

Zeitliche und räumliche Dynamisierung des C-Faktors mittels simulierter Sentinel 2-Daten zur Lokalisierung von Gefährdungsflächen der wassergebundenen Bodenerosion

## Schlussbericht

Dr. Markus Möller & Dr. Daniel Wurbs

Halle (Saale), den 10. November 2016

**Zuwendungsempfänger** Martin-Luther-Universität Halle-Wittenberg · Institut für Geowissenschaften und Geographie · Fachgebiet Geofernkundung und Kartographie | Von-Seckendorff-Platz 4 · 06120 Halle (Saale)

**Projektleitung** Prof. Dr. Cornelia Gläßer

**Unterauftragnehmer** geoflux Thomas Koschitzki & Daniel Wurbs GbR

**Förderkennzeichen** 50EE1230

**Laufzeit** 1.8.2012 bis 31.07.2015

# Inhaltsverzeichnis

<b>Tabellenverzeichnis</b>	<b>4</b>
<b>Abbildungsverzeichnis</b>	<b>5</b>
<b>1 Kurzdarstellung</b>	<b>7</b>
1.1 Aufgabenstellung . . . . .	7
1.2 Voraussetzungen . . . . .	8
1.3 Planung und Ablauf des Vorhabens . . . . .	8
1.3.1 Arbeitspaket AP 1 . . . . .	9
1.3.2 Arbeitspaket AP 2 . . . . .	9
1.3.3 Arbeitspaket AP 3 . . . . .	9
1.3.4 Arbeitspaket AP 4 . . . . .	9
1.3.5 Arbeitspaket AP 5 . . . . .	10
1.3.6 Arbeitspaket AP 6 . . . . .	10
1.4 Wissenschaftlicher und technischer Stand . . . . .	10
1.5 Zusammenarbeit mit anderen Stellen . . . . .	13
<b>2 Eingehende Darstellung</b>	<b>14</b>
2.1 Verwendung der Zuwendung und der erzielten Ergebnisse im Einzelnen . . . . .	14
2.1.1 Methoden . . . . .	14
2.1.1.1 Phänologische Modellierung . . . . .	15
2.1.1.2 Simulation von Vegetationsindexzeitreihen . . . . .	15
2.1.1.3 Kopplung von phänologischen Informationen und Vegetationsindexzeitreihen . . . . .	16
2.1.1.4 Ableitung von Ackerschlagobjekten und geometrische Validierung . . . . .	16
2.1.1.5 Schlag- und Phasen-spezifische Klassifikation . . . . .	19
2.1.1.6 Maßstabs- und Indexoptimierung zur Prognose von Bodenbedeckungsgraden . . . . .	19
2.1.1.6.1 Indexpermutation . . . . .	19
2.1.1.6.2 Kartierung und Klassifikation von Referenzinformationen . . . . .	19
2.1.1.6.3 <i>Effective Map Scale</i> -Ansatz . . . . .	21
2.1.1.7 Erosionsmodellierung . . . . .	21
2.1.2 Untersuchungsgebiet, Datengrundlagen und Kartierungen . . . . .	22
2.1.2.1 Fernerkundungsdaten (AP 1) . . . . .	23
2.1.2.2 ABAGflux-Datengrundlagen (AP 5) . . . . .	23
2.1.2.3 Kartierungen (AP 5) . . . . .	27
2.1.3 Phänologische Phasen, NDVI-Zeitreihen und Datenkopplung (AP 3) . . . . .	27
2.1.4 Schlagdetektion (AP 2) und Ableitung einer Bodenmaske (AP 3) . . . . .	29
2.1.4.1 RapidEye-Aufnahme vom 5. Mai 2013 . . . . .	35
2.1.4.1.1 Schlagdetektion . . . . .	35
2.1.4.1.2 Bodenmaske . . . . .	35
2.1.4.2 Simulierter Sentinel-Datensatz vom 18. Juli 2014 . . . . .	38
2.1.4.2.1 Schlagdetektion . . . . .	38
2.1.4.2.2 Bodenmaske . . . . .	38
2.1.5 Prognose der Bodenbedeckung (AP 4) . . . . .	38
2.1.5.1 Mono-temporale Spektral- und Maßstabsoptimierung . . . . .	38
2.1.5.2 Multi-temporales Modell der Bodenbedeckungsgradprognose . . . . .	44

2.1.5.3	Sentinel-2-basierte Prognose der Bodenbedeckung durch Pflanzenreste . . . . .	44
2.1.6	Dynamische Bodenerosionsmodellierung (AP6) . . . . .	44
2.1.6.1	Modellparametrisierung und Potenzialmodellierung . . . . .	44
2.1.6.2	Einbindung der innerjährlichen Niederschlagsdynamik . . . . .	47
2.1.6.3	<i>ABAGflux-C</i> -Faktorenmodul . . . . .	51
2.1.6.3.1	Ermittlung des bedeckungsabhängigen Erosionspotenzials für eine Kurzzeitphase bzw. einen Zeitpunkt . . . . .	51
2.1.6.3.2	Ermittlung des längerfristigen C-Faktors (Fruchtfolge, Zeitraum) und des Bodenabtrages . . . . .	55
2.2	Notwendigkeit und Angemessenheit der Arbeit . . . . .	59
2.3	Voraussichtlicher Nutzen und Verwertbarkeit der Ergebnisse . . . . .	60
2.4	Erfolgte und geplante Veröffentlichungen der Ergebnisse . . . . .	60
2.4.1	Tagungsbeiträge und Vorträge . . . . .	60
2.4.2	Veröffentlichte und eingereichte Artikel in Fachzeitschriften . . . . .	61
<b>Literatur und Referenzen</b>		<b>63</b>

# Tabellenverzeichnis

2.1	Durch den Deutschen Wetterdienst beobachtete phänologische Phasen . . . . .	16
2.2	Verfügbare RapidEye-Datensätze ohne Berücksichtigung von Abdeckung und Wolkenbedeckung . . . . .	26
2.3	Die jeweils besten drei Ergebnisse der Maßstabs- und Spektraloptimierung im Vergleich zum <i>NDVI</i> für den RapidEye-Datensatz vom 5. Mai 2013 . . . . .	42
2.4	Die jeweils besten drei Ergebnisse der Maßstabs- und Spektraloptimierung im Vergleich zum <i>NDTI</i> für den simulierten Sentinel-2-Datensatz vom 18. Juli 2014 . . . . .	45
2.5	Mittlere C-Faktoren auf dem Feldblock <i>Strenznaundorf</i> im Jahr 2011 . . . . .	57

# Abbildungsverzeichnis

1.1	Arbeitspakete des DynaC-Projektes . . . . .	9
1.2	Erweiterung des Modells <i>ABAGflux</i> um eine dynamische C-Faktorenkomponente . . . . .	10
1.3	Fotografie vom 19. Juni 2013 von zwei in Mitteldeutschland aufgenommenen Acker-schlägen . . . . .	11
2.1	Fließdiagramm zur Kopplung von modellierten phänologischen Flächendatensätzen und simulierten Satellitenbildzeitreihen als Grundlage für die Schlag- und Phasen-spezifische Ableitung von Bodenbedeckungsgradinformationen . . . . .	14
2.2	Multi-hierarchische Objektstrukturen zur Disaggregierung von Feldblöcken in Acker-schläge sowie Ackerschläge in Spektralobjekte, die die beste statistische Beziehung zu kartierten Bodenbedeckungsgradinformationen haben . . . . .	17
2.3	Parameter des FNEA-Algorithmus . . . . .	17
2.4	Überlagerung eines Referenzobjektes <i>R</i> mit einem spektralen Objekt <i>G</i> (a), der Ver-gleich von <i>R</i> mit dem Verschneidungsergebnis <i>S</i> (b) und der Vergleich von <i>S</i> und <i>G</i> (c) . . . . .	18
2.5	Prinzip der Berechnung von $D^+$ und $D^-$ -Werten am Beispiel der kumulierten Ver-teilungsfunktionen $f(O^G)$ und $f(O^R)$ . . . . .	18
2.6	Prozedur zur Maßstabs- und Indexoptimierung . . . . .	20
2.7	Fließschema zur Auswahl von repräsentativen Fotografien der Bodenbedeckung . . . . .	20
2.8	Schematische Darstellung der erosiven Hanglänge . . . . .	21
2.9	Fließschema zur Funktionsweise des Modellsystems <i>ABAGflux</i> . . . . .	22
2.10	Sachsen-Anhalt und die Ausdehnung des Untersuchungsgebietes (a), eine RapidEye-Szene vom 5. Mai 2013 überlagert mit einem Feldblockpolygondatensatz und der Lage des simulierten Sentinel-2-Datensatzes bzw. der Fotostandorte (b) sowie die Flächenanteile der dominierenden Ackerfrüchte zwischen 2011 und 2014 (c-f) . . . . .	24
2.11	Innerhalb des Projektes genutzte Sensoren . . . . .	25
2.12	Farbkomposit (8-4-13) des simulierten Sentinel-2-Datensatzes vom 18. Juli 2014 . . . . .	26
2.13	Überlagerung von Reliefschummerung und einem RapidEye-Farbkomposit (4-5-3) vom 5. Mai 2013 am Beispiel des Testfeldblockes <i>Strenznaundorf</i> (a), die Position der Standortfotos innerhalb klassifizierter Reliefpositionen (b), Standortfotos (c-f) sowie korrespondierende Klassifikationsergebnisse (g-j) . . . . .	28
2.14	Kartierte und klassifizierte Bodenbedeckungsgrade am Beispiel von Winterweizen in 2013 und 2014 . . . . .	28
2.15	Modellierungsergebnis (a) und korrespondierende Kriging-Standardabweichungen (b) für die phänologische Phase <i>Schossen</i> von Winterweizen in 2011 . . . . .	30
2.16	Phasen-spezifische Boxplot-Diagramme modellierter phänologischer Eintrittstermi-ne für das Untersuchungsgebiet in 2011 . . . . .	30
2.17	Phänologische Zeitfenster der dominierenden Ackerfrüchte im Untersuchungsge-biet für 2011, simulierte NDVI-Verteilungen sowie die Aufnahmedaten von wol-kenfreien bzw. -armen RapidEye- und Landsat-Datensätzen . . . . .	31
2.18	Phänologische Zeitfenster der dominierenden Ackerfrüchte im Untersuchungsge-biet für 2012 sowie die Aufnahmedaten von wolkenfreien bzw. -armen RapidEye-Datensätzen . . . . .	32
2.19	Phänologische Zeitfenster der dominierenden Ackerfrüchte im Untersuchungsge-biet für 2013 sowie die Aufnahmedaten von wolkenfreien bzw. -armen RapidEye-Datensätzen . . . . .	33

2.20 Phänologische Zeitfenster der dominierenden Ackerfrüchte im Untersuchungsgebiet für 2014 sowie die Aufnahmedaten von wolkenfreien bzw. -armen RapidEye- und Landsat-Datensätzen . . . . .	34
2.21 RapidEye-Datensatz vom 5. Mai 2013 überlagert mit Feldblock- und Referenz-Polygone . . . . .	36
2.22 Geometrisches Validierungsergebnis des segmentierten RapidEye-Datensatzes vom 5. Mai 2013 (a) sowie die kumulierten Verteilungsfunktionen $f(O^G)$ und $f(O^R)$ der Segmentierungsebenen 15, 24 und 30 (b-d) . . . . .	36
2.23 TSAVI-Cluster-Ergebnis der Segmentierungsebene 15 und korrespondierendes Streudiagramm der RapidEye-Bänder 3 und 5 . . . . .	37
2.24 TSAVI-Cluster-spezifische Flächenanteile der im Untersuchungsgebiet dominierenden Ackerfruchttypen für den RapidEye-Datensatz vom 5. Mai 2013 . . . . .	37
2.25 Simulierter Sentinel-2-Datensatz vom 18. Juli 2014 überlagert mit Feldblock- und Referenz-Polygonen . . . . .	39
2.26 Geometrisches Validierungsergebnis des segmentierten und simulierten Sentinel-2-Datensatzes vom 18. Juli 2014 (a) sowie die kumulierten Verteilungsfunktionen $f(O^G)$ und $f(O^R)$ der Segmentierungsebenen 9, 10 und 13 (b-d) . . . . .	39
2.27 TSAVI-Cluster-Ergebnis der Segmentierungsebene 9 (vgl. Abb. 2.26) und korrespondierendes Streudiagramm der Sentinel-2-Bänder 4 und 8 . . . . .	40
2.28 TSAVI-Cluster-spezifische Flächenanteile der im Untersuchungsgebiet dominierenden Ackerfruchttypen für den simulierten Sentinel-2-Datensatz vom 18. Juli 2014 . . . . .	40
2.29 NDTI-Cluster-Ergebnis der Segmentierungsebene 9 und korrespondierende Cluster des Sentinel-2-Datensatzes vom 18. Juli 2014 . . . . .	41
2.30 NDTI-Cluster-spezifische Flächenanteile der Ackerfruchttypen Winterweizen (a), Wintergerste (b) und Winterraps (c) für den simulierten Sentinel-2-Datensatz vom 18. Juli 2014 . . . . .	41
2.31 Segmentierungsebenen 2, 6 und 13 (a) und Prognoseergebnis der Variante L2/Rang 1 (b) dargestellt am Beispiel des Testfeldblocks <i>Strenznaundorf</i> . . . . .	42
2.32 Regressionsmodell zur Bodenbedeckungsgradprognose vitaler Vegetation (a) angewendet auf den RapidEye-Datensatz vom 5. Mai 2013 (b) . . . . .	43
2.33 ABAG-Faktoren $R$ (a), $K$ (b) und $LS$ (c) für das Untersuchungsgebiet . . . . .	46
2.34 Potenzieller Bodenabtrag in den Teilgebieten und im Untersuchungsgebiet . . . . .	48
2.35 Potenzialmodellierung der Bodenerosion am Beispielgebiet des Felblöcke <i>Strenznaundorf</i> . . . . .	48
2.36 Zellen für ein Niederschlagsereignis in 2012 . . . . .	49
2.37 Schema zur Erarbeitung der $R$ -Faktorenanteile . . . . .	49
2.38 Jahresverlauf der monatlichen $R$ -Faktorenanteile . . . . .	50
2.39 C-Faktorenmodul . . . . .	52
2.40 C-Faktor-Berechnungsvarianten für das Untersuchungsgebiet . . . . .	53
2.41 C-Faktoren für ausgewählte Aufnahmezeitpunkte im Jahr 2011 . . . . .	54
2.42 Verknüpfung von bedeckungsabhängigem Erosionspotenzial mit RADOLAN-Daten	55
2.43 Ansatz zur Ermittlung des längerfristigen C-Faktors . . . . .	56
2.44 NDVI-basierte C-Faktorenableitungen für den Felblock <i>Strenznaundorf</i> . . . . .	57
2.45 Mittlerer C-Faktor für den Testschlag <i>Strenznaundorf</i> im Jahr 2011 auf der Grundlage des NDVI (a) und nach DIN 19708 (2005) (b) . . . . .	58
2.46 Mittlerer aktueller Bodenabtrag für den Testschlag <i>Strenznaundorf</i> im Jahr 2011 . . . . .	59

# 1 Kurzdarstellung

## 1.1 Aufgabenstellung

Bodenerosionsprozesse durch Wasser sind das Ergebnis einer zumeist nutzungsbedingten Störung des Faktorengleichgewichtes zwischen Niederschlag, Relief, Boden, Hydrologie und Landnutzung, wobei zeitlich stabile (Boden, Relief) und variable Faktoren (Bodenbedeckung, Niederschlag) unterschieden werden können. Erosionsmodelle versuchen, den Einfluss von Landnutzung und Landbewirtschaftung auf Bodenerosionsprozesse zu simulieren. Grundsätzlich wird zwischen physikalischen und empirischen Modellansätzen unterschieden, die sich vor allem hinsichtlich des zeitlichen Betrachtungsmaßstabes der Prozesssimulation unterscheiden. Physikalische Modelle zielen auf die quantitative Prozesssimulation, die mit Niederschlagseinzelereignissen in Verbindung stehen. Empirische Modelle basieren auf statistischen (linearen) Zusammenhängen zwischen als kausal angenommenen Steuergrößen bzw. Faktoren und langjährigen Messreihen. Der flächenhaften Anwendung physikalischer Modelle steht oftmals deren hoher Parametrisierungs- und Kalibrierungsaufwand entgegen. Deshalb haben sich bei der Erosionsmodellierung vor allem großer Gebiete empirische Modellansätze wie die *Universal Soil Loss Equation (USLE)* (Wishmeyer & Smith, 1961) und deren deutsche Adaption *Allgemeine Bodenabtragsgleichung (ABAG)* durchgesetzt (Schwertmann et al., 1987; Steininger et al., 2010), die multiplikativ natürliche und anthropogen bedingte Einflussfaktoren der Bodenerosion kombinieren und sich durch einen geringeren Parametrisierungs- bzw. Kalibrierungsaufwand auszeichnen (Möller & Volk., 2010; Volk et al., 2010).

Die nutzungsabhängige Bodenerosion auf landwirtschaftlich genutzten Flächen wird innerhalb der ABAG durch den C- bzw. Bewirtschaftungsfaktor ausgedrückt, der sich aus dem Verhältnis von Regenerosität und der Schutzwirkung durch Fruchfolgen und Anbaumethoden ergibt (Auerswald, 2002). Eine Anpassung an saisonale Änderungen ist nicht möglich. Die räumliche Variation wird insbesondere in großen Untersuchungsräumen oftmals nicht adäquat wiedergegeben, da keine schlagbezogenen Informationen der Vegetationsart und -bedeckung zur Verfügung stehen (de Asis & Omasa, 2007). Für den C-Faktor ist deshalb eine umfassende Erweiterung und Verbesserung der Standardberechnungsvariante erforderlich, um den klima- und nutzungsbedingten Anforderungen und Veränderungen Rechnung tragen zu können (Gobin et al., 2004; Tóth et al., 2007; Wurbs & Steininger, 2011):

- In Deutschland und Europa wird von einer Zunahme des Bodenerosionsrisikos ausgegangen, die mit dem prognostizierten Klimawandel und der damit verbundenen Zunahme von erosionswirksamen Starkniederschlagsereignissen in den Winter- und Frühjahrsmonaten mit geringer Bodenbedeckung im Zusammenhang steht. Dieser Effekt wird durch die Abschaffung der geförderten Flächenstilllegung und deren Umwidmung in Anbauflächen für Energiepflanzen verstärkt.
- Es hat sich gezeigt, dass die in den letzten Jahren verstärkt zum Einsatz gekommenen Bodenbearbeitungstechniken (insbesondere der konservierenden Bodenbearbeitung) zu einer Veränderung der Bodenbedeckung und somit der Empfindlichkeit des Bodens geführt haben.

Vor diesem Hintergrund besteht das Hauptziel des Projektes in der zeitlichen und räumlichen **Dynamisierung** des C-Faktors (**DynaC**) mittels simulierter Sentinel 2-Daten unter Berücksichtigung der Bodenbearbeitung, der Vegetationsphase, des Vegetationsbedeckungsgrades sowie der innerjährlichen Niederschlagsverteilung. Die Ergebnisse bilden die Voraussetzung für

die Lokalisierung von Gefährdungsflächen der wassergebundenen Bodenerosion mit der ABAG-Modifikation *ABAGflux* (Volk et al., 2010), die um eine dynamische C-Faktorenkomponente erweitert werden soll. Das Projekt zielt damit auf die anwendungsorientierte Auswertung der 10 m- und 20 m-Kanäle des Sentinel 2-Produktes, das hinsichtlich des temporalen, geometrischen sowie spektralen Informationsgehaltes getestet werden soll. Dabei lassen die hohe geometrische Auflösung der multi-spektralen 10 m-Komponente sowie die hohe spektrale Auflösung der 20 m-Komponente eine verbesserte Ableitung von Schlag- und Phasen-spezifischen Indizes sowie spektrale Differenzierbarkeit des Boden-, Pflanzen- bzw. Pflanzenrestsignals erwarten.

Die wissenschaftliche Arbeitsziele umfassen

1. die Untersuchung von Zusammenhängen zwischen geometrischer Auflösung und verschiedenen Kanalkombinationen auf die automatisierte Detektion von Ackerschlagobjekten anhand von Sentinel 2- und RapidEye-Datensätzen,
2. die Entwicklung von automatisierten Klassifikationsansätzen Schlag-spezifischer Feldfrucht-Phasen sowie
3. die Ableitung von Phasen- und Schlag-spezifischen Bedeckungsgraden durch die vergleichende Anwendung von kombinierten Boden-Vegetations-Indizes.

Während das Arbeitsziel 1 auf die Untersuchung der geometrischen Eigenschaften der simulierten Sentinel 2-Datensätze abzielt, besteht der Schwerpunkt der Arbeitsziele 2 und 3 in der Analyse des spektralen Informationsgehaltes sowohl in thematischer als auch in quantitativer Hinsicht.

Das technische Arbeitsziel besteht in der Entwicklung von Prozessketten für die operationelle Nutzung der Sentinel 2-Datensätze zur Generierung von Ackerschlagobjekten sowie Phasen- und Schlag-spezifischen Bodenbedeckungsgraden. Die Prozessketten werden innerhalb von *open source*-Programmumgebungen realisiert. Die Arbeiten münden in der Erweiterung der Bodenerosionsmodells *ABAGflux* um ein C-Faktoren-Modul, das eine zeitlich-dynamische Modellierung der Bodenerosion und die nutzungsabhängige Lokalisierung von Gefährdungsflächen ermöglicht.

## 1.2 Voraussetzungen

Sowohl Antragsteller sowie Unterauftragnehmer waren und sind an einer Reihe von Projekten im Bereich des Boden- und Gewässerschutzes auf Bundes- und Landesebene tätig und verfügen über langjährige Erfahrungen in der Nutzung von Geofernerkundungsdaten für die Bodenerosionskartierung (Gläßer, 1991). Ausdruck dessen ist die Beteiligung an der Organisation und Durchführung der Tagung „Bodenerosion in Sachsen-Anhalt“<sup>1</sup>, die in einem Materialien-Band des Bundesverbandes Boden (Helbig et al., 2010) und einer internationalen Veröffentlichung mündete (Volk et al., 2010). Als Werkzeug der Erosionsmodellierung wurde durch den Unterauftragnehmer das Modell *ABAGflux* entwickelt (Kap. 2.1.1.7) und in zahlreichen Projekten angewendet, um auf die gewachsenen nationalen und europäischen gesetzlichen Anforderungen (z. B. Gemeinsame Europäische Agrarpolitik, EU-Wasserrahmenrichtlinie, Bundesbodenschutzgesetz) flexibel reagieren zu können.

Für das Projekt relevante Methoden wurden im Zuge der Bearbeitung des Projektes DeCOVER<sup>2</sup> durch den Antragsteller entwickelt, die im Rahmen des DynaC-Projektes weiterentwickelt werden sollen. Das betraf zum einen ein Verfahren der Detektion und Validierung von Landnutzungsobjekten, zum anderen die Entwicklung eines vereinfachten Modells zur Prognose von phänologischen Phasen.

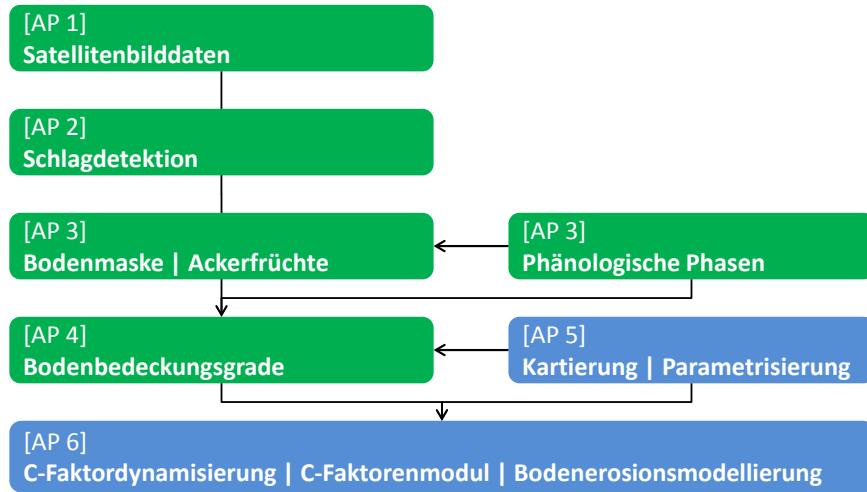
## 1.3 Planung und Ablauf des Vorhabens

Die Bearbeitung und Koordination des Projektes erfolgte durch Dr. Markus Möller. Die Firma geoflux GbR – vertreten durch Dr. Daniel Wurbs – fungierte als Unterauftragnehmer. Das Pro-

<sup>1</sup><http://www.geoflux.de/workshop-bodenerosionLSAb.pdf>

<sup>2</sup><http://decover.info>

jekt war in sechs Arbeitspakete (AP) gegliedert. Die Arbeitspakete **AP 1** bis **AP 4** wurden durch den Antragsteller bearbeitet. Die Arbeitspakete **AP 5** und **AP 6** sind in Zusammenarbeit mit dem Unterauftragnehmer **geoflux GbR** umgesetzt worden (Abb. 1.1).



**Abbildung 1.1:** Arbeitspakete (AP) des DynaC-Projektes.

### 1.3.1 Arbeitspaket AP 1

Das Ziel des Arbeitspaketes bestand in der Akquise von RapidEye-Daten (Antragstellung über RESA, Projektnummer 634) sowie der Generierung von Sentinel 2-Datensätzen. Bei der Antragstellung wurden zwei Befliegungen mit dem Hyperspektralsensor AISA geplant, wovon eine realisiert werden konnte (Umsetzung durch das Helmholtz-Zentrum für Umweltforschung – UFZ, Dept. Landschaftsökologie, Herr Dr. Doktor). Zusätzlich konnte eine simulierte Vegetationsindexzeitreihe für das Jahre 2011 akquiriert werden (Kap. 2.1.2.1).

### 1.3.2 Arbeitspaket AP 2

Das Arbeitspaket zielte auf die Entwicklung eines Verfahrens zur Ableitung von Ackerschlagobjekten durch die Segmentierung von optischen Satellitenbilddaten, die eine große Bedeutung als Bezugseinheiten für Bodenerosionsmodellierungen und für die Ableitung von Bodenschutzmaßnahmen haben. In diesem Zusammenhang ist ein geometrischer Validierungsalgorithmus entwickelt und angewendet worden, der – basierend auf Referenzpolygonen – die automatische Optimierung des verwendeten Segmentierungsalgorithmus erlaubt (Kap. 2.1.1.4 u. 2.1.4).

### 1.3.3 Arbeitspaket AP 3

In Deutschland werden Bodenerosionsmodellierungen im Auftrag von Landesbehörden durchgeführt, die auf Schlag-spezifische LPIS-Anbauinformationen zurückgreifen können (Land Parcel Identification System; Inan et al., 2010). Diese Daten stehen in der Regel im Mai des Antragsjahres zur Verfügung. Der Klassifikationsansatz des DynaC-Projektes zielt auf dieses Zeitfenster, das in erster Linie durch Wintergetreide (Winterraps, -weizen, -roggen und -gerste) zwischen Winterruhe und Wachstumsphase oder Schläge ohne Bodenbedeckung charakterisiert ist. Die eigentliche Klassifikation umfasst also die Detektion einer Bodenmaske sowie die Differenzierung der Wintergetreide (Kap. 2.1.1.5). Ein wichtiges Eingangsdatum für die Klassifikation stellen phänologische Phaseninformationen dar, die die Detektion der Zeitfenster erlauben (Kap. 2.1.1.1 u. 2.1.4).

### 1.3.4 Arbeitspaket AP 4

Die Kanalbelegungen insbesondere der Sentinel-2-20 m-Komponente im SWIR (Short Wave Infra-Red) und NIR (Near InfraRed) sowie die enge Kanalbelegung im Bereich des REDEDGE-Bereiches

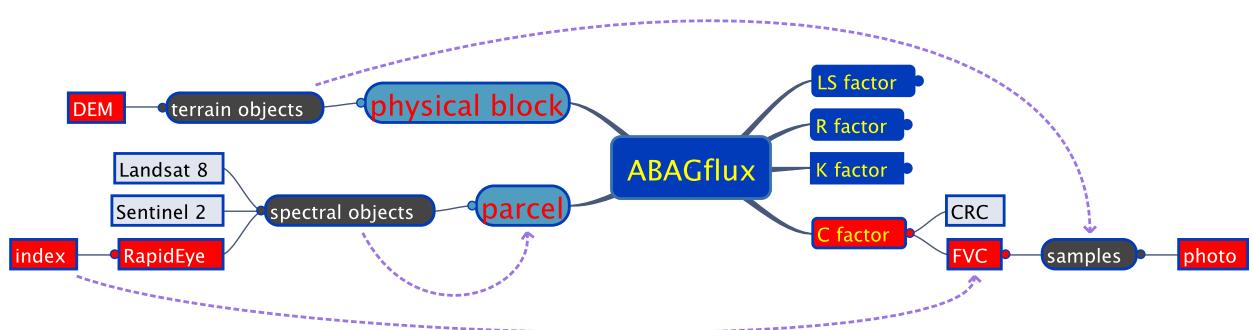
werden als besonders geeignet angesehen, um Vegetations- und Pflanzenrest-Indizes abzuleiten. Dafür wurde im Zuge der Projektbearbeitung ein Verfahren entwickelt, das eine maßstabsspezifische Indexoptimierung erlaubt (Kap. 2.1.1.6). Die eigentliche Ableitung der Bodenbedeckungsgrades erfolgte auf der Grundlage von statistischen Beziehungen zwischen kartierten Bodenbedeckungsgraden (Kap. 1.3.5) und optimierten Index-Werten (Kap. 2.1.5).

### 1.3.5 Arbeitspaket AP 5

Neben der Auswahl von repräsentativen Untersuchungsgebieten und der Recherche von Schlagspezifischen Bewirtschaftungsinformationen (Kap. 2.1.2.2) lag der Schwerpunkt des Arbeitspakets in der Kartierung von Ackerfrucht-spezifischen Bodenbedeckungsinformationen (Kap. 2.1.2.3 u. 2.1.1.6).

### 1.3.6 Arbeitspaket AP 6

Das Ziel des Arbeitspakets bestand in der Entwicklung eines C-Faktorenmoduls für das Erosionsmodell *ABAGflux* der Firma geoflux GbR. *ABAGflux* ist eine Modifikation der Allgemeinen Bodenabtragsgleichung *ABAG* und kombiniert verschiedene bodenerosionsrelevante Faktoren (Abb. 1.2; Kap. 2.1.1.7). Die aktuelle Version des Modells *ABAGflux* beinhaltet derzeit eine Standardvariante zur Einbindung des C-Faktors, die die Veränderung der räumlichen und zeitlichen Dynamik der Vegetationsbedeckung und des C-Faktors nicht berücksichtigt. Die dynamische Einbindung des C-Faktors beinhaltet zum einen eine Zeitkomponente, in die C-Faktoren nicht nur als jährliche Mittelwerte, sondern in Abhängigkeit von der Vegetationsphase implementiert werden können. Mittels einer weiteren Komponente wird die Datenstruktur geschaffen, die auf die Vegetationsphasen bzw. Kulturperioden bezogenen R-Faktorenanteile räumlich differenziert. Durch die Erweiterung des Modells *ABAGflux* um die genannten Komponenten wird die Voraussetzung geschaffen, eine *ABAG*-basierte Modellierung nicht nur für mittlere jährliche Zustände, sondern unter Berücksichtigung der innerjährlichen Dynamik durchzuführen (Kap. 2.1.6).



**Abbildung 1.2:** Erweiterung des Modells *ABAGflux* um eine dynamische C-Faktorenkomponente (siehe Kap. 2.1.1.7).

## 1.4 Wissenschaftlicher und technischer Stand

Bodenerosion durch Wasser führt auf landwirtschaftlich genutzten Flächen zu einer Beeinträchtigung der Bodenproduktivität (Govers et al., 2014) und – durch die Einträge von Bodenmaterial und Nährstoffen – auch der Gewässerqualität. Panagos et al. (2015) zufolge werden die Compensationskosten für Bodenverlust durch Bodenerosion in Europa auf etwa 18 Milliarden € pro Jahr geschätzt. Etwa 12 % der europäischen Landoberfläche ( $\approx$  115 Mio ha) sind von hauptsächlich wassergebundenen Bodenerosionsprozessen insbesondere auf landwirtschaftlich genutzten Gebieten betroffen. Die direkten Auswirkungen auf die Gebietsflächen (*on site-Schäden*) ziehen finanzielle Verluste von etwa 53 €/ha nach sich. Die Schädigungen benachbarter Ökosysteme (Akkumulationsflächen, Auen, Flusssysteme) und öffentlicher Infrastruktur (Straßen, Dämme)



**Abbildung 1.3:** Fotografie vom 19. Juni 2013 von zwei in Mitteldeutschland aufgenommenen Ackerschlägen. Der linke Schlag ist durch Winterweizen bedeckt, auf dem rechten läuft Mais auf (Foto: Daniel Wurbs).

erreichen Verluste von etwa 32 €/ha (Gobin et al., 2004; Boardman & Poesen, 2006; Tóth et al., 2007). In Deutschland kann von einem durchschnittlichen Bodenverlust von etwa 5,5 t/ha für landwirtschaftlich genutzte Flächen unter den gegenwärtig praktizierten Bodenbearbeitungsverfahren ausgegangen werden (Auerswald, 2006).

Bodenerosion durch Wasser wird durch zeitlich stabile und dynamische Faktoren gesteuert. Zu den relativ stabilen Faktoren gehören Bodeneigenschaften und das Relief, Regenerosivität und Bodenbedeckung zu den wichtigsten dynamischen Faktoren (Panagos et al., 2014a). Aufgrund der räumlichen und zeitlichen Variabilität von Bodenerosionsprozessen besteht eine besondere Herausforderung in der Identifikation von relevanten Zeitfenstern (Li et al., 2014; Alexandridis et al., 2015), um aktuelle *und* langfristige Erosionsschwerpunkte zu lokalisieren (Boardman, 2006).

Das Monitoring von durch Bodenerosion betroffenen Böden ist eine Voraussetzung, um ein Verständnis für Bodenerosionsprozesse zu entwickeln (Evans, 2013; Prasuhn, 2011). Erst dadurch können Entscheidungsträger in Politik und Verwaltung (Li et al., 2014; Robinson, 2015) insbesondere vor dem Hintergrund des Klimawandels fachlich fundiert unterstützt werden (Routschek et al., 2014a,b). In Europa betrifft das vor allem Regularien der Bodenbewirtschaftung im Rahmen der Gemeinsamen Agrarpolitik (GAP; Volk et al., 2010). Lokale Maßnahmen des Bodenschutzes und der Erosionskontrolle beziehen sich dabei auf LPIS-Bezugseinheiten. LPIS steht für *Land Parcel Identification System*, in dem Ackerschläge als Raumeinheiten einheitlicher Bewirtschaftung und Ackerfrucht definiert sind (Inan et al., 2010; Evans, 2013; Möller et al., 2013). Ein langfristiger Monitoring von Ackerschlägen scheitert allerdings meist an der Kurzfristigkeit von entsprechenden Projekten (Prasuhn, 2011) oder am fehlenden Personal in Bodenschutzbehörden (Feldwisch, 2015).

Abbildung 1.3 illustriert die Bedeutung der Bodenbedeckung auf Ackerbauflächen, die in Abhängigkeit von der phänologischen Entwicklung der jeweiligen Ackerfrüchte variiert. Die Fotografie wurde am 19. Juni 2013 kurz nach einem Starkniederschlagsereignis aufgenommen. Die zwei Ackerschläge sind durch fast identische Boden- und Reliefbedingungen gekennzeichnet. Während der linke Schlag vollständig von Winterweizen bedeckt ist, ist der rechte Schlag fast frei von Vegetation oder Vegetationsresten. Dort sind Erosionsrillen und Akkumulationsbereiche

erkennbar. Die Fotografie verdeutlicht den Zusammenhang zwischen der räumlichen und zeitlichen Variabilität von Bodenerosionserscheinungen mit lokalen Wetterverhältnissen und dem phänologischen Entwicklungszustand von Ackerfrüchten (Prasuhn, 2011; Evans, 2013; Aiello et al., 2015). Während frühe phänologischen Phasen durch eine geringe Bodenbedeckung vitaler Vegetation gekennzeichnet sind, erhöht sich der Bodenbedeckungsgrad mit zunehmender photosynthetischer Aktivität der Pflanzen. Nach der Bodenbearbeitung ist der Boden ohne Bedeckung oder (teilweise) durch Mulch geschützt.

