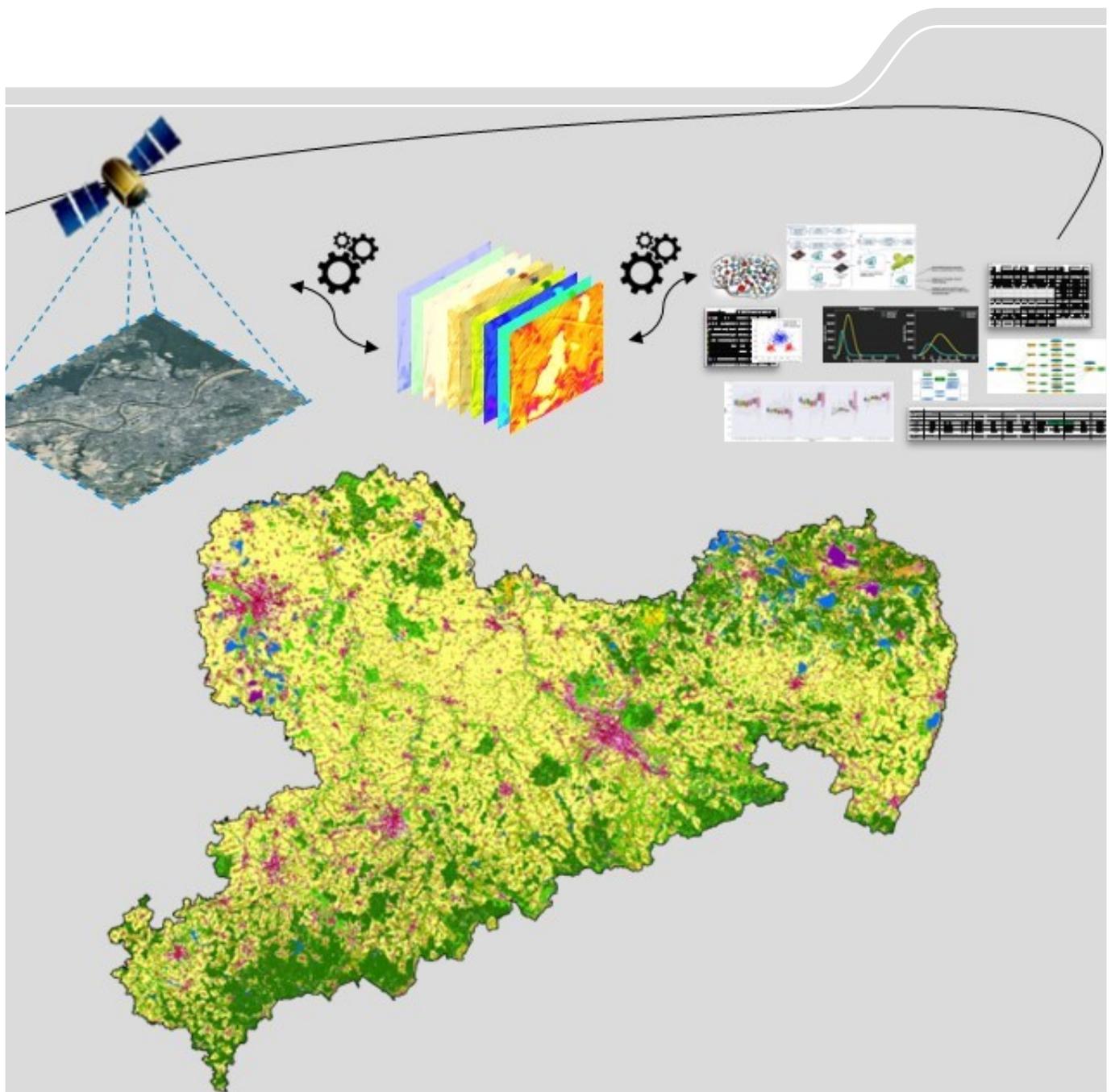


Landbedeckung in Sachsen, 1985-2020 (Teil 2)

Schriftenreihe des LfULG, Heft 7/2023



Erzeugung eines rasterbasierten Datensatzes für die Landbedeckung in Sachsen in überjähriger Schrittweite ab 1985 (Teil 2)

Delira Hanelli, Dr. Andreas Barth
BEAK Consultants GmbH

Im Auftrag des Sächsischen Landesamtes für Umwelt, Landwirtschaft und Geologie

Inhaltsverzeichnis

Zusammenfassung	14
1 Vorbemerkungen	15
1.1 Veranlassung	15
1.2 Aufgabenstellung.....	15
1.3 Zeitplan	15
2 Datengrundlagen und deren Prozessierung	17
2.1 Liste der Ausgangsdaten	17
2.2 Bearbeitungsgebiet.....	18
2.3 Auswahl, Beschreibung und Prozessierung der Fernerkundungsdaten	18
2.3.1 Generelle Vorgehensweise.....	18
2.3.2 Optische Fernerkundungsdaten: Sentinel-2.....	21
2.3.3 Optische Fernerkundungsdaten: Landsat	26
2.3.4 Radar-Fernerkundungsdaten: Sentinel-1	30
2.3.5 Radar-Fernerkundungsdaten: ERS-1/2	35
2.3.6 Übersicht	38
2.4 Ground Truth-Daten	39
2.4.1 Vorhandene CORINE-Landnutzungsdaten	39
2.4.2 Baumarten.....	41
2.4.3 ATKIS-Daten	43
2.4.4 InVeKoS-Daten	46
2.4.5 Biotoptypen- und Landnutzungskartierung (BTLNK).....	47
2.4.6 Sächsisches Altlastenkataster	49
2.5 Beschaffung und Vorprozessierung der weiteren Daten	50
2.5.1 Höhenmodelle	50
2.5.2 Gitternetz zur einheitlichen Ergebnisdarstellung	53
3 Entwicklung der Methodik für die Landbedeckungsklassifikation	55
3.1 Generelle Vorgehensweise.....	55
3.2 Objekt- und pixel-basierter Bildanalyse.....	56
3.3 Vorbereitung des Referenzdatensatzes.....	62
3.3.1 Generelle Vorgehensweise.....	62
3.3.2 Gliederung der Landbedeckung.....	62
3.3.2.1 Vorbemerkungen	62
3.3.2.2 Auswahl der Referenzflächen	62
3.3.2.3 Spektralsignaturen.....	66
3.3.3 Weitere Untergliederung der Waldbestände	70
3.4 Angewandte Methoden des maschinellen Lernens zur Landbedeckungsklassifikation	74
3.5 Automatische Klassifikation der Landbedeckungsklassen und Genauigkeitsbewertung	76
3.5.1 Klassifikation auf Basis von Sentinel-2-Daten für 2018 - 2019	76
3.5.1.1 Klassifikation der Landbedeckung	76
3.5.1.1.1 Beschreibung der Modelle	76
3.5.1.1.2 Genauigkeitsbewertung	77

3.5.1.2	Klassifikation der Waldbestände auf Basis von Sentinel-2 für den Zeitraum 2018 - 2019	89
3.5.2	Klassifikation auf Basis von Landsat-8 für 2018 - 2020.....	93
3.5.2.1	Klassifikation der Landbedeckung	93
3.5.2.1.1	Beschreibung der Modelle	93
3.5.2.1.2	Genauigkeitsbewertung	94
3.5.2.2	Klassifikation der Waldbestände auf Basis von Landsat-8-Daten für den Zeitraum 2018 - 2020	102
3.5.3	Vergleich der Klassifikationsergebnisse von Sentinel- und Landsat-Daten für 2018 - 2020	106
3.6	Postprozessierung der Klassifikationsergebnisse	109
3.6.1	Räumliche Analysen der Nachbarschaftsbeziehungen	109
3.6.1.1	Analyse der bebauten Flächen in städtischen Bereichen.....	109
3.6.1.2	Analyse der Grünflächen in städtischen Bereichen.....	110
3.6.2	Manuelle Übertragung bestimmter Landbedeckungsklassen.....	111
3.6.2.1	Übertragung von Flughäfen	111
3.6.2.2	Übertragung von Hafengebieten.....	112
3.6.2.3	Übertragung von Bahnhöfen.....	114
3.6.2.4	Übertragung von Deponien und Abraumhalden.....	114
3.7	Finale Klassifikationsergebnisse und Validierung auf Basis unabhängiger Quellen	115
3.8	Finaler Workflow zur Klassifizierung der Landbedeckung	121
4	Klassifizierung der Landbedeckung für den Zeitraum 1985-2017.....	122
4.1	Festlegung der Zeitschnitte für die Klassifikation der Landbedeckung	122
4.2	Bereitstellung der Stacks für alle historischen Datensätze.....	122
4.3	Vorbereitung der Referenzdatensätze für die Jahresaggregate	123
4.4	Klassifikation der Landbedeckung für die historischen Datensätze	125
4.4.1	Klassifikation der Landbedeckung auf Basis von Sentinel-2 für den Zeitraum 2016-2019....	125
4.4.2	Klassifikation der Landbedeckung auf Basis von Landsat-8-Daten für den Zeitraum 2012-2020 und Vergleich mit dem ATKIS-Daten	130
4.4.3	Klassifikation der Landbedeckung auf Basis von Landsat-5-Daten für den Zeitraum 1985-2011	136
4.5	Generelle Betrachtungen.....	143
4.5.1	Nutzung des panchromatischen Bands für die Objektabgrenzung.....	143
4.5.2	Langzeitüberwachung des NDVI	144
5	Erste Anwendungen.....	147
5.1	Einführung.....	147
5.2	Landbedeckungswandel von Freiflächen seit 1992.....	147
5.3	Landbedeckungswandel in potenziellen Bereichen von Flussauen.....	150
5.4	Schädigung der Nadelwälder nach 2015	153
5.4.1	Nadelwaldentwicklung auf der Basis von Sentinel-Daten.....	153
5.4.2	Waldentwicklung auf Basis von Landsat-Daten	155

6	Schlussfolgerungen	158
7	Empfehlungen	159
	Literaturverzeichnis	160
A 1	Tukey-Kramer-Post-hoc-Testergebnisse	163
A 2	Konfusionsmatrizen für die Klassifikationsergebnisse auf Basis von Landsat-Daten für den Zeitraum 1985 - 2020.....	166
A 3	Konfusionsmatrizen für die Klassifikationsergebnisse auf Basis von Sentinel-Daten für den Zeitraum 2016 - 2019.....	181

Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1:	Die Landesfläche Sachsens.....	18
Abbildung 2:	Generelle Vorgehensweise der Vorprozessierung der optischen Fernerkundungsdaten.....	19
Abbildung 3:	Generelle Vorgehensweise der Prozessierung der Radar-Daten	20
Abbildung 4:	Sentinel-2-Kacheln im Bearbeitungsgebiet	21
Abbildung 5:	Wolkenfreies und farblich ausgewogenes Sentinel-2-Mosaikbild 2019, gestapelt aus Satellitenbildern von 2018 - 2019 über Mai und Juni.....	22
Abbildung 6:	Beispiel eines Mosaikbildes mit Lücken	23
Abbildung 7:	Landsat-Kacheln in dem Bearbeitungsgebiet.....	26
Abbildung 8:	Landsat-Satellitenmissionen	27
Abbildung 9:	Datenebenen zur Qualitätsbestimmung der Landsat-Daten (Surface Reflectance Collection, Quality Images Designations).....	28
Abbildung 10:	Monatliche RVI-Mosaike des Jahres 2018 für eine ausgewählte Fläche von ca. 30 km ²	32
Abbildung 11:	RVI-Medianwerte-Profile der CLC-Klassen der Grünpixel über die Vegetationsperiode März bis Oktober in Jahr 2018 (mit Berücksichtigung 15-20 Flächen pro CLC-Klasse)	32
Abbildung 12:	Sentinel-2-RGB-Bild (links) und Standardabweichung des RVI für die CLC-Klassen 231: Wiesen und Weiden und 211: Nicht bewässertes Ackerland.....	33
Abbildung 13:	Histogramme der zeitlichen Standardabweichung und der Spannweite des RVI für die CLC-Klassen 231: Wiesen und Weiden und 211: Nicht bewässertes Ackerland auf Basis der ATKIS-Daten für das Jahr 2018	34
Abbildung 14:	Histogramme der zeitlichen Minima und Maxima des RVI für die CLC-Klassen 231: Wiesen und Weiden und 211: Nicht bewässertes Ackerland auf Basis der ATKIS-Daten für das Jahr 2018	34
Abbildung 15:	RGB-Bild der Sentinel-2-Aufnahmen 2018 - 2019 (Sommer, links) und Komposit der RVI-Werte der monatlichen Radar-Aufnahmen (Sentinel-1) für Mai, Juni und August (rechts)	35
Abbildung 16:	Darstellung Landsat-5-RGB-Bild 2003 - 2005 (links) und Standardabweichung des Radar Backscatter (rechts). Zusätzlich sind die BTLNK-Layer für Ackerland und Grünland dargestellt	37
Abbildung 17:	Histogramme der zeitlichen Standardabweichung und der Spannweite der Rückstreuung für die CLC-Klassen 231: Wiesen und Weiden und 211: Nicht bewässertes Ackerland auf Basis der BTLNK 2005-Daten für das Jahr 2004	38
Abbildung 18:	Farblegende für CORINE Land Cover in Sachsen	39
Abbildung 19:	Beispiel einer ausgewählten CLC-Fläche 221: Weinbauflächen. Hintergrund: Digitales Orthophoto des GeoSN	40
Abbildung 20:	Beispiel einer ausgewählten CLC-Fläche 242: Komplexe Parzellenstrukturen. Hintergrund: Digitales Orthophoto des GeoSN.....	41
Abbildung 21:	Beispiel einer ausgewählten CLC-Fläche 243: Landwirtschaft und natürliche Bodenbedeckung. Hintergrund: Digitales Orthophoto des GeoSN	41

Abbildung 22: Waldeinteilung (2019): die Nummern stellen den Index der Baumartengruppe (BAG) laut der Tabelle 10 dar, im Hintergrund: Sentinel-2-CIR-Bild (NIR – R – G) für 2018 - 2019	43
Abbildung 23: ATKIS-Flächenentwicklung in drei ausgewählten Zeitschnitten 2013, 2016 und 2019 (in km ²).	46
Abbildung 24: Beispiele der Abweichungen zwischen SALKA- und CORINE- bzw. Satellitendaten.....	50
Abbildung 25: Aktualität der Höhenmodelle	51
Abbildung 26: Differenzenkarte (DOM - DGM)	52
Abbildung 27: Differenzenkarte (DOM - DGM) und Waldbestände (2018).....	52
Abbildung 28: Die Lage der Pixel des Landesrasters und der Sentinel-2- bzw. der Landsat-Bilder	53
Abbildung 29: Model Builder Tool zur Einordnung des Landsat-Rasters in das Landesgrid.....	54
Abbildung 30: Umrechnung des Landsat-Rasters in das Landesgrid.....	54
Abbildung 31: Generelle Vorgehensweise der Landbedeckungsklassifikation	55
Abbildung 32: Überwachter Bildklassifizierungs-Workflow in ArcGIS Pro	56
Abbildung 33: Kombinationen der NIR-R-G-Bänder der Landsat-Daten vor (a) und nach (b) dem Pan-Sharpning für den Zeitraum 2018 - 2020.	57
Abbildung 34: Segmentierung auf Basis der NIR-R-G-Bänder mit unterschiedlichen Generalisierungsparametern in einem Wohngebiet auf Basis von Sentinel-2-Aufnahmen.....	59
Abbildung 35: Segmentierung auf Basis der NIR-R-G-Bänder mit unterschiedlichen Generalisierungsparametern in einer Waldfläche auf Basis von Sentinel-2-Aufnahmen.....	60
Abbildung 36: Segmentierung auf Basis der NIR-R-G-Bänder mit unterschiedlichen Generalisierungsparametern in Ackerlandflächen auf Basis von Sentinel-2-Aufnahmen	61
Abbildung 37: Verwendete Ground Truth-Daten für die CLC-Klassen	63
Abbildung 38: Verteilung der Kalibrierungsflächen	65
Abbildung 39: Spektralsignaturen der CLC-Landbedeckungsklassen (Kalibrierungsflächen) im Bereich 443 - 740 nm des elektromagnetischen Spektrums.	67
Abbildung 40: Spektralsignaturen der CLC-Landbedeckungsklassen (Kalibrierungsflächen) im Bereich 783 - 2190 nm des elektromagnetischen Spektrums.	68
Abbildung 41: Verteilung der Kalibrierungsflächen für die Baumartengruppen (Hintergrund: Sentinel-2 Falschfarbenkomposit mit den Bändern B04-B02-B03 auf R-G-B).....	71
Abbildung 42: Spektralsignaturen der Baumartengruppen in dem Bereich 783 - 2190 nm des elektromagnetischen Spektrums	72
Abbildung 43: Spektralsignaturen der Baumartengruppen in Vegetationsindizes	72
Abbildung 44: Die allgemeine Struktur eines Random-Forest-Klassifikatormodells	75
Abbildung 45: SVM-basierte Datenklassifikation (RBFK: Radial Basis Function Kernel).....	75
Abbildung 46: Klassifikationsergebnisse des PB-Modells 4.1 und OBIA-Modells 4.2	87
Abbildung 47: Automatische Landbedeckungsklassifikation nach der CLC-Nomenklatur mit dem Model 4.2 auf Basis von Sentinel-Daten für den Zeitabschnitt 2018 - 2019.....	88
Abbildung 48: Automatische Klassifikation von Baumartengruppen auf Basis von Sentinel-Daten für den Zeitabschnitt 2018 - 2019.....	93
Abbildung 49: Automatische Landbedeckungsklassifikation mit dem Model 4.2 auf Basis von Landsat-Daten für den Zeitabschnitt 2018 - 2020.....	101
Abbildung 50: Automatische Klassifikation von Baumartengruppen (Landsat-Daten).....	105

Abbildung 51: Vergleichsraster der Landbedeckungskarten auf Basis von Sentinel-2- und Landsat-Daten	106
Abbildung 52: Sentinel-2-RGB-Bild (links) und Gliederung der Pixel bebauter Fläche in 111: Durchgängig städtische Prägung und 112: Nicht-Durchgängig städtische Prägung in die Umgebung der Stadt Chemnitz (rechts). Zeitabschnitt 2018 - 2019.....	109
Abbildung 53: Gliederung der Pixel bebauter Fläche in 111: Durchgängig städtische Prägung und 112: Nicht-Durchgängig städtische Prägung über die Landesfläche.	110
Abbildung 54: Sentinel-2-RGB-Bild (links) und Gliederung der Grünpixel unter 141: Städtische Grünfläche in die Umgebung der Stadt Dresden (rechts). Zeitabschnitt 2018 - 2019...	111
Abbildung 55: Flughäfen in ATKIS (Stand 2019)	112
Abbildung 56: Hafengebiete in ATKIS (Stand 2019).....	113
Abbildung 57: Schleuse in ATKIS (Stand 2019)	113
Abbildung 58: Bahnhöfe in ATKIS (Stand 2019).....	114
Abbildung 59: Beispiele von zugeordneten Deponien und Abraumhalden.....	115
Abbildung 60: Finale Landbedeckungskarte nach der CLC-Nomenklatur auf Basis von Sentinel-Daten	115
Abbildung 61: Finale Landbedeckungskarte nach der CLC-Nomenklatur auf Basis von Landsat-Daten	116
Abbildung 62: Klassifizierung in Gebieten mit verstreuten bebauten Flächen und dominierenden Grünfläche	118
Abbildung 63: Klassifizierung der Straßenverkehr	119
Abbildung 64: Workflow zur Klassifizierung der Landbedeckung	121
Abbildung 65: Bereitstellung der Stacks auf Basis von Sentinel-Daten für den Zeitraum 2016 - 2017.....	122
Abbildung 66: Bereitstellung der Stacks auf Basis von Landsat-Daten für den Zeitraum 1985 - 2017.....	123
Abbildung 67: Verwendete historische Ground Truth-Daten je CLC-Klasse.....	124
Abbildung 68: Zuordnung von Ground Truth-Daten für jedes Jahresaggregat	124
Abbildung 69: Darstellung der Flächenentwicklung aus den Klassifikationsergebnissen auf Basis von Sentinel-2-Daten für die Zeiträume 2016 - 2017 und 2018 - 2019 (in km ²).	127
Abbildung 70: Darstellung der Flächenentwicklung aus den Klassifikationsergebnissen auf der Basis von Landsat-8-Daten für die Zeiträume 2012 - 2014, 2015 - 2017, 2018 - 2020 (in km ²).	132
Abbildung 71: Darstellung der Flächenentwicklung aus den Klassifikationsergebnissen auf der Basis von Landsat-5 für den Zeitraum 1985 - 2011 in 3-Jahresaggregaten (in km ²). Die punktschraffierten Flächen stellen die BTLNK-Werte für die Zeiträume 1992 - 1993 und 2005 zum Vergleich dar.	139
Abbildung 72: RGB-Bild mit Zirruswolken berechnet aus Landsat-5-Daten für den Zeitraum 1985 - 1987 (links) und das Klassifikationsergebnis (rechts).....	140
Abbildung 73: Klassifikationsergebnisse auf Basis von Landsat-8-Daten für den Zeitraum 2015 - 2017 ohne (links) und mit (rechts) Berücksichtigung des Pan-Sharpning bei der Segmentierung	144
Abbildung 74: Langzeitüberwachung der Spektralsignaturen der Landbedeckungsklassen 211: Nicht bewässertes Ackerland, 231: Wiesen und Weiden, 321: Natürliches Grünland...	145

Abbildung 75: Langzeitüberwachung der Spektralsignaturen der Landbedeckungsklassen 311: Laubwälder, 312: Nadelwälder, 324: Wald-Strauch-Übergangsstadien.....	145
Abbildung 76: Langzeitüberwachung der Landbedeckungsklassen in versiegelten Flächen.....	146
Abbildung 77: Jährliche Flächenneuinanspruchnahme seit 2001 in ha/Tag.....	147
Abbildung 78: Darstellung des Landbedeckungswandels in den 1991 - 1993 als Freiflächen ausgewiesenen Flächen. Einheiten sind km ²	149
Abbildung 79: Darstellung der potenziellen Auenbereiche mit Angabe der Datenquellen	150
Abbildung 80: Darstellung des Landbedeckungswandels von potenziellen Bereichen der Fluss- auen seit 2000. Einheiten sind km ²	152
Abbildung 81: Aktuelle Landbedeckung im Bereich der Auen der sächsischen Landesfläche	152

Tabellenverzeichnis

Tabelle 1:	Arbeits- und Zeitplan.....	16
Tabelle 2:	Anzahl und Zeitraum der einzelnen Aufnahmen zur Erstellung der Sentinel-2-Mosaik	24
Tabelle 3:	Wichtige Indizes und deren Berechnungsformeln für die Sentinel-2-Daten	25
Tabelle 4:	Generierung der optischen Fernerkundungsdaten für Landsat in 3-Jahresaggregaten für den Zeitraum 1985 – 2020	27
Tabelle 5:	Zusammenstellung von Landsat-5-, Landsat-8- und Sentinel-2-Satellitendaten	28
Tabelle 6:	Anzahl und Zeitraum der einzelnen Aufnahmen zur Erstellung der Landsat-5/7/8-Mosaik	29
Tabelle 7:	Schema der Einbeziehung der Sentinel-1-Radar-Fernerkundungsdaten.....	31
Tabelle 8:	Einbeziehung der ERS-1/2-Radar-Fernerkundungsdaten in die Auswertung	36
Tabelle 9:	Übersicht der genutzten Satellitensysteme für jede Zeitschnitt.....	38
Tabelle 10:	Baumartengruppe nach der Legende von Sachsenforst.....	42
Tabelle 11:	Objekte des ATKIS-Basis-DLM in Landesfläche Sachsens für Jahr 2019	44
Tabelle 12:	Anpassung der Kartiereinheiten der ATKIS-Daten an die CLC-Nomenklatur	45
Tabelle 13:	Anpassung der Kartiereinheiten der BTLNK an die CLC-Nomenklatur.....	47
Tabelle 14:	Flächen der BTLNK 1992 - 1993 und 2005, angepasst zu der CLC-Legende	48
Tabelle 15:	Test verschiedener Segmentierungsparameter zur Ableitung von Landbedeckungsmerkmalen mit Nutzung von Sentinel-2-Daten für den Zeitraum 2018 - 2019.....	58
Tabelle 16:	Belegung der Landbedeckungsklassen aus der CORINE-Landcover-Kartierung 2018 für das Untersuchungsgebiet (Freistaat Sachsen).....	64
Tabelle 17:	Balancierte Trainingsdatensätze für die Landbedeckungsklassifikation	65
Tabelle 18:	Tukey-Kramer-Post-hoc-Tests zum Vergleich der Spektralsignaturen der Klasse 111: Durchgängig städtische Prägung zu den anderen Landbedeckungsklassen im NIR-Bereich	70
Tabelle 19:	Balancierte Trainingsdatensätze für die Klassifizierung der Waldbestände.....	71
Tabelle 20:	Tukey-Kramer-Post-hoc-Tests zum Vergleich der Spektralsignaturen der Baumarten auf Basis von Sentinel-2-Daten.....	73
Tabelle 21:	Tukey-Kramer-Post-hoc-Tests zum Vergleich der Spektralsignaturen der Baumarten auf Basis von Landsat-8-Daten	74
Tabelle 22:	Vorteile und Nachteile der RF- und SVM-Algorithmen.....	76
Tabelle 23:	Zusammenstellung der Bänder für die Klassifikation der Landbedeckung und Bezeichnung der verschiedenen Modelle.....	77
Tabelle 24:	Statistische Verteilung der Landbedeckungsklassen über die Landesfläche und Gewichtung.....	79
Tabelle 25:	Konfusionsmatrix für das Modell 4.2 für den Zeitabschnitt 2018 - 2019 auf Basis des Trainingsdatensatzes (Kapitel 3.3.2.2). Die hellrote Füllung zeigt Genauigkeiten kleiner als 85 %.....	80
Tabelle 26:	Konfusionsmatrix für Modell 4.2 für den Zeitabschnitt 2018 - 2019 auf Basis des Validierungsdatensatzes. Die hellrote Füllung zeigt Genauigkeiten kleiner als 85 %.....	80
Tabelle 27:	Genauigkeitsbewertung verschiedener Modelle auf Basis der gewichteten Gesamtgenauigkeit (OA). Die höchste Genauigkeit ist in Grün dargestellt.	83

Tabelle 28:	Statistischer Vergleich der Sentinel-Klassifikationsergebnisse (Modell 4.2) mit den ATKIS-Flächen	85
Tabelle 29:	Endscore-Werte verschiedener Modelle für den Vergleich der Klassifikationsergebnisse mit ATKIS-Daten. Der höchste Endscore ist in Grün dargestellt.	86
Tabelle 30:	Statistische Verteilung der Baumartengruppen über die Landesfläche und deren Gewichtung	90
Tabelle 31:	Konfusionsmatrix der Baumartenklassifikation für den Zeitabschnitt 2018 - 2019 (hellrote Felder zeigen Genauigkeiten kleiner als 85 %).....	90
Tabelle 32:	Räumlicher Vergleich der Klassifikationsergebnisse von Baumarten auf der Basis von Sentinel-Daten mit den Daten von Sachsenforst (km ²).....	91
Tabelle 33:	Statistischer Vergleich der Klassifikationsergebnisse von Baumarten auf der Basis von Sentinel-Daten mit den Daten von Sachsenforst	92
Tabelle 34:	Zusammenstellung von Bändern für die Klassifikation der Landbedeckung	94
Tabelle 35:	Konfusionsmatrix für Modell 4.2 für den Zeitabschnitt 2018 - 2020 auf Basis des Trainingsdatensatzes. Die hellrote Füllung zeigt Genauigkeiten kleiner als 85 %.....	95
Tabelle 36:	Konfusionsmatrix für Modell 4.2 für den Zeitabschnitt 2018 - 2020 auf Basis des Validierungsdatensatzes. Die hellrote Füllung zeigt Genauigkeiten kleiner als 85 %.....	96
Tabelle 37:	Genauigkeitsbewertung verschiedener Modelle auf Basis der gewichteten Gesamtgenauigkeit (OA). Die höchste Genauigkeit ist in Grün dargestellt.	98
Tabelle 38:	Beurteilung verschiedener Modelle auf Basis dem statistischen Vergleich mit ATKIS-Daten. Der höchste Endscore ist in Grün dargestellt.	100
Tabelle 39:	Konfusionsmatrix der Baumartenklassifikation für den Zeitabschnitt 2018 - 2020 auf Basis von Landsat-Daten (hellrote Felder zeigen Genauigkeiten kleiner als 85 %)	103
Tabelle 40:	Räumlicher Vergleich der Klassifikationsergebnisse von Baumarten auf der Basis von Landsat-Daten mit den Daten von Sachsenforst. Flächeneinheiten sind in km ²	104
Tabelle 41:	Statistischer Vergleich der Klassifikationsergebnisse von Baumarten auf der Basis von Landsat-Daten mit den Daten von Sachsenforst	105
Tabelle 42:	Kreuztabelle zum Vergleich der Landbedeckungsklassifikationsergebnisse auf der Basis von Landsat-Daten und Sentinel-Daten für den Zeitraum 2018 - 2020 (in km ²).	108
Tabelle 43:	Kreuztabelle zum Vergleich der Baumartenklassifikationsergebnisse auf der Basis von Landsat-Daten und Sentinel-Daten für den Zeitraum 2018 - 2020 (in km ²).....	108
Tabelle 44:	Vergleich der mit Sentinel- und Landsat-Daten erzielten Ergebnisse mit ATKIS-Daten...	116
Tabelle 45:	Vergleich der Klassifikationsergebnisse von Baumarten auf der Basis von Sentinel-Daten und Landsat-Daten zwischen einander und mit den Daten von Sachsenforst.....	120
Tabelle 46:	Vergleich der Waldfläche auf der Basis von Sentinel-Daten und Landsat-Daten zwischen einander und mit den Daten von Sachsenforst	120
Tabelle 47:	Entwicklung der Landbedeckung für die Zeiträume 2016 - 2017 und 2018 - 2019 (in km ²) auf Basis von Sentinel-2-Daten.....	126
Tabelle 48:	Überprüfung der Waldklassifikationsergebnisse auf der Basis von Sentinel-2-Daten für den Zeitraum 2016 - 2017 mit den Walddaten von Sachsenforst 2016 (in km ²). Dominierende Werte je Spalte sind Rot markiert.....	128

Tabelle 49: Überprüfung der Waldklassifikationsergebnisse auf der Basis von Sentinel-2-Daten für den Zeitraum 2018 - 2019 mit den Walddaten von Sachsenforst 2019 (in km ²). Dominierende Werte je Spalte sind Rot markiert.....	128
Tabelle 50: Entwicklung der Landbedeckung für die Zeiträume 2012 - 2014, 2015 - 2017, 2018 - 2020 (in km ²) auf Basis von Landsat-8-Daten	131
Tabelle 51: Überprüfung der Waldklassifikationsergebnisse auf der Basis von Landsat-8-Daten für den Zeitraum 2012 - 2014 mit den Walddaten von Sachsenforst 2013 (in km ²). Dominierende Werte je Spalte sind Rot markiert.....	133
Tabelle 52: Überprüfung der Waldklassifikationsergebnisse auf der Basis von Landsat-8-Daten für den Zeitraum 2015 - 2017 mit den Walddaten von Sachsenforst 2016 (in km ²). Dominierende Werte je Spalte sind Rot markiert.....	134
Tabelle 53: Überprüfung der Waldklassifikationsergebnisse auf der Basis von Landsat-8-Daten für den Zeitraum 2018 - 2020 mit den Walddaten von Sachsenforst 2019 (in km ²). Dominierende Werte je Spalte sind Rot markiert.....	135
Tabelle 54: Flächenentwicklung aus den Klassifikationsergebnissen auf der Basis von Landsat-5-Daten für den Zeitraum 1985 - 2011 in 3-Jahresaggregaten (in km ²).	138
Tabelle 55: Überprüfung der Waldklassifikationsergebnisse auf der Basis von Landsat-5-Daten für den Zeitraum 1991 - 1993 mit den BTLNK-Daten 1992 - 1993 (in km ²). Dominierende Werte je Spalte sind Rot markiert.....	141
Tabelle 56: Überprüfung der Waldklassifikationsergebnisse auf der Basis von Landsat-5-Daten für den Zeitraum 2003 - 2005 mit den BTLNK-Daten 2005 (in km ²). Dominierende Werte je Spalte sind Rot markiert.....	142
Tabelle 57: Tabellarische Darstellung des Landbedeckungswandels in Freiflächen seit 1991 - 1993 (in km ²).....	149
Tabelle 58: Tabellarische Darstellung des Landbedeckungswandels von potenziellen Bereichen der Flussauen seit dem Jahr 2000 (in km ²).	151
Tabelle 59: Aktuelle Landbedeckung (2018 - 2019) in den in 2016 - 2017 als Nadelwald ausgewiesenen Flächen (Sentinel-Auswertung).....	155
Tabelle 60: Die betroffenen Baumarten	155
Tabelle 61: Aktuelle Landbedeckung (2018 - 2020) in den Waldflächen von 2015 - 2017 (Landsat-Auswertung).....	156
Tabelle 62: Die betroffenen Baumarten	157

Abkürzungsverzeichnis

AG	Auftraggeber
ALKIS	Amtliches Liegenschaftskatasterinformationssystem
AN	Auftragnehmer
ATKIS	Amtliches Topographisch-Kartographisches Informationssystem
BOA	Bottom of Atmosphere
BK50	Bodenkundliche Karte, Maßstab 1:50.000
BTLNK	Biotop- und Landnutzungskartierung
CLC	Corine Land Cover
DLM	Digitales Landschaftsmodell
DOP	Digitale Orthophotos
FFH	Fauna-Flora-Habitat
GEE	Google Earth Engine
GeoSN	Staatsbetrieb Geobasisinformation und Vermessung Sachsen
GK50	Geologische Karte, Maßstab 1:50.000
GSMOTE	Geometric Synthetic Minority Oversampling Technique
HSV	Hue, Saturation, Value
InVeKoS	Integrated Administration and Control System
LfULG	Landesamt für Umwelt, Landwirtschaft und Geologie
LOS	Line-of-Sight
LULC	Land Use Land Cover
ML	Machine Learning
OBIA	Object-based Image Analysis
PB	Pixel-basiert
RF	Random Forest
RVI	Radar Vegetation Index
SALKA	Sächsisches Altlastenkataster
SuV	Siedlungs- und Verkehrsflächen
SMEKUL	Sächsisches Staatsministerium für Energie, Klimaschutz, Umwelt und Landwirtschaft
SVM	Support Vector Machines
TOA	Top of Atmosphere
VH	Vertical-Horizontal Polarisation
VV	Vertical-Vertical Polarisation

Zusammenfassung

Im Rahmen eines Forschungsvorhabens des Sächsischen Landesamtes für Umwelt, Landwirtschaft und Geologie (LfULG) wurde eine Methodik zur fernerkundungsbasierten Erfassung der Landbedeckungsdaten nach der CORINE-Klassifikation in hoher räumlicher und zeitlicher Auflösung im Vergleich zum CORINE-Projekt entwickelt, getestet und landesweit für den Zeitraum von 1985 - 2020 angewendet.

Als Ergebnis liegen CORINE-Landbedeckungsdaten für 14 Zeitschnitte (3-Jahresaggregate für die Landsat-Daten (Zeitraum 1985 - 2020) und in 2-Jahresaggregate für die Sentinel-Daten (Zeitraum 2016 - 2019)) als Rasterdaten mit 20 m Bodenauflösung sowie eine anwendungsbereite und übertragbare Erfassungsmethodik vor.

Erste Auswertungen wurden hinsichtlich der Landbedeckungsänderungen in Auen und der Dynamik der Entwicklung der Wald- und Freiflächen ausgeführt.

Als optische Merkmale für die Landbedeckungsklassifikation wurden frei verfügbare optische Fernerkundungsdaten von Sentinel-2 und Landsat-5/7/8 verwendet. Zusätzlich wurden Radardaten von Sentinel-1 und ERS-1/2 zur Unterscheidung der Vegetationsarten herangezogen.

Für die Kalibrierung und Validierung verschiedener Machine-Learning-Ansätze wurden umfangreiche Ground Truth- Daten genutzt, wie z. B. historische CORINE-Landbedeckungskarten geringer räumlicher Auflösung, Waldbestandsinformationen, ATKIS-Daten, InVeKoS-Daten, das Sächsische Altlastenkataster und die Daten der Biotoptypen- und Landnutzungskartierung.

Im Rahmen der Bearbeitung wurden die Spektralsignaturen der Landbedeckungsklassen und deren Beeinflussung durch Wetterbedingungen und Aufnahmezeitpunkte analysiert.

Zur Klassifikation wurden sechs verschiedene Ansätze (sowohl objekt- und pixelbasierte Verfahren der Bildanalyse als auch die Algorithmen Support Vector Machine (SVM) und Random Forest (RF)) an fünf verschiedenen Bandkombinationen getestet.

Die Qualität der Ergebnisse wurde mittels der gewichteten Gesamtgenauigkeit und dem Parameter F1-Score beurteilt. Zusätzlich wurden die Ergebnisse statistisch mit verfügbaren Datensätzen der Landbedeckung für definierte Zeitpunkte verglichen. Die besten Ergebnisse wurden mit einem objektbasierten, multitemporalen RF-Ansatz mit Nutzung einer Sommer-Szene zur Segmentierung erzielt.

Neben der automatischen Klassifikation der Landbedeckungsklassen wurden räumliche Analysen der Nachbarschaftsbeziehungen zur Ableitung bestimmter Landbedeckungsklassen durchgeführt. Ausgewählte Klassen der Landbedeckung mussten manuell von bestehenden Datensätzen übertragen werden.

1 Vorbemerkungen

1.1 Veranlassung

Mit Vertrag vom 01.04.2021 (Vergabe-Nr.: 22-Z535/20) beauftragte das Sächsische Landesamt für Umwelt, Landwirtschaft und Geologie (LfULG) die Beak Consultants GmbH mit der Erbringung der Leistungen zur Erfassung Zeitreihen einer Landbedeckungsklassifizierung für die gesamte Landesfläche Sachsens gemäß der aktuell geltenden CORINE-Landcover-Nomenklatur.

1.2 Aufgabenstellung

Die Zielstellung des Projektes bestand in der Identifizierung und Klassifikation der Landbedeckung gemäß der aktuell geltenden CORINE-Landcover-Nomenklatur über die gesamte Landesfläche Sachsens auf der Basis von optischen Fernerkundungsdaten (Landsat- und Sentinel-2-Daten) und Radardaten (ERS-1/2 und Sentinel-1-Daten).

Für Waldflächen war eine weitere Differenzierung in Baumartengruppen (Fichten, Kiefern, Lärchen, Birken, Buchen, Eichen, Sonst. Nadelholz, Sonst. Laubholz) vorzunehmen.

Die Auswertung auf Basis von Landsat-Daten erfolgte in 3-Jahresaggregaten für den Zeitraum 1985 - 2020.

Die Auswertung auf Basis von Sentinel-2-Daten erfolgte in 2-Jahresaggregaten für den Zeitraum 2016 - 2019.

Für die erstellten Klassifikationsprodukte ist eine thematische Gesamtgenauigkeit der Klassifikation von $\geq 85\%$ zu garantieren.

1.3 Zeitplan

Das Projekt wurde im Zeitraum 01.04.2021 - 30.09.2022 (18 Monate) bearbeitet. In Tabelle 1 ist der Arbeits- und Zeitplan für die Durchführung des Projekts dargestellt.

Tabelle 1: Arbeits- und Zeitplan

Arbeits- und Zeitplan	Monate																		
	2021												2022						
	04	05	06	07	08	09	10	11	12	01	02	03	04	05	06	07	08	09	
A: Kapitel Leistungsbeschreibung																			
Activity 1 - Projektstart																			
A.1.1.: Vertragsunterzeichnung																			
A.1.2.: Bearbeitung von Testdaten																			
A.1.3.: Entwicklung des Konzeptes																			
Activity 2 - Rohdatenprozessierung																			
A.2.1.: Sentineldaten runterladen und vorprozessieren																			
A.2.2.: Landsatdaten runterladen und vorprozessieren																			
A.2.3.: Weitere Daten beschaffen und vorprozessieren (ALKIS, ATKIS,...)																			
A.2.4.: Referenzflächen definieren (Training und Qualitätsuntersuchung)																			
Activity 3 - Methodenentwicklung Landbedeckungsklassifikation																			
A.3.1.: Landbedeckungsklassifikationen auf Basis von Landsat-Daten (Auswahl der Referenzflächen, Festlegung der Ausgangsdaten, Implementierung von RF und SVM Verfahren, ...)																			
A.3.2.: Landbedeckungsklassifikationen auf Basis von Sentinel-Daten (Auswahl der Referenzflächen, Festlegung der Ausgangsdaten, Implementierung von RF und SVM Verfahren, ...)																			
A.3.3.: Qualitätssicherung																			
Activity 4 - Finale Landbedeckungsklassifikation																			
A.4.1.: Landbedeckungsklassifikationen auf Basis von Landsat-Daten (1985 - 2020)																			
A.4.2.: Landbedeckungsklassifikationen auf Basis von Sentinel-Daten (2016 - 2019)																			
A.4.3.: Qualitätssicherung																			
Activity 5 - Berichtsfassung																			
A.5.1.: Statistik der Flächenentwicklung																			
A.5.2.: Qualitätsparameter																			
A.5.3.: Vorbereitung der Ergebnisse zur Übergabe																			
A.5.4.: Entwurf Abschlussbericht																			
A.5.5.: Abschlussbericht																			
Übergabe der Ergebnisse	04	05	06	07	08	09	10	11	12	01	02	03	04	05	06	07	08	09	
B: Ausfüllen und Einreichen von Berichten / Leistungen																			
B1. Zwischenbericht 1: Datenbeschaffung und Vorprozessierung				*															
B2. Zwischenbericht 2: Methodenentwicklung								*											
B3. Entwurf Abschlussbericht																		*	
B4. Abschlussbericht																		*	
Beratungstermine	04	05	06	07	08	09	10	11	12	01	02	03	04	05	06	07	08	09	
C: Durchführung von Beratungen/Arbeitstreffen																			
C1: Auftaktberatung, Feinabstimmung zum Vorgehen	*																		
C2: Vorstellung der Zwischenergebnisse			*	*		*													
C3: Vorstellung der Zwischenergebnisse, Methodik								*			*	*			*				
C4: Abschließender Workshop																		*	

2 Datengrundlagen und deren Prozessierung

2.1 Liste der Ausgangsdaten

Zur Ausführung der Leistungen wurden die folgenden Daten bereitgestellt:

1. Der Umriss des Bundeslandes Sachsen.
2. Die Grenzen der Landkreise.
3. Jährliche Waldbestandsinformationen für den Zeitraum 2013 – 2021, bereitgestellt vom Staatsbetrieb Sachsenforst (<https://www.sbs.sachsen.de/>) (siehe Kapitel 2.3.2).
4. Jährliche ATKIS -Daten für den Zeitraum 2013 – 2021, bereitgestellt vom Staatsbetrieb Geobasisinformation und Vermessung Sachsen (GeoSN) (<https://www.geosn.sachsen.de/>) (siehe Kapitel 2.3.3).
5. Jährliche Daten zu den InVeKoS - Feldblöcken für den Zeitraum 2013 – 2021, bereitgestellt vom Sächsischen Staatsministerium für Energie, Klimaschutz, Umwelt und Landwirtschaft (<https://www.smul.sachsen.de/>, siehe Kapitel 2.3.4).
6. Biotoptypen- und Landnutzungskartierung (BTLNK) für die Jahre 2005 und 1992-1993, bereitgestellt vom Sächsischen Landesamt für Umwelt, Landwirtschaft und Geologie (LfULG) (<https://www.natur.sachsen.de/biotoptypen-und-landnutzungskartierung-btlnk-22282.html>).
7. Sächsisches Altlastenkataster (SALKA) für den Zeitraum 1990 - 2021, bereitgestellt vom Sächsischen Landesamt für Umwelt, Landwirtschaft und Geologie (LfULG) (<https://www.boden.sachsen.de/sachsisches-altlastenkataster-salka-17032.html>) (siehe Kapitel 2.3.6).
8. Potenzielle Bereiche von Flussauen im 5-m-Raster, Stand 2016, bereitgestellt vom LfULG, ermittelt aus der Kombination der Auensedimente der geologischen Karte (GK50), der Auenböden der bodenkundlichen Karte (BK50) und der Senkenbereiche der geomorphographischen Karte (Grundlage Reliefanalyse DGM20).
9. Landesweites Geodaten-Gitternetz als GeoTIFF-Datei mit einer Zellengröße von 100 x 100 m, bereitgestellt vom Sächsischen Landesamt für Umwelt, Landwirtschaft und Geologie (LfULG). Das Gitternetz wird zur Gewährleistung der einheitlichen Ergebnisdarstellung und Vergleichbarkeit zwischen mehreren Zeitreihen und Produkten genutzt.

Beak Consultants GmbH hat folgende öffentlich verfügbare Datengrundlagen beschafft:

1. Ortho-korrigierte Sentinel-2-Satellitendaten (10 m, 20 m und 60 m Bodenauflösung, 16 Bit), (<https://scihub.copernicus.eu/>, <https://code-de.org/de/>). Für das Untersuchungsgebiet steht in dem Untersuchungszeitraum 2016 – 2019 eine hinreichende Anzahl aktueller und historischer Daten zur Verfügung (siehe Kapitel 2.2.2).
2. Ortho-korrigierte Landsat-5/7/8-Satellitendaten (30 m Bodenauflösung, 16 Bit), (<https://earthexplorer.usgs.gov/>). Für das Untersuchungsgebiet steht in dem Untersuchungszeitraum 1985 – 2020 eine hinreichende Anzahl aktueller und historischer Daten zur Verfügung (siehe Kapitel 2.2.3).
3. Sentinel-1-SAR-Satellitendaten (9 m (range - across track) x 9 m (azimuth - along track) Bodenaufklärung), (<https://scihub.copernicus.eu/>). Für das Untersuchungsgebiet steht in dem Untersuchungszeitraum 2016 – 2019 eine hinreichende Anzahl aktueller und historischer Daten zur Verfügung (siehe Kapitel 2.2.4).
4. ERS-1/2-SAR-Satellitendaten (12,5 m (range - across track) x 12,5 m (azimuth - along track) Bodenaufklärung), (<http://esar-ds.eo.esa.int/sxcat>). Für das Untersuchungsgebiet steht in dem Untersuchungszeitraum 1991 – 2011 eine hinreichende Anzahl historischer Daten zur Verfügung (siehe Kapitel 2.2.5).
5. CORINE-Landnutzungs- bzw. Landbedeckungsdaten für 1990, 2000, 2006, 2012 und 2018 (<https://land.copernicus.eu/pan-european/corine-land-cover>), (siehe Kapitel 2.3.1).

6. Digitales Geländemodell (DGM) und digitales Oberflächenmodell (DOM) (2 m Bodenauflösung, 32 Bit) der Landesvermessung Sachsen (<https://www.landesvermessung.sachsen.de/>), (siehe Kapitel 2.4).

7. Bearbeitungsgebiet

Das Bearbeitungsgebiet beinhaltet die Landesfläche Sachsens und umfasst 18.442,5 km² (Abbildung 1). Der Umriss des Bundeslandes Sachsen wurde vom AG im amtlichen Lagereferenzsystem DE_ETRS89/UTM Zone 33 (EPSG-Code 25833) als Shapefile bereitgestellt.

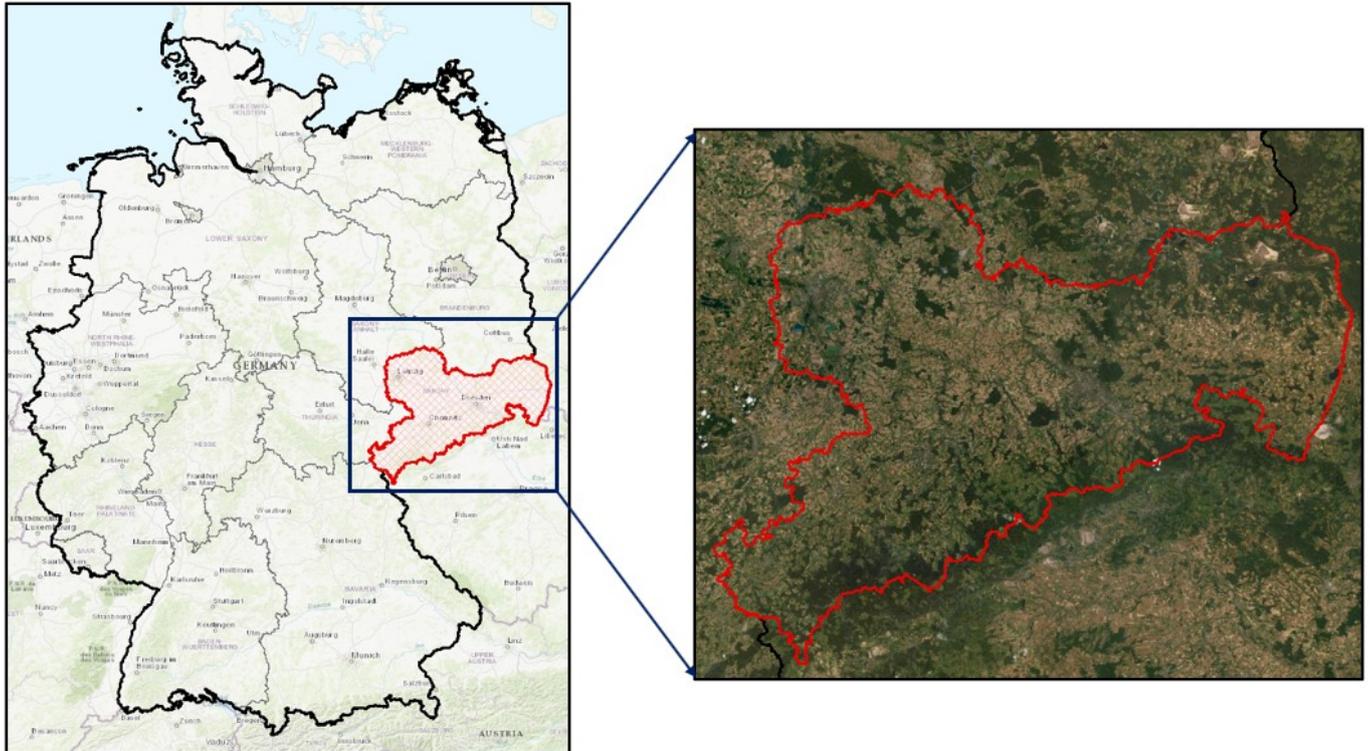


Abbildung 1: Die Landesfläche Sachsens

Damit nach der Verschneidung der Rasterdatensätze mit dem Umriss des Bundeslandes keine Lücken entstehen, wurde das Bearbeitungsgebiet mit 30 m gepuffert. Somit können die Rasterdatensätze das Bearbeitungsgebiet vollständig abdecken.

2.2 Auswahl, Beschreibung und Prozessierung der Fernerkundungsdaten

2.2.1 Generelle Vorgehensweise

Zur Klassifikation der Landbedeckung werden optische Fernerkundungsdaten sowie Radar-Daten genutzt.

Die Auswahl, Beschreibung und Prozessierung der optischen Fernerkundungsdaten erfolgt in den Kapiteln 2.2.2 und 2.2.3. Abbildung 2 zeigt die generelle Vorgehensweise der Prozessierung der optischen Daten und der genutzten Software.

Zur Gewährleistung der einheitlichen Ergebnisdarstellung und Vergleichbarkeit zwischen mehreren Zeitreihen und Produkten werden alle Rasterdatensätze auf ein durch das LfULG bereitgestelltes landesweites Geodaten-Gitternetz gemappt (siehe Kapitel 2.4.2).

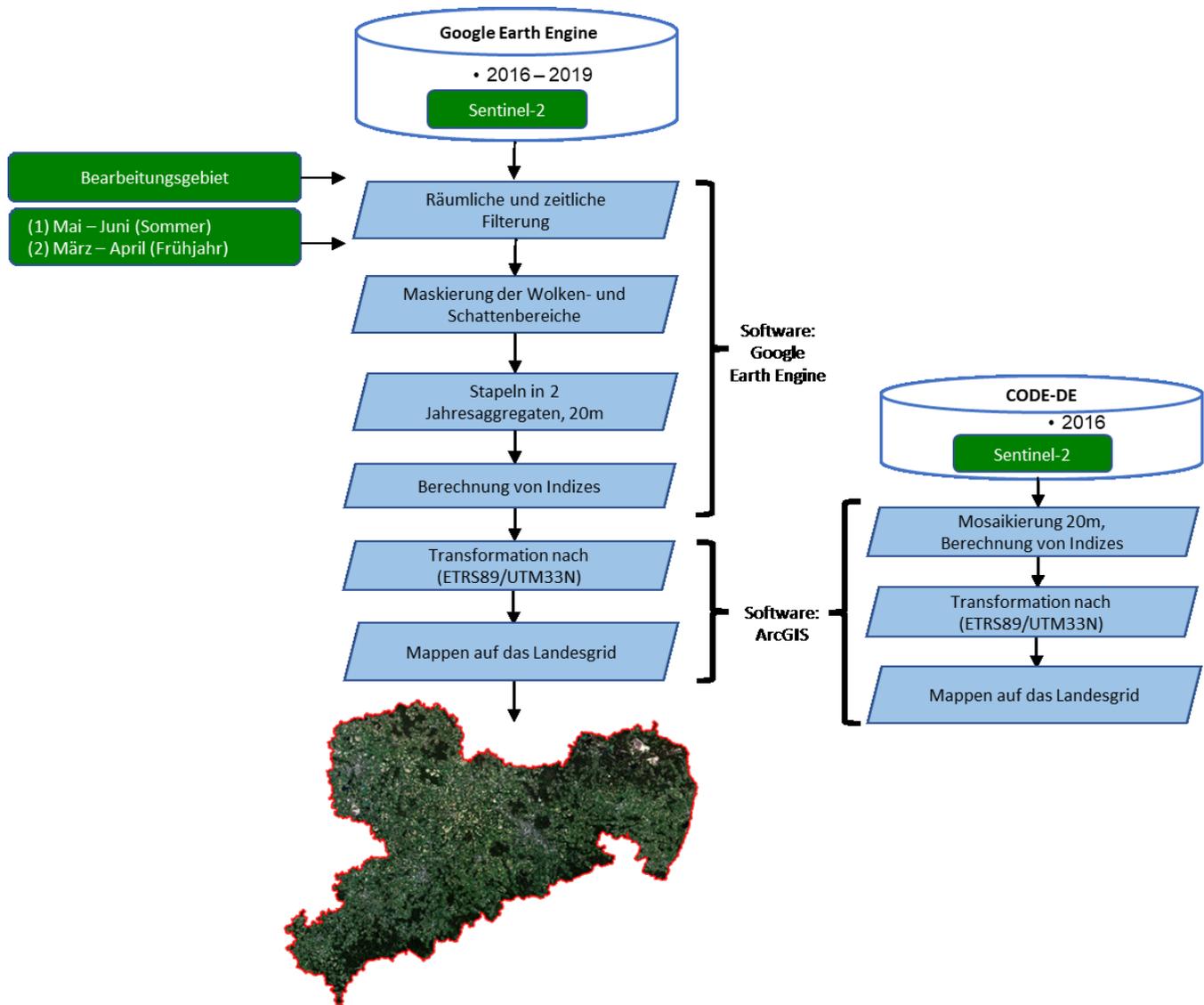


Abbildung 2: Generelle Vorgehensweise der Vorprozessierung der optischen Fernerkundungsdaten

Auswahl, Beschreibung und Prozessierung der Radar-Daten sind in Kapitel 2.2.4 und 2.2.5 erläutert. Abbildung 3 zeigt die generelle Vorgehensweise der Prozessierung der Radar-Daten und der genutzten Software.

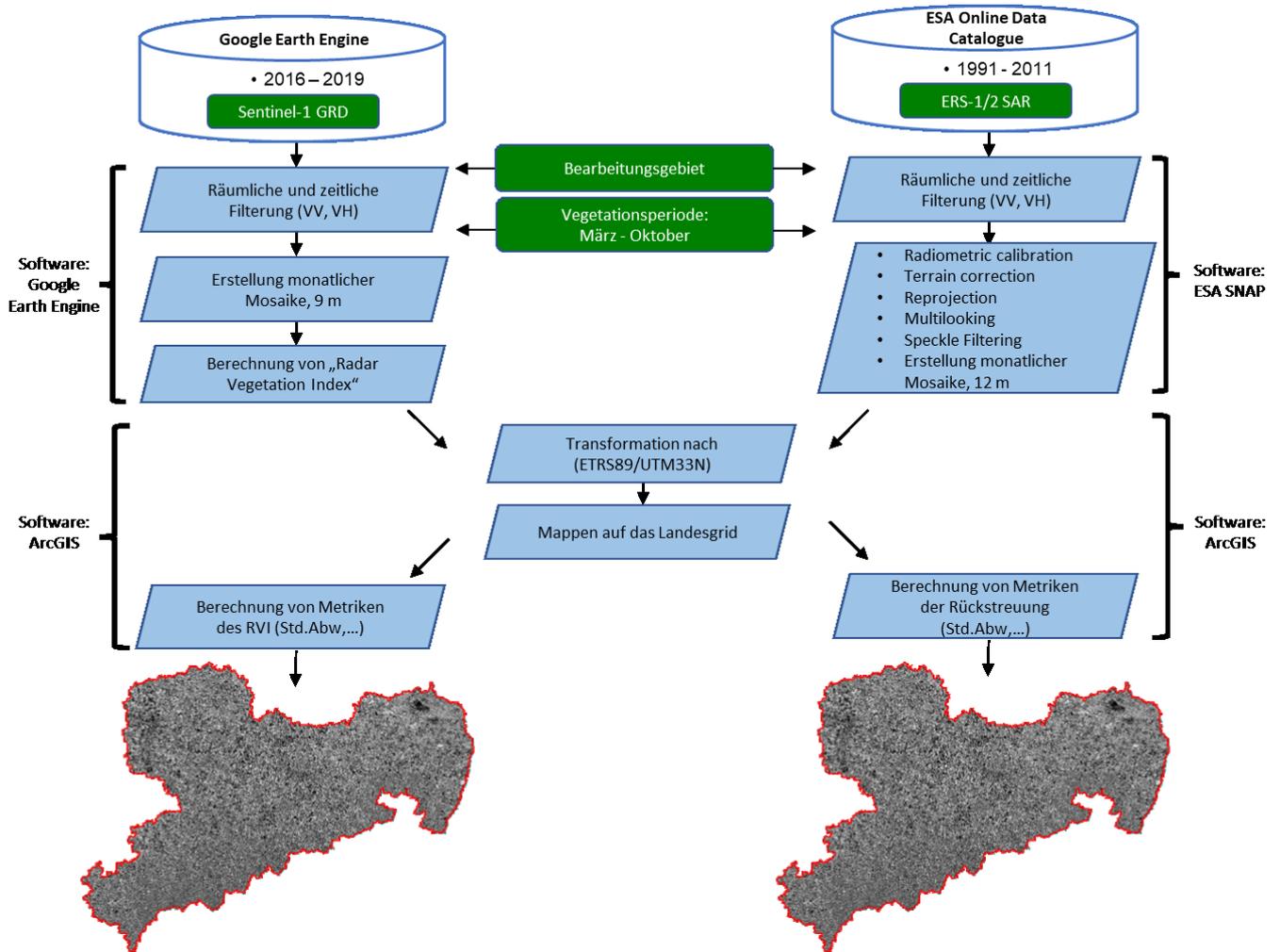


Abbildung 3: Generelle Vorgehensweise der Prozessierung der Radar-Daten

2.2.2 Optische Fernerkundungsdaten: Sentinel-2

Insgesamt wird das Bearbeitungsgebiet von 11 Sentinel-2-Kacheln abgedeckt (Abbildung 4).

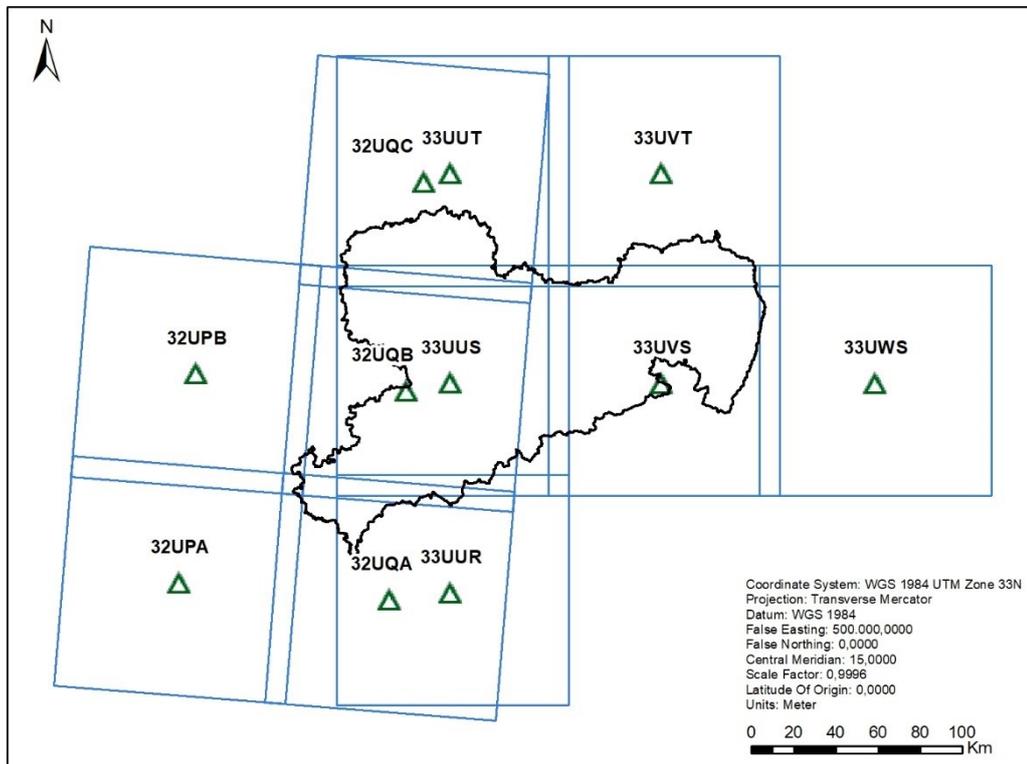


Abbildung 4: Sentinel-2-Kacheln im Bearbeitungsgebiet

Quelle: <https://sentinels.copernicus.eu/web/sentinel/missions/sentinel-2/data-products>

Die Sentinel-2-Daten werden vom Earth Engine Data Catalog (<https://developers.google.com/earth-engine/datasets/catalog/sentinel-2>) heruntergeladen und in entsprechenden Zeitschnitten organisiert. Die Cloud-basierte Computerplattform von Google Earth Engine (GEE) verfügt über Cloud-Dienste, welche einfach und effizient sehr große Datenmengen direkt zugänglich machen (Gorelick, et al., 2017).

Hierzu sind Sentinel-2-Bilder für den Zeitraum 2016 - 2019 frei verfügbar. Zu einer vollständigen Landbedeckungsklassifizierung werden wolken- und schattenfreie Satellitenbilder in Zeiträumen von zwei Jahren (2016 - 2017 und 2018 - 2019) gestapelt. Der Stapel-Prozess erfolgt mit der weit verbreiteten zeitlichen Aggregationsmethode, d. h. mit Hilfe von Medianwerten, die aus Zeitreihenbildern abgeleitet werden (Phan, et al., 2020). Damit beim Stapel-Prozess keine phänologischen Unterschiede und spektralen Artefakte entstehen, werden jeweils in der gleichen Jahreszeit (z. B. Mai – Juni) aufgenommene Bilder ausgewählt. Die Wolken- und Schattenbereiche werden mittels Google Earth Engine-Funktionen wie folgt für die einzelnen Aufnahmen berechnet und vor dem Stapel-Prozess maskiert:

1. Die Funktionen zur Wolken- und Wolkenschattenmaskierung werden mit Hilfe der Bänder B7, B8, B8A, B10 und dem Layer S2_CLOUD_PROBABILITY aus dem Level-1C-Produkt berechnet. Die so identifizierten Wolken- und Schattenbereiche werden maskiert und ausgeschnitten, um sie durch wolken- und schattenfreie Aufnahmen zu ersetzen.

2. Danach wird für jeden Pixel der Medianwert aus den gestapelten wolkenfreien Aufnahmen im betreffenden Zeitfenster berechnet, um das jeweils beste Pixel auszuwählen. Die Verwendung des Mittelwertes (anstelle des Medianwertes) würde insbesondere bei nicht normal verteilten Daten zu einer Überbetonung von z. B. verrauschten Bildern führen.

Somit erfolgt eine farblich ausgewogene Mosaikierung der wolkenfreien Aufnahmen, so dass keine spektralen Unterschiede zwischen den Aufnahmen entstehen. Ein Beispiel ist in Abbildung 5 dargestellt.

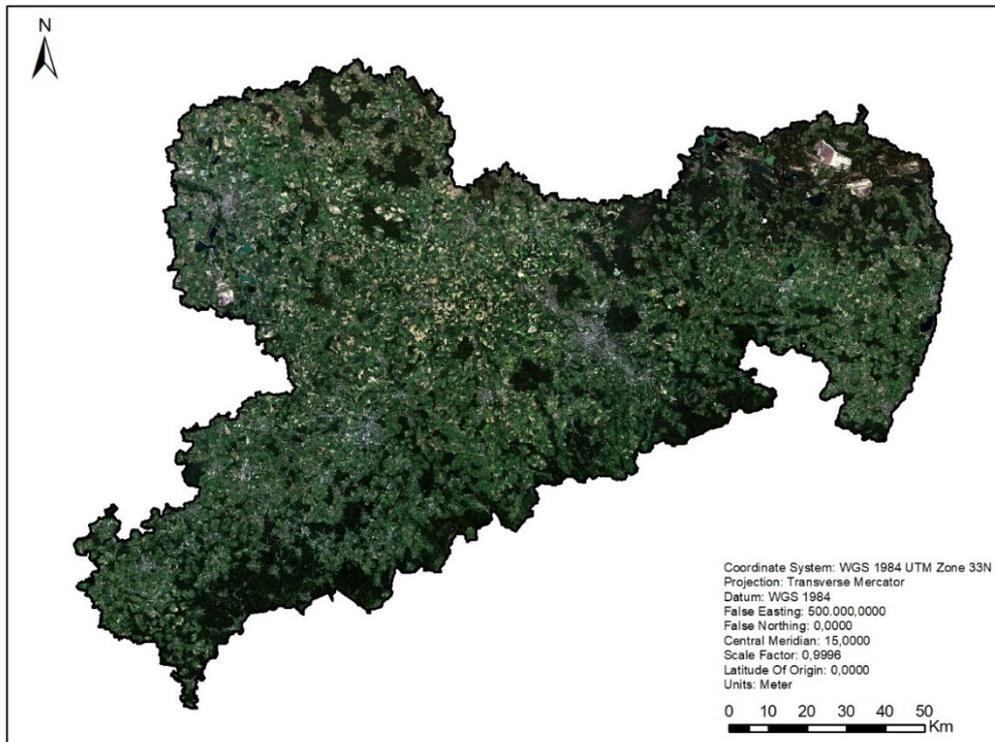


Abbildung 5: Wolkenfreies und farblich ausgewogenes Sentinel-2-Mosaikbild 2019, gestapelt aus Satellitenbildern von 2018 - 2019 über Mai und Juni

Der Earth Engine Data Catalog bietet Level-1C-Bilder ab 2015 und Level-2A-Bilder ab 2017 an. Zur Erzeugung der Klassifizierungsprodukte werden Mosaikrasterdatensätze der Level-2A Bilder verwendet.

Bei der Erzeugung des Mosaiks 2016 - 2017 auf Basis von im Sommer aufgenommenen Bildern wurde festgestellt, dass die in GEE verfügbaren Level-2A-Bilder für den Zeitraum 2016 - 2017 (Sommer) nicht ausreichen, um ein wolken- und schattenfreies Mosaik zu erstellen. Aus diesem Grund werden in diesem Fall ausschließlich die Level-2A-Produkte aus den CODE-DE-Daten des EO-Browsers¹ genutzt.

Durch Maskierung der Wolken- und Schattenbereiche können kleine Lücken in dem berechneten Mosaik entstehen, wenn keine wolkenfreie Aufnahmen in dem ausgewählten Zeitraum vorhanden sind oder wenn fälschlicherweise Sand- und Kiesflächen als Wolken ausmaskiert werden (Abbildung 6). Um diese Fehler zu beseitigen, wurde der Umriss von jedem Mosaik für jeden Zeitraum extrahiert und einzeln auf Lücken geprüft.

¹ Link: <https://code-de.org/de/>

Falls Lücken auftraten, wurden diese wie folgt behandelt:

3. Verlängerung der in Abbildung 2 angegebene Zeitfenster (siehe Tabelle 2) und somit Berücksichtigung von mehr Bildern, um wolkenfreie Aufnahmen einzubeziehen,
4. Anpassung der Maskierungsparameter (Cirrus Layer, Cloud Displacement Index, Probability), so dass Sand/Kiesflächen nicht ausmaskiert werden. Die Schwellwerte zu den angegebenen Parametern wurden empirisch so ermittelt, dass die für diesen Arbeitsschritt irrelevanten Flächen (Sand/Kiesflächen) nicht ausmaskiert werden und die Wolken- und Schattenbereiche zufriedenstellend erfasst werden.

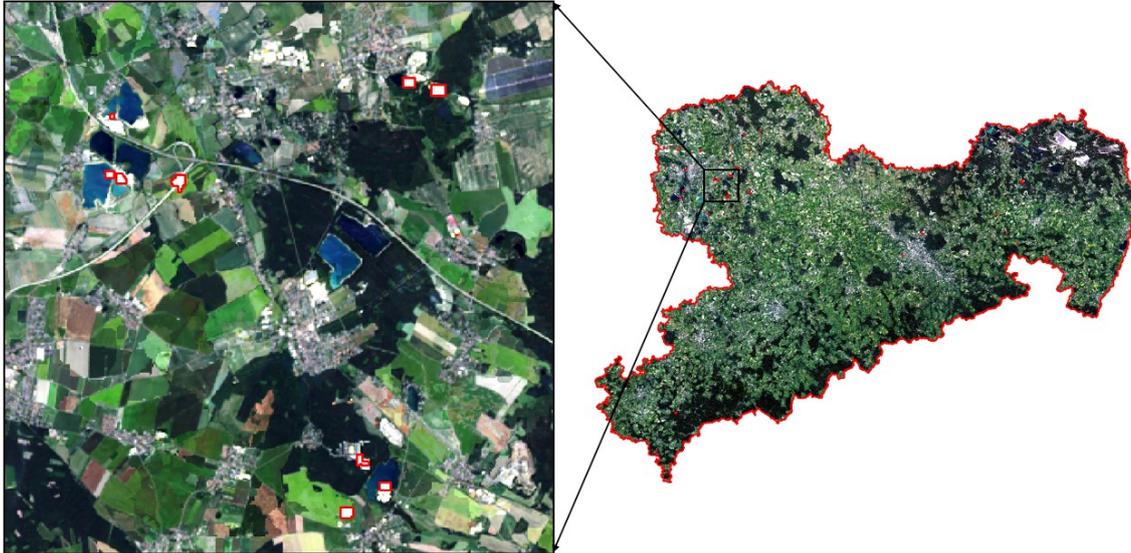


Abbildung 6: Beispiel eines Mosaikbildes mit Lücken

Nach diesem Prinzip wurden Rasterdatensätze für das gesamte Bearbeitungsgebiet mit einer räumlichen Auflösung von 20 m für jeweils 2 Jahre berechnet und in das Koordinatensystem WGS84/UTM33N projiziert.

Für jeden Zeitschnitt werden zwei Rasterdatensätze erstellt:

1. Frühjahr: März – April, Nutzung der 10-m-Bänder: Blau, Grün, Rot und Nah-Infrarot.
2. Sommer: Mai – Juni, Nutzung aller 12 Bänder. Aufnahmen ab Spätfrühling (Mitte Mai) bis zum Eintritt des Hochsommers (Ende Juni), also nach voller Vegetationsentfaltung (mit höchsten Chlorophyllanteilen) und unter Berücksichtigung von Blühaspekten, gewährleisten in der Regel eine optimale Unterscheidung und Kennzeichnung der Vegetationsoberfläche.

Mittels der Zusammenstellung der Aufnahmen von verschiedenen Jahreszeiten können spektrale Unterschiede zwischen Baumarten in Waldstandorten und verschiedenen Vegetationsphasen erfasst werden. (vgl. auch (Townsend & Walsh., 2001)). Aus diesem Grund werden die genannten vier Bänder für den Zeitraum Frühjahr zusätzlich als kontrollierende Merkmale für die Klassifikation genutzt.

Bei den im Frühjahr aufgenommenen Satellitenbildern treten oft Pixel mit Schneebedeckung auf. Diese Pixel wurden ebenfalls nach dem von ESA empfohlenen Algorithmus² identifiziert und ausmaskiert.

² Link: <https://sentinels.copernicus.eu/web/sentinel/technical-guides/sentinel-2-msi/level-2a/algorithm>

Die Anzahl der für die Erstellung der entsprechenden Mosaik genutzten Sentinel-2-Aufnahmen ist in Tabelle 2 dargestellt.

Wenn in dem betreffenden Zeitraum keine wolkenfreien Bilder verfügbar waren, wurden die Zeiträume entsprechend erweitert.

Tabelle 2: Anzahl und Zeitraum der einzelnen Aufnahmen zur Erstellung der Sentinel-2-Mosaik

Zeitschnitt	Produkt	Zeitfenster	Anzahl der Aufnahmen
2018 - 2019	S2 – Level 2A	(I) Mai - Juni	580
		(II) März - April	586
2016 - 2017	S2 – Level 2A	(I) August	8
		(II) März - April	323

Zusätzlich zu den Roh-Bändern wurden verschiedene Indizes (z. B. NDVI, NDWI usw.) berechnet (Tabelle 3). Die Indizes sollen das spektrale Verhalten und die Empfindlichkeit der Merkmale verschiedener Landbedeckungsklassen hervorheben und gleichzeitig störende Faktoren wie die Hintergrundreflexion des Bodens, Richtungseffekte oder atmosphärische Effekte minimieren (Kauth & Thomas, 1976). Durch die verschiedenen Indizes sollen folgende Typen der Landbedeckung besser erkannt werden:

1. Vegetationsflächen: Indizes NDVI und SAVI z. B. nach (Silva, et al., 2020),
2. Wasserflächen: Index mNDWI z. B. nach (Du, et al., 2016),
3. Feuchte Vegetationsflächen: Index vNDWI (abgeleitet aus dem Nah-Infrarot- (NIR) und Kurzwellen-Infrarot-Kanälen (SWIR)). Durch die Kombination von NIR und SWIR kann die Bestimmung des Wassergehalts der Vegetation erfolgen (Ceccato, et al., 2001),
4. Bebaute Flächen: Index NDBI z. B. nach (Zha, et al., 2003) und (Hidayati, et al., 2018),
5. Unterscheidung der Waldflächen von sonstigen ähnlichen Vegetationsflächen: Canopy shadow Index (SI), nach (Abdollahnejad, et al., 2017),
6. Extrahieren der Informationen über Vegetation und Boden in großen Flächen zur Differenzierung der Landbedeckung: Tasseled Cap – Transformationen, nach (Crist & Cicone, 1984).

Die Eignung der ausgewählten Indizes zur Differenzierung der Landbedeckungsklassen wird getestet und darauf aufbauend das finale Klassifikationsschema entwickelt (siehe Kapitel 3).

Tabelle 3: Wichtige Indizes und deren Berechnungsformeln für die Sentinel-2-Daten

Indices	Name	Formeln (https://www.indexdatabase.de/)	Quelle
NDVI	Normalized Difference Vegetation Index	$(\text{NIR} - \text{RED}) / (\text{NIR} + \text{RED})$	(Rouse, et al., 1973), (Silva, et al., 2020)
SAVI	Soil Adjusted Vegetation Index	$(\text{NIR} - \text{RED}) / (\text{NIR} + \text{RED} + 0,5) * (1,5)$	(Huete, 1988), (Silva, et al., 2020)
vNDWI	NDWI (water content of leaves)	$(\text{NIR} - \text{SWIR1}) / (\text{NIR} + \text{SWIR1})$	(Gao, 1996), (Ceccato, et al., 2001)
mNDWI	NDWI (water content in water bodies)	$(\text{GREEN} - \text{SWIR1}) / (\text{GREEN} + \text{SWIR1})$	(Xu, 2006), (Du, et al., 2016)
NDBI	Normalized Difference Built-Up Index	$(\text{SWIR1} - \text{NIR}) / (\text{SWIR1} + \text{NIR})$	(Zha, et al., 2003), (Hidayati, et al., 2018)
SI	Canopy shadow index	$((1 - \text{GREEN}) * (1 - \text{RED})) ^ {1/2}$	(Rikimaru, et al., 2002), (Abdollahnejad, et al., 2017)
TCapW	Tasseled Cap – wetness	$0,1509 * \text{BLUE} + 0,1973 * \text{GREEN} + 0,3279 * \text{RED} + 0,3406 * \text{NIR} - 0,7112 * \text{SWIR1} - 0,4572 * \text{SWIR2}$	(Kauth & Thomas, 1976), (Crist & Cicone, 1984)
TCapV	Tasseled Cap – greenness	$-0,2848 * \text{BLUE} - 0,2435 * \text{GREEN} - 0,5436 * \text{RED} + 0,7243 * \text{NIR} + 0,0840 * \text{SWIR1} - 0,1800 * \text{SWIR2}$	(Kauth & Thomas, 1976), (Crist & Cicone, 1984)

2.2.3 Optische Fernerkundungsdaten: Landsat

Das Bearbeitungsgebiet wird von 8 Landsat-Kacheln in Descending Orbit abgedeckt (Abbildung 7).

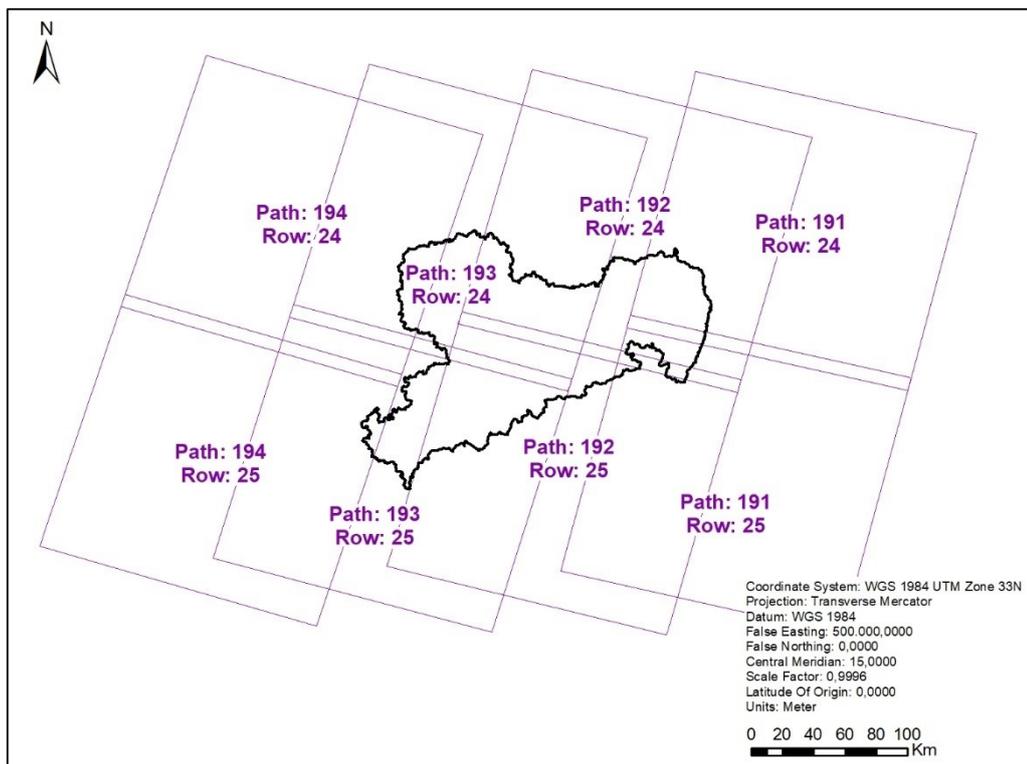


Abbildung 7: Landsat-Kacheln in dem Bearbeitungsgebiet

Die Landsat-Daten (5, 7, 8) werden vom Earth Engine Data Catalog³ heruntergeladen und in entsprechenden Zeitschnitten mittels des Google Earth Engine organisiert (Gorelick, et al., 2017).

Zur Erstellung des endgültigen Mosaiks eines jeden Zeitschnitts (Tabelle 4) wurden die durch Wolken und Schatten bedeckten Bereiche ausmaskiert, die Aufnahmen gestapelt, und das jeweils zu nutzende Pixel über den Medianwert bestimmt (Methodik wie bei Korrektur der Sentinel-Daten).

³ Link: <https://developers.google.com/earth-engine/datasets/catalog/landsat>

Tabelle 4: Generierung der optischen Fernerkundungsdaten für Landsat in 3-Jahresaggregaten für den Zeitraum 1985 – 2020

Zeitschnitt 1	1985 - 1987	Zeitschnitt 7	2003 - 2005
Zeitschnitt 2	1988 - 1990	Zeitschnitt 8	2006 - 2008
Zeitschnitt 3	1991 - 1993	Zeitschnitt 9	2009 - 2011
Zeitschnitt 4	1994 - 1996	Zeitschnitt 10	2012 - 2014
Zeitschnitt 5	1997 - 1999	Zeitschnitt 11	2015 - 2017
Zeitschnitt 6	2000 - 2002	Zeitschnitt 12	2018 - 2020

Die Untersuchungszeit (1985 - 2020) wird von Bildern aus 3 Landsat-Missionen abgedeckt (siehe Abbildung 8). Aufgrund des Defektes des Scan Line Correction (SLC)-Instruments, welches die Vorwärtsbewegung der Satellitenplattform ausgleicht, sind die Daten des Sensors Landsat-7 ETM+ nur bedingt nutzbar (Höfer, 2007). Aus diesem Grund wurden für die Landbedeckungsklassifikation Daten des Sensors Landsat-5 bis 2011 und Landsat-8 ab 2013 verwendet.

