

Univerza
v Ljubljani
Fakulteta
*za gradbeništvo
in geodezijo*



Doktorandka

URŠKA KANJIR

**SPREMLJANJE MIGRACIJ NA MORJU IN ANALIZA
VPLIVA IZBRANIH BEGUNSKIH CENTROV NA
OKOLJE Z DALJINSKIM ZAZNAVANJEM**

Doktorska disertacija

**MONITORING MIGRATIONS BY SEA AND
ANALYSIS OF REFUGEE CAMPS'
ENVIRONMENTAL IMPACT WITH REMOTE
SENSING**

Doctoral dissertation

Ljubljana, julij 2021

Univerza
v Ljubljani
Fakulteta
*za gradbeništvo
in geodezijo*



Mentor: izr. prof. Krištof Oštir, UL FGG.

Somentorica: doc. dr. Ana Kralj, UL FSD.

Komisija za spremljanje doktorskega študenta/-tke:

doc. dr. Mojca Kosmatin Fras, UL FGG,

izr. prof. dr. Jure Gombač, UNG FH,

prof. dr. Stojan Petelin, UL FPP.

Podpisana študentka Urška Kanjir, vpisna številka 74090511, avtorica pisnega zaključnega dela študija z naslovom: Spremljanje migracij na morju in analiza vpliva begunskih centrov na okolje z daljinskim zaznavanjem

IZJAVLJAM

1. da je pisno zaključno delo študija rezultat mojega samostojnega dela;
2. da je tiskana oblika pisnega zaključnega dela študija istovetna elektronski obliki pisnega zaključnega dela študija;
3. da sem pridobila vsa potrebna dovoljenja za uporabo podatkov in avtorskih del v pisnem zaključnem delu študija in jih v pisnem zaključnem delu študija jasno označila;
4. da sem pri pripravi pisnega zaključnega dela študija ravnala v skladu z etičnimi načeli in, kjer je to potrebno, za raziskavo pridobila soglasje etične komisije;
5. soglašam, da se elektronska oblika pisnega zaključnega dela študija uporabi za preverjanje podobnosti vsebine z drugimi deli s programsko opremo za preverjanje podobnosti vsebine, ki je povezana s študijskim informacijskim sistemom članice;
6. da na UL neodplačno, neizključno, prostorsko in časovno neomejeno prenašam pravico shranitve avtorskega dela v elektronski obliki, pravico reproduciranja ter pravico dajanja pisnega zaključnega dela študija na voljo javnosti na svetovnem spletu preko Repozitorija UL;
7. [za zaključna dela na 3. stopnji študija, sestavljena iz člankov] da sem od založnikov, na katere sem predhodno izključno prenesel/-la materialne avtorske pravice na člankih, pridobil/-a potrebna soglasja za vključitev člankov v tiskano in elektronsko obliko disertacije. Soglasja UL omogočajo neodplačno, neizključno, prostorsko in časovno neomejeno hranjenje avtorskega dela v elektronski obliki in reproduciranje ter dajanje disertacije na voljo javnosti na svetovnem spletu preko Repozitorija UL;
8. da dovoljujem objavo svojih osebnih podatkov, ki so navedeni v pisnem zaključnem delu študija in tej izjavi, skupaj z objavo pisnega zaključnega dela študija.

V Ljubljani,

Datum: 30.06.2021

Podpis študentke:

»Ta stran je namenoma prazna«

Matevžu

*When you're missing a friend,
the time moves slow.*

»Ta stran je namenoma prazna«

POPRAVKI – ERRATA

Stran z napako

Vrstica z napako

Namesto

Naj bo

ZAHVALA

Hvala mentorju, prof. dr. Krištofu Oštirju, za vse nasvete, pomoč in potrpežljivost na poti do končnega rezultata.

Hvala somentorici, dr. Ani Kralj, za njeno strokovno podporo in odprtost pri povezovanju nepovezljivih tematik.

Neskončna hvala kolegom iz Inštituta za antropološke in prostorske študije za izvrstno intelektualno družbo in zagotavljanje stimulatívne okolja. Še posebej hvala ekipi 404: Tatjani, Alešu in Petru za prijetno počutje v naši pisarni ter za vse odgovore na vprašanja, Borutu, za njegov neverjeten občutek za sočloveka, Nataši, da je vedno brezpogojno verjela vame in Maji, da mi kaže sfere neoprijemljivega na subtilen način.

Hvala Harmu Greidanusu za pomemben doprinos pri vsebini članka in posledično pričujočega teksta.

Hvala Fabianu, da mi je pokazal, da je programiranje zabavno in da mu ni nikoli problem deliti svojega znanja.

Hvala podjetju Sinergise (predvsem Mateju Batiču) za podporo pri podatkih in licencah.

Hvala dragi Zoji, med zvezde, za prvi resnejši jezikovni pregled besedila.

Hvala Mojci, da je znala z občutkom pokazati kurz, ko sem izgubila smer plovbe.

Hvala Juretu, za vse nasvete in energijo pri sokreiranju vsebine, ki je sicer ni več v prvotni obliki.

Hvala Gregu za nedobljeno stavo s kolesom, dve desetletji pravih količin brc za zagon in vse dobre debate.

Hvala moji Tjaši, Nini in Kaji za neskončno moralno podporo in da ste vedno tu zame.

Hvala Borji za sopotništvo in oporo med celotnim procesom ter za lovljenje vejic in reševanje ostalih slovničnih in kontekstualnih zank.

Hvala Ajri, da me vodi na sprehode.

Hvala staršema, ki sta sta v ozadju neopaženo še vedno pripravljena loviti vsak moj padeč.

Hvala tudi vsem ostalim, ki ste kakorkoli drugače prisostvovali k zaključku naloge.

Disertacijo posvečam prijateljem - moji drugi familiji. Hvala vam, ker ste!

BIBLIOGRAFSKO-DOKUMENTACIJSKA STRAN IN IZVLEČEK

UDK:	502.1:314.151.3:352:528.8(043)
Avtor:	Urška Kanjir, univ. dipl. inž. geod.
Mentor:	prof. dr. Krištof Oštir
Somentorica:	doc. dr. Ana Kralj
Naslov:	Spremljanje migracij na morju in analiza vpliva izbranih begunskih centrov na okolje z daljinskim zaznavanjem
Tip dokumenta:	Doktorska disertacija
Obseg in oprema:	131 str., 9 pregl., 36 sl., 12 en., 1 pril.
Ključne besede:	Daljinsko zaznavanje, migracije, zaznavanje in klasifikacija plovil, optični satelitski posnetki, časovne vrste, širjenje begunskih taborišč

Izvelek

Migracije so stalnica človekovega obstoja. V zadnjih letih so se v Evropi drastično povečale migracije prebežnikov čez Sredozemsko morje. Njihova pot se pogosto zaključi v begunskih taboriščih, kjer so nastanjeni v slabih razmerah. V nalogi se z uporabo daljinsko zaznanih podatkov navezujemo na širšo tematiko migracij. Osredotočamo se na zaznavanje plovil prebežnikov po morju in na opazovanje vplivov, ki jih lahko povečane migracije povzročijo na okolje v okolici begunskih centrov.

Za pridobitev podatkov o gibanju prebežnikov na morju raziskujemo možnosti uporabe raznovrstnih (zelo) visoko ločljivih optičnih satelitskih posnetkov. V ta namen smo razvili metodo za samodejno zaznavanje plovil, ki je v grobem sestavljena iz štirih zaporednih korakov: ločevanje kopnega in morja, določanje kandidatov za plovila, ločevanje plovil od neplovil in klasifikacija plovil. Rezultati kažejo, da z omenjenim algoritmom zaznavamo plovila najbolj natančno s posnetkov z ugodnejšimi vremenskimi razmerami. Večji problem pri zaznavi predstavljajo lažni pozitivni kot nezaznana plovila.

Za odkrivanje sprememb površine taborišč sprememb smo uporabili analizo časovnih vrst BFAST (*Breaks For Additive Season and Trend*) Monitor, s katero spremljamo motnje v časovnih vrstah na podlagi modela stabilnega zgodovinskega vedenja. Analizo smo naredili na posnetkih Sentinel-2 na območjih begunskih taborišč na sredozemskih otokih, ki se že dlje časa srečujejo s pritokom migracij. Opazovane so bile negativno zaznane spremembe NDVI (*normirani diferencialni vegetacijski indeks*) v letu 2019. Ugotovili smo, da so podatki Sentinel-2 primerni za analizo časovnih vrst zaradi njihove goste časovne vrste. Ocena verjetnih vplivov v okolici begunskih taborišč je določena na podlagi treh verjetnostnih razredov glede na velikost negativne magnitude zaznanih sprememb.

BIBLIOGRAPHIC-DOCUMENTAL INFORMATION AND ABSTRACT

UDC:	502.1:314.151.3:352:528.8(043)
Author:	Urška Kanjir, univ. grad. in geod. eng.
Supervisor:	prof. Krištof Oštir, Ph.D.
Co-supervisor:	assist. prof. Ana Kralj, Ph.D.
Title:	Monitoring migrations by sea and analysis of selected refugee camps' environmental impact with remote sensing
Document type:	Doctoral Dissertation
Notes:	131 p., 9 tab., 36 fig., 12 eq., 1 app.
Keywords:	Remote sensing, migration, ship detection and classification, optical satellite data, time series, refugee camp sprawl

Abstract

Migrations have been a feature of human existence for centuries. The migrations of migrants who risk their lives to reach Europe via the Mediterranean have increased dramatically in recent times. Their journey often ends in refugee camps where they are housed in poor conditions. In this dissertation we use remote sensing data in the context of the broader issue of migration. We focus on the detection of migrant vessels at sea and the environmental impact that increased migration can have around refugee centers.

In order to obtain data on the movement of migrants at sea, we investigate the possibilities of using a variety of (very) high-resolution optical satellite images. We have developed a method for automatic vessel detection consisting of four consecutive steps: sea-land separation, candidate detection, vessel discrimination and vessel classification. The results show that the developed algorithm more accurately detects vessels from images with more favourable weather conditions. False positives are a greater problem in detection than undetected vessels.

To detect changes in the vicinity of the refugee camps, we used the time series analysis BFAST (Breaks For Additive Season and Trend) Monitor, which monitors disturbances in time series based on a model for stable historical behaviour. The analysis was applied on Sentinel-2 images in areas of refugee camps on the Mediterranean islands that have been experiencing long term influxes of migrants. We observed negatively detected changes in the NDVI (normalised difference vegetation index) in 2019. Sentinel-2 data proved to be suitable for time series analysis due to their dense time series. The assessment of potential environmental impacts in the vicinity of refugee camps are further determined on the basis of probability classes defined according to the negative magnitude of the observed changes.

KAZALO VSEBINE

POPRAVKI – ERRATA	I
ZAHVALA.....	II
BIBLIOGRAFSKO-DOKUMENTACIJSKA STRAN IN IZVLEČEK.....	III
BIBLIOGRAPHIC-DOCUMENTAL INFORMATION AND ABSTRACT	IV
KAZALO VSEBINE.....	V
KAZALO PREGLEDNIC.....	VIII
KAZALO SLIK.....	IX
LIST OF TABLES.....	XII
LIST OF FIGURES	XIII
SEZNAM PRILOG	XVI
OKRAJŠAVE IN SIMBOLI	XVII
1 UVOD	1
1.1 Raziskovalni kontekst.....	1
1.2 Oris problema	4
1.3 Utemeljitev relevantnosti predlagane teme doktorske disertacije.....	6
1.4 Raziskovalne hipoteze.....	8
1.5 Struktura doktorske disertacije.....	9
I. TEORETIČNI DEL.....	11
2 OZADJE: SODOBNE MIGRACIJE IN NJIHOVA PROBLEMATIKA.....	11
2.1 Glavne migrantske poti po Sredozemlju	11
2.2 Operacije posvečene migracijam po morju.....	15
2.3 Begunska taborišča in okolje.....	17
2.4 Povzetek in sklepi 2. poglavja.....	19
3 SISTEMI ZA OPAZOVANJE PLOVIL IN OKOLJSKIH SPREMEMB.....	21
3.1 Splošno o opazovanju plovil s satelitskih posnetkov	21

3.2	Obstoječi sistemi daljinskega zaznavanja za opazovanje plovil na morju.....	22
3.3	Optični sistemi daljinskega zaznavanja.....	24
3.4	Problem uporabljenih podatkov pri obravnavanih temah	26
3.5	Povzetek in sklepi.....	27
4	ZAZNAVANJE MAJHNIH PLOVIL Z OPTIČNIH SATELITSKIH POSNETKOV	29
4.1	Zaznavanje objektov z optičnih satelitskih posnetkov	29
4.1.1	Ločevanje kopnega in morja.....	31
4.1.2	Odstranjevanje ali zmanjševanje okoljskih vplivov	32
4.1.3	Zaznavanje kandidatov plovil.....	35
4.1.4	Ločevanje plovil	37
4.1.5	Klasifikacija.....	37
4.1.6	Ocena kakovosti zaznavanja plovil	39
4.2	Združevanje podatkov različnih senzorjev	40
4.3	Povzetek in sklepi.....	42
5	OCENJEVANJE VPLIVOV NA LOKALNO OKOLJE – ZAZNAVANJE SPREMEMB V BEGUNSKIH TABORIŠČIH	43
5.1	Daljinsko zaznavanje in opazovanje begunskih taborišč	43
5.2	Zaznavanje sprememb z analizami časovnih vrst	44
5.2.1	Metodologija časovnih vrst (BFAST Monitor)	46
5.2.2	Ocenjevanje verjetnih vplivov na okolje	48
5.3	Povzetek in sklepi.....	48
II.	PRAKTIČNI DEL	49
6	ŠTUDIJSKA OBMOČJA IN UPORABLJENI PODATKI.....	49
6.1	Morje in obala	49
6.2	Begunska taborišča.....	51
6.2.1	Študijska območja.....	51
6.2.2	Podatki	56
6.3	Povzetek in sklepi.....	58
7	METODOLOGIJA IN REZULTATI.....	59
7.1	Zaznavanje plovil s satelitskih posnetkov	59
7.1.1	Maska morja in kopnega.....	59
7.1.2	Odstranjevanje ali zmanjševanje okoljskih vplivov	64

7.1.3	Zaznavanje plovil.....	65
7.1.4	Ločevanje in klasifikacija plovil.....	70
7.1.5	Vrednotenje zaznavanja plovil	73
7.1.6	Prikaz rezultatov zaznavanja plovil	78
7.1.7	Trendi in smernice pri zaznavanju plovil z optičnih posnetkov	81
7.2	Zaznavanje širjenja begunskih taborišč s časovnimi vrstami.....	82
7.2.1	Potek analize časovnih vrst BFAST Monitor	82
7.2.2	Vrednotenje oziroma primerjava analize časovnih vrst senzorjev Sentinel-2 in Landsat 8	94
7.2.3	Vpliv na okolje, zaznan s časovnimi vrstami	98
7.3	Povzetek in sklepi.....	100
8	ZAKLJUČEK.....	101
8.1	Vrednotenje raziskovalnih hipotez s ključnimi ugotovitvami.....	101
8.2	Prispevek k znanosti.....	104
8.3	Predlog za nadaljnje raziskave	105
	POVZETEK.....	107
	SUMMARY.....	109
	VIRI.....	111
	SEZNAM PRILOG	121

KAZALO PREGLEDNIC

Preglednica 1. Preglednica prikazuje satelitske posnetke, na katerih sem testirala razviti algoritem za zaznavanje plovil.	49
Preglednica 2. Število obdelanih posnetkov Sentinel-2, velikost opazovanega območja ter časovni razpon razpoložljivih posnetkov na obravnavanih območjih begunskih taborišč.	57
Preglednica 3. Mejne vrednosti, uporabljene pri ločevanju segmentov potencialnih plovil od napačno zaznanih segmentov.	70
Preglednica 4. Število učnih vzorcev glede na razred za posamezno študijsko območje.	72
Preglednica 5. Natančnost in točnost predlaganega algoritma za zaznavanje plovil na različnih vrstah morskega površja ter različnih optičnih satelitskih senzorjih.	74
Preglednica 6. Natančnost klasifikacije ter koeficient Kappa na različnih optičnih satelitskih senzorjih.	76
Preglednica 7. Čas obdelave v sekundah po posameznih posnetkih in korakih obdelave.	78
Preglednica 8. Vrednosti determinacijskega koeficienta (r^2) ter prelomnih točk (dni v letu) na naključnih koordinatah v okolici študijskih območij z različno uporabljenimi modeli.	86
Preglednica 9. Natančnosti zaznave sprememb v okolici begunskih taborišč na grških otokih. Spremembe so predstavljale vse vrednosti z negativno magnitudo.	96

KAZALO SLIK

Slika 1. Glavne vodne in kopenske migrantske poti iz Severne Afrike in Bližnjega vzhoda preko in okoli Sredozemskega morja v Evropske države (povzeto po: Conant <i>et al.</i> , 2015). Slika opisno skuša postaviti tematiko naloge v širši kontekst.	12
Slika 2. Število smrtnih žrtev med prečkanjem Sredozemskega morja med leti 2014-2019. Zaradi nekonsistentnosti podatkov o pogrešanih prebežnikih predstavljajo omenjena števila najnižje ocene. Vir: Missing Migrants Project (2020).....	14
Slika 3. Prikaz števila umrlih pri poskusih prečkanja Sredozemlja med letoma 2014-2019. Vir za podatke o položajih in številu umrlih je Missing Migrants Project (2020).....	14
Slika 4. Število utirjenih optičnih satelitov se je drastično povečalo v zadnjem desetletju. Leta 1972 je bil izstreljen prvi optični satelit za opazovanje Zemlje, imenovan Landsat 1. Podatki so pridobljeni na podlagi raziskave od Belward in Skøien (2015) in za zadnjih pet let posodobljeni iz spletne strani N2YO.com (2020).....	24
Slika 5. Del mesta Cascais (Portugalska), zajet oktobra 2011 z optičnim senzorjem Geoeye-1, prostorske ločljivosti 1.65 m, prikazan v kompozitu RGB. S slike je razvidno, da je plovila relativno lahko zaznati s posnetka takrat, kadar na njem ni oblakov ali valov, kar nakazuje, da jih je mogoče zaznati s samodejnimi pristopi.	30
Slika 6. Posplošena shema poteka zaznavanja plovil z optičnih satelitskih posnetkov.	31
Slika 7. Detajl posnetka WorldView-2 s prostorsko ločljivostjo 1,8 m prikazuje RGB kompozit zahodnega dela otoka Lampeduza (Italija), zajetega septembra 2013. S slike je razvidno, da oblaki onemogočajo zaznavo plovil kadar prekrivajo večino posnetka.....	34
Slika 8. Primer klasifikacije plovil na podlagi njihovih velikosti na posnetku GeoEye-1. Slika prikazuje del otoka Lampeduza (Italija). Levo: vhodni posnetek. Sredina: klasificirani segmenti. Desno: klasificirana plovila, označena s križcem. Majhna plovila so objekti, ki imajo dolžino manjšo od 20 m, srednja merijo med 20 in 100 m, velika so tista, ki merijo več kot 100 m. Slika je nastala v okviru FP7 projekta NEREIDS.	38
Slika 9. Analiza časovnih vrst. Povzeto po: Stephan (2015).....	45
Slika 10. Razdelitev obdobij časovne vrste pri algoritmu BFAST Monitor.	46
Slika 11. Prikaz študijskih območij zaznavanja plovil.	50
Slika 12. Najpogostejša prečkanja prebežnikov na otok Lezbos (Grčija) po morju iz Turčije. Z rdečo sta označena položaja obeh obravnavanih begunskih centrov, Kara Tepe in Moria. Slika je povzeta po: Hernandez in Stylianou (2016).....	52
Slika 13. Begunsko taborišče Vathy na otoku Samos v Grčiji (označen z belim krogom). Število ljudi, ki trenutno živi v njem, za okoli desetkrat presega kapaciteto taborišča. (Podlaga: Google Earth, 2020)	53

Slika 14. Slika prikazuje begunsko taborišče Vial na otoku Hios v Grčiji. (Posnetek: Google Earth, 2020)	54
Slika 15. Begunsko taborišče Hal Far na skrajnem jugu Malte. (Podlaga: Google Earth, 2020)	55
Slika 16. Cara di Mineo, situiran v notranjosti Sicilije (Italija), je bil nekoč največji sprejemni center za begunce v Evropi, a je danes že zaprt. (Podlaga: Planet Labs Inc., 2020)	56
Slika 17. Število uporabnih posnetkov Sentinel-2 za posamezno študijsko območje. Za begunski taborišči Hios in Malta je zaradi prekrivanja tirnic na voljo veliko več posnetkov, kot za taborišča na Lezbosu, Samosu ali Siciliji.	58
Slika 18. Izvirni posnetek (levo) in NDWI (desno) na posnetku senzorja GeoEye južno od mesta Cadiz (Španija). Vodne površine so v beli barvi izrazito vidne pri izračunu indeksa NDWI, saj so njihove vrednosti višje od ostalih tipov pokrovnosti.	61
Slika 19. Primerjava ločevanja kopnega in morja z indeksoma b) NDWI ter c) MNDWI na posnetkih Sentinel-2.	61
Slika 20. Posebnosti in nepravilnosti, s katerimi sem se srečevala pri odstranjevanju kopnega s posnetka s predlaganim algoritmom. Maska morja je prikazana v levem stolpcu, poudarjeni primeri nepravilnosti so označeni z rdečo barvo v desnem stolpcu: a) poleg kopnega so s posnetka odstranjeni tudi sklopi belih, penečih se valov, b) večje sence oblakov, ki padajo na kopno, algoritem zazna kot morje, c) majhne sence, ki jih mečejo na kopnem višji objekti, so prav tako zaznane kot voda, d) velike ladje v pristaniščih so napačno zaznane kot kopno, e) bazeni ob turističnih kompleksih ostajajo v maski kopnega kot vodne površine in f) predvsem pri posnetkih srednjih ločljivostih (S-2) ostajajo pomoli in rti nezaznani in se pripišejo morju.	64
Slika 21. Postopek zaznavanja plovil.	65
Slika 22. Plovila na posnetkih in njihovi (povprečni) spektralni odboji v segmentu na senzorjih a) IKONOS, b) GeoEye, c) QuickBird in d) WorldView-2.	66
Slika 23. Ilustracija računanja dolžine (odebeljena premica z modro puščico) in širine (rdeča linija) zaznanega segmenta. Puščica predstavlja smer ladje ($\pm 180^\circ$).	68
Slika 24. Primeri nepravilnih zaznav s predlaganim samodejnim algoritmom za zaznavanje plovil. Rezultati so predstavljeni z rumeno obrobo, posebnosti za boljšo predstavo dane v rdeč okrogel okvir: a) več mirujočih plovil je lahko zaradi njihove medsebojne bližine napačno zaznanih kot eno večje plovilo namesto več manjših; b) obratno so velika plovila – zlasti na posnetkih VHR – zaradi njihove heterogenosti napačno zaznana kot več segmentov; c) površina plovil je zaradi pen v njihovi neposredni okolici precenjena; d) meglice na posnetku povzročajo napačno zaznavo.	70
Slika 25. Primer odločitvenega drevesa za posnetek GeoEye (Dakar, Senegal).	72
Slika 26. Prikaz verjetnosti zaznave ter točnosti zaznanih plovil na obdelanih optičnih posnetkih.	75
Slika 27. Rezultati obdelave na posnetku Geoeeye na območju Cadiz (Španija).	79
Slika 28. Rezultati obdelave na posnetku QuickBird na območju Pozzala (Sicilija, Italija).	79
Slika 29. Rezultati obdelave na posnetku IKONOS na območju Lampeduze (Italija).	80

Slika 30. Rezultati obdelave na posnetku WorldView-2 na območju Akre (Gana).....	80
Slika 31. Potek metodologije časovnih vrst BFAST, ki je bil v tej nalogi uporabljen za zaznavanje sprememb.	83
Slika 32. Primeri analize časovnih vrst z uporabo različnih modelov na istem pikslu v okolici Morie (Lezbos).....	85
Slika 33. Negativne spremembe vrednosti NDVI v okolici begunskih taborišč, modelirane s sezonsko-trendnim modelom na podatkih Sentinel-2. Spremembe kažejo odraz situacije za leto 2019. Kot podlaga služijo za prikaz posnetki podjetja Planet (Planet Labs Inc., 2020), z ločljivostjo 3 m.....	91
Slika 34. Prikaz vpliva časa začetka opazovanega obdobja na rezultate trenda in prelomnih točk. Rezultati, izračunani s sezonsko-trendnim modelom, prikazujejo opazovanja na istem pikslu. Začetek opazovanega obdobja je v grafu zgoraj levo definiran na 180. dan v letu 2018, zgoraj desno na 1. dan leta 2019, spodaj levo pa na 180. dan v letu 2019.....	93
Slika 35. Primerjava trajektorij trenda glede na stabilno zgodovino s podatkov Sentinel-2 ter Landsat 8 na istem pikslu, z istim uporabljenim modelom.....	95
Slika 36. Velikost vpliva na okolje glede na negativno zaznane spremembe v okolici begunskih taborišč v letu 2019.	99

LIST OF TABLES

Table 1. The table shows satellite images on which the developed vessel detection algorithm was tested.	49
Table 2. Number of processed Sentinel-2 images, the size of the observed study area and time range of available images in the considered areas of refugee camps.	57
Table 3. Thresholds that are used while discriminating potential vessels from definite false alarms. ..	70
Table 4. Number of training samples per class for each study area.	72
Table 5. Accuracy and precision of a suggested algorithm for vessel detection on different sea states, using different optical satellite sensors.	74
Table 6. Classification results and Kappa coefficient of vessel classification on optical satellite sensors.	76
Table 7. Processing time in seconds by individual images and processing steps.	78
Table 8. Values of determination coefficient (r^2) and break points (days in year) on random coordinates in the vicinity of the study areas with different models applied.	86
Table 9. Accuracy detection of detected changes in the vicinity of refugee camps on the Greek islands. The changes represented all values with a negative magnitude.	96

LIST OF FIGURES

Figure 1. Main sea and land migration routes from North Africa and Middle East through and around Mediterranean Sea to European countries (summarized from: Conant et al., 2015). The figure tries to put the topic of the dissertation descriptively into a broader context.....	12
Figure 2. Number of fatalities while crossing Mediterranean Sea during the years 2014-2019. Due to the inconsistency of the missing migrants' data the given numbers represent minimum estimates. Source: Missing Migrants Project (2020).....	14
Figure 3. The number of deaths in the Mediterranean crossing attempts between 2014 and 2019. The location and the number of deceased immigrants were obtained from the Missing Migrants Project (2020).	14
Figure 4. The number of optical satellites in orbit has been rapidly increasing in the last decade. Year 1972 marks the launch of the first Earth observation optical satellite Landsat 1. The data is obtained on the basis of Belward and Skøien (2015) research and for the last five years updated from the web page N2YO.com (2020).....	24
Figure 5. Detail of a GeoEye-1 optical image of Cascais (Portugal), acquired in October 2011, with a spatial resolution of 1.65 m (RGB composite). This image shows that vessels can be visually easily recognised from the image when there are no clouds or waves present, which implies that they can also be recognised by automatic processing methods.	30
Figure 6. A common scheme of vessel detection workflow from optical satellite images.....	31
Figure 7. Detail of a WorldView-2 image with a spatial resolution of 1,8 m of the Western region of Lampedusa (Italy), acquired in September 2013 (RGB composite). This image illustrates the difficulty of detecting vessels when much of the scene is obscured by clouds.	34
Figure 8. Example of vessel classification on a GeoEye-1 image of Lampedusa (Italy) based on the vessel size. Left: input image. Middle: classified segments. Right: classified targets marked with crosses. Small (red) vessels represent detected segments smaller than 20 m, medium (green) between 20 m and 100 m, and big (blue) vessels are the ones measuring more than 100 m. The image was created in the scope of the FP7 project NEREIDS.	39
Figure 9. Time-series analysis. Summarised from: Stephan (2015).	45
Figure 10. The division of time series in BFAST Monitor algorithm.....	46
Figure 11. Areas of study cases for vessel detection.....	50
Figure 12. The most frequent migrant routes used while reaching the island of Lesbos (Greece) by sea from Turkey. Locations of the two refugee centres, Kara Tepe and Moria, are marked with red points. This figure is summarized from: Hernandez and Stylianou (2016).	52
Figure 13. Vathy Refugee Center on the island of Samos in Greece (marked with white circle). The number of people currently residing there is about ten times the capacity of the camp. (Background: Google Earth, 2020)	53

Figure 14. The image shows the Vial refugee camp on the island Chios in Greece. (Image: Google Earth, 2020).....	54
Figure 15. Hal Far refugee camp at the southern extreme of Malta. (Background: Google Earth, 2020)	55
Figure 16. Cara di Mineo, located in the interiors of Sicily (Italy) was once Europe's biggest camp for migrants and asylum seekers and is nowadays closed. (Background: Planet Labs Inc., 2020)	56
Figure 17. The number of analysed Sentinel-2 data for each of the study areas. Because of overlapping orbits more images are available for refugee camps on Hios and Malta than camps on Lesbos, Samos or Sicily.....	58
Figure 18. Original image (left) and NDWI (right) on the GeoEye sensor image south of Cadiz (Spain). Water surfaces are clearly visible using NDWI index; their values are higher than those of other types of land cover.....	61
Figure 19. Comparision of land mask on Sentinel-2 image with the index b) NDWI and c) MNDWI.	61
Figure 20. The peculiarities and irregularities that were encountered in the process of land removal with the proposed algorithm. The results of the sea mask on these images are shown in darker shades, land is shown in white, whereas exposed examples are marked with red color: a) the sets od white, fizzy waves are removed from the image and detected as land, b) bigger shadows of clouds falling on land are detected as water areas, c) small shadows cast by the higher objects on the land are detected as water, d) large ships in ports are mistakenly detected as shore or land, e) pools along turist complexes remain in the mask as water objects, and f) with the middle spatial resolution images (f.e. S-2), the piers and small capes remain undetected and are added to the sea mask.	64
Figure 21. Vessel detection workflow.....	65
Figure 22. Vessels on satellite images and their (average) spectral response on sensors a) IKONOS, b) GeoEye, c) QuickBird and d) WorldView-2.....	66
Figure 23. Illustration of a detected segments' length (blue bold line with a blue arrow) and width (red line). Blue arrow represents the course of the detected ship ($\pm 180^\circ$).....	68
Figure 24. Incorrect detections of the proposed automatic vessels detection algorithm. The detections are presented in yellow and peculiarities are marked with a red frame: a) several stationary vessels may be mistakenly detected as one larger vessel instead of several smaller ones due to their mutual proximity; b) inversely, because of their heterogenity large vessels – especially on VHR images – are mistakenly detected as multiple segments; c) due to the foam in their vicinity the surface of the vessels is overestimated; d) the mist on the image can cause misdetections.	70
Figure 25. An example of decision tree results for GeoEye image (Dakar, Senegal).....	72
Figure 26. Probability of detection and precision ratio in analysed optical data.	75
Figure 27. Results of the processing of a Geoeeye image, study area Cádiz (Spain).....	79
Figure 28. Results of the processing of a QuickBird image, study area Pozzalo (Sicily, Italy).	79
Figure 29. Results the processing of a IKONOS image, study area Lampedusa (Italy).	80

Figure 30. Results of the processing of a WorldView-2 image, study area Accra (Ghana).	80
Figure 31. Workflow of BFAST time series methodology that was used for the detection of changes in this work.	83
Figure 32. Examples of time series analysis using different models on the same pixel in the vicinity of Moria on Lesbos.	85
Figure 33. Negative NDVI change values in the vicinity of refugee camps, modeled with the seasonal-trend model on the basis of Sentinel-2 data. Changes reflect the situation for the year 2019. The background images are Planet images (Planet Labs Inc., 2020) with 3 m resolution.	91
Figure 34. The temporal starting point of the observed period influences the time series trend and breakpoints. Results show observations of the same pixel, calculated with the season-trend model. In the upper left graph the start of the observation is defined on the 180. julian day in 2018, in the upper right on the 1. day in 2019 and in the lower left on the 180. day in 2019.	94
Figure 35. The comparison of trend fit based on stable history obtained from Sentinel-2 and Landsat 8 data for the same pixel and the same used model.	95
Figure 36. The magnitude of the impact on the environment based on negative changes in the vicinity of refugee camps in 2019.	99

SEZNAM PRILOG

Priloga A. Rezultati zaznavanja in klasifikacije plovil z uporabo razvitega algoritma z nekaterih optičnih satelitskih posnetkov z različno ločljivostjo.

OKRAJŠAVE IN SIMBOLI

- BFAST (*Breaks For Additive Season and Trend*) – Prelomi za dodajanje sezon in trendov. V disertaciji uporabljen algoritem za analizo časovnih vrst
- BOA (*Bottom Of the Atmosphere*) – Odbojna vrednost z odstranjenim vplivom atmosfere
- COSUM (*reversed-ordered-cumulative sum*) – Statistična metoda obrnjene kumulativne vsote ostankov
- ESA (*European Space Agency*) – Evropska vesoljska agencija
- EU – Evropska unija
- EUROSUR (*The European Border Surveillance System*) – Sistem Evropske unije za sledenje nedokumentiranem priseljevanju v države članice EU
- Frontex (*The European Union border and coast guard agency*) – Mejna in obalna varnostna agencija Evropske unije
- GeoEye (GE) – Visoko ločljivi satelit za opazovanje Zemlje, izstreljen leta 2008
- GIS – Geografsko informacijski sistemi
- GSHHS (*Global Self-consistent Hierarchical, High-resolution Shoreline*) – Samostojna svetovna skladna podatkovna zbirka obale
- HJ-1A – Konstelacija HJ-1 je kitajski nacionalni program mreže satelitov za opazovanje Zemlje. HJ-1A je prvi v seriji izstreljenih satelitov
- HR (*High Resolution*) – visoka (prostorska) ločljivost ($4\text{ m} < \text{ločljivost} < 30\text{ m}$)
- HRSC2016 (*High Resolution Ship Colection*) – Zbirka ladij visoke ločljivosti
- IKONOS (IK) – Prvi komercialni visoko ločljivi satelit za opazovanje Zemlje, izstreljen leta 2001, a je leta 2015 prenehal delovati
- IMO (*International Maritime Organisation*) – Mednarodna pomorska organizacija
- IOM (*International Organizaton for Migration*) – Mednarodna organizacija za migracije
- IR kanal – Infrardeči kanal
- Landsat – Ameriški program za opazovanje Zemlje, ki zagotavlja najdaljši neprekinjen pogled s sateliti na Zemljo iz vesolja (od leta 1972 naprej)
- LRIT (*Long-Range Identification and Tracking*) – Dolgorazdaljna identifikacija in sledenje za plovila
- MDA (*Maritime Domain Awareness*) – Domena pomorske ozaveščenosti
- MMSI (*Maritime Mobile Service Identity*) – Identifikacijska pomorska številka plovila
- MNDWI (*Modified Normalized Differential Water Index*) – Modificiran normaliziran diferencialni vodni indeks
- MOSUM (*MOving SUM*) – Statistična metoda premikajoče se vsote
- MSF (*Médecins Sans Frontiers*) – Zdravniki brez meja
- NATO (*The North Atlantic Treaty Organization*) – Severnoatlantska pogodbeno organizacija
- NEMO-HD – Prvi slovenski satelit za opazovanje Zemlje, ki je bil izstreljen leta 2020

NEREIDS (*New Service Capabilities for Integrated and Advanced Maritime Surveillance*) – Nove storitvene zmogljivosti za integriran in napreden pomorski nadzor. Evropski projekt v okviru sedmega okvirnega programa, pri katerem smo na ZRC SAZU sodelovali kot partnerji.

NDVI (*Normalized Differential Vegetation Index*) – Normirani diferencialni vegetacijski indeks

NDWI (*Normalized Differential Water Index*) – Normaliziran diferencialni vodni indeks

QuickBird (QB) – Visoko ločljivi satelit za opazovanje Zemlje, izstreljen leta 2001, a je leta 2015 prenehal delovati

R-G-B-NIR (*Red-Green-Blue-Near infrared*) – Rdeč-zelen-moder-bližnje infrardeči (kanal)

RTV SLO – Radio Televizija Slovenije

SAR (*Synthetic Aperture Radar*) – Umetno odprtinski radar

Sentinel – Misija Evropske Komisije in ESE za opazovanje Zemlje. Sentinel-1 (S-1) je radarski satelit, Sentinel-2 (S-2) pa optični satelit

SOS (*Save Our Ship*) – Mednarodni Morsejev znak za stisko

SRTM (*Shuttle Radar Topography Mission*) – Projekt ameriške vesoljske agencije NASA za ustvarjanje visokoločljivega globalnega digitalnega modela zemeljske površine

SVM (*Support Vector Machine*) – Metoda podpornih vektorjev

SWBD (*SRTM Water Body Data*) – SRTM vodnih teles

TOA (*Top Of the Atmosphere*) – Odbojna vrednost, ki upošteva vpliv atmosfere

UAV (*Unmanned Aerial Vehicle*) – Brezpilotni letalnik

UNHCR (*United Nations High Commissioner for Refugees*) – Urad Združenih narodov za begunce

UNOSAT (*UNITAR's Operational Satellite Application Programme*) – Program Združenih narodov za satelitske aplikacije

VHR (*Very High Resolution*) – Zelo visoka (prostorska) ločljivost (ločljivost manjša od 4 m)

VMS (*Vessel Monitoring System*) – Sistem spremljanja plovil

ZRC SAZU – Znanstvenoraziskovalni center Slovenske akademije znanosti in umetnosti

WDB (*CIA World DataBank II*) – Zbirka globalnih prostorskih podatkov, ki je sestavljena iz vektorskih obrisov zemljišč, rek in političnih meja

WorldView-2 (WV2) – visoko ločljivi satelit za opazovanje Zemlje, izstreljen oktobra 2009

WVS (*World Vectors Shorelines*) – Svetovna vektorska baza obrežij

1 UVOD

Večina svetovnega prebivalstva niso migranti/ke in si to tudi ne želijo biti.

(Hammar *et al.*, 1997)

V uvodnem poglavju predstavim temo doktorske disertacije in predmet raziskovanja. Nalogo najprej umestim v širši kontekst družboslovnega razumevanja fenomena (nereguliranih) migracij, nato predstavim problem, ki se pri tem odpira, ter opišem zastavljene hipoteze. Na koncu poglavja opišem celotno strukturo doktorske naloge.

1.1 Raziskovalni kontekst

Kako razumeti migracije? Castles (2010) trdi, da je migracije treba razumeti kot del širše skupine procesov družbenih sprememb, ki izhajajo iz večjih sprememb v globalnih, političnih, ekonomskih in družbenih odnosih. Mednarodne migracije povečujejo etnično in nacionalno raznolikost prebivalstva ter spreminjajo demografsko strukturo velike večine t. i. razvitih držav, kar je posebno izrazito v nekdanjih razmeroma kulturno homogenih nacionalnih državah (Kralj, 2008; str. 144). Problem današnjega razumevanja migracij je, da jih vidimo kot težavo, izjemo ali ekstrem. Priseljenci so zaradi različnih pogledov na migracije s strani EU politike, pogosto obravnavani kot nekaj nevarnega, tujega, kot razdiralen element, ki ogroža nacionalno državo (Judt, 2015). Migracije se razume kot anomalije, še posebej v svetu, kjer nacionalne države in njihove meje veljajo za trdno določene razmejitve.

Danes je po vsem svetu okoli 80 milijonov prisilno razseljenih ljudi (UNHCR, 2020). Vzroki za njihove selitve so ekonomski, politični, demografski, socialni ali okoljski,¹ največkrat pa kombinacija vseh. Dejavniki, ki vplivajo na izbiro destinacij, kamor so migranti namenjeni, so prav tako različni. Geografska bližina in kulturne vezi so najrelevantnejši, a še zdaleč ne edini dejavnik, ki vpliva na vzorec in smer mednarodnih migracij. Z razvojem telekomunikacijskih omrežij in storitev, z manjšimi transportnimi stroški, razvejenostjo socialnih omrežij ter mednarodno tihotapsko mrežo postajajo migracije resnično globalni proces (Kralj, 2008; str. 150). V strokovnem diskurzu, ter še toliko bolj na ravni medijskih in političnih diskurzov, je še vedno veliko pojmovne nedorečenosti ob uporabi terminov migrant, begunec, prebežnik ipd. Glosar migracij za angleški termin »*migrant*« navaja slovenski

¹ V splošnem poznamo pet gonilnikov migracij. K *ekonomskim* gonilnikom prištevamo možnosti zaposlovanja in razlike v prihodkih med prostori. V *politične* spadajo konflikti, (ne)varnost, diskriminacija in preganjanje ter prisiljene premetitve. K *demografskim* gonilnikom štejemo velikost in strukturo prebivalcev na določenem ozemlju ter njihovo obolevnost in umrljivost. *Socialni* gonilniki vključujejo družinska in kulturna pričakovanja, iskanje priložnosti za izobraževanje in kulturne prakse (npr. dediščine ali poroke). Med *okoljske* gonilnike migracij sodijo izpostavljenost nesrečam in razpoložljivost ekosistemskih storitev. V večini primerov so vsi omenjeni gonilniki povezani, vsak od njih je kompleksen pojem *per se* (Black *et al.*, 2011).

ustreznik migrant ter poudarja, da splošne definicije migranta na mednarodni ravni ni (IOM, 2006). Termin migrant se najpogosteje uporablja v primerih, »ko oseba samostojno, brez vpliva drugih zunanjih dejavnikov, sprejme odločitev, da bo migrirala zaradi "osebnih ugodnosti"«, nanaša se na »osebe in njihove družinske člane, ki potujejo v druge države ali območja, da si izboljšajo materialne ali socialne razmere ter nadaljnje možnosti zase in za življenje svojih družin«. Na spletni strani Urada Visokega komisariata Združenih narodov za begunce je poudarjena razlika med migrantom in beguncem: migranti svoje domove zapustijo prostovoljno, da bi izboljšali svoje življenjske razmere, begunci so v to prisiljeni, zato da bi rešili svoje življenje ali ostali svobodni.

V SSKJ je *prebežnik* razložen kot 'kdor prebeži', *prebežati* pa kot 'z begom priti drugam, v drug kraj'. V eni izmed raziskav o prebežnikih v Sloveniji so bili kot taki obravnavani »ljudje, ki so se po nekem spletu naključij znašli ob istem času na istem mestu in so pretrgali (ekonomske, družbene, socialne idr.) vezi z matičnim okoljem«, mejo so prestopili brez dokumentov in so bili ujeti v Sloveniji (Pajnik *et al.*, 2001). V skladu z mnenjem terminološke sekcije Inštituta za slovenski jezik Fran Ramovš je tako izraz prebežnik, ki sicer ni pravni termin, potemtakem ustrezno krovno poimenovanje za migrante, ki iz različnih vzrokov (ekonomski, politični, verski itd.) zapustijo svojo državo, zlasti če v drugo državo vstopijo mimo uradnih institucij.

V delu uporabljam izraz prebežnik, s katerim opisujem ljudi na poti, katerih pravni položaj (še) ni dorečen. V to skupino uvrščam tako ljudi, ki zapuščajo svojo domovino prisilno, zaradi vojnih razmer v upanju, da jim bo odobren status begunca, kakor tudi ljudi, ki iščejo delo in boljše življenje zunaj svoje matične države in so to zapustili »prostovoljno«, oziroma tiste, ki jih medijski in politični diskurzi najpogosteje poimenujejo »ekonomski migrant«. Z izrazom »prebežniki«, bi se rada izognila semantičnemu razcepu razlikovanja med »ekonomskimi migranti« in »begunci«. Kot poudarja Sandro Mezzadra v svojem delu "Pravica do bega" (Mezzadra, 2004), ljudje ne bežijo le zaradi vojn in ogroženosti, temveč tudi zaradi najrazličnejših strukturnih razlogov, ki omogočajo izkoriščanje različnih skupin ljudi, kot so na primer dolgotrajna brezposelnost in revščina, patriarhat, izključenost (politična participacija) ... Torej vsi ljudje, razvrščeni v ti dve kategoriji, doživljajo negotovosti in iz njih ne moremo prepoznavati kompleksnosti razmer in njihovih ranljivosti na poti.

Prav tako ni jasne in splošne opredelitve nereguliranih migracij (ang. *illegal migration* oziroma *irregular migration*). Običajno termin pomeni gibanje oseb, ki se dogaja izven okvirov veljavnih zakonov države pošiljateljice, prejemnice ali tranzitne države. Z vidika države prejemnice gre za nezakonit vstop, bivanje in delo v državi, kar pomeni, da prebežnik nima ustreznih dovoljenj ali veljavnih dokumentov za delo, prebivanje in vstop v državo, kot to določajo predpisi o priseljevanju. S strani države pošiljateljice gre za nereguliranost takrat, ko oseba prečka mednarodno mejo brez veljavnega potnega lista ali potovalnega dokumenta ali ne izpolnjuje upravnih zahtev za zapustitev države (IOM, 2006).

Opredelevanje nereguliranih migracij je še vedno predmet intenzivnih razprav, ki večinoma potekajo v pregreth političnih ozračjih posameznih nacionalnih držav, kjer imajo termini, kot so nezakonit/e (ang. *illegal*), tajni/e (ang. *clandestine*), nedokumentiran/e (ang. *undocumented*) različne konotacije, vsem pa je ponavadi skupna tendenca k povezovanju migracij oziroma migrantov s kriminalom. Vendar vstop oziroma bivanje v državi brez zahtevanih dokumentov v večini držav ni kaznivo dejanje, temveč zgolj administrativni prekršek. Zaradi tega mednarodne institucije (Združeni narodi, Evropska Unija, Mednarodna organizacija za migracije), nevladne organizacije ter številni predstavniki in predstavnice akademske stroke in aktivističnih organizacij priporočajo, da se izrazu "nezakonite migracije/migranti" izogibamo ter uporabljamo izraza "neregulirane migracije" (angl. *irregular migration*) in "migrant z neurejenim statusom" (angl. *irregular migrant*).

Migracije sicer niso nov pojav, res pa je, da se je v Evropi v zadnjem času dramatično povečal njihov obseg. Prav tako so se zgodile pomembne spremembe pri njihovem upravljanju in pri nadzoru na mejah. Predvsem od 90. let prejšnjega stoletja naprej je za EU značilna aktivna politika razmejevanja in omejevanja (ang. *debordering and rebordering*; Rumford, 2006). Meje znotraj EU so vedno bolj odprte, kar večini državljanov omogoča prosto gibanje, hkrati pa je njena zunanja meja vedno bolj militarizirana oziroma nadzorovana. Večina migracij v Evropo poteka zakonito: približno 90 % migrantov ali tako imenovanih državljanov tretjih držav (ang. *third country national*) vstopa v Evropo po formalno urejenih poteh preko vizumov in sporazumov (Trilling, 2018). Ostalim preostane nereguliran prehod meje, največkrat v organizaciji tihotapcev z ljudmi. Ta način zaradi drage in nevarne poti uspe le nekaterim, za večino pa sta značilna stalen tranzit po tako imenovanih "tretjih državah" in iskanje možnosti za prehod meje, proces, ki lahko traja več let.

V Evropski uniji velja, da naj bi se v tem obdobju soočali z največjo migrantsko krizo po drugi svetovni vojni. Priseljenci so takrat odločilno prispevali k ekonomskemu čudežu Zahodne Evrope, zlasti zato, ker so bili mlada in poceni delovna sila. Danes se je število prebežnikov, ki se odpravijo na pot proti Evropi, povečalo predvsem s pojavom novih konfliktov npr. v Afganistanu, Iraku, Libiji Siriji, Eritreji in Kongu, v katere so bile in so še vedno posredno ali neposredno vpletene države Evropske Unije. Čeprav se je število prebežnikov v Evropi v zadnjih letih povečevalo, pa vseeno večina prebežnikov obtiči nekje na poti proti Evropi in so nastanjeni v begunskih taboriščih ali neformalnih naseljih »tamponskih držav«, ki skupaj gostijo približno 80 % svetovnih beguncev. O resni migrantski krizi lahko torej govorimo v Libanonu (kjer 40 % celotnega prebivalstva sestavljajo prebežniki), Jordaniji, Turčiji, Pakistanu, Iranu, Etiopiji, Alžiriji, Maroku ... Razlog, da se je v EU za obravnavanje trenutne situacije uveljavil diskurz migrantske krize, je torej, da migranti prihajajo v Evropo. Dokler so odhajali drugam, »krize« ni bilo. To, čemur na splošno rečemo migrantska ali begunska kriza, je dejansko poskus EU in nacionalnih držav, da nadzorujejo, zadržujejo in obvladujejo transnacionalna in medcelinska gibanja ljudi (De Genova et al., 2015). Evropska unija si preko procesa eksternalizacije svoje meje

politike zelo prizadeva, da bi zadržala prebežnike v Afriki, Turčiji in na Bližnjem vzhodu. Obenem ni nobenega zagotovila, da bodo prebežniki, ko bodo prestopili geopolitični prag EU – sami ali s pomočjo tihotapcev, ker so jih rešili ribiči, mornarica ali obalna straža –, dobili pravico do azila, niti ni nujno, da bodo zmožni premagati številne pravne, socialne in moralne prepreke.

Prebežnike se pogosto tudi viktimizira (Scheel, 2013) in jih mediji ali posamezniki pogosto označujejo kot »obupane« ljudi, ki jih je treba rešiti. Skladno s tem obravnava prebežnikov kot pomoči potrebnih žrtev omogoča paternalistično politiko (takšno, ki omejuje izbiro posameznikom, ne glede na njihove lastne interese in brez njihovega soglasja), ki jo občasno izvajajo nekatere humanitarne organizacije (Mitropoulos, 2007). Prebežniki imajo svojo voljo, ki je zunaj moči tistih, ki jim želijo pomagati ali jih nadzorovati (Sharma, 2009: str. 469), kar namiguje na dejstvo, da se bodo migracije nadaljevale tudi v prihodnosti, ne glede na razpon nadzora, s katerim se bodo države lotevale tega fenomena.

Mnogo prebežnikov v želji, da bi prišli v Evropo, tvega svoja življenja in prečka Sredozemsko morje, večinoma v plovilih v slabih razmerah. Predvsem zunanje meje² Grčije, Italije, Malte, Španije in Gibraltarja so postale znane kot območja s povečanim številom prebežnikov na morju. To so območja, na katerih vse več prebežnikov umre (Last *et al.*, 2017). Omenjene države veljajo za »prag« Evrope (Cabot, 2014) in so pogosto le prehodna območja prebežnikom na poti proti severnoevropskim državam, kot so Švedska, Nemčija, Nizozemska, saj imajo te države že zdaj bolj integrirane raznolike etnične skupnosti, za prebežnike ugodnejše zakonske določbe in bolj obetaven sprejem.

V letu 2019 je preko Sredozemlja v države EU prispelo okoli 124.000 migrantov, največ iz Afganistana, sledijo državljani/ke Sirije, Maroka, Alžirije, Gvineje, Iraka, Slonokoščene obale, Demokratične republike Kongo, Tunizije in Malija (UNHCR, 2020b). Na področju držav nekdanje Jugoslavije (t.im. »Balkanska pot«) pa je bilo po zadnjih razpoložljivih podatkih (november 2020) več kot 19.700 nereguliranih prečkanj prebežnikov. Med vstopajočimi je bila več kot polovica Sircev, četrtnina pa Afganistancev (RTVSLO, 2020). Čeprav je bila Balkanska pot med letoma 2015-2016 za begunce fizično naporna, je bilo število smrtnih žrtev takrat veliko manjše v primerjavi s smrtmi med prečkanjem Sredozemskega morja.

1.2 Oris problema

Merjenje in spremljanje človeških dejavnosti na morju je pomembna tema, ki vzbuja vse več zanimanja. Položaj plovil je ključen podatek za varno plovbo. Razpoložljivi in ažurni prostorski podatki o gibanju prebežnikov na morju pa so kljub temu pomanjkljivi (Wheeler, 2015). Ti podatki so namreč omejeni z

² V doktorski nalogi se beseda »meja« nanaša na fizične, zunanje mejne linije EU, vključno z odprtim morjem med državami EU in ostalimi državami, ki z njo mejijo na Sredozemskem morju.

metodologijami zbiranja, nedoslednosti med njimi ter s samo nepredvidljivo naravo nereguliranih migracij. Obenem je za razumevanje in ukrepanje nujno potrebno njihovo podrobno razčlenjevanje.

Sistemi, ki so v rabi za pogled nad situacijo na morju, temeljijo na terestričnih radarjih, pomorskih patroljah in poročilih iz bližnjih ribiških plovil. Zaznavanje plovil z optičnih satelitskih posnetkov je uporabno na mnogih področjih in ima širok spekter uporabe – za potrebe pomorske varnosti, pomorskega prometa, onesnaževanja morja, prostorskega načrtovanja, upravljanja ribištva, pregleda nad nezakonitim ribolovom, nadzora na mejah, nereguliranimi migracijami itn. V pričujočem delu se osredotočam na spremljanje plovil na morju za potrebe lažjega razumevanja migracij ter boljšo pomoč prebežnikom pri prečkanju morja (ang. *search and rescue*).

Podatki daljinskega zaznavanja so še posebej koristni za opazovanje plovil na oddaljenih in velikih območjih, kjer tradicionalne metode spremljanja niso mogoče (Corbane *et al.*, 2010). Nekateri od sistemov za pogled nad situacijo na morju se že opirajo na daljinsko zaznane podatke (npr. z opazovanji morja z letali, helikopterji ali brezpilotnimi letali). Taki pristopi zahtevajo za obdelavo veliko časa in velika finančna sredstva, pokrivajo lahko naenkrat le manjša območja, hkrati so omejeni na teritorialne vode. Z opazovanjem morja z optičnimi satelitskimi posnetki se izognemo tem omejitvam, saj lahko z njimi učinkovito spremljamo plovila migracij na velikih območjih, neodvisno od nacionalnih mej. Z obdelavo satelitskih posnetkov lahko zberemo podrobne podatke in ponudimo ažurne prostorske informacije nosilcem odločanja (npr. humanitarnim organizacijam ali državnim organom za pomoč prebežnikom) ter lahko pridobimo dragocene podatke, ki so sicer (zaradi političnih ali geografskih razlogov) težko dostopni. Položaji brodolomov in plovil na poti, migracijske poti in kraji vkrcanja/izkrcanja so pomembni za boljše razumevanje migracijskih vzorcev. Prav tako so pomembni za potrebe prilagajanja humanitarnih politik in boljšo pomoč prebežnikom na poti ter posledično za preprečevanje izgub življenj.

S satelitskimi posnetki lahko opazujemo tudi površino begunskih taborišč in (okoljske) spremembe v njihovi okolici. Nenaden pritok velikega števila beguncev na neko območje lahko povzroči hud pritisk na lokalno okolje, njegovo nosilnost in na obstoječe naravne vire, zato so točne in zanesljive informacije o razmerah v begunskih taboriščih bistvenega pomena. Nenadzorovana rast prebivalcev in prihod novih prebežnikov, onesnaženje okolja in njegova degradacija, zaloge vode in sanitarije, zdravje in higiena ter varnost, je le nekaj področij, s katerimi se soočajo organizacije, ki upravljajo begunska taborišča (Kranz *et al.*, 2010). Te ne morejo vedno pridobiti informacij zgolj z oceno na terenu; varnostni razlogi ali obsežnost taborišč onemogoča zbiranje vseh informacij o dejanskem stanju. Informacije, pridobljene iz posnetkov daljinskega zaznavanja, lahko pripomorejo k boljšemu razumevanju dinamike populacije, razvoja in strukture taborišč ter vpliva na okolje, vključno z morebitnim pritiskom na naravne vire.

Odkrivanje in karakterizacija sprememb skozi čas je prvi korak k prepoznavanju gonilnikov sprememb in razumevanju mehanizmov, ki povzročajo spremembe. Satelitski senzorji so uporabna tehnologija za omenjeno nalogo, saj zagotavljajo dosledne in ponovljive meritve, kar je primerno za zaznavanje učinkov številnih procesov, ki povzročajo naravne ali antropogene spremembe (Jin in Sader, 2005). S posnetkov daljinskega zaznavanja lahko opazujemo populacijsko dinamiko in strukturo begunskih taborišč ter dobimo vpogled v okoljske spremembe v njihovi okolici; najučinkoviteje z uporabo visoko ločljivih posnetkov. S satelitskimi podatki srednje ločljivosti pa lahko opazujemo trende vpliva na okolje na regionalni ravni (Lang *et al.*, 2015). Širjenje begunskih taborišč na okolje je v pričujoči nalogi ocenjeno z uporabo veččasovnih satelitskih posnetkov, pridobljenih s sateliti pri visoki časovni ločljivosti. Te lahko kažejo na spremembo rabe tal v daljšem časovnem obdobju. Ocenjevanje takih sprememb z daljinsko zaznanih podatkov ni enostavno, saj vsebujejo časovne vrste kombinacijo sezonskih, postopnih in nenadnih sprememb, poleg omenjenega podatki vsebujejo šum, ki izhaja iz geometrijskih ali atmosferskih napak ter vplivov oblakov na posnetku (Roy *et al.*, 2002).

Z ocenami o situaciji, ki jih lahko pridobimo s časovnimi vrstami na satelitskih posnetkih, lahko informacije o površju pomagajo oceniti spremembe na območju begunskih taborišč ter posledično prispevajo k strateškem načrtovanju humanitarne pomoči. Namen »vzratne« analize prostora v njegovi zgodovini in nato vrnitev k zdajšnjosti je, da zaslutimo, če že ne prevedimo, možno in prihodnje (Lefebvre, 2013).

1.3 Utemeljitev relevantnosti predlagane teme doktorske disertacije

Rezultati obdelave optičnih visoko ločljivih podatkov pripomorejo k boljšemu razumevanju in premoščanju težav, s katerimi se srečujejo politike upravljanja z (nereguliranimi) migracijami, ter k boljšemu razumevanju dinamike begunskih taborišč. Veliko število smrtnih žrtev in trpljenje prebežnikov v tranzitu kažeta na to, kakšno je razumevanje migracijskih dinamik nereguliranih vstopov. Napreden pregled nad plovili migracij za potrebe reševanja ter okoljska situacija begunskih taborišč sta torej nujen element, vendar trenutno ne ali le delno operativna.

Migracije po morju po navadi potekajo na relativno majhnih plovilih. Največkrat so to leseni čolni, prvotno uporabljeni za ribolov, dolgi do nekaj deset metrov. Danes lesene čolne pogosto nadomeščajo hitrejši, napihljivi čolni iz gume (imenovani *zodiacs*), ki so dolgi med 2,5 in 18 m.