Die Verfügbarkeit multi-spektraler Satellitenbilder ermöglicht das Monitoring phänologischer Zustände von Ackerfrüchten und von korrespondierenden Informationen zur Bodenbedeckung (de Araujo Barbosa et al., 2015). Ein häufig angewandter Ansatz ist die Entwicklung von Modellen, die die statistischen Beziehungen zwischen kartierten Bodenbedeckungsgraden und spektralen Indizes abbilden (Gitelson, 2013). Die Berechnung von Vegetationsindizes basiert auf der Kombination von Spektralkanälen im roten und nahen Infrarotbereich. Der bekannteste Vegetationsindex ist der *NDVI* (*Normalized Difference Vegetation Index*; Rouse et al., 1974), der eine zuverlässige Prognose der Bodenbedeckung durch vitale Vegetation erlaubt (Vrieling et al., 2008; Gitelson, 2013; Yang et al., 2013; Prabhakara et al., 2015). Neuere Sensoren wie Sentinel-2<sup>3</sup> haben zusätzliche sogenannte *REDEdge*-Spektralkanäle zwischen dem roten und nahen Infrarotbereich. Dadurch ergeben sich zusätzliche Kanalkombinationsmöglichkeiten, die für die iterative Berechnung einer Vielzahl von möglichen Vegetationsindizes sowie automatischen Indexoptimierungen genutzt werden können (Rivera et al., 2014). Spektralbänder im roten und nahen Infrarotbereich werden auch verwendet, um Böden ohne Vegetationsbedeckung zu identifizieren (Fox et al., 2004; Cui et al., 2014). Die Abschätzung der Bodenbedeckung durch Pflanzenreste erfordert Spektralkanäle im kurzweligen Infrarotbereich nahe 2100 nm, wo Zellulose und Lignin spezifische Absorptionsmerkmale zeigen (Zheng et al., 2014).

Eine Alternative zu Index-basierten Modellen insbesondere bei der Prognose des Bodenbedeckungsgrades ist die Anwendung von Algorithmen der spektralen Entmischung (z.B. Arsenault & Bonn, 2005). Die operationelle Anwendbarkeit ist allerdings durch den Umstand eingeschränkt, dass – im Gegensatz zu Index-basierten Modellen – spektrale Feldmessungen bei der Definition von repräsentativen Endmember-Signaturen erforderlich sind (Vrieling et al., 2008).

Satellitensensoren mit einer geringen geometrischen, aber hohen zeitlichen Auflösung wie MODIS<sup>4</sup> oder MERIS<sup>5</sup> ermöglichen die Ableitung von Zeitserien biophysikalischer Indizes und damit die Abbildung der saisonalen oder monatlichen Variation der Bodenbedeckung durch vitale Vegetation. In verschiedenen Studien bildeten diese Informationen die Grundlage für dynamische Bodenerosionsmodellierungen auf regionaler oder Europäischer Ebene (Panagos et al., 2012; Guerra et al., 2014; Alexandridis et al., 2015). Das Monitoring der Schlag-spezifischen Bodenbedeckung erfordert allerdings Zeitserien biophysikalischer Parameter mit einer hohen geometrischen und zeitlichen Auflösung. Trotz der Vielzahl an Sensoren zur Detektion von Vegetationsmustern (Panagos et al., 2014b) ist die Anzahl von nutzbaren geometrisch hoch aufgelösten Satellitenbildern – zumeist bedingt durch Wolkenbedeckung – nicht repräsentativ zur phenologischen Charakterisierung von Vegetationsklassen (Aiello et al., 2015). Das betrifft insbesondere die multi-spektralen Landsat 7 ETM+- bzw. Landsat 8 OLI-Satellitenbilddaten, die zur Zeit als einzige Daten hoher geometrischer Auflösung frei und operationell verfügbar sind (Houborg et al., 2015). Als Konsequenz ergibt sich eine in jeder Vegetationsperiode wechselnde unregelmäßige Verteilung von nutzbaren Satellitenbildaufnahmen, was das Monitoring phänologischer Muster einschränkt (Tian et al., 2013). Diese Situation dürfte sich verbessern, wenn die multi-spektralen Sensoren wie Sentinel-2 oder HJ-1 operationell arbeiten werden (Drusch et al., 2012; Verrelst et al., 2012; Bian et al., 2015).

Um zeitliche Einschränkungen bei der Verfügbarkeit von Satellitenbilddaten mit einer hohen geometrischen und zeitlichen Auflösung zu überwinden, sind in den letzten Jahren im zunehmenden Maße Datenfusionsalgorithmen entwickelt worden. Die Verfahren kombinieren Satellitenbilder geringer räumlicher und hoher zeitlicher Auflösung mit Satellitenbildern hoher räumlicher

<sup>3</sup><https://sentinel.esa.int/web/sentinel/user-guides/sentinel-2-msi>

<sup>4</sup>Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (<http://modis.gsfc.nasa.gov>)

<sup>5</sup>MEdium Resolution Imaging Spectrometer

(<https://earth.esa.int/web/guest/missions/esa-operational-eo-missions/envisat/instruments/meris>)

und geringer zeitlicher Auflösung (Gao et al., 2015; Chen et al., 2015; Zhang et al., 2015). Der Algorithmus STARFM (*Spatial and Temporal Adaptive Reflectance Fusion Model*) gehört zu den am meisten angewendeten Verfahren (Gevaert & Garcia-Haro, 2015) und wurde entwickelt, um Landsat- und MODIS-Daten zu fusionieren (Gao et al., 2006). STARFM wird als besonders geeignet angesehen, um phänologisch bedingte Reflektanzveränderungen zu erfassen (Zhu et al., 2010). Die Simulationsgenauigkeit ist allerdings abhängig von Anzahl und zeitlicher Distanz sowie deren phänologischer Repräsentativität der für die Simulation notwendigen MODIS-Landsat-Bildpaare (Zhu et al., 2010; Meng et al., 2013; Olexa & Lawrence, 2014).

## 1.5 Zusammenarbeit mit anderen Stellen

Durch die inhaltliche Nähe der Projekte DynaC und PhenoS<sup>6</sup> sind verschiedene Methoden in enger Zusammenarbeit innerhalb der Fachgruppe *Geofernerkundung und Kartographie* der Martin-Luther-Universität Halle-Wittenberg entwickelt worden. Die Datenbank- und Web-Portal-Programmierung wurde von Dr. D. Thürkow umgesetzt. Darüber hinaus erfolgte eine enge Zusammenarbeit mit Henning Gerstmann. Diese umfasste in erster Linie das phänologische Modell PHASE (Kap. 2.1.1.1) sowie das Verfahren zur Spektralbandoptimierung (Kap. 2.1.1.6) im Rahmen der Satellitenbildauswertung. Das Department *Angewandte Landschaftsökologie* des Helmholtz-Zentrums für Umweltforschung (UFZ) hat das Projekt durch die Befliegung des Untersuchungsgebietes sowie durch die Simulation von Sentinel-2-Beispielbilddaten unterstützt. Die US-amerikanische Behörde *Hydrology and Remote Sensing Laboratory* des US Department of Agriculture hat räumlich und zeitlich hochauflösende Vegetationsindexzeitreihen für das Untersuchungsgebiet berechnet (Kap. 2.1.1.2), die in Kooperation mit dem Fachgebiet *Geoinformation in der Umweltplanung* und dem Lehrstuhl für Fernerkundung der Julius-Maximilians-Universität Würzburg evaluiert worden sind (Kap. 2.1.1.3). Schließlich erfolgte ein enger inhaltlicher Austausch mit Landes- und Bundesfachbehörden. Dazu gehörten die Landesanstalt für Landwirtschaft und Gartenbau Sachsen-Anhalt (LLG), der Agrarmeteorologische Dienst des Deutschen Wetterdienstes (DWD), das Landesamt für Geologie und Bergwesen Sachsen-Anhalt und das Amt für Landwirtschaft, Flurneuordnung und Forsten (ALFF Süd).

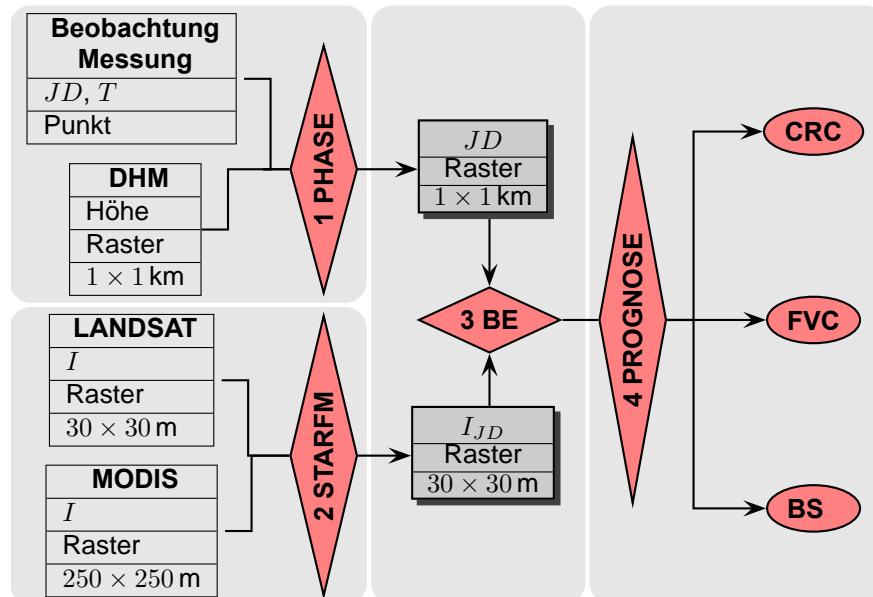
<sup>6</sup><http://paradigmmaps.geo.uni-halle.de/phenos>

## 2 Eingehende Darstellung

### 2.1 Verwendung der Zuwendung und der erzielten Ergebnisse im Einzelnen

#### 2.1.1 Methoden

Abbildung 2.1 veranschaulicht das Methodenspektrum, das im Zuge der Projektbearbeitung entwickelt wurde. Die Prozesskette zielt auf die Kopplung von modellierten phänologischen Flächendatensätzen und simulierten Satellitenbildzeitreihen als Grundlage für die Schlag- und Phasen-spezifische Ableitung von Bodenbedeckungsgradinformationen. Die methodische Vorgehensweise gliedert sich in vier Teile:



**Abbildung 2.1:** Fließdiagramm zur Kopplung von modellierten phänologischen Flächendatensätzen und simulierten Satellitenbildzeitreihen als Grundlage für die Schlag- und Phasen-spezifische Ableitung von Bodenbedeckungsgradinformationen.

- Das Modell PHASE ist Bestandteil des Web-basierten Prognose- und Auskunftssystem PhenoS<sup>1</sup>. PHASE ist ein Vegetationsentwicklungsmodell, das eine automatische deutschlandweite Interpolation von Eintrittsterminen (JD) phänologischer Phasen unter Berücksichtigung von digitalen Höheninformationen und interpolierten Tagesmitteltemperaturen (T) ermöglicht (Kap. 2.1.1.1).
- STARFM (Spatial and Temporal Adaptive Reflectance Fusion Model) ist ein Satellitenbild-Fusionsansatz, der räumlich hoch-aufgelöste Index-Zeitserien ( $I_{JD}$ ) aus MODIS- und Landsat-Satellitenbilddaten simuliert (Kap. 2.1.1.2).
- Beide Zeitserien werden über spezifische Bezugseinheiten (BE; hier: Ackerschläge) gekoppelt (Kap. 2.1.1.3), die entweder das Ergebnis einer Satellitenbild-gestützten Ableitung von Ackerschlagobjekten sind (Kap. 2.1.1.4) oder direkt aus den LPIS-Geometrien abgeleitet werden (Kap. 1.3.3).

<sup>1</sup>[http://paradigmmaps.geo.uni-halle.de/wpa\\_phenos](http://paradigmmaps.geo.uni-halle.de/wpa_phenos)

4. Die resultierenden Phasen- und Schlag-spezifischen Index-Medianwerte sind die Grundlage für die Anwendung von Modellen zur Prognose der Bodenbedeckung durch vitale Vegetation (*FVC = Fractional Vegetation Coverage*) und Pflanzenreste (*CRC = Crop Residue Coverage*; Kap. 2.1.1.6) sowie von Modellen zur Detektion einer Bodenmaske bzw. von Bezugseinheiten ohne Vegetationsbedeckung (*BS = Bare Soil*; Kap. 2.1.1.5).

Die Ergebnisse der Prozesskette dienen als Einangsdaten des Erosionsmodells *ABAGflux*, auf das in Kapitel 2.1.1.7 näher eingegangen wird.

### 2.1.1.1 Phänologische Modellierung

Der Deutsche Wetterdienst (DWD) unterhält ein phänologisches Netzwerk von etwa 1200 unregelmäßig über Deutschland verteilten Beobachtern, die die Eintrittstermine  $D$  phänologischer Phasen von Ackerfrüchten, Wein und natürlicher Vegetation nach standardisierten Kriterien melden (Kaspar et al., 2014). In Tabelle 2.1 sind die am meisten verbreiteten Ackerfrüchte und ihre phänologischen Phasen aufgelistet. Obwohl die Beobachtungen durch den DWD einer Qualitätskontrolle unterzogen werden, enthält das finale Produkt trotzdem Ausreißer. (Gerstmänn et al., 2016a) haben deshalb einen dynamischen Filter entwickelt, der nur Beobachtungen innerhalb der 1,5fachen Standardabweichung berücksichtigt.

Der Filter ist Bestandteil des phänologischen Modells PHASE, das auf die deutschlandweite Prognose von beobachteten phänologischen Phasen aller Ackerfrüchte zielt. Das PHASE-Modell folgt dem *growing degree days*-Ansatz, der von einem Zusammenhang zwischen phänologischen Ereignissen und Pflanzen-spezifischen Temperatursummen ausgeht (Chuine et al., 2003). In dem Modell wird der Tag im Jahr extrahiert, an dem die Temperatursumme  $T_{sum}^{eff}$  eine spezifisches Quantil der Verteilung aller Temperatursummen  $D_{crit}$  überschreitet (Gl. 2.1; Gerstmänn et al., 2016a).

$$T_{sum}^{eff}[j] \geq Q_{opt} \left[ \sum_{i=D_{start}}^{D_{obs}} \left( (\bar{T}_{i,j} - T_B) \times \frac{DL_i}{24} \right) \right] \quad (2.1)$$

$T_{sum}^{eff}[j]$  repräsentiert Temperatursummen einer spezifischen phänologischen Station  $j$  zwischen einem Starttag  $D_{start}$  und dem Beobachtungstermin des phänologischen Ereignisses  $D_{obs}$ .  $Q_{opt}$  ist das optimale Quantil von  $T_{sum}^{eff}$  von allen phänologischen Stationen.  $\bar{T}$  entspricht der Tagesmitteltemperatur,  $DL$  der Tageslänge zum Beobachtungszeitpunkt an einer phänologischen Station sowie  $T_B$  der Basistemperatur, die den unteren Schwellenwert für photosynthetische Aktivitäten markiert. Die täglichen Tagesmitteltemperaturen ergeben sich aus der deutschlandweiten Interpolation von etwa 500 Wetterstationsdaten. Bei der Interpolation werden topografische Informationen genutzt, die aus dem SRTM-Oberflächenmodell abgeleitet wurden. SRTM steht für *Shuttle Radar Topography Mission*. Das resultierende digitale Geländemodell (DGM) hat eine geometrische Auflösung von  $90 \times 90 \text{ m}^2$  sowie eine vertikale bzw. horizontale Genauigkeit von 20 bzw. 16 m. Das SRTM-DGM wurde einer Filterung unterzogen (Lee, 1980) sowie auf eine Rasterweite von  $1 \times 1 \text{ km}^2$  gebracht, um Positionsgenauigkeiten der phänologischen Beobachtungen Rechnung zu tragen. Die eigentliche Interpolation von  $D_{crit}$  ist durch die Anwendung eines Regressionskriging-Algorithmus realisiert worden (Hengl et al., 2007).

### 2.1.1.2 Simulation von Vegetationsindexzeitreihen

STARFM (*Spatial and Temporal Adaptive Reflectance Fusion Model*) wurde von Gao et al. (2006) entwickelt, um MODIS- und Landsat-Satellitenbilddaten zu fusionieren und um daraus räumlich hoch aufgelöste Zeitserien zu abzuleiten. Das Hauptziel von STARFM besteht in der Analyse von Vegetationsmustern (Gao et al., 2015). Andere Autoren nutzen die synthetischen Daten zur Biomassebestimmung von Ackerfrüchten (Meng et al., 2013), zur Detektion von phänologischen Veränderungen von Trockenland-Wald (Walker et al., 2012), zur Ableitung von phänologischen Indikatoren zur Habitatbewertung (Coops et al., 2012), zur Analyse von Walddegradation (Gärtner

**Tabelle 2.1:** Durch den Deutschen Wetterdienst beobachtete phänologische Phasen (Kaspar et al., 2014). 5: Blüte (Anfang) | 10: Bestellung | 12: Auflaufen | 13: Bestand geschlossen | 14: Rosettenbildung | 15, 67: Schossen/Längenwachstum | 17: Knospenbildung | 18, 66: Ährenschieben/Rispenschieben | 19: Milchreife | 20: Teigreife | 21: Gelbreife | 22: Vollreife | 24: Ernte | 41: Blüte (Ende) | 65: Fahnenschieben.

Ackerfrucht	ID	Phase
Winterweizen	115	10, 12, 15, 18, 19, 21, 24
Winterroggen	121	5, 10, 12, 15, 18, 21, 41
Wintergerste	131	10, 12, 15, 18, 21, 24
Winterraps	311	10, 12, 14, 67, 17, 5, 22, 24
Hafer	140	10, 12, 15, 66, 19, 21, 24
Mais	411	10, 12, 67, 5, 65, 19, 20, 21, 24
Kartoffel	612	10, 12, 13
Zuckerrübe	620	10, 12, 13

et al., 2016) oder zur Klassifikation von konservierenden Bodenbearbeitungsmaßnahmen (Watts et al., 2011).

Der STARFM-Algorithmus erfordert MODIS-Landsat-Paare, die zur gleichen Zeit aufgenommen wurden. Der Algorithmus geht dabei von der Annahme einer linearen Funktion zwischen den Szenen geringer und hoher Auflösung aus. Um mögliche Mischpixeleffekte und Landnutzungsveränderungen zu berücksichtigen, werden spektral ähnliche Pixel in enger räumlicher Nachbarschaft in die Simulation mit einbezogen.

### 2.1.1.3 Kopplung von phänologischen Informationen und Vegetationsindexzeitreihen

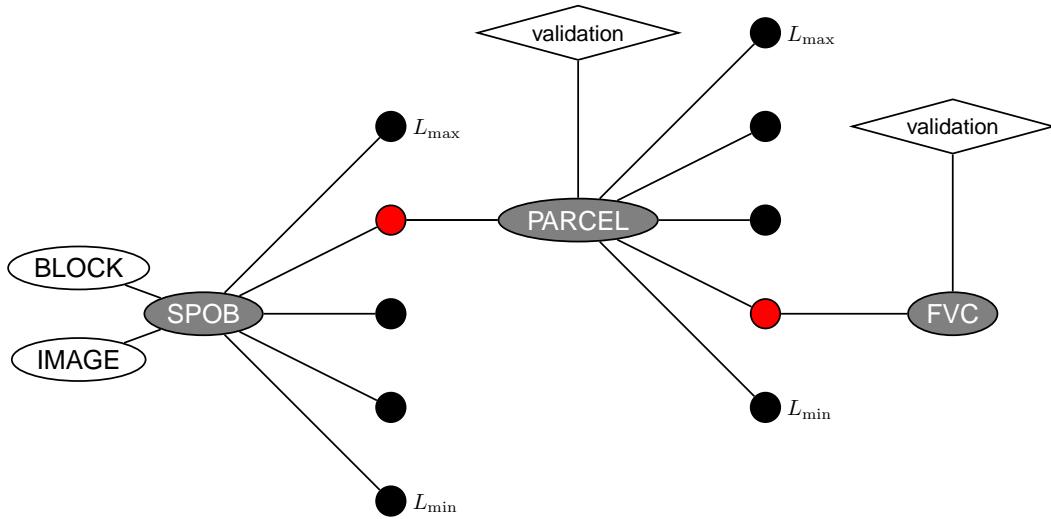
Neben Ackerschlägen dienen Feldblöcke als LPIS-Bezugseinheiten (Kap. 1.4). Feldblöcke sind als Objekte definiert, die von relativ stabilen Grenzen (z.B. Straßen, Waldränder) umgeben sind. Feldblöcke setzen sich aus Ackerschlägen zusammen, die sich hinsichtlich der angebauten Ackerfrüchte und Bearbeitungsoperationen unterscheiden und deren Struktur und Größe jährlich wechseln kann (Inan et al., 2010).

LPIS-Informationen auf Schlagebene sind aus Datenschutzgründen nur in aggregierter Form für die Öffentlichkeit verfügbar (Kandziora et al., 2013). Obwohl das DynaC-Projekt Zugang zu Schlag-spezifischen Informationen hatte, wurde untersucht, ob sich Schlaggeometrien aus Satellitenbilddaten ableiten lassen (Kap. 2.1.1.4).

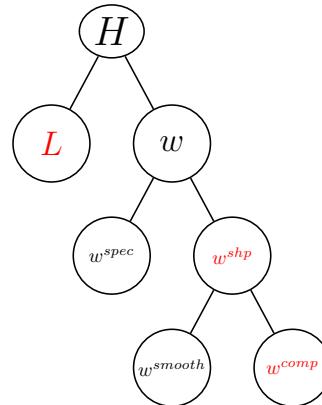
Die eigentliche Kopplung von phänologischen Informationen und Vegetationsindexzeitreihen wird durch die Schlag-spezifische Median- oder Mittelwertbildung von Vegetationsindizes (hier: NDVI) realisiert (Kap. 1.4). Dadurch können auch Maßstabsunterschiede zwischen den beiden Datensätzen angeglichen werden.

### 2.1.1.4 Ableitung von Ackerschlagobjekten und geometrische Validierung

Die Detektion von Schlaggrenzen monotonaler Aufnahmetermine basiert auf multi-hierarchischen Objektstrukturen (MHOS), die sich aus der Segmentierung multi-spektraler Satellitenbild-daten ergeben. Während der Projektlaufzeit kam das regionen-basierte Segmentierungsverfahren FNEA (= *Fractal Net Evolution Approach*) zum Einsatz (Benz et al., 2004; Trimble, 2012), das besonders im bodenkundlich-geomorphologischen (Möller & Volk, 2015) sowie fernerkundlichen Kontext (Blaschke, 2010) angewendet wird. FNEA fasst Pixel entsprechend ihrer räumlichen Nachbarschaft sowie der Nachbarschaft im n-dimensionalen Merkmalsraum zu spektralen Objekten (SPOB) zusammen (Abb. 2.2). Die Segmentierung startet bei lokalen Minima und aggregiert Objekte solange, bis ein Abbruchkriterium erfüllt wird. Entsprechend Gleichung 2.2 ist die Objekt-heterogenität  $H$  abhängig von den Nutzer-spezifischen Parametern *scale level* ( $L$ ) sowie *spectral variance* ( $w^{\text{spec}}$ ) und *shape* ( $w^{\text{shp}}$ ), wobei  $w^{\text{shp}}$  hinsichtlich der Parameter *smoothness* ( $w^{\text{smooth}}$ ) und *compactness* ( $w^{\text{comp}}$ ) modifiziert werden kann (Abb. 2.3).



**Abbildung 2.2:** Multi-hierarchische Objektstrukturen (MHOS) zur Disaggregierung von Feldblöcken in Ackerschläge sowie Ackerschläge in Spektralobjekte (SPOB), die die beste statistische Beziehung zu kartierten Bodenbedeckungsgradinformationen (FVC) haben.  $L_{\min}$ ,  $L_{\max}$  – minimale und maximale Maßstabsebene.



**Abbildung 2.3:** Parameter des FNEA-Algorithmus.  $L$  – scale level |  $w^{spec}$  – spectral variance |  $w^{shp}$  – shape |  $w^{smooth}$  – smoothness |  $w^{comp}$  – compactness. Die rot hervorgehobenen Parameter sind veränderbar.

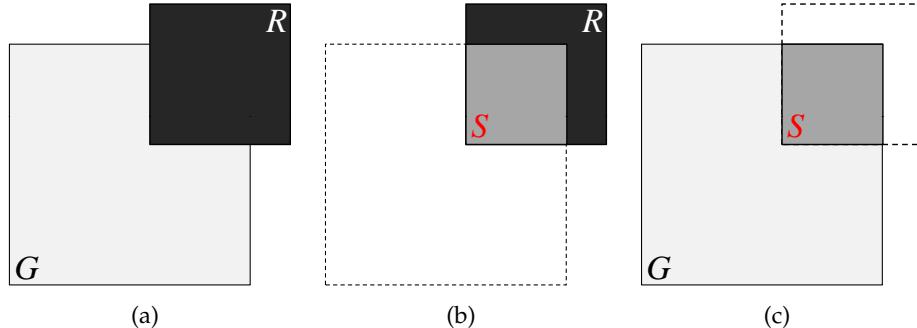
$$H = L(w^{shp} + w^{spec}) \text{ with } w^{shp} + w^{spec} = 1 \quad (2.2)$$

Innerhalb des Projektes dienen MHOS einerseits zur geometrischen Disaggregierung von Feldblöcken (Kap. 2.1.1.3) und andererseits zur maßstabsspezifischen Prognose von Bodenbedeckungsgraden (Kap. 2.1.1.6). In beiden Fällen entspricht die zugrundliegende Prozedur einer Maßstabsoptimierung, wobei Referenzinformationen erforderlich sind. Während die Parameter  $w^{shp}$  und  $w^{spec}$  durch Expertenwissen festgelegt worden sind, wurde der Parameter  $L$  kontinuierlich innerhalb der Grenzen  $L_{\min}$  to  $L_{\max}$  geändert (Abb. 2.2). Der  $L$ -Wertebereich ist in erster Linie von der Datentiefe der spektralen Eingangsdaten abhängig und muss entsprechend angepasst werden.

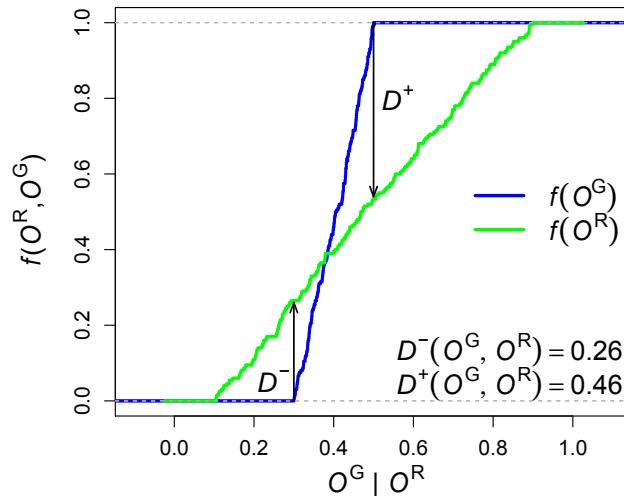
Bei der eigentlichen Schlagdetektion wird verglichen, wie stark Referenzpolygone und Segmentierungsergebnisse übereinstimmen. Die Übereinstimmung kann durch den Grad der Überlappung zweier Polygone ausgedrückt werden (Möller et al., 2007). In Abbildung 2.4a überlagern sich ein Referenzobjekt  $R$  und ein spektrales Objekt  $G$ . Die Verschneidung von  $R$  und  $G$  ergibt  $S$ . Das Maß  $O^R$  leitet sich aus dem Verhältnis der Verschneidungsfläche  $A^S$  und der Fläche des Referenzobjektes  $A^R$  ab (Gl. (2.3); Abb. 2.4b). Das korrespondierende Maß  $O^G$  ergibt sich wiederum aus dem Verhältnis von  $A^S$  und der Fläche des spektralen Objektes  $G$  ( $A^G$ ; Abb. 2.4c).

$$O^X = \frac{A^S}{A^X} \text{ mit } X \in [R, G] \text{ und } O^X \in [0, 1] \quad (2.3)$$

Beide Maße repräsentieren einen Wertebereiche zwischen 0 und 1, wobei der Wert 0 für keine Übereinstimmung und der Wert 1 für eine vollständige Übereinstimmung zwischen  $S$  und  $R$  oder  $G$  steht. Das geometrische Mittel von  $O^G$  und  $O^R$  charakterisiert die geometrische Genauigkeit  $O$ .



**Abbildung 2.4:** Überlagerung eines Referenzobjektes  $R$  mit einem spektralen Objekt  $G$  (a), der Vergleich von  $R$  mit dem Verschneidungsergebnis  $S$  (b) und der Vergleich von  $S$  und  $G$  (c; Möller et al., 2013, 2014).



**Abbildung 2.5:** Prinzip der Berechnung von  $D^+$  und  $D^-$ -Werten am Beispiel der kumulierten Verteilungsfunktionen  $f(O^G)$  und  $f(O^R)$ .  $D^-$  wird rechts und  $D^+$  links von der Funktion  $f(O^G)$  berechnet.

Mittelwerte ( $\bar{x}$ ) und Mediane ( $\tilde{x}$ ) der Verteilung des geometrischen Maßes  $O$  können für die globale Bewertung von Datensätzen genutzt werden. Kumulative Verteilungsfunktionen der Maße  $O^G$  und  $O^R$  erlauben eine globale Bewertung hinsichtlich Über- und Untersegmentierung ( $M^g$ ), was durch die Anwendung des nicht-parametrischen *Kolmogorov Smirnov*-Anpassungsgütetestes realisiert werden kann. Die resultierende normalisierte Distanz  $D$  wird dabei sowohl links ( $D^-$ ) als auch rechts ( $D^+$ ) von der Funktion  $f(O^G)$  entsprechend Gleichung (2.4) berechnet (Abb. 2.5).

$$\begin{aligned} D^+ &= \max^+ |f(O^G) - f(O^R)| \\ D^- &= \max^- |f(O^G) - f(O^R)| \end{aligned} \quad (2.4)$$

$M^g$  ergibt sich schließlich aus der Differenz zwischen  $D^-(O^G, O^R)$  und  $D^+(O^G, O^R)$  (Gl. (2.5)).

$M^g < 0$  steht für Datensätze, die mehrheitlich untersegmentierte Objekte enthalten.  $M^g > 0$  charakterisiert den entgegengesetzten Fall der Übersegmentierung.

$$M^g(O^F, O^R) = D^-(O^F, O^R) - D^+(O^F, O^R) \quad (2.5)$$

### 2.1.1.5 Schlag- und Phasen-spezifische Klassifikation

Die Ergebnisse der Schlagdetektion werden einer Klassifikation unterzogen, um innerhalb spezifischer Zeitfenster – die durch die Ergebnisse der phänologischen Modellierung vorgegeben werden – eine Bodenmaske abzuleiten. Die Klassifikation basiert auf dem *Bare Soil Line*-Konzept (BSL = Bodenlinie), wonach Böden ohne Bedeckung durch die lineare Beziehung zwischen dem roten und nahen infraroten Wellenlängenbereich charakterisiert werden können (Baret et al., 1993; Fox et al., 2004; Cui et al., 2014). Aus der Funktion der Bodenlinie lässt sich der Vegetationsindex *Transformed Soil Adjusted Vegetation Index (TSAVI)* ableiten, der den Vegetationsindex *NDVI* (Kap. 1.4) um die Korrekturkonstanten  $\alpha$  und  $\beta$  erweitert (Gl. 2.6; Baret et al., 1993).

$$TSAVI = \frac{(\alpha \text{NIR} - \alpha \text{RED} - \beta)}{(\alpha \text{NIR} + \text{RED} - \alpha \beta)} \quad (2.6)$$

Die Anwendung des Cluster-Verfahrens *Mclust* (Fraley & Raftery, 2002; Fraley et al., 2012) auf den Index *TSAVI* erlaubt die Strukturierung des zwei-dimensionalen Merkmalsraumes und die Identifikation von Klassen ohne Bodenbedeckung bzw. eine Differenzierung von Bodenbedeckungsklassen. Die Anzahl der Cluster wird dabei automatisch bestimmt.

Der rote und nahe infrarote Wellenlängenbereich ist nicht geeignet, Böden ohne Bedeckung, Pflanzenreste und reife Ackerfrüchte zu unterscheiden. Deshalb wurde auf Grundlage des Sentinel-2-Datensatzes (Kap. 2.1.2.1) der *Normalized Difference Tillage Index (NDTI)* berechnet (Zheng et al., 2012), der die beiden Sentinel-Bänder 12 (SWIR1) und 13 (SWIR2) miteinander kombiniert (vgl. Abb. 2.11).

$$NDTI = (\text{SWIR1} - \text{SWIR2}) / (\text{SWIR1} + \text{SWIR2}) \quad (2.7)$$

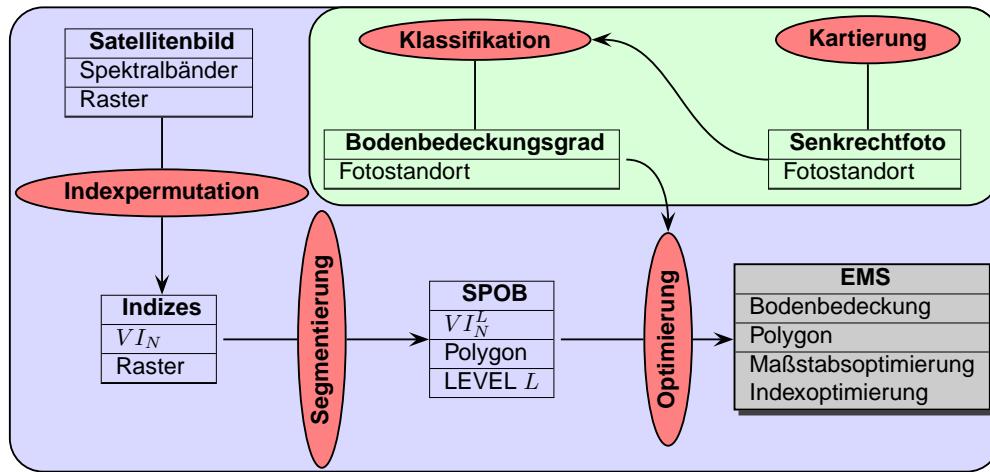
### 2.1.1.6 Maßstabs- und Indexoptimierung zur Prognose von Bodenbedeckungsgraden

Abbildung 2.6 veranschaulicht den Ansatz der Maßstabs- und Indexoptimierung zur Prognose von Bodenbedeckungsgraden. Dabei werden die im Zuge der Projektbearbeitung entwickelten Algorithmen der *Effektiven Maßstabsbestimmung* (= *Effective Map Scale*-Ansatz; Möller & Volk, 2015) und der *Indexpermutation* (Gerstmann et al., 2016b) kombiniert. Das Verfahren gliedert sich in vier Schritte und kann auf beliebige multi-spektrale Satellitenbilddaten angewendet werden.

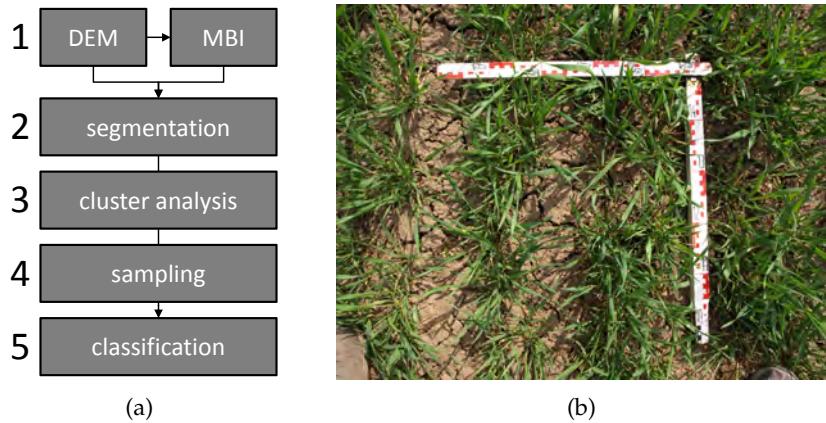
**2.1.1.6.1 Indexpermutation** Die Indexpermutation basiert auf normalisierten Differenzquotienten, die häufig bei der Berechnung von Vegetationsindizes genutzt werden. Gleichung (2.8) repräsentiert eine allgemeine Form des *Enhanced Vegetation Index (EVI)* (Liu & Huete, 1995), bei der  $I_i^{\text{perm}}$  einer permutierten Indexvariante, die Parameter  $B_1$ ,  $B_2$  und  $B_3$  einem beliebigen spektralen Band sowie  $G$ ,  $c_1$ ,  $c_2$  und  $L$  empirischen Konstanten entsprechen.

$$I_i^{\text{perm}} = G \times \frac{B_1 - B_2}{B_1 + c_1 \times B_2 - c_2 \times B_3 + L} \quad \text{mit } c_1, c_2, L, G \in \mathbb{R} \quad (2.8)$$

**2.1.1.6.2 Kartierung und Klassifikation von Referenzinformationen** Seit 2013 sind während der Vegetationsperiode in ausgewählten Ackerschlägen (Kap. 2.1.2) die phänologischen Zustände von Ackerfrüchten durch Senkrechtfotografien dokumentiert worden. Die Auswahl der Fotostandorte erfolgte innerhalb von vorklassifizierten topographischen Reliefpositionen. Dabei wurde davon ausgegangen, dass in besondere in frühen phänologischen Phasen ein Zusammenhang zwischen Reliefpositionen und Bodenbedeckung durch vitale Vegetation besteht. Entsprechend Abbildung



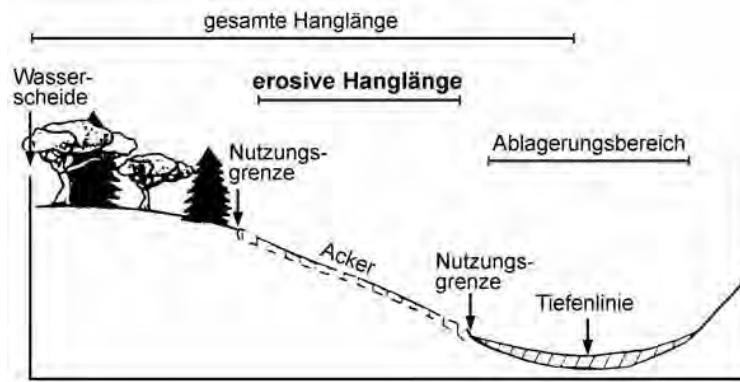
**Abbildung 2.6:** Prozedur zur Maßstabs- und Indexoptimierung. SE – Spektral-Einheiten | VI<sub>N</sub> – Vegetationsindex-Varianten | VI<sub>N</sub><sup>L</sup> – Aggregationsstufen der Vegetationsindex-Varianten | EMS – Effective Map Scale.



