provjera piksela omogućuje samo tematsku provjeru klasifikacije što nije u potpunosti u skladu s principima GEOBIA analiza jer je točnost problematika "geometrijske i semantičke prirode" (Lang, 2008; Ye i dr., 2018). Jedan način za provjeru točnosti je kreiranje ručnog vektorskog modela kao referentnog modela za provjeru geometrijske i klasifikacijske točnosti, međutim, Kucharczyk i dr. (2020) ne preporučuju takav način provjere točnosti iz razloga što je ručni model podložan greškama i subjektivnosti, dok Lang (2008) kao argument navodi problematiku mjerila i razliku u načinu izdvajanja objekata između GEOBIA metode i ručne vektorizacije kojom se izrađuje referentni model kao prepreke za provođenje provjere klasifikacijske i geometrijske točnosti. Zbog problematike koja se veže uz mjeru Kapa koeficijent (detaljno razloženo kod [Pontius Jr i Millones, 2011](#); Kucharczyk i dr., 2020), preporučuje se korištenje matrice konfuzije za svaku klasu kako bi se utvrdila problematika klasifikacije pojedinačnih klasa na temelju čega se mogu unaprijediti testni uzorci jer uvijek postoji disbalans između klasa i testnih uzoraka u rasteru, što utječe na klasifikacijsku točnost. Maxwell i dr. (2018) navode da disbalans testnih uzoraka negativno utječe na klasifikacijsku točnost što je vidljivo u mjerama točnosti UA i PA, a ne nužno u mjeri OA. Analitička uporaba tih mjera može unaprijediti klasifikaciju modela poboljšanjem testnih uzoraka. Maxwell i dr. (2019; 2021a) ističu važnost navođenja UA i PA vrijednosti pri provjeri klasifikacijske točnosti pri čemu je potrebno jasno označiti njihov

međusobni odnos. Prilikom kreiranja točaka za provjeru točnosti potrebno je uzeti u obzir način uzorkovanja ili obrazac kreiranih točaka. Kucharczyk i dr. (2020) predlažu kreiranje točaka za validaciju podataka prema tipu uzorka odabirom stratificiranog nasumičnog uzorka jer se time postiže ujednačen odnos između točaka za provjeru točnosti po klasi. Ye i dr. (2018) iznose detaljnu analizu tipa uzorka za procjenu točnosti. Potrebno je osigurati dovoljan broj točaka za provjeru točnosti po klasi jer i broj točaka utječe na izračun i ostvarenu vrijednost klasifikacijske točnosti.



Slika 22. Shema provjere klasifikacijske točnosti modela u ArcMap softveru

U radu se koriste standardne mjere provjere točnosti kako bi se rezultati klasifikacijskih shema i korištenih klasifikatora mogli usporediti. Iz tih razloga će se koristiti mjere provjere točnosti izradom matrice konfuzije (koja uključuje mjere PA, UA, OA i KC) te AUC vrijednost ROC krivulja (Slika 22.).

PA mjera ili proizvođačeva točnost ukazuje na stopu lažno negativnih rezultata ili lažno negativno klasificiranih podataka u odnosu na referentne podatke (Story i Congalton, 1986; Congalton, 1991; opisna formula iz: Maxwell i Warner, 2020).

$$PA_i = \frac{P_{ii}}{P + i}$$

ili

$$PA = \frac{\text{Broj ispravno klasificiranih uzoraka u klasi}}{\text{Broj uzoraka u klasi}}$$

UA mjera ili korisnikova točnost ukazuje na stopu lažno pozitivnih rezultata ili lažno pozitivno klasificiranih podataka u odnosu na referentne podatke (Story i Congalton, 1986; Congalton, 1991; opisna formula iz: Maxwell i Warner, 2020).

$$UA_i = \frac{P_{ii}}{P_{i+}}$$

ili

$$UA = \frac{\text{Broj ispravno klasificiranih uzoraka u klasi}}{\text{Broj uzoraka klasificiranih u toj klasi}}$$

OA mjera ili ukupna točnost ukazuje na odnos između broja ispravno klasificiranih uzoraka, a u odnosu na ukupni broj uzoraka ili referentnih podataka koji se podvrgavaju provjeri točnosti (Story i Congalton, 1986; Congalton, 1991; opisna formula iz: Maxwell i Warner, 2020).

$$OA = \sum_{i=1}^m P_{ii}$$

ili

$$OA = \frac{\text{Broj ispravno klasificiranih uzoraka}}{\text{Ukupan broj uzoraka}}$$

Kappa koeficijent predstavlja indeks podudarnosti klasifikacijskih rezultata u odnosu na stvarnu i procijenjenu podudarnost (Cohen, 1960; Congalton, 1991; opisna formula iz: Maxwell i Warner, 2020).

$$K = \frac{N \sum_{i=1}^r P_{ii} - \sum_{i=1}^r (p_{i+} * p_{+i})}{N^2 - \sum_{i=1}^r (p_{i+} * p_{+i})}$$

ili

$$K = \frac{OA - \text{procjenjena šansa podudaranja}}{1 - \text{procjenjena šansa podudaranja}}$$

Sve mjere iz matrice konfuzije se izražavaju kroz vrijednost između 0 i 1. Što je vrijednost bliža 1 klasifikacijska točnost je veća. Potpunu točnost ili podudarnost predstavlja vrijednost 1.

Provjera klasifikacijske točnosti je provedena i s mjerom AUC vrijednosti ROC krivulje (engl. *Receiver Operating Characteristic*, engl. *Area Under Curve*). ROC krivulje su iznimno dobro vizualizacijsko sredstvo za evaluaciju klasifikacije kao i klasifikatora. Riječ je o

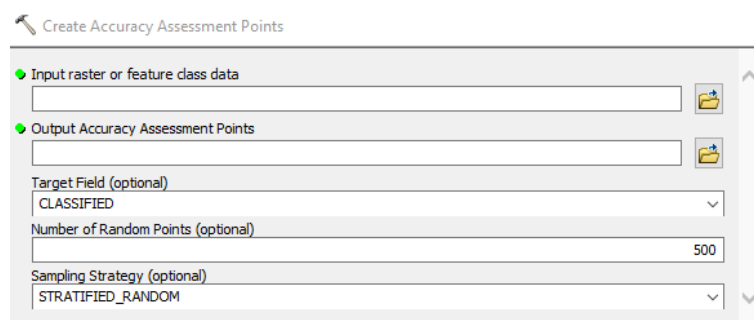
dvodimenzionalnoj reprezentaciji klasifikacijskih rezultata. Izračun vrijednosti klasifikacijskih rezultata se dobiva izračunom AUC vrijednosti ROC krivulje koja može iznositi između 0 i 1 (Bradley, 1997; Fawcett, 2006). ROC krivulje i AUC vrijednosti se ne koriste često u provjeri klasifikacijske točnosti u GEOBIA analizama (više kod Maxwell i dr., 2021a), a kao primjere primjene tih mjera mogu se navesti radovi: Rahmati i dr., 2017; Silver i dr., 2019; Šiljeg i dr., 2022 itd. AUC vrijednost se računa prema sljedećoj formuli (detaljnije je izloženo kod Bradley, 1997; te kod Krzanowski i Hand, 2009; Hanley i McNeil, 1982).

$$AUC = \sum_i \left\{ (1 - \beta_i \cdot \Delta\alpha) + \frac{1}{2} [\Delta(1 - \beta) \cdot \Delta\alpha] \right\}$$

Drugačija matematička formulacija izračunavanja AUC vrijednosti je prikazana kod Costache i dr. (2020). TP u formuli predstavlja točno klasificirane piksele dok TN predstavlja netočno klasificirane piksele. P predstavlja ukupni broj piksela (Costache i dr., 2020).

$$AUC = \frac{(\sum TP + \sum TN)}{(P + N)}$$

ROC krivulje u osnovi prezentiraju odnos između točno ili ispravno i netočno ili neispravno klasificiranih podataka koji su odabrani za provjeru točnosti (Krzanowski i Hand, 2009). AUC vrijednost ne bi trebala biti niža od 0,5 (Bradley, 1997; Krzanowski i Hand, 2009; Fawcett, 2006) jer vrijednost niža od 0,5 predstavlja nepostojanje očite točnosti, dok vrijednost 1 predstavlja potpunu točnost koja na teorijskoj razini nije očekivana (Hanley i McNeil, 1982). AUC vrijednosti se interpretiraju na sljedeći način: vrijednosti između 0,6 i 0,7 označavaju lošu klasifikacijsku točnost, između 0,7 i 0,8 dobru klasifikacijsku točnost, između 0,8 i 0,9 vrlo dobru klasifikacijsku točnost, a ostvarena AUC vrijednosti iznad 0,9 predstavljaju izvrsnu klasifikacijsku točnost.

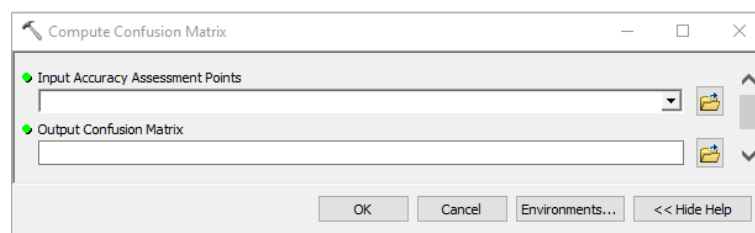


Slika 23. Alat Create Accuracy Assessment Points u ArcMap softveru

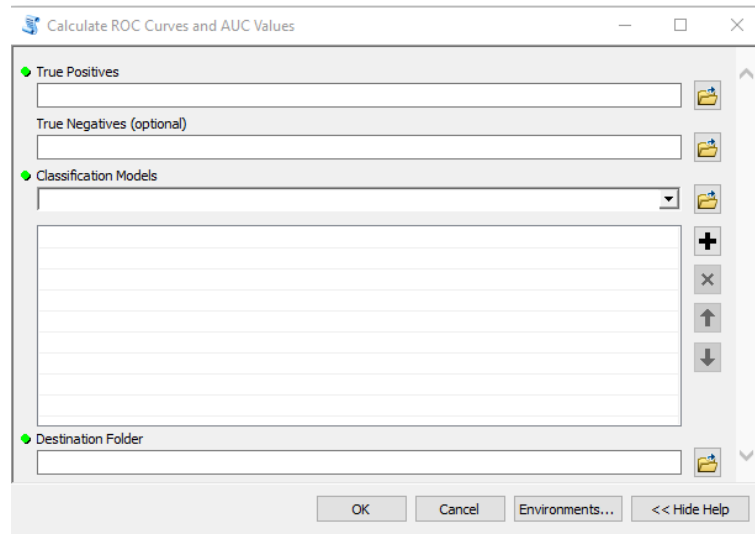
Za provjeru klasifikacijske točnosti izrađene su točke alatom *Create Accuracy Assessment Points* u kojem su korišteni parametri broja točaka i vrste uzorkovanja. Odabrano je nasumično stratificirano uzorkovanje, a za svaku klasu je definiran različit broj točaka (Slika 23.). Stratificirani nasumični obrazac distribucije točaka predstavlja raspored točaka čiji je broj u populaciji proporcionalan veličini svake klase (URL13). Usporedbom s ručnim vektorskim modelom, točkama za provjeru točnosti je za točnu klasifikaciju pridodana vrijednost 1 (engl. *ground truth*), a preostalima 0 (Slika 26.). Postupak je ponovljen za svaku klasu za broj točaka koje su navedene u Tablici (Tablica 8.). Matrica konfuzije se automatski računa alatom *Compute Confusion Matrix* integriranim u ArcMap softver (URL14) (Slika 24.). U ArcMap softveru, u sklopu seta alata ArcSDM Tools je integriran alat *Calculate ROC Curves and AUC Value* pomoću kojeg se izrađuju ROC grafovi i izračunavaju AUC vrijednosti ROC krivulja (Slika 25.).

Tablica 8. Broj točaka za provjeru klasifikacijske točnosti za izrađene modele svake klase za GEOBIA model Općine Poveljana

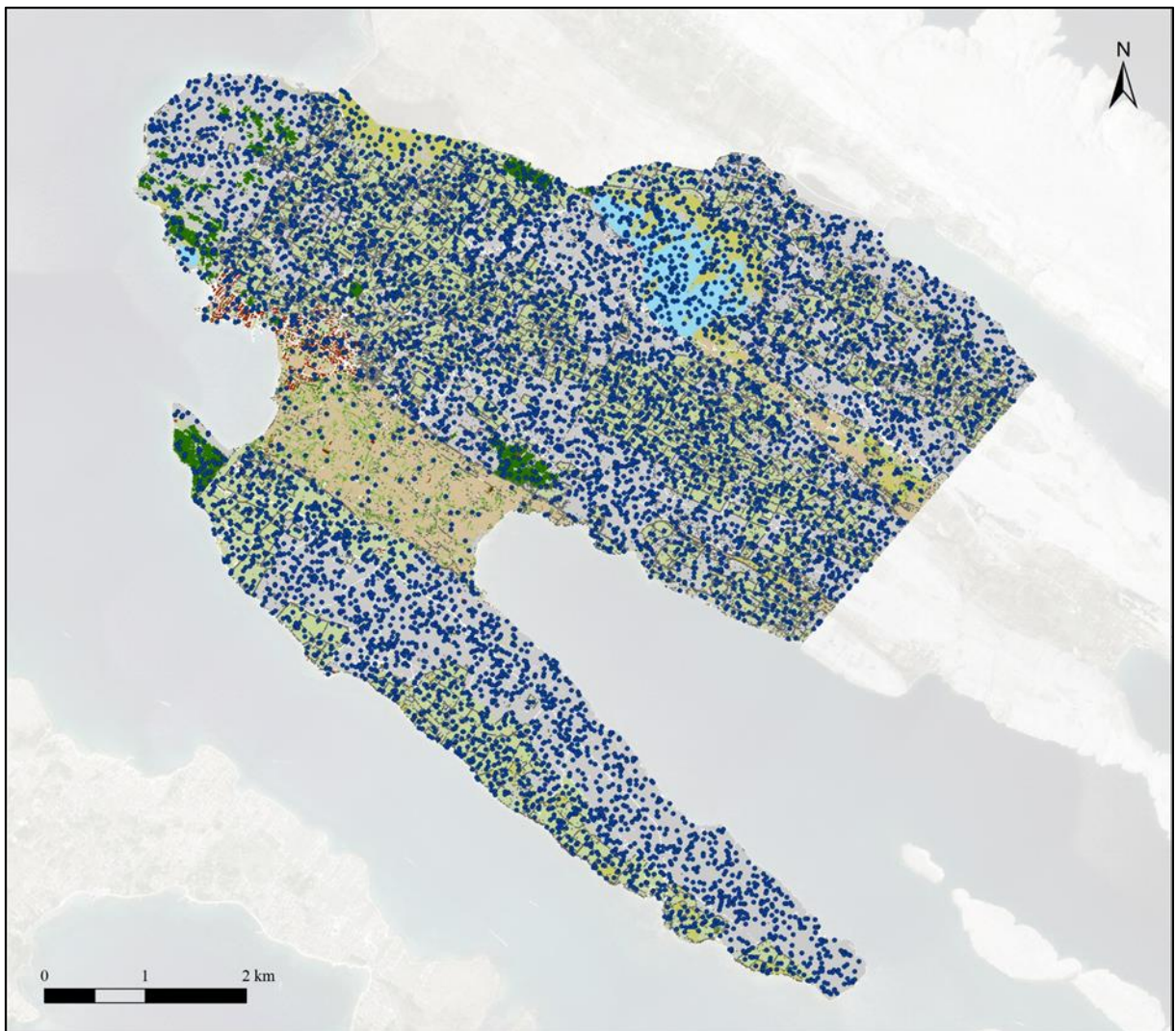
Klasa	Broj točaka za provjeru točnosti	Uzorkovanje
Suhozidi	3623	Stratified Random
Objekti	7006	Stratified Random
Široki put	8330	Stratified Random
Uski put	7890	Stratified Random
Šume	6300	Stratified Random
Zelene ograde	1500	Stratified Random
Voda	4400	Stratified Random
Trstika	4600	Stratified Random
Krš	4000	Stratified Random
Travnjaci	4000	Stratified Random
GEOBIA model Općine Poveljana	8000	Stratified Random



Slika 24. Alat Compute Confusion Matrix integriran u ArcMap softver



Slika 25. Alat Calculate ROC Curves and AUC Values u ArcMap softveru



Slika 26. Distribucija 8000 točaka za provjeru točnosti GEOBIA modela Općine Povljana

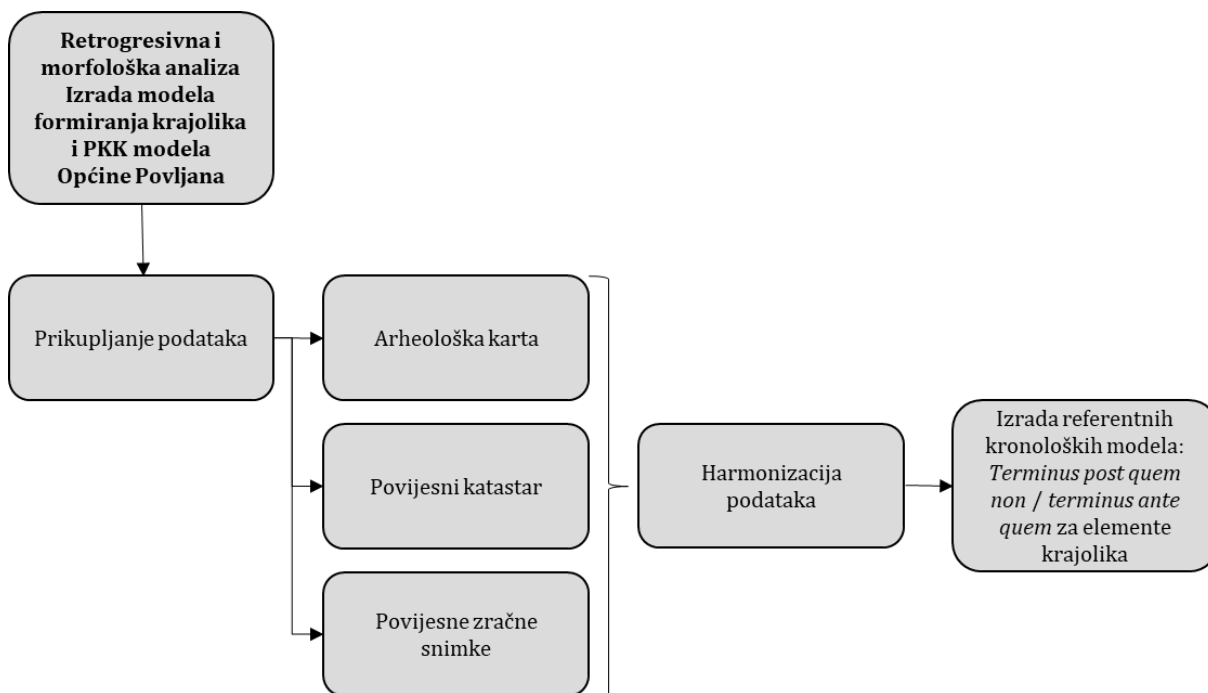
3.4. Retrogresivna i morfološka analiza

Retrogresivna analiza se provodi s ciljem utvrđivanja kronološke dimenzije krajolika (Crow, 2009; Turner i Crow, 2010; Crow i dr., 2011). Pri retrogresivnoj analizi se koriste brojni izvori podataka koji upućuju na vremensku provenijenciju karakterističnih elemenata krajolika. Uglavnom je riječ o službenim izvorima prostornih podataka kao što je registar kulturnih dobara (ili arheološka karta), povijesni kartografski izvori koji prikazuju elemente od interesa (katastarski planovi) te povijesni zračni snimci (Slika 27.). Navedeni materijali služe za prikupljanje kronoloških atributa za elemente krajolika odabrane za analizu. Osnovni postupak u obradi materijala za prikupljanje podataka za utvrđivanje dinamike promjena u krajoliku jest proces digitalizacije podataka. Digitalizirane podatke je potrebno harmonizirati, odnosno, izvršiti georeferenciranje i rektificiranje.

Morfološka analiza predstavlja osnovu PKK metode. Njom se identificiraju materijalni obrasci koji sačinjavaju krajolik (Fairclough, 2002a; Aldred i Fairclough, 2003; Rippon, 2004; 2007; 2013; Fairclough i Wigley, 2006; Austin, 2007; Alfrey, 2007; Williamson, 2007; Belcher, 2008; Herring, 2009; Lambrick i dr., 2013). Morfološkom analizom se dominantno identificira recentni sloja krajolika koji je nastao najranije u 18. i 19. stoljeću (Austin, 2007; Williamson, 2007; Rippon, 2007) jer se koriste kartografski izvori kao što su katastarske karte koje dokumentiraju krajolik upravo iz 18. i 19. stoljeća. Međutim, to je univerzalna problematika morfološke analize u PKK (Rippon, 2007).

Povijesni kartografski izvori su osnova za uspostavljanje relativno-kronoloških odnosa. U tom smislu povijesni kartografski izvori se mogu koristiti samo kao *terminus post quem non*, kronološki reper koji predstavlja godinu nakon koje ucrtani elementi nisu nastali. Povijesni kartografski izvori su ujedno i *terminus ante quem* ili reper koji označava da su ucrtani elementi nastali prije izmjere ili snimanja, odnosno, uspostavlja se samo odnos starije – mlađe. Na temelju povijesnih kartografskih izvora nije moguće izvoditi zaključke i formulirati decidirane tvrdnje o tome kada su ucrtani elementi nastali već ih je u interpretaciji potrebno koristiti s oprezom. Stoga se povijesni kartografski izvori koriste kao relativno-kronološka metoda datacije. U ovom istraživanju, morfološka i retrogresivna analiza se provode na razini pojedinačnog elementa krajolika s ciljem izrade modela formiranja krajolika koji će biti osnova za izradu generaliziranog PKK modela. Suhozidna arhitektura je značajno obilježje krškog krajolika stoga postoji interes za analizu krajolika i na temelju elemenata i na temelju

krajobraznih cjelina. Takav pristup je zahtjevan i skup, međutim, karakteristike krajolika ga opravdavaju.



Slika 27. Shematski prikaz metodologije za retrogresivnu analizu

3.4.1. Prikupljanje katastarskih karata i povijesnih zračnih snimaka

3.4.1.1. Povijesni katastarski planovi

Katastri pripadaju službenim državnim kartama. Izrađeni su sustavno s jasno razrađenom i standardiziranom metodologijom i tehnologijom s ciljem upravljanja zemljištem, stanovništvom, upotrebom zemljišta, vlasništvom te u konačnici i porezom (Lapaine, 2001; Roić i Paar, 2018). Provođenje katastarske izmjere i izrada katastarskih planova je ujedno i izraz modernog vladanja i moći nad državnim teritorijem (Mayhew, 2008). Standardna metodologija i unaprijed određeni elementi kartiranja te njihova simbologizacija jamče da katastar prezentira vlasničke odnose i upotrebu zemljišta u trenutku izmjere.

Povijesni kartografski izvori se koriste kao standardni izvor podataka za analizu vremensko-prostornih promjena korištenjem GIS-a (Favretto, 2012; Affek, 2013; Baiocchi i dr., 2013). Georeferenciranje i rektifikacija povijesnih karata predstavlja osnovni, ali i kompleksan postupak kojim se kroz prostornu usklađenost povijesnih sa suvremenim podatcima omogućava usporedba, vremenska analiza i praćenje promjena u krajoliku (Favretto,

2012; Affek, 2013; Baiocchi i dr., 2013). U postupku georeferenciranja i rektifikacije povijesnih kartografskih izvora, potrebno je sačuvati podatke o referentnom modelu za geometrijsku korekciju kao i podatke o veznim točkama te korištenom rektifikacijskom algoritmu. Za povijesne karte se ne može očekivati postizanje potpune prostorne usklađenosti sa suvremenim kartografskim podlogama. To ograničenje je rezultat tehnoloških razlika. Kartografski prikazi izrađeni tehnologijom iz prošlosti se ne mogu u potpunosti uskladiti s kartama nastalim primjenom suvremene tehnologije i mjerenja (Favretto, 2012). Nemogućnost postizanja potpune geometrijske usklađenosti se posebno odnosi na povijesne karte koje nisu izrađene u okviru geodetske mreže i pomoću mjerenja na terenu već su izrađene procjenama na terenu (Affek, 2013). Za takve karte kvantitativna procjena točnosti rektifikacije (primjerice RMSE mjerom) nije prikladna već je primjerena vizualna procjena preklapanja karata (Affek, 2013; primjerice, za metodologiju digitalizacije i georeferenciranja Franciskanskog katastra vidi Timár i Biszak, 2010). Za vezne točke pri georeferenciranju povijesnih karata je najbolje koristiti lokacije crkvi, mostova, cesta i sl. čija je lokacija u prostoru trajnija (Affek, 2013).

3.4.1.1.1. Franciskanski katastar

Katastarska izmjera koja je prvi put obuhvatila čitav teritorij današnje RH, kao dijela Austrijskog Carstva, je provedena za vrijeme vlasti cara Franje I. (1804. – 1835.). Katastar se još naziva Franciskanski katastar ili Katastar cara Franje I. Izmjera je započela 1817. godine proglašenjem Carevog patenta o uvođenju stabilnog katastra (njem. *Patent über die Einführung des stabilen Katasters*) (Lapaine, 2001; Gjurašić, 2014; Roić i Paar, 2018). Iako postoje starije topografske, vojne i katastarske izmjere, franciskanski katastar je rezultat razrađene metodologije sa znanstvenim uporištem s ciljem topografske izmjere, izrade preciznih vojnih karata, ali i uspostave koherentnog i stabilnog sustava oporezivanja (Gjurašić, 2014; Roić i Paar, 2018). Franciskanski katastar je značajan jer čini osnovu mlađih katastara uključujući i suvremeni, na osnovu njega su sukcesivno ucrtavane promjene u diobi zemljišta (Lapaine, 2001; Roić i Paar, 2018). Na temelju iskustava ranijih kartografskih mjerenja, s obzirom na veličinu teritorija Carstva, odlučeno je da se izmjera vrši sukcesivno, a ne istovremeno. Izmjera područja Dalmacije je započela u Zadru 1823. godine, a trajala je do 1838. godine (Lapaine, 2001; Gjurašić, 2014; Roić i Paar, 2018) sa stupanjem na snagu katastra u Dalmaciji 1852. godine (Gjurašić, 2014). Premjera područja istraživanja je izvršena između 1826. – 1828. godine. Od iznimne važnosti je bilo precizno ucrtavanje granica katastarskih općina, a izmjera

je predstavljala kontekst za korekciju granica kada je to bilo potrebno izvršiti (Roić, 2017; Roić i Paar, 2018, detaljno razrađeno u pravilniku Katastarskog i mjerničkog naputka Gjurašić, 2014: Prilog 1.). Katastarska izmjera je provedena mjerenjem čestica u mjerilu 1:2880 (Butorac, 1992; Roić i Paar, 2018). Zbog geometrijskih pogrešaka koje su dominantno rezultat određivanja trigonometrijskih točaka, Zadarski okrug je premjeren u mjerilu 1:2904 (Butorac, 1992) stoga je katastarski plan područja istraživanja izrađen u tom mjerilu kao dio Zadarskog okruga.

Predmet izmjere je bila pojedina katastarska općina prilikom čega su bilježeni i ucrtavani prirodni i umjetni elementi te njihovo prostorno pružanje i površina (Slika 28.). Klase koje su ucrtane u planove su brojne, primjerice; njive, vrtovi, vinogradi, šume, pašnjaci (tipovi upotrebe zemljišta). Predmet najvećeg interesa katastarske izmjere je bilo poljoprivredno zemljište jer je činilo osnovu za obračun i plaćanje poreza. Iz tog su razloga poljoprivredne parcele zajedno s kulturama prikazane vrlo precizno (Slukan Altić, 2003; Gjurašić, 2014). Zemljište koje nije bilo predmet plaćanja poreza (neplodno zemljište, javne površine, prirodne ili umjetne površine kao što su ceste, rijeke, groblja, crkve i sl.) (Gjurašić, 2014) nisu se ucrtavale toliko precizno (Gjurašić, 2014; Roić i Paar, 2018).

Carev patent o uvođenju stabilnog katastra (njem. *Patent über die Einführung des stabilen Katasters*) na temelju kojeg je započela katastarska izmjera je nadopunjavan dodatnim dokumentima i priručnicima od kojih je iznimno važan Katastarski i mjernički naputak (njem. *Katastral-Vermessungs-Instruktion*) iz 1820. godine koji precizno propisuje proces mjerenja na terenu, klase te izgled krajnje karte za koju su propisani simboli za različite klase zemljišta. Od antropogenih ili umjetnih elemenata ucrtavane su javne, stambene, gospodarske zgrade i objekti, lokve, bunari kao i ceste i putevi (Gjurašić, 2014: Prilog 1.).

Odredbe iz Katastarskog i mjerničkog naputka su važne za razumijevanje što katastar prikazuje, jer su njime propisani svi elementi izrade katastra. Za ovaj rad značajne su sljedeće odredbe: III. odjeljak. O zemljišnim česticama: §.206 "Zemljišta koja su pod istom kulturom tvore različite čestice u slučaju da pripadaju različitim vlasnicima.", §.207 "Zemljišta koja međusobno graniče, a pripadaju istome vlasniku, tvore različite čestice ako na njima uspijevaju različite kulture." §.210 "Zemljišta se koriste kao polja, livade, pašnjaci, šume, vinogradi i tako dalje. Svaki tip ove različite kulture tvori česticu za sebe. Prilikom izmjere ne uzimaju se u obzir ni konfiguracija terena ni kvaliteta tla." §.214 "Zemljišta koja su opasana zidovima ili ogradama tvore zasebne čestice." §.215 "Suhozidi koji ne razgraničuju ni vlasništvo ni kulturu,

a postavljeni su isključivo u svrhu čišćenja puta kroz polje, ne tvore čestice te se ne ucrtavaju na planu." (Gjurašić, 2014: 321-322, Prilog 1.). Istaknuti stavci iz Katastarskog i mjerničkog napatka su važni zbog razumijevanja i što katastarski plan ne prikazuje. Za ovaj rad je značajna citirana odredba u kojoj je navedeno da unutarnja podjela suhozidne ograde, ukoliko je ograda korištena u istu svrhu, primjerice pašnjak, a u vlasništvu je jedne obitelji, prema pravilniku (unutarnja podjela ograde) se ne ucrtava jer ne čini različitu česticu u naravi. Nadalje, katastarski plan prikazuje stanje aktivnog korištenja zemljišta što znači da nisu ucrtani suhozidi na koje nitko nije polagao pravo vlasništva, a ostatci takvih suhozida su vidljivi i sačuvani u krajoliku i danas.



Slika 28. Detalji Franciskanskog katastra Općine Poveljana: a) naselje Poveljana s prometnicama; b) suhozidna ograda i prometnica, Prutna; c) poljoprivredno zemljište i parcelizacija; d) poljoprivredno zemljište i parcelizacija (preuzeto s URL15)

Povijesni kartografski podatci koji su ostavština Habsburške Monarhije, Austrijskog Carstva i Austro-Ugarske Monarhije su javno dostupni preko web GIS portala (URL15). Nakon prikupljanja podataka izvršena je harmonizacija modela povijesnog katastra Općine Poveljana korištenjem alata *Georeferencing* u ArcMap softveru ručnim dodavanjem veznih točaka čime je katastar usklađen s referentnim modelom DGU DOF2011 u službenoj projekciji RH HTRS96/TM. Za vezne točke su korištene tzv. homologne točke. Na području Općine Poveljana je na raspolaganju bio dovoljan broj homolognih točaka dobre prostorne distribucije. Dominantno su korištena raskrižja prometnica te suhozidne ograde koje predstavljaju vrlo stabilne elemente u krajoliku.

3.4.1.2. Povijesni zračni snimci

Povijesni zračni snimci su najstariji podatci dobiveni primjenom metoda daljinskih istraživanja (Cléry i dr., 2014; Pinto i dr., 2019; Persia i dr., 2020). Zračna snimanja i fotografije se prikupljaju desetljećima u civilne i vojne svrhe (Pinto i dr., 2019). Riječ je o iznimno vrijednim povijesnim podatcima jer je fotografijom realistično dokumentiran izgled krajolika. Povijesne zračne snimke su značajni materijali za istraživanje promjena u izgledu i korištenju zemljišta kroz prošlost (Cléry i dr., 2014; Pinto i dr., 2019; Persia i dr., 2020; Craciun i Le Bris, 2022). U suvremenim istraživanjima, povijesne zračne snimke se dominantno koriste u svrhu analize socio-ekonomskih i ekoloških problema i promjena na većem području kroz vremensku perspektivu (Cléry i dr., 2014; Pinto i dr., 2019; Persia i dr., 2020). Upotreba povijesnih zračnih snimaka je otežana zbog nedostatka podataka o kameri, kalibraciji i terenskim kontrolnim točkama, a ti podatci značajno utječu na proces ortorektifikacije. Nedostupnost podataka o snimanju je uobičajeno za povijesne zračne snimke. Krajolici se znatno mijenjaju kroz vrijeme čime se smanjuje broj potencijalnih homolognih točaka (točaka koje su prisutne i na povijesnim i na suvremenim kartografskim izvorima). Homologne točke čine osnovu za georeferenciranje, a presudne su za georeferenciranje povijesnih zračnih snimaka (Cléry i dr., 2014; Kim, 2018; Pinto i dr., 2019; Persia i dr., 2020; Craciun i Le Bris, 2022).

3.4.1.2.1. Povijesni zračni snimci Državne geodetske uprave

Republika Hrvatska od 1997. godine provodi ciklička aerofotogrametrijska snimanja svake četiri godine. Državna geodetska uprava (DGU) je institucija zadužena za izradu i pohranu službenih državnih kartografskih podataka. Arhivski snimci nastali u bivšoj SFRJ su

pohranjeni u DGU. Sistematična zračna snimanja teritorija RH se provode od 1950-ih godina. Arhivski zračni snimci su dulji niz godina dostupni javnosti u DGU kao komercijalni proizvod. Liberalizirani pristup zračnim snimkama, arhivskim i suvremenim, je omogućen zakonskim izmjenama koje su stupile na snagu krajem 1990-ih i početkom 2000-ih godina (URL16). Slobodan pristup javnosti zračnim snimkama je omogućen za DOF modele mlađe od 2011. godine putem web GIS i WMS servisa Državne geodetske uprave (URL17; URL18). Povijesni aerofotogrametrijski podatci nisu javno dostupni već ih je moguće pribaviti kao komercijalne proizvode izravnim naručivanjem u DGU. Kataloški podatci za arhivsku građu o godištima snimanja i područjima nisu javno dostupni.

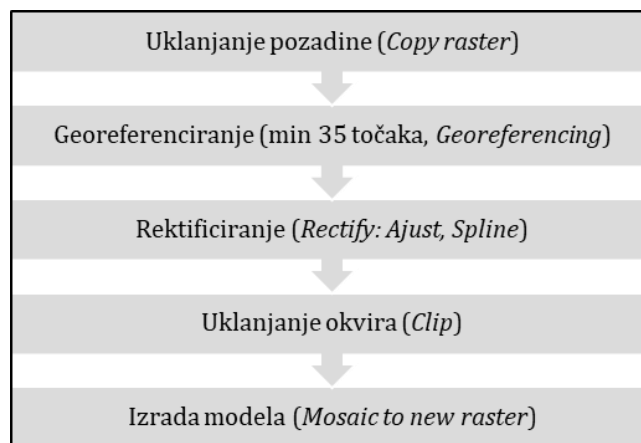
Arhivski zračni snimci za područje Općine Povljana su dostupni u DGU za sljedeća godišta: 1959., 1967., 1972., 1977., 1997., 2004., 2009. (Tablica 9.). Tijekom druge polovice 20. stoljeća snimanja su provođena u različite svrhe, što je utjecalo na kvalitetu i pokrivenost snimanja pojedinih kampanja. Definirani su kriteriji za izradu modela iz naručenih povijesnih zračnih snimaka od DGU. Jedan kriterij jest potpuna sistematična pokrivenost područja istraživanja te mogućnost uspostave smislene i pravilne vremenske rezolucije između modela povijesnih zračnih snimaka.

Tablica 9. Popis godišta DGU povijesnih zračnih snimaka za Općinu Povljana

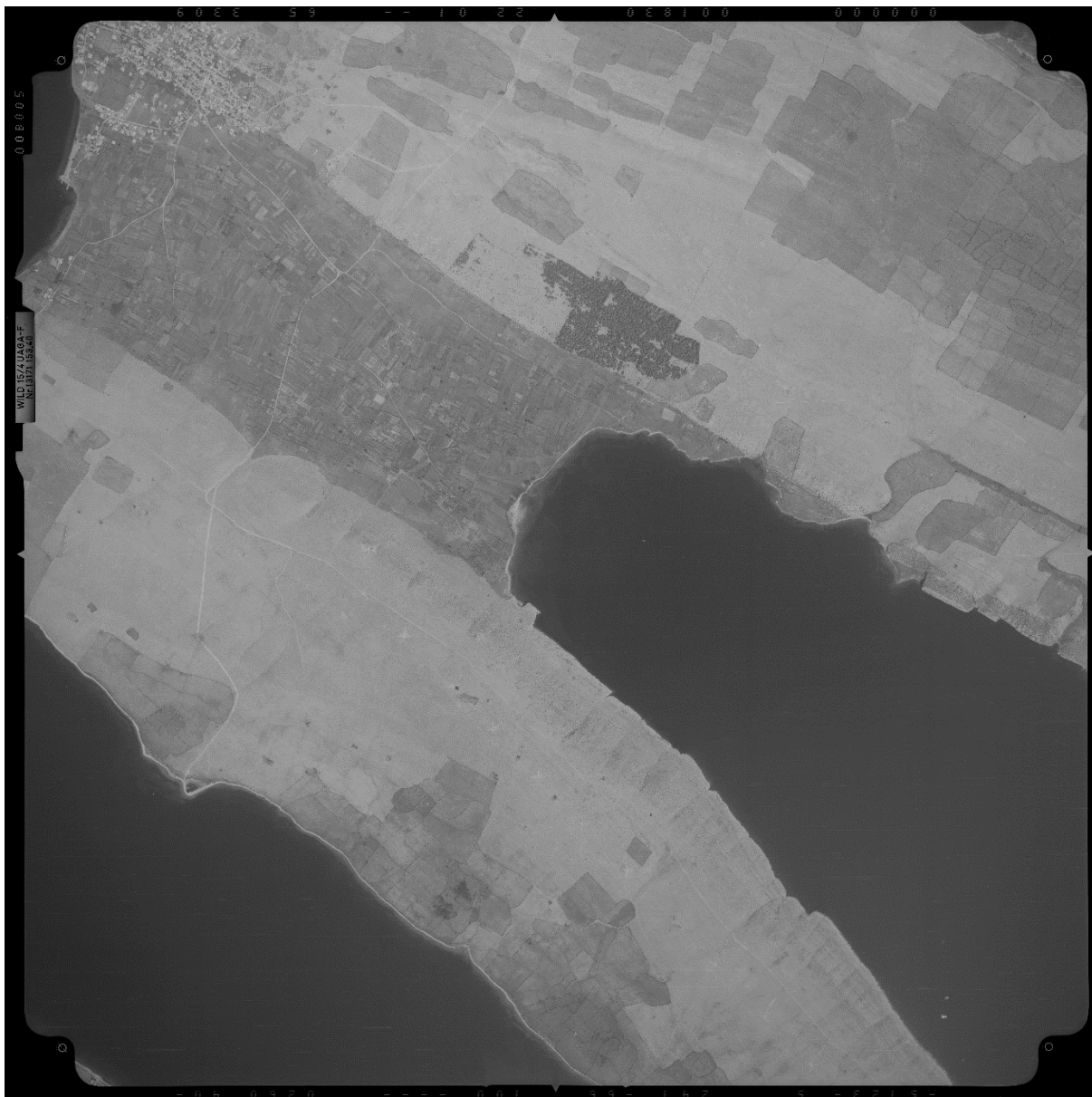
Godište	Broj snimaka	Tip podatka	Naručeno
1959.	10	Digitalizirani analogni aerofotogrametrijski snimak	<u>da</u>
1967.	5	Digitalizirani analogni aerofotogrametrijski snimak	<u>da</u>
1972.	4	Digitalizirani analogni aerofotogrametrijski snimak	<u>da</u>
1977.	6	Digitalizirani analogni aerofotogrametrijski snimak	<u>da</u>
1997.	11	Digitalizirani analogni aerofotogrametrijski snimak	<u>da</u>
2004.	12	Digitalizirani analogni aerofotogrametrijski snimak	<u>da</u>
2009.	20	/	ne

U svrhu izrade digitalnih ortofoto modela odabranih godišta povijesnih zračnih snimaka provedeno je više radnji u ArcMap softveru. Kako je riječ o digitaliziranim analognim aerofotogrametrijskim snimcima, prvi korak je predstavljao uklanjanje pozadine nastale prilikom skeniranja filmova. Nakon toga su ručno dodane vezne točke korištenjem alata *Georeferencing*. Za georeferenciranje svake zračne fotografije je dodano najmanje 35 točaka. Broj veznih točaka je ovisio o veličini zračnog snimka te područja koje prikazuje. Veći broj veznih točaka je osiguran za snimke koji prikazuju veliku površinu te snimke na kojima potencijalne homologne točke nisu ujednačeno distribuirane. Referentni model za geometrijsku

usklađenost je DGU DOF2011. Rektificiranje snimaka je izvršeno testiranjem rektifikacijskih algoritama integriranim u ArcMap softver. Okvir snimka je uklonjen alatom *Clip* te su obrađeni snimci okupljeni u jedinstvene modele za svako godišće alatom *Mosaic to new raster* (Slika 29. – 30.). Izrađeni mozaici sadrže od šest do osamnaest pojedinačnih zračnih snimaka.



Slika 29. Shema metodologije izrade mozaika povijesnih zračnih snimaka



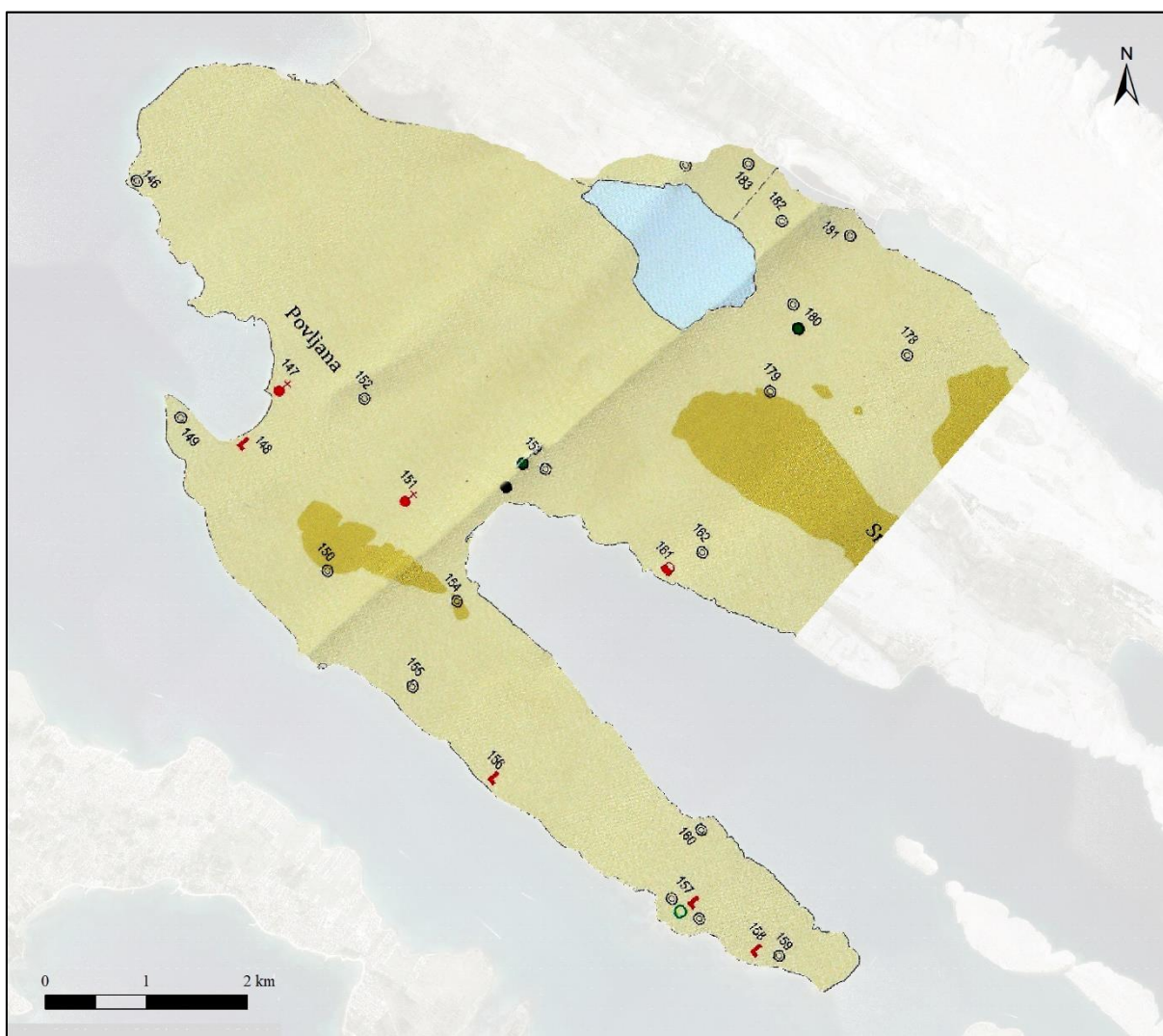
Slika 30. Digitalizirani analogni povijesni aerofotogrametrijski snimak, DGU, 1997. godina, Općina Poveljana

3.4.1.3. Arheološka karta

Arheološka karta otoka Paga je slijepa karta poznatih arheoloških lokaliteta izrađena u svrhu inventarizacije arheološke baštine (Oštarić i Kurilić, 2013). Karta prikazuje arheološke lokalitete klasificirane prema tipu i razdoblju. Prikazani lokaliteti su poznati još od sredine 20. stoljeća. Karta ne predstavlja službene podatke o kulturnim dobrima već znanstveno-stručne podatke o arheološkoj baštini. Podatci o arheološkim lokalitetima za područje Poveljane su rezultat arheoloških iskopavanja (Jurić, 1996; 2008; Kurilić, 2013; Serventi i Vuković, 2020),

rekognosciranja (Suić, 1953; Batović, 1973) i revizijskih istraživanja (Jurić i Batović, 2007; Oštarić i Kurilić, 2013).

Arheološka karta je digitalizirana te georeferencirana ručnim dodavanjem veznih točaka (Slika 31.). Kako je riječ o slijepoj karti izrađenoj u krupnom mjerilu, vrste veznih točaka su vrlo ograničene, posebno jer je karta vrlo generalizirana. Georeferencirana karta je rektificirana u službenoj projekciji RH HTRS96/TM, a arheološki lokaliteti su kartirani geometrijom točke te je izrađena prostorna baza podataka.



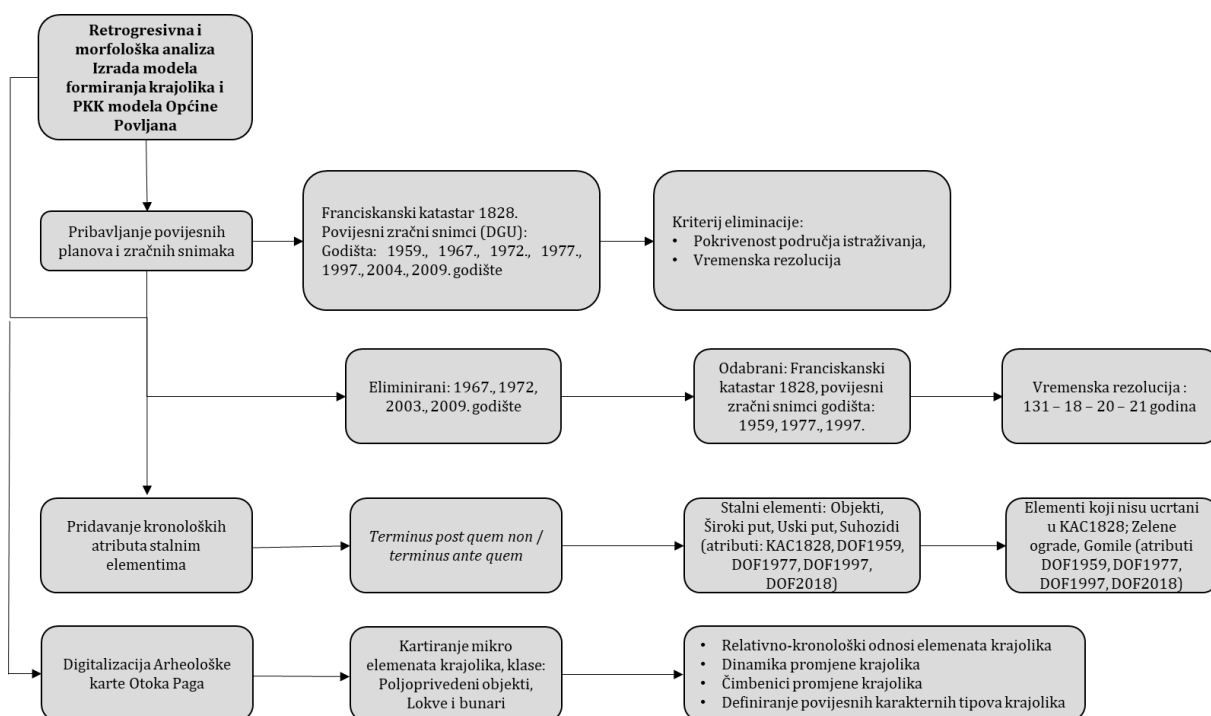
Slika 31. Rektificirana digitalizirana arheološka karta Općine Povljana (Oštarić i Kurilić, 2013)

3.4.2. Izrada prostorne baze podataka

Vektorskim modelima izrađenim na temelju DGU DOF2018 modela su dodijeljeni kronološki atributi prikupljeni na povijesnim kartografskim izvorima. Tim postupkom se omogućava: uspostava relativno-kronoloških odnosa za elemente odabranih klasa krajolika Općine Povljana, analiza dinamike najmlađih promjena u krajoliku, izrada modela formiranja krajolika, utvrđivanje čimbenika koji oblikuju krajolik te u konačnici, izrada generaliziranog PKK modela klasificiranog na temelju dokaza. Kronološki atributi su dodijeljeni evidentiranjem prisutnosti elementa na modelima povijesnih kartografskih izvora. Evidencija je provedena korištenjem najstarijeg prema najmlađem modelu, a svakom je elementu u pripadajućem vektorskom modelu kronološki atribut dodijeljen samo jedanput. Kronološki atributi su dodijeljeni na temelju modela: Franciskanski katastar iz 1828. godine, DGU DOF1959, DGU DOF1977, DGU DOF1997 i DGU DOF2018 (Tablica 10.). Time je uspostavljena vremenska rezolucija u intervalima od 131 – 18 – 20 – 21 godine za promatranje promjena u krajoliku za odabrane klase. U navedenom razdoblju se proučavaju klase uski put, široki put, suhozidi i objekti. Klase zelene ograde i gomile se proučavaju kroz kraće vremensko razdoblje korištenjem DGU DOF modela (bez Franciskanskog katastra) (Slika 32.). Na prikupljenim podacima provedena je analiza frekvencije pojavljivanja elemenata odabranih klasa u definiranim vremenskim razdobljima čime se utvrđuje dinamika i čimbenici promjena krajolika.

Tablica 10. Modeli za izradu baze podataka za retrogresivnu analizu

ID	Podatak	Svrha	Izvor
KAC1828	Franciskanski katastar, 1828. g.	Kronološki reper	URL15
DOF1959	DOF, 1959. g.	Kronološki reper	DGU
DOF1977	DOF, 1977. g.	Kronološki reper	DGU
DOF1997	DOF, 1997. g.	Kronološki reper	DGU
DOF2018	DOF, 2018. g.	Kronološki reper	DGU



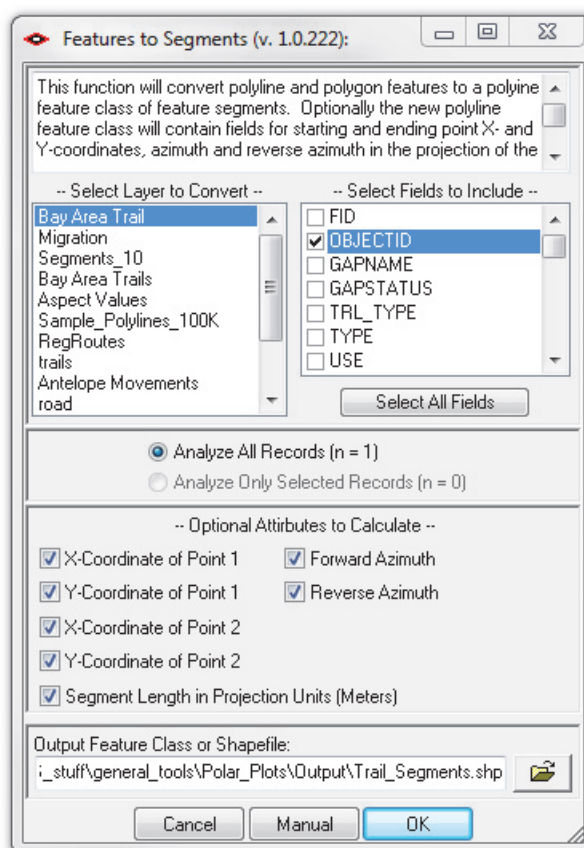
Slika 32. Shema baze podataka za retrogresivnu i morfološku analizu

Tablica 11. Vektorski modeli klasa Općine Poveljana s popisom kronoloških atributa (Vrsta: P – poligon, L – linija, T – točka)

VM	Naziv	Vrsta	Broj elemenata	KAC1828	DOF1959	DOF1977	DOF1997	DOF2018
VM1	Široki put	P	384	DA	DA	DA	DA	DA
VM2	Uski put	L	712	DA	DA	DA	DA	DA
VM3	Voda	P	7	/	/	/	/	/
VM4	Pov. tok	L	3	/	/	/	/	/
VM5	Suhozidi	L	12.228	DA	DA	DA	DA	DA
VM6	Zelene ograde	L	1.659	NE	DA	DA	DA	DA
VM7	Objekti	P	1.615	DA	DA	DA	DA	DA
VM8	Polj. objekti	T	1.514	/	/	/	/	/
VM9	Gomile	P	1.185	NE	DA	DA	DA	DA
VM10	Lokve i bunari	T	136	/	/	/	/	/
VM11	Solana	L	17	/	/	/	/	/
VM12	Kulturna dobra	T	23	/	/	/	/	/
VM13	Šume	P	23	/	/	/	/	/
VM14	Krš	P	1	/	/	/	/	/
VM15	Fliš	P	3	/	/	/	/	/

3.4.2.1. Retrogresivna i morfološka analiza suhozida – analiza azimuta

Principi kartiranja suhozida u smjeru kazaljke na satu te definiranje elementa suhozida kao segmenta jednog smjera, omogućilo je izračun i analizu azimuta suhozidnih elemenata. Izračun i analiza azimuta proveden je pomoću ekstenzije *Polar Plots and Circular Statistics* za ArcMap softver. Riječ je o specijaliziranom dodatku za analizu azimuta prostornih podataka te vizualizaciju pomoću kružnih dijagrama. Podatci o smjerovima u krajoliku su značajni za brojne fenomene koji se istražuju na prostornoj razini, a posebno se može istaknuti analiza staništa i kretanja životinja (Jenness, 2014). Analiza smjerova i cirkularna statistika su korišteni kao alat za sljedeće analize: odnos između polena, smjera vjetra i zemljišnog pokrova (Maya-Manzano i dr., 2017), krošnje stabala (Getzin i Wiegand, 2007), za analizu vjetrova u studiji procjene rizika opasnosti od vjetra na infrastrukturnim objektima (Repetto i dr., 2018), u procjeni pružanja kopova rudnika i rudače bakra (Mohammadi i dr., 2020). Smjerovi ili azimuti su kao vrsta podatka kružne prirode jer opisuju puni krug od 360° . Iz tog se razloga takvi podatci prikazuju na kružan način, korištenjem ruže vjetrova ili dijagrama ruže kao najbolje vizualizacije koja efektno i jasno komunicira podatke i rezultate analize (Jenness, 2014; Rodríguez i dr., 2014). Podacima o smjerovima se može pristupiti na više načina. Jedan način je izračun srednje vrijednosti azimuta kompleksnog vektora, a drugi način je da se linijske elemente prezentira kao segmente između lomnih točaka s unikatnom vrijednosti azimuta između dvije točke, a koji se zatim mogu klasificirati u raspon vrijednosti koji obuhvaća više stupnjeva kružnice (Jenness, 2014).

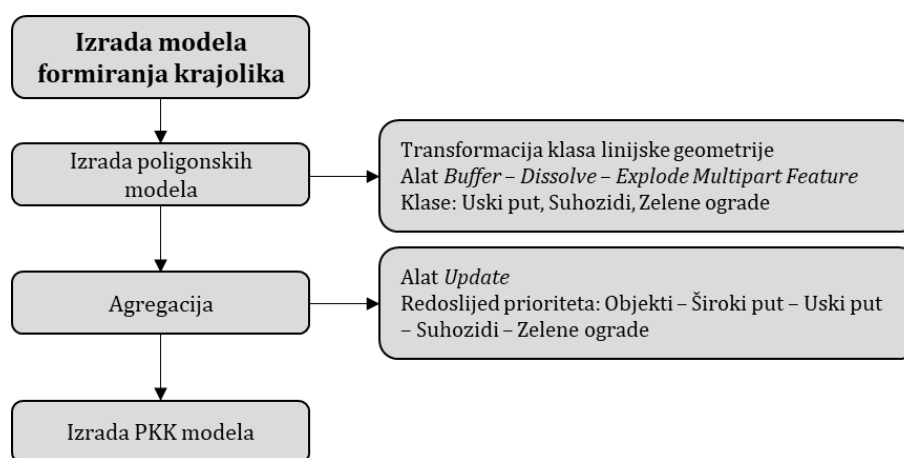


Slika 33. Korisničko sučelje za izračun azimuta za vektorske podatka u Polar Plots and Circular Statistics ekstenziji za ArcMap softver

Pri analizi su izračunate vrijednosti azimuta za svaki element suhozida u vektorskom modelu suhozidne mreže Općine Poveljana (Slika 33.). Suhozidna mreža je vrlo pravilna, dominantnog pravca SZ-JI i pravca okomitog na njega, SI-JZ. Međutim, pri izračunu azimuta svaki element dobiva vlastitu vrijednost azimuta u vrijednosti jednog stupnja. Dominantni smjerovi su raspona do 45° (npr. SZ-JI) stoga su vrijednosti azimuta prikazane u rasponima po 45° , od 0° do 360° . Elementima koji reprezentiraju ostatke suhozida sačuvane u obliku tragova, u bazi podataka je evidentiran atribut nepoznato budući da su stariji od referentnih kronoloških modela. Elementi s atributom nepoznato su izuzeti iz retrogresivne i morfološke analize za klasu suhozidi.

3.5. Izrada modela formiranja krajolika i PKK modela Općine Poveljana

Vektorski modeli Općine Poveljana su podvrgnuti daljnjoj obradi u svrhu izrade modela formiranja krajolika i generaliziranog PKK modela temeljenog na dokazima. U svrhu izrade modela formiranja krajolika, izabrani vektorski modeli su okupljeni u jedinstveni poligonski model. Korišteni su vektorski modeli s kronološkim atributima koji reprezentiraju u potpunosti artificijelne klase krajolika. To su Uski put, Široki put, Suhozidi, Objekti i Zelene ograde. Klasa gomila, iako ima pridružene kronološke attribute, nije uključena u daljnju analizu jer ju nije moguće kartografski prikazati odabranom geometrijom zbog male veličine elemenata.



Slika 34. Shema izrade modela formiranja krajolika

U svrhu izrade jedinstvenih vektorskih modela odabranih klasa, usklađene su geometrije modela (Slika 34.). Klase Objekti i Široki put su reprezentirane geometrijom poligona dok su klase Suhozidi, Uski put i Zelene ograde reprezentirane geometrijom linije. Za svaku klasu je posebno definiran promjer na temelju prosječne širine elemenata: klasi Suhozidi je definiran promjer od 0,6 m, klasi Široki put 3 m, a klasi Zelene ograde 2 m. Alat *Dissolve* je korišten za spajanje vektorskih modela. Spajanje modela je provedeno korištenjem kronoloških atributa te su izrađeni modeli za svako referentno razdoblje (1828., 1959., 1977., 1997., 2018.). Tim postupkom je za svaku klasu izrađeno ukupno pet modela. Alatom *Explode Multipart Feature* su naknadno spojeni elementi razdvojeni na izvorni broj elemenata. Alatom *Update* su elementi različitih klasa agregirani u jedinstveni model za svako referentno razdoblje.

Jedinstveni poligonski modeli su izrađeni po načelima hijerarhije, definiranjem klasa po prioritetima. Izabrani redoslijed prioriteta klasa je sljedeći: Objekti – Široki put – Uski put – Suhozidi – Zelene ograde. Tim postupkom je izrađen pojednostavljeni poligonski kompozit

temeljen na elementima i kronološkim atributima koji prikazuje dinamiku formiranja kulturnog krajolika Općine Poveljana. Referentna kronološka razdoblja promatranja formiranja krajolika i definirana vremenska rezolucija obuhvaćaju i presijecaju povijesna razdoblja novog vijeka (do početka 20. stoljeća) i suvremenog doba (od početka 20. stoljeća do danas).

Na temelju modela formiranja krajolika izrađen je generalizirani PKK model Općine Poveljana kojeg obilježava eksplicitna klasifikacija. Eksplicitna klasifikacija predstavlja princip izrade PKK tipologije koja se temelji na podacima, a ne unaprijed definiranoj tipologiji. Klasifikacija odabranih klasa prema kronološkim atributima omogućava preciznije identificiranje kronoloških cjelina krajolika na temelju dokaza te njihovo izdvajanje i klasificiranje prema konvencionalnim povijesnim razdobljima. U izradu generaliziranog PKK modela, uz antropogene klase, uključene su i klase koje reprezentiraju prirodne i poluprirodne entitete jer su značajno obilježje krajolika Općine Poveljana. Njima pripadaju klase Voda, Šume i Krš.

4. REZULTATI

4.1. Rezultati ručne vektorizacije

4.1.1. Definirane klase vektorskih modela Općine Poveljana

Definirano je ukupno 15 klasa koje karakteriziraju i oblikuju krajolik Općine Poveljana: široki put, uski put, voda, povremeni tok, suhozidi, zelene ograde, objekti, poljoprivredni objekti, gomile, lokve i bunari, solana, kulturna dobra, šume, krš i fliš (Slika 35.). Izrađeni su vektorski modeli (VM1 – VM15) karakterističnih antropogenih, poluprirodnih i prirodnih klasa (Tablica 12.).

Klase se mogu podijeliti u opće i posebne. U opće pripadaju prirodni i poluprirodni oblikovni elementi krajolika. Posebni tipovi se odnose na elemente u krajoliku koji su u potpunosti antropogeni te ih se može okvirno datirati i na temelju uspostavljenih relativno-kronoloških odnosa pratiti dinamiku njihovih promjena kroz vrijeme.

U opće tipove pripadaju klase: voda, šume, krš i fliš. U posebne tipove pripadaju klase: široki put, uski put, suhozidi, zelene ograde, objekti, gomile. Preostale klase, povremeni tok, poljoprivredni objekti, lokve i bunari, solana i kulturna dobra pripadaju posebnim mikro elementima u krajoliku koji su asocijativno vezani za opće i posebne elemente krajolika. Primjerice, lokve i bunari su usko povezani s poljoprivrednom djelatnošću te njihova prisutnost povećava validnost interpretacije posebnog tipa krajolika suhozidnih ograda koje sačinjavaju elementi suhozida.

Tablica 12. Vektorski modeli, popis i opis definiranih klasa Općine Poveljana

VM	Naziv	Opis
VM1	Široki put	Antropogeni element, obuhvaća dvotračnu asfaltiranu cestovnu mrežu širine >3,5 m, element čiji se broj tijekom prošlosti mijenjao dominantno širenjem naselja i izgradnjom novih komunikacija.
VM2	Uski put	Antropogeni element, obuhvaća dominantno neasfaltiranu cestovnu mrežu širine <3,5 m, element koji se tijekom prošlosti dominantno mijenjao izgradnjom novih komunikacija na širem području Općine izgradnjom uređenih komunikacija i povezivanjem svih dijelova Poveljane.
VM3	Voda (stajačice – blata)	Prirodni elementi koji predstavljaju močvarna područja u flišnim zonama.

VM	Naziv	Opis
VM4	Povremeni tok	Prirodni element, sezonskog tipa, manifestiran u obliku jaruge na području flišne udoline.
VM5	Suhozidi	Antropogeni elementi, zastupljeni dominantno na krškim grebenima, predstavljaju fizičku granicu – ogradu između čestica pašnjaka, složene planimetrije i dinamike izgradnje koja je rezultat ekološko-ekonomskih odnosa u stočarskoj proizvodnji, izrazito oblikuju karakter krajolika.
VM6	Zelene ograde	Antropogeni elementi, zastupljeni dominantno na području flišnih udolina, predstavljaju fizičku granicu – među između parcela, rezultat ekološko-ekonomskih odnosa u poljoprivrednoj proizvodnji, složene dinamike podizanja zelenih ograda koja je rezultat usitnjavanja zemljišta, izrazito oblikuje krajolik u poljoprivrednim zonama.
VM7	Objekti	Antropogeni elementi, stambeni i gospodarski, stambeni objekti su koncentrirane distribucije, gospodarski su raspršeni u krajoliku, odražavaju složenu socio-ekonomsku dinamiku rasta naselja i razvoja stočarstva.
VM8	Poljoprivredni objekti	Antropogeni elementi, objekti gospodarskog tipa vezani uz stočarstvo, aktivni i neaktivni, obuhvaćaju široki raspon objekata (štale, sjenice, pastirski zakloni itd.), upućuju na funkciju korištenja zemljišta, dominantno smješteni na krškim grebenima i povezani su s neograđenim krškim pašnjacima kao i suhozidnim ogradama na krškim predjelima.
VM9	Gomile	Antropogeni elementi, krčevine >10 m ² , rezultat aktivnosti čišćenja tla s ciljem poboljšanja kvalitete zemljišta, dominantno su kamene gomile, prisutne su i kameno-zemljane i zemljane gomile, dominantno zastupljene unutar suhozidnih ograda na krškim predjelima.
VM10	Lokve i bunari	Antropogeni elementi, povezani s poljoprivredom i stočarstvom, ovisno o smještaju elementa, lokve su dominantno prisutne na krškim predjelima sa svrhom opskrbe vodom stoke, a bunari na flišnim predjelima, na poljoprivrednom zemljištu.
VM11	Solana	Materijalni ostatci koji se mogu interpretirati kao ostatci industrijskog tipa, arheološki ostatci.
VM12	Kulturna dobra	Antropogeni elementi dokumentiranih kulturnih dobara, dominantno arheoloških lokaliteta koji upućuju na povijest korištenja zemljišta.
VM13	Šume	Poluprirodni elementi, umjetno pošumljena područja.
VM14	Krš	Prirodni elementi makro tipa koji predstavljaju zone krških grebena.
VM15	Fliš	Prirodni elementi makro tipa koji predstavljaju zone flišnih udolina.



