

Univerza
v Ljubljani

Fakulteta
*za gradbeništvo
in geodezijo*



Jamova cesta 2
1000 Ljubljana, Slovenija
<http://www3.fgg.uni-lj.si/>

DRUGG – Digitalni repozitorij UL FGG
<http://drugg.fgg.uni-lj.si/>

To je izvirna različica zaključnega dela.

Prosimo, da se pri navajanju sklicujete na bibliografske podatke, kot je navedeno:

Šašo, A., 2013. Spremljanje stanja vegetacije na osnovi podatkov daljinskega zaznavanje. Diplomaska naloga. Ljubljana, Univerza v Ljubljani, Fakulteta za gradbeništvo in geodezijo. (mentorica Kosmatin-Fras, M., somentorica Kanjir, U.): 32 str.

University
of Ljubljana

Faculty of
*Civil and Geodetic
Engineering*



Jamova cesta 2
SI – 1000 Ljubljana, Slovenia
<http://www3.fgg.uni-lj.si/en/>

DRUGG – The Digital Repository
<http://drugg.fgg.uni-lj.si/>

This is original version of final thesis.

When citing, please refer to the publisher's bibliographic information as follows:

Šašo, A., 2013. Spremljanje stanja vegetacije na osnovi podatkov daljinskega zaznavanje. B.Sc. Thesis. Ljubljana, University of Ljubljana, Faculty of civil and geodetic engineering. (supervisor Kosmatin-Fras, M., co-supervisor Kanjir, U.): 32 pp.

Univerza
v Ljubljani

Fakulteta za
*gradbeništvo in
geodezijo*



Jamova 2
1000 Ljubljana, Slovenija
telefon (01) 47 68 500
faks (01) 42 50 681
fgg@fgg.uni-lj.si

**PRVOSTOPENJSKI
ŠTUDIJSKI PROGRAM
GEODEZIJA (UN)**

**UNIVERZITETNI ŠTUDIJ
PRVE STOPNJE GEODEZIJE
IN GEOINFORMATIKE**

Kandidat:

ALEKSANDER ŠAŠO

**SPREMLJANJE STANJA VEGETACIJE NA OSNOVI
PODATKOV DALJINSKEGA ZAZNAVANJA**

Diplomska naloga št.: 48/GIG

**MONITORING OF VEGETATION CONDITION FROM
REMOTE SENSING DATA**

Graduation thesis No.: 48/GIG

Mentorica:

doc. dr. Mojca Kosmatin Fras

Somentorica:

univ. dipl. inž. geod. Urša Kanjir

Predsednik komisije:

izr. prof. dr. Dušan Kogoj

Ljubljana, 26. 09. 2013

Ta stran ja namenoma prazna.

STRAN ZA POPRAVKE, ERRATA

Stran z napako	Vrstica z napako	Namesto	Naj bo
-----------------------	-------------------------	----------------	---------------

IZJAVE

Podpisani **ALEKSANDER ŠAŠO** izjavljam, da sem avtor diplomske naloge z naslovom:
»**SPREMLJANJE STANJA VEGETACIJE NA OSNOVI PODATKOV DALJINSKEGA ZAZNAVANJA**«.

Izjavljam, da je elektronska različica v vsem enaka tiskani različici.

Izjavljam, da dovoljujem objavo elektronske različice v repozitoriju UL FGG.

Srednja Dobrava, 4. 9. 2013

BIBLIOGRAFSKO – DOKUMENTACIJSKA STRAN IN IZVLEČEK

UDK:	528.7(043.2)
Avtor:	Aleksander Šašo
Mentorica:	doc. dr. Mojca Kosmatin Fras
Somentor:	Urša Kanjir, univ. dipl. inž. geod.
Naslov:	Spremljanje stanja vegetacije na osnovi podatkov daljinskega zaznavanja
Tip dokumenta:	Diplomska naloga – univerzitetni študij
Obseg in oprema:	32 str., 8 pregl., 23 sl., 22 en.
Ključne besede:	daljinsko zaznavanje, biofizikalne spremenljivke, vegetacija, MERIS

Izvleček

V diplomski nalogi so predstavljene različne biofizikalne spremenljivke, ki jih lahko pridobimo s pomočjo posnetkov daljinskega zaznavanja. Podani so algoritmi za njihov izračun, kateri so bili preizkušeni na srednje ločljivih daljinsko zaznanih podatkih MERIS. Na osnovi linearne regresije smo ugotavljali medsebojno odvisnost posameznih biofizikalnih spremenljivk. Narejena je bila vizualna primerjava rezultatov z državnim letalskih ortofotom in izdelki, ki so nam na voljo na spletu. Ugotovili smo, da so vse biofizikalne spremenljivke med seboj odvisne. Vsi algoritmi za izračun biofizikalnih spremenljivk, razen MERIS kopenski indeks klorofila (MTCI, angl. MERIS Terrestrial Chlorophyll Index), so ustrezali namenu. Pri algoritmu MTCI v primeru prisotnosti oblakov in morskih površin prihaja do večjih napak. Ugotovili smo, da so srednje ločljivi podatki daljinskega zaznavanja primerni za spremljanje stanja vegetacije večjih območij.

BIBLIOGRAPHIC – DOCUMENTALISTIC INFORMATION AND ABSTRACT

UDC:	528.7(043.2)
Author:	Aleksander Šašo
Supervisor:	Assist.Prof. Mojca Kosmatin Fras, Ph.D.
Co-advisor:	Urša Kanjir, B.Sc.
Title:	Monitoring of vegetation condition from remote sensing data
Document type:	Graduation Thesis – University studies
Notes:	32 p., 8 tab., 23 fig., 22 eq.
Key words:	remote sensing, biophysical variables, vegetation, MERIS

Abstract

In the graduation thesis different biophysical variables that can be derived from remotely sensed data are presented. The algorithms for their calculations, that have been tested on the medium resolution remotely sensed MERIS data, are given. Based on the linear regression the interdependence of individual biophysical variables has been determined. The visual comparison between our results and digital orthophoto as well as biophysical products, available on the Internet, has been made. We have found out that all biophysical variables are mutually dependent. All the algorithms, needed for calculation of biophysical variables, except the MERIS Terrestrial Chlorophyll Index (MTCI), were suitable for the purpose. At the algorithm MTCI in case when clouds and sea surfaces are present more significant mistakes may occur. Further on, we have realized that the medium resolution remotely sensed data are suitable for monitoring the condition of vegetation in larger areas.

ZAHVALA

Za pomoč, številne koristne nasvete in usmerjanje pri izdelavi diplomske naloge se iskreno zahvaljujem mentorici doc. dr. Mojci Kosmatin Fras in somentorici univ. dipl. inž. geod. Urši Kanjir.

Zahvaljujem se tudi svoji družini, Maji in vsem sošolcem, ki so mi bili v času študijskih let v vzpodbudo, pomoč in družbo.

KAZALO VSEBINE

IZJAVE	IV
BIBLIOGRAFSKO – DOKUMENTACIJSKA STRAN IN IZVLEČEK	V
BIBLIOGRAPHIC – DOCUMENTALISTIC INFORMATION AND ABSTRACT	VI
ZAHVALA	VII
1 UVOD	1
1.1 Cilji in struktura naloge	1
1.2 Metoda dela	1
2 DALJINSKO ZAZNAVANJE	2
2.1 Zapis valovanja s senzorjem	2
2.2 Pot skozi atmosfero	2
2.3 Interakcija valovanja s površjem	3
2.4 Interpretacija in analiza	3
3 DALJINSKO ZAZNAVANJE IN VEGETACIJA	4
4 PODATKI	5
4.1 Snemalni sistemi daljinskega zaznavanja	5
4.2 ENVISAT	5
4.3 MERIS	5
4.3.1 Stopnje podatkov senzorja MERIS	6
4.4 Uporabljeni podatki	7
5 BIOFIZIKALNE SPREMENLJIVKE	8
5.1 Vegetacijski indeks	8
5.2 Normiran diferencialni vegetacijski indeks	9
5.3 Globalni vegetacijski indeks MERIS	9
5.3.1 Vhodni podatki	9
5.3.2 Algoritem za izračun MGVI	10
5.3.2.1 Simuliran TOA odboj	11
5.3.2.2 Parametri funkcije anizotropije	11
5.3.2.3 Vrednosti koeficientov polinomov	12
5.4 MERIS kopenski indeks klorofila	12
5.4.1 Algoritem za izračun MTCI	12
5.5 Delež absorbiranega fotosintetično aktivnega sevanja	12
5.5.1 Algoritem za izračun fAPAR	13
5.5.1.1 Parametri funkcije anizotropije	14
5.5.1.2 Vrednosti koeficientov polinomov	14
5.6 Delež olistanih površin	14

5.6.1 LAI in daljinsko zaznavanje	15
6 ANALIZA REZULTATOV	17
6.1 Medsebojna odvisnost biofizikalnih spremenljivk	17
6.1.1 Linearna regresija	17
6.1.2 fAPAR v odvisnosti od NDVI	18
6.1.3 fAPAR v odvisnosti od MTCI	19
6.1.4 MGVI v odvisnosti od fAPAR	19
6.2 Primerjava z obstoječimi podatki	20
6.3 Vizualna analiza	24
6.3.1 NDVI	25
6.3.2 MGVI in fAPAR	26
6.3.3 MTCI	28
6.3.3.1 Komentar analize rezultatov MTCI	30
7 ZAKLJUČEK	32
VIRI	33

KAZALO SLIK

Slika 1: Spektralni podpis oziroma odvisnost odboja od valovne dolžine (Vir: [1])	4
Slika 2: Interakcija EMV z rastjem z veliko stopnjo klorofila (a) in nizko stopnjo klorofila (b)	4
Slika 3: Deležolistanih površin za obdobje 21. 6. 2013 – 30. 6. 2013 (Vir: [12])	16
Slika 4: Grafični prikaz regresijske premice, ki pojasnjuje odvisnost fAPAR od NDVI	18
Slika 5: Grafični prikaz regresijske premice, ki pojasnjuje odvisnost fAPAR od MTCI	19
Slika 6: Grafični prikaz regresijske premice, ki pojasnjuje odvisnost fAPAR od MTCI	20
Slika 7: fAPAR, izračunan na osnovi MERIS podatkov (zgoraj) in fAPAR JRC EUROPE (spodaj) (Vir: [14])	21
Slika 8: fAPAR podoba iz podatkov MERIS prostorske ločljivosti 250 m [12]	22
Slika 9: LAI iz spletne strani geoland2 (zgoraj) in MGVI podoba (spodaj)	23
Slika 10: Prikaz testnih območij kjer je bila narejena primerjava z DOF050	24
Slika 11: Barvna lestvica uporabljena za prikaz NDVI	25
Slika 12: NDVI analiza testnega območja (1) v sekciji Boh. Bistrica z nomenklaturo C07 (listi 31, 32, 41 in 42)	25
Slika 13: NDVI analiza testnega območja (2) v sekciji Ljubljana z nomenklaturo E06 (list 33, 34 43 in 44)	26
Slika 14: NDVI analiza testnega območja (3) v sekciji Koper z nomenklaturo B02 (listi 27, 28, 37 in 38)	26
Slika 15: Barvna lestvica uporabljena za prikaz MGVI	27
Slika 16: MGVI analiza testnega območja (5) v sekciji Ajdovščina z nomenklaturo C04 (list 6, 7, 16 in 17)	27
Slika 17: MGVI analiza testnega območja (8) v sekciji Mačkovci z nomenklaturo J11 (list 28, 29, 38 in 39)	27
Slika 18: MGVI analiza testnega območja (4) v sekciji Maribor z nomenklaturo I09 (list 12, 13, 22 in 23)	28
Slika 19: Barvna lestvica uporabljena za prikaz MTCI	28
Slika 20: MTCI analiza testnega območja (6) v sekciji Ribnica z nomenklaturo F3 (list 19, 20, 29 in 30)	29
Slika 21: MTCI analiza testnega območja (7) v sekciji Ljutomer z nomenklaturo K9 (list 1, 2, 11 in 12)	29
Slika 22: MTCI analiza testnega območja (5) v sekciji Ajdovščina z nomenklaturo C04 (list 6, 7, 16 in 17)	30
Slika 23: Prikaz vpliva oblakov na MTCI	30

KAZALO PREGLEDNIC

Preglednica 1: Senzorji na krovu satelita ENVISAT (Vir: [2])	5
Preglednica 2: Spektralni kanali sistema MERIS (Vir: [2])	6
Preglednica 3: Uporaba podatkov MERIS na različnih področjih (Vir: [2])	6
Preglednica 4: Geometrija osvetlitve in opazovanja, uporabljena za simulacijo (Vir: [6])	11
Preglednica 5: Vrednosti parametrov funkcije anizotropije F za uporabljene spektralne pasove (Vir: [6])	11
Preglednica 6: Koeficienti polinomov g_0 , g_1 in g_2 (Vir: [6])	12
Preglednica 7: Koeficienti polinomov g_1 in g_2 (Vir: [9])	14
Preglednica 8: Vrednosti koeficientov polinoma g_0 (Vir: [9])	14

KRATICE IN OKRAJŠAVE

NASA	National Aeronautics and Space Administration
ETRS	Earth Resources Technology Satellite
MERIS	Medium Resolution Imaging Spectrometer
EMV	Elektro magnetno valovanje
ENVISAT	Environmental Satellite
ESA	European Space Agency
ERS	European Remote Sensing
fAPAR	Fraction of Absorbed Photosynthetically Active Radiation
MGVI	MERIS Global Vegetation Index – Globalni vegetacijski indeks MERIS
MTCI	MERIS Terrestrial Chlorophyll Index
TOA	Top of atmosphere
TOC	Top of canopy
ZRC SAZU	Znanstveno raziskovalni center Slovenske akademije znanosti in umetnosti
TIFF	Tagged Image File Format
ENVI	Environment for Visualizing Images
TFW	Tiff World File
VI	Vegetacijski indeks
NDVI	Normalizirani diferencialni vegetacijski indeks
LAI	Leaf Area Index
NIR	Near Infrared
R	Red
TOAVI	Top of Atmosphere Vegetation Index
REP	Red Edge Position
BRDF	Bidirectional Reflectance Distribution Function
MS	MicroSoft
DOF	Državni letalski ortofoto

1 UVOD

Tehnike daljinskega zaznavanja se v svetu s pridom uporabljajo za razne okoljske študije že vse od julija 1972, ko je ameriška vesoljska agencija NASA izstrelila prvi civilni satelit za opazovanje Zemlje poimenovan Earth Resources Technology Satellite (ETRS-1) [1]. Eno izmed aplikativnih področij, katere je omogočilo večspektralno snemanje, je spremljanje vegetacije. Njen značilni spektralni podpis omogoča pridobivanje različnih informacij o vegetaciji. Najbolj pogosto uporabljene naloge na tem področju so ločevanje vegetacije od ostalih tipov površja, spremljanje zdravosti vegetacije, določanje vlažnosti vegetacije, stopnje klorofila v listih, deleža absorbiranega fotosintetično aktivnega sevanja in deleža olistanih površin.

Vegetacija je za obstoj človeka in živali izredno pomembna. Klorofil v rastlinah proizvaja kisik, ki ga dihamo, rastline nam dajejo hrano ter les, ki ga uporabljamo za proizvodnjo različnih predmetov ali zgolj za kurjavo. Poleg tega se pri današnjem ritmu življenja vse več ljudi vrača v naravo na aktivni počitek. Zato je potrebno razumevanje okolja in procesov, ki se dogajajo v naravi. To pa med drugim lahko dosežemo z uporabo daljinsko zaznanih podatkov.

1.1 Cilji in struktura naloge

Glavni cilj naloge je bil iz daljinsko zaznanih podatkov predstaviti različne vegetacijske izdelke, ki jih pridobimo iz že razvitih algoritmov. Te algoritme je bilo najprej potrebno poiskati in preučiti, nato pa smo jih preizkusili na podatkih srednje prostorske ločljivosti. Preden lahko pridobljene izdelke uporabimo, je potrebno oceniti njihovo kakovost. V diplomski nalogi smo opravili tudi analizo rezultatov ter opisali glavne pomanjkljivosti uporabljenega pristopa.

V drugem in tretjem poglavju je opisana osnovna teoretična podlaga daljinskega zaznavanja, ki je potrebna za razumevanje diplomske naloge. V četrtem poglavju so opisani podatki, katere smo uporabili v nalogi. V petem poglavju so opisane uporabljene biofizikalne spremenljivke in algoritmi za njihov izračun. Šesto poglavje pa obsega analizo pridobljenih rezultatov.

1.2 Metoda dela

Najprej smo opravili raziskavo na internetu, kjer smo dobili gradivo o algoritmih. Ko smo preučili njihovo delovanje, jih je bilo potrebno zapisati s primernim programskim jezikom v programskem paketu Matlab. Dobljene rezultate smo nato izvozili v Excel razpredelnico (program MS Excel), kjer smo opravili analizo medsebojne odvisnosti rezultatov. Nato smo podobe, pridobljene in izračunane v Matlabu, uvozili še v ArcMap (program za grafični prikaz in analizo podatkov), kjer smo naredili vizualno analizo. Na testnih območjih smo preko državnega letalskega ortofota položili izračunane podobe ter naredili primerjavo.

2 DALJINSKO ZAZNAVANJE

»Daljinsko zaznavanje je znanost pridobivanja informacij o površju Zemlje, ne da bi z njo prišli v neposredni stik. Pri tem zaznavamo in zapisujemo odbito ali sevano elektromagnetno valovanje, ga obdelujemo, analiziramo in uporabimo v različnih aplikacijah« (Oštir, 2006, str. 13).

Daljinsko zaznavanje lahko razdelimo na sedem sestavnih delov [1]:

1. Izvor elektromagnetnega valovanja,
2. Pot skozi atmosfero,
3. Interakcija s površjem,
4. Zapis valovanja s senzorjem,
5. Prenos, sprejem in obdelava,
6. Interpretacija in analiza,
7. Uporaba.

Daljinsko zaznavanje se vedno začne z izvorom elektromagnetnega valovanja, ki osvetli predmete, katere opazujemo, ali pa ga ti sevajo sami. Najpogostejši vir elektromagnetnega valovanja je pri daljinskem zaznavanju Sonce, uporabljajo pa se tudi umetni viri ali pa lastno sevanje predmetov. Valovanje ne glede na to, ali gre za sončno sevanje, umetne vire ali lastno sevanje teles, potuje skozi atmosfero in z njo interagira. Razlika je v tem, da je v primeru lastnega sevanja teles pot skozi atmosfero enkratna, v primeru Sonca in umetnih virov pa valovanje atmosfero prepotuje dvakrat. Ko elektromagnetno valovanje pride do površja, z njim interagira, način pa je odvisen od lastnosti površine in lastnosti valovanja. Valovanje ali bolj pogosto del valovanja se nato odbije nazaj proti senzorju, ki je nameščen na platformi. Senzor zazna elektromagnetno valovanje in ga pretvori v nek značilen zapis. Podatke je nato preko radijskih valov potrebno prenesti v sprejemne postaje, kjer se jih obdelata. Tako so pripravljeni za nadaljnjo obdelavo in interpretacijo. Na koncu pridobljene podatke uporabimo na različne načine [1].

Na kratko smo povzeli celoten postopek daljinskega zaznavanja, za lažje razumevanje diplomskega dela pa je potrebno malo več povedati o zapisu valovanja s senzorjem, poti skozi atmosfero, interakcijo valovanja s površjem ter interpretacijo in analizo.

2.1 Zapis valovanja s senzorjem

Pri daljinskem zaznavanju se uporabljajo večspektralni senzorji. To pomeni, da senzorji del valovanja, ki se je na površju odbil proti senzorju zapišejo v več spektralnih pasovih. Vsak spektralni pas vsebuje zapis valovanja določenega razpona valovnih dolžin. Od senzorjev pa je odvisno, koliko spektralnih pasov uporabljajo in kako široki so ti spektralni pasovi [1]. Za lažje razumevanje glej preglednico 2, ki podaja spektralne pasove senzorja MERIS.

2.2 Pot skozi atmosfero

Ker nas zanima informacija o rastju, je potrebno odstraniti vpliv atmosfere. Atmosfera vpliva na signal, katerega prejme senzor na tri načine [1]:

- absorpcija,
- sipanje svetlobe,
- lom valovanja.

Atmosfera sestavljajo različni plini, katerih molekule absorbirajo energijo različnih valovnih dolžin. Med vsemi sestavinami ozon, ogljikov dioksid in vodna para najmočneje absorbirajo

svetlobo [1]. Ker je absorpcija odvisna od valovne dolžine, se ji lahko izognemo z izbiro valovnih dolžin širokih spektralnih pasov, ki na absorpcijo niso občutljive.

Sipanje je sprememba smeri valovanja, ki nastane ob stiku valovanja z delci (aerosoli) in velikimi plinskimi molekulami v atmosferi. Odvisno je od več dejavnikov, največji vpliv pa imajo valovna dolžina valovanja, gostota delcev in molekul ter dolžina poti, ki jo valovanje opravi v atmosferi [1]. Sipanju svetlobe se izognemo tako, da najprej s pomočjo spektralnih pasov, na katere ima sipanje velik vpliv, ocenimo vpliv, nato pa ga odpravimo pri ostalih spektralnih pasovih.

