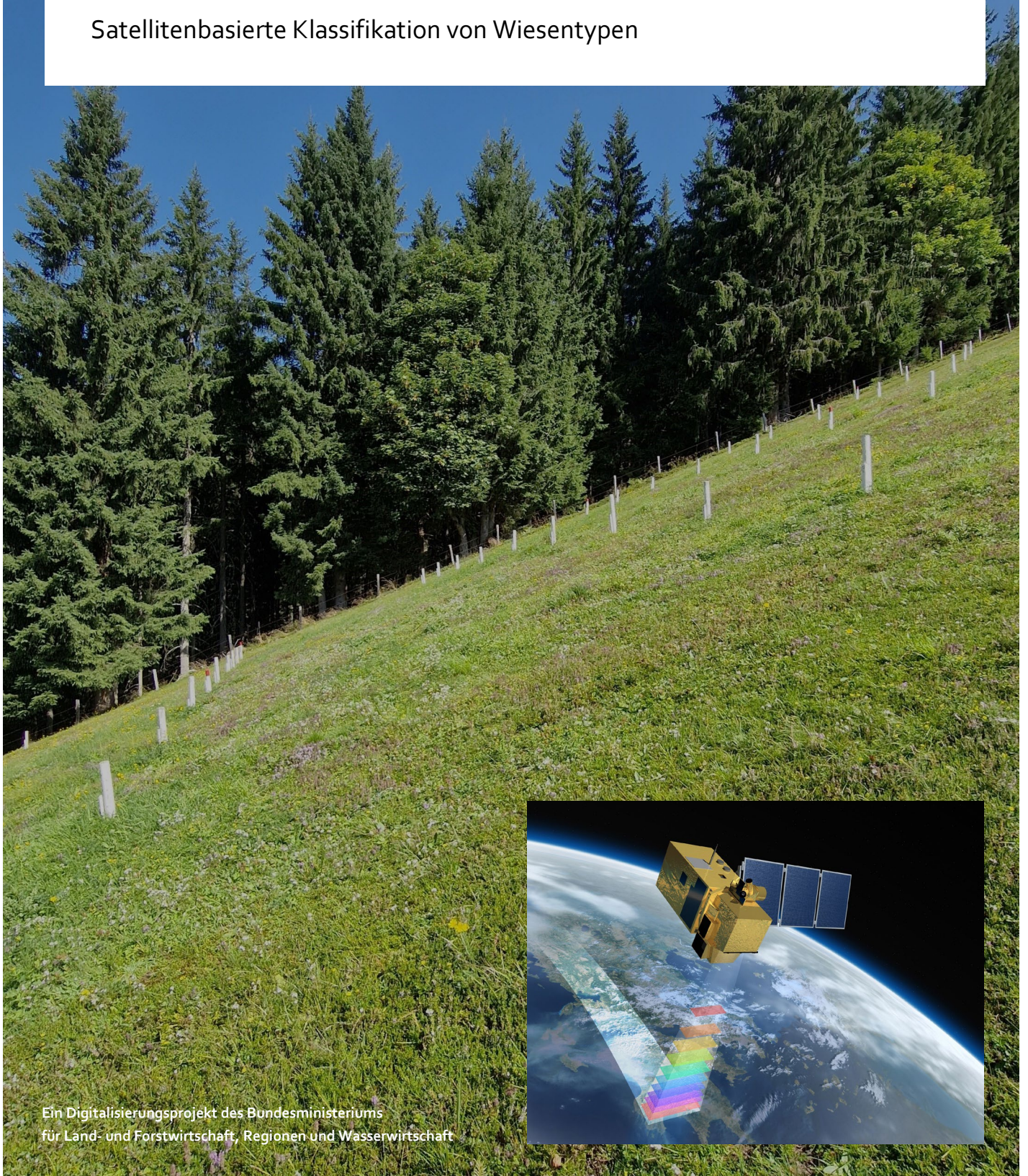


MeadowTypes

Satellitenbasierte Klassifikation von Wiesentypen



Abschlussbericht MeadowTypes

Digitalisierungsprojekt des BML

Satellitenbasierte Klassifizierung von Wiesentypen

Satellite-based classification of Meadows

Projektleitung:

Raumberg-Gumpenstein Research & Development (RG-R&D)

Altirdning 11, 8952 Irdning-Donnersbachtal

Projektmitarbeiter:

Petra Miletich, Joanneum Research

Wilhelm Graiss, HBLFA Raumber-Gumpenstein

Andreas Schaumberger, HBLFA Raumberg-Gumpenstein

Projektpartner:

Joanneum Research, Fernerkundung und Geoinformation, Steyrergasse 17, 8010 Graz

HBLFA Raumberg-Gumpenstein, Altirdning 11, 8952 Irdning-Donnersbachtal

Auftraggeber:

Bundesministerium für Land- und Forstwirtschaft, Regionen und Wasserwirtschaft (BML)

Stubenring 1, 1010 Wien

vertreten durch die Österreichische Forschungsförderungsgesellschaft mbH (FFG)

FN 2523263 a, Sensengasse 1, 1090 Wien

Impressum

Medieninhaber und Herausgeber:
Raumberg-Gumpenstein Research & Development (RG-R&D),
Altirdning 11, 8952 Irdning-Donnersbachtal

Autorinnen und Autoren: Andreas Schaumberger (HBLFA) und Petra Miletich (JR)
Gesamtumsetzung: Andreas Schaumberger

Copyright und Haftung: Auszugsweiser Abdruck ist nur mit Quellenangabe gestattet, alle sonstigen Rechte sind ohne schriftliche Zustimmung des Medieninhabers unzulässig. Es wird darauf verwiesen, dass alle Angaben in dieser Publikation trotz sorgfältiger Bearbeitung ohne Gewähr erfolgen und eine Haftung des Bundeskanzleramtes und der Autorin/des Autors ausgeschlossen ist. Rechtausführungen stellen die unverbindliche Meinung der Autorin/des Autors dar und können der Rechtsprechung der unabhängigen Gerichte keinesfalls vorgreifen.

Das Projekt wurde vom Bundesministerium für Land- und Forstwirtschaft, Regionen und Wasserwirtschaft finanziert.

Rückmeldungen: Ihre Überlegungen zu vorliegender Publikation übermitteln Sie bitte an petra.miletich@joanneum.at oder andreas.schaumberger@raumberg-gumpenstein.at.

Inhalt

Inhalt	3
Zusammenfassung	5
1 Einleitung	7
2 Material und Methoden	10
2.1 Geobasis- und Fachdaten	10
2.1.1 Geologie.....	10
2.1.2 Digitales Geländemodell (DGM).....	11
2.1.3 Bodenreaktion	11
2.1.4 Berg-Tal-Layer	11
2.1.5 Waldkarte	12
2.1.6 CORINE Land Cover	13
2.1.7 Niederschlag	14
2.1.8 Grünlandnutzung - INVEKOS	14
2.2 Klassifikationsschema	15
2.3 Felddaten	17
2.3.1 Extensiv genutzte Wiesentypen	17
2.3.2 Intensiv genutzte Wiesentypen	18
2.3.3 Biotopkartierungsdaten der Bundesländer	18
2.4 Geodatenbank.....	19
2.5 Datenvorverarbeitung	19
2.5.1 Untersuchungsgebiet.....	20
2.5.2 Sentinel-2-Daten.....	20
2.5.3 Wiesenmaske.....	21
2.5.4 Ausreißerdetektion.....	22
2.5.5 Aufbereitung von Zusatzinformationen	23
2.6 Erstellung eines Trainings- und Validierungsdatensatzes	24

2.6.1 Trennbarkeitsanalyse der Wiesentypen	24
2.6.2 Zusammenfassen von Klassen	27
2.6.3 Stratifizierung nach thematischen Layern	28
2.7 Klassifizierung: Random Forest Modell.....	31
2.8 Klassifizierung: Regelbasiertes Modell.....	32
2.8.1 Segmentierung	33
2.8.2 Regelwerk	33
Höhenmodell – Steigung.....	34
Anzahl der Schnitte – INVEKOS	35
Mittlerer Jahresniederschlag	36
Bodenfeuchtigkeit – Moisture Index	37
Berg-Tal-Layer	39
Regeln.....	40
2.9 Validierung	41
3 Ergebnisse	43
3.1.1 Ergebnisse der Blind Validierung.....	43
3.1.2 Plausibilitätsprüfung	44
3.1.3 Ergebnisse der Klassifizierung.....	48
4 Fazit und Ausblick	51
5 Literatur	53

Zusammenfassung

Im Projekt MeadowTypes wurde auf Basis von Feldbeobachtungen eine satellitenbasierte Klassifizierung von extensiv und intensiv genutzten Grünlandflächen mit Hilfe einer Software-Toolbox für Datenvorbereitung und Klassifizierung entwickelt. Mit diesem Tool kann eine wiederholte Berechnung bei Verfügbarkeit neuer Referenzdaten effizient durchgeführt werden – ein wichtiger Aspekt der Weiterentwicklung, die im Wesentlichen von neuen Beobachtungsdaten abhängt. In MeadowTypes wurden existierende Werkzeuge verbessert, um einen vollständig automatisierten Workflow zu entwickeln. Damit kann die gesamte Datenverarbeitung der Sentinel-2-Satellitendaten effizient durchgeführt werden. Der Fokus liegt dabei auf der Vorverarbeitung der Satellitenbildzeitreihen, die verschiedene Schritte der Korrektur wie topographische Normalisierung, atmosphärische Korrektur, Wolkenmaskierung, usw. umfassen.

Das Ergebnis des implementierten Workflows manifestiert sich in sorgfältig verarbeiteten und durch die Anwendung verschiedener Korrekturschritte optimierten Satellitenbildzeitreihen. Nach der Vorverarbeitung wurden verschiedene Indizes berechnet und Statistiken über definierte Zeitfenster hinweg zur Erfassung der zeitlichen Dynamik von Landschaftselemente generiert. Insgesamt wurden 106 verschiedene Features aus den Bildern gewonnen, die im Random Forest Klassifikator Verwendung fanden.

Im Rahmen dieses Projekts wurden Zusatzinformationen aufbereitet, um die Datenvorverarbeitung und Klassifikation der Wiesentypen zu optimieren. Diese ergänzenden Daten dienen als wichtige Inputparameter, um eine präzisere Identifizierung der Wiesentypen zu ermöglichen. Dazu gehört die Aufbereitung des Digitale Geländemodells (DGM), aus dem Geländehöhen und -strukturen extrahiert werden. Geologische Übersichtskarten und Bodeninformationen wurden zur weiteren Differenzierung von Wiesentypen verwendet. Corine Landcover Daten dienen dem Ausschluss von Siedlungsflächen mit ihren Gärten. Die klimatologischen Informationen über den mittleren Jahresniederschlag aus dem Zeitraum 1971 bis 2000 wurden herangezogen, um zwischen trockenen, feuchten und nassen Standorten zu differenzieren. Zusätzlich wurde ein Layer mit Grünland-Schlagnutzungen auf Grundlage von INVEKOS-GIS-Daten aufbereitet. Dieser Layer liefert Informationen über die Nutzung der Grünlandflächen und dient vor allem dazu, Wiesen von Ackerbauflächen zu unterscheiden. Alle zusätzlichen Informationen tragen dazu bei, die Genauigkeit der Klassifikation zu steigern. Unter Verwendung von mehreren hundert Referenzbeobachtungsdaten und des Random-Forest-Klassifikators wurde ein auf spektrale Information basierendes Modell entwickelt. Dieses mit Sentinel-2-Daten angetriebene Modell bildet den Kern der Klassifizierung von Wiesentypen. Mit den Biotopkartierungsdaten der Bundesländer Steiermark, Oberösterreich und Salzburg konnte die in

MeadowTypes verwendete Referenzdatenbasis wesentlich erweitert werden und damit noch genauere und robustere Ergebnisse generiert werden. Erste Auswertungen der Satellitenbilder wurden mit den oben erwähnten zusätzlichen Datenquellen unter Anwendung eines Regelwerkes verbessert und potenzielle Fehlerquellen weitgehend eliminiert.

Die daraus erstellte Ergebniskarte im Maßstab von 1:50000 wird im Format eines 8-Bit-GeoTIFFs bereitgestellt. In der Flächenverteilung ist zu erkennen, dass die Wiesentypen Intensivgrünland, Glatthafer-Fettwiesen und Bergweiden den größten Anteil ausmachen. Auf der anderen Seite sind die Wiesentypen Trockenrasen, Fuchsschwanz Auenwiesen und Blaugraswiesen flächenmäßig weniger präsent. Besonders im Flachland sind vor allem Intensivgrünland und Glatthafer-Fettwiesen dominant, wobei letztere auch in höheren Lagen vorkommen können. In den Hochgebirgsregionen hingegen dominieren vor allem die Wiesentypen Bergweiden, Kammgrasweiden und Blaugraswiesen. Die erreichbare Genauigkeit der auf Sentinel-2 basierten Klassifikation wurde bewertet und systematisch untersucht. Hierbei konnte mit einer Stratifizierung mit den Parametern Bodenreaktion und Höhenlagen eine Gesamtgenauigkeit der Klassifikation von 67 % (Overall Accuracy) nachgewiesen werden.

Aufbauend auf diese Bewertung wurde die Klassifikation durch zusätzliche thematische Informationen weiter verbessert. Dazu gehören Faktoren wie Steigung, Feuchtegehalt, Schnitthäufigkeit und die Lage in Berg- oder Talregionen. Eine erste Validierung des entstandenen Kartenproduktes unter Berücksichtigung aller zusätzlichen Informationen wies eine Gesamtgenauigkeit von 72 % auf. Um etwaige Fehlerquellen zu eliminieren, wurde eine Plausibilitätsanalyse durchgeführt. Infolgedessen konnte die Gesamtgenauigkeit auf 80 % gesteigert werden. Eine weitere Analyse bezieht sich auf die Bewirtschaftungsintensität der Wiesentypen. Auch in diesem Fall wurden die Wiesentypen nach dem Schema der Grünland-Lebensraumtypen in drei Gruppen zur Bewirtschaftungsintensität eingeteilt. Dabei konnte eine Genauigkeit von 87 % erreicht werden. Zusätzlich dazu wurden die Wiesentypen anhand des Grünland-Lebensraumtyp-Schemas in vier Feuchtegehaltskategorien eingeteilt. Die Ergebnisse daraus zeigen, dass diese vier Feuchte kategorien mit einer beachtlichen Genauigkeit von 86 % voneinander abgegrenzt werden können.

Die so entstandenen Daten bieten die Möglichkeit, regionalisierte Informationen zur Grünlandnutzung bereitzustellen. Dies kann die Erfassung von High Nature Value Farmland (HNVF) mit dessen Relevanz für die Erhaltung der Biodiversität sowie Maßnahmen zu ihrer Förderung unterstützen. Darüber hinaus können durch periodisch wiederholte Klassifizierungen unter Anwendung der entwickelten Software-Toolbox zeitliche Trends beobachtet und ausgewertet werden, die unter dem Aspekt des Klimawandels wichtige Hinweise und Grundlagen für weitere Untersuchungen zu den Veränderungen von Lebensräumen liefern können.

1 Einleitung

Im Projekt MeadowTypes wurden die Möglichkeiten zur automatisierten Identifizierung und Klassifizierung von Wiesentypen unter Verwendung von Satelliten- und zusätzlichen Geodaten untersucht und dafür geeignete Modelle entwickelt. Für die Klassifizierung und Modellkalibration stehen neben Felddaten spezieller Wiesentypen auch Datensätze aus der Biotopkartierung der Naturschutzabteilungen der Bundesländer Steiermark, Oberösterreich und Salzburg zur Verfügung. Bei der Auswertung in MeadowTypes wird in intensiv genutztes Grünland mit mehreren Schnitten pro Jahr und in extensives Grünland unterschieden. Während beim intensiven Grünland die Schnittanzahl den Wiesentyp charakterisiert, sind es im semi-extensiven und extensiven Grünland besondere Pflanzengesellschaften, die sich aufgrund der verschiedenen Standortbedingungen etabliert haben.

Die eingesetzten Methoden umfassen moderne Bildverarbeitungs- und Machine-Learning-Techniken sowie regelbasierte Modellierungen, um eine präzise und effiziente Erkennung der verschiedenen Wiesentypen zu ermöglichen. Zusätzlich wurden mit Zeitreihenanalysen von Sentinel-2-Daten verschiedene Wiesentypen aufgrund ihrer Anpassungsfähigkeit an Umweltbedingungen identifiziert. In Anwendung dieser Methoden sollen die Klassifizierung von Wirtschaftsgrünland und eine Kartierung von High Nature Value Farmland (HNVF) unterstützt werden.

Die Grünlandwirtschaft spielt in der österreichischen Landwirtschaft aufgrund der naturräumlichen Gegebenheiten eine besondere Rolle. Im klimatisch und topografisch benachteiligten Bergland mit einem Flächenanteil von etwa 70 % ist eine auf Ackerbau ausgerichtete Landwirtschaft kaum möglich und das Grünland deshalb die dominierende Kulturart. Als prägendes Element des ländlichen Raumes erfüllt es zahlreiche ökonomische und ökologische Funktionen und mit knapp der Hälfte der landwirtschaftlichen Nutzfläche ist das Dauergrünland die flächenmäßig wichtigste Kulturart in Österreich. Eine intensive Form der Grünlandbewirtschaftung mit mehr als drei Nutzungen pro Jahr findet hauptsächlich in den topografischen und klimatischen Gunstlagen rund um den Alpenhauptkamm und in den breiten Alpentälern statt. Die ertragreichen Wiesen und Weiden dienen in erster Linie der Grundfuttersversorgung in einer nachhaltigen Milch- und Viehwirtschaft, erfüllen jedoch auch wichtige ökologische Funktionen. So wird durch einen dichten Grünlandbestand der wertvolle Oberboden stabilisiert und gesichert, Schadstoffe gepuffert und hochwertiges Trinkwasser gefiltert und gespeichert.

Selbst bei hohem Intensitätsniveau findet die Nährstoffversorgung im Grünland in den meisten Fällen über die Rücklieferung von Wirtschaftsdüngern und damit in einem annähernd geschlossenen Kreislauf statt.