Slika 35. Klase krajolika Općine Povljana: a) objekti i široki put, Povljana; b) zelene ograde na predjelu fliša, Stara Povljana; c) šuma i suhozidi, predio Grbe, Povljana; d) suhozidi i poljoprivredni objekti, predio Šipnata, Povljana

4.1.2. Geometrija vektorskih modela

Za klase vektorskih modela Općine Povljana izabrane su primjerene vrste geometrija. Najviše vektorskih modela je izrađeno geometrijom poligona (široki put – VM1, voda – VM3, objekti – VM7, gomile – VM9, šume – VM13, krš – VM14 i fliš – VM15) nakon čega slijede klase izrađene geometrijom linije (uski put – VM2, povremeni tok – VM4, suhozidi – VM5, zelene ograde – VM6, solana – VM11). Geometrija točke je korištena prilikom kartiranja geografskog sadržaja najmanjih dimenzija (poljoprivredni objekti – VM8, lokve i bunari – VM10) te kulturnih dobara – VM12. Vrsta geometrije je izabrana sukladno osobinama svake pojedine klase (Tablica 13.). Klase koje karakterizira linijski, izduženi oblik su vektorizirane geometrijom linije. Iznimka je klasa široki put koja je vektorizirana geometrijom poligona jer je riječ o morfološki pravilnim entitetima u krajoliku, ujednačene širine. Klase uski put i

suhozidi karakterizira kompleksnija morfologija stoga su te klase vektorizirane geometrijom linije kao jednostavnijim načinom digitalizacije.

Tablica 13. Vektorski modeli i vrsta geometrije po klasi

VM	Naziv	Geometrija
VM1	Široki put	Poligon
VM2	Uski put	Linija
VM3	Voda (stajaćice – blata)	Poligon
VM4	Povremeni tok	Linija
VM5	Suhozidi	Linija
VM6	Zelene ograde	Linija
VM7	Objekti	Poligon
VM8	Poljoprivredni objekti	Točka
VM9	Gomile	Poligon
VM10	Lokve i bunari	Točka
VM11	Solana	Linija
VM12	Kulturna dobra	Točka
VM13	Šume	Poligon
VM14	Krš	Poligon
VM15	Fliš	Poligon

4.1.3. Pravila vektorizacije

Klase kao što su objekti ili gomile su točkaste i ograničene te jasno definirane distribucije. Elementi klasa suhozidi, širokog i uskog puta su drugačijih karakteristika, linijskog su tipa i distribuirani su u obliku kontinuiranih i povezanih mreža. Način vektorizacije utječe na kvantitativni aspekt entiteta po klasi budući da elementi svake klase imaju vlastite karakteristike. Definiranje početne i završne lomne točke svakog entiteta utječe na broj entiteta i na njegove atribute (duljinu i površinu te mogućnost pridavanja ispravnih kronoloških atributa). Stoga su razrađena posebna pravila vektorizacije za klase suhozidi, uski i široki put.

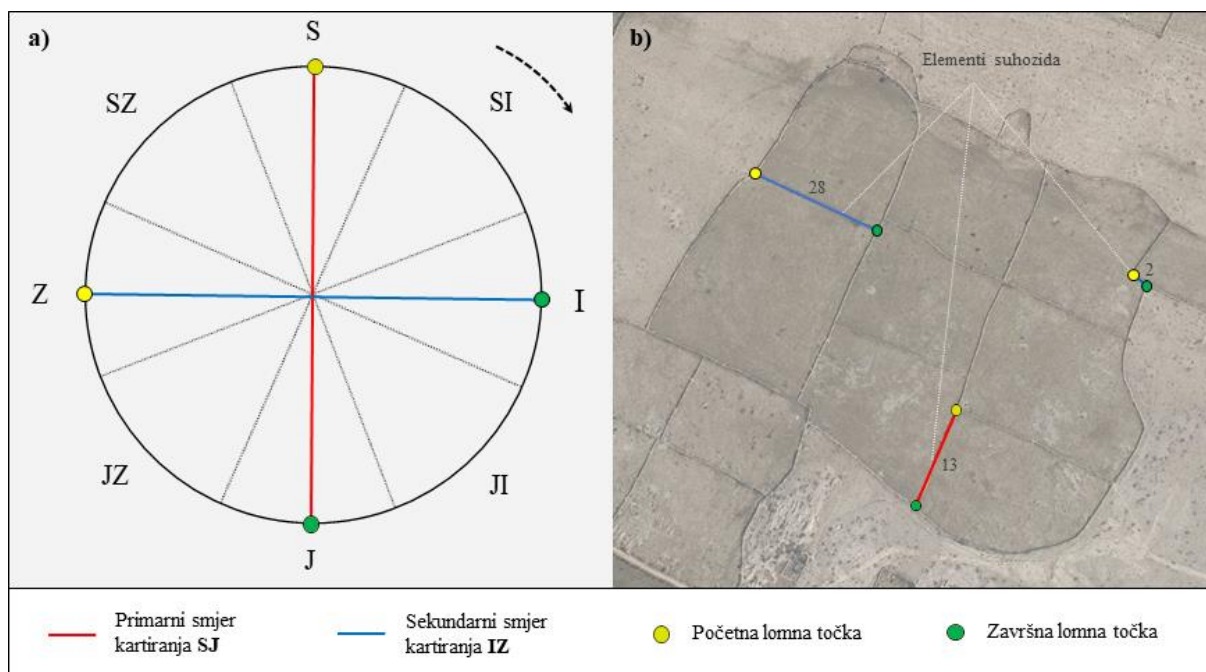
Pri vektorizaciji objekata je korišten alat za poligone *Right angle* u svrhu postizanja sukladne pravilnosti oblika svakog elementa. Kriterij za vektorizaciju elemenata koji pripadaju klasi gomile je površina od 10 m², a entiteti manje površine nisu vektorizirani. Vizualna analiza reprezentiranih gomila je pokazala da entiteti površine manje od 10 m² se s manjom razinom sigurnosti mogu interpretirati kao gomile.

Za klasu suhozidi su razrađena pravila vektorizacije koja se odnose na definiranje entiteta te smjer vektorizacije. U svrhu omogućavanja sistematičnog prikupljanja kronoloških

atributa za morfološku i retrogresivnu analizu suhozida, entitet je definiran kao segment suhozida jednakog smjera do križanja sa suhozidom drugog smjera (Slika 36.). Suhozidna mreža je prisutna kao kontinuirani fenomen u krajoliku koji je potrebno promotriti kroz njegove sastavne dijelove. Suhozidne ograde su nastale kroz složenu dinamiku ograđivanja, pregrađivanja i dograđivanja suhozidnih elemenata kroz dulji vremenski period. Definirani način kartiranja suhozida omogućuje sistematično pojednostavljivanje suhozidne mreže, stvaranje diskontinuiteta u danas kontinuiranim mrežama i pridavanje kronoloških atributa svakom zasebnom elementu.

Horizontalna ravnina suhozida je orijentirana dominantno SZ-JI (dinarski pravac). Stoga suhozidne ograde tvore elementi pravca SZ-JI i elementi okomitog pravca – SI-JZ. Prilikom kartiranja suhozida, definirano je pravilo smjera vektorizacije koja se je provela u smjeru kazaljke na satu pri čemu se je poštovalo pravilo definiranja entiteta. Horizontalni suhozidi su vektorizirani s početnom točkom na SZ i završnom na JI. Okomiti suhozidi su vektorizirani s početnom točkom na SI i završnom na JZ. Pravila kartiranja suhozida su omogućila izračunavanje i pridavanje atributa azimuta i datacije svakom pojedinom elementu čime je omogućena analiza orijentacije suhozidnih elemenata kao potencijalnog razlikovnog elementa koji karakterizira pojedino razdoblje te preciznu i vrlo detaljnu analizu dinamike izgradnje suhozida.

Definicija entiteta, slična onoj za klasu suhozida, postavljena je za entitete klasa široki put i uski put. Za navedene klase je entitet definiran kao segment koji završava na križanju s entitetima tih klasa. Time je omogućeno pridavanje kronoloških atributa svakom pojedinom segmentu u klasama široki put i uski put u svrhu provođenja analize dinamike izgradnje cestovne mreže Općine Poveljana.



Slika 36. Shema pravila ručne vektorizacije klase suhozidi

4.1.4. Izrađeni vektorski modeli

Ručnom vektorizacijom, sukladno definiranoj geometriji i pravilima, izrađena je prostorna baza podataka s ukupno 19.033 entiteta (Tablica 14.). Najveći broj entiteta je zastupljen u klasi suhozidi (12.228), zelene ograde (1.695), objekti (1.615), poljoprivredni objekti (1.514), gomile (1.185), uski put (712) i široki put (384). Značajno su zastupljeni i entiteti klasa lokve i bunari (136) dok su malim brojem entiteta zastupljene klase povremeni tok (3), solana (17), kulturna dobra (23), šume (23) te makro klase krš (1), fliš (3) i voda (7) (Slika 37. – 45.). Broj entiteta po klasama (osim za klase široki put, uski put i suhozidi) predstavlja stvaran broj entiteta koji je reprezentiran i vidljiv na DGU DOF2018 referentnom modelu. Broj entiteta po klasama široki put, uski put i suhozidi je rezultat primjene pravila vektorizacije prema kojem je kao pojedinačni entitet kartiran svaki element jednakog smjera do križanja s jednakim elementom drugog smjera.

Tablica 14. Popis izrađenih vektorskih modela Općine Poveljana

VM	Naziv	Geometrija	Broj entiteta	Atributi
VM1	Široki put	Poligon	384	duljina, površina
VM2	Uski put	Linija	712	duljina
VM3	Voda (stajaćice – blata)	Poligon	7	duljina, površina
VM4	Povremeni tok	Linija	3	duljina
VM5	Suhozidi	Linija	12.228	duljina
VM6	Zelene ograde	Linija	1.659	duljina
VM7	Objekti	Poligon	1.615	duljina, površina
VM8	Poljoprivredni objekti	Točka	1.514	poljoprivredni objekti
VM9	Gomile	Poligon	1.185	duljina, površina
VM10	Lokve i bunari	Točka	136	lokve i bunari
VM11	Solana	Linija	17	solana
VM12	Kulturna dobra	Točka	23	toponim, tip, datacija, literatura
VM13	Šume	Poligon	23	duljina, površina
VM14	Krš	Poligon	1	duljina, površina
VM15	Fliš	Poligon	3	duljina, površina
Ukupno: 19.033				



Slika 37. Vektorski modeli klasa široki put (VM1) i uski put (VM2) Općine Povljana



Slika 38. Vektorski modeli klasa vode (VM3 – VM4) Općine Povljana



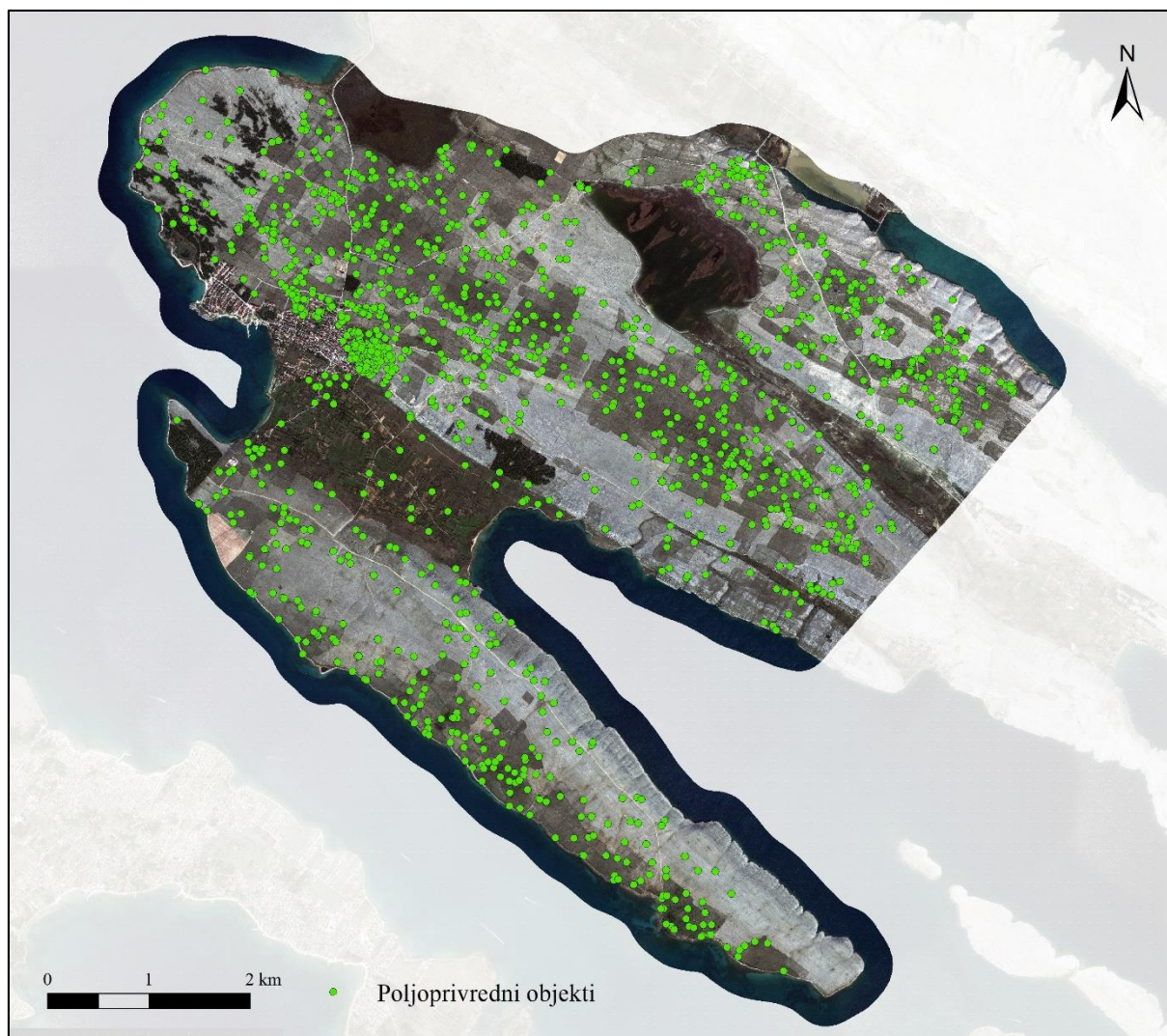
Slika 39. Vektorski model klase suhozidi (VM5) Općine Poveljana



Slika 40. Vektorski model klase zelene ograde (VM6) Općine Poveljana



Slika 41. Vektorski model klase objekti (VM7) Općine Povljana



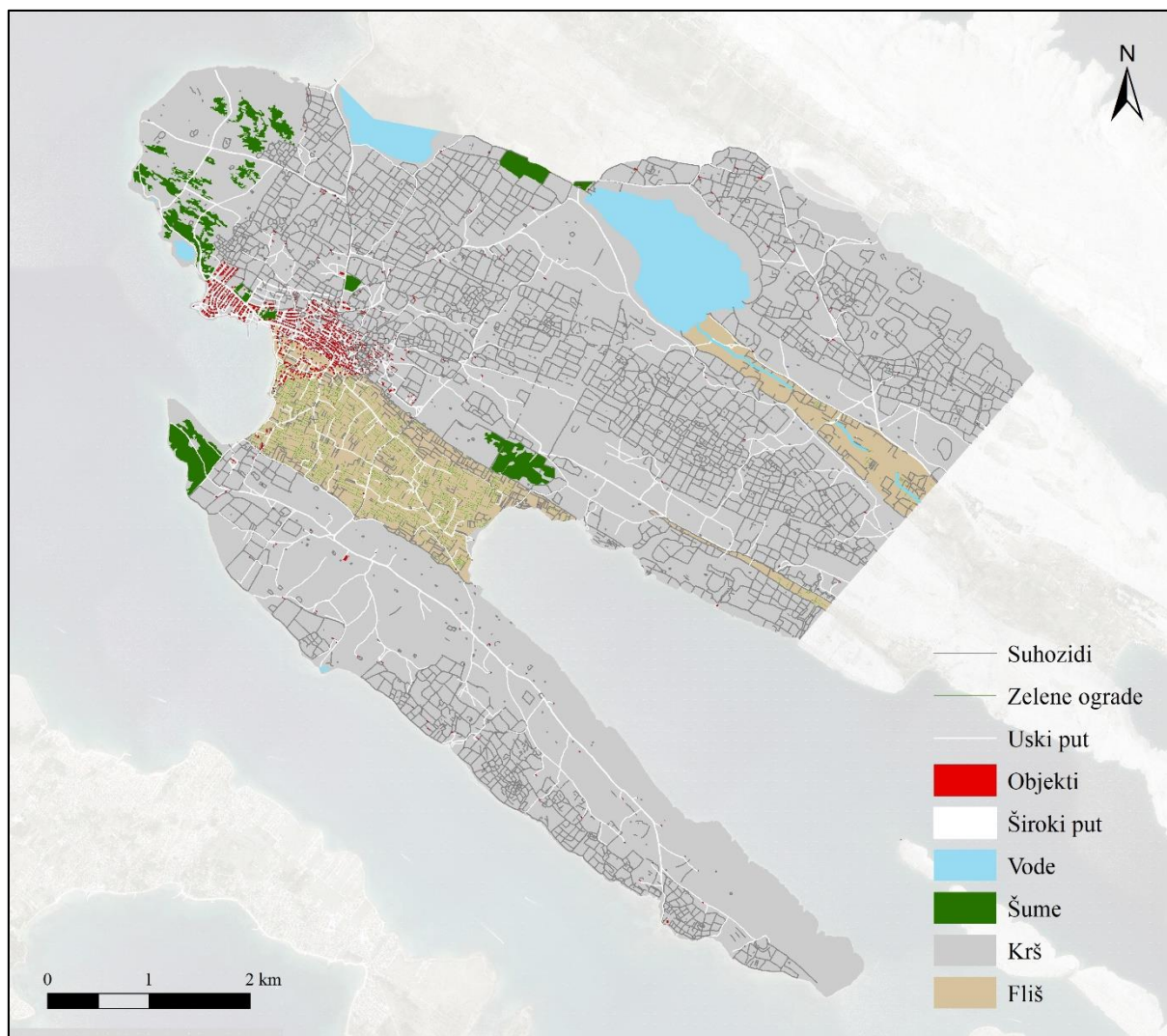
Slika 42. Vektorski model klase poljoprivredni objekti (VM8) Općine Povljana



Slika 43. Vektorski model klase lokve i bunari (VM10) Općine Povljana



Slika 44. Vektorski modeli klasa fliš (VM13) i šuma (VM15) Općine Povljana



Slika 45. Kompozitni vektorski model Općine Poveljana

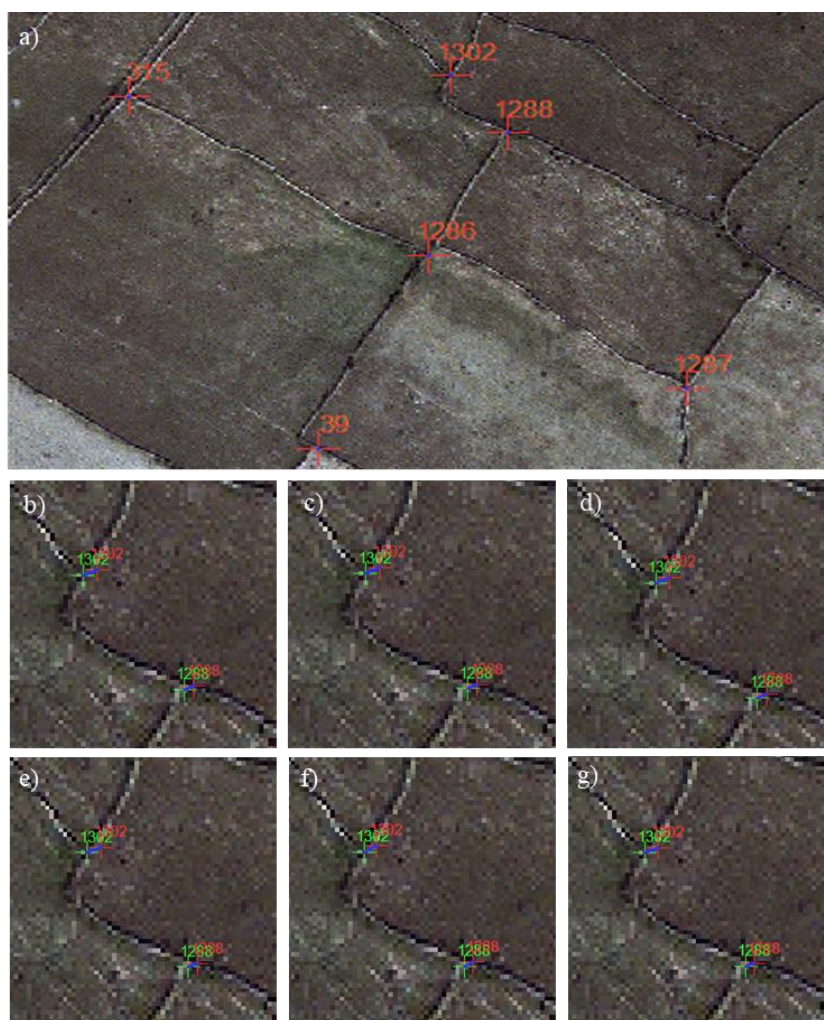
4.2. Rezultati GEOBIA metode

4.2.1. MS WV-2 2016 model

Za rektifikaciju MS WV-2 2016 snimka, testirani su svi rektifikacijski algoritmi integrirani u ArcMap softver: *1st Order Polynomial (Affine)*, *2nd Order Polynomial*, *3rd Order Polynomial*, *Similarity Polynomial*, *Projective Transformation*, *Zero Order Polynomial (Shift)*, *Spline* i *Adjust*. Kriterij za odabir rektifikacijskog algoritma je vrijednost RMSE mjere točnosti u iznosu 0 i vizualna procjena usklađenosti rektificiranih modela s referentnim modelom. Samo je rektifikacijski algoritam Adjust osigurao RMSE grešku u iznosu od 0. Ostali rektifikacijski algoritmi su osigurali ukupnu točnost u rasponu od oko 4, međutim, lokalna točnost pojedinačnih točaka (*1st Order Polynomial (Affine)*, *2nd Order Polynomial*, *3rd Order Polynomial*, *Projective Transformation*, *Zero Order Polynomial (Shift)*, *Similarity Polynomial*) se je kretala čak do ± 130 . Rektifikacijski algoritam Spline je osigurao točnost modela, odnosno grešku veznih točaka u iznosu 0, međutim, dodavanjem samo jedne točke je nastala greška cijelog modela u iznosu od 1772,33 što predstavlja potpunu dislokaciju modela (Tablica 15., Slika 46.). Spline metoda se često koristi za rektifikaciju jer vezne točke ne mijenjaju geometriju čitavog modela (Zhang i dr., 2016). Rektifikacijski algoritam Spline je specifičan po tome što lokalnu točnost veznih točaka osigurava potpunim poklapanjem veznih točaka s referentnim modelom (URL3). Međutim, kao i ostali rektifikacijski algoritmi, i Spline je izrazito osjetljiv na raspored i redoslijed točaka koje mogu potpuno distorzirati model. Algoritam Adjust je ostvario RMSE grešku u iznosu 0, lokalno i globalno. Vizualnom provjerom modela, utvrđeno je optimalno poklapanje elemenata reprezentiranih u modelu stoga je algoritam Adjust odabran za rektifikaciju snimka (Slika 47.). Algoritam Adjust veznim točkama optimizira lokalnu, ali i globalnu točnost modela (URL3). Međutim, izmjene geometrije modela utječu na kvalitetu podataka te ih trajno mijenjaju stoga je potrebno optimizirati nužni proces obrade snimka kako bi što manje distorzirao podatke (Warner i dr., 2009; Cheng i Chaapel, 2010). Proces obrade snimka u konačnici utječe na rezultate klasifikacije iako se ne može egzaktno utvrditi u kolikoj mjeri (Lübker i Schaab, 2008). Čečan i dr. (2017) navode da su topografska i atmosferska korekcija satelitskog snimka smanjile kvalitetu podataka i negativno utjecale na klasifikaciju.

Tablica 15. Vrijednost RMSE mjere po rektifikacijskom algoritmu za geometrijsku korekciju MS WV-2 snimka

Rektifikacijski algoritam	Broj veznih točaka	RMSE
1 st Order Polynomial (Affine)	1636	4,12168
2 nd Order Polynomial	1636	4,07541
3 rd Order Polynomial	1636	3,99472
Projective Transformation	1636	4,10447
Zero Order Polynomial (Shift)	1636	4,19596
Similarity Polynomial	1636	4,17379
Spline	1636	1772,33
Adjust	1636	0

**Slika 46.** Prikaz preklapanja veznih točaka za rektifikacijske algoritme (a) Adjust, b) Zero Order Polynomial (Shift), c) Similarity Polynomial, d) 1st Order Polynomial (Affine), e) 2nd Order Polynomial, f) 3rd Order Polynomial, g) Projective Transformation)



Slika 47. Izoštreni, rektificirani i izrezani MS WV-2 model Općine Poveljana

4.2.2. GEOBIA klase

MS WV-2 2016 model reprezentira krajolik u zimskom periodu, u razdoblju visokog vegetacijskog režima. Zbog toga je u snimku zabilježena veća raznolikost krajolika nego u DGU DOF2018 modelu (koji je snimljen tijekom ljeta). Veću raznolikost krajolika je potrebno primjereno vrednovati u definiranju klasa. Izvršena je vizualna usporedba DGU DOF2018 i MS WV-2 2016 modela te je ustanovljena prisutnost više klasa na MS WV-2 2016 modelu. Razlika u klasama je rezultat promjenjivih klasa kao što su: vegetacija – zajednica travnjaka unutar suhozidnih ograda te već spomenuti primjer klase voda koja se odnosi na Malo i Velo blato u Poveljani. Malo i Velo blato je za GEOBIA analizu potrebno razmotriti kroz dvije spektralno i

prostorno homogene klase: voda i trstika, budući da je GEOBIA kao metoda ograničena u raspoznavanju obrazaca i konteksta.

Tablica 16. Klase ručnog vektorskog modela (DGU DOF2018) i GEOBIA klase (MS WV-2 2016)

ID	Klase ručnog modela	ID	Klase GEOBIA modela
IVM	Naziv	GEOBIA	Naziv
IVM1	Široki put	GEOBIA1	Široki put
IVM2	Uski put	GEOBIA2	Uski put
IVM3	Voda (stajaćice – blata)	GEOBIA3	Voda
		GEOBIA4	Trstika
IVM4	Povremeni tok	/	/
IVM5	Suhozidi	GEOBIA5	Suhozidi
IVM6	Zelene ograde	GEOBIA6	Zelene ograde
IVM7	Objekti	GEOBIA7	Objekti
IVM8	Poljoprivredni objekti	/	/
IVM9	Gomile	/	/
IVM10	Lokve i bunari	/	/
IVM11	Solana	/	/
IVM12	Kulturna dobra	/	/
/	/	GEOBIA8	Travnjak
IVM13	Šume	GEOBIA9	Šume
IVM14	Krš	GEOBIA10	Krš
IVM15	Fliš	/	/

GEOBIA klase su usklađene u odnosu na modele klasa izrađene ručnom vektorizacijom. Klasa voda je razdijeljena na subobjekte voda i trstika. Novu klasu predstavlja promjenjiva klasa – travnjaci koja je značajan i jasno odrediv reprezentirani geoobjekt u MS WV-2 2016 modelu iz zimskog razdoblja na području Poveljane. Klase koje su u ručnim vektorskim modelima izražene geometrijom točke su premalih dimenzija i nisu sve raspoznatljive i u MS WV-2 modelu. To su klase poljoprivredni objekti, lokve i bunari, solana i kulturna dobra. Navedene klase ne pokazuju uniformnost već su rezultat interpretacije. Entiteti klase arheološki lokaliteti uglavnom ne predstavljaju jasno vidljive elemente koji bi se mogli izdvojiti GEOBIA analizom već potječu iz arheoloških istraživanja i literature. Naposljetku, zbog svoje veličine ne pripadaju mjerilu promatranja ni najmanje klase u GEOBIA analizi stoga te klase nisu predmet GEOBIA analize.

4.2.2.1. Karakteristike GEOBIA klasa

Opisi klasa čine osnovu za određivanje vrijednosti korisničko definiranih parametara u postupcima segmentacije i klasifikacije (Tablica 17., Slika 48.).

Tablica 17. Karakteristike GEOBIA klasa za MS WV-2 2016 Općine Povljana

ID	GEOBIA klase	Karakteristike klasa
GEOBIA	Naziv	Opis
GEOBIA1	Široki put	Linijski objekti pravilnog tlocrta, ujednačene širine oko 3,5 m, svijetle sive boje, spektralno homogeni, visoke ekspozicije, dijele boju i ton s betonom (dijelovima dvorišta objekata, krovovima objekata), u naselju dijelovi širokih puteva su prekriveni sjenama od ukrasnih biljaka i nadzemnih objekata. Materijali koji čine široki put su asfalt i beton.
GEOBIA2	Uski put	Linijski objekti, nepravilni, neujednačene širine manje od 3 m, spektralno heterogeni; putevi bolje kvalitete dijele spektralne karakteristike sa širokim putevima, izrađeni su od samljevenog vapnenca, svijetlo sive su boje, vrlo eksponirani, spektralno homogeni, okruženje su im dominantno krški predjeli, putevi lošije kvalitete su spektralno heterogeni te se manifestiraju kao kombinacija traka samljevenog vapnenca i sedimenta crvenkaste boje, okruženje im je dominantno krški predio s kojim čine granice.
GEOBIA3	Voda	Klasa veće površine tamne zelene boje koja je rezultat male dubine jezera i tipa močvarnog staništa, graniči s krškim predjelima, objekt je razdvojen na više regija s otocima guste vegetacije močvarnog staništa trstike, uglavnom ujednačenog tona i boje.
GEOBIA4	Trstika	Klasa močvarne vegetacije na općoj razini definirane kao trstika nalazi se unutar klase voda, dominantno u obliku otoka te po rubovima klase voda, graniči s klasom voda kojom je okružen i klasom krški predjeli, crveno-smeđe je boje, neujednačenog tona i boje, čini objekte veće površine.
GEOBIA5	Suhozidi	Klasa koja predstavlja linijske objekte, uske i dugačke, širine uglavnom 1-2 piksela, sivo-bijele boje, vrlo eksponirani, izgrađeni od prirodnog materijala vapnenca, granice klase čini sjena, vegetacija travnjaka ili nižeg grmlja te krških predjela, spektralno homogena, dijeli spektralne vrijednosti s klasama široki, uski put i krš.
GEOBIA6	Zelene ograde	Klasa koja predstavlja funkcionalnu vegetaciju koja se nalazi unutar flišne udoline, čini granice poljoprivrednih parcela, riječ je o namjerno odabranoj vrsti biljke, različitih je nijansi zelene boje, neujednačene širine, linijskog je oblika, granice joj čine druge vrste vegetacije i često sjena s obzirom da je riječ o visokom grmlju koje je pravilno zasađeno.

ID	GEOBIA klase	Karakteristike klase
GEOBIA	Naziv	Opis
GEOBIA7	Objekti	Klasa koja predstavlja izgrađene objekte različite namjene, većinom je koncentrirana na zapadnom dijelu Općine Poveljana, u naselju, heterogena klasa zbog vrsta krovova koji su izrađeni od crijepa, betona, lima, kamena (dominantno crvene, narančaste, sive, bijele boje), različitih površina i tlocrta, uglavnom pravilnih pravokutnih oblika, razlike u površini objekata nisu ekstremne, u asocijaciji su i čine granice s ukrasnom vegetacijom u dvorištima, sjenama stabala i objekata, širokim putem. Dio objekata (od betona) dijeli spektralne vrijednosti s klasama široki i uski put, suhozidi i krš.
GEOBIA8	Travnjak	Klasa velike površine, razdvojena suhozidima, travnjaci se nalaze unutar suhozidnih ograda, uglavnom spektralno homogena, zelene boje, lokalno pomiješani s paralelnim linijama površinski izbijenih škrapa u smjeru nabora stijene, lokalno pomiješana s otocima kamenih gomila od vapnenca sivo-bijele boje, eksponirani, lokalno prisutna intenzivnija vegetacija travnjaka u skupinama ograda, vanjske granice klase tvore sjene suhozida, suhozidi te vegetacija niskog grmlja koje se nalazi uz suhozide i tvori linijske oblike tamnije zelene boje.
GEOBIA9	Šume	Klasa veće površine, uglavnom jasnih granica s primjerima lokalno raštrkanih skupina i pojedinačnih stabala, dominantno je riječ o planski zasađenoj borovoj šumi, uglavnom je spektralno homogena klasa tamno zelene boje s izraženom razlikom u teksturi koja je rezultat razlika u gustoći stabala, veličini krošanja stabala i visini samih stabala koji tvore sjene unutar klase, graniči s krškim predjelima, suhozidima, sjenama i putevima.
GEOBIA10	Krš	Klasa najveće površine, tvori matricu krajolika u kojoj se nalaze sve druge klase, spektralno i teksturalno uglavnom heterogena klasa, lokalno su prisutni otoci površinskog škrapara i stijena različite površine bez prisutnosti vegetacije travnjaka, izrazito sivo-bijele boje, eksponirana, lokalno su prisutni površinski izbijeni nabori stijene često linijskog oblika s više paralelnih jedinica, jednakih karakteristika su kao i otoci škrapara, klasu dominantno karakteriziraju sivo-bijela područja velike površine pomiješani s vegetacijom travnjaka vrlo niskog udjela vegetacije koja je vidljiva kao raspršeni pikseli svijetlo zelene boje, graniči sa svim klasama.



Slika 48. GEOBIA klase (MS WV-2 2016): a) suhozidi, b) krš, c) travnjaci, d) široki put, e) uski put, f) objekti, g) šuma, h) zelene ograde, i) voda, j) trstika

4.2.3. Odabir i raspored kanala MS WV-2 2016 modela

Provedeno je testiranje kombinacija osam različitih kanala MS WV-2 2016 modela u svrhu optimizacije segmentacije. Od deset definiranih klasa svega dvije (široki put i objekti) su izgrađene od umjetnih materijala. Preostalih osam klasa (uski put, voda, trstika, suhozidi, zelene ograde, travnjak, šume, krš) u potpunosti pripadaju prirodnim materijalima. Poveljana je krškog reljefa s gotovo nepostojećim površinskim sedimentom. Izuzetak čine flišne udoline koje su koncentrirane u nekoliko zona. Krajolik Poveljane karakteriziraju površinske prirodne formacije od vapnenca. U spektralnom smislu krajolik je generalno homogen. Međutim, MS WV-2 model Općine Poveljana prikazuje krajolik u zimskom periodu, u razdoblju visoke vegetacije. Ta okolnost je olakotna za lakše izdvajanje različitih, posebno prirodnih klasa. Klasa krš se od klase travnjaci razlikuje po gustoći travnate vegetacije. Veća gustoća vegetacije u klasi travnjaci (površine unutar suhozidnih ograda) je rezultat stoljetnog ograđivanja zemljišta što je stvorilo mikro uvjete za višu stopu sedimentacije zaštitom sedimenta od eolske erozije suhozidima, a sukcesivno korištenje ograda za ispašu ovaca je održavalo ciklus proizvodnje biljaka i organskih tvari. Klasa krš predstavlja otvorena područja bez vegetacije i suhozida. Klase krš i travnjaci bi u spektralnom smislu bilo mnogo teže razlikovati da snimak potječe iz ljetnog perioda kada bi razlike izvan i unutar ograda bile značajno manje. Klase uski put i suhozidi su vrlo slične, međutim, razlikuje ih njihovo okruženje. Uski put je uglavnom omeđen krškim predjelima dok su suhozidi omeđeni travnjacima i sjenom. Klase krš, uski put i suhozidi predstavljaju reprezentacije geoobjekata izrađenih od jednakog materijala – vapnenca. Jedina

razlika između njih je različita zastupljenost vegetacije po gustoći i vrsti. U klasi travnjaci vegetacija je gusta, u klasi krš rijetka, a u klasi uski put nije prisutna. Stoga se navedene klase mogu razlikovati posredno, preko vegetacije. Za uspješnije razdvajanje klasa na MS WV-2 modelu potrebno je koristiti kanale koji su namijenjeni za prirodne klase, posebno one koji su namijenjeni vegetaciji. To su NIR1 i NIR2 kanali te kombinacije Red, Green i Blue (5 – 3 – 2), NIR1, Green, Blue (7 – 3 – 2), NIR2, Green, Blue (8 – 3 – 2) kanala (Slika 49.). NIR1, NIR2 i Red kanali su prema uputama proizvođača (Digital Globe, 2010c) namijenjene upravo za lakše razlikovanje vegetacije od drugih klasa. U testiranju optimalne kombinacije kanala odabrane su kombinacije u kojima se postiže najbolji kontrast između klasa posredovanjem vegetacije u bliskoinfracrvenom i crvenom dijelu spektra.



Slika 49. Primjeri različitih kombinacija spektralnih kanala (MS WV-2 2016) na područja s više klasa

Testirano je više različitih kombinacija spektralnih kanala na području s više ciljanih klasa. Na primjeru kombinacije kanala 5 – 3 – 2 je vidljivo da su kandidati klase objekti, ali i klase široki put jasnije izraženi nego u kombinaciji kanala 8 – 3 – 2, 8 – 7 – 6 i 6 – 4 – 1 (za klasu objekti), dok je za klasu široki put najslabiji kontrast ostvaren u kombinaciji kanala 8 – 7 – 6. Za klase travnjaci i šuma najslabiji kontrast je prisutan u kombinaciji kanala 8 – 7 – 6, a najjači u kombinaciji 8 – 3 – 2. Za navedene klase kombinacije kanala 5 – 3 – 2 i 6 – 4 – 1 su ostvarile podjednako dobru jačinu kontrasta, međutim, slabiju nego kombinacija kanala 8 – 3 – 2.

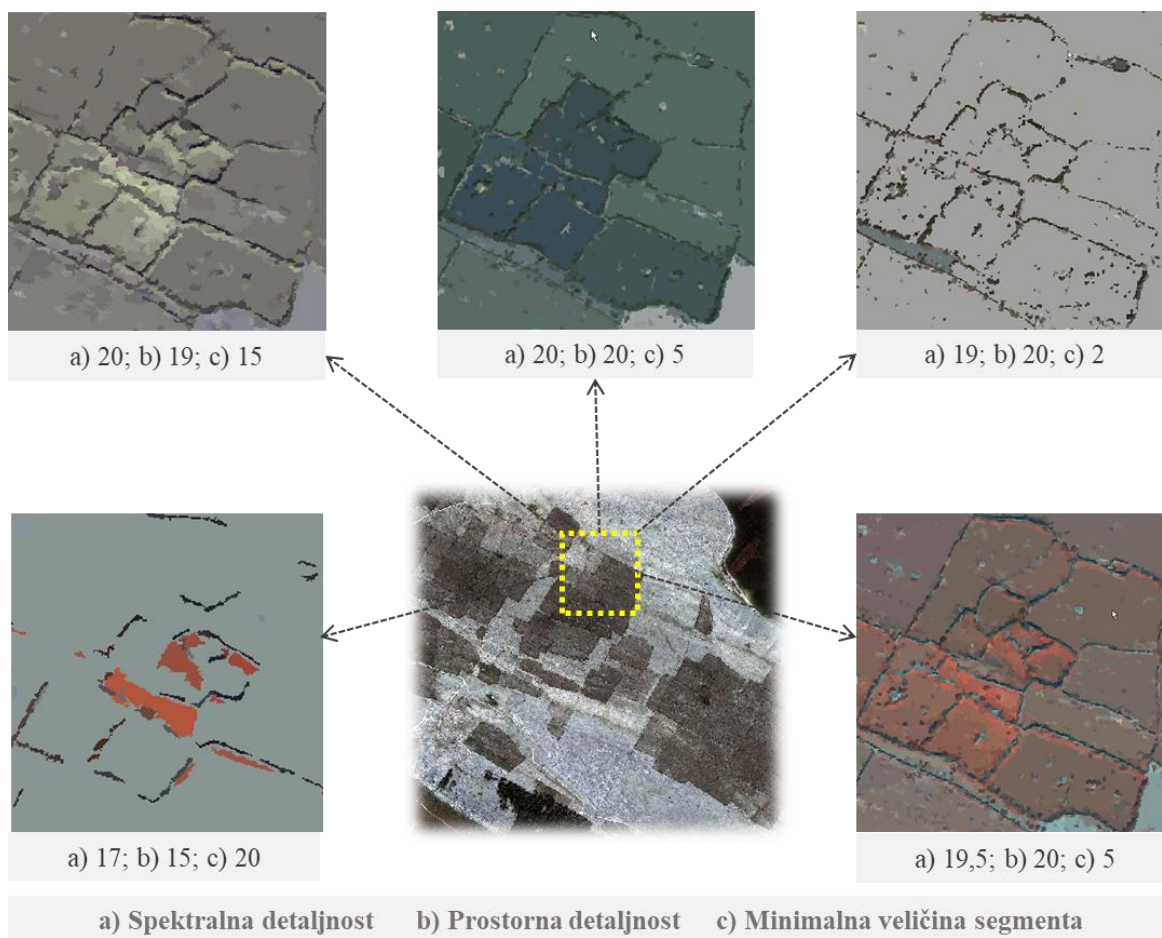
Tablica 18. Odabrani raspored kanala po GEOBIA klasi (MS WV-2 2016) (5 – Red, 3 – Green, 2 – Blue, 8 – NIR2)

ID	Klase	Raspored kanala
GEOBIA1	Široki put	5 – 3 – 2
GEOBIA2	Uski put	5 – 3 – 2
GEOBIA3	Voda	<u>8 – 3 – 2</u>
GEOBIA4	Trstika	<u>8 – 3 – 2</u>
GEOBIA5	Suhozidi	<u>8 – 3 – 2</u>
GEOBIA6	Zelene ograde	5 – 3 – 2
GEOBIA7	Objekti	5 – 3 – 2
GEOBIA8	Travnjak	<u>8 – 3 – 2</u>
GEOBIA9	Šume	<u>8 – 3 – 2</u>
GEOBIA10	Krš	<u>8 – 3 – 2</u>

Testiranjem je utvrđeno da je najveće kontraste između pojedinačnih klasa moguće ostvariti kombinacijama kanala koje uključuju bliskoinfracrveni spektar (NIR2 ili 8. kanal MS WV-2 modela) te crveni spektar (Red ili 5. kanal MS WV-2 modela) u kombinaciji s kanalom Green (3. kanal MS WV-2 modela) i Blue (2. kanal MS WV-2 modela). NIR2 kanal je od važan za diskriminaciju klasa koje dijele spektralne vrijednosti jer povećava kontrast između klasa: voda, trstika, suhozidi, travnjak, šume i krš. Odabrana je kombinacija kanala 5 – 3 – 2 za klase široki put, uski put, zelene ograde, objekti, a za klase voda, trstika, suhozidi, travnjak, šume i krš kombinacija kanala 8 – 3 – 2 (Tablica 18.).

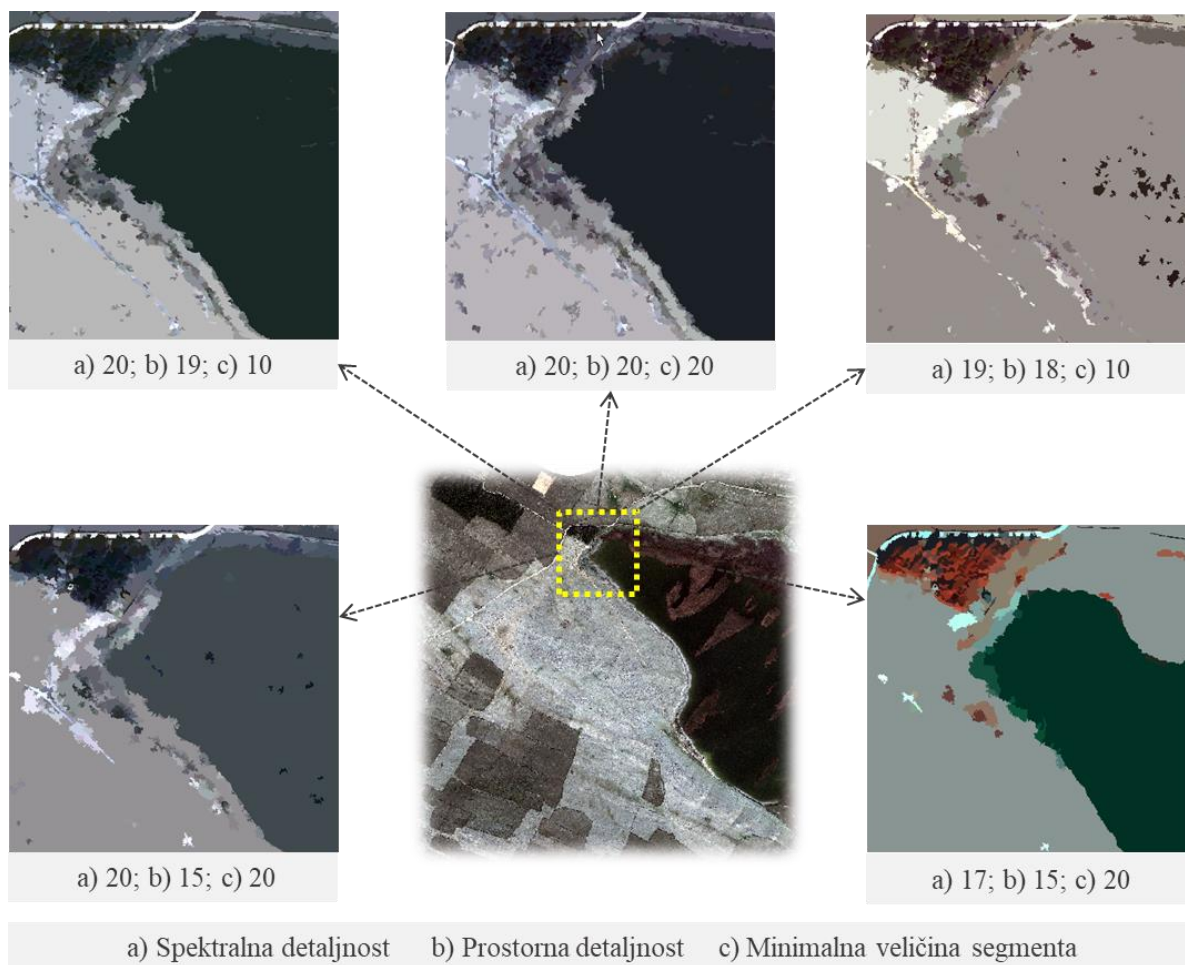
4.2.4. Segmentacija – odabrani korisničko definirani parametri

Na primjeru klase suhozidi vidljivi su rezultati različitih vrijednosti korisničko definiranih parametara u segmentaciji. Maksimalna vrijednost spektralne detaljnosti (20) je stvorila više artefakata nego niže vrijednosti parametra. Visokom vrijednosti parametra prostorna detaljnost (19 – 20) je postignuta visoka distinkcija između suhozida i ostalih slikovnih objekata. Parametar minimalna veličina segmenta u nižim vrijednostima, a koje su sukladne veličini reprezentiranih suhozida, je producirao segmente koji dosta vjerno odgovaraju izgledu slikovnih objekata. Visoka vrijednost parametra minimalna veličina segmenta (15 i 20) je rezultirala generalizacijom scene u korist klase koja je većim udjelom piksela zastupljena u rasteru, a u ovom slučaju je to klasa travnjak (Slika 50.). Rezultati visokih vrijednosti tog parametara se mogu opisati kao prenisko segmentirani snimak.



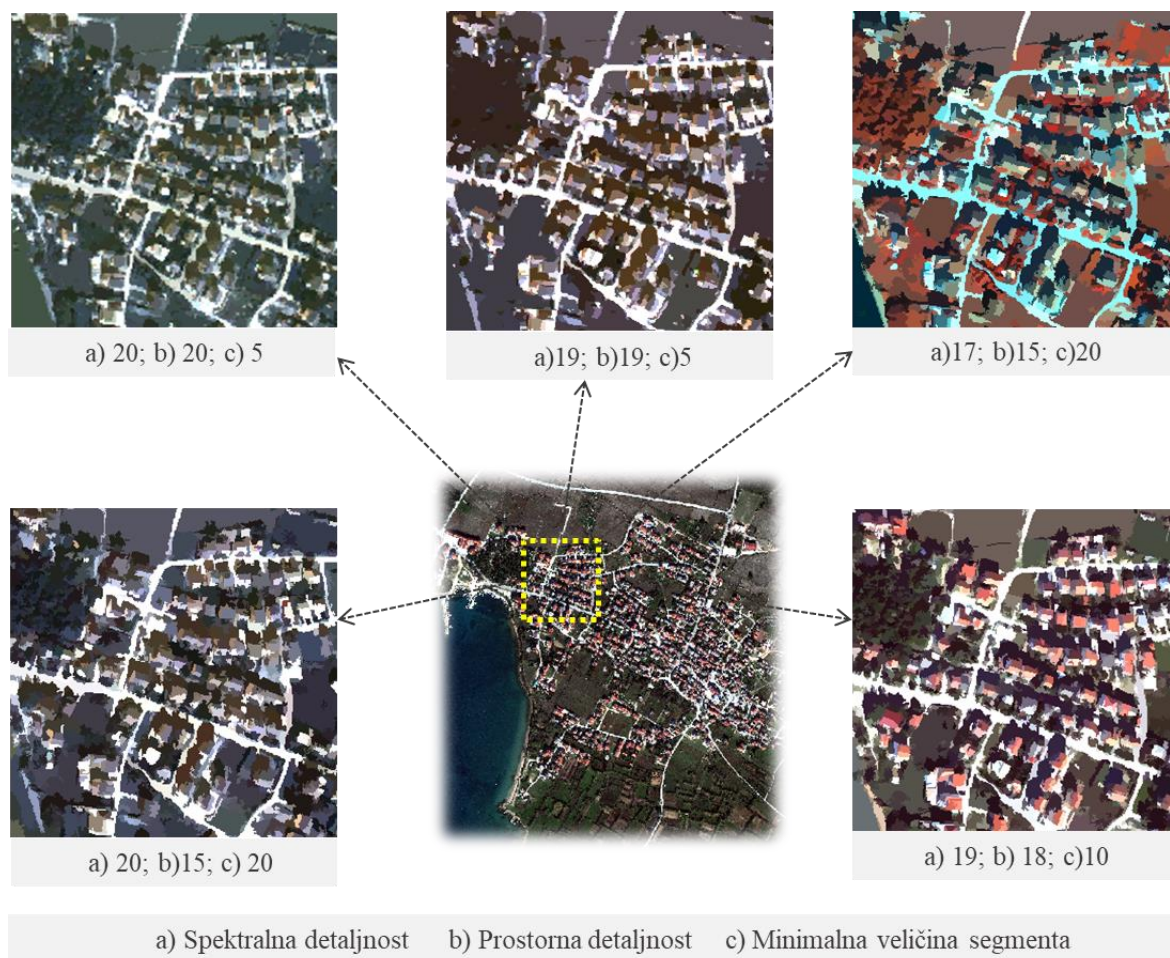
Slika 50. Rezultati različitih vrijednosti korisničko definiranih parametara za algoritam Mean Shift na primjeru klase suhozidi

Visoka vrijednost parametra spektralna detaljnost (19 – 20) u izdvajanju klase voda je rezultirala artefaktima i previsokim brojem segmenata. Parametar prostorne detaljnosti visoke vrijednosti (18 – 20) je također rezultirao pre niskim stupnjem generalizacije. Kombinacija parametara koji nisu najviše vrijednosti, ali su u gornjim vrijednostima parametra spektralne (17) i prostorne (15) detaljnosti te maksimalne vrijednosti parametra minimalne veličine segmenta (20) rezultirala je segmentiranim snimkom koji je dovoljno generaliziran, ali nije previsoko segmentiran kao što je to slučaj u kombinacijama s drugim vrijednostima korisničko definiranih parametara (Slika 51.).



Slika 51. Rezultati različitih vrijednosti korisničko definiranih parametara za algoritam Mean Shift na primjeru klase voda

Testiranje korisničko definiranih parametara za segmentaciju klase objekti pokazuje, kao i na primjeru klase suhozidi, važnost visokih vrijednosti parametara spektralne (17 – 20) i prostorne (15 – 20) detaljnosti. Za klase koje su heterogeni fenomen, a koje uz to graniče s brojnim drugim klasa, cilj je postizanje što veće detaljnosti u kojoj je generalizacija scene nepoželjna pojava. Međutim, odlučujući parametar i njegova vrijednost jest minimalna veličina segmenta koja u niskoj vrijednosti (5) rezultira nepotrebnim i previsokim stupnjem segmentiranosti snimka dok previsoka, odnosno, maksimalna vrijednost parametra (20) rezultira pre niskom segmentiranosti snimka ili generaliziranom scenom (Slika 52.). Optimalna vrijednost parametra minimalne veličine segmenta, a koja je sukladna prosječnoj veličini objekata u klasi objekti iznosi 10.

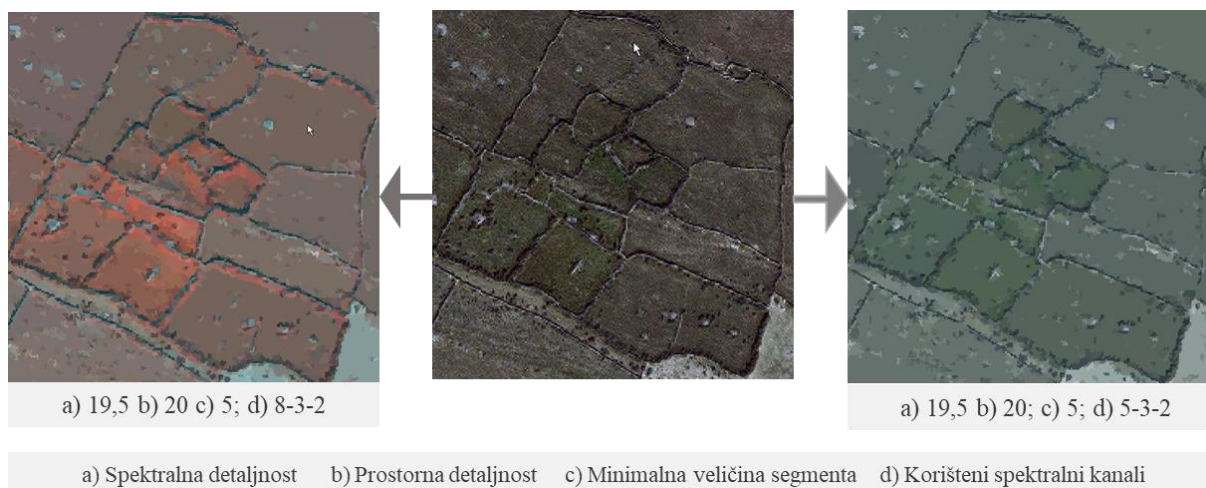


Slika 52. Rezultat različitih vrijednosti korisničko definiranih parametara za algoritam Mean Shift na primjeru klase objekti

Segmentaciju je pospješio dodatni parametar rasporeda kanala koji omogućuje odabir i raspored kanala MS modela kako bi se uspostavila bolja i jasnija distinkcija između klasa koje u samo određenim kombinacijama kanala postižu zadovoljavajući kontrast sa svojim okruženjem. Zbog spektralne sličnosti ili homogenosti krajolika, jača distinkcija između klasa je ostvarena odabirom kombinacije kanala kojom se uspostavlja maksimalni kontrast. Kako se slične klase u osnovi razlikuju po gustoći i vrsti biljaka, uz osnovne kanale Green (3. kanal) i Blue (2. kanal) u kombinaciju su uključeni kanali iz bliskoinfracrvenog spektra (NIR2 ili 8. kanal MS WV-2 modela) te crvenog spektra (Red ili 5. kanal MS WV-2 modela).

Na primjeru klase suhozidi vidljiva je razlika u kvaliteti segmentacije koja je izvedena korištenjem jednakih vrijednosti korisničko definiranih parametara, ali s drugim vrijednostima parametra rasporeda kanala. Korištenjem NIR2 kanala (8) vidljiva je bolja kvaliteta

segmentacije jer su slikovni objekti koji predstavljaju suhozide više kontinuirani nego što je to slučaj u segmentiranom snimku u kojem su korišteni osnovni kanali (5 – 3 – 2), u kojem je primjetna viša stopa prekida slikovnih objekata što je rezultat nižeg kontrasta između suhozida i njegovih granica (Slika 53.).



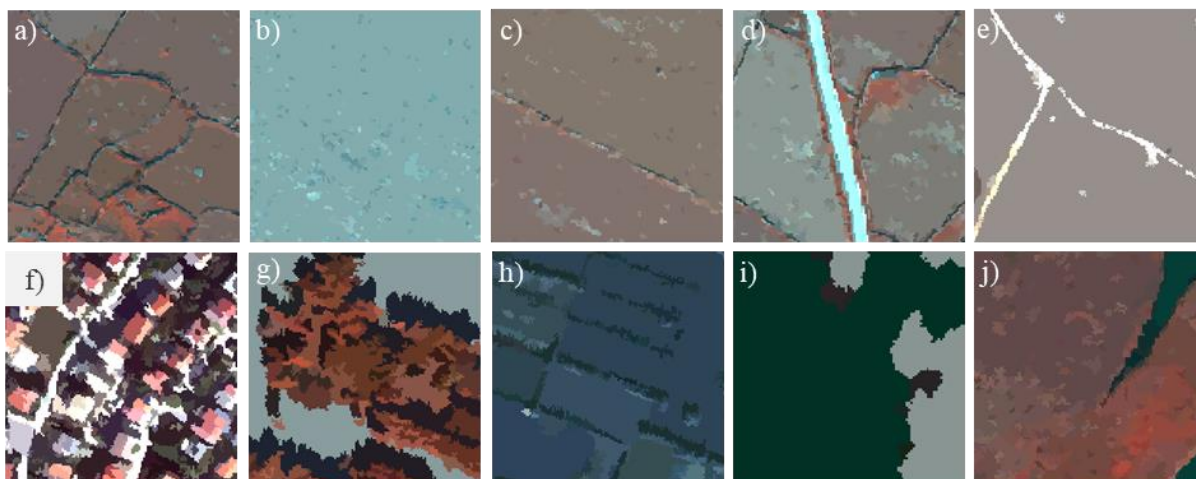
Slika 53. Segmentirani snimak s jednakim vrijednostima korisničko definiranih parametara algoritma Mean Shift i različitim rasporedom spektralnih kanala za klasu suhozidi

Testiranjem parametara Mean Shift segmentacijskog algoritma za deset različitih klasa na MS WV-2 2016 modelu su za parametar spektralne detaljnosti odabrane maksimalne vrijednosti od 19, 19,5 i 20 za osam različitih klasa. Maksimalna vrijednost parametra spektralna detaljnost je omogućila najbolju distinkciju između različitih klasa koje dijele spektralne vrijednosti te je postavljenom visokom vrijednošću parametra uspostavljen uzak prag vrijednosti za svaku pojedinu klasu (klase široki put, uski put, trstika, suhozidi, zelene ograde, objekti, travnjaci, krš). Za klase šuma i voda spektralna detaljnost je određena u vrijednosti 17. Spektralna detaljnost nije morala biti maksimizirana jer je spektralni otisak tih klasa unikatniji u usporedbi s ostalim klasama. Parametar prostorne detaljnosti je najniži za klase voda, šume (15) i zelene ograde (17). Voda i šume su klase koje su najviše generalizirane. U slučaju klase voda, razlog za generalizaciju je heterogenost klase koja je rezultat različite dubine jezera, a za klasu šume prisutnost sjena zbog nejednake veličine i visine stabala i krošanja. Maksimalna postavka parametra prostorne detaljnosti (20) je postavljena za klase široki put, trstika, suhozidi, travnjaci i krš jer je cilj izdvajanje slikovnih objekata u maksimalnoj detaljnosti. Taj parametar je važan zbog granica navedenih klasa jer omogućava izdvajanje slikovnih objekata u homogenom okruženju, onom koje nije drastično različito od same klase.

Parametar minimalne veličine segmenta je najniži za prostorno najmanje ili najuže klase (linijskog tipa) kao što su široki put (4), suhozidi (5), ali i za velike klase koje su unutar sebe heterogene (teksturalno heterogene klase su: trstika (5), krš (5) i travnjaci (5)). Parametar minimalna veličina segmenta je upotrijebljen na dvostruk način: da odgovara veličini reprezentiranih geoobjekata i da odgovara internoj heterogenosti velikih klasa (trstika, krš, travnjaci). Veća vrijednost parametra minimalna veličina segmenta je odabrana za klase zelene ograde, uski put i objekti (vrijednost od 9 do 10) što odgovara njihovoj prosječnoj veličini. Maksimalna vrijednost (20) je odabrana za klase velike veličine i izraženije homogenosti: šuma i voda. Od sva tri parametra, najveća varijabilnost vrijednosti po klasi je u parametru minimalna veličina segmenta (Tablica 19., Slika 54.) zbog karakteristika modela (prostorne rezolucije od 1 m) i veličine ciljanih klasa. Ostali parametri (spektralna i prostorna detaljnost) omogućavaju različite razine generalizacije koja nije bila cilj već je cilj suprotan, izdvajanje velikog broja različitih klasa s maksimalnom mogućom preciznosti (10). Najniže vrijednosti tih parametara su odabrane za klase linijskog oblika (suhozidi, široki put, uski put) i heterogene klase (travnjaci i krš). Klase travnjaci i krš lokalno sadrže površinske stijene ili kamene gomile. Klasa krš je ujedno matrica krajolika Općine Poveljana stoga je ta klasa fragmentirana ostalim klasama.