Do loma pride pri prehodu valovanja med optično različno gostimi snovmi. Pri tem se valovanju zaradi spremembe hitrosti spremeni smer [1].

2.3 Interakcija valovanja s površjem

Način interakcije valovanja je odvisen od lastnosti površine in lastnosti valovanja [1]. Odvisnost odboja od valovne dolžine vpadnega valovanja imenujemo spektralni podpis, katerega poznavanje je ključno za prepoznavanje predmetov na osnovi posnetkov daljinskega zaznavanja. Sodelovanje valovanja s površjem lahko ločimo na tri glavne načine [1]:

- absorpcija,
- transmisija in
- refleksija oziroma odboj.

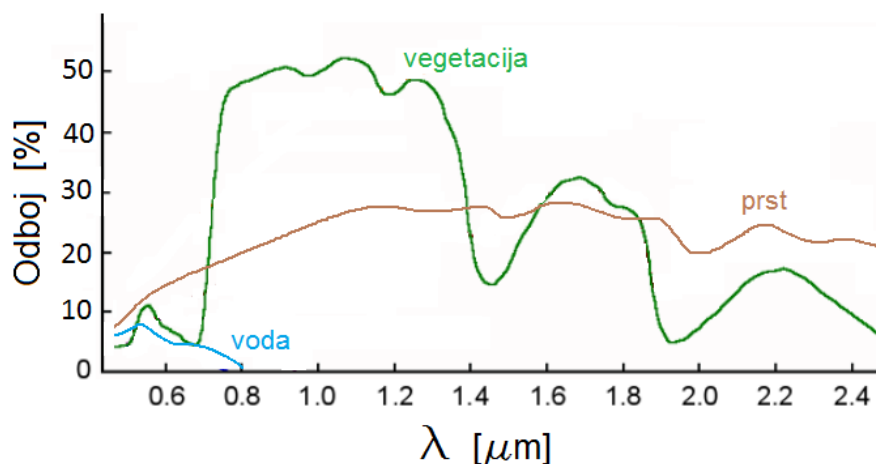
Omeniti je potrebno, da vpadna energija sodeluje s površjem na enega ali več omenjenih načinov. Pri absorpciji se energija vpije oziroma absorbira v snovi. Pri transmisiji valovanje ali pogosteje del valovanja prodre skozi snov. Pri refleksiji oziroma odboju pa se valovanje na površini odbije in nadaljuje svojo pot v spremenjeni smeri. Pri odboju ločimo dva skrajna primera in sicer zrcalni in difuzni oziroma razpršeni odboj, v praksi pa v večini primerov prihaja do odbojev, ki so nekje vmes [1].

2.4 Interpretacija in analiza

Dobljene rezultate oziroma podobe, ustvarjene na osnovi podatkov daljinskega zaznavanja, je potrebno znati interpretirati in analizirati. Da je naše delo uporabno v nadaljnjih študijah moramo zagotoviti čim več informacij o predmetih, kateri nas zanimajo. Interpretacija je lahko vizualna, pri tem opazovalec pregleduje podobe in iz njih pridobiva informacije, ali pa gre za digitalno obdelavo podatkov, kjer delo po navodilih operaterja izvaja računalnik [1].

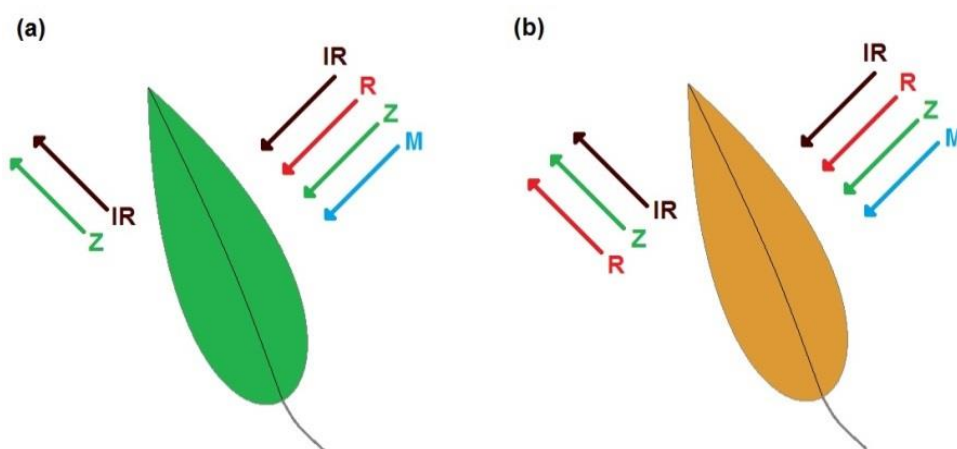
3 DALJINSKO ZAZNAVANJE IN VEGETACIJA

Vsak predmet opazovanja na zemeljski površini ima svoj spektralni podpis, po katerem ga pri daljinskem zaznavanju lahko prepoznamo in ločimo od drugih. Nekateri so si med seboj precej podobni in je za ločevanje oziroma klasifikacijo obvezna nadaljnja obdelava, določene predmete pa na posnetkih lahko prepoznamo tudi brez obdelave. V določenih delih spektra elektromagnetnega valovanja imajo rastlinje, voda in prst povsem drugačen spektralni podpis [1]. Kot vidimo na sliki 1 je spektralni podpis odvisnost odboja od valovne dolžine.



Slika 1: Spektralni podpis oziroma odvisnost odboja od valovne dolžine (Vir: [1])

Zelene rastline vsebujejo klorofil, ki močno odbija zeleno svetlobo, absorbira pa rdečo in modro svetlobo. Dokler je stopnja klorofila v rastlinah visoka, se nam zato le te zdijo zelene. Ko se jeseni začne stopnja klorofila zmanjševati, se manjša tudi absorpcija in je posledično odboj rdeče svetlobe močnejši. Zato se nam takrat listi zdijo rdeči ali rumeni (slika 2). Poleg tega notranja zgradba listov močno odbija svetlobo bližnjega infrardečega dela spektra. Odboj je kar petkrat večji kot v vidnem delu spektra. Na posnetkih, zajetih v infrardečem ali bližnje infrardečem delu spektra, bo torej vegetacija zelo svetla, nasprotno pa bo na posnetkih, ki so zajeti v rdečem delu spektra, temna. Merjenje in opazovanje odboja elektromagnetnega valovanja v infrardečem delu spektra se uporablja za lociranje in celo za določanje zdravosti ali poškodovanosti rastja. Poleg tega lahko preko absorpcije določimo tudi vlažnost rastja, saj voda močno odbija modro svetlobo [1].



Slika 2: Interakcija EMV z rastjem z veliko stopnjo klorofila (a) in nizko stopnjo klorofila (b)

4 PODATKI

4.1 Snemalni sistemi daljinskega zaznavanja

Pri daljinskem zaznavanju uporabljamo podatke, katere zajamejo senzori, ki so nameščeni na različnih platformah. Najpogosteje uporabljamo podatke senzorjev, ki so nameščeni na satelitih, uporabljajo pa se tudi senzori nameščeni na tleh, letalih ali na vesoljskih plovilih. Senzorji so lahko aktivni, kar pomeni, da sami zagotavljajo vir elektromagnetnega valovanja ter osvetlijo površje, ali pasivni, ki izkoriščajo sončno sevanje ali lastno sevanje teles. Večina senzorjev daljinskega zaznavanja je pasivnih, kar pomeni, da zaznavajo odboj sončnih žarkov od zemeljskega površja. Takšni senzori lahko zajemajo podatke le v času, ko se od površine odbijajo sončni žarki, zato so platforme, na katerih so nameščeni pasivni senzori, sončno sinhroni. To pomeni, da je gibanje ravnine tirnice platforme in Sonca sočasno. S tem zagotovimo enako osvetlitev površja in primerljivost podob, ki so bile zajete v različnih dneh, tednih, mesecih ali celo letih. Sateliti izkoriščajo vrtenje Zemlje okoli njene osi, s čimer lahko zajemajo podatke celotne površine Zemlje. Tirnice takih satelitov imenujemo skoraj polarne tirnice, zaradi rahlega naklona glede na premico, ki povezuje severni in južni pol [1].

4.2 ENVISAT

ENVISAT oziroma »ENViromental SATellite« je napredni satelit, katerega je marca 2002 z raketo Ariane 5 izstrelila Evropska vesoljska agencija (ESA). Gre za enega največjih in s skupno težo osmih ton enega najtežjih satelitov. Nadaljuje delo predhodnih satelitov ERS-1 in ERS-2. Z devetimi senzori, ki jih ima na krovu, zbira podatke o kopnem, vodi, ledu in atmosferi. Ti podatki se uporabljajo v znanstvenih raziskavah in omogočajo spremljanje razvoja okolja in klimatskih sprememb. Od časa izstrelitve do oktobra 2010 je satelit krožil v sončno sinhroni skoraj polarni tirnici na višini 790 km. Obhodni čas satelita je bil okoli 100 minut, čas ponovnega obiska pa 35 dni. Oktobra 2010 so satelit z namenom podaljšanja njegove misije spustili približno 18 km nižje, s čimer se je čas ponovnega obiska znižal na 30 dni. Od takrat naprej se imenuje ENVISAT_2010+ [2].

Preglednica 1: Senzorji na krovu satelita ENVISAT (Vir: [2])

Oznaka senzora	Senzor
ASAR	Advanced Synthetic Aperture Radar
MERIS	Medium Resolution Imaging Spectrometer
AATSR	Advanced Along Track Scanning Radiometer
RA-2	Radar Altimeter 2
MWR	Microwave Radiometer
DORIS	Doppler Orbitography and Radiopositioning Integrated by Satellite
GOMOS	Global Ozone Monitoring by Occultation of Stars
MIPAS	Michelson Interferometer for Passive Atmospheric Sounding
SCIAMACHY	Scanning Imaging Absorption Spectrometer for Atmospheric Chartography

4.3 MERIS

MERIS oziroma »Medium Resolution Imaging Spectrometer« je eden izmed devetih senzorjev (preglednica 1) na krovu satelita ENVISAT, ki je v lasti Evropske vesoljske agencije (ESA). Gre za večspektralni skener, ki ga je mogoče programirati za opazovanje do 15 kanalov v razponu od 402,5 nm do 910 nm [2].

Preglednica 2: Spektralni kanali senzorja MERIS (Vir: [2])

Kanal	Valovna dolžina sredine pasu (λ)	Širna spektralnega pasu	Spektralni pas	Uporaba
1	412,5 nm	10 nm	vijolična	rumena snov
2	442,5 nm	10 nm	vijolična	klorofil – max
3	490 nm	10 nm	modra	klorofil
4	510 nm	10 nm	zelena	sedimenti v vodi
5	560 nm	10 nm	zelena	klorofil
6	620 nm	10 nm	oranžna	sedimenti v vodi
7	665 nm	10 nm	rdeča	klorofil
8	681,25 nm	7,5 nm	rdeča	klorofil
9	708,75 nm	10 nm	rdeča	atmosferski popravki
10	753,75 nm	7,5 nm	bližnja IR	vegetacija, oblaki
11	760,625 nm	3,75 nm	bližnja IR	absorpcija, O ²
12	778,75 nm	15 nm	bližnja IR	atmosferski popravki
13	865 nm	20 nm	bližnja IR	vegetacija, izparevanje vode
14	885 nm	10 nm	bližnja IR	atmosferski popravki
15	900 nm	10 nm	bližnja IR	izparevanje vode

Osnovna misija senzorja MERIS je spremljanje barv oceanov na odprtih oceanih in obalnih območjih, s čimer lahko ocenimo koncentracijo klorofila in sedimentov v vodi. Te meritve so uporabne za ugotavljanje vpliva oceana na kroženje ogljika v globalnem merilu ter produktivnost posameznih območij. Poleg tega se ugotavlja karakteristika atmosfere, saj je le ta bistvena za pridobitev točnih informacij, ker močno vpliva na celotni izmerjeni signal ali preprosto zaradi tega, ker oblaki preprečijo opazovanje spodaj ležeče površine. Podatki MERIS se za kopna območja uporabljajo v obliki vegetacijskih indeksov, lahko pa tudi za nadzor razvoja okolja, preko deleža učinkovito uporabljenega sončnega sevanja v procesu fotosinteze pri rastlinstvu oziroma fAPAR [2]. Področja uporabe senzorja MERIS so podana v preglednici 3.

Preglednica 3: Uporaba podatkov MERIS na različnih področjih (Vir: [2])

Področje	Uporaba
oceani	fitoplankton
	rumena snov
	onesnaženje vode
atmosfera	izparevanje vode
	ogljikov dioksid
	aerosoli (prašni delci)
kopno	vegetacijski indeksi
	pokrovnost
	vlažnost

4.3.1 Stopnje podatkov senzorja MERIS

Nomenklatura izdelkov satelita ENVISAT [3], ki so na voljo javnosti, opisuje tri tipe procesnih stopenj:

- **Level 1B** – podobe, prevzorčene na orientirano mrežo v smeri poti satelita z vrednostmi pikselov, umerjenimi na sevanje vrha atmosfere (angl. TOA radiance),
- **Level 2** – podobe, ki izhajajo iz Level 1B izdelkov, pri čemer so vrednosti pikselov obdelane tako, da dobimo geofizikalne meritve,

- **Level 3** – so sinteza enega ali več MERIS izdelkov za prikaz geofizikalnih meritev nekega časovnega obdobja.

Kot bomo videli v poglavju 5, nekatere biofizikalne spremenljivke, kot sta MGVI in MTCI, kot vhodni podatek uporabljajo MERIS Level 1B, katerega iz TOA radiance ($L_{TOA}(\lambda)$) z enačbo (1) pretvorimo v TOA reflectance ($R_{TOA}(\lambda)$) [4].

$$R_{TOA}(\lambda) = \frac{\pi L_{TOA}(\lambda)}{E_0(\lambda) \cos \theta_s} \quad (1)$$

kjer sta:

- $E_0(\lambda)$ – spekter sevanja sonca (angl. solar spectral irradiance)
- θ_s – zenitni kot sončnega sevanja (angl. solar zenith angle)

4.4 Uporabljeni podatki

Za izračun biofizikalnih spremenljivk, naštetih in opisanih v poglavju 5, smo uporabili podatke sensorja MERIS za območje Republike Slovenije, ki so bili pridobljeni na Inštitutu za antropološke in prostorske študije ZRC SAZU. Podatki so bili že geometrično in atmosfersko obdelani, kar pomeni, da so stopnje MERIS Level 2. Podani so v obliki TIFF datoteke s 780 vrsticami in 1126 stolpci ter 13 sloji (za vsak spektralni pas posebej). Ker so podani v eni TIFF datoteki, za izračun v programu Matlab pa smo potrebovali posamezne sloje, smo najprej v programu ENVI zapis TIFF spektralno razdelili v 13 pasov. Zraven je pripadajoča TFW datoteka, v kateri so zapisani podatki, ki geografsko umestijo posnetek na svoj položaj. Njihova prostorska ločljivost je 1200 m, prevzorčena na 300 m, radiometrična ločljivost pa 16 bitna, kar zagotavlja 65535 različnih sivih vrednosti. Spektralna ločljivost podatkov je podana v preglednici 2.

5 BIOFIZIKALNE SPREMENLJIVKE

Kadar se ukvarjamo s preučevanjem fizikalnega vidika biologije, kot so procesi fotosinteze, tok kroženja ogljika, absorbirano fotosintetično aktivno sevanje itn. s čimer se ukvarja interdisciplinarna veda biofizika, govorimo o tako imenovanih biofizikalnih spremenljivkah [5]. Kot že omenjeno v poglavju 3, pri daljinskem zaznavanju za ugotavljanje njihovih vrednosti izrabljamo spektralni podpis predmetov, ki nas zanimajo. Če poznamo spektralni podpis določenih predmetov, lahko z uporabo določenih spektralnih pasov in spektralnih razmerij ugotovimo njihovo prisotnost ter stanje.

V nadaljevanju bomo opisali naslednje biofizikalne spremenljivke in podali algoritme za njihov izračun:

- Vegetacijski indeks (VI),
- Normirani diferencialni vegetacijski indeks (NDVI),
- Globalni vegetacijski indeks MERIS (MGVI),
- MERIS kopenski indeks klorofila (MTCI),
- Delež absorbiranega fotosintetično aktivnega sevanja (fAPAR),
- Delež olistanih površin (LAI).

Biofizikalne spremenljivke, kot so VI, NDVI, MGVI, MTCI, fAPAR in LAI dobimo s transformacijami, kjer iz obstoječih informacij enega ali praviloma več kanalov ustvarimo nove informacije [1].

Vse naštetе biofizikalne spremenljivke razen LAI so bile izračunane v programu Matlab. Za izračun smo uporabili podatke MERIS, katere smo opisali v poglavju 4.4. V naslednjih poglavjih v sklopu opisanih algoritmov podajamo uporabljene spektralne pasove. Podane vrednosti valovnih dolžin, v nm, predstavljajo valovne dolžine sredine uporabljenega spektralnega pasu z določenim razponom, kateri so podani v preglednici 2. V prilogah so podani rezultati v obliki podob, zraven pa je tudi uporabljena koda za izračun.

5.1 Vegetacijski indeks

Vegetacijski indeks (VI, angl. Vegetation Index) je preprosto spektralno razmerje med bližnjim infrardečim (NIR) in rdečim kanalom (R). Razmerje se nanaša na dejstvo, da živo rastje močno absorbira svetlobo v rdečem delu spektra in odbija svetlobo v območju infrardečega dela spektra.

Vegetacijski indeks je v primeru vegetacije mnogo večji od ena, in približno enak ena za večino drugih snovi, kot so na primer voda, prst in pozidane površine, zato je ločevanje vegetacije od drugih tipov površja ob uporabi navedenega razmerja precej enostavno in jasno. Veliko enostavneje odkrijemo območja, kjer je vegetacija nezdrava ali poškodovana, saj je tam odboj v infrardečem delu spektra manjši, posledično pa je manjše tudi razmerje. Izračunamo ga po enačbi (2) [1].

$$VI = \frac{NIR}{IR} \quad (2)$$

Za izračun VI v primeru podatkov MERIS za rdeč spektralni pas uporabimo kanal 8, za infrardeč spektralni pas pa kanal 13. Valovne dolžine sredin kanalov s pripadajočim razponom so podane v preglednici 2.

Uporablja se za lociranje rastja ter odkrivanje območij, kjer je rastje nezdravo ali poškodovano [1].

5.2 Normiran diferencialni vegetacijski indeks

Normiran diferencialni vegetacijski indeks (NDVI, angl. Normalized Difference Vegetation Index) je eden najbolj razširjenih indeksov za opazovanje vegetacije. Razvit je bil za opazovanje stanja vegetacije na večjih območjih, kontinentih ali celotni Zemlji. Ker je NDVI razmerje med razliko in vsoto infrardečega (IR) in rdečega kanala (R), še bolj poudari vegetacijo na površju. Zavzame lahko vrednosti med -1 in $+1$, kjer višje vrednosti pomenijo bolj intenzivno vegetacijo. Razmerje izračunamo po enačbi (3) [1].

$$NDVI = \frac{IR - R}{IR + R} \quad (3)$$

Za izračun NDVI v primeru podatkov MERIS za rdeč spektralni pas uporabimo kanal 8, za infrardeč spektralni pas pa kanal 13. Valovne dolžine sredin kanalov s pripadajočim razponom so podane v preglednici 2.

Tako kot vegetacijski indeks, se tudi NDVI uporablja za lociranje vegetacije nasploh, in za odkrivanje nezdravega ali poškodovanega rastja, le da je tu zaradi algoritma rastje bolj poudarjeno, kar nam olajša delo. V kombinaciji z oceno temperature tal pa se lahko uporablja tudi za oceno suše [1].

5.3 Globalni vegetacijski indeks MERIS

MGVI (angl. MERIS Global Vegetation Index), poznan tudi pod imenom TOAVI (angl. Top Of Atmosphere Vegetation Index), je bil optimiziran za oceno prisotnosti zdravega zelenega rastja. Postopek optimizacije je bil izveden v smeri zagotavljanja ocene deleža absorbiranega fotosintetično aktivnega sevanja (fAPAR) [6]. Stanje in razvoj rastja opisuje veliko število fizikalnih, biokemijskih in fizioloških spremenljivk. Nekatere izmed njih lahko določimo z uporabo podatkov daljinskega zaznavanja, njihov skupni cilj pa je ugotoviti fAPAR, saj zagotavlja informacijo o stanju in zdravosti krošenj rastlin. Poleg tega fAPAR igra ključno vlogo v poti globalnega kroženja ogljika v biosferi in pri ugotavljanju primarne produktivnosti fitosfere [6]. Splošni namen MGVI je torej uporabiti MERIS meritve spektralnih odbojev z namenom zagotovitve zanesljivih kvalitativnih in kvantitativnih informacij o stanju rastja, v smislu vrednosti fAPAR.

5.3.1 Vhodni podatki

Vhodni podatek za izračun spektralnega razmerja MGVI je stopnje MERIS Level 1B, katerega pretvorimo v MERIS Level 2 stopnjo in tako podatkom popravimo geometrijo opazovanja (glej poglavje 4.3.1) [6]. Ker nas zanima informacija o rastju, je potrebno odstraniti vpliv atmosfere. Kot je opisano v poglavju 2.1, atmosfera vpliva na signal, katerega prejme senzor, na tri načine. V našem primeru nas zanimata:

- absorpcija,
- sipanje svetlobe.