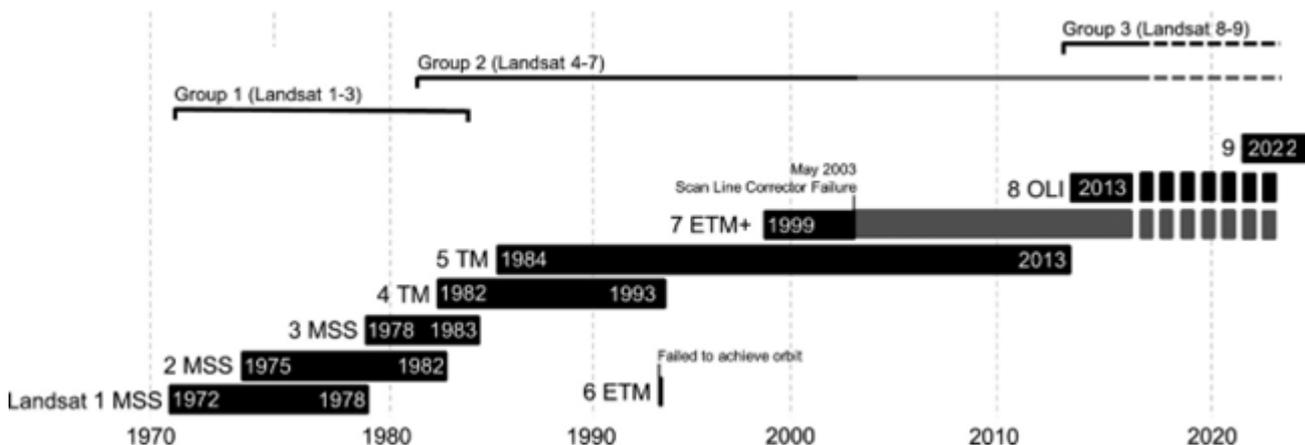


Abbildung 8: Landsat-Satellitenmissionen

Quelle: <https://esajournals.onlinelibrary.wiley.com/doi/full/10.1002/ecy.1730>

Die Spektralbänder der Landsat-Missionen unterscheiden sich grundlegend sowohl untereinander als auch von den Sentinel-2-Daten wie folgt:

1. Spektrale Auflösung:
2. Anzahl der Bänder,
3. Lage der Central Wavelength,
4. Radiometrische Auflösung und
5. Räumliche Auflösung.

Tabelle 5 zeigt die Zusammenstellung der in diesem Vorhaben genutzten Bänder der Landsat-5-, Landsat-8- und Sentinel-2-Satellitendaten.

Tabelle 5: Zusammenstellung von Landsat-5-, Landsat-8- und Sentinel-2-Satellitendaten

L5 Band		Central Wavelength	Res. (m)	L8 Band		Central Wavelength	Res. (m)	S2 Band		Central Wavelength	Res. (m)
				1	C/A	0,443	30	1	C/A	0,443	60
1	Blue	0,485	30	2	Blue	0,482	30	2	Blue	0,494	10
2	Green	0,560	30	3	Green	0,561	30	3	Green	0,560	10
3	Red	0,660	30	4	Red	0,655	30	4	Red	0,665	10
								5	VRE	0,704	20
								6	VRE	0,740	20
								7	VRE	0,781	20
								8	NIR	0,834	10
4	NIR	0,830	30	5	NIR	0,865	30	8A	NIR	0,864	20
								9	WV	0,944	60
				9	Cirrus	1,373	30	10	Cirrus	1,375	60
5	SWIR	1,650	30	6	SWIR	1,609	30	11	SWIR	1,612	20
7	SWIR	2,215	30	7	SWIR	2,201	30	12	SWIR	2,194	20
				8	Pan	0,590	15				
6	TIR	11,450	60	10	TIRS	10,895	100				
				11	TIRS	12,005	100				

Die Rasterdatensätze für die Jahre 1985 - 2020 wurden für das gesamte Bearbeitungsgebiet mit einer räumlichen Auflösung von 30 m in 3-Jahresaggregaten berechnet.

Ähnlich wie in Kapitel 2.2.2 beschrieben, werden die Landsat-Rasterdatensätze für jeweils zwei Zeitepochen erstellt:

1. Frühjahr: März – April, Nutzung der 30 m-Bänder: Blau, Grün, Rot und Nah-Infrarot.
2. Sommer: Mai – Juni, Nutzung aller 6 Bänder.

Wenn in dem betreffenden Zeitraum keine wolkenfreien Bilder verfügbar waren, wurden die Zeiträume entsprechend erweitert.

Zur Identifizierung der Wolken-, Schatten- und Schneegebiete bei Landsat-8 werden die mittels des CFMask Algorithmus (Foga, et al., 2017) berechneten Layer 3 – Layer 6 (Abbildung 9) genutzt. Ähnlich werden bei Landsat-7 und Landsat-5 jeweils die Layer 3 - Layer 5 genutzt.

Landsat 8 OLI/TIRS		Landsat 7 ETM+, Landsat 4-5 TM	
Bit	Description	Bit	Description
0	Designated Fill	0	Designated Fill
1	Terrain Occlusion	1	Dropped Pixel
2	Radiometric Saturation	2	Radiometric Saturation
3	Cloud	3	Cloud
4	Cloud Shadow	4	Cloud Shadow
5	Snow/Ice	5	Snow/Ice
6	Cirrus	6	Unused
7	Unused	7	Unused

Abbildung 9: Datenebenen zur Qualitätsbestimmung der Landsat-Daten (Surface Reflectance Collection, Quality Images Designations)

Quelle: <https://www.usgs.gov/core-science-systems/nli/landsat/landsat-collection-1-level-1-quality-assessment-band>

Der Anzahl der genutzten Landsat-Aufnahmen für die Erstellung der entsprechenden Mosaik ist in Tabelle 6 dargestellt. Bei Erzeugung der Mosaik 2012 - 2014 auf Basis von im Frühjahr aufgenommenen Bildern wurden Landsat-7-Bilder einbezogen, da die ersten geeigneten Landsat-8-Bilder erst ab Mai 2013 verfügbar sind.

Tabelle 6: Anzahl und Zeitraum der einzelnen Aufnahmen zur Erstellung der Landsat-5/7/8-Mosaik

Zeitraum	Produkt	Zeitfenster	Anzahl der Aufnahmen
2018 – 2020	L8 – Surface Reflectance	(I) Mai - Juni	76
		(II) März - April	75
2015 – 2017	L8 – Surface Reflectance	(I) Mai - Juni	71
		(II) März - April	59
2012 – 2014	L8 – Surface Reflectance	(I) Mai - Juni	35
	L8 – Surface Reflectance L7 – Surface Reflectance	(II) März - April	40 43
2009 – 2011	L5 – Surface Reflectance	(I) April - Juni	73
		(II) März - April	37
2006 – 2008	L5 – Surface Reflectance	(I) Mai - Juni	49
		(II) März - April	19
2003 – 2005	L5 – Surface Reflectance	(I) März - Juni	84
		(II) Februar – April	31
2000 – 2002	L5 – Surface Reflectance	(I) Mai - Juni	36
		(II) Februar – Mai	33
1997 – 1999	L5 – Surface Reflectance	(I) Mai - Juni	53
		(II) März - April	35
1994 – 1996	L5 – Surface Reflectance	(I) Mai - Juni	43
		(II) März - April	43
1991 – 1993	L5 – Surface Reflectance	(I) April - Juli	103
		(II) März - April	47
1988 – 1990	L5 – Surface Reflectance	(I) April - Juli	91
		(II) Februar – April	52
1985 – 1987	L5 – Surface Reflectance	(I) April - Juli	76
		(II) März - April	40

Zusätzlich zu den Rohbändern wurden die in Tabelle 3 erläuterten Indizes auf Basis der Landsat-Daten berechnet.

2.2.4 Radar-Fernerkundungsdaten: Sentinel-1

Zur Differenzierung verschiedener Vegetationsarten nach der CORINE-Nomenklatur müssen die zeitlichen Veränderungen der Vegetationsflächen über die Vegetationsperiode (März - Oktober) analysiert werden. Zur Verfolgung der Wachstumszyklen auf Dauergrünland und Acker können deshalb optische Daten sicherlich genutzt werden (Kanjir, et al., 2018). Da flächendeckende wolkenfreie Mosaikmonate nicht erzeugbar sind sowie aufgrund der Größe und klimatischen Vielfalt des Bearbeitungsgebietes, kann dieses Verfahren hier nicht eingesetzt werden.

Als Alternative können Veränderungsanalysen der sich entwickelnden Vegetation mittels Radar-Daten, die unabhängig von Helligkeit und Wolkenbedeckung sind, erfolgen. Dieses Verfahren nutzt die sich ändernde Rückstreuung verschiedener Vegetationszustände (z. B.: aufgegangene Saat, Wiese, gemähte Wiese).

Für den Zeitraum 2016 - 2020 stehen die Sentinel-1-Radar-Satellitendaten kostenfrei zur Verfügung. Die Sentinel-1-Satelliten verfügen über ein C-Band Radarinstrument (SAR) und haben eine Wiederholrate von 6 Tagen mit zwei Satellitenkonstellationen und 12 Tagen mit nur einem Satelliten⁴.

Zur Analyse der Wachstumszyklen der Vegetation werden die Level-1 Ground Range Detected (GRD) Produkte mit dualer Polarisation (VV + VH) verwendet. Die GRD-Produkte enthalten die detektierten Backscatteramplituden in einer 9 m (range - across track) x 9 m (azimuth - along track) Bodenauflösung. Die duale Polarisation ermöglicht die Ableitung der Vegetationsindizes, die besonders geeignet zur Ausführung von Vegetationsanalysen sind.

Die Korrekturen zur weiteren Datenvorbereitung der GRD-Produkte folgen der unter GEE⁵ und (Filipponi, 2019) erläuterten Vorgehensweise. Detailliertere Informationen zu den Sentinel-1-Produkten können der ESA-Webseite⁶ entnommen werden.

Die Sentinel-1-Daten wurden vom Earth Engine Data Catalog⁷ heruntergeladen und monatlich über die Vegetationsperiode in entsprechenden Zeitschnitten organisiert (Gorelick, et al., 2017). Die monatlichen Mosaikmonate wurden für die Jahre 2016 und 2019 über Mittelwertbildung erstellt und in die Auswertung zur Landbedeckungsklassifizierung im Zeitraum 2015 - 2020 integriert (Tabelle 7). Dabei muss der lokale Einfallswinkel (Line-of-Sight (LOS)) der Radar-Aufnahmen identisch sein. Deshalb wurden nur Sentinel-1-Aufnahmen mit dem gleichen Orbitpass (absteigend) sowie der gleichen relativen Orbitnummer (95) genutzt.

⁴ Link: <https://www.d-copernicus.de/daten/satelliten/satelliten-details/news/sentinel-1/>

⁵ Link: <https://developers.google.com/earth-engine/guides/sentinel1>

⁶ Link: <https://sentinel.esa.int/web/sentinel/user-guides/sentinel-1-sar/>

⁷ Link: https://developers.google.com/earth-engine/datasets/catalog/COPERNICUS_S1_GRD

Tabelle 7: Schema der Einbeziehung der Sentinel-1-Radar-Fernerkundungsdaten

Sentinel-1	Sentinel-2	Landsat
2016 (März – Oktober)	2016 - 2017	2015 - 2017
2019 (März – Oktober)	2018 - 2019	2018 - 2020

Die Sentinel-1-Daten werden nicht in einem bestimmten Kachel-Gitternetz wie die optischen Fernerkundungsdaten aufgenommen. Das Grid ist vielmehr unregelmäßig, deckt aber trotzdem das Bearbeitungsgebiet monatlich flächendeckend ab. Für das Bearbeitungsgebiet stehen monatlich insgesamt ca. 60 Sentinel-1-Aufnahmen für 2019 (mit zwei Satelliten) und ca. 30 Sentinel-1-Aufnahmen für 2016 (mit nur einem Satelliten) zur Verfügung. Die Anzahl der genutzten Sentinel-1-Aufnahmen mit dem gleichen Orbitpass (absteigend) sowie der gleichen relativen Orbitnummer (95) beträgt für 2019 etwa acht bis zehn und für 2016 etwa vier bis sechs. Die einzelnen Aufnahmen decken die Untersuchungsgebiet komplett ab. Die monatlichen Mosaik werden über Mittelwertbildung über das gesamte Bearbeitungsgebiet gerechnet und mittels Resampling-Verfahren Nearest Neighbor mit den GEE-Funktionen⁸ auf ein 20-m-Grid gemappt.

Aus diesen monatlichen Sentinel-1-Mosaiken wird mit Hilfe des Polarisation-Modes der Radar Vegetation Index (RVI) nach folgender Formel, veröffentlicht auf dem (Nasirzadehdizaji, et al., 2019), abgeleitet:

$$RVI = \frac{4 * VH}{VV + VH} \quad (1)$$

VV Vertical-Vertical Polarisation

VH Vertical-Horizontal Polarisation

Die RVI Werte schwanken zwischen 0 und 4, wobei 0 keine Vegetationsbedeckung und 4 vollständige Vegetationsbedeckung bedeutet. Abbildung 10 zeigt die so berechneten RVI-Werte für das Jahr 2018 für eine ausgewählte Fläche von ca. 30 km². Durch den RVI-Index lassen sich die unterschiedlichen Bewirtschaftungsarten und Erntezeiten abbilden.

⁸ Link: <https://developers.google.com/earth-engine/guides/scale>

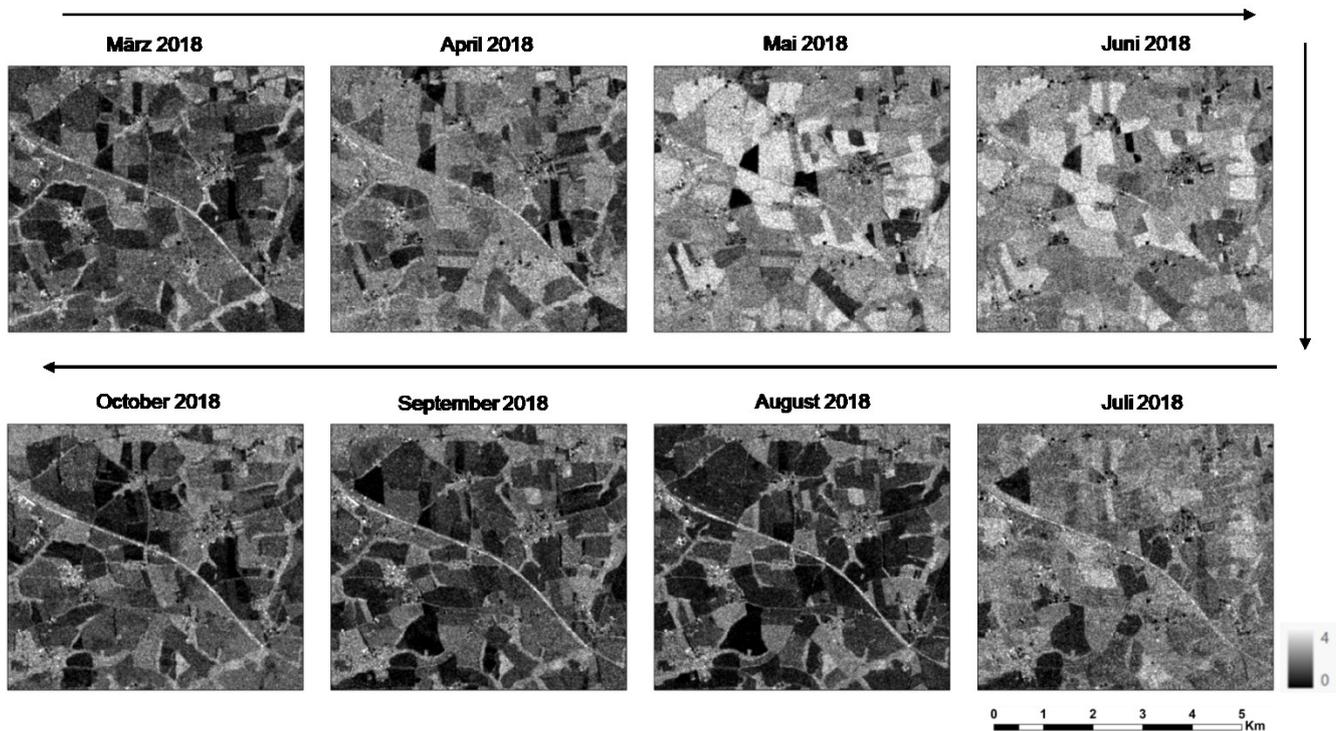


Abbildung 10: Monatliche RVI-Mosaik des Jahres 2018 für eine ausgewählte Fläche von ca. 30 km²

Mit diesem Verfahren können Vegetationsveränderungen innerhalb der Vegetationsperiode gut erfasst werden.

Abbildung 11 zeigt die Medianwerte des RVI-Verlaufs für etwa 15 - 20 ausgewählte Flächen der jeweiligen CORINE-Klassen 211: Nicht bewässertes Ackerland, 221: Weinbauflächen, 222: Obst- und Beerenobstbestände, 231: Wiesen und Weiden und 321: Natürliches Grünland, welche mit Hilfe von ATKIS-Daten (2018) identifiziert wurden. Während die Entwicklung des Ackerlandes vor und nach der Ernte starke Unterschiede in den RVI-Profilen aufweist, sind diese in den Grünlandflächen deutlich geringer.

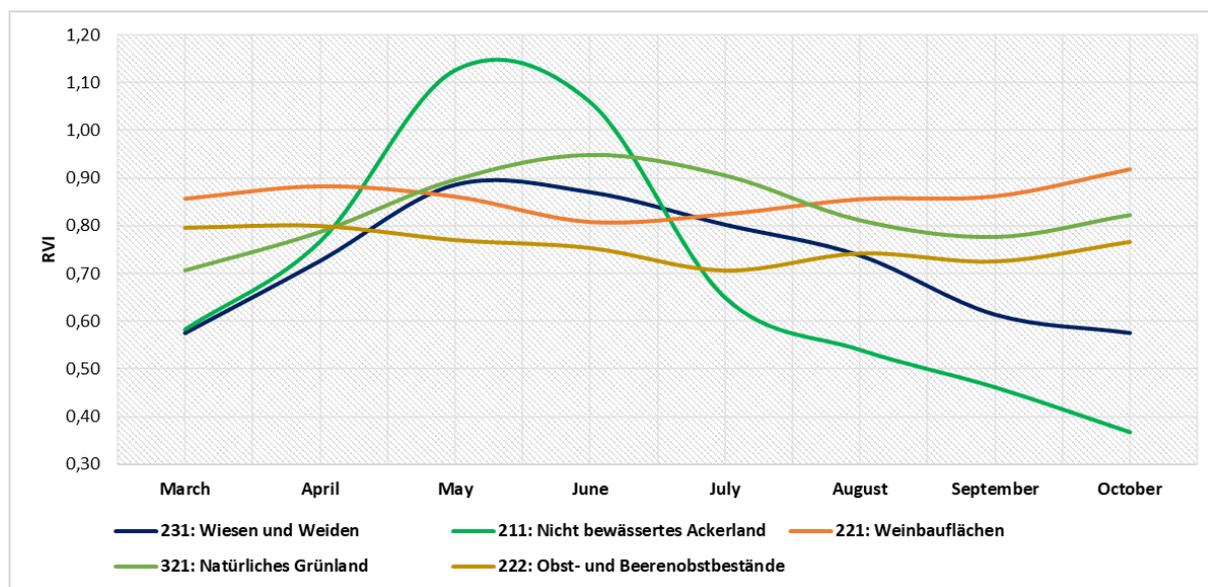


Abbildung 11: RVI-Medianwerte-Profile der CLC-Klassen der Grünpixel über die Vegetationsperiode März bis Oktober in Jahr 2018 (mit Berücksichtigung 15-20 Flächen pro CLC-Klasse)

Die CORINE-Klassen 221: Weinbauflächen und 222: Obst- und Beerenobstbestände sind mittels dieses Verfahrens nicht klar unterscheidbar, weil diese Flächen nicht komplett abgeerntet werden, sondern nur Früchte gepflückt oder Pflanzenteile entnommen werden. Somit weist hier der RVI-Verlauf keine starken Unterschiede über die Vegetationsperiode von Weinbauflächen und Obst- und Beerenobstbestände auf.

Die Abbildung 12 zeigt die RVI-Standardabweichungswerte für das Jahr 2018 über eine ausgewählte Fläche im Südosten des Bearbeitungsgebietes. Zur Validierung wurde der ATKIS-Layer für das Jahr 2018 hinzugefügt. Es ist deutlich zu sehen, dass die ATKIS-Ackerlandflächen (in Gelb) aufgrund der größeren Streuung der Werte auch höhere Standardabweichungen als die ATKIS-Grünlandflächen (in Grün) aufweisen.

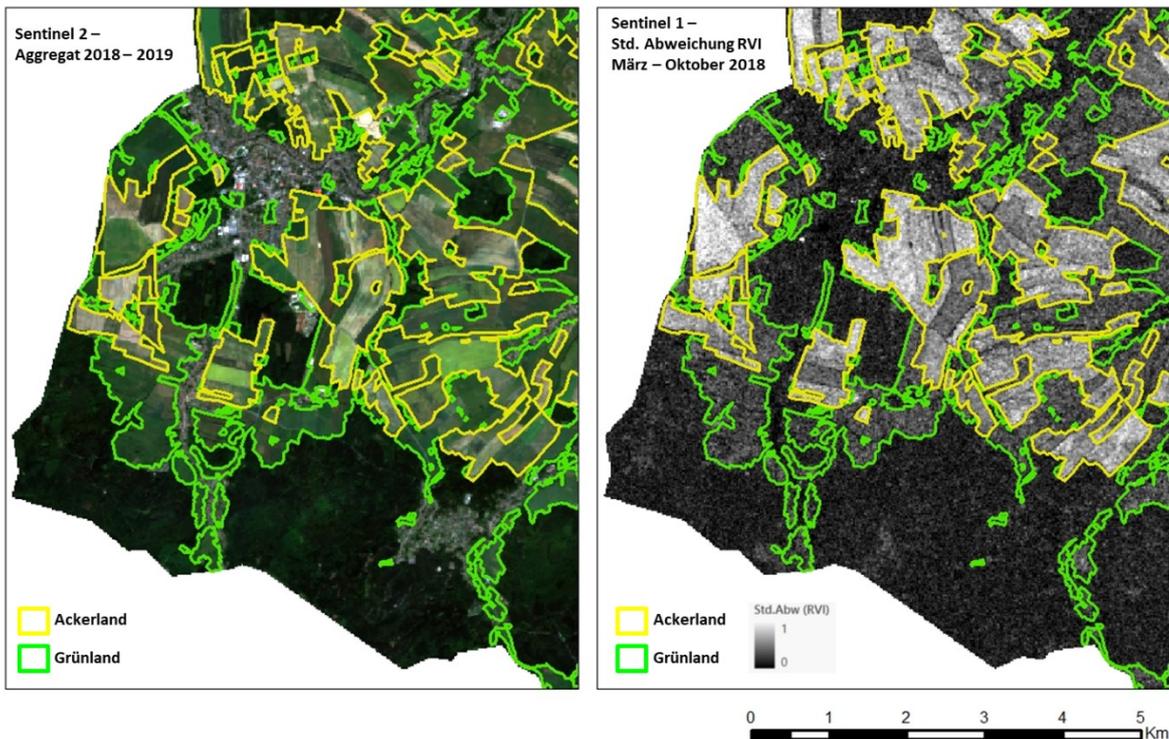


Abbildung 12: Sentinel-2-RGB-Bild (links) und Standardabweichung des RVI für die CLC-Klassen 231: Wiesen und Weiden und 211: Nicht bewässertes Ackerland.

Abbildung 13 zeigt die Histogramme der RVI-Standardabweichung und der RVI-Spannweite für das Jahr 2018 über die gesamte Landesfläche auf Basis von ATKIS-Daten. Deutlich zeigt sich, dass diese beiden Parameter zur Differenzierung von Acker- und Grünland verwendet werden können. Möglich wäre aber z. B. auch die Anwendung von Quotienten (Max/Min). Die entsprechenden Histogramme der minimalen und maximalen Werte des RVI über die Vegetationsperiode für das Jahr 2018 sind in Abbildung 14 dargestellt. Nach der Erntezeit verfügen die Ackerlandflächen über deutliche geringere RVI-Werte als die Grünlandflächen.

Im Gegensatz dazu unterscheiden sich die maximalen RVI-Werte der Ackerlandflächen innerhalb der Vegetationsperiode kaum von denen der Grünlandflächen (Abbildung 14). Daraus ergibt sich, dass nur die Minima des RVI zur Differenzierung der Grünpixel in Acker- und Grünland verwendet werden können.

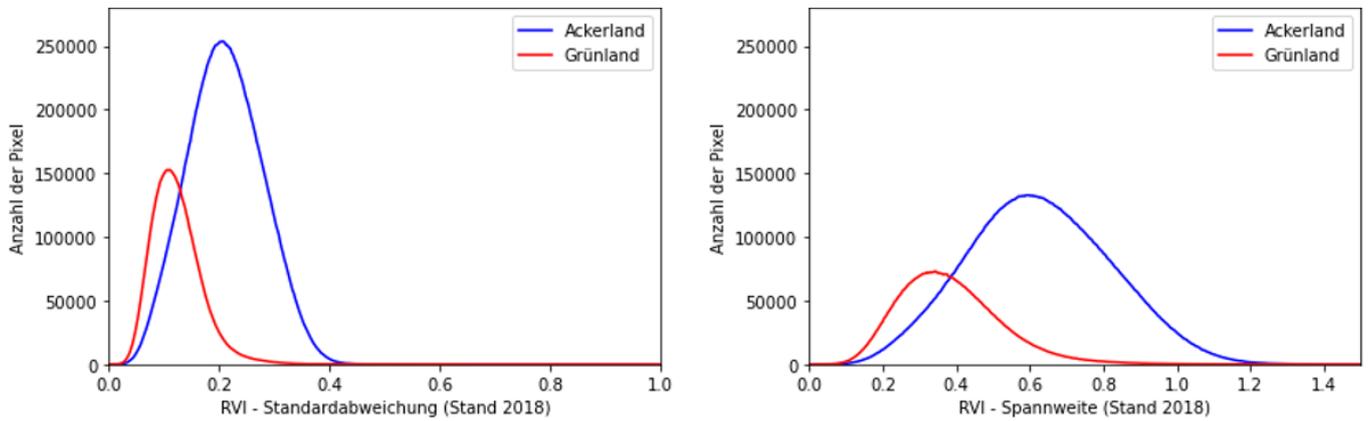


Abbildung 13: Histogramme der zeitlichen Standardabweichung und der Spannweite des RVI für die CLC-Klassen 231: Wiesen und Weiden und 211: Nicht bewässertes Ackerland auf Basis der ATKIS-Daten für das Jahr 2018

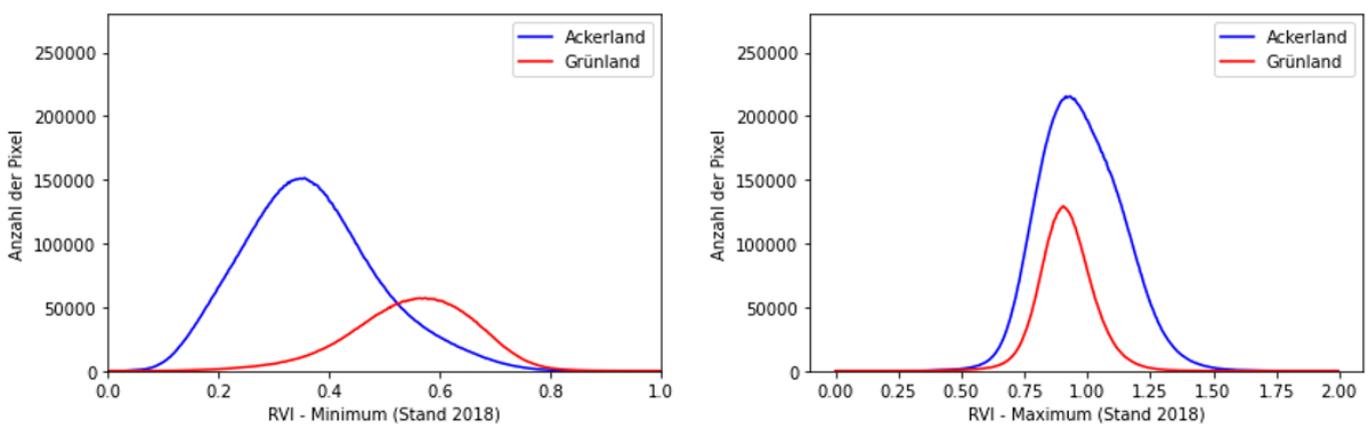


Abbildung 14: Histogramme der zeitlichen Minima und Maxima des RVI für die CLC-Klassen 231: Wiesen und Weiden und 211: Nicht bewässertes Ackerland auf Basis der ATKIS-Daten für das Jahr 2018

Verschiedene Bewirtschaftungsarten und Erntezeiten können durch die Zusammenstellung von Radaraufnahmen über die Vegetationsperiode erkannt werden.

Abbildung 15 zeigt den Vergleich zwischen dem RGB-Bild für Sommer 2018-2019 (links) und dem RVI-Wert berechnet als farbiges Komposit aus den Radar-Aufnahmen (Sentinel-1) für Mai, Juni (vor der Ernte) und August (nach der Ernte) über eine von Ackerland dominierte Fläche bei Döbeln. Dabei wurde R (rot) für Mai, G (grün) für Juni und B (blau) für August verwendet, und daraus das entsprechende Komposit berechnet. Die Vielfalt der Farben zeigt die komplexe Struktur und Heterogenität der Bewirtschaftungsarten und Erntezeiten, wobei die ganz konkrete Bewirtschaftungsart unbekannt bleibt. Deshalb ist Nutzung der einzelnen Zeitschnitte der Radar-Aufnahmen für die Differenzierung von Acker- und Dauergrünland ungeeignet. Dagegen bietet die zeitliche Varianz der Radar-Daten, die bei Grünland deutlich geringer ist als bei Ackerland (Abbildung 13 und Abbildung 14), eine gute Interpretationsgrundlage an.

Für die weitere Auswertung erfolgt die Differenzierung von Ackerland und Dauergrünland mittels der Parameter Standardabweichung, Spannweite und Minima des RVI. Die Berechnung erfolgt pixelweise über die Vegetationsperiode (d. h. jeweils 8 Werte (= Monate März bis Oktober) je Pixel).

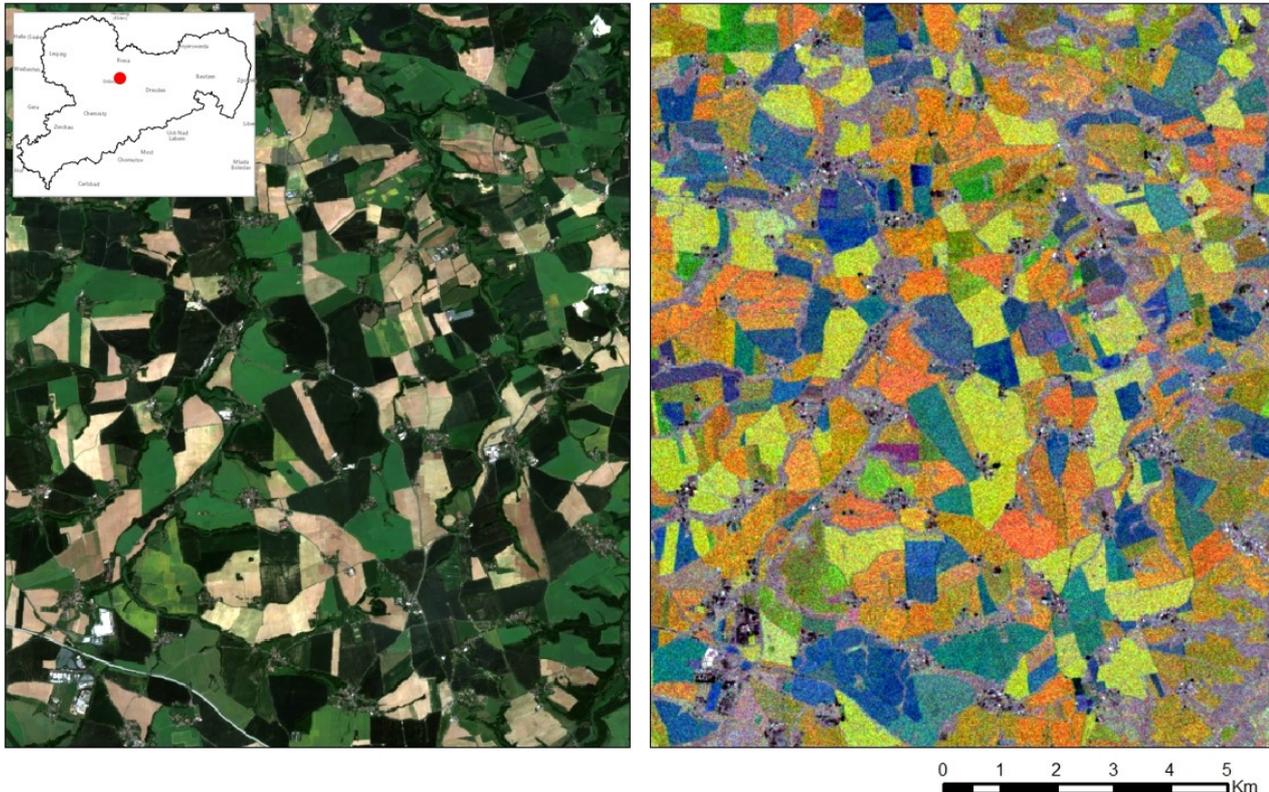


Abbildung 15: RGB-Bild der Sentinel-2-Aufnahmen 2018 - 2019 (Sommer, links) und Komposit der RVI-Werte der monatlichen Radar-Aufnahmen (Sentinel-1) für Mai, Juni und August (rechts)

2.2.5 Radar-Fernerkundungsdaten: ERS-1/2

Für den Zeitraum 1991 – 2011 stehen die Daten der European Remote Sensing Satelliten ERS-1 ab 1991 und ERS-2 ab 1995 kostenfrei zur Verfügung (<http://esar-ds.eo.esa.int/sxcat>). Die ERS-Satelliten verfügen über ein C-Band- Radarinstrument (SAR) und haben eine mittlere Wiederholrate von 35 Tagen⁹. Dabei liegt die Wiederholrate von ERS-1 zwischen 3 und 168 Tagen und von ERS-2 zwischen 3 und 35 Tagen.

Zur Analyse der Wachstumszyklen der Vegetation werden die SAR IM Precision L1 (IMP)-Produkte verwendet. Da diese nur eine VV-Polarisation beinhalten, können daraus keine Ableitungen der Vegetationsindizes berechnet werden. Die IMP-Produkte stellen das Backscatter in einer 12,5 m (range - across track) x 12,5 m (azimuth - along track) Bodenaufösung dar.

An den IMP-Produkten wurden folgende Korrekturen mit Hilfe der SNAP Toolbox der ESA vorgenommen:

1. Radiometric calibration: Berechnung der Intensität der Rückstreuung mithilfe von Sensorkalibrierungsparametern,
2. Terrain correction: mithilfe des SRTM 30-Geländemodells,
3. Reprojection: mithilfe des WGS84-Erdellipsoidmodells,
4. Multilooking: ermöglicht quadratische Pixel
5. Speckle Filtering: ermöglicht die Reduzierung des Speckle-Rauschens

Weitere Informationen zu den ERS-1/2-IMP-Produkten sind auf der ESA-Webseite¹⁰ zu finden.

⁹ Link: <https://earth.esa.int/eogateway/missions/ers/description>

¹⁰ Link: https://earth.esa.int/eogateway/catalog/ers-1-2-sar-im-precision-l1-sar_imp_1p-

Das Bearbeitungsgebiet wird von insgesamt sechs Orbits abgedeckt. Aus diesem Grund und der begrenzten Anzahl der verfügbaren Aufnahmen wurden in diesem Fall nur ERS-1/2-Aufnahmen mit dem gleichen Orbitpass (aufsteigend), aber mit verschiedenen relativen Orbitnummern zur Verfolgung der Entwicklung der Vegetationsflächen einbezogen. Die monatlichen Mosaikereihen werden nach dem in Tabelle 8 gezeigten Schema berechnet und in die Auswertung integriert. Da für den Zeitraum 1985 - 1990 keine Radar-Daten vorhanden sind, werden hierfür die ERS-1/2-Radar-Fernerkundungsdaten von 1992 genutzt.

Tabelle 8: Einbeziehung der ERS-1/2-Radar-Fernerkundungsdaten in die Auswertung

ERS-1/2	Landsat
1992 (139 Aufnahmen)	1985 - 1987
1992 (139 Aufnahmen)	1988 - 1990
1992 (139 Aufnahmen)	1991 - 1993
1995 (328 Aufnahmen)	1994 - 1996
1998 (231 Aufnahmen)	1997 - 1999
2001 (285 Aufnahmen)	2000 - 2002
2004 (218 Aufnahmen)	2003 - 2005
2007 (240 Aufnahmen)	2006 - 2008
2010 (186 Aufnahmen)	2009 - 2011

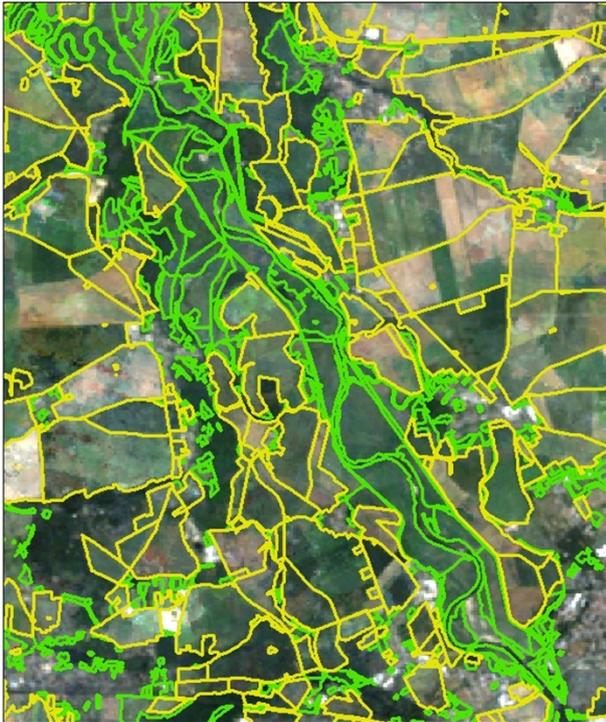
Aufgrund der langen und unregelmäßigen Wiederholraten des ERS-1-Satelliten sind die verfügbaren Aufnahmen für 1992 und 1995 oft nicht ausreichend zur Erstellung flächendeckender monatlicher Mosaikereihen. In diesem Fall wurden Aufnahmen von jeweils zwei Monaten (März - April, Mai - Juni, Juli - August, September - Oktober) genutzt und über den Zeitraum März bis Oktober mosaikiert. Damit liegen für die Jahre 1992 und 1995 nur vier Mosaikereihen vor (und nicht acht wie für die anderen Jahre).

Ähnlich wie in Kapitel 2.2.4 beschrieben, wird die Standardabweichung der monatlichen Radar-Rückstrahlung berechnet (für die Aufnahmen 1992 und 1995 - zweimonatlich).

Abbildung 16 zeigt eine ausgewählte Fläche im Nordwesten des Bearbeitungsgebietes für das Jahr 2004. Der BTLNK-Layer für das Jahr 2005 wurde zur Validierung hinzugefügt. Ähnlich wie in Abbildung 12 weisen die Ackerlandflächen (in Gelb) aufgrund der größeren Streuung der Werte auch höhere Standardabweichungen als die Grünlandflächen (in Grün) auf.

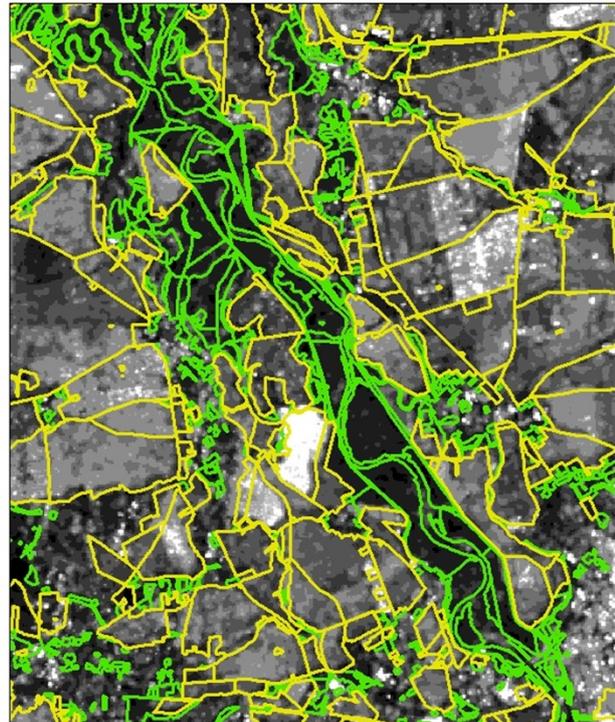
Im Vergleich zu Sentinel-1-Daten weisen ERS-1/2-Daten mehr Rauschen und generell eine schlechtere Auflösung auf.

Landsat 5 –
Aggregat 2003 - 2005



□ Ackerland
□ Grünland

ERS-1/2 – Std. Abweichung RVI
März – Oktober 2004



Std.Abw.
■ ≤ 0.02
■ ≤ 0.04
■ ≤ 0.06
■ ≤ 0.08
■ ≤ 0.1
■ ≤ 0.2
■ ≤ 0.3
■ ≤ 0.4
■ ≤ 0.5
■ > 0.5

□ Ackerland
□ Grünland
0 1 2 3 4 5 Km

Abbildung 16: Darstellung Landsat-5-RGB-Bild 2003 - 2005 (links) und Standardabweichung des Radar Backscatter (rechts). Zusätzlich sind die BTLNK-Layer für Ackerland und Grünland dargestellt

Abbildung 17 zeigt die Histogramme der Standardabweichung und der Spannweite der Rückstreuung für das Jahr 2004 über die gesamte Landesfläche auf Basis von BTLNK 2005-Daten. Ähnlich wie bei Sentinel-Daten zeigt sich, dass diese Metriken erfolgreich zur Differenzierung der Grünflächen in Acker- und Grünland verwendet werden können.

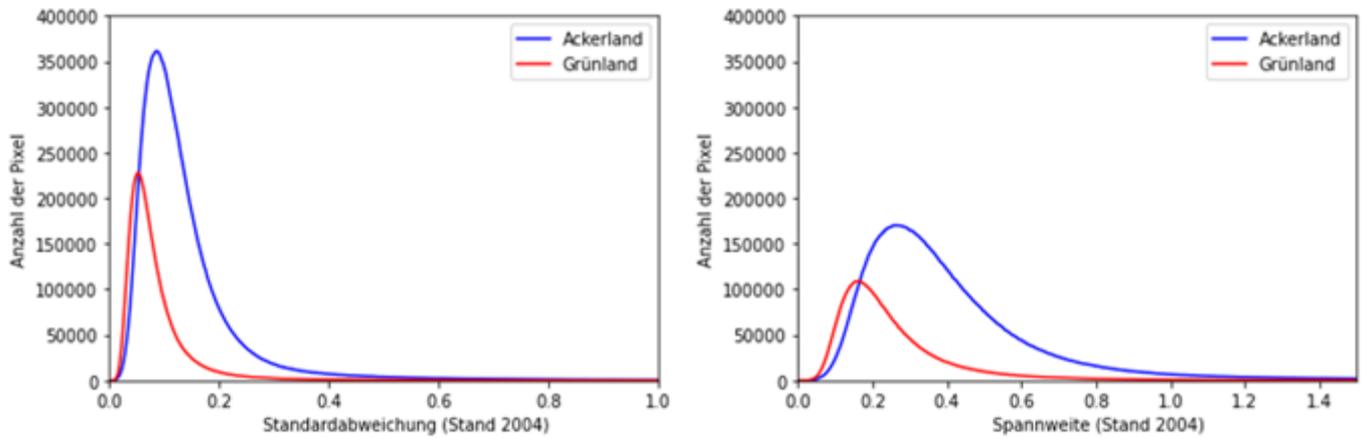


Abbildung 17: Histogramme der zeitlichen Standardabweichung und der Spannweite der Rückstreuung für die CLC-Klassen 231: Wiesen und Weiden und 211: Nicht bewässertes Ackerland auf Basis der BTLNK 2005-Daten für das Jahr 2004

2.2.6 Übersicht

Für die Landbedeckungsklassifikation werden frei verfügbare optische Fernerkundungsdaten von Sentinel-2 und Landsat-5/7/8 sowie Radar-Daten von Sentinel-1 und ERS-1/2 verwendet.

Um die spektralen Unterschiede der Vegetationsflächen aufgrund phänologischer Variationen zu erfassen, werden flächendeckende Mosaike aus multitemporalen optischen Daten für zwei Jahreszeiten (Frühling und Sommer) berechnet.

Zusätzlich werden Radaraufnahmen und deren Ableitungen zur Erkennung der Vegetationsflächen nach der CLC-Nomenklatur (Trennung in Ackerland und Grünland) herangezogen.

Tabelle 9 zeigt eine Übersicht der genutzten Satellitensysteme für jeden Zeitschnitt.

Tabelle 9: Übersicht der genutzten Satellitensysteme für jede Zeitschnitt

Zeitraum	Optische Fernerkundungsdaten			Radar-Daten	
	Sentinel-2	Landsat-7/8	Landsat-5	Sentinel-1	ERS-1/2
2018 - 2019	x			x (2019)	
2016 - 2017	x			x (2016)	
2018 - 2020		x		x (2019)	
2015 - 2017		x		x (2016)	
2012 - 2014		x		x (2015)	
2009 - 2011			x		x (2010)
2006 - 2008			x		x (2007)
2003 - 2005			x		x (2004)
2000 - 2002			x		x (2001)
1997 - 1999			x		x (1998)
1994 - 1996			x		x (1995)
1991 - 1993			x		x (1992)
1988 - 1990			x		x (1989)
1985 - 1987			x		x (1986)

2.3 Ground Truth-Daten

Ground Truth-Daten werden zur Kalibrierung der Klassifikationsverfahren und zur Validierung der Interpretationsergebnisse verwendet. Ground Truth-Daten werden generell als korrekt angenommen. Sie beschreiben die reale Flächennutzung und werden mittels verschiedener Verfahren ermittelt, so z. B. Geländekartierung, Interpretation von hochauflösenden Luftbildern, Lidar-Aufnahmen usw. Je nach Kartierungsvorschriften können die Ground Truth-Daten jedoch unterschiedliche Generalisierungen aufweisen. In diesem Kapitel werden die Stärken und Schwächen der jeweiligen Ground Truth-Daten erläutert

Aus den Ground Truth-Daten werden die für die Kalibrierung der Modelle genutzten Referenzflächen abgeleitet (siehe Kapitel 3.3).

2.3.1 Vorhandene CORINE-Landnutzungsdaten

Die bestehenden CORINE-Landcoverkarten werden neben den ATKIS-Bestandsdaten zur Auswahl der Kalibrierungsdaten und Validierung der Landbedeckungsklassifikationen genutzt. CORINE-Landcoverkarten sind für die Jahre 1990, 2000, 2006, 2012 und 2018 als Raster-/Vektor-Datensätze frei verfügbar (<https://land.copernicus.eu/pan-european/corine-land-cover>).

In Sachsen sind 29 Landnutzungs- und Landbedeckungsklassen der insgesamt 44 Klassen der CLC-Nomenklatur vertreten (siehe Abbildung 18).

BEBAUTETE FLÄCHEN	WÄLDER UND NATURNAHE FLÄCHEN
STÄDTISCH GEPRÄGTE FLÄCHEN	WÄLDER
111 Durchgängig städtische Prägung	311 Laubwälder
112 Nicht durchgängig städtische Prägung	312 Nadelwälder
INDUSTRIE-, GEWERBE- UND VERKEHRSFLÄCHEN	313 Mischwälder
121 Industrie- und Gewerbeflächen	STRAUCH- UND KRAUTVEGETATION
122 Straßen, Eisenbahn	321 Natürliches Grünland
123 Hafengebiete	322 Heiden und Moorheiden
124 Flughäfen	324 Wald-Strauch-Übergangsstadien
ABBAUFLÄCHEN, DEPONIEREN und BAUSTELLEN	OFFENE FLÄCHEN OHNE / MIT GERINGER VEGETATION
131 Abbauflächen	331 Strände, Dünen und Sandflächen
132 Deponien und Abraumhalden	333 Flächen mit spärlicher Vegetation
133 Baustellen	
GRÜNFLÄCHEN	FEUCHTFLÄCHEN
141 Städtische Grünflächen	FEUCHTFLÄCHEN IM LANDESINNERN
142 Sport- und Freizeitanlagen	411 Sümpfe
LANDWIRTSCHAFTLICHE FLÄCHEN	412 Torfmoore
ACKERFLÄCHEN	
211 Nicht bewässertes Ackerland	WASSERFLÄCHEN
DAUERKULTUREN	WASSERFLÄCHEN IM LANDESINNERN
221 Weinbauflächen	511 Gewässerläufe
222 Obst- und Beerenobstbestände	512 Wasserflächen
GRÜNLAND	
231 Wiesen und Weiden	
HETEROGENE LANDWIRTSCHAFTLICHE FLÄCHEN	
242 Komplexe Parzellenstrukturen	
243 Landwirtschaft und natürliche Bodenbedeckung	

Abbildung 18: Farblegende für CORINE Land Cover in Sachsen

Quelle: http://www.corine.dfd.dlr.de/media/image/page/legende_weiss_de.gif

Nach den Vorschriften der CORINE-Kartierung (Kosztra, et al., 2019) sind Flächen mit einer Mindestgröße von 25 ha sowie Veränderungen von mindestens 5 ha zur vorherigen Kartierung aufzuzeigen. Kleinere Flächen sind entsprechend zu aggregieren, und die dominierende Klasse bzw. entsprechende Mischtypen sind zuzuweisen.

Je nach Nachbarschaftsbeziehungen oder Anteil der verschiedenen Landnutzungstypen zu CLC-Klassen werden sie in Klassen (Abbildung 18) zusammengefasst. Dadurch weisen die vorhandenen CORINE-Daten eine starke Generalisierung auf. Abbildung 19 zeigt zum Beispiel eine Weinbaufläche in den bestehenden CORINE-Daten von 2018. Bei genauerer Betrachtung mit Hilfe von GeoSN-Orthofotos wird ersichtlich, dass hier verschiedene LULC-Typen (Weinbauflächen, Wald, Freizeitanlagen, Ackerland, Grünland usw.) zu einer Einheit zusammengefasst wurden.

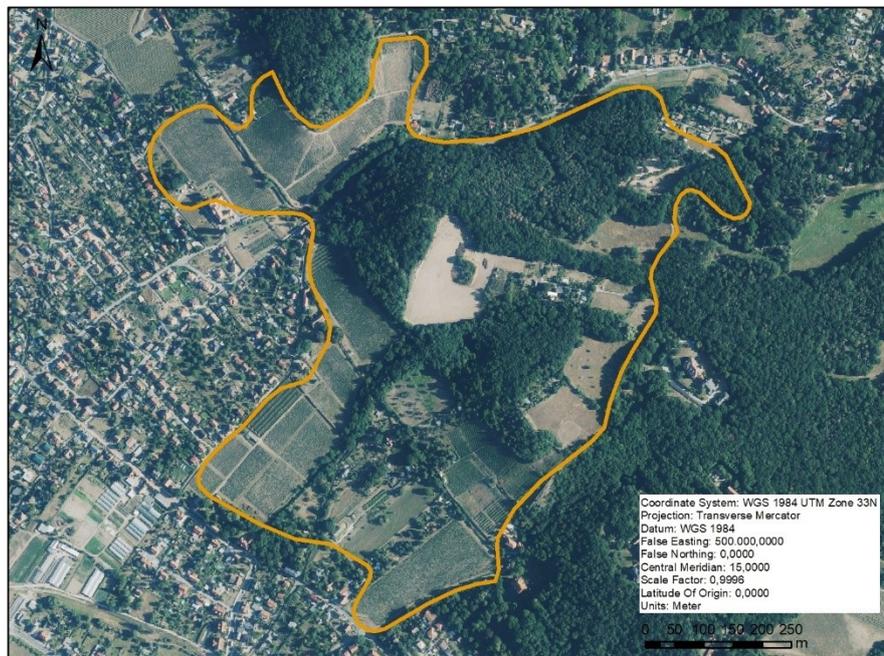


Abbildung 19: Beispiel einer ausgewählten CLC-Fläche 221: Weinbauflächen. Hintergrund: Digitales Orthophoto des GeoSN

Da die vorhandenen CORINE-Daten nach den Vorgaben der CLC-Kartierung viele Generalisierungen enthalten, können sie nicht direkt als Kalibrierungsdaten verwendet werden, sondern müssen vor ihrer Nutzung als Kalibrierungsdaten mit Hilfe von RGB-Satellitenbildern, ATKIS-Daten oder anderen hochauflösten Bildern (z. B. Esri World Imagery Wayback¹¹, 0,6 - 1,2 m Bodenauflösung, seit 20.02.2014) geprüft werden.

Weiterhin sind z. B. die CLC-Klassen 242: Komplexe Parzellenstrukturen und 243: Landwirtschaft und natürliche Bodenbedeckung nach den Vorschriften der CORINE-Kartierung (Kosztra, et al., 2019) als heterogene Zusammenstellung der Landbedeckungsklassen Wohngebiet, Wald, Strauch, Feuchtflecken, Wasser, usw. zu verstehen. Abbildung 20 und Abbildung 21 zeigen entsprechende Beispiele dieser heterogenen landwirtschaftlichen CLC-Klassen.

Eine derartige Zusammenfassung ist im vorliegenden Projekt nicht vorgesehen. Die CLC-Klassen werden soweit wie möglich räumlich aufgelöst.

¹¹ Link: <https://livingatlas.arcgis.com/wayback/>

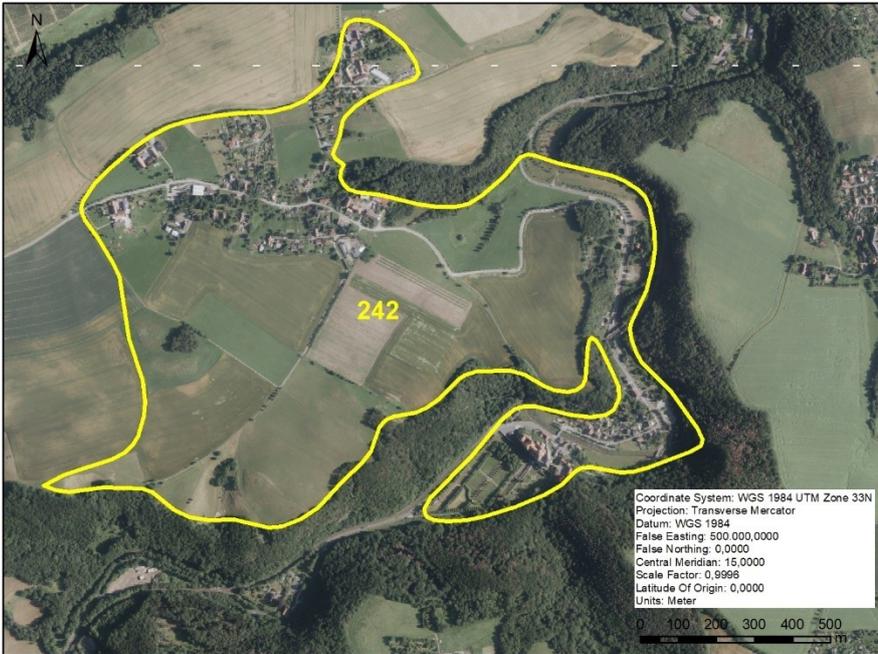


Abbildung 20: Beispiel einer ausgewählten CLC-Fläche 242: Komplexe Parzellenstrukturen. Hintergrund: Digitales Orthophoto des GeoSN

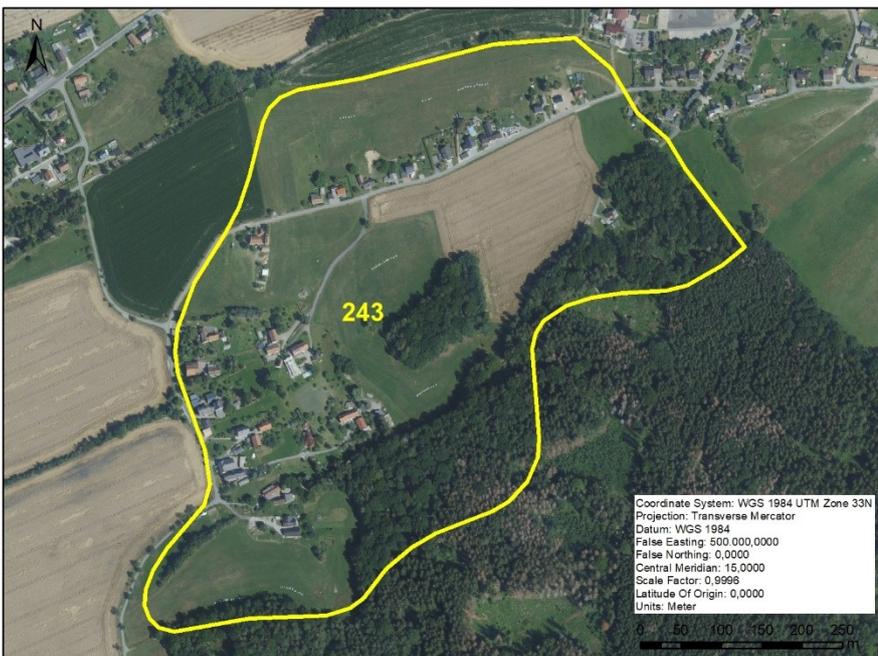


Abbildung 21: Beispiel einer ausgewählten CLC-Fläche 243: Landwirtschaft und natürliche Bodenbedeckung. Hintergrund: Digitales Orthophoto des GeoSN

2.3.2 Baumarten

Der Staatsbetrieb Sachsenforst hat digitale Forstgrunddaten (Landeswald Hauptbaumarten Altersbereiche) in den Jahresscheiben von 2013 bis 2021 im shape-Format bereitgestellt. Die Daten stammen aus der Forsteinrichtung (Betriebsinventur) des Landeswaldes. In der Forstgrundkarte wird die Waldeinteilung dargestellt. Die kleinste Einheit ist der Waldbestand.

Für die Klassifikation erfolgt die Einstufung der Waldbestände nach den dominierenden Baumarten nach der Legende der Baumartengruppen des Staatsbetriebes Sachsenforst (Tabelle 10). Tabelle 10 zeigt einen Überblick über die flächenhafte Verbreitung der Baumarten im Jahr 2019. Die Klassifikation von größeren Waldflächen in die CLC-Klasse 313: Mischwälder ist nicht relevant weil diese von Sachsenforst nicht ausgewiesen wird. Da die Datensätze von Sachsenforst nicht flächendeckend verfügbar sind, geben diese Zahlen keine Hinweise über die tatsächlichen Flächenverhältnisse. Sie zeigen aber, dass die verfügbaren Kalibrierungsflächen für sonstige Nadel- und Laubbaumarten im Vergleich zu den anderen Baumartengruppen vergleichsweise gering sind.

Tabelle 10: Baumartengruppe nach der Legende von Sachsenforst

BAG	Baumartengruppe der Baumartenkarte	Fläche in km ² (Stand 2019)
1	Fichten	1.032,2
2	Kiefern	403,7
3	Lärchen	63,4
4	Sonstige Nadelbaumarten	6,5
5	Eichen	101,0
6	Buchen	98,9
7	Sonstige Hartlaubbaumarten	24,4
8	Birken	97,3
9	Sonstige Weichlaubbaumarten	25,2

Die Kalibrierung der Klassifikationsverfahren erfolgt mit Hilfe von Monobeständen entsprechender Baumarten. Diese weisen eindeutige Merkmale in den Multispektralbildern auf (Abbildung 22). Mischwälder werden nicht als Referenzflächen verwendet.

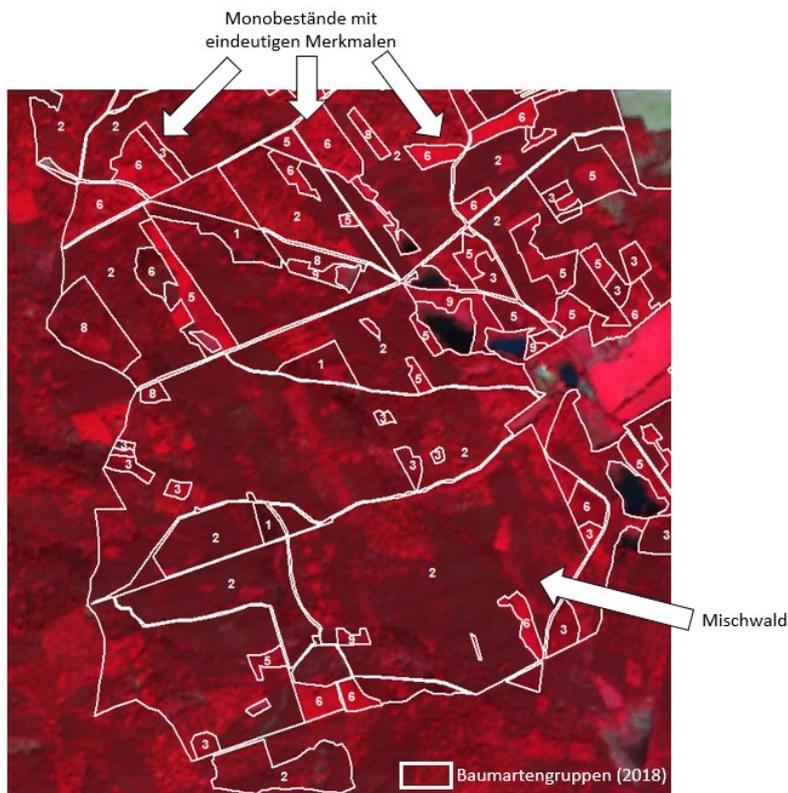


Abbildung 22: Waldeinteilung (2019): die Nummern stellen den Index der Baumartengruppe (BAG) laut der Tabelle 10 dar, im Hintergrund: Sentinel-2-CIR-Bild (NIR – R – G) für 2018 - 2019

Zusätzlich zu den von Sachsenforst definierten Baumartengruppen wird die Klasse 9999: Rodung zur Erfassung der zahlreichen Freiflächen/Störungsflächen infolge von Windwurf oder Kalamitäten insbesondere nach 2018 (massive Trockenschäden) eingeführt. Diese Flächen sind auch aufgrund der schnell nachwachsenden Kraut- und Buschschicht nur kurzzeitig anhand der Braunfärbung erkennbar. Diese Freiflächen zeigen erneut die Schwierigkeit in der fachlichen und semantischen Trennung zwischen Landbedeckung und Landnutzung: Obwohl die Nutzung eindeutig auch weiterhin Waldfläche ist, zeigt eine Störungsfläche aufgrund der fehlenden Bäume eine ganz andere Form der Landbedeckung, als eine reguläre Waldfläche. Durch die Einführung der Kategorie Rodung wird eine genauere Einordnung der umweltrelevanten Funktionen der Landnutzung ermöglicht.

2.3.3 ATKIS-Daten

Das ATKIS-Basis-Digitale Landschaftsmodell (DLM) ist eine geotopographische Datenbasis von Flächenobjekten, in der mehrere geometrische und topologische Informationen der Flächenobjekte (die räumliche Lage, der geometrische Typ, beschreibende Attribute, Beziehungen zu anderen Objekten usw.) beschrieben sind. Jedes Objekt besitzt sachsenweit eine eindeutige Identifikationsnummer (Identifikator). Dieser Datensatz wird manuell auf der Basis der jeweils aktuellen Luftbilddaten (DOP), Höhenmodelle (DGM) und sowie terrestrischer Messungen erzeugt. Detailliertere Informationen zu den ATKIS-Daten und ihrer Verfügbarkeit sind unter <https://www.landesvermessung.sachsen.de/amtliches-topographisch-kartographisches-informationssystem-atkis-5869.html> zu finden.

Die Lagegenauigkeit der Flächenobjekte von ± 15 m ermöglicht einen präzisen Abgleich mit den Satellitendaten. Insofern eignet sich das ATKIS-Basis-DLM gut zur Ermittlung von aktuellen und historischen Referenzflächen.

Die Datenbasis des ATKIS-Basis-DLM wurde für den Zeitraum 2013 bis 2021 jeweils als jährlicher Datensatz vom LfULG zur Verfügung gestellt. Die ATKIS-Objekte werden mit Hilfe von Vektordaten beschrieben. Wichtige projektrelevante Inhalt/Objekte des ATKIS-Basis-DLM sind in Tabelle 11 dargestellt.

Die Objekte des ATKIS-Basis-DLM werden wie folgt verwendet:

1. Zur Erstellung einer Referenzflächendatenbasis für Training und Validierung der Algorithmen.
2. Zur manuellen Übertragung von Landbedeckungsklassen, die sich nicht automatisch ableiten lassen (z. B. Flughäfen, Häfen)
3. Zum statistischen Vergleich und zur Validierung der Klassifikationsergebnisse.

Tabelle 11: Objekte des ATKIS-Basis-DLM in Landesfläche Sachsens für Jahr 2019

Ebene	Objektart	Objektartcode
sie02_f	AX_Wohnbauflaeche	41001
sie02_f	AX_IndustrieUndGewerbeflaeche	41002
sie02_f	AX_Halde	41003
sie02_f	AX_Bergbaubetrieb	41004
sie02_f	AX_TagebauGrubeSteinbruch	41005
sie02_f	AX_FlaecheGemischterNutzung	41006
sie02_f	AX_FlaecheBesondererFunktionalerPraegung	41007
sie02_f	AX_SportFreizeitUndErholungsflaeche	41008
sie04_f	AX_Hafen	52002
sie04_f	AX_Schleuse	52003
veg01_f	AX_Landwirtschaft	43001
veg02_f	AX_Wald	43002
veg03_f	AX_Gehoelz	43003
veg03_f	AX_Heide	43004
veg03_f	AX_Moor	43005
veg03_f	AX_Sumpf	43006
veg03_f	AX_UnlandVegetationsloseFlaeche	43007
ver01_f	AX_Strassenverkehr	42001
ver03_f	AX_Bahnverkehr	42010
ver04_f	AX_Flugverkehr	42015
ver06_f	AX_Bahnverkehrsanlage	53004
gew01_f	AX_Fliessgewaesser	44001
gew01_f	AX_StehendesGewaesser	44006

Die Kartiereinheiten der ATKIS-Daten unterscheiden sich von der CLC-Nomenklatur. Um eine sinnvolle Nutzung der ATKIS-Daten als Ground Truth-Daten zu ermöglichen, wurden die Inhalt/Objekte der ATKIS-Daten vor ihrer Nutzung zu der CLC-Nomenklatur angepasst bzw. zugeordnet (siehe Tabelle 12).

Zusätzlich werden die entsprechenden ATKIS-Flächen für die Jahre 2013, 2016 und 2019 in Tabelle 12 dokumentiert. Diese dienen der Validierung der Klassifikationsergebnisse für die Zeiträume 2012 - 2014, 2015 - 2017, 2018 - 2020 (siehe Kapitel 3 und 4).

Die Flächenentwicklung anhand der ATKIS-Daten in den drei ausgewählten Zeitschnitten 2013, 2016 und 2019 ist in Abbildung 23 graphisch dargestellt. Generell lässt sich eine Verringerung der Landwirtschaftlichen Flächen zugunsten von Bebauten Flächen und Wäldern und naturnahen Flächen erkennen.

Die Untersuchung der Flächenentwicklung auf der Basis der Landbedeckungsklassifikation wird in Kapitel 4 und 5 erläutert.

Tabelle 12: Anpassung der Kartiereinheiten der ATKIS-Daten an die CLC-Nomenklatur

Corine-Nomenklatur	ATKIS-Nomenklatur	ATKIS					
		2013		2016		2019	
		Fläche (km ²)	Summe (km ²)	Fläche (km ²)	Summe (km ²)	Fläche (km ²)	Summe (km ²)
Bebaute Flächen							
111: Durchgängig städtische Prägung	AX_Wohnbauflaeche; AX_IndustrieUndGewerbeflaeche; AX_FlaecheGemischterNutzung; AX_FlaecheBesondererFunktionalerPraegung AX_Strassenverkehr; AX_Bahnverkehr; AX_Bahnverkehrsanlage AX_Hafen; AX_Schleuse AX_Flugverkehr AX_Bergbaubetrieb; AX_TagebauGrubeSteinbruch AX_Halde AX_SportFreizeitUndErholungsflaeche	1915,0	2385,2	1948,6	2417,8	2005,5	2504,9
112: Nicht-durchgängig städtische Prägung							
121: Industrie und Gewerbeflächen							
122: Straßen, Eisenbahn							
123: Hafengebiete							
124: Flughäfen							
131: Abbauflächen							
132: Deponien und Abraumhalden							
133: Baustellen							
141: Städtische Grünflächen							
142: Sport und Freizeitanlagen							
Landwirtschaftliche Flächen							
211: Nicht bewässertes Ackerland	AX_Landwirtschaft	9848,4	9848,4	9712,3	9712,3	9688,3	9688,3
231: Wiesen und Weiden							
Wälder und naturnahe Flächen							
311: Laubwälder	AX_Wald	5342,7	5804,4	5362,2	5827,5	5394,0	5848,5
312: Nadelwälder							
9999: Rodung							
321: Natürliches Grünland							
322: Heiden und Moorheiden							
324: Wald-Strauch-Übergangsstadien							
331: Strände, Dünen und Sandflächen							
333: Flächen mit spärlicher Vegetation							
Feuchtfächen							
411: Sümpfe	AX_Sumpf	24,9	28,2	24,4	27,7	22,4	25,5
412: Torfmoore	AX_Moor	3,3		3,3		3,1	
Wasserflächen							
510: Wasserflächen	AX_Fliessgewaesser; AX_StehendesGewaesser	362,4	362,4	369,8	369,8	380,2	380,2
Summe		18428,6		18355,1		18447,4	

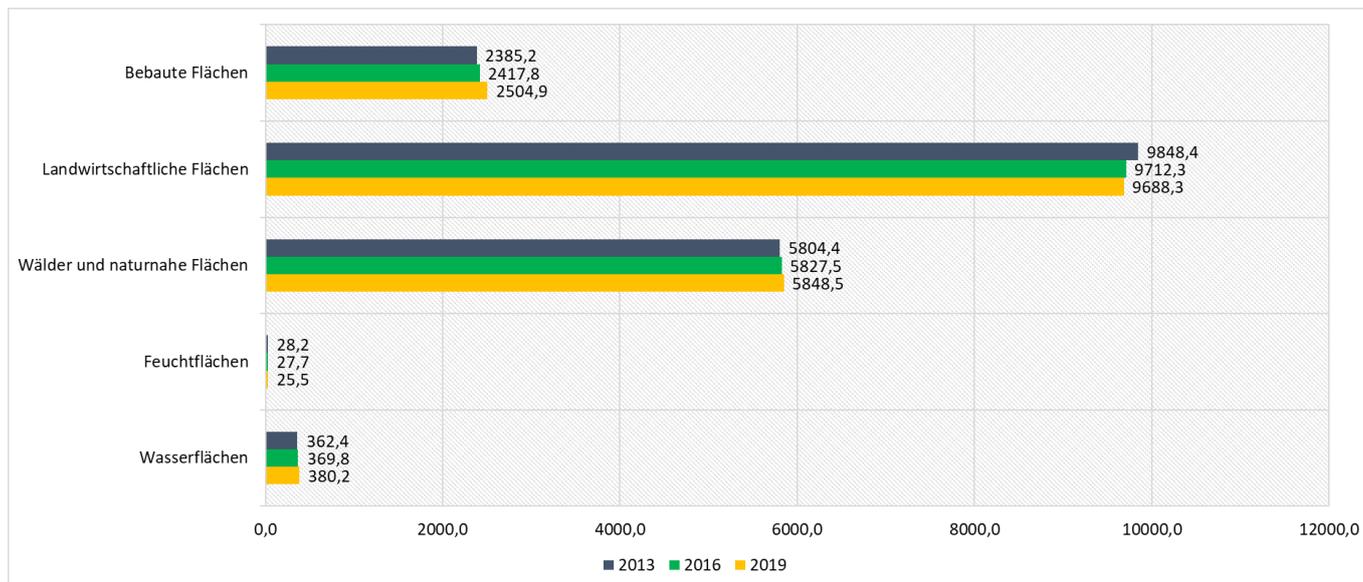


Abbildung 23: ATKIS-Flächenentwicklung in drei ausgewählten Zeitschnitten 2013, 2016 und 2019 (in km²).

2.3.4 InVeKoS-Daten

InVeKoS (Integriertes Verwaltung- und Kontrollsystem) ist ein durch die EU schrittweise eingeführtes System zur Durchsetzung einer einheitlichen Gemeinsamen Agrarpolitik (GAP) in den EU-Mitgliedstaaten. Für die Beantragung flächenbezogener Direktzahlungen und Agrarförderung ist laut EU-Vorgaben die GIS-gestützte Identifizierung landwirtschaftlicher Parzellen erforderlich. Die landwirtschaftlichen Parzellen werden in Sachsen als Feldblöcke bezeichnet und sind in einer Web-Anwendung InVeKoS – Online GIS verfügbar (<https://www.smul.sachsen.de/gis-online/>) (SMEKUL, 2021).

Die Feldblöcke des InVeKoS wurden für den Zeitraum 2013 bis 2021 jeweils als jährlicher Datensatz vom LfULG zur Verfügung gestellt.

Für dieses Projekt kommt insbesondere die Bodennutzungskategorie der Feldblöcke in Frage. Diese ist für jeden Feldblock als Attribut gespeichert. Dazu gehören u. a.: AL - Ackerland, GL - Grünland/Weideland, OD - Obstplantagen/Dauerkulturen, RF - Rebflächen, WH - Wald/Holzungen et cetera.

Die InVeKoS-Datenbasis wird zusätzlich zu den ATKIS-Daten zur Auswahl geeigneter Referenzflächen verwendet.

2.3.5 Biotoptypen- und Landnutzungskartierung (BTLNK)

Die BTLNK-Daten wurden nach vorgegebener Legende anhand von Color-Infrarot-(CIR-) Orthobildern manuell erfasst. Sie geben Auskunft über den Ist-Zustand der Naturraumausstattung (Biotoptypen) sowie die reale Landnutzung im Freistaat Sachsen.

Insgesamt wurden BTLNK-Daten als Shapefile in zwei Zeiträumen vom LfULG wie folgt zur Verfügung gestellt:

1. Jahr 2005: Die Geometrien der BTLNK wurden anhand der Color-Infrarot-(CIR-) Orthobildern aus der Befliegung von 2005 ermittelt. Die Außengrenze von Sachsen wurde aus dem ATKIS DLM mit Stand Mai 2006 übernommen. Der Datenbestand unterliegt einer laufenden Korrektur auf der Basis der CIR-DOP von 2005 und den im LfULG eingehenden Hinweisen.
2. Jahr 1992 - 1993: Die Geometrien der BTLNK wurden anhand von ca. 16.000 Color-Infrarot-(CIR-) Orthobildern aus der Luftbildbefliegung von 1992 - 1993 manuell ermittelt.

Die Kartiereinheiten der BTLNK unterscheiden sich deutlich von der CLC-Nomenklatur. Um eine sinnvolle Nutzung der BTLNK-Daten als Ground Truth-Daten zu ermöglichen, wurden die Inhalt/Objekte der BTLNK-Daten (Hauptgruppe = HG, Untergruppe = UG) vor ihrer Nutzung an die CLC-Nomenklatur angepasst bzw. zugeordnet (siehe Tabelle 13).

Tabelle 13: Anpassung der Kartiereinheiten der BTLNK an die CLC-Nomenklatur

Corine-Landnutzungsklassen für die automatische Klassifikation	BTLNK HG	BTLNK UG
111: Durchgängig städtische Prägung	9: Siedlung, Infrastruktur, Grünflächen	1: Wohngebiet 2: Mischgebiet
121: Industrie und Gewerbeflächen	9: Siedlung, Infrastruktur, Grünflächen	3: Gewerbegebiet/technische Infrastruktur
122: Straßen, Eisenbahn	9: Siedlung, Infrastruktur, Grünflächen	5: Verkehrsflächen
131: Abbauflächen		
133: Baustellen		
142: Sport- und Freizeitanlagen	9: Siedlung, Infrastruktur, Grünflächen	4: Grün- und Freiflächen-> Bestand: 800: Garten, Gartenbrachen, Grabeland, 810: überwiegend Ziergarten, 820: überwiegend Nutzgarten, 830: Grabeland
211: Nicht bewässertes Ackerland	8: Acker, Sonderstandorte	1: Acker
231: Wiesen und Weiden	4: Grünland, Ruderalflur	1: Wirtschaftsgrünland
311: Laubwälder	7: Wälder und Forsten	1: Laubbaumart-> Bestand: 0: Eiche, 1: Buche, 5: Birke, 7: sonst. Hartholzreinb., 8: sonstiger Laubholzreinb.
312: Nadelwälder	7: Wälder und Forsten	2: Nadelbaumart -> Bestand: 1: Fichte, 2: Kiefer, 3: Lärche, 9: sonst. Nadelholzreinb.
321: Natürliches Grünland	4: Grünland, Ruderalflur	2: Ruderalflur, Staudenflur
322: Heiden und Moorheiden	5: Magerrasen, Felsfluren,	5: Zwergstrauchheiden und Borstgrasrasen
324: Wald-Strauch-Übergangsstadien	6: Baumgruppen, Hecken, Gebüsche 7: Wälder und Forsten	1: Feldgehölz, Baumgruppe, 5: Hecke, 6: 8: Waldrandbereiche/Vorwälder
331: Strände, Dünen und Sandflächen	5: Magerrasen, Felsfluren, Zwergstrauchheiden	4: offene Flächen
333: Flächen mit spärlicher Vegetation	5: Magerrasen, Felsfluren, Zwergstrauchheiden	1: Anst. Fels, 2: Blockschutthalden, 3: größere Lesesteinhaufen u. offene Steinrücken, 6: Magerrasen trockener Standorte
411: Sümpfe	3: Moore, Sümpfe	2: Niedermoor, Sumpf
412: Torfmoore	3: Moore, Sümpfe	1: Hochmoor, Übergangsmoor
512: Wasserflächen	2: Gewässer	1: Fließgewässer 3: Stillgewässer

Die BTLNK-Flächen für die Jahre 1992 - 1993 und 2005 sind in Tabelle 14 dokumentiert. Diese dienen der Validierung der Klassifikationsergebnisse für die Zeiträume 1991 - 1993 und 2003 - 2005 und zeigen allgemein den Entwicklungstrend der Landbedeckung (siehe Kapitel 4).

Tabelle 14: Flächen der BTLNK 1992 - 1993 und 2005, angepasst zu der CLC-Legende

CORINE-Nomenklatur	BTLNK-Nomenklatur (HG)	BTLNK	
		1992 - 1993	2005
		Fläche (km ²)	Fläche (km ²)
Bebaute Flächen			
111: Durchgängig städtische Prägung	Siedlung, Infrastruktur, Grünflächen	2558,9	2256,2
112: Nicht-durchgängig städtische Prägung			
121: Industrie und Gewerbeflächen			
122: Straßen, Eisenbahn			
123: Hafengebiete			
124: Flughäfen			
131: Abbauflächen			
132: Deponien und Abraumhalden			
133: Baustellen			
141: Städtische Grünflächen			
142: Sport und Freizeitanlagen			
Landwirtschaftliche Flächen			
211: Nicht bewässertes Ackerland	Acker, Sonderstandorte; Grünland, Ruderalflur	10272,5	10195,7
231: Wiesen und Weiden			
Wälder und naturnahe Flächen			
311: Laubwälder	Wälder und Forsten; Magerrasen, Felsfluren, Zwergstrauchheiden; Baumgruppen, Hecken, Gebüsche	5266,5	5558,1
312: Nadelwälder			
9999: Rodung			
321: Natürliches Grünland			
322: Heiden und Moorheiden			
324: Wald-Strauch-Übergangsstadien			
331: Strände, Dünen und Sandflächen			
333: Flächen mit spärlicher Vegetation			
Feuchtfächen			
411: Sümpfe	Moore, Sümpfe	28,0	30,8
412: Torfmoore			
Wasserflächen			
510: Wasserflächen	Gewässer	315,7	401,3
Summe		18441,6	18442,1

2.3.6 Sächsisches Altlastenkataster

Alle im Freistaat Sachsen bekannten altlastverdächtigen Flächen und Altlasten im Sinne des Bundesbodenschutzgesetzes werden im Sächsischen Altlastenkataster (SALKA) erfasst.

Der entsprechende Datensatz für ganz Sachsen wurde als Shapefile und als Excel-Liste vom LfULG zur Verfügung gestellt. In diesem Datensatz sind folgende Informationen enthalten:

1. 3.662 Standorte, die flächenmäßig von 1990 bis 2021 erfasst wurden,
2. 9.870 Punktdaten (Mittelpunktcoordinate), die zwischen 1990 und 2021 erfasst wurden.

Die Daten des Altlastenkatasters werden zur manuellen Einstufung der CLC-Klasse 132: Abraumhalden und Deponien, verwendet, da sich diese meist nicht automatisch ableiten lassen.

Der Vergleich der SALKA-Daten mit den Satellitendaten und CORINE-Landnutzungsdaten zeigt z. B. folgende Abweichungen:

1. Deponien, die in CLC-Karte erfasst sind, fehlen der SALKA-Datenbasis (Abbildung 24a),
2. Die Grenzen stimmen nicht überein (Abbildung 24b),
3. Altlastflächen liegen häufig unterirdisch (Altstandorte) und lassen sich an der Erdoberfläche nicht erkennen (Abbildung 24c),
4. Altlastenflächen wurden (teilweise) saniert/renaturiert und weisen danach andere Landbedeckungsklassen auf (Abbildung 24d).

Mit Nutzung der Fernerkundungsdaten werden nur aktuelle Landbedeckungsklassen der Erdoberfläche abgebildet. Da die Abbildung historischer Nutzungsarten nicht vorgesehen ist, werden die Altlastflächen nicht generell übertragen. Vielmehr werden sie zur Klassifikation der automatisch als 131: Abbauflächen, 133: Baustellen und 331: Strände, Dünen und Sandflächen eingestuft Flächen wie folgt genutzt: Entsprechende Pixel, die sich mit den Polygonen des Altlastenkatasters überlappen, werden als Deponien und Abraumhalden klassifiziert.