Števila plovil s prebežniki, ki prečkajo Sredozemlje, ni mogoče natančno določiti. Različne uradne in neuradne ustanove uporabljajo različne baze podatkov, tako da se številke med seboj močno razlikujejo. Po nekaterih informacijah je v letu 2019 prišlo v EU več kot 120.000 prebežnikov, večina po morju (InfoMigrants, 2019). Iz tega lahko sklepamo, da je (v primernih okoliščinah) lahko na morju tudi po več deset plovil s prebežniki na dan.

S pristopom za zaznavanje plovil, razvitim v okviru te naloge, je možno pripraviti sistem za spremljanje, odkrivanje in sledenje gibanja prebežnikov po vsem Sredozemlju in tako izkoristiti funkcionalnost

optičnih satelitskih sistemov. Skupaj z že obstoječimi sistemi bi tako lahko rešili tehnične težave in sestavili integrirano rešitev, koordiniran in koherentni pristop za pomoč prebežnikom na morju, kar poskušam delno doseči z razvitim algoritmom za zaznavanje ladij z optičnih satelitskih posnetkov. Obenem se postavlja vprašanje, ali je mogoče tako ambiciozen pristop v praksi sploh izvajati (politično, ekonomsko, etično itn.). Vendar se v disertaciji se ne bom ukvarjala s pravnimi, političnimi in administrativnimi rešitvami, niti jih ne bom predlagala, saj omenjene teme daleč presegajo moje kompetence s teh področij.

Znanstveni doprinos izvedene raziskave je poleg same obravnave ažurnosti tematike tudi v tem, da razviti algoritem, ki ga predstavljam v nalogi, deluje na katerem koli optičnem senzorju in na različnih stanjih površja. Tendence doslej razvitih algoritmov je namreč, da se osredotočajo na določen senzor – okoli tretjina vseh avtorjev, ki se je ukvarjala z zaznavanjem ladij z optičnih satelitskih sistemov, je testirala svoje razvite algoritme zgolj na enem satelitskem senzorju ali celo samo na enem posnetku (Kanjir *et al.*, 2018). Pogosto so strokovnjaki preizkušali razvite algoritme na podobnih tipih senzorjev, zato so rezultati prilagojeni njihovim specifikam, algoritmi pa preizkušeni le na izbranih, obreznih območjih, ki vključujejo ciljne objekte, obenem pa zanemarjajo območja, kjer se iskani objekti (plovila) ne pojavljajo. To je razumljivo za raziskave, opravljene do konca prejšnjega stoletja, saj je bilo takrat na voljo le nekaj optičnih senzorjev in je bil tudi dostop do posnetkov logistično in finančno zahtevnejši. Posledično take metode ne dajo nujno dobrih rezultatov na posnetkih, pridobljenih z različnimi satelitskimi senzorji, na različnih območjih, ob mešanih vremenskih razmerah. Večina dosedanjih raziskav tudi opisuje algoritme, ki so še v razvoju, le peščica avtorjev opisuje algoritme, ki so razviti vse do operativne implementacije. Prav tako do danes ni zaznati veliko del, ki bi se ukvarjala z zaznavanjem ladij iz optičnih posnetkov za potrebe opazovanja migracij na morju.

V primeru begunskih taborišč lahko satelitski podatki oplemenitijo informacije, ki so zbrane na terenu (Bjorgo, 2000). S posnetkov daljinskega zaznavanja lahko opazujemo velikost taborišča, populacijsko dinamiko, strukturo in gostoto šotorov v njem, ter dobimo pogled v okoljske spremembe v njegovi okolici. Točne in zanesljive informacije o razmerah v begunskih taboriščih so bistvenega pomena predvsem za načrtovanje pomoči tamkajšnjim prebivalcem. Analiza časovnih vrst BFAST Monitor (metodologija, ki jo v nalogi uporabljam za zaznavanje sprememb v okolici begunskih taborišč in s katero poskušam določati njihov vpliv na okolje) na satelitskih posnetkih je inovativen pristop, saj doslej še ni bil v rabi za potrebe zaznavanja vpliva migracij v okolici begunskih taborišč. Ta pristop pomaga razumeti, kje so tista območja, ki so bila izpostavljena največjim spremembam, in oceniti, kako velike so te spremembe in kdaj so se zgodile. Še posebej inovativna je uporaba satelitskih posnetkov senzorja Sentinel-2 za to nalogo.

Pomen doktorske naloge vidim tudi v povezovanju naravoslovnih in tehničnih ter družbenih ved; do tega povezovanja namreč le redko prihaja. Prostor je namreč relevantna sestavina socioloških raziskav, zato je priporočljivo, da se pri reševanju sodobnih družbenih problemov učinkovito uporabljajo prostorski podatki, vključno s tistimi zajetimi z daljinskim zaznavanjem. Ta interdisciplinarni način lahko prispeva k temu, da bo mogoče inovativno preučiti prostorske dinamike, saj bodo sociološke študije obogatene z informacijami o prostorskemu znanju in njegovemu dojetju, in obratno, rezultati daljinskega zaznavanja bodo dobili dragocen dodaten pomen.

1.4 Raziskovalne hipoteze

V doktorski disertaciji sem si zastavila naslednje hipoteze:

Hipoteza 1: Z uporabo objektnega pristopa je z (zelo) visokoločljivih optičnih satelitskih posnetkov možno prepoznati majhna plovila na morju.

Prebežniki po navadi prečkajo morje z manjšimi plovili, ki imajo dolžino od nekaj metrov do okoli 20 m. Cilj naloge je razviti algoritem zaznavanja manjših plovil na satelitskih posnetkih vseh ločljivosti z 80 % ali boljšim ujemanjem z vizualno analizo. Najprej bomo algoritem testirali na posnetkih zelo visoko ločljivih optičnih senzorjev, ki imajo prostorsko ločljivost med 0,5 in 5 m (GeoEye, WorldView-2, QuickBird, IKONOS), kasneje nameravamo zaradi vsesplošne dostopnosti in pogoste uporabnosti aplicirati algoritem tudi na visokoločljive posnetke satelita Sentinel-2, ki imajo ločljivost 10 m .

Hipoteza 2: Iz podatkov daljinskega zaznavanja je mogoče spremljati razvoj izbranih begunskih taborišč in njihov vpliv na okolje.

Spremembe, zaznane v okolici taborišč, dajejo vpogled v razvoj in določevanje vpliva povečanega števila prebivalcev na okolje. Kot neposredni človeški vplivi na okolje so mišljeni dejavniki, ki vplivajo na spremembe fizičnih karakteristik (npr. krčenje vegetacije, uničenje obdelovalnih površin, širjenje urbanih območij) na lokalnem nivoju. Gre predvsem za opazovanje sprememb rabe tal v neposredni okolici begunskih taborišč na sredozemskih otokih, večjih od 1000 m². Spremembe bo mogoče določiti z 90 % tematsko natančnostjo.

Hipoteza 3: Z uporabo podatkov daljinskega zaznavanja lahko bolje definiramo določena družbena dogajanja, kot so upravljanje z migracijami in mejnimi režimi.

S prostorskimi podatki o številu in položajev plovil prebežnikov pomagamo k boljšemu razumevanju narave migracijskih procesov in tako opozorimo na območja, kjer so migracije bolj pogoste (statistični podatki). Prav tako dobimo kvantitativne vrednosti razsežnosti vplivov migracij na okolje, kar daje pogled v ekološko stanje območja, ki je podvržen pritiskom. S kombinacijo znanj si nadejamo kontekstualizirati rezultate, pridobljene s tehnologijo daljinskega zaznavanja, ter preveriti učinkovitost

te tehnike kot orodja za pomoč v analizah sodobnih migracijskih procesov. Pri tem se bomo konceptualno navezovali na rezultate metodologije, ki jih bomo teoretično ovrednotili.

1.5 Struktura doktorske disertacije

Doktorska naloga je razdeljena na teoretični (poglavja 2 – 5), praktični (poglavji 6 in 7) del in zaključek (poglavje 8). V uvodnem delu naloge najprej predstavim kontekst tematike doktorske disertacije (migracije) in orišem probleme, ki se pojavljajo v njej. Pozneje utemeljim relevantnost predlagane teme ter predstavim raziskovalne hipoteze.

Na začetku drugega poglavja poskušam na kratko predstaviti glavne prehodne poti in opisati trenutno situacijo prebežnikov, ki za vstop v Evropo prečkajo Sredozemlje. Te informacije so nujne za vsesplošno razumevanje doktorske naloge. Pri tem se – zaradi kompleksnosti pojava migracij – namenoma držim analitičnega redukcionizma. V tem poglavju nadalje opišem trenutno obstoječe (predvsem terestrične) sisteme za opazovanje migracij po morju. Prav tako predstavim situacijo v nekaterih begunskih taboriščih ter opišem možne okoljske pritiske, ki jih povzroča dotok večjega števila ljudi v začasna prebivališča.

V tretjem poglavju nadaljujem s predstavitvijo sistemov daljinskega zaznavanja za opazovanje migracij po morju. Najprej na splošno predstavim vse obstoječe satelitske sisteme, s katerimi je mogoče iz vesolja ladje sploh zaznavati, bolj natančno se osredotočim na optične satelitske sisteme in njihove specifikacije, ki jih uporabljam v doktorski nalogi. V četrtem poglavju zaporedno opisujem vse korake, ki sestavljajo celoten potek zaznavanja plovil: od faze ločevanja morja in kopnega pa vse do klasifikacije plovil. V petem poglavju se osredotočam na ocenjevanje vplivov na lokalno okolje in metodologijo, ki je bila za to uporabljena. Bolj natančno predstavim princip delovanja analiz časovnih vrst ter uporabljeni algoritem BFAST Monitor.

Praktični del naloge se začne s šestim poglavjem, v katerem predstavim študijska območja in uporabljene satelitske podatke, prav tako na kratko predstavim vsako begunsko taborišče posebej. Nadaljujem s poglavjem, ki je sestavljeno iz predstavitev in diskusij rezultatov. V prvem delu sedmega poglavja predstavim razviti sistem za zaznavanje plovil z optičnih satelitskih posnetkov in podrobno opišem njegove podmodule. Na koncu vsakega podpoglavja so opisani tudi rezultati. Nato predstavim rezultate izbranega algoritma z analizo časovnih vrst, ki služi za zaznavanje vplivov na okolje. Cilj dela je raziskati primernost metode BFAST Monitor za odkrivanje širjenja begunskih taborišč z uporabo časovnih vrst Sentinel-2 na primeru največjih begunskih taborišč v Sredozemlju. Rezultati so ovrednoteni tako za zaznavanje in klasifikacijo plovil kot za pridobitev sprememb v okolici begunskih taborišč. Celoten opisani potek zaznavanja plovil in časovnih vrst deluje samodejno na več posnetkih zapored.

Doktorsko disertacijo zaključim v osmem poglavju, kjer ovrednotim postavljene hipoteze in strnem zaključne ugotovitve opravljene raziskave, opredelim doprinos k znanosti in stroki ter predlagam usmeritve za prihodnje raziskave.

Sledi poglavje s povzetkom, v katerem so strnjeni zaključki disertacije in priloga, kjer so predstavljeni vizualni rezultati zaznavanja plovil.

I. TEORETIČNI DEL

2 OZADJE: SODOBNE MIGRACIJE IN NJIHOVA PROBLEMATIKA

V tem poglavju opišem glavne migrantske poti po Sredozemlju, enem izmed komercialno najbolj obremenjenih móríj na svetu, in predstavim obstoječe sisteme, ki jih glavni akterji (evropske države in razne nevladne organizacije) uporabljajo za opazovanje (nereguliranih) migracij po morju. Sredozemsko morje, ki pokriva 2,5 milijona km², sodi namreč med najbolj nadzorovana morska območja. Nadalje predstavim okoliščine, s katerimi se srečujejo begunci med prebivanjem v begunskih taboriščih in opišem možne vplive na lokalno okolje zaradi povečanega števila prebivalcev na prostor, ki je za begunce navadno začasen kraj prebivanja.

2.1 Glavne migrantske poti po Sredozemlju

Ljudje prečkajo zunanje meje Evropske unije (EU) brez dovoljenja že od 80. let prejšnjega stoletja (Balibar, 2004; Düvell, 2006; Haas, 2008). Pogoji za neregulirane migracije ali migracije, ki potekajo skozi stranski ali zasilni izhod, so nastali kot odgovor na omejevanje legalnega vstopa ljudem ter izvajanje visoko selektivnih in restriktivnih mejnih režimov v državah ali zvezah držav (primer EU Schengenski režim) (Kralj, 2008: 162). Trend nereguliranih prečkanj Sredozemskega morja je narastel predvsem v začetku 90. let, ko se je povečal nadzor na mejah in ko sta Španija in Italija uvedli vize za priseljence iz Maghreba.³ Ti ukrepi posameznih držav so povzročili predvsem diverzifikacijo migracijskih poti čez Sredozemsko morje (Haas, 2008). Prebivalcem držav severne Afrike so se pri prečkanju Sredozemskega morja od konca prejšnjega stoletja naprej pridružili tudi podsaharski Afričani.⁴ Obenem je v tem obdobju Libija zaradi vrste političnih potez (zračni in vojaški embargo) postala glavna destinacija, ki odprto sprejema prebežnike iz številnih drugih držav Afrike, zato je postala glavna begunska izhodiščna točka na poti proti Evropi.

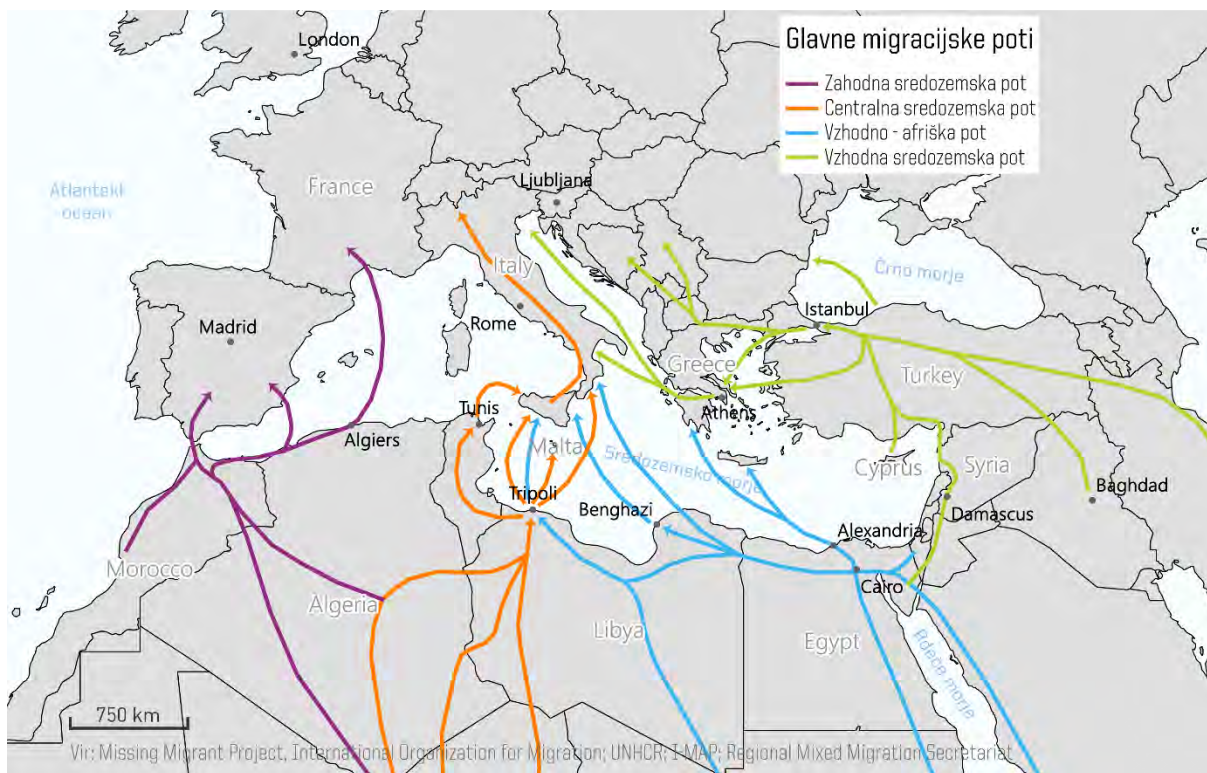
Kot odgovor na porast migracij je španska vlada postavila ograje okoli svojih enklav v Maroku ter razvila sistem za zgodnje opozarjanje (SIVE) na Gibraltarski ožini ter v okolici Kanarskih otokov. EU je poskušala eksternalizirati nadzor na mejah s pritiskom na severnoafriške države⁵ v zameno za razvojno pomoč, finančno podporo pri nadzoru na mejah, vojaško opremo in za omejeno število začasnih delovnih dovoljenj za priseljence (Haas, 2008). Ta prizadevanja za preprečitev vstopa

³ Maghreb je regija Afrike, ki zajema področje severno od Sahare in zahodno od reke Nil. Vključuje države Maroko, Zahodno Saharo, Alžirijo, Tunizijo in Libijo, in po nekaterih pojmovanjih tudi Mavretanijo ter španski enklavi Ceuto in Mellillo (Wikipedia, 2017).

⁴ Rast (vseh) afriških migracij v Evropo proti koncu 20. stoletja so dobro obravnavali Albahari (2015); Carling (2007); Hoggart in Mendoza (1999).

⁵ Predvsem Libija je pri nadzoru migracij tesno sodelovala z EU, še posebej z Italijo, saj si je prizadevala, da bi EU umaknila embargo, saj bi s tem dobila mednarodno spoštovanje in pritegnila tuje neposredne naložbe.

migrantov v Evropo niso ustavila večine prebežnikov, kvečjemu so imela nasprotne učinke. Prebežniki so namesto čez Gibraltarska vrata, ki so bila že od nekdaj prehodna točka med Afriko in Evropo, začeli prečkati morje z bolj vzhodnih delov maroške obale in Alžirije proti centralni Španiji (čez Alboransko morje), iz zahodnih obal Maroka in Zahodne Sahare (in pozneje iz Mavretanije, Senegala in Gambije) na Kanarske otoke, iz Tunizije na italijanske otoke, iz Libije proti Malti in Italiji, preko Alžirije v Španijo. Vse omenjene poti so daljše in predvsem nevarnejše v primerjavi s prečkanjem Gibraltarske ožine. Danes je najpogosteje izbrani prehod prebežnikov na poti iz Severne Afrike v Južno Evropo srednji del Sredozemskega morja. Odhodno mesto je najpogosteje obala severne Tunizije, vse do mesta Misurata v Libiji, glavno območje pristankov plovil pa so otoki Lampeduza, Pantelleria, Linosa in Sicilija. Predvsem Lampeduza je zaradi svoje lege sredi Siciljskega kanala idealno ciljno mesto. Potovanje med obema obalama lahko traja med 10 do 12 ur, prebežniki najpogosteje priplujejo v krhkih čolnicah (ang. *dinghy*), lesenih, epoksi ali ribiških motornih ladjah (Topputo *et al.*, 2016). Stare morske poti preko Gibraltarske ožine (11 km) ali Otrantskih vrat (72 km) so bile manj nevarne kot nove poti iz Libije na Sicilijo (pot, dolga 500 km ali več) ali celo iz Egipta in Turčije v Italijo (ca. 2500 km). Povzetek glavnih migracijskih poti v Mediteranu prikazuje slika 1.



Slika 1. Glavne vodne in kopenske migrantske poti iz Severne Afrike in Bližnjega vzhoda preko in okoli Sredozemskega morja v Evropske države (povzeto po: Conant *et al.*, 2015). Slika opisno skuša postaviti tematiko naloge v širši kontekst.

Figure 1. Main sea and land migration routes from North Africa and Middle East through and around Mediterranean Sea to European countries (summarized from: Conant *et al.*, 2015). The figure tries to put the topic of the dissertation descriptively into a broader context.

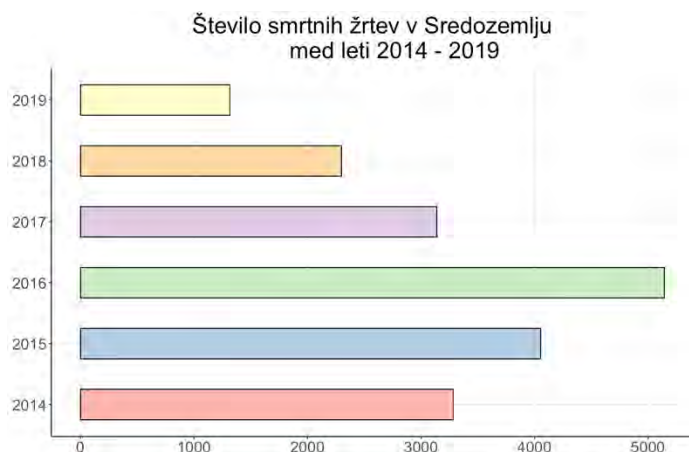
Prečkanje mej po Sredozemskem morju z ladjo lahko traja od nekaj minut (grško-turška meja) do več ur ali celo dni (Afrika – Južna Evropa). Plovila, v katerih ljudi migrirajo, se pogosto potopijo, ljudje so na plovilih ali na odročnih krajih pristanka dehidrirani ali podhlajeni. Sredozemsko morje je trenutno najnevarnejše mejno območje na svetu:⁶ v povprečju se je v njem od leta 2000 utopilo okoli 1500 ljudi na leto (Missing Migrants Project, 2019). Po zbranih podatkih več organizacij, ki vodijo podatkovno bazo umrlih in pogrešanih na migracijskih poteh po morju (npr. projekt *Missing Migrant* Mednarodne organizacije za migracije (IOM), Fortress Europe, Eurostat), je od leta 1988 do konca leta 2019, torej v dobrih tridesetih letih, pri poskusu vstopa v države EU preko Sredozemskega morja življenje izgubilo (ali so bili pogrešani) okoli 38.000 prebežnikov,⁷ čeprav je točno število nemogoče ugotoviti. Veliko brodolomov se zgodi brez prič, v neopazovanih predelih morja, prav tako so študije o smrtnih primerih pri prečkanju morja močno odvisne od podatkov, ki izvirajo iz medijev, ki zaradi nekonsistentnosti pri podajanju informacij niso vedno zanesljiv vir (Last *et al.*, 2017). Če trupel prebežnikov ni mogoče najti in če natančni položaj potopljene ladje ni znan, v institucionalnih dokumentih tak brodolom vodijo kot »domneven«, govorimo tudi o »fantomskem brodolomu« (Albahari, 2015). Največ potopljenih migrantskih ladij je zaznati v Sicilskem kanalu, Gibraltarski ožini, Egejskem morju in na Jadranu.

Trend nereguliranega prečkanja Sredozemlja se s tihotapci danes nadaljuje predvsem preko Libije v Italijo (srednja sredozemska pot, ki jo je še posebej izzvala arabska pomlad leta 2011), iz Gibraltarja ali iz severovzhodnih afriških držav preko Cipra v Grčijo. Število takšnih prečkanj se je še posebej povečalo po marcu 2016,⁸ ko je Evropa zaprla svoje vzhodne meje in tako prisilila ljudi, da v iskanju zaščite tvegajo svoje življenje na poti čez Sredozemlje (veliko krajšo in relativno varnejšo kopno pot so zamenjali za daljšo in bolj nevarno morsko pot). V letu 2016 je zabeleženih največ žrtev oziroma pogrešanih ljudi doslej, skupaj več kot 5000 (MSF, 2017). Sredozemsko morje je postalo množično grobišče; število zabeleženih smrtnih žrtev prikazuje slika 2. Največ prebežnikov izgine na centralni sredozemski poti (okoli 85 %, glej sliko 3).

⁶ Druga zaskrbljujoča območja, ki se srečujejo s podobnim problemom, so še meja med ZDA in Mehiko, Bengalski zaliv, Rdeče morje in Adenski zaliv, Karibi, Sahara in jugovzhodna Azija.

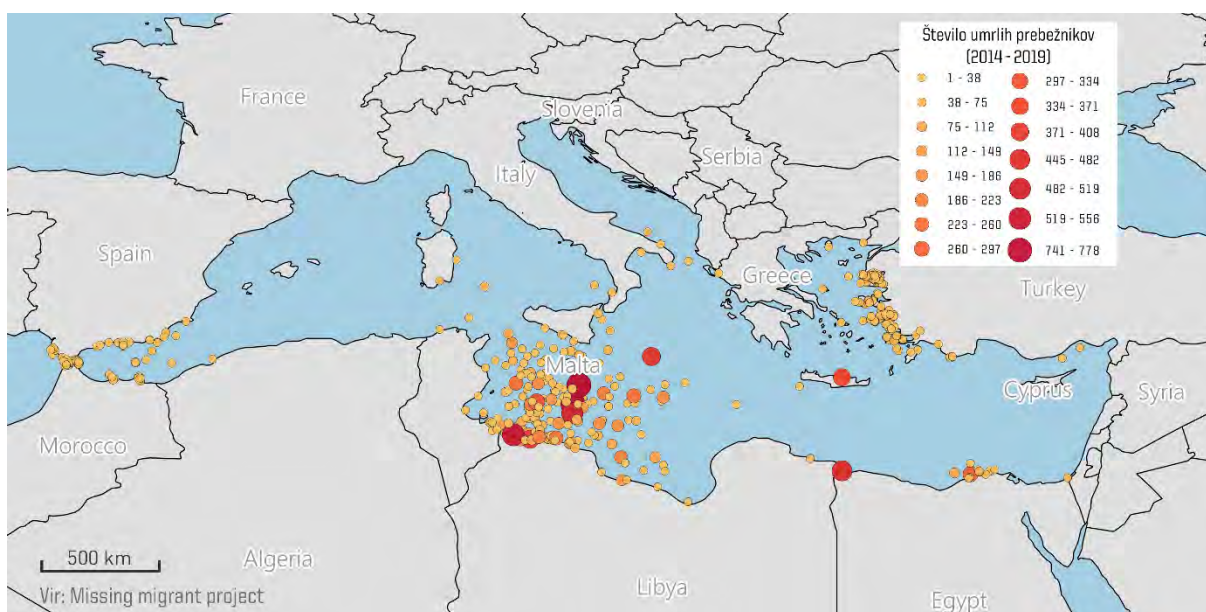
⁷ Po komentarjih Zdravnikov brez meja (fr. *Médecins Sans Frontiers* – MSF) po dveh zaporednih katastrofalnih potopih migrantskih ladij aprila 2015 so te številke na Sredozemlju srhljivo podobne tistim iz vojnih con (MSF, 2015).

⁸ Evropska unija in Turčija sta 18. 3. 2016 podpisali dogovor o zaustavitvi nereguliranih migracij iz Turčije v EU. Vsi novi prebežniki so od 20. marca tega leta vrnjeni v Turčijo, za vsakega Sirca, vrnjenega v Turčijo z grških otokov, je drug Sirec selektivno premeščen iz Turčije v EU. Merilo nacionalnosti je torej postalo glavna distinkcija, ki se uporablja za ločevanje na tiste, ki jim je dovoljeno vstopiti v EU in zaprositi za azil, in na druge, ki so zaustavljeni ali ilegalizirani (glej Casas-Cortes *et al.*, 2015). Poleg tega je Turčija dobila v zameno dovoljenje vstopa turškim državljanom v EU brez vizumov, oživitve pogajanj za vstop v EU ter milijarde evrov finančne pomoči. Medtem ko so se prehodi iz Turčije v Evropo res zmanjšali, je v tem obdobju tudi veliko prebežnikov obtičalo v južni in vzhodni Evropi, predvsem v Grčiji, Italiji in Srbiji.



Slika 2. Število smrtnih žrtev med prečkanjem Sredozemskega morja med leti 2014-2019. Zaradi nekonsistentnosti podatkov o pogrešanih prebežnikih predstavljajo omenjena števila najnižje ocene. Vir: Missing Migrants Project (2020).

Figure 2. Number of fatalities while crossing Mediterranean Sea during the years 2014-2019. Due to the inconsistency of the missing migrants' data the given numbers represent minimum estimates. Source: Missing Migrants Project (2020).



Slika 3. Prikaz števila umrlih pri poskusih prečkanja Sredozemlja med letoma 2014-2019. Vir za podatke o položajih in številu umrlih je Missing Migrants Project (2020).

Figure 3. The number of deaths in the Mediterranean crossing attempts between 2014 and 2019. The location and the number of deceased immigrants were obtained from the Missing Migrants Project (2020).

Pri poskusih vstopov v EU se prebežniki srečujejo z vrsto tveganj. Plovbe so pogosto nevarne zaradi slabih vremenskih razmer, plovila, v katerih plujejo, so v večini primerov premajhna, prenatrpana ter narejena iz manj obstojnih materialov. Prebežniki se pri prehodu zavedajo tveganja, ki ga prečkanje prinaša, vendar se vseeno podajo v nevarnost, saj je situacija, iz katere prihajajo, največkrat nevzdržna. Ranljivost prebežnikov je večja tudi zaradi tega, ker primanjkuje zanesljivih informacij, dokumentacij in regulacij za ravnanje s prebežniki, begunci, razseljenimi ali osebami brez državljanstva. Prav tako so glavni akterji nereguliranih migracij po Sredozemskem morju kot priseljenci v državah vstopa navadno žrtve izrazito restriktivnih in selektivnih migracijskih politik. Imigracijske politike držav EU, predvsem

držav na t. i. schengenski periferiji, ki so obenem tudi države prvega vstopa za imigrante iz t. i. tretjih držav (tj. držav, ki niso članice EU), rajši uporabljajo restriktivne mehanizme nadzora meja (omejevanje migracijskih tokov, repatriacije, deportacije) kakor nudijo pomoč in zaščito tistim, ki so bili prisiljeni prečkati evropske meje po neuradni poti. Velik tok prebežnikov v Evropo je namreč povzročil institucionalno razumevanje, da je treba migracije na morju odvrniti, visoko-tehnološko nadzorovati in jih omejevati z bilateralnimi sporazumi, ki omogočajo preprečevanje, prestrežanje in odvrnitev prebežnikov (Albahari, 2015). Politizacija migracij je povzročila, da so mednarodne migracije nemalokrat izenačene s kriminalom, kar pomeni, da so v javnosti migracije nemalokrat prikazane kot varnostni problem, ki se ga je treba lotevati predvsem s kazenskopravnega vidika, torej z mehanizmi policijskega nadzora in kaznovalnega aparata države (Kralj, 2008, str. 158). Kot pravi Jones (2016) meje same po sebi niso naravni del človeškega sveta in že sam obstoj meje proizvaja nasilje, ki jo obdaja. Usklajevanje etičnosti in učinkovitega vpogleda v stanje prebežnikov na morju je torej nujno potrebno.

2.2 Operacije posvečene migracijam po morju

Reševanje ljudi v stiski na morju je že od nekdaj univerzalno »pomorsko pravo«.⁹ Številne ladje, ki pripadajo mednarodnim misijam ali nevladnim organizacijam, redno patrolirajo po morju z namenom, da bi pomagale ladjam v stiski. EU intenzivno ozavešča o stanju na mejah preko mrežnih programov, biometričnih tehnologij in tehnologij »pametnih meja«. Po brodolomu 3. oktobra 2013, v katerem je manj kot 1 km stran od lampeduške obale umrlo skoraj 400 ljudi, je bila ustanovljena vojaška in humanitarna operacija *Mare Nostrum* (»*Naše morje*«), katere glavni namen je bil reševanje migrantskih plovil v stiski na Sredozemskem morju. Kljub večkratnim pozivom Komisije EU k »solidarnosti EU« je misija ostala podjetje, ki ga je upravljala samo Italija (Albahari, 2015)¹⁰. *Mare Nostrum* je imel za delovanje v srednjem Sredozemlju na voljo povprečno pet ladij, dve podmornici, helikopterje in podporo drugih italijanskih oboroženih sil; skupaj je bilo na morju vsak dan skoraj 1000 mornarjev. Ker se je število prebežnikov v času delovanja operacije drastično povečalo, so vlade nekaterih evropskih držav operacijo kmalu videle kot dejavnik, ki naj bi še dodatno pripomogel k povečanemu številu prebežnikov v Evropo. Posledično se je operacija v imenu ekonomske netrajnosti končala konec leta 2014.¹¹ Namesto tega je Frontex, mejna in obalna varnostna agencija EU (ang. *The European Union*

⁹ Leta 1982 je nastala Konvencija Združenih narodov o pomorskem mednarodnem pravu, ki med drugim obvezuje poveljnike ladij, da takoj pomagajo osebam v stiski na morju, če so seznanjeni s potrebo po pomoči in so sposobni zagotoviti pomoč. Zakon prav tako določa, da je treba rešene ljudi pripeljati v najbližje pristanišče, kar v primeru reševanja prebežnikov ni vedno izpolnjeno.

¹⁰ Od vseh EU držav je edino Slovenija poslala v pomoč vojaško ladjo *Triglav*.

¹¹ V enajstih mesecih delovanja so preko programa *Mare Nostrum* rešili okoli 142.000 ljudi. Albahari (2015) v svoji knjigi *Crimes of Peace* trdi, da *Mare Nostrum* ni dočakal svoje druge obletnice predvsem zaradi političnih razlogov, saj so ga nekateri videli kot »državno linijo za prevoz prebežnikov v Evropo«. V raziskavi o vplivu humanitarnih akcij na število migracij po Sredozemlju so to trditev raziskovalci Goldsmiths kolidža (Univerza v Londonu) ovrgli (Dearden, 2017). Reševanje prebežnikov torej ni vir problema, niti ni rešitev problema, ampak je nujen odgovor na situacijo. Od konca programa *Mare Nostrum* je rekordno število ljudi poskušalo prečkati Sredozemlje, prav tako jih je rekordno število utonilo (Thompson in Singhvi, 2017).

border and coast guard agency), novembra 2014 začel z operacijo *Triton*, ki je imel na voljo manj plovil za opazovanje voda, opazovali so dlje od libijske obale, njena prednostna naloga pa je bila bolj nadzor na meji, kot samo reševanje prebežnikov. Misija se je končala v začetku leta 2018, nasledila jo je misija *Themis*, ki se osredotoča na kontrolo morskih meja predvsem v Italiji. V tej misiji z razliko od prejšnjih odločitev o izkrcaju prepustijo državi, ki ureja dotično reševanje¹².

V času prestrukturalizacije in sprememb namenov operacij so naključne komercialne ladje posledično postale primarni akterji pri reševanju prebežnikov v osrednjem Sredozemlju, seveda pa niso (bile) primerno opremljene za velika reševanja (Heller in Pezzani, 2016). Poleg že omenjenih operacij EU je operativen tudi vseevropski sistem nadzora meja (ang. *European Border Surveillance System* ali EUROSUR), ki je začel delovati decembra 2013. EUROSUR je večnamenski sistem sodelovanja med državami članicami EU in agencijo Frontex. Je orodje, ki naj bi pripomoglo k reševanju življenj prebežnikov, preprečevanju kriminala na mejah EU, hkrati naj bi prispevalo k upravljanju migracijskih tokov z zmanjšanjem števila priseljencev, ki vstopajo v schengensko območje nedokumentirano. Njegovo infrastrukturo sestavljajo brezpilotni letalniki, senzorji na morju, inteligentna oprema in satelitski sistemi¹³. Prav tako je v Sredozemlju prisoten NATO, ki s svojo operacijo »*Sea Guardian*« (bivša operacija »*Active Endeavour*«) s satelitsko in radarsko tehnologijo zbira podatke, ki jih pridobiva iz različnih držav in institucij in tako določa trende in anomalije v Sredozemlju. Njihove ladje so le občasno pomagale pri reševanju prebežnikov, ampak ker je to vojaška operacija, rutinsko ne deli informacij z ostalimi civilnimi agencijami, kot jih deli, na primer, Frontex. Še pred omenjenimi operacijami so v času pospešenih migrantskih pritiskov po morju ob prehodu stoletja Španci uvedli SIVE (šp. *Sistema Integrado de Vigilancia Exterior*); sistem za zaznavanje in zajetje prebežnikov v Gibraltarski ožini s fiksnimi in mobilnimi senzorji (radarji, infrardeče in video kamere) zaznava plovila od 10 do 25 km stran od obale (Carling, 2007).

Poleg omenjenih sistemov imajo delni pregled nad prebežniki na Sredozemlju tudi nevladne organizacije. Trenutno obstaja le nekaj ladij v lastni nevladnih organizacij, kot npr. MSF & SOS Méditerranée, Sea Eye, Proactiva Open Arms, katerih namen je reševanje potencialnih prebežnikov.¹⁴ Morsko gladino večinoma opazujejo s prostim očesom, medtem ko operacije EU temeljijo na kombinaciji raznih tehnologij. Ker trenutno nobena evropska misija ne usklajuje reševalcev za pomoč ladjam v stiski, pogosto prihaja do zmede, kdo bi se moral na klic odzvati in s kakšnimi zmogljivostmi

¹² Kakršnikoli podatki o misiji Themis, razen nekaj generičnih informacij, so zaupne narave, tudi za državljane EU (glej npr. primer o zahtevi informacij o delovanju misije in njeni zavrnitvi s strani predstavnikov EU: AsktheEU.org, 2018).

¹³ Čeprav naj bi bil EUROSUR sprejel satelitske posnetke kot vir podatkov o plovilih na morju, je namestnik generalnega direktorja Frontexa Gil Aria Fernandez dejal, »da to ne bo koristno za preprečevanje tragedij, saj bodo satelitski posnetki na voljo organom kontrole meja v urah ali celo nekaj dni po samem dogodku« (Nielsen, 2014). To dejansko nakazuje problem pridobivanja položajev plovil iz satelitskih posnetkov, ki je lahko delno rešeno s podporo drugih sistemov za pomorsko opazovanje.

¹⁴ Ravno v času pisanja doktorske naloge so nekatere humanitarne organizacije začasno opustile reševanje na Sredozemskem morju, saj je Libija v dogovoru z EU prepovedala gibanje v priobalnem območju in s tem onemogočila nevladnim organizacijam, kot so npr. *Save the Children*, *MOAS (Migrant Offshore Aid Station)*, *SeaWatch*, iskanje in reševanje prebežnikov na morju.

nastopiti pri reševanju. Ker med ladjami nevladnih organizacij ter vojaškimi in ladjami reševalnih misij pogosto ni dobre komunikacije, pozitivno sodelovanje ni vedno izvedljivo (Bagnoli, 2016). Trenutno – pomorskemu pravu navkljub – nekatere države (Italija, Malta) prepovedujejo reševalnim ladjam, ki so večinoma v lasti nevladnih humanitarnih organizacij, da bi na morju rešene prebežnike izkrcale v njihovih pristaniščih¹⁵. Ali pa zajete prebežnike na morju vračajo nazaj v državo odhoda, predvsem v dogovorih z lokalnimi obalnimi stražami (Libijska, Turška). Posledično ladje s prebežniki skušajo priti čim dlje v mednarodne vode, kar povečuje verjetnost brodoloma.

Namesto urejenih procedur so reševanja zaradi nepripravljenosti držav članic do prevzema trajne odgovornosti pri zaščiti in reševanju prebežnikov, sploh od zaključka misije *Mare Nostrum* naprej, postala produkt *ad hoc* rešitev, brez kakršnihkoli transparentnih pravil. Strožja prizadevanja EU pri varovanju meja so povzročila le to, da so varnejše in krajše migracijske poti zamenjale nove, bolj nevarne pomorske migracijske poti. EU in njene inštitucije bi se morale vprašati, zakaj spremljajo in patroljirajo po Sredozemlju. Zato, da bi ga zavarovali pred migracijami, da rešujejo ljudi na poti, ali pa da jih prestrezajo in deportirajo nazaj v dežele, od koder so prišli oziroma v njihove domovine (Albahari, 2015: str. 176)? Pregled obstoječih ukrepov in smernic EU o evropskih imigracijskih in azilnih politikah razkriva, da se EU bolj nagiba k uporabi mehanizmov nadzora in represije, kot k pomoči in zaščiti tistih, ki so bili prisiljeni prečkati evropske meje po neuradnih poteh (Kralj, 2008, str. 171).

Navkljub posredovanju raznih organizacij za pomoč prebežnikom na poti ostaja osrednje Sredozemlje še vedno najbolj nevarno območje prehoda. Zato je potrebno zaznavanje majhnih plovil na odprtem morju izboljšati, kar bi lahko prispevalo k večji možnosti za reševanje in posledično rešilo več življenj na morju.

2.3 Begunska taborišča in okolje

Poleg zapletov, ki jih prebežniki lahko doživijo med potjo, so problematične tudi razmere pri njihovi namestitvi v državah sprejemnicah. Čeprav se po navadi večina beguncev naseli v državi gostiteljici razpršeno (okoli 60 %), se jih veliko, sploh v primeru suše ali hude revščine, naseli v begunska taborišča (Jacobsen, 1997). Trenutno živi v begunskih taboriščih po vsem svetu okoli 2,6 milijona beguncev (UNHCR, 2020a). Poleg nenehnega naraščanja števila beguncev in notranje razseljenih oseb v dolgotrajnem izgnanstvu narašča tudi povprečna dolžina bivanja v izgnanstvu (Loescher in Milner, 2011). Begunci in notranje razseljene osebe živijo v begunskih taboriščih, ki jih po navadi upravljajo

¹⁵ Od prve polovice leta 2020 naprej, je priročen izgovor za prepoved izkrcaja plovil v pristaniščih nevarnost prenosa korona virusa.

humanitarne organizacije in/ali države gostiteljice, v zelo raznolikih razmerah (od dobro uveljavljenih begunskih taborišč do začasnih zgoščenih zatočišč, ali, v najslabšem primeru, kar življenje na prostem). Čeprav so begunska taborišča po navadi manj nevarna kot kraji, od koder prihajajo begunci, pogosto ne zagotavljajo primernih življenjskih razmer. Nehumane razmere se kažejo kot odsotnost tekoče vode in električne energije, pomanjkanje hrane (ta je po navadi dodeljena družinam glede na njihovo velikost), nečistoča, onesnaženost vode s fekalijami, izbruhi bolezni, spolni napadi na ženske, nasilje, pogosta gneča in pomanjkanje kapacitet, ki nastajajo zaradi preobremenjenosti begunskih taborišč. Dolgotrajne neznosne razmere begunskih taborišč so že dolgo tema razprav in intenzivnih raziskav med akademiki in akterji, ki delujejo v taboriščih, toda te raziskave imajo le malo učinka (Loescher in Milner, 2011). Glavna težava paradigme taborišč je ta, da narekuje, da se begunce obravnava kot začasni pojav, in je najpogosteje v službi interesov držav. V taboriščih so begunci v tranzicijskem prostoru, imajo prehodne pravice, humanitarne pomoči so pogosto deležni samo, če ostanejo v teh prostorih (Chkam, 2016).

Raziskava med humanitarnimi organizacijami je pokazala, da je ena izmed najpomembnejših informacijskih zahtev, ko se uporabljajo geografski informacijski sistemi, ravno okoljski vidik (Johannessen *et al.*, 2001). Pritiski, ki jih povzročata dotok večjega števila ljudi v begunska taborišča, lahko botrujejo k številnim negativnim vplivom na okolje. To so krčenje gozdov in posledično izpostavitve teh območij erozijskim procesom, uničenje obdelovalnih površin, dezertifikacija, netrajnostno črpanje podtalnice, nitrifikacija in poslabšanje kvalitete vodnih virov (Black, 1994; Jacobsen, 1997). Kaj je degradacija okolja, nastala kot posledica begunskih taborišč, je problem, o katerem potekajo številne razprave (glej npr. Kibreab, 2002). Obseg degradacije namreč ne more biti določen *a priori* in bo vedno odvisen od občutljivosti ali odpornosti obravnavanega prostora. V tej doktorski disertaciji se izraz "vpliv na okolje" nanaša zgolj na proces sprememb, ki se pojavljajo v zvezi z negativno spremembo vegetacije, obdelovalnih površin in vode v okolici begunskih taborišč, obenem moj namen ni označiti begunce kot »onesnaževalce okolja«. Degradacija okolja je odvisna od opazovalca. Tisto kar lokalni prebivalci in begunci dojemajo kot nekaj nujnega ali celo kot trajnostno uporabo naravnih virov, lahko nacionalne in mednarodne agencije označijo kot grožnjo ohranitvi naravnih ekosistemov (Jacobsen, 1997).

Begunska taborišča so povezana z edinstveno skupino okoljskih problemov in tveganj (Zetter, 1995). Začetni problem je lahko že delna deforestacija ali krčenje vegetacije (včasih celo buldožiranje), potrebno za grajenje taborišč ali za gradbeni material. Drugi problem je nenadno povečanje gostote prebivalstva (včasih tudi njihove živine) na območju. Velik pritisk na lokalno okolje največkrat pomeni pomanjkanje obdelovalne zemlje, razgaljenosti pašnih površin, drv za kurjenje ter pomanjkanje ali onesnaženje vodnih virov. Tretji niz okoljskih groženj izhaja iz vsakodnevnega delovanja taborišč, kot npr. napačno odlaganje in zbiranje odpadkov ter odpadne vode (Jacobsen, 1997). Okoljska degradacija lahko posledično vodi do povečanja življenjskih nevarnosti v taboriščih ter do nasilnih konfliktov, ki so

povezani z zmanjševanjem okoljske preskrbe (Hagenlocher *et al.*, 2012). Daleč največje posledice za okolje po navadi ne nastanejo zaradi vpliva beguncev, temveč zaradi posledic vojn, ki ustvarjajo begunce (Jacobsen, 1997).¹⁶

Okoljska integriteta ima ključno vlogo pri ohranjanju življenja v begunskih taboriščih: ne samo, da neposredna okolica zagotavlja bistvene vire, kot so pitna voda, drva in zemlja za kmetijsko obdelavo, prav tako sta blaginja in zdravje beguncev odvisna od tega, kako dojemajo okoljske naravne razmere v svoji bližini (Crea *et al.*, 2015). Poleg celostne slike o gibanju prebežnikov in učinkih njihovega vpliva na okolje na območju begunskih taborišč, so prav tako pomembne zanesljive informacije o možnostih dolgoročnega vključevanja priseljencev.

Tehnologija daljinskega zaznavanja lahko pomaga oceniti učinek humanitarnih kriz na okolje, vključno z retrospektivnim pogledom na obravnavano območje (Hagenlocher *et al.*, 2012; Lang *et al.*, 2010). Lokalne oblasti in organizacije potrebujejo informacije, ki omogočajo ocenjevanje ali celo modeliranje trajnosti celotne regije glede na naravne vire, postavitev infrastrukture in razvoj socio-ekonomskih parametrov. Z zadostnim zagotavljanjem hrane, kurjave in vode lahko humanitarne organizacije v taboriščih posledično zmanjšujejo potrebo po teh virih iz lokalnega okolja (Jacobsen, 1997). Z obdelavo satelitskih posnetkov lahko prispevamo k hitrim, stroškovno učinkovitim in objektivnim informacijam o številnih dejavnikih prej omenjenih okoljskih dejavnikov, še posebej na območjih, kjer so obstoječi zemljevidi slabe kakovosti ali jih ni mogoče dobiti. Natančno število stanovanj in prebivalcev, velikost taborišč in stanje okolice po navadi niso dokumentirani v celoti in jih je zato treba oceniti.

2.4 Povzetek in sklepi 2. poglavja

V tem poglavju sem opisala glavne migrantske poti, ki potekajo preko Sredozemskega morja v Evropske države in prikazala število smrtnih žrtev skozi leta. Tu izstopa leto 2016, ko je zabeleženih največ žrtev oziroma pogrešanih ljudi doslej (več kot 5000). Predstavila sem obstoječe tehnične in operativne sisteme, ki se ukvarjajo z opazovanjem stanja migracij predvsem na Sredozemskem morju. Navkljub posredovanju raznih organizacij za pomoč prebežnikom na poti ostaja osrednje Sredozemlje še vedno najbolj nevarno območje prehoda.

Prav tako sem na kratko predstavila stanje v begunskih taboriščih, kakršno je z vidika okolja in njegovih prebivalcev. Begunci in notranje razseljene osebe živijo v begunskih taboriščih, ki pogosto ne zagotavljajo človeških življenjskih razmer (prenaseljenost, odsotnost tekoče vode in električne energije, pomanjkanje hrane itd.), zato so prebežniki pogosto primorani poseči v lokalno okolje.

¹⁶ Na primer, v afganistansko-pakistanskih mejnih območjih je vojna razbila tradicionalne sisteme upravljanja gozdov. Lokalni Pakistanci so kasneje nenadzorovano izkoriščali gozdove za kapital na rastočem trgu lesa. Še hujši negativni učinek se je zgodil po predaji gozdov afganistanski gverili, ki je prodajala les za financiranje nakupa orožja.

»Ta stran je namenoma prazna«

3 SISTEMI ZA OPAZOVANJE PLOVIL IN OKOLJSKIH SPREMEMB

V tem poglavju opišem obstoječe sisteme, s katerimi je mogoče zaznavati plovila na morju ter širjenje in dinamiko begunskih taborišč. Nadalje predstavim obstoječe sisteme daljinskega zaznavanja. Na koncu poglavja na kratko opišem probleme, s katerimi se v praksi srečujemo pri uporabi daljinsko zaznanih podatkov za opazovanje migracij.

3.1 Splošno o opazovanju plovil s satelitskih posnetkov

Glede na to, da oceani pokrivajo okoli 71 % zemeljske površine, zahteva njihovo opazovanje precejšen napor in širok nabor senzorjev, ki opazujejo obalne pasove in odprto morje. Sistem obveščeni na morju (ang. *Maritime Domain Awareness - MDA*¹⁷) je omogočen s kombinacijo podatkov, pridobljenih na kopnem in morju z letalskimi in satelitskimi senzorji, izboljššan pa je z različnimi GIS (geografsko informacijski sistemi) informacijami in repozitoriji, ki hranijo informacije o plovilih (Dekker *et al.*, 2013). V skladu s številnimi globalnimi, regionalnimi in nacionalnimi predpisi morajo biti plovila opremljena s transponderji (odzivniki). Z njimi oddajajo svoj položaj v določenem ponavljajočem se časovnem intervalu. Ti podatki so vodeni v sklopu različnih sistemov za identifikacijo in določevanje položajev plovil v realnem času, od katerih ima vsak svoj namen; največkrat so obvezni za plovila od določene velikosti naprej. Eden od najpogostejših sistemov za sledenje je avtomatski sistem za identifikacijo plovil ali AIS (ang. *Automatic Identification System*), ki samodejno posreduje informacijo o položaju pomorskim uradom in drugim okoliškimi plovilom (IMO, 2000). Večina manjših ladij s tem sistemom ni opremljena, kar ovira določanje natančne gostote prometa na morju ter učinkovito nadzorovanje premikov plovil. Medtem ko je bil AIS prvotno zasnovan za pridobivanje položajev plovil blizu obale, je Mednarodna pomorska organizacija IMO (ang. *International Maritime Organisation*) prav tako vzpostavila mednarodno identifikacijo in sledenje večjega dometa (ang. *Long-Range Identification and Tracking - LRIT*) (IMO, 2006). Poleg tega pomorski uradi za spremljanje ribiških plovil uporabljajo sistem spremljanja plovil ali VMS (ang. *Vessel Monitoring System - VMS*). V nasprotju z AIS in LRIT uporaba VMS ni globalno urejena, ampak je pogojena z nacionalnimi ali regionalnimi zahtevami.

Čeprav so omenjeni sistemi učinkovita orodja za sledenje plovilom, ne dajejo popolne slike o položaju na morju. Večini majhnih plovil (< 300 ton) ni treba oddajati AIS ali LRIT, majhna oziroma vsa ribiška plovila ne uporabljajo niti VMS (odvisno od regije). Poleg tega lahko nezakonito delujoča plovila

¹⁷ MDA je definiran kot učinkovito razumevanje vsega, kar je povezano s pomorstvom in bi lahko vplivalo na varnost, gospodarstvo ali okolje. Področje pomorstva je definirano kot vsa območja in objekti iz, na, pod, ki se nanašajo na/ ki mejijo na morje, ocean ali druge vodne poti ali so blizu njim, vključno z vsemi dejavnostmi, ki se nanašajo na pomorske aktivnosti, infrastrukturo, ljudi, tovor, plovila in druga prevozna sredstva (IMO, 2010, p. 201).

izklopijo svoj sistem sledenja ali celo lažno prikažejo svoje položaje. Dostop do podatkov LRIT in VMS je zelo omejen, saj jih lahko zbirajo zgolj določeni vladni organi, ki morajo upoštevati posebne pravne podlage. Posledično torej noben od teh sistemov ne zagotavlja celostne slike.

Uporaba satelitskih posnetkov je torej lahko v veliko pomoč pri (samodejnem) spremljanju plovil. Glavne prednosti satelitskih senzorjev sta časovno pogosta opazovanja, kar je za spremljanje obale in morja zelo pomembno, in opazovanje velikih površin, kar je še posebej priročno za spremljanje na odprtem morju, kjer tradicionalne metode niso možne.

3.2 Obstoječi sistemi daljinskega zaznavanja za opazovanje plovil na morju

Metode za opazovanje in zaznavanje objektov oziroma plovil na morju, ki temeljijo na obdelavi posnetkov, so uporabljene na različnih vrstah posnetkov. Najpogosteje uporabljene posnetke za zaznavanje plovil lahko razdelimo v štiri kategorije: a) optični in (odbojni) infrardeči, b) hiperspektralni, c) termični infrardeči (IR) in d) radarski posnetki. Senzorji so lahko nameščeni na različnih platformah (na obali, ladji, letalu ali satelitu). Opazujejo lahko Zemljo navpično navzdol, naprej ali v stran, odvisno od platforme, za svojo obdelavo zahtevajo specifično znanje in imajo različne operativne stroške.

Optični posnetki delujejo v vidnem spektru, ki ga zaznava človeško oko (valovne dolžine približno 400-700 nm), IR pa pokrivajo bližnje- in kratkovalovne kanale, vse do treh mikronov. Optični senzorji so pasivni, kar pomeni, da se zanašajo na zunanjo osvetlitev, običajno od Sonca. Multispektralni senzorji lahko z večbarvnimi kanali pridobijo več informacij o površju Zemlje, ampak s tem izgubijo prostorsko ločljivost, ki je vedno višja pri pankromatskih posnetkih. Optični posnetki zagotavljajo dragocene informacije za natančno zaznavanje plovil in njihovih značilk (Liu *et al.*, 2013) ter omogočajo klasifikacijo in široko uporabo – glede na nizke stroške in enostavno strukturo (Lan in Wan, 2009). Njihova interpretacija je za operaterja po navadi enostavna, saj je njihov princip podoben delovanju človeškega očesa. Zaradi možnosti spektralnega prepoznavanja zagotavljajo veliko informacij za klasifikacijo plovil (Willhauck *et al.*, 2005), zlasti za plovila, izdelana iz steklenih vlaken, jekla, aluminija, lesa ali celo betona. Prav tako imajo plovila omejeno površino, dolžino in širino (po navadi so ladje dolge in tanke), kar pomeni, da so za njihovo odkrivanje in razvrščanje dragoceni podatki ne samo njihov material ampak predvsem njihova velikost in oblika. Številne omejitve snemalnih optičnih senzorjev, kot so prisotnost velikih kontrastov zaradi različnih vremenskih razmer ali vplivov sončne svetlobe in različni koti opazovanj, lahko vnesejo napake pri zaznavanju plovil. Samodejno zaznavanje plovil z optičnih posnetkov je zato precej zahtevno delo in kliče k podrobnejšim raziskavam na tem področju.

Posnetki, narejeni iz letalskih platform, imajo navadno veliko večjo prostorsko ločljivost v primerjavi s satelitskimi optičnimi posnetki in so zaradi vseh detajlov, ki jih lahko zaobjamejo, predvsem priročni za klasifikacijo plovil (Feng *et al.*, 2019). V zadnjem času se je predvsem povečal obseg raziskav na temo

zaznavanja plovil z letalniki (ang. *Unmanned Aerial Vehicle* - UAV) (npr. Dolgoplov *et al.*, 2017; Lodeiro-Santiago *et al.*, 2019), prav tako je za zaznavanje plovil obetavna uporaba video kamer, pripetih na letalske platforme (Arshad *et al.*, 2010; Bao *et al.*, 2013; Fefilatyevev *et al.*, 2010; Rodriguez Sullivan in Shah, 2008). Tehnike, ki analizirajo zaporedja slik, so razširjene predvsem za zaznavanje cestnih vozil, medtem ko je zaznavanje plovil z videa v uporabi bolj za pristaniška območja.

Hiperspektralni posnetki, pri katerih slikovni spektrometer zbere na stotine ozkih kanalov različnih valovnih dolžin za isto prostorsko območje, so še vedno razvijajoče se področje v daljinskem zaznavanju, zato tudi pri zaznavanju plovil na teh posnetkih še ni bilo narejenih veliko raziskav (npr. Marin-Mcgee, 2013; Park *et al.*, 2018; Wang *et al.*, 2016).

Termični infrardeči senzorji niso odvisni od sončne osvetlitve, temveč od emisij opazovanih objektov na posnetku, zato so privlačna tehnologija za opazovanje ponoči (Lee *et al.*, 1990; Leira *et al.*, 2015; Mirghasemi *et al.*, 2011; Neele, 2005; Wu *et al.*, 2011). Pri snemanju s satelita uporabo termičnih posnetkov pogosto ovira nizka ločljivost ter atmosferski vplivi (predvsem oblaki in vlaga).

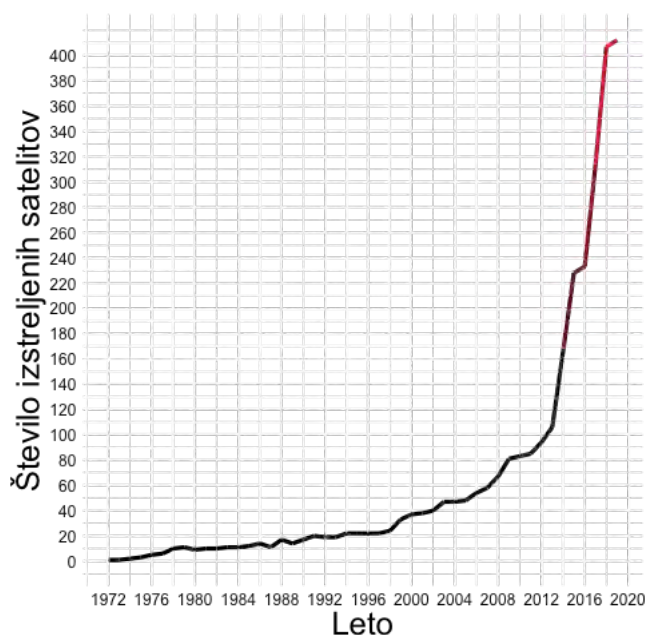
Radar je od vseh omenjenih najbolj klasična tehnologija za zaznavanje ladij (glej Crisp, 2004). Najpogosteje se uporabljajo rotacijske antene navigacijskih radarjev, ki so pritrjene na ladjah, in radarji za nadzor plovbe, ki so navadno postavljeni na obali. Na letalih radar skenira ali snema z radarjem bočnega pogleda (ang. *Side Looking Airborne Radar* – SLAR), ki lahko snema tudi s satelita, vendar je ta zaradi slabše ločljivosti redkeje v rabi. Za snemanje s satelita je primernejši SAR (ang. *Synthetic Aperture Radar*), saj je njegova ločljivost neodvisna od smeri. Medtem ko SLAR uporablja za svoje delovanje dolgo fizično anteno, SAR simulira anteno s premikanjem naprej. SAR je eden izmed najprimernejših senzorjev za zaznavanje plovil s satelitskih platform, saj so njegove ločljivosti primerljive z velikostjo ladij (razen za res majhna plovila), snemajo relativno velika območja pri konstantni ločljivosti, vreme in čas snemanja pa nanj ne vplivata. Poleg tega ima struktura večine ladij ostre robove, kar povzroča intenziven odboj radarskih signalov; plovila so na posnetku prikazana kot svetle, ostre pike (Chang *et al.*, 2019; Mátyus, 2013; Wang *et al.*, 2019). Kljub temu imajo SAR posnetki tudi nekaj negativnih lastnosti: za radarske posnetke je značilen šum, zaznavanje ladij je močno ovirano, kadar je pri snemanju prisoten močan veter in je morje razburkano, majhne objekte je težko zaznati, klasifikacija v tipe plovil je zahtevna naloga, identifikacija plovil je praktično nemogoča (Gredanus, 2005). Najpomembnejši dejavnik, ki ovira zaznavanje ladij s satelitskih posnetkov SAR, je njihova časovna redkost in prostorska nepokritost. Za ustrezno pokritost bi morale obratovati na stotine satelitov SAR namesto dobrih deset, ki so utirjeni danes. Po drugi strani obstaja več optičnih satelitov v orbiti, ki lahko pomembno prispevajo k odkrivanju plovil na morju.