Tablica 19. Vrijednosti korisničko definiranih parametara alata Segment Mean Shift po klasi

ID	Klase	Spektralna detaljnost	Prostorna detaljnost	Minimalna veličina segmenta	Raspored kanala
GEOBIA1	Široki put	19,5	20	4	5 – 3 – 2
GEOBIA2	Uski put	19	18	10	5 – 3 – 2
GEOBIA3	Voda (blata)	17	15	20	8 – 3 – 2
GEOBIA4	Trstika	19,5	20	5	8 – 3 – 2
GEOBIA5	Suhozidi	19,5	20	5	8 – 3 – 2
GEOBIA6	Zelene ograde	20	17	9	5 – 3 – 2
GEOBIA7	Objekti	19	18	10	5 – 3 – 2
GEOBIA8	Travnjaci	19,5	20	5	8 – 3 – 2
GEOBIA9	Šume	17	15	20	8 – 3 – 2
GEOBIA10	Krš	19,5	20	5	8 – 3 – 2



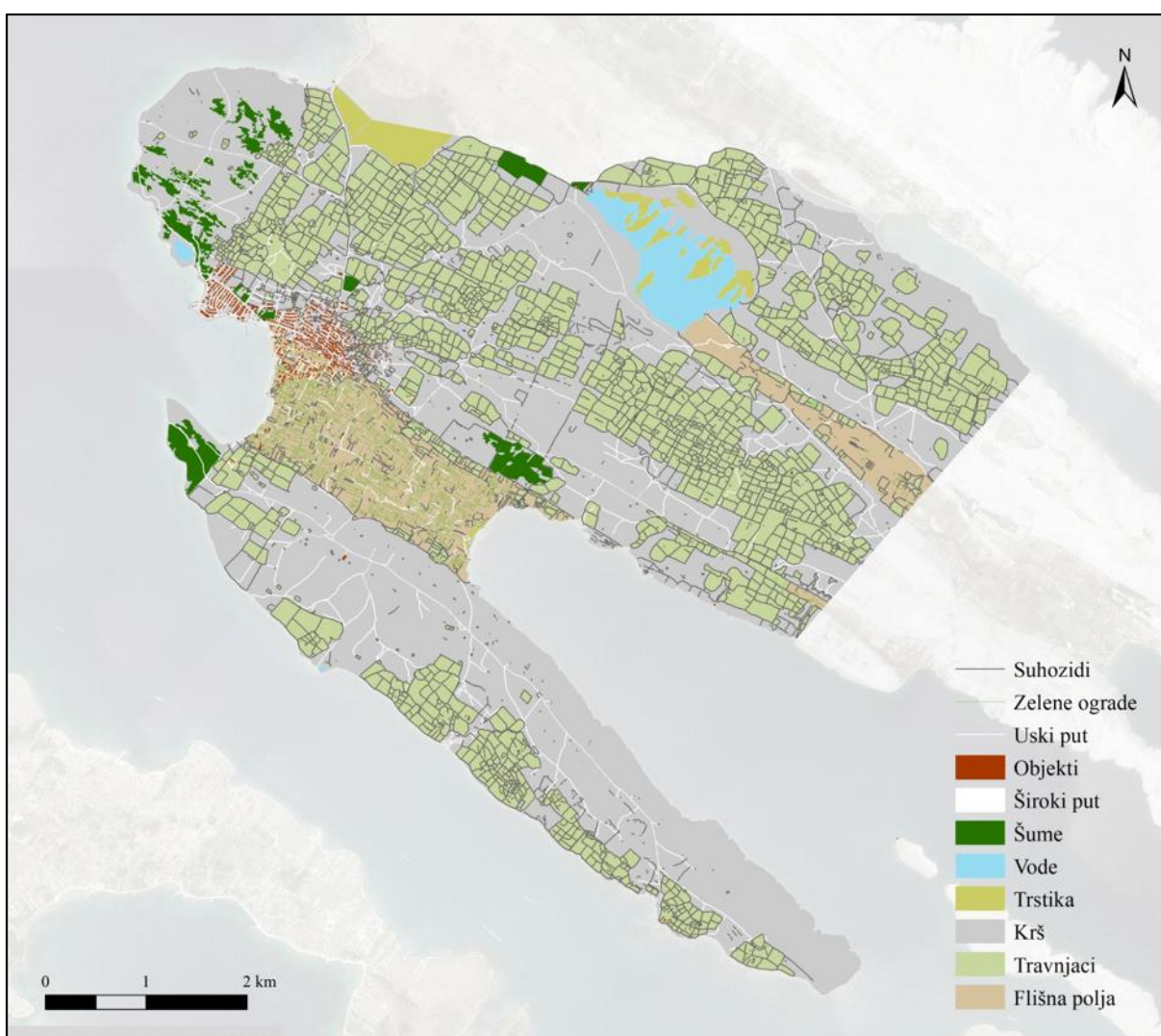
Slika 54. Segmentirani snimak MS WV-2 2016 za svaku GEOBIA klasu s alatom Segment Mean Shift: a) suhozidi, b) krš, c) travnjak, d) široki put, e) uski put, f) objekti, g) šuma, h) zelene ograde, i) voda, j) trstica

4.2.5. Izrada testnih uzoraka

4.2.5.1. Ažuriranje ručnog vektorskog modela

Ažuriranje vektorskog modela je uključivalo uklanjanje entiteta, reklasifikaciju podataka (tijekom dvije godine su nastale razlike u broju objekata reprezentiranih u modelima MS WV-2 2016 i DGU DOF 2018) i izradu novih modela za klase trstica i voda (subobjekte supraobjekta voda). Izrađen je vektorski model promjenjive klase travnjak alatom *Buffer*, postavkom *Inner Buffer* korištenjem vektorskih modela klase suhozidi jer se travnjaci nalaze unutar suhozidnih ograda. Nakon toga je ručno filtriran vektorski model travnjaci jer travnjaci nisu prisutni u svim suhozidnim ogradama. Ažuriranjem vektorskog modela za GEOBIA analizu smanjen je broj elemenata za klase suhozidi, zelene ograde i objekti (Slika 55.). Elementi manjih dimenzija koji se odnose na elemente pastirske arhitekture nisu vidljivi ili jasno vidljivi na MS WV-2 modelu. Jednako vrijedi i za klasu zelene ograde za koju su uklonjeni elementi koji predstavljaju tanje ograde te one koje nisu jasno razlučive zbog razlike u godišnjem dobu. Za ostale klase je broj elemenata povećan. Nove klase predstavljaju klase trstica i travnjaci. Klase šuma i krš su zastupljene u jednakom broju elemenata. Klasama široki put i uski put je povećan broj elemenata. Razlog za povećanje broja elemenata jest primjena principa vektorizacije koji je prvenstveno razrađen i primijenjen za suhozide kao linijske elemente. U svrhu povećanja veličine uzoraka za linijske elemente za klase široki put i uski put

čijim su pojedinačnim entitetima duljine mjerene u kilometrima, princip koji je primijenjen za klasu suhozidi je primijenjen i na njih. Nakon ažuriranja vektorskih modela klasa široki put i uski put, provedeno je ručno izrezivanje elemenata navedenih klasa pri križanju s elementom iste klase te pri promjeni smjera (alatima *Cut Polygons Tool* i *Split Lines*). Taj postupak je rezultirao povećanjem broja elemenata za te dvije klase. U Tablici 20. je vidljiva razlika između broja entiteta po klasama za DGU DOF 2018 i za MS WV-2 2016. DGU DOF 2018 vektorski model Općine Poveljana sadrži petnaest klasa i ukupno 19.033 elemenata dok vektorski model MS WV-2 2016 sadrži deset klasa i ukupno 17.678 elemenata prilagođenih za provođenje GEOBIA analize.



Slika 55. Ažurirani vektorski model Općine Poveljana za MS WV-2 2016

Tablica 20. Usporedba vektorskih modela po klasi i broju entiteta za DGU DOF2018 i MS WV-2 2016 Općine Povljana

ID	Klase ručnog modela	Vektorski model DGU DOF 2018 Broj elemenata	ID	Klase GEOBIA modela	Vektorski model MS WV-2 2016 Broj elemenata
IVM	Naziv		GEOBIA	Naziv	
IVM1	Široki put	384	GEOBIA1	Široki put	433
IVM2	Uski put	712	GEOBIA2	Uski put	778
IVM3	Voda (stajaćice – blata)	7	GEOBIA3	Voda	4
			GEOBIA4	Trstika	20
IVM4	Povremeni tok	3	/	/	/
IVM5	Suhozidi	12.228	GEOBIA5	Suhozidi	11.912
IVM6	Zelene ograde	1.659	GEOBIA6	Zelene ograde	1.619
IVM7	Objekti	1.615	GEOBIA7	Objekti	1.503
IVM8	Poljoprivredni objekti	1514	/	/	/
IVM9	Gomile	1185	/	/	/
IVM10	Lokve i bunari	136	/	/	/
IVM11	Solana	17	/	/	/
IVM12	Kulturna dobra	23	/	/	/
/	/	/	GEOBIA8	Travnjak	1.385
IVM13	Šume	23	GEOBIA9	Šume	23
IVM14	Krš	1	GEOBIA10	Krš	1
IVM15	Flišna udolina	3	/	/	/
Ukupno: 19.033 elemenata			Ukupno: 17.678 elemenata		

4.2.5.2. Standardizirani testni uzorci

Na temelju vektorskih modela deset klasa za MS WV-2 2016, izrađene su središnje točke entiteta. Središnjim točkama svakog entiteta je izrađen buffer sukladan prosječnoj širini ili površini elementa klase (Tablica 21.). Time su za svaku klasu izrađeni uzorci poligonske geometrije i kružnog oblika. Klasi široki put je definiran promjer uzorka od 3 m i izrađeno je ukupno 433 uzorka. Klasi uski put je definiran promjer od 1 m, a izrađeno je ukupno 778 uzoraka. Klasa voda sadrži ukupno 4 uzorka promjera od 44 m. Klasa trstika sadrži 20 uzoraka promjera od 36 metara. Klasa suhozidi ima najveću veličinu uzoraka, broji ih ukupno 11.912, a dodijeljen joj je najmanji promjer uzorka od 0,6 m. Klasa zelene ograde sadrži ukupno 1.619 uzoraka promjera od 3 m. Klasa objekti sadrži 1.503 uzorka promjera od 2 m. Klasa travnjaci sadrži ukupno 1.385 uzoraka promjera od 10 m. Klasa šume sadrži 23 uzorka promjera od 30 m. Za klasu krš je alatom *Random points* izrađeno 500 uzoraka promjera od 10 m. Time je

izrađeno ukupno 18.177 uzoraka za klasifikaciju segmentiranih snimaka MS WV-2 2016 modela. Veličina uzoraka je u odnosu na broj entiteta vektorskih modela za MS WV-2 2016 uvećana za 500 zbog klase krš koja je predstavljala jedan entitet u izvornoj prostornoj bazi podataka.

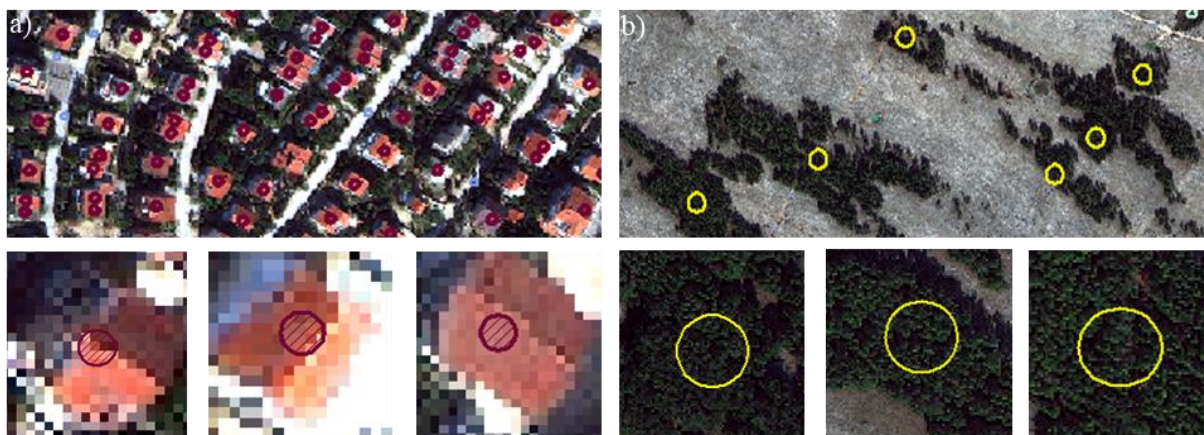
Tablica 21. Standardizirani uzorci prema klasi, tipu geometrije, promjeru i veličini

Uzorci za klasifikaciju							
ID	Klase	Alat	Mjesto	Tip geometrije	Oblik	Promjer uzorka	Broj uzoraka
GEOBIA1	Široki put	Feature to Point	Centroid	Poligon	Kružan	3 m	433
GEOBIA2	Uski put	Feature Vertices to Point	Središnja točka	Poligon	Kružan	1 m	778
GEOBIA3	Voda (blata)	Feature to Point	Centroid	Poligon	Kružan	44 m	4
GEOBIA4	Trstika	Feature to Point	Centroid	Poligon	Kružan	36 m	20
GEOBIA5	Suhozidi	Feature Vertices to Point	Središnja točka	Poligon	Kružan	0,6 m	11.912
GEOBIA6	Zelene ograde	Feature Vertices to Point	Središnja točka	Poligon	Kružan	3 m	1.619
GEOBIA7	Objekti	Feature to Point	Centroid	Poligon	Kružan	2 m	1.503
GEOBIA8	Travnjak	Feature to Point	Centroid	Poligon	Kružan	10 m	1.385
GEOBIA9	Šume	Feature to Point	Centroid	Poligon	Kružan	30 m	23
GEOBIA10	Krš	Random Points	Random	Poligon	Kružan	10 m	500
Ukupno: 18.177 uzoraka							

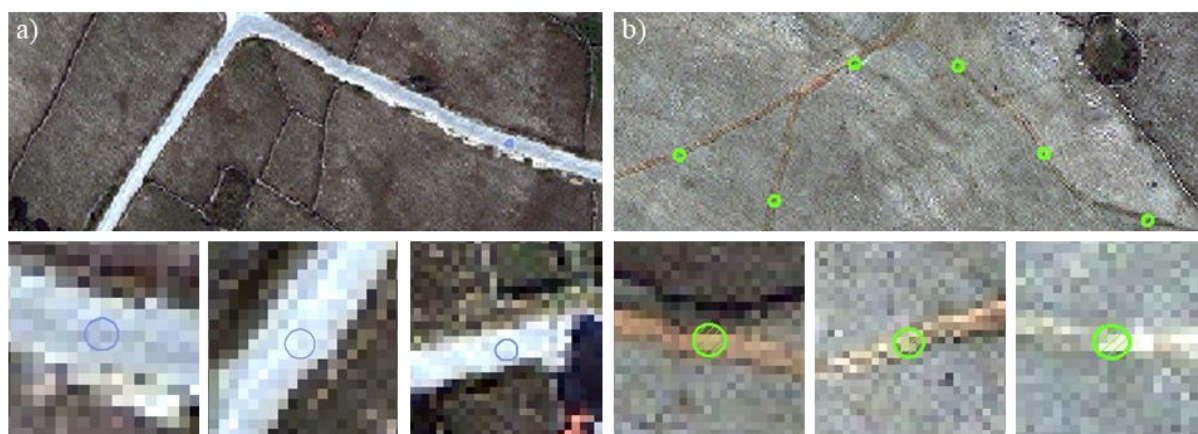


Slika 56. Primjer uzoraka za klasu suhozidi promjera od 0,6 m, a) uzorak kao središnja točka svakog pojedinog entiteta, b) uzorci u odnosu na MS WV-2 2016 model

Na primjeru suhozida vidljiva je važnost dimenzije uzoraka za svaku pojedinu klasu. Uzorak od 0,6 m uzorkuje manje od jednog piksela MS WV-2 modela (Slika 56. b). Međutim, potrebno je osigurati kvalitetu uzorka i da uzorak ne uzorkuje piksele drugih klasa, posebno piksele granica suhozida (sjene, grmlje i travnjake). Veći promjer uzorka ne bi bio u skladu s dimenzijama reprezentiranih slikovnih objekata suhozida koji iznose 1 do 2 piksela širine. Iz primjera uzoraka je vidljivo da su i suhozidi spektralno varijabilna klasa, koja nije potpuno homogena već obuhvaća širi raspon sivih i bijelih boja. Ujedno, suhozidi nisu svugdje jasno razlučivi od piksela koji pripadaju sjenama.

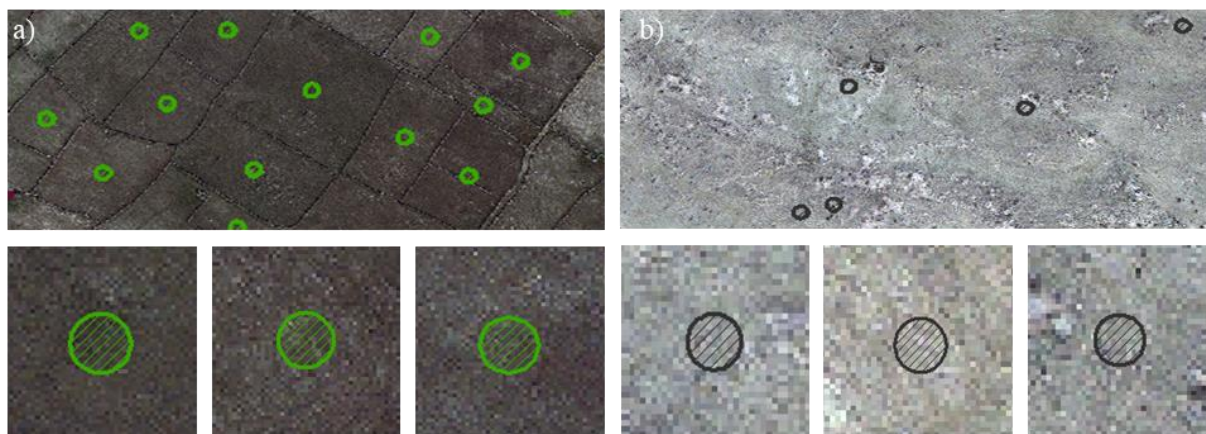


Slika 57. a) primjer uzoraka za klasu objekti, b) primjer uzoraka za klasu šuma



Slika 58. a) primjer uzoraka za klasu široki put, b) primjer uzoraka za klasu uski put

Opisana problematika dimenzija uzoraka je vrlo specifična za klasu suhozidi, te se ta problematika načelno ne odnosi na ostale GEOBIA klase. Visoko kvalitetni uzorci koji se u prostorno preklapaju s reprezentiranim slikovnim objektima i ne zahvaćaju piksele izvan gabarita ciljanih objekata su izrađeni za klase objekti, šuma (Slika 57.), široki put, uski put (Slika 58.), travnjak i krš (Slika 59.). Problematika slična problematici uzoraka za klasu suhozidi je u manjem intenzitetu prisutna za klasu uski put, i to ne zbog manjih dimenzija već zbog neujednačene širine elemenata klase uski put, stoga pojedini uzorci mogu zahvatiti piksele i izvan prostornih gabarita klase.



Slika 59. a) primjer uzoraka za klasu travnjak, b) primjer uzoraka za klasu krš

4.2.5.3. Reducirani testni uzorci

Na temelju razrađenih kriterija eliminacije, u svrhu osiguravanja kvalitete testnih uzoraka, reducirani su uzorci za dvije klase: objekti i travnjaci.

Tablica 22. Setovi testnih uzoraka prije i nakon eliminacije

Uzorci za klasifikaciju					
ID	Klase	Promjer uzorka	Broj uzoraka	Kriterij eliminacije	Ukupni broj uzoraka
GEOBIA1	Široki put	3 m	433	/	433
GEOBIA2	Uski put	1 m	778	/	778
GEOBIA3	Voda (blata)	44 m	4	/	4
GEOBIA4	Trstika	36 m	20	/	20
GEOBIA5	Suhozidi	0,6 m	11.912	/	11.912
GEOBIA6	Zelene ograde	3 m	1.619	/	1.619
GEOBIA7	Objekti	2 m	1.503	<50 m ²	548
GEOBIA8	Travnjak	10 m	1.385	<1000 m ²	1.047
GEOBIA9	Šume	30 m	23	/	23
GEOBIA10	Krš	10 m	500	Unutar prostornih gabarita drugih klasa	500
Ukupno: 16.884 uzoraka (set od 100 % uzoraka)					

Klasa travnjaci je reprezentirana s 1.047 uzoraka čime je veličina uzoraka smanjena za oko 300 uzoraka (kriterij eliminacije: <1000 m²). Veličina uzorka klase objekti je znatno više reducirana, od početnih 1.503, klasa je reducirana na 548 uzoraka (kriterij eliminacije: <50 m²). Za ostale klase veličina uzoraka nije smanjivana. Kreiran je konačni set testnih uzoraka koji iznosi ukupno 16.884 uzorka u odnosu na izrađenih originalnih i standardiziranih 18.177 uzoraka. Taj set testnih uzoraka, iz vektorske perspektive, jednim uzorkom reprezentira gotovo svaki potencijalni ciljani slikovni objekt te se u radu razmatra i naziva setom od 100 % uzoraka (Tablica 22.).

4.2.5.4. Višestruki setovi testnih uzoraka

Za klasu suhozidi, korištenjem 100 % veličine seta uzoraka (koji iznosi 11.912 uzoraka) izrađena su tri dodatna seta koji broje 75 %, 50 % i 25 % uzoraka (Tablica 23.). Time je veličina uzoraka za klasu suhozidi smanjena na broj od 2.958 uzoraka u setu od 25 %. Smanjenje veličine uzoraka klase suhozidi je utjecalo na ukupnu veličinu uzoraka za klasifikaciju, set od 16.884 uzoraka za sve klase je smanjen na 7.950 uzoraka. Setovi uzoraka se nazivaju prema postotku uzoraka za klasu suhozidi: 100 % uzoraka, 75 % uzoraka, 50 % uzoraka, 25 % uzoraka.

Tablica 23. Setovi testnih uzoraka sa smanjenom veličinom za klasu suhozidi u iznosu od 100 %, 75 %, 50 % i 25 %

ID	Klase	Promjer uzorka	100 % uzoraka	75 % uzoraka	50 % uzoraka	25 % uzoraka
GEOBIA1	Široki put	3 m	433	433	433	433
GEOBIA2	Uski put	1 m	778	778	778	778
GEOBIA3	Voda	44 m	4	4	4	4
GEOBIA4	Trstika	36 m	20	20	20	20
GEOBIA5	Suhozidi	0,6 m	<u>11.912</u>	<u>8.934</u>	<u>5.956</u>	<u>2.978</u>
GEOBIA6	Zelene ograde	3 m	1.619	1.619	1.619	1.619
GEOBIA7	Objekti	2 m	548	548	548	548
GEOBIA8	Travnjak	10 m	1.047	1.047	1.047	1.047
GEOBIA9	Šume	30 m	23	23	23	23
GEOBIA10	Krš	10 m	500	500	500	500
			<u>16.884</u>	<u>13.906</u>	<u>10.928</u>	<u>7.950</u>

Od 10 klasa je tek jedna klasa zastupljena s manje od 5 uzoraka (voda), dvije s manje od 25 uzoraka (trstika i šume), dvije do 500 uzoraka (široki put i krš), dvije do 1000 uzoraka (uski put i objekti), a samo tri su zastupljene s više od 1000 uzoraka (zelene ograde i travnjaci). Po veličini uzoraka se ističe klasa suhozidi s 11.912 uzoraka koja i sa setom najmanje veličine uzoraka (25 %) i dalje pripada skupini s više od 1000 uzoraka (2.978). Broj uzoraka nije jednak broju piksela koje uzorci svake klase uzorkuju u rasteru. Odnosi između klasa se razlikuju u veličini uzoraka i broju piksela koje uzorci uzorkuju (Slika 60.).



Slika 60. Set od 100 % uzoraka u Training Sample Manager-u i prikaz primjera 100 % uzoraka za sve klase

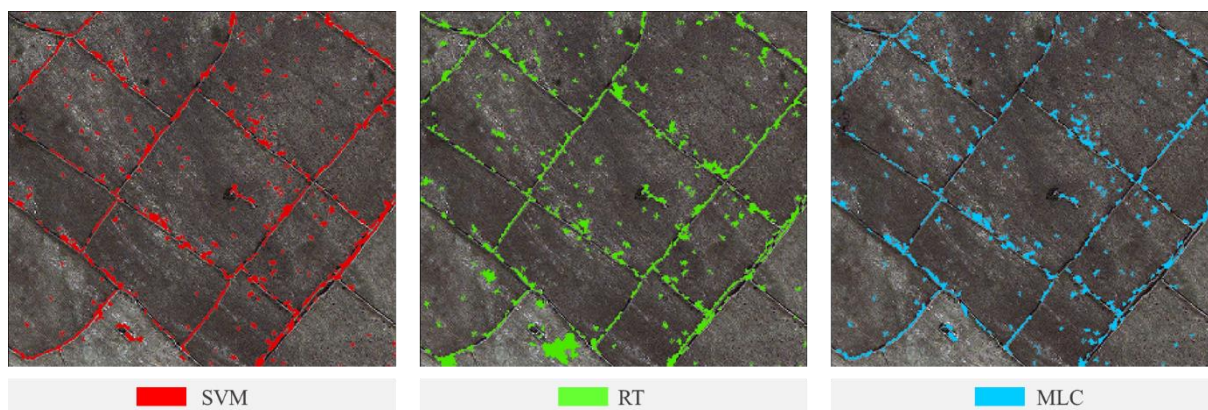
4.2.6. Klasificirani modeli

Klasifikacija suhozida je provedena korištenjem različitih klasifikacijskih shema koje uključuju: kombinacije različitih klasifikatora, korisničko definiranih parametara i setova testnih uzoraka. Različite klasifikacijske sheme ukazuju na određene probleme povezane s različitim parametrima, klasifikatorima, testnim uzorcima i samim klasama. Testiranje različitih klasifikatora i setova testnih uzoraka je provedeno na izrazito kompleksnoj klasi – suhozidima. Iako se klasifikacijski rezultat može objektivno procijeniti samo različitim kvantitativnim mjerama procjene točnosti, vizualna analiza omogućava razumijevanje i bolju interpretaciju procjene klasifikacijske točnosti.

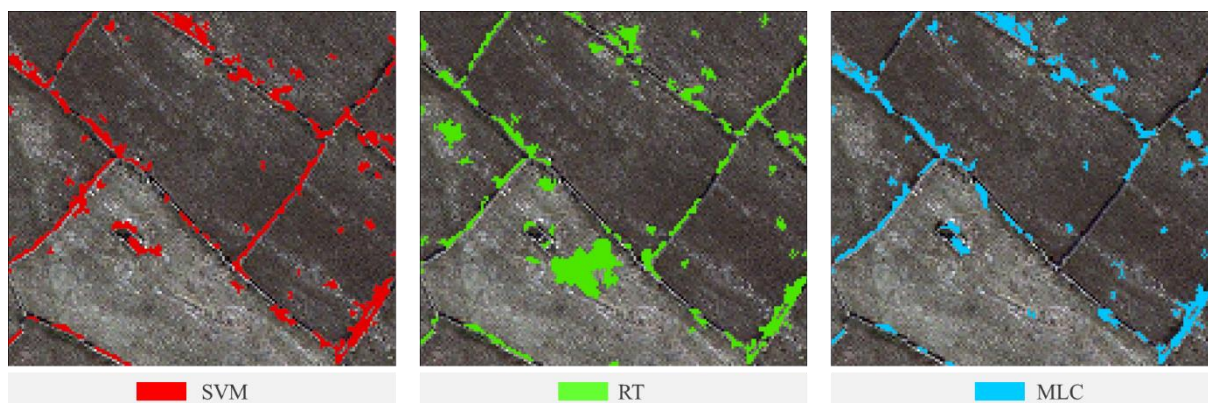
4.2.6.1. I. klasifikacijska shema

Kombinacijom postavki parametra maksimalnog broja uzoraka po klasi (SVM: 500, RT: 1000, ML: 0) izvršene su iterativne klasifikacije na segmentiranom snimku prilagođenom za klasu suhozida sa svim setovima testnih uzoraka (100 %, 75 %, 50 %, 25 %). Između modela

klasificiranim RT, SVM i MLC klasifikatorima (Slika 61.– 62.) sa 100 % uzoraka su uočljive razlike. Na priložima sitnijeg i krupnijeg mjerila se uočavaju artefakti i pogrešno klasificirane segmente koji reprezentiraju površinske strukture krškog reljefa – škrape, površinski izložene stijene koje se ističu u vegetaciji travnjaka kao i manje kamene gomile. To su pikseli u rasteru koji dijele spektralne i prostorne karakteristike sa suhozidima. Količina artefakata varira po klasifikatoru, RT se ističe po velikoj površini artefakata dok se MLC ističe po velikom broju artefakata manje površine. Najmanje artefakata i pogrešno klasificiranih segmenata je kreirao SVM klasifikator, međutim, greške su distribuirane uz ispravno klasificirane suhozide čime su suhozidi lokalno preuveličani u dimenzijama. Sličnu pojavu je izazvao i MLC klasifikator. Na klasificiranim modelima s RT i MLC klasifikatorima su izraženi prekidi suhozida. Suhozidi klasificirani sa SVM klasifikatorom su također isprekidani, ali je isprekidanost manje izražena. Niti jedan klasifikator nije klasificirao suhozide kao prostorno cjelovite, kontinuirane objekte. Čini se da je manja isprekidanost suhozida povezana s manjim brojem artefakata i pogrešno klasificiranih segmenata. Greške nastale MLC i RT klasifikatorima (artefakti, pogrešno klasificirani segmenti) nisu kompenzirane s manjim brojem prekida u suhozidima. RT klasifikator je kreirao manje pogrešno klasificiranih segmenata, ali je kreirao velik broj prekida u suhozidima. Rezultati klasifikacije ne ovise samo o klasifikacijskom algoritmu već su i rezultat kvalitete segmentacije, kvalitete testnih uzoraka i predobrade snimka.



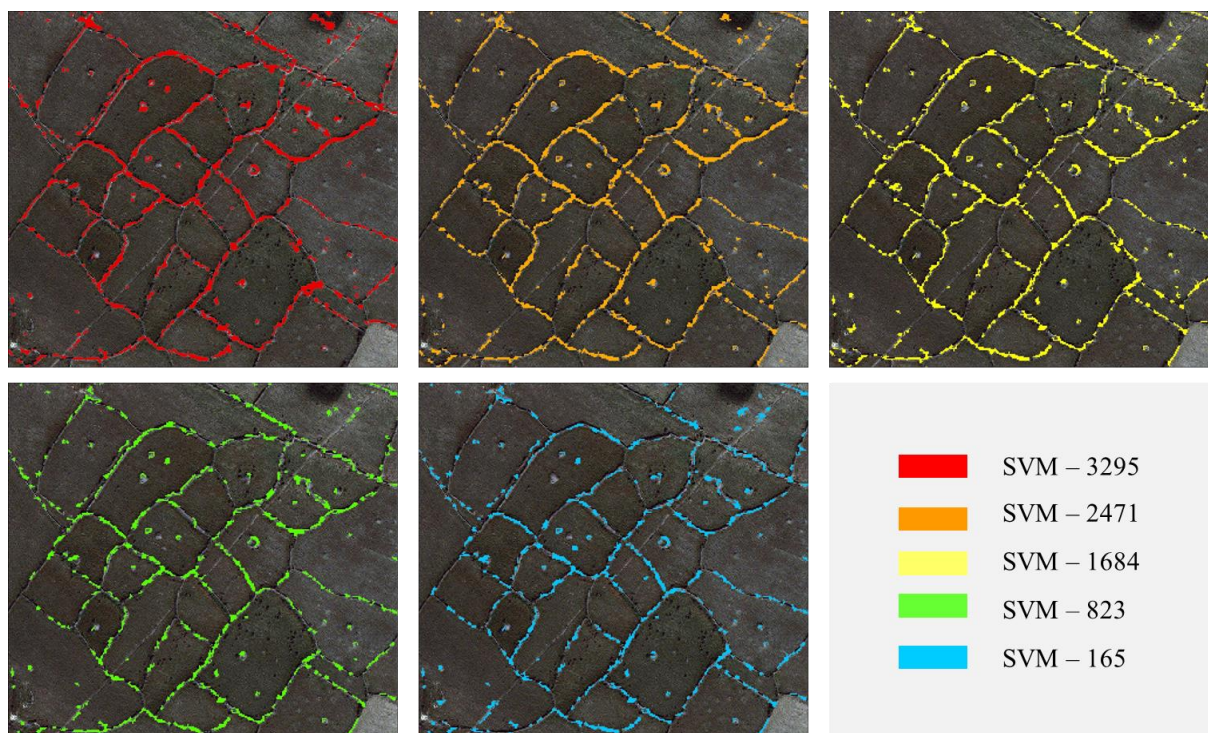
Slika 61. Usporedba klasificiranih suhozida s osnovnim postavkama (maksimalan broj uzoraka po klasi: SVM: 500, RT: 1000, MLC: 0 = svi uzorci) sa setom 100 % testnih uzoraka



Slika 62. Usporedba klasificiranih suhozida s osnovnim postavkama (maksimalan broj uzoraka po klasi: SVM: 500, RT: 1000, MLC: 0 = svi uzorci) sa setom 100 % testnih uzoraka

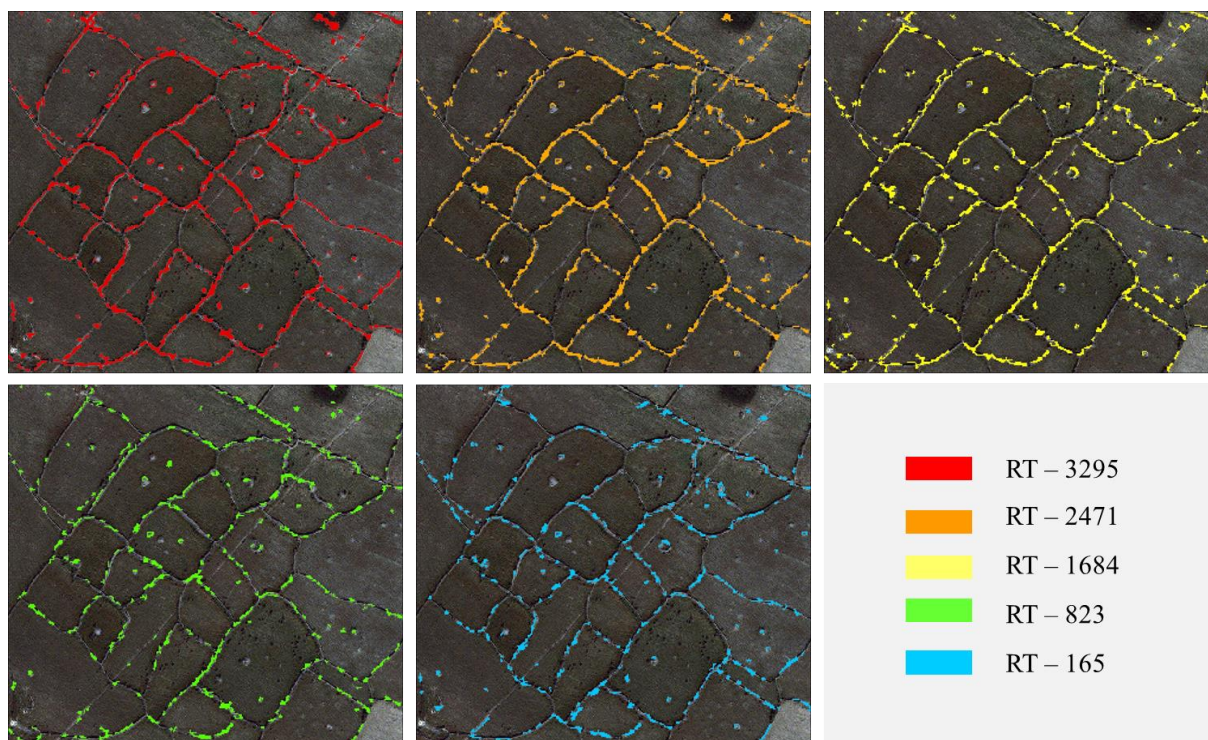
4.2.6.2. II. klasifikacijska shema

U II klasifikacijskoj shemi je testirano progresivno smanjenje veličine uzoraka za sve klase (3295, 2471, 1684, 823, 165) i utjecaj veličine uzoraka na klasifikacijske rezultate u radu SVM i RT klasifikacijskih algoritama na primjeru klase suhozidi. Iz priloga (Slika 63.) je vidljivo da je progresivnim smanjenjem broja uzoraka za klasu suhozidi, korištenjem klasifikatora SVM, opao udio klasificiranih slikovnih objekata koji reprezentiraju suhozide, međutim, promjena nije drastična i proporcionalna udjelu smanjenja veličine uzoraka. Kada se usporede klasificirani snimak izrađen korištenjem 3295 uzoraka i snimak klasificiran korištenjem 165 uzoraka, a što predstavlja veličinu od svega 5 % uzoraka, kvaliteta rezultata nije smanjena proporcionalno smanjenju veličine uzoraka. To ukazuje na mogućnost postizanja dobrih rezultata u klasifikaciji slikovnih objekata korištenjem manjih veličina uzoraka. Međutim, sa smanjenjem veličine uzoraka, smanjuje se i širina suhozida te se povećava broj prekida i njihovi razmaci. Odnosno, smanjuje se broj klasificiranih segmenata, a klasificirani snimak ne odgovara reprezentiranim geoobjektima. Određeni udio tih pojava je prisutan i u rezultatima dobivenim korištenjem najveće veličine uzoraka, stoga je makar dio pojava uvjetovan spektralnim karakteristikama klase suhozidi (koja je jednaka škrapama i gomilama), kvalitetom testnih uzoraka, kvalitetom segmentacije i utjecajem predobrade MS WV-2 2016 modela.



Slika 63. Usporedba klasificiranih suhozida sa SVM klasifikatorom (maksimalan broj uzoraka po klasi: 3295, 2471, 1684, 823, 165) sa setom 100 % testnih uzoraka

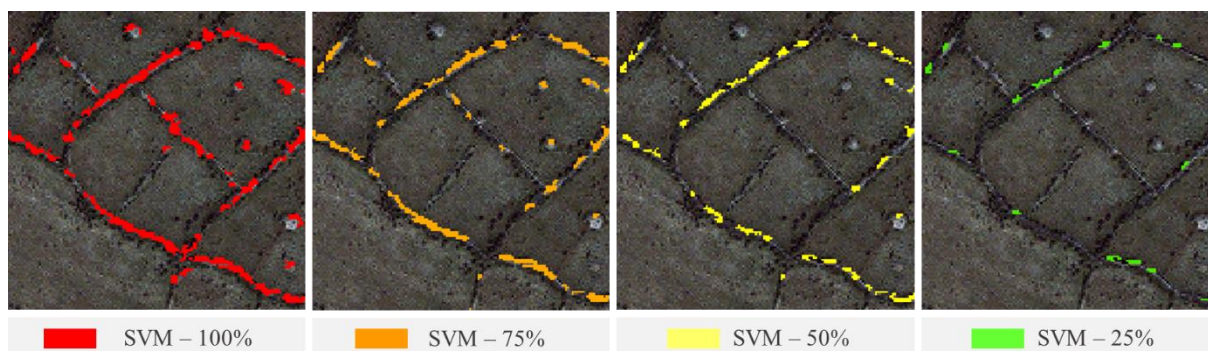
RT klasifikator je pokazao nešto drugačije rezultate (Slika 64.). Klasifikacija suhozida s progresivno smanjenom veličinom uzoraka je rezultirala jednakim pojavama kao i sa SVM klasifikatorom: smanjenje širine i povećanje broja prekida u suhozidima. Međutim, razlika između SVM i RT klasifikacijskih rezultata je prostorna distribucija i intenzitet grešaka. RT klasificira različite segmente suhozida. Neki segmenti su klasificirani s najmanjom veličinom uzoraka (165). Isti suhozidi nisu klasificirani sa značajno većom veličinom uzoraka (2471). Intenzitet takvih pojava je mnogo izraženiji za RT klasifikator. Klasifikacijom suhozida sa SVM i RT algoritmima s progresivno smanjenom veličinom uzoraka nastaju prekidi u suhozidima te se suhozidi stanjuju. Međutim, za RT algoritam, navedene pojave nisu prostorno konstantne što upućuje na to da RT i SVM koriste različite uzorke.



Slika 64. Usporedba klasificiranih suhozida s RT klasifikatorom (maksimalan broj uzoraka po klasi: 3295, 2471, 1684, 823, 165) sa setom 100 % testnih uzoraka

4.2.6.3. III. klasifikacijska shema

Testiran je utjecaj disbalansa uzoraka jedne klase - suhozida (setovi s progresivno smanjenom veličinom uzoraka 75 %, 50 %, 25 %) što set testnih uzoraka čini nerazmjernim. U testiranju je korišten SVM algoritam. Efekt klasifikacije suhozida sa progresivno smanjenom veličinom uzoraka samo jedne klase – klase suhozidi (Slika 65.) je sljedeći: kako se smanjuje veličina testnih uzoraka tako klasa suhozida u klasificiranom snimku nestaje u korist drugih klasa koje su zastupljene u većem udjelu u uzorcima te u samom rasteru. Prilog klasificiranih suhozida s 5 % uzoraka za klasu suhozida nije prikazan jer 5 % uzoraka nije klasificiralo niti jedan segment klase suhozidi. Ta klasifikacijska shema je ukazala na svrhu razmjernih odnosa između uzoraka za više klasa i potrebe za osiguranjem dovoljnog broja uzoraka. Broj uzoraka po klasi bi trebao odražavati odnose zastupljenosti klasa u rasteru.



Slika 65. Usporedba klasificiranih suhozida sa SVM klasifikatorom s progresivno smanjenom veličinom (postavka = 0 – svi uzorci) sa setom 100 %, 75 %, 50 % i 25 % testnih uzoraka

4.2.6.4. IV. klasifikacijska shema

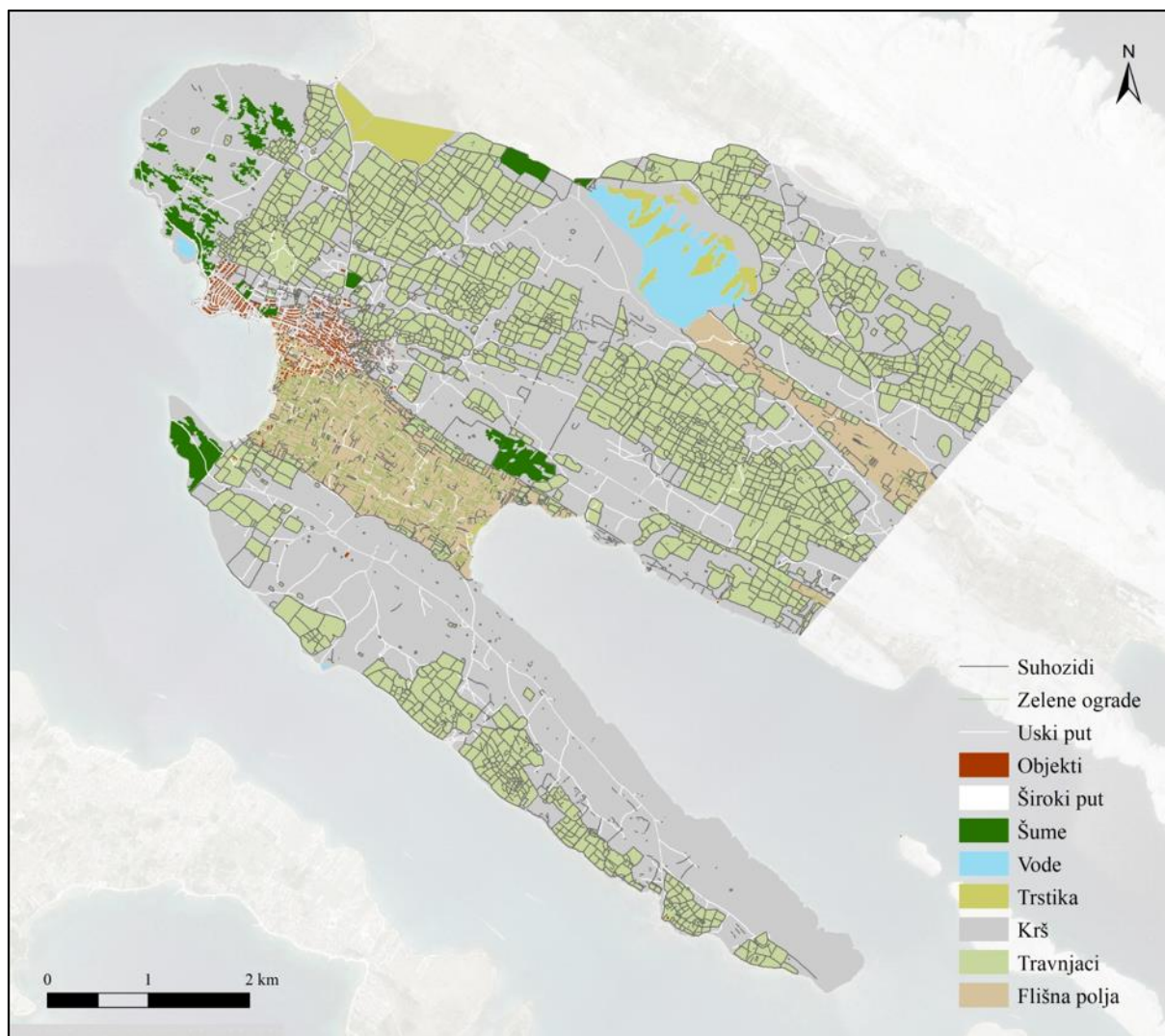
U prve dvije klasifikacijske sheme SVM algoritam je najbolje klasificirao najkompleksniju klasu – suhozide. Greške u klasifikaciji su prisutne i sa SVM klasifikatorom, međutim, njegovi su rezultati najkonzistentniji. Stoga je SVM klasifikator izabran za klasifikaciju preostalih devet klasa i izradu GEOBIA modela Općine Poveljana. Korišteni su segmentirani snimci prilagođeni za svaku pojedinu klasu i set veličine uzoraka od 100 %. Izrađeno je ukupno devet klasificiranih snimaka s kojima su izrađeni vektorski (poligonski) modeli za svaku klasu i kompozitni vektorski (poligonski) model svih klasa Općine Poveljana. GEOBIA model Općine Poveljana (Slika 66.) je vizualno uspoređen s ručnim vektorskim modelom. Model izrađen ručnom vektorizacijom je ciljani model Općine Poveljana (Slika 67.) i referenti model za procjenu klasifikacijske točnosti.

Rezultati klasifikacije GEOBIA modela se analiziraju na makro razini. Na najvećoj klasi, klasi krša, vidljivi su brojni artefakti i pogrešno klasificirani segmenti koji uglavnom predstavljaju klase široki put, uski put i suhozidi. Te greške su najbrojnije. Površinom najveći pogrešno klasificirani segmenti su klasificirani u klasu travnjaci. Široki put i uski put su rasejepkani i ispresječeni. Njihovi segmenti su uglavnom pogrešno klasificirani u klasu krš. Klasa trstike je preuveličana na području većeg jezera, Velikog Blata. Suhozidi su i na modelu cijele Općine Poveljana isprekidani i lokalno preuveličane širine što je vidljivo i u tako sitnom mjerilu. Na južnom dijelu Općine, na području poluotoka Prutna, suhozidi su klasificirani s najviše grešaka, segmenti su pogrešno klasificirani u klase travnjaci i krš. Najviše grešaka u klasifikaciji su prisutni za klase koje karakteriziraju linijski objekti čija širina iznosi svega nekoliko piksela (široki put, uski put, zelene ograde, suhozidi). Takvi objekti su zahtjevni za

proces segmentacije, ali i klasifikacije. Te klase su prisutne na cijelom području istraživanja i lokalno im se mijenjaju granice i kontrasti. Ujedno, spektralna varijabilnost između klasa nije dovoljno velika stoga utjecaj kvalitete segmentacije i predobrade snimka ograničava kvalitetu GEOBIA modela.



Slika 66. Vektorski model Općine Povljana izrađen GEOBIA metodom



Slika 67. Vektorski model Općine Povljana izrađen ručnom vektorizacijom

4.2.7. Ostvarena klasifikacijska točnost GEOBIA modela

Kvantitativnim mjerama za provjeru klasifikacijske točnosti su utvrđeni: klasifikacijski kapaciteti pojedinih klasifikatora: utjecaj promjene prostorne distribucije uzoraka: utjecaj progresivnog smanjenja uzoraka i utjecaj disbalansa jedne klase (suhozidi) na klasifikacijsku točnost.

4.2.7.1. I. klasifikacijska shema

Suhozidi su klasificirani SVM i RT klasifikatorima, postavljanjem parametra maksimalnog broja uzoraka po klasi u iznosu od 500 za SVM i 1000 za RT i korištenjem setova uzoraka s progresivno smanjenom veličinom uzoraka za klasu suhozida (100 %, 75 %, 50 %, 25 %

uzoraka). Setovi uzoraka se mogu opisati kao nerazmjerni na štetu jedne klase. Međutim, koriste se s postavkom maksimalnog broja uzoraka po klasi u vrijednosti od 500, čime je osigurana uravnoteženost uzoraka. Klasifikacijom se koriste različiti setovi uzoraka, ali je postavkom maksimalnog broja uzoraka od 500 ograničen broj uzoraka za sve klase. Tim postupkom se ispituje utjecaj prostorne promjene uzoraka u rasteru na klasifikaciju.

Za klasifikator SVM (Tablica 24. – 27.), mjera PA za klasu suhozidi je najviša za klasifikaciju sa setom od 100 % uzoraka i iznosi 0,710, sa setovima od 75 % i 50 % se vrijednost PA mjere spušta na 0,687 i 0,687 da bi sa setom od 25 % uzorka porasla na 0,697. Ista mjera, ali za sve preostale klase, raste (od 0,915 do 0,929) kako pada vrijednost PA mjere za klasu suhozida. Vrijednost UA koja ukazuje na kvalitetu uzoraka za klasu suhozida iznosi 0,893, 0,895 i 0,897 i gotovo je postojana za sve setove. Mjera UA je najviše vrijednosti za set od 75 % uzoraka i iznosi 0,906. To ukazuje da je smanjenjem veličine uzoraka u setu smanjena i veličina uzoraka lošije kvalitete. Za klasu ostalo, mjera UA je najviše vrijednost od 0,759 i 0,753 izmjerena za setove od 100 % i 25 % uzoraka. Za setove od 75 % i 50 % je gotovo jednake vrijednosti i iznosi 0,748 i 0,746. Mjera OA je najviša vrijednost izmjerena za suhozide klasificirane setom od 100 % uzoraka i iznosi 0,812. OA za setove uzoraka od 75 %, 50 % i 25 % blago pada, a vrijednost ostaje stabilna na oko 0,80. Vrijednost mjere se gotovo beznačajno razlikuje, ali je potrebno ukazati na blago povećanje vrijednosti mjere OA na razini treće decimale za set uzoraka od 25 % kada iznosi 0,809 dok za 75 % uzoraka iznosi 0,808 nakon čega za 50 % uzoraka blago pada na 0,803 da bi vrijednost porasla za set uzoraka od 25 %. Sličan trend kao i OA pokazuje mjera Kappa koeficijent. Najviša vrijednost Kappa koeficijenta je zabilježena za set od 100 % uzoraka i iznosi 0,625, za set od 75 % uzoraka pada na iznos od 0,616 i nastavlja padati za set uzoraka od 50 % na vrijednost 0,607. Vrijednost Kappa koeficijenta je najniža upravo za set od 50 % uzoraka (0,607) nakon čega raste na vrijednost od 0,618 za najmanji set uzoraka od 25 %.

Tablica 24. Matrica konfuzije s PA, UA, OA i KC vrijednostima za set od 100 % uzoraka, klasu suhozidi, SVM klasifikator s postavkom 500 za parametar maksimalnog broja uzoraka po klasi

Klase	Ostalo	Suhozidi	Ukupno	UA	OA	Kappa
Ostalo	1659	524	2183	0,759963	/	/
Suhozidi	154	1286	1440	0,893056	/	/
Ukupno	1813	1810	3623	/	/	/
PA	0,915058	0,710497	/	/	0,812862	/
Kappa	/	/	/	/	/	0,625661

Tablica 25. Matrica konfuzije s PA, UA, OA i KC vrijednostima za set od 75 % uzoraka, klasu suhozidi, SVM klasifikator s postavkom 500 za parametar maksimalnog broja uzoraka po klasi

Klase	Ostalo	Suhozidi	Ukupno	UA	OA	Kappa
Ostalo	1685	566	2251	0,748556	/	/
Suhozidi	128	1244	1372	0,906706	/	/
Ukupno	1813	1810	3623	/	/	/
PA	0,929399	0,687293	/	/	0,808446	/
Kappa	/	/	/	/	/	0,616815

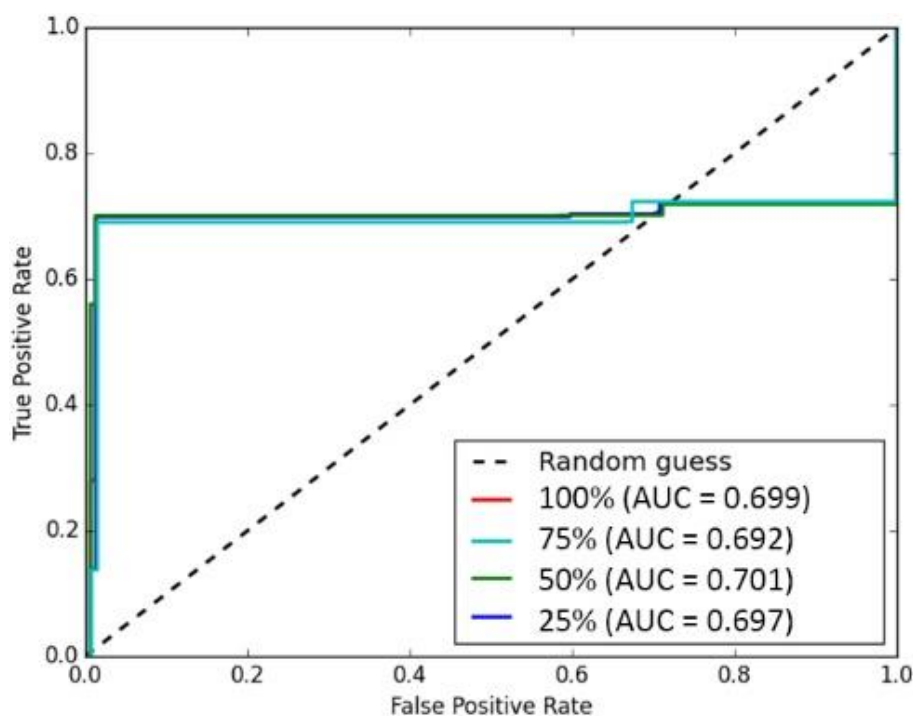
Tablica 26. Matrica konfuzije s PA, UA, OA i KC vrijednostima za set od 50 % uzoraka, klasu suhozidi, SVM klasifikator s postavkom 500 za parametar maksimalnog broja uzoraka po klasi

Klase	Ostalo	Suhozidi	Ukupno	UA	OA	Kappa
Ostalo	1668	566	2234	0,746643	/	/
Suhozidi	145	1244	1389	0,895608	/	/
Ukupno	1813	1810	3623	/	/	/
PA	0,920022	0,687293	/	/	0,803754	/
Kappa	/	/	/	/	/	0,607432

Tablica 27. Matrica konfuzije s PA, UA, OA i KC vrijednostima za set od 25 % uzoraka, klasu suhozidi, SVM klasifikator s postavkom 500 za parametar maksimalnog broja uzoraka po klasi

Klase	Ostalo	Suhozidi	Ukupno	UA	OA	Kappa
Ostalo	1669	547	2216	0,753159	/	/
Suhozidi	144	1263	1407	0,897655	/	/
Ukupno	1813	1810	3623	/	/	/
PA	0,920574	0,69779	/	/	0,809274	/
Kappa	/	/	/	/	/	0,618478

Vrijednost AUC mjere pokazuje nešto drugačiji trend od OA i Kappa koeficijenta (Slika 68.). Najviša AUC vrijednost za SVM klasifikator iznosi 0,701 i to za set od 50 % uzoraka. Nakon nje po visini slijedi AUC u iznosu od 0,699 za set od 100 % uzoraka te vrijednost od 0,697 za set od 25 % uzoraka. Najniža vrijednost AUC mjere je zabilježena za set od 75 % uzoraka u iznosu od 0,692. Razlike su minimalne i nalaze se tek na trećoj decimali. Klasifikacijska točnost SVM klasifikatora prema AUC mjeri je stabilne vrijednosti iako točnost ukazuje na modele loše i dobre točnosti.



Slika 68. ROC krivulja s AUC vrijednostima za setove od 100 %, 75 %, 50 % i 25 % uzoraka za klasu suhozida, SVM klasifikator s postavkom 500 za parametar maksimalnog broja uzoraka po klasi

RT klasifikator se uspoređuje sa SVM u testiranju utjecaja promjene mjesta uzorka u rasteru na klasifikaciju. Parametar maksimalan broj uzoraka po klasi je postavljen na 1000. Mjera PA za klasu suhozida je najviša za sa set od 75 % uzoraka i iznosi 0,725 (Tablica 29.). PA mjera je niže vrijednosti za set od 100 % uzoraka i iznosi 0,702 (Tablica 28.), a nakon porasta vrijednosti za set uzoraka od 75 %, vrijednost PA mjere značajno opada na 0,675 za set od 50 % uzoraka (Tablica 30.) te u konačnici ostvaruje vrijednost od 0,629 za set od 25 % uzoraka (Tablica 31.) što je od najvišeg do najnižeg iznosa vrijednosti mjere PA pad od gotovo 10 %. PA mjera za klasu ostalo je u obrnuto proporcionalnom odnosu s PA mjerom za klasu

suhozida. Najniža vrijednost je zabilježena za set od 75 % uzoraka i iznosi 0,861 dok za set od 100 % uzoraka iznosi 0,881, za set od 50 % uzoraka iznosi 0,884 te za set od 25 % uzoraka bilježi blagi porast i iznosi 0,889. Vrijednost UA za klasu suhozidi je najviša za najmanji set uzoraka od 25 % i iznosi 0,861 nakon koje slijedi 0,855 za set od 100 % uzoraka. Za set od 50 % uzoraka UA mjera iznosi 0,853. Vrijednost UA mjere je najniža za set uzoraka od 75 % i iznosi 0,838. Za klasu ostalo, mjera UA je najniža za set od 25 % uzoraka i iznosi 0,708. Vrijednost raste sljedećim redom: 0,731 za set od 50 % uzoraka, 0,748 za set od 100 % uzoraka, a najviša vrijednost je izmjerena za set od 75 % uzoraka i iznosi 0,758. Najviša vrijednost OA mjere za klasu suhozidi iznosi 0,793 i odnosi se na set od 75 % uzoraka, nakon nje slijedi zanemarivo manja vrijednost OA mjere koja iznosi 0,792 za set od 100 % uzoraka. Vrijednost OA mjere ravnomjerno pada za set od 50 % uzoraka na 0,780 te na vrijednost od 0,764 za set od 25 % uzoraka. Sličan trend kretanja vrijednosti OA mjere za različite setove uzoraka pokazuje i vrijednost mjera Kappa koeficijent. Najviša vrijednost Kappa koeficijenta za klasu suhozidi je zabilježena za set od 75 % uzoraka i iznosi 0,586 što je neznatno više od vrijednosti Kappa koeficijenta za set od 100 % uzoraka koji iznosi 0,584. Vrijednost Kappa koeficijenta zatim pada za set uzoraka od 50 % te iznosi 0,559, a najnižu vrijednost bilježi za 25 % uzoraka za koje KC iznosi 0,528.

Tablica 28. Matrica konfuzije s PA, UA, OA i KC vrijednostima za set od 100 % uzoraka, klasu suhozidi, RT klasifikator s postavkom 1000 za parametar maksimalnog broja uzoraka po klasi

Klase	Ostalo	Suhozidi	Ukupno	UA	OA	Kappa
Ostalo	1599	538	2137	0,748245	/	/
Suhozidi	214	1272	1486	0,855989	/	/
Ukupno	1813	1810	3623	/	/	/
PA	0,881964	0,702762	/	/	0,792437	/
Kappa	/	/	/	/	/	0,584813

Tablica 29. Matrica konfuzije s PA, UA, OA i KC vrijednostima za set od 75 % uzoraka, klasu suhozidi, RT klasifikator s postavkom 1000 za parametar maksimalnog broja uzoraka po klasi

Klase	Ostalo	Suhozidi	Ukupno	UA	OA	Kappa
Ostalo	1561	497	2058	0,758503	/	/
Suhozidi	252	1313	1565	0,838978	/	/
Ukupno	1813	1810	3623	/	/	/
PA	0,861004	0,725414	/	/	0,793265	/
Kappa	/	/	/	/	/	0,586484

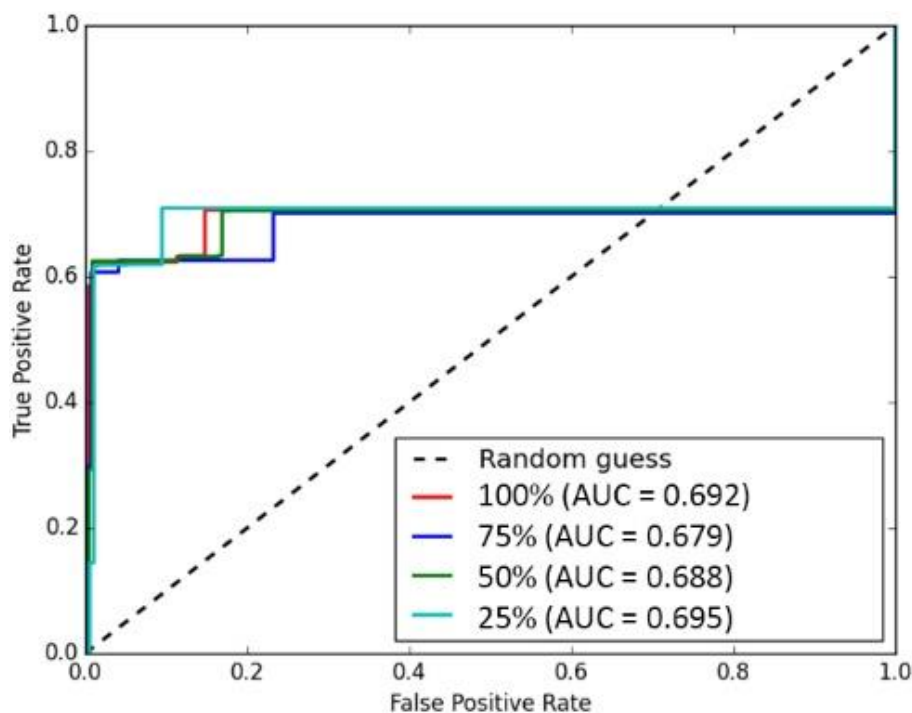
Tablica 30. Matrica konfuzije s PA, UA, OA i KC vrijednostima za set od 50 % uzoraka, klasu suhozidi, RT klasifikator s postavkom 1000 za parametar maksimalnog broja uzoraka po klasi

Klase	Ostalo	Suhozidi	Ukupno	UA	OA	Kappa
Ostalo	1603	587	2190	0,731963	/	/
Suhozidi	210	1223	1433	0,853454	/	/
Ukupno	1813	1810	3623	/	/	/
PA	0,88417	0,675691	/	/	0,780017	/
Kappa	/	/	/	/	/	0,559957

Tablica 31. Matrica konfuzije s PA, UA, OA i KC vrijednostima za set od 25 % uzoraka, klasu suhozidi, RT klasifikator s postavkom 1000 za parametar maksimalnog broja uzoraka po klasi

Klase	Ostalo	Suhozidi	Ukupno	UA	OA	Kappa
Ostalo	1630	671	2301	0,708388	/	/
Suhozidi	183	1139	1322	0,861573	/	/
Ukupno	1813	1810	3623	/	/	/
PA	0,899062	0,629282	/	/	0,764284	/
Kappa	/	/	/	/	/	0,528462

Drugačiji trend kretanja vrijednosti klasifikacijske točnosti za klasu suhozidi pokazuje AUC mjera (Slika 69.). Najviša AUC vrijednost je izmjerena za set od 25 % uzoraka (vrijednost 0,695) nakon čega slijedi set od 100 % uzoraka (0,692) zatim set od 50 % uzoraka (0,688) te naposljetku set od 75 % uzoraka s vrijednosti od 0,697. Jasno je uočljivo kako vrijednost AUC mjere ne opada jednakom stopom kako opada veličina uzoraka. Međutim, procjena točnosti ukazuje da je model loše kvantitativne točnosti.



Slika 69. ROC krivulja s AUC vrijednostima za setove od 100 %, 75 %, 50 % i 25 % uzoraka za klasu suhozidi, RT klasifikator s postavkom 1000 za parametar maksimalnog broja uzoraka po klasi

U radu s testnim uzorcima s disbalansom jedne klase (suhozidi) i postavkom parametra maksimalnog broja uzoraka (SVM 500, RT 1000), utvrđeno je da je SVM klasifikator ostvario više vrijednosti klasifikacijske točnosti. RT je koristio dvostruko više uzoraka nego SVM klasifikator (1000), a AUC mjera za RT se kreće između 0,679 do 0,695. Iako nije znatno viša, vrijednost AUC mjere za SVM se kreće od 0,692 do 0,701. OA za SVM iznosi od 0,803 do 0,812 dok za RT klasifikator iznosi od 0,764 do 0,793. Kappa Koeficijent za SVM klasifikator iznosi od 0,607 do 0,625 dok za RT iznosi od 0,528 do 0,584. Razlike u ostvarenoj točnosti iznose između 5 i 10 %, što nije zanemarivo. Vrijednosti kvantitativne procjene točnosti pokazuju da su izrađeni modeli loše (RT) i dobre (SVM) točnosti. Međutim, klasa suhozidi je zahtjevna klasa za segmentaciju i klasifikaciju, posebno u spektralno homogenom krajoliku. Izdvajanje suhozida bi trebalo testirati na drugim vrstama podataka kao što su LiDAR podatci koji su više u skladu s morfološkim karakteristikama suhozida.

Rezultati su u skladu sa spoznajama o važnosti ujednačenog odnosa između klasa (Kucharczyk i dr., 2020) koji je u I. klasifikacijskoj shemi osiguran postavkom maksimalnog broja uzoraka za sve klase (SVM 500, RT 1000). Iako je RT koristio dvostruko više testnih

uzoraka nego SVM klasifikator, ostvario je niže vrijednosti mjerene s više pokazatelja klasifikacijske točnosti. Taj rezultat je u skladu s istraživanjem koje su proveli Ramezan i dr. (2021) koje je pokazalo da klasifikacijska točnost nije povezana samo s veličinom testnih uzoraka i brojem klasa već je povezana i sa specifičnim klasifikatorima i njihovim karakteristikama. SVM klasifikator je jedan od najčešće korištenih, a utvrđeno je da ostvaruje više vrijednosti klasifikacijske točnosti u odnosu na druge klasifikacijske algoritme (Nitze i dr., 2012; Maxwell i dr., 2018; Kucharczyk i dr., 2020). Dodatna karakteristika SVM klasifikatora, a koja se je pokazala točnom u I. klasifikacijskoj shemi jest da SVM ostvaruje više klasifikacijske vrijednosti s komparativno manje testnih uzoraka (Tzotsos i Argialas, 2008; Myburgh i Van Niekerk, 2013; 2014). Ostvarene vrijednosti klasifikacijske točnosti I. klasifikacijske sheme su u skladu s vizualnom analizom klasificiranih snimaka kojom su utvrđene greške u klasifikaciji. Kvantitativni pokazatelji kvalitete klasifikacije kao i greške utvrđene vizualnom analizom klasificiranih modela upućuju na kvalitetu segmentacije, kvalitetu testnih uzoraka i predobradu snimka.

4.2.7.2. II. klasifikacijska shema

U II. klasifikacijskoj shemi je testirano progresivno smanjenje veličine uzoraka za sve klase (3295, 2471, 1684, 823, 165) i njihov utjecaj na klasifikacijsku točnost korištenjem SVM i RT algoritama. MLC nije uključen u II. shemu jer nema ugrađen parametar definiranja maksimalnog broja uzoraka. Maksimalna veličina uzoraka od 3295 predstavlja 100 % uzoraka koji se postupno i progresivno smanjuje za 25 % do najmanje veličine uzoraka koji iznosi 165 te predstavlja svega 5 % veličine od početne vrijednosti. Klasifikacijska shema se ispituje na klasi suhozidi. Rezultati II. sheme ukazuju na potencijal uštede vremena u prikupljanju uzoraka. Ukoliko klasifikacijska točnost ne opada progresivno sa smanjenjem veličine uzoraka, nije potrebno prikupljati velike količine uzoraka.