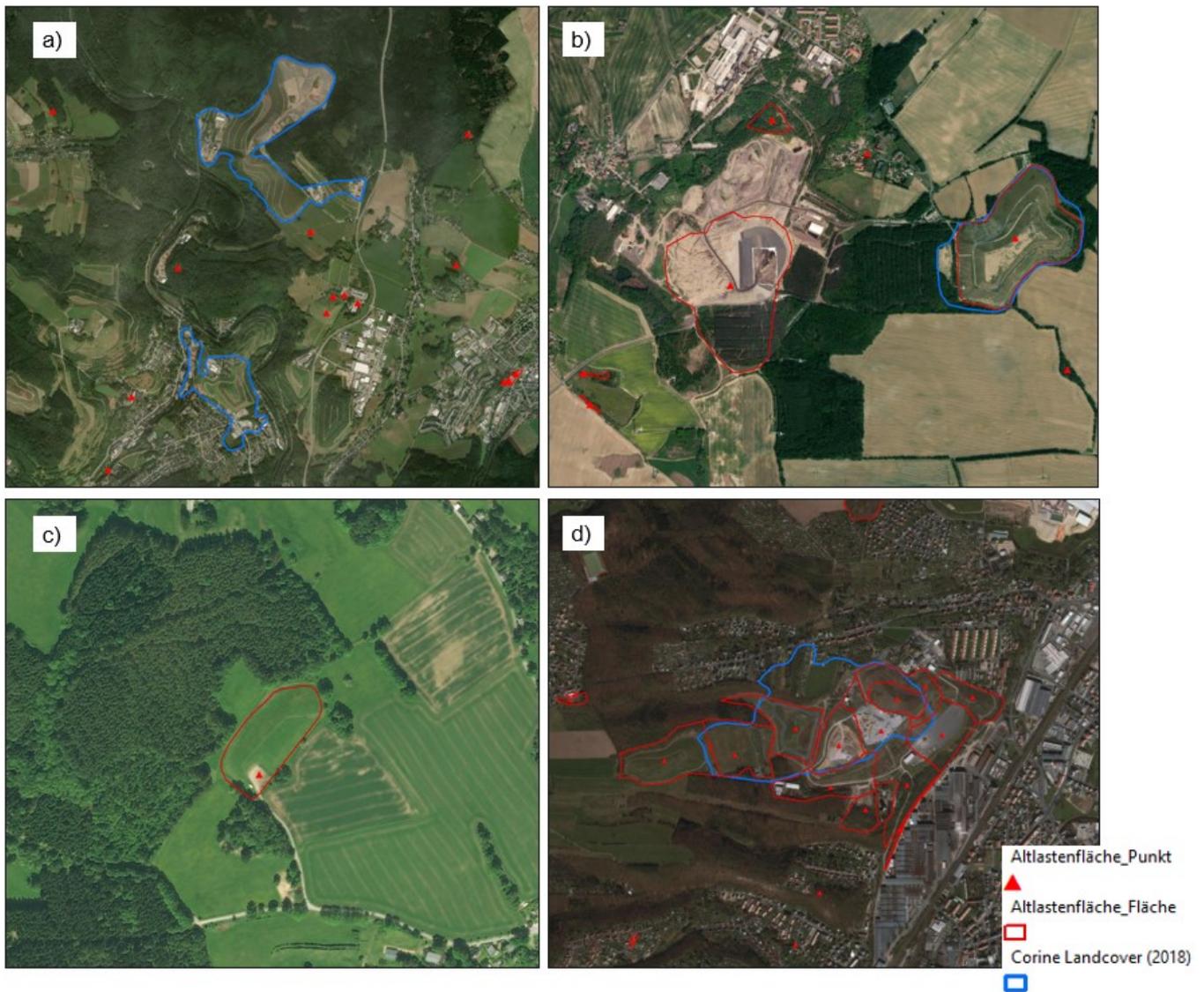


Abbildung 24: Beispiele der Abweichungen zwischen SALKA- und CORINE- bzw. Satellitendaten.

2.4 Beschaffung und Vorprozessierung der weiteren Daten

2.4.1 Höhenmodelle

Ergänzend zu den Fernerkundungsdaten können z. B. Höhenmodelle zur Verbesserung der LULC-Klassifizierung verwendet werden (Hutchinson, 1982). Mehrere Studien (wie z. B. (Bonner, et al., 1982), (Jones, et al., 1988), (Janssen, et al., 1990) usw.) zeigen, wie die Berücksichtigung von Höhenmodellen und daraus abgeleiteten geomorphometrischen Variablen (z. B. Konvexität, Neigung, Aspekt usw.) zu einer Verbesserung der Klassifizierungsergebnisse beitragen.

Dementsprechend wurden das Digitale Geländemodell (DGM) und Oberflächenmodell (DOM) der Landesvermessung Sachsen¹² in 2 x 2 km-Kacheln mit einer 2-m-Bodenauflösung heruntergeladen. Das Digitale Geländemodell ist die höhenmäßige Beschreibung des Geländes der Erdoberfläche. Ein Digitales Oberflächenmodell beschreibt im Unterschied zum Digitalen Geländemodell zusätzlich die sich auf der Erdoberfläche befindlichen Objekte dreidimensional.

¹²Link: <https://www.geodaten.sachsen.de/>

Die Prüfung der Qualität und Konsistenz der verfügbaren Höhenmodelle zeigte Folgendes:

1. Die Höhenmodelle wurden auf Basis von Daten berechnet, die über verschiedenen Aufnahmezeitpunkte verfügen (Abbildung 25). Somit liegt für das Land Sachsen kein zeitlich einheitlich aufgenommener Datensatz vor. Aus diesem Grund sind die vorhandenen DGM- und DOM-Daten eher ungeeignet für die Klassifizierung der sich häufig auch kurzfristig ändernden Landbedeckung.
2. In der Differenzenkarte (DOM – DGM) wurden oft Artefakte an den Kachelgrenzen gefunden (Abbildung 26), die wahrscheinlich auf unterschiedliche Aufnahmezeiten bzw. Prozessierungsmethoden zurückzuführen sind.
3. Außerdem zeigt die Differenzenkarte (DOM – DGM) in Waldgebieten deutliche Widersprüche zur bekannten Flächennutzung. Abbildung 27 zeigt z. B. bestimmte Laubwaldbereiche, die in der Differenzenkarte nicht als Wald abgebildet sind. Mögliche Gründe dafür können die Aktualität und die Saisonalität der Aufnahmen sein: da die Laubwälder im Winter ihre Blätter verlieren, können diese unter Umständen nicht identifiziert werden.

Auf die Einbeziehung der Höhenmodelle wurde aus diesen Gründen verzichtet.

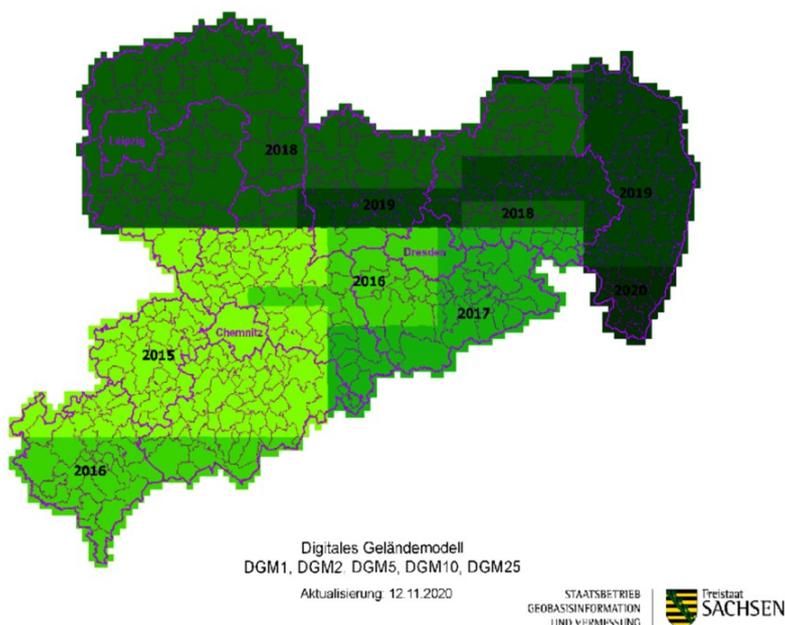


Abbildung 25: Aktualität der Höhenmodelle

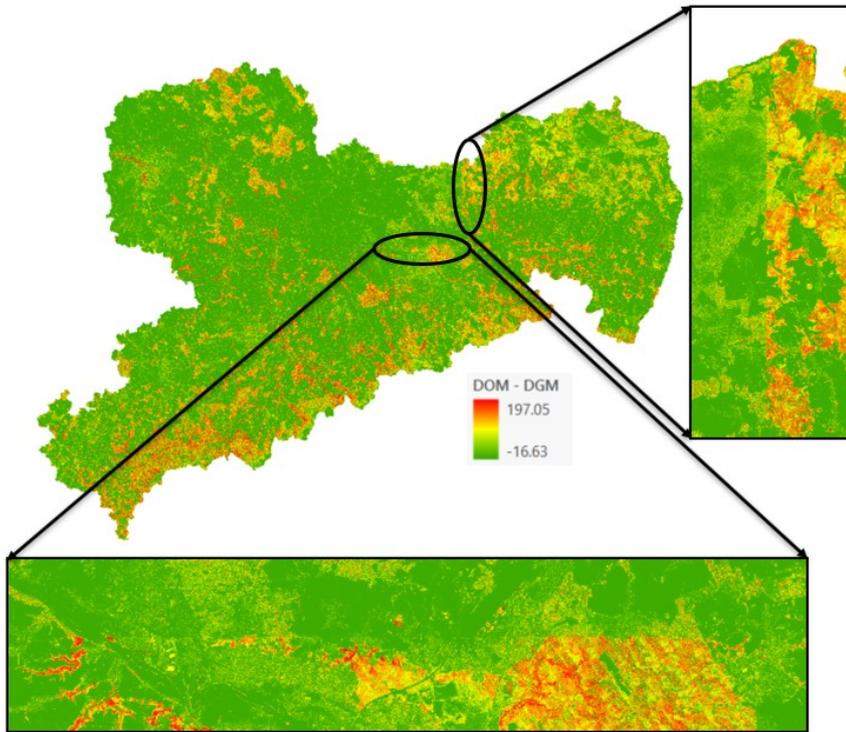


Abbildung 26: Differenzkarte (DOM - DGM)

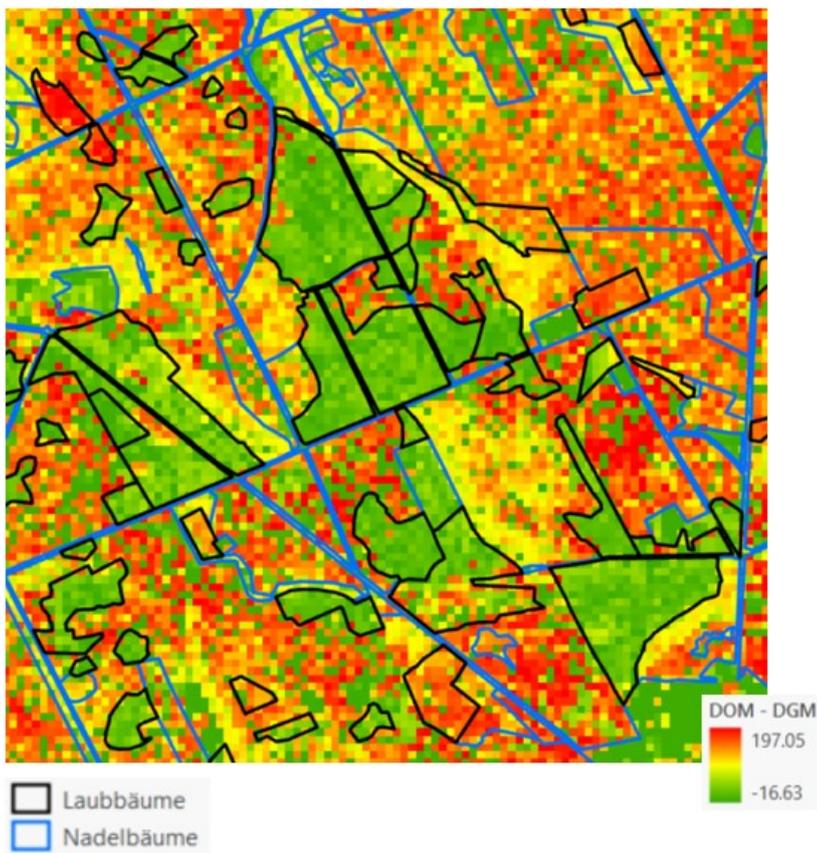


Abbildung 27: Differenzkarte (DOM - DGM) und Waldbestände (2018)

2.4.2 Gitternetz zur einheitlichen Ergebnisdarstellung

Zur Gewährleistung der einheitlichen Ergebnisdarstellung und Vergleichbarkeit zwischen mehreren Zeitreihen und Produkten wurde ein landesweites Grid (Landesgrid) mit einer Zellengröße von 100 x 100 m von LfULG bereitgestellt. Von diesem Raster lassen sich entsprechende Generalisierungen auf 1000 x 1000 m bzw. Präzisierung auf 20 x 20 m vornehmen.

Die Lage der Pixel des Landesrasters und der Sentinel-2- bzw. der Landsat-Bildern zeigt, dass die entsprechenden Pixel nicht exakt über einander liegen (Abbildung 28). Die Verschiebung zwischen den Pixeln des Landesrasters und den Sentinel-2-Bildern in Richtung N-S und W-E beträgt jeweils 0,5 m. Die Pixel der Sentinel-2- und der Landsat-Bilder liegen unter Berücksichtigung der unterschiedlichen räumlichen Auflösung vollständig übereinander, wobei das folgende Verhältnis gilt: 3 x 3 Sentinel-2 Pixel mit 20 m Auflösung (3.600 m²) werden von 2 x 2 Landsat Pixel mit 30 m Auflösung (3.600 m²) abgedeckt.

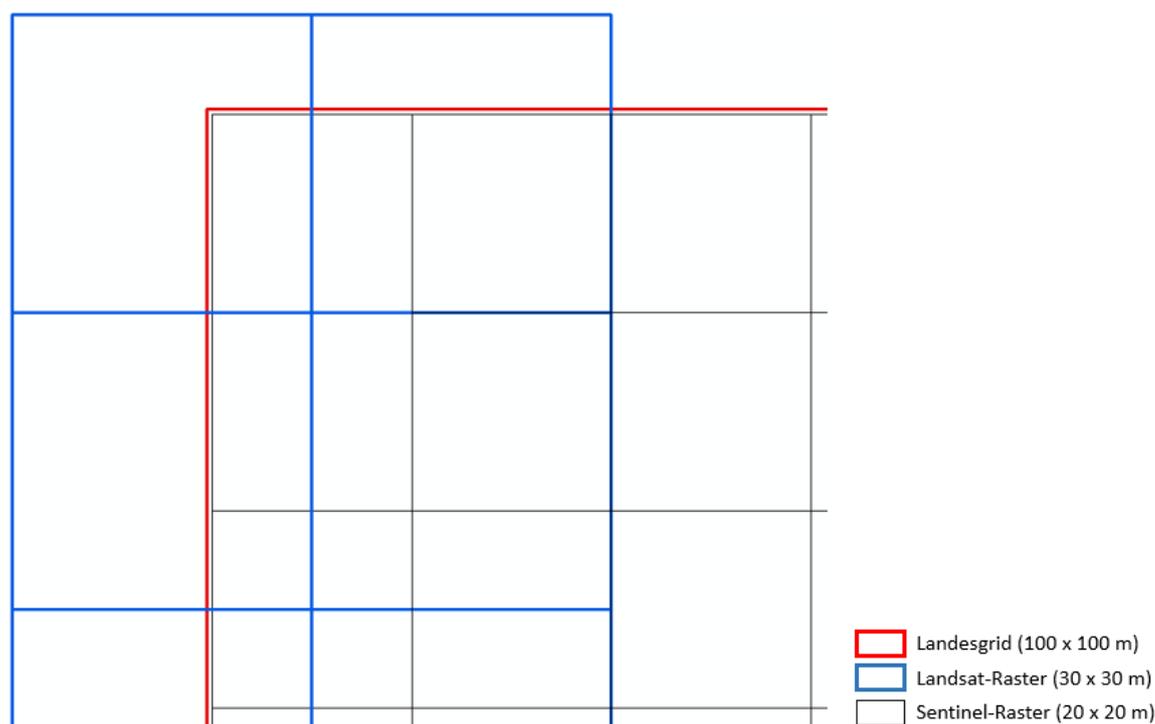


Abbildung 28: Die Lage der Pixel des Landesrasters und der Sentinel-2- bzw. der Landsat-Bilder

Zur Berechnung der Landbedeckungsklassifikation auf Basis des Landesgrids werden die Sentinel-2- und Sentinel-1-Daten mit dem Project Raster Tool und der Snap to Raster Einstellung auf das Landesgrid im Lagereferenzsystem DE_ETRS89/UTM Zone 33 (EPSG-Code 25833) gemappt.

Das Landsat-Raster mit 30 x 30 m Auflösung wird über das nachfolgend beschriebene Verfahren verarbeitet. Die vorprozessierten Daten werden auf ein 20-m-Raster im Landesgrid gemappt. Dazu wurde das in Abbildung 29 dargestellte Tool im Esri Model Builder entwickelt: Im ersten Schritt werden Landsat-Daten mit dem Project Raster Tool und der Snap to Raster Einstellung auf das Landesraster im Lagereferenzsystem DE_ETRS89/UTM Zone 33 (EPSG-Code 25833) auf ein 10-m-Raster gemappt. Im zweiten Schritt wird der Durchschnittswert von jeweils 4 Pixeln des Landesrasters (10 x 10 m) berechnet und den Pixeln des Landesrasters (20 x 20 m) zugewiesen (Abbildung 30).

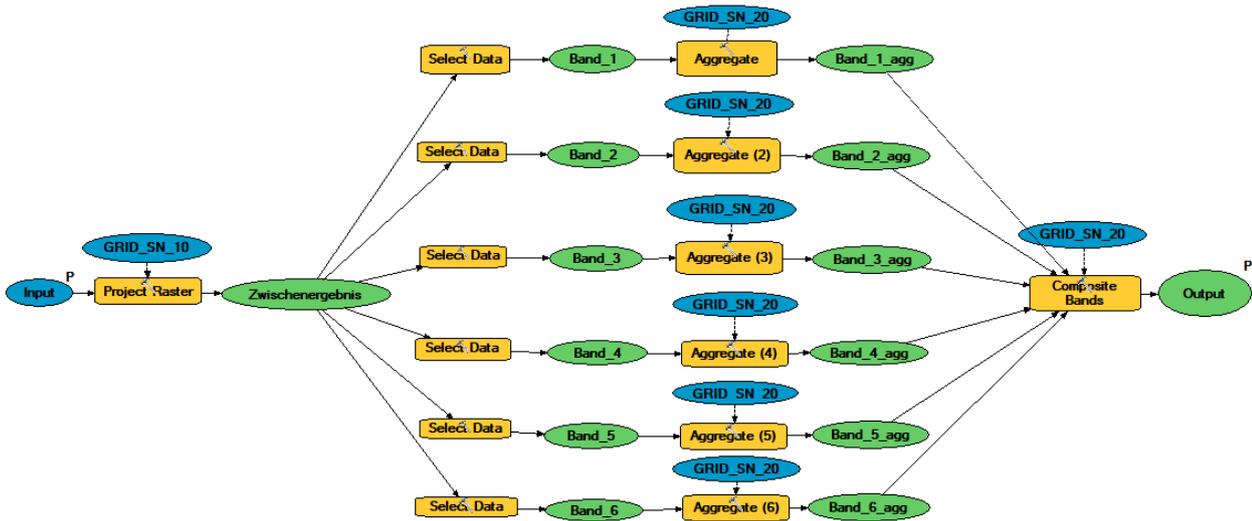


Abbildung 29: Model Builder Tool zur Einordnung des Landsat-Rasters in das Landesgrid

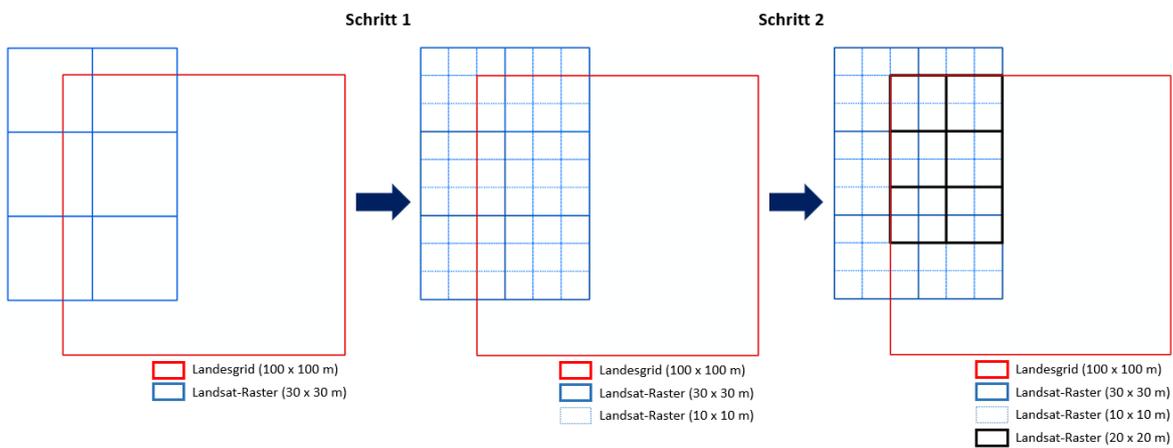


Abbildung 30: Umrechnung des Landsat-Rasters in das Landesgrid

So können die Landbedeckungsklassifikation-Karten auf Basis von Sentinel und Landsat miteinander sehr gut verglichen werden.

3 Entwicklung der Methodik für die Landbedeckungsklassifikation

3.1 Generelle Vorgehensweise

Die Entwicklung des Workflows der Landbedeckungsklassifikation erfolgte anhand der Daten des Jahresaggregats 2018 - 2019 für Sentinel-Daten und 2018 - 2020 für Landsat-Daten. Für diesen Zeitraum steht eine große Menge aktueller Ground Truth-Daten zur Verfügung, die zur Kalibrierung und Validierung der verschiedenen Ansätze genutzt werden können.

Die generelle Vorgehensweise zur Entwicklung des Workflows der Landbedeckungsklassifikation ist in Abbildung 31 dargestellt. Stufenweise aufeinander aufbauend werden verschiedene Arbeitsschritte ausgeführt:

1. Herunterladen der Primärdaten und ihre Vorprozessierung,
2. Datenintegration,
3. Erfassung der Referenzdatensätze
4. Test der Klassifikationsverfahren,
5. Nutzung verschiedenster ergänzender Datenquellen,
6. Automatisierung der Abläufe (wie z. B. Analyse der Spektralsignaturen und Analyse der Histogramme in Python, Mappen der Rasterdaten auf dem Landesgrid in ArcGIS Model Builder),
7. Herstellung des Endproduktes.

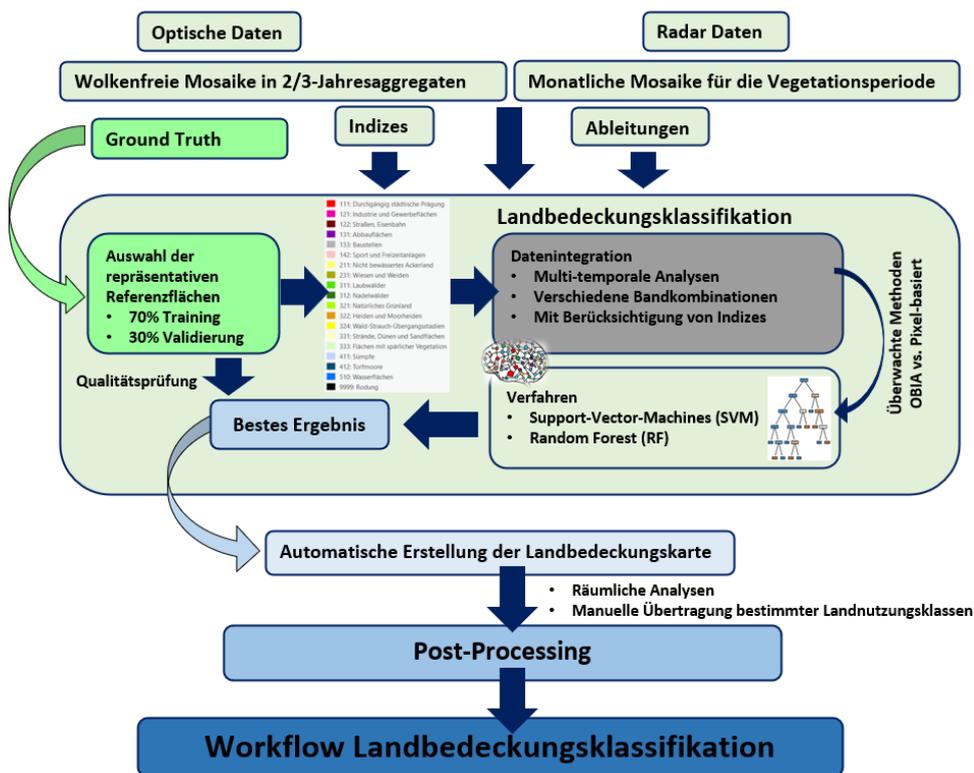


Abbildung 31: Generelle Vorgehensweise der Landbedeckungsklassifikation

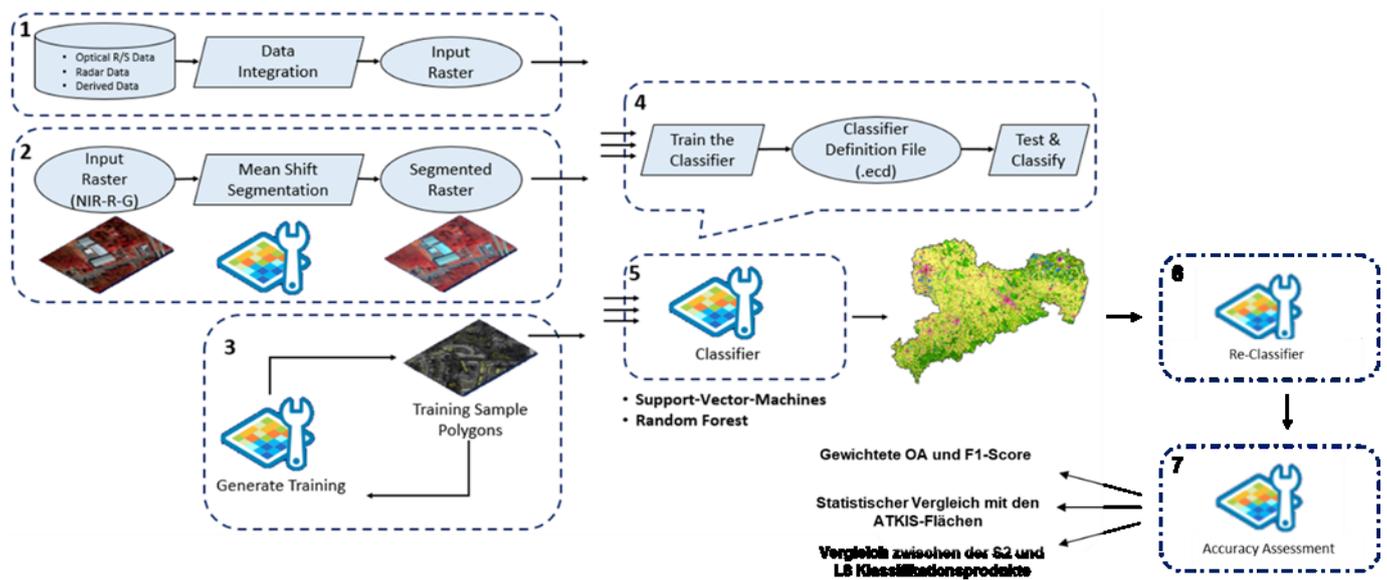
Im Einzelnen werden folgende Fragen untersucht:

1. Welche CORINE-Landcover-Klassen sind wie automatisch identifizierbar?
2. Wie sind die besten Workflows hinsichtlich der Kombination von Ausgangsdaten?
3. Welche zusätzlichen Informationen bringen welchen zusätzlichen Erkenntnisgewinn?
4. Wie werden die Referenzflächen am besten ausgewählt?

5. Welche Klassen sind nicht sicher automatisch identifizierbar und müssen sinnvollerweise manuell übertragen werden?

Die Landbedeckungsklassifikation erfolgt in ArcGIS Pro v.2.6 von Esri nach dem in Quelle: Zusammenge- stellt unter Nutzung von: https://proceedings.esri.com/library/userconf/proc17/tech-workshops/tw_582-397.pdf

Abbildung 32 dargestellten Schema.



Quelle: Zusammenge stellt unter Nutzung von: https://proceedings.esri.com/library/userconf/proc17/tech-workshops/tw_582-397.pdf

Abbildung 32: Überwachter Bildklassifizierungs-Workflow in ArcGIS Pro

3.2 Objekt- und pixel-basierter Bildanalyse

Zur Erfassung der Landbedeckungsklassen werden pixelbasierte und objektbasierte überwachte Methoden des maschinellen Lernens eingesetzt.

Der Vorteil der objektbasierten Bildanalyse (OBIA) ist ein größerer zur Verfügung stehender Merkmalsraum, der neben spektralen Merkmalen auch geometrische Objekteigenschaften, sowie Texturmaße und Nachbarschaftsverhältnisse zur Klassifikation nutzt (Blaschke, 2010). Somit ermöglicht die objektbasierte Bildanalyse die Segmentierung kompakter Objekte, die dem menschlichen Wahrnehmungsvermögen entsprechen, aber mit der gleichzeitig auch eine Generalisierung einhergeht. Im Gegensatz zur objektbasierten Bildanalyse werden mit der pixelbasierten Klassifizierung einzelne Pixel nur nach spektralen Ähnlichkeiten untersucht und in Klassen sortiert, was in der Regel keine homogene Objektbildung zulässt (Koch, et al., 2003). Dadurch entstehen oft die sogenannten „salt and pepper“-Effekte (Verpixelung) in den Klassifizierungsergebnissen, die häufig Unsicherheiten enthalten und fehlerhaft sind.

Zur besseren Objektabgrenzung für Sentinel-Daten werden in der OBIA-Segmentierung die Bänder mit 10 m Auflösung genutzt. Folgende Kombinationen werden verwendet:

1. Sommer: Kombination der NIR-R-G-Bänder (B08-B04-B03) mit einer 10 m-Bodenauflösung.
2. Sommer und Frühjahr: Kombination der NIR und G Bänder (Sommeraufnahmen, B08-B03) mit dem R Band der Frühjahrsaufnahme (B04) mit einer 10-m-Bodenauflösung.

Die Top-of-Atmosphäre (TOA) und Bottom-of-Atmosphäre(BOA)-Produkte der Landsat-Daten verfügen generell über 30 m aufgelöste Bänder. Zusätzlich steht ein panchromatisches Bild mit 15 m Bodenaufklärung als TOA-Produkt zur Verfügung. Laut (Tassi, et al., 2021) verbessert die Integration des panchromatischen Bandes die Genauigkeit der LULC-OBIA-Klassifizierung signifikant. Dazu werden ausgewählte Bänder der TOA-Produkte von 30 x 30 m Auflösung mit Hilfe des panchromatischen TOA-Bildes mit 15 m Bodenaufklärung radiometrisch in 15 x 15 m Bilder transformiert (sog. Pan-Sharpening nach dem HSV-Fusion-Verfahren). Bei der HSV-Fusion wird zunächst das RGB-Bild in den HSV-Farbraum transformiert. Dann wird der Kanal mit der Helligkeitsinformation durch den hochauflösenden panchromatischen Kanal ersetzt. Danach wird das Bild vom HSV-Farbraum wieder zurück in den RGB-Farbraum transformiert und auf das Landesgrid (20 x 20 m) gemappt. Ein Beispiel der Kombinationen der NIR-R-G-Bänder vor und nach dem Pan-Sharpening sind in Abbildung 33 dargestellt. Deutlich zeigt sich die bessere Objektbegrenzung nach dem Pan-Sharpening. Das farbige Pansharpene-Image wird nur für die Segmentierung verwendet. Somit fließen die TOA-Werte und veränderten Radiometrien in die Klassifikationsauswertung nicht ein.

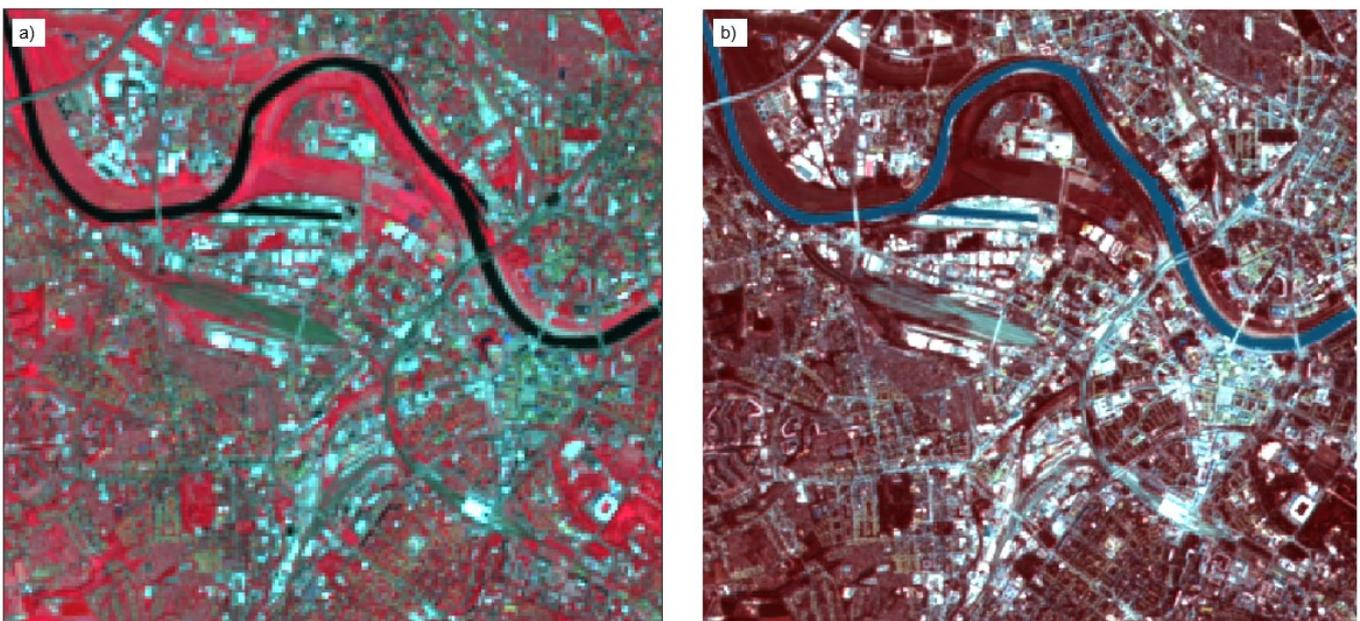


Abbildung 33: Kombinationen der NIR-R-G-Bänder der Landsat-Daten vor (a) und nach (b) dem Pan-Sharpening für den Zeitraum 2018 - 2020.

Für die OBIA-Segmentierung der Landsat-Daten werden folgende Kombinationen verwendet:

3. Sommer: Kombination der NIR-R-G-Bänder (B08-B04-B03) mit einer 20 m-Bodenaufklärung.
4. Sommer und Frühjahr: Kombination der NIR und G-Bänder (Sommeraufnahmen, B08-B03) mit dem R-Band der Frühjahrsaufnahme (B04) mit einer 20 m-Bodenaufklärung.

Die Zusammenstellung der NIR-R-G-Bänder ist besonders nützlich zur Identifizierung/Differenzierung verschiedener Arten von Landbedeckung und Vegetation.

Durch Kombination der Bänder aus unterschiedlichen Jahreszeiten werden phänologische Variationen der Vegetation berücksichtigt. Zur Verbesserung der Segmentierung werden Kombinationen der genannten Datensätze getestet.

Für die Analyse der Segmentierung wird der Mean-Shift-Algorithm¹³ in ArcGIS Pro verwendet. Hierzu können Parameter zur Stärke der räumlichen und spektralen Glättung festgelegt werden.

Folgende Parameter steuern den Generalisierungsgrad bei der Segmentierung:

1. Mindestfläche
2. Die Mindestfläche legt die minimale Größe einer auskartierten homogenen Fläche fest. Objekte, die kleiner sind, werden mit ihrem am besten passenden Nachbarobjekt zusammengeführt.
3. Spektraler Detailgrad
4. Der spektrale Detailgrad legt die Gewichtung der spektralen Unterschiede von Merkmalen fest. Die Werte können in dem Intervall zwischen 1.0 und 20.0 festgelegt werden, wobei gilt: je höher der Detailwert, desto stärker die Unterscheidung der Merkmale. Beispielsweise ermöglicht ein hoher spektraler Detailgrad in einer Waldszene eine bessere Unterscheidung zwischen den verschiedenen Baumarten.
5. Räumlicher Detailgrad
6. Der räumliche Detailgrad legt die Gewichtung der Entfernung zwischen Merkmalen fest. Die Werte können in dem Intervall zwischen 1.0 und 20.0 festgelegt werden, wobei ein höherer Wert von Vorteil ist, wenn die Objekte klein sind und nah zueinander liegen. Beispielsweise ermöglicht ein hoher räumlicher Detailgrad in einer städtischen Szene die bessere Klassifizierung der Gebäude und Straßen als separate Objekte.

Im Rahmen dieses Vorhabens wurden verschiedene Segmentierungsparameter zur Ableitung von Landbedeckungsmerkmalen getestet. Diese sind für Sentinel-2 (2018 - 2019) in Tabelle 15 erläutert.

Tabelle 15: Test verschiedener Segmentierungsparameter zur Ableitung von Landbedeckungsmerkmalen mit Nutzung von Sentinel-2-Daten für den Zeitraum 2018 - 2019

	Mindestfläche	Spektraler Detailgrad	Räumlicher Detailgrad	Anzahl der Objekte
Test 1	10 Pixel	20	20	7.975.107
Test 2	10 Pixel	18	18	6.244.844
Test 3	10 Pixel	14	14	2.920.586
Test 4	10 Pixel	10	10	1.607.524
Test 5	10 Pixel	5	5	924.929

Beispiele derartig segmentierter Bilder in Wohn-, in Wald- und in Ackerlandgebieten sind in Abbildung 34, Abbildung 35 und Abbildung 36 dargestellt.

Kleinräumige Flächen besonders in der städtischen Szene (z. B. Gebäude, Straßen, städtische Grünflächen) werden deutlich besser mit einem höheren Detailgrad abgegrenzt (Abbildung 34). In Waldflächen lassen sich die verschiedenen Waldbaumarten auch nur bei einem höheren Detailgrad als unterschiedliche Objekte erkennen (Abbildung 35).

Auf der anderen Seite werden großräumige Flächen (z. B. Ackerland, Grünland usw.) mit einem niedrigeren Detailgrad besser abgegrenzt (Abbildung 36).

¹³ Link: <https://desktop.arcgis.com/de/arcmap/10.3/tools/spatial-analyst-toolbox/segment-mean-shift.htm>

Mit den folgenden Einstellungen wurden optimale Ergebnisse erzielt:

1. Mindestfläche
2. Sentinel-2: 10 Pixel
3. Die minimale Segmentgröße entspricht 1.000 m² oder 2,5 Pixel bei einer 20 m-Bodenauflösung.
4. Landsat: 5 Pixel
5. Die minimale Segmentgröße entspricht 2.000 m² oder 2,2 Pixel bei einer 30 m-Bodenauflösung.
6. Spektraler Detailgrad = 18
7. Räumlicher Detailgrad = 18

Die ermittelten Parameter stellen ein Optimum zwischen Generalisierung und Auflösung dar. Sie vermindern die "salt and pepper"-Effekte und gewährleisten die korrekte Abbildung sowohl groß- als auch kleinräumiger Objekte der Landbedeckungsklassen.

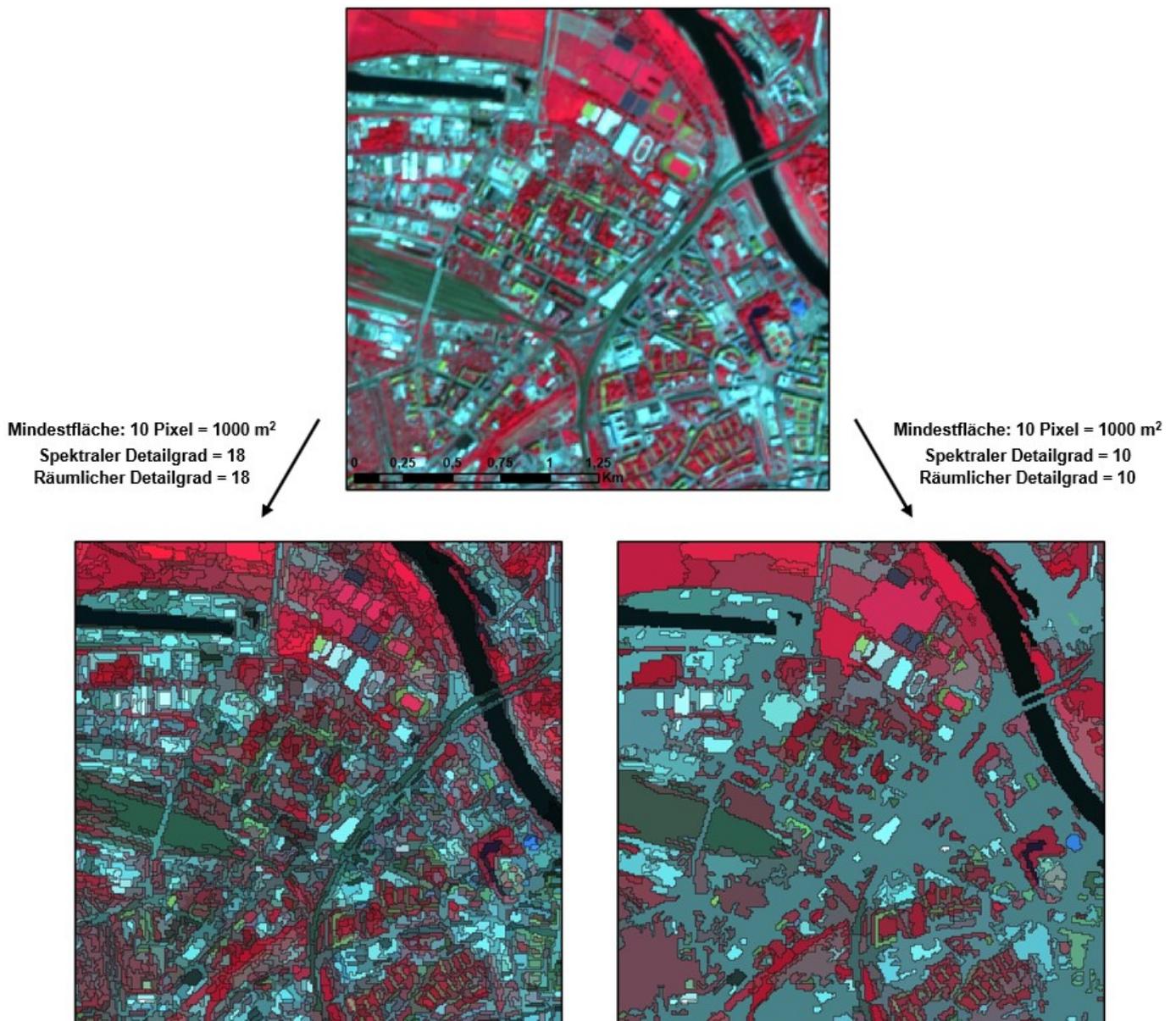


Abbildung 34: Segmentierung auf Basis der NIR-R-G-Bänder mit unterschiedlichen Generalisierungsparametern in einem Wohngebiet auf Basis von Sentinel-2-Aufnahmen

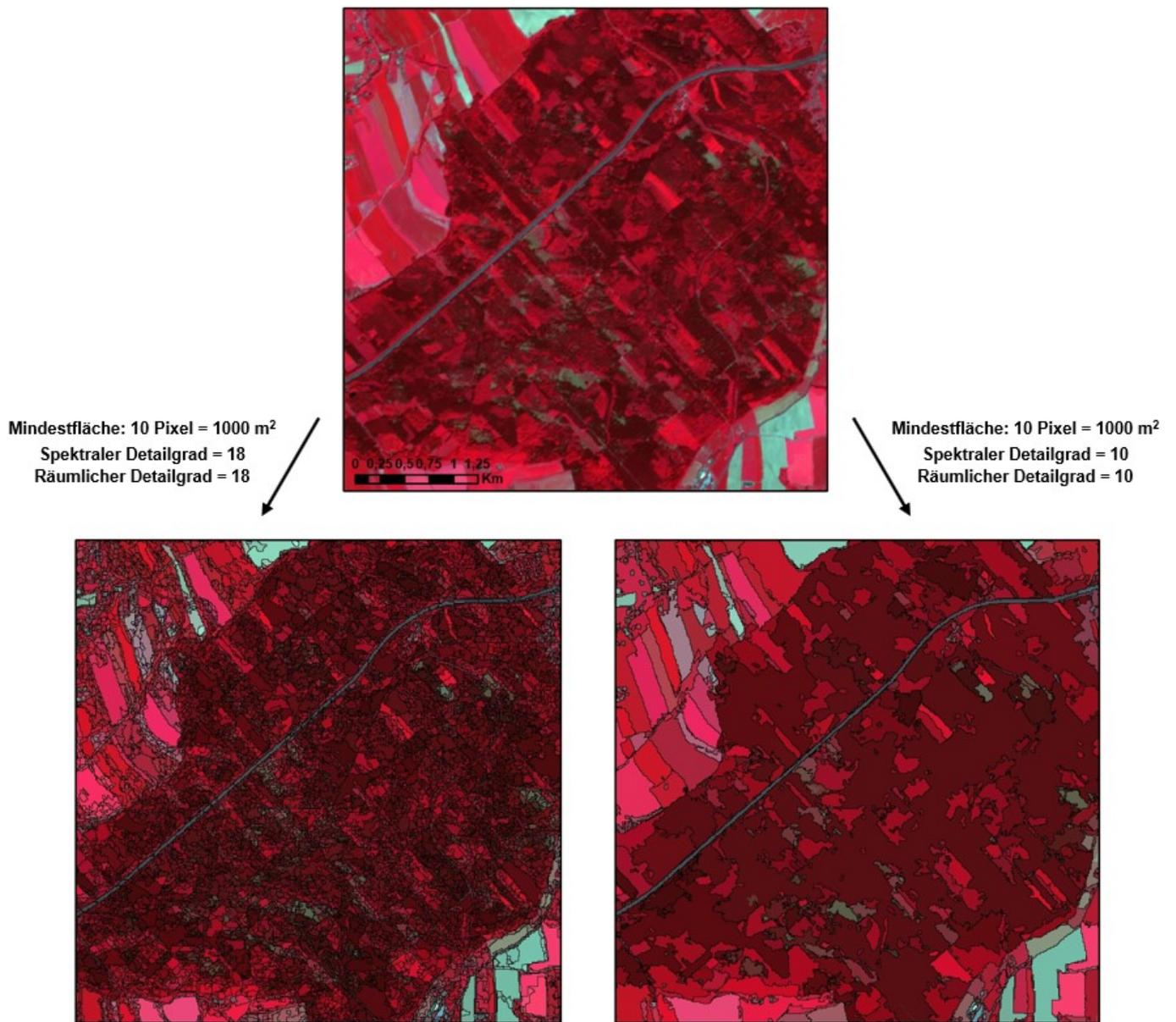


Abbildung 35: Segmentierung auf Basis der NIR-R-G-Bänder mit unterschiedlichen Generalisierungsparametern in einer Waldfläche auf Basis von Sentinel-2-Aufnahmen

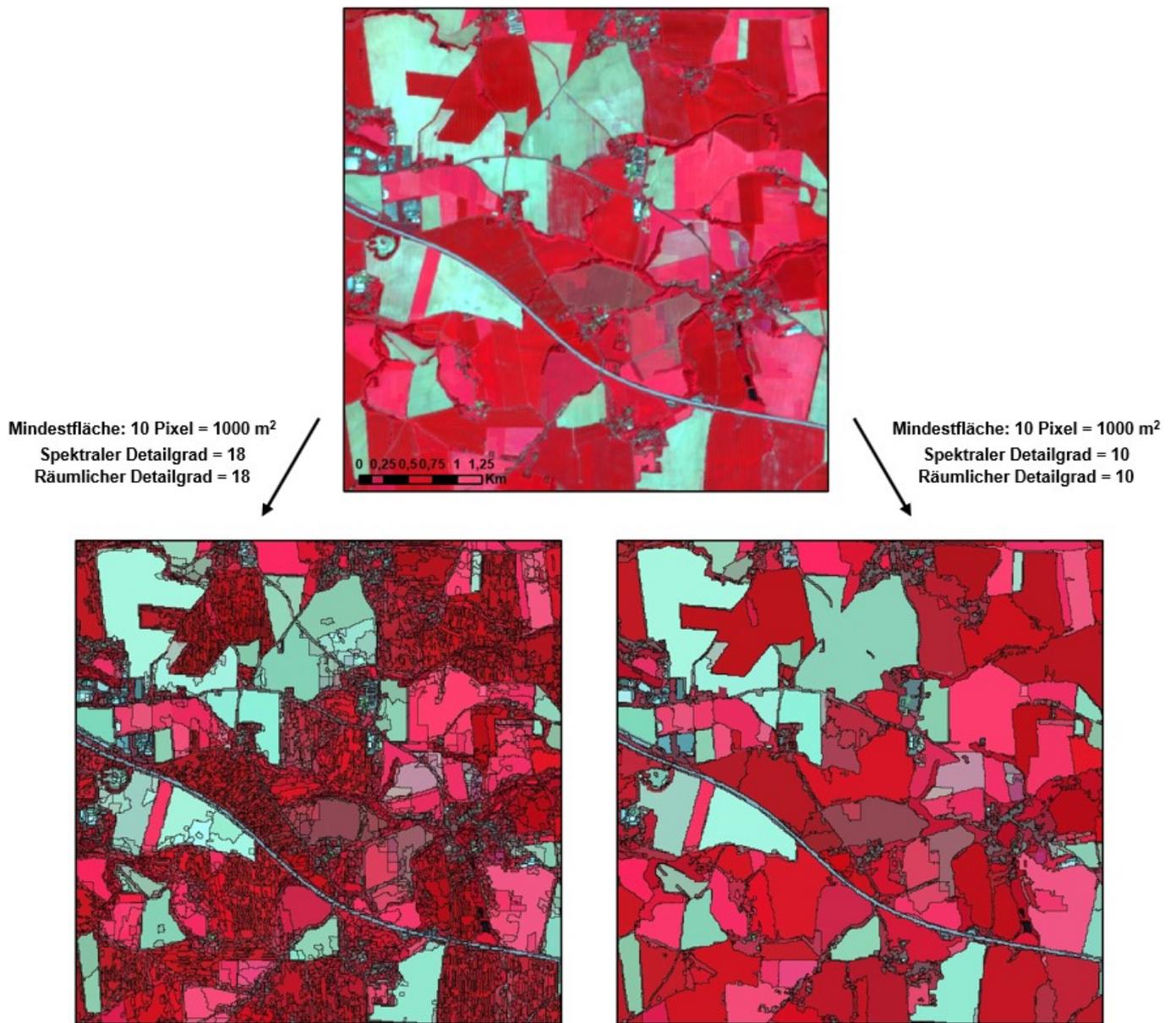


Abbildung 36: Segmentierung auf Basis der NIR-R-G-Bänder mit unterschiedlichen Generalisierungsparametern in Ackerlandflächen auf Basis von Sentinel-2-Aufnahmen

3.3 Vorbereitung des Referenzdatensatzes

3.3.1 Generelle Vorgehensweise

Zur Erfassung der Landbedeckungsklassen werden überwachte Klassifikationsmethoden eingesetzt. Diese erfordern die Bereitstellung von Trainingsdaten. Das sind repräsentative Flächen für die entsprechenden Klassen der CORINE-Landcover-Nomenklatur und der Baumartengruppen.

Die Klassifikation der Landbedeckung erfolgt separat für Baumartengruppen und alle anderen Klassen der Landbedeckung, weil jeweils unterschiedliche Klassifikationsmerkmale genutzt werden.

3.3.2 Gliederung der Landbedeckung

3.3.2.1 Vorbemerkungen

Nach den Vorschriften der CORINE-Kartierung (Kosztra, et al., 2019) werden bestimmte CLC-Klassen als heterogene Zusammenstellungen verschiedener Landbedeckungsklassen abgebildet. Zu dieser Gruppe gehören die folgenden Klassen:

1. 242: Komplexe Parzellenstrukturen
2. 243: Landwirtschaft und natürliche Bodenbedeckung

Eine derartige Zusammenfassung ist im vorliegenden Projekt nicht vorgesehen. Aus diesem Grund werden diese CLC-Klassen hier nicht berücksichtigt.

Nach einer visuellen Überprüfung der bestehenden CLC-Klassen wurden drei weitere CLC-Klassen identifiziert, die übergreifend verschiedene Landbedeckungsklassen beinhalten:

1. 123: Hafengebiete
2. 124: Flughäfen
3. 132: Deponien und Abraumhalden

Diese Flächennutzungstypen können nicht automatisch identifiziert werden. Deshalb werden sie manuell unter Nutzung verschiedener Ground Truth-Daten in die CLC-Datensätze übernommen. Diese Vorgehensweise garantiert die Nutzung der besten verfügbaren Information für den jeweiligen Zeitpunkt.

3.3.2.2 Auswahl der Referenzflächen

Die Ergebnisse der maschinellen Klassifikationsalgorithmen sind stark von der Qualität und Auswahl der Trainingsdaten abhängig. Zur Erzeugung qualitativ hochwertiger Trainingsdaten werden diese mit Hilfe von bestehenden Ground Truth-Daten und hochauflösenden Satelliten-/Luftbildern des World Imagery Datensatzes von Esri identifiziert und erfasst. Folgende Datensätze wurden zur Erzeugung von Trainingsdaten genutzt:

1. Bestehende CORINE-Landcoverkarten
2. ATKIS-Bestandsdaten
3. InVeKoS-Feldblockdaten
4. Waldbestandsdaten des Staatsbetriebes Sachsenforst
5. Altlastenkataster
6. Esri World Imagery Wayback

Abbildung 37 zeigt die jeweils zur Erfassung der Kalibrierungsflächen je CLC-Klasse genutzten Ground Truth-Daten. Die rot markierten Klassen repräsentieren Klassen, die nicht automatisch erfasst werden können und in der weiteren Bearbeitung manuell übernommen werden. Die Klassen im Schnittbereich

werden aus mehreren Datensätzen ausgewählt. Beispielsweise werden die Trainingsdaten für Ackerlandflächen in Gebieten ausgewählt, die in den Datensätzen von InVeKoS und ATKIS als Ackerland ausgewiesen sind.

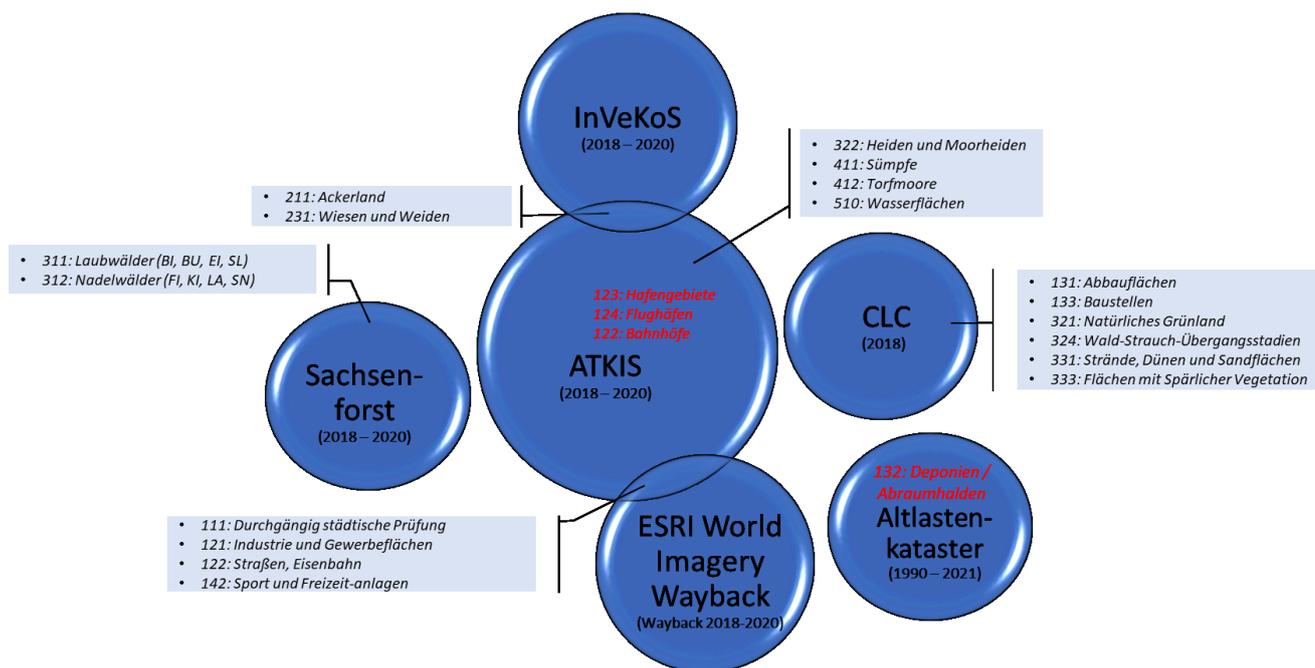


Abbildung 37: Verwendete Ground Truth-Daten für die CLC-Klassen

Laut (Johnson & Khoshgoftaar, (2019)) funktionieren maschinelle Lernalgorithmen am besten, wenn die Anzahl der Kalibrierungsflächen für alle zu klassifizierenden Klassen ungefähr gleich sind. Tabelle 16 stellt die Verteilung der CLC-Klassen (Stand 2018) über die Landesfläche und der CLC-Klassen, welche zur automatischen Klassifikation ausgewählt wurden, dar. Laut der Verteilung der CLC-Klassen (Stand 2018) werden insgesamt etwa 97,09 % aller Flächen mit automatischer Klassifikation erfasst.

Hierbei wurde festgestellt, dass die flächenhaften Objekte sehr unregelmäßig repräsentiert sind: Klassen wie 133: Baustellen, 221: Weinbauflächen, 331: Strände, Dünen und Sandflächen, 333: Flächen mit spärlicher Vegetation und 412: Torfmoore haben eine vergleichsweise geringe Verbreitung. In Tabelle 16 sind diese Klassen mit rot markierten Zahlen gekennzeichnet.

Tabelle 16: Belegung der Landbedeckungsklassen aus der CORINE-Landcover-Kartierung 2018 für das Untersuchungsgebiet (Freistaat Sachsen)

Corine-Landnutzungsklassen	Fläche (km ²)	Anzahl der Flächen	Corine-Landnutzungsklassen für die automatische Klassifikation
111: Durchgängig städtische Prägung	37,8	55	111: Durchgängig städtische Prägung
112: Nicht durchgängig städtische Prägung	1546,8	1354	
121: Industrie und Gewerbeflächen	303,5	421	121: Industrie und Gewerbeflächen
122: Straßen, Eisenbahn	13,8	25	122: Straßen, Eisenbahn
123: Hafengebiete	0,5	1	
124: Flughäfen	24,2	8	
131: Abbauflächen	112,5	82	131: Abbauflächen
132: Deponien und Abraumhalden	11,9	19	
133: Baustellen	0,6	1	133: Baustellen
141: Städtische Grünflächen	29,3	52	
142: Sport- und Freizeitanlagen	102,5	178	142: Sport- und Freizeitanlagen
211: Nicht bewässertes Ackerland	7918,5	1555	211: Nicht bewässertes Ackerland
221: Weinbauflächen	2,1	4	
222: Obst- und Beerenobstbestände	44,6	53	
231: Wiesen und Weiden	2682,9	2474	231: Wiesen und Weiden
242: Komplexe Parzellenstrukturen	10,4	18	
243: Landwirtschaft und natürliche Bodenbedeckung	37,2	77	
311: Laubwälder	672,3	859	311: Laubwälder
312: Nadelwälder	3971,6	766	312: Nadelwälder
313: Mischwälder	376,8	659	
321: Natürliches Grünland	23,0	50	321: Natürliches Grünland
322: Heiden und Moorheiden	54,6	30	322: Heiden und Moorheiden
324: Wald-Strauch-Übergangsstadien	152,9	211	324: Wald-Strauch-Übergangsstadien
331: Strände, Dünen und Sandflächen	7,0	10	331: Strände, Dünen und Sandflächen
333: Flächen mit Spärlicher Vegetation	6,5	9	333: Flächen mit Spärlicher Vegetation
411: Sümpfe	10,7	19	411: Sümpfe
412: Torfmoore	1,9	3	412: Torfmoore
511: Gewässerläufe	22,2	3	512: Wasserflächen
512: Wasserflächen	264,1	199	
			9999: Rodung
	18442,5	9195	97.09 %

Laut (Douzas, et al., 2019) hilft das Geometric-SMOTE-Verfahren (GSMOTE) bei der Erstellung eines balancierten Trainingsdatensatzes und verbessert somit deutlich die Robustheit der Klassifikatoren. GSMOTE ist ein Oversampling-Algorithmus zur Erzeugung synthetischer Daten innerhalb von Objekten mit geringer räumlicher Verbreitung. Dadurch werden diese Objekte aufgewertet und die Verteilung der Kalibrierungsflächen wird ausgeglichen (siehe (Tang & He, 2015)). Es wird eine in etwa gleiche Anzahl von Kalibrierungsflächen unabhängig von der absoluten Flächengröße der zu kartierenden Einheiten erzeugt. Der GSMOTE-Algorithmus wurde ursprünglich in Python von Georgios Douzas implementiert (Douzas & Bacao, 2019).

Tabelle 17 beschreibt den endgültigen Trainingsdatensatz, erzeugt nach dem GSMOTE-Prinzip. Die Übereinstimmung der Kalibrierungsflächen mit den Ground Truth-Daten wurde manuell geprüft und gegebenenfalls angepasst. Die Kalibrierungsflächen sind über die gesamte Landesfläche verteilt (Abbildung 38).

Tabelle 17: Balancierte Trainingsdatensätze für die Landbedeckungsklassifikation

Corine-Landbedeckungsklassen		Training	
		Anzahl	Pixel (%)
	111: Durchgängig städtische Prägung	174	6,89
	121: Industrie und Gewerbeflächen	155	6,13
	122: Straßen, Eisenbahn	145	5,68
	131: Abbauflächen	150	5,88
	133: Baustellen	84	3,87
	142: Sport- und Freizeitanlagen	121	4,78
	211: Nicht bewässertes Ackerland	235	9,25
	231: Wiesen und Weiden	234	9,20
	311: Laubwälder	99	3,87
	312: Nadelwälder	112	4,37
	321: Natürliches Grünland	145	5,68
	322: Heiden und Moorheiden	114	4,47
	324: Wald-Strauch-Übergangsstadien	102	4,02
	331: Strände, Dünen und Sandflächen	96	3,82
	333: Flächen mit Spärlicher Vegetation	95	3,72
	411: Sümpfe	97	3,82
	412: Torfmoore	98	3,82
	512: Wasserflächen	158	6,23
	9999: Rodung	113	4,47

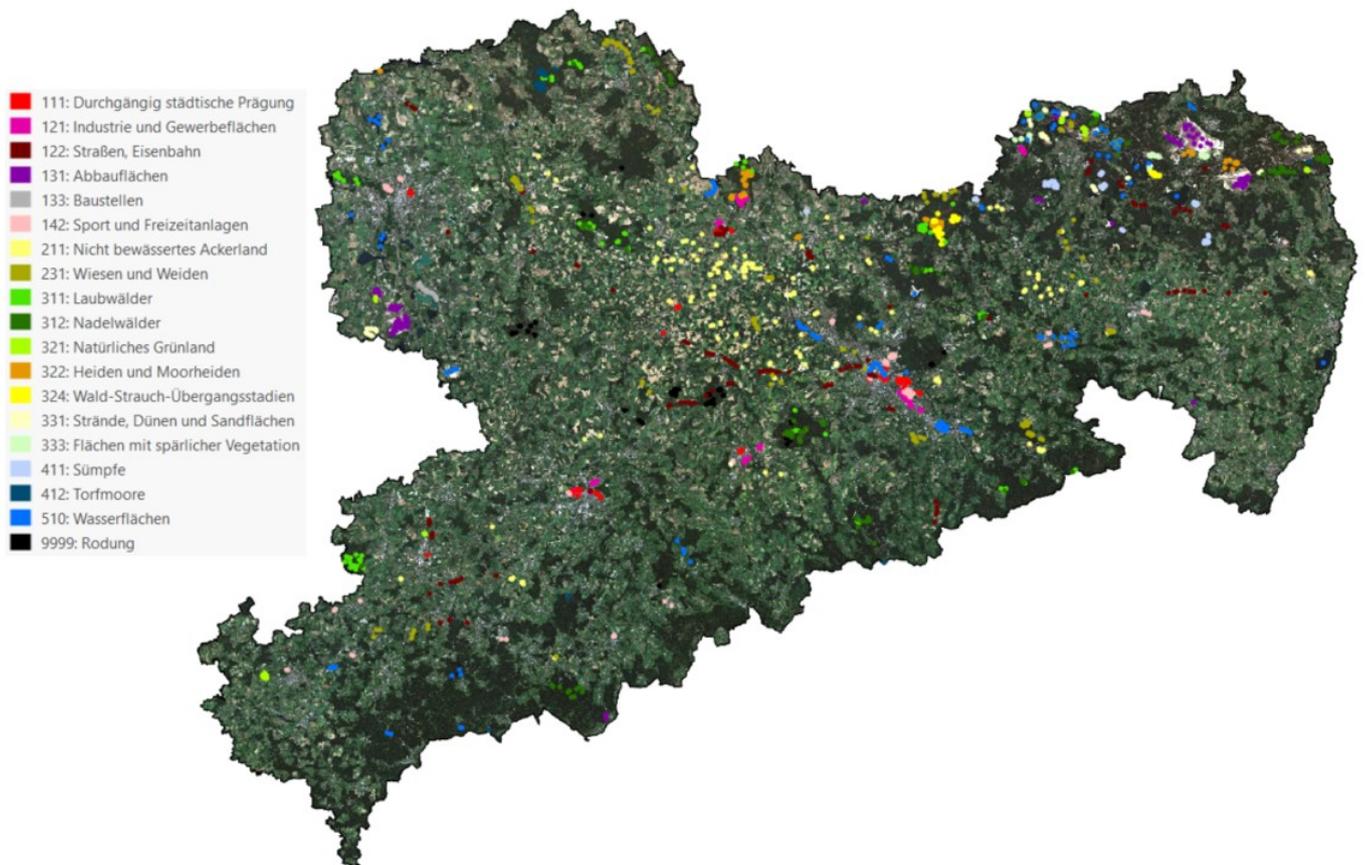


Abbildung 38: Verteilung der Kalibrierungsflächen

Die Klassifizierungsergebnisse werden durch gemischte Pixel u. U. stark beeinflusst (Ioka & Masato, 1986). Zur Kalibrierung wurden deshalb nur Referenzflächen mit einheitlichen Landbedeckungsklassen ausgewählt. Die erfassbare minimale Fläche beträgt bei Sentinel-Daten 400 m², weil für die Segmentierung Bänder mit der maximalen Bodenauflösung von 10 m verwendet wurden. Bei Landsat-Daten wurden für die Segmentierung Bänder mit 20 m Bodenauflösung verwendet. Somit ist in diesem Fall die korrekte Abbildung der Objekte erst möglich, wenn diese eine Fläche von mindestens 1.600 m² abdecken.

3.3.2.3 Spektralsignaturen

Vor der Klassifikation wurden die Spektraleigenschaften verschiedener Landbedeckungsklassen untersucht, um Überschneidungen und ausgeprägte Unterschiede zu visualisieren und möglichst eindeutige Signaturen zu ermitteln. Die Ergebnisse wurden insbesondere zur Interpretation der Klassifikationsergebnisse (Kapitel 3.5) genutzt.

Die Spektralsignaturen verschiedener Landbedeckungsklassen werden mittels Kastengrafik auf Basis der Kalibrierungsflächen analysiert (Abbildung 39 und Abbildung 40). Diese Darstellung visualisiert den Medianwert und die Streuung der Spektralwerte jeder Landbedeckungsklasse im elektromagnetischen Spektrum und bildet damit die in einer Klasse enthaltenen Objekte ab (z. B. verschiedene Dachtypen, verschiedene Straßenbeläge usw.).

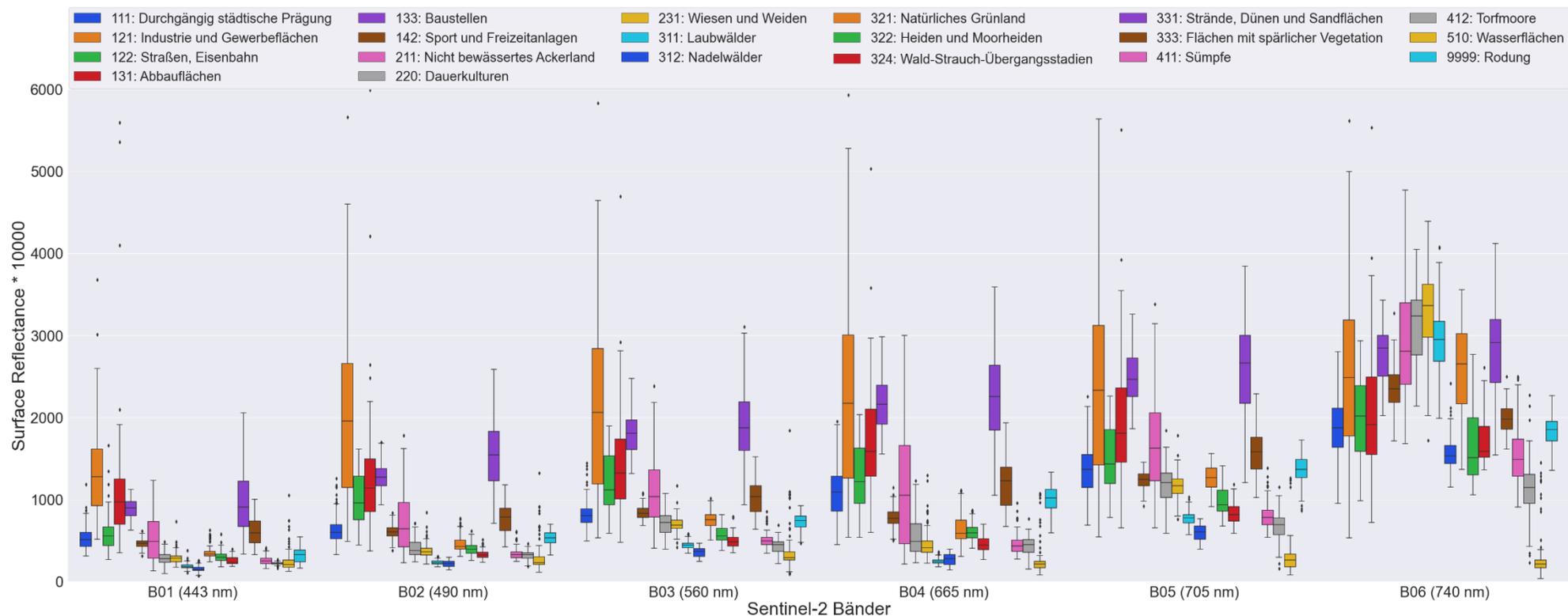


Abbildung 39: Spektralsignaturen der CLC-Landbedeckungsklassen (Kalibrierungsflächen) im Bereich 443 - 740 nm des elektromagnetischen Spektrums.

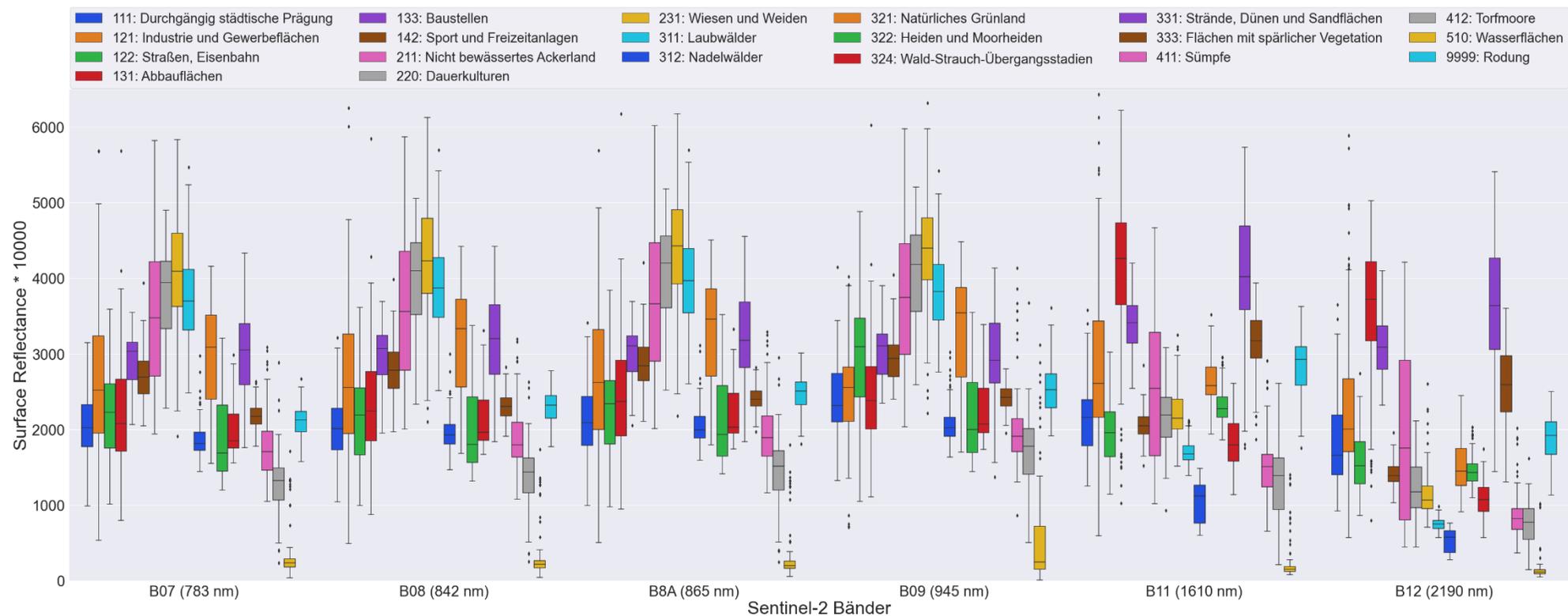


Abbildung 40: Spektralsignaturen der CLC-Landbedeckungsklassen (Kalibrierungsflächen) im Bereich 783 - 2190 nm des elektromagnetischen Spektrums.

Die visuelle Interpretation der spektralen Signaturen hat zu folgenden Beobachtungen geführt:

1. Die verschiedenen CLC Klassen zeigen in allen 12 Sentinel-2-Bändern (zwischen 443 und 2190 Nanometer) mehr oder weniger deutlich ausgeprägte Unterschiede. Dementsprechend werden alle Bänder für die Klassifikation genutzt.
2. Die Spektraleigenschaften der Landbedeckungsklasse 121: Industrie und Gewerbefläche streuen weit über das Gesamtspektrum. Aufgrund der vielfältigen Arten von Industrie und Gewerbeflächen (verschiedene Dachtypen, befestigte Flächen, Solaranlagen, Industrieanlagen usw.) schwankt die Spektralsignatur dieser Klasse sehr stark und überlappt sich häufig mit anderen Klassen.
3. Die Spektralsignaturen der Landbedeckungsklassen 133: Baustellen und 331: Strände, Dünen und Sandflächen überlappen sich über das gesamte Spektrum.
4. Die Landbedeckungsklassen 231: Wiesen und Weiden und 321: Natürliches Grünland lassen sich auf Basis ihrer optischen Spektraleigenschaften nicht sicher unterscheiden. Da die zeitliche Entwicklung dieser Flächen über die Vegetationsperiode ebenfalls sehr ähnlich (Abbildung 11) verläuft, können sie auch mit Radar-Aufnahmen nicht klar unterschieden werden (Kapitel 2.2.4).
5. Die Spektralsignatur der Landbedeckungsklasse 220: Dauerkulturen überlappt sich über das gesamte Spektrum mit den Klassen 211: Nicht bewässertes Ackerland, 231: Wiesen und Weiden und 321: Natürliches Grünland. Wie in Kapitel 2.2.4 erläutert, werden diese Flächen nicht komplett abgeerntet und somit ist der RVI-Verlauf ähnlich wie bei Grünlandflächen und kann deshalb nicht klar von diesen differenziert werden.
6. Die spektralen Signaturen der Landbedeckungsklassen 322: Heiden und Moorheiden und 324: Wald-Strauch-Übergangsstadien überschneiden sich über das gesamte Spektrum. Entscheidend für die Zuordnung der Vegetationsflächen zu einer der beiden Landbedeckungsklassen ist das Entwicklungsstadium der Vegetation zum Zeitpunkt der Aufnahme. Andererseits ähneln die spektralen Signaturen dieser Landbedeckungsklassen sehr stark denen der Klasse 411: Sümpfe. Signifikante feuchtebedingte Unterschiede sind nur im SWIR-Bereich (Band 11 und Band 12) zu erkennen.
7. Die Landbedeckungsklassen 312: Nadelwälder und 324: Wald-Strauch-Übergangsstadien lassen sich auf Basis ihrer optischen Spektraleigenschaften nicht sicher unterscheiden. Entscheidend für die Zuordnung der Waldflächen zu einer der Landbedeckungsklassen ist das Entwicklungsstadium der Waldflächen zum Zeitpunkt der Aufnahme.

Zusätzlich wurden statistischen Analysen zur Unterscheidbarkeit der Spektralsignaturen mittels des Tukey-Kramer-Post-hoc-Tests (Armstrong, et al., 2000) durchgeführt. Der Tukey-Test lässt sich im Rahmen einer Varianzanalyse zur Bestimmung von signifikanten Unterschieden zwischen Gruppenmittelwerten und Spannweiten einsetzen. In diesem Fall werden paarweise Kombinationen von zwei Landbedeckungsklassen gebildet und ihre Spektralsignaturen im Hinblick auf Unterschiede verglichen. Der Tukey-Test wurde speziell für ungleiche Gruppengrößen entwickelt.

Vor der Durchführung des Tukey-Kramer-Post-hoc-Tests wurden Werte mit einer Abweichung von >95 % vom Medianwert (d.h. gehören nicht zur Grundgesamtheit der jeweiligen CLC-Klasse) entfernt. Diese Werte sind als Punkte in Abbildung 39 und Abbildung 40 dargestellt. Tabelle 18 zeigt ein Beispiel der Ergebnisse des Tukey-Kramer-Post-hoc-Tests, in dem die Spektralsignaturen der Klasse 111: Durchgängig städtische Prägung mit den anderen Landbedeckungsklassen im NIR-Bereich verglichen werden.

Der korrigierte p-Wert ($p\text{-adj}$) gibt an, welche Vergleiche sich signifikant unterscheiden. Wenn der korrigierte p-Wert unterhalb des Signifikanzniveau von 5 % ($\leq 0,05$) liegt, weisen die Spektralsignaturen der kombinierten Landbedeckungsklassen signifikante Unterschiede auf. Wenn das nicht der Fall ist, können

sie verwechselt werden (z. B. die Klasse 111: Durchgängig städtische Prägung mit der Klasse 122: Straßen, Eisenbahn (Zeile 2 in Tabelle 18)).

Tabelle 18: Tukey-Kramer-Post-hoc-Tests zum Vergleich der Spektralsignaturen der Klasse 111: Durchgängig städtische Prägung zu den anderen Landbedeckungsklassen im NIR-Bereich

Multiple Comparison of Means - Tukey HSD, FWER=0.05							
group1	group2	meandiff	p-adj	lower	upper	reject	
111: Durchgängig städtische Prägung	121: Industrie und Gewerbeflächen	554.7359	0.001	317.5586	791.9133	True	
111: Durchgängig städtische Prägung	122: Straßen, Eisenbahn	89.4286	0.9	-152.4709	331.3281	False	
111: Durchgängig städtische Prägung	131: Abbauflächen	356.3297	0.001	116.6509	596.0085	True	
111: Durchgängig städtische Prägung	133: Baustellen	933.5243	0.001	662.5581	1204.4906	True	
111: Durchgängig städtische Prägung	142: Sport und Freizeitanlagen	713.5266	0.001	458.8131	968.2401	True	
111: Durchgängig städtische Prägung	211: Nicht bewässertes Ackerland	1872.1192	0.001	1657.1118	2087.1266	True	
111: Durchgängig städtische Prägung	231: Wiesen und Weiden	2468.3268	0.001	2253.1227	2683.5308	True	
111: Durchgängig städtische Prägung	311: Laubwälder	1628.0849	0.001	1357.1187	1899.0512	True	
111: Durchgängig städtische Prägung	312: Nadelwälder	-147.8153	0.8795	-408.5229	112.8923	False	
111: Durchgängig städtische Prägung	321: Natürliches Grünland	1098.9907	0.001	857.0912	1340.8902	True	
111: Durchgängig städtische Prägung	322: Heiden und Moorheiden	-39.9667	0.9	-299.2729	219.3396	False	
111: Durchgängig städtische Prägung	324: Wald-Strauch-Übergangsstadien	75.844	0.9	-192.5599	344.2478	False	
111: Durchgängig städtische Prägung	331: Strände, Dünen und Sandflächen	1128.7865	0.001	856.0383	1401.5347	True	
111: Durchgängig städtische Prägung	333: Flächen mit spärlicher Vegetation	246.9439	0.1421	-27.649	521.5368	False	
111: Durchgängig städtische Prägung	411: Sümpfe	-169.5486	0.7532	-442.2968	103.1996	False	
111: Durchgängig städtische Prägung	412: Torfmoore	-561.7056	0.001	-833.5552	-289.8561	True	
111: Durchgängig städtische Prägung	510: Wasserflächen	-1783.3106	0.001	-2019.6908	-1546.9304	True	
111: Durchgängig städtische Prägung	9999: Rodung	240.9456	0.1069	-18.3606	500.2519	False	

Die Tukey-Kramer-Post-hoc-Test wurde für alle 12 Sentinel-2-Bänder (zwischen 443 und 2190 nm) durchgeführt. Tabelle A 1 im Anhang zeigt die Ergebnisse des Tests beim paarweisen Vergleich der Spektraleigenschaften aller Landbedeckungsklassen. In Rot sind alle p-adj Werte >0,05 dargestellt (Überlappung der Spektraleigenschaften). Das heißt zum Beispiel, dass die Klasse 111: Durchgängig städtische Prägung sich von der Klasse 122: Straßen, Eisenbahn (Zeile 2 in Tabelle A 1 im Anhang) nur in den Bändern 2, 3 und 9 unterscheidet.

Die Ergebnisse des Tukey-Kramer-Post-hoc-Tests werden genutzt, um bei der nachfolgenden landesweiten multitemporalen Auswertung:

1. schwer differenzierbare Landbedeckungsklassen zu identifizieren, und
2. relevante Bänder zur Differenzierung der Landbedeckungsklassen zu identifizieren.