Čeprav imajo tehnologije letalskih optičnih oziroma (odbojnih) infrardečih senzorjev, video in SAR različne funkcionalnosti v primerjavi s satelitskimi optičnimi senzorji, obstajajo nekatere podobnosti v tehnikah procesiranja, ki jih je mogoče izkoristiti. Z obdelavo video posnetkov, ki ga nudijo nekateri satelitski sistemi (npr. SkySat, Jilin ali septembra 2020 izstreljeni slovenski satelit NEMO-HD), bi lahko opazovali dinamiko oziroma sledenje (predvsem gibajočih se) plovil. To pomeni, da bi lahko opazovali plovila, ki prihajajo ali odhajajo iz opazovanega območja. Za njihovo spremljanje bi bilo potrebno obdelovati sekvence slik, katerih vsota bi nam dala sled plovil.

V pričujočem doktorskem delu se bom osredotočala samo na optične satelitske sisteme.

3.3 Optični sistemi daljinskega zaznavanja

Satelitski posnetki so pomemben vir podatkov za spremljanje, merjenje in razumevanje zemeljskega in kopnega okolja. Od izstrelitve prvega civilnega optičnega satelita Landsat 1 leta 1972 je bilo do danes izstreljenih na stotine optičnih satelitov, ki krožijo okoli našega planeta s širokim naborom prostorskih, spektralnih, radiometričnih in časovnih ločljivosti. Slika 4 prikazuje število vseh izstreljenih optičnih satelitov skozi zgodovino in njihov očiten porast v zadnjih letih.



Slika 4. Število utirjenih optičnih satelitov se je drastično povečalo v zadnjem desetletju. Leta 1972 je bil izstreljen prvi optični satelit za opazovanje Zemlje, imenovan Landsat 1. Podatki so pridobljeni na podlagi raziskave od Belward in Skoien (2015) in za zadnjih pet let posodobljeni iz spletne strani N2YO.com (2020).

Figure 4. The number of optical satellites in orbit has been rapidly increasing in the last decade. Year 1972 marks the launch of the first Earth observation optical satellite Landsat 1. The data is obtained on the basis of Belward and Skoien (2015) research and for the last five years updated from the web page N2YO.com (2020).

Opazna sprememba se je zgodila na prehodu stoletja, ko so komercialni zelo visoko ločljivi optični sateliti, s prostorsko ločljivostjo manjšo od petih metrov, prišli v širšo rabo. V zadnjih dveh desetletjih se je število optičnih satelitskih misij povečalo, kar je izboljšalo časovno ločljivost in omogočilo pogosto

spremljanje istih območij. Aktualna tema v satelitski industriji so trenutno majhni sateliti, ki tehtajo manj kot 500 kg, še posebej tisti z maso manj kot 100 kg, predvsem zaradi lažje izdelave in manjših stroškov. Njihovo število v orbitah okoli Zemlje se je v zadnjih letih precej povečalo. Samo leta 2014 je bilo izstreljenih več kot 160 mikro- in nanosatelitov, raziskovalci (npr. glej Doncaster *et al.*, 2017) pa napovedujejo še nadaljnjo rast njihovega števila. Podjetja kot so Planet, Spire, BlackSky, Surrey Satellite Technology in podobni že nekaj let redno izstreljujejo novo število nano- in mikrosatelitov v vesolje. Ti sateliti zagotavljajo opazovanja z visoko prostorsko ločljivostjo, tudi večkrat na dan.

Danes je torej na voljo veliko optičnih senzorjev, ki posredujejo informacije v različni prostorski, časovni, spektralni in radiometrični ločljivosti. **Prostorska ločljivost** na posnetku določa velikost najmanjših opazovanih predmetov, ki jih na posnetkih še prepoznamo (Oštir, 2006). V splošnem imajo posnetki z velikostjo enega piksla, večjega od 300 m, nizko prostorsko ločljivost, tiste med 30 in 300 m pa srednjo. Visoko in zelo visoko ločljivost delimo vsako v dva razreda: HR2 (*ang. High Resolution*) ločljivosti so posnetki s piksli velikosti med 10 in 30 m, HR1 med 4 in 10 m za visoko prostorsko ločljivost in VHR2 (*ang. Very High Resolution*) za piksele velikosti med 1 do 4 m ter VHR1 za piksele, manjše od 1 m za zelo visoko prostorsko ločljivost (Lang *et al.*, 2015). Posnetki z visoko prostorsko ločljivostjo so dostopni šele dve desetletji; z njimi lahko opazujemo podrobne pojave in dobro opredeljene geografske objekte, kjer igrajo struktura, robovi in informacije o teksturi pomembno vlogo. **Spektralna ločljivost** pove, kako dobro senzor loči različne valovne dolžine. Boljša kot je, ožji so spektralni pasovi oziroma kanali in večje je njihovo število (Oštir, 2006). Čeprav se je v zadnjih letih povečalo število naprednih večspektralnih senzorjev, ki so zmožni zaznati več sto zelo ozkih pasov valovnih dolžin (imenujemo jih hiperspektralni senzorji), sem se v nalogi ukvarjala s sistemi za daljinsko zaznavanje, ki merijo odbojnost v manj kot deset območjih valovnih dolžin. Takim senzorjem pravimo več- ali multispektralni senzorji. Poleg že omenjene spektralne in prostorske ločljivosti se je predvsem v zadnjih petnajstih letih izboljšala tudi **radiometrična ločljivost** (bitna globina ali dinamični razpon) satelitov, kar je omogočilo boljše prepoznavanje objektov s posnetkov. Višja radiometrična ločljivost omogoča razločevanje detajlov na posnetku. **Časovna ločljivost** ali ponovno snemanje istih delov Zemlje je ključni dejavnik pri daljinsko zaznanih aplikacijah, saj pogosta razpoložljivost posnetkov v daljšem časovnem obdobju omogoča ugotovitve o vzrokih in smereh nekaterih vzorcev trenda.

Poleg omenjenih ločljivosti sta pomembna dejavnika optičnih senzorjev še širina snemalnega pasu in vpadni kot. Optični senzorji snemajo podnevi, smiselne posnetke dobimo v dobrih vremenskih razmerah, ko ni veliko oblakov. Število dostopnih podatkov je odvisno od geografskega položaja opazovanega območja in pogostosti oblačnosti na tem območju. Za nekatere regije lahko dobimo posnetke površja že z enim preletom satelita, za druge so ti zaradi obstojnega oblačnega pokrova redko dostopni. Prav tako moramo upoštevati, da je število uporabnih posnetkov za analize odvisno od vrste in zahtevnosti aplikacije. V mnogih primerih sateliti ne snemajo površja čez oceane, saj bi pokrivanje

celotne Zemlje znatno povečalo količino podatkov. Prav tako se glavni prihodki od prodaje ustvarijo s posnetki kopnega (Bannister in Neyland, 2015) ali obale. Izjema so posnetki satelita Sentinel-2, ki sistematično snemajo celotno območje Sredozemlja in so dostopni zastonj. Pri uporabi optičnih satelitskih posnetkov moramo upoštevati, da je delovanje optičnih satelitov za opazovanje Zemlje odvisno od dnevne svetlobe (nočnih prehodov torej ni mogoče zaznati), omejeni so na čas preleta satelita (posnetek torej ni mogoče dobiti kateri koli trenutek v času), uporabni podatki pridejo do uporabnika šele z nekajurno ali nekajdnevno zamudo. Čas dostave optičnih posnetkov (čas, ko se pridobijo informacije s satelita in ko produkt doseže končnega uporabnika) v programu Copernicus sicer znaša okoli 30 min, kar kaže na to, da so lahko podatki Sentinel dostopni v najboljšem scenariju v skoraj realnem času (EMSA, 2020). Ko govorimo torej o prednostih in slabostih te tehnologije, se moramo sprijazniti s tem, da še vedno obstaja vrzel med zmogljivostjo in dejansko uporabo satelitskih posnetkov.

3.4 Problem uporabljenih podatkov pri obravnavanih temah

Čeprav je daljinsko zaznavanje »demokratično orodje« (Lang *et al.*, 2013), saj razkriva razmere na zemeljskem površju take, kakršne so – neizkrivljene, ne-manipulirane, dostopne vsakomur in pogosto edini vir trenutnega stanja na zemeljski površini –, pa opazovanje s satelitskimi posnetki ni vedno sprejemljivo z etičnega vidika. To velja zlasti za uporabo senzorjev VHR (Slonecker *et al.*, 1998). Posnetki, ki zaznavajo objekte z ločljivostjo 1 m, lahko zaznajo prostorske podrobnosti, ki se nanašajo na zasebnost posameznika (npr. stanovanja, avtomobili), zato se pri uporabi satelitskih posnetkov za potrebe opazovanja ljudi pogosto pojavljajo etična vprašanja. Na obstoječih komercialnih satelitskih posnetkih posameznih oseb sicer zaenkrat še ni mogoče identificirati, je pa to možno storiti za večje skupine ljudi, kot so, na primer, begunci (Ehrlich *et al.*, 2009). Razlogi, zakaj uporaba satelitskih posnetkov za opazovanje ljudi in njihovih vzorcev včasih zbuja skepticizem (predvsem pri strokovnjakih, katerih stroka je vsaj deloma družboslovna, a vendar ne zgolj pri njih) so torej upravičeni. Čeprav zemeljsko površje sateliti zajemajo »objektivno«, z enakimi pogoji, saj v določenem časovnem trenutku posnamejo dinamiko nekega pojava, imajo lahko njihovi podatki v praksi dvojno uporabo. Lahko so uporabljeni za blaginjo človeštva, obenem lahko delujejo ljudem v škodo.

Optični satelitski podatki lahko vključujejo občutljive (tj. politične, vojaške) informacije in ljudje, ki takšne prostorske podatke obdelujejo, bi lahko izgubili nadzor nad tem, kako se ti prostorski podatki uporabljajo ali zlorabljajo. To lahko povzroči obilico negativnih posledic, kot, na primer, obtožbe o vohunjenju, nepristranskosti analitika itn. Čeprav se zdi, da je splošna javnost pripravljena uporabljati novo tehnologijo, se ji prilagajati ali jo vsaj testirati, je predvsem med vedami, ki se ukvarjajo neposredno z ljudmi, še vedno zaznati nekaj odpora ali predvsem institucionalne ovire zaradi slabih izkušenj ali latentnih skrbi za morebitno dvojno uporabo satelitskih posnetkov (Lang *et al.*, 2015).

V primeru opazovanj gibanja prebežnikov na morski poti s podatki daljinskega zaznavanja, bi rada predvsem pokazala na praktične možnosti uporabe sodobne tehnologije, ki ima velike prednosti pri neposrednem opazovanju Zemlje, ki lahko opazuje večja območja in ki lahko pomaga ljudem v stiski. Zavedam se, da lahko z razvitim algoritmom zaznavanja plovil na morju prav tako ogrozimo prebežnike na poti, saj jih je tako lažje nadzorovati ali izvajati posledično izvajati repatriacije, kar pa ni moj namen. Tehnologija je pomagala prestrukturirati vrednote in način življenja na svetu – in tako bo tudi v prihodnje –, zato jo vidim kot podaljšek človeka, a se hkrati zavedam njenih omejitev, kadar preveč poseže v človeška življenja.

3.5 Povzetek in sklepi

V tem poglavju sem predstavila daljinsko zaznane podatke in ostale obstoječe sisteme, ki se jih uporablja za opazovanje plovil na morju. Teh je več, a ne dajejo popolne slike o situaciji na morju. Uporaba satelitskih posnetkov je lahko v veliko pomoč pri iskanju plovil, sploh tistih, ki izklopijo naprave za sledenje ali pa so dejansko neopazna. Ker se v doktorski nalogi ukvarjam z obdelavo optičnih posnetkov, detajlneje predstavim njihov princip delovanja. Vedno večje število dostopnih optičnih senzorjev ponuja posnetke v različnih prostorskih, časovnih, spektralnih in radiometričnih ločljivostih. Na koncu poglavja poskušam predstaviti probleme, ki jih odpira tehnologija za opazovanje človeških dejavnosti, in zadržke, s katerimi sem se občasno srečevala pri predstavljanju svoje naloge drugim znanstvenikom oziroma ljudem iz drugih strok, ki so jim zmogljivosti daljinskega zaznavanja manj poznane.

»Ta stran je namenoma prazna«

4 ZAZNAVANJE MAJHNIH PLOVIL Z OPTIČNIH SATELITSKIH POSNETKOV

Namen poglavja je predstaviti korake v samodejnem algoritmu zaznavanja plovil in obenem pregledati obstoječe metode za zaznavanje ladij z optičnih satelitskih posnetkov. To poglavje je razdeljeno na dva dela. V prvem podpoglavju predstavim najpomembnejše sklope lastnega algoritma za zaznavanje plovil, pozneje pa še možnost združevanja optičnih satelitskih posnetkov z drugimi viri.

Obsežen pregled obstoječe literature, ki se ukvarja z zaznavo plovil z optičnih satelitskih posnetkov (do julija 2017 je bilo na to tematiko dostopnih okoli 120 strokovnih člankov), smo s soavtorji opisali v preglednem članku, objavljenem v reviji *Remote Sensing of Environment* (glej Kanjir *et al.*, 2018). Čeprav je predvsem v zadnjih letih v literaturi zaznati obilico poskusov za samodejno zaznavanja plovil z optičnih satelitskih posnetkov (npr. Corbane *et al.*, 2010; Liu *et al.*, 2014; Tang *et al.*, 2015; Zhu *et al.*, 2010) – to kaže, da je tematika zelo aktualna –, še vedno veliko več raziskav na to temo temelji na podatkih SAR (Greidanus, 2005). Zaenkrat so se samo Topputo *et al.* (2015) ukvarjali z zaznavo plovil z optičnih satelitskih posnetkov izključno za potrebe migracij.

4.1 Zaznavanje objektov z optičnih satelitskih posnetkov

Zaznavanje objektov s posnetkov je ena izmed najbolj razširjenih in obenem zahtevnih tem pri raziskavah v znanosti daljinskega zaznavanja. Številne primere samodejne zaznave majhnih objektov lahko najdemo na področju geoznanosti, geografije, prostorskega načrtovanja, nadzora infrastrukture, inženiringa itn. (Marshburn *et al.*, 2009). Povpraševanje po samodejnih metodah poganja obilica satelitskih senzorjev in vsakodnevno pridobivanje terabajtov podatkov z različnimi prostorskimi, spektralnimi, radiometričnimi in časovnimi ločljivostmi (Hay *et al.*, 2005).

Problem zaznavanja plovil z optičnih satelitskih posnetkov je mogoče obravnavati kot dokaj enostavno odkrivanje svetlih objektov s temnejšega ozadja (morje) (primer slika 5). Resnica je seveda veliko bolj zapletena – objekti so lahko temnejši, na morju so lahko hkrati številni drugi objekti, ki jih lahko napačno zaznamo kot plovila. Samodejno zaznavanje plovil v skoraj realnem času (to pomeni, da posnetek obdelamo takoj, ko je na voljo) je ključna točka pri različnih pomorskih misijah in ima široko paleto aplikacij. Rezultati so uporabni pri pomorskem prometu, za identifikacijo (tj. ugotavljanje identitet plovil) onesnaževalcev na morju, nedovoljenega ribolova in migracij (neregulirano prečkanje meja), pri pomorski varnosti, nadzoru pomorskih meja itn.



Slika 5. Del mesta Cascais (Portugalska), zajet oktobra 2011 z optičnim senzorjem Geoeye-1, prostorske ločljivosti 1.65 m, prikazan v kompozitu RGB. S slike je razvidno, da je plovila relativno lahko zaznati s posnetka takrat, kadar na njem ni oblakov ali valov, kar nakazuje, da jih je mogoče zaznati s samodejnimi pristopi.

Figure 5. Detail of a GeoEye-1 optical image of Cascais (Portugal), acquired in October 2011, with a spatial resolution of 1.65 m (RGB composite). This image shows that vessels can be visually easily recognised from the image when there are no clouds or waves present, which implies that they can also be recognised by automatic processing methods.

V literaturi obstajata dva pojma, ki označujeta umetne objekte na morski površini: »ladja« in »plovilo«. Čeprav večina avtorjev uporablja izraz »ladja«, je izraz »plovilo« bolj ustrezen zaradi širšega pomena, saj zajema razne objekte na morju vseh velikosti (vključno z zelo majhnimi čolni, kanuji itn.), kot tudi neobičajne plavajoče objekte (npr. pomole). V disertaciji bom zato v večini uporabljala izraz plovilo.

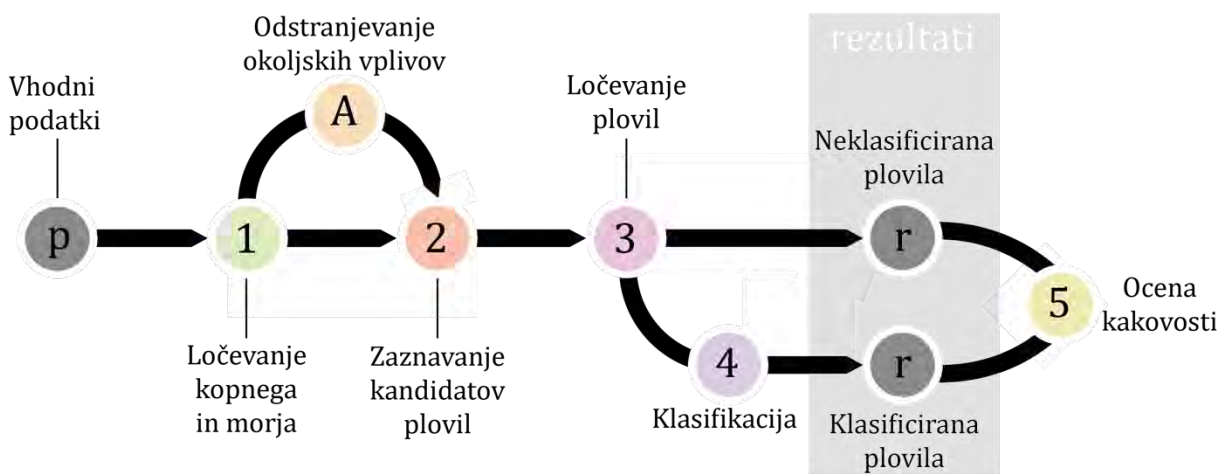
Celoten postopek zaznavanja plovil je sestavljen iz treh glavnih zaporednih korakov:

1. zaznavanje plovil (iskanje kandidatov na posnetku in njihovo lociranje),
2. klasifikacija plovil (ločevanje zaznanih objektov – plovila in drugi objekti na morju –, šele nato razvrščanje v pripadajoči razred (npr. plovila za ribolov, tanker, tovorna plovila itn.),
3. identifikacija plovil (vzpostavitev identitete plovil, v katero spadajo podatki o številki Mednarodne pomorske organizacije IMO, identifikator plovila v pomorski komunikaciji (ang. *Maritime Mobile Service Identity*, MMSI), ime ladje itn.)

Zadnjega koraka, identifikacije, ni mogoče izvesti z uporabo satelitskih posnetkov in zato ne bo opisan v tej disertaciji. Navkljub optimističnim trditvam nekaterih avtorjev (Heiselberg (2016), na primer, predlaga, da bo spektralna knjižnica ladijskih podpisov omogočila identifikacijo plovil z

multispektralnimi posnetki sensorja Sentinel-2), ni zaenkrat nobene objavljene študije o tem. Pravzaprav si je zelo težko predstavljati, da lahko spektralni ali drugi podpisi v optičnih posnetkih enotno identificirajo na stotine tisoč plovil, ki obstajajo na svetu.¹⁸ S satelitskim opazovanjem bi lahko določili identiteto ladij le v primeru, če imamo *a priori* znanih nekaj osnovnih podatkov o plovilu.

Za lažje razumevanje poteka samodejnega zaznavanja plovil s satelitskih posnetkov sem razdelila obdelavo v nekaj osnovnih korakov, ki se najpogosteje pojavljajo tudi v tovrstni strokovni literaturi. Glavne korake postopka zaznavanja ladij z optičnih satelitskih posnetkov prikazuje slika 6. V prvem koraku s posnetka izločimo kopno, ki ga izločimo iz nadaljnje obdelave. Pozneje iz posnetka odstranimo vplive okolja (npr. oblake, valove, odboj sonca na morju). Najpomembnejši del procesa je zaznavanje kandidatov plovil, kjer s posnetka pridobimo objekte (segmente), ki predstavljajo potencialna plovila. Zaznane kandidate v naslednjem koraku ločimo med plovila in neplovila. Ločevanje je lahko nadgrajeno s klasifikacijo, kjer so plovila razdeljena v razrede glede na njihove lastnosti. Pridobljene rezultate na koncu še ovrednotimo. Vsak od omenjenih korakov je v nadaljevanju podrobneje predstavljen.



Slika 6. Posplošena shema poteka zaznavanja plovil z optičnih satelitskih posnetkov.

Figure 6. A common scheme of vessel detection workflow from optical satellite images.

4.1.1 Ločevanje kopnega in morja

Natančno ločevanje kopnega in morja (imenovano tudi maskiranje kopnega) je pomemben korak pri zaznavanju plovil. Postopek ni pomemben le za natančno in pravilno odkrivanje plovil v območju pristanišč (Willhauck *et al.*, 2005), ampak je ključnega pomena tudi zato, ker lahko algoritmi za zaznavanje plovil, kadar so uporabljeni na kopnem, proizvedejo veliko število lažnih alarmov (Corbane

¹⁸ Samo svetovna trgovska flota je leta 2015 štela več kot 87.000 plovil (EMSA, 2015).

et al., 2008b). Ločevanje kopnega in morja v grobem delimo na dva pristopa: uporaba že izdelane maske kopnega v algoritmu ali ločevanje kopnega od morja z algoritmom na podlagi spektralnih vrednosti neposredno s posnetka.

Obalno črto, tj. linija, ki loči kopenske površine od morja ali oceana (Lavallo *et al.*, 2011) je mogoče uvoziti kot že obstoječi sloj geografsko informacijskih sistemov (GIS). Najpogosteje uporabljen nabor podatkov je brezplačno dostopna svetovna baza obal, ki je kombinacija podatkovne baze svetovne banke (ang. *World Database Bank* - WDB) in svetovne vektorske baze obrežij (ang. *World Vectors Shorelines* - WVS). Podatki so združeni v samostojno svetovno skladno podatkovno zbirko obal (ang. *Global Self-consistent Hierarchical, High-resolution Shoreline* - GSHHS), ki je na voljo brezplačno (NOAA, 2017)¹⁹. Druga prosto dostopna svetovna maska voda je tista, ki uporablja SRTM (ang. *Shuttle Radar Topography Mission*) in SRTM vodnih teles (ang. *SRTM Water Body Data* - SWBD), v kateri najdemo nabor podatkov za obale med zemljepisno širino $\pm 60^\circ$, z ločljivostjo okoli 30 m. Uporaba omenjenih baz zagotavlja hiter in enostaven postopek zaznavanja obale, vendar pa je njihova uporaba pomanjkljiva. Obalna linija v teh bazah obsega le trenutni zajem vodnih teles po vsem svetu, zato maske ne kažejo njihovega dinamičnega obnašanja (Fichtelmann in Borg, 2012). Prav tako je ločljivost teh mask nizka, zato je posledično veliko podrobnosti na obali izpuščenih (npr. pomoli ali polotoki), zaradi česar je obala precej robustno predstavljena (Buck *et al.*, 2008). Ta problem je še toliko bolj opazen pri delu z VHR posnetki. Nekateri od omenjenih napak je mogoče odpraviti ročno, vendar je to zelo zamuden postopek. Postopki, ki vključujejo ločitev morja in kopnega na podlagi posnetka, se zdijo bolj priročni, saj opredelijo točno tisto obalno linijo, ki je zajeta na posnetku (odvisno od časa pridobitve satelitskega posnetka), in se lahko običajno izvedejo samodejno.

Ločevanje kopnega na podlagi spektralnih vrednosti neposredno s posnetka najpogosteje izvajamo z enostavno segmentacijo na histogramu. Voda ima namreč v infrardečem kanalu nizek odboj in jo je zato relativno lahko določiti. Glede na prag histograma, ki ga izračunamo, posnetek razdelimo na vodne in ostale površine. Ta metoda je preprosta in hitra, zlasti, če visoko ločljive posnetke prevzorčimo na manjšo ločljivost (ang. *downsample*), da zmanjšamo računske obremenitve. Pri omenjenem postopku lahko vseeno pride do napak. Na primer, deli kopnega lahko ostanejo izven maske, lahko pa tudi po pomoti odstranimo plovila z nizko intenzivnostjo. Te napake je mogoče popraviti s filtriranjem in/ali glajenjem posnetkov. Natančnost segmentacije vpliva na točnost zaznavanja plovil.

4.1.2 Odstranjevanje ali zmanjševanje okoljskih vplivov

Prisotnost okoljskih dejavnikov na optičnih posnetkih je nezaželena, ampak v splošnem neizogibna predvsem pri zaznavanju plovil, ki so oddaljena od obale. Glavni okoljski dejavniki, ki bistveno vplivajo na točnost zaznavanja plovil, so valovanje, oblaki in sončev odsev v vodi (ang. *sunglint*). Vplivi okolja

¹⁹ Pred kratkim se je preimenovala v GSHHG (ang. *Global Self-consistent, Hierarchical, High-resolution Geography Database*).

– še posebej, če jih je veliko – lahko otežijo zaznavanje plovil in vplivajo na točnost zaznavanja. Yang *et al.* (2014) so, na primer, testirali delovanje algoritma za zaznavanje plovil na različnih tipih morske gladine (mirno, rahlo vzvalovano in razburkano morje) in pokazali, da je natančnost zaznavanja na posnetkih z mirnim morjem drastično boljša, kot tam kjer so prisotni valovi. Ker je v literaturi mogoče opaziti, da odstranjevanje okoljskih vplivov uporabljajo le redki ali ker je njihovo odstranjevanje lahko integrirano v sam korak zaznave plovil, je ta korak na sliki 6 prikazan kot opsijski. Predvidevam, da z večino algoritmov, ki so do zdaj razviti, ne bi pridobili zadovoljivih rezultatov na posnetkih s kompleksno morskno površino ali tam kjer okoljski vplivi znatno kvarijo posnetek. Pomen stanja morske površine pri algoritmičnem zaznavanju plovil sta poudarila Guang *et al.* (2011) in Yang *et al.* (2014). Nekaj primerov odstranjevanja okoljskih vplivov je opisanih v naslednjih podpoglavjih.

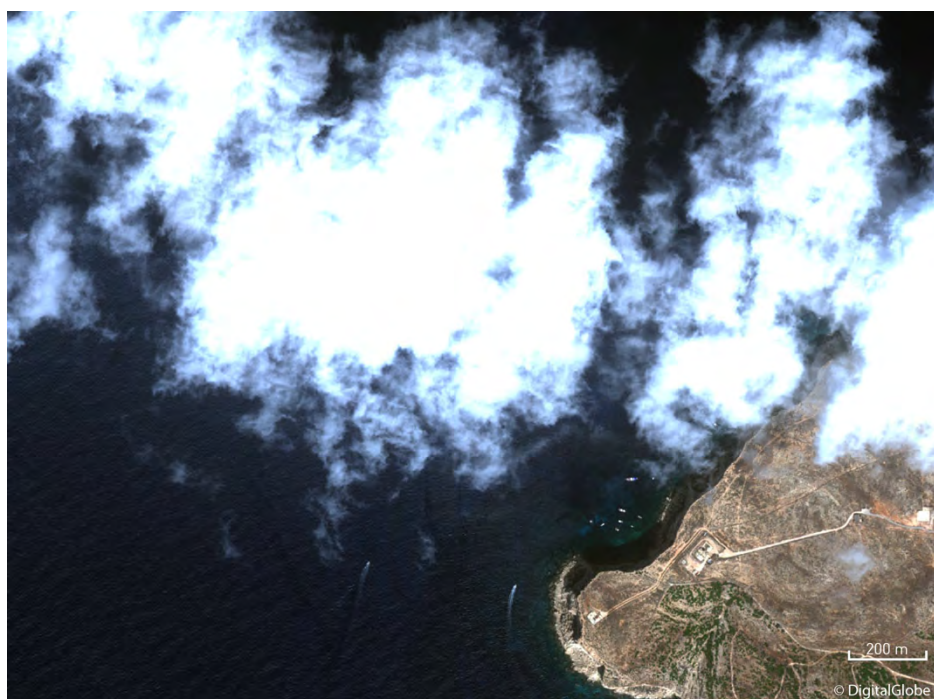
4.1.2.1 Valovi

Valovi imajo različne dolžine, višine in smeri, oblikujejo pa lahko različne vzorce. Valovi ustvarjajo razlike v vrednostih pikslov na optičnem posnetku zaradi dveh učinkov: a) valovita pobočja odbijajo različne količine sončne svetlobe in b) lomljeni valovi ustvarjajo svetle pene na površju. Mirno morje je računsko idealno, saj lahko plovila odkrijemo z visoko natančnostjo ne glede na njihovo velikost. Algoritem za zaznavanje plovil, ki deluje brezhibno na mirnem morju, daje popolnoma različne rezultate v primeru razburkane morske gladine, še posebej kadar zaznavamo majhna plovila (Kanjir *et al.*, 2018). Gladina morja se lahko spreminja bodisi zaradi majhnih, razburkanih valov, ki jih povzroča veter in katerih valovna dolžina znaša le nekaj decimetrov, ali zaradi grobih, izbočenih ali vbočenih valov, katerih valovna dolžina lahko šteje nekaj sto metrov. Ti so lahko pokriti še s kapilarnimi valovi valovnih dolžin nekaj centimetrov, ki jih ustvarja veter in so kratkega obstoja ter povzročijo »hrapavost« na morski gladini. Prisotnost predvsem razpenjenih valov lahko predstavlja problem, saj so spektralne vrednosti takih valov nasprotne povprečnim vrednostim pikslov vode. Intenziteta majhnih valov je po navadi sorazmerna hitrosti vetra in stanju morske gladine; kar pomeni, da je pri visokih hitrostih vetra in kompleksnejši morski gladini težje zanesljivo zaznati vsa plovila in ohraniti nizko število napačno zaznanih plovil (Dekker *et al.*, 2013). Prav tako se drastično poveča čas obdelave zaradi številnih kandidatov, ki bi v fazi ločevanja lahko predstavljali plovila. Kot taki lahko algoritmi v delovnih razmerah postanejo neučinkoviti in neuporabni (Jubelin in Khenchaf, 2014). Najpogosteje so lažni alarmi, ki jih povzročijo valovi, odstranjeni v fazi ločevanja (Corbane *et al.*, 2010; Ding *et al.*, 2012; Guang *et al.*, 2011; Zhu *et al.*, 2010).

Opozoriti je treba, da se pri obravnavanju heterogene morske površine (prisotnost valov) lahko čas računanja obdelave drastično poveča (Tang *et al.*, 2015).

4.1.2.2 Oblaki

Kot velja za večino aplikacij z optičnih satelitskih posnetkov, oblaki negativno vplivajo tudi na samodejno zaznavanje plovil, zato je pomembno, da jih izločimo s posnetka. Majhni, izolirani oblaki so lahko na posnetku videti kot potencialna plovila, ki jih je mogoče v fazi klasifikacije sicer odstraniti, medtem ko popolna oblačnost zakrije območje, ki ga nameravamo analizirati (slika 7). Pomisleki, da optični satelitski sistemi ne delujejo ravno v času, ko so plovila na najhujših preizkušnjah (npr. v času nevihte), so upravičeni. Pri tem ne smemo pozabiti, da je razpoložljivost položajev plovil v urah ali dnevih pred incidentom ali po njem še vedno pomembna za zmanjševanje negotovosti na morju (Bannister in Neyland, 2015).



Slika 7. Detajl posnetka WorldView-2 s prostorsko ločljivostjo 1,8 m prikazuje RGB kompozit zahodnega dela otoka Lampedusa (Italija), zajetega septembra 2013. S slike je razvidno, da oblaki onemogočajo zaznavo plovil kadar prekrivajo večino posnetka.

Figure 7. Detail of a WorldView-2 image with a spatial resolution of 1,8 m of the Western region of Lampedusa (Italy), acquired in September 2013 (RGB composite). This image illustrates the difficulty of detecting vessels when much of the scene is obscured by clouds.

Tehnike iskanja praga histograma na posnetku so pri odstranjevanju oblakov z daljinsko zaznanih posnetkov najpogosteje uporabljena metoda, saj imajo oblaki visoke spektralne vrednosti in so zato relativno enostavni za odkrivanje. Več netočnosti prinašajo meglice, saj lahko zlasti med klasifikacijo vplivajo na spektralne lastnosti objektov na površju in spreminjajo njihov dejanski spektralni podpis. Z odstranjevanjem meglic s posnetkov pri zaznavanju plovil so se ukvarjali Buck *et al.* (2007).

4.1.2.3 Sončev odboj

Če so na morski gladini prisotni valovi, se sončna svetloba odbija od njihovih pobočij glede na relativni položaj med senzorjem, geometrijo valov in azimutom ter zenitom Sonca (de Michele *et al.*, 2012) v zelo različne smeri. Če se tako odbita svetloba odbije v smer senzorja, ta zazna sončev odboj. Če so valovi daljši od ločljivosti senzorja, povzročijo visok kontrast na satelitskem posnetku, saj so nekatera lokalna območja valov v smeri, ki odbijajo Sonce, druga pa ne. V primerih, ko je valovitost morja na manjših območjih nizka (od centimetra do velikosti ločljivosti senzorja), so ti kontrasti še posebej izraziti, medtem ko so pri večjem valovanju vode in torej šibkejših, a dolgih valovih, velike morske površine enakomerno zelo svetle. Prisotnost sončevega odboja ali visoke odbojnosti na določenih delih posnetka vpliva na napačno zaznavo objektov. V takih primerih je objekte na posnetku težko ločiti od ozadja celo s prostim očesom. Sončev odboj so raziskovalci v glavnem odstranjevali pri odkrivanju razlitja nafte (Grimaldi *et al.*, 2011; Hu, 2011; Liu *et al.*, 2011). Pri detekciji ladij z optičnih posnetkov ni nobene raziskave, ki bi se neposredno ukvarjala z omenjenim fenomenom. Že kratek pregled posnetkov v pregledovalniku Google Earth dokazuje, da je to precej pogost učinek na posnetkih morskih površin. Sončev odboj nima samo negativnega vpliva, saj lahko pomaga razkrivati kompleksne vzorce valov, na katere vplivata obala in morsko dno, kar pa ni fokus te raziskave.

4.1.3 Zaznavanje kandidatov plovil

Ko s posnetka samodejno odstranimo kopno in vplive okolja, moramo uporabiti primeren algoritem za zaznavanje plovil. Glavni cilj metod zaznavanja plovil je uspešno izločevanje pikslov, ki predstavljajo možna plovila. Študije kažejo na širok spekter razvitih tehnik in pristopov za izolacijo plovil s posnetkov. Metode je težko razvrstiti v le nekaj skupin, še posebej, ker so predlagani pristopi navadno sestavljeni iz številnih sklopov, ki si prizadevajo zmanjšati računski čas in/ali število lažnih alarmov. Metode zaznavanja plovil z optičnih posnetkov sem glede na princip delovanja razdelila v osem skupin, ki so na kratko omenjene v spodnjem odstavku (za podrobnosti o razdelitvi metod za zaznavanje plovil glej Kanjir *et al.* (2018)).

Najpogosteje uporabljene tehnike za zaznavo plovil temeljijo na tem, da so plovila svetlejša od svoje neposredne okolice in zato pri njihovi zaznavi uporabljajo lokalni kontrast (Harvey *et al.*, 2010). Klasična in pogosto uporabljena **metoda na podlagi določevanja pragu** (ang. *threshold-based methods*) loči posnetek na podlagi vrednosti izračunanega pragu na dva razreda, ospredje in ozadje. Te metode so primerne predvsem v situacijah, v katerih je morska gladina na posnetku gladka ali ko je med plovilom in morjem visok kontrast. **Metode na podlagi izstopanja** (ang. *salient-based methods*) so pristopi, ki na podlagi lokalnih značilnosti in njihovih interakcij v prostoru na celotnem posnetku zaznavajo izstopajoče regije, ki predstavljajo možno plovilo. Te metode dajejo dobre rezultate na heterogeni morski površini, kadar pa je na posnetku preveč razpenjenih valov, se lahko pojavi povišano

število lažnih alarmov. Nekateri avtorji so izkoristili različne značilnosti plovil in morja in so razvili **metode na podlagi oblike in teksture**, v katere so vključili tudi njihove spektralne lastnosti. Te metode so robustne in dajejo relativno visoke natančnosti prepoznavanja, čeprav so lažni alarmi (valovi, razburkanost) še vedno prisotni. Različne **statistične metode** lahko pomagajo pri odkrivanju tarč na morju s specifičnim statističnim obnašanjem plovil in ne-plovil na posnetku. Te metode dajejo navadno rezultate zelo hitro, ampak obenem zahtevajo obsežno znanje operaterja. Nadalje poznamo **metode na podlagi transformacij** (ang. *transform-domain methods*) za zaznavanje plovil. Te metode uspešno oslabijo vplive spreminjajočih se intenzitet na morski površini, a so omejene pri obdelavi različnih kompleksnih morskih gladin in svetlih ter temnih plovilih. Pri teh metodah navadno kombiniramo tudi morfološka filtriranja, saj se tako plovila lažje ločijo od ostalega šuma na razburkani morski gladini. Plovila lahko zaznamo tudi z **metodami zaznavanja anomalij** (ang. *anomaly detection methods*); pri teh metodah so plovila prikazana kot nepravilnosti na gladini in jih je zatorej mogoče odkriti z analizo normalnih komponent na morski gladini. Te metode so robustne, kadar je morje zelo razburkano ali zaznavanje poteka v neobičajnih razmerah (npr. ko so plovila temna), vendar dajejo slabše rezultate, ko zaznavamo plovila, ki so blizu obale. Pri **metodah računalniškega vida** (ang. *computer vision methods*) računalniki posnemajo človeški vid. Te se prekrivajo z nekaterimi ustreznimi tehnikami v daljinskem zaznavanju, kar pomeni, da so osnovne tehnike, ki jih uporabljajo in razvijajo na teh področjih, bolj ali manj enake. Te metode imajo visoko zmogljivost in zagotavljajo dobro oceno dolžin plovil, obenem od operaterja zahtevajo obsežno znanje. Za potrebe učnih vzorcev, ki so temeljni del teh pristopov, so Liu *et al.* (2017) zbrali podatkovni niz referenčnih podatkov za prepoznavanje plovil HRSC2016 (zbirka ladij visoke ločljivosti, ang. *High Resolution Ship Collection*). Ta baza pomaga pri samodejnem učnem pristopu za prepoznavanje plovil in je sestavljena iz javno dostopnih posnetkov visoke ločljivosti za plovila na morju ter v priobalnem pasu. Modeli plovil so organizirani v drevesno strukturo, ki je sestavljena iz treh ravni (razred, kategorija in vrsta). V tej bazi obstaja skoraj 3000 vzorcev za skupaj več kot 25 razredov plovil. Zadnja kategorija zaznavanja plovil, **metode globokih nevronske mreže** (ang. *deep learning methods*), uporablja večplastne nevronske mreže in prilagaja učinkovitost metode z učenjem algoritmov iz učnih vzorcev. Pri tem pristopu ni treba eksplicitno definirati objektnih značilnosti, saj se slikovni podatki hranijo neposredno v umetno nevronske mreže. Ta metoda je zelo učinkovita, a je za njeno dobro delovanje treba zbrati veliko število učnih vzorcev, saj so sicer objekti napačno razvrščeni, če niso dobro zastopani med učnimi vzorci.

Plovila ter ozadje na posnetku (vsi pikseli, ki ne predstavljajo plovil) so lahko na posnetku predstavljeni z raznoliko intenzivnostjo, zato je pri ločevanju lahko večja bitna globina zelo koristna. V praksi se lahko intenzivnost istega plovila spreminja od posnetka do posnetka, plovila so lahko temnejša kot ozadje, ali pa je morje v različnih stanjih, kar je odvisno od vetra, valovanja in pogojev snemanja. Nekateri ladje so na posnetkih svetlejši od svojih sosednjih regij, obenem se lahko druga plovila v istih kanalih prikazujejo temnejše od ozadja. Prav tako imajo različni deli istih plovil lahko različno

intenziteto, ki je lahko posledica različnih kotov gledanja na posnetku, oziroma svetlobnih razmer (Ding *et al.*, 2012).

Prostorska ločljivost satelitskih posnetkov vpliva na najmanjšo velikost plovil, ki jo s posnetkov še lahko zaznamo. Kadar, na primer, za zaznavanje plovil uporabljamo posnetke z ločljivostjo 5 m, ni smiselno pričakovati, da bomo odkrili plovila, manjša od 20 m (Tang *et al.*, 2015). Kot ugotavljajo Topputo *et al.* (2016), se lahko rezultati zaznavanja plovil poslabšajo, ko se prostorska ločljivost zmanjša, še posebej ni mogoče natančno oceniti dolžine plovil. Plovila, manjša od 10 metrov, je še mogoče zaznati s posnetkov obstoječih satelitskih senzorjev, vendar je njihova klasifikacija skoraj nemogoča (Greidanus in Kourti, 2006).

4.1.4 Ločevanje plovil

Cilj ločevanja je prepoznati »resnična« plovila med vsemi samodejno zaznanimi kandidati, tj. odstraniti lažne alarme iz nabora odkritih plovil iz prejšnjega koraka. Rezultati ločevanja so objekti dveh vrst: plovila in objekti, ki niso plovila (lažni alarmi). Zaznani objekti, ki niso plovila so lahko oblaki, razpenjeni valovi, otoki ali ostale majhne regije, ki lahko spominjajo na ladje in so napačno ostale v maski kopnega. Čeprav naj bi bilo ločevanje med zaznanimi kandidati nedvoumno, je včasih lažne alarme, ki imajo podobno obliko in dimenzije kot ladje, vseeno nemogoče odstraniti (Bi *et al.*, 2010). Če se algoritem konča v tem delu, so končni rezultati zaznavanja plovil z optičnih posnetkov izolirani, še ne klasificirani objekti plovil.

Večina avtorjev uporablja ločevanje, ki temelji na preprostih geometrijskih značilnostih objektov ali njihovih kombinacij (npr. dolžina in širina plovil, njihova površina, razmerje med dolžino in širino) ali spektralnih podpisov zaznanih objektov. Kot ugotavljajo Liu *et al.* (2017), je večino ladij, katerih razmerje med dolžino in širino se giblje od 3,0 do 7,2, mogoče pravilno identificirati ne glede na njihovo velikost.

Sama sem postopek ločevanja vključila kar v modul zaznavanja plovil, kjer izločujem manj verjetne segmente na podlagi parametrov, ki naj bi ustrezali segmentom plovil (npr. premajhna ali prevelika površina ladij). Delno to opravi med samo klasifikacijo, kjer ne-plovila izločim na podlagi kombinacij njihovih atributnih lastnosti, kar bo podrobneje opisano v naslednjem podpoglavju.

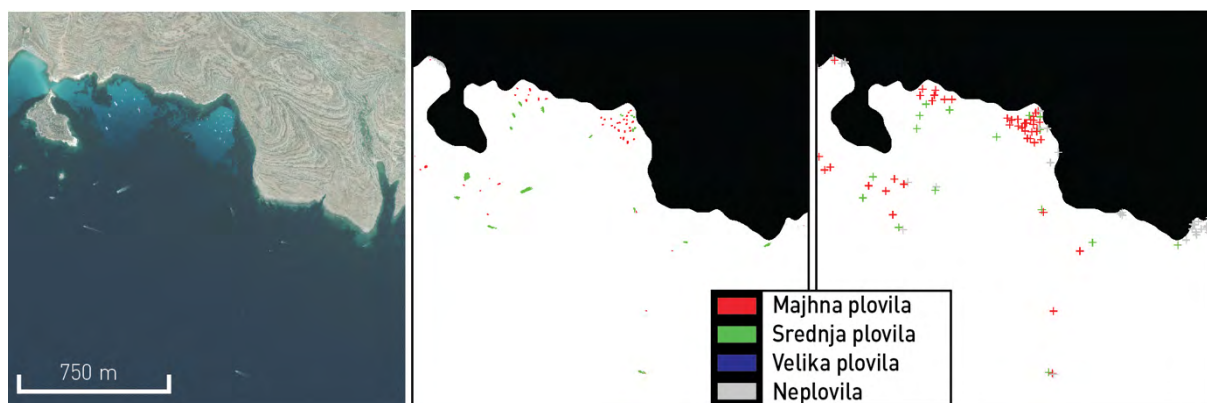
Dejansko je nemogoče določiti, kateri pristop je najboljši za ločevanje plovil na vseh senzorjih in v vseh razmerah. Glede na to, da imamo opraviti z optičnimi podatki, je najboljša izbira ta, da ločimo zaznane objekte na podlagi kombinacij njihovih geometrijskih, spektralnih in teksturnih lastnosti.

4.1.5 Klasifikacija

Glavni namen klasifikacije je razvrstiti vse zaznane objekte v specifične razrede plovil na podlagi njihovih značilnosti. Razredi so odvisni od tega, kaj želimo in kaj je sploh mogoče s klasifikacijo.

Razredi so lahko določeni preprosto na podlagi velikosti objektov (npr. klasifikacija v majhna, srednja in velika plovila) ali jih je mogoče podrobno opredeliti in razlikovati glede na njihov namen, npr. na ribiška plovila, tovorna plovila, tankerje, križarke, jahte, vlačilce, pomožne čolne itn. Zaradi podobnosti postopkov je včasih nemogoče potegniti jasno črto med dihonomnim ločevanjem, navedenim v prejšnjem poglavju, in klasifikacijo. Med detekcijo plovil zaznanim objektom samodejno pripišemo veliko atributov, ki jih je mogoče uporabiti za klasifikacijo (glej poglavje 4.1.3). Koristni parametri pri klasifikaciji plovil so lahko, na primer, prostorske lastnosti (velikost objekta, razmerje med njegovo dolžino in širino, elipsoidnost objekta itn.) ali spektralne značilnosti objektov. Že z enostavno analizo, pri kateri se opiramo na obliko zaznanega objekta, lahko odpravimo kar nekaj lažnih alarmov (npr. oblaki, deli obale, veliki otoki ali valovi). Prav tako so za boljšo klasifikacijo primerni multispektralni posnetki, saj lahko izkoriščajo spektralne podpise, ki so enkratna lastnost plovil (Daniel *et al.*, 2013). Zhu *et al.* (2010) so dokazali, da sta razdelitev v podrazrede in hierarhična klasifikacija zelo koristna za doseganje dobre klasifikacije plovil, ter da je uporaba več atributov segmentov hkrati koristnejša za pravilnejšo klasifikacijo plovil.

Poznamo različne metode strojnega učenja, ki samodejno klasificirajo zaznane objekte v različne razrede plovil. Najbolj pogosta metoda, uporabljena za klasifikacijo plovil, je metoda SVM (ang. *Support Vector Machine*), ki je metoda nadzorovane klasifikacije. Ta pristop daje dobre rezultate na posnetkih z »idealnimi« razmerami. V primeru zapletenih okoljskih vplivov pa imajo SVM in druge tradicionalne tehnike, veliko slabšo uspešnost zaznave kot naprednejše tehnike (Tang *et al.*, 2015). Za klasifikacijo plovil so v rabi tudi nevronske mreže. Corbane *et al.* (2008a) in Tang *et al.* (2015) so pokazali, da ti algoritmi delajo hitro in bolje generalizirajo objekte v primerjavi z ostalimi tradicionalnimi učnimi algoritmi. Ostali klasifikatorji, ki jih prav tako uporabljajo v študijah zaznavanja ladij, so Bayesov klasifikator (Antelo *et al.*, 2009), Random forest (Johansson, 2011), Fisherjev klasifikator (Zhang *et al.*, 2012), dinamično verjetnostni generativni model (Guo *et al.*, 2014) itn. Primer klasifikacije plovil na podlagi njihove velikosti prikazuje slika 8.



Slika 8. Primer klasifikacije plovil na podlagi njihovih velikosti na posnetku GeoEye-1. Slika prikazuje del otoka Lampeduza (Italija). Levo: vhodni posnetek. Sredina: klasificirani segmenti. Desno: klasificirana plovila, označena s

križcem. Majhna plovila so objekti, ki imajo dolžino manjšo od 20 m, srednja merijo med 20 in 100 m, velika so tista, ki merijo več kot 100 m. Slika je nastala v okviru FP7 projekta NEREIDS.

Figure 8. Example of vessel classification on a GeoEye-1 image of Lampedusa (Italy) based on the vessel size. Left: input image. Middle: classified segments. Right: classified targets marked with crosses. Small (red) vessels represent detected segments smaller than 20 m, medium (green) between 20 m and 100 m, and big (blue) vessels are the ones measuring more than 100 m. The image was created in the scope of the FP7 project NEREIDS.

4.1.6 Ocena kakovosti zaznavanja plovil

Pri zaznavanju plovil na morju, ni pomembno le, da plovila zaznamo, temveč tudi, da pridobimo dobre ocene točnosti zaznave. Poskusi preverjanja so navadno manj uspešni zaradi pomanjkanja neodvisnih podatkov o položajih plovil, ki bi bili dostopni v času snemanja satelitskega posnetka. Kljub temu je za uporabnike podatkov, pridobljenih s satelitskih posnetkov, pomembno v dani situaciji vedeti kakšen je odstotek plovil, ki so ostala nezaznana (Greidanus, 2005). Treba je tudi ugotoviti, katere so tiste značilnosti, ki vplivajo na to, da plovila ostanejo neodkrita, in kakšni so vzroki lažnih alarmov. Kot je zapisano v članku Kanjir *et al.* (2018), nobena od analiziranih tehnik iz preglednih strokovnih člankov o zaznavanju plovil ni vseskozi boljša od drugih. Zato lahko trdimo, da nobena od tehnik ni najboljša za vse satelitske tipe in nobena obenem najbolj primerna za posamezni satelitski senzor. To je predvsem posledica različnih pristopov algoritmov, ki so bili razviti za specifične naloge (Greidanus, 2005).

Kot sem že omenila, so največji izziv številni lažni alarmi, ki so še posebej izraziti, če je morska gladina tako kompleksna, da je na njej prepoznavanje težko celo z vizualnim pregledom. V praksi so lažni alarmi veliko pogostejši problem kot lažni negativni, tj., plovila, ki so izpuščena pri zaznavanju.

Za ovrednotenje metod zaznave so v rabi naslednji mere:

$$Nd_{true} = \text{Št. pravilno zaznanih plovil} = \text{Št. resnično pozitivnih} \quad (1)$$

$$Nd_{false} = \text{Št. napačno zaznanih plovil} = \text{Št. lažnih alarmov} = \text{Št. napačno pozitivnih} \quad (2)$$

$$Nd = \text{Št. zaznanih plovil} = Nd_{true} + Nd_{false} \quad (3)$$

$$N_u = \text{Št. nezaznanih plovil} = \text{Št. napačno negativnih} \quad (4)$$

$$N_r = \text{Št. dejanskih plovil} = Nd_{true} + N_u \quad (5)$$

Prav tako so v rabi naslednje mere s katerimi merimo učinkovitost zaznavanja plovil: razmerje zaznave (ang. *detection ratio*), razmerje zgrešenih plovil (ang. *missing ratio*), razmerje napačno zaznanih plovil (ang. *false ratio*), točnost in parametri napak (ang. *error figure*). Omenjene mere so definirane kot:

$$P_d = \text{Verjetnost zaznave} = \text{Razmerje zaznave} = \frac{Nd_{true}}{N_r} \quad (6)$$

$$\text{Razmerje zgrešenih plovil} = \frac{N_u}{N_r} = 1 - P_d \quad (7)$$

$$\text{Točnost} = \frac{Nd_{true}}{Nd} \quad (8)$$

$$\text{Razmerje napačno zaznanih plovil} = \frac{Nd_{false}}{Nd} = 1 - \text{Točnost} \quad (9)$$

$$\begin{aligned} \text{Parametri napak} = & \text{Razmerje pogręšanih plovil} \quad (10) \\ & + \text{Razmerje napačno zaznanih plovil} \end{aligned}$$

Za pridobitev referenčnih podatkov oziroma dejanskih položajev plovil in njihovih lastnosti so največkrat v rabi podatki, ki so ročno identificirani (glej Bi *et al.*, 2010; Corbane *et al.*, 2010; Kanjir *et al.*, 2014; Liu *et al.*, 2014). Odločitev za ročno identifikacijo je navadno posledica pomanjkanja razpoložljivih podatkov AIS ali kakršnih koli drugih referenčnih podatkov za obravnavano območje. Študijo, v kateri so avtorji postavili testne točke na plovila in zbrali terenske meritve, so opravili Pegler *et al.* (2007).

Še eno merilo, ki je prav tako pomembno pri oceni procesa zaznavanja plovil, je časovna poraba, oziroma to, kako dolgo algoritem potrebuje za izvedbo celotnega postopka do končnih rezultatov. S hitro rastočo velikostjo satelitskih posnetkov postaja časovna učinkovitost algoritmov vedno bolj pomembna, kar posledično prinaša tudi nove izzive pri zaznavanju plovil s posnetkov daljinskega zaznavanja (Zou in Shi, 2016). Hiter procesni čas je še posebej pomemben za aplikacije, ki spremljajo plovila v realnem času in ko je treba rezultate dostaviti hitro (npr. v primeru reševanja prebežnikov na morju). Čas, porabljen za izračun, je močno odvisen tudi od strojne opreme računalnika.

4.2 Združevanje podatkov različnih senzorjev

Optični satelitski posnetki se lahko uporabljajo samostojno ali kot eden izmed več virov za zaznavanje plovil. Za zanesljivejše odkrivanje plovil lahko z metodo združevanja podatkov (ang. *data fusion*) pridobimo položaje plovil iz različnih virov naenkrat. Iz kombiniranih opazovanj visokoločljivih optičnih senzorjev naj bi po Bannister in Neyland (2015) v teoriji pridobili vsak dan eno ali več fiksnih položajev velikih (≥ 100 m) ladij in ene manjše ladje (≈ 20 m) vsakih 1 – 4 dni. Potencialni viri za združevanje, ki dajejo najbolj gotove in najpogostejše položaje plovil na morju, so že opisani v poglavjih 3.2. in 3.3.

V pomorstvu se najpogosteje uporablja združevanje s podatki AIS ali VMS, ki zagotavljajo tudi najpogostejša opazovanja plovil in ki so glavni nadzorni sistem pri nedovoljenem ribolovu na morju. Pri združevanju satelitskih podatkov in podatkov AIS/VMS interpoliramo ali ekstrapoliramo položaje AIS/VMS pred zajetjem satelitskega posnetka ali po njem. Sistemi, kot so AIS/VMS, na splošno zagotavljajo poti plovil (tj. časovno serijo zaznanih položajev plovil, ki jih med seboj lahko povežemo v trajektorijo plovbe), medtem ko sistemi za opazovanje Zemlje dajejo položaje plovil z enega samega posnetka (Dekker *et al.*, 2013). S slednjimi je potek plovbe zato teže povezati, saj operiramo z manj

podatki. Pri uporabi različnih prostorskih podatkov se lahko pojavijo položajne negotovosti, ki so posledica nenatančnega georeferenciranja, in ki lahko postanejo velike, kadar interpoliramo daljše intervale signalov AIS/VMS.

Obstajajo tudi raziskave, kjer so znanstveniki združevali optične in SAR posnetke (npr. Brekke *et al.*, 2008), a tu se srečamo s problemom časa zajema, saj snemanje z obema senzorjema ni sočasno. Ta problem bi ostajal, četudi bi bila oba senzorja pritrjena na isto platformo, saj se širina pasu pri optičnih satelitih ne bi prekrivala s širino pasu satelitov SAR. Optični sistemi namreč opazujejo Zemljo okvirno v nadirju (od zgoraj navzdol), medtem ko radarski snemajo površje vstran. Kot drugo je tudi prehodni čas obeh sistemov drugačen. Optični sistemi pogosto preletavajo Zemljino površino okoli 10:30 po lokalnem času, s čimer zajemajo optimalno optično osvetlitev in statistično manjšo oblačnost, medtem ko sateliti SAR preletavajo Zemljo ob 6. uri zjutraj ali ob 18. popoldne, saj je snemanje v zori/mraku ugodnejše zaradi energetskega vidika. Tudi če bi združili oba satelitska sistema, ki bi lahko opazovala zemeljsko površino pod približno istimi vpadnimi koti na isto platformo, bi bila torej kvaliteta vsaj enega od obeh posnetkov slabša kot v njihovih normalnih pogojih. Prav tako bi bil pri takem združevanju pomemben premislek glede izbire primernih radarskih valovnih dolžin in polarizacij pri združevanju z optičnimi posnetki (Huang *et al.*, 2010).

Le omejen nabor strokovnih člankov pa obravnava združevanje optičnih in drugih virov (Dekker *et al.*, 2013; Jubelin in Khenchaf, 2014).

