



universität
wien

MASTERARBEIT / MASTER'S THESIS

Titel der Masterarbeit / Title of the Master's Thesis

„Möglichkeiten der Verbesserung Index-basierter
Klassifikationsmethoden zur Bestimmung der
Oberflächenbedeckung mittels Sentinel-2 Daten“

verfasst von / submitted by

Andreas Trondl, BSc

angestrebter akademischer Grad / in partial fulfilment of the requirements for the degree of

Master of Science (MSc)

Wien, 2018 / Vienna 2018

Studienkennzahl lt. Studienblatt /
degree programme code as it appears on
the student record sheet:

A 066 856

Studienrichtung lt. Studienblatt /
degree programme as it appears on
the student record sheet:

Masterstudium Kartographie und Geoinformation

Betreut von / Supervisor:

Ass.-Prof. Mag. Dr. Andreas Riedl

Inhalt

Inhalt	ii
Abbildungsverzeichnis	vii
Tabellenverzeichnis	x
Abkürzungsverzeichnis	xii
Kurzfassung/Abstract	xiv
1 Einleitung	1
1.1 Pixel-basierte Klassifikation	1
1.2 Objekt-basierte Klassifikation.....	2
1.3 Index-basierte Klassifikation.....	3
1.4 Problemstellung und Zielsetzung.....	3
2 Übersicht Fernerkundungsmissionen	7
2.1 SPOT	8
2.2 IRS (Indian Remote Sensing).....	8
2.3 IKONOS	9
2.4 QuickBird	10
2.5 Geo-Eye 1	10
2.6 World-View	11
2.6.1 World-View 1	11
2.6.2 World-View 2	12
2.6.3 World-View 3	12
2.6.4 World-View 4	13
2.7 MODIS	14
2.8 Landsat	14
2.8.1 Landsat 1-3 (MSS).....	15
2.8.2 Landsat 4 und 5 (TM).....	15
2.8.3 Landsat 7 (ETM+)	16

2.8.4Landsat 8 (OLI und TIRS).....	17
2.9 Sentinel.....	18
2.9.1Sentinel-1.....	18
2.9.2Sentinel-2.....	19
2.9.3Sentinel-3.....	19
2.9.4Sentinel-4, -5p, -5 und -6.....	19
2.10 Technische Daten Überblick.....	21
2.11 Bändervergleich.....	22
3 Sentinel-2.....	23
3.1 Einführung.....	23
3.2 Übersicht.....	23
3.3 Erbschaft.....	24
3.4 Satellitenbeschreibung.....	24
3.5 Umlaufbahn.....	25
3.6 Geographische Abdeckung.....	25
3.7 Produkt Typen.....	26
3.7.1Level-0.....	26
3.7.2Level-1A.....	26
3.7.3Level-1B.....	27
3.7.4Level-1C.....	27
3.7.5Level-2A.....	27
3.8 Auflösungen.....	28
3.8.1Räumliche Auflösung.....	28
3.8.2Radiometrische Auflösung.....	29
3.9 Gegenüberstellung Sentinel-2 und Landsat 8.....	29
4 Übersicht Indizes.....	31
4.1 Ratio Vegetation Index (RVI).....	31
4.2 Difference Vegetation Index (DVI).....	31

4.3	Normalized Difference Vegetation Index (NDVI).....	32
4.4	Perpendicular Vegetation Index (PVI).....	32
4.5	Soil-Adjusted Vegetation Index (SAVI).....	33
4.6	Modified Soil-Adjusted Vegetation Index (MSAVI).....	33
4.7	Enhanced Vegetation Index (EVI).....	33
4.8	Normalized Difference Water Index (NDWI).....	34
4.9	Normalized Difference Snow Index (NDSI).....	34
4.10	Normalized Difference Built-Up Index (NDBI).....	35
4.11	Gegenüberstellung der Indizes.....	35
5	Software und Daten.....	36
5.1	Softwareauswahl.....	36
5.2	Datenbeschaffung.....	36
5.3	Datenquantität und Datenqualität.....	37
5.4	Untersuchungsgebiet.....	38
5.5	Allgemeine Koordinaten Übersicht.....	39
5.6	Zeitpunkte der Satellitenaufnahmen für die saisonale Analyse.....	40
6	Störungserkennung.....	41
6.1	Schneeerkennung.....	41
6.2	Wolkenerkennung.....	42
6.3	Zirruswolkenerkennung.....	43
6.4	Wolkenschattenerkennung.....	45
6.5	Workflow Störungsmaske.....	50
7	Klassifikationssysteme.....	53
7.1	USGS-Klassifikationssystem.....	53
7.2	IGBP-Klassifikationssystem.....	53
7.3	CORINE Land Cover Klassifikationssystem.....	54
7.4	LCCS Land Cover Klassifikationssystem.....	55
7.5	Verwendete Klassifikation.....	55

8	Indizes zur Oberflächenerkennung.....	57
8.1	Bebauungserkennung	57
8.1.1	Normalized Difference Built-Up Index (NDBI).....	57
8.1.2	Index-Based-Index (IBI).....	59
8.1.3	Modified Normalized Difference Built-Up Index (MNDBI)	65
8.2	Vegetationserkennung	68
8.2.1	Normalized Difference Vegetation Index (NDVI)	68
8.2.2	Soil-Adjusted Vegetation Index (SAVI).....	69
8.2.3	Modified Soil-Adjusted Vegetation Index (MSAVI)	69
8.2.4	Enhanced Vegetation Index (EVI).....	70
8.3	Waldflächenerkennung.....	72
8.4	Wasserkörpererkennung.....	78
8.4.1	Normalized Difference Water Index (NDWI(McFeeters)).....	78
8.4.2	Modified Normalized Difference Water Index (MNDWI).....	79
8.4.3	Normalized Difference Water Index (NDWI Gao)	80
8.4.4	Vergleich der Wasser Indizes	80
8.4.5	New Modified Normalized Difference Water Index (nMNDWI)	83
9	Index-basierte Klassifikation	87
9.1	Index-basierte Klassifikation für einen Zeitpunkt.....	87
9.2	Index-basierte Klassifikation mit saisonalen Daten	94
9.2.1	Bebaute Flächen	95
9.2.2	Vegetation.....	96
9.2.3	Waldflächen.....	97
9.2.4	Wasserkörper	98
9.2.5	Kombination der Indizes	99
9.3	Workflow der Index-basierten Klassifikation	104
9.4	Allgemeine Anwendbarkeit der Index-basierten Klassifikation	105
9.4.1	Sacramento, Kalifornien, USA, Nord-Amerika.....	106

9.4.2Mauritius, Afrika	108
9.4.3Manaus, Brasilien, Süd-Amerika.....	110
9.4.4Assam, Indien, Asien.....	112
9.4.5Kairo, Ägypten, Afrika.....	114
9.4.6Amsterdam, Niederlande, Europa.....	117
9.4.7Sydney, Australien.....	119
10 Zusammenfassung	122
10.1 Störungserkennung.....	122
10.1.1 Schneeflächen.....	122
10.1.2 Wolken	123
10.1.3 Zirruswolken	123
10.1.4 Wolkenschatten	123
10.2 Indizes zur Hervorhebung der Klassen	124
10.2.1 Bebaute Flächen	125
10.2.2 Vegetation	126
10.2.3 Waldflächen	127
10.2.4 Wasserkörper.....	127
10.2.5 Index-basierte Klassifikation.....	128
10.2.6 Index-basierte Klassifikation (saisonale Daten)	130
10.2.7 Allgemeine Anwendbarkeit.....	131
10.3 Fazit und Ausblick	131
11 Literaturverzeichnis	133

Abbildungsverzeichnis

Abb. 1: PVI nach Eiden et al, 1991	32
Abb. 2: Sentinel-2: unvollständiges und vollständiges Image	38
Abb. 3: Untersuchungsgebiet auf der Übersichtskarte	39
Abb. 4: Allgemeine Koordinaten Übersicht.....	39
Abb. 5: Schneeerkennung	42
Abb. 6: Wolkenerkennung	43
Abb. 7: Sentinel-2 Band 10 (Zirruswolkenerkennung)	44
Abb. 8: Zirruswolkenerkennung	45
Abb. 9: Sentinel-2 Band 8 (Wolkenschattenerkennung).....	46
Abb. 10: Binäres Band 8 (Wolkenschattenerkennung)	46
Abb. 11: NDBI _b und NDVI _b (Wolkenschattenerkennung)	48
Abb. 12: NDBI(Zha) (Wolkenschattenerkennung)	48
Abb. 13: Wolkenschatten	49
Abb. 14: Wolkenschattenerkennung	50
Abb. 15: Ablaufdiagramm Störungserkennung.....	51
Abb. 16: Störungserkennung	52
Abb. 17: IBI binär.....	62
Abb. 18: IBI binär in Ausschnitt I3	63
Abb. 19: Vergleich IBI _{med} und IBI _{mimame}	65
Abb. 20: Vergleich nBU und BU(Zha)	67
Abb. 21: Vergleich nBU und BU(Zha) in Ausschnitt I3.....	67
Abb. 22: Vergleich Vegetationsindizes.....	72
Abb. 23: Bodenlinie NDVI und PVI3 (Qi, et al., 1994).....	73
Abb. 24: Vergleich der Vegetationsindizes zur Waldflächenerkennung	77
Abb. 25: NDWI(Gao).....	81
Abb. 26: NDWI(McFeeters) und MNDWI in Ausschnitt H.....	82

Abb. 27: NDWI(McFeeters) _b und MNDWI _b in Ausschnitt H8.....	83
Abb. 28: Wasserindex Vergleich	84
Abb. 29: Wasserindex Vergleich Ausschnitt H und H8.....	85
Abb. 30: nBU	89
Abb. 31: nWald und nWald2.....	90
Abb. 32: nBU2 und nBU3.....	91
Abb. 33: nBUW und nBUW2	92
Abb. 34: nBUWG und OfB single	93
Abb. 35: Oberflächenklassifikation 33UWP.....	94
Abb. 36: MNDBI _{max} binär	96
Abb. 37: EVI _{min} binär	97
Abb. 38: PVI3 _{med} binär.....	98
Abb. 39: nBU saisonal	100
Abb. 40: nWald2 saisonal	101
Abb. 41: nBU2 und nBU3 saisonal.....	102
Abb. 42: nBUW2 saisonal.....	103
Abb. 43: OfB saisonale Daten.....	104
Abb. 44: Ablaufdiagramm Index-basierte Klassifikation	105
Abb. 45: Sacramento Übersicht	106
Abb. 46: Sacramento 29.07.2017	108
Abb. 47: Mauritius Übersicht.....	109
Abb. 48: Mauritius 18.07.2017	110
Abb. 49: Manaus Übersicht.....	111
Abb. 50: Manaus 06.08.2016	112
Abb. 51: Assam Übersicht	113
Abb. 52: Assam 02.01.2019	114
Abb. 53: Kairo Übersicht	115
Abb. 54: Kairo 25.12.2018.....	117

Abb. 55: Amsterdam Übersicht.....	117
Abb. 56: Amsterdam 30.06.2018	119
Abb. 57: Sydney Übersicht	119
Abb. 58: Sydney 01.12.2018.....	121
Abb. 59: Vergleich Bebauungsindizes	126
Abb. 60: Vergleich Wasserindizes	128
Abb. 61: Klassifikation der Oberflächenbedeckung	130
Abb. 62: Klassifikation der Oberflächenbedeckung (saisonal).....	131

Tabellenverzeichnis

Tab. 1: Mittlere Wellenlänge und räumliche Auflösung SPOT 5	8
Tab. 2: Mittlere Wellenlänge und räumliche Auflösung IRS-1A	9
Tab. 3: Mittlere Wellenlänge und räumliche Auflösung IKONOS.....	10
Tab. 4: Mittlere Wellenlänge und räumliche Auflösung Quickbird.....	10
Tab. 5: Mittlere Wellenlänge und räumliche Auflösung Geo-Eye 1.....	11
Tab. 6: Mittlere Wellenlänge und räumliche Auflösung World-View 1.....	11
Tab. 7: Mittlere Wellenlänge und räumliche Auflösung World-View 2.....	12
Tab. 8: Mittlere Wellenlänge und räumliche Auflösung World-View 3.....	13
Tab. 9: Mittlere Wellenlänge und räumliche Auflösung World-View 4.....	13
Tab. 10: Mittlere Wellenlänge und räumliche Auflösung MODIS	14
Tab. 11: Mittlere Wellenlänge und räumliche Auflösung Landsat 1 bis 3	15
Tab. 12: Mittlere Wellenlänge und räumliche Auflösung Landsat 4 und 5	16
Tab. 13: Mittlere Wellenlänge und räumliche Auflösung Landsat 7	17
Tab. 14: Mittlere Wellenlänge und räumliche Auflösung Landsat 8	18
Tab. 15: Überblick: Technische Daten der Satelliten-Missionen.....	21
Tab. 16: Bändervergleich	22
Tab. 17: Mittlere Wellenlänge und räumliche Auflösung Sentinel-2	29
Tab. 18: Gegenüberstellung Sentinel-2 und Landsat 8	30
Tab. 19: Gegenüberstellung Indizes	35
Tab. 20: Zeitpunkte der Aufnahmen und Wolkenbedeckung in Prozent.	40
Tab. 21: USGS-Klassifikationssystem.....	53
Tab. 22: IGBP-Klassifikationssystem	54
Tab. 23: CORINE Land Cover Klassifikationssystem.....	54
Tab. 24: LCCS Klassifikator für CORINE Land Cover Klasse 1	55
Tab. 25: Einteilung der Klassen im Vergleich zu CORINE, USGS und IGBP	56
Tab. 26: nBU-Werte.....	88

Tab. 27: nWald und nWald2-Werte	90
Tab. 28: nBU2 und nBU3-Werte	91
Tab. 29: nBUW und nBUW2-Werte.....	92
Tab. 30: nBUWG und OfB- Werte	93
Tab. 31: Legende UWP33.....	93
Tab. 32: nMNDWI _{med} binär	99
Tab. 33: nBU-saisonal Werte	99
Tab. 34: nWald und nWald2 saisonale Werte.....	100
Tab. 35: nBU3 und nBU3 Werte saisonal.....	101
Tab. 36: nBUW und nBUW2 Werte saisonal	102
Tab. 37: nBUWG und OfB saisonal Werte.....	103

Abkürzungsverzeichnis

AC	across track	Lon	Longitude
AL	along track	m	Meter
AOI	Area Of Interest	max.....	maximum Wert
ASTER	Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer	med	median Wert
BOA	Bottom of Atmosphere	MERIS	Medium Resolution Imaging Spectrometer
BU	Built-Up Index	MetOp.....	Meteorological Operational Satellite
CAVIS.....	Clouds, Aerosols, Vapors, Ice and snow	MGVI	MERIS Global Vegetation Index
CNES.....	Centre national d'édudes spatials	mimame	minimal maximal median Wert
DEM	Digital Elevation Model	min	minimum Wert
DOS	Dark Object Subtraction	MLST	mittlere lokale Sonnenzeit
DVI.....	Difference Vegetation Index	MNDBI. Modified Normalized Difference Built-Up Index	
EBBI.....	Enhanced Built-Up and Bareness Index	MNDWI .. Modified Normalized Difference Water Index	
EC	Europäische Kommission	MODIS	Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer
ECMWF .	European Centre for Medium-Range Weather Forecast	MS	multispektral
ENVISAT	Environmental Satellite	MSAVI.....	Modified Soil-Adjusted Vegetation Index
EOS AM	Earth Observing System Ante Meridiem	MSI	Multispectral Instrument
EOS PM.....	Earth Observing System Post Meridiem	MSS	Multispectral Scanner
ESA	Europäische Weltraumorganisation	MTG-S	Metesat-Satelliten der dritten Generation
ETM+	Enhanced Thematic Mapper Plus	NASA ..	National Aeronautics and Space Administration
EU	Europäische Union	nBU.....	new Built-Up Index
EVI	Enhanced Vegetation Index	nBUW	neuer Bebauungs und Wald Index
FAO ...	Food and Agriculture Organisation of the United Nations	nBUWG.....	neuer Bebauungs-Wald-Gras und Grünland Index
GIS.....	Geographisches Informationssystem	NDBI	Normalized Difference Built-Up Index
GLCF	Global Land Cover Facility	NDSI	Normalized Difference Snow Index
GMES. Global Monitoring for Environment and Security Programm		NDVI	Normalized Difference Vegetation Index
GNSS.....	Global Navigation Satellite System	NDWI.....	Normalized Differnce Water Index
GPL	General Public License	NIR.....	nahes Infrarot
GSD	Ground Sampling Distance	nm	Nanometer
IBI	Index-Based-Index	nMNDWI ..	new Modified Normalized Difference Water Index
IGBP.....	International Geospere Biosphere Programm	NOAA-AVHRR	National Oceanic and Atmospheric Administration - Advanced Very High Resolution Radiometer
IRS	Indian Remote Sensing Programm	NSLRSDA. National Satellite Land Remote Sensing Data Archive	
ISP	Instrument Source Packet	nWald.....	neuer Wald Index
ISRO.....	Indian Space Research Organisation	OfB	Oberflächenbedeckung
LAI	Leaf Area Index	OLI	Operational Land Imager
Lat	Latitude		
LCCS.....	Land Cover Classification System		

PAN	<i>panchromatisch</i>	SWIR.....	<i>kurzwelliges Infrarot</i>
PVI	<i>Perpendicular Vegetation Index</i>	TC	<i>Tasseled Cap</i>
QGIS	<i>Quantum GIS</i>	TIR	<i>thermales Infrarot</i>
QWIP	<i>Quantum-Wellen-Photodektoren</i>	TIRS	<i>Thermal Infrared Sensor</i>
RGB	<i>Rot Grün Blau</i>	TM	<i>Thematic Mapper</i>
RVI.....	<i>Ratio Vegetation Index</i>	TOA	<i>Top of Atmosphere</i>
SAVI.....	<i>Soil-Adjusted Vegetation Index</i>	UNEP	<i>United Nations Environment Programm</i>
SBL.....	<i>Soil Brightness Line / Soil Background Line</i>	USGS.....	<i>United States Geological Survey</i>
SCIAMACHY	<i>Scanning Imaging Absorption Spectrometer for Atmospheric Chartography</i>	UTM	<i>Universal Transversal Mercator Projektion</i>
SCP	<i>Semi-automatic Classification Plugin</i>	VIIRS	<i>Visible Infrared Imaging Radiometer Suite</i>
SNR.....	<i>Signal to Noise Ratio</i>	VNIR	<i>sichtbaren und nahes Infrarot</i>
SPOT.....	<i>Satellite Pour l'Observation de la Terre</i>	WGS84	<i>World Geodetic System 1984</i>

Kurzfassung/Abstract

Seit der zivilen Verfügbarkeit von Satellitendaten wurden diese zur Klassifikation von Oberflächenbedeckungen genutzt. Die im Jahr 2015 gelaunchten ESA-Satelliten Sentinel-2 bieten eine höhere räumliche Auflösung (10m) und höhere Überflugfrequenz (zwei bis fünf Tage), als die nicht kommerziellen Satellitenprogramme davor. In dieser Masterarbeit werden diese Sentinel-2 Daten genutzt, um mittels Index-basierter Klassifikation, die Oberfläche in fünf Klassen der ersten (hierarchisch höchsten) Ebene zu unterscheiden. Dafür werden bestehende Indizes, als auch neu entwickelte Indizes verwendet.

In dieser Masterarbeit werden neu entwickelte Indizes zur Erkennung von Wolkenschatten, zur Erkennung von Wasserkörpern und zur Erkennung von bebauten Flächen vorgestellt.

Der Index zur Wolkenschattenerkennung kommt ohne Thermalbänder aus, über die Sentinel-2 Daten nicht verfügen. Und arbeitet auch nicht mit der Wolkenverschiebung die aus Azimut- und Zenitwinkel sowie der Höhe der Wolken berechnet wird. Der neu entwickelte Ansatz macht sich die Erkennbarkeit von Wolkenschatten im Sentinel-2 Band 8 (NIR) und dem Built-Up Index von Zha et al 2003 zu Nutze.

Zur Erkennung von Wasserkörpern wird ein neuer Index vorgestellt, der Wasserkörper besser von, vor allem, Gebäuden und bebauten Flächen unterscheiden kann. Dieser nMNDWI wurde in Anlehnung an die Wasserindizes von McFeeters und Xu entwickelt. Der neue Wasserindex ist in der Lage das Hintergrundrauschen zwischen Wasserkörpern und bebauten Flächen besser zu eliminieren und ist somit in der Lage Wasserkörper besser zu isolieren.

Der neu entwickelte Index zur Erkennung von bebauten Flächen, der MNDBI, bietet eine bessere Unterscheidbarkeit zwischen unbewachsenen Land- und Ackerflächen und bebauten Flächen. Dieser Index nutzt anstelle des allgemein üblichen kurzwelligen Infrarot Bandes (SWIR) das blaue Band. In Kombination mit dem NDVI und dem nMNDWI kann dadurch ein neuer Bebauungs-Index entwickelt werden, der bebaute Flächen, Wasserkörper, unbewachsene Land- und Ackerflächen und Gras- und Grünland unterscheiden kann.

Since the civil availability of satellite data, they have been used to classify surface coverings. Launched in 2015, ESA's Sentinel-2 satellites offer higher spatial resolution (10m) and overflight frequency (two to five days) than previous non-commercial satellite programmes. In this master thesis, these Sentinel-2 data are used to distinguish the surface into five classes of the first (hierarchically highest) level using index-based classification. Existing indices as well as newly developed indices are used for this purpose.

In this master thesis newly developed indices for the detection of cloud shadows, for the detection of water bodies and for the detection of built-up areas are presented.

The index for cloud shadow recognition does not require thermal bands, which Sentinel-2 does not have. And it does not work with the cloud shift which is calculated from the azimuth and zenith angle as well as the height of the clouds. The newly developed approach makes

use of the recognizability of cloud shadows in Sentinel-2 Volume 8 (NIR) and the Built-Up Index of Zha et al.

For the detection of water bodies a new index is presented, which can distinguish water bodies better from, above all, buildings and built-up areas. This nMNDWI was developed on the basis of the McFeeters and Xu water indices. The new water index is able to better eliminate background noise between water bodies and built-up areas and is therefore able to better isolate water bodies.

The newly developed index for the detection of built-up areas, the MNDBI, offers a better differentiation between ungrown land and arable land and built-up areas. This index uses the blue band instead of the common short-wave infrared band (SWIR). In combination with the NDVI and the nMNDWI, this allows the development of a new building index that can distinguish built-up areas, water bodies, ungrown land and arable land and grassland.

1 Einleitung

Seit der Verfügbarkeit von Satellitendaten wurden diese zur Klassifikation der Oberflächenbedeckung genutzt. Die zivile satellitengestützte Fernerkundung begann 1972 mit dem Launch von Landsat 1. Mit dieser Mission wurden Maßstäbe und Grundlagen für zukünftige multispektrale Technologien und in der pixel-basierten Bildanalyse gesetzt, die sich als akzeptierte Bearbeitungsmethoden etablierten (Strahler, et al., 1986); (Castilla & Hay, 2008). Die pixel-basierte Klassifikation liefert gute Ergebnisse, solange die räumliche Auflösung relativ grob ist, das heißt die zu klassifizierenden Objekte sind kleiner oder ähnlich groß wie die räumliche Auflösung (Hay, et al., 2001); (Blaschke, et al., 2004). Bei dieser Methode wird mit Hilfe der überwachten oder der unüberwachten Klassifikation die Oberfläche eines Gebiets in Klassen eingeteilt. Sobald die räumliche Auflösung feiner als die zu klassifizierenden Objekte wird (zum Beispiel einzelne Bäume, Waldbestände oder landwirtschaftliche Felder), bestehen die Objekte aus mehreren Pixeln (Blaschke & Strobl, 2001). Mit der verbesserten räumlichen Auflösung der Satellitendaten, bei einer räumlichen Auflösung von höher als fünf Meter, hat sich die objekt-basierte Bildanalyse etabliert. Die objekt-basierte Klassifikation teilt das Untersuchungsgebiet in Segmente, aus in sich homogenen Einheiten (Koch, et al., 2003). Eine weiter probate Methode ist die Nutzung von Indizes zur Klassifikation. Hier wird das Verhältnis von bestimmten spektralen Bändern dazu verwendet Klassen hervorzugeben und zu erkennen. Indizes können nicht nur zur direkten Klassifikation genutzt werden, sie können als zusätzliche Unterstützung sowohl in der pixel-basierten als auch in der objekt-basierten Klassifikation verwendet werden (Kaplan & Avdan, 2017); (Kuzucu & Balcik, 2017).

1.1 Pixel-basierte Klassifikation

Die überwachte Klassifikation fasst Methoden zusammen, bei denen der Bearbeiter vor der eigentlichen Klassifikation Trainingsgebiete für jede zuvor festgelegte Klasse definiert. Für jede Klasse wird eine Musterklasse bestimmt. Die Anzahl und der Typ der gesuchten Klassen werden vor der Klassifikation festgelegt. Die Variabilität der Erscheinungsform der Landbedeckung und die sich daraus ergebende Varianz der Spektralwerte werden durch die Trainingsgebiete erfasst. Es werden für ausgesuchte Gebiete des Raster-Images Trainingsdaten gewonnen und danach das ganze Image klassifiziert. Seitens des Bearbeiters ist eine genaue Kenntnis über die Lage und Art der Trainingsgebiete in einem Untersuchungsgebiet notwendig (Hildebrandt, 1996). Es muss für jede Klasse, die bestimmt werden soll, ein Trainingsgebiet gefunden werden und als diese bestimmte Klasse gekennzeichnet werden. Die Auswahl der Trainingsgebiete stellt einen sensiblen Schritt dar (Bähr & Vögtle, 1998). Bei der Wahl der Trainingsgebiete fließt eine subjektive Komponente in die Klassifikation ein. Der Bearbeiter sucht aufgrund seines Vorwissens und seiner Feldkenntnis passende Trainingsgebiete aus. Nach der Auswahl und Bestimmung der Trainingsgebiete werden im ganzen Raster-Image nach gleichen Daten gesucht und der jeweiligen Klasse zugewiesen. Die Merkmale der Trainingsgebiete sind die Entscheidungsgrundlage des Klassifikationsalgorithmus. Für jede Klasse werden mit mathematisch-statistischen Methoden aus dem Merkmalsraum ähnliche Bildpunkte

ermittelt. Die bekanntesten Auswertelgorithmen für die überwachte Klassifikation sind der Maximum-Likelihood-Klassifikator und der Minimum-Distanz-Klassifikator (Schneider, et al., 2000).

Bei der unüberwachten Klassifikation wird der Merkmalsraum ohne Vorwissen auf spektrale Ähnlichkeit untersucht. Eine genaue Kenntnis der gesuchten Klassen ist nicht notwendig und es werden keine Trainingsgebiete benötigt, die als Referenz für den Algorithmus dienen (Mott, 2005). Die thematische Bedeutung der Klassen muss während des Klassifizierungsvorgangs nicht bekannt sein. Wenn keine Felddaten vorliegen, um Trainingsgebiete auszuweisen ist die unüberwachte Klassifikation eine gute Wahl (Bruzzone & Prieto, 2000). Der Vorteil der unüberwachten Klassifikation besteht darin Klassen zu finden deren Existenz nicht bekannt war. Voraussetzung ist, dass sich die gesuchten Klassen statistisch im Merkmalsraum voneinander trennen lassen. Die unüberwachte Methode wird als objektiver eingestuft als die überwachte Klassifikation, da die subjektive Auswahl der Trainingsgebiete durch den Bearbeiter entfällt (Mott, 2005). Da bei der unüberwachten Klassifikation keine Anzahl der Klassen im Vorfeld der Klassifikation benötigt wird und somit auch nicht festgelegt wird, besteht die Möglichkeit der Bildung von „ein-Pixel“-Klassen oder der Ausweisung von sehr viele Klassen. Vor der Klassifikation wird nicht bestimmt welche Klassen gebildet werden sollen, das Ergebnis bringt Klassen, die ohne Weiterbearbeitung nur zeigen, dass die Oberflächen unterschiedlich sind aber nicht welche Bodenbedeckung sich in der jeweiligen Klasse befindet.

1.2 Objekt-basierte Klassifikation

Mit der verbesserten räumlichen Auflösung der Satellitendaten hat sich die objekt-basierte Bildanalyse etabliert. Unter besserer räumlicher Auflösung sind Satelliten-Images mit einer räumlichen Auflösung von fünf Meter und höher zu verstehen, wie zum Beispiel, IKONOS, Geo-Eye oder World-View Images. Das Konzept der objekt-basierten Klassifikation beruht auf der Annahme, dass semantische Information notwendig ist, um Satelliten-Images vollständig zu interpretieren. Diese Information kann nicht von einzelnen Pixeln repräsentiert werden, sondern von Bildobjekten und ihren wechselseitigen Beziehungen. Der größte Unterschied zur pixel-basierten Klassifikation ist, dass bei der objekt-basierten Klassifikation eine Segmentation des Bildinhalts vor der eigentlichen Klassifikation durchgeführt wird. Bei der Segmentation werden benachbarte Pixel nach Homogenitätskriterien zu Segmenten zusammengefasst, wo davon ausgegangen wird, dass die Nachbarpixel eines Pixels mit großer Wahrscheinlichkeit zur selben Klasse gehören. Die Segmentation eines Satelliten-Images soll der menschlichen Kognition entsprechen, das heißt die Segmentation soll das Image so aufteilen, wie es der menschliche Betrachter machen würde. Durch die Segmentation kommt es zu einer Generalisierung der Bilddaten, welche vom Bearbeiter und der Wissensbasis des jeweiligen Bearbeitungsprogrammes gesteuert wird. Die Segmente werden als Ganzes klassifiziert, wo neben der spektralen Information auch Form, Textur und Kontextinformationen genutzt werden können (Koch, et al., 2003).

1.3 Index-basierte Klassifikation

Die Nutzung von Indizes zur Klassifikation der Oberflächenbedeckung ist eine weitere probate Methode. Bei der Index-basierten Klassifikation werden spektrale Bänder in ein Verhältnis gestellt um Klassen hervorzuheben. Der Normalized Difference Vegetation Index (NDVI), der erstmal 1974 von Rouse et al erwähnt wurde, ist bis heute einer der meist genutzten Indizes zur Hervorhebung von unterschiedlichen Oberflächenbedeckungsklassen. Auch Wasser- und Bebauungs-Indizes werden, unter anderem in Kombination mit der pixel- oder der objekt-basierten Klassifizierung, verwendet. Samanta et al nutzen den Enhanced Vegetation Index (EVI) zur Oberflächenklassifikation, hier wird darauf verwiesen, dass eine Korrektur hinsichtlich der atmosphärischen Einflüsse und Wolken ein besseres Ergebnis liefern würde (Samanta, et al., 2012). Bei Singh et al wird der Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) zur Klassifikation genutzt (Singh, et al., 2016). Sinha et al entwickelten einen neuen Bebauung-Index der den Normalized Difference Built-Up Index (NDBI) mit dem Thermal Kanal der Landsat 8 Daten kombiniert (Sinha, et al., 2016). As-syakur verwendet den Enhanced Built-Up and Bareness Index (EBBI) um bebaute Flächen und unbewachsenes Land hervorzuheben. Sie verweisen darauf, dass eine Kombination von mehreren Indizes möglicherweise bessere Ergebnisse bringen kann (As-syakur, et al., 2012). Xu kombiniert für seinen Index-Based-Index (IBI) den Soil-Adjusted Vegetation Index (SAVI), den Modified Normalized Difference Water Index (MNDWI) und den Normalized Difference Built-Up Index (NDBI) zur Hervorhebung von bebauten Flächen (Xu, 2008). Eine Kombination von Normalized Difference Water Index (NDWI) und objekt-basierte Klassifikation verwenden Kaplan und Avdan (Kaplan & Avdan, 2017). Kuzucu und Balcik verwenden eine Mischung aus Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) und pixel-basierten Klassifikation (Kuzucu & Balcik, 2017).

1.4 Problemstellung und Zielsetzung

Sowohl die pixel-basierte als auch die objekt-basierte Methode zur Klassifikation der Oberflächenbedeckung hat ihre Stärken und Schwächen. Die pixel-basierte überwachte Klassifikation benötigt zwingend Trainingsgebiete zur Definition der jeweiligen Klassen, wo die Bestimmung der Trainingsgebiete Wissen über das Bearbeitungsgebiet erfordert. Die Ausführung der pixel-basierten überwachten Klassifikation kann nicht automatisiert von statten gehen, da hier immer der Eingriff eines Bearbeiters erforderlich ist, der die Trainingsgebiete festlegt. Die pixel-basierte unüberwachte Klassifikation lässt sich zwar automatisiert ausführen, es besteht jedoch die Gefahr, dass das Ergebnis der Klassifikation sehr viele Klassen und „ein-Pixel“-Klassen ausweist, die durch einen Bearbeiter korrigiert werden müssen. Auch sind die Klassen, die bei einer pixel-basierten unüberwachten Klassifikation als Ergebnis ausgewiesen werden, keiner Oberflächenbedeckung zugewiesen. Die Klassen müssen nachträglich durch einen Bearbeiter definiert und zugewiesen werden. Die objekt-basierte Klassifikation entfaltet ihr Potenzial erst bei hoher räumlicher Auflösung von fünf Meter und höher. Diese hohe räumliche Auflösung ist nur bei kommerziellen Fernerkundungsmissionen verfügbar. Die frei verfügbaren Satellitenbilddaten haben eine räumliche Auflösung zwischen 30 Metern (Landsat 8) und

zehn Metern (Sentinel-2). Die objekt-basierte Klassifikation erfordert hohes Expertenwissen und Wissensdatenbanken und es werden zur Ausführung der objekt-basierten Klassifikation entweder sehr hohe Programmierkenntnisse oder kommerzielle Software benötigt.

In dieser Masterarbeit soll die Oberflächenbedeckung eines Gebietes mit freien Satellitenbilddaten und freier Software bestimmt werden. Die Satellitenbilddaten sollen vor der Klassifikation von Störungen befreit werden und die Klassifikation soll ohne Notwendigkeit von Trainingsgebieten oder nachträglicher Bestimmung der Klassen erfolgen. Die verwendete Methode für die Klassifikation soll mit geringer Rechenleistung durchgeführt werden können. Von den drei oben angeführten Methoden zur Klassifikation erfüllt die Methode der Verwendung von Indizes am besten diese Kriterien.

Die genannten Beispiele der Nutzung von Indizes zur Klassifikation verwenden meist nur einen Index (zum Beispiel den NDVI oder den EVI zur Erkennung von Vegetation). Wenn eine Kombination von Indizes verwendet wird, ist das Ziel die Erkennung von nur einer Klasse, die vom Rest abgehoben wird (zum Beispiel der IBI zur Erkennung von bebauten Flächen). In dieser Masterarbeit soll jedoch mehr als eine Klasse bestimmt werden. Dazu ist es notwendig, mehrere Indizes so zu kombinieren, dass als Ergebnis alle zuvor bestimmten Klassen ausgewiesen werden. Dafür muss sichergestellt werden, dass die verwendeten Indizes eine gute Unterscheidbarkeit der Klassen gewährleisten (zum Beispiel bei der Unterscheidung von Wasserkörpern und bebauten Flächen). Bei der Klassifikation sollen die Klassen der höchsten Hierarchieebene bestimmt werden. In Anlehnung an die Klassifikationssysteme CORINE, USGS und IGP sollen fünf Klassen unterschieden werden: bebauten Flächen, unbewachsenes Land und Ackerflächen, Gras- und Grünland, Waldflächen und Wasserkörper. Dazu gibt es viele Indizes, die Verwendung finden könnten, wobei sich die Frage stellt, ob diese Indizes die Anforderungen erfüllen können.

Zur Erreichung dieser Ziele stellen sich folgende Forschungsfragen:

- Wie können Indizes verbessert werden, um eine höhere Genauigkeit bei der Erkennung und Unterscheidung von Bodenbedeckungsklassen zu erzielen?
- Wie können Indizes kombiniert werden, um mehrere Bodenbedeckungsklassen zu unterscheiden und darzustellen?
- Wie können bestehende Methoden zur Störungserkennung für Sentinel-2 Daten adaptiert werden? Durch welche alternativen Methoden der Index-basierten Klassifikation können die fehlenden Thermalbänder ersetzt werden?

Im Laufe der Zeit wurden die Fernerkundungssatelliten immer weiter verbessert. Das hat zur Folge, dass Satellitenbilddaten eine immer bessere räumliche Auflösung liefern und über mehr Spektralbänder verfügen. Das erste Fernerkundungsprogramm, das frei verfügbare Daten lieferte, ist Landsat 1 der NASA. Die Satellitenmission wurde 1972 gestartet. Die räumliche Auflösung von Landsat 1-Daten beträgt 60 Meter und verfügt über vier Spektralbänder (Rot, Grün und zwei Infrarotbänder). Im Vergleich dazu liefert das 2015 gestartete Sentinel-2 Fernerkundungsprogramm eine räumliche Auflösung zwischen zehn und 60 Metern und verfügt über 13 Spektralbänder. Sentinel-2 bietet von den derzeit verfügbaren freien Satellitenbilddaten die beste räumliche Auflösung. In dieser Masterarbeit werden Sentinel-2-Daten als Datengrundlage genutzt.

Im ersten Teil dieser Masterarbeit werden die am häufigsten vorkommenden Fernerkundungsmissionen vorgestellt. In Kapitel 2 („Übersicht Fernerkundungsmissionen“) werden die SPOT-Missionen, die von Frankreichs CNES (Centre national d'études spatiales) initiiert wurden, und die IRS-Mission, die von der indischen ISRO (Indian Space Research Organisation) betrieben wird, behandelt. Es handelt sich bei diesen beiden Satellitenmissionen um staatliche Programme. Weiters werden die kommerziellen Fernerkundungsmissionen IKONOS, QuickBird, Geo-Eye und World-View beschrieben und zusammengefasst. Des Weiteren werden die von NASA und USGS betriebenen Missionen MODIS und Landsat vorgestellt. Zuletzt wird auf das Copernicus-Programm der ESA (European Space Agency) und EU (Europäische Union) und dessen Sentinel-Satelliten näher eingegangen.

Die Sentinel-2 Mission wird in Kapitel 3 („Sentinel-2“) ausführlicher behandelt, da diese die Datengrundlage für die Masterarbeit bildet. Sentinel-2 Daten sind frei verfügbar und bieten eine relativ hohe räumliche Auflösung. Zudem ist der Aufnahmehythmus von drei bis fünf Tagen ein relativ hoher, wodurch mehr Satellitenbilddaten zur Verfügung stehen.

Indizes, die im Rahmen der Masterarbeit untersucht wurden, werden in Kapitel 4 („Übersicht Indizes“) vorgestellt und kurz beschrieben. Hier wird eine Übersicht über die Arten von Indizes gegeben und wozu sie verwendet werden können. Es werden einige Vegetationsindizes behandelt und in weiterer Folge Indizes zur Erkennung von Wasserkörpern, Schnee und bebauten Flächen.

Die in dieser Arbeit verwendete freie Software zur Bearbeitung von Satellitenbilddaten, sowie mögliche kommerzielle Alternativen, werden in Kapitel 5 („Software und Daten“) behandelt. Weiters wird darauf eingegangen wo und wie man auf freie Satellitenbilddaten zugreifen kann und in welchem Bearbeitungs-Level diese Daten zur Verfügung gestellt werden. In einem weiteren Punkt wird das Untersuchungsgebiet der Arbeit definiert und die Zeitpunkte der Aufnahme der Satellitendaten für die saisonale Analyse festgelegt.

In Kapitel 6 („Störungserkennung“) werden die Einflüsse beschrieben, welche zu Störungen von Satellitenbilddaten führen können und wie diese Fehlerquellen erkannt und eliminiert werden können. Satellitenbilddaten sind abhängig von der Sicht des Sensors am Satelliten zum Boden. Ist diese Sicht nicht gegeben, zum Beispiel durch Wolkenbedeckung, kann der Sensor nur die Reflexion der Wolke aufzeichnen und nicht die Reflexion der darunter liegenden Oberfläche. Dies gilt auch für Zirkuswolken die, je nach Dichte, die Erkennung der Oberfläche unmöglich machen. Wolken werfen Schatten auf die unter den Wolken befindlichen Oberflächen. Nicht nur unter der Wolke befindet sich Schatten, er entsteht auch, abhängig vom Einfallswinkel der Sonnenstrahlen, neben den Wolken. Gebiete, die von Schattenwurf betroffen sind, weisen eine andere, irritierende, Reflexion auf, als Gebiete die frei von Schatten sind. Daher ist es notwendig die Einflüsse von Wolken, Zirkuswolken und Wolkenshatten so gering wie möglich zu halten, indem man versucht diese aus den Berechnungen herauszuhalten. Mögliche Schneeflächen sollten auch gefunden und eliminiert werden, da Schnee im Normalfall nicht der natürlichen Bodenbedeckung entspricht und das so die Berechnungen verfälscht. Zur Erkennung von Wolkenshatten wird eine neu entwickelte Methode vorgestellt, die Sentinel-2 tauglich und weniger rechenintensiv ist als vorhanden Methoden.

In Kapitel 7 („Klassifikationssysteme“) werden die bestehenden Klassifikationssysteme von USGS, IGBP, CORINE und LCCS überblicksmäßig beschrieben. Das für dieser Masterarbeit angepasste Klassifikationssystem wird vorgestellt. Dieses wird in Anlehnung an bestehende Klassifikationssysteme so gewählt, dass die erste Ebene (höchste hierarchische Ebene) zur Klassenunterscheidung herangezogen wird. Es werden fünf Klassen gebildet: bebaute Flächen, unbewachsenes Land und Ackerflächen, Gras- und Grünland, Waldflächen und Wasserkörper.

In Kapitel 8 („Indizes zur Oberflächenerkennung“) werden Indizes zur Erkennung der festgelegten Klassen verglichen und auf ihre Tauglichkeit für die Klassifikation geprüft. Sollten bestehende Indizes eine Klasse nicht ausreichend hervorheben oder sie unzureichend von einer anderen Klasse unterscheiden können, wird als nächster Schritt ein neuer Index für Sentinel-2 Daten entwickelt. Zur Hervorhebung von Wasserkörpern wurde ein neuer Index entwickelt. Der hier vorgestellte nMNDWI (new Modified Normalized Difference Water Index) bietet eine verbesserte Erkennung von Wasserkörpern und vermindert das Hintergrundrauschen zwischen bebauten Flächen und Wasserkörpern. Bebaute Flächen werden mit einem neu entwickelten Index erkannt. Der in dieser Masterarbeit vorgestellte MNDBI (Modified Normalized Difference Built-Up Index) bietet eine verbesserte Unterscheidung zwischen vegetationsunbedecktem Boden und bebauten Flächen. Dadurch können fälschliche Klassifizierungen von unbewachsenem Boden als bebaute Flächen verringert werden.

Ziel dieser Masterarbeit ist die Entwicklung einer Methode, die es ermöglicht, durch Kombination von unterschiedlichen Indizes der Bodenbedeckung in verbesserter Art und Weise zu klassifizieren. In Kapitel 9 („Index-basierte Klassifikation“) wird diese Methode der Kombination von Indizes vorgestellt. Diese Methode wird sowohl auf Daten zu einem bestimmten Zeitpunkt als auch auf Datenbasis einer Saison angewandt. Um die allgemeine Gültigkeit der entwickelten Methode zu überprüfen, wird diese auf neun weltweit ausgewählten Gebieten zur Klassifizierung der Bodenbedeckung angewandt.

2 Übersicht Fernerkundungsmissionen

In diesem Kapitel werden die am häufigsten genutzten Fernerkundungsmissionen vorgestellt. Es werden sowohl kommerzielle Satellitenmissionen vorgestellt, als auch Fernerkundungsmissionen, deren Daten frei verfügbar sind. Es werden die SPOT-Missionen, die von Frankreichs CNES (Centre national d'études spatiales) initiiert wurden und die IRS-Missionen, die von der indischen ISRO (Indian Space Research Organisation) betrieben werden, behandelt. Es handelt sich hierbei um staatliche Satellitenprogramme. Weiters werden die kommerziellen Fernerkundungsmissionen IKONOS, QuickBird, GeoEye und World-View beschrieben und zusammengefasst. Des Weiteren werden die von NASA (National Aeronautics and Space Administration) und USGS (United States Geological Survey) betriebenen Missionen MODIS, und Landsat vorgestellt. Zuletzt wird auf das Copernicus-Programm der ESA (European Space Agency) und der EU (Europäische Union) und dessen Sentinel-Satellitenmissionen näher eingegangen. MODIS-, Landsat- und Sentinel-Daten sind frei verfügbar.

Für alle Satellitenprogramme werden die wichtigsten technischen Daten, wie mittlere Wellenlänge und räumliche Auflösung der Bänder in übersichtlicher Tabellenform dargestellt. Am Ende des Kapitels finden sich Tabellen, die die Fernerkundungssatellitenprogramme vergleichen, um auf einen Blick die Unterschiede und Gemeinsamkeiten darzustellen.

Fernerkundung bedeutet in einer allgemeinen Definition: Erfassen oder Aufnehmen von Objekten aus der Entfernung, ohne direkten Kontakt des Aufnahmesystems, des sogenannten Sensors, mit dem zu erkennenden Objekt (Kronberg, 1985, p. 1).

Fernerkundung im umfassenden Sinne ist die Aufnahme oder Messung von Objekten, ohne mit diesen in körperlichen Kontakt zu treten, und die Auswertung dabei gewonnener Daten oder Bilder zur Gewinnung quantitativer oder qualitativer Informationen über deren Vorkommen, Zustand oder Zustandsänderung und gegebenenfalls deren natürliche oder soziale Beziehung zueinander (Hildebrandt, 1996, p. 1).

Fernerkundung ist die Gesamtheit der Verfahren zur Gewinnung von Informationen von entfernten Objekten ohne direkten Kontakt mit diesen durch Messung und Interpretation von reflektierter und emittierter elektromagnetischer Strahlung (DIN 18716, 2012).

Diese Norm legt die Begriffe der Fernerkundung der Erde einschließlich darauf befindlicher Objekte mit abbildenden digitalen Sensorsystemen von Standorten auf der Erde, von Luftfahrzeugen (insbesondere Flugzeugen) oder Satelliten fest. Sie dient der Vereinheitlichung der Grundbegriffe und Benennungen (DIN 18716, 2012).

Anwendung findet die Fernerkundung zur Erfassung und Beobachtung der Erdoberfläche im weitesten Sinne, insbesondere zur Kartierung und Überwachung der Geo- und Biosphäre, zur Datengewinnung im Geoinformationswesen, Erstellung von Planungsunterlagen und zur Beobachtung natürlicher und anthropogener Veränderungen von Ökosystemen. Darunter fallen auch Anwendungen in Vermessungswesen und Kartographie, darüber hinaus aber in einem breiten Spektrum weiterer Fachgebiete wie Raumordnung und Landesplanung, Forstwirtschaft, Bauingenieurwesen, Architektur, Denkmalschutz und Archäologie,

Industriemessung, Unfallaufnahme und Kriminalistik, Medizin und andere (DIN 18716, 2012).

2.1 SPOT

„Satellite Pour l’Observation de la Terre“ (SPOT) war 1977 das erste europäische Erdüberwachungssatellitenprogramm. SPOT wurde vom französischen „Centre national d’études spatiales (CNES)“ initiiert. Zwischen 1986 und 2002 wurden fünf Satelliten von Kourou (Französisch-Guayana) aus gestartet. Sie lieferten bemerkenswerte Erdimages mit einer räumlichen Auflösung von 2,5 Meter (SPOT 5) bis 10 Meter (SPOT 1-4) (CNES, 2003).

SPOT 5 verfügt über fünf Bänder: Einem panchromatischen Band (PAN) und vier multispektralen Bändern (MS) mit einer räumlichen Auflösung von fünf Meter im panchromatischen Bereich und zehn Metern im Multispektralbereich. Die Inklination des Satelliten beträgt 98,7° bei einer Flughöhe von 822 Kilometern in einer polaren sonnensynchronen Umlaufbahn. Die Revisitzeit beträgt 26 Tage. Der Erfassungsbereich der Sensoren (Swath) hat im Multispektralbereich eine Breite von 60 Kilometer, im panchromatischen (PAN) Bereich eine Breite von 120 Kilometer (AIRBUS, 2003) (AIRBUS, 2003b).

Die folgende Tabelle zeigt die Bänder von SPOT 5 und deren mittlere Wellenlänge und räumliche Auflösung.

SPOT 5		Mittlere Wellenlänge	Räumliche Auflösung
Band 1	Grün	545 nm	10 m
Band 2	Rot	645 nm	10 m
Band 3	NIR	835 nm	10 m
Band 4	SWIR	1665 nm	20 m
Band 5	PAN	620 nm	2,5 m

m Meter

nm Nanometer

Quelle: Eigene Darstellung nach (AIRBUS, 2003)

Tab. 1: Mittlere Wellenlänge und räumliche Auflösung SPOT 5

Das CNES stieg 2015 mit SPOT 5 aus dem Programm aus und beteiligt sich unter anderem am Sentinel-Programm der ESA. Airbus Defence & Spaces führt mit SPOT 6 und SPOT 7 das Satellitenprogramm weiter (CNES, 2003).

2.2 IRS (Indian Remote Sensing)

Die Indische Space Research Organisation (ISRO) startete mit dem Indian Remote Sensing Programm (IRS) 1988 ihr eigenes Erdbeobachtungssatellitenprogramm. Der IRS-1A war der erste einer Serie von indischen Fernerkundungssatelliten. Er wurde am 17. März 1988 vom Weltraumbahnhof Baikonur (heute Kasachstan) in eine polare sonnensynchrone Umlaufbahn befördert (ISRO, 2018).

IRS-1A verfügt über fünf Bänder: Einem panchromatischen Band (PAN) und vier multispektralen Bändern (MS) mit einer räumlichen Auflösung von 5,8 Metern im panchromatischen Bereich und einer räumlichen Auflösung von 23,5 Meter im Multispektralbereich. Die Inklination des Satelliten beträgt 99,08° bei einer Flughöhe von 904 Kilometer in einer polaren sonnensynchronen Umlaufbahn. Die Revisitzeit beträgt 22 Tage. Der Erfassungsbereich der Sensoren (Swath) hat eine Breite von 140 Kilometer (ISRO, 2018) (Thomsen, 2005).

Die folgende Tabelle zeigt die Bänder von IRS-1A und deren mittlere Wellenlänge und räumliche Auflösung.

IRS-1A		Mittlere Wellenlänge	Räumliche Auflösung
Band 1	Grün	555 nm	23,5 m
Band 2	Rot	650 nm	23,5 m
Band 3	NIR	815 nm	23,5 m
Band 4	SWIR	1625 nm	70,5 m
Band 5	PAN	625 nm	5,8 m

m Meter

nm Nanometer

Quelle: Eigene Darstellung nach (Thomsen, 2005)

Tab. 2: Mittlere Wellenlänge und räumliche Auflösung IRS-1A

In weiterer Folge wurden sechs weitere IRS Satelliten in den Orbit befördert (IRS-1B bis IRS-1E und IRS-P3 und P6). Dazu kommt die neue Cartosat-2 Satelliten-Serie (ISRO, 2018).

2.3 IKONOS

IKONOS war der weltweit erste kommerzielle Satellit. Er wurde am 24. September 1999 von der Vandenberg Air Force Base in Kalifornien gestartet. Die IKONOS-Images werden zur nationalen Sicherheit, militärisches Kartieren, Luft- und Marinetransporte und von regionalen und lokalen staatlichen Stellen genutzt (Digital Globe, 2013).

IKONOS verfügt über fünf Bänder: Einem panchromatischen Band (PAN) und vier multispektralen Bändern (MS) mit einer räumlichen Auflösung von einem Meter im panchromatischen Bereich und einer räumlichen Auflösung von vier Metern im Multispektralbereich. Die Flughöhe des Satelliten beträgt 861 Kilometer in einer polaren sonnensynchronen Umlaufbahn. Die Revisitzeit beträgt drei Tage. Der Erfassungsbereich der Sensoren (Swath) hat eine Breite von 11,3 Kilometer (Digital Globe, 2013) (Thomsen, 2005).

Die folgende Tabelle zeigt die Bänder von IKONOS und deren mittlere Wellenlänge und räumliche Auflösung.

IKONOS		Mittlere Wellenlänge	Räumliche Auflösung
Band 1	PAN	675 nm	1 m
Band 2	Blau	490 nm	4 m
Band 3	Grün	565 nm	4 m
Band 4	Rot	680 nm	4 m
Band 5	NIR	810 nm	4 m

m Meter

nm Nanometer

Quelle: Eigene Darstellung nach (Thomsen 2005)

Tab. 3: Mittlere Wellenlänge und räumliche Auflösung IKONOS

2.4 QuickBird

QuickBird wurde am 18. Oktober 2001 von der Vandenberg Air Force Base in Kalifornien gestartet. Er wurde entwickelt um Satellitenbilddaten im sub-meter Bereich zu liefern (Digital Globe, 2014).

QuickBird verfügt über fünf Bänder: Einem panchromatischen Band (PAN) und vier multispektralen Bändern (MS) mit einer räumlichen Auflösung von 0,55 Meter im panchromatischen Bereich und einer räumlichen Auflösung von zwei Metern im Multispektralbereich. Die Inklination des Satelliten beträgt $97,2^\circ$ bei einer Flughöhe von 400 Kilometer in einer polaren sonnensynchronen Umlaufbahn. Die Revisitzeit beträgt zwischen zwei und zwölf Tagen, abhängig vom Zielgebiet. Der Erfassungsbereich der Sensoren (Swath) hat eine Breite von 14.9 Kilometern (Digital Globe, 2014).

Die folgende Tabelle zeigt die Bänder von QuickBird und deren mittlere Wellenlänge und räumliche Auflösung.

QuickBird		Mittlere Wellenlänge	Räumliche Auflösung
Band 1	PAN	729 nm	0,55 m
Band 2	Blau	487,5 nm	2 m
Band 3	Grün	543 nm	2 m
Band 4	Rot	650 nm	2 m
Band 5	NIR	816,5 nm	2 m

m Meter

nm Nanometer

Quelle: Eigene Darstellung nach (Digital Globe, 2014)

Tab. 4: Mittlere Wellenlänge und räumliche Auflösung Quickbird

2.5 Geo-Eye 1

Geo-Eye 1 wurde am 6. September 2008 von der Vandenberg Air Force Base in Kalifornien gestartet. Er ist mit einer der fortschrittlichsten Technologien ausgestattet, die in kommerziellen Fernerkundungssystemen eingesetzt wurden. Geo-Eye 1 kann jeden Punkt der Erde innerhalb von drei Tagen oder weniger erreichen (Digital Globe, 2014).

Geo-Eye 1 verfügt über fünf Bänder: Einem panchromatischen Band (PAN) und vier multispektralen Bändern (MS) mit einer räumlichen Auflösung von 0,4 Meter im panchromatischen Bereich und einer räumlichen Auflösung von 1,65 Metern im

Multispektralbereich. Die Inklination des Satelliten beträgt $98,1^\circ$ bei einer Flughöhe von 684 Kilometer in einer polaren sonnensynchronen Umlaufbahn. Die Flughöhe wurde im Sommer 2013 auf 770 Kilometer angehoben, um seine Laufzeit zu verlängern. Die Revisitzeit beträgt ein bis drei Tage. Der Erfassungsbereich der Sensoren (Swath) hat eine Breite von 15,3 Kilometern (Digital Globe, 2014) (AIRBUS, 2018).

Die folgende Tabelle zeigt die Bänder von Geo-Eye 1 und deren mittlere Wellenlänge und räumliche Auflösung.

Geo-Eye 1		Mittlere Wellenlänge	Räumliche Auflösung
Band 1	PAN	625 nm	0,4 m
Band 2	Blau	480 nm	1,65 m
Band 3	Grün	545 nm	1,65 m
Band 4	Rot	672,5 nm	1,65 m
Band 5	NIR	850 nm	1,65 m

m Meter

nm Nanometer

Quelle: Eigene Darstellung nach (Digital Globe, 2014) (AIRBUS, 2018)

Tab. 5: Mittlere Wellenlänge und räumliche Auflösung Geo-Eye 1

2.6 World-View

World-View ist eine Serie von hochauflösenden, kommerziellen Fernerkundungssatelliten der Firma Digital Globe. Im Jänner 2013 schlossen sich Digital Globe und Konkurrent Geo-Eye zusammen. Der geplante Start von Geo-Eye 2 wurde in die World-View-Serie eingegliedert und startete unter dem Namen World-View 4 (Ferster, 2013).

2.6.1 World-View 1

World-View 1 wurde am 18. September 2007 von der Vandenberg Air Force Base in Kalifornien gestartet. Er ist der erste einer Reihe von Satelliten der nächsten Generation, die sehr beweglich sind (Digital Globe, 2013).

World-View 1 verfügt über ein panchromatisches Band (PAN) mit einer räumlichen Auflösung von 0,5 Metern. Die Flughöhe des Satelliten beträgt 496 Kilometer in einer polaren sonnensynchronen Umlaufbahn. Die Revisitzeit beträgt ein bis zwei Tage. Der Erfassungsbereich der Sensoren (Swath) hat eine Breite von 17,7 Kilometern (Digital Globe, 2013).

Die folgende Tabelle zeigt die Bänder von World-View 1 und deren mittlere Wellenlänge und räumliche Auflösung.

World-View 1		Mittlere Wellenlänge	Räumliche Auflösung
Band 1	PAN	650 nm	0,5 m

m Meter

nm Nanometer

Quelle: Eigene Darstellung nach (Digital Globe, 2013)

Tab. 6: Mittlere Wellenlänge und räumliche Auflösung World-View 1

2.6.2 World-View 2

World-View 2 wurde am 8. Oktober 2009 von der Vandenberg Air Force Base in Kalifornien gestartet. Er ist der zweite der hochauflösenden Satelliten-Serie von Digital Globe (Digital Globe, 2016).

World-View 2 verfügt über neun Bänder: Einem panchromatischen Band (PAN) und acht multispektralen Bändern (MS) mit einer räumlichen Auflösung von 0,5 Meter im panchromatischen Bereich und einer räumlichen Auflösung von zwei Metern im Multispektralbereich. Die Flughöhe des Satelliten beträgt 770 Kilometer in einer polaren sonnensynchronen Umlaufbahn. Die Revisitzeit beträgt ein bis vier Tage. Der Erfassungsbereich der Sensoren (Swath) hat eine Breite von 16,4 Kilometern (Digital Globe, 2016).

Die folgende Tabelle zeigt die Bänder von World-View 2 und deren mittlere Wellenlänge und räumliche Auflösung.

World-View 2		Mittlere Wellenlänge	Räumliche Auflösung
Band 1	PAN	625 nm	0,5 m
Band 2	Aerosol	455 nm	2 m
Band 3	Blau	480 nm	2 m
Band 4	Grün	545 nm	2 m
Band 5	Gelb	605,5 nm	2 m
Band 6	Rot	660 nm	2 m
Band 7	Red-Edge	725 nm	2 m
Band 8	NIR 1	832,5 nm	2 m
Band 9	NIR 2	950 nm	2 m

m Meter

nm Nanometer

Quelle: Eigene Darstellung nach (Digital Globe, 2016)

Tab. 7: Mittlere Wellenlänge und räumliche Auflösung World-View 2

2.6.3 World-View 3

World-View 3 wurde am 13. August 2014 gestartet. Er ist der erste kommerzielle Satellit der multi-payload, super-spectral und hochauflösend ist (Digital Globe, 2017a) (AIRBUS, 2018b).

World-View 3 verfügt über 29 Bänder: Einem panchromatischen Band (PAN) mit einer räumlichen Auflösung von 0.31 Metern, acht multispektralen Bändern (MS) mit einer räumlichen Auflösung von 1,24 Metern, acht kurzwelligen Infrarot Bändern (SWIR) mit einer räumlichen Auflösung von 3,7 Metern und zwölf CAVIS (Clouds, Aerosols, Vapors, Ice und Snow) Bändern mit einer Auflösung von 30 Metern. Die CAVIS Bänder dienen dazu Wolken, Aerosole, Wasserdampf, Eis und Schnee besser hervorhaben zu können. Die Flughöhe des Satelliten beträgt 617 Kilometer in einer polaren sonnensynchronen Umlaufbahn. Die Revisitzeit beträgt zirka einen Tag. Der Erfassungsbereich der Sensoren (Swath) hat eine Breite von 13,1 Kilometern (Digital Globe, 2017a).

Die folgende Tabelle zeigt die Bänder von World-View 3 und deren mittlere Wellenlänge und räumliche Auflösung.

World-View 3		Mittlere Wellenlänge	Räumliche Auflösung
Band 1	PAN	625 nm	0,31 m
Band 2	Aerosol	425,5 nm	1,24 m
Band 3	Blau	481 nm	1,24 m
Band 4	Grün	546,5 nm	1,24 m
Band 5	Gelb	604,5 nm	1,24 m
Band 6	Rot	661 nm	1,24 m
Band 7	Red-Edge	723,5 nm	1,24 m
Band 8	NIR 1	832 nm	1,24 m
Band 9	NIR 2	948 nm	1,24 m

m Meter

nm Nanometer

Die SWIR und CAVIS Bänder sind hier nicht angeführt.

Quelle: Eigene Darstellung nach (Digital Globe, 2017a)

Tab. 8: Mittlere Wellenlänge und räumliche Auflösung World-View 3

2.6.4 World-View 4

World-View 4 wurde am 11. November 2016 von der Vandenberg Air Force Base in Kalifornien gestartet. Es ist ein multispektraler, hochauflösender kommerzieller Satellit. World-View 4 ist der ehemals geplante Geo-Eye 2 Satellit. (Digital Globe, 2017b) (AIRBUS, 2018c)

World-View 4 verfügt über fünf Bänder: Einem panchromatischen Band (PAN) und vier multispektralen Bändern (MS) mit einer räumlichen Auflösung von 0,3 Meter im panchromatischen Bereich und einer räumlichen Auflösung von 1,24 Metern im Multispektralbereich. Die Flughöhe des Satelliten beträgt 617 Kilometer in einer polaren sonnensynchronen Umlaufbahn. Die Revisitzeit beträgt einen bis fünf Tage. Der Erfassungsbereich der Sensoren (Swath) hat eine Breite von 13,2 Kilometern (Digital Globe, 2017b).

Die folgende Tabelle zeigt die Bänder von World-View 4 und deren mittlere Wellenlänge und räumliche Auflösung.