Vrijednost PA mjere za SVM klasifikator opada sa smanjenjem veličine uzoraka (od 0,826 za 3295 uzoraka postupno opada na 0,813 za 2471 uzoraka te slijedi nešto izraženiji pad vrijednosti za 1684 uzoraka na 0,787, a još veći pad vrijednosti mjere PA je zabilježen za 823 uzorka na 0,727 i blaži pad korištenjem najmanje, gotovo simbolične veličine uzoraka od 165 na PA vrijednost od 0,717) (Tablica 32. – 36.). Za smanjenje veličine uzoraka na svega 5 %, PA vrijednost je smanjena za samo 10 %. PA vrijednost za klasu ostalo je u obrnuto proporcionalnom odnosu s PA vrijednosti za klasu suhozidi. Maksimalna vrijednost PA mjere

iznosi 0,908 za veličinu uzoraka od 823 te 0,906 za veličinu uzoraka od svega 165. Slijede PA vrijednosti u iznosu od 0,893 za 1684 uzorka, 0,874 za 2471 uzoraka te 0,864 za 3295 uzoraka. UA za klasu suhozidi smanjenjem veličine uzoraka progresivno raste za manje od 10 %. Najniža vrijednost iznosi UA mjere iznosi 0,859 za 3295 uzoraka nakon koje redom slijede sljedeće vrijednosti: 0,866 za 2471 uzoraka, 0,880 za 1684 uzorka, 0,888 za 823 uzorka te blagi pad na 0,884 za 165 uzoraka. Mjera UA ukazuje na dobru kvalitetu uzoraka. UA za ostale klase progresivno opada smanjenjem veličine uzoraka, redom od 0,833 (za 3295 uzoraka), 0,824 (za 2471 uzorak), 0,808 (za 1684 uzorka), 0,769 (za 823 uzorka), 0,762 (za 165 uzoraka). Mjera OA opada zajedno s veličinom uzoraka, međutim, pad vrijednosti je iskazan tek na trećoj decimali, a stvarni pad se može opisati kao svojevrsni prag koji se javlja na 823 uzorka što znači na setu od 25 % uzoraka. Vrijednosti mjere OA su sljedeće: za 3295 uzoraka OA iznosi 0,845, za 2471 iznosi 0,844, za 1684 uzorka iznosi 0,840. Veći pad OA, koji iznosi svega oko 3 %, vrijedi za veličinu uzoraka od 823 i OA vrijednost od 0,818 nakon koje je pad OA mjere simboličan jer vrijednost iznosi 0,812 za 165 uzoraka. Slično kretanje vrijednosti mjere OA je iskazano u mjeri Kappa koeficijent. Pad vrijednosti klasifikacijske točnosti opada s veličinom uzoraka, međutim, pad se zapravo bilježi tek na 823 uzorka. Vrijednosti Kappa koeficijenta su sljedeće: za 3295 uzoraka iznosi 0,691, za 2471 uzorak iznosi 0,688, za 1684 uzorka iznosi 0,681. Veći pad je prisutan za 823 uzorka za koje Kappa koeficijent iznosi 0,636 nakon čega slijedi blaži pad vrijednosti za 165 uzoraka za koje Kappa koeficijent iznosi 0,624. Pad vrijednosti Kappa koeficijenta iznosi svega 7 % na smanjenje uzoraka na 5 %.

Tablica 32. Matrica konfuzije s PA, UA, OA i KC vrijednostima za set od 100 % uzoraka, klasu suhozidi, SVM klasifikator s postavkom 3295 za parametar maksimalnog broja uzoraka po klasi

Klase	Ostalo	Suhozidi	Ukupno	UA	OA	Kappa
Ostalo	1568	314	1882	0,833156	/	/
Suhozidi	245	1496	1741	0,859276	/	/
Ukupno	1813	1810	3623	/	/	/
PA	0,864865	0,826519	/	/	0,845708	/
Kappa	/	/	/	/	/	0,691406

Tablica 33. Matrica konfuzije s PA, UA, OA i KC vrijednostima za set od 100 % uzoraka, klasu suhozidi, SVM klasifikator s postavkom 2471 za parametar maksimalnog broja uzoraka po klasi

Klase	Ostalo	Suhozidi	Ukupno	UA	OA	Kappa
Ostalo	1586	337	1923	0,824753	/	/
Suhozidi	227	1473	1700	0,866471	/	/
Ukupno	1813	1810	3623	/	/	/
PA	0,874793	0,813812	/	/	0,844328	/
Kappa	/	/	/	/	/	0,68864

Tablica 34. Matrica konfuzije s PA, UA, OA i KC vrijednostima za set od 100 % uzoraka, klasu suhozidi, SVM klasifikator s postavkom 1684 za parametar maksimalnog broja uzoraka po klasi

Klase	Ostalo	Suhozidi	Ukupno	UA	OA	Kappa
Ostalo	1620	384	2004	0,808383	/	/
Suhozidi	193	1426	1619	0,880791	/	/
Ukupno	1813	1810	3623	/	/	/
PA	0,893547	0,787845	/	/	0,84074	/
Kappa	/	/	/	/	/	0,681451

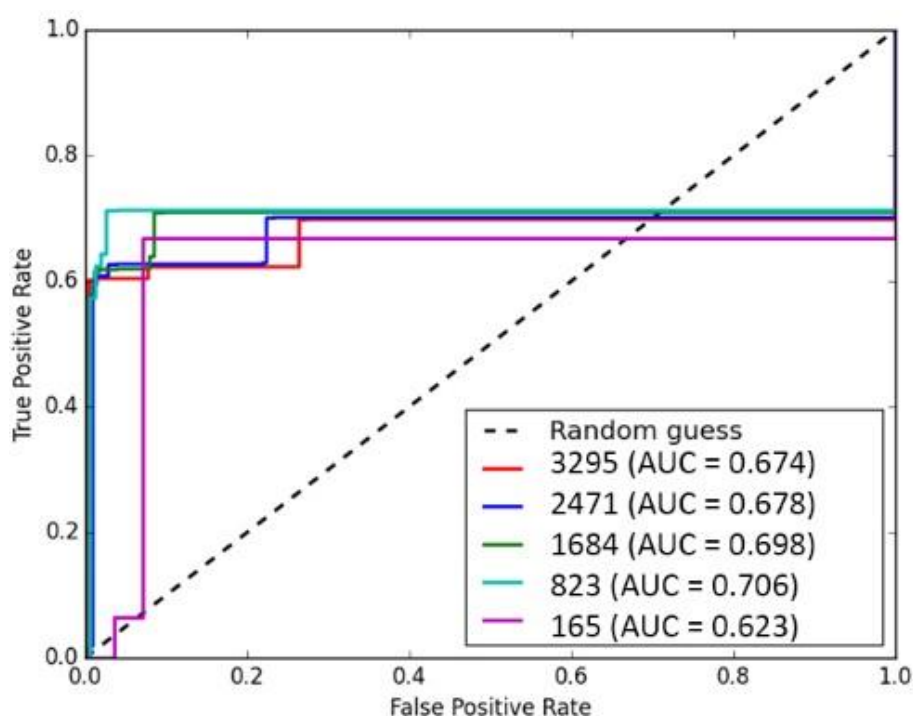
Tablica 35. Matrica konfuzije s PA, UA, OA i KC vrijednostima za set od 100 % uzoraka, klasu suhozidi, SVM klasifikator s postavkom 823 za parametar maksimalnog broja uzoraka po klasi

Klase	Ostalo	Suhozidi	Ukupno	UA	OA	Kappa
Ostalo	1647	493	2140	0,769626	/	/
Suhozidi	166	1317	1483	0,888065	/	/
Ukupno	1813	1810	3623	/	/	/
PA	0,908439	0,727624	/	/	0,818107	/
Kappa	/	/	/	/	/	0,636158

Tablica 36. Matrica konfuzije s PA, UA, OA i KC vrijednostima za set od 100 % uzoraka, klasu suhozidi, SVM klasifikator s postavkom 165 za parametar maksimalnog broja uzoraka po klasi

Klase	Ostalo	Suhozidi	Ukupno	UA	OA	Kappa
Ostalo	1644	512	2156	0,762523	/	/
Suhozidi	169	1298	1467	0,884799	/	/
Ukupno	1813	1810	3623	/	/	/
PA	0,906784	0,717127	/	/	0,812034	/
Kappa	/	/	/	/	/	0,624009

Vrijednosti AUC mjere ukazuju na drugačiji trend klasifikacijske točnosti u odnosu na smanjenje veličine uzoraka (Slika 70.). Najviša vrijednost AUC mjere iznosi 0,706 za klasu suhozidi korištenjem 823 uzorka nakon čega slijedi AUC od 0,698 za 1684 uzorka. Slijedeća vrijednost pripada klasifikaciji s 2471 uzorkom za koju AUC iznosi 0,678 nakon koje slijedi AUC vrijednost od 0,674 za 3295 uzoraka te naposljetku 0,623 za 165 uzoraka. Najniža vrijednost AUC mjere za klasu suhozidi je ostvarena s najvećom i s najmanjom veličinom uzoraka. Kvantitativna procjena točnosti ukazuje da su izrađeni modeli loše i dobre kvantitativne točnosti.



Slika 70. ROC krivulja s AUC vrijednostima za setove od 100 %, uzoraka za klasu suhozidi, SVM klasifikator s postavkom 3295, 2471, 1684, 823, 165 za parametar maksimalnog broja uzoraka po klasi

Vrijednost PA mjere za RT iznosi 0,836 za 3295 uzoraka, 0,798 za 2471 uzorak, 0,771 za 1684 uzorka, 0,686 za 823 uzorka i 0,656 za 165 uzoraka (Tablica 37. – 41.). Vrijednost PA mjere za klasu ostalo raste sa smanjenjem PA vrijednosti za klasu suhozidi koja se smanjuje s veličinom uzoraka. PA za klasu ostalo iznosi redom: 0,807, 0,833, 0,856, 0,894, 0,896. Mjera UA za klasu suhozidi raste sa smanjenjem veličine uzoraka. Smanjenjem veličine uzoraka se smanjuje i udio nekvalitetnih uzoraka. UA je sljedećih vrijednosti za klasu suhozidi: 0,812 za 3295 uzoraka, 0,827 za 2471 uzorak, 0,842 za 1684 uzorka, 0,866 za 823 uzorka i 0,863 za 165

uzoraka. Vrijednost mjere UA za ostale klase kontinuirano pada kako se smanjuje veličina uzoraka korištenih u klasifikaciji. Od najveće do najmanje veličine uzoraka UA iznosi redom: 0,831, 0,805, 0,789, 0,740, 0,723. Smanjenje UA vrijednosti za klasu ostalo iznosi više od 10 % dok povećanje UA vrijednosti za klasu suhozidi iznosi oko 5 %. Mjera OA pokazuje pravilan pad vrijednosti s padom veličine uzoraka. Ukupan pad iznosi oko 5 %. OA vrijednost za 3295 uzoraka iznosi 0,821, za 2471 uzorak iznosi 0,816, za 1684 uzorka iznosi 0,813, za 823 uzorka iznosi 0,790, a za 165 uzoraka iznosi 0,776. Mnogo veći pad je prisutan između najviše i najniže vrijednosti mjere Kappa koeficijent koji iznosi skoro 10 %. Kao i OA mjera, vrijednost mjere Kappa koeficijent opada sa smanjenjem veličine uzoraka korištenih za klasifikaciju. Kappa koeficijent je redom slijedećih vrijednosti: 0,643, 0,632, 0,627, 0,581, 0,552.

Tablica 37. Matrica konfuzije s PA, UA, OA i KC vrijednostima za set od 100 % uzoraka, klasu suhozidi, RT klasifikator s postavkom 3295 za parametar maksimalnog broja uzoraka po klasi

Klase	Ostalo	Suhozidi	Ukupno	UA	OA	Kappa
Ostalo	1464	296	1760	0,831818	/	/
Suhozidi	349	1514	1863	0,812668	/	/
Ukupno	1813	1810	3623	/	/	/
PA	0,807501	0,836464	/	/	0,821971	/
Kappa	/	/	/	/	/	0,64395

Tablica 38. Matrica konfuzije s PA, UA, OA i KC vrijednostima za set od 100 % uzoraka, klasu suhozidi, RT klasifikator s postavkom 2471 za parametar maksimalnog broja uzoraka po klasi

Klase	Ostalo	Suhozidi	Ukupno	UA	OA	Kappa
Ostalo	1512	364	1876	0,80597	/	/
Suhozidi	301	1446	1747	0,827705	/	/
Ukupno	1813	1810	3623	/	/	/
PA	0,833977	0,798895	/	/	0,81645	/
Kappa	/	/	/	/	/	0,63289

Tablica 39. Matrica konfuzije s PA, UA, OA i KC vrijednostima za set od 100 % uzoraka, klasu suhozidi, RT klasifikator s postavkom 1684 za parametar maksimalnog broja uzoraka po klasi

Klase	Ostalo	Suhozidi	Ukupno	UA	OA	Kappa
Ostalo	1552	413	1965	0,789822	/	/
Suhozidi	261	1397	1658	0,842581	/	/
Ukupno	1813	1810	3623	/	/	/
PA	0,85604	0,771823	/	/	0,813966	/
Kappa	/	/	/	/	/	0,627907

Tablica 40. Matrica konfuzije s PA, UA, OA i KC vrijednostima za set od 100 % uzoraka, klasu suhozidi, RT klasifikator s postavkom 823 za parametar maksimalnog broja uzoraka po klasi

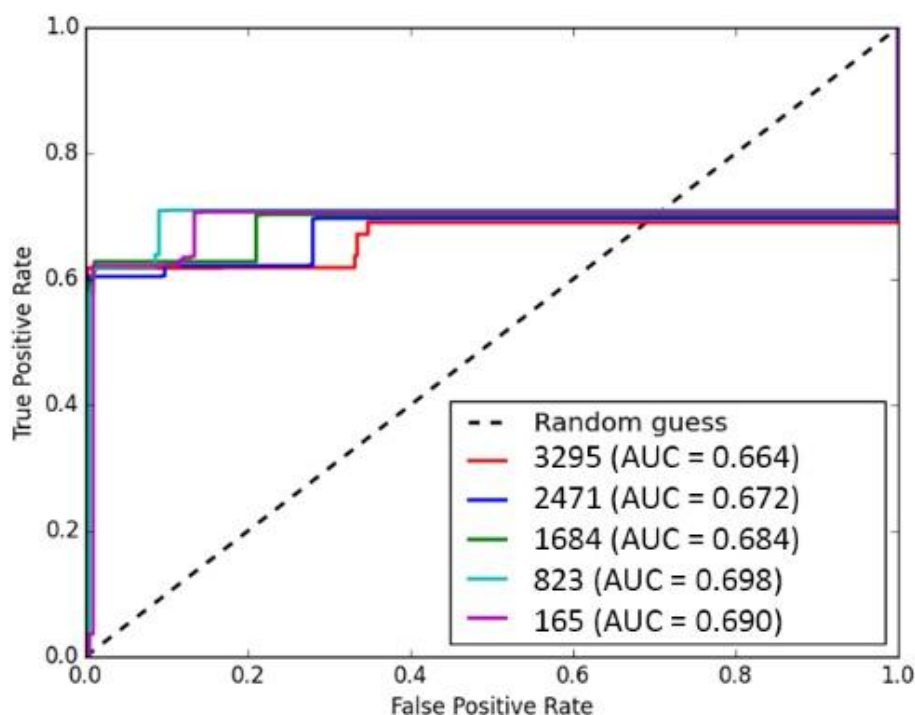
Klase	Ostalo	Suhozidi	Ukupno	UA	OA	Kappa
Ostalo	1622	567	2189	0,740978	/	/
Suhozidi	191	1243	1434	0,866806	/	/
Ukupno	1813	1810	3623	/	/	/
PA	0,89465	0,68674	/	/	0,790781	/
Kappa	/	/	/	/	/	0,58149

Tablica 41. Matrica konfuzije s PA, UA, OA i KC vrijednostima za set od 100 % uzoraka, klasu suhozidi, RT klasifikator s postavkom 165 za parametar maksimalnog broja uzoraka po klasi

Klase	Ostalo	Suhozidi	Ukupno	UA	OA	Kappa
Ostalo	1625	622	2247	0,723186	/	/
Suhozidi	188	1188	1376	0,863372	/	/
Ukupno	1813	1810	3623	/	/	/
PA	0,896304	0,656354	/	/	0,776428	/
Kappa	/	/	/	/	/	0,552768

Vrijednost AUC mjere ukazuje na drugačije trendove od Kappa koeficijenta i OA mjere (Slika 71.). Najviša postignuta vrijednost iznosi 0,698 i odnosi se na klasifikaciju klase suhozidi korištenjem 823 uzorka nakon koje slijedi vrijednost 0,690 koja se odnosi na klasifikaciju sa 165 uzoraka. Te vrijednosti ukazuju na najmanju stopu lažno pozitivnih rezultata što je povezano sa smanjenjem udjela uzoraka lošije kvalitete. Sljedeća najviša AUC vrijednost se odnosi na klasifikaciju s 1684 uzorka i iznosi 0,684. Nakon te vrijednosti slijedi vrijednost AUC mjere u iznosu od 0,672 koja je ostvarena s 2471 uzorkom i 0,664 za 3295 uzoraka. Sličan trend

je prisutan u istoj klasifikacijskoj shemi za AUC mjeru za algoritam SVM. Kvantitativne vrijednosti točnosti ukazuju da su izrađeni modeli suhozida loše točnosti.



Slika 71. ROC krivulja s AUC vrijednostima za setove od 100 %, uzoraka za klasu suhozidi, RT klasifikator s postavkom 3295, 2471, 1684, 823, 165 za parametar maksimalnog broja uzoraka po klasi

Klasifikacijska shema je testirala utjecaj progresivno smanjene veličine testnih uzoraka na klasifikacijsku točnost upotrebom RT i SVM klasifikatora u klasifikaciji suhozida. SVM klasifikator je ostvario više vrijednosti klasifikacijske točnosti nego RT. Vrijednosti AUC mjere za RT klasifikator iznose u rasponu od 0,664 do 0,698 (loša točnost) dok za SVM klasifikator iznose od 0,623 do 0,706 što SVM modele svrstava i u modele dobre točnosti. OA mjera se za SVM klasifikator kreće u vrijednostima 0,845 i 0,812 što prilikom smanjenja veličine uzoraka na svega 5 % predstavlja pad vrijednosti OA mjere za samo 3 %. Vrijednosti OA mjere za RT klasifikator iznose od 0,821 do 0,776 što je pad vrijednosti od oko 5 %. Maksimalna ostvarena vrijednost OA mjere je viša za SVM klasifikacijski algoritam. Kappa koeficijent za SVM klasifikator iznosi od 0,624 do 0,691 s ukupnim rasponom vrijednosti u iznosu oko 7 % na smanjenje uzoraka na svega 5 %. Za RT klasifikator Kappa koeficijent iznosi od 0,643 do 0,552. Razlika u vrijednostima je gotovo 10 %. Najviši rezultat mjeren Kappa koeficijentom je izmjeren za SVM klasifikator.

Rezultati potvrđuju važnost uravnoteženog odnosa testnih uzoraka između različitih klasa (Kucharczyk i dr., 2020). Klasifikacijska točnost je stabilna s neznatnom dinamikom u kretanjima vrijednosti različitih mjera klasifikacijske točnosti u odnosu na značajno, progresivno smanjenje veličine testnih uzoraka. Rezultati su u skladu s istraživanjima koja su proveli Rodriguez-Galiano i dr. (2012), Maxwell i dr. (2019) i Ramezan i dr. (2021) u kojima je utvrđeno da značajno smanjenje veličine testnih uzoraka nije značajno negativno utjecalo na smanjenje klasifikacijske točnosti. U II. klasifikacijskoj shemi veličina uzoraka je smanjena na svega 5 %, a klasifikacijska točnost je smanjena za zanemarivih 7 % (klasifikacijom sa SVM klasifikatorom). SVM je ostvario više vrijednosti kvantitativnih mjera klasifikacijske točnosti nego RT što pokazuje različite performanse algoritama s određenim vrstama podataka. Princip da je klasifikacijska točnost u pozitivnom odnosu s veličinom testnih uzoraka (Myburgh i Van Niekerk, 2014) nije jednoznačan u smislu da će povećanjem veličine uzoraka klasifikacija biti uspješnija jer kvantitativni pokazatelji II. klasifikacijske sheme nisu u potpunom skladu s tim principom. Doduše, kvantitativni pokazatelji modele svrstavaju u modele loše i dobre točnosti što upućuje na potrebu za drugim vrstama podataka za izdvajanje složene klase suhozidi u spektralno homogenom krajoliku. Kvantitativni pokazatelji kvalitete klasifikacije kao i utvrđene greške vizualnom analizom na klasificiranim modelima upućuju na kvalitetu segmentacije, kvalitetu testnih uzoraka i predobradu snimka.

4.2.7.3. III. klasifikacijska shema

III. klasifikacijska shema testira utjecaj disbalansa u broju uzoraka na klasifikaciju sa SVM i MLC klasifikatorima na klasi suhozidi. Korišteni su pripremljeni setovi testnih uzoraka s progresivno smanjenom veličinom uzoraka za klasu suhozidi (100 %, 75 %, 50 %, 25 %) i postavkom parametra maksimalnog broja uzoraka po klasi u vrijednosti 0 (SVM klasifikator, a MLC koristi izabrani set uzoraka).

Vrijednosti PA mjere za SVM blago padaju nakon čega je zabilježen značajan pad. Sa setom od 100 % uzoraka PA vrijednost iznosi 0,807, sa setom od 75 % uzoraka iznosi 0,715 što predstavlja manji pad vrijednosti, od oko 10 %. Veći pad PA vrijednosti se bilježi već na setu od 50 % uzoraka kada PA iznosi 0,591, a nagli pad i najniža PA vrijednost iznosi svega 0,177 za set od 25 % (Tablica 42. – 45.). PA mjera za klasu ostalo za 100 % uzoraka iznosi 0,864, za set od 75 % uzoraka 0,901, za set od 50 % uzoraka 0,928 i za set od 25 % uzoraka iznosi 0,987. Mjera UA za klasu suhozidi pokazuje da se smanjenjem veličine uzoraka smanjuje

udio uzoraka lošije kvalitete. Za set od 100 % uzoraka UA iznosi 0,856, za set od 75 % uzoraka vrijednost UA mjere iznosi 0,878, za set uzoraka od 50 % UA iznosi 0,892, a najviša vrijednost je izmjerena za set uzoraka od 25 % i iznosi 0,936. UA za klasu ostalo za set od 100 % uzoraka iznosi 0,817, za set od 75 % uzoraka iznosi 0,760, za set za 50 % uzoraka iznosi 0,694, a za set od 25 % uzoraka iznosi 0,546. Vrijednost mjere ukupne točnosti ili OA postupno opada do seta uzoraka od 25 % kada vrijednost ostvaruje veći pad. Vrijednost OA mjere za set od 100 % uzoraka iznosi 0,836, za set od 75 % uzoraka iznosi 0,808, za set od 50 % uzoraka iznosi 0,760 nakon čega vrijednost mjere OA izraženije pada na 0,583 za set od 25 % uzoraka. Smanjenjem veličine uzoraka na 25 % OA vrijednost je smanjena za oko 25 %. Kappa koeficijent pokazuje slično kretanje vrijednosti kao i OA mjera s nešto izraženijim padom za najmanji set uzoraka od 25 %. Kappa koeficijent za set uzoraka od 100 % iznosi 0,672, za set uzoraka od 75 % iznosi 0,616, za set uzoraka od 50 % iznosi 0,520 nakon čega slijedi strmi pad vrijednosti Kappa koeficijenta na svega 0,165 za set od 25 % uzoraka.

Tablica 42. Matrica konfuzije s PA, UA, OA i KC vrijednostima za set od 100 % uzoraka, klasu suhozidi, SVM klasifikator s postavkom 0 za parametar maksimalnog broja uzoraka po klasi

Klase	Ostalo	Suhozidi	Ukupno	UA	OA	Kappa
Ostalo	1568	349	1917	0,817945	/	/
Suhozidi	245	1461	1706	0,856389	/	/
Ukupno	1813	1810	3623	/	/	/
PA	0,864865	0,807182	/	/	0,836047	/
Kappa	/	/	/	/	/	0,672079

Tablica 43. Matrica konfuzije s PA, UA, OA i KC vrijednostima za set od 75 % uzoraka, klasu suhozidi, SVM klasifikator s postavkom 0 za parametar maksimalnog broja uzoraka po klasi

Klase	Ostalo	Suhozidi	Ukupno	UA	OA	Kappa
Ostalo	1634	515	2149	0,760354	/	/
Suhozidi	179	1295	1474	0,878562	/	/
Ukupno	1813	1810	3623	/	/	/
PA	0,901269	0,71547	/	/	0,808446	/
Kappa	/	/	/	/	/	0,616833

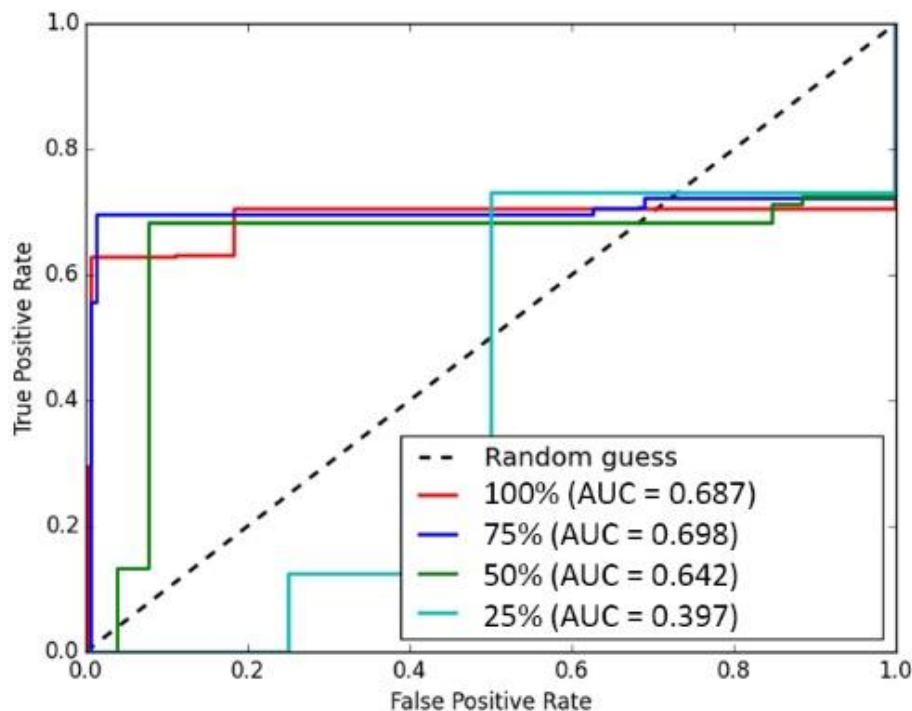
Tablica 44. Matrica konfuzije s PA, UA, OA i KC vrijednostima za set od 50 % uzoraka, klasu suhozidi, SVM klasifikator s postavkom 0 za parametar maksimalnog broja uzoraka po klasi

Klase	Ostalo	Suhozidi	Ukupno	UA	OA	Kappa
Ostalo	1684	740	2424	0,694719	/	/
Suhozidi	129	1070	1199	0,89241	/	/
Ukupno	1813	1810	3623	/	/	/
PA	0,928847	0,59116	/	/	0,760144	/
Kappa	/	/	/	/	/	0,520153

Tablica 45. Matrica konfuzije s PA, UA, OA i KC vrijednostima za set od 25 % uzoraka, klasu suhozidi, SVM klasifikator s postavkom 0 za parametar maksimalnog broja uzoraka po klasi

Klase	Ostalo	Suhozidi	Ukupno	UA	OA	Kappa
Ostalo	1791	1488	3279	0,546203	/	/
Suhozidi	22	322	344	0,936047	/	/
Ukupno	1813	1810	3623	/	/	/
PA	0,987865	0,177901	/	/	0,583218	/
Kappa	/	/	/	/	/	0,165877

Vrijednost AUC mjere (Slika 72.) pokazuje nešto drugačiji trend kretanja klasifikacijske točnosti. AUC mjera ne pokazuje drastičan pad vrijednosti klasifikacijske točnosti sa smanjenjem veličine uzoraka: AUC je slične vrijednosti za set uzoraka od 100 % (AUC 0,687), za set uzoraka od 75 % za koji je AUC vrijednost neznatno povišena i iznosi 0,698. Za set uzoraka od 50 % AUC vrijednost iznosi 0,642 što ne predstavlja veliki pad. Značajan pad AUC vrijednosti je zabilježen za set uzoraka od 25 % i iznosi 0,397. Za najnižu ostvarenu vrijednost je značajna povišena razina lažno pozitivnih rezultata što nije izraženo za ostale setove uzoraka. Kvantitativne vrijednosti upućuju na modele suhozida loše točnosti.



Slika 72. ROC krivulja s AUC vrijednostima za setove od 100 %, 75 %, 50 % i 25 % uzoraka za klasu suhozidi, SVM klasifikator s postavkom 0 za parametar maksimalnog broja uzoraka po klasi

Vrijednost PA mjera za MLC za klasu suhozidi za set od 100 % uzoraka iznosi 0,679, za set od 75 % uzoraka iznosi 0,685, za set od 50 % uzoraka iznosi 0,692, a za set od 25 % uzoraka iznosi 0,680. Ista mjera, za klasu ostalo iznosi redom: za set od 100 % uzoraka iznosi 0,871, za set od 75 % uzoraka mjera iznosi 0,873, za set od 50 % uzoraka iznosi 0,866, za set od 25 % uzoraka iznosi 0,870 (Tablica 46. – 49.). UA vrijednost za klasu suhozidi pokazuje visoku razinu stabilnosti: za 100 % uzoraka iznosi 0,840, za 75 % uzoraka 0,843, za 50 % uzoraka iznosi 0,838, a za set od 25 % uzoraka iznosi 0,839. UA za klasu ostalo za set od 100 % uzoraka iznosi 0,731, za set od 75 % uzoraka iznosi 0,735, za set od 50 % uzoraka iznosi 0,738, a za set od 25 % uzoraka iznosi 0,731. Ukupna točnost OA za model izrađen setom uzoraka od 100 % iznosi 0,775, a za set od 75 % i 50 % blago raste i jednake je vrijednosti od 0,779, dok za set od 25 % uzoraka ostvaruje blagi pad i vrijednost jednaku onoj za set od 100 % uzoraka koja iznosi 0,775. Kappa koeficijent ne pokazuje pravilan odnos između progresivno smanjenog seta uzoraka i klasifikacijske točnosti. Kappa koeficijent za set od 100 % uzoraka iznosi 0,550 što predstavlja najnižu vrijednost nakon koje njegova vrijednost raste za set uzoraka od 75 % i iznosi 0,558, za set uzoraka od 50 % je ostvarena vrijednost od 0,559, a za set uzoraka od 25 % Kappa koeficijent iznosi 0,551.

Tablica 46. Matrica konfuzije s PA, UA, OA i KC vrijednostima za set od 100 % uzoraka, klasu suhozidi, MLC klasifikator

Klase	Ostalo	Suhozidi	Ukupno	UA	OA	Kappa
Ostalo	1580	581	2161	0,731143	/	/
Suhozidi	233	1229	1462	0,840629	/	/
Ukupno	1813	1810	3623	/	/	/
PA	0,871484	0,679006	/	/	0,775324	/
Kappa	/	/	/	/	/	0,550577

Tablica 47. Matrica konfuzije s PA, UA, OA i KC vrijednostima za set od 75 % uzoraka, klasu suhozidi, MLC klasifikator

Klase	Ostalo	Suhozidi	Ukupno	UA	OA	Kappa
Ostalo	1583	570	2153	0,735253	/	/
Suhozidi	230	1240	1470	0,843537	/	/
Ukupno	1813	1810	3623	/	/	/
PA	0,873138	0,685083	/	/	0,779189	/
Kappa	/	/	/	/	/	0,558308

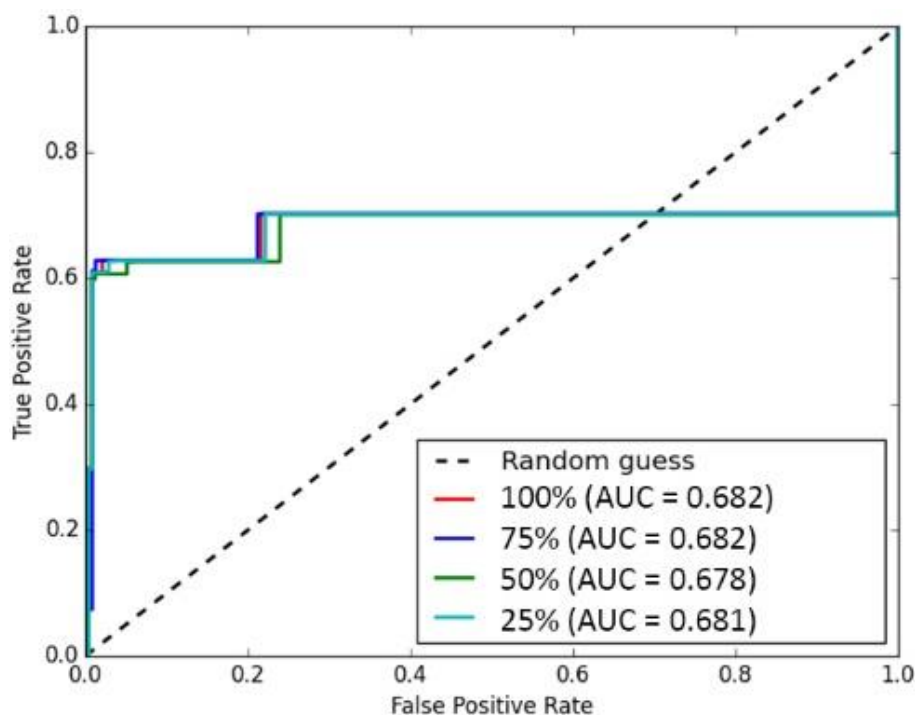
Tablica 48. Matrica konfuzije s PA, UA, OA i KC vrijednostima za set od 50 % uzoraka, klasu suhozidi, MLC klasifikator

Klase	Ostalo	Suhozidi	Ukupno	UA	OA	Kappa
Ostalo	1571	556	2127	0,738599	/	/
Suhozidi	242	1254	1496	0,838235	/	/
Ukupno	1813	1810	3623	/	/	/
PA	0,86652	0,692818	/	/	0,779741	/
Kappa	/	/	/	/	/	0,559418

Tablica 49. Matrica konfuzije s PA, UA, OA i KC vrijednostima za set od 25 % uzoraka, klasu suhozidi, MLC klasifikator

Klase	Ostalo	Suhozidi	Ukupno	UA	OA	Kappa
Ostalo	1578	578	2156	0,731911	/	/
Suhozidi	235	1232	1467	0,839809	/	/
Ukupno	1813	1810	3623	/	/	/
PA	0,870381	0,680663	/	/	0,7756	/
Kappa	/	/	/	/	/	0,55113

Vrijednosti AUC mjere za MLC za klasifikaciju suhozida s progresivno smanjenom veličinom uzoraka za samo jednu klasu je stabilna (Slika 73.). AUC za setove od 100 % i 75 % uzoraka je jednaka i iznosi 0,682, a blagi pad je prisutan za set od 50 % uzoraka za koje AUC iznosi 0,678 dok za 25 % uzoraka iznosi 0,681. Međutim, kvantitativni pokazatelji točnosti klasificiranih suhozida ukazuju na model loše točnosti.



Slika 73. ROC krivulja s AUC vrijednostima za setove od 100 %, 75 %, 50 % i 25 % uzoraka za klasu suhozidi, MLC klasifikator s postavkom 0 za parametar maksimalnog broja uzoraka po klasi

Klasifikacijska shema je testirala utjecaj disbalansiranog seta uzoraka na klasifikaciju usporedbom SVM i MLC algoritama na klasi suhozidi. AUC za MLC je stabilnih vrijednosti (raspon od 0,678 do 0,682), međutim, AUC vrijednosti modele suhozida svrstavaju u modele loše točnosti. Za SVM, vrijednosti AUC mjera nisu stabilne pri smanjenju veličine uzoraka (0,687, 0,698, 0,642, 0,397) te također ukazuju na modele loše točnosti. Smanjenjem veličine uzoraka, vrijednosti OA mjere za SVM klasifikator postupno padaju (0,836, 0,808, 0,760, 0,583). Vrijednost OA mjere za MLC je stabilna u rasponu vrijednosti od 5 % (0,775, 0,779, 0,731). SVM klasifikator ostvaruje višu maksimalnu OA vrijednost (0,836), ali kretanje vrijednosti oscilira dok je za MLC niža, ali stabilna (maksimalna OA vrijednost iznosi 0,779). Kappa koeficijent za SVM klasifikator, za svaki smanjeni set uzoraka, postupno se smanjuje

(0,672, 0,616, 0,520 što predstavlja pad za oko 15 % u odnosu na veće setove uzoraka). Vrijednost Kappa koeficijenta za MLC klasifikator iznosi u rasponu od 0,559 do 0,550. Maksimalna vrijednost Kappa koeficijenta za MLC klasifikator je niža (0,559) od maksimalne vrijednosti za SVM klasifikator (0,672).

Rezultati III. klasifikacijske sheme su u skladu sa spoznajama o efektima disbalansa u veličini testnih uzoraka na klasifikacijsku točnost. Istraživanja su pokazala da disbalans uzoraka producira efekt da će klasa koja je većim udjelom zastupljena u rasteru, biti klasificirana na štetu klase koja je manje zastupljena u rasteru i koja je zastupljena s manje uzoraka (Maxwell i dr., 2018; 2019; Kucharczyk i dr., 2020). Taj efekt je vidljiv na slikovnim priložima III. klasifikacijske sheme (Slika 65.), smanjenje veličine uzoraka za klasu suhozidi je smanjilo broj klasificiranih segmenata te su suhozidi nestali iz klasificiranog snimka u korist drugih klasa. Međutim, ostvarene vrijednosti AUC mjere za MLC i SVM klasifikatore ukazuju da su izrađeni modeli (sa svim setovima uzoraka) loše točnosti, a nerazmjer uzoraka je još više smanjio točnost modela. Kvantitativni pokazatelji kvalitete klasifikacije kao i greške u klasifikaciji utvrđene vizualnom analizom modela suhozida, upućuju na kvalitetu segmentacije, kvalitetu testnih uzoraka i poboljšanje snimka. Suhozidi su zahtjevna klasa za izdvajanje GEOBIA metodom, a nerazmjerni odnosi između testnih uzoraka i mali setovi uzoraka smanjuju uspješnost slikovnih analiza na klasi suhozidi u spektralno homogenom krajoliku koji je ujedno vrlo heterogen po broju klasa.

4.2.7.4. IV. klasifikacijska shema

U dvije klasifikacijske sheme SVM klasifikator je ostvario višu klasifikacijsku točnost stoga je klasifikacija preostalih devet klasa GEOBIA modela Općine Povljana provedena SVM klasifikatorom. Pri klasifikaciji je korišten set od 100 % uzoraka.

Tablica 50. Matrica konfuzije s PA, UA, OA i KC vrijednostima za set od 100 % uzoraka, klasu objekti, SVM klasifikator s postavkom 0 za parametar maksimalnog broja uzoraka po klasi

Klase	Ostalo	Objekti	Ukupno	UA	OA	Kappa
Ostalo	3960	950	4910	0,806517	/	/
Objekti	24	2072	2096	0,98855	/	/
Ukupno	3984	3022	7006	/	/	/
PA	0,993976	0,685639	/	/	0,860976	/
Kappa	/	/	/	/	/	0,705723

Klasa objekti je ostvarila vrijednost od 0,685 za PA mjeru (Tablica 50.). PA za klasu ostalo iznosi 0,993. Mjera UA za klasu objekti iznosi 0,988, a za klasu ostalo 0,806. Sveukupna točnost za klasifikaciju objekata je 0,860. Kappa koeficijent iznosi 0,705.

Tablica 51. Matrica konfuzije s PA, UA, OA i KC vrijednostima za set od 100 % uzoraka, klasu široki put, SVM klasifikator s postavkom 0 za parametar maksimalnog broja uzoraka po klasi

Klase	Ostalo	Široki put	Ukupno	UA	OA	Kappa
Ostalo	3910	1102	5012	0,780128	/	/
Široki put	60	3258	3318	0,981917	/	/
Ukupno	3970	4360	8330	/	/	/
PA	0,984887	0,747248	/	/	0,860504	/
Kappa	/	/	/	/	/	0,72364

Klasa široki put je ostvarila klasifikacijsku točnost prema vrijednosti mjere PA u iznosu od 0,742, a za klasu ostalo ista mjera iznosi 0,984 (Tablica 51.). UA mjera za klasu široki put iznosi 0,981, a za klasu ostalo iznosi 0,780. Ukupna klasifikacijska točnost izražena mjerom OA za klasu široki put iznosi 0,860. Kappa koeficijent za klasu široki put iznosi 0,723.

Tablica 52. Matrica konfuzije s PA, UA, OA i KC vrijednostima za set od 100 % uzoraka, klasu uski put, SVM klasifikator s postavkom 0 za parametar maksimalnog broja uzoraka po klasi

Klase	Ostalo	Uski put	Ukupno	UA	OA	Kappa
Ostalo	3939	2818	6757	0,582951	/	/
Uski put	49	1084	1133	0,956752	/	/
Ukupno	3988	3902	7890	/	/	/
PA	0,987713	0,277806	/	/	0,636629	/
Kappa	/	/	/	/	/	0,267567

Klasa uski put je ostvarila vrijednost PA mjere u iznosu 0,277 dok ista mjera za klasu ostalo iznosi 0,987 (Tablica 52.). Mjera UA za klasu uski put iznosi 0,956, a za klasu ostalo iznosi 0,582. Ukupna točnost klasifikacije uskog puta iznosi 0,636. Kappa koeficijent iznosi niskih 0,267.

Tablica 53. Matrica konfuzije s PA, UA, OA i KC vrijednostima za set od 100 % uzoraka, klasu šuma, SVM klasifikator s postavkom 0 za parametar maksimalnog broja uzoraka po klasi

Klase	Ostalo	Šume	Ukupno	UA	OA	Kappa
Ostalo	3886	775	4661	0,833727	/	/
Šume	28	1611	1639	0,982916	/	/
Ukupno	3914	2386	6300	/	/	/
PA	0,992846	0,675189	/	/	0,87254	/
Kappa	/	/	/	/	/	0,711517

Za klasu šuma je izmjerena PA vrijednost od 0,675, dok za klasu ostalo PA iznosi 0,992 (Tablica 53.). UA mjera za klasu šuma iznosi 0,982, a za klasu ostalo iznosi 0,833. Ukupna točnost klasifikacije klase šuma OA iznosi 0,872. Kappa koeficijent iznosi 0,711.

Tablica 54. Matrica konfuzije s PA, UA, OA i KC vrijednostima za set od 100 % uzoraka, klasu zelene ograde, SVM klasifikator s postavkom 0 za parametar maksimalnog broja uzoraka po klasi

Klase	Ostalo	Zelene ograde	Ukupno	UA	OA	Kappa
Ostalo	1424	23	1447	0,984105	/	/
Zelene ograde	49	4	53	0,075472	/	/
Ukupno	1473	27	1500	/	/	/
PA	0,966735	0,148148	/	/	0,952	/
Kappa	/	/	/	/	/	0,078011

Za klasu zelene ograde je izmjerena PA u iznosu od 0,148 (Tablica 54.). PA za klasu ostalo iznosi 0,966. UA mjera za klasu zelene ograde iznosi izrazito niskih 0,075, a za klasu ostalo iznosi 0,984. Ukupna točnost klasifikacije ili OA mjera za klasu zelene ograde iznosi 0,952. Kappa koeficijent je izrazito niske vrijednosti od 0,078.

Tablica 55. Matrica konfuzije s PA, UA, OA i KC vrijednostima za set od 100 % uzoraka, klasu vode, SVM klasifikator s postavkom 0 za parametar maksimalnog broja uzoraka po klasi

Klase	Ostalo	Vode	Ukupno	UA	OA	Kappa
Ostalo	3910	12	3922	0,99694	/	/
Vode	7	471	478	0,985356	/	/
Ukupno	3917	483	4400	/	/	/
PA	0,998213	0,975155	/	/	0,995682	/
Kappa	/	/	/	/	/	0,977805

Klasa vode je kroz mjeru PA ostvarila klasifikacijsku točnost od 0,975, a klasa ostalo 0,998 (Tablica 55.). UA mjera za klasu vode iznosi 0,985, a za klasu ostalo 0,996. Ukupna klasifikacijska točnost kroz mjeru OA iznosi 0,995. Kappa koeficijent iznosi visokih 0,997.

Tablica 56. Matrica konfuzije s PA, UA, OA i KC vrijednostima za set od 100 % uzoraka, klasu travnjaci, SVM klasifikator s postavkom 0 za parametar maksimalnog broja uzoraka po klasi

Klase	Ostalo	Travnjaci	Ukupno	UA	OA	Kappa
Ostalo	2491	123	2614	0,952946	/	/
Travnjaci	594	792	1386	0,571429	/	/
Ukupno	3085	915	4000	/	/	/
PA	0,807455	0,865574	/	/	0,82075	/
Kappa	/	/	/	/	/	0,569862

Klasa travnjaci je ostvarila klasifikacijsku točnost mjerenu kroz PA vrijednost od 0,865, a klasa ostalo vrijednost od 0,807 (Tablica 56.). UA mjera za klasu travnjaci iznosi 0,571, dok za klasu ostalo UA iznosi 0,952. Ukupna klasifikacijska točnost izražena mjerom OA iznosi 0,820. Kappa koeficijent iznosi 0,569.

Tablica 57. Matrica konfuzije s PA, UA, OA i KC vrijednostima za set od 100 % uzoraka, klasu trstika, SVM klasifikator s postavkom 0 za parametar maksimalnog broja uzoraka po klasi

Klase	Ostalo	Trstika	Ukupno	UA	OA	Kappa
Ostalo	3899	227	4126	0,944983	/	/
Trstika	42	432	474	0,911392	/	/
Ukupno	3941	659	4600	/	/	/
PA	0,989343	0,655539	/	/	0,941522	/
Kappa	/	/	/	/	/	0,730242

Za klasu trstika PA mjera iznosi 0,655, a za klasu ostalo 0,989 (Tablica 57.). Mjera UA za klasu trstika iznosi 0,911, a za klasu ostalo 0,994. Ukupna točnost klase trstika iznosi 0,941, a Kappa koeficijent 0,730.

Tablica 58. Matrica konfuzije s PA, UA, OA i KC vrijednostima za set od 100 % uzoraka, klasu krš, SVM klasifikator s postavkom 0 za parametar maksimalnog broja uzoraka po klasi

Klase	Ostalo	Krš	Ukupno	UA	OA	Kappa
Ostalo	1607	551	2158	0,744671	/	/
Krš	221	1621	1842	0,880022	/	/
Ukupno	1828	2172	4000	/	/	/
PA	0,879103	0,746317	/	/	0,807	/
Kappa	/	/	/	/	/	0,616605

PA za klasu krš iznosi 0,746, a za klasu ostalo 0,879 (Tablica 58.). UA vrijednost za klasu krš iznosi 0,880 dok za klasu ostalo iznosi 0,744. Ukupna točnost klasifikacije klase krš kroz mjeru OA iznosi 0,807. Kappa koeficijent iznosi 0,616.

Najnižu točnost su ostvarile redom sljedeće klase: zelene ograde (OA 0,952, Kappa koeficijent 0,078), uski put (OA 0,636, Kappa koeficijent 0,267) i travnjaci (OA 0,820, Kappa koeficijent 0,569.). Klase uski put i zelene ograde su linijskog tipa, neujednačene i male širine. Klasa uski put reprezentira geoobjekte izgrađene od prirodnih materijala dok klasa široki put reprezentira geoobjekte od asfalta i betona. Obje se nalaze u različitim okruženjima, graniče s različitim klasama i tvore različite vrste kontrasta jer su distribuirane na cijelom području analize. Klasa travnjaci predstavlja teksturalno heterogen fenomen što je povezano s lokalnom kvalitetom ograđenog zemljišta (ograde su lokalno ispresječene površinskim stijenama ili antropogenim tvorevinama poput kamenih gomila od vapnenca).

Klasifikacija je izvršena SVM algoritmom kojeg se, na temelju testiranja klasifikacijskih shema u različitim klasifikacijskim problemima, može smatrati najboljim klasifikatorom integriranim u ArcMap za rad s velikim brojem klasa.

Više vrijednosti točnosti su ostvarile sljedeće klase: krš (OA 0,807, Kappa koeficijent 0,616), objekti (OA 0,860, Kappa koeficijent 0,705), šuma (OA 0,872, Kappa koeficijent 0,711), široki put (OA 0,860, Kappa koeficijent 0,723), trstika (OA 0,941, Kappa koeficijent 0,730), voda (OA 0,995, Kappa koeficijent 0,997). Primjetno je da su visoke vrijednosti u točnosti ostvarile ili potpuno prirodne klase kao što su šume, trstika, voda ili potpuno umjetne klase kao što su objekti i široki put. Prema ostvarenoj točnosti, granična klasa krš, koja je kao i klase koje su ostvarile nisku klasifikacijsku točnost, teksturalno i spektralno heterogena. Ujedno predstavlja matricu cijelog krajolika Općine Poveljana i graniči sa svim drugim klasama koje su izdvojene GEOBIA metodom.

Procjena točnosti GEOBIA modela Općine Poveljana od ukupno 10 klasa, prema mjeri ukupne točnosti OA iznosi 0,772 (Tablica 59.). Kappa koeficijent modela Općine Poveljana iznosi 0,636. OA ukazuje na model dobre točnosti dok KC na model loše točnosti. Na vrijednosti OA i Kappa koeficijenta su negativno utjecale vrijednosti ostvarene za klase: uski put (PA 0,135) i suhozidi (PA 0,586). Klase objekti, široki put, krš i travnjaci su ostvarile vrijednosti PA mjere iznad 0,7. Sve ostale klase (šume, zelene ograde, voda, trstika) su ostvarile vrijednosti PA mjere iznad 0,9. Izrazito niske vrijednosti UA mjere su ostvarile klase uski put (0,089), zelene ograde (0,185), suhozidi (0,306), široki put (0,381) i trstika (0,489). Više vrijednosti mjere UA su ostvarile klase objekti (0,656) i travnjaci (0,724). Izrazito visoke vrijednosti UA mjere su ostvarile samo klase šume (0,906), krš (0,906) i voda (0,940).

Razvidan je negativan utjecaj velikog broja klasa na ukupnu točnost GEOBIA modela. Prema UA mjeri, izrazito nisku vrijednost su ostvarile klase koje karakterizira morfološka, teksturalna i spektralna heterogenost (klase uski put, zelene ograde i suhozidi). Budući da su klase uski put i suhozidi distribuirane na cijelom području istraživanja, često su u susjedstvu niske spektralne varijabilnosti između klasa. U takvom slučaju segmenti su klasificirani u klase koje su više zastupljene u rasteru. Kao primjer se mogu istaknuti klasificirani modeli suhozida koji su isprekidani, a prekidi su klasificirani u klasu krš. Visoke vrijednosti UA mjere su ostvarile samo klase koje se mogu opisati kao potpuno "prirodne" (voda), a srednje vrijednosti su ostvarile klase koje možemo opisati kao "umjetne", primjerice, klasa objekti. Klase voda i objekti su vrlo lokalne distribucije u rasteru što je čini se, pozitivno utjecalo na točnu klasifikaciju.

GEOBIA model Općine Poveljana je izrađen od ukupno 10 klasa različite hijerarhije na površini od oko 40 km² na MS WV-2 2016 modelu prostorne rezolucije od 1 m. Klase koje su ostvarile niže vrijednosti klasifikacijske točnosti ukazuju na važnu problematiku koja se tiče definiranja klasa jer je visoka spektralna varijabilnost klase kao i niska spektralna varijabilnost između klasa u negativnoj korelaciji s klasifikacijskom točnosti (Kim i dr., 2011; Kucharczyk i dr., 2020). Doduše, loša klasifikacijska točnost pojedinih klasa ukazuje da karakteristike klasa nisu dovoljno dobro prevedene u parametre alata (Arvor i dr., 2013). Nadalje, za heterogene klase je potrebno osigurati veću veličinu uzoraka (Rodriguez-Galiano i dr., 2012), što bi navedenim klasama načelno povećalo točnost. Stoga, za ostvarivanje boljih klasifikacijskih rezultata je potrebno osigurati kvalitetne uzorke sukladno svakoj klasi jer je ustanovljena

pozitivna povezanost između klasifikacijske točnosti i kvalitete testnih uzoraka (Myburgh i Van Niekerk, 2014; Millard i Richardson, 2015; Maxwell i dr., 2018; 2019; Kucharczyk i dr., 2020). Deset klasa za nadziranu klasifikaciju predstavlja značajan broj koji nužno negativno utječe na ukupnu točnost modela. Utvrđeno da postoji negativna korelacija između broja klasa i klasifikacijske točnosti (Millard i Richardson., 2015; Thinh i dr., 2019; Ma i dr., 2017). Nadalje, klasifikacijska točnost je povezana s kvalitetom segmentacije (Liu i Xia, 2010), a na kvalitetu segmentacije utječe obrada snimka (Lübker i Schaab, 2008) što se odnosi na izoštravanje i geometrijsku korekciju koje su lančano mogle pridonijeti visini ostvarene klasifikacijske točnosti. Klasifikacija IV. sheme je izvedena korištenjem seta od 100 % uzoraka sa SVM klasifikatorom. SVM klasifikator je odabran na temelju rezultata ostvarenih u prethodnim klasifikacijskim shemama, ali i zbog karakteristike da ostvaruje više vrijednosti klasifikacijske točnosti (Ma i dr., 2017), dok bi klasifikacija s RT i MLC klasifikatorima (integriranim u ArcMap softver) ostvarila još niže vrijednosti.

Za izradu GEOBIA modela je potrebno uspostaviti jasan odnos između ciljanih klasa, hijerarhije klasa i kvalitete snimka te sukladno tome utvrditi mogućnosti izvođenja slikovnih analiza na određenim podacima. Rezultati IV. klasifikacijske sheme ukazuju na preduvjete koji se moraju ispuniti kako bi se nadziranom klasifikacijom izradio model visoke točnosti. Suhozidi su zahtjevna klasa za izdvajanje GEOBIA metodom posebno u spektralno homogenom krajoliku. Za izradu modela suhozida veće točnosti je potrebno osigurati podatke bolje prostorne rezolucije, u analizu uključiti digitalni model površine visoke prostorne rezolucije te na temelju morfometrijskih parametara provesti GEOBIA analizu.

Kvaliteta izrađenog GEOBIA modela nije u skladu s potrebama i standardima u arheologiji i sektoru zaštite kulturnih dobara te na ovoj razini istraživanja ne može zamijeniti vizualnu interpretaciju i ručnu vektorizaciju. Međutim, rezultati istraživanja mogu služiti kao smjernice za buduća istraživanja. Vizualna interpretacija i ručna vektorizacija će u sektoru zaštite kulturnih dobara još neko vrijeme ostati dominantna metoda za analizu podataka prikupljenih daljinskim istraživanjima. Kako bi se slikovne analize implementirale u sektor zaštite kulturnih dobara potrebno je testirati objektno orijentirane analize na drugim vrstama podataka, u drugim softverima pomoću strojnog učenja, dubinskog učenja, CNN-a što bi zasigurno omogućilo izradu modela veće točnosti.

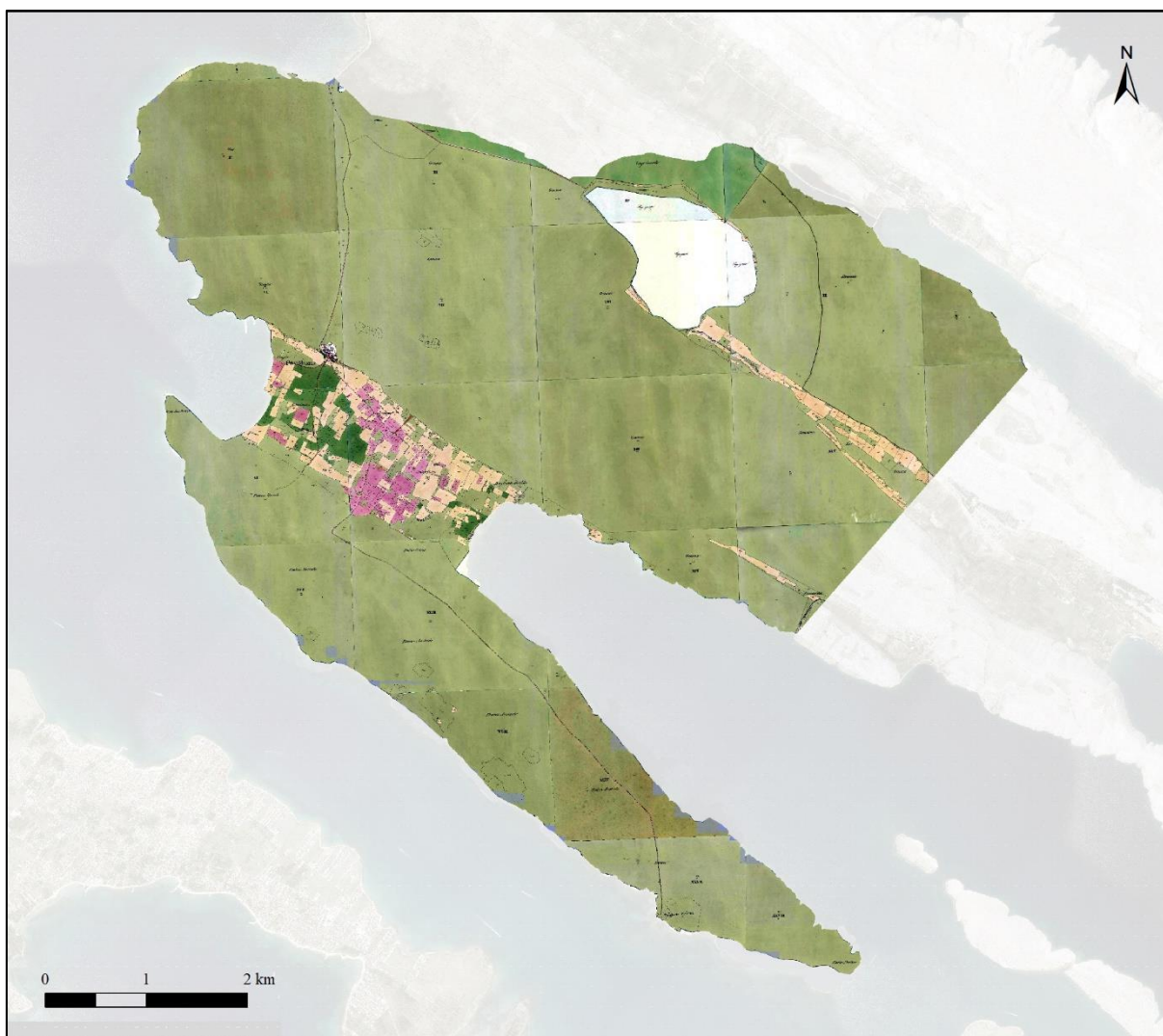
Tablica 59. Matrica konfuzije s PA, UA, OA i KC vrijednostima za set od 100 % uzoraka za SVM klasifikator s postavkom 0 za parametar maksimalnog broja uzoraka po klasi za GEOBIA model Općine Poveljana od 10 klasa

Klasa	Suhozidi	Objekti	Široki put	Uski put	Šume	Zelene ograde	Voda	Travnjaci	Krš	Trstika	Ukupno	UA	OA	Kappa
Suhozidi	122	1	1	3	0	0	0	167	95	0	398	0,306533	/	/
Objekti	0	21	1	0	0	0	0	1	8	0	32	0,65625	/	/
Široki put	1	4	45	3	0	0	0	4	54	0	118	0,381356	/	/
Uski put	0	0	3	5	0	0	0	9	38	0	56	0,089286	/	/
Šume	0	0	1	1	165	0	0	2	8	1	182	0,906593	/	/
Zelene ograde	0	0	0	1	0	10	0	2	0	0	54	0,185185	/	/
Voda	0	0	0	0	0	0	189	0	11	1	201	0,940299	/	/
Travnjaci	75	0	3	8	0	1	0	2333	738	1	3219	0,724759	/	/
Krš	10	3	7	15	1	0	0	287	3176	0	3503	0,906651	/	/
Trstika	0	0	0	1	0	0	2	9	71	116	237	0,489451	/	/
Ukupno	208	29	61	37	166	11	191	2814	4199	119	8000	/	/	/
PA	0,586538	0,724138	0,737705	0,135135	0,993976	0,909091	0,989529	0,829069	0,756371	0,97479	/	/	0,77275	/
Kappa	/	/	/	/	/	/	/	/	/	/	/	/	/	0,636784

4.3. Retrogresivna i morfološka analiza

4.3.1. Harmonizirani model Franciskanskog katastra

Model povijesnog katastra Općine Povljana iz razdoblja Austrijskog Carstva je rektificiran u službenoj projekciji RH (HTRS96/TM). Izvršena je vizualna procjena usklađenosti katastra s referentnim modelom. Najbolja usklađenost je postignuta s rektifikacijskim algoritmom *Adjust* koji je osigurao lokalnu točnost veznih točaka (Slika 74.). U procjeni rektifikacije povijesnih kartografskih izvora nije smisleno koristiti RMSE mjeru (Affek, 2013) jer se ne može očekivati postizanje potpune usklađenosti zbog tehnoloških razlika pri izmjeri i izradi karata u prošlosti (Favretto, 2012).



Slika 74. Harmonizirani model Franciskanskog katastra iz 1828. godine za Općinu Povljana

Potpunu geometrijsku usklađenost povijesnog katastra sa suvremenim kartama nije moguće ostvariti zbog nedovoljnog broja homolognih točaka koje su uz to i neujednačene prostorne distribucije. Loša distribucija veznih točaka uzrokuje lomove snimka. Preko povijesnog katastra se prikupljaju kronološki atributi za relativnu dataciju vektorskih modela izabranih klasa. Horizontalna odstupanja modela u vrijednosti od nekoliko metara omogućuju ručno prikupljanje atributa. Kronološki atributi se prikupljaju po principu evidencije prisutnosti elemenata na modelu povijesnog katastra.

Kronološki atributi su prikupljeni za klase: široki put, uski put, suhozidi, zelene ograde, objekti i gomile. Atribut 1828, koji označava Franciskanski katastar iz 1828. godine, nije dodjeljivan klasama zelene ograde i gomile (Tablica 60.) jer ne predstavljaju klasu u katastru (u katastru nije evidentirana vrsta međe). U pravilniku koji je normirao katastarsku izmjeru je izravno navedeno da se gomile ne ucrtavaju. Gomile pripadaju krčevinama i rezultat su antropogenog pospješivanja kvalitete zemljišta sa skeletnim tlom, a strukture nastale čišćenjem zemljišta ne predstavljaju međe između parcela. Dio suhozidnih konstrukcija nije ucrtan iz istog razloga. Klase široki put i uski put ne odgovaraju klasifikaciji prometnica prikazanih na katastru. Obje klase su tehničke klase vektorskih modela Općine Poveljana, a prometnicama ucrtanim na katastarskoj karti je dodijeljen atribut u modelu u kojem je prometnica vektorizirana.

Tablica 60. Vektorski modeli za klase krajolika Općine Poveljana i njihova prisutnost na Franciskanskom katastru iz 1828. godine

VM	Naziv	Franciskanski katastar 1828
VM1	Široki put	DA
VM2	Uski put	DA
VM3	Voda (stajaćice – blata)	/
VM4	Povremeni tok	/
VM5	Suhozidi	DA
VM6	Zelene ograde	NE
VM7	Objekti	DA
VM8	Poljoprivredni objekti	/
VM9	Gomile	NE
VM10	Lokve i bunari	/
VM11	Solana	/
VM12	Kulturna dobra	/
VM13	Šume	/
VM14	Krš	/
VM15	Fliš	/

4.3.2. Odabrani povijesni zračni snimci Državne geodetske uprave

Za područje Općine Poveljana u DGU su dostupni povijesni zračni snimci sljedećih godišta: 1959., 1967., 1972., 1977., 1997., 2004. i 2009. Godišta povijesnih zračnih snimaka za koja su izrađeni modeli su ispunili dva kriterija: 1. snimanjem je pokriveno cjelokupno područje istraživanja; 2. moguće je uspostaviti vremensku rezoluciju ujednačenog vremenskog raspona između različitih godišta snimanja. Svrha izrade modela povijesnih zračnih snimaka je praćenje procesa i utvrđivanje dinamike promjene elemenata krajolika.

Isporučeni podatci za godišta 1967., 1972., 2004. nisu obuhvatili cijelo područje Općine Poveljana stoga su isključeni iz daljnje obrade. Eliminacija navedenih godišta je omogućila lakše definiranje vremenske rezolucije za praćenje promjena krajolika. Preostala godišta povijesnih zračnih snimaka koja pokrivaju cijelo područje istraživanja su 1959., 1977., 1997. Vektorski modeli odabranih klasa Općine Poveljana za koje se prikupljaju kronološki atributi se temelje na DGU DOF2018 modelu. Podatci koji ispunjavaju kriterije za izradu modela su odredili vremensku rezoluciju koja je gotovo idealno pravilna i iznosi okvirno period od 20 godina (od 18 do 21 godinu) što je optimalna vremenska rezolucija za manifestaciju promjena u krajoliku dovoljno visokog intenziteta da ukazuju na procese koji oblikuju krajolik. Vremenska rezolucija je postavljena na interval od otprilike 20 godina: 1959. – 1977. godina – 18 godina; 1977. – 1997. godina – 20 godina; 1997. – 2018. godina – 21 godina (Tablica 61.).

Tablica 61. Isporučeni i odabrani povijesni zračni snimci Državne geodetske uprave s definiranom vremenskom rezolucijom

Godište	Broj snimaka	Pokrivenost područja	Izrađen model	Vremenska rezolucija
<u>1959.</u>	<u>10</u>	<u>da</u>	<u>da</u>	18
1967.	5	ne	ne	
1972.	4	ne	ne	
<u>1977.</u>	<u>6</u>	<u>da</u>	<u>da</u>	20
<u>1997.</u>	<u>18</u>	<u>da</u>	<u>da</u>	
2004.	38	ne	ne	21
2018.		/		

Tehničke karakteristike zračnih snimaka su osnovna obilježja dokumenata. Model kamere je nepoznat za snimke iz 1977. godine dok je za 1959. godinu dobivena pisana informacija od DGU. Svi snimci su crno-bijeli, a prostorna rezolucija je raspona od 0,5 do 0,8

m. Najstariji snimci su najbolje prostorne rezolucije. Različita prostorna rezolucija snimaka upućuje da su se predmetna snimanja provodila u različite svrhe. Tehničko izvješće, iz kojeg su vidljivi podaci o modelu kamere, visini leta, kvaliteti zračnih fotografija, dostavljeno je za 1997. godišće (Geofoto d.o.o., 1999) (Tablica 62. – 65.). Nedostatak podataka o projektima aerofotogrametrijskog snimanja iz razdoblja SFRJ se dominantno objašnjava namjenom snimanja za vojne potrebe (Domazetović, 2021; URL16). Nedostupnost podataka za arhivsku aerofotogrametrijsku građu je vjerojatno povezana s procesom digitalizacije, katalogizacije, izrade modela i sl., a čini se da za arhivsku građu ne postoji dovoljan interes javnosti stoga je digitalizacija ekonomski neisplativa.