Jubelin in Khenchaf (2014) navajata, da bi uporaba različnih algoritmov za posamezni senzor posebej povzročila dodatne stroške razvoja, vzdrževanja in težav pri usposabljanju operaterjev; uporaba le enega univerzalnega algoritma bi omejila te težave in olajšala združevanje omenjenih dveh tipov satelitskih posnetkov. Po mojem mnenju to ne drži. Menim, da bi morali operativni sistemi uporabljati ustrezne algoritme za določene podatke, saj bi namenski algoritmi za optične in radarske podatke zagotovo dali boljše rezultate kot eden sam za vse podatke. Rezultati, ki jih pridobimo iz optičnih in radarskih posnetkov, so v osnovi različni; tega zaenkrat še ne preseže nobeden od razvitih algoritmov. Jubelin in Khenchaf (2014) sta edina avtorja, ki sta razvila algoritem za odkrivanje plovil, ki deluje tako na optičnih kot tudi na radarskih posnetkih vseh prostorskih ločljivostih.

V tej disertaciji se z združevanjem optičnih in drugih podatkov nisem ukvarjala, saj bi to presegalo obseg naloge.

4.3 Povzetek in sklepi

V tem poglavju sem detajlneje opisala vse korake obdelave zaznavanja in klasifikacije plovil z optičnih satelitskih posnetkov. Najprej je predstavljen opis ločevanja kopnega in morja s posnetka. Nato je opisan del, kjer iz posnetka odstranimo okoljske vplive (npr. oblake, valove, sončev odboj). Sledi najpomembnejši del procesa - zaznavanje kandidatov plovil, kjer s posnetka pridobimo objekte, ki predstavljajo potencialna plovila. Te v naslednjem koraku ločimo med plovila in neplovila oziroma jih primerno klasificiramo v razrede glede na njihove lastnosti. Pridobljene rezultate na koncu še ovrednotimo. V poglavju sledi opis združevanja optičnih in ostalih podatkovnih virov, ki bi lahko prispevali k boljši zaznavi plovil na morju. V vsakem podpoglavju je navedena tudi literatura, ki se ukvarja z obravnavano tematiko.

5 OCENJEVANJE VPLIVOV NA LOKALNO OKOLJE – ZAZNAVANJE SPREMEMB V BEGUNSKIH TABORIŠČIH

V poglavju najprej predstavim uporabnost daljinskega zaznavanja za opazovanje begunskih taborišč in sprememb okolja kot posledico človeškega vpliva. Pozneje predstavim uporabljeno metodologijo časovnih vrst in opišem, kako sem določala vpliv na okolje na podlagi teh rezultatov.

5.1 Daljinsko zaznavanje in opazovanje begunskih taborišč

Kartiranje in opazovanje dinamik begunskih taborišč po vsem svetu s podatki daljinskega zaznavanja je razmeroma aktualna tema. Raziskave na to temo so opravljali npr. Braun *et al.* (2019); Giada *et al.* (2003); Kemper in Heinzel (2014); Kranz *et al.* (2010); Quinn *et al.* (2018); Tiede *et al.* (2017). Z obdelavo satelitskih posnetkov lahko preučujemo naslednje neposredne učinke, ki spremljajo širjenje begunskih taborišč:

- dinamiko taborišč, vključno s spremembami površine taborišča, njegovo strukturo in zgoščevanje njegovih delov. S podatki daljinskega zaznavanja lahko pomagamo oceniti skupno število ljudi, ki so prisotni v kampu;
- vpliv begunskih taborišč na okolje. Na podlagi sprememb v lesnih virih ali kmetijskih dejavnostih lahko prispevamo k oceni naraščajočega pritiska na naravne vire;
- izrabljanje lesa in mineralov v okolici taborišč. Trajnostno upravljanje z naravnimi viri lahko prispeva k dolgoročni stabilizaciji hitro priseljene regije.

Kar nekaj strokovnjakov se je tudi že ukvarjalo z vplivom begunskih taborišč na okolje s podatki daljinskega zaznavanja (npr. Braun *et al.*, 2016; Gorsevski *et al.*, 2012; Hagenlocher *et al.*, 2012; Kranz *et al.*, 2010). Krčenje gozdov, dezertifikacija, degradacija tal, netrajnostno črpanje in onesnaženje podtalnice so pojavi, ki jih lahko opazujemo v okolici begunskih taborišč. Kot so ugotovili Johannessen *et al.* (2001), so satelitski senzorji s prostorsko ločljivostjo od 10 do 30 m, npr. Landsat in SPOT, primerni za kartiranje okolic begunskih taborišč v merilu 1 : 40.000 in manj. Danes se jim pridružujejo tudi opazovanja, pridobljena s senzorjem Sentinel-2. Z naštetimi senzorji lahko obravnavana območja opazujemo pogosto ali celo periodično ter pridobivamo zanesljive in najnovejše informacije, kar je ključno za humanitarne organizacije. Po Braun *et al.* (2016) naj bi se naravni viri v celotnem območju v begunskem taborišču Dadaab (Kenija) med letoma 1997 in 2014 zmanjšali za skoraj 12 %, prav tako se naj bi med letoma 1972 do 2010 povečale površine begunskih taborišč za več kot 6 km², kar je velik vpliv in pritisk na okolje.

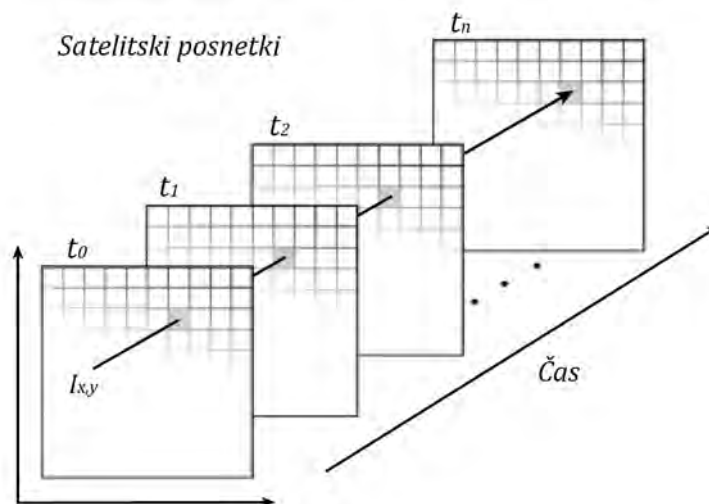
Pogosti način za določanje kazalnikov dinamike ekosistemov je uporaba spektralnih vegetacijskih indeksov, ki so povezani s fotosintetično zmogljivostjo rastlin, kot na primer NDVI (Myneni *et al.*, 1995; Pettorelli *et al.*, 2005; Potter *et al.*, 2003), saj z njimi lahko zaznavamo sezonske in medletne spremembe.

5.2 Zaznavanje sprememb z analizami časovnih vrst

Zaznavanje sprememb skozi čas se v daljinskem zaznavanju opravlja na posnetkih posnetih v različnih časovnih intervalih, kar je bistvenega pomena za ustrezno razumevanje sprememb in smeri statičnih dogodkov. Pri tem je pomembna izbira primernih arhivskih posnetkov, da zajamemo ključne spremembe v času. Glavne omejitve pri izbiri take metodologije so napake, ki se lahko pojavijo na posnetkih (npr. šum na posnetkih, oblačnost) ter dinamično vedenje vegetacije v daljšem časovnem obdobju. Kadar zaznavamo spremembe iz samo dveh časovnih obdobj, tvegamo, da trenutne fenološke spremembe zaznavamo kot dejanske spremembe površja (DeVries *et al.*, 2015).

Ker sateliti za opazovanje Zemlje zajemajo posnetke z visoko časovno ločljivostjo in ker posledično omogočajo velike zbirke podatkov, je smiselno razvoj zemeljskega površja preučevati v daljšem časovnem obdobju, upoštevaje veliko število posnetkov. Takšno obilico posnetkov na omenjenem področju imenujemo časovna vrsta. Njena prednost je, da lahko spremljamo dinamike površin v določenem obdobju. Analiza časovnih vrst po navadi ni mogoča, če je število razpoložljivih podatkovnih nizov premajhno za obravnavano območje (Verbesselt *et al.*, 2012a). Frekvenca, s katero so posnetki zajeti, bi morala biti sorazmerna z dinamiko situacije (npr. širjenje urbanih območij zahteva gostejše posnetke kot recimo opazovanje spremembe toka reke) (Lang *et al.*, 2015), kar seveda v praksi ni vedno možno.

Osnovni princip analize časovnih vrst je, da preučujemo kopico vseh satelitskih posnetkov oziroma indeksov, ki jih iz njih izračunamo, skozi čas. Sekvenca satelitskih posnetkov z določeno časovno frekvenco omogoča, da sestavimo časovno vrsto za določen piksel v prostoru, kar prikazuje slika 9. Položaj piksla predstavlja določeno območje na rastrskem posnetku, mora biti prostorsko skladen in imeti enako prostorsko razsežnost v vsakem posnetku časovne vrste, za kar poskrbimo v fazi predobdelave posnetkov. Z izvedbo analize časovne vrste želimo ugotoviti oziroma zaznati trend opazovanega pojava (rast, upadanje ali stagnacija) in identificirati sezonske, postopne ali nenadne spremembe.



Slika 9. Analiza časovnih vrst. Povzeto po: Stephan (2015).

Figure 9. Time-series analysis. Summarised from: Stephan (2015).

Ocenjevanje sprememb s časovnimi vrstami ni preprosto, saj so na posnetkih prisotne kombinacije sprememb, ki prikazujejo periodičnost, cikličnost, začasnost ali naključnost sprememb, predvsem vegetacijskega pokrova. Spremembe v grobem delimo v tri razrede (Verbesselt *et al.*, 2010):

- a) sezonske spremembe, ki so posledica sprememb letnih temperatur in padavin, ki vplivajo na fenologijo rastlin. Pomembno je poudariti, da se sezonskost lahko razlikuje od leta do leta, zato je pomembno ugotoviti, kaj so naravni in kaj antropogeni vplivi v določenem časovnem obdobju (Dutrieux *et al.*, 2015a);
- b) postopne spremembe, kot so medletne spremembe podnebja (npr. trendi v povprečnih letnih padavinah) ali postopne spremembe pri upravljanju z zemljišči ali pri degradaciji zemljišč, ter
- c) nenadne spremembe, ki jih povzročajo motnje, kot so na primer poseke, naravne nesreče, urbanizacija, poplave ali požari.

Zaznavanje sprememb v tem primeru ni omejeno samo na iskanje sprememb vegetacijskih procesov, ampak na skupek okoljskih dinamičnih procesov. Pri analizi sem pozorna predvsem na tiste spremembe, ki so lahko posledica povečanega števila prebivalcev v obravnavanih begunskih taboriščih. To so lahko nenadne ter postopne spremembe, oboje posledica človeških dejavnosti v kratkem oziroma relativno kratkem času.

Razvitih je mnogo različnih pristopov analiz časovnih vrst iz podatkov daljinskega zaznavanja. V disertaciji sem za analizo obsega in vrst sprememb na begunskih taboriščih izbrala metodologijo BFAST Monitor, ki jo detajlneje predstavljam v naslednjem podpoglavju. Z omenjeno metodo je bilo namreč mogoče oceniti verjetne vplive na okolje na lokalni in regionalni ravni.

5.2.1 Metodologija časovnih vrst (BFAST Monitor)

Metoda *Breaks For Additive Season and Trend Monitor* (BFAST Monitor) (Verbesselt *et al.*, 2012b) je bila primarno razvita in se tudi največkrat uporablja za odkrivanje sprememb vegetacijskega pokrova na podatkih Landsat in MODIS (ang. *Moderate Resolution Imaging Spectrometer*). Obenem ni specifična za neko določeno vrsto satelitskih podatkov in ni je potrebno omejiti na določeno časovno obdobje. BFAST Monitor je nadgrajena verzija algoritma BFAST (Verbesselt *et al.*, 2010). Medtem ko BFAST deluje le na zgodovinskih podatkih, BFAST Monitor omogoča zaznavanje sprememb v skoraj realnem času, pri čemer uporablja različne regresijske modele (sezonski, trendni, harmonični, trendno-harmonični itn.) za stabilna zgodovinska obdobja. V osnovi metodologija deluje tako, da računa trend na zgodovinskih časovnih vrstah in opazuje odstopanje od trenda na vrednostih posnetkov v času opazovanja. Izvaja se po naslednjih treh korakih (Potočnik Buhvald, 2018, povzeto po Verbesselt *et al.*, 2012b):

- 1.) Identificiranje stabilnega referenčnega obdobja. Časovna vrsta se razdeli na zgodovinsko obdobje in obdobje opazovanja (slika 10). Če se obdobje opazovanja začne v času t_n , je zgodovinsko obdobje opredeljeno kot obdobje $t_1 \leq t_i < t_n$, obdobje opazovanja pa kot preostanek časovne vrste, $t_n \leq t_i \leq t_N$.



Slika 10. Razdelitev obdobji časovne vrste pri algoritmu BFAST Monitor.

Figure 10. The division of time series in BFAST Monitor algorithm.

Za zanesljiv monitoring je bistvenega pomena, da je zgodovinsko obdobje stabilno, brez motenj in dovolj dolgo.

- 2.) Določanje modela stabilne referenčne periode (sezonski, trendni, harmonični, trendno-harmonični).
- 3.) Izvedba analize časovnih vrst v obdobju opazovanja sprememb. Rezultat časovne vrste je razdeljen na sezonsko komponento, komponento trenda in komponento napak. Spremembe, ki odstopajo od trenda, lahko tako kažejo na trajne »motnje« oziroma spremembe v prostoru (npr. požari, deforestacija, urbanizacija), medtem ko spremembe, ki nastajajo znotraj sezonske komponente, kažejo na fenološke spremembe (npr. spremembe pokrovnosti tal) (Verbesselt *et al.*, 2010).

Osnovni model časovnih vrst temelji na enačbi (15) (Verbesselt *et al.*, 2010):

$$Y_t = T_t + S_t + \varepsilon_t \quad (11)$$

$$t \in 1, \dots, n$$

kjer je:

t	časovna vrsta,
Y_t	opazovanja v času t ,
T_t	komponenta trenda,
S_t	sezonska komponenta in
ε_t	komponenta napak.

Spremembe se računajo kot mediana ostanka med predvidenimi in opazovanimi vrednostmi v obdobju spremljanja. Nastavitve parametrov modela lahko vplivajo na zaznane velikosti sprememb. V obravnavani nalogi sem opazovanja Y v času t obravnavala s sezonsko-trendnim modelom, ki je standarden model funkcije BFAST Monitor. Ta se je izkazal za najbolj primerne (v primerjavi z drugimi modeli nosi največji koeficient determinacije R^2), saj upošteva osnovni trend in sezonske spremembe v časovni vrsti, tako da se sezonsko-trendni vzorci odstranijo v nastalih preostankih. Sezonsko-trendni model je standardni linearni regresijski model, kjer je komponenta trenda T določena z linearno regresijo, sezonska komponenta S pa je določena s harmonično funkcijo. Sezonska komponenta je pomembna za zaznavanje letnih – predvsem fenoloških – sprememb, komponenta trenda je povezana z dolgoletnimi spremembami, komponenta napak ali ostanek pa nakazuje neenakomerne kratkoročne spremembe ali šume, ki jih najpogosteje povzročajo oblaki, prisotni na posnetku.

Model se računa po naslednji enačbi (Verbesselt *et al.*, 2012b):

$$y_t = \alpha_1 + \alpha_2 * t + \sum_{j=1}^k \gamma_j \sin\left(\frac{2\pi jt}{f} + \delta_j\right) + \varepsilon_t \quad (12)$$

kjer predstavljajo:

α_1	koeficient magnitude sprememb,
α_2	koeficient smeri sprememb (naklon),
γ_j	amplitude,
δ_j	faze,
f	frekvenca po enoti časa,
ε_t	komponenta napak in
k	harmonična doba za robustno odkrivanje motenj (po navadi je $k = 3$, kar pomeni opazovanja znotraj štirih mesecev).

Spremembe nastanejo takrat, ko uporabljeni model ni več stabilen. Pri tem uporabimo statistični test časovnih vrst modela v novih opazovanjih na podlagi algoritma MOSUM (ang. *MOving SUM*). Če model ostane stabilen, je vrednost MOSUM-a blizu nič, oziroma rahlo odstopa od te vrednosti. Ko njegova absolutna vrednost prekorači 5 % stopnjo tveganja, zaznamo prelomno točko oziroma spremembo. Obenem računamo tudi magnitudo spremembe oziroma velikost spremembe ne glede na

čas, v katerem jo je algoritem zaznal. Magnituda je opredeljena kot razlika med dejansko in pričakovano vrednostjo v obdobju zaznavanja sprememb (Potočnik Buhvald, 2018; Verbesselt *et al.*, 2012a, 2010).

Naivno bi bilo pričakovati, da nosijo vsa zgodovinska opazovanja popolne vrednosti za sezonsko-trendni model. Zato pri tej metodologiji uporabljamo samo tista opazovanja, ki lahko zagotovijo stabilni model. Pri tem zgodovinska opazovanja, ki jih upoštevamo, računamo po metodi obrnjene kumulativne vsote ostankov ali CUSUM (ang. *reversed-ordered-cumulative sum*). Ta se premika nazaj v času in ocenjuje kumulativne prediktivne napake, dokler se model, predstavljen v enačbi 12, ne poruši (za več detajlov glej Zeileis *et al.*, 2001). V splošnem metoda CUSUM deluje podobno kot pristop MOSUM, opisan v prejšnjem odstavku.

5.2.2 Ocenjevanje verjetnih vplivov na okolje

Za celostno oceno sprememb v neposrednem okolju begunskih taborišč so razviti različni prostorski indeksi, s katerimi lahko ovrednotimo posledice okoljskih sprememb v okolici begunskih naselij in celostnost ekosistemov (npr. Hagenlocher *et al.* (2012)). Pristopi vključujejo terenske podatke in podatke strokovnjakov na obravnavanem območju. Zaradi nezmožnosti pridobivanja podatkov na terenu se nisem lotila podobnega ovrednotenja. Ocena verjetnih vplivov na okolje je v disertaciji določena na podlagi verjetnostnih razredov, ki so bili definirani glede na velikost negativne magnitude zaznanih sprememb, pridobljene z analizo časovnih vrst BFAST Monitor, opisane v prejšnjem podpoglavju. Rezultati predstavljajo tri razrede, ki so določeni empirično, in sicer glede na jakost negativno zaznane magnitude: visok ali zelo verjeten vpliv na okolje, zmeren ali verjeten vpliv ter majhen ali manj verjeten vpliv na okolje.

5.3 Povzetek in sklepi

V poglavju so predstavljeni možni neposredni učinki, ki spremljajo širjenje begunskih taborišč, ki jih lahko preučujemo z obdelavo goste serije časovnih satelitskih posnetkov. Naštete so raziskave, ki so se s podobno temo ukvarjale do sedaj. Nato sem opisala princip delovanja časovnih vrst, kjer preučujemo kopico vseh satelitskih posnetkov oziroma indeksov, ki jih iz njih izračunamo, skozi čas. Detajlno sem opisala predvsem delovanje algoritma za analizo časovnih vrst BFAST Monitor, ki ga uporabim v nalogi. Poglavje se konča z opisom ocenjevanja verjetnih vplivov na okolje, ki so v primeru te disertacije razdeljeni v tri verjetnostne razrede glede na velikost negativne magnitude.

II. PRAKTIČNI DEL

6 ŠTUDIJSKA OBMOČJA IN UPORABLJENI PODATKI

V poglavju je predstavljen nabor podatkov, ki sem jih uporabila v disertaciji. Na kratko so opisana tudi izbrana študijska območja, na katerih so ti podatki testirani. Za zaznavanje plovil sem uporabila tiste visoko ločljive posnetke, ki sem jih za potrebe naloge lahko pridobila v sklopu raziskovalnih projektov na Inštitutu za antropološke in prostorske študije ZRC SAZU. Srednje ločljive posnetke Sentinel-2, ki so brezplačno dostopni, sem pridobila za tista območja, ki se realno srečujejo s povečanimi migracijami prebežnikov.

6.1 Morje in obala

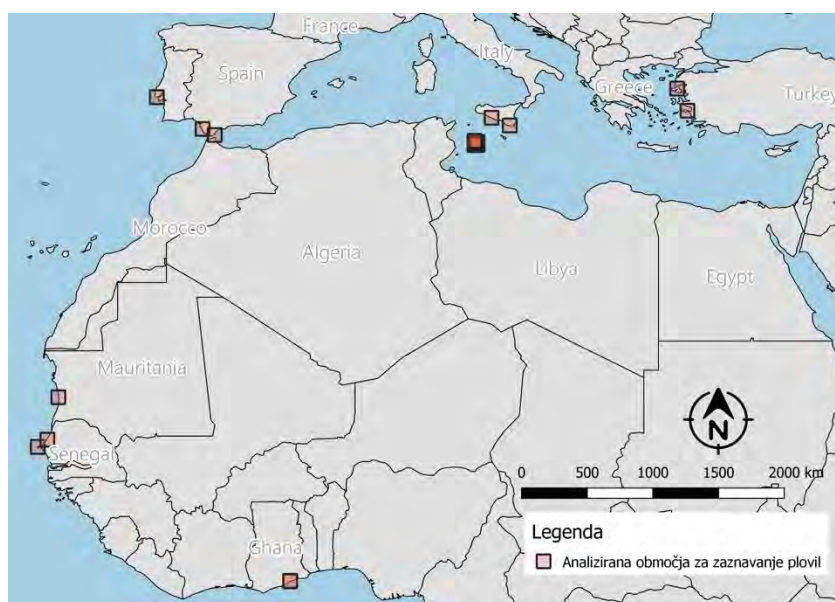
Za obširno preizkušanje učinkovitosti in robustnosti metode za zaznavanje in klasifikacijo plovil, razvite za potrebe te doktorske disertacije, sem izbrala večje število satelitskih posnetkov različnih senzorjev v različnih vremenskih stanjih (glej preglednico 1). Preizkušeni posnetki omenjenih satelitov so reprezentativni predstavniki v svojih razredih prostorske ločljivosti, večina le teh ima zelo visoko prostorsko ločljivost ($< 0,6$ m). Prav tako sem analizirala posnetke senzorja Sentinel-2 s prostorsko ločljivostjo 10 m. Vsi uporabljeni posnetki vsebujejo rdeč, zelen, moder in NIR kanal. Predstavljeni kraji v preglednici so območja rednega prehajanja prebežnikov po morju (glej sliko 11).

Preglednica 1. Preglednica prikazuje satelitske posnetke, na katerih sem testirala razviti algoritem za zaznavanje plovil.

Table 1. The table shows satellite images on which the developed vessel detection algorithm was tested.

Senzor	Območje	Čas snemanja	Prostorska ločljivost (PAN/MS) [m]
GeoEye	Cadiz (ES)	7. 10. 2011	0,5/2,0
	Dakar (SN)	24. 3. 2013	
	Lampeduza (IT) (3 posnetki)	14. 7. 2013	
	Mboro (SN)	10. 3. 2013	
	Nouakchott (MR)	8. 10. 2011	
	Oeiras (PT)	2. 1. 2013	
IKONOS	Akra (GH)	7. 3. 2013	1,0/4,0
	Lampeduza (IT)	1. 4. 2011	
	Lampeduza (IT)	4. 12. 2003	

QuickBird	Pozallo (IT)	29. 6. 2004	0,65/2,5
WorldView-2	Akra (GH)	14. 3. 2013	0,5/2,0
	Lampeduza (IT)	7. 9. 2013	
Sentinel-2	Lezbos (GR)	16. 10. 2016	-/10,0
	Samos (GR)	15. 9. 2017	
	Lampeduza (IT)	10. 10. 2016	
	Sicilija – Agrigento (IT)	15. 9. 2017	
	Gibraltarska ožina	30. 8. 2017	



Slika 11. Prikaz študijskih območij zaznavanja plovil.

Figure 11. Areas of study cases for vessel detection.

Za zaznavo plovil je primerna uporaba posnetkov (zelo) visokih ločljivosti (VHR), obenem so potrebna tudi opazovanja na velikih območjih. To je pomembno zato, da se čim bolj poveča verjetnost, da se bodo na posnetkih v določenem času in kraju pojavila plovila (Bannister in Neyland, 2015). Ta dva avtorja sta tudi pokazala, da so, v teoriji, kombinirana opazovanja posnetkov VHR na istem območju sposobna vsak dan zagotavljati en ali več položaj/ev velikih ladij (≥ 100 m) in en položaj manjšega (≈ 20 m) plovila na vsakih 1- 4 dni.

Satelitski posnetki VHR so bili pridobljeni v sklopu evropskega projekta FP7 (Sedmi okvirni program) NEREIDS - *New Service Capabilities for Integrated and Advanced Maritime Surveillance* (NEREIDS, 2014), posnetki Sentinel-2 pa so pridobljeni preko spletnega servisa Sentinel Hub (Sentinel Hub, 2019). Časovna izbira posnetkov za samo izvedbo algoritma ni pomembna; izbrani posnetki so naključno uporabljeni zgolj zaradi prilagoditve algoritma na specifičen satelitski senzor.

Vsi satelitski posnetki so bili pred uporabo predobdelani. Pri posnetkih, ki imajo dostopen pankromatski kanal, sem multispektralne kanale prevzorčila na pankromatsko ločljivost (ang. *pansharpening*) z metodo intensity-hue-saturation (IHS). Vsi posnetki so bili enako obdelani kot posnetki, ki sem jih uporabljala za potrebe preučevanja vpliva na okolje, opisanem v naslednjem podpoglavju.

6.2 Begunska taborišča

6.2.1 Študijska območja

Večina prebežnikov prispe na sredozemske otoke z majhnimi plovili neposredno iz Turčije (grški otoki) ali iz severnih afriških držav. Prva tri študijska območja predstavljajo tri glavne žariščne begunske točke na otokih Egejskega morja, kjer se srečujemo z največjo preobremenjenostjo taborišč v Grčiji: begunski taborišči Kara Tepe in Moria na otoku Lezbos (slika 12), taborišče Vathy na otoku Samos (slika 13) ter taborišče Vial na otoku Hios (slika 14). Četrto študijsko območje predstavlja ograjeno taborišče Hal Far na skrajno južnem delu Malte (slika 15), peto, locirano v središču Sicilije v Italiji, je sedaj že zaprto taborišče Cara di Mineo (slika 16).

Natančne položaje begunskih taborišč je pogosto zaradi varnostnih razlogov težko pridobiti.

6.2.1.1 Begunski taborišči Kara Tepe in Moria (otok Lezbos, Grčija)

Begunski taborišči Kara Tepe in Moria ležita na vzhodni strani Egejskega otoka Lezbos. Obe taborišči sta bili v letu 2015, ko je na dan prispelo na otok tudi do 3300 ljudi, med najbolj zasedenimi begunskimi taborišči v Grčiji. Naraščajoči dotok novih ljudi je povzročil izjemen pritisk na otok, predvsem zato, ker je število priseljencev drastično preseгло kapaciteto sprejema. Samo v taborišču Moria je od poletja 2019, ko je bilo tam okoli 5000 prebivalcev (kapaciteta Morie je za okoli 3000 ljudi), to število v pol leta narastlo na 19.000 (Grant *et al.*, 2020). Pri ustreznem sprejemu prebežnikov hudo primanjkuje osebja, prav tako so življenjske razmere v obeh taboriščih zaskrbljujoče, kar izpostavlja prebežnike k hudim tveganjem. Bivanje v teh tranzitnih taboriščih je, ko je bila balkanska pot še odprta, trajalo od dva do tri dni, nekateri prebežniki so čakali na urejene dokumente za nadaljnjo pot po Grčiji in ostali Evropi tudi po več kot deset dni. To se je spremenilo marca 2016, ko so države ob zahodni balkanski poti zaprle svoje meje. Več sto priseljencev je bilo v okviru spornega dogovora med EU in Turčijo o upravljanju migracijskih poti poslanih nazaj v Turčijo, kar nekaj jih je obstalo v Grčiji in čakajo na azil ali na selitev.²⁰ Danes prebežniki čakajo na azil tudi dve leti.

Cene za prečkanje morja iz Turčije na grški otok Lezbos se gibljejo med 600 in 2500 ameriškimi dolarji, prečkanje morja z gumijastim čolnom čez kanal traja ob lepem vremenu med eno in dvema urama, če

²⁰ Na grških otokih je bilo marca 2018 v tako imenovanih sprejemnih centrih, ujetih okoli 11.000 ljudi, v celinski Grčiji pa več kot 30.000 (Videmšek, 2018). Ti prebežniki so v večini ostali ujeti tam ob zaprtju balkanske migracijske poti. V aprilu 2020 je samo na Egejskih otokih 35.000 prosilcev za azil prebivalo v objektih, namenjenih za manj kot 6000 ljudi (UNHCR, 2020b).

je morje valovito, pa dlje (Hernandez in Stylianou, 2016). Slika 12 prikazuje najpogostejše poti iz Turčije na otok Lesbos in položaja obeh begunskih taborišč.



Slika 12. Najpogostejša prečkanja prebežnikov na otok Lesbos (Grčija) po morju iz Turčije. Z rdečo sta označena položaja obeh obravnavanih begunskih centrov, Kara Tepe in Moria. Slika je povzeta po: Hernandez in Stylianou (2016).

Figure 12. The most frequent migrant routes used while reaching the island of Lesbos (Greece) by sea from Turkey. Locations of the two refugee centres, Kara Tepe and Moria, are marked with red points. This figure is summarized from: Hernandez and Stylianou (2016).

6.2.1.2 Begunsko taborišče Vathy (otok Samos, Grčija)

Begunsko taborišče Vathy se nahaja ob istoimenskem mestecu na severovzhodu Samosa (Grčija), otoka, ki je manj kot dva kilometra oddaljen od turške meje. Taborišče, ki je bilo ustanovljeno v začetku leta 2016 na območju nekdanje vojaške baze, ima kapaciteto sprejema okoli 650 ljudi, od januarja 2020 v njem prebiva okoli 6800 ljudi (InfoMigrants, 2020). Njegova površina danes obsega vsega skupaj 5 hektarjev (slika 13). Prebežniki so nastanjeni v prenapolnjenih kontejnerjih, veliko ljudi si je v okolici uradnega taborišča postavilo improvizirane šotore. Sanitarna in zdravstvena oskrba sta trenutno v taborišču popolnoma nezadostni. Prebivalci se nenehno srečujejo s stenicami in garjami, ženske, ki predstavljajo več kot 20 % populacije v taborišču, imajo na voljo le štiri sanitarije, za celo taborišče je na voljo le en zdravnik, en psiholog in hudo preobremenjena lokalna bolnišnica. Zaradi prenatrpanosti, resnično slabih razmer v begunskem taborišču in recentnega požara je grška vlada sporočila, da

namerava taborišče zapreti do konca leta 2020, prebežnike prestaviti v novo, zaprto taborišče blizu vasi Mytilinioi. S tem nameravajo problem na Samosu ter na ostalih otokih, ki se srečujejo s podobnim problemom, prestaviti v zaprta taborišča v notranjost otoka, stran od oči domačinov in turistov.



Slika 13. Begunsko taborišče Vathy na otoku Samos v Grčiji (označen z belim krogom). Število ljudi, ki trenutno živi v njem, za okoli desetkrat presega kapaciteto taborišča. (Podlaga: Google Earth, 2020)

Figure 13. Vathy Refugee Center on the island of Samos in Greece (marked with white circle). The number of people currently residing there is about ten times the capacity of the camp. (Background: Google Earth, 2020)

6.2.1.3 Begunsko taborišče Vial (otok Hios, Grčija)

Grški otok Hios, ki je v severnem egejskem morju, je v najbližji točki oddaljen le okoli šest kilometrov od turške meje. Begunsko taborišče Vial (slika 14), ki je v notranjosti otoka, je bilo zgrajeno z namenom nastanitve okoli 1100 ljudi, trenutno jih v njem živi okoli 5000 (France-Presse, 2020). Nekaj jih živi v zabojnikih, večina v šotorih ter barakah brez elektrike in tekoče vode. Edino ogrevanje, ki ga imajo v mrzlih mesecih, so drva, ki jih naberejo v okolici. Podobno kot prej omenjena taborišča se tudi Vial srečuje s prenapolnjenostjo, sanitarnimi težavami, slabim duševnim zdravjem prebežnikov in hudim pomanjkanjem vode. Prav tako je za prebivalce tam zelo nevarno.



Slika 14. Slika prikazuje begunsko taborišče Vial na otoku Hios v Grčiji. (Posnetek: Google Earth, 2020)

Figure 14. The image shows the Vial refugee camp on the island Chios in Greece. (Image: Google Earth, 2020)

6.2.1.4 Begunsko taborišče Hal Far, Malta

Begunsko taborišče Hal Far na Malti je odprto, a ograjeno begunsko taborišče, zgrajeno na nekdanjem letališču (slika 15), kjer trenutno prebiva okoli tisoč – večinoma afriških – migrantov (InfoMigrants, 2020). Zgrajeno je bilo že leta 2005. Center na splošno nudi spalne prostore v obliki sob, kjer biva od štiri do 24 oseb, ali mobilnih kovinskih zabojnikov za okoli osem ljudi. Prav tako kot v Grčiji, so življenjske razmere za prebežnike v odprtih centrih na Malti zaradi prenaseljenosti in pomanjkanja sredstev izjemno zahtevne, prebivalci se predvsem srečujejo z resnimi higienskimi težavami, nemiri, pomanjkanjem hrane, itd.



Slika 15. Begunsko taborišče Hal Far na skrajnem jugu Malte. (Podlaga: Google Earth, 2020)

Figure 15. Hal Far refugee camp at the southern extreme of Malta. (Background: Google Earth, 2020)

6.2.1.5 Begunsko taborišče Cara di Mineo, Sicilija, Italija

Nekoč največji sprejemni center za prosilce za azil v Evropi, begunsko taborišče Cara di Mineo na Siciliji, je od julija 2019, z odredbo notranjega ministra Italije Mattea Salvinija, zaprto. V vrhuncu delovanja taborišča (oziroma v času begunske krize v Evropi) leta 2014, je v njem živelo več kot 4000 ljudi (BBC, 2019), kar je bila njegova dvakratna zmogljivost. Za taborišče je veljalo, da je bil kraj brez zakonov, ki naj bi mu vladale različne italijanske mafijske organizacije. Te so iz prebežnikov in samega delovanja taborišča hotele iztržiti čim več dobička in so posledično zato zmanjševale stroške vseh osnovnih obratov. V taborišču ni bilo dovolj vode, niti elektrike, prebežniki so živeli v nehigienskih in težkih življenjskih razmerah, čakalne dobe za zaslišanje za azil so bile dolge. Gibanje ljudi iz in v taborišče, ki je bilo skrbno ograjeno, je bilo omejeno. Zaradi revščine so bili prebežniki v taborišču pogosto prisiljeni v beračenje ali prodajanje spolnih uslug v bližnjih mestih (Pai, 2018). Zaprtje taborišča ni povzročilo reforme sprejema prebežnikov v Italiji, temveč je sovpadlo z zaprtjem pristanišč in še večjo kriminalizacijo migracij. Slika 16 prikazuje položaj taborišča v notranjosti Sicilije.



Slika 16. Cara di Mineo, situiran v notranjosti Sicilije (Italija), je bil nekoč največji sprejemni center za begunce v Evropi, a je danes že zaprt. (Podlaga: Planet Labs Inc., 2020)

Figure 16. Cara di Mineo, located in the interiors of Sicily (Italy) was once Europe's biggest camp for migrants and asylum seekers and is nowadays closed. (Background: Planet Labs Inc., 2020)

6.2.2 Podatki

Za vse študijske primere sem uporabila obstoječe brezplačne podatkovne vire optičnega satelita Sentinel-2 (S-2). V Grčiji sem za opazovanje izbrala begunska taborišča Kara Tepe in Moria na otoku Lezbos, taborišče Vathy na otoku Samos ter Vial na otoku Hios, na Malti sem analizirala begunsko taborišče Hal Far, na Siciliji (Italija) pa taborišče Cara di Mineo.

Delo s časovnim nizom S-2 podatkov vključuje obdelavo velikih količin podatkov. Za dostop do satelitskih posnetkov sem uporabila knjižnico eo-learn (eo-learn, 2020), ki omogoča enostaven in hiter prenos velike količine satelitskih podatkov preko spletnega servisa Sentinel Hub (Sentinel Hub, 2020). Za obdelavo sem pridobila večspektralne posnetke S-2A in S-2B z oblačnostjo manjšo od 20 %, od začetka snemanj (sredina leta 2015), do konca leta 2019. Preneseni posnetki so bili predobdelani do stopnje 2A, kar pomeni, da so taki posnetki že ortorektificirani, projicirani v projekcijo UTM z natančnostjo povprečno pol piksla (okoli 5 m), obdelani z atmosferskimi in topografskimi popravki. Vrednosti pikslov so zato odbojne vrednosti z odstranjenim vplivom atmosfere ali BOA (ang. *Bottom Of the Atmosphere*). Ker vsi posnetki od začetka snemanj do konca oktobra 2016 na omenjeni platformi

še niso preobdelani do stopnje 2A, smo za tisto obdobje vzeli posnetke stopnje 1C, ki pa niso atmosfersko in topografsko predobdelani, njihove vrednosti pa zato predstavljajo odbojne vrednosti, brez upoštevanega vpliva atmosfere ali TOA (ang. *Top Of the Atmosphere*). Časovna vrsta tega obdobja je v primerjavi s kasnejšimi obdobji redkejša, saj je v tem času deloval samo prvi od dveh satelitov, Sentinel-2A (po marcu 2017 je časovna vrsta gostejša, saj se je senzorju S-2A pridružil tudi senzor S-2B). Vrednosti BOA in TOA v časovni vrsti ne odstopajo znatno, zato so posnetki med seboj primerljivi. Iz nabora pretočenih podatkov sem ročno izločila tiste z veliko oblaki in se s tem izognila napačnim vrednostim v časovni analizi. Število analiziranih posnetkov za posamezno študijsko območje prikazuje preglednica 2.

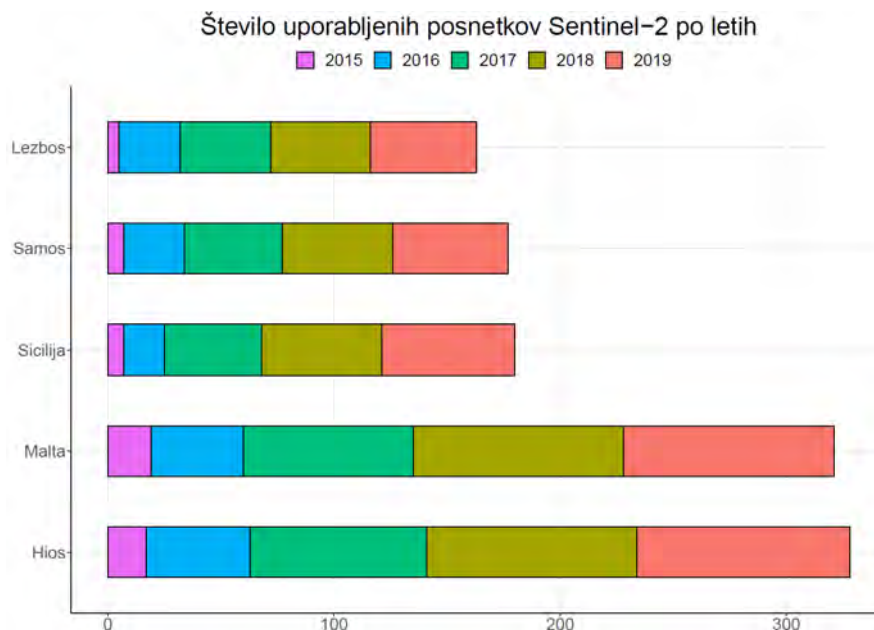
Poleg štirih spektralnih kanalov, iz katerih izračunam vegetacijski indeks NDVI, sem iz spletnega servisa SentinelHub pridobila tudi maske oblakov. Na podlagi maske oblakov posnetka oziroma njegovih derivatov odstranimo območja, na katerih podatke o zemeljskem površju prekrivajo oblaki, zato jih izključimo iz nadaljnje obdelave. Pomembno je, da je maska oblakov visoke kakovosti in da z njo pravilno odstranimo oblake iz posnetka.

Preglednica 2. Število obdelanih posnetkov Sentinel-2, velikost opazovanega območja ter časovni razpon razpoložljivih posnetkov na obravnavanih območjih begunskih taborišč.

Table 2. Number of processed Sentinel-2 images, the size of the observed study area and time range of available images in the considered areas of refugee camps.

Študijsko območje	Št. posnetkov z oblačnostjo < 20 %	Velikost opazovanega območja	Datum prvega posnetka	Datum zadnjega posnetka
Kara Tepe/Moria (Lezbos, GR)	163	6 x 4 km	2. 8. 2015	9. 12. 2019
Vathy (Samos, GR)	175	0,9 x 1,3 km	2. 8. 2015	14. 12. 2019
Vial (Hios, GR)	325	1,4 x 1,3 km	16. 7. 2015	17. 12. 2019
HalFar (MLT)	321	3 x 2,3 km	28.6.2015	29.12.2019
Cara di Mineo (Sicilija, IT)	179	5 x 4,6 km	28.6.2015	29.12.2019

Konstelacija satelitov Sentinel-2 je z obema satelitoma dosegla 5-dnevno globalno periodično snemanje zemeljskega površja. Število posnetkov nekega območja je tako okoli 70 na leto, na območjih, kjer se tirnici preleta prekrivata, pa še enkrat toliko. Prav tako je treba upoštevati, da je število uporabnih posnetkov odvisno od prisotnosti oblakov na območju, ki ga opazujemo. V nekaterih regijah po svetu (predvsem ekvatorialna območja) je verjetnost oblačnih opazovanj večja od 80 % (Wilson in Jetz, 2016). Iz preglednice 2, ki prikazuje število uporabnih posnetkov glede na študijsko območje, je razvidno, da je za otok Hios in Malto dostopnih skoraj enkrat več posnetkov kot za študijska območja na Lezbosu, Samosu in Siciliji. Po pregledu sem ugotovila, da je to posledica prekrivanja tirnic na analiziranem območju.



Slika 17. Število uporabnih posnetkov Sentinel-2 za posamezno študijsko območje. Za begunski taborišči Hios in Malta je zaradi prekrivanja tirnic na voljo veliko več posnetkov, kot za taborišča na Lezbosu, Samosu ali Siciliji.

Figure 17. The number of analysed Sentinel-2 data for each of the study areas. Because of overlapping orbits more images are available for refugee camps on Hios and Malta than camps on Lesbos, Samos or Sicily.

Časovne vrste satelitskih posnetkov za posamezno študijsko območje so bile za zaznavanje negativnih okoljskih sprememb analizirane od srede leta 2015 do konca leta 2019. Število uporabljenih posnetkov po letih glede na območje prikazuje slika 17.

Na posnetkih, ki so uporabljeni za analizo časovnih vrst, je njihova geometrična poravnava ključnega pomena. V tej nalogi posnetkov nisem poravnavala med seboj, saj sem za analizo časovnih vrst obdelovala satelitske posnetke Sentinel-2, kjer je trenutno več-časovna registracija med posnetki (tudi med posnetki v različnih orbitah) $0,3 \text{ piksla} \pm 2\sigma$ (ESA, 2020). Pri prostorski ločljivosti 10 m ta neskladnost ne igra ključne vloge pri natančnosti zaznave sprememb v begunskih taboriščih in njihovi okolici.

6.3 Povzetek in sklepi

Vse poskuse z algoritmi, ki bodo predstavljeni v nadaljevanju disertacije (poglavje 7), sem opravila na podatkih, ki so naštetih v tem poglavju. Za zaznavanje plovil so uporabljeni posnetki visokih in srednjih ločljivosti, za zaznavanje širjenja begunskih taborišč pa posnetki Sentinel-2. Poleg značilnosti uporabljenih posnetkov za oba sklopa doktorske disertacije sem opisala tudi študijska območja in pri begunskih taboriščih na kratko predstavila značilnosti specifične za posamezno območje. Pri zaznavanju plovil opazujem območja tako v Sredozemlju kot v zahodni Afriki. Begunska taborišča se nahajajo na tistih sredozemskih otokih, ki se že nekaj časa srečujejo s povečanim pritokom prebežnikov (Grčija, Italija, Malta).

7 METODOLOGIJA IN REZULTATI

V poglavju najprej predstavljam potek samodejnega algoritma za zaznavanje in klasifikacijo plovil z visoko ločljivih posnetkov, ki sem ga razvila za potrebe doktorske disertacije. Algoritem zaznavanja plovil je razvit na osnovi poteka, prikazanega v poglavju 4 (glej sliko 6). Rezultate algoritma sem testirala na posnetkih, predstavljenimi v prejšnjem poglavju ter rezultate ocenila kvantitativno. Opazovanja napačnih rezultatov, s katerimi se srečujemo pri samodejnem zaznavanju plovil in njegovih korakih, so prikazana v spodnjih poglavjih. Prav tako slikovno predstavim rezultate zaznave na različnih območjih.

Predstavim tudi rezultate zaznavanja sprememb s časovnimi vrstami BFAST Monitor na območju izbranih begunskih taborišč. Na koncu poglavja so predstavljeni rezultati natančnosti omenjenih metodologij.

Razviti algoritem je bil napisan v programskem jeziku R.

7.1 Zaznavanje plovil s satelitskih posnetkov

Algoritem samodejnega pridobivanja plovil s satelitskih posnetkov je sestavljen iz nekaj osnovnih korakov. V prvem koraku iz posnetka odstranim oziroma maskiram kopno, prav tako v tej fazi odstranim s posnetka oblake in druge okoljske vplive. Sledi zaznavanje kandidatov, kjer pridobim s posnetka objekte, ki predstavljajo potencialna plovila, v naslednjem koraku ločim plovila od neplovil. Pozneje vse segmente, ki predstavljajo potencialna plovila, še klasificiram, tako da so plovila razdeljena v razrede glede na njihove lastnosti. Rezultate na koncu ovrednotim. Celoten pristop temelji na robustnem in ponovljivem samodejnem postopku, ki omogoča zaznavanje in klasifikacijo plovil na visoko ter srednje ločljivih optičnih satelitskih posnetkih. Končni rezultati zaznavanja plovil za izbrane analizirane posnetke so slikovno predstavljeni na koncu doktorske disertacije v Prilogi A.

Celotna koda zaznavanja in klasifikacije plovil na posnetkih Sentinel-2 je na spletnem odložišču GitHub²¹, potek je detajlneje opisan v članku, objavljenem v strokovni reviji *Acta Astronautica* (glej Kanjir, 2019).

7.1.1 Maska morja in kopnega

Za samodejno razmejitev kopnega in morja sem uporabila segmentacijo na osnovi iskanja praga v histogramu, kjer je osnovni cilj razvrstiti piksele danega posnetka v dva ali več razredov; na ozadje (kopno) in na območje, ki nas zanima (morje s plovili). Segmentacijo sem izvedla na podobi NDWI

²¹ Koda je prosto dostopna na: https://github.com/ursulka/VesselDet_S2.git

(normaliziran diferencialni vodni indeks, ang. *Normalized Differential Water Index*), na posnetkih z več kot štirimi spektralnimi kanali pa na MNDWI (modificiran normaliziran diferencialni vodni indeks). Oba indeksa prikazujeta vodne objekte na podobi kot pozitivne vrednosti, medtem ko ima kopno navadno negativne vrednosti, zato jih je med seboj relativno lahko ločiti. Izbira indeksa je odvisna od tipa posnetkov, ki ga obdelujemo, v obeh primerih sta indeksa izračunana iz razmerij spektralnih kanalov.

Na posnetkih, ki imajo dostopne štiri spektralne kanale (R-G-B-NIR), npr. posnetki GeoEye, IKONOS, QuickBird, WorldView-2²², sem kopno in morje ločevala z indeksom NDWI s kombinacijo zelenega in infrardečega kanala, ki se računa kot (McFeeters, 1996):

$$NDWI = \frac{Zeleni - NIR}{Zeleni + NIR}, \quad (13)$$

kjer »Zeleni« pomeni zeleni kanal izbranega satelitskega posnetka ter NIR bližnji infrardeči kanal. Primer indeksa NDWI, izračunan na posnetek Geoeeye, prikazuje slika 18.

Posnetkom, ki vsebujejo več kot samo štiri spektralne kanale in vsebujejo kanal MIR (srednje infrardeči kanal), sem izračunala vrednosti MNDWI (Xu, 2006), ki se računajo kot:

$$MNDWI = \frac{Zeleni - MIR}{Zeleni + MIR}. \quad (14)$$

MNDWI sem torej računala zgolj na posnetkih Sentinel-2, ki vsebujejo srednje infrardeči kanal (MIR). Ta kanal ima pri senzorju S-2 nižjo prostorsko ločljivost (20 m) v primerjavi s kanali RGB in NIR, ki imajo 10 m ločljivost. Pred računanjem MNDWI sem zato višje ločljive kanale prevzorčila na enako ločljivost kot MIR kanal (20 m).

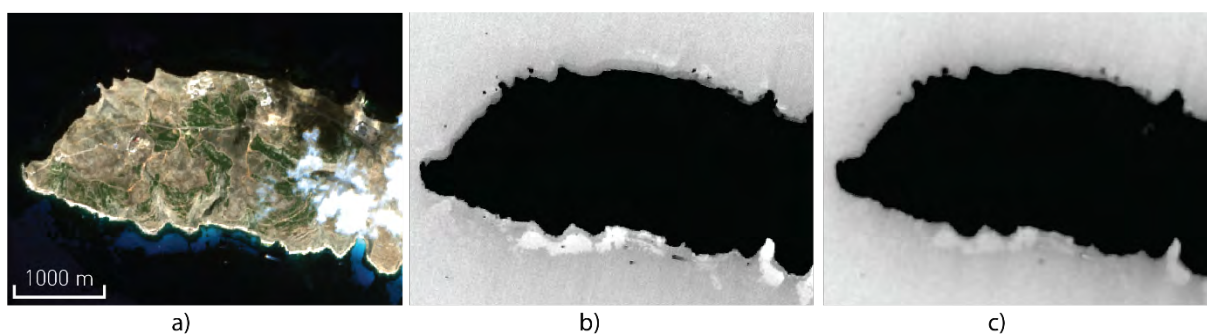
MNDWI temelji na NDWI, vendar z njim bistveno izboljšamo zaznavo voda. To sem preizkusila pri samodejnem ločevanju morja in kopnega na istem satelitskem posnetku S-2. Z indeksom MNDWI dobimo boljše rezultate zlasti tam, kjer so spektralne vrednosti vodnih teles bolj podobne odbojem zemeljskega površja (npr. lagune ali kalno morje). Ugotovila sem, da z uporabo kanala NDWI in NIR (bližnje IR) dobim več napak na morju, medtem ko pri uporabi MNDWI dobim več napak na kopnem. Primer ločevanja kopnega z uporabo obeh indeksov prikazuje slika 19. Indeks MNDWI je za zaznavanje plovil bolj primerna izbira, saj je bolje, da je maska morja pretirana in da izločimo napačno zaznane segmente pozneje, kot pa da morske površine ne zaznamo v celoti. Natančnejše ločevanje kopnega in morja med NDWI in MNDWI (na podatkih Landsat) smo pokazali v članku, objavljenem v reviji *Applied Geography* (Gregorič Bon *et al.*, 2018).

²² Posnetki WorldView-2 imajo v originalu osem spektralnih kanalov, a so satelitski posnetki, ki sem jih dobila za potrebe razvoja omenjenega algoritma, imeli samo osnovne štiri kanale.



Slika 18. Izvirni posnetek (levo) in NDWI (desno) na posnetku senzorja GeoEye južno od mesta Cadiz (Španija). Vodne površine so v beli barvi izrazito vidne pri izračunu indeksa NDWI, saj so njihove vrednosti višje od ostalih tipov pokrovnosti.

Figure 18. Original image (left) and NDWI (right) on the GeoEye sensor image south of Cadiz (Spain). Water surfaces are clearly visible using NDWI index; their values are higher than those of other types of land cover.



Slika 19. Primerjava ločevanja kopnega in morja z indeksoma b) NDWI ter c) MNDWI na posnetkih Sentinel-2.

Figure 19. Comparison of land mask on Sentinel-2 image with the index b) NDWI and c) MNDWI.

Prag za določanje kopnega in morja določim s histogramom vrednosti na indeksu (NDWI ali MNDWI), ki ima v idealnem primeru dva značilna vrhova (maksimuma): en vrh predstavlja spektralne vrednosti kopnih površin, drugi vrh pa spektralne vrednosti vodnih površin. Prag med obema vrhovoma se računa z iskanjem lokalnega minimuma na histogramu. Ko izračunam prag in ga uporabim na histogramu posnetka, dobim kot izhodni produkt dvojiško sliko vrednosti obeh razredov, morja in kopnega (0 in 1). Preden izločim kopno iz posnetka, masko zgladim z nizkoprepustnim filtrom (ang. *low pass filter*)²³, ki v primeru dvojiške slike izračuna povprečje (mean) piksla in njegove okolice. Premikajoči se filter dimenzije 9 x 9 pikslov se je po testiranju izkazal za najoptimalnejšega glede na analizirane posnetke, saj zgladi vse odstopajoče podatke tako, da jim zamenja trenutno vrednost z maksimalno vrednostjo sosednjih pikslov. Glajenje je uporabno, saj z njim ne izgubimo velikih plovil, ki bi se lahko izločila iz

²³ Uporabljeni nizkoprepustni filter je prostorski filter, ki vrednost na posnetku nadomesti z izbrano statistično vrednostjo v izbrani okolici.

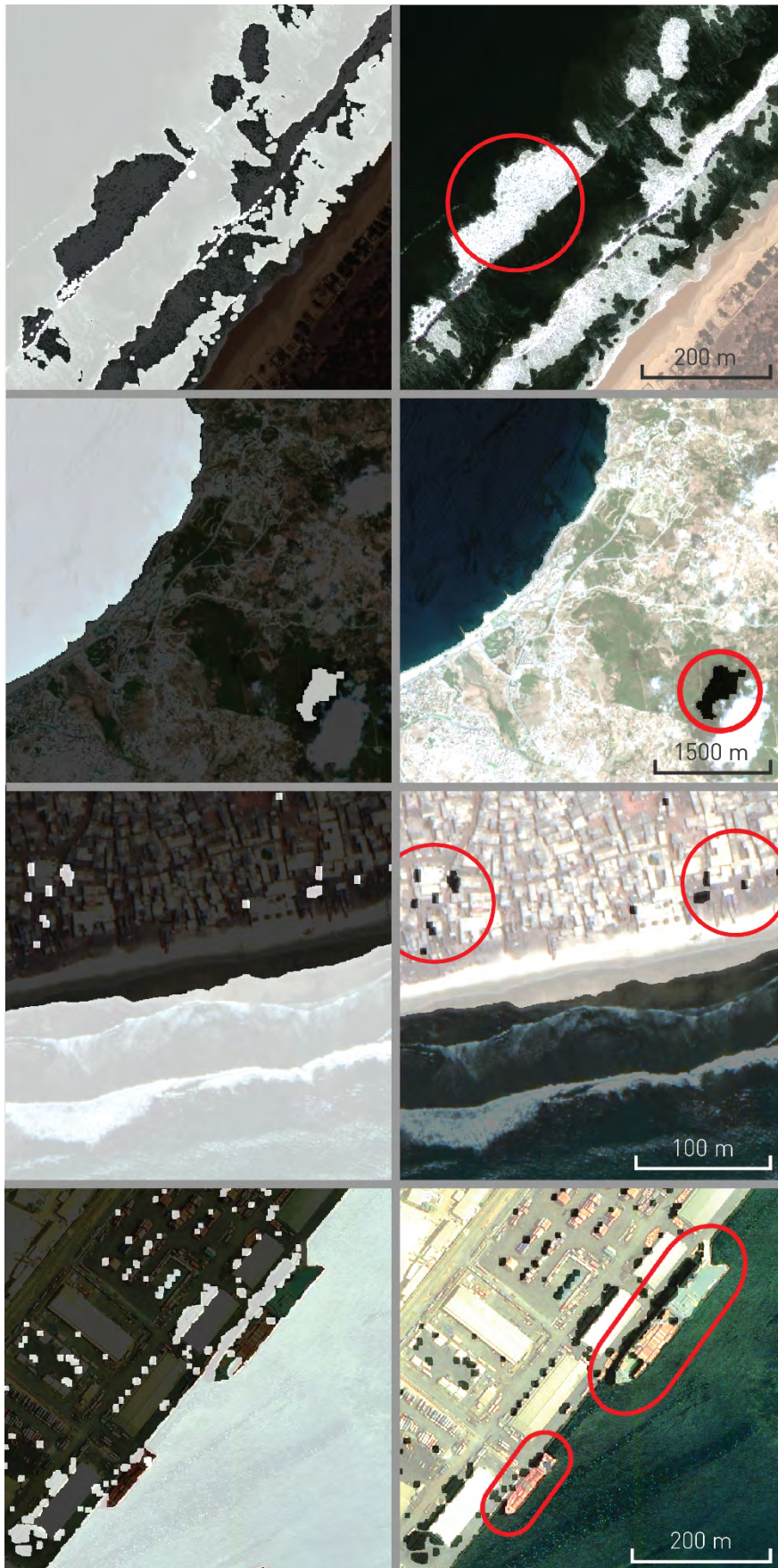
posnetka kot kopno pri postopku segmentacije na podlagi histograma. Zglajeno dvojiško podobo potem maskiram na večkanalni posnetek, ki mu izločim vse vrednosti kopnega.

Ugotovitve:

Nepravilne razmejitve morja in kopnega, kar je prvi korak obdelave, najpogosteje povzroča kalna oziroma motna voda. Boljše ločevanje med obema tipoma pokrovnosti omogoča lažje zaznavanje plovil v nadaljnjih fazah analize in viša natančnost zaznave.