World-View 4		Mittlere Wellenlänge	Räumliche Auflösung
Band 1	PAN	625 nm	0,31 m
Band 2	Blau	480 nm	1,24 m
Band 3	Grün	545 nm	1,24 m
Band 4	Rot	672,5 nm	1,24 m
Band 5	NIR	850 nm	1,24 m

m Meter

nm Nanometer

Quelle: Eigene Darstellung nach (Digital Globe, 2017b)

Tab. 9: Mittlere Wellenlänge und räumliche Auflösung World-View 4

2.7 MODIS

MODIS steht für moderate-resolution Imaging Spectroradiometer. Dieser Sensor befindet sich an Bord der Satelliten Terra (EOS AM) und Aqua (EOS PM). Terra wurde am 18. Dezember 1999 und Aqua am 4. Mai 2002 gestartet. Der Orbit von Terra ist zeitlich so angepasst, dass er von Norden nach Süden den Äquator am Morgen überquert, während Aqua den Äquator nachmittags von Süden nach Norden überquert. Zu beachten ist, dass die verfügbaren Daten bei Global Land Cover Facility (GLCF) ausschließlich von Terra stammen. Im Folgenden sind, wenn MODIS-Daten behandelt werden, Daten von Terra gemeint (Lindsey & Herring, o.J.) (ESA, 2018).

MODIS verfügt über 36 Bänder, die in abgeleitete atmosphärische, ozeanische und terrestrische Bänder unterteilt sind. Die sieben Terrestrischen Bänder sind atmosphärisch korrigiert. Die Bänder eins und zwei (Rot und NIR) haben eine räumliche Auflösung von 250 Metern, die Bänder drei bis sieben haben eine räumliche Auflösung von 500 Metern und die restlichen Bänder acht bis 36 haben eine räumliche Auflösung von 1000 Metern. Die Flughöhe des Satelliten beträgt 705 Kilometer in einer polaren sonnensynchronen Umlaufbahn. Die Revisitzeit beträgt 16 Tage. Der Erfassungsbereich der Sensoren (Swath) hat eine Breite von 2330 Kilometern. (NASA, 2006) (Lindsey & Herring, o.J.).

Die folgende Tabelle zeigt die terrestrischen Bänder von MODIS und deren mittlere Wellenlänge und räumliche Auflösung.

MODIS		Mittlere Wellenlänge	Räumliche Auflösung
Band 1	Rot	645 nm	250 m
Band 2	NIR	858,5 nm	250 m
Band 3	Blau	469 nm	500 m
Band 4	Grün	555 nm	500 m
Band 5	Zirrus	1240 nm	500 m
Band 6	SWIR	1640 nm	500 m
Band 7	SWIR	2130 nm	500 m

m Meter

nm Nanometer

Quelle: Eigene Darstellung nach (NASA, 2006)

Tab. 10: Mittlere Wellenlänge und räumliche Auflösung MODIS

2.8 Landsat

Das Landsat-Programm wird von der NASA (National Aeronautics and Space Administration) und dem USGS (United States Geological Survey) in Partnerschaft betrieben. Die Landsat Satelliten und Bodensysteme werden von USGS geführt. Das Ziel ist die Beschaffung von, im Wesentlichen, wolkenfreier Images von allen Erdteilen. Alle gewonnenen Daten werden im NSLRSDA (National Satellite Land Remote Sensing Data Archive) gespeichert und verwaltet (NASA & USGS, 2008).

Der erste Satellit des Landsat-Programmes wurde im Jahr 1972 gestartet. Im Laufe der Jahre folgten sieben weitere Satelliten mit weiterentwickelten Sensoren. Landsat 1 bis 5 verwenden den Multispectral Scanner (MSS). Landsat 4 und 5 verwenden zusätzlich

Thematic Mapper (TM). Landsat 7 ist mit dem Enhanced Thematic Mapper Plus (ETMP+) ausgestattet. Landsat 8 verwendet den Operational Land Imager (OLI) und den Thermal Infrared Sensor (TIRS). Die Abkürzungen der Sensoren werden in der Namensgebung der Landsat-Satelliten benutzt. Landsat 6 erreicht nicht seinen Orbit und wird daher in der folgenden Behandlung der Landsat-Satelliten nicht berücksichtigt. Für Dezember 2020 ist der Start des nachfolgenden Satelliten von Landsat 8 geplant. Landsat 9 soll mit dem Operational Land Imager-2 (OLI-2) und dem Thermal Infrared Sensor-2 (TIRS-2) bestückt werden. Die räumliche Auflösung der Bänder von Landsat 9 sollen der räumlichen Auflösung der Bänder von Landsat 8 entsprechen.

2.8.1 Landsat 1-3 (MSS)

Landsat 1 wurde am 23. Juli 1972, Landsat 2 wurde am 22. Jänner 1975 und Landsat 3 wurde am 5. März 1978 von der Vandenberg Air Force Base in Kalifornien gestartet. Es sind die ersten drei Fernerkundungssatelliten des Landsat-Programmes der NASA und des USGS. Landsat 1 bis 3 verwenden den Multispektral Scanner (MSS). Der MSS ist eine Zeilenabtastvorrichtung, die die Erde senkrecht zur Orbitalspur aufzeichnet. Das Cross-Track-Scanning wird durch einen oszillierenden Spiegel erreicht. In jedem der vier Spektralbänder werden für jeden Spiegeldurchlauf sechs Zeilen gleichzeitig abgetastet. Die Vorwärtsbewegung des Satelliten liefert den Verlauf der Abtastzeile entlang der Spur (USGS, 2018).

Landsat 1 bis 3 verfügen über vier multispektral Bänder (MS) mit einer räumlichen Auflösung von 60 Meter. Landsat 3 verfügt zusätzlich über ein Thermalband (TIR) mit einer räumlichen Auflösung von 60 Meter. Die Inklination beträgt 99,2° bei einer Flughöhe von 917 Kilometern in einer polaren sonnensynchronen Umlaufbahn. Die Revisitzeit beträgt 18 Tage. Der Erfassungsbereich der Sensoren (Swath) hat eine Breite von 185 Kilometern (USGS, 2018d).

Die folgende Tabelle zeigt die Bänder von Landsat 1 bis 3 und deren mittlere Wellenlänge und räumliche Auflösung.

Landsat 1 bis 3		Mittlere Wellenlänge	Räumliche Auflösung
Band 4	Grün	550 nm	60 m
Band 5	Rot	650 nm	60 m
Band 6	NIR	750 nm	60 m
Band 7	NIR	950 nm	60 m
Band 8 (nur Landsat 3)	Thermal	11500 nm	120 m (60 m)

m Meter

nm Nanometer

Quelle: Eigene Darstellung nach (Mann, et al., 2012), (USGS, 2018d)

Tab. 11: Mittlere Wellenlänge und räumliche Auflösung Landsat 1 bis 3

2.8.2 Landsat 4 und 5 (TM)

Landsat 4 wurde am 16. Juli 1982 und Landsat 5 am 1. März 1984 von der Vandenberg Air Force Base in Kalifornien gestartet. Diese beiden Satelliten gehören zum Landsat-Programm

der NASA und des USGS. Landsat 4 und 5 verwenden neben dem Multispektral Scanner (MSS) den Thematic Mapper (TM). Der TM ist ein hochentwickelter multispektraler Scanner, der eine höhere Bildauflösung, eine schärfere spektrale Trennung, eine verbesserte geometrische Wiedergabetreue und eine größere radiometrische Genauigkeit und Auflösung als der MSS-Sensor bietet (USGS, 2018) (USGS, 2018d).

Landsat 4 und 5 verfügen über sieben Bänder: Sechs multispektral Bänder (MS) und einem thermalen Band mit einer räumlichen Auflösung von 30 Metern im multispektralen Bereich und 120 Metern im Thermal Bereich (TIR), die auf 30 Meter resamplert werden. Die Inklination beträgt $98,2^\circ$ bei einer Flughöhe von 705 Kilometer in einer polaren sonnensynchronen Umlaufbahn. Die Revisitzeit beträgt 16 Tage. Der Erfassungsbereich der Sensoren (Swath) hat eine Breite von 185 Kilometer (USGS, 2018d).

Die folgende Tabelle zeigt die Bänder von Landsat 4 und 5 und deren mittlere Wellenlänge und räumliche Auflösung.

Landsat 4 und 5		Mittlere Wellenlänge	Räumliche Auflösung
Band 1	Blau	485 nm	30 m
Band 2	Grün	560 nm	30 m
Band 3	Rot	660 nm	30 m
Band 4	NIR	830 nm	30 m
Band 5	SWIR	1650 nm	30 m
Band 6	Thermal	11450 nm	120 m (30 m)
Band 7	SWIR	2215 nm	30 m

m Meter

nm Nanometer

Quelle: Eigene Darstellung nach (USGS, 2018d)

Tab. 12: Mittlere Wellenlänge und räumliche Auflösung Landsat 4 und 5

2.8.3 Landsat 7 (ETM+)

Landsat 7 wurde am 15. April 1999 von der Vandenberg Air Force Basis in Kalifornien gestartet. Der Satellit gehört zum Landsat-Programm der NASA und des USGS. Landsat 7 verwendet den Enhanced Thematic Mapper Plus (ETM+). Das ETM+ Instrument ist ein fixiertes „whisk-broom“ (Besen), acht-Band, multispektral scannendes Radiometer, das hochauflösende Bildinformationen der Erdoberfläche liefern kann (USGS, 2018d).

Landsat 7 verfügt über acht Bänder: Einem panchromatischen Band (PAN), sechs multispektral Bänder (MS) und einem thermalen Band (TIR) mit einer räumlichen Auflösung von 15 Meter im panchromatischen Bereich, einer räumlichen Auflösung von 30 Meter im Multispektralbereich und 60 Meter im thermalen Bereich, die auf 30 Meter resamplert werden. Die Inklination beträgt $98,2^\circ$ bei einer Flughöhe von 705 Kilometer in einer sonnensynchronen Umlaufbahn. Die Revisitzeit beträgt 16 Tage. Der Erfassungsbereich der Sensoren (Swath) hat eine Breite von 185 Kilometern (USGS, 2018d).

Die folgende Tabelle zeigt die Bänder von Landsat 7 und deren mittlere Wellenlänge und räumliche Auflösung.

Landsat 7		Mittlere Wellenlänge	Räumliche Auflösung
Band 1	Blau	485 nm	30 m
Band 2	Grün	560 nm	30 m
Band 3	Rot	660 nm	30 m
Band 4	NIR	835 nm	30 m
Band 5	SWIR	1650 nm	30 m
Band 6	Thermal	11450 nm	60 m (30 m)
Band 7	SWIR	2220 nm	30 m
Band 8	PAN	710 nm	15 m

m Meter

nm Nanometer

Quelle: Eigene Darstellung nach (USGS, 2018d)

Tab. 13: Mittlere Wellenlänge und räumliche Auflösung Landsat 7

2.8.4 Landsat 8 (OLI und TIRS)

Landsat 8 wurde am 11. Februar 2013 von der Vandenberg Air Force Base in Kalifornien gestartet. Der Satellit gehört zum Landsat-Programm der NASA und des USGS. Landsat 8 verwendet den Operational Land Imager (OLI) und den Thermal Infrared Sensor (TIRS) (USGS, 2018d). Das OLI-Design ist ein Fortschritt in der Landsat-Sensoren-Technologie und verwendet einen Ansatz, der durch den Advanced Land Imager-Sensor demonstriert wird, der auf dem experimentellen Satelliten EO-1 der NASA geflogen wird. Instrumente an früheren Landsat-Satelliten verwendeten Scan-Spiegel, um die Sichtfelder des Instruments über die Schwadbreite (Swath) der Oberfläche zu streichen und Licht zu einigen Detektoren zu übertragen. Das OLI verwendet stattdessen lange Detektorarrays mit über 7000 Detektoren pro Spektralband, die über seine Brennebene ausgerichtet sind, um über den Streifen hinweg zu sehen. Diese „push-broom“ (Stoßbesen)-Design führt zu einem empfindlicheren Instrument, das verbesserte Landoberflächeninformationen mit weniger beweglichen Teilen bereitstellt. Mit einem verbesserten Signal-Rausch-Verhältnis im Vergleich zu früheren Landsat-Sensoren ist OLI zuverlässiger und bietet eine verbesserte Leistung (NASA, 2018). Der TIRS verwendet Quantum-Wave-Photodetectors (QWIPs), um lange Wellenlängen des von der Erde emittierten Lichts zu detektieren, deren Intensität von der Oberflächentemperatur abhängt. Diese Wellenlängen, genannt thermisches Infrarot, liegen weit außerhalb des menschlichen Sehvermögens. QWIPs sind eine neue, kostengünstigere Alternative zur herkömmlichen Infrarot-Technologie und wurde am Goddard Space Flight Center der NASA entwickelt (NASA, 2019).

Landsat 8 verfügt über elf Bänder: Einem panchromatischen Band (PAN), acht multispektralen Bändern (MS) und zwei thermalen Bändern (TIR) mit einer Auflösung von 15 Metern im panchromatischen Bereich, einer räumlichen Auflösung von 30 Metern im Multispektralbereich und einer räumlichen Auflösung von 100 Meter im thermalen Bereich, die auf 30 Meter resamplert werden. Die Inklination beträgt 98,2° bei einer Flughöhe von 705 Kilometer in einer sonnensynchronen Umlaufbahn. Die Revisitzeit beträgt 16 Tage. Der Erfassungsbereich der Sensoren (Swath) hat eine Breite von 185 Kilometer (USGS, 2018d).

Die folgende Tabelle zeigt die Bänder von Landsat 8 und deren mittlere Wellenlänge und räumliche Auflösung.

Landsat 8		Mittlere Wellenlänge	Räumliche Auflösung
Band 1	Aerosol	443 nm	30 m
Band 2	Blau	482,5 nm	30 m
Band 3	Grün	562,5 nm	30 m
Band 4	Rot	655 nm	30 m
Band 5	NIR	865 nm	30 m
Band 6	SWIR	1610 nm	30 m
Band 7	SWIR	2200 nm	30 m
Band 8	PAN	590 nm	15 m
Band 9	Zirrus	1375 nm	30 m
Band 10	TIR	10900 nm	100m (30 m)
Band 11	TIR	12000 nm	100m (30 m)

m Meter

nm Nanometer

Quelle: Eigene Darstellung nach (USGS, 2018d)

Tab. 14: Mittlere Wellenlänge und räumliche Auflösung Landsat 8

2.9 Sentinel

Das Copernicus-Programm liefert genaue, zeitnahe und leicht zugängliche Informationen, um das Umweltmanagement zu verbessern, die Auswirkungen des Klimawandels zu verstehen und zu lindern und die Sicherheit der Bürger zu gewährleisten. Copernicus ist der neue Name für das „Global Monitoring for Environment and Security“ Programm (GMES). Diese Initiative wird von der Europäischen Kommission (EC) in Partnerschaft mit der Europäischen Weltraumorganisation (ESA) geleitet. Die ESA koordiniert die Lieferung von Daten von mehr als 30 Satelliten. Die Europäische Kommission, die im Namen der Europäischen Union (EU) handelt ist für die Gesamtinitiative verantwortlich, legt die Anforderungen fest und verwaltet die Dienstleistung (ESA, 2018).

Die ESA entwickelt ein neues Missions-Programm namens Sentinel, die speziell auf die operationellen Bedürfnisse des Copernicus-Programms zugeschnitten sind. Jede Sentinel-Mission basiert auf einer Konstellation von zwei Satelliten, um revisit Anforderungen und Abdeckungsanforderungen zu erfüllen und robuste Datensätze für Copernicus-Dienste bereitzustellen. Diese Missionen umfassen eine Reihe von Technologien wie Radar- und multispektrale Bildgebungsinstrumente für die Überwachung von Land, Meer und Atmosphäre (ESA, 2018).

Im Folgendem wird eine kurze Zusammenfassung der Sentinel-Satellitenmissionen gegeben. Eine ausführliche Beschreibung der Sentinel-2 Mission folgt in Kapitel 3 („Sentinel-2“).

2.9.1 Sentinel-1

Sentinel-1 A wurde am 3. April 2014 und Sentinel-1 B am 25. April 2016 mit einer Sojus-Rakete vom europäischen Weltraumbahnhof in Französisch-Guayana aus gestartet. Sentinel-1 ist eine Radar-Imaging Mission für Land- und Ozeandienste für jedes Wetter bei Tag und Nacht (ESA, 2018).

Die Inklination beträgt $98,18^\circ$ bei einer Flughöhe von 693 Kilometern in einer polaren sonnensynchronen Umlaufbahn. Die Revisit-Zeit beträgt zwölf Tage. Der Erfassungsbereich der Sensoren (Swath) hat eine Breite von 250 Kilometer (5×20 Meter) bis 400 Kilometer (20×40) abhängig von der räumlichen Auflösung (ESA, 2013a).

2.9.2 Sentinel-2

Sentinel-2 A wurde am 23. Juni 2015 und Sentinel-2 B am 7. März 2017 mit einer Vega-Rakete vom europäischen Weltraumbahnhof nahe Kourou in Französisch-Guayana gestartet. Sentinel-2 ist eine hochaufgelöste Multispektral-Imaging Mission, die zur Landüberwachung dient, die beispielsweise die Vegetation, die Boden- und Wasserdecke, Binnenwasserstraßen und Küstengebiete abbildet. Sentinel-2 kann Informationen für Notdienste liefern (ESA, 2018).

Sentinel-2 verfügt über 13 Bänder mit einer räumlichen Auflösung von zehn Metern für das Rote, Grüne, Blaue und nahe Infrarot Band (NIR), 20 Meter für die restlichen kurzwelligen (SWIR) und nahen Infrarot Bänder (NIR) und 60 Meter für das Aerosol, Wasserdampf und Zirkus Band. Die Inklination beträgt $98,62^\circ$ bei einer Flughöhe von 786 Kilometer in einer polaren sonnensynchronen Umlaufbahn. Die Revisit-Zeit beträgt zirka fünf Tage, die auf zwei bis drei Tage reduziert wird, da sich die beiden Satelliten in der um 180 Grad versetzten gleichen Umlaufbahnen im Orbit befinden. Der Erfassungsbereich der Sensoren (Swath) hat eine Breite von 290 Kilometern (ESA, 2015).

Eine Tabelle, die die Bänder von Sentinel-2 und deren mittlere Wellenlänge und räumliche Auflösung zeigt findet sich in Kapitel 3.8.1 („Räumliche Auflösung“) (siehe Tabelle 17)

2.9.3 Sentinel-3

Sentinel-3 A wurde am 16. Februar 2016 (ESA, 2018a) und Sentinel-3 B am 25. April 2018 mit einer Rockot-Trägerrakete vom Kosmodrome Plessezk im Norden Russlands in die Umlaufbahn gebracht (ESA, 2018b). Sentinel-3 ist eine Multi-Instrument Mission zur Messung der Meeresoberflächentopographie, der Meeres- und Landoberflächentemperatur, der Ozeanfarbe und der Landfarbe mit hoher Genauigkeit und Zuverlässigkeit. Die Mission wird Ozeanprognosesysteme sowie Umwelt- und Klimaüberwachung unterstützen (ESA, 2018).

Die Inklination beträgt $98,65^\circ$ bei einer Flughöhe von 814,5 Kilometer in einer polaren sonnensynchronen Umlaufbahn. Die Revisit-Zeit beträgt 27 Tage. Der Erfassungsbereich der Sensoren (Swath) hat eine Breite von 740 Kilometer bis zu 1400 Kilometer (ESA, 2013b).

2.9.4 Sentinel-4, -5p, -5 und -6

- Sentinel-4 ist eine Nutzlast für die Überwachung der Atmosphäre, die auf einem Meteosat-Satelliten der dritten Generation (MTG-S) in einer geostationären

Umlaufbahn eingesetzt wird (ESA, 2018). Der Start von Sentinel-4 ist für 2019 geplant (eoPortal Directory, 2018a).

- Sentinel-5 Precursor (Sentinel-5p) wurde am 13. Oktober 2017 mit einer Rocket-Trägerrakete vom Kosmodrom Plessezk im Norden Russlands in die Umlaufbahn gebracht. Sentinel-5p ist der Vorläufer von Sentinel-5, und liefert zeitnahe Daten zu einer Vielzahl von Spurengasen und Aerosolen, die die Luftqualität und das Klima beeinflussen. Er wurde entwickelt um Datenlücken zwischen dem ENVISAT (Environmental Satellite) (insbesondere dem SCIAMACHY-Gerät (Scanning Imaging Absorption SpectroMeter for Atmospheric CHartographY) und dem Start von Sentinel-5 zu verringern (ESA, 2018).
- Sentinel-5 ist eine Nutzlast, die die Atmosphäre von einer polaren Umlaufbahn an Bord eines MetOp (Meteorological Operational Satellite) Second Generation-Satelliten überwachen wird (ESA, 2018). Der Start von Sentinel-5 A ist für 2012 geplant, 2022 soll Sentienel-5 B folgen (eoPortal Directory, 2018b).
- Sentinel-6 trägt einen Radar-Höhenmesser zur Erhebung der globalen Meereshöhe vor allem für die operationelle Ozeanographie und für Klimastudien (ESA, 2018). Der Start von Sentinel-6 ist für 2020 geplant (ESA Sentinel Online, 2018).

2.10 Technische Daten Überblick

In der folgenden Tabelle wird eine übersichtliche Zusammenfassung aller in Kapitel 2 („Übersicht Fernerkundungsmissionen“) behandelten Fernerkundungssatelliten gegeben. In der Tabelle finden sich das jeweilige Startdatum (Launch) der Satelliten wie auch das Datum eines möglichen Endes der Satellitenmission (removed from operations), weiters sind die Flughöhe, die Revisit-Zeit und die Erfassungsbreite der Sensoren (Swath) der jeweiligen Mission angeführt. In der letzten Spalte sind die Überflugzeit (crossing time) angegeben. Das ist der Zeitpunkt zu der ein Satellit über ein bestimmtes Gebiet fliegt, wobei dieser Zeitpunkt so gewählt ist, dass eine möglichst wolkenfreie Aufnahme möglich ist. Die Tabelle ist nach dem Datum der Start der Fernerkundungsmissionen (Launch date) geordnet.

Satellit	Launch	Removed	Flughöhe	Revisit	Swath	Zeit
Landsat 1	23.07.1972	06.01.1978	917 km	18 Tage	185 km	9:30
Landsat 2	22.01.1975	27.07.1983	917 km	18 Tage	185 km	9:30
Landsat 3	05.03.1978	07.09.1983	917 km	18 Tage	185 km	9:30
Landsat 4	19.07.1982	14.12.1993	705 km	16 Tage	185 km	9:45
Landsat 5	01.03.1984	05.06.2013	705 km	16 Tage	185 km	9:45
SPOT-1	22.02.1986	Aktiv	822 km	26 Tage	80 km	10:30
IRS-1A	17.03.1988	Juli 1996	904 km	22 Tage	140 km	10:30
SPOT-2	22.01.1990	Juli 2009	822 km	26 Tage	80 km	10:30
IRS-1B	29.08.1991	20.12.2003	904 km	22 Tage	140 km	10:30
SPOT-3	26.09.1993	Aktiv	822 km	26 Tage	80 km	10:30
IRS-1C	28.12.1995	21.09.2007	817 km	24 Tage	140 km	10:30
IRS-1D	29.09.1997	Jänner 2010	817 km	24 Tage	140 km	10:30
SPOT-4	24.06.1998	Aktiv	822 km	26 Tage	80 km	10:30
Landsat 7	15.04.1999	Aktiv	705 km	16 Tage	185 km	10:00
IKONOS	24.09.1999	Dezember 2014	681 km	3 Tage	11,3 km	
QuickBird	18.10.2001	27.01.2015	400 km	2-12 Tage	14,9 km	10:00
SPOT-5	04.05.2002	Aktiv	822 km	26 Tage	80 km	10:30
World-View 1	18.09.2007	Aktiv	496 km	5,4 Tage	17,7 km	10:30
Rapid-Eye	29.08.2008	Aktiv	630 km	5,5 Tage	77 km	11:00
Geo-Eye 1	06.09.2008	Aktiv	681 km	2,6 Tage	15,3 km	10:30
World-View 2	08.10.2009	Aktiv	770 km	3,7 Tage	16,4 km	10:30
SPOT-6	06.09.2012	Aktiv	694 km	26 Tage	60-600 km	10:00
Landsat 8	11.02.2013	Aktiv	705 km	16 Tage	185 km	10:00
Sentinel-1 A	03.04.2014	Aktiv	693 km	12 Tage	80-400 km	
SPOT-7	30.06.2014	Aktiv	694 km	26 Tage	60-600 km	10:00
World-View 3	13.08.2014	Aktiv	617 km	4,5 Tage	13,1 km	10:30
Sentinel-2 A	23.06.2015	Aktiv	786 km	2-5 Tage	290 km	10:30
Sentinel-3 A	16.02.2016	Aktiv	815 km	27 Tage	750 km	10:00
Sentinel-1 B	25.04.2016	Aktiv	693 km	12 Tage	80-400 km	
World-View 4	11.11.2016	Aktiv	617 km	4,5 Tage	13,2 km	10:30
Sentinel-2 B	07.03.2017	Aktiv	786 km	2-5 Tage	290 km	10:30
Sentinel-3 B	25.04.2018	Aktiv	815 km	27 Tage	750 km	10:00

Quelle: Eigene Darstellung nach Quellen siehe Kapitel 2 bei den jeweiligen Unterpunkten zu den Satelliten-Missionen.

Tab. 15: Überblick: Technische Daten der Satelliten-Missionen

2.11 Bändervergleich

In der folgenden Tabelle werden ausgewählte Fernerkundungssatelliten hinsichtlich ihrer verfügbaren Bänder und deren räumlicher Auflösung zusammengefasst. Im Kopf der Tabelle sind die Bänder angeführt. In der ersten Spalte befindet sich das panchromatische Band (PAN), gefolgt von einem Band zur Aerosol Detektion, es folgen die multispektralen Bänder (Blau, Grün, Rot, NIR und SWIR) und in der letzten Spalte befindet sich das thermal Band (TIR). Im Tabelleninneren wird, wenn vorhanden, die räumliche Auflösung des Bandes in Meter dargestellt. Dieser Vergleich von Satelliten-Programmen ermöglicht es einen Überblick zu erlangen, welche Satelliten über welche spektralen Bänder und über welche räumliche Auflösung diese verfügen.

Satellit	PAN	Aerosol	Blau	Grün	Rot	NIR	NIR	SWIR	SWIR	TIR
Sentinel-2		30	10	10	10	10	20	20	60	
Landsat 8	15	30	30	30	30	30		30	30	30
Landsat 7	15		30	30	30	30		30	30	30
Landsat TM			30	30	30	30		30	30	30
Landsat MSS				60	60	60				
MODIS			500	500	250	250		500	500	
World-View 4	0,31		1,24	1,24	1,24	1,24				
World-View 3	0,31	1,24	1,24	1,24	1,24	1,24	1,24	3,7	3,7	
World-View 2	0,5	2	2	2	2	2	2			
World-View 1	0,5									
Geo-Eye 1	0,4		1,65	1,65	1,65	1,65				
QuickBird	0,55		2	2	2	2				
IKONOS	1		4	4	4	4				
IRS-1A	5,8			23,5	23,5	23,5		70,5		
SPOT-5	2,5			10	10	10		20		

Alle Werte sind in Meter.

Quelle: Eigene Darstellung nach Quellen siehe Kapitel 2 bei den jeweiligen Unterpunkten zu den Satelliten-Missionen.

Tab. 16: Bändervergleich

3 Sentinel-2

In diesem Kapitel wird die Sentinel-2 Mission des Copernicus-Programms der Europäischen Kommission (EC) in Partnerschaft mit der Europäischen Weltraumorganisation (ESA) genauer behandelt. Diese Mission wird ausführlich behandelt, da die Daten von Sentinel-2 als Datengrundlage für diese Masterarbeit dienen. Die Vorteile, die Sentinel-2 Daten bieten, liegen in der freien Verfügbarkeit der Daten, sie sind kostenfrei zu beziehen, in der verhältnismäßig kurzen Überflugzeit, die zu einer Aufnahmefrequenz von zwei bis drei Tagen in den gemäßigten Breiten führt und in der höheren räumlichen Auflösung von zehn Metern, im Vergleich zu anderen frei verfügbaren Satellitenbilddaten, wie den Landsat Daten.

Zu Beginn dieses Kapitels wird eine Einführung und allgemeine Übersicht über das Sentinel-2-Programm gegeben. Die Satelliten und ihre Umlaufbahn sowie die geographische Abdeckung werden besprochen. Es werden die Produkttypen und deren verfügbare Aufbereitungslevel angeführt. Die verfügbaren Bänder von Sentinel-2, deren mittlere Wellenlänge und die räumliche Auflösung werden behandelt. Zuletzt wird eine Gegenüberstellung der verfügbaren Bänder, der mittleren Wellenlänge und der räumlichen Auflösung von Sentinel-2 mit Landsat 8 vorgenommen.

3.1 Einführung

Die vollständige Sentinel-2 Mission umfasst zwei polar umlaufende Satelliten in der gleichen Umlaufbahn, die um 180° phasenverschoben ist. Die Mission überwacht die Variabilität der Landoberflächenbedingungen. Ihre Schwadbreite (Swath) und die hohe Revisit-Zeit (zehn Tage am Äquator mit einem Satelliten und fünf Tage mit zwei Satelliten unter wolkenfreien Bedingungen, welche in mittleren Breiten in zwei bis drei Tagen resultieren) unterstützt die Überwachung von Änderungen der Vegetation innerhalb der Vegetationsperiode. Die Abdeckungsgrenzen liegen zwischen den Breitengraden 56° Süd und 84° Nord (ESA, 2015).

3.2 Übersicht

Sentinel-2 ist eine europaweite, hochauflösende, multispektrale Imaging-Mission. Die vollständige Missionsspezifikation der Zwillingssatelliten, die auf der gleichen Umlaufbahn fliegen, jedoch um 180° versetzt, bieten am Äquator eine hohe Wiederkehrfrequenz von fünf Tagen. Sentinel-2 trägt eine optische Instrumentennutzlast, die 13 Spektralbänder abtastet: vier Bänder (rot, grün, blau und NIR) mit einer räumlichen Auflösung von zehn Metern, sechs Bänder (NIR und SWIR) mit einer räumlichen Auflösung von 20 Metern und drei Bänder (Aerosol, Wasserdampf und Zirrus) mit einer räumlichen Auflösung von 60 Metern. Der Erfassungsbereich der Sensoren (Swath) beträgt 290 Kilometer (ESA, 2015).

Die Zwillingssatelliten von Sentinel-2 gewährleisten die Kontinuität der Bilddaten des SPOT- und Landsat-Typs, um weiterhin zur laufenden multispektralen Beobachtung beizutragen. Die Copernicus-Services und Anwendungen stellen Daten für

Landmanagement, Land- und Forstwirtschaft, Katastrophenmanagement, humanitäre Hilfsmaßnahmen, Risikokartierung und Sicherheitsfragen zur Verfügung (ESA, 2015).

3.3 Erbschaft

Die Spektralbandkonfiguration der Sentinel-2 Mission entstand als Ergebnis einer Konsultation mit der Benutzergemeinschaft während der Entwurfsphase. Die bestehenden Copernicus Serviceelemente wurden rund um die Verwendung von Landsat und SPOT Wellenlängen entwickelt und die Serviceanforderungen von Sentinel-2 haben diese in Kernbereichen (ESA, 2015).

Eine Verengung der Breite der Sentinel-2 Spektralbänder begrenzt den Einfluss von atmosphärischen Bestandteilen, einschließlich Wasserdampf. Das ursprüngliche nahe Infrarot (NIR 760-900nm) Band von Landsat wurde stark mit Wasserdampf kontaminiert und war nicht empfindlich genug für Parameter wie Eisenoxidgehalt im Boden. Die Einengung von Band 8a bei 865nm im nahen Infrarot Bereich soll eine Kontamination durch Wasserdampf vermeiden. Dennoch sind die NIR Bänder in der Lage vegetationssensibel und empfindlich gegenüber Eisenoxidgehalt im Boden zu sein(ESA, 2015).

Eine präzise Aerosolkorrektur der erfassten Daten wird durch die Aufnahme eines spektralen Bandes in der blauen Domäne bei 443nm (Band 1) in die Sentinel-2 Konfiguration ermöglicht. Das 443nm Band wurde in früheren Missionen für die Berechnung der globalen Vegetations-Index (MGVI) von ENVISAT MERIS und der atmosphärischen Korrektur von MODIS verwendet, für (ESA, 2015).

Aufgrund ihrer möglichen Auswirkungen auf die Reflexionswerte, ihrer Verwendung als Indikator für die Wettervorhersage und ihrer Rolle beim Einfangen von einfallender Sonnenstrahlung muss das Vorhandensein von Zirruswolken angesprochen werden. Das Hinzufügen eines Spektralbandes bei 1375nm (Band 10) ermöglicht das Erkennen von Zirruswolken. Die Korrektur von Daten für dünne Zirruswolken kann unter Verwendung von sichtbarem zu nahem Infrarot (VNIR) Bandinformationen erfolgen. Dieses Band ist in MODIS als Band 26 enthalten und es wird in aktuellen multispektralen US-Missionen, wie Landsat 8 und der Visible Infrared Imaging Radiometer Suite (VIIRS), genutzt (ESA, 2015).

3.4 Satellitenbeschreibung

Jeder der Sentinel-2 Satelliten wiegt ungefähr 1,2 Tonnen und ist so konstruiert, dass er kompatibel für kleinere Trägerraketen wie VEGA oder Rockot ist. Die Satellitenlebensdauer beträgt 7,25 Jahre, die beinhaltet eine dreimonatige Orbit- Inbetriebnahme-Phase. Batterien und Treibstoff sind auf zwölf Jahre ausgelegt, einschließlich des am Ende des Lebenszyklus notwendigen aus dem Orbit bringen des Satelliten (ESA, 2015).

Zwei identische Sentinel-2 Satelliten werden gleichzeitig, jeweils um 180° versetzt, in einer sonnensynchronen Umlaufbahn in einer mittleren Höhe von 786 Kilometer betrieben. Die Position von jedem der Sentinel-2 Satelliten im Orbit wird mit einem zwei-Frequenzen

GNSS (Global Navigation Satellite System) gemessen. Die Orbitale Genauigkeit wird durch ein eigenes Antriebssystem erhalten (ESA, 2015).

Das Satellitensystem Sentinel-2 wird von einem Industriekonsortium unter der Führung vom ASTRIUM GmbH (Deutschland) entwickelt. ASTRIUM SAS (Frankreich) ist für das Multispektral-Instrument (MSI) verantwortlich (ESA, 2015).

Das MSI (Multispectral Instrument) arbeitet passiv, indem es das von der Erde reflektierte Sonnenlicht sammelt. Neue Daten werden gesammelt, wenn sich der Satellit entlang seiner Umlaufbahn bewegt. Der einfallende Lichtstrahl wird an einem Filter in zwei separate Brennebenen im Instrument aufgespalten, eine für sichtbares Licht und nahe Infrarot Bänder und eines für kurzwellige Infrarot Bänder. Die spektrale Trennung der Bänder in die individuellen Wellenlängen erfolgt durch Streifenfilter die oben an den Detektoren angebracht sind (ESA, 2015).

Ein Verschlussmechanismus verhindert, dass das Instrument im Orbit direkt von der Sonne beleuchtet wird und verhindert zudem eine Kontamination beim Start. Derselbe Mechanismus funktioniert als Kalibrierung des Geräts durch das Sammeln des Sonnenlichts nach einer Reflexion durch einen Diffusor (ESA, 2015).

3.5 Umlaufbahn

Die Umlaufbahn von Sentinel-2 ist sonnensynchron. Sonnensynchrone Umlaufbahnen werden verwendet, um die Winkel des Sonnenlichts auf der Erdoberfläche konstant zu halten. Die Verankerung der Satelliten in der Umlaufbahn zum Sonnenwinkel minimiert die möglichen Auswirkungen von Schatten und Beleuchtungsstärken auf den Boden, abgesehen von kleinen saisonalen Schwankungen. Dies gewährleistet Konsistenz über die Zeit und ist entscheidend für die Bewertung von Zeitreihendaten (ESA, 2015).

Die mittlere Umlaufhöhe der Sentinel-2 Konstellationen beträgt 786 Kilometer. Die Bahnneigung (Inklination) ist $98,62^\circ$ und die mittlere lokale Sonnenzeit (MLST) ist 10:30. Dieser Wert von MLST wurde als Kompromiss zwischen einem geeigneten Grad an solarer Beleuchtung und der Minimierung der potenziellen Wolkendecke gewählt. Der Wert liegt nahe an der lokalen Überflugzeit von Landsat und ist identisch mit jener von SPOT-5 und ermöglicht so die Integration von Sentinel-2 Daten in bestehende und historische Missionen, um zu einer langfristigen Seriendatensammlung beizutragen (ESA, 2015).

3.6 Geographische Abdeckung

Die Sentinel-2 Satelliten erfassen systematisch Daten über Land- und Küstengebieten von einem Breitengrad von 56° Süd (Isla Hornos, Kap Horn, Südamerika) bis zu einem Breitengrad von 83° Nord (über Grönland). Die Datensammlung in dieser Region umfasst (ESA, 2015):

- Inseln mit einer Fläche von mehr als 100 km^2
- Inseln in der Europäischen Union (EU)

- Alle anderen Inseln im Umkreis von 20 Kilometer um eine Küstenlinie
- Das Mittelmeer
- Alle Binnengewässer
- Alle geschlossenen Meere (ESA, 2015)

Darüber hinaus unterstützen die Sentinel-2 Satelliten die aufgabenbezogene Kalibrierung und Validierung und Sammlung von Daten über bestimmte Standorte wie zum Beispiel Dome-C in der Antarktis (ESA, 2015).

3.7 Produkt Typen

Die Produkt Typen von Sentinel-2 stehen für den Bearbeitungsgrad der durch Sentinel-2 gewonnenen Satellitenbilddaten. Die Produkte durchwandern von Level-0 (Rohdaten) bis Level-2A (Bottom-Of-Atmosphäre) einen immer höheren Grad an Weiterbearbeitung der Daten.

3.7.1 Level-0

Das Level-0 Produkt ist nicht für Endbenutzer verfügbar. Es sind die komprimierten Rohbilddaten im Instrument Source Packet (ISP) Format. Es bildet die Grundlage für die anschließende Level-1 Produktion. Wie das Level-1B Produkt ist das Level-0 Produkt ein Granule das 25 Kilometer quer/waagrecht zur Strecke (AC) und 23 Kilometer längs der Strecke (AL) ist. Ein durchschnittlicher Umlauf hat etwa 3500 Level-1B Granules. Das Level-0 Produkt besteht aus: einer Metastruktur, die das Level-0 Produkt beschreibt; ein konsistenter Satz an kommentierten ISPs entsprechend den komprimierten Bilddaten; die entsprechenden kommentierten zusätzlichen Quellpakete. Die zusätzlichen Quellpakete enthalten die Zusatzdaten, die für die Weiterverarbeitung für die höheren Produktebenen, insbesondere die Information zur Berechnung des zugehörigen geometrischen Modells. Diese Zusatzdaten beinhalten Zeitkorrelationsdaten, Ephemeriden- und Standortdaten sowie thermische Daten (ESA, 2015).

3.7.2 Level-1A

Das Level-1A Produkt ist nicht für Benutzer freigegeben. Es wird durch Dekomprimierung der Level-0 Rohbilddaten gewonnen. Es wird ein geometrisches Modell entwickelt, das es erlaubt, beliebige Pixel im Bild zu lokalisieren. Jedes Level-1A Produkt ist ein Granule das 25 Kilometer quer/waagrecht zur Strecke (AC) und 23 längs zur Strecke (AL) ist. Ein durchschnittlicher Umlauf beinhaltet zirka 3500 Level-1A Granules. Die Level-1A Pixelkoordinaten beziehen sich auf den Mittelpunkt jedes Pixels (ESA, 2015).

3.7.3 Level-1B

Das Level-1B Produkt ist die niedrigste Produktstufe, die dem Benutzer zur Verfügung steht. Jedes Level-1B Produkt besteht im Gesamten aus Granulen die 25 Kilometer quer/waagrecht zur Strecke (AC) und 23 Kilometer längs zur Strecke (AL) sind. Alle Granules, die sich mit einer Area of Interest (AOI) eines Benutzers überschneiden, werden geliefert. Jedes Granule ist zirka 27 MB groß. Das Level-1B Produkt liefert radiometrisch korrigierte Bilder Top-Of-Atmosphäre (TOA) Strahlungswerten in Sensorgeometrie. Zusätzlich enthält dieses Produkt die verfeinerte Geometrie, die zur Erzeugung des Level-1C Produkts verwendet wird. Level-1B Pixel Koordinaten beziehen sich auf den Mittelpunkt jedes Pixels. Diese radiometrischen Korrekturen werden am Level-1B durchgeführt (ESA, 2015):

- dark signal correction - dunkles Signal
- pixels response non-uniformity correction - Pixel-Antwort-Ungleichmäßigkeit
- crosstalk correction - Übersprechkorrektur
- defective pixels identification - defekte Pixel Identifikation
- high spatial resolution bands restoration (de-convolution and de-noising) - hochauflösende Bandrestauration (Entfaltung und Rauschunterdrückung)
- binning (spatial filtering) for 60 m bands - Binning (räumliche Filterung) für 60 Meter Bänder (ESA, 2015)

3.7.4 Level-1C

Das Level-1C Produkt besteht aus 100 km² Kacheln (Orthobilder in UTM/WGS84 Projektion). Das Level-1C Produkt resultiert aus der Verwendung eines Digitalen Höhenmodells (DEM) um das Image in kartographische Koordinaten zu projizieren. Die radiometrischen Messungen pro Pixel sind Top-Of-Atmosphäre (TOA) Reflexionen mit allen Parametern, um sie in Strahlung zu transformieren. Level-1C Produkte werden mit einer konstanten Ground Sampling Distance (GSD) von 10, 20 und 60 Meter, abhängig von der nativen Auflösung der verschiedenen Spektralbänder, resamplet. Bei Level-1C Produkten beziehen sich die Pixelkoordinaten auf die linke obere Ecke des Pixels. Level-1C Produkte enthalten zusätzlich Land/Wasser, Wolkenmasken und ECMWF-Daten (gesamte Spalte des Ozons, des Wasserdampfes und des mittleren Meeresspiegeldrucks). Das Level-1C Produkt ist der Stand der Bearbeitung all jener Daten die beim Herunterladen von Sentinel-2 Daten enthalten sind (ESA, 2015).

3.7.5 Level-2A

Das Level-2A Produkt liefert Bottom-Of-Atmosphäre (BOA) Reflexions-Images, die aus den zugehörigen Level-1C Produkten gewonnen werden. Daher besteht jedes Level-2A

Produkt aus 100 km² in kartographischer Geometrie (UTM/WGS84-Projektion) (ESA, 2015).

Level-2A Produkte werden nicht systematisch im Bodensegment erzeugt. Level-2A Produkte können vom Benutzer selbst zum Beispiel in der Sentinel-2 Toolbox aus einem zugehörigem Level-1C Produkt erzeugt werden. Seit Mitte März 2018 stehen Level-2A Produkte, beginnend in der europäischen Mittelmeerregion, zur Verfügung. Für Sentinel-2 Daten vor diesem Zeitpunkt ist das Level-2A nicht verfügbar (ESA, 2015).

3.8 Auflösungen

Das Sentinel-2 Instrument liefert Messungen in den folgenden Auflösungen:

- Die zeitliche Auflösung eines Satelliten in der Umlaufbahn ist die Revisit-Zeit des Satelliten an einem bestimmten Ort. Die Revisit-Zeit jedes einzelnen Sentinel-2 Satelliten beträgt zehn Tage. In Kombination beider Satelliten beträgt die Revisit-Zeit fünf Tage (ESA, 2015).
- Die räumliche Auflösung eines Gerätes ist die Bodendarstellung eines einzelnen Pixels in einem Satelliten-Sensor-Array (ESA, 2015).
- Die radiometrische Auflösung eines Gerätes ist die Bestimmung des zunehmenden Levels von Intensität oder Reflexionsgrad, die von einem System dargestellt oder unterschieden werden kann. Je höher die radiometrische Auflösung, desto besser ist das Gerät in der Lage Unterschiede in der Intensität oder im Reflexionsgrad zu finden (ESA, 2015).

3.8.1 Räumliche Auflösung

Die räumliche Auflösung von Sentinel-2 ist abhängig vom jeweiligen Spektralband. Eine räumliche Auflösung von zehn Meter haben: Band2 (490 nm), Band3 (560 nm), Band4 (665 nm) und Band8 (842 nm); eine räumliche Auflösung von 20 Meter haben: Band5 (705 nm), Band6 (740 nm), Band7 (783 nm), Band8a (865 nm), Band11 (1610 nm) und Band12 (2190 nm); eine räumliche Auflösung von 60 Meter haben: Band1 (443 nm), Band9 (940 nm) und Band10 (1375) (ESA, 2015).

Die folgende Tabelle zeigt die Bänder von Sentinel-2 und deren mittlere Wellenlänge und räumliche Auflösung.

Sentinel-2		Mittlere Wellenlänge	Räumliche Auflösung
Band 1	Aerosol	443 nm	60 m
Band 2	Blau	490 nm	10 m
Band 3	Grün	560 nm	10 m
Band 4	Rot	665 nm	10 m
Band 5	NIR	705 nm	20 m
Band 6	NIR	740 nm	20 m
Band 7	NIR	783 nm	20 m
Band 8	NIR	842 nm	10 m
Band 8a	NIR	865 nm	20 m
Band 9	Wasserdampf	940 nm	60 m
Band 10	Zirrus	1375 nm	60 m
Band 11	SWIR	1610 nm	20 m
Band 12	SWIR	2190 nm	20 m

m Meter

nm Nanometer

Quelle: Eigene Darstellung nach (ESA, 2015)

Tab. 17: Mittlere Wellenlänge und räumliche Auflösung Sentinel-2

3.8.2 Radiometrische Auflösung

Die radiometrische Auflösung ist die Fähigkeit des Gerätes, Unterschiede in der Lichtintensität oder im Reflexionsgrad zu differenzieren. Je höher die radiometrische Auflösung, desto genauer wird das aufgenommene Image. Die radiometrische Auflösung wird routinemäßig in Bit ausgedrückt, typischerweise im Bereich von acht bis 16 Bit. Die radiometrische Auflösung des MSI-Instruments beträgt zwölf Bit, das ermöglicht es einen Bereich von Null bis 4095 Lichtintensitätswerten zu erfassen. Die radiometrische Genauigkeit liegt bei weniger als fünf Prozent und ist auch abhängig von der Signal to Noise Ratio (SNR) des Detektors (ESA, 2015).

3.9 Gegenüberstellung Sentinel-2 und Landsat 8

In der folgenden Tabelle werden die Bänder von Landsat 8 mit den Bändern von Sentinel-2 verglichen. Die Relevanz eines Vergleichs dieser beiden Satelliten erschließt sich aus der Wichtigkeit dieser beiden Satelliten-Systeme. Sentinel-2 wurde nach Vorbild von Landsat 8 entworfen und soll kompatible Daten zu Landsat liefern (siehe Kapitel 3.3 „Erbschaft“). Das Landsat-Programm kann eine bis 1972 zurückreichende Reihe von Satellitenbilddaten vorweisen. Für Zeitreihenanalysen können Sentinel-2 Daten und Landsat Daten zusammen genutzt werden, um einen größeren Zeitraum abzudecken, als es mit Sentinel-2 Daten möglich wäre.

Diese Tabelle zeigt die Bänder von Sentinel-2 und Landsat 8, die jeweiligen mittleren Wellenlängen der Bänder und die räumliche Auflösung der Bänder. Die Reihenfolge der Bände ist an die aufsteigende mittlere Wellenlänge geknüpft.

Sentinel-2		mittl. WL	räuml. Aufl.	Landsat 8		mittl. WL	räuml. Aufl.
Band 1	Aerosol	443 nm	60 m	Band 1	Aerosol	443 nm	30 m
Band 2	Blau	490 nm	10 m	Band 2	Blau	482,5 nm	30 m
Band 3	Grün	560 nm	10 m	Band 3	Grün	562,5 nm	30m
				Band 8	PAN	590 nm	15 m
Band 4	Rot	665 nm	10 m	Band 4	Rot	655 nm	30 m
Band 5	NIR	705 nm	20 m				
Band 6	NIR	740 nm	20 m				
Band 7	NIR	783 nm	20 m				
Band 8	NIR	842 nm	10 m				
Band 8a	NIR	865 nm	20 m	Band 5	NIR	865 nm	30 m
Band 9	Wasserdampf	940 nm	60 m				
Band 10	Zirrus	1375 nm	60 m	Band 9	Zirrus	1375 nm	30 m
Band 11	SWIR	1610 nm	20 m	Band 6	SWIR	1610 nm	30 m
Band 12	SWIR	2190 nm	20 m	Band 7	SWIR	2200 nm	30 m
				Band 10	TIR	10900 nm	100 m (30 m)
				Band 11	TIR	12000 nm	100 m (30 m)

m Meter

nm Nanometer

mittl. WL. Mittlere Wellenlänge

räuml. Aufl. räumliche Auflösung

Quelle: Eigene Darstellung nach (ESA, 2015) (USGS, 2018d)

Tab. 18: Gegenüberstellung Sentinel-2 und Landsat 8

4 Übersicht Indizes

Im folgenden Kapitel werden einige Indizes kurz vorgestellt, die zur Erkennung von Oberflächenbedeckungen verwendet werden können. Eine ausführliche Auseinandersetzung mit den in dieser Arbeit verwendeten oder, nach Anwendung nicht für die Aufgabe tauglich befundenen, nicht verwendeten Indizes, erfolgt in den Kapitel 8 („Indizes zur Oberflächenerkennung“). In diesem Kapitel wird eine Übersicht über die Arten von Indizes gegeben und wozu man sie verwenden kann. Zu Beginn werden die gebräuchlichsten Vegetationsindizes behandelt und in weitere Folge Indizes zur Erkennung von Wasserkörpern und bebaute Flächen.

Unter Vegetationsindex ist ein dimensionsloser Parameter zu verstehen, der zwischen verschiedenen Bedeckungsgraden unterscheiden kann. Zu Beispiel zwischen bewachsenen und unbewachsenen Flächen. Die Indizes ergeben sich aus Berechnungen und Messwerten der Spektralkanäle (Hildebrandt, 1996).

Bei Vegetationsindizes wird ein Verhältnis aus den Spektralanteilen der jeweiligen Kanäle (Bänder) genutzt. Jede Methode, ob sie nun über die Bestimmung der Strahlung oder der Reflexion oder der Albedo ermittelt wird, führt zu verschiedenen Ergebnissen für die gleichen Oberflächeneigenschaften (Huete, et al., 1994).

Diese Definitionen des Vegetationsindizes können auch für andere Indizes, wie Wasserkörper, bebaute Flächen oder Schneeflächen hervorheben, angewandt werden.

4.1 Ratio Vegetation Index (RVI)

Beim Ratio Vegetation Index wird die Reflexion des roten Spektralbereichs durch die des nahen Infrarot Bereichs geteilt (Hildebrandt, 1996). Dieser Index ist nur bedingt anwendbar, da bei dichter Vegetation der Wert für die rot-Reflexion extrem klein und damit der RVI sehr groß werden kann (Huete, et al., 1999). Der errechnete RVI weist Werte auf, die sich nicht, wie bei normalisierten Indizes, in einem bestimmten Wertebereich bewegen, sondern offen nach unten und oben sind. Daraus folgt, dass Ratio-Indizes schwer untereinander und mit anderen Indizes vergleichbar sind und sich nur schwer mit anderen Indizes kombinieren lassen. Der RVI wird wie folgt berechnet:

$$RVI = \frac{NIR}{Rot}$$

4.2 Difference Vegetation Index (DVI)

Der Difference Vegetation Index gehört zur Gruppe der Differenz Vegetationsindizes. Er berechnet sich durch Subtraktion des rot-Reflektierten Anteils vom nahen Infraroten Anteil (Broge & Leblanc, 2000). Wie bei den Ratio-Indizes bewegen sich die Werte bei Difference-Indizes nicht in einem bestimmten Bereich, sondern sind nach oben und unten offen, dies führt zu schlechterer Vergleich- und Kombinierbarkeit. Der DVI wird wie folgt berechnet:

$$DVI = NIR - Rot$$

4.3 Normalized Difference Vegetation Index (NDVI)

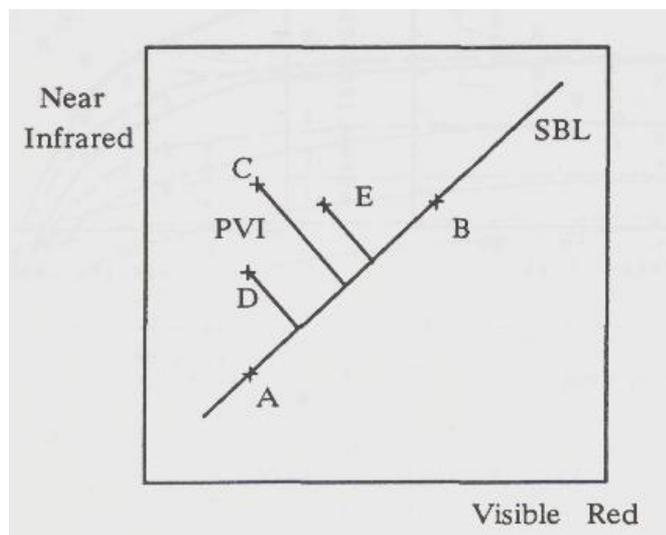
Der Normalized Difference Vegetation Index wurde erstmals von (Rouse, et al., 1974) publiziert. Der NDVI ist einer der am häufigsten verwendeten Vegetationsindizes in der Fernerkundung (Huete, et al., 1999). Der NDVI ist ein dimensionsloser, reeller Zahlenwert zwischen -1 und +1 und wird aus dem Quotienten von Differenz und Summe der Strahldichten des nahen Infrarots und des roten Spektralbereichs berechnet. Er reagiert dadurch bei kleineren Differenzen der Signale, aufgrund höherer Auflösung, sensibler als der RVI und kann somit auch sehr geringe Vegetationsbedeckung registrieren. (Hildebrandt, 1996). Der NDVI wird wie folgt berechnet:

$$NDVI = \frac{NIR - Rot}{NIR + Rot}$$

4.4 Perpendicular Vegetation Index (PVI)

Der Perpendicular Vegetation Index weist Ähnlichkeit zum NDVI auf. Er wurde von Richardson und Wiegand 1977 publiziert. Der PVI stellt eine Modifizierung der vierdimensionalen Methode (TC=Tasseled Cap) für zwei Dimensionen (NIR + Rot) dar. Nimmt der NDVI höhere Werte aufgrund von dunklerer Bodenoberflächen an, so ist dies beim PVI umgekehrt bei hellen Böden der Fall (Broge & Leblanc, 2000). Der PVI wird zu den „n-space“-Indizes gezählt (Eiden, et al., 1991) und kann als die Messung der Abweichung eines Pixels von der zuvor bestimmten und damit bekannten „Soil Brightness Line“ oder „Soil Background Line“ (SBL) bezeichnet werden. Die SBL wird dabei im spektralen NIR und Rot-Raum bestimmt. Ein Pixel auf völlig unbewachsenem Boden wird zusammen mit einem Pixel mit völliger Vegetationsbedeckung definiert. Im Bereich des unbewachsenen Bodens wird für einzelne Raumpunkte eine Gerade, die SBL, festgelegt. Die Koeffizienten a und b geben die Lage und die Steigung der Regressionsgeraden im spektralen NIR und Rot-Raum an. (Eiden, et al., 1991).

Die folgende Abbildung stellt den PVI nach Eiden, et al, 1991 dar:



SBL=Soil Background Line,
A, B=Pixel auf unbewachsenem Boden,
C=Pixel auf grüner Vegetation,
D, E=Pixel auf partieller grüner
Vegetation.

Der PVI-Wert ist der Abstand der Pixel
zur SBL.

Quelle: (Eiden, et al., 1991)

Abb. 1: PVI nach Eiden et al, 1991

Der PVI ist die Distanz von Pixel zu Linie in einer rechtwinkligen Beziehung. Ziel des PVI ist es die störenden Einflüsse wechselnder Bodenreflexion zu mindern. (Hildebrandt, 1996). Der PVI wird nach (Richardson & Wiegand, 1977) wie folgt berechnet:

$$PVI = \sqrt{(Rot_{Boden} - Rot_{Vegetation})^2 + (NIR_{Boden} - NIR_{Vegetation})^2}$$

Ein Vorteil des PVI gegenüber Ratio Vegetationsindizes ist die Berücksichtigung bodentypenabhängiger Reflexionsanteile. Somit ergibt sich für geringe Vegetation eine hohe Sensibilität (Belward, 1991).

4.5 Soil-Adjusted Vegetation Index (SAVI)

Der Soil-Adjusted Vegetation Index zählt zu den „Hybrid“-Indizes. Er ist speziell für aride und semiaride Räume geeignet (Broge & Leblanc, 2000). Der SAVI ist eine Modifizierung des NDVI. Er hat zum Ziel die Vegetationsreflexion von der Bodenreflexion abzukoppeln. Er berücksichtigt die Bodenreflexion, um den Einfluss des Bodens zu reduzieren (Huete, et al., 1999). Der SAVI wird wie folgt berechnet:

$$SAVI = \frac{NIR - Red}{NIR + Red + L} * (1 + L)$$

L ist eine empirische Konstante, die die Empfindlichkeit des Vegetationsindex auf die Bodenreflexion vermindert. Je niedriger der LAI (Leaf Area Index), umso höher muss der Korrekturfaktor gewählt werden. Der Faktor L variiert zwischen Null und eins. Umso kleiner der Wert ist der zugewiesen wird, desto dichter ist die Vegetation. Oft wird 0,5 als mittlerer Wert für L angewandt (Huete, et al., 1999).

4.6 Modified Soil-Adjusted Vegetation Index (MSAVI)

Der Modified Soil-Adjusted Vegetation Index (MSAVI) geht noch stärker auf die negativen Einflüsse des Bodens ein und weist eine lineare Abhängigkeit zum LAI (Leaf Area Index) auf. Der Wertebereich des MSAVI ist im Vergleich zum SAVI größer und dynamischer (Qi, et al., 1994). Der MSAVI wird wie folgt berechnet:

$$MSAVI = \frac{2 * NIR + 1 - \sqrt{(2 * NIR + 1)^2 - 8 * (NIR - Rot)}}{2}$$

4.7 Enhanced Vegetation Index (EVI)

Der Enhanced Vegetation Index (EVI) hat eine verbesserte Sensitivität für Vegetationsunterschiede von unbewachsenen bis hin zu dichten Vegetationsverhältnissen. Er ist von der Atmosphäre unbeeinflusst und dient der Bestimmung der Vegetationsmenge durch die Einbeziehung des Verhältnisses des roten Bandes zum blauen Band. Das hat den Vorteil unempfindlich auf hohe Aerosolvariabilität zu sein (Huete, et al., 1999).

Der EVI wird wie folgt berechnet:

$$EVI = 2,5 * \frac{(NIR - Rot)}{(L + NIR + C_1 * Rot + C_2 * Blau)}$$

L, C₁ und C₂ sind Koeffizienten, um die atmosphärischen Bedingungen zu korrigieren. Für Standard MODIS-Produkte sind die Werte L=1, C₁=6 und C₂=7,5 (Huete, et al., 1994) (Huete, et al., 2002).

4.8 Normalized Difference Water Index (NDWI)

Der Normalized Difference Water Index (NDWI) wurde in Anlehnung an die Funktionsweise des NDVI entwickelt. Die NDWI dient der Hervorhebung von Wasserkörpern. In der Schreibweise NDWI wurden zwei Indizes im Jahr 1996 veröffentlicht. Der erste NDWI ist nach McFeeters. Dieser benutzt das Grüne Band und ein nahes Infrarot Bereichs (NIR). Begründet wird die Wahl dieser Bänder damit, dass Wasserkörper grünes Licht stark reflektieren und nahes Infrarot niedrig reflektieren und Vegetation und unbewachsener Boden dagegen nahes Infrarot hoch reflektieren. Die Werte des NDWI liegen zwischen -1 und +1 (McFeeters, 1996). Der NDWI nach McFeeters wird wie folgt berechnet:

$$NDWI(McFeeters) = \frac{Grün - NIR}{Grün + NIR}$$

Der zweite NDWI aus dem Jahr 1996 wurde von Gao veröffentlicht. Dieser verwendet anstelle des Grünen Bandes ein kurzwelliges Infrarot Band (SWIR) (Gao, 1996). Der NDWI nach Gao wird wie folgt berechnet:

$$NDWI(Gao) = \frac{NIR - SWIR}{NIR + SWIR}$$

4.9 Normalized Difference Snow Index (NDSI)

Der Normalized Difference Snow Index als solcher wurde erstmals 1995 von Hall et al veröffentlicht. Die Methode wurde schon seit den 1970er Jahren entwickelt Valovcin, 1976 oder Kyle et al, 1978 oder Dozier, 1989 (Hall, et al., 1995). In Anlehnung an den NDVI und der Bandeinteilung wird der NDSI zur Erkennung von Schnee verwendet (Hall, et al., 1995). Schnee reflektiert sichtbares Licht stärker, als dass Schnee mittleres Infrarot reflektiert. Im nahen Infrarotbereich geht die Reflexion von Schnee gegen Null. Verwendet werden das grüne Band und ein kurzwelliges Infrarot Band (SWIR) (Hall, et al., 1995). Da im Gegensatz zu Schnee Wolken im nahen Infrarot hoch reflektieren kann der NDSI als Unterscheider-Index zwischen Schnee und Wolken verwendet werden (Hall, et al., 1995). Der NDSI wird wie folgt berechnet:

$$NDSI = \frac{Grün - SWIR}{Grün + SWIR}$$

4.10 Normalized Difference Built-Up Index (NDBI)

Der NDBI ist ein an den NDVI angelehnter Index zur Hervorhebung von Gebäuden und bebauten Flächen der erstmal 2003 von Zha et al veröffentlicht wurde. Zur Berechnung des NDBI werden ein kurzwelliges Infrarot Band (SWIR) und ein nahes Infrarot Band (NIR) verwendet (Zha, et al., 2003). Der NDBI wird wie folgt berechnet:

$$NDBI = \frac{SWIR - NIR}{SWIR + NIR}$$

Um die Erkennung von bebauten Flächen verbessern zu können, wird vom NDBI der NDVI abgezogen. Dafür werden das NDBI und das NDVI-Image in ein binäres Image umgerechnet (Zha, et al., 2003). Der NDBI nach Zha wird wie folgt berechnet:

$$NDBI(Zha) = NDBI_b - NDVI_b$$

4.11 Gegenüberstellung der Indizes

In der folgenden Tabelle werden die in Kapitel 4 („Übersicht Indizes“) besprochenen Indizes in übersichtlicher Form dargestellt und nach deren Verwendungsmöglichkeit und dem jeweiligen Wertebereich aufgelistet.