**Abbildung 2.7:** Fließschema (a) zur Auswahl von repräsentativen Fotostandorte und Klassifikation der Fotografien der Bodenbedeckung (b).

2.7a gliedert sich die Auswahl der repräsentativen Fotostandorte und Klassifikation der Fotografien in 5 Schritte:

1. Aus dem öffentlich und landesweit verfügbaren digitalen Höhenmodell mit einer geometrischen Auflösung von  $10 \times 10 \text{ m}^2$  (DGM 10) ist das Reliefattribut *Massenbilanzindex* (*MBI*) aus den Attributen *Vertikalkrümmung*, *Neigung* und *Höhe über Tiefenlinie* berechnet worden. Der *MBI* ermöglicht die Lokalisierung von Prozessbereichen des Bodenabtrages oder der -akkumulation (Möller et al., 2008, 2012). Danach sind potentielle Akkumulationsbereiche in konkaven und flacheren Hangbereichen mit einer geringen Distanz zum Tiefenliniennetz zu erwarten ( $MBI < 0$ ). Das Abtragsrisiko steigt mit zunehmender Konvexität, Hangneigung und vertikaler Entfernung zur Tiefenlinie ( $MBI > 0$ ).
2. Der in Kapitel 2.1.1.4 bereits eingeführte Segmentierungsalgorithmus FNEA hat sich auch als geeignet erwiesen, um Objekte für die Analyse bodenkundlich-morphologischer Fragestellungen abzugrenzen (Drăguț & Eisank, 2011).
3. Bei der *MBI*-Strukturierung kam der Cluster-Algorithmus *K means* zur Anwendung (Hastie et al., 2009). Entsprechend der Anzahl der vorgesehenen Standortfotos wurde jeder Feldblock in fünf Cluster gegliedert. Der definierte *MBI*-Wertebereich zwischen -2 und +2 erlaubt dabei eine semantische Zuordnung der Cluster zu potenziellen Akkumulations- und Abtragsbereichen sowie Bereichen ausgeglichenener Massenbilanz (Möller et al., 2012).



**Abbildung 2.8:** Schematische Darstellung der erosiven Hanglänge (Rippel et al., 2004).

4. Ähnlich der Vorgehensweise von Yan et al. (2012) sind innerhalb der klassifizierten Reliefpositionen Vertikalfotografien der Bodenbedeckung aufgenommen worden, die einer definierten Fläche entsprechen.
5. Die Standortfotos sind einer überwachten *Maximum Likelihood*-Klassifikation unterzogen worden. Als Zielklassen fungierten *vitale Vegetation*, *Boden* und *Pflanzenreste*.

**2.1.1.6.3 Effective Map Scale-Ansatz** Die Kartierungsergebnisse sind einerseits durch Positionsungenauigkeiten gekennzeichnet, andererseits ist der Repräsentativitätsgrad bzw. der Kartierungsmaßstab der Fotostandorte oft unbekannt. Die Repräsentativität bezieht sich dabei auf Bereiche mit unterschiedlicher Bodenbedeckung, die in Abhängigkeit vom phänologischen Zustand und von Standortfaktoren (z.B. Bodenfeuchte, Reliefbedingungen oder Substratverhältnisse) eine intra- und inter-annuellen Variabilität zeigen (Prozessmaßstab). Satellitenbilddaten mit einer spezifischen geometrischen Auflösung bilden die temporale Variabilität ab bzw. erlauben eine Quantifizierung von Zielparametern (Analysemaßstab).

Der *Effective Map Scales*-Ansatz (EMS) ermöglicht es, den optimalen Analysemaßstab zu bestimmen und maßstabsspezifische Ungenauigkeiten statistisch und räumlich zu visualisieren. Der Algorithmus kann als Testverfahren angesehen werden, das die maßstabsspezifische Prognoseeffizienz von Kartierungen bewertet (Möller & Volk, 2015). Entsprechend den Abbildungen 2.2 und 2.6 werden dazu mehrere SPOB-Aggregationsstufen generiert, die sich aus der multi-hierarchischen Segmentierung von Satellitenbildern ergeben. Die Segmentierungsergebnisse werden dann mit den Kartierungsergebnissen in Beziehung gesetzt und hinsichtlich Bandkombination Maßstab optimiert.

### 2.1.1.7 Erosionsmodellierung

Die ABAG nach Schwertmann et al. (1987) ist eine an mitteleuropäische Verhältnisse angepasste Variante der *Universal Soil Loss Equation* (USLE; Wishmeier & Smith, 1978), die aufgrund ihrer relativ einfachen Struktur eine weltweite Anwendung erfahren hat und Kern einer Reihe von konzeptionellen Modellansätzen ist (Merritt et al., 2003). Die Gleichung bezieht sich in ihrer ursprünglichen Form auf zwei-dimensionale erosive Hanglängen (Abb. 2.8) und beschreibt Relationen zwischen Bodenabtrag und korrelativ ermittelten Klima-, Boden-, Relief- und Nutzungsfaktoren (Gl. (2.9)). Die Beziehungen gehen auf langjährige Messungen zwischen 1930 und 1952 zurück, die auf standardisierten Erosionsmessparzellen im mittleren Westen der USA durchgeführt wurden.

$$\mathbf{A} = R \times (K_B \times K_S) \times L \times S \times C \times P \quad (2.9)$$

mit  $\mathbf{A}$  = langjähriger mittlerer Bodenabtrag in einer Fruchtfolge bezogen auf ein Jahr,  $R$  = Niederschlagserosivitätsfaktor,  $K$  = Bodenerodierbarkeitsfaktor,  $L$  = Hanglängenfaktor,  $S$  = Hangneigungsfaktor,  $C$  = Bearbeitungsfaktor,  $P$  = Erosionsschutzfaktor

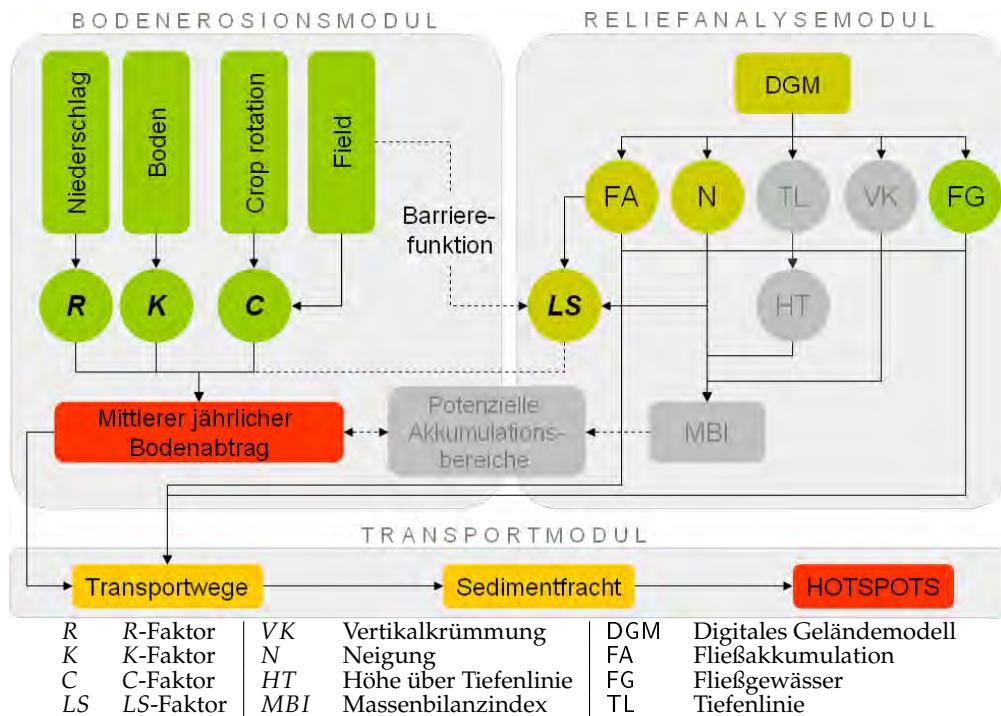


Abbildung 2.9: Fließschema zur Funktionsweise des Modellsystems *ABAGflux*.

Der Vorteil des Ansatzes besteht vor allem in der allgemeinen Akzeptanz, der leichten Handhabung sowie der vielfach erfolgten Anpassung der Faktoren an regionale Bedingungen. Jeder Einzelschritt liefert bereits ein auf seiner Integrationsebene gültiges Ergebnis, so dass der Einfluss der Teilstufen auf das Gesamtergebnis nachvollziehbar bleibt und die Zahl der zu verwendenden Faktoren von der jeweiligen Datenverfügbarkeit und benötigten Aussageschärfe (z.B. aktuelle oder potentielle Erosionsgefährdung) abhängig gemacht werden kann (Petry, 2001).

Ein wesentlicher Nachteil des Standardansatzes der ABAG besteht hingegen in den fehlenden Möglichkeiten einer prozessorientierten Betrachtung. Durch die Modifizierung einzelner ABAG-Faktoren können diese Defizite minimiert werden, um maßstabsunabhängig mittlere Bodenabträge und Eintragspfade als Grundlage für die Simulation von Gewässer- und Erosionsschutzmaßnahmen modellieren zu können.

Der innerhalb des GIS-basierten Modellsystems *ABAGflux* implementierte ABAG-Ansatz enthält eine Barrierefunktion und integriert Fließakkumulationsalgorithmen (Abb. 2.9; Volk et al., 2010). Dabei wird der Fließakkumulationsprozess an Barrieren (u. a. natürliche Senken, Flurelemente, Straßen) gestoppt und setzt unterhalb dieser erneut an. Die Akkumulation wird an dieser Stelle auf den Wert 0 gesetzt. Durch die daraus resultierende Hangzerschneidung und Verkürzung der Hanglänge erfolgt eine Aufteilung des Hanges und somit die Betrachtung tatsächlicher Abtragsbereiche. Darüber hinaus lassen sich über die Relieffunktion potentielle Ablagerungsbereiche ermitteln. Die Relieffunktion basiert auf dem Massenbilanzindex (MBI, vgl. Kap. 2.1.1.6.2; Möller et al., 2008).

Um zusätzlich zur Erosionsgefährdung auch Aussagen zum *off site*-Potential einer Fläche treffen zu können, sind Verfahren erforderlich, welche der Ausweisung von Transportpfaden dienen. Durch die Kopplung und Übergabe der für eine Rasterzelle ermittelten Bodenabträge an ein Transportmodul können über Fließakkumulationsansätze die hangabwärts gerichteten Eintragspfade identifiziert und über ausgewiesene Gewässeranschlussflächen Übertrittsbereiche und potentielle Eintragsmengen ermittelt werden.

## 2.1.2 Untersuchungsgebiet, Datengrundlagen und Kartierungen

Die Methoden werden am Beispiel eines Untersuchungsgebietes von etwa 600 km<sup>2</sup> angewendet, das etwa 30 km nördlich von Halle (Saale) liegt (Abb. 2.10a und b). Der Testfeldblock *Strenz-*

*naundorf* ist grün hervorgehoben. Die dominierenden fruchtbaren Schwarzerden und Pararendzinen aus Löss haben zur Folge, dass das Untersuchungsgebiet durch eine intensive landwirtschaftliche Nutzung gekennzeichnet ist. Die Böden sind allerdings aufgrund der Geländemorphologie, dem erosiven Substrat sowie den häufig auftretenden Starkniederschlagsereignissen zum Teil stark erosionsgefährdet. Die dominierenden Ackerfrüchte sind Winterweizen (ID 115), Wintergerste (ID 131), Winterraps (ID 131), Mais (ID 411) und Zuckerüben (ID 620). Die Abbildungen 2.10b bis e veranschaulichen typischen Relationen der Fruchtarten-spezifischen Flächenanteile der Jahre 2011 bis 2014.

### 2.1.2.1 Fernerkundungdaten (AP 1)

Die im Projekt verwendeten multi-spektralen RapidEye-, Sentinel 2- und Landsat-Bilddatensätze unterscheiden sich hinsichtlich ihrer räumlichen und spektralen Charakteristik. In Abbildung 2.11 sind die Bänder der Sensoren grau dargestellt. Die rot hervorgehobenen Sentinel 2-Bänder kennzeichnen die multi-spektralen Bänder. Die räumliche Ausdehnung der Bilddatensätze geht aus Abbildung 2.10a hervor.

Das Untersuchungsgebiet entspricht der RapidEye-Kachel 3262922. Das gelb hervorgehobene Gebiet in Abbildung 2.10b markiert die Lage der AISA-Befliegung, die durch den technischen Projektpartner UFZ (Kap. 1.5) am 18. Juli 2014 durchgeführt werden konnte. Dort erfolgte auch die Prozessierung der Daten und die Simulation des Sentinel-2-Datensatzes (Abb. 2.12). Die RapidEye-Satellitenbildszenen wurden im Zuge des Programmes *RapidEye Science Archive*<sup>2</sup> bezogen. Bis Ende 2014 sind die Daten über das EOWEB<sup>3</sup>-Portal des Deutschen Zentrums für Luft- und Raumfahrt (DLR) und ab 2014 über das Portal EyeFind<sup>4</sup> der Firma BlackBridge<sup>5</sup> bereitgestellt worden. Die Datensätze wurden einer Atmosphärenkorrektur unterzogen, wobei der Algorithmus *Fast line-of-sight Atmospheric Analysis of Spectral Hypercubes* zur Anwendung kam (FLAASH; Anderson et al., 2002). Zusätzlich sind Wolken ausmaskiert worden.

Aus der Kooperation mit der amerikanischen Behörde *US Department of Agriculture* (Hydrology and Remote Sensing Laboratory) resultierten zusätzlich eine Vegetationsindexzeitreihe für das Jahre 2011, die mit dem Datenfusionsverfahren STARFM simuliert worden ist (Kap. 2.1.1.2).

### 2.1.2.2 ABAGflux-Datengrundlagen (AP 5)

Zur Implementierung des Erosionsmodells *ABAGflux* (Kap. 2.1.1.7) sind Datengrundlagen von den zuständigen Behörden abgefragt worden. Die Ableitung der physikalischen Bodenparameter für das Erosionsmodell für die Ableitung des K-Faktors wurde auf Basis der *Vorläufigen Bodenkarte Sachsen-Anhalt 1:50 000* (VBK 50) und *Regionalbodenkarte Halle und Umgebung* (RBK 50) vorgenommen<sup>6</sup>. Als Bezugsräume für die Testschläge dienten die Feldblockgrenzen, welche im *Integrierten Verwaltungs- und Kontroll-System* (InVeKoS) mit hoher Lagegenauigkeit erfasst sind und durch die Landesanstalt für Landwirtschaft und Gartenbau Sachsen-Anhalt (LLG)<sup>7</sup>, das Amt für Landwirtschaft, Flurneuordnung und Forsten (ALFF Süd)<sup>8</sup> sowie das Ministerium für Landwirtschaft und Umwelt des Landes Sachsen-Anhalt (Referat 56: Beihilfemaßnahmen im InVeKoS) zur Verfügung gestellt wurden. Als zusätzlicher Landnutzungsdatensatz lagen die Biotoptypen und Nutzungstypen aus der CIR-Luftbild-Interpretation, basierend auf Luftbildern des Aufnahmejahres 2009, im Maßstab 1:10 000 sowie die Landschaftselemente vor<sup>9</sup>. Die daraus abzuleitenden Nutzungstypen dienten der Klassifizierung von Erosionsbarrieren innerhalb der Feldblockgrenzen. Das Digitale Geländemodell im 10 × 10 m<sup>2</sup>-Raster (DGM 10)<sup>10</sup> diente der Reliefanalyse sowie der Ableitung der

<sup>2</sup><http://resaweb.dlr.de/>

<sup>3</sup><https://centaurus.caf.dlr.de:8443/eoweb-ng/template/default/welcome/entryPage.vm>

<sup>4</sup><http://eyefind.rapideye.com>

<sup>5</sup><http://resa.blackbridge.com/orderinfos.html>

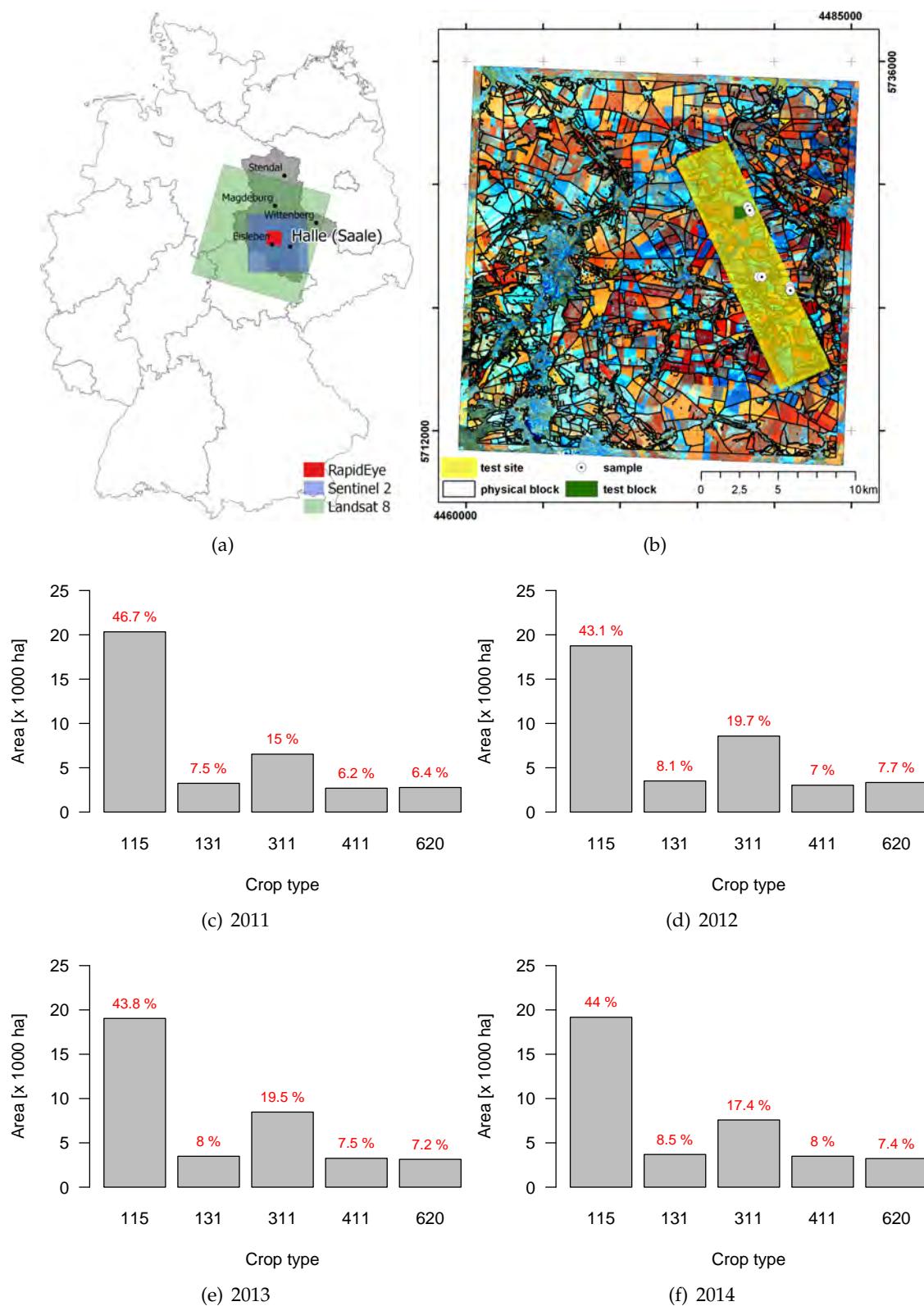
<sup>6</sup><http://www.lagb.sachsen-anhalt.de/service/bodenkarten/vorlaeufige-bodenkarte>

<sup>7</sup><http://www.llg.sachsen-anhalt.de>

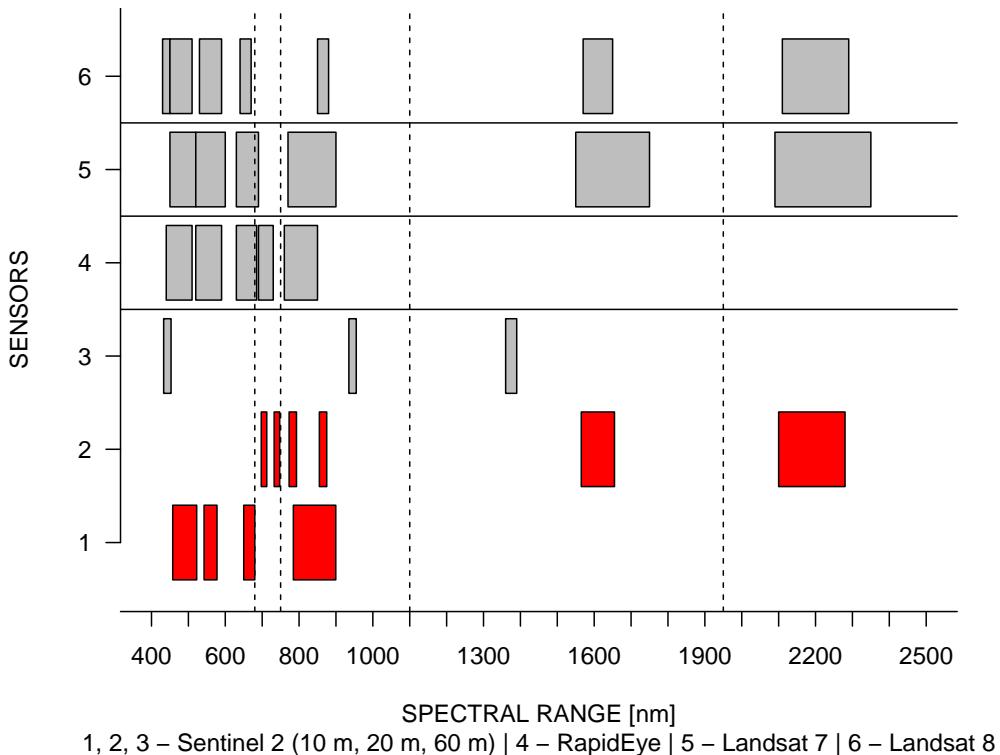
<sup>8</sup><http://www.alff.sachsen-anhalt.de/alff-suued>

<sup>9</sup><http://www.lau.sachsen-anhalt.de/naturschutz/datenabgabe/digitale-daten>

<sup>10</sup><https://www.lvermgeo.sachsen-anhalt.de/de/leistungen/landesaufnahme/dgm/atkis-dgm.htm>



**Abbildung 2.10:** Sachsen-Anhalt (grau) und die Ausdehnung des Untersuchungsgebietes (rot; a), eine RapidEye-Szene (5-4-3; vgl. Abb.2.11) vom 5. Mai 2013 überlagert mit einem Feldblockpolygondatensatz (Quelle: anonymisierten Antragsflächen des landwirtschaftlichen Feldblockkatasters Sachsen-Anhalt) und der Lage des simulierten Sentinel-2-Datensetzes bzw. der Fotostandorte (b; Projektion: EPSG-Code 32632; Spatialreference, 2016) sowie die Flächenanteile der dominierenden Ackerfrüchte zwischen 2011 und 2014 (c-f). Die gesamte Ackerfläche des Untersuchungsgebietes hat eine Größe von 43500 ha (Ackerfrucht-ID: vgl. Tab.2.1).



**Abbildung 2.11:** Innerhalb des Projektes genutzte Sensoren.

reliefbasierten Erosionsfaktoren  $L$  und  $S$  (Kap. 2.1.1.7). Es bildete die Grundlage der Potenzialmodellierung in den Testschlägen. Wie das DGM 10 wird in Sachsen-Anhalt auch das hoch auflösende DGM 1 durch das Landesamt für Vermessung und Geoinformation Sachsen-Anhalt (LVerM-Geo) bereitgestellt, das im Rahmen einer Reliefanalyse für die Testschläge aufbereitet wurde. Die Bereitstellung sämtlicher Klimadaten erfolgte durch den Projektpartner Deutscher Wetterdienstes<sup>11</sup> (DWD, Fachgebiet Agrarmeteorologie). Bei den Niederschlagsdaten ist zu berücksichtigen, dass die Datenbereitstellung und –aufbereitung während der gesamten Projektphase durchgeführt wurde. Im Falle des Auftretens eines Starkregenereignisses wurden die Niederschlagsdaten durch den DWD zur Verfügung gestellt und dienten als Grundlage für die sich anschließende Kartierung möglicher Erosionsereignisse auf den Testschlägen. Hierzu wurden stationsbezogene 10 min-Werte und radarbasierte RADOLAN-Daten (Stundenwerte) eingesetzt (Gerstner & Heinemann, 2008). Zur Implementierung des Erosionsmodells *ABAGflux* (Kap. 2.1.1.7) sind Datengrundlagen von den zuständigen Behörden abgefragt worden. Die Ableitung der physikalischen Bodenparameter für das Erosionsmodell für die Ableitung des  $K$ -Faktors wurde auf Basis der *Vorläufigen Bodenkarte Sachsen-Anhalt 1:50 000* (VBK 50) und *Regionalbodenkarte Halle und Umgebung* (RBK 50) vorgenommen<sup>12</sup>. Als Bezugsräume für die Testschläge dienten die Feldblockgrenzen, welche im *Integriertes Verwaltungs- und Kontroll-System* (InVeKoS) mit hoher Lagegenauigkeit erfasst sind und durch die Landesanstalt für Landwirtschaft und Gartenbau Sachsen-Anhalt (LLG)<sup>13</sup>, das Amt für Landwirtschaft, Flurneuordnung und Forsten (ALFF Süd)<sup>14</sup> sowie das Ministerium für Landwirtschaft und Umwelt des Landes Sachsen-Anhalt (Referat 56: Beihilfemaßnahmen im InVeKoS) zur Verfügung gestellt wurden. Als zusätzlicher Landnutzungsdatensatz liegen die Biotoptypen und Nutzungstypen aus der CIR-Luftbild-Interpretation, basierend auf Luftbildern des Aufnahmejahres 2009 im Maßstab 1:10 000 sowie die Landschaftselemente vor<sup>15</sup>. Die daraus abzuleitenden Nutzungstypen dienten der Klassifizierung von Erosionsbarrieren inner-

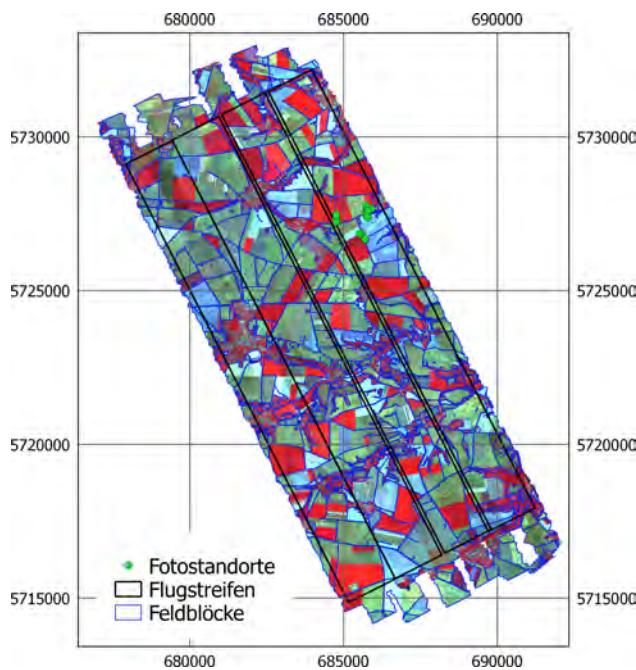
<sup>11</sup><http://www.dwd.de/DE/leistungen/cdcftp/cdcftp.html>

<sup>12</sup><http://www.lagb.sachsen-anhalt.de/service/bodenkarten/vorlaeufige-bodenkarte>

<sup>13</sup><http://www.llg.sachsen-anhalt.de>

<sup>14</sup><http://www.alff.sachsen-anhalt.de/alff-sued>

<sup>15</sup><http://www.lau.sachsen-anhalt.de/naturschutz/datenabgabe/digitale-daten>



**Abbildung 2.12:** Farbkomposit (8-4-13; vgl. Abb.2.11) des simulierten Sentinel-2-Datensatzes vom 18. Juli 2014. Projektion: EPSG-Code 32632 (Spatialreference, 2016).

**Tabelle 2.2:** Verfügbare RapidEye-Datensätze (Tile 3263022, 2011 – 2014, RESA-Projekt Nr. 634) ohne Berücksichtigung von Abdeckung und Wolkenbedeckung.

2011	2012	2013	2014
29.11.2011	14.11.2012	06.02.2013	10.03.2014
28.11.2011	16.10.2012	05.05.2013	12.03.2014
25.11.2011	25.07.2012	19.06.2013	27.03.2014
20.09.2011	01.05.2012	22.07.2013	03.04.2014
26.08.2011	28.04.2012	16.08.2013	16.04.2014
19.05.2011	15.02.2012		04.06.2014
08.05.2011	02.05.2012		04.07.2014
24.04.2011	24.03.2012		17.07.2014
07.03.2011	28.03.2012		12.08.2014
05.05.2011	26.03.2012		06.09.2014
20.03.2011	18.08.2012		
20.05.2011	20.10.2012		
06.06.2011	22.06.2012		
02.06.2011	28.12.2012		
20.03.2011	28.10.2012		
02.10.2011	29.08.2012		
09.04.2011	18.09.2012		
21.09.2011			
18.04.2011			
23.10.2011			

halb der Feldblockgrenzen. Das Digitale Geländemodell im  $10 \times 10 \text{ m}^2$ -Raster (DGM 10)<sup>16</sup> diente der Reliefanalyse sowie der Ableitung der reliefbasierten Erosionsfaktoren  $L$  und  $S$  (Kap. 2.1.1.7). Es bildete die Grundlage der Potenzialmodellierung in den Testschlägen. Wie das DGM 10 wird in Sachsen-Anhalt auch das hoch auflösende DGM 1 durch das Landesamt für Vermessung und Geoinformation Sachsen-Anhalt (LVermGeo) bereitgestellt, das im Rahmen einer Reliefanalyse für die Testschläge aufbereitet wurde. Die Bereitstellung sämtlicher Klimadaten erfolgte durch den Projektpartner Deutscher Wetterdienstes DWD<sup>17</sup> (Fachgebiet Agrarmeteorologie). Bei den Niederschlagsdaten ist zu berücksichtigen, dass die Datenbereitstellung und –aufbereitung während der gesamten Projektphase durchgeführt wurde. Im Falle des Auftretens eines Starkregenereignisses wurden die Niederschlagsdaten durch den DWD zur Verfügung gestellt und dienten als Grundlage für die sich anschließende Kartierung möglicher Erosionsereignisse auf den Testschlägen. Hierzu wurden stationsbezogene 10 min-Werte und radarbasierte RADOLAN-Daten (Studentenwerte) eingesetzt (Gerstner & Heinemann, 2008).

### 2.1.2.3 Kartierungen (AP 5)

Abbildung 2.10b zeigt die Positionen der Fotostandorte, wo zwischen 2012 und 2014 Bodenbedeckungsgrade kartiert worden sind. Die Kartierung wurde mit Beginn des Auflaufens der Kulturart Winterweizen Ende 2012 begonnen. Nach Ende des Winters 2012/2013 erfolgte ab April 2013 die Kartierung des Bedeckungsgrades in kürzeren Intervallen von etwa vierzehn Tagen. Die Kartierung der wachstumsabhängigen Bodenbedeckungsgrade wurde mit Beginn der Ernte der Fruchtarten Winterweizen und Wintergerste (Juli bis September 2013) abgeschlossen. Anschließend erfolgte die Fortsetzung der Geländeaufnahmen zur Erfassung der Reststoppel- und Mulchbedeckung bis zum Umpflügen der Ackerfläche. Zusätzlich sind Kartierungen am Tag der Befliegung durchgeführt worden (Abb. 2.12).

In Abbildung 2.13 ist die in Kapitel 2.1.1.6.2 beschriebene Vorgehensweise zur Kartierung und Klassifikation von Bodenbedeckungsgradinformationen am Beispiel des in Abbildung 2.10b grün hervorgehobenen Feldblocks illustriert. Das Farbkomposit der drei Reliefattribute *Höhe über Tieflinie*, *Massenbilanzindex* und *Neigung* veranschaulicht die Feldblock-spezifische Reliefkomplexität (Abb. 2.13a). Die Klassifikation des Reliefattributes *MBI* führt zu Prozessbereichen, die das bodenkundlich-geomorpologische Formenspektrum zwischen Senken (blau) sowie konvexen und geneigten Hangpositionen (rot) abdecken (Abb. 2.13b). Die grün hervorgehobenen Punkte repräsentieren die Fotostandorte innerhalb des Feldblocks (Abb. 2.13c–f), die korrespondierenden Klassifikationsergebnisse sind in Abbildung 2.13g–j dargestellt. Alle Standortfotografien wurden in die öffentlich zugängliche Fotogalerie des DynaC-Projektportals eingepflegt<sup>18</sup>.

Abbildung 2.14 zeigt am Beispiel von Winterweizen die Entwicklung der Bodenbedeckung zwischen den Tagen 45 (19. Februar) und 183 (2. Juli) für die Jahre 2013 und 2014. Der Vergleich der beiden Jahre lässt auf einen früheren Beginn der Wachstumsphase in 2014 schließen (vgl. Kap. 2.1.3). Die blau hervorgehobenen vertikalen Linien markieren die Aufnahmetermine der RapidEye-Szenen, die für das Untersuchungsgebiet zur Verfügung standen (vgl. Kap. 2.1.2.1). Sie bildeten die Grundlage für die Genierierung von Foto-RapidEye-Bildpaaren.