Tablica 62. Tehničke specifikacije aerofotogrametrijskih snimaka 1959. godišta

Naziv datoteke	Šibenik, Senj 1959
Izvođač	nepoznato
Model kamere	SN Camera – RC8 343
Visina leta	nepoznato
Veličina snimka (pix)	15707 × 15673
Veličina snimka (mm)	314,14 × 313,46
Veličina piksela	1 × 0,5 m
Žarišna duljina	35
Rezolucija	0,5 m
Broj kanala	1

Tablica 63. Tehničke specifikacije aerofotogrametrijskih snimaka 1977. godišta

Naziv datoteke	Zadar, JNA 1977
Izvođač	JNA
Model kamere	nepoznato
Visina leta	3550 – 3650 m
Veličina snimka (pix)	12800 × 11776
Veličina snimka (mm)	255,98 × 235,51
Veličina piksela	0,8 × 0,8 m
Žarišna duljina	35 mm
Rezolucija	0,8 m
Broj kanala	1

Tablica 64. Tehničke specifikacije aerofotogrametrijskih snimaka 1997. godišta

Naziv projekta	CS RH Lika, Zadar, Šibenik, Split
Izvođač	Geofoto d.o.o.
Model kamere	Leica RC-20 15/4 UAGA-F
Visina leta	nepoznato
Veličina snimka (pix)	11222 × 11197
Veličina snimka (mm)	235,66 × 235,14
Veličina piksela	0,59 × 0,59 m
Žarišna duljina	35 mm
Rezolucija	0,59 m
Broj kanala	1

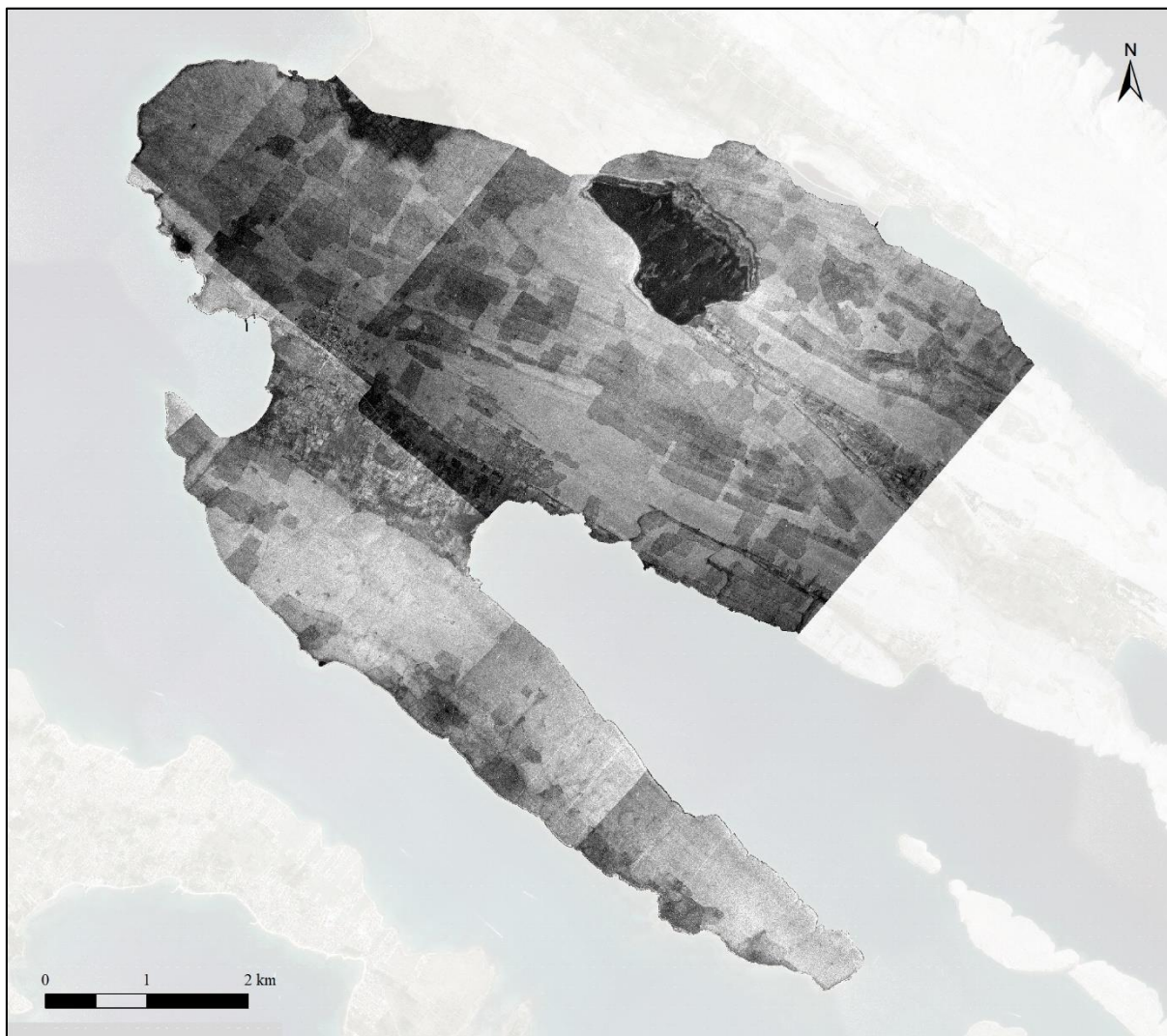
Tablica 65. Karakteristike zračnih snimaka izabranih za izradu DOF modela

ID	Godište	Broj snimaka	Focal length (mm)	Širina snimka (m)	Duljina snimka (m)
DOF1959	1959.	10	35	5595	5897
DOF1977	1977.	6	35	6685	7312
DOF1997	1997.	18	35	4649	4772

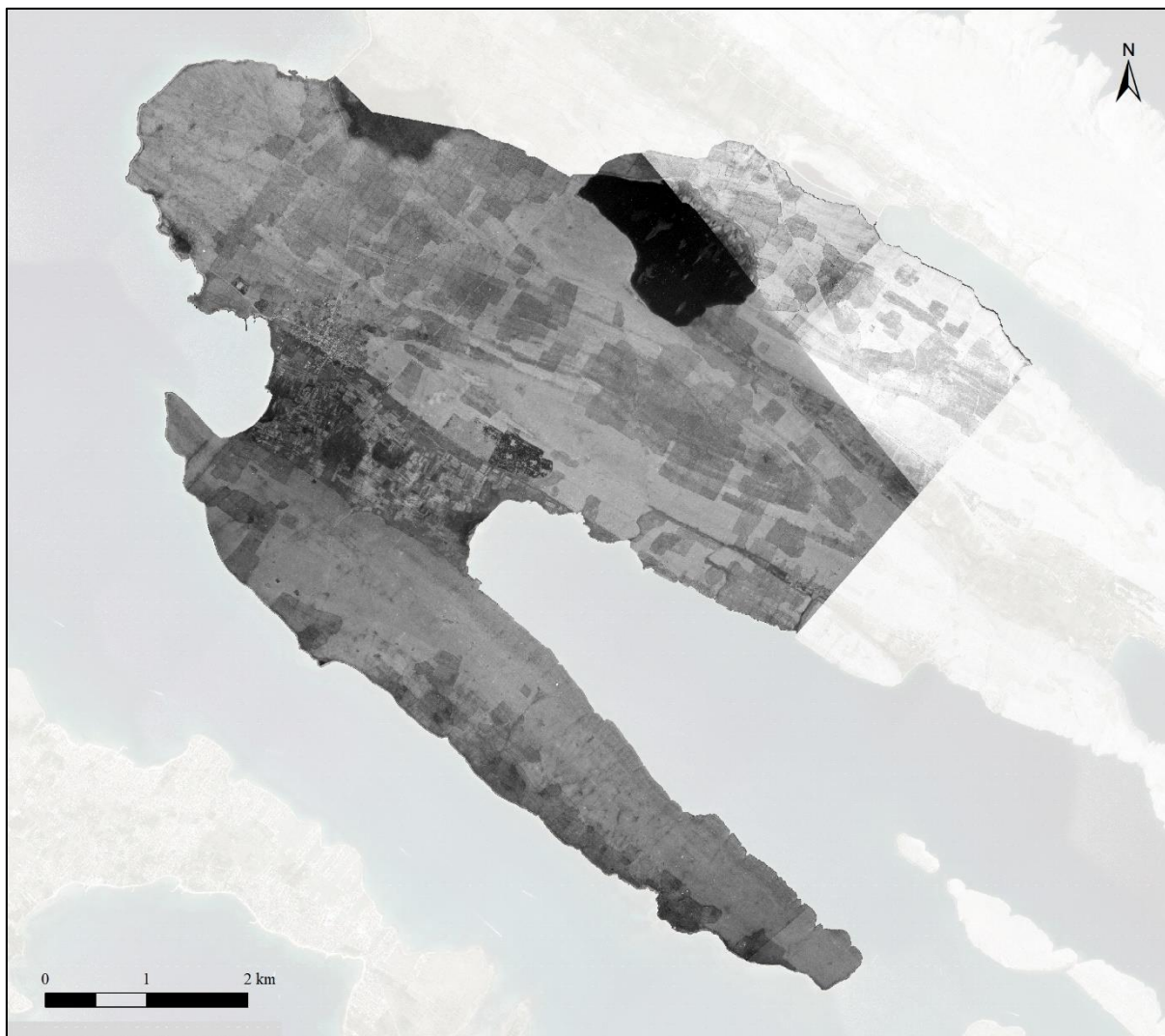
4.3.2.1. Harmonizirani modeli povijesnih zračnih snimaka Državne geodetske uprave

DGU modeli povijesnih zračnih snimaka 1959., 1977. i 1997. godišta (Slika 75. – 77.) su izrađeni testiranjem rektifikacijskih algoritama integriranih u ArcMap softver. Testirani su algoritmi Spline i Adjust. Izabrani su zbog karakteristike da osiguravaju lokalnu točnost ručno izabranih veznih točaka. Adjust je pokazao najbolje rezultate u rektifikaciji katastra Franciskanskog katastra i WV-2 MS modela. Upravo je algoritam *Adjust* osigurao potpunu lokalnu usklađenost veznih točaka. Zbog promjena u krajoliku i malog broja homolognih točaka između različitih godišta povijesnih zračnih snimaka i različite tehnologije koja je korištena u provođenju aerofotogrametrijskih snimanja tijekom prošlosti, nije očekivano postizanje apsolutne geometrijske usklađenosti sa suvremenim kartama (Cléry i dr., 2014; Kim, 2018; Pinto i dr., 2019; Persia i dr., 2020; Craciun i Le Bris, 2022). Modeli povijesnih zračnih snimaka 1959., 1977. i 1997. godišta rektificirani su algoritmom Adjust kako bi se osigurala lokalna usklađenost izabranih točaka. Svrha izrade modela povijesnih zračnih snimaka je pridavanje kronoloških atributa evidentiranjem prisutnosti elemenata odabranih klasa. Nije nužno osigurati potpunu horizontalnu usklađenost izrađenih modela za izabrana godišta jer je ručno prikupljanje atributa moguće i uz prisutnost većih horizontalnih odstupanja.

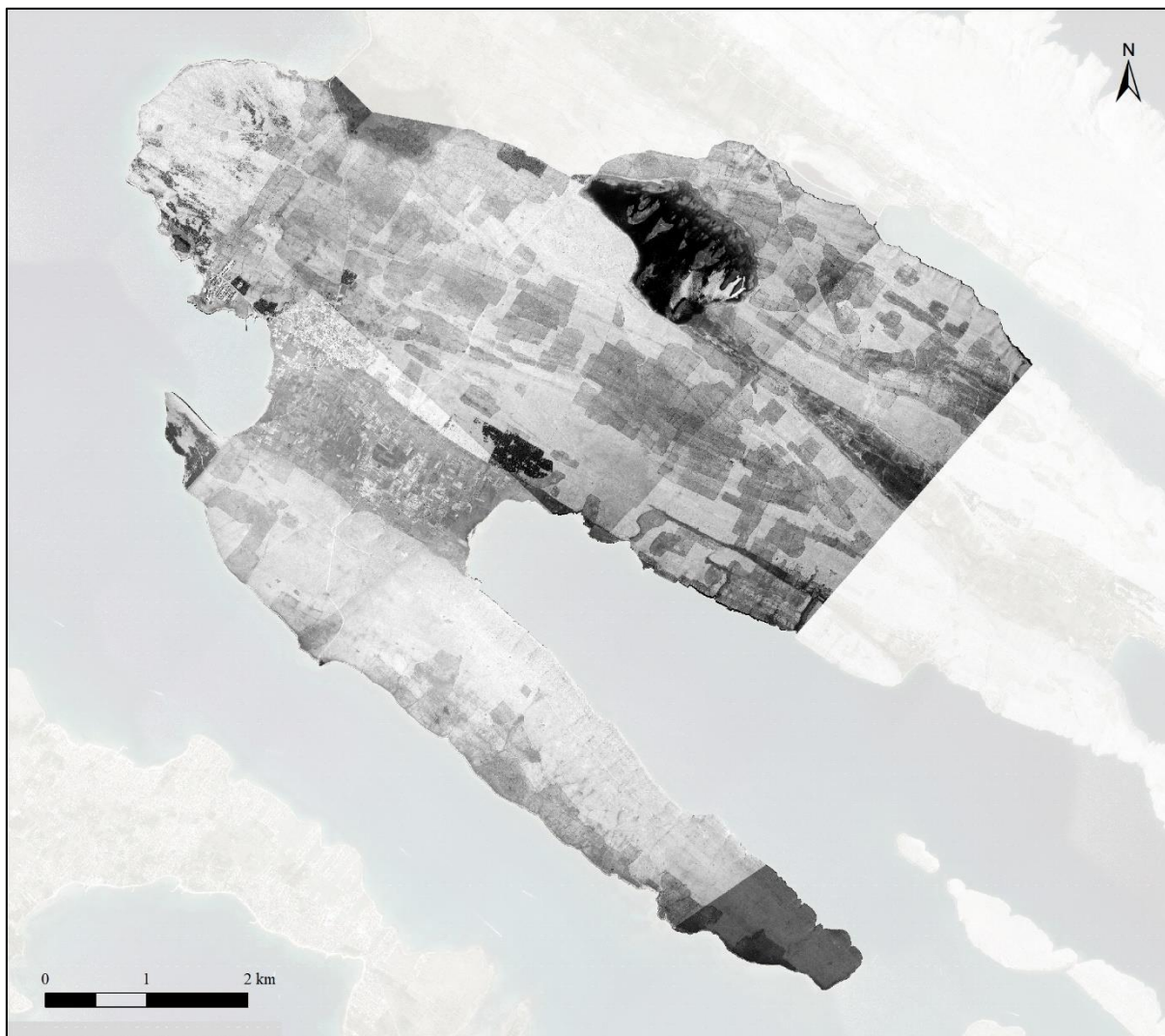
Atributi se prikupljaju za vektorske modele klasa: široki put, uski put, suhozidi, zelene ograde, objekti i gomile (Tablica 66.). Elementi odabranih klasa se mogu detektirati i identificirati na povijesnim zračnim snimkama te pratiti kroz definiranu vremensku rezoluciju.



Slika 75. Harmonizirani DGU DOF model povijesnih zračnih snimaka iz 1959. godine za Općinu Povljana



Slika 76. Harmonizirani DGU DOF model povijesnih zračnih snimaka iz 1977. godine za Općinu Poveljana



Slika 77. Harmonizirani DGU DOF model povijesnih zračnih snimaka iz 1997. godine za Općinu Poveljana

Tablica 66. Vektorski modeli klasa krajolika Općine Poveljana i njihova prisutnost na DGU
DOF modelima povijesnih zračnih snimaka

VM	Naziv	DOF1959	DOF1977	DOF1997	DOF2018
VM1	Široki put	DA	DA	DA	DA
VM2	Uski put	DA	DA	DA	DA
VM3	Voda (stajaćice – blata)	/			
VM4	Povremeni tok	/			
VM5	Suhozidi	DA	DA	DA	DA
VM6	Zelene ograde	DA	DA	DA	DA
VM7	Objekti	DA	DA	DA	DA
VM8	Poljoprivredni objekti	/			
VM9	Gomile	DA	DA	DA	DA
VM10	Lokve i bunari	/			
VM11	Solana	/			
VM12	Kulturna dobra	/			
VM13	Šume	/			
VM14	Krš	/			
VM15	Fliš	/			

4.3.3. Digitalizirana arheološka karta

Podatci na arheološkoj karti za Općinu Poveljana su kartirani geometrijom točke. Izrađena je prostorna baza podataka u kojoj su lokaliteti klasificirani prema tipu i dataciji. Tipovi lokaliteta na području Poveljane su: gomila, gradina, nizinsko naselje, *villa rustica*, solana, crkva. Kartirani lokaliteti potječu iz razdoblja prapovijesti, antike, srednjeg vijeka, nepoznatog razdoblja uz jedno višeperiodno naselje (Tablica 67., Slika 78.).

Tablica 67. Popis arheoloških lokaliteta na području Općine Poveljana (prema Oštarić i Kurilić, 2013)

ID	Toponim	Tip	Datacija
1	Rastovac	gomila	prapovijest
2	Obatnice	<i>villa rustica</i>	antika
3	Sv. Nikola	crkva	srednji vijek
4	Panos, Prutna	gomila	prapovijest
5	Čabrijanke	gomila	prapovijest
6	Bočina	gomila	prapovijest
7	Gusti lazi – Prutna	<i>villa rustica</i>	antika
8	Seline, Prutna	solana	srednji vijek
9	Seline, Prutna	gomila	prapovijest
10	Seline, Prutna	nizinsko naselje	višeperiodno
11	Seline, Prutna	<i>villa rustica</i>	antika
12	Seline, Prutna	gomila	prapovijest
13	Rajkovac, Seline – Prutna	<i>villa rustica</i>	antika
14	Visoke drače	gomila	prapovijest
15	Veliki Vraninac	gomila	prapovijest
16	Sv. Martin	crkva	višeslojno
17	Gomilica	gomila	prapovijest
18	Rt Zminka, Punta Zminka	gomila	prapovijest
19	Glavice (Ljubljina), Stara Poveljana	nizinsko naselje	srednji vijek
20	Glavice (Ljubljina), Stara Poveljana	nizinsko naselje	prapovijest
21	Glavice (Ljubljina), Stara Poveljana	gomila	prapovijest
22	Pusta Greda (Pustograd)	gradina	prapovijest
23	Pustograd (Pusta greda)	gomila	prapovijest
24	Tasnice	gomila	prapovijest
25	Tasnice	nizinsko naselje	prapovijest
26	Tasnice	gomila	nepoznato
27	Crnokladje	gomila	prapovijest
28	Japaga	gomila	prapovijest
29	Maleščica	gomila	prapovijest
30	Bartul	gomila	prapovijest
31	Stipaničevica	gomila	prapovijest
33	Grbina	kapelica	moderno doba



Slika 78. Kartirani arheološki lokaliteti na području Općine Poveljana, klasificirani prema dataciji (prema Oštarić i Kurilić, 2013)

4.3.4. Rezultati retrogresivne i morfološke analize

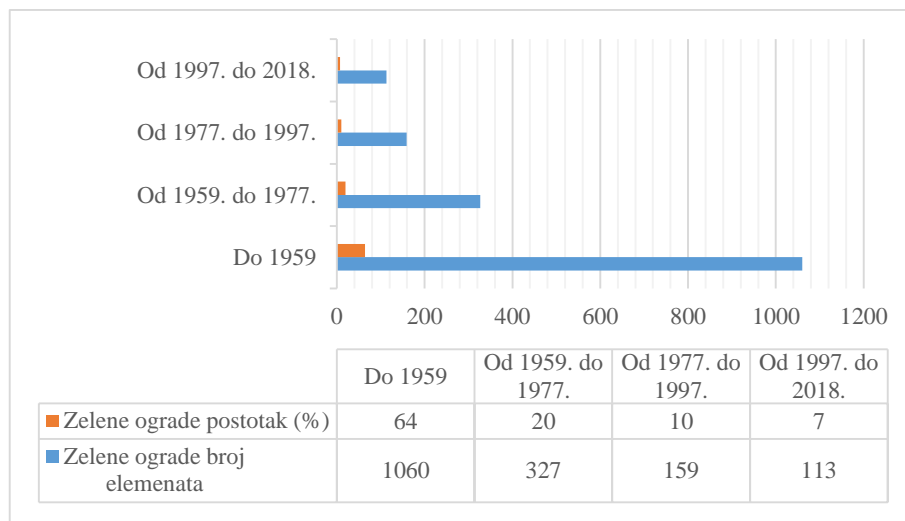
4.3.4.1. Čimbenici promjene krajolika

Na temelju kronoloških atributa prikupljenih na modelima povijesnih kartografskih izvora: Franciskanskog katastra iz 1828. godine, DGU DOF1959, DGU DOF1977, DGU DOF1997 i DGU DOF2018, provedena je statistička analiza kojom se utvrđuju promjene u krajoliku u intervalu od 131 – 18 – 20 – 21 godinu za klase uski put, široki put, suhozidi, objekti, zelene ograde i gomile. Na klasi suhozidi je provedena dodatna analiza kao kombinacija retrogresivne i morfološke analize azimuta kao bitnog obilježja suhozidne arhitekture. Provedena je analiza frekvencije za utvrđivanje zastupljenosti odabranih klasa u definiranim

vremenskim intervalima. Time je utvrđena dinamika promjena u krajoliku te su identificirani čimbenici koji su oblikovali suvremeni krajolik.

Zelene ograde

Zelene ograde su dominantna vrsta međe u flišnim udolinama u Poveljani. Dinamika podizanja zelenih ograda može poslužiti kao indikator socio-ekonomskih odnosa. Na temelju statističke analize prikupljenih podataka uočljiva su dva trenda s obzirom na broj elemenata klase zelene ograde. Zelene ograde su intenzivno podizane u razdoblju do 1959. godine. U tom razdoblju je ta vrsta elementa zastupljena sa značajnih 64 %. Drugi trend koji je također vrlo očit je snažno i kontinuirano smanjenje prakse podizanja zelenih ograda u razdobljima nakon 1959. godine. Štoviše, trend smanjenja podizanja novih zelenih ograda je vrlo izražen i progresivan. Razdoblju između 1959. i 1977. godine pripada 20 % zelenih ograda, razdoblju od 1977. do 1997. godine 10 %, dok razdoblju od 1997. do 2018. godine pripada tek 7 % od ukupno podignutih zelenih ograda (Slika 79. – 80.). Progresivno opadanje zastupljenosti zelenih ograda ukazuje na procese napuštanja poljoprivrednog zemljišta. Usitnjeni poljoprivredni posjed je vrlo karakterističan za obalna i otočna područja i povezan je s nedostatkom obradivih površina. Podatci ukazuju da se nove zelene ograde u osnovi ne podižu. Podizanje zelenih ograda može ukazivati na dva suprotna procesa, na usitnjavanje poljoprivrednog zemljišta i okrupnjavanje posjeda, međutim, smanjenje broja zelenih ograda upućuju na procese deagrarizacije u Poveljani. Pokazatelji obrnutog procesa, procesa okrupnjavanja poljoprivrednog zemljišta, nisu utvrđeni. Napuštanje poljoprivrednog zemljišta se može razumjeti u kontekstu novih socio-ekonomskih odnosa koji nastaju razvojem turizma i usmjeravanja aktivnosti na zemljište smješteno uz obalu.



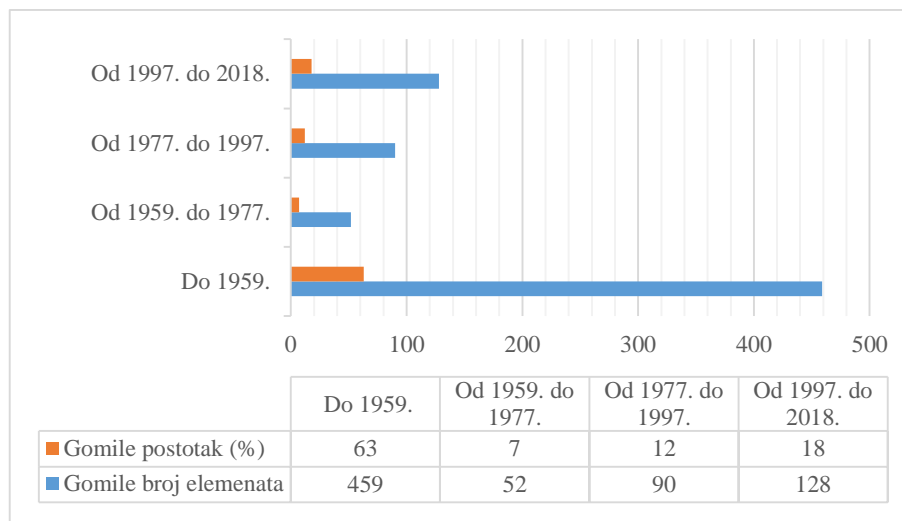
Slika 79. Zastupljenost elemenata klase zelene ograde prema referentnim razdobljima



Slika 80. Vektorski model zelenih ograda klasificiranih prema referentnim razdobljima

Gomile

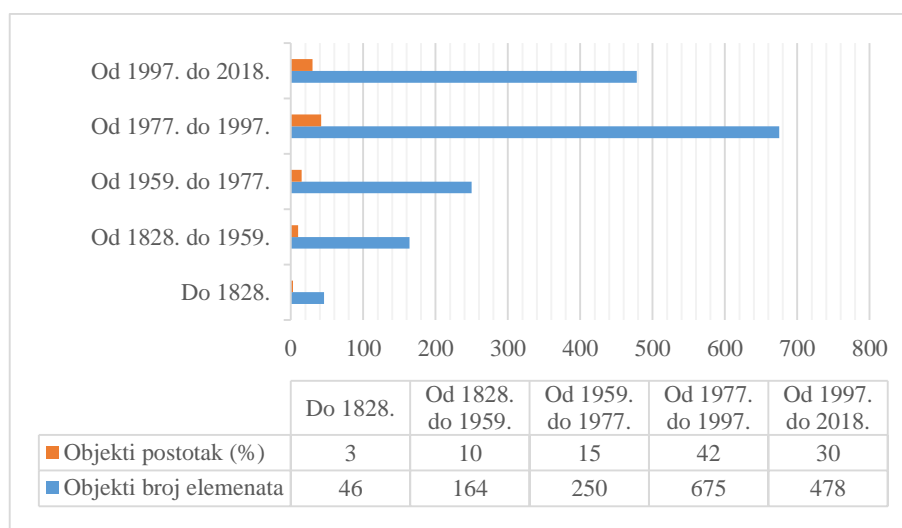
Gomile dominantno pripadaju tradicijskoj vernakularnoj suhozidnoj arhitekturi kao rezultat praksi ručnog čišćenja zemljišta čime se povećava kvaliteta tla. Analiza Većina gomila je nastala do 1959. godine. Zastupljenost gomila do te referentne godine je 63 %. Između 1959. i 1977. godine je izgrađeno svega 7 % gomila. Međutim, u sljedeća dva referentna razdoblja, između 1977. i 1997. te 1997. i 2018. godine zastupljenost gomila raste na 12 % i 18 %. Zastupljenost gomila do 1959. godine (63 %) je slična zastupljenosti zelenih ograda na području Poveljane. Međutim, trend koji slijedi nakon 1959. godine karakterizira postupna, ali jasno uočljiva tendencija rasta (nakon oštrog pada u razdoblju između 1959. i 1977. godine) (Slika 81.). Porast broja gomila u recentnom razdoblju, odnosno elemenata krajolika koji su vektorizirani i klasificirani kao gomile, se može objasniti raznolikošću tipova i funkcija takvih struktura i načinom njihova nastanka. Prisutne su kamene, kameno-zemljane i zemljane gomile koje su kao element distribuirane po čitavom krajoliku. Iako su gomile tradicijski povezane s poljoprivrednim aktivnostima, nastaju i kroz prakse krčenja zemljišta, rušenja suhozida i sl. Trend zastupljenosti gomila u referentnim razdobljima nije u skladu s trendovima koji su uočeni u analizi zastupljenosti zelenih ograda kao oblika indikatora poljoprivredne aktivnosti. To se može interpretirati na način da gomile u mlađim razdobljima ne reflektiraju poljoprivrednu aktivnosti. Prisutno je više tipova gomila koje nastaju aktivnostima koje ne pripadaju poljoprivrednim praksama. Porast broja najmlađih gomila se može pripisati aktivnostima uređenja zemljišta prilikom prenamjene poljoprivrednog u građevinsko zemljište kao i probijanja i širenja prometnica. Te aktivnosti se mogu povezati s izgradnjom objekata i širenjem naselja u okviru razvoja turizma.



Slika 81. Zastupljenost elemenata klase gomile prema referentnim razdobljima

Objekti

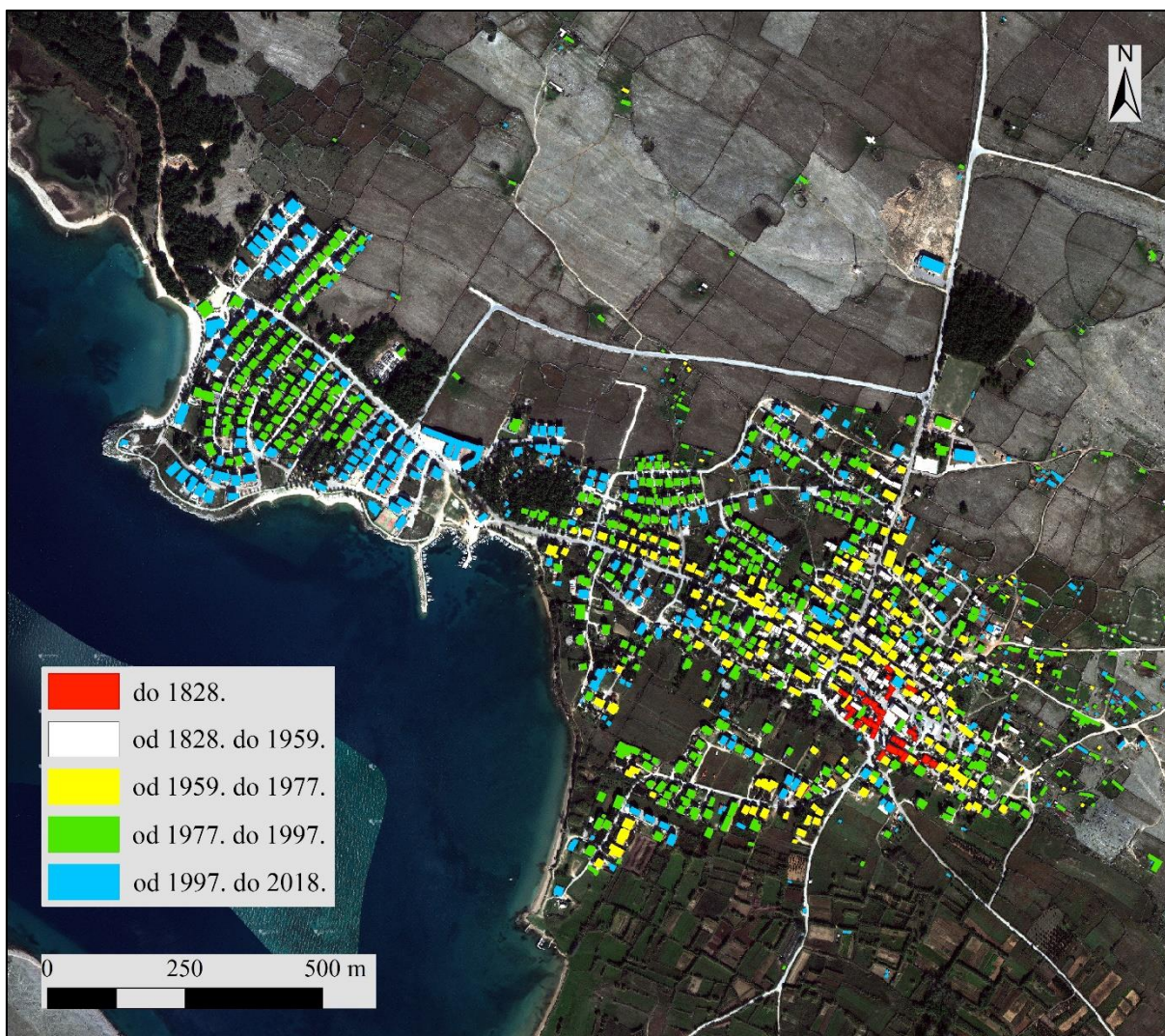
Zastupljenost objekata iz različitih razdoblja je povezana prije svega s problematikom sačuvanosti takvih struktura. Objekti su elementi naselja koji su podložniji promjenama. Unatoč tome što je manja vjerojatnost da će stariji objekti biti sačuvani, moguće je razlučiti određene trendove u izgradnji objekata.



Slika 82. Zastupljenost elemenata klase objekti prema referentnim razdobljima

U razdoblju do 1828. godine zabilježeno je tek 3 % od ukupnog broja objekata. Zastupljenost objekata iz tog referentnog razdoblja je svakako povezana i sa sačuvanosti. Međutim, kada se podaci o zastupljenosti objekata sagledaju u cjelini, jasno je uočljiv trend

konstantnog rasta broja objekata i zastupljenost objekata do 1997. godine. Taj rast je umjeren i postupan u referentnim razdobljima od 1828. do 1959. i od 1959. do 1977. godine kojima pripada 10 % i 15 % objekata. Izraziti rast udjela objekata je karakterističan za razdoblje između 1977. i 1997. godine kojem pripada čak 42 %. U posljednjem referentnom razdoblju od 1997. do 2018. godine je zabilježen njihov pad (30 %) (Slika 82. – 83.). Rast udjela objekata između 1977. i 1997. godine se može objasniti izgradnjom apartmanskih naselja u okviru razvoja turizma. Restriktivnija državna politika za izgradnju apartmana i objekata uz obalu se reflektira u silaznom trendu koji je zabilježen u najmlađem referentnom razdoblju. Iako je u recentnom razdoblju jasno vidljiv silazni trend i dalje se odvija proces izgradnje objekata, širenje naselja i sekundarna urbanizacija, samo je smanjenog intenziteta. Stoga se može tvrditi da je izgradnja objekata stabilizirana. Dio objekata pripada poljoprivrednim objektima vezanim za stočarstvo. Ovčarstvo je uz turizam jedna od osnovnih ekonomskih djelatnosti na području Poveljane. U objektima zastupljenim u posljednja dva referentna razdoblja su zastupljeni i poljoprivredni objekti koji se grade u okviru razvoja i modernizacije stočarstva.

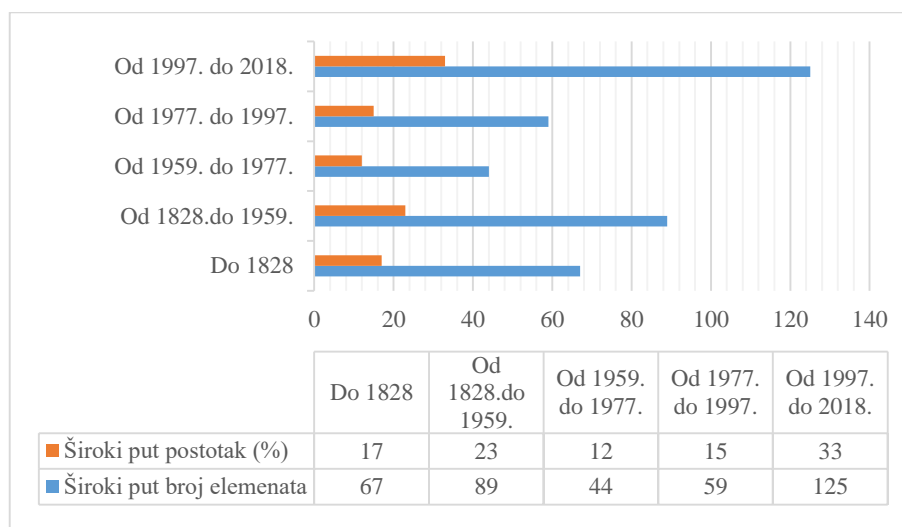


Slika 83. Vektorski model objekata klasificiran prema referentnim razdobljima

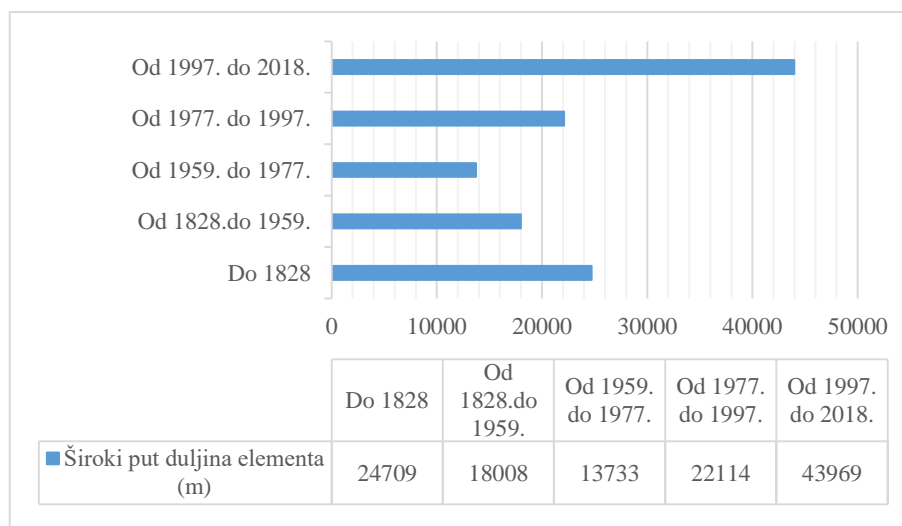
Široki put

Široki put je klasa koja reprezentira komunikacijsku mrežu u naselju i glavne komunikacije koje povezuju naselje Poveljana s drugim dijelovima otoka Paga. Kada se promotri zastupljenost elemenata klase široki put kroz referentna razdoblja, uočljiva je bimodalna distribucija. Prema duljini elemenata klase široki put i udjelu po duljini, najviše puteva nastaje u najstarijem i najmlađem razdoblju (do 1828. godine je zastupljeno 20 %, a između 1997. – 2018. 36 %). Prema istim pokazateljima, izgradnja elemenata klase široki put u razdoblju od 1828. pa sve do 1977. godine, je u opadanju nakon čega je prisutan uzlazni trend. U pretposljednem referentnom razdoblju taj element krajolika je zastupljen s 18 % da bi se u sljedećem, posljednjem referentnom razdoblju udvostručio (zastupljenost širokih puteva

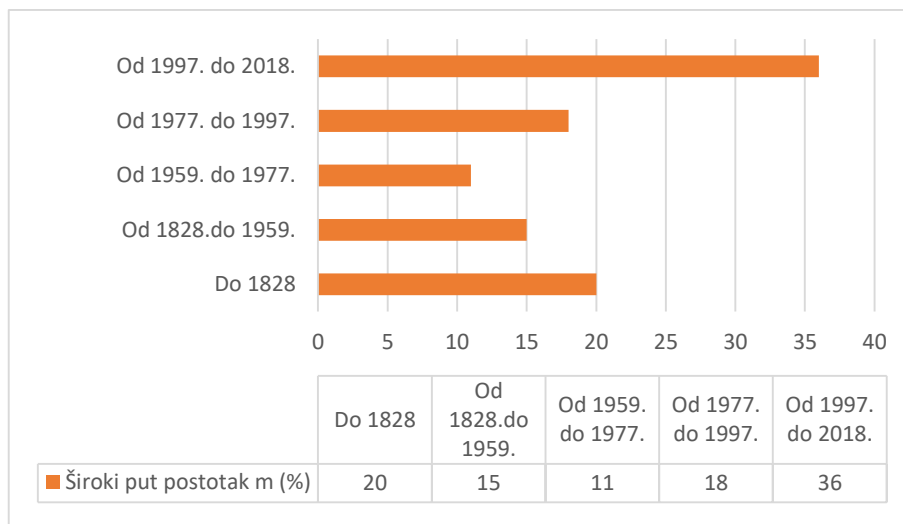
između 1997. i 2018. godine iznosi 36 %) (Slika 84. – 87.). Trend rasta, koji je prisutan od 1977. godine, rezultat je modernizacije i uređenja makadamskih komunikacija. To je izraženo na nenaseljenim područjima, područjima krških grebena na kojima se odvija ekonomska djelatnost stočarstva. Modernizacija makadama je provedena na području poluotoka Prutna, a budući da je riječ o zaštićenom krajoliku, postoji opasnost da je modernizacija infrastrukture preduvjet za početak sekundarne urbanizacije uslijed razvoja turizma.



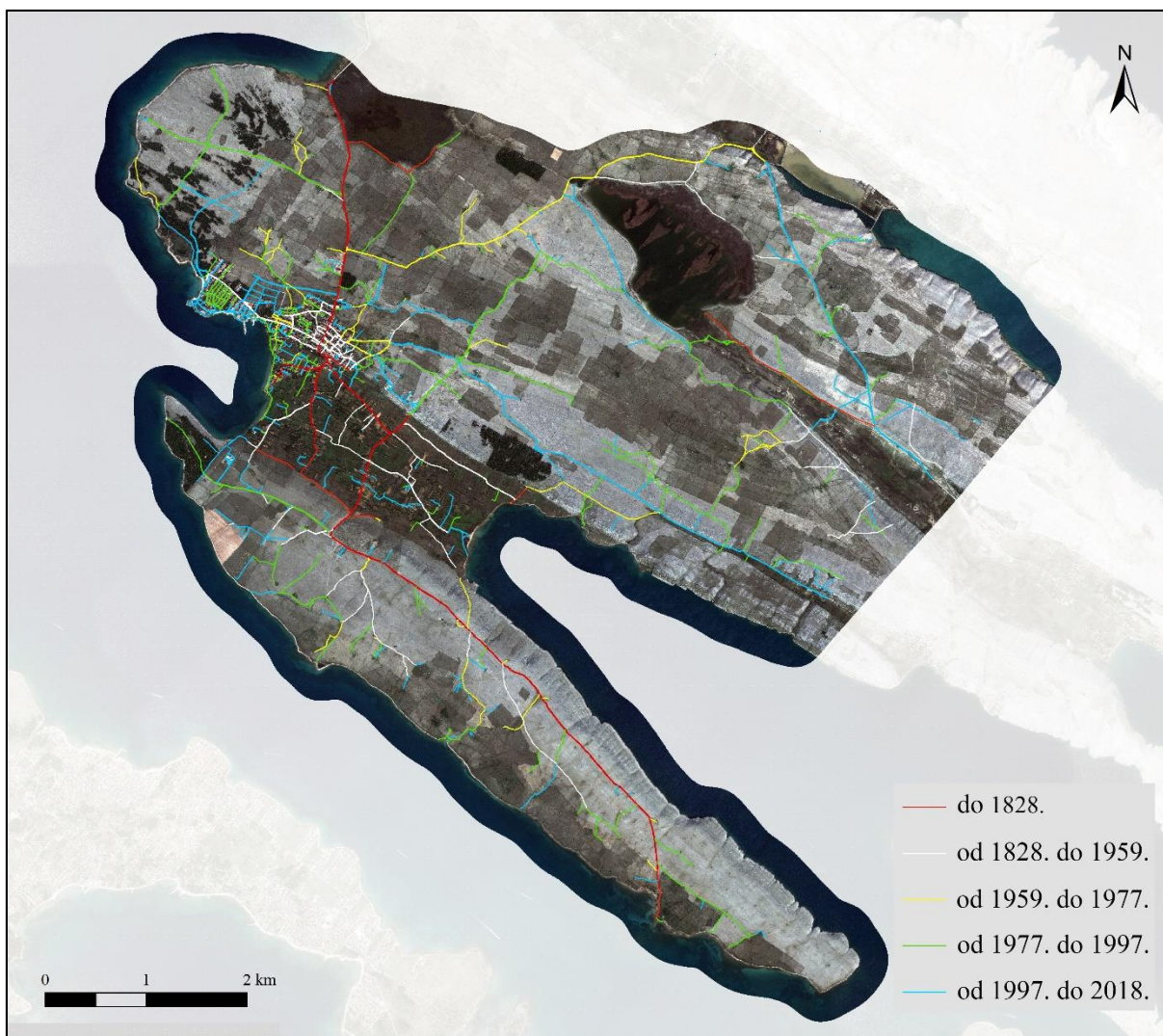
Slika 84. Zastupljenost elemenata klase široki put prema referentnim razdobljima



Slika 85. Zastupljenost elemenata klase široki put prema referentnim razdobljima



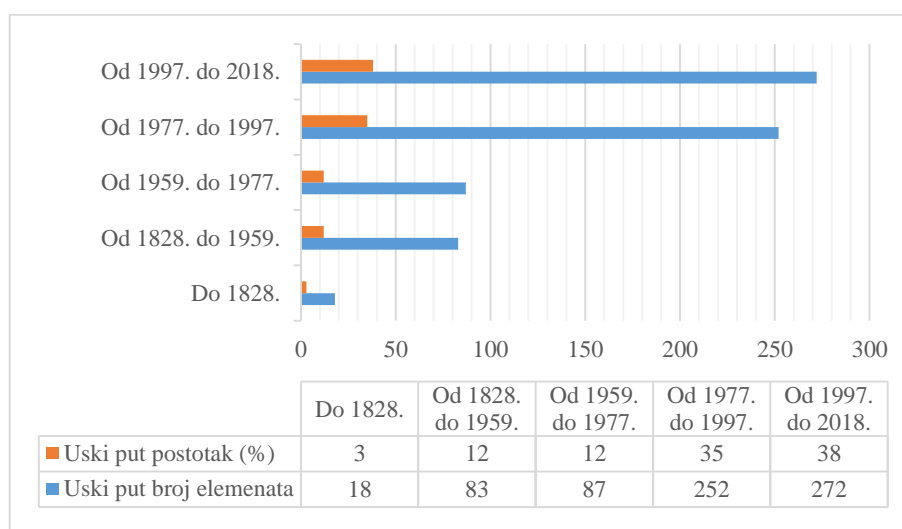
Slika 86. Zastupljenost elemenata klase široki put prema referentnim razdobljima



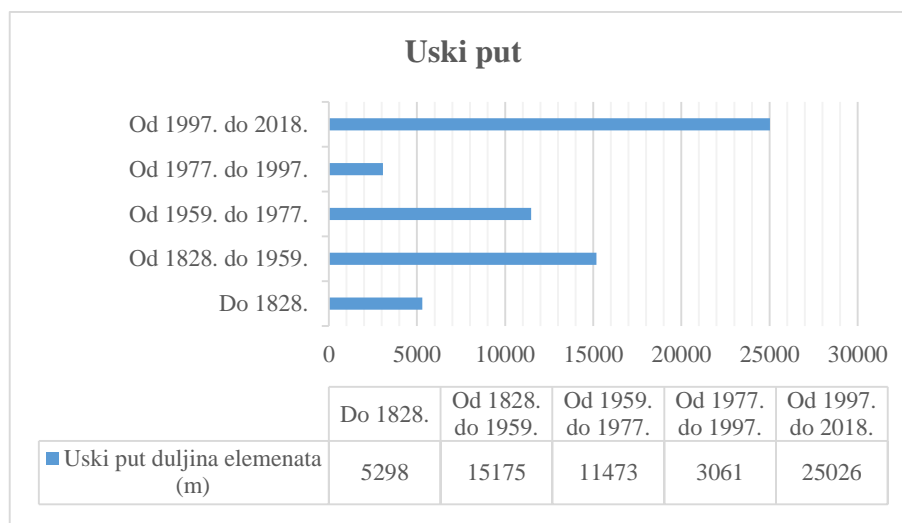
Slika 87. Vektorski model širokog i uskog puta klasificiran prema referentnim razdobljima

Uski put

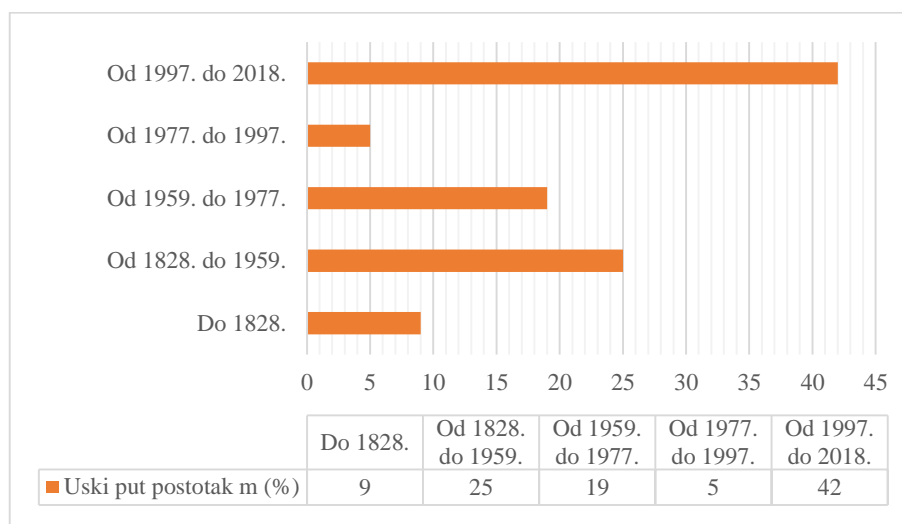
Elementi klase uski put, jednako kao i elementi klase široki put, pokazuju bimodalnu distribuciju kada se analiziraju kroz vremenska razdoblja pravilnih intervala. Ti elementi predstavljaju makadamsku mrežu prometnica, ali i kraće pristupne puteve prema gospodarskim imanjima. Jasno je izražen porast udjela elemenata klase uski put promotrenih kroz duljinu nakon 1828. godine kao i pravilno opadanje njihova udjela do 1997. godine. Aktivnosti na izgradnji prometnica na području Poveljane u tim razdobljima, koncentrirane su na izgradnju modernih prometnica koje su svrstane u klasu široki put. Izrazit rast udjela elemenata klase uski put je prisutan u posljednjem, najmlađem referentnom razdoblju kojem pripada čak 42 % elemenata (Slika 87. – 90.). Podatci za posljednje referentno razdoblje se odnose na izgradnju novih makadamskih prometnica na nenaseljenim područjima Općine Poveljana kao bolji oblik povezivanja prostora koji se koristi za stočarstvo, ali i stvaranje preduvjeta za sekundarnu urbanizaciju uslijed razvoja turizma.



Slika 88. Zastupljenost elemenata klase uski put prema referentnim razdobljima



Slika 89. Zastupljenost elemenata klase uski put prema referentnim razdobljima



Slika 90. Zastupljenost elemenata klase uski put prema referentnim razdobljima

4.3.4.2. Rezultati retrogresivne i morfološke analize suhozida – analiza azimuta

Suhozidi su jedan od najznačajnijih i najkarakterističnijih elemenata krških krajolika Primorske Hrvatske kao i opće obilježje mediteranskih krajolika. Značajan su oblikovni element Općine Poveljana. Tvore pravilnu suhozidnu mrežu duljine 441,4 km koja se može raščlaniti na elemente pravaca SZ-JI i SI-JZ. Pomoću *Polar Plots and Circular Statistics* ekstenzije za ArcMap softver, provedena je analiza azimuta suhozidnih elemenata. S obzirom na to da dva pravca dominantno karakteriziraju suhozidnu mrežu, pri analizi i vizualizaciji podataka, vrijednosti azimuta elemenata suhozida su grupirane u raspone vrijednosti po 45°

(klase $0^\circ - 45^\circ$, $46^\circ - 90^\circ$, $91^\circ - 135^\circ$, $136^\circ - 180^\circ$, $181^\circ - 225^\circ$, $226^\circ - 270^\circ$, $271^\circ - 315^\circ$, $316^\circ - 360^\circ$).

Prvom referentnom razdoblju (do 1828. godine) pripada udio od 7 % od ukupno danas sačuvanih suhozida na području Općine Poveljana. Tako niska zastupljenost suhozida ili ograđenih područja u privatnom vlasništvu se može objasniti socio-ekonomskim odnosima te malim brojem stanovnika tijekom prve polovice 19. st. Sljedećem referentnom razdoblju (od 1828. do 1959. godine) pripada gotovo 80 % svih suhozida. Taj trend ukazuje na formiranje novih socio-ekonomskih odnosa povezanih s formaliziranjem vlasništva nad zemljom kroz ograđivanje pašnjaka te intenzifikaciju stočarske proizvodnje. Nakon 1959. godine izgradnja suhozida izrazito opada jer udio elemenata iznosi 7 % (između 1959. – 1977. godine), 3 % (1977. – 1997. godine) i 0,8 % (1997. – 2018. godine) (Tablica 68.).

Podatci o broju suhozida korespondiraju s podacima o broju ovaca u Poveljani. Godine 1830. u Poveljani je bilo 1.400 ovaca (Prospetto generale, 1831) što kronološki odgovara prvom referentnom razdoblju. Godine 1896. je zabilježen broj od 2.210 ovaca (Općinski rječnik, 1908), 1960. godine ih je 3.230 (Popis poljoprivrede, 1963), a 2015. 3.321 ovaca (Upisnik poljoprivrednika, 2016). Broj ovaca raste od prvog referentnog razdoblja do 1960. godine (sto odgovara drugom referentnom razdoblju) nakon čega je broj ovaca stabilan. Kapacitet suhozidnih ograda koje su izgrađene do 1959. godine odgovara broju ovaca koje se i danas uzgajaju u Poveljani te se može tvrditi da je do drugog referentnog razdoblja dosegnut maksimalni kapacitet nosivosti pašnjaka i od tada je ekonomska grana stočarstva stabilna.

Od brojnih kvantitativnih podataka o suhozidima, kao značajni se ističu podatci o rasponu, srednjoj i minimalnoj dužini suhozida. Raspon je najviši za razdoblje do 1959. godine (525 m) nakon kojeg vrijednost raspona suhozida opada (269 m – 213 m – 149 m). Razdoblja do 1959. godine, kojima pripadaju najviše vrijednosti raspona suhozida, mogu se okarakterizirati kao razdoblja ograđivanja, uređivanja i formaliziranja vlasničkih odnosa u prostoru. Podatci upućuju na proces usitnjavanja, odnosno, pregrađivanja zemljišta suhozidima na postojećim parcelama. Srednja dužina suhozida ukazuje na pravilan trend smanjenja dužine suhozida od 1828. do 2018. godine s 52 m na 16 m. Podatci mjere srednje dužine suhozida jasno ukazuju na proces pregrađivanja, odnosno usitnjavanja posjeda. Indikativni su podatci o minimalnoj dužini suhozida čija se vrijednost kreće oko 1 m koja je gotovo pa postojana do 2018. godine. Takvi kratki suhozidi dominantno predstavljaju zaklone za pastire, sjenice za

ovce i druge suhozidne objekte povezane sa stočarstvom, a stabilnost njihove vrijednosti ukazuje na stabilnost stočarstva kao privredne grane.

Kada se promotre podatci o azimutima suhozida, u svim referentnim razdobljima su izrazito dominantno zastupljeni suhozidi pravca od $0^\circ - 45^\circ$ i $91^\circ - 135^\circ$ kojima pripada 33 % i 40 % suhozida. Preostali suhozidi su uglavnom pravca $46^\circ - 90^\circ$ (12 %) i $136^\circ - 180^\circ$ (9 %), dok drugim azimutima pripada neznatan broj suhozida. U referentnom razdoblju do 1828. godine 51 % suhozida je smjera $91^\circ - 135^\circ$, a 21 % smjera $0^\circ - 45^\circ$. Smjer $91^\circ - 135^\circ$ je u gotovo svim referentnim razdobljima više zastupljen od smjera $0^\circ - 45^\circ$. Obrnut trend je zabilježen u referentnim razdobljima od 1959. – 1977. i od 1997. – 2018. godine. Po prostornom rasporedu suhozida klasificiranih prema azimutu jasno je da je razdoblje do 1828. i do 1959. godine razdoblje uređivanja i formaliziranja vlasničkih odnosa ograđivanjem zemljišta. Razdoblje do 1828. godine se još može opisati kao period općeg uređivanja prostora te formiranja i razdvajanja funkcionalno-ekonomskih zona na području Općine Poveljana. Taj zaključak se temelji na podacima o izrazitoj zastupljenosti suhozida smjera $91^\circ - 135^\circ$ za koje je vidljivo da su izgrađeni na rubovima flišnih udolina i blata koje ograđuju. Takvim suhozidima je provedeno funkcionalno razdvajanje i zaštita poljoprivredne od stočarskih zona u krajoliku (razdvajanje i ograđivanje flišnih od krških zona). Od 1959. godine započinje proces usitnjavanja posjeda koji se reflektira i u zastupljenosti drugih smjerova suhozida, proces koji traje do 1997. godine (Tablica 69. – 70, Slika 91. – 94.).