Knapp die Hälfte des Dauergrünlandes wird extensiv genutzt und ist in den weniger begünstigten Lagen ein wichtiger Bestandteil der agrarisch geprägten Kulturlandschaft. Gerade die bäuerlichen Strukturen fügen sich seit Jahrhunderten in das Landschaftsbild der Alpen identitätsstiftend ein. Die vergleichsweise geringe Produktivität aufgrund naturräumlicher Restriktionen wie komplexe Geländestrukturen und klimatische Nachteile, verbunden mit hohen Kosten für Futterkonservierung und Spezialgerät sind einige Gründe für die Aufgabe vieler dieser Flächen. Demografische und sozioökonomische Entwicklungen, welche besonders im ländlichen Raum negative Auswirkungen zeigen, tragen mit dazu bei, dass über Generationen bewirtschaftete Betriebe in den Bergregionen aufgelassen werden. Die in vergangenen Jahrzehnten notwendigerweise und in den letzten Jahren mit großem Idealismus bewirtschafteten Flächen an den Hängen der Haupt- und Seitentäler bis hinauf zu den Almen fallen dann meist den fehlenden personellen Ressourcen zur Bearbeitung sowie einem übermächtigen Wettbewerbsdruck am globalen Markt zum Opfer. Brache- und Aufforstungsflächen sind vielerorts die Konsequenz dieser Entwicklung und tragen wesentlich zur Verarmung einer lang gehegten und vielfältigen alpinen Kulturlandschaft bei.

Im sensiblen Gefüge von Kultur und Natur haben sich vor allem die extensiv genutzten Grünlandregionen durch traditionell ökologische Wirtschaftsweise eine große Vielfalt an Lebensräumen und eine hohe Biodiversität bewahrt. Die Erhaltung von wertvollen Lebensräumen ist über die landwirtschaftliche Nutzung hinaus ein gesamtgesellschaftliches Anliegen, das auch durch verschiedene umweltpolitische Maßnahmen unterstützt und gefördert wird. Das Österreichische Programm zur Förderung einer umweltgerechten, extensiven und den natürlichen Lebensraum schützenden Landwirtschaft (ÖPUL) spielt dabei eine zentrale Rolle. Dieses Programm findet breite und hohe Akzeptanz; eine große Mehrheit der österreichischen Landwirte nimmt an der einen oder anderen Maßnahme teil.

Im Vergleich zu vielen intensiven Grünlandgebieten Europas ist in Österreich eine große Bewirtschaftungsvielfalt gegeben, die zum überwiegenden Teil auf traditionellen, nachhaltigen und ökologisch standortangepassten Prinzipien beruht. Vielfach wird bewusst auf Produktionsmaximierung verzichtet und der multifunktionalen Bedeutung des Grünlandes ein hoher Stellenwert eingeräumt. Im Hinblick auf die Biodiversität sind neben den mehrmals pro Jahr geschnittenen Grünlandflächen, vor allem die in den Bergregionen gelegenen extensiven Flächen mit wenigen Schnitten besonders wertvoll. Für eine umfassende Beurteilung der Biodiversität und des Ertragspotenzials von Grünlandflächen sind möglichst großflächige, raumbezogene Informationen über Verteilung und Zustand von Wiesenflächen erforderlich, die

durch eine geeignete und grundlegende Klassifizierung in Wiesentypen systematisch erfasst werden können. Methoden der Fernerkundung, insbesondere jener der satellitenbasierten Erdbeobachtung, bieten sich aufgrund der großflächigen und dennoch hoch aufgelösten Datenverfügbarkeit und in Kombination mit anderen verfügbaren Geodaten für eine effektive Ableitung von Informationen über Vegetations- bzw. Wiesentypen besonders dafür an.

Die räumliche Zuordnung des Wirtschaftsgrünlandes mit mehrfacher Schnittnutzung pro Jahr kann mit Hilfe des INVEKOS-GIS vorgenommen werden. Bei extensiven Grünlandflächen ist allerdings eine Auffächerung in unterschiedliche Typen wesentlich schwieriger. Mit der Biotopkartierung der Bundesländer werden viele dieser Flächen erfasst, allerdings sind dabei sehr aufwendige Felderhebungen vor Ort notwendig. MeadowTypes bezieht Satelliten- und andere räumliche Geodaten zur Klassifizierung ein, um die hier bestehenden Felderhebungen für eine möglichst flächendeckende Kartierung von Wiesentypen und in weiterer Folge von High Nature Value Farmland (HNVF) zu ermöglichen. Zeitreihen spielen hier ebenfalls eine wichtige Rolle, da sich Flächen, insbesondere vor dem Hintergrund des Klimawandels, im Laufe der Jahre verändern. Automatisierte Prozesse sind bei dieser Form des Monitorings besonders hilfreich, da eine ständige Vororterhebung aufgrund begrenzter Ressourcen nicht immer möglich ist. MeadowTypes gibt Auskunft darüber, inwieweit solche Erhebungen unter dem aktuellen Stand des Wissens und der verfügbaren Daten durch automatisierte Prozesse ersetzt bzw. ergänzt werden können.

2 Material und Methoden

2.1 Geobasis- und Fachdaten

Um Lebensräume unterschiedlicher Pflanzengesellschaften anhand der jeweiligen Standortbedingungen differenzieren zu können, braucht es dafür Geodaten, die sich als Modellprädiktoren zur Klassifizierung von Wiesentypen eignen. Über die Bodeneigenschaften, das Klima und den topographischen Bedingungen können die wichtigsten Voraussetzungen für die Etablierung eines bestimmten Wiesentyps berücksichtigt werden. Im Zusammenspiel von Geobasis- und Geofachdaten mit Fernerkundungsdaten aus Satelliten ergibt sich ein Set flächendeckender Eingangsdaten, welche für die Kalibrierung und Validierung eines Wiesentypmodells herangezogen werden.

2.1.1 Geologie

Der Boden weist zahlreiche kleinräumige Unterschiede auf, grundsätzliche Eigenschaften wie beispielsweise der pH-Wert, haben jedoch einen engen Bezug zur Geologie. Für eine systematische Zuordnung von Wiesentypen zu fundamentalen Bodeneigenschaften wurde ein stark vereinfachter Datenlayer zur Geologie verwendet und geprüft, ob daraus das Auftreten bestimmter Wiesentypen erklärt werden kann. Die Geodaten dafür wurden aus der Geologischen Übersichtskarte Österreichs (im Maßstab 1:2.000.000) abgeleitet und stark vereinfacht (siehe Abbildung 1).

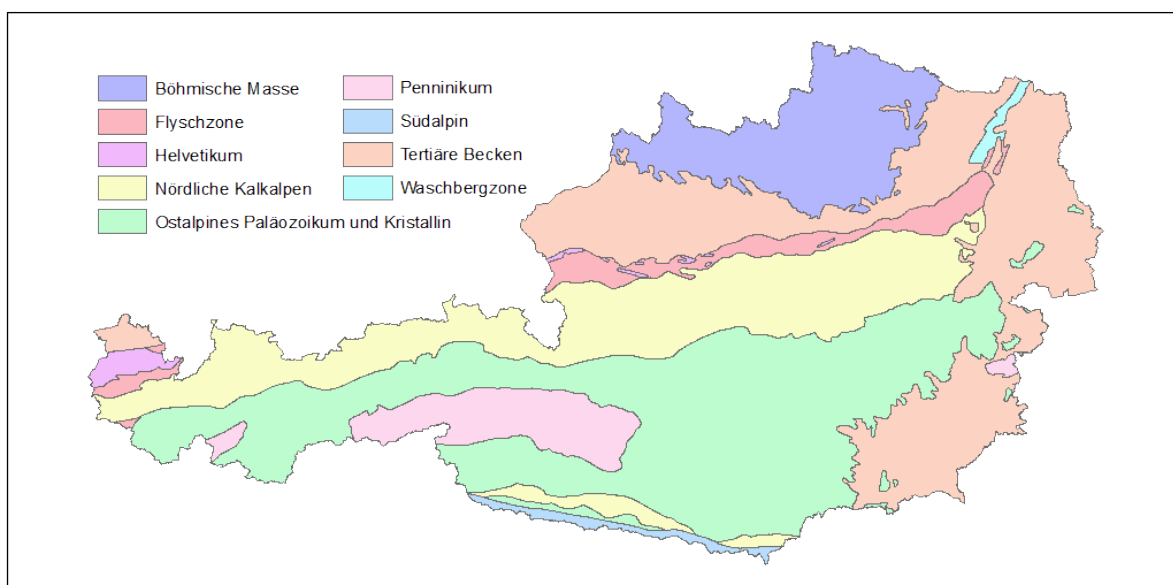


Abbildung 1: Vereinfachte Geologische Übersichtskarte für Österreich (Quelle: GeoSphere Austria)

2.1.2 Digitales Geländemodell (DGM)

Als digitales Geländemodell für die Berücksichtigung von Höhenlage, Exposition und Hangneigung wurden Airborne Laserscan (ALS) Daten für ganz Österreich aus dem Jahr 2015 verwendet und dazu von Open Data Österreich heruntergeladen (<https://www.data.gv.at>).

Zugeschnitten auf das Untersuchungsgebiet weist das DGM eine Auflösung von 10 x 10 Meter auf. Die Höhenlagen weisen aufgrund des starken Zusammenhangs zur Temperatur einen Gradienten auf, der zur Analyse der Phänologie verschiedener Grünlandtypen herangezogen werden kann.

2.1.3 Bodenreaktion

Die Landwirtschaftliche Bodenkarte (eBOD) der Österreichischen Bodenkartierung stellt die Bodenverhältnisse der landwirtschaftlichen Nutzfläche Österreichs übersichtlich und leicht verständlich dar. Insgesamt wurden 3,17 Mio. ha erhoben. Auf der Karte werden Flächen mit ähnlichen Boden- und Standortseigenschaften zusammengefasst und als Bodenformen (Flächeninformation) ausgewiesen. Zu jeder Bodenform gibt es Referenzprofile, welche den typischen Bodenaufbau dieser Bodenform repräsentieren.

Unter den verfügbaren thematischen Datenlayern steht auch die Bodenreaktion zur Verfügung, die ein wichtiger Indikator für bestimmte Lebensraumtypen ist.

2.1.4 Berg-Tal-Layer

Die Berge und Täler weisen unterschiedliche Standortbedingungen auf, die von regionalem Klima, besonderen topographischen Strukturen oder Bodeneigenschaften gekennzeichnet sind. Um Berg- und Talflächen zur Erklärung von Wiesentypen verwenden zu können, reicht eine einfache, seehöhenabhängige Klassifizierung eines DGM nicht aus. Es wurde das DGM deshalb unter Verwendung von Nachbarschaftsanalysen in einen Berg- und einen Talbereich differenziert, indem die Beziehung jeder einzelnen Rasterzelle zu ihrer Nachbarschaft ausgewertet wird. In der Weise eines gleitenden Minimums wird für einen definierten Umkreis (d) der minimale Höhenwert ermittelt (vgl. Bartelme, 2000, 137f).

Im Anschluss an die Nachbarschaftsanalyse wird die Differenz zwischen DGM und dem Raster der fokalen Minimumwerte gebildet. Für die Abgrenzung von Tal- und Bergland wird ein Schwellenwert (h) definiert, welcher sich auf diese Differenz bezieht. Ist die tatsächliche Seehöhe einer Zelle vom Minimum der in der Nachbarschaft befindlichen Rasterzellen ab einer definierten Grenze verschieden, ist damit eine signifikante Niveauänderung identifiziert. Als

GIS-Funktion wird dafür Map Algebra eingesetzt und mittels logischem Vergleichsoperator ein Binäraster erzeugt, welcher in jeder Zelle den Wert 1 bei Erfüllung des Kriteriums und den Wert 0 bei Nichterfüllung enthält (Zeiler, 1999, 155). In Schaumberger (2011) wurden verschiedene Kombinationen von Umkreis (d) und Schwellenwert (h) getestet und visuell auf eine plausible Trennung zwischen Tal- und Berggebiet untersucht. Für d wurden die Nachbarschaften im Umkreis von einem bis drei Kilometer im Intervall von 500 Metern und für h die Höhenunterschiede von 200 bis 400 Metern im Intervall von 50 Metern gerechnet.

Die optimale Kombination entspricht folgenden Kriterien: Eine Trennung von Tal und Berg muss auch in schmälere Alpentälern funktionieren. In breiten Tälern müssen kleinere Erhebungen zwischen den Talhängen richtig zugeordnet werden. Als optimale Kombination stellten sich die Werte für den Umkreis (d) mit zwei Kilometern und für die Höhengschwelle (h) mit 250 Metern heraus. Das Ergebnis der Berechnung ist in Abbildung 2 dargestellt.

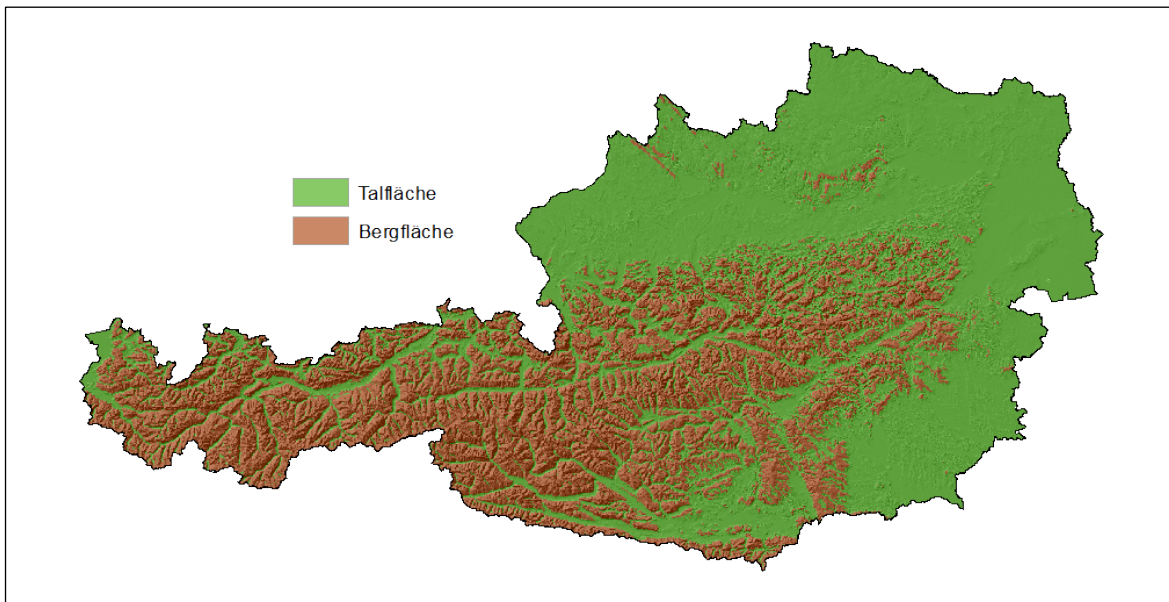


Abbildung 2: Klassifizierung der Fläche Österreichs in Tal- und Berggebiet

2.1.5 Waldkarte

Um die potenzielle Grünlandfläche einzugrenzen, wurde das Waldgebiet aus der Analyse ausgeschlossen. Datengrundlage dafür ist die aktuelle Waldkarte des Bundesforschungs- und Ausbildungszentrum für Wald, Naturgefahren und Landschaft (BFW), wie sie in Abbildung 3 dargestellt ist.

Für die Erstellung dieser Karte werden laufend Orthphotos unter Einbeziehung anderer Geodaten wie ÖK50, DGM oder Straßenlayer ausgewertet. Die im Projekt MeadowTypes verwendete Waldmaske ist in dargestellt.

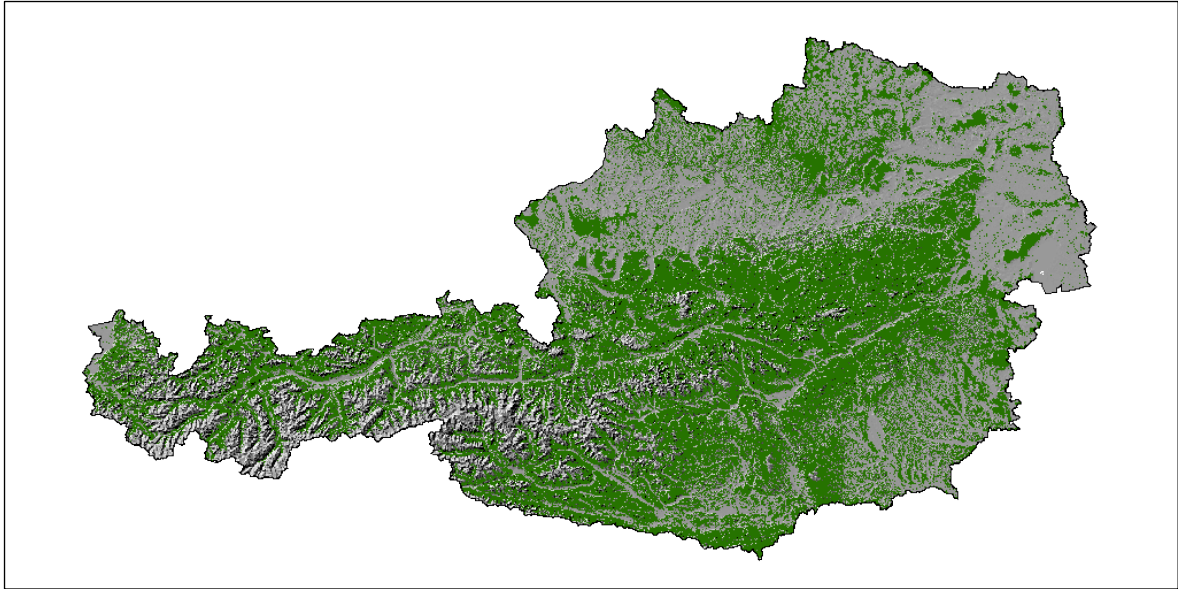


Abbildung 3: Aktuelle Waldkarte Österreichs (Quelle: BFW, 2023)

2.1.6 CORINE Land Cover

CORINE (Coordination of Information on the Environment) Land Cover ist eine europäische Datenbank, die Informationen über die Landbedeckung und Landnutzung in Europa bereitstellt. Die Daten werden mithilfe von Fernerkundungstechnologien erhoben und bieten eine umfassende Übersicht über verschiedene Landbedeckungskategorien. Die Daten werden in regelmäßigen Abständen aktualisiert, um Veränderungen der Landnutzung und Landbedeckung erfassen zu können (European Union, 2018). Im Jahr 2018 wurden die Daten des CORINE Land Cover-Datensatzes aktualisiert, die verschiedene Kategorien der unterschiedlichen Landnutzungs- und Landbedeckungstypen in Europa repräsentieren. Dazu gehören unter anderem Wälder, landwirtschaftliche Flächen, Wasserflächen, urbane Gebiete und mehr.