3.3.3 Weitere Untergliederung der Waldbestände

Für die Klassifizierung der Waldflächen werden Referenzflächen von Monobeständen in Laubwäldern (3111: Birke, 3112: Buche, 3113: Eiche, 3114: sonstige Laubwälder) und Nadelwäldern (3121: Fichte, 3122: Kiefer, 3123: Lärche, 3124: sonstige Nadelwälder) aus den Daten von Sachsenforst verwendet. Die Verteilung der Baumarten (Tabelle 10) zeigt, dass die flächenhaften Objekte unregelmäßig repräsentiert sind: Klassen wie 3114: Sonstige Laubbäume, 3123: Lärchen, 3124: Sonstige Nadelbäume haben eine vergleichsweise geringe Verbreitung. Die Auswahl der Referenzflächen der Waldbestände ist insbesondere wegen der geringen Verfügbarkeit von Monobeständen in den Waldeinteilungsdaten eingeschränkt. Aus diesem Grund ist der Anzahl der Kalibrierungsflächen deutlich geringer als bei den Landbedeckungsklassen. Die Anzahl der Kalibrierungsflächen für alle Klassen liegt zwischen 44 und 48 und repräsentiert sie damit gleichmäßig.

Tabelle 19 zeigt den endgültigen Datensatz für die Kalibrierung der Algorithmen. Die Kalibrierungsflächen wurden über die gesamte Landeswaldfläche ausgewählt.

Tabelle 19: Balancierte Trainingsdatensätze für die Klassifizierung der Waldbestände

Baumartengruppe		Training	
		Anzahl	Pixel (%)
	3111: BI	44	11,76
	3112: BU	45	11,76
	3113: EI	46	13,24
	3114: SL	46	13,24
	3121: FI	48	13,24
	3122: KI	48	13,24
	3123: LA	45	11,76
	3124: SN	45	11,76

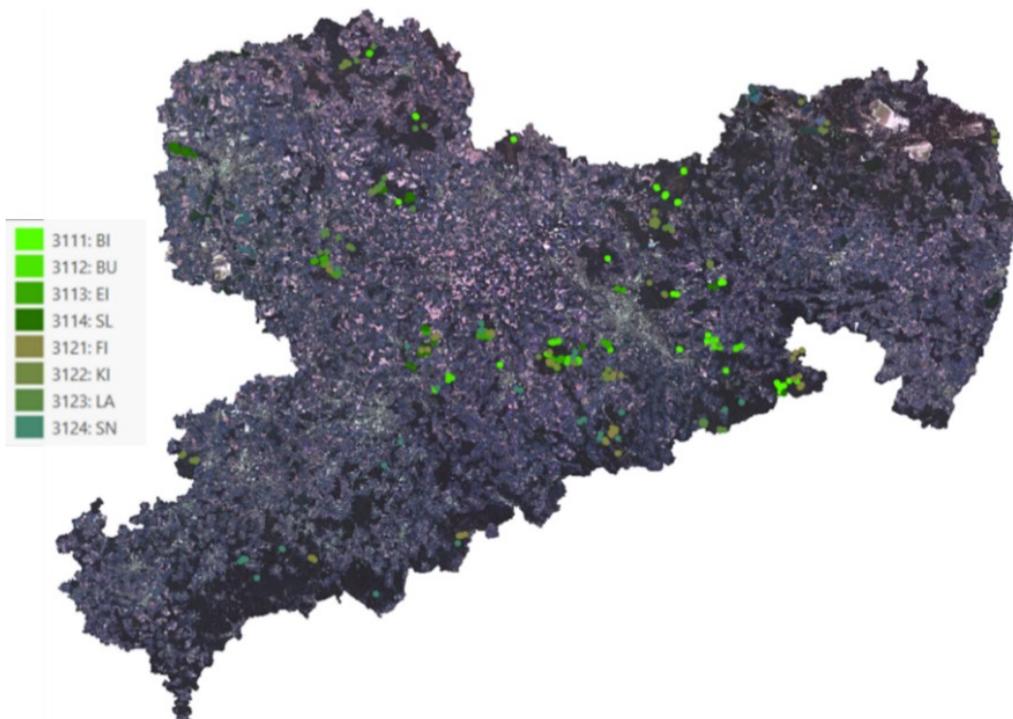


Abbildung 41: Verteilung der Kalibrierungsflächen für die Baumartengruppen (Hintergrund: Sentinel-2 Falschfarbenkomposit mit den Bändern B04-B02-B03 auf R-G-B)

Die spektralen Eigenschaften verschiedener Baumartengruppen wurden auf Basis von Sentinel-2-Sommerbildern untersucht. Die Ergebnisse sind in der Kastengrafik (Abbildung 42) dargestellt. Klar zu erkennen sind sowohl die Differenzen als auch die Überlappungsbereiche der Spektraleigenschaften der verschiedenen Baumartengruppen, welche u. a. von den Standorteigenschaften (z. B. Baumalter, Baumhöhe, geomorphologische Position, Walddichte usw.) abhängig sind. Abbildung 42 zeigt, dass die Spektralbänder der Baumartengruppen im Red-Edge- (B05, B06, B07) und Nahe-Infrarot-Bereich (B08, B8A) bis zum SWIR-Bereich (B11) die größte Differenzierung aufweisen.

Aus diesen Bändern wurden Indizes nach dem Prinzip von (Liu, et al., 2018) gebildet (Beispiel: Formel 2):

$$ndvi_{56} = \frac{B06 - B05}{B06 + B05} \quad (2)$$

Abbildung 43 zeigt diejenigen Indizes mit den jeweils stärksten Unterschieden. Diese Indizes werden für die Landbedeckungsklassifizierung genutzt.

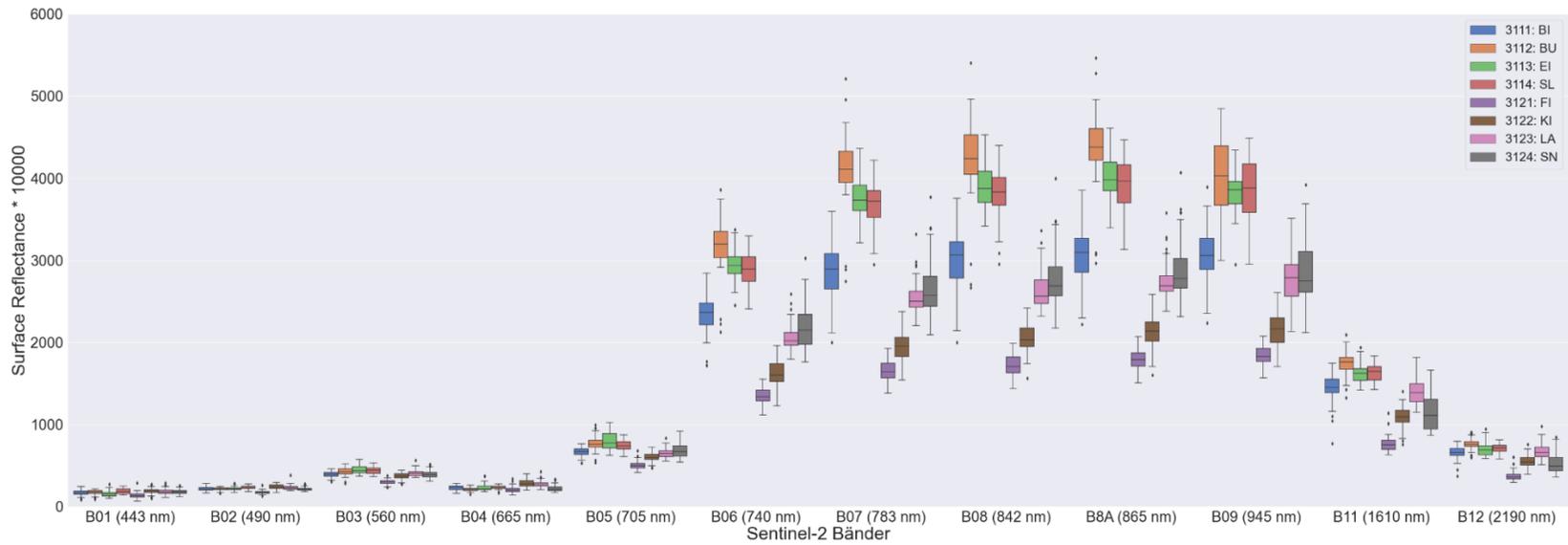


Abbildung 42: Spektralsignaturen der Baumartengruppen in dem Bereich 783 - 2190 nm des elektromagnetischen Spektrums

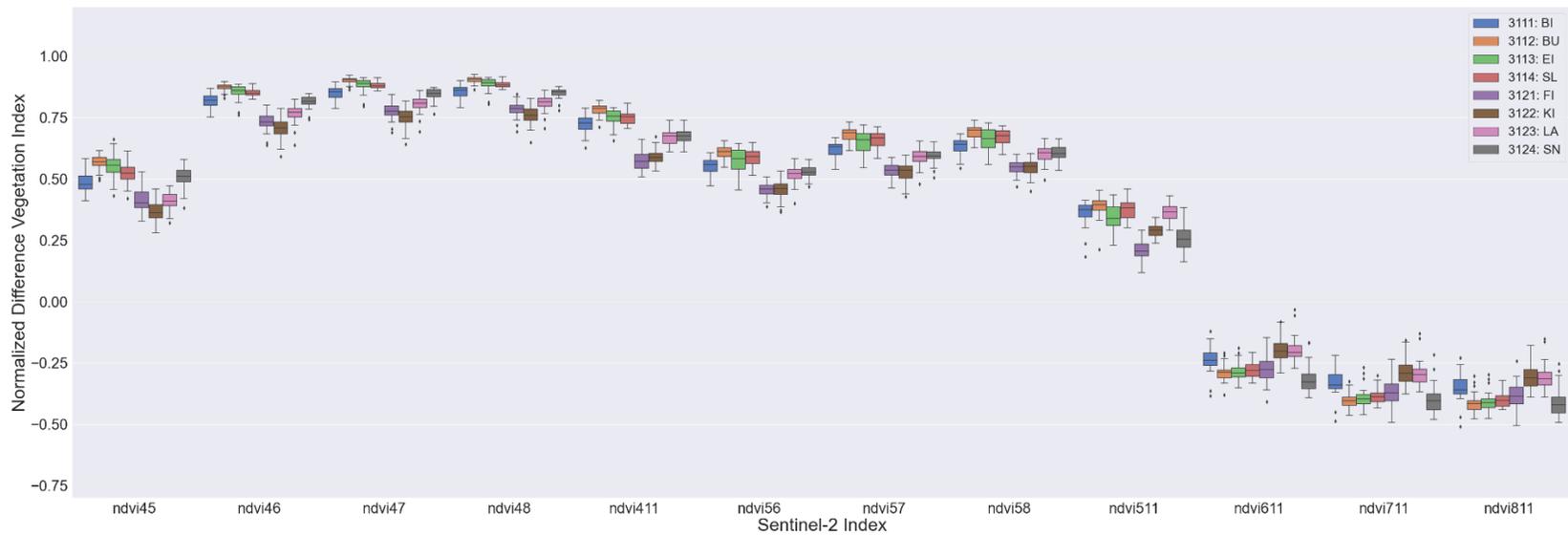


Abbildung 43: Spektralsignaturen der Baumartengruppen in Vegetationsindizes

Ähnlich wie bei den Landbedeckungsklassen wurden statistischen Analysen der Unterscheidbarkeit der Spektralsignaturen mittels des Tukey-Kramer-Post-hoc-Tests durchgeführt. Vor der Durchführung des Tukey-Kramer-Post-hoc-Tests wurden die in Abbildung 42 ersichtlichen Ausreißer (Abweichung >95 % vom Medianwert) gelöscht, damit sie keinen Einfluss auf den statistischen Test haben.

Die Tukey-Kramer-Post-hoc-Test wurde für alle 12 Sentinel-2-Bändern (Zeitraum 2018 - 2019) und 6 Landsat-8 Bändern (Zeitraum 2018 - 2019) zwischen 443 und 2190 nm durchgeführt. Tabelle 20 und Tabelle 21 zeigen die Ergebnisse des Tests.

Die Ergebnisse dieses Tests sind konsistent für Sentinel-2- und Landsat-8-Daten.

Es fällt auf, dass bestimmte Baumartengruppen wie z. B. 3113: Eiche und 3114: Sonstige Laubbäume sehr ähnliche Spektralsignaturen aufweisen und folglich schwer differenzierbar sind.

Die statistischen Analysen zeigen, dass die Baumartengruppen vor allem im Red-Edge- (B05, B06, B07) und Nah-Infrarot-Bereich (B08, B8A) bis zum SWIR-Bereich (B11) die größte Differenzierung aufweisen.

Tabelle 20: Tukey-Kramer-Post-hoc-Tests zum Vergleich der Spektralsignaturen der Baumarten auf Basis von Sentinel-2-Daten

Group1	Group2	Coastal	Blue	Green	Red	Red-edge	Red-edge	Red-edge	NIR1	NIR2	W.Vapour	SWIR1	SWIR2
3111: BI	3112: BU	0,9	0,9	0,008	0,162	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
3111: BI	3113: EI	0,195	0,9	0,001	0,9	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,7
3111: BI	3114: SL	0,402	0,113	0,001	0,9	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,302
3111: BI	3121: FI	0,001	0,001	0,001	0,046	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
3111: BI	3122: KI	0,655	0,003	0,305	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
3111: BI	3123: LA	0,838	0,19	0,668	0,001	0,9	0,001	0,001	0,001	0,001	0,027	0,183	0,9
3111: BI	3124: SN	0,9	0,9	0,9	0,9	0,9	0,019	0,07	0,019	0,05	0,04	0,001	0,001
3112: BU	3113: EI	0,156	0,9	0,103	0,203	0,732	0,001	0,001	0,001	0,001	0,027	0,001	0,005
3112: BU	3114: SL	0,236	0,007	0,536	0,13	0,772	0,001	0,001	0,001	0,001	0,139	0,006	0,055
3112: BU	3121: FI	0,001	0,001	0,001	0,9	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
3112: BU	3122: KI	0,498	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
3112: BU	3123: LA	0,702	0,015	0,467	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
3112: BU	3124: SN	0,9	0,9	0,011	0,784	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
3113: EI	3114: SL	0,001	0,049	0,9	0,9	0,039	0,9	0,9	0,9	0,9	0,9	0,9	0,9
3113: EI	3121: FI	0,348	0,001	0,001	0,059	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
3113: EI	3122: KI	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
3113: EI	3123: LA	0,001	0,093	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,9
3113: EI	3124: SN	0,022	0,9	0,001	0,9	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
3114: SL	3121: FI	0,001	0,001	0,001	0,034	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
3114: SL	3122: KI	0,9	0,9	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
3114: SL	3123: LA	0,9	0,9	0,002	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,823
3114: SL	3124: SN	0,62	0,013	0,001	0,9	0,002	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
3121: FI	3122: KI	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
3121: FI	3123: LA	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
3121: FI	3124: SN	0,001	0,001	0,001	0,502	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
3122: KI	3123: LA	0,9	0,856	0,001	0,9	0,029	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
3122: KI	3124: SN	0,892	0,001	0,122	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,391	0,769
3123: LA	3124: SN	0,9	0,028	0,793	0,001	0,654	0,089	0,457	0,509	0,531	0,9	0,001	0,001

Bei den Landsat-Daten fehlt der Red-Edge-Bereich. Für die Unterscheidung der Baumarten sind hier vor allem die Bänder NIR und SWIR1 entscheidend (Tabelle 21).

Tabelle 21: Tukey-Kramer-Post-hoc-Tests zum Vergleich der Spektralsignaturen der Baumarten auf Basis von Landsat-8-Daten

Group1	Group2	Blue	Green	Red	NIR	SWIR1	SWIR2
3111: BI	3112: BU	0,565	0,001	0,900	0,001	0,001	0,004
3111: BI	3113: EI	0,010	0,033	0,900	0,001	0,005	0,900
3111: BI	3114: SL	0,001	0,001	0,900	0,001	0,005	0,734
3111: BI	3121: FI	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
3111: BI	3122: KI	0,001	0,001	0,691	0,001	0,001	0,001
3111: BI	3123: LA	0,319	0,831	0,331	0,021	0,900	0,900
3111: BI	3124: SN	0,001	0,057	0,017	0,003	0,001	0,001
3112: BU	3113: EI	0,606	0,621	0,900	0,001	0,016	0,019
3112: BU	3114: SL	0,038	0,900	0,900	0,001	0,024	0,270
3112: BU	3121: FI	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
3112: BU	3122: KI	0,001	0,001	0,471	0,001	0,001	0,001
3112: BU	3123: LA	0,900	0,008	0,143	0,001	0,001	0,074
3112: BU	3124: SN	0,001	0,001	0,012	0,001	0,001	0,001
3113: EI	3114: SL	0,855	0,347	0,900	0,900	0,900	0,900
3113: EI	3121: FI	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
3113: EI	3122: KI	0,001	0,001	0,293	0,001	0,001	0,001
3113: EI	3123: LA	0,880	0,558	0,071	0,001	0,001	0,900
3113: EI	3124: SN	0,001	0,001	0,026	0,001	0,001	0,001
3114: SL	3121: FI	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
3114: SL	3122: KI	0,001	0,001	0,518	0,001	0,001	0,001
3114: SL	3123: LA	0,134	0,002	0,173	0,001	0,001	0,900
3114: SL	3124: SN	0,001	0,001	0,011	0,001	0,001	0,001
3121: FI	3122: KI	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
3121: FI	3123: LA	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
3121: FI	3124: SN	0,001	0,001	0,014	0,001	0,001	0,001
3122: KI	3123: LA	0,001	0,001	0,900	0,001	0,001	0,001
3122: KI	3124: SN	0,085	0,900	0,001	0,001	0,900	0,533
3123: LA	3124: SN	0,001	0,001	0,001	0,900	0,001	0,001

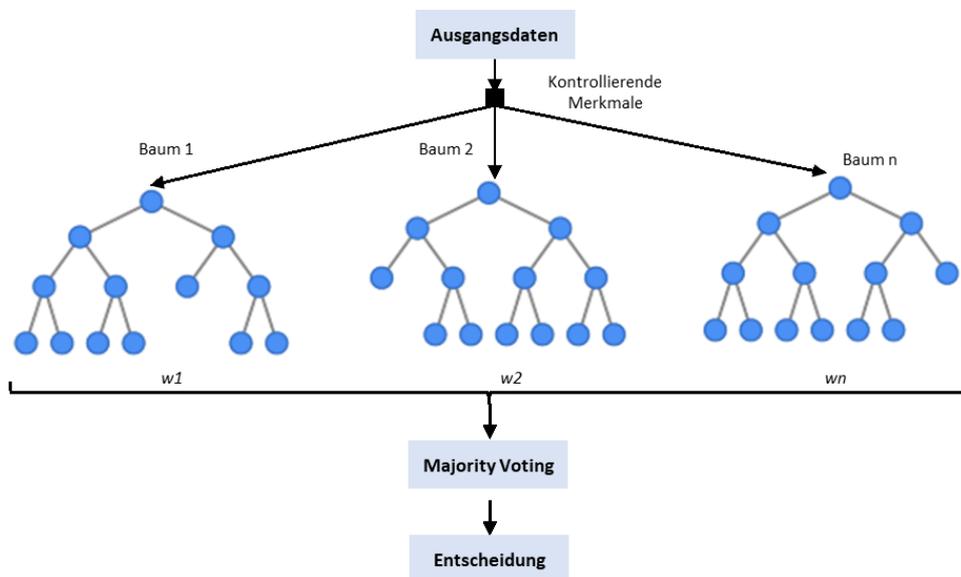
3.4 Angewandte Methoden des maschinellen Lernens zur Landbedeckungsklassifikation

Für die Ermittlung der Landbedeckungsklassen nach der CORINE-Landcover-Nomenklatur werden folgende KI-gestützte Verfahren eingesetzt:

1. Random Forest (RF)
2. Support Vector Machines (SVM)

Random Forest (RF) ist eine weit verbreitete Methode zur Landbedeckungsklassifikationen mit Fernerkundungsdaten. Sie wurde zuerst von (Ho, 1995) eingeführt und von (Breiman, 2001) weiterentwickelt. RF zählt zu den überwachten Lernverfahren und nutzt die Ergebnisse einer Vielzahl verschiedener Entscheidungsbäume, um bestmögliche Entscheidungen oder Vorhersagen zu treffen (Quelle: Modifiziert, in Anlehnung an

Abbildung 44). Die Entscheidungsbäume werden nach einem Zufallsprinzip unkorreliert erstellt. Jeder Baum trifft für sich einzelne Entscheidungen. Aus der Menge der Einzelentscheidungen wird die Entscheidung gewählt, die am häufigsten vorkommt (Luber & Litzel, 2020).



Quelle: Modifiziert, in Anlehnung an (Dang, et al., 2020)

Abbildung 44: Die allgemeine Struktur eines Random-Forest-Klassifikatormodells

Support Vector Machines (SVM) ist eine sehr effiziente mathematische Methode im Umfeld des maschinellen Lernens, die von (Vapnik, 1998) zur Beschreibung von Phänomenen durch lineare Basisfunktionen eingeführt wurde. Für nichtlineare Phänomene wurden andere SVM entwickelt, wie beispielsweise die radiale Basis-Kernelfunktion (RBF), die in dieser Studie verwendet wird. Die RBF-Funktionen sind auch für große Merkmalsräume mit komplexen Trainingsdaten und Trainingsmustern geeignet (Luber & Litzel, 2020). Diese Methode bildet zunächst die Daten aus dem ursprünglichen Eingaberaum auf einen mehrdimensionalen Merkmalsraum ab, in dem eine Hyperebene zur Datenklassifizierung verwendet werden kann (Abbildung 45).

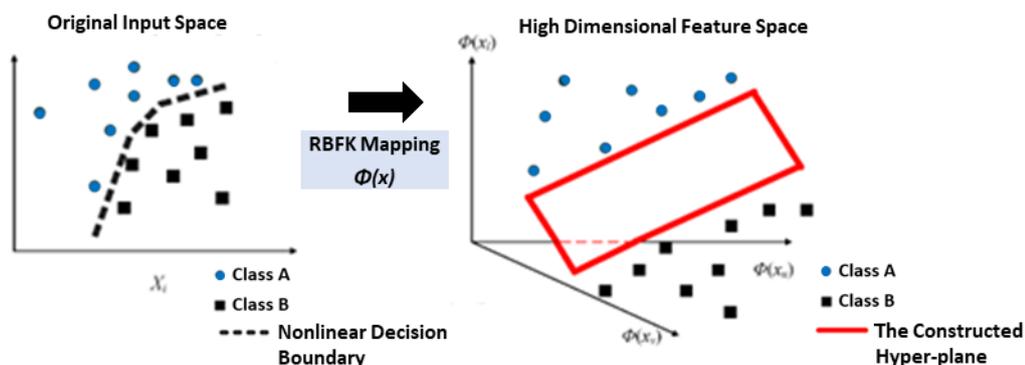


Abbildung 45: SVM-basierte Datenklassifikation (RBFK: Radial Basis Function Kernel).

Quelle: Modifiziert, in Anlehnung an (Dang, et al., 2020)

Tabelle 22 fasst die Vorteile und Nachteile der RF- und SVM-Algorithmen zusammen. Grundlage dieser Darstellung ist die Auswertung und Interpretation von umfangreichen Quellen, wie z. B. (Breiman, 2001), (Liaw & Wiener, 2002), (Boinee, et al., 2005), (Fawagreh, et al., 2014), (Auria & Moro, 2008).

Tabelle 22: Vorteile und Nachteile der RF- und SVM-Algorithmen

	Vorteile	Nachteile
RF	<p>Die einzelnen Entscheidungsbäume lassen sich schnell aufbauen und trainieren. Somit trainiert auch der Gesamtalgorithmus sehr schnell.</p> <p>Die Entscheidungen der einzelnen Bäume sind voneinander unabhängig. Das führt dazu, dass sich Random Forests sehr gut parallelisieren lassen.</p> <p>Die Algorithmen eignen sich sehr effizient für großen Datenmengen mit vielen Klassen, Trainingsdaten und Merkmalen, auch bei nicht normal verteilten Ausgangsdaten.</p> <p>Kleine Änderungen in den Trainingsdaten können bereits zu unterschiedlichen Verzweigungen im Entscheidungsbaum führen. Die RF-Algorithmen sind aber robust bezüglich der Klassenzuordnung.</p>	<p>Eine große Anzahl von Bäumen kann dazu führen, dass der Algorithmus zu langsam und für Echtzeit-Vorhersagen unwirksam ist.</p>
SVM	<p>SVMs kommen mit verhältnismäßig wenig Trainingsdaten zurecht und können dennoch eine hohe Genauigkeit in der Klassifizierung erzielen.</p> <p>Die Algorithmen sind weniger anfällig für Rauschen.</p> <p>Die Algorithmen können mit korrelierten und multivariaten Daten umgehen.</p> <p>Durch die Nutzung von zusätzlichen Dimensionen und Hyperebenen können sehr komplexe nicht-lineare Trennungsflächen abgebildet werden.</p> <p>Overfitting wird bestmöglich vermieden.</p>	<p>Eine hohe Variabilität der Kalibrierungsflächen kann zur Erstellung von vielen Support-Vektors führen. Das erhöht deutlich die Komplexität der Berechnungen und die Trainingszeit.</p> <p>SVM liefern keine direkten Wahrscheinlichkeitsschätzungen.</p>

3.5 Automatische Klassifikation der Landbedeckungsklassen und Genauigkeitsbewertung

3.5.1 Klassifikation auf Basis von Sentinel-2-Daten für 2018 - 2019

3.5.1.1 Klassifikation der Landbedeckung

3.5.1.1.1 Beschreibung der Modelle

Zur Klassifikation der Landbedeckung werden verschiedene Kombinationen von Fernerkundungsdaten als kontrollierende Merkmale genutzt. Insgesamt werden 5 Kombinationen von Parametern erzeugt, die die optischen Eigenschaften der Landbedeckungsklassen sowie die phänologischen Variationen der Vegetation

berücksichtigen. Damit wird die Eignung verschiedener Parameter zur Differenzierung der Landbedeckungsklassen getestet. Tabelle 23 gibt einen Überblick über die verschiedenen Bandkombinationen für Sentinel-Daten. Die Bänder werden aufeinandergestapelt und als ein Stack an die Algorithmen übergeben.

Tabelle 23: Zusammenstellung der Bänder für die Klassifikation der Landbedeckung und Bezeichnung der verschiedenen Modelle

		RF			SVM		
		PB	OBIA (S)	OBIA (S+F) ¹⁴	PB	OBIA (S)	OBIA (S+F)
Modell 1	Sentinel-2 Sommer (12 Bänder)	M 1.1	M 1.2	M 1.3	M 1.4	M 1.5	M 1.6
Modell 2	Modell 1+ Sentinel-2 Frühjahr (4 Bänder)	M 2.1	M 2.2	M 2.3	M 2.4	M 2.5	M 2.6
Modell 3	Modell 2+ Indizes: NDVI, SAVI, vNDWI, mNDWI, NDBI, SI, TCapW, TcapV	M 3.1	M 3.2	M 3.3	M 3.4	M 3.5	M 3.6
Modell 4	Modell 3+ RVI Produkte: Standardabweichung Spannweite Minimum	M 4.1	M 4.2	M 4.3	M 4.4	M 4.5	M 4.6
Modell 5	Modell 4+ RVI monatliche Mosaik über die Vegetationsperiode	M 5.1	M 5.2	M 5.3	M 5.4	M 5.5	M 5.6

Für die Ermittlung der Landbedeckungsklassen nach der CORINE-Landcover-Nomenklatur werden die überwachten pixel- und objekt-basierten KI-gestützten Verfahren Random Forest (Number of Trees = 50, Tree Depth = 30) und Support Vector Maschine, wie von Esri in ArcGIS Pro implementiert, eingesetzt.

3.5.1.1.2 Genauigkeitsbewertung

Die von den jeweiligen Modellen erreichte Genauigkeit wird auf der Basis von drei Kriterien beurteilt:

1. Gesamtgenauigkeit (OA - Overall Accuracy) berechnet aus den Referenzflächen,
2. statistischer Vergleich mit den ATKIS-Daten,
3. Vergleich der Klassifikationsprodukte der Sentinel-2- und Landsat-8-Daten mit Hilfe einer Konfusionsmatrix.

¹⁴ Zur OBIA-Segmentierung werden sowohl die NIR-R-G-Bänder aus den Sommeraufnahme (S) als auch die Kombination der NIR- und G-Bänder der Sommeraufnahme und das R-Band der Frühjahrsaufnahme (S + F) genutzt.

Die Gesamtgenauigkeit (OA) beschreibt den Prozentsatz aller korrekt klassifizierten Beobachtungen und wird nach der Formel 3 berechnet. Die Gesamtgenauigkeit wird in der Regel verwendet, wenn die Verteilung der Referenzflächen balanciert ist.

$$OA = \frac{\sum TP}{\text{Gesamtpixelanzahl}} \quad (3)$$

True Positive (TP) - die Anzahl der korrekt klassifizierten Objektarten, die zu der Klasse tatsächlich gehören,

Zur klassenspezifische Genauigkeitsbewertung wird zusätzlich der F1-Score berechnet. Der F1-Score beschreibt das harmonische Mittel zwischen Recall (Producer Accuracy) und Precision (User Accuracy) und fasst damit diese beiden Parameter zu einem Wert zusammen (Sasaki, 2007). Der F1-Score wird wie nach Formel 4 berechnet.

$$F1 = 2 * \frac{\text{Precision} * \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \quad (4)$$

Recall und Precision werden nach den folgenden Formeln abgeleitet:

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP} \quad (5)$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (6)$$

True Positive (TP) - die Anzahl der korrekt klassifizierten Objektarten, die zu der Klasse tatsächlich gehören,

False Positive (FP) - die Anzahl der Objektarten, die fälschlicherweise als zur Klasse gehörend klassifiziert wurden

False Negative (FN) - die Anzahl der Objektarten, die nicht als klassenzugehörig klassifiziert wurden.

Da die Verteilung der Landbedeckungsklassen über die Landesfläche unterschiedlich ist, wird der Parameter OA auf die normierten ATKIS-Flächenanteile gewichtet (Tabelle 24). Die Normierung erfolgte hinsichtlich der Landbedeckungsklasse 211 (Ackerland).

Tabelle 24: Statistische Verteilung der Landbedeckungsklassen über die Landesfläche und Gewichtung

CORINE-Landbedeckungsklassen	ATKIS (km²)	Flächenanteil (%)	Flächenanteil normiert auf CLC 211 (norm)
111: Durchgängig städtische Prägung	944,7	5,39	0,14
121: Industrie und Gewerbeflächen	429,8	2,60	0,07
122: Straßen, Eisenbahn	123,1	0,93	0,02
131: Abbauflächen	73,3	0,66	0,02
133: Baustellen		0,27	0,01
142: Sport- und Freizeitanlagen	268,9	1,72	0,04
211: Nicht bewässertes Ackerland	7.097,2	38,75	1,00
231: Wiesen und Weiden	2.503	9,77	0,25
311: Laubwälder	1.562,94	8,74	0,23
312: Nadelwälder	3.646,86	20,04	0,52
321: Natürliches Grünland		4,34	0,11
322: Heiden und Moorheiden	79,2	0,70	0,02
324: Wald-Strauch-Übergangsstadien	204	1,37	0,04
331: Strände, Dünen und Sandflächen	171,2	0,73	0,02
333: Flächen mit Spärlicher Vegetation		0,73	0,02
411: Sümpfe	22,4	0,39	0,01
412: Torfmoore	3,1	0,28	0,01
511: Wasserflächen	380,2	2,33	0,06
9999: Rodung		0,27	0,01
Landesfläche	18.442,47	100,00	

Tabelle 25 und Tabelle 26 zeigen Beispiele der gewichteten OA und der F1-Scores berechnet aus der Konfusionsmatrix auf Basis des Trainings- und Validierungsdatensatzes. Für eine realistische Genauigkeitsbewertung wird nur die Konfusionsmatrix des Validierungsdatensatzes weiter berücksichtigt und analysiert.

Die Konfusionsmatrix des Validierungsdatensatzes wurde auf der Basis eines unabhängigen balancierten Datensatzes (≈ 50 Flächen / Landbedeckungsklasse) berechnet, der nicht zur Kalibrierung der Algorithmen verwendet wurde. Für jede Validierungsfläche wurden 10 zufällig verteilte Punkte erstellt, um sicher zu stellen, dass die Objekte über die Gesamtobjektfläche richtig klassifiziert wurden. Damit wurde die Korrektheit der Klassifikation an insgesamt 500 Pixeln getestet.

Tabelle 25: Konfusionsmatrix für das Modell 4.2 für den Zeitabschnitt 2018 - 2019 auf Basis des Trainingsdatensatzes (Kapitel 3.3.2.2). Die hellrote Füllung zeigt Genauigkeiten kleiner als 85 %.

ClassValue	Ground Truth																				OA (gewichtet)	Precision	Recall	F1 Score			
	111	121	122	131	133	142	211	231	311	312	321	322	324	331	333	411	412	510	9999	Total					U_Acc	Kappa	
1	111	454	10	54	3	0	5	7	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	537	0,85	0	63,13	0,85	0,91	0,88
2	121	4	362	27	33	38	0	3	0	0	0	0	0	0	6	0	0	0	0	0	473	0,77	0	24,26	0,77	0,72	0,74
3	122	23	13	405	0	0	6	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	448	0,90	0	9,75	0,90	0,81	0,85
4	131	3	47	0	433	16	0	0	0	0	0	0	0	77	20	0	0	0	0	0	596	0,73	0	7,42	0,73	0,87	0,79
5	133	0	0	0	0	328	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	328	1,00	0	2,25	1,00	0,66	0,79
6	142	8	27	6	0	0	485	0	0	0	0	0	0	0	0	2	5	0	0	0	533	0,91	0	21,58	0,91	0,97	0,94
7	211	0	0	0	0	45	4	446	24	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	522	0,85	0	446,00	0,85	0,89	0,87
8	231	0	0	0	0	0	0	35	474	0	0	10	0	0	0	0	0	0	0	0	519	0,91	0	119,47	0,91	0,95	0,93
9	311	1	0	0	0	0	0	0	0	491	0	0	0	7	0	0	0	0	0	0	499	0,98	0	110,76	0,98	0,98	0,98
10	312	0	0	0	0	0	0	0	0	0	495	0	0	0	0	0	0	0	0	0	495	1,00	0	256,01	1,00	0,99	0,99
11	321	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	336	6	5	0	0	10	0	0	0	359	0,94	0	37,61	0,94	0,67	0,78
12	322	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	49	479	36	0	6	14	4	0	5	593	0,81	0	8,60	0,81	0,96	0,88
13	324	1	0	0	0	0	0	0	0	8	5	8	2	451	0	0	9	8	0	0	492	0,92	0	15,97	0,92	0,90	0,91
14	331	0	0	4	31	73	0	2	0	0	0	0	0	0	386	10	0	0	0	0	506	0,76	0	7,28	0,76	0,77	0,77
15	333	0	29	4	0	0	0	7	0	0	0	71	13	0	27	457	10	0	10	628	0,73	0	8,61	0,73	0,91	0,81	
16	411	6	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	382	9	0	0	398	0,96	0	3,82	0,96	0,76	0,85	
17	412	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	60	474	0	8	551	0,86	0	3,46	0,86	0,95	0,90
18	510	0	12	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	5	500	0	519	0,96	0	30,04	0,96	1,00	0,98
19	9999	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	11	0	1	0	5	10	0	0	477	504	0,95	0	3,28	0,95	0,95	0,95
20	Total	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	9500	0	0	0,91			
21	P_Acc	0,908	0,724	0,81	0,866	0,656	0,97	0,892	0,948	0,982	0,99	0,672	0,958	0,902	0,772	0,914	0,764	0,948	1	0,954	0	0,88	0				
22	Kappa	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,00	0,87				

Tabelle 26: Konfusionsmatrix für Modell 4.2 für den Zeitabschnitt 2018 - 2019 auf Basis des Validierungsdatensatzes. Die hellrote Füllung zeigt Genauigkeiten kleiner als 85 %.

ClassValue	Ground Truth																				Total	U_Acc	Kappa	OA (gewichtet)	Precision	Recall	F1 Score
	111	121	122	131	133	142	211	231	311	312	321	322	324	331	333	411	412	510	9999								
1	111	442	0	59	0	0	7	0	0	0	0	10	21	2	10	63	10	0	0	0	624	0,71	0	61,47	0,71	0,88	0,79
2	121	0	469	10	175	33	0	0	0	0	0	0	0	0	11	0	0	0	0	0	698	0,67	0	31,43	0,67	0,94	0,78
3	122	36	20	414	0	7	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	480	0,86	0	9,97	0,86	0,83	0,84
4	131	0	11	1	213	56	0	0	0	0	0	0	0	0	96	38	0	0	0	0	415	0,51	0	3,65	0,51	0,43	0,47
5	133	0	0	0	0	162	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	162	1,00	0	1,11	1,00	0,32	0,49
6	142	7	0	11	0	0	461	0	0	0	0	1	7	16	0	0	20	0	0	0	523	0,88	0	20,51	0,88	0,92	0,90
7	211	0	0	1	0	90	28	480	66	0	0	33	3	0	0	10	23	0	0	0	734	0,65	0	480,00	0,65	0,96	0,78
8	231	0	0	0	0	0	1	10	434	0	0	160	0	0	0	0	0	0	0	0	605	0,72	0	109,39	0,72	0,87	0,79
9	311	0	0	3	0	0	0	0	0	500	0	0	0	11	0	0	3	10	0	0	527	0,95	0	112,79	0,95	1,00	0,97
10	312	0	0	0	0	0	0	0	0	0	500	0	10	0	0	0	0	23	0	0	533	0,94	0	258,59	0,94	1,00	0,97
11	321	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	246	1	19	0	10	10	0	0	0	286	0,86	0	27,54	0,86	0,49	0,63
12	322	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	30	380	177	0	30	21	68	0	24	730	0,52	0	6,82	0,52	0,76	0,62
13	324	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	18	235	0	30	31	90	0	0	405	0,58	0	8,32	0,58	0,47	0,52
14	331	0	0	0	112	151	0	0	0	0	0	0	0	0	358	20	0	0	0	0	641	0,56	0	6,75	0,56	0,72	0,63
15	333	15	0	0	0	1	0	10	0	0	0	10	39	10	25	282	0	0	0	0	392	0,72	0	5,31	0,72	0,56	0,63
16	411	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	345	15	6	0	366	0,94	0	3,45	0,94	0,69	0,80
17	412	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	10	0	1	37	268	0	10	328	0,82	0	1,96	0,82	0,54	0,65
18	510	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	494	0	494	1,00	0	29,68	1,00	0,99	0,99
19	9999	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	10	19	20	0	16	0	26	0	466	557	0,84	0	3,20	0,84	0,93	0,88
20	Total	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	9500	0	0	0,92			
21	P_Acc	0,88	0,94	0,83	0,43	0,32	0,92	0,96	0,87	1,00	1,00	0,49	0,76	0,47	0,72	0,56	0,69	0,54	0,99	0,93	0	0,75	0				
22	Kappa	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,00	0,74				

Die Konfusionsmatrizen wurden für alle in Tabelle 23 beschriebenen Modelle berechnet. Anhand der Konfusionsmatrizen lässt sich klar unterscheiden, welche Landbedeckungsklassen mit einer Genauigkeit besser von $\geq 85\%$ automatisch abgeleitet werden können und welche lediglich mit einer geringeren Genauigkeit identifizierbar sind. Außerdem können mit der Konfusionsmatrix mögliche Verwechslungen festgestellt werden. Im Folgenden werden allgemeine Bemerkungen zu den erzielten klassenspezifischen Genauigkeiten aufgeführt:

1. Die folgenden Landbedeckungsklassen können sicher automatisch identifiziert werden:

111: Durchgängig städtische Prägung	231: Wiesen und Weiden
121: Industrie und Gewerbeflächen	311: Laubwälder
122: Straßen, Eisenbahn	312: Nadelwälder
142: Sport und Freizeitanlagen	510: Wasserflächen
211: Ackerland	

2. Die drei Landbedeckungsklassen 131: Abbauflächen, 133: Baustellen und 331: Strände, Dünen und Sandflächen lassen sich schwer und nur mit einer geringen Genauigkeit identifizieren. Aufgrund ähnlicher Spektralsignaturen werden diese Objekte oft miteinander verwechselt.
3. Die Objekte der Landbedeckungsklasse 121: Industrie und Gewerbeflächen können gut identifiziert werden (Producer's Accuracy liegt bei 94 %). Zu dieser Klasse werden aber auch Objekte der Landbedeckungsklassen 131: Abbauflächen und 133: Baustellen zugeordnet (User's Accuracy liegt bei 67 %). Aufgrund der vielfältigen Arten von Industrie und Gewerbeflächen (verschiedene Dachtypen, Solaranlagen, Kraftwerke, usw.) schwankt die Spektralsignatur dieser Klasse sehr stark und überlappt mit anderen Klassen. Daraus folgt, dass auch andere Areale mit ähnlichen Spektraleigenschaften dieser Klasse zugeordnet werden können.
4. Für die Klasse 133: Baustellen gibt es landesweit nur eine einzige CLC-Referenzfläche (Tabelle 16), die zum Training sowie zur Validierung verwendet wurde. Aus diesem Grund ist die Genauigkeitsauswertung für diese Klasse nicht signifikant.
5. Strauch- und Krautvegetationsflächen (321: Natürliches Grünland, 322: Heiden und Moorheiden und 324: Wald-Strauch-Übergangsstadien) und offene Flächen ohne/mit geringer Vegetation (331: Strände, Dünen und Sandflächen und 333: Flächen mit spärlicher Vegetation) lassen sich nur mit einer Producer's Accuracy und User's Accuracy von $\approx 50 - 80\%$ identifizieren. Ursache sind sehr ähnliche Spektraleigenschaften und die Dynamik dieser sich schnell verändernden Flächen. Je nach Vegetationsstand werden Objekte der Klasse 333: Flächen mit spärlicher Vegetation als 321: Natürliches Grünland oder Objekte der Klasse 324: Wald-Strauch-Übergangsstadien als Wälder klassifiziert.
6. Es gibt hier u. a. das Risiko, dass die Ground Truth-Informationen, die ausschlaggebend für die Erfassung der Referenzflächen zum Training und zur Validierung sind (Kapitel 3.3), aufgrund schneller Veränderungen der Vegetation und damit der Landbedeckungsklasse nicht mit der Sentinel-Aufnahme übereinstimmen.

Die gewichtete Gesamtgenauigkeit (OA - Overall Accuracy) wird für alle in Tabelle 23 beschriebenen Modelle in Tabelle 27 dokumentiert.

Tabelle 27: Genauigkeitsbewertung verschiedener Modelle auf Basis der gewichteten Gesamtgenauigkeit (OA). Die höchste Genauigkeit ist in Grün dargestellt.

		RF			SVM		
		Pixel-basiert	Objekt-basiert (S)	Objekt-basiert (S + F)	Pixel-basiert	Objekt-basiert (S)	Objekt-basiert (S + F)
Modell 1	Sentinel-2 Sommer (12 Bänder)	0,87	0,86	0,85	0,86	0,88	0,89
Modell 2	+ Sentinel-2 Frühjahr (4 Bänder)	0,89	0,88	0,88	0,87	0,85	0,90
Modell 3	+ Indizes: NDVI, SAVI, vNDWI, mNDWI, NDBI, SI, TCapW, TcapV	0,89	0,88	0,88	0,87	0,88	0,90
Modell 4	+ RVI Produkte: Standardabweichung Spannweite Minimum	0,89	0,92	0,92	0,91	0,91	0,91
Modell 5	+ RVI monatliche Mosaik über die Vegetationsperiode	0,91	0,90	0,91	0,91	0,90	0,91

Generell gilt, dass die multi-temporalen Analysen mit Berücksichtigung von optischen Daten aus Sommer und Frühjahr und mit Berücksichtigung von RVI-Ableitungen deutlich zur Verbesserung der Genauigkeit beitragen. Die Ergebnisse zeigen, dass die Berücksichtigung der in Tabelle 23 genannten Indizes in Modell 3 kaum zur Verbesserung der Klassifikation beiträgt. Die Berücksichtigung der monatlichen RVI-Mosaik über die Vegetationsperiode bringt in den meisten Modellen kaum Verbesserung oder sogar eine geringfügige Verschlechterung der Genauigkeitsparameter.

Die höchsten Genauigkeitsparameter wurden bei dem objektbasierten Ansatz des Modells 4 mit dem Verfahren RF erzielt. Das Modell 4 nutzt folgende Merkmale als kontrollierende Parameter:

1. Multi-temporale optischen Daten und Indizes,
2. Ableitungen von Radar-Aufnahmen.

Bei Genauigkeitsbewertungen auf Basis der Konfusionsmatrix wird die Genauigkeit nur anhand der ausgewählten Referenzflächen zur Validierung der Algorithmen geprüft.

Zur Bewertung der Plausibilität der Interpretation werden die Klassifikationsergebnisse zusätzlich mit den ATKIS-Flächen statistisch verglichen (Tabelle 28).

Dazu wurden folgende Schritte ausgeführt:

1. Die Klassifikationsergebnisse wurden mit den aus ATKIS-Daten entsprechend erzeugten CLC-Klassen verglichen.
2. Der Absolutwert der relativen Abweichung wurde nach Formel 7 berechnet:

$$Rel. Abweichung = abs(Fläche_{Klassifikation} - Fläche_{ATKIS}) / Fläche_{ATKIS} \quad (7)$$

3. Die relative Abweichung wird über die Verteilung der Landbedeckungsklassen gewichtet (Tabelle 24). Die absolute Flächengröße der jeweiligen CLC-Klasse wurde dabei wie folgt berücksichtigt: je kleiner der absolute Flächenanteil ist, desto geringer ist auch der Einfluss auf den gewichteten Score. Dementsprechend ist der gewichtete Score von 0,002 bei Sümpfen trotz der großen absoluten Abweichung von 610 % (ATKIS: 22,4 km², Klassifikationsergebnis: 159,04 km²) aufgrund ihres sehr geringen Flächenanteils immer noch als vergleichsweise gut zu beurteilen.
4. Anschließend wird der Endscore berechnet (Formel 8):

$$Endscore = 1 - (Summe\ aller\ gewichteten\ Scores) \quad (8)$$

Die gewichteten Score-Werte haben folgende Bedeutung:

1. Je geringer der Wert des gewichteten Scores, desto höher ist die Klassifikationsgenauigkeit.
2. Je höher der Wert des gewichteten Scores, desto geringer ist die Klassifikationsgenauigkeit.
3. Je höher der Endscore (Formel 8), desto größer ist die Klassifikationsgenauigkeit insgesamt.

Tabelle 28: Statistischer Vergleich der Sentinel-Klassifikationsergebnisse (Modell 4.2) mit den ATKIS-Flächen

	Anzahl der Pixel	Fläche Klassifikation (km ²)	Fläche ATKIS ¹⁵ (km ²)	Absolutwert der Abweichung ATKIS / Klassifikation (%)	Gewichteter Score
111: Durchgängig städtische Prägung	7.651.765	765,18	944,70	19	0,026
121: Industrie und Gewerbeflächen	1.655.583	165,56	429,80	61	0,041
122: Straßen, Eisenbahn	4.365.822	436,58	123,12	255	0,061
131: Abbauflächen	652.493	65,25	73,30	11	0,002
133: Baustellen	81.911	8,19			
142: Sport- und Freizeitanlagen	11.178.340	1.117,83	268,90	316	0,140
211: Nicht bewässertes Ackerland	69.132.370	6.913,24	7.097,20	3	0,026
231: Wiesen und Weiden & 321: Natürliches Grünland	21.580.395	2.509,71	2.503,00	0	0,001
311: Laubwälder & 312: Nadelwälder	24.185.461	5.408,91	5.209,80	4	0,009
322: Heiden und Moorheiden	1.546.389	154,64	79,20	95	0,000
324: Wald-Strauch-Übergangsstadien	2.155.834	215,58	204,00	6	0,000
331: Strände, Dünen und Sandflächen & 333: Flächen mit Spärlicher Vegetation	1.554.338	155,43	171,20	9	0,017
411: Sümpfe	1.590.350	159,04	22,40	610	0,002
412: Torfmoore	274.513	27,45	3,10	786	0,000
511: Wasserflächen	2.978.337	297,83	380,20	22	0,061
Summe gewichtete Scores					0,46
Endscore nach Formel 7					0,54

Der ermittelte Endscore aus dem statistischen Vergleich der Klassifikationsergebnisse mit den ATKIS-Flächen wird für alle in Tabelle 23 beschriebenen Modelle in Tabelle 29 dokumentiert.

Die CLC-Klassen mit den größten Flächenanteilen 211, 231 und 321 sowie 311 und 312 wurden mit einer sehr geringen Abweichung klassifiziert, was für die hohe Qualität der Klassifikation spricht. Bei CLC-Klassen mit geringerem Anteil (z. B. 411, 412) bzw. auch sehr inhomogenen Flächen (z. B. 121, 142) ist die Korrektheit der Klassifikation deutlich niedriger.

Auch in diesem Fall wurden die besten Ergebnisse bei dem objektbasierten Ansatz des Modells 4 mit dem Verfahren RF erzielt.

¹⁵ Die ATKIS-Daten Flächen gemischter Nutzung, Fläche besonderer funktionaler Prägung und Mischwald konnten nicht direkt zu den CLC-Klassen zugeordnet werden. Deshalb weichen die in Tabelle 12 angegebenen ATKIS-Flächen von den hier ermittelten Flächengrößen der entsprechenden CLC-Klassen 111, 121, 311 und 312 ab.

Tabelle 29: Endscore-Werte verschiedener Modelle für den Vergleich der Klassifikationsergebnisse mit ATKIS-Daten. Der höchste Endscore ist in Grün dargestellt.

		RF			SVM		
		Pixel-basiert	Objekt-basiert (S)	Objekt-basiert (S + F)	Pixel-basiert	Objekt-basiert (S)	Objekt-basiert (S + F)
Modell 1	Sentinel-2 Sommer (12 Bänder)	0,46	0,37	0,40	0,12	0,42	0,49
Modell 2	+ Sentinel-2 Frühjahr (4 Bänder)	0,45	0,35	0,28	0,32	0,23	0,22
Modell 3	+ Indizes: NDVI, SAVI, vNDWI, mNDWI, NDBI, SI, TCapW, TcapV	0,47	0,40	0,34	0,30	0,22	0,21
Modell 4	+ RVI Produkte: Standardabweichung Spannweite Minimum	0,44	0,54	0,45	0,31	0,25	0,31
Modell 5	+ RVI monatliche Mosaik über die Vegetationsperiode	0,45	0,52	0,40	0,29	0,26	0,27

Im Vergleich zu objektbasierten (OBIA) Modellen weisen pixelbasierte (PB) Modelle ein höheres Rauschen und dadurch mehr Fehlinterpretationen auf. Abbildung 46 zeigt die Bildklassifikation der Modelle 4.1 (PB) und 4.2 (OBIA) für ein ausgewähltes Gebiet nördlich von Freital. Deutliche Unterschiede lassen sich z. B. in der Klassifikation von Ackerflächen und Wohngebieten erkennen. Aufgrund von höherem Rauschen und entsprechenden Fehlinterpretationen werden pixelbasierte Modelle für die Klassifikation der Landbedeckung als weniger geeignet eingestuft. Obwohl es Techniken zur Beseitigung des Rauschens (Filtern, Generalisierung usw.) gibt, sind diese eher nicht gewünscht, da dadurch kleinräumige Strukturen entfallen.

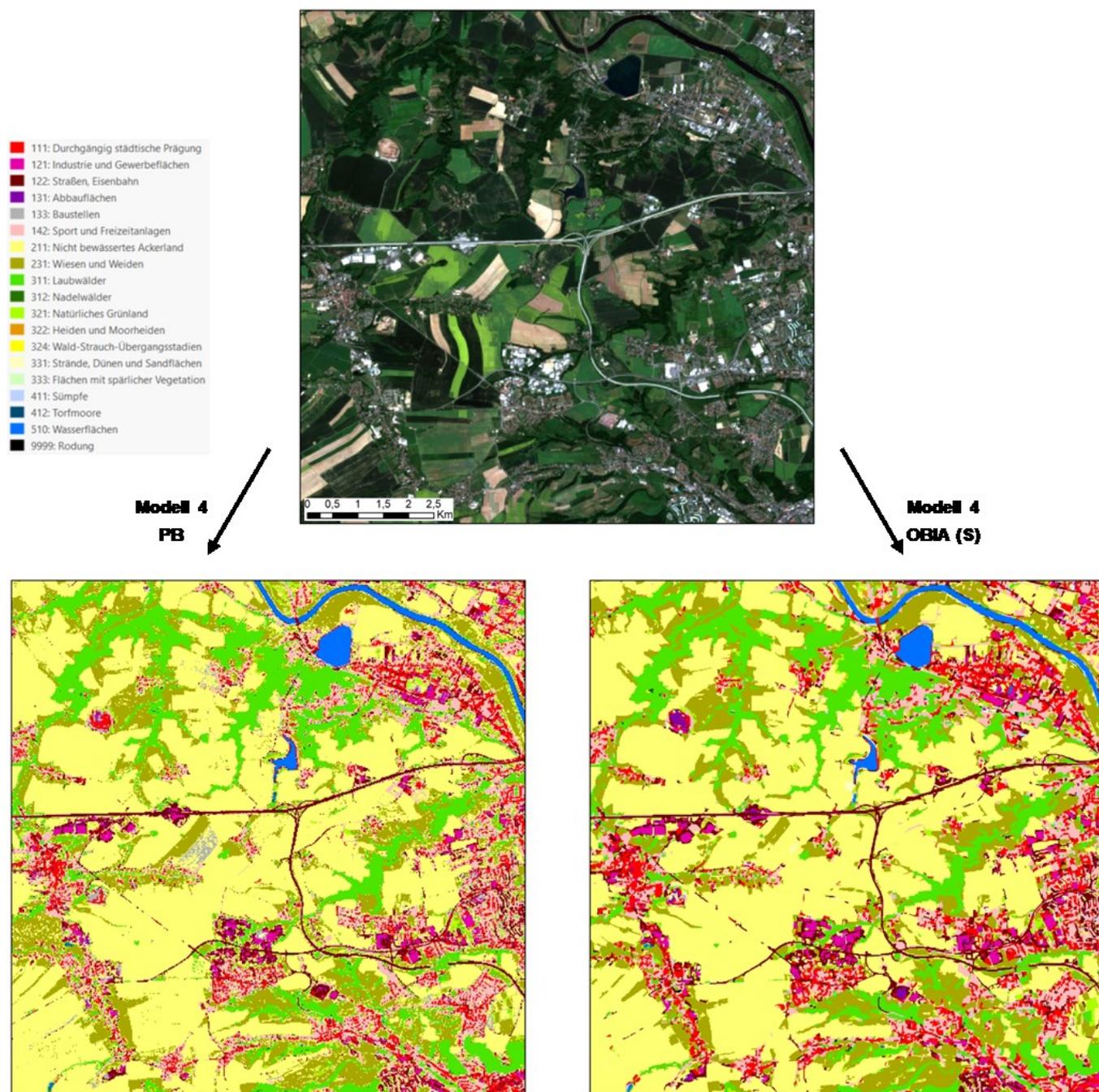


Abbildung 46: Klassifikationsergebnisse des PB-Modells 4.1 (links) und OBIA-Modells 4.2 (rechts)

Zur weiteren Analyse wird deshalb das Modell 4.2 verwendet. Es erzielt die höchste Genauigkeit und weist im Vergleich zur PB-Klassifikation deutlich klarere Flächen mit deutlich geringerem Rauschen auf.

Die Analyse der erstellten Landbedeckungskarte zeigt folgende Phänomene:

1. Großräumige Ackerlandflächen werden manchmal als versiegelte Flächen eingestuft. Dies liegt daran, dass bei der Aufnahmezeit der Satellitendaten diese Flächen frisch abgeerntet waren.

Lösung: Zur Verminderung dieses Phänomens wird die automatisch erstellte Landbedeckungskarte manuell mit den ATKIS-Daten abgeglichen. Derartige Flächen werden nach Möglichkeit zur richtigen Landbedeckungsklasse zugeordnet.

2. Oft treten Fehlinterpretationen zwischen unterschiedlichen nebeneinanderliegenden Nutzungsarten auf. Diese entstehen durch die falsche Klassifikation von Mischpixel, die auf der Grenze von zwei oder mehr Landbedeckungsarten liegen.

Lösung: Zur Verminderung dieses Phänomens wird eine Mindestgröße für die Landbedeckungseinheiten festgelegt. Übergangspixel werden jeweils zu einer der Nachbarflächen zugeordnet. Hier wird die Mindestgröße einer Fläche auf 0,2 ha festgelegt. Dies erfolgt mit Hilfe der ArcGIS Tools Region Group, Set Null und Nibble.

Abbildung 47 zeigt die so erstellte Landbedeckungskarte für den Zeitraum 2018 - 2019 auf Basis von Sentinel-Daten.

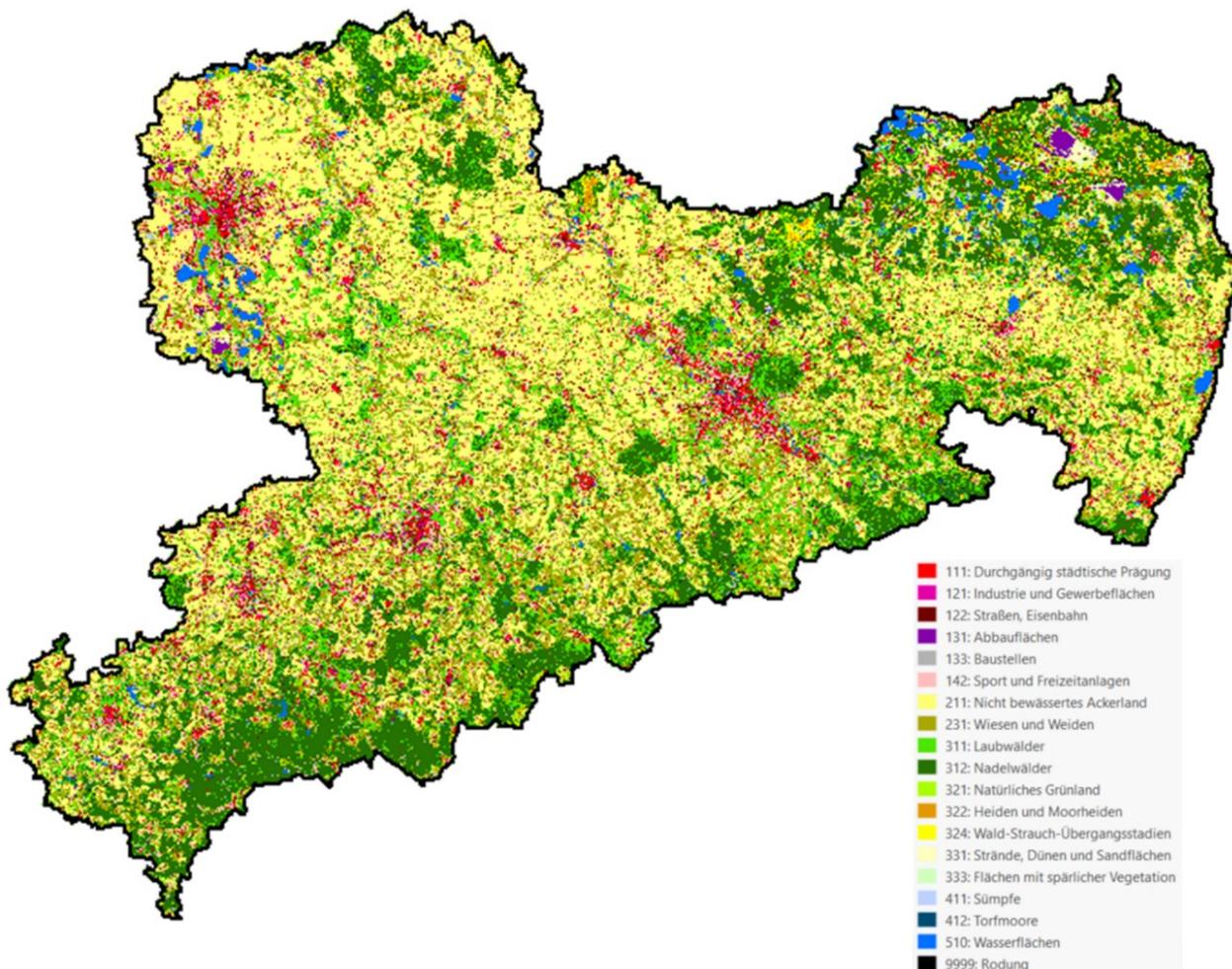


Abbildung 47: Automatische Landbedeckungsklassifikation nach der CLC-Nomenklatur mit dem Model 4.2 auf Basis von Sentinel-Daten für den Zeitabschnitt 2018 - 2019.

Für die klassifizierten Waldflächen der Landbedeckungsklassen 311: Laubwälder und 312: Nadelwälder wurde eine weitere Differenzierung in Baumartengruppen vorgenommen (siehe Kapitel 3.5.1.2).

3.5.1.2 Klassifikation der Waldbestände auf Basis von Sentinel-2 für den Zeitraum 2018 - 2019

Die Klassifikation der Baumartengruppen erfolgt nur für die Flächen, die bei der Landbedeckungsklassifizierung (siehe Kapitel 3.5.1.1) als Wald (Landbedeckungsklassen 311: Laubwälder und 312: Nadelwälder) eingestuft wurden. Laut den angegebenen F1-Scores in Tabelle 26 werden Waldflächen mit einer Klassifikationsgenauigkeit von 97 % erfasst.

Zur Klassifikation der Baumartengruppen werden folgende Ausgangsdaten als kontrollierende Merkmale genutzt:

1. Multi-temporale optische Daten:
2. Sommer: 12 Bänder,
3. Frühjahr: 4 Bänder,
4. Indizes (siehe Kapitel 3.3.3):
5. ndvi45, ndvi46, ndvi47, ndvi48, ndvi411, ndvi56, ndvi57, ndvi58, ndvi511, ndvi611, ndvi711, ndvi811.

Die Daten berücksichtigen die optischen Eigenschaften sowie die phänologische Variationen der verschiedenen Baumartengruppen.

Um konsistente Klassifizierungsmethoden wie bei der Landbedeckungsklassifikation anzuwenden, wird für die Klassifizierung der Baumartengruppen ebenfalls ein objektbasierter Ansatz mit Random-Forest-Algorithmen verwendet. Dabei wird jedem Objekt eine Klasse zugewiesen, die abhängig von den hier dominierenden Baumarten ist.

Die erreichte Genauigkeit und Plausibilität der Ergebnisse werden auf Basis von folgenden Kriterien beurteilt:

1. die Gesamtgenauigkeit (OA - Overall Accuracy) und die F1-Scores berechnet aus den Referenzflächen,
2. räumlicher Vergleich mit der Waldeinteilungskarte von Sachsenforst,
3. statistischer Vergleich mit Angaben von Sachsenforst¹⁶,
4. Vergleich der Ergebnisse der Klassifikation auf der Basis der Sentinel-2- und der Landsat-8-Daten mit Hilfe einer Konfusionsmatrix.

Die Konfusionsmatrix wurde auf Basis eines unabhängigen Datensatzes (15 Flächen/Baumartengruppe) erstellt, welcher nicht für die Kalibrierung der Algorithmen verwendet wurde. Auch in diesem Fall wird die Gesamtgenauigkeit OA nach der Tabelle 30 proportional zu den Wald-Flächenanteilen der Sachsenforst-Daten gewichtet, da die tatsächliche Verteilung der Baumartengruppen über die Landesfläche unterschiedlich ist.

¹⁶ Link: <https://www.wald.sachsen.de/daten-zum-wald-4834.html>

Tabelle 30: Statistische Verteilung der Baumartengruppen über die Landesfläche und deren Gewichtung

		Anteil (%)	Faktor
1	3111: BI	7	0,07
2	3112: BU	3	0,03
3	3113: EI	6	0,06
4	3114: SL	14	0,14
5	3121: FI	35	0,35
6	3122: KI	31	0,31
7	3123: LA	2	0,02
8	3124: SN	2	0,02
Summe		100	1,00

Tabelle 31 zeigt die Konfusionsmatrix der Baumartenklassifikation für den Zeitabschnitt 2018 - 2019.

Tabelle 31: Konfusionsmatrix der Baumartenklassifikation für den Zeitabschnitt 2018 - 2019 (hellrote Felder zeigen Genauigkeiten kleiner als 85 %)

ClassValue		Ground Truth											OA (gewichtet)	Precision	Recall	F1 Score
		3111	3112	3113	3114	3121	3122	3123	3124	Total	U_Acc	Kappa				
1	3111	66	0	0	28	0	0	23	6	123	0,54	0	4,62	0,54	0,66	0,59
2	3112	0	92	4	0	0	0	0	0	96	0,96	0	2,76	0,96	0,92	0,94
3	3113	7	7	89	25	0	0	0	24	152	0,59	0	5,34	0,59	0,89	0,71
4	3114	2	1	7	47	0	0	0	7	64	0,73	0	6,58	0,73	0,47	0,57
5	3121	0	0	0	0	79	0	0	0	79	1,00	0	27,65	1,00	0,92	0,96
6	3122	4	0	0	0	7	94	3	0	108	0,87	0	29,14	0,87	0,94	0,90
7	3123	18	0	0	0	0	6	64	0	88	0,73	0	1,28	0,73	0,71	0,72
8	3124	3	0	0	0	0	0	0	63	66	0,95	0	1,26	0,95	0,63	0,76
9	Total	100	100	100	100	86	100	90	100	776	0	0	0,79			
10	P_Acc	0,66	0,92	0,89	0,47	0,92	0,94	0,71	0,63	0	0,77	0				
11	Kappa	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,73				

Die Konfusionsmatrix zeigt, dass sich die Baumartengruppen 3112: Buchen, 3121: Fichten und 3122: Kiefern mit einer hohen Genauigkeit automatisch klassifizieren lassen.

Die geringste Genauigkeit wurde bei der Klassifizierung von 3111: Birken und 3114: sonstigen Laubbäumen erreicht. Ursache dafür ist offensichtlich die stark wechselnde Zusammensetzung der Mischbestände.

Zusätzlich wurden die Klassifikationsergebnisse räumlich mit den bereitgestellten Daten von Sachsenforst für das Jahr 2019 verglichen. Etwa 1.853 km² (entspricht 35 % der Gesamtwaldfläche) wurde von Sachsenforst in Baumartengruppen erfasst. Diese wurden mit den Klassifikationsergebnissen verschnitten und die räumliche Verteilung der Landbedeckungsklassen innerhalb der Waldparzellen untersucht (Tabelle 32).

Die Qualität der Klassifikation wurde auf Basis von drei Aspekten beurteilt:

1. Wieviel Prozent der Waldparzelle wurde als Wald klassifiziert?
2. In fast allen Fällen werden mehr als 95 % der Waldparzellen wieder als Wald klassifiziert. Dabei wird ein signifikanter Teil der Waldfläche als 324: Wald-Strauch-Übergangsstadien erfasst (in Tabelle 32 im gelb markiert). Zur Ermittlung des Prozentwerts werden diese Flächen auch als Wald berücksichtigt.
3. Ist der Laub-/Nadelwald dominierend in die entsprechenden Parzellen?
4. In allen Fällen wurde Klassifikation in Laub- bzw. Nadelwald richtig ausgeführt (> 50 %).
5. Wieviel Prozent der Waldparzellen macht die entsprechende Baumart aus?

6. Außer bei 3213: Lärchen haben die klassifizierten Baumarten den größten Anteil der Parzellen wie bei den von Sachsenforst erfassten Daten. Hierbei werden 3121: Fichten und 3122: Kiefern mit der höchsten Genauigkeit klassifiziert. Falsche Zuordnungen, die insbesondere bei der Zuordnung von 3113: Eiche in 3114: sonstige Laubbäume und umgekehrt auftreten, hängen mit ähnlichen spektralen Signaturen dieser Baumarten zusammen (Tabelle 20).
7. Es fällt u. a. auf, dass sich die infolge von Kalamitäten entstandenen Freiflächen meistens in Fichten- und Kiefernwaldparzellen, und etwas seltener in Lärchenwaldparzellen befinden.

Tabelle 32: Räumlicher Vergleich der Klassifikationsergebnisse von Baumarten auf der Basis von Sentinel-Daten mit den Daten von Sachsenforst (km²)

Waldklassifikation mit Sentinel-2-Daten für 2018 - 2019	Walddaten von Sachsenforst 2019							
	Birke (BI)	Buche (BU)	Eiche (EI)	Sonstige Laub (SL)	Fichte (FI)	Kiefer (KI)	Lärche (LA)	Sonstige Nadel (SN)
111: Durchgängig städtische Prägung	0,18	0,04	0,17	0,13	0,95	0,82	0,05	0,01
121: Industrie und Gewerbeflächen	0,00	0,00	0,00	0,01	0,01	0,01	0,00	0,00
122: Straßen, Eisenbahn	0,06	0,04	0,10	0,12	0,79	0,17	0,03	0,01
131: Abbauflächen	0,00	0,00	0,00	0,00	0,01	0,10	0,00	0,00
133: Baustellen	0,00	0,00	0,00	0,01	0,00	0,00	0,00	0,00
142: Sport und Freizeitanlagen	0,08	0,07	0,23	0,21	2,62	0,35	0,10	0,02
211: Nicht bewässertes Ackerland	0,14	0,23	0,57	0,43	3,12	0,22	0,16	0,05
231: Wiesen und Weiden	0,37	0,81	2,10	1,52	2,06	0,27	0,23	0,13
321: Natürliches Grünland	0,28	0,26	0,84	0,47	1,70	0,27	0,16	0,05
322: Heiden und Moorheiden	2,83	0,16	1,06	0,38	4,43	4,51	0,42	0,06
324: Wald-Strauch-Übergangsstadien	15,99	1,27	1,43	1,46	15,31	35,45	2,91	0,21
331: Strände, Dünen und Sandflächen	0,01	0,00	0,01	0,03	0,03	0,09	0,00	0,00
333: Flächen mit spärlicher Vegetation	0,21	0,00	0,06	0,11	0,06	0,56	0,00	0,00
411: Sümpfe	0,79	0,20	0,24	0,54	10,68	1,68	0,59	0,04
412: Torfmoore	0,14	0,01	0,02	0,01	2,93	0,54	0,05	0,00
510: Wasserflächen	0,06	0,00	0,01	0,02	0,40	0,18	0,02	0,00
3111: BI	24,02	13,42	14,16	6,49	25,31	39,74	15,29	0,16
3112: BU	2,06	28,74	12,15	7,23	7,36	2,31	1,03	0,37
3113: EI	8,16	21,82	41,02	8,42	16,80	9,95	3,51	0,68
3114: SL	7,08	10,71	15,45	13,16	4,63	10,64	2,74	0,30
3121: FI	1,38	2,41	0,65	1,01	618,02	14,24	4,90	0,56
3122: KI	11,26	1,97	1,78	1,11	139,42	198,38	9,87	0,45
3123: LA	16,24	2,50	4,39	2,48	10,17	64,68	12,70	0,25
3124: SN	5,67	14,13	4,36	4,14	158,61	15,40	8,30	3,12
9999: Rodung	0,19	0,06	0,16	0,04	6,22	2,99	0,29	0,01

Wald	95 %	98 %	95 %	92 %	97 %	98 %	97 %	94 %
Laub-/Nadelwald	54 %	78 %	88 %	80 %	95 %	83 %	62 %	74 %
Baumart	32 %	30 %	44 %	30 %	63 %	55 %	22 %	53 %

In Tabelle 33 sind die Ergebnisse der Klassifikation in Baumartengruppen auf der Basis von Sentinel-Daten im Vergleich mit der Statistik von Sachsenforst dargestellt. Der Gesamtanteil von Laub- und Nadelwäldern entspricht ungefähr der Statistik von Sachsenforst. Die Anteile der einzelnen Klassen weisen jedoch starke Abweichungen zu der Statistik von Sachsenforst auf.

Tabelle 33: Statistischer Vergleich der Klassifikationsergebnisse von Baumarten auf der Basis von Sentinel-Daten mit den Daten von Sachsenforst

Baumartengruppe	Sentinel (2018 - 2019)			Sachsenforst Statistik 2021 (%)	Sachsenforst Statistik 2021 (%)
	Fläche (km ²)	Anteil (%)	Anteil (%)		
3111: Birke	517,76	10	35	7	30
3112: Buche	253,27	5		3	
3113: Eiche	619,65	12		6	
3114: Sonstige Laubbäume	482,39	9		16	
3121: Fichte	1.117,71	21	65	35	70
3122: Kiefer	1.289,83	24		31	
3123: Lärche	431,43	8		-	
3124: Sonstige Nadelbäume	567,46	11		-	
Summe	5.279,50	100	100		100

Insgesamt beträgt die Waldfläche im Freistaat Sachsen nach der Sentinel-Auswertung etwa 5.280 km² und nach der Statistik von Sachsenforst etwa 5.210 km². Das entspricht einem Waldanteil von 28,6 % bzw. 28,3 % an der Landesfläche bzw. einer Differenz von absolut 70 km². Dieser Wert kann für den räumlichen Vergleich nicht ermittelt werden, da nur ca. 30 % der Waldfläche entsprechend kartiert sind.

Abbildung 48 zeigt die automatisch erzeugte Baumartenkarte für den Zeitraum 2018 - 2019 auf Basis von Sentinel-Daten.

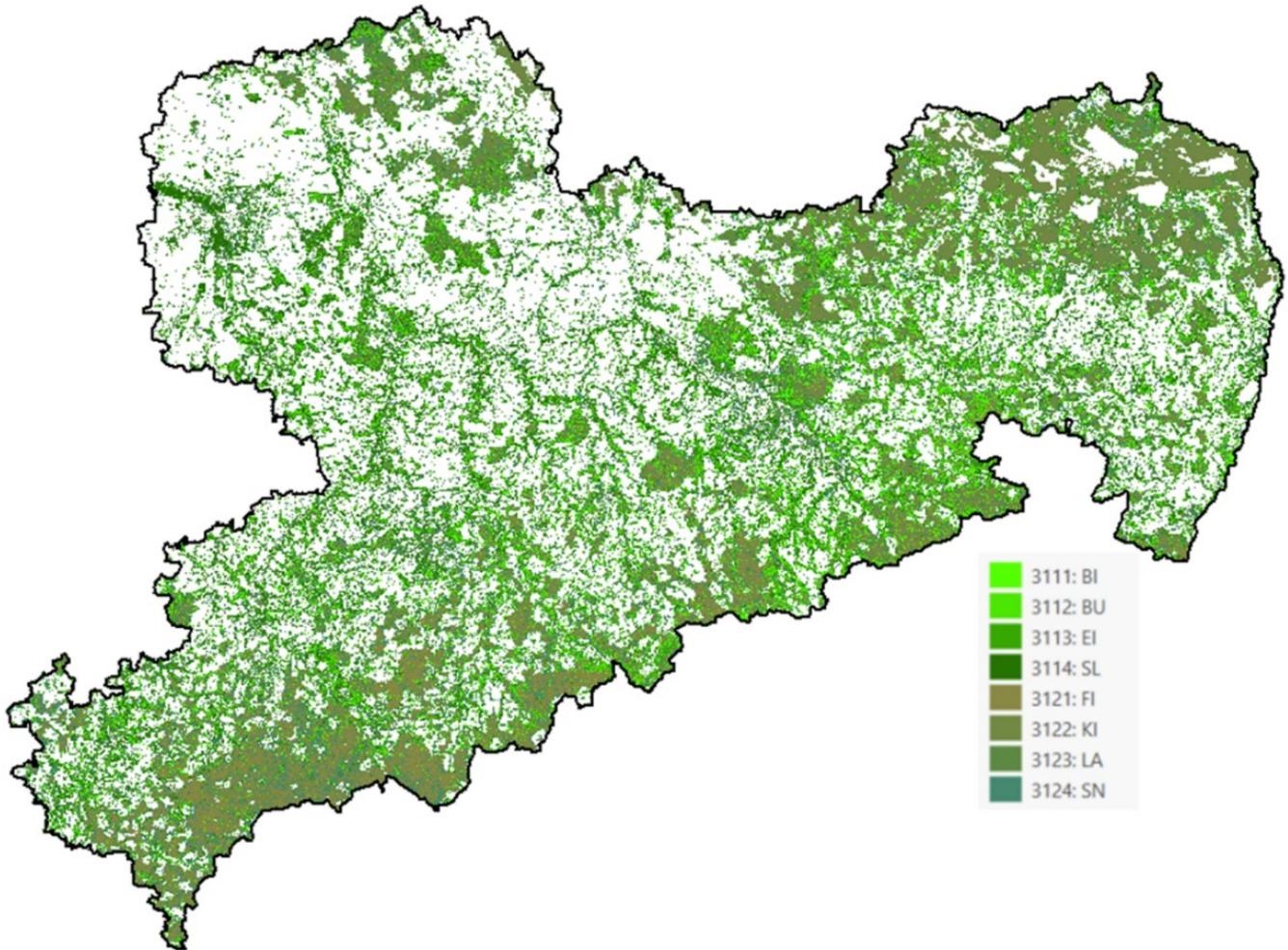


Abbildung 48: Automatische Klassifikation von Baumartengruppen auf Basis von Sentinel-Daten für den Zeitabschnitt 2018 - 2019.

3.5.2 Klassifikation auf Basis von Landsat-8 für 2018 - 2020

3.5.2.1 Klassifikation der Landbedeckung

3.5.2.1.1 Beschreibung der Modelle

Ähnlich wie bei der Klassifikation auf Basis von Sentinel-Daten, werden zur Klassifikation der Landbedeckung auf Basis von Landsat-Daten verschiedene Rasterdatensätze genutzt. Tabelle 34 gibt einen Überblick über die genutzten Daten, die verwendeten Klassifikationsansätze und die daraus resultierenden Modellkombinationen.

Tabelle 34: Zusammenstellung von Bändern für die Klassifikation der Landbedeckung

		RF			SVM		
		PB	OBIA (S)	OBIA (S+F)	PB	OBIA (S)	OBIA (S+F)
Modell 1	Landsat-8 Sommer (6 Bänder)	M 1.1	M 1.2	M 1.3	M 1.4	M 1.5	M 1.6
Modell 2	+ Landsat-8 Frühjahr (4 Bänder)	M 2.1	M 2.2	M 2.3	M 2.4	M 2.5	M 2.6
Modell 3	+ Indizes: NDVI, SAVI, vNDWI, mNDWI, NDBI, SI, TCapW, TcapV	M 3.1	M 3.2	M 3.3	M 3.4	M 3.5	M 3.6
Modell 4	+ RVI Produkte: Standardabweichung Spannweite Minimum	M 4.1	M 4.2	M 4.3	M 4.4	M 4.5	M 4.6
Modell 5	+ RVI monatliche Mosaik über die Vegetationsperiode	M 5.1	M 5.2	M 5.3	M 5.4	M 5.5	M 5.6

3.5.2.1.2 Genauigkeitsbewertung

Tabelle 35 und Tabelle 36 zeigen Beispiele der gewichteten OA und F1-Scores berechnet aus der Konfusionsmatrix auf Basis des Trainings- und Validierungsdatensatzes. Für eine realistische Genauigkeitsbewertung wird nur die Konfusionsmatrix des Validierungsdatensatzes weiter berücksichtigt und analysiert.

Generell sind die mit Landsat-Daten erreichbaren Genauigkeiten geringer als mit Sentinel-Daten. Ursache hierfür ist vor allem deren geringere Bodenauflösung. Dadurch entstehen bei kleinräumigen Objekten viele Mischpixel. Wie in Kapitel 3.3.2.2 erläutert, können bei der Sentinel-Auswertung Objekte ab 400 m² Größe gut abgebildet werden. Bei den Landsat-Daten ist die korrekte Abbildung der Objekte erst möglich, wenn diese eine Fläche von mindestens 1.600 m² abdecken. Darüber hinaus ist die spektrale Auflösung der Sentinel-2-Daten besser, weil hier insbesondere im Red-Edge-Bereich zusätzlich Daten vorliegen. Bei den Landsat-Aufnahmen fehlt der Red-Edge-Bereich komplett (siehe Tabelle 5).