Pri opazovanju rezultatov sem pri ločevanju kopnega in morja zaznala naslednje nepravilnosti ali posebnosti:

- Kadar so na obalnem pasu prisotni močni peneči se valovi, je maska morja podcenjena, saj se s posnetka odstrani preveč vodnih teles oziroma maska kopnega preveč poseže v morje (primer slika 20 a). Če bi bila v tem obalnem pasu prisotna plovila, bi bila najverjetneje napačno dodana v masko kopnega.
- Večje sence oblakov na posnetku so pogosto vzrok napačne zaznave kopnega. Večja območja senc oblakov na kopnem so zaradi njihovih nižjih spektralnih vrednosti zaznana kot voda in torej njihova površina napačno ostaja v maski morja (primer slika 20 b).
- Podobno napako predstavljajo, predvsem na posnetkih zelo visokih ločljivosti, majhne sence, ki jih mečejo višji objekti na posnetku (predvsem visoke zgradbe in visoka vegetacija). Ti objekti so med morfološkim glajenjem posnetkov pri analizi nehote še dodatno povečani (primer slika 20 c). Tako je opaziti, da je na posnetkih, kjer je prisoten nizki kot osončenja površja, zaznati več napak v maski kopnega kot pri opazovanju istega območja z istim sensorjem v času pozicije Sonca v zenitu. Posledično lahko trdim, da položaj Sonca v času snemanja vpliva na kvaliteto ločevanja kopnega in morja.
- V pristaniščih, kjer so prisotna večja območja pozidanih (asfaltiranih) ravnih površin in ladijskih zabojnikov, prihaja do napak pri zaznavanju maske morja. Gručenje plovil in pomolov je zaradi svetlejših spektralnih odbojev v primerjavi z vodo, napačno tretirano kot del kopnega (primer slika 20 d).
- Na vseh posnetkih ostajajo v maski kopnega tudi manjši vodni objekti, npr. bazeni ob turističnih kompleksih (primer slika 20 e). Ti objekti so pravilno zaznani, a so zaradi svoje velikosti nepotrebni objekti v maski morja (niso del kontinuirane celote).
- Na posnetkih Sentinel-2 majhni rti in daljši pomoli pogosto niso dobro odstranjeni v fazi maskiranja kopnega od morja. Ti podaljški kopnega pogosto proizvedejo lažne negativne (ang. *false negatives*) rezultate (primer slika 20 f).

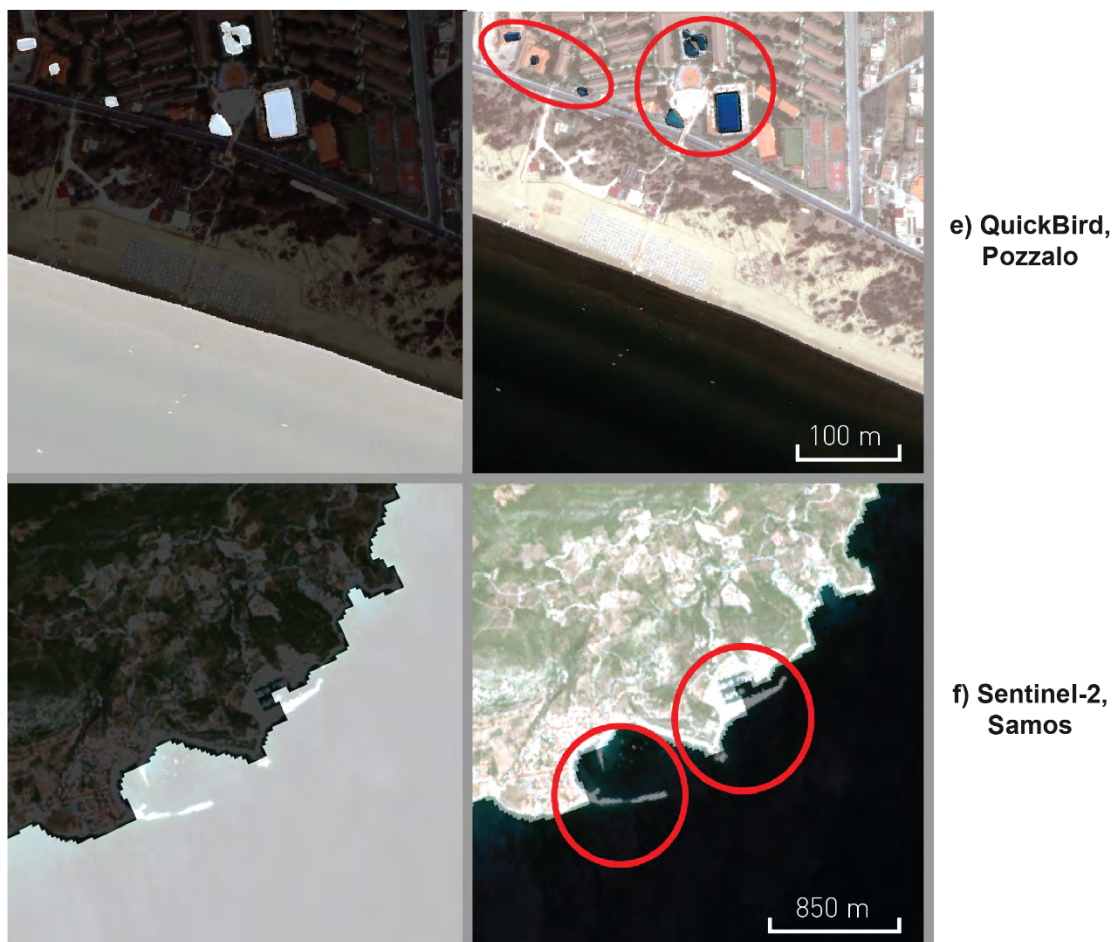


a) GeoEye,
Mboro

b) Sentinel-2,
Gibaltarska ožina

c) WorldView,
Accra

d) IKONOS,
Accra



Slika 20. Posebnosti in nepravilnosti, s katerimi sem se srečevala pri odstranjevanju kopnega s posnetka s predlaganim algoritmom. Maska morja je prikazana v levem stolpcu, poudarjeni primeri nepravilnosti so označeni z rdečo barvo v desnem stolpcu: a) poleg kopnega so s posnetka odstranjeni tudi sklopi belih, penočih se valov, b) večje sence oblakov, ki padajo na kopno, algoritem zazna kot morje, c) majhne sence, ki jih mečejo na kopnem višji objekti, so prav tako zaznane kot voda, d) velike ladje v pristaniščih so napačno zaznane kot kopno, e) bazeni ob turističnih kompleksih ostajajo v maski kopnega kot vodne površine in f) predvsem pri posnetkih srednjih ločljivostih (S-2) ostajajo pomoli in rti nezaznani in se pripišejo morju.

Figure 20. The peculiarities and irregularities that were encountered in the process of land removal with the proposed algorithm. The results of the sea mask on these images are shown in darker shades, land is shown in white, whereas exposed examples are marked with red color: a) the sets of white, fizzy waves are removed from the image and detected as land, b) bigger shadows of clouds falling on land are detected as water areas, c) small shadows cast by the higher objects on the land are detected as water, d) large ships in ports are mistakenly detected as shore or land, e) pools along tourist complexes remain in the mask as water objects, and f) with the middle spatial resolution images (f.e. S-2), the piers and small capes remain undetected and are added to the sea mask.

Vse omenjene napake, ki nastanejo pri ločevanju kopnega in morja, se prenašajo v naslednje faze in vplivajo na zaznavanje plovil, zato se število napačno zaznanih plovil zaradi opisanih napak povečuje.

7.1.2 Odstranjevanje ali zmanjševanje okoljskih vplivov

Čeprav sem pri zaznavanju plovil z optičnih posnetkov odstranjevanje okoljskih vplivov priporočila, ga v algoritem nisem vključila kot samostojen modul. Okoljske vplive sem eliminirala v korakih med samo analizo.

Valove ter sončev odboj, prisoten na posnetku, odstranjujem v fazi zaznavanja plovil, v kateri se te motnje odstranijo samodejno z indeksom plovil (glej poglavje 4.1.3). Lahko so klasificirane v razred ne-plovila pozneje v fazi razvrščanja ali klasifikacije. Oblaki so odstranjeni v fazi ločevanja kopnega in morja, podobno kot so to opravili Corbane *et al.* (2010, 2008b) in Daniel *et al.* (2013). Ker imajo gosti oblaki drugačne vrednosti kot morje, jih je iz histograma sorazmerno lahko odstraniti. Težava nastane, kadar se na površini morja pojavi meglica, ki zmanjša natančnost interpretacije podatkov.

7.1.3 Zaznavanje plovil

V tem modulu je vhodna podoba pridobljena v koraku odstranjevanja kopnega. Na njej pridobim po korakih, ki jih prikazuje slika 21, vektorje potencialnih plovil na podobi.



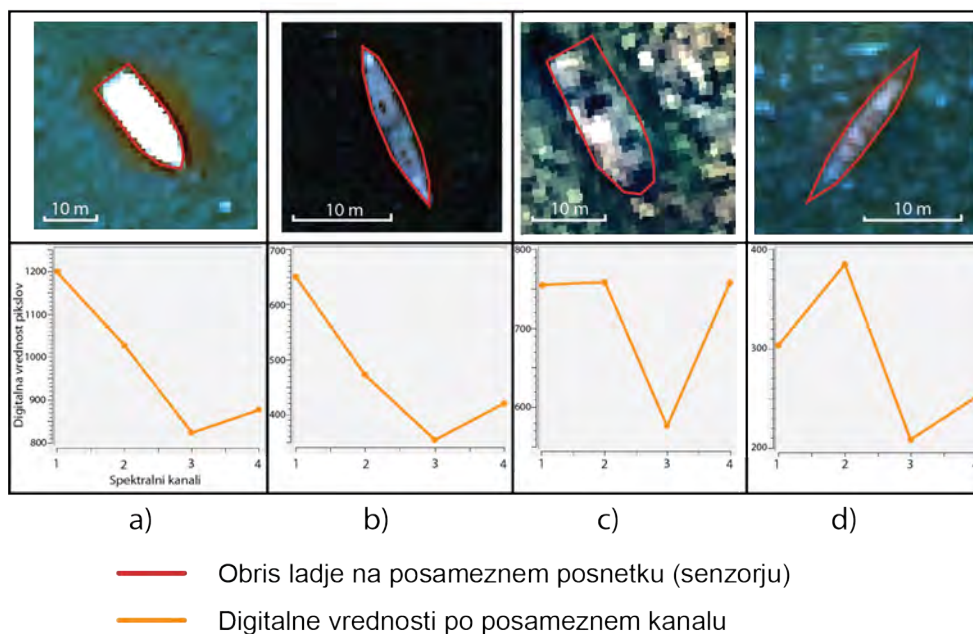
Slika 21. Postopek zaznavanja plovil.

Figure 21. Vessel detection workflow.

Prvo izračunam indeks plovil, ki izkorišča vrednosti plovil v različnih spektralnih kanalih²⁴. Chen *et al.* (2009) so odkrili, da so plovila najbolj prepoznavna v modrem kanalu satelitskega senzorja HJ-1A. Za posnetke srednjih ločljivosti je Burgess (1993) ugotovila, da sta rdeči kanal in kanal NIR ob uporabi posnetkov Landsat TM najbolj uporabna kanala za odkrivanje plovil v čisti morski vodi, medtem ko so za motno vodo Wu *et al.* (2009) navedli, da kanali SWIR bolje ločujejo plovila kot vidni kanali in kanali NIR, saj ti bolje ločujejo plovila predvsem v motni vodi. Ding *et al.* (2012) so dokazali, da daje obdelava več spektralnih kanalov naenkrat boljše rezultate kot obdelava vsakega kanala posebej.

Ob detajlnem pregledu spektralnih odbojev morja in plovil na posnetkih VHR je opaziti, da ima morje značilno padajoče vrednosti v kombinaciji moder-zelen-rdeč-IR kanal, medtem ko imajo plovila v zadnjem, kanalu IR višjo vrednost. V tem primeru je torej spektralni podpis padajoč le do rdečega kanala, potem zopet rastoč (slika 22).

²⁴ Zahvalo za to idejo dolgujem prijatelju dr. Fabian Fassnacht-u.



Slika 22. Plovila na posnetkih in njihovi (povprečni) spektralni odboji v segmentu na senzorjih a) IKONOS, b) GeoEye, c) QuickBird in d) WorldView-2.

Figure 22. Vessels on satellite images and their (average) spectral response on sensors a) IKONOS, b) GeoEye, c) QuickBird and d) WorldView-2.

Indeks plovil izrazimo kot:

$$I_p = NIR - R, \quad (15)$$

kjer je R rdeči, NIR pa infrardeči kanal. Ta indeks je zasnovan tako, da 1.) predstavljajo piksli, ki imajo vrednosti $I_p > 0$ na morju, plovila, vrednosti $I_p < 0$ predstavljajo morje oziroma ostale objekte na morju, ki so izključeni iz nadaljnje obravnave; in 2.) se znebimo napačno zaznanih objektov na površini morja (npr. valovi, pene na morju) in posledično z njim zmanjšamo napake meteoroloških vplivov. Na posnetku, na katerem sem računala indeks plovil, vsi piksli z indeksom manj od 0 predstavljajo neplovila, medtem ko piksli z vrednostjo indeksa večje od nič predstavljajo potencialna plovila.

Po obširnem testiranju na različnih posnetkih ter pri analiziranju več različnih materialov plovil sem ugotovila, da omenjeni indeks ne zaznava gumijastih čolnov (tj. razlika kanala NIR in R ni večja od 0). Prav tako sem opazila, da I_p deluje najbolje na satelitskih posnetkih GeoEye. Na drugih posnetkih so z uporabo tega indeksa včasih tudi očitno prisotna plovila na posnetku spregledana, sploh kadar imajo odboj močnejši v belem ali rdečem delu spektra. Za boljšo samodejno zaznavo sem poleg indeksa plovil uporabila še dodaten pogoj in izkoristila spektralno svetlejšo odboje pikslov plovil v primerjavi s temnejšim ozadjem (morje). Ugotovila sem, da plovila kažejo visoke vrednosti, kadar linearno prevzorčimo vsoto vseh štirih spektralnih kanalov (R-G-B-NIR) na posameznem pikslu od 0 do 1. Piksli z visoko vrednostjo bodo torej dodeljeni plovilom, saj imajo večjo vsoto vrednosti v primerjavi z morjem. Prag med plovili in morjem je povprečna vrednost pikslov v maski morja (*mean*) kateri prištejemo $2/3$ srednjega standardnega odklona. Ta vrednost se je pri testiranju izkazala kot najprimernejša za zaznavanje potencialnih plovil na morju, ki jih z indeksom plovil izpusti.

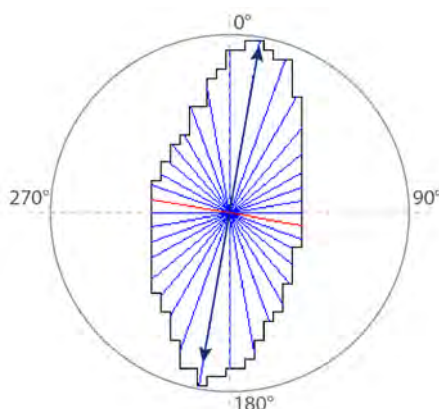
Rezultat, ki ga dobim, ko uporabim oba pogoja na maski morja, je dvojiška maska. Masko zgladim z morfološkimi operatorji (*closing, opening*), da zapolnim luknje v zaznanih objektih. Nato jo pretvorim v vektorsko obliko, ki vrne vsa potencialna plovila v obliki poligonov. Poligonizacija rastrskih podob je navadno časovno zahtevna operacija, a sem jo za potrebe te naloge s paralelizacijo v programskem jeziku R drastično pospešila. Pridobljenim poligonom, ki potencialno predstavljajo plovila, nadalje pripišem in izračunam kopico geometričnih, spektralnih in teksturnih vrednosti (atributov). Atributi, ki jih pripišem izračunanim segmentom, so njihove semantične lastnosti in na njihovi podlagi te segmente v poznejših fazah razvrščanja in klasifikacije primerno razvrstim glede na različne kriterije. Lastnost atributov je, da obenem zagotavljajo opis podobe ter klasifikacijske kriterije (Oliveau in Sahbi, 2016).

Vsem segmentom na posnetku najprej izračunam površino. Pozneje iz vseh potencialnih objektov izločim tiste, ki so zunaj razpona minimalne in maksimalne površine plovil – te vrednosti so odvisne od ločljivosti posnetka. Pri določevanju minimalne površine sem upoštevala prag, ki sta ga predlagala Bannister in Neyland (2015), ki pravita, da je detekcija možna, če je prostorska ločljivost manjša od tretjine dolžine plovila: ločljivost < dolžina plovila/3. To so potrdili tako Corbane *et al.* (2008b), ki so pokazali, da so za stabilno analizo s posnetkov s 5 m ločljivostjo zaznana plovila dolžine 14 m ali več, kot tudi Tang *et al.* (2015), ki trdijo, da ni razumno pričakovati, da lahko s posnetkov ločljivosti 5 m zaznamo plovila, manjša od 20 m. Iz takšnega nabora pikslov je mogoče pridobiti le malo podrobnosti opazovanega objekta. Bannister in Neyland (2015) sta prav tako predlagala, da je za ločevanje bolj specifičnih in detajlnejših struktur na krovu ladij iz posnetkov potrebno doseči razmerje dolžine plovila/ločljivosti > 30. Največja površina, ki jo lahko ima zaznan objekt, je odmerjena s površino, ki jo imajo najdaljši delujoči tankerji, ki dosežejo v dolžino tudi do 400 m (najdaljše plovilo v obratovanju je trenutno kontejnerski ladji imenovani Barzan ter MOL Triumph, ki merita natanko 400 m), v širino nekje do 50 m.

Poudariti je treba, da je velikost segmentov plovil, pridobljenih s satelitskih posnetkov, pogosto precenjeno zaradi brazde²⁵, ki jo (predvsem hitra) premikajoča se plovila puščajo na gladini morja za seboj. Brazda plovila, oziroma »tračnice«, ki jih za seboj pušča ladja, povedo v katero smer se plovilo premika (kurz) in kako hitro se premika. Prav tako je zaradi brazde možno zaznati manjša plovila, ki sicer drugače niso vidna na posnetku (Bouma *et al.*, 2013). Za oceno pravilne dolžine plovila je treba brazdo ločiti od plovila, kar je lahko zahtevna naloga, saj sta segmenta med seboj povezana, obenem pa imata zelo podoben spektralni odboj (Greidanus in Kourti, 2006), kar je pomembno upoštevati predvsem pri klasifikaciji plovil. Ker imajo linearno obliko, jih je mogoče zaznavati tudi s posnetkov slabših ločljivosti (Fisk, 1994).

²⁵ Brazda (ang. *turbulent wake*) je bela pena za propelerjem plovila, ki je po navadi linearnih oblik in jo je predvsem pri večjih ladjah mogoče opaziti že na satelitskih posnetkih nizkih ločljivosti (Fisk, 1994).

Segmentom potencialnih plovil nadalje izračunam položaj (x, y), orientacijo (θ) ter dolžino (D) in širino (\check{S}), oziroma najdaljšo in najkrajšo razdaljo v segmentu (slika 23). To naredim tako, da vsakemu segmentu posebej najprej izračunam centroid. Nato poiščem najdaljšo daljico, ki predstavlja dolžino plovila, njena pravokotna daljica predstavlja širino plovila. To naredim tako, da čez centroid segmenta potegnem premico, ki jo podvojimo na vsakih 10° ali kateri koli ročno določen kot, ki je odvisen od želene natančnosti orientacije plovila, med 0° in 360° . V primeru izbranega 10° kota v našem primeru dobimo 18 premic, ki sekajo centroid segmenta (slika 23). Nato poiščem premico, ki je znotraj obravnavanega segmenta najdaljša in izračunam njeno presečno razdaljo. Kot med orientirano premico, ki najdlje seka segment, in osjo y predstavlja orientacijo plovila θ , oziroma njegovo smer ($\pm 180^\circ$, saj iz segmenta težko določimo smer gibanja). Ko imam določeno dolžino, izračunam še širino plovila, in sicer tako, da poiščem pravokotno daljico na najdaljšo premico oziroma dolžino zaznanega segmenta.



Slika 23. Ilustracija računanja dolžine (odebeljena premica z modro puščico) in širine (rdeča linija) zaznanega segmenta. Puščica predstavlja smer ladje ($\pm 180^\circ$).

Figure 23. Illustration of a detected segments' length (blue bold line with a blue arrow) and width (red line). Blue arrow represents the course of the detected ship ($\pm 180^\circ$).

Pozneje segmentom pripišem v atributno tabelo tudi eliptičnost (ε), oziroma razmerje med dolžino in širino:

$$\varepsilon = \frac{D^2 - \check{S}^2}{D^2 + \check{S}^2}. \quad (16)$$

Eliptičnost se pri plovilih običajno giblje med $\varepsilon \approx 0,89 - 0,96$, kar ustreza razmerju dolžine in širine plovila:

$$\frac{D}{\check{S}} = \sqrt{\frac{1+\varepsilon}{1-\varepsilon}} \approx 4 - 7. \quad (17)$$

Ta atribut je pomembna lastnost segmentov plovil oziroma plovilom podobnih segmentov (ti so po navadi dolgi in tanki) in je še zlasti uporaben pri njihovi klasifikaciji. Ta parameter torej ločuje plovila od ledenih gora, majhnih otočkov, vetrnih turbin in drugih manj podolgovatih objektov na morski gladini.

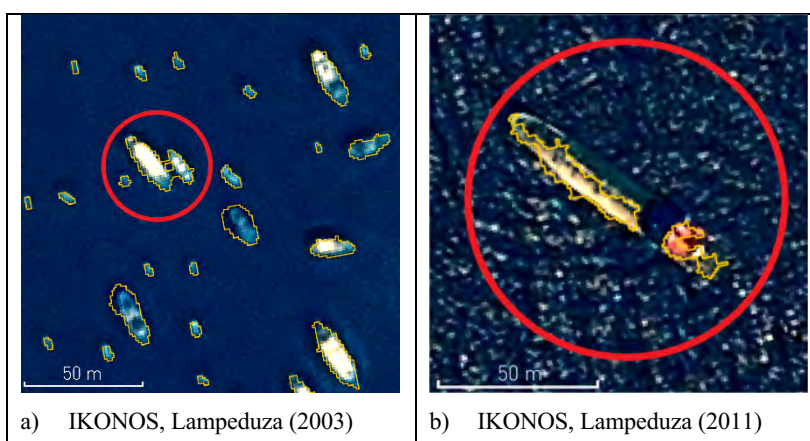
Segmentom pripišemo tudi spektralne atribute. Iz posnetka izračunamo srednjo vrednost (*mean*) za vsak spektralni kanal posebej. Tako dobimo v primeru štirih spektralnih kanalov (R-G-B-NIR) še štiri dodatne atribute.

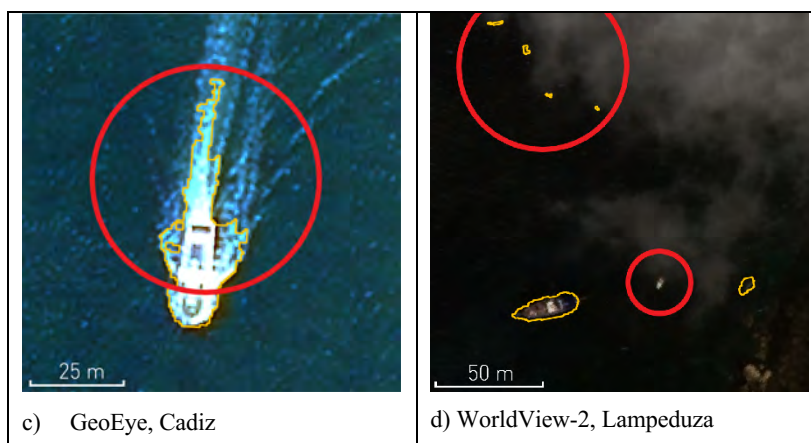
Skupaj imajo zaznani segmenti torej 12 atributov, na podlagi katerih v naslednjih korakih algoritma izvajam ločevanje in klasifikacijo plovil. Avtorji Zhu *et al.* (2010) so dokazali, da so klasifikacije plovil bolj točne tam, kjer klasifikacija temelji na kombinaciji različnih lastnosti segmentov, manj natančne pri tistih, ki temeljijo le na eni lastnosti segmenta. To je bilo glavno vodilo, da sem segmentom v tem delu izračunala več različnih (spektralnih in geometrijskih) atributov.

Ugotovitve:

Pri pregledu rezultatov koraka samodejnega zaznavanja plovil naletimo na naslednje omejitve:

- V pristaniščih, kjer so ladje v mirovanju sidrane ali privezane druga vstric druge, je ponekod več plovil zaradi njihove neposredne bližine napačno zaznano kot eno samo (slika 24 a).
- Včasih je zaradi heterogenosti na površini predvsem večjih plovil, zaznan samo del ladje in ne celoten objekt (po navadi so spregledani temnejši deli plovil), zato je njena zaznana površina manjša od realne (slika 24 b).
- Površina plovil je pogosto zaradi spremljajočih valov pri premikajočih se plovilih precenjena (slika 24 c).
- Meglice na posnetkih slabšajo zaznavanje plovil. Plovila, ki jih prekrivajo meglice, so pogosto spregledana, obenem je opaziti porast napačno zaznanih plovil (slika 24 d).
- Valovi različnih oblik in različnih svetlosti so glavni vzrok za lažno zaznavanje plovil na optičnih satelitskih posnetkih. Veliko takih lažnih alarmov je težko odpraviti tudi z vizualnim pregledom.





Slika 24. Primeri nepravilnih zaznav s predlaganim samodejnim algoritmom za zaznavanje plovil. Rezultati so predstavljeni z rumeno obrobo, posebnosti za boljšo predstavo dane v rdeč okrogel okvir: a) več mirujočih plovil je lahko zaradi njihove medsebojne bližine napačno zaznanih kot eno večje plovilo namesto več manjših; b) obratno so velika plovila – zlasti na posnetkih VHR – zaradi njihove heterogenosti napačno zaznana kot več segmentov; c) površina plovil je zaradi pen v njihovi neposredni okolici precenjena; d) meglice na posnetku povzročajo napačno zaznavo.

Figure 24. Incorrect detections of the proposed automatic vessels detection algorithm. The detections are presented in yellow and peculiarities are marked with a red frame: a) several stationary vessels may be mistakenly detected as one larger vessel instead of several smaller ones due to their mutual proximity; b) inversely, because of their heterogeneity large vessels – especially on VHR images – are mistakenly detected as multiple segments; c) due to the foam in their vicinity the surface of the vessels is overestimated; d) the mist on the image can cause misdetections.

7.1.4 Ločevanje in klasifikacija plovil

Postopek ločevanja plovil od ostalih očitno napačno zaznanih segmentov je preprost in je vključen že v modul zaznavanja plovil. Tam iz nabora vseh zaznanih segmentov izločimo tiste, ki na podlagi parametrov ne ustrezajo segmentom plovil (npr. premajhna ali prevelika površina). Nemogoče je določiti najboljši pristop za ločevanje plovil na vseh senzorjih in ob vseh pogojih. Glede na to, da imamo opraviti z optičnimi podatki, je verjetno najboljša izbira, da ločimo zaznane objekte na podlagi kombinacij njihovih geometrijskih, spektralnih in teksturnih lastnosti. Vse mejne vrednosti značilnik segmentov, ki so uporabljene pri ločevanju plovil, so navedene v preglednici Preglednica 3. Segmenti, ki ne ustrezajo omenjenim pogojem, so samodejno odstranjeni iz nadaljnje obdelave.

Preglednica 3. Mejne vrednosti, uporabljene pri ločevanju segmentov potencialnih plovil od napačno zaznanih segmentov.

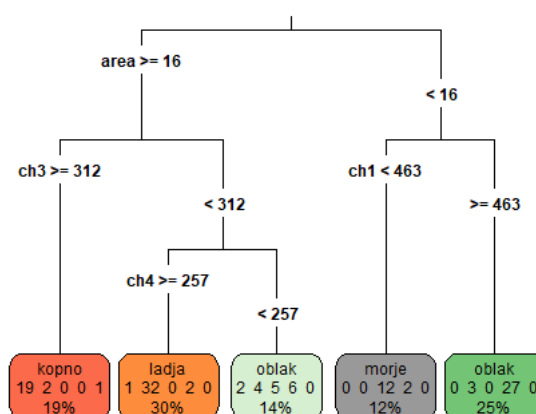
Table 3. Thresholds that are used while discriminating potential vessels from definite false alarms.

Modul	Eksperimentalni parametri
Razvrščanje plovil	Minimalna površina: $(\text{prostorska ločljivost sensorja})^2 \times 3$
	Maksimalna površina: 400 m x 50 m
	Razmerje dolžina/širina za plovila: 4 – 7 ali elipsoidnost plovil: 0,89 – 0,96

Vsi segmenti, ki po postopku ločevanja ostanejo, so klasificirani v izbrane razrede na podlagi kombinacij njihovih atributnih lastnosti. Za klasifikacijo segmentov sem uporabila metodo odločitvenih dreves, pri čemer sem uporabila funkcijo »*recursive partitioning and regression trees*« knjižnice *rpart* v statističnem programskem okolju R. Klasifikacijsko drevo je oblikovano po naslednjem postopku: najprej se poišče spremenljivka, ki najbolje razdeli segmente v dve skupini. Podatki so ločeni, nato se ta postopek uporablja posebej za vsako podskupino, še zlasti, dokler podskupine ne dosežejo najmanjše velikosti, oziroma dokler rezultatov ni mogoče izboljšati (Therneau in Atkinson, 2017). Prednosti uporabe klasifikacijskih dreves so (Rokach in Maimon, 2005):

- Rezultati so razumljivi in intuitivni.
- Ekstremne posamezne vrednosti in napake v podatkih ne vplivajo na odločitvena drevesa. Te vrednosti so po navadi izolirane in ne vplivajo na klasifikacijo kot celoto.
- Drevesa vizualno jasno prikazujejo razdelitve v razrede in so lahko razumljiva tudi neprofesionalnim uporabnikom.

Za učenje algoritma, kaj so plovila in kaj drugi objekti, ki so prisotni na posnetku, sem uporabila za učne podatke približno 40 % zaznanih segmentov, ki sem jih ročno označila v pet najpogosteje prisotnih razredov: ladja, oblak, kopno (deli obale, otočki), valovi in sence. Zaradi preprostosti algoritma v izvedenih poskusih ladje niso bile razdeljene na več podrazredov, saj ustreznih učnih vzorcev različnih tipov ladij ni bilo na razpolago. Vhodni podatki za regresijsko drevo so bili vsi atributi, ki sem jih segmentom pripisala v fazi zaznavanja. Pozneje sem dodala pravila, pridobljena z odločitvenim drevesom, še na preostale segmente, ki še niso imeli pripisanega razreda (ostalih 60 %), in tako pridobila klasificirane segmente plovil in ostalih klasifikacijskih razredov. Pravila odločitvenih dreves tako računam za vsak posnetek posebej, učne razrede je treba ob odsotnosti referenčnih podatkov za vsak posnetek posebej izbirati, kar je časovno dokaj potratno. Ko model najde vzorce v podatkih v atributni tabeli, se izrišejo odločitvena drevesa, ki so vizualno dobro predstavljena. Primer rezultatov odločitvenih dreves prikazuje slika 25. Te odločitve so pozneje aplicirane na ostalih 60 % testnih podatkov, katerim želim napovedati, v kateri razred pripadajo. Vsem tem se v atributni tabeli samodejno pripiše razred klasifikacije glede na pogoje odločitvenih dreves.



Slika 25. Primer odločitvenega drevesa za posnetek GeoEye (Dakar, Senegal).

Figure 25. An example of decision tree results for GeoEye image (Dakar, Senegal).

V preglednici 4 je prikazano število vzorcev za vsak posamezen razred po posameznih posnetkih.

Preglednica 4. Število učnih vzorcev glede na razred za posamezno študijsko območje.

Table 4. Number of training samples per class for each study area.

Tip površja	Senzor* in območje	Kopno	Ladja	Morje	Oblak	Val	Sence
Preprosta morska površina	GE Cadiz	81	79	9	0	67	0
	GE Dakar	22	41	17	37	0	1
	GE Lampeduza 1	5	56	17	0	0	0
	GE Mboro	22	41	17	37	0	1
	GE Lampeduza 3	20	11	5	0	0	0
	GE Nouakchott	5	56	17	0	0	0
	IK Lampeduza_2003	15	57	14	0	0	8
	QB Pozallo	6	6	0	0	0	0
	WV2 Akra	42	19	4	0	3	0
	S-2 Gibraltar	11	10	7	5	0	1
	S-2 Sicilija	11	1	1	0	0	0
	S-2 Lampeduza	29	5	5	14	0	0
	S-2 Lezbos	10	8	0	0	0	0
	S-2 Samos	38	9	22	0	0	1
Kompleksna morska površina	GE Oeiras	95	1	0	0	0	0
	IK Akra	1	87	0	0	267	0
	IK Lampeduza_2011	18	57	14	0	0	8
Kompleksne vremenske razmere	GE Lampeduza 2	41	8	36	5	0	0
	WV2 Lampeduza	1	9	34	33	0	0

*GE = GeoEye, IK = IKONOS, QB = QuickBird, WV2 = WorldView2, S-2 = Sentinel-2

7.1.5 Vrednotenje zaznavanja plovil

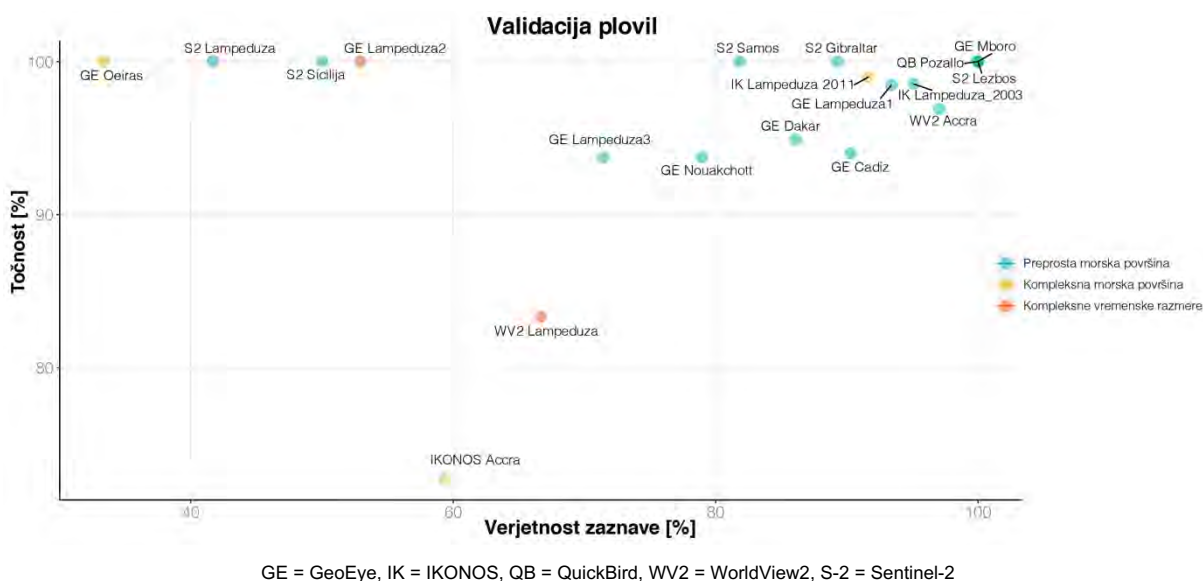
Odkrivanje plovil se lahko navzkrižno sklicuje na podatke o položaju plovil iz sistema za spremljanje plovil (VMS) ali sistema AIS. Ker za potrebe ovrednotenja ni bilo mogoče pridobiti podatkov AIS, ki bi se ujemali s časom zajema in položajem analiziranih satelitskih posnetkov, je bilo ovrednotenje opravljeno z vizualno analizo. Priporočeno je, da referenčne podatke zagotovi objektivni operater, saj tako zagotovimo neodvisen set podatkov. Na posnetku se lahko pojavi veliko lažnih alarmov, njihova diskriminacija je po navadi veliko večji problem kot spregledana plovila. Izredno pomembno je, da se pri merjenju natančnosti razvitega algoritma za zaznavo plovil oziroma njegove učinkovitosti poleg upoštevanja razmerja zaznanih plovil upošteva tudi lažno stopnjo zaznav, ki je pomemben dejavnik pri ovrednotenju rezultatov (Kanjir *et al.*, 2018).

Učinkovitost predlagane metode zaznavanja plovil sem ocenila na vseh obdelanih posnetkih s parametri natančnosti in točnosti, ki so navedeni v poglavju 4.1.6. (enačbe 1 – 11), predstavljeni so v preglednici 5. Za lažjo predstavbo, kako atmosferski vplivi in heterogenost morske površine vplivajo na natančnost zaznave, so rezultati validacije razdeljeni glede na to, kaj je na posnetku prisotno: preprosta morska površina, kompleksna morska površina ali kompleksne vremenske razmere (posnetki, ki imajo prisotnih veliko oblakov oziroma meglic).

Preglednica 5. Natančnost in točnost predlaganega algoritma za zaznavanje plovil na različnih vrstah morskega površja ter različnih optičnih satelitskih senzorjih.**Table 5. Accuracy and precision of a suggested algorithm for vessel detection on different sea states, using different optical satellite sensors.**

Tip površin	Senzor*, območje	Število pravilno zaznanih plovil	Število napačno (klasif.) plovil	Število zaznanih plovil	Število neza-znanih plovil	Število dejanskih plovil	Verjetnost zaznave (%)	Razmerje zgrešenih plovil (%)	Točnost (%)	Razmerje napačno zaznanih plovil (%)	Parametri napak
		$N_{d_{true}}$	$N_{d_{false}}$	N_d	N_u	N_r	P_d	N_u/N_r		N_u/N_r	
Preprosta morska površina	GE Cadiz	298	19	317	32	330	90,3	9,7	94,1	5,9	0,1
	GE Dakar	93	5	98	15	108	86,1	13,9	94,9	5,1	0,14
	GE Lampeduza_1	15	1	16	6	21	71,4	28,6	93,7	6,3	0,30
	GE Mboro	5	0	5	0	5	100	0	100	0	0
	GE Lampeduza 3	127	2	129	9	136	93,4	6,6	98,5	1,5	0,07
	GE Nouakchott	15	1	16	4	19	78,9	21,1	93,7	6,3	0,2
	IK Lampeduza_2003	135	2	137	7	142	95,1	4,9	98,6	1,4	0,05
	QB Pozallo	8	0	8	0	8	100	0	100	0	0
	WV2 Akra	33	1	34	1	34	97,1	2,9	97,1	2,9	0,03
	S-2 Gibraltar	25	0	25	3	28	89,3	10,7	100	0	0,2
	S-2 Sicilija	2	0	2	2	4	50	50	100	0	50
	S-2 Lampeduza	5	0	5	7	12	41,7	58,3	100	0	0,6
	S-2 Lezbos	8	0	8	0	8	100	0	100	0	0
S-2 Samos	9	0	9	2	11	81,8	18,2	100	0	0,20	
Kompleksna morska površina	GE Oeiras	1	0	1	2	3	33,3	66,7	1	0	0,67
	IK Akra	16	6	22	11	27	59,3	40,7	72,7	27,3	0,46
	IK Lampeduza_2011	98	1	99	9	107	91,6	8,4	99	1	0,084
Kompleksne vremenske razmere	GE Lampeduza 2	9	0	9	8	17	52,9	47,1	100	0	0,47
	WV2 Lampeduza	10	2	12	5	15	66,7	33,3	83,3	16,7	0,37

*GE = GeoEye, IK = IKONOS, QB = QuickBird, WV2 = WorldView2, S-2 = Sentinel-2



Slika 26. Prikaz verjetnosti zaznave ter točnosti zaznanih plovil na obdelanih optičnih posnetkih.

Figure 26. Probability of detection and precision ratio in analysed optical data.

Slika 26 prikazuje verjetnost zaznave (P_d) in točnost zaznanih plovil glede na razmere na posnetku, ter kaže uspešnosti algoritma glede na izbran pristop ocene kakovosti. Verjetnost zaznave daje občutno slabše rezultate kot točnost, kjer se računa razmerje med številom pravilno zaznanih plovil (N_{dtrue}) in številom zaznanih plovil (N_d), medtem ko se pri P_d računa razmerje med številom pravilno zaznanih plovil in številom dejanskih plovil (N_f). Pri točnosti se torej zlahka spregledajo nezaznani objekti na testiranem algoritmu.

V splošnem lahko z optičnih posnetkov (zelo) visoke ločljivosti s predlaganim algoritmom zaznavamo plovila samodejno s skoraj 80 % verjetnostjo zaznave (77,8 %), oziroma s 96 % točnostjo. Natančneje, v primeru preproste morske površine zaznavamo plovila s 84 % verjetnostjo, plovila na kompleksni morski površini z 61 % verjetnostjo in plovila prisotna na posnetku s kompleksnimi vremenskimi razmerami s 60 %. Rezultati kažejo, da zaznavamo plovila s posnetkov, kjer vremenske razmere nimajo velikega vpliva, veliko bolj natančno, kot tam, kjer jih imajo, kar je pričakovano.

Slaba uspešnost zaznave na posnetkih S-2 (primer Lampeduze z 42 % in Sicilije s 50 % verjetnostjo zaznave) je predvsem posledica spregledanih majhnih turističnih plovil (na posnetku velikih okoli tri piksele), ki so premajhna za zaznavo in že v fazi zaznave izločena iz nadaljnje obdelave. Posledično je mogoče trditi, da posnetki S-2 niso primerni za zaznavanje plovil, manjših od 30 m (Kanjir, 2019). Kot sem že omenila, kompleksne morske in atmosferske razmere na posnetku praviloma nižajo uspešnost zaznave, kar je prav tako razvidno na grafu na sliki 26 (točke, označene z oranžno in modro barvo). Najslabši rezultati so pridobljeni na posnetku GeoEye na območju portugalskega mesta Oeiras (33,3 % verjetnost zaznave in 100 % točnost), kjer je prisotnih veliko belih valov, ki so posledica vetra in ki so

bili napačno zaznani kot plovila. Na posnetku je na splošno zelo malo plovil (referenčna plovila za cel posnetek štejejo štiri ladje).

Pri zaznavanju plovil s satelitskih posnetkov je pogosto geometrična oblika plovil neskladna z dejansko obliko plovil v realnosti. To je predvsem posledica zobatosti objektov, ko zaradi lažjega dela v fazi klasifikacije, pretvorimo potencialna plovila iz rastrske v vektorsko obliko. Pravilno geometrično obliko zaznanih objektov kvarijo tudi pene in valovi okoli plovil, ki povzročijo, da so objekti navidezno večji. Pravilne geometrije plovil tako s samodejne obdelave satelitskih posnetkov ni mogoče pridobiti, razen s kasnejšo zamudno ročno obdelavo.

Poleg uspešnosti zaznave sem ovrednotila tudi rezultate klasifikacije plovil. Pri ovrednotenju sem uporabila klasifikacijsko matriko napak (ang. *confusion matrix*), pri kateri s kvadratno matriko v obliki preproste navzkrižne tabele ugotavljamo odnos med referenčnimi »resničnimi« podatki in rezultati klasifikacije v odstotkih pravilno razvrščenih razredov (Campbell, 1996). Diagonalne vrednosti v kvadratni matriki kažejo število pravilno zaznanih segmentov, števila v ostalih poljih pa predstavljajo napake (natančnost proizvajalca in natančnost uporabnika). V splošnem velja, da je pri klasifikaciji splošna natančnost nad 90 % dobra, nad 80 % pa zadovoljiva (Oštir, 2006).

Poleg splošne natančnosti dodajam tudi vrednost koeficienta Kappa. S koeficientom Kappa merimo razliko med preučevano in naključno klasifikacijo in je torej drugo merilo za izračun natančnosti klasifikacije. Koeficient je definiran v razponu med 0 in 1, kjer vrednost 0 pomeni, da z uporabljenimi klasifikacijami nisem dosegla boljših rezultatov, kot bi jih z naključno. Ena pomeni, da je uporabljena klasifikacija brez napake, vrednost 0,5 pa pomeni, da je uporabljena klasifikacija za 50 % boljša od naključne (Janža, 2005). Oziroma kot menita Landis in Koch (1977) so vrednosti Kappa med 0 - 0,20 definirane kot nizke, 0,21 - 0,40 kot srednje, 0,41 - 0,60 kot zmerne, 0,61 - 0,80 kot znatne in vrednosti med 0,81 - 1 skoraj kot popolne. Splošne natančnosti in koeficienti Kappa vseh analiz so opisani v preglednici 6.

Preglednica 6. Natančnost klasifikacije ter koeficient Kappa na različnih optičnih satelitskih senzorjih.

Table 6. Classification results and Kappa coefficient of vessel classification on optical satellite sensors.

Tip površja	Senzor* in območje	Natančnost klasifikacije	Koeficient Kappa
Preprosta morska površina	GE Cadiz	86,44	0,80
	GE Dakar	81,36	0,74
	GE Lampeduza_1	89,74	0,77
	GE Mboro	83,33	0,00
	GE Lampeduza 3	77,78	0,65
	GE Nouakchott	94,44	0,87
	IK Lampeduza_2003	87,63	0,80
	QB Pozallo	50,00	0,00
	WV2 Akra	88,24	0,77

	S-2 Gibraltar	73,53	0,63
	S-2 Sicilija	84,62	0,00
	S-2 Lampeduza	81,13	0,71
	S-2 Lezbos	55,56	0,00
	S-2 Samos	91,43	0,85
Kompleksna morska površina	GE Oeiras	98,96	0,00
	IK Akra	96,34	0,90
	IK Lampeduza_2011	88,32	0,80
Kompleksne vremenske razmere	GE Lampeduza 2	76,67	0,59
	WV2 Lampeduza	84,42	0,73

*GE = GeoEye, IK = IKONOS, QB = QuickBird, WV2 = WorldView2, S-2 = Sentinel-2

Analiza natančnosti kaže, da so klasifikacije na večini posnetkov zadovoljive oziroma dobre. Najboljšo klasifikacijo in koeficient Kappa je dosegla klasifikacija na posnetkih GE Nouakchott (94,44 % ter koeficient 0,87) ter na posnetku IKONOS na območju Accre (96,34 %, koeficient 0,90). V obeh primerih so rezultati pričakovani: plovila so na posnetkih dobro vidna tudi s prostim očesom, zavzemajo zadostno površino pikslov za enolično klasifikacijo, predvsem na morju ni prisotnih posledic vplivov okolja (morje ima enoličen spektralni odboj). Najslabši rezultat klasifikacije pripada posnetku Sentinel-2 na območju otoka Lezbos. Pri maskiranju kopnega je na posnetku ostalo veliko število majhnih ostankov kopnega v morju, ki so se v fazi klasifikacije napačno zaznali kot plovila.

Tam, kjer je koeficient Kappa enak 0 (posnetki: GE Mboro, GE Oeiras, QB Pozzalo, S-2 Sicilija), je na posnetku malo plovil in je zato posledično malo zaznanih objektov za klasifikacijo. Prav tako v vseh klasifikacijskih razredih ni zadostnega reprezentativnega vzorca testnih objektov.

7.1.5.1 Čas obdelave

Med obdelavo sem merila čas posameznih modulov algoritma. Maskiranje morja in vode v serijskem procesiranju 15 visokoločljivih posnetkov izbrane velikosti okoli 2,5 x 3 km (okoli 150 MB) je mogoče obdelati v približno 12 min. S posnetka s štirimi spektralnimi kanali torej dobimo masko morja v 48 s. Nadalje je pri samodejnem zaznavanju objektov na morju časovna dolžina obdelave odvisna predvsem od števila zaznanih segmentov, ki naj bi predstavljali plovila. Algoritem računa dlje na posnetkih z več potencialnimi plovili, oziroma tam, kjer dobimo veliko število napačno zaznanih objektov (slabše vremenske razmere). Velikost obdelanega posnetka ne igra pomembne vloge. Čas obdelave posameznega posnetka po korakih glede na njegovo velikost prikazuje preglednica 7.

Preglednica 7. Čas obdelave v sekundah po posameznih posnetkih in korakih obdelave.**Table 7. Processing time in seconds by individual images and processing steps.**

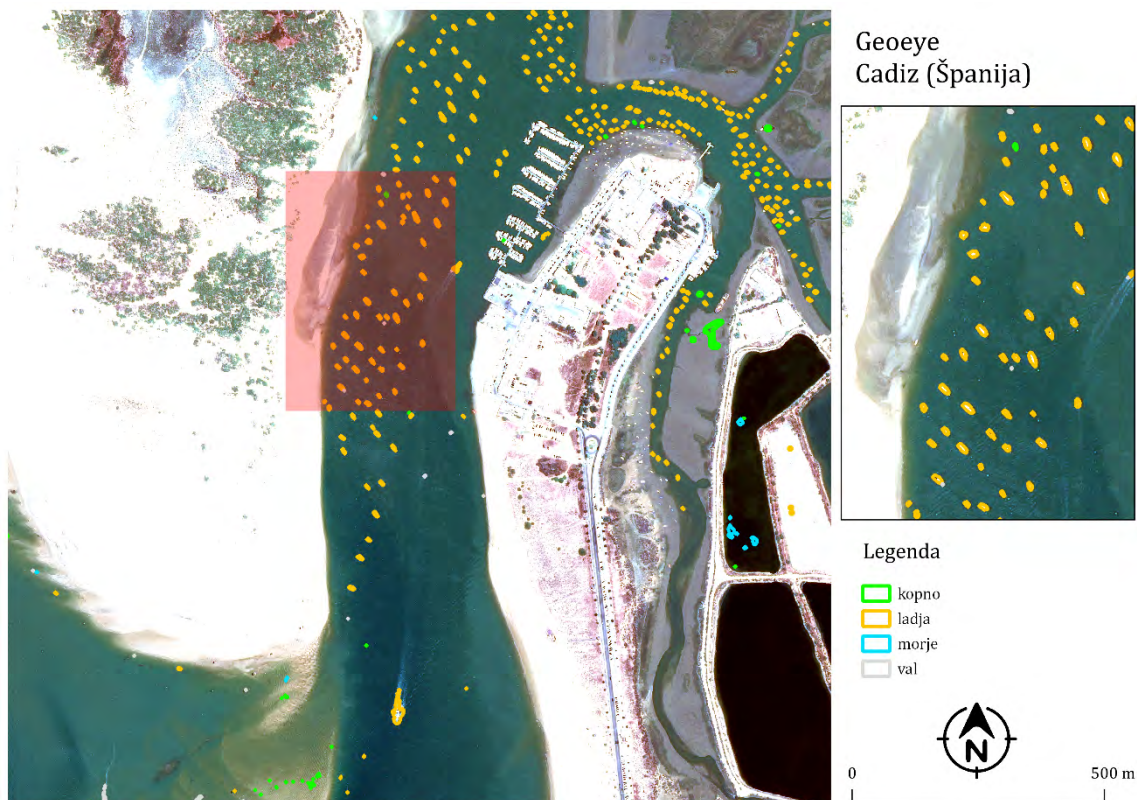
Tip površja	Senzor* in območje	Maska morja [min]	Zaznavanje plovil [min]	Velikost posnetka [km x km]
Preprosta morska površina	GE Cadiz	1,1	16,4	4 x 4,2
	GE Dakar	0,7	7,2	2,2 x 1,2
	GE Lampeduza_1	0,6	6,1	1,7 x 2
	GE Mboro	0,8	4,1	2,8 x 1,8
	GE Lampeduza 3	0,7	3,9	2,5 x 1,5
	GE Nouakchott	1,2	5,4	1,7 x 1,1
	IK Lampeduza_2003	0,7	6,3	2,5 x 2,6
	QB Pozallo	0,8	4,2	1,7 x 1,1
	WV2 Akra	1,2	12,3	2,3 x 1,5
	S-2 Gibraltar	0,7	8,9	74,2 x 44,3
	S-2 Sicilija	0,8	7,6	19,8 x 12,6
	S-2 Lampeduza	0,8	9,9	49,9 x 24,8
	S-2 Lezbos	0,9	7,2	18,7 x 15,6
S-2 Samos	0,7	9,8	21,4 x 15,8	
Kompleksna morska površina	GE Oeiras	2,4	14,8	4,1 x 2,8
	IK Akra	1,7	12,8	5,3 x 4,7
	IK Lampeduza_2011	1,8	15,7	4,1 x 3,3
Kompleksne vremenske razmere	GE Lampeduza 2	2,3	16,7	2,7 x 2,7
	WV2 Lampeduza	1,9	14,1	2,1 x 1,8

*GE = GeoEye, IK = IKONOS, QB = QuickBird, WV2 = WorldView2, S-2 = Sentinel-2

V splošnem torej za optični posnetek s preprosto morsko površino, kar je najpogosteje praksa, trdimo, da pridobimo končne rezultate v nekaj minutah od pridobitve posnetka. Če upoštevamo še čas od trenutka, ko je bil posnetek narejen, do njegove pridobitve (za več o tem glej poglavje 3.4) ter obdelave, so plovila s posnetka pridobljena v manj kot uri.

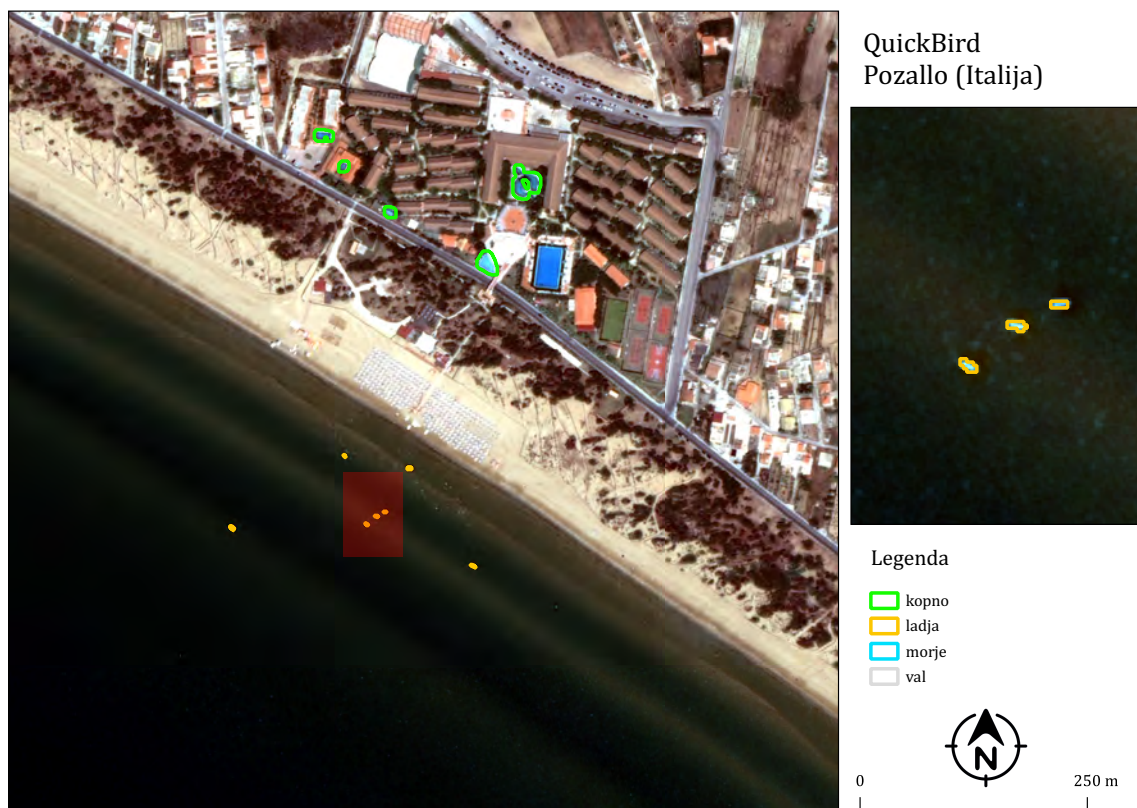
7.1.6 Prikaz rezultatov zaznavanja plovil

Slike 27 - 30 prikazujejo rezultate zaznavanja in klasifikacije plovil, pridobljene s samodejnim algoritmom zaznavanja plovil z različnih VHR posnetkov. Slike prikazujejo zaznane segmente potencialnih plovil, ki so bili kasneje klasificirani v primerne razrede (ladja, kopno, val, senca, oblak) na podlagi geometričnih in spektralnih lastnosti. Ostali rezultati obdelave izbranih posnetkov so prikazani v Prilogi A na koncu doktorske disertacije.



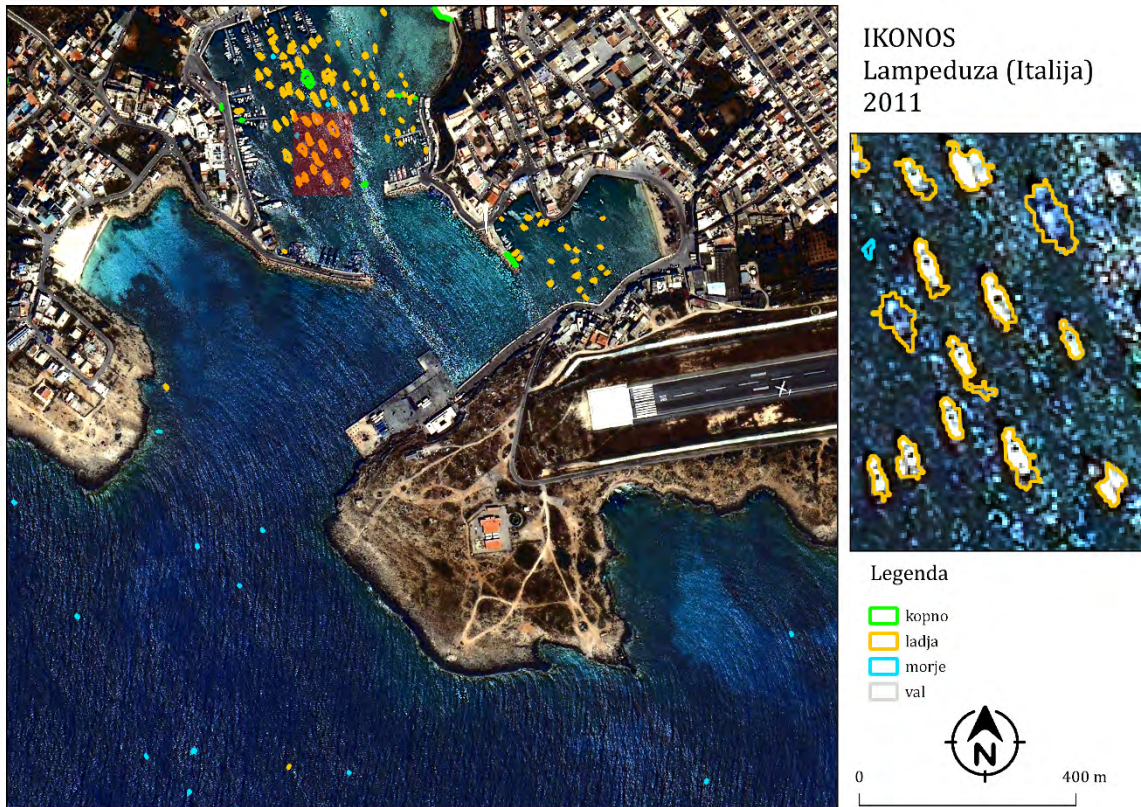
Slika 27. Rezultati obdelave na posnetku Geoeye na območju Cadiz (Španija).

Figure 27. Results of the processing of a Geoeye image, study area Cádiz (Spain).