Der CORINE Land Cover 2018 Datensatz wird in MeadowTypes dazu verwendet, Siedlungsflächen zu identifizieren und aus der Analyse auszuschließen. Siedlungsflächen können städtische Bereiche, Vorstädte, Dörfer, Industriegebiete und andere menschliche Ansiedlungen umfassen. Hausgärten könnten in diesem Kontext als Teil der Siedlungsflächen betrachtet worden sein, da sie oft in urbanen oder städtischen Gebieten zu finden sind. Die Eliminierung von Siedlungsflächen inklusive Hausgärten aus dem Datensatz zielt darauf ab, die Analyse auf natürliche bzw. nicht-städtische Flächen zu fokussieren.

2.1.7 Niederschlag

Der mittlere Jahresniederschlag der Klimanormalperiode 1971-2000 (Abbildung 4) dient als klimatologische Information für die Unterscheidung zwischen trockenen, feuchten und nassen Standorten. Insbesondere der Schwellenwert von 700 bis 800 mm Jahresniederschlag kann als räumliche Grenze für die Grünlandnutzung herangezogen werden (Bohner und Eder, 2006). Für die Niederschlagskarte, wie sie in dargestellt ist, wurden Daten der Geosphere Austria (<https://public.hub.geosphere.at>) verwendet. Die Bereiche unter 700 und zwischen 700 und 900 mm wurden aus Gründen der besseren optischen Abgrenzung farblich hervorgehoben.

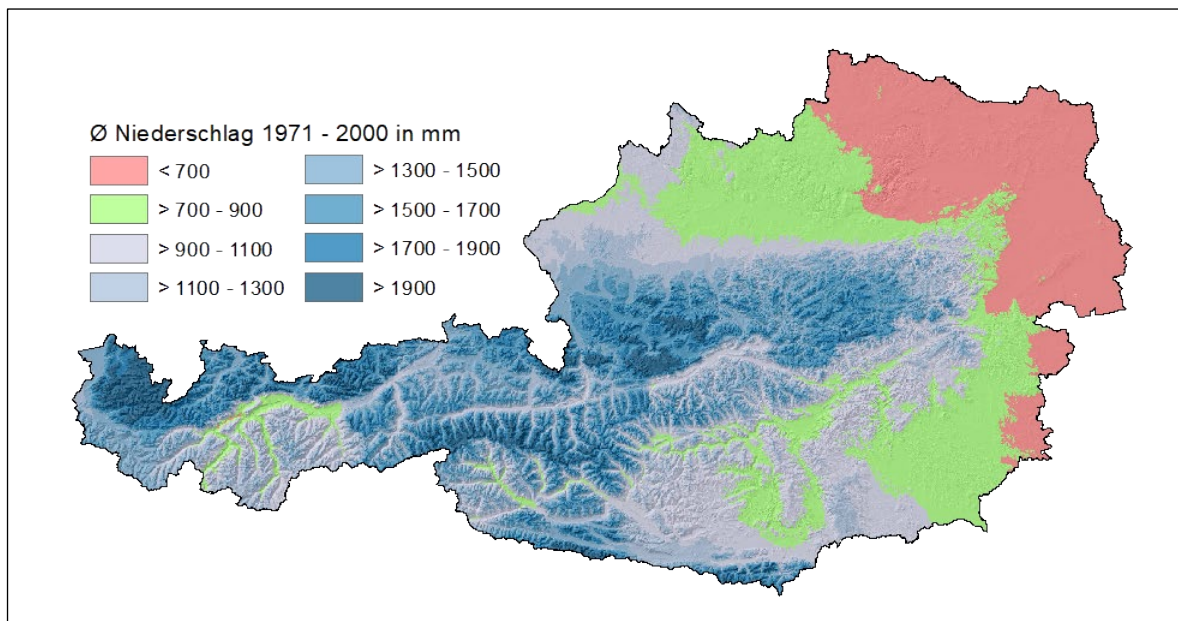


Abbildung 4: Ø Jahresniederschlag der Klimanormalperiode 1971-2000 (Quelle: GeoSphere Austria)

2.1.8 Grünlandnutzung - INVEKOS

Mit INVEKOS-GIS kann die Grünlandnutzung schlaggenau abgegrenzt werden (siehe Abbildung 5). Vor allem die intensive Grünlandnutzung mit drei und mehr Schnitten pro Jahr kann exakt zugewiesen werden. Ein- und Zweischnittnutzungen gehören zum semi-extensiven und extensiven Grünland und sind in verschiedene Wiesentypen aufzufächern (vgl. Abbildung 5). Der Datensatz umfasst die landwirtschaftlich genutzte Fläche aus dem Jahr 2022, als Polygone digitalisiert und von Agrarmarkt Austria bereitgestellt. Dieser Datensatz wurde von Open Data Österreich (<https://www.data.gv.at/>) heruntergeladen und für die Erstellung von Trainingsdaten und einer Wiesenmaske verwendet. Für die Trainings und Validierungsdaten wurden die Flächen aus der Kategorie (Mähewiese drei oder mehr Nutzungen) verwendet, um die Klasse Intensivgrünland abzudecken. Des Weiteren wurden aus den INVEKOS Daten eine Maske erstellt die Grünland von anderen landwirtschaftlichen Kulturen abtrennt.

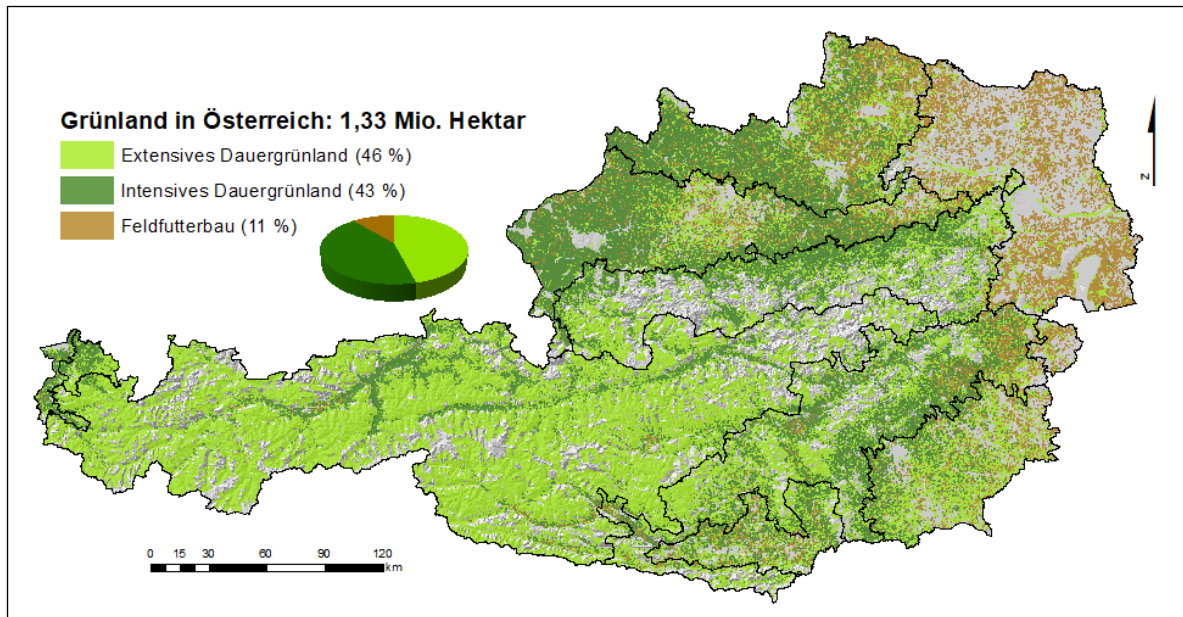


Abbildung 5: Grünlandnutzung in Österreich (Quelle: INVEKOS-GIS, 2023)

2.2 Klassifikationsschema

Jeder einzelner Lebensraumtyp bietet mit seinen ökologischen Bedingungen einheitliche Voraussetzungen und ist durch spezielle Pflanzengemeinschaften gekennzeichnet. Die verschiedenen Typen werden zu einem von Bewirtschaftungsintensität, Nährstoffversorgung und Feuchtebedingungen abhängigen Schema zusammengestellt (siehe Abbildung 6), welches die Grundlage für die Auswahl und Klassifizierung der Wiesentypen in MeadowTypes dient (vgl. Austrian Standards, 2014).

Die in angeführten Lebensraumtypen (<https://gzert.at/gzert-lebensraumtypen.html>) sind nach G-ZERT wie folgt beschrieben:

Halbtrockenrasen und –weiden (ein-zweimähdig): Artenreiche Rasengesellschaften trockener bis wechsellückiger Standorte mit geschlossener Pflanzendecke; niedere und mittlere Lagen, höheren Lagen südwärts geneigte Hänge; niedriger bis sehr niedriger Nährstoffgehalt; wegen langsamer Jugendentwicklung hohe Erosionsgefahr bei Hanglage

Häufigste Arten: Aufrechte Trespe (Bromus erectus), Rotschwingel (Festuca rubra), Schafschwingel (Festuca ovina), Schmalblättrige Rispel (Poa angustifolia), Schafgarbe (Achillea millefolium), Wundklee (Anthyllis vulneraria), Karthäusernelke (Dianthus carthusianorum), Echtes Labkraut (Galium verum), Nickendes Leimkraut (Silene nutans), Gewöhnlicher Thymian (Thymus pulegioides)

Rotschwingel-Straußgras-Wiesen (ein- max. zweimähdig): Späte gemähte Wiesen in mittleren und höheren Lagen; Nährstoffgehalt mittel bis niedrig, mäßig sauer bis sauer, mäßig trocken bis mäßig feucht; mittelschnelle Vegetationsentwicklung mit verzögertem Bestandesschluss

Häufigste Arten: Rotstraußgras (*Agrostis capillaris*), Drahtschmiele (*Avenella flexuosa*), Horstrotschwingel (*Festuca nigrescens*), Bürstling (*Nardus stricta*), Schafgarbe (*Achillea millefolium*), Geflecktes Johanniskraut (*Hypericum maculatum*), Margerite (*Leucanthemum vulgare*), Hornklee (*Lotus corniculatus*), Gemeiner Thymian (*Thymus pulegioides*), Pechnelke (*Viscaria vulgaris*)

Kammgrasweiden: Krautreiche Fettweiden in höheren und mittleren Lagen auf frischen tiefgründigen Wiesen; niedrigwüchsige trittfeste Gräser und Rosettenpflanzen die häufigen Schnitt und Beweidung vertragen; mittlerer Nährstoffgehalt, leicht basisch bis mäßig sauer; rasche Vegetationsentwicklung und rascher Bestandsschluss

Häufigste Arten: Kammgras (*Cynosurus cristatus*), Horstrotschwingel (*Festuca nigrescens*), Alpen-Lieschgras (*Phleum alpinum*), Alpen-Rispe (*Poa alpina*), Scharfgarbe (*Achillea millefolium*), Pracht-Nelke (*Dianthus superbus*), Rauer Löwenzahn (*Leontodon hispidus*), Margerite (*Leucanthemum vulgare*), Hornklee (*Lotus corniculatus*), Gemeiner Thymian (*Thymus pulegioides*)

Goldhafer-Bergwiesen (ein-zweimähdig): Mähwiesen auf frischen mittleren Böden in höheren Lagen; im Herbst beweidet; mittel bis hoher Nährstoffgehalt, leicht basisch bis mehr oder weniger sauer, vorwiegend frisch bis mäßig feucht, rasche Vegetationsentwicklung und schneller Bestandsschluss

Häufige Arten: Horstrotschwingel (*Festuca nigrescens*), Wiesenschwingel (*Festuca pratensis*), Wiesenrispe (*Poa pratensis*), Goldhafer (*Trisetum flavescens*), Bergwiesen-Frauenmantel (*Alchemilla monticola*), Wundklee (*Anthyllis vulneraria*), Geflecktes Johanniskraut (*Hypericum maculatum*), Margerite (*Leucanthemum vulgare*), Kleiner Klappertopf (*Rhinanthus minor*), Hornklee (*Lotus corniculatus*)

Glatthafer-Fettwiesen (zwei- max. dreimähdig): Mähwiesen auf frischen Böden in tieferen Lagen; mäßig gedüngt, mittel bis mäßig hoher Nährstoffgehalt; leicht basisch bis leicht sauer; vorwiegend frisch, seltener mäßig trocken bis mäßig feucht; vereinzelt Magerkeitszeiger

Häufigste Arten: Glatthafer (*Arrhenatherum elatius*), Rotschwingel (*Festuca rubra*), Wiesenschwingel (*Festuca pratensis*), Wiesenrispe (*Poa pratensis*), Wundklee (*Anthyllis vulneraria*), Wiesenflockenblume (*Centaurea jacea*), Margerite (*Leucanthemum vulgare*), Hornklee (*Lotus corniculatus*), Wiesensalbei (*Salvia pratensis*), Spitzwegerich (*Plantago lanceolata*)

Pfeifengras-Streuwiesen, Mädesüß-Hochstaudenfluren (einmähdig): Ein- zweimähdige Wiesen mit später Mahd; feuchte bis nasse auch wechselfeuchte Böden oft auf degradierten Niedermooren oder als Ersatzgesellschaft für Au- und Bruchwälder; Nährstoffgehalt niedrig, leicht alkalisch bis mäßig sauer; rasche Vegetationsentwicklung und schneller Bestandsschluss

Häufigste Arten: Pfeifengras (*Molinia coerulea*), Saum-Segge (*Carex hostiana*), Hirse-Segge (*Carex panicea*), Hain-Simse (*Luzula multiflorum*), Waldsimse (*Scirpus sylvaticus*), Wald-Engelwurz (*Angelica sylvestris*), Heilziest (*Betonica officinalis*), Großes Mädesüß (*Filipendula ulmaria*), Teufelsabiss (*Succisa pratensis*), Glanzwiesenraute (*Thalictrum lucidum*)

Fuchsschwanz-Auenwiesen (zweimähdig): Meist zweimal gemähte Wiesen auf nährstoffreichen Standorten; entlang von Flüssen, Bäche, Gräben bzw. Überschwemmungsgebiete, wasserzügige Hanglagen, tonig-lehmig, zweitweil überflutete Böden auf tiefen bis mittleren Lagen mit mittel bis hohem Nährstoffgehalt; neutral bis mäßig sauer, feucht, wechselfeucht bis nass

Häufigste Arten: Wiesenfuchsschwanz (*Alopecurus pratensis*), Rasenschmiele (*Deschampsia cespitosa*), Wiesenschwingel (*Festuca pratensis*), Waldsimse (*Scirpus sylvaticus*), Waldengelwurz (*Angelica sylvestris*), Großes Mädesüß (*Filipendula ulmaria*), Gilbweiderich (*Lysimachia vulgaris*), Blutweiderich (*Lythrum salicaria*), Schlangenknöterich (*Persicaria bistorta*), Kuckus Lichtnelke (*Lychnis flos cuculi*)

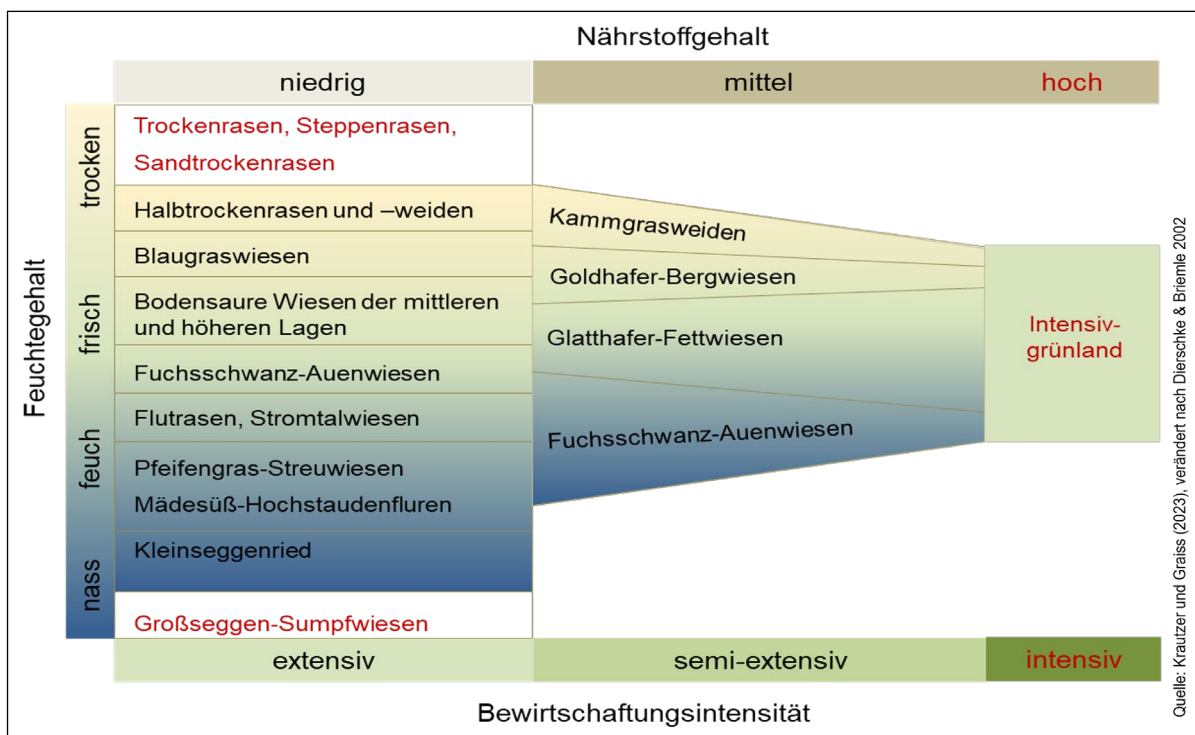


Abbildung 6: Ökogramm der in MeadowTypes untersuchten Grünland-Lebensraumtypen (Abbildung nach Dierschke, H. & Briemle, G., 2002: Kulturgrünland: Wiesen, Weiden und verwandte Staudenfluren. Ulmer Verlag, Stuttgart)

2.3 Felddaten

2.3.1 Extensiv genutzte Wiesentypen

Die Auswahl der Beobachtungsflächen und die Zuordnung des Lebensraumtyps wurde von fachlichen kompetenten und geschulten Mitarbeitern der HBLFA Raumberg-Gumpenstein oder der Naturschutzbehörde auf 216 Standorten durchgeführt (vgl. Abbildung 7). Die erhobe-

nen Wiesentypen repräsentieren die für eine betreffenden Regionen typische Pflanzengemeinschaft. Für die Auswahl war zu beachten, dass in dem Pflanzenbestand vorkommende Arten eine standortökologische, arealkundlich und unter den gegebenen Nutzungsbedingungen plausible Pflanzengemeinschaft bilden. Der Anteil an lebensraumtypischen Pflanzenarten wurde bei der Besichtigung des Entnahmeortes festgestellt, dabei werden vor allem die typischen Charakterarten des Lebensraumtyps berücksichtigt. Durch die Erhebung vor Ort kann die beobachtete Fläche dem jeweiligen Lebensraumtyp zugeordnet werden.