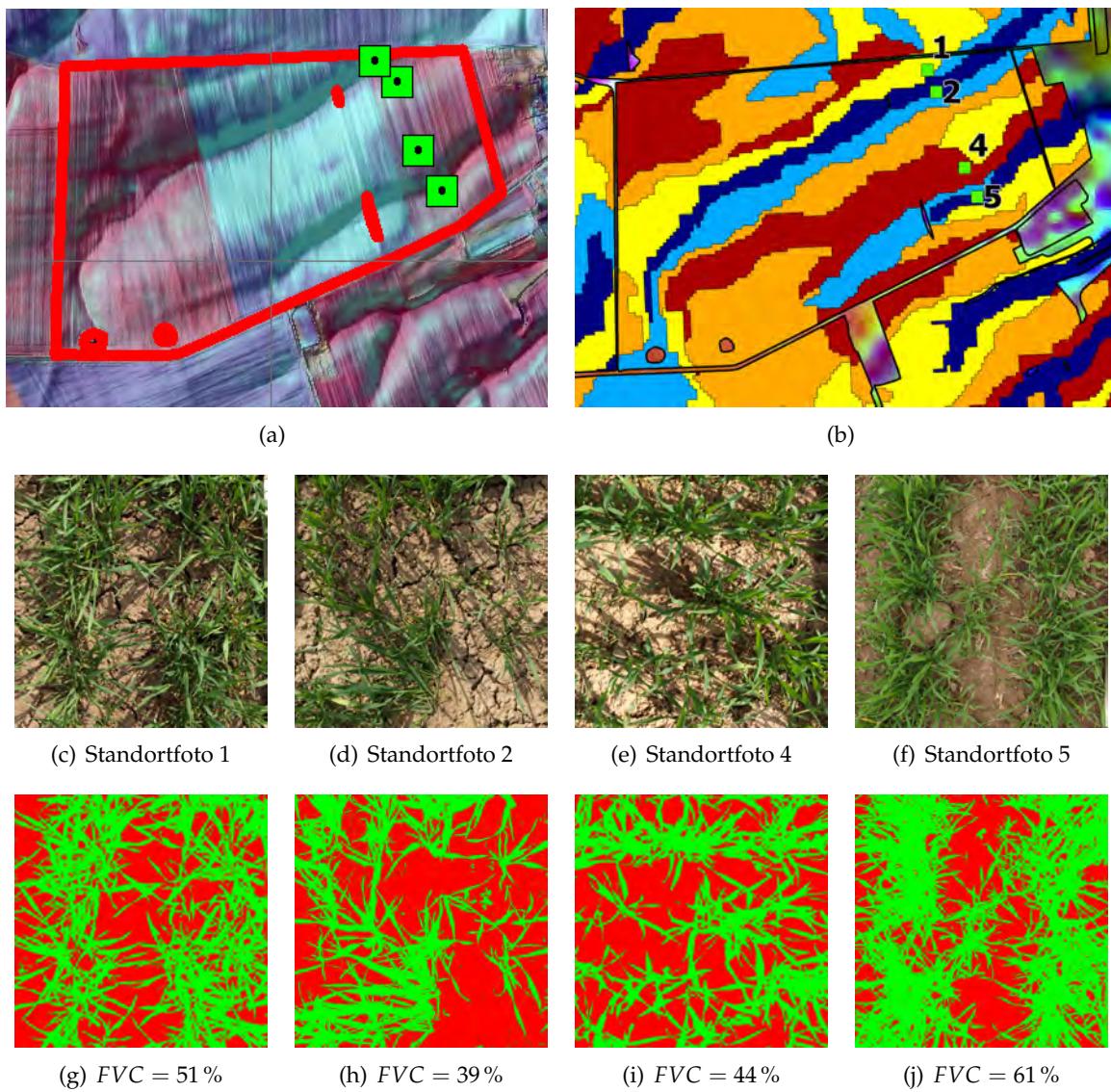
### 2.1.3 Phänologische Phasen, NDVI-Zitreihen und Datenkopplung (AP 3)

In Abbildung 2.15 werden die phänologischen Modellierungsergebnisse am Beispiel der Phase *Schossen* von Winterweizen in 2011 dargestellt. Während Abbildung 2.15a das eigentliche Interpolationsergebnis des phänologischen Ereignisses repräsentiert ( $D_{crit}$ ; siehe Kap. 2.1.1.1), visualisiert Abbildung 2.15b das Genauigkeitsmaß *Kriging-Standardabweichung*. Die räumliche Verteilung der Prognoseergebnisse folgt typischen meteorologischen und geomorphologischen Mustern. Relativ frühe Eintrittstermine der phänologischen Phase sind im Rheintalgraben sowie in Gunstregionen in Ostdeutschland zu finden. Dagegen ist die Entwicklung im Gebirge und an der Küste verspätet.

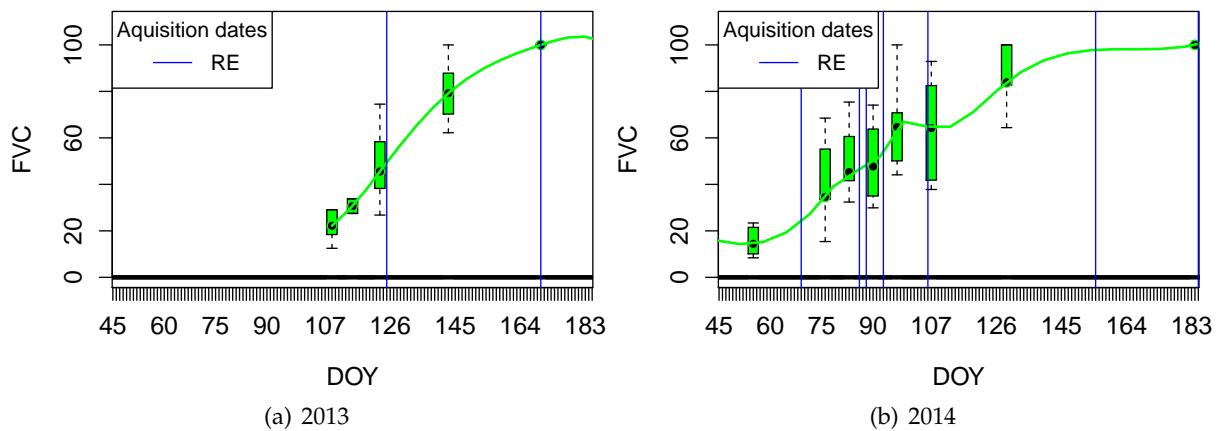
<sup>16</sup><https://www.lvermgeo.sachsen-anhalt.de/de/leistungen/landesaufnahme/dgm/atkis-dgm.htm>

<sup>17</sup><http://www.dwd.de/DE/leistungen/cdcftp/cdcftp.html>

<sup>18</sup><http://paradigmmaps.geo.uni-halle.de/dynac/gallery-collections/galleries>



**Abbildung 2.13:** Überlagerung von Reliefschummerung und einem RapidEye-Farbkomposit (4-5-3; Abb. 2.11) vom 5. Mai 2013 am Beispiel des Testfeldblocks *Strenznaundorf* (a; vgl. Abb. 2.10), die Position der Standortfotos innerhalb klassifizierter Relieffositionen (b), Standortfotos (c-f) sowie korrespondierende Klassifikationsergebnisse (g-j).



**Abbildung 2.14:** Kartierte und klassifizierte Bodenbedeckungsgrade am Beispiel von Winterweizen in 2013 und 2014.

In einigen Regionen ist die Dichte des Beobachtungsnetzes relativ grob, was – im Vergleich zu Regionen mit höherer Beobachtungsdichte ( $\approx 4$  Tage) – größere Prognoseunsicherheiten ( $> 6$  Tage) zur Folge hat. Im Gebirge ist die Prognoseunsicherheit am größten ( $> 8$  Tage). Da das PHASE-Modell keine Boden- oder Landnutzungsparameter berücksichtigt, können die Modellierungsergebnisse auch als Potenzialkarten betrachtet werden. Räumlich explizite Analysen erfordern daher entsprechende Zusatzinformation, wozu beispielsweise LPIS-Daten gehören (Kap. 1.4).

Für jeden LPIS-Schlag sind für die Jahre 2011 bis 2014 die Phasen-spezifischen phänologischen Eintrittstermine berechnet worden (Abb. 2.17, 2.18, 2.19 und 2.20). Für das Jahr 2011 stand zusätzlich eine simulierte NDVI-Zeitreihe zur Verfügung, die die Visualisierung der phänologischen und spektralen NDVI-Muster für spezifische Untersuchungsgebiete, Schläge und Jahre erlaubt (Abb. 2.17):

- In Abbildung 2.16 sind die Phasen-spezifischen Boxplot-Diagramme aller berechneten phänologischen Phasen für das Jahr 2011 dargestellt, die zur Definition der phänologischen Zeitfenster dienen. Demnach beginnt eine phänologische Phase mit deren 25 %-Quantil und endet mit dem 25 %-Quantil der folgenden Phase. Dabei verbleiben zeitliche Lücken. Das betrifft die Perioden zwischen Ernte und Phase 10, die als Pseudophase *Nach der Ernte (After Harvest = AH)* bezeichnet wird. Außerdem wird die Periode zwischen dem ersten Tag im Jahr und der ersten beobachteten Phase nach der beobachteten letzten Phase des vergangenen Jahres benannt.
- Die Schlag-spezifischen NDVI-Tageswerte ergeben sich aus der Analyse der STARFM-Datensätze, wobei nur die NDVI-Werte zwischen dem 25 % und 75 %-Quantil berücksichtigt werden.

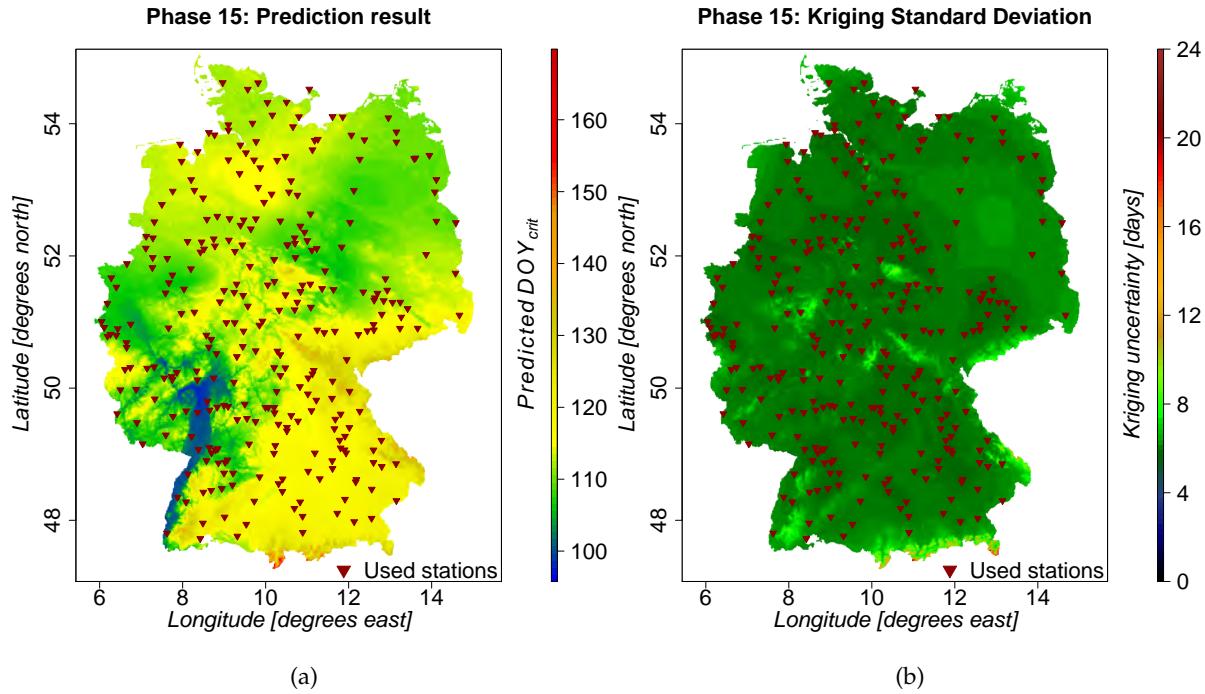
Das Kopplungsergebnis zeigt, dass eine enge Beziehung zwischen dem NDVI-Jahresverlauf und korrespondierenden phänologischen Zeitfenstern existiert. Im Gegensatz zu den Sommerfeldfrüchten sind Winterfeldfrüchte durch einen zweigipfligen NDVI-Verlauf charakterisiert. Ein vitaler Gipfel ist im Herbst beim Auflaufen zu beobachten, der zweite und höhere Gipfel im Früh- bis Mittsommer. Danach setzt der vitale Höhepunkt von Sommerfeldfrüchten ein. Die Schwankungen der NDVI-Verteilungen insbesondere im Winter/Frühjahr und Herbst/Winter gehen in erster Linie auf die geringen Sonnenneigungswinkel zurück (Galvao et al., 2004).

Winterfeldfrüchte werden bereits im Herbst des letzten Jahres ausgesät. Die Winterruhe am Ende und Anfang des Jahres wird durch geringe NDVI-Werte während der Phasen *Auflaufen* (Phase 12<sup>115,131</sup>; siehe Tab. 2.1) bzw. *Rosettenbildung* (14<sup>311</sup>) angezeigt. Der NDVI-Anstieg kann den vitalen Phasen *Schossen* (15<sup>115,131</sup>), *Längenwachstum* (67<sup>311</sup>) oder *Knospenbildung* (17<sup>311</sup>) zugeordnet werden. Das Ende dieser Phasen markiert den Beginn eines NDVI-Plateaus, das mit den Phasen *Ährenschieben* (18<sup>115,131</sup>) und *Blüte* (5<sup>311</sup>) korrespondiert. Im Unterschied zu Winterweizen und Wintergerste beginnen die NDVI-Werte von Winterraps zu sinken, was mit der gelben Blütenfarbe im Zusammenhang steht. Während der Phasen *Gelbreife* (21<sup>115,131</sup>) und *Vollreife* (22<sup>311</sup>) führt die sinkende Chlorophyll-Aktivität ebenfalls zu sinkenden NDVI-Werten, die eine Minimum kurz nach der Ernte erreichen (24<sup>115,131,311</sup>). Die Reflektanz wird dann durch Pflanzenreste und Stoppeln beeinflusst.

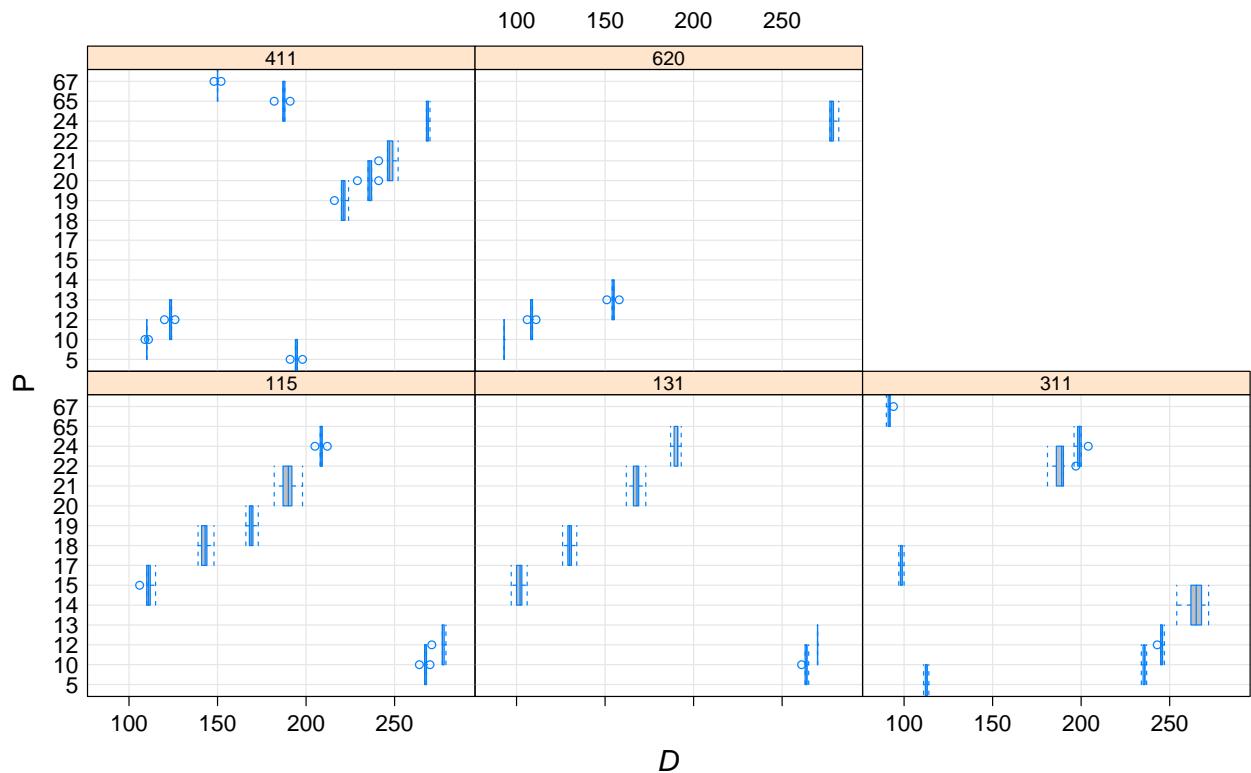
Bevor Sommerfrüchte im Frühjahr ausgesät werden, sind die Ackerschläge durch geringe oder keine Bodenbedeckung charakterisiert. Die korrespondierenden NDVI-Werte erreichen dann ihr Minimum. Abgesehen von der Tatsache, dass die Vegetationsentwicklung später einsetzt, ist der NDVI-Verlauf bis zur Ernte vergleichbar mit dem der Winterfeldfrüchte.

## 2.1.4 Schlagdetektion (AP 2) und Ableitung einer Bodenmaske (AP 3)

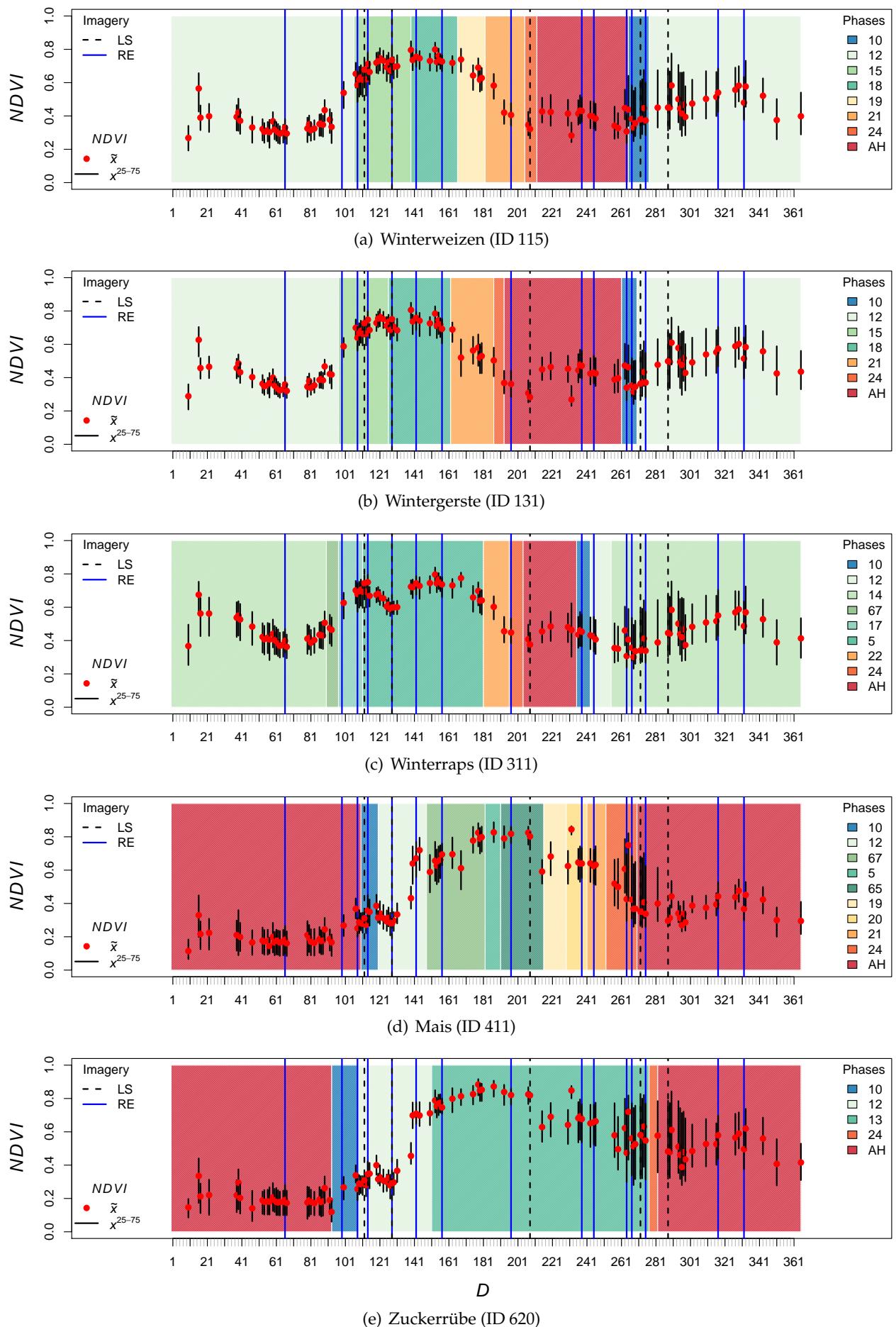
Die in Kapitel 2.1.1.4 und 2.1.1.5 vorgestellten Methoden sind auf den simulierten Sentinel-2-Datensatz vom 18. Juli 2014 (Abb. 2.12) sowie beispielhaft auf den RapidEye-Datensatz vom 5. Mai 2013 (Abb. 2.10b, Tab. 2.2) angewendet worden. Die Aufnahmedaten entsprechen den Tagen



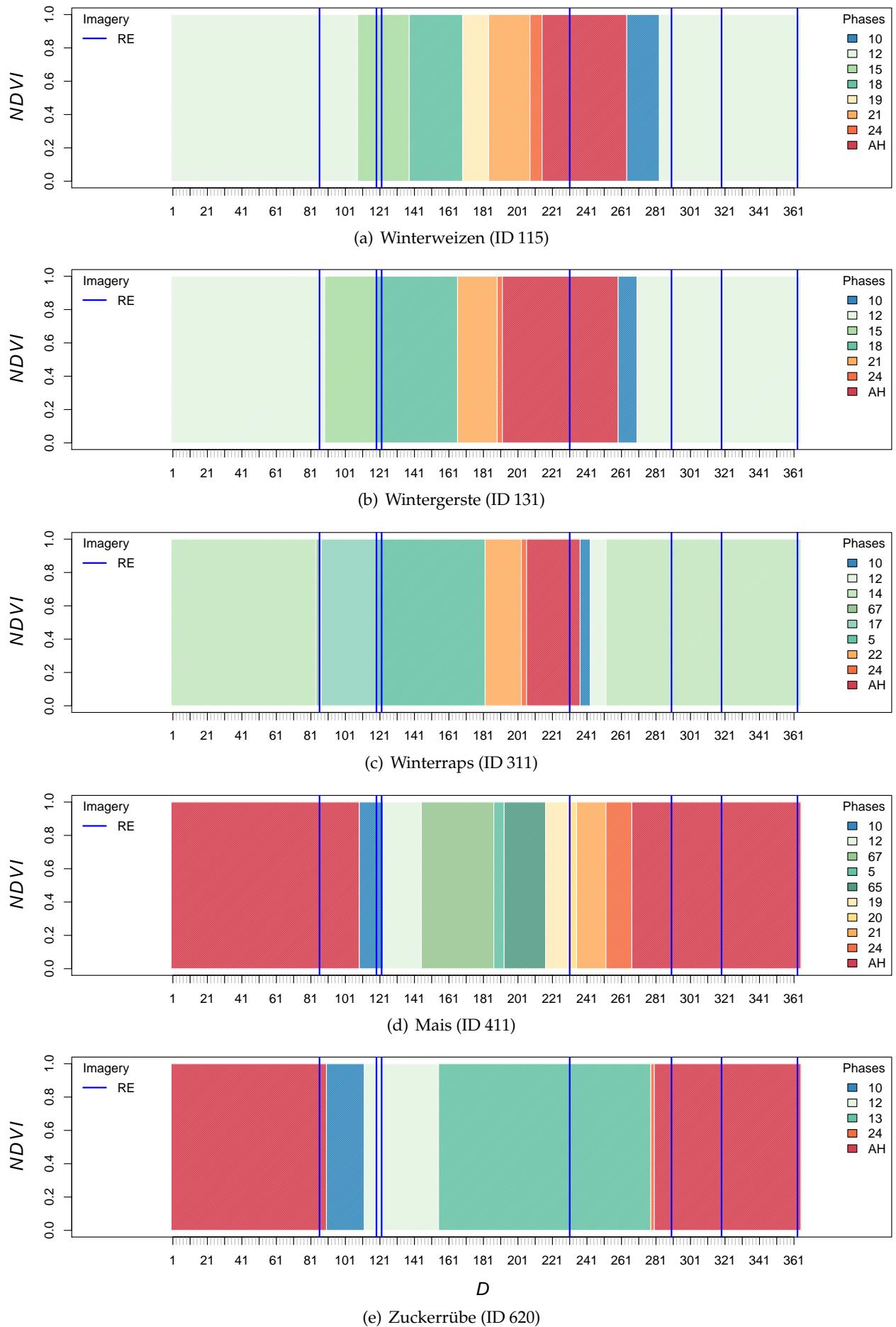
**Abbildung 2.15:** Modellierungsergebnis (a) und Kriging-Standardabweichung (b) für die phänologische Phase *Schossen* (ID 15) von Winterweizen in 2011 (Gerstmann et al., 2016a). Projektion: EPSG-Code 4326; (Spatialreference, 2016).



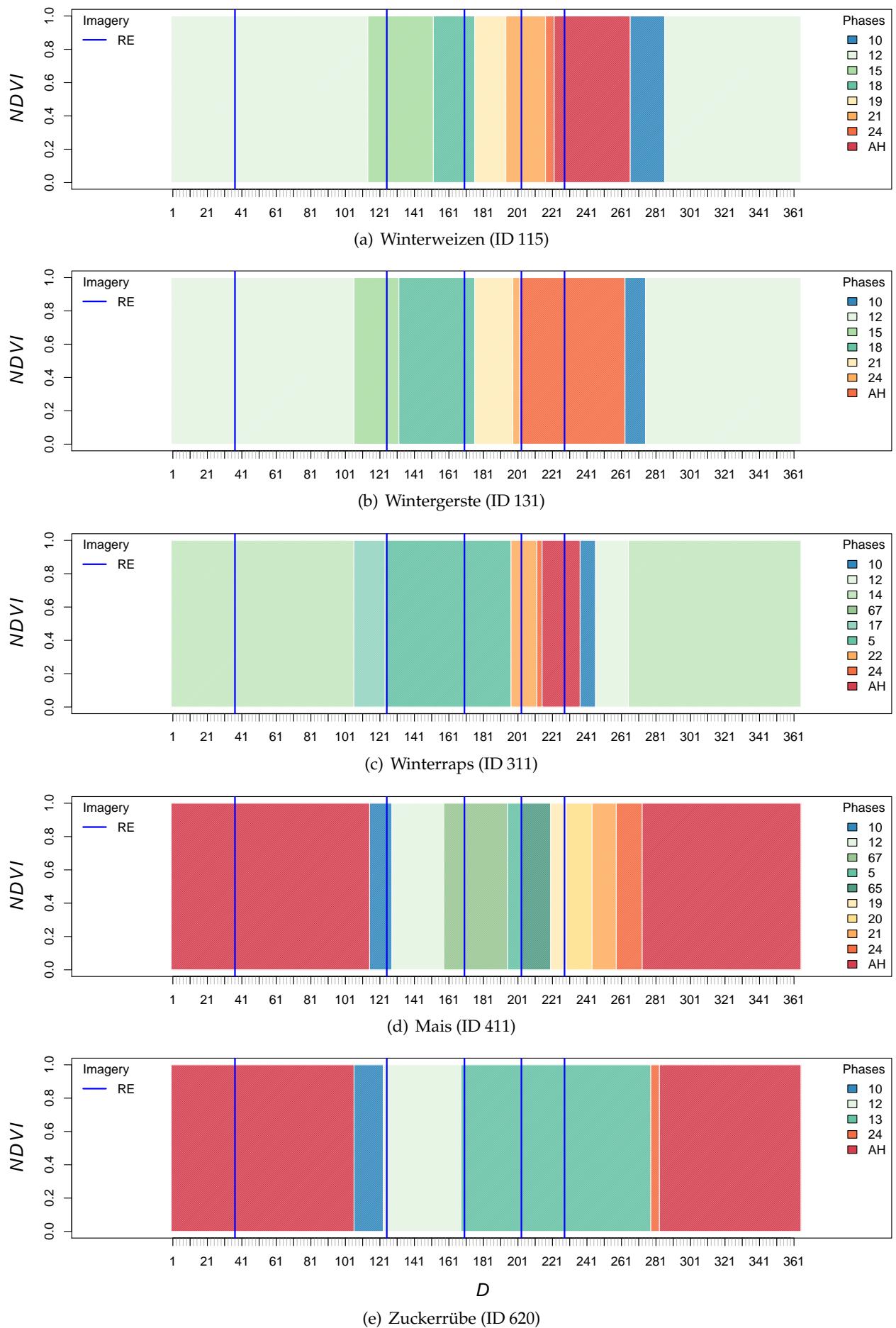
**Abbildung 2.16:** Phasen-spezifische Boxplot-Diagramme modellierter phänologischer Eintrittstermine ( $D$ : day of year) für das Untersuchungsgebiet in 2011 (Phasen-ID: siehe Tab. 2.1).



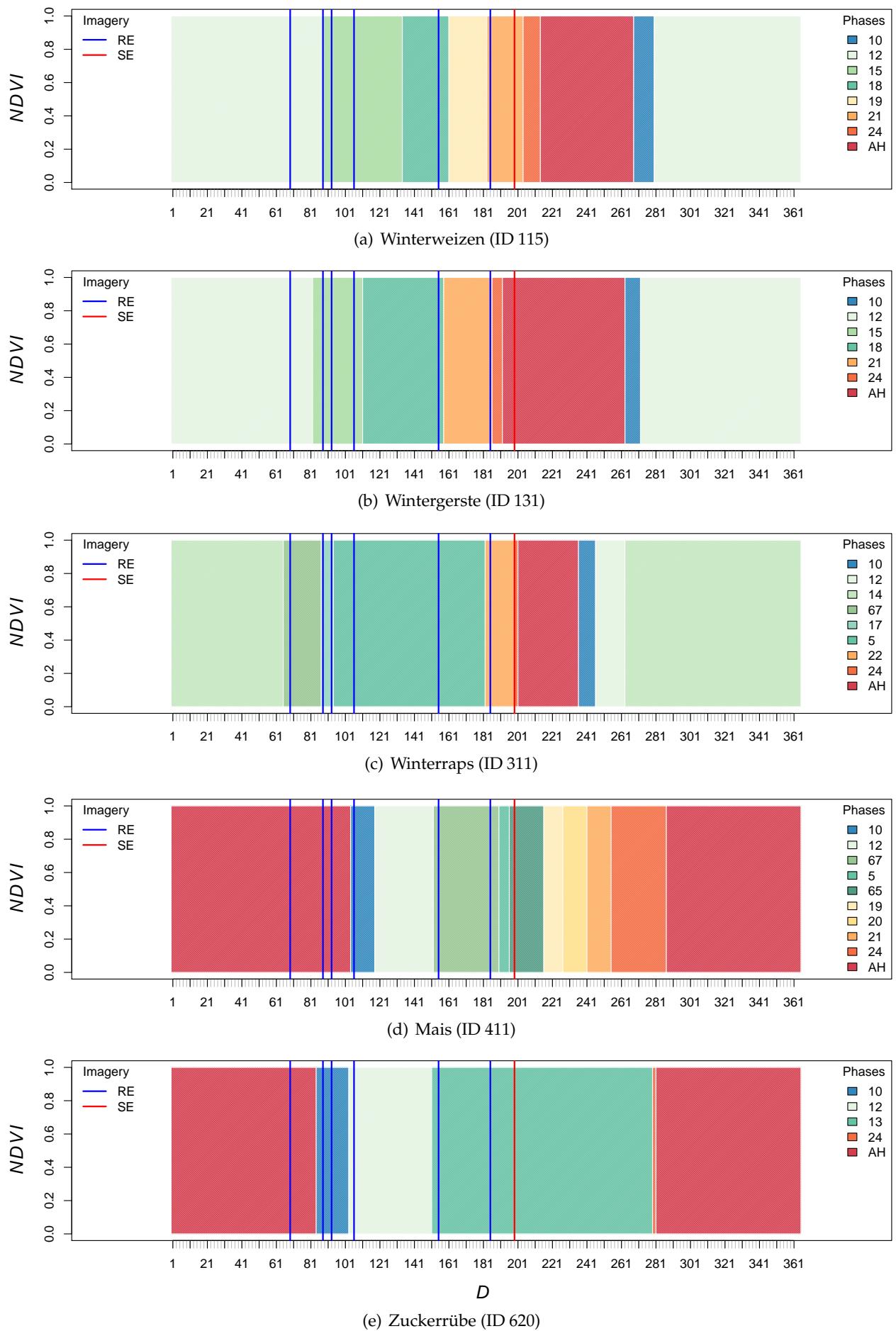
**Abbildung 2.17:** Phänologische Zeitfenster der dominierenden Ackerfrüchte im Untersuchungsgebiet für 2011 (siehe Abb. 2.10; Phasen-ID: siehe Tab. 2.1), simulierte NDVI-Verteilungen sowie die Aufnahmedaten von wolkenfreien bzw. -armen RapidEye- und Landsat-Datensätzen ( $D$ : day of year).



**Abbildung 2.18:** Phänologische Zeitfenster der dominierenden Ackerfrüchte im Untersuchungsgebiet für 2012 (siehe Abb. 2.10; Phasen-ID: siehe Tab. 2.1) sowie die Aufnahmedaten von wolkenfreien bzw. -armen RapidEye-Datensätzen ( $D$ : day of year).



**Abbildung 2.19:** Phänologische Zeitfenster der dominierenden Ackerfrüchte im Untersuchungsgebiet für 2013 (siehe Abb. 2.10; Phasen-ID: siehe Tab. 2.1) sowie die Aufnahmedaten von wolkenfreien bzw. -armen RapidEye-Datensätzen ( $D$ : day of year).



**Abbildung 2.20:** Phänologische Zeitfenster der dominierenden Ackerfrüchte im Untersuchungsgebiet für 2014 (siehe Abb. 2.10; Phasen-ID: siehe Tab. 2.1) sowie die Aufnahmedaten von wolkenfreien bzw. -armen RapidEye-Datensätzen ( $D$ : day of year).

125 und 199. Aus den Abbildungen 2.19 und 2.20 geht hervor, welche phänologischen Entwicklungsstufen der dominierenden Ackerfrüchte im Untersuchungsgebiet an diesen Tagen vorherrschen.

#### 2.1.4.1 RapidEye-Aufnahme vom 5. Mai 2013

Die Ackerfrüchte sind am Tag 125 des Jahres 2013 durch folgende phänologischen Zustände gekennzeichnet:

- **Winterweizen und Wintergerste:** Phase *Schossen* (ID 15),
- **Winterraps:** Übergang zwischen den Phasen *Längenwachstum* (ID 67) und *Knospenbildung* (ID 17),
- **Mais:** *Bestellung* (ID 10),
- **Zuckerrübe:** Übergang zwischen *Bestellung* (ID 10) und der Phase *Auflaufen* (ID 12).

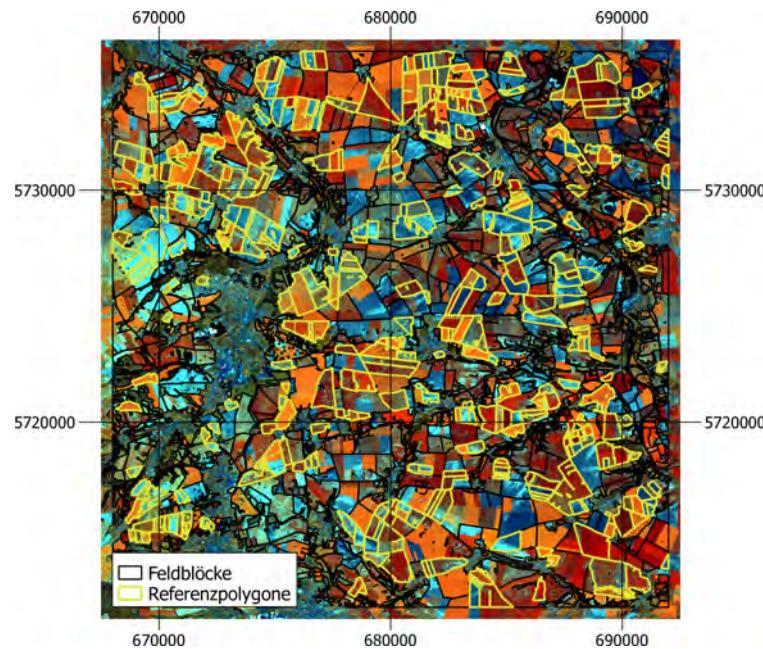
Ackerschläge mit Zuckerrüben und Mais sind also (fast) frei von Vegetation. Dagegen sind die Winterfeldfrüchte durch eine hohe Chlorophyll-Aktivität bzw. Wachsumsdynamik gekennzeichnet, was unterschiedliche Bodenbedeckungsgrade nach sich zieht.

**2.1.4.1.1 Schlagdetektion** Abbildung 2.21 zeigt die Lage der Referenzpolygone. Ähnlich der Vorgehensweise von Möller et al. (2007) ergeben sich die Schlagobjekte aus der zufälligen Auswahl (hier von 30 %) der Feldblöcke sowie der manuellen Digitalisierung von Bewirtschaftungsgrenzen. Dabei wurden benachbarte Schläge mit gleicher Bewirtschaftung zusammengefasst.