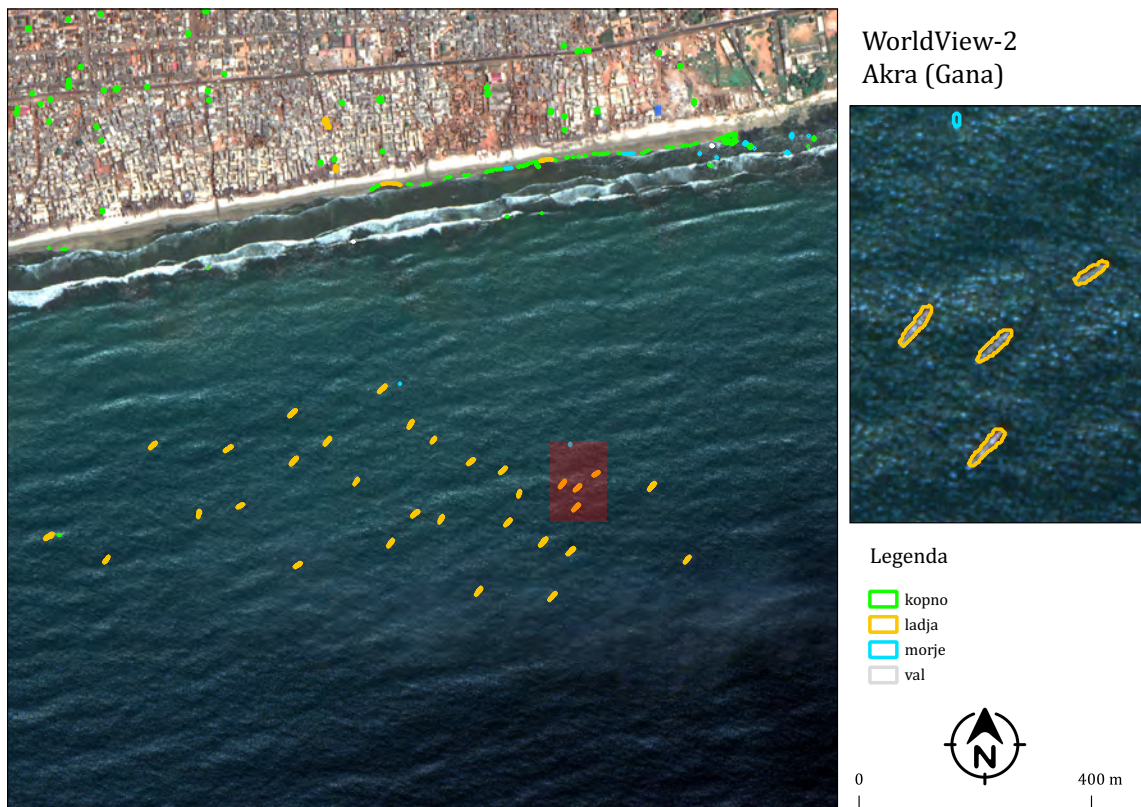
Slika 28. Rezultati obdelave na posnetku QuickBird na območju Pozzala (Sicilija, Italija).

Figure 28. Results of the processing of a QuickBird image, study area Pozzallo (Sicily, Italy).



Slika 29. Rezultati obdelave na posnetku IKONOS na območju Lampeduze (Italija).

Figure 29. Results the processing of a IKONOS image, study area Lampedusa (Italy).



Slika 30. Rezultati obdelave na posnetku WorldView-2 na območju Akre (Gana).

Figure 30. Results of the processing of a WorldView-2 image, study area Accra (Ghana).

7.1.7 Trendi in smernice pri zaznavanju plovil z optičnih posnetkov

Pri podrobnejšem pregledu zbranih metodoloških pristopov zaznavanja in klasifikacije plovil v literaturi ter med razvojem in testiranjem v tej disertaciji opisanega algoritma (glej poglavje 4) sem opazila določene trende. Splošni problemi, s katerimi sem se srečevala v raziskavi in ki so pogosto zaznani v obstoječi literaturi, so:

- Kompleksne morske površine ali razmere, ko so v večji meri prisotni valovi, sončev odboj, oblaki in/ali majhni otočki, vplivajo na to, da dobimo veliko število lažnih plovil.
- Plovila in njihovi sestavni deli so na posnetkih zelo različno prikazani zaradi različnih pogojev osvetlitev in različnih materialov plovil. To je razlog, da imajo plovila višjo ali nižjo odbojnost kot morska površina in jih je zato težko zaznati ali klasificirati z enoličnim algoritmom.
- Natančno razlikovanje plovil in njihovih brazd je na optičnih posnetkih zahtevno opravilo.
- Majhna plovila je težko klasificirati zaradi skromnega vzorca statističnih vrednosti.
- Razviti algoritem za samodejno zaznavanje plovil bi bilo mogoče še bolj pospešiti z napredno strojno opremo in naprednejšimi funkcijami programiranja (paralelno procesiranje).
- Za večjo relevantnost in širše prepoznavanje plovil je bistvenega pomena, da razvite algoritme preizkusimo na številnih posnetkih različnih senzorjev in na različnih območjih ter v nepredvidljivih meteoroloških razmerah. Robustnost razvitega algoritma je potrjena le z uporabo heterogenih posnetkov in satelitskih sistemov.

Pri razvoju algoritma za zaznavanje plovil sem sledila cilju, da naj algoritem deluje na vseh tipih morske površine, na vseh optičnih satelitskih senzorjih in da zaznava vse tipe plovil na morju na različnih območjih. To omogoča, da se algoritem uporablja za splošno uporabo in spremljanje različnih pomorskih ukrepov, kot so: spremljanje komercialnega ribolova, spremljanje okoljskih nevarnosti, spremljanje plovil in analiza prometa, opazovanje migrantskih plovil itn.

Ker razviti algoritem ni omejen specifično za zaznavanje plovil, bi lahko bil uporabljen za zaznavanje različnih objektov, ki se od svoje okolice lahko, podobno kot plovila, ločijo (npr. zaznavanje konvojev tovornjakov po Sahari, ki prevažajo migrante, zaznavanje letal parkiranih na letališčih, zaznava avtomobilov na parkiriščih itd.). Ocenjujem, da bi, glede na geometrijo satelitskih tirnic, zemeljskih postaj in obdelave posnetkov, podatke o plovilih pridobili najhitreje slabo uro po zajetju.

Na podlagi poglobljene analize predlagam naslednje smernice, po katerih naj bi se ravnale nove študije zaznavanja plovil:

- Uporaba različnih optičnih senzorjev.
- Ovrednotenje rezultatov na različnih tipih morskih površin.
- Boljša uporaba informacij, ki jih prinašajo optični satelitski posnetki (npr. uporaba vseh spektralnih kanalov).
- Izboljšava zmogljivosti zaznavanja plovil, zlasti v kompleksnejših okoljih.

- Razvoj klasifikacije predvsem za majhna plovila.
- Primerjava različnih klasifikatorjev za iskanje najboljšega klasifikatorja plovil.
- Vključevanje ovrednotenja plovil, ki poleg razmerja odkrivanja vsebuje še lažno stopnjo zaznave.

Zaznavanje plovil z optičnih posnetkov je aktualna tema v daljinskem zaznavanju. Trend razvijanja računalniško učinkovitih tehnik za zaznavanje in klasifikacijo plovil se bo verjetno nadaljeval še naprej, zlasti zaradi razpoložljivosti velikega števila brezplačnih posnetkov s povečano prostorsko in časovno ločljivostjo. Sploh podatki, ki jih bodo v prihodnosti zajeli sateliti ESE (Sentineli) in drugi sateliti novejših generacij, še posebej majhni in nanosateliti (npr. sateliti podjetij Planet, Skybox Imaging).

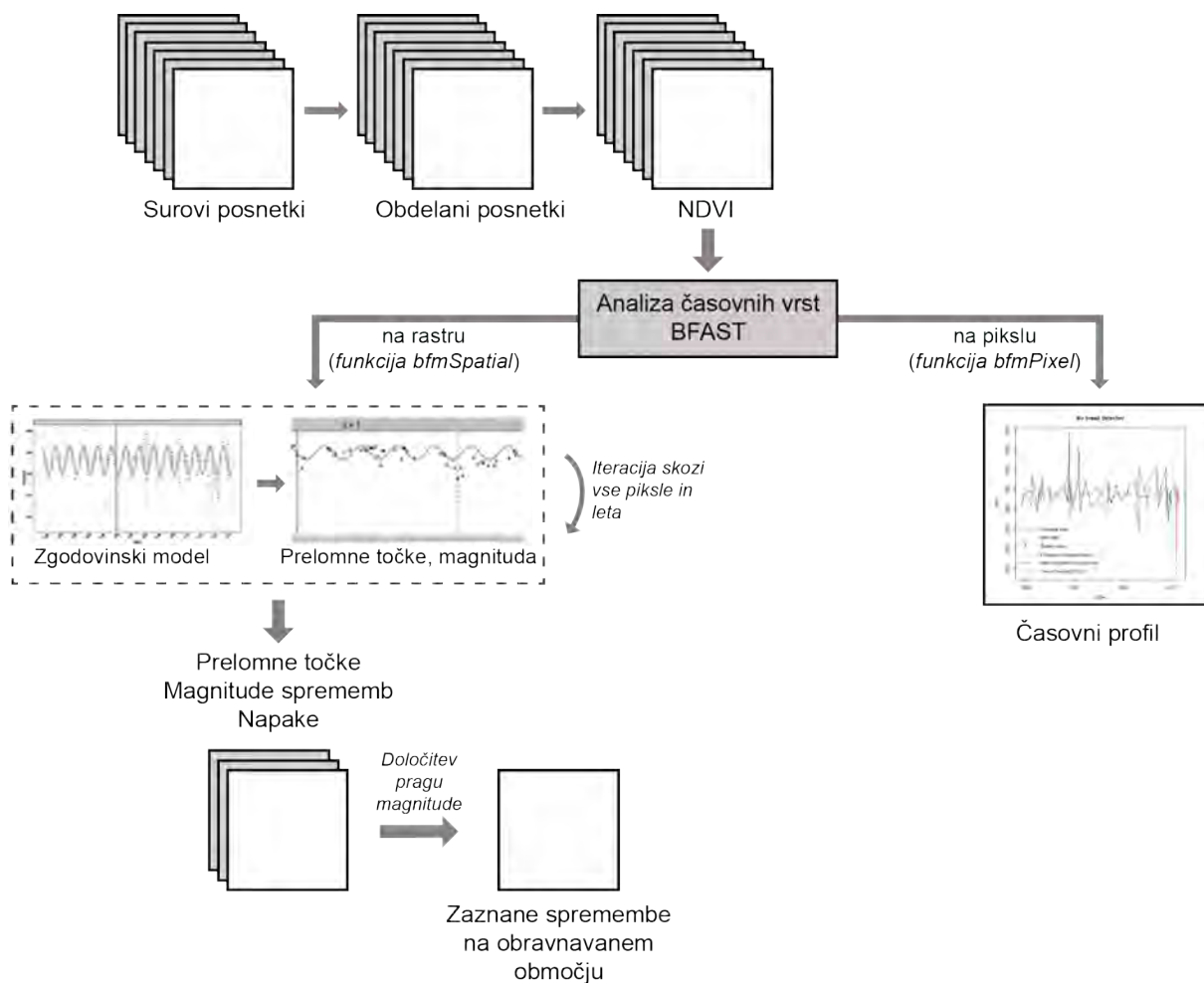
7.2 Zaznavanje širjenja begunskih taborišč s časovnimi vrstami

Za odkrivanje sprememb na izbranih begunskih taboriščih na otokih v Sredozemlju (predstavljena v poglavju 6.2.1), sem na satelitskih posnetkih S-2 uporabila analizo časovnih vrst, imenovano BFAST Monitor (Verbesselt *et al.*, 2012b). To metodo je mogoče uporabiti za ugotavljanje kje in kdaj se zgodijo spremembe v begunskih taboriščih in njihovi bližnji okolici. S časovnimi vrstami je mogoče zaznavati spremembe, ki so posledica antropogenih vplivov, kar se po navadi odraža v prostorskem smislu. Naravne spremembe navadno nastajajo na regionalnih ravneh, medtem, ko so spremembe, ki jih povzroča človek, večinoma lokalne narave (tukaj ne upoštevamo posledic podnebnih sprememb).

Na vseh izbranih primerih begunskih taborišč je bila za določevanje socio-ekoloških procesov, s fokusom na antropogenih dejavnikih, uporabljena identična metodologija. V primeru begunskega taborišča Vial na Hiosu sem isti pristop uporabila tudi na časovni vrsti posnetkov Landsat 8 in rezultate primerjala s tistimi, ki so bili izračunani s časovno vrsto Sentinel-2.

7.2.1 Potek analize časovnih vrst BFAST Monitor

Časovne vrste na vseh treh študijskih območjih sem analizirala v statističnem okolju R (<http://cran.r-project.org/>), s knjižnico *bfastSpatial* (Dutrieux *et al.*, 2015b). Potek analize časovnih vrst v tej nalogi prikazuje slika 31.



Slika 31. Potek metodologije časovnih vrst BFAST, ki je bil v tej nalogi uporabljen za zaznavanje sprememb.

Figure 31. Workflow of BFAST time series methodology that was used for the detection of changes in this work.

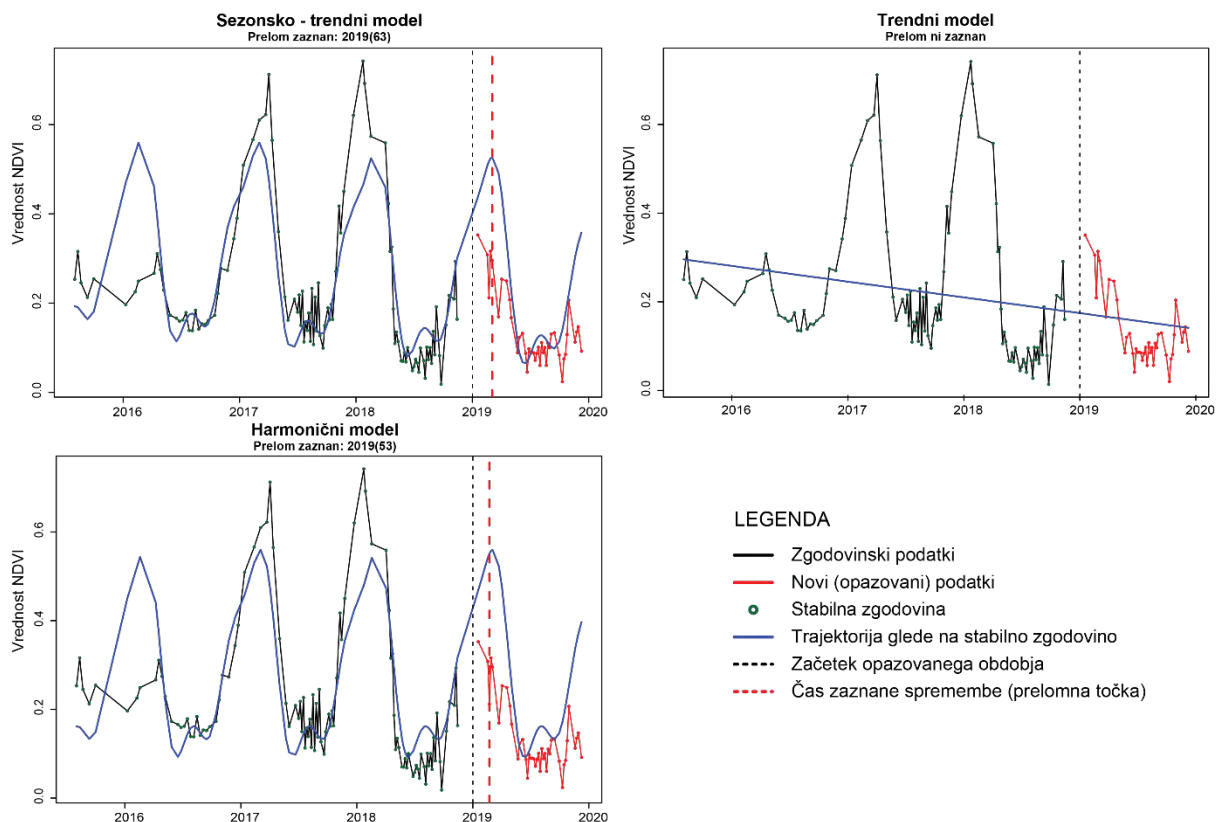
Uporabljeni posnetki so bili predobdelani po postopku, opisanem na začetku poglavja 6.2.2. Na posnetkih sem za vsak pripadajoči datum izračunala normirani diferencialni vegetacijski indeks (NDVI). NDVI je pokazatelj aktivnosti vegetacije na zemeljski površini in je relativno in posredno merilo količine fotosintetske biomase. Letno povprečje NDVI oziroma njegov maksimum zagotavlja integriran pogled na fotosintetsko aktivnost (Myneni *et al.*, 1995), sezonska amplituda NDVI je povezana s sestavo zimzelene in listopadne vegetacije (DeFries *et al.*, 1995), prav tako je dolžina rastne sezone NDVI povezana s fenološkimi spremembami (Tucker *et al.*, 2001). NDVI je primeren indeks za časovne vrste, saj z njim analiziramo različne spremembe v vegetaciji. Ta indeks je tudi indikator antropogenih vplivov na širšem območju begunskih taborišč, saj so njegove visoke vrednosti dokaz zdrave vegetacije, njegov upad pa pomeni, da se je degradacija na obravnavanih območjih povečala oziroma so se skrčile naravne kapacitete (npr. posek lesa za kurjavo). Natančnost trenda na časovnih vrstah NDVI je odvisna od uporabljenih satelitskih posnetkov, prostorske ločljivosti in uporabljenih statističnih metod (Forkel *et al.*, 2013).

Ko sem pridobila sloje vegetacijskega indeksa za vse datume, sem jih zložila v večplastni in veččasovni rastrski objekt. Pri tem koraku morajo imeti vhodni podatki enak prostorski obseg, torej enako geografsko projekcijo. Podatke o časovnem zajemu posnetka sem samodejno pridobila iz imena sloja; zapisani so v posamezno rastrsko dimenzijo. Ko je kopica posnetkov pripravljena, se začne obdelava časovnih vrst. Podatki S-2 so sicer dokaj gosto, a v času neenakomerno razporejeni (satelitski posnetki S-2 so dostopni od sredine leta 2015 naprej; v prvih dveh letih je opazovanj manj, kasneje njihovo število naraste), sploh kadar so na opazovanem območju oblaki in je treba te posnetke izločiti iz obdelave.

Rezultate časovne vrste BFAST lahko opazujemo na nivoju enega piksla (točkovno) ali na nivoju rastra (ploskovno), analiza in rezultati obeh pristopov so opisani v naslednjih dveh podglavjih.

7.2.1.1 Analiza časovnih vrst na izbranem pikslu

Rezultat izbrane metodologije na enem izbranem slikovnem elementu ali pikslu, pridobljen s funkcijo *bfmPixel*, je časovni profil za to določeno koordinato. Iz njega razberemo zgodovinsko obdobje opazovanj, začetek obdobja zaznavanja sprememb, vrednosti opazovanj, čas zaznave sprememb in referenčno trajektorijo (trend), ki se oblikuje na podlagi izbranega referenčnega modela in stabilne zgodovine. Stabilna opazovanja ne sovpadajo vedno z zgodovinskim obdobjem; lahko so krajša od njega, odvisno od kvalitete opazovanj. Za vsak uporabljeni model (sezonsko-trendni, trendni, harmonični/sezonski – za primerjavo njihovega delovanja glej sliko 32) je s funkcijo *bfmPixel* mogoče izračunati determinacijski koeficient r^2 , ki ima vrednosti med 0 in 1. Pove nam, kolikšen del odvisne spremenljivke (NDVI) je mogoče pojasniti z izbranim regresijskim modelom. Višja kot je vrednost determinacijskega koeficienta, boljše model aproksimira opazovanja v zgodovinskem obdobju oziroma v obdobju opazovanja. Nizke vrednosti koeficienta r^2 so posledica nepopolne časovne vrste NDVI ter izpada podatkov in preostanka šumov na posnetkih (Potočnik Buhvald, 2018).



Slika 32. Primeri analize časovnih vrst z uporabo različnih modelov na istem pikslu v okolici Morie (Lesbos).

Figure 32. Examples of time series analysis using different models on the same pixel in the vicinity of Moria on Lesbos.

S časovnimi profili prikažemo dinamiko razvoja vegetacije v okolici begunskih taborišč. Na vsakem od študijskih območij sem za primerjavo na naključni koordinati v okolici begunskih taborišč izbrala različne prelomne datume (ti razdelijo časovno vrsto na dva dela – zgodovinsko obdobje ter obdobje opazovanj) zaznavanja sprememb (po mesecih), in sicer z uporabo različnih modelov časovnih vrst. Rezultate determinacijskega koeficienta sem pozneje primerjala med seboj ter za vsako študijsko območje izbrala tisti model in prelomno leto (datum) z najvišjo vrednostjo koeficienta (čeprav so odstopanja vrednosti koeficientov med različnimi datumi dejansko zelo majhna). Pri izbiri prelomnega datuma sem upoštevala tudi to, da sta tako zgodovinsko kot opazovano obdobje dovolj dolga (zgodovinsko tri, opazovano pa vsaj eno leto). Tako so bili datumi začetka opazovanj izbrani na prelomu let 2018 in 2019, kar pomeni, da sem na vseh študijskih območjih opazovala le spremembe v letu 2019. Rezultati determinacijskih koeficientov za izbrane točke v okolici begunskih taborišč glede na različen začetek opazovanja so predstavljeni v preglednici 8. Preglednica prikazuje vrednosti determinacijskega koeficienta, oziroma mero kakovosti uporabljenega modela, na različnih koordinatah na vseh študijskih območjih z različnim uporabljenim modelom. Najvišji determinacijski koeficienti so v tabeli označeni z oranžno barvo. Tabela prikazuje tudi prelomne točke, ko naj bi se po modelu v opazovanem letu zgodila sprememba v tem opazovanem pikslu (dan v letu). Tabela tako pomaga pri odločitvi, kateri model je najprimernejši ter kateri datum uporabiti za začetek opazovanj v analizi časovnih vrst.

		/358	/358	/8	/8	/8	/8	/63	/68	/78	/83	/118
498255, 4178869	Trendni	0.15	0.14	0.10	0.06	0.03	0.02	0.01	0.01	0.01	0.01	0.00
		2018	2018	2018	2018	2018	2019	2019	2019	2019	2019	2019
Vathy JZ	prelom zaznan	/233	/238	/253	/298	/318	/8	/108	/108	/118	/108	/128
	Harmonični	0.71	0.71	0.71	0.71	0.71	0.71	0.70	0.69	0.66	0.64	0.51
		2019	2019	2019	2019	2019	2019	2019	2019	2019	2019	2019
	prelom zaznan	/83	/83	/83	/83	/83	/83	/88	/88	/88	/93	/118

	model	2018	2018	2018	2018	2018	2018	2018	2019	2019	2019	2019
		/150	/180	/210	/240	/270	/300	/330	/1	/30	/60	/90
HIOS	Sezonsko-trendni	0.86	0.86	0.85	0.85	0.85	0.85	0.84	0.84	0.85	0.86	0.87
		2018	2018	2018	2018	2019	2019	2019	2019	2019	2019	2019
koordinata	prelom zaznan	/231	/231	/266	/233	/233	/233	/148	/148	/151	/236	/236
420659, 4241922	Trendni	0.18	0.12	0.08	0.04	0.03	0.02	0.01	0.02	0.03	0.05	0.09
		2018	2018	2018	2018	2018	2018	2018	2019	2019	2019	2019
Vial J	prelom zaznan	/216	/228	/241	/266	/283	/301	/341	/6	/138	/258	/248
	Harmonični	0.82	0.82	0.82	0.82	0.82	0.81	0.81	0.81	0.82	0.83	0.84
		2019	2019	2019	2019	2019	2019	2019	2019	2019	2019	2019
	prelom zaznan	/83	/83	/88	/88	/101	/106	/101	/106	/106	/111	/116

	model	2018	2018	2018	2018	2018	2018	2018	2019	2019	2019	2019
		/150	/180	/210	/240	/270	/300	/330	/1	/30	/60	/90
HIOS	Sezonsko-trendni	0.51	0.51	0.46	0.45	0.45	0.42	0.37	0.37	0.37	0.38	0.40
		2018	2018	2018	2018	2018	2018	2018	2019	2019	2019	2019
koordinata	prelom zaznan	/198	/198	/233	/291	/291	/303	/341	/331	/323	/323	/323
420645, 4241984	Trendni	0.31	0.25	0.19	0.09	0.06	0.04	0.01	0.02	0.02	0.02	0.04
		2018	2018	2018	2018	2018	2018	2018	2019	2019	2019	2019
JZ od taborišča	prelom zaznan	/211	/223	/223	/263	/276	/301	/341	/6	/36	/63	/91
	Harmonični	0.36	0.35	0.35	0.38	0.40	0.40	0.35	0.36	0.36	0.36	0.38
		2018	2018	2018	2018	2018						
	prelom zaznan	/313	/316	/316	/341	/316	/	/	/	/	/	/

	model	2018	2018	2018	2018	2018	2018	2018	2019	2019	2019	2019
		/150	/180	/210	/240	/270	/300	/330	/1	/30	/60	/90
MALTA	Sezonsko-trendni	0.87	0.87	0.87	0.87	0.86	0.86	0.86	0.87	0.89	0.89	0.90
		2018	2018	2018	2018	2019	2019	2019	2019	2019	2019	2019
koordinata	prelom zaznan	/248	/255	/280	/280	/220	/220	/213	/218	/218	/215	/198
455081, 3964321	Trendni	0.17	0.12	0.07	0.05	0.03	0.02	0.04	0.08	0.11	0.13	0.17
		2018	2018	2018	2018	2018	2019	2019	2019	2019	2019	2019
V od taborišča	prelom zaznan	/203	/215	/238	/248	/270	/63	/78	/118	/225	/223	/220
	Harmonični	0.81	0.81	0.81	0.80	0.81	0.80	0.79	0.82	0.83	0.84	0.84
		2018	2018	2018	2018	2018	2018	2019	2019	2019	2019	2019
	prelom zaznan	/188	/195	/213	/325	/325	/340	/43	/50	/65	/65	/100

	model	2018	2018	2018	2018	2018	2018	2018	2019	2019	2019	2019
		/150	/180	/210	/240	/270	/300	/330	/1	/30	/60	/90
MALTA	Sezonsko-trendni	0.84	0.84	0.82	0.82	0.82	0.81	0.80	0.80	0.80	0.81	0.81

koordinata	prelom zaznan	2018 /213	2018 /223	2018 /248	2018 /248	2019 /175	2019 /175	/	2019 /295	2019 /293	2019 /248	2019 /363
	Trendni	0.29	0.22	0.13	0.09	0.05	0.04	0.05	0.08	0.11	0.13	0.17
454931, 3964097	prelom zaznan	2018 /205	2018 /223	2018 /238	2018 /245	2018 /270	2018 /303	2018 /340	2019 /143	2019 /175	2019 /260	2019 /250
	Harmonični	0.740	0.738	0.746	0.749	0.752	0.751	0.727	0.721	0.714	0.721	7
JZ od taborišča	prelom zaznan	2018 /178	2018 /363	2018 /363	2018 /363	2019 /3	2019 /3	2019 /8	2019 /43	2019 /103	2019 /12	2019 /128
												0.73

SICILIJA	model	2018 /150	2018 /180	2018 /210	2018 /240	2018 /270	2018 /300	2018 /330	2019 /1	2019 /30	2019 /60	2019 /90
	Sezonsko-trendni	0.83	0.83	0.83	0.84	0.83	0.83	0.83	0.83	0.83	0.84	0.86
Koordinata	prelom zaznan	2019 /173	2019 /183	2019 /178	2019 /178	2019 /188	2019 /203	2019 /198	2019 /223	2019 /228	2019 /163	2019 /168
	Trendni	0.03	0.01	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.04
467859, 4127317	prelom zaznan	2018 /268	2019 /113	2019 /108	2019 /98	2019 /98	2019 /98	2019 /98	2019 /98	2019 /98	2019 /113	2019 /303
	Harmonični	0.83	0.83	0.83	0.84	0.83	0.83	0.83	0.83	0.83	0.84	0.86
Z od taborišča	prelom zaznan	2019 /158	2019 /158	2019 /128	2019 /128	2019 /128	2019 /153	2019 /153	2019 /153	2019 /158	2019 /153	2019 /128

SICILIJA	model	2018 /150	2018 /180	2018 /210	2018 /240	2018 /270	2018 /300	2018 /330	2019 /1	2019 /30	2019/ 60	2019 /90
	Sezonsko-trendni	0.86	0.86	0.86	0.86	0.85	0.85	0.85	0.84	0.82	0.78	0.81
koordinata	prelom zaznan	2019 /38	2019 /38	2019 /48	2019 /48	2019 /38	2019 /38	2019 /38	2019 /48	2019 /223	2019 /223	2019 /233
	Trendni	0.08	0.05	0.02	0.01	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.03
468169, 4127864	prelom zaznan	2018 /233	2018 /248	2019 /243	/	/	2019 /128	2019 /128	2019 /118	2019 /118	/	/
	Harmonični	0.85	0.85	0.86	0.86	0.85	0.85	0.84	0.83	0.82	0.78	0.81
V od taborišča	prelom zaznan	2019 /58	2019 /58	2019 /58	2019 /68	2019 /73	2019 /68	2019 /58	2019 /88	2019 /218	2019 /223	2019 /228

V vseh primerih se je pokazalo, da je sezonsko-trendni model najprimernejši (na vseh točkah in prelomnih datumih ima največji determinacijski koeficient), zato sem ga uporabila pri nadaljnjih rastrskih analizah. Preglednica 8 prav tako prikazuje, kako se prelomne točke (*breakpoints*), zaznane v opazovanem obdobju, spreminjajo glede na prelomni datum. Predvidevam, da le tam, kjer se prelomni datum ponavlja večkrat, dejansko prihaja do večjega odstopanja v opazovanjih oziroma je možna sprememba v okolju. Zaradi majhnih odstopanj med vrednostmi v determinacijskem koeficientu v izbranih datumih sem za vsa študijska območja izbrala kot začetek opazovanj prvi dan v letu 2019. S tem sem zagotovila zgodovinskemu opazovanju dovolj dolgo časovno vrsto (vsaj tri leta opazovanj). Na vseh območjih sem torej zaradi izbrane metodologije opazovala spremembe, ki so se zgodile v letu 2019.

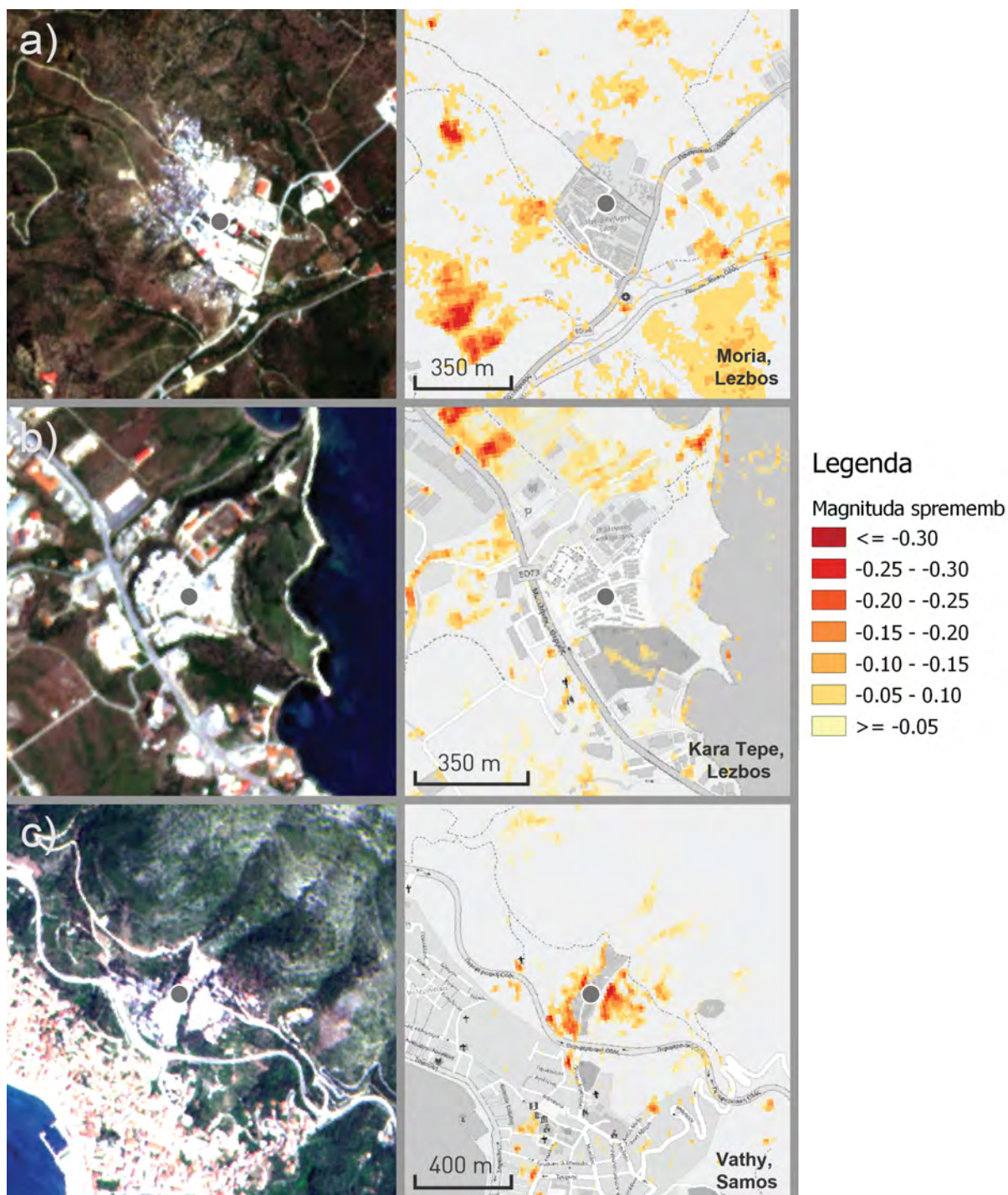
7.2.1.2 Analiza časovnih vrst na rastru

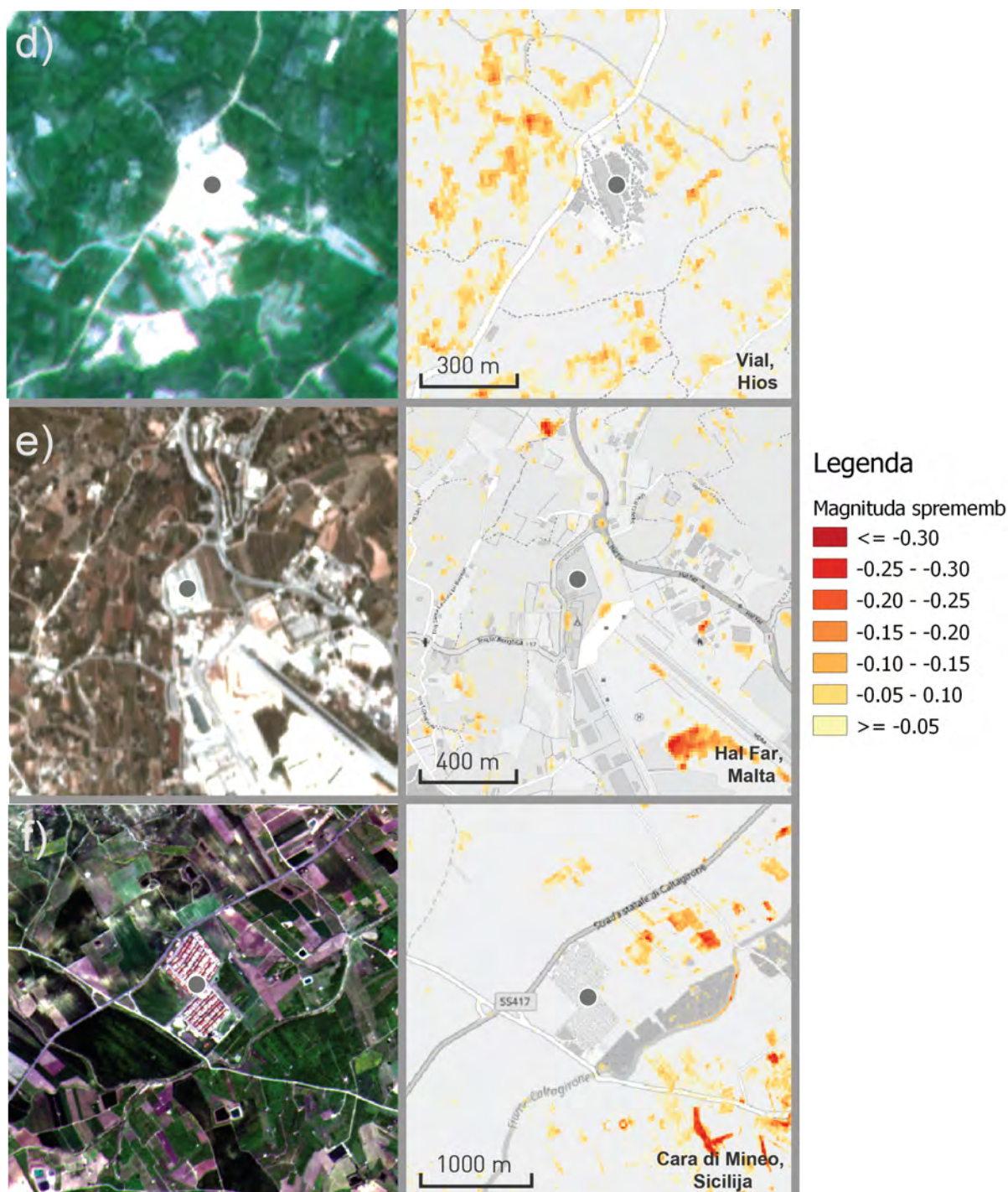
Rastrska obdelava (funkcija *bfmSpatial*) je računsko veliko bolj zahtevna kot računanje časovne vrste na posameznem pikslu. Drastično pospešitev rastrske obdelave sem dosegla s paralelnim računanjem, ki obdeluje podatke na več računalniških jedrih hkrati. Hitrost obdelave je odvisna od števila računalniških jeder, s katerimi razpolagamo. Za nemoteno delovanje sem najprej definirala začetek opazovanj; na vseh treh območjih zagotavljajo zgodovinsko opazovanje nabor posnetkov vsaj treh let. Verbesselt *et al.* (2012) namreč menijo, da je stabilna zgodovina za natančno spremljanje sprememb vsaj dve leti opazovanj (za podatke MODIS). Algoritem iz doslednega nabora zgodovinskih posnetkov izračuna povprečje in pridobi primerno vrsto meritev. Za posnetke S-2 so zgodovinski posnetki dokaj omejeni, saj je operativen od leta 2015 naprej. Zato časovna vrsta satelita S-2 ni tako dolga, kot bi bili, na primer, časovni vrsti posnetkov Landsat ali MODIS.

Rezultat časovne vrste na rastru so tri rastrske podobe:

1. Prelomna točka (ang. *breakpoint*) je časovno obdobje prekinitve oziroma zaznana sprememba v opazovanem letu. To so lahko posledice (Forkel *et al.*, 2013): 1) napak harmoniziranega nabora podatkov, pridobljenega od različnih senzorjev (do tega v opisanem primeru ne more priti, saj sem uporabljala samo časovne vrste istih senzorjev), 2) meteoroloških popačenj (oblaki na posnetku ali snežni pokrov) in 3) okoljskih procesov, kot so, na primer, vplivi medletnih sprememb v vremenskih razmerah ali motnja ekosistemov.
2. Magnituda spremembe (ang. *change magnitude*) ali velikost zaznane spremembe je razlika med pričakovanimi in opazovanimi (dejanskimi) vrednostmi v obdobju spremljanja. Magnituda se uporablja tudi za ločevanje med dejanskimi spremembami na zemeljski površini (npr. krčenje gozda) in drugimi dejavniki, ki potencialno povzročajo spremembe oziroma prelomne točke (npr. šumi v podatkih).
3. Napake (ang. *error flag*) nastanejo, kadar pride do zaznane napake na pikslu, tj. kadar model odloči, da je v stabilni periodi premalo število referenčnih podatkov.

Magnitudo sprememb algoritem BFAST Monitor v obdobju odkrivanja sprememb zaznava samodejno. Rezultate analize satelitskih posnetkov je mogoče opisati kot odkrivanje »žariščnih« območij s pomembnimi pozitivnimi in negativnimi trendi v vegetacijskem pokrovu v obravnavanem kraju in času. Pozitivna vrednost magnitude pomeni nenaden skok v vegetacijski aktivnosti, medtem ko negativna magnitude pomeni nenaden padec vrednosti odboja vegetacije, najverjetneje zaradi novih pozidav, sekanja dreves, obdelovanja zemlje ipd. Negativni trendi v okolici vseh študijskih primerov begunskih taborišč so zaradi njihovega vpliva na okolico še posebej pomembni, zato me za zaznavanje degradacije v okolici zanimajo prav te informacije, ki kažejo, kolikšen je vpliv človeških dejavnosti na okolje. Iz vrednosti negativnih magnitud v časovni vrsti poleg vrednosti sprememb NDVI pridobimo tudi podatke o položaju in času nastalih sprememb.





Slika 33. Negativne spremembe vrednosti NDVI v okolici begunskih taborišč, modelirane s sezonsko-trendnim modelom na podatkih Sentinel-2. Spremembe kažejo odraz situacije za leto 2019. Kot podlaga služijo za prikaz posnetki podjetja Planet (Planet Labs Inc., 2020), z ločljivostjo 3 m.

Figure 33. Negative NDVI change values in the vicinity of refugee camps, modeled with the seasonal-trend model on the basis of Sentinel-2 data. Changes reflect the situation for the year 2019. The background images are Planet images (Planet Labs Inc., 2020) with 3 m resolution.

Ker sem analizirala relativno kratke časovne vrste, je prave spremembe v okolju težko zaznavati z visoko gotovostjo, zato torej spremembe le približno ocenimo. Ob natančnem pregledu je mogoče opaziti, da so na različnih obdelanih točkah na istih območjih trendi različni (pozitivni in negativni), kar

pomeni, da je v okolici vseh treh študijskih območij zaznati tako ozelenjevanje kakor tudi degradacijo. Za potrebe zaznavanja negativnega vpliva na okolje sem prikazala samo negativne spremembe (slika 33). Te so prikazane v rdeči barvni lestvici; temnejša kot je barva, večja je degradacija oziroma izguba vegetacije na obravnavanem območju. Negativne vrednosti sprememb NDVI so lahko dejanske vrednosti, nižje od pričakovanih vrednosti NDVI (dejanske spremembe), ali pa se za stabilno obdobje zajema premalo referenčnih opazovanj ter se zato izoblikuje napačen trend (zaznane navidezne oziroma napačne spremembe) (Potočnik Buhvald, 2018). Napačne oziroma navidezne spremembe so lahko prisotne navkljub dobri vnaprejšnji pripravi podatkov (geometrični, atmosferski popravki in izločevanje šumov) in so najverjetneje posledica slabše kvalitete maske oblakov. Pri vrednotenju rezultatov si je za smiselnost rezultatov zato treba pomagati z grafi analize točkovnih časovnih vrst.

V nekaterih primerih je v okolici begunskih taborišč zaznati, poleg samega širjenja begunskih taborišč, ki so s pregledovalnikov relativno preprosto vizualno preverljiva, tudi ostale negativne spremembe. Te spremembe so lahko posledice povečanega prebivalstva ter posledice razmer v katerih prebežniki prebivajo (npr. izsekavanje lesa za kurjavo). Njihov vzrok je samo z vizualno metodo težje določljiv; za njihovo preverjanje bi potrebovali terenske podatke.

Opazovanje taborišča Moria, ki je trenutno najbolj prenaseljeno begunsko taborišče v Grčiji, s časovnimi vrstami je pokazalo, da se je taborišče v letu 2019 razširilo na sever ter na severozahod (slika 33 a), kar potrjuje tudi vizualna analiza na posnetkih zelo visokih ločljivosti pregledovalnika Google Earth. To pomeni, da se je na teh območjih skrčila vegetacija, ki so jo nadomestila začasne, improvizirane hiše in šotori. Prav tako je na širšem območju zaznati negativne vrednosti spremembe NDVI (magnituda), ki so posledica sprememb na kmetijskih njivah skozi leta (kolobarjenje), kar v tem primeru ni objekt zanimanja.

Čeprav predstavlja taborišče Kara Tepe na vzhodu otoka Lezbos prehodno mesto za migrante v Morii, v okolici taborišča v letu 2019 ni zaznati sprememb (slika 33 b). Po podatkih v literaturi se taborišče Kara Tepe, kjer so v osnovi nastanjene ranljive družine, od leta 2017, ko je grška vlada povečala obseg za več kot polovico, ni večalo. Tako kot v okolici Morie, je tudi v tem primeru v širši okolici taborišča zaznati spremembe na kmetijskih območjih, ki najverjetneje niso spremembe, ki bi kazale vpliv povečanega števila prebežnikov na bližnje okolje.

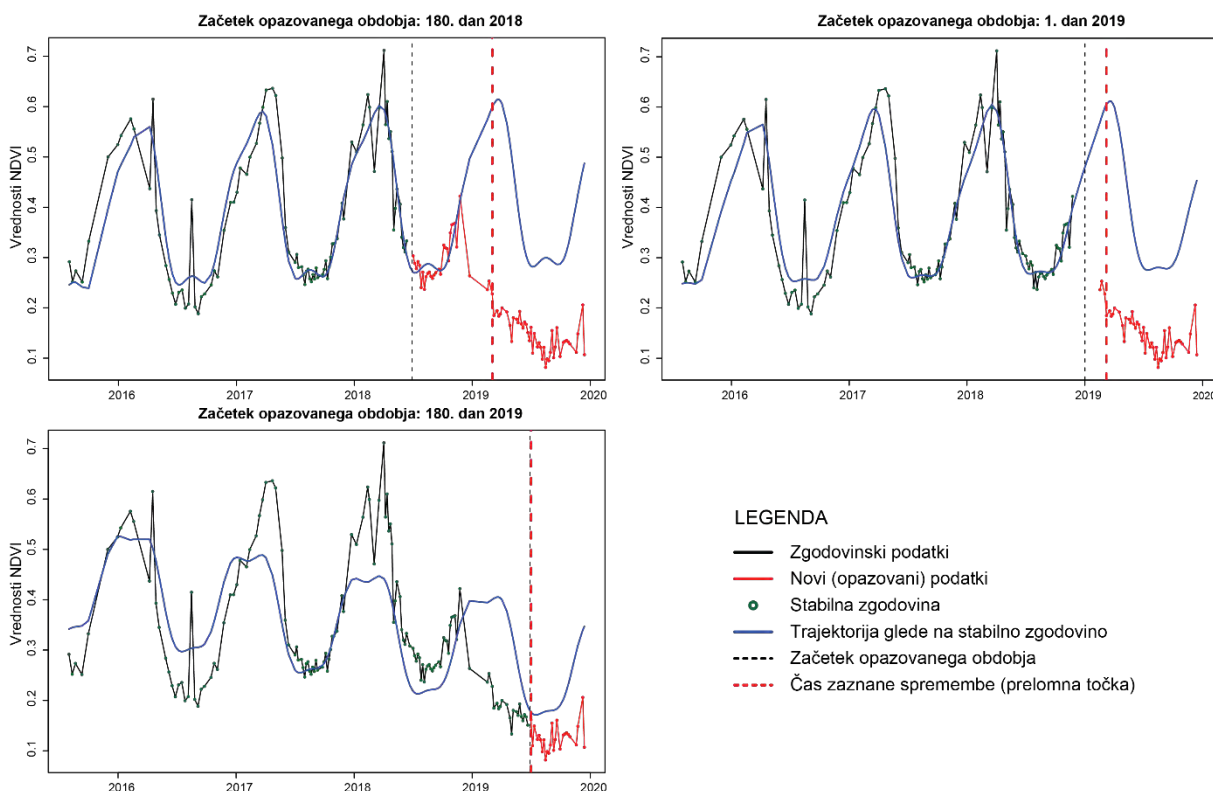
V okolici taborišča Vathy na otoku Samos so v opazovanem letu rezultati pokazali, da se v okolici begunskih taborišč povečujejo gole površine (slika 33 c). Opazno je, da se je begunsko taborišče leta 2019 (sploh v drugi polovici leta) napram prejšnjim letom očitno povečalo, kar se sklada s stanjem iz terenskih opisov in literaturo (RSA, 2019). Napačno so kot negativne spremembe zaznana območja na senčnih straneh površja v okolici.

Prav tako, sicer v manjšem obsegu, se je povečalo begunsko taborišče Vial na otoku Hios, kjer je negativne spremembe zaznati predvsem na vzhodnem delu območja taborišča (slika 33 d).

Na območju begunskih taborišč na Malti in Siciliji v letu 2019 ni zaznanih nobenih negativnih sprememb v okolju. V okolici malteškega taborišča Hal Tar (južno) sem z vizualno analizo na posnetkih opazila, da je zaznati le negativne spremembe ki jih je povzročilo širjenje industrijskega območja (slika 33 e). Na Siciliji so negativne spremembe zaznane kot pravilne geometrijske oblike, kar je posledica obdelovanja in spremembe vegetacijskega pokrova na njivskih območjih glede na prejšnja leta (slika 33 f). Odsotnost negativnih sprememb, tako na Siciliji kot na Malti, lahko pripišemo temu, da sta taborišči skrbno ograjeni, kar onemogoča nenadzorovano širjenje, prav tako njuni prebivalci niso imeli/nimajo neomejenega dostopa do neposredne okolice. V primeru Sicilije je vzrok za odsotnost sprememb tudi zaprtje taborišča v sredini leta 2019.

Ugotovitve:

- S premikanjem datuma začetka opazovanega obdobja na časovni vrsti sem ugotovila, da so prelomne točke (*breakpoints*) odvisne od dolžine zgodovinskega obdobja, prav tako je od dolžine časovne vrste odvisen izračunan trend. To je še posebej očitno pri krajših časovnih vrstah na podatkih S-2, kjer je zgodovinsko obdobje kratko in ima trend že z manjšimi časovnimi razlikami drugačno valovanje. Daljša ko je časovna vrsta, bolj je mogoče model približati dejanski stvarnosti. Slika 34 prikazuje, kako na trend časovne vrste vplivajo vrednosti v zgodovinskem obdobju ter število vhodnih podatkov oziroma gostota časovne vrste.



Slika 34. Prikaz vpliva časa začetka opazovanega obdobja na rezultate trenda in prelomnih točk. Rezultati, izračunani s sezonsko-trendnim modelom, prikazujejo opazovanja na istem pikslu. Začetek opazovanega obdobja je v grafu zgoraj levo definiran na 180. dan v letu 2018, zgoraj desno na 1. dan leta 2019, spodaj levo pa na 180. dan v letu 2019.

Figure 34. The temporal starting point of the observed period influences the time series trend and breakpoints. Results show observations of the same pixel, calculated with the season-trend model. In the upper left graph the start of the observation is defined on the 180. julian day in 2018, in the upper right on the 1. day in 2019 and in the lower left on the 180. day in 2019.

Zgornji graf kaže, da izbira datuma začetka opazovanega obdobja vpliva na rezultate trenda in prelomnih točk, posebej v kratki časovni vrsti. Posledično je torej dolgo stabilno obdobje ključno za končni rezultat analize časovnih vrst. Obenem je pomembno tudi, da je opazovano obdobje dovolj dolgo, vsaj eno leto.

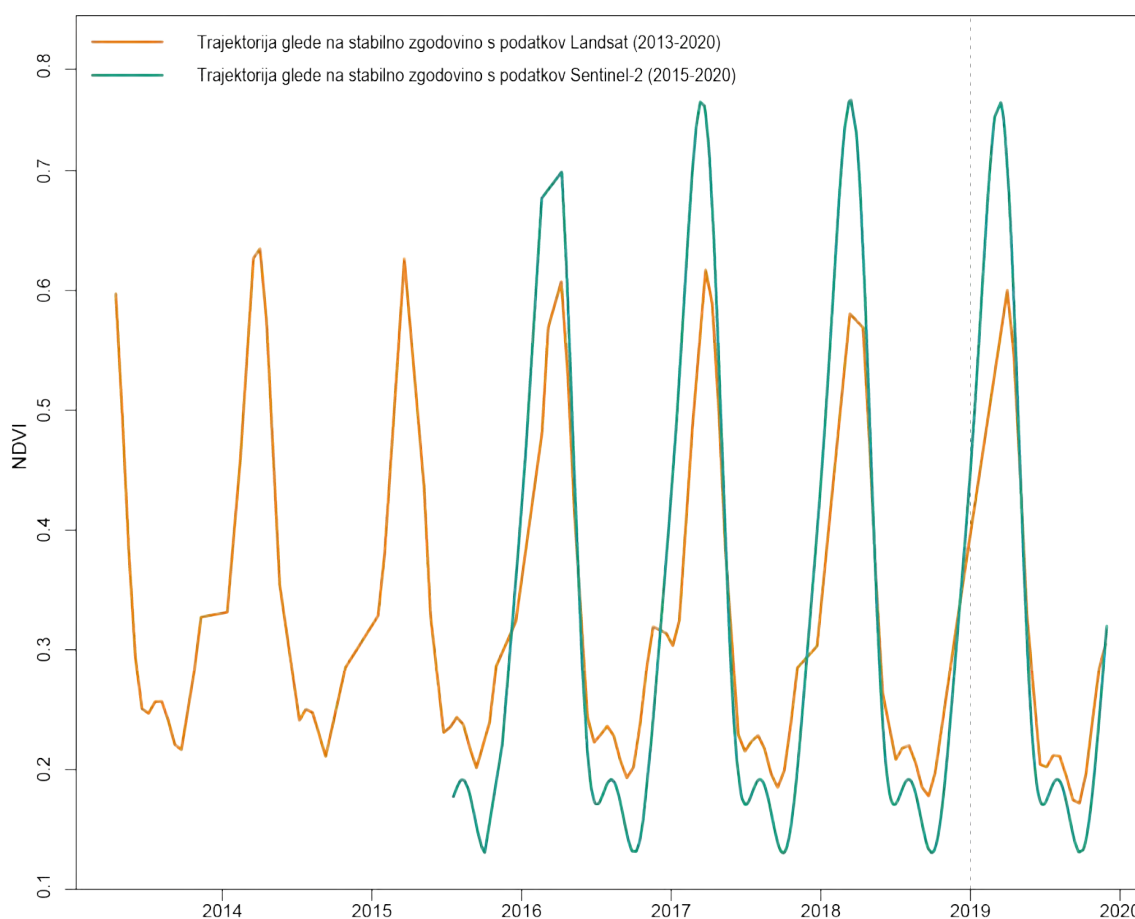
- Najslabše rezultate determinacijskega koeficienta v vseh primerih daje trendni model, nato harmonični, najboljše rezultate sem pridobila s kombinacijo obeh modelov, s sezonsko-trendnim modelom. To je tudi za pričakovati, saj se ta najbolj prilagodi vrednostim v časovni vrsti (glej sliko 32).
- Na vseh študijskih območjih imamo na voljo relativno kratka zgodovinska (okoli tri leta) in opazovalna obdobja (eno leto). To pomeni, da opazujemo samo spremembe, ki so se na obravnavanih območjih zgodile v zadnjem letu, letu 2019. Z daljšo časovno vrsto (npr. senzorjev Landsat 5, 7), bi bilo mogoče opazovati, kdaj se je dejansko taborišče širilo in kje so večji vplivi na okolje; z danimi rezultati so zaznane spremembe na območju begunskih taborišč le približno ocenjene.
- Rezultati in kvaliteta zaznanih sprememb so zelo odvisni od vhodnih podatkov. Za doseganje kvalitetnih rezultatov analize časovnih vrst je potrebna gosta in dovolj dolga časovna vrsta, prav tako tudi kvalitetne maske senc in oblakov.
- Čeprav je bilo z metodo BFAST Monitor mogoče zaznati spremembe v krajini za izbrana območja v kratkem obdobju, ni bilo mogoče zaznati jasnega vzorca degradacije zemljišč. Za to bi bilo potrebno najti jasno povezavo med širjenjem begunskih taborišč in zmanjšanjem naravnih virov.

7.2.2 Vrednotenje oziroma primerjava analize časovnih vrst senzorjev Sentinel-2 in Landsat 8

Za ocenjevanje učinkovitosti metode je bistvenega pomena prostorsko-časovno preverjanje, kar pomeni da se preverjajo spremembe tako po času kot po prostoru. Validacija veččasovnih metod za zaznavanje sprememb pogosto ni neposredna, saj morajo biti za to na voljo neodvisni referenčni podatki za širok razpon potencialnih sprememb (Kennedy *et al.*, 2007). Terenskih (referenčnih) podatkov ni bilo na voljo za nobeno od izbranih območij. Za preverjanje negativnih sprememb, ki jih pridobimo z metodo časovnih vrst BFAST, sem za primerjavo na območju taborišča Vial na otoku Hios opravila časovno analizo z istim algoritmom tudi na posnetkih Landsat 8 ter primerjala podatke pridobljene z obema satelitskima senzorjema med seboj. Cilj te analize je dokazati, da čeprav so posnetki S-2 dostopni nekaj let in s tem tvorijo relativno kratko časovno vrsto, z njihovo analizo s pristopom BFAST monitor lahko

prikažemo pravilne informacije o spremembah in trendih. Landsat 8 je bil, čeprav je dostopen le nekaj let več kot S-2, za primerjavo izbran, ker so spektralni kanali obeh sensorjev zelo podobni, prav tako imajo posnetki podobno geometrično natančnost (USGS, 2020).

Podatki Landsat 8 imajo daljšo časovno vrsto (za to območje so dostopni od aprila 2013 naprej), a nižjo časovno ločljivost kot posnetki S-2 (dostopni so vsakih 16 dni). V analizo so bili vključeni 103 posnetki Landsat 8 (ob pogoju pod 20 % oblačnosti na celotnem dostopnem posnetku, je bilo s spletnega servisa Sentinel Hub prenesenih 151 posnetkov (Sentinel Hub, 2020), vendar jih je bilo 48 ročno odstranjenih zaradi oblakov čez izbrano študijsko območje). Specifika za Hios je, da tako na podatkih S-2 kot na podatkih Landsat 8 gosti oblaki prekrivajo zemeljsko površje predvsem v zimskih mesecih, zato je časovna vrsta v obeh primerih v teh mesecih redkejša.



Slika 35. Primerjava trajektorij trenda glede na stabilno zgodovino s podatkov Sentinel-2 ter Landsat 8 na istem pikslu, z istim uporabljenim modelom.

Figure 35. The comparison of trend fit based on stable history obtained from Sentinel-2 and Landsat 8 data for the same pixel and the same used model.