2.3.2 Intensiv genutzte Wiesentypen

Auf 183 Wirtschaftsgrünlandflächen wurde die Schnitthäufigkeit erhoben. Diese Daten dienen in MeadowType der Kalibrierung eines Modells zur Unterscheidung von verschiedenen Typen hinsichtlich ihrer Schnittintensität.

In Abbildung 7 sind die Erhebungsflächen der extensiven und intensiven Wiesentypen dargestellt. Die Ersterhebung der G-ZERT-Erhebungen wurde bereits vor dem Projekt MeadowTypes durchgeführt, allerdings wurden im Rahmen dieses Projektes Flächen einer stichprobenartigen Überprüfung unterzogen. Die Daten zur Schnittfrequenz auf den intensiven Standorten stammen aus den Ertragerhebungen des Projektes SatGrass.

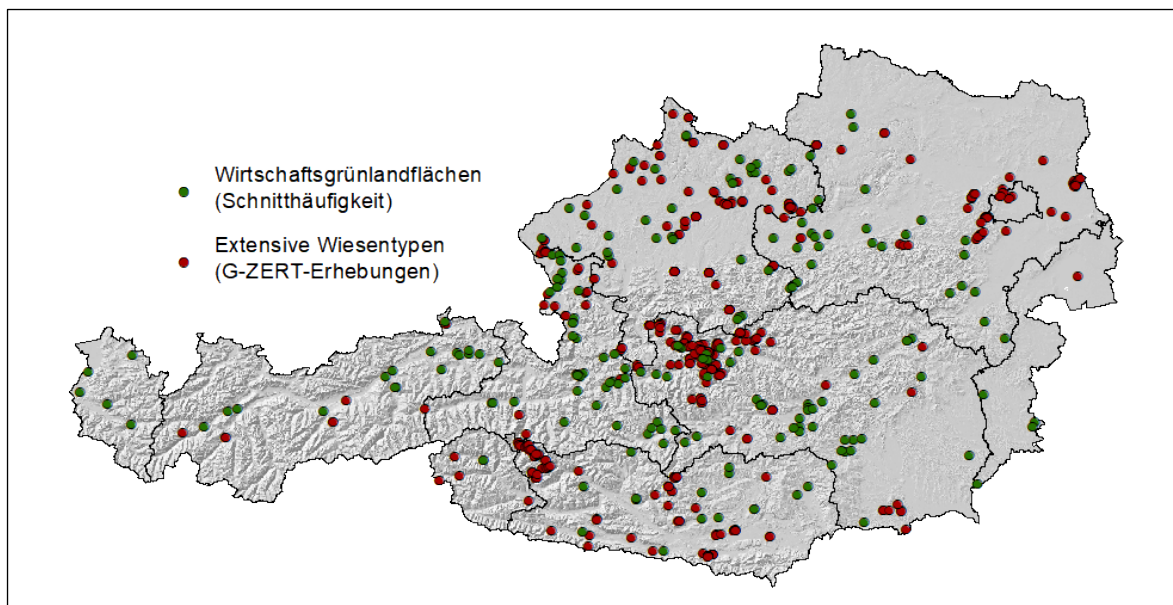


Abbildung 7: Erhebungsflächen für extensive und intensive Grünlandstandorte

2.3.3 Biotopkartierungsdaten der Bundesländer

Die Bundesländer Steiermark, Oberösterreich und Salzburg stellten dankenswerter Weise für

das Projekt MeadowTypes die umfangreichen Datenbestände der jeweiligen Naturschutzabteilungen zur Verfügung. Die Daten wurden geprüft und auf das hier vorliegende Klassifikationsschema (vgl. Abbildung 6) abgestimmt. Dazu wurden in den bereitgestellten ArcGIS-Shapfiles zusätzliche Spalten eingefügt und um die Einträge die hier verwendeten Nomenklatur erweitert. Biotoptypen, die nicht in das Grünland-Ökogramm übertragen werden konnten, mussten ausgeschlossen werden. Auf diese Weise wurden folgende Daten der Länder für MeadowTypes gefiltert und für die Modellentwicklung bereitgestellt:

- Salzburg: 11.114 Erhebungen aus insgesamt 82.977 Datensätze der Biotopkartierung
- Oberösterreich: 2.242 Erhebungen aus insgesamt 2.242 Datensätze der Biotopkartierung
- Steiermark: 37.477 Erhebungen aus insgesamt 157.931 Datensätze der Biotopkartierung

2.4 Geodatenbank

Alle oben beschriebenen Basis- und Fachdaten wurden in einer Geodatenbank (ArcGIS File Geodatabase) zusammengefasst und für die Verschneidung mit den satellitenbasierten Fernerkundungsdaten aufbereitet. In Abbildung 8 sind die Raster- und Vektordaten sowie die FeatureSets der Erhebungsdaten abgebildet.

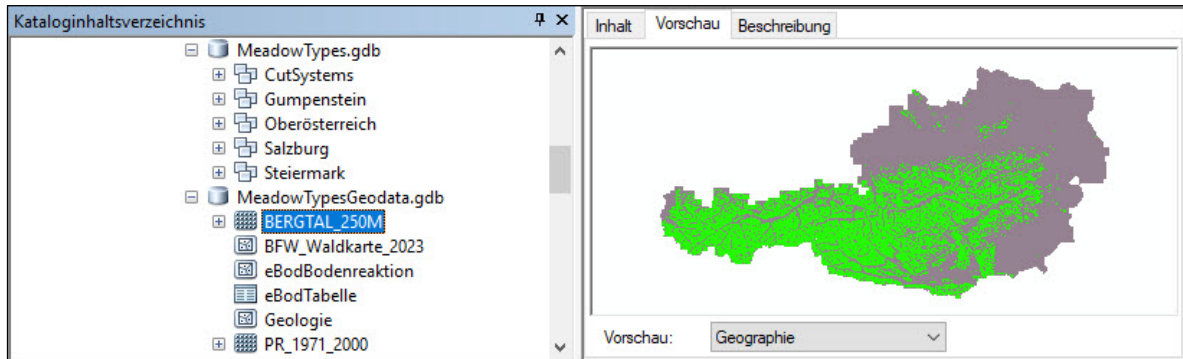


Abbildung 8: Geodatenbanken für das Projekt MeadowTypes

2.5 Datenvorverarbeitung

Im Rahmen der Datenvorverarbeitung wurden mehrere Schritte für die Aufbereitung einer optimalen Grundlage für die Analyse vorgenommen. Dazu gehört die Aufbereitung der Satellitendaten sowie die Verarbeitung der Ergänzungsdaten. Des Weiteren wurde ein Untersuchungsgebiet definiert, das alle relevanten Datensätze umfasst und ausreichend Trainingsgebiete für die Analyse zur Verfügung stellt. Ein weiterer wichtiger Schritt war die Erstellung einer Wiesenmaske, um Flächen außerhalb der Wiesenbereiche auszuschließen und den Fokus auf die relevanten Areale zu legen.

Ein kritischer Aspekt war die Überprüfung und Aufbereitung der Referenzdaten, die aus den Felderhebungen stammten. Diese Daten dienten als Grundlage für die Validierung und Genauigkeitsbewertung des Modells. Daher war es entscheidend, deren Qualität sicherzustellen, und zu prüfen, ob sie den Anforderungen der Analyse entsprachen. Insgesamt trug die umfassende Datenvorverarbeitung dazu bei, eine solide Basis für die anschließende Analyse zu schaffen und sicherzustellen, dass die Ergebnisse aussagekräftig, zuverlässig und relevant waren.

2.5.1 Untersuchungsgebiet

Die Definition des Untersuchungsgebiets war von zentraler Bedeutung. Hier wurde geprüft, ob alle benötigten Datensätze im Kontext der Analyse vorhanden waren und ausreichend Trainingsdaten für die Modellierung zur Verfügung standen. Dies trug dazu bei, die Genauigkeit und Zuverlässigkeit der Ergebnisse zu gewährleisten. Das Untersuchungsgebiet wurde anhand der Verfügbarkeit von Referenzflächen und der Abgrenzungen der Sentinel-2 Kacheln definiert (siehe Abbildung 9).

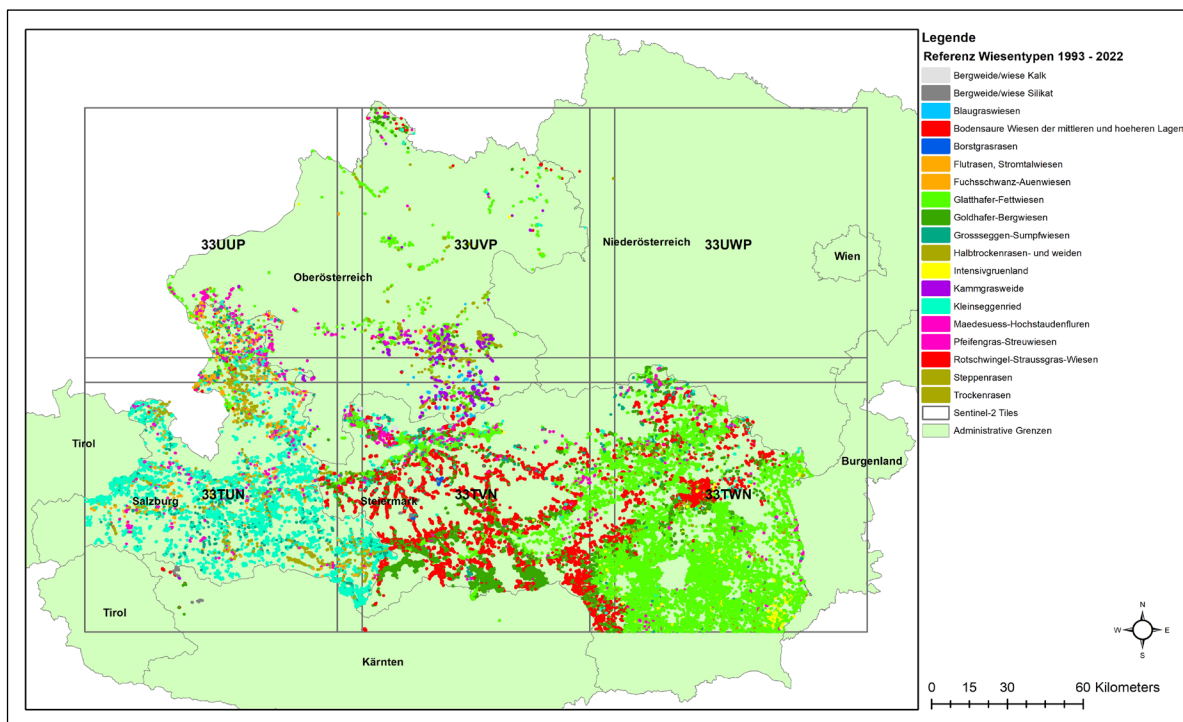


Abbildung 9: Verteilung der Referenzflächen

2.5.2 Sentinel-2-Daten

Im Rahmen dieses Projekts wurden zunächst Sentinel-2-Satellitenbilder für das Jahr 2022 heruntergeladen, die als Grundlage für die Analyse dienen. Diese Bilder wurden einer umfassenden

den Vorverarbeitung unterzogen, die mehrere Schritte umfasste. Zunächst wurde eine atmosphärische Korrektur durchgeführt, um Störungen durch atmosphärische Einflüsse zu minimieren. Anschließend erfolgte die Co-Registrierung der Bilder, um eine genaue räumliche Ausrichtung der einzelnen Bilder zueinander sicherzustellen. Die Wolkenausmaskierung wurde angewandt, um die Auswirkungen von Wolken auf die Bildqualität zu reduzieren. Des Weiteren wurde eine topografische Normalisierung durchgeführt, um Geländeunterschiede auszugleichen und konsistente Vergleiche zu ermöglichen.

Nach dieser Vorverarbeitung wurden verschiedene Indizes berechnet, um spezifische Informationen aus den Bildern zu extrahieren. Zudem wurden zeitliche Statistiken über definierte Zeitfenster hinweg generiert, um die zeitliche Dynamik der Landschaft zu erfassen. Insgesamt wurden 106 verschiedene Features aus den Bildern gewonnen, die später im Random-Forest-Klassifikator Verwendung fanden.

Diese 106 Features beinhalten die Indizes C_{green}, NDI₄₅, NDMI und NDVI sowie die 10 Reflektionsbänder des Sentinel-2 Satelliten (B02, B03, B04, B05, B06, B07, B08, B8a, B11, B12) und verschiedene Phänologische Zeiträume über die Vegetationsperiode (01.03 – 04.30, 15.04 – 15.05, 01.05- 30.05, 01.06 – 30.06, 01.08-30.09, 01.09 – 30.10 und 01.04-30.10).

Als Ergebnis wurde eine bereits bestehende End-to-End-Software-Toolbox für die Datenvorverarbeitung verbessert und erweitert, welche einen voll automatisierten Workflow zur Datenverarbeitung bereitstellt. Damit wurden kalibrierte Satellitenbildzeitreihendaten für das Untersuchungsgebiet erzeugt.

2.5.3 Wiesenmaske

Die Erstellung einer Wiesenmaske ermöglichte es, die Analyse auf die relevanten Wiesenbereiche zu beschränken, indem andere Landbedeckungstypen ausgeschlossen wurden. Dadurch wurde sichergestellt, dass die Ergebnisse spezifisch für die untersuchten Wiesenbereiche abgestimmt waren und nicht durch andere Landnutzungen beeinflusst wurden.

Als Datengrundlagen für deren Erstellung wurden verschiedene Datensätze verwendet. Einerseits wurde eine Grünlandmaske mithilfe des RF-Algorithmus klassifiziert, wobei die Trainingsdaten aus der Felderhebung verwendet werden konnten. Vor der Erstellung der Grünlandmaske wurden noch weitere Landbedeckungsklassen definiert und erfasst.

Es wurden folgende Klassen erstellt: Wasser und Urban. Das Ergebnis der Wiesenmaske aus dem Random Forest wurde mit einer INVEKOS Maske verschnitten, welche Wiesen und Landwirtschaftliche Flächen trennt, sowie mit der aktuelle Waldkarte des Bundesforschungs- und

Ausbildungszentrums für Wald, Naturerfahrung und Landschaft (BFW) zur Abgrenzung von Flächen mit Baumwuchs. Abschließend wurde auch der Datensatz der Corine Landcover 2018 verwendet, um Siedlungsgebiete von der Analyse auszuschließen. Die Wiesenmasken hat eine Minimum Mapping Unit von 500 m².

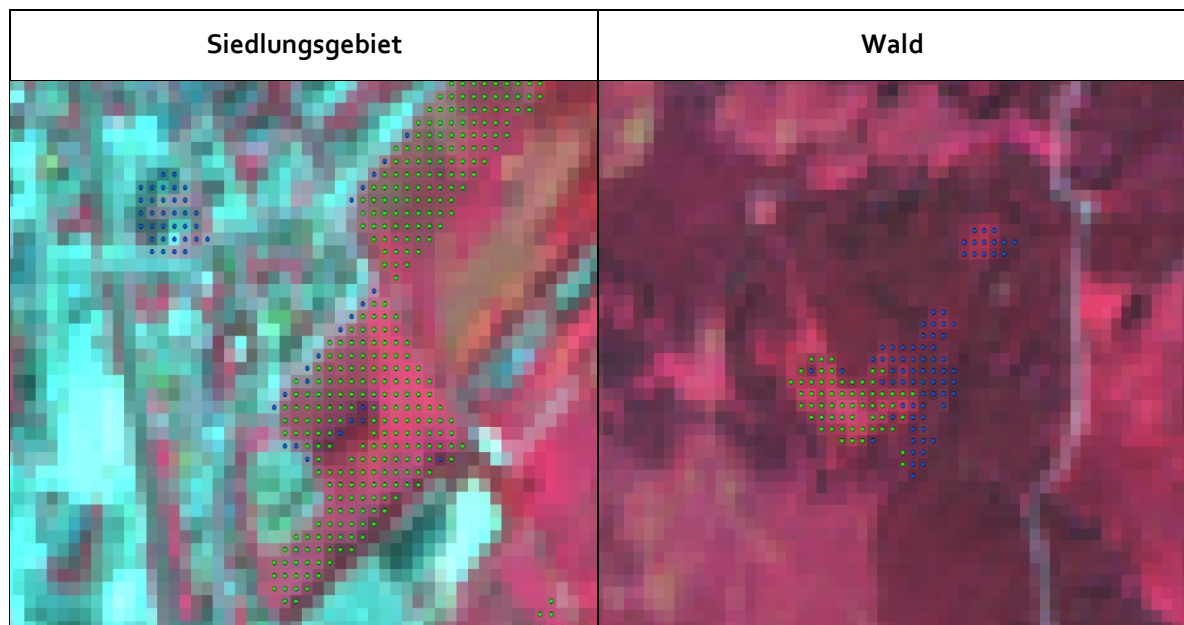
2.5.4 Ausreißerdetektion

Die Aufbereitung der Trainingsdaten war ein entscheidender Schritt. Hierbei wurden zeitliche Fehler bereinigt, da die Referenzdaten teilweise aus früheren Jahren stammten und einige Wiesenpolygone im Jahr 2022 bereits wieder bewaldet oder verbaut waren.

Die Problematik der Randpixel, welche vor allem entlang von Straßen und Waldrändern auftauchen, wurden durch eine Ausreißerdetektion mittels Isolation Forests (Liu *et al.*, 2008) behandelt und eliminiert.

In Abbildung 10 sind Ausreißer als blaue Punkte dargestellt, die aus den Trainings- und Validierungsdaten letztlich ausgeschlossen wurden. Grüne Punkte stellen dagegen weiterhin Wiesenpixel dar.

Eine interessante Herangehensweise bestand darin, auf punktbasierte Trainingsdaten anstelle von Polygonen zurückzugreifen. Dies ermöglicht eine feinere und präzisere Anpassung der Daten an zeitlichen Veränderungen.