Index	Verwendung/Erkennung	Wertebereich	Quelle
RVI	Hohe Werte Vegetation	unbegrenzt	(Jordan, 1969)
DVI	Hohe Werte Vegetation	unbegrenzt	(Richardson & Wiegand, 1977)
NDVI	Unbewachsen/Vegetation	-1 bis +1	(Rouse, et al., 1974)
PVI	Vegetation/Walflächen	-1 bis +1	(Richardson & Wiegand, 1977)
SAVI	Unbewachsen/Vegetation	-1 bis +1	(Huete, 1988)
MSAVI	Unbewachsen/Vegetation	-1 bis +1	(Qi, et al., 1994)
EVI	Unbewachsen/Vegetation	0 bis +1	(Huete, et al., 2002)
NDWI(Gao)	Wasserkörper	-1 bis +1	(Gao, 1996)
NDWI(McFeeters)	Wasserkörper	-1 bis +1	(McFeeters, 1996)
MNDWI	Wasserkörper	-1 bis +1	(Xu, 2006)
NDSI	Schnee- und Eisflächen	-1 bis +1	(Hall, et al., 1995)
NDBI	Bebaute Flächen	-1 bis +1	(Zha, et al., 2003)
IBI	Bebaute Flächen	-1 bis +1	(Xu, 2008)

Tab. 19: Gegenüberstellung Indizes

5 Software und Daten

In diesem Kapitel wird die in dieser Masterarbeit verwendete freie Software zur Bearbeitung von Satellitenbilddaten, sowie mögliche kommerzielle Alternativen angeführt. Weiters wird darauf eingegangen wo und wie man auf freie Satellitenbilddaten zugreifen kann und in welchem Bearbeitungslevel diese Daten zur Verfügung gestellt werden. In einem weiteren Punkt wird das Untersuchungsgebiet der Arbeit definiert und die Aufnahmezeitpunkte für die saisonale Analyse festgelegt.

5.1 Softwareauswahl

Die Bearbeitung von Satellitenbilddaten ist mit einer Reihe von Softwareprogrammen möglich. Die wohl bekannteste Software auf dem Gebiet der Bearbeitung und Auswertung von Satellitenbilddaten ist ERDAS Imagine von Hexagon Geospatial. Weiters ist eCognition von Trimble ein professionelles Softwarepaket zur Bearbeitung von Satellitenbilddaten. Hier steht speziell die Klassifizierung von Oberflächen im Mittelpunkt, die bei der objekt-orientierten Klassifikation verwendet wird. Auch mit ArcGIS von ESRI lassen sich Satellitenbildbearbeitungen durchführen. Diese drei genannten Programme stehen für professionelle, kommerzielle Software mit denen Satellitenbilddaten bearbeitet werden können.

Es gibt auch kostenfreie open-source Software, die zur Bearbeitung von Satellitenbilddaten verwendet werden können. Die Satellitenbilddaten in dieser Arbeit werden mit QGIS bearbeitet, diese kostenfreie Software bietet alle notwendigen Funktionalitäten, die auch kommerzielle Software bietet. Die Möglichkeit der Verwendung von Plugins, wie zum Beispiel SCP macht QGIS zu einer optimalen Software zur Bearbeitung von Satellitenbilddaten. Es wird QGIS Desktop 2.18.20 with GRASS 7.4.0 verwendet.

QGIS ist ein Open Source Geographic Information System (GIS). Die Entwicklung von QGIS begann im Jahr 2002. Das Projekt soll jedem Interessierten Zugang zu einem Geoinformationssystem ermöglichen. QGIS wurde mit dem Qt-Toolkit und C++ entwickelt. QGIS unterstützt eine Reihe von Raster- und Vektordatenformaten. Neue Formate können über die Plugin -Architektur hinzugefügt werden. QGIS steht unter der GNU General Public License (GPL) Die Entwicklung von QGIS unter dieser Lizenz bedeutet, dass jeder den Quellcode einsehen und modifizieren kann, dass garantiert, dass jeder immer Zugang zu einem GIS-Programm hat (QGIS, 2018).

5.2 Datenbeschaffung

In dieser Arbeit werden Satellitenbilddaten der Sentinel-2 Mission als Datengrundlage verwendet. Diese sind frei verfügbar und können direkt am Sentinel-2-Datahub heruntergeladen werden. Es ist eine kostenlose Registrierung notwendig um Zugriff auf die Daten zu erlangen. Die Daten haben eine Produktstufe von Level-1C. Daten ab Mitte März 2017 stehen auch im Level-2A zur Verfügung (siehe Kapitel 3.7 „Produkt Typen“). Die Gründe der Verwendung von Sentinel-2 Daten wurden in Kapitel 3 („Sentinel-2“) erörtert.

Mit dem Semi-Automatic Classification Plugin (SCP) für QGIS, das von Luca Congedo entwickelt wurde, gibt es ein Plugin für QGIS mit dem es möglich ist Satellitenbilddaten direkt in QGIS zu laden, ohne den Umweg über den Sentinel-2-Datahub zu gehen. Das SCP ist ein freies open source Plugin für QGIS, das eine halbautomatische Klassifikation (überwachte und unüberwachte Klassifikation) von Satellitenbildern ermöglicht. Dazu bietet SCP neben den Tools für das Herunterladen von freien Satellitenbilddaten (Landsat, Sentinel-2, Sentinel-3, ASTER und MODIS) auch Werkzeuge zur Vorbereitung von Images, zur Nachbearbeitung von Klassifikationen und zur Rasterberechnung.

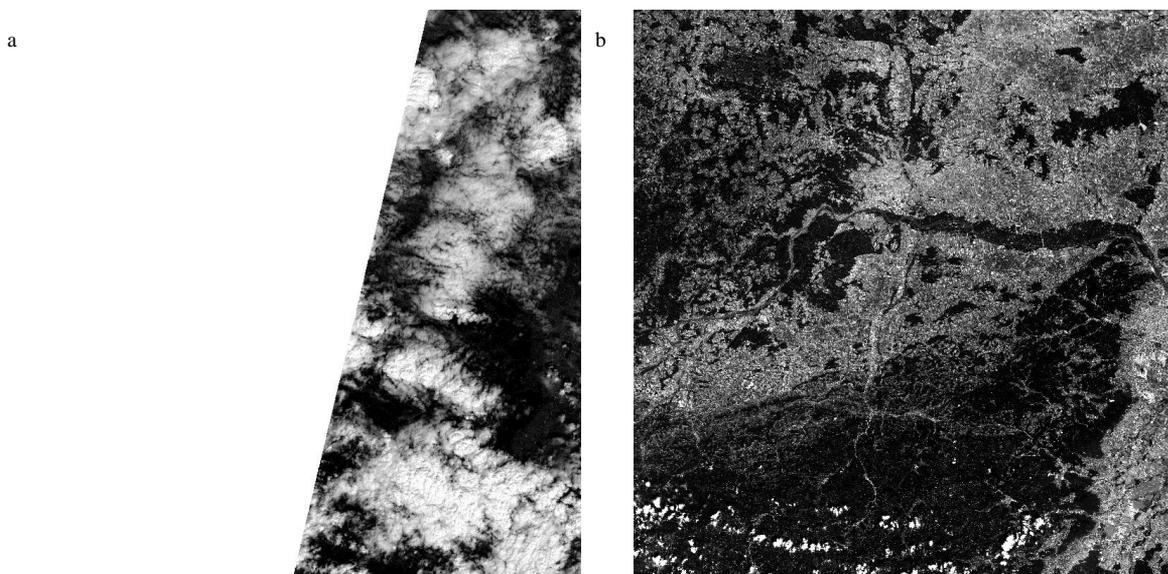
- Eines der wichtigsten Werkzeuge des SCP ist die Dark Object Subtraction (DOS). Die DOS ist eine bildbasierte atmosphärische Korrektur. Die Grundannahme ist, dass es innerhalb eines Bildes einige Pixel gibt, die im völligen Schatten stehen und ihre Strahlung am Satelliten auf atmosphärische Streuung zurückzuführen ist. Diese Annahme ist mit der Tatsache verbunden, dass nur sehr wenige Ziele auf der Erdoberfläche absolut schwarz sind, so dass ein angenommener Mindestreflexionsgrad von einem Prozent besser, als von null Prozent ist (Chavez, 1996). Es gibt einige DOS Techniken (DOS1, DOS2, DOS3, DOS4). Die einfachste Technik ist DOS1 (Moran, et al., 1992) und diese wird im SCP Plugin verwendet. Es ist sehr zu empfehlen die DOS1-Korrektur direkt beim Herunterladen der Satellitenbilddaten durchzuführen. Vor einem Weiterarbeiten mit den Daten sollte die DOS1 Korrektur unbedingt durchgeführt werden.

5.3 Datenquantität und Datenqualität

Die Datenquantität hängt von der zeitlichen Auflösung des Satelliten ab. Die hier verwendeten Sentinel-2 Satelliten haben eine Revisit-Zeit von zehn Tagen am Äquator. Rechnet man Sentinel-2 A und B, haben diese gemeinsam eine Revisit-Zeit von fünf Tagen. In mittleren Breiten, wo das Untersuchungsgebiet der Arbeit liegt, beträgt die Revisit-Zeit zwei bis drei Tage. Im Jahr 2017 war im ersten Halbjahr nur Sentinel-2 A im Orbit, in diesem Zeitraum waren Satellitenbilddaten alle drei bis sieben Tage verfügbar. Nach dem Start von Sentinel-2 B sind Satellitenbilddaten seit Beginn Juli 2017 alle zwei bis drei Tage verfügbar.

Die Datenqualität von Daten hängt von der Genauigkeit, der Aktualität, der Fehlerfreiheit und der Vollständigkeit der verfügbaren Daten ab (Bartelme, 2000). Die in dieser Arbeit verwendeten Sentinel-2 Satellitenbilddaten haben eine räumliche Auflösung von zehn bis 60 Meter. Das ist ausreichend genau, um die Oberflächenbeschaffenheit unterscheiden zu können. Im Vergleich zu Sentinel-2 Daten haben Landsat 8 Images eine räumliche Auflösung von 30 Meter, die mit Hilfe des panchromatischen Bandes auf 15 Meter resamplert werden können. In dieser Arbeit werden Sentinel-2 Daten aus dem Jahr 2017 und 2018 verwendet, diese sind vollständig am Sentinel-2-Datahub verfügbar. Ein Sentinel-2 Image bildet ein Gebiet von 100 mal 100 Kilometer ab. Das ist leider nicht bei allen Images gegeben, da einige nur zum Teil abgebildet werden. Diese Images sind nur bedingt verwendbar, wenn das Untersuchungsgebiet in dem Abschnitt liegt der zur Verfügung steht.

Die folgende Abbildung zeigt das Sentinel-2 Image vom 17. Juni 2017 (links), hier ist ersichtlich, dass nur ein Teil im Osten dargestellt wird und zum Vergleich ein Sentinel-2 Image vom 20. Juni 2017 (rechts) das vollständig ist.



a. Sentinel-2 Image Band4 (17.06.2017); b. Sentinel-2 Image Band4 (20.06.2017)

Abb. 2: Sentinel-2: unvollständiges und vollständiges Image

5.4 Untersuchungsgebiet

Das Untersuchungsgebiet liegt in Nordosten Österreichs. Es umfasst eine Fläche von 100 mal 100 Kilometer. Die Koordinaten des Zielgebiets liegen bei Upper Left (Oben links) bei Lon(x): 14,99727904106205 / Lat(y): 48,7530130044756 und Lower Right (Unten rechts) bei Lon(x): 16,4932694755772 und Lat(y): 47,75581864580811. Im Sentinel-2 Raster hat es die Bezeichnung UWP.

Das Gebiet wurde so ausgewählt, dass es möglichst unterschiedliche Gebietstypen beinhaltet. Sowohl ländliche Gebiete als auch urbane Gebiete befinden sich im Untersuchungsgebiet. Es sind Waldflächen als auch ackerbaulich genutzte Flächen sowie Grünland vorhanden. Quer durch das Untersuchungsgebiet fließt ein Strom, die Donau. Das Untersuchungsgebiet beinhaltet die drei Großlandschaften Österreichs. Der südwestliche Teil wird von den österreichischen Alpen eingenommen, deren Ausläufer bis zum Wienerwald reichen. Im Nordwesten des Untersuchungsgebietes findet sich das Gneis- und Granithochland, das der böhmischen Masse zuzurechnen ist. Das restliche Gebiet beinhaltet Vorländer und Beckenlandschaften. Mit der durch Wien fließenden Donau bietet sich die interessante Herausforderung bebauten Flächen und Wasserkörper zu unterscheiden.

Die folgende Abbildung zeigt das Untersuchungsgebiet auf einer Österreich-Übersichtskarte.

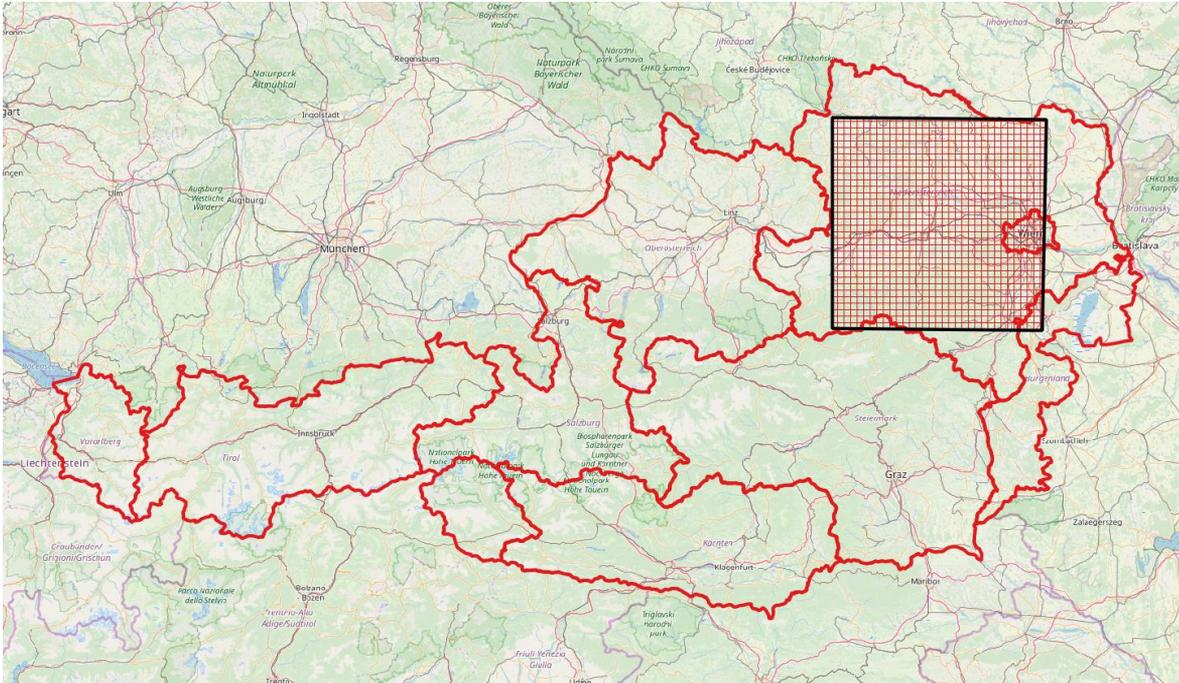


Abb. 3: Untersuchungsgebiet auf der Übersichtskarte

5.5 Allgemeine Koordinaten Übersicht

Die folgende Abbildung zeigt die allgemeine Koordinaten Übersicht. Diese gilt für alle Sentinel-2 Satellitenbilddaten mit einer Größe vom 100 x 100 Kilometer. Sie dient dazu bei vergrößerten Abschnitten durch eine kurze Kombination von Buchstaben und Zahlen das Quadrat eindeutig identifizieren zu können.

C3	C6	C9	F3	F6	F9	I3	I6	I9
C2	C5	C8	F2	F5	F8	I2	I5	I8
C1	C4	C7	F1	F4	F7	I1	I4	I7
B3	B6	B9	E3	E6	E9	H3	H6	H9
B2	B5	B8	E2	E5	E8	H2	H5	H8
B1	B4	B7	E1	E4	E7	H1	H4	H7
A3	A6	A9	D3	D6	D9	G3	G6	G9
A2	A5	A8	D2	D5	D8	G2	G5	G8
A1	A4	A7	D1	D4	D7	G1	G4	G7

Abb. 4: Allgemeine Koordinaten Übersicht

5.6 Zeitpunkte der Satellitenaufnahmen für die saisonale Analyse

Für die saisonale Analyse wurden 16 Zeitpunkte von April bis Oktober 2017 gewählt. Die Kriterien zur Auswahl dieser Zeitpunkte waren ein vollständiges 100 mal 100 Kilometer Image und eine Wolkenbedeckung von unter 40 Prozent. Mit einer Ausnahme, dem 11. Mai 2017, konnten die Kriterien eingehalten werden. Der 11. Mai 2017 wurde in die saisonale Analyse aufgenommen, um nicht eine zu große Lücke in der Zeitreihe zu haben. Bei Minimum-Berechnungen wurde der 11. Mai 2017 aus der Rechnung genommen, da es sonst zu einer zu großen Verfälschung des Ergebnisses gekommen wäre. Die Zeitabstände der Aufnahmedaten liegen im Schnitt bei 15 Tagen.

Die folgende Tabelle zeigt die Aufnahmezeitpunkte, den Abstand der Aufnahmezeitpunkte zueinander in Tagen und die Wolkenbedeckung des Images in Prozent.

Zeitpunkt	Abstand zur nächsten Aufnahme	Wolkenbedeckung
1.April 2017	20 Tage	0 %
21.April 2017	14 Tage	27 %
5.Mai 2017	6 Tage	22 %
11.Mai 2017	20 Tage	80 %
31.Mai 2017	10 Tage	63 %
10.Juni 2017	10 Tage	27 %
20. Juni 2017	10 Tage	0,2 %
30.Juni 2017	5 Tage	29 %
5.Juli 2017	15 Tage	20 %
20. Juli 2017	10 Tage	9 %
30.Juli 2017	10 Tage	22 %
9.August 2017	20 Tage	21 %
29.August 2017	10 Tage	0 %
8.September 2017	20 Tage	0,5 %
28.September 2017	15 Tage	4,4 %
13. Oktober 2017		39 %

Tab. 20: Zeitpunkte der Aufnahmen und Wolkenbedeckung in Prozent.

6 Störungserkennung

In diesem Kapitel wird beschrieben welche Einflüsse zu Störungen von Satelliten Images führen können und wie man diese erkennen und eliminieren kann. Satelliten Images sind abhängig von der Sicht des Sensors am Satelliten zum Boden. Ist diese Sicht nicht gegeben, zum Beispiel durch Wolkenbedeckung, kann der Sensor nur die Reflexion der Wolke aufzeichnen und nicht die Reflexion der darunter liegenden Oberfläche. Dies gilt auch für Zirkuswolken, die je nach Dichte, die Erkennung der Oberfläche verfälschen und unmöglich machen. Wolken werfen Schatten auf die unter den Wolken befindlichen Oberflächen. Nicht nur unter der Wolke ist Schatten, es werden auch, abhängig vom Einfallswinkel der Sonnenstrahlen, neben den Wolken Schatten entstehen. Gebiete die von Schattenwurf betroffen sind weisen eine andere, irritierende, Reflexion auf, als Gebiete die frei von Schatten sind. Daher ist es notwendig die Einflüsse von Wolken, Zirkuswolken und Wolkenschatten so gering wie möglich zu halten, indem man versucht diese aus den Berechnungen herauszuhalten. Mögliche Schneeflächen sollten auch gefunden und eliminiert werden, da Schnee im Normalfall nicht der natürlichen Bodenbedeckung entspricht und das so die Berechnungen verfälscht.

In diesem Kapitel wird beschrieben wie man Schnee, Wolken und Zirkuswolken erkennt und hervorhebt und wie diese eliminiert werden können. Für die Wolkenschattenerkennung und -hervorhebung wurde eine neue Methode entwickelt, die weniger rechenaufwendig ist und automatisiert ausgeführt werden kann.

6.1 Schneeererkennung

Schnee stellt im Normalfall keine natürliche Bodenoberflächenbedeckung dar. Im Frühling und seltener im Herbst können Teile des Untersuchungsgebietes schneebedeckt sein. Ziel der Schneeererkennung ist, die Flächen zu finden und aus den weiteren Berechnungen herauszunehmen.

Zur Schneeererkennung bietet sich der Normalized Difference Snow Index (NDSI) an. Der NDSI wurde ursprünglich für MODIS entwickelt, er lässt sich aber problemlos auch auf Sentinel-2 Daten anwenden. Der NDSI basiert darauf, dass sichtbares Licht von Schnee relativ hoch reflektiert, mittleres Infrarot wird von Schnee hingegen kaum reflektiert. Zur Berechnung des NDSI wird das grüne Band und ein mittleres Infrarot Band verwendet. Der NDSI wird wie folgt berechnet:

$$NDSI = \frac{Grün - SWIR}{Grün + SWIR}$$

Auf Sentinel-2 Daten angewandt werden für das grüne Band das Sentinel-2 Band 3 und für das mittlere Infrarot Band das Sentinel-2 Band 11 verwendet. Daraus ergibt sich, dass der NDSI mit Sentinel-2 Daten wie folgt berechnet wird:

$$NDSI_{Sentinel-2} = \frac{Band3 - Band11}{Band3 + Band11}$$

Um festzustellen, welche Flächen mit Schnee oder Eis bedeckt sind und welche nicht, wurde von Hall et al, 1995 ein Schwellenwertverfahren vorgeschlagen. Hierbei werden Pixel deren NDSI-Wert größer gleich 0,4 ist und deren Reflexionswert am nahen Infrarot Band größer als 0,11 ist als mit Schnee oder Eis bedeckt klassifiziert (Hall, et al., 1995) (Kulkarni, et al., 2006) und (Xioa, X, et al., 2002). Die binär Werte für NDSI und NIR werden wie folgt berechnet:

$$NDSI_b = (NDSI \geq 0,4) * 255 + (NDSI < 0,4) * 0$$

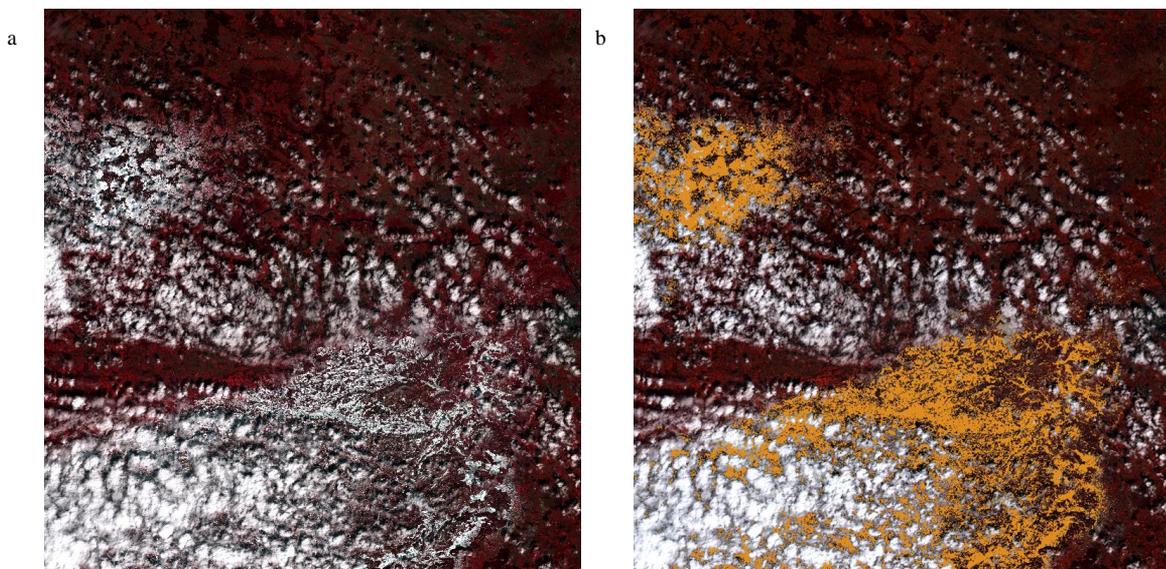
$$NIR_b = (NIR > 0,11) * 255 + (NIR \leq 0,11) * 0$$

Um die mit Schnee und Eis bedeckten Flächen zu finden werden die binären Images addiert, dies ergibt die Schnittmenge von größer, gleich 0,4 des NDSI und größer 0,11 des NIR und wird wie folgt berechnet:

$$Schnee = NDSI_b + NIR_b$$

Dieses Schneeflächenimage weist drei Klassen auf, wobei die Pixel mit einem Wert von 510 als Schneeflächen zu klassifizieren sind.

In der folgenden Abbildung ist das Falschfarbenbild vom 21. April 2017 zu sehen und daneben das Image mit hervorgehobenen schneebedeckten Gebieten.



a. Falschfarbenbild (21.04.2017); b. Falschfarbenbild mit Schneehervorhebung (21.04.2017)

Abb. 5: Schneeererkennung

6.2 Wolkenerkennung

Wolken behindern die Sicht des Sensors zum Boden. Anstelle der gewünschten Reflexion der Bodenoberfläche empfängt der Sensor die Reflexion der Wolken. Das verfälscht beim weiterbearbeiten der Images die Berechnungen zur Bodenoberfläche. Aus diesem Grund ist es wichtig Wolken zu erkennen und zu eliminieren.

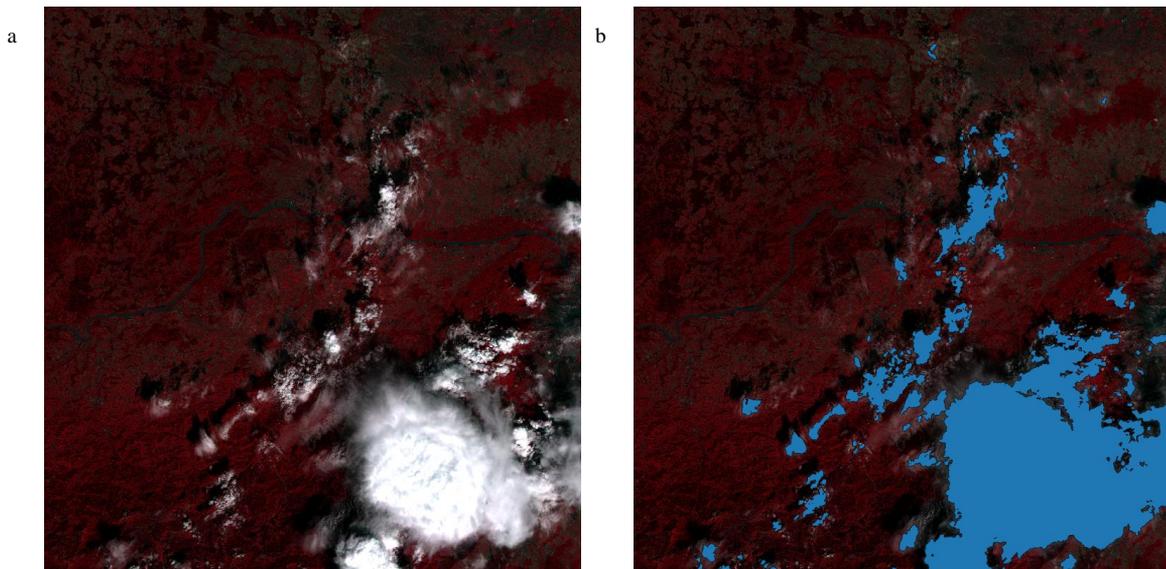
Zur Erkennung von Wolken kann man bei Sentinel-2 Daten nicht, wie bei Landsat-Daten, mit Temperaturunterschieden arbeiten, da Sentinel-2 über kein Thermalband verfügt. Bei Sentinel-2 Daten wird zur Wolkenerkennung mit der Helligkeitsgrenze im roten Band gearbeitet. Im roten Band, bei Sentinel-2 Band 4, wird ein Schwellenwert bei 0,25 angewandt (ESA, 2015). Alle Gebiete mit einem Pixelwert von größer, gleich 0,25 sind wolkenbedeckt, Gebiete mit einem Pixelwert kleiner als 0,25 werden als wolkenfrei angesehen. Mit dieser Methode lassen sich Wolken zuverlässig erkennen. Einzig Schnee kann zu Problemen führen, da Schnee rotes Licht ähnlich reflektiert wie Wolken. Dadurch wird Schnee, wenn vorhanden, mit dieser Methode als Wolken erkannt. Mit einer zuvor durchgeführten Schneeerkennung, wie in Kapitel 6.1 („Schneeerkennung“) beschrieben, kann dieses Problem gelöst werden.

Zur Erkennung von Wolken wird mit Sentinel-2 Daten das rote Band in ein binäres Image umgerechnet. Allen Pixelwerten größer, gleich 0,25 wird der Wert 0 zugewiesen, allen Pixelwerten kleiner 0,25 wird der Wert 1 zugewiesen.

$$\text{Wolken} = (\text{Rot} \geq 0,25) * 0 + (\text{Rot} < 0,25) * 1$$

Für Sentinel-2 angewandt wird für das rote Band das Sentinel-2 Band 4 verwendet.

In der folgenden Abbildung ist das Falschfarbenbild vom 09. September 2017 zu sehen das teilweise wolkenbedeckt ist und daneben das Falschfarbenbild auf dem die Wolken erkannt und hervorgehoben wurden.



a. Falschfarbenbild (09.11.2017); b. Falschfarbenbild mit Wolkenhervorhebung (09.11.2017)

Abb. 6: Wolkenerkennung

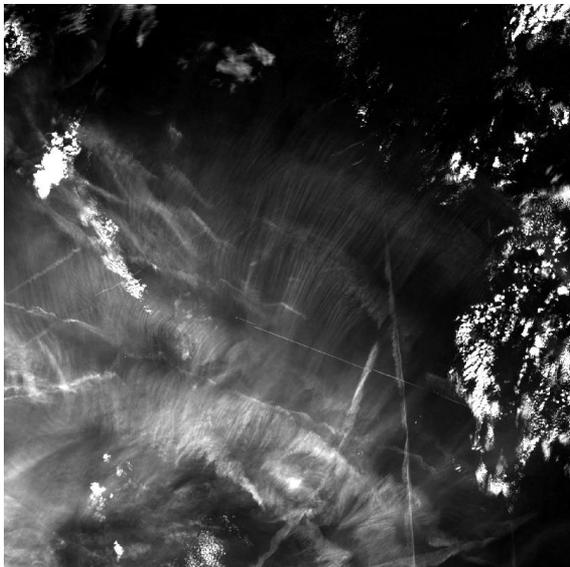
6.3 Zirruswolkenerkennung

Zirruswolken behindern, je nach dicke, die vom Sensor am Satelliten aufgezeichnete Reflexion. Da hier, ähnlich wie bei Wolken, nicht die Reflexion der Bodenoberfläche, sondern die Reflexion der Zirruswolken gemessen wird. Das verfälscht beim Weiterarbeiten

mit den Satellitenbilddaten die Berechnungen zur Bodenoberfläche. Daher ist es wichtig Zirruswolken zu erkennen und zu eliminieren.

Zur Erkennung von Zirruswolken verfügt Sentinel-2 über ein eigenes Band im kurzwelligen Infrarot Bereich, das Sentinel-2 Band 10. Laut Sentinel-2 Handbuch sind Werte von Band 10 kleiner 0,012 Zirruswolken frei. Werte zwischen 0,012 und 0,35 werden als dünne Zirruswolken klassifiziert, Werte zwischen 0,35 und 0,65 werden als mittlere Zirruswolken klassifiziert und Werte größer 0,65 werden als dicke Zirruswolken klassifiziert. Diese Schwellenwerte sind fehlerhaft. Richtig ist, dass Werte kleiner 0,012 Zirruswolken freie Gebiete ausweisen. Die nächsten beiden Schwellenwerte müssen bei 0,035 und 0,065 liegen, um der Klassifikation für dünne, mittlere und dicke Zirruswolken zu entsprechen. Setzt man den Schwellenwert mit 0,025 für Zirruswolken freie Gebiet an, also etwas höher als der vorgegebene Wert, kann man Zirruswolken sicherer und besser hervorheben.

Die folgende Abbildung zeigt das Sentinel-2 Band10 vom 30. Juli 2017



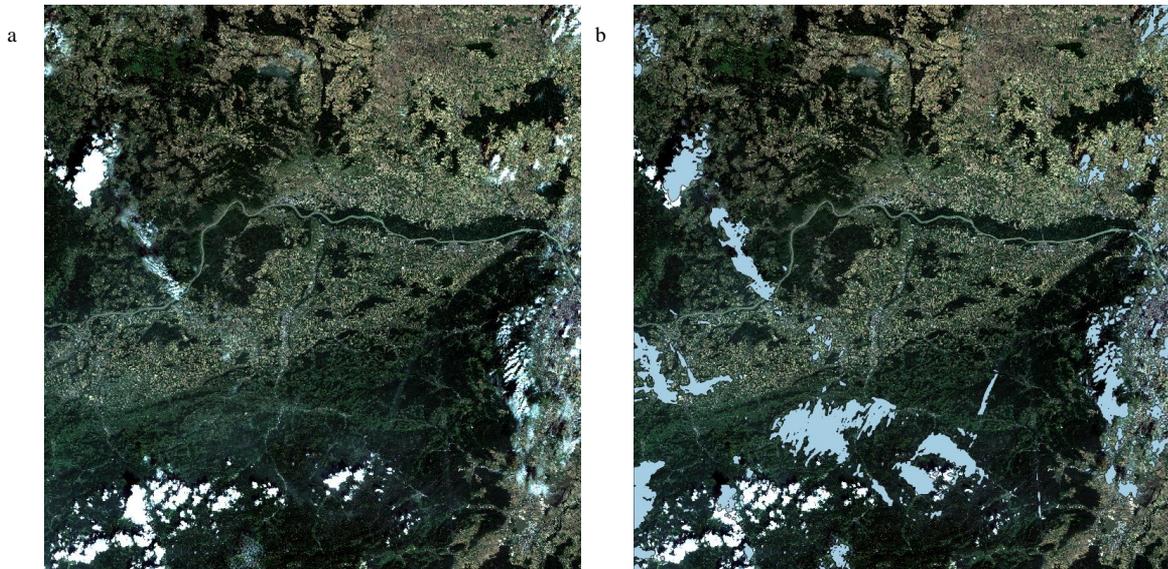
Sentinel-Band (30.07.2017)

Abb. 7: Sentinel-2 Band 10 (Zirruswolkenenerkennung)

Das Sentinel-2 Band 10 wird zur Erkennung von Zirruswolken herangezogen. Das Band10 Image wird in ein binäres Image umgerechnet. Allen Pixelwerten größer, gleich 0,025 wird der Wert 0 zugewiesen, allen Pixelwerten kleiner 0,025 wird der Wert 1 zugewiesen.

$$\text{Zirruswolken} = (\text{Band10} \geq 0,025) * 0 + (\text{Band10} < 0,025) * 1$$

In der folgenden Abbildung ist das RGB-Image vom 30. Juli 2017 mit Zirruswolken zu sehen und das Image mit hervorgehobenen Zirruswolken (Hellblau).



a. RGB-Image (30.07.2017); b. RGB-Image mit Zirkuswolkenhervorhebung (30.07.2017)
Abb. 8: Zirkuswolkenenerkennung

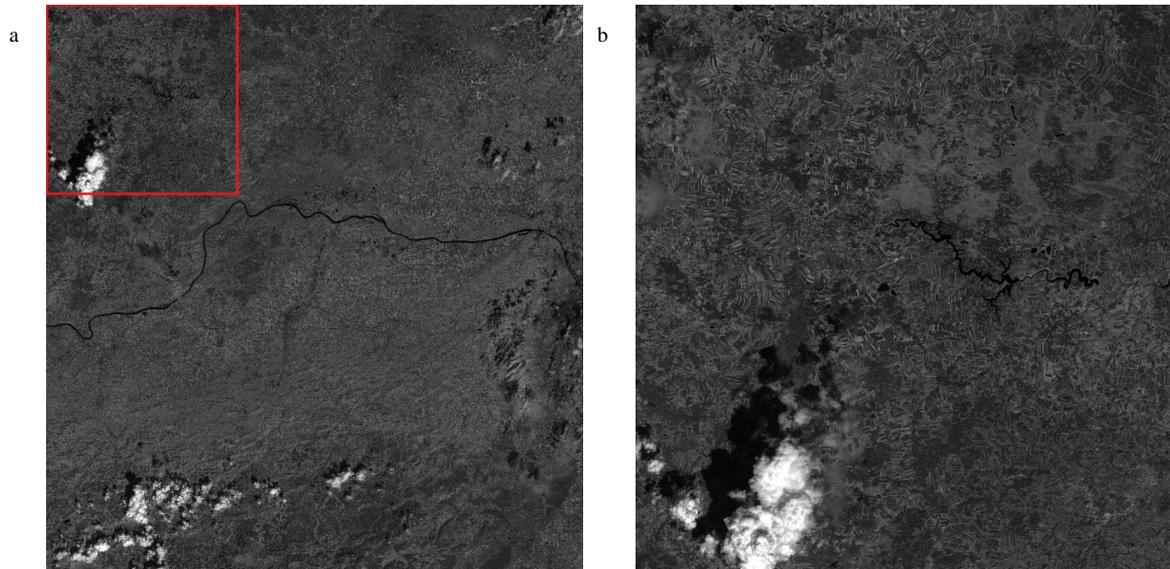
6.4 Wolkenschattenerkennung

Wolken und Zirkuswolken werfen Schatten, diese Wolkenschatten erscheinen unter und versetzt zu den Wolken, abhängig vom Einfallswinkel der Sonnenstrahlen. Wolkenschatten verdunkeln die Bodenoberfläche und reflektieren anderes als eine Bodenoberfläche ohne Wolkenschatten. Der Sensor am Satelliten bekommt eine Reflexion zu messen, die nicht dem Wert an Reflexion entspricht, der bei dieser Bodenoberfläche ohne Wolkenschatten zu messen wäre. Diese Wolkenschattenwerte verfälschen weitere Berechnungen mit diesen Satelliten-Images und sollten daher erkannt und eliminiert werden.

Die Erkennung von Wolkenschatten bei Landsat basiert, wie auch die Wolkenerkennung, auf Temperaturunterschieden. Sentinel-2 verfügt über kein Thermalband, daher müssen Wolkenschatten auf andere Weise erkannt werden. Eine Methode ist, aus der Wolkenmaske, der Sonnenposition und der Höhe der Wolken über der Oberfläche mittels eines Kohonen-Algorithmus die Position des Wolkenschattens zu berechnen. Dabei werden die Wolken, durch Einbeziehung des Sonnenzenit- und des Sonnenazimut Winkel, so verschoben, dass sie die Wolkenschatten abdecken. Diese Methode ist sehr rechenaufwendig und setzt viele Parameter voraus, um berechnet zu werden.

Aus den im vorhergehenden Absatz beschriebenen Gründen wurde eine neue Methode entwickelt mit der sich Wolkenschatten ohne zusätzliche Parameter erkennen und hervorheben lassen. Betrachtet man das nahe Infrarot Band (NIR), bei Sentinel-2 Band 8, ist zu erkennen, dass sich hier Wolkenschatten vom Rest der Bodenbedeckung, als auch von den Wolken und Zirkuswolken abheben.

In der folgenden Abbildung ist das Sentinel Band 8 (NIR) vom 30. Juli 2017 und das vergrößerte Sentinel-2 Band 8 Ausschnitt C zu sehen.



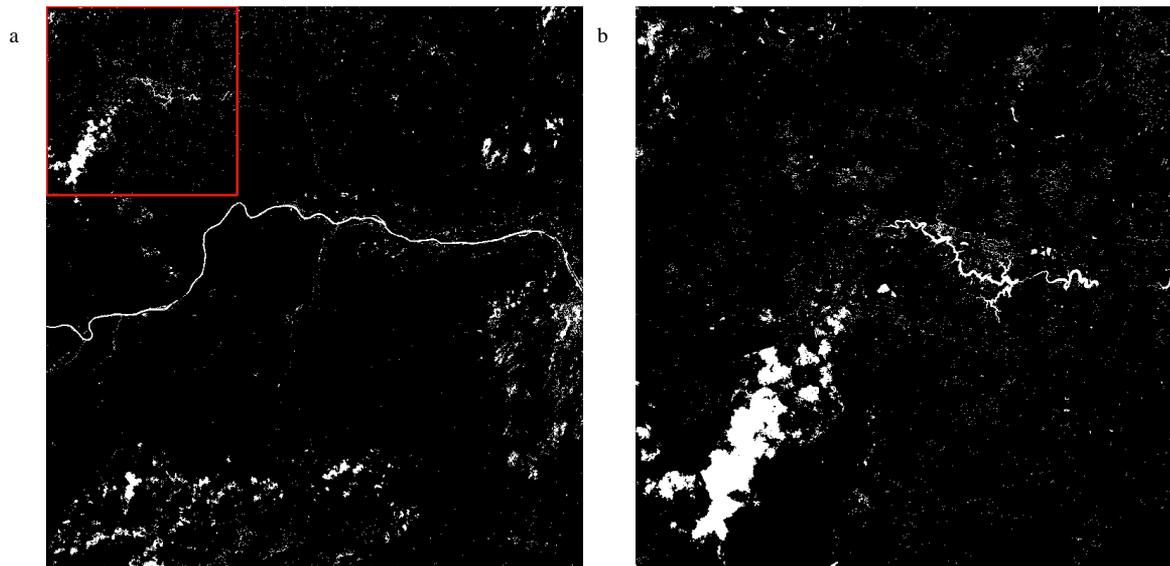
a. Sentinel-2 Band 8 (NIR), (30.07.2017); b. Sentinel-Band 8 (NIR) Ausschnitt C, (30.07.2017)

Abb. 9: Sentinel-2 Band 8 (Wolkenschattenerkennung)

Nach einigem Testen und Probieren wurde der Schwellenwert mit 0,11 festgelegt. Alle Werte kleiner, gleich 0,11 sind Wolkenschatten, alle Werte größer 0,11 sind wolkenschattenfrei. Mit einem Schwellenwert von 0,11 errechnet man ein binäres Image:

$$NIR_b = (NIR > 0,11) * 0 + (NIR \leq 0,11) * 255$$

Die folgende Abbildung zeigt das errechnete binäre Image und das vergrößerte binäre Image in Abschnitt C. Hier ist zu sehen, dass neben den Wolkenschatten auch bebaute Flächen, unbewachsener Boden und Wasserkörper hervorgehoben werden.



a. binäres Band 8 (30.07.2017); b. binäres Band 8 Ausschnitt C (30.07.2017).

Abb. 10: Binäres Band 8 (Wolkenschattenerkennung)

Die bebauten Flächen, der unbewachsene Boden und die Wasserkörper müssen erkannt und von der Wolkenschattenerkennung ausgeschlossen werden. Hier wird der Built-Up Index von Zha et al von 2003 zu Hilfe genommen. Dieser Built-Up Index wird verwendet, um bebauten Flächen hervorzuheben. Dazu wird der NDBI und der NDVI benötigt. Der NDBI wird wie folgt berechnet:

$$NDBI = \frac{SWIR - NIR}{SWIR + NIR}$$

Auf Sentinel-2 Daten angewandt werden für das kurzwellige Infrarot Band das Sentinel-2 Band 11 und für das nahe Infrarot Band (NIR) das Sentinel-2 Band 8 verwendet. Daraus ergibt sich, dass der NDBI mit Sentinel-2 Daten wie folgt berechnet wird:

$$NDBI_{Sentinel2} = \frac{Band11 - Band8}{Band11 + Band8}$$

Der NDVI wird wie folgt berechnet:

$$NDVI = \frac{NIR - Rot}{NIR + Rot}$$

Auf Sentinel-2 Daten angewandt werden für das nahe Infrarot Band (NIR) das Sentinel-2 Band 8 und für das rote Band das Sentinel-2 Band 4 verwendet. Daraus ergibt sich, dass der NDVI mit Sentinel-2 Daten wie folgt berechnet wird:

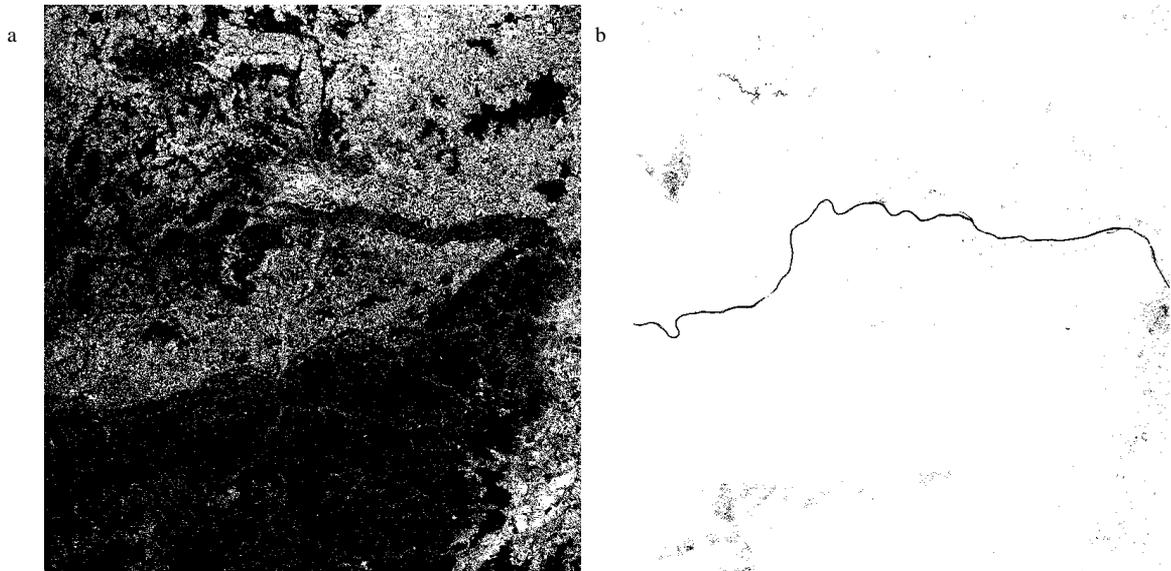
$$NDVI_{Sentinel2} = \frac{Band8 - Band4}{Band8 + Band4}$$

Zur weiteren Berechnung des Built-Up Index werden das NDBI- und das NDVI-Image in binäre Images umgerechnet. Der Schwellenwert für das Umrechnen der beiden Images wird mit Null gewählt. Beim NDBI wird angenommen, dass alle negativen Werte keinen bebauten Flächen entsprechen, alle positiven Werte (Werte größer Null) bebauten Flächen entsprechen. Beim NDVI wird davon ausgegangen, dass alle negativen Werte Gebieten ohne Vegetation entsprechen und positive Werte Gebieten mit Vegetation entsprechen (Zha, et al., 2003). Die folgenden Formeln zeigen die Berechnungen der binären Images.

$$NDBI_b = (NDBI > 0) * 255 + (NDBI \leq 0) * 0$$

$$NDVI_b = (NDVI > 0) * 255 + (NDVI \leq 0) * 0$$

Die folgende Abbildung zeigt das binäre NDBI- und das binäre NDVI-Image.



a. $NDBI_b$ (30.07.2017); b. $NDVI_b$ (30.07.2017)

Abb. 11: $NDBI_b$ und $NDVI_b$ (Wolkenschattenerkennung)

Nach der Errechnung der binären Images wird vom binären $NDBI$ der binäre $NDVI$ abgezogen, um unbewachsenen Boden im $NDBI$ -Image zu eliminieren (Zha, et al., 2003).

$$NDBI(Zha) = NDBI_b - NDVI_b$$

Das errechnete $NDBI(Zha)$ -Image weist Werte zwischen -255 und + 255 auf. Wobei -255 vegetationsbedeckte Gebiete ausweist, 0 unbewachsene Böden und bebaute Flächen ausweist und +255 stehende Gewässer und bebaute Flächen ausweist. Es zeigt sich, dass der $NDBI(Zha)$ nicht nur die bebauten Flächen hervorhebt, sondern auch den unbewachsenen Boden (siehe auch Kapitel 8.1.1 „Normalized Difference Built-Up Index-NDBI“).

Die folgende Abbildung zeigt den $NDBI(Zha)$ und den $NDBI(Zha)$ Ausschnitt C.

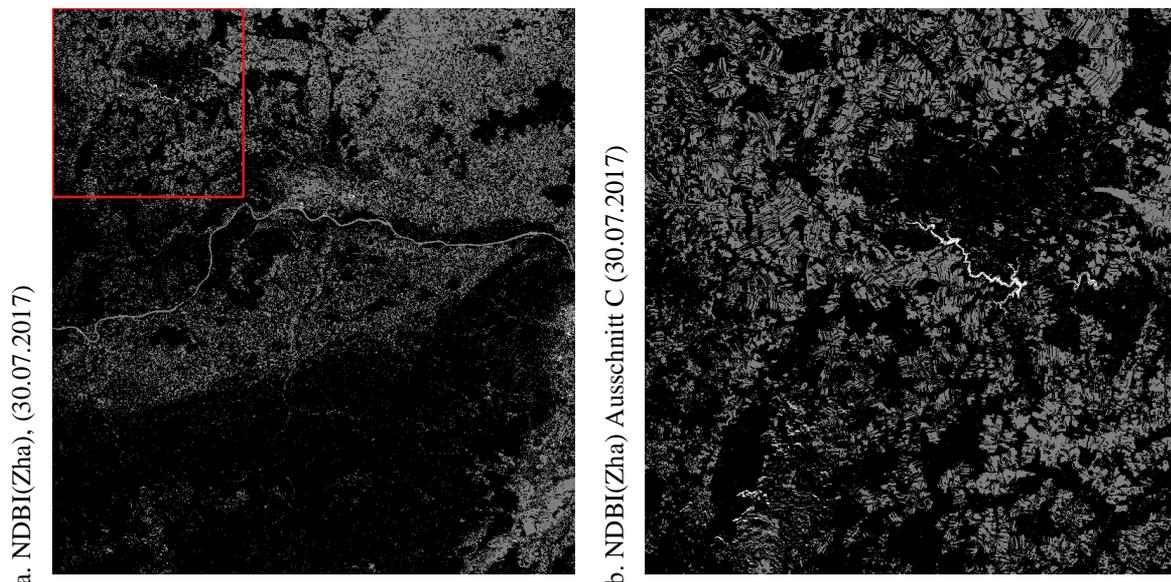


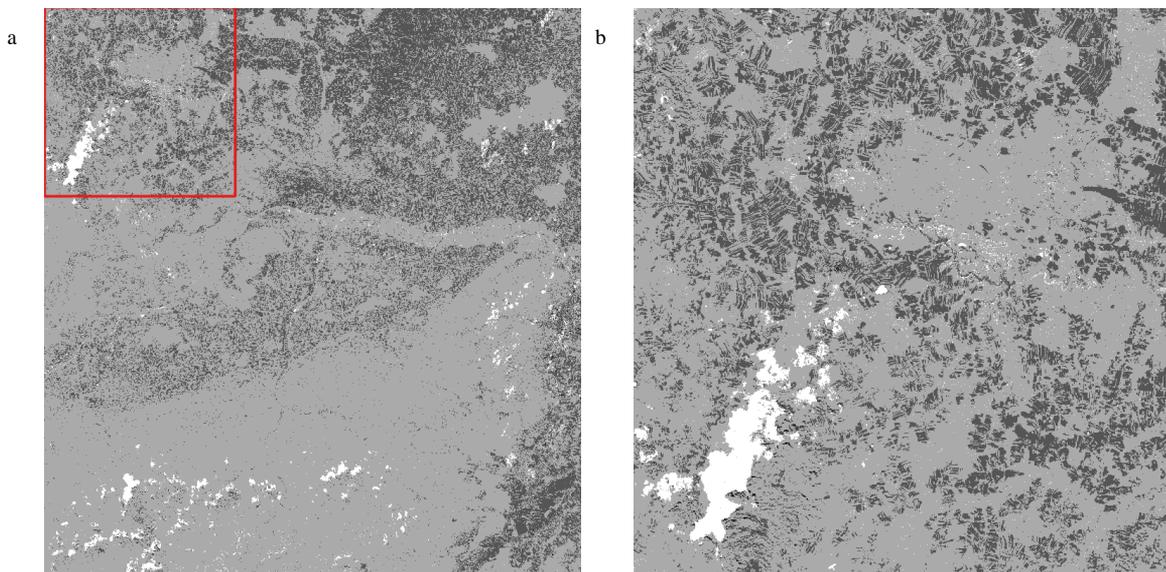
Abb. 12: $NDBI(Zha)$ (Wolkenschattenerkennung)

Das NDBI(Zha)-Image wird zur Finalisierung der Wolkenschattenerkennung vom binären Band10-Image abgezogen.

$$\text{Wolkenschatten} = \text{NIR}_b - \text{NDBI}(\text{Zha})_b$$

Die Wasserkörper können aus der Überlegung rausgehalten werden, da der NDBI ein so hohes Rauschen zwischen bebauten Flächen und Wasserkörpern aufweist, dass dadurch Wasserkörper mit der Bebauung verschwimmen (siehe Kapitel 8.4 „Wasserkörpererkennung“).

Die folgende Abbildung zeigt das Raster-Image, das durch Subtraktion des $\text{NDBI}(\text{Zha})_b$ vom NIR_b errechnet wurde und daneben Ausschnitt C.

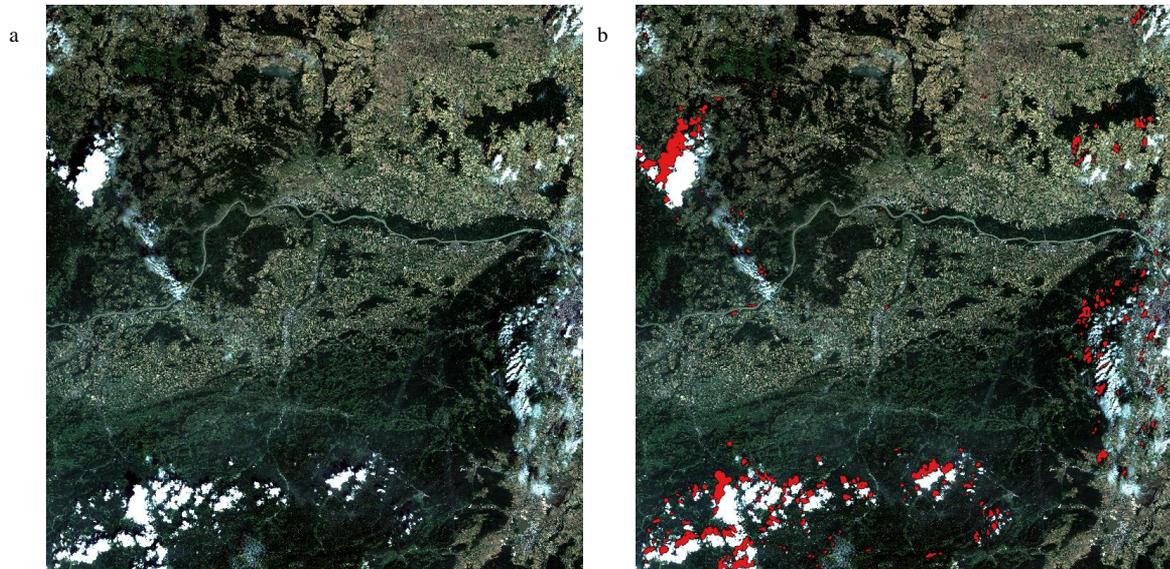


Wolkenschatten (30.07.2017); b. Wolkenschatten Ausschnitt C (30.07.2017)

Abb. 13: Wolkenschatten

Das Wolkenschatten-Image hat vier Klassen mit Werten von -255 bis +510. Die Klasse mit dem Wert +510 sind die gesuchten Wolkenschatten. Diese Klasse +510 kann jetzt extrahiert und als Wolkenschatten isoliert werden.

Die folgende Abbildung zeigt das RGB-Image und das RGB-Image mit hervorgehobenem Wolkenschatten vom 30. Juli 2017.



a. RGB-Image (30.07.2017); b. RGB-Image mit Wolkenschattenhervorhebung (30.07.2017)

Abb. 14: Wolkenschattenerkennung

6.5 Workflow Störungsmaske

Die vier in Kapitel 6.1 bis 6.4 behandelten Störfaktoren Schnee, Wolken, Ziruswolken und Wolkenschatten werden weiteren Bearbeitungsschritten unterzogen, um eine Störungsmaske zu erstellen:

Die binären Images, die als Ergebnis des jeweiligen Störfaktors entstanden sind, werden, mit der „Sieben (Sieve)-Methode“, generalisiert. Das heißt, es werden Rasterpolygone entfernt, die kleiner als die vorgegebene Schwellengröße (in Pixel) sind und ersetzt durch den Wert des größten Nachbarpolygons. Das dient dem Zweck der schnelleren Weiterverarbeitung der Images, da beim späteren Vektorisieren weniger Polygone gerechnet werden müssen. Die Generalisierungsschwelle wurde für das NDSI-Image zur Schneeerkennung mit 500 gewählt. Die Schwelle für das binäre Band 4 (Rot) zur Wolkenerkennung, für das binäre Band 10 zur Ziruswolkenerkennung und für das vier Klassenimage zur Wolkenschattenerkennung wurde mit 675 gewählt. Das heißt alle Rasterpolygone die kleiner als 500 beziehungsweise 675 Pixel groß sind werden durch den Wert des größten Nachbarpolygons ersetzt, in diesem Fall mit dem Wert der für schnee-, wolken-, ziruswolken- und wolkenschattenfrei steht.

Die vier generalisierten Images werden im nächsten Schritt vektorisiert, das heißt die Raster-Images werden in Vektor-Images umgewandelt. Um diese Vektor-Images wird ein Puffer gelegt, der dazu dient die errechneten Störflächenpolygone etwas zu vergrößern, um scharfe Kanten und Mischpixel im Originalimage an den Rändern zu vermeiden. Die Puffergröße wird mit 100 Pixel gewählt. Das heißt um die Störungspolygone wird ein Puffer von einem Kilometer gelegt.

Die vier mit Puffer versehenen Vektorimages werden zu einem Image zusammengefasst (Merge). Das zusammengefasste Image wird in ein Raster-Image umgewandelt und invertiert. Damit hat man die Störungsmaske erstellt. Das folgende Ablaufdiagramm veranschaulicht die Arbeitsschritte die in Kapitel 6 („Störungserkennung“) zur Ermittlung von Störungen vollzogen werden.