Tablica 68. Suhozidi klasificirani prema referentnim razdobljima

Godina izgradnje	Srednja dužina (m)	Min. dužina (m)	Maks. dužina (m)	Raspon (m)	Broj elemenata	Ukupna dužina (m)	Postotak (%)
Do. 1828.	52,09	1,68	367,44	365,76	655	34117,36	7,73
1828. - 1959.	40,94	0,53	526,29	525,76	8621	352977,85	79,96
1959. - 1977.	22,97	0,78	269,79	269,01	1457	33468,75	7,58
1977. - 1997.	18,65	1,00	214,40	213,40	920	17160,61	3,89
1997. - 2018.	16,65	1,08	150,51	149,43	223	3712,65	0,84
Ukupno					11876	441437,21	100,00

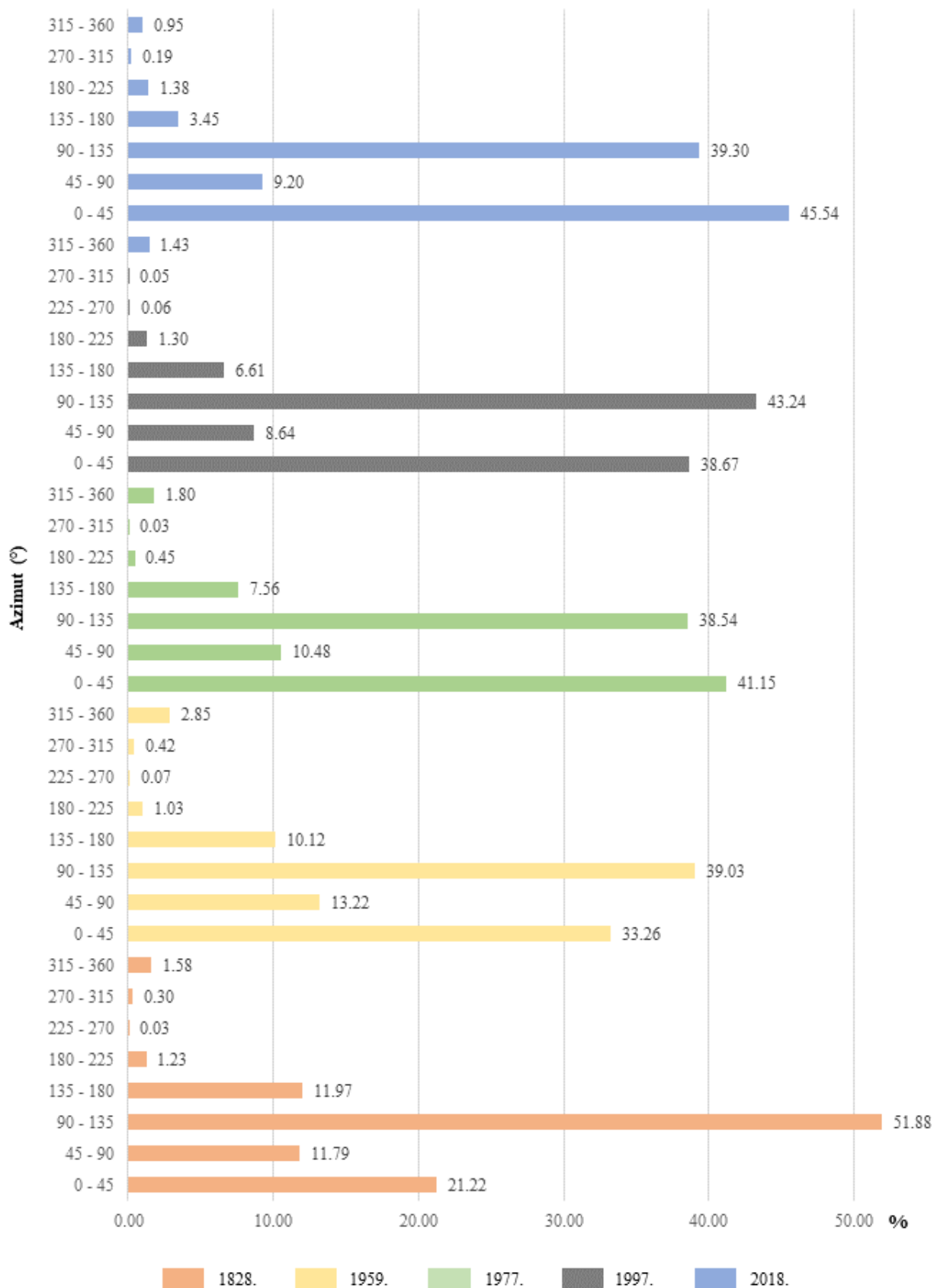
Tablica 69. Suhozidi klasificirani prema analizi azimuta

Azimut (°)	Srednja dužina (m)	Min. dužina (m)	Maks. dužina (m)	Raspon (m)	Broj elemenata	Ukupna dužina (m)	Postotak (%)
0 - 45	34,29	0,53	492,16	491,64	4280	146753,73	33,24
46 - 90	38,12	0,92	282,32	281,40	1469	56004,46	12,69
91 - 135	39,31	0,78	526,29	525,50	4509	177230,83	40,15
136 - 180	38,20	0,98	320,15	319,16	1141	43590,54	9,87
181 - 225	32,30	1,15	230,00	228,85	139	4489,72	1,02
226 - 270	31,77	0,65	157,35	156,70	9	285,94	0,06
271 - 315	53,40	1,41	288,60	287,19	30	1601,96	0,36
316 - 360	38,39	1,30	269,79	268,49	299	11480,02	2,60
Ukupno					11876	441437,21	100,00

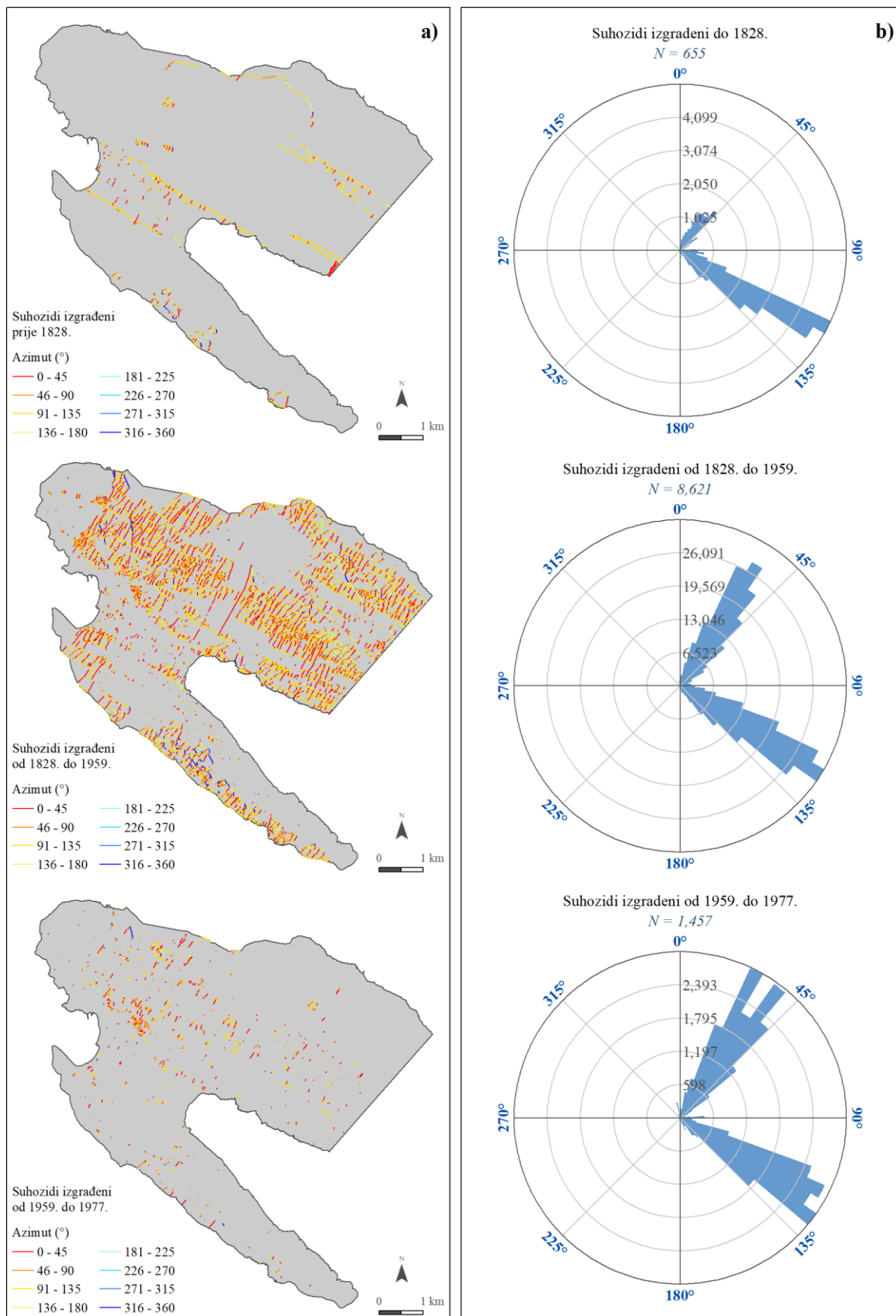
Tablica 70. Suhozidi klasificirani prema analizi azimuta i referentnim razdobljima

Azimut (°)	Godina	Sred. dužina (m)	Min. dužina (m)	Maks. dužina (m)	Raspon (m)	Broj elemenata	Ukupna dužina (m)	Postotak (%)
0 - 45	Do 1828.	41,36	1,68	367,44	365,76	175	7238,57	21,22
46 - 90	Do 1828.	47,87	2,92	282,32	279,39	84	4020,90	11,79
91 - 135	Do 1828.	59,80	3,05	359,33	356,28	296	17700,76	51,88
136 - 180	Do 1828.	56,70	2,13	184,29	182,16	72	4082,68	11,97
181 - 225	Do 1828.	52,49	4,09	218,37	214,28	8	419,95	1,23
226 - 270	Do 1828.	11,77	11,77	11,77	0,00	1	11,77	0,03
271 - 315	Do 1828.	51,50	38,22	64,77	26,55	2	102,99	0,30
316 - 360	Do 1828.	31,75	3,56	181,93	178,38	17	539,73	1,58
						655	34117,36	100,00
0 - 45	Do 1959.	38,26	0,53	492,16	491,64	3069	117417,51	33,26
46 - 90	Do 1959.	41,73	0,92	238,40	237,48	1118	46650,99	13,22
91 - 135	Do 1959.	42,89	1,00	526,29	525,28	3212	137750,83	39,03
136 - 180	Do 1959.	42,07	0,98	320,15	319,16	849	35717,45	10,12
181 - 225	Do 1959.	37,59	1,15	230,00	228,85	97	3646,43	1,03
226 - 270	Do 1959.	37,79	0,65	157,35	156,70	7	264,50	0,07
271 - 315	Do 1959.	64,10	1,41	288,60	287,19	23	1474,22	0,42
316 - 360	Do 1959.	40,88	1,30	204,18	202,88	246	10055,93	2,85
						8621	352977,85	100,00

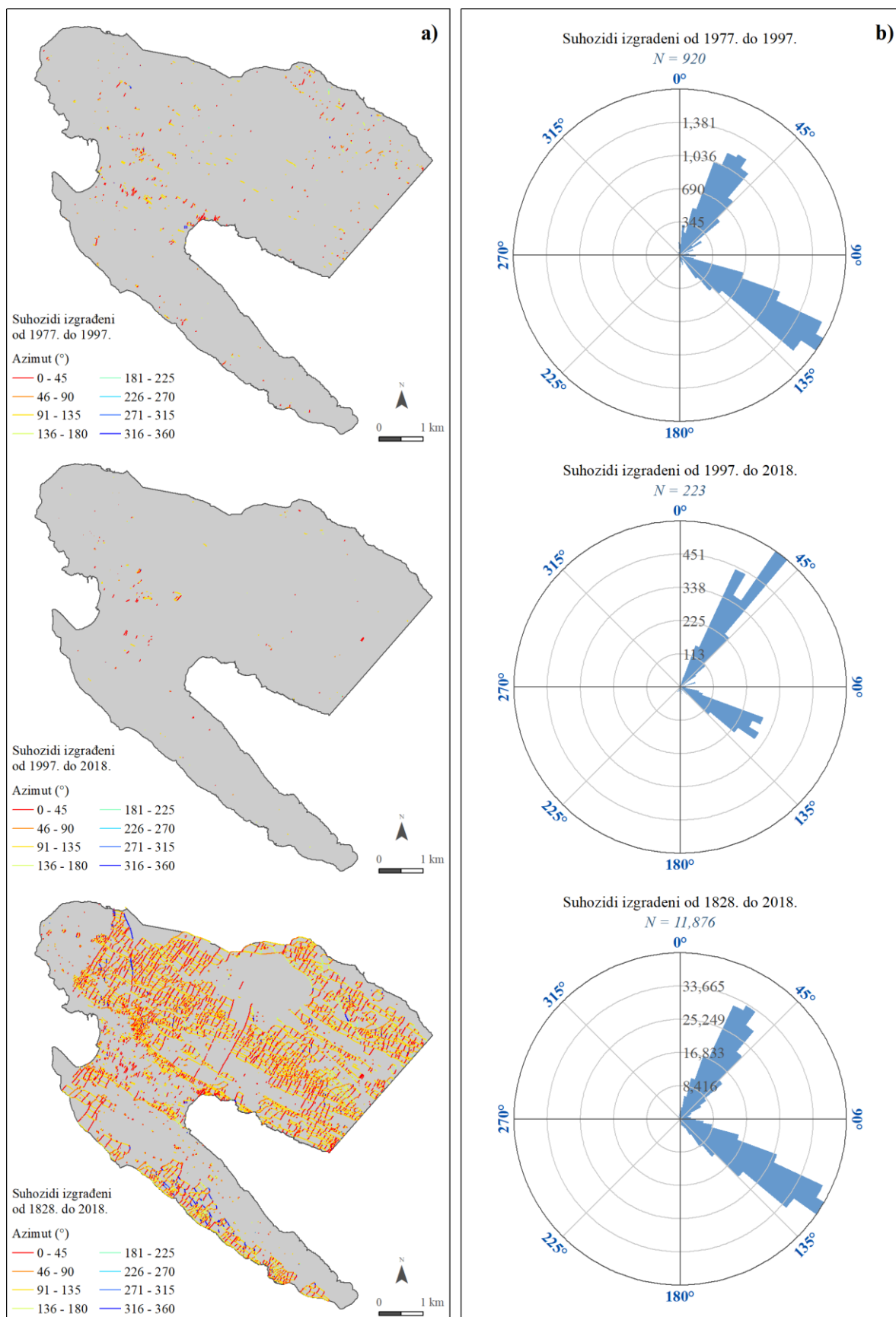
Azimut (°)	Godina	Sred. dužina (m)	Min. dužina (m)	Maks. dužina (m)	Raspon (m)	Broj elemenata	Ukupna dužina (m)	Postotak (%)
0 - 45	Do 1977.	22,95	1,50	205,31	203,82	600	13770,76	41,15
46 - 90	Do 1977.	22,93	1,28	197,58	196,29	153	3508,02	10,48
91 - 135	Do 1977.	22,99	0,78	217,02	216,24	561	12899,76	38,54
136 - 180	Do 1977.	23,20	1,25	160,59	159,34	109	2528,65	7,56
181 - 225	Do 1977.	9,96	1,76	35,73	33,97	15	149,33	0,45
226 - 270	Do 1977.	4,40	1,66	7,15	5,49	2	8,80	0,03
271 - 315	Do 1977.	35,50	1,35	269,79	268,45	17	603,42	1,80
						1457	33468,75	100,00
0 - 45	Do 1997.	19,24	1,51	151,25	149,74	345	6636,10	38,67
46 - 90	Do 1997.	16,12	1,00	151,33	150,32	92	1483,02	8,64
91 - 135	Do 1997.	20,61	1,09	214,40	213,32	360	7420,52	43,24
136 - 180	Do 1997.	12,46	1,55	113,63	112,08	91	1133,83	6,61
181 - 225	Do 1997.	17,15	1,80	112,80	111,01	13	222,95	1,30
226 - 270	Do 1997.	9,68	9,68	9,68	0,00	1	9,68	0,06
271 - 315	Do 1997.	4,50	3,60	5,40	1,80	2	9,00	0,05
316 - 360	Do 1997.	15,34	3,53	61,51	57,98	16	245,50	1,43
						920	17160,61	100,00
0 - 45	Do 2018.	18,58	1,82	110,12	108,29	91	1690,80	45,54
46 - 90	Do 2018.	15,52	1,08	92,39	91,31	22	341,53	9,20
91 - 135	Do 2018.	18,24	1,20	150,51	149,32	80	1458,95	39,30
136 - 180	Do 2018.	6,40	1,28	24,64	23,36	20	127,93	3,45
181 - 225	Do 2018.	8,51	1,92	18,12	16,20	6	51,06	1,38
226 - 270	Do 2018.	6,95	6,95	6,95	0,00	1	6,95	0,19
271 - 315	Do 2018.	11,81	2,80	18,88	16,08	3	35,43	0,95
						223	3712,65	100,00



Slika 91. Suhozidi klasificirani prema analizi azimuta i referentnim razdobljima



Slika 92. Suhozidi klasificirani prema analizi azimuta i referentnim razdobljima



Slika 93. Suhozidi klasificirani prema analizi azimuta i referentnim razdobljima



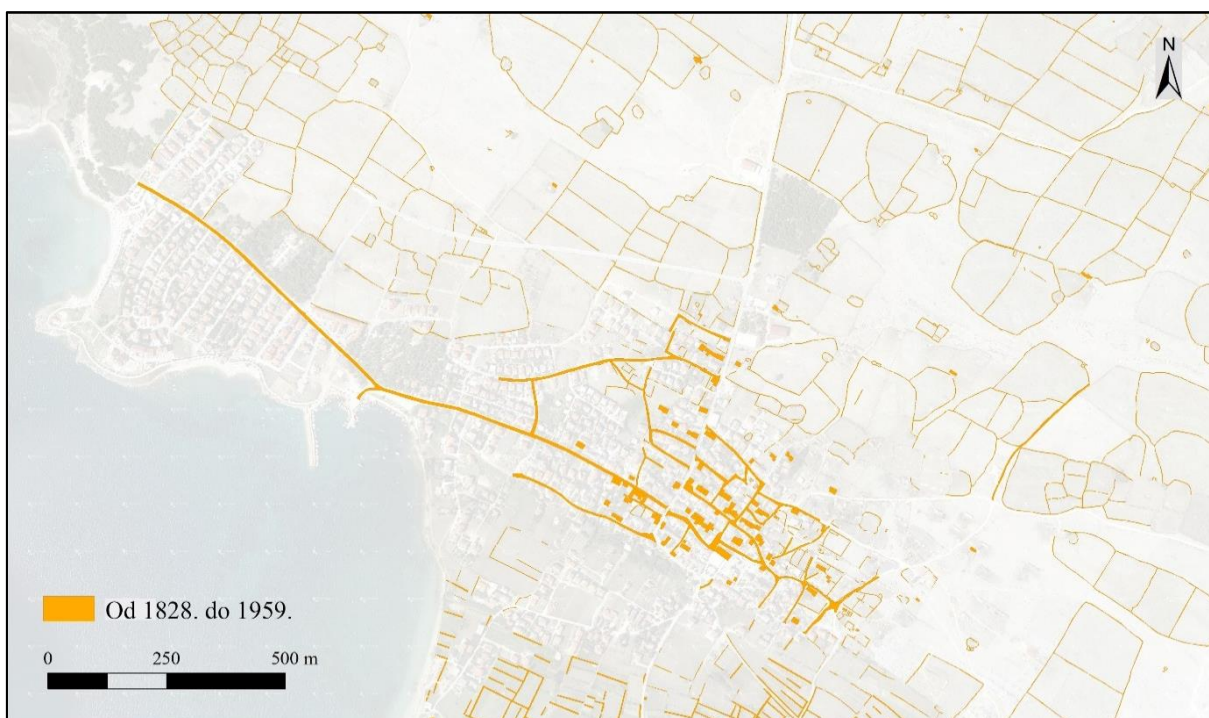
Slika 94. Vektorski model suhozida klasificiran prema referentnim razdobljima

4.4. Modeli formiranja krajolika i PKK model Općine Poveljana

Alatom za agregaciju elemenata (*Update* u softveru ArcMap) je izrađen jedinstven poligonski model Općine Poveljana spajanjem klasa Uski put, Široki put, Suhozidi, Objekti i Zelene ograde. Odabrane klase su u potpunosti antropogenog postanka te sadrže kronološke attribute stoga ih je moguće klasificirati sukladno referentnim razdobljima. Kompozitni model sadrži kronološke attribute na temelju kojih su izrađeni modeli formiranja kulturnog krajolika Općine Poveljana kroz promatrane klase. Modeli za svako referentno razdoblje izrađeni su odvojeno u svrhu lakše vizualizacije promjena, utvrđivanja dinamike formiranja krajolika i identificiranja krajobraznih cjelina.



Slika 95. Detalj modela formiranja krajolika s klasama: Široki put, Uski put, Objekti, Suhozidi, Zelene ograde za referentno razdoblje do 1828. godine



Slika 96. Detalj modela formiranja krajolika s klasama: Široki put, Uski put, Objekti, Suhozidi, Zelene ograde za referentno razdoblje između 1828. i 1959. godine



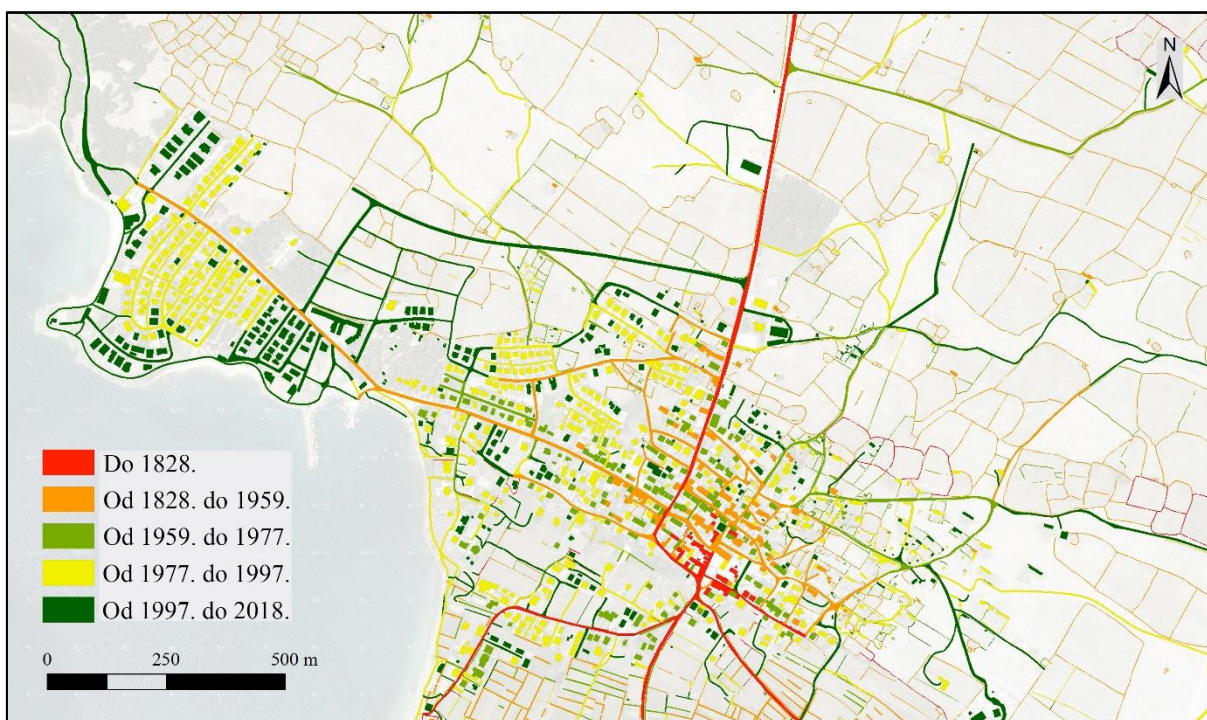
Slika 97. Detalj modela formiranja krajolika s klasama: Široki put, Uski put, Objekti, Suhozidi, Zelene ograde za referentno razdoblje između 1959. i 1977. godine



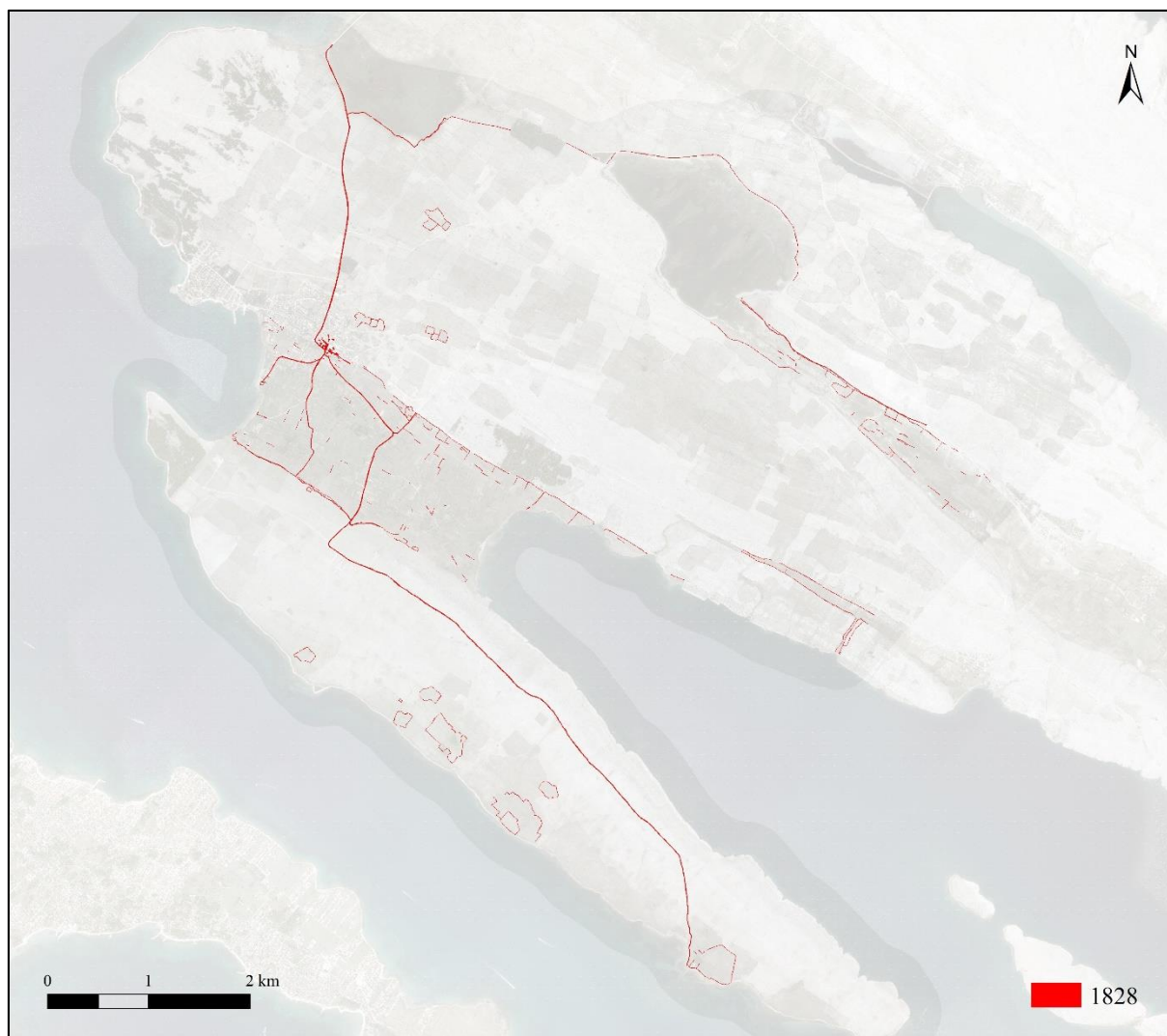
Slika 98. Detalj modela formiranja krajolika s klasama: Široki put, Uski put, Objekti, Suhozidi, Zelene ograde za referentno razdoblje između 1977. i 1997. godine



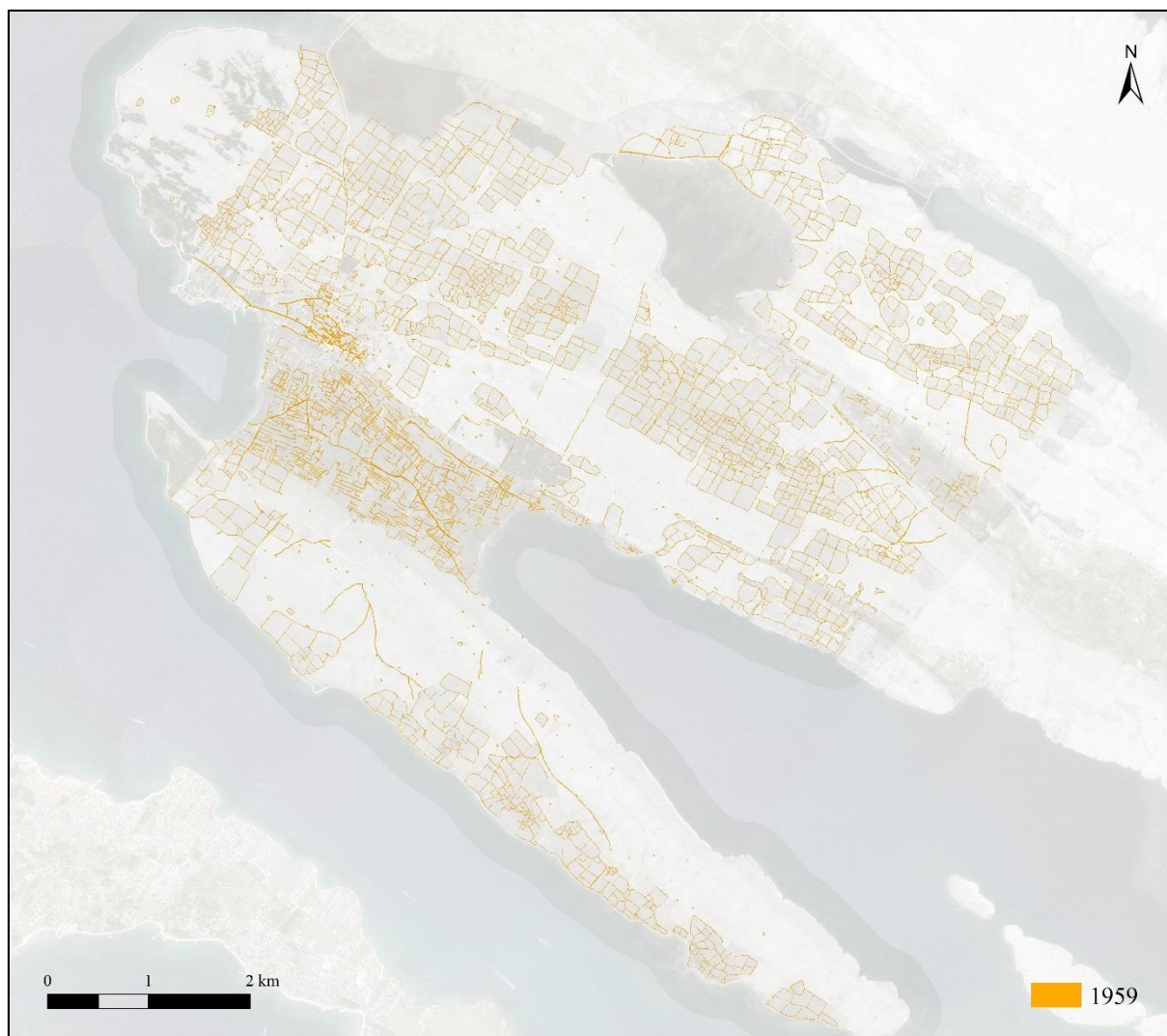
Slika 99. Detalj modela formiranja krajolika s klasama: Široki put, Uski put, Objekti, Suhozidi, Zelene ograde za referentno razdoblje između 1997. i 2018. godine



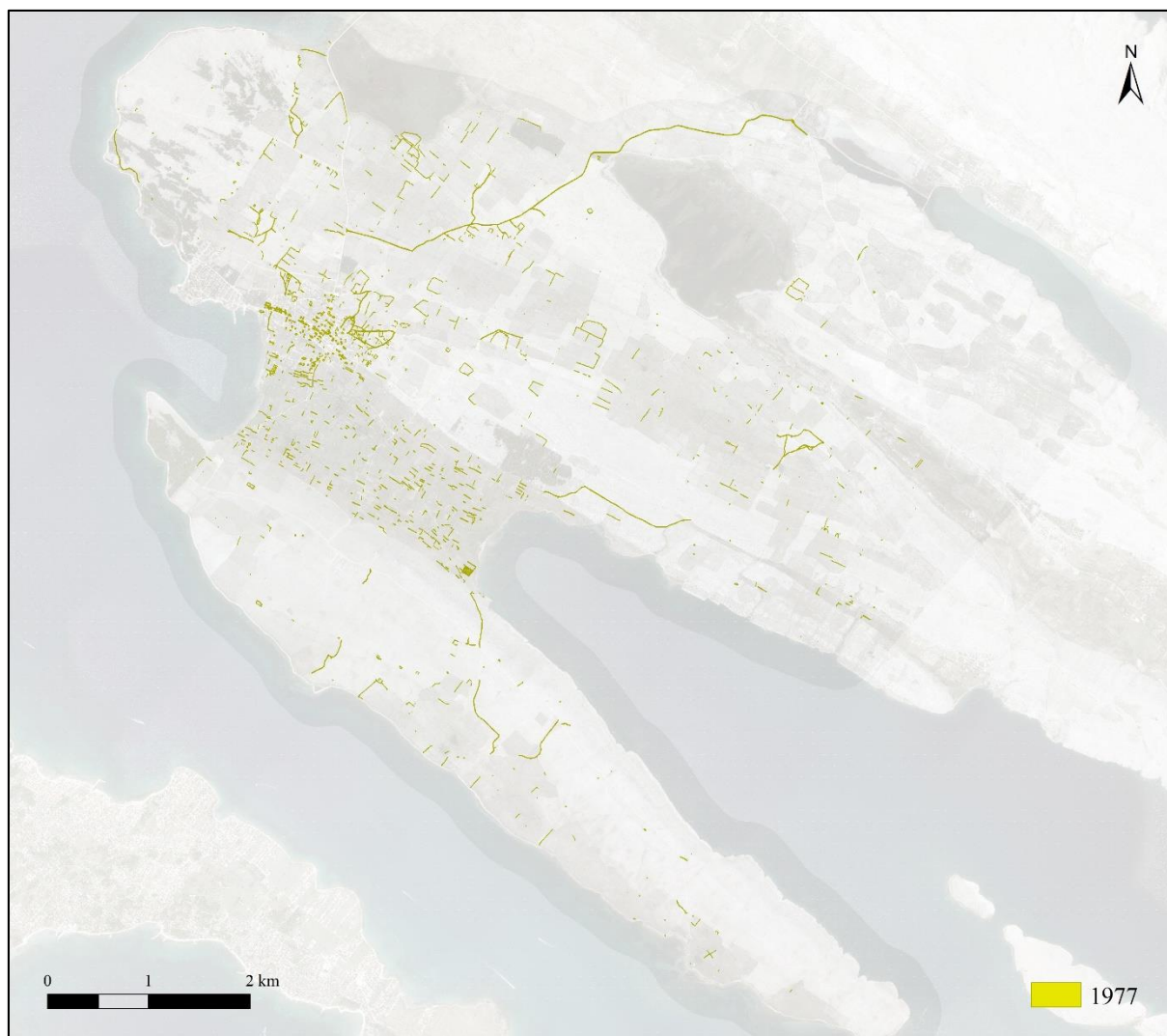
Slika 100. Detalj modela formiranja krajolika s klasama: Široki put, Uski put, Objekti, Suhozidi, Zelene ograde klasificiran prema referentnim razdobljima od 1828. do 2018. godine



Slika 101. Model formiranja krajolika s klasama: Široki put, Uski put, Objekti, Suhozidi, Zelene ograde za referentno razdoblje do 1828. godine



Slika 102. Model formiranja krajolika s klasama: Široki put, Uski put, Objekti, Suhozidi, Zelene ograde za referentno razdoblje između 1828. i 1959. godine



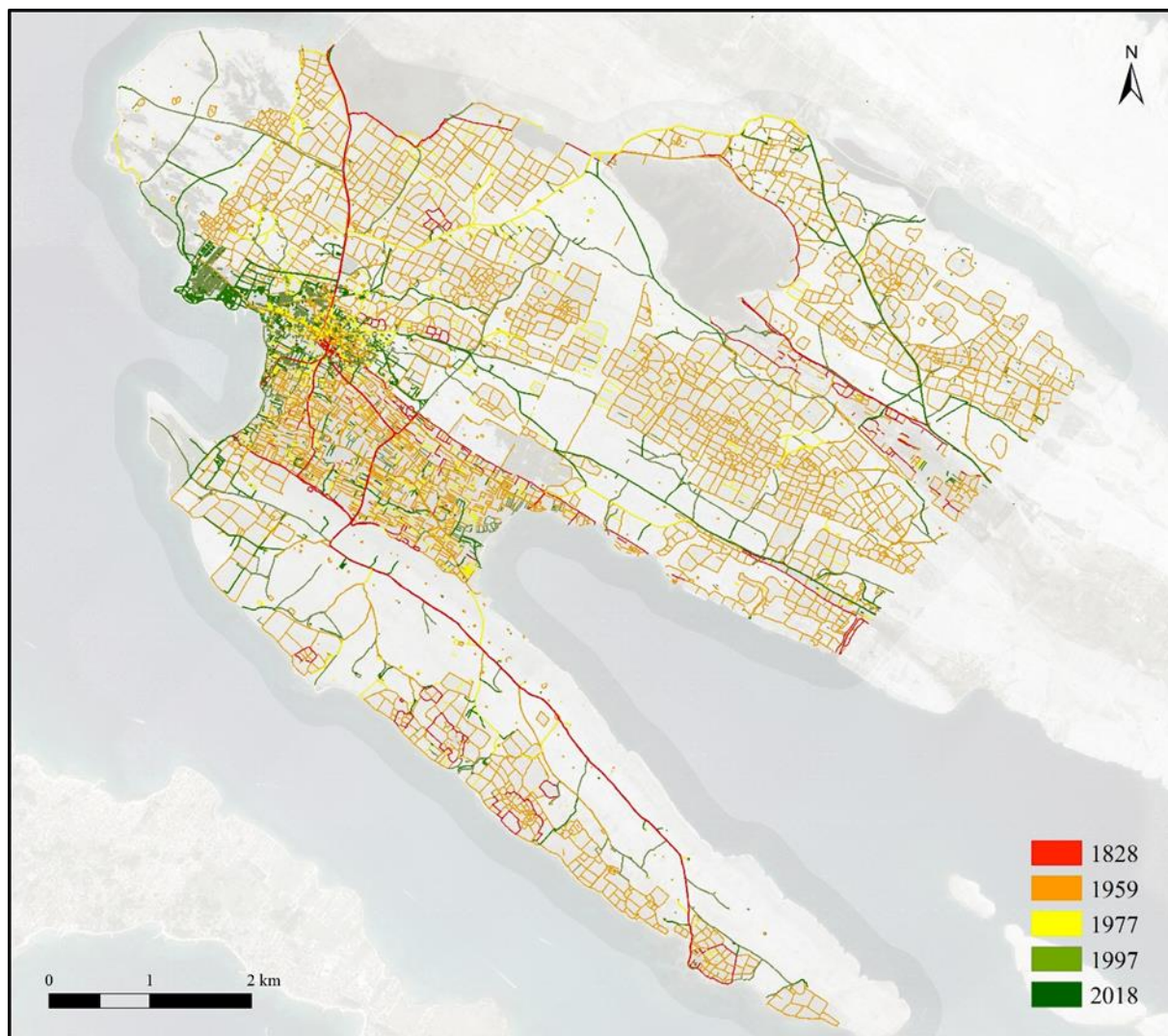
Slika 103. Model formiranja krajolika s klasama: Široki put, Uski put, Objekti, Suhozidi, Zelene ograde za referentno razdoblje između 1959. i 1977. godine



Slika 104. Model formiranja krajolika s klasama: Široki put, Uski put, Objekti, Suhozidi, Zelene ograde za referentno razdoblje između 1977. i 1997. godine



Slika 105. Model formiranja krajolika s klasama: Široki put, Uski put, Objekti, Suhozidi, Zelene ograde za referentno razdoblje između 1997. i 2018. godine



Slika 106. Model formiranja krajolika s klasama: Široki put, Uski put, Objekti, Suhozidi, Zelene ograde klasificiran prema referentnim razdobljima između 1828. i 2018. godine

Modeli prikazuju detalj današnjeg naselja Poveljana kako bi se jasno utvrdila dinamika formiranja i širenja naselja do 2018. godine kroz referentna razdoblja (Slika 95. – 100.). Na njima je vidljivo da je u suvremenom kulturnom krajoliku iz razdoblja do 1828. godine sačuvana prometna mreža koja čini glavne prometnice tog područja. Ostali elementi su neznatno zastupljeni i ne čine cjeline. U današnjem krajoliku je sačuvano značajno više cjelina iz razdoblja između 1828. i 1959. godine što se posebno odnosi na suhozide i zelene ograde. Većina takvih elemenata pripada upravo tom referentnom razdoblju. Razdoblje od 1959. do 1977., od 1977. do 1997. te od 1997. do 2018. godine je u današnjem krajoliku dominantno sačuvano cjelinom naselja, dok iz tih razdoblja cjeline suhozida nisu značajno zastupljene. Modeli cijelog područja istraživanja krajolika Općine Poveljana (Slika 101. – 106.) prezentiraju

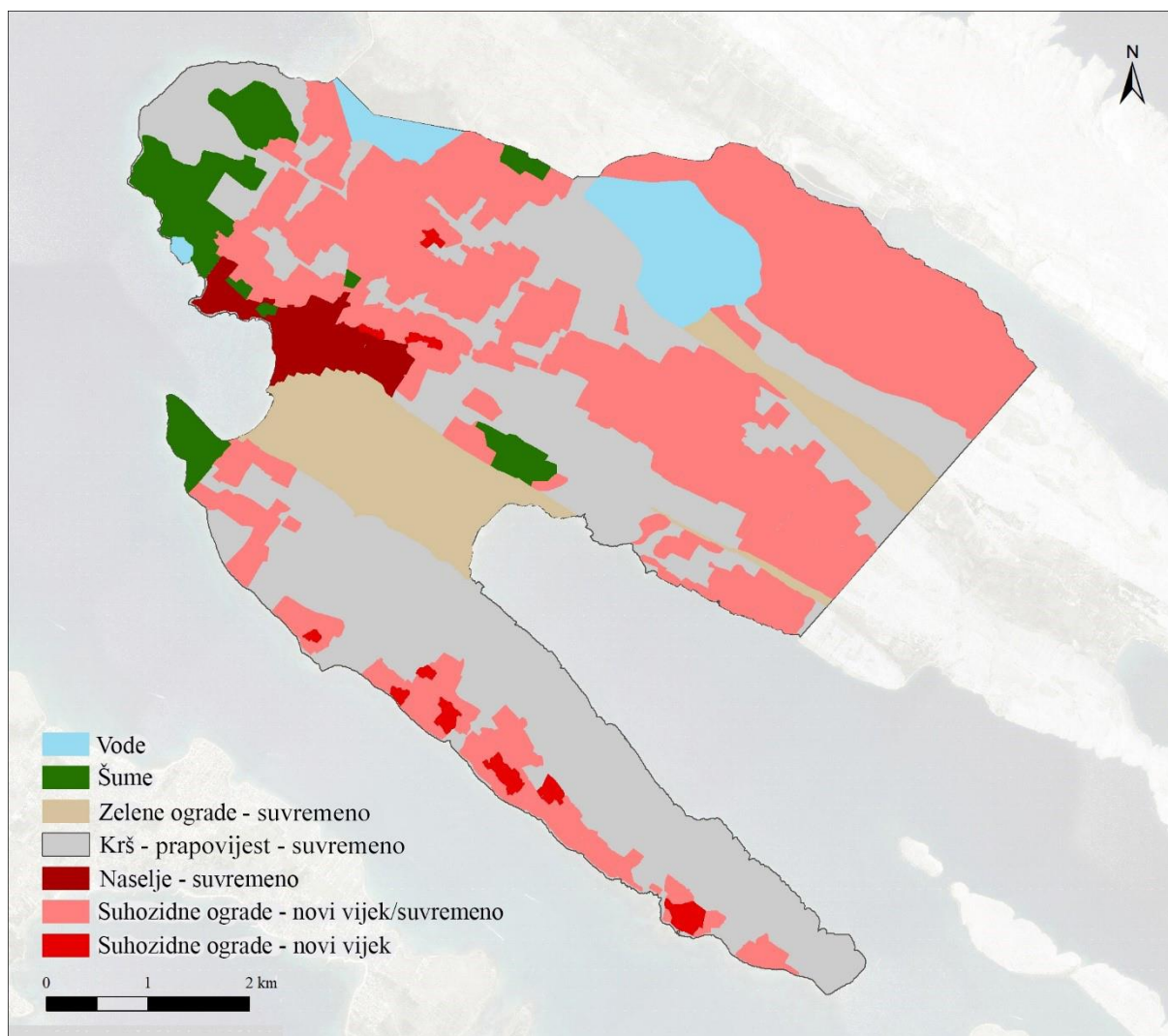
jednaku dinamiku formiranja kulturnog krajolika kao i modeli s detaljem naselja. Manja razlika je uočljiva jedino na primjeru prometnica koje uglavnom potječu iz razdoblja od 1977. do 1997. i od 1997. do 2018. godine. Klasa zelene ograde predstavlja značajnu cjelinu današnjeg krajolika koja potječe, osim iz referentnog razdoblja do 1959. godine, i iz razdoblja od 1959. do 1977. godine. Na jedinstvenom poligonskog modelu Općine Poveljana na kojem su elementi klasificirani prema svim referentnim razdobljima (Slika 106.), uočljivo je da su iz razdoblja do 1828. godine danas zapravo sačuvane samo manje cjeline suhozidnih ograda smještenih na jugoistočnom dijelu Poveljane, na poluotoku Prutna, te sjeverno od naselja. Iz tog razdoblja su značajne prometnice koje čine današnje glavne prometnice. Jezgra naselja potječe iz tog razdoblja, međutim, neznatne je površine. Suhozidi su formirani u odnosu na starije, iz razdoblja do 1828. godine, te su izgrađeni oko njih. Razdoblje od 1959. do 1977. godine je u današnjem krajoliku dominantno sačuvano kroz objekte u naselju i zelene ograde. Elementi krajolika nastali između 1977. i 1997. godine predstavljaju objekte u naselju te većina objekata općenito pripada tom i mlađem razdoblju (između 1997. i 2018. godine).

Prema prostornoj zastupljenosti, najveće cjeline čine suhozidi koji tvore kompleksne i pravilne mreže ograda, zelene ograde koje su značajno obilježje poljoprivrednih površina u flišnim udolinama te samo naselje Poveljana. Prometnice premrežavaju čitavo područje Općine Poveljana te ih kao takav oblik elementa krajolika nije moguće definirati kao prostornu cjelinu.

Referentna razdoblja proučavanja elemenata krajolika koja se temelje na povijesnim kartografskim izvorima, u ovom radu obuhvaćaju razdoblja novog vijeka, njegove kasne faze i suvremenog doba. Novi vijek je obuhvaćen referentnim razdobljem do 1828. godine, a njegova posljednja faza je zastupljena i u sljedećem, mlađem referentnom razdoblju od 1828. do 1959. godine koje ujedno pripada i suvremenom dobu. Sva razdoblja mlađa od 1959. godine pripadaju suvremenom razdoblju. Na temelju prostornih podataka temeljenih na dokazima izrađen je konačni generalizirani model povijesne karakterizacije krajolika Općine Poveljana u mjerilu 1:10 000 (Slika 107.). PKK model je izrađen eksplicitnom klasifikacijom jer se tipologija povijesnih karakternih tipova temelji na podacima, a ne na unaprijed definiranoj tipologiji.

Definirani su sljedeći povijesni karakterni tipovi krajolika: naselje (suvremeno), suhozidne ograde (novi vijek), suhozidne ograde (novi vijek/suvremeno), zelene ograde (suvremeno). Modelu pripadaju i prirodni tipovi krajolika koji značajno oblikuju krajolik: šume, voda i krš. Prirodne klase su također rezultat čovjekova stoljetnog djelovanja. Klasa krš

se posebno ističe kao antropogeni fenomen. Osim što se na području krša nalaze pojedinačni elementi koji se mogu datirati od prapovijesti do danas (npr. prapovijesni tumuli, napušteni pastirski zakloni iz 20. stoljeća, presušene lokve i sl.), njegov izgled je rezultat korištenja zemljišta. Stoga se krš kao klasa može datirati u razdoblje od prapovijesti do suvremenog doba. Šume su također antropogeni fenomen, posebice jer je riječ o pošumljenim područjima i održanim šumama. Klasa vode se uglavnom odnosi na blata koja su i službeno zaštićeni ornitološki rezervati. U tom su smislu i oni poluprirodni fenomen jer status zaštićenog područja oblikuje djelovanje oko Velog i Malog blata. Naselje je datirano u suvremeno razdoblje jer su objekti iz razdoblja do 1959. godine gotovo zanemarivo zastupljeni i ne čine bitno obilježje naselja. Doduše, najstariji objekti predstavljaju jezgru naselja. Zelene ograde su svrstane u razdoblje suvremenog doba jer su dominantno zastupljene u referentnom razdoblju do 1959. godine. Suhozidne ograde dominantno pripadaju razdoblju između 1828. i 1959. godine s manjim udjelom ograda koje su nastale do 1977. godine. Najstarije cjeline pripadaju suhozidnim ogradama datiranim u novi vijek u koje su svrstane samo one koje su zastupljene u referentnom razdoblju do 1828. godine. Prema dostupnim podacima, to su najstarije cjeline krajolika u suvremenom krajoliku Općine Poveljana. PKK model je izrađen na temelju postojećih spoznaja koje će se razvojem arheologije krajolika promijeniti. Prikupljanjem novih podataka se može očekivati utvrđivanje veće vremenske dubine za različite klase kao i otkrivanje krajobraznih cjelina reliktnog krajolika na krškim predjelima primjenom LiDAR tehnologije i nastavkom terenskim istraživanja.



Slika 107. PKK model Općine Poveljana

5. RASPRAVA

H.1. Klasifikacijski algoritam SVM (*Support Vector Machine*) će ostvariti bolju točnost od MLC (*Maximum Likelihood*) i RT (*Random Trees*) klasifikacijskih algoritama.

Navedena hipoteza je potvrđena. U I. klasifikacijskoj shemi raspon vrijednosti mjere OA za SVM iznosi od 0,812 do 0,803. Kappa koeficijent iznosi od 0,625 do 0,607, a AUC mjera od 0,701 do 0,692. Za RT je izmjerena OA u vrijednostima od 0,793 do 0,764. Trend kretanja vrijednosti OA mjere su slične vrijednostima Kappa koeficijenta koje za RT iznose 0,586 do 0,528. AUC mjera za RT klasifikator iznosi od 0,697 do 0,688. SVM klasifikator je ostvario više maksimalne vrijednosti klasifikacijske točnosti nego RT klasifikatora unatoč tome što je RT koristio dvostruko više uzoraka.

U II. klasifikacijskoj shemi, za SVM je izmjerena vrijednost OA u rasponu od 0,845 do 0,812 i Kappa koeficijent u vrijednostima od 0,691 do 0,624. AUC mjera iznosi od 0,706 do 0,623. RT klasifikator je kroz mjeru OA ostvario vrijednosti u rasponu od 0,821 do 0,776. Ostvarene su vrijednosti Kappa koeficijenta u rasponu od 0,643 do 0,552. Vrijednosti AUC mjere iznose od 0,698 do 0,664. Najviša vrijednost AUC mjere je ostvarena za SVM klasifikator. U II. klasifikacijskoj shemi SVM klasifikator je ostvario više maksimalne vrijednosti OA, KC i AUC mjera nego RT klasifikator.

U III. klasifikacijskoj shemi su uspoređeni SVM i MLC klasifikacijski algoritmi. Vrijednost OA mjere za SVM klasifikator iznosi od 0,836 do 0,583. Kappa koeficijent iznosi od 0,672 do 0,165. Raspon AUC vrijednosti ostvarene za SVM klasifikator iznosi od 0,698 do 0,397. Vrijednosti OA mjere za MLC iznose od 0,779 do 0,731. Mjera Kappa koeficijent iznosi od 0,559 do 0,550. Ostvarene vrijednosti AUC mjere za MLC klasifikator iznose od 0,678 do 0,682. SVM klasifikator je ostvario više maksimalne vrijednosti klasifikacijske točnosti mjerene OA, KC i AUC nego MLC klasifikator.

SVM pripada metodama strojnog učenja te je kao takav jedan od najčešće korištenih klasifikacijskih algoritama. Poznat je kao klasifikator koji ostvaruje više vrijednosti klasifikacijske točnosti u odnosu na druge algoritme (Nitze i dr., 2012; Maxwell i dr., 2018; Kucharczyk i dr., 2020). SVM je ostvario više maksimalne vrijednosti OA, KC i AUC mjera nego MLC i RT klasifikatori u sve tri klasifikacijske sheme. Nadalje, sa SVM su izrađeni

modeli koji se prema izmjerenim AUC vrijednostima mogu svrstati u modele dobre točnosti dok su MLC i RT izradili samo modele loše točnosti. Međutim, u klasifikacijskim shemama testiranja su provedena na zahtjevnoj klasi suhozidi stoga su točnosti modela očekivane. Istraživanja su utvrdila da je svojstvo SVM klasifikatora bolja performansa u radu s manje testnih uzoraka u odnosu na druge klasifikatore (Tzotsos i Argialas, 2008; Myburgh i Van Niekerk, 2013) što je istraživanjem u ovom radu potvrđeno.

H.2. Progresivnim smanjenjem veličine uzoraka u klasi suhozidi najveću dosljednost će postići SVM klasifikacijski algoritam.

Navedena hipoteza je potvrđena. U II. klasifikacijskoj shemi je testiran utjecaj progresivnog smanjenja testnih uzoraka na klasifikacijsku točnost sa SVM i RT algoritmima. Ostvarene vrijednosti AUC mjere za RT iznose u rasponu od 0,664 do 0,698, a za SVM iznose od 0,623 do 0,706. OA mjera za SVM klasifikator se kreće u vrijednostima od 0,845 do 0,812. Točnost modela pada 3 % pri smanjenju veličine testnih uzoraka na svega 5 %. Vrijednosti OA mjere za RT klasifikator iznose od 0,821 do 0,776 što predstavlja pad vrijednosti u rasponu od oko 5 % za smanjenje veličine uzoraka na svega 5 %. Ostvarena vrijednost Kappa koeficijenta za SVM klasifikator iznosi od 0,624 do 0,691 što predstavlja ukupni pad u točnosti modela od 7 % za smanjenje veličine uzoraka na 5 %. Raspon vrijednosti mjere Kappa koeficijent za RT klasifikator je od 0,643 do 0,552 što je raspon u padu vrijednosti od oko 10 % za smanjenje veličine uzoraka na svega 5 %. Ostvarene vrijednosti za RT i SVM klasifikatore, a mjerene OA, KC i AUC mjerama su najstabilnije i najmanjeg raspona za SVM. Razlike u postignutim vrijednostima klasifikacijske točnosti između SVM i RT algoritama nisu značajne, međutim, SVM je ostvario više maksimalne vrijednosti koje su ujedno i stabilnije.

Izmjerene točnosti modela za SVM i RT klasifikator odgovaraju rezultatima istraživanja koja su pokazala da intenzitet smanjenja veličine uzoraka nije proporcionalan smanjenju klasifikacijske točnosti (Rodriguez-Galiano i dr., 2012; Maxwell i dr., 2019). Veličina testnih uzoraka nije u jednoznačnom odnosu s klasifikacijskom točnosti (Myburgh i Van Niekerk, 2014; Maxwell i dr., 2019). SVM klasifikator je ostvario stabilnije vrijednosti klasifikacijske točnosti što je u skladu sa spoznajama da SVM klasifikator ostvaruje bolju klasifikacijsku točnost s manjom veličinom testnih uzoraka nego drugi klasifikacijski algoritmi (Tzotsos i Argialas, 2008; Myburgh i Van Niekerk, 2013).

H.3. Nerazmjerna veličina uzoraka između klasa će negativno utjecati na klasifikacijsku točnost.

Navedena hipoteza je djelomično potvrđena. U III. klasifikacijskoj shemi je testiran utjecaj nerazmjera veličine uzoraka jedne klase na klasifikacijsku točnost sa SVM i MLC algoritimima. SVM je ostvario više vrijednosti klasifikacijske točnosti nego MLC. Iako su niske, vrijednosti izmjerene za MLC su stabilne.

Raspon vrijednosti AUC mjere za MLC klasifikator iznosi od 0,678 do 0,682 što predstavlja razliku manju od 1 %. Vrijednost mjere OA je stabilna u raspon manjem od 5 % (0,775, 0,779, 0,731). Raspon izmjerenih KC vrijednosti iznosi od 0,559 do 0,550. AUC vrijednosti za SVM klasifikator nisu stabilne (iznose od 0,698 do 0,397 što predstavlja pad od 30 %). Stabilnije vrijednosti za SVM su izmjerene OA mjerom. Vrijednosti OA mjere za SVM su 0,836, 0,808, 0,760, što predstavlja kontinuirani, ali postupni pad, a nagli pad je izmjeren za set od 25 % uzoraka (0,583). Ukupni pad vrijednosti iznosi 25 %. Oscilacije vrijednosti Kappa koeficijenta za SVM su slične oscilaciji vrijednosti OA mjere (0,672, 0,616, 0,520 što predstavlja pad u iznosu oko 15 %). Za set od 25 % uzoraka vrijednost Kappa koeficijenta za SVM klasifikator oštro pada i iznosi svega 0,165 što predstavlja pad klasifikacijske točnosti od 50 % u usporedbi s postignutom vrijednosti za 100 % uzoraka.

Kvantitativni pokazatelji točnosti modela pokazuju smanjenje klasifikacijske točnosti sa smanjenjem veličine testnih uzoraka. Istraživanja su pokazala da disbalans uzoraka producira efekt da će klasa koja je većim udjelom zastupljena u rasteru, biti klasificirana na štetu klase koja je manje zastupljena u rasteru i koja je zastupljena s manje uzoraka (Maxwell i dr., 2018; 2019; Kucharczyk i dr., 2020). Kvantitativni pokazatelji su u skladu s rezultatima vizualne analize klasificiranih suhozida. Izmjereno smanjenje točnosti modela odgovara efektu vidljivom na slikovnim priložima III. klasifikacijske sheme (Slika 65.), smanjenje veličine uzoraka za klasu suhozidi je smanjilo broj klasificiranih segmenata te su suhozidi nestali iz klasificiranog snimka u korist drugih klasa.

H.4. Model generiran GEOBIA pristupom će prema mjerama OA (*Overall Accuracy*) i KC (*Kappa Coefficient*) biti iznad 0,8 u odnosu na referentni vektorski model.

Hipoteza nije potvrđena. Izmjerena točnost GEOBIA modela Općine Poveljana od ukupno 10 klasa, prema mjeri OA iznosi 0,772 (Tablica 59.). Kappa koeficijent modela Općine Poveljana iznosi 0,636 koji ukazuje na model dobre pouzdanosti.

Više vrijednosti točnosti su ostvarile sljedeće klase: krš (OA 0,807, Kappa koeficijent 0,616), objekti (OA 0,860, Kappa koeficijent 0,705), šuma (OA 0,872, Kappa koeficijent 0,711), široki put (OA 0,860, Kappa koeficijent 0,723), trstika (OA 0,941, Kappa koeficijent 0,730), voda (OA 0,995, Kappa koeficijent 0,997). Viša točnost je izmjerena za potpuno prirodne klase kao što su šume, trstika, voda ili potpuno umjetne klase kao što su objekti i široki put.

Na izmjerenu točnost GEOBIA modela je utjecao veliki broj klasa. UA mjera, koja ukazuje na kvalitetu uzoraka, je niske vrijednosti za klase koje karakterizira morfološka, teksturalna i spektralna heterogenost (klase uski put, zelene ograde i suhozidi). Klase uski put i suhozidi su distribuirane u cijelom rasteru stoga su često u susjedstvu niske spektralne varijabilnosti između klasa. Segmenti su pogrešno klasificirani u klase koje su više zastupljene u rasteru. Primjerice, suhozidi su klasificirani isprekidano, a prekidi su klasificirani u druge klase, često u klasu krš. Visoke vrijednosti UA mjere su ostvarile samo klase koje se mogu opisati kao potpuno "prirodne" (voda), a srednje vrijednosti su ostvarile klase koje možemo opisati kao "umjetne", primjerice, klasa objekti.

Klase koje su ostvarile niže vrijednosti klasifikacijske točnosti ukazuju na važnu problematiku definiranja klasa. Visoka spektralna varijabilnost klase kao i niska spektralna varijabilnost između klasa je u negativnoj korelaciji s klasifikacijskom točnosti (Kim i dr., 2011; Kucharczyk i dr., 2020). Loša klasifikacijska točnost pojedinih klasa ukazuje da karakteristike klasa nisu dovoljno dobro prevedene u parametre alata (Arvor i dr., 2013). Nadalje, za heterogene klase, kakvih je više u GEOBIA modelu, potrebno je osigurati veću veličinu uzoraka (Rodriguez-Galiano i dr., 2012). Deset klasa je značajan broj koji negativno utječe na ukupnu točnost modela. Utvrđeno je da postoji negativna korelacija između broja klasa i klasifikacijske točnosti (Millard i Richardson., 2015; Thinh i dr., 2019; Ma i dr., 2017). Nadalje, klasifikacijska točnost je povezana s kvalitetom segmentacije (Liu i Xia, 2010), a na

kvalitetu segmentacije utječe obrada snimka (Lübker i Schaab, 2008) što se odnosi na izoštravanje i geometrijsku korekciju koje su lančano mogle doprinijeti visini ostvarene klasifikacijske točnosti. Kako bi se izradio model bolje točnosti potrebno je uspostaviti jasan odnos između ciljanih klasa i kvalitete snimka te sukladno tome utvrditi mogućnosti izvođenja slikovnih analiza na određenim podacima. Ostvarena točnost ukazuje na kvalitetu snimka, kvalitetu uzoraka i kvalitetu segmentacije.

H.5. Metoda transformacije *Adjust* će prema mjeri RMSE (*Root Mean Square Error*) postići najbolje rezultate točnosti u procesu harmonizacije podataka.

Hipoteza je potvrđena. U usporedbi s rektifikacijskim algoritmima integriranim u ArcMap softver (1st Order Polynomial (Affine), 2nd Order Polynomial, 3rd Order Polynomial, Similarity Polynomial, Projective Transformation, Zero Order Polynomial (Shift) i Spline) za geometrijsku korekciju MS WV-2 modela, jedino je za algoritam *Adjust* globalna i lokalna greška mjerena s RMSE ostvarila vrijednost 0. *Adjust* veznim točkama osigurava lokalnu, ali i globalnu točnost modela. Globalna točnost modela, mjerena RMSE greškom je za ostale rektifikacijske algoritme ostvarila raspon vrijednosti u iznosu od 4 do 1772. Za testirane rektifikacijske algoritme, vrijednost RMSE greške je za pojedinačne točke imala veće i neujednačene vrijednost. Vizualnom provjerom rektificiranih modela, u testiranju svih rektifikacijskih algoritama integriranih u ArcMap softver, utvrđeno je da je jedino model rektificiran algoritmom *Adjust* rezultirao potpunom horizontalnom usklađenosti MS WV-2 modela s referentnim modelom DGU DOF2011.

H.6. Suhozidi izgrađeni do 1959. godine će imati dominantan azimut od 0° – 45° i 90°– 135°.

Hipoteza je potvrđena. Razdoblje do 1959. godine pripada dvama referentnim razdobljima tijekom kojih je izgrađeno više od 85 % suhozida (u razdoblju do 1828. godine je izgrađeno 7,7 % suhozida, a u razdoblju između 1828. i 1959. godine 79,9 % suhozida). U referentnim razdobljima do 1828. i od 1828. do 1959. godine dominantno su zastupljeni suhozidi smjera od 91° – 135° u odnosu na smjer od 0° – 45°, koji je drugi po redu po zastupljenosti. U referentnom razdoblju do 1828. godine, 51 % suhozida je smjera 91° – 135°, a 21 % suhozida je smjera 0° – 45°. U kartografskoj vizualizaciji suhozida klasificiranim po azimutu po referentnim razdobljima, vidljiv je prostorni raspored suhozida. Prema prostornoj

distribuciji i oblicima suhozida, vidljivo je da su suhozidi izgrađeni do 1828. godine smješteni uz rubove flišnih udolina i blata što objašnjava visoku zastupljenost suhozida upravo dinarskog smjera $91^{\circ} - 135^{\circ}$ (51 % suhozida) što je u skladu s orijentacijom flišnih udolina. U referentnom razdoblju između 1828. i 1959. godine udio suhozida smjera $91^{\circ} - 135^{\circ}$ iznosi 39 % dok su suhozidi smjera $0^{\circ} - 45^{\circ}$ zastupljeni s 33 %. Međutim, u preostalim referentnim, mlađim razdobljima, suhozidi smjera $0^{\circ} - 45^{\circ}$ su više zastupljeni od suhozida smjera $91^{\circ} - 135^{\circ}$, s iznimkom referentnog razdoblja između 1977. i 1997. godine. Prostorni raspored suhozida klasificiranih prema azimutu za referentno razdoblje između 1828. i 1959. godine pokazuje da su suhozidi distribuirani po cijelom području istraživanja. Dominacija suhozida smjera od $91^{\circ} - 135^{\circ}$ odražava socio-ekonomske procese općeg uređivanja prostora i razdvajanja funkcionalno-ekonomskih zona na području Općine Poveljana. Izrazita zastupljenost suhozida smjera $91^{\circ} - 135^{\circ}$ za razdoblje do 1828. godine odražava proces funkcionalnog razdvajanja poljodjelske od stočarskih zona krajolika kao i sprječavanje erozije zemljišta (ograđivanje flišnih zona od krških predjela). Razdoblje između 1828. i 1959. godine se može opisati kao razdoblje u kojem se formalizira vlasništvo nad zemljom procesom ograđivanja pašnjaka uslijed ekonomske intenzifikacije stočarske proizvodnje. Nakon 1959. godine odvijaju se drugi socio-ekonomski procesi koji se u krajoliku i na primjeru suhozida mogu opisati kao procesi podjele zemljišta ili usitnjavanja posjeda. Te procese indiciraju drugačiji odnosi zastupljenosti različitih smjerova suhozida te smanjenje raspona, maksimalne i srednje vrijednosti duljine suhozida.

6. ZAKLJUČAK

Na području krškog krajolika u RH, kojeg karakterizira suhozidna arhitektura, a koji je u velikoj mjeri ugrožen aktivnostima povezanim s razvojem turizma, postoji potreba zaštite i elemenata i krajobraznih cjelina. Području istraživanja je Općina Poveljana na otoku Pagu, poznatom po suhozidima, ali i ugroženo razvojem turizma, stoga je odabran pristup temeljen na elementu i krajobraznim cjelinama. Prirodnu osnovu krajolika Poveljane čine naizmjenično postavljeni krški grebeni i flišne udoline. Njihovo prostorno pružanje definira funkcionalno-ekonomske zone u krajoliku. Krški predjeli se koriste kao kamenjarski pašnjaci dok su flišne udoline područja zemljoradnje. Svaku zonu karakteriziraju posebni elementi krajolika. Suhozidna arhitektura kao jedno od obilježja mediteranskog krajolika, distribuirana je na području krških grebena. Turizam je značajna ekonomska grana na području Poveljane stoga je potrebno osigurati zaštitu, doduše, još uvijek dobro sačuvanog krajolika.

Istraživanje krajolika Općine Poveljana je provedeno na razini pojedinačnog elementa i krajobraznih cjelina. Za analizu razine pojedinačnog elementa, podatci su prikupljeni metodom ručne vektorizacije. Istraživanje je vrlo detaljno i time vremenski zahtjevno i skupo. Stoga se paralelno ispituje mogućnost zamjene prikupljanja podataka ručnom vektorizacijom s automatiziranim metodama kako bi istraživanja tog tipa bila učinkovitija i šire primjenjiva. U tu svrhu se koristi GEOBIA metoda. Za istraživanje krajobraznih cjelina, u ovom radu povijesnih cjelina, koristi se metoda PKK. Metoda PKK ne podrazumijeva analizu pojedinačnog elementa krajolika već identificira i datira područja sličnih obrazaca u krajoliku. Međutim, podatci prikupljeni za elemente se mogu koristiti za izradu PKK modela i činiti osnovu za eksplicitnu klasifikaciju. Radi toga se ispituje mogućnost reprodukcije vektorskih modela izrađenih ručnom vektorizacijom pomoću GEOBIA metode koji će biti sukladne kvalitete. Prikupljanje kvalitetnih podataka, ali na brži i jeftiniji način za regionalnu razinu istraživanja, bi sustav identifikacije i zaštite pojedinačnih spomenika i krajolika u cjelini učinilo učinkovitijim.

Rad se može podijeliti na četiri velika dijela koja problematiziraju temu ručne vektorizacije, PKK metode i GEOBIA metodu. U istraživanju su izrađeni vektorski modeli pomoću ručne vektorizacije i GEOBIA metode te modeli formiranja krajolika i PKK model Općine Poveljana.

GEOBIA je razvijena za obradu velikih količina podataka u kraćem roku, u svrhu postizanja rezultata koji će biti jednaki tradicionalnim načinima obrade podataka prikupljenih daljinskim istraživanjima: vizualnoj interpretaciji i ručnoj vektorizaciji. Značajan dio istraživanja je usmjeren na primjenu GEOBIA metode s naglaskom na testiranje principa koji utječu na kvalitetu izrađenih modela. Iz tog razloga je u primjeni GEOBIA metode istražen utjecaj veličine uzoraka, broja klasa i klasifikacijskih algoritama na klasifikacijsku točnost izrađenih modela. Testirane su četiri klasifikacijske sheme s tri klasifikacijska algoritma: Random Trees (RT), Maximum Likelihood (MLC) i Support Vector Machine (SVM).

Vektorski modeli izrađeni ručnom vektorizacijom su osnova za izradu modela formiranja krajolika i generaliziranog PKK modela. Povijesni katastar i povijesne zračne snimke su korištene za prikupljanje kronoloških atributa i relativno-kronološke datacije za elemente krajolika odabranih klasa. Rektifikacijskim algoritmom Adjust je provedena geometrijska korekcija povijesnih kartografskih izvora. Izabrani algoritam osigurava usklađenost veznih točaka na lokalnoj i globalnoj razini modela. Na temelju odabranih povijesnih kartografskih izvora, izrađena je prostorna baza podataka za odabrane klase. Kronološkim atributom je evidentirano pojavljivanja elemenata vektorskih modela Općine Poveljana na povijesnim kartografskim izvorima. Evidentirana je prisutnost slijedom od najstarijeg prema najmlađem. Na prikupljenim podacima je provedena statistička analiza kojom je utvrđena dinamika formiranja krajolika te čimbenici promjena i oblikovanja krajolika. Krajolik Općine Poveljana dominantno potječe iz suvremenog doba s manjim cjelinama suhozidnih ograda koje se mogu datirati u novi vijek (najstariji kartografski podatci ih datiraju najranije u 19. stoljeće). To krajolik Općine Poveljana čini mladim krajolikom koji je dominantno oblikovan tijekom 20. stoljeća.

GEOBIA model Općine Poveljana je izrađen od deset klasa (široki put, uski put, voda, trstika, suhozidi, zelene ograde, objekti, travnjak, šume i krš), dobre točnosti prema KC mjeri. Velik broj klasa je negativno utjecao na klasifikacijsku točnost. Više klasa dijeli spektralne karakteristike što je povezano s krškim reljefom, primjerice, suhozidi su klasa koja dijeli spektralne karakteristike s drugim klasama zbog materijala. Širina suhozida je jednaka veličini piksela, odnosno, prostornoj rezoluciji MS WV-2 modela. Primjer suhozida upućuje na potrebu za modelom veće prostorne rezolucije kao i korištenje drugih vrsta podataka (digitalni model površine) kako bi se izradili modeli veće točnosti. U tri klasifikacijske sheme je utvrđeno da

Support Vector Machine (SVM), algoritam strojnog učenja, ostvaruje najvišu klasifikacijsku točnost procijenjenu s PA, UA, OA, KC i AUC mjerama u odnosu na MLC i RT. Ostvarena klasifikacijska točnost izrađenih modela se kreće između loše (SVM, RT, MLC) i dobre (SVM). Primjenom GEOBIA metode na krški krajolik je stečeno iznimno veliko iskustvo rada sa spektralno homogenim krajolicima. Za buduća istraživanja i primjenu GEOBIA metode je potrebno osigurati modele visoke prostorne rezolucije (<1 m), uspostaviti jasan odnos između klasa, hijerarhije klasa i kvalitete snimka te utvrditi mogućnosti izvođenja slikovnih analiza na određenim podacima. To su preduvjeti za izradu modela visoke točnosti pomoću GEOBIA metode. Suhozidi predstavljaju posebnu problematiku. Kao značajno obilježje krajolika krškog dijela RH, postoji interes za izradu vektorskih modela suhozida. Međutim, suhozidi su zahtjevna klasa za izdvajanje GEOBIA metodom posebno u spektralno homogenom krajoliku. Za izradu modela suhozida zadovoljavajuće točnosti, potrebno je osigurati podatke bolje prostorne rezolucije, u analizu uključiti digitalni model površine visoke prostorne rezolucije te na temelju morfometrijskih parametara provesti GEOBIA analizu.

Kvaliteta izrađenog GEOBIA modela nije u skladu s potrebama i standardima u arheologiji i sektoru zaštite kulturnih dobara te na ovoj razini istraživanja ne može zamijeniti vizualnu interpretaciju i ručnu vektorizaciju. Međutim, rezultati istraživanja mogu služiti kao smjernice za buduća istraživanja. Vizualna interpretacija i ručna vektorizacija će u sektoru zaštite kulturnih dobara još neko vrijeme ostati dominantna metoda za analizu podataka prikupljenih daljinskim istraživanjima.

SAŽETAK

Istraživanje krajolika Općine Poveljana je provedeno na razini pojedinačnog elementa i krajobraznih cjelina. Za analizu razine pojedinačnog elementa, podaci su prikupljeni metodom ručne vektorizacije. Ručna vektorizacija je vremenski zahtjevna i skupa. Stoga se paralelno ispituje mogućnost zamjene prikupljanja podataka ručnom vektorizacijom s automatiziranim metodama kako bi istraživanja tog tipa bila učinkovitija i šire primjenjiva. U tu svrhu se koristi GEOBIA metoda. Za istraživanje krajobraznih cjelina, u ovom radu povijesnih cjelina, koristi se metoda PKK koja se prvi put primjenjuje u RH. Metoda PKK ne podrazumijeva analizu pojedinačnog elementa krajolika već identificira i datira područja sličnih obrazaca u krajoliku. Međutim, podaci prikupljeni za elemente se mogu koristiti za izradu PKK modela i činiti osnovu za eksplicitnu klasifikaciju. Radi toga se ispituje mogućnost reprodukcije vektorskih modela izrađenih ručnom vektorizacijom pomoću GEOBIA metode koji će biti sukladne kvalitete. Prikupljanje kvalitetnih podataka, ali na brži i jeftiniji način za regionalnu razinu istraživanja, bi sustav identifikacije i zaštite pojedinačnih spomenika i krajolika u cjelini učinilo učinkovitijim.