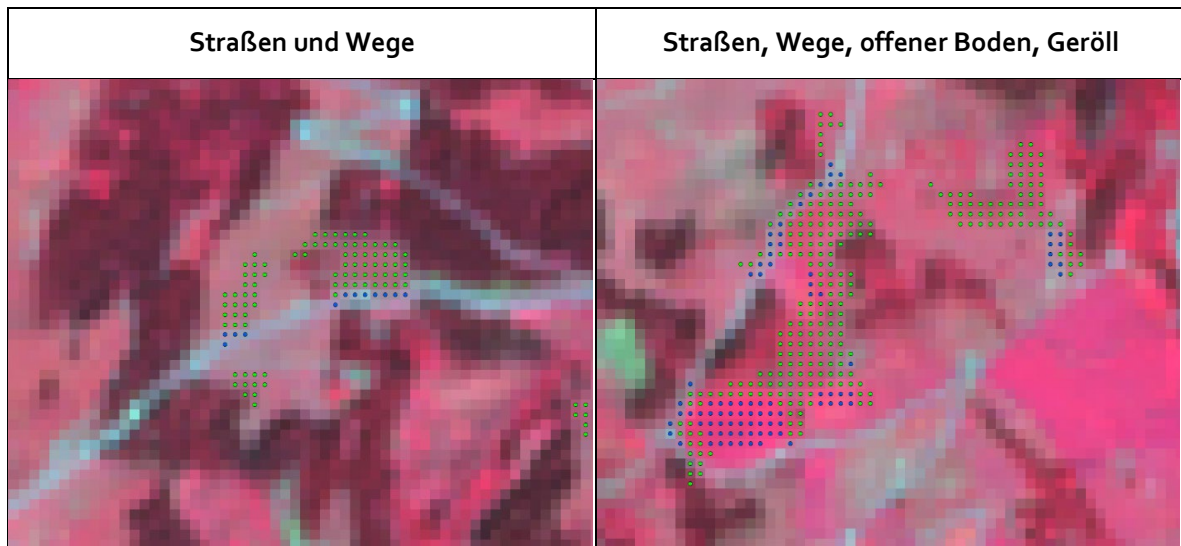


Abbildung 10: Beispiele für die Außerreißerdetektion von Siedlungsgebieten, Wäldern, Straßen und Wegen sowie offener Boden und Geröll

2.5.5 Aufbereitung von Zusatzinformationen

Die Vorbereitung des Digitalen Geländemodells (DGM) stellt einen wichtigen Inputparameter für die Datenvorverarbeitung und Klassifikation dar. Durch die Aufbereitung des DGMs können Geländehöhen und -strukturen extrahiert werden, die zur besseren Identifizierung von Wiesentypen beitragen. Die Höheninformation aus dem DGM wurde für die Stratifizierung verwendet. Zusätzlich wurden auch die Steigungswerte aufbereitet, welche als Parameter in das Modell miteinfließen.

Ergänzend werden vorhandene geologische Karten und Bodenkarten aufbereitet, um sie als weiteren Inputparameter zur Differenzierung der Wiesentypen zu verwenden. Die Information über die Bodenreaktion aus der Bodenkarte (eBod) ist sehr detailliert, aber leider nicht flächendeckend vorhanden. Daher wurden fehlenden Werte mithilfe der Geologischen Karte ergänzt. Die Informationen zur Bodenreaktion ermöglichen eine bessere Unterscheidung der verschiedenen Wiesentypen, basierend auf den geologischen Gegebenheiten des Gebiets.

Die Corine Landcover Daten von 2018 wurden aufbereitet, um Siedlungsflächen aus der Wiesenmaske auszuschließen. Hierfür wurden alle Klassen aus der Kategorie „1 Artificial Surfaces“ zusammengefasst und ausmaskiert.

Der mittlere Jahresniederschlag aus einer Klimanormalperiode, in diesem Fall für 1971 bis 2000, dient als klimatologische Information für die Unterscheidung zwischen trockenen, feuchten und nassen Standorten. Insbesondere der Schwellenwert von unter bzw. zwischen 700 bis 800 mm Jahresniederschlag kann als räumliche Grenze für die Grünlandnutzung herangezogen werden (Bohner und Eder, 2006). Daher wurde bei 750 mm Jahresniederschlag ein

Grenzwert für die Maske gezogen. Ein weiterer wichtiger Inputparameter ist die Aufbereitung eines Layers mit Grünland-Schlagnutzungen auf Grundlage von INVEKOS-GIS-Daten. Dieser Layer liefert Informationen über die landwirtschaftliche Nutzung der Grünlandflächen und kann dazu verwendet werden, um Wiesen von Ackerbauflächen zu unterscheiden.

2.6 Erstellung eines Trainings- und Validierungsdatensatzes

Um den Trainings- und Validierungsdatensatz für das Modell zu erstellen, wurde zunächst eine Trennbarkeitsanalyse der verschiedenen Wiesentypen durchgeführt. Diese Analyse diente dazu, die Wiesentypen zu identifizieren, die sich aufgrund ihrer spektralen Eigenschaften nicht gut voneinander trennen lassen. In enger Zusammenarbeit mit einem Vegetationstechniker wurden anschließend Diskussionen geführt, um zu bestimmen, welche Klassen aufgrund ihrer ökologischen Ähnlichkeit zusammengefasst werden könnten. Dieser ökologische Ansatz half dabei, die Wiesentypen zu gruppieren und Kategorien zu bilden, die eine sinnvolle Zusammenfassung ermöglichten.

Abschließend wurde eine Stratifizierung definiert, um sicherzustellen, dass die erstellten Trainings- und Validierungsdatensätze repräsentativ waren. Die Wiesentypen wurden den jeweiligen Strata zugeordnet, in denen sie in der Realität vorkommen können. Diese Vorgehensweise trug dazu bei, eine ausgewogene und realitätsnahe Verteilung der Trainings- und Validierungsdaten zu gewährleisten.

Die Kombination aus spektraler Analyse, ökologischer Expertise und stratifizierter Datenzuordnung trug dazu bei, einen qualitativ hochwertigen und aussagekräftigen Datensatz für das Modelltraining und die Validierung zu erstellen. Dieser Ansatz ermöglichte es, die Vielfalt der Wiesentypen und ihre Besonderheiten angemessen zu berücksichtigen und die Modellleistung auf reale Gegebenheiten zu überprüfen.

2.6.1 Trennbarkeitsanalyse der Wiesentypen

Die spektrale Signatur von Grünland kann aufgrund der Heterogenität der Lebensräume, aus denen sie sich zusammensetzen, recht komplex sein und trotz erfolgreicher Versuche gilt die Kartierung von Grünland nach wie vor als Herausforderung. Nach der Erstellung der Referenzgebiete wurde untersucht, ob die Signaturen von verschiedenen Grünlandtypen voneinander getrennt werden können. Es wurde die Phänologie unterschiedlicher Grünlandarten erforscht, wobei eine Zeitreihe der S2-Satellitenbilder von April bis Oktober aus dem Jahr 2022 verwendet wurde. Es wurde die spektrale Kurve von verschiedenen Vegetationsindizes unter Berücksichtigung der Höhenlage untersucht.

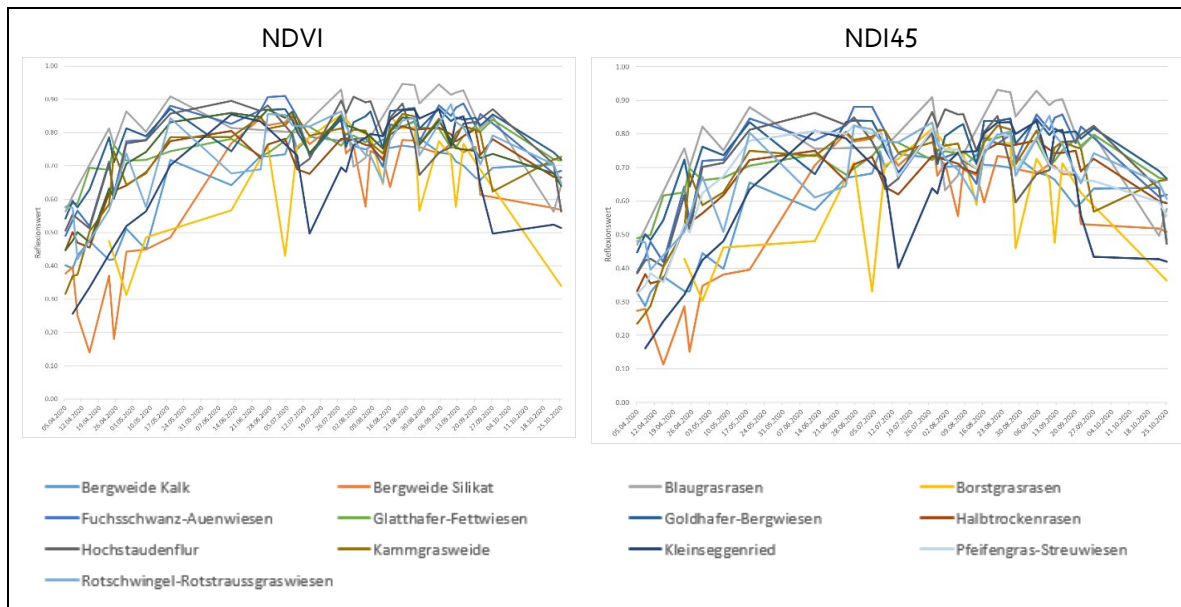


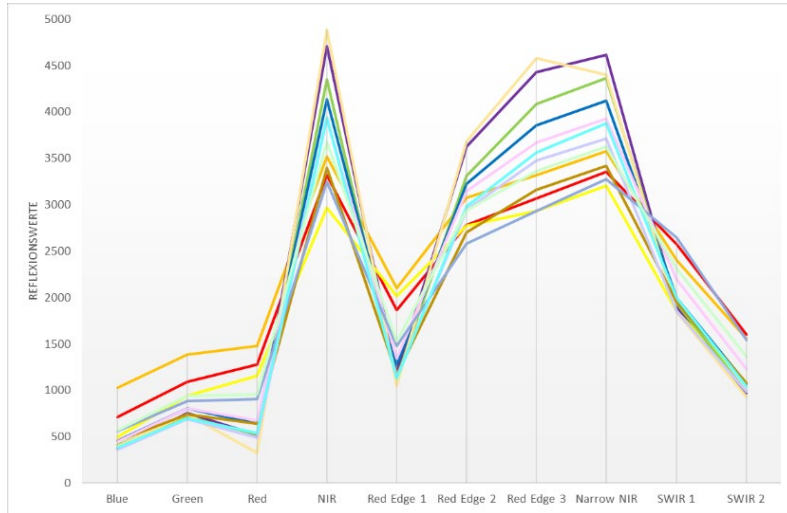
Abbildung 11: Phänologische Kurve der Vegetationsindizes NDVI und NDI45

Die phänologischen Kurven in Abbildung 11 verdeutlichen, dass bestimmte Wiesentypen, wie beispielsweise Bergweiden, Blaugraswiesen und Kammgrasweiden in höheren Lagen, einen verzögerten Anstieg in ihrer Vegetationsentwicklung aufweisen. Vor allem beim NDVI und NDI45 ist einen Zusammenhang mit der Höhe festgestellt worden. Je höher sich ein Wiesentyp befindet, desto später tritt ein NDVI- bzw. NDI45-Anstieg in der phänologischen Kurve auf. Das Abfallen des NDVI-Werte kann für alle Klassen im gleichen Zeitraum von Anfang bis Mitte September beobachtet werden und steht mit der Höhenlage nicht in Zusammenhang.

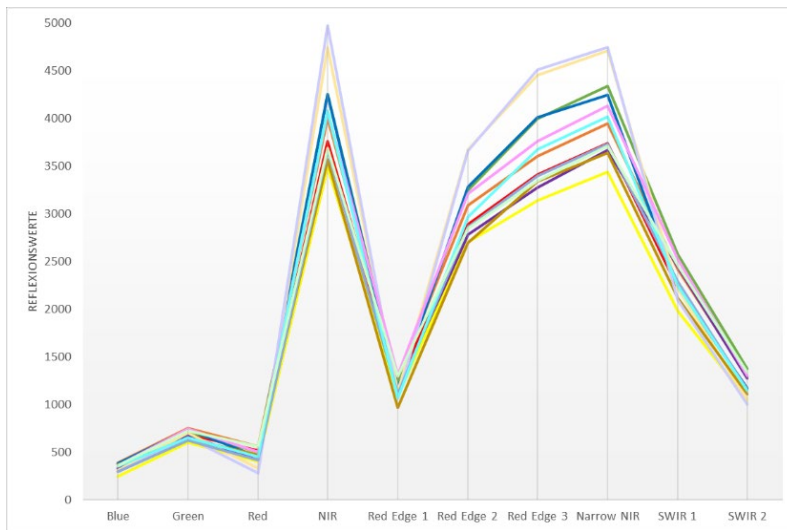
Zudem wird ersichtlich, dass die Unterscheidung zwischen den Klassen im Sommer aufgrund ähnlicher spektraler Eigenschaften anspruchsvoller als in den Jahreszeiten Frühling und Herbst ist. Daher erfolgte eine anfängliche Analyse der Trennbarkeit der Klassen während Frühling, Sommer und Herbst, gefolgt von einem Vergleich der Ergebnisse.

Abbildung 12 veranschaulicht die Trennbarkeit von bestimmten Flächen zu verschiedenen Jahreszeiten anhand von spektralen Bändern. Es ist erkennbar, dass diese im Herbst und Frühling deutlich besser ist als im Sommer. Besonders hervorzuheben ist, dass die Trennbarkeit in den "red edge" Bändern wesentlich besser ist. Dies bedeutet, dass die Erfassung von Informationen im "red edge"-Bereich des elektromagnetischen Spektrums, welcher zwischen dem sichtbaren roten Licht und dem Nahen Infrarot liegt, besonders effektiv ist. Dies könnte auf spezifische Eigenschaften der untersuchten Flächen hinweisen, die in diesem Bereich des Spektrums besonders gut differenzierbar sind. Des Weiteren zeigt die Grafik, dass die Trennbarkeit von trockenen und nassen Flächen im Kurzwelligen Infrarot 1 (SWIR 1) besonders gut ist. Dies könnte darauf hindeuten, dass die Feuchtigkeitsgehalte der Flächen in diesem Bereich des Spektrums signifikante Unterschiede aufweisen, die für die Segmentierung genutzt werden können.

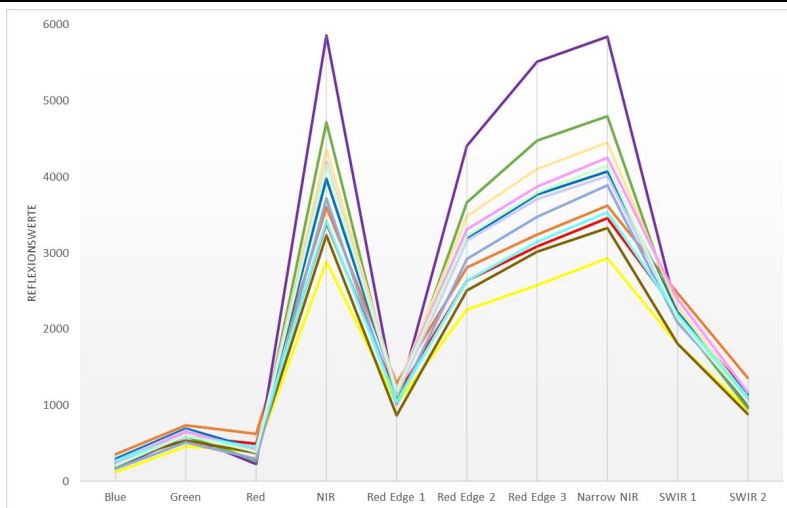
Mittelwertdiagramm für die S2-Szene aus dem 18.05.2022



Mittelwertdiagramm für die S2-Szene aus dem 16.08.2022



Mittelwertdiagramm für die S2-Szene aus dem 12.09.2022



- | | | | |
|------------------------------------|-------------------------|------------------------|---------------------------|
| — Bergweide Kalk | — Bergweide Silikat | — Blaugrassrasen | — Borstgrassrasen |
| — Fuchsschwanz-Auenwiesen | — Glatthafer-Fettwiesen | — Goldhafer-Bergwiesen | — Halbtrockenrasen |
| — Hochstaudenflur | — Kammgrasweide | — Kleinseggenried | — Pfeifengras-Streuwiesen |
| — Rotschwängel-Rotstrausgraswiesen | | | |

Abbildung 12: Spektrale Kurven der Wiesentypen in drei verschiedenen S2-Szenen von Frühling, Sommer und Herbst

2.6.2 Zusammenfassen von Klassen

Die Aufgrund der Tatsache, dass einige Klassen spektral nur schwer voneinander abgrenzbar sind und auch ökologisch betrachtet sehr ähnliche Merkmale aufweisen, wurden bestimmte Klassen miteinander kombiniert oder in einigen Fällen sogar eliminiert. Diese Anpassungen waren notwendig, da in einigen Fällen nicht ausreichend Referenzflächen für bestimmte Klassen verfügbar waren.

In Tabelle 1 wird veranschaulicht, wie diese Klassen zusammengefasst wurden, um ein endgültiges Schema zu erstellen, mit dem die Klassifizierung fortgesetzt werden konnte.

Tabelle 1: Zusammenfassen der Nomenklatur

	Original Nomenklatur	aggregiert mit	Neue Nomenklatur
1	Bergweide/Wiese Kalk		Bergweide/Wiese Kalk
2	Bergweide/Wiese Silikat		Bergweide/Wiese Silikat
3	Blaugraswiesen		Blaugraswiesen
4	Bodensaure Wiesen der mittleren und höheren Lagen	4,17	Rotschwingel-Straußgras-Wiesen
5	Borstgrasrasen	Zu wenig Gebiete	
6	Flutrasen, Stromtalwiesen	6,7	Fuchsschwanz-Auenwiesen, Flutrasen, Stromtalwiesen
7	Fuchsschwanz-Auenwiesen	6,7	
8	Glatthafer-Fettwiesen		Glatthafer-Fettwiesen
9	Goldhafer-Bergwiesen		Goldhafer-Bergwiesen
10	Großseggen-Sumpfwiesen		Großseggen-Sumpfwiesen
11	Halbtrockenrasen- und weiden	11, 18, 19	Halbtrockenrasen- und weiden, Steppenrasen, Trockenrasen
12	Intensivgrünland		Intensivgrünland
13	Kammgrasweide		Kammgrasweide
14	Kleinseggenried		Kleinseggenried
15	Mädesüß-Hochstaudenfluren	15,16	Mädesüß-Hochstaudenfluren, Pfeifengras-Streuwiesen
16	Pfeifengras-Streuwiesen	15,16	
17	Rotschwingel-Straußgras-Wiesen	4,17	
18	Steppenrasen	11, 18, 19	
19	Trockenrasen	11, 18, 19	

2.6.3 Stratifizierung nach thematischen Layern

Die Anwendung einer Stratifikation bei der Klassifikation von Wiesentypen ist unerlässlich, um eine präzise Zuordnung bestimmter Wiesentypen zu spezifischen Parametern sicherzustellen. Dieser Ansatz eliminiert potenzielle Fehlerquellen, bei denen der Klassifikator beispielsweise Bergweiden in niedriger gelegenen Regionen oder Kleinseggenriede auf sauren Böden fehlinterpretieren könnte.