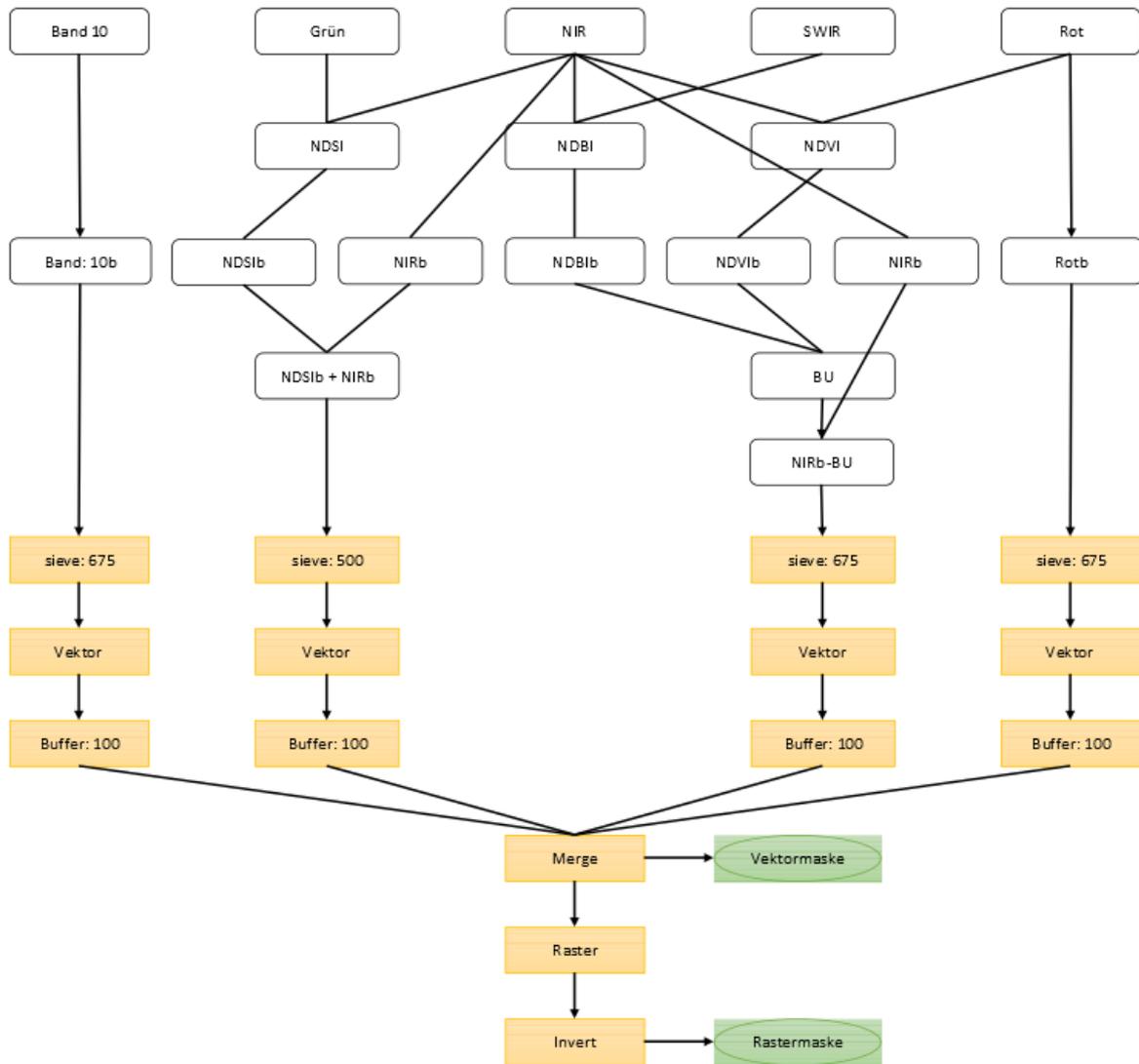
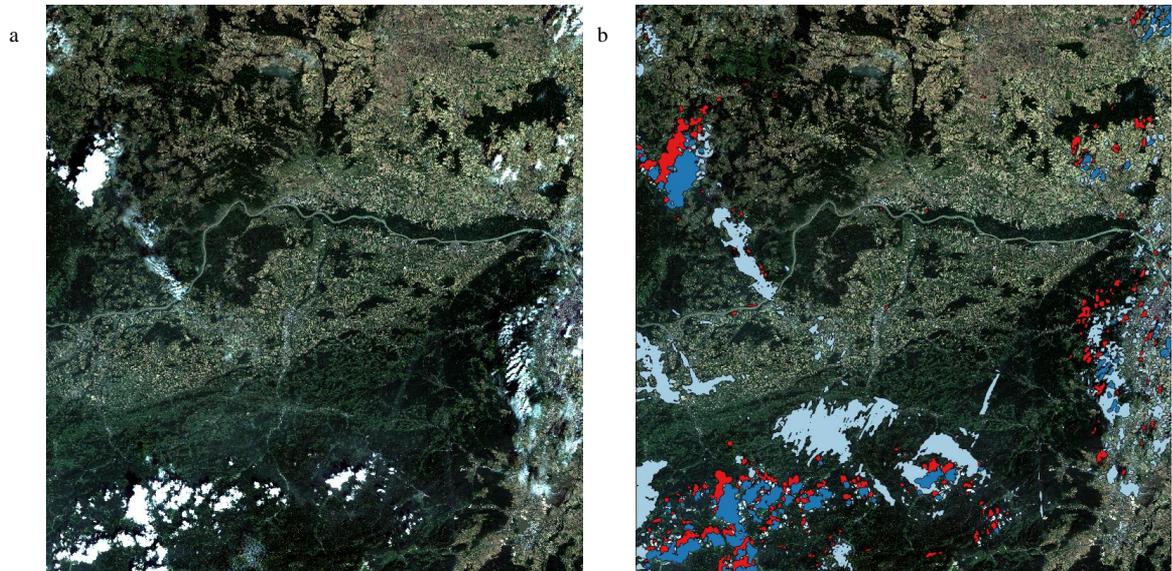


Abb. 15: Ablaufdiagramm Störungserkennung

Die folgende Abbildung zeigt das RGB-Image und das RGB-Image mit allen hervorgehobenen Störungen. In Dunkelblau sind die Wolken, in Hellblau sind die Zirruswolken und in Rot sind die Wolkenschatten hervorgehoben.



a. RGB-Image (30.07.2017); b. RGB-Image mit Störungshervorhebung (30.07.2017)

Abb. 16: Störungserkennung

7 Klassifikationssysteme

Jeder Klassifizierung liegt ein bestimmtes Klassifikationssystem zugrunde. Dieses System unterteilt die Landbedeckung in Klassen. Häufig sind Klassifikationssysteme hierarchisch aufgebaut, wobei Klassen höherer Hierarchiestufen mehrere Klassen einer niedrigeren Hierarchiestufe beinhalten (Di Gregorio & Jansen, 2000). Ein Klassifikationssystem soll unterschiedliche Anforderungen erfüllen, die auf die Bedürfnisse der Nutzer und auf die Beschreibung des Untersuchungsgebietes Wert legt (Heymann, et al., 1994). Es wurden eine Reihe von nationalen, regionalen und globalen Klassifizierungssystemen entwickelt und verwendet. Manche der Systeme sind auf die Auswertung von Daten eines bestimmten Typs oder einer bestimmten räumlichen Auflösung ausgelegt, andere sind für die Beschreibung spezieller Teilbereiche der Landoberfläche konzipiert (Di Gregorio & Jansen, 2000); (Yang, et al., 2017). Im folgenden Kapitel werden einige Klassifikationssysteme vorgestellt. Am Ende des Kapitels wird die eigene, in dieser Masterarbeit verwendete, Klassifizierung beschrieben.

7.1 USGS-Klassifikationssystem

Das von der United States Geological Survey (USGS) entwickelte Klassifikationssystem wurde ab 1971 für die Nutzung konventioneller Datenquellen und für die Verwendung von Luftbildern als auch für die ab 1972 zur Verfügung stehenden Landsat-Daten konzipiert. Die Einteilung der Klassen erfolgt in vier hierarchischen Stufen. Die erste (höchste) Hierarchiestufe beinhaltet neun Klassen, die in weitere Unterklassen unterteilt sind (Anderson, et al., 1976).

Die folgende Tabelle zeigt die erste Hierarchiestufe des USGS-Klassifikationssystems.

Level 1 Klasse	
1	Urbane oder bebaute Flächen
2	Landwirtschaftliche Flächen
3	Grasland
4	Waldflächen
5	Wasser
6	Feuchtgebiete
7	Unbewachsenes Land
8	Tundra
9	Schnee- und Eisflächen

Quelle: Eigene Darstellung nach (Anderson, et al., 1976)

Tab. 21: USGS-Klassifikationssystem

7.2 IGBP-Klassifikationssystem

Das IGBP-Klassifikationssystem wurde Mitte der 1990er Jahre als Grundlage für den DISCover Datensatz des International Geosphere Biosphere Programm (IGBP) entwickelt. Die erste Hierarchiestufe beinhaltet drei Klassen die sich an (Running, et al., 1994) anlehnen (Bodenbiomasse, Lebensdauer der Blätter und Blattart). Es werden siebzehn Klassen

unterschieden, die eine weltweite vollständige und eindeutige Gliederung der Landoberfläche ermöglichen sollen (Belward & Loveland, 1996). Das Klassifikationssystem ist auf die Nutzung von NOAA-AVHRR-Daten (National Oceanic and Atmospheric Administration-Advanced Very High Resolution Radiometer) mit einer räumlichen Auflösung von einem Kilometer ausgelegt.

Die folgende Tabelle zeigt den Klassifikationsschlüssel für das IGBP-Klassifikationssystem.

Klasse
1 Immergrüner Nadelwald
2 Immergrüner Laubwald
3 Sommergrüner Nadelwald
4 Sommergrüner Laubwald
5 Mischwald
6 Geschlossenes Buschland
7 Offenes Buschland
8 Bewaldete Savanne
9 Savanne
10 Grasland
11 Ständige Feuchtgebiete
12 Ackerland
13 Urbane und bebaute Flächen
14 Ackerland/andere Vegetation
15 Schnee und Eis
16 Unbewachsen- oder spärlich bewachsene Flächen
17 Wasserflächen

Quelle: Eigene Darstellung nach (Belward & Loveland, 1996)

Tab. 22: IGBP-Klassifikationssystem

7.3 CORINE Land Cover Klassifikationssystem

Das CORINE Land Cover Klassifikationssystem wurde 1994 von Heymann erstmals vorgestellt. Dieses System ist speziell auf die europäische Landbedeckungs- und Landnutzungsverhältnisse ausgelegt. CORINE ist ein hierarchisches System das in drei Ebenen gegliedert ist. Die dritte Ebene umfasst 44 Klassen (Heymann, et al., 1994). CORINE Land Cover wurde in den Jahren 2000, 2006 und 2012 einem Update unterzogen. Es wurde ursprünglich für Landsat- und SPOT-Daten mit einer räumlichen Auflösung von 20 bis 30 Metern entwickelt (Heymann, et al., 1994).

Die folgende Tabelle zeigt die erste Ebene des CORINE Land Cover Klassifikationssystems.

Level 1 Klasse
1 Bebaute Flächen
2 Landwirtschaftliche Flächen
3 Wald- und naturnahe Flächen
4 Feuchtgebiete
5 Wasserkörper

Quelle: Eigene Darstellung nach (Heymann, et al., 1994)

Tab. 23: CORINE Land Cover Klassifikationssystem

7.4 LCCS Land Cover Klassifikationssystem

Das LCCS wurde im Jahr 2000 von Di Gregorio und Jansen vorgestellt. Es wurde von der FAO (Food and Agriculture Organisation of the United Nations) und dem UNEP (United Nations Environment Programm) entwickelt, um eine weltweite Harmonisierung von Landbedeckungsdatensätzen zu erreichen. Es soll ein international akzeptiertes und standardisiertes Klassifikationssystem sein. Das LCCS gibt keine festgelegten Klassen vor, sondern der Nutzer kann anhand von bestimmten Klassifikationskriterien individuelle Klassen festlegen. Die Klassifikationskriterien werden anhand von vorgegebenen Merkmalen bestimmt, wie zum Beispiel der Vegetationshöhe. Die ausgewählten Merkmale werden zu einem Klassifikator zusammen gefügt (Di Gregorio & Jansen, 2000).

Die folgende Tabelle zeigt welcher Klassifikator des LCCS den Klassen des CORINE Land Cover der Klasse „Bebaute Flächen“ entspricht.

CORINE Level 1	CORINE Level 2	CORINE Level 3	LCCS
1 Bebaute Flächen	1.1 Urban geprägte Flächen	1.1.1 Durchgängig urbane Prägung	A4-A13A14
		1.1.2 Nicht durchgängige urbane Prägung	A4-A13A15/A16
	1.2 Industrie-, Gewerbe- u. Verkehrsflächen	1.2.1 Industrie- und Gewerbeflächen	A4-A12
		1.2.2 Straßen-, Eisenbahnnetze und funktionell zugeordnete Flächen	A3-A7/A3-A10/A4-A12-A44Zp122
		1.2.3 Hafengebiete	A4-A12-A32
		1.2.4 Flughäfen	A4-A12-A21
	1.3 Abbauflächen, Deponien, Baustellen	1.3.1 Abbauflächen	A2-A6
		1.3.2 Deponien und Abraumhalden	A2-A5/A1-B16
		1.3.3 Baustellen	A1/B16
	1.4 Künstliche angelegte, nicht landwirtschaftlich genutzte Grünflächen	1.4.1 Städtische Grünflächen	A6
		1.4.2 Sport- und Freizeitanlagen	A1-A38

Quelle: Eigen Darstellung nach (Heymann, et al., 1994); (Di Gregorio & Jansen, 2000); (Herold, et al., 2009)

Tab. 24: LCCS Klassifikator für CORINE Land Cover Klasse 1

7.5 Verwendete Klassifikation

In dieser Masterarbeit wird das Klassifikationssystem so gewählt, dass die erste Ebene (die höchste hierarchische Ebene) zur Klassenunterscheidung herangezogen wird. In Anlehnung an die Klassifikationssysteme CORINE, USGS und IGP werden fünf Klassen gebildet. In dieser Klassifikation werden keine Feuchtgebiete ausgewiesen, diese finden sich zum Teil in den Wasserkörpern und zum Teil in der Klasse Gras- und Grünland. Es werden auch die Waldflächen nicht zusätzlich unterschieden. Klasse 1 sind bebaute Flächen, Klasse 2 sind

unbewachsenes Land und Ackerflächen, Klasse 3 sind Gras- und Grünland, Klasse 4 sind Waldflächen und Klasse 5 sind Wasserkörper. Diese Klassifizierung deckt die Grundbeschaffenheit der Bodenoberfläche ab.

Die folgende Tabelle zeigt die eigene Einteilung der Klassen im Vergleich mit den Klassifikationssystemen CORINE, USGS und IGBP.

Eigene Klassen	CORINE	USGS	IGBP
1 Bebaute Flächen	1	1	1
2 Unbewachsenes Land und Ackerflächen	2	9,12,14,16	2,7
3 Gras- und Grünland	2,4	3	10
4 Waldflächen	3	4	1,2,3,4,5
5 Wasserkörper	5,4	5,6	11,17

Die Nummer unter CORINE, USGS und IGBP entsprechen den Klassennummern der jeweiligen Klassifikationssysteme.

Quelle: Eigene Darstellung nach (Heymann, et al., 1994); (Anderson, et al., 1976); (Di Gregorio & Jansen, 2000)

Tab. 25: Einteilung der Klassen im Vergleich zu CORINE, USGS und IGBP

8 Indizes zur Oberflächenerkennung

In diesem Kapitel wird die Erkennung von Wasserkörper, Waldflächen, Vegetation und bebauten Flächen behandelt. Im ersten Teil wird die Wasserkörpererkennung vorgestellt. Hier werden die zur Verfügung stehenden Indizes, der Normalized Difference Water Index (NDWI) und der Modified Normalized Difference Water Index (MNDWI), zur Erkennung von Wasserkörpern vorgestellt. Es wird der Frage nachgegangen, was diese Indizes in der Lage sind hervorzuheben und wo sie an Grenzen stoßen. Am Ende des ersten Teils dieses Kapitels wird der neu entwickelte Wasserhervorhebungs-Index new Modified Normalized Difference Water Index (nMNDWI) vorgestellt. Im zweiten Teil dieses Kapitels wird die Vegetationserkennung behandelt. Es werden vier Vegetationsindizes vorgestellt, der Normalized Difference Vegetation Index (NDVI), der Soil-Adjusted Vegetation Index (SAVI), der Modified Soil-Adjusted Vegetation Index (MSAVI) und der Enhanced Vegetation Index (EVI). Diese vier Indizes werden verglichen und hinsichtlich ihrer Zweckmäßigkeit für diese Arbeit geprüft. Im dritten Teil wird die Waldflächenerkennung behandelt. Hier wird, neben den vier Vegetationsindizes (NDVI, SAVI, MASIV2, EVI), der Perpendicular Vegetation Index (PVI) in seinen Variationen zur Erkennung von Waldflächen getestet. Im vierten Teil werden Ansätze zur Erkennung von bebauten Flächen vorgestellt und auf deren Tauglichkeit geprüft. Es werden der Normalized Difference Built-Up Index (NDBI) und der Index-Based-Index (IBI) behandelt. Am Ende des vierten Teils dieses Kapitels wird der neu entwickelte Bebauungsindex Modified Normalized Built-Up Index (MNDBI) vorgestellt.

8.1 Bebauungserkennung

Die Bebauungserkennung dient dazu bebaute Flächen von anderen Oberflächenbedeckungen, wie Vegetation, unbewachsenen Boden und Wasserkörpern, hervorzugeben. In diesem Abschnitt werden zwei Methoden zur Erkennung von bebauten Flächen vorgestellt. Es werden der NDBI von Zha et al, 2003 und der IBI von Xu, 2008 behandelt. Am Ende dieses Abschnitts wird der neu entwickelte modifizierte NDBI vorgestellt.

8.1.1 Normalized Difference Built-Up Index (NDBI)

Der NDBI wurde erstmals von Zha et al, 2003 veröffentlicht. Ziel des Built-Up Index ist es den Prozess der Kartierung von bebauten Flächen zu automatisieren. Er zieht den Vorteil aus der spezifischen spektralen Reflexion von Gebäuden und anderer Landbedeckung. Bebaute Flächen werden effektiv hervorgehoben durch eine Neukodierung des NDVI- und des NDBI-Images (Zha, et al., 2003). Diese Methode basiert auf einer Kombination von NDBI und NDVI. Zha et al. verwenden Landsat TM-Daten. In ihrer Studie wurden Images ohne Wolkenbedeckung verwendet. Die TM Bänder 3 (Rot), 4 (NIR) und 5 (SWIR) weisen die größte spektrale Differenz auf. Dadurch sind diese drei Bänder die nützlichsten Bänder. Bebaute Flächen, unbewachsener Boden und Wasserkörper haben eine geringere Reflexion

im Band 4 (NIR) als in Band 3 (Rot). Folglich führt eine Subtraktion von Band 3 (Rot) von Band 4 (NIR) zu positiven Pixelwerten für Vegetation (Zha, et al., 2003). Die Bezeichnung in den Klammern neben der TM-Band-Nummer ist die neutrale, für alle Satelliten-Daten geltende Bezeichnung und wurde von mir zum schnelleren Verständnis eingefügt. Der NDVI wird wie folgt berechnet:

$$NDVI = \frac{NIR - Rot}{NIR + Rot}$$

Auf Sentinel-2 Daten angewandt werden für das nahe Infrarot Band (NIR) das Sentinel-2 Band 8 und für das rote Band das Sentinel-2 Band 4 verwendet. Daraus ergibt sich, dass der NDVI mit Sentinel-2 Daten wie folgt berechnet wird:

$$NDVI_{Sentinel2} = \frac{Band8 - Band4}{Band8 + Band4}$$

Dieses NDVI-Image wird in ein binäres Image umgerechnet. Für alle positiven Pixelwerte (Vegetation) wird der Wert 255 zugewiesen, für alle negativen Pixelwerte wird der Wert 0 zugewiesen:

$$NDVI_b = (NDVI > 0) * 255 + (NDVI \leq 0) * 0$$

Bebaute Flächen und unbewachsener Boden weisen einen großen Anstieg der Reflexion von Band 4 (NIR) zu Band 5 (SWIR) auf, während Vegetation eine etwas größere oder kleinere Reflexion in Band 5 (SWIR) als in Band 4 (NIR) aufweist. Rechnet man den NDBI aus, wird Vegetation Werte nahe Null haben, Wasserkörper negative Werte und bebaute Flächen positive Werte (Zha, et al., 2003). Der NDBI wird wie folgt berechnet:

$$NDBI = \frac{SWIR - NIR}{SWIR + NIR}$$

Auf Sentinel-2 Daten angewandt werden für das kurzweilig Infrarot Band (SWIR) das Sentinel-2 Band 11 und für das nahe Infrarot Band das Sentinel-2 Band 8 verwendet. Daraus ergibt sich, dass der SAVI mit Sentinel-2 Daten wie folgt berechnet wird:

$$NDBI_{Sentinel2} = \frac{Band11 - Band8}{Band11 + Band8}$$

Auch das NDBI-Image wird in ein binäres Image umgerechnet. Für alle positiven Pixelwerte (bebaute Flächen) wird der Wert 255 zugewiesen, für alle negativen Pixelwerte wird der Wert 0 zugewiesen:

$$NDBI_b = (NDBI > 0) * 255 + (NDBI \leq 0) * 0$$

Da Vegetation nahe dem Wert Null im NDVI-Image sein kann, kommt es vor, dass Vegetation der Wert 255 für bebaute Flächen zugewiesen wird. Um das zu bereinigen, wird der binäre NDVI vom binären NDBI abgezogen, das führt dazu, dass nur noch bebaute Flächen und unbewachsener Boden positive Werte haben, während alle anderen Oberflächenbedeckungsarten einen Wert von 0 oder -255 haben (Zha, et al., 2003). Der Bebauungs-Index (BU) wird wie folgt berechnet:

$$BU(Zha) = NDBI_b - NDVI_b$$

Der NDBI kann ausgedehnte urbane Gebiete, wie Industrie-, Geschäfts- und Wohnflächen ausweisen. Gemischte kleinräumige Verbauung kann nicht erkannt werden. Der NDBI kann urbane Gebiete nicht von trockenen, sandigen Böden unterscheiden, da beide ähnliche Reflexionswerte auf beiden Bändern aufweisen (Zha, et al., 2003).

He et al, 2010 haben die Methode von Zha et al übernommen. Sie bedienen sich anstatt der binären NDVI und NDBI-Images der kontinuierlichen NDVI und NDBI-Images, die bei der direkten Berechnung das Ergebnis sind. Der Built-Up Index von He et al wird wie folgt berechnet:

$$BU(He) = NDBI_c - NDVI_c$$

Für dieses kontinuierliche Built-Up-Image wird der optimale Schwellenwert zwischen bebauten Flächen und den anderen Oberflächenbedeckungen ermittelt und dadurch eine Hervorhebung von bebauten Flächen herbei geführt (He, et al., 2010).

8.1.2 Index-Based-Index (IBI)

Der IBI wurde von Xu 2008 veröffentlicht. Der IBI ist ein Index, der aus vorhandenen Indizes generiert wird. Der IBI verwendet den Soil-Adjusted Vegetation Index (SAVI), den Modified Normalized Difference Water Index (MNDWI) und den Normalized Difference Built-Up Index (NDBI). Diese drei Indizes stehen für die Landbedeckungskategorien Vegetation (SAVI), Wasserkörper (MNDWI) und bebauten Flächen (NDBI). Der MNDWI von XU wird hier anstelle des NDWI von McFeeters zur Erkennung von Wasserkörpern verwendet, da er besser das Rauschen zwischen Gebäuden und Wasserkörpern eliminieren kann (Xu, 2008). Der SAVI zur Vegetationserkennung wird wie folgt berechnet:

$$SAVI = \frac{NIR - Rot}{NIR + Rot + L} * (1 + L)$$

Auf Sentinel-2 Daten angewandt werden für das nahe Infrarot Band (NIR) das Sentinel-2 Band 8 und für das Rote Band das Sentinel-2 Band 4 verwendet. Für den Bodenhelligkeitskorrekturfaktor L wird, wie von Huete et al vorgeschlagen, der mittlere Wert 0,5 eingesetzt (Huete, et al., 1999). Daraus ergibt sich, dass der SAVI mit Sentinel-2 Daten wie folgt berechnet wird:

$$SAVI_{Sentinel2} = \frac{Band8 - Band4}{Band8 + Band4 + 0,5} * (1 + 0,5)$$

Der MNDWI zur Wasserkörpererkennung wird wie folgt berechnet:

$$MNDWI = \frac{Grün - SWIR}{Grün + SWIR}$$

Auf Sentinel-2 Daten angewandt werden für das grüne das Sentinel-2 Band 3 und für das kurzwellige Infrarot Band das Sentinel-2 Band 11 verwendet. Daraus ergibt sich, dass der MNDWI mit Sentinel-2 Daten wie folgt berechnet wird:

$$MNDWI_{Sentinel2} = \frac{Band3 - Band11}{Band3 + Band11}$$

Und der NDBI zur Erkennung von bebauten Flächen wird wie folgt berechnet:

$$NDBI = \frac{SWIR - NIR}{SWIR + NIR}$$

Auf Sentinel-2 Daten angewandt werden für das kurzwellig Infrarot Band (SWIR) das Sentinel-2 Band 11 und für das nahe Infrarot Band das Sentinel-2 Band 8 verwendet. Daraus ergibt sich, dass der SAVI mit Sentinel-2 Daten wie folgt berechnet wird:

$$NDBI_{Sentinel2} = \frac{Band11 - Band8}{Band11 + Band8}$$

Anstelle des SAVI kann auch der NDVI zur Erkennung von Vegetation verwendet werden. Die Entscheidung welcher der beiden Indizes verwendet wird hängt von der Pflanzendichte ab. Der SAVI funktioniert gut bis zu einer Dichte von 15% während der NDVI am effektivsten bei einer Pflanzendichte von über 30% ist (Ray, 2006). Der SAVI ist im urbanen Gebiet besser, ab einer Pflanzendichte von über 30% kann der NDVI verwendet werden (Xu, 2008). Der NDVI wird wie folgt berechnet:

$$NDVI = \frac{NIR - Rot}{NIR + Rot}$$

Auf Sentinel-2 Daten angewandt werden für das nahe Infrarot Band (NIR) das Sentinel-2 Band 8 und für das rote Band das Sentinel-2 Band 4 verwendet. Daraus ergibt sich, dass der NDVI mit Sentinel-2 Daten wie folgt berechnet wird:

$$NDVI_{Sentinel2} = \frac{Band8 - Band4}{Band8 + Band4}$$

Die drei oben generierten Images können in weiterer Folge als drei neue Bänder verwendet werden. Diese thematischen Bänder reduzieren die Redundanz der originalen Bänder. Bevor der IBI ausgerechnet wird, sollten die Werte des NDBI, des NDVI und des MNDWI mit 1 addiert werden, um negative Werte der Indizes in positive Werte zu ändern. (Xu, 2008). Aus diesen drei errechneten neuen Bändern kann der IBI wie folgt berechnet werden:

$$IBI = \frac{\frac{NDBI - (SAVI + MNDWI)}{2}}{\frac{NDBI + (SAVI + MNDWI)}{2}}$$

Da der IBI ein normalisierter differenzierter Index ist hat er folgende Eigenschaften: 1. Er ist ein ratio-basierter Index; 2. Der Wertebereich liegt zwischen -1 und +1 und 3. Hervorgehobene Informationen haben positive Werte, während unterdrücktes Hintergrundrauschen negative Werte und Null aufweisen (Xu, 2008).

Wenn man den NDVI anstatt des SAVI verwendet kann man folgende Formel zur Berechnung des IBI verwenden:

$$IBI = \frac{\frac{2 * SWIR}{(SWIR + NIR)} - \left(\frac{NIR}{(NIR + Rot)} + \frac{Grün}{(Grün + SWIR)} \right)}{\frac{2 * SWIR}{(SWIR + NIR)} + \left(\frac{NIR}{(NIR + Rot)} + \frac{Grün}{(Grün + SWIR)} \right)}$$

Auf Sentinel-2 Daten angewandt werden für das kurzwellige Infrarot Band (SWIR) das Sentinel-2 Band 11, für nahe Infrarot Band (NIR) das Sentinel-2 Band 8, für das rote Band das Sentinel-2 Band 4 und für das grüne Band das Sentinel-2 Band 3 verwendet. Daraus ergibt sich, dass der EVI mit Sentinel-2 Daten wie folgt berechnet wird:

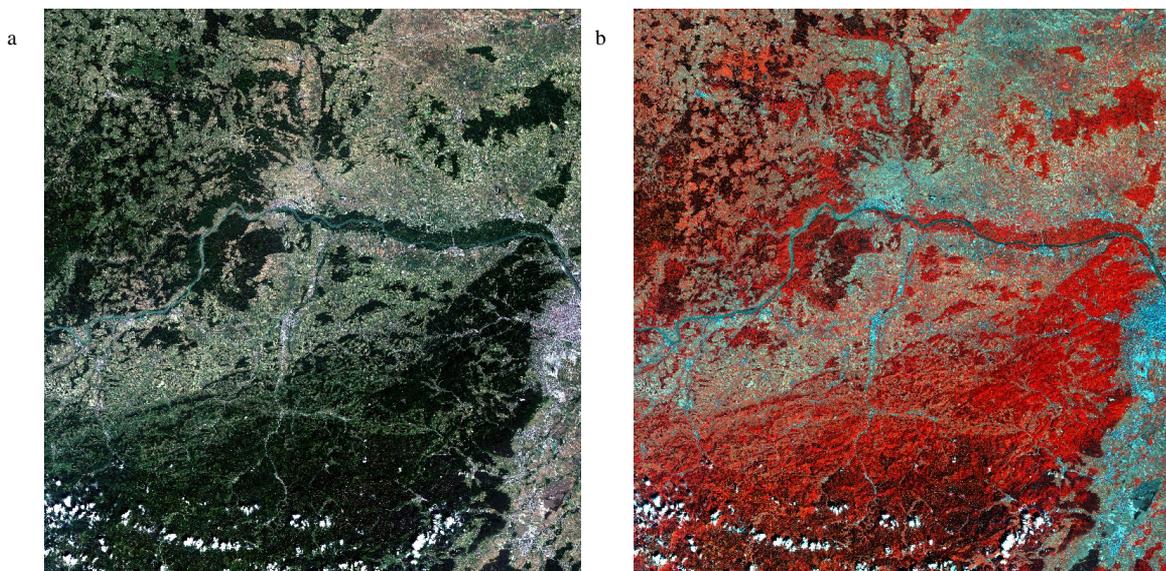
$$IBI = \frac{2 * \text{Band11}}{(\text{Band11} + \text{Band8})} - \left(\frac{\text{Band8}}{(\text{Band8} + \text{Band4})} + \frac{\text{Band3}}{(\text{Band3} + \text{Band11})} \right)$$

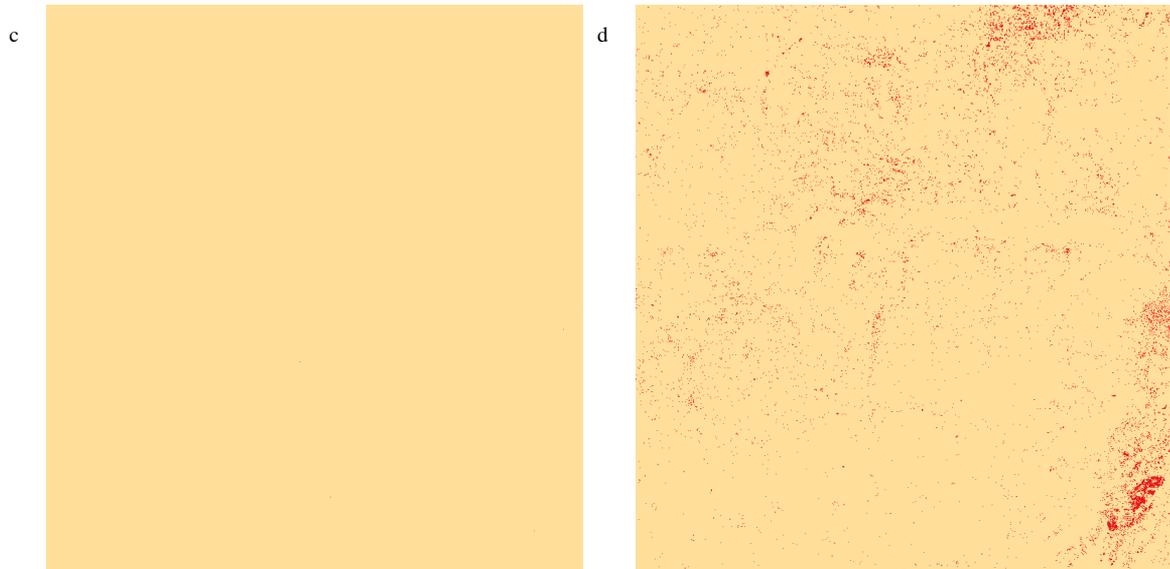
$$\frac{2 * \text{Band11}}{(\text{Band11} + \text{Band8})} + \left(\frac{\text{Band8}}{(\text{Band8} + \text{Band4})} + \frac{\text{Band3}}{(\text{Band3} + \text{Band11})} \right)$$

Durch das Verwenden dieser Formel erspart man sich die Berechnung der drei Indizes vor der Berechnung des IBI (Xu, 2008). Ob es tatsächlich eine Ersparnis in zeitlicher oder arbeitstechnischer Hinsicht darstellt sei dahingestellt.

Der IBI bringt an einem einzelnen Zeitpunkt nicht die erhoffte Hervorhebung von bebauten Flächen. Bei dem von Xu angegebenen Schwellenwert von größer Null werden so gut wie keine Flächen als bebauten Flächen ausgewiesen. Verwendet man einen niedrigeren Schwellenwert zum Beispiel -0,25 sind in diesem Bereich zwar die bebauten Flächen aber auch schon der Großteil des unbewachsenen Bodens vorzufinden.

Die folgende Abbildung zeigt den IBI mit einem Schwellenwert von Null als binäres Image und den IBI mit einem Schwellenwert von -0,25 als binäres Image.

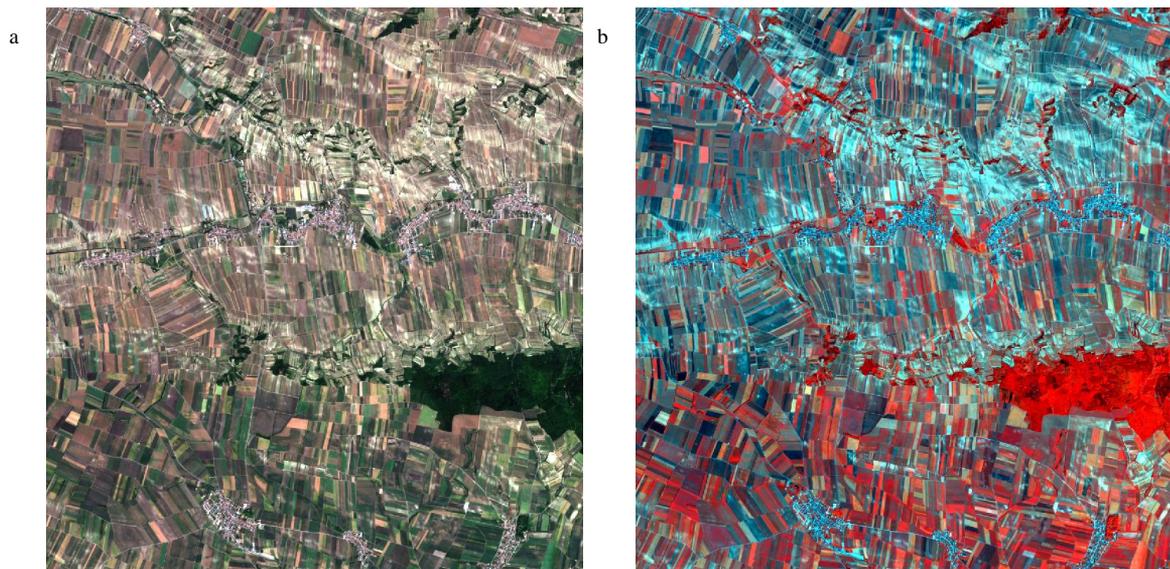


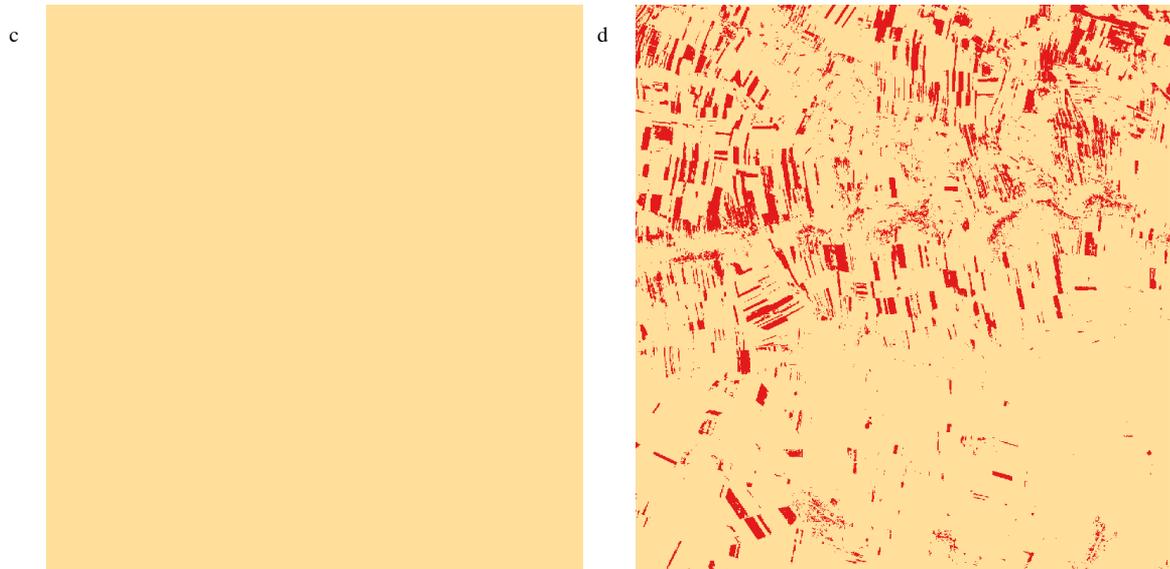


a. RGB (20.06.2017); b. Falschfarbenbild (20.06.2017); c. IBI binär 0 (20.06.2017); d. IBI binär -0,25 (20.06.2017)

Abb. 17: IBI binär

Die folgende Abbildung zeigt den vergrößerten Ausschnitt I3 des IBI mit einem Schwellenwert von Null und den IBI mit einem Schwellenwert von -0,25. Hier zeigt sich, wie wenig an bebauten Flächen bei einem Schwellenwert von Null hervorgehoben wird. Wenn man das IBI-Image mit einem Schwellenwert von -0,25 betrachtet ist zu sehen, dass neben den bebauten Flächen auch der unbewachsene Boden hervorgehoben werden.





a. RGB I3 (20.06.2017); b. Falschfarbenbild I3 (20.06.2017); c. IBI binär 0 I3 (20.06.2017); d. IBI binär - 0,25 I3 (20.06.2017)

Abb. 18: IBI binär in Ausschnitt I3

Der IBI liefert bessere Ergebnisse bei der Erkennung von bebauten Flächen, wenn man in die Formel des IBI Werte, die das Ergebnis saisonaler Daten sind, einsetzt. Für den NDBI, für den SAVI und den MNDWI wird jeweils der Median berechnet und die Ergebnisse mit eins addiert. Die so berechneten Indizes können in die Berechnungsformel des IBI eingesetzt werden.

$$IBI_{med} = \frac{\frac{NDBI_{med} - (SAVI_{med} + MNDWI_{med})}{2}}{\frac{NDBI_{med} + (SAVI_{med} + MNDWI_{med})}{2}}$$

Das Ergebnis der Berechnung des IBI_{med} wird mit einem Schwellenwert von Null in ein binäres Image umgerechnet. Alle Werte größer Null werden als bebauten Flächen hervorgehoben.

$$BU_{IBI_{med}} = (IBI_{med} > 0) * 255 + (IBI_{med} \leq 0) * 0$$

In Abbildung 19a und 19c ist zu sehen, dass der IBI, wenn er mit Medianwerten der saisonalen Daten berechnet wird, nicht nur die bebauten Flächen, sondern auch den unbewachsenen Boden mithervorhebt.

Wenn man mit den Zeitreihenwerten etwas variiert und für den NDBI den minimum-Wert einsetzt, für den SAVI den maximum-Wert und für den MNDWI den median-Wert, kann man das Ergebnis verbessern. Da der IBI bebauten Flächen ausweisen soll, werden die Werte so gewählt, um das zu erreichen. Beim NDBI nimmt man den Minimumwert. Dadurch wird erreicht, dass mehr Flächen die nicht von Vegetation bedeckt, aber keine bebauten Flächen sind, kleinere Werte aufweisen und so bebauten Flächen besser hervorgehoben werden. Nimmt man beim SAVI, der in der Berechnung für die Vegetation steht, den Maximumwert der Zeitreihe, bekommt man die höchsten Vegetationswerte für das Image im gesamten Zeitraum. Dadurch werden Flächen, die Acker sind und Flächen, die nicht den ganzen

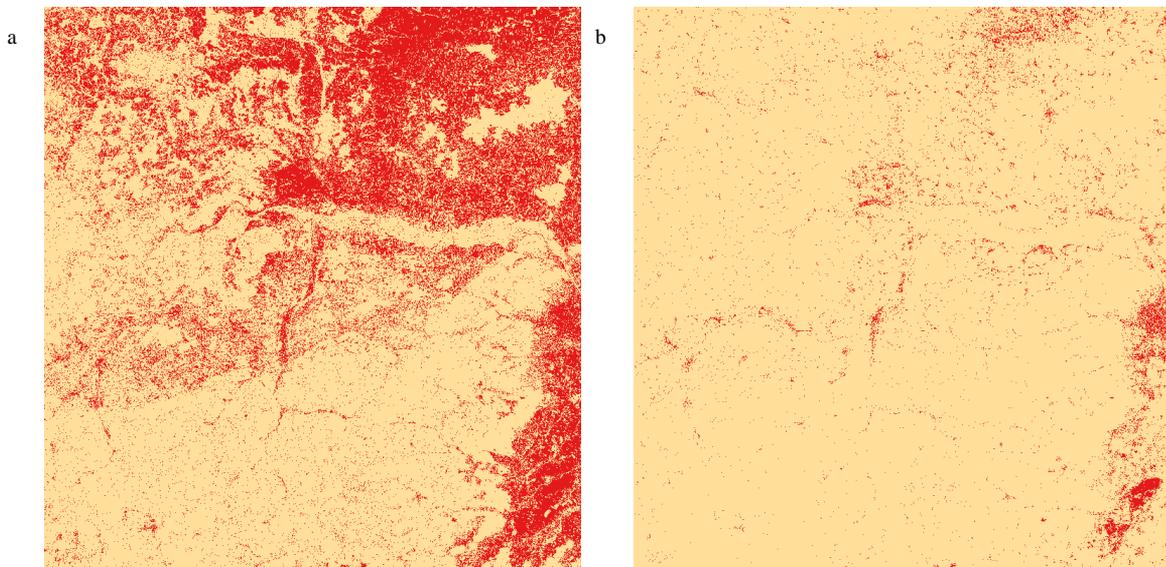
Zeitraum mit Vegetation bedeckt sind, als Vegetation ausgewiesen. Das hilft dabei, die unbewachsenen Böden von den bebauten Flächen zu trennen. Beim MNDWI nimmt man den Medianwert, dieser bietet eine Hervorhebung von Wasserkörpern. Setzt man die so gewählten Indizes in die Formel des IBI ein, bringt das Ergebnis eine verbesserte Hervorhebung von bebauten Flächen und die nicht bebauten Flächen werden besser unterdrückt. Diese IBI-Version kann wie folgt berechnet werden:

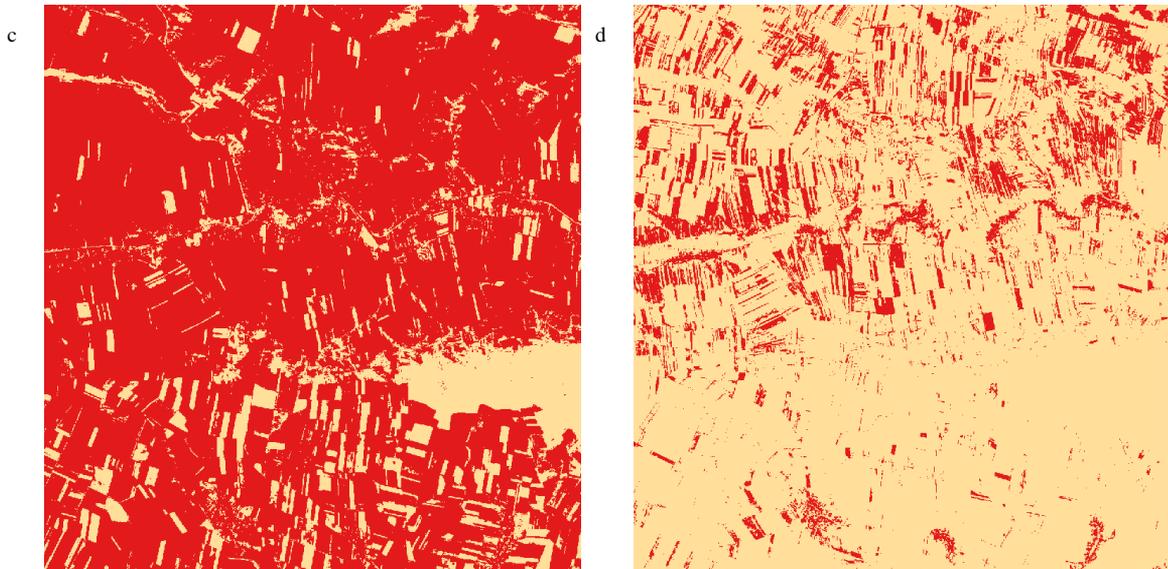
$$IBI_{mimame} = \frac{\frac{NDBI_{min} - (SAVI_{max} + MNDWI_{med})}{2}}{\frac{NDVI_{min} + (SAVI_{max} + MNDWI_{med})}{2}}$$

Dieses Image wird mit einem Schwellenwert von Null in ein binäres Image umgerechnet. Alle Werte größer Null weisen bebauten Flächen aus.

$$BU_{IBI_{mimame}} = (IBI_{mimame} > 0) * 255 + (IBI_{mimame} \leq 0) * 0$$

Die folgende Abbildung zeigt den Vergleich zwischen dem IBI_{med} und dem IBI_{mimame} . Und den IBI_{med} und den IBI_{mimame} im vergrößerten Ausschnitt I3. Hier zeigt sich die etwas bessere Unterdrückung von unbewachsenen Bodenflächen im IBI_{mimame} -Image.





a. IBI_{med} (20.06.2017); b. IBI_{mimame} I3 (20.06.2017); c. IBI_{med} I3 (20.06.2017); d. IBI_{mimame} I3 (20.06.2017)
 Abb. 19: Vergleich IBI_{med} und IBI_{mimame}

8.1.3 Modified Normalized Difference Built-Up Index (MNDBI)

Der MNDBI ist ein vom mir neu entwickelter Index zur Hervorhebung von bebauten Flächen. Mit diesem Index lassen sich bebauten Flächen besser von unbewachsenem Boden unterscheiden als mit dem NDBI von Zha et al oder dem IBI von Xu. Auch in einer saisonalen Analyse angewandt zeigt der MNDBI bessere Resultate. Dieser Index verwendet das blaue Band anstelle des kurzwelligen Infrarot Bandes (SWIR) und ein nahes Infrarot Band (NIR). Bebaute Flächen reflektieren im blauen Licht höher als unbewachsener Boden und bebauten Flächen reflektieren nahes Infrarot weniger hoch als unbewachsener Boden. Durch die Verwendung dieser beiden Bänder kann der Kontrast zwischen bebauten Flächen und unbewachsenem Boden erhöht werden, was eine bessere Hervorhebung von bebauten Flächen ermöglicht. Der MDNBI kann wie folgt berechnet werden:

$$MDNBI = \frac{NIR - Blau}{NIR + Blau}$$

Auf Sentinel-2 Daten angewandt werden für das nahe Infrarot Band (NIR) das Sentinel-2 Band 8 und für das blaue Band das Sentinel-2 Band 2 verwendet. Daraus ergibt sich, dass der NDVI mit Sentinel-2 Daten wie folgt berechnet wird:

$$MNDBI_{Sentinel2} = \frac{Band8 - Band2}{Band8 + Band2}$$

Der Schwellenwert für bebauten Flächen wird mit einem Wert von 0,44 festgelegt. Alle Pixelwerte kleiner, gleich 0,44 werden als bebauten Flächen hervorgehoben. Das MDNB-Image wird in ein binäres Image umgerechnet:

$$MNDBI_b = (MNDBI \leq 0,44) * 255 + (MNDBI > 0,44) * 0$$

Dieses binäre MNDBI-Image hebt neben den bebauten Flächen auch noch unbewachsenen Boden und Wasserkörper hervor. Als erstes wird, in Anlehnung an Zha et al, 2003, der NDVI zur Hervorhebung von Vegetation berechnet, die Formel lautet:

$$NDVI = \frac{NIR - Rot}{NIR + Rot}$$

Auf Sentinel-2 Daten angewandt werden für das nahe Infrarot Band (NIR) das Sentinel-2 Band 8 und für das rote Band das Sentinel-2 Band 4 verwendet. Daraus ergibt sich, dass der NDVI mit Sentinel-2 Daten wie folgt berechnet wird:

$$NDVI_{Sentinel2} = \frac{Band8 - Band4}{Band8 + Band4}$$

Für das NDVI-Image wird ein Schwellenwert von 0,2 festgelegt. Alle Pixelwerte größer, gleich 0,2 werden als Vegetation hervorgehoben. Das NDVI-Image wird in ein binäres Image umgerechnet:

$$NDVI_b = (NDVI \geq 0,2) * 255 + (NDVI < 0,2) * 0$$

Das binäre NDVI-Image, wird zur Eliminierung der unbewachsenen Böden im MNDBI-Image, vom binären MNDBI-Image abgezogen. Dadurch wird erreicht, dass in dem neuen Image nur noch die Wasserkörper in den Wertebereich der bebauten Flächen fallen. Um die Wasserkörper zu eliminieren wird der nMNDWI verwendet, dieser wird wie folgt berechnet:

$$nMNDWI = \frac{1,5 * Grün - (NIR + SWIR)}{1,5 * Grün + (NIR + SWIR)}$$

Auf Sentinel-2 Daten angewandt werden für das Grüne Band das Sentinel-2 Band 3, für das nahe Infrarot Band (NIR) das Sentinel-2 Band 8 und für das kurzwellige Infrarot Band (SWIR) das Sentinel-2 Band 11 verwendet. Daraus ergibt sich, dass der nMNDWI mit Sentinel-2 Daten wie folgt berechnet wird:

$$nMNDWI_{Sentientl2} = \frac{1,5 * Band3 - (Band8 + Band11)}{1,5 * Band3 + (Band8 + Band11)}$$

Das nMNDWI-Image wird in ein binäres Image umgerechnet, wie gehabt beim nMNDWI, mit einem Schwellenwert von Null. Alle Werte größer gleich Null werden als Wasserkörper hervorgehoben.

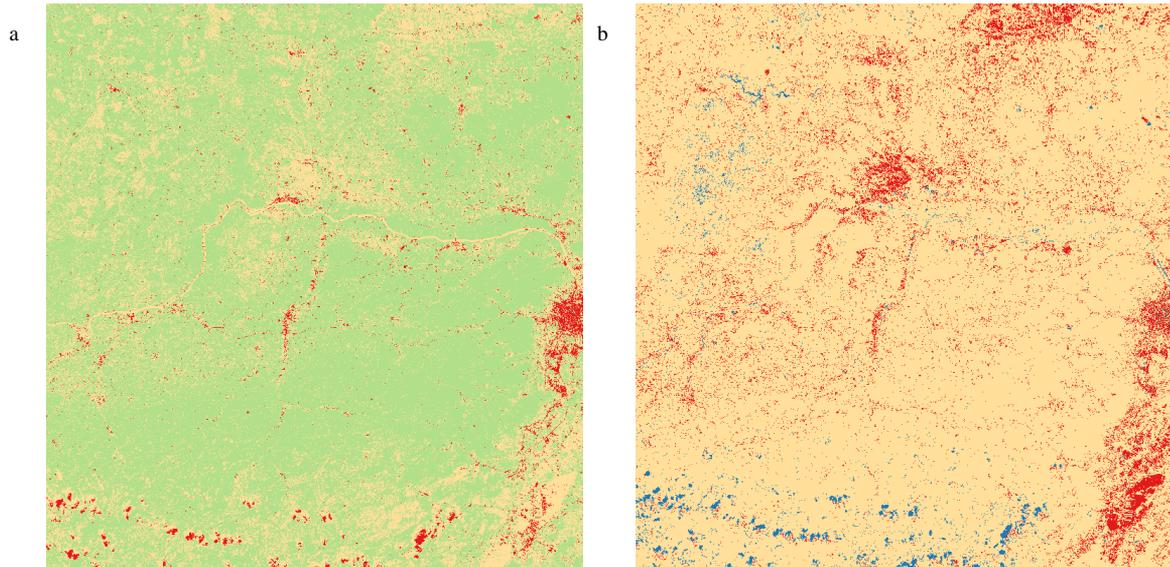
$$nMNDVI_b = (nMNDWI \geq 0) * 255 + (nMNDWI < 0) * 0$$

Der neue Bebauungs-Index (nBU) kann nun durch Subtraktion des binären NDVI-Images und durch Subtraktion das binären nMNDWI-Images vom binären MNDBI-Image berechnet werden:

$$nBU = MNDBI_b - NDVI_b - nMNDWI_b$$

Die folgende Abbildung zeigt das mit der neuen Methode erstellte Built-Up-Image und das Built-Up-Image nach Zha et al im Vergleich. In Rot werden die bebauten Flächen dargestellt, in Hellbraun unbewachsener Boden und Wasserkörper und in Hellgrün Vegetation. Es zeigt sich, dass der neu entwickelte Bebauungs-Index Vorteile gegenüber der Methode von Zha et al aufweist. Die bebauten Flächen werden sehr gut hervorgehoben,

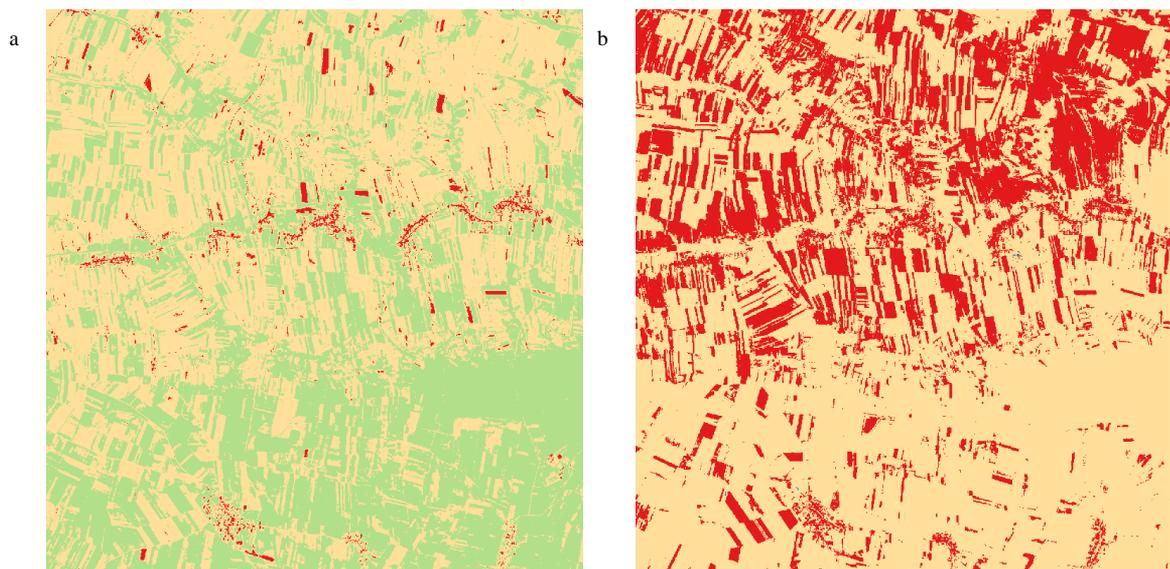
auch dort wo unbewachsener Boden das Ergebnis des BU von Zha beeinträchtigt, indem bebaute Flächen und unbewachsener Boden nicht stark genug voneinander unterschieden werden. Sollen Wasserkörper als eigene Klasse ausgewiesen werden wird der binäre nMNDWI addiert.



a. nBU (20.06.2017); b. BU(Zha) (20.06.2017)

Abb. 20: Vergleich nBU und BU(Zha)

In der folgenden Abbildung ist das neue binäre Built-Up-Image in Ausschnitt I3 zu sehen. Hier ist noch besser zu erkennen, dass die bebauten Flächen im Vergleich zum BU von Zha et al besser hervorgehoben werden. Es sind zwar noch vereinzelt unbewachsene Böden im Wertebereich der bebauten Flächen, aber in einer geringen Anzahl.



nBU in Ausschnitt I3 (20.06.2017); b. BU(Zha) in Ausschnitt I3

Abb. 21: Vergleich nBU und BU(Zha) in Ausschnitt I3

8.2 Vegetationserkennung

Die Vegetationserkennung dient dazu Oberflächen mit Vegetation von nicht mit Vegetation bedeckten Oberflächen zu unterscheiden und hervorzuheben. Zur Erkennung von Vegetation können Vegetationsindizes verwendet werden. Vier dieser Indizes werden in diesem Kapitel vorgestellt und dahingehend geprüft, welcher sich für die Zwecke dieser Arbeit am besten eignet.

8.2.1 Normalized Difference Vegetation Index (NDVI)

Der gebräuchlichste und am meisten verwendete Vegetationsindex ist der NDVI (Huete, et al., 1999). Er wurde erstmals von Rouse et al 1974 erwähnt. Der NDVI steht in engem Zusammenhang mit der grünen Biomasse und den Blattflächen. Der NDVI basiert auf der Tatsache, dass gesunde Vegetation eine geringe Reflexion im roten Bereich des sichtbaren Spektralbereichs, aufgrund von Chlorophyll und andere Pigmentabsorptionen, aufweist und im nahen Infrarot Bereich, aufgrund des internen Grades an Reflexion durch Mesophyll des grünen Blattes, eine hohe Reflexion aufweist. Der NDVI kann als Verhältnis vom roten Band und dem nahen Infrarot Band berechnet werden (Huete, 2005). Also, Vegetation absorbiert sichtbares Licht im Rot-Bereich und reflektiert relative wenig Strahlung. Im nahen Infrarot Bereich reflektiert Vegetation relativ viel Strahlung und absorbiert wenig. Im Gegensatz dazu reflektiert Untergrund ohne Vegetation, zu Beispiel unbewachsener Boden, bebaute Flächen oder Wasserkörper, im roten Spektralbereich relativ stark und absorbiert wenig. Im nahen Infrarot Bereich absorbiert Untergrund ohne Vegetation relativ viel Strahlung und reflektiert wenig. Diesen Unterschied in der Absorption und Reflexion können zur Unterscheidung zwischen mit Vegetation bedecktem Untergrund und nicht von Vegetation bedecktem Untergrund genutzt werden. Der NDVI wird wie folgt berechnet:

$$NDVI = \frac{NIR - Rot}{NIR + Rot}$$

Auf Sentinel-2 Daten angewandt werden für das nahe Infrarot Band (NIR) das Sentinel-2 Band 8 und für das rote Band das Sentinel-2 Band 4 verwendet. Daraus ergibt sich, dass der NDVI mit Sentinel-2 Daten wie folgt berechnet wird:

$$NDVI_{Sentinel2} = \frac{Band8 - Band4}{Band8 + Band4}$$

Die Berechnung des NDVI bringt als Ergebnis einen dimensionslosen, reellen Zahlenwert zwischen -1 und +1 (Hildebrandt, 1996). Werte im negativen Bereich entsprechen hauptsächlich Wolken, Schnee und Wasserkörpern. Werte um Null weisen Stein, unbewachsen Boden oder sandige Oberflächen aus. Sehr niedrige, positive Werte entsprechen meist steinigen oder sandigen Oberflächen und bebauten Flächen. Werte ab 0,2 entsprechen Grasflächen und Sträuchern. Hohe positive Werte ab 0,6 stehen für immer dichter werdende Wälder. Ab einem Wert von 0,2 werden durch den NDVI vegetationsbedeckte Oberflächen hervorgehoben.

8.2.2 Soil-Adjusted Vegetation Index (SAVI)

Der SAVI ist eine Modifizierung des NDVI. Er hat das Ziel die Vegetationsreflexion von der Bodenreflexion abzukoppeln. Er berücksichtigt die Bodenreflexion, um den Einfluss des Bodens auf den Index zu reduzieren (Huete, et al., 1999). Der SAVI zählt zu den Hybrid-Indizes, wie auch alle Indizes, die von ihm abgeleitet werden. Hybrid bedeutet in diesem Fall eine Kombination aus Pflanzen- und Bodenreflexion (Broge & Leblanc, 2000). Der SAVI wird wie folgt berechnet:

$$SAVI = \frac{NIR - Rot}{NIR + Rot + L} * (1 + L)$$

Auf Sentinel-2 Daten angewandt werden für das nahe Infrarot Band (NIR) das Sentinel-2 Band 8 und für das rote Band das Sentinel-2 Band 4 verwendet. Daraus ergibt sich, dass der SAVI mit Sentinel-2 Daten wie folgt berechnet wird:

$$SAVI_{Sentinel2} = \frac{Band8 - Band4}{Band8 + Band4 + L} * (1 + L)$$

Das L ist ein Korrekturfaktor, der die Empfindlichkeit des Vegetations-Index auf die Bodenreflexion vermindert. Je niedriger der LAI (Leaf Area Index), umso höher wird der Korrekturfaktor L gewählt (Eiden, et al., 1991). Der Korrekturfaktor L variiert zwischen Null und eins. Umso kleiner der Wert ist, der zugewiesen wird, desto dichter ist die Vegetation. Meist verwendet man, in Ermanglung des LAI, 0,5 als mittleren Wert für L (Huete, et al., 1999). Der Nachteil des SAVI ist, dass die durch die Bodenfarbe ausgelösten Reflexion Effekte nicht berücksichtigt werden. Es wird lediglich eine Korrektur der Bodenelligkeit vorgenommen (Huete, et al., 1994).

8.2.3 Modified Soil-Adjusted Vegetation Index (MSAVI)

Der MSAVI und seine spätere Überarbeitung der MSAVI2 gehen stärker auf die negativen Einflüsse des Bodens ein und weisen eine lineare Abhängigkeit zum LAI (Leaf Area Index) auf (Qi, et al., 1994). Der MASVI versucht das Problem, das der SAVI bei der Bestimmung des Bodenelligkeitsfaktors (beim SAVI Korrekturfaktor) L hat zu beheben. Beim SAVI wird der Korrekturfaktor L durch Ausprobieren (Trial-and-Error), basierend auf der Menge der Vegetation bestimmt oder es wird einfach L=0,5 als mittlerer Wert angenommen (Qi, et al., 1994). Der MASVI berechnet sich wie der SAVI mit folgender Formel:

$$MSAVI = \frac{NIR - Rot}{NIR + Rot + L} * (1 + L)$$

Auf Sentinel-2 Daten angewandt werden für das nahe Infrarot Band (NIR) das Sentinel-2 Band 8 und für das rote Band das Sentinel-2 Band 4 verwendet. Daraus ergibt sich, dass der MSAVI mit Sentinel-2 Daten wie folgt berechnet wird:

$$MSAVI_{Sentinel2} = \frac{Band8 - Band4}{Band8 + Band4 + L} * (1 + L)$$

Der Unterschied zum SAVI besteht darin, dass der Korrekturfaktor L bestimmt wird. Anstatt wie beim SAVI 0,5 als Bodenhelligkeitsfaktor einzusetzen, wird L wie folgt berechnet:

$$L = \frac{2 * s(NIR - Rot) - (NIR - s * Rot)}{(NIR + Rot)}$$

Auf Sentinel-2 Daten angewandt werden für das nahe Infrarot Band (NIR) das Sentinel-2 Band 8 und für das rote Band das Sentinel-2 Band 4 verwendet. Daraus ergibt sich, dass der L mit Sentinel-2 Daten wie folgt berechnet wird:

$$L = \frac{2 * s(Band8 - Band4) - (Band8 - s * Band4)}{(Band8 + Band4)}$$

Das s in der Formel des Korrekturfaktors L steht für die Neigung der Bodenlinie des Plots (siehe Kapitel 8.3 „Waldflächenerkennung“). Um die Berechnung zu vereinfachen wurde der MSAVI von Qi et al, 1994 überarbeitet und der MSAVI2 entwickelt. Bei der Berechnung des MASVI2 ist es nicht mehr notwendig die Bodenlinie und den Bodenhelligkeitsfaktor zu bestimmen (Qi, et al., 1994). Der MASVI2 wird wie folgt berechnet:

$$MSAVI2 = \frac{2 * NIR + 1 - \sqrt{(2 * NIR + 1)^2 - 8 * (NIR - Rot)}}{2}$$

Auf Sentinel-2 Daten angewandt werden für das nahe Infrarot Band (NIR) das Sentinel-2 Band 8 und für das rote Band das Sentinel-2 Band 4 verwendet. Daraus ergibt sich, dass der SAVI mit Sentinel-2 Daten wie folgt berechnet wird:

$$MSAVI2_{Sentinel2} = \frac{2 * Band8 + 1 - \sqrt{(2 * Band8 + 1)^2 - 8 * (Band8 - Band4)}}{2}$$

Dieser überarbeitete MSAVI2 ist unkomplizierter anwendbar, braucht keine vorhergehenden Berechnungen und ist so auch für die Automatisierung der Vegetationserkennung die bessere Wahl als der MSAVI.