Općina Poveljana se nalazi na otoku Pagu. Karakterizira je krški reljef i krajolik suhozidnih ograda. Istraživanja krajolika nemaju dugu tradiciju u RH. Dosadašnja istraživanja su omogućila poznavanje elemenata suhozidne arhitekture i njihove tipologije. U legislativi koja je na snazi u RH postoji formalni okvir za identificiranje i zaštitu krajolika. Prezentiran je teorijski i metodološki okvir PKK metode sa operativnim konceptima u koje pripadaju karakterizacija, karakter, vremenska dubina, karakterni tip, morfološka analiza i retrogresivna analiza.

Izrađeno je ukupno petnaest vektorskih modela Općine Poveljana vizualnom interpretacijom i ručnom vektorizacijom (široki put, uski put, voda, povremeni tok, suhozidi, zelene ograde, objekti, poljoprivredni objekti, gomile, lokve i bunari, solana, kulturna dobra, šume, krš i fliš). Za složene klase su definirana pravila vektorizacije (suhozidi, uski put, široki put). Modeli su korišteni kao referentni modeli za procjenu točnosti GEOBIA modela. Metoda GEOBIA se opisuje kao poveznica daljinskih istraživanja i GIS-a jer predstavlja sponu između pikselkih i vektorskih podataka. U radu je detaljno predstavljena kroz kontekst nastanka, epistemološku pozadinu te temeljne operativne koncepte (segmentacija i klasifikacija). Metoda je primijenjena na multispektralni MS WV-2 satelitski snimak iz 2016. godine. Na MS WV-2 2016 je provedeno izoštravanje i geometrijska korekcija. Za primjenu GEOBIA metode je korišten softver ArcMap 10.4.1. te u njega integrirani segmentacijski i klasifikacijski algoritmi. Algoritam Mean Shift je korišten za segmentaciju snimka, a za klasifikaciju su korišteni algoritmi Random Trees (RT), Maximum Likelihood (MLC) i Support Vector Machine (SVM). GEOBIA model Općine Poveljana je izrađen od deset klasa (široki put, uski put, voda, trstika, suhozidi, zelene ograde, objekti, travnjak, šume i krš) za koje je odabran optimalan raspored kanala. Uz osnovne kanale korišteni su NIR1 i NIR2. Zbog velikog broja klasa (deset), segmentacija je provedena iterativnim postupkom za svaku klasu s optimalnim vrijednostima

korisničko definiranih parametara. Za klasifikaciju su izrađeni testni uzorci na temelju vektorskih modela izrađenih ručnom vektorizacijom. Testni uzorci su standardizirani sukladno obilježjima svake klase. Testni uzorci su kružnog oblika, poligonske geometrije, promjera prilagođenog svakoj klaso i reprezentiraju ukupnu populaciju entiteta u krajoliku. Najzahtjevnija klasa su suhozidi jer je riječ o fenomenima u rasteru linearnog oblika, kontinuirane distribucije, a njihova širina iznosi svega do 2 piksela. Suhozidi dijele spektralne karakteristike s drugim klasama zbog materijala od kojeg su izrađeni. Zahtjevna su klasa koja se zbog toga koristi za testiranje utjecaja smanjenja veličine testnih uzoraka na klasifikacijske rezultate. Izrađena su dodatna tri seta testnih uzoraka za klasu suhozidi koji uključuju 75 %, 50 % i 25 % uzoraka od ukupne veličine. Razrađene su četiri klasifikacijske sheme koje testiraju sljedeće klasifikacijske probleme: I. utjecaj prostorne distribucije uzoraka za klasu suhozidi na klasifikacijsku točnost sa SVM i RT klasifikatorima, II. utjecaj progresivno smanjene veličine uzoraka i utjecaj veličine uzoraka na klasifikacijsku točnost sa SVM i RT klasifikatorima, III. utjecaj nerazmjerne veličine uzoraka jedne klase pri progresivno smanjenoj veličini uzoraka za klasu suhozida s MLC i SVM klasifikatorima i IV. utjecaj broja klasa na klasifikacijsku točnost klasifikacijom deset klasa sa SVM klasifikatorom. Procjena točnosti modela je izmjerena pomoću PA, UA, OA, Kappa koeficijent i AUC/ROC krivulja. Najviša klasifikacijska točnost u I. klasifikacijskoj shemi je ostvarena SVM klasifikatorom te je utvrđena povezanost razmjernih odnosa između klasa i klasifikacijske točnosti. U II. klasifikacijskoj shemi je najviša točnost ostvarena SVM klasifikatorom te je utvrđeno da je klasifikacijska točnost stabilna i nije direktno povezana s progresivno smanjenom veličinom testnih uzoraka. U I. i II. klasifikacijskoj shemi je niža točnost ostvarena za RT klasifikacijski algoritam. Međutim, ostvareni rezultat nije bio značajno niži od onog koji je postignut sa SVM klasifikatorom. U III. klasifikacijskoj shemi je utvrđen negativan utjecaj nerazmjera testnih uzoraka između klasa na klasifikacijsku točnost. Klasifikacijska točnost je za SVM opadala s povećanjem nerazmjera u veličini uzorka. Stabilni rezultati su ostvareni MLC klasifikatorom. U IV. klasifikacijskoj shemi je sa SVM izrađen GEOBIA model Općine Poveljana od 10 klasa za koji je procijenjena dobra točnost prema mjeri KC. Ostvarena klasifikacijska točnost GEOBIA modela za svaku pojedinu klasu i za cjelokupni model je ukazala na negativan utjecaj broja klasa na točnost modela. Za izradu GEOBIA modela visoke točnosti, posebno u spektralno homogenom krškom krajoliku, potrebno je osigurati podatke bolje prostorne rezolucije, u analizu uključiti digitalni model površine visoke prostorne rezolucije te na temelju morfometrijskih parametara provesti GEOBIA analizu.

Modeli formiranja krajolika i generalizirani PKK model Općine Poveljana je izrađen na vektorskim modelima izrađenim ručnom vektorizacijom i podacima prikupljenim na povijesnom katastru i povijesnim zračnim snimkama. Povijesni zračni snimci su harmonizirani korištenjem rektifikacijskog algoritma Adjust. Izrađeno je više modela različitih godišta pomoću kojih je uspostavljena vremenska rezolucija promatranja krajolika u intervalima od okvirno 20 godina. Za klasu suhozidi je provedena statistička analiza azimuta te je utvrđena dinamika ograđivanja i pregrađivanja krajolika suhozidnim ogradama. Retrogresivnom analizom su utvrđeni čimbenici koji su oblikovali suvremeni krajolik Poveljane. Izrađeni su

modeli formiranja krajolika i generalizirani PKK model. Istraživanjem je utvrđeno da je krajolik Općine Poveljana relativno recentnog, odnosno, mlađeg postanka. Najstarije cjeline pripadaju klasi suhozidnih ograda iz razdoblja kasnog novog vijeka (prema katastarskim podacima se mogu datirati najranije u 19. stoljeće). Ostale klase koje dominantno oblikuju krajolik su nastale tijekom 20. stoljeća te se mogu datirati u suvremeno doba.

Kvaliteta izrađenog GEOBIA modela nije u skladu s potrebama i standardima u arheologiji i sektoru zaštite kulturnih dobara te na ovoj razini istraživanja ne može zamijeniti vizualnu interpretaciju i ručnu vektorizaciju. Međutim, rezultati istraživanja mogu služiti kao smjernice za buduća istraživanja. Vizualna interpretacija i ručna vektorizacija će u sektoru zaštite kulturnih dobara još neko vrijeme ostati dominantna metoda za analizu podataka prikupljenih daljinskim istraživanjima.

Ključne riječi: povijesna karakterizacija krajolika (PKK), daljinska istraživanja, GEOBIA, nadzirana klasifikacija, WV-2 multispektralni satelitski snimci, otok Pag, Hrvatska

SUMMARY

The landscape research of the Poveljana Municipality was carried out at the level of individual elements and landscape units. For the analysis at the level of individual elements, data was collected using the method of manual vectorization. Manual vectorization is time-consuming and expensive. Therefore, the possibility of replacing data collection via manual vectorization with automated methods is being explored to make such research more efficient and widely applicable. For this purpose, the GEOBIA method is used. The HLC method, which is being applied for the first time in Croatia, is employed in this paper to study landscape units, specifically historical units. The HLC method does not involve analyzing individual landscape elements but instead identifies and dates areas with similar patterns in the landscape. However, the data collected for the elements can be used to create a HLC model and form the basis for explicit classification. Therefore, the possibility of reproducing vector models created through manual vectorization using the GEOBIA method is examined, ensuring that the quality will be comparable. Collecting high-quality data more quickly and at a lower cost for regional research would make the system for identifying and protecting individual monuments and landscapes more efficient.

The municipality of Poveljana is located on the island of Pag. It is characterized by karst relief and a landscape of dry stone walls. Landscape research does not have a long tradition in Croatia. Previous research has enabled the understanding of the elements of dry stone architecture and their typology. The current legislation in Croatia provides a formal framework for identifying and protecting landscapes. The theoretical and methodological framework of the HLC method is presented, along with the operational concepts it includes, such as characterization, character, time depth, character type, morphological analysis, and retrogressive analysis.

A total of fifteen vector models of the Poveljana Municipality were created through visual interpretation and manual vectorization (wide roads, narrow roads, water, intermittent streams, dry stone walls, green fences, buildings, agricultural buildings, mounds, ponds, and wells, salt pans, cultural heritage sites, forests, karst, and flysch). Vectorization rules were defined for complex classes (dry stone walls, narrow roads, wide roads). The models were used as reference models to assess the accuracy of the GEOBIA models. The GEOBIA method is described as a link between remote sensing and GIS because it represents a bridge between pixel-based and vector-based data. The paper details the method's origin, epistemological background, and key operational concepts (segmentation and classification). The method was applied to a multispectral MS WV-2 satellite image from 2016. The MS WV-2 2016 image underwent sharpening and geometric correction. For the application of the GEOBIA method, ArcMap 10.4.1 software was used, with integrated segmentation and classification algorithms. The Mean Shift algorithm was used for image segmentation, while Random Trees (RT), Maximum Likelihood Classification (MLC), and Support Vector Machine (SVM) algorithms were employed for classification. The GEOBIA model of Poveljana Municipality was created from

ten classes (wide road, narrow road, water, reeds, dry stone walls, green fences, buildings, lawn, forests, and karst), with an optimal channel configuration selected. In addition to basic channels, NIR1 and NIR2 were used. Due to the large number of classes (ten), segmentation was carried out iteratively for each class with optimal values of user-defined parameters. Test samples for classification were created based on the vector models produced through manual vectorization. The test samples were standardized according to the characteristics of each class. The test samples are circular in shape and feature polygonal geometry, with diameters tailored to each class, and they represent the entire population of entities in the landscape. The most challenging class is dry stone walls, as they are linear-shaped phenomena in the raster, with a continuous distribution, and their width is only up to 2 pixels. Dry stone walls share spectral characteristics with other classes due to the materials from which they are made. This class is particularly challenging, and it was used to test the impact of reducing the size of the test samples on the classification results. Three additional sets of test samples for the dry stone wall class were created, including 75%, 50%, and 25% of the total sample size. Four classification schemes were developed to test the following classification problems: I. The impact of the spatial distribution of samples for the dry stone wall class on classification accuracy using SVM and RT classifiers, II. The impact of progressively reduced sample size and the effect of sample size on classification accuracy using SVM and RT classifiers, III. The impact of disproportionate sample sizes for one class during progressively reduced sample sizes for the dry stone wall class using MLC and SVM classifiers, IV. The impact of the number of classes on classification accuracy when classifying ten classes with the SVM classifier. Model accuracy was assessed using PA, UA, OA, Kappa coefficient, and AUC/ROC curves. The highest classification accuracy in Scheme I was achieved with the SVM classifier and a correlation was found between the proportional relationships between classes and classification accuracy. In Scheme II, the highest accuracy was also achieved with the SVM classifier, and it was determined that classification accuracy remained stable and was not directly related to the progressively reduced size of the test samples. In both Schemes I and II, the RT classifier resulted in lower accuracy, but the result was not significantly lower than that achieved with the SVM classifier. The negative impact of sample imbalance between classes on classification accuracy was observed in Scheme III. For the SVM classifier, accuracy decreased as the sample size disproportion increased. Stable results were achieved with the MLC classifier. In Scheme IV, the GEOBIA model of Poveljana Municipality, consisting of 10 classes, was created using the SVM classifier. The model showed good accuracy according to the Kappa coefficient. However, classification accuracy for each class and the overall model indicated a negative impact of the number of classes on model accuracy. To achieve a high-accuracy GEOBIA model, especially in a spectrally homogeneous karst landscape, it is necessary to use data with better spatial resolution, include a high-resolution digital surface model in the analysis, and conduct GEOBIA analysis based on morphometric parameters.

Landscape formation models and the generalized HLC model of the Poveljana Municipality were created using vector models developed through manual vectorization, along with data collected from historical cadastral maps and aerial photographs. The historical aerial

photographs were harmonized using the rectification algorithm Adjust. Several models from different years were created, which allowed the establishment of a temporal resolution for landscape observation at approximately 20-year intervals. A statistical analysis of azimuths was performed for the dry stone wall class, and the dynamics of enclosing and subdividing the landscape with dry stone walls were determined. A retrogressive analysis identified the factors that shaped the contemporary landscape of Poveljana. Landscape formation models and the generalized HLC model were developed. The research found that the landscape of the Poveljana Municipality is relatively recent, i.e., it has a later origin. The oldest units belong to the class of dry stone walls from the late modern period (according to cadastral data, they can be dated as early as the 19th century). Other classes that predominantly shape the landscape were formed during the 20th century and can be dated to the contemporary period.

The quality of the developed GEOBIA model does not meet the needs and standards of archaeology and the cultural heritage protection sector, and at this stage of research, it cannot replace visual interpretation and manual vectorization. However, the research results can serve as guidelines for future studies. Visual interpretation and manual vectorization will remain the dominant methods for analyzing data collected through remote sensing in the cultural heritage protection sector for some time.

Keywords: Historic Landscape Characterisation (HLC), Remote Sensing, GEOBIA, Supervised Classification, WV-2 Multispectral Satellite Imagery, Pag Island, Croatia

POPIS LITERATURE

1. Affek, A. (2013). Georeferencing of historical maps using GIS, as exemplified by the Austrian Military Surveys of Galicia. *Geographia Polonica*, Volume 86, Issue 4, 375–390.
2. Aguilar, M. A., Aguilar, F. J., García Lorca, A., Guirado, E., Betlej, M., Cichon, P., Nemmaoui, A. Vallario, A., Parente, C. (2016). Assessment of Multiresolution Segmentation for Extracting Greenhouses from WorldView-2 Imagery. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*. Volume XLI-B7. XXIII ISPRS Congress. 12–19 July 2016. Prague. Czech Republic, 145–152.
3. Aldred, O., Fairclough, G. (2003). *Historic Landscape Characterisation: Taking Stock of the Method*. English Heritage, London.
4. Alfrey, J. (2007). Contexts for Historic Landscape Characterisation in Wales. *Landscapes*, 8:2, 84–91.
5. Andlar, G. (2012). *Iznimni kulturni krajobrazi primorske Hrvatske*. doktorska disertacija, Agronomski fakultet, Zagreb.
6. Andlar, G., Aničić, B. (2018). Multi-method Approaches to Cultural Landscape Assessment in Croatia, In: Fairclough, G., Sarlöv Herlin, I., Swanwick, C. (Eds.), *Routledge Handbook of Landscape Character Assessment, Current Approaches to Characterisation and Assessment*, Routledge, Routledge, Oxon, New York, 90–104.
7. Andlar, G., Aničić, B., Pereković, P., Rechner Dika, I., Hrdalo, I. (2011). Kulturni krajobraz i legislativa – stanje u hrvatskoj. *Društvena istraživanja*, 20:2011:3:113, 813–835.
8. Andlar, G., Borovičkić, M., Križanić, M., Kremenić, T. (2015a). *Studija krajobraza otoka Cresa*, (krajobrazna studija).
9. Andlar, G., Leljak, M., Šteko, V., Tomić Reljić, D., Mudronja Pletenac, A., Krklec, K., Miholić, H. Šrajer, F., Krešo, N., Rupiće, M., Šimat, J., Miloševski Ntontos, M., Udovč, T., Bogovac, L., Lončar, M., Grgurić, Z., Mihulja, A., Vresnik, F., Peternel, H., Perica,

- D., Blažić, M., Škunca, M., Škunca, L. (2020). *Krajobrazna osnova sa studijom vrednovanja i osjetljivosti krajobraza parka prirode Vransko jezero*, (studija).
10. Andlar, G., Šrajfer, F., Popović, S., Frangeš, G. (2015c). *Konzervatorska podloga kulturnog krajolika Starogradsko polje*, (elaborat, izvornik: Konzervatorski odjel u Splitu).
 11. Andlar, G., Šrajfer, F., Trojanović, A. (2017). *Classifying the Mediterranean terraced landscape: the case of Adriatic Croatia*. *Acta geographica Slovenica*, 57-2, 2017, 111–129.
 12. Andlar, G., Šrajfer, F., Trojanović, A. (2018). *Discovering cultural landscape in Croatia: history and classification of Croatian Adriatic enclosed landscape*. *Anali za istrske in mediteranske študije, Series Historia et Sociologia* 28, 2018, 4, 759–778.
 13. Andlar, G., Tomić - Reljić, D., Šteko, V. (2015b). *Krajobrazna osnova nacionalnog parka Krka*, (krajobrazna studija).
 14. Aničić, B., Ogrin, D., Andlar, G., Pereković, P., Avdić, I., Rechner, I. (2007). *Revitalizacija krajobraza na Korčuli – case study Općina Blato*. *Journal of Central European Agriculture*, 8, 2, 243–256.
 15. Anić, V. (1991). *Rječnik hrvatskoga jezika*. Novi Liber, Zagreb.
 16. Arvor, D., Durieux, L., Andrés, S., Laporte M. (2013). *Advances in Geographic Object-Based Image Analysis with ontologies: A review of main contributions and limitations from a remote sensing perspective*. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 82 (2013), 125–137.
 17. Atik, M., Karadeniz, N. (2018). *New approaches for new regions: Turkey*, In: Fairclough, G., Sarlöv Herlin, I., Swanwick, C. (Eds.), *Routledge Handbook of Landscape Character Assessment, Current Approaches to Characterisation and Assessment*, Routledge, Oxon, New York, 69–79.
 18. Austin, D. (2007). *Character or Caricature? Concluding Discussion*. *Landscapes*, 8:2, 92–105.
 19. Avery, T. E., Berlin, G. L. (1992). *Fundamentals of Remote Sensing and Airphoto Interpretation*. Macmillan Publishing Company. New York.

20. Baatz, M, Hoffmann, C., Willhauck, G. (2008). Progressing from object-based to object-oriented image analysis, In: Blaschke, T., Lang, S., Hay, G. J. (Eds.), *Object-Based Image Analysis. Spatial Concepts for Knowledge-Driven Remote Sensing Applications*, Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg, 29–42.
21. Baiocchi, V., Lelo, K., Milone, M. V., Mormile, M. (2013). Accuracy of Different Georeferencing Strategies on Historical Maps of Rome. *Geographia Technica*, No. 1, 2013, 10–16.
22. Batović, Š. (1973). Prapovijesni ostaci na zadarskom otočju. *Diadora*, 6: 5–165.
23. Belcher, J. (2008). Historic Landscape Characterisation: an Exploration of the Method as a Means of Understanding Enclosure. *Landscapes*, 9:2, 26–44.
24. Belošević, J. (1980). Materijalna kultura Hrvata od VII do IX stoljeća. Sveučilišna naklada Liber, Zagreb.
25. Bender, B., Hamilton, S., Tilley, C. (1997). Leskernick: stone worlds; alternative narratives; nested landscapes. *Proceedings of the Prehistoric Society*, 63: 147–78.
26. Berersford, M. (1948). Ridge and furrow and the Openfield. *Economic History Review*, 1, 2: 2, 34–45.
27. Bertović, M., Andlar, G. (2019). Kulturni krajobraz sive Istre – analiza terasiranog krajobraza grada Oprtlja. *Annales, Anali za istrske in mediteranske študije, Series Historia et Sociologia*, 29, 2019, 1, 101–124.
28. Blaschke, T. (2010). Object based image analysis for remote sensing. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 65 (2010), 2–16.
29. Blaschke, T., Burnett, C., Pekkarinen, A. (2004). New contextual approaches using image segmentation for object-based classification. In: De Meer, F., de Jong, S. (Eds.), Remote Sensing Image Analysis: Including the spatial domain. Kluwer Academic Publishers, Dordrecht, 211–236.
30. Blaschke, T., Hay, G. J., Kelly, M., Lang, S., Hofmann, P., Addink, E., Queiroz Feitosa, R., van der Meer, F., van der Werff, H., van Coillie, F., Tiede, D. (2014). Geographic Object-Based Image Analysis – Towards a new paradigm. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 87 (2014), 180–191.

31. Blaschke, T., Lang, S., Hay, G. J., (Eds.) (2008). Object-Based Image Analysis. Spatial Concepts for Knowledge-Driven Remote Sensing Applications, Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg.
32. Blaschke, T., Lang, S., Lorup, E., Strobl, J., Zeil, P. (2000). Object-oriented image processing in an integrated GIS/remote sensing environment and perspectives for environmental applications. In: Cremers, A. und Greve, K. (Eds.), Environmental Information for Planning, Politics and the Public. Metropolis Verlag, Marburg, vol. 2, 555–570.
33. Blaschke, T., Strobl, J. (2001). What's wrong with pixels? Some recent developments interfacing remote sensing and GIS. GIS-Zeitschrift für Geoinformationssysteme 14 (6), 12–17.
34. Bloemers, J. H. F. (2002). Past and future – oriented archaeology: protecting and developing the archaeological-historical landscape in the Netherlands, In: Fairclough, G., Rippon, S., (Eds.), Europe's Cultural Landscape; archaeologists and management of change, (Europae Archaeologiae Consillium and English Heritage, EAC Occasional Paper 2), Brussels/London.
35. Bloemers, J. H. F. (2010). Introduction, The Cultural Landscape and Heritage Paradox, Protection and Development of the Dutch Archaeological-Historical Landscape and its European Dimension, In: Bloemers. T., Kars, H., van der Valk, A., Wijnen, M. (Eds.), The Cultural Landscape & Heritage Paradox, Protection and development of the Dutch archaeological-historical landscape and its European Dimension, Amsterdam University Press, Amsterdam, 3–16.
36. Bognar, A. (2001). Geomorfološka regionalizacija Hrvatske. Acta geographica Croatica 34 (1999), 7–29.
37. Bogovac, L., Butula, S., Andlar, G., Tomić Reljić, D. (2021). Pristupi vrednovanja krajobraza: propitivanje ranjivosti i osjetljivosti krajobraza otoka Raba. Geoadria, 26 (2021), 1, 35–58.
38. Bradley, A. E. (1997). The Use of the Area Under the Roc Curve in the Evaluation of Machine Learning Algorithms. Pattern Recognition, Vol. 30, No. 7, 1145–1159.

39. Bralić, I. (1999). Krajobrazno diferenciranje i vrednovanje s obzirom na prirodna obilježja. Sadržajna i metoda podloga Krajobrazne osnove Hrvatske, Zagreb, 101–109.
40. Breiman, L. (2001). Random forests. *Machine learning*, 45, 5–32.
41. Brinkmann, R., Parise, M. (2012). Karst Environments: Problems, Management, Human Impacts, and Sustainability: An Introduction to the Special Issue. *Journal of cave and karst studies the National Speleological Society bulletin* 74(2), 135–136.
42. Brusić, Z. (1993). Starokršćanski sakralni objekti uz plovidbenu rutu istočnom obalom Jadrana. *Diadora*, 15, 223–233.
43. Butorac, D. (1992). Zemljišni katastar za vrijeme austrijske uprave u Dalmaciji, In: Piplović, S. (Ed.), *Blago Hrvatske iz Arhiva mapa za Istru i Dalmaciju*, Državni arhiv u Splitu, Split, 19–29.
44. Butorac, V., Buzjak, N. (2021). Prilog poznavanju (novijih) istraživanja krajobraza u Hrvatskoj 1945. – 2019. godine. *Hrvatski geografski glasnik*, Vol. 83 No. 1, 2021., 25–56.
45. Castilla, G., Hay, G. J. (2008). Image objects and geographic objects, In: Blaschke, T., Lang, S., Hay, G. J. (Eds.), *Object-Based Image Analysis. Spatial Concepts for Knowledge-Driven Remote Sensing Applications*, Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg, 91–110.
46. Cerrillo-Cuenca, E. (2017). An approach to the automatic surveying of prehistoric barrows through LiDAR. *Quaternary International*, Volume 435, Part B, 2017, 135–145.
47. Cetl, V., Tutić, D. (2002). Automatska vektorizacija u katastru. *Geodetski list*, 56, 2, 103–116.
48. Chapman, J. C., Shiel, R. S., Batović, Š. (1996). *The Changing Face of Dalmatia, Archaeological and Ecological Studies in a Mediterranean Landscape*. Leicester University Press, The Society of Antiquaries of London, London.

49. Chen, G., Weng, Q. Hay, G. J., He, Y. (2018). Geographic Object-based Image Analysis (GEOBIA): Emerging trends and future opportunities. *GIScience & Remote Sensing*, Volume 55, 2018 - Issue 2, 159–182.
50. Chen, Y., Carlinet, E., Chazalon, J., Mallet, C., Dumenieu, B., Perret, J. (2021). Vectorization of historical maps using deep edge filtering and closed shape extraction, In: 16th International Conference on Document Analysis and Recognition (ICDAR 2021), 2021, Lausanne, Switzerland, Proceedings, Part IV, 510–525.
51. Cheng, P., Chaapel, C. (2010). Pan-sharpening and geometric correction: WorldView-2 satellite. *GeoInformatics*, 13(4), 30.
52. Cheng, Y. (1995). Mean shift, mode seeking, and clustering. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 17(No. 8), 790–799.
53. Chețan, M. A., Dornik, A., Urdea, P. (2017). Comparison of object and pixel-based land cover classification through three supervised methods. *Journal of Geodesy, Geoinformation and Land Management*.
54. Cléry, I., Pierrot-Deseilligny, M., Vallet, B. (2014). Automatic Georeferencing of a Heritage of Old Analog Aerial Photographs, In: ISPRS Technical Commission III Symposium, 5-7 September 2014, Zurich, Switzerland, ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Volume II-3, 2014, 33–40.
55. Cohen, J. (1960). A coefficient of agreement for nominal scales. *Educational and Psychological Measurement* 20 (1), 37–46.
56. Comaniciu, D., Meer P. (2002). Mean Shift: A Robust Approach Toward Feature Space Analysis. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 24 (2002), 603–619.
57. Congalton, R. G. (1991). A review of assessing the accuracy of classifications of remotely sensed data. *Remote Sensing of Environment*, Volume 37, Issue 1, 35–46.
58. Corcoran, P., Winstanley, A. (2008). Using texture to tackle the problem of scale in land-cover classification, In: Blaschke, T., Lang, S., Hay, G. J. (Eds.), *Object-Based Image Analysis. Spatial Concepts for Knowledge-Driven Remote Sensing Applications*, Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg, 113–132.

59. Cortes C., Vapnik V. N. (1995). Support-vector network. *Machine Learning*, 20: 273–297.
60. Costa, G. A. O. P. Feitosa, R. Q. Cazes, T. B. Feijó B. (2008). Genetic adaptation of segmentation parameters, In: Blaschke, T., Lang, S., Hay, G. J. (Eds.), *Object-Based Image Analysis. Spatial Concepts for Knowledge-Driven Remote Sensing Applications*, Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg, 679–695.
61. Costache, R., Pham, Q. B., Sharifi, E. Linh, N. T. T., Abba S. I., Vojtek, M., Vojteková, J., Nhi, P. T. T., Khoi, D. N. (2020). Flash-Flood Susceptibility Assessment Using Multi-Criteria Decision Making and Machine Learning Supported by Remote Sensing and GIS Techniques. *Remote Sensing* 2020, 12(1), 106.
62. Craciun, D., Le Bris, A. (2022). Automatic Algorithm for Georeferencing Historical-to-Nowadays Aerial Images Acquired in Natural Environments, In: XXIV ISPRS Congress (2022 edition), 6–11 June 2022, Nice, France, *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, Volume XLIII-B2-2022, 21–28.
63. Crawford, O. G. S. (1953). *Archaeology in the Field*. Phoenix House, London.
64. Crow, J. (2009). Silivri and the Thracian hinterland of Istanbul: an historic landscape. *Anatolian Studies*, Vol. 59, 167–181.
65. Crow, J., Turner, S., Vionis, A. K. (2011). Characterizing the Historic Landscapes of Naxos. *Journal of Mediterranean Archaeology* 24, 1, 111–137.
66. Cutler, A., Zhao, G. (2001). Pert-perfect random tree ensembles. *Computing Science and Statistics*, 33.
67. Čače, S. (1985). *Liburnija u razdoblju od 4. do 1. stoljeća prije nove ere*. doktorska disertacija, Filozofski fakultet u Zadru, Zadar.
68. Čače, S. (2003). Tri priloga okninskom području u antici, In: Kolanović, J. (Ed.), *Zbornik Stjepanu Antoljaku u čast*, Knin, 171–184.
69. Čače, S. (2006). South Liburnia at the Beginning of the Principate: Jurisdiction and Territorial Organization, In: Čače, S., Kurilić, A., Tassaux, F. (Eds.), *Les routes de l'Adriatique antique*, Ausonius, Bordeaux-Zadar, 65–79.

70. Čače, S. (2011). Antički toponimi otoka Paga – izvori, In: Skračić, V. (Ed.), Toponimija otoka Paga, Sveučilište u Zadru, Centar za onomastička istraživanja, Zadar, 609–620.
71. Čelhar, M. (2013). Gradina Vrčevo-Gorica. Diadora: glasilo Arheološkog muzeja u Zadru, 26/27 (2013), 225–240.
72. Davis, D. S. (2018). Object-based image analysis: a review of developments and future directions of automated feature detection in landscape archaeology. *Archaeological Prospection*, 2018, 1–9.
73. Davis, D. S. Sanger, M. C., Lipo, C. P. (2018). Automated mound detection using lidar and object-based image analysis in Beaufort County, South Carolina. *Southeastern Archaeology*, Volume 38, 2019 - Issue 1, 23–37.
74. De Guio, A., Magnini, L., Bettineschi, C. (2015). GeOBIA Approaches to Remote Sensing of Fossil Landscapes: Two Case Studies from Northern Italy, In: Traviglia, A. (Ed.), Across Space and Time. Papers from the 41st Conference on Computer Applications and Quantitative Methods in Archaeology. Perth, 25–28 March 2013, Amsterdam University Press, 45–53.
75. De Waele, J., Gutiérrez, F., Parise, M., Plan, L. (2011). Geomorphology and natural hazards in karst areas: a review. *Geomorphology*, 134 (1-2), 1–8.
76. Delenne C., Durrieu, S. Rabatel, G. Deshayes M. (2008). A Local Fourier Transform approach for vine plot extraction from aerial images, In: Blaschke, T., Lang, S., Hay, G. J. (Eds.), Object-Based Image Analysis. Spatial Concepts for Knowledge-Driven Remote Sensing Applications, Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg, 443–456.
77. DigitalGlobe, Inc. (2010a). WorldView-2 Imagery Basics and Erdas Imagine, <https://docplayer.net/44891764-Worldview-2-imagery-basics-and-erdas-imagine.html> (pristupljeno: 15. lipnja 2022.).
78. DigitalGlobe, Inc. (2010b). DigitalGlobe Core Imagery Products Guide, <https://www.geosoluciones.cl/documentos/worldview/DigitalGlobe-Core-Imagery-Products-Guide.pdf> (pristupljeno: 15. lipnja 2022.).
79. DigitalGlobe, Inc. (2010c). The Benefits of the Eight Spectral Bands of WorldView-2, [DG-8SPECTRAL-WP_0.pdf](https://dg-cms-uploads-production.s3.amazonaws.com/DG-8SPECTRAL-WP_0.pdf) (dg-cms-uploads-production.s3.amazonaws.com), (pristupljeno 15. lipnja 2022.).

80. Dixon, P. (2007). Conservation not Reconstruction: Historic Land-Use Assessment (HLA), or Characterising the Historic Landscape in Scotland. *Landscapes*, 8:2, 72–83.
81. Dobson, S. (2008). Exploring Ontologies of Historic Landscape Characterisation: Towards an approach for recognizing the impact of incremental change to historic legibility in urban areas, In: Teller, J., Tweed, C., Rabino, G. (Eds.), *Conceptual models for practitioners, 2nd Workshop COST Action C21 – Towntology, Urban Ontologies for an Improved Communication in Urban Civil Engineering Projects*, Castello del Valentino, Turin, Italy 121–131.
82. Dobson, S., Selman, P. (2012). Applying Historic Landscape Characterization in Spatial Planning: from Remnants to Remanence. *Planning Practice & Research*, Vol. 27, No. 4, 459–474.
83. Domazetović, F. (2021). Višerezolucijsko modeliranje erozije tla korištenjem geoprostornih tehnologija. Doktorska disertacija. Sveučilište u Zadru, Zadar.
84. Drăguț, L., Csillik, O., Eisank C., Tiede, D. (2014). Automated parameterisation for multi-scale image segmentation on multiple layers. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 88, (2014) 119–127.
85. Drăguț, L., Tiede, D., Levick, S. R. (2010). ESP: a tool to estimate scale parameter for multiresolution image segmentation of remotely sensed data. *International Journal of Geographical Information Science*, Vol. 24, No. 6, June 2010, 859–871.
86. Dumbović Bilušić, B. (1999). Zaštita, očuvanje i korištenje kulturne baštine. Sadržajna i metodska podloga *Krajobrazne osnove Hrvatske*, Zagreb, 110–120.
87. Dumbović Bilušić, B. (2010). Inicijativa za zaštitu krajolika u hrvatskoj, *Krajolik hrvatskog Zagorja: prošlost, stanje, perspektive*, međunarodna radionica, Tuheljske Toplice, 21. i 22. 10. 2010. *Kvartal VII:3: 4: 2010*, 71–73.
88. Dumbović Bilušić, B. (2012). Prepoznavanje i razvrstavanje krajolika kao kulturnog naslijeđa. *Godišnjak zaštite spomenika kulture Hrvatske*, 36: 47–66.
89. Dumbović Bilušić, B. (2014). Prilog tumačenju pojma krajolika kao kulturne kategorije, *Sociologija i prostor*, 52: 2014: 199: 2, 187–205.

90. Dumbović Bilušić, B. (2015). Krajolik kao kulturno naslijeđe, metode prepoznavanja, vrjednovanja i zaštite kulturnih krajolika Hrvatske. Ministarstvo kulture, Zagreb.
91. Dumbović Bilušić, B., Obad Šćitaroci, M. (2007). Kulturni krajolici u hrvatskoj – identifikacija i stanje zaštite. *Prostor: znanstveni časopis za arhitekturu i urbanizam*, 2: 34: 15: 2007, 260–271.
92. Dumbović Bilušić, B., Obad Šćitaroci, M. (2013). Zaštita krajolika, Usporedba zakonodavne osnove u hrvatskoj i europskim zemljama,. *Prostor: znanstveni časopis za arhitekturu i urbanizam*, 1: 45: 21: 2013, 104–115.
93. European Landscape Convention, European Treaty Series, no.176, (Florence Convention), Strasbourg, Council of Europe 2000.
94. Europska konvencija o zaštiti arheološke baštine (revidirane) iz 1992. godine, (NN 4/2004).
95. Fairclough, G. (2002a). Historic Landscape Characterisation, Template Project Design. Characterisation Team, English Heritage, London.
96. Fairclough, G. (2002b). Archaeologists and the European Landscape Convention, In: Fairclough, G., Rippon, S. (Eds.), *Europe's Cultural Landscape: archaeologists and the management of change*, *Archaeologia*, 25–37.
97. Fairclough, G. (2005). Boundless Horizons: Historic Landscape Characterisation. Bulletin, English Heritage.
98. Fairclough, G. (2006). A New Landscape for Cultural Heritage Management: Characterisation as a Management Tool, In: Lozny, L. R. (Ed.), *Landscapes Under Pressure, Theory and practice of Cultural Heritage Research and Preservation*, Springer, New York, 55–74.
99. Fairclough, G. J. Wigley, A. (2006). Historic Landscape Characterisation: An English approach to landscape understanding and the management of change, In: del Arbo, M. R. i Orejas, A. (Eds.), *Landscapes as Cultural Heritage in the European Research*, Proceedings of COST A27 Workshop, Madrid 2004, 87–106, [\(PDF\) Fairclough, G.J. and Wigley, A. 2006: Historic Landscape Characterisation: An English approach to landscape understanding and the management of change, in del Arbo, M-R & Orejas, A.\(eds\) 2005: Landscapes as Cultural Heritage in European Research, Proceedings of](#)

- [COST A27, Madrid 2004. 87-106 | Graham Fairclough - Academia.edu](#) (pristupljeno 10. ožujka 2022.).
- 100.** Fairclough, G. J., Lambrick, G., McNab, A. (1999). *Yesterday's World, Tomorrow's Landscape – the English Heritage Historic Landscape Project 1992–94*. English Heritage, London.
 - 101.** Fairclough, G., Herring, P. (2016). Lens, mirror, window: interactions between Historic Landscape Characterisation and Landscape Character Assessment. *Landscape Research*, 1–13.
 - 102.** Fairclough, G., Sarlöv Herlin, I., Swanwick, C. (2018). Landscape character approaches in global, disciplinary and policy context: an introduction, In: Fairclough, G., Sarlöv Herlin, I., Swanwick, C. (Eds.), *Routledge Handbook of Landscape Character Assessment, Current Approaches to Characterisation and Assessment*, Routledge, Oxon, New York, 3–20.
 - 103.** Faričić, J. (2003). Otok Pag na starim kartografskim prikazima, *Geoadria*, 8:1, 47–126.
 - 104.** Faričić, J. (2011). Geografska imena na starim kartografskim prikazima otoka Paga, In: V. Skračić (Ed.), *Toponimija otoka Paga*, Sveučilište u Zadru, Centar za onomastička istraživanja, Zadar, 523–605.
 - 105.** Favretto, A. (2012). Georeferencing Historical Cartography: A Quality-Control Method. *Cartographica* 47:3, 2012, 161–167.
 - 106.** Fawcett, T. (2006). An introduction to ROC analysis. *Pattern Recognition Letters*, 27 (2006) 861–874.
 - 107.** Figorito, B., Tarantino, E. (2014). Semi-automatic detection of linear archaeological traces from orthorectified aerial images. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 26 (2014), 458–463.
 - 108.** Ford, D. C., Williams, P. W. (2007). *Karst Geomorphology and Hydrology*. John Wiley & Sons Ltd., West Sussex.
 - 109.** Förster, M., Kleinschmit, B. (2008). Object-based classification of QuickBird data using ancillary information for the detection of forest types and NATURA 2000 habitats, In: Blaschke, T., Lang, S., Hay, G. J. (Eds.), *Object-Based Image Analysis. Spatial*

- Concepts for Knowledge-Driven Remote Sensing Applications, Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg, 275–290.
- 110.** Fukunaga, K, Hostelter, L. D. (1975). The Estimation of the Gradient of a Density Function with Applications in Pattern Recognition. *IEEE Transactions on Information Theory*, Vol. 21, 32–40.
- 111.** Gams, I. (1987). Excursion from Postojna to Čapljina, In: Gams, I., Habiš., P., Milovanović, P., Radojičić, B. (Eds.), *Man's Impact in Dinaric Karst (Guide-book)*, Ljubljana, 135–172.
- 112.** Geofoto d.o.o. (1999). Tehničko izvješće. Ciklična snimanja Republike Hrvatske, Lika - Zadar - Šibenik - Split. Zagreb, srpanj 1999., (elaborat, izvornik: Državna geodetska uprava, Zagreb).
- 113.** Getzin, S., Wiegand, K. (2007). Asymmetric tree growth at the stand level: Random crown patterns and the response to slope. *Forest Ecology and Management* 242 (2007), 165–174.
- 114.** Gjurašić, M. (2014). Zemljišna izmjera i ustroj Stabilnoga katastra Franje I. u Dalmaciji prema Carevu patentu iz 1817. godine i Katastarskome i mjerničkome naputku iz 1820. godine. *Povijesni prilozi*, Vol. 33 No. 46, 287–356.
- 115.** Glavaš, V. (2011). Problems of reconnaissance of the karst landscape – an example of the northern sub-Velebit litoral. *AARGnews* 43, 24–30.
- 116.** Granić, M. (2011). Srednjovjekovni Pag – povijesni pregled i topografija, In: Skračić, V. (Ed.), *Toponimija otoka Paga*, Sveučilište u Zadru, Centar za onomastička istraživanja, Zadar, 181–216.
- 117.** Gugić, J., Mioč, B., Krvavica, M., Grgić, I., Čemeljić, A. (2012). Proizvodno-ekonomska obilježja ovčarske proizvodnje na otoku Pagu. *Mljekarstvo: časopis za unaprjeđenje proizvodnje i prerade mlijeka*, Vol. 62, No. 1, 43–52.
- 118.** Hackeloeer, A., Klasing, K., Krisp, J. M., Meng, L. (2014). Georeferencing: a review of methods and applications. *Annals of GIS*, Volume 20, 2014 – Issue 1, 61–69.
- 119.** Hanley, J. A., McNeil, B. J. (1982). The meaning and use of the area under a receiver operating characteristic (ROC) curve. *Radiology*, 143(1), 29–36.

120. Hastie, T., Tibshirani, R., Friedman, J. (2009). *The Elements of Statistical Learning, Data Mining, Inference and Prediction*. Springer Series in Statistics, Springer.
121. Hay, G. J., Castilla G. (2008). Geographic Object-Based Image Analysis (GEOBIA): A new name for a new discipline, In: Blaschke, T., Lang, S., Hay, G. J. (Eds.), *Object-Based Image Analysis. Spatial Concepts for Knowledge-Driven Remote Sensing Applications*, Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg, 75–89.
122. Herring, P. (1998). *Cornwall's Historic Landscape, Presenting a method of historic landscape character assessment*. Cornwall County Council.
123. Herring, P. C. (2009). Framing Perceptions of the Historic Landscape: Historic Landscape Characterisation (HLC) and Historic Land-Use Assessment (HLA). *Scottish Geographical Journal*, 125:1, 61–77.
124. Hese, S., Schullius C. (2008). Object-oriented oil spill contamination mapping in West Siberia with Quickbird data, In: Blaschke, T., Lang, S., Hay, G. J. (Eds.), *Object-Based Image Analysis. Spatial Concepts for Knowledge-Driven Remote Sensing Applications*, Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg, 367–382.
125. Hilje, E. (1999). *Spomenici srednjovjekovnoga graditeljstva na Pagu*. Arheološki muzej Zadar, Zadar.
126. Hilje, E. (2011). Spomenici povijesnog graditeljstva na otoku Pagu, In: Skračić, V. (Ed.), *Toponimija otoka Paga*, Sveučilište u Zadru, Centar za onomastička istraživanja, Zadar, 93–180.
127. Hofmann, P., Strobl, J., Blaschke, T., Kux H. (2008). Detecting informal settlements from QuickBird data in Rio de Janeiro using an object-based approach, In: Blaschke, T., Lang, S., Hay, G. J. (Eds.), *Object-Based Image Analysis. Spatial Concepts for Knowledge-Driven Remote Sensing Applications*, Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg, 541–553.
128. Hoskins, W. G. (1955). *The Making of the English Landscape*. Harmondsworth, Penguin.
129. Hrdalo, I., Aničić, B., Pereković, P., Rechner, I., Andlar, G. (2008). The typology of the agricultural landscape of dubrovačko primorje as a basis for directing development. *Journal of Central European Agriculture* 9 (2008), 1, 77–94.

130. Inomata, T., Pinzón, F., Ranchos, J. L., Haraguchi, T., Nasu, H., Fernandez-Diaz, J. C., Aoyama, K., Yonenobu, H. (2017). Archaeological Application of Airborne LiDAR with Object-Based Vegetation Classification and Visualization Techniques at the Lowland Maya Site of Ceibal, Guatemala. *Remote Sensing* 2017, 9, 563.
131. Ivšić, D. (2014). Predijalni toponimi na zadarskome području. *Folia Onomastica Croatica*, 23: 2014, 95–142.
132. Janecka, K., Cerba, O, Jedlicka, K., Jezek, J. (2013). Towards Interoperability of Spatial Planning Data: 5-steps Harmonization Framework. *International Multidisciplinary Scientific GeoConference: SGEM Surveying Geology & Mining Ecology Management; Sofia Vol. 1*, 1005–1016.
133. Javan, F. D., Samadzadegan, F., Mehravar, S., Toosi, A., Khatami, R., Stein, A. (2021). A review of image fusion techniques for pan-sharpening of high-resolution satellite imagery. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 171, 101–117.
134. Jenness, J. (2014). Polar plots and Circular Statistics. *Manual: Polar Plots ArcGIS Extension*. Jenness Enterprises.
135. Johansen, K., Bartolo, R., Phinn, S. (2010). Special Feature – Geographic Object-Based Image Analysis. *Journal of Spatial Science*, 55:1, 3–7.
136. Johnson, M. (2007). *Ideas of Landscape*. Malden, Oxford, Victoria, Blackwell.
137. Jurić, R. (1996). Istraživanja u crkvi Sv. Nikole u Poveljani na otoku Pagu, In: Jurković, M. i T. Lukšić (Eds.), *Starohrvatska spomenička baština - rađanje prvog hrvatskog kulturnog pejzaža*, Muzejsko-galerijski centar, Zagreb, 245–249.
138. Jurić, R. (2008). Poveljana (općina), *Hrvatski arheološki godišnjak*, 4: 2007, 403–404.
139. Jurić, R., Batović, Š. (2007). Poveljana (općina), *Hrvatski arheološki godišnjak*, 3: 2006, 335–337.
140. Jurković, S. (1999). Perceptivne vrijednosti krajobraza Hrvatske – Studija za vizualno determiniranje krajobraza. *Sadržajna i methodska podloga Krajobrazne osnove Hrvatske*, Zagreb, 121–165.
141. Kale, J. (2010). Prijedlog modela inventarizacije suhozida. *Prostor: znanstveni časopis za arhitekturu i urbanizam*, 2: 40: 18: 2010, 452–467.

142. Kale, J. (2011). Dudićev osik kao krajobrazni ključ, In: Skračić, V. (Ed.), *Toponimija otoka Paga*, Sveučilište u Zadru, Centar za onomastička istraživanja, Zadar, 251–261.
143. Kale, J. (2016). Prilog raspravi o zaštiti suhozida. *Ethnologica Dalmatica*, 23: 41–53.
144. Kamagata, N. Hara, K. Mori, M. Akamatsu, Y. Li Y., Hoshino, Y. (2008). Object-based classification of IKONOS data for vegetation mapping in Central Japan, In: Blaschke, T., Lang, S., Hay, G. J. (Eds.), *Object-Based Image Analysis. Spatial Concepts for Knowledge-Driven Remote Sensing Applications*, Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg, 459–475.
145. Kamal, M., Phinn, S., Johansen, K. (2015). Object-Based Approach for Multi-Scale Mangrove Composition Mapping Using Multi-Resolution Image Datasets. *Remote Sensing*, 2015, 7(4), 4753–4783.
146. Kampouraki, M. Wood, G. A. Brewer T. R. (2008). Opportunities and limitations of object-based image analysis for detecting urban impervious and vegetated surfaces using true-colour aerial photography, In: Blaschke, T., Lang, S., Hay, G. J. (Eds.), *Object-Based Image Analysis. Spatial Concepts for Knowledge-Driven Remote Sensing Applications*, Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg, 555–569.
147. Kaplan, N. H., Erer, I. (2014). Bilateral filtering-based enhanced pansharpening of multispectral satellite images. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 11(11), 1941–1945.
148. Kavzoglu, T., Colkesen, I., Yomralioglu, T. (2015). Object-based classification with rotation forest ensemble learning algorithm using very-high-resolution WorldView-2 image. *Remote Sensing Letters*, Volume 6, 2015, Issue 11, 834–843.
149. Kerridge, E. (1951). Ridge and Furrow and Agrarian History. *The Economic History Review*, New Series, 4, 1, 14–36.
150. Kim, J. S. (2018). The application of near-automated georeferencing technique to a strip of historic aerial photographs in GIS. *Library Hi Tech*, Vol. 36, No. 1, 43–56.
151. Kim, M. Madden, M., Warner T. (2008). Estimation of optimal image object size for the segmentation of forest stands with multispectral IKONOS imagery, In: Blaschke, T., Lang, S., Hay, G. J. (Eds.), *Object-Based Image Analysis. Spatial Concepts for*

- Knowledge-Driven Remote Sensing Applications, Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg, 291–307.
- 152.** Kim, M., Warner, T. A., Madden, M., Atkinson, D. S. (2011). Multi-scale GEOBIA with very high spatial resolution digital aerial imagery: scale, texture and image objects. *International Journal of Remote Sensing*, 32:10, 2825–2850.
- 153.** Kolen, J., Renes, H., Bosma, K. (2018). The landscape biography approach to landscape characterisation: Dutch perspectives, In: Fairclough, G., Sarlöv Herlin, I., Swanwick, C. (Eds.), *Routledge Handbook of Landscape Character Assessment, Current Approaches to Characterisation and Assessment*, Routledge, Oxon, New York, 168–183.
- 154.** Konvencija o europskim krajobrazima, (NN 12/2002).
- 155.** Konvencija o zaštiti nematerijalne kulturne baštine, (NN 5/2005).
- 156.** Kopytoff, I. (1986). The cultural biography of things: commoditization as process, In: Appadurai, A. (Ed.), *The social life of things, Commodities in cultural perspective*, Cambridge, 64–91.
- 157.** Koščak Miočić-Stošić, V., Žmire, A., Šekutor, M., Bunjak-Pajdek, I. (2015). A development plan for the south-eastern part of Pag island with an emphasis on olive-growing. *Geoadria*, 19, 2, 205–218.
- 158.** Koščak, V., Aničić, B., Bužan, M. (1999a). Europski pristupi i iskustva u zaštiti, upravljanju i planiranju krajobraza. Sadržajna i metoda podloga *Krajobrazne osnove Hrvatske*, Zagreb, 24–33.
- 159.** Koščak, V., Aničić, B., Bužan, M. (1999b). Opći okviri zaštite krajobraza za krajobraznu osnovu Hrvatske – Poljodjelski krajobrazi. Sadržajna i metoda podloga *Krajobrazne osnove Hrvatske*, Zagreb, 34–73.
- 160.** Kozličić, M. (2012). Adriatic Sea Routes From the Antiquity to the Early Modern Age. *Histria Antiqua*, 21, 13–20.
- 161.** Kremenić, T., Andlar, G., Varotto, M. (2021a). How Did Sheep Save the Day? The Role of Dry Stone Wall Heritage and Agropastorality in Historical Landscape Preservation, A Case-Study of the Town of Cres Olive Grove. *Land (Basel)*, 10 (2021), 9, 1–26.

162. Kremenčić, T., Varotto, M., Andlar, G. (2021b). Multicellular sheepfolds (mrgari) as monumental shepherds' dry stone wall architecture: A Cres-Lošinj archipelago case study. *Studia ethnologica Croatica*, 33 (2021), 1, 243–274.
163. Krstinić, D. (2008). Brza segmentacija slike metodom procjene gustoće. doktorska disertacija. Fakultet elektrotehnike, strojarstva i brodogradnje, Split.
164. Krzanowski, W. J., Hand, D. J. (2009). *ROC Curves for Continuous Data. Monographs on Statistics and Applied Probability 111*, CRC Press, Taylor i Francis Group, London, New York.
165. Kucharczyk M., Hay, G. J., Ghaarian S., Hugenholtz C. H. (2020). *Geographic Object-Based Image Analysis: A Primer and Future Directions. Remote Sensing*, 2020, 12 (12), 2012.
166. Kuhn, T. S. (1962). *The Structure of Scientific Revolutions. The Chicago University Press, Chicago.*
167. Kulenović Ocelić, N. (2016). Kulturna baština na prostoru Općine Jasenice, Arheološki pregled terena na prostoru Općine Jasenice 2016. godine, (elaborat, izvornik: Konzervatorski odjel u Zadru).
168. Kulenović Ocelić, N. (2019). Archaeological Record in Karst Landscape: The Travels of Materialities, In: Miloglav, I. (Ed.), *Proceedings from the 5th scientific conference Methodology and Archaeometry*, FFPress, Zagreb, 81–89.
169. Kulenović, N. (2019). Terenski pregled krške zaravni na području Jasenice i Obrovca. *Archaeologia Adriatica*, 13: 1, 253–287.
170. Kulenović, N., Glavaš, V., Kulenović, I. (2021). Zračna arheologija kao metoda identifikacije formacije krškog kulturnog krajolika. *Archaeologica Adriatica*, 15: 1, 611–643.
171. Kurilić, A. (2010). Otok Pag (južni dio), *Hrvatski arheološki godišnjak*, 7, 550–553.
172. Kurilić, A. (2011). Otok Pag od prapovijesti do kraja antičkog razdoblja, In: Skračić, V. (Ed.), *Toponimija otoka Paga*, Sveučilište u Zadru, Centar za onomastička istraživanja, Zadar, 51–91.

173. Kurilić, A. (2013). Stara Povljana – Glavice. *Hrvatski arheološki godišnjak*, 9, 632–633.
174. Kušan, V. (1999). *Osnova šumskih krajobraza. Sadržajna i metodska podloga Krajobrazne osnove Hrvatske*, Zagreb, 74–89.
175. Kux, H. J. H., Araújo E. H. G. (2008). Object-based Image Analysis using QuickBird satellite images and GIS data, case study Belo Horizonte (Brazil), In: Blaschke, T., Lang, S., Hay, G. J. (Eds.), *Object-Based Image Analysis. Spatial Concepts for Knowledge-Driven Remote Sensing Applications*, Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg, 571–588.
176. Lambrick, G., Hind, J., Wain, I. (2013). *Historic Landscape Characterisation in Ireland: Best practice guidance. The Heritage Council of Ireland Series*, Dublin.
177. Lang, S. (2008). Object-based image analysis for remote sensing applications: modeling reality – dealing with complexity, In: Blaschke, T., Lang, S., Hay, G. J. (Eds.), *Object-Based Image Analysis. Spatial Concepts for Knowledge-Driven Remote Sensing Applications*, Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg, 3–27.
178. Lang, S., Hay, G. J., Baraldi, A., Tiede, D., Blaschke, T. (2019). Geobia Achievements and Spatial Opportunities in the Era of Big Earth Observation Data. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 2019, 8, 474.
179. Lapaine, M. (2001). *Katastar u Hrvatskoj: pregled. Geodetski glasnik*, 35 (2001), 35, 35–46.
180. Levick, S. R., Rogers K. H. (2008). Structural biodiversity monitoring in savanna ecosystems: Integrating LiDAR and high resolution imagery through object-based image analysis, In: Blaschke, T., Lang, S., Hay, G. J. (Eds.), *Object-Based Image Analysis. Spatial Concepts for Knowledge-Driven Remote Sensing Applications*, Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg, 277–491.
181. Li, H., Jing, L., Tang Y. (2017). Assessment of Pansharpening Methods Applied to WorldView-2 Imagery Fusion. *Sensors* 2017, 17(1), 89.
182. Liu, D., Xia, F. (2010). Assessing object-based classification: advantages and limitations. *Remote Sensing Letters*, 1:4, 187–194.

- 183.** Liu, F. T., Ting, K. M., Yu, Y., Zhou, Z. H. (2008). Spectrum of Variable-Random Trees. *Journal of Artificial Intelligence Research*, Vol. 32 (2008), 355–384.
- 184.** Lončar, N. (2009). Geomorfološka regionalizacija srednjeg i južnog dijela otoka Paga. *Geoadria*, 14/1, (2009), 5–25.
- 185.** Loupa-Ramos, I., Pinto-Correia, T. (2018). Landscape Character Assessment across scales: insights from the Portuguese experience of policy and planning, In: Fairclough, G., Sarlöv Herlin, I., Swanwick, C. (Eds.), *Routledge Handbook of Landscape Character Assessment, Current Approaches to Characterisation and Assessment* Routledge, Oxon, New York, 106–117.
- 186.** Lourençoa, P. Teodoro, A.C. Gonçalves, J.A. Honrado, J.P. Cunha, M. Sillero, N. (2021). Assessing the performance of different OBIA software approaches for mapping invasive alien plants along roads with remote sensing data. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, Volume 95, 2021, 102263.
- 187.** Lozić, S., Radoš, D., Šiljeg, A., Krklec, K. (2013b). Geomorfometrijske značajke šireg područja Velog Rata i njihov utjecaj na tradicionalni kulturni krajobraz suhozida, In: Uglešić, A., Faričić, J. (Eds.), *Veli Rat*, Sveučilište u Zadru, Zadar, 19–43.
- 188.** Lozić, S., Šiljeg, A., Krklec, K. (2013a). Strukturne značajke suhozidne mreže kao pokazatelji antropogenog utjecaja na krajobraz – primjer južnog dijela otoka Visa, Hrvatska. *Annales: anali za istrske in mediteranske študije = annali di Studi istriani e mediterranee = annals for Istrian and mediterranean studies*. Ser.hist.sociol., 23 (2013), 2, 501–518.
- 189.** Lübker, T., Schaab, G. (2008). QuickBird imagery for object-based image analysis, In: Blaschke, T., Lang, S., Hay, G. J. (Eds.), *Object-Based Image Analysis. Spatial Concepts for Knowledge-Driven Remote Sensing Applications*, Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg, 203–219.
- 190.** Ljubičić, I., Britvec, M., Mioč, B., Prpić, Z., Pavić, V., Vnučec, I. (2012). Florni sastav ovčarskih pašnjaka otoka Paga. *Mljekarstvo: časopis za unaprjeđenje proizvodnje i prerade mlijeka*, Vol. 62, No. 4, 269–277.

191. Ma, L., Cheng, L., Li, M., Liu, Y., Ma, X. (2015). Training set size, scale, and features in Geographic Object-Based Image Analysis of very high resolution unmanned aerial vehicle imagery. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 102, 14–27.
192. Ma, L., Li, M., Ma, X., Cheng, L., Du, P., Liu, Y. (2017). A review of supervised object-based land-cover image classification. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2017, 130, 277–293.
193. Macinnes, L. (2010). The protection and management of the historic landscape in Scotland in the context of the European Landscape Convention, In: Bloemers. T., Kars, H., van der Valk, A., Wijnen, M. (Eds.), *The Cultural Landscape & Heritage Paradox, Protection and development of the Dutch archaeological-historical landscape and its European Dimension*, Amsterdam University Press, Amsterdam, 151–160.
194. Magaš D. (2013). *Geografija Hrvatske*. Sveučilište u Zadru, Meridijani, Zadar.
195. Magaš, D. (1996). *Županija zadarsko-kninska*. Zadarska tiskara, d.d., Zadar.
196. Magaš, D. (2000). Contribution to the Knowledge of the Geographical Characteristics of the Pag Island. *Geoadria*, 5 (2000), 5, 5–48.
197. Magaš, D. (2011). Zemljopisna obilježja otoka Paga u funkciji upoznavanja njegove toponimije, u: Skračić, V., (Ed.), *Toponimija otoka Paga*, Sveučilište u Zadru, Centar za onomastička istraživanja, Zadar, 5–49.
198. Magnini, L., Bettineschi, C. (2019). Theory and practice for an object-based approach in archaeological remote sensing. *Journal of Archaeological Science* 107 (2019) 10–22.
199. Mao, H. X., Shi, W. Z. (2008). New Methodology of Representing the Positional Error of Non-Point Features in GIS. The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Vol. XXXVII, Part B7, Beijing 2008, 1503–1508.
200. Marceau, D. J., Moreno, N. (2008). An object-based cellular automata model to mitigate scale dependency, In: Blaschke, T., Lang, S., Hay, G. J. (Eds.), *Object-Based Image Analysis. Spatial Concepts for Knowledge-Driven Remote Sensing Applications*, Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg, 43–73.

- 201.** Marić, I., Pandža, L., Faričić, J., Šiljeg, A., Domazetović, F., Marelić, T., (2022). Long-Term Assessment of Spatio-Temporal Landuse/Landcover Changes (LUCCs) of Ošljak Island (Croatia) Using Multi-Temporal Data – Invasion of Aleppo Pine. *Land* 11 (2022), 11(5), 620.
- 202.** Marić, M., Grgurević, O. (2007). Krajobraz – suvremena europska kretanja, slovenski model i iskustva, stanje u Hrvatskoj. *Prostor: znanstveni časopis za arhitekturu i urbanizam*, 2: 34: 15: 2007, 272–281.
- 203.** Marijanović, B. (2017). Pokrovnik – primjer ograđenoga neolitičkog naselja. *Prilozi Instituta za arheologiju u Zagrebu*, Vol. 34, No. 1, 5–44.
- 204.** Marpu, P. R., Niemeyer, I., Nussbaum, S., Gloaguen, R. (2008). A procedure for automatic object-based classification, In: Blaschke, T., Lang, S., Hay, G. J. (Eds.), *Object-Based Image Analysis. Spatial Concepts for Knowledge-Driven Remote Sensing Applications*, Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg, 169–184.
- 205.** Matzat, W. (1988). Long Strip Field Layouts and Their Later Subdivisions: A Comparison of English and German Cases, *Geografiska Annaler, Series B. Human Geography*, 70, 1, 133–147.
- 206.** Maxar (2020): Worldview-2. Datasheet, https://www.imagengeo.com/files/Imagenes_satelitales/MAXAR/World_View_2/worldview-2.pdf (pristupljeno: 15. lipnja 2022.).
- 207.** Maxwell, A. E., Strager, M. P., Warner, T. A., Ramezan, C. A., Morgan, A. N., Pauley, C. E. (2019). Large-Area, High Spatial Resolution Land Cover Mapping Using Random Forests, GEOBIA, and NAIP Orthophotography: Findings and Recommendations. *Remote Sensing* 2019, 11(12), 1409.
- 208.** Maxwell, A. E., Warner, T. A., (2020). Thematic Classification Accuracy Assessment with Inherently Uncertain Boundaries: An Argument for Center-Weighted Accuracy Assessment Metrics. *Remote Sensing*, 2020, 12(12), 1905.
- 209.** Maxwell, A. E., Warner, T. A., Fang, F. (2018). Implementation of machine-learning classification in remote sensing: An applied review. *International Journal of Remote Sensing*, 2018, 39, 2784–2817.

210. Maxwell, A. E., Warner, T. A., Guillén, L. A. (2021a). Accuracy Assessment in Convolutional Neural Network-Based Deep Learning Remote Sensing Studies—Part 1: Literature Review. *Remote Sensing*, 2021, 13(13), 2450.
211. Maxwell, A. E., Warner, T. A., Guillén, L. A. (2021b). Accuracy Assessment in Convolutional Neural Network-Based Deep Learning Remote Sensing Studies – Part 2: Recommendations and Best Practices. *Remote Sensing*, 2021, 13(13), 2591.
212. Maya-Manzano, J. M., Sadyś, M., Tormo-Molina, R., Fernández-Rodríguez, S., Oteros, J., Silva-Palacios, I., Gonzalo-Garijo, A. (2017). Relationships between airborne pollen grains, wind direction and land cover using GIS and circular statistics. *Science of The Total Environment*, Volumes 584-585, 2017, 603–613.
213. Mayhew, T. (2008). *Dalmatia Between Ottoman and Venetian Rule. Contado di Zara. 1645–1718*. Libreria Editrice Viella, Rim.
214. Mead W. R. (1954). Ridge and Furrow in Buckinghamshire. *The Geographical Journal*, 120, 1, 34–42.
215. Millard, K., Richardson, M. (2015). On the importance of training data sample selection in Random Forest image classification: A case study in peatland ecosystem mapping. *Remote Sensing* 2015, 7, 8489–8515.
216. Millican, K., Dixon, P., Macinnes, L., Middleton, M., (2017). Mapping the Historic Landscape: Historic Land-Use Assessment in Scotland. *Landscapes*, 18: 1, 71–87.
217. Ming, D., Li, J., Wang, J., Zhang, M. (2015). Scale parameter selection by spatial statistics for GEOBIA: Using mean-shift based multi-scale segmentation as an example. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 106 (2015) 28–41.
218. Mittempergher, S., Succo, A., Bistacchi, A., Storti, F., Bruna, P. O., Meda, M. (2019). Geological and structural map of the southeastern Pag Island, Croatia: field constraints on the Cretaceous – Eocene evolution of the Dinarides foreland. *Geological Field Trips and Maps*, 11(2. 4), 2–19.
219. Mlekuž, D. (2019). Landscape as an archaeological heritage, In: Czajlik, Z., Črešnar, M., Doneus, M., Fera, M., Hellmuth Kramberger, A., Mele, M. (Eds.), *Researching Archaeological Landscapes Across Borders, Strategies, Methods and Decisions for the 21st Century*, 6–10.