Tabelle 35: Konfusionsmatrix für Modell 4.2 für den Zeitabschnitt 2018 - 2020 auf Basis des Trainingsdatensatzes. Die hellrote Füllung zeigt Genauigkeiten kleiner als 85 %

ClassValue	Ground Truth																				U_Acc	Kappa	OA (gewichtet)	Precision	Recall	F1 Score	
	111	121	122	131	133	142	211	231	311	312	321	322	324	331	333	411	412	510	9999	Total							
1	111	453	47	45	0	16	8	2	0	0	0	2	10	2	1	0	0	0	0	586	0,77	0	63,00	0,77	0,91	0,83	
2	121	20	387	49	29	92	0	0	0	0	0	0	0	4	0	0	0	0	0	581	0,67	0	25,93	0,67	0,77	0,72	
3	122	8	21	344	3	98	4	7	0	0	0	1	0	0	5	4	0	6	0	501	0,69	0	8,28	0,69	0,69	0,69	
4	131	0	18	0	402	0	0	0	0	0	0	0	0	32	54	0	0	0	0	506	0,79	0	6,88	0,79	0,80	0,80	
5	133	0	4	0	0	277	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	281	0,99	0	1,90	0,99	0,55	0,71	
6	142	18	3	33	0	0	486	0	0	0	0	1	0	0	0	0	3	0	0	544	0,89	0	21,63	0,89	0,97	0,93	
7	211	0	1	20	0	17	0	410	19	0	0	0	0	10	0	0	0	0	0	477	0,86	0	410,00	0,86	0,82	0,84	
8	231	0	0	1	0	0	2	75	477	0	0	27	0	0	0	15	0	0	0	597	0,80	0	120,23	0,80	0,95	0,87	
9	311	0	0	1	0	0	0	0	4	465	2	11	0	0	0	9	0	0	1	493	0,94	0	104,89	0,94	0,93	0,94	
10	312	0	0	1	0	0	0	0	0	5	453	0	0	10	0	0	0	10	30	13	522	0,87	0	234,28	0,87	0,91	0,89
11	321	0	8	1	0	0	0	0	0	0	0	393	60	0	0	0	40	0	0	1	503	0,78	0	43,99	0,78	0,79	0,78
12	322	0	0	0	0	0	0	3	0	0	0	5	382	22	0	1	0	2	0	25	440	0,87	0	6,86	0,87	0,76	0,81
13	324	1	0	1	0	0	0	0	0	30	45	0	27	458	0	0	11	16	0	17	606	0,76	0	16,22	0,76	0,92	0,83
14	331	0	11	0	66	0	0	0	0	0	0	0	0	408	11	0	0	0	0	0	496	0,82	0	7,69	0,82	0,82	0,82
15	333	0	0	4	0	0	0	3	0	0	0	62	20	0	35	429	0	0	0	0	553	0,78	0	8,09	0,78	0,86	0,81
16	411	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	369	19	3	0	391	0,94	0	3,69	0,94	0,74	0,83	
17	412	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	4	0	0	0	53	439	0	11	507	0,87	0	3,21	0,87	0,88	0,87
18	510	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	4	0	0	5	467	0	0	476	0,98	0	28,05	0,98	0,93	0,96
19	9999	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	5	0	0	0	0	3	0	432	440	0,98	0	2,97	0,98	0,86	0,92
20	Total	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	9500	0	0	0,87			
21	P_Acc	0,91	0,77	0,69	0,80	0,55	0,97	0,82	0,95	0,93	0,91	0,79	0,76	0,92	0,82	0,86	0,74	0,88	0,93	0,86	0	0,83	0				
22	Kappa	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,00	0,83				

Tabelle 36: Konfusionsmatrix für Modell 4.2 für den Zeitabschnitt 2018 - 2020 auf Basis des Validierungsdatensatzes. Die hellrote Füllung zeigt Genauigkeiten kleiner als 85 %

ClassValue	Ground Truth																				Total	U_Acc	Kappa	OA (gewichtet)	Precision	Recall	F1 Score	
	111	121	122	131	133	142	211	231	311	312	321	322	324	331	333	411	412	510	9999									
1	111	446	0	37	0	34	10	0	0	0	0	10	18	50	26	37	0	0	0	0	668	0,67	0	62,02	0,67	0,89	0,76	
2	121	10	420	31	117	142	0	0	0	0	0	0	0	0	35	0	0	0	5	0	760	0,55	0	28,15	0,55	0,84	0,67	
3	122	12	10	385	0	187	9	0	0	0	0	0	0	0	4	0	10	0	4	1	622	0,62	0	9,27	0,62	0,77	0,69	
4	131	10	20	0	162	16	0	0	0	0	0	0	0	0	75	67	0	0	0	0	350	0,46	0	2,77	0,46	0,32	0,38	
5	133	0	0	0	0	97	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	97	1,00	0	0,67	1,00	0,19	0,32	
6	142	18	0	15	0	16	467	0	10	0	0	18	0	40	0	20	4	0	0	0	608	0,77	0	20,78	0,77	0,93	0,84	
7	211	0	0	28	0	8	6	480	40	0	0	31	0	0	3	0	4	0	0	0	600	0,80	0	480,00	0,80	0,96	0,87	
8	231	0	0	0	0	0	8	20	430	0	0	152	0	0	0	0	13	0	0	0	623	0,69	0	108,38	0,69	0,86	0,77	
9	311	0	0	0	0	0	0	0	0	20	496	0	73	0	36	0	0	15	0	8	648	0,77	0	111,89	0,77	0,99	0,86	
10	312	0	0	3	0	0	0	0	0	0	4	500	0	0	33	0	0	20	48	58	49	715	0,70	0	258,59	0,70	1,00	0,82
11	321	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	151	28	17	0	60	15	0	0	280	0,54	0	16,90	0,54	0,30	0,39	
12	322	4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	40	345	109	3	30	9	13	0	43	596	0,58	0	6,19	0,58	0,69	0,63
13	324	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	15	60	202	0	7	26	105	0	71	487	0,41	0	7,15	0,41	0,40	0,41
14	331	0	50	0	221	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	314	20	0	0	0	608	0,52	0	5,92	0,52	0,63	0,57	
15	333	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	19	10	32	249	0	0	0	310	0,80	0	4,69	0,80	0,50	0,61	
16	411	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	10	339	34	0	10	393	0,86	0	3,39	0,86	0,68	0,76	
17	412	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	45	290	5	0	340	0,85	0	2,12	0,85	0,58	0,69
18	510	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	8	0	0	0	0	420	0	428	0,98	0	25,23	0,98	0,84	0,91
19	9999	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	10	30	0	0	0	0	10	0	317	367	0,86	0	2,18	0,86	0,63	0,73
20	Total	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	9500	0	0	0,90			
21	P_Acc	0,89	0,84	0,77	0,32	0,19	0,93	0,96	0,86	0,99	1,00	0,30	0,69	0,40	0,63	0,50	0,68	0,58	0,84	0,63	0	0,69	0					
22	Kappa	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,00	0,67					

Anhand der Konfusionsmatrix lassen sich ähnliche Beobachtungen wie bei Sentinel-2-Daten ableiten. Diese sind wie unten zusammengefasst:

1. Die Landbedeckungsklassen 211: Ackerland, 231: Wiesen und Weiden, 311: Laubwälder, 312: Nadelwälder und 510: Wasserflächen können mit der vergleichsweise höchsten Genauigkeit automatisch identifiziert werden.
2. Kleinräumige Objekte wie Gebäude bei 111: Durchgängig städtische Prägung und 121: Industrie und Gewerbeflächen und schmale lineare Strukturen wie 122: Straßen, Eisenbahn können nur mit einer deutlich geringeren Genauigkeit als bei der Sentinel-Auswertung abgebildet werden. So werden Objekte der 122: Straßen, Eisenbahn bei Sentinel-Auswertung mit einem F1-Score von 0,84 klassifiziert. Bei der Landsat-Auswertung beträgt der F1-Score für diese Klasse nur 0,69.

Die Identifizierung der Rodungsflächen mit Landsat-Daten (F1-Score = 0,73) ist schwieriger als mit Sentinel-Daten (F1-Score = 0,88). Dies erklärt sich durch:

1. - Abhängigkeit vom Entwicklungsstand der gerodeten Fläche: diesen Flächen entwickeln sich sehr dynamisch und können unter Umständen ähnliche Merkmale wie Grünland oder Strauchvegetation aufweisen.
2. - Die geringere räumliche Auflösung von Landsat-Daten führt zu mehr gemischten Pixeln. Deshalb sind die gerodeten Flächen schwerer differenzierbar als bei Sentinel-Daten.

Ähnlich wie bei Sentinel-Daten, lassen sich die Strauch- und Krautvegetationsflächen (321: Natürliches Grünland, 322: Heiden und Moorheiden und 324: Wald-Strauch-Übergangsstadien) und offene Flächen ohne/mit geringer Vegetation (331: Strände, Dünen und Sandflächen und 333: Flächen mit spärlicher Vegetation) wegen ähnlicher Spektraleigenschaften und der starken Dynamik der Vegetationszyklen in den betreffenden Flächen mit einer geringeren Genauigkeit identifizieren (in diesem Fall mit einem F1-Score von $\approx 40 - 65 \%$).

Kleinräumige Strukturen von versiegelten und nicht versiegelten Flächen, die z. B. in Sport- und Freizeitanlagen häufig auftreten, lassen sich nur mit einer deutlich geringeren Genauigkeit erfassen (F1-Score = 0,84) als das bei der Sentinel-Auswertung (F1-Score = 0,90) der Fall ist.

Ähnlich wie bei der Sentinel-Auswertung lassen sich die drei Landbedeckungsklassen 131: Abbauflächen, 133: Baustellen und 331: Strände, Dünen und Sandflächen schwer differenzieren und werden oft verwechselt.

Die Konfusionsmatrix wurde für alle in Tabelle 34 beschriebenen Modelle berechnet.

Die gewichtete Gesamtgenauigkeit (OA - Overall Accuracy) wird für alle in Tabelle 34 beschriebenen Modelle in Tabelle 37 dokumentiert.

Tabelle 37: Genauigkeitsbewertung verschiedener Modelle auf Basis der gewichteten Gesamtgenauigkeit (OA). Die höchste Genauigkeit ist in Grün dargestellt.

		RF			SVM		
		Pixel-basiert	Objekt-basiert (S)	Objekt-basiert (S + F)	Pixel-basiert	Objekt-basiert (S)	Objekt-basiert (S + F)
Modell 1	Landsat-8 Sommer (6 Bänder)	0,82	0,75	0,79	0,83	0,78	0,83
Modell 2	+ Landsat-8 Frühjahr (4 Bänder)	0,85	0,84	0,83	0,89	0,84	0,86
Modell 3	+ Indizes: NDVI, SAVI, vNDWI, mNDWI, NDBI, SI, TCapW, TcapV	0,87	0,85	0,85	0,81	0,84	0,85
Modell 4	+ RVI Produkte: Standardabweichung Spannweite Minimum	0,87	0,90	0,89	0,89	0,90	0,90
Modell 5	+ RVI monatliche Mosaik über die Vegetationsperiode	0,89	0,89	0,90	0,88	0,91	0,92

Auch in diesem Fall wird ersichtlich, wie die multi-temporalen Analysen mit Berücksichtigung von optischen Daten aus Sommer und Frühjahr und mit Berücksichtigung von RVI-Ableitungen zur Verbesserung der Genauigkeit beitragen.

Die höchsten Genauigkeitsparameter wurden bei dem objektbasierten Ansatz des Modells 5 mit dem Verfahren SVM erzielt. Das Modell 5 nutzt folgende Merkmale als kontrollierende Parameter:

1. Multi-temporale optische Daten und Indizes
2. Ableitungen von Radar-Aufnahmen
3. RVI monatliche Mosaik über die Vegetationsperiode

Um die Plausibilität der Landsat-Klassifikationsergebnisse zu überprüfen, werden diese ebenfalls mit den ATKIS-Flächen nach den Prinzipien in Kapitel 3.5.1.1.2 statistisch verglichen. Der ermittelte Score aus dem statistischen Vergleich der Klassifikationsergebnisse mit den ATKIS-Flächen wird für alle die in Tabelle 34 beschriebenen Modelle in Tabelle 38 dokumentiert.

Während die höchste OA (Gesamtgenauigkeit) durch das Modell 5.6 erreicht wurde, stimmt das Modell 4.2 statistisch (wie auch bei der Auswertung der Sentinel-Daten) am besten mit den ATKIS-Flächen überein. Deshalb wird im Weiteren einheitlich der objektbasierte Ansatz des Modells 4.2 verwendet.

Tabelle 38: Beurteilung verschiedener Modelle auf Basis dem statistischen Vergleich mit ATKIS-Daten. Der höchste Endscore ist in Grün dargestellt.

		RF			SVM		
		Pixel-basiert	Objekt-basiert (S)	Objekt-basiert (S + F)	Pixel-basiert	Objekt-basiert (S)	Objekt-basiert (S + F)
Modell 1	Landsat-8 Sommer (6 Bänder)	0,00	0,24	0,19	0,04	0,20	0,11
Modell 2	+ Landsat-8 Frühjahr (4 Bänder)	0,35	0,49	0,25	0,21	0,34	0,18
Modell 3	+ Indizes: NDVI, SAVI, vNDWI, mNDWI, NDBI, SI, TCapW, TcapV	0,46	0,51	0,30	0,05	0,38	0,16
Modell 4	+ RVI Produkte: Standardabweichung Spannweite Minimum	0,37	0,54	0,47	0,04	0,41	0,17
Modell 5	+ RVI monatliche Mosaik über die Vegetationsperiode	0,40	0,52	0,30	-0,31	0,30	0,13

Die Mindestgröße einer Landbedeckungseinheit wird auf 0,2 ha festgelegt.

Die automatisch erstellte Landbedeckungskarte wird manuell mit den ATKIS-Daten verglichen und falsch zugeordnete großräumige Flächen werden so weit wie möglich manuell der richtigen Landbedeckungsklasse zugeordnet.

Abbildung 49 stellt die automatisch ausgewertete Landbedeckungskarte für den Zeitraum 2018 - 2020 auf Basis von Landsat-Daten dar.

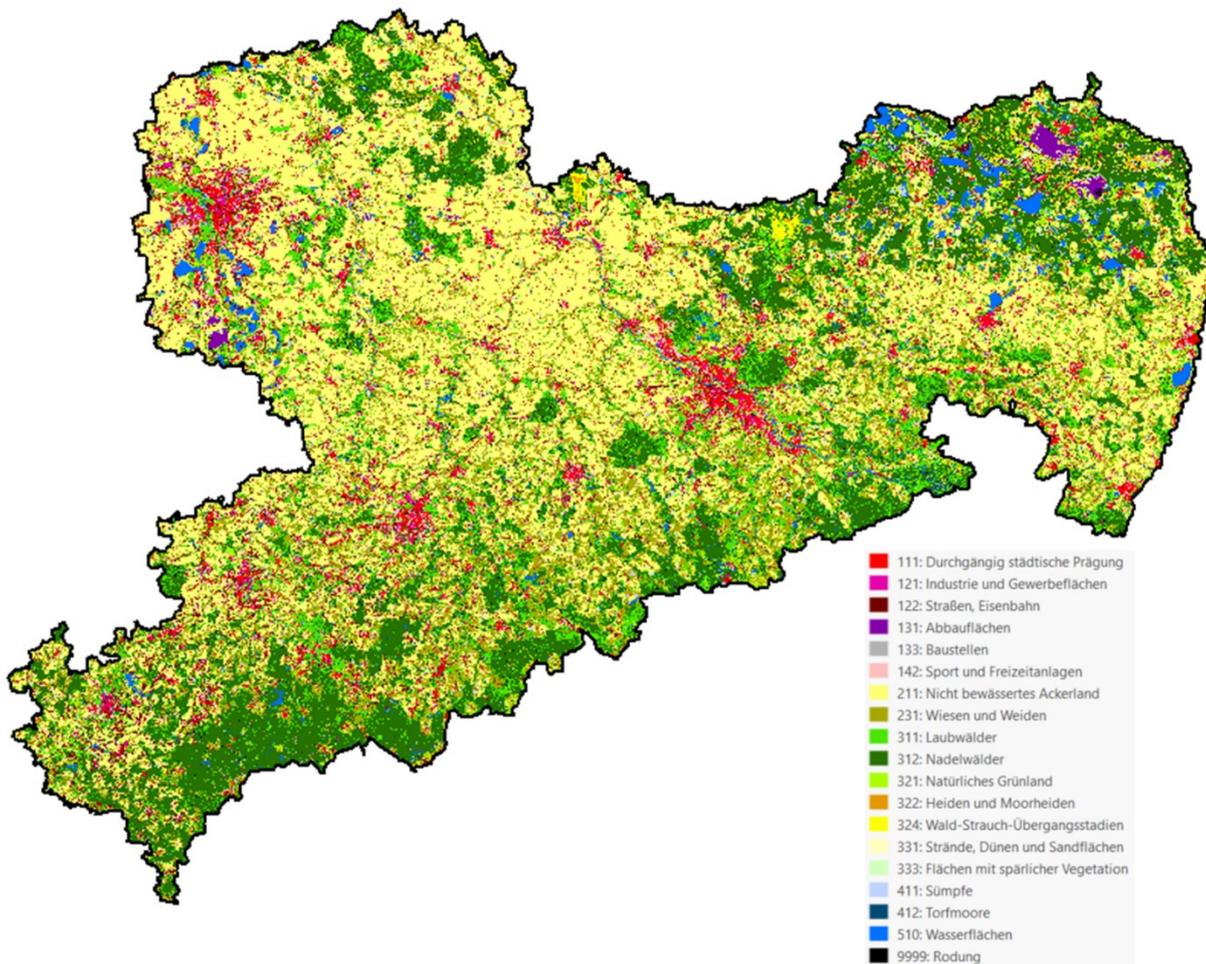


Abbildung 49: Automatische Landbedeckungsklassifikation mit dem Model 4.2 auf Basis von Landsat-Daten für den Zeitabschnitt 2018 - 2020.

3.5.2.2 Klassifikation der Waldbestände auf Basis von Landsat-8-Daten für den Zeitraum 2018 - 2020

Die Klassifikation der Baumartengruppen erfolgt nur für die Flächen, die bei der Landbedeckungsklassifizierung (Kapitel 3.5.2) als Wald (Landbedeckungsklassen 311: Laubwälder und 312: Nadelwälder) zugeordnet wurden. Entsprechend den angegebenen F1-Scores (Tabelle 36) werden Laubwaldflächen mit einer Klassifikationsgenauigkeit von 86 % und Nadelwaldflächen mit einer Klassifikationsgenauigkeit von 82 % erfasst.

Zur Klassifikation der Baumartengruppen werden folgende Merkmale als kontrollierende Parameter genutzt:

1. Multi-temporale optische Daten:
2. Sommer: 6 Bänder,
3. Frühjahr: 4 Bänder,
4. Indizes (siehe Kapitel 3.3.3):
5. ndvi34, ndvi35, ndvi45.

Die Daten berücksichtigen die optischen Eigenschaften sowie die phänologische Variationen der verschiedenen Baumartengruppen.

Um konsistente Klassifizierungsmethoden wie bei der Landbedeckungsklassifikation anzuwenden, wird für die Klassifizierung der Baumartengruppen ebenfalls ein objektbasierter Ansatz mit Random-Forest-Algorithmen verwendet.

Die erreichte Genauigkeit und Plausibilität der Ergebnisse werden auf Basis von folgenden Kriterien beurteilt:

1. die Gesamtgenauigkeit (OA - Overall Accuracy) berechnet aus den Referenzflächen,
2. räumlicher Vergleich mit den Sachsenforst-Daten,
3. statistischer Vergleich mit den Angaben von Sachsenforst,
4. Vergleich der Ergebnisse der Klassifikation auf der Basis der Sentinel-2- und der Landsat-8-Daten mit Hilfe einer Konfusionsmatrix.

Der Konfusionsmatrix wurde auf Basis eines unabhängigen Datensatzes (15 Flächen/Baumartengruppe) erstellt, der nicht für die Kalibrierung der Algorithmen verwendet wurde. Auch in diesem Fall wird die Gesamtgenauigkeit OA nach der Tabelle 30 proportional zu den Wald-Flächenanteilen der Sachsenforst¹⁷-Daten gewichtet.

Tabelle 39 zeigt die Konfusionsmatrix der Baumartenklassifikation für den Zeitabschnitt 2018 - 2020.

¹⁷ Link: <https://www.wald.sachsen.de/daten-zum-wald-4834.html>

Tabelle 39: Konfusionsmatrix der Baumartenklassifikation für den Zeitabschnitt 2018 - 2020 auf Basis von Landsat-Daten (hellrote Felder zeigen Genauigkeiten kleiner als 85 %)

ClassValue	Ground Truth										OA (gewichtet)	Precision	Recall	F1 Score		
	3111	3112	3113	3114	3121	3122	3123	3124	Total	U_Acc					Kappa	
1	3111	46	13	0	25	0	0	13	6	103	0,45	0	3,22	0,45	0,46	0,45
2	3112	7	86	7	7	0	0	0	0	107	0,80	0	2,58	0,80	0,86	0,83
3	3113	0	0	77	29	0	0	0	15	121	0,64	0	4,62	0,64	0,77	0,70
4	3114	0	1	7	32	0	0	0	6	46	0,70	0	4,48	0,70	0,32	0,44
5	3121	0	0	0	0	73	7	0	0	80	0,91	0	25,55	0,91	0,85	0,88
6	3122	4	0	0	0	11	87	0	6	108	0,81	0	26,97	0,81	0,87	0,84
7	3123	20	0	9	7	2	0	73	7	118	0,62	0	1,46	0,62	0,78	0,69
8	3124	23	0	0	0	0	6	7	60	96	0,63	0	1,20	0,63	0,60	0,61
9	Total	100	100	100	100	86	100	93	100	779	0	0	0,70			
10	P_Acc	0,46	0,86	0,77	0,32	0,85	0,87	0,78	0,60	0	0,69	0				
11	Kappa	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,64				

Die Konfusionsmatrix zeigt auch in diesem Fall, dass sich die Baumartengruppen 3112: Buchen, 3113: Eichen, 3121: Fichten und 3122: Kiefern mit einer höheren Genauigkeit automatisch klassifizieren lassen.

Die geringste Genauigkeit wurde bei der Klassifizierung von 3111: Birken und 3114: sonstigen Laubbäumen erreicht.

Zusätzlich wurden die Klassifikationsergebnisse räumlich mit den bereitgestellten Daten von Sachsenforst für das Jahr 2019 verglichen. Die Waldeinteilung von Sachsenforst wurde auch in diesem Fall mit den Klassifikationsergebnissen verschnitten und die räumliche Verteilung der Landbedeckungsklassen innerhalb der Waldeinteilungen von Sachsenforst untersucht (Tabelle 40).

Die Qualität der Klassifikation wurde auf Basis von drei Aspekten beurteilt:

1. Wieviel Prozent der Waldfläche wurde als Wald klassifiziert?
2. In fast allen Fällen werden mehr als 95 % der Waldfläche wieder als Wald klassifiziert. Dabei wird ein signifikanter Teil der Waldfläche als 324: Wald-Strauch-Übergangsstadien erfasst (in Tabelle 40 im gelb markiert). Zur Ermittlung der Wiederfindungsrate werden diese Flächen auch als Wald berücksichtigt.
3. Dominiert Laubwald oder Nadelwald in den Waldpolygonen der Waldeinteilungskarte?
4. In allen Fällen wurde die Klassifikation in Laub- bzw. Nadelwald richtig ausgeführt (> 50 %).
5. Wieviel Prozent eines Waldpolygons macht die entsprechende Baumart aus?
6. Die klassifizierten Baumarten weisen den größten Anteil der Polygone genau wie bei den von Sachsenforst erfassten Daten auf. Hierbei werden wieder 3121: Fichten und 3122: Kiefern mit der höchsten Genauigkeit klassifiziert. Die falschen Zuordnungen, die durch ähnliche spektrale Signaturen der Baumarten entstehen, sind konsistent mit der Post-Hoc-Test-Analyse in Tabelle 21.
7. Auch in diesem Fall liegen die meisten infolge von Kalamitäten entstandenen Freiflächen in Fichten- und Kiefernwaldflächen.

Tabelle 40: Räumlicher Vergleich der Klassifikationsergebnisse von Baumarten auf der Basis von Landsat-Daten mit den Daten von Sachsenforst. Flächeneinheiten sind in km².

Waldklassifikation L8 - 2018 - 2020	Walddaten von Sachsenforst 2019							
	Birke (BI)	Buche (BU)	Eiche (EI)	Sonstige Laub (SL)	Fichte (FI)	Kiefer (KI)	Lärche (LA)	Sonstige Nadel (SN)
111: Durchgängig städtische Prägung	0,09	0,04	0,13	0,14	0,67	1,14	0,03	0,00
121: Industrie und Gewerbeflächen	0,00	0,00	0,00	0,02	0,00	0,01	0,00	0,00
122: Straßen, Eisenbahn	0,22	0,13	0,36	0,36	2,48	0,91	0,12	0,02
131: Abbauflächen	0,00	0,00	0,00	0,01	0,00	0,04	0,00	0,00
133: Baustellen	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
142: Sport und Freizeitanlagen	0,52	0,35	1,21	0,72	3,05	1,31	0,30	0,09
211: Nicht bewässertes Ackerland	0,12	0,11	0,55	0,26	0,60	0,29	0,08	0,02
231: Wiesen und Weiden	0,24	0,46	1,47	0,83	1,28	0,45	0,15	0,06
321: Natürliches Grünland	0,51	0,18	0,77	0,43	1,05	0,50	0,12	0,01
322: Heiden und Moorheiden	0,69	0,07	0,37	0,18	1,93	3,60	0,20	0,01
324: Wald-Strauch-Übergangsstadien	18,43	1,09	1,95	1,39	15,78	21,03	1,97	0,16
331: Strände, Dünen und Sandflächen	0,02	0,00	0,02	0,05	0,03	0,09	0,00	0,00
333: Flächen mit spärlicher Vegetation	0,09	0,00	0,01	0,06	0,01	0,37	0,00	0,00
411: Sümpfe	0,39	0,08	0,17	0,40	2,70	0,93	0,18	0,00
412: Torfmoore	0,49	0,01	0,03	0,03	2,65	0,89	0,05	0,00
510: Wasserflächen	0,02	0,00	0,02	0,05	0,02	0,03	0,00	0,00
3111: BI	24,30	24,00	17,16	8,82	49,74	44,83	14,29	0,63
3112: BU	2,80	32,81	9,46	4,74	11,54	5,02	2,01	0,47
3113: EI	7,87	12,85	33,79	6,29	6,71	10,10	3,23	0,23
3114: SL	3,75	7,91	19,84	14,23	2,55	5,75	1,69	0,26
3121: FI	1,47	1,82	0,43	0,83	591,73	19,53	5,01	0,55
3122: KI	11,58	2,03	1,56	1,47	134,56	189,53	7,82	0,73
3123: LA	16,33	3,69	7,12	4,11	27,31	56,35	14,18	0,46
3124: SN	4,94	10,67	2,83	3,00	162,29	23,07	10,80	2,63
9999: Rodung	2,35	0,58	1,73	1,14	12,94	17,78	1,12	0,15

Wald	96 %	99 %	95 %	93 %	98 %	97 %	98 %	97 %
Laub-/Nadelwald	51 %	81 %	85 %	76 %	93 %	82 %	65 %	74 %
Baumart	32 %	34 %	36 %	32 %	59 %	51 %	24 %	43 %

In Tabelle 41 sind die Ergebnisse der Klassifikation in Baumartengruppen auf der Basis von Landsat-Daten im Vergleich mit statistischen Angaben von Sachsenforst¹⁸ dargestellt. Der Gesamtanteil von Laub- und Nadelwäldern entspricht weitestgehend der Statistik von Sachsenforst. Die Anteile der einzelnen Klassen weisen auch in diesem Fall starke Abweichungen von der Statistik von Sachsenforst auf.

¹⁸ Link: <https://www.wald.sachsen.de/daten-zum-wald-4834.html>

Tabelle 41: Statistischer Vergleich der Klassifikationsergebnisse von Baumarten auf der Basis von Landsat-Daten mit den Daten von Sachsenforst

Baumartengruppe	Landsat (2018 - 2020)			Sachsenforst Statistik 2021 (%)	Sachsenforst Statistik 2021 (%)
	Fläche (km ²)	Anteil (%)	Anteil (%)		
3111: Birke	653,43	12	34	7	30
3112: Buche	220,38	4		3	
3113: Eiche	528,89	10		6	
3114: Sonstige Laubbäume	389,61	7		16	
3121: Fichte	1.057,77	20	66	35	70
3122: Kiefer	1.282,23	24		31	
3123: Lärche	590,96	11		-	
3124: Sonstige Nadelbäume	543,43	10		-	
Summe	5.266,69	100	100		100

Insgesamt beträgt die Waldfläche im Freistaat Sachsen nach der Landsat-Auswertung etwa 5.270 km² und nach der Statistik von Sachsenforst etwa 5.210 km². Das entspricht einem Waldanteil von 28,5 % bzw. 28,3 % an der Landesfläche.

Abbildung 50 zeigt die automatisch erzeugte Baumartenkarte für den Zeitraum 2018 - 2020.

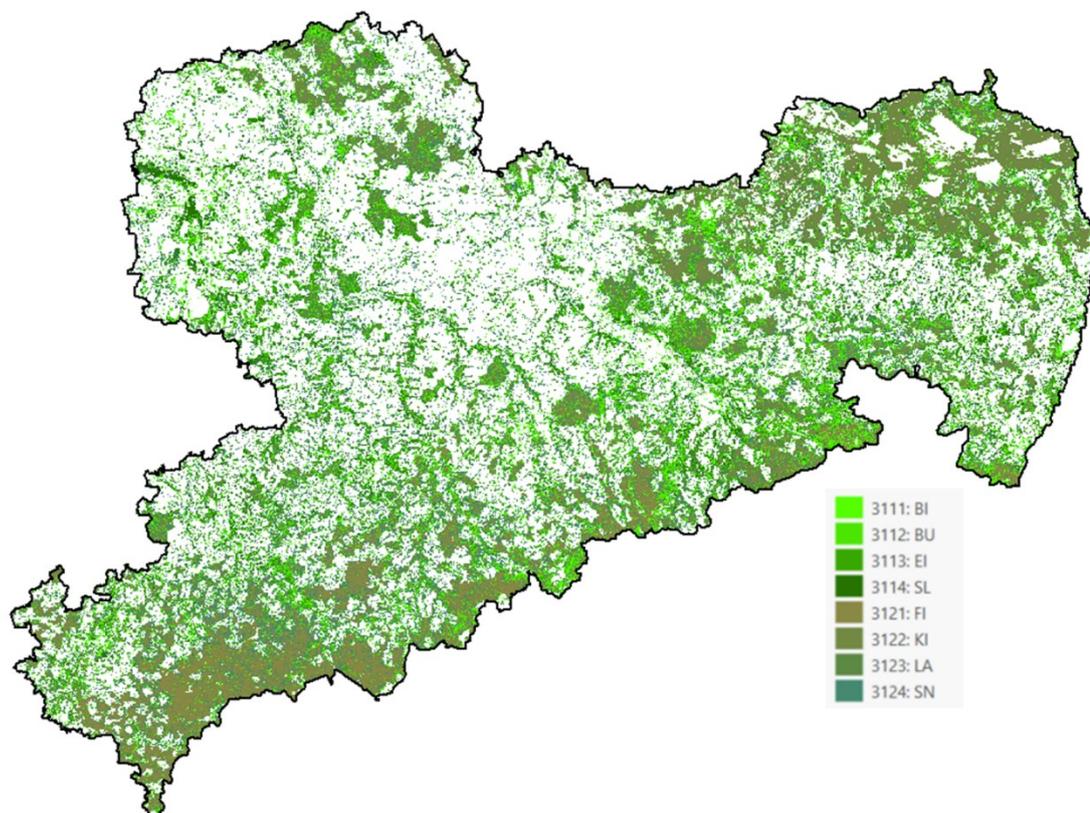


Abbildung 50: Automatische Klassifikation von Baumartengruppen (Landsat-Daten)

3.5.3 Vergleich der Klassifikationsergebnisse von Sentinel- und Landsat-Daten für 2018 - 2020

Der Vergleich der automatisch erfassten Landbedeckungsklassen von Landsat-8 und Sentinel-2 für den Zeitraum 2018 - 2020 ist in Tabelle 42 dargestellt. Abbildung 51 zeigt die räumliche Verteilung der unterschiedlichen und identischen Interpretationen. Insgesamt werden 73 % der Gesamtfläche in beiden Auswerteverfahren identisch erfasst.

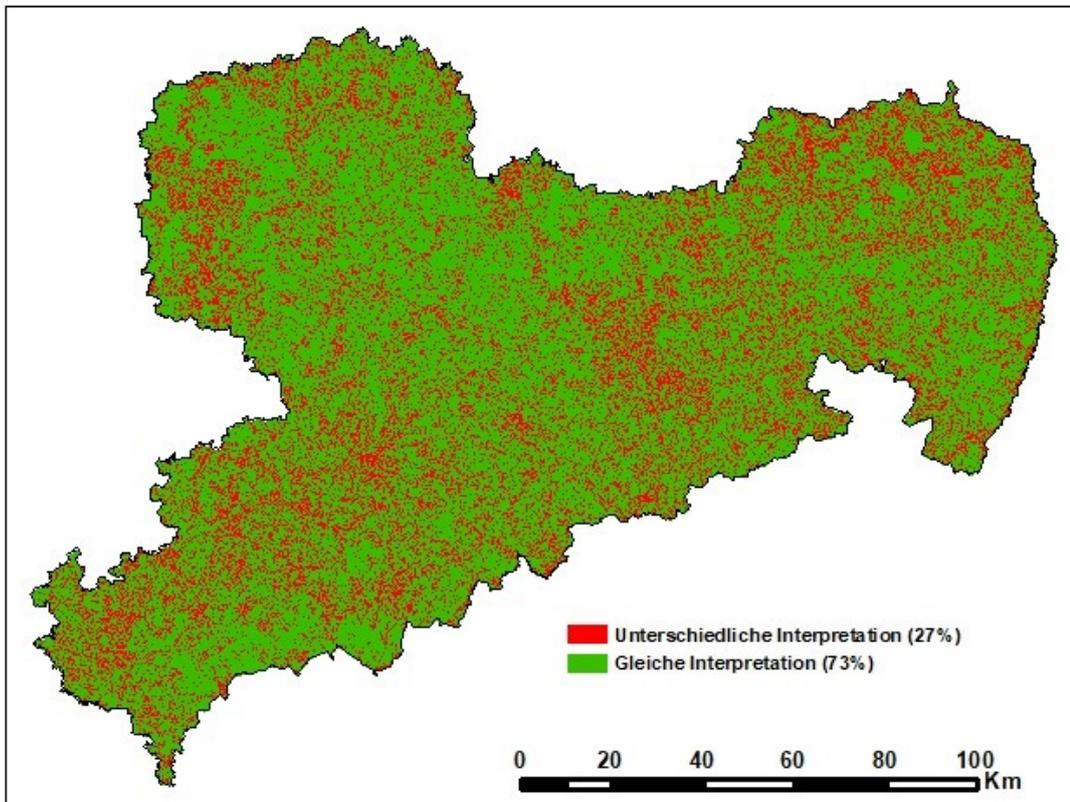


Abbildung 51: Vergleichsraster der Landbedeckungskarten auf Basis von Sentinel-2- und Landsat-Daten

Eine Analyse der Klassifikationsergebnisse mit beiden Satellitensystemen erbrachte folgende Ergebnisse:

1. Die Klassifikationsergebnisse der Landsat- und Sentinel-Daten unterscheiden sich insbesondere aufgrund der Interpretation der Mischpixel deutlich.
2. Die größten Differenzen treten in versiegelten Flächen auf. Die Ursache hierfür ist die bekannte unterschiedliche Bodenauflösung der Eingangsdaten insbesondere bei der Erfassung von kleinräumigen versiegelten Objekten, die häufig in Flächen städtischer Prägung auftreten. So ist die Abgrenzung von Gebäuden, Straßen, Erholungsflächen und städtischen Grünflächen bei Sentinel-2-Daten deutlich genauer als bei den Landsat-Daten. Dadurch entstehen Unterschiede in der Klassifizierung dieser Landbedeckungsarten.
3. Weiterhin treten Unterschiede insbesondere bei der Erfassung der häufig auftretenden Strauch- und Krautvegetation und von Flächen ohne/mit geringer Vegetation auf. Ursache sind hier generelle Schwierigkeiten bei der sicheren Einstufung dieser Landbedeckungsarten.
4. Zahlreiche Unterschiede entstehen aus Randeffekten, z. B. entlang von Straßen, an den Grenzen von Ackerflächen und ähnlich. Die Ursache ist an dieser Stelle vor allem die unterschiedliche Bodenauflösung der Eingangsdaten.

Bei einer Generalisierung der Klassifikationsergebnisse auf das thematische Detailierungslevel CLC-Level1 (Abbildung 18) werden 87,5 % der Gesamtfläche identisch automatisch erfasst.

Deutliche Differenzen treten bei der Identifizierung der Baumarten auf (Tabelle 43). Insgesamt werden hier nur 58 % der Gesamtwaldfläche in beiden Auswerteverfahren identisch erfasst. Gute Vergleichbarkeit besteht für die Baumarten Fichte und Kiefer. Die Ergebnisse der Interpretation von Landsat- und Sentinel-daten sind für folgende Baumarten nicht vergleichbar:

1. für alle Laubbaumarten und
2. die Lärchen und die sonstigen Nadelbäume (alle Nadelbäume außer Fichten, Lärchen und Kiefern).

Ursache ist vor allem die unterschiedliche Bodenauflösung der Eingangsdaten, die zur unterschiedlichen Interpretation der Baumarten vor allem in Mischbeständen und an Waldrändern führt. Außerdem fehlt bei den Landsat-Daten der Red-Edge-Bereich, der eine große Rolle bei Unterscheidung der Baumartengruppen spielt (siehe Kapitel 3.3.3).

Die absolute Abweichung der als Wald klassifizierten Fläche beträgt ca. 8 %. Ca. 4.850 km² sind identisch, mit Landsat-Bildern werden 5.270 km² Fläche Wald identifiziert und mit Sentinel-daten 5.280 km².

Tabelle 42: Kreuztabelle zum Vergleich der Landbedeckungsklassifikationsergebnisse auf der Basis von Landsat-Daten und Sentinel-Daten für den Zeitraum 2018 - 2020 (in km²).

		Landsat-8																			Summe	AccUser	Kappa
		111	121	122	131	133	142	211	231	311	312	321	322	324	331	333	411	412	510	9999			
Sentinel-2	111	411,0	15,4	81,8	1,2	1,8	176,8	75,8	27,2	3,8	4,0	6,4	7,4	6,3	9,8	7,5	2,8	1,5	0,6	7,2	848,4	0,48	0
	121	16,4	104,6	15,4	8,3	2,1	0,8	4,7	0,3	0,1	0,1	0,0	0,0	0,1	19,4	0,4	0,0	0,0	0,1	0,1	172,9	0,61	0
	122	118,8	32,1	141,0	1,0	3,2	74,2	63,4	25,7	4,0	3,6	1,1	0,3	1,6	6,5	0,3	1,9	0,8	0,8	5,2	485,7	0,29	0
	131	1,7	7,2	0,5	54,6	0,9	0,0	0,8	0,0	0,0	0,0	0,3	0,5	0,0	4,1	5,4	0,0	0,1	0,0	0,6	76,8	0,71	0
	133	1,0	1,5	1,3	0,5	1,1	0,2	2,8	0,1	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	1,5	0,2	0,0	0,0	0,0	0,0	10,1	0,11	0
	142	158,2	1,3	83,3	0,0	0,3	432,2	141,6	68,5	8,1	8,7	6,4	5,4	8,1	1,3	1,2	5,5	0,7	0,2	16,1	947,2	0,46	0
	211	40,3	1,6	68,9	1,1	4,3	86,1	6129,5	441,8	63,0	39,0	7,3	2,3	7,7	6,0	9,0	13,1	0,1	0,3	25,4	6946,9	0,88	0
	231	10,6	0,2	27,7	0,0	0,0	116,0	241,3	1538,7	155,5	37,5	27,5	2,5	10,7	0,5	0,0	2,0	0,1	0,2	35,8	2206,8	0,70	0
	311	6,0	0,1	21,2	0,0	0,0	57,9	37,4	99,0	1272,2	275,1	12,6	1,5	22,4	0,3	0,0	7,9	0,2	1,3	57,8	1873,1	0,68	0
	312	5,2	0,1	12,7	0,0	0,0	17,8	11,9	17,1	238,8	2932,4	2,6	3,5	73,9	0,2	0,3	9,2	3,9	0,8	76,1	3406,4	0,86	0
	321	7,1	0,2	15,1	0,0	0,0	65,9	33,4	105,0	15,5	6,6	26,5	4,0	4,0	0,5	0,3	0,9	0,0	0,0	9,2	294,3	0,09	0
	322	6,5	0,1	1,6	0,1	0,0	23,8	6,0	19,8	1,8	4,4	15,3	42,8	27,0	0,2	2,9	1,2	1,5	0,0	9,4	164,4	0,26	0
	324	8,9	0,1	9,0	0,1	0,0	21,5	7,9	16,7	19,2	111,5	2,4	8,5	109,4	0,2	0,5	6,6	3,8	0,5	47,3	373,9	0,29	0
	331	8,3	6,2	6,2	5,7	1,9	1,4	12,3	1,0	0,2	0,2	0,2	0,2	0,3	20,2	3,2	0,1	0,1	0,2	0,4	68,3	0,30	0
	333	8,5	0,4	0,4	1,5	0,2	1,0	11,8	0,4	0,1	0,1	4,5	3,3	0,7	1,8	25,8	0,1	0,1	0,0	3,0	64,0	0,40	0
	411	5,1	0,1	14,2	0,0	0,0	11,5	8,5	3,4	7,7	33,0	0,5	0,8	9,8	0,2	0,1	25,8	2,1	3,9	10,7	137,5	0,19	0
	412	1,2	0,0	2,4	0,0	0,0	0,5	0,3	0,1	0,2	2,3	0,1	0,6	2,2	0,1	0,0	2,8	4,3	1,2	1,3	19,7	0,22	0
	510	0,9	0,9	8,4	0,2	0,0	0,3	0,7	0,6	1,5	9,5	0,0	0,0	1,4	2,8	0,0	9,0	2,3	258,8	1,4	298,8	0,87	0
	9999	2,7	0,0	1,1	0,1	0,0	1,8	1,3	1,0	0,6	6,3	1,7	6,2	7,7	0,2	1,0	0,7	1,4	0,0	13,7	47,5	0,29	0
	Summe	818,5	172,1	512,3	74,5	16,0	1089,7	6791,2	2366,5	1792,3	3474,4	115,5	90,0	293,2	75,9	58,3	89,6	22,9	268,8	320,6	18442,5		
AccProd	0,50	0,61	0,28	0,73	0,07	0,40	0,90	0,65	0,71	0,84	0,23	0,48	0,37	0,27	0,44	0,29	0,19	0,96	0,04		0,73		
Kappa	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0			0,67	

Tabelle 43: Kreuztabelle zum Vergleich der Baumartenklassifikationsergebnisse auf der Basis von Landsat-Daten und Sentinel-Daten für den Zeitraum 2018 - 2020 (in km²).

		Landsat-8										Summe	AccUser	Kappa
		3111	3112	3113	3114	3121	3122	3123	3124	9999				
Sentinel-2	3111	237,1	16,9	51,1	28,3	4,0	15,6	92,6	30,9	7,3	483,8	0,49	0	
	3112	19,4	74,7	47,6	74,2	0,7	1,1	3,3	5,0	3,2	229,2	0,33	0	
	3113	71,2	49,6	167,1	79,2	3,9	8,1	56,7	11,1	32,1	479,0	0,35	0	
	3114	85,5	44,6	92,4	133,3	1,4	2,7	28,3	9,6	15,1	413,1	0,32	0	
	3121	10,4	1,8	2,3	0,7	835,7	121,3	11,3	115,7	5,2	1104,4	0,76	0	
	3122	29,9	1,6	2,9	1,1	121,0	903,8	78,6	54,2	36,6	1229,8	0,73	0	
	3123	59,3	1,5	11,1	3,8	2,5	71,2	175,4	13,4	28,8	367,0	0,48	0	
	3124	84,7	11,8	8,2	7,7	64,4	60,1	28,6	275,2	5,5	546,2	0,50	0	
	9999	0,3	0,0	0,2	0,1	1,7	3,9	0,7	0,1	13,7	20,6	0,66	0	
	Summe	597,9	202,5	382,8	328,4	1035,3	1187,7	475,5	515,3	147,5	4872,9			
	AccProd	0,40	0,37	0,44	0,41	0,81	0,76	0,37	0,53	0,09		0,58		
	Kappa	0	0	0	0	0	0	0	0	0			0,50	

3.6 Postprozessierung der Klassifikationsergebnisse

3.6.1 Räumliche Analysen der Nachbarschaftsbeziehungen

3.6.1.1 Analyse der bebauten Flächen in städtischen Bereichen

Die als bebauten Flächen identifizierten Flächen wurden nach folgendem Schema weiter in die Klassen 111: Durchgängig städtische Prägung und 112: Nicht-Durchgängig städtische Prägung gegliedert:

1. Die als städtische Prägung identifizierten Flächen mit einem Abstand von kleiner als 100 m voneinander werden mittels ArcGIS Tool Aggregate Polygons zu Polygonen aggregiert.
2. Der Anteil der versiegelten Flächen in einzelnen Polygonen wird mittels ArcGIS Tool Tabulate Area berechnet.
3. Ist die Fläche des einzelnen Polygons < 25 ha wird die Fläche als 112: nicht durchgängig städtische geprägte Fläche eingestuft.
4. Ist die Fläche des einzelnen Polygons ≥ 25 ha und ist der Anteil der versiegelten Flächen im betreffenden Polygon $> 80\%$ wird die Fläche als 111: durchgängig städtische geprägte Fläche eingestuft.
5. Ist die Fläche des einzelnen Polygons ≥ 25 ha und ist der Anteil der versiegelten Flächen im betreffenden Polygon $\leq 80\%$ wird die Fläche als 112: nicht durchgängig städtische geprägte Fläche eingestuft.
6. Die Attributwerte der eingestuftenen Flächen werden mittels ArcGIS Tool Raster Calculator auf die Pixel der Flächen städtischer Prägung der Landbedeckungskarte übertragen.

Die Prozessierungsschritte wurden als eine Sequenz von Werkzeugen und Daten in ModelBuilder von Esri ausgeführt. Abbildung 52 zeigt die eingestuftenen Pixel für eine ausgewählte Fläche in der Umgebung der Stadt Chemnitz. Abbildung 53 zeigt die eingestuftenen Pixel über die gesamte Landesfläche Sachsens.

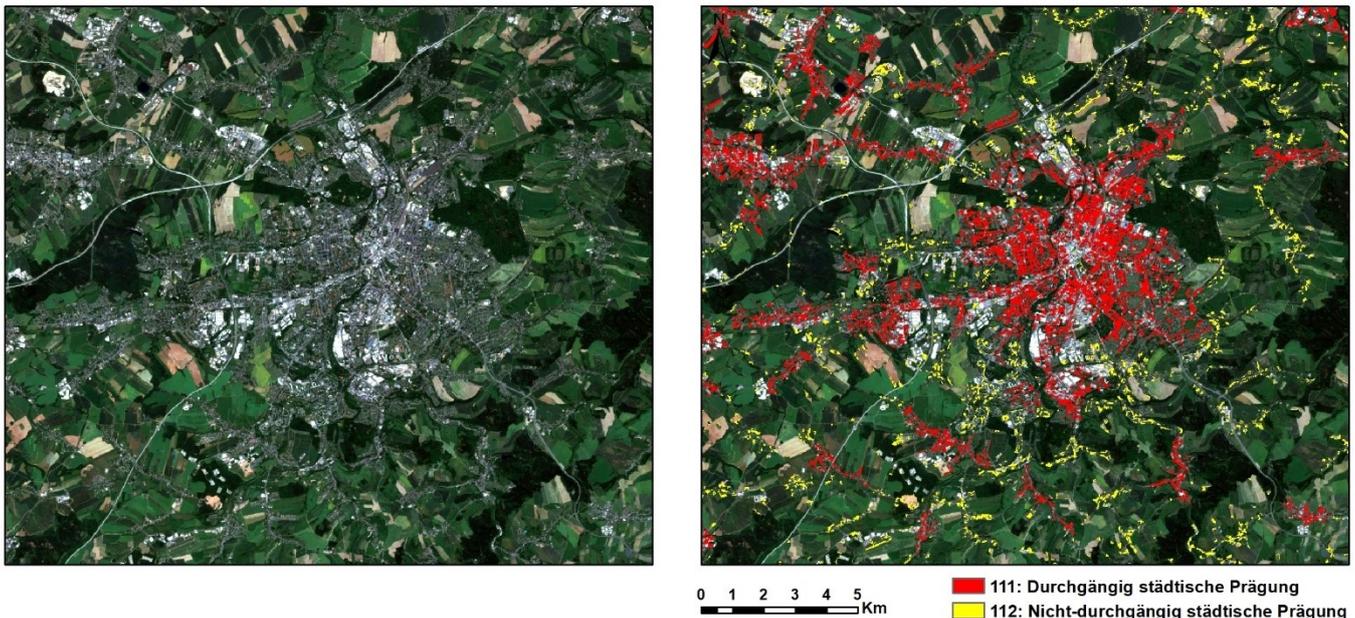


Abbildung 52: Sentinel-2-RGB-Bild (links) und Gliederung der Pixel bebauter Fläche in 111: Durchgängig städtische Prägung und 112: Nicht-Durchgängig städtische Prägung in die Umgebung der Stadt Chemnitz (rechts). Zeitabschnitt 2018 - 2019.

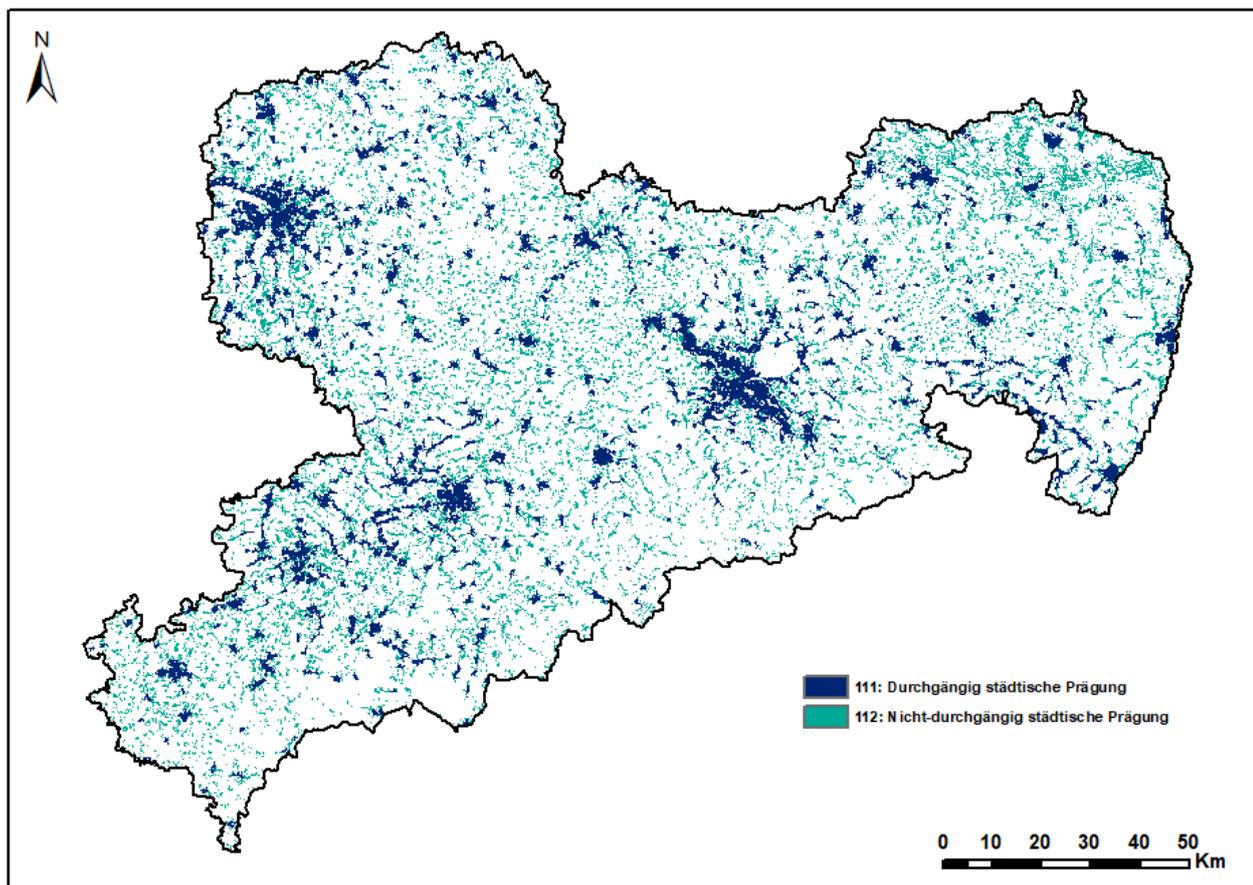


Abbildung 53: Gliederung der Pixel bebauter Fläche in 111: Durchgängig städtische Prägung und 112: Nicht-Durchgängig städtische Prägung über die Landesfläche.

3.6.1.2 Analyse der Grünflächen in städtischen Bereichen

Wälder und Grünflächen werden als städtische Grünfläche (141) klassifiziert, wenn sich das betreffende Pixel, bzw. das betreffende Polygon innerhalb von Flächen städtischer Prägung befindet. Die klassifizierten Grünflächen der Landbedeckungsarten 231: Wiesen und Weiden, 311: Laubwälder, 312: Nadelwälder, 321: Natürliches Grünland, 322: Heiden und Moorheiden und 324: Wald-Strauch-Übergangsstadien werden nach folgendem Schema der Klasse 141: Städtische Grünflächen zugeordnet:

1. Die Landbedeckungsarten 111: Durchgängig städtische Prägung, 112: Nicht-Durchgängig städtische Prägung und 121: Industrie- und Gewerbeflächen werden als bebauten Flächen zusammengefasst und, wenn sie einen Abstand von < 100 m aufweisen, mit dem ArcGIS Tool Aggregate Polygons zu Polygonen aggregiert.
2. Eliminierung von Löchern innerhalb der so aggregierten Flächen städtischer Prägung mittels ArcGIS Tool Union.
3. Umwandlung der Flächen städtischer Prägung in ein Raster mit 20 m Bodenauflösung.
4. Verschneidung von Flächen städtischer Prägung und Grünpixeln. Das Ergebnis raster stellt die städtischen Grünflächen dar.
5. Die städtischen Grünflächen werden mittels ArcGIS Tool Mosaic to New Raster auf die Landbedeckungskarte übertragen.

Die Prozessierungsschritte wurden als eine Sequenz von Werkzeugen und Daten in ModelBuilder von Esri ausgeführt. Abbildung 54 zeigt die so eingestufteten Pixel über eine ausgewählte Fläche in der Stadt Dresden.

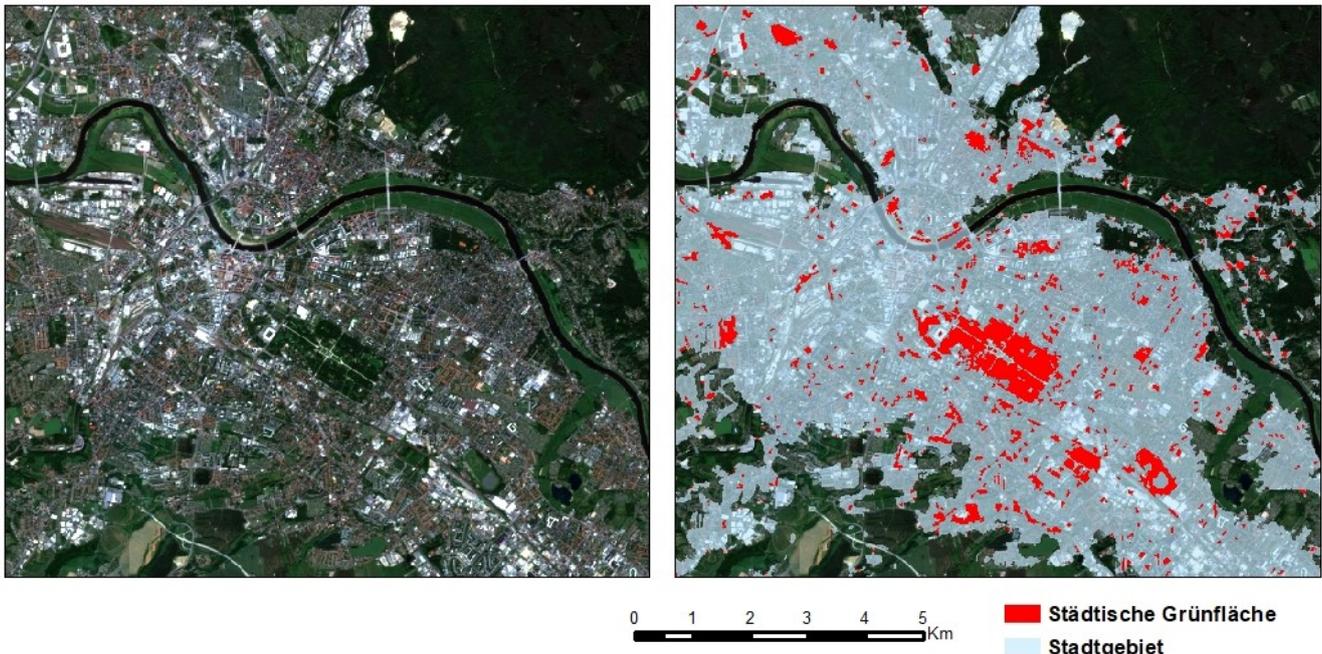


Abbildung 54: Sentinel-2-RGB-Bild (links) und Gliederung der Grünpixel unter 141: Städtische Grünfläche in die Umgebung der Stadt Dresden (rechts). Zeitabschnitt 2018 - 2019.

3.6.2 Manuelle Übertragung bestimmter Landbedeckungsklassen

Flächennutzungstypen, die nicht automatisch erkennbar sind und über lange Zeiten unverändert bleiben, werden nach Überprüfung und Bereinigung mit Hilfe der bestehenden ATKIS-Daten manuell eingestuft. Hierzu gehören die Landbedeckungstypen 122: Bahnhöfe, 123: Hafengebiete und 124: Flughäfen. Die folgende Prozessierungsschritte wurden als eine Sequenz von Werkzeugen und Daten in ModelBuilder von Esri ausgeführt.

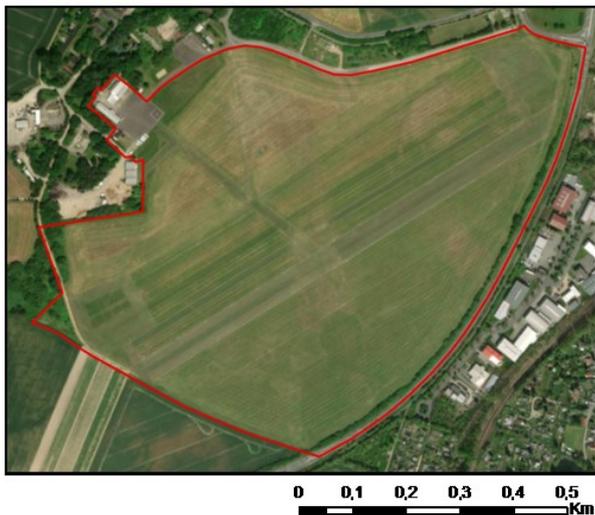
3.6.2.1 Übertragung von Flughäfen

Flughäfen werden von dem ATKIS-Datenbasis (OBJART = 42015: AX_Flugverkehr) übertragen. Zu diesem ATKIS Layer werden Flughäfen, Verkehrslandeplätze, Sonderlandeplätze und Ultraleichtflugplätze dokumentiert. Die zwei Flughäfen in Dresden und Leipzig/Halle wurden nach Überprüfung so übertragen, wie sie in ATKIS dokumentiert sind.

Es wurde festgestellt, dass viele Verkehrslandeplätze als Grünland genutzt werden. Beispiele sind in Quelle: ATKIS (ver04_f; AX_Flugverkehr; 42015)

Abbildung 55 dargestellt. Diese werden als Grünland eingestuft. Nur wenn deutlich die Infrastruktur eines Flugplatzes erkennbar ist, wie z. B. beim Verkehrslandeplatz Bautzen, werden diese Objekte als 124: Flughäfen eingestuft.

Verkehrslandeplatz Görlitz



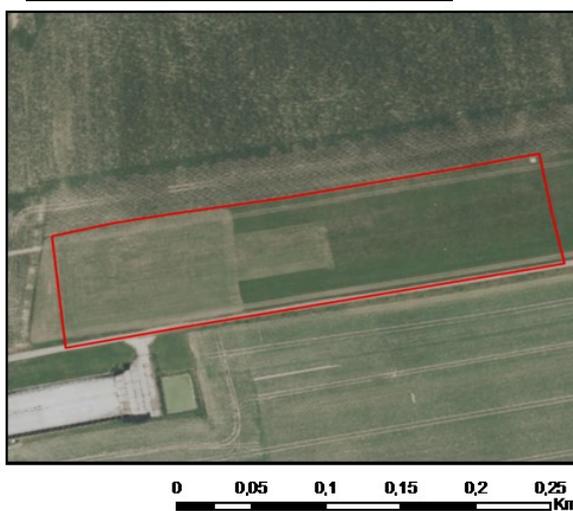
Verkehrslandeplatz Bautzen



Sonderlandeplatz Klix



Ultraleichtflugplatz Spitzer Kalkofen



Quelle: ATKIS (ver04_f; AX_Flugverkehr; 42015)

Abbildung 55: Flughäfen in ATKIS (Stand 2019)

3.6.2.2 Übertragung von Hafengebieten

Hafengebiete werden mit Hilfe der ATKIS-Datenbasis (OBJART = 52002: AX_Hafen und OBJART = 52003: AX_Schleuse) identifiziert.

Quelle: ATKIS (sie04_f; AX_Hafen; 52002 und AX_Schleuse: 52003)

Abbildung 56 stellt drei Beispiele von Hafengebieten dar. Es wurde festgestellt, dass die Hafengebiete verschiedene Landbedeckungstypen, wie z. B. Wasserflächen, Straßen, Industrieobjekte usw. abdecken. Die Hafengebiete wurden nach Überprüfung so übertragen, wie sie in ATKIS dokumentiert sind.

Die Polygone der OBJART = 52003: AX_Schleuse weisen z. T. stark abweichende Landbedeckungsarten auf. Beispiele sind in Quelle: ATKIS (sie04_f; AX_Schleuse: 52003)

Abbildung 57 dargestellt. Das rechte Bild zeigt die Schleuse als Unterführung unter einer Strasse. In diesem Fall wird die Schleuse neu abgegrenzt und dann auf die Landbedeckungskarte übertragen.

Alberthafen



Yachthafen Bärwalder See



Zöbigker Hafen



Quelle: ATKIS (sie04_f; AX_Hafen; 52002 und AX_Schleuse: 52003)

Abbildung 56: Hafengebiete in ATKIS (Stand 2019)



Quelle: ATKIS (sie04_f; AX_Schleuse: 52003)

Abbildung 57: Schleuse in ATKIS (Stand 2019)

3.6.2.3 Übertragung von Bahnhöfen

Bahnhöfe gehören zur CORINE-Landbedeckungsklasse 122: Straßen, Eisenbahn. Sie bestehen auch aus verschiedenen Landbedeckungsklassen, wie z. B. Eisenbahnschienen, Industrieobjekte usw. und sind nicht automatisch erkennbar (Quelle: ATKIS (ver06_f; AX_Bahnverkehrsanlage: 53004) Abbildung 58). Aus diesem Grund werden Bahnhöfe aus der ATKIS-Datenbasis (OBJART = 53004: AX_Bahnverkehrsanlage) manuell übertragen.



Quelle: ATKIS (ver06_f; AX_Bahnverkehrsanlage: 53004)

Abbildung 58: Bahnhöfe in ATKIS (Stand 2019)

3.6.2.4 Übertragung von Deponien und Abraumhalden

Objekte der Landbedeckungsklassen 131: Abbauflächen, 133: Baustellen und 331: Strände, Dünen und Sandflächen die sich mit Polygonen des Altlastenkatasters überschneiden, werden als Deponien und Abraumhalden klassifiziert. Die Mindestfläche einer Deponie und Abraumhalde beträgt 0,2 ha. Die in Abbildung 59 gezeigten Beispielflächen wurden durch Verschneidung der SALKA-Flächen mit ausgewählten Landbedeckungsklassen der Klassifikationsergebnisse von Sentinel-Daten erzeugt.



Abbildung 59: Beispiele von zugeordneten Deponien und Abraumhalden

3.7 Finale Klassifikationsergebnisse und Validierung auf Basis unabhängiger Quellen

Abbildung 60 stellt die finale Landbedeckungskarte für den Zeitraum 2018 - 2019 auf Basis von Sentinel-Daten dar.

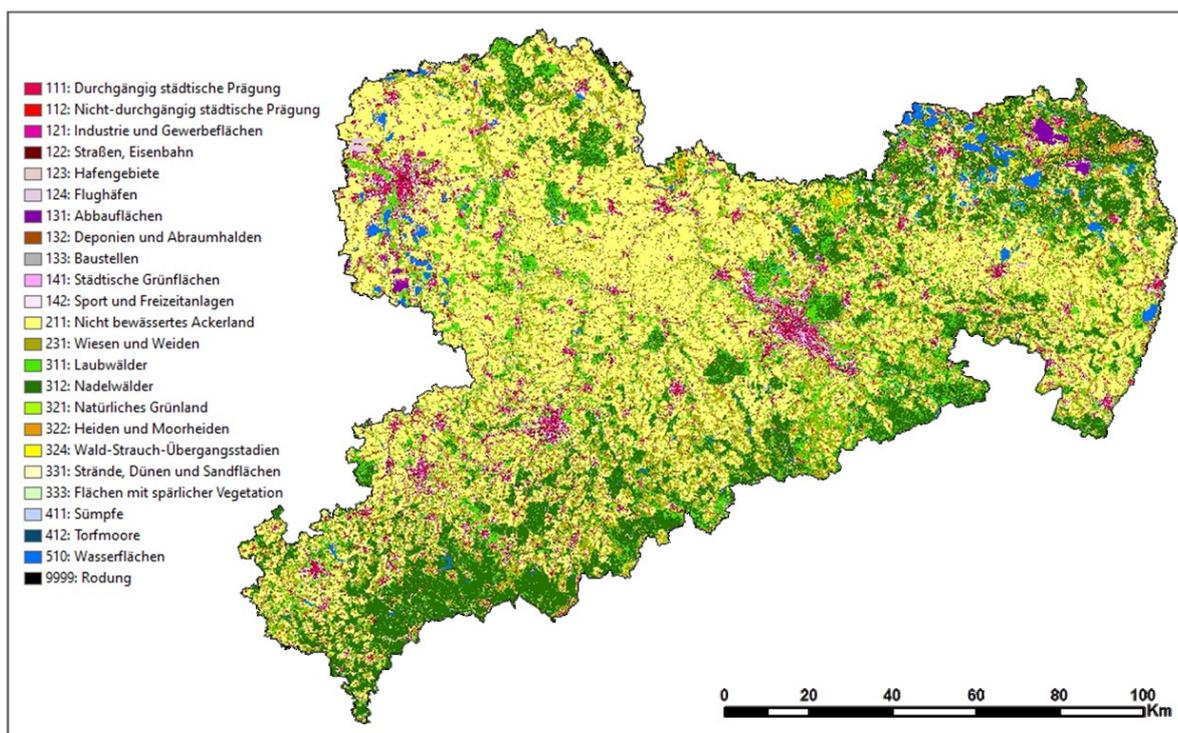


Abbildung 60: Finale Landbedeckungskarte nach der CLC-Nomenklatur auf Basis von Sentinel-Daten

Abbildung 61 stellt die finale Landbedeckungskarte für den Zeitraum 2018 - 2020 auf Basis von Landsat-Daten dar.

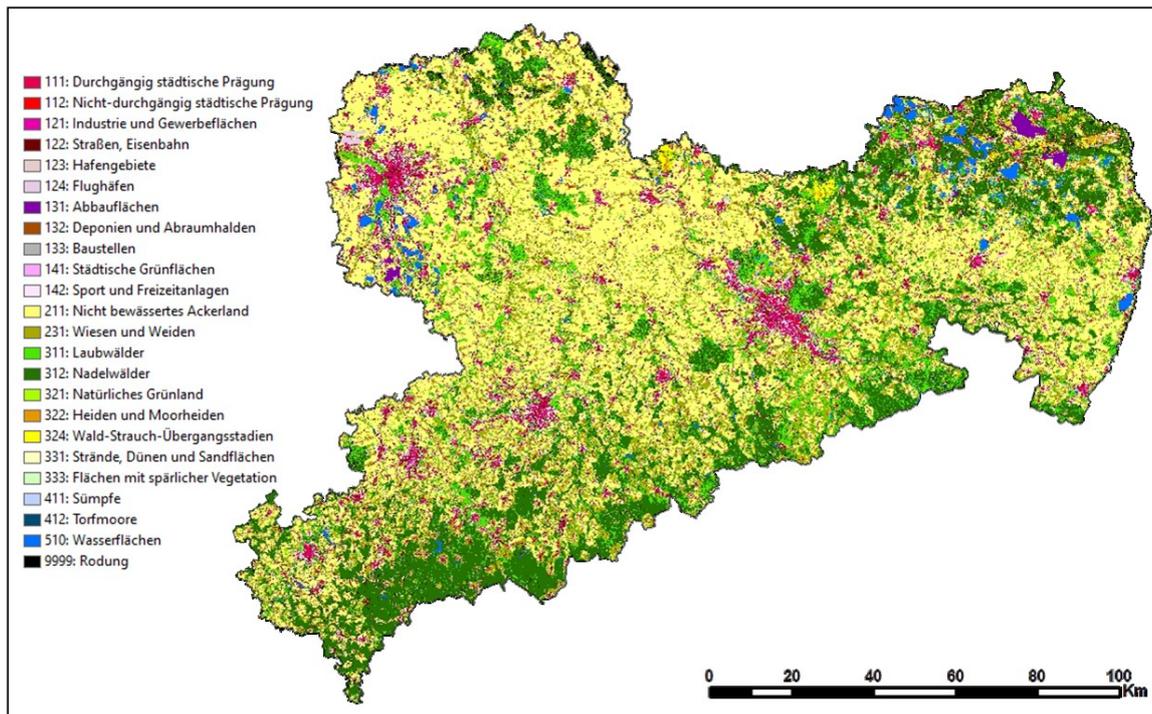


Abbildung 61: Finale Landbedeckungskarte nach der CLC-Nomenklatur auf Basis von Landsat-Daten

In Tabelle 44 sind die mit Sentinel- und Landsat-Daten erzielten Ergebnisse gemeinsam mit den ATKIS-Daten vergleichend dargestellt. Die Landbedeckungsklassen, die sich nicht automatisch ableiten lassen (siehe Kapitel 3.3.2), wurden hier nicht bestimmt. Die betreffenden Zellen sind deshalb leer.

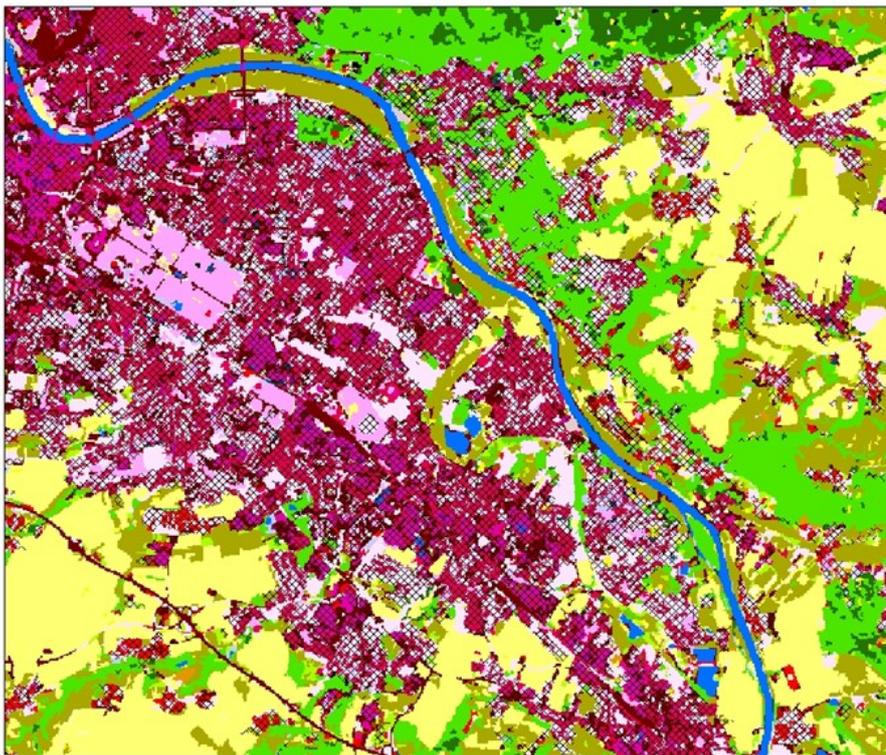
Tabelle 44: Vergleich der mit Sentinel- und Landsat-Daten erzielten Ergebnisse mit ATKIS-Daten

CORINE-Landbedeckungsklassen	Sentinel		Landsat		ATKIS
	Fläche (km ²)	Fläche (km ²) (Summe)	Fläche (km ²)	Fläche (km ²) (Summe)	Fläche (km ²)
111: Durchgängig städtische Prägung	459,3	1004,6	461,9	971,8	2.005,5
112: Nicht durchgängig städtische Prägung	378,5		345,6		
121: Industrie und Gewerbeflächen	166,8		164,3		
122: Straßen, Eisenbahn	500,5	500,5	527,3	527,3	123,1
123: Hafengebiete	1,4	1,4	1,4	1,4	1,4
124: Flughäfen	21,3	21,3	21,3	21,3	21,3
131: Abbauflächen	73,8	73,8	72,9	72,9	73,3
132: Deponien und Abraumhalden	4,4	4,4	4,7	4,7	5,3
133: Baustellen	9,5	9,5	15,2	15,2	
141: Städtische Grünflächen	110,0	1.050,4	36,0	1.119,8	268,9
142: Sport- und Freizeitanlagen	940,5		1.083,8		
211: Nicht bewässertes Ackerland	6.944,5	6.944,5	6.788,6	6.788,6	7.097,2
221: Weinbauflächen					

222: Obst- und Beerenobstbestände					
231: Wiesen und Weiden	2.164,5	2.439,3	2.347,1	2.459,4	2.503,0
321: Natürliches Grünland	274,8		112,3		
242: Komplexe Parzellenstrukturen					
243: Landwirtschaft und nat. Bodenbedeckung					
311: Laubwälder	1.846,0	5.245,6	1.784,5	5.255,5	5.394,0
312: Nadelwälder	3.399,6		3.471,0		
313: Mischwälder					
322: Heiden und Moorheiden	155,7	155,7	86,8	86,8	79,2
324: Wald-Strauch-Übergangsstadien	358,9	358,9	286,6	286,6	204,0
331: Strände, Dünen und Sandflächen	66,2	66,2	71,9	71,9	171,2
333: Flächen mit Spärlicher Vegetation	63,8	63,8	58,1	58,1	
411: Sümpfe	137,2	137,2	89,4	89,4	22,4
412: Torfmoore	19,6	19,6	22,8	22,8	3,1
511: Gewässerläufe	298,4	298,4	268,6	268,6	380,2
512: Wasserflächen					
9999: Rodung	47,5	47,5	320,3	320,3	
Summe	18.442,5	18.442,5	18.442,5	18.442,5	

Schlussfolgerungen:

1. Die bebauten Flächen (111: Durchgängig städtische Prägung, 112: Nicht durchgängig städtische Prägung und 121: Industrie und Gewerbeflächen) weichen deutlich von den entsprechenden ATKIS-Daten ab. Abbildung 62 zeigt ein Beispiel der Klassifizierung in einem Stadtgebiet mit verstreut bebauten Flächen und dominierenden Grünflächen in deren Umgebung. Bei ATKIS werden diese Flächen als Wohngebiet ausgewiesen. Bei der Klassifikation werden die dazwischenliegenden Grünflächen als 141: Städtische Grünflächen eingestuft. Abhängig von dem Anteil von bebauten Flächen und Grünflächen innerhalb eines Pixels können diese auch als 142: Sport und Freizeitanlagen eingestuft werden. Demzufolge ist der Anteil der bebauten Fläche bei der Fernerkundungsinterpretation deutlich kleiner und der Anteil der 141: Städtische Grünflächen und 142: Sport- und Freizeitanlagen deutlich höher als bei ATKIS.



- ATKIS (2019)**
- AX_FlaecheBesondererFunktionalerPraegung
 - AX_FlaecheGemischterNutzung
 - AX_IndustrieUndGewerbe flaeche
 - AX_Wohnbau flaeche
- Sentinel-2 Auswertung (2018-2019)**
- 111: Durchgängig städtische Prägung
 - 112: Nicht-durchgängig städtische Prägung
 - 121: Industrie und Gewerbeflächen
 - 122: Straßen, Eisenbahn
 - 123: Hafengebiete
 - 124: Flughäfen
 - 131: Abbauflächen
 - 132: Deponien und Abraumhalden
 - 133: Baustellen
 - 141: Städtische Grünflächen
 - 142: Sport und Freizeitanlagen
 - 211: Nicht bewässertes Ackerland
 - 231: Wiesen und Weiden
 - 311: Laubwälder
 - 312: Nadelwälder
 - 321: Natürliches Grünland
 - 322: Heiden und Moorheiden
 - 324: Wald-Strauch-Übergangsstadien
 - 331: Strände, Dünen und Sandflächen
 - 333: Flächen mit spärlicher Vegetation
 - 411: Sümpfe
 - 412: Torfmoore
 - 510: Wasserflächen
 - 9999: Rodung

Abbildung 62: Klassifizierung in Gebieten mit verstreuten bebauten Flächen und dominierenden Grünfläche

2. Die Straßenverkehrsfläche (122: Straßen, Eisenbahn) ist bei den durch Fernerkundung erzeugten Daten deutlich größer, als bei ATKIS ausgewiesen. Dies liegt vor allem daran, dass die Straßen bei ATKIS vollständig als Linien und nur teilweise als Flächen erfasst sind. Abbildung 63 zeigt ein Beispiel, in dem die ATKIS-Straßenverkehrsdaten als Linien und Polygone sowie die Klassifizierungsergebnisse dargestellt sind.

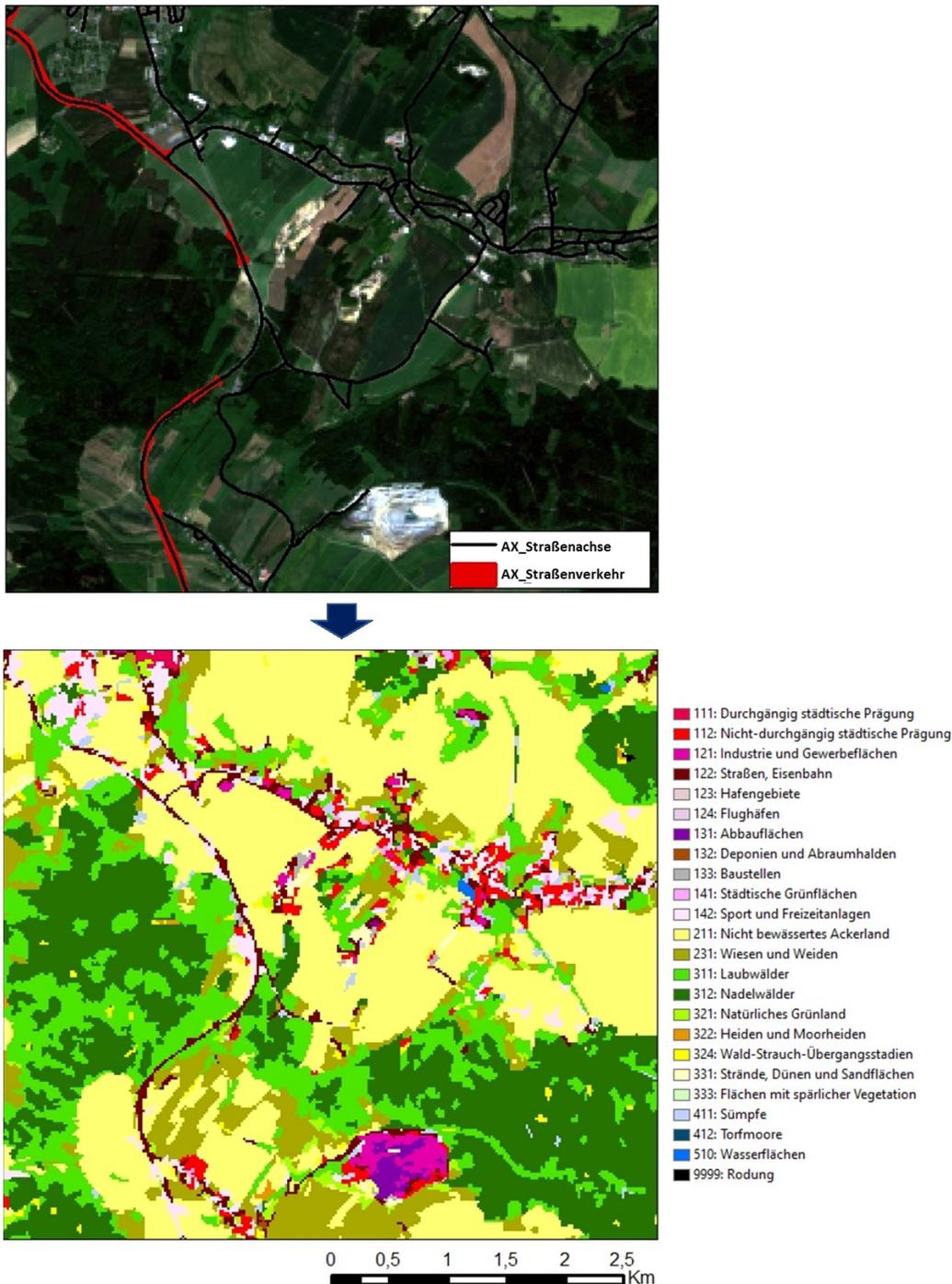


Abbildung 63: Klassifizierung der Straßenverkehr

In Tabelle 45 sind die finalen Ergebnisse der Klassifikation in Baumartengruppen auf der Basis von Sentinel- und Landsat-Daten im Vergleich mit Daten von Sachsenforst dargestellt (<https://www.wald.sachsen.de/daten-zum-wald-4834.html>). Der Gesamtanteil von Laub- und Nadelwäldern entspricht ungefähr der Statistik von Sachsenforst. Beim Vergleich der jeweiligen Baumarten fällt auf, dass Fichtenbestände bei der Satellitenbildinterpretation besonders stark unterschätzt werden.

Tabelle 45: Vergleich der Klassifikationsergebnisse von Baumarten auf der Basis von Sentinel-Daten und Landsat-Daten zwischen einander und mit den Daten von Sachsenforst

Baumarten- gruppe	Sentinel			Landsat			Sachsenforst Statistik 2021 (%)	Sachsenforst Statistik 2021 (%)
	Fläche (km ²)	Anteil (%)	Anteil (%)	Fläche (km ²)	Anteil (%)	Anteil (%)		
3111: Birke	516,2	9,8	35,2	651,7	12,4	34,0	7	30
3112: Buche	251,4	4,8		220,0	4,2		3	
3113: Eiche	604,7	11,5		525,9	10,0		6	
3114: Sons. Laubbäume	473,8	9,1		386,9	7,4		16	
3121: Fichte	1.117,5	21,3	64,8	1.057,6	20,1	66,0	35	70
3122: Kiefer	1.288,0	24,6		1.281,5	24,3		31	
3123: Lär- che	427,3	8,1		588,5	11,2		-	
3124: Sonst. Nadelbäume	566,8	10,8		543,3	10,3		-	
Summe	5.245,6	100	100	5.255,5	100	100		100

Insgesamt beträgt die Waldfläche im Freistaat Sachsen nach der Fernerkundungsauswertung etwa 5.250 km² und nach der Statistik von Sachsenforst etwa 5.200 km². Das entspricht einem Waldanteil von etwa 28,4 % bzw. 28,2 % an der Landesfläche.

Tabelle 46: Vergleich der Waldfläche auf der Basis von Sentinel-Daten und Landsat-Daten zwischen einander und mit den Daten von Sachsenforst

	Sentinel		Landsat		Sachsenforst Statistik 2021	
	Fläche (km ²)	Waldanteil an der Landesfläche (%)	Fläche (km ²)	Waldanteil an der Landesfläche (%)	Fläche (km ²)	Waldanteil an der Landesfläche (%)
Bewaldung	5.245,6	28,4	5.255,5	28,5	5.209,8	28,2
Landes- fläche	18.442,5		18.442,5		18.442,5	

3.8 Finaler Workflow zur Klassifizierung der Landbedeckung

Der finale Workflow zur Klassifizierung der Landbedeckung ist in Abbildung 64 dargestellt. Dieser Ansatz wird im Weiteren zur Auswertung der historischen Daten verwendet.