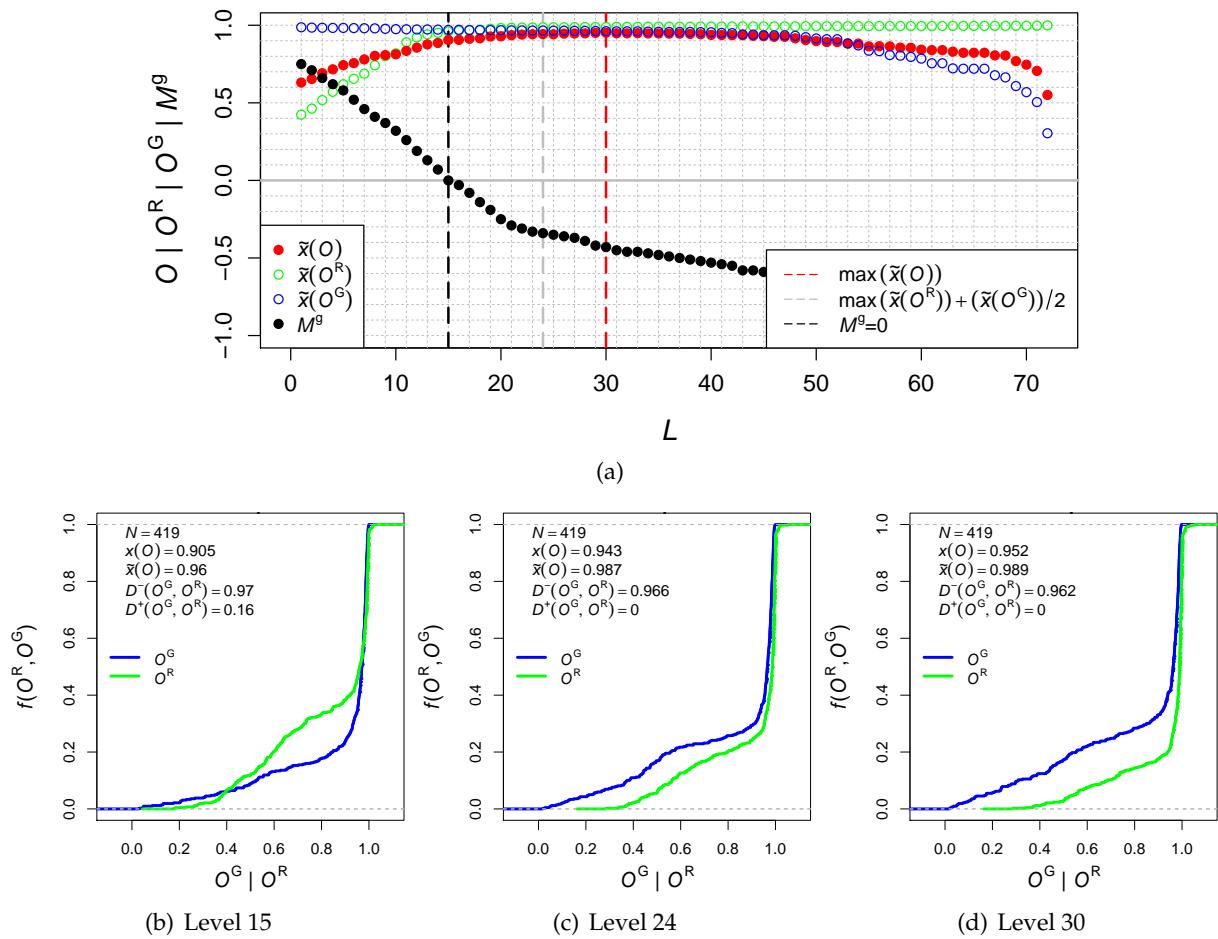
In Abbildung 2.22a ist das geometrische Validierungsergebnis dargestellt. Die geometrischen Qualitätsmaße repräsentieren den Übereinstimmungsgrad zwischen Referenzpolygonen und 72 Segmentierungsvarianten aus Sicht der Referenzpolygone ( $\tilde{x}(O^R)$ ) bzw. der Segmentierungsvarianten ( $\tilde{x}(O^G)$ ).  $\tilde{x}(O)$  ergibt sich aus dem geometrischen Mittel von  $\tilde{x}(O^R)$  und  $\tilde{x}(O^G)$  (Möller et al., 2013). Die rote gestrichelte Linie markiert den maximalen  $\tilde{x}(O)$ -Wert und die graue Linie den maximalen Wert der einfachen Mittelwertbildung  $(\tilde{x}(O^G) + \tilde{x}(O^R))/2$ . Die schwarze Linie gibt die Segmentierungsebene an, bei der davon ausgegangen werden kann, dass Unter- und Übersegmentierung ausgeglichen sind ( $M^S = 0$ ). Die Abbildungen 2.22b bis d zeigen die kumulierten Verteilungsfunktionen  $f(O^G)$  und  $f(O^R)$  der betreffenden Segmentierungsebenen.

Insgesamt ist festzustellen, dass mit dem verwendeten regionenbasierten Segmentierungsverfahren Polygone generiert werden können, die einen hohen Übereinstimmungsgrad mit den Referenzpolygonen haben. Eine maximale Übereinstimmung ist bei der Segmentierungsebene *Level 30* zu erwarten. Aufgrund der ausgeglichenen Unter- und Übersegmentierung wurde zur weiteren Auswertung die Segmentierungsebene *Level 15* verwendet. Dadurch soll verhindert werden, dass untersegmentierte Polygone die Ergebnisse der anschließenden Cluster-Analyse verfälschen.

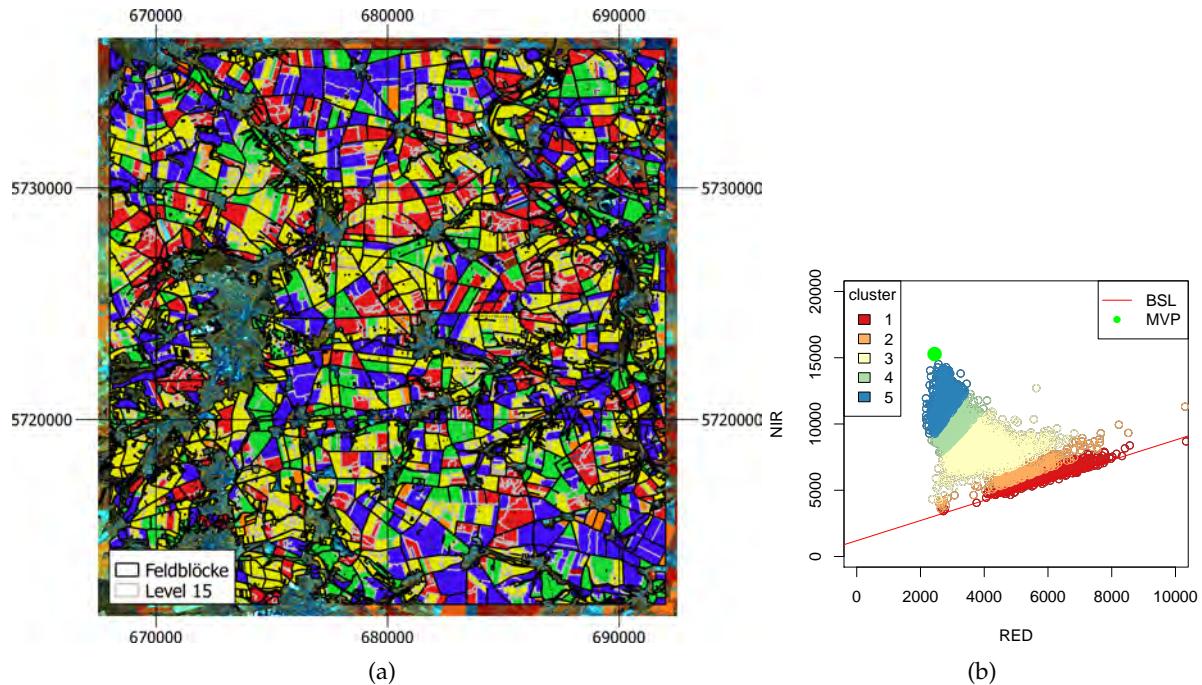
**2.1.4.1.2 Bodenmaske** Der Ergebnisse des *BSL*-Verfahrens bzw. der *TSAVI*-Cluster-Analyse (vgl. Kap. 2.1.1.5) werden durch Abbildung 2.23 veranschaulicht. Abbildung 2.23b zeigt das Streudiagramm der RapidEye-Bänder 3 und 5 bzw. der Wellenlängenbereiche *Rot* und *nahes Infrarot*. Die Cluster-Analyse des Index *TSAVI* führte zu fünf Klassen, die in Abbildung 2.23a lokalisiert werden. Zur Validierung ist das klassifizierte Segmentierungsergebnis mit dem LPIS-Datensatz des Jahres 2013 verschnitten worden. Die sich daraus ergebenden Cluster-spezifischen Flächenanteile in Abbildung 2.24a bis e verdeutlichen, dass die Cluster 1 und 2 Böden ohne Vegetationsdeckung repräsentieren. Cluster 5 kann dagegen mehrheitlich Winterraps und Cluster 3 Winterweizen zugeordnet werden. Bei Wintergerste ist keine eindeutige Zuordnung möglich.



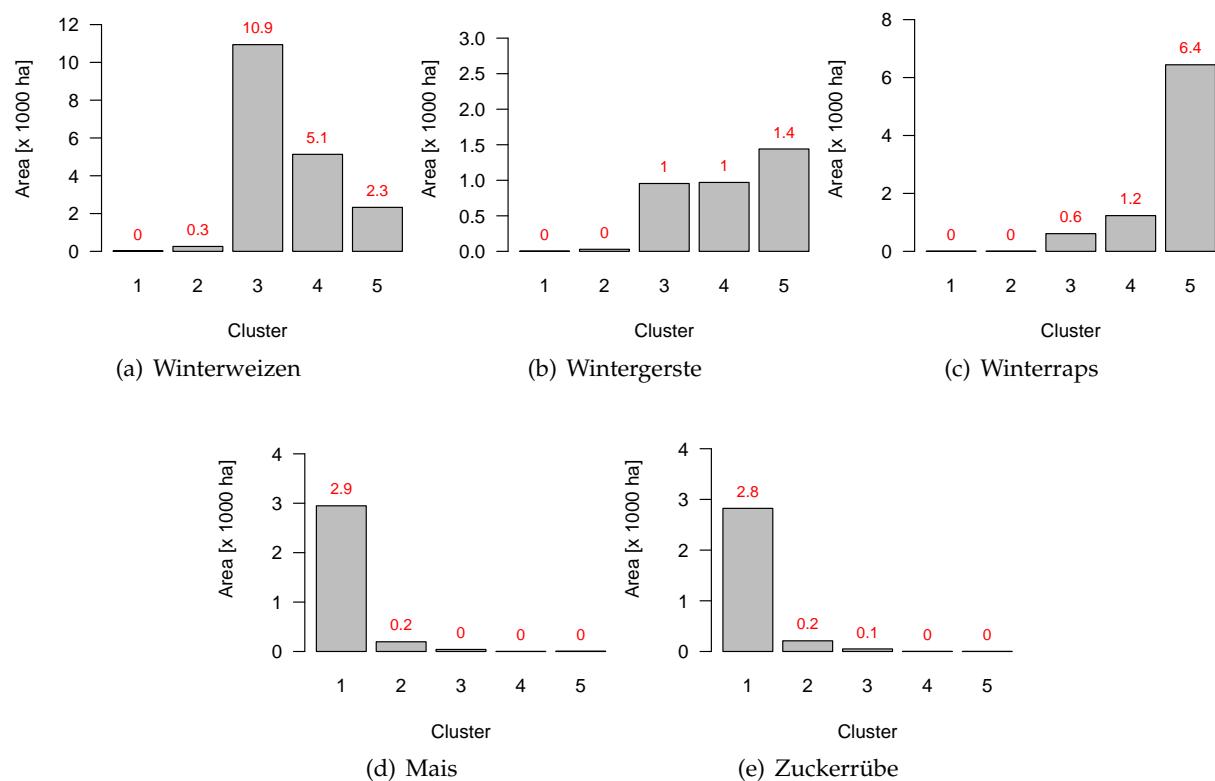
**Abbildung 2.21:** RapidEye-Datensatz vom 5. Mai 2013 überlagert mit Feldblock- und Referenz-Polygonen.



**Abbildung 2.22:** Geometrisches Validierungsergebnis des segmentierten RapidEye-Datensatzes vom 5. Mai 2013 (vgl. Kap. 2.1.1.4; a) sowie die kumulierten Verteilungsfunktionen  $f(O^G)$  und  $f(O^R)$  der Segmentierungsebenen 15, 24 und 30 (b-d).



**Abbildung 2.23:** TSAVI-Cluster-Ergebnis der Segmentierungsebene 15 (vgl. Abb. 2.21) und korrespondierendes Streudiagramm der RapidEye-Bänder 3 (RED) und 5 (NIR; vgl. Abb. 2.11).



**Abbildung 2.24:** TSAVI-Cluster-spezifische Flächenanteile der im Untersuchungsgebiet dominierenden Ackerfruchttypen für den RapidEye-Datensatz vom 5. Mai 2013 (vgl. Abb. 2.10).

### 2.1.4.2 Simulierter Sentinel-Datensatz vom 18. Juli 2014

Die Ackerfrüchte sind am Tag 199 des Jahres 2014 durch folgende phänologischen Zustände gekennzeichnet:

- **Winterweizen:** Phase *Gelbreife* (ID 21),
- **Wintergerste:** *nach der Ernte* (AH),
- **Winterraps:** Übergang zwischen *Ernte* (ID 24) und *nach der Ernte* (AH),
- **Mais:** *Fahnenschieben* (ID 65),
- **Zuckerrübe:** *Bestand geschlossen* (ID 13).

Ackerschläge mit Zuckerrüben und Mais sind mit vitaler Vegetation bedeckt. Während Winterweizen noch vor der Ernte steht, ist die Ernte der Wintergerste- und Winterrapsfelder bereits abgeschlossen bzw. hat begonnen. Die Böden sind demnach noch bestanden oder von Ernteresten bedeckt.

**2.1.4.2.1 Schlagdetektion** Die Schlagdetektion folgt der Vorgehensweise von Kapitel 2.1.4.1. Die Lage der Referenzpolygone geht aus Abbildung 2.25 hervor. Das Validierungsergebnis ist in Abbildung 2.26 dokumentiert. Daraus ist ersichtlich, dass – im Unterschied zur Schlagdetektion auf der Grundlage des RapidEye-Datensatzes – die maximalen Genauigkeitsmaße bzw. die Segmentierungsebene mit ausgeglichener Unter- und Übersegmentierung enger beieinander liegen. Wie auch beim RapidEye-Datensatz ist der Übereinstimmungsgrad zwischen Referenzpolygonen und spezifischen Segmentierungsebenen (hier: 9, 10 und 13) sehr hoch. Die Ableitung der Bodenmaske basiert auf der Segmentierungsebene 9.

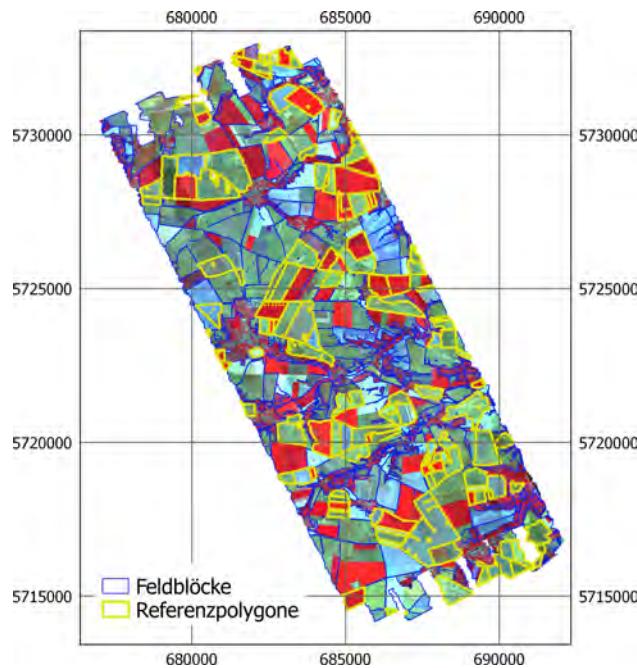
**2.1.4.2.2 Bodenmaske** Die Anwendung des *BSL*-Vefahrens bzw. die *TSAVI*-Cluster-Analyse des segmentierten Sentinel-2-Datensatzes ermöglicht die Lokalisierung von Ackerschlägen, die mit vitaler Vegetation (Mais und Zuckerrübe) bedeckt sind. Eine Differenzierung der Winterfeldfrüchte ist nicht möglich (Abb. 2.27 u. 2.28), da sich die spektralen Signaturen von Getreide im Reifestadium und Pflanzenresten im roten und nahen infraroten Wellenlängenbereich nicht unterscheiden. Durch die *NDTI*-Cluster-Analyse auf der Grundlage der *SWIR*-Bänder konnte eine Differenzierung zwischen Winterweizenfeldern (*Gelbreife*) und den bereits abgeernteten Wintergerste- und Winterraps-Feldern erreicht werden (Abb. 2.29 u. 2.30).

## 2.1.5 Prognose der Bodenbedeckung (AP 4)

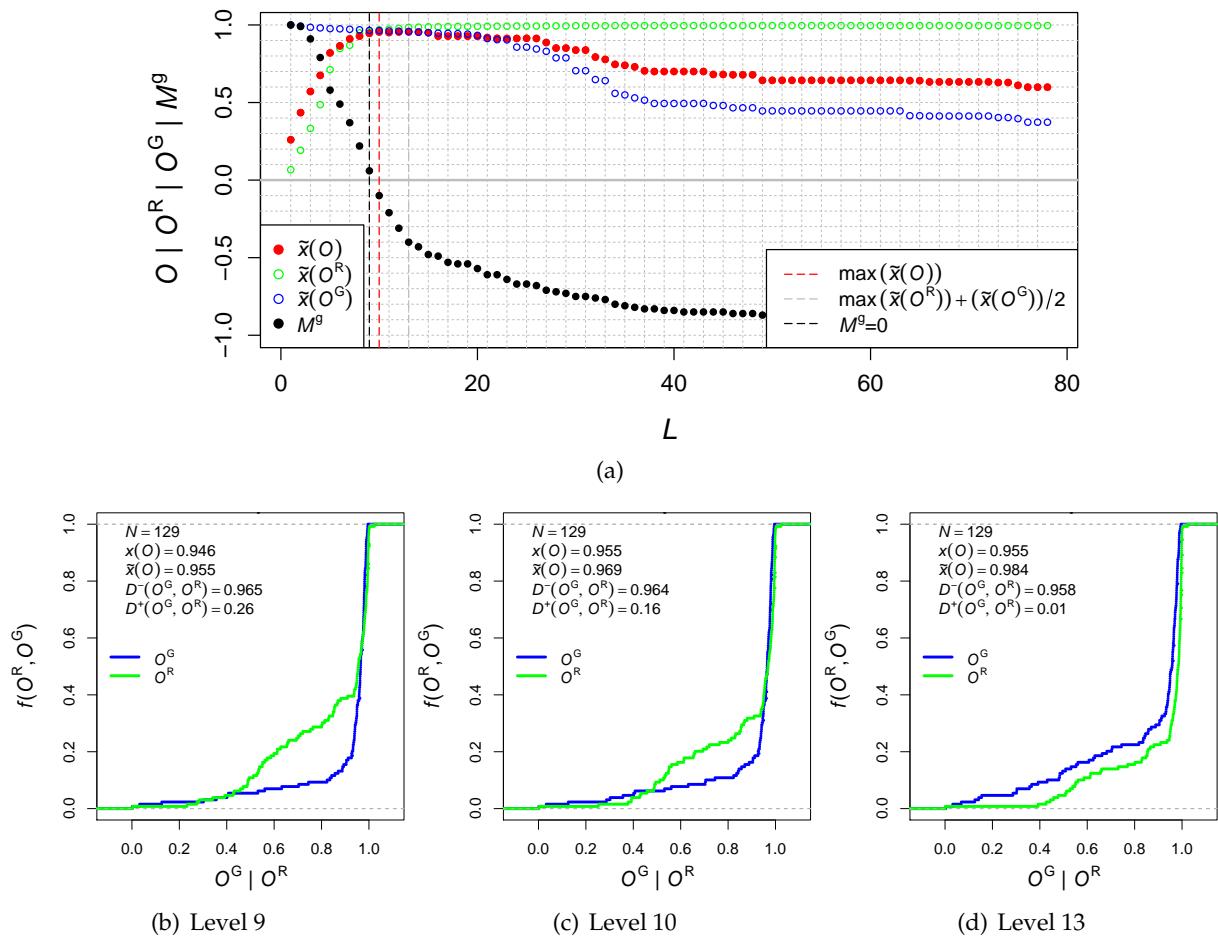
Die in Kapitel 2.1.1.6.2 beschriebenen Kartierungsergebnisse der Jahre 2013 und 2014 bildeten die Grundlage für die Ableitung von Wertpaaren zwischen klassifizierten Bodenbedeckungsgraden und korrespondierenden RapidEye-Datensätzen. Am Beispiel von Wintergetreide wird gezeigt, wie aus den Wertpaaren mono-temporale (Kap. 2.1.5.1) und multi-temporale Modelle der Bodenbedeckungsgradprognose abgeleitet werden können (Kap. 2.1.5.3). Weiterhin wird das Potenzial des Sentinel-2-Datensatzes zur Prognose der Bodenbedeckung durch Pflanzenreste untersucht (Kap. 2.1.5.3).

### 2.1.5.1 Mono-temporale Spektral- und Maßstabsoptimierung

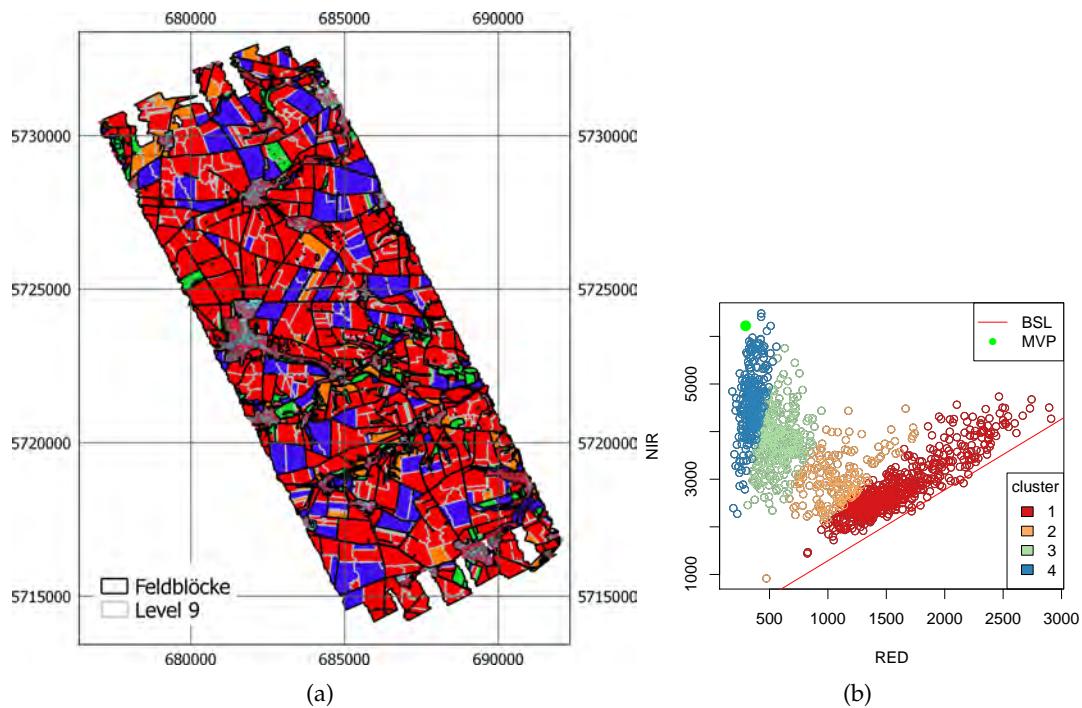
Die Optimierungsprozedur wurde auf die RapidEye-Szene vom 5. Mai 2013 angewendet. Sowohl in die Segmentierung als auch Spektraloptimierung gingen alle fünf Bänder ein. Dabei wurden 16 Segmentierungslevel generiert und zusammen mit der Rasterebene (Level 0) bewertet. In Abbildung 2.31a sind drei Segmentierungsebenen beispielhaft dargestellt. Es wird deutlich, dass die resultierenden Segmente Aggregationsniveaus von Rasterzellen repräsentieren, die Bodenmuster entsprechen.



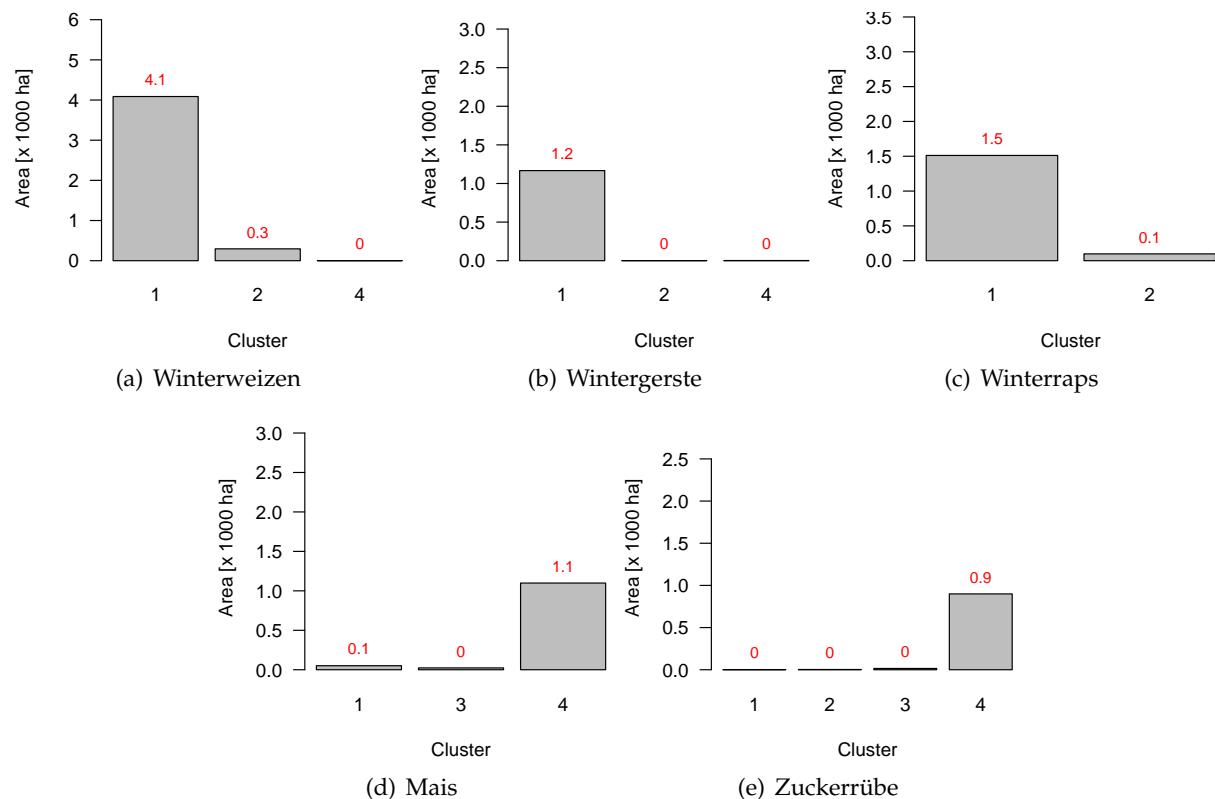
**Abbildung 2.25:** Simulierter Sentinel-2-Datensatz vom 18. Juli 2014 überlagert mit Feldblock- und Referenz-Polygonen.



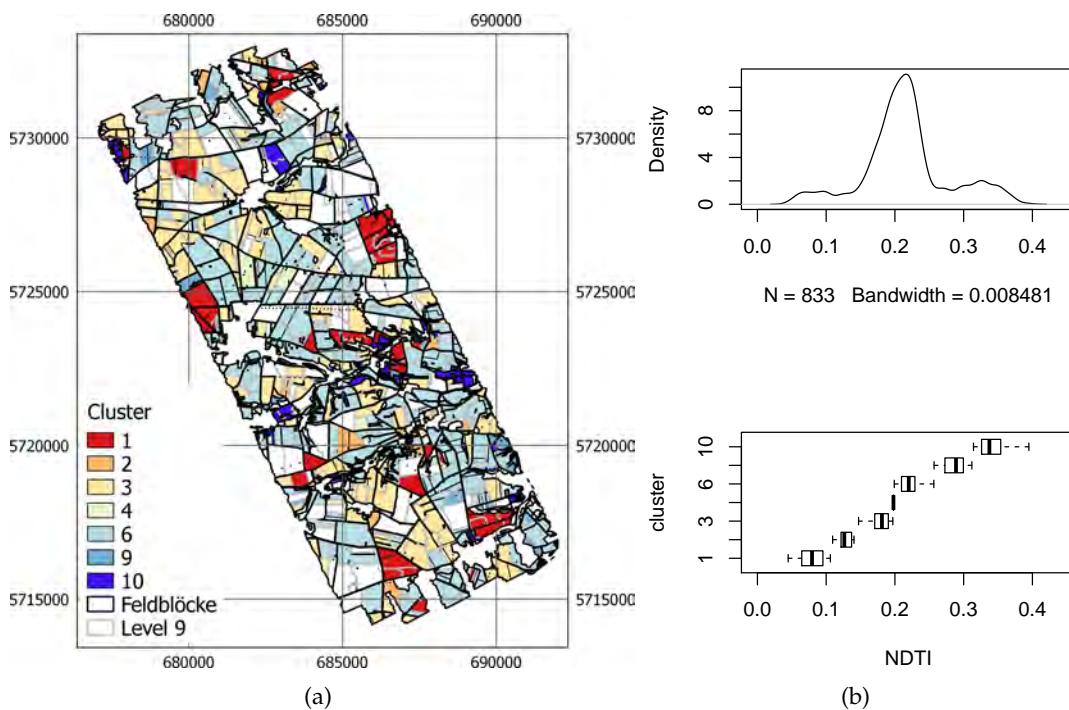
**Abbildung 2.26:** Geometrisches Validierungsergebnis des segmentierten und simulierten Sentinel-2-Datensatzes vom 18. Juli 2014 (a) sowie die kumulierten Verteilungsfunktionen  $f(O^G)$  und  $f(O^R)$  der Segmentierungsebenen 9, 10 und 13 (b-d).



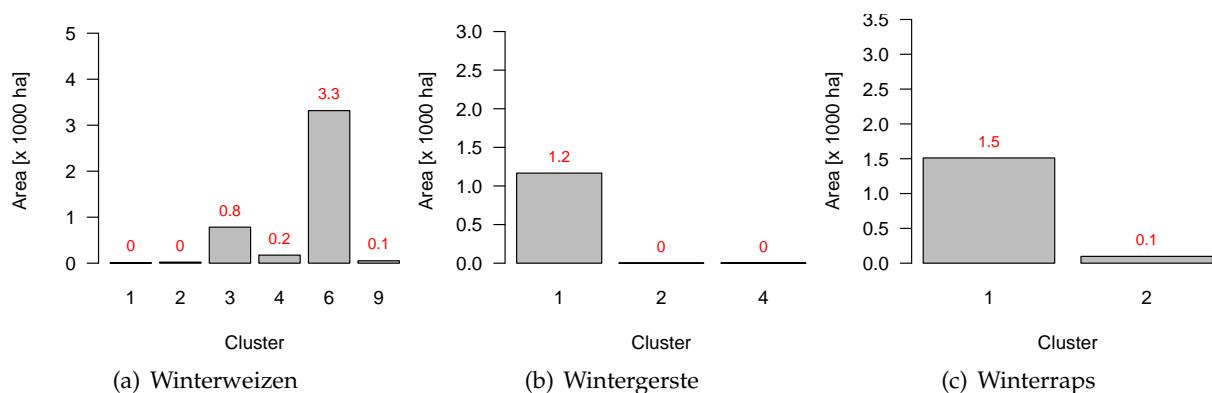
**Abbildung 2.27:** TSAVI-Cluster-Ergebnis der Segmentierungsebene 9 (vgl. Abb. 2.26) und korrespondierendes Streudiagramm der Sentinel-2-Bänder 4 (RED) und 8 (NIR; vgl. Abb. 2.11).



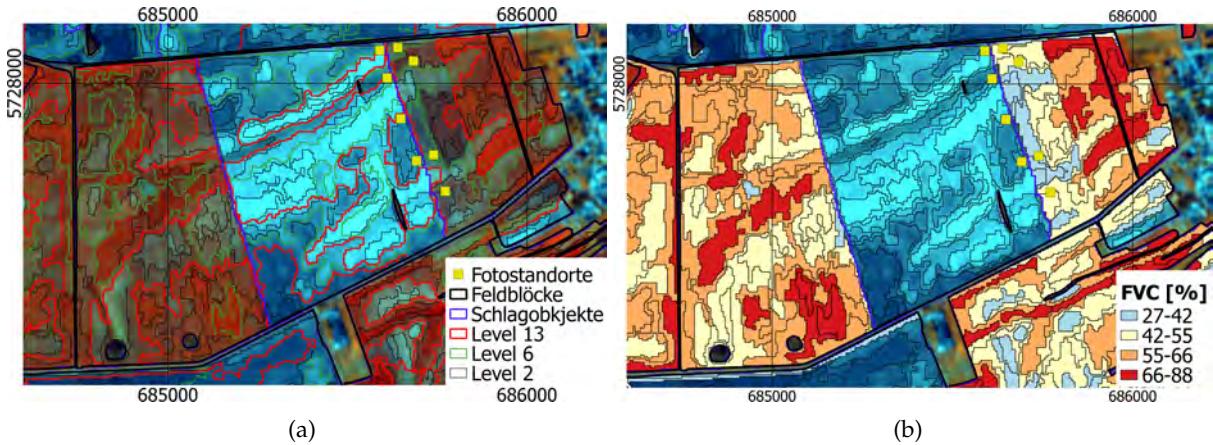
**Abbildung 2.28:** TSAVI-Cluster-spezifische Flächenanteile der im Untersuchungsgebiet dominierenden Ackerfruchttypen für den simulierten Sentinel-2-Datensatz vom 18. Juli 2014 (vgl. Abb. 2.12).



**Abbildung 2.29:** NDTI-Cluster-Ergebnis der Segmentierungsebene 9 (vgl. Abb. 2.26) und korrespondierende Cluster des Sentinel-2-Datensatzes vom 18. Juli 2014 (vgl. Abb. 2.12).



**Abbildung 2.30:** NDTI-Cluster-spezifische Flächenanteile der Ackerfruchttypen Winterweizen (a), Wintergerste (b) und Winterraps (c) für den simulierten Sentinel-2-Datensatz vom 18. Juli 2014 (vgl. Abb. 2.12).



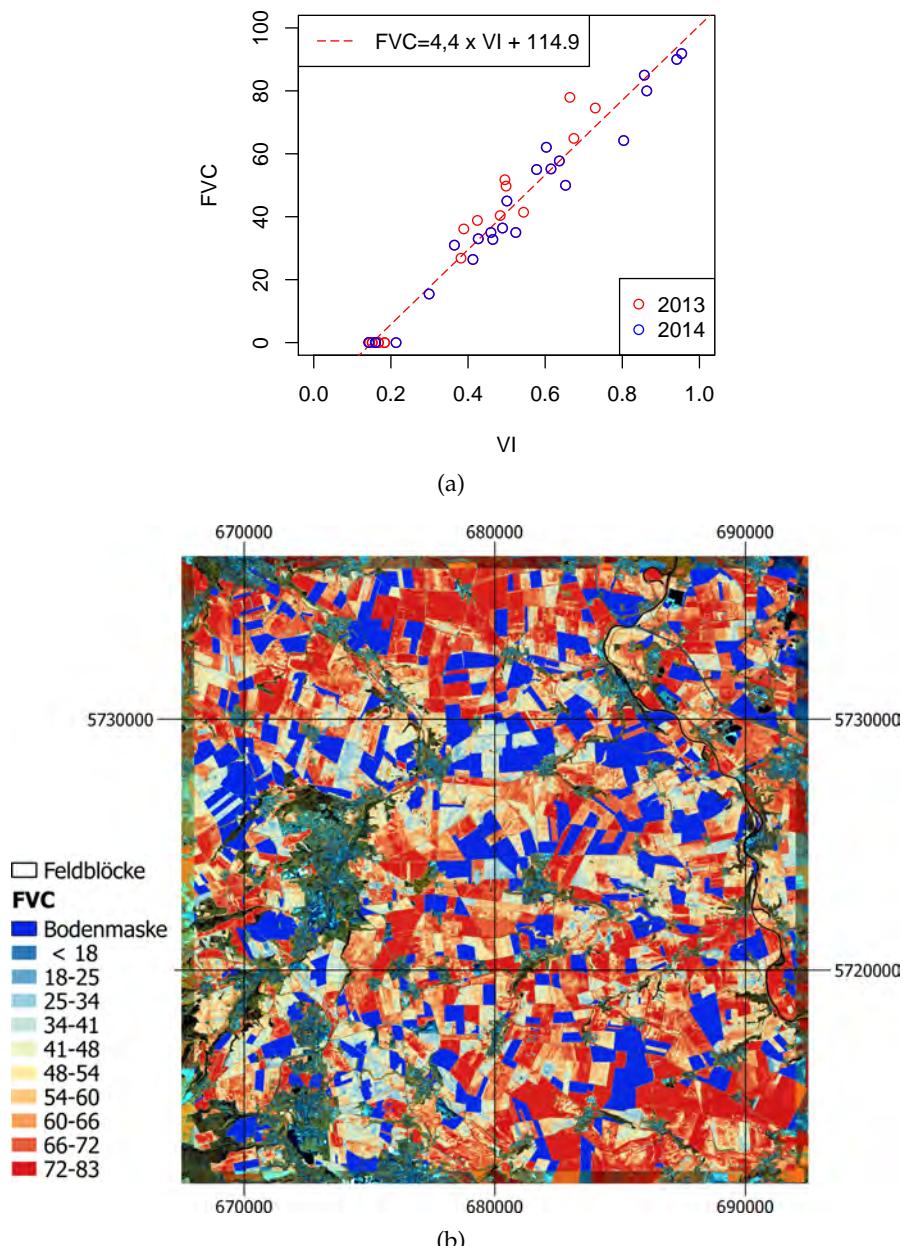
**Abbildung 2.31:** Segmentierungsebenen 2, 6 und 13 (a) und Prognoseergebnis der Variante L2/Rang 1 (b; vgl. Tab. 2.3) dargestellt am Beispiel des Testfeldblocks *Strenzenaundorf* (Abb. 2.10b).