Absorpciji elektromagnetnega valovanja se izognemo z uporabo valovnih dolžin, na katere absorpcija nima vpliva. V primeru podatkov MERIS za rdeč spektralni pas uporabimo kanal 8, za infrardeč spektralni pas pa kanal 13. Vpliv sipanja odpravimo tako, da uporabimo modri spektralni pas (MERIS kanal 2), na katerega ima sipanje močan vpliv in na ta način vpliv ocenimo. Valovne dolžine sredin kanalov s pripadajočim razponom so podane v preglednici 2. Ko imamo podatek o tem, kako velik je vpliv, ga lahko v drugih spektralnih pasovih odpravimo.

5.3.2 Algoritem za izračun MGVI

Ker je MERIS pasivni spektrometer, je algoritem oblikovan tako, da za zagotovitev zelenih informacij izkorišča spektralni podpis opazovanih predmetov. Najprej za vse vhodne spektralne pasove po enačbah (4) do (10) izračunamo funkcijo anizotropije F . Vhodni podatek funkcije F so geometrija opazovanja in osvetlitve Ω (enačba (4)) ter parametri k_i , θ_i^{hg} in ρ_{ic} [6]. Ker so naši vhodni podatki stopnje MERIS Level 2, so geometrično in atmosfersko že obdelani, kar pomeni, da lahko za Ω uporabimo enake vrednosti, kot so bile uporabljene za generiranje TOA odboja (preglednica 4). V primeru, da podatki še ne bi bili geometrično obdelani, bi moral uporabiti podatke MERIS orbitografije, kateri so na voljo na spletu, odvisni pa so od časa zajema in lokacije posnetka. Parametri k_i , θ_i^{hg} , ρ_{ic} so podani v preglednici 5.

$$\Omega = (\theta_0, \theta_v, \Phi) \quad (4)$$

$$F(\Omega; k_i, \theta_i^{hg}, \rho_{ic}) = f_1(\theta_0, \theta_v, k_i) f_2(\Omega, \theta_i^{hg}) f_3(\Omega, \rho_{ic}) \quad (5)$$

kjer so:

$$f_1(\theta_0, \theta_v, k_i) = \frac{(\cos \theta_0 \cos \theta_v)^{k_i - 1}}{(\cos \theta_0 + \cos \theta_v)^{1 - k_i}} \quad (6)$$

$$f_2(\Omega, \theta_i^{hg}) = \frac{1 - \theta_i^{hg^2}}{(1 + 2\theta_i^{hg} \cos g + \theta_i^{hg^2})^{3/2}} \quad (7)$$

$$f_3(\Omega, \rho_{ic}) = 1 + \frac{1 - \rho_{ic}}{1 + G} \quad (8)$$

kjer sta:

$$G = (\tan^2 \theta_0 + \tan^2 \theta_v - 2 \tan \theta_0 \tan \theta_v \cos \Phi)^{1/2} \quad (9)$$

$$\cos g = \cos \theta_0 \cos \theta_v + \sin \theta_0 \sin \theta_v \cos \Phi \quad (10)$$

Nato podatke v vseh treh uporabljenih spektralnih pasovih normaliziramo s funkcijo anizotropije F , kot prikazuje enačba (11).

$$\tilde{\rho}_i = \frac{\rho_i(\theta_0, \theta_v, \Phi)}{F(\theta_0, \theta_v, \Phi; k_i, \theta_i^{hg}, \rho_{ic})} \quad (11)$$

Sledi izračun polinomov g_1 in g_2 ob pripadajočih koeficientih (preglednica 6) preko modrega kanala $\tilde{\rho}_{442}$, ki je veliko bolj občutljiv na vpliv atmosfere. S tem ocenimo in odpravimo vpliv sipanja valovanja v atmosferi. Za izračun polinomov g_1 in g_2 uporabimo enačbo (12), v enačbah (13) in (14) pa so prikazani vhodni podatki [6].

$$g_n(B_1, B_2) = \frac{l_{n,1}B_1^2 + l_{n,2}B_2^2 + l_{n,3}B_1B_2 + l_{n,4}B_1 + l_{n,5}B_2 + l_{n,6}}{l_{n,7}B_1^2 + l_{n,8}B_2^2 + l_{n,9}B_1B_2 + l_{n,10}B_1 + l_{n,11}B_2 + l_{n,12}} \quad (12)$$

$$\rho_{R681} = g_1(\tilde{\rho}_{442}, \tilde{\rho}_{681}) \quad (13)$$

$$\rho_{R865} = g_1(\tilde{\rho}_{442}, \tilde{\rho}_{865}) \quad (14)$$

Na koncu po enačbi (15) izračunamo spektralno razmerje MGVI kot polinom g_0 , kjer kot vhodna podatka uporabimo rektificiran odboj v rdečem ρ_{R681} in infrardečem spektralnem pasu ρ_{R865} in koeficiente polinoma g_0 (preglednica 6) [6].

$$MGVI = g_0(\rho_{R681}, \rho_{R865}) \quad (15)$$

MGVI lahko zavzame vrednosti med 0 in 1, kjer višje vrednosti pomenijo večji delež absorbiranega fotosintetično aktivnega sevanja ter s tem večjo primarno produktivnost v procesu fotosinteze [6].

5.3.2.1 Simuliran TOA odboj

Parametri funkcije anizotropije (preglednica 5) in vrednosti koeficientov polinomov (preglednica 6) so določeni na osnovi simuliranega TOA odboja. Ta je določen na osnovi geofizikalnega sistema in izbrane geometrije osvetlitve in opazovanj. Algoritem na ta način naredi primerjavo med simuliranimi in dejanskimi opazovanji, s katerimi računamo MGVI [6]. Geometrija osvetlitve in opazovanja je opisana s tremi spremenljivkami:

- θ_0 – zenitni kot sončevega sevanja (angl. sun zenith angle),
- θ_v – zenitni kot satelita, na katerem se nahaja senzor (angl. Satellite zenith angle),
- Φ – azimut med senzorjem in soncem (angl. Sun-Satellite relative azimuth).

Preglednica 4: Geometrija osvetlitve in opazovanja, uporabljena za simulacijo (Vir: [6])

Spremenljivka	Vrednosti [°]
θ_0	20 in 50
θ_v	0, 25 in 40
Φ	0, 90 in 180

5.3.2.2 Parametri funkcije anizotropije

Parametri funkcije anizotropije F (k_i, θ_i^{hg} in ρ_{ic}) so znotraj uporabljenih spektralnih pasov konstantni ne glede na to, ali gre za gola tla ali rastje in so neodvisni od geometrije osvetlitve in opazovanja. Odvisni so le od valovne dolžine spektralnega pasu. Določeni so na osnovi simuliranega TOA odboja. Podani so v preglednici 5 [6].

Preglednica 5: Vrednosti parametrov funkcije anizotropije F za uporabljene spektralne pasove (Vir: [6])

MERIS kanal	ρ_{ic}	k_i	θ_i^{hg}
2	0,24012	0,56192	-0.04203
8	-0,46273	0,70879	0,03700
13	0,63841	0,86523	-0,00123

5.3.2.3 Vrednosti koeficientov polinomov

Koeficienti polinomov g_0 , g_1 in g_2 so izračunani na osnovi TOA spektralnega in usmerjenega odboja, pridobljenega na osnovi simulacij. Prilagojeni so na način, da čim bolj ustrezajo fAPAR vrednostim uporabljenih podatkov [6].

Preglednica 6: Koeficienti polinomov g_0 , g_1 in g_2 (Vir: [6])

Polinom g_0		Polinom g_1		Polinom g_2	
$l_{0,1}$	-9,26150	$l_{1,1}$	-0,47131	$l_{2,1}$	0,0
$l_{0,2}$	3,2545	$l_{1,2}$	-0,0451590	$l_{2,2}$	0,0
$l_{0,3}$	9,8268	$l_{1,3}$	-0,807070	$l_{2,3}$	0,0
$l_{0,4}$	0,537371	$l_{1,4}$	0,198120	$l_{2,4}$	-0,306
$l_{0,5}$	0,363495	$l_{1,5}$	-0,00690978	$l_{2,5}$	0,255
$l_{0,6}$	0,00235	$l_{1,6}$	-0,0210847	$l_{2,6}$	0,0045
$l_{0,7}$	0	$l_{1,7}$	-0,0483620	$l_{2,7}$	1,0
$l_{0,8}$	0	$l_{1,8}$	-0,545070	$l_{2,8}$	1,0
$l_{0,9}$	0	$l_{1,9}$	-1,10270	$l_{2,9}$	0,0
$l_{0,10}$	0	$l_{1,10}$	0,120625	$l_{2,10}$	0,64
$l_{0,11}$	0	$l_{1,11}$	0,518928	$l_{2,11}$	-0,64
$l_{0,12}$	1,0	$l_{1,12}$	-0,198726	$l_{2,12}$	0,1998

5.4 MERIS kopenski indeks klorofila

MTCI (angl. MERIS Terrestrial Chlorophyll Index) je edinstven MERIS indeks klorofila in podaja oceno o tem, koliko klorofila vsebuje rastje, ki nas zanima. Klorofil je ena pomembnejših biokemijskih spremenljivk rastja in njegova vsebnost je neposredno povezana s produktivnostjo rastja ter absorpcijo in odbojem vidne in infrardeče svetlobe, kar omogoča izračun spektralnega razmerja MTCI [7]. Curran in Dash (2005) sta naredila primerjavo različnih spektralnih razmerij za ugotavljanje vrednosti klorofila v rastju. V raziskavo sta vključila VI, NDVI, REP (angl. Red edge position) izračunan na različne načine in MTCI. Ugotovila sta, da MTCI najboljše sovпада z dejanskimi vrednostmi klorofila, NDVI pa najmanj.

5.4.1 Algoritem za izračun MTCI

Izračunan je iz rdečih in bližnje infrardečih kanalov senzorja MERIS. Uporabljajo se kanali 8, 9 in 10. Valovne dolžine sredin kanalov s pripadajočim razponom so podane v preglednici 2. Njegove vrednosti so močno povezane z indeksom REP, ki je namenjen ocenjevanju vsebnosti klorofila in dušika v rastju. Prednost indeksa MTCI pred REP je v enostavnejšem izračunu, večji občutljivosti na visoke vrednosti klorofila v rastlinah ter manjši občutljivosti na prostorsko ločljivost uporabljenih podatkov in efekt atmosfere [7].

$$MTCI = \frac{R_{Band10} - R_{Band9}}{R_{Band9} - R_{Band8}} = \frac{R_{753,75} - R_{708,75}}{R_{708,75} - R_{681,25}} \quad (16)$$

Iz enačbe (16) je razvidno, da je MTCI razmerje razlike v odboju desetega in devetega kanala in razlike v odboju med devetim in osmim kanalom. Ker je MTCI indeks, ki je prirejen podatkom senzorja MERIS, so v enačbi kot indeksi zapisani uporabljeni kanali s pripadajočimi sredinami valovnih dolžin, v katerih delujejo.

5.5 Delež absorbiranega fotosintetično aktivnega sevanja

Delež absorbiranega fotosintetično aktivnega sevanja (fAPAR, angl. fraction of Absorbed Photosynthetically Active Radiation) je biofizikalna spremenljivka, ki opisuje delež vpadnega sončnega sevanja v spektralnem območju fotosintetično aktivnega sevanja, ki ga absorbira

fotosintetični organizem. Neposredno je povezan s primarno produktivnostjo rastja v procesu fotosinteze [8]. Kot že omenjeno v poglavju 5.3, stanje in razvoj rastja opisuje veliko število fizikalnih, biokemijskih in fizioloških spremenljivk. Nekatere izmed njih lahko določimo z uporabo podatkov daljinskega zaznavanja, njihov skupni cilj pa je ugotoviti fAPAR, saj zagotavlja informacijo o stanju in zdravosti krošenj rastlin. Torej je smiselno uporabljati algoritem, ki nam da neposredno oceno fAPAR. Poleg tega fAPAR igra ključno vlogo v poti globalnega kroženja ogljika v biosferi in pri ugotavljanju primarne produktivnosti fitosfere [9].

5.5.1 Algoritem za izračun fAPAR

Algoritem za izračun biofizikalne spremenljivke fAPAR je izdelan na povsem enak način kot algoritem za izračun MGVI, opisan v poglavju 5.3.2. Razlikujejo se le polinomi g_0 , g_1 in g_2 , ter posledično vrednosti koeficientov polinomov, ki so podani v preglednicah 7 in 8. Absorpciji signala zaradi plinov v atmosferi se izognemo z izbiro valovnih dolžin širokih spektralnih pasov. V primeru podatkov MERIS za rdeč spektralni pas uporabimo kanal 8, za infrardeč spektralni pas pa kanal 13. Z namenom rektifikacije rdečega in infrardečega spektralnega pasu, za vpliv sipanja valovanja zaradi atmosfere, pa se vključi še modri spektralni pas (MERIS kanal 2). Valovne dolžine sredin kanalov s pripadajočim razponom so podane v preglednici 2. Z modrim spektralnim pasom tako lahko ocenimo vpliv sipanja in ga v rdečem in infrardečem spektralnem pasu odpravimo [9].

Najprej za vse tri uporabljene spektralne pasove po enačbi (17) izračunamo vrednost funkcije anizotropije F [9].

$$F(\Omega; k_i, \theta_i^{hg}, \rho_{ic}) = f_1(\theta_0, \theta_v, k_i) f_2(\Omega, \theta_i^{hg}) f_3(\Omega, \rho_{ic}) \quad (17)$$

Nato vrednosti odbojev v vseh treh uporabljenih kanalih po enačbi (18) optimiziramo s funkcijo anizotropije, ter s tem upoštevamo geometrijske in osvetlitvene pogoje, ob katerih so bili generirani simulirani TOA podatki [9].

$$\tilde{\rho}_i = \frac{\rho_i(\theta_0, \theta_v, \Phi)}{F(\theta_0, \theta_v, \Phi; k_i, \theta_i^{hg}, \rho_{ic})} \quad (18)$$

Sledi izračun polinomov $g_1(\tilde{\rho}_{442}, \tilde{\rho}_{681})$ in $g_2(\tilde{\rho}_{442}, \tilde{\rho}_{685})$ s čimer dobimo za vpliv atmosfere rektificiran rdeč in infrardeč spektralni pas, ki sta vhodna podatka za polinom g_0 , ki nam podaja vrednost fAPAR [9]. Pri tem uporabimo enačbe (19) in (20) ter vrednosti koeficientov, podanih v preglednici 7.

$$\rho_{R681} = g_1(\tilde{\rho}_{442}, \tilde{\rho}_{681}) = \frac{l_{1,1}(\tilde{\rho}_{442} + l_{1,2})^2 + l_{1,3}(\tilde{\rho}_{681} + l_{1,4})^2 + l_{1,5}\tilde{\rho}_{442}\tilde{\rho}_{681}}{l_{1,6}(\tilde{\rho}_{442} + l_{1,7})^2 + l_{1,8}(\tilde{\rho}_{681} + l_{1,9})^2 + l_{1,10}\tilde{\rho}_{442}\tilde{\rho}_{681} + l_{1,11}} \quad (19)$$

$$\rho_{R685} = g_2(\tilde{\rho}_{442}, \tilde{\rho}_{685}) = \frac{l_{2,1}(\tilde{\rho}_{442} + l_{2,2})^2 + l_{2,3}(\tilde{\rho}_{685} + l_{2,4})^2 + l_{2,5}\tilde{\rho}_{442}\tilde{\rho}_{685}}{l_{2,6}(\tilde{\rho}_{442} + l_{2,7})^2 + l_{2,8}(\tilde{\rho}_{685} + l_{2,9})^2 + l_{2,10}\tilde{\rho}_{442}\tilde{\rho}_{685} + l_{2,11}} \quad (20)$$

Na koncu izračunamo polinom $g_0(\rho_{R681}, \rho_{R685})$ in s tem dobimo vrednosti fAPAR (enačba (21)). Uporabimo vrednosti koeficientov, ki so podani v preglednici 8.

$$fAPAR = g_0(\rho_{R681}, \rho_{R685}) = \frac{l_{0,1}\rho_{R685} - l_{0,2}\rho_{R681} - l_{0,3}}{(l_{0,4} - \rho_{R681})^2 + (l_{0,5} - \rho_{R685})^2 + l_{0,6}} \quad (21)$$

fAPAR lahko zavzame vrednosti med 0 in 1, kjer višje vrednosti pomenijo večji delež absorbiranega fotosintetično aktivnega sevanja in s tem večjo primarno produktivnost rastja v procesu fotosinteze [9].

5.5.1.1 Parametri funkcije anizotropije

Parametri funkcije $F(k_i, \theta_i^{hg}$ in ρ_{ic}) so znotraj uporabljenih spektralnih pasov konstantni, ne glede na to ali gre za gola tla ali rastje. Podani so v preglednici 5.

5.5.1.2 Vrednosti koeficientov polinomov

Vrednosti koeficientov so določene na osnovi TOA odboja, pridobljenega s simulacijo geofizikalnega modela (preglednica 7). Optimizirane so tako, da se vrednost polinoma ob vhodnih podatkih rdečega ali infrardečega (odvisno ali gre za polinom g_1 ali g_2) ter modrega spektralnega pasu čim boljše ujema z vrednostmi simuliranega TOA odboja [9].

Preglednica 7: Koeficienti polinomov g_1 in g_2 (Vir: [9])

Polinom g_1		Polinom g_2	
$l_{1,1}$	-9,2615	$l_{2,1}$	-0,47131
$l_{1,2}$	-0,029011	$l_{2,2}$	-0,21018
$l_{1,3}$	3,2545	$l_{2,3}$	-0,045159
$l_{1,4}$	0,055845	$l_{2,4}$	0,076505
$l_{1,5}$	9,8268	$l_{2,5}$	-0,80707
$l_{1,6}$	0	$l_{2,6}$	-0,048362
$l_{1,7}$	0	$l_{2,7}$	-1,2471
$l_{1,8}$	0	$l_{2,8}$	-0,54507
$l_{1,9}$	0	$l_{2,9}$	-0,47602
$l_{1,10}$	0	$l_{2,10}$	-1,1027
$l_{1,11}$	1,0	$l_{2,11}$	0,0

Koeficienti funkcije g_0 , ki se uporablja za izračun fAPAR vrednosti, so optimizirane na način, da nam polinom g_0 ob vhodnih rektificiranih podatkih rdečega in infrardečega kanala vrne vrednosti, ki bodo čim bližje simuliranim vrednostim fAPAR [9].

Preglednica 8: Vrednosti koeficientov polinoma g_0 (Vir: [9])

Polinom g_0					
$l_{0,1}$	$l_{0,2}$	$l_{0,3}$	$l_{0,4}$	$l_{0,5}$	$l_{0,6}$
0,255	0,306	-0,0045	-0,32	0,3	-0,005

5.6 Delež olistanih površin

Delež olistanih površin ali LAI (angl. Leaf Area Index) je brezrazsežna količina, ki podaja informacijo o karakteristiki krošenj rastja. Uporablja se več definicij, v splošnem pa jih ločimo glede na to ali gre za listnato ali iglasto rastje. Pri listnatem rastju je delež olistanih površin definiran kot enota površine ene strani zelenega lista na enoto površine tal (površina lista/površino tal, $[m^2/m^2]$). V primeru iglastega rastja so v uporabi tri različne definicije:

- enota polovice celotne površine iglic na enoto površine tal,
- enota površine projiciranih iglic na enoto površine tal,
- enota celotne površine iglic na enoto površine tal [10].

Delež olistanih površin LAI zavzame vrednosti od 0 za gola tla do 10 in več za gosto poraščene listnate gozdove. Uporablja se za oceno primarne fotosintetične produktivnosti rastja, oceno izhlapevanja ter kot referenčno orodje za oceno rasti pridelkov [10].

5.6.1 LAI in daljinsko zaznavanje

Za oceno deleža olistanih površin (LAI) iz podatkov daljinskega zaznavanja obstaja nekaj različnih pristopov, najpogosteje pa se uporabljajo:

- empirične metode,
- fizikalne metode [11].