8.2.4 Enhanced Vegetation Index (EVI)

Der EVI wurde als alternativer Index entwickelt, um einige Einschränkungen des NDVI zu beheben. Der EVI wurde speziell entwickelt um sensibler auf Änderungen der Vegetation in Regionen mit hoher Biomasse zu reagieren, den Einfluss der Atmosphäre auf die Vegetations-Indexe zu reduzieren und das Baumkronendach-Hintergrund-Signal zu korrigieren (Huete, et al., 1999) (Justice, et al., 1998). Der EVI tendiert dazu sensibler auf Pflanzenkronenunterschiede, wie der LAI (Leaf Area Index), Pflanzenkronenstruktur und Pflanzenaussehen und Pflanzenstress zu reagieren, als der NDVI, welcher generell nur auf die Menge des aktuellen Chlorophyllgehalts reagiert (Huete, et al., 2002). Der EVI wurde ursprünglich für MODIS entwickelt, er kann aber für andere Satellitenbilddaten adaptieren werden. Der EVI wird wie folgt berechnet:

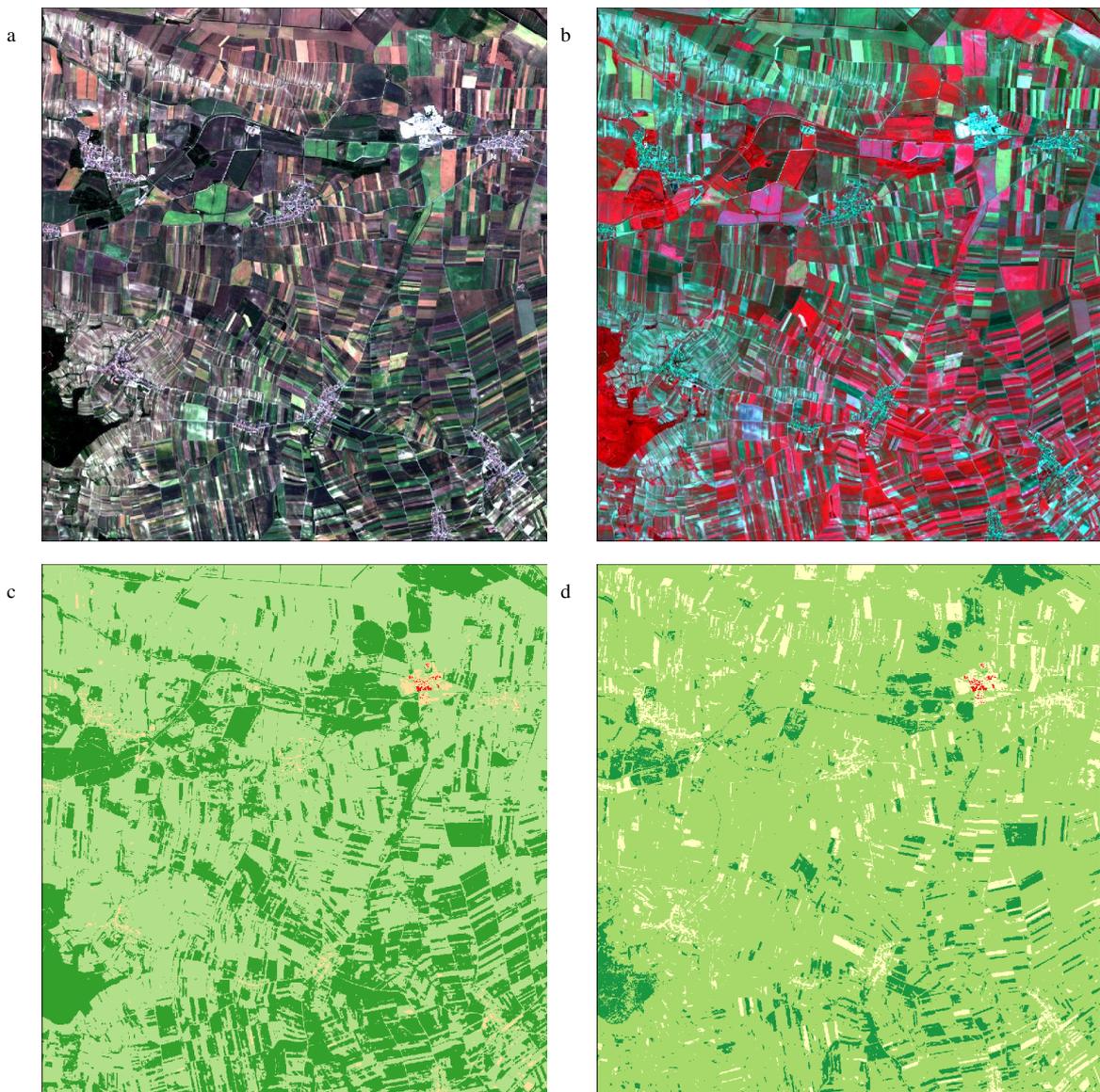
$$EVI = 2,5 * \frac{(NIR - Rot)}{(L + NIR + C_1 * Rot + C_2 * Blau)}$$

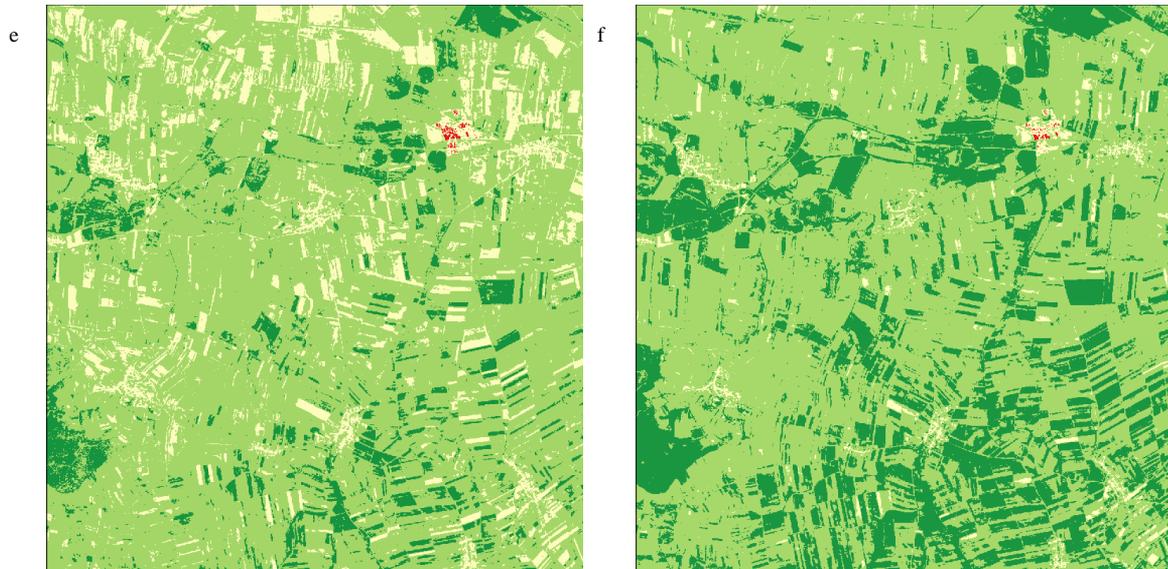
Auf Sentinel-2 Daten angewandt werden für das nahe Infrarot Band (NIR) das Sentinel-2 Band 8, für das rote Band das Sentinel-2 Band 4 und für das blaue Band das Sentinel-2 Band 2 verwendet. Daraus ergibt sich, dass der EVI mit Sentinel-2 Daten wie folgt berechnet wird:

$$EVI_{Sentinel2} = 2,5 * \frac{(Band8 - Band4)}{(L + Band8 + C_1 * Band4 + C_2 * Band2)}$$

In der EVI-Formel sind L, C₁, und C₂ Koeffizienten, die die atmosphärischen Bedingungen korrigieren. Für Standard MODIS-Produkte, aber auch für Sentinel-2 Daten, sind die Werte L=1, C₁=6 und C₂=7,5 zu verwenden.

Die folgenden Abbildungen zeigen das RGB-Image und das Falschfarbenbild des Abschnitts I6 vom 20. Juni 2017. Zum Vergleich der Indizes werden der NDVI, der SAVI, der MASVI2 und der EVI gegenübergestellt.





a. RGB-Image; b. Falschfarbenbild; c. NDVI binär; d. SAVI binär; e. MSAVI binär; f. EVI binär.
Die Schwellenwerte der binären Images liegen bei 0,2 (spärliche Vegetation/hell Grün) und 0,6 (dichte Vegetation/dunkel Grün). Rot entspricht bebauten Flächen und gelb entspricht unbewachsenem Land und Ackerflächen

Abb. 22: Vergleich Vegetationsindizes

Der NDVI grenzt bei einem Schwellenwert von 0,2 bebauten Flächen und Wasserkörper ab (Werte unter 0,2). Bei einem Schwellenwert von 0,6 werden dichte Vegetation (Werte über 0,6) und Flächen mit leichter, dünner Vegetationsbedeckung (Werte zwischen 0,2 und 0,6) abgegrenzt. Die Flächen mit einem Wert von über 0,6 entsprechen sowohl Waldflächen, Grünland und Wiesen, als auch saisonal mit dichter Vegetation bedeckte Flächen. Das heißt der NDVI kann sehr gut zur Abgrenzung von Vegetation verwendet werden. Der SAVI erkennt bei einem Schwellenwert von 0,2 neben bebauten Flächen und Wasserkörper mehr Flächen, die vegetationslos sind, als es beim NDVI der Fall ist. Das heißt das SAVI ist sensibler bei der Unterscheidung von vegetationslosen Flächen als der NDVI. Bei Werten über 0,2 wird die Unterscheidung zwischen dichter und weniger dichter Vegetation schwieriger als beim NDVI. Der MASVI2 erkennt noch besser Flächen ohne Vegetation (Werte unter 0,2). Er weist eine höhere Bodensensibilität auf als der NDVI und der SAVI. Der EVI weist eine etwas höhere Bodensensibilität als der NDVI auf.

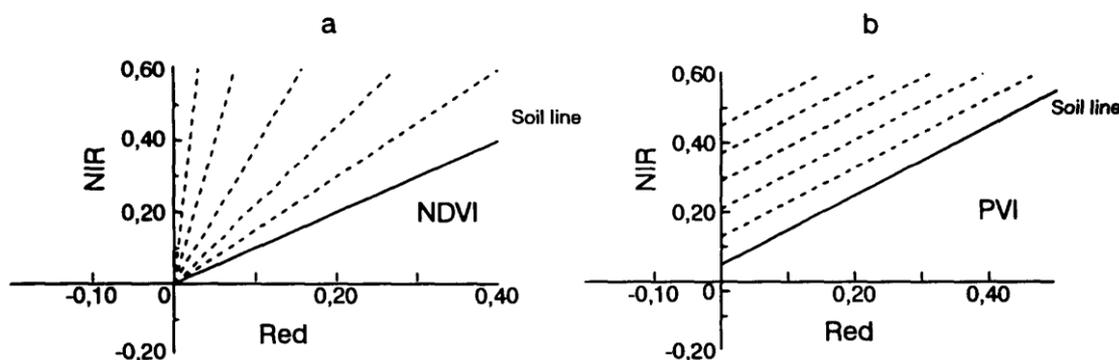
Der NDVI erweist sich als sehr guter Index zur Vegetationsunterscheidung. Er hebt dichte Vegetation neben dem EVI am besten hervor. In weiterer Folge wird der NDVI bei der Erkennung der Oberflächenbedeckung verwendet. Der EVI findet Verwendung bei der saisonalen Erkennung der Oberflächenbedeckung.

8.3 Waldflächenerkennung

Die Walderkennung dient dazu, Waldflächen von allen anderen Oberflächenbedeckungen hervorzuheben. Waldflächen können am besten mit Vegetationsindizes erkannt werden. Die vier in Kapitel 8.2 („Vegetationserkennung“) aufgeführten Vegetations-Indizes NDVI, SAVI, MASVI2 und EVI sowie der PVI (Perpendicular Vegetation Index) bieten alle die

Möglichkeit Vegetationsbedeckung zu Erkennen und Hervorzuheben. Die Unterscheidung von Waldflächen und anderer Vegetation soll in diesem Kapitel behandelt werden. Es werden der PVI und seine Nachfolgerindizes PVI1, PVI2 und PVI3 vorgestellt. Die PVI-Indizes sowie der NDVI, der SAVI, der MSAVI und der EVI werden verglichen, um herauszufinden welcher Index Waldflächen am besten von anderen vegetationsbedeckten Flächen unterscheiden kann.

Der PVI ist ein distanzbasierender Index (Jackson & Huete, 1991). Das Hauptziel der distanzbasierenden Vegetationsindizes ist es den Effekt der Bodenhelligkeit, im Falle spärlicher Vegetation und dort wo Pixel eine Mischung aus grüner Vegetation und Boden im Hintergrund sind, zu eliminieren. Das ist besonders in ariden und semi-ariden Umgebungen wichtig (Silleos, et al., 2006). Beim PVI laufen die Isolinien parallel zueinander während im Vergleich die Isolinien bei neigungsbasierten Vegetations-Indizes, wie dem NDVI im Ursprung zusammenlaufen (Qi, et al., 1994). Die folgende Abbildung zeigt die Isolinien beim NDVI und die Isolinien beim PVI.



a. Bodenlinie NDVI, b. Bodenlinie PVI

Quelle: (Qi, et al., 1994)

Abb. 23: Bodenlinie NDVI und PVI3 (Qi, et al., 1994)

Diese Methode basiert auf dem Bodenlinien-Konzept (Soil-Line). Die Bodenlinie repräsentiert die Beschreibung der typischen Signatur von Boden in einem Rot/nahen Infrarot bi-spektralem Plot. Sie werden durch lineare Regression des nahen Infrarot Bandes gegen das rote Band für eine Stichprobe am nackten Boden-Pixel gewonnen. Bei Pixeln die sich nahe an der Bodenlinie befinden, wird angenommen das sie Boden sind, während bei Pixeln die weit weg sind angenommen wird das sie Vegetation sind. Distanzbasierende Vegetations-Indizes, die die Bodenlinie benutzen benötigen die Neigung (b) und den Farbverlauf (a) der Linien als Eingabe in der Berechnung (Silleos, et al., 2006). Es gab einen auffallenden Widerspruch in der Logik mit der die Bodenlinie für spezielle Vegetations-Indizes entwickelt wurde. Eine Gruppe an Indizes braucht das rote Band als unabhängige Variable und eine Gruppe an Indizes braucht das nahe Infrarot Band als unabhängige Variable für die Regression (Silleos, et al., 2006).

Der PVI der von Richardson und Wiegand 1977 vorgestellt wurde ist der Ursprungs-Index aus dem die ganze Gruppe abgeleitet wird. Der PVI nutzt die senkrechte Distanz jeder Pixel

Koordinate zur Bodenlinie (Silleos, et al., 2006). Der PVI von Richardson und Wiegand, 1977 wird wie folgt berechnet:

$$PVI = \sqrt{(Rot_{Boden} - Rot_{Vegetation})^2 + (NIR_{Boden} - NIR_{Vegetation})^2}$$

Versuche die Performance des PVI zu verbessern brachten drei weitere Indizes hervor, den PVI1 von Perry und Lautenschlager, 1984, den PVI2 von Bannari et al, 1996 und den PVI3 von Qu et al, 1994 (Silleos, et al., 2006).

Der PVI1 wurde von Perry und Lautenschlager 1994 veröffentlicht. Sie erörtern, dass die originale PVI-Gleichung sehr rechen intensiv ist und dass nicht zwischen Pixeln unterschieden wird die rechts oder links der Bodenlinie liegen. Als Beispiel führen sie an, dass, angenommen bei einem spektralen Resonanzmuster der Vegetation, wäre die infrarote Reflexion höher als die rote Reflexion, dann würden sich alle Vegetationspixel auf der rechten Seite der Bodenlinie befinden (Silleos, et al., 2006) (Perry & Lautenschlager, 1984). Der PVI1 von Perry und Lautenschlager wird wie folgt berechnet:

$$PVI1 = \frac{(b * NIR - Rot) + a}{\sqrt{b^2 + 1}}$$

Auf Sentinel-2 Daten angewandt werden für das nahe Infrarot Band (NIR) das Sentinel-2 Band 8 und für das rote Band das Sentinel-2 Band 4 verwendet. Daraus ergibt sich, dass der PVI1 mit Sentinel-2 Daten wie folgt berechnet wird:

$$PVI1_{Sentinel2} = \frac{(b * Band8 - Band4) + a}{\sqrt{b^2 + 1}}$$

Die Variablen a und b stehen für die Lage der Bodenlinie (a) und die Steigung der Bodenlinie (b) (Perry & Lautenschlager, 1984).

Beim PVI2 von Bannari et al, 1996 wird das rote Band mit der Neigung der Bodenlinie gewichtet (Silleos, et al., 2006). Der PVI1 wird wie folgt berechnet:

$$PVI2 = \frac{(NIR - a) * (Rot + b)}{\sqrt{1 + a^2}}$$

Auf Sentinel-2 Daten angewandt werden für das nahe Infrarot Band (NIR) das Sentinel-2 Band 8 und für das rote Band das Sentinel-2 Band 4 verwendet. Daraus ergibt sich, dass der PVI2 mit Sentinel-2 Daten wie folgt berechnet wird:

$$PVI2_{Sentinel2} = \frac{(Band8 - a) * (Band4 + b)}{\sqrt{1 + a^2}}$$

Die Variablen a und b stehen für die Lage der Bodenlinie (a) und die Steigung der Bodenlinie (b) (Bannari, et al., 1996).

Der PVI3 wurde 1994 von Qi et al entwickelt und wird wie folgt berechnet:

$$PVI3 = a * NIR - b * Rot$$

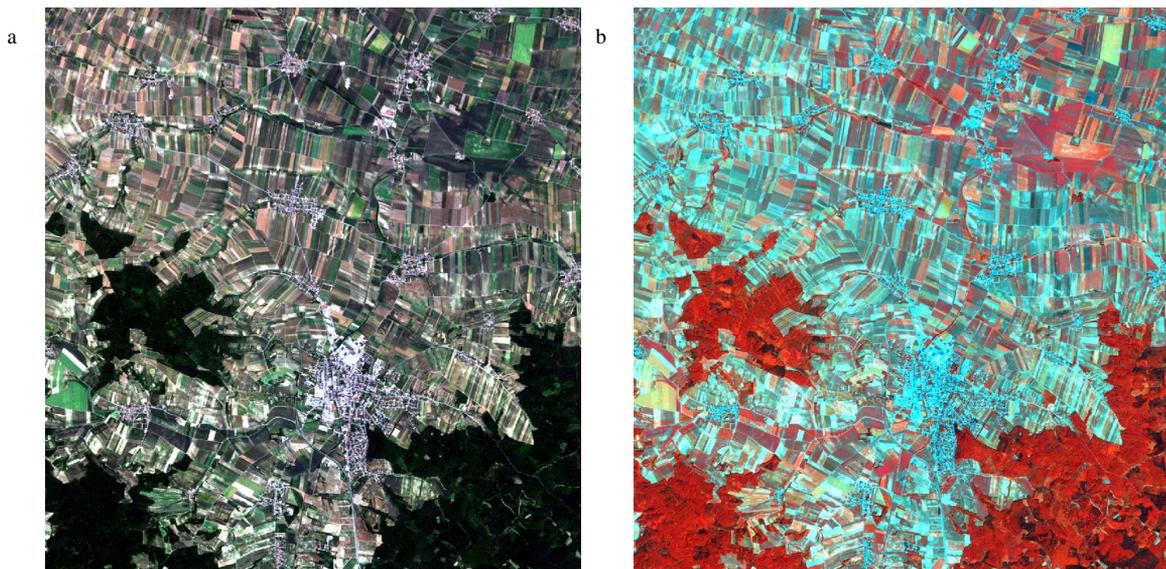
Auf Sentinel-2 Daten angewandt werden für das nahe Infrarot Band (NIR) das Sentinel-2 Band 8 und für das rote Band das Sentinel-2 Band 4 verwendet. Daraus ergibt sich, dass der PVI3 mit Sentinel-2 Daten wie folgt berechnet wird:

$$PVI3_{Sentinel2} = a * Band8 - b * Band4$$

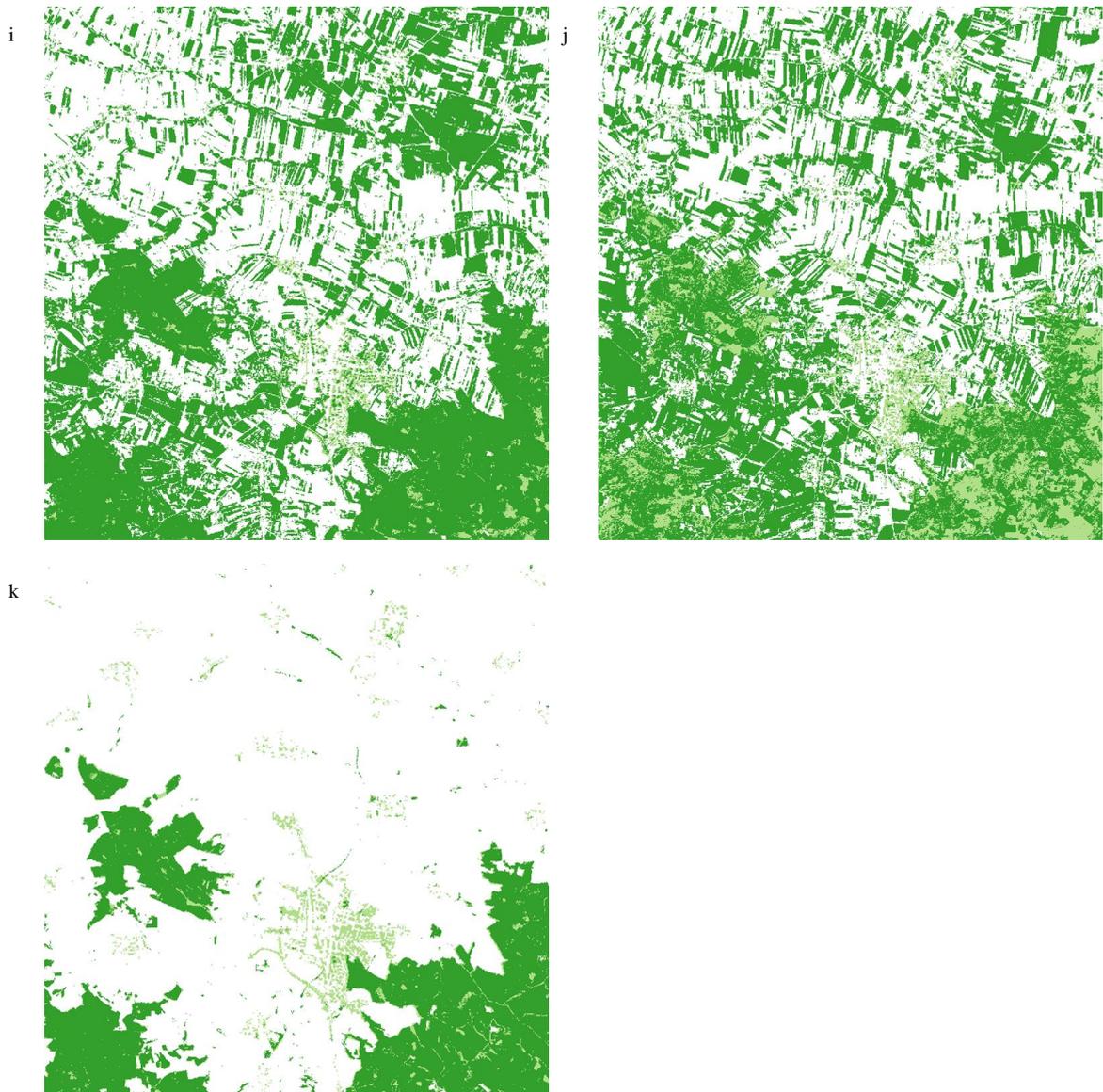
Die Variablen a und b stehen für die Lage der Bodenlinie (a) und die Steigung der Bodenlinie (b) (Qi, et al., 1994). Bei der Berechnung den PVI3 wird für a der Wert 0 genommen, für b der Wert 0,5 (Huete, 1988). Der Wert für b ist ein Korrekturfaktor dessen Wert von der Pflanzendecke abhängt. Bei dichter Vegetation geht der Wert Richtung Null. Bei spärlicher Vegetation geht der Wert gegen 1. Huete, 1988 schlägt einen Wert von 0,5 für die Steigung der Bodenlinie vor, wenn die Dichte der Vegetation unbekannt ist, da 0,5 für eine durchschnittliche Vegetation steht (Huete, 1988).

Zur Verifizierung welcher Index am besten geeignet ist Waldflächen zu erkennen und hervorzuheben wurden die Indizes mit RGB- und Falschfarbenbildern verglichen. Zusätzlich wurden die Ergebnisse der jeweiligen Indizes mit einem Vergleichs-Wald-Datensatz des Umweltbundesamts der Abteilung biologische Vielfalt und Naturschutz aus dem Jahr 2015 abgeglichen. Der Index, der die beste Übereinstimmung erzielt, wird in weiterer Folge zur Erkennung von Waldflächen verwendet.

Die folgenden Abbildungen zeigen das RGB-, das Falschfarbenbild und den Vergleichs-Wald-Datensatz von Gebietsabschnitt I2 vom 20.06.2017 im Vergleich mit den Vegetationsindizes (NDVI, SAVI, MSAVI2, EVI, PVI von Richardson und Wiegand, PVI1 von Perry und Lautenschlager, PVI2 von Bannari et al und PVI3 von Qi et al).







a. RGB-Bild; b. Falschfarbenbild; c. Vergleichs-Wald-Datensatz; d. NDVI binär, Schwellenwert 0,6; e. SAVI binär, Schwellenwert 0,5; f. MSAVI2 binär, Schwellenwert 0,5; g. EVI binär, Schwellenwert 0,6; h. PVI binär, Schwellenwert 0,14; i. PVI1 binär, Schwellenwert 0,065; j. PVI2 binär, Schwellenwert 0,18; k. PVI3 binär, Schwellenwert -0,024

Abb. 24: Vergleich der Vegetationsindizes zur Waldflächenerkennung

Dieser Vergleich der Vegetationsindizes zeigt, dass der NDVI Waldflächen gut hervorhebt, aber auch Felder mit hoher Vegetationsdichte mit als Waldfläche ausweist. Im Abgleich mit dem Vergleichs-Wald-Datensatz werden zu viele nicht Waldflächen als solche erkannt.

Der SAVI und der MSAVI2 sind sensibel bei der Waldflächenerkennung. Waldflächen mit nicht sehr dichter Baumkrone werden nicht als Waldflächen erkannt, dafür wird sehr dichte Vegetation als Waldfläche erkannt. Im Abgleich mit dem Vergleichs-Wald-Datensatz werden viele Waldflächen nicht als solche erkannt.

Der EVI hebt Lichtungen im Wald richtigerweise nicht als Waldfläche hervor, klassifiziert jedoch dichte Vegetation auf Feldern als Waldfläche, wobei es nicht so viele sind wie beim

NDVI. Im Abgleich mit dem Vergleichs-Wald-Datensatz werden viele nicht Waldflächen als solche erkannt und teilweise werden Waldflächen nicht als solche erkannt.

Der PVI als auch der PVI2 hat Probleme bei der Erkennung von nicht dichten Baumkronen als Waldflächen. Dazu werden hier dichte Vegetationsflächen als Waldflächen erkannt. Im Abgleich mit dem Vergleichs-Wald-Datensatz werden viele nicht Waldflächen als solche erkannt und einige Waldflächen werden nicht ausgewiesen.

Der PVI1 weist Waldflächen mit weniger dichten Baumkronen als solche aus, hat aber Probleme mit dicht mit Vegetation bewachsenen Flächen, die als Waldfläche erkannt wird. Im Abgleich mit dem Vergleichs-Wald-Datensatz werden Waldflächen als solche erkannt, aber es werden nicht Waldflächen als solche klassifiziert.

Der PVI3 hebt Waldflächen sehr gut hervor und kann Lichtungen am Wald als solche erkennen. Es werden keine dichten Vegetationsflächen, wie Maisfelder als Waldflächen hervorgehoben. Auch kleinflächige Wälder werden erkannt. Einzig hebt der PVI3 gelegentlich Wasserkörper mit hervor, was jedoch mit einem Wasserindex bereinigt werden kann. Der Abgleich mit dem Wald-Vergleichs-Datensatz zeigt eine gute Übereinstimmung. Dieser Vergleich der Indizes zeigt, dass sich der PVI3 als der geeignetste Index erweist.

8.4 Wasserkörpererkennung

Die Wasserkörpererkennung dient dazu Wasserflächen von allen anderen Oberflächenbedeckungen hervorzuheben. Dazu werden drei der geläufigsten Indizes in Betracht gezogen, der NDWI(McFeeters), der NDWI(Gao) und der MNDWI. Der Normalized Difference Water Index (NDWI) und der Modified Normalized Difference Water Index (MNDWI) sind an den NDVI angelehnte Indizes deren Werte zwischen -1 und +1 aufweisen können und dazu dienen Wasserkörper hervorzuheben.

8.4.1 Normalized Difference Water Index (NDWI(McFeeters))

Der NDWI nach McFeeters wurde 1996 zum ersten Mal veröffentlicht. Der Index ist so gestaltet worden, um die Reflexion von Wasserkörpern, bei benutzen von grünen Wellenlängen zu maximieren und die geringe Reflexion von nahem Infrarot (NIR) auf Wasserkörper zu minimieren und die hohe Reflexion von nahem Infrarot (NIR) auf Vegetation und unbewachsenen Boden auszunutzen. Daraus resultiert, dass Wasserkörper positive Werte haben und diese hervorgehoben werden, während Vegetation und Boden normalerweise Null oder negative Werte haben und dadurch unterdrückt werden (McFeeters, 1996). Der NDWI nach McFeeters wird wie folgt berechnet:

$$NDWI(McFeeters) = \frac{Grün - NIR}{Grün + NIR}$$

Auf Sentinel-2 Daten angewandt werden für das grüne Band das Sentinel-2 Band 3 und für das nahe Infrarot Band (NIR) das Sentinel-2 Band 8 verwendet. Daraus ergibt sich, dass der NDWI(McFeeters) mit Sentinel-2 Daten wie folgt berechnet wird:

$$NDWI(McFeeters)_{Sentinel2} = \frac{Band3 - Band8}{Band3 + Band8}$$

Jedoch erfüllt die Anwendung des NDWI(McFeeters) in Wassergebieten mit bebautem Land im Hintergrund nicht, wie erwartet, die Zielsetzung. Die gewonnene Wasserinformation in diesen Gebieten ist oft mit Bebauungsrauschen vermischt. Das heißt das viele Bebauungsflächen positive Werte im NDWI(McFeeters)-Image aufweisen (Xu, 2006). Daher entwickelte Xu, 2006 den Modified Normalized Difference Index (MNDWI) der im folgenden Unterkapitel näher besprochen wird.

8.4.2 Modified Normalized Difference Water Index (MNDWI)

Um das Bebauungsrauschen, das der NDWI(McFeeters) aufweist, wenn sich im Hintergrund von Wasserkörpern bebaute Flächen befinden, zu entfernen, ist es nötig die charakteristischen Merkmale zu untersuchen. Das Reflexionsmuster von bebauten Flächen ist im grünen Band und im nahen Infrarot Band ähnlich den von Wasserkörpern. Das heißt beide reflektieren grünes Licht mehr als sie nahes Infrarot reflektieren. Als Resultat dessen kommen bei der Berechnung des NDWI(McFeeters) auch positive Werte für bebaute Flächen, wie auch für Wasserkörper heraus. Daher ist die Hervorhebung von Wasserkörpern in einem NDWI(McFeeters)-Image mit Bebauungsrauschen vermischt. Wenn man sich die charakteristischen Merkmale genauer anschaut, dann ist die Reflexion im kurzwelligen Infrarot um einiges höher als die Reflexion im grünen Band. Wann man deshalb ein kurzwelliges Infrarot Band anstelle des nahen Infrarot Bandes zur Berechnung des NDWI verwendet, dann sollten bebaute Flächen negative Werte haben. Basierend auf dieser Annahme wird der NDWI durch das Ersetzen des nahen Infrarot Bandes durch das kurzwellige Infrarot Band modifiziert. Der modifizierte NDWI kann folgendermaßen berechnet werden (Xu, 2006).

$$MNDWI = \frac{Grün - SWIR}{Grün + SWIR}$$

Auf Sentinel-2 Daten angewandt werden für das grüne Band das Sentinel-2 Band 3 und für das kurzwellige Infrarot Band (SWIR) das Sentinel-2 Band 11 verwendet. Daraus ergibt sich, dass der MNDWI mit Sentinel-2 Daten wie folgt berechnet wird:

$$MNDWI_{Sentinel2} = \frac{Band3 - Band11}{Band3 + Band11}$$

Die Berechnung des MDWI bringt drei Ergebnisse: 1. Wasserkörper werden größere positive Werte haben als beim NDWI(McFeeters), da es mehr kurzwelliges Infrarot als nahes Infrarot absorbiert; 2. Bebaute Flächen werden negative Werte haben, wie oben ausgeführt; und 3. Boden und Vegetation werden immer noch negative Werte haben, da Boden kurzwelliges Infrarot höher als nahes Infrarot reflektiert (Jensen, 2004) und Vegetation reflektiert kurzwelliges Infrarot höher als grünes Licht. Verglichen mit dem NDWI(McFeeters) wird

der Kontrast zwischen Wasserkörpern und bebauten Flächen beim MNDWI erheblich vergrößert. Das ist den höheren Werten von Wasserkörpern und der Verkleinerung der Werte von bebauten Flächen von positiven auf negative Werte geschuldet. Diese bessere Hervorhebung von Wasserkörpern in MNDWI-Images resultiert in genauerer Hervorhebung von offenen Wasserkörpern, als die von bebauten Flächen, Boden und Vegetation, die negative Werte aufweisen und entfernt werden können (Xu, 2006). Der MNDWI verwendet die gleichen Bänder (Grün und SWIR) mit der gleichen Berechnungsformel wie der Normalized Difference Snow Index (NDSI) (siehe Kapitel 6.1 „Schneeerkennung“), mit dem Unterschied, dass Schnee einen Schwellenwert von mindestens 0,4 hat, während Wasserkörper bei allen positiven Werten hervorgehoben werden.

8.4.3 Normalized Difference Water Index (NDWI Gao)

Der Vollständigkeit halber sei erwähnt, dass im Jahr 1996, in dem McFeeters seinen NDWI vorstellte, eine weiterer NDWI von Gao veröffentlicht wurde. Dieser verwendet ein nahes Infrarot Band und ein kurzwelliges Infrarot Band. Der NDWI nach Gao wird wie folgt berechnet:

$$NDWI(Gao) = \frac{NIR - SWIR}{NIR + SWIR}$$

Auf Sentinel-2 Daten angewandt werden für das nahe Infrarot Band (NIR) das Sentinel-2 Band 8 und für das kurzwellige Infrarot Band (SWIR) das Sentinel-2 Band 11 verwendet. Daraus ergibt sich, dass der NDWI(Gao) mit Sentinel-2 Daten wie folgt berechnet wird:

$$NDWI(Gao)_{Sentinel2} = \frac{Band8 - Band11}{Band8 + Band11}$$

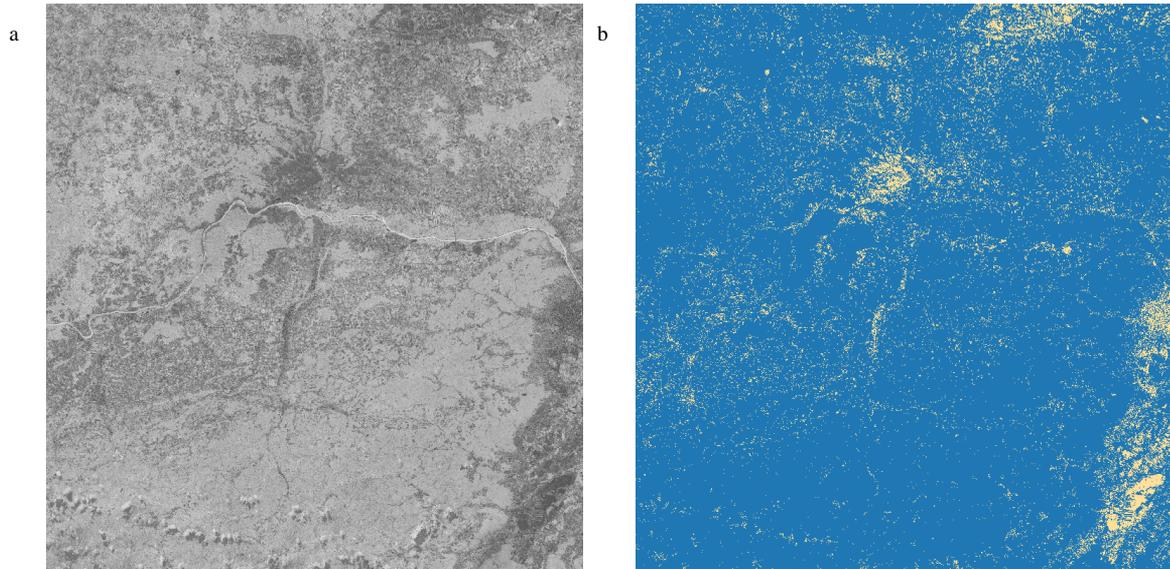
Der NDWI von Gao weist ein sehr starkes Rauschen von bebauten Flächen in Wasserkörpern auf. Betrachtet man die Formel des NDWI(Gao) ist auffällig, dass die bei Gao verwendeten Bänder zum Hervorheben von Wasserkörpern den Bändern entsprechen, die beim NDBI verwendet werden, um bebaute Flächen hervorzuheben (siehe Kapitel 4.10 „Normalized Difference Built-Up Index – NDBI“ und Kapitel 8.1.1 „Normalized Difference Built-Up Index – NDBI“).

8.4.4 Vergleich der Wasser Indizes

Für die Entscheidung, mit welchem dieser Wasserindizes die bestmögliche Erkennung von Wasserkörpern erfolgen kann, wurde der NDWI von Gao als erster verworfen. Das Hintergrundrauschen der bebauten Flächen ist zu hoch, was eine Abgrenzung zwischen Wasserkörpern und bebauten Flächen zu ungenau macht.

Die folgende Abbildung zeigt den NDWI von Gao vom 20.06.2017. Hier zeigt sich anschaulich, dass der NDWI von Gao Wasserkörper nur sehr ungenügend hervorzuheben vermag. Der Eindruck verstärkt sich, wenn man ein binäres NDWI(Gao)-Image mit Schwellenwert 0 erstellt. Hier würden alle blau dargestellten Flächen auf Wasserkörper

hinweisen. Somit wurde der NDWI von Gao für die weitere Erkennung von Wasserkörpern ausgeschlossen.

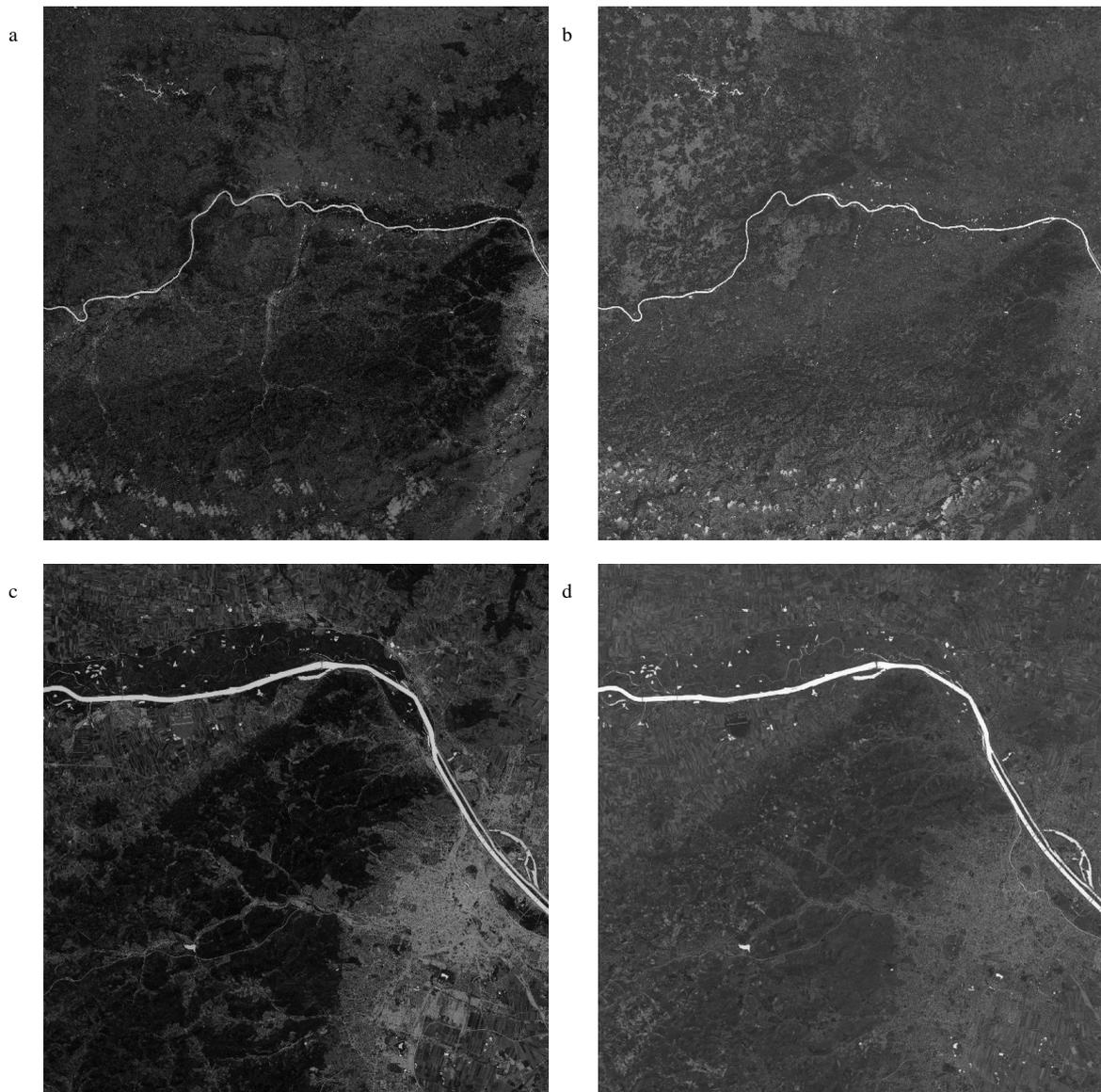


NDWI(Goa) (20.03.2017; b. NDWI(Gao)_b (20.06.2017)

Abb. 25: NDWI(Gao)

Der NDWI von McFeeters und der MNDWI von Xu wurden einer genaueren Betrachtung unterzogen. Der MNDWI von XU entspricht dem NDSI, das führt bei Satellitenbilddaten, die Schnee aufweisen zu Problemen. Um zu verhindern, dass Schnee als Wasserkörper ausgewiesen wird, sollten Schneeflächen mittels NDSI erkannt und eliminiert werden (siehe Kapitel 6.1 „Schneerkennung“). Beide Indizes bieten auf den ersten Blick eine Abgrenzung von Wasserkörpern zu bebauten Flächen, Boden und Vegetation. Der MNDWI verdunkelt die bebauten Flächen im Vergleich zum NDWI(McFeeters), wie von Xu beschrieben, sichtlich und erhöht somit den Kontrast von bebauten Flächen zu Wasserkörpern.

In der folgenden Abbildung werden der NDWI(McFeeters) und MNDWI gegenübergestellt. Der vergrößerte Ausschnitt H wurde gewählt, da hier sowohl bebauten Flächen als auch Wasserkörper vorkommen. Es ist gut zu erkennen, dass der MNDWI den Kontrast zwischen bebauten Flächen und Wasserkörpern erhöht.

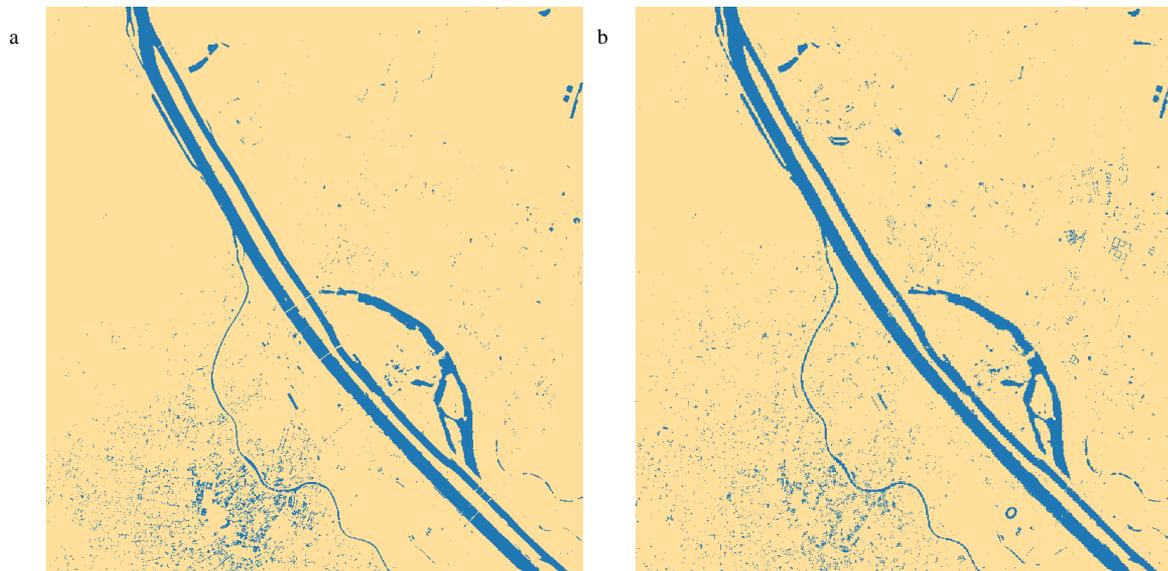


a. NDWI(McFeeters) (20.06.2017); b. MNDWI (20.06.2017); c. NDWI(McFeeters) Ausschnitt H (20.06.2017); d. MNDWI Ausschnitt H (20.06.2017)

Abb. 26: NDWI(McFeeters) und MNDWI in Ausschnitt H

Rechnet man den NDWI(McFeeters) und den MNDWI in binäre Images mit einem Schwellenwert von Null um und vergrößert den Ausschnitt, sieht man die Unterschiede dieser beiden Methoden besser.

Die folgende Abbildung zeigt das binäre NDWI(McFeeters)-Image und das binäre MNDWI-Image in Ausschnitt H8.



a. NDWI(McFeeters)_b (20.06.2017); b. MNDWI_b (20.06.2017)

Abb. 27: NDWI(McFeeters)_b und MNDWI_b in Ausschnitt H8

Wenn man diese beiden binären Images betrachtet, ist zu erkennen, dass beim MNDWI das Rauschen der bebauten Flächen geringer ist als beim NDWI(McFeeters), aber es werden immer noch zu viele Pixel die kein Wasserkörper sind als solche ausgewiesen. Auch ein Verschieben des Schwellenwertes in einen höheren positiven Wertebereich ergibt keine zufriedenstellende Verbesserung, da manche Pixelwerte der bebauten Flächen so hoch sind, dass, wollte man diese eliminieren, auch erkannte Wasserpixel unter den Schwellenwert fallen würden und somit nicht mehr als Wasserkörper hervorgehoben werden. Auf Grund der ungenauen Abgrenzung von Wasserkörpern und bebauten Flächen wurde der im folgenden Kapitel vorgestellte, neuen Index zur Erkennung von Wasserkörpern entwickelt.

8.4.5 New Modified Normalized Difference Water Index (nMNDWI)

Der nMNDWI ist ein neu entwickelter Index zur Erkennung von Wasserkörpern. Er baut auf den NDWI von McFeeters und den MNDWI von Xu auf. Ziel dieses Index ist es einen besseren Kontrast zwischen Wasserkörpern und bebauten Flächen zu erreichen. Bei einem Schwellenwert von Null sollen Wasserkörper hervorgehoben werden. Dieser wird erreicht indem das nahe Infrarot Band und das kurzwellige Infrarot Band addiert werden. Dadurch erhält man einen höheren Wert für Wasserkörper. Das grüne Band wird, wie beim NDWI(McFeeters) und MNDWI, verwendet. Zusätzlich wird das grüne Band mit einem Wert von 1,5 erhöht, um so die höheren Werte des NIR+SWIR Bandes zu kompensieren. Der Wert 1,5 wurde mittels durchrechnen eruiert, bei diesem Multiplikationswert liegt der Schwellenwert von Wasserkörpern bei einem Wert von Null.

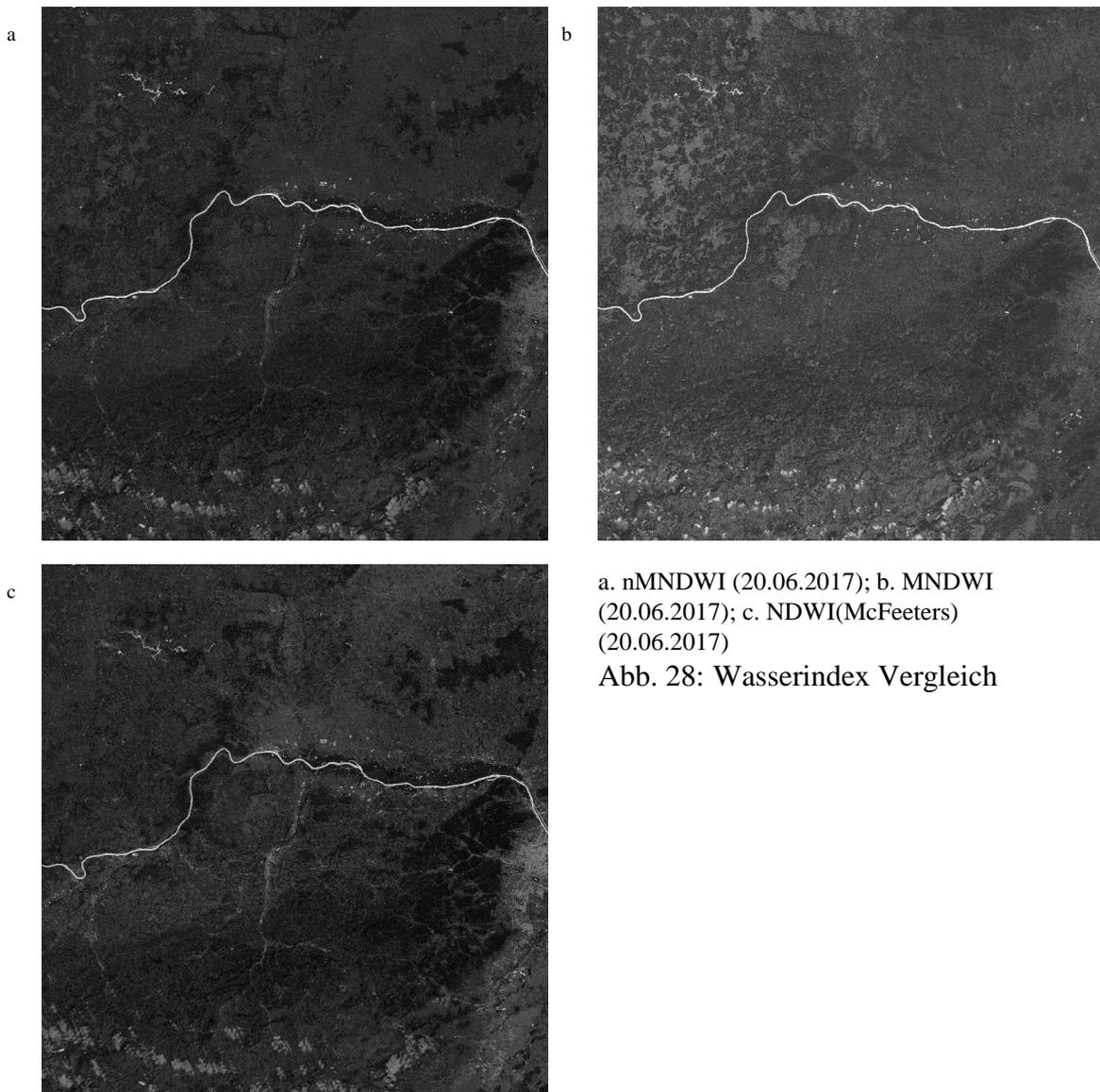
Der nMNDWI wird wie folgt berechnet:

$$nMNDWI = \frac{1,5 * Grün - (NIR + SWIR)}{1,5 * Grün + (NIR + SWIR)}$$

Auf Sentinel-2 Daten angewandt werden für das Grüne Band das Sentinel-2 Band 3, für das nahe Infrarot Band (NIR) das Sentinel-2 Band 8 und für das kurzwellige Infrarot Band (SWIR) das Sentinel-2 Band 11 verwendet. Daraus ergibt sich, dass der nMNDWI mit Sentinel-2 Daten wie folgt berechnet wird:

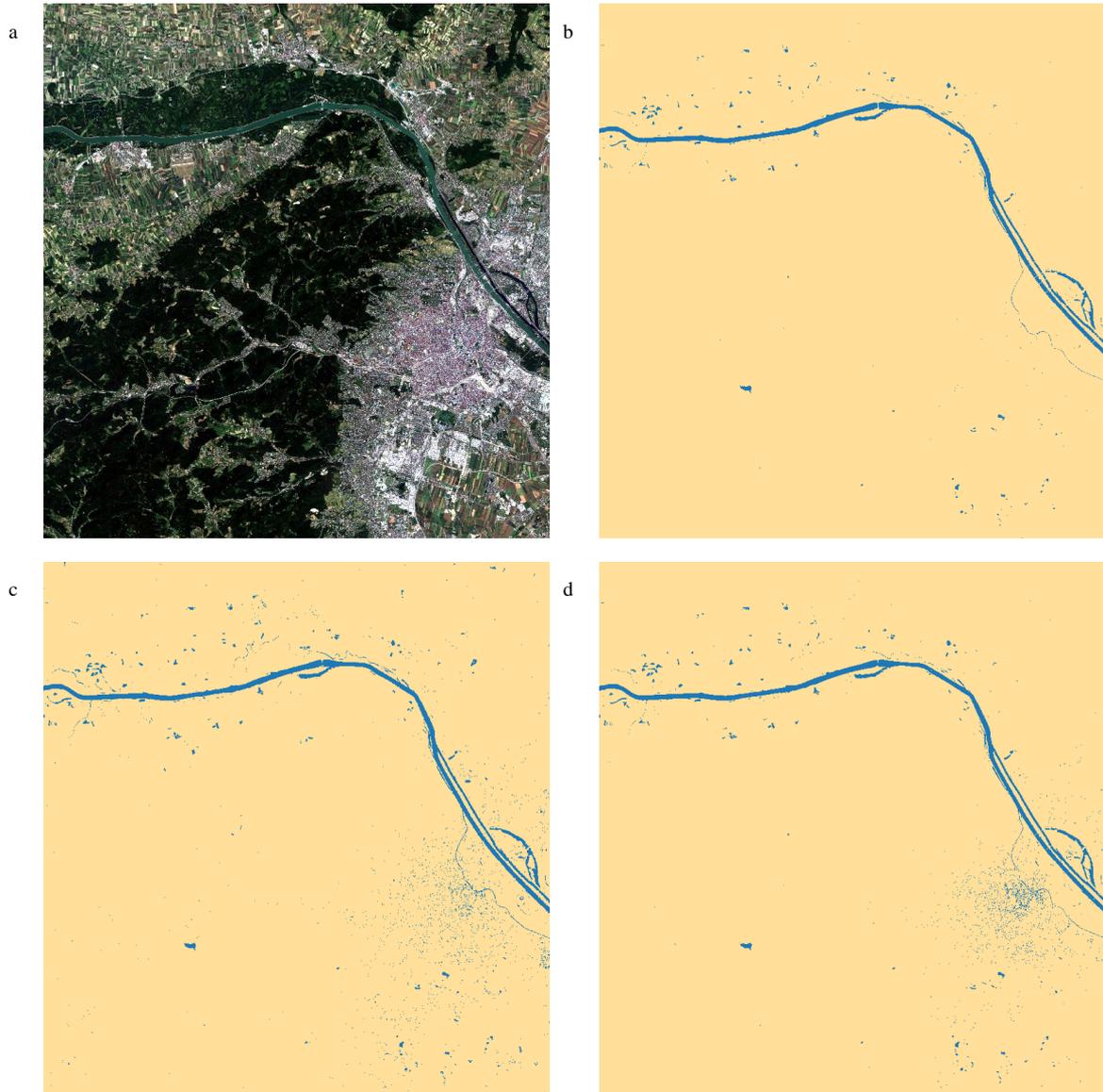
$$nMNDWI_{Sentinel2} = \frac{1,5 * Band3 - (Band8 + Band11)}{1,5 * Band3 + (Band8 + Band11)}$$

Die nächste Abbildung zeigt das nMNDWI-Image im Vergleich mit dem NDWI(McFeeters) und dem MNDWI-Image. Hier wird der Unterschied bemerkbar. Beim nMNDWI-Image ist der Hintergrund dunkler, die Wasserkörper treten besser hervor als auf den beiden anderen Images.



Wird das nMNDWI-Image mit einem Schwellenwert von 0 in ein binäres Image umrechnet, ist zu sehen, dass das Bebauungsrauschen so gut wie verschwunden ist. Durch Vergrößern des Ausschnitts kommen die Unterschiede besser zum Vorschein.

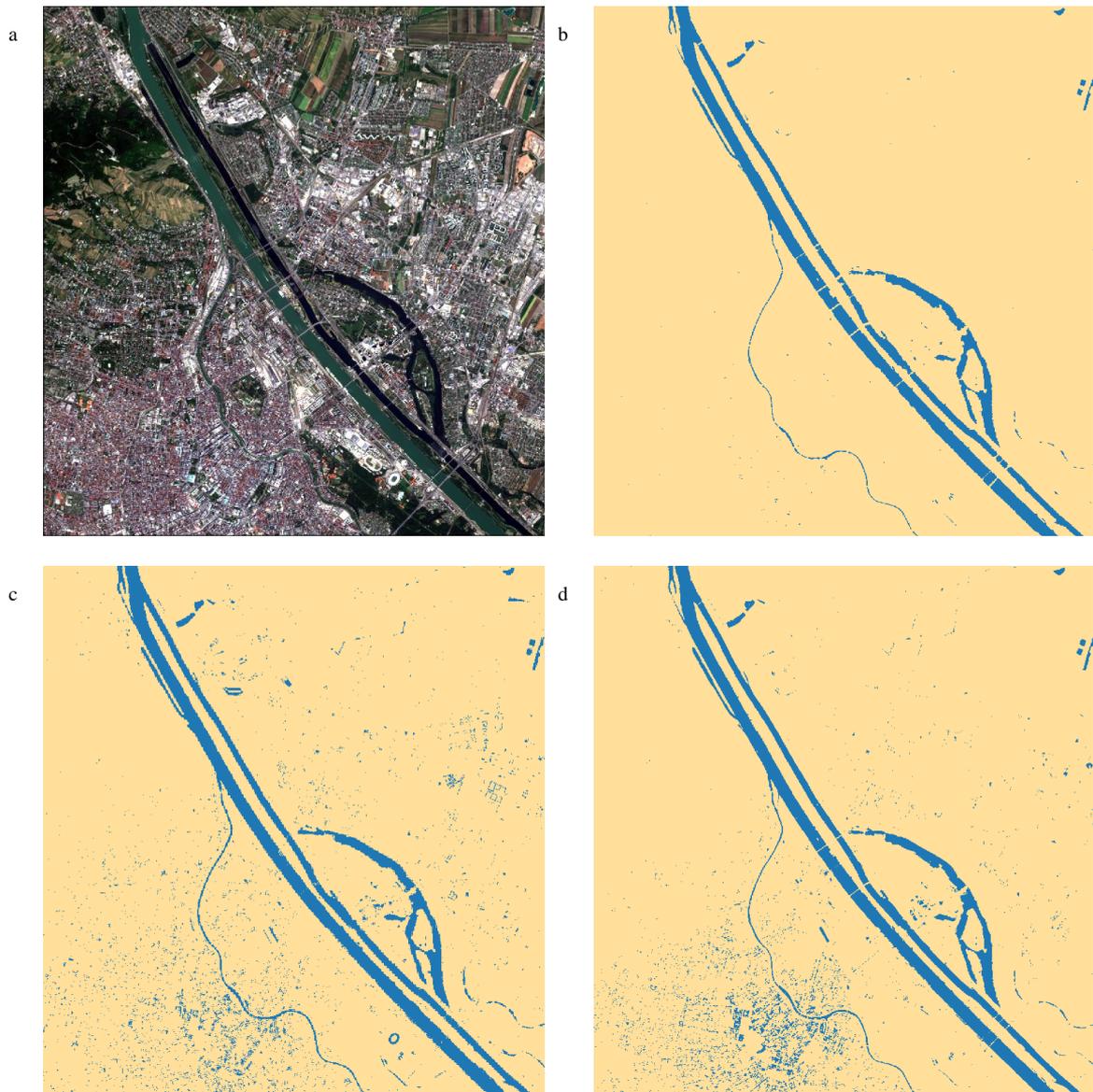
Die folgende Abbildung zeigt das binäre nMNDWI-Image im Vergleich zu den binären MNDWI und NDWI(McFeeters) im vergrößerten Ausschnitt H.



a. RGB Ausschnitt H; b. nMNDWI Ausschnitt H (20.06.2017); c. MNDWI Ausschnitt H (20.06.2017); d. NDWI(McFeeters) Ausschnitt H (20.06.2017)

Abb. 29: Wasserindex Vergleich Ausschnitt H

Die folgende Abbildung zeigt das binäre nMNDWI-Image im Vergleich zu den binären MNDWI und NDWI(McFeeters) im weiter vergrößerten Ausschnitt H8.



a. RGB Ausschnitt H8; b. nMNDWI_b Ausschnitt H8 (20.06.2017); c. MNDWI_b Ausschnitt H8; d. NDWI(McFeeters) Ausschnitt H8 (20.06.2017)

Abb. 30: Wasserindex Vergleich Ausschnitt H8

9 Index-basierte Klassifikation

9.1 Index-basierte Klassifikation für einen Zeitpunkt

In diesem Kapitel wird eine Methode vorgestellt, die es ermöglicht durch Kombination von Indizes die Bodenbedeckung zu klassifizieren. Wie in Kapitel 7.5 („Verwendete Klassifikation“) erläutert, sollen fünf Klassen der höchsten Hierarchiestufe bestimmt werden. Diese Klassen sind: Wasserkörper, bebaute Flächen, Waldflächen, Gras- und Grünland, unbewachsenes Land und Ackerflächen.