Die Entscheidung für die Stratifizierung basierte auf der räumlichen Auflösung der verfügbaren Layer und wurde auf zwei Parameter beschränkt, um den Rechenaufwand zu reduzieren. Für die Stratifizierung wurden deshalb das digitale Geländemodell (DGM) und die Bodeninformationen ausgewählt, da diese beiden Layer die erforderliche Feinheit in der räumlichen Auflösung aufweisen, die für eine erfolgreiche Verschneidung von Klassifikationsergebnissen notwendig ist. In Tabelle 2 werden die vorhandenen Datensätze zusammengefasst und gezeigt, welche für die Stratifizierung verwendet wurden und welche in das Regelwerk miteinfließen.

Tabelle 2: Verfügbare Layer und deren Verwendung

	Auflösung	Stratifizierung	Regelwerk
Geologie	Polygon : 10m Raster	Ja	Nein
Tal/Berg	250 m	Nein	Ja
DEM	10 m	Ja	Nein
Bodenreaktion	Polygon: 10m Raster	Ja	Nein
Niederschlag	250 m	Nein	Ja
Feuchtegehalt NDMI	10 m	Nein	ja
Steigung	10 m	Nein	Ja

Die Typisierung von Wiesentypen umfasst eine Vielzahl an charakteristischen Merkmalen. Hier sind die verschiedenen Wiesentypen mit ihren Eigenschaften in Bezug auf Höhenstufe und Boden. Unter Berücksichtigung dieser Eigenschaften ist die Zuteilung zu den Straten erfolgt:

- **1 Bergweide Kalk:**
 - Höhenstufe: montan bis untere alpine (ca. 1000 bis 2400 m)
 - Böden: Kalk- und Dolomitstandorte (Essl, et al., 2004)
- **2 Bergweide Silikat:**
 - Höhenstufe: subalpin bis alpin (1400 bis 2400 m)
 - Böden: saure, rohhumusreiche, frische bis feuchte Silikatböden (Essl, et al., 2004)

- **3 Blaugrasrasen:**
 - Höhenstufe: kollin bis subalpin (800 bis 1900 m)
 - Böden: steinige, leicht austrocknende, nährstoffarme Böden (Beiser, 2013; Gasser, 2017)
- **6 Fuchsschwanz-Auenwiesen:**
 - Höhenstufe: nicht spezifiziert
 - Böden: feuchte, nährstoffreiche Böden (Dierschke, 1997)
- **8 Glatthafer-Fettwiesen:**
 - Höhenstufe: bis 800 m
 - Böden: gut wasserversorgte, tiefgründige, nährstoffreiche Böden (Dierschke, 1997)
- **9 Goldhafer-Bergwiesen:**
 - Höhenstufe: montan bis subalpin (600 bis 1500 m)
 - Böden: mäßig nährstoffreiche, frische bis mäßig trockene, saure Böden (Ellmauer, 2005)
- **11 Halbtrockenrasen-weiden:**
 - Höhenstufe: bis etwa 1500 m
 - Böden: nährstoffarme Böden (Jaun & Joss, 2011)
- **13 Kammgrasweiden:**
 - Höhenstufe: 600 bis über 1400 m
 - Böden: nährstoffarm bis mäßig nährstoffreich, saure Böden (Jaun & Joss, 2011)
- **14 Kleinseggenried:**
 - Höhenstufe: planar bis subalpin (200 bis 2000 m)
 - Böden: feuchte bis nasse, mäßig nährstoffreiche, ungedüngte Böden (Ellmauer, 2005)
- **15 Pfeifengras-Streuwiesen:**
 - Höhenstufe: kollin bis montan (0 bis 1200 m)
 - Böden: feuchte bis nasse, sehr nährstoffarme, saure Böden (Essl, et al., 2004)
- **4 Rotschwengel-Rotstrausgrasswiesen:**
 - Höhenstufe: obere montane bis untere subalpine (100 bis 1500 m)
 - Böden: frische, basenarme Silikatböden (Dierschke, 1997)

Diese Charakteristika der Wiesentypen in Bezug auf Höhenstufen und Böden bilden wichtige Annahmen, auf denen die Stratifizierung basiert (vgl. Abbildung 13).

Tabelle 3: Definition der einzelner Straten und die Dazugehörigkeit der Wiesentypen zu den Straten

Stratum	DGM [m]	Boden/Geologie	Wiesentypen	Aggregation	Bezeichnung
101	< 500	Sauer	6, 10, 15,8	101,201,202	101
102	< 500	Sauer bis neutral	6, 10, 11, 15		
104	< 500	Alkalisch bis neutral	6, 10, 11,14,15		
105	< 500	alkalisch	6, 11,14		
201	500 - 1000	Sauer	6,10,15,8	101,201,202	101
202	500 - 1000	Sauer bis neutral	6,10,15,8	101,201,202	101
204	500 - 1000	Alkalisch bis neutral	6,8,10,14,15		
205	500 - 1000	alkalisch	6,8,14		
301	1000-1500	Sauer	4,9,10,15	301, 302	301
302	1000-1500	Sauer bis neutral	4,9,10,15	301, 302	301
304	1000-1500	Alkalisch bis neutral	8,9,10,14,15		
305	1000-1500	alkalisch	8,14		
401	> 1500	Sauer	2,9,13	401,402	401
402	> 1500	Sauer bis neutral	2,9,13	401,402	401
404	> 1500	Alkalisch bis neutral	1,3,9,8,13		
405	> 1500	alkalisch	1,3,8		

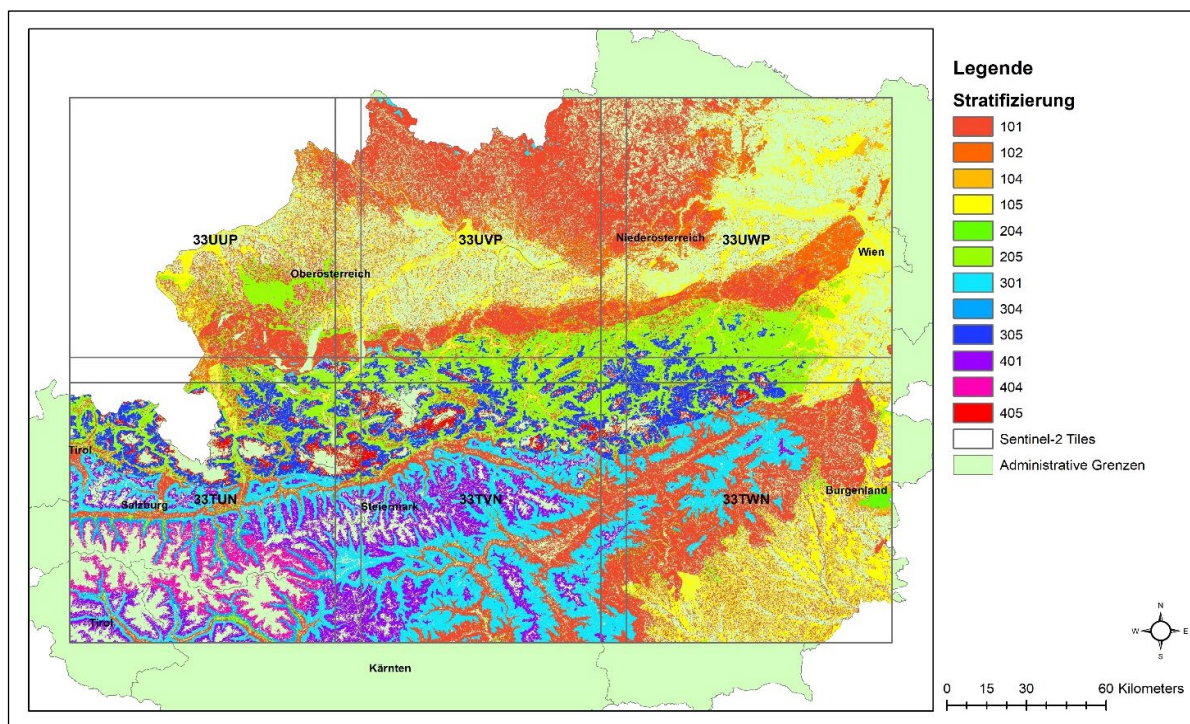


Abbildung 13: Stratifizierung anhand der Bodenreaktion und der Höhenlagen

2.7 Klassifizierung: Random Forest Modell

Es wurde ein geeigneter Modelltyp wie Random Forest (RF) nach Breiman (2001) zur Klassifizierung ausgewählt und der Datensatz in Trainings-, Validierungs- und Testdatensatz aufgeteilt. Das Modell wurde anschließend unter Verwendung des Trainingsdatensatzes trainiert.

Für jedes Stratum wurden die charakteristischen Wiesentypen identifiziert, die in diesem bestimmten Bereich vorkommen. Anschließend wurden Trainingsdaten aus diesem Stratum ausgewählt, um das Modell darauf zu trainieren, diese Wiesentypen zu erkennen. Diese Trainingsdaten wurden sorgfältig ausgewählt, um die Vielfalt der jeweiligen Wiesentypen innerhalb des Stratums angemessen abzubilden.

Parallel dazu wurden Validierungsdaten aus dem gleichen Stratum verwendet, um die Genauigkeit des trainierten Modells zu überprüfen. Dies ermöglichte eine unabhängige Bewertung der Fähigkeit des Modells, die verschiedenen Wiesentypen innerhalb des ausgewählten Stratums zu unterscheiden.

Die erzielten Ergebnisse der Klassifikation für jedes Stratum wurden abschließend miteinander kombiniert, um eine umfassende flächendeckende Karte zu erstellen. Diese Karte zeigt die Verteilung der verschiedenen Wiesentypen über das gesamte Untersuchungsgebiet.

Zum Schluss wurde die Klassifikation mit der Wiesenmaske verschnitten. Insgesamt ermöglicht dieser Ansatz eine genaue und detaillierte Klassifikation der Wiesentypen in den verschiedenen Strata des Untersuchungsgebiets.

Die Konfusionsmatrix in Abbildung 14 zeigt, dass Glatthafer-Fettwiesen häufig mit Halbtrockenrasen- und -weiden, Steppen- sowie Trockenrasen verwechselt werden. Eine bessere Trennung kann durch die Einbeziehung des Niederschlags erreicht werden, da Halbtrockenrasen- und -weiden, Steppenrasen sowie Trockenrasen vor allem in den niederschlagsärmeren Regionen Österreichs anzutreffen sind. Das bedeutet, sie kommen auch in höheren Lagen vor, insbesondere an sonnenexponierten steilen Hängen. An diesen steileren Hängen sind vor allem Bergweiden, Blaugrasrasen, Goldhafer-Bergwiesen und Kammgrasweiden anzutreffen. Die Genauigkeit des Intensivgrünlands lässt sich nicht bewerten, da die Flächen aus dem INVEKOS-Datensatz übernommen wurden. Eine reine Trennung allein durch die Höhenlage ist oft unzureichend, da sich einige Wiesentypen in höheren Lagen trotzdem charakteristischerweise eher in Tälern finden lassen, wie zum Beispiel die Kleinseggen, während andere an den Hängen verbreitet sind. Verwechslungen treten auch innerhalb feuchter Wiesentypen sowie auch zwischen feuchten und anderen Wiesentypen auf. Zu den nassen Wiesentypen gehören vor allem Kleinseggenried, Mädesüß-Hochstaudenfluren, Pfeifengras-Streuwiesen, Fuchsschwanz-Auenwiesen, Flutrasen, Stromtalwiesen und Großseggen-Sumpfwiesen. Der NDMI-Index soll helfen, Wiesentypen mit unterschiedlichem Feuchtigkeitsgehalt voneinander zu trennen.

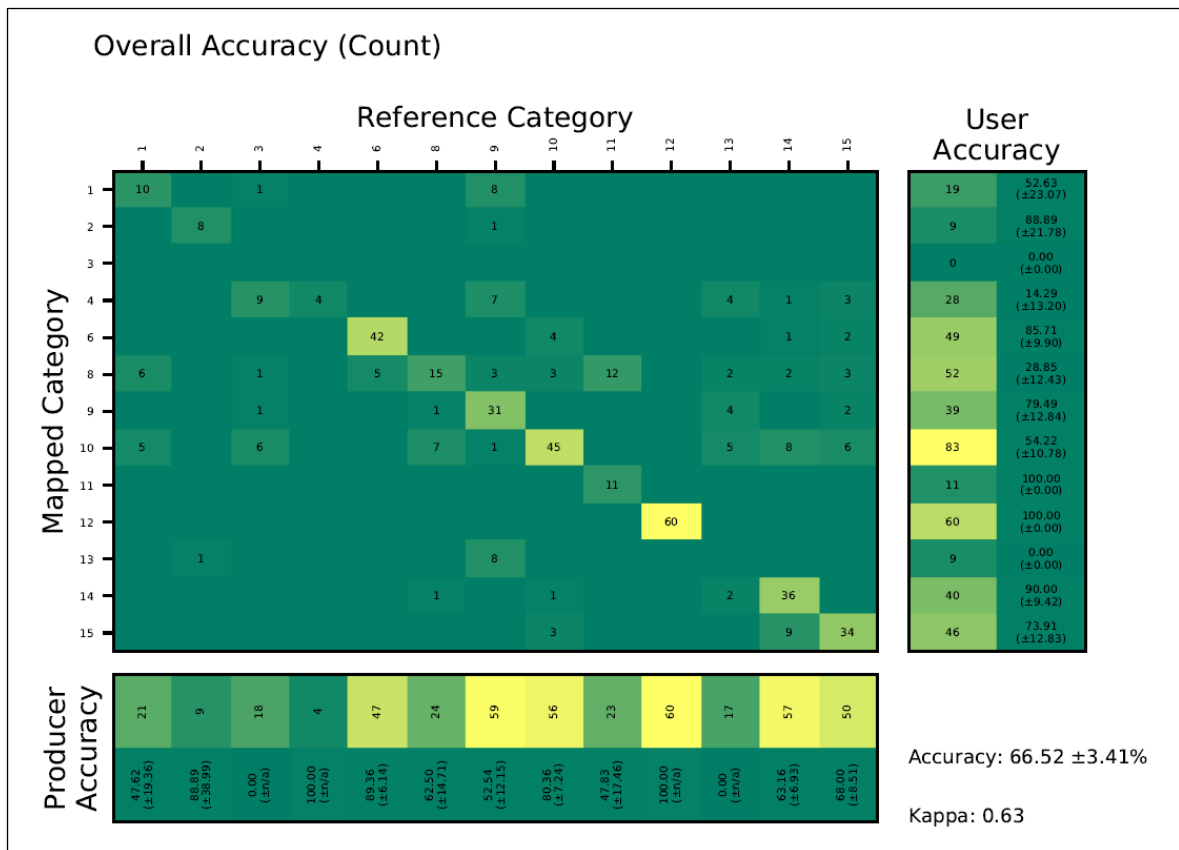


Abbildung 14: Konfusionsmatrix für die Klassifizierung der Wiesentypen mit Sentinel-2 Daten

2.8 Klassifizierung: Regelbasiertes Modell

Da viele der verfügbaren Datensätze, die hilfreiche zusätzliche Informationen liefern, wie beispielsweise der Geländetyp oder klimatische Daten, nicht in derselben Auflösung wie Sentinel-2 zur Verfügung stehen, sondern oft in einer größeren Auflösung aufweisen, wurde eine zusätzliche Segmentierung durchgeführt. Das Ziel dieser Segmentierung bestand darin, die entstandenen Segmente zu definieren und ihnen anschließend Werte aus den ergänzenden Daten zuzuweisen. Für die thematischen Daten innerhalb der Segmente wurde die Mehrheit und für kontinuierliche Daten der Mittelwert berechnet.

Diese Vorgehensweise ermöglichte es, die vorhandenen Datenressourcen bestmöglich zu nutzen, um zusätzliche Informationen für die Klassifikation zu gewinnen. Durch die Segmentierung und Zuweisung von Werten aus den ergänzenden Daten konnte trotz der Unterschiede in den Auflösungen der Datensätze eine genauere und detailliertere Klassifikation der Landschaftsmerkmale erreicht werden.

Die Regeln der Klassifikation wurden sowohl aus der vorhandenen Literatur als auch aus den Beobachtungen der Trainingsdaten abgeleitet. Bei der Ableitung dieser Regeln wurde jeder

Parameter anhand der Eigenschaften der verschiedenen Wiesentypen aus den Trainingsdaten analysiert und in Diagrammen visualisiert.

2.8.1 Segmentierung

Aufgrund der Verfügbarkeit von Datensätzen mit niedrigerer Auflösung, die nicht direkt in die Klassifikation einbezogen werden konnten, wurde eine Segmentierung durchgeführt. Diese Segmentierung ermöglichte die Berechnung von Durchschnittswerten aus diesen Datensätzen innerhalb der definierten Segmente.

Bei der Segmentierungsmethode "Mean Shift" nach Comaniciu and Meer (2002) wurden drei Bänder als Eingabe verwendet. Mit dieser Methode konnten die Segmente gebildet werden, die es ermöglichten, repräsentative Durchschnittswerte der niedriger auflösenden Datensätze für jeden Bereich der Landschaft zu erhalten.

Basierend auf den Erkenntnissen aus der Trennbarkeitsanalyse hat sich die Segmentierung auf die Verwendung folgender spektraler Bänder gestützt: Nahes Infrarot (NIR), "red edge" Band 2 (RE2) und Kurzwelliges Infrarot 1 (SWIR 1). Die Wahl dieser Bänder beruht auf einer ausgeprägten Trennbarkeit in den Bereichen Nahes Infrarot (NIR) und "red edge" (RE2). Dies ermöglicht eine präzise Differenzierung der betrachteten Flächen.

2.8.2 Regelwerk

Die Herleitung der Regeln erfolgte durch eine umfassende Untersuchung der spezifischen Merkmale der Wiesentypen in den Trainingsdaten. Dabei wurden sowohl quantitative als auch qualitative Aspekte berücksichtigt, um ein umfassendes Verständnis der Zusammenhänge zwischen den Parametern und den Wiesentypen zu gewinnen.