Opazovanja in vrednosti historičnih podatkov, stabilne zgodovine in trenda se na obeh podatkih ujemata (slika 35). Očitno je, da ponuja S-2 gostejšo vrsto podatkov, časovna vrsta Landsat 8 je za dotično območje, čeprav ima dostopne podatke za daljše obdobje, načeloma prerodka. S-2 torej v primerjavi z Landsat 8 ponuja – za nekoliko krajše obdobje – relevantnejše podatke za analizo časovnih vrst, saj so le te gostejše. Vseeno so manjše natančnosti rezultatov tudi v krajših časovnih vrstah. Predvsem območja izven Evrope so za leto 2015 slabše pokrita kot sama Evropa. Zato lahko trdim, da so posnetki S-2 primerni za nadaljnjo analizo in bodo predvsem v prihodnosti zelo uporabno orodje za zaznavanje sprememb z analizo časovnih vrst.

Po vizualnem pregledu je direktna primerjava negativno zaznanih sprememb na izbranem območju med obema senzorjema zaradi njunih razlik v ločljivostih neprimerljiva.

Za preverjanje učinkovitosti predlaganega analize časovnih vrst ter dobljenih sprememb sem za vsako študijsko območje na sredozemskih otokih uporabila sto točk, ki sem jih naključno ustvarila v programu QGIS. Ker rezultati negativnih sprememb magnitud prikazujejo spremembe v letu 2019, sem za validacijo uporabila posnetke podjetja Planet iz začetka leta 2019 ter začetka 2020. Vse točke so bile vizualno pregledane; dodeljena jim je bila vrednost spremembe, ko so bile te zaznane. Te referenčne točke so nato primerjane s točkami, pridobljenimi z analizo časovnih vrst BFAST. Matrika napak je za vsako območje je prikazana v preglednici 9.

Preglednica 9. Natančnosti zaznave sprememb v okolici begunskih taborišč na grških otokih. Spremembe so predstavljale vse vrednosti z negativno magnitudo.

Table 9. Accuracy detection of detected changes in the vicinity of refugee camps on the Greek islands. The changes represented all values with a negative magnitude.

Lezbos		BFAST	
		Ni spremembe	Sprememba
Vizualna analiza	Ni spremembe	80	9
	Sprememba	2	9
Opazovana natančnost: 0,89			
Kappa koeficient: 0,56			

Samos		BFAST	
		Ni spremembe	Sprememba
Vizualna analiza	Ni spremembe	86	4
	Sprememba	0	10
Opazovana natančnost: 0,96			
Kappa koeficient: 0,81			

Hios		BFAST	
		Ni spremembe	Sprememba
Vizualna analiza	Ni spremembe	86	6
	Sprememba	7	1
Opazovana natančnost: 0,87			
Kappa koeficient: 0,07			

Malta		BFAST	
		Ni spremembe	Sprememba
Vizualna analiza	Ni spremembe	89	4
	Sprememba	0	7
Opazovana natančnost: 0,96			
Kappa koeficient: 0,76			

Sicilija		BFAST	
		Ni spremembe	Sprememba
Vizualna analiza	Ni spremembe	76	2
	Sprememba	5	17
Opazovana natančnost: 0,93			
Kappa koeficient: 0,79			

Kot že omenjeno v poglavju 7.1.5, se natančnost oziroma točnost izračuna kot razmerje med pravilno zaznanimi spremembami glede na celotno število testiranih točk, vrednost Kappa pa je metrika, ki primerja opazovano in pričakovano natančnost. Analiza kaže, da so bile negativne spremembe na vseh študijskih območjih v povprečju zaznane z 92 % tematsko natančnostjo. Najpogostejše negativne spremembe, ki sem jih zaznala, vključujejo prehod iz gozda ali travnika v golo zemljo ali pozidano območje. Napačno zaznane spremembe so pogosto sence, ki jih na zemeljsko površje mečejo visok teren ali visoki objekti. Kot napačno zaznane negativne spremembe so lahko tudi različni fenološki stadiji vegetacije med leti.

Najbolje so bile negativne spremembe v okolici begunskih taborišč zaznane v primeru Samosa, saj sta visoka tako natančnost zaznave kot koeficient Kappa (96 % oziroma 0,81). Tukaj je sprememba rabe tal kot rezultat človeških dejavnosti v letu 2019 precej dinamična, zaznati je povečanje begunskega taborišča za celih 50.000 m². Podobno je v primeru begunskega taborišča Moria na otoku Lezbos, kjer se je taborišče razširilo v enem letu za okoli 13.000 m². Natančnost zaznave je bila na tem študijskem območju 89 %, koeficient Kappa je dosegel 0,56. Najnižjo vrednost natančnosti zaznave sprememb je opaziti na primeru otoka Hios, kjer je natančnost sicer dosegla 87 %, koeficient Kappa ima vrednost 0,06. Nizek koeficient Kappa je posledica napačne klasifikacije dejanskih sprememb kot območja brez sprememb na celotnem območju. Analiza časovnih vrst v tem primeru ni dala dobrih rezultatov, saj je že z vizualnim pregledom zgodovinskih posnetkov širjenje begunskega taborišča več kot očitno. Z analizo časovnih vrst je bilo spregledano novo območje, veliko okoli 20.000 m², ki je nastalo glede na leto poprej.

Razlogi za slabo zaznavo so v tem, da so se glavne širitve begunskega taborišča dogajale predvsem v letu 2020, kar je pa že izven časa analize (opazovanega obdobja), referenčni podatki, na katerih smo preverjali spremembe, so iz začetka leta 2020. Rezultati so torej posledica časovne razlike med referenčnimi podatki in analiziranimi podatki. V primeru begunskega taborišča Hal Far na Malti je opazno, da se samo taborišče ni širilo, spremembe je opaziti le na industrijskem območju v okolici. Natančnost zaznave je bila v tem primeru 96 %, koeficient Kappa je dosegel vrednost 0,76. Na Siciliji je zaznati, da se okolica begunskega taborišča Cara di Mineo v letu 2019 ni širila, saj je bilo takrat taborišče zaprto, prav tako je bilo že od samega začetka ograjeno in torej fizično omejeno. Spremembe na obravnavanem območju predstavljajo le spremembe na kmetijskih zemljiščih, kar je posledica obdelovanja različnih kultur skozi leta. Zaznava je bila tukaj 93 % uspešna, koeficient Kappa je dosegel na tem študijskem območju vrednost 0,79.

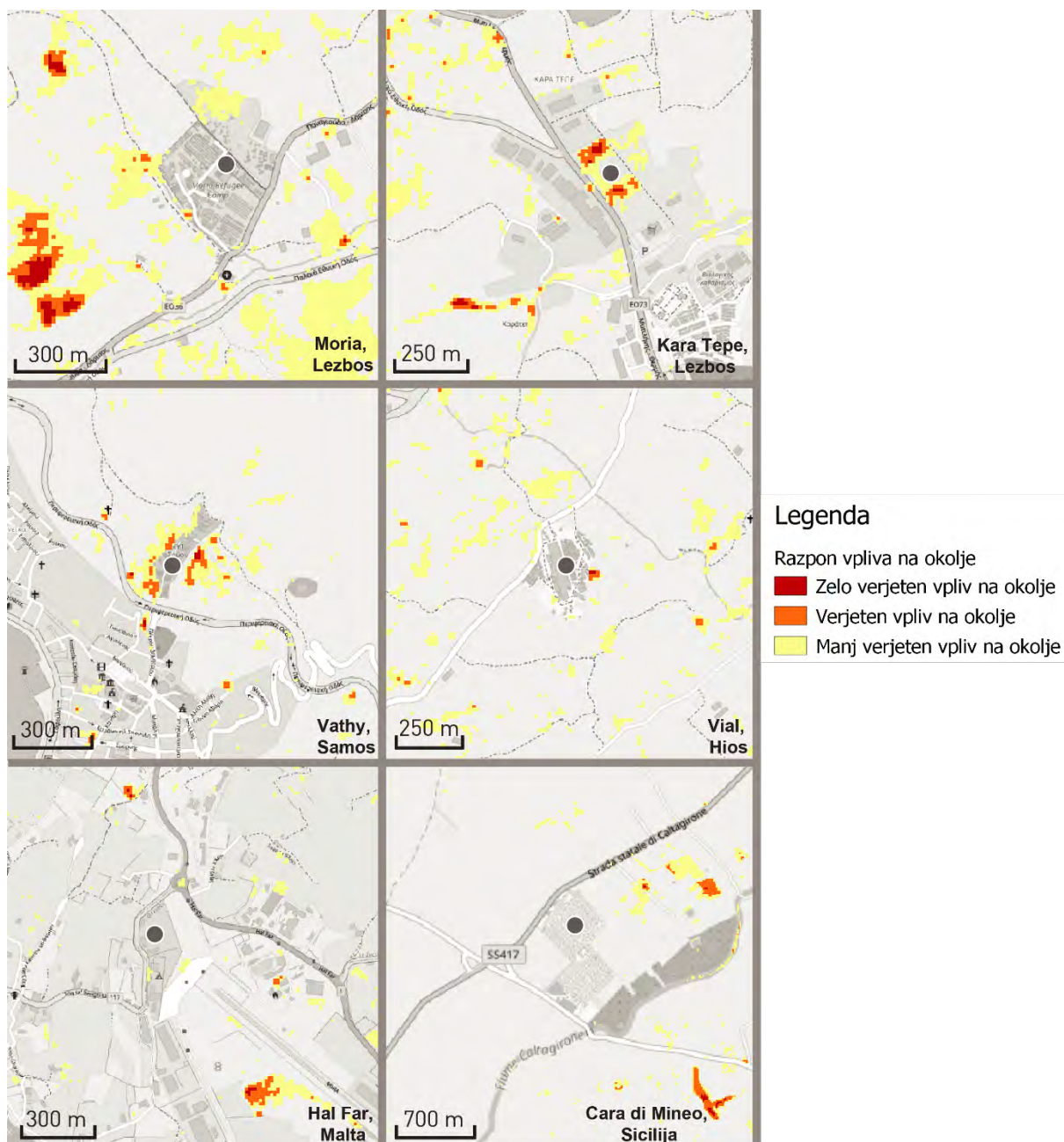
7.2.3 Vpliv na okolje, zaznan s časovnimi vrstami

Vpliv na okolje je mogoče zaznavati kot širjenje urbanih površin ali degradacija naravnega okolja. Čeprav prebežniki predvsem v okolici največjih begunskih taborišč na svetu (npr. Kutupalong (Bangladeš), Bidibidi (Uganda) ali Dadaab (Kenija), kjer prebiva po več sto tisoč ljudi) zbirajo les za kurjavo tudi do 10 km okoli taborišč, v katerih živijo (Amnesty International, 2009; Bloesch, 2001), sem na podlagi časovnih vrst opazovala vpliv na okolje le v neposredni bližini begunskih taborišč. V nobenem od izbranih begunskih taborišč na sredozemskih otokih zaenkrat ne prebiva več kot deset tisoč ljudi.

Vpliv na okolje sem na podlagi rezultatov časovnih vrst določila na podlagi verjetnostnih razredov, ki so bili definirani glede na magnitudo zaznanih sprememb. Ena od prednosti verjetnostnih razredov je, da se lahko uporabnik odloči, kakšna je sprejemljiva raven, ki je odvisna od namena aplikacije (Lambert *et al.*, 2015). Opazovani so bili samo piksli z negativno vrednostjo sprememb NDVI, ki predstavljajo spremembo v aktivnosti vegetacije. Vpliv na okolje je bil določen po jakosti negativne spremembe NDVI (magnituda). Večja kot je sprememba, večja je degradacija oziroma slabljenje vegetacije na obravnavanem območju in posledično je bolj verjeten vpliv na okolje. Ta je razdeljen v tri razrede, ki so bili empirično določeni glede na jakost negativno zaznane magnituda:

- visok ali zelo verjeten vpliv (vrednost spremembe NDVI manjše od -0,3),
- zmeren ali verjeten vpliv ($-0,3 < \text{vrednost spremembe NDVI} < -0,2$) in
- majhen ali manj verjeten vpliv na okolje ($-0,2 < \text{vrednost spremembe NDVI} < -0,1$).

Rezultati vpliva na okolje po razredih so za vsa študijska območja prikazani na sliki 36.



Slika 36. Velikost vpliva na okolje glede na negativno zaznane spremembe v okolici begunskih taborišč v letu 2019.

Figure 36. The magnitude of the impact on the environment based on negative changes in the vicinity of refugee camps in 2019.

Ker v disertaciji opazujem spremembe le v letu 2019, je o bistvenih vplivih na okolje težko govoriti, med drugim tudi zato, ker motnje v ekosistemu po navadi zaznamo zakasnjeno. Glavni kazalnik degradacije tal v okolici begunskih taborišč je nenehno povečevanje golih tal oziroma širjenje begunskih taborišč. Tudi ko se število ljudi v begunskih taboriščih v neki točki začne manjšati, se degradacija nadaljuje še leta kasneje (Lang *et al.*, 2010).

Za določevanje vpliva okolja bi potrebovali daljšo časovno vrsto. Prav tako ni bilo mogoče za nobenega od opazovanih begunskih taborišč dobiti referenčnih podatkov na podlagi terenskih raziskav ali

obstojećih zemljevidov vegetacije. Vplive na okolje je zato mogoče z rezultati predlagane metode le domnevati. Predlagana metoda je torej zgolj prikaz možnih pristopov za ocenjevanje posegov v okolje, za nadgraditev in relevantno kvantifikacijo so nujne terenske raziskave ter sodelovanje z drugimi strokovnimi področji.

7.3 Povzetek in sklepi

V poglavju sem predstavila uporabljeno metodologijo in rezultate analiz. Postopek zaznavanja plovil je sestavljen iz štirih osnovnih modulov, ki sem jih izvajala zaporedno. Pri vsakem koraku so predstavljene njihove omejitve. Predstavila sem vrednosti natančnosti zaznave in klasifikacije plovil ter prihodnje trende in smernice pri zaznavanju plovil z optičnih posnetkov. Z optičnih posnetkov (zelo) visoke ločljivosti lahko s predlaganim algoritmom zaznavamo plovila s skoraj 80 % verjetnostjo zaznave. Plovila zaznavamo bolj natančno s posnetkov, kjer vremenske razmere nimajo velik vpliv, kot tam, kjer jih imajo.

Kasneje sem opisala uporabljeni algoritem za analizo časovnih vrst BFAST Monitor in predstavila rezultate tako na točkovnem kot na rastrskem nivoju. Negativne spremembe so zaznane z 92 % natančnostjo. Za primerjavo poteka časovnih vrst na istem območju sem primerjala rezultate na posnetkih S-2 s posnetki Landsat 8. Podatki S-2 imajo gostejšo časovno vrsto in je zato primernejši za analize časovnih vrst.

Na koncu poglavja sem predstavila še možne vplive na okolje, ki jih je mogoče zaznati s predstavljeno metodologijo časovnih vrst.

8 ZAKLJUČEK

V doktorski nalogi sem se ukvarjala z dvema obširnima temama, ki sem ju opazovala z optičnimi satelitskimi posnetki: z zaznavanjem plovil v Sredozemlju ter širjenjem begunskih taborišč na petih sredozemskih otokih. Obe temi se navezujeta na širšo tematiko migracij, z namenom pokazati, kako lahko daljinsko zaznani podatki podprejo, dopolnijo in bogatijo razumevanje migracij, potrdijo (ali ovržejo) obstoječe domneve o njihovih dinamikah in pokažejo na trenutno stanje in spremembe v prostoru.

V zaključnem delu disertacije najprej odgovorim na zastavljene hipoteze in obenem podam ključne ugotovitve naloge. Kasneje izpostavim izvirni prispevek k znanosti in delo zaključim s predlogi in usmeritvami za prihodnje raziskave na obravnavanem področju.

8.1 Vrednotenje raziskovalnih hipotez s ključnimi ugotovitvami

V nalogi sem preverila naslednje tri hipoteze.

Hipoteza 1: Z uporabo objektnega pristopa je z (zelo) visokoločljivih optičnih satelitskih posnetkov možno prepoznati majhna plovila na morju.

V prvem delu naloge sem na podlagi dostopne literature podrobno preučila obstoječe metode za zaznavanje plovil z optičnih satelitskih posnetkov in identificirala ključne korake, ki so pomembni pri razvoju samodejnega algoritma za zaznavanje plovil. Ti koraki so: ločevanje morja in kopnega, zaznavanje potencialnih kandidatov plovil, odstranitev napačno zaznanih plovil (ločevanje) in klasifikacija pravilno zaznanih plovil. Uspešnost zaznave plovil je odvisna od mnogih dejavnikov, na primer, od vremena, odboja sončevih žarkov na vodi in njihovega vpadnega kota, vrste senzorja snemanja, značilnosti opazovanega objekta in sledi, ki jih plovilo ustvarja ob plutju. Pri razvoju samodejnega algoritma zaznave plovil sem vključila vse omenjene korake razvoja in poskušala upoštevati vse dejavnike, ki bi lahko izboljšali uspešnost zaznave plovil.

Glede na obilico testov, ki sem jih opravila na posameznih srednje (Sentinel-2) in (zelo) visoko ločljivih optičnih satelitskih posnetkih (GeoEye, WorldView-2, QuickBird, IKONOS), lahko dano hipotezo le deloma potrdim. Izkazalo se namreč je, da je z razvitim algoritmom zaznavanja manjših plovil (manjša od 20 m) na satelitskih posnetkih različnih ločljivosti mogoče zaznavati plovila z 78 % natančnostjo. Več kot 80 % natančnost dosežemo le, kadar zaznavamo plovila na posnetkih s preprosto morsko površino (brez valov) in brez vremenskih posebnosti (oblaki, meglice). V primeru, ko je na optičnih posnetkih prisotna kompleksnejša morska površina (z valovi) in/ali slabše vremenske razmere, daje algoritem slabše rezultate in lahko plovila na takšnih posnetkih pravilno zaznamo z le okoli 60 % verjetnostjo.

Poleg omenjenega sem ugotovila tudi, da so lažni pozitivni veliko večji problem kot plovila, ki so izpuščena pri zaznavanju. V literaturi se to kaže pri različnih pristopih ovrednotenja natančnosti zaznave, s katerimi se lahko izognemo dejanski uspešnosti algoritma. V mojem primeru je na vseh testiranih posnetkih verjetnost zaznave plovil 78 %, točnost zaznave plovil pa kar 96 %. Razlika med obema vrednostma se še poveča na posnetkih, kjer so prisotni različni vremenski vplivi, predvsem meglice ali oblaki, ter kompleksna površina morja (okoli 60 % verjetnost zaznave in 90 % točnost). Za vrednotenje uspešnosti algoritma zaznavanja in klasifikacije plovil je torej pomembna njegova objektivna validacija. Skozi raziskavo se je izkazalo, da morajo izbrani testni vzorci vsebovati reprezentativen nabor plovil vseh velikosti, ki se pojavljajo na posnetkih v različnih vremenskih in morskih stanjih (torej ne samo v idealnih razmerah) in da naj bi bili izbrani v različnih, heterogenih območjih po svetu.

Kot pričakovano, so majhna plovila zelo dobro zaznana iz (zelo) visoko ločljivih posnetkov, medtem ko je večje ladje lažje prepoznati s podatkov srednje ločljivosti Sentinel-2. Ti posnetki so zaradi svoje nižje prostorske ločljivosti manj občutljivi na kompleksno morsko površino kot visokoločljivi satelitski posnetki. Prav tako je manjša plovila, kot pričakovano, težje klasificirati kot večja. Tudi izkušenemu operaterju je lahko težko vizualno ločiti med npr. majhno ribiško ladjo in patroljno ladjo. Obenem je potrebno poudariti, da je klasifikacija pomemben, oziroma, celo zaželen člen pri procesu zaznavanja plovil, tudi če ni glavni cilj raziskave. Uspešnost klasifikacije plovil v primeru omenjenih testnih podatkov je bila 82 %.

Hipoteza 2: Iz podatkov daljinskega zaznavanja je mogoče spremljati razvoj izbranih begunskih taborišč in njihov vpliv na okolje.

V nalogi sem predstavila in testirala način za ocenjevanje potencialnih antropogenih vplivov v obliki sprememb rabe tal v okolici begunskih taborišč z metodo časovnih vrst na podatkih srednje ločljivosti Sentinel-2. Na študijskih območjih na sredozemskih otokih sem želela prikazati možnosti zaznavanja sprememb z analizo BFAST Monitor na časovnih vrstah.

Zaradi nedostopnosti terenskih referenčnih podatkov ni bilo mogoče natančno kvantitativno določiti, za koliko so se naravni viri zmanjšali po obsegu (npr. krčenje vegetacije na račun širjenja begunskih taborišč, krčenje lesa za kurjenje v okolici taborišč). Antropogeni vplivi na okolje so bili ocenjeni na podlagi negativnih vrednosti magnitud sprememb na podatkih NDVI. Te vrednosti negativnih magnitud sprememb so bile razporejene v tri različne skupine glede na verjetnosti vpliva na okolje (visok ali zelo verjeten vpliv, zmeren ali verjeten vpliv in majhen ali manj verjeten vpliv na okolje). Natančnosti zaznavanja sprememb v okolici begunskih taborišč kažejo, da je okoljske spremembe (npr. krčenje vegetacije, uničenje obdelovalnih površin, širjenje urbanih območij ...) na lokalnem nivoju mogoče zaznati z 90 % tematsko natančnostjo, zato lahko hipotezo 2 potrdimo. Opazovane so bile vse

spremembe večje od 1000 m². Na grških otokih (sploh v primeru begunskega taborišča na Samosu) je bilo v letu 2019 zaznано širjenje tudi do 50.000 m². Predlagana veččasovna metoda je torej objektivna in učinkovit pristop za zaznavanje sprememb v naravnih krajinah, čeprav z njeno uporabo ne moremo prikazati celovitega stanja okolja v smislu obremenitev (raba naravnih virov), trenutnega stanja okolja (raven onesnaženosti zraka, vode in tal, podnebne spremembe, ekosistemske storitve) in odzivov na okoljske probleme (okoljske dajatve, energetika in obnovljivi viri energije). Lahko pa ocenimo stanje okolja in njegovih sprememb z vidika sprememb rabe tal v izbranem časovnem obdobju.

Ugotovila sem, da je za pridobitev smiselnih rezultatov s predlagano metodo potrebna predvsem dovolj dolga časovna vrsta (dovolj veliko število uporabljenih referenčnih oziroma stabilnih opazovanj) in časovno gost nabor posnetkov. Rezultati so torej močno odvisni od vhodnih podatkov s katerimi operiramo. Smiselnost uporabe posnetkov Sentinel-2 sem preverila s primerjavo iste metodologije na istem območju s posnetki senzorja Landsat 8, ki ima nekoliko daljšo časovno vrsto, a manj zgoščena opazovanja. Rezultati kažejo, da so vrednosti v časovnih vrstah obeh senzorjev podobne. Prav tako sem ugotovila, da so zaznane spremembe z algoritmom BFAST Monitor najbolj primerno identificirane s sezonsko-trendnim modelom.

Hipoteza 3: Z uporabo podatkov daljinskega zaznavanja lahko bolje definiramo določena družbena dogajanja, kot so upravljanje z migracijami in mejnimi režimi.

Daljinsko zaznane podatke lahko, skupaj z ustreznimi tehnikami analiz, vključimo v širše (multidisciplinarno) raziskave določenega fenomena in z njimi spremljamo trenutno stanje situacije v prostoru, torej stanje »na terenu«. Na ta način ti podatki obstoječim rezultatom raziskav dodajo novo komponento in jih s tem podprejo, dopolnijo in bogatijo ali celo ovržejo. Z obširno razlago kompleksnih družbenih pojmov migracij v uvodnem delu naloge, sem poskušala rezultate, pridobljene z daljinskim zaznavanjem, bolje umestiti v kontekst razumevanja same narave naloge in osmisliti njihovo uporabnost. Konkretni prostorski podatki o številu in položaju migrantskih plovil lahko pripomorejo k dejanskemu reševanju plovil v težavah na morju, teoretično bi se z njimi lahko natančneje lotili analize migracijskih procesov na morju in posledično opozorili na območja, kjer so migracije bolj pogoste. Prav tako bi uporaba algoritma za zaznavanja plovil lahko pomagala pri sodnih preiskavah o dejanskih (preteklih) dogodkih na morju iz historičnih posnetkov. S tem bi v nekaterih primerih lahko dokazovali, ali so bila plovila namenoma spregledana pri reševanju s strani oblasti, oziroma, ali se je s tem kršilo evropsko pomorsko pravo.

Iz analize je tudi razvidno, da širjenja posameznih begunskih taborišč, ki so se zgodila v relativno kratkem času in ki so jih pokazali rezultati prostorskih analiz daljinskega zaznavanja, sovpadajo s statističnimi vrednostmi o njihovem širjenju in posledično s številom prebežnikov, ki so trenutno ujeti na izbranih sredozemskih otokih. Rezultati, pridobljeni s časovnimi analizami, realno odražajo stanje na

terenu. S temi podatki lahko podkrepimo diskurze o sodobnih migracijskih procesih in pomagamo razumeti naravo samega fenomena. Analiza z rezultati daljinskega zaznavanja torej nudi objektivno in kvalitetno podlago za razpravo o migracijah, s čimer lahko hipotezo 3 potrdim.

8.2 Prispevek k znanosti

Tema doktorske naloge se nanaša na do danes premalo raziskano področje nereguliranih migracij. Naloga je rezultat interdisciplinarnega dela, kjer v prvi vrsti prevladuje področje daljinskega zaznavanja. Izhajala sem iz dejstva, da podatki, pridobljeni z daljinsko zaznanimi tehnologijami, lahko pripomorejo k razvoju kazalnikov, ki pomagajo prepoznati in razumeti različne oblike, akterje in procese povezane z migracijami. V strokovni literaturi do danes ni zaznani veliko prispevkov, ki vključujejo daljinsko zaznane podatke v proces preučevanja migracij.

V prvem delu doktorske naloge sem na podlagi obstoječe literature celovito opisala metode zaznave plovil iz optičnih satelitskih posnetkov po korakih in predlagala nekatere ključne rešitve, ki so pomembni za kakovostno zaznavo plovil na morju, kar je eden glavnih prispevkov disertacije k znanosti. Na podlagi identificiranih dejavnikov za zagotovitev ustrezne kakovosti v posameznih korakih zaznave sem razvila samodejni algoritem zaznave plovil. Njegova prednost v primerjavi z ostalimi v literaturi dostopnimi pristopi je, da deluje na različnih optičnih senzorjih in na različnih stanjih morskega površja.

Dodaten prispevek k znanosti na področju opazovanja begunskih taborišč in vplivov na okolje je uporaba analize časovnih vrst. Na satelitskih posnetkih uporabljena metodologija analize časovnih vrst BFAST Monitor, je inovativen pristop, saj doslej še ni bil v rabi za potrebe zaznavanja sprememb v okolici begunskih taborišč. V okviru naloge je bila celotna metodologija analize časovnih vrst BFAST Monitor prilagojena za uporabo na satelitskih posnetkih senzorja Sentinel-2. Pridobljene informacije s predlaganim pristopom časovnih vrst, ki sem ga testirala v nalogi, pomagajo razumeti, kje se lahko dogaja degradacija okolja, ali povedo, za koliko so se začasna prebivališča prebežnikov povečala v določenem časovnem obdobju oziroma kako intenzivno so bili koriščeni naravni viri v njihovi okolici. Na splošno je uporaba optičnih posnetkov sicer zaradi številnih odprtih vprašanj še vedno precej omejena in neraziskana, vendar ravno to predstavlja izziv in novost pri raziskovanju migracij na morju ter vpliva begunskih taborišč na okolje s satelitskimi posnetki. Pri tem je potrebno poudariti, da migracije ne spreminjajo okolja neposredno, pač pa so lahko njihove posledice vidne predvsem v obliki širjenja begunskih taborišč.

V literaturi je povezovanja prostorskih podatkov in socioloških dognanj relativno malo, prav tako velja obratno, da se področje sociologije le redko povezuje z daljinskim zaznavanjem. Znanstveni doprinos izvedene raziskave je tudi v tem, da prepleta ne direktno povezljive pristope in težko primerljive

rezultate družboslovnih in naravoslovnih ved. Čeprav se zdi, da je širša javnost pripravljena uporabljati, se prilagajati ali vsaj testirati novo tehnologijo, je predvsem v vedah, ki se ukvarjajo neposredno z ljudmi, še vedno zaznati nekaj odpora in predvsem institucionalnih ovir zaradi slabih izkušenj ali latentnih skrbi, da bi bili satelitski posnetki neustrezno uporabljeni. Ključno je, da pri tehnoloških rezultatih ovrednotimo njihovo vsebino ali da nas vsaj vodijo do boljšega razumevanja opazovanega fenomena. To pomeni, da sami rezultati iz satelitskih posnetkov nimajo vrednosti, če jih ne znamo »vnovčiti« in pravilno interpretirati. Prav tako zanašanje izključno na tehnološke rezultate ne prinese nujno tudi razumevanja nekega pojava.

8.3 Predlog za nadaljnje raziskave

Pri razvoju in uporabi omenjenih metodologij, so se tekom izdelave doktorske disertacije odpirale številne dileme, pomisleki, priložnosti in ideje. Področje daljinskega zaznavanja se na splošno hitro spreminja, kar je posledica velikanske količine odprtih in prostodostopnih podatkov ter hitrega napredka na področju digitalnih tehnologij. Trenutni napredek za oba pristopa, ki ju v nalogi uporabljam (zaznavanje objektov in analiza časovnih vrst), je viden predvsem v razvoju in uporabi tehnik strojnega učenja, s katerimi povezujemo in obdelujemo velike količine podatkov z zmogljivo strojno in programsko opremo. Tehnike strojnega učenja predlagam kot nadaljnje raziskave ne samo za zaznavanje in pridobivanje segmentov plovil, kjer je na splošno bilo opravljenega že veliko dela, ampak tudi za klasifikacijo plovil, ki je zaenkrat še vedno slabo razvita. Prav tako je predlog nadaljnjih raziskav v uporabi časovnih analiz z uporabo ažurnih modelov strojnega učenja in primerjava njihovih zmogljivosti med seboj. S tem bi lahko ugotovili, kateri pristopi dajejo najboljše rezultate za opazovanje, zaznavanje in identificiranje antropogenih vplivov na okolje.

Glavni oviri za opazovanje različnih fenomenov na zemeljski površini z optičnimi satelitskimi posnetki sta oblačnost in snemanje zemeljskega površja samo čez dan. Zato je predlog za nadaljnje raziskave usmerjen v uporabo in združevanje različnih vrst podatkov. Na primer, zaznavanje plovil v skoraj realnem času je trenutno navkljub velikemu številu satelitov v orbiti in optimiziranim postopkom, težko izvedljivo vsak trenutek, saj so posnetki vezani na prelete satelitov (posnetki so največkrat narejeni v dopoldanskemu času, ko so atmosferske okoliščine ugodnejše, saj je v atmosferi manj delcev). Tako bi bila za to nalogo primernejša uporaba kombinacij optičnih satelitskih posnetkov z ostalimi platformami za opazovanje plovil (kot so AIS, VMS, SAR), drugimi terestričnimi in daljinsko zaznanimi podatki ter že obstoječimi evidencami plovil. Obenem pa vse večja zmogljivost satelitov omogoča, da se ustvari namenska konstelacija – predvidoma malih satelitov – za pomorstvo in ozaveščenost na morju, kar lahko omogoči, da je koncept polno izkoriščen (Bannister in Neyland, 2015). Čas obdelave bi se pri obeh pristopih zaradi veliko podatkov povečal, obenem pa lahko vzamemo v obzir, da lahko z računanjem v oblaku in z uporabo vedno višje procesorske moči računalnikov, znatno izboljšamo in pohitrimo

obdelavo podatkov. Za operativno izvedbo sistema za opazovanje migracij na morju (ali katerih koli ostalih plovil) v realnem času, bi bilo potrebno opraviti temeljito analizo njegove uporabnosti in ga funkcionalno in stroškovno primerjati s trenutnimi obstoječimi sistemi za opazovanje plovil.

Prav tako rezultati in ugotovitve zaznavanja antropogenih vplivov na okolje odpirajo še številne druge možnosti za nadaljnje raziskave. Pri analizah časovnih vrst bi s kombinacijo satelitskih podatkov lahko zgostili časovne vrste, pridobili gostejša opazovanja in obenem izkoristili prednosti različnih senzorjev. Za prihodnje raziskave je prav tako potrebno pri presoji vplivov na okolje rezultate sprememb pokrovnosti, pridobljene s podatki daljinskega zaznavanja, močno podpreti s širokim naborom terenskih podatkov. Le tako je mogoče vpliv na okolje tako kvalitativno kot kvantitativno bolje opisati.

Gibanje ljudi med Afriko, Turčijo, Bližnjim vzhodom in Evropo se bo v prihodnjih letih zagotovo še nadaljevalo, zato zahteva reševanje migrantske situacije v prihodnosti številne nove razmisleke in ukrepe. Težišče reševanja bi se po mojem mnenju moralo osredotočiti na izboljšanje stabilnosti in varnosti v državah odhoda, uvedbo možnosti legaliziranih poti v EU ter ustvarjanje možnosti in priložnosti za prebežnike v državah prihoda. Življenje prebežnikov na morju je nujno reševati, ne da bi se predhodno ukvarjali s preučevanjem njihovega pravnega statusa.

POVZETEK

Migracije so stalnica človeštva in se dogajajo že stoletja. Ljudje zaradi različnih vzrokov prehajajo iz enega v drugo območje, tako po morju kot po kopnem. V disertaciji se ukvarjam z obdelavo optičnih satelitskih posnetkov za potrebe preučevanja migracij. Preučujem zaznavanje plovil, ki so povezana s prehodi prebežnikov po morju, in vplive na okolje, ki jih lahko povečane migracije povzročijo v okolici begunskih taborišč.

Položaj plovil je ključen podatek za varno plovbo, zato je spremljanje človeških dejavnosti na morju pomembna tema. Razpoložljivi in ažurni prostorski podatki o gibanju prebežnikov na morju so pogosto pomanjkljivi, saj ti prečkajo Sredozemlje pogosto neopaženo, prav tako se za transport prebežnikov pogosto uporabljajo slabe in cenene ladje, neprimerne za daljšo plovbo. S podatki daljinskega zaznavanja lahko premostimo to oviro, saj so koristni za opazovanje plovil na oddaljenih in velikih območjih, predvsem tam, kjer tradicionalne metode spremljanja niso mogoče. V okviru doktorske disertacije sem preučila obstoječe metode in razvila samodejni postopek za zaznavanje in klasifikacijo plovil na optičnih satelitskih posnetkih. Ta deluje na različnih optičnih satelitskih posnetkih (srednje in visoke prostorske ločljivosti). Postopek zaznavanja plovil je sestavljen iz štirih glavnih zaporednih korakov: ločevanje kopnega in morja, zaznavanje kandidatov plovil, ločevanje plovil in klasifikacija. V prvem koraku iz posnetka s segmentacijo na osnovi histograma odstranim kopno, prav tako v tej fazi odstranim s posnetka oblake in druge vremenske vplive. Zaznavanje kandidatov plovil je izvedeno na podlagi indeksa plovil in seštevka spektralnih kanalov. Ločevanje in klasifikacija plovil temelji na osnovi geometrijskih značilnosti objektov ali njihovih kombinacij (npr. dolžina in širina plovil, njihova površina, razmerje med dolžino in širino) in njihovih spektralnih vrednosti. Rezultati zaznavanja in klasifikacije so kasneje primerno ovrednoteni z merami natančnosti in nazorno kažejo, da z omenjenim algoritmom zaznamo plovila veliko bolj natančno s posnetkov z ugodnimi vremenskimi razmerami. Obratno pa rezultati kažejo slabšo zaznavo tam, kjer so vremenske razmere nestabilne (prisotnost oblakov, valov, meglic itd.).

Nenaden pritok velikega števila prebežnikov na neko območje lahko povzroči hud pritisk na lokalno okolje, njegovo nosilnost in na obstoječe naravne vire. Z gosto časovno serijo satelitskih posnetkov pomagamo prepoznavati, kje so se spremembe zgodile in kakšen je njihov obseg. Spremembe v okolici begunskih taborišč, s katerimi poskušam določiti vpliv na okolje, sem zaznala iz posnetkov Sentinel-2 posnetih v obdobju 2015-2019. Časovne vrste sem analizirala z metodo BFAST (*Breaks for Additive Season and Trend*) Monitor. Ta deluje tako, da izračuna trend na zgodovinskih časovnih vrstah, nato pa opazuje odstopanje od trenda na vrednostih posnetkov v času opazovanja. Analizo sem testirala na šestih begunskih taboriščih v Sredozemlju, ki leže na otokih Lezbos, Samos, Hios, Malti in Siciliji. Za vsa študijska območja sem opazovala negativne spremembe v letu 2019, ki so lahko posledice povečanega

prebivalstva (npr. širjenje begunskih taborišč, izsekavanje lesa za kurjavo). Rezultati in kvaliteta zaznanih sprememb so zelo odvisni od uporabljenih vhodnih podatkov. Ker nisem imela dostopa do terenskih podatkov, sem za ocenjevanje učinkovitosti metode na območju taborišča na otoku Hios opravila časovno analizo z istim algoritmom, kot za posnetke Sentinel-2, tudi na posnetkih Landsat 8 in primerjala pridobljene podatke. Rezultati kažejo, da so podatki Sentinel-2 v primerjavi z Landsat 8 primernejši za analizo časovnih vrst, saj je njihova časovna vrsta gostejša. Na koncu sem na podlagi verjetnostnih razredov ocenila vpliv na okolje, glede na velikost negativne magnitude zaznanih sprememb. Rezultati predstavljajo tri razrede, ki so bili definirani pragmatično: visok ali zelo verjeten vpliv na okolje, zmeren ali verjeten vpliv in majhen ali manj verjeten vpliv na okolje.

Rezultate, pridobljene s tehnologijo daljinskega zaznavanja, sem podprla s sociološkim znanjem in s tem pripomogla k boljšemu razumevanju kompleksnosti vsebine naloge. Položaji brodolomov in plovil na poti, migracijske poti in kraji vkrcanja/izkrcanja so namreč pomembni za boljše razumevanje migracijskih vzorcev. Zbrana literatura je omogočila vpogled v trenutno tehnološko stanje, razumevanje vzrokov in posledic migracij po morju ter razumevanje stanja v begunskih taboriščih.

SUMMARY

Migrations are a regular feature of humanity and have been going on for centuries. People move from one area to another by sea or/and by land for various reasons. In this dissertation, I am dealing with optical satellite images analysis to study migration. I am analysing detection of vessels that are inherently related to the passage of migrants by sea and the environmental impact that increased migration may cause near refugee camps.

The position of vessels is a crucial piece of information for the safety of navigation, therefore monitoring human activities at sea is an important issue. Available and up-to-date spatial data on the movements of migrants at sea is scarce, as they often cross the Mediterranean sea unnoticed. Often unproprate and cheap ships, unsuitable for long voyages, are used to transport migrants. Remote sensing data can overcome this barrier as it is useful for monitoring vessels in remote and large areas, especially where traditional methods are not possible. Within my dissertation, I investigate existing methods and focus on the development of an automatic procedure for the detection and classification of vessels on optical satellite images of medium and high spatial resolution. The vessel detection procedure consists of four successive main steps: sea-land separation, detection of vessel candidates, vessel discrimination and vessel classification. In the first step, I remove land from the image using a histogram-based segmentation approach. In this phase, I also remove clouds and other weather phenomena from the image. The recognition of vessel candidates is based on the vessel index and the sum of the spectral bands. The differentiation and classification of vessels derives from the geometric properties of the objects or their combinations (e.g. length and width, area, length-to-width ratio) and their spectral values. The results of detection and classification are later appropriately evaluated with precision measures. The results show that with the mentioned algorithm we can detect vessels much more precisely from images with favorable weather conditions than from images where the weather conditions are unstable (presence of clouds, waves, mists, etc.).

The sudden influx of large numbers of migrants into an area can put severe pressure on the local environment, its carrying capacity and existing natural resources. With a dense time series of satellite images, we contribute to the identification of where and to what extent changes have taken place. With the use of Sentinel 2 images taken in period 2015-2019, I have identified changes taking place in the surroundings of the refugee camps. With these alternations, I am trying to determine the effects on the environment. The time series analysis used to detect and characterize changes is the BFAST (Breaks for Additive Season and Trend) Monitor. The methodology works by calculating the trend on historical time series and observing the deviation from the trend on the image values at the time of observation. I applied the analysis to six refugee camps in the Mediterranean: on the islands of Lesbos, Chios, Malta and Sicily. In 2019, I observed negative changes in all study areas that could result from an increase in population (e.g. expansion of refugee camps, deforestation for firewood). The results and the quality of the observed changes strongly depend on the input data used. To evaluate the effectiveness of the method

without available field data, I performed a time series analysis on the island of Chios using the same algorithm on Landsat 8 images and compared the obtained data. The results show that Sentinel- 2 data are more suitable for time series analysis than Landsat 8, because their time series is more dense. Finally, I estimated the environmental impact based on the negative magnitude of the detected changes based on the probability classes. The results represent three classes that were defined pragmatically: high or very likely environmental impact, moderate or likely impact, and low or less likely environmental impact.

I supported the results obtained with remote sensing technology with sociological knowledge. This multidisciplinary approach is essential for a better and more in-depth understanding of the complexity of the subject of the dissertation. The position of shipwrecks and vessels on their way, the migration routes and the places of embarkation and disembarkation are essential for a better understanding of migration patterns. The collected literature allowed an insight into the current technological situation, a knowledge of the causes and consequences of migration by sea and an understanding of the situation in refugee camps.

VIRI

- Albahari, M., 2015. *Crimes of Peace: Mediterranean Migrations at the World's Deadliest Border*. University of Pennsylvania Press.
- Amnesty International, 2009. *No place for us here. Violence against refugee women in eastern Chad.*, Amnesty International Publications.
- Antelo, J., Ambrosio, G., Gonzalez, J., Galindo, C., 2009. Ship detection and recognition in high-resolution satellite images, in: *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*. pp. 514–517. <https://doi.org/10.1109/IGARSS.2009.5417426>
- Arshad, N., Moon, K.-S., Kim, J.-N., 2010. Multiple ship detection and tracking using background registration and morphological operations, in: Kim, T., Pal, S.K., Grosky, W.I., Pissinou, N., Shih, T.K., Ślęzak, D. (Eds.), *Signal Processing and Multimedia, Communications in Computer and Information Science*. pp. 121–126.
- AsktheEU.org, 2018. Operational plan for operation Themis - a Freedom of Information request to European Border and Coast Guard Agency [WWW Document]. AsktheEU.org. URL https://www.asktheeu.org/en/request/operational_plan_for_operation_t (accessed 12.4.19).
- Bagnoli, L., 2016. The Mediterranean: why so many deaths at sea in 2016? / Open Migration [WWW Document]. Open Migration. URL <http://openmigration.org/en/analyses/the-mediterranean-why-so-many-deaths-at-sea-in-2016/> (accessed 6.19.17).
- Balibar, É., 2004. *We, the People of Europe?: Reflections on Transnational Citizenship*. Princeton University Press, Princeton, N.J.
- Bannister, N.P., Neyland, D.L., 2015. Maritime domain awareness with commercially accessible electro-optical sensors in space. *International Journal of Remote Sensing* 36, 211–243. <https://doi.org/10.1080/01431161.2014.990647>
- Bao, X., Zinger, S., Wijnhoven, R., de With, P.H.N., 2013. Ship detection in port surveillance based on context and motion saliency analysis, in: *Proc. SPIE 8663, Video Surveillance and Transportation Imaging Applications*. San Francisco. <https://doi.org/10.1117/12.2000452>
- BBC, 2019. Italy shuts Europe's one-time largest migrant camp. *BBC News*.
- Bi, F., Liu, F., Gao, L., 2010. A hierarchical salient-region based algorithm for ship detection in remote sensing images, in: Zeng, Z., Wang, J. (Eds.), *Advances in Neural Network Research and Applications*. Springer Berlin Heidelberg, pp. 729–738.
- Bjorgo, E., 2000. Refugee Camp Mapping Using Very High Spatial Resolution Satellite Sensor Images. *Geocarto International* 15, 79–88. <https://doi.org/10.1080/10106049908542156>
- Black, R., 1994. Environmental Change in Refugee Affected Areas of the Third World: The Role of Policy and Research. *Disasters* 18, 107–139.
- Black, R., Adger, W.N., Arnell, N.W., Dercon, S., Geddes, A., Thomas, D., 2011. The effect of environmental change on human migration. *Global Environmental Change, Migration and Global Environmental Change – Review of Drivers of Migration* 21, S3–S11. <https://doi.org/10.1016/j.gloenvcha.2011.10.001>
- Bloesch, U., 2001. The use of fire in the environmental rehabilitation on the sites of a former refugee camp at Benaco, Tanzania. *Schweizerische Zeitschrift für Forstwesen* 152, 377–382.
- Bouma, H., Dekker, R.J., Schoemaker, R.M., Mohamoud, A.A., 2013. Segmentation and wake removal of seafaring vessels in optical satellite images, in: Kamerman, G.W., Steinvall, O.K., Bishop, G.J., Gonglewski, J.D. (Eds.), *Proc. SPIE 8897, Electro-Optical Remote Sensing, Photonic Technologies, and Applications VII; and Military Applications in Hyperspectral Imaging and High Spatial Resolution Sensing*. p. 11. <https://doi.org/10.1117/12.2029791>
- Braun, A., Fakhri, F., Hochschild, V., 2019. Refugee Camp Monitoring and Environmental Change Assessment of Kutupalong, Bangladesh, Based on Radar Imagery of Sentinel-1 and ALOS-2. *Remote Sensing* 11, 2047. <https://doi.org/10.3390/rs11172047>
- Braun, A., Lang, S., Hochschild, V., 2016. Impact of Refugee Camps on Their Environment. A Case Study Using Multi-Temporal SAR Data. *Journal of Geography, Environment and Earth Science International* 4, 1–17.

- Brekke, C., Weydahl, D.J., Hellenen, O., Olsen, R., 2008. Ship traffic monitoring using multi-polarisation satellite SAR images combined with AIS reports, in: Proc. of 7th European Conference on Synthetic Aperture Radar (EUSAR). pp. 1–4.
- Buck, H., Sharghi, E., Bromley, K., Guilas, C., Chheng, T., 2007. Ship detection and classification from overhead imagery, in: Tescher, A.G. (Ed.), Proc. SPIE 6696, Applications of Digital Image Processing XXX. p. 15. <https://doi.org/10.1117/12.754019>
- Buck, H., Sharghi, E., Guilas, C., Stastny, J., Morgart, W., Schalcosky, B., Pifko, K., 2008. Enhanced ship detection from overhead imagery, in: Halvorson, C.S., Lehrfeld, D., Saito, T.T. (Eds.), Proc. SPIE 6945, Optics and Photonics in Global Homeland Security IV. p. 12. <https://doi.org/10.1117/12.792058>
- Burgess, D.W., 1993. Automatic ship detection in satellite multispectral imagery. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* 59, 229–237.
- Cabot, H., 2014. *On the Doorstep of Europe: Asylum and Citizenship in Greece*. University of Pennsylvania Press.
- Campbell, J.B., 1996. *Introduction to Remote Sensing*. Taylor and Francis, New York.
- Carling, J., 2007. Unauthorized Migration from Africa to Spain. *International Migration* 45, 3–37. <https://doi.org/10.1111/j.1468-2435.2007.00418.x>
- Casas-Cortes, M., Cobarrubias, S., Genova, N.D., Garelli, G., Grappi, G., Heller, C., Hess, S., Kasparek, B., Mezzadra, S., Neilson, B., Peano, I., Pezzani, L., Pickles, J., Rahola, F., Riedner, L., Scheel, S., Tazzioli, M., 2015. New Keywords: Migration and Borders. *Cultural Studies* 29, 55–87. <https://doi.org/10.1080/09502386.2014.891630>
- Castles, S., 2010. Understanding Global Migration: A Social Transformation Perspective. *Journal of Ethnic and Migration Studies* 36, 1565–1586. <https://doi.org/10.1080/1369183X.2010.489381>
- Chang, Y.-L., Anagaw, A., Chang, L., Wang, Y.C., Hsiao, C.-Y., Lee, W.-H., 2019. Ship Detection Based on YOLOv2 for SAR Imagery. *Remote Sensing* 11, 786. <https://doi.org/10.3390/rs11070786>
- Chen, P., Huang, W., Shi, A., Zhang, H., Wang, J., 2009. Automatic ship detection in HJ-1A satellite data, in: Zhang, T., Hirsch, B., Cao, Z., Lu, H. (Eds.), Proc. SPIE 7495, MIPPR 2009: Automatic Target Recognition and Image Analysis. p. 5. <https://doi.org/10.1117/12.832745>
- Chkam, H., 2016. Aid and the Perpetuation of Refugee Camps: The Case of Dadaab in Kenya 1991–2011. *Refugee Survey Quarterly* 35, 79–97. <https://doi.org/10.1093/rsq/hdw005>
- Conant, E., Chwastyk, M., Williams, R., 2015. The World's Congested Human Migration Routes in 5 Maps [WWW Document]. National Geographic News. URL <https://news.nationalgeographic.com/2015/09/150919-data-points-refugees-migrants-maps-human-migrations-syria-world/> (accessed 11.28.17).
- Corbane, C., Marre, F., Petit, M., 2008a. Using SPOT-5 HRG data in panchromatic mode for operational detection of small ships in tropical area. *Sensors* 8, 2959–2973. <https://doi.org/10.3390/s8052959>
- Corbane, C., Najman, L., Pecoul, E., Demagistri, L., Petit, M., 2010. A complete processing chain for ship detection using optical satellite imagery. *International Journal of Remote Sensing* 31, 5837–5854. <https://doi.org/10.1080/01431161.2010.512310>
- Corbane, C., Pecoul, E., Demagistri, L., Petit, M., 2008b. Fully automated procedure for ship detection using optical satellite imagery, in: Frouin, R.J., Andrefouet, S., Kawamura, H., Lynch, M.J., Pan, D., Platt, T. (Eds.), Proc. SPIE 7150, Remote Sensing of Inland, Coastal, and Oceanic Waters. p. 13. <https://doi.org/10.1117/12.805097>
- Crea, T.M., Calvo, R., Loughry, M., 2015. Refugee Health and Wellbeing: Differences between Urban and Camp-Based Environments in Sub-Saharan Africa. *J Refug Stud* 28, 319–330. <https://doi.org/10.1093/jrs/fev003>
- Crisp, D.J., 2004. The state-of-the-art in ship detection in Synthetic Aperture Radar imagery [WWW Document]. URL <http://digext6.defence.gov.au/dspace/handle/1947/3354> (accessed 7.23.15).
- Daniel, B.J., Schaum, A.P., Allman, E.C., Leathers, R.A., Downes, T.V., 2013. Automatic ship detection from commercial multispectral satellite imagery, in: Proc. SPIE 8743, Algorithms and Technologies for Multispectral, Hyperspectral, and Ultraspectral Imagery XIX. p. 8. <https://doi.org/10.1117/12.2017762>

- De Genova, N., Fontanari, E., Picozza, F., Soto Bermant, L., Spathopoulou, A., Stierl, M., Suffee, Z., Tazzioli, M., van Baar, H., Yildiz, C., 2015. "Migrant crisis"/"Refugee crisis". URL <http://nearfutureonline.org/europecrisis-new-keywords-of-crisis-in-and-of-europe-part-3/> (accessed 6.20.17).
- de Michele, M., Leprince, S., Thiébot, J., Raucoules, D., Binet, R., 2012. Direct measurement of ocean waves velocity field from a single SPOT-5 dataset. *Remote Sensing of Environment* 119, 266–271. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2011.12.014>
- Dearden, L., 2017. Refugee rescue ships not colluding with smugglers, report finds [WWW Document]. *The Independent*. URL <http://www.independent.co.uk/news/world/europe/refugee-crisis-europe-rescue-boats-ngos-pull-factor-collusion-smugglers-report-debunked-goldmiths-a7782781.html> (accessed 6.16.17).
- DeFries, R., Hansen, M., Townshend, J., 1995. Global discrimination of land cover types from metrics derived from AVHRR pathfinder data. *Remote Sensing of Environment* 54, 209–222. [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(95\)00142-5](https://doi.org/10.1016/0034-4257(95)00142-5)
- Dekker, R.J., Bouma, H., Breejen, E. den, Broek, A.C. van den, Hanckmann, P., Hogervorst, M.A., Mohamoud, A.A., Schoemaker, R.M., Sijs, J., Tan, R.G., Toet, A., Smith, A.J.E., 2013. Maritime situation awareness capabilities from satellite and terrestrial sensor systems, in: *Maritime Systems and Technology Conference and Exhibition (MAST Europe)*.
- DeVries, B., Verbesselt, J., Kooistra, L., Herold, M., 2015. Robust monitoring of small-scale forest disturbances in a tropical montane forest using Landsat time series. *Remote Sensing of Environment* 161, 107–121. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2015.02.012>
- Ding, Z., Yu, Y., Wang, B., Zhang, L., 2012. An approach for visual attention based on biquaternion and its application for ship detection in multispectral imagery. *Neurocomputing* 76, 9–17. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2011.05.027>
- Dolgoplov, A.V., Kazantsev, P.A., Bezuhliy, N.N., 2017. Ship Detection in Images Obtained from the Unmanned Aerial Vehicle (UAV). *Indian Journal of Science and Technology* 9, 1–7. <https://doi.org/10.17485/ijst/2016/v9i46/107562>
- Doncaster, B., Williams, C., Shulman, J., 2017. 2017 Nano/Microsatellite Market Forecast.
- Dutrieux, L.P., Verbesselt, J., Kooistra, L., Herold, M., 2015a. Monitoring forest cover loss using multiple data streams, a case study of a tropical dry forest in Bolivia. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing Complete*, 112–125. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2015.03.015>
- Dutrieux, L.P., Verbesselt, J., Kooistra, L., Herold, M., 2015b. Monitoring forest cover loss using multiple data streams, a case study of a tropical dry forest in Bolivia. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, Multitemporal remote sensing data analysis* 107, 112–125. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2015.03.015>
- Düvell, F. (Ed.), 2006. *Illegal Immigration in Europe - Beyond Control*. Palgrave Macmillan, Houndmills, Basingstoke, Hampshire.
- Ehrlich, D., Lang, S., Laneve, G., Mubareka, S., Schneiderbauer, S., Tiede, D., 2009. Can Earth Observation Help to Improve Information on Population?, in: *Remote Sensing from Space*. Springer, Dordrecht, pp. 211–237. https://doi.org/10.1007/978-1-4020-8484-3_14
- EMSA, 2020. Copernicus Maritime Surveillance - Product Catalogue.
- EMSA, 2015. The world merchant fleet in 2015; Statistics from Equasis.
- eo-learn, 2020. Introduction — eo-learn 0.7.7 documentation [WWW Document]. URL <https://eo-learn.readthedocs.io/en/latest/#> (accessed 8.18.20).
- ESA, 2020. Performance - Sentinel-2 MSI Technical Guide - Sentinel Online [WWW Document]. URL <https://sentinel.esa.int/web/sentinel/technical-guides/sentinel-2-msi/performance> (accessed 11.16.20).
- Fefilatyevev, S., Goldgof, D., Lembke, C., 2010. Tracking ships from fast moving camera through image registration, in: *20th International Conference on Pattern Recognition (ICPR)*. pp. 3500–3503. <https://doi.org/10.1109/ICPR.2010.854>
- Feng, Y., Diao, W., Sun, X., Yan, M., Gao, X., 2019. Towards Automated Ship Detection and Category Recognition from High-Resolution Aerial Images. *Remote Sensing* 11, 1901. <https://doi.org/10.3390/rs11161901>

- Fichtelmann, B., Borg, E., 2012. A new self-learning algorithm for dynamic classification of water bodies, in: Murgante, B., Gervasi, O., Misra, S., Nedjah, N., Rocha, A.M.A.C., Taniar, D., Apduhan, B.O. (Eds.), *Computational Science and Its Applications – ICCSA 2012*. Springer Berlin Heidelberg, pp. 457–470.
- Fisk, M., 1994. Automated Detection of Ship Tracks in Multispectral Satellite Data (Progress Report). Mission Research Corporation.
- Forkel, M., Carvalhais, N., Verbesselt, J., Mahecha, M.D., Neigh, C.S.R., Reichstein, M., 2013. Trend Change Detection in NDVI Time Series: Effects of Inter-Annual Variability and Methodology. *Remote Sensing* 5, 2113–2144. <https://doi.org/10.3390/rs5052113>
- France-Presse, A., 2020. Fire wrecks Greek refugee camp after unrest over woman's death. *The Guardian*.
- Giada, S., Groeve, T.D., Ehrlich, D., Soille, P., 2003. Information extraction from very high resolution satellite imagery over Lukole refugee camp, Tanzania. *International Journal of Remote Sensing* 24, 4251–4266. <https://doi.org/10.1080/0143116021000035021>
- Gorsevski, V., Kasischke, E., Dempewolf, J., Loboda, T., Grossmann, F., 2012. Analysis of the Impacts of armed conflict on the Eastern Afromontane forest region on the South Sudan — Uganda border using multitemporal Landsat imagery. *Remote Sensing of Environment* 118, 10–20. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2011.10.023>
- Grant, H., Humphrey, R., Worthington, P., Cassin, E., Yusuf, C., Kacoutie, A., Jackson, N., Maynard, P., n.d. Life on Lesbos: what's happening to the refugees there? 2020.
- Gregorič Bon, N., Josipovič, D., Kanjir, U., 2018. Linking geomorphological and demographic movements: The case of Southern Albania. *Applied Geography* 100, 55–67. <https://doi.org/10.1016/j.apgeog.2018.09.002>
- Greidanus, H., 2005. Assessing the operationality of ship detection from space, in: Proc. of the EURISY Symposium New Space Services for Maritime Users - The Impact of Satellite Technology on Maritime Legislation. p. 5.
- Greidanus, H., Kourti, N., 2006. A detailed comparison between radar and optical vessel signatures, in: *Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*. pp. 3267–3270. <https://doi.org/10.1109/IGARSS.2006.839>
- Grimaldi, C.S.L., Casciello, D., Coviello, I., Lacava, T., Pergola, N., Tramutoli, V., 2011. An improved RST approach for timely alert and Near Real Time monitoring of oil spill disasters by using AVHRR data. *Nat. Hazards Earth Syst. Sci.* 11, 1281–1291. <https://doi.org/10.5194/nhess-11-1281-2011>
- Guang, Y., Qichao, L., Feng, G., 2011. A novel ship detection method based on sea state analysis from optical imagery, in: 6th International Conference on Image and Graphics (ICIG). pp. 466–471. <https://doi.org/10.1109/ICIG.2011.19>
- Guo, W., Xia, X., Xiaofei, W., 2014. A remote sensing ship recognition method based on dynamic probability generative model. *Expert Systems with Applications* 41, 6446–6458. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2014.03.033>
- Haas, H. de, 2008. The Myth of Invasion: the inconvenient realities of African migration to Europe. *Third World Quarterly* 29, 1305–1322. <https://doi.org/10.1080/01436590802386435>
- Hagenlocher, M., Lang, S., Tiede, D., 2012. Integrated assessment of the environmental impact of an IDP camp in Sudan based on very high resolution multi-temporal satellite imagery. *Remote Sensing of Environment* 126, 27–38. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2012.08.010>
- Hammar, T., Brochmann, G., Tamas, K., Faist, T. (Eds.), 1997. *International Migration, Immobility and Development: Multidisciplinary Perspectives*. Bloomsbury Academic.
- Harvey, N.R., Porter, R., Theiler, J., 2010. Ship detection in satellite imagery using rank-order grayscale hit-or-miss transforms, in: Rahman, Z., Reichenbach, S.E., Neifeld, M.A. (Eds.), *Proc. SPIE 7701, Visual Information Processing XIX*. <https://doi.org/10.1117/12.850886>
- Hay, G.J., Castilla, G., Wulder, M.A., Ruiz, J.R., 2005. An automated object-based approach for the multiscale image segmentation of forest scenes. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 7, 339–359. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2005.06.005>
- Heiselberg, H., 2016. A Direct and Fast Methodology for Ship Recognition in Sentinel-2 Multispectral Imagery. *Remote Sensing* 8. <https://doi.org/10.3390/rs8121033>