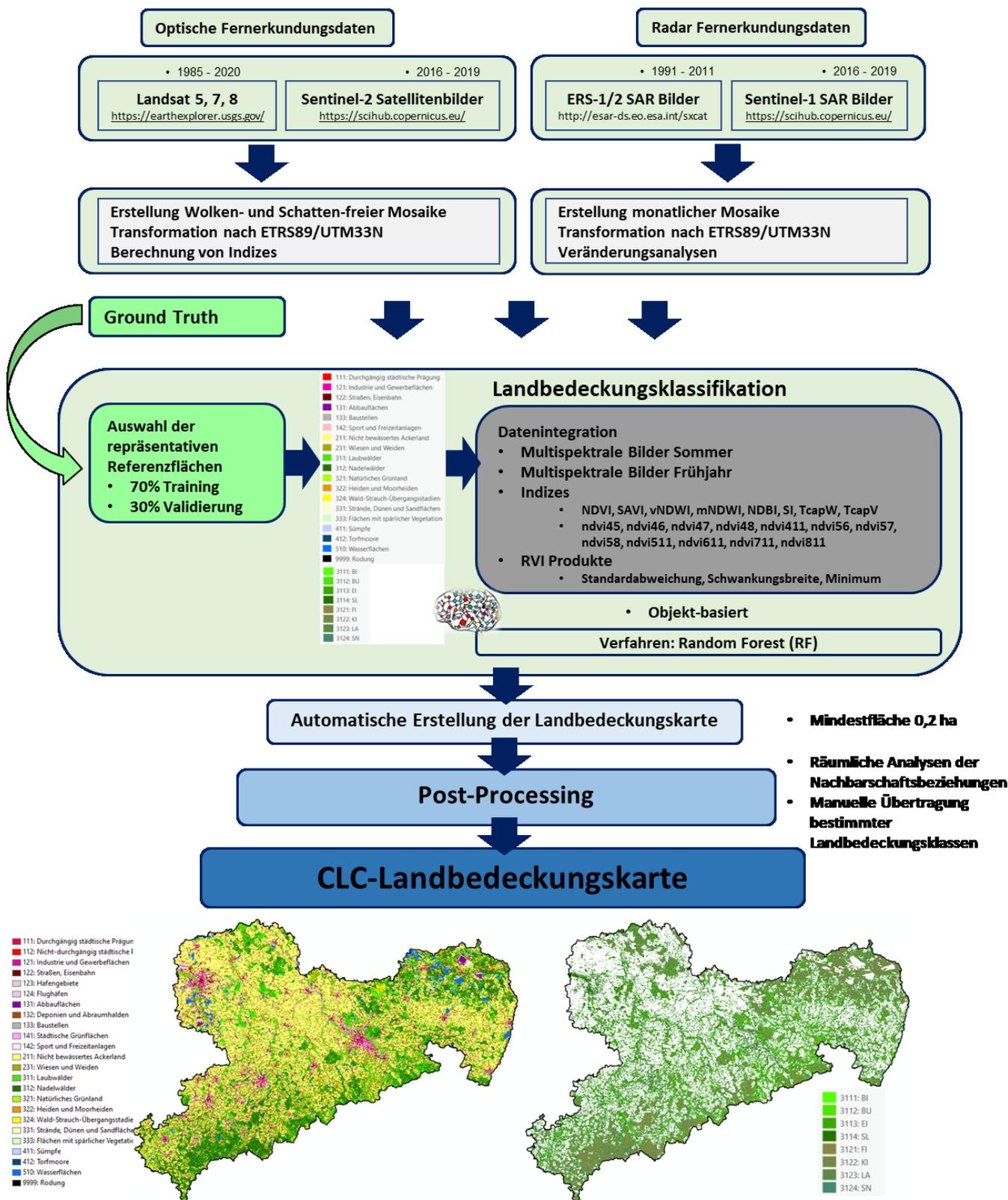


Abbildung 64: Workflow zur Klassifizierung der Landbedeckung

4 Klassifizierung der Landbedeckung für den Zeitraum 1985-2017

4.1 Festlegung der Zeitschnitte für die Klassifikation der Landbedeckung

Die Klassifizierung der Landbedeckung erfolgt für die Zeiträume:

- 1985 - 2017 auf Basis von Landsat-Daten (Landsat 5, 7, 8) in 3-Jahresaggregaten nach der folgenden Tabelle:

1985 - 1987	1997 - 1999	2009 - 2011
1988 - 1990	2000 - 2002	2012 - 2014
1991 - 1993	2003 - 2005	2015 - 2017
1994 - 1996	2006 - 2008	2018 - 2020 (bereits berechnet)

- 2016 - 2017 und 2018 - 2019 (bereits berechnet) auf der Basis von Sentinel-2-Daten.

Zur Klassifizierung der Landbedeckung wird der in Kapitel 3.8 vorgestellte Workflow angewendet.

4.2 Bereitstellung der Stacks für alle historischen Datensätze

Die Stacks der jeweils zu nutzenden Daten werden je Zeitschnitt zusammengestellt und für die weitere Verarbeitung vorbereitet.

Abbildung 65 zeigt die verfügbaren Daten für die Auswertung der Sentinel-2-Daten für den Zeitraum 2016 - 2017. Für eine schärfere Abgrenzung der Landbedeckungsklassen werden für die Segmentierung auch in diesem Fall die 10-m-Bänder NIR-R-G verwendet. Die optischen- und Radardaten werden nach dem Vorschriften in Kapitel 2.2 vorbereitet.

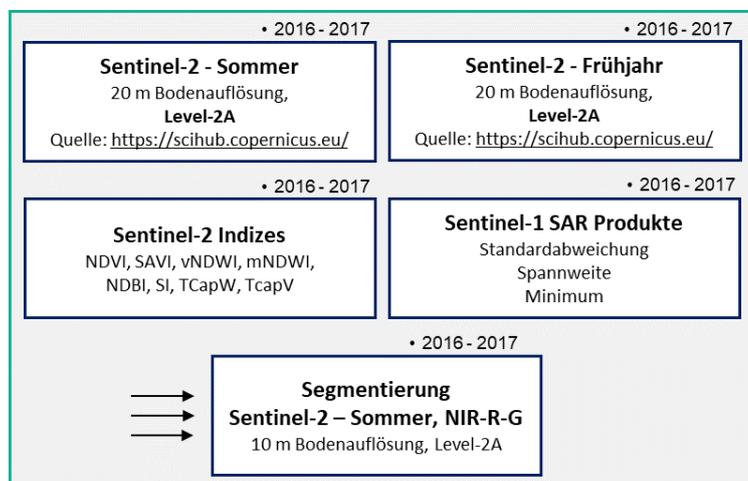


Abbildung 65: Bereitstellung der Stacks auf Basis von Sentinel-Daten für den Zeitraum 2016 - 2017

Für die Auswertung der Landsat-Daten werden verschiedene Quellen herangezogen (Abbildung 66). So werden beispielsweise die optischen Daten von Landsat-8 und die Radardaten von Sentinel-1 in die Auswertungen für die Jahresaggregate 2012 - 2014 und 2015 - 2017 einbezogen. Bei Landsat-8 wird das panchromatische Band zur besseren Objektbegrenzung in die Segmentierung einbezogen. Für den Zeitraum 1985 - 2011 werden optische Daten von Landsat-5 und Radardaten von ERS-1/2 einbezogen. Da die Landsat-5-Daten nicht über ein panchromatisches Band verfügen, basiert die Segmentierung in diesem Fall auf den Bändern mit 30 m Auflösung.

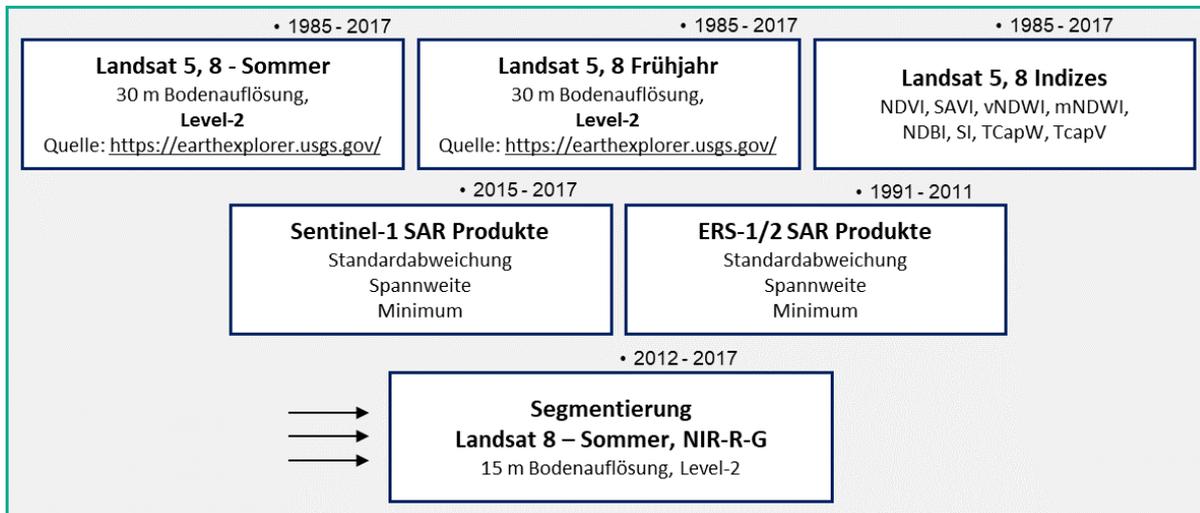


Abbildung 66: Bereitstellung der Stacks auf Basis von Landsat-Daten für den Zeitraum 1985 - 2017

4.3 Vorbereitung der Referenzdatensätze für die Jahresaggregate

Umfangreiche Versuche, die für den Zeitschnitt 2018 - 2020 trainierten Algorithmen (Kapitel 3) auf die historischen Datensätze anzuwenden, waren erfolglos. Aufgrund unterschiedlicher Wetterbedingungen und Aufnahmezeitpunkte (Tabelle 2 für Sentinel-Daten und Tabelle 6 für Landsat-Daten) sind die Daten der jeweiligen Zeitschnitte nicht direkt vergleichbar. Eine detaillierte Analyse dieses Sachverhalts erfolgt in Kapitel 4.5.2.

Dementsprechend ist die Erfassung von geeigneten Referenzflächen für jedes Jahresaggregat erforderlich. Dazu sind historische Ground Truth-Daten zwingend erforderlich. Abbildung 67 zeigt die jeweils zur Erfassung der Kalibrierungsflächen je CLC-Klasse genutzten Ground Truth-Daten. Die rot markierten Klassen repräsentieren Klassen, die nicht automatisch erfasst werden können und in der weiteren Bearbeitung manuell übernommen werden müssen.

Es ist zu erkennen, dass umfangreiche Ground Truth-Daten erst ab dem Jahr 2013 verfügbar sind. Für die älteren Zeitschnitte von 1985 und 2011 stehen ausschließlich Daten der BTLNK und der historischen CLC-Kartierungen zur Verfügung. Abbildung 68 zeigt die entsprechende Zuordnung von Ground Truth-Daten für jedes Jahresaggregat.

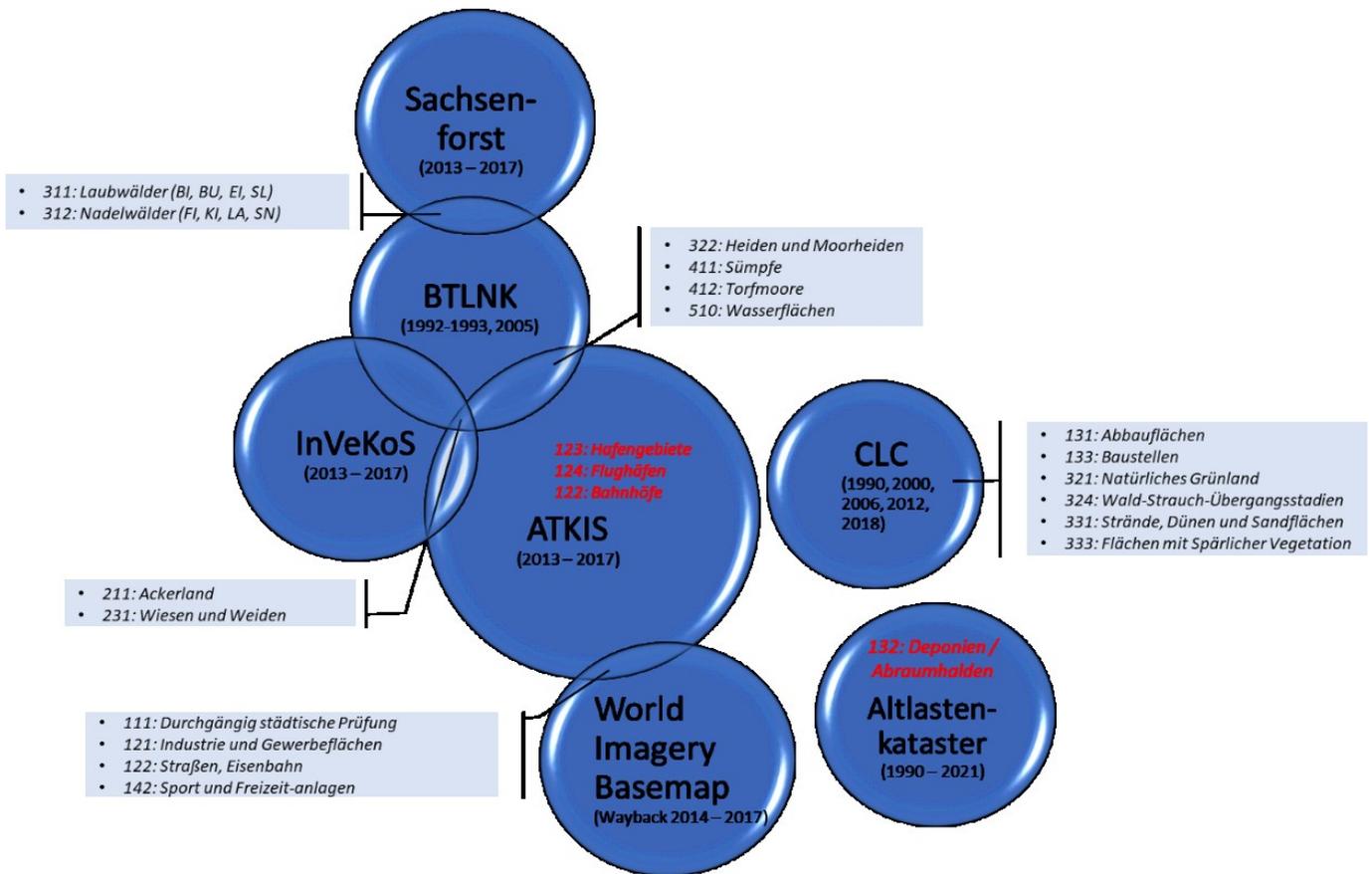


Abbildung 67: Verwendete historische Ground Truth-Daten je CLC-Klasse

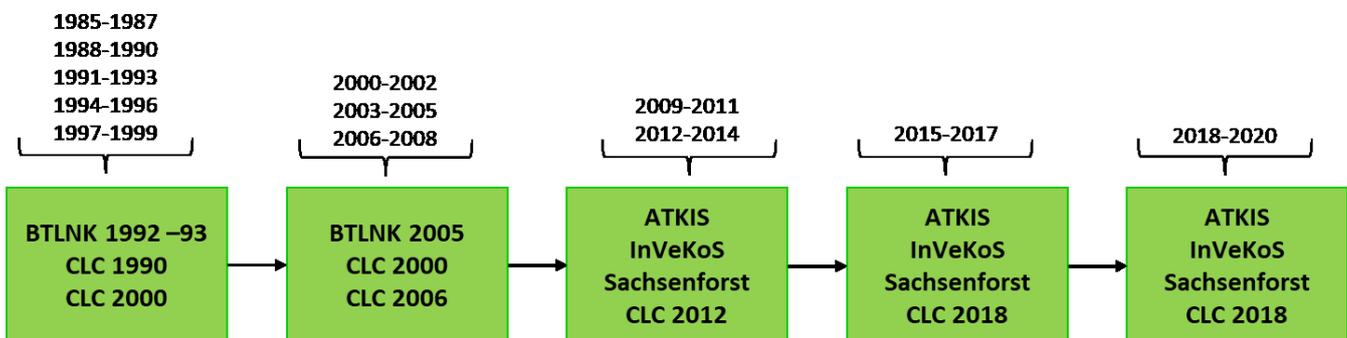


Abbildung 68: Zuordnung von Ground Truth-Daten für jedes Jahresaggregat

Da die Ergebnisse von Klassifikationsalgorithmen stark von der Qualität und Auswahl der Trainingsdaten abhängen, wird die Verortung der Referenzflächen zwischen den Zeitschnitten angepasst, wenn sich die entsprechende Fläche stärker verändert hat. Als Maß dieser Veränderung wird ein absoluter Wert von mindestens 10 % festgelegt, gemessen an Änderungen im Vegetation Change Index (NDVCI) berechnet mit dem NDVI. Der NDVCI (in %) beschreibt die relative Veränderung der Pixel bezogen auf den vorgegebenen Zeitraum (Rokni & Musa, 2019).

Die Berechnung des NDVCI erfolgt entsprechend folgender Formel:

$$NDVCI = \frac{NDVI_{2016-2017} - NDVI_{2018-2019}}{NDVI_{2018-2019}} * 100 \quad (8)$$

Die Referenzflächen werden in Bereichen mit deutlich dominierenden einheitlichen Landbedeckungsklassen ausgewählt. Sie werden generell nach den in Kapitel 3.3 beschriebenen Prinzipien erfasst.

Wenn die Referenzfläche eine Veränderung von mehr als 10 % aufweist, wird die entsprechende Landbedeckungsklasse überprüft. Hat sich die Landbedeckungsklasse nicht geändert, wird die Referenzfläche beibehalten. Wenn sich die Landbedeckungsklasse geändert hat, wird eine andere Referenzfläche in der erforderlichen Landbedeckungsklasse gesucht. Auf diese Weise bleibt der Referenzdatensatz ausgeglichen und balanciert.

4.4 Klassifikation der Landbedeckung für die historischen Datensätze

Die Klassifikation der historischen Datensätze und die Untersuchung der Flächenentwicklung gliedert sich entsprechend den genutzten Datengrundlagen in:

1. Klassifikation der Landbedeckung auf Basis von Sentinel-2-Daten für den Zeitraum 2016-2019. Vergleich mit den ATKIS-Daten.
2. Klassifikation der Landbedeckung auf Basis von Landsat-8-Daten für den Zeitraum 2012-2020. Vergleich mit den ATKIS-Daten.
3. Klassifikation der Landbedeckung auf Basis von Landsat-5-Daten für den Zeitraum 1985-2011. Vergleich der Klassifikationsergebnisse für die Zeiträume 1991 - 1993 und 2003 - 2005 mit den BTLNK-Daten von 1992 - 1993 und 2005.

4.4.1 Klassifikation der Landbedeckung auf Basis von Sentinel-2 für den Zeitraum 2016-2019

Die Klassifikation der Landbedeckung auf Basis von Sentinel-2-Daten für den Zeitraum 2016 - 2019 erfolgte mit Nutzung des objektbasierten Ansatzes und des Verfahrens Random Forest. Multitemporale optische Daten, die daraus abgeleiteten Indizes und die Ableitungen von Sentinel-1-Radar-Aufnahmen werden als kontrollierende Parameter für die Klassifikation verwendet. Die Segmentierung erfolgte mit Nutzung der Kombination der NIR-R-G-Bänder aus den Sommeraufnahmen (B08-B04-B03) mit 10-m-Bodenauflösung.

Tabelle 47 zeigt die Klassifikationsergebnisse auf Basis von Sentinel-2-Daten für die Zeiträume 2016 - 2017, 2018 - 2019. Daraus ergibt sich die graphische Darstellung der Flächenentwicklung in Abbildung 69. Zusätzlich zeigt Abbildung 69 die Flächenentwicklung nach ATKIS für die Zeitpunkte 2016 und 2019 zum Vergleich.

Leider lassen sich die Klassifikationsergebnisse der einzelnen CLC-Klassen nicht untereinander in den verschiedenen Jahresscheiben vergleichen. Ursache sind die bereits beschriebenen Effekte unterschiedlicher Aufnahmezeitpunkte und die Nutzung unterschiedlicher Referenzdatensätze zum Training der Algorithmen. So können z. B. Flächen der Klasse 141: Städtische Grünfläche als 142: Sport und Freizeitanlage oder Flächen der Klasse städtische Prägung als 121: Industrie und Gewerbeflächen interpretiert werden. Die Wälder und naturnahen Flächen werden ebenfalls wegen ähnlicher Spektraleigenschaften und der Dynamik dieser sich schnell verändernden Flächen oft untereinander verwechselt. Zur Abbildung der Landbedeckungsentwicklung werden deshalb die einzelnen CLC-Klassen zu allgemeineren Gruppen zusammengeführt, wie in Tabelle 47 dargestellt.

Der Verlust der landwirtschaftlichen Flächen von 2016 - 2017 zu 2018 - 2019 um ca. 300 km² korreliert sehr gut mit dem Zuwachs der bebauten Flächen um ca. 80 km² und dem Zuwachs der Wälder und naturnahen Flächen um etwa 200 km². Diese Trends lassen sich auch in den ATKIS-Daten gut erkennen.

Der Anteil der Feuchtfächen ist bei der Satellitenbildinterpretation deutlich höher als in den ATKIS-Daten abgebildet. Die Einordnung einer Vegetationsfläche als Feuchtfäche hängt hauptsächlich von dem Wassergehalt der Vegetation während der Bildaufnahme ab. Dies kann zwischen den Jahresscheiben stark variieren.

Tabelle 47: Entwicklung der Landbedeckung für die Zeiträume 2016 - 2017 und 2018 - 2019 (in km²) auf Basis von Sentinel-2-Daten.

Corine-Nomenklatur	Sentinel-2					
	2016 - 2017			2018 - 2019		
	F1-Score	Fläche (km ²)	Summe (km ²)	F1-Score	Fläche (km ²)	Summe (km ²)
Bebaute Flächen						
111: Durchgängig städtische Prägung	0,77	463,67	2595,42	0,79	460,12	2673,34
112: Nicht-durchgängig städtische Prägung		418,86			382,63	
121: Industrie und Gewerbeflächen	0,84	100,29		0,78	166,81	
122: Straßen, Eisenbahn	0,70	611,22		0,84	501,31	
123: Hafengebiete		1,01			1,45	
124: Flughäfen		21,45			21,25	
131: Abbauflächen	0,38	86,73		0,47	73,90	
132: Deponien und Abraumhalden		4,35			4,43	
133: Baustellen	0,40	1,04		0,49	9,51	
141: Städtische Grünflächen		143,20			110,92	
142: Sport und Freizeitanlagen	0,88	743,60		0,90	941,02	
Landwirtschaftliche Flächen						
211: Nicht bewässertes Ackerland	0,78	7171,43	9413,97	0,78	6946,26	9111,67
231: Wiesen und Weiden	0,81	2242,54		0,79	2165,41	
Wälder und naturnahe Flächen						
311: Laubwälder	0,88	1893,72	6003,59	0,97	1848,73	6200,56
312: Nadelwälder	0,97	3478,01		0,97	3399,57	
9999: Rodung				0,88	24,92	
321: Natürliches Grünland	0,46	268,88		0,63	276,85	
322: Heiden und Moorheiden	0,69	38,83		0,62	157,39	
324: Wald-Strauch-Übergangsstadien	0,72	248,15		0,52	362,98	
331: Strände, Dünen und Sandflächen	0,56	40,95		0,63	66,22	
333: Flächen mit spärlicher Vegetation	0,43	35,05		0,63	63,90	
Feuchtflächen						
411: Sümpfe	0,61	84,28	118,51	0,80	138,42	158,31
412: Torfmoore	0,72	34,23		0,65	19,89	
Wasserflächen						
510: Wasserflächen	0,98	310,99	310,99	0,99	298,60	298,60
Summe		18442,48			18442,48	

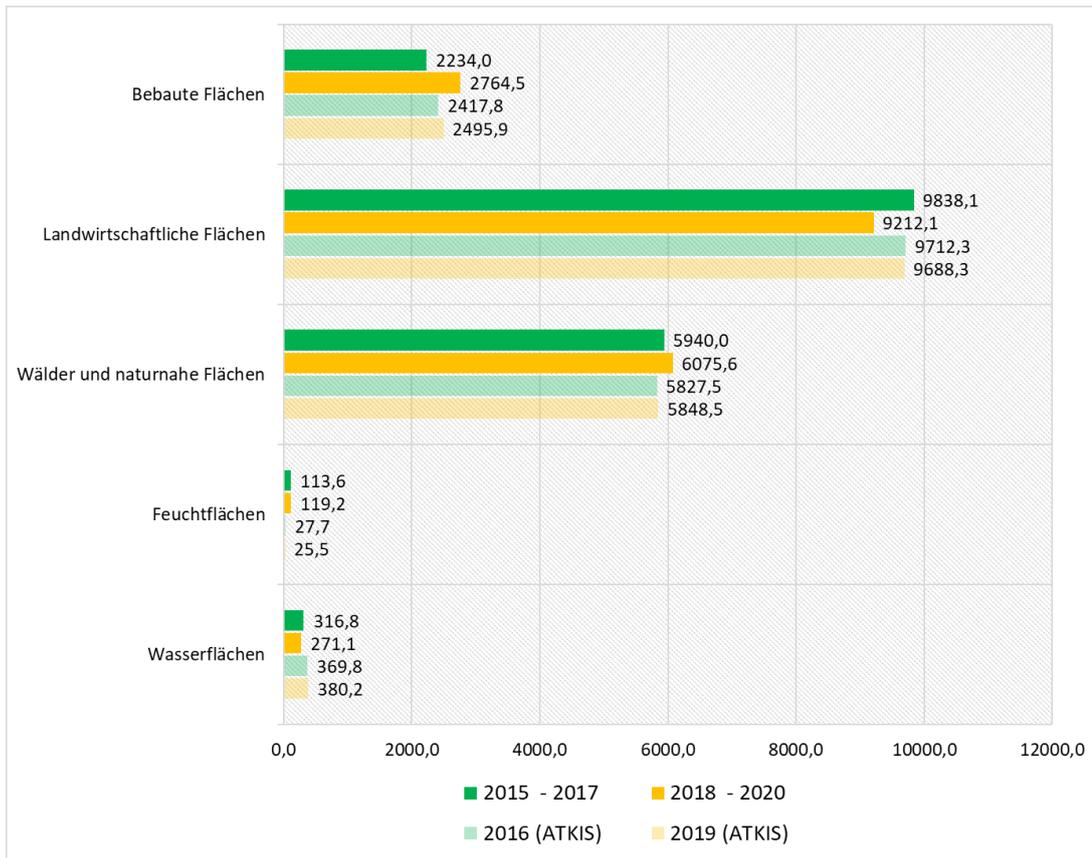


Abbildung 69: Darstellung der Flächenentwicklung aus den Klassifikationsergebnissen auf Basis von Sentinel-2-Daten für die Zeiträume 2016 - 2017 und 2018 - 2019 (in km²).

Neben der Landbedeckung wurde auch die Klassifikation der Baumarten vorgenommen. Zur Genauigkeitsüberprüfung werden die Waldklassifikationsergebnisse auf Basis von Sentinel-2-Daten für die Zeiträume 2016 - 2017 und 2018 - 2019 mit den Walddaten von Sachsenforst für die Zeitpunkte 2016 und 2019 (siehe Kapitel 2.3.2) verglichen. Die Daten von Sachsenforst zur Verteilung der Baumarten erfassen nur etwa 35 % der sächsischen Waldfläche. Tabelle 48 und Tabelle 49 stellen die Ergebnisse der Validierung dar. So werden in allen Fällen mehr als 95 % der Waldparzellen je Baumart wieder als Wald klassifiziert. In allen Fällen wurde die Klassifikation in Laub- bzw. Nadelwald erfolgreich ausgeführt (> 50 %).

Bei der Erfassung der individuellen Baumarten fällt auf, dass die dominierende Baumart in den vorgegebenen Waldparzellen in fast alle Fällen richtig identifiziert wird. Es gibt aber auch Fälle, wo z. B. die Lärchen-Waldparzellen als gleichmäßig dominierende Lärchen und Birken erfasst werden (Tabelle 48 und Tabelle 49). Da sich die Spektren dieser beiden Baumartengruppen im Red-Edge-Bereich signifikant unterscheiden (Tabelle 20) ist nicht zu erwarten, dass es sich um Verwechslung der Baumartengruppen handelt. Aus diesem Grund wird davon ausgegangen, dass die untersuchten Waldparzellen von Sachsenforst zu einem großen Teil Mischbestände aus Lärche und Birke enthalten.

Tabelle 48: Überprüfung der Waldklassifikationsergebnisse auf der Basis von Sentinel-2-Daten für den Zeitraum 2016 - 2017 mit den Walddaten von Sachsenforst 2016 (in km²). Dominierende Werte je Spalte sind Rot markiert.

Waldklassifikation S2 (2016 - 2017)	Walddaten von Sachsenforst 2016							
	BI	BU	EI	SL	FI	KI	LA	SNA
Bebaute Flächen								
111: Durchgängig städtische Prägung	0,0	0,0	0,1	0,0	0,0	0,1	0,0	0,0
112: Nicht-durchgängig städtische Prägung	0,4	0,1	0,4	0,3	2,0	1,7	0,1	0,0
121: Industrie und Gewerbeflächen	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
122: Straßen, Eisenbahn	0,1	0,1	0,2	0,2	1,3	0,5	0,1	0,0
123: Hafengebiete	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
124: Flughäfen	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
131: Abbauflächen	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
132: Deponien und Abraumhalden	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
133: Baustellen	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
141: Städtische Grünflächen	0,1	0,1	0,2	0,1	0,5	0,5	0,0	0,0
142: Sport und Freizeitanlagen	0,3	0,1	0,7	0,8	0,8	0,6	0,1	0,0
Landwirtschaftliche Flächen								
211: Nicht bewässertes Ackerland	0,4	0,6	1,9	0,7	2,9	0,6	0,3	0,1
231: Wiesen und Weiden	0,2	0,3	1,0	0,5	1,3	0,4	0,1	0,0
Wälder								
3111: BI	39,5	25,2	16,2	11,1	57,1	54,5	18,8	0,5
3112: BU	3,6	33,6	8,5	7,4	8,8	4,0	1,4	0,2
3113: EI	5,6	9,9	36,2	7,5	11,5	6,4	2,4	0,6
3114: SL	4,5	4,6	17,8	10,1	1,4	7,2	1,6	0,1
3121: FI	1,6	3,7	0,9	1,3	675,2	21,0	5,1	1,0
3122: KI	10,8	2,1	1,9	1,1	142,5	217,0	9,3	0,6
3123: LA	9,5	2,6	5,1	2,2	16,1	86,2	18,4	0,2
3124: SN	4,5	13,7	4,0	4,1	120,2	14,4	8,4	2,8
Naturnahe Flächen								
321: Natürliches Grünland	0,3	0,0	0,7	0,3	1,0	1,0	0,0	0,0
322: Heiden und Moorheiden	0,6	0,0	0,0	0,1	0,1	0,7	0,0	0,0
324: Wald-Strauch-Übergangsstadien	17,4	1,3	0,7	1,0	9,4	14,4	1,0	0,1
331: Strände, Dünen und Sandflächen	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,2	0,0	0,0
333: Flächen mit spärlicher Vegetation	0,0	0,0	0,1	0,1	0,1	0,2	0,0	0,0
Feuchtflächen								
411: Sümpfe	1,8	0,1	0,1	0,6	4,3	2,0	0,1	0,0
412: Torfmoore	0,1	0,0	0,1	0,1	0,7	0,2	0,0	0,0
Wasserflächen								
510: Wasserflächen	0,2	0,1	0,1	0,2	1,1	0,4	0,0	0,0
Summe	101,6	98,3	96,8	49,8	1058,4	434,1	67,5	6,3
Wald	95%	98%	94%	92%	98%	98%	98%	97%
Laub-/Nadelwald	67%	77%	87%	81%	92%	82%	63%	76%
Baumart	50%	35%	40%	23%	65%	53%	28%	46%

Tabelle 49: Überprüfung der Waldklassifikationsergebnisse auf der Basis von Sentinel-2-Daten für den Zeitraum 2018 - 2019 mit den Walddaten von Sachsenforst 2019 (in km²). Dominierende Werte je Spalte sind Rot markiert.

Waldklassifikation S2 (2018 - 2019)	Walddaten von Sachsenforst 2019							
	BI	BU	EI	SL	FI	KI	LA	SNA
Bebaute Flächen								
111: Durchgängig städtische Prägung	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
112: Nicht-durchgängig städtische Prägung	0,2	0,0	0,2	0,1	1,0	0,9	0,0	0,0
121: Industrie und Gewerbeflächen	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
122: Straßen, Eisenbahn	0,1	0,0	0,1	0,1	0,8	0,2	0,0	0,0
123: Hafengebiete	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
124: Flughäfen	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
131: Abbauflächen	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
132: Deponien und Abraumhalden	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,1	0,0	0,0
133: Baustellen	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
141: Städtische Grünflächen	0,0	0,0	0,1	0,1	0,2	0,3	0,0	0,0
142: Sport und Freizeitanlagen	0,1	0,1	0,2	0,2	2,6	0,4	0,1	0,0
Landwirtschaftliche Flächen								
211: Nicht bewässertes Ackerland	0,1	0,2	0,6	0,4	3,1	0,2	0,2	0,0
231: Wiesen und Weiden	0,4	0,8	2,1	1,5	2,1	0,3	0,2	0,1
Wälder								
3111: BI	24,0	13,4	14,2	6,5	25,6	39,8	15,4	0,2
3112: BU	2,1	28,7	12,1	7,2	7,4	2,3	1,0	0,4
3113: EI	8,2	21,8	41,0	8,4	16,8	10,0	3,5	0,7
3114: SL	7,1	10,7	15,4	13,1	4,6	10,6	2,7	0,3
3121: FI	1,4	2,4	0,7	1,0	618,0	14,2	4,9	0,6
3122: KI	11,3	2,0	1,8	1,1	139,4	198,3	9,9	0,4
3123: LA	16,2	2,5	4,4	2,5	10,2	64,6	12,7	0,2
3124: SN	5,7	14,1	4,4	4,1	158,6	15,4	8,3	3,1
9999: Rodung	0,1	0,0	0,1	0,0	5,6	2,4	0,2	0,0
Naturnahe Flächen								
321: Natürliches Grünland	0,3	0,3	0,8	0,5	1,7	0,3	0,2	0,0
322: Heiden und Moorheiden	2,8	0,2	1,0	0,4	4,4	4,5	0,4	0,1
324: Wald-Strauch-Übergangsstadien	16,0	1,3	1,4	1,4	15,3	35,7	2,9	0,2
331: Strände, Dünen und Sandflächen	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
333: Flächen mit spärlicher Vegetation	0,2	0,0	0,1	0,1	0,1	0,6	0,0	0,0
Feuchtfleichen								
411: Sümpfe	0,8	0,2	0,2	0,5	10,8	1,7	0,6	0,0
412: Torfmoore	0,1	0,0	0,0	0,0	2,9	0,5	0,0	0,0
Wasserflächen								
510: Wasserflächen	0,1	0,0	0,0	0,0	0,4	0,2	0,0	0,0
Summe	97,1	98,8	100,9	49,5	1026,1	401,2	63,1	6,5
Wald	95%	98%	95%	92%	98%	98%	97%	94%
Laub-/Nadelwald	54%	78%	88%	80%	94%	82%	61%	74%
Baumart	32%	30%	44%	30%	63%	55%	22%	53%

4.4.2 Klassifikation der Landbedeckung auf Basis von Landsat-8-Daten für den Zeitraum 2012-2020 und Vergleich mit dem ATKIS-Daten

Die Klassifikation der Landbedeckung auf Basis von Landsat-8-Daten für den Zeitraum 2012 - 2020 erfolgte mit Nutzung des objektbasierten Ansatzes und der Methode Random Forest. Multitemporale optische Daten, die daraus abgeleiteten Indizes und die Ableitungen von Radar-Aufnahmen werden als kontrollierende Merkmale für die Klassifikation verwendet. Die Segmentierung erfolgte mit Nutzung der Kombination der NIR-R-G-Bänder aus den Sommer-Daten (B08-B04-B03) und des panchromatischen Bandes mit 15-m-Bodenauflösung.

Tabelle 50 zeigt die Klassifikationsergebnisse auf der Basis von Landsat-8-Daten für die Zeiträume 2012 - 2014, 2015 - 2017, 2018 - 2020. Daraus ergibt sich die in Abbildung 70 graphisch dargestellte Flächenentwicklung.

Tabelle 50: Entwicklung der Landbedeckung für die Zeiträume 2012 - 2014, 2015 - 2017, 2018 - 2020 (in km²) auf Basis von Landsat-8-Daten

Corine-Nomenklatur	Landsat - 8								
	2012 - 2014			2015 - 2017			2018 - 2020		
	F1-Score	Fläche (km ²)	Summe (km ²)	F1-Score	Fläche (km ²)	Summe (km ²)	F1-Score	Fläche (km ²)	Summe (km ²)
Bebaute Flächen									
111: Durchgängig städtische Prägung	0,73	356,31	2158,74	0,77	522,88	2234,00	0,76	465,16	2764,51
112: Nicht-durchgängig städtische Prägung		320,51			333,10			349,51	
121: Industrie und Gewerbeflächen	0,69	154,49		0,81	113,38		0,67	164,42	
122: Straßen, Eisenbahn	0,49	406,17		0,64	430,17		0,69	537,84	
123: Hafengebiete		0,98			1,01			1,45	
124: Flughäfen		21,63			21,45			21,25	
131: Abbauflächen	0,33	82,87		0,28	85,83		0,38	74,09	
132: Deponien und Abraumhalden		5,52			7,90			4,97	
133: Baustellen	0,93	0,27		0,46	9,52		0,32	15,21	
141: Städtische Grünflächen		55,32			22,95			37,28	
142: Sport und Freizeitanlagen	0,76	754,68		0,88	685,83		0,84	1093,31	
Landwirtschaftliche Flächen									
211: Nicht bewässertes Ackerland	0,88	6758,78	9952,21	0,79	7547,28	9838,14	0,87	6840,16	9212,09
231: Wiesen und Weiden	0,76	3193,43		0,89	2290,86		0,77	2371,93	
Wälder und naturnahe Flächen									
311: Laubwälder	0,76	1935,06	5912,91	0,84	2119,62	5939,95	0,86	1879,70	6075,62
312: Nadelwälder	0,90	3572,44		0,94	3356,58		0,82	3470,96	
9999: Rodung							0,73	82,91	
321: Natürliches Grünland	0,29	89,07		0,49	97,93		0,39	116,48	
322: Heiden und Moorheiden	0,61	81,90		0,60	98,01		0,63	92,14	
324: Wald-Strauch-Übergangsstadien	0,27	158,12		0,54	165,00		0,41	301,73	
331: Strände, Dünen und Sandflächen	0,52	46,26		0,54	75,66		0,57	73,43	
333: Flächen mit spärlicher Vegetation	0,50	30,04		0,45	27,15		0,61	58,28	
Feuchtflächen									
411: Sümpfe	0,63	78,83	113,16	0,78	79,52	113,62	0,76	93,99	119,18
412: Torfmoore	0,78	34,33		0,80	34,09		0,69	25,19	
Wasserflächen									
510: Wasserflächen	0,96	305,47	305,47	0,97	316,78	316,78	0,91	271,09	271,09
Summe		18442,49			18442,49			18442,49	

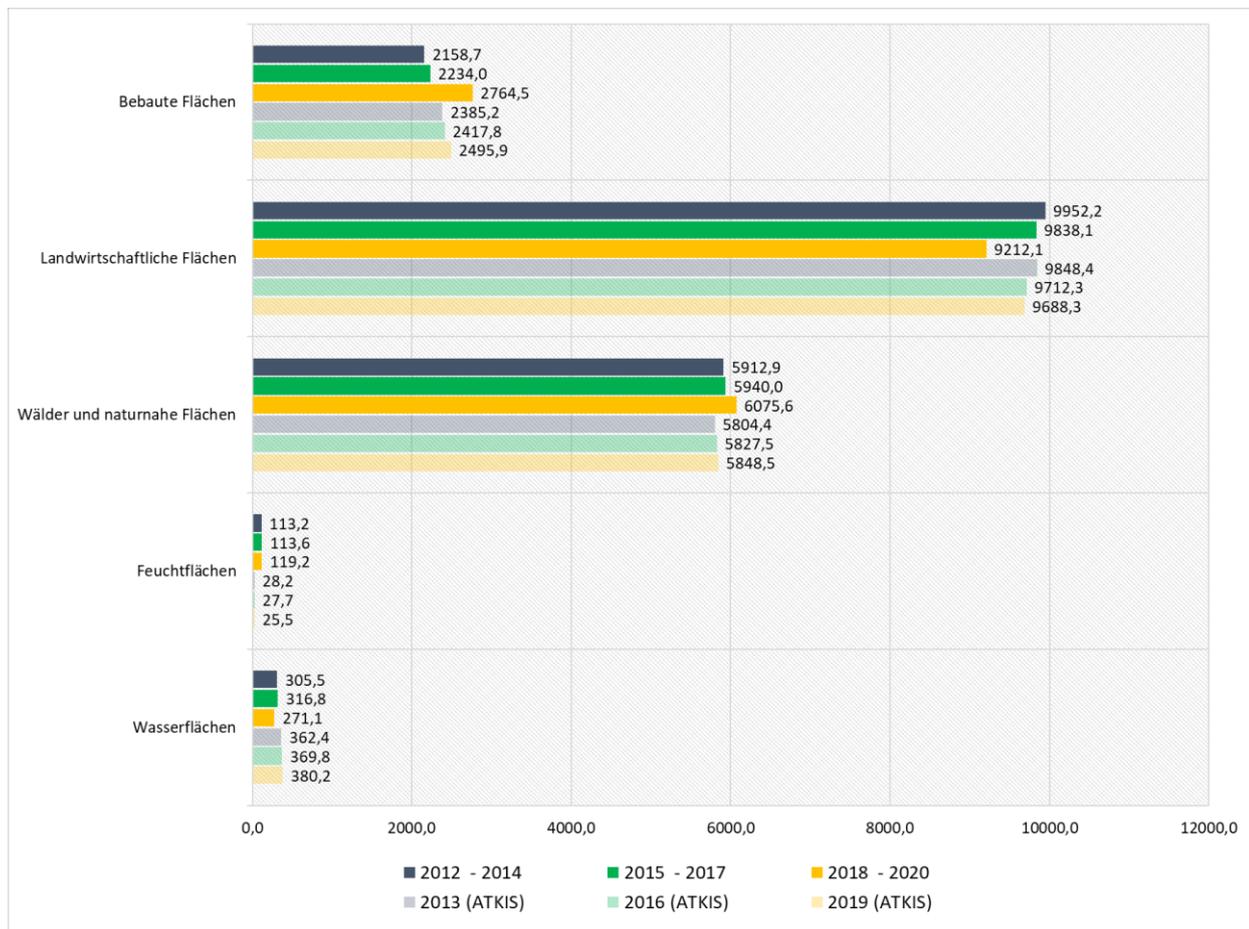


Abbildung 70: Darstellung der Flächenentwicklung aus den Klassifikationsergebnissen auf der Basis von Landsat-8-Daten für die Zeiträume 2012 - 2014, 2015 - 2017, 2018 - 2020 (in km²).

Abbildung 70 stellt zusätzlich die Flächenentwicklung nach ATKIS für die Zeitpunkte 2013, 2016 und 2019 zum Vergleich dar. Der Zuwachstrend der bebauten Flächen und Wälder und naturnahen Flächen korreliert klar mit dem Verlust der landwirtschaftlichen Flächen. Diese Trends lassen sich auch bei den ATKIS-Daten erkennen.

Bei der Klassifikation werden etwa 120 km² als Feuchtflächen identifiziert. Laut ATKIS-Daten bedecken die Feuchtflächen aber nur etwa 25 km² der Landesfläche. Die Zuordnung einer Vegetationsfläche als Feuchtfläche hängt hauptsächlich von dem Wassergehalt der Vegetation während der Bildaufnahme. Dies kann zwischen den Aufnahmen stark variieren.

Neben der Landbedeckung wurde die Klassifikation der Baumarten für die historischen Datensätze vorgenommen. Zur Genauigkeitsüberprüfung werden die Waldklassifikationsergebnisse auf Basis von Landsat-8-Daten für die Zeiträume 2012 - 2014, 2015 - 2017 und 2018 - 2020 mit den Walddaten von Sachsenforst für die Zeitpunkte 2013, 2016 und 2019 verglichen. Die Daten von Sachsenforst zur Verteilung der Baumarten erfassen nur etwa 35 % der sächsischen Waldfläche. Tabelle 51, Tabelle 52 und Tabelle 53 stellen die Ergebnisse der Validierung dar. So werden in allen Fällen mehr als 95 % der Waldparzellen je Baumart wieder als Wald klassifiziert. In allen Fällen wurde Klassifikation in Laub- bzw. Nadelwald erfolgreich ausgeführt (> 50 %).

Bei Erfassung der individuellen Baumarten fällt es auf, dass die dominierende Baumart in den vorgegebenen Waldparzellen in fast allen Fällen richtig identifiziert wird. Es gibt aber auch Fälle, in denen z. B. in

reinen Eichenwaldparzellen gleichmässig dominierende Eiche und sonstige Laubbäume erfasst werden (Tabelle 51). Die Ursache liegt offensichtlich in den sehr ähnlichen Spektren dieser Baumartgruppen (Tabelle 21).

Tabelle 51: Überprüfung der Waldklassifikationsergebnisse auf der Basis von Landsat-8-Daten für den Zeitraum 2012 - 2014 mit den Walddaten von Sachsenforst 2013 (in km²). Dominierende Werte je Spalte sind Rot markiert.

Waldklassifikation L8 (2012 - 2014)	Walddaten von Sachsenforst 2013							
	BI	BU	EI	SL	FI	KI	LA	SNA
Bebaute Flächen								
111: Durchgängig städtische Prägung	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
112: Nicht-durchgängig städtische Prägung	0,1	0,0	0,1	0,1	0,2	0,5	0,0	0,0
121: Industrie und Gewerbeflächen	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
122: Straßen, Eisenbahn	0,1	0,1	0,2	0,1	0,6	0,8	0,1	0,0
123: Hafengebiete	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
124: Flughäfen	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
131: Abbauflächen	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,1	0,0	0,0
132: Deponien und Abraumhalden	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
133: Baustellen	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
141: Städtische Grünflächen	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,1	0,0	0,0
142: Sport und Freizeitanlagen	0,5	0,2	0,8	0,6	1,8	0,8	0,3	0,0
Landwirtschaftliche Flächen								
211: Nicht bewässertes Ackerland	0,3	0,3	0,9	0,4	0,7	0,6	0,1	0,0
231: Wiesen und Weiden	1,3	1,6	6,9	3,8	3,3	1,5	0,7	0,1
Wälder								
3111: BI	27,2	15,8	14,4	7,9	36,2	41,1	13,2	0,3
3112: BU	2,1	26,7	6,0	4,2	14,2	5,8	1,7	0,2
3113: EI	15,3	12,8	22,5	7,7	28,2	34,0	7,1	0,7
3114: SL	6,0	13,1	25,3	12,2	4,1	10,2	2,4	0,3
3121: FI	2,4	5,2	1,1	1,4	693,9	29,6	8,8	1,4
3122: KI	9,3	5,2	2,8	1,8	142,0	218,5	8,7	0,6
3123: LA	11,4	3,3	5,6	2,3	23,8	44,3	16,3	0,3
3124: SN	4,9	8,7	4,4	3,0	97,1	31,9	7,3	1,9
Naturnahe Flächen								
321: Natürliches Grünland	0,1	0,0	0,3	0,1	0,4	0,7	0,0	0,0
322: Heiden und Moorheiden	0,6	0,0	0,4	0,1	0,9	1,8	0,1	0,0
324: Wald-Strauch-Übergangsstadien	17,4	0,6	0,7	0,7	4,2	6,4	0,4	0,0
331: Strände, Dünen und Sandflächen	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,1	0,0	0,0
333: Flächen mit spärlicher Vegetation	0,0	0,0	0,0	0,1	0,1	0,2	0,0	0,0
Feuchtfächen								
411: Sümpfe	0,9	0,2	0,2	0,2	0,8	1,1	0,1	0,0
412: Torfmoore	0,2	0,2	0,2	0,3	2,2	0,6	0,2	0,0
Wasserflächen								
510: Wasserflächen	0,2	0,1	0,1	0,1	4,4	0,2	0,1	0,0
Summe	100,3	94,3	92,8	47,2	1059,1	430,8	67,5	5,9
Wald	96%	97%	89%	87%	99%	98%	98%	97%
Laub-/Nadelwald	64%	75%	83%	79%	92%	78%	63%	73%
Baumart	35%	29%	27%	30%	67%	53%	25%	33%

Tabelle 52: Überprüfung der Waldklassifikationsergebnisse auf der Basis von Landsat-8-Daten für den Zeitraum 2015 - 2017 mit den Walddaten von Sachsenforst 2016 (in km²). Dominierende Werte je Spalte sind Rot markiert.

Waldklassifikation L8 (2015 - 2017)	Walddaten von Sachsenforst 2016							
	BI	BU	EI	SL	FI	KI	LA	SNA
Bebaute Flächen								
111: Durchgängig städtische Prägung	0,0	0,0	0,1	0,2	0,0	0,4	0,0	0,0
112: Nicht-durchgängig städtische Prägung	0,2	0,0	0,2	0,1	0,7	0,9	0,0	0,0
121: Industrie und Gewerbeflächen	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
122: Straßen, Eisenbahn	0,2	0,1	0,3	0,2	1,1	0,5	0,1	0,0
123: Hafengebiete	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
124: Flughäfen	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
131: Abbauflächen	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,2	0,0	0,0
132: Deponien und Abraumhalden	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
133: Baustellen	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
141: Städtische Grünflächen	0,0	0,0	0,0	0,1	0,0	0,4	0,0	0,0
142: Sport und Freizeitanlagen	0,2	0,1	0,2	0,1	0,5	0,4	0,0	0,0
Landwirtschaftliche Flächen								
211: Nicht bewässertes Ackerland	0,4	0,7	2,1	1,0	4,1	1,0	0,5	0,0
231: Wiesen und Weiden	0,3	0,3	1,7	0,8	2,1	0,6	0,1	0,0
Wälder								
3111: BI	31,6	25,9	23,6	11,6	63,6	68,6	14,4	1,1
3112: BU	3,5	38,3	15,2	8,1	13,7	7,1	2,3	0,5
3113: EI	7,5	10,5	29,2	7,7	14,6	9,1	2,8	0,4
3114: SL	3,3	3,9	13,3	9,3	2,3	3,6	1,4	0,3
3121: FI	1,6	2,8	0,6	1,0	609,4	19,1	5,6	0,9
3122: KI	14,2	4,7	2,6	2,2	226,7	235,1	10,4	1,2
3123: LA	19,2	3,8	4,6	2,8	36,5	63,1	25,4	0,3
3124: SN	1,6	6,3	1,5	1,6	72,7	3,2	2,9	1,5
Naturnahe Flächen								
321: Natürliches Grünland	0,1	0,2	0,4	0,4	0,4	0,7	0,0	0,0
322: Heiden und Moorheiden	0,4	0,1	0,2	0,2	1,0	1,8	0,0	0,0
324: Wald-Strauch-Übergangsstadien	14,4	0,2	0,4	1,0	1,4	12,5	0,2	0,0
331: Strände, Dünen und Sandflächen	0,0	0,0	0,1	0,1	0,4	0,3	0,0	0,0
333: Flächen mit spärlicher Vegetation	0,0	0,0	0,1	0,0	0,0	0,2	0,0	0,0
Feuchtflächen								
411: Sümpfe	2,2	0,3	0,3	0,6	4,0	3,3	0,8	0,0
412: Torfmoore	0,3	0,0	0,0	0,2	2,6	1,4	0,1	0,0
Wasserflächen								
510: Wasserflächen	0,3	0,0	0,2	0,4	0,6	0,4	0,1	0,0
Summe	101,6	98,3	96,8	49,8	1058,4	434,1	67,5	6,3
Wald	95%	98%	94%	91%	98%	97%	97%	98%
Laub-/Nadelwald	56%	82%	90%	83%	91%	78%	68%	64%
Baumart	38%	40%	32%	21%	59%	57%	39%	25%

Tabelle 53: Überprüfung der Waldklassifikationsergebnisse auf der Basis von Landsat-8-Daten für den Zeitraum 2018 - 2020 mit den Walddaten von Sachsenforst 2019 (in km²). Dominierende Werte je Spalte sind Rot markiert.

Waldklassifikation L8 (2018 - 2020)	Walddaten von Sachsenforst 2019							
	BI	BU	EI	SL	FI	KI	LA	SNA
Bebaute Flächen								
111: Durchgängig städtische Prägung	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,2	0,0	0,0
112: Nicht-durchgängig städtische Prägung	0,1	0,0	0,1	0,1	0,7	1,0	0,0	0,0
121: Industrie und Gewerbeflächen	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
122: Straßen, Eisenbahn	0,2	0,1	0,4	0,4	2,6	1,0	0,1	0,0
123: Hafengebiete	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
124: Flughäfen	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
131: Abbauflächen	0,1	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
132: Deponien und Abraumhalden	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,1	0,0	0,0
133: Baustellen	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
141: Städtische Grünflächen	0,0	0,0	0,0	0,0	0,1	0,2	0,0	0,0
142: Sport und Freizeitanlagen	0,5	0,4	1,2	0,7	3,1	1,4	0,3	0,1
Landwirtschaftliche Flächen								
211: Nicht bewässertes Ackerland	0,2	0,2	0,7	0,4	1,6	0,4	0,2	0,0
231: Wiesen und Weiden	0,2	0,5	1,5	0,8	1,4	0,5	0,2	0,1
Wälder								
3111: BI	24,7	24,1	17,5	9,0	51,2	48,0	14,5	0,7
3112: BU	2,8	32,9	9,6	4,8	11,6	5,1	2,0	0,5
3113: EI	8,2	13,0	34,4	6,6	8,1	10,8	3,4	0,3
3114: SL	3,8	7,9	19,9	14,3	2,6	5,8	1,7	0,3
3121: FI	1,5	1,8	0,4	0,8	591,7	19,5	5,0	0,6
3122: KI	11,6	2,0	1,6	1,5	134,5	189,5	7,8	0,7
3123: LA	16,3	3,7	7,1	4,1	27,3	56,3	14,2	0,5
3124: SN	4,9	10,7	2,8	3,0	162,3	23,1	10,8	2,6
9999: Rodung	1,1	0,1	0,3	0,1	7,7	11,1	0,6	0,0
Naturnahe Flächen								
321: Natürliches Grünland	0,5	0,2	0,8	0,5	1,1	0,5	0,1	0,0
322: Heiden und Moorheiden	0,7	0,1	0,4	0,2	2,0	3,6	0,2	0,0
324: Wald-Strauch-Übergangsstadien	18,6	1,1	2,0	1,4	15,9	22,9	2,0	0,2
331: Strände, Dünen und Sandflächen	0,0	0,0	0,0	0,0	0,1	0,0	0,0	0,0
333: Flächen mit spärlicher Vegetation	0,1	0,0	0,0	0,1	0,0	0,4	0,0	0,0
Feuchtflächen								
411: Sümpfe	0,4	0,1	0,2	0,4	3,0	1,1	0,2	0,0
412: Torfmoore	0,5	0,0	0,0	0,0	2,9	1,0	0,1	0,0
Wasserflächen								
510: Wasserflächen	0,0	0,0	0,0	0,1	0,0	0,0	0,0	0,0
Summe	96,1	98,8	100,7	49,4	1023,9	392,4	62,8	6,5
Wald	97%	99%	95%	92%	99%	100%	99%	96%
Laub-/Nadelwald	53%	81%	87%	78%	93%	81%	64%	73%
Baumart	33%	34%	37%	32%	59%	51%	24%	43%

4.4.3 Klassifikation der Landbedeckung auf Basis von Landsat-5-Daten für den Zeitraum 1985-2011

Die Klassifikation der Landbedeckung auf der Basis von Landsat-5-Daten für den Zeitraum 1985 - 2011 erfolgte mit Nutzung des objektbasierten Ansatzes und der Methode Random Forest. Multitemporale optische Daten, die daraus abgeleiteten Indizes und die Ableitungen von ERS-1/2-Radar-Aufnahmen werden als kontrollierende Merkmale für die Klassifikation verwendet. Die Segmentierung erfolgte mit Nutzung der Kombination der NIR-R-G-Bänder aus den Sommeraufnahmen (B08-B04-B03) mit 30 m Bodenauflösung.

Tabelle 54 zeigt die Klassifikationsergebnisse auf Basis von Landsat-5-Daten für die Zeiträume 1985 - 1987, 1988 - 1990, 1991 - 1993, 1994 - 1996, 1997 - 1999, 2000 - 2002, 2003 - 2005, 2006 - 2008, 2009 - 2011. Abbildung 71 zeigt die Entwicklung der Flächengrößen für den Zeitraum 1985 - 2011. Zusätzlich sind in Abbildung 71 die BTLNK-Daten für die Zeitpunkte 1992 - 1993 und 2005 zum Vergleich dargestellt.

Die Klassifikationsergebnisse variieren stark von Jahr zu Jahr. Ursache sind sowohl die tatsächlichen Entwicklungstrends als auch unterschiedliche Aufnahmezeitpunkte und visuelle Qualitäten der erstellten Landsat-5-Mosaik. Unter visueller Qualität versteht man die Zuverlässigkeit eines Reflexionswertes unter dem Einfluss verschiedener Faktoren wie Atmosphäre, Wolken, Zirkuswolken, Schattenbereiche usw. Zur Minderung dieser Effekte wurden bei Erstellung von Mosaikbildern atmosphärisch korrigierte Bilder ausgewählt sowie Maskierungstechniken angewendet. In einigen Fällen war es jedoch nicht möglich, wolkenfreie Mosaikbilder über den angegebenen Zeitraum zu erstellen. Daher wurde in diesen Fällen das Aufnahmezeitfenster auf den April ausgedehnt (betrifft typischerweise die Jahresaggregate 1985 - 1987, 1988 - 1990 und 1991 - 1993, und weniger die Jahresaggregate 1994 - 1996, 1997 - 1999, siehe Tabelle 6). Obwohl die Wolkenbereiche und nach Möglichkeit zirkusbewölkte Bereiche erfolgreich ausmaskiert wurden, mussten Bereiche mit leichten Zirkuswolken in die Mosaikberechnung einbezogen werden, wodurch die Reflexionswerte beeinträchtigt wurden.

Ein Beispiel für ein RGB-Bild, das aus Landsat-5-Daten für den Zeitraum 1985 - 1987 erstellt wurde, und das entsprechende Klassifikationsergebnis ist in Abbildung 72 dargestellt. Die deutlich zu erkennenden Zirkuswolken beeinträchtigen das Klassifikationsergebnis. Demzufolge können zahlreiche durch Rauschen verursachte Klassifikationsfehler entstehen. Diese Phänomene spiegeln sich auch in den Konfusionsmatrizen wider, wobei die niedrigsten Gesamtgenauigkeiten im Zeitraum 1985-1993 ermittelt wurden (siehe Anlage 0, Tabelle A 2 - Tabelle A 4). Aus den genannten Gründen sind die Ergebnisse für die Zeiträume 1985 - 1993 weniger zuverlässig und können für historische Analysen der Flächenentwicklung nur eingeschränkt Anwendung finden.

Zwischen den Jahren 1994 und 2005 lässt sich ein deutlicher Verlust von bebauten Flächen zu beobachten. Der gleiche Trend lässt sich auch in den BTLNK-Daten erkennen. Ab 2005 ist ein Zuwachs der bebauten Flächen zu erkennen, der sich auch bis 2020 fortsetzt (Abbildung 71).

Seit dem Jahr 2000 lässt sich ein deutlicher Verlust der landwirtschaftlichen Flächen erkennen.

Laut den BTLNK-Daten haben die Wald- und naturnahen Flächen im Zeitraum von 1994 zu 2005 zugenommen. In den Landsat-Auswertungen schwanken diese Werte zwischen den Jahresscheiben. Eindeutige Trends sind nicht erkennbar. Die Ursachen dafür sind wie folgt:

1. Unterschiedliche Aufnahmezeiten und daraus folgende phänologische Zustände.

2. Die Objektbegrenzung erfolgte auf Basis der Daten mit 30 m Auflösung. Dadurch entstehen verschiedene Ungenauigkeiten, z. B. an Waldrändern oder in Waldbereichen in Übergangsstadien.
3. Nutzung der ERS-1/2-Radar-Daten. Diese haben eine deutlich schlechtere Auflösung als Sentinel-1-Daten und die Rückstreuung weist mehr Rauschen auf.
4. Schlechtere Qualität der optischen Bilder: Die Maskierung der Wolken erfolgt auf Basis der verfügbaren Qualitätslayer. Diese können Zirkuswolken und Übergangsphasen von Wolken nicht richtig ausmaskieren. Zusätzlich führt die zeitliche Auflösung von 16 Tagen und die geringere Verfügbarkeit wolkenfreier Bilder dazu, dass weniger Bilder zur Berechnung der Medianwerte geeignet sind.

Tabelle 54: Flächenentwicklung aus den Klassifikationsergebnissen auf der Basis von Landsat-5-Daten für den Zeitraum 1985 - 2011 in 3-Jahres-aggregaten (in km²).

Corine-Nomenklatur	Landsat - 5																										
	1985 - 1987			1988 - 1990			1991 - 1993			1994 - 1996			1997 - 1999			2000 - 2002			2003 - 2005			2006 - 2008			2009 - 2011		
	F1-Score	Fläche (km ²)	Summe (km ²)	F1-Score	Fläche (km ²)	Summe (km ²)	F1-Score	Fläche (km ²)	Summe (km ²)	F1-Score	Fläche (km ²)	Summe (km ²)	F1-Score	Fläche (km ²)	Summe (km ²)	F1-Score	Fläche (km ²)	Summe (km ²)	F1-Score	Fläche (km ²)	Summe (km ²)	F1-Score	Fläche (km ²)	Summe (km ²)	F1-Score	Fläche (km ²)	Summe (km ²)
Bebaute Flächen																											
111: Durchgängig städtische Prägung		469,5		0,7	495,9		0,6	602,5		0,7	423,4		0,8	462,1		0,7	499,2		0,8	379,2		0,8	400,9		0,7	439,4	
112: Nicht-durchgängig städtische Präg.	0,6	395,9			339,8			329,2			288,0			311,8			320,9			247,6			350,4			413,0	
121: Industrie und Gewerbeflächen	0,6	236,1		0,6	177,9		0,5	183,6		0,6	206,8		0,6	152,6		0,6	204,0		0,8	129,3		0,7	172,0		0,8	111,6	
122: Straßen, Eisenbahn	0,4	988,6		0,5	672,7		0,6	675,2		0,6	749,4		0,7	517,8		0,5	274,2		0,5	614,6		0,7	470,8		0,7	715,0	
123: Hafengebiete		0,9			0,9			0,9			0,9			0,9			1,0			1,0			1,0			1,0	
124: Flughäfen		14,5	2977,4		14,5	2573,8		14,5	2406,8		13,4	2728,8		19,0	2544,1		19,1	2432,2		19,4	2234,6		22,5	2348,2		22,7	2605,0
131: Abbauflächen	0,6	153,9		0,6	138,3		0,5	167,1		0,5	194,6		0,6	140,7		0,4	149,4		0,4	112,5		0,6	86,3		0,5	88,2	
132: Deponien und Abraumphalden		51,8			70,8			36,0			26,7			28,7			34,1			18,6			7,2			13,4	
133: Baustellen	0,5	0,3		0,4	3,1		0,3	0,2		0,6	12,2		0,7	1,5		0,2	4,6		0,5	6,9		0,8	7,4		0,0	5,0	
141: Städtische Grünflächen		75,7			68,0			74,6			20,1			19,2			26,4			14,6			31,0			35,0	
142: Sport und Freizeitanlagen	0,6	590,2		0,8	592,0		0,6	322,9		0,8	793,3		0,9	889,8		0,8	899,4		0,5	690,8		0,9	798,8		0,8	760,9	
Landwirtschaftliche Flächen																											
211: Nicht bewässertes Ackerland	0,6	7030,6	9770,8	0,6	7116,9	10030,1	0,7	7194,8	10169,4	0,7	7583,3	9940,3	0,7	7561,0	10179,3	0,7	7271,2	10262,6	0,6	7749,6	10229,2	0,7	7345,5	10172,7	0,5	7235,9	9685,6
231: Wiesen und Weiden	0,7	2740,2		0,7	2913,2		0,8	2974,6		0,7	2356,9		0,8	2618,3		0,8	2991,4		0,7	2479,6		0,8	2827,2		0,9	2449,7	
Wälder und naturnahe Flächen																											
311: Laubwälder	0,7	1172,6		0,8	999,3		0,8	1319,1		0,9	1395,2		0,8	1574,1		0,9	1438,5		0,8	1315,4		0,9	1338,4		0,9	1563,3	
312: Nadelwälder	0,7	3142,4		0,7	3431,5		0,7	3298,5		0,9	3200,4		0,9	3159,0		0,9	3356,1		0,9	3652,4		0,9	3298,0		1,0	3416,8	
321: Natürliches Grünland	0,3	363,5		0,3	254,7		0,3	265,8		0,4	220,0		0,2	113,1		0,4	147,8		0,3	198,3		0,2	85,2		0,4	146,6	
322: Heiden und Moorheiden	0,6	206,2	5308,9	0,4	340,1	5563,9	0,5	248,5	5501,7	0,6	172,2	5367,7	0,5	248,0	5393,2	0,6	142,3	5371,6	0,5	128,7	5618,2	0,5	270,2	5301,2	0,5	112,8	5614,0
324: Wald-Strauch-Übergangsstadien	0,5	266,8		0,3	390,5		0,3	182,6		0,2	240,3		0,3	145,2		0,3	198,9		0,3	143,5		0,3	192,2		0,3	188,2	
331: Strände, Dünen und Sandflächen	0,5	95,3		0,5	98,9		0,5	92,5		0,5	62,7		0,5	41,9		0,4	46,2		0,4	78,4		0,5	83,6		0,6	156,9	
333: Flächen mit spärlicher Vegetation	0,5	62,1		0,5	49,0		0,6	94,8		0,6	76,7		0,5	111,9		0,0	41,7		0,2	101,6		0,2	33,5		0,1	29,5	
Feuchtflächen																											
411: Sümpfe	0,5	88,1	185,7	0,4	75,1	89,6	0,3	79,9	145,3	0,4	83,8	198,6	0,5	28,2	108,9	0,6	58,4	132,7	0,7	97,9	102,9	0,4	225,9	348,0	0,6	195,8	257,8
412: Torfmoore	0,7	97,7		0,7	14,5		0,6	65,4		0,6	114,8		0,7	80,7		0,8	74,2		0,9	5,0		0,6	122,1		0,7	62,0	
Wasserflächen																											
510: Wasserflächen	0,9	199,7	199,7	0,9	185,0	185,0	0,9	219,3	219,3	0,9	207,2	207,2	0,9	216,9	216,9	0,9	243,4	243,4	1,0	257,5	257,5	0,9	272,4	272,4	0,9	280,1	280,1
Summe		18442,5																									

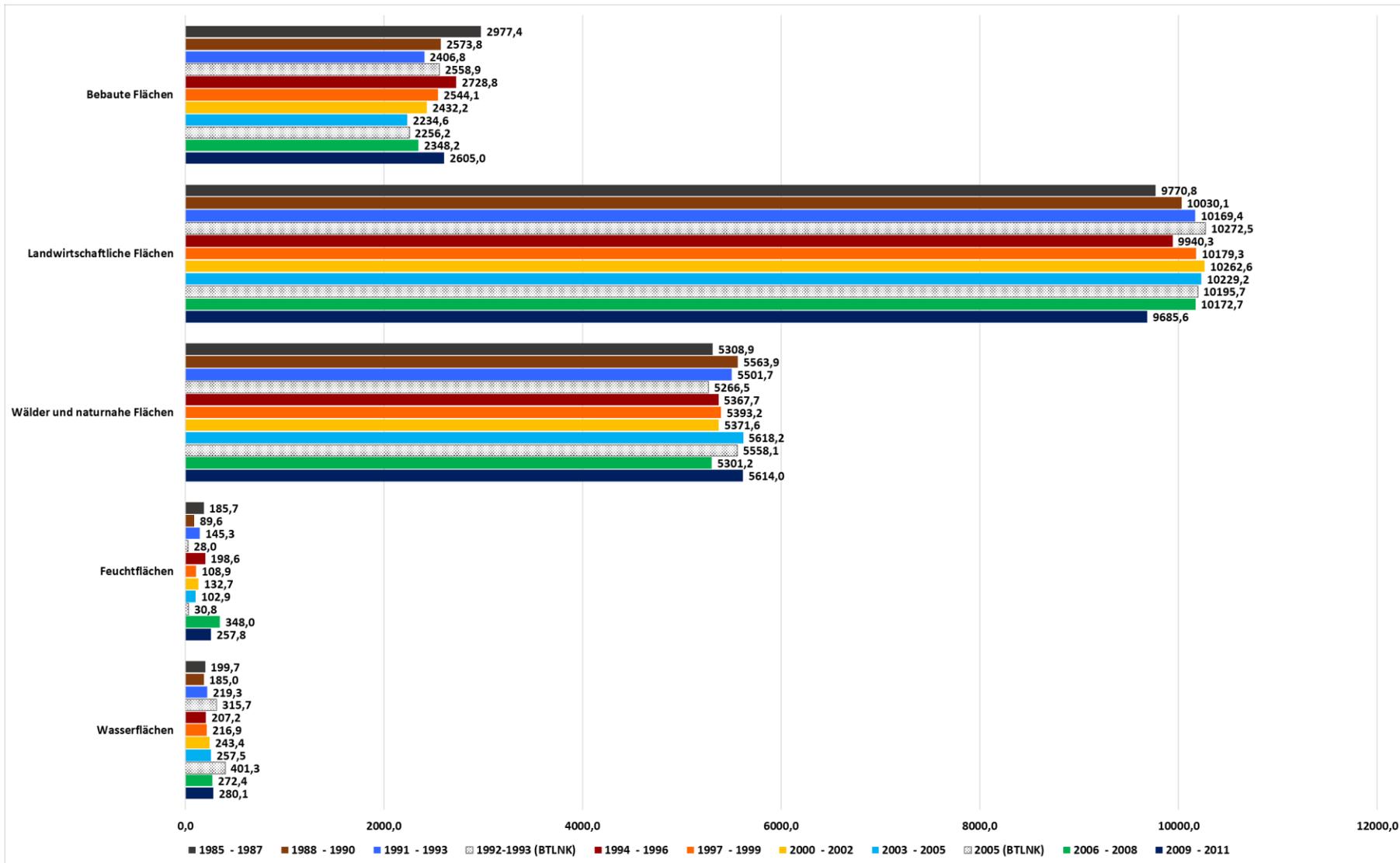


Abbildung 71: Darstellung der Flächenentwicklung aus den Klassifikationsergebnissen auf der Basis von Landsat-5 für den Zeitraum 1985 - 2011 in 3-Jahresaggregaten (in km²). Die punktschraffierten Flächen stellen die BTLNK-Werte für die Zeiträume 1992 - 1993 und 2005 zum Vergleich dar.

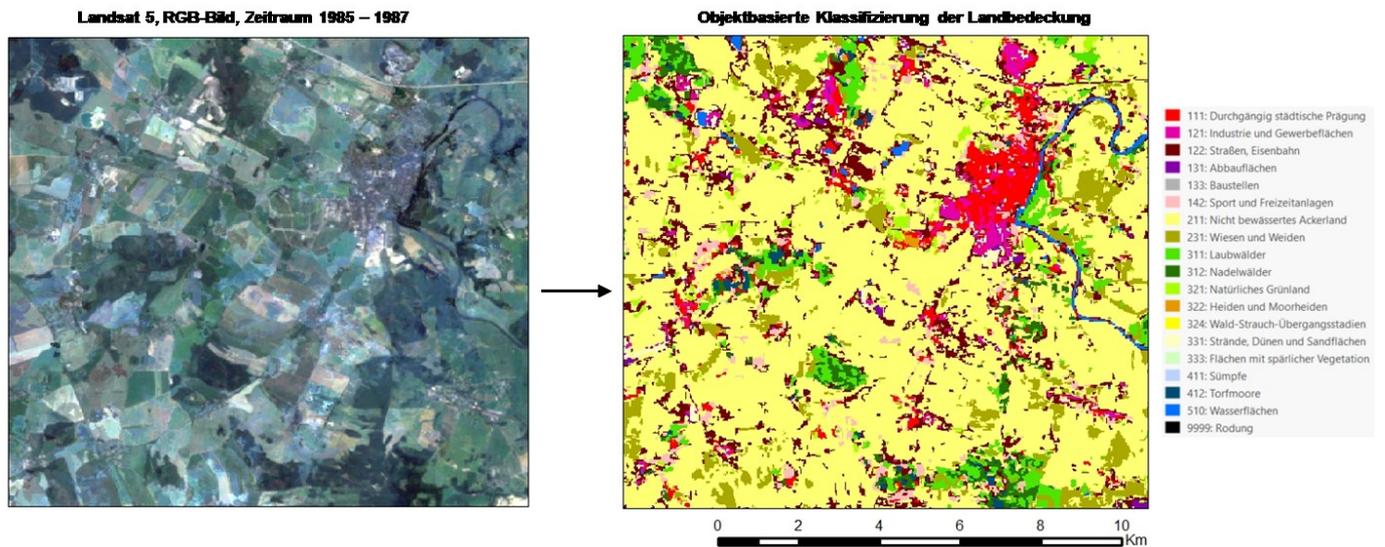


Abbildung 72: RGB-Bild mit Zirruswolken berechnet aus Landsat-5-Daten für den Zeitraum 1985 - 1987 (links) und das Klassifikationsergebnis (rechts)

Neben der Landbedeckung wurde die Klassifikation der Baumarten für die historischen Datensätze vorgenommen. Die Waldklassifikationsergebnisse auf Basis von Landsat-5-Daten konnten auf Basis der BTLNK-Daten für die Zeiträume 1991 - 1993 und 2003 - 2005 validiert werden.

Von der tatsächlichen Waldfläche sind mit BTLNK-Daten etwa 35 % - 40 % mit dominierenden Monobeständen abgedeckt. Diese wurden für die Validierung genutzt. Tabelle 55 und Tabelle 56 zeigen die Ergebnisse der Validierung. Die Ergebnisse sind in diesem Fall schlechter als bei Landsat-8- und Sentinel-2-Auswertungen.

In den meisten Fällen werden mehr als 80 % der Waldparzellen je Baumart wieder als Wald klassifiziert. Die Klassifikation in Laub- bzw. Nadelwald wurde in allen Fällen erfolgreich ausgeführt (> 50 %).

Mit wenigen Ausnahmen wird die dominierende Baumart in den vorgegebenen Waldeinteilungen richtig identifiziert. Die meisten Unsicherheiten treten bei der Zuordnung der Laubbaumarten als sonstige Laubwälder auf.

Tabelle 55: Überprüfung der Waldklassifikationsergebnisse auf der Basis von Landsat-5-Daten für den Zeitraum 1991 - 1993 mit den BTLNK-Daten 1992 - 1993 (in km²). Dominierende Werte je Spalte sind Rot markiert.

Waldklassifikation L5 (1991 - 1993)	Walddaten von BTLNK 1992 - 1993							
	BI	BU	EI	SL	FI	KI	LA	SNA
Bebaute Flächen								
111: Durchgängig städtische Prägung	0,2	0,0	0,1	1,8	0,2	6,2	0,0	0,1
112: Nicht-durchgängig städtische Prägung	0,3	0,1	0,1	0,9	4,0	7,8	0,1	0,2
121: Industrie und Gewerbeflächen	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,1	0,0	0,0
122: Straßen, Eisenbahn	0,4	0,1	0,1	1,0	6,5	3,2	0,1	0,2
123: Hafengebiete	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
124: Flughäfen	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,1	0,0	0,0
131: Abbauflächen	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,3	0,0	0,0
132: Deponien und Abraumhalden	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,3	0,0	0,0
133: Baustellen	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
141: Städtische Grünflächen	0,1	0,1	0,1	0,9	0,8	4,5	0,0	0,1
142: Sport und Freizeitanlagen	0,2	0,1	0,1	1,6	1,8	1,9	0,1	0,2
Landwirtschaftliche Flächen								
211: Nicht bewässertes Ackerland	1,0	0,4	1,4	7,7	6,1	3,8	0,4	0,6
231: Wiesen und Weiden	1,2	2,1	1,3	6,8	9,6	2,5	0,4	0,4
Wälder								
3111: BI	7,5	2,6	2,3	5,7	26,9	21,5	3,5	1,7
3112: BU	0,4	18,0	1,4	2,5	2,6	2,3	0,2	0,1
3113: EI	5,1	9,7	7,9	12,1	13,5	3,3	1,6	1,0
3114: SL	1,5	3,6	4,0	8,7	2,1	0,7	0,5	0,3
3121: FI	0,7	1,3	0,4	0,8	605,1	64,9	1,9	1,8
3122: KI	1,9	0,9	0,8	1,6	138,7	479,0	3,1	2,9
3123: LA	5,4	1,4	1,7	3,8	16,2	12,2	6,1	1,8
3124: SN	4,5	6,1	1,6	3,9	147,2	33,3	6,3	4,1
Naturnahe Flächen								
321: Natürliches Grünland	0,4	0,0	0,1	0,9	0,2	2,8	0,0	0,0
322: Heiden und Moorheiden	2,4	0,1	0,2	1,7	2,5	12,5	0,2	0,2
324: Wald-Strauch-Übergangsstadien	4,7	0,7	0,5	1,7	7,6	11,6	0,4	0,3
331: Strände, Dünen und Sandflächen	0,1	0,0	0,0	0,1	0,1	1,8	0,0	0,0
333: Flächen mit spärlicher Vegetation	0,1	0,0	0,0	0,1	0,0	1,3	0,0	0,0
Feuchtflächen								
411: Sümpfe	1,6	0,0	0,0	0,4	1,7	19,3	0,0	0,1
412: Torfmoore	0,5	0,1	0,1	0,2	3,5	19,7	0,4	0,1
Wasserflächen								
510: Wasserflächen	0,1	0,0	0,1	0,3	2,5	0,7	0,0	0,0
Summe	40,2	47,2	24,5	65,2	999,4	717,4	25,7	16,6
Wald	79%	93%	84%	62%	96%	88%	93%	85%
Laub-/Nadelwald	54%	78%	77%	74%	95%	95%	75%	77%
Baumart	28%	41%	39%	22%	64%	78%	26%	30%

Tabelle 56: Überprüfung der Waldklassifikationsergebnisse auf der Basis von Landsat-5-Daten für den Zeitraum 2003 - 2005 mit den BTLNK-Daten 2005 (in km²). Dominierende Werte je Spalte sind Rot markiert.

Waldklassifikation L5 (2003 - 2005)	Walddaten von BTLNK 2005							
	BI	BU	EI	SL	FI	KI	LA	SNA
Bebaute Flächen								
111: Durchgängig städtische Prägung	0,0	0,0	0,0	0,4	0,0	0,1	0,0	0,0
112: Nicht-durchgängig städtische Prägung	0,1	0,0	0,1	1,0	0,3	0,9	0,0	0,1
121: Industrie und Gewerbeflächen	0,0	0,0	0,0	0,1	0,0	0,1	0,0	0,0
122: Straßen, Eisenbahn	0,4	0,1	0,2	3,2	1,4	15,1	0,0	0,3
123: Hafengebiete	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
124: Flughäfen	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
131: Abbauflächen	0,2	0,0	0,0	0,1	0,0	0,2	0,0	0,0
132: Deponien und Abraumhalden	0,0	0,0	0,0	0,1	0,0	0,2	0,0	0,0
133: Baustellen	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
141: Städtische Grünflächen	0,0	0,0	0,0	0,3	0,0	0,1	0,0	0,0
142: Sport und Freizeitanlagen	1,5	0,3	0,9	15,7	4,9	13,4	0,4	1,3
Landwirtschaftliche Flächen								
211: Nicht bewässertes Ackerland	1,2	0,3	1,1	19,6	6,8	4,8	0,5	1,6
231: Wiesen und Weiden	1,5	1,0	1,4	21,9	5,1	1,4	0,2	0,8
Wälder								
3111: BI	5,5	7,5	2,6	49,3	13,2	19,2	3,2	2,2
3112: BU	2,3	18,3	3,5	45,5	6,4	1,5	0,7	0,9
3113: EI	4,1	4,8	4,5	40,1	6,7	1,8	1,1	1,9
3114: SL	2,5	2,2	4,1	40,1	2,3	1,2	0,5	0,7
3121: FI	1,1	2,2	0,3	10,1	644,0	32,1	2,8	7,0
3122: KI	2,5	2,1	0,7	19,0	83,7	476,6	5,5	5,7
3123: LA	5,6	2,6	2,4	44,4	25,8	26,8	6,3	5,7
3124: SN	1,7	3,7	0,6	18,3	181,3	24,7	4,7	14,1
Naturnahe Flächen								
321: Natürliches Grünland	0,4	0,0	0,1	1,4	0,1	0,6	0,0	0,0
322: Heiden und Moorheiden	1,7	0,0	0,2	3,3	0,2	2,3	0,0	0,1
324: Wald-Strauch-Übergangsstadien	1,6	0,6	0,3	7,6	5,5	6,2	0,2	0,5
331: Strände, Dünen und Sandflächen	0,1	0,0	0,0	0,3	0,3	0,9	0,0	0,0
333: Flächen mit spärlicher Vegetation	0,2	0,0	0,1	0,8	0,0	0,3	0,0	0,0
Feuchtflächen								
411: Sümpfe	0,5	0,1	0,0	1,9	1,3	21,1	0,0	0,1
412: Torfmoore	0,0	0,0	0,0	0,0	0,1	1,7	0,0	0,0
Wasserflächen								
510: Wasserflächen	0,0	0,0	0,0	0,5	5,9	0,2	0,0	0,1
Summe	34,7	45,6	23,1	344,9	995,3	653,6	26,4	43,1
Wald	77%	96%	82%	80%	97%	90%	95%	90%
Laub-/Nadelwald	57%	76%	79%	66%	97%	96%	78%	85%
Baumart	22%	42%	24%	15%	67%	82%	25%	37%

4.5 Generelle Betrachtungen

4.5.1 Nutzung des panchromatischen Bands für die Objektbegrenzung

Seit 2013 bieten die Landsat-Daten zusätzlich zu den Multispektralbändern ein panchromatisches Band mit einer räumlichen Auflösung von 15 m. Bei der Auswertung der historischen Daten nach 2013 wurde das Pan-Sharpning-Band zur besseren Objektbegrenzung in die Segmentierung einbezogen. Bei der Auswertung von Landsat-Daten vor 2013 besteht diese Möglichkeit jedoch nicht. In diesen Fällen basiert die Objektsegmentierung auf den verfügbaren 30-m-Bändern.

Es wurde festgestellt, dass die Berücksichtigung des Pan-Sharpning bei der Segmentierung zu einem allgemein besseren und weniger verrauschten Klassifikationsbild führt. Abbildung 73 zeigt ein Beispiel objektbasierter Klassifikationsergebnisse auf Basis von Landsat-8-Daten für den Zeitraum 2015 - 2017 mit und ohne Berücksichtigung des Pan-Sharpning bei der Segmentierung.