Im ersten Schritt wird der nBU (neuer Bebauungs-Index) ermittelt. Zur Berechnung des nBU werden der MNDBI, der NDVI und der nMNDWI verwendet.

Der MNDBI wird wie folgt berechnet:

$$MNDBI = \frac{NIR - Blau}{NIR + Blau}$$

Auf Sentinel-2 Daten angewandt werden für das nahe Infrarot Band (NIR) das Sentinel-2 Band 8 und für das blaue Band das Sentinel-2 Band 2 verwendet. Daraus ergibt sich, dass der MNDBI mit Sentinel-2 Daten wie folgt berechnet wird:

$$MNDBI_{Sentinel2} = \frac{Band8 - Band2}{Band8 + Band2}$$

Der NDVI wird wie folgt berechnet:

$$NDVI = \frac{NIR - Rot}{NIR + Rot}$$

Auf Sentinel-2 Daten angewandt werden für das nahe Infrarot Band (NIR) das Sentinel-2 Band 8 und für das rote Band das Sentinel-2 Band 4 verwendet. Daraus ergibt sich, dass der NDVI mit Sentinel-2 Daten wie folgt berechnet wird:

$$NDVI_{Sentinel2} = \frac{Band8 - Band4}{Band8 + Band4}$$

Und der nMNDWI wird wie folgt berechnet:

$$nMNDWI = \frac{1,5 * Grün - (NIR + SWIR)}{1,5 * Grün + (NIR + SWIR)}$$

Auf Sentinel-2 Daten angewandt werden für das grüne Band das Sentinel-2 Band 3, für das nahe Infrarot Band (NIR) das Sentinel-2 Band 8 und für das kurzwellige Infrarot Band das Sentinel-2 Band 11 verwendet. Daraus ergibt sich, dass der nMNDWI mit Sentinel-2 Daten wie folgt berechnet wird:

$$nMNDWI_{Sentinel2} = \frac{1,5 * Band3 - (Band8 + Band11)}{1,5 * Band3 + (Band8 + Band11)}$$

Die Binärwerte von MNDBI, NDVI und nMNDWI berechnen sich wie folgt:

$$MNDBI_b = (MNDBI \leq 0,44) * 255 + (MNDBI > 0,44) * 0$$

$$NDVI_b = (NDVI \geq 0,2) * 255 + (NDVI < 0,2) * 0$$

$$nMNDWI_b = (nMNDWI \geq 0) * 255 + (nMNDWI < 0) * 0$$

Der nBU wird aus den binären MNDBI, NDVI und nMNDWI wie folgt berechnet:

$$nBU = MNDBI_b - NDVI_b + nMNDWI_b$$

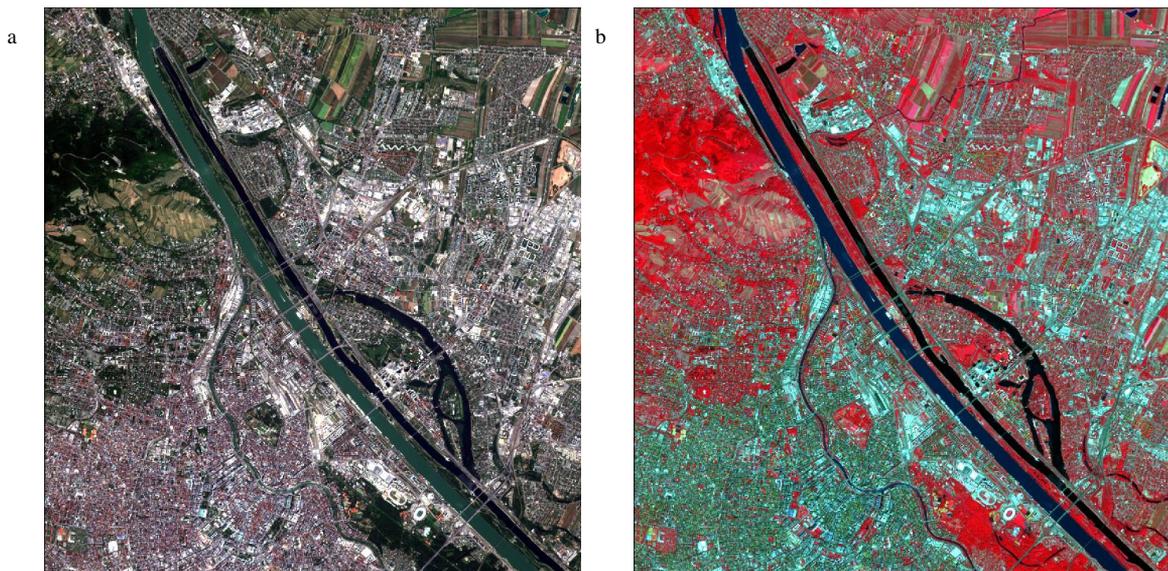
Anders als beim BU von Zha wird hier der Wasserindex hinzugezählt und nicht subtrahiert. Dadurch werden Wasserkörper als eigene Klasse ausgewiesen. Der nBU unterscheidet mit Vegetation bedeckte Flächen (Waldflächen, Gras- und Grünland), nicht mit Vegetation bedeckte Flächen (unbewachsenes Land und Ackerflächen), bebaute Flächen und Wasserkörper.

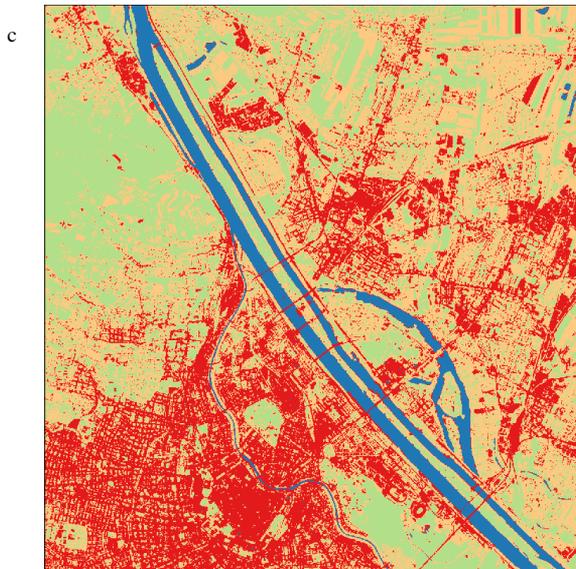
Die folgende Tabelle zeigt die Werte die das nBU Rasterimage aufweist.

nBU		
Wert	Klasse	Farbe
-255	Gras- und Grünland + Waldflächen	Hellgrün
0	Unbewachsenes Land und Ackerflächen	Hellbraun
255	Bebaute Flächen	Rot
510	Wasserkörper	Blau

Tab. 26: nBU-Werte

Die folgende Abbildung zeigt das RGB und das Falschfarbenbild des Abschnitts H8 und den berechneten nBU vom 20.06.2017.





a. RGB-Image; b. Falschfarbenbild; c. nBU
Abb. 31: nBU

Im zweiten Schritt wird der nWald (neuer Wald-Index) berechnet. Dieser unterscheidet Waldflächen, nicht mit Vegetation bedeckte Flächen (bebaute Flächen und unbewachsenes Land und Ackerflächen) und Wasserkörper. nWald berechnet sich aus dem Addieren des binären PVI3 und dem doppelten nMNDWI. nWald weist zwei Wasserklassen aus. Diese werden zu einer Klasse zusammengefasst und nWald2 benannt.

Der PVI3 wird wie folgt berechnet:

$$PVI3 = (0 * NIR) - (0,5 * Rot)$$

Auf Sentinel-2 Daten angewandt werden für das nahe Infrarot Band (NIR) das Sentinel-2 Band 8 und für das rote Band das Sentinel-2 Band 4 verwendet. Daraus ergibt sich, dass der PVI3 mit Sentinel-2 Daten wie folgt berechnet wird:

$$PVI3_{Sentinel2} = (0 * Band8) - (0,5 * Band4)$$

Der binäre PVI3 wird wie folgt berechnet:

$$PVI3_b = (PVI3 \geq -0,024) * 255 + (PVI3 < -0,024) * 0$$

Der nWald wird wie folgt berechnet:

$$nWald = PVI3_b + (2 * nMNDWI_b)$$

Das Zusammenfassen der Wasserflächen in nWald und die Anpassung der Werte der Klassen wird wie folgt berechnet:

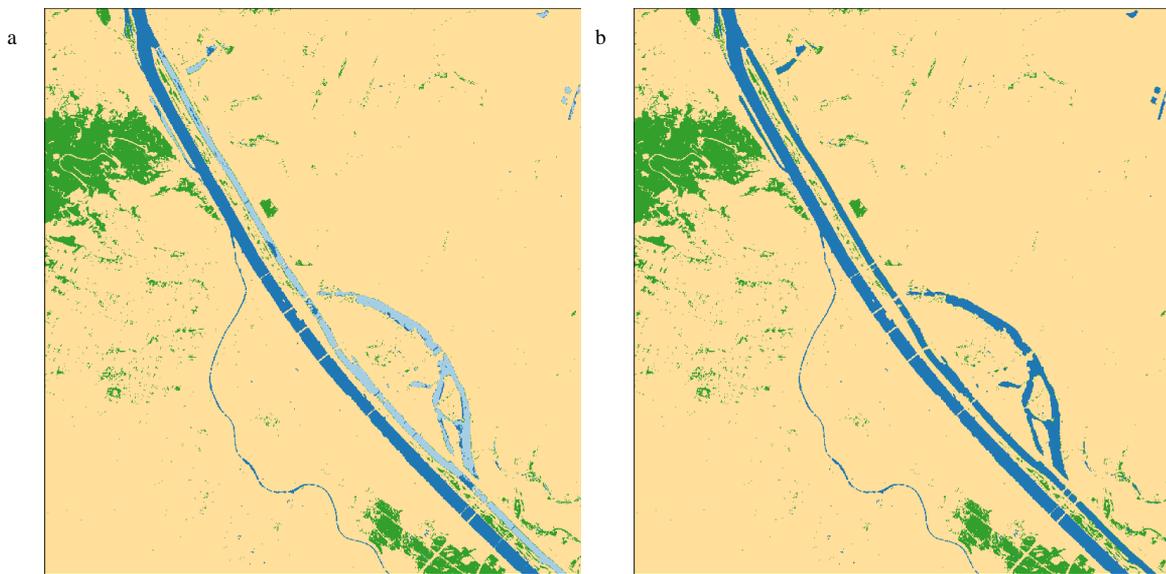
$$nWald2 = (nWald \leq 0) * 0 + (nWald > 0) * 510 + (nWald \geq 510) * 510$$

Die folgende Tabelle zeigt die Werte, die das nWald und das nWald2 Image aufweisen.

nWald			nWald2		
Wert	Klasse	Farbe	Wert	Klasse	Farbe
0	Unbewachsenes Land und Ackerflächen + Gras- und Grünland + bebaute Flächen	Hellbraun	0	Unbewachsenes Land und Ackerflächen + Gras- und Grünland + bebaute Flächen	Hellbraun
255	Waldflächen	Dunkelgrün	255	Waldflächen	Dunkelgrün
510	Wasserkörper	Dunkelblau	510	Wasserkörper	Dunkelblau
765	Wasserkörper	Hellblau	1020	Wasserkörper	Blau

Tab. 27: nWald und nWald2-Werte

Die folgende Abbildung zeigt den nWald und nWald2 in Abschnitt H8 vom 20.06.2017.



a. nWald; b. nWald2

Abb. 32: nWald und nWald2

Die nächsten beiden Schritte erfolgen, um für die jeweiligen Klassen die gleiche Rasterwertbasis zu bilden. Im ersten Schritt wird vom nBU die Vegetation eliminiert (nBU2). Hier werden bebaute Flächen, Wasserkörper und unbewachsenes Land und Ackerflächen ausgewiesen, Vegetation wird mit unbewachsenem Land und Ackerflächen gleichgesetzt. Im zweiten Schritt werden beim nBU die Wasserkörper, bebaute Flächen und unbewachsenes Land und Ackerflächen gleichgesetzt und die Vegetation dargestellt (nBU3).

Der nBU2 wird wie folgt berechnet:

$$nBU2 = (nBU \leq 0) * 0 + (nBU > 0) * 765 + (nBU \geq 510) * 255$$

Der nBU3 wird wie folgt berechnet:

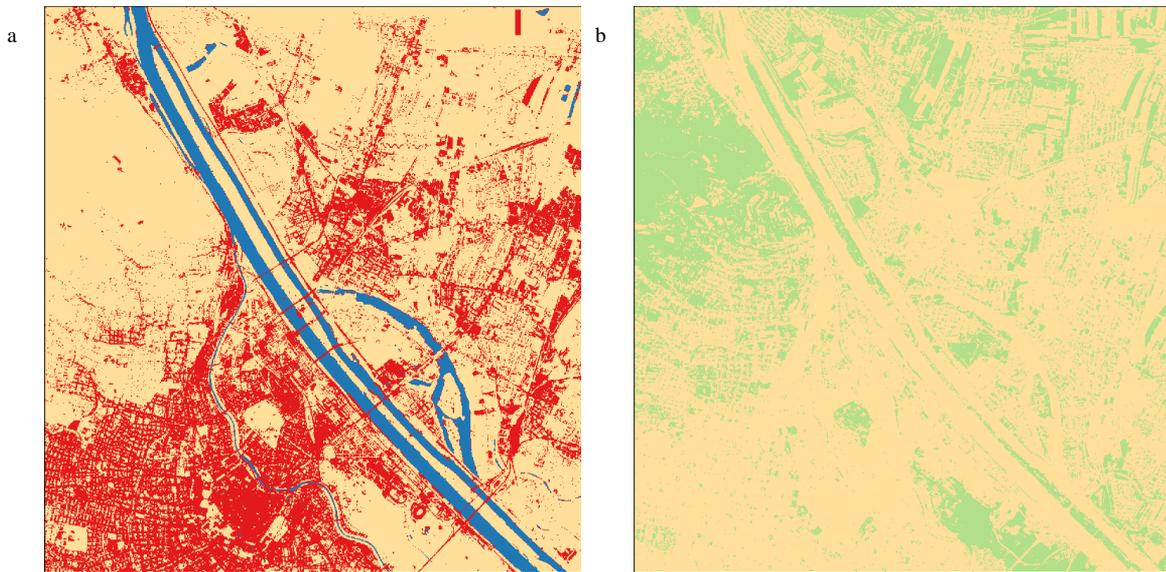
$$nBU3 = (nBU \geq 0) * 0 + (nBU < 0) * -255$$

Die folgende Tabelle zeigt die Werte des nBU2 und des nBU3 Images.

nBU2			nBU3		
Wert	Klasse	Farbe	Wert	Klasse	Farbe
0	Gras- und Grünland + Waldflächen	Hellbraun	0	Gras- und Grünland + Waldflächen	Hellgrün
				Wasserkörper + bebaute Flächen + unbewachsenes Land und Ackerflächen	Hellbraun
255			255		
510			510		
765	Bebaute Flächen	Rot	765		
1020	Wasserkörper	Blau	1020		

Tab. 28: nBU2 und nBU3-Werte

Die folgende Abbildung zeigt den nBU2 und den nBU3 in Abschnitt H8 vom 20.06.2017.



a. nBU2; b. nBU3

Abb. 33: nBU2 und nBU3

Im nächsten Schritt werden die Waldflächen zu den anderen Klassen hinzugefügt (nBUW, neuer Built-Up und Wald-Index). Das erfolgt durch die Addition von nBU2 und nWald2. Im Ergebnis sind nun die Klassen unbewachsenes Land und Ackerflächen, Waldflächen, bebaute Flächen und Wasserkörper vorzufinden. Die Wasserkörper weisen Artefakte an den Rändern der Wasserkörper mit unterschiedlichen Rasterwerten auf. Diese werden im nächsten Schritt zu einer Wasserkörperklasse zusammengefasst (nBUW2).

Der nBUW wird wie folgt berechnet:

$$nBUW = nBU2 + nWald2$$

Der nBUW wird wie folgt berechnet:

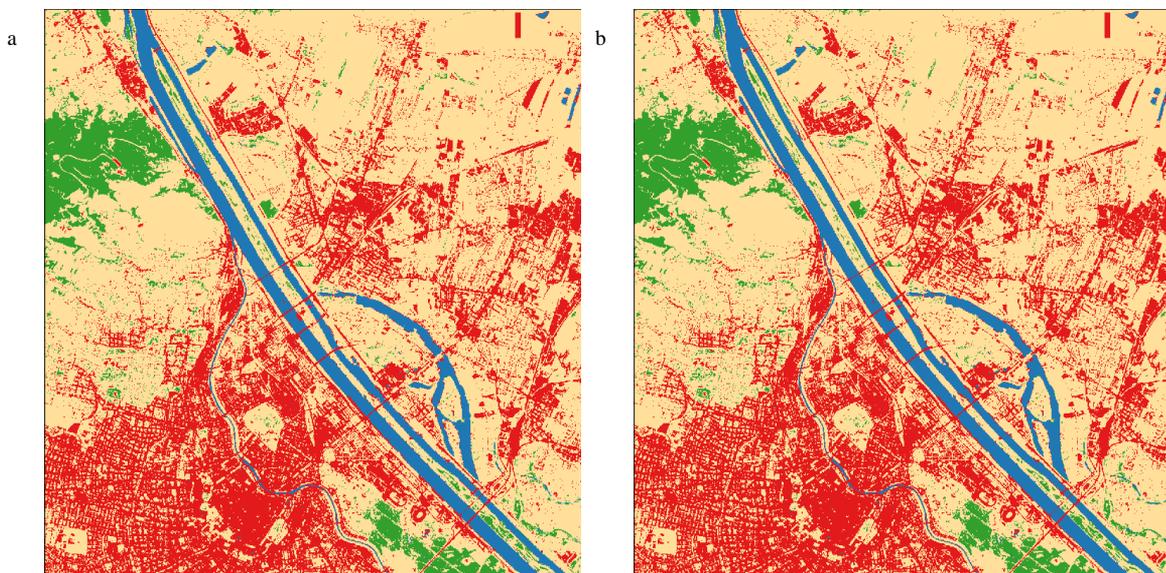
$$nBUW2 = (nBUW \leq 0) * 0 + (nBUW > 0) * 510 + (nBUW \geq 765) * 255 + (nBUW \geq 1020) * 255$$

Die folgende Tabelle zeigt die Werte des nBUW und des nBUW2.

nBUW			nBUW2		
Wert	Klasse	Farbe	Wert	Klasse	Farbe
0	Unbewachsenes Land und Ackerflächen + Gras- und Grünland	Hellbraun	0	Unbewachsenes Land und Ackerflächen + Gras- und Grünland	Hellbraun
255			255		
510	Waldflächen	Dunkelgrün	510	Waldflächen	Dunkelgrün
765	Bebaute Flächen	Rot	765	Bebaute Flächen	Rot
1020			1020	Wasserkörper	Blau
1275	Wasserkörper				
1530					
1785	Wasserkörper				
2040	Wasserkörper	Blau			

Tab. 29: nBUW und nBUW2-Werte

Die folgende Abbildung zeigt nBUW und nBUW2 in Abschnitt H8 vom 20.06.2017.



a. nBUW; b. nBUW2

Abb. 34: nBUW und nBUW2

Im letzten Schritt wird zu den bereits vorhandenen Klassen das Gras- und Grünland hinzugefügt. Für den nBUWG (neuer Bebauungs-Wald-Gras-Grünland-Index) werden nBUW2 und nBU3 addiert. Das Ergebnis beinhaltet Gras- und Grünland, unbewachsenes Land und Ackerflächen, Waldflächen (zwei Klassen), bebaute Flächen und Wasserkörper (zwei Klassen). Der nBUWG wird um die zwei Klassen, die es doppelt gibt bereinigt, indem die Klassen zusammengefasst und so zur Oberflächenbedeckung (OfB) gerechnet werden.

Der nBUWG wird wie folgt berechnet:

$$nBUWG = nBUW2 + nBU3$$

Die OfB wird wie folgt berechnet:

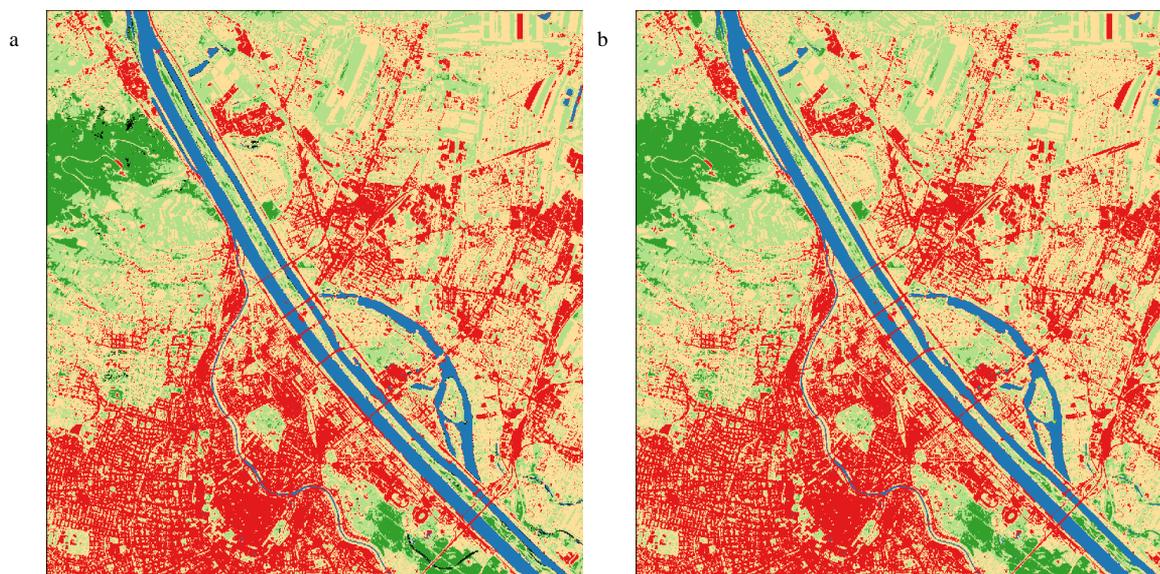
$$OfB = (nBUWG < 0) * -255 + (nBUWG \geq 0) * 0 + (nBUWG \geq 255) * 510 \\ + (nBUWG \geq 765) * 255 + (nBUWG \geq 1020) * 255$$

Die folgende Tabelle zeigt die Werte des nBUWG und der OfB.

nBUWG			OfB		
Wert	Klasse	Farbe	Wert	Klasse	Farbe
-255	Gras- und Grünland	Hellgrün	-255	Gras- und Grünland	Hellgrün
0	Unbewachsenes Land und Ackerflächen	Hellbraun	0	Unbewachsenes Land und Ackerflächen	Hellbraun
255	Waldflächen	Schwarz	255	Waldflächen	Schwarz
510	Waldflächen	Dunkelgrün	510	Waldflächen	Dunkelgrün
765	Bebaute Flächen	Rot	765	Bebaute Flächen	Rot
1020	Wasserkörper	Blau	1020	Wasserkörper	Blau

Tab. 30: nBUWG und OfB- Werte

Die folgende Abbildung zeigt den nBUWG und die OfB in Abschnitt H8 vom 20.06.2017.



a. nBUWG; b. OfB

Abb. 35: nBUWG und OfB single

Im Anschluss folgt eine Tabelle mit den Werten der Klassifikation und deren farbliche Zuweisung und die Abbildung des Sentinel-2 Testgebietes 33UWP vom 20.06.2017:

UWP33			
	Klasse	Wert	Farbe
1	Bebaute Flächen	765	Rot
2	Unbewachsenes Land und Ackerflächen	0	Hellbraun
3	Gras- und Grünland	-255	Hellgrün
4	Waldflächen	510	Dunkelgrün
5	Wasserkörper	1020	Blau
	Störung		Weiß

Tab. 31: Legende UWP33

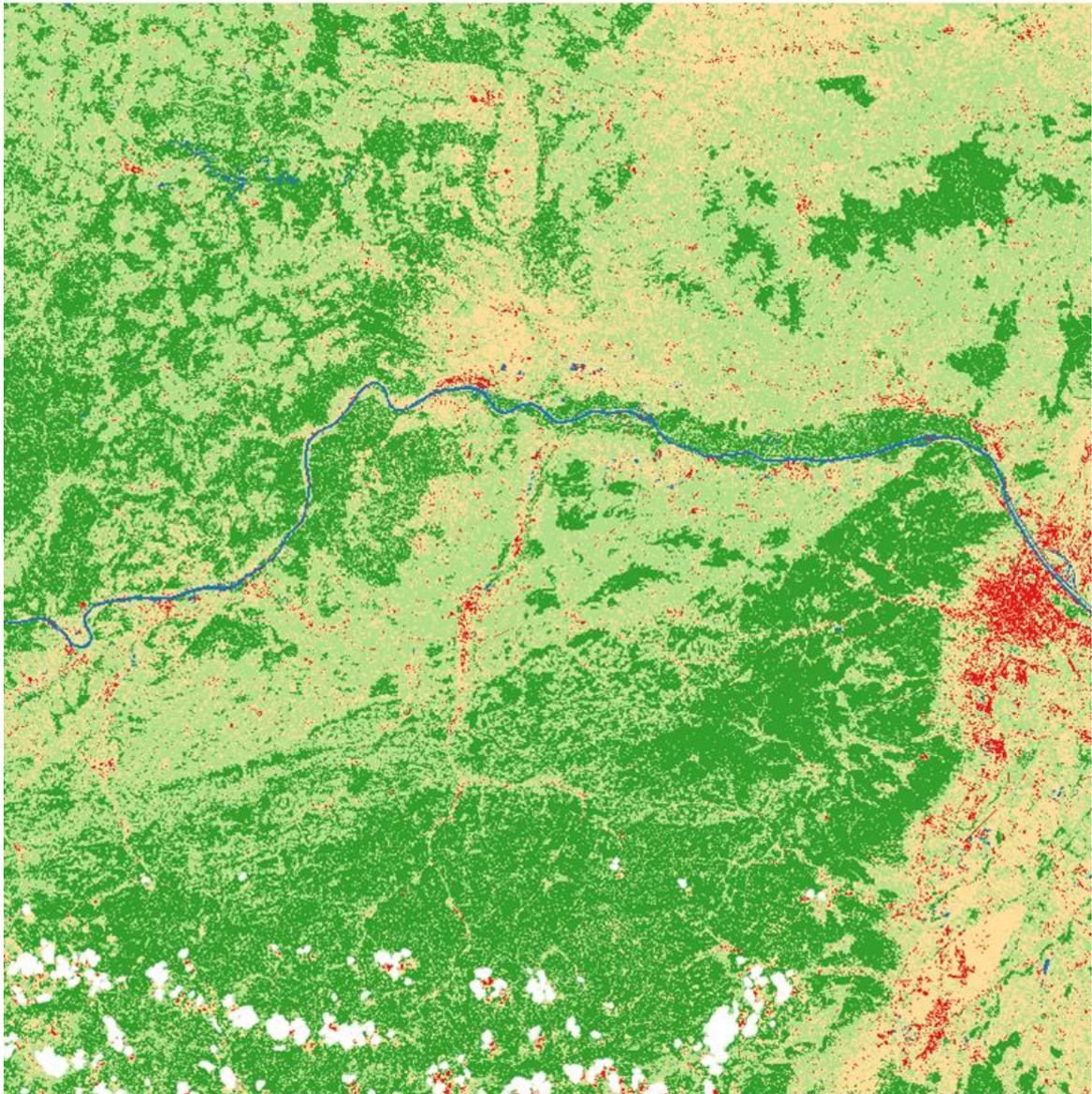


Abb. 36: Oberflächenklassifikation 33UWP

9.2 Index-basierte Klassifikation mit saisonalen Daten

In diesem Kapitel wird die in Kapitel 9.1 („Index-basierte Klassifikation mit saisonalen Daten“) vorgestellte Methode auf Daten einer Saison angewandt und so die Oberfläche klassifiziert. Dazu werden die Zeitpunkte, die in Kapitel 5.6 („Zeitpunkte der Satellitenaufnahmen für die saisonale Analyse“) ausgewählt wurden verwendet. Saisonale Daten ermöglichen es Änderungen in der Oberflächenbedeckung zu erkennen und so zu nutzen, dass die Bedeckungsklassen korrekt zugeordnet werden können. Zum Beispiel können mit dieser Methode Ackerflächen bestimmt werden, auch wenn sie zu gewissen Jahreszeiten mit Vegetation bewachsen sind.

In der Berechnung mit saisonalen Daten wird die in Kapitel 6 („Störungserkennung“) erstellte Methode zur Erkennung und Eliminierung von Störungen angewandt. Nach der

Berechnung des jeweiligen Indizes für alle Zeitpunkte einer Saison werden die Störungen entfernt. Die Oberflächenbedeckungsklassen bebaute Flächen, unbewachsenes Land und Ackerflächen, Gras- und Grünland, Waldflächen und Wasserkörper werden in der Klassifikation unterschieden.

9.2.1 Bebaute Flächen

Zur Hervorhebung von bebauten Flächen wird der neu entwickelte MNDBI verwendet, da dieser die beste Abgrenzung von bebauten Flächen und unbewachsenem Boden bietet. Für alle saisonalen Zeitpunkte wird der MNDBI wie folgt berechnet:

$$MNDBI = \frac{NIR - Blau}{NIR + Blau}$$

Auf Sentinel-2 Daten angewandt werden für das nahe Infrarot Band (NIR) das Sentinel-2 Band 8 und für das blaue Band das Sentinel-2 Band 2 verwendet. Daraus ergibt sich, dass der MNDBI mit Sentinel-2 Daten wie folgt berechnet wird:

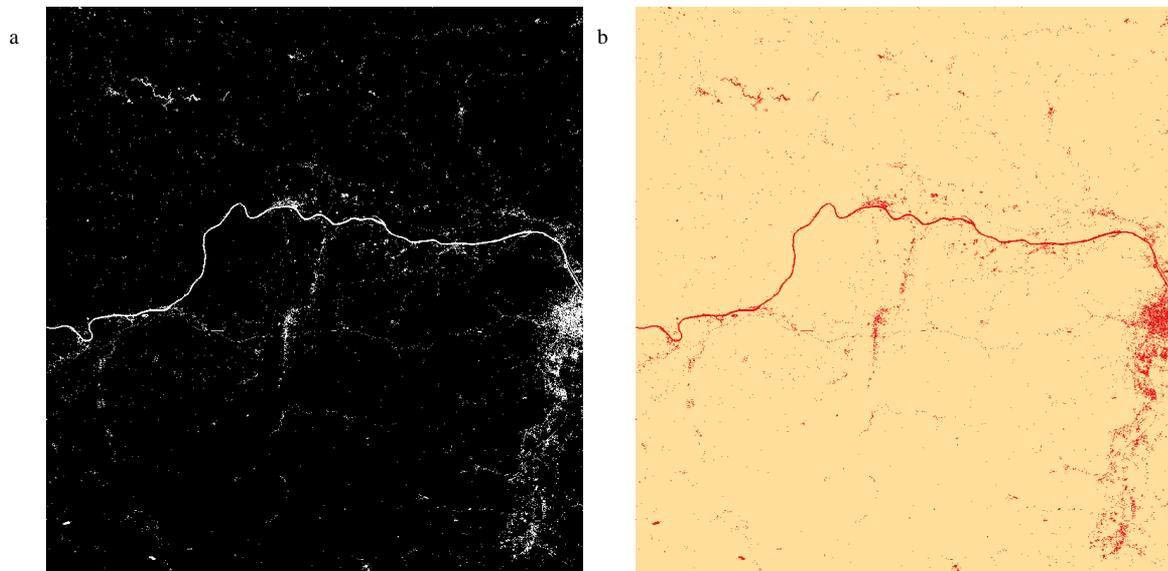
$$MNDBI_{Sentinel2} = \frac{Band8 - Band2}{Band8 + Band2}$$

Die errechneten MNDBI-Images werden durch die jeweilige Störungsmaske von Schnee, Wolken, Zirkuswolken und Wolkenschatten befreit. Von diesen störungsbefreiten Images wird der Maximalwert berechnet. Das $MNDBI_{max}$ -Image wird mit einem Schwellenwert von 0,44 in ein binäres Image umgerechnet. Alle Werte kleiner, gleich 0,44 werden als bebaute Flächen hervorgehoben.

$$MNDBI_{max_b} = (MNDBI \leq 0,44) * 255 + (MNDBI > 0,44) * 0$$

Das so entstandene binäre $MNDBI_{max}$ -Image hebt die bebauten Flächen hervor.

Die folgende Abbildung zeigt das binäre $MNDBI_{max}$ -Image. Hier ist zu sehen, dass auch die Wasserkörper mit den bebauten Flächen hervorgehoben werden. Diese können verbleiben, da sie im nächsten Schritt eliminiert werden.



a. MNDBI_{max} binär; b. MNDBI_{max} binär;
 Abb. 37: MNDBI_{max} binär

9.2.2 Vegetation

Zur Hervorhebung von Vegetation und zur Unterdrückung von nicht mit Vegetation bedeckten Flächen wird der EVI verwendet. Dieser bekommt den Vorzug vor anderen Vegetationsindizes wie dem NDVI, dem SAVI oder dem MSAVI, da der EVI in diesem Fall die beste Unterscheidung zwischen Vegetation und unbewachsenem Boden bietet. Der EVI wird wie folgt berechnet:

$$EVI = 2,5 * \frac{(NIR - Rot)}{(L + NIR + C_1 * Rot - C_2 * Blau)}$$

Auf Sentinel-2 Daten angewandt werden für das nahe Infrarot Band (NIR) das Sentinel-2 Band 8, für das rote Band das Sentinel-2 Band 4 und für das blaue Band das Sentinel-2 Band 2 verwendet. Für die Koeffizienten zur Korrektur der atmosphärischen Bedingungen wird für L=1, C1=6 und C2=7,5 eingesetzt. Daraus ergibt sich, dass der EVI mit Sentinel-2 Daten wie folgt berechnet wird:

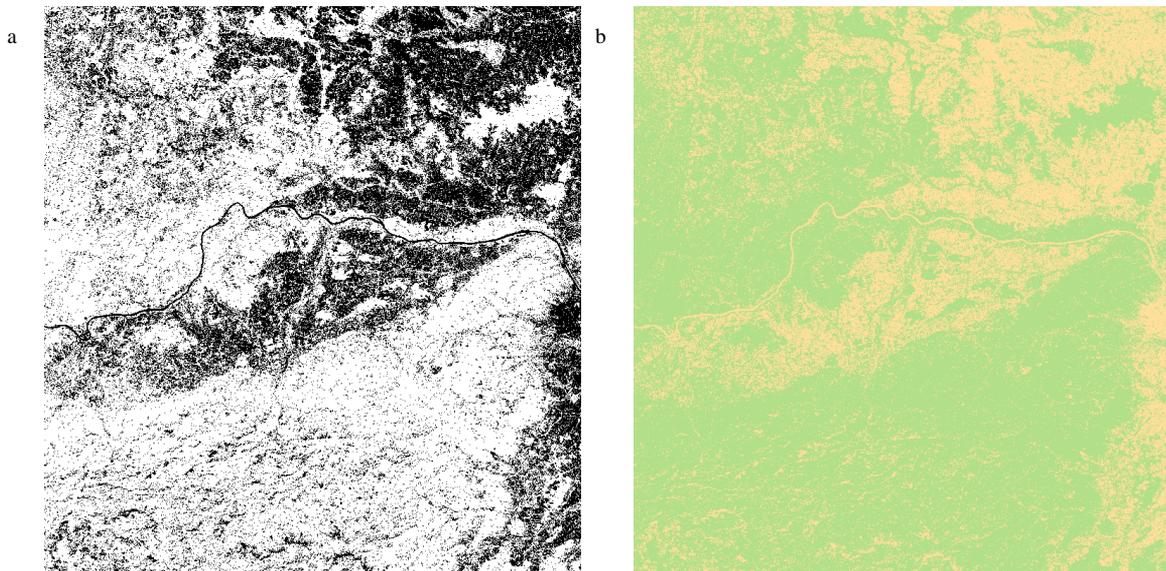
$$EVI_{Sentinel2} = 2,5 * \frac{(Band8 - Band4)}{(1 + Band8 + 6 * Band4 - 7,5 * Band2)}$$

Die errechneten EVI-Images werden mit der jeweiligen Störungsmaske von Schnee, Wolken, Zirruswolken und Wolkenschatten befreit. Ackerflächen weisen in der Wachstumsphase der Nutzpflanzen eine andere Reflexion auf als wenn die Ackerfläche ohne Pflanzenbewuchs ist oder die Pflanzen im Reifestadium sind. Ziel der Erkennung von Ackerflächen ist es alle Ackerflächen hervorzuheben, die es tatsächlich sind und nicht jene zu unterdrücken auf denen zu gewissen Zeitpunkten Vegetationsbedeckung ist. Zu diesem Zweck werden die niedrigsten Werte der saisonalen Daten gesucht. Mit dem Minimumwert der EVI-Images werden die jeweils niedrigsten Pixelwerte aller EVI-Images ermittelt. Das ermöglicht es die teils hohen Werte von Vegetation auf eigentlichen Ackerflächen im EVI

auszublenden. Ausgenommen von dieser Berechnung wird das EVI-Image vom 30.04.2017, da dieses, trotz Eliminierung der Störungen, immer noch zu viele Irritationen aufweist, die das zu berechnende EVI_{min} -Image zu sehr negativ beeinflussen würde. Das berechnete EVI_{min} -Image wird mit einem Schwellenwert von 0,1 in ein binäres Image umgerechnet. Alle Werte kleiner 0,1 werden als nicht mit Vegetation bedeckt klassifiziert und alle Werte größer gleich 0,1 werden als mit Vegetation bedeckt hervorgehoben.

$$EVI_{min_b} = (EVI_{min} \geq 0,1) * 255 + (EVI_{min} < 0,1) * 0$$

Das so entstandene binäre EVI_{min} -Image hebt die mit Vegetation bedeckten Flächen hervor. Die folgende Abbildung zeigt das binäre EVI_{min} -Image.



a. EVI_{min} binär; b. EVI_{min} binär;
Abb. 38: EVI_{min} binär

9.2.3 Waldflächen

Zur Hervorhebung von Waldflächen wird der PVI3 von Qi et al verwendet. Mit diesem Index lässt sich eine sehr gute Unterscheidung zwischen Waldflächen und anderer von Vegetation bedeckten Flächen treffen. Der PVI3 wird für alle saisonalen Zeitpunkte wie folgt berechnet:

$$PVI3 = a * NIR - b * Rot$$

Auf Sentinel-2 Daten angewandt werden für das nahe Infrarot Band (NIR) das Sentinel-2 Band 8 und für das rote Band das Sentinel-2 Band 4 verwendet. Für die Lage der Bodenlinie (a) wird der Wert 0 genommen und für die Steigung der Bodenlinie (b) der Wert 0,5. Daraus ergibt sich, dass der PVI3 mit Sentinel-2 Daten wie folgt berechnet wird:

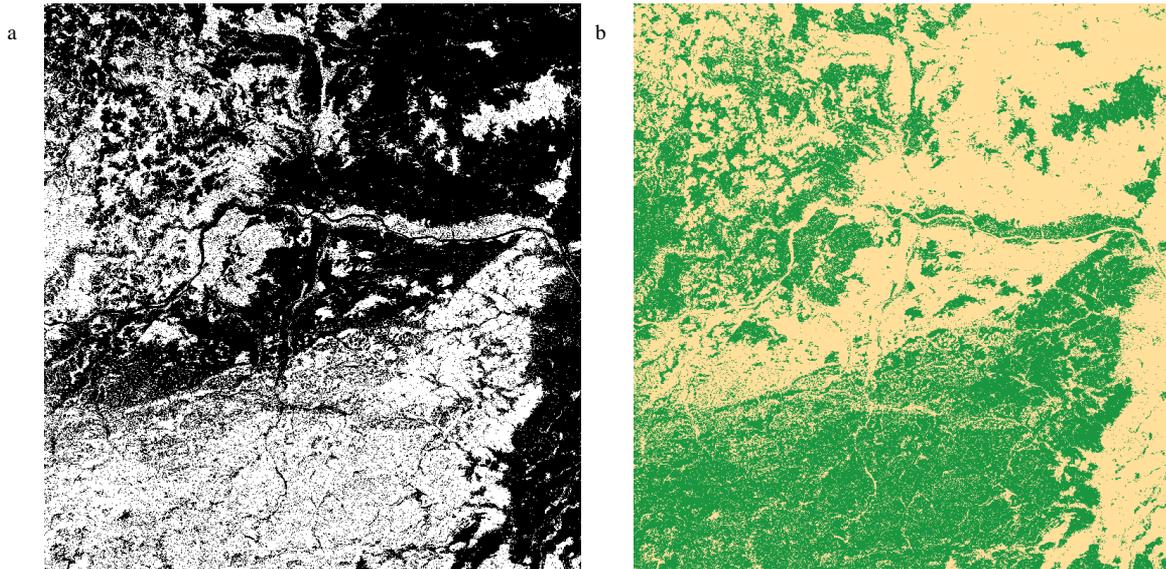
$$PVI3_{Sentinel2} = 0 * Band8 - 0,5 * Band4$$

Die errechneten PVI3-Images werden mit der jeweiligen Störungsmaske von Schnee, Wolken, Zirruswolken und Wolkenschatten befreit. Von diesen störungsbefreiten PVI3-

Images wird der Median-Wert berechnet. Dieses $PVI3_{med}$ -Image wird mit einem Schwellenwert von -0,02 in ein binäres Image umgerechnet. Alle Werte größer, gleich -0,02 werden als Waldflächen hervorgehoben.

$$PVI3_{med_b} = (PVI3 \geq -0,02) * 255 + (PVI3 < -0,02) * 0$$

Die folgende Abbildung zeigt das binäre $PVI3_{med}$ -Image.



a. $PVI3_{med}$ binär; b. $PVI3_{med}$ binär;
Abb. 39: $PVI3_{med}$ binär

9.2.4 Wasserkörper

Für die Hervorhebung von Wasserkörpern wird der neu entwickelte nMNDWI verwendet. Dieser bietet, im Vergleich mit den anderen möglichen Wassererkennungsindizes NDWI(McFeeters), NDWI(Gao) und MNDWI, die beste Erkennung von Wasserkörpern unter Vermeidung von Bebauungsrauschen. Der nMNDWI wird wie folgt berechnet:

$$nMNDWI = \frac{1,5 * Grün - (NIR + SWIR)}{1,5 * Grün + (NIR + SWIR)}$$

Auf Sentinel-2 Daten angewandt werden für das Grüne Band das Sentinel-2 Band3, für das nahe Infrarot Band (NIR) das Sentinel-2 Band 8 und für das kurzwellige Infrarot Band (SWIR) das Sentinel-2 Band 11 verwendet. Daraus ergibt sich, dass der nMNDWI mit Sentinel-2 Daten wie folgt berechnet wird:

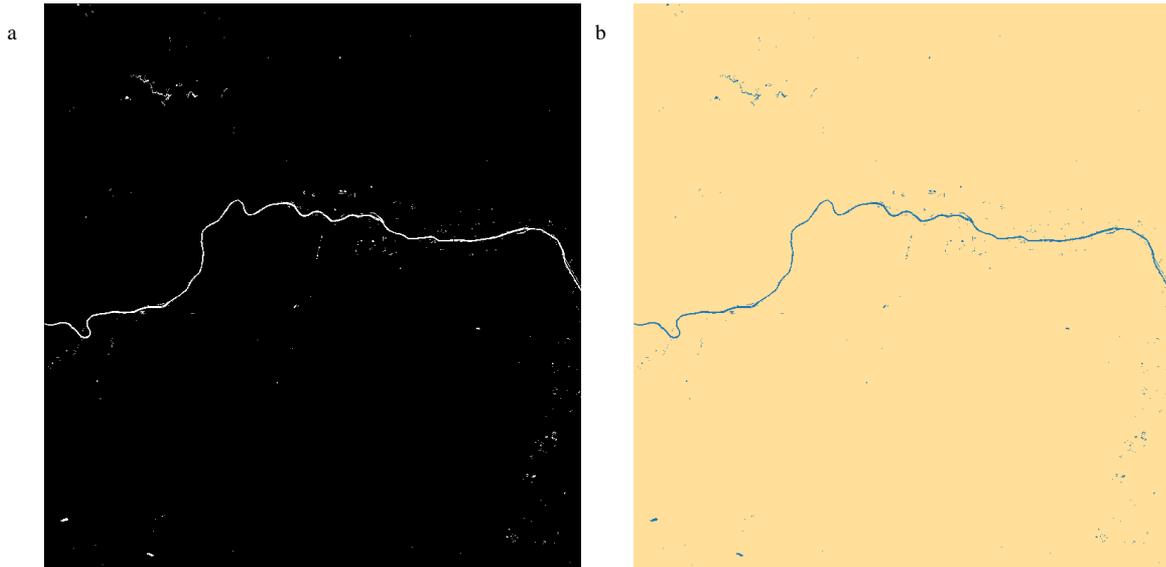
$$nMNDWI_{Sentinel2} = \frac{1,5 * Band3 - (Band8 + Band11)}{1,5 * Band3 + (Band8 + Band11)}$$

Die errechneten nMNDWI-Images werden mit den Störungsmaske von jedem Zeitpunkt von Schnee, Wolken, Zirruswolken und Wolkenschatten befreit. Aus den von Störungen befreiten nMNDWI-Images wird der Median berechnet. Das berechnete $nMNDWI_{med}$ -Image wird mit einem Schwellenwert von Null in ein binäres Image umgerechnet. Alle

Pixelwerte größer gleich Null werden als Wasserkörper hervorgehoben. Der binäre $nMNDWI_{med}$ -Wert wird wie folgt berechnet:

$$nMNDWI_{med_b} = (nMNDWI_{med} \geq 0) * 255 + (nMNDWI_{med} < 0) * 0$$

Die folgende Abbildung zeigt das binäre $nMNDWI_{med}$ -Image.



a. $nMNDWI_{med}$ binär; b. $nMNDWI_{med}$ binär;
Tab. 32: $nMNDWI_{med}$ binär

9.2.5 Kombination der Indizes

Die in den Kapiteln 9.2.1 bis 9.2.4 berechneten binären Images werden für die Klassifizierung der Oberfläche verwendet. Das Ergebnis sind fünf Klassen die der höchsten Klassifikationshierarchieebene entsprechen. Die Klassen die unterschieden werden sind Wasserkörper, bebaute Flächen, Waldflächen, Grün- und Grasland und unbewachsenes Land und Ackerflächen.

Im ersten Schritt wird der nBU wie folgt berechnet:

$$nBU = MNDBI_{max_b} - EVI_{min_b} + nMNDWI_{med_b}$$

Die folgende Tabelle zeigt die Werte und die Klassen die berechnet wurden.

nBU		
Wert	Klasse	Farbe
-255	Gras- und Grünland + Waldflächen	Hellgrün
0	Unbewachsenes Land und Ackerflächen	Hellbraun
255	Bebaute Flächen	Rot
510	Wasserkörper	Blau

Tab. 33: nBU-saisonal Werte

Die folgende Abbildung zeigt den nBU der mit saisonalen Daten berechnet wurde.

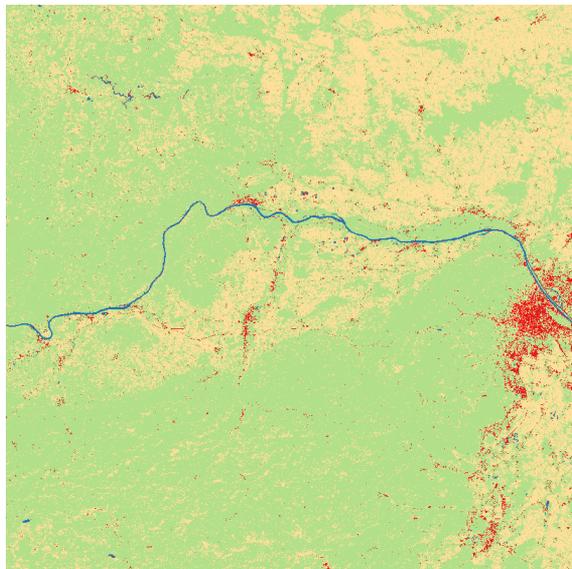


Abb. 40: nBU saisonal

Der zweite Schritt ist die Berechnung des nWald (neuer Wald-Index). Dieser unterscheidet die Klassen Waldflächen, nicht mit Vegetation bedeckte Flächen (bebaute Flächen und unbewachsenes Land und Ackerflächen) und Wasserkörper. Die Wasserkörper werden als zwei Klassen ausgewiesen und werden durch die Umrechnung in nWald2 zu einer Klasse zusammengefasst.

nWald wird wie folgt berechnet:

$$nWald = PVI3_{med_b} + (2 * nMNDWI_{med_b})$$

nWald2 wird wie folgt berechnet:

$$nWald2 = (nWald \leq 0) * 0 + (nWald > 0) * 510 + (nWald \geq 510) * 510$$

Die folgende Tabelle zeigt die Werte von nWald und nWald2.

nWald			nWald2		
Wert	Klasse	Farbe	Wert	Klasse	Farbe
0	Unbewachsenes Land und Ackerflächen + Gras- und Grünland + bebaute Flächen	Hellbraun	0	Unbewachsenes Land und Ackerflächen + Gras- und Grünland + bebaute Flächen	Hellbraun
255	Waldflächen	Dunkelgrün	255	Waldflächen	Dunkelgrün
510	Wasserkörper	Dunkelblau	510	Wasserkörper	Dunkelblau
765	Wasserkörper	Hellblau	1020	Wasserkörper	Blau

Tab. 34: nWald und nWald2 saisonale Werte

Die folgende Abbildung zeigt das mit saisonalen Daten errechnete Wald2 Image.

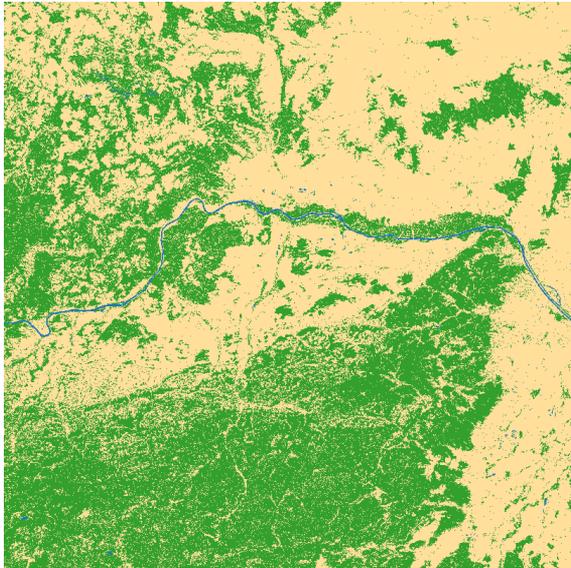


Abb. 41: nWald2 saisonal

Im dritten Schritt werden zum einem vom nBU die Vegetation eliminiert (nBU2) und zum anderen wird der nBU so gestaltet, dass er aus nur zwei Klassen besteht, Vegetation (Gras- und Grünland und Waldflächen) und nicht Vegetation (Wasserkörper, bebaute Flächen und unbewachsenes Land und Ackerflächen).

nBU2 wird wie folgt berechnet:

$$nBU2 = (nBU \leq 0) * 0 + (nBU > 0) * 765 + (nBU \geq 510) * 255$$

nBU3 wird wie folgt berechnet:

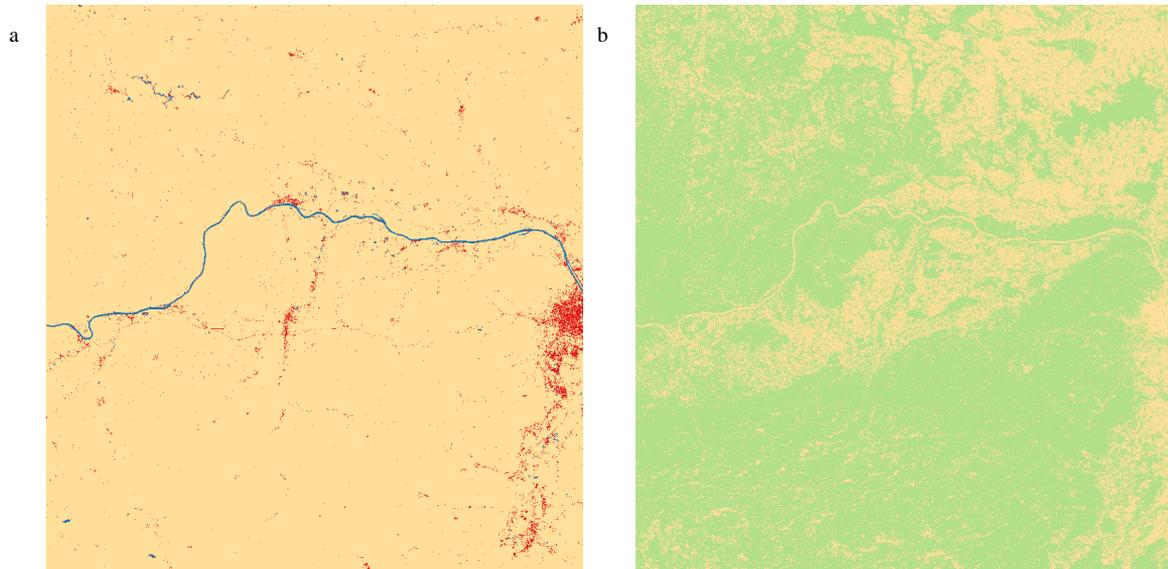
$$nBU3 = (nBU \geq 0) * 0 + (nBU < 0) * -255$$

Die folgende Tabelle zeigt die Werte von nBU2 und nBU3.

nBU2			nBU3	
Wert	Klasse	Farbe	Wert	Klasse
0	Gras- und Grünland + Waldflächen	Hellbraun	-255	Gras- und Grünland + Waldflächen
255			0	Wasserkörper + bebaute Flächen + unbewachsenes Land und Ackerflächen
510			255	
765	Bebaute Flächen	Rot	510	
1020	Wasserkörper	Blau	765	
			1020	

Tab. 35: nBU2 und nBU3 Werte saisonal

Die folgende Abbildung zeigt den nBU2 und den nBU3.



a. nBU2saisonal; b. nBU3saisonal;
 Abb. 42: nBU2 und nBU3 saisonal

Im vierten Schritt werden die Waldflächen zur Klassifikation hinzugefügt (nBUW = neuer Built-Up und Wald-Index). Das erfolgt durch die Addition des nBU2 und des nWald2. Das Ergebnis verfügt über die Klassen unbewachsenes Land und Ackerflächen, inklusive des Gras- und Grünlandes, Waldflächen, bebaute Flächen und Wasserkörper. Die Wasserkörper kommen in drei Klassen vor. Diese werden in einem Zwischenschritt zusammengefasst (nBUW2).

Der nBUW wird wie folgt berechnet:

$$nBUW = nBU2 + nWald2$$

Der nBUW2 wird wie folgt berechnet.

$$nBUW2 = (nBUW \leq 0) * 0 + (nBUW > 0) * 510 + (nBUW \geq 765) * 255 + (nBUW \geq 1020) * 255$$

Die folgende Tabelle zeigt die Werte von nBUW und nBUW2.

nBUW			nBUW2		
Wert	Klasse	Farbe	Wert	Klasse	Farbe
0	Unbewachsenes Land und Ackerflächen + Gras- und Grünland	Hellbraun	0	Unbewachsenes Land und Ackerflächen + Gras- und Grünland	Hellbraun
255			255		
510	Waldflächen	Dunkelgrün	510	Waldflächen	Dunkelgrün
765	Bebaute Flächen	Rot	765	Bebaute Flächen	Rot
1020			1020	Wasserkörper	Blau
1275	Wasserkörper				
1530					
1785	Wasserkörper				
2040	Wasserkörper	Blau			

Tab. 36: nBUW und nBUW2 Werte saisonal

Die folgende Abbildung zeigt das nBUW2 Image.

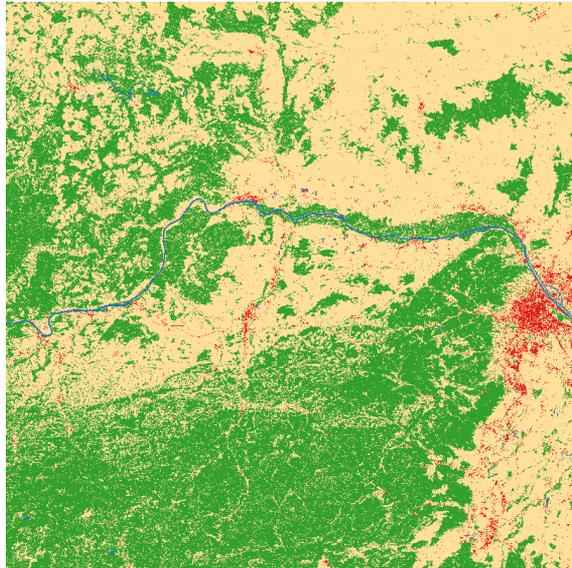


Abb. 43: nBUW2 saisonal

Im fünften Schritt wird zu den bereits vorhandenen Klassen die Klasse Gras- und Grünland hinzugefügt. Zur Berechnung des nBUWG (neuer Bebauungs-Wald-Gras-Grünland-Index) werden der nBUW2 und der nBU3 addiert. Das Ergebnis weist die Klassen Gras- und Grünland, unbewachsenes Land und Ackerflächen, Waldflächen (zwei Klassen), bebaute Flächen und Wasserkörper auf. In einem letzten Schritt werden die gleichen Klassen des nBUWG zusammengefasst und zur Oberflächenbedeckung (OfB saisonal) gerechnet.

Der nBUWG wird wie folgt berechnet:

$$nBUWG = nBUW2 + nBU3$$

Die OfB saisonal wird wie folgt berechnet:

$$OfB_{saisonal} = (nBUWG < 0) * -255 + (nBUWG \geq 0) * 0 + (nBUWG \geq 255) * 510 + (nBUWG \geq 765) * 255 + (nBUWG \geq 1020) * 255$$

Die folgende Tabelle zeigt die Werte des nBUWG und der OfB saisonal.

nBUWG			OfB		
Wert	Klasse	Farbe	Wert	Klasse	Farbe
-255	Gras- und Grünland	Hellgrün	-255	Gras- und Grünland	Hellgrün
0	Unbewachsenes Land und Ackerflächen	Hellbraun	0	Unbewachsenes Land und Ackerflächen	Hellbraun
255	Waldflächen	Schwarz	255		
510	Waldflächen	Dunkelgrün	510	Waldflächen	Dunkelgrün
765	Bebaute Flächen	Rot	765	Bebaute Flächen	Rot
1020	Wasserkörper	Blau	1020	Wasserkörper	Blau

Tab. 37: nBUWG und OfB saisonal Werte

Die folgende Abbildung zeigt die Oberflächenbedeckung des gesamten Testgebietes mit saisonalen Daten.

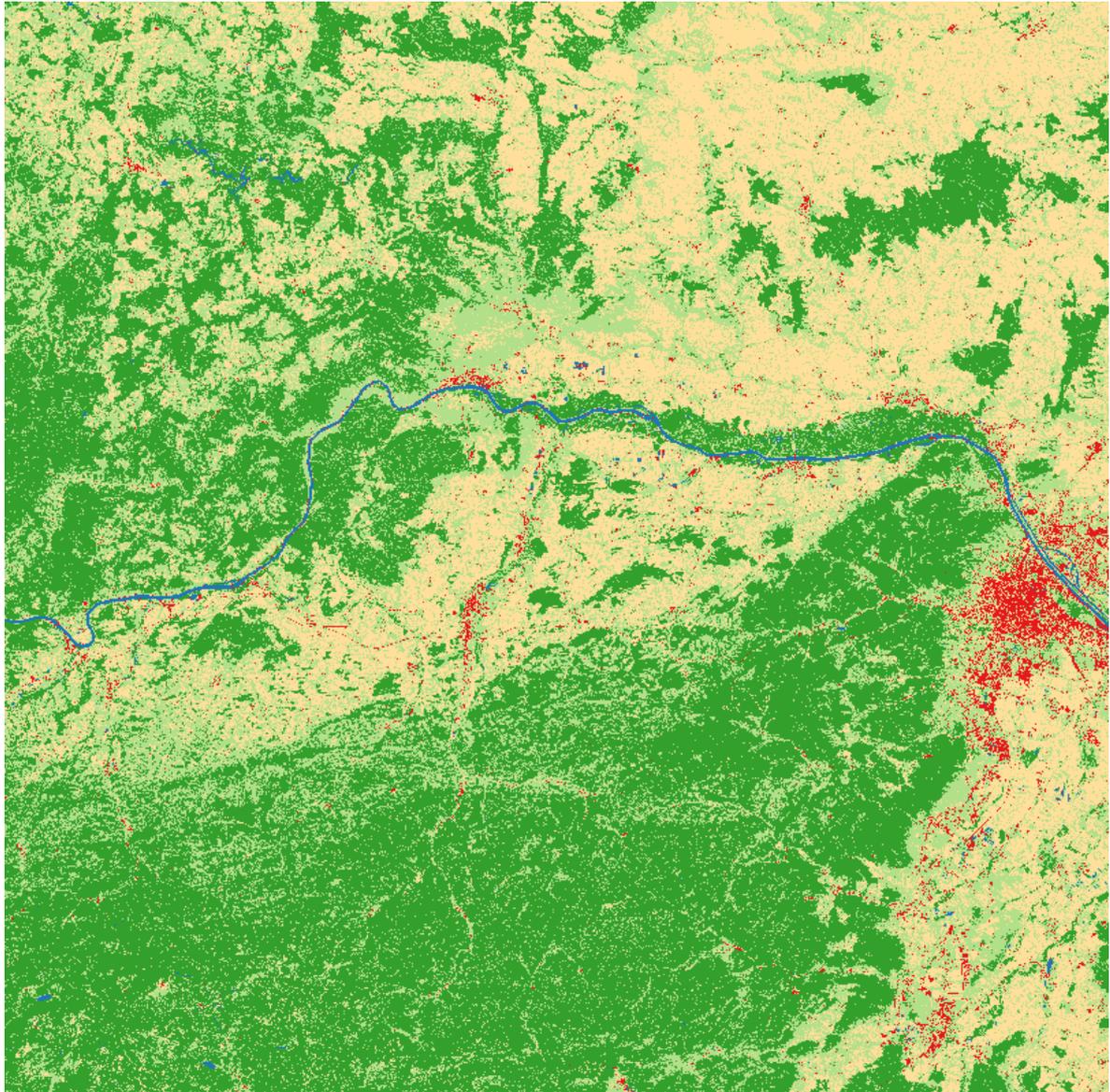


Abb. 44: OfB saisonale Daten

9.3 Workflow der Index-basierten Klassifikation

Das folgende Ablaufdiagramm zeigt die in Kapitel 9.1 und 9.2 vorgestellte Methode der Index-basierten Klassifikation. Die einzelnen Punkte sind in den jeweiligen Kapiteln ausführlich beschrieben.