- 220.** Mohammadi, F. A., Mat Amin, Z., Bin Ahmad, A. (2020). Lineament Assessment of Aynak Copper mine using Remote Sensing approach, In: 10th IGRSM International Conference and Exhibition on Geospatial & Remote Sensing 2020, Kuala Lumpur, Malaysia, IOP Conference Series: Earth and Environmental Science, Volume 540, 012034.
- 221.** Momeni, R., Aplin, P., Boyd, D. S. (2016). Mapping complex urban land cover from spaceborne imagery: The influence of spatial resolution, spectral band set and classification approach. *Remote Sensing*, 8(2), 88.
- 222.** Morad, M., Chalmers, A. I., O'Regan, P. R. (1996). The role of root-mean-square error in the geo-transformation of images in GIS. *International Journal of Geographical Information Systems*, 10:3, 347–353.
- 223.** Moses, K. P., Devadas, M. D. (2012). An Approach to Reduce Root Mean Square Error in Toposheets. *European Journal of Scientific Research*, Vol. 91, No. 2, 268–274.
- 224.** Myburgh, G., Van Niekerk, A. (2013). Effect of feature dimensionality on object-based land cover classification: a comparison of three classifiers. *South African Journal of Geomatics* 2(1), 13–27.
- 225.** Myburgh, G., Van Niekerk, A. (2014). Impact of Training Set Size on Object-Based Land Cover Classification: A Comparison of Three Classifiers. *International Journal of Applied Geospatial Research (IJAGR)* 5(3), 49–67.
- 226.** Myung, I. J. (2003). Tutorial on maximum likelihood estimation. *Journal of Mathematical Psychology* 47 (2003), 90–100.
- 227.** Nagi Zomrawi, M., Eiman Eisa, A. E. (2013). The Effect of Polynomial Order on Georeferencing Remote Sensing Images. *International Journal of Engineering and Innovative Technology (IJEIT)*, Volume 2, Issue 8, 5–8.
- 228.** Neubert, M. Herold, H., Meinel G. (2008). Assessing image segmentation quality – concepts, methods and application, In: Blaschke, T., Lang, S., Hay, G. J. (Eds.), *Object-Based Image Analysis. Spatial Concepts for Knowledge-Driven Remote Sensing Applications*, Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg, 769–784.
- 229.** Niemeyer, I., Marpu P. R., Nussbaum, S. (2008). Change detection using object features, In: Blaschke, T., Lang, S., Hay, G. J. (Eds.), *Object-Based Image Analysis*.

- Spatial Concepts for Knowledge-Driven Remote Sensing Applications, Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg, 185–201.
- 230.** Nitze, I., Schulthess, U., Asche, H. (2012). Comparison of machine learning algorithms Random Forest, Artificial Neural Network and Support Vector Machine to Maximum Likelihood for supervised crop type classification. Proceedings of the 4th GEOBIA, May 7–9, 2012, Rio de Janeiro – Brazil, 35–40.
- 231.** Noble, W. S. (2006). What is a support vector machine?. *Nature Biotechnology*, Volume 24, 1565–1567.
- 232.** Nobrega, R. A. A., O'Hara, C. G., Quintanilha J. A. (2008). An object-based approach to detect road features for informal settlements near Sao Paulo, Brazil, In: Blaschke, T., Lang, S., Hay, G. J. (Eds.), *Object-Based Image Analysis. Spatial Concepts for Knowledge-Driven Remote Sensing Applications*, Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg, 589–607.
- 233.** Novaković, P. (2008). Arheologija prostora i arheologija krajolika. In: Olujić, B. (Ed.), *Povijest u kršu, Alpium Illiricarum Studia*, Filozofski fakultet, Zagreb, 15–54.
- 234.** Nyandwi, E., Koeva, M., Kohli, D., Bennett, R. (2019). Comparing Human Versus Machine-Driven Cadastral Boundary Feature Extraction. *Remote Sensing* 2019, 11, 1662.
- 235.** Okvirna konvencija Vijeća Europe o vrijednosti kulturne baštine za društvo, (NN 5/2007).
- 236.** Olujić, B. (2007). *Povijest Japoda. Srednja Europa*, Zagreb.
- 237.** Općinski rječnik (1908). *Općinski rječnik za kraljevine i zemlje zastupane u carevinskom vijeću, XIV. Dalmacija*, C. KR. središnja statistička komisija, Beč.
- 238.** Opitz, D., Blundell S. (2008). Object recognition and image segmentation: the Feature Analyst® approach, In: Blaschke, T., Lang, S., Hay, G. J. (Eds.), *Object-Based Image Analysis. Spatial Concepts for Knowledge-Driven Remote Sensing Applications*, Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg, 153–167.
- 239.** Oštarić, I. (2011). Korpus suvremenih toponima. In: Skračić, V. (Ed.), *Toponimija otoka Paga*, Sveučilište u Zadru, Centar za onomastička istraživanja, Zadar, 271–476.

240. Oštarić, I. (2017). Stani otoka Paga od prapovijesti do danas. Ogranak Matice hrvatske u Kolanu, Ogranak Matice hrvatske u Novalji, Ogranak Matice hrvatske u Pagu, Novalja.
241. Oštarić, I., Kurilić, A. (2013). Arheološka karta otoka Paga. Grad Novalja, Ogranak Matice hrvatske u Novalji, Novalja.
242. Panda, L., Šiljeg, A., Marić, I., Domazetović, F., Šiljeg, S., Milošević, R. (2021). Usporedba GEOBIA klasifikacijskih algoritama na temelju Worldview-3 snimaka u izdvajanju šuma primorskih četinjača. *Šumarski list*, 145 (11-12), 535–544.
243. Peričić, Š. (1989). Iz gospodarskog života otoka Paga u 19. i početkom 20. stoljeća. *Geografski glasnik*, 51, 199–2010.
244. Peričić, Š. (2001). Proizvodnja i prodaja paške soli u prošlosti. *Radovi Zavoda za povijesne znanosti HAZU u Zadru*, 43: 2001, 45–83.
245. Periša, D. (2008). Je li delmatsko područje presjekao rimski limes?. *Archaeologia Adriatica*, 2/2, 507–517.
246. Persia, M., Barca, E., Greco, R., Immacolata Marzulli, M., Tartarino, P. (2020). Archival Aerial Images Georeferencing: A Geostatistically-Based Approach for Improving Orthophoto Accuracy with Minimal Number of Ground Control Points. *Remote Sensing*, 2020, 12(14), 2232.
247. Petricioli, I. (1963). Crkva Sv. Nikole kraj Poveljane na otoku Pagu. *Starohrvatska prosvjeta*, 8-9, 171–176.
248. Pinto, A. T., Gonçalves, J. A., Beja, P., Honrado, J. P. (2019). From Archived Historical Aerial Imagery to Informative Orthophotos: A Framework for Retrieving the Past in Long-Term Socioecological Research. *Remote Sensing*, 2019, 11(11), 1388.
249. Piplović, S. (2003). Prilog poznavanju dalmatinskih solana u XIX. Stoljeću. *Radovi Zavoda za povijesne znanosti HAZU u Zadru*, 45/2003, 309–326.
250. Pontius Jr. R. G., Millones, M. (2011). Death to Kappa: birth of quantity disagreement and allocation disagreement for accuracy assessment. *International Journal of Remote Sensing* Volume 32, 2011, Issue 15, 4407–4429.

251. Popis '21 (2022.) Popis '21, Popis stanovništva, kućanstava i stanova 2021. Prvi rezultati po naseljima, Statistička izvješća, Zagreb, <https://podaci.dzs.hr/media/ixpn5qzo/si-1711-popis-stanovnistva-kucanstava-i-stanova-2021-prvi-rezultati-po-naseljima.pdf> (pristupljeno 20. svibnja 2023.).
252. Popis poljoprivrede (1963). Popis poljoprivrede 1960., Knjiga 1, Osnovni podaci individualnih gazdinstava po naseljima, Savezni zavod za statistiku, Beograd.
253. Popović, S. (2016). Monitoring kulturne dediščine na Starigradskom polju na Hvaru. doktorska disertacija, Filozofska fakulteta, Ljubljana.
254. Popović, S. (2020). Starogradsko polje, Studija arheološkog krajolika. Hrvatska sveučilišna naklada, Arheološki muzej u Zagrebu, Muzej Staroga grada, Zagreb.
255. Popović, S., Bulić, D., Matijašić, R., Gerometta, K., Boschian, G. (2021). Roman land division in Istria, Croatia: historiography, LIDAR, structural survey and excavations. *Mediterranean Archaeology and Archaeometry*, 21 (2021), 1, 165–178.
256. Primdahl, J., Kristensen, L. S. (2016). Landscape strategy making and landscape characterisation – experiences from Danish experimental planning processes. *Landscape Research*, 41:2, 227–238.
257. Prospetto generale (1831). Prospetto generale della Popolazione, del Bestiame, e de mezzi di trasporto di tutta la Provincia della Dalmazia per l'anno solare 1830, Državni arhiv u Zadru, Razni spisi Dalmatinskog namjesništva, HR-DAZD-88, svežanj 21, br. 12125/2583, 1831., Zadar.
258. Protokol o integralnom upravljanju obalnim područjem Sredozemlja, (NN 8/2012).
259. Radoux, J., Bogaert, P. (2017). Good Practices for Object-Based Accuracy Assessment. *Remote Sensing*, 2017, 9(7), 646.
260. Radoux, J., Defourny, P. (2008). Quality assessment of segmentation results devoted to object-based classification, In: Blaschke, T., Lang, S., Hay, G. J. (Eds.), *Object-Based Image Analysis. Spatial Concepts for Knowledge-Driven Remote Sensing Applications*, Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg, 257–271.
261. Rahmati, O., Tahmasebipour, N., Haghizadeh, A., Pourghasemi, H. R., Feizizadeh, B., (2017). Evaluating the influence of geo-environmental factors on gully erosion in a

- semi-arid region of Iran: An integrated framework. *Science of The Total Environment*, Volume 579, 913–927.
- 262.** Ramezan, C. A., Warner, T. A., Maxwell, A. E., Price, B. S. (2021). Effects of Training Set Size on Supervised Machine-Learning Land-Cover Classification of Large-Area High-Resolution Remotely Sensed Data. *Remote Sensing* 2021, 13(3), 368.
- 263.** Rechner Dika, I., Aničić, B., Krklec, K., Andlar, G., Hrdalo, I., Pereković, P. (2011). Cultural landscape evaluation and possibilities for future development – a case study of the island of Krk (Croatia). *Acta geographica Slovenica*, 51-1, 2011, 129–150.
- 264.** Rendić-Miočević, D. (1968). Novi Dolabelin "terminacijski" natpis iz okolice Jablanca. *Vjesnik arheološkog muzeja u Zagrebu*, Vol. 3, No. 1, 63–73.
- 265.** Repetto, M. P., Burlando, M., Solari, G., De Gaetano, P., Pizzo, M., Tizzi, M. (2018). A web-based GIS platform for the safe management and risk assessment of complex structural and infrastructural systems exposed to wind. *Advances in Engineering Software*, Volume 117, 29–45.
- 266.** Riedel, T., Thiel, C., Schullius C. (2008). Fusion of multispectral optical and SAR images towards operational land cover mapping in Central Europe, In: Blaschke, T., Lang, S., Hay, G. J. (Eds.), *Object-Based Image Analysis. Spatial Concepts for Knowledge-Driven Remote Sensing Applications*, Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg, 493–511.
- 267.** Rippon, S. (2004). *Historic Landscape Analysis, Deciphering the Countryside*. Council for British Archaeology, York, <https://core.ac.uk/download/pdf/12825335.pdf> (pristupljeno 10. travnja 2022.).
- 268.** Rippon, S. (2007). Historic Landscape Characterisation: Its Role in Contemporary British Archaeology and Landscape History. *Landscapes*, 8: 2, 1–14.
- 269.** Rippon, S. (2013). Historic Landscape Character and Sense of Place. *Landscape Research*, 38: 2, 179–202.
- 270.** Roberts, B. K., Wrathmell, S. (2000). *An Atlas of Rural Settlement in England*. English Heritage, London.

- 271.** Rodríguez P. G., Polo, M. E. Cuartero, A., Felicísimo, A. M., Ruiz-Cuetos, J. C. (2014). VecStatGraphs2D, A Tool for the Analysis of Two-Dimensional Vector Data: An Example Using QuikSCAT Ocean Winds. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, Volume 11, Issue 5, 921–925.
- 272.** Rodriguez-Galiano, V. F., Ghimire, B., Rogan, J., Chica-Olmo, M., Rigol-Sanchez, J. P. (2012). An assessment of the effectiveness of a random forest classifier for land-cover classification. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2012, 67, 93–104.
- 273.** Roić, M. (2017). 200 godina Franciskanskog katastra, In: Paar, R., Pavašević, M. (Eds.), 65 godina Hrvatskog geodetskog društva, 1952–2017., Hrvatsko geodetsko društvo, Zagreb, 27–42.
- 274.** Roić, M., Paar, R. (2018). 200 godina katastra u Hrvatskoj, In: Roić, M. (Eds.), Zbornik radova VI. hrvatski kongres o katastru, Hrvatsko geodetsko društvo, Zagreb, 37–50.
- 275.** Ruiz del Árbol, M., Orejas, A. (2010). Protection and management of Spanish archaeological-historical landscapes, Possibilities and perspectives for the application of a protective and developmental approach, In: Bloemers. T., Kars, H., van der Valk, A., Wijnen, M. (Eds.), *The Cultural Landscape & Heritage Paradox, Protection and development of the Dutch archaeological-historical landscape and its European Dimension*, Amsterdam University Press, Amsterdam, 477–492.
- 276.** Santos, T., Freire, S. (2015). Testing the Contribution of WorldView-2 Improved Spectral Resolution for Extracting Vegetation Cover in Urban Environments. *Canadian Journal of Remote Sensing*, Volume 41, 2015, Issue 6, 505–514.
- 277.** Sarlöv Herlin, I., Nord, J., Qviström, M. (2018). Landscape characterisation in Sweden: landscape in the planning system, In: Fairclough, G., Sarlöv Herlin, I., Swanwick, C. (Eds.), *Routledge Handbook of Landscape Character Assessment, Current Approaches to Characterisation and Assessment*, Routledge, Oxon, New York, 53–68.
- 278.** Sauer, C. O. (1952). *Agricultural Origins and Dispersals*. American Geographical Society, New York.
- 279.** Schöpfer, E., Lang, S., Albrecht F. (2008). Object-fate analysis: Spatial relationships for the assessment of object transition and correspondence, In: Blaschke, T., Lang, S.,

- Hay, G. J. (Eds.), *Object-Based Image Analysis. Spatial Concepts for Knowledge-Driven Remote Sensing Applications*, Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg, 785–801.
- 280.** Şengür, S. (2018). A New Method Approach In The Analysis Of The Landscape Historic Landscape Characterisation, In: Arapgirlioglu, H., Atik, A., Hiziroglu, S., Elliott, R. L., Atik, D. (Eds.), *The Most Recent Studies In Science And Art, Vol.1.*, Gece Publishing, Ankara, 875–885.
- 281.** Serventi, Z., Vuković, M. (2020). Keramički nalazi iz Glavica – Stare Povljane u kontekstu prapovijesnih naselja na otoku Pagu, *Miscellanea Hadriatica et Mediterranea*, Vol. 7, 11–42.
- 282.** Sevara, C., Pregesbauer, M., Doneus, M., Verhoeven, G., Trinks, I., (2016). Pixel versus object — A comparison of strategies for the semi-automated mapping of archaeological features using airborne laser scanning data. *Journal of Archaeological Science: Reports* 5 (2016) 485–498.
- 283.** Silver, M., Tiwari, A., Karnieli, A. (2019). Identifying Vegetation in Arid Regions Using Object-Based Image Analysis with RGB-Only Aerial Imagery. *Remote Sensing* 2019, 11(19), 2308.
- 284.** Sirovica, F. (2016). The La Valletta Convention and Preventive Archaeology: The Croatian Perspective, In: Novaković, P., Horňák, M., Guermandi, M., P., Stäuble, H., Depaepe, P., Demoule, J.P. (Eds.), *Recent Developments in Preventive Archaeology in Europe, Proceedings of the 22nd EAA Meeting in Vilnius*, Znanstvena založba Filozofske fakultete Univerze v Ljubljani, Ljubljana, 247–256.
- 285.** Sirovica, F. (2018a). Considerations on the potential criteria for assessing scientific value of the archaeological record. *Opuscula archaeologica*, 39: 40, 97–105.
- 286.** Sirovica, F. (2018b). Gubitak vrijednosti arheološkog zapisa: mogućnosti i načini procjene. *Zavod za varstvo kulturne dediščine Slovenije, Znanstvena založba Filozofske fakultete, Ljubljana*.
- 287.** Slukan Altić, M. (2003). *Povijesna kartografija: kartografski izvori u povijesnim znanostima*. Samobor.
- 288.** Smith, L. (2006). *The Uses of Heritage*. Routledge.

- 289.** SMPKOH, (1999). "Sadržajna i metodska podloga Krajobrazne osnove Hrvatske", Zagreb.
- 290.** Sošić, L. (1999). Krajobrazna osnova i prostorne vrijednosti jadranske obale. Sadržajna i metodska podloga Krajobrazne osnove Hrvatske, Zagreb, 90–100.
- 291.** Spaho, F. Dž., (1989). Skradinska nahija 1574. godine. *Acta historico-oeconomica Iugoslaviae*, 16, Zagreb, 79–107.
- 292.** Story, M., Congalton, R. G. (1986). Accuracy assessment: a user's perspective. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 52(3), 397–399.
- 293.** Suić, M. (1953). Pag. Izdanje paške općine, Zadar.
- 294.** Suić, M. (1996). Limitacija agera rimskih kolonija na istočnoj jadranskoj obali. Odabrani radovi iz stare povijesti Hrvatske, *Opera selecta*, Zadar, 349–385.
- 295.** Suić, M., (2003). Antički grad na istočnom Jadranu. Golden Marketing, Zagreb.
- 296.** SUROP (2015). Strategija ukupnog razvoja Općine Poveljana, Poveljana.
- 297.** Swandwick, C., Fairclough, G. (2018). Landscape Character, Experience form Britain, In: Fairclough, G., Sarlöv Herlin, I., Swanwick, C. (Eds.), *Routledge Handbook of Landscape Character Assessment, Current Approaches to Characterisation and Assessment*, Routledge, Oxon, New York, 21–36.
- 298.** Šiljeg, A., Domazetović, F., Marić, I., Panda, L. (2021). Quality Assessment of Worldview-3 Stereo Imagery Derived Models Over Millennial Olive Groves, In: Grueau, C., Laurini, R., Ragia, L. (Eds.), *Geographical Information Systems Theory, Applications and Management*, Prague, Springer International Publishing, 66–84.
- 299.** Šiljeg, A., Panda, L., Domazetović, F., Marić, I., Gašparović, M., Borisov, M., Milošević, R. (2022). Comparative Assessment of Pixel and Object-Based Approaches for Mapping of Olive Tree Crowns Based on UAV Multispectral Imagery. *Remote sensing*, 14 (2022), 3; 757, 18.
- 300.** Šrajcar, F. (2019). Model za inventarizaciju, monitoring i evaluaciju suhozidnih gradnji u Hrvatskoj na primjeru Starogradskega polja na otoku Hvaru. doktorska disertacija, Arhitektonski fakultet, Zagreb.

301. Štular, B. (2011). Historic landscape characterisation. *Varstvo spomenikov* 46, 133–144.
302. Theodoridis, S., Koutroumbas, K. (2003). *Pattern Recognition*, Elsevier Academic Press.
303. Think, T. V., Duong, P. C., Nasahara, K. N., Tadono, T. (2019). How Does Land Use/Land Cover Map's Accuracy Depend on Number of Classification Classes?. *SOLA*, 15 (2019), 28–31.
304. Tian, J., Chen, D. M. (2007). Optimization in mult-scale segmentation of high resolution satellite images for artificial feature recognition. *International Journal of Remote Sensing*, 28(20), 4625–4644.
305. Tiede, D., Lang, S., Hoffmann, C. (2008). Domain-specific class modelling for one-level representation of single trees, In: Blaschke, T., Lang, S., Hay, G. J. (Eds.), *Object-Based Image Analysis. Spatial Concepts for Knowledge-Driven Remote Sensing Applications*, Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg, 133–151.
306. Tilley, C. (1994). *A Phenomenology of Landscape: Places, Paths and Monuments (Explorations in Anthropology)*. Berg Publishers, Oxford.
307. Tilley, C. (2004). *The Materiality of Stone: Explorations in Landscape Phenomenology*. Berg, Oxford.
308. Timár, G., Biszak, S. (2010). Digitizing and georeferencing of the historical cadastral maps (1856–60) of Hungary, In: 5th International Workshop on Digital Approaches in Cartographic Heritage, Vienna, Austria, 22–24 February 2010, 559–564.
309. Tomić Reljić, D., Koščak Miočić-Stošić, V., Butula, S., Andlar, G. (2017). Pregled mogućnosti primjene GIS-a u krajobraznom planiranju. *Kartografija i geoinformacije*, 16 (2017), 27, 26–43.
310. Tong, H., Maxwell, T., Zhang, Y., Dey, V. (2012). A Supervised and Fuzzy-based Approach to Determine Optimal Multi-resolution Image Segmentation Parameters. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, Number 10, 2012, 1029–1044.
311. Turner, S. (2006). Historic Landscape Characterisation: A landscape archaeology for research, management and planning. *Landscape Research*, 31: 4, 385–398.

- 312.** Turner, S. (2007). Landscape Archaeology for the Past and Future: The Place of Historic Landscape Characterisation. *Landscapes*, 8: 2, 40–49.
- 313.** Turner, S. (2018). Historic landscape characterisation: an archaeological approach to landscape heritage, In: Fairclough, G., Sarlöv Herlin, I., Swanwick, C. (Eds.), *Routledge Handbook of Landscape Character Assessment, Current Approaches to Characterisation and Assessment*, Routledge, Oxon, New York, 37–50.
- 314.** Turner, S. (2018a). Historic landscape characterisation: an archaeological approach to landscape heritage, In: Fairclough, G., Sarlöv Herlin, I., Swanwick, C. (Eds.), *Routledge Handbook of Landscape Character Assessment, Current Approaches to Characterisation and Assessment*, Routledge, Oxon, New York, 37–50.
- 315.** Turner, S., Bolòs, J., Kinnaird, T. (2018). Changes and Continuities in a Mediterranean Landscape: a New Interdisciplinary Approach to Understanding Historic Character in Western Catalonia. *Landscape Research*, 43:7, 922–938.
- 316.** Turner, S., Crow, J. (2010). Unlocking historic landscapes in the Eastern Mediterranean: two pilot studies using Historic Landscape Characterisation. *Antiquity*, vol. 84, no. 323, 216–229.
- 317.** Tutić, D., Vučetić, N., Lapaine, M. (2002). *Uvod u GIS*. Sveučilište u Zagrebu, Geodetski fakultet, Zagreb.
- 318.** Tuxen, K., Kelly M. (2008). Multi-scale functional mapping of tidal marsh vegetation using object-based image analysis, In: Blaschke, T., Lang, S., Hay, G. J. (Eds.), *Object-Based Image Analysis. Spatial Concepts for Knowledge-Driven Remote Sensing Applications*, Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg, 415–442.
- 319.** Tzotsos, A., Argialas, D. (2008). Support Vector Machine classification for Object-Based Image Analysis, In: Blaschke, T., Lang, S., Hay, G. J. (Eds.), *Object-Based Image Analysis. Spatial Concepts for Knowledge-Driven Remote Sensing Applications*, Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg, 663–677.
- 320.** Tzotsos, A., Iosifidis, C., Argialas, D. (2008). A hybrid texture-based and region-based multiscale image segmentation algorithm, In: Blaschke, T., Lang, S., Hay, G. J. (Eds.), *Object-Based Image Analysis. Spatial Concepts for Knowledge-Driven Remote Sensing Applications*, Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg, 221–236.

321. Upisnik poljoprivrednika (2016). Brojno stanje stoke iz Upisnika poljoprivrednika na dan 14.12.2015., Agencija za plaćanje u poljoprivredi, ribarstvu i ruralnom razvoju.
322. Van Beynen, P., Townsend, K. (2005). A disturbance index for karst environments. *Environmental Management*, 2005, 36 (1), 101–116.
323. Van Coillie, F. M. B., Verbeke, L. P. C., De Wulf, R. R. (2008). Semi-automated forest stand delineation using wavelet based segmentation of very high resolution optical imagery, In: Blaschke, T., Lang, S., Hay, G. J. (Eds.), *Object-Based Image Analysis, Spatial Concepts for Knowledge-Driven Remote Sensing Applications*, 237–256.
324. van der Valk, A. (2010). Planning the past. Lessons to be learned from 'Protecting and Developing the Dutch Archaeological-Historical Landscape' (PDL/BBO) In: Bloemers. T., Kars, H., van der Valk, A., Wijnen, M. (Eds.), *The Cultural Landscape & Heritage Paradox, Protection and development of the Dutch archaeological-historical landscape and its European Dimension*, Amsterdam University Press, Amsterdam, 21–51.
325. Vapnik, V. N. (1995). *The Nature of Statistical Learning Theory*. New York, Springer-Verlag.
326. Vapnik, V. N. (1998). *Statistical Learning Theory*. John-Wiley and Sons, Inc.
327. Varela, R. A. D., Rego, P. R. Iglesias, M. S. C. (2008). Classification of linear environmental impacts and habitat fragmentation by object-oriented analysis of aerial photographs in Corrubedo National Park (NW Iberian Peninsula), In: Blaschke, T., Lang, S., Hay, G. J. (Eds.), *Object-Based Image Analysis. Spatial Concepts for Knowledge-Driven Remote Sensing Applications*, Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg, 399–414.
328. Verhagen, P., Drăguț, L. (2012). Object-based landform delineation and classification from DEMs for archaeological predictive mapping. *Journal of Archaeological Science* 39 (2012) 698–703.
329. Vlachopoulos, O., Leblon, B., Wang, J., Haddadi, A., LaRocque, A., Patterson, G. (2020). Delineation of Bare Soil Field Areas from Unmanned Aircraft System Imagery with the Mean Shift Unsupervised Clustering and the Random Forest Supervised Classification. *Canadian Journal of Remote Sensing*, Volume 46, 2020 - Issue 4, 489–500.

- 330.** Vrkić, Š. (2014). Novi nalaz rimskog međašnog zida u Golubiću kod Obrovca. *Archaeologia Adriaticam VIII* (2014), 101–122.
- 331.** Vrkić, Š. (2016). Tko je izgradio veliki suhozid na istoku Bukovice?. *Miscellanea Hadriatica et Mediterranea*, 3 (2016), 1, 25–61.
- 332.** Vrkić, Š. (2018). Roman Boundary Walls on the Liburnian Territory, In: Miličević Bradač, M., Demicheli, D. (Eds.), *The Century of the Brave, Roman Conquest and Indigenous Resistance in Illyricum During the Time of Augustus and His Heirs, Proceedings of the International Conference*, FF Press, Zagreb, 343–352.
- 333.** Warner, T. A., Nellis, M. D., Foody, G. M. (2009). Remote Sensing Scale and Data Selection Issues, In: Warner, T. A., Nellis, M. D., Foody, G. M., (Eds.), *The SAGE Handbook of Remote Sensing (Sage Handbooks)*, SAGE Publications Ltd., New York, 3–17.
- 334.** Warnock, S., Griffiths, G. (2014). Landscape Characterisation: The Living Landscapes Approach in the UK. *Landscape Research*, Vol. 40, 2015, Issue 3, 261–278.
- 335.** Wilkes, J. J. (1976). Boundary Stones in Roman Dalmatia. *Arheološki vestnik* 25, 258–274.
- 336.** Willems, W. J. H. (2010). Introduction to 'Protecting and Developing the Dutch Archaeological-Historical Landscape' (PDL/BBO) In: Bloemers, T., Kars, H., van der Valk, A., Wijnen, M. (Eds.), *The Cultural Landscape & Heritage Paradox, Protection and development of the Dutch archaeological-historical landscape and its European Dimension*, Amsterdam University Press, Amsterdam, 19–20.
- 337.** Williamson, T. (2007). Historic Landscape Characterisation: Some Queries. *Landscapes*, 8: 2, 64–71.
- 338.** Wulder, M. A., White, J. C., Hay, G. J., Castilla, G. (2008). Pixels to objects to information: Spatial context to aid in forest characterization with remote sensing, In: Blaschke, T., Lang, S., Hay, G. J. (Eds.), *Object-Based Image Analysis. Spatial Concepts for Knowledge-Driven Remote Sensing Applications*, Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg, 344–363.

- 339.** Ye, S. Pontius, R. G. Rakshit, R. (2018). A review of accuracy assessment for object-based image analysis: From per-pixel to per-polygon approaches. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing 2018, 141, 137–147.
- 340.** Zakon o zaštiti i očuvanju kulturnih dobara, (NN 69/99, NN 151/03; NN 157/03 Ispravak, NN 87/09, NN 88/10, NN 61/11 , NN 25/12, NN 136/12 , NN 157/13, NN 152/14, 44/17, 90/18, 32/20, 62/20).
- 341.** Zanimović, M. (1980). Antička naselja ispod Velebita. Senjski zbornik 8, 187–196.
- 342.** Zanimović, M. (1997). Grčka podjela zemljišta na otoku Visu. Opuscula archaeologica, 20, 77–84.
- 343.** Zanimović, M. (2001). Antičke podjele zemljišta na Korčuli i Pelješcu, Izdanja hrvatskog arheološkog društva, 20, 146–160.
- 344.** Zanimović, M. (2010). Grčke podjele zemljišta na otocima Hvaru, Visu i Korčuli, In: Poklečki Stošić, J. (Ed.), Antički Grci na tlu Hrvatske, Galerija Klovićevi dvori, Zagreb, 130–133.
- 345.** Zhang, H., Pu, R., Liu, X. (2016). A new image processing procedure integrating PCI-RPC and ArcGIS-Spline tools to improve the orthorectification accuracy of high resolution satellite imagery. Remote Sensing, 8(10), 827.
- 346.** Zupan Hajna, N., Mihevc, A., Prelovšek, M. (2010). Land Use, In: Mihevc, A., Prelovšek, M., Zupan Hajna, N. (Eds.), Introduction to the Dinaric Karst, Institut za raziskovanje krasa ZRC SAZU, Postojna, 44–48.
- 347.** 13.COM 10.B.10 - Decision of the Intergovernmental Committee: Art of dry stone walling, knowledge and techniques (No. 01393).

POPIS KARTOGRAFSKI IZVORA

Franciskanski katastar 1828

DGU DOF 1959

DGU DOF 1977

DGU DOF 1997

DGU DOF 2011

MS WV-2 2016

DGU DOF 2018

POPIS INTERNETSKIH IZVORA

URL1 <https://geoportal.dgu.hr/metadataeditor/apps/metadataui/print.html?uuid=754d07e8-9bfa-478c-93df-143667e37270&currTab=simple&hl=hrv>, (pristupljeno 05. ožujka 2022.).

URL2 [WorldView-2 Satellite Sensor | Satellite Imaging Corp \(satimagingcorp.com\)](http://WorldView-2.Satellite.Sensor|Satellite.Imaging.Corp.(satimagingcorp.com)), (pristupljeno 15. lipnja 2021.).

URL3 [Overview of georeferencing—ArcGIS Pro | Documentation](#), (pristupljeno 15. lipnja 2022.).

URL4 <https://pro.arcgis.com/en/pro-app/2.8/help/data/imagery/georeferencing-tools.htm>, (pristupljeno 15. lipnja 2022.).

URL5 [Segment Mean Shift function—ArcGIS Pro | Documentation](#), (pristupljeno 15. lipnja 2022.).

URL6 <https://desktop.arcgis.com/en/arcmap/latest/extensions/spatial-analyst/image-classification/the-training-sample-manager.htm>, (pristupljeno 15. lipnja 2022.).

URL7 <https://pro.arcgis.com/en/pro-app/2.8/help/analysis/image-analyst/classify.htm>, (pristupljeno 15. lipnja 2022.).

URL8 <https://desktop.arcgis.com/en/arcmap/latest/tools/spatial-analyst-toolbox/train-random-trees-classifier.htm>, (pristupljeno 15. lipnja 2022.).

URL9 [Classify—ArcGIS Pro | Documentation](#), (pristupljeno 15. lipnja 2022.).

URL10 <https://pro.arcgis.com/en/pro-app/2.8/tool-reference/spatial-analyst/how-maximum-likelihood-classification-works.htm>

URL11 [Classify Raster \(Spatial Analyst\)—ArcMap | Documentation \(arcgis.com\)](#), (pristupljeno 15. lipnja 2022.).

URL12 [Raster to Polygon \(Conversion\)—ArcMap | Documentation \(arcgis.com\)](#), (pristupljeno 15. lipnja 2022.).

URL13 [Compute Confusion Matrix \(Image Analyst\)—ArcGIS Pro | Documentation](#), (pristupljeno 15. lipnja 2022.).

URL14 [Create Accuracy Assessment Points \(Image Analyst\)—ArcGIS Pro | Documentation](#), (pristupljeno 15. lipnja 2022.).

URL15 <https://maps.arcanum.com/en/>, (pristupljeno 05. ožujka 2022.).

URL16 <http://fodig.hgd1952.hr/povijest3.html>, (pristupljeno 05. ožujka 2022.).

URL17 <https://geoportal.dgu.hr/#/menu/podaci-i-servisi>, (pristupljeno 05. ožujka 2022.).

URL18 <https://geoportal.dgu.hr/#/menu/podaci-o-slojevima>, (pristupljeno 05. ožujka 2022.).

POPIS SLIKA

Slika 1. Područje istraživanja - Općina Poveljana, otok Pag, podloga: MS WV-2	14
Slika 2. Zračne snimke područja istraživanja: a) flišna udolina s poljoprivrednim parcelama ograđenim zelenim ogradama, b) pašnjaci ograđeni suhozidnim ogradama, c) Malo blato, d) Velo blato	16
Slika 3. Područje istraživanja: a) suhozidna arhitektura ograda; b) urušeni pastirski objekt unutar suhozidne ograde; c) neograđeni pašnjaci na krškom terenu; d) neograđeni pašnjaci na krškom terenu s pastirskim objektom	17
Slika 4. Područje istraživanja: a) prapovijesni monumentalni kameni grobni humak, Veli Vraninac, poluotok Prutna (označen strjelicom); b) urušeni suhozid nepoznate datacije; c) rimski zid in situ, ostatci rimskog gospodarskog objekta, Gusti lazi, poluotok Prutna; d) kamena gomila unutar suhozidne ograde	21
Slika 5. Shematski prikaz metodološkog okvira za izradu vektorskog modela Općine Poveljana	85
Slika 6. DGU DOF2018 model Općine Poveljana.	86
Slika 7. Shematski prikaz metodologije izrade vektorskog modela Općine Poveljana	87
Slika 8. Shematski prikaz GEOBIA metodologije	88
Slika 9. Spektralni kanali WV-2 satelitskih snimaka (URL2)	89
Slika 10. Prostorni obuhvat isporučenih satelitskih snimaka WV-2 od Digital Globe Foundation-a (preuzeto iz Domazetović, 2021; Slika 26. B)	90
Slika 11. Alat Segment Mean Shift s korisničko definiranim parametrima (ArcMap 10.4.) ..	96
Slika 12. Shema segmentacije s alatom Segment Mean Shift u ArcMap 10.4. softveru	97
Slika 13. Alat Training Sample Manager u ArcMap 10.4. softveru	100
Slika 14. Shema procesa izrade testnih uzoraka u ArcMap softveru	101
Slika 15. Osnovni vektorski model Općine Poveljana izrađen na DGU DOF 2018 referentnom modelu	102
Slika 16. Alat Train Random Tress Classifier s korisničko definiranim parametrima	106

Slika 17. Alat Train Maximum Likelihood Classifier s korisničko definiranim parametrima	107
Slika 18. Alat Train Support Vector Machine Classifier s korisničko definiranim parametrima	110
Slika 19. Alat Classify Raster s korisničko definiranim parametrima	113
Slika 20. Alat Raster to Polygon s korisničko definiranim parametrima.....	114
Slika 21. Shema procesa klasifikacije u ArcMap softveru.....	115
Slika 22. Shema provjere klasifikacijske točnosti modela u ArcMap softveru	117
Slika 23. Alat Create Accuracy Assessment Points u ArcMap softveru	119
Slika 24. Alat Compute Confusion Matrix integriran u ArcMap softver	120
Slika 25. Alat Calculate ROC Curves and AUC Values u ArcMap softveru	121
Slika 26. Distribucija 8000 točaka za provjeru točnosti GEOBIA modela Općine Poveljana	121
Slika 27. Shematski prikaz metodologije za retrogresivnu analizu	123
Slika 28. Detalji Franciskanskog katastra Općine Poveljana: a) naselje Poveljana s prometnicama; b) suhozidna ograda i prometnica, Prutna; c) poljoprivredno zemljište i parcelizacija; d) poljoprivredno zemljište i parcelizacija (preuzeto s URL15).....	126
Slika 29. Shema metodologije izrade mozaika povijesnih zračnih snimaka	129
Slika 30. Digitalizirani analogni povijesni aerofotogrametrijski snimak, DGU, 1997. godina, Općina Poveljana.....	130
Slika 31. Rektificirana digitalizirana arheološka karta Općine Poveljana (Oštarić i Kurilić, 2013)	131
Slika 32. Shema baze podataka za retrogresivnu i morfološku analizu.....	133
Slika 33. Korisničko sučelje za izračun azimuta za vektorske podatka u Polar Plots and Circular Statistics ekstenziji za ArcMap softver	135
Slika 34. Shema izrade modela formiranja krajolika	136

Slika 35. Klase krajolika Općine Poveljana: a) objekti i široki put, Poveljana; b) zelene ograde na predjelu fliša, Stara Poveljana; c) šuma i suhozidi, predio Grbe, Poveljana; d) suhozidi i poljoprivredni objekti, predio Šipnata, Poveljana	140
Slika 36. Shema pravila ručne vektorizacije klase suhozidi	143
Slika 37. Vektorski modeli klase široki put (VM1) i uski put (VM2) Općine Poveljana.....	145
Slika 38. Vektorski modeli klase vode (VM3 – VM4) Općine Poveljana	146
Slika 39. Vektorski model klase suhozidi (VM5) Općine Poveljana	147
Slika 40. Vektorski model klase zelene ograde (VM6) Općine Poveljana.....	148
Slika 41. Vektorski model klase objekti (VM7) Općine Poveljana.....	149
Slika 42. Vektorski model klase poljoprivredni objekti (VM8) Općine Poveljana.....	150
Slika 43. Vektorski model klase lokve i bunari (VM10) Općine Poveljana.....	151
Slika 44. Vektorski modeli klase fliš (VM13) i šuma (VM15) Općine Poveljana.....	152
Slika 45. Kompozitni vektorski model Općine Poveljana.....	153
Slika 46. Prikaz preklapanja veznih točaka za rektifikacijske algoritme (a) Adjust, b) Zero Order Polynomial (Shift), c) Similarity Polynomial, d) 1st Order Polynomial (Affine), e) 2nd Order Polynomial, f) 3rd Order Polynomial, g) Projective Transformation).....	155
Slika 47. Izoštreni, rektificirani i izrezani MS WV-2 model Općine Poveljana.....	156
Slika 48. GEOBIA klase (MS WV-2 2016): a) suhozidi, b) krš, c) travnjaci, d) široki put, e) uski put, f) objekti, g) šuma, h) zelene ograde, i) voda, j) trstika.....	160
Slika 49. Primjeri različitih kombinacija spektralnih kanala (MS WV-2 2016) na područja s više klase	161
Slika 50. Rezultati različitih vrijednosti korisničko definiranih parametara za algoritam Mean Shift na primjeru klase suhozidi	163
Slika 51. Rezultati različitih vrijednosti korisničko definiranih parametara za algoritam Mean Shift na primjeru klase voda.....	164
Slika 52. Rezultat različitih vrijednosti korisničko definiranih parametara za algoritam Mean Shift na primjeru klase objekti	165

Slika 53. Segmentirani snimak s jednakim vrijednostima korisničko definiranih parametara algoritma Mean Shift i različitim rasporedom spektralnih kanala za klasu suhozidi.....	166
Slika 54. Segmentirani snimak MS WV-2 2016 za svaku GEOBIA klasu s alatom Segment Mean Shift: a) suhozidi, b) krš, c) travnjak, d) široki put, e) uski put, f) objekti, g) šuma, h) zelene ograde, i) voda, j) trstica	168
Slika 55. Ažurirani vektorski model Općine Poveljana za MS WV-2 2016	169
Slika 56. Primjer uzoraka za klasu suhozidi promjera od 0,6 m, a) uzorak kao središnja točka svakog pojedinog entiteta, b) uzorci u odnosu na MS WV-2 2016 model.....	172
Slika 57. a) primjer uzoraka za klasu objekti, b) primjer uzoraka za klasu šuma.....	173
Slika 58. a) primjer uzoraka za klasu široki put, b) primjer uzoraka za klasu uski put	173
Slika 59. a) primjer uzoraka za klasu travnjak, b) primjer uzoraka za klasu krš	174
Slika 60. Set od 100 % uzoraka u Training Sample Manager-u i prikaz primjera 100 % uzoraka za sve klase	176
Slika 61. Usporedba klasificiranih suhozida s osnovnim postavkama (maksimalan broj uzoraka po klasi: SVM: 500, RT: 1000, MLC: 0 = svi uzorci) sa setom 100 % testnih uzoraka.....	177
Slika 62. Usporedba klasificiranih suhozida s osnovnim postavkama (maksimalan broj uzoraka po klasi: SVM: 500, RT: 1000, MLC: 0 = svi uzorci) sa setom 100 % testnih uzoraka.....	178
Slika 63. Usporedba klasificiranih suhozida sa SVM klasifikatorom (maksimalan broj uzoraka po klasi: 3295, 2471, 1684, 823, 165) sa setom 100 % testnih uzoraka.....	179
Slika 64. Usporedba klasificiranih suhozida s RT klasifikatorom (maksimalan broj uzoraka po klasi: 3295, 2471, 1684, 823, 165) sa setom 100 % testnih uzoraka.....	180
Slika 65. Usporedba klasificiranih suhozida sa SVM klasifikatorom s progresivno smanjenom veličinom (postavka = 0 – svi uzorci) sa setom 100 %, 75 %, 50 % i 25 % testnih uzoraka.	181
Slika 66. Vektorski model Općine Poveljana izrađen GEOBIA metodom	182
Slika 67. Vektorski model Općine Poveljana izrađen ručnom vektorizacijom	183
Slika 68. ROC krivulja s AUC vrijednostima za setove od 100 %, 75 %, 50 % i 25 % uzoraka za klasu suhozidi, SVM klasifikator s postavkom 500 za parametar maksimalnog broja uzoraka po klasi.....	186

Slika 69. ROC krivulja s AUC vrijednostima za setove od 100 %, 75 %, 50 % i 25 % uzoraka za klasu suhozidi, RT klasifikator s postavkom 1000 za parametar maksimalnog broja uzoraka po klasi.....	189
Slika 70. ROC krivulja s AUC vrijednostima za setove od 100 %, uzoraka za klasu suhozidi, SVM klasifikator s postavkom 3295, 2471, 1684, 823, 165 za parametar maksimalnog broja uzoraka po klasi.....	193
Slika 71. ROC krivulja s AUC vrijednostima za setove od 100 %, uzoraka za klasu suhozidi, RT klasifikator s postavkom 3295, 2471, 1684, 823, 165 za parametar maksimalnog broja uzoraka po klasi.....	196
Slika 72. ROC krivulja s AUC vrijednostima za setove od 100 %, 75 %, 50 % i 25 % uzoraka za klasu suhozidi, SVM klasifikator s postavkom 0 za parametar maksimalnog broja uzoraka po klasi.....	200
Slika 73. ROC krivulja s AUC vrijednostima za setove od 100 %, 75 %, 50 % i 25 % uzoraka za klasu suhozidi, MLC klasifikator s postavkom 0 za parametar maksimalnog broja uzoraka po klasi.....	202
Slika 74. Harmonizirani model Franciskanskog katastra iz 1828. godine za Općinu Poveljana	211
Slika 75. Harmonizirani DGU DOF model povijesnih zračnih snimaka iz 1959. godine za Općinu Poveljana	216
Slika 76. Harmonizirani DGU DOF model povijesnih zračnih snimaka iz 1977. godine za Općinu Poveljana	217
Slika 77. Harmonizirani DGU DOF model povijesnih zračnih snimaka iz 1997. godine za Općinu Poveljana	218
Slika 78. Kartirani arheološki lokaliteti na području Općine Poveljana, klasificirani prema dataciji (prema Oštarić i Kurilić, 2013).....	221
Slika 79. Zastupljenost elemenata klase zelene ograde prema referentnim razdobljima.....	223
Slika 80. Vektorski model zelenih ograda klasificiranih prema referentnim razdobljima	223
Slika 81. Zastupljenost elemenata klase gomile prema referentnim razdobljima.....	225
Slika 82. Zastupljenost elemenata klase objekti prema referentnim razdobljima.....	225

Slika 83. Vektorski model objekata klasificiran prema referentnim razdobljima	227
Slika 84. Zastupljenost elemenata klase široki put prema referentnim razdobljima.....	228
Slika 85. Zastupljenost elemenata klase široki put prema referentnim razdobljima.....	228
Slika 86. Zastupljenost elemenata klase široki put prema referentnim razdobljima.....	229
Slika 87. Vektorski model širokog i uskog puta klasificiran prema referentnim razdobljima	229
Slika 88. Zastupljenost elemenata klase uski put prema referentnim razdobljima.....	230
Slika 89. Zastupljenost elemenata klase uski put prema referentnim razdobljima.....	231
Slika 90. Zastupljenost elemenata klase uski put prema referentnim razdobljima.....	231
Slika 91. Suhozidi klasificirani prema analizi azimuta i referentnim razdobljima	236
Slika 92. Suhozidi klasificirani prema analizi azimuta i referentnim razdobljima	237
Slika 93. Suhozidi klasificirani prema analizi azimuta i referentnim razdobljima	238
Slika 94. Vektorski model suhozida klasificiran prema referentnim razdobljima.....	239
Slika 95. Detalj modela formiranja krajolika s klasama: Široki put, Uski put, Objekti, Suhozidi, Zelene ograde za referentno razdoblje do 1828. godine.....	240
Slika 96. Detalj modela formiranja krajolika s klasama: Široki put, Uski put, Objekti, Suhozidi, Zelene ograde za referentno razdoblje između 1828. i 1959. godine.....	240
Slika 97. Detalj modela formiranja krajolika s klasama: Široki put, Uski put, Objekti, Suhozidi, Zelene ograde za referentno razdoblje između 1959. i 1977. godine.....	241
Slika 98. Detalj modela formiranja krajolika s klasama: Široki put, Uski put, Objekti, Suhozidi, Zelene ograde za referentno razdoblje između 1977. i 1997. godine.....	241
Slika 99. Detalj modela formiranja krajolika s klasama: Široki put, Uski put, Objekti, Suhozidi, Zelene ograde za referentno razdoblje između 1997. i 2018. godine.....	242
Slika 100. Detalj modela formiranja krajolika s klasama: Široki put, Uski put, Objekti, Suhozidi, Zelene ograde klasificiran prema referentnim razdobljima od 1828. do 2018. godine	242

Slika 101. Model formiranja krajolika s klasama: Široki put, Uski put, Objekti, Suhozidi, Zelene ograde za referentno razdoblje do 1828. godine.....	243
Slika 102. Model formiranja krajolika s klasama: Široki put, Uski put, Objekti, Suhozidi, Zelene ograde za referentno razdoblje između 1828. i 1959. godine.....	244
Slika 103. Model formiranja krajolika s klasama: Široki put, Uski put, Objekti, Suhozidi, Zelene ograde za referentno razdoblje između 1959. i 1977. godine.....	245
Slika 104. Model formiranja krajolika s klasama: Široki put, Uski put, Objekti, Suhozidi, Zelene ograde za referentno razdoblje između 1977. i 1997. godine.....	246
Slika 105. Model formiranja krajolika s klasama: Široki put, Uski put, Objekti, Suhozidi, Zelene ograde za referentno razdoblje između 1997. i 2018. godine.....	247
Slika 106. Model formiranja krajolika s klasama: Široki put, Uski put, Objekti, Suhozidi, Zelene ograde klasificiran prema referentnim razdobljima između 1828. i 2018. godine.....	248
Slika 107. PKK model Općine Povljana	251

POPIS TABLICA

Tablica 1. Popis analiziranih međunarodnih konvencija koje je RH ratificirala i nacionalni zakon o zaštiti kulturnih dobara.....	27
Tablica 2. Primarni vektorski modeli (PVM) Općine Poveljana	87
Tablica 3. Broj iteracija po klasi za segmentaciju s alatom Segment Mean Shift u ArcMap 10.4. softveru	98
Tablica 4. Postavke MLC klasifikatora za klasifikaciju klase suhozidi	111
Tablica 5. Postavke RT klasifikatora za klasifikaciju klase suhozidi.....	112
Tablica 6. Postavke SVM klasifikatora za klasifikaciju suhozida i 10 klasa Općine Poveljana	112
Tablica 7. Razrađene klasifikacijske sheme u odnosu na postavke klasifikatora i seta testnih uzoraka.....	113
Tablica 8. Broj točaka za provjeru klasifikacijske točnosti za izrađene modele svake klase za GEOBIA model Općine Poveljana	120
Tablica 9. Popis godišta DGU povijesnih zračnih snimaka za Općinu Poveljana	128
Tablica 10. Modeli za izradu baze podataka za retrogresivnu analizu	132
Tablica 11. Vektorski modeli klase Općine Poveljana s popisom kronoloških atributa (Vrsta: P – poligon, L – linija, T – točka).....	133
Tablica 12. Vektorski modeli, popis i opis definiranih klasa Općine Poveljana.....	138
Tablica 13. Vektorski modeli i vrsta geometrije po klasi	141
Tablica 14. Popis izrađenih vektorskih modela Općine Poveljana	144
Tablica 15. Vrijednost RMSE mjere po rektifikacijskom algoritmu za geometrijsku korekciju MS WV-2 snimka.....	155
Tablica 16. Klase ručnog vektorskog modela (DGU DOF2018) i GEOBIA klase (MS WV-2 2016).....	157
Tablica 17. Karakteristike GEOBIA klase za MS WV-2 2016 Općine Poveljana	158

Tablica 18. Odabrani raspored kanala po GEOBIA klasi (MS WV-2 2016) (5 – Red, 3 – Green, 2 – Blue, 8 – NIR2)	162
Tablica 19. Vrijednosti korisničko definiranih parametara alata Segment Mean Shift po klasi	167
Tablica 20. Usporedba vektorskih modela po klasi i broju entiteta za DGU DOF2018 i MS WV-2 2016 Općine Povljana.....	170
Tablica 21. Standardizirani uzorci prema klasi, tipu geometrije, promjeru i veličini	171
Tablica 22. Setovi testnih uzoraka prije i nakon eliminacije.....	174
Tablica 23. Setovi testnih uzoraka sa smanjenom veličinom za klasu suhozidi u iznosu od 100 %, 75 %, 50 % i 25 %	175
Tablica 24. Matrica konfuzije s PA, UA, OA i KC vrijednostima za set od 100 % uzoraka, klasu suhozidi, SVM klasifikator s postavkom 500 za parametar maksimalnog broja uzoraka po klasi.....	185
Tablica 25. Matrica konfuzije s PA, UA, OA i KC vrijednostima za set od 75 % uzoraka, klasu suhozidi, SVM klasifikator s postavkom 500 za parametar maksimalnog broja uzoraka po klasi	185
Tablica 26. Matrica konfuzije s PA, UA, OA i KC vrijednostima za set od 50 % uzoraka, klasu suhozidi, SVM klasifikator s postavkom 500 za parametar maksimalnog broja uzoraka po klasi	185
Tablica 27. Matrica konfuzije s PA, UA, OA i KC vrijednostima za set od 25 % uzoraka, klasu suhozidi, SVM klasifikator s postavkom 500 za parametar maksimalnog broja uzoraka po klasi	185
Tablica 28. Matrica konfuzije s PA, UA, OA i KC vrijednostima za set od 100 % uzoraka, klasu suhozidi, RT klasifikator s postavkom 1000 za parametar maksimalnog broja uzoraka po klasi.....	187
Tablica 29. Matrica konfuzije s PA, UA, OA i KC vrijednostima za set od 75 % uzoraka, klasu suhozidi, RT klasifikator s postavkom 1000 za parametar maksimalnog broja uzoraka po klasi	187

Tablica 30. Matrica konfuzije s PA, UA, OA i KC vrijednostima za set od 50 % uzoraka, klasu suhozidi, RT klasifikator s postavkom 1000 za parametar maksimalnog broja uzoraka po klasi	188
Tablica 31. Matrica konfuzije s PA, UA, OA i KC vrijednostima za set od 25 % uzoraka, klasu suhozidi, RT klasifikator s postavkom 1000 za parametar maksimalnog broja uzoraka po klasi	188
Tablica 32. Matrica konfuzije s PA, UA, OA i KC vrijednostima za set od 100 % uzoraka, klasu suhozidi, SVM klasifikator s postavkom 3295 za parametar maksimalnog broja uzoraka po klasi.....	191
Tablica 33. Matrica konfuzije s PA, UA, OA i KC vrijednostima za set od 100 % uzoraka, klasu suhozidi, SVM klasifikator s postavkom 2471 za parametar maksimalnog broja uzoraka po klasi.....	192
Tablica 34. Matrica konfuzije s PA, UA, OA i KC vrijednostima za set od 100 % uzoraka, klasu suhozidi, SVM klasifikator s postavkom 1684 za parametar maksimalnog broja uzoraka po klasi.....	192
Tablica 35. Matrica konfuzije s PA, UA, OA i KC vrijednostima za set od 100 % uzoraka, klasu suhozidi, SVM klasifikator s postavkom 823 za parametar maksimalnog broja uzoraka po klasi.....	192
Tablica 36. Matrica konfuzije s PA, UA, OA i KC vrijednostima za set od 100 % uzoraka, klasu suhozidi, SVM klasifikator s postavkom 165 za parametar maksimalnog broja uzoraka po klasi.....	192
Tablica 37. Matrica konfuzije s PA, UA, OA i KC vrijednostima za set od 100 % uzoraka, klasu suhozidi, RT klasifikator s postavkom 3295 za parametar maksimalnog broja uzoraka po klasi.....	194
Tablica 38. Matrica konfuzije s PA, UA, OA i KC vrijednostima za set od 100 % uzoraka, klasu suhozidi, RT klasifikator s postavkom 2471 za parametar maksimalnog broja uzoraka po klasi.....	194
Tablica 39. Matrica konfuzije s PA, UA, OA i KC vrijednostima za set od 100 % uzoraka, klasu suhozidi, RT klasifikator s postavkom 1684 za parametar maksimalnog broja uzoraka po klasi.....	195

Tablica 40. Matrica konfuzije s PA, UA, OA i KC vrijednostima za set od 100 % uzoraka, klasu suhozidi, RT klasifikator s postavkom 823 za parametar maksimalnog broja uzoraka po klasi.....	195
Tablica 41. Matrica konfuzije s PA, UA, OA i KC vrijednostima za set od 100 % uzoraka, klasu suhozidi, RT klasifikator s postavkom 165 za parametar maksimalnog broja uzoraka po klasi.....	195
Tablica 42. Matrica konfuzije s PA, UA, OA i KC vrijednostima za set od 100 % uzoraka, klasu suhozidi, SVM klasifikator s postavkom 0 za parametar maksimalnog broja uzoraka po klasi.....	198
Tablica 43. Matrica konfuzije s PA, UA, OA i KC vrijednostima za set od 75 % uzoraka, klasu suhozidi, SVM klasifikator s postavkom 0 za parametar maksimalnog broja uzoraka po klasi	198
Tablica 44. Matrica konfuzije s PA, UA, OA i KC vrijednostima za set od 50 % uzoraka, klasu suhozidi, SVM klasifikator s postavkom 0 za parametar maksimalnog broja uzoraka po klasi	199
Tablica 45. Matrica konfuzije s PA, UA, OA i KC vrijednostima za set od 25 % uzoraka, klasu suhozidi, SVM klasifikator s postavkom 0 za parametar maksimalnog broja uzoraka po klasi	199
Tablica 46. Matrica konfuzije s PA, UA, OA i KC vrijednostima za set od 100 % uzoraka, klasu suhozidi, MLC klasifikator	201
Tablica 47. Matrica konfuzije s PA, UA, OA i KC vrijednostima za set od 75 % uzoraka, klasu suhozidi, MLC klasifikator.....	201
Tablica 48. Matrica konfuzije s PA, UA, OA i KC vrijednostima za set od 50 % uzoraka, klasu suhozidi, MLC klasifikator.....	201
Tablica 49. Matrica konfuzije s PA, UA, OA i KC vrijednostima za set od 25 % uzoraka, klasu suhozidi, MLC klasifikator.....	201
Tablica 50. Matrica konfuzije s PA, UA, OA i KC vrijednostima za set od 100 % uzoraka, klasu objekti, SVM klasifikator s postavkom 0 za parametar maksimalnog broja uzoraka po klasi.....	203

Tablica 51. Matrica konfuzije s PA, UA, OA i KC vrijednostima za set od 100 % uzoraka, klasu široki put, SVM klasifikator s postavkom 0 za parametar maksimalnog broja uzoraka po klasi.....	204
Tablica 52. Matrica konfuzije s PA, UA, OA i KC vrijednostima za set od 100 % uzoraka, klasu uski put, SVM klasifikator s postavkom 0 za parametar maksimalnog broja uzoraka po klasi.....	204
Tablica 53. Matrica konfuzije s PA, UA, OA i KC vrijednostima za set od 100 % uzoraka, klasu šuma, SVM klasifikator s postavkom 0 za parametar maksimalnog broja uzoraka po klasi	205
Tablica 54. Matrica konfuzije s PA, UA, OA i KC vrijednostima za set od 100 % uzoraka, klasu zelene ograde, SVM klasifikator s postavkom 0 za parametar maksimalnog broja uzoraka po klasi.....	205
Tablica 55. Matrica konfuzije s PA, UA, OA i KC vrijednostima za set od 100 % uzoraka, klasu vode, SVM klasifikator s postavkom 0 za parametar maksimalnog broja uzoraka po klasi	205
Tablica 56. Matrica konfuzije s PA, UA, OA i KC vrijednostima za set od 100 % uzoraka, klasu travnjaci, SVM klasifikator s postavkom 0 za parametar maksimalnog broja uzoraka po klasi.....	206
Tablica 57. Matrica konfuzije s PA, UA, OA i KC vrijednostima za set od 100 % uzoraka, klasu trstika, SVM klasifikator s postavkom 0 za parametar maksimalnog broja uzoraka po klasi	206
Tablica 58. Matrica konfuzije s PA, UA, OA i KC vrijednostima za set od 100 % uzoraka, klasu krš, SVM klasifikator s postavkom 0 za parametar maksimalnog broja uzoraka po klasi	207
Tablica 59. Matrica konfuzije s PA, UA, OA i KC vrijednostima za set od 100 % uzoraka za SVM klasifikator s postavkom 0 za parametar maksimalnog broja uzoraka po klasi za GEOBIA model Općine Poveljana od 10 klasa	210
Tablica 60. Vektorski modeli za klase krajolika Općine Poveljana i njihova prisutnost na Franciskanskom katastru iz 1828. godine.....	212

Tablica 61. Isporučeni i odabrani povijesni zračni snimci Državne geodetske uprave s definiranom vremenskom rezolucijom.....	213
Tablica 62. Tehničke specifikacije aerofotogrametrijskih snimaka 1959. godišta.....	214
Tablica 63. Tehničke specifikacije aerofotogrametrijskih snimaka 1977. godišta.....	214
Tablica 64. Tehničke specifikacije aerofotogrametrijskih snimaka 1997. godišta.....	215
Tablica 65. Karakteristike zračnih snimaka izabranih za izradu DOF modela	215
Tablica 66. Vektorski modeli klasa krajolika Općine Poveljana i njihova prisutnost na DGU DOF modelima povijesnih zračnih snimaka	219
Tablica 67. Popis arheoloških lokaliteta na području Općine Poveljana (prema Oštarić i Kurilić, 2013).....	220
Tablica 68. Suhozidi klasificirani prema referentnim razdobljima	233
Tablica 69. Suhozidi klasificirani prema analizi azimuta.....	234
Tablica 70. Suhozidi klasificirani prema analizi azimuta i referentnim razdobljima.....	234

ŽIVOTOPIS

Neda Kulenović je rođena u Našicama. Završila je diplomski i preddiplomski studij jednopredmetne arheologije 2014. godine na Odjelu za arheologiju, Sveučilište u Zadru. Poslijediplomski studij *Jadran - poveznica među kontinentima*, smjer geografija na Sveučilištu u Zadru je upisala 2019./20. godine. U akademskoj godini 2015./16. upisala je doktorski studij *Humanistika in družboslovje* smjer arheologija na Filozofskom fakultetu, Sveučilište u Ljubljani, Slovenija te je stipendistica Ministrstva za izobraževanje, znanost in šport, Slovenija. Godine 2019. je zaposlena u suradničkom zvanju doktorand asistent na podprojektu *Razvoj karijera mladih istraživača – izobrazba novih doktora znanosti HRZZ DOK-2018-01-5748* na Sveučilištu u Zadru pod mentorstvom izv. prof. dr. sc. A. Šiljega. Radila je za više privatnih tvrtki i institucija na poslovima zaštitne arheologije i očuvanja kulturnih dobara.

Suradnica je na dva znanstvena projekta: od 2019. godina na projektu *Laboratorij za geoprostorne analize GAL HRZZ UIP-2017-05-2694*, Sveučilište u Zadru, voditelj: prof. dr. sc. A. Šiljeg i od 2018. godine na projektu *Kulturni krajolik – model valorizacije, zaštite, upravljanja i korištenja kulturne baštine ProHeritage HRZZ UIP-2017-05-2152*, Sveučilište u Zadru, voditelj: izv. prof. dr. sc. I. Kulenović. Sudjelovala je na više od pedeset zaštitnih i sustavnih arheoloških istraživanja u RH i inozemstvu u svojstvu suradnice, zamjenice i voditeljice.

Preko mreže *Ceepus Mobility Program* boravila je na Odjelu za geografiju, Filozofski fakultet, Sveučilište u Ljubljani, Ljubljana, Slovenija (2021. godine) i Odjelu za povijest umjetnosti i arheologiju, Filozofski fakultet, Univerzitet Sv. Kiril i Metodij, Skoplje, Sjeverna Makedonija (2010. godine).

Pohađala je četiri međunarodne škole na kojima se usavršavala na području strojnog učenja i LiDAR tehnologije u istraživanju krajolika: *TRAIL, Training and Research in the Archaeological Interpretation of Lidar*, 2022. g., Postojna, Slovenija; zračne arheologije i interpretacije zračnih snimaka: *Aerial Archaeology in the Karst Region*, 2013. g., Zadar; primjene GIS-a i digitalnih tehnologija u istraživanju kulturnih krajolika *Erasmus Intensive Programme DITECUR, Digital Technology in Cultural Landscape Research*, 2013. g., Zagreb; interdisciplinarnih pristupa u istraživanju krških krajolika: *Erasmus Intensive Programme InterKras, Interdisciplinary Studies of Karstic Landscapes*, 2012. g., Vrgorac.

Kao autorica i koautorica objavila je jednu knjigu i jedanaest znanstvenih radova. Sudjelovala je s više od dvadeset izlaganja na međunarodnim i domaći znanstvenim konferencijama.

Znanstveni i profesionalni interesi su joj sljedeći: primjena geoprostornih tehnologija u istraživanju kulturnih krajolika, GIS i daljinska istraživanja u istraživanju arheološke baštine, automatska detekcija suhozidne arhitekture, identifikacija i valorizacija kulturnih dobara.

Matični broj znanstvenika: 381450

Popis objavljenih radova

Znanstvena monografija

1. Kulenović, I., Kulenović Ocelić, N. 2019. *Slavonski Brod – Bjeliš: naselje iz kasnog brončanog doba, Rezultati zaštitnih arheoloških istraživanja 2017. godine*, Morepress, Sveučilište u Zadru, Zadar.

Radovi u znanstvenim časopisima

1. Kulenović, N., Glavaš, V., Kulenović, I. 2021. Zračna arheologija kao metoda identifikacije formacije krškog kulturnog krajolika, *Archeologia Adriatica*, Vol. 15, No. 1, 611–643.
2. Kulenović, I., Vrkić, Š., Glavaš, V., Kulenović, N. 2021. Vidljivost kao element strukturiranja krajolika – primjer višeperiodnog arheološkog lokaliteta Bojnik na ušću rijeke Zrmanje, *Prilozi Instituta za arheologiju u Zagrebu*, Vol.38, No.2, 5–42.
3. Kulenović, N., Kulenović, I., Sirovica, F. 2021. The War Damage on Archaeological Heritage After the War: Archaeological Heritage and Landmines, *Conservation & Management of Archaeological Sites*, Volume 22, Issue 1-2, 74–92.
4. Kulenović, I., Kulenović, N., Vrkić, Š. 2020. Provedba projekta ProHeritage tijekom 2018. i 2019. godine, *Archeologia Adriatica*, Vol. 14, No. 1, 159–179.
5. Vrkić, Š., Kulenović, N. 2020. Prilog poznavanju prapovijesnih gradina na donjem toku rijeke Zrmanje, *Prilozi Instituta za arheologiju u Zagrebu*, Vol. 37, No. 1, 37–72.
6. Kulenović Ocelić, N. 2019. Terenski pregled krške zaravni na području Jasenice i Obrovca, *Archeologia Adriatica*, Vol. 13, No. 1, 253–287.
7. Kulenović Ocelić, N., Kulenović, I. 2018. Neolitičko naselje Golubovac/Sadice – prilog poznavanju naseobinskih obrazaca donje Podravine, *Podravina: časopis za multidisciplinarna istraživanja*, Vol.17., No.34, Koprivnica, 5–17.

Poglavlja u knjizi i radovi u zbornicima radova

8. Dubolnić Glavan, M., Kulenović I., Kulenović, N. 2023. Rural Landscape Transformations in Roman Aenona, TRADE: Transformations of Adriatic Europe (2nd–9th Centuries AD), Proceedings of the Conference in Zadar, 11th–13th February 2016., (ur: Borzić, I., Cirelli, E., Jelinčić Vučković, K., Konestra, A., Ožanić Roguljić, I.) Oxford, Archaeopress Publishing Ltd., 126 - 133
9. Dubolnić Glavan, M., Kulenović, I., Kulenović Ocelić, N. 2020. Sites Twice Removed, a Case Study from Dalmatia, *Recent Development in Archaeometry and Archaeological Methodology in South Eastern Europe*, (ur: Miloglav, I.), Cambridge Scholars Publishing, New Castle upon Tyne, 146–164.

10. Kulenović Ocelić, N. 2019. Archaeological Record in Karst Landscape: The Travels of Materialities, *Proceedings from the 5th scientific conference Methodology and Archaeometry*, (ur: Miloglav, I.), FFPress, Zagreb, 81–89.
11. Kulenović Ocelić, N., Kulenović, I. 2018. New "Sacred" Places: Heritage Practices on Heritage Sites, *Sacralisation of Landscape and Sacred Places*, (ur: Belaj, J., Belaj, M., Krznar, S., Sekelj Ivančan, T., Tkalčec, T.), Institut za arheologiju u Zagrebu, Zagreb, 415–422.