Ohne Berücksichtigung des Pan-Sharpning ist die Objektbegrenzung deutlich schlechter. Es entstehen deutlich mehr Mischpixel in die Ausgangsdaten und folglich mehr Unsicherheiten auf dem Klassifikationsbild. Ausserdem erhöht sich die Verbreitung von kleinräumigen Objekten in städtischen Bereiche künstlich: die Differenzierung von städtisch geprägten Flächen, Verkehrsflächen und Grünflächen in städtischen Bereichen wird deutlich schwieriger. Eine Quantifizierung dieses Effektes findet sich in Kapitel 5.2.

Landsat 8, RGB-Bild, Zeitraum 2015 – 2017

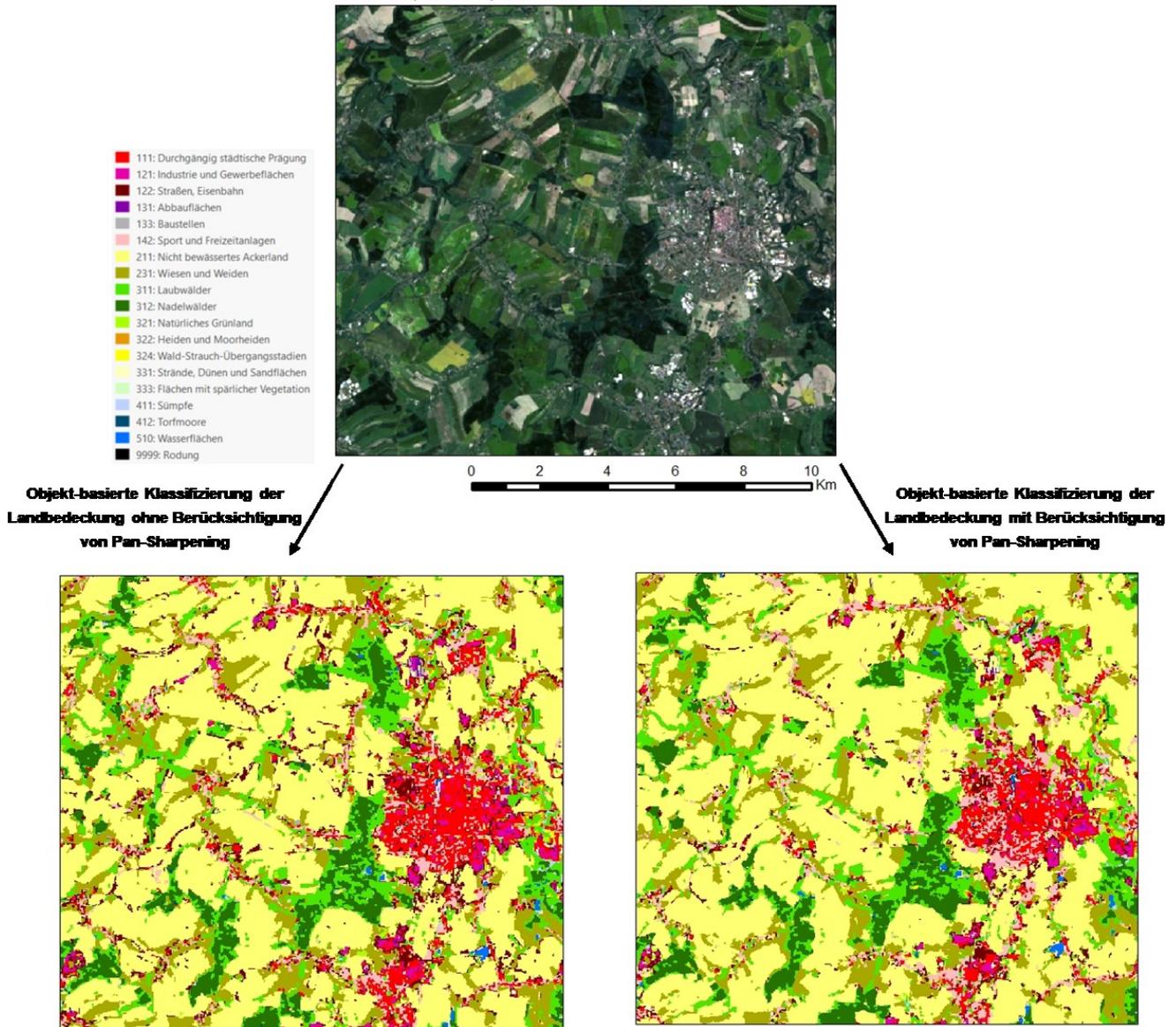


Abbildung 73: Klassifikationsergebnisse auf Basis von Landsat-8-Daten für den Zeitraum 2015 - 2017 ohne (links) und mit (rechts) Berücksichtigung des Pan-Sharpning bei der Segmentierung

4.5.2 Langzeitüberwachung des NDVI

Zur Untersuchung des Einflusses verschiedener Rahmenbedingungen auf die Spektren der Landbedeckungsklassen (z. B. Historie der Wetterbedingungen vor der Aufnahme, Aufnahmezeitpunkte) wurden die betreffenden Spektralsignaturen über den Zeitraum 1985 - 2020 analysiert. Dazu wurden auf der Basis der Klassifikationsergebnisse 500 zufällig ausgewählte Flächen je Landbedeckungsklasse ausgewählt.

Diese Daten wurden mit dem Tool Random points from Classification vom EnMAP-Box plugin erstellt.

Abbildung 74 zeigt die langzeitlichen Werte des NDVI in den Acker- und Grünlandflächen. Es lassen sich deutliche Schwankungen des NDVI erkennen. Im Zeitabschnitt 2016 - 2017 wurden in den Sentinel-Aufnahmen besonders niedrige NDVI-Werte in Ackerlandflächen festgestellt. Diese sind abhängig von der Aufnahmezeit: die Satellitenbilder wurden in diesem Fall in August aufgenommen. In dieser Zeit sind die meisten Ackerlandflächen abgeerntet. Daraus ergeben sich die sehr niedrigen NDVI-Werte.

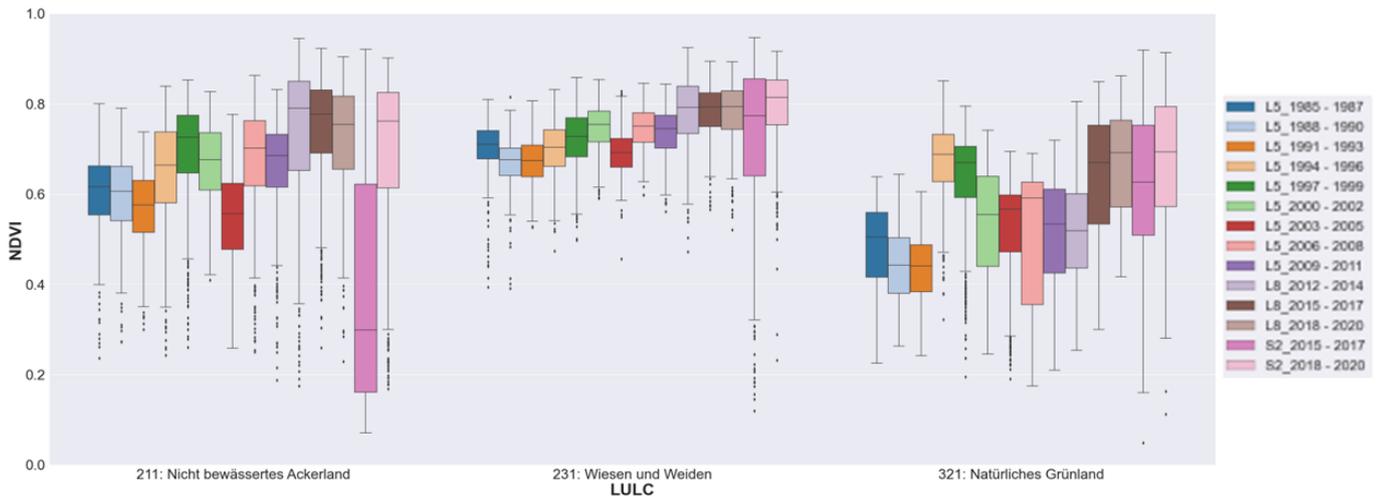


Abbildung 74: Langzeitüberwachung der Spektralsignaturen der Landbedeckungsklassen 211: Nicht bewässertes Ackerland, 231: Wiesen und Weiden, 321: Natürliches Grünland

Abbildung 75 zeigt die langzeitlichen Werte des NDVI in Waldgebieten. Auch hier sind Schwankungen der Spektren über die Jahre zu erkennen. Die niedrigen NDVI-Werte in den Jahren 1985 - 1993 lassen sich durch den Aufnahmezeitpunkt erklären: In diesem Fall wurde das Zeitfenster der Aufnahmen zur Erstellung wolkenfreier Mosaik auf April - Juli festgelegt. Die Berücksichtigung der Bilder aus dem Frühjahr beeinflusst die Spektren der Waldflächen deutlich. In den Jahren 2012 - 2020 wurden wolkenfreie Mosaik auf der Basis von Bildern aus dem Früh- bis Spätsommer erstellt. Folglich sind in diesen Jahren die höchsten NDVI-Werte zu sehen. Die Spektren der Landbedeckungsklasse 324: Wald-Strauch-Übergangsstadien schwanken ebenfalls sehr von Jahr zu Jahr. Eine klare Zuordnung zu Wald bzw. Wald-Strauch-Übergangsstadien ist schwierig und stark witterungsabhängig.

Gegenüber den Vegetationsflächen unterscheiden sich die NDVI-Werte der Landbedeckungsklassen in versiegelten Flächen kaum von Jahr zu Jahr (Abbildung 76). Die größten Unterschiede lassen sich in Baustellen erkennen. Ursache ist die dynamische Entwicklung dieser Klasse.

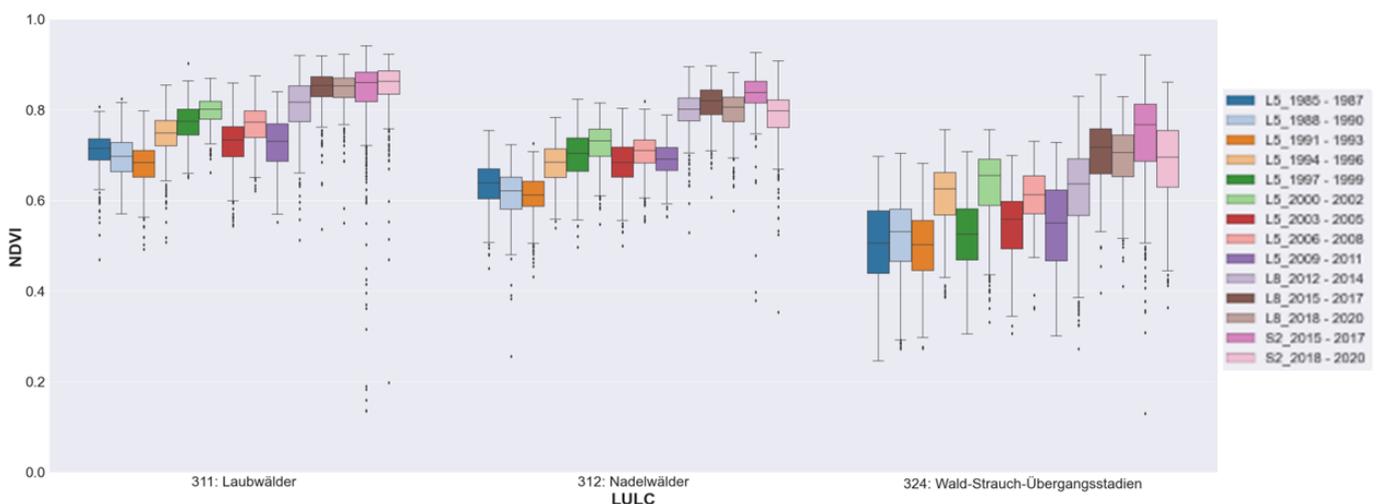


Abbildung 75: Langzeitüberwachung der Spektralsignaturen der Landbedeckungsklassen 311: Laubwälder, 312: Nadelwälder, 324: Wald-Strauch-Übergangsstadien

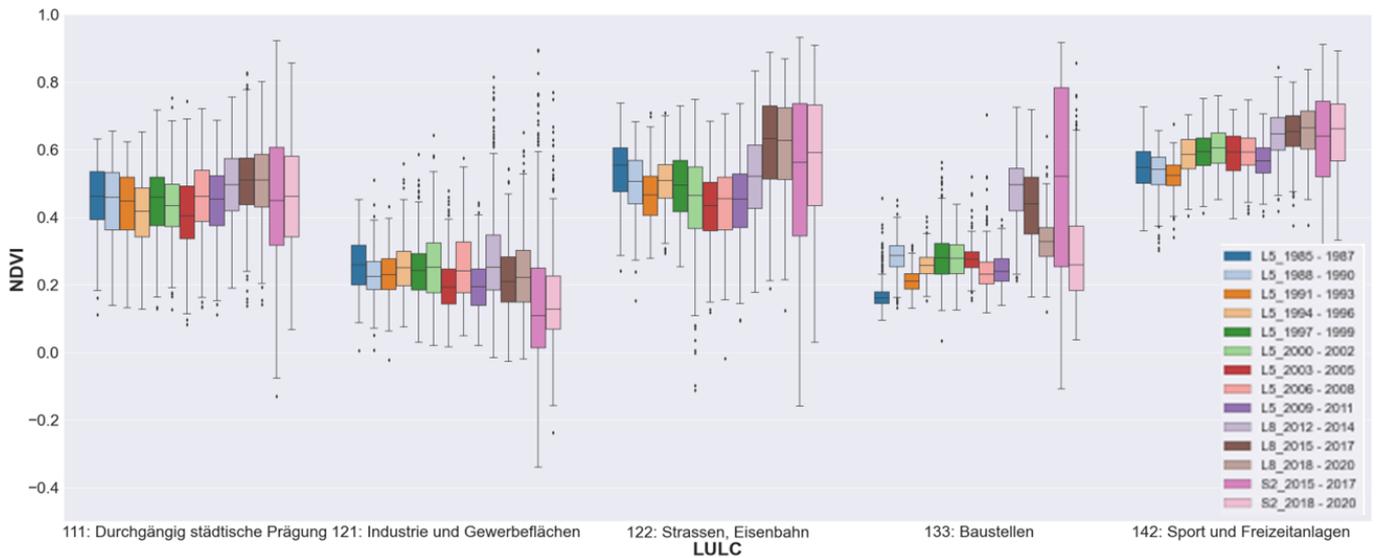


Abbildung 76: Langzeitüberwachung der Landbedeckungsklassen in versiegelten Flächen

Generell beeinflussen die Wetterbedingungen und unterschiedliche Aufnahmezeitpunkte stark insbesondere die Spektren der Vegetationsflächen und folglich die Zuordnung der Vegetationsflächen in den Landbedeckungsklassen.

Schlussfolgerungen:

1. Der trainierte Algorithmus für maschinelles Lernen kann nicht von einem Zeitraum auf einen anderen Zeitraum übertragen werden. Die Trainingsdatensätze müssen für jeden Zeitraum überprüft und ggf. neu angepasst werden.

Vergleiche zwischen den Jahresscheiben sind auf dem Niveau der zusammengefassten Klassen gut möglich, bei den einzelnen Klassen treten jedoch deutliche Unsicherheiten auf.

5 Erste Anwendungen

5.1 Einführung

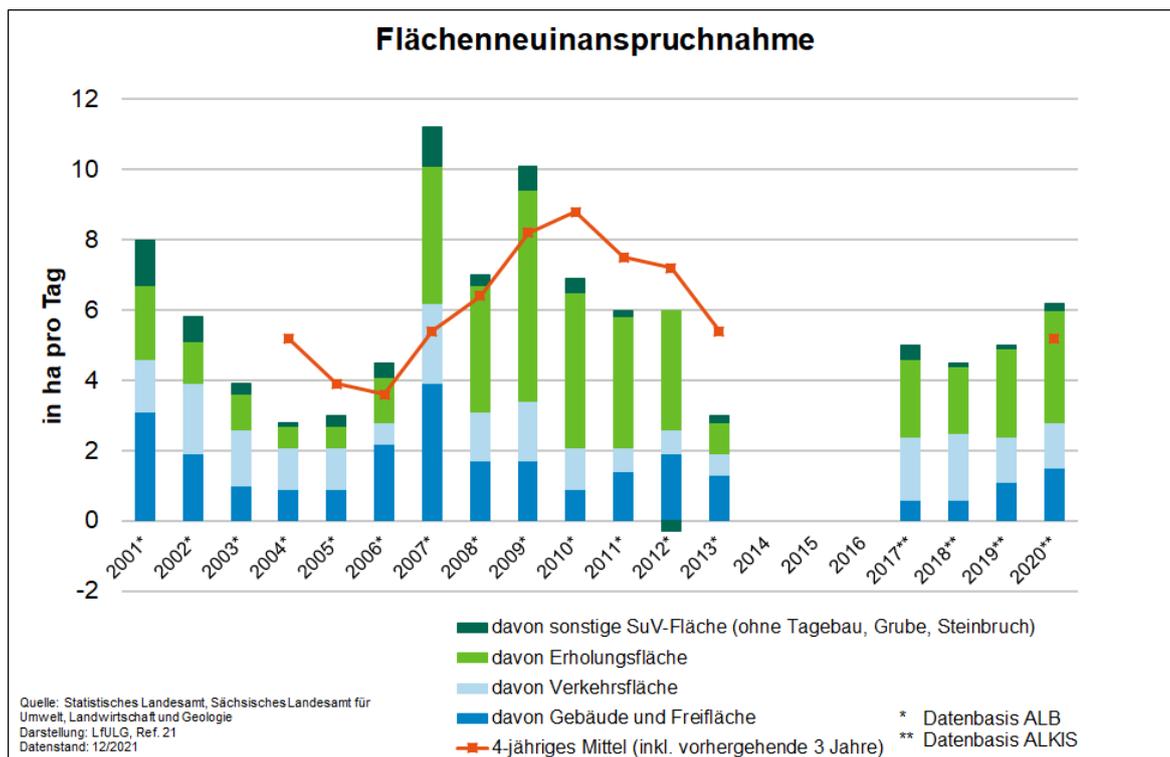
Die aus Satellitendaten gewonnenen Landbedeckungsdaten werden nachfolgend für die folgende ausgewählte Analysen genutzt:

1. Landbedeckungswandel in den 1991 - 1993 ausgewiesenen Freiflächen
2. Landbedeckungswandel in potenziellen Bereichen von Flussauen
3. Schädigung der Nadelwälder nach 2015

5.2 Landbedeckungswandel von Freiflächen seit 1992

Seit 1992 hat es im Land Sachsen erhebliche demographische sowie siedlungsstrukturelle Veränderungen gegeben. Dies spiegelt sich z. B. in Daten des LfULG zur Flächennutzungsentwicklung im Freistaat Sachsen und zur jährlichen Flächenneuanspruchnahme seit 2001 wider (Quelle: LfULG, Ref. 21 Abbildung 77).

Laut LfULG betrug z. B. der Zuwachs an Siedlungs- und Verkehrsflächen (SuV) im Jahr 2001 ca. 8 Hektar pro Tag. Nach einer Abnahme auf weniger als 3 Hektar pro Tag im Jahr 2004 stieg die Flächenneuanspruchnahme in den Folgejahren, u. a. aufgrund der wirtschaftlichen Entwicklung, wieder an und erreichte in den Jahren 2007 und 2009 Höchststände von über 10 Hektar pro Tag. Nach dem Jahr 2009 fiel die Flächenneuanspruchnahme in den Folgejahren kontinuierlich ab.



Quelle: LfULG, Ref. 21

Abbildung 77: Jährliche Flächenneuanspruchnahme seit 2001 in ha/Tag

Die Zunahme der SuV ist ein Schlüsselindikator für die Nachhaltigkeit der Raumnutzung und des Bodenschutzes. In diesem Zusammenhang ist die Betrachtung der Flächennutzungsentwicklung ein sehr aktuelles und sinnvolles Thema.

Die Dokumentation dieser Entwicklungstrends bildet sich selbstverständlich auch in den aus Satellitendaten ermittelten Landbedeckungskarten ab. Dazu wird nachfolgend die Entwicklung der Raumnutzung in 1991 - 1993 als Freiflächen ausgewiesenen Flächen untersucht.

Unter Freiflächen werden folgende Landbedeckungsklassen zusammengefasst: 211: Nicht bewässertes Ackerland, 231: Wiesen und Weiden und 321: Natürliches Grünland. Die Gesamtfläche betrug ca. 10.500 km² in den Jahren 1991 - 1993.

Dazu wurde die Umwandlung der in 1991 - 1993 als Freiflächen ausgewiesenen Flächen in bebauten Flächen analysiert. Unter bebauten Flächen sind folgende Landbedeckungsklassen zu verstehen: 111: Durchgängig städtische Prägung, 112: Nicht-durchgängig städtische Prägung, 121: Industrie und Gewerbeflächen, 122: Straßen, Eisenbahn, 133: Baustellen.

Die Ergebnisse der Untersuchung sind tabellarisch in Tabelle 57 und graphisch in Abbildung 78 dargestellt.

Der zeitliche Verlauf zeigt die kontinuierliche Reduzierung der Freifläche zugunsten von bebauten Flächen. In Übereinstimmung mit der Veröffentlichung des LfULG, erreichte die Flächenneuanspruchnahme in den Jahren 2007 und 2009 den höchsten Zuwachs. Insgesamt wurde im Betrachtungszeitraum 7,6 % (oder ca. 800 km²) der in 1992 als Freifläche ausgewiesenen Fläche überbaut.

Sehr deutlich zeigt sich der Einfluss des Pan-Sharpening auf die Ergebnisse: Das ab 2012 - 2014 erfolgte Pan-Sharpening verbesserte deutlich die räumliche Auflösung und Objektbegrenzung und trägt somit deutlich zur Verbesserung der Erfassungsgenauigkeit bei. Mit Pan-Sharpening verringert sich die überbaute Fläche in 2018 - 2020 von 800 auf 500 km² (oder um 37,5 %), während sich die Freifläche im gleichen Zeitraum von 8.700 auf 8.800 km² (oder um 1,1 %) vergrößert. Der Effekt des Pan-Sharpening ist bei kleinräumigen Landbedeckungen mit geringem Flächenanteil deutlich größer. Die Ergebnisse der höher aufgelösten Sentinel-2-Daten decken sich im Wesentlichen mit den Ergebnissen der Landsat-Daten mit Pan-Sharpening.

Tabelle 57: Tabellarische Darstellung des Landbedeckungswandels in Freiflächen seit 1991 - 1993 (in km²).

		1991 - 1993	1994 - 1996	1997 - 1999	2000 - 2002	2003 - 2005	2006 - 2008	2009 - 2011	2012 - 2014	2015 - 2017	2018 - 2020
ohne Pan-Sharpning	Freiflächen 211, 231, 321	10.462,8	9.577,0	9.461,9	9.366,8	9.328,3	9.278,8	8.999,0	8.946,4	8.708,7	8.693,5
	Bebaute Flächen 111, 112, 121, 122, 133		284,1	305,3	312,3	344,2	380,8	585,7	599,8	772,1	828,9
mit Pan-Sharpning	Bebaute Flächen 111, 112, 121, 122, 133								326,9	437,9	511,3
Sentinel-2	Bebaute Flächen 111, 112, 121, 122, 133									505,3	522,1

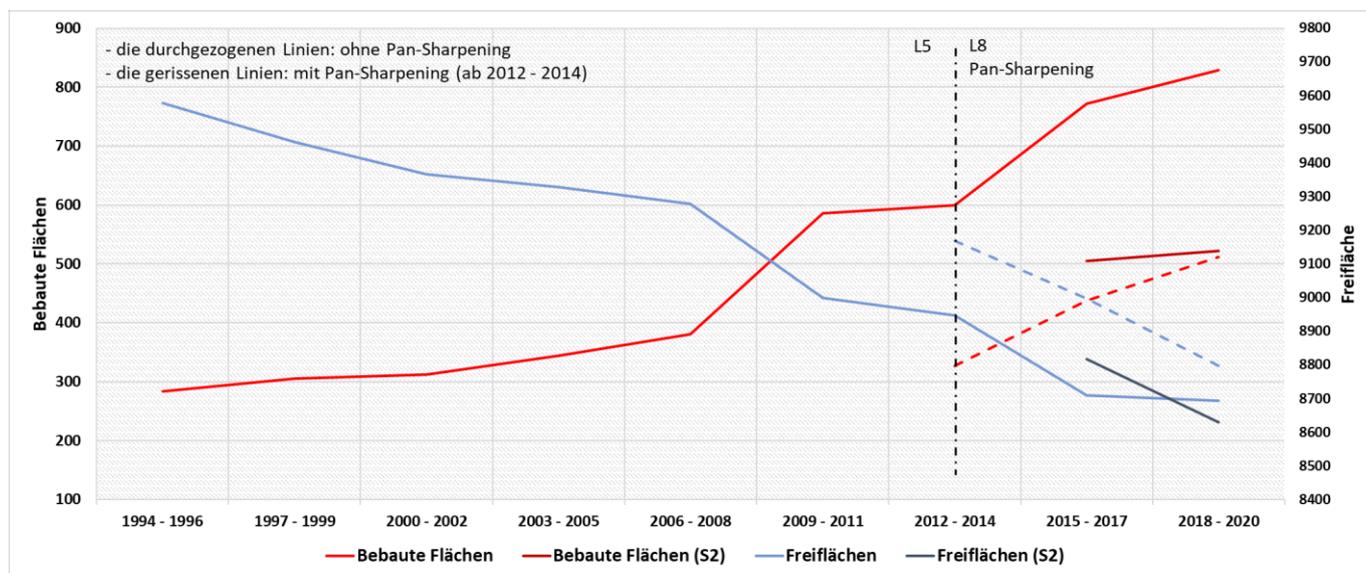


Abbildung 78: Darstellung des Landbedeckungswandels in den 1991 - 1993 als Freiflächen ausgewiesenen Flächen. Einheiten sind km².

5.3 Landbedeckungswandel in potenziellen Bereichen von Flussauen

Flussauen bzw. potenzielle Auengebiete wurden als Auswertebispiel ausgewählt, weil sie zu den sensibelsten Naturräumen mit extrem starker Gefährdung gehören. Sie dienen nicht nur dem Schutz der Ökologie und Biodiversität, sondern auch der Hochwasserrückhaltung und als Grundwasserreservoir, sie filtern Nährstoffe aus dem Wasser, halten Treibhausgase zurück und bieten Raum für die Land-, Forst- und Fischereiwirtschaft (BfN, 2015). In den letzten Jahren haben die Auenböden durch anthropogene Einflüsse zunehmend Veränderungen wie Austrocknung, verminderte Nährstoffgehalte und Verdichtung erfahren (BfN, 2021).

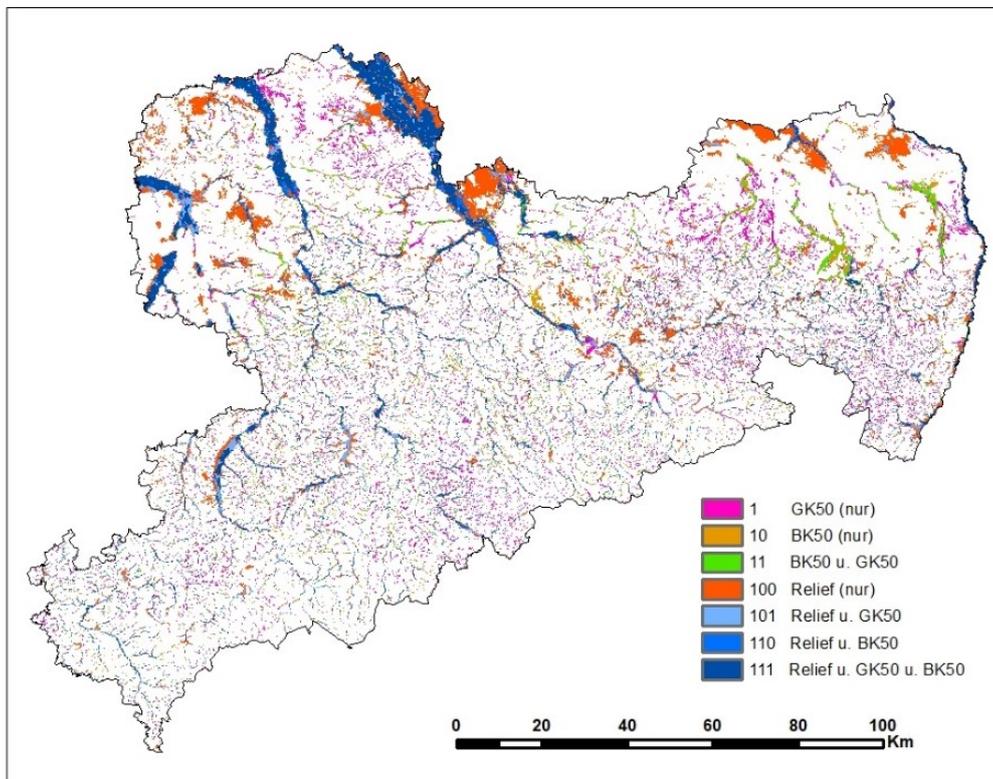
Mit Hinblick auf Flächennutzungsentwicklung wird die Entwicklung der Raumnutzung in den potenziellen Bereichen von Flussauen seit dem Jahr 2000 untersucht, weil die Klassifikationsergebnisse ab diesem Zeitpunkt als zuverlässig betrachtet werden (siehe Anlage 0).

Die Abgrenzung der potenziellen Auenbereiche wurde vom LfULG bereitgestellt und umfasst eine Zusammenführung folgender Daten von:

1. Auensedimenten der geologischen Karte (GK50),
2. Auenböden der bodenkundlichen Karte (BK50) und
3. Senkenbereichen der geomorphographischen Karte (Grundlage Reliefanalyse DGM20)

in einer Gesamtkarte im 5m-Raster (Quelle: <https://www.wasser.sachsen.de/auenprogramm-3955.html>

Abbildung 79). Insgesamt beträgt die Fläche potenzieller Auen abgeschätzt anhand der zuvor genannten Daten etwa 3.700 km².



Quelle: <https://www.wasser.sachsen.de/auenprogramm-3955.html>

Abbildung 79: Darstellung der potenziellen Auenbereiche mit Angabe der Datenquellen

Für die Analyse wurden folgende Landbedeckungsklassen zusammengeführt:

1. Bebaute Flächen: 111: Durchgängig städtische Prägung; 112: Nicht-durchgängig städtische Prägung; 121: Industrie und Gewerbe; 122: Straßen, Eisenbahn; 133: Baustellen; 142: Sport und Freizeitanlagen
2. Freiflächen: 211: Nicht bewässertes Ackerland; 231: Wiesen und Weiden; 321: Natürliches Grünland
3. Wälder und naturnahe Flächen: 311: Laubwälder; 312: Nadelwälder; 322: Heiden und Moorheiden; 324: Wald-Strauch-Übergangsstadien
4. Abbau- und Sandflächen: 131: Abbauflächen; 331: Strände, Dünen und Sandflächen; 333: Flächen mit spärlicher Vegetation
5. Feuchtflächen und Wasserflächen: 411: Sümpfe; 412: Torfmoore; 510: Wasserflächen

Die Ergebnisse der Untersuchung sind tabellarisch in Tabelle 58 und graphisch in Abbildung 80 dargestellt. Im zeitlichen Verlauf weist die Untersuchung den kontinuierlichen Verlust der Freiflächen zugunsten von bebauten und Waldflächen nach. Seit dem Jahr 2000 sind innerhalb der 3.700 km² als Aue ausgewiesenen Fläche etwa 332 km² entweder neu überbaut oder in Wald umgewandelt worden. Damit hat sich der überbaute Anteil innerhalb von 20 Jahren von 595 km² (16,1 %) auf 771 km² (20,8 %) erhöht. Die Überbauung und Bewaldung in den Auen ist vor allem ab 2006 zu beobachten und korreliert klar mit dem Verlust von Freifläche. Die anderen Landbedeckungsklassen bedecken weniger als 5 % der gesamten Auenfläche und bleiben mehr oder weniger unverändert.

Tabelle 58: Tabellarische Darstellung des Landbedeckungswandels von potenziellen Bereichen der Flussauen seit dem Jahr 2000 (in km²).

		2000 - 2002	2003 - 2005	2006 - 2008	2009 - 2011	2012 - 2014	2015 - 2017	2018 - 2020
ohne Pan-Sharpeneing	Bebaute Flächen	595,1	566,2	588,0	630,2	653,2	751,9	771,4
	Freiflächen	2.177,6	2.147,7	2.114,9	1.988,8	1.910,7	1.807,1	1.792,0
	Wälder und naturn. Flächen	781,8	824,0	788,9	871,8	934,3	929,9	938,4
	Abbau- und Sandflächen	20,2	46,4	34,0	53,8	39,9	52,7	32,2
	Feucht- und Wasserflächen	111,7	102,3	160,8	142,0	148,5	145,0	141,2
mit Pan-Sharpeneing	Bebaute Flächen					567,7	620,2	698,0
	Freiflächen					2.003,3	1.896,5	1.834,4
	Wälder und naturn. Flächen					973,2	984,7	981,5
	Abbau- und Sandflächen					24,3	45,6	29,7
	Feucht- und Wasserflächen					118,0	139,5	136,4

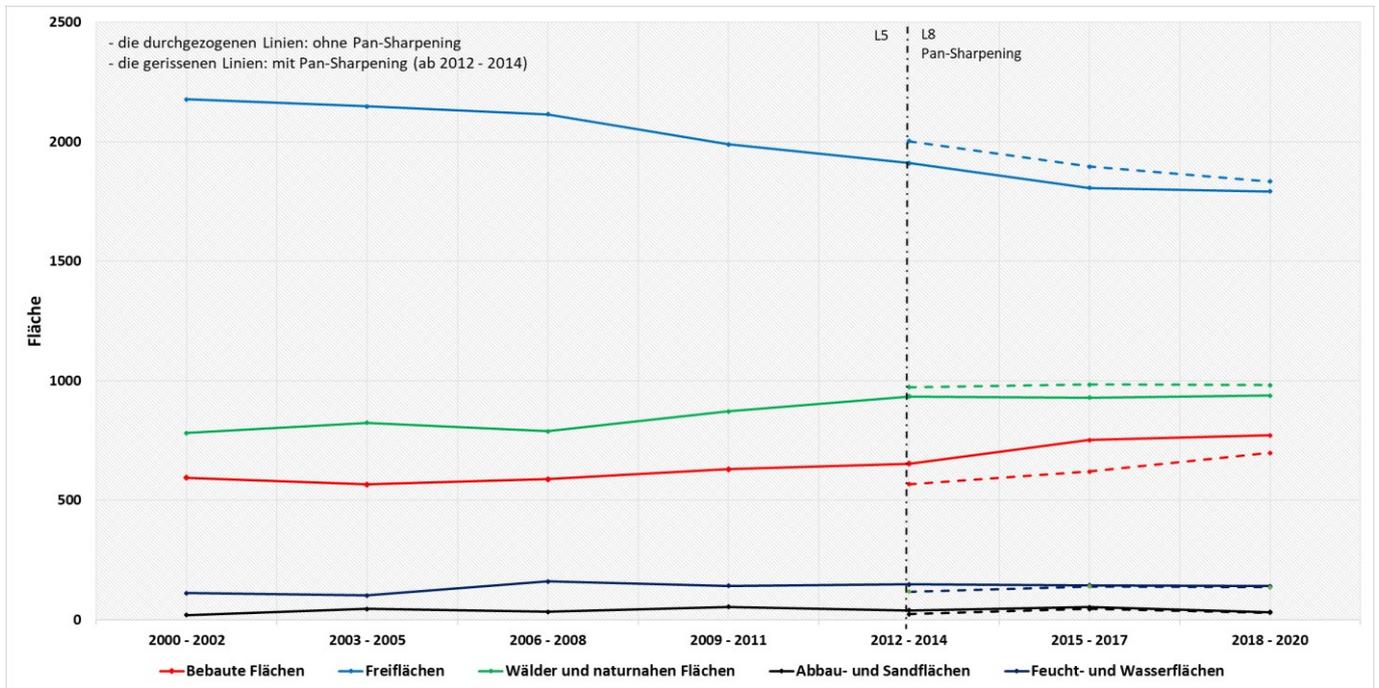


Abbildung 80: Darstellung des Landbedeckungswandels von potenziellen Bereichen der Flussauen seit 2000. Einheiten sind km².

Abbildung 81 zeichnet die aktuelle Landbedeckung im Bereich der Auen. Sie ist stark von anthropogenen Veränderungen und wirtschaftlicher Nutzung geprägt. So werden aktuell ca. 50 % als Freifläche, ca. 27 % als Wald- und naturnahe Flächen genutzt. Ca. 20 % der Flächen sind überbaut.

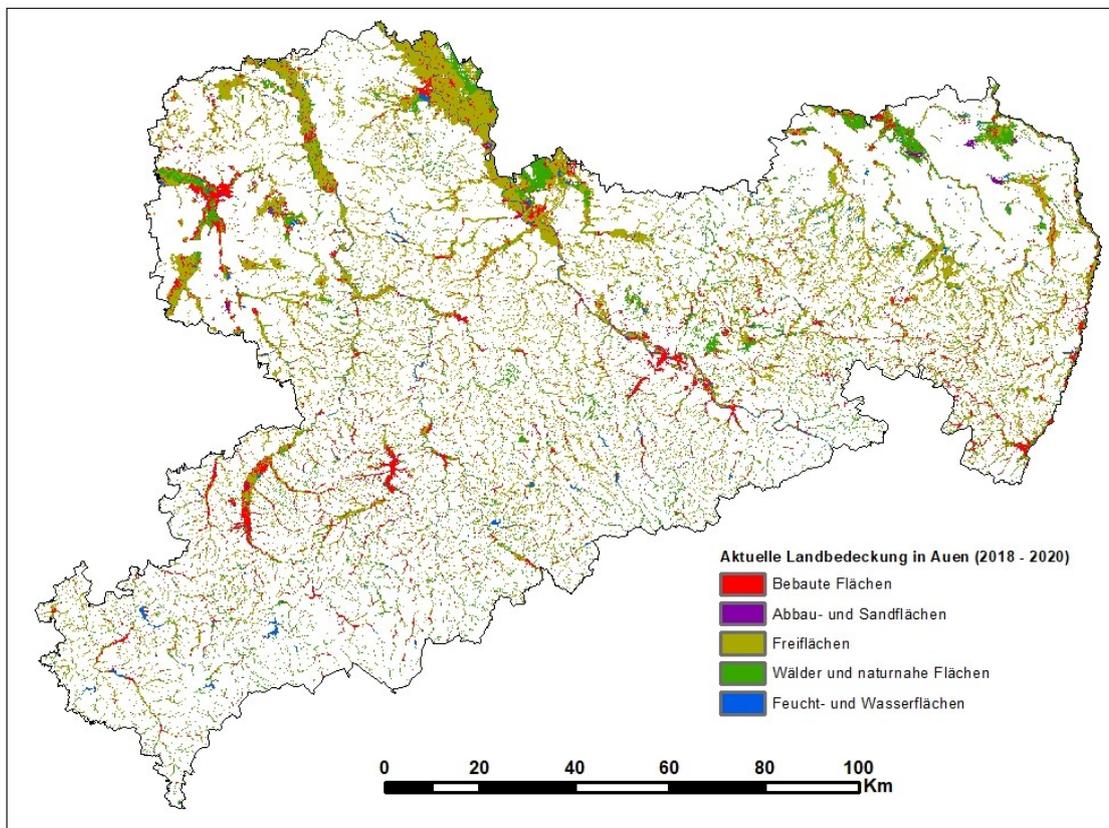


Abbildung 81: Aktuelle Landbedeckung im Bereich der Auen der sächsischen Landesfläche

5.4 Schädigung der Nadelwälder nach 2015

Unter Schädigung der Nadelwälder werden hier alle Schädigungen verstanden, die zu vollständiger Rodung führten. Ursachen sind meist Trockenschäden und alle Folgeschäden inkl. der Schäden durch Borkenkäfer, aber auch Wind- und Schneebruch. Es wird untersucht, inwieweit sich die Nadelwaldfläche seit 2015 (Bezugszeitpunkt) verändert hat.

Nach den Dürrejahren 2018 - 2019 sind die Waldböden tiefgreifend ausgetrocknet. Durch die Trockenheit sind die Bäume stärker anfällig gegenüber Insektenbefall geworden. Der Borkenkäfer ist der für den Baumbestand gefährlichste Schädling. Im Rahmen des Waldschutzes werden seine Entwicklung und Verbreitung von Sachsenforst¹⁹ zur Prävention und Bekämpfung untersucht.

Die Schäden verteilen sich unterschiedlich auf die Regionen in Sachsen: Insbesondere im Mittleren Erzgebirge, im Osterzgebirge und in der Sächsischen Schweiz, im Oberlausitzer Bergland sowie im Zittauer Gebirge sind stark steigende Schadholzmengen bei Fichten zu verzeichnen. Schwerpunktgebiet der Schäden an Kiefer und Lärche bleibt Nordwest-Sachsen, die größere Zunahme der Schäden ist aber in Ostsachsen zu verzeichnen (SMEKUL, 2020).

Laut (Sachsenforst, 2022) sind seit Oktober 2017 über 82.000 Hektar Wald – und damit mehr als 17 Prozent der Gesamtwaldfläche – durch Borkenkäfer, Sturm- und Schneebruchschäden geschädigt.

Mit Hinblick auf Landbedeckung wird in dieser Studie die Entwicklung der infolge von Kalamitäten entstandenen Freiflächen in Nadelwald untersucht. Als Referenzjahr dient 2016 - 2017 für Sentinel-Daten und 2015 - 2017 für Landsat-Daten.

5.4.1 Nadelwaldentwicklung auf der Basis von Sentinel-Daten

Zur Auswertung wurde die in 2016 - 2017 als Nadelwald ausgewiesene Fläche mit den Landbedeckungsdaten von 2018 - 2019 verschnitten, und aus diesen Daten die aktuelle Landbedeckung extrahiert (Tabelle 59).

In 2016 - 2017 betrug die Nadelwaldfläche etwa 3.480 km². Diese Fläche hat sich in 2018 - 2019 wie folgt verändert:

1. Etwa 92 % der Nadelwaldfläche von 2016 - 2017 ist in 2018 - 2019 weiterhin Wald geblieben.
2. Etwa 0,7 % der Nadelwaldfläche (entspricht 24,9 km²) wird in 2018 - 2019 als gerodet erfasst. Das sind ausschließlich frisch gerodete (braune) Flächen.
3. Der Zustand der als Rodung identifizierbaren Fläche ist zeitlich sehr eng begrenzt, da sich bereits nach kurzer Zeit z.B. eine Krautvegetation entwickelt, welche die typische Braunfärbung (hervorgerufen durch die abgestorbenen Nadeln) verdeckt. Je nach weiterer Entwicklung können die gerodeten Flächen auch als Strauch- und Krautvegetationsflächen (321: Natürliches Grünland, 322: Heiden und Moorheiden und 324: Wald-Strauch-Übergangsstadien), offene Flächen ohne/mit geringer Vegetation 333: Flächen mit spärlicher Vegetation) oder Feuchtflächen (411: Sümpfe, 412: Torfmoore) erfasst werden.

¹⁹ Link: <https://www.wald.sachsen.de/borkenkafer-6481.html>

4. Die Analyse der Spektraleigenschaften der Landbedeckungsklassen in Kapitel 3.3.2.3 hat gezeigt, dass die als Rodung bezeichneten Gebiete und die Gebiete mit städtischer Prägung anhand ihrer optischen Eigenschaften kaum zu unterscheiden sind. Infolgedessen werden die als Rodung bezeichneten Flächen fälschlicherweise als Gebiete mit städtischer Prägung eingestuft. Aufgrund der Vermischung solcher Flächen mit entwickelter Krautvegetation werden sie jedoch auch als Grünflächen in städtischen Gebieten eingestuft (CLC-Klasse 141 und 142). Diese Phänomene wurden durch visuelle Überprüfung der Ergebnisse bestätigt.
5. Damit sind mit den Sentinel-Daten in 2019 ca. 0,7 % (24 km²) der Nadelwaldfläche als Rodung identifiziert, weitere ca. 5,6 % (195 km²) als Folgezustände nach der Rodung, und ca. 0,8 % (28,4 km²) fälschlich als bebaute Fläche klassifiziert.

Die betroffenen Nadelbaumarten sind in Tabelle 60 dargestellt.

Es ist zu berücksichtigen, dass die Sentinel-Aufnahmen den Zustand der Waldbestände bis Juni 2019 (nach dem Dürrejahr 2018) dokumentieren. Im Gegensatz dazu berücksichtigen die Landsat-Daten den Zeitraum bis 2020. Die Landbedeckung 9999: Rodung und deren Folgestände nehmen dort folgende Fläche ein (ca. 82 km² und ca. 120 km²). Dabei ist zu beachten, dass diese Werte aufgrund der unterschiedlichen räumlichen und spektralen Auflösung nicht direkt vergleichbar sind.

Tabelle 59: Aktuelle Landbedeckung (2018 - 2019) in den in 2016 - 2017 als Nadelwald ausgewiesenen Flächen (Sentinel-Auswertung)

ID	LULC	Fläche (km ²)	Fläche (%)
111	111: Durchgängig städtische Prägung	0,9	0,8%
112	112: Nicht-durchgängig städtische Prägung	6,0	
121	121: Industrie und Gewerbeflächen	0,1	
122	122: Straßen, Eisenbahn	4,0	
123	123: Hafengebiete	0,0	
124	124: Flughäfen	0,0	
131	131: Abbauflächen	1,2	
132	132: Deponien und Abraumhalden	0,0	
133	133: Baustellen	0,0	
141	141: Städtische Grünflächen	4,2	
142	142: Sport und Freizeitanlagen	11,8	
211	211: Nicht bewässertes Ackerland	11,3	0,8%
231	231: Wiesen und Weiden	17,0	
311	311: Laubwälder	236,0	92,0%
312	312: Nadelwälder	2963,4	
321	321: Natürliches Grünland	4,3	5,6%
322	322: Heiden und Moorheiden	15,3	
324	324: Wald-Strauch-Übergangsstadien	141,1	
331	331: Strände, Dünen und Sandflächen	0,6	
333	333: Flächen mit spärlicher Vegetation	1,4	
411	411: Sümpfe	27,4	
412	412: Torfmoore	5,1	
510	510: Wasserflächen	1,7	0,0%
9999	9999: Rodung	24,9	0,7%
Summe Nadelwaldfläche (2016 - 2017)		3478,0	

Tabelle 60: Die betroffenen Baumarten

Sentinel-2 (2016 - 2017)			
ID	Baumart	Fläche (km ²)	Fläche (%)
3121	3121: FI	9,1	100,0%
3122	3122: KI	7,3	
3123	3123: LA	7,8	
3124	3124: SN	0,8	
Summe Rodungsfläche (2018 - 2019)		24,9	

5.4.2 Waldentwicklung auf Basis von Landsat-Daten

Zur Auswertung wurde die in 2015 - 2017 als Nadelwald ausgewiesene Fläche mit den Landbedeckungsdaten von 2018 - 2020 verschnitten, und aus diesen Daten die aktuelle Landbedeckung extrahiert (Tabelle 61).

In 2015 - 2017 betrug die Nadelwaldfläche etwa 3.360 km². Diese Fläche hat sich in 2018 - 2020 wie folgt verändert:

1. Etwa 92,9 % der Nadelwaldfläche ist in 2018 - 2020 weiterhin Wald geblieben.
2. Etwa 2,5 % der Nadelwaldfläche (entspricht 82,9 km²) wird in 2018 - 2020 als gerodet erfasst. Das sind ausschließlich frisch gerodete (braune) Flächen.

3. Je nach Entwicklungsstand der gerodeten Flächen, können die gerodeten Flächen auch als Strauch- und Krautvegetationsflächen (321: Natürliches Grünland, 322: Heiden und Moorheiden und 324: Wald-Strauch-Übergangsstadien), offene Flächen ohne/mit geringer Vegetation 333: Flächen mit spärlicher Vegetation) oder Feuchtfächen (411: Sümpfe, 412: Torfmoore) erfasst werden. Dies bedeutet, dass etwa 3,5 % der Waldfläche einen deutlichen Vitalitätsverlust zeigt und damit geschädigt ist.
4. Die Analyse der Spektraleigenschaften der Landbedeckungsklassen in Kapitel 3.3.2.3 hat gezeigt, dass die als Rodung bezeichneten Gebiete und die Gebiete mit städtischer Prägung anhand ihrer optischen Eigenschaften kaum zu unterscheiden sind. Infolgedessen werden die als Rodung bezeichneten Flächen fälschlicherweise als Gebiete mit städtischer Prägung eingestuft. Aufgrund der Vermischung solcher Flächen mit entwickelter Krautvegetation werden sie jedoch auch als Grünflächen in städtischen Gebieten eingestuft (CLC-Klasse 141 und 142). Diese Phänomene wurden durch visuelle Überprüfung der Ergebnisse bestätigt.
5. Damit sind mit den Landsat-Daten in 2020 ca. 2,5 % (82,9 km²) der Nadelwaldfläche als Rodung identifiziert, weitere ca. 3,5 % (118,1 km²) als Folgezustände nach der Rodung, und ca. 0,7 % (21,9 km²) fälschlich als bebaute Fläche klassifiziert.

Tabelle 61: Aktuelle Landbedeckung (2018 - 2020) in den Waldflächen von 2015 - 2017 (Landsat-Auswertung)

ID	LULC	Fläche (km ²)	Fläche (%)
111	111: Durchgängig städtische Prägung	0,4	0,7%
112	112: Nicht-durchgängig städtische Prägung	3,6	
121	121: Industrie und Gewerbeflächen	0,1	
122	122: Straßen, Eisenbahn	10,4	
123	123: Hafengebiete	0,0	
124	124: Flughäfen	0,0	
131	131: Abbauflächen	0,4	
132	132: Deponien und Abraumhalden	0,0	
133	133: Baustellen	0,0	
141	141: Städtische Grünflächen	0,7	
142	142: Sport und Freizeitanlagen	6,3	
211	211: Nicht bewässertes Ackerland	6,8	
231	231: Wiesen und Weiden	6,8	
311	311: Laubwälder	208,7	92,9%
312	312: Nadelwälder	2910,5	
321	321: Natürliches Grünland	2,4	3,5%
322	322: Heiden und Moorheiden	9,3	
324	324: Wald-Strauch-Übergangsstadien	87,0	
331	331: Strände, Dünen und Sandflächen	0,4	
333	333: Flächen mit spärlicher Vegetation	1,5	
411	411: Sümpfe	11,0	
412	412: Torfmoore	6,6	
510	510: Wasserflächen	0,9	0,0%
9999	9999: Rodung	82,9	2,5%
Summe Nadelwaldfläche (2015 - 2017)		3356,6	

Tabelle 62: Die betroffenen Baumarten

Landsat-8 (2015 - 2017)			
ID	LULC	Fläche (km ²)	Fläche (%)
3121	3121: FI	8,8	100,0%
3122	3122: KI	46,0	
3123	3123: LA	27,0	
3124	3124: SN	1,1	
Summe Rodungsfläche (2018 - 2020)		82,9	

6 Schlussfolgerungen

Für die Klassifizierung der Landbedeckung des Landes Sachsen im Zeitraum von 1985 bis 2020 wurden alle frei verfügbaren optischen und Radar-Fernerkundungsdaten mit der bestmöglichen Auflösung genutzt. Für die optimale Auswertung der Daten wurden verschiedenste ML-basierte Algorithmen und Workflows hinsichtlich der Kombination von Ausgangsdaten getestet und hinsichtlich ihrer Anwendbarkeit und Aussagekraft bewertet. Von erheblicher Bedeutung für die Identifizierbarkeit der Landbedeckungsklassen ist die Einbeziehung multitemporaler optischer Daten (Frühling und Sommer) sowie multitemporaler Radardaten.

Tests mit PB- und OBIA-Ansätzen zeigten, dass die OBIA-Ansätze eine deutlich bessere und rauschärmere Abbildung der Landbedeckung ermöglichen. Die räumliche Auflösung der Ausgangsdaten hat einen erheblichen Einfluss auf die Objektbegrenzung und die Gesamtgenauigkeit der Klassifikationsergebnisse.

Die Beurteilung der Genauigkeit der Klassifikationsergebnisse erfolgte auf der Basis der gewichteten Gesamtgenauigkeit. Zusätzlich wurden die Klassifizierungsergebnisse mit den verfügbaren Ground Truth-Daten zur Plausibilitätsüberprüfung statistisch verglichen. Die beste Genauigkeit wurde mit einem objektbasierten Ansatz und dem Verfahren Random Forest erreicht. Die verschiedenen Landbedeckungsklassen sind in Abhängigkeit von ihren optischen und sonstigen Eigenschaften mit unterschiedlichen Genauigkeiten automatisch identifizierbar. Verbesserungen können über die Berücksichtigung von Nachbarschaftsbeziehungen erzielt werden. Einige Landnutzungsklassen können nur manuell erfasst werden.

Die Klassifikation der Baumarten erfolgte ausschließlich auf der Basis multitemporaler optischer Daten. Der Red-Edge-Bereich ist von entscheidender Bedeutung für eine korrekte Klassifikation. Gute Ergebnisse wurden nur für die Baumarten Fichte und Kiefer erzielt.

Aufgrund der von Jahr zu Jahr unterschiedlichen Wetterbedingungen und der zeitlichen Verfügbarkeit wolkenfreier Aufnahmen ist die Nutzung von jahrespezifischen Trainingsdaten unerlässlich.

Aufgrund der höheren räumlichen und spektralen Auflösung sind Sentinel-Daten generell besser für die Klassifikation geeignet als Landsat-Daten.

Die Robustheit der entwickelten Algorithmen und Workflows wurde mittels verschiedener Tests nachgewiesen. Die erzielbaren Klassifikationsgenauigkeiten sind jedoch stark von der Qualität der verfügbaren Datengrundlagen abhängig.

Weitere Verbesserungen der Klassifikationsergebnisse sind z. B. durch die Nutzung von Daten mit höherer spektraler, zeitlicher und räumlicher Auflösung möglich.

Die Methodik ist allgemein nutzbar und übertragbar. Sie wird zur allgemeinen Anwendung empfohlen.

7 Empfehlungen

Die jetzt bereits über 30 Jahre verfügbare Zeitreihe sollte konsequent weitergeführt werden. Dazu ist mit gleicher Methodik möglichst jährlich die entsprechende Auswertung auf der Basis der Sentinel-Daten auszuführen.

Die Einbeziehung kommerzieller Daten mit höherer Auflösung (z. B. Worldview-3-Daten, PlanetScope-Daten usw.) würde zu einer erheblichen Verbesserung der Landbedeckungsklassifikation (z. B. Abgrenzung und Interpretation der Objekte, Anwendung von Mustererkennung) führen.

Die jetzt verfügbaren Datensätze sollten konsequent für Veränderungsanalysen in ausgewählten Gebieten genutzt werden, um wissenschaftliche Grundlagen für Handlungsempfehlungen zu erstellen. Wichtige Anwendungsgebiete sind z. B. Georisikoprävention, Minderung der Klimawandelfolgen, Schutz/Erhaltung der Biodiversität.

Thematische Untersuchungen wie z. B. Entwicklung von Grünflächen in Siedlungsgebieten, Entwicklung der FFH/ Natura2000-Gebiete, Historie der Landbedeckung in Entstehungsgebieten von Naturkatastrophen werden neues Wissen liefern.

Die Verknüpfung der Landbedeckungsdaten mit Umweltdaten, wie z. B. Wetter-/Klimadaten, geologischen, hydrologischen und hydrogeologischen Daten, bodenkundlichen Daten, Relief, aber auch demographischen und sozioökonomischen Daten wird erheblich zur Schaffung neuen Wissens über die komplexen Zusammenhänge zwischen diesen Wissensgebieten beitragen.

Auswirkungen sich ändernder Landbedeckungen können besser abgeschätzt werden und entsprechende Prognosen gerechnet werden.

Literaturverzeichnis

- Abdollahnejad, A., Panagiotidis, D. & Surový, P., 2017. Forest canopy density assessment using different approaches. *Journal of Forest Science*, 63, (3), p. 106–115.
- Armstrong, R., Slade, S. & Eperjesi, F., 2000. An introduction to analysis of variance (ANOVA) with special reference to data from clinical experiments in optometry.. *Ophthalmic Physiol Opt*, PMID: 10897345, 20 May, pp. 235-241.
- Aroef, C., Rivan, Y. & Z., R., 2020. Comparing random forest and support vector machines for breast cancer classification. *TELKOMNIKA Vol. 18, No. 2, 4*, pp. 815-821.
- Auria, L. & Moro, R. A., 2008. *Support Vector Machines (SVM) as a Technique for Solvency Analysis*, Berlin: Deutsches Institut für Wirtschaftsforschung.
- BfN, 2015. *Gewässer und Auen - Nutzen für die Gesellschaft*, Bonn: s.n.
- BfN, 2021. *Auenzustandsbericht 2021, Flussauen in Deutschland*, Bonn: Bundesministerium für Umwelt, Naturschutz und nukleare Sicherheit.
- Blaschke, T., 2010. Object based image analysis for remote sensing.. *Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 65 (1), 2-16. .
- Boinee, P., De Angelis, A. & Foresti, G. L., 2005. Meta random forests. *International Journal of Computational Intelligence* 2(3), p. 138–147.
- Bonner, W., Rohde, W. & Miller, W., 1982. Mapping Wildland Resources with Digital LANDSAT and Terrain Data. *Remote Sensing and Resource Management, SCSA; IOWA*, pp. 73-80.
- Breiman, L., 2001. Random Forests.. *Machine Learning* 45, p. 5–32 .
- Ceccato, P. et al., 2001. Detecting vegetation water content using reflectance in the optical domain. *Remote Sensing of Environment* 77, p. 22–33.
- Charbonneau, F., Trudel, M. & Fernandes, R., 2005. *Use of Dual Polarization and Multi-Incidence SAR for soil permeability mapping..* St-Hubert, QC, Canada, s.n.
- Crist, E. P. & Cicone, R. C., 1984. A Physically-Based Transformation of Thematic Mapper Data---The TM Tasseled Cap. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions, Vol. GE-22, Issue 3*, pp. 256-263.
- Dang, V.-H. et al., 2020. A Novel GIS-Based Random Forest Machine Algorithm for the Spatial Prediction of Shallow Landslide Susceptibility.. *Forests* 2020, 11(1), 118.
- Douzas, G. & Bacao, F., 2019. Geometric SMOTE: a geometrically enhanced drop-in replacement for SMOTE. *Information Sciences, vol. 501*, pp. 118-135.
- Douzas, G., Bacao, F., Fonseca, J. & Khudinyan, M., 2019. Imbalanced Learning in Land Cover Classification: Improving Minority Classes' Prediction Accuracy Using the Geometric SMOTE Algorithm. *Remote Sensing, Vol.11, Issue 24* .
- Du, Y. et al., 2016. Water Bodies' Mapping from Sentinel-2 Imagery with Modified Normalized Difference Water Index at 10-m Spatial Resolution Produced by Sharpening the SWIR Band. *Remote Sens.* 2016, 8(4): 354.
- Fawagreh, K., Gaber, M. M. & Elyan, E., 2014. Random forests: from early developments to recent advancements. *Systems Science & Control Engineering*, 2:1, pp. 602-609.
- Filipponi, F., 2019. *Sentinel-1 GRD Preprocessing Workflow*. s.l., s.n.
- Foga, S. et al., 2017. Cloud detection algorithm comparison and validation for operational Landsat data products.. *Remote Sensing of Environment*, 194, pp. 379-390.
- G. Meinel, J. H., 2002. Erhebungsmethoden, Programme und Nomenklaturen der Flächenbedeckung und Flächennutzung. *Photogrammetrie, Fernerkundung, Geoinformation*, 4, pp. 271-286.
- Gao, B.-C., 1996. NDWI—A normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space. *Remote Sens. Environ.*, 58 , pp. 257-266.
- Gorelick, N. et al., 2017. Google Earth Engine: Planetary-scale geospatial analysis for everyone.. *Remote Sensing of Environment*.
- Hidayati, I. N., Suharyadi, R. & Danoedoro, P., 2018. Developing an Extraction Method of Urban Built-Up Area Based on Remote Sensing Imagery Transformation Index.. *Forum Geografi*. 32. .
- Höfer, R., 2007. *Vergleich der multispektralen Sensoren ETM+ (Landsat 7) und LISS3 (IRS-P6) hinsichtlich der Nutzung einer möglichen CORINE Land Cover-Aktualisierung*. Dresden: Technische Universität Dresden.
- Ho, T. K., 1995. *Random Decision Forest*. Montreal, Proceedings of the 3rd International Conference on Document Analysis and Recognition..
- Huete, A. R., 1988. A soil-adjusted vegetation index (SAVI). *Remote Sensing of Environment, Vol. 25, Issue 3, August*, pp. 295-309.

- Hutchinson, C., 1982. Techniques for Combining Landsat and Ancillary Data for Digital Classification Improvement.. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 48(1), pp. 123-130.
- Ioka, M. & Masato, K., 1986. Performance of Landsat-5 TM data in land cover classification. *International Journal of Remote Sensing* 7,12, pp. 1715-1728.
- Janssen, L., Jaarsma, J. & van der Linder, E., 1990. Integrating Topographic Data with Remote Sensing for Land-Cover Classification. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 56(11), pp. 1503-1506.
- Johnson, J. & Khoshgoftaar, T., (2019). Survey on deep learning with class imbalance.. *Journal of Big Data* 6, Article number 27.
- Jones, A., Settle, J. & Wyatt, B., 1988. Use of Digital Terrain Data in the Interpretation of SPOT-1 HRV Multispectral Imagery. *International Journal of Remote Sensing*, 9(4), pp. 669-682.
- Kanjir, U., Đurić, N. & Veljanovski, T., 2018. Sentinel-2 Based Temporal Detection of Agricultural Land Use Anomalies in Support of Common Agricultural Policy Monitoring.. *ISPRS Int. J. Geo-Inf.*, 7, p. 405.
- Kauth, R. J. & Thomas, G. S., 1976. *The tasseled cap - A graphic description of the spectral-temporal development of agricultural crops as seen by Landsat*, s.l.: Purdue University, West Lafayette, Indiana.
- Koch, B., Jochum, M., Ivits, E. & Dees, M., 2003. Pixelbasierte Klassifizierung im Vergleich und zur Ergänzung zum objektbasierten Verfahren.. *Photogrammetrie - Fernerkundung - Geoinformation*. 7. 195-204. .
- Kosztra, B., Büttner, G., Hazeu, G. & Arnold, S., 2019. *Updated CLC illustrated nomenclature guidelines*, Wien: European Environment Agency.
- Liaw, A. & Wiener, M., 2002. Classification and regression by random forest. *R News* 2(3), p. 18–22.
- Liu, Y., Gong, W., Hu, X. & Gong, J., 2018. Forest Type Identification with Random Forest Using Sentinel-1A, Sentinel-2A, Multi-Temporal Landsat-8 and DEM Data.. *Remote Sens.* 10, no. 6.
- Luber, S. & Litzel, N., 2020. *Bigdata Insider*. [Online]
Available at: <https://www.bigdata-insider.de/>
- Nasirzadehdizaji, R. et al., 2019. Sensitivity Analysis of Multi-Temporal Sentinel-1 SAR Parameters to Crop Height and Canopy Coverage.. *Applied Sciences* 9.4, p. 655.
- Phan, T., Kuch, V. & Lehnert, L., 2020. Land Cover Classification using Google Earth Engine and Random Forest Classifier—The Role of Image Composition.. *Remote Sens.* 2020, 12, 2411..
- Rikimaru, A., Roy, P. & Miyatake, S., 2002. Tropical forest cover density mapping.. *Tropical Ecology*, 43, p. 39–47.
- Rodriguez-Galiano, V. et al., 2012. An assessment of the effectiveness of a random forest classifier for land-cover classification.. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* 2012, 67, p. 93–104.
- Rokni, K. & Musa, T. A., 2019. Normalized difference vegetation change index: A technique for detecting vegetation changes using Landsat imagery.. *CATENA*, Vol. 178, pp. 59-63.
- Rouse, J., Haas, R., Schell, J. & Deering, D., 1973. Monitoring Vegetation Systems in the Great Plains With ERTS. In: *Third Earth Resources Technology Satellite-1 Symposium*. Washington, D.C. : The Proceedings of a Symposium Held by Goddard Space Flight Center at Washington, D.C. .
- Sachsenforst, 2022. *Aktuelle Borkenkäfersituation in Sachsen*. [Online]
Available at: <https://www.wald.sachsen.de/aktuelle-situation-borkenkaefer-sachsen.html>
[Zugriff am 19 08 2022].
- Sasaki, Y., 2007. *The truth of the F-measure*, School of Computer Science, University of Manchester: <https://www.toyota-ti.ac.jp/Lab/Denshi/COIN/people/yutaka.sasaki/F-measure-YS-26Oct07.pdf>.
- Silva, V. S. d. et al., 2020. Methodological evaluation of vegetation indexes in land use and land cover (LULC) classification. *Geology, Ecology, and Landscapes*, 4:2, pp. 159-169.
- SMEKUL, 2020. *Schäden durch Borkenkäfer in Sachsen auf Rekordniveau*. [Online]
Available at: <https://www.medien-service.sachsen.de/medien/news/241295>
[Zugriff am 19 08 2022].
- SMEKUL, 2021. *InVeKoS Online GIS: Anleitung zur Bedienung der Web-Anwendung zur Unterstützung der Beantragung flächenbezogener Direktzahlungen und Agrarförderung*, Sachsen: s.n.
- Tang, B. & He, H., 2015. *KernelADASYN: Kernel Based Adaptive Synthetic Data Generation for Imbalanced Learning*.. Sendai, Japan, Conference: IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC).

- Tassi, A. et al., 2021. Pixel- vs. Object-Based Landsat 8 Data Classification in Google Earth Engine Using Random Forest: The Case Study of Maiella National Park.. *Remote Sens.* 2021, 13(12), 2299.
- Townsend, P. A. & Walsh., S. J., 2001. Remote Sensing of Forested Wetlands: Application of Multitemporal and Multispectral Satellite Imagery to Determine Plant Community Composition and Structure in Southeastern USA.. *Plant Ecology*, vol. 157, no. 2, p. 129–149.
- Vapnik, V., 1998. *Statistical Learning Theory*. NY, USA: Wiley: New York.
- Vorovencii, I., 2007. Use of the “Tasseled Cap” Transformation for the Interpretation of Satellite Images. *RevCad - Journal of Geodesy and Cadastre*. 7, pp. 75-82.
- Wessel, M., Brandmeier, M. & Tiede, D., 2018. Evaluation of Different Machine Learning Algorithms for Scalable Classification of Tree Types and Tree Species Based on Sentinel-2 Data.. *Remote Sens.* 2018, 10(9), 1419; <https://doi.org/10.3390/rs10091419>.
- Xu, H., 2006. Modification of normalised difference water index (NDWI) to enhance open water features in remotely sensed imagery. *Int. J. Remote Sens.* 2006, 27, , p. 3025–3033.
- Zha, Y., Gao, J. & Ni, S., 2003. Use of normalized difference built-up index in automatically mapping urban areas from TM imagery. *International Journal of Remote Sensing*, 24(3), p. 583–594.

Tukey-Kramer-Post-hoc-Testergebnisse

Tabelle A 1: Tukey-Kramer-Post-hoc-Tests zum paarweisen Vergleich der Spektraleigenschaften der Landbedeckungsklassen

Gruppe 1	Gruppe 2	Coastal	Blue	Green	Red	Red-edge	Red-edge	Red-edge	NIR1	W.Vapour	SWIR1	SWIR2	NIR2
111: Durchgängig städtische Prägung	121: Industrie und Gewerbeflächen	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,9	0,001	0,001	0,001
111: Durchgängig städtische Prägung	122: Strassen, Eisenbahn	0,9	0,001	0,001	0,113	0,425	0,9	0,9	0,9	0,001	0,176	0,054	0,9
111: Durchgängig städtische Prägung	131: Abbauflächen	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,05	0,491	0,001	0,9	0,001	0,001	0,001
111: Durchgängig städtische Prägung	133: Baustellen	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
111: Durchgängig städtische Prägung	142: Sport und Freizeitanlagen	0,9	0,9	0,9	0,001	0,9	0,001	0,001	0,001	0,001	0,9	0,001	0,001
111: Durchgängig städtische Prägung	211: Nicht bewässertes Ackerland	0,871	0,9	0,019	0,062	0,266	0,001	0,001	0,001	0,001	0,202	0,219	0,001
111: Durchgängig städtische Prägung	220: Dauerkulturen	0,001	0,001	0,9	0,001	0,293	0,001	0,001	0,001	0,001	0,9	0,001	0,001
111: Durchgängig städtische Prägung	231: Wiesen und Weiden	0,001	0,001	0,607	0,001	0,053	0,001	0,001	0,001	0,001	0,9	0,001	0,001
111: Durchgängig städtische Prägung	311: Laubwälder	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
111: Durchgängig städtische Prägung	312: Nadelwälder	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,052	0,891	0,001	0,001	0,001	0,823
111: Durchgängig städtische Prägung	321: Natürliches Grünland	0,001	0,125	0,9	0,001	0,9	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,099	0,001
111: Durchgängig städtische Prägung	322: Heiden und Moorheiden	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,01	0,399	0,9	0,203	0,605	0,001	0,9
111: Durchgängig städtische Prägung	324: Wald-Strauch-Übergangsstadien	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,242	0,9	0,9	0,734	0,008	0,001	0,9
111: Durchgängig städtische Prägung	331: Strände, Dünen und Sandflächen	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
111: Durchgängig städtische Prägung	333: Flächen mit spärlicher Vegetation	0,513	0,06	0,001	0,895	0,015	0,9	0,9	0,244	0,9	0,001	0,001	0,25
111: Durchgängig städtische Prägung	411: Sümpfe	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,013	0,768	0,001	0,001	0,001	0,699
111: Durchgängig städtische Prägung	412: Torfmoore	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
111: Durchgängig städtische Prägung	510: Wasserflächen	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
111: Durchgängig städtische Prägung	9999: Rodung	0,001	0,9	0,9	0,9	0,9	0,9	0,9	0,202	0,9	0,001	0,9	0,012
121: Industrie und Gewerbeflächen	122: Strassen, Eisenbahn	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
121: Industrie und Gewerbeflächen	131: Abbauflächen	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,322	0,9	0,001	0,001	0,9
121: Industrie und Gewerbeflächen	133: Baustellen	0,001	0,001	0,001	0,9	0,9	0,018	0,002	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
121: Industrie und Gewerbeflächen	142: Sport und Freizeitanlagen	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,326	0,9	0,791	0,001	0,001	0,001	0,356
121: Industrie und Gewerbeflächen	211: Nicht bewässertes Ackerland	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
121: Industrie und Gewerbeflächen	220: Dauerkulturen	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
121: Industrie und Gewerbeflächen	231: Wiesen und Weiden	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
121: Industrie und Gewerbeflächen	311: Laubwälder	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,004	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
121: Industrie und Gewerbeflächen	312: Nadelwälder	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
121: Industrie und Gewerbeflächen	321: Natürliches Grünland	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,9	0,001	0,001	0,001	0,104	0,001	0,001
121: Industrie und Gewerbeflächen	322: Heiden und Moorheiden	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,008	0,001	0,001	0,001
121: Industrie und Gewerbeflächen	324: Wald-Strauch-Übergangsstadien	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,141	0,001	0,001	0,001
121: Industrie und Gewerbeflächen	331: Strände, Dünen und Sandflächen	0,001	0,001	0,007	0,9	0,101	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
121: Industrie und Gewerbeflächen	333: Flächen mit spärlicher Vegetation	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,016	0,9	0,025	0,02	0,131
121: Industrie und Gewerbeflächen	411: Sümpfe	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
121: Industrie und Gewerbeflächen	412: Torfmoore	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
121: Industrie und Gewerbeflächen	510: Wasserflächen	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
121: Industrie und Gewerbeflächen	9999: Rodung	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,005	0,9	0,9	0,001	0,537
122: Strassen, Eisenbahn	131: Abbauflächen	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,782	0,9	0,025	0,001	0,001	0,001	0,024
122: Strassen, Eisenbahn	133: Baustellen	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,9	0,001	0,001	0,001
122: Strassen, Eisenbahn	142: Sport und Freizeitanlagen	0,084	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,9	0,9	0,9	0,001
122: Strassen, Eisenbahn	211: Nicht bewässertes Ackerland	0,006	0,001	0,001	0,001	0,9	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,9	0,001
122: Strassen, Eisenbahn	220: Dauerkulturen	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,013	0,001	0,001
122: Strassen, Eisenbahn	231: Wiesen und Weiden	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
122: Strassen, Eisenbahn	311: Laubwälder	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,234	0,001	0,001
122: Strassen, Eisenbahn	312: Nadelwälder	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,184	0,001	0,001	0,001	0,065
122: Strassen, Eisenbahn	321: Natürliches Grünland	0,001	0,001	0,001	0,001	0,003	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,9	0,001
122: Strassen, Eisenbahn	322: Heiden und Moorheiden	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,012	0,9	0,001	0,001	0,9	0,9
122: Strassen, Eisenbahn	324: Wald-Strauch-Übergangsstadien	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,004	0,647	0,9	0,001	0,9	0,001	0,9
122: Strassen, Eisenbahn	331: Strände, Dünen und Sandflächen	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,9	0,001	0,001	0,001
122: Strassen, Eisenbahn	333: Flächen mit spärlicher Vegetation	0,9	0,001	0,228	0,9	0,9	0,9	0,9	0,9	0,001	0,001	0,001	0,9
122: Strassen, Eisenbahn	411: Sümpfe	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,126	0,001	0,001	0,001	0,042
122: Strassen, Eisenbahn	412: Torfmoore	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
122: Strassen, Eisenbahn	510: Wasserflächen	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
122: Strassen, Eisenbahn	9999: Rodung	0,001	0,001	0,001	0,001	0,491	0,473	0,9	0,898	0,001	0,001	0,001	0,456
131: Abbauflächen	133: Baustellen	0,001	0,9	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
131: Abbauflächen	142: Sport und Freizeitanlagen	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,031	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,002
131: Abbauflächen	211: Nicht bewässertes Ackerland	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
131: Abbauflächen	220: Dauerkulturen	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
131: Abbauflächen	231: Wiesen und Weiden	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
131: Abbauflächen	311: Laubwälder	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
131: Abbauflächen	312: Nadelwälder	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
131: Abbauflächen	321: Natürliches Grünland	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
131: Abbauflächen	322: Heiden und Moorheiden	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
131: Abbauflächen	324: Wald-Strauch-Übergangsstadien	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,036	0,045	0,027	0,001	0,001	0,008
131: Abbauflächen	331: Strände, Dünen und Sandflächen	0,004	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,9	0,9	0,9	0,001
131: Abbauflächen	333: Flächen mit spärlicher Vegetation	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,891	0,9	0,9	0,9	0,001	0,001	0,9
131: Abbauflächen	411: Sümpfe	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
131: Abbauflächen	412: Torfmoore	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
131: Abbauflächen	510: Wasserflächen	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
131: Abbauflächen	9999: Rodung	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,671	0,9	0,9	0,9	0,001	0,001	0,9

Gruppe 1	Gruppe 2	Coastal	Blue	Green	Red	Red-edge	Red-edge	Red-edge	NIR1	W.Vapour	SWIR1	SWIR2	NIR2
133: Baustellen	142: Sport und Freizeitanlagen	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,25	0,455	0,9	0,001	0,001	0,9
133: Baustellen	211: Nicht bewässertes Ackerland	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
133: Baustellen	220: Dauerkulturen	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
133: Baustellen	231: Wiesen und Weiden	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
133: Baustellen	311: Laubwälder	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,9	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
133: Baustellen	312: Nadelwälder	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
133: Baustellen	321: Natürliches Grünland	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,281	0,9	0,836	0,095	0,001	0,001	0,147
133: Baustellen	322: Heiden und Moorheiden	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
133: Baustellen	324: Wald-Strauch-Übergangsstadien	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
133: Baustellen	331: Strände, Dünen und Sandflächen	0,9	0,001	0,9	0,9	0,9	0,9	0,9	0,731	0,9	0,001	0,001	0,541
133: Baustellen	333: Flächen mit spärlicher Vegetation	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,144	0,001	0,001
133: Baustellen	411: Sümpfe	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
133: Baustellen	412: Torfmoore	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
133: Baustellen	510: Wasserflächen	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
133: Baustellen	9999: Rodung	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
142: Sport und Freizeitanlagen	211: Nicht bewässertes Ackerland	0,9	0,9	0,347	0,622	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,002	0,271	0,001
142: Sport und Freizeitanlagen	220: Dauerkulturen	0,001	0,001	0,373	0,003	0,9	0,001	0,001	0,001	0,001	0,9	0,582	0,001
142: Sport und Freizeitanlagen	231: Wiesen und Weiden	0,001	0,001	0,113	0,001	0,9	0,001	0,001	0,001	0,001	0,569	0,001	0,001
142: Sport und Freizeitanlagen	311: Laubwälder	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
142: Sport und Freizeitanlagen	312: Nadelwälder	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
142: Sport und Freizeitanlagen	321: Natürliches Grünland	0,145	0,098	0,9	0,696	0,9	0,026	0,018	0,001	0,001	0,001	0,837	0,001
142: Sport und Freizeitanlagen	322: Heiden und Moorheiden	0,001	0,001	0,001	0,255	0,002	0,001	0,001	0,001	0,001	0,047	0,9	0,001
142: Sport und Freizeitanlagen	324: Wald-Strauch-Übergangsstadien	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,294	0,006	0,001
142: Sport und Freizeitanlagen	331: Strände, Dünen und Sandflächen	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,005	0,001	0,9	0,001	0,001	0,001
142: Sport und Freizeitanlagen	333: Flächen mit spärlicher Vegetation	0,005	0,102	0,035	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
142: Sport und Freizeitanlagen	411: Sümpfe	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
142: Sport und Freizeitanlagen	412: Torfmoore	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
142: Sport und Freizeitanlagen	510: Wasserflächen	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
142: Sport und Freizeitanlagen	9999: Rodung	0,002	0,9	0,748	0,023	0,9	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
211: Nicht bewässertes Ackerland	220: Dauerkulturen	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,9	0,9	0,9	0,9	0,556	0,001	0,9
211: Nicht bewässertes Ackerland	231: Wiesen und Weiden	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,714	0,001	0,001
211: Nicht bewässertes Ackerland	311: Laubwälder	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,009	0,095	0,014	0,001	0,001	0,13
211: Nicht bewässertes Ackerland	312: Nadelwälder	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
211: Nicht bewässertes Ackerland	321: Natürliches Grünland	0,058	0,02	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,9	0,001
211: Nicht bewässertes Ackerland	322: Heiden und Moorheiden	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,9	0,768	0,001
211: Nicht bewässertes Ackerland	324: Wald-Strauch-Übergangsstadien	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
211: Nicht bewässertes Ackerland	331: Strände, Dünen und Sandflächen	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,01	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
211: Nicht bewässertes Ackerland	333: Flächen mit spärlicher Vegetation	0,001	0,023	0,9	0,001	0,9	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
211: Nicht bewässertes Ackerland	411: Sümpfe	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
211: Nicht bewässertes Ackerland	412: Torfmoore	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
211: Nicht bewässertes Ackerland	510: Wasserflächen	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
211: Nicht bewässertes Ackerland	9999: Rodung	0,001	0,896	0,001	0,9	0,355	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,003	0,001
220: Dauerkulturen	231: Wiesen und Weiden	0,9	0,9	0,9	0,672	0,9	0,001	0,001	0,001	0,001	0,9	0,657	0,001
220: Dauerkulturen	311: Laubwälder	0,247	0,041	0,001	0,001	0,001	0,001	0,183	0,115	0,005	0,001	0,001	0,091
220: Dauerkulturen	312: Nadelwälder	0,006	0,002	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
220: Dauerkulturen	321: Natürliches Grünland	0,449	0,9	0,9	0,872	0,9	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
220: Dauerkulturen	322: Heiden und Moorheiden	0,9	0,9	0,30727	0,9	0,01139	0,001	0,001	0,001	0,001	0,9	0,193	0,001
220: Dauerkulturen	324: Wald-Strauch-Übergangsstadien	0,9	0,9	0,00267	0,9	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,898	0,001
220: Dauerkulturen	331: Strände, Dünen und Sandflächen	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,01965	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
220: Dauerkulturen	333: Flächen mit spärlicher Vegetation	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
220: Dauerkulturen	411: Sümpfe	0,9	0,9	0,005	0,9	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
220: Dauerkulturen	412: Torfmoore	0,9	0,9	0,001	0,9	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
220: Dauerkulturen	510: Wasserflächen	0,9	0,135	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
220: Dauerkulturen	9999: Rodung	0,9	0,313	0,9	0,001	0,485	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
231: Wiesen und Weiden	311: Laubwälder	0,342	0,286	0,001	0,157	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
231: Wiesen und Weiden	312: Nadelwälder	0,008	0,025	0,001	0,183	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
231: Wiesen und Weiden	321: Natürliches Grünland	0,114	0,444	0,9	0,001	0,9	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
231: Wiesen und Weiden	322: Heiden und Moorheiden	0,9	0,9	0,369	0,116	0,015	0,001	0,001	0,001	0,001	0,9	0,001	0,001
231: Wiesen und Weiden	324: Wald-Strauch-Übergangsstadien	0,9	0,9	0,003	0,9	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,9	0,001
231: Wiesen und Weiden	331: Strände, Dünen und Sandflächen	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
231: Wiesen und Weiden	333: Flächen mit spärlicher Vegetation	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
231: Wiesen und Weiden	411: Sümpfe	0,9	0,9	0,005	0,9	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,05	0,001
231: Wiesen und Weiden	412: Torfmoore	0,9	0,9	0,001	0,9	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,013	0,001
231: Wiesen und Weiden	510: Wasserflächen	0,9	0,615	0,001	0,007	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
231: Wiesen und Weiden	9999: Rodung	0,9	0,009	0,9	0,001	0,15	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
311: Laubwälder	312: Nadelwälder	0,9	0,9	0,9	0,9	0,17	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,145	0,001
311: Laubwälder	321: Natürliches Grünland	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,116	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
311: Laubwälder	322: Heiden und Moorheiden	0,122	0,156	0,738	0,001	0,185	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
311: Laubwälder	324: Wald-Strauch-Übergangsstadien	0,9	0,9	0,9	0,149	0,9	0,001	0,001	0,001	0,001	0,9	0,006	0,001
311: Laubwälder	331: Strände, Dünen und Sandflächen	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,9	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
311: Laubwälder	333: Flächen mit spärlicher Vegetation	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
311: Laubwälder	411: Sümpfe	0,9	0,9	0,9	0,236	0,9	0,001	0,001	0,001	0,001	0,642	0,9	0,001
311: Laubwälder	412: Torfmoore	0,9	0,9	0,9	0,109	0,9	0,001	0,001	0,001	0,001	0,031	0,9	0,001
311: Laubwälder	510: Wasserflächen	0,9	0,9	0,823	0,9	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
311: Laubwälder	9999: Rodung	0,03	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
312: Nadelwälder	321: Natürliches Grünland	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
312: Nadelwälder	322: Heiden und Moorheiden	0,003	0,015	0,003	0,001	0,001	0,889	0,9	0,9	0,798	0,001	0,001	0,9
312: Nadelwälder	324: Wald-Strauch-Übergangsstadien	0,268	0,552	0,397	0,178	0,013	0,354	0,795	0,442	0,368	0,001	0,001	0,497
312: Nadelwälder	331: Strände, Dünen und Sandflächen	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
312: Nadelwälder	333: Flächen mit spärlicher Vegetation	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,005	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
312: Nadelwälder	411: Sümpfe	0,313	0,525	0,378	0,279	0,094	0,9	0,9	0,9	0,9	0,001	0,002	0,9
312: Nadelwälder	412												