**Tabelle 2.3:** Die jeweils besten drei Ergebnisse der Maßstabs- und Spektraloptimierung im Vergleich zum NDVI für den RapidEye-Datensatz vom 5. Mai 2013:  $R^2$ - und RMSE-Werte für die Beziehungen zwischen kartierten Bodenbedeckungsgraden und Vegetationsindizes entsprechend Gleichung (2.8).

L	Rang	B1	B2	B3	$R^2$	RMSE
0	1	5	4	3	0,92	0,05
0	2	4	5	2	0,92	0,05
0	3	5	4	2	0,90	0,05
0	NDVI	5	3	0	0,83	0,08
1	1	4	5	3	0,94	0,04
1	2	4	5	2	0,93	0,05
1	3	5	3	2	0,92	0,05
1	NDVI	5	3	0	0,84	0,08
2	1	5	3	2	0,93	0,07
2	2	4	5	2	0,91	0,05
2	3	4	5	3	0,89	0,05
2	NDVI	5	3	0	0,84	0,08
3	1	4	5	3	0,92	0,05
3	2	4	5	2	0,91	0,05
3	3	3	4	2	0,88	0,09
3	NDVI	5	3	0	0,84	0,08
4	1	5	4	2	0,93	0,05
4	2	5	2	3	0,88	0,04
4	3	5	4	3	0,88	0,05
4	NDVI	5	3	0	0,84	0,08
5	1	5	4	2	0,88	0,06
5	2	3	5	2	0,88	0,11
5	3	4	3	2	0,87	0,09
5	NDVI	5	3	0	0,82	0,08
6	1	3	5	2	0,88	0,11
6	2	3	4	2	0,87	0,09
6	3	2	5	3	0,86	0,04
6	NDVI	5	3	0	0,80	0,06
7	1	2	5	3	0,89	0,04
7	2	5	2	3	0,88	0,04
7	3	5	4	3	0,88	0,13
7	NDVI	5	3	0	0,81	0,08
8	1	5	4	3	0,91	0,05
8	2	5	2	3	0,90	0,04
8	3	4	5	3	0,90	0,05
8	NDVI	5	3	0	0,82	0,08
9	1	5	3	2	0,92	0,11
9	2	3	5	3	0,92	0,04
9	3	3	4	2	0,91	0,08
9	NDVI	5	3	0	0,83	0,08
10	1	3	4	2	0,90	0,08
10	2	2	5	3	0,89	0,04
10	3	5	3	2	0,88	0,11
10	NDVI	5	3	0	0,81	0,09
11	1	3	4	2	0,90	0,08
11	2	2	5	3	0,89	0,04
11	3	5	3	2	0,88	0,11
11	NDVI	5	3	0	0,81	0,09
12	1	5	4	3	0,92	0,05
12	2	5	3	2	0,89	0,12
12	3	4	5	2	0,89	0,06
12	NDVI	5	3	0	0,09	0,81
13	1	4	5	3	0,90	0,05
13	2	5	4	3	0,89	0,05
13	3	5	2	3	0,88	0,04
13	NDVI	5	3	0	0,79	0,09
15	1	5	3	2	0,86	0,11
15	2	3	5	4	0,86	0,14
15	3	5	4	3	0,85	0,05
15	NDVI	5	3	0	0,79	0,09
16	1	5	2	4	0,85	0,08
16	2	3	4	2	0,85	0,10
16	3	5	3	2	0,83	0,14
16	NDVI	5	3	0	0,73	0,11

In Tabelle 2.3 sind die pro Segmentierungslevel besten drei  $R^2$ - und RMSE-Ergebnisse der Spektraloptimierung zur Prognose der Bodenbedeckung durch vitale Vegetation im Vergleich zum NDVI-basierten Prognoseresultat aufgelistet. Insgesamt sind die  $R^2$ -Werte als hoch bzw. die RMSE-Werte als niedrig einzuschätzen. Die für die Prognose entscheidenden Variablen  $B1$  und  $B2$  (vgl. Gl. (2.8), S. 19) sind vor allem durch die Kanäle 5, 4 und 3 belegt. Damit können die Indizes als Varianten des klassischen Vegetationsindex angesehen werden, in denen Informationen des roten und nahen infraroten Wellenlängenbereiches in Beziehung gesetzt werden. Auffällig ist auch, dass die optimalen Varianten die (bereits gute) Prognosegüte des NDVI in allen Fällen übertreffen.

Die Aggregationsniveaus 2 und 3 zeigen die höchsten  $R^2$ -Werte. Am Beispiel der Optimierungsvariante L2/Rang 1 und dem Testfeldblock *Strenznaundorf* ist die korrespondierende Regressionsgleichung auf den linken und rechten Ackerschlag angewendet worden (Abb. 2.31b), die beide im Zuge der Schlagdetektion abgegrenzt worden sind. Das mittige Feld wurde als Teil der Bodenmaske nicht betrachtet (Kap. 2.1.4.1).



**Abbildung 2.32:** Regressionsmodell zur Bodenbedeckungsgradprognose vitaler Vegetation (a) angewendet auf den RapidEye-Datensatz vom 5. Mai 2013 (b).

### 2.1.5.2 Multi-temporales Modell der Bodenbedeckungsgradprognose

Die Analyse von Wertepaaren zwischen klassifizierten Bodenbedeckungsgraden und RapidEye-Datensätzen verschiedener Aufnahmetermine erlaubt die Ableitung eines multi-temporalen Modells der Bodenbedeckungsgradprognose, das auf spezifische Phasen beliebiger Jahre angewendet werden kann. Das in Abbildung 2.32a dargestellte Modell basiert auf Wertepaaren der Jahre 2013 und 2014. Der zeitliche Geltungsbereich des Modells beschränkt sich auf vitale phänologische Phasen wie Auflaufen oder Schossen (vgl. Abb. 2.19). In Abbildung 2.32b ist das Modell beispielhaft auf die RapidEye-Szene vom 5. Mai 2013 angewendet worden.

### 2.1.5.3 Sentinel-2-basierte Prognose der Bodenbedeckung durch Pflanzenreste

Im Gegensatz zum RapidEye-Sensor liefert der Sentinel-2-Sensor Informationen im SWIR-Wellenlängenbereich. In Kapitel 2.1.4.2 wurde gezeigt, wie auf Grundlage eines SWIR-Band-Index Ackerschläge mit Pflanzenresten identifiziert werden können. Tabelle 2.4 zeigt, inwieweit die SWIR-Bänder auch eine Differenzierung der betreffenden Felder hinsichtlich ihrer Bodenbedeckung erlauben. Dazu sind am Tag der AISA-Befliegung Standortfotografien aufgenommen (vgl. Abb. 2.12) und anschließend klassifiziert worden. Im Vergleich zu den Ergebnissen der Bodenbedeckungsgradprognose vitaler Vegetation fällt zunächst auf, dass in der Mehrheit aller Fälle die SWIR-Bänder als erklärende Variablen der Parameter  $B1$  und  $B2$  fungieren und das maßstabspezifische Unterschiede der Prognosegüte festzustellen sind. Level 1 und 2 zeigen die höchsten  $R^2$ -Werte bei allerdings hohen RMSE-Werten. Insgesamt ist die Prognosegüte deutlich geringer als bei der FVC-Prognose. Dieser Umstand kann damit zusammenhängen, dass im Vergleich zu Spektralkanälen im roten bis nahen infraroten Wellenlängenbereich die SWIR-Bänder erheblich breiter sind (vgl. Abb. 2.11), was negative Auswirkungen auf die Differenzierung des Boden- und Pflanzenrestsignals hat (Serbin et al., 2013). Die erfolgreiche Nutzung breiter Bänder erfordert die Verfügbarkeit multi-temporaler Analysen, um einen minimalen Basisindex (z.B.  $NDTI_{min}$ ) ableiten zu können (Zheng et al., 2012, 2014).

## 2.1.6 Dynamische Bodenerosionsmodellierung (AP 6)

### 2.1.6.1 Modellparametrisierung und Potenzialmodellierung

Die Modellparametrisierung umfasst die Transformation der in Kapitel 2.1.2.2 aufgeführten Datengrundlagen in ABAG-Faktoren (vgl. Kap. 2.1.1.7). Die Modellierung zielt dabei auf die Abschätzung der potenziellen Erosionsgefährdung auf der Basis der natürlichen Faktoren *Niederschlag* ( $R$ -Faktor), *Boden* ( $K$ -Faktor) und *Relief* ( $LS$ -Faktor>):

- Für die Ermittlung des flächendeckenden  $R$ -Faktors erfolgte die Anwendung der länderspezifischen Gleichung nach DIN 19708 (2005) für Sachsen-Anhalt auf die verfügbaren Niederschlagsdaten des Deutschen Wetterdienstes. Im Ergebnis zeigen die  $R$ -Faktoren eine vergleichsweise geringe räumliche Differenzierung im langjährigen Mittel (Abb. 2.33a). Allerdings können für starke Einzelereignisse des Niederschlages  $R$ -Faktoren erwartet werden, welche bereits einen großen Anteil des durchschnittlichen Jahreswertes erbringen.
- Die Bestimmung der  $K$ -Faktoren wurde auf Basis der Vorläufigen Bodenkarte von Sachsen-Anhalt 1:50 000 (VBK 50) vorgenommen. Anhand der Attribute der Parameter *Oberbodenart* ( $K_B$ ), *Humusgehaltsstufe* ( $K_H$ ), *Skelettanteil* ( $K_S$ ), *Aggregatgröße* ( $K_A$ ) und *Wasserdurchlässigkeit* ( $K_D$ ) je Bodeneinheit wurde gemäß DIN 19708 (2005) der  $K$ -Faktor für jede Legendeneinheit durch Anwendung von Gleichung (2.10) ermittelt. Aus Abbildung 2.33b geht hervor, dass die ausgewählten Testschläge durch eine hohe Bodenerodierbarkeit mit  $K$ -Faktoren zwischen 0,4 und 0,5 gekennzeichnet sind.

$$K = (K_B \times K_H + K_A + K_D) \times K_S \quad (2.10)$$

- Das digitale Geländemodell DGM 10 diente als Grundlage für die LS-Faktorenberechnung des gesamten Untersuchungsgebietes entsprechend der in DIN 19708 (2005) dokumentierten Vorgehensweise (Abb. 2.33c). Zusätzlich sind für einzelne Testschläge LS-Faktoren auf Basis des DGM 1 abgeleitet worden. Danach ergibt sich der S-Faktor aus der Hangneigung entsprechend Gleichung (2.11).

$$S = -1,5 + (17 / (1 + e^{2,3 - 6,1 \times \sin \alpha})) \text{ mit } \alpha \dots \text{Hangneigung} \quad (2.11)$$

Der Berechnung des L-Faktors ist die Ableitung der erosiven Hanglänge  $l$  vorangestellt. Diese basiert auf dem spezifischen Einzugsgebiet ( $E$ ) einer Rasterzelle sowie der Breite einer potenziellen Abflussbahn  $b$  und wird nach dem Ansatz von Moore & Wilson (1992) entsprechend Gleichung (2.13) bestimmt.

**Tabelle 2.4:** Die jeweils besten drei Ergebnisse der Maßstabs- und Spektraloptimierung im Vergleich zum NDTI für den simulierten Sentinel-2-Datensatz vom 18. Juli 2014:  $R^2$ - und RMSE-Werte für die Beziehungen zwischen kartierten Bodenbedeckungsgraden und Vegetationsindizes entsprechend Gleichung (2.8).

$L$	Rang	$B1$	$B2$	$B3$	$R^2$	RMSE
0	1	12	13	2	0,42	0,08
0	2	3	12	8	0,40	1,15
0	3	3	13	2	0,39	0,10
0	NDTI	13	12	0	0,05	0,08
1	1	12	4	8	0,44	0,75
1	2	13	12	3	0,38	0,07
1	3	12	2	8	0,37	0,91
1	NDTI	13	12	0	0,26	0,07
2	1	13	4	8	0,47	0,36
2	2	3	12	8	0,47	0,76
2	3	8	3	4	0,43	0,05
2	NDTI	13	12	0	0,28	0,07
3	1	13	3	2	0,40	0,06
3	2	3	12	8	0,39	0,91
3	3	12	2	8	0,35	0,05
3	NDTI	13	12	0	0,24	0,07
4	1	12	13	9	0,36	4,06
4	2	13	12	9	0,32	3,65
4	3	13	12	3	0,31	0,07
4	NDTI	13	12	0	0,20	0,07
5	1	4	9	13	0,40	1,99
5	2	3	12	4	0,37	0,03
5	3	9	12	13	0,37	0,32
5	NDTI	13	12	0	0,31	0,07
6	1	12	4	13	0,43	0,25
6	2	8	9	4	0,43	0,01
6	3	8	9	3	0,41	0,01
6	NDTI	13	12	0	0,22	0,06
7	1	9	8	13	0,40	0,08
7	2	8	9	13	0,39	0,09
7	3	4	13	2	0,37	0,11
7	NDTI	13	12	0	0,31	0,07
8	1	2	12	8	0,41	2,10
8	2	12	13	8	0,36	0,25
8	3	13	8	3	0,34	0,21
8	NDTI	13	12	0	0,37	0,06
9	1	12	2	13	0,43	0,45
9	2	13	12	2	0,35	0,06
9	3	12	13	2	0,33	0,06
9	NDTI	13	12	0	0,21	0,06

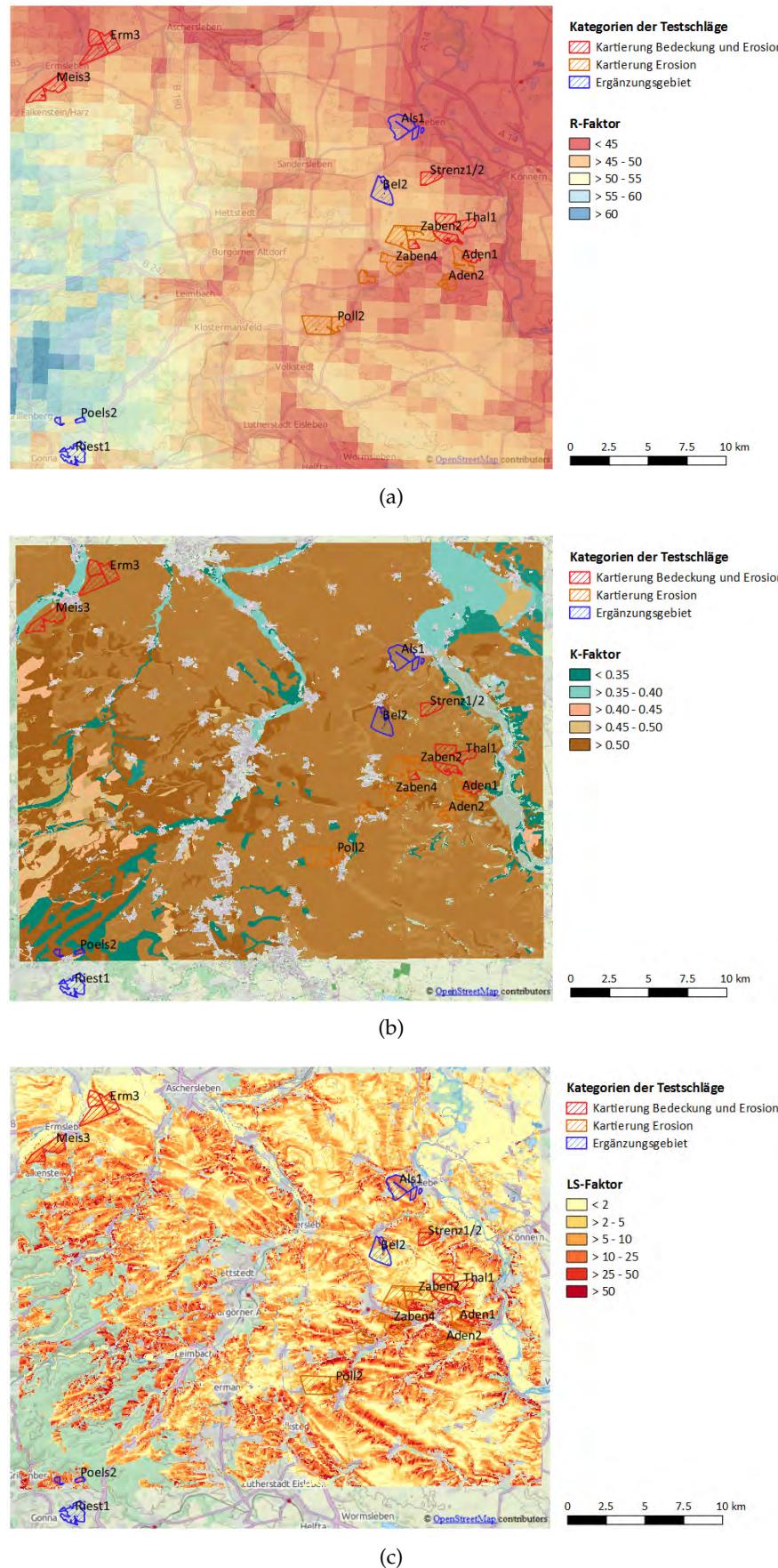


Abbildung 2.33: ABAG-Faktoren R (a), K (b) und LS (c) für das Untersuchungsgebiet.

$$L = (0,046 \times l)^m \quad (2.12)$$

mit  $m$  ... Hanglängenexponent und  $l$  ... erosive Hanglänge [m]

$$l = E/b \quad (2.13)$$

Als Ergebnis der Potenzialmodellierung wurden Rasterdatensätze (2 m, 10 m) zur Darstellung des potenziellen Bodenabtrages [ $t/\text{ha a}^{-1}$ ] erzeugt. Vor allem die hügeligen Testschläge im Teilgebiet Gerbstedt/Friedeburg sind durch hohe Abtragswerte charakterisiert, so dass in Hinblick der im weiteren Projektverlauf durchgeföhrten Erosionserfassung der Fokus vor allem auf diesen Schlägen lag (Abb. 2.34).

Exemplarisch ist das Ergebnis der Modellierung auf Basis des DGM2 für den Testschlag bei Strenznaundorf in Abbildung 2.35 dargestellt. Hier sind vor allem die erosiven Tiefenlinien sowie die Hänge durch ein erhöhtes Erosionspotenzial gekennzeichnet, welches sowohl vor Ort im Gelände sichtbar ist als auch durch das Modell wiedergegeben werden konnte.

#### 2.1.6.2 Einbindung der innerjährlichen Niederschlagsdynamik

Die Ermittlung der innerjährlichen Niederschlagsdynamik ( $R$ -Faktorenanteile) ist eine Grundvoraussetzung für die Berechnung des C-Faktors (Schwertmann et al., 1987). Zur dynamischen Ermittlung der  $R$ -Faktorenanteile wurden im Berichtszeitraum folgende Arbeitsschritte umgesetzt:

- Erfassung und Aufbereitung stationsbezogener Niederschlagsdaten in den Testgebieten auf Tageswertbasis,
- Erfassung und Analyse stationsbezogener Niederschlagsdaten in 10 min-Auflösung (ab 2006),
- jährliche statistische Analyse zu Starkniederschlagsmengen im Jahresverlauf,
- Definition der RADOLAN-Zellen in Bezug auf das Untersuchungsgebiet sowie
- Analyse der RADOLAN-Daten für einzelne Zeitabschnitte.

Wesentliches Ziel des Arbeitsschrittes war die Entwicklung eines Algorithmus, mit dessen Hilfe stationsbezogene Niederschlagsdaten in täglicher Auflösung und zeitlich hochauflösende RADOLAN-Daten des Deutschen Wetterdienstes statistisch analysiert und jährliche  $R$ -Faktoren entsprechend der betrachteten Kulturperioden disaggregiert werden können. Die Analyse und Auswertung der RADOLAN-Daten hat ergeben, dass RADOLAN-Daten zwar zeitlich und räumlich hoch auflösende Informationen liefern, der Unsicherheitsbereich der Daten aber recht hoch ist. Vor allem im Bereich von Übergängen zwischen Einzugsbereichen einzelner Stationen des Radarverbundes können bei stärkeren Niederschlagsereignissen „Sprünge“ auftreten und unplausible Ergebnisse geliefert werden.

Abbildung 2.36 zeigt exemplarisch die RADOLAN-Tageswerte für ein Ereignis aus dem Jahr 2012 für das erweiterte Untersuchungsgebiet. Im Kernzentrum wurden Niederschläge von über 200 mm aufgezeichnet, während ein Abgleich mit Stationsdaten ergab, dass Tagessummen  $< 40$  mm plausibel sind. Nach Rücksprache mit Herrn Falk Böttcher vom Projektpartner DWD können unplausible Werte bei der Einzelfallbetrachtung identifiziert werden. Für die Auswertung längerer Zeitreihen, welche für die Analyse der innerjährlichen Niederschlagsdynamik erforderlich ist, werden die Unsicherheiten derzeit noch als zu hoch angesehen, sodass eine Verfälschung der Resultate nicht auszuschließen ist. Die Erkenntnisse wurden im Rahmen eines Workshops zur RADOLAN-Nutzung für Bodenschutzaspekte am 25.11.2014 in Leipzig durch den DWD bestätigt. Danach sollten die 10-Minuten-Werte der RY- und RZ-Datensätze von RADOLAN sowie die

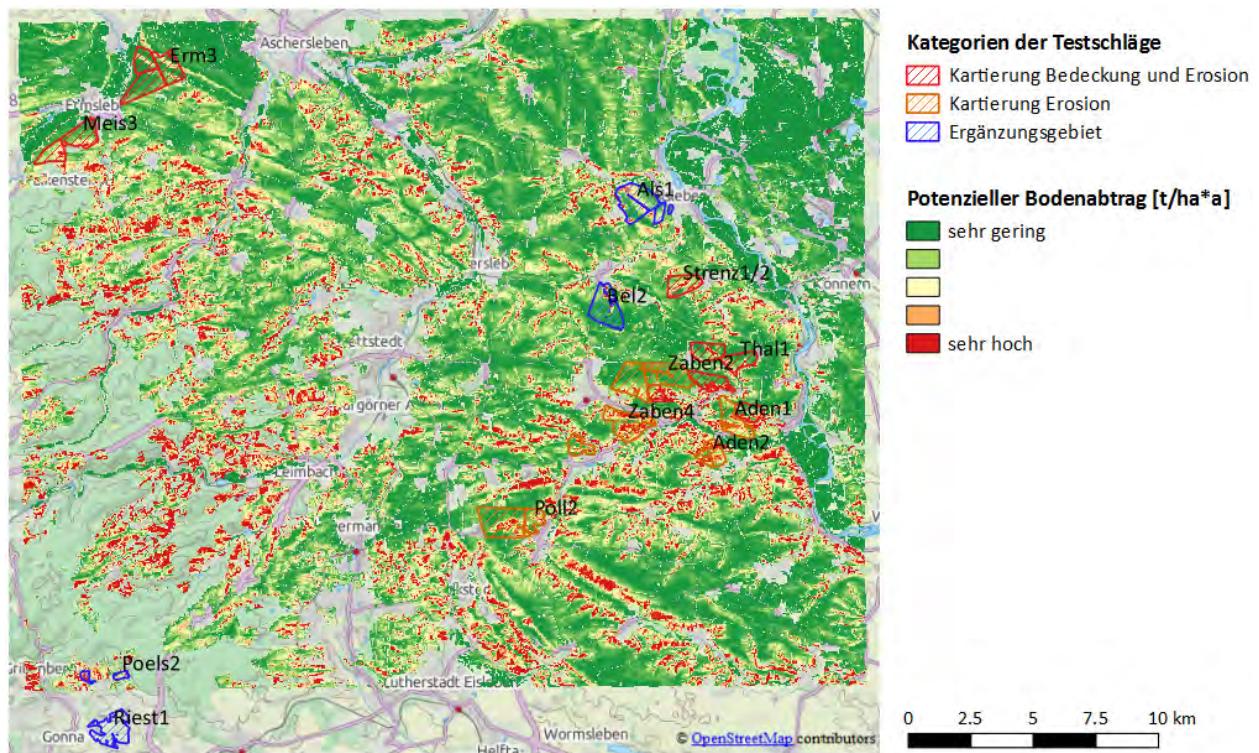


Abbildung 2.34: Potenzieller Bodenabtrag in den Teilgebieten und im Untersuchungsgebiet.

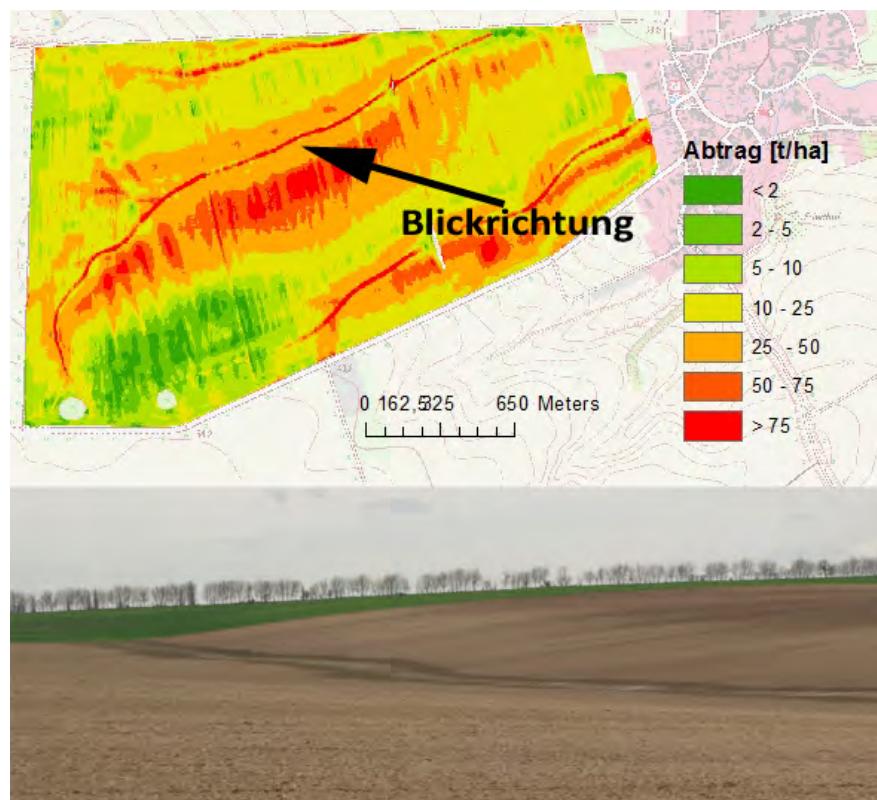


Abbildung 2.35: Potenzialmodellierung der Bodenerosion am Beispielgebiet des Felblockes Strenznaundorf.

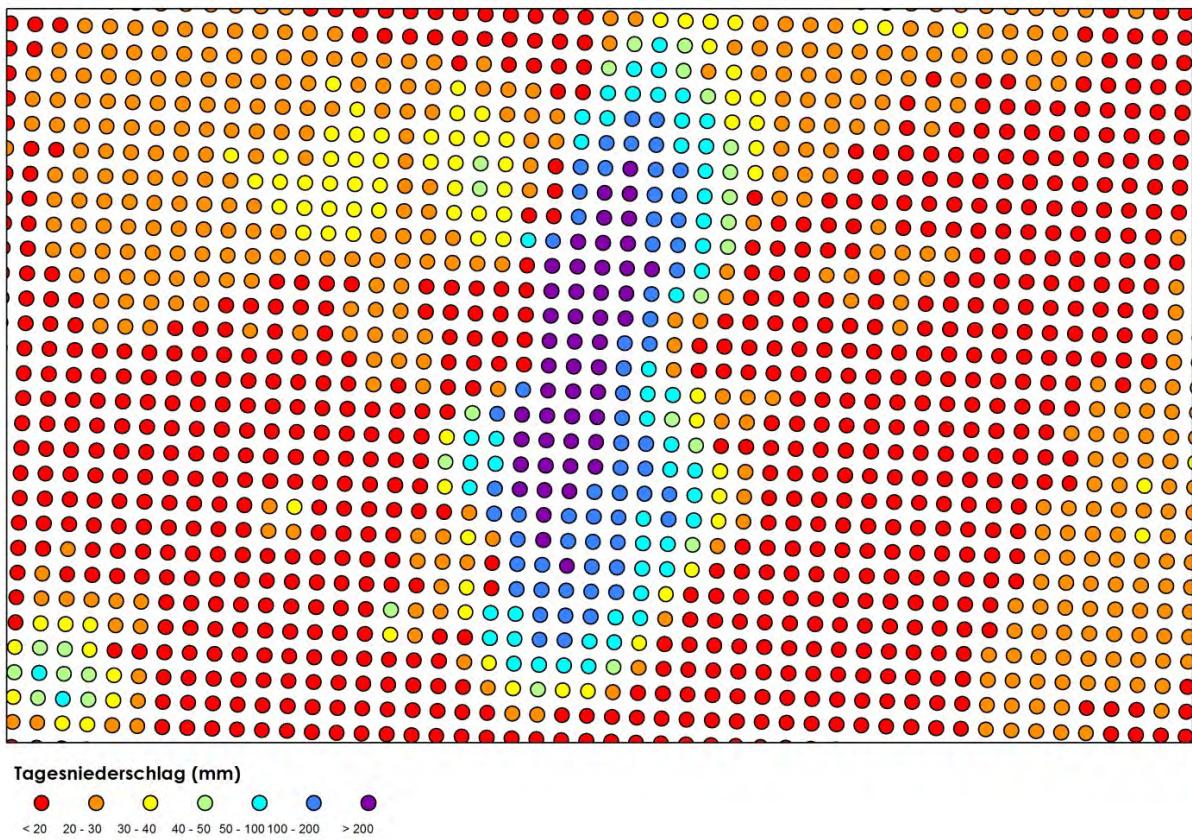


Abbildung 2.36: Zellen für ein Niederschlagsereignis in 2012.

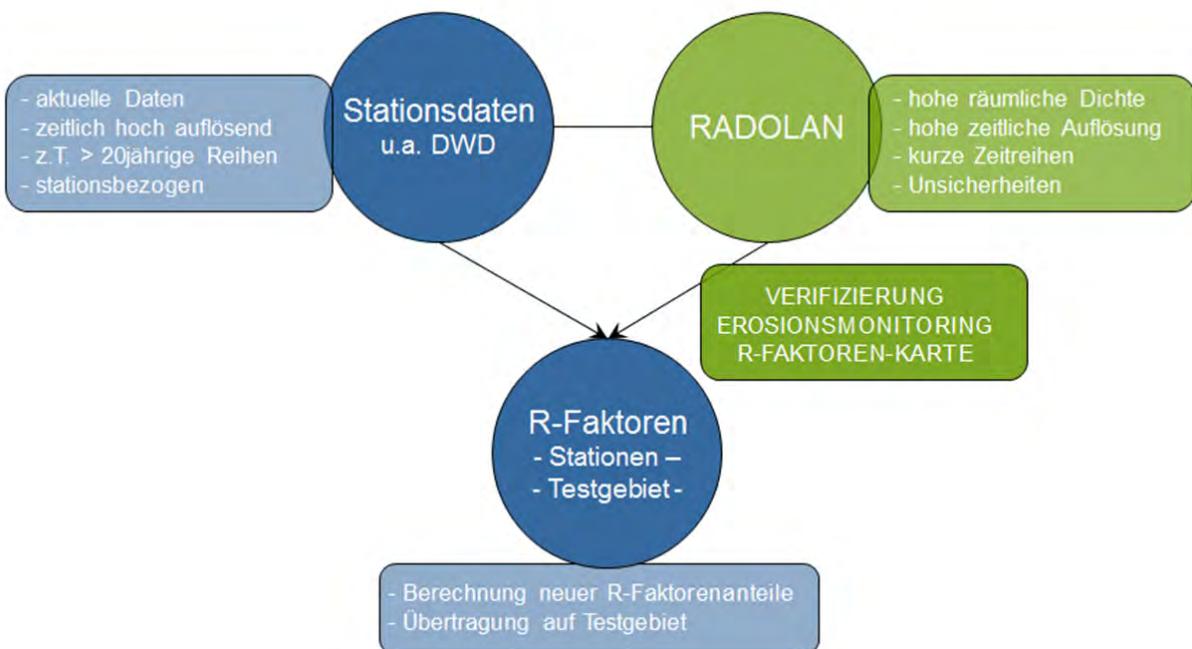


Abbildung 2.37: Schema zur Erarbeitung der R-Faktorenanteile.

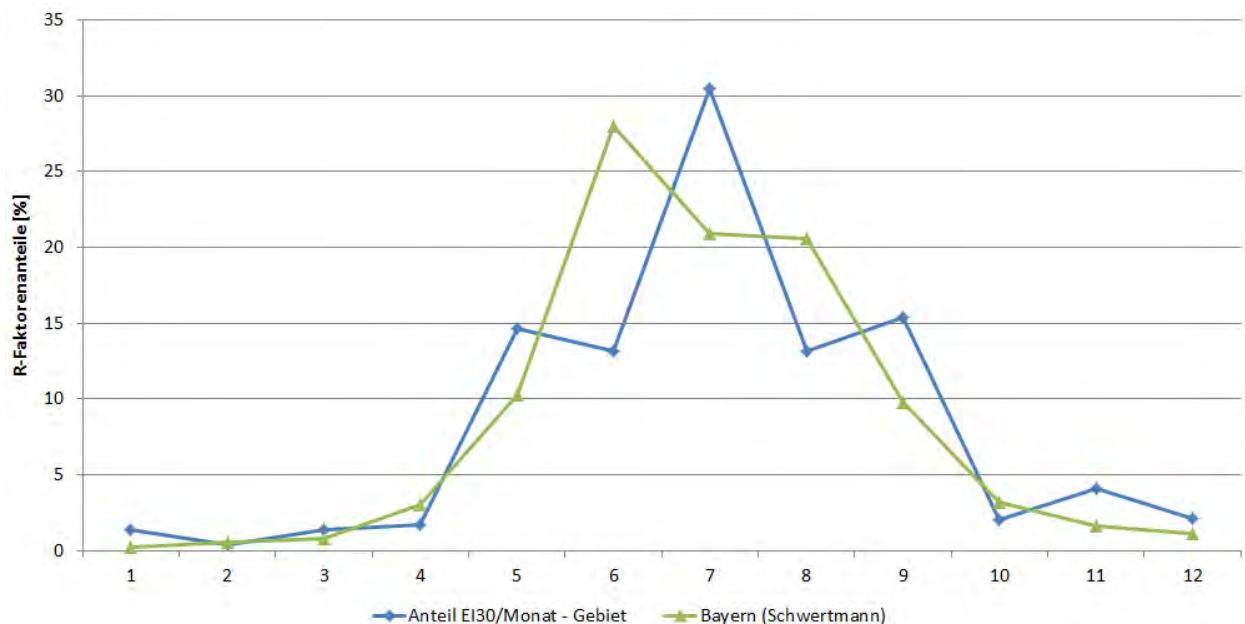


Abbildung 2.38: Jahresverlauf der monatlichen *R*-Faktorenanteile.

ständlich vorliegenden RW-Datensätze nur für räumlich begrenzte Einzelfallbetrachtungen genutzt werden. Erst ab 2015 erfolgte eine Verbesserung der Datengrundlage durch eine Aneichung der RZ- und RW-Datensätze mithilfe vorliegender Stationsdaten beim DWD.