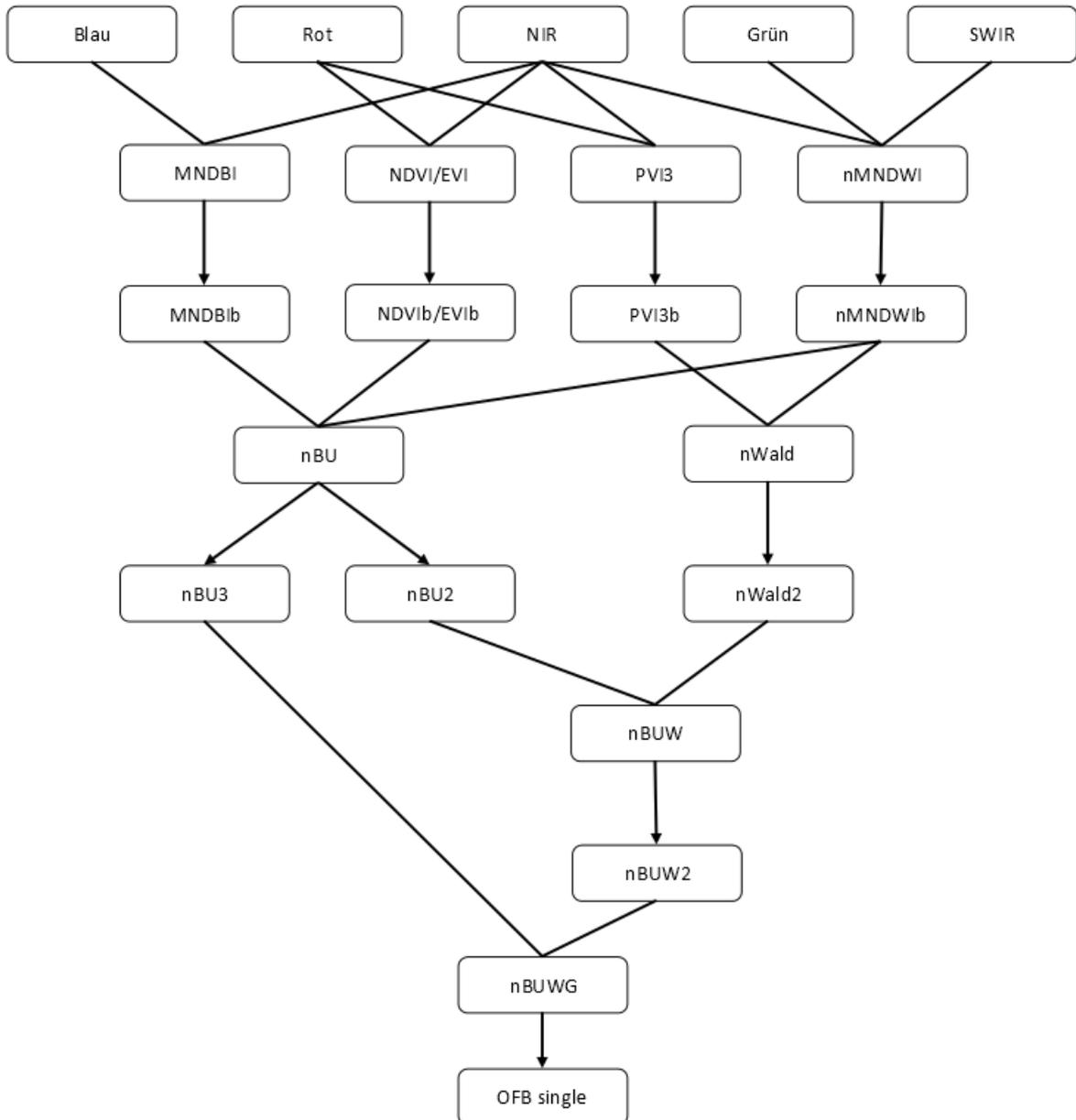


Abb. 45: Ablaufdiagramm Index-basierte Klassifikation

9.4 Allgemeine Anwendbarkeit der Index-basierten Klassifikation

In diesem Kapitel wird die Anwendbarkeit der Index-basierten Klassifikation dahingehend geprüft, ob sie sich auch in anderen Gebieten anwenden lässt. Dafür wird der in Kapitel 9.1 („Index-basierte Klassifikation für einen Zeitpunkt“) vorgestellte Algorithmus auf Satellitenbilddaten in verschiedenen Gebieten angewandt. Es wurden Testgebiete in Nordamerika, Südamerika, Afrika, Asien, Australien und Europa ausgewählt.

9.4.1 Sacramento, Kalifornien, USA, Nord-Amerika

Das erste Testgebiet befindet sich in der Umgebung von Sacramento, Kalifornien in den USA (Sentinel-2 Rastercode: 10FSH). Das Gebiet reicht von Sacramento im Norden bis nach Stockton im Süden. Es ist durchzogen von Flüssen und Seen.

Die folgende Abbildung zeigt das Untersuchungsgebiet in der Übersichtskarte.

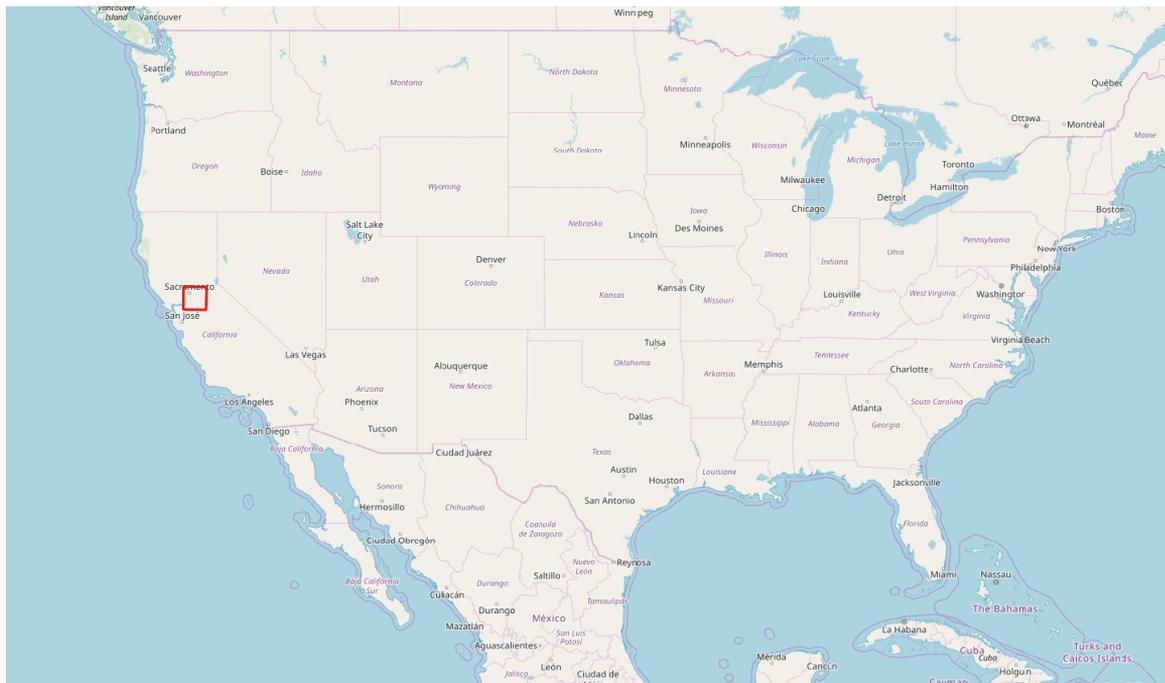
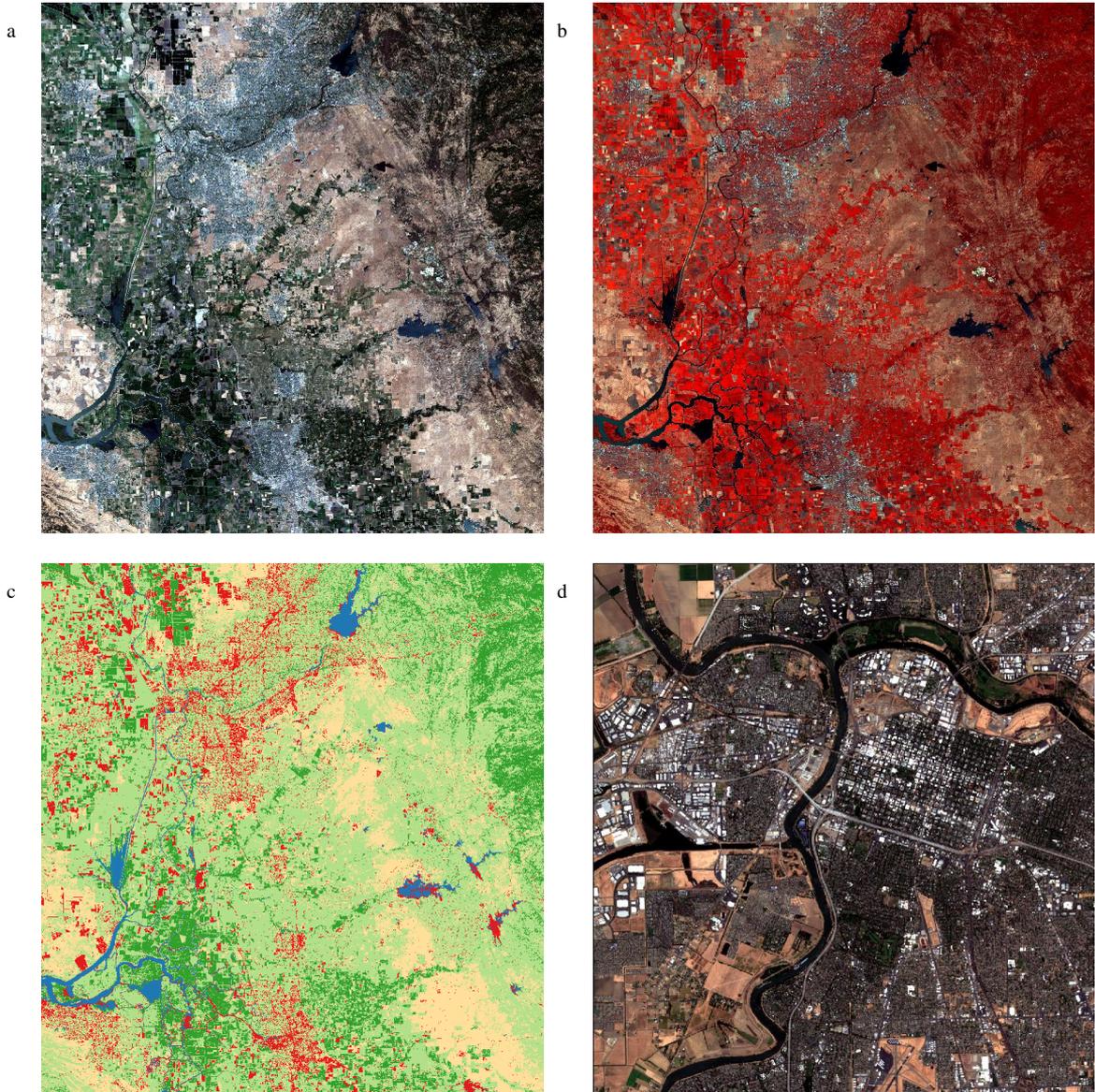
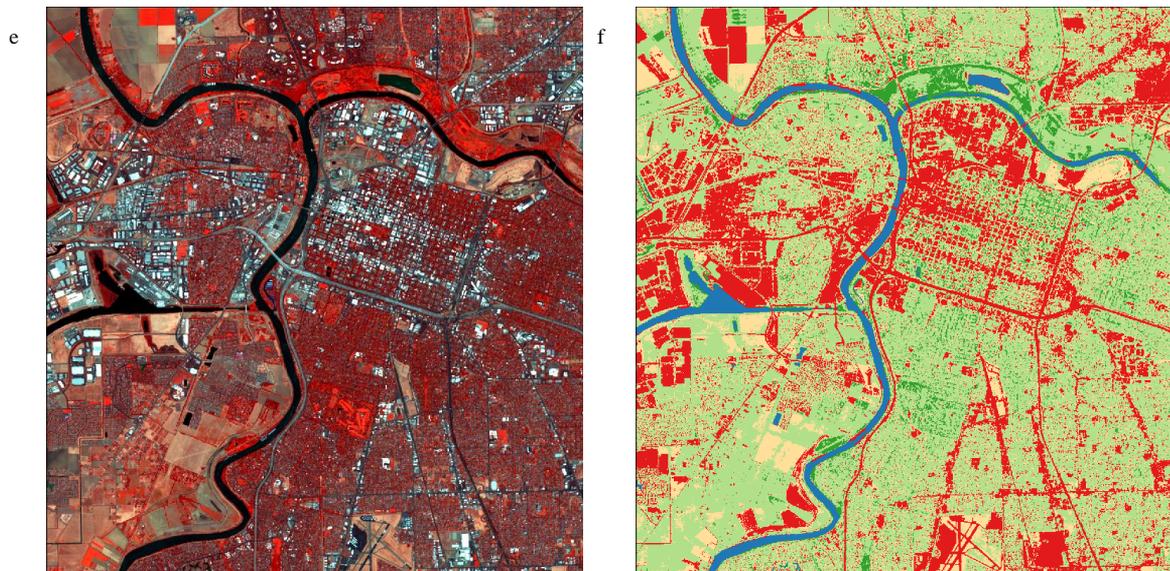


Abb. 46: Sacramento Übersicht

Hier zeigt sich, dass die fünf Klassen gut zugeordnet werden können. Probleme bereiten vereinzelte Zuweisungen von Wasserkörpern zu bebauten Flächen. Im vergrößerten Ausschnitt C7, der Downtown Sacramento zeigt, ist eine sehr gute Abgrenzung von Wasserkörpern und bebauten Flächen zu erkennen. Auch die Erkennung von Gras- und Grünland als auch von Waldflächen ist zufriedenstellend.

Die folgende Abbildung zeigt das Testgebiet Sacramento als RGB und als Falschfarbenbild im Vergleich mit der Klassifikation und den vergrößerten Ausschnitt C7, der Downtown Sacramento zeigt.





a. 10FSH RGB; b. 10FSH Falschfarbenbild; c. 10FSH Klassifikation; d. Ausschnitt C7 RGB; e. Ausschnitt C7 Falschfarbenbild; f. Ausschnitt C7 Klassifikation

Abb. 47: Sacramento 29.07.2017

9.4.2 Mauritius, Afrika

Das zweite Testgebiet ist Mauritius. Diese Insel liegt im Indischen Ozean, östlich von Madagaskar (Sentinel-2 Rastercode 40KEC). Dieses Untersuchungsgebiet bietet mit Küstenlinien und Inlandwasserkörpern eine gute Möglichkeit zum Testen der Wasserkörpererkennung. Mit Waldflächen und Gras- und Grünland sind unterschiedliche Vegetationsbedeckungen vorhanden

Die folgende Abbildung zeigt das Untersuchungsgebiet auf der Übersichtskarte.

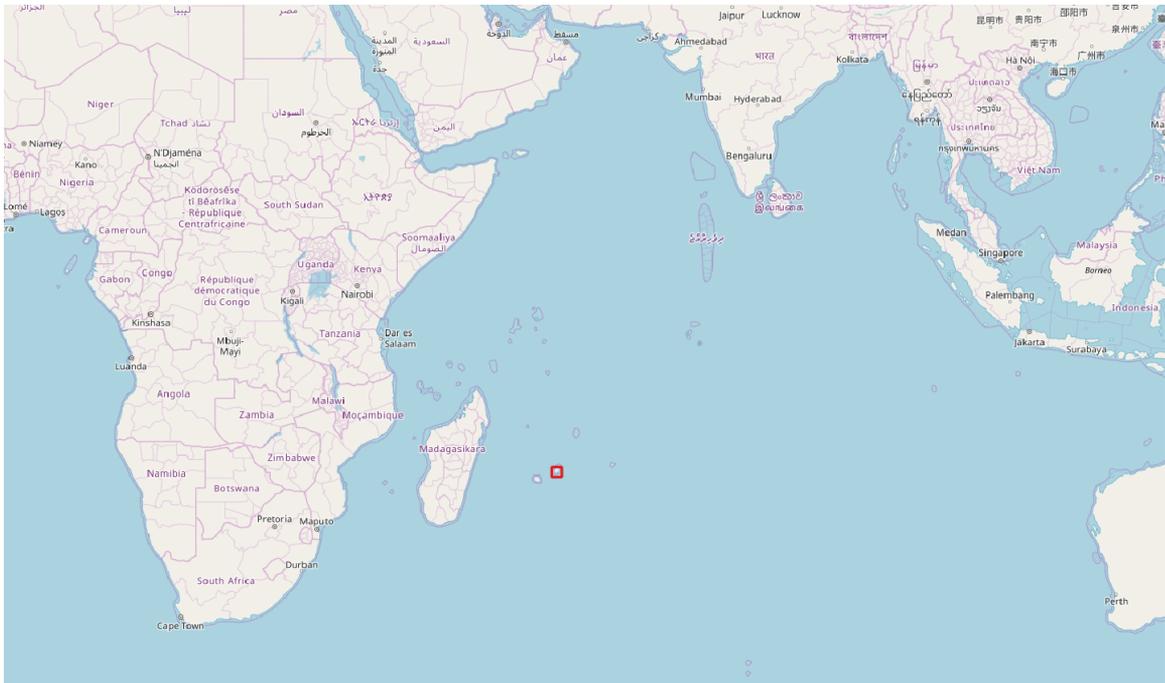
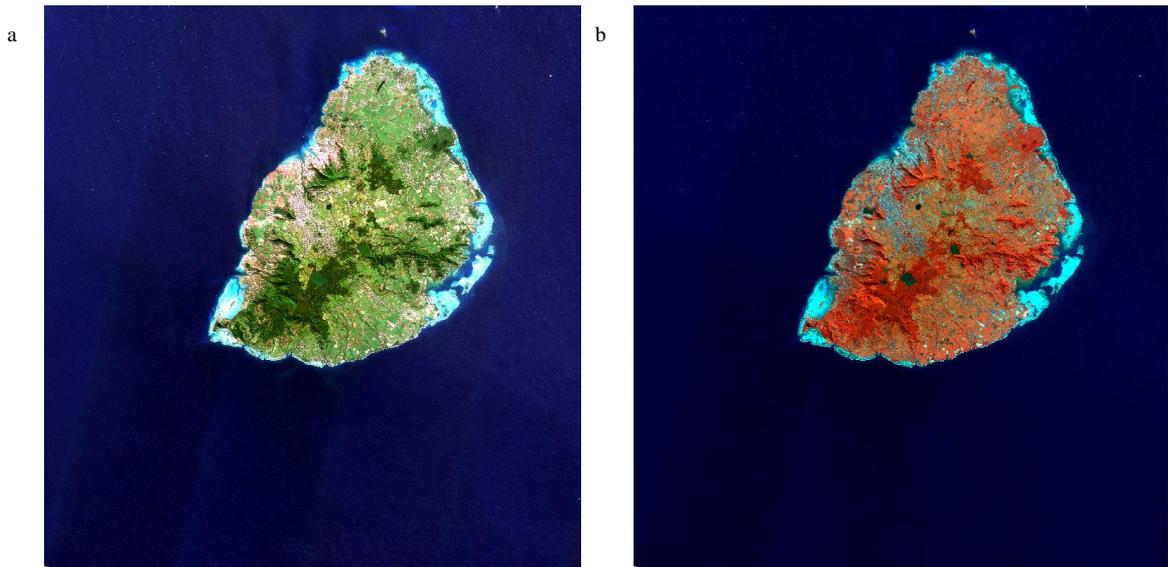
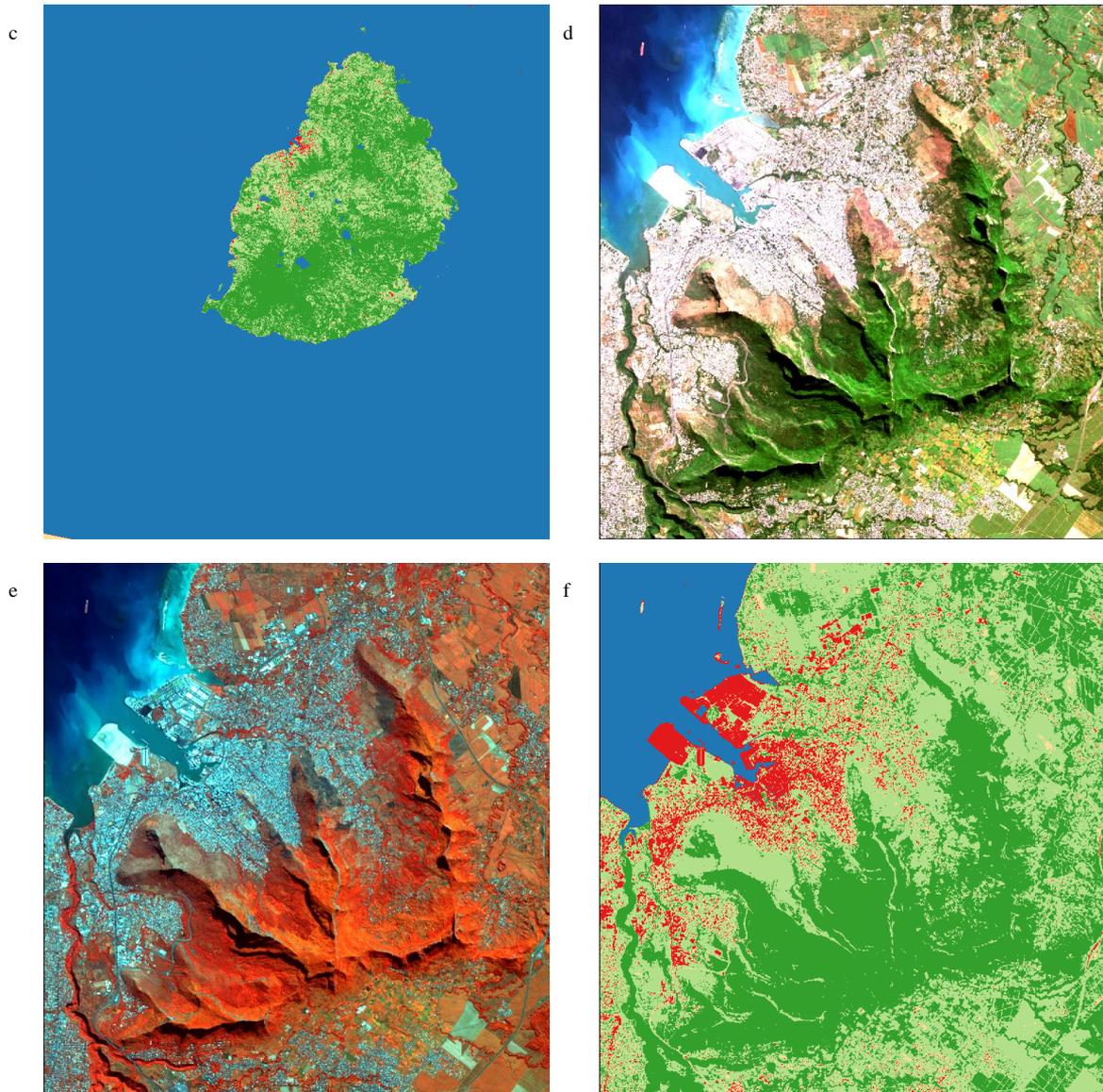


Abb. 48: Mauritius Übersicht

Hier zeigt sich, dass die Klassifikationsmethode sehr gut funktioniert. Alle Klassen werden zufriedenstellend erkannt und dargestellt. Der vergrößerte Ausschnitt zeigt die Hauptstadt von Mauritius, Port Lois.

Die folgende Abbildung zeigt das Testgebiet Mauritius als RGB und als Falschfarbenbild im Vergleich mit der Klassifikation und im vergrößerten Ausschnitt F4, der Port Lois zeigt.





a. 40KEC RGB; b. 40KEC Falschfarbenbild; c. 40KEC Klassifikation; d. Ausschnitt F4 RGB; e. Ausschnitt F4 Falschfarbenbild; f. Ausschnitt F4 Klassifikation

Abb. 49: Mauritius 18.07.2017

9.4.3 Manaus, Brasilien, Süd-Amerika

Das dritte Testgebiet liegt am Amazonas in der Umgebung von Manaus (Sentinel-2 Rastercode: 20MRB). Im Untersuchungsgebiet fließt der Rio Negro bei Manaus in den Amazonas. Durch diesen Zusammenfluss zweier Ströme haben die Wasseroberflächen verschiedene Farben, die einen guten Test zur Erkennung von Wasserkörpern bietet. Mit der Stadt Manaus, die am Ufer des Flusses liegt, gibt es die Herausforderung Wasserkörper von bebauten Flächen zu unterscheiden. Dazu kommen Urwaldflächen, die durch Gras-Grünlandflächen aufgelockert werden.

Die folgende Abbildung zeigt das Untersuchungsgebiet auf der Übersichtskarte.

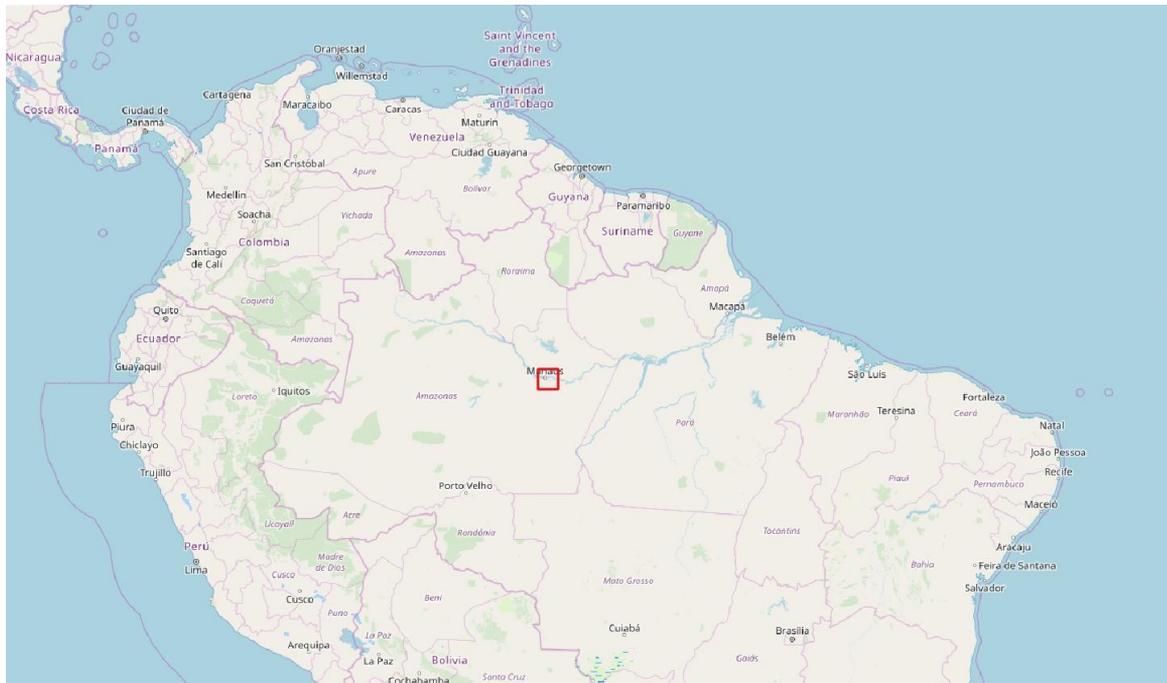
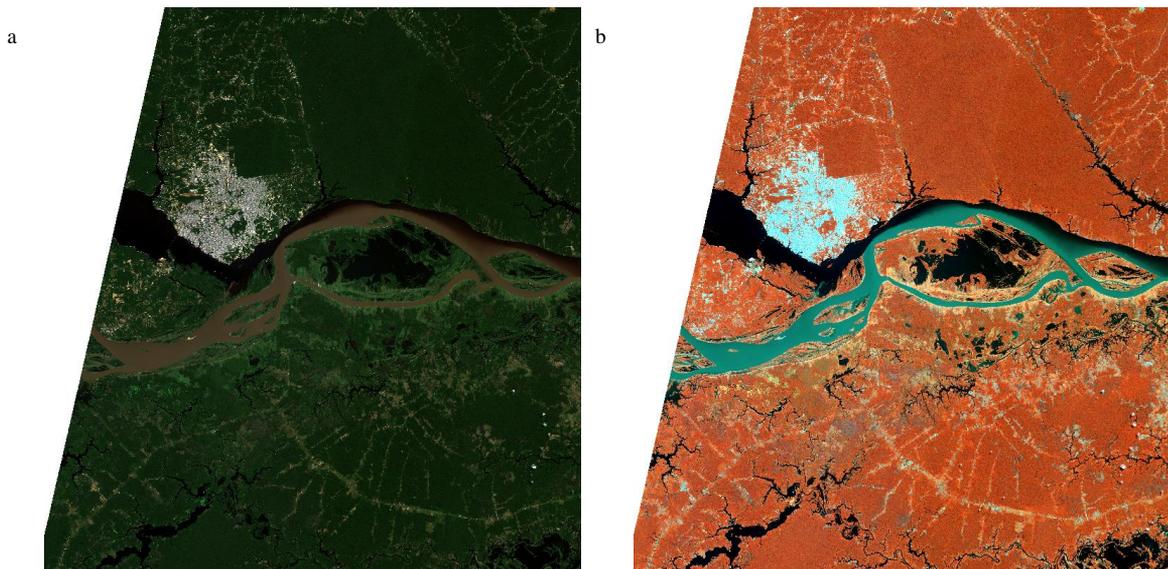


Abb. 50: Manaus Übersicht

Hier zeigt sich, dass die Klassifikationsmethode einwandfrei funktioniert. Wasserkörper und Waldflächen werden sehr gut erfasst. Im vergrößerten Ausschnitt, der den Stadtteil Compensa in Manaus zeigt, ist ersichtlich, dass die bebauten Flächen sehr gut klassifiziert werden.

Die folgende Abbildung zeigt das Testgebiet Amazonas/Manaus als RGB und als Falschfarbenbild im Vergleich mit der Klassifikation und den vergrößerten Abschnitt B9, der Compensa/Manaus zeigt.





a. 20MRB RGB; b. 20MRB Falschfarbenbild; c. 20MRB Klassifikation; d. Ausschnitt B9 RGB; e. Ausschnitt B9 Falschfarbenbild; f. Ausschnitt B9 Klassifikation

Abb. 51: Manaus 06.08.2016

9.4.4 Assam, Indien, Asien

Das vierte Testgebiet liegt im indischen Bundesstaat Assam (Sentinel-2 Raster Code 46RBG). Im Süden des Gebietes fließt der Brahmaputra durch die nach dem Strom benannte Ebene. Nach Norden hin steigt das Gebiet Richtung Himalaya an.

Die folgende Abbildung zeigt das Untersuchungsgebiet auf der Übersichtskarte.

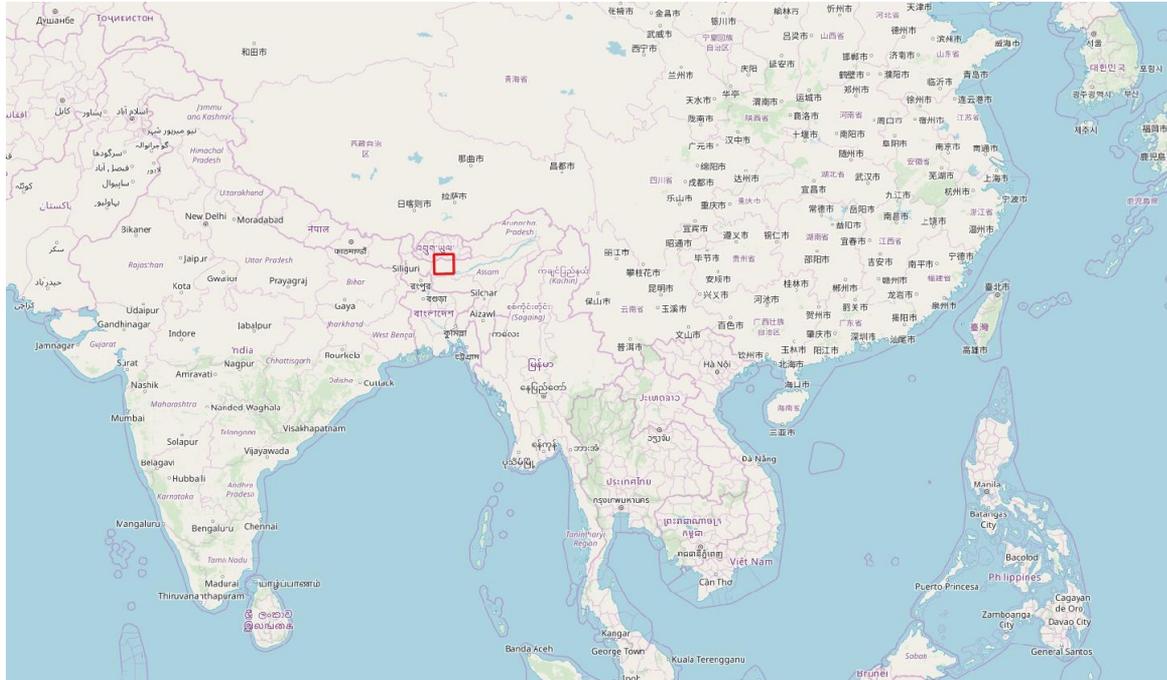
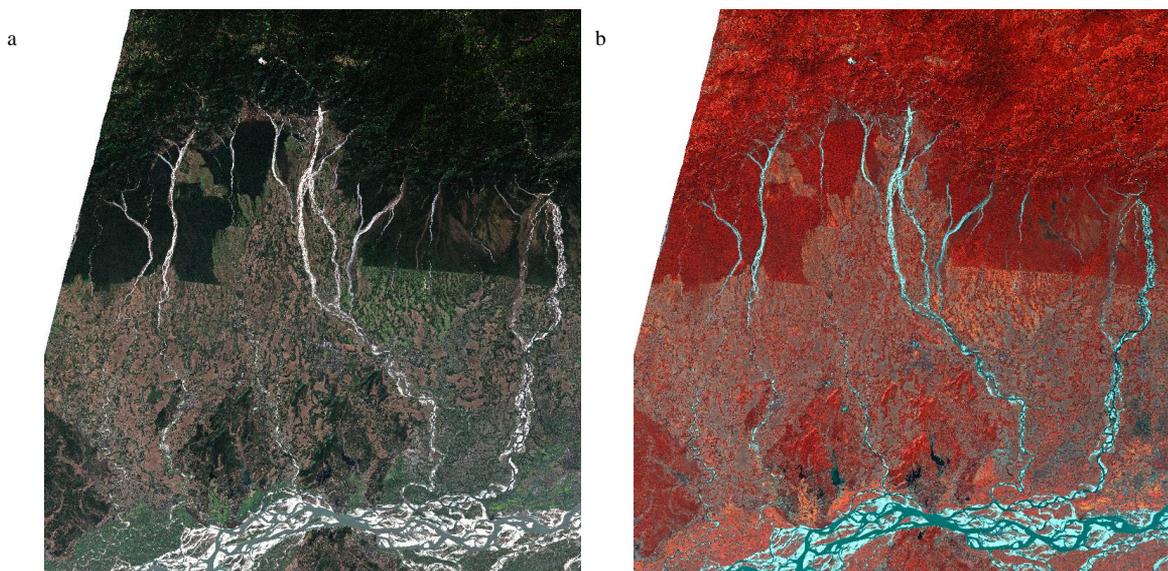
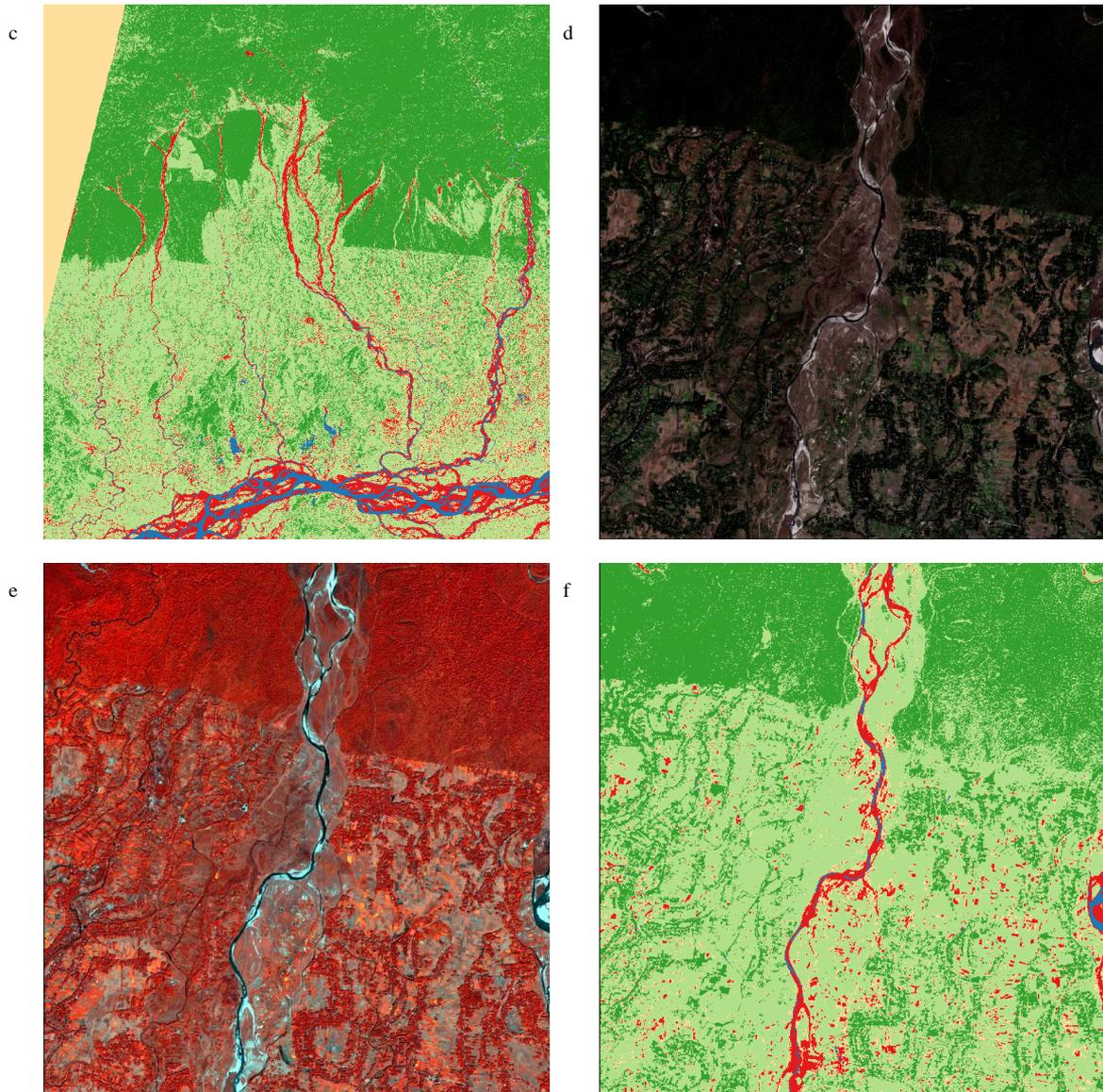


Abb. 52: Assam Übersicht

Die Klassifikation der Waldflächen erfolgt problemlos. Auch die Wasserkörper werden dort klassifiziert, wo sich zum Zeitpunkt der Aufnahme Wasserkörper befand. Probleme bereiten hier die wasserlosen Flussbetten, die als bebauten Flächen erkannt und klassifiziert werden. Hier müssten die Parameter angepasst werden, um eine bessere Unterscheidung zwischen bebauten Flächen und trockenen Flussbetten zu gewährleisten.

Die folgende Abbildung zeigt das Testgebiet Assam als RGB und als Falschfarbenbild im Vergleich zur Klassifikation und den Ausschnitt H5, der die Umgebung von Labdanguri zeigt.





a. 46RBG RGB; b. 46RBG Falschfarbenbild; c. 46RBG Klassifikation; d. Ausschnitt H5 RGB; e. Ausschnitt H5 Falschfarbenbild; f. Ausschnitt H5 Klassifikation
Abb. 53: Assam 02.01.2019

9.4.5 Kairo, Ägypten, Afrika

Das fünfte Testgebiet liegt am Nil in Ägypten und zeigt die Umgebung von Kairo (Sentinel-2 Rastercode 36RUU). Im Süden befindet sich Wüstengebiete. Der Nil fließt von Süd nach Nord durch das Image. Nach Norden breitet sich das fruchtbare Nildelta aus.

Die folgende Abbildung zeigt das Untersuchungsgebiet auf der Übersichtskarte.

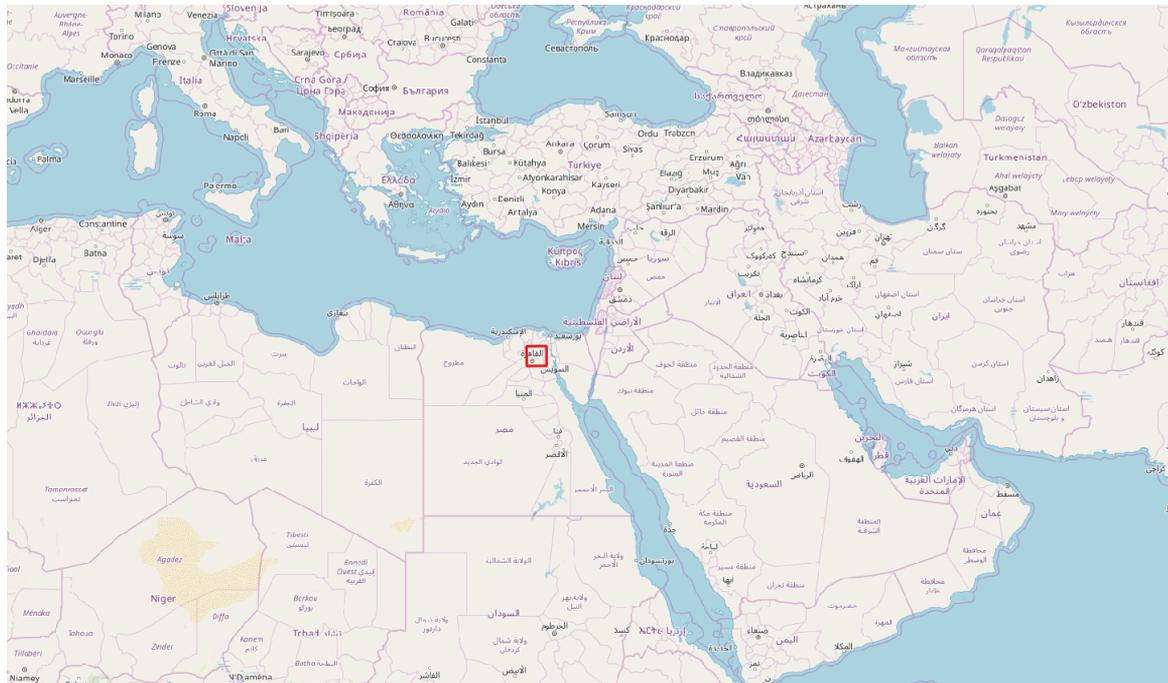
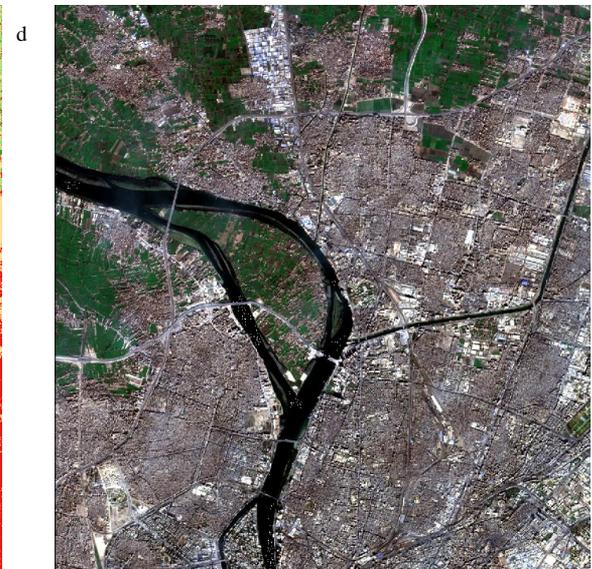
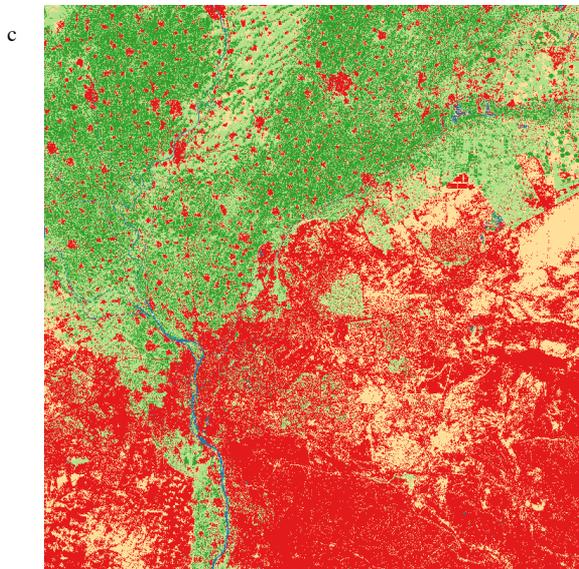
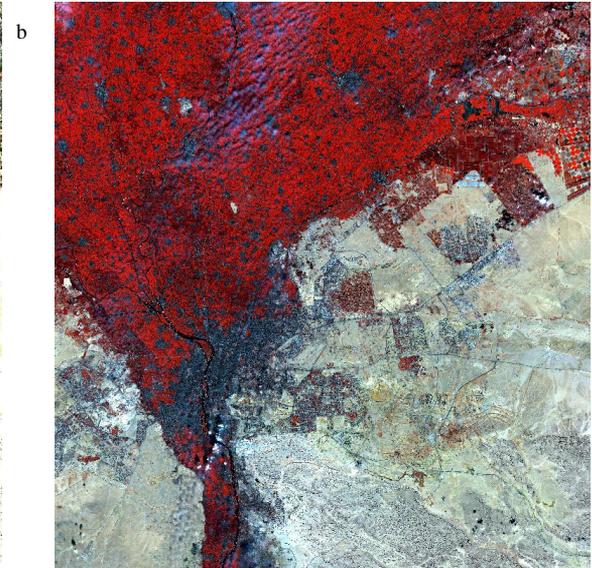
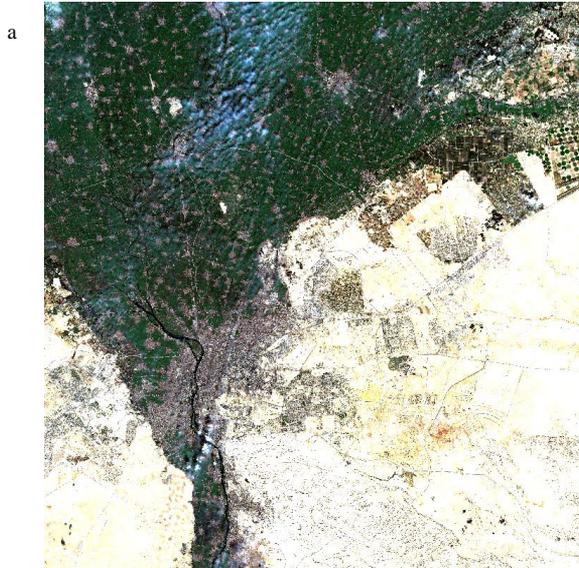
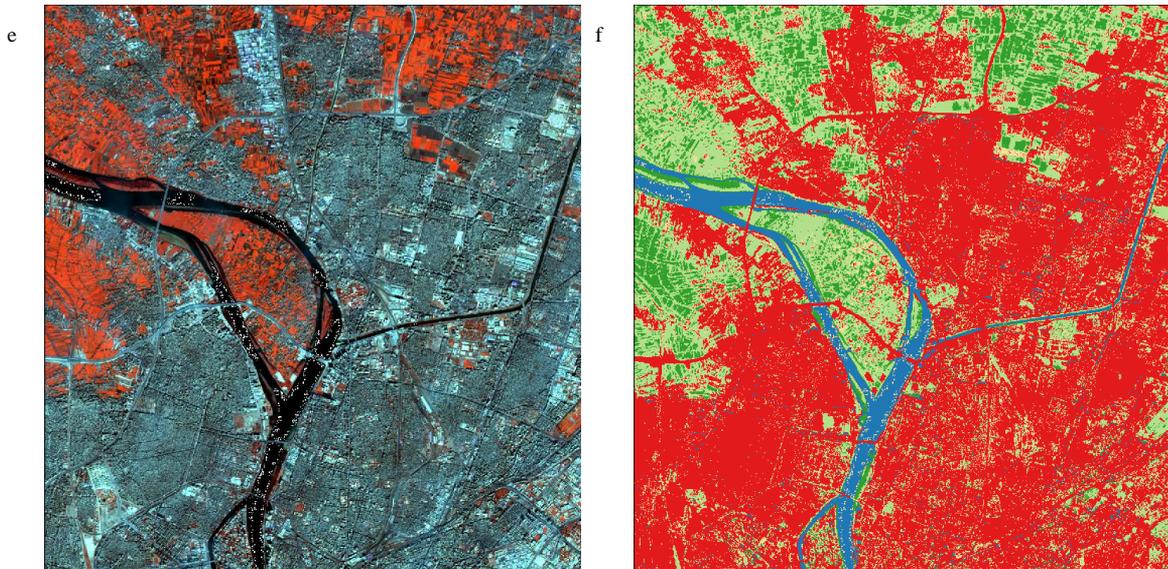


Abb. 54: Kairo Übersicht

Die Unterscheidung von Vegetation und bebauten Flächen ist sehr gut. Probleme bereiten hier die Wüstengebiete, die sich sehr schwer von bebauten Flächen unterscheiden lassen. (Dies ist ein ähnliches Problem, wie es im vierten Testgebiet mit den trockenen Flussbetten ist.) Hier müssten die Parameter angepasst, beziehungsweise neu definiert werden, um eine Klassifikation von Wüstengebieten zu ermöglichen. Der vergrößerte Ausschnitt zeigt das Zentrum von Kairo. Hier ist zu sehen, dass die Klassifikation sehr gut die einzelnen Klassen zuordnet. Sowohl Wasserkörper als auch bebauten Flächen werden korrekt klassifiziert. Auch Waldflächen und Gras- und Grünflächen sowie unbewachsenes Land und Ackerflächen werden sehr gut erkannt und klassifiziert.

Die folgende Abbildung zeigt das Testgebiet Kairo als RGB und Falschfarbenbild im Vergleich mit der Klassifikation und den vergrößerten Abschnitt B7, der das Zentrum von Kairo zeigt.





a. 36RUU RGB; b. 36RUU Falschfarbenbild; c. 36RUU Klassifikation; d. Ausschnitt B7 RGB; e. Ausschnitt B7 Falschfarbenbild; f. Ausschnitt B7 Klassifikation

Abb. 55: Kairo 25.12.2018

9.4.6 Amsterdam, Niederlande, Europa

Das sechste Testgebiet liegt in den Niederlanden. Es reicht von Amsterdam im Süden bis nach Leeuwarden im Norden (Sentinel-2 Raster Code 31UFU). In mitten des Gebiets liegen das Markermeer und das Ijsselmeer.

Die folgende Abbildung zeigt das Untersuchungsgebiet auf der Übersichtskarte.

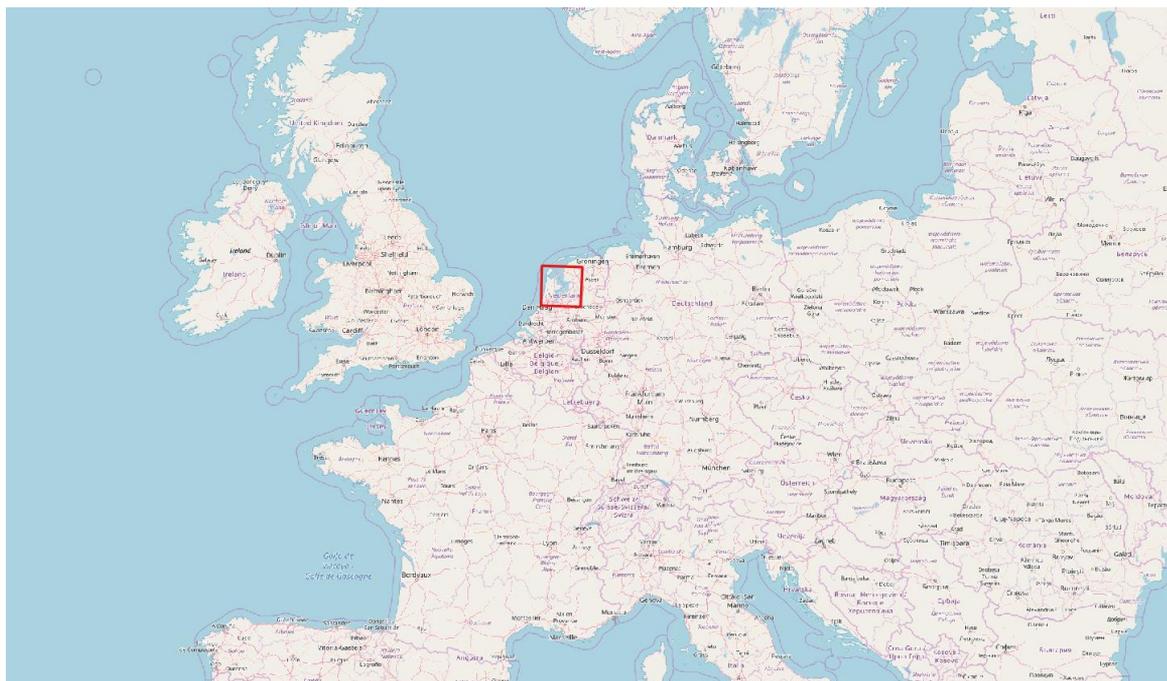
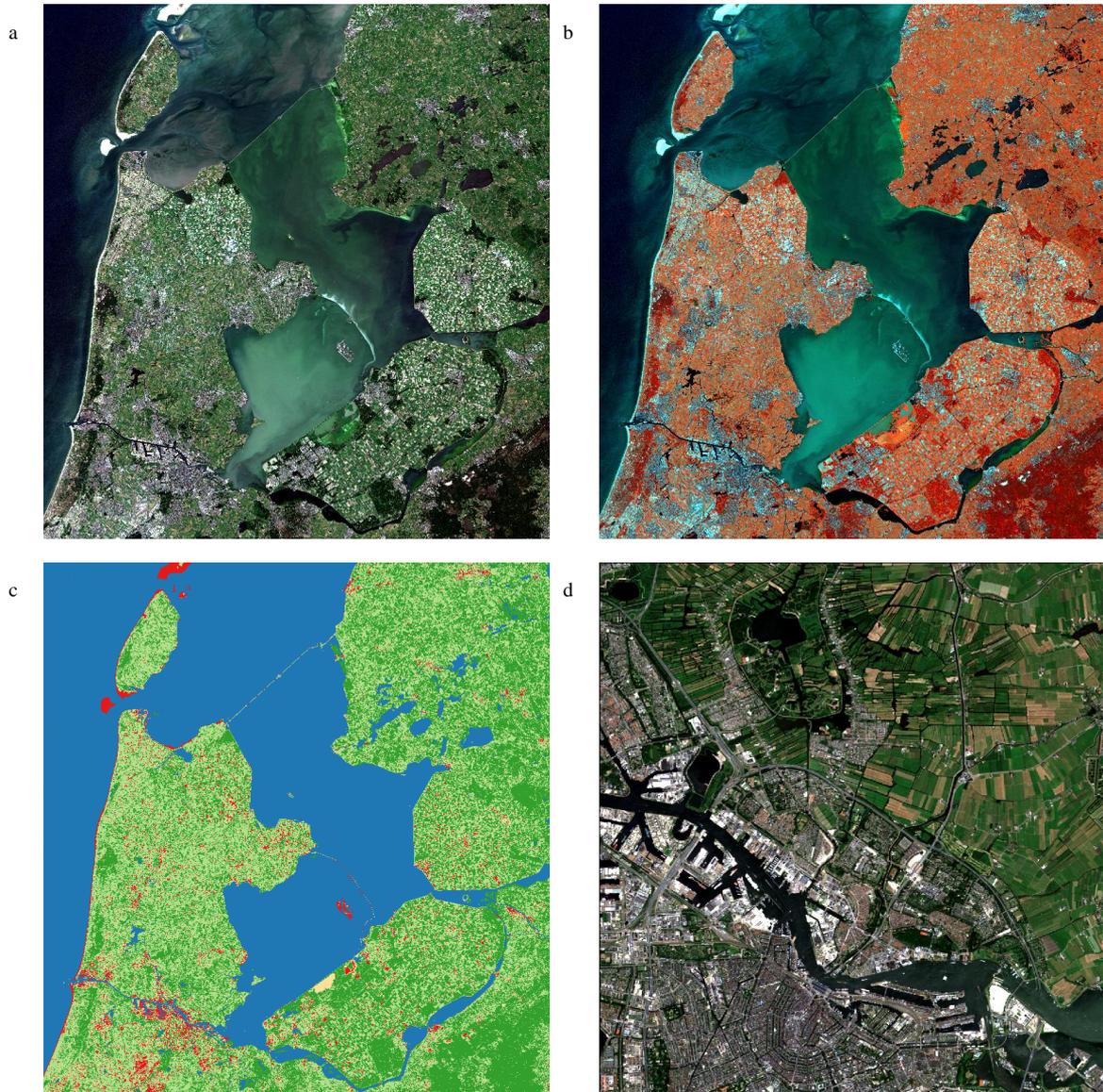
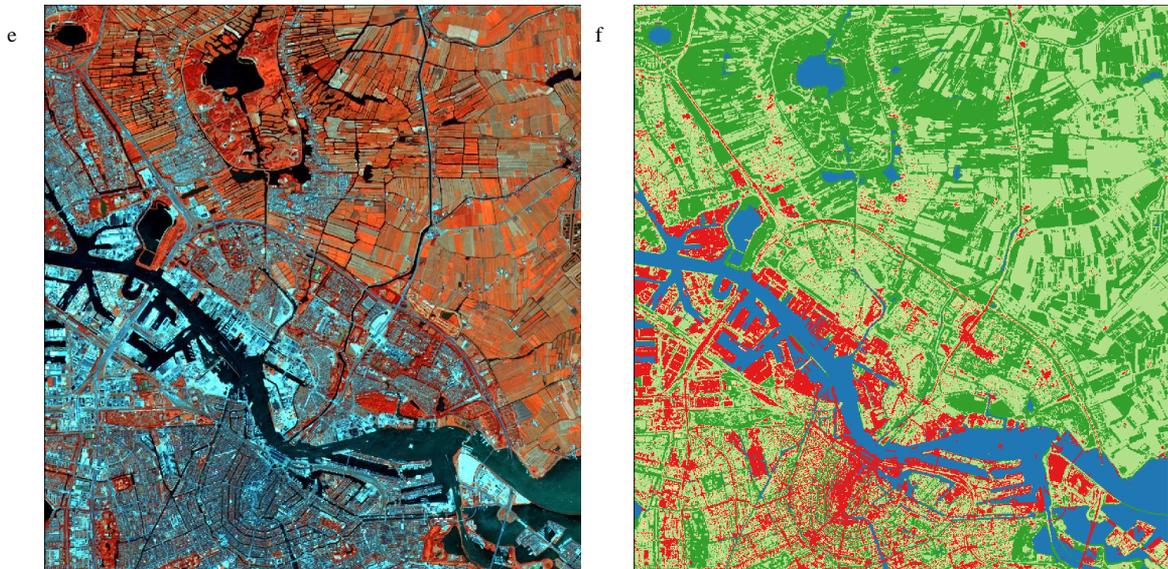


Abb. 56: Amsterdam Übersicht

Die Wasserkörper werden sehr gut klassifiziert. Stark mit Vegetation bedeckte Felder werden hier zum Teil als Waldflächen klassifiziert. Im vergrößerten Ausschnitt, der Amsterdam zeigt, ist zu erkennen, dass Wasserkörper und bebaute Flächen sehr gut klassifiziert werden.

Die folgende Abbildung zeigt das Testgebiet Amsterdam als RGB und als Falschfarbenbild im Vergleich zur Klassifikation und den vergrößerten Ausschnitt A8, der das Zentrum von Amsterdam zeigt.





a. 31UFU RGB; b. 31UFU Falschfarbenbild; c. 31UFU Klassifikation; d. Ausschnitt A8 RGB; e. Ausschnitt A8 Falschfarbenbild; f. Ausschnitt A8 Klassifikation
Abb. 57: Amsterdam 30.06.2018

9.4.7 Sydney, Australien

Das siebente Testgebiet befindet sich in Australien, westlich von Sydney (Sentinel-2 Rastercode 56HKH). Im Osten des Gebietes befinden sich die Ausläufer von Sydney, in der Mitte der Lake Burragorang und im Westen der Kanangra-Boyd National Park.