- Heller, C., Pezzani, L., 2016. Death by rescue. The lethal effects of the EU's policies of non-assistance. [WWW Document]. URL <https://deathbyrescue.org/>
- Hernandez, V., Stylianou, N., 2016. The untold story of Europe's drowned migrants [WWW Document]. BBC News. URL <http://www.bbc.co.uk/news/resources/idt-91f3683c-5e3c-4a2e-92eb-7d7f6a024c02> (accessed 7.26.17).
- Hoggart, K., Mendoza, C., 1999. African Immigrant Workers in Spanish Agriculture. *Sociologia Ruralis* 39, 538–562. <https://doi.org/10.1111/1467-9523.00123>
- Hu, C., 2011. An empirical approach to derive MODIS ocean color patterns under severe sun glint. *Geophys. Res. Lett.* 38, 5. <https://doi.org/10.1029/2010GL045422>
- Huang, S., Potter, C., Crabtree, R.L., Hager, S., Gross, P., 2010. Fusing optical and radar data to estimate sagebrush, herbaceous, and bare ground cover in Yellowstone. *Remote Sensing of Environment* 114, 251–264. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2009.09.013>
- IMO, 2010. Amendments to the International Aeronautical and Maritime Search And Rescue (IAMSAR) manual, International Maritime Organization, MSC.1 / Circ.1367, 24 May 2010.
- IMO, 2006. SOLAS Convention 1974, Chapter V, Regulation 19-1, adopted 19 May 2006.
- IMO, 2000. SOLAS Convention 1974, Chapter V, Regulation 19, amended 6 Dec 2000.
- InfoMigrants, 2020. Greece to close Samos island migrant camp by year end [WWW Document]. InfoMigrants. URL <https://www.infomigrants.net/en/post/24409/greece-to-close-samos-island-migrant-camp-by-year-end> (accessed 5.14.20).
- InfoMigrants, 2020. Malta: 1,000 migrants quarantined after eight test positive for coronavirus [WWW Document]. InfoMigrants. URL <https://www.infomigrants.net/en/post/23890/malta-1-000-migrants-quarantined-after-eight-test-positive-for-coronavirus> (accessed 6.7.20).
- InfoMigrants, 2019. Migration to Europe in 2019: Facts and figures [WWW Document]. InfoMigrants. URL <https://www.infomigrants.net/en/post/2181/migration-to-europe-in-2019-facts-and-figures> (accessed 11.15.20).
- IOM, 2006. Glosar migracij No. 8. Mednarodno migracijsko pravo.
- Jacobsen, K., 1997. Refugees' Environmental Impact: The Effect of Patterns of Settlement. *J Refug Stud* 10, 19–36. <https://doi.org/10.1093/jrs/10.1.19>
- Janža, M., 2005. Določitev rabe tal s klasifikacijo satelitske podobe za namene hidrološkega modeliranja na območju zaledja izvira Rižane. *Geologija* 48, 153–159.
- Jin, S., Sader, S.A., 2005. Comparison of time series tasseled cap wetness and the normalized difference moisture index in detecting forest disturbances. *Remote Sensing of Environment* 94, 364–372. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2004.10.012>
- Johannessen, O.M., Dalen, Ø., Bjørge, E., Bouchardy, J.Y., Babiker, M., Andersen, G., Haglund, A., Ordonez, C., Sandven, S., 2001. Environmental monitoring of refugee camps using high-resolution satellite images (EnviRef) - Final report (NERSC Technical report no. 201).
- Johansson, P., 2011. Small vessel detection in high quality optical satellite imagery. Tech. Report Chalmers University of Technology Sweden.
- Jones, R., 2016. *Violent Borders: Refugees and the Right to Move*. Verso.
- Jubelin, G., Khenchaf, A., 2014. A unified algorithm for ship detection on optical and SAR spaceborne images, in: Bruzzone, L., Benediktsson, J.A., Bovolo, F. (Eds.), *Proc. SPIE 9244, Image and Signal Processing for Remote Sensing XX*. p. 9. <https://doi.org/10.1117/12.2067154>
- Judt, T., 2015. Velika iluzija? Razmislje o Evropi. UMco.
- Kanjir, U., 2019. Detecting migrant vessels in the Mediterranean Sea: Using Sentinel-2 images to aid humanitarian actions. *Acta Astronautica* 155, 45–50. <https://doi.org/10.1016/j.actaastro.2018.11.012>
- Kanjir, U., Greidanus, H., Oštir, K., 2018. Vessel detection and classification from spaceborne optical images: A literature survey. *Remote Sensing of Environment* 207, 1–26. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.12.033>
- Kanjir, U., Marsetič, A., Pehani, P., Oštir, K., 2014. An automatic procedure for small vessel detection from very-high resolution optical imagery, in: *5th Geographic Object-Based Image Analysis Conference (GEOBIA)*. p. 4.
- Kemper, T., Heinzl, J., 2014. *Mapping and monitoring of refugees and internally displaced people using EO data*. Taylor & Francis/CRC Press. <https://doi.org/10.1201/b17012-14>

- Kennedy, R.E., Cohen, W.B., Schroeder, T.A., 2007. Trajectory-based change detection for automated characterization of forest disturbance dynamics. *Remote Sensing of Environment* 110, 370–386. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2007.03.010>
- Kibreab, G., 2002. Environmental Causes and Impact of Refugee Movements: A Critique of the Current Debate. *Disasters* 21, 20–38. <https://doi.org/10.1111/1467-7717.00042>
- Kralj, A., 2008. *Nepovabljeni : globalizacija, nacionalizem in migracije*. Univerza na Primorskem, Univerzitetna založba Annales.
- Kranz, O., Zeug, G., Tiede, D., Clandillon, S., Bruckert, D., Kemper, T., Lang, S., Caspard, M., 2010. Monitoring Refugee/IDP Camps to Support International Relief Action. Joint Board of Geospatial Information Societies (JB GIS).
- Lambert, J., Denux, J.-P., Verbesselt, J., Balent, G., Cheret, V., 2015. Detecting Clear-Cuts and Decreases in Forest Vitality Using MODIS NDVI Time Series. *Remote Sensing* 7, 3588–3612. <https://doi.org/10.3390/rs70403588>
- Lan, J., Wan, L., 2009. Automatic ship target classification based on aerial images, in: Sheng, Y., Wang, Y., Zeng, L. (Eds.), *Proc. SPIE 7156, International Conference on Optical Instruments and Technology: Optical Systems and Optoelectronic Instruments*, 715612. p. 10. <https://doi.org/10.1117/12.811434>
- Landis, J.R., Koch, G.G., 1977. The Measurement of Observer Agreement for Categorical Data. *Biometrics* 33, 159–174. <https://doi.org/10.2307/2529310>
- Lang, S., Corbane, C., Pernkopf, L., 2013. Earth Observation for Habitat and Biodiversity Monitoring, in: Jekel, T., Car, A., Strobl, J., Griesebner, G. (Eds.), . Presented at the GI_Forum 2013: Creating the GISociety, Wichmann, Heidelberg, Germany, pp. 478–486.
- Lang, S., Füreder, P., Kranz, O., Card, B., Roberts, S., Papp, A., 2015. Humanitarian Emergencies: Causes, Traits, and Impacts as Observed by Remote Sensing, in: *Remote Sensing of Water Resources, Disasters, and Urban Studies*. CRC Press, Taylor & Francis Group, p. 32.
- Lang, S., Tiede, D., Hölbling, D., Füreder, P., Zeil, P., 2010. Earth observation (EO)-based ex post assessment of internally displaced person (IDP) camp evolution and population dynamics in Zam Zam, Darfur. *International Journal of Remote Sensing* 31, 5709–5731. <https://doi.org/10.1080/01431161.2010.496803>
- Last, T., Mirto, G., Ulusoy, O., Urquijo, I., Harte, J., Bami, N., Pérez, M.P., Delgado, F.M., Tapella, A., Michalaki, A., Michalitsi, E., Latsoudi, E., Tselepi, N., Chatziprokopiou, M., Spijkerboer, T., 2017. Deaths at the borders database: evidence of deceased migrants' bodies found along the southern external borders of the European Union. *Journal of Ethnic and Migration Studies* 43, 693–712. <https://doi.org/10.1080/1369183X.2016.1276825>
- Lavalle, C., Rocha Gomes, C., Baranzelli, C., Batista e Silva, F., 2011. Coastal Zones: Policy alternatives impacts on European Coastal Zones 2000 – 2050. European Commission, Joint Research Centre, Institute for Environment and Sustainability.
- Lee, H.-J., Huang, L.-F., Chen, Z., 1990. Multi-frame Ship Detection and Tracking in an Infrared Image Sequence. *Pattern Recogn.* 23, 785–798. [https://doi.org/10.1016/0031-3203\(90\)90101-P](https://doi.org/10.1016/0031-3203(90)90101-P)
- Lefebvre, H., 2013. *Produkcija prostora*. Studia Humanitatis, Ljubljana.
- Leira, F.S., Johansen, T.A., Fossen, T.I., 2015. Automatic detection, classification and tracking of objects in the ocean surface from UAVs using a thermal camera, in: *IEEE Aerospace Conference*. pp. 1–10. <https://doi.org/10.1109/AERO.2015.7119238>
- Liu, G., Zhang, Y., Zheng, X., Sun, X., Fu, K., Wang, H., 2014. A new method on inshore ship detection in high-resolution satellite images using shape and context information. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters* 11, 617–621. <https://doi.org/10.1109/LGRS.2013.2272492>
- Liu, Y., Weisberg, R.H., Hu, C., Zheng, L., 2011. Combining numerical ocean circulation models with satellite observations in a trajectory forecast system: a rapid response to the Deepwater Horizon oil spill, in: *Proc. SPIE 8030, Ocean Sensing and Monitoring III*. p. 9. <https://doi.org/10.1117/12.887983>
- Liu, Z., Yuan, L., Weng, L., Yang, Y., 2017. A High Resolution Optical Satellite Image Dataset for Ship Recognition and Some New Baselines, in: *Proc. of the 6th International Conference on Pattern Recognition Applications and Methods (ICPRAM)*. pp. 324–331. <https://doi.org/10.5220/0006120603240331>

- Liu, Z., Zhou, F., Bai, X., Yu, X., 2013. Automatic detection of ship target and motion direction in visual images. *International Journal of Electronics* 100, 94–111. <https://doi.org/10.1080/00207217.2012.687188>
- Lodeiro-Santiago, M., Caballero-Gil, P., Aguasca-Colomo, R., Caballero-Gil, C., 2019. Secure UAV-Based System to Detect Small Boats Using Neural Networks [WWW Document]. *Complexity*. <https://doi.org/10.1155/2019/7206096>
- Loescher, G., Milner, J., 2011. Responding to protracted refugee situations: lessons from a decade of discussion. *RSC Policy Briefing Series* 6.
- Marin-Mcgee, M., 2013. Ship Detection Using HSI.
- Marshburn, E.G., Wang, Y., Allen, T.R., 2009. Potentials and impediments for operational remote sensing of small recreational vessels, in: *ASPRS 2009 Annual Conference*. p. 6.
- Máttyus, G., 2013. Near real-time automatic marine vessel detection on optical satellite images. *ISPRS International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences XL-1/W1*, 233–237. <https://doi.org/10.5194/isprsarchives-XL-1-W1-233-2013>
- McFeeters, S.K., 1996. The use of the Normalized Difference Water Index (NDWI) in the delineation of open water features. *International Journal of Remote Sensing* 17, 1425–1432. <https://doi.org/10.1080/01431169608948714>
- Mezzadra, S., 2004. *Derecho de fuga. Migraciones, ciudadanía y globalización.*, Traficantes de Sueños. ed.
- Mirghasemi, S., Sadoghi Yazdi, H., Lotfizad, M., 2011. A target-based color space for sea target detection. *Appl Intell* 36, 960–978. <https://doi.org/10.1007/s10489-011-0307-y>
- Missing Migrants Project, 2020. Missing Migrants Project [WWW Document]. URL <https://missingmigrants.iom.int/> (accessed 1.10.20).
- Missing Migrants Project, 2019. Missing Migrants Project [WWW Document]. URL <https://missingmigrants.iom.int/region/mediterranean> (accessed 10.11.19).
- Mitropoulos, A., 2007. Autonomy, Recognition, and Movement, in: Shukaitis, S., Graeber, D., Biddle, E. (Eds.), *Constituent Imagination: Militant Investigations, Collective Theorization*. AK Press, Oakland, pp. 127–36.
- MSF, 2017. Mediterranean search and rescue | MSF UK [WWW Document]. URL <https://www.msf.org.uk/country/mediterranean-search-and-rescue> (accessed 6.15.17).
- MSF, 2015. MSF calls for large scale search and rescue operation in the Mediterranean [WWW Document]. *Médecins Sans Frontières (MSF) International*. URL <http://www.msf.org/en/article/msf-calls-large-scale-search-and-rescue-operation-mediterranean> (accessed 6.19.17).
- Myneni, R.B., Hall, F.G., Sellers, P.J., Marchak, A., 1995. The interpretation of spectral vegetation indexes. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 33, 481–486. <https://doi.org/10.1109/36.377948>
- N2YO, 2020. BROWSE SATELLITES BY LAUNCH DATE [WWW Document]. URL <https://www.n2yo.com/browse/> (accessed 8.23.20).
- Neele, F., 2005. Infrared ship signature analysis and optimisation, in: *Proc. SPIE 5811, Targets and Backgrounds XI: Characterization and Representation*. <https://doi.org/10.1117/12.603404>
- NEREIDS, 2014. Final Report Summary - NEREIDS (New Service Capabilities for Integrated and Advanced Maritime Surveillance) | Report Summary | NEREIDS | FP7 | CORDIS | European Commission [WWW Document]. URL <https://cordis.europa.eu/project/id/263468/reporting> (accessed 11.17.20).
- Nielsen, N., 2014. EU border surveillance system not helping to save lives [WWW Document]. URL <https://euobserver.com/justice/124136> (accessed 6.25.17).
- NOAA, 2017. Earth Observation Group - Defense Meteorological Satellite Program, Boulder | ngdc.noaa.gov [WWW Document]. URL https://www.ngdc.noaa.gov/eog/viirs/download_boat.html (accessed 5.22.17).
- Oliveau, Q., Sahbi, H., 2016. Attribute learning for ship category recognition in remote sensing imagery, in: *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*. pp. 96–99. <https://doi.org/10.1109/IGARSS.2016.7729015>
- Oštir, K., 2006. *Daljinsko zaznavanje*. Založba ZRC, Ljubljana.
- Pai, H.-H., 2018. “The camp is run by bad people”: an asylum seeker’s life in Sicily. *The Guardian*.

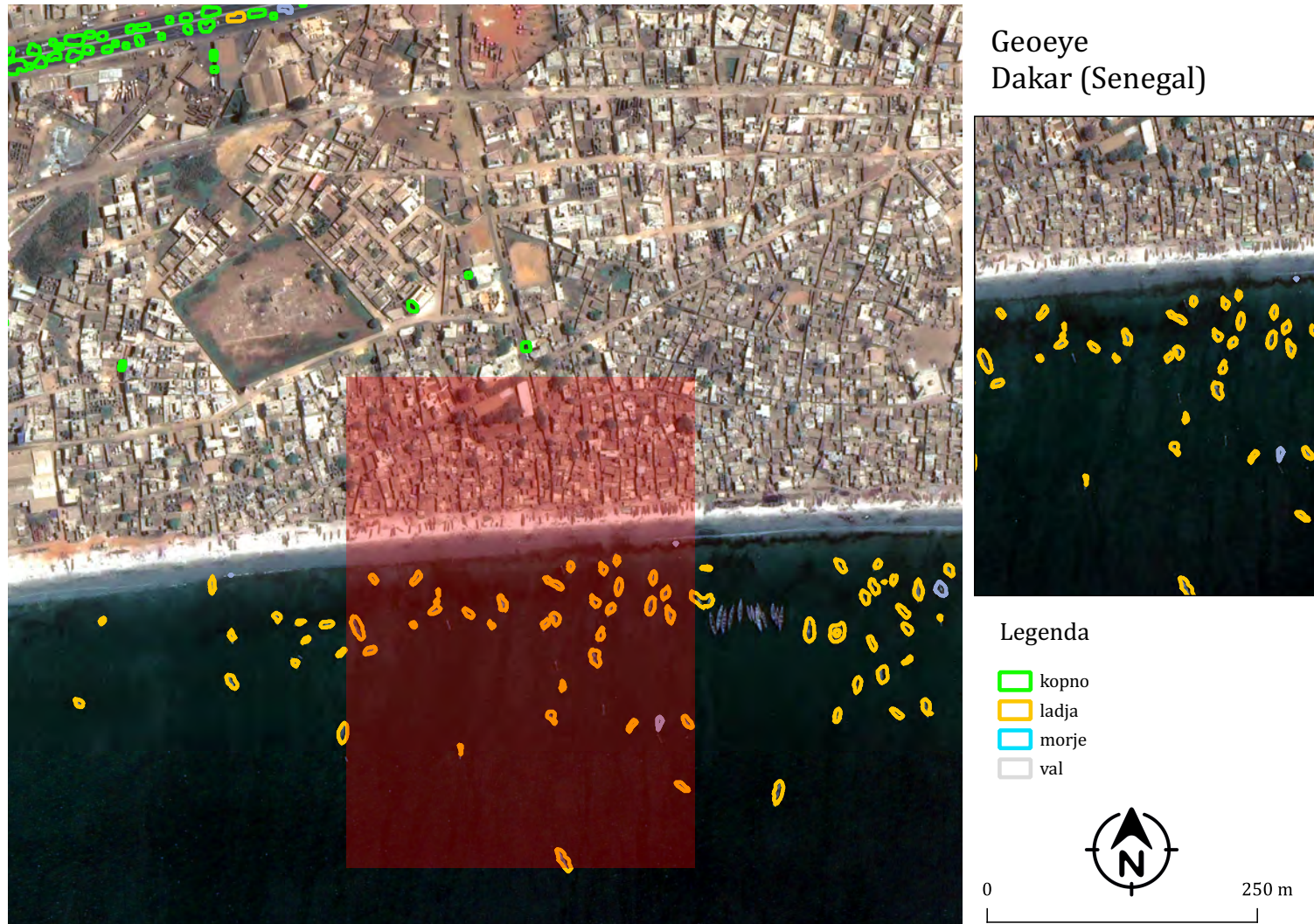
- Pajnik, M., Lesjak-Tušek, P., Gregorčič, M., 2001. Prebežniki, kdo ste? Mirovni inštitut.
- Park, K.-A., Park, J.-J., Jang, J.-C., Lee, J.-H., Oh, S., Lee, M.-J., 2018. Multi-Spectral Ship Detection using Optical, Hyperspectral, and Microwave SAR Remote Sensing for Sustainability of the Coastal Region. <https://doi.org/10.20944/preprints201808.0504.v1>
- Pegler, K., Coleman, D., Pelot, R., Keller, C.P., 2007. An enhanced spatio-spectral template for automatic small recreational vessel detection. *Photogrammetric engineering and remote sensing* 73, 79–87.
- Pettorelli, N., Vik, J.O., Mysterud, A., Gaillard, J.-M., Tucker, C.J., Stenseth, N.C., 2005. Using the satellite-derived NDVI to assess ecological responses to environmental change. *Trends Ecol. Evol. (Amst.)* 20, 503–510. <https://doi.org/10.1016/j.tree.2005.05.011>
- Potočnik Buhvald, A., 2018. Regeneracija gozdov v Zgornji Mežiški dolini – zaznavanje sprememb z daljinskim zaznavanjem. Univerza v Ljubljani, Fakulteta za gradbeništvo in geodezijo.
- Potter, C., Tan, P.-N., Steinbach, M., Klooster, S., Kumar, V., Myneni, R., Genovese, V., 2003. Major disturbance events in terrestrial ecosystems detected using global satellite data sets. *Global Change Biology* 9, 1005–1021. <https://doi.org/10.1046/j.1365-2486.2003.00648.x>
- Quinn, J.A., Nyhan, M.M., Navarro, C., Coluccia, D., Bromley, L., Luengo-Oroz, M., 2018. Humanitarian applications of machine learning with remote-sensing data: review and case study in refugee settlement mapping. *Philosophical Transactions of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*.
- Rodriguez Sullivan, M.D., Shah, M., 2008. Visual surveillance in maritime port facilities, in: *Society of Photo-Optical Instrumentation Engineers (SPIE) Conference Series*. pp. 697811–697818. <https://doi.org/10.1117/12.777645>
- Rokach, L., Maimon, O., 2005. Decision Trees, in: *Data Mining and Knowledge Discovery Handbook*. Springer, Boston, MA, pp. 165–192. https://doi.org/10.1007/0-387-25465-X_9
- Roy, D.P., Borak, J.S., Devadiga, S., Wolfe, R.E., Zheng, M., Descloitres, J., 2002. The MODIS Land product quality assessment approach. *Remote Sensing of Environment, The Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS): a new generation of Land Surface Monitoring* 83, 62–76. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(02\)00087-1](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(02)00087-1)
- RSA, 2019. Refugees trapped on Samos: A humanitarian crisis with no end in sight - R.S.A. [WWW Document]. URL <https://rsaegean.org/en/refugees-trapped-on-samos/> (accessed 6.2.20).
- RTVSLO, 2020. Letos upad nezakonitih vstopov v EU in tudi Slovenijo [WWW Document]. RTVSLO.si. URL <https://www.rtv slo.si/svet/evropa/letos-upad-nezakonitih-vstopov-v-eu-in-tudi-slovenijo/542622> (accessed 11.25.20).
- Rumford, C., 2006. Theorizing Borders. *European Journal of Social Theory* 9, 155–169. <https://doi.org/10.1177/1368431006063330>
- Scheel, S., 2013. Autonomy of Migration Despite Its Securitisation? Facing the Terms and Conditions of Biometric Rebordering: Millennium. <https://doi.org/10.1177/0305829813484186>
- Sentinel Hub, 2020. Sentinel Hub [WWW Document]. URL <https://www.sentinel-hub.com/> (accessed 5.26.20).
- Sentinel Hub, 2019. EO Browser | Sentinel Hub [WWW Document]. URL <https://www.sentinel-hub.com/explore/eobrowser> (accessed 11.18.19).
- Sharma, N., 2009. Escape Artists: Migrants and the Politics of Naming. *Subjectivity* 29, 467–476.
- Slonecker, E.T., Shaw, D.M., Lillesand, T.M., 1998. Emerging legal and ethical issues in advanced remote sensing technology. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* 64, 589–595.
- Stephan, C., 2015. Automatic Near Real-Time Deforestation Monitoring With Satellite Image Time Series (Master Thesis). University of Muenster.
- Tang, J., Deng, C., Huang, G.-B., Zhao, B., 2015. Compressed-domain ship detection on spaceborne optical image using deep neural network and extreme learning machine. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 53, 1174–1185. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2014.2335751>
- Therneau, T.M., Atkinson, E.J., 2017. An Introduction to Recursive Partitioning Using the RPART Routines.
- Thompson, S.A., Singhvi, A., 2017. Efforts to Rescue Migrants Caused Deadly, Unexpected Consequences. *The New York Times*.

- Tiede, D., Krafft, P., Füreder, P., Lang, S., 2017. Stratified Template Matching to Support Refugee Camp Analysis in OBIA Workflows. *Remote Sensing* 9, 326. <https://doi.org/10.3390/rs9040326>
- Topputo, F., Massari, M., Lombardi, R., Gianinetto, M., Marchesi, A., Aiello, M., Tebaldini, S., Banda, F., 2016. Space Shepherd - Using space systems to save human lives.
- Topputo, F., Massari, M., Lombardi, R., Gianinetto, M., Marchesi, A., Aiello, M., Tebaldini, S., Banda, F., 2015. Space shepherd: Search and rescue of illegal immigrants in the mediterranean sea through satellite imagery, in: *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*. pp. 4852–4855. <https://doi.org/10.1109/IGARSS.2015.7326917>
- Trilling, D., 2018. Five myths about the refugee crisis. *The Guardian*.
- Tucker, C.J., Slayback, D.A., Pinzon, J.E., Los, S.O., Myneni, R.B., Taylor, M.G., 2001. Higher northern latitude normalized difference vegetation index and growing season trends from 1982 to 1999. *Int J Biometeorol* 45, 184–190. <https://doi.org/10.1007/s00484-001-0109-8>
- UNHCR, 2020b. The Refugee Brief - 2 April 2020. *The Refugee Brief*. URL <https://www.unhcr.org/refugeebrief/the-refugee-brief-2-april-2020/> (accessed 5.14.20).
- UNHCR, 2020a. What is a Refugee Camp? Definition and Statistics [WWW Document]. URL <https://www.unrefugees.org/refugee-facts/camps/> (accessed 6.4.20).
- UNHCR, 2020. Figures at a Glance [WWW Document]. UNHCR. URL <https://www.unhcr.org/figures-at-a-glance.html> (accessed 15.04.21).
- USGS, 2020. USGS EROS Archive - Comparison of Sentinel-2 and Landsat [WWW Document]. URL https://www.usgs.gov/centers/eros/science/usgs-eros-archive-sentinel-2-comparison-sentinel-2-and-landsat?qt-science_center_objects=0#qt-science_center_objects (accessed 8.19.20).
- Verbesselt, J., Hyndman, R., Newnham, G., Culvenor, D., 2010. Detecting trend and seasonal changes in satellite image time series. *Remote Sensing of Environment* 114, 106–115. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2009.08.014>
- Verbesselt, J., Zeileis, A., Herold, M., 2012a. Near real-time disturbance detection using satellite image time series. *Remote Sensing of Environment* 123, 98–108. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2012.02.022>
- Verbesselt, J., Zeileis, A., Herold, M., 2012b. Near real-time disturbance detection using satellite image time series. *Remote Sensing of Environment* 123, 98–108. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2012.02.022>
- Videmšek, B., 2018. Sirski begunec, ki mu je Evropa vzela pravico do človečnosti. *Delo, Sobotna Priloga*.
- Wang, Y., Wang, C., Zhang, H., Dong, Y., Wei, S., 2019. A SAR Dataset of Ship Detection for Deep Learning under Complex Backgrounds. *Remote Sensing* 11, 765. <https://doi.org/10.3390/rs11070765>
- Wang, Z., Yin, Q., Li, H., Hu, B., 2016. Surface ship target detection in hyperspectral images based on improved variance minimum algorithm. p. 7. <https://doi.org/10.1117/12.2243872>
- Wheeler, J., 2015. People Watching: Tracking and Monitoring Migration [WWW Document]. URL </people-watching-tracking-and-monitoring-migration/> (accessed 6.18.17).
- Wikipedia, 2017. Magreb. Wikipedija, prosta enciklopedija.
- Willhauck, G., Caliz, J.J., Hoffmann, C., Lingenfelder, I., Heynen, M., 2005. Object oriented ship detection from VHR satellite images, in: *6th Geomatic Week Conference*. p. 12.
- Wilson, A.M., Jetz, W., 2016. Remotely Sensed High-Resolution Global Cloud Dynamics for Predicting Ecosystem and Biodiversity Distributions. *PLOS Biology* 14, e1002415. <https://doi.org/10.1371/journal.pbio.1002415>
- Wu, G., de Leeuw, J., Skidmore, A.K., Liu, Y., Prins, H.H.T., 2009. Performance of Landsat TM in ship detection in turbid waters. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 11, 54–61. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2008.07.001>
- Wu, W., Luo, J., Qiao, C., Shen, Z., 2011. Ship recognition from high resolution remote sensing imagery aided by spatial relationship, in: *International Conference on Spatial Data Mining and Geographical Knowledge Services (ICSDM)*. pp. 567–569. <https://doi.org/10.1109/ICSDM.2011.5969110>

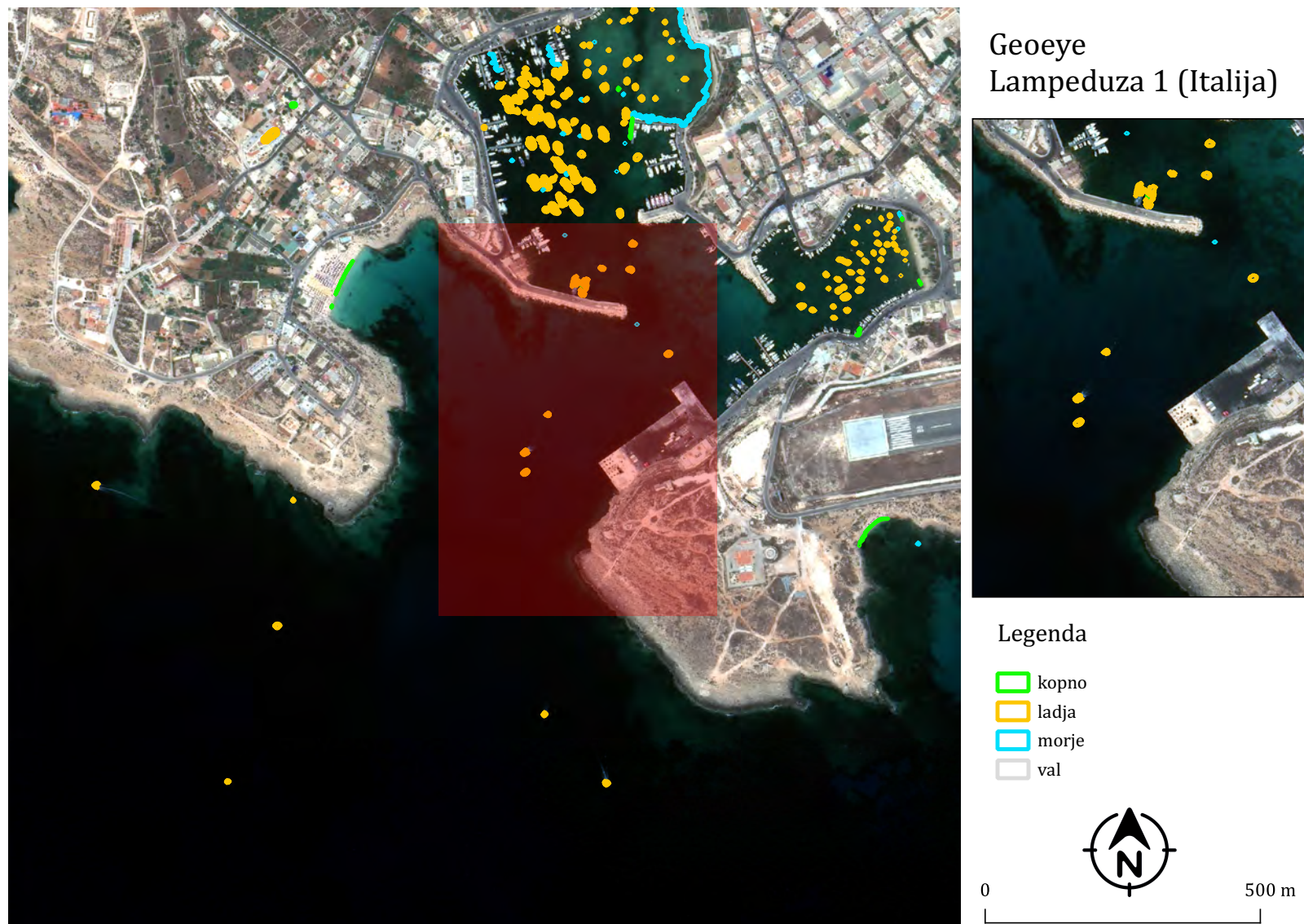
- Xu, H., 2006. Modification of normalised difference water index (NDWI) to enhance open water features in remotely sensed imagery. *International Journal of Remote Sensing* 27, 3025–3033. <https://doi.org/10.1080/01431160600589179>
- Yang, G., Li, B., Ji, S., Gao, F., Xu, Q., 2014. Ship detection from optical satellite images based on sea surface analysis. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters* 11, 641–645. <https://doi.org/10.1109/LGRS.2013.2273552>
- Zeileis, A., Leisch, F., Hornik, K., Kleiber, C., 2001. strucchange. An R package for testing for structural change in linear regression models. [WWW Document]. URL <http://epub.wu.ac.at/1124/> (accessed 5.22.18).
- Zetter, R., 1995. Shelter Provision and Settlement Policies for Refugees: A state of the art review. The Nordic Africa Institute.
- Zhang, W., Bian, C., Zhao, X., Hou, Q., 2012. Ship target segmentation and detection in complex optical remote sensing image based on component tree characteristics discrimination, in: *Proc. SPIE 8558, Optoelectronic Imaging and Multimedia Technology II*, 85582F. p. 9. <https://doi.org/10.1117/12.2000688>
- Zhu, C., Zhou, H., Wang, R., Guo, J., 2010. A novel hierarchical method of ship detection from spaceborne optical image based on shape and texture features. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 48, 3446–3456. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2010.2046330>
- Zou, Z., Shi, Z., 2016. Ship Detection in Spaceborne Optical Image With SVD Networks. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 54, 5832–5845. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2016.2572736>

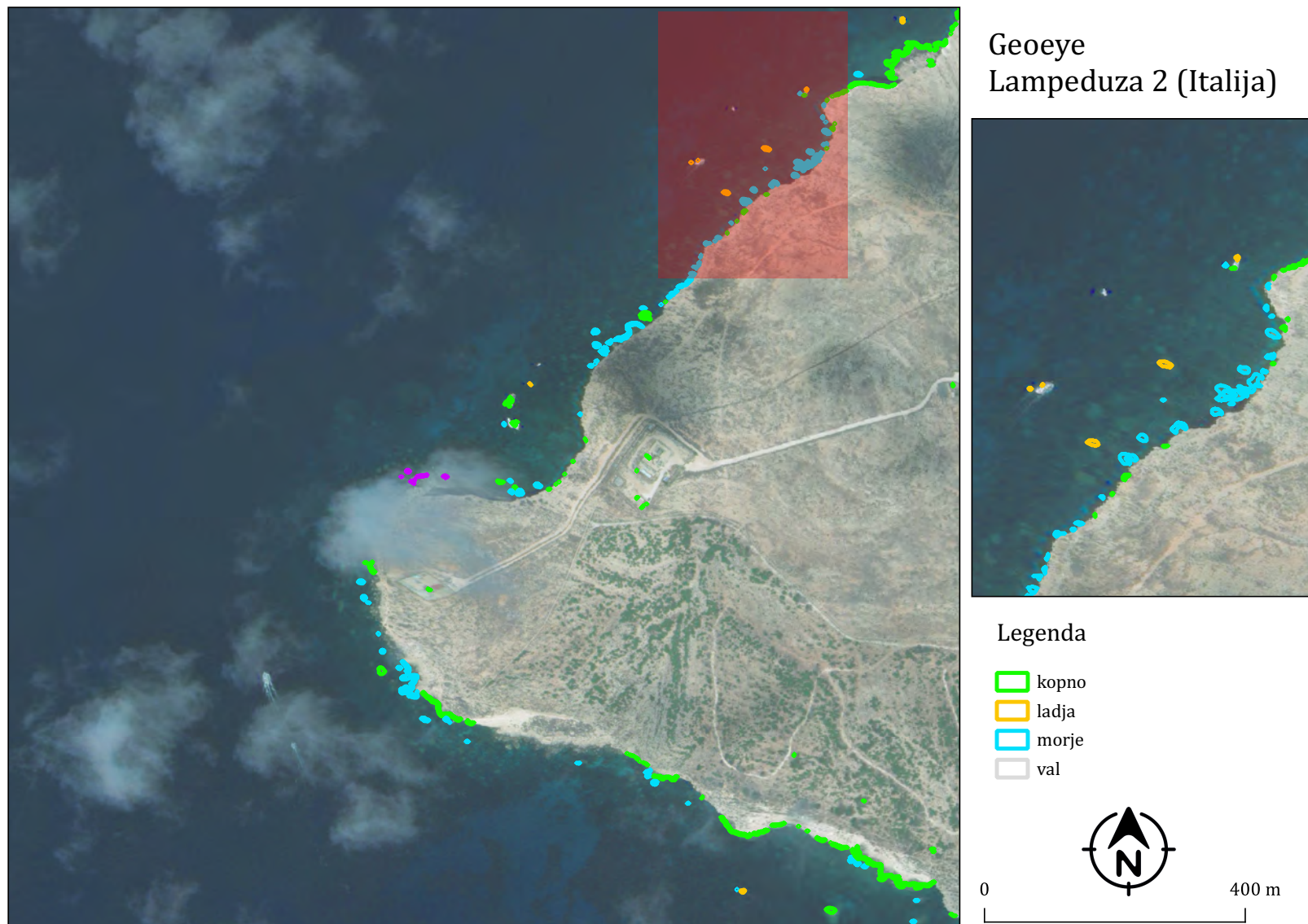
SEZNAM PRILOG

PRILOGA A: REZULTATI ZAZNAVANJA IN KLASIFIKACIJE PLOVIL Z UPORABO RAZVITEGA ALGORITMA Z NEKATERIH OPTIČNIH SATELITSKIH POSNETKOV Z RAZLIČNO LOČLJIVOSTJO.

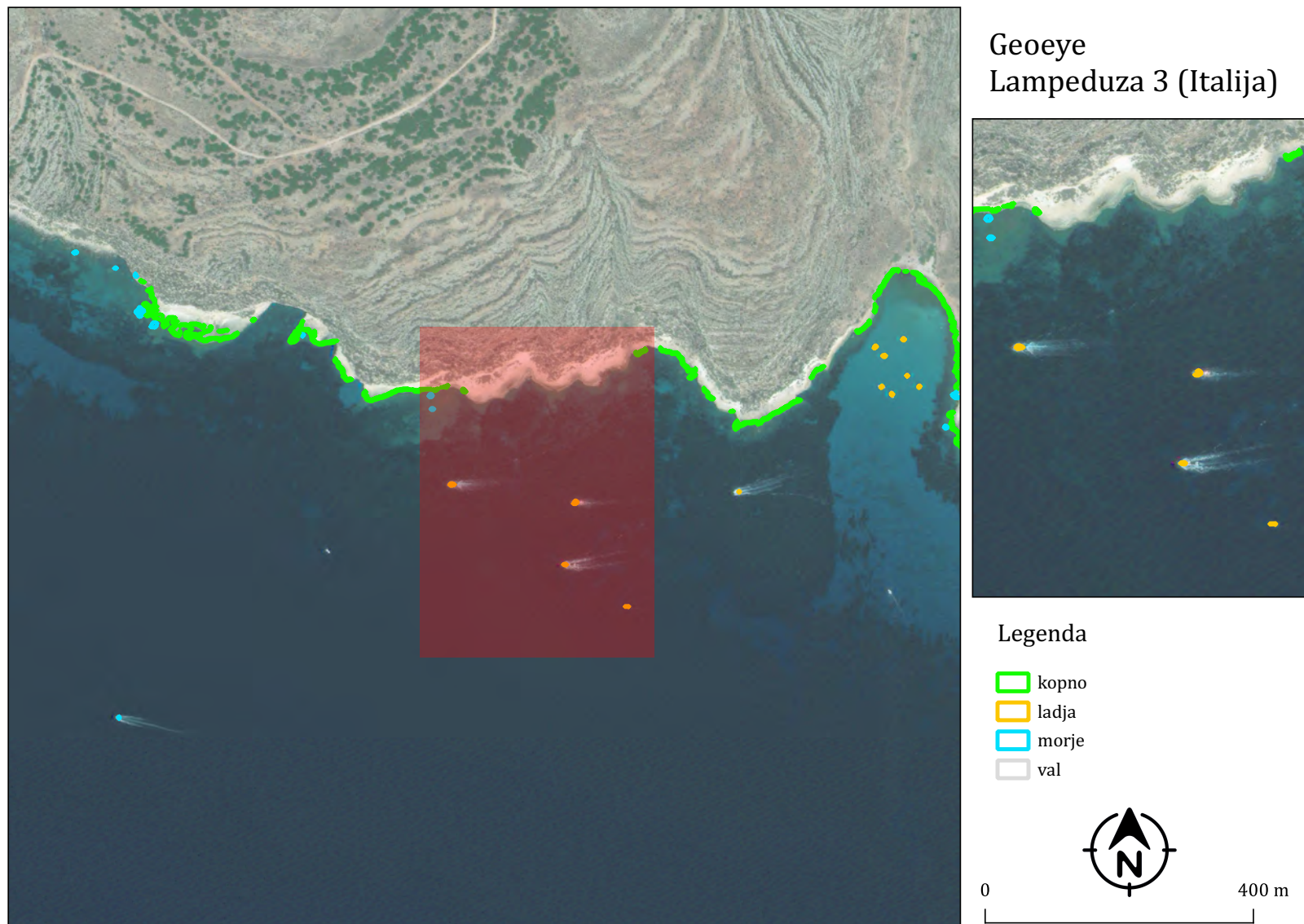
Priloga A.: Rezultati zaznavanja plovil na posnetku Geoeeye (posnet 24.3.2013) na območju mesta Dakar (Senegal).

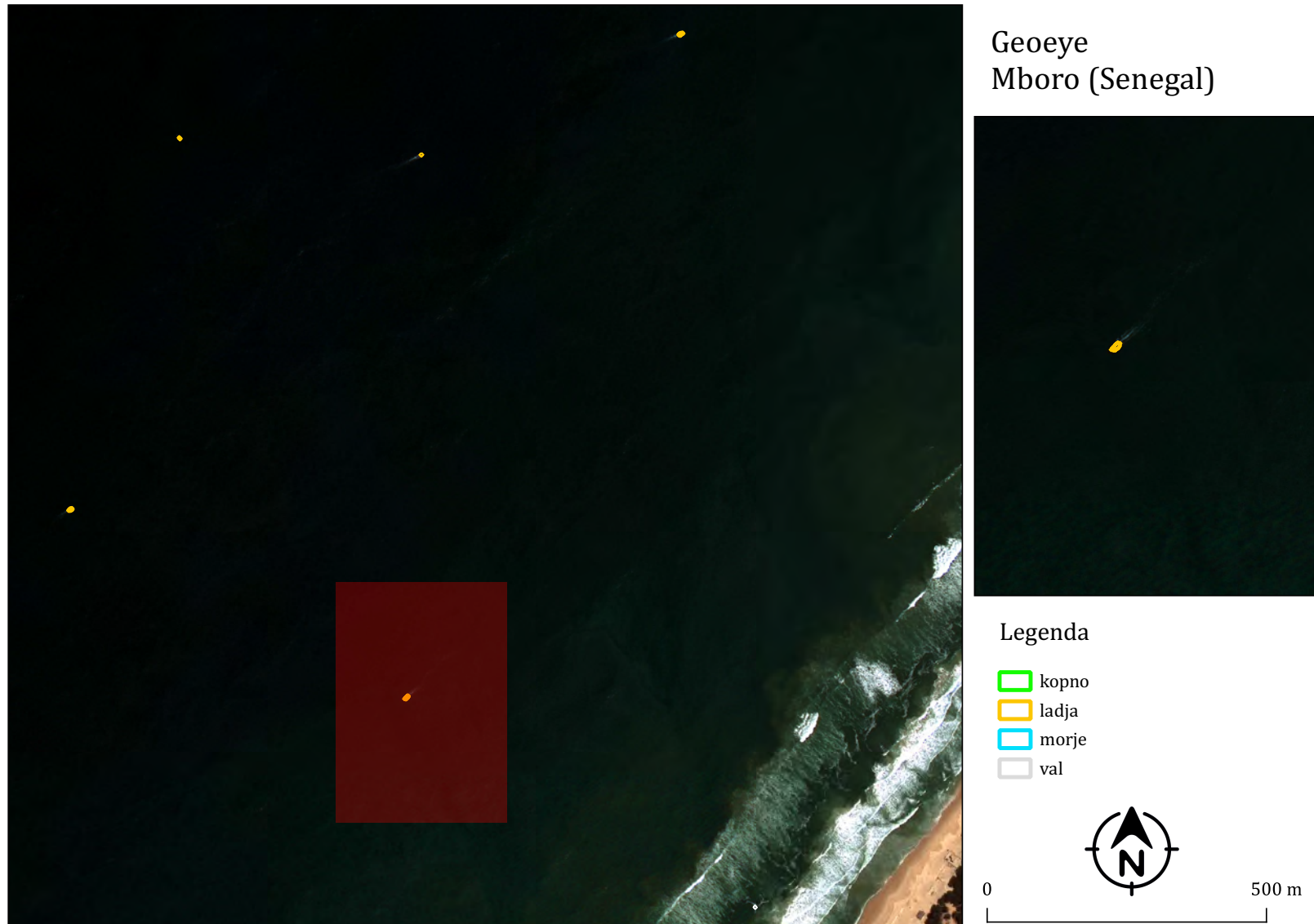
Priloga A.1: Rezultati zaznavanja plovil na posnetku Geoeeye (posnet 14.7.2013) na območju Lampeduze - del 1 (Italija).



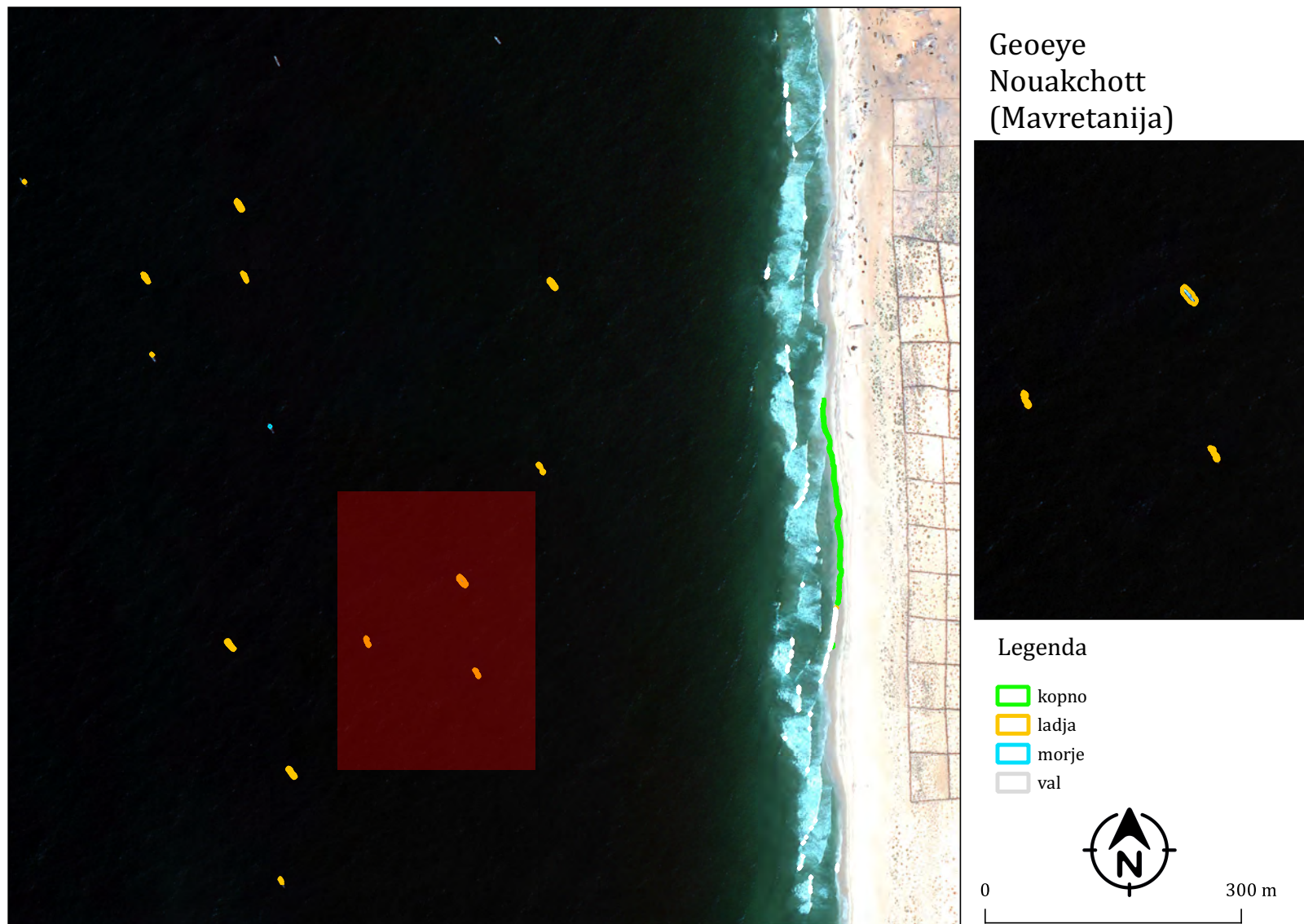
Priloga A.2: Rezultati zaznavanja plovil na posnetku Geoeye (posnet 14.7.2013) na območju Lampeduze - del 2 (Italija).

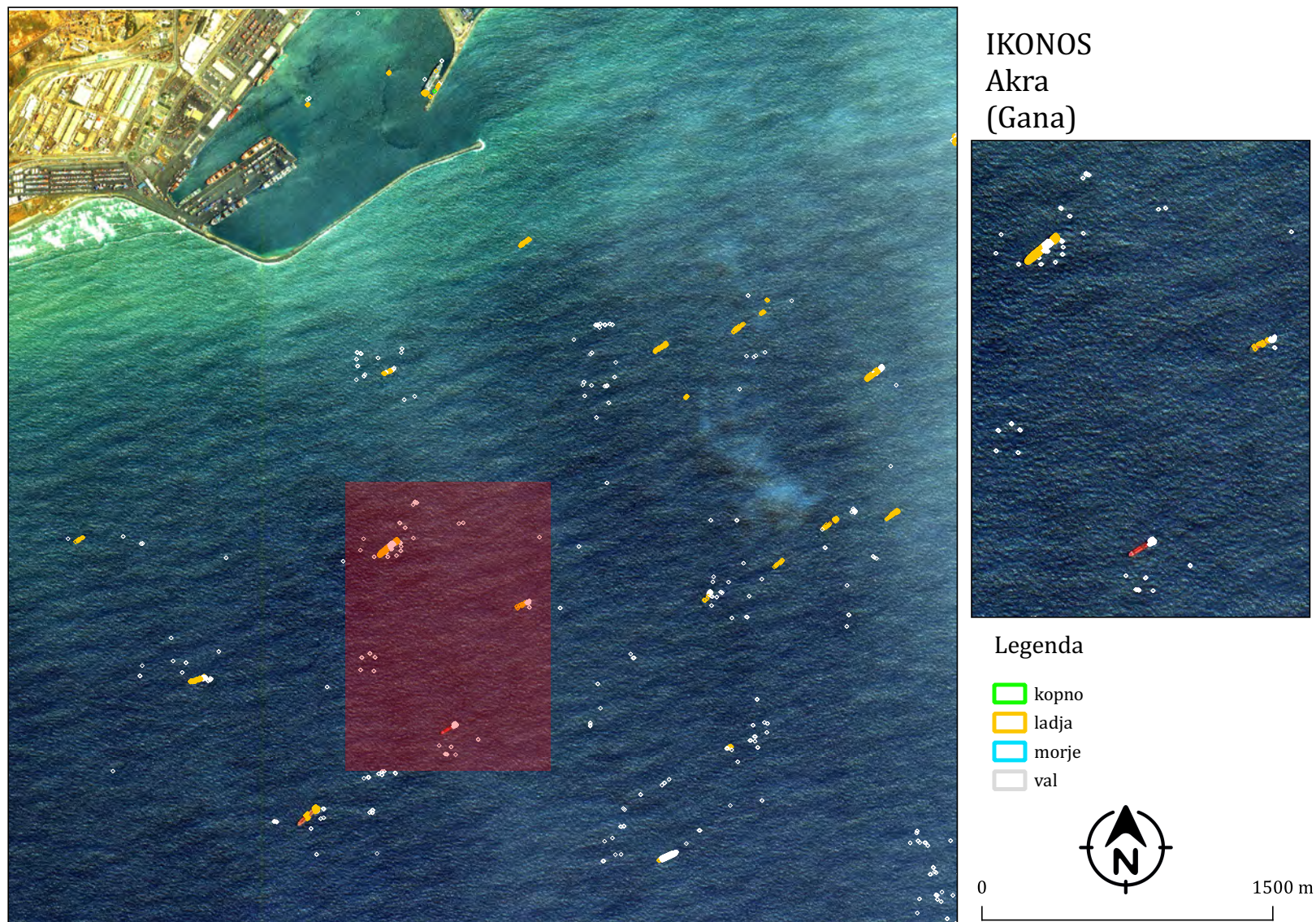
Priloga A.3: Rezultati zaznavanja plovil na posnetku Geoeeye (posnet 14.7.2013) na območju Lampeduze - del 3 (Italija).



Priloga A.4: Rezultati zaznavanja plovil na posnetku Geoeye (posnet 10.3.2013) na območju mesta Mboro (Senegal).

Priloga A.5: Rezultati zaznavanja plovil na posnetku Geoeye (posnet 8.10.2011) na območju mesta Nouakchott (Mavretanija).



Priloga A.6: Rezultati zaznavanja plovil na posnetku IKONOS (posnet 7.3.2013) na območju mesta Akra (Gana).

Priloga A.7: Rezultati zaznavanja plovil na posnetku IKONOS (posnet 1.4.2011) na območju Lampeduze (Italija).



IKONOS
Lampeduza (Italija)

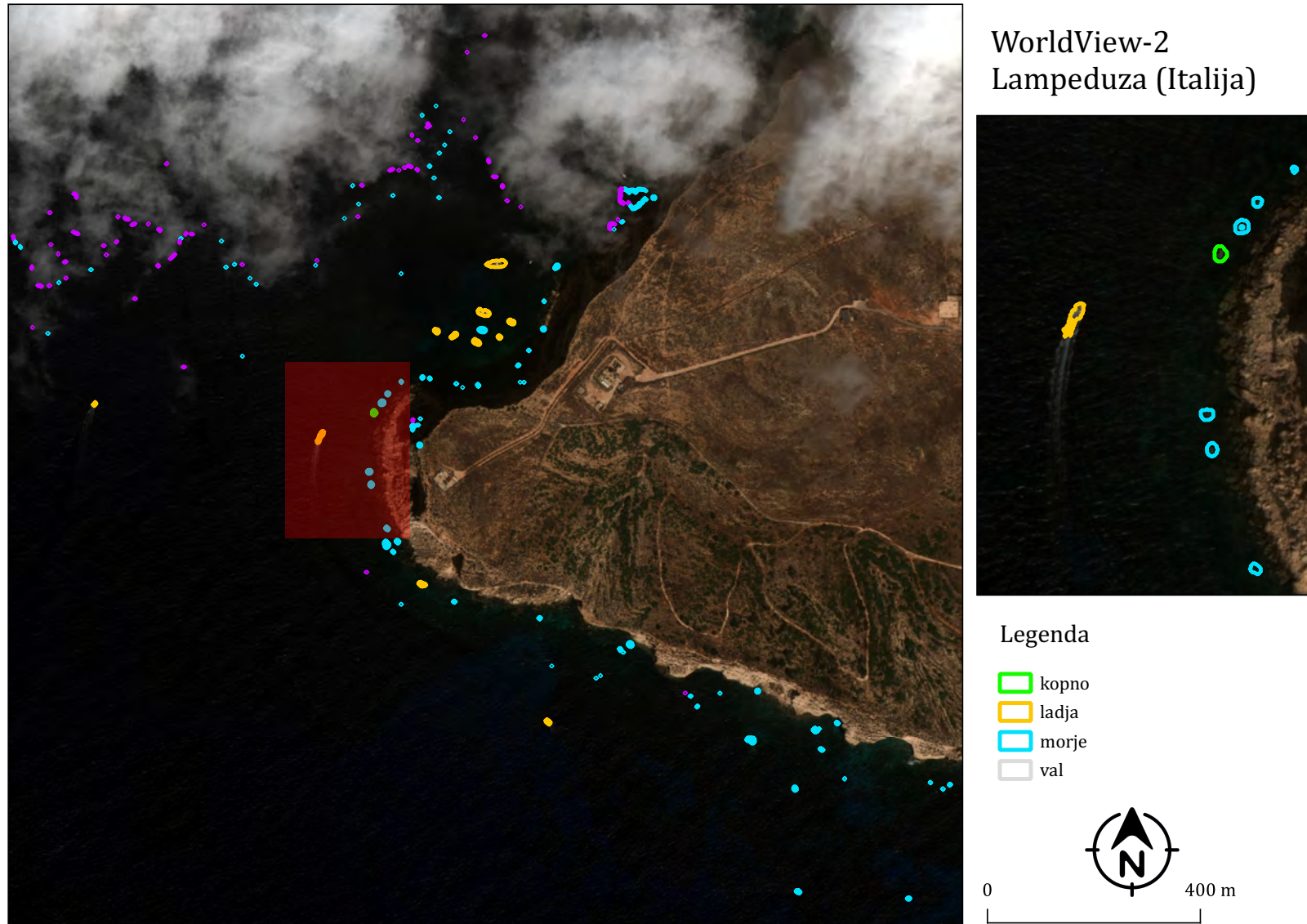


Legenda

-  kopno
-  ladja
-  morje
-  val



0 400 m

Priloga A.8: Rezultati zaznavanja plovil na posnetku WorldView-2 (posnet 7.9.2013) na območju Lampeduza (Italija).

Priloga A.9: Rezultati zaznavanja plovil na posnetku Sentinel-2 (posnet 15.9.2017) na območju otoka Samos (Grčija).



Sentinel-2
Samos (Grčija)



Legenda

-  kopno
-  ladja
-  morje
-  val



0 2500 m