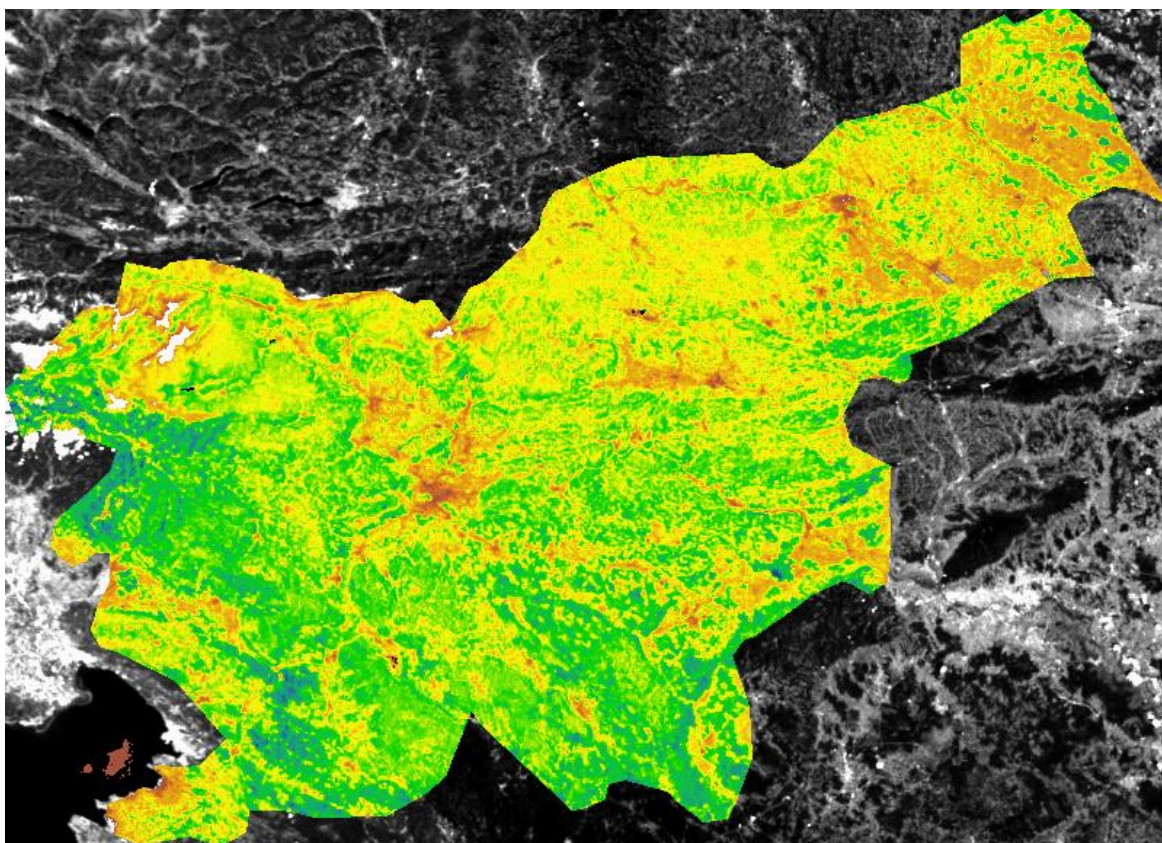
V primeru empiričnih metod se poizkuša vzpostaviti empirično povezavo med vegetacijskim indeksom VI in LAI. Kot omenjeno že v poglavju 5.1, vegetacijski indeks izračunamo po preprostem razmerju bližnje infrardečega in rdečega spektralnega pasu, nato pa preko njega določimo LAI. Glavna omejitev tega pristopa je, da ne obstaja univerzalna enačba s pripadajočimi koeficienti, katero bi lahko uporabili na posnetkih, ki vsebujejo različne tipe površja [11].

Fizikalne metode tako kot fAPAR temeljijo na inverziji BRDF (angl. bidirectional reflectance distribution function) modela. Z inverzijo BRDF modela, ki vključuje radiometrične meritve, se oceni LAI. Pri tem se uporablja proces optimizacije, tako da rezultat kar čim bolj sovпада z LAI. Tak princip je sicer možno uporabiti tudi na površju različnih tipov, vendar je algoritem zahteven, računanje pa dolgotrajno [11].

Ne glede na to kakšna nova metoda je razvita, se kakovost pridobljenih podatkov vedno primerja s terenskimi meritvami [10]. LAI se na terenu lahko določi z direktno ali indirektno metodo. V primeru direktne metode, se odpadlo listje skenira in določi površina in posledično LAI. Pri indirektnih metodah, se v večini primerov uporablja fotoaparat s širokokotnim objektivom (angl. fish eye imagery) ali instrument za meritev svetlobe, ki je prišla skozi krošnjo (angl. ceptometer). V obeh primerih, se nato na osnovi svetlobe, ki je prišla skozi krošnjo določi LAI [10].

Algoritme za izračun deleža olistanih površin (LAI), je med strokovno literaturo mogoče najti, vendar ni bilo moč najti podanih vrednosti koeficientov, ki so vključeni v algoritmi. Na voljo so tudi preprostejši algoritmi, vendar so le ti plačljivi.

Zato smo se odločili, da algoritem za izračun biofizikalne spremenljivke LAI ne vključimo v diplomsko nalogo. Vseeno pa smo vključili LAI, ki nam je na voljo na spletu. Spletna stran geoland 2 omogoča prenos različnih biofizikalnih spremenljivk, izdelanih iz MERIS podatkov s prostorsko ločljivostjo 300 m (slika 3). Vse biofizikalne spremenljivke so na voljo za deset dnevna obdobja.



Slika 3: Deležolistanih površin za obdobje 21. 6. 2013 – 30. 6. 2013 (Vir: [12])

6 ANALIZA REZULTATOV

V okviru analize rezultatov smo se osredotočili na medsebojno odvisnost biofizikalnih spremenljivk in oceno točnosti pridobljenih rezultatov na osnovi vizualne analize s pomočjo državnega letalskega ortofota. Poleg tega smo rezultate želeli primerjati z že izdelanimi podatki, kateri so nam na voljo na spletu.

6.1 Medsebojna odvisnost biofizikalnih spremenljivk

Ker so biofizikalne spremenljivke v večini primerov funkcija enakih vhodnih podatkov (rdeč in infrardeč spektralni pas) in se vse nanašajo na spektralni podpis vegetacije, smo sklepali, da obstaja odvisnost med posameznimi spremenljivkami.

Medsebojno odvisnost dveh spremenljivk najlažje opišemo s pomočjo linearne regresije, opisane v poglavju 6.1.1. Vhodni podatek sta spremenljivki v obliki digitalnih vrednosti biofizikalnih spremenljivk za posamezni piksel. Ker morajo biti vhodni podatki podani v obliki stolpičnega vektorja, podobe pa so zapisane v obliki matrik, smo matrike najprej pretvorili v vektorje. Podobe spremenljivk so dimenzije 780 krat 1126, kar pomeni 878280 vrednosti. Ker bi bil proces izračuna regresije v razpredelnici (program MS Excel) za tako veliko podatkov za domači računalnik prezahteven, smo se odločili za primerjavo vsakega desetega piksla. Tako smo naredili analizo na 10 % vrednosti, s piksli, razporejenimi po celotni podobi.

Vse biofizikalne spremenljivke temeljijo na zdravju rastja ter količini klorofila, zato predvidevamo, da so med seboj odvisne.

6.1.1 Linearna regresija

S pomočjo linearne regresijske premice preučujemo odvisnost med množičnimi pojavi. Običajno se rezultat prikaže na grafu, kjer sta prikazani dve spremenljivki (x in y), pri čemer je y odvisna spremenljivka. V primeru premice je le ta podana z enačbo (22). Ta premica ponazarja prilaganje raztresenim točkam na grafu, njeno prilaganje pa je določeno na osnovi metode najmanjših kvadratov, kjer se ugotavlja najmanjšo pravokotno oddaljenost premice od točk. Zanima nas, kako dobro se regresijska premica prilaga točkam, kar opisujeta cenilki [13]:

- ρ_{xy} – korelacijski koeficient,
- ρ_{xy}^2 – determinacijski koeficient.

Korelacijski koeficient ρ_{xy} nam pove ali obstaja odvisnost med spremenljivkama x in y , ter v primeru odvisnosti podaja tudi način odvisnosti. Zavzame lahko vrednost med -1 in 1 . V primeru, da je ρ_{xy} pozitiven, je odvisnost med x in y pozitivna (če se večja x , se posledično večja tudi y). V primeru, da je ρ_{xy} negativen, je odvisnost med x in y negativna (če se x manjša, se posledično manjša tudi y). Bližje kot je ρ_{xy} vrednosti nič, manjša je odvisnost med spremenljivkama. V primeru, da je koeficient enak 0 , med spremenljivkama ni odvisnosti [13]. V primeru, da za izračun linearne regresije uporabljamo razpredelnico, kot smo jo uporabili v nalogi, moramo biti pazljivi, saj je ρ_{xy} vedno pozitiven. Ali gre za pozitivno ali negativno odvisnost moramo razbrati iz grafa. V razpredelnici je ρ_{xy} označen z R .

Determinacijski koeficient ρ_{xy}^2 pa nam pove, kolikšen delež celotne variance (mera razpršenosti) je pojasnjen z linearno zvezo med spremenljivkama x in y . Gre za pojasnjeno varianco, ki lahko zavzame vrednosti med 0 in 1 , pri čemer višja vrednost pomeni večji delež pojasnjene variance [13]. V razpredelnici je ρ_{xy}^2 označen z R^2 .

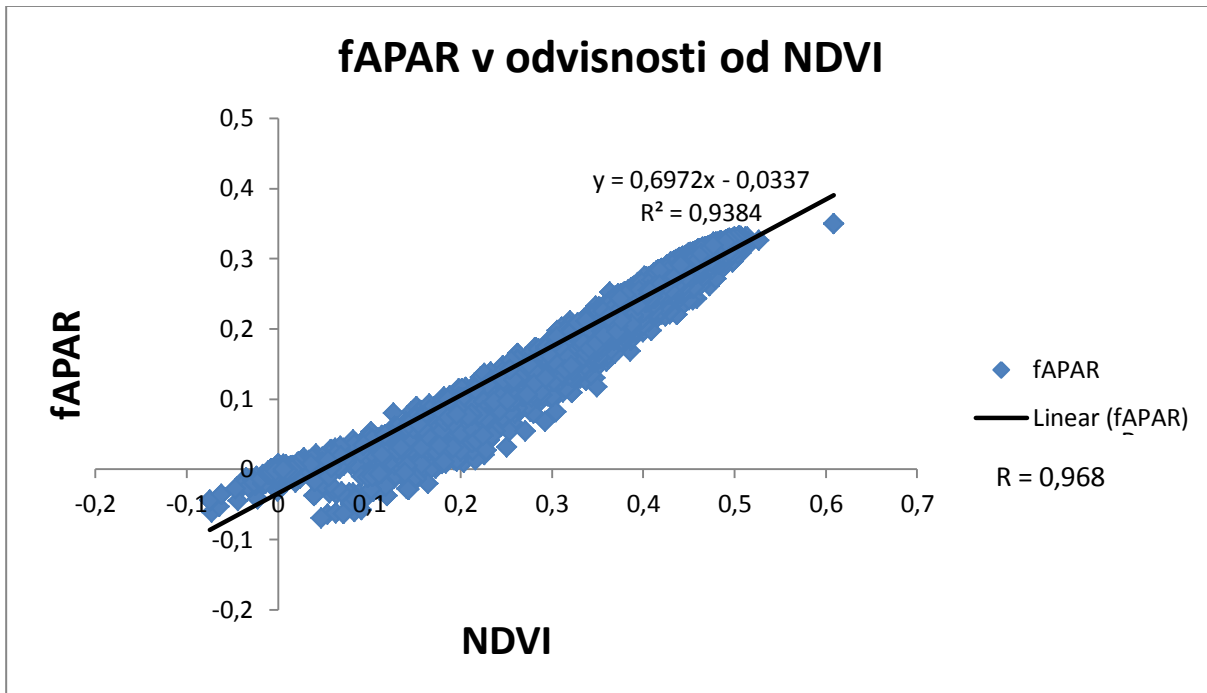
$$y = kx + n$$

(22)

Enačba (22) pojasnjuje, za koliko in v kateri smeri se spremeni odvisna spremenljivka y , če se spremenljivka x spremeni za eno enoto. Količino spremembe podaja vrednost koeficienta k [13].

6.1.2 fAPAR v odvisnosti od NDVI

Kot smo opisali v poglavju 5.2, je NDVI pokazatelj zelene in zdrave vegetacije. Ker zelena in zdrava vegetacija vsebuje klorofil, ki za proces fotosinteze uporablja fotosintetično aktivno sevanje, smo sklepali, da obstaja močna povezava med NDVI in fAPAR, ki opisuje delež absorbiranega fotosintetično aktivnega sevanja.

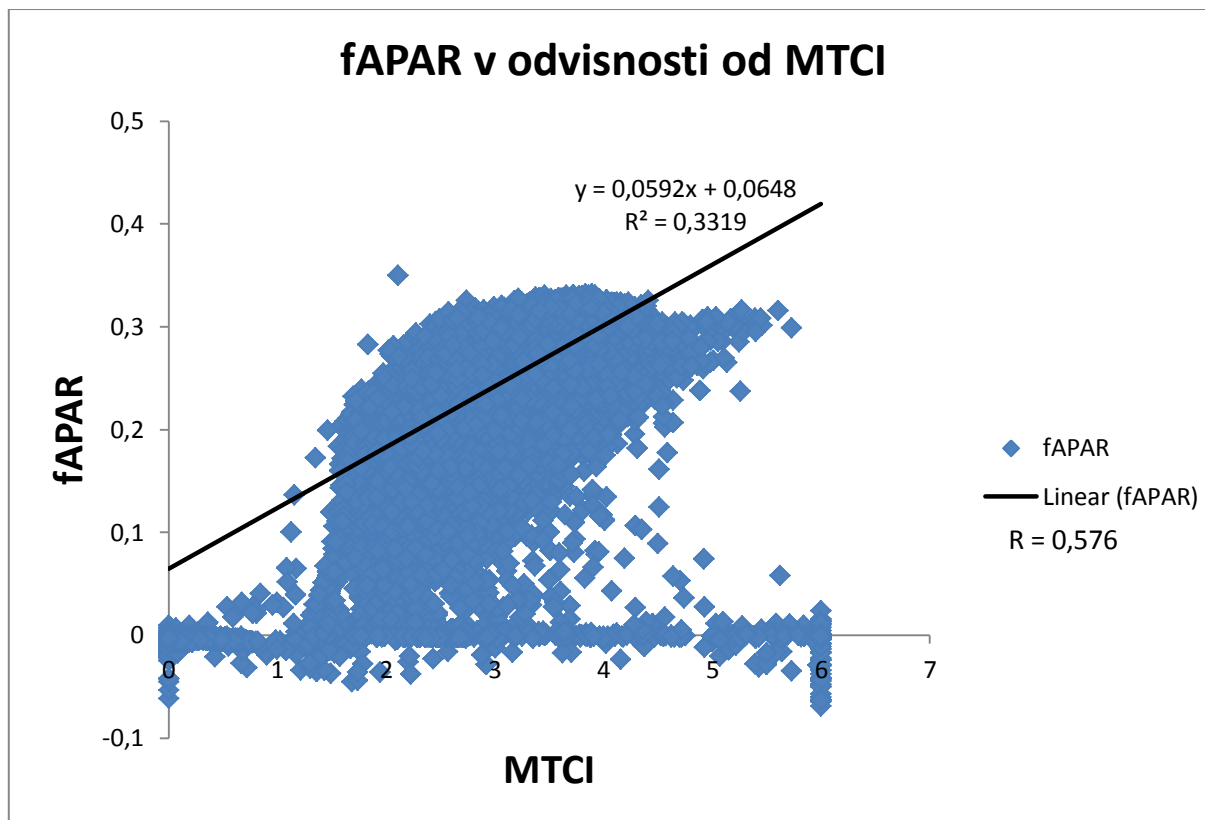


Slika 4: Grafični prikaz regresijske premice, ki pojasnjuje odvisnost fAPAR od NDVI

Kot lahko vidimo na sliki 4 je korelacijski koeficient R zelo visok, kar pojasnjuje močno odvisnost spremenljivk. Poleg tega je premica naraščajoča, kar pomeni, da se v primeru povečanega NDVI poveča tudi fAPAR, tako kot smo pričakovali. Tudi delež pojasnjene variance R^2 je v tem primeru zelo visok, saj vrednosti niso preveč razpršene. Torej lahko sklepamo, da je biofizikalna spremenljivka fAPAR odvisna od NDVI.

6.1.3 fAPAR v odvisnosti od MTCI

MTCI podaja oceno vrednosti klorofila v rastju. Klorofil v procesu fotosinteze potrebuje fotosintetično aktivno sevanje, katerega delež absorbiranega opisuje biofizikalna spremenljivka fAPAR. Torej sklepamo, da je vrednost fAPAR v odvisnosti z vrednostjo MTCI.

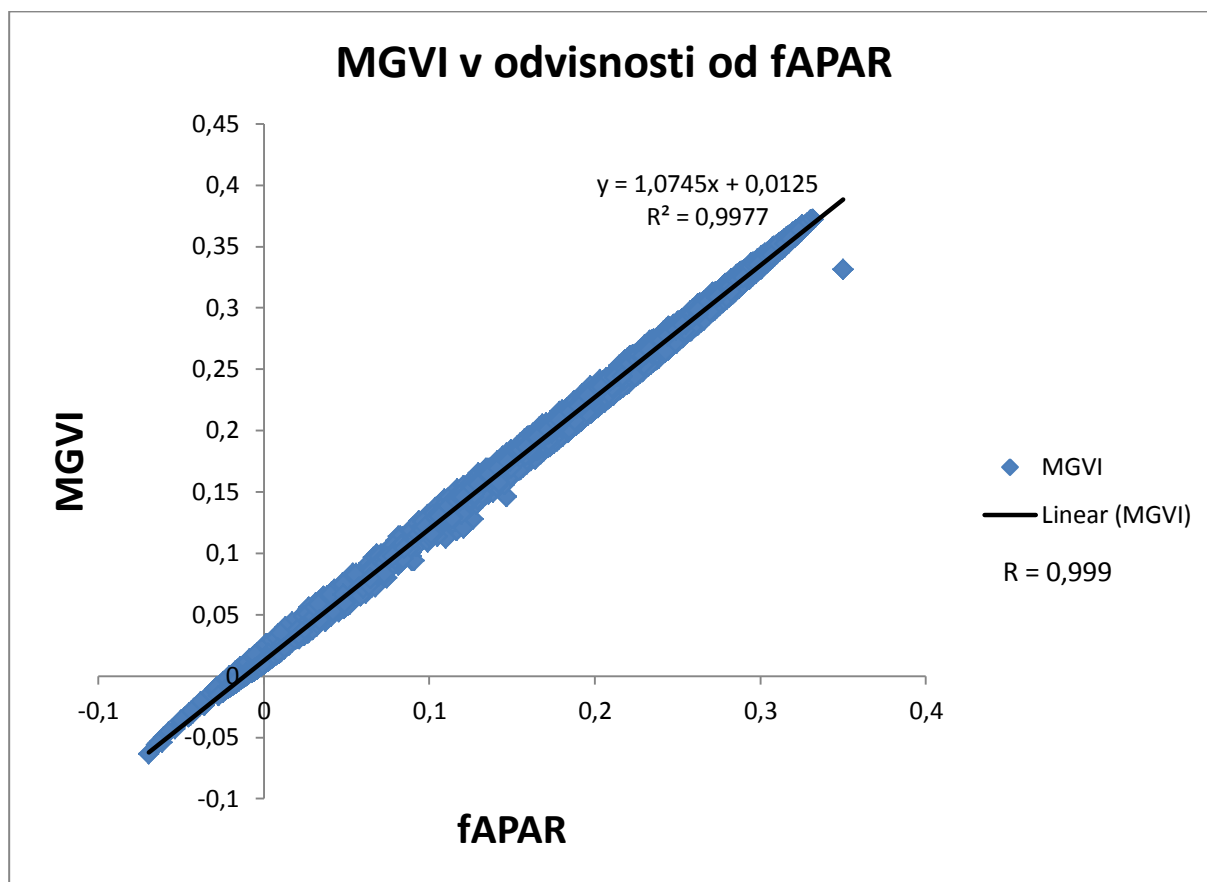


Slika 5: Grafični prikaz regresijske premice, ki pojasnjuje odvisnost fAPAR od MTCI

Kot vidimo na sliki 5 je biofizikalna spremenljivka fAPAR odvisna od MTCI s korelacijskim koeficientom 0,576. Ker je povezava pozitivna, premica pa naraščajoča, se v primeru, da se MTCI poveča, poveča tudi fAPAR. Kljub pozitivni odvisnosti pa je delež pojasnjene variance, ki ga opisuje R^2 , dokaj nizek. Razlog je v precejšnji razpršenosti vrednosti. V kar nekaj primerih je delež klorofila izredno visok, vrednost fAPAR pa vseeno nizka. Vrednosti pri 0 in 6, kjer vidimo nekakšni meji, ne upoštevamo, saj so ustvarjene umetno. Ob uporabljeni enačbi (16) so v določenih primerih izračunane vrednosti MTCI izredno nizke ali visoke ter se približujejo neskončnosti, zato smo le te omejili na realno območje, sicer prikaz regresije ni mogoč. Predvidevamo, da je razlog v občutljivosti algoritma na oblake in nekatere vodne površine, kot smo opisali v poglavju 6.3.3.

6.1.4 MGVI v odvisnosti od fAPAR

Algoritma za izračun biofizikalnih spremenljivk MGVI in fAPAR smo opisali v poglavju 5. Izdelana sta na enak princip, razlikujeta se le v vhodnih koeficientih in polinomih poleg tega pa sta oba prirejena ocenjevanju vrednosti fAPAR. Ker gre praktično za enaka izdelka bi torej vrednosti podob morali biti precej enaki in s tem močno pozitivno odvisni.