Aus diesem Grund wurde folgender alternativer Arbeitsplan entwickelt, der verstärkt auf die zeitlich hoch auflösenden (10 min-Zeitschritte) der Niederschlagsstationen orientiert (Abb. 2.37):

- Erfassung und Aufbereitung stationsbezogener Niederschlagsdaten in den Testgebieten auf Tageswertbasis,
- Starkregenanalyse mittels Perzentilmethode und Festlegung erosiver Schwellenwerte,
- Jährliche statistische Analyse zu Starkniederschlagsmengen im Jahresverlauf,
- Statistische Auswertung der Stationswerte (ab 2007) und Identifizierung erosiver Ereignisse nach DIN 19708 (2005),
- Bestimmung der Niederschlagserosivität der Einzelereignisse und Berechnung des Erosivitätsparameters EI30 (*R*-Faktorenanteil),
- Verifizierung mithilfe der RADOLAN-Daten (Einzelfallstichproben),
- Monatliche Aggregierung der EI30-Werte je Station zu monatlichen *R*-Faktorenanteilen sowie
- Disaggregierung der monatlichen *R*-Faktorenanteile auf Tageswerte.

Für die Auswertung der Einzelereignisse und die Aggregierung der EI30-Parameter zu monatlichen *R*-Faktorenanteilen wurden insgesamt neun Stationen mit 10-minütigen Niederschlagswerten ab dem Jahr 2007 ausgewählt. Die stationsbezogenen Werte wurden – unabhängig von der Stationslage – für den gesamten Untersuchungsraum gemittelt. Abbildung 2.38 zeigt den Jahresverlauf der gemittelten *R*-Faktorenanteile für den Untersuchungsraum (blau) im Vergleich zu den von Schwertmann et al. (1987) ermittelten Werten. Letztere sind ursprünglich für Bayern berechnet worden, bilden aber trotzdem – wegen mangelnder Alternativen – die Grundlage für die Ableitung regionalspezifischer C-Faktoren innerhalb von DIN 19708 (2005).

Die Abbildung lässt vermuten, dass für den Untersuchungsraum von einer Verschiebung der *R*-Faktoren-Anteile in die späteren Sommermonate auszugehen ist. Insofern ist die Ableitung regionalspezifischer *R*-Faktorenanteile, wie sie für das Testgebiet vorgenommen wurde, zwingend

erforderlich, um den Bodenbedeckungsgrad und somit die Erosionsgefährdung realistischer bewerten zu können. Da die *R*-Faktorenanteile zur Bestimmung des dynamischen *C*-Faktors für einzelne Kulturperioden und somit monatsübergreifend ermittelt werden, ist die Disaggregierung der monatlichen *R*-Faktorenanteile auf Tageswerte erforderlich. Diese erfolgte durch einfache Division der Monatsanteile durch die Anzahl der entsprechenden Tage.

### 2.1.6.3 ABAGflux-C-Faktorenmodul

Das *C*-Faktorenmodul ist innerhalb einer lizenzenabhängigen GIS-Umgebung implementiert worden. Wesentliche Bestandteile der Menüoberfläche sind die Karte, ausgestattet mit den Standard-Funktionen eines Geographischen Informationssystems, sowie das Menü zur Berechnung des langjährigen mittleren Bodenabtrags auf ABAG-Basis (Abb. 2.39a). Die Funktionalität von ABAG-flux ermöglicht den Import und die Überlagerung einer Vielzahl von Vektor-, Raster- und Grafikformaten – unter anderem shape-, ascii- oder ESRI-Grid-Dateien. In das Modell können einzelne *NDVI*- und *FVC*-Rasterdatensätze, die sich aus der Analyse der RapidEye-Szenen und der simulierten Landsat-Indrexzeitreihe für 2011 ergaben (Kap. 2.1.1.2, 2.1.5 u. 2.1.2.1), zur Berechnung des *C*-Faktors für einzelne Aufnahmezeitpunkte importiert werden. Zusätzlich wurde das Modell dahingehend erweitert, dass mehrere Datensätze importiert und daraus die *C*-Faktoren und die aktuelle Erosionsgefährdung dynamisch für Vegetationsperioden oder Monate berechnet werden können (Abb. 2.39b). Durch den Nutzer können die Zeiträume einzelner Kulturperioden definiert und der entsprechende *NDVI*-/*FVC*-Datensatz für die Berechnung des *C*-Faktors für diesen Zeitraum ausgewählt werden. Zusätzlich erfolgt die Auswahl einer vorliegenden Tabelle der *R*-Faktorenanteile, um die Teilergebnisse entsprechend des Auftretens von Starkregenereignissen gewichtet miteinander verrechnen und einen mittleren *C*-Faktor für ein Jahr, eine Vegetationsperiode oder eine Fruchfolge bestimmen zu können. Zusammengefasst ermöglicht das *C*-Faktorenmodul

1. die Betrachtung einer Kurzzeitphase bzw. eines Zeitpunktes und somit die bedeckungsabhängige Bewertung des aktuellen Erosionspotenzials eines Ackerschlages im Sinne eines Monitorings .
2. die langfristige Berechnung des *C*-Faktors. Dazu wurde ein Ansatz erarbeitet, mit dem mittlere *C*-Faktoren für eine Fruchfolge in Anlehnung an DIN 19708 (2005) abgeleitet werden können.

In den beiden folgenden Kapiteln werden beide Szenarien am Beispiel der RapidEye-Szene vom 5. Mai 2013 und des simulierten Landsat-Datensatzes veanschaulicht.

**2.1.6.3.1 Ermittlung des bedeckungsabhängigen Erosionspotenzials für eine Kurzzeitphase bzw. einen Zeitpunkt** Im Berichtszeitraum wurden Vergleichsberechnungen vorgenommen, um einen geeigneten Berechnungsansatz zur Bestimmung des *C*-Faktors aus Daten des Bedeckungsgrades (*FVC*) oder des differenzierten Vegetationsindex (*NDVI*) identifizieren zu können. Hierzu kamen folgende Varianten zum Einsatz:

**Variante 1** (de Asis & Omasa, 2007):

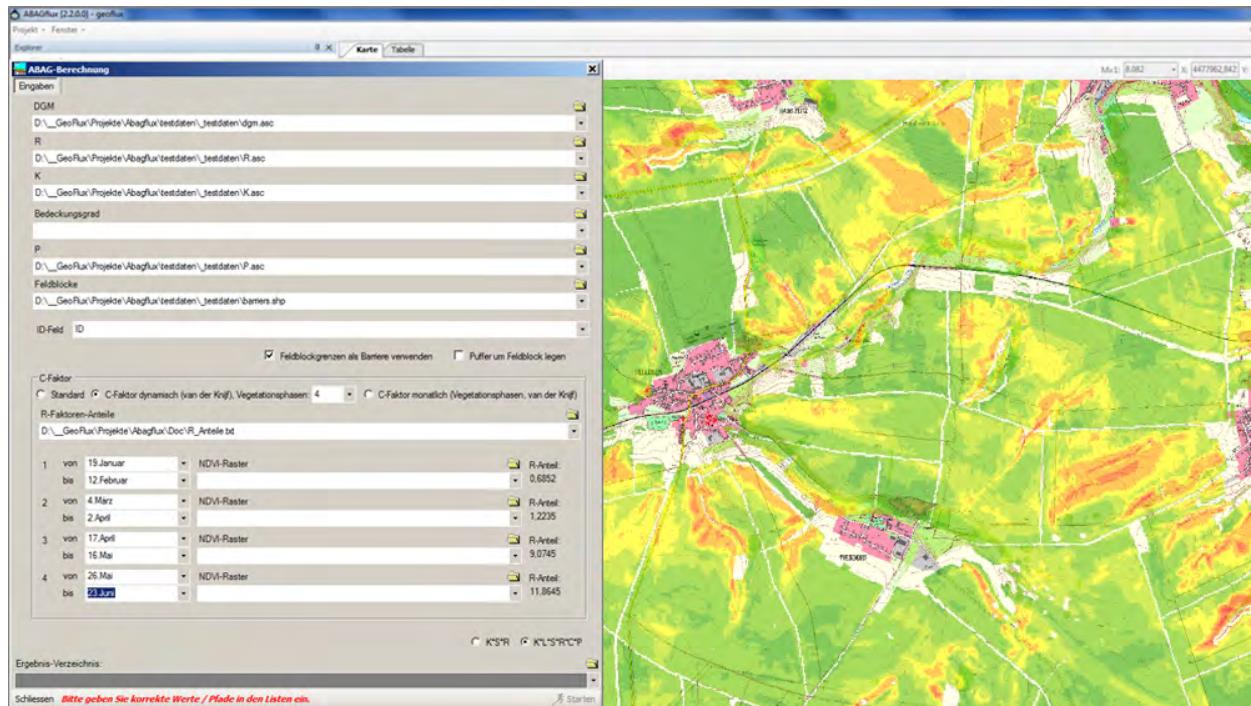
$$C = \frac{(1 - FVC)}{(1 + FVC)} \quad (2.14)$$

**Variante 3** (Xu et al., 2013):

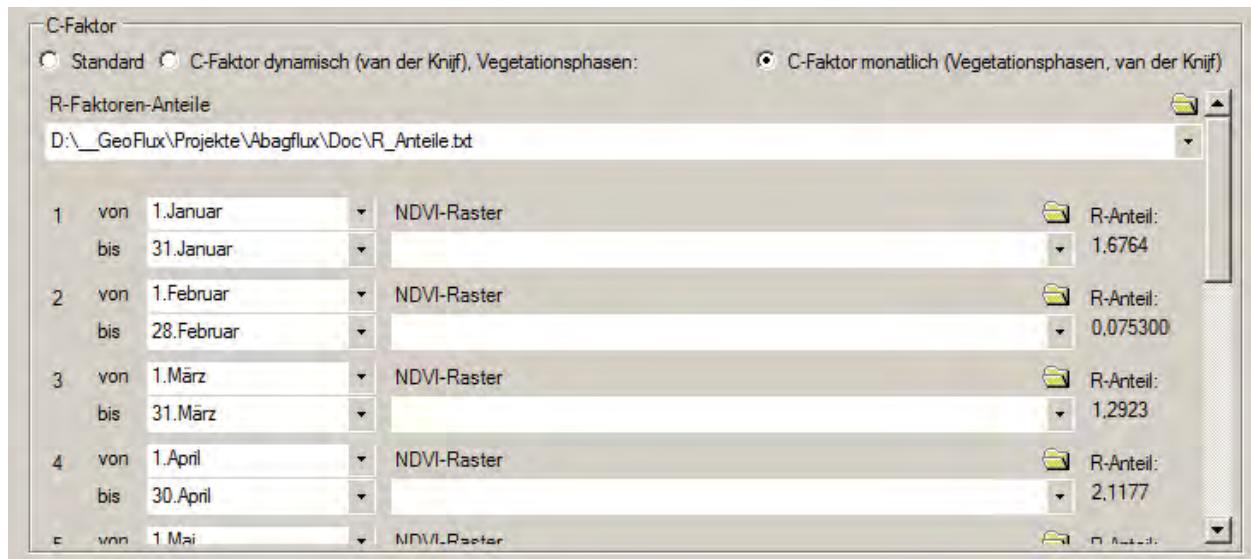
$$C = 1 - FVC \quad (2.15)$$

**Variante 3** (Van der Knijff et al., 1999):

$$C = \exp \left[ -2 \times \frac{NDVI}{1 - NDVI} \right] \quad (2.16)$$



(a) Benutzeroberfläche



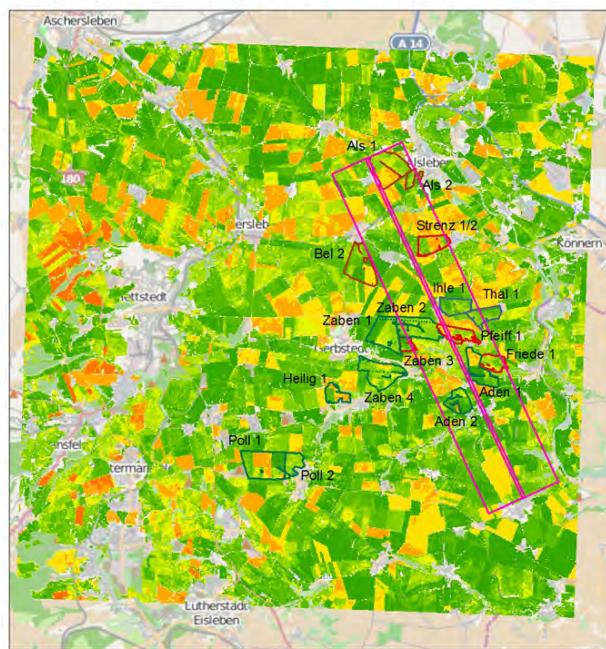
(b) Menüsteuerung zur Auswahl von C-Faktor-Berechnungsvarianten

**Abbildung 2.39: C-Faktorenmodul**

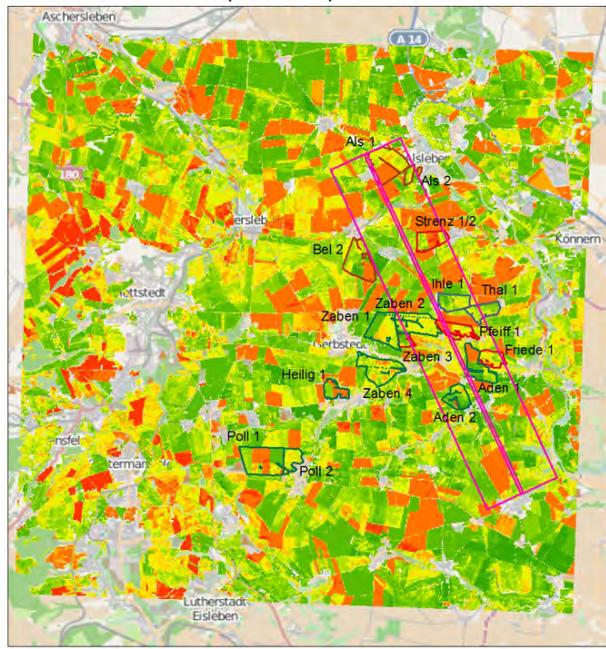
Mittlerer C-Faktor 2010 bis 2012



Aktueller C-Faktor (5.5.2013) - Variante 1



Aktueller C-Faktor (5.5.2013) - Variante 2



Aktueller C-Faktor (5.5.2013) - Variante 3

**C-Faktor**

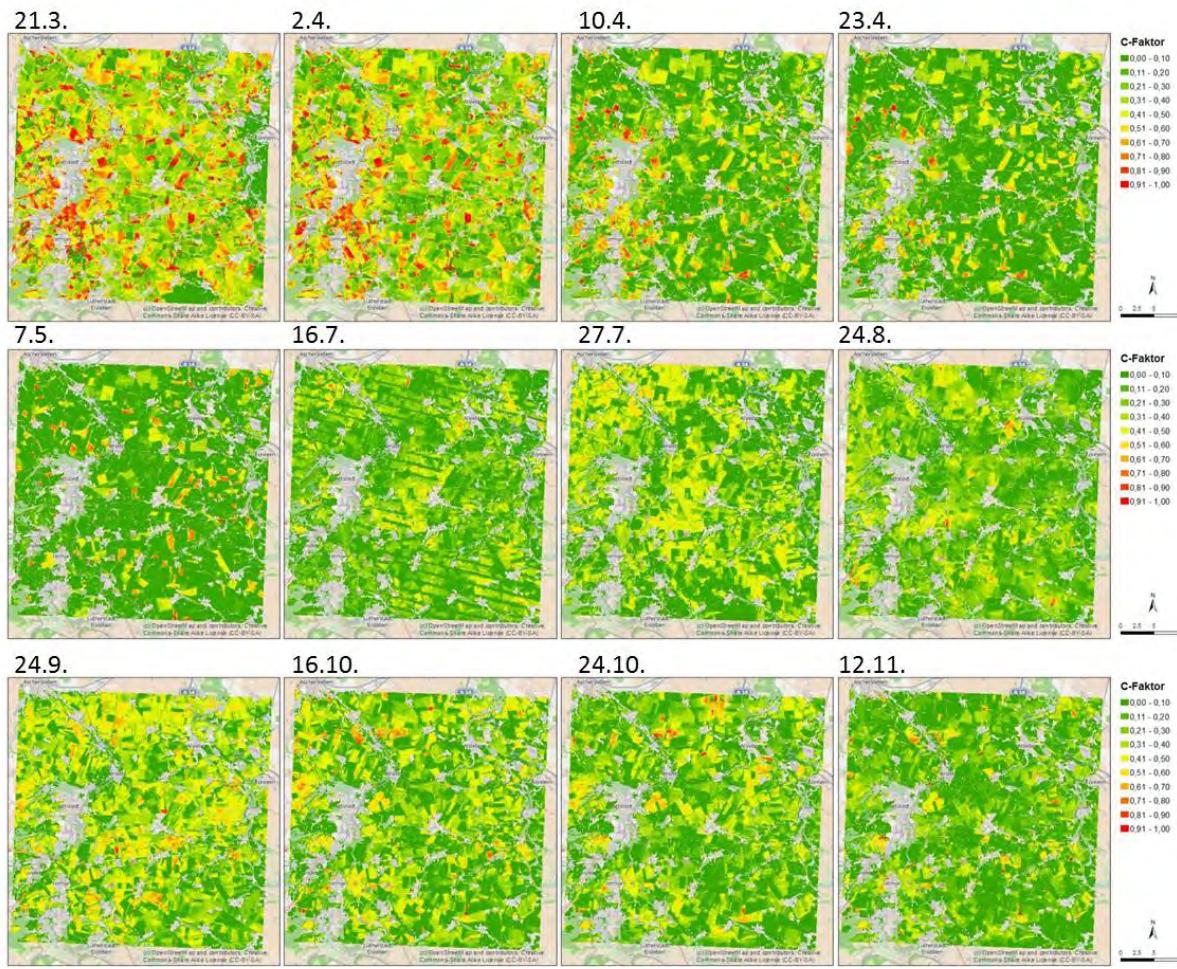
- 0 - 0,1
- 0,1 - 0,2
- 0,2 - 0,3
- 0,3 - 0,4
- 0,4 - 0,5
- 0,5 - 0,6
- 0,6 - 0,7
- 0,7 - 0,8
- 0,8 - 0,9
- 0,9 - 1

**Kategorien der Testschläge**

- Kartierung Bedeckung und Erosion
- Kartierung Bedeckung und Erosion (neu)
- Kartierung Erosion
- Ergänzungsgebiet
- Flugstreifen des Transektes

0 2,5 5 10 km

**Abbildung 2.40:** C-Faktor-Berechnungsvarianten für das Untersuchungsgebiet.



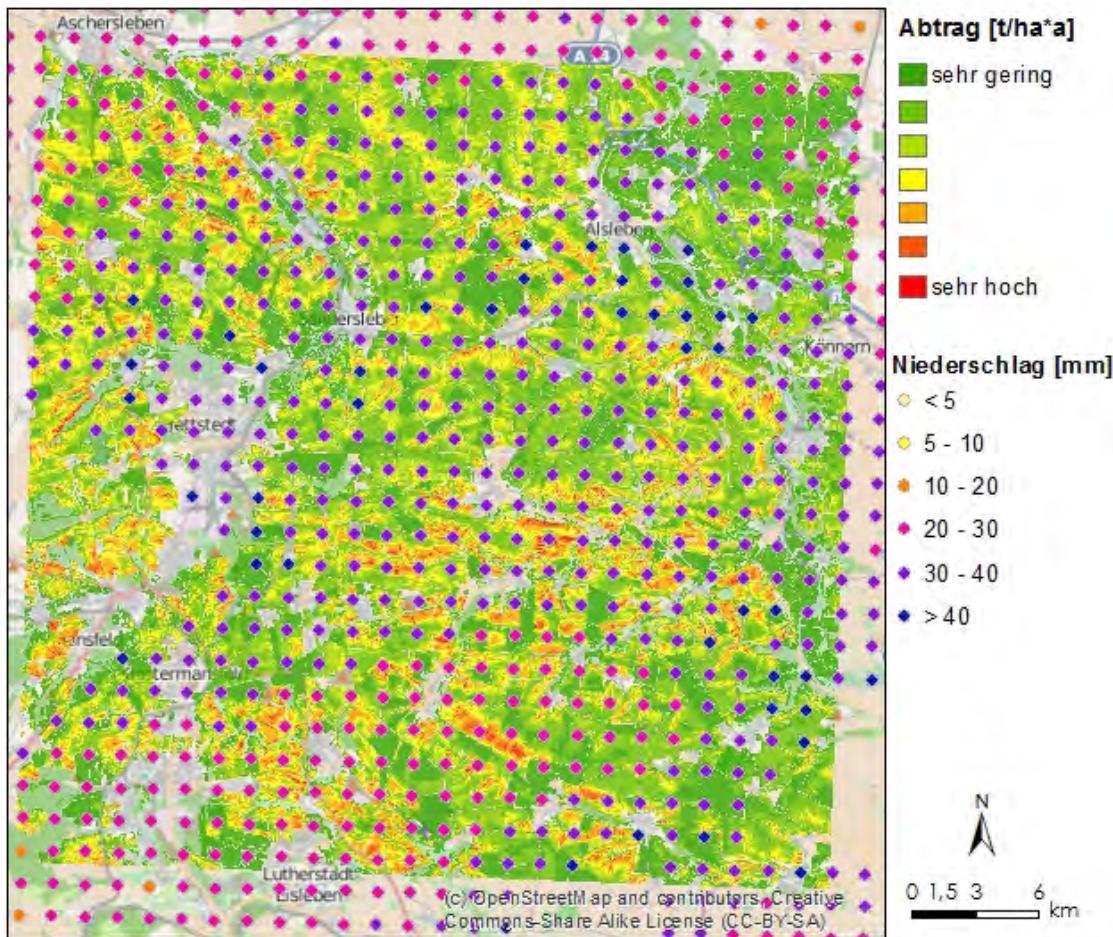
**Abbildung 2.41:** C-Faktoren für ausgewählte Aufnahmezeitpunkte im Jahr 2011.

Die Vergleichsberechnungen zeigen, dass jede Variante – gegenüber dem mittleren C-Faktor (2010-2012) – die Darstellung einer räumlichen Differenzierung des C-Faktors innerhalb der Schläge ermöglicht (Abb. 2.40). Für die weiteren Untersuchungen wurde die Berechnungsvariante nach Van der Knijff et al. (1999) entsprechend Gleichung (2.16) ausgewählt. Weiterhin erfolgte auf Grundlage des simulierten Landsat-Datensatzes für das Jahr 2011 die Modellierung des C-Faktors für einzelne Termine im Jahresverlauf sowie die Berechnung des aktuellen Bodenabtrages. Für jeden dieser Termine konnte der C-Faktor auf den ackerbaulich genutzten Flächen im Untersuchungsraum bestimmt werden. Für zwölf ausgewählte Termine sind die C-Faktoren in Abbildung 2.41 dargestellt. Gut erkennbar sind die abnehmenden C-Faktoren mit zunehmender Bodenbedeckung während des Auflaufens bis zum späten Frühjahr. Nach der Ernte ab August kommt es zu einem Anstieg der C-Faktoren, während ab Spätherbst die C-Faktoren aufgrund des dichter werdenden Winterweizenbestandes erneut leicht ansteigen.

Durch die Verrechnung mit den Ergebnissen der Potenzialmodellierung können Flächen mit geringem C-Faktor, die gleichermaßen ein erhöhtes potenzielles Erosionsrisiko aufweisen, ausgewiesen und lokale Schwerpunkte identifiziert werden. Durch die zusätzliche Einbindung der Niederschlagsradardaten (RADOLAN) des DWD ist zudem die Möglichkeit gegeben, die ausgewiesenen Hotspots in Bezug auf das Auftreten stärkerer Niederschläge weiter einzugrenzen (Abb. 2.42).

Die Vorteile bzw. Anwendungsmöglichkeiten der Modellierung des bedeckungsabhängigen Erosionspotenzial für eine Kurzzeitphase oder einen Aufnahmezeitpunkt lassen sich wie folgt zusammenfassen:

- Möglichkeit der retrospektiven Erfassung und zeitlich-räumlichen Eingrenzung von Erosionsereignissen,

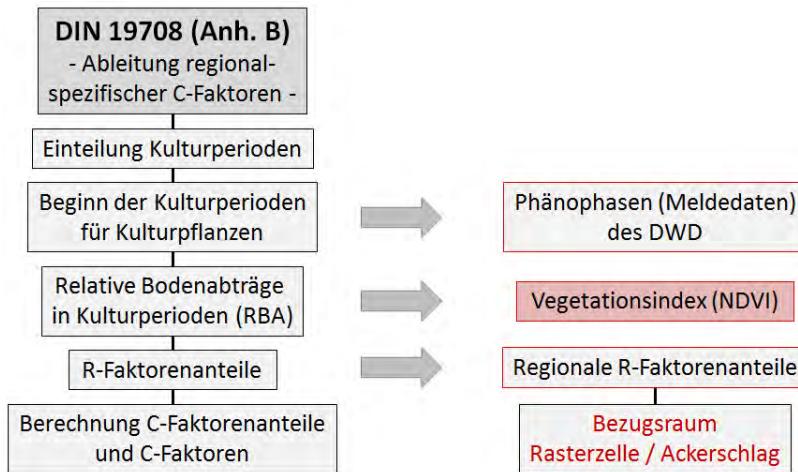


**Abbildung 2.42:** Verknüpfung von bedeckungsabhängigem Erosionspotenzial mit RADOLAN-Daten.

- Lokalisierung und Prognose bedeckungsabhängiger Erosionsschwerpunkte durch Einbindung von Niederschlagsradardaten (RADOLAN) ⇒ Monitoring,
- Räumliche Differenzierung des bedeckungsabhängigen Erosionsrisikos innerhalb eines Schlaiges,
- Präzisierung des tatsächlich angebauten Fruchtartenspektrums durch Einbindung der InVeKos-Meldedaten sowie
- Anwendbarkeit für unterschiedliche Erosionsmodellansätze (empirische, prozessorientierte Modelle).

**2.1.6.3.2 Ermittlung des längerfristigen C-Faktors (Fruchtfolge, Zeitraum) und des Bodenabtrages** Die Ermittlung des längerfristigen C-Faktors dient – in Anlehnung an die methodische Vorgehensweise nach DIN 19708 (2005) – der Bewertung für eine Fruchtfolge oder einen definierten Zeitraum. Für die Berechnung des C-Faktors gehen nach DIN 19708 (2005) die definierten Kulturperioden der Kulturpflanzen und deren Beginn, die Werte für den relativen Bodenabtrag (RBA) und die C-Faktorenanteile ein. Die Bestimmung der einzelnen C-Faktorenanteile und des mittleren C-Faktors wird für einzelne Ackerschläge durchgeführt. Der in DynaC verfolgte Ansatz legt den Beginn der Kulturperioden anhand der phänologischen Meldedaten fest. Zusätzlich werden regionalspezifische R-Faktorenanteile abgeleitet. Anstelle des RBA geht der Vegetationsindex NDVI in die Berechnungen ein (Abb. 2.43).

Der Fruchtarten-spezifische Beginn der jeweiligen Phänophasen für die Jahre 2011 bis 2014 wurde mithilfe der prognostizierten phänologischen Phasen abgeleitet. Aus den Abbildungen 2.17



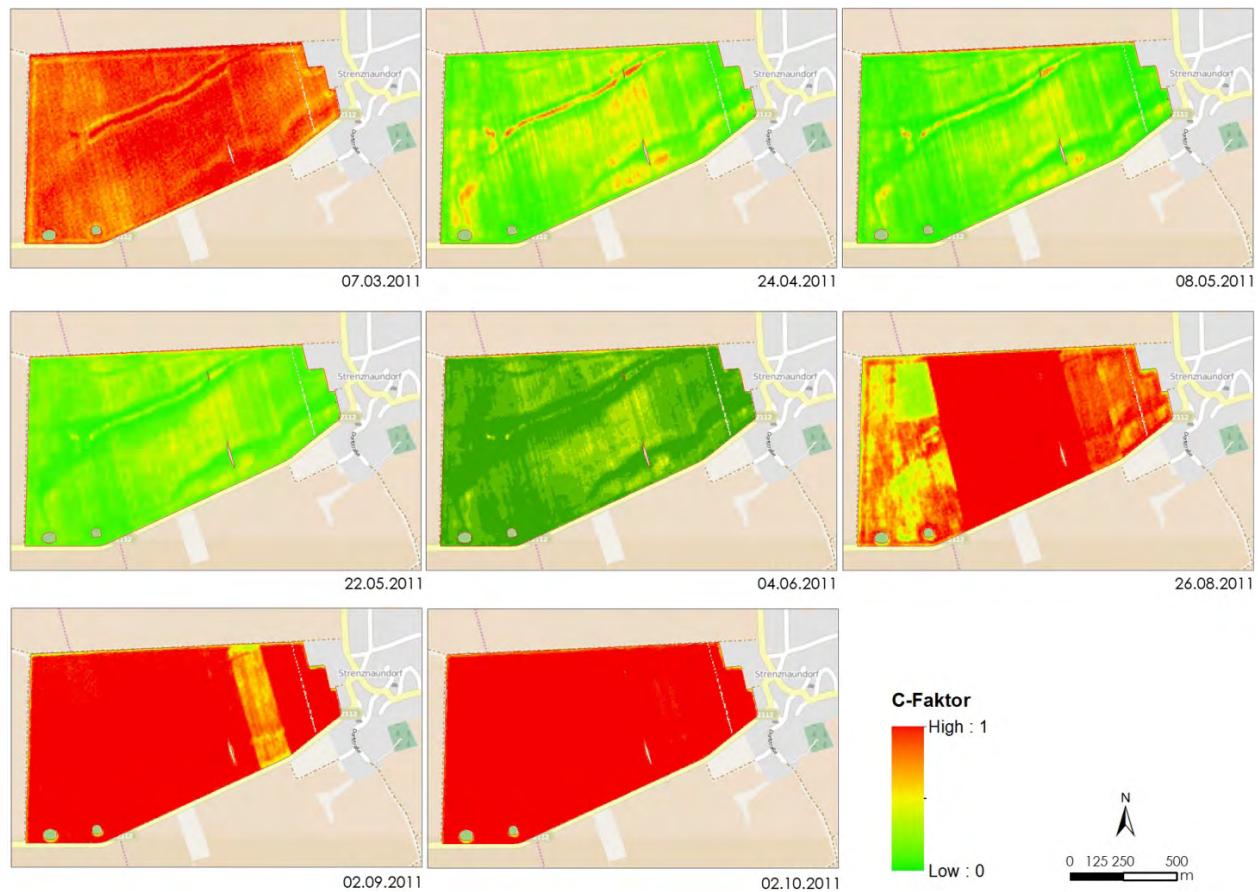
**Abbildung 2.43:** Ansatz zur Ermittlung des längerfristigen C-Faktors.

bis 2.20 werden die witterungsbedingten Unterschiede zwischen den Jahren deutlich. Längere Schneedecke bis in den März hinein verzögerten 2013 das Schossen. Dagegen sorgte ein milder und schneearmer Winter 2013/14 für einen zeitigen Beginn der Vegetationsphasen im Jahr 2014.

Aufgrund des späten Startes des Sentinel-2-Sensors lagen für die Jahre 2012 bis 2014 nur zu einzelnen Terminen alternativ zu verwendende RapidEye-Aufnahmen vor, um daraus Vegetationsindizes und den C-Faktor ableiten zu können. In den Abbildungen 2.18 bis 2.20 wird deutlich, dass die Aufnahmezeitpunkte das Spektrum der Kulturperioden im Untersuchungsraum nicht vollständig abdecken konnten, sodass die Bestimmung des C-Faktors für eine Fruchtfolge in diesen Jahren nicht möglich war. Demzufolge konnte der Berechnungsalgorithmus für die Bestimmung des längerfristigen C-Faktors nur anhand der für das Jahr 2011 simulierten NDVI-Datensätze getestet werden. Exemplarisch dargestellt werden die Ergebnisse für die Testschläge bei Strenzendorf (vgl. 2.10b, Abb. 2.13 u. 2.31), für die die Berechnungsvariante nach Van der Knijff et al. (1999) angewendet worden ist Abb. 2.45). Deutlich erkennbar ist die zeitliche Dynamik des C-Faktors im Jahresverlauf (Auflaufen, Ernte) sowie die räumliche Differenzierung der C-Faktoren aufgrund unterschiedlicher Bodenbedeckungsgrade. Dies spiegelt sich vor allem im Bereich der Tiefenlinie wider, in der durch Abschwemmungen geringere Bodenbedeckungen auftreten können. Ebenfalls sind im Bereich der seitlichen Hänge geringere C-Faktoren zu erkennen.

Die C-Faktoren der einzelnen Termine wurden den zuvor anhand der Phänophasen festgelegten Kulturperioden repräsentativ zugewiesen und der Mittelwert gebildet (Tab. 2.5). Anschließend konnte die Verrechnung mit den entsprechenden regionalspezifischen R-Faktorenanteilen der Phänophasen erfolgen. Als Ergebnis konnte der gewichtete C-Faktor des Jahres 2011 unter Berücksichtigung der tatsächlich angebauten Fruchtarten bestimmt werden (Abb. 2.45a). Parallel erfolgte schlagbezogen die Bestimmung des mittleren C-Faktors nach DIN 19708 (2005) (Abb. 2.45b). Im Vergleich der beiden Berechnungsansätze werden – trotz der angesprochenen eingeschränkten Datenverfügbarkeit – die Vorteile des räumlich-zeitlich dynamischen C-Faktors deutlich. Beide Ansätze zeigen vergleichbare C-Faktor-Tendenzen (überdurchschnittliche Werte im mittleren Ackerschlag, geringere Werte im westlichen und östlichen Ackerschlag). Hier ist aufgrund der unterschiedlichen Formelansätze und Inputdaten (RBA gegenüber NDVI) die Vergleichbarkeit der absoluten Werte des C-Faktors nicht möglich. Im Gegensatz zum DIN-Ansatz (Abb. 2.45b) werden durch den dynamischen C-Faktor Differenzierungen innerhalb des Schlags auch modellhaft wiedergegeben (Abb. 2.45a), was die Bewertung des bedeckungsabhängigen Erosionspotenzials deutlich verbessert. Durch die Verrechnung mit den R-, K- und LS-Faktoren erfolgte dann die Modellierung des aktuellen Bodenabtrages für den Zeitraum 2011 (Abb. 2.46).