Die Visualisierung verschiedener Parameter erfolgte in Form von Diagrammen, welche die Zusammenhänge zwischen den Parametern und den charakteristischen Merkmalen der verschiedenen Wiesentypen veranschaulichten. Diese visuelle Darstellung ermöglichte eine bessere Einsicht in die komplexen Beziehungen und half, die Grundlage für die Klassifikationsentscheidungen zu schaffen.

Die in der Literatur gefundenen Erkenntnisse (siehe Kapitel Klassifizierung der Grünland-Lebensraumtypen) dienten als Grundlage für die Entwicklung dieser Regeln. Zusätzlich wurden die tatsächlichen Beobachtungen in den Trainingsdaten genutzt, um die Anwendbarkeit und Gültigkeit der abgeleiteten Regeln zu überprüfen und anzupassen.

Höhenmodell – Steigung

Abbildung 15 zeigt ein Höhenmodell in Bezug auf die Steigung des Geländes und die Verteilung verschiedener Wiesentypen. Die Steigung des Geländes wird in Grad gemessen. Die meisten Wiesentypen finden sich in Gebieten mit einer Steigung unter 20 Grad. Dies zeigt, dass diese Wiesentypen vorwiegend in flacheren oder sanft geneigten Gebieten anzutreffen sind. In diesen Bereichen dominieren die Wiesentypen, die sich an geringere Steigungen angepasst haben. Unter 5 Grad Steigung finden sich vor allem Flutrasen, Stromtalwiesen, Fuchsschwanz-Auenwiesen und Pfeifengras-Streuwiesen.

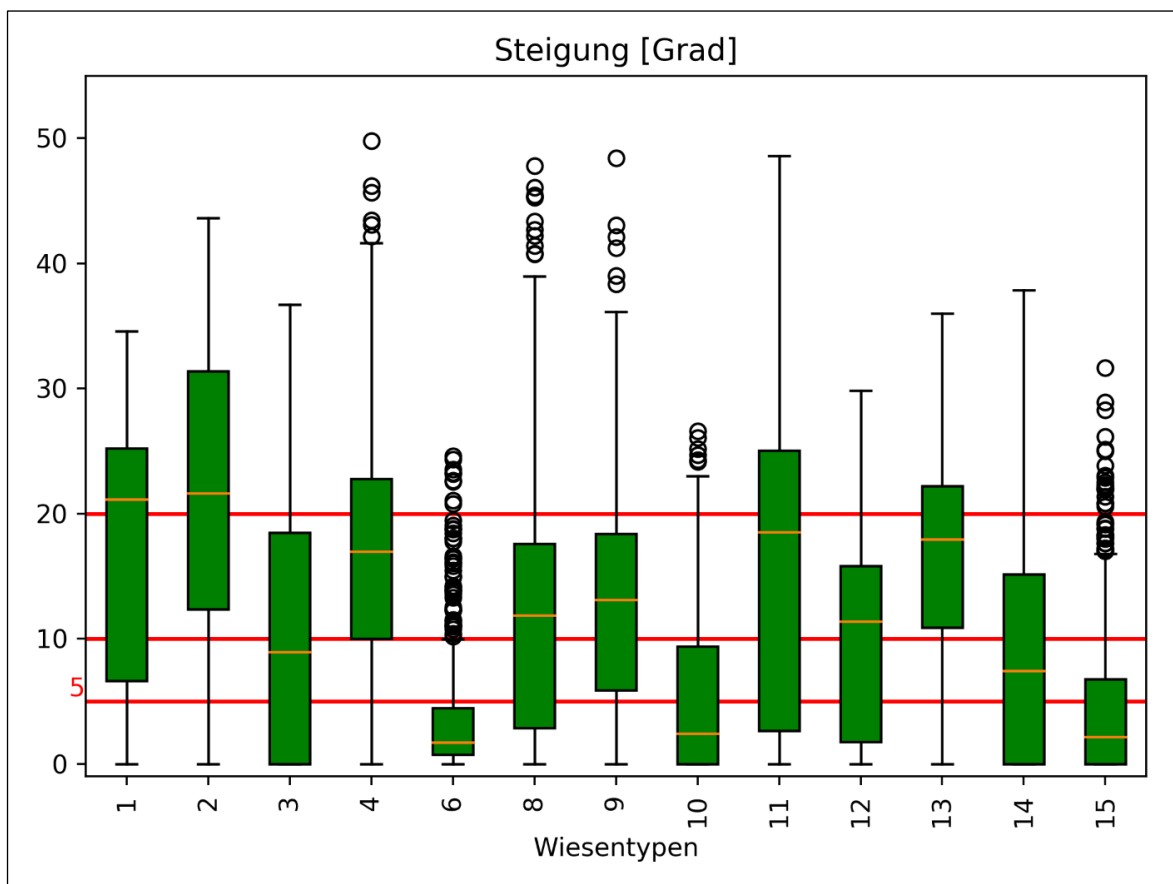


Abbildung 15: Steigung des Geländes für verschiedene Wiesentypen

Es ist zu beachten, dass in der Kategorie zwischen 10 und 20 Grad Steigung die meisten Wiesentypen vertreten sind. Im sehr steilen Gelände über 20 Grad kommen nur mehr Wiesentypen wie Bergweiden, Rotschwengel-Straußgras-Wiesen, Halbtrockenrasen- und weiden, Kammgrasweiden vor, was darauf hindeutet, dass sich diese speziellen Typen auf solches Gelände zurückziehen.

Insgesamt zeigt Abbildung 15, dass die Verteilung der Wiesentypen stark mit der Steigung des Geländes korreliert. Die meisten Wiesentypen sind in flacheren Gebieten zu finden, während nur wenige Typen in steileren Regionen vorkommen. Diese Interpretation unterstreicht die

enge Beziehung zwischen Geländeformen und der Verteilung von Pflanzengesellschaften. Es ist jedoch wichtig zu beachten, dass die Interpretation der Grafik auf den vorliegenden Informationen beruht und weitere Kontextinformationen berücksichtigt werden sollten, um eine umfassende Analyse durchzuführen.

Anzahl der Schnitte – INVEKOS

Abbildung 16 bietet Einblicke in die Verteilung verschiedener Wiesentypen in Bezug auf die Anzahl der Mahdereignisse. Die Mähgergebnisse sind in drei Kategorien unterteilt, nämlich "1 Schnitt", "2 Schnitte" und "Drei oder mehr Schnitte". Bedauerlicherweise sind keine Informationen über die Anzahl der Schnitte für Bergweiden verfügbar.

Für die Wiesentypen Großseggen Sumpfwiesen, Halbtrockenrasen, Kleinseggenried und Fuchsschwanz-Auenwiesen, Flutrasen, Stromtalwiesen zeigt die Grafik eine nahezu gleichmäßige Verteilung über die drei Kategorien hinweg. Dies deutet darauf hin, dass diese Wiesentypen keine eindeutige Tendenz haben, nach der man sie identifizieren könnte.

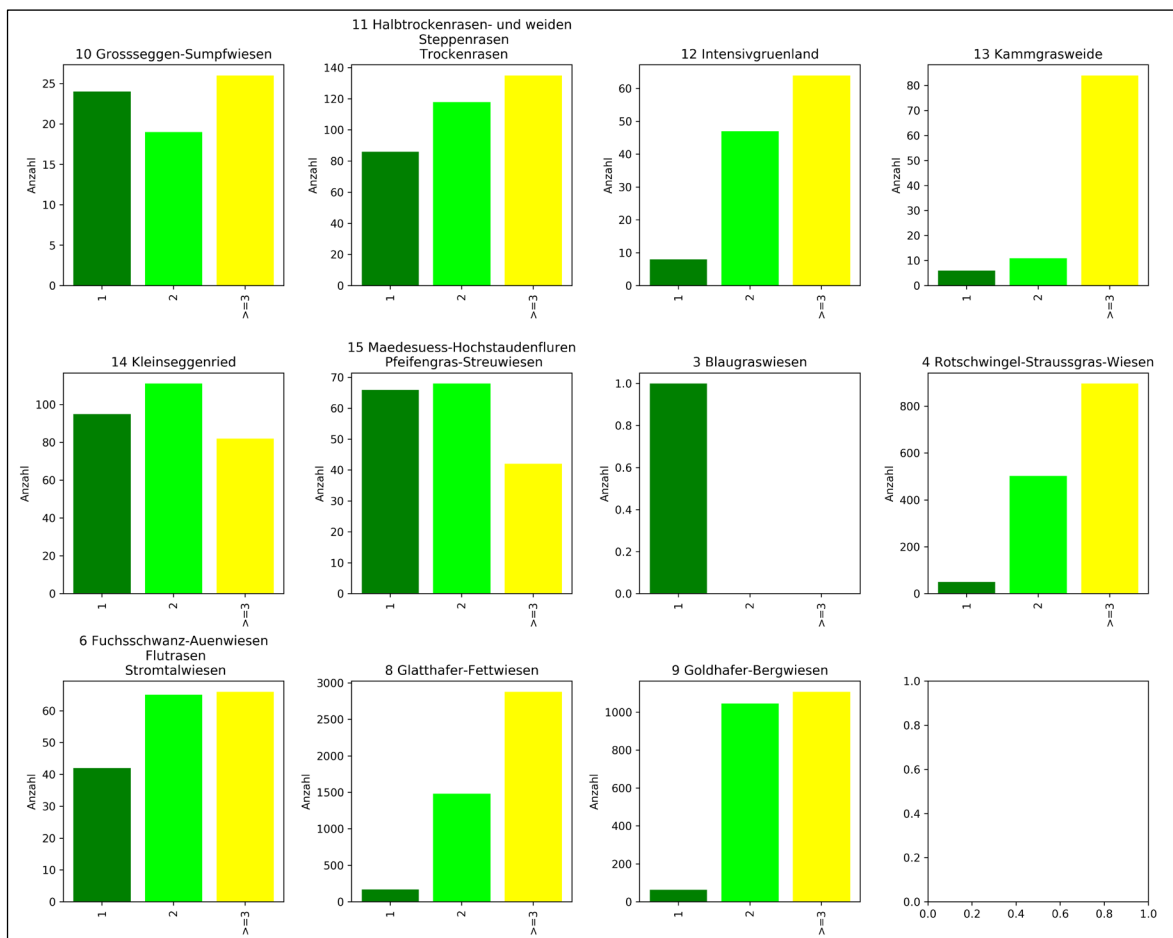


Abbildung 16: Verteilung der Wiesentypen innerhalb der INVEKOS-Mähwiesendifferenzierung

Eine klare Tendenz zu "Drei oder mehr Schnitten" ist bei den Wiesentypen Intensivgrünland, Kammgrasweide, Goldhafer Bergwiesen, Rotschwingel-Straußgras-Wiesen und Glatthafer Fettwiesen zu erkennen. Dies legt nahe, dass diese Wiesentypen tendenziell intensiver gemäht werden.

Hingegen weisen die Wiesentypen Mädesüß-Hochstaudenfluren, Pfeifengras-Streuwiesen und Blaugraswiesen eine geringere Anzahl von Schnitten auf, primär in den Kategorien "1 Schnitt" und "2 Schnitte". Dies zeigt, dass diese Wiesentypen mit seltener Mahd extensiv genutzt werden.

Diese Erkenntnisse decken sich auch mit dem, was in der Literatur zu den einzelnen Wiesentypen gefunden wurde. Die Grafik verdeutlicht die unterschiedlichen Muster und Intensitäten der Mahd in den verschiedenen Wiesentypen und gibt einen Einblick in die Wechselwirkungen zwischen landwirtschaftlicher Praxis und Pflanzenverteilung in den jeweiligen Habitaten.

Mittlerer Jahresniederschlag

Abbildung 17 präsentiert die Abhängigkeit zum mittlere Jahresniederschlag aus einer Klimanormalperiode, in diesem Fall für 1971 bis 2000. Auf der x-Achse sind verschiedene Wiesentypen aufgeführt. Insbesondere der Schwellenwert von unter bzw. zwischen 700 bis 800 mm Jahresniederschlag kann als räumliche Grenze für die Grünlandnutzung herangezogen werden (Bohner and Eder, 2006)

Ein interessanter Aspekt ist, dass Wiesentyp Halbtrockenrasen- und weiden, Steppenrasen, und Trockenrasen von denen laut Literatur erwartet wurden, dass die einen Jahresniederschlag von unter 750 mm aufweisen, in der Darstellung eine hohe Varianz in den Niederschlagswerten zeigen. Dies kann auf verschiedene Faktoren zurückzuführen sein, welche die Niederschlagsmuster in dieser speziellen Wiesentyp-Kategorie beeinflussen.

Bemerkenswert ist, dass die Wiesentypen Bergweiden, Glatthafer-Fettwiesen, Goldhafer-Bergwiesen, Intensivgrünland und Kammgrasweide alle Niederschlagswerte über 705 mm aufweisen. Diese Wiesentypen scheinen somit im betrachteten Zeitraum einen vergleichsweise höheren jährlichen Niederschlag zu verzeichnen. Dies könnte auf ökologische Bedingungen oder topografische Gegebenheiten in diesen Gebieten hinweisen, die zu einem erhöhten Niederschlagsaufkommen führen.

Die Grafik verdeutlicht somit die Variationen im jährlichen Niederschlag in verschiedenen Wiesentypen und die potenzielle Bedeutung dieser Niederschlagsunterschiede für die ökologische Dynamik dieser Gebiete.

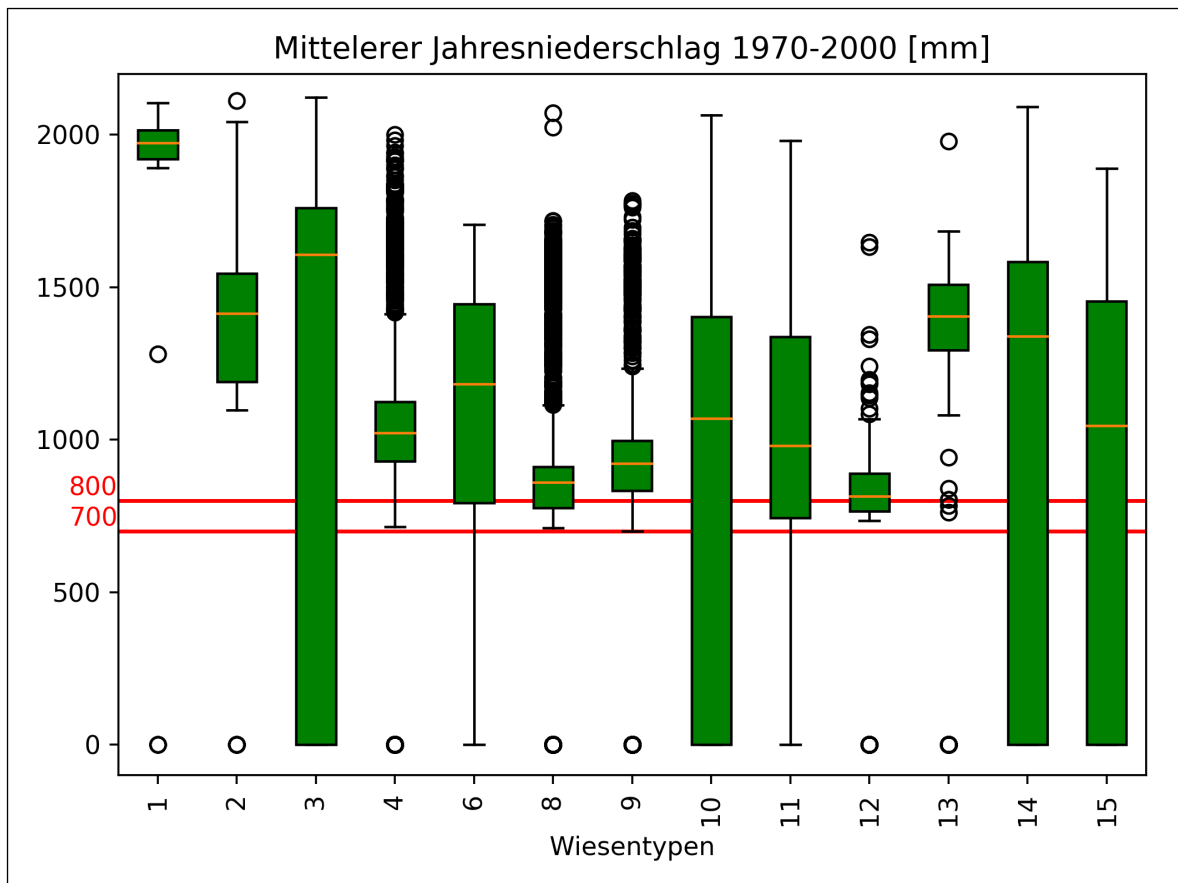


Abbildung 17: Mittlere Niederschlagswerte für verschiedene Wiesentypen

Bodenfeuchtigkeit – Moisture Index

Abbildung 18 stellt den Median des NDMI (Normalized Difference Moisture Index) für die Vegetationsperiode 2022 (April bis Oktober) in Bezug auf verschiedene Wiesentypen dar. Die Wiesentypen werden gemäß dem bereits beschriebenen Grünland-Lebensraumtypen sowie dem Wiesentypen-Schema (vgl. Abbildung 6) in drei Kategorien eingeteilt: "trocken", "feucht und frisch" sowie "nass". Basierend auf den aus der Literatur entnommenen Erwartungen wurde angenommen, dass Wiesentypen wie Halbtrockenrasen- und weiden, Steppenrasen, Trockenrasen in trockeneren Gebieten vorkommen würden.

Überraschenderweise zeigt Abbildung 18 jedoch eine erhebliche Streuung über alle Bereiche für diesen Wiesentyp. Ähnlich verhält es sich bei vermeintlich feuchteren Wiesentypen wie dem Typ Fuchsschwanz-Auenwiesen, Flutrasen, Stromtalwiesen, Großseggen-Sumpfwiesen, Kleinseggenried und Mädesüß-Hochstaudenfluren, Pfeifengras-Streuwiesen, bei denen ebenfalls eine beachtliche Varianz über sämtliche Bereiche zu beobachten ist anstelle einer klaren Tendenz zu NDMI Werten unter 0.2.