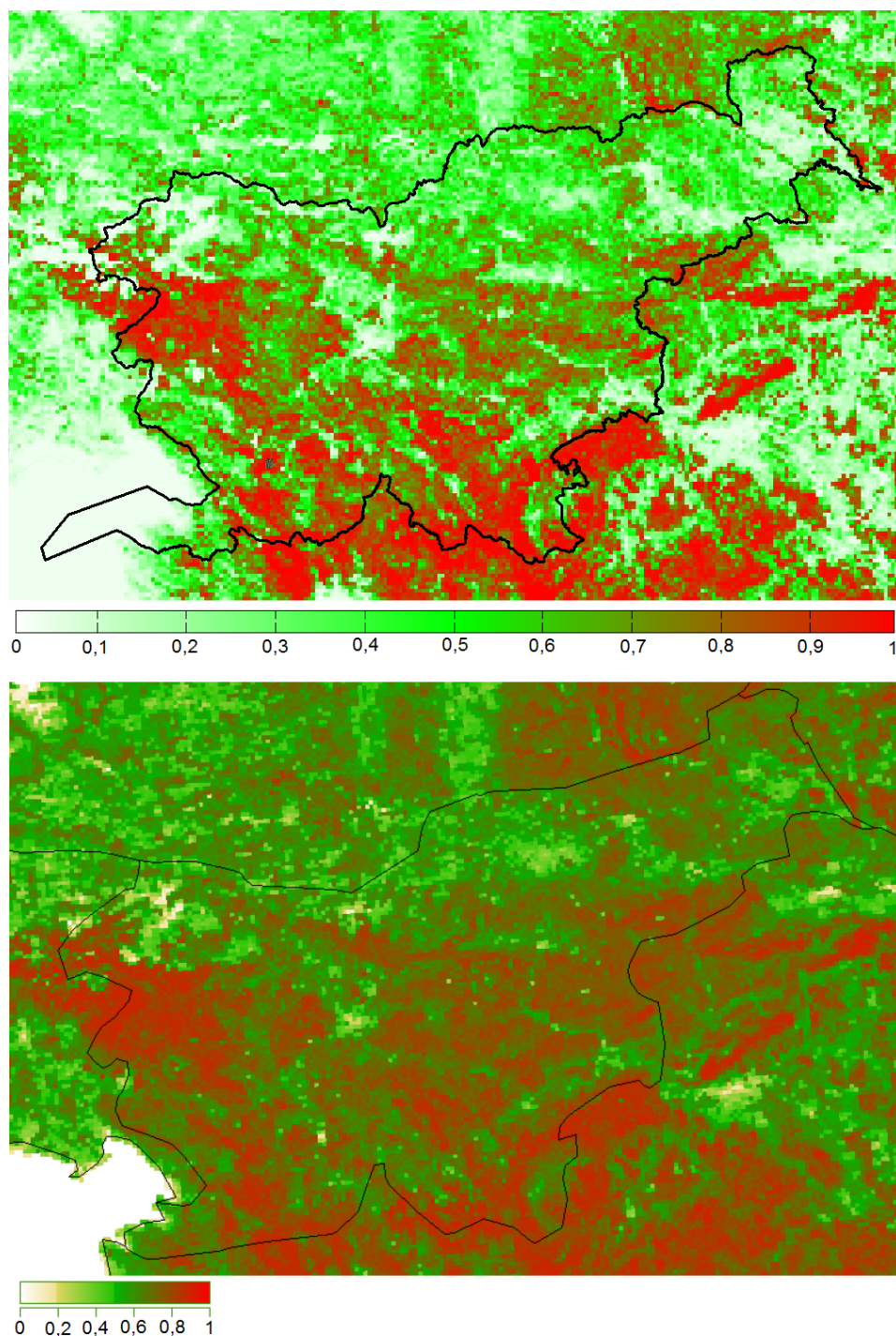
Slika 6: Grafični prikaz regresijske premice, ki pojasnjuje odvisnost fAPAR od MTCI

Kot smo predvidevali, je medsebojna odvisnost MGVI in fAPAR velika in pozitivna. Korelacijski koeficient je zelo visok, kar govori o veliki odvisnosti, prav tako pa je zelo visok tudi determinacijski koeficient, kar pomeni, da so podatki zelo nerazpršeni in da je delež pojasnjene variance skoraj stoo odstoten. Rezultat je bil pričakovan saj gre za enaki biofizikalni spremenljivki, izračunani na osnovi različnih koeficientov. V primeru, da bi v regresiji spremenljivko primerjali samo s seboj, bi dobili popolno pozitivno odvisnost.

6.2 Primerjava z obstoječimi podatki

Najhitrejša groba ocena pridobljenih podatkov je zagotovo hitra vizualna primerjava z obstoječimi podatki. Ker je rezultat odvisen od letnega časa in vremena, v katerem so bili posneti vhodni podatki, je pomembno, da se obstoječi podatki, katere uporabimo za primerjavo, nanašajo na približno enak datum kot rezultati.

Slika 7 prikazuje dve fAPAR podobi. Zgornja je fAPAR, katerega smo dobili ob uporabi MERIS vhodnih podatkov v opisanem algoritmu (poglavje 5.5). Ker so bili vhodni podatki MERIS posneti 29. 6. 2011 se tudi fAPAR nanaša na ta datum. Na spletni strani EUROPA-FAPAR [14] so na voljo 10 dnevni fAPAR podatki, katere lahko iščemo po lokaciji in datumu. Spodnja podoba na sliki 7 je fAPAR v obdobju 21. 6. 2011 do 30. 6. 2011, pridobljena na spletni strani EUROPA-FAPAR.

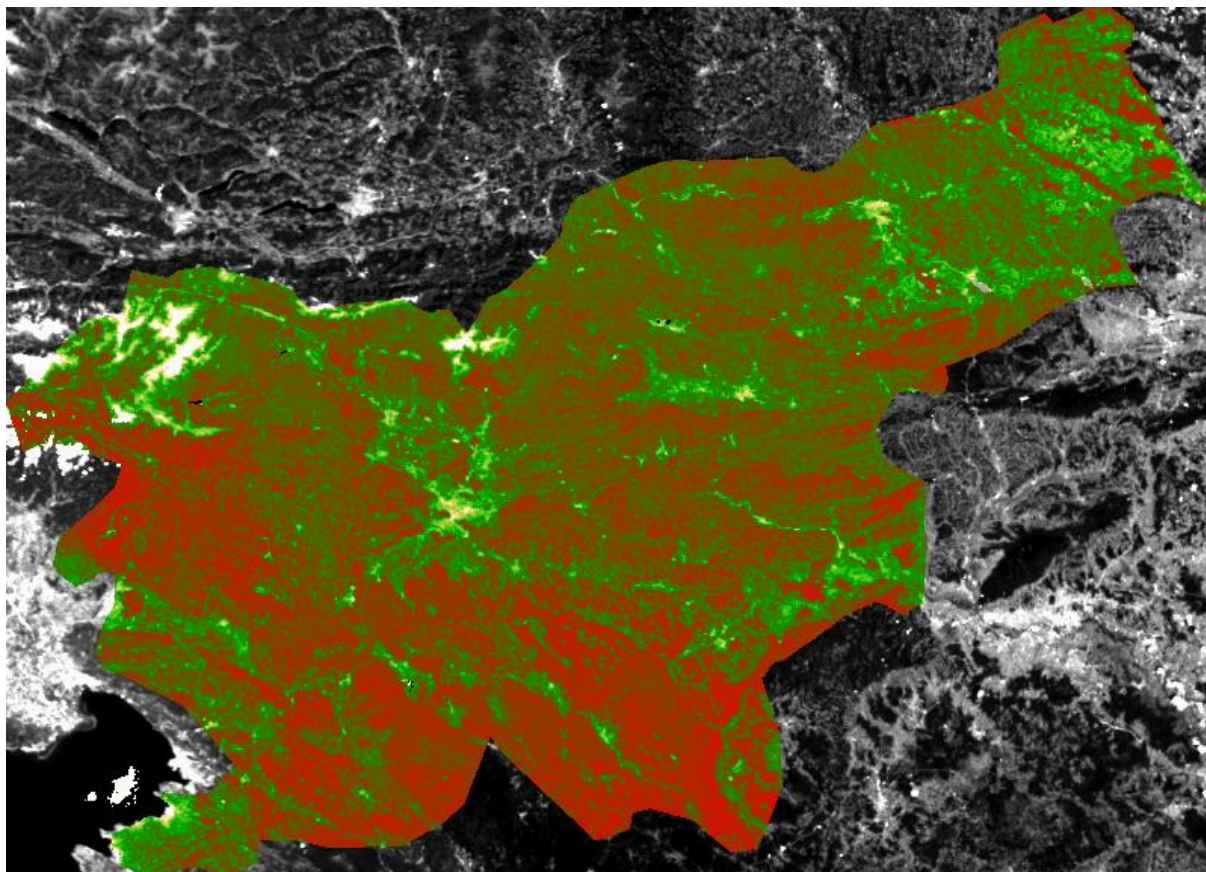


Slika 7: fAPAR, izračunan na osnovi MERIS podatkov (zgoraj) in EUROPA-FAPAR (spodaj) (Vir: [14])

Če si ogledamo sliko 7, lahko hitro opazimo podobnost v obliki in lokaciji območij z visokimi in nizkimi vrednostmi fAPAR. Vrednosti razberemo z uporabo prikazanih barvnih lestvic. Rdeča barva (oziroma vrednost 1) prikazuje visok fAPAR in s tem zeleno vegetacijo. Nižje, kot so vrednosti in svetlejše, kot so barve, manj je vegetacije in nižji je fAPAR. Do malo večjih razlik pa prihaja na območjih srednjih vrednosti fAPAR. Menimo, da je razlog za to v uporabljeni barvni lestvici za prikaz. Prostorska ločljivost spodnje podobe na sliki 7 je 1200 m, zgornje podobe pa 300 m (prevzorčene iz 1200 m). Poleg tega stran ne navaja sensorja, ki je posnel podatke, na podlagi katerih je fAPAR izračunan, tako da do razlik lahko pride tudi zaradi različnih lastnosti senzorjev.

Bolj točne podatke o kakovosti dela bi lahko pridobili, če bi primerjali radiometrične vrednosti obeh podob. To v tem primeru ni mogoče saj podatke iz spletne strani lahko prenesemo le v obliki pdf datoteke.

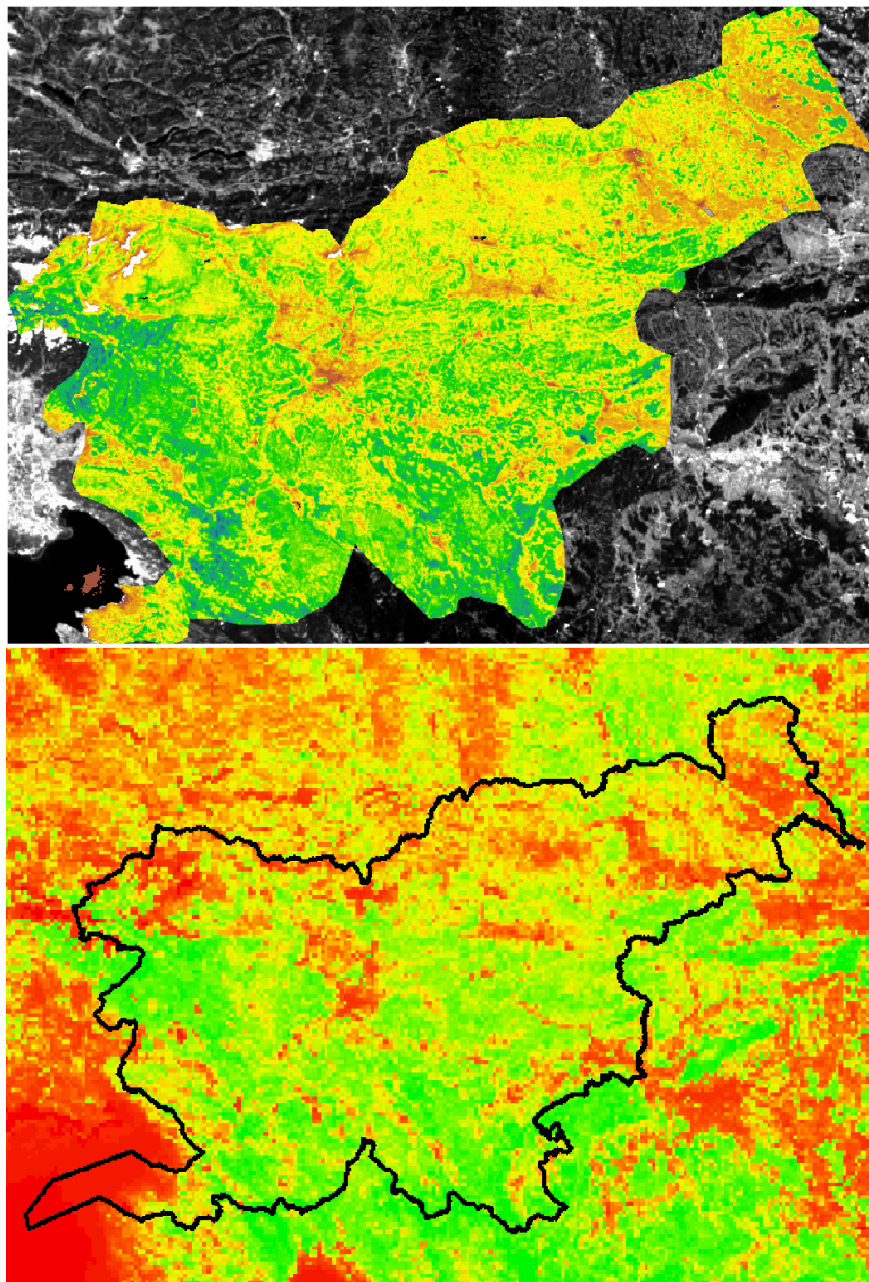
Ostale biofizikalne spremenljivke, izračunane na osnovi podatkov MERIS, so na voljo na spletni strani geoland 2 [12]. Podani so v obliki TIFF datotek, ki so georeferencirane, vendar so v drugem koordinatnem sistemu kot naši podatki, poleg tega pa so izdelane iz podatkov boljše spektralne ločljivosti. V primeru primerjave bi jih bilo torej najprej potrebno transformirati v enak koordinatni sistem in prevzorčiti na enako prostorsko ločljivost.



Slika 8: fAPAR podoba iz podatkov MERIS prostorske ločljivosti 250 m [12]

Primer podatkov iz spletne strani geoland 2 prikazuje slika 8. Ker je izdelana iz MERIS podatkov s prostorsko ločljivostjo 250 m je slika veliko bolj ostra, s tem pa je tudi informacij na njej več kot v primeru na sliki 7, kjer je prostorska ločljivost 300 m (prevzorčena iz 1200 m). Kljub temu so podobnosti v obliki in lokaciji območij z visoko vrednostjo fAPAR vidne.

Ker nismo našli primerne algoritma za izračun deleža olistanih površin (LAI), smo ga za enako lokacijo in časovno obdobje poiskali na spletu. Našli smo celo LAI, izdelan iz MERIS podatkov. Ker nismo imeli svoje podobe LAI, smo se odločili, da jo primerjamo z MGVI. Sklepali smo, da podobnost vseeno mora biti, saj obe spremenljivki temeljita na količini vegetacije.



Slika 9: LAI iz spletne strani geoland2 (zgoraj) in MGVI podoba (spodaj)

Če pogledamo sliko 9, ugotovimo, da obstaja odvisnost med LAI in MGVI. To najlažje opazimo, če pogledamo nizke vrednosti, ki so obarvane z živo oranžno barvo. Območja so precej podobnih oblik. Enako pa je z deli, kjer so visoke vrednosti. Do majhnih razlik pa prihaja zaradi različne prostorske ločljivosti in uporabe različne barvne lestvice.

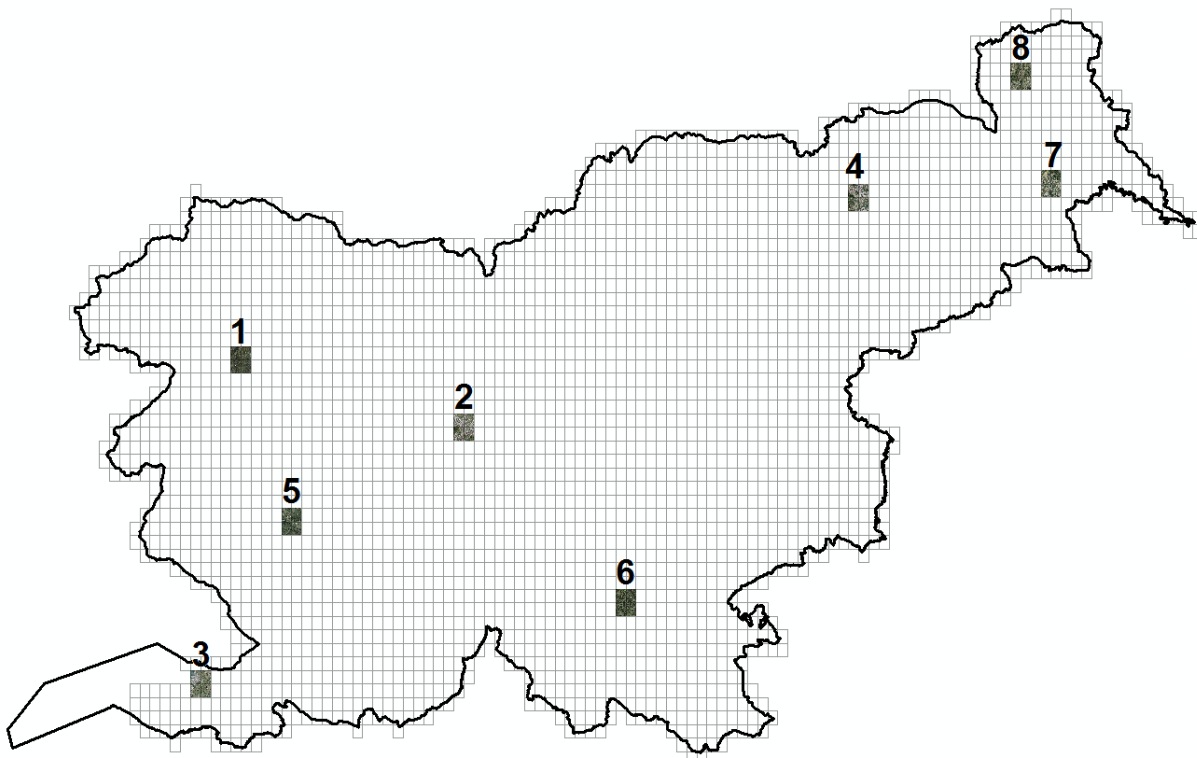
6.3 Vizualna analiza

Zanima nas, kako dobro izdelane podobe opisujejo stanje v resnici. Vse uporabljene biofizikalne spremenljivke naj bi imele v primeru bujnejšega in bolj zdravega rastja višje vrednosti. Rezultate, dobljenih biofizikalnih spremenljivk, smo primerjali z referenčnimi podobami (DOF), kjer je prisotnost vegetacije lepo vidna. Naše rezultate, prostorske ločljivosti 300 m, ki so izdelani za območje celotne Slovenije, smo primerjali s pomočjo državnega ortofota s prostorsko ločljivostjo 0,5 m (DOF050).

Analizo smo opravili v programu ArcMap 10. Čez sloj DOF050 postavimo podobo izračunanih biofizikalnih spremenljivk, katera nas zanima, ter ji določimo prosojnost. Nato primerjamo vrednosti podob s stanjem na terenu. Tam kjer so vrednosti spremenljivk visoke v splošnem pričakujemo bujno rastje, tam kjer so nizke pa neporaščena območja, vode in pozidane površine. Ker je podoba narejena za celotno Slovenijo bi bila analiza preobsežna zato primerjavo omejimo na testna območja. Odločili smo se za 4 različne tipe testnih območij:

- območja z visokimi vrednostmi biofizikalnih spremenljivk,
- območja z nizkimi vrednostmi biofizikalnih spremenljivk,
- območja s srednjimi vrednostmi biofizikalnih spremenljivk,
- mejna območja med visokimi in srednjimi ali nizkimi vrednostmi biofizikalnih spremenljivk.

Na sliki 10 so prikazana testna območja, na katerih je bila narejena vizualna primerjava rezultatov z DOF050.