Gruppe 1	Gruppe 2	Coastal	Blue	Green	Red	Red-edge	Red-edge	Red-edge	NIR1	W.Vapour	SWIR1	SWIR2	NIR2
321: Natürliches Grünland	322: Heiden und Moorheiden	0,9	0,9	0,045	0,9	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,9	0,001
321: Natürliches Grünland	324: Wald-Strauch-Übergangsstadien	0,146	0,308	0,001	0,16	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
321: Natürliches Grünland	331: Strände, Dünen und Sandflächen	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,007	0,9	0,9	0,001	0,001	0,001	0,9
321: Natürliches Grünland	333: Flächen mit spärlicher Vegetation	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
321: Natürliches Grünland	411: Sümpfe	0,151	0,392	0,001	0,118	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
321: Natürliches Grünland	412: Torfmoore	0,006	0,398	0,001	0,258	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
321: Natürliches Grünland	510: Wasserflächen	0,005	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
321: Natürliches Grünland	9999: Rodung	0,9	0,9	0,9	0,001	0,9	0,001	0,001	0,001	0,001	0,566	0,001	0,001
322: Heiden und Moorheiden	324: Wald-Strauch-Übergangsstadien	0,9	0,9	0,9	0,738	0,675	0,9	0,9	0,9	0,9	0,001	0,001	0,9
322: Heiden und Moorheiden	331: Strände, Dünen und Sandflächen	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
322: Heiden und Moorheiden	333: Flächen mit spärlicher Vegetation	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,065	0,084	0,194	0,001	0,001	0,117
322: Heiden und Moorheiden	411: Sümpfe	0,9	0,9	0,9	0,658	0,325	0,9	0,9	0,9	0,9	0,001	0,001	0,9
322: Heiden und Moorheiden	412: Torfmoore	0,746	0,9	0,761	0,855	0,012	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
322: Heiden und Moorheiden	510: Wasserflächen	0,884	0,405	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
322: Heiden und Moorheiden	9999: Rodung	0,9	0,336	0,237	0,001	0,001	0,53	0,369	0,063	0,002	0,001	0,001	0,004
324: Wald-Strauch-Übergangsstadien	331: Strände, Dünen und Sandflächen	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
324: Wald-Strauch-Übergangsstadien	333: Flächen mit spärlicher Vegetation	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,022	0,852	0,9	0,68	0,001	0,001	0,788
324: Wald-Strauch-Übergangsstadien	411: Sümpfe	0,9	0,9	0,9	0,9	0,9	0,69	0,517	0,327	0,579	0,01	0,252	0,377
324: Wald-Strauch-Übergangsstadien	412: Torfmoore	0,9	0,9	0,9	0,9	0,9	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,114	0,001
324: Wald-Strauch-Übergangsstadien	510: Wasserflächen	0,9	0,9	0,226	0,016	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
324: Wald-Strauch-Übergangsstadien	9999: Rodung	0,9	0,01	0,003	0,001	0,001	0,9	0,9	0,897	0,038	0,001	0,001	0,212
331: Strände, Dünen und Sandflächen	333: Flächen mit spärlicher Vegetation	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
331: Strände, Dünen und Sandflächen	411: Sümpfe	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
331: Strände, Dünen und Sandflächen	412: Torfmoore	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
331: Strände, Dünen und Sandflächen	510: Wasserflächen	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
331: Strände, Dünen und Sandflächen	9999: Rodung	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
333: Flächen mit spärlicher Vegetation	411: Sümpfe	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
333: Flächen mit spärlicher Vegetation	412: Torfmoore	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
333: Flächen mit spärlicher Vegetation	510: Wasserflächen	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
333: Flächen mit spärlicher Vegetation	9999: Rodung	0,001	0,001	0,001	0,176	0,024	0,69	0,9	0,9	0,9	0,008	0,001	0,9
411: Sümpfe	412: Torfmoore	0,9	0,9	0,9	0,9	0,9	0,001	0,001	0,001	0,503	0,9	0,9	0,001
411: Sümpfe	510: Wasserflächen	0,9	0,9	0,216	0,036	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
411: Sümpfe	9999: Rodung	0,9	0,015	0,005	0,001	0,001	0,012	0,013	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
412: Torfmoore	510: Wasserflächen	0,9	0,9	0,806	0,01	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
412: Torfmoore	9999: Rodung	0,455	0,016	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
510: Wasserflächen	9999: Rodung	0,559	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001

Konfusionsmatrizen für die Klassifikationsergebnisse auf Basis von Landsat-Daten für den Zeitraum 1985 - 2020

Tabelle A 2: Konfusionsmatrix für a) die Landbedeckungsklassifikation und b) die Baumartenklassifikation für den Zeitabschnitt 1985 - 1987 auf Basis des Validierungsdatensatzes (Landsat-5). Die hellrote Füllung zeigt Genauigkeiten kleiner als 85 %.

a)

ClassValue	Ground Truth																			U_Acc	Kappa	OA (gewichtet)	Precision	Recall	F1 Score	
	111	121	122	131	133	142	211	231	311	312	321	322	324	331	333	411	412	510	Total							
1	111	381	77	135	10	0	66	9	0	0	0	12	29	27	10	0	31	10	10	807	0,47	0	52,98	0,47	0,76	0,58
2	121	70	295	27	54	62	0	0	0	0	0	9	0	0	32	0	0	0	0	549	0,54	0	19,77	0,54	0,59	0,56
3	122	4	0	171	0	0	44	0	0	10	0	3	0	20	0	0	10	0	0	262	0,65	0	4,12	0,65	0,34	0,45
4	131	0	68	0	386	24	0	0	0	0	0	14	0	0	137	220	0	0	0	849	0,45	0	6,61	0,45	0,77	0,57
5	133	0	20	0	0	191	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	211	0,91	0	1,31	0,91	0,38	0,54
6	142	18	0	8	0	0	260	5	0	0	20	11	1	10	0	0	4	0	0	337	0,77	0	11,57	0,77	0,52	0,62
7	211	0	10	89	6	0	64	436	162	60	0	156	7	0	0	1	12	0	0	1003	0,43	0	436,00	0,43	0,87	0,58
8	231	0	0	2	0	0	5	40	328	20	0	45	0	0	0	0	33	0	0	473	0,69	0	82,67	0,69	0,66	0,67
9	311	0	0	2	0	0	8	0	0	348	32	0	2	10	0	0	52	15	23	492	0,71	0	78,50	0,71	0,70	0,70
10	312	0	0	50	0	0	0	0	0	5	428	0	0	20	0	0	110	91	0	704	0,61	0	221,35	0,61	0,86	0,71
11	321	0	0	0	10	0	25	10	10	18	0	132	0	20	30	10	0	0	0	265	0,50	0	14,78	0,50	0,26	0,35
12	322	16	0	0	10	0	0	0	0	0	10	62	352	149	0	18	8	35	0	660	0,53	0	6,32	0,53	0,70	0,61
13	324	5	0	0	0	0	28	0	0	30	0	10	73	222	10	0	37	30	0	445	0,50	0	7,86	0,50	0,44	0,47
14	331	0	20	6	4	115	0	0	0	0	0	26	0	0	250	10	0	0	6	437	0,57	0	4,71	0,57	0,50	0,53
15	333	0	10	0	20	108	0	0	0	0	0	10	28	10	30	241	0	0	0	457	0,53	0	4,54	0,53	0,48	0,50
16	411	0	0	0	0	0	0	0	0	9	0	10	8	8	0	0	165	0	0	200	0,83	0	1,65	0,83	0,33	0,47
17	412	6	0	10	0	0	0	0	0	0	10	0	0	4	0	0	10	308	2	350	0,88	0	2,25	0,88	0,62	0,72
18	510	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	28	11	459	499	0,92	0	27,57	0,92	0,92	0,92
20	Total	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	9000	0	0	0,76			
21	P_Acc	0,76	0,59	0,34	0,77	0,38	0,52	0,87	0,66	0,70	0,86	0,26	0,70	0,44	0,50	0,48	0,33	0,62	0,92	0	0,59	0				
22	Kappa	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,00	0,57					

b)

ClassValue	Ground Truth									U_Acc	Kappa	OA (gewichtet)	Precision	Recall	F1 Score	
	3111	3112	3113	3114	3121	3122	3123	3124	Total							
1	3111	61	19	0	7	0	0	3	8	98	0,62	0	4,27	0,62	0,77	0,69
2	3112	2	44	0	14	0	0	0	0	60	0,73	0	1,32	0,73	0,46	0,56
3	3113	9	16	72	12	0	2	7	1	119	0,61	0	4,32	0,61	0,84	0,70
4	3114	0	4	4	26	0	0	0	0	34	0,76	0	3,64	0,76	0,37	0,50
5	3121	6	7	0	0	72	10	12	0	107	0,67	0	25,20	0,67	0,72	0,70
6	3122	0	0	0	12	21	59	11	13	116	0,51	0	18,29	0,51	0,78	0,61
7	3123	1	4	2	0	1	5	39	25	77	0,51	0	0,78	0,51	0,48	0,49
8	3124	0	2	8	0	6	0	9	39	64	0,61	0	0,78	0,61	0,45	0,52
9	Total	79	96	86	71	100	76	81	86	675	0	0	0,59			
10	P_Acc	0,77	0,46	0,84	0,37	0,72	0,78	0,48	0,45	0	0,61	0				
11	Kappa	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,55					

Tabelle A 3: Konfusionsmatrix für a) die Landbedeckungsklassifikation und b) die Baumartenklassifikation für den Zeitabschnitt 1988 - 1990 auf Basis des Validierungsdatensatzes (Landsat-5). Die hellrote Füllung zeigt Genauigkeiten kleiner als 85 %.

a)

ClassValue	Ground Truth																			U_Acc	Kappa	OA (gewichtet)	Precision	Recall	F1 Score	
	111	121	122	131	133	142	211	231	311	312	321	322	324	331	333	411	412	510	Total							
1	111	406	51	146	0	0	50	0	0	0	10	10	0	0	3	0	0	0	0	676	0,60	0	56,46	0,60	0,81	0,69
2	121	55	398	0	52	262	0	0	0	0	0	0	10	0	88	33	0	0	0	898	0,44	0	26,67	0,44	0,80	0,57
3	122	7	6	218	0	16	40	0	0	8	10	16	0	10	12	0	18	0	10	371	0,59	0	5,25	0,59	0,44	0,50
4	131	0	14	0	398	0	0	0	0	0	0	0	0	0	159	221	0	0	0	792	0,50	0	6,82	0,50	0,80	0,62
5	133	0	0	0	10	127	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	137	0,93	0	0,87	0,93	0,25	0,40
6	142	18	4	15	0	0	365	0	10	0	10	20	0	0	0	0	6	0	0	448	0,81	0	16,24	0,81	0,73	0,77
7	211	0	1	51	0	78	35	420	71	22	0	86	20	0	0	0	12	0	0	796	0,53	0	420,00	0,53	0,84	0,65
8	231	0	9	4	0	0	0	80	399	14	0	76	0	0	0	0	14	0	0	596	0,67	0	100,57	0,67	0,80	0,73
9	311	0	0	21	0	0	0	0	10	406	18	0	0	10	0	4	36	10	10	525	0,77	0	91,58	0,77	0,81	0,79
10	312	0	0	20	0	0	0	0	0	10	448	0	0	20	0	0	154	56	25	733	0,61	0	231,70	0,61	0,90	0,73
11	321	0	0	0	0	17	0	0	10	0	0	103	17	0	20	10	0	0	0	177	0,58	0	11,53	0,58	0,21	0,30
12	322	8	0	10	0	0	10	0	0	20	0	141	286	251	0	7	21	20	0	774	0,37	0	5,13	0,37	0,57	0,45
13	324	1	0	15	0	0	0	0	0	20	4	38	81	164	25	30	70	52	0	500	0,33	0	5,81	0,33	0,33	0,33
14	331	0	17	0	10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	163	10	0	0	0	200	0,82	0	3,07	0,82	0,33	0,47
15	333	0	0	0	20	0	0	0	0	0	0	10	37	0	30	185	0	0	0	282	0,66	0	3,49	0,66	0,37	0,47
16	411	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	39	10	0	0	147	23	0	219	0,67	0	1,47	0,67	0,29	0,41
17	412	5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	10	35	0	0	10	302	0	362	0,83	0	2,21	0,83	0,60	0,70
18	510	0	0	0	10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	12	37	455	514	0,89	0	27,33	0,89	0,91	0,90
20	Total	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	9000	0	0	0,79			
21	P_Acc	0,81	0,80	0,44	0,80	0,25	0,73	0,84	0,80	0,81	0,90	0,21	0,57	0,33	0,33	0,37	0,29	0,60	0,91	0	0,60	0				
22	Kappa	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,00	0,58				

b)

ClassValue	Ground Truth										U_Acc	Kappa	OA (gewichtet)	Precision	Recall	F1 Score
	3111	3112	3113	3114	3121	3122	3123	3124	Total							
1	3111	36	4	0	1	0	0	8	0	49	0,73	0	2,52	0,73	0,42	0,54
2	3112	0	48	3	2	0	0	0	0	53	0,91	0	1,32	0,91	0,54	0,68
3	3113	6	7	63	24	0	0	20	5	125	0,50	0	4,32	0,50	0,68	0,58
4	3114	6	23	15	19	0	0	0	0	63	0,30	0	3,64	0,30	0,25	0,27
5	3121	0	0	0	0	93	7	22	7	129	0,72	0	25,20	0,72	1,00	0,84
6	3122	9	0	0	6	0	78	0	4	97	0,80	0	18,29	0,80	0,85	0,83
7	3123	4	0	11	20	0	0	41	23	99	0,41	0	0,78	0,41	0,41	0,41
8	3124	24	7	0	5	0	7	9	41	93	0,44	0	0,78	0,44	0,51	0,47
9	Total	85	89	92	77	93	92	100	80	708	0	0	0,57			
10	P_Acc	0,42	0,54	0,68	0,25	1,00	0,85	0,41	0,51	0	0,59	0				
11	Kappa	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,53				

Tabelle A 4: Konfusionsmatrix für a) die Landbedeckungsklassifikation und b) die Baumartenklassifikation für den Zeitabschnitt 1991 - 1993 auf Basis des Validierungsdatensatzes (Landsat-5). Die hellrote Füllung zeigt Genauigkeiten kleiner als 85 %.

a)

ClassValue	Ground Truth																			U_Acc	Kappa	OA (gewichtet)	Precision	Recall	F1 Score		
	111	121	122	131	133	142	211	231	311	312	321	322	324	331	333	411	412	510	Total								
1	111	429	60	166	10	0	157	0	0	0	0	6	20	20	10	0	3	0	10	891	0,48	0	59,66	0,48	0,86	0,62	
2	121	65	406	10	93	347	0	5	0	0	0	0	0	0	82	10	0	0	0	1018	0,40	0	27,21	0,40	0,81	0,53	
3	122	3	5	222	0	0	12	9	0	0	0	0	0	0	10	0	0	0	0	261	0,85	0	5,35	0,85	0,44	0,58	
4	131	0	0	0	317	0	0	0	0	0	0	0	0	20	140	175	0	0	10	662	0,48	0	5,43	0,48	0,63	0,55	
5	133	0	0	0	0	74	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	74	1,00	0	0,51	1,00	0,15	0,26	
6	142	3	10	30	0	0	241	0	0	0	10	10	0	0	0	0	3	0	0	307	0,79	0	10,72	0,79	0,48	0,60	
7	211	0	0	44	0	30	83	444	59	0	0	106	2	0	0	0	18	0	0	786	0,56	0	444,00	0,56	0,89	0,69	
8	231	0	0	3	0	0	0	30	440	35	0	133	0	0	0	0	20	0	0	661	0,67	0	110,90	0,67	0,88	0,76	
9	311	0	0	12	0	0	7	0	0	435	39	10	8	0	0	0	73	11	0	595	0,73	0	98,13	0,73	0,87	0,79	
10	312	0	0	13	0	0	0	0	0	0	10	421	0	0	29	0	0	91	65	10	639	0,66	0	217,73	0,66	0,84	0,74
11	321	0	0	0	0	0	0	10	1	0	0	127	108	77	13	7	0	10	0	353	0,36	0	14,22	0,36	0,25	0,30	
12	322	0	0	0	0	0	0	0	0	10	0	64	271	168	0	0	54	65	0	632	0,43	0	4,86	0,43	0,54	0,48	
13	324	0	0	0	0	0	0	0	0	10	0	0	30	131	0	4	50	96	0	321	0,41	0	4,64	0,41	0,26	0,32	
14	331	0	19	0	50	49	0	2	0	0	0	4	0	10	218	25	0	0	0	377	0,58	0	4,11	0,58	0,44	0,50	
15	333	0	0	0	30	0	0	0	0	0	0	30	20	34	27	279	0	0	0	420	0,66	0	5,26	0,66	0,56	0,61	
16	411	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	10	41	11	0	0	111	13	0	186	0,60	0	1,11	0,60	0,22	0,32	
17	412	0	0	0	0	0	0	0	0	0	30	0	0	0	0	0	38	232	0	300	0,77	0	1,69	0,77	0,46	0,58	
18	510	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	39	8	470	517	0,91	0	28,23	0,91	0,94	0,92	
20	Total	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	9000	0	0	0,81				
21	P_Acc	0,86	0,81	0,44	0,63	0,15	0,48	0,89	0,88	0,87	0,84	0,25	0,54	0,26	0,44	0,56	0,22	0,46	0,94	0	0,59	0					
22	Kappa	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,00	0,56						

b)

ClassValue	Ground Truth										U_Acc	Kappa	OA (gewichtet)	Precision	Recall	F1 Score
	3111	3112	3113	3114	3121	3122	3123	3124	Total							
1	3111	35	2	1	23	0	0	13	8	82	0,43	0	2,45	0,43	0,49	0,45
2	3112	0	58	15	0	0	0	0	3	76	0,76	0	1,74	0,76	0,62	0,68
3	3113	12	14	74	35	0	0	0	2	137	0,54	0	4,44	0,54	0,74	0,62
4	3114	0	12	2	23	0	0	3	0	40	0,58	0	3,22	0,58	0,26	0,36
5	3121	0	0	0	0	93	12	17	7	129	0,72	0	32,55	0,72	0,93	0,81
6	3122	0	1	0	0	0	73	6	4	84	0,87	0	22,63	0,87	0,78	0,82
7	3123	14	0	3	6	0	1	44	10	78	0,56	0	0,88	0,56	0,45	0,50
8	3124	11	7	5	0	7	7	15	66	118	0,56	0	1,32	0,56	0,66	0,61
9	Total	72	94	100	87	100	93	98	100	744	0	0	0,69			
10	P_Acc	0,49	0,62	0,74	0,26	0,93	0,78	0,45	0,66	0	0,63	0				
11	Kappa	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,57					

Tabelle A 5: Konfusionsmatrix für a) die Landbedeckungsklassifikation und b) die Baumartenklassifikation für den Zeitabschnitt 1994 - 1996 auf Basis des Validierungsdatensatzes (Landsat-5). Die hellrote Füllung zeigt Genauigkeiten kleiner als 85 %.

a)

ClassValue	Ground Truth																			U_Acc	Kappa	OA (gewichtet)	Precision	Recall	F1 Score	
	111	121	122	131	133	142	211	231	311	312	321	322	324	331	333	411	412	510	Total							
1	111	467	63	122	23	0	44	0	0	0	10	0	0	16	3	0	0	0	748	0,62	0	64,94	0,62	0,93	0,75	
2	121	0	364	15	67	223	0	0	0	0	0	0	0	70	0	0	0	0	739	0,49	0	24,39	0,49	0,73	0,59	
3	122	18	16	290	0	19	24	0	0	0	0	25	0	0	0	10	0	2	404	0,72	0	6,98	0,72	0,58	0,64	
4	131	10	40	0	288	0	0	0	0	0	0	7	6	17	102	81	0	10	561	0,51	0	4,93	0,51	0,58	0,54	
5	133	0	0	0	0	226	0	0	0	0	0	3	0	0	0	0	0	0	229	0,99	0	1,55	0,99	0,45	0,62	
6	142	0	0	3	0	0	404	0	0	0	0	7	0	0	0	51	0	8	473	0,85	0	17,98	0,85	0,81	0,83	
7	211	0	0	60	0	32	28	483	108	10	0	65	0	20	12	0	10	0	828	0,58	0	483,00	0,58	0,97	0,73	
8	231	0	0	0	0	0	0	17	376	2	0	124	0	0	0	12	0	0	531	0,71	0	94,77	0,71	0,75	0,73	
9	311	0	0	0	0	0	0	0	0	480	0	20	0	40	0	37	25	0	602	0,80	0	108,28	0,80	0,96	0,87	
10	312	0	0	0	0	0	0	0	0	0	495	0	0	20	10	0	50	18	3	596	0,83	0	256,01	0,83	0,99	0,90
11	321	0	0	0	0	0	0	0	16	8	0	141	19	10	0	18	0	0	212	0,67	0	15,78	0,67	0,28	0,40	
12	322	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	78	362	269	10	62	12	20	813	0,45	0	6,50	0,45	0,72	0,55	
13	324	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	33	84	0	0	23	64	0	204	0,41	0	2,97	0,41	0,17	0,24
14	331	0	17	10	112	0	0	0	0	0	0	0	5	0	234	109	0	0	497	0,47	0	4,41	0,47	0,47	0,47	
15	333	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	10	59	10	36	243	0	0	358	0,68	0	4,58	0,68	0,49	0,57	
16	411	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	10	16	30	0	2	189	107	10	364	0,52	0	1,89	0,52	0,38	0,44
17	412	5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	5	0	0	0	0	88	260	10	368	0,71	0	1,90	0,71	0,52	0,60
18	510	0	0	0	10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	10	0	6	447	473	0,95	0	26,85	0,95	0,89	0,92	
20	Total	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	9000	0	0	0,87				
21	P_Acc	0,93	0,73	0,58	0,58	0,45	0,81	0,97	0,75	0,96	0,99	0,28	0,72	0,17	0,47	0,49	0,38	0,52	0,89	0	0,65	0				
22	Kappa	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,00	0,63						

b)

ClassValue	Ground Truth										U_Acc	Kappa	OA (gewichtet)	Precision	Recall	F1 Score
	3111	3112	3113	3114	3121	3122	3123	3124	Total							
1	3111	38	17	18	15	0	7	13	21	129	0,29	0	2,66	0,29	0,44	0,35
2	3112	7	62	13	25	0	1	0	2	110	0,56	0	1,86	0,56	0,62	0,59
3	3113	2	14	18	18	0	0	3	0	55	0,33	0	1,08	0,33	0,20	0,25
4	3114	0	0	19	33	0	0	0	12	64	0,52	0	4,62	0,52	0,33	0,40
5	3121	21	7	9	0	73	10	2	8	130	0,56	0	25,55	0,56	0,73	0,63
6	3122	2	0	3	0	20	74	7	5	111	0,67	0	22,94	0,67	0,75	0,70
7	3123	0	0	3	4	0	0	51	1	59	0,86	0	1,02	0,86	0,53	0,66
8	3124	16	0	7	5	7	7	20	27	89	0,30	0	0,54	0,30	0,36	0,33
9	Total	86	100	90	100	100	99	96	76	747	0	0	0,60			
10	P_Acc	0,44	0,62	0,20	0,33	0,73	0,75	0,53	0,36	0	0,50	0				
11	Kappa	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,43				

Tabelle A 6: Konfusionsmatrix für a) die Landbedeckungsklassifikation und b) die Baumartenklassifikation für den Zeitabschnitt 1997 - 1999 auf Basis des Validierungsdatensatzes (Landsat-5). Die hellrote Füllung zeigt Genauigkeiten kleiner als 85 %.

a)

ClassValue	Ground Truth																			U_Acc	Kappa	OA (gewichtet)	Precision	Recall	F1 Score
	111	121	122	131	133	142	211	231	311	312	321	322	324	331	333	411	412	510	Total						
1	111	454	42	63	12	0	30	1	0	0	17	0	12	0	12	0	2	0	645	0,70	0	63,13	0,70	0,91	0,79
2	121	20	384	10	73	174	0	0	0	0	0	0	0	28	0	0	0	0	689	0,56	0	25,73	0,56	0,77	0,65
3	122	8	57	376	0	24	0	0	0	0	18	0	0	12	3	10	0	0	508	0,74	0	9,05	0,74	0,75	0,75
4	131	16	17	0	348	0	0	0	0	0	0	0	10	1	161	120	0	0	673	0,52	0	5,96	0,52	0,70	0,59
5	133	0	0	0	0	302	0	0	0	0	0	0	0	10	0	0	0	0	312	0,97	0	2,07	0,97	0,60	0,74
6	142	2	0	7	0	0	459	0	0	30	0	3	0	8	9	0	10	24	552	0,83	0	20,42	0,83	0,92	0,87
7	211	0	0	44	7	0	7	454	29	10	0	178	10	50	16	0	0	0	805	0,56	0	454,00	0,56	0,91	0,70
8	231	0	0	0	0	0	2	45	460	10	0	72	0	0	0	0	10	0	599	0,77	0	115,94	0,77	0,92	0,84
9	311	0	0	0	0	0	2	0	9	444	11	0	0	24	0	0	46	20	556	0,80	0	100,16	0,80	0,89	0,84
10	312	0	0	0	0	0	0	0	0	0	489	0	0	31	0	0	33	38	629	0,78	0	252,90	0,78	0,98	0,87
11	321	0	0	0	0	0	0	0	0	6	0	69	12	49	0	7	23	0	166	0,42	0	7,72	0,42	0,14	0,21
12	322	0	0	0	0	0	0	0	0	0	113	294	161	0	43	110	41	0	762	0,39	0	5,28	0,39	0,59	0,47
13	324	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	10	57	104	0	4	16	0	193	0,54	0	3,68	0,54	0,21	0,30
14	331	0	0	0	60	0	0	0	0	0	0	0	0	0	206	60	0	0	326	0,63	0	3,88	0,63	0,41	0,50
15	333	0	0	0	0	0	0	0	0	0	10	107	60	41	251	0	0	0	469	0,54	0	4,73	0,54	0,50	0,52
16	411	0	0	0	0	0	0	0	0	0	10	0	0	0	0	164	34	0	208	0,79	0	1,64	0,79	0,33	0,46
17	412	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	10	0	0	0	56	319	0	385	0,83	0	2,33	0,83	0,64	0,72
18	510	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	17	0	0	22	22	462	0,88	0	27,75	0,88	0,92	0,90
20	Total	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	9000	0	0	0,86			
21	P_Acc	0,91	0,77	0,75	0,70	0,60	0,92	0,91	0,92	0,89	0,98	0,14	0,59	0,21	0,41	0,50	0,33	0,64	0,92	0,67	0				
22	Kappa	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,00	0,65					

b)

ClassValue	Ground Truth										U_Acc	Kappa	OA (gewichtet)	Precision	Recall	F1 Score
	3111	3112	3113	3114	3121	3122	3123	3124	Total							
1	3111	39	14	19	18	0	0	21	8	119	0,33	0	2,73	0,33	0,40	0,36
2	3112	3	32	8	25	0	0	0	4	72	0,44	0	0,96	0,44	0,34	0,39
3	3113	15	7	34	12	0	0	0	9	77	0,44	0	2,04	0,44	0,35	0,39
4	3114	4	27	21	36	0	0	0	2	90	0,40	0	5,04	0,40	0,38	0,39
5	3121	11	7	9	0	89	9	6	10	141	0,63	0	31,15	0,63	0,89	0,74
6	3122	7	0	0	0	7	85	26	1	126	0,67	0	26,35	0,67	0,85	0,75
7	3123	5	0	7	4	0	1	34	43	94	0,36	0	0,68	0,36	0,34	0,35
8	3124	13	7	0	0	4	5	13	23	65	0,35	0	0,46	0,35	0,23	0,28
9	Total	97	94	98	95	100	100	100	100	784	0	0	0,69			
10	P_Acc	0,40	0,34	0,35	0,38	0,89	0,85	0,34	0,23	0	0,47	0				
11	Kappa	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,40	0				

Tabelle A 7: Konfusionsmatrix für a) die Landbedeckungsklassifikation und b) die Baumartenklassifikation für den Zeitabschnitt 2000 - 2002 auf Basis des Validierungsdatensatzes (Landsat-5). Die hellrote Füllung zeigt Genauigkeiten kleiner als 85 %.

a)

ClassValue	Ground Truth																			U_Acc	Kappa	OA (gewichtet)	Precision	Recall	F1 Score	
	111	121	122	131	133	142	211	231	311	312	321	322	324	331	333	411	412	510	Total							
1	111	444	6	107	0	0	53	3	0	0	0	21	20	86	8	45	0	0	0	793	0,56	0	61,74	0,56	0,89	0,69
2	121	37	442	45	201	101	0	0	0	0	0	0	0	38	0	0	0	0	0	864	0,51	0	29,62	0,51	0,88	0,65
3	122	9	42	246	0	128	17	0	0	0	0	0	0	12	0	17	0	10	481	0,51	0	5,92	0,51	0,49	0,50	
4	131	6	10	0	289	0	0	0	0	0	0	0	10	50	190	317	0	0	17	889	0,33	0	4,95	0,33	0,58	0,42
5	133	0	0	10	0	69	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	79	0,87	0	0,47	0,87	0,14	0,24	
6	142	1	0	20	0	0	389	0	0	0	0	34	1	29	1	0	0	12	487	0,80	0	17,31	0,80	0,78	0,79	
7	211	3	0	56	0	45	30	467	21	0	0	55	0	25	19	0	30	0	751	0,62	0	467,00	0,62	0,93	0,75	
8	231	0	0	0	0	0	0	0	30	469	30	0	149	0	10	0	0	0	688	0,68	0	118,21	0,68	0,94	0,79	
9	311	0	0	0	0	0	0	0	0	0	447	10	0	0	0	10	25	4	496	0,90	0	100,83	0,90	0,89	0,90	
10	312	0	0	6	0	0	0	0	0	0	0	483	0	0	32	0	0	56	620	0,78	0	249,80	0,78	0,97	0,86	
11	321	0	0	0	0	0	0	0	10	10	0	184	86	70	6	42	0	0	408	0,45	0	20,60	0,45	0,37	0,41	
12	322	0	0	0	0	0	8	0	0	0	0	15	237	18	0	30	0	0	308	0,77	0	4,25	0,77	0,47	0,59	
13	324	0	0	0	0	0	3	0	0	10	0	32	142	112	0	0	61	20	380	0,29	0	3,97	0,29	0,22	0,25	
14	331	0	0	0	10	157	0	0	0	0	0	10	0	0	196	56	0	0	429	0,46	0	3,69	0,46	0,39	0,42	
15	333	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	10	10	0	0	20	0,50	0	0,19	0,50	0,02	0,04	
16	411	0	0	10	0	0	0	0	0	0	0	0	4	19	0	0	262	17	312	0,84	0	2,62	0,84	0,52	0,65	
17	412	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	7	0	0	0	49	0	0	511	0,77	0	2,88	0,77	0,79	0,78	
18	510	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	20	0	13	11	440	0,91	0	26,43	0,91	0,88	0,89	
20	Total	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	9000	0	0	0,87				
21	P_Acc	0,89	0,88	0,49	0,58	0,14	0,78	0,93	0,94	0,89	0,97	0,37	0,47	0,22	0,39	0,02	0,52	0,79	0,88	0	0,62	0				
22	Kappa	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,00	0,60						

b)

ClassValue	Ground Truth										U_Acc	Kappa	OA (gewichtet)	Precision	Recall	F1 Score
	3111	3112	3113	3114	3121	3122	3123	3124	Total							
1	3111	39	6	16	33	0	0	9	14	117	0,33	0	2,73	0,33	0,41	0,37
2	3112	7	58	12	15	0	0	5	2	99	0,59	0	1,74	0,59	0,58	0,58
3	3113	26	22	24	6	0	0	8	9	95	0,25	0	1,44	0,25	0,27	0,26
4	3114	0	0	13	43	0	0	1	9	66	0,65	0	6,02	0,65	0,43	0,52
5	3121	7	7	11	0	68	1	2	10	106	0,64	0	23,80	0,64	0,68	0,66
6	3122	3	0	0	0	28	92	25	4	152	0,61	0	28,52	0,61	0,92	0,73
7	3123	0	7	3	0	0	0	27	21	58	0,47	0	0,54	0,47	0,29	0,36
8	3124	12	0	11	3	4	7	16	25	78	0,32	0	0,50	0,32	0,27	0,29
9	Total	94	100	90	100	100	100	93	94	771	0	0	0,65			
10	P_Acc	0,41	0,58	0,27	0,43	0,68	0,92	0,29	0,27	0	0,49	0				
11	Kappa	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,41					

Tabelle A 8: Konfusionsmatrix für a) die Landbedeckungsklassifikation und b) die Baumartenklassifikation für den Zeitabschnitt 2003 - 2005 auf Basis des Validierungsdatensatzes (Landsat-5). Die hellrote Füllung zeigt Genauigkeiten kleiner als 85 %.

a)

ClassValue	Ground Truth																			U_Acc	Kappa	OA (gewichtet)	Precision	Recall	F1 Score	
	111	121	122	131	133	142	211	231	311	312	321	322	324	331	333	411	412	510	Total							
1	111	468	24	109	17	44	33	0	0	0	0	9	2	0	20	0	0	0	726	0,64	0	65,08	0,64	0,94	0,76	
2	121	0	454	20	151	0	0	0	0	0	10	0	0	0	0	0	0	0	635	0,71	0	30,42	0,71	0,91	0,80	
3	122	16	4	253	0	206	20	0	0	0	0	0	0	16	0	10	0	18	543	0,47	0	6,09	0,47	0,51	0,49	
4	131	0	10	0	252	0	0	0	0	0	0	0	68	20	244	157	0	0	751	0,34	0	4,32	0,34	0,50	0,40	
5	133	0	0	0	0	149	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	149	1,00	0	1,02	1,00	0,30	0,46	
6	142	6	0	28	0	0	198	0	0	20	0	40	0	10	8	0	10	11	2	333	0,59	0	8,81	0,59	0,40	0,48
7	211	10	8	76	10	101	209	472	40	0	93	0	23	0	0	0	0	0	1042	0,45	0	472,00	0,45	0,94	0,61	
8	231	0	0	0	0	26	28	438	24	0	148	0	10	0	0	10	0	0	684	0,64	0	110,40	0,64	0,88	0,74	
9	311	0	0	14	0	0	14	0	0	396	19	0	10	0	0	13	5	3	474	0,84	0	89,33	0,84	0,79	0,81	
10	312	0	0	0	0	0	0	0	0	10	471	0	0	20	0	0	10	10	18	539	0,87	0	243,59	0,87	0,94	0,91
11	321	0	0	0	0	0	0	0	22	0	0	156	80	124	0	82	0	0	464	0,34	0	17,46	0,34	0,31	0,32	
12	322	0	0	0	0	0	0	0	0	20	0	23	227	65	0	10	20	10	0	375	0,61	0	4,08	0,61	0,45	0,52
13	324	0	0	0	0	0	0	0	0	21	0	10	103	121	0	0	33	21	0	309	0,39	0	4,29	0,39	0,24	0,30
14	331	0	0	0	70	0	0	0	0	0	0	0	1	1	212	172	0	0	456	0,46	0	4,00	0,46	0,42	0,44	
15	333	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	10	0	48	10	59	0	0	127	0,46	0	1,11	0,46	0,12	0,19	
16	411	0	0	0	0	0	0	0	0	9	10	10	12	46	10	0	384	64	0	545	0,70	0	3,84	0,70	0,77	0,73
17	412	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	10	377	0	387	0,97	0	2,75	0,97	0,75	0,85
18	510	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	459	461	1,00	0	27,57	1,00	0,92	0,96	
20	Total	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	9000	0	0	0,85				
21	P_Acc	0,94	0,91	0,51	0,50	0,30	0,40	0,94	0,88	0,79	0,94	0,31	0,45	0,24	0,42	0,12	0,77	0,75	0,92	0	0,62	0				
22	Kappa	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,00	0,59					

b)

ClassValue	Ground Truth										U_Acc	Kappa	OA (gewichtet)	Precision	Recall	F1 Score
	3111	3112	3113	3114	3121	3122	3123	3124	Total							
1	3111	49	11	13	22	0	0	22	3	120	0,41	0	3,43	0,41	0,52	0,46
2	3112	4	47	26	46	0	0	0	1	124	0,38	0	1,41	0,38	0,47	0,42
3	3113	8	20	26	19	0	0	2	10	85	0,31	0	1,56	0,31	0,28	0,29
4	3114	0	20	8	3	0	0	1	0	32	0,09	0	0,42	0,09	0,03	0,05
5	3121	11	0	2	0	86	8	6	4	117	0,74	0	30,10	0,74	0,92	0,82
6	3122	4	2	10	0	3	76	16	6	117	0,65	0	23,56	0,65	0,76	0,70
7	3123	13	0	5	10	0	10	45	20	103	0,44	0	0,90	0,44	0,47	0,45
8	3124	5	0	3	0	4	6	4	56	78	0,72	0	1,12	0,72	0,56	0,63
9	Total	94	100	93	100	93	100	96	100	776	0	0	0,63			
10	P_Acc	0,52	0,47	0,28	0,03	0,92	0,76	0,47	0,56	0	0,50	0				
11	Kappa	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,43				

Tabelle A 9: Konfusionsmatrix für a) die Landbedeckungsklassifikation und b) die Baumartenklassifikation für den Zeitabschnitt 2006 - 2008 auf Basis des Validierungsdatensatzes (Landsat-5). Die hellrote Füllung zeigt Genauigkeiten kleiner als 85 %.

a)

ClassValue	Ground Truth																			U_Acc	Kappa	OA (gewichtet)	Precision	Recall	F1 Score
	111	121	122	131	133	142	211	231	311	312	321	322	324	331	333	411	412	510	Total						
1	111	492	20	62	19	0	67	0	0	0	20	0	25	1	0	20	0	0	726	0,68	0	68,42	0,68	0,98	0,80
2	121	1	345	10	59	0	0	0	0	0	0	0	0	30	10	0	0	0	455	0,76	0	23,12	0,76	0,69	0,72
3	122	3	27	367	10	145	0	0	0	0	0	0	10	26	18	0	0	0	606	0,61	0	8,84	0,61	0,73	0,66
4	131	0	98	0	364	0	0	3	0	0	0	0	1	0	140	162	0	0	768	0,47	0	6,23	0,47	0,73	0,57
5	133	0	0	0	0	355	0	0	0	0	0	0	0	0	10	0	0	0	365	0,97	0	2,44	0,97	0,71	0,82
6	142	4	0	11	0	0	403	0	0	0	0	18	0	5	0	0	0	0	441	0,91	0	17,93	0,91	0,81	0,86
7	211	0	10	41	10	0	30	443	40	12	0	79	0	20	16	0	10	0	711	0,62	0	443,00	0,62	0,89	0,73
8	231	0	0	0	0	0	0	39	460	11	0	144	0	10	0	0	3	0	667	0,69	0	115,94	0,69	0,92	0,79
9	311	0	0	0	0	0	0	0	0	444	0	0	0	0	0	20	0	1	465	0,95	0	100,16	0,95	0,89	0,92
10	312	0	0	0	0	0	0	0	0	0	478	0	0	10	0	0	42	14	559	0,86	0	247,21	0,86	0,96	0,90
11	321	0	0	0	0	0	0	5	0	10	0	74	26	22	32	45	0	0	214	0,35	0	8,28	0,35	0,15	0,21
12	322	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	131	376	239	8	50	19	47	870	0,43	0	6,75	0,43	0,75	0,55
13	324	0	0	0	0	0	0	0	0	13	0	20	77	149	2	0	71	50	382	0,39	0	5,28	0,39	0,30	0,34
14	331	0	0	9	38	0	0	0	0	0	0	0	0	0	205	147	0	0	399	0,51	0	3,86	0,51	0,41	0,46
15	333	0	0	0	0	0	0	10	0	0	0	4	0	10	30	68	0	0	122	0,56	0	1,28	0,56	0,14	0,22
16	411	0	0	0	0	0	0	0	0	10	12	10	20	0	0	0	147	80	299	0,49	0	1,47	0,49	0,29	0,37
17	412	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	158	309	467	0,66	0	2,26	0,66	0,62	0,64
18	510	0	0	0	0	0	0	0	0	0	10	0	0	0	0	0	10	0	464	0,96	0	27,87	0,96	0,93	0,94
20	Total	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	9000	0	0	0,84			
21	P_Acc	0,98	0,69	0,73	0,73	0,71	0,81	0,89	0,92	0,89	0,96	0,15	0,75	0,30	0,41	0,14	0,29	0,62	0,93	0,66	0				
22	Kappa	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,00	0,64					

b)

ClassValue	Ground Truth										U_Acc	Kappa	OA (gewichtet)	Precision	Recall	F1 Score
	3111	3112	3113	3114	3121	3122	3123	3124	Total							
1	3111	28	0	18	23	0	0	11	7	87	0,32	0	1,96	0,32	0,30	0,31
2	3112	20	86	15	11	0	0	6	0	138	0,62	0	2,58	0,62	0,92	0,74
3	3113	0	0	42	24	0	0	0	0	66	0,64	0	2,52	0,64	0,42	0,51
4	3114	2	0	7	39	0	0	1	0	49	0,80	0	5,46	0,80	0,39	0,52
5	3121	7	0	6	0	83	7	0	14	117	0,71	0	29,05	0,71	0,83	0,76
6	3122	8	0	0	0	17	91	6	5	127	0,72	0	28,21	0,72	0,91	0,80
7	3123	2	0	8	3	0	2	60	26	101	0,59	0	1,20	0,59	0,60	0,60
8	3124	26	7	3	0	0	0	16	48	100	0,48	0	0,96	0,48	0,48	0,48
9	Total	93	93	99	100	100	100	100	100	785	0	0	0,72			
10	P_Acc	0,30	0,92	0,42	0,39	0,83	0,91	0,60	0,48	0	0,61	0				
11	Kappa	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,55					

Tabelle A 10: Konfusionsmatrix für a) die Landbedeckungsklassifikation und b) die Baumartenklassifikation für den Zeitabschnitt 2009 - 2011 auf Basis des Validierungsdatensatzes (Landsat-5). Die hellrote Füllung zeigt Genauigkeiten kleiner als 85 %.

a)

ClassValue	Ground Truth																			U_Acc	Kappa	OA (gewichtet)	Precision	Recall	F1 Score	
	111	121	122	131	133	142	211	231	311	312	321	322	324	331	333	411	412	510	Total							
1	111	455	21	88	0	0	98	0	0	0	17	34	3	8	10	0	0	0	734	0,62	0	63,27	0,62	0,91	0,74	
2	121	10	373	20	40	0	0	0	0	0	0	0	0	5	0	0	0	0	448	0,83	0	25,00	0,83	0,75	0,79	
3	122	27	24	323	10	0	0	6	0	0	0	3	0	0	38	0	16	1	2	450	0,72	0	7,78	0,72	0,65	0,68
4	131	0	82	0	330	0	0	0	0	0	0	0	0	0	130	283	0	0	0	825	0,40	0	5,65	0,40	0,66	0,50
5	133	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,00	0	0,00	0,00	0,00	0,00
6	142	8	0	18	0	0	370	0	0	0	0	30	0	40	0	0	0	0	466	0,79	0	16,46	0,79	0,74	0,77	
7	211	0	0	41	0	500	22	464	10	16	0	73	9	63	0	1	10	0	1209	0,38	0	464,00	0,38	0,93	0,54	
8	231	0	0	0	0	0	0	30	470	10	0	72	0	0	0	0	0	0	582	0,81	0	118,46	0,81	0,94	0,87	
9	311	0	0	0	0	0	10	0	0	458	14	10	0	8	0	0	16	5	521	0,88	0	103,31	0,88	0,92	0,90	
10	312	0	0	0	0	0	0	0	0	0	486	0	0	0	0	0	10	16	10	522	0,93	0	251,35	0,93	0,97	0,95
11	321	0	0	0	0	0	0	0	20	0	0	191	32	62	0	80	23	0	408	0,47	0	21,38	0,47	0,38	0,42	
12	322	0	0	0	0	0	0	0	0	6	0	29	240	58	0	0	29	19	0	381	0,63	0	4,31	0,63	0,48	0,54
13	324	0	0	0	0	0	0	0	0	7	0	32	175	161	0	0	41	20	0	436	0,37	0	5,70	0,37	0,32	0,34
14	331	0	0	10	110	0	0	0	0	0	0	0	0	0	307	103	10	0	540	0,57	0	5,79	0,57	0,61	0,59	
15	333	0	0	0	10	0	0	0	0	0	0	23	10	20	2	23	0	0	88	0,26	0	0,43	0,26	0,05	0,08	
16	411	0	0	0	0	0	0	0	0	3	0	20	0	85	0	0	293	95	2	498	0,59	0	2,93	0,59	0,59	0,59
17	412	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	52	326	16	394	0,83	0	2,38	0,83	0,65	0,73
18	510	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	10	0	0	18	470	498	0,94	0	28,23	0,94	0,94	0,94	
20	Total	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	9000	0	0	0,87				
21	P_Acc	0,91	0,75	0,65	0,66	0,00	0,74	0,93	0,94	0,92	0,97	0,38	0,48	0,32	0,61	0,05	0,59	0,65	0,94	0	0,64	0				
22	Kappa	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,00	0,62						

b)

ClassValue	Ground Truth										U_Acc	Kappa	OA (gewichtet)	Precision	Recall	F1 Score
	3111	3112	3113	3114	3121	3122	3123	3124	Total							
1	3111	23	0	7	29	0	0	18	2	79	0,29	0	1,61	0,29	0,24	0,27
2	3112	6	53	7	0	0	0	0	0	66	0,80	0	1,59	0,80	0,53	0,64
3	3113	12	2	50	14	0	0	10	12	100	0,50	0	3,00	0,50	0,63	0,56
4	3114	23	38	0	41	0	0	0	5	107	0,38	0	5,74	0,38	0,44	0,41
5	3121	0	0	6	0	78	0	0	18	102	0,76	0	27,30	0,76	0,78	0,77
6	3122	4	0	0	0	19	92	10	12	137	0,67	0	28,52	0,67	0,92	0,78
7	3123	3	0	4	10	0	8	50	19	94	0,53	0	1,00	0,53	0,53	0,53
8	3124	23	7	6	0	3	0	6	16	61	0,26	0	0,32	0,26	0,19	0,22
9	Total	94	100	80	94	100	100	94	84	746	0	0	0,69			
10	P_Acc	0,24	0,53	0,63	0,44	0,78	0,92	0,53	0,19	0	0,54	0				
11	Kappa	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,47				

Tabelle A 11: Konfusionsmatrix für a) die Landbedeckungsklassifikation und b) die Baumartenklassifikation für den Zeitabschnitt 2012 - 2014 auf Basis des Validierungsdatensatzes (Landsat-8, mit Berücksichtigung des panchromatischen Bandes). Die hellrote Füllung zeigt Genauigkeiten kleiner als 85 %.

a)

ClassValue		Ground Truth																		OA (gewichtet)	Precision	Recall	F1 Score			
		111	121	122	131	133	142	211	231	311	312	321	322	324	331	333	411	412	510					Total	U_Acc	Kappa
1	111	392	0	78	20	0	28	0	0	0	0	20	21	0	20	0	0	0	0	579	0,68	0	54,51	0,68	0,78	0,73
2	121	31	390	20	113	14	0	0	0	0	0	0	0	37	0	20	0	0	625	0,62	0	26,13	0,62	0,78	0,69	
3	122	47	10	229	0	31	20	0	0	0	0	10	0	23	3	0	56	0	429	0,53	0	5,51	0,53	0,46	0,49	
4	131	15	20	5	157	18	0	0	0	0	0	0	0	88	140	0	0	0	443	0,35	0	2,69	0,35	0,31	0,33	
5	133	0	0	0	0	437	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	437	1,00	0	3,00	1,00	0,87	0,93	
6	142	6	0	34	0	0	352	0	0	0	0	10	10	2	0	0	10	0	424	0,83	0	15,66	0,83	0,70	0,76	
7	211	9	0	65	0	0	0	481	10	0	0	0	0	10	20	0	0	0	595	0,81	0	481,00	0,81	0,96	0,88	
8	231	0	0	18	0	0	25	10	490	0	0	227	0	16	1	0	0	0	787	0,62	0	123,50	0,62	0,98	0,76	
9	311	0	0	2	0	0	35	0	0	500	10	37	3	125	0	0	88	4	815	0,61	0	112,79	0,61	1,00	0,76	
10	312	0	0	0	0	0	0	0	0	0	490	0	10	20	0	0	56	9	585	0,84	0	253,42	0,84	0,98	0,90	
11	321	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	130	74	68	6	108	2	0	388	0,34	0	14,55	0,34	0,26	0,29	
12	322	0	0	0	0	0	10	0	0	0	0	34	325	157	1	0	32	0	559	0,58	0	5,83	0,58	0,65	0,61	
13	324	0	0	9	0	0	0	0	0	0	0	7	27	88	0	0	10	0	141	0,62	0	3,12	0,62	0,18	0,27	
14	331	0	80	0	210	0	0	0	0	0	0	0	0	0	280	11	0	0	581	0,48	0	5,28	0,48	0,56	0,52	
15	333	0	0	0	0	0	0	9	0	0	0	9	10	24	24	191	0	0	267	0,72	0	3,60	0,72	0,38	0,50	
16	411	0	0	40	0	0	30	0	0	0	0	16	20	0	0	20	312	46	484	0,64	0	3,12	0,64	0,62	0,63	
17	412	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	26	338	0	364	0,93	0	2,47	0,93	0,68	0,78	
18	510	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	10	7	0	0	480	497	0,97	0	28,83	0,97	0,96	0,96	
20	Total	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	9000	0	0	0,89				
21	P_Acc	0,78	0,78	0,46	0,31	0,87	0,70	0,96	0,98	1,00	0,98	0,26	0,65	0,18	0,56	0,38	0,62	0,68	0,96	0	0,67	0				
22	Kappa	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,00	0,65					

b)

ClassValue		Ground Truth										OA (gewichtet)	Precision	Recall	F1 Score	
		3111	3112	3113	3114	3121	3122	3123	3124	Total	U_Acc					Kappa
1	3111	44	9	0	36	0	0	19	2	110	0,40	0	3,08	0,40	0,44	0,42
2	3112	4	77	12	2	0	0	4	0	99	0,78	0	2,31	0,78	0,77	0,77
3	3113	12	7	46	7	0	0	11	15	98	0,47	0	2,76	0,47	0,49	0,48
4	3114	0	0	23	42	0	0	0	5	70	0,60	0	5,88	0,60	0,45	0,52
5	3121	7	0	3	0	82	7	1	0	100	0,82	0	28,70	0,82	0,82	0,82
6	3122	0	7	3	0	18	93	0	3	124	0,75	0	28,83	0,75	0,93	0,83
7	3123	27	0	0	6	0	0	57	2	92	0,62	0	1,14	0,62	0,57	0,59
8	3124	6	0	6	0	0	0	8	65	85	0,76	0	1,30	0,76	0,71	0,73
9	Total	100	100	93	93	100	100	100	92	778	0	0	0,74			
10	P_Acc	0,44	0,77	0,49	0,45	0,82	0,93	0,57	0,71	0	0,65	0				
11	Kappa	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,60				

Tabelle A 12: Konfusionsmatrix für die Landbedeckungsklassifikation für den Zeitabschnitt 2012 - 2014 auf Basis des Validierungsdatensatzes (Landsat-8, ohne Berücksichtigung des panchromatischen Bandes). Die hellrote Füllung zeigt Genauigkeiten kleiner als 85 %.

ClassValue	Ground Truth																				U_Acc	Kappa	OA (gewichtet)	Precision	Recall	F1 Score
	111	121	122	131	133	142	211	231	311	312	321	322	324	331	333	411	412	510	Total							
1	111	401	7	40	10	0	21	0	0	0	0	0	11	0	27	24	10	21	0	572	0,70	0	55,76	0,70	0,80	0,75
2	121	18	425	0	150	0	0	0	0	0	0	0	0	0	10	0	0	0	0	603	0,70	0	28,48	0,70	0,85	0,77
3	122	50	20	331	10	0	41	0	0	0	0	10	0	6	32	10	10	30	0	550	0,60	0	7,97	0,60	0,66	0,63
4	131	15	48	10	202	10	0	0	0	0	0	5	0	0	73	130	0	0	0	493	0,41	0	3,46	0,41	0,40	0,41
5	133	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,00	0	0,00	0,00	0,00	0,00
6	142	6	0	12	0	0	347	0	0	0	0	20	10	15	0	0	10	0	0	420	0,83	0	15,44	0,83	0,69	0,75
7	211	10	0	6	0	490	0	490	19	0	0	5	0	9	0	0	20	0	0	1049	0,47	0	490,00	0,47	0,98	0,63
8	231	0	0	28	0	0	17	10	462	0	0	212	0	14	0	0	4	0	0	747	0,62	0	116,44	0,62	0,92	0,74
9	311	0	0	3	0	0	23	0	19	489	10	17	0	39	0	0	6	0	1	607	0,81	0	110,31	0,81	0,98	0,88
10	312	0	0	0	0	0	0	0	0	0	490	0	0	0	0	0	0	34	10	534	0,92	0	253,42	0,92	0,98	0,95
11	321	0	0	0	0	0	0	0	0	9	0	144	185	170	1	100	24	0	0	633	0,23	0	16,12	0,23	0,29	0,25
12	322	0	0	10	0	0	7	0	0	1	0	36	255	66	0	0	44	7	0	426	0,60	0	4,58	0,60	0,51	0,55
13	324	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	10	0	116	0	0	42	0	0	169	0,69	0	4,11	0,69	0,23	0,35
14	331	0	0	0	128	0	0	0	0	0	0	0	0	327	48	10	0	0	0	513	0,64	0	6,16	0,64	0,65	0,65
15	333	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	13	7	5	26	188	6	0	0	245	0,77	0	3,54	0,77	0,38	0,50
16	411	0	0	60	0	0	44	0	0	0	0	28	32	60	0	0	294	40	10	568	0,52	0	2,94	0,52	0,59	0,55
17	412	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	13	368	0	381	0,97	0	2,69	0,97	0,74	0,84
18	510	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	4	0	7	0	479	490	0,98	0	28,77	0,98	0,96	0,97
20	Total	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	9000	0	0	0,89			
21	P_Acc	0,80	0,85	0,66	0,40	0,00	0,69	0,98	0,92	0,98	0,98	0,29	0,51	0,23	0,65	0,38	0,59	0,74	0,96	0	0,65	0				
22	Kappa	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,00	0,62				

Tabelle A 13: Konfusionsmatrix für a) die Landbedeckungsklassifikation und b) die Baumartenklassifikation für den Zeitabschnitt 2015 - 2017 auf Basis des Validierungsdatensatzes (Landsat-8, mit Berücksichtigung des panchromatischen Bandes). Die hellrote Füllung zeigt Genauigkeiten kleiner als 85 %.

a)

ClassValue		Ground Truth																		OA (gewichtet)	Precision	Recall	F1 Score			
		111	121	122	131	133	142	211	231	311	312	321	322	324	331	333	411	412	510					Total	U_Acc	Kappa
1	111	459	0	24	10	40	0	0	0	0	2	79	30	2	51	0	0	0	0	697	0,66	0	63,83	0,66	0,92	0,77
2	121	18	450	30	100	0	0	0	0	0	0	0	0	20	0	0	0	0	0	618	0,73	0	30,16	0,73	0,90	0,81
3	122	12	0	340	0	130	39	10	0	0	0	10	0	0	17	0	0	0	0	558	0,61	0	8,19	0,61	0,68	0,64
4	131	10	20	10	161	71	0	0	0	0	0	0	10	121	237	0	0	0	0	640	0,25	0	2,76	0,25	0,32	0,28
5	133	0	0	0	0	148	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	148	1,00	0	1,02	1,00	0,30	0,46
6	142	1	0	10	0	0	429	0	0	0	0	10	0	25	0	0	0	0	0	475	0,90	0	19,09	0,90	0,86	0,88
7	211	0	0	41	0	67	22	490	30	20	0	45	0	0	14	8	1	0	0	738	0,66	0	490,00	0,66	0,98	0,79
8	231	0	0	9	0	0	0	0	460	0	0	69	0	0	0	0	0	0	0	538	0,86	0	115,94	0,86	0,92	0,89
9	311	0	0	0	0	0	0	0	10	440	0	42	0	20	0	0	29	3	0	544	0,81	0	99,25	0,81	0,88	0,84
10	312	0	0	0	0	0	0	0	0	10	500	0	10	21	0	0	0	18	10	569	0,88	0	258,59	0,88	1,00	0,94
11	321	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	225	75	72	0	43	10	0	0	425	0,53	0	25,19	0,53	0,45	0,49
12	322	0	0	0	0	0	10	0	0	0	0	17	276	96	0	0	0	21	0	420	0,66	0	4,95	0,66	0,55	0,60
13	324	0	0	10	0	0	0	0	0	10	0	12	60	226	0	0	7	19	0	344	0,66	0	8,00	0,66	0,45	0,54
14	331	0	30	1	210	44	0	0	0	0	0	0	0	0	293	2	0	0	10	590	0,50	0	5,52	0,50	0,59	0,54
15	333	0	0	0	19	0	0	0	0	0	0	10	0	0	19	159	0	0	0	207	0,77	0	3,00	0,77	0,32	0,45
16	411	0	0	15	0	0	0	0	0	20	0	33	0	0	0	0	393	45	0	506	0,78	0	3,93	0,78	0,79	0,78
17	412	0	0	10	0	0	0	0	0	0	0	15	0	0	10	0	60	394	0	489	0,81	0	2,88	0,81	0,79	0,80
18	510	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	10	0	0	4	0	0	0	480	494	0,97	0	28,83	0,97	0,96	0,97
20	Total	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	9000	0	0	0,91			
21	P_Acc	0,92	0,90	0,68	0,32	0,30	0,86	0,98	0,92	0,88	1,00	0,45	0,55	0,45	0,59	0,32	0,79	0,79	0,96	0	0,70	0				
22	Kappa	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,00	0,69				

b)

ClassValue		Ground Truth										OA (gewichtet)	Precision	Recall	F1 Score	
		3111	3112	3113	3114	3121	3122	3123	3124	Total	U_Acc					Kappa
1	3111	44	17	1	51	0	0	17	19	149	0,30	0	3,08	0,30	0,44	0,35
2	3112	0	66	21	13	0	0	0	5	105	0,63	0	1,98	0,63	0,66	0,64
3	3113	0	14	71	2	0	0	0	6	93	0,76	0	4,26	0,76	0,71	0,74
4	3114	0	0	7	32	0	0	0	7	46	0,70	0	4,48	0,70	0,32	0,44
5	3121	0	0	0	0	86	0	0	6	92	0,93	0	30,10	0,93	0,86	0,90
6	3122	20	0	0	0	14	100	0	6	140	0,71	0	31,00	0,71	1,00	0,83
7	3123	31	0	0	2	0	0	76	4	113	0,67	0	1,52	0,67	0,76	0,71
8	3124	5	3	0	0	0	0	7	47	62	0,76	0	0,94	0,76	0,47	0,58
9	Total	100	100	100	100	100	100	100	100	800	0	0	0,77			
10	P_Acc	0,44	0,66	0,71	0,32	0,86	1,00	0,76	0,47	0	0,65	0				
11	Kappa	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,60				

Tabelle A 14: Konfusionsmatrix für die Landbedeckungsklassifikation für den Zeitabschnitt 2015 - 2017 auf Basis des Validierungsdatensatzes (Landsat-8, ohne Berücksichtigung des panchromatischen Bandes). Die hellrote Füllung zeigt Genauigkeiten kleiner als 85 %.

ClassValue		Ground Truth																			U_Acc		Kappa	OA (gewichtet)	Precision	Recall	F1 Score
		111	121	122	131	133	142	211	231	311	312	321	322	324	331	333	411	412	510	Total							
1	111	433	8	63	3	17	83	10	0	0	0	20	60	39	17	113	10	0	0	876	0,49	0	60,21	0,49	0,87	0,63	
2	121	20	426	20	124	28	0	0	0	0	0	0	0	81	0	0	0	0	0	699	0,61	0	28,55	0,61	0,85	0,71	
3	122	10	7	300	10	174	5	10	0	0	0	18	0	0	10	0	10	0	0	554	0,54	0	7,22	0,54	0,60	0,57	
4	131	25	56	0	283	62	0	0	0	0	0	10	0	20	167	290	0	0	0	913	0,31	0	4,85	0,31	0,57	0,40	
5	133	0	0	0	0	168	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	168	1,00	0	1,15	1,00	0,34	0,50	
6	142	10	0	0	0	0	407	0	0	10	0	10	0	0	0	0	0	0	0	437	0,93	0	18,11	0,93	0,81	0,87	
7	211	0	0	22	0	35	0	470	30	10	0	22	0	0	0	0	13	0	0	602	0,78	0	470,00	0,78	0,94	0,85	
8	231	0	0	22	0	0	5	10	460	6	0	89	0	16	0	0	3	0	0	611	0,75	0	115,94	0,75	0,92	0,83	
9	311	0	0	10	0	0	0	0	10	407	0	22	0	14	0	0	20	0	13	496	0,82	0	91,81	0,82	0,81	0,82	
10	312	0	0	3	0	0	0	0	0	0	500	0	0	2	0	0	0	7	0	512	0,98	0	258,59	0,98	1,00	0,99	
11	321	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	157	40	7	0	10	7	0	0	221	0,71	0	17,58	0,71	0,31	0,44	
12	322	0	0	0	0	0	0	0	0	17	0	54	282	88	0	0	10	10	0	461	0,61	0	5,06	0,61	0,56	0,59	
13	324	0	0	10	0	0	0	0	0	37	0	28	78	298	0	0	26	45	0	522	0,57	0	10,55	0,57	0,60	0,58	
14	331	0	0	31	70	16	0	0	0	0	0	0	0	0	190	18	8	20	0	353	0,54	0	3,58	0,54	0,38	0,45	
15	333	0	0	0	10	0	0	0	0	0	0	20	10	0	25	69	0	0	0	134	0,51	0	1,30	0,51	0,14	0,22	
16	411	2	0	19	0	0	0	0	0	13	0	40	10	0	0	0	324	30	10	448	0,72	0	3,24	0,72	0,65	0,68	
17	412	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	20	16	9	0	60	388	0	493	0,79	0	2,83	0,79	0,78	0,78	
18	510	0	3	0	0	0	0	0	0	0	0	10	0	0	1	0	9	0	477	500	0,95	0	28,65	0,95	0,95	0,95	
20	Total	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	9000	0	0	0,88				
21	P_Acc	0,87	0,85	0,60	0,57	0,34	0,81	0,94	0,92	0,81	1,00	0,31	0,56	0,60	0,38	0,14	0,65	0,78	0,95	0	0,67	0					
22	Kappa	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,00	0,65						

Tabelle A 15: Konfusionsmatrix für a) die Landbedeckungsklassifikation und b) die Baumartenklassifikation für den Zeitabschnitt 2018 - 2020 auf Basis des Validierungsdatensatzes (Landsat-8, mit Berücksichtigung des panchromatischen Bandes). Die hellrote Füllung zeigt Genauigkeiten kleiner als 85 %.

a)

ClassValue	Ground Truth																			OA (gewichtet)	Precision	Recall	F1 Score				
	111	121	122	131	133	142	211	231	311	312	321	322	324	331	333	411	412	510	9999					Total	U_Acc	Kappa	
1	111	446	0	37	0	34	10	0	0	0	0	10	18	50	26	37	0	0	0	0	668	0,67	0	62,02	0,67	0,89	0,76
2	121	10	420	31	117	142	0	0	0	0	0	0	0	35	0	0	0	5	0	760	0,55	0	28,15	0,55	0,84	0,67	
3	122	12	10	385	0	187	9	0	0	0	0	0	0	4	0	10	0	4	1	622	0,62	0	9,27	0,62	0,77	0,69	
4	131	10	20	0	162	16	0	0	0	0	0	0	0	75	67	0	0	0	0	350	0,46	0	2,77	0,46	0,32	0,38	
5	133	0	0	0	0	97	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	97	1,00	0	0,67	1,00	0,19	0,32	
6	142	18	0	15	0	16	467	0	10	0	0	18	0	40	0	20	4	0	0	608	0,77	0	20,78	0,77	0,93	0,84	
7	211	0	0	28	0	8	6	480	40	0	0	31	0	0	3	0	4	0	0	600	0,80	0	480,00	0,80	0,96	0,87	
8	231	0	0	0	0	0	8	20	430	0	0	152	0	0	0	0	13	0	0	623	0,69	0	108,38	0,69	0,86	0,77	
9	311	0	0	0	0	0	0	0	20	496	0	73	0	36	0	0	15	0	8	648	0,77	0	111,89	0,77	0,99	0,86	
10	312	0	0	3	0	0	0	0	0	4	500	0	0	33	0	0	20	48	58	715	0,70	0	258,59	0,70	1,00	0,82	
11	321	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	151	28	17	0	60	15	0	0	280	0,54	0	16,90	0,54	0,30	0,39	
12	322	4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	40	345	109	3	30	9	13	0	43	596	0,58	0	6,19	0,58	0,69	0,63
13	324	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	15	60	202	0	7	26	105	0	71	487	0,41	0	7,15	0,41	0,40	0,41
14	331	0	50	0	221	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	314	20	0	0	608	0,52	0	5,92	0,52	0,63	0,57	
15	333	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	19	10	32	249	0	0	0	310	0,80	0	4,69	0,80	0,50	0,61	
16	411	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	10	339	34	0	10	393	0,86	0	3,39	0,86	0,68	0,76	
17	412	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	45	290	5	0	340	0,85	0	2,12	0,85	0,58	0,69	
18	510	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	8	0	0	0	420	0	428	0,98	0	25,23	0,98	0,84	0,91	
19	9999	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	10	30	0	0	0	10	0	317	367	0,86	0	2,18	0,86	0,63	0,73	
20	Total	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	9500	0	0	0,90				
21	P_Acc	0,89	0,84	0,77	0,32	0,19	0,93	0,96	0,86	0,99	1,00	0,30	0,69	0,40	0,63	0,50	0,68	0,58	0,84	0,63	0	0,69	0				
22	Kappa	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,00	0,67					

b)

ClassValue	Ground Truth										OA (gewichtet)	Precision	Recall	F1 Score		
	3111	3112	3113	3114	3121	3122	3123	3124	Total	U_Acc					Kappa	
1	3111	46	13	0	25	0	0	13	6	103	0,45	0	3,22	0,45	0,46	0,45
2	3112	7	86	7	7	0	0	0	0	107	0,80	0	2,58	0,80	0,86	0,83
3	3113	0	0	77	29	0	0	0	15	121	0,64	0	4,62	0,64	0,77	0,70
4	3114	0	1	7	32	0	0	0	6	46	0,70	0	4,48	0,70	0,32	0,44
5	3121	0	0	0	0	73	7	0	0	80	0,91	0	25,55	0,91	0,85	0,88
6	3122	4	0	0	0	11	87	0	6	108	0,81	0	26,97	0,81	0,87	0,84
7	3123	20	0	9	7	2	0	73	7	118	0,62	0	1,46	0,62	0,78	0,69
8	3124	23	0	0	0	0	6	7	60	96	0,63	0	1,20	0,63	0,60	0,61
9	Total	100	100	100	100	86	100	93	100	779	0	0	0,70			
10	P_Acc	0,46	0,86	0,77	0,32	0,85	0,87	0,78	0,60	0	0,69	0				
11	Kappa	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,64				

Tabelle A 16: Konfusionsmatrix für die Landbedeckungsklassifikation für den Zeitabschnitt 2018 - 2020 auf Basis des Validierungsdatensatzes (Landsat-8, ohne Berücksichtigung des panchromatischen Bandes). Die hellrote Füllung zeigt Genauigkeiten kleiner als 85 %.

ClassValue	Ground Truth																				U_Acc	Kappa	OA (gewichtet)	Precision	Recall	F1 Score	
	111	121	122	131	133	142	211	231	311	312	321	322	324	331	333	411	412	510	9999	Total							
1	111	475	36	69	7	0	74	0	0	0	0	10	44	11	71	0	0	0	0	797	0,60	0	66,06	0,60	0,95	0,73	
2	121	0	424	18	123	53	0	0	0	0	0	0	0	21	0	0	0	3	0	642	0,66	0	28,41	0,66	0,85	0,74	
3	122	7	0	327	10	319	32	0	0	0	0	0	0	0	10	1	0	0	0	706	0,46	0	7,87	0,46	0,65	0,54	
4	131	14	40	4	159	0	0	0	0	0	0	0	0	73	80	0	0	0	0	370	0,43	0	2,72	0,43	0,32	0,37	
5	133	0	0	0	0	59	0	0	0	0	0	0	0	10	0	0	0	0	0	69	0,86	0	0,41	0,86	0,12	0,21	
6	142	0	0	0	0	16	384	0	0	0	0	10	0	10	0	0	8	0	0	428	0,90	0	17,09	0,90	0,77	0,83	
7	211	0	0	39	0	20	0	470	26	0	0	23	0	0	0	30	0	0	0	608	0,77	0	470,00	0,77	0,94	0,85	
8	231	0	0	0	0	0	0	30	474	0	0	173	0	0	0	0	0	0	0	677	0,70	0	119,47	0,70	0,95	0,81	
9	311	0	0	12	0	0	10	0	0	490	6	30	0	10	0	0	22	0	24	604	0,81	0	110,53	0,81	0,98	0,89	
10	312	0	0	0	0	0	0	0	0	1	494	0	0	8	0	0	0	35	0	588	0,84	0	255,49	0,84	0,99	0,91	
11	321	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	184	25	34	0	22	10	15	0	290	0,63	0	20,60	0,63	0,37	0,47	
12	322	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	40	342	100	0	54	27	58	0	43	664	0,52	0	6,14	0,52	0,68	0,59
13	324	0	0	0	0	0	0	0	0	9	0	0	0	40	229	0	0	56	73	35	442	0,52	0	8,11	0,52	0,46	0,49
14	331	0	0	0	201	33	0	0	0	0	0	0	0	0	359	50	0	0	0	643	0,56	0	6,77	0,56	0,72	0,63	
15	333	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	40	30	14	201	0	0	0	287	0,70	0	3,79	0,70	0,40	0,51	
16	411	0	0	20	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	307	0	0	5	334	0,92	0	3,07	0,92	0,61	0,74
17	412	0	0	10	0	0	0	0	0	0	0	0	10	0	0	0	33	294	7	7	361	0,81	0	2,15	0,81	0,59	0,68
18	510	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	7	0	6	0	466	0	481	0,97	0	27,99	0,97	0,93	0,95	
19	9999	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	40	43	24	5	10	0	25	0	360	0,71	0	2,47	0,71	0,72	0,71	
20	Total	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	9500	0	0	0,90				
21	P_Acc	0,95	0,85	0,65	0,32	0,12	0,77	0,94	0,95	0,98	0,99	0,37	0,68	0,46	0,72	0,40	0,61	0,59	0,93	0,72	0	0,68	0				
22	Kappa	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,00	0,67					

Konfusionsmatrizen für die Klassifikationsergebnisse auf Basis von Sentinel-Daten für den Zeitraum 2016 - 2019

Tabelle A 17: Konfusionsmatrix für a) die Landbedeckungsklassifikation und b) die Baumartenklassifikation für den Zeitabschnitt 2016 - 2017 auf Basis des Validierungsdatensatzes (Sentinel-2). Die hellrote Füllung zeigt Genauigkeiten kleiner als 85 %.

a)

ClassValue	Ground Truth																	Total	U_Acc	Kappa	OA (gewichtet)	Precision	Recall	F1 Score		
	111	121	122	131	133	142	211	231	311	312	321	322	324	331	333	411	412								510	
1	111	454	10	92	0	0	0	0	0	0	10	50	4	20	26	0	10	0	676	0,67	0	63,13	0,67	0,91	0,77	
2	121	0	467	10	79	0	0	0	0	0	7	0	0	44	0	0	0	607	0,77	0	31,29	0,77	0,93	0,84		
3	122	36	11	349	48	23	0	0	0	0	0	7	0	21	0	0	0	495	0,71	0	8,40	0,71	0,70	0,70		
4	131	4	12	0	253	229	0	0	0	0	0	0	0	140	193	0	0	831	0,30	0	4,33	0,30	0,51	0,38		
5	133	0	0	0	0	125	0	0	0	0	0	0	0	0	3	0	0	128	0,98	0	0,86	0,98	0,25	0,40		
6	142	6	0	4	0	0	483	0	0	0	10	0	69	0	0	20	10	602	0,80	0	21,49	0,80	0,97	0,88		
7	211	0	0	40	0	33	12	490	10	0	0	88	0	4	0	30	55	0	762	0,64	0	490,00	0,64	0,98	0,78	
8	231	0	0	1	0	0	5	10	456	10	0	97	0	12	0	0	35	0	626	0,73	0	114,93	0,73	0,91	0,81	
9	311	0	0	1	0	0	0	0	0	490	0	23	0	10	0	0	68	16	609	0,80	0	110,53	0,80	0,98	0,88	
10	312	0	0	3	0	0	0	0	0	0	500	0	0	0	0	4	23	0	530	0,94	0	258,59	0,94	1,00	0,97	
11	321	0	0	0	0	0	0	34	0	0	0	211	59	41	0	68	0	423	0,50	0	23,62	0,50	0,42	0,46		
12	322	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	290	20	0	27	0	8	0	345	0,84	0	5,21	0,84	0,58	0,69	
13	324	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	4	70	340	0	0	28	0	442	0,77	0	12,04	0,77	0,68	0,72	
14	331	0	0	0	115	67	0	0	0	0	0	0	0	0	264	1	0	0	447	0,59	0	4,98	0,59	0,53	0,56	
15	333	0	0	0	5	23	0	0	0	0	0	10	0	0	11	152	0	0	201	0,76	0	2,86	0,76	0,30	0,43	
16	411	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	30	22	0	0	291	100	10	453	0,64	0	2,91	0,64	0,58	0,61	
17	412	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	27	295	0	324	0,91	0	2,15	0,91	0,59	0,72
18	510	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	10	0	0	0	0	0	485	499	0,98	0	29,37	0,98	0,98	0,98	
20	Total	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	9000	0	0	0,92				
21	P_Acc	0,91	0,93	0,70	0,51	0,25	0,97	0,98	0,91	0,98	1,00	0,42	0,58	0,68	0,53	0,30	0,58	0,59	0,98	0	0,71					
22	Kappa	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,00	0,69						

b)

ClassValue	Ground Truth								Total	U_Acc	Kappa	OA (gewichtet)	Precision	Recall	F1 Score	
	3111	3112	3113	3114	3121	3122	3123	3124								
1	3111	67	5	0	27	0	0	28	6	133	0,50	0	4,69	0,50	0,72	0,59
2	3112	0	69	14	3	0	0	0	0	86	0,80	0	2,07	0,80	0,69	0,74
3	3113	0	18	84	10	0	0	0	19	131	0,64	0	5,04	0,64	0,84	0,73
4	3114	5	8	2	60	0	0	0	4	79	0,76	0	8,40	0,76	0,60	0,67
5	3121	0	0	0	0	86	0	0	0	86	1,00	0	30,10	1,00	0,86	0,92
6	3122	0	0	0	0	14	94	0	14	122	0,77	0	29,14	0,77	0,94	0,85
7	3123	10	0	0	0	0	6	71	5	92	0,77	0	1,42	0,77	0,71	0,74
8	3124	11	0	0	0	0	0	1	50	62	0,81	0	1,00	0,81	0,51	0,63
9	Total	93	100	100	100	100	100	100	98	791	0	0	0,82			
10	P_Acc	0,72	0,69	0,84	0,60	0,86	0,94	0,71	0,51	0	0,73	0				
11	Kappa	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,70					

Tabelle A 18: Konfusionsmatrix für a) die Landbedeckungsklassifikation und b) die Baumartenklassifikation für den Zeitabschnitt 2018 - 2019 auf Basis des Validierungsdatensatzes (Sentinel-2). Die hellrote Füllung zeigt Genauigkeiten kleiner als 85 %.

a)

ClassValue	Ground Truth																				Total	U_Acc	Kappa	OA (gewichtet)	Precision	Recall	F1 Score
	111	121	122	131	133	142	211	231	311	312	321	322	324	331	333	411	412	510	9999								
1	111	442	0	59	0	0	7	0	0	0	0	10	21	2	10	63	10	0	0	0	624	0,71	0	61,47	0,71	0,88	0,79
2	121	0	469	10	175	33	0	0	0	0	0	0	0	0	11	0	0	0	0	0	698	0,67	0	31,43	0,67	0,94	0,78
3	122	36	20	414	0	7	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	480	0,86	0	9,97	0,86	0,83	0,84
4	131	0	11	1	213	56	0	0	0	0	0	0	0	0	96	38	0	0	0	0	415	0,51	0	3,65	0,51	0,43	0,47
5	133	0	0	0	0	162	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	162	1,00	0	1,11	1,00	0,32	0,49
6	142	7	0	11	0	0	461	0	0	0	0	1	7	16	0	0	20	0	0	0	523	0,88	0	20,51	0,88	0,92	0,90
7	211	0	0	1	0	90	28	480	66	0	0	33	3	0	0	10	23	0	0	0	734	0,65	0	480,00	0,65	0,96	0,78
8	231	0	0	0	0	0	1	10	434	0	0	160	0	0	0	0	0	0	0	0	605	0,72	0	109,39	0,72	0,87	0,79
9	311	0	0	3	0	0	0	0	0	500	0	0	0	11	0	0	3	10	0	0	527	0,95	0	112,79	0,95	1,00	0,97
10	312	0	0	0	0	0	0	0	0	0	500	0	10	0	0	0	0	23	0	0	533	0,94	0	258,59	0,94	1,00	0,97
11	321	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	246	1	19	0	10	10	0	0	0	286	0,86	0	27,54	0,86	0,49	0,63
12	322	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	30	380	177	0	30	21	68	0	24	730	0,52	0	6,82	0,52	0,76	0,62
13	324	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	18	235	0	30	31	90	0	0	405	0,58	0	8,32	0,58	0,47	0,52
14	331	0	0	0	112	151	0	0	0	0	0	0	0	0	358	20	0	0	0	0	641	0,56	0	6,75	0,56	0,72	0,63
15	333	15	0	0	0	1	0	10	0	0	0	10	39	10	25	282	0	0	0	0	392	0,72	0	5,31	0,72	0,56	0,63
16	411	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	345	15	6	0	366	0,94	0	3,45	0,94	0,69	0,80
17	412	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	10	0	1	37	268	0	10	328	0,82	0	1,96	0,82	0,54	0,65
18	510	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	494	0	494	1,00	0	29,68	1,00	0,99	0,99
19	9999	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	10	19	20	0	16	0	26	0	466	557	0,84	0	3,20	0,84	0,93	0,88
20	Total	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	500	9500	0	0	0,92			
21	P_Acc	0,88	0,94	0,83	0,43	0,32	0,92	0,96	0,87	1,00	1,00	0,49	0,76	0,47	0,72	0,56	0,69	0,54	0,99	0,93	0	0,75	0				
22	Kappa	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,00	0,74				

b)

ClassValue	Ground Truth										Total	U_Acc	Kappa	OA (gewichtet)	Precision	Recall	F1 Score
	3111	3112	3113	3114	3121	3122	3123	3124									
1	3111	66	0	0	28	0	0	23	6	123	0,54	0	4,62	0,54	0,66	0,59	
2	3112	0	92	4	0	0	0	0	0	96	0,96	0	2,76	0,96	0,92	0,94	
3	3113	7	7	89	25	0	0	0	24	152	0,59	0	5,34	0,59	0,89	0,71	
4	3114	2	1	7	47	0	0	0	7	64	0,73	0	6,58	0,73	0,47	0,57	
5	3121	0	0	0	0	79	0	0	0	79	1,00	0	27,65	1,00	0,92	0,96	
6	3122	4	0	0	0	7	94	3	0	108	0,87	0	29,14	0,87	0,94	0,90	
7	3123	18	0	0	0	0	6	64	0	88	0,73	0	1,28	0,73	0,71	0,72	
8	3124	3	0	0	0	0	0	0	63	66	0,95	0	1,26	0,95	0,63	0,76	
9	Total	100	100	100	100	86	100	90	100	776	0	0	0,79				
10	P_Acc	0,66	0,92	0,89	0,47	0,92	0,94	0,71	0,63	0	0,77	0					
11	Kappa	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,73					

Herausgeber:

Sächsisches Landesamt für Umwelt, Landwirtschaft und
Geologie (LfULG)
Pillnitzer Platz 3, 01326 Dresden
Telefon: + 49 351 2612-0
Telefax: + 49 351 2612-1099
E- Mail: lfulg@smul.sachsen.de
www.lfulg.sachsen.de

Autoren:

Delira Hanelli
Dr. Andreas Barth
Beak Consultants GmbH
Am St.-Niclas-Schacht 13, 09599 Freiberg
Telefon: + 49 3731 781350
Telefax: + 49 3731 781352
E-Mail: delira.hanelli@beak.de

Redaktion:

Sebastian Goihl
Abteilung 2: Grundsatzangelegenheiten Umwelt,
Landwirtschaft, Ländliche Entwicklung
Referat 22: GAP, Informationsmanagement
August-Böckstiegel-Straße 3, 01326 Dresden
Telefon: + 49 351 2612 2202
Telefax: + 49 351 2612 1099
E-Mail: sebastian.goihl@smekul.sachsen.de

Auflage:

1. Auflage

Redaktionsschluss:

30.11.2022

ISSN:

1867-2868

Hinweis:

Die Broschüre steht nicht als Printmedium zur Verfügung,
kann aber als PDF-Datei unter
<https://publikationen.sachsen.de> heruntergeladen werden.

Verteilerhinweis

Diese Informationsschrift wird von der Sächsischen Staats-
regierung im Rahmen ihrer verfassungsmäßigen Verpflich-
tung zur Information der Öffentlichkeit herausgegeben.

Sie darf weder von Parteien noch von deren Kandidaten
oder Helfern zum Zwecke der Wahlwerbung verwendet
werden. Dies gilt für alle Wahlen. Missbräuchlich ist insbe-
sondere die Verteilung auf Wahlveranstaltungen, an Infor-
mationsständen der Parteien sowie das Einlegen, Aufdru-
cken oder Aufkleben parteipolitischer Informationen oder
Werbemittel. Untersagt ist auch die Weitergabe an Dritte
zur Verwendung bei der Wahlwerbung.

*Täglich für
ein gutes Leben.*

www.lfulg.sachsen.de