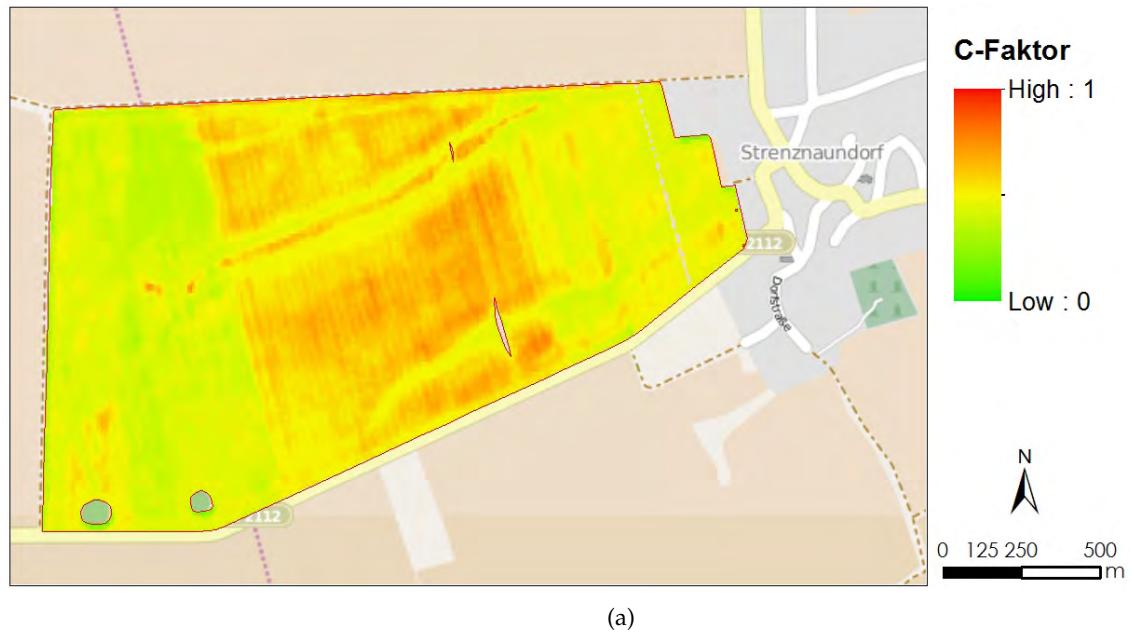
Die oben bereits aufgeführten Vorteile und Anwendungsmöglichkeiten der Modellierung des bedeckungsabhängigen Erosionspotenzials für eine Kurzzeitphase lassen sich für den Ansatz der längerfristigen C-Faktorberechnung wie folgt erweitern:



**Abbildung 2.44:** NDVI-basierte C-Faktorenableitungen für den Feldblock *Strenznaundorf* (vgl. Gl. (2.16), S. 51).

**Tabelle 2.5:** Mittlere C-Faktoren auf dem Feldblock *Strenznaundorf* im Jahr 2011

Datum	C-Faktor-Mittelwert	C-Faktor-Standardabweichung
07.03.2011	0,71	0,099
24.04.2011	0,19	0,142
08.05.2011	0,13	0,126
22.05.2011	0,14	0,096
04.06.2011	0,10	0,090
26.08.2011	0,71	0,245
02.09.2011	0,82	0,135
24.09.2011	0,90	0,071
02.10.2011	0,86	0,073
23.11.2011	0,93	0,085
Jahr	0,40	0,084

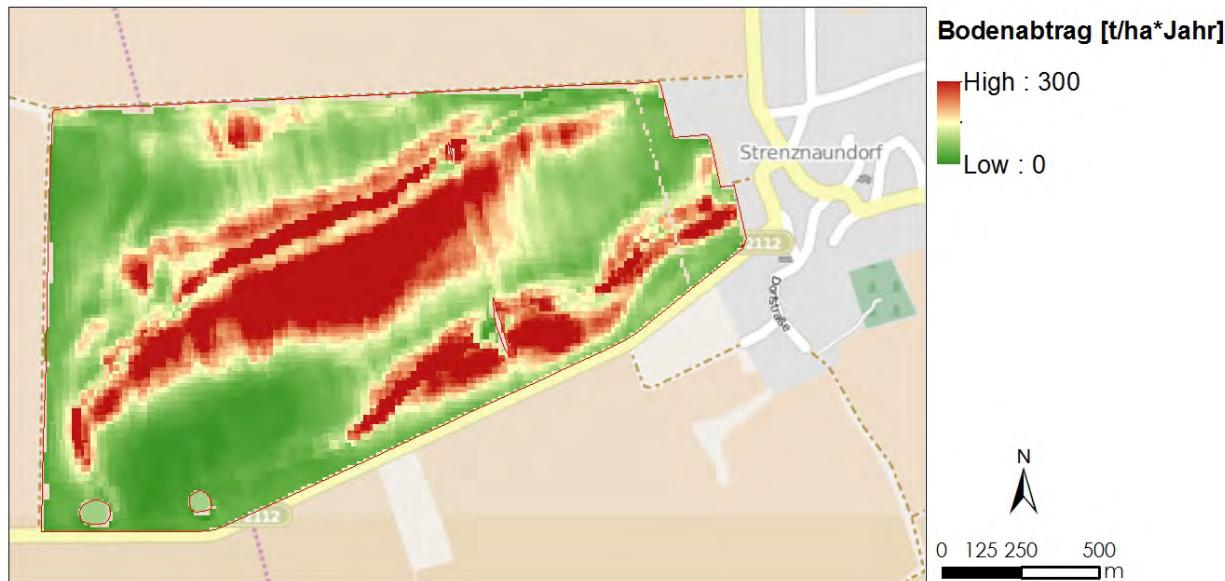


(a)



(b)

**Abbildung 2.45:** Mittlerer C-Faktor für den Testschlag Strenznaundorf im Jahr 2011 auf der Grundlage des NDVI (a) und nach DIN 19708 (2005) (b).



**Abbildung 2.46:** Mittlerer aktueller Bodenabtrag für den Testschlag Strenznaundorf im Jahr 2011.

- Der C-Faktor einer Fruchfolge oder Vegetationsperiode kann durch die Einbeziehung von Fernerkundungsdaten besser räumlich differenziert werden.
- Perspektivisch besteht die Möglichkeit, Bodenbedeckungen unterschiedlicher Bodenbearbeitungsverfahren („reiner Tisch“ / „raues Feld“) durch Verfügbarkeit der Sentinel-2-Daten räumlich differenziert zu prüfen.

Folgende Einschränkungen seien genannt:

- Daten in hoher zeitlicher Auflösung sind erst im Verlauf der Seninel-2-Mission für repräsentative Zeiträume verfügbar.
- Die Betrachtung unterschiedlicher Entwicklungsstadien (Auflaufen bis Milchreife, Gelbreife, Bedeckung mit nicht vitaler Vegetation nach Ernte) erfordert die Verknüpfung unterschiedlicher Modellansätze zur Ableitung der Bodenbedeckung unter Einbeziehung unterschiedlicher Indizes (*NDVI*, *NDTI* u.a.).
- Grundsätzlich besteht immer eine große Abhängigkeit von der Wolkenbedeckung.
- Es bestehen erhöhte Anforderungen an Erfassung und Verarbeitung der Datenmengen.
- Die mehrjährige Ermittlung des C-Faktors für Fruchfolgen erfolgt „nur“ in Anlehnung an DIN 19708 (2005) (betrifft insbesondere den RBA) und kann diese nicht ersetzen.

## 2.2 Notwendigkeit und Angemessenheit der Arbeit

Vorsorgende Erosionsschutzberatung für konkrete Schläge findet zumeist als Reaktion auf einzelne Extremereignisse statt. Die im Zuge der Projektbearbeitung entwickelten Methoden können als wichtige Bausteine für den Aufbau eines Satelliten-gestütztes Monitoringsystem angesehen werden. Insofern waren die durchgeföhrten Arbeiten sowie die dafür aufgewandten Ressourcen notwendig und angemessen, was auch durch Experten aus Fachbehörden, Ingenierbüros und Universitäten während der DynaC-Abschlussveranstaltung am 30. Juni 2015 bestätigt werden konnte<sup>19</sup>.

<sup>19</sup><http://paradigmmaps.geo.uni-halle.de/dynac/content/dynac-fachgespraech>

## 2.3 Voraussichtlicher Nutzen und Verwertbarkeit der Ergebnisse

Die Teilnehmer der in Kapitel 2.2 erwähnten DynaC-Abschlussveranstaltung wurden im Nachgang hinsichtlich des potentiellen Nutzens der Ergebnisse befragt. Prinzipiell wird die im Projekt entwickelte Vorgehensweise als geeignetes Werkzeug zur zeitlich-dynamischen Erosionsmodellierung sowie zur retrospektiven Analyse und dem Monitoring von Erosionsereignissen angesehen. Damit könnten Vorsorgemaßnahmen des Bodenschutzes räumlich spezifiziert und die Landbewirtschaftung insbesondere auf vulnerablen Standorten optimiert werden. Im Vergleich zu bisher verfolgten Beratungsstrategien in Deutschland erweitert der vorgestellte Ansatz den räumlich-zeitlichen Geltungsbereich. Dadurch besteht für Bodenschutzbehörden und Landwirte die Möglichkeit, nicht nur auf Bodenerosionsereignisse zu reagieren, sondern im Sinne des vorsorgenden Ressourcenschutzes zu agieren.

Die Projektergebnisse haben das Potenzial für eine sowohl wissenschaftliche als auch wirtschaftlichen Verwertbarkeit. Die wissenschaftliche Verwertbarkeit zeigt sich in Form von bereits veröffentlichten, eingereichten oder geplanten Publikationen (Kap. 2.4) sowie der Zusammenarbeit mit anderen wissenschaftlichen Institutionen (Kap. 1.5). Hervorzuheben ist in diesem Zusammenhang die Kooperation mit der US-amerikanische Behörde *Hydrology and Remote Sensing Laboratory* des *US Department of Agriculture*, die in einem eingereichten Artikelmanuskript mündete (Möller et al., 2017).

Sowohl die wissenschaftliche als auch wirtschaftliche Verwertbarkeit der Ergebnisse wird durch den Umstand begünstigt, dass die der Prozesskette zugrunde liegenden Algorithmen als *R*-Skripte vorliegen, die den Kern eines Server-basierten Beratungsinstrumentes für das Erosionsmonitoring bilden könnten. Ein derartiges Instrument zielt auf die zeitlich und räumlich hochauflösende Bereitstellung von Bodenbedeckungsinformationen für die *on demand*- und *on the fly*-Lokalisierung von tatsächlichen erosiven Bodenverlagerungen. Durch den Einsatz von standardisierten OGC-Diensten (WMS, WFS) können die generierten Ergebnisse direkt über das Portal vertrieben werden. Ein dienstebasierter Datenvertrieb kann somit den Endnutzern über ein Portal angeboten werden.

## 2.4 Erfolgte und geplante Veröffentlichungen der Ergebnisse

### 2.4.1 Tagungsbandbeiträge und Vorträge

1. Möller, M. & Gerstmann, H. (2016). Landwirtschaftliches Beratungsinstrument für das Erosionsmonitoring auf der Basis von räumlich und zeitlich hoch aufgelösten Geodaten. In *Informatik in der Land-, Forst- und Ernährungswissenschaft: Intelligente Systeme – Stand der Technik und neue Möglichkeiten: 36. GIL-Jahrestagung* vom 22. bis 23. Februar in Osnabrück: Gesellschaft für Informatik in der Land-, Forst- und Ernährungswirtschaft (GIL)<sup>20</sup>.
2. Möller, M., Gerstmann, H., Wurbs, D., & Gao, F. (2015). Satellitenbildanalyse zur Ableitung von Bodenbedeckungsgraden und zur zeitlich-dynamischen Modellierung von Bodenerosionsrisiken. In *Jahrestagung der Deutschen Bodenkundlichen Gesellschaft* vom 5. bis 10. September in München: Deutsche Bodenkundliche Gesellschaft<sup>21</sup>.
3. Möller, M., Gerstmann, H., Thürkow, D., Gao, F., & Förster, M. (2015). Coupling of phenological information and synthetically generated time-series for crop types as indicator for vegetation coverage information. In *8th International Workshop on the Analysis of Multitemporal Remote Sensing Images (Multi-Temp 2015)* vom 22. bis 24. Juli in Annecy, Frankreich<sup>22</sup>.
4. Förster, M., Schmidt, T., Gärtner, P., Kleinschmit, B., Gao, F., & Möller, M. (2015). Evaluating the temporal stability of synthetically generated time-series for crop types in Central

<sup>20</sup><http://paradigmmaps.geo.uni-halle.de/dynac/content/gil2016vortrag>

<sup>21</sup><http://paradigmmaps.geo.uni-halle.de/dynac/content/dbg2015vortrag>

<sup>22</sup><http://paradigmmaps.geo.uni-halle.de/dynac/content/multitemp2015vortrag>

Germany. In *8th International Workshop on the Analysis of Multitemporal Remote Sensing Images (Multi-Temp)* vom 22. bis 24. Juli 2015 in Annecy, Frankreich<sup>23</sup>.

5. Möller, M., Wurbs, D., Gerstmann, H., & Gläßer, C. (2015). Satellitenbildanalyse zur zeitlich-dynamischen Modellierung von Bodenerosionsrisiken. In *Geo für Sachsen-Anhalt: 7. Geofachtag Sachsen-Anhalt* am 18. Februar in Halle (Saale): netzwerk GIS Sachsen-Anhalt | Institut für Geowissenschaften und Geographie der Martin-Luther-Universität Halle-Wittenberg<sup>24</sup>.
6. Möller, M., Wurbs, D., Gerstmann, H., & Gläßer, C. (2015). DynaC – Lokalisierung von Bodenerosionsgefährdungsflächen. In *Nutzung der Sentinels und nationalen Erdbeobachtungsmissionen: Workshop des DLR-Raumfahrtmanagement* vom 21. bis 22. Januar in Bonn: Deutsche Zentrum für Luft- und Raumfahrt (DLR)<sup>25</sup>.
7. Möller, M., Wurbs, D., Gerstmann, H., & Gläßer, C. (2015). DYNAC: Ein Rahmen für die dynamische Ableitung des C-Faktors der ABAG unter Verwendung von räumlich und zeitlich hoch aufgelösten multi-spektralen Satellitenbildern. In *3. gemeinsamer Workshop der Arbeitskreise Auswertung von Fernerkundungsdaten der DGPF und Fernerkundung der DGfG* vom 9. bis 10. Oktober in Berlin: Deutsche Gesellschaft für Photogrammetrie, Fernerkundung und Geoinformation | Deutschen Gesellschaft für Geographie<sup>26</sup>.
8. Möller, M., Gerstmann, H., Wurbs, D., & Gläßer, C. (2014). DYNAC: A framework for the dynamic derivation of the USLE C-factor using high temporal multi-spectral satellite imagery. In *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)* vom 13. bis 18. Juli in Québec, Kanada: IEEE Geoscience and Remote Sensing Society<sup>27</sup>.
9. Möller, M. & Volk, M. (2013). Scale and landscape-specific updating of German soil taxation's topsoil thickness. In *Soils in Space and Time: First divisional conference of all commissions and working groups of IUSS Division 1* vom 29. September bis 4. Oktober in Ulm: International Union of Soil Science (IUSS)<sup>28</sup>.

#### 2.4.2 Veröffentlichte und eingereichte Artikel in Fachzeitschriften

1. Möller, M., Gerstmann, H., Gao, F., Dahms, C. T., & Förster, M. (2017). Coupling of phenological information and simulated vegetation index time series: Limitations and potentials for the assessment and monitoring of soil erosion risk. *CATENA*, 150, 192–205<sup>29</sup>.
2. Gerstmann, H., Möller, M., & Gläßer, C. (2016). Multi-temporal spectral separability assessment and spectral band selection for classification of cereal crops using multi-spectral RapidEye imagery. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 52, 115–125<sup>30</sup>.
3. Gerstmann, H., Möller, M., Gläßer, C., & Doktor, D. (2016). PHASE: A geostatistical model for the kriging-based spatial prediction of crop phenology using public observations. *Computers and Electronics in Agriculture*, 127, 726–738<sup>31</sup>.
4. Möller, M. & Volk, M. (2015). Effective map scales for soil transport processes and related process domains: Statistical and spatial characterization of their scale-specific inaccuracies. *Geoderma*, 247/248, 151–160<sup>32</sup>.

<sup>23</sup><http://paradigmmaps.geo.uni-halle.de/dynac/content/multitemp2015vortrag>

<sup>24</sup><http://paradigmmaps.geo.uni-halle.de/dynac/content/7-geofachtag-sachsen-anhalt>

<sup>25</sup><http://paradigmmaps.geo.uni-halle.de/dynac/content/DLR-workshop2015>

<sup>26</sup><http://paradigmmaps.geo.uni-halle.de/dynac/content/dgpf2014vortrag>

<sup>27</sup><http://paradigmmaps.geo.uni-halle.de/dynac/content/igarss2014vortrag>

<sup>28</sup><http://paradigmmaps.geo.uni-halle.de/dynac/content/iuss2013vortrag>

<sup>29</sup><http://paradigmmaps.geo.uni-halle.de/dynac/?q=de/content/Moeller-etal2017catena>

<sup>30</sup><http://paradigmmaps.geo.uni-halle.de/dynac/?q=de/content/Gerstmann-etal2016jag>

<sup>31</sup><http://paradigmmaps.geo.uni-halle.de/dynac/?q=de/content/Gerstmann-etal2016compag>

<sup>32</sup><http://paradigmmaps.geo.uni-halle.de/dynac/?q=de/content/MoellerVolk2015geoderma>

5. Möller, M., Birger, J., Gidudu, A., & Gläßer, C. (2013). A framework for the geometric accuracy assessment of classified objects. *International Journal of Remote Sensing*, 34(24), 8685–8698<sup>33</sup>.

---

<sup>33</sup><http://paradigmmaps.geo.uni-halle.de/dynac/?q=de/content/moeller-etal2013ijrs>

## Literatur und Referenzen

- Aiello, A., Adamo, M., & Canora, F. (2015). Remote sensing and GIS to assess soil erosion with RUSLE3D and USPED at river basin scale in southern Italy. *CATENA*, 131, 174–185.
- Alexandridis, T. K., Sotiropoulou, A. M., Bilas, G., Karapetsas, N., & Silleos, N. G. (2015). The effects of seasonality in estimating the C-factor of soil erosion studies. *Land Degradation & Development*, 26(6), 596–603.
- Anderson, G., Felde, G., Hoke, M., Ratkowski, A., Cooley, T., Chetwynd Jr, J., Gardner, J., Adler-Golden, S., Matthew, M., Berk, A., Bernstein, L., Acharya, P., Miller, D., & Lewis, P. (2002). MODTRAN4-based atmospheric correction algorithm: FLAASH (Fast Line-of-sight Atmospheric Analysis of Spectral Hypercubes). In *AeroSense 2002* (pp. 65–71).: International Society for Optics and Photonics.
- Arsenault, E. & Bonn, F. (2005). Evaluation of soil erosion protective cover by crop residues using vegetation indices and spectral mixture analysis of multispectral and hyperspectral data. *CATENA*, 62, 157–172. Surface characterisation for soil erosion forecasting.
- Auerswald, K. (2002). Schätzung des C-Faktors aus Fruchtartenstatistiken für Ackerflächen in Gebieten mit subkontinentalem bis subatlantischem Klima nördlich der Alpen. *Landnutzung und Landentwicklung*, 43, 1–5.
- Auerswald, K. (2006). *Germany*, chapter Germany, (pp. 213–230). John Wiley & Sons: Chichester, West Sussex, England.
- Baret, F., Jacquemoud, S., & Hanocq, J. (1993). The soil line concept in remote sensing. *Remote Sensing Reviews*, 7(1), 65–82.
- Benz, U. C., Hofmann, P., Willhauck, G., Lingenfelder, I., & Heynen, M. (2004). Multi-resolution, object-oriented fuzzy analysis of remote sensing data for GIS-ready information. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 58, 239–258.
- Bian, J., Li, A., Wang, Q., & Huang, C. (2015). Development of dense time series 30-m image products from the Chinese HJ-1A/B constellation: A case study in Zoige Plateau, China. *Remote Sensing*, 7(12), 16647–16671.
- Blaschke, T. (2010). Object based image analysis for remote sensing. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 65(1), 2–16.
- Boardman, J. (2006). Soil erosion science: Reflections on the limitations of current approaches. *CATENA*, 68, 73–86.
- Boardman, J. & Poesen, J. (2006). *Soil erosion in Europe*. Chichester, West Sussex, England: John Wiley & Sons.
- Chen, B., Huang, B., & Xu, B. (2015). Comparison of spatiotemporal fusion models: A review. *Remote Sensing*, 7(2), 1798.
- Chuine, I., Kramer, K., & Hänninen, H. (2003). *Plant development models*, volume 39 of *Tasks for vegetation science*, chapter 4.1, (pp. 217–235). Kluwer Academic Publishers: Dordrecht, The Netherlands.
- Coops, N., Hilker, T., Bater, C., Wulder, M., Nielsen, S., McDermid, G., & Stenhouse, G. (2012). Linking ground-based to satellite-derived phenological metrics in support of habitat assessment. *Remote Sensing Letters*, 3(3), 191–200.
- Cui, S., Rajan, N., Maas, S. J., & Youn, E. (2014). An automated soil line identification method using relevance vector machine. *Remote Sensing Letters*, 5(2), 175–184.
- de Araujo Barbosa, C. C., Atkinson, P. M., & Dearing, J. A. (2015). Remote sensing of ecosystem services: A systematic review. *Ecological Indicators*, 52, 430–443.
- de Asis, A. M. & Omasa, K. (2007). Estimation of vegetation parameter for modeling soil erosion using linear Spectral Mixture Analysis of Landsat ETM data. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 62(4), 309–324.

- DIN 19708 (2005). *Bodenbeschaffenheit – Ermittlung der Erosionsgefährdung von Böden durch Wasser mit Hilfe der ABAG*. Beuth Verlag.
- Drăguț, L. & Eisank, C. (2011). Object representations at multiple scales from digital elevation models. *Geomorphology*, 129, 183–189.
- Drusch, M., Bello, U. D., Carlier, S., Colin, O., Fernandez, V., Gascon, F., Hoersch, B., Isola, C., Laberinti, P., Martimort, P., Meygret, A., Spoto, F., Sy, O., Marchese, F., & Bargellini, P. (2012). Sentinel-2: ESA's optical High-Resolution mission for GMES operational services. *Remote Sensing of Environment*, 120, 25–36.
- Evans, R. (2013). Assessment and monitoring of accelerated water erosion of cultivated land – When will reality be acknowledged? *Soil Use and Management*, 29(1), 105–118.
- Feldwisch, N. (2015). Novellierung der BBodSchV - Anforderungen des vorsorgenden physikalischen Bodenschutzes. *Bodenschutz*, 15(4), 116–119.
- Fox, G., Sabbagh, G., Searcy, S., & Yang, C. (2004). An automated soil line identification routine for remotely sensed images. *Soil Science Society of America Journal*, 8, 1326–1331.
- Fraley, C., Raftery, A., Murphy, T., & Scrucca, L. (2012). *mclust Version 4 for R: Normal Mixture Modeling for Model-Based Clustering, Classification, and Density Estimation*.
- Fraley, C. & Raftery, A. E. (2002). Model-based clustering, discriminant analysis and density estimation. *Journal of the American Statistical Association*, 97, 611–631.
- Galvao, L. S., Ponzoni, F. J., Epiphanio, J. C. N., Rudorff, B. F. T., & Formaggio, A. R. (2004). Sun and view angle effects on NDVI determination of land cover types in the Brazilian Amazon region with hyperspectral data. *International Journal of Remote Sensing*, 25(10), 1861–1879.
- Gao, F., Hilker, T., Zhu, X., Anderson, M., Masek, J., Wang, P., & Yang, Y. (2015). Fusing Landsat and MODIS data for vegetation monitoring. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine*, 3, 47–60.
- Gao, F., Masek, J., Schwaller, M., & Hall, F. (2006). On the blending of the Landsat and MODIS surface reflectance: Predicting daily Landsat surface reflectance. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 44, 2207–2218.
- Gärtner, P., Förster, M., & Kleinschmit, B. (2016). The benefit of synthetically generated RapidEye and Landsat 8 data fusion time series for riparian forest disturbance monitoring. *Remote Sensing of Environment*, 177, 237–247.
- Gerstmann, H., Doktor, D., Gläßler, C., & Möller, M. (2016a). Phase: A geostatistical model for the kriging-based spatial prediction of crop phenology using public phenological and climatological observations. *Computers and Electronics in Agriculture*, 127, 726–738.
- Gerstmann, H., Möller, M., & Gläßler, C. (2016b). Optimization of spectral indices and long-term separability analysis for classification of cereal crops using multi-spectral rapideye imagery. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 52, 115–125.
- Gerstner, E.-M. & Heinemann, G. (2008). Real-time areal precipitation determination from radar by means of statistical objective analysis. *Journal of Hydrology*, 352, 296–308.
- Gevaert, C. M. & Garcia-Haro, F. J. (2015). A comparison of STARFM and an unmixing-based algorithm for landsat and MODIS data fusion. *Remote Sensing of Environment*, 156, 34–44.
- Gitelson, A. (2013). Remote estimation of crop fractional vegetation cover: the use of noise equivalent as an indicator of performance of vegetation indices. *International Journal of Remote Sensing*, 34(17), 6054–6066.
- Gläßler, C. (1991). Multitemporale Analyse panchromatischer und multispektraler Luftbilder zur Kennzeichnung von Oberbodenmerkmalen im südöstlichen Harzvorland. *Zeitschrift für Photogrammetrie und Fernerkundung*, 2, 46–51.
- Gobin, A., Jones, R., Kirkby, M., Campling, P., Govers, G., Kosmas, C., & Gentile, A. R. (2004). Indicators for pan-European assessment and monitoring of soil erosion by water. *Environmental Science & Policy*, 7, 25–38.
- Govers, G., Oost, K. V., & Wang, Z. (2014). Scratching the critical zone: The global footprint of agricultural soil erosion. *Procedia Earth and Planetary Science*, 10, 313–318. Geochemistry of the Earth's surface GES-10 Paris France, 18-23 August, 2014.
- Guerra, C., Pinto-Correia, T., & Metzger, M. (2014). Mapping soil erosion prevention using an

- ecosystem service modeling framework for integrated land management and policy. *Ecosystems*, 17(5), 878–889.
- Hastie, T., Tibshirani, R., & Friedman, J. (2009). *The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference and Prediction*. Springer Series in Statistics. Springer.
- Helbig, H., Schmidt, G., & Möller, M. (2010). *Bodenerosion durch Wasser in Sachsen-Anhalt – Ausmaß, Wirkungen und Vermeidungsstrategien*, volume 15 of *BVB-Materialien*. Berlin, Germany: Erich Schmidt Verlag.
- Hengl, T., Heuvelink, G., & Rossiter, D. (2007). About regression-kriging: from equations to case studies. *Computers & Geosciences*, 33(10), 1301–1315.
- Houborg, R., Fisher, J., & Skidmore, A. (2015). Advances in remote sensing of vegetation function and traits. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 43, 1–6. Special Issue on “Advances in remote sensing of vegetation function and traits”.
- Inan, H., Sagris, V., Devos, W., Milenov, P., van Oosterom, P., & Zevenbergen, J. (2010). Data model for the collaboration between land administration systems and agricultural land parcel identification systems. *Journal of Environmental Management*, 91(12), 2440–2454.
- Kandziora, M., Burkhard, B., & Müller, F. (2013). Mapping provisioning ecosystem services at the local scale using data of varying spatial and temporal resolution. *Ecosystem Services*, 4, 47–59.
- Kaspar, F., Zimmermann, K., & Polte-Rudolf, C. (2014). An overview of the phenological observation network and the phenological database of Germany’s national meteorological service (Deutscher Wetterdienst). *Advances in Science and Research*, 11, 93–99.
- Lee, J. S. (1980). Digital image enhancement and noise filtering by use of local statistics. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2, 165–168.
- Li, X., Zhang, X., Zhang, L., & Wu, B. (2014). Rainfall and vegetation coupling index for soil erosion risk mapping. *Journal of Soil and Water Conservation*, 69, 213–220.
- Liu, H. & Huete, A. (1995). A feedback based modification of the NDVI to minimize canopy background and atmospheric noise. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 33, 457–465.
- Meng, J., Du, X., & Wu, B. (2013). Generation of high spatial and temporal resolution NDVI and its application in crop biomass estimation. *International Journal of Digital Earth*, 6(3), 203–218.
- Merritt, W., Letcher, R., & Jakeman, A. (2003). A review of erosion and sediment transport models. *Environmental Modelling & Software*, 18, 761–799.
- Möller, M., Birger, J., Gidudu, A., & Gläßer, C. (2013). A framework for the geometric accuracy assessment of classified objects. *International Journal of Remote Sensing*, 34, 8685–8698.
- Möller, M., Birger, J., & Gläßer, C. (2014). Geometric accuracy assessment of classified land use/land cover changes. *Photogrammetrie – Fernerkundung – Geoinformation*, 2014/2, 91–100.
- Möller, M., Gerstmann, H., Gao, F., Dahms, T., & Förster, M. (2017). Coupling of phenological information and simulated vegetation index time series: Limitations and potentials for the assessment and monitoring of soil erosion risk. *CATENA*, 150, 192–205.
- Möller, M., Koschitzki, T., Hartmann, K.-J., & Jahn, R. (2012). Plausibility test of conceptual soil maps using relief parameters. *CATENA*, 88(1), 57–67.
- Möller, M., Lymburner, L., & Volk, M. (2007). The comparison index: A tool for assessing the accuracy of image segmentation. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 9(3), 311–321.
- Möller, M. & Volk, M. (2010). Maßstabsspezifische Analyse der Bodenerosion durch Wasser. In H. Helbig, M. Möller, & G. Schmidt (Eds.), *Bodenerosion durch Wasser in Sachsen-Anhalt: Ausmaß, Wirkungen und Vermeidungsstrategien*, volume 15 of *BVB-Materialien* (pp. 11–22). Berlin: Bundesverband Boden Erich Schmidt Verlag.
- Möller, M. & Volk, M. (2015). Effective map scales for soil transport processes and related process domains: Statistical and spatial characterization of their scale-specific inaccuracies. *Geoderma*, 247–248, 151–160.
- Möller, M., Volk, M., Friedrich, K., & Lymburner, L. (2008). Placing soil-genesis and transport processes into a landscape context: A multiscale terrain-analysis approach. *Journal of Plant Nutrition and Soil Science*, 171(3), 419–430.

- Moore, I. & Wilson, J. (1992). Length-slope factors for the revised universal soil loss equation: Simplified method of estimation. *Journal of Soil and Water Conservation*, 47, 423–428.
- Olexa, E. & Lawrence, R. (2014). Performance and effects of land cover type on synthetic surface reflectance data and NDVI estimates for assessment and monitoring of semi-arid rangeland. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 30, 30–41.
- Panagos, P., Borrelli, P., & Robinson, D. A. (2015). Common Agricultural Policy: Tackling soil loss across Europe. *Nature*, 526(7572), 195.
- Panagos, P., Karydas, C., Ballabio, C., & Gitas, I. (2014a). Seasonal monitoring of soil erosion at regional scale: An application of the G2 model in Crete focusing on agricultural land uses. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 27, Part B, 147–155.
- Panagos, P., Karydas, C., Gitas, I., & Montanarella, L. (2012). Monthly soil erosion monitoring based on remotely sensed biophysical parameters: a case study in Strymonas river basin towards a functional pan-European service. *International Journal of Digital Earth*, 5(6), 461–487.
- Panagos, P., Karydas, C., Borrellia, P., Ballabio, C., & Meusburger, K. (2014b). Advances in soil erosion modelling through remote sensing data availability at european scale. *Proceeding of SPIE*, 9229-01, 1–10.
- Petry, D. (2001). *Landschaftsfunktionen und planerische Umweltvorsorge auf regionaler Ebene*, volume 10 of *UFZ-Berichte*. Umweltforschungszentrum Leipzig-Halle. Dissertation.
- Prabhakara, K., Hively, W., & McCarty, G. (2015). Evaluating the relationship between biomass, percent groundcover and remote sensing indices across six winter cover crop fields in Maryland, United States. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 39, 88–102.
- Prasuhn, V. (2011). Soil erosion in the Swiss midlands: Results of a 10-year field survey. *Geomorphology*, 126, 32–41.
- Rippel, R., Auerswald, K., & Müller, A. (2004). *PC-ABAG, Version 3.0*. Freising: Bayerische Landesanstalt für Landwirtschaft, Selbstverlag.
- Rivera, J., Verrelst, J., Delegido, J., Veroustraete, F., & Moreno, J. (2014). On the semi-automatic retrieval of biophysical parameters based on spectral index optimization. *Remote Sensing*, 6(6), 4927–4951.
- Robinson, D. (2015). Changing soil science to understand soil change. *Science*, 526(6218), 140.
- Rouse, J., Jr, R. H., Schell, J. A., & Deering, D. (1974). Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS, NASA SP-351. In *Third ERTS-1 Symposium*, volume 1 (pp. 309–317). Washington, DC: NASA.
- Routschek, A., Schmidt, J., Enke, W., & Deutschlaender, T. (2014a). Future soil erosion risk – Results of gis-based model simulations for a catchment in Saxony/Germany. *Geomorphology*, 206, 299–306.
- Routschek, A., Schmidt, J., & Kreienkamp, F. (2014b). Impact of climate change on soil erosion – A high-resolution projection on catchment scale until 2100 in Saxony/Germany. *CATENA*, 121, 99–109.
- Schwertmann, U., Vogl, W., & Kainz, M. (1987). *Bodenerosion durch Wasser – Vorhersage des Abtrags und Bewertung von Gegenmaßnahmen*. Stuttgart: Ulmer.
- Serbin, G., Jr, E. H., Daughtry, C., & McCarty, G. (2013). Assessment of spectral indices for cover estimation of senescent vegetation. *Remote Sensing Letters*, 4(6), 552–560.
- Spatialreference (2016). Catalogs of spatial reference systems. Accessed on 9th February 2016.
- Steininger, M., Helbig, H., Hartmann, K.-J., Möller, M., & Wurbs, D. (2010). Prognose der Erosionsgefährdung auf der Basis von Relief, Boden, Klima und Bewirtschaftung. In H. Helbig, M. Möller, & G. Schmidt (Eds.), *Bodenerosion durch Wasser in Sachsen-Anhalt: Ausmaß, Wirkungen und Vermeidungsstrategien*, volume 15 of *BVB-Materialien* (pp. 59–69). Berlin: Bundesverband Boden Erich Schmidt Verlag.
- Tian, F., Wang, Y., Fensholt, R., Wang, K., Zhang, L., & Huang, Y. (2013). Mapping and evaluation of NDVI trends from synthetic time series obtained by blending Landsat and MODIS data around a coalfield on the loess plateau. *Remote Sensing*, 5(9), 4255.
- Tóth, G., Stolbovoy, V., & Montanarella, L. (2007). *Soil quality and sustainability evaluation: An integrated approach to support soil-related policies of the European union*. Technical Report EUR 22721

- EN, Office for Official Publications of the European Communities, Luxembourg.
- Trimble (2012). *eCognition Developer 8.8 reference book*. Technical report, Trimble Germany GmbH, Munich, Germany.
- Van der Knijff, M., Jones, R., & Montanarella, L. (1999). *Soil erosion risk in Italy*. Technical report, European Soil Bureau, Joint Research Centre, Luxembourg. EUR19022 EN.
- Verrelst, J., Munoz, J., Alonso, L., Delegido, J., Rivera, J. P., Camps-Valls, G., & Moreno, J. (2012). Machine learning regression algorithms for biophysical parameter retrieval: Opportunities for sentinel-2 and -3. *Remote Sensing of Environment*, 118, 127–139.
- Volk, M., Möller, M., & Wurbs, D. (2010). A pragmatic approach for soil erosion risk assessment within policy hierarchies. *Land Use Policy*, 27(4), 997–1009.
- Vrieling, A., de Jong, S. M., Sterk, G., & Rodrigues, S. C. (2008). Timing of erosion and satellite data: A multi-resolution approach to soil erosion risk mapping. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 10, 267–281.
- Walker, J., de Beurs, K., Wynne, R., & Gao, F. (2012). Evaluation of Landsat and MODIS data fusion products for analysis of dryland forest phenology. *Remote Sensing of Environment*, 117, 381–393. *Remote Sensing of Urban Environments*.
- Watts, J., Powell, S., Lawrence, R., & Hilker, T. (2011). Improved classification of conservation tillage adoption using high temporal and synthetic satellite imagery. *Remote Sensing of Environment*, 115(1), 66–75.
- Wishmeier, W. & Smith, D. (1978). *Predicting rainfall erosion losses – a guide to conservation planning*. USDA Agr. Handbook, H. 537. Washington, DC: US Department of Agriculture Science and Education Administration.
- Wishmeyer, W. & Smith, D. (1961). A universal soil loss equation to guide conservation farm planning. *Transactions of the 7th International Congress of Soil Sciences in Madison/Wisconsin*, 1, 418–425.
- Wurbs, D. & Steininger, M. (2011). *Wirkungen der Klimaänderungen auf die Böden – Untersuchungen zu Auswirkungen des Klimawandels auf die Bodenerosion durch Wasser*, volume 16/2011 of UBA-Texte. Dessau: Umweltbundesamt. Umweltforschungsplan des Bundesministeriums für Umwelt, Naturschutz und Reaktorsicherheit.
- Xu, L., Xu, X., & Meng, X. (2013). Risk assessment of soil erosion in different rainfall scenarios by RUSLE model coupled with information diffusion model: A case study of Bohai Rim, China. *CATENA*, 100, 74–82.
- Yan, G., Mu, X., & Liu, Y. (2012). Fractional vegetation cover. In S. Liang, X. Li, & J. Wang (Eds.), *Advanced Remote Sensing* (pp. 415–438). Boston: Academic Press.
- Yang, G., Pu, R., Zhang, J., Zhao, C., Feng, H., & Wang, J. (2013). Remote sensing of seasonal variability of fractional vegetation cover and its object-based spatial pattern analysis over mountain areas. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 77, 79 – 93.
- Zhang, H., Huang, B., Zhang, M., Cao, K., & Yu, L. (2015). A generalization of spatial and temporal fusion methods for remotely sensed surface parameters. *International Journal of Remote Sensing*, 36(17), 4411–4445.
- Zheng, B., Campbell, J., & de Beurs, K. (2012). Remote sensing of crop residue cover using multi-temporal Landsat imagery. *Remote Sensing of Environment*, 117, 177–183.
- Zheng, B., Campbell, J. B., Serbin, G., & Galbraith, J. M. (2014). Remote sensing of crop residue and tillage practices: Present capabilities and future prospects. *Soil & Tillage Research*, 138, 26–34.
- Zhu, X., Chen, J., Gao, F., Chen, X., & Masek, J. (2010). An enhanced spatial and temporal adaptive reflectance fusion model for complex heterogeneous regions. *Remote Sensing of Environment*, 114(11), 2610–2623.