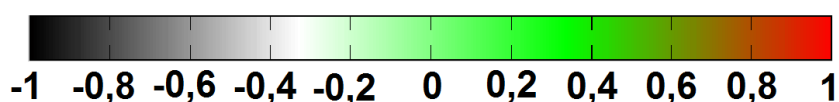
Slika 10: Prikaz testnih območij, kjer je bila narejena primerjava z DOF050

Vse slike 12-14, 16-18 in 20-22, na podlagi katerih je opravljena vizualna analiza rezultatov, so sestavljene na enak princip. Na levi stran je DOF050, ki prikazuje dejansko stanje vegetacije, na desni pa izračunane podobe biofizikalnih spremenljivk. Na sredini pa je

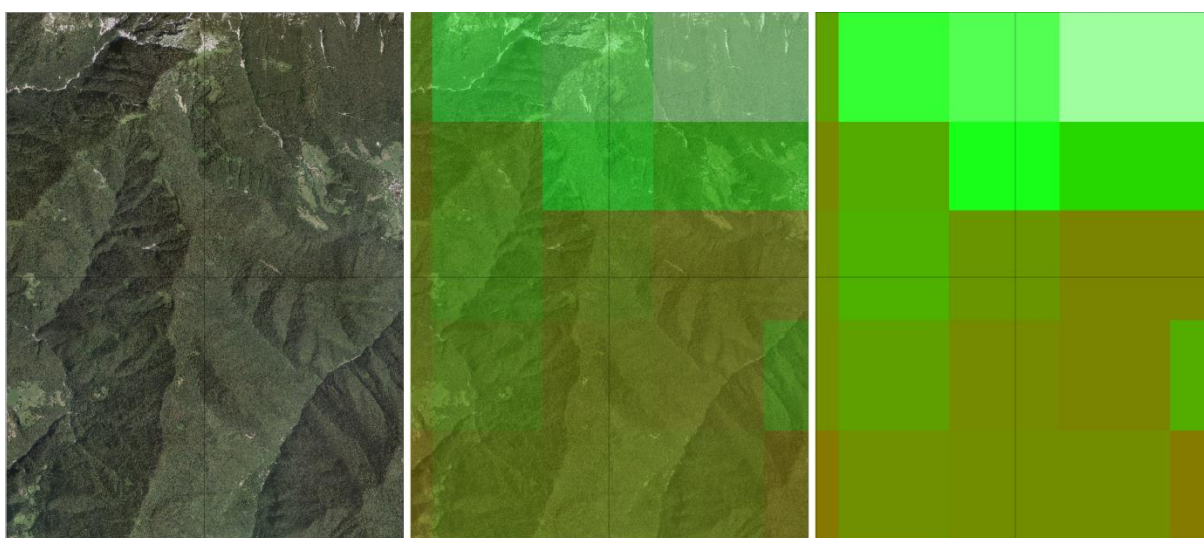
kombinacija leve in desne strani, kjer je DOF050 prekrit z biofizikalno spremenljivko, kateri je dodeljena 50 % prosojnost.

6.3.1 NDVI

NDVI naj bi bil po definiciji pokazatelj prisotnosti zelene zdrave vegetacije. Zato v primeru visokih vrednosti NDVI v naravi pričakujemo bujno zeleno zdravo vegetacijo. Za vizualno primerjavo NDVI z DOF050 smo uporabili 3 testna območja, prikazana na slikah 12, 13 in 14. Za interpretacijo vrednosti NDVI uporabljamo NDVI barvno lestvico, prikazano na sliki 11, kjer rdeča barva (oziroma vrednost 1) predstavlja zeleno vegetacijo, črna barva (oziroma vrednost -1) pa območja brez vegetacije.

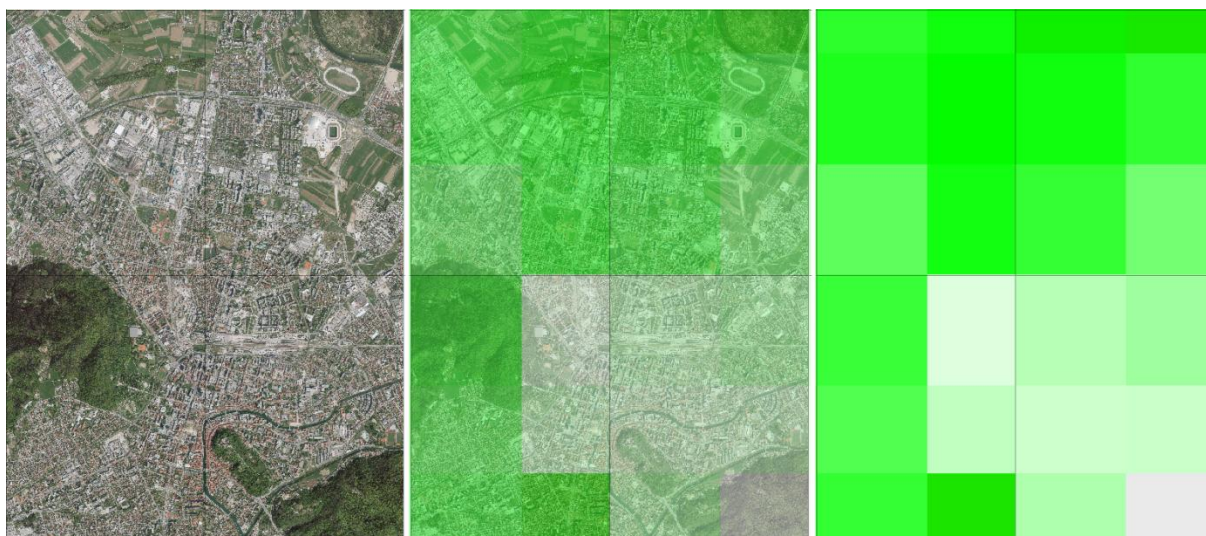


Slika 11: Barvna lestvica uporabljena za prikaz NDVI



Slika 12: NDVI analiza testnega območja (1) v sekciji Bohinjska Bistrica z nomenklaturo C07 (listi 31, 32, 41 in 42)

Iz ortofota na sliki 12 je lepo razvidno, da so spodnje $\frac{3}{4}$ območja dobro poraščene z vegetacijo, čemur ustrezajo visoke vrednosti NDVI. V zgornjem delu ortofota pa poleg vegetacije opazimo tudi neporaščene dele območja, kjer so melišča in posledično verjetno tudi nizko gorsko rastje, čemur ustrezajo tudi vrednosti NDVI. Do napake pride v desnem zgornjem vogalu, kjer je NDVI glede na stanje na ortofotu prenizek. Menimo, da je razlog v različni prostorski ločljivosti podatkov, ki jih primerjamo. Na ortofotu je zaradi visoke prostorske ločljivosti vidno veliko podrobnosti. Poleg tega obstaja možnost, da podatki, katere primerjamo niso popolnoma prostorsko usklajeni.



Slika 13: NDVI analiza testnega območja (2) v sekciji Ljubljana z nomenklaturo E06 (list 33, 34 43 in 44).

Na sliki 13, ki prikazuje Ljubljano na ortofotu vidimo, da gre za pozidano območje z izjemo polj na severnem delu, Rožnika na zahodnem delu ter gradu in Golovca v spodnjem desnem kotu. Na tem testnem območju je ujemanje dokaj slabo. Če pogledamo območje Golovca, je tam NDVI izredno nizek, kljub temu, da je prisotna vegetacija. V spodnjem levem kotu in zgornji polovici je NDVI previsok, saj gre za gosto pozidano območje brez vegetacije. Severni del dobi srednje vrednosti NDVI zaradi zaledja polj in travnikov, Golovec pa zaradi pozidanih površin v okolju.



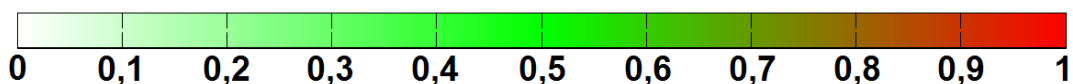
Slika 14: NDVI analiza testnega območja (3) v sekciji Koper z nomenklaturo B02 (listi 27, 28, 37 in 38).

Na sliki 14 vidimo, da so vrednosti NDVI v območju mesta Koper in obale, kjer ni vegetacije, primerno nizke. V vzhodnem delu posnetka so vrednosti NDVI višje. Kljub temu, da gre za travnike in polja so morda v zgornjem delu rahlo previsoke.

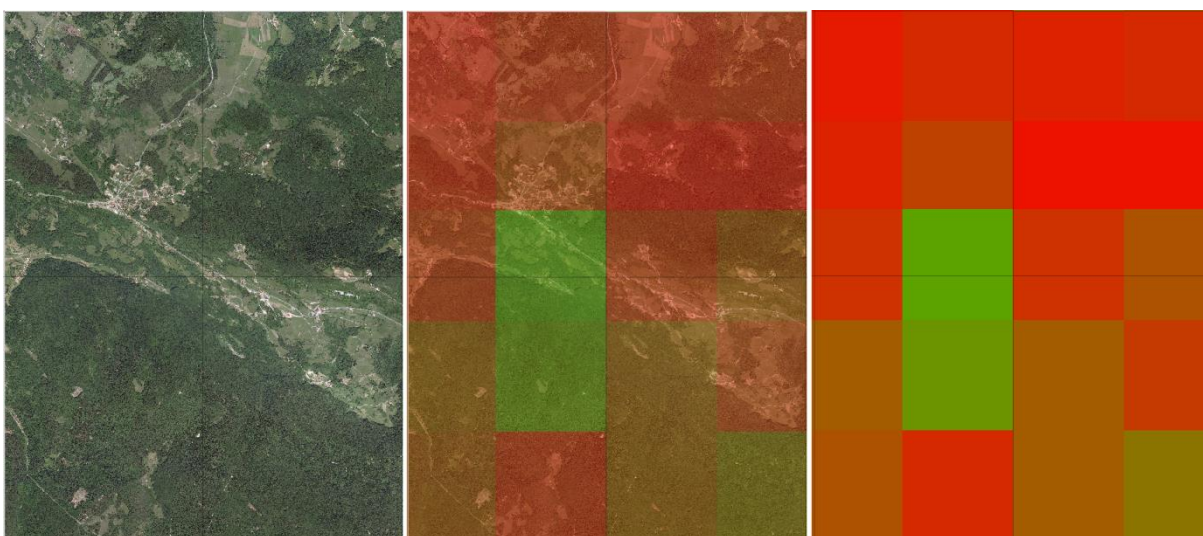
6.3.2 MGVI in fAPAR

Kot smo videli v linearni regresiji v poglavju 6.1.4 sta MGVI in fAPAR praktično enaka saj oba podajata fAPAR vrednosti. Opravili smo le eno vizualno analizo, kjer smo uporabili MGVI. Delež absorbiranega fotosintetično aktivnega sevanja (fAPAR) je povezan s procesom

fotosinteze, ki se dogaja v zelenih rastlinah. Torej tudi fAPAR lahko analiziramo s pomočjo ortofota, kjer nas zanima predvsem pokrovnost površja z rastjem. Za interpretacijo vrednosti si pomagamo z barvno lestvico na sliki 15. Rdeča barva (oziroma vrednost 1) prikazuje zeleno vegetacijo in s tem visok delež absorbiranega fotosintetično aktivnega sevanja, medtem ko bela barva (vrednost 0) prikazuje območja brez vegetacije.



Slika 15: Barvna lestvica uporabljena za prikaz MGVI



Slika 16: MGVI analiza testnega območja (5) v sekcijski Ajdovščina z nomenklaturo C04 (list 6, 7, 16 in 17)

Na sliki 16 vidimo predvsem visoke vrednosti fAPAR, kar v večini območja sovпада z ortofotom. Nižja vrednost v središču je verjetno posledica pozidanega območja, kjer bi sicer fAPAR moral biti nižji.



Slika 17: MGVI analiza testnega območja (8) v sekcijski Mačkovci z nomenklaturo J11 (list 28, 29, 38 in 39)

Območje, prikazano na sliki 17, je delno poraščeno z gozdom, delno pa posejano s polji. Ker rezultat prikazuje stanje na dan 29. 6. 2011, lahko sklepamo, da so polja poraščena z

vegetacijo. Torej so srednje vrednosti fAPAR za takšno območje primerne. Gozd naj bi sicer imel višjo vrednost fAPAR. Razlog za srednje vrednosti celotnega območja so tudi tu verjetno v različni prostorski ločljivosti. Podatki iz katerih je bil izračunan MGVI imajo prostorsko ločljivost 300 m, kar pomeni, da piksel predstavlja povprečno vrednost odboja valovanja iz velikega območja. Tako se višje vrednosti pri gozdu porazdelijo k nižjim vrednostim na poljih.

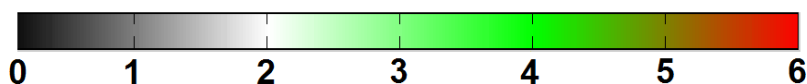


Slika 18: MGVI analiza testnega območja (4) v sekciji Maribor z nomenklaturo I09 (list 12, 13, 22 in 23).

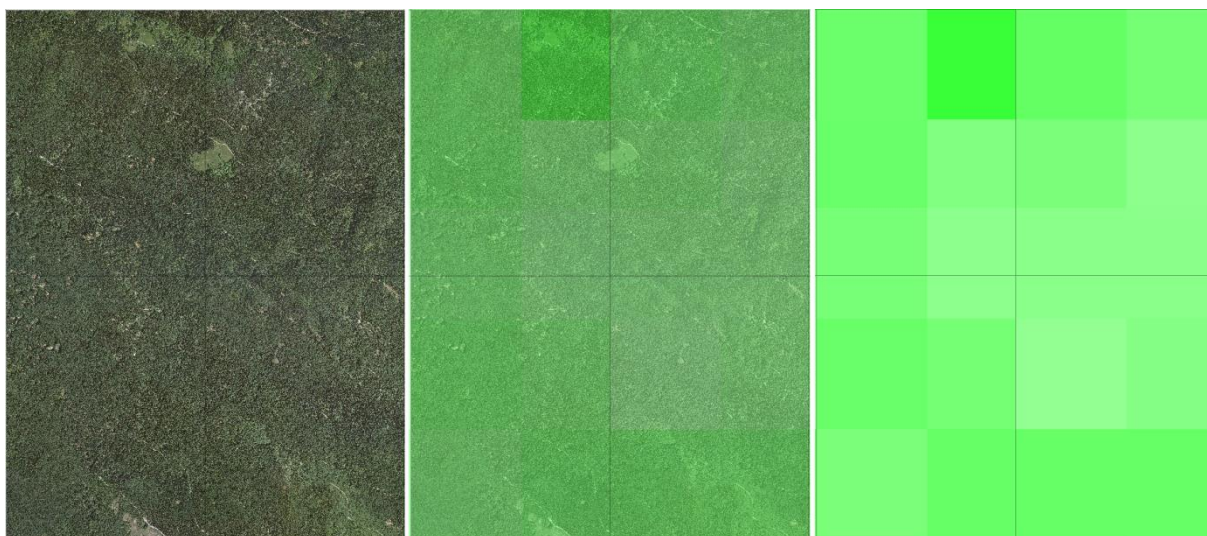
Na sliki 18 vidimo, da je zgornja polovica v večini pozidana, temu primerno pa je fAPAR zelo nizek. V zgornjem desnem kotu vidimo prisotnost vegetacije, zato je tudi fAPAR malo višji. Ker gre verjetno za majhen gozd, bi fAPAR moral biti precej višji. Na ortofotu lahko vidimo, da je zgornja polovica piksla pozidana. Torej je srednja vrednost zaradi povprečnega odboja območja logična. V spodnjem levem kotu je vegetacije več in je zato višji tudi fAPAR, čeprav je na območju gozda vseeno prenizek.

6.3.3 MTCI

MTCI je indeks, ki se osredotoča na delež klorofila. Klorofil je prisoten v vseh zelenih rastlinah, zato se tudi v primeru MTCI analizo dela na osnovi primerjave prisotnosti vegetacije z izračunanimi vrednostmi. Za interpretacijo vrednosti MTCI uporabljamo barvno lestvico prikazano na sliki 19. MTCI sicer zavzame poljubne vrednosti, vendar smo ga zaradi prikaza omejili med 0 in 6. Če omejitve ne naredimo, prikaz ni mogoč, saj so vmes vrednosti, ki gredo proti neskončno. Rdeča barva (oziroma vrednost 6) prikazuje zeleno vegetacijo in s tem visok delež klorofila v listih, medtem ko črna barva (oziroma vrednost 0) prikazuje območja brez vegetacije.



Slika 19: Barvna lestvica uporabljena za prikaz MTCI



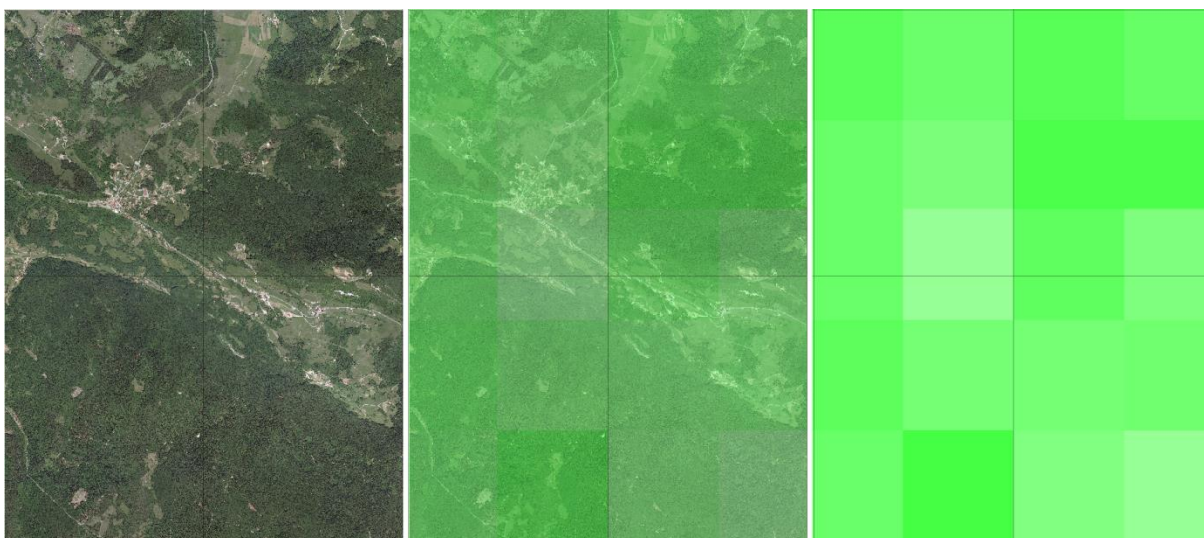
Slika 20: MTCl analiza testnega območja (6) v sekciji Ribnica z nomenklaturo F3 (list 19, 20, 29 in 30)

Slika 20 prikazuje območje, ki je v večini poraščeno z gozdom. MTCl je na celotnem območju nekje med 2,5 in 3,5, kar je za gozd v primeru lestvice do 6 vsekakor premalo.



Slika 21: MTCl analiza testnega območja (7) v sekciji Ljutomer z nomenklaturo K9 (list 1, 2, 11 in 12)

Na sliki 21 je prikazano območje, ki je v večjem delu posejano s polji. V poletnem delu so verjetno ta polja precej poraščena z rastjem, tako da bi lahko pričakovali srednje vrednosti klorofila. Visoka vrednost klorofila v srednjem delu je lahko posledica tipa vegetacije na poljih. V desnem zgornjem kotu, kjer je gozd so vrednosti višje kot v delu, kjer so polja.

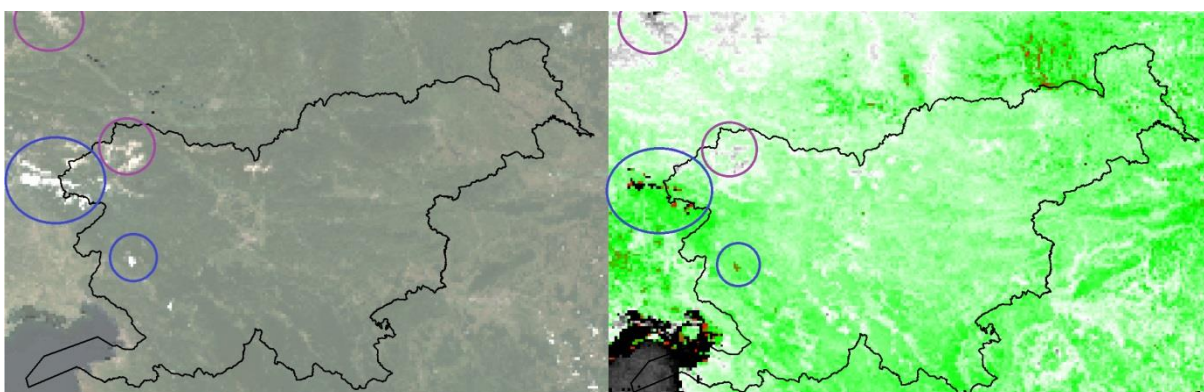


Slika 22: MTCl analiza testnega območja (5) v sekciji Ajdovščina z nomenklaturo C04 (list 6, 7, 16 in 17).

Spodnja polovica slike 22 je v večini poraščena z gozdom, tako kot desni zgornji vogal. Levi zgornji vogal pa je delno poraščena z gozdom, delno posejan s polji nekaj pa je tudi pozidanega. Na območju, kjer je pozidano, so vrednosti klorofila sicer nižje, vendar ne veliko nižje od vrednosti v okolici, ki je v večini poraščena z vegetacijo. Glede na to, da je na tem območju veliko vegetacije, bi morale biti vrednosti vsekakor višje (rdeče obarvana podoba).

6.3.3.1 Komentar analize rezultatov MTCl

Glede na barvno lestvico, prikazano na sliki 19 in uporabljeno za prikaz MTCl, bi na območju poraščena z gozdom, kot je v primeru slike 20, morale biti vrednosti MTCl prikazane z rdečo barvo saj tam pričakujemo najvišjo vrednost klorofila. Če upoštevamo razliko, do katere pride zaradi različne prostorske ločljivosti primerjanih podatkov, so rezultati med seboj precej usklajeni. Razlog za to je v algoritmu (glej poglavje 5.4.1), ki očitno ob posebnih primerih poda napačne vrednosti.