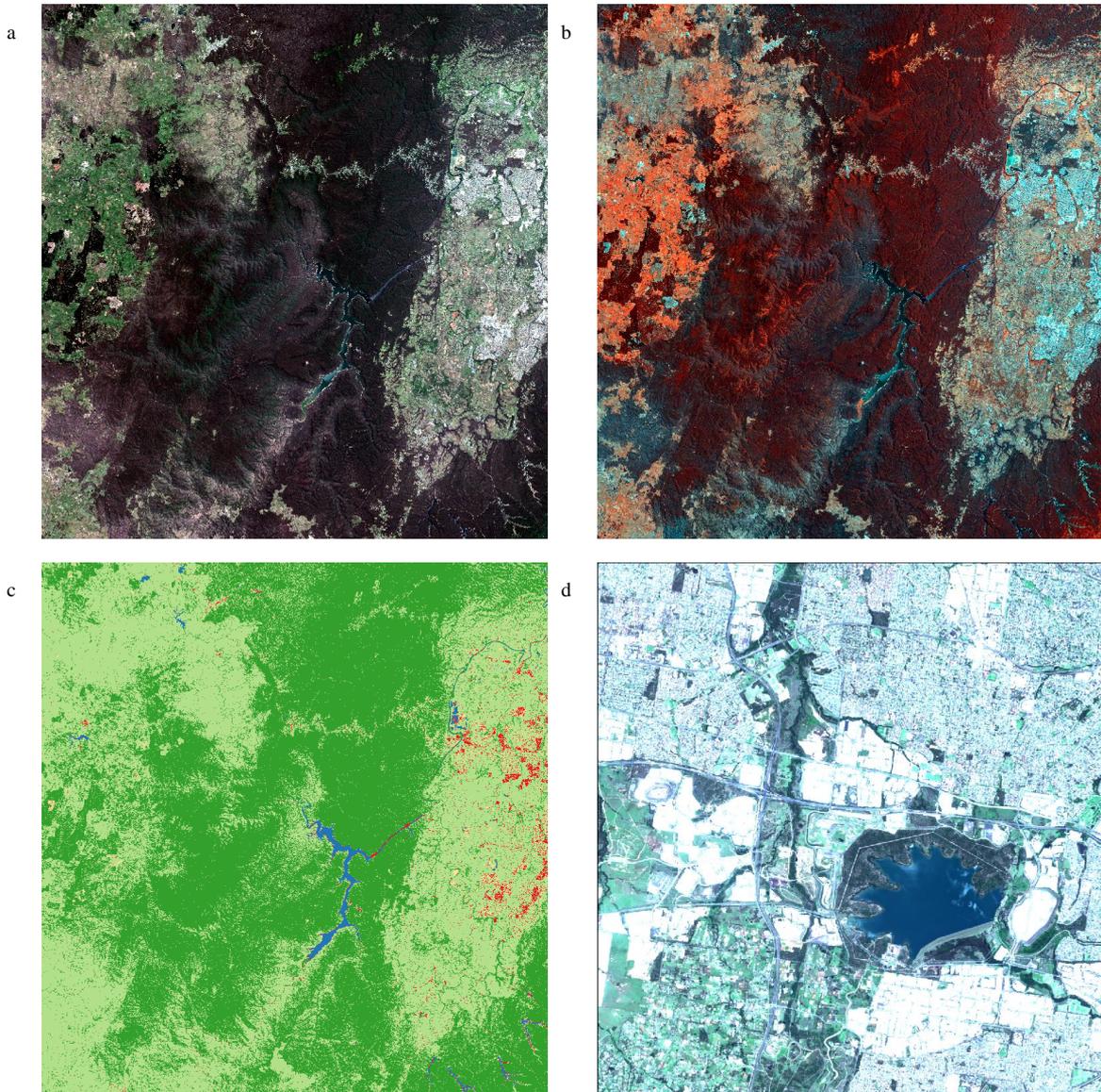
Die folgende Abbildung zeigt das Untersuchungsgebiet auf der Übersichtskarte.

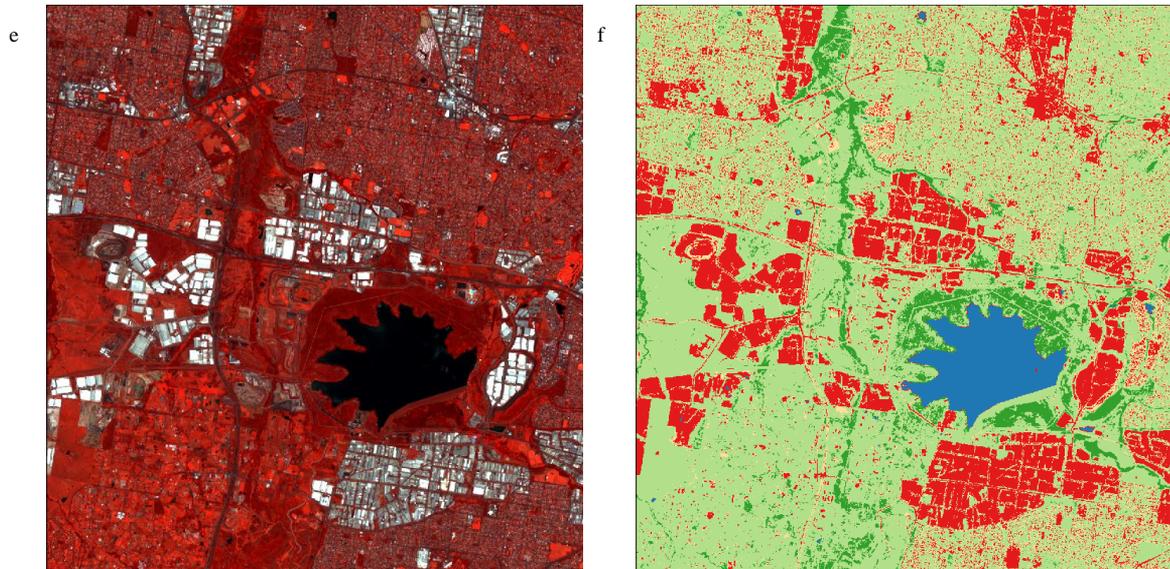


Abb. 58: Sydney Übersicht

Hier zeigt sich, dass die Klassifikationsmethode sehr gute Ergebnisse liefert. Alle Klassen werden gut erkannt. Der vergrößerte Ausschnitt zeigt den Westen Sydneys. Hier wird ersichtlich, dass Wasserkörper korrekt klassifiziert werden, wie auch die bebauten Flächen. Auch die Waldflächen und das Gras- und Grünland, wie auch unbewachsenes Land und Ackerflächen werden korrekt klassifiziert.

Die folgende Abbildung zeigt das Testgebiet Sydney als RGB und als Falschfarbenbild im Vergleich mit der Klassifikation und den vergrößerten Ausschnitt H9, der den Westen Sydneys zeigt.





a. 56HKH RGB; b. 56HKH Falschfarbenbild; c. 56HKH Klassifikation; d. Ausschnitt H9 RGB; e. Ausschnitt H9 Falschfarbenbild; f. Ausschnitt H9 Klassifikation

Abb. 59: Sydney 01.12.2018

10 Zusammenfassung

Ziel dieser Masterarbeit ist es eine verbesserte Methode der Index-basierten Klassifikation der Oberflächenbedeckung zu entwickeln. Diese Methode soll mit freien Satellitenbilddaten und freier Software mit möglichst geringer Rechenleistung durchgeführt werden können. Als Datengrundlage wurden die frei verfügbaren Satellitenbilddaten der Sentinel-2 Mission des Copernicus-Programms der ESA und der EU gewählt, da diese über eine hohe Auflösung von zehn Metern und eine kurze Überflugfrequenz von zwei bis drei Tagen verfügen. Zur Bearbeitung der Satellitenbilddaten wurde die open-source Software QGIS mit dem Plugin SCP verwendet, da diese über alle notwendigen Mittel verfügt, die zur Bearbeitung von Satellitenbilddaten notwendig sind.

Im Rahmen der Masterarbeit sollten folgende Fragen beantwortet werden:

- Wie können Indizes verbessert werden, um eine höhere Genauigkeit bei der Erkennung und Unterscheidung von Bodenbedeckungsklassen zu erzielen?
- Wie können Indizes kombiniert werden, um mehrere Bodenbedeckungsklassen zu unterscheiden und darzustellen?
- Wie können bestehende Methoden zur Störungserkennung für Sentinel-2 Daten adaptiert werden? Durch welche alternativen Methoden der Index-basierten Klassifikation können die fehlenden Thermalbänder ersetzt werden?

Im Folgenden werden die Forschungsfragen behandelt und die neu gewonnenen Erkenntnisse zusammengefasst.

10.1 Störungserkennung

Störungen in Satellitenbilddaten sind Einflüsse, die zu Beeinträchtigung der Bearbeitung führen und die Aussagekraft verfälschen. Satellitenbilddaten sind abhängig von der Sicht des Sensors zum Boden. Ist diese Sicht nicht gegeben, kann der Sensor nur die Reflexion der Störung aufzeichnen und nicht die Reflexion der darunter liegenden Oberfläche. Als Störungen wurden Schneeflächen, Wolken, Zirruswolken und Wolkenschatten ausgemacht.

10.1.1 Schneeflächen

Schneeflächen stellen im Normalfall keine herkömmliche Bodenbedeckung dar, daher ist das Ziel der Schneeerkennung, diese Flächen zu finden und aus den weiteren Berechnungen herauszunehmen. Der Normalized Difference Snow Index (NDSI) wurde zur Erkennung von Schneeflächen gewählt, der wie folgt berechnet wird:

$$NDSI = \frac{Grün - SWIR}{Grün + SWIR}$$

Um festzustellen welche Flächen mit Schnee oder Eis bedeckt sind, wurde von Hall et al, 1995 ein Schwellenwertverfahren vorgeschlagen. Hierbei werden Pixel, deren NDSI-Wert

größer, gleich 0,4 ist und deren Reflexionswert am nahen Infrarot Band größer als 0,11 ist, als mit Schnee oder Eis bedeckt klassifiziert. Dies wird wie folgt berechnet:

$$NDSI_b = (NDSI \geq 0,4) * 255 + (NDSI < 0,4) * 0$$

$$NIR_b = (NIR > 0,11) * 255 + (NIR \leq 0,11) * 0$$

$$Scheefläche = NDSI_b + NIR_b$$

Jene Pixel mit einem Wert von 510 werden als Schnee- oder Eisflächen klassifiziert.

10.1.2 Wolken

Wolken stören die Sicht des Sensors zum Boden. Daher ist das Ziel der Wolkenerkennung diese Flächen zu finden und aus den weiteren Berechnungen herauszunehmen. Da Sentinel-2 Satellitenbilddaten über keine Thermalbänder verfügen, ist die Erkennung von Wolken auf diese Weise nicht möglich. Zur Erkennung von Wolken wird mit der Helligkeitsgrenze am roten Band gearbeitet. Der Schwellenwert zur Abgrenzung von Wolken (größer, gleich) zu wolkenfreien Flächen (kleiner) wird mit 0,25 am roten Band festgelegt.

$$Wolken = (Rot \geq 0,25) * 0 + (Rot < 0,25) * 255$$

Zu Fehlern in der Erkennung kann es kommen, wenn Schneeflächen als Wolken klassifiziert werden, da Wolken und Schneeflächen eine ähnliche Reflexion am roten Band aufweisen.

10.1.3 Zirruswolken

Zirruswolken behindern, je nach dicke, die von Sensor am Satelliten aufgezeichnete Reflexion. Zur Erkennung von Zirruswolken verfügen Sentinel-2 Satellitenbilddaten mit Band 10 über ein eigenes Band im kurzwelligen Bereich (SWIR). Der Schwellenwert wird mit 0,025 festgelegt, wobei sehr dünne Zirruswolken als akzeptabel zur weiteren Bearbeitung angesehen werden.

$$Zirruswolken = (Band10 \geq 0,025) * 0 + (Band10 < 0,025) * 255$$

Alle Werte größer gleich 0,025 sind Zirruswolken und Werte kleiner 0,025 sind frei von Zirruswolken.

10.1.4 Wolkenschatten

Wolkenschatten entstehen unter und versetzt, abhängig vom Einfallswinkel der Sonnenstrahlen, zu den Wolken und Zirruswolken. Da Sentinel-2 Satellitenbilddaten über keine Thermalbänder verfügen, können über die Temperaturmethode keine Wolkenschatten erkannt werden. Eine weitere Methode wäre aus der Wolkenmaske, der Sonnenposition und der Höhe der Wolken zur Bodenoberfläche die Position der Wolkenschatten zu bestimmen. Diese Methode ist rechenaufwendig und setzt viele Parameter voraus, aus diesem Grund wurde eine neue Methode entwickelt, um Wolkenschatten zu erkennen.

Diese neue Methode der Wolkenschattenerkennung verwendet das nahe Infrarot Band (NIR). Dieses weist einen guten Kontrast zwischen Wolkenschatten und Bodenbedeckung auf. Der Schwellenwert wird bei 0,11 festgelegt.

$$NIR_b = (NIR > 0,11) * 0 + (NIR \leq 0,11) * 255$$

Werte kleiner gleich 0,11 werden als Wolkenschatten erkannt und Werte größer 0,11 sind wolkenschattenfrei. Bei diesem Schwellenwert werden neben den Wolkenschatten auch bebauten Flächen, unbewachsener Boden und Wasserkörper mit hervorgehoben. Diese Klassen werden durch den Built-Up Index (BU) von Zha et al von den Wolkenschatten abgezogen. Der BU von Zha et al weist neben bebauten Flächen auch unbewachsene Böden und Wasserkörper aus. Er setzt sich aus dem binären NDBI und dem binären NDVI bei einem Schwellenwert von jeweils Null zusammen und wird wie folgt berechnet:

$$NDBI = \frac{SWIR - NIR}{SWIR + NIR}$$

$$NDVI = \frac{NIR - Rot}{NIR + Rot}$$

$$NDBI_b = (NDBI > 0) * 255 + (NDBI \leq 0) * 0$$

$$NDVI_b = (NDVI > 0) * 255 + (NDVI \leq 0) * 0$$

$$BU = NDBI_b - NDVI_b$$

Der BU wird vom nahen Infrarot Band abgezogen und ergibt den Wolkenschatten:

$$Wolkenschatten = NIR_b - BU$$

Die vier Störfaktoren werden zu einer Störungsmaske zusammengefasst und ermöglichen die Entfernung aller Störungen aus den Satellitenbilddaten.

Klassen der Klassifikation

In dieser Masterarbeit wurden die zu unterscheidenden Klassen in Anlehnung an die Klassifikationssysteme CORINE, USGS und IGP so gewählt, dass sie der höchsten hierarchischen Ebene entsprechen. Die folgenden Klassen werden gebildet: 1. Bebaute Flächen (765), 2. Unbewachsenes Land und Ackerflächen (0), 3. Gras- und Grünland (-255), 4. Waldflächen (510) und 5. Wasserkörper (1020). Die Zahlen in der Klammer entsprechen den Rasterwerten bei der Kombination der Indizes.

10.2 Indizes zur Hervorhebung der Klassen

Es wurden Indizes zur Erkennung und Unterscheidung von bebauten Flächen, zur Unterscheidung von mit Vegetation bewachsenen und vegetationsfreien Flächen, von Waldflächen und von Wasserkörpern untersucht und die geeigneten Indizes ausgewählt.

10.2.1 Bebaute Flächen

Zur Hervorhebung von bebauten Flächen wurde eine neue Methode entwickelt, da die bestehenden Indizes und deren Kombinationen nicht die gewünschte Genauigkeit bei der Abgrenzung zu anderen Bedeckungsklassen bieten können.

Die in dieser Masterarbeit untersuchten Indizes, der Built-Up Index von Zha et al, der den NDBI und den NDVI verwendet, und der IBI von Hu werden in Kapitel 8.1 „Bebauungserkennung“ ausführlich beschrieben.

Der nBU ist eine neu entwickelte Methode zur Bebauungserkennung, die den neu entwickelten MNDBI, den NDVI und den neu entwickelten nMNDWI kombiniert. Der MNDBI verwendet, im Vergleich zum NDBI, anstelle des kurzwelligen Infrarot Bandes (SWIR) ein nahes Infrarot Band (NIR) und das blaue Band anstelle des nahen Infrarot Bandes (NIR), da bebaute Flächen im blauen Licht höher als unbewachsener Boden und bebauten Flächen nahes Infrarot weniger hoch als unbewachsener Boden reflektieren. Durch die Verwendung dieser beiden Bänder kann der Kontrast zwischen bebauten Flächen und unbewachsenem Boden erhöht werden. Der nBU und die benötigten Indizes und deren binären Werte, werden wie folgt berechnet:

$$MNDBI = \frac{NIR - Blau}{NIR + Blau}$$

$$MNDBI_b = (MNDBI \leq 0,44) * 255 + (MNDBI > 0,44) * 0$$

$$NDVI = \frac{NIR - Rot}{NIR + Rot}$$

$$NDVI_b = (NDVI \geq 0,2) * 255 + (NDVI < 0,2) * 2$$

$$nMNDWI = \frac{1,5 * Grün - (NIR + SWIR)}{1,5 * Grün + (NIR + SWIR)}$$

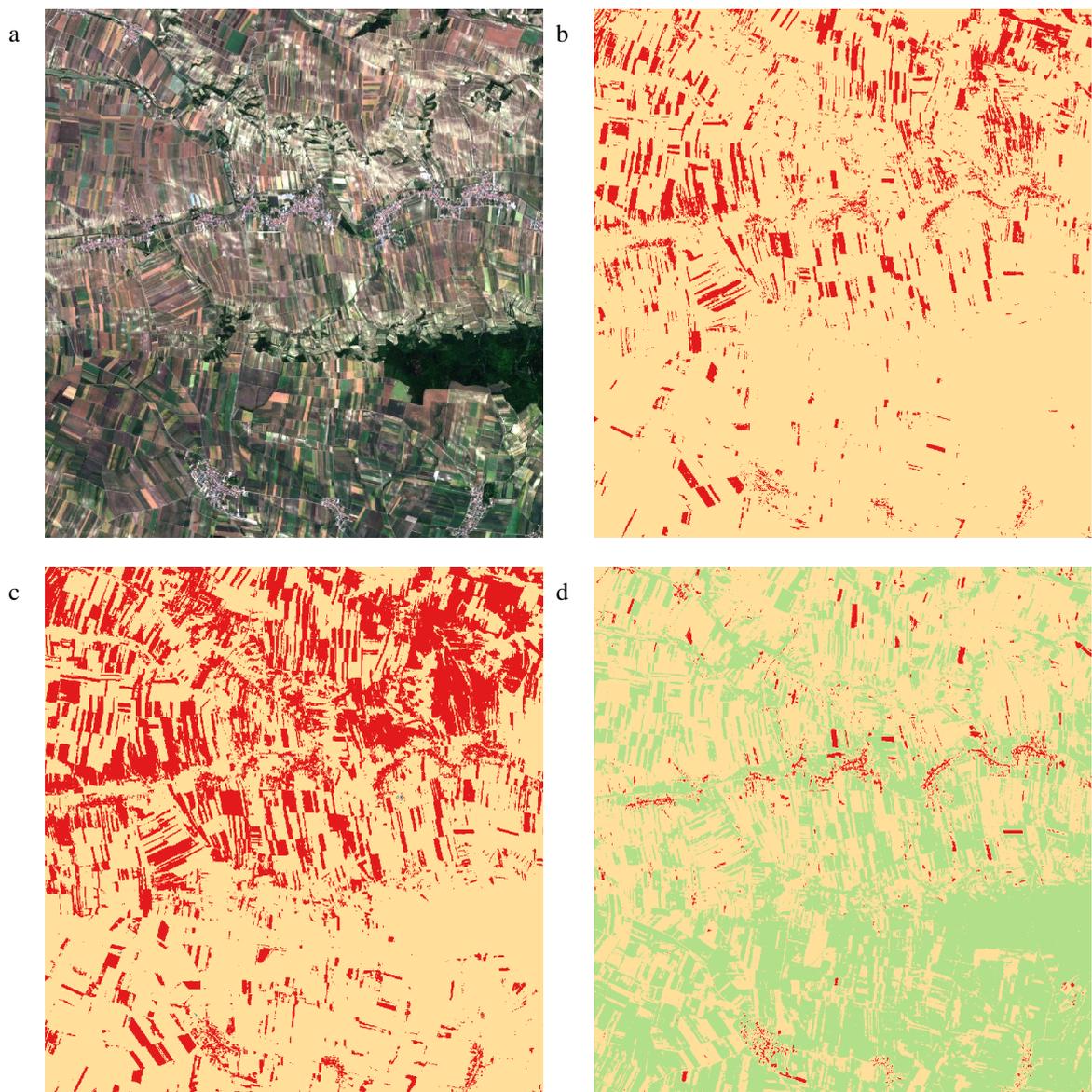
$$nMNDWI_b = (nMNDWI \geq 0) * 255 + (nMNDWI < 0) * 0$$

$$nBU = MNDBI_b - NDVI_b - nMNDWI_b$$

Sollen Wasserkörper als eigene Klasse ausgewiesen werden, wird der nMNDWI addiert und der nBU wie folgt berechnet:

$$nBU = MNDBI_b - NDVI_b + nMNDWI_b$$

Die folgende Abbildung zeigt die Bebauungsindizes im Vergleich in Ausschnitt I3.



a. RGB; b. IBI; c. BU; d. nBU

Abb. 60: Vergleich Bebauungsindizes

10.2.2 Vegetation

Zur Unterscheidung zwischen mit Vegetation bewachsenen Flächen und vegetationsfreien Flächen wurde der NDVI verwendet, wenn die Klassifikation zu einem bestimmten Zeitpunkt durchgeführt wird. Bei Daten, die eine Saison abdecken, wurde der EVI zur Klassifikation verwendet (siehe Kapitel 8.2 „Vegetationserkennung“ und Kapitel 9.2.2 „Vegetation“). Der NDVI und der EVI und deren Binärwerte werden wie folgt berechnet:

$$NDVI = \frac{NIR - Rot}{NIR + Rot}$$

$$NDVI_b = (NDVI \geq 0,2) * 255 + (NDVI < 0,2) * 0$$

$$EVI = 2,5 * \frac{(NIR - Rot)}{L + NIR + C_1 * Rot - C_2 * Blau}$$

$$EVI_b = (EVI \geq 0,1) * 255 + (EVI < 0,1) * 0$$

Für die Koeffizienten zur Korrektur der atmosphärischen Bedingungen werden die folgenden Werte verwendet: L=1, C₁=6 und C₂=7,5.

10.2.3 Waldflächen

Zur Hervorhebung von Waldflächen wurde der PVI3 verwendet, da dieser die beste Unterscheidung zwischen Waldflächen und anderen mit Vegetation bedeckten Flächen bietet (siehe Kapitel 8.3 „Waldflächenerkennung“). Der PVI3 und der Binärwert werden wie folgt berechnet:

$$PVI3 = (0 * NIR) - (0,5 * Rot)$$

$$PVI3_b = (PVI3 \geq -0,024) * 255 + (PVI3 < -0,024) * 0$$

10.2.4 Wasserkörper

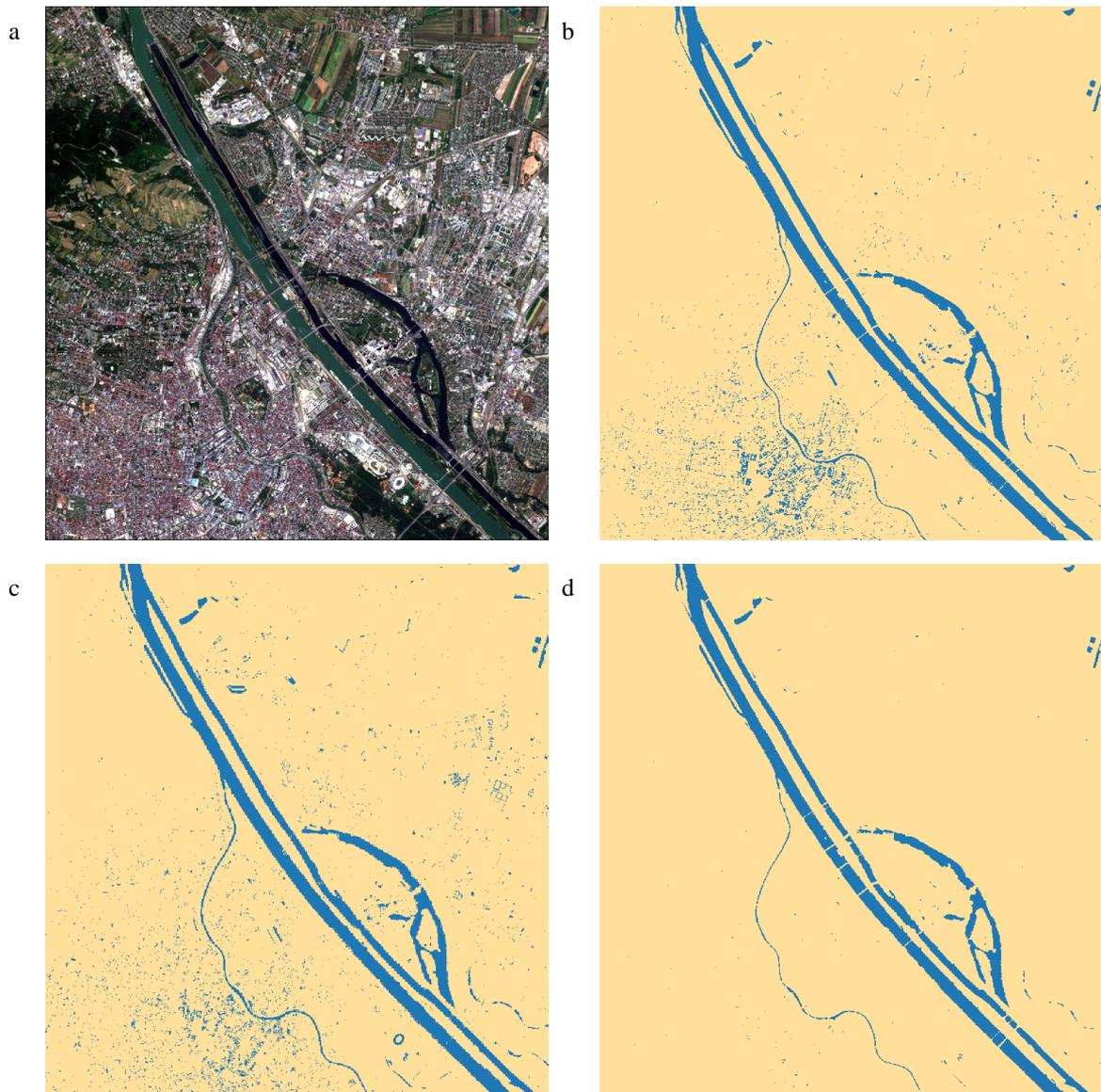
Für die Hervorhebung von Wasserkörpern wurde ein neuer Index entwickelt, da die bestehenden Indizes nicht die geforderten Anforderungen erfüllen konnten. Es wurden der NDWI(Gao), NDWI(McFeeters) und MNDWI zur Erkennung von Wasserkörpern herangezogen. Die Erkenntnisse zu diesen drei Indizes werden in Kapitel 8.4 „Wasserkörpererkennung“ ausführlich behandelt.

Der nMNDWI wurde in Anlehnung an den NDWI(McFeeters) und den MNDWI entwickelt. Mit diesem Index ist ein besserer Kontrast zwischen Wasserkörpern und bebauten Flächen erreichbar. Zur Berechnung des nMNDWI werden das nahe Infrarot und das kurzwellige Infrarot Band addiert, um höhere Werte für Wasserkörper zu erhalten. Als Kontrastband wird das grüne Band verwendet, wobei dieses mit 1,5 multipliziert wird, um die Addition der Infrarotbänder auszugleichen. Der nMNDWI und der binäre Wert wird wie folgt berechnet:

$$nMNDWI = \frac{1,5 * Grün - (NIR + SWIR)}{1,5 * Grün + (NIR + SWIR)}$$

$$nMNDWI_b = (nMNDWI \geq 0) * 255 + (nMNDWI < 0) * 0$$

Die folgende Abbildung zeigt die Wasserindizes NDWI(McFeeters), MNDWI und nMNDWI in Ausschnitt H8 (in Blau sind die als Wasserkörper erkannten Flächen dargestellt).



a. RGB; b. NDWI(McFeeters); c. MNDWI; d. nMNDWI
 Abb. 61: Vergleich Wasserindizes

10.2.5 Index-basierte Klassifikation

Die Bestimmung der Oberflächenbedeckung wird mittels Kombination von Indizes durchgeführt. Die Index-basierte Klassifikation zu einem bestimmten Zeitpunkt, als auch mit Daten einer Saison, folgt derselben Methode der Kombination von Indizes. Der Unterschied besteht darin, dass bei saisonalen Daten die Indizes, je nach Klasse, zu einem Maximum-, Minimum- oder Medianwert zusammengefügt werden. Für diese Methode der Index-basierten Klassifikation werden die Indizes MNDBI, NDVI oder EVI, PVI3 und nMNDWI verwendet.

In einem ersten Schritt wird der nBU mit Wasserkörpern als eigene Klasse berechnet:

$$nBU = MNDBI_b - NDVI_b + nMNDWI_b$$

Der nBU unterscheidet mit Vegetation bedeckte Flächen (Waldflächen und Gras- und Grünland), unbewachsenes Land und Ackerflächen, bebaute Flächen und Wasserkörper.

Im zweiten Schritt wird der nWald berechnet:

$$nWald = PVI3_b + 2 * nMNDWI_b$$

Der nWald unterscheidet Waldflächen, nicht mit Vegetation bedeckte Flächen (bebaute Flächen und unbewachsenes Land und Ackerflächen) und zwei Wasserklassen. Die beiden Wasserklassen werden zu einer Klasse zusammengefügt und die Werte der Klassen werden angepasst:

$$nWald2 = (nWald \leq 0) * 0 + (nWald > 0) * (nWald \geq 510) * 510$$

Der dritte und vierte Schritt erfolgt, um für die jeweiligen Klassen die gleiche Rasterwertbasis zu bilden. Im dritten Schritt wird vom nBU die Vegetation eliminiert (nBU2). Der nBU2 weist bebaute Flächen, Wasserkörper und unbewachsenes Land und Ackerflächen aus, wobei der Vegetation der Wert von unbewachsenem Land und Ackerflächen zugewiesen wird.

$$nBU2 = (nBU \leq 0) * 0 + (nBU > 0) * 765 + (nBU \geq 510) * 255$$

Im vierten Schritt werden die Wasserkörper, bebaute Flächen und unbewachsenes Land und Ackerflächen zu einer Klasse zusammengefasst und den mit Vegetation bedeckten Flächen (Waldflächen und Gras- und Grünlandflächen) gegenübergestellt.

$$nBU3 = (nBU \geq 0) * 0 + (nBU < 0) * -255$$

Im fünften Schritt wird der nBUW berechnet, bei dem die Waldflächen zu den bereits vorhandenen Klassen hinzugefügt werden.

$$nBUW = nBU2 + nWald2$$

Der nBUW weist unbewachsenes Land und Ackerflächen, Waldflächen, bebaute Flächen und Wasserkörper aus. Die Wasserkörper weisen Artefakte an den Rändern der Wasserkörper auf, die zusammengefasst werden:

$$nBUW2 = (nBUW \leq 0) * 0 + (nBUW > 0) * 510 + (nBUW \geq 765) * 255 + (nBUW \geq 1020) * 255$$

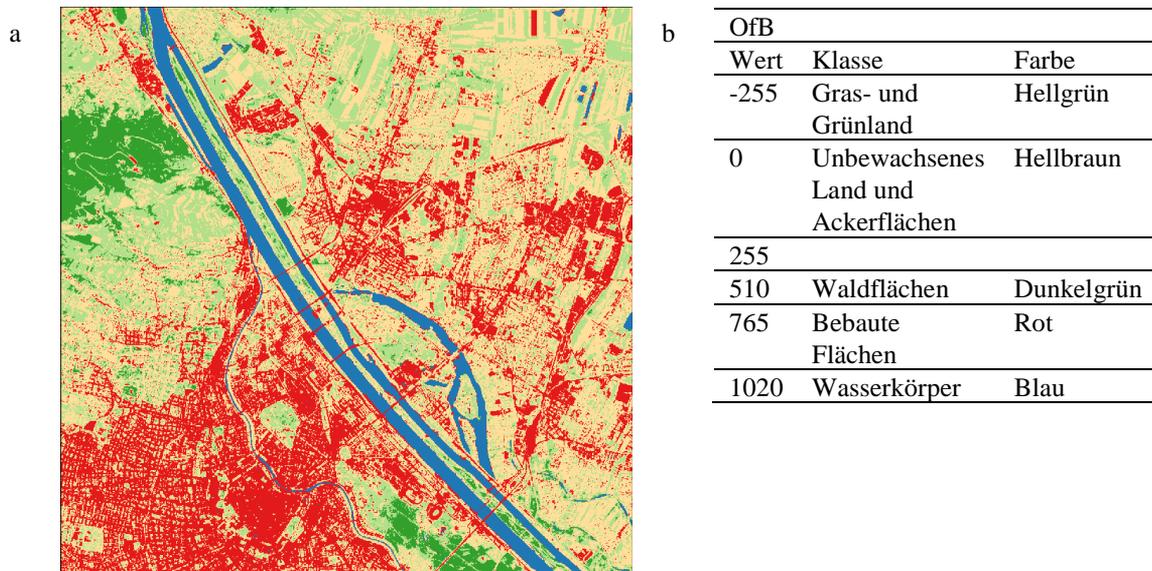
Im sechsten Schritt wird zu den bereits vorhandenen Klassen das Gras- und Grünland hinzugefügt.

$$nBUWG = nBUW2 + nBU3$$

Der nBUWG weist Gras- und Grünlandflächen, unbewachsenes Land und Ackerflächen, Waldflächen (zwei Klassen), bebaute Flächen und Wasserkörper (zwei Flächen) auf. Die Klassen, die mehrfach vorkommen, werden zu einer zusammengefasst:

$$OfB_{single} = (nBUWG < 0) * -255 + (nBUWG \geq 0) * 0 + (nBUWG \geq 255) * 510 + (nBUWG \geq 765) * 255 + (nBUWG \geq 1020) * 255$$

Die folgende Abbildung zeigt die Klassifikation der Oberflächenbedeckung:



a. Klassifikation der Oberflächenbedeckung Abschnitt H8; b. Legende
 Abb. 62: Klassifikation der Oberflächenbedeckung

10.2.6 Index-basierte Klassifikation (saisonale Daten)

Diese Methode der Klassifikation lässt sich auch auf Daten einer Saison anwenden. Nach der Berechnung des jeweiligen Indizes werden die Störungen mittels der erstellten Störungsmaske entfernt. Zur Klassifikation werden der nMNDWI, der EVI, der PVI3 und der MNDBI in Kombination verwendet.

Für die Hervorhebung von Wasserkörpern wird der nMNDWI verwendet. Aus den berechneten Indizes für alle Zeitpunkte der Saison wird der Medianwert berechnet.

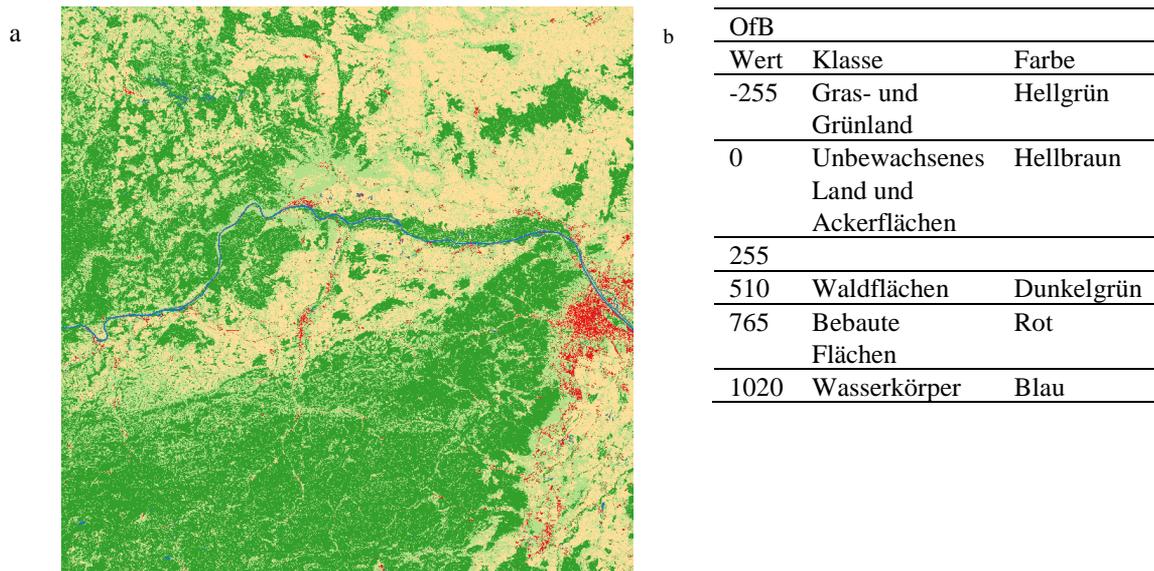
Zur Hervorhebung von Vegetation und der Unterdrückung von nicht mit Vegetation bedeckten Flächen wird der EVI verwendet. Aus den berechneten Indizes für alle Zeitpunkte der Saison wird der Minimumwert berechnet, da dadurch sichergestellt wird, dass nur Flächen die ganzjährig mit Vegetation bewachsen sind, als solche ausgewiesen werden. Durch die Verwendung des Minimumwertes wird der jeweils niedrigste Pixelwert der Saison zur weiteren Berechnung weiterverwendet. Dadurch können Ackerflächen, die zeitweilig mit Vegetation bewachsen sind, als solche erkannt werden.

Zur Hervorhebung von Waldflächen wird der PVI3 verwendet. Aus den berechneten Indizes für alle Zeitpunkte der Saison wird der Medianwert berechnet.

Die Hervorhebung von bebauten Flächen erfolgt durch den MNDBI. Aus den berechneten Indizes für alle Zeitpunkte der Saison wird der Maximalwert berechnet, da dadurch unbebaute Flächen von zeitweise unbebauten Flächen unterschieden werden können. Durch die Verwendung des Maximalwertes wird der jeweils höchste Pixelwert zur weiteren Berechnung verwendet. Dadurch können bebauten Flächen von Ackerflächen, die zeitweise mit Vegetation bewachsen sind, unterschieden werden.

Durch die Kombination der Indizes kann die Oberflächenbedeckung auf Datengrundlage einer Saison klassifiziert werden. Dazu werden Median, Minimum und Maximum Indizes so angewendet wie bei der Klassifikation zu einem Zeitpunkt.

Die folgende Abbildung zeigt die klassifizierte Oberflächenbedeckung mit saisonalen Daten:



a. Klassifikation der Oberflächenbedeckung mit saisonalen Daten; b. Legende

Abb. 63: Klassifikation der Oberflächenbedeckung (saisonal)

10.2.7 Allgemeine Anwendbarkeit

Die Anwendbarkeit der Index-basierten Klassifikation wurde dahingehend geprüft, ob sie sich auch auf andere Gebiete anwenden lässt. Dafür wurde die neu entwickelte Methode auf Testgebiete in Nordamerika, Südamerika, Afrika, Asien, Australien und Europa angewandt. Hier zeigt sich, dass die Ergebnisse durchwegs positiv sind. Die Unterscheidung der fünf Klassen lässt sich in allgemeiner Form anwenden. Die Schwächen der neuen Klassifikationsmethode liegen in der zum Teil falschen Erkennung von trockenen Flussbetten, die als bebaute Flächen klassifiziert werden. Ebenso werden Wüstenflächen fälschlicherweise als bebaute Flächen klassifiziert. Hier müssen die Parameter an die speziellen Gegebenheiten angepasst werden, um die Bodenbedeckung korrekt klassifizieren zu können.

10.3 Fazit und Ausblick

In dieser Masterarbeit wurde eine neue Methode zur Erkennung von Wolkenschatten vorgestellt, die ohne zusätzliche Parameter und ohne hohem Rechenaufwand auskommt. Weiters wurde ein neuer Wasserindex, der nMNDWI, entwickelt und vorgestellt. Dieser erlaubt eine bessere Unterscheidung zwischen Wasserkörpern und bebauten Flächen, da er das Hintergrundrauschen, das bestehende Wasserindizes aufweisen, auf ein Minimum

reduziert. Zur Hervorhebung von bebauten Flächen wurde ein neuer Index, der MNDBI entwickelt und vorgestellt. Dieser kann zwischen bebauten Flächen und unbewachsenem Boden besser unterscheiden als vorhandene Indizes. In Kombination mit dem NDWI und dem nMNDWI kann der MNDBI als neuen Bebauungsindex (nBU) verwendet werden, der bebauten Flächen, als auch Vegetation, unbewachsenen Boden und Wasserkörper klassifiziert. Die neue Methode der Index-basierten Klassifikation ist in der Lage mit einer Kombination aus MNDBI, NDVI oder EVI, nMNDWI und PVI3 die Oberflächenbedeckung zu bestimmen.

Die Schwächen liegen in der manchmal falschen Klassifizierung von trockenen Flussbetten und Wüstenflächen als bebaute Flächen. Um diese Probleme zu beseitigen, müssten die Parameter der Schwellenwerte angepasst werden. Auch wäre eine noch bessere Unterdrückung des Hintergrundrauschens bei der Unterscheidung von Wasserkörper und bebauten Flächen, beziehungsweise bei der Unterscheidung zwischen bebauten Flächen und unbewachsenem Land und Ackerflächen wünschenswert. In weiterer Folge wäre eine Klassenbildung in niedrigeren Hierarchieebenen anzudenken, um eine genauere Unterscheidung der Bodenbedeckung zu ermöglichen.

11 Literaturverzeichnis

Ahmad, F., 2012. Spectral vegetation indices performance evaluated for Cholistan Desert. *Journal of Geography and Regional Planning*, 5(6), pp. 165-172.

AIRBUS, 2003b. *SPOT satellite technical data*. [Online] Available at: <https://www.satimagingcorp.com/satellite-sensors/other-satellite-sensors/spot-5/> [Zugriff am 27 07 2018].

AIRBUS, 2003. *Resolutions and spectral modes*. [Online] Available at: <https://www.satimagingcorp.com/satellite-sensors/other-satellite-sensors/spot-5/> [Zugriff am 27 07 2018].

AIRBUS, 2018b. *World-View 3 Satellite Sensor*. [Online] Available at: <https://www.satimagingcorp.com/satellite-sensors/worldview-3/> [Zugriff am 28 07 2018].

AIRBUS, 2018c. *World-View 4 Satellite Sensors*. [Online] Available at: <https://www.satimagingcorp.com/satellite-sensors/geoeye-2/> [Zugriff am 28 07 2018].

AIRBUS, 2018. *Geo-Eye 1 Satellite Sinsor*. [Online] Available at: <https://www.satimagingcorp.com/satellite-sensors/geoeye-1/> [Zugriff am 28 07 2018].

Anderson, J., Hardy, E., Roach, J. & Witmer, R., 1976. A Land Use and Land Cover Classification System for Use with Remote Sensor Data. *Geological Survey Professional Paper*, Band 964.

As-syakur, R., Adnyana, W., Arthana, W. & Nuarsua, W., 2012. Enhanced Built-Up and Bareness Index (EBBI) for Mapping Built-Up and Bare land in an Urban Area. *Remote Sensing*, 4(10), pp. 2957-2970.

As-syakur, R., Adnyana, W., Arthana, W. & Nuarsua, W., 2012. Enhanced Built-Up and Bareness Index (EBBI) for Mapping Built-Up and Bare land in an Urban Area. *Remote Sensing*, 4(10), pp. 2957-2970.

Azmi, R. et al., 2016. A Modified and Enhanced Normalized built-up Index using Multispectral and Thermal Bands. *Indian Journal of Science and Technology*, 9(28).

Bähr, H. & Vögtle, T., 1998. *Digitale Bildverarbeitung. Anwendung in Photogrammetrie, Kartographie und Fernerkundung*. Heidelberg: Wichmann.

Bannari, A., Huete, A., Morin, D. & Zagolski, F., 1996. Effets de la Couleur et de la Brilliance du Sol Sur les Indices de Végétation. *International journal of Remote Sensing*, 17(10), pp. 1885-1906.

Bannari, A., Morin, D., Bonn, F. & Huete, A., 1995. A review of vegetation indices. *Remote Sensing Reviews*, 13(1), pp. 95-120.

Bartelme, N., 2000. *Geoinformatik-Modelle, Strukturen, Funktionen*. 3. Auflage Hrsg. Berlin, Heidelberg, New York: Springer-Verlag.

Belward, A., 1991. Spectral characteristics of vegetation, soil and water in the visible, near infrared and middle-infrared wavelengths. *Remote sensing and geographical information systems for resource management in developin countries*, pp. 31-53.

Belward, A. & Loveland, T., 1996. The DIS 1 km Land Cover dataset. *IGBP Newsletter*, Band 27.

Bhatti, S. & Tripathi, N., 2014. Built-up area extraction using Landsat 8 OLI imagery. *GIScience and Remote sensing*, 51(4), pp. 445-467.

Blaschke, T., Burnett, C. & Pekkarinen, A., 2004. Image Segmentation Methods for Object-based Analysis and Classification. *Remote Sensing Image Analysis: Including The Spatial Domain*, pp. 211-236.

Blaschke, T. & Strobl, J., 2001. What's wrong with pixels? Some recent developments interfacing remote sensing and GIS. *GIS-Zeitschrift für Geoinformationssysteme*, 14(6), pp. 12-17.

Broge, N. & Leblanc, E., 2000. Comparing prediction power and stability of broadband and hyperspectral vegetation indices for estimation of green leaf area index and canopy chlorophyll density. *Remote Sensing of Environment*, Band 76, pp. 156-172.

Bruzzone, L. & Prieto, D., 2000. Automatic analysis of the difference image für unsupervised change detection. *IEEE Transactions of Geoscience and Remote Sensing*, 38(3), pp. 1171-1182.

Castilla, G. & Hay, G., 2008. Image objects and geographic objects. In: *Object-Based Image Analysis*. Heidelberg, Berlin, New York: Springer, pp. 91-110.

Chavez, P., 1996. Image-Based Atmospheric Corrections - Revisited and Improved Photogrammetric Engineering and Remote Sensing. *American Society of Photogrammetry*, 62(9), pp. 1025-1036.

CNES, 2003. *SPOT Earth seen from space*. [Online] Available at: <https://spot.cnes.fr/en/SPOT/index.htm> [Zugriff am 27 07 2018].

Di Gregorio, A. & Jansen, L., 2000. Land Cover Classification System (LCCS): Classification Concepts and User Manual.

Digital Globe, 2013. *IKONOS Data Sheet*. [Online] Available at: <https://www.digitalglobe.com/resources/satellite-information> [Zugriff am 27 07 2018].

Digital Globe, 2013. *World-View 1 Data Sheet*. [Online] Available at: <https://www.digitalglobe.com/resources/satellite-information> [Zugriff am 28 07 2018].

Digital Globe, 2014. *Geo-Eye 1 Data Sheet*. [Online] Available at: <https://www.digitalglobe.com/resources/satellite-information> [Zugriff am 28 07 2018].

Digital Globe, 2014. *Quickbird Data Sheet*. [Online] Available at: <https://www.digitalglobe.com/resources/satellite-information> [Zugriff am 27 07 2018].

Digital Globe, 2016. *World-View 2 Data Sheet*. [Online] Available at: <https://www.digitalglobe.com/resources/satellite-information> [Zugriff am 28 07 2018].

Digital Globe, 2017a. *World-View 3 Data Sheet*. [Online] Available at: <https://www.digitalglobe.com/resources/satellite-information> [Zugriff am 28 07 2018].

Digital Globe, 2017b. *World-View 4 Data Sheet*. [Online] Available at: <https://www.digitalglobe.com/resources/satellite-information> [Zugriff am 28 07 2018].

DIN 18716, 2012. *Photogrammetrie und Fernerkundung - Begriffe*. s.l.:s.n.

Eiden, G., Dreiser, C., Gesell, G. & König, T., 1991. Large Scale Monitoring of Rangeland Vegetation Using NOAA/11 AVHRR LAC Data. *Range Management Handbook of Kenya*, 3(4).

eoPortal Directory, 2018a. *Copernicus: Sentinel-4*. [Online] Available at: <https://earth.esa.int/web/eoportal/satellite-missions/c-missions/copernicus-sentinel-4> [Zugriff am 30 07 2018].

eoPortal Directory, 2018b. *Copernicus: Sentinel-5*. [Online] Available at: <https://directory.eoportal.org/web/eoportal/satellite-missions/c-missions/copernicus-sentinel-5> [Zugriff am 30 07 2018].

ESA Sentinel Online, 2018. *Sentinel-6 Mission Summary*. [Online] Available at: <https://sentinel.esa.int/web/sentinel/missions/sentinel-6/mission-summary> [Zugriff am 30 07 2018].

ESA, 2013a. *Sentinel-1 User Handbook*. [Online] [Zugriff am 30 07 2018].

ESA, 2013b. *Sentinel-3 User Handbook*. [Online].

ESA, 2015. *Sentinel-2 User Handbook*. s.l.:s.n.

- ESA, 2018a. *Sentinel-3 A*. [Online] Available at: https://www.esa.int/Our_Activities/Observing_the_Earth/Copernicus/Sentinel-3/Third_Sentinel_satellite_launched_for_Copernicus [Zugriff am 30 07 2018].
- ESA, 2018b. *Sentinel-3 B*. [Online] Available at: https://www.esa.int/Our_Activities/Observing_the_Earth/Copernicus/Sentinel-3/Watch_live_Sentinel-3B_launch [Zugriff am 30 07 2018].
- ESA, 2018. *ESA United Space in Europa*. [Online] Available at: [http://www.esa.int/Our_Activities/Observing_the_Earth/Copernicus/Overview3/\(print\)](http://www.esa.int/Our_Activities/Observing_the_Earth/Copernicus/Overview3/(print)) [Zugriff am 30 07 2018].
- ESA, 2018. *ESA Unitel Space in Europe Overview*. [Online] Available at: [http://www.esa.int/Our_Activities/Observing_the_Earth/Copernicus/Overview4/\(print\)](http://www.esa.int/Our_Activities/Observing_the_Earth/Copernicus/Overview4/(print)) [Zugriff am 30 07 2018].
- ESA, 2018. *Terra/Aqua MODIS*. [Online] Available at: <https://earth.esa.int/web/guest/missions/3rd-party-missions/current-missions/terraaqua-modis> [Zugriff am 28 07 2018].
- Ferster, W., 2013. *Digital Globe closes Geo Eye acquisition*. [Online] Available at: <https://spacenews.com/digitalglobe-closes-geoeye-acquisition/> [Zugriff am 12 02 2019].
- Gao, B.-C., 1996. NDWI-A Normalized Difference Water Index for Remote Sensing of Vegetation Liquid Water From Space. *Remote sensing Environment*, Band 58, pp. 257-266.
- Hall, D., Riggs, G. & Salomonson, V., 1995. Development of Methods for Mapping Global Snow Cover Using Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer Data. *Remote Sensing of Environment*, 54(2), pp. 127-140.
- Hay, G., Marceau, P., Dubé, P. & Bouchard, A., 2001. A multiscale framework for landscape analysis: Object-specific analysis and upscaling. *Landscape Ecology*, 16(6), pp. 471-490.
- He, C., Shi, P., Xie, D. & Zhao, Y., 2010. Improving the normalized difference built-up index to map urban built-up areas using a semiautomatic segmentation approach. *Remote Sensing Letters*, 1(4), pp. 213-221.
- Herold, M., Hubald, R. & Di Gregorio, A., 2009. Translating an evaluating land cover legends using the UN Land Cover Classification System (LCCS). *Grobal Observation of Forest and Land cover Dynamics*, Band 43.

- Heymann, Y., Steenmans, C., Croisile, G. & Bossard, M., 1994. CORINE Land Cover - Technical Guide.
- Hildebrandt, G., 1996. *Fernerkundung und Luftbildmessung: für Forstwirtschaft, Vegetationskartierung und Landschaftsökologie*. 1. Auflage Hrsg. Heidelberg: Wichmann.
- Huete, A., 1988. A soil-adjusted vegetation index (SAVI). *Remote Sensing Environment*, Band 25, pp. 295-309.
- Huete, A., 2005. Global Variability of Terrestrial Surface Properties Derived from MODIS Visible to Thermal-Infrared Measurements. *Proceedings. 2005 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. IGARSS*, Band 8.
- Huete, A. et al., 2002. Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation indices. *Remote Sensing of Environment*, Band 83, pp. 195-213.
- Huete, A., Justice, C. & Liu, H., 1994. Development of Vegetation and Soil Indices for MODIS-EOS. *Remote Sensing of Environment*, 49(3), pp. 224-234.
- Huete, A., Justice, C. & van Leeuwen, W., 1999. *MODIS Vegetation Index (MOD 13). Algorithm Theoretical Basis Document Version 3*. s.l.:s.n.
- ISRO, 2018. *Department of Space Indian Space Research Organisation*. [Online] Available at: <https://www.isro.gov.in/Spacecraft/irs-1a> [Zugriff am 27 07 2018].
- Jackson, R. & Huete, A., 1991. Interpreting vegetation indices. *Preventive Veterinary Medicine*, 11(3-4), pp. 185-200.
- Jensen, J., 2004. *Introductory digital image processing: A remote sensing perspective*. 3. Auflage Hrsg. New York: Prentice Hall Logicon Geodynamics, Inc..
- Jordan, C. F., 1969. Derivation of leaf area index for quality measurements of light on the forest floor. *Ecology*, Issue 50, pp. 663-666.
- Justice, C. et al., 1998. The Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS): Land Remote Sensing for Global Change Research. *Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 36(4), pp. 1228-1249.
- Kaplan, G. & Avdan, U., 2017. Object-based water body extraction model using Sentinel-2 imagery. *European Journal of Remote Sensing*, 50(1), pp. 137-143.
- Koch, B., Jochum, M., Ivits, E. & Dees, M., 2003. Pixelbasierte Klassifizierung im Vergleich und zur Ergänzung zum objektbasierten Verfahren. *Photogrammetrie Fernerkundung Geoinformation*, Band 3, pp. 195-204.
- Kronberg, P., 1985. *Fernerkundung der Erde: Grundlagen und Methoden des remote sensing in der Geologie*. Stuttgart: Enke.

Kulkarni, A., Singh, S., Mathur, P. & Mishra V, 2006. Algorithm to monitor snow cover using AWiFS data of RESOURCESAT-1 for Himalayan region. *International Journal of Remote Sensing*, 27(12), pp. 2449-2457.

Kuzucu, K. & Balcik, B., 2017. Testing the potential of vegetation indices for land use/cover classification using high resolution data. *Remote Sensing and Spatial Information Science*, 4(4).

Lindsey, R. & Herring, D., o.J.. *MODIS Moderate-resolution Imaging Spectroradiometer*. [Online]

Available at: <https://modis.gsfc.nasa.gov/about/media.php>
[Zugriff am 28 07 2018].

Mann, J., Junker, R., Johnson, L. & McVay, T., 2012. *Landsat 1-5 Multispectral Scanner (MSS) Image Assessment System (IAS) Radiometric Algorithm Description Document (ADD)*. [Online]

Available at: <https://landsat.usgs.gov/sites/default/files/documents/LS-IAS-07.pdf>
[Zugriff am 29 07 2108].

McFeeters, S., 1996. The use of the Normalized Difference Water Index (NDWI) in the delineation of open water features. *International journal of Remote Sensing*, 17(7), pp. 1425-1432.

Moran, M., Jackson, R., Slater, P. & Teillet, P., 1992. Evaluation of Simplified Procedures for Retrieval of Land Surface Reflectance Factors from Satellite Sensor Output. *Remote Sensing Environment*, Band 41, pp. 169-184.

Mott, C., 2005. *Objektorientierte Klassifikationsstrategien zur Erfassung der Landnutzung aus hochauflösenden Fernerkundungsdaten*. s.l.:s.n.

NASA, 2006. *MODIS Technical Guide*. [Online].

NASA, 2018. *Operational Land Imager (OLI)*. [Online]
Available at: <https://landsat.gsfc.nasa.gov/operational-land-imager-oli/>
[Zugriff am 29 07 2018].

NASA, 2019. *Thermal Infrared Sensor (TIRS)*. [Online]
Available at: <https://landsat.gsfc.nasa.gov/thermal-infrared-sensor-tirs/>
[Zugriff am 12 02 2019].

NASA & USGS, 2008. *Landsat Data Distribution Policy*. [Online]
Available at: <https://landsat.usgs.gov/project-documentation>
[Zugriff am 29 07 2018].

Perry, C. & Lautenschlager, L., 1984. Functional Equivalence of Spectral Vegetation Indices. *Remote Sensing of Environment*, 14(1-3), pp. 169-182.

QGIS, 2018. *QGIS User Guide*. [Online] Available at: <https://www.qgis.org/en/docs/> [Zugriff am 01.08.2018].

Qi, J. et al., 1994. A Modified Soil Adjusted Vegetation Index. *Remote Sensing Environment*, Band 48, pp. 119-126.

Qing, H. & Huete, A., 1995. A Feedback Based Modification of the NDVI to Minimize Canopy Background and Atmospheric Noise. *Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 33(2), pp. 457-465.

Ray, T., 2006. A FAQ on Vegetation in Remote Sensing. *ER Mapper Applications*, pp. 85-97.

Richardson, A. & Wiegand, C., 1977. Distinguishing Vegetation from Soil Background Information. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 43(12), pp. 1541-1552.

Rouse, J., Haas, R., Schell, J. & Deering, D., 1974. Monitoring vegetation systems in the great Plains with ERTS. *Third Earth Resources Technology Satellite-1 Symposium Volume I: Technical Presentations Section A*, pp. 309-317.

Running, S., Loveland, T. & Pierce, L., 1994. A vegetation classification logic-based on remote-sensing for use in global biogeochemical models. *Amibio*, 23(1), pp. 77-81.

Samanta, A. et al., 2012. Interpretation of variations in MODIS-measured greenness levels Amazon forests during 2000 to 2009. *Environmental Research Letters*, 7(2), p. 12pp.

Schneider, T., de Kok, R., Buck, A. & Manakos, I., 2000. Objektorientierte Bildanalyse - Paradigmawechsel in der thematischen Auswertung von Erbeobachtungsdaten?. *Festschrift zur Emeritierung von Prof. Dr. U. Ammer, Lehrstuhl für Landnutzungsplanung und Naturschutz*, pp. 234-258.

Silleos, G., Alexandridis, T., Gitas, I. & Perakis, K., 2006. Vegetation indices: Advances made in biomass estimation and vegetation monitoring in the last 30 years. *Geocarto International*, 21(4).

Singh, R., Singh, N., Singh, S. & Maukherjee, S., 2016. Normal Difference Vegetation Index (NDVI) Based Classification to Assess the Change in Land Use/Land Cover (LULC) in Lower Assam, India. *International Journal of Advanced Remote Sensing and GIS*, 5(10), pp. 1963-1970.

Sinha, P., Verma, N. & Ayele, E., 2016. Urban Built-up Area Extraction and Change Detection of Adama Municipal Area using Time-Series Landsat Images. *International Journal of Advanced Remote Sensing and GIS*, 5(8), pp. 1886-1895.

Strahler, A., Woodcock, C. & Smith, J., 1986. On the nature of models in remote sensing. *Remote Sensing of Environment*, 20(2), pp. 121-139.

Thomsen, R., 2005. *Change Detection - fernerkundungsgestützte Methoden zur Ableitung des Landnutzungswandels in den Tropen*. s.l.:ibidem-Verlag / ibidem Press.

USGS, 2018a. *Landsat 1 History.* [Online]
Available at: <https://landsat.usgs.gov/landsat-1-history>
[Zugriff am 29 07 2018].

USGS, 2018b. *Landsat 2 History.* [Online]
Available at: <https://landsat.usgs.gov/landsat-2-history>
[Zugriff am 29 07 2018].

USGS, 2018c. *Landsat 3 History.* [Online]
Available at: <https://landsat.usgs.gov/landsat-3-history>
[Zugriff am 29 07 2018].

USGS, 2018d. *Landsat 4 History.* [Online]
Available at: <https://landsat.usgs.gov/landsat-4-history>
[Zugriff am 29 07 2018].

USGS, 2018. *The Multispectral Scanner System.* [Online]
Available at: <https://landsat.gsfc.nasa.gov/the-multispectral-scanner-system/>
[Zugriff am 29 07 2018].

USGS, 2018. *The Thematic Mapper.* [Online]
Available at: <https://landsat.gsfc.nasa.gov/the-thematic-mapper/>
[Zugriff am 29 07 2018].

Xiao, X, et al., 2002. Large-scale observations of alpine snow and ice cover in Asia: Using multi-temporal Vegetation sensor data. *International journal of Remote Sensing*, 23(11), pp. 2213-2228.

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(14), pp. 3025-3033.

Xu, H., 2008. A new index for delineating built-up land features in satellite imagery. *International Journal of Remote Sensing*, 26(14), pp. 4269-4276.

Yang, H. et al., 2017. The standardization and harmonization of Land Cover Classification Systems towards Harmonized Datasets: A Review. *International Journal of Geo-Information*, 154(6).

Zha, Y., Gao, J. & Ni, S., 2003. Use of normalized difference built-up index in automatically mapping urban area from TM imagery. *International Journal of Remote Sensing*, 24(3), pp. 583-594.

Ich versichere:

- dass ich die Masterarbeit selbstständig verfasst, andere als die angegebenen Quellen und Hilfsmittel nicht benutzt und mich auch sonst keiner unerlaubten Hilfe bedient habe.
- dass alle Stellen, die wörtlich oder sinngemäß aus veröffentlichten und nicht veröffentlichten Publikationen entnommen sind, als solche kenntlich gemacht sind.
- dass ich dieses Masterarbeitsthema bisher weder im In- noch im Ausland (einer Beurteilerin/ einem Beurteiler zur Begutachtung) in irgendeiner Form als Prüfungsarbeit vorgelegt habe.
- dass diese Arbeit mit der vom Begutachter beurteilten Arbeit übereinstimmt.

Datum

Unterschrift