Slika 23: Prikaz vpliva oblakov na MTCl

Če pogledamo sliko 23, kjer je na levi polovici prikazan barvni kompozit rdeče, zelene in modre barve, na desni polovici pa indeks klorofila MTCl, opazimo, da do napačnih rezultatov pride v dveh primerih:

- prisotnost oblakov,
- območje morja.

Oblaki bi morali biti, glede na uporabljeno barvno lestvico (slika 19) na podobi, ki prikazuje MTCI, črni, saj ne vsebujejo klorofila. Če pogledamo območja, označena z vijoličnim krogom, se prav to tudi zgodi. V primeru območij, ki so označena z modrim krogom, pa temu ni tako. Verjetno do razlike pride, ker so ti oblaki precej gostejši in večji. Razlog je verjetno v tem, da tudi oblaki odbijajo infrardečo svetlobo, tako kot klorofil.

V večini je morje sicer pravilno prikazano s temno sivimi in črnimi piksli, kar nekaj pa je pikslov, ki nakazujejo na veliko količino klorofila.

Ker na ta način predmeti brez klorofila dobijo zelo visoko vrednost MTCI, se celotna skala zamakne. V primeru, da bi napake odstranili, bi bil prikaz precej boljši. Ker v primeru napak MTCI lahko zavzame zelo visoke vrednosti, bi morali le tem prirediti vrednost 0 in bi se tako izognili težavam.

7 ZAKLJUČEK

Preučili smo algoritme za izdelavo najbolj uporabljenih biofizikalni spremenljivk ob uporabi podatkov daljinskega zaznavanja. Mednje spadajo vegetacijski indeks, normirani diferencialni vegetacijski indeks, globalni vegetacijski indeks MERIS, delež fotosintetično aktivnega sevanja in delež olistanih površin. Za delež olistanih površin smo sicer našli nekaj algoritmov, vendar ni bilo mogoče najti vseh vrednosti spremenljivk, ki sestavljajo algoritem. Poleg tega je izračun precej zapleten, saj so koeficienti odvisni od tipa rastja.

Algoritme smo nato uporabili na podatkih MERIS s srednjo prostorsko ločljivostjo 300 m. Naredili smo prikaz podob, kjer smo uporabili primerne barvne lestvice.

Opravili smo statistično analizo rezultatov, v kateri smo ugotavljali medsebojno odvisnost posameznih biofizikalnih spremenljivk. Ker so vse izračunane na osnovi rdečih in infrardečih spektralnih pasov in uporabljajo značilni spektralni podpis vegetacije smo sklepali, da so vse med seboj pozitivno odvisne. To smo z uporabo linearne regresije tudi dokazali. Najbolj sta med seboj odvisna MGVI in fAPAR, ker gre pravzaprav za isto biofizikalno spremenljivko, ki podaja vrednost fAPAR. Tudi NDVI in fAPAR ali MGVI sta med seboj močno pozitivno odvisna. V obeh primerih sta bila tako korelacijski koeficient kot determinacijski koeficient višja od 0,93. Najnižja odvisnost pa se je v regresiji pokazala med MTCl in fAPAR. Korelacija je bila sicer nad 0,57 vendar je bil determinacijski koeficient precej nizek. Glede na to, da se obe spremenljivki nanašata na stopnjo klorofila v vegetaciji, smo predvidevali, da je prišlo do napak v izračunu. Ko smo naredili še vizualno analizo, smo ugotovili, da je težava v samem algoritmu za izračun MTCl, saj ob prisotnosti oblakov in na nekaterih delih morja prikaže napačne rezultate. Da bi napako odpravili, bi vsem visokim vrednostim, ki močno izstopajo, morali pripisati vrednost 0.

Na spletu smo poiskali primere že narejenih podob biofizikalnih spremenljivk za enako območje in iz istega časovnega obdobja. Ob vizualni primerjavi smo dobili grobo oceno kakovosti naših podob. Ugotovili smo, da je podobnost v grobem vidna, prihaja pa do razlik zaradi različne prostorske ločljivosti podatkov, na podlagi katerih so bile izračunane. Poleg tega na prikaz precej vpliva tudi uporaba barvne lestvice, katere niso bile povsem enake. Prikazali smo tudi primer deleža olistanih površin, za enako obdobje in lokacijo, ter ga vizualno primerjali z MGVI. Ugotovili smo, da obstaja medsebojna odvisnost.

Analizo ujemanja rezultatov z dejanskim stanjem vegetacije na terenu smo naredili z vizualno analizo. Pri primerjavi z državnim ortofotom ločljivosti 50 cm smo ugotovili, da obstaja povezava. Dobri rezultati so na homogenih površinah, slabši pa so na območjih, kjer se tipi površja mešajo. Ugotovili smo, da je razlog za to v prostorski ločljivosti podatkov. Uporabljali smo sicer 300 m prostorsko ločljivost, vendar je bila ta dejansko pridobljena s prevzorčenjem podatkov s 1200 m prostorsko ločljivostjo. Poleg tega piksli, kjer se tipi površja mešajo, dobijo povprečne vrednosti. Za spremljanje stanja vegetacije na manjših območjih, podatki srednje ali nizke ločljivosti niso primerni. V primeru, da gre za velika območja, države, kontinente ali celo Zemljo, pa so ti podatki primerni. Rezultati podajajo dovolj dobro oceno dejanskega stanja na terenu, količina podatkov pa je primernejša, kot če bi uporabili podatke visoke prostorske ločljivosti.

Bolj natančno bi rezultate lahko ocenili, če bi imeli že uveljavljene podatke istega senzorja in enake prostorske ločljivosti primerjanih posnetkov. Tako bi lahko neposredno primerjali njihove digitalne vrednosti, tako kot smo to storili pri linearni regresiji.

VIRI

- [1] Oštir, K. 2006. Daljinsko zaznavanje. Ljubljana, Inštitut za antropološke in prostorske študije ZRC SAZU: str. 13-14, 18, 25-28, 31-34, 113, 161.
- [2] European Space Agency. 2012. MERIS Frequently Asked Questions. https://earth.esa.int/pub/ESA_DOC/ENVISAT/MERIS/VT-P017-DOC-005-E-01-01_meris.faq.1_1.pdf (Pridobljeno 28. 6. 2013)
- [3] European Space Agency. 2006. MERIS Product Handbook: str 35, 74. https://earth.esa.int/pub/ESA_DOC/ENVISAT/MERIS/meris.ProductHandbook.2_1.pdf (Pridobljeno 10. 7. 2013)
- [4] MERIS Level 1 Radiometry Processor – Radiance To Reflectance. 2013 <http://www.brockmann-consult.de/beam/doc/help/radiometry/RadToRefAlgorithmSpecification.html> (Pridobljeno 16. 7. 2013)
- [5] Biofizika. 2013. <http://sl.wikipedia.org/wiki/Biofizika>. (Pridobljeno 30. 8. 2013)
- [6] Gobron, N., Aussedat, O., Pinty, M., Verstraete, M. 2004. MERIS Level 2 Land Surface Products Algorithm Theoretical Basis Document. https://earth.esa.int/instruments/meris/atbd/atbd_mgvi_jrc.pdf (Pridobljeno 9. 7. 2013)
- [7] Curran, P. J., Dash, J. 2005. CHLOROPHYLL INDEX Algorithm Theoretical Basis Document. https://earth.esa.int/instruments/meris/atbd/atbd_2_22.pdf (Pridobljeno 15. 7. 2013)
- [8] FAPAR. 2013. <http://en.wikipedia.org/wiki/FAPAR> (Pridobljeno 2. 9. 2013)
- [9] Gobron, N. 2011. FAPAR and Rectified Channels over Terrestrial Surfaces. http://fapar.jrc.ec.europa.eu/WWW/comm/publications/files/ReqNo_JRC65248_atbd_mgvi_new.pdf (Pridobljeno 10. 7. 2013)
- [10] Leaf Area Index. 2013. http://en.wikipedia.org/wiki/Leaf_Area_Index (Pridobljeno 5. 7. 2013)
- [11] Qi, J., Kerr, Y. H., Moran, M. S., Wertz, M., Huete, A. R., Sorooshian, S., Bryant, R. Leaf Area Index Using Remotely Sensed Data and BRDF Models in a Semiarid Region. 2000. http://www.landsat.org/publications/pdfs_ps/CGCEO%2034.pdf (Pridobljeno 5. 7. 2013)
- [12] LAI FAPAR FCOVER and other parameters from MERIS data. 2013 <http://www.geoland2.eu/portal/order/PrepareOperation.do?serviceId=C2808E80&operation=Search> (Pridobljeno 28. 8. 2013)
- [13] Linear regression. 2013. http://en.wikipedia.org/wiki/Linear_regression (Pridobljeno 28. 8. 2013)
- [14] European Commission-JRC. 2013. Fraction of Absorbed Photosynthetically Active Radiation. http://fapar.jrc.ec.europa.eu/WWW/Data/Pages/FAPAR_Download/FAPAR_Download.php (Pridobljeno 13. 8. 2013)

Šašo, A. 2013. Spremljanje stanja vegetacije na osnovi podatkov daljinskega zaznavanja.

Dipl. nal. – UNI – B. Ljubljana, UL FGG, Oddelek za geodezijo.

Ta stran je namenoma prazna.

SEZNAM PRILOG

PRILOGA A: BIOFIZIKALNE SPREMENLJIVKE

Slika A.1: Vegetacijski indeks	A1
Slika A.2: Normiran diferencialni vegetacijski indeks	A2
Slika A.3: MGVI	A3
Slika A.4: MTCI	A4
Slika A.5: fAPAR	A5

PRILOGA B: MATLAB KODA

Priloga B.1: Matlab koda Vegetacijski indeks	B1
Priloga B.2: Matlab koda Normirani diferencialni vegetacijski indeks	B2
Priloga B.3: Matlab koda Funkcija anizotropije	B3
Priloga B.4: Matlab koda MGVI	B4
Priloga B.5: Matlab koda MTCI	B5
Priloga B.6: Matlab koda fAPAR	B6

Šašo, A. 2013. Spremljanje stanja vegetacije na osnovi podatkov daljinskega zaznavanja.

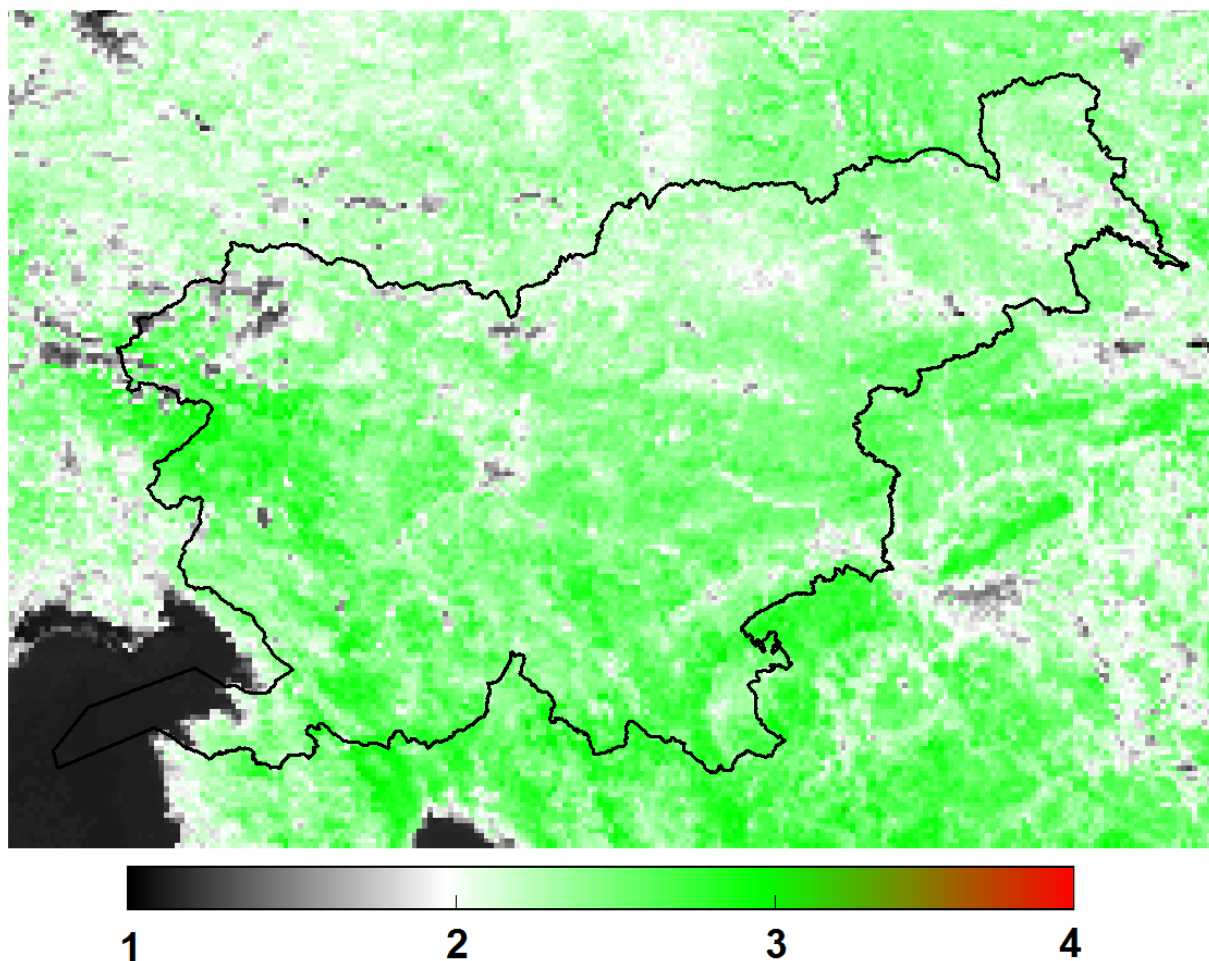
Dipl. nal. – UNI – B. Ljubljana, UL FGG, Oddelek za geodezijo.

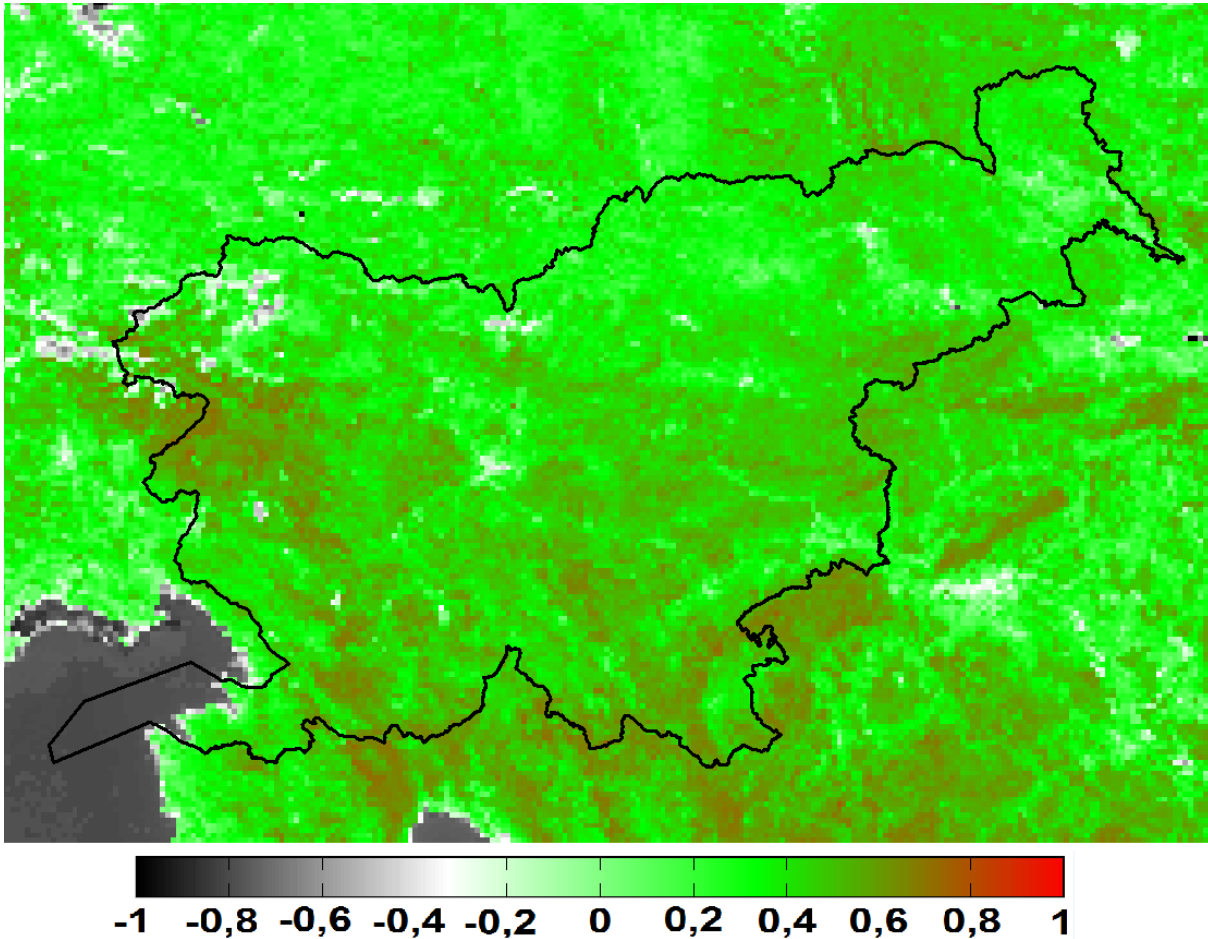
Ta stran je namenoma prazna.

PRILOGE

PRILOGA A: BIOFIZIKALNE SPREMENLJIVKE

Slika A.1: Vegetacijski indeks

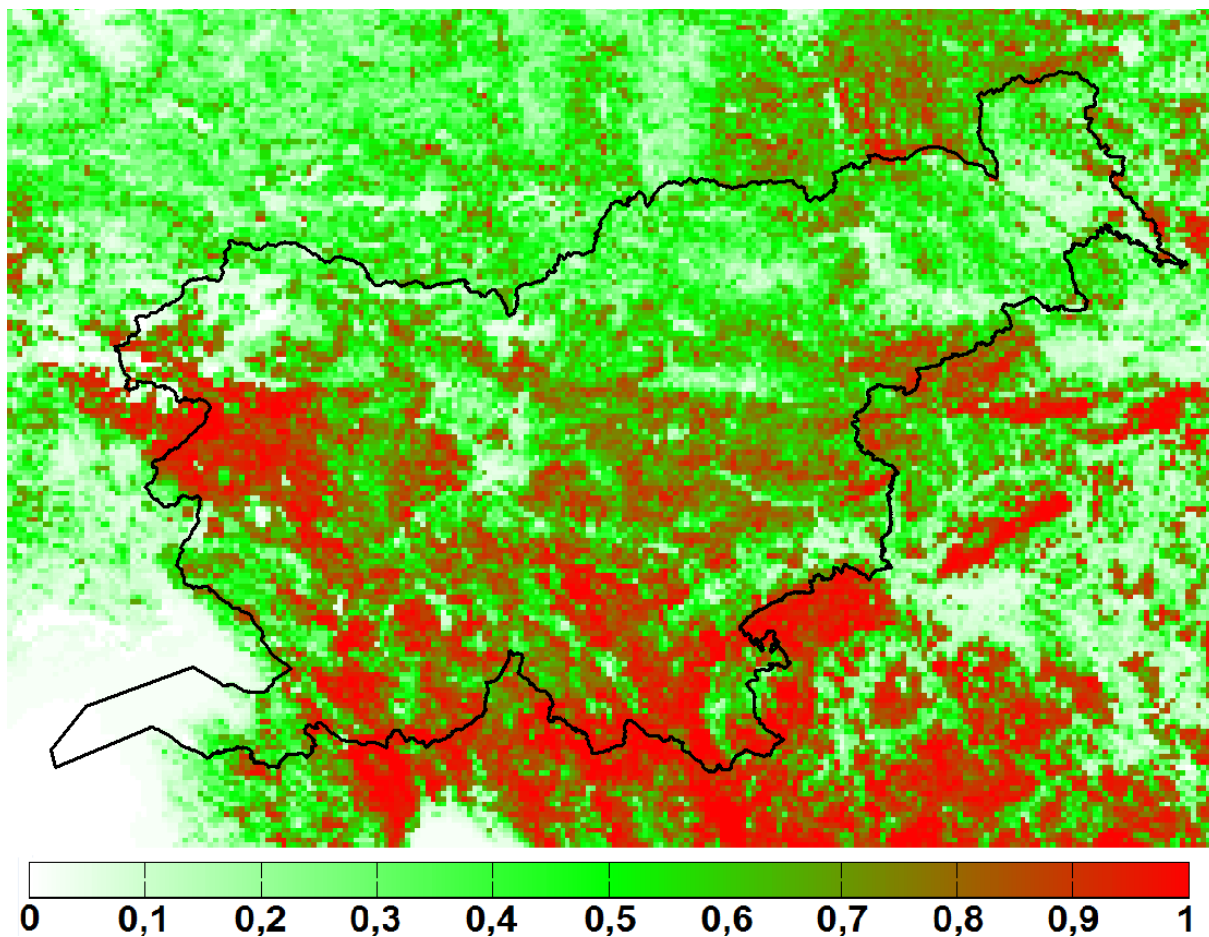


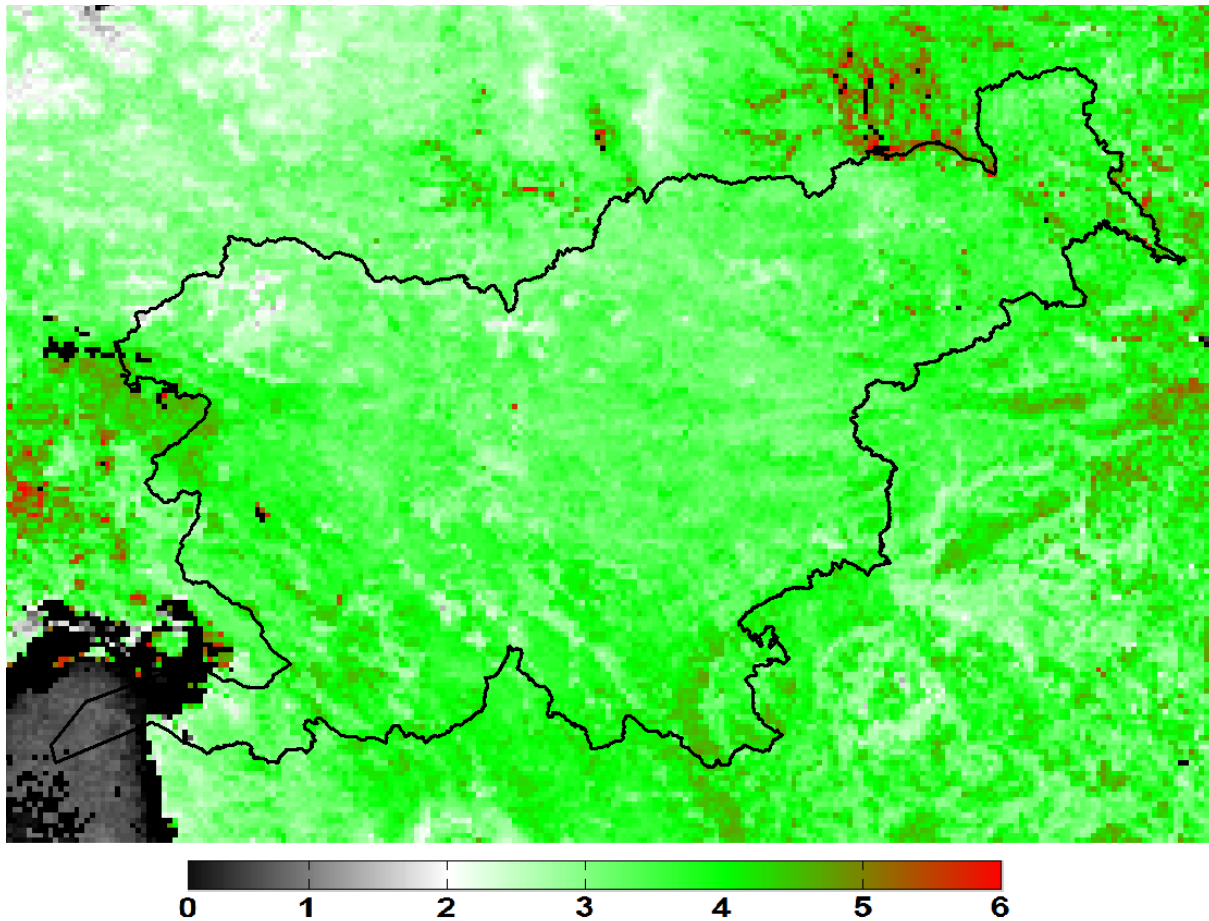
PRILOGE**PRILOGA A: BIOFIZIKALNE SPREMENLJIVKE****Slika A.2: Normiran diferencialni vegetacijski indeks**

PRILOGE

PRILOGA A: BIOFIZIKALNE SPREMENLJIVKE

Slika A.3: MERIS globalni vegetacijski indeks

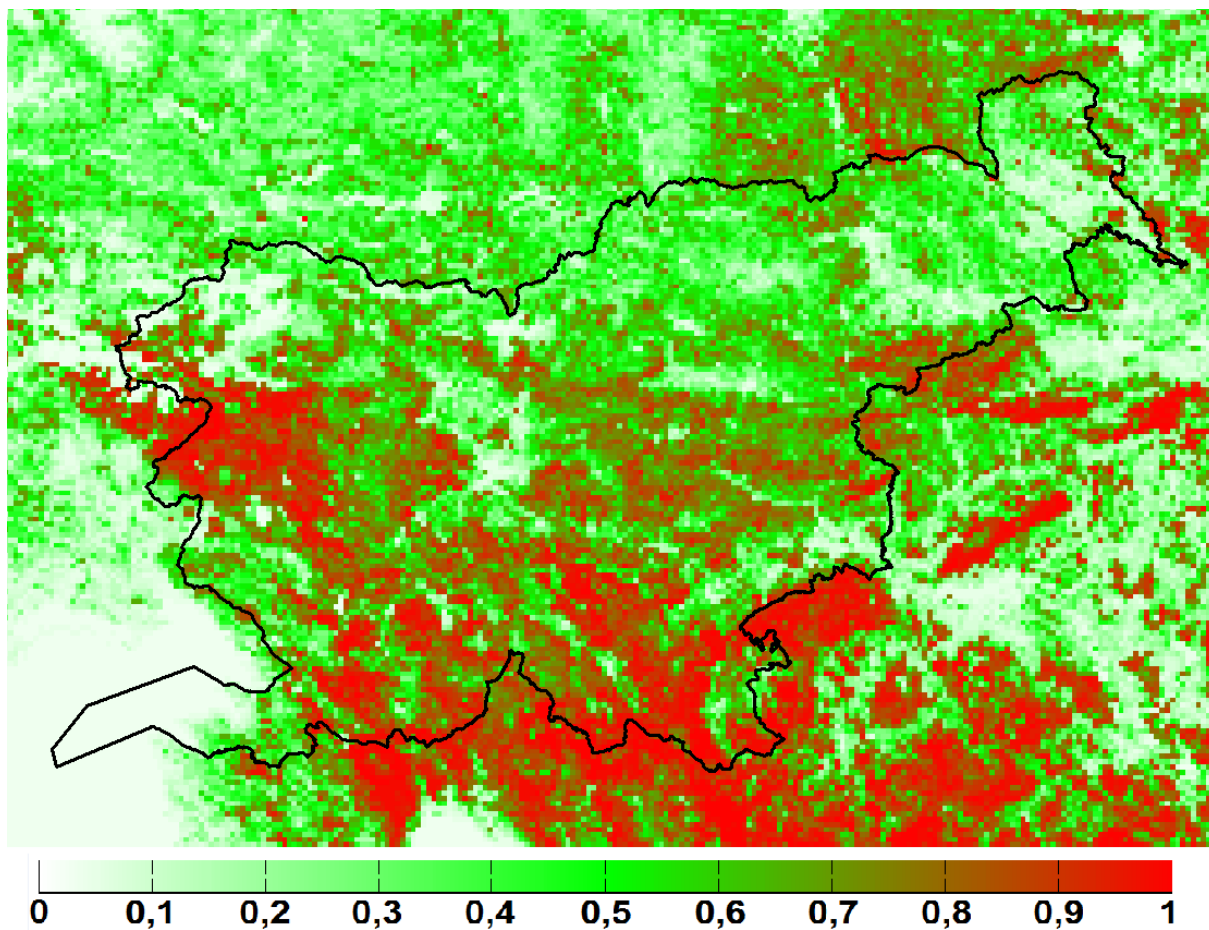


PRILOGE**PRILOGA A: BIOFIZIKALNE SPREMENLJIVKE****Slika A.4: MTCI**

PRILOGE

PRILOGA A: BIOFIZIKALNE SPREMENLJIVKE

Slika A.5: fAPAR



Ta stran je namenoma prazna.

PRILOGE

PRILOGA B: MATLAB KODA

Slika B.1: Matlab koda - Vegetacijski indeks

```
clc
clear all
%DIPLOMA - Aleksander Šašo
%Vegetacijski Indeks (VI)
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%1.Branje posnetkov
R = imread('B8.tif');
G = imread('B5.tif');
B = imread('B3.tif');

RED = imread('B8.tif');
NIR = imread('B13.tif');
BLU = imread('B3.tif');
%2.Informacije o posnetkih
info = imfinfo('B8.tif');
Georeferenca;

%4.Pretvorba iz uint16 v single
RED = im2single(RED);
NIR = im2single(NIR);
BLU = im2single(BLU);

%5.Izračun VI in NDVI
vel = size(RED);
vi = zeros(vel);
ndvi = zeros(vel);

for i = 1:vel(1)
    for j = 1:vel(2)
        vi(i,j) = NIR(i,j)/RED(i,j);
    end
end

%IZRIS IN ZAPIS NAMENJEN SHRANJEVANJU TIFFa
minD = min(vi(:));
maxD = max(vi(:));
mapped_image = (double(vi) - minD) ./ (maxD - minD);
[cmap]= buildcmap('kwgr');
ncmap = size(cmap, 1);
mapped_image = mapped_image .* ncmap;
if ncmap == 2
    mapped_image = mapped_image >= 0.5; %logical
elseif ncmap <= 256
    mapped_image = uint8(mapped_image);
else
```


PRILOGE

PRILOGA B: MATLAB KODA

Slika B.2: Matlab koda – Normiran diferencialni vegetacijski indeks

```
clc
clear all
%DIPLOMA - Aleksander Šašo
%Normiran Diferencialni Vegetacijski Indeks (NDVI)
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%1.Branje posnetkov
R = imread('B8.tif');
G = imread('B5.tif');
B = imread('B3.tif');

RED = imread('B8.tif');
NIR = imread('B13.tif');
BLU = imread('B3.tif');
%2.Informacije o posnetkih
info = imfinfo('B8.tif');
Georeferenca;

%4.Pretvorba iz uint16 v single
RED = im2single(RED);
NIR = im2single(NIR);
BLU = im2single(BLU);

%5.Izračun NDVI
vel = size(RED);
ndvi = zeros(vel);

for i = 1:vel(1)
    for j = 1:vel(2)
        ndvi(i,j) = (NIR(i,j)-RED(i,j))/(NIR(i,j)+RED(i,j));
    end
end

%6.Izris histograma
figure('name', 'Histogram - Normiran Diferencialni
Vegetacijski Indeks')
subplot(2,1,1), imhist(ndvi)
a = histeq(ndvi);
subplot(2,1,2), imhist(a)

%7.Izris NDVI
minD = min(ndvi(:));
maxD = max(ndvi(:));
[cmap]= buildcmap('kwgr');

figure('name', 'gaga')
```


PRILOGE**PRILOGA B: MATLAB KODA****Slika B.3: Matlab koda – Funkcija anizotropije**

```
function F =  
anisotropyFunction(Th_0,Th_V,fi,k_i,FI_i_hg,RO_ic)  
%Funkcija nam vrne anisotropy function F  
%Vhodni podatki:  
%- Th_0      ...  
%- Th_V      ...  
%- fi        ...  
%- k_i       ...  
%- FI_i_hg   ...  
%- RO_ic     ...  
  
G = ((tan(Th_0)^2)+(tan(Th_V)^2)-  
(2*tan(Th_0)*tan(Th_V)*cos(fi)))^(1/2);  
cosg = cos(Th_0)*cos(Th_V) + sin(Th_0)*sin(Th_V)*cos(fi);  
  
f1 = ((cos(Th_0)*cos(Th_V))^(k_i-  
1))/((cos(Th_0)+cos(Th_V))^(1-k_i));  
f2 = (1 - FI_i_hg^2)/((1 + (2*FI_i_hg*cosg) +  
FI_i_hg^2)^(3/2));  
f3 = 1 + ((1 - RO_ic)/(1 + G));  
F = f1*f2*f3;  
end
```

PRILOGE**PRILOGA B: MATLAB KODA****Slika B.4: Matlab koda – MGVI**

```

clc
clear all
%DIPLOMA - Aleksander Šašo
%Meris Global Vegetation Index (MGVI)
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
Podatki_MGVI;
Georeferenca;

RED = imread('B8.tif');
NIR = imread('B13.tif');
BLU = imread('B3.tif');

vel = size(RED);

RED = im2single(RED);
NIR = im2single(NIR);
BLU = im2single(BLU);

F_RED =
anisotropyFunction(Th_0(1),Th_V(3),fi(1),k_RED,FI_RED_hg,RO_RE
Dc);
F_NIR =
anisotropyFunction(Th_0(1),Th_V(3),fi(1),k_NIR,FI_NIR_hg,RO_NI
Rc);
F_BLU =
anisotropyFunction(Th_0(1),Th_V(3),fi(1),k_BLU,FI_BLU_hg,RO_BL
Uc);

%Ro_Rred = g1[Ro_(blu),Ro_(red)] = P(Li,Lj)/Q(Li,Lj)
x1 = BLU./F_BLU;
y1 = RED./F_RED;
Ro_Rred = zeros(vel); %RO rectified RED
Ro_Rred_ = zeros(vel);
for i = 1:vel(1)
    for j = 1:vel(2)
        %P(Li,Lj)
        P1 =
111*x1(i,j)^2+112*y1(i,j)^2+113*x1(i,j)*y1(i,j)+114*x1(i,j)+11
5*y1(i,j)+116;
        %Q(Li,Lj)
        Q1 =
117*x1(i,j)^2+118*y1(i,j)^2+119*x1(i,j)*y1(i,j)+1110*x1(i,j)+1
111*y1(i,j)+1112;

        g1 = P1/Q1;

```

```

    Ro_Rred(i,j) = g1;
    end
end

%Ro_Rnir = g1[Ro_(blu),Ro_(nir)]
x2 = BLU./F_BLU;
y2 = NIR./F_NIR;
Ro_Rnir = zeros(vel); %RO rectified NIR
Ro_Rnir_ = zeros(vel);
for i = 1:vel(1)
    for j = 1:vel(2)
        %P(Li,Lj)
        P2 =
121*x2(i,j)^2+122*y2(i,j)^2+123*x2(i,j)*y2(i,j)+124*x2(i,j)+12
5*y2(i,j)+126;
        %Q(Li,Lj)
        Q2 =
127*x2(i,j)^2+128*y2(i,j)^2+129*x2(i,j)*y2(i,j)+1210*x2(i,j)+1
211*y2(i,j)+1212;

        g2 = P2/Q2;
        Ro_Rnir(i,j) = g2;
    end
end

%fAPAR = g0(Ro_Rred,Ro,Rnir)
g0 = zeros(vel);
for i = 1:vel(1)
    for j = 1:vel(2)
        %P(Li,Lj)
        P0 =
101*Ro_Rred(i,j)^2+102*Ro_Rnir(i,j)^2+103*Ro_Rred(i,j)*Ro_Rnir
(i,j)+104*Ro_Rred(i,j)+105*Ro_Rnir(i,j)+106;
        %Q(Li,Lj)
        Q0 =
107*Ro_Rred(i,j)^2+108*Ro_Rnir(i,j)^2+109*Ro_Rred(i,j)*Ro_Rnir
(i,j)+1010*Ro_Rred(i,j)+1011*Ro_Rnir(i,j)+1012;

        g0(i,j) = P0/Q0;
    end
end

%Prikaz rezultatov
%Histogram in uravnoveženi histogram
figure('name', 'Histogram - MERIS Global Vegetation Index')
subplot(2,1,1), imhist(g0)
a = histeq(g0);
subplot(2,1,2), imhist(a)

%Meris Global VI z uravnoveženjem histograma

```


PRILOGE**PRILOGA B: MATLAB KODA****Slika B.5: Matlab koda – MTCI**

```

clc
clear all
%DIPLOMA - Aleksander Šašo
%Meris Terrestrial Chlorophyll Index (MTCI)
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%Uvozimo *.tfw za georeferenciranje izdelka
  Georeferenca;
%PREBEREMO 16 BIT
  R753_16 = imread('B10.tif');
  R708_16 = imread('B9.tif');
  R681_16 = imread('B8.tif');
%PRETVORIMO V DOUBLE
  R753_D = im2double(R753_16);
  R708_D = im2double(R708_16);
  R681_D = im2double(R681_16);

% % %Pretvorimo RADINCE v REFLECTANCE
% %   sza = 115*pi/180;
% %   ref753 = (pi.*R753_D)./(1.277*cos(sza));
% %   ref708 = (pi.*R708_D)./(1.427*cos(sza));
% %   ref681 = (pi.*R681_D)./(1.494*cos(sza));
KER IMAM LEVEL 2 MERIS DATA SO TI ŽE OBDELANI ZATO TA KORAK
SPUSTIMO!!

  mtci = (R753_D - R708_D)./(R708_D - R681_D);

%Zapis rezultata v format *.tif
  imwrite(mtci, 'MTCI.tif')
  mtci_info = imfinfo('MTCI.tif');

%Ustvarimo svojo barvno lestvico
  [cmap]=buildcmap('kwgr');

  %Pogledamo vrednosti v MTCI, ker je min zelo nizko in max
  INF!!
%   minD = min(mtci(:));
%   maxD = max(mtci(:));

  %Prikažemo uravnoveženi histogram in MTCI
  figure('Name','MTCI')
  imshow(mtci, 'DisplayRange', [0,6]);
  colormap(cmap), colorbar;

minD = -0.01;

```


PRILOGE**PRILOGA B: MATLAB KODA****Slika B.5: Matlab koda – fAPAR**

```

clc
clear all
%DIPLOMA - Aleksander Šašo
%fraction of Absorbed Photosynthetically Active Radiation
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%

%1.Branje posnetkov
R = imread('B8.tif');
G = imread('B5.tif');
B = imread('B3.tif');

RED = imread('B8.tif');
NIR = imread('B13.tif');
BLU = imread('B3.tif');
%2.Informacije o posnetkih
info = imfinfo('B8.tif');
Georeferenca;
%3.Pretvorba iz uint16 v single
RED = im2single(RED);
NIR = im2single(NIR);
BLU = im2single(BLU);

%4.Velikost matrik
vel = size(R);
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%5.FAPAR
Podatki_fAPAR;

F_RED =
anisotropyFunction(Th_0(2),Th_V(2),fi(2),k_RED,FI_RED_hg,RO_RE
Dc);
F_NIR =
anisotropyFunction(Th_0(2),Th_V(2),fi(2),k_NIR,FI_NIR_hg,RO_NI
Rc);
F_BLU =
anisotropyFunction(Th_0(2),Th_V(2),fi(2),k_BLU,FI_BLU_hg,RO_BL
Uc);

%Ro_Rred = g1[Ro_(blu),Ro_(red)] = P(Li,Lj)/Q(Li,Lj)
x1 = BLU./F_BLU;
y1 = RED./F_RED;
Ro_Rred = zeros(vel); %RO rectified RED
Ro_Rred_ = zeros(vel);
for i = 1:vel(1)
    for j = 1:vel(2)

```

```

    %P(Li,Lj)
    P1 = 111*(x1(i,j) + 112)^2 + 113*(y1(i,j) + 114)^2 +
115*x1(i,j)*y1(i,j);
    %Q(Li,Lj)
    Q1 = 116*(x1(i,j) + 117)^2 + 118*(y1(i,j) + 119)^2 +
1110*x1(i,j)*y1(i,j) + 1111;

    g1 = P1/Q1;
    Ro_Rred(i,j) = g1;
    end
end

%Ro_Rnir = g1[Ro_(blu),Ro_(nir)]
x2 = BLU./F_BLU;
y2 = NIR./F_NIR;
Ro_Rnir = zeros(vel); %RO rectified NIR
Ro_Rnir_ = zeros(vel);
for i = 1:vel(1)
    for j = 1:vel(2)
        %P(Li,Lj)
        P2 = 121*(x2(i,j) + 122)^2 + 123*(y2(i,j) + 124)^2 +
125*x2(i,j)*y2(i,j);
        %Q(Li,Lj)
        Q2 = 126*(x2(i,j) + 127)^2 + 128*(y2(i,j) + 129)^2 +
1210*x2(i,j)*y2(i,j) + 1211;

        g2 = P2/Q2;
        Ro_Rnir(i,j) = g2;
    end
end

%fAPAR = g0(Ro_Rred,Ro,Rnir)
g0 = zeros(vel);
for i = 1:vel(1)
    for j = 1:vel(2)
g0(i,j) = (101*Ro_Rnir(i,j) - 102*Ro_Rred(i,j) - 103)/...
((104 - Ro_Rred(i,j))^2 + (105 - Ro_Rnir(i,j))^2 + 106);
    end
end

%Prikaz rezultatov
%Histogram in uravnoteženi histogram
figure('Name','Histogram - fAPAR')
subplot(2,1,1), imhist(g0)
d = histeq(g0);
subplot(2,1,2), imhist(d)

%Meris Global VI z uravnteženjem histograma
figure('name', 'fAPAR')
imshow(d)

```