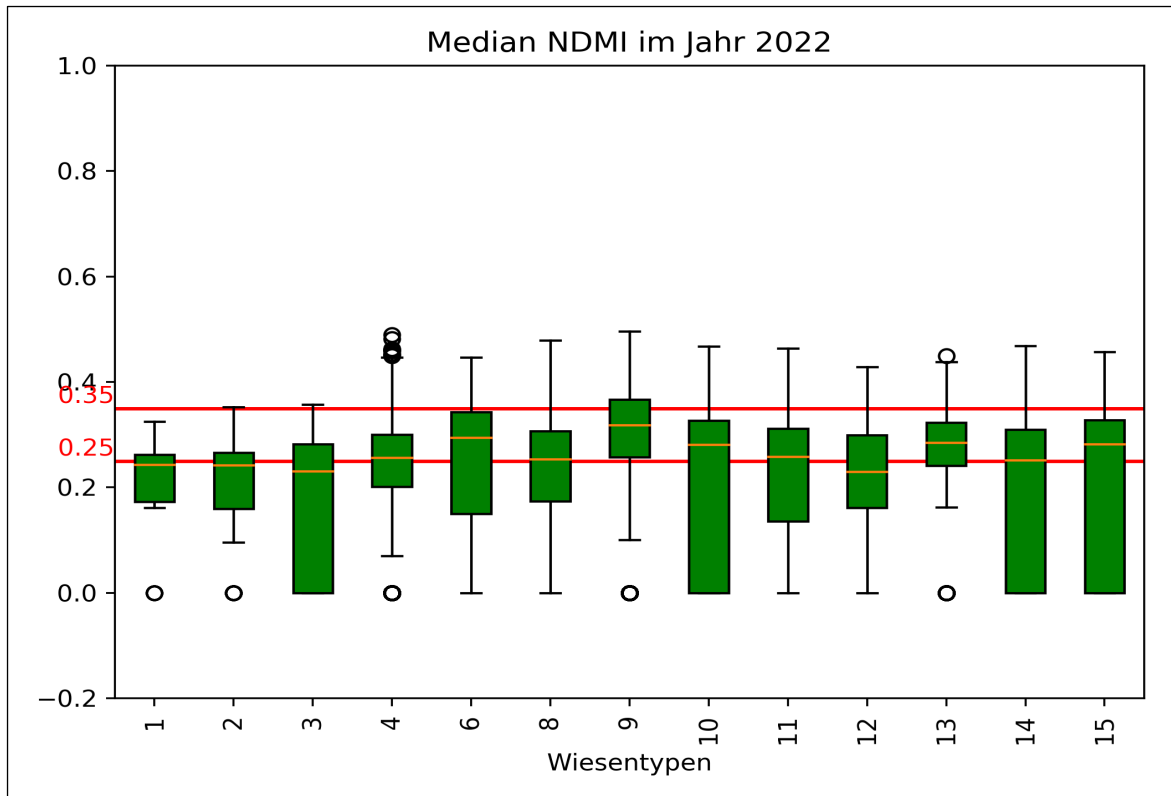


Abbildung 18: Median NDMI Werte für verschiedene Wiesentypen

Der Normalized Difference Moisture Index (NDMI) eignet sich grundsätzlich zur Unterscheidung zwischen feuchten und trockenen Gebieten oder Flächen. Der Index nutzt die Unterschiede in der Reflexion von Oberflächen im Nahen Infrarot (NIR) und im Kurzwelligen Infrarot (SWIR) Bereich des elektromagnetischen Spektrums, um Feuchtigkeitsverhältnisse in einem bestimmten Gebiet zu bewerten. Ein höherer NDMI-Wert deutet normalerweise auf feuchtere Bedingungen hin, während ein niedrigerer Wert auf trockenere Bedingungen hinweist (Löw and Schmidlein, 2007).

Die Anwendung des NDMI zur Trennung von feuchten und trockenen Wiesentypen kann jedoch noch von zusätzlichen Faktoren abhängen, wie zum Beispiel verschiedene Boden- und Vegetationsmerkmale. Einige Pflanzenarten können bestimmte NDMI-Werte aufweisen, die nicht unbedingt mit ihrer Feuchtigkeitsanfälligkeit korrelieren. Bei der Interpretation des NDMI ist es wichtig, aussagekräftige Referenzdaten zu verwenden, um die tatsächlichen Feuchtigkeitsverhältnisse zu bestätigen. In einigen Fällen könnten abweichende Faktoren zu unerwarteten Ergebnissen führen. Ebenfalls können regionale oder lokale Unterschiede in den Niederschlagsmustern, Bodentypen und Geländemerkmale die Beziehung zwischen NDMI-Werten und Feuchtigkeitsverhältnissen verkomplizieren.

Leider konnten in den Trainingsdaten des gesamten Testgebietes keine eindeutigen Muster bezüglich des Feuchtigkeitszustands der Wiesentypen ermittelt werden. Daher wurde be-

geschlossen, die Wiesentypen und den NDMI separat für jedes einzelne Stratum erneut zu untersuchen. Hierbei wurden sinnvolle Schwellenwerte festgelegt, um die Beziehung zwischen den Wiesentypen und dem NDMI genauer zu beleuchten.

Diese detaillierte Analyse ermöglicht es, die Komplexität der Wechselwirkungen zwischen Wiesentypen und Feuchtigkeitsindizes besser zu verstehen. Indem die Wiesentypen und der NDMI in einzelnen Abschnitten getrennt betrachtet wurden, konnten Nuancen erfasst werden, die in den übergeordneten Kategorien nicht deutlich wurden. Dieses Vorgehen trägt dazu bei, genauere Schlussfolgerungen über die Feuchtigkeitsverhältnisse in den verschiedenen Wiesentypen zu ziehen und potenzielle Einflussfaktoren zu berücksichtigen, die möglicherweise zu den beobachteten Variationen beitragen.

Berg-Tal-Layer

Die Verteilung der Wiesentypen in Berg- und Talregionen zeigt interessante Muster auf (vgl. Abbildung 19). Die Wiesentypen Bergweiden, Großseggen und Blaugraswiesen sind typischerweise in Berggebieten anzutreffen, während Großseggen-Sumpfwiesen, Halbtrockenrasen- und weiden, Steppenrasen, Trockenrasen, Intensivgrünland, Mädesüß-Hochstaudenfluren, Pfeifengras-Streuwiesen, Fuchsschwanz-Auenwiesen, Flutrasen, Stromtalwiesen und Glatthafer-Fettwiesen eher in Talregionen vorkommen.

Die Wiesentypen Bodensaure Wiesen der mittleren und höheren Lagen könnten sowohl in Berg- als auch in Talregionen auftreten, da ihre Vorkommen von den örtlichen Bedingungen abhängen können. Für Goldhafer-Bergwiesen wird erwartet, dass sie hauptsächlich im Bergbereich oder zumindest am Rand des Talbereichs anzutreffen sind, was auf die besonderen Boden- und Klimabedingungen in diesen Höhenlagen hinweist. Bei Großseggen-Sumpfwiesen ist eine Besonderheit zu beachten: Obwohl der sumpfige Charakter normalerweise mit dem Talboden in Verbindung gebracht wird, können Großseggen in gewissen Fällen auch in Bergregionen vorkommen. Hier könnte eine Umbenennung in Großseggenwiesen angebracht sein, um die geografische Unabhängigkeit des Vorkommens zu verdeutlichen.

Die Kammgrasweide weist ähnlich wie Goldhafer-Bergwiesen eine Tendenz auf, sie vor allem in Bergregionen oder zumindest am Rand des Talbereichs anzutreffen. Kleinseggenried ist in sowohl in Berg und Tal anzutreffen, da es eine vielseitige Anpassungsfähigkeit aufweist.

Diese Analyse verdeutlicht, dass die topografischen Gegebenheiten die Verbreitung bestimmter Wiesentypen beeinflussen. Die Kombination von Höhenlage und Geländeform spielt eine entscheidende Rolle für die ökologische Nische, die bestimmte Pflanzengemeinschaften besetzen.

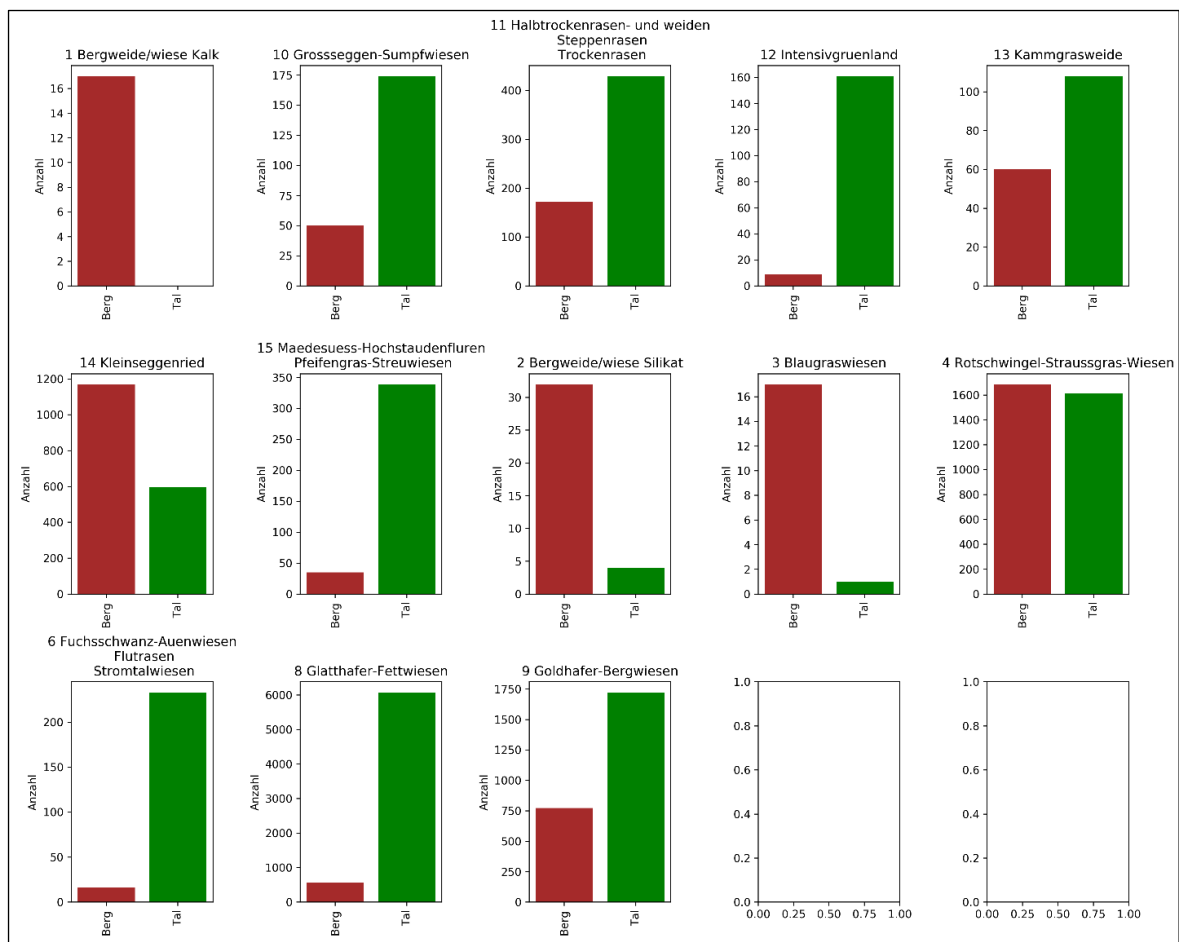


Abbildung 19: Wiesentypenverteilung innerhalb des Berg-Tal-Layers

Regeln

Insgesamt bildeten die aus Literatur und Trainingsdaten abgeleiteten Regeln eine solide Basis für die Verbesserung der Klassifikation der Wiesentypen und trugen zur Genauigkeit und Zuverlässigkeit des Modells bei.

Es ist jedoch sinnvoll, bei der Interpretation dieser Ergebnisse auch andere Faktoren wie Bodenbeschaffenheit, Geländekontext und mögliche Veränderungen im Klima zu berücksichtigen, um eine umfassende Analyse durchzuführen.

Tabelle 4: Regelwerk

Code	Wiesentyp	Nieder-schlag	NDMI	Berg-Tal	Schnitte	Steigung
1	Bergweide/Wiese Kalk	> 750	> 0.15	Berg	1-2	
2	Bergweide/Wiese Silikat	> 750	> 0.15	Berg	1-2	
3	Blaugraswiesen		< 0.35	Berg	1-2	

4	Rotschwengel-Straußgras-Wiesen, Bodensaure Wiesen der mittleren und höheren Lagen	> 750	> 0.25 and < 0.35	Berg/Tal	1-2	< 20
6	Fuchsschwanz-Auenwiesen, Flutrasen, Stromtalwiesen		< 0.25	Tal	1-2	< 10
8	Glatthafer-Fettwiesen	> 750	> 0.25 and < 0.35	Tal	2-3	< 20
9	Goldhafer-Bergwiesen	> 750	> 0.25 and < 0.35	Berg/Tal	2-3	< 20
10	Großseggen-Sumpfwiesen		< 0.25	Berg/Tal	1-2	< 10
11	Halbtrockenrasen- und weiden, Steppenrasen, Trockenrasen	< 750	> 0.35	Berg/Tal	1-2	> 20 in höheren Lagen
12	Intensivgrünland				>= 3	
13	Kammgrasweide	> 750	> 0.35	Berg/Tal	2-3	
14	Kleinseggenried		< 0.25	Berg/Tal	1-2	< 10
15	Mädesüß-Hochstaudenfluren, Pfeifengras-Streuwiesen		< 0.25	Tal	1-2	< 10

2.9 Validierung

Im Validierungsprozess wurden zufällig Referenzpunkte aus den bereinigten Datensätzen entnommen (vgl. Abbildung 20), wobei eine Methode der Stratifikation angewandt wurde. Diese Vorgehensweise gewährleistete, dass jeder Wiesentyp in jeder Kategorie repräsentiert war. Die ausgewählten Punkte wurden aus dem Trainingsdatensatz ausgeschlossen und für den Validierungsprozess zurückbehalten. Mithilfe dieser ausgewählten Punkte wurden im Rahmen der Validierung Konfusionsmatrizen erstellt.

Bei der Durchführung der Validierung wurde ein Ansatz verfolgt, der sowohl auf Unabhängigkeit als auch Plausibilität basierte. Dies bedeutet, dass die Validierung zuerst blind durchgeführt wurde, das Kartenprodukt wurde direkt mit den Referenzdaten verglichen.

In einem zweiten Schritt wurde eine Plausibilitätsprüfung für Punkte vorgenommen bei denen das Kartenprodukt von der Referenz abweicht. Hierbei wird bewertet ob sich um einen Fehler in dem Kartenprodukt oder in der Referenz handelt, sowie auch die Möglichkeit, dass beide plausibel sind um sicherstellen, dass die Ergebnisse in einen sinnvollen ökologischen Kontext passen.

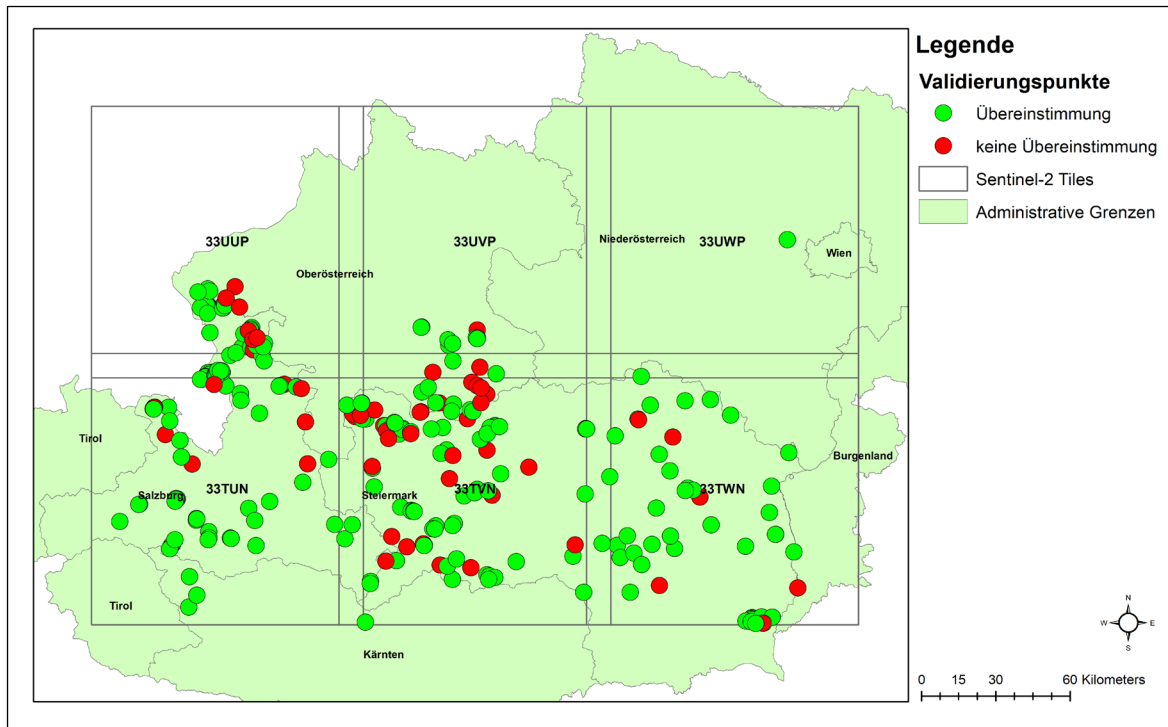


Abbildung 20: Verteilung der Validierungspunkte

3 Ergebnisse

3.1.1 Ergebnisse der Blind Validierung

Die Ergebnisse in Abbildung 21 verdeutlichen, dass in einigen Klassen bereits eine hohe Genauigkeit sowohl in der Erkennung (Producer Accuracy) als auch in der Zuordnung (User Accuracy) erreicht wurde. Dennoch ist zu berücksichtigen, dass bei bestimmten Klassen, wie beispielsweise den Bergweiden, aufgrund einer unzureichenden Anzahl von Referenzpunkten die Ergebnisse nicht repräsentativ sind.

Die Klasse 12, Intensivgrünland, weist eine Genauigkeit von 100 % auf, was darauf zurückzuführen ist, dass die verwendeten Samples aus den INVEKOS-Daten stammen und diese Flächen bereits in die Klassifikation mit hineingeschnitten wurden. Aus diesem Grund ist das Ergebnis dieser Klasse nicht zu bewerten.

In Bezug auf Verwechslungen tritt vor allem bei den Glatthafer-Fettwiesen eine erhöhte Unsicherheit auf, da sie häufig mit verschiedenen anderen Wiesentypen verwechselt werden. Ein weiteres auffälliges Muster ist eine übermäßige Zuordnung von feuchten Wiesentypen. Dies resultiert hauptsächlich aus der Tatsache, dass Mischpixel, in denen die spektrale Signatur von Wiesen mit Straßen, Gebäuden oder Waldrändern vermischt ist, vom Klassifikator tendenziell als feuchte Wiesentypen eingestuft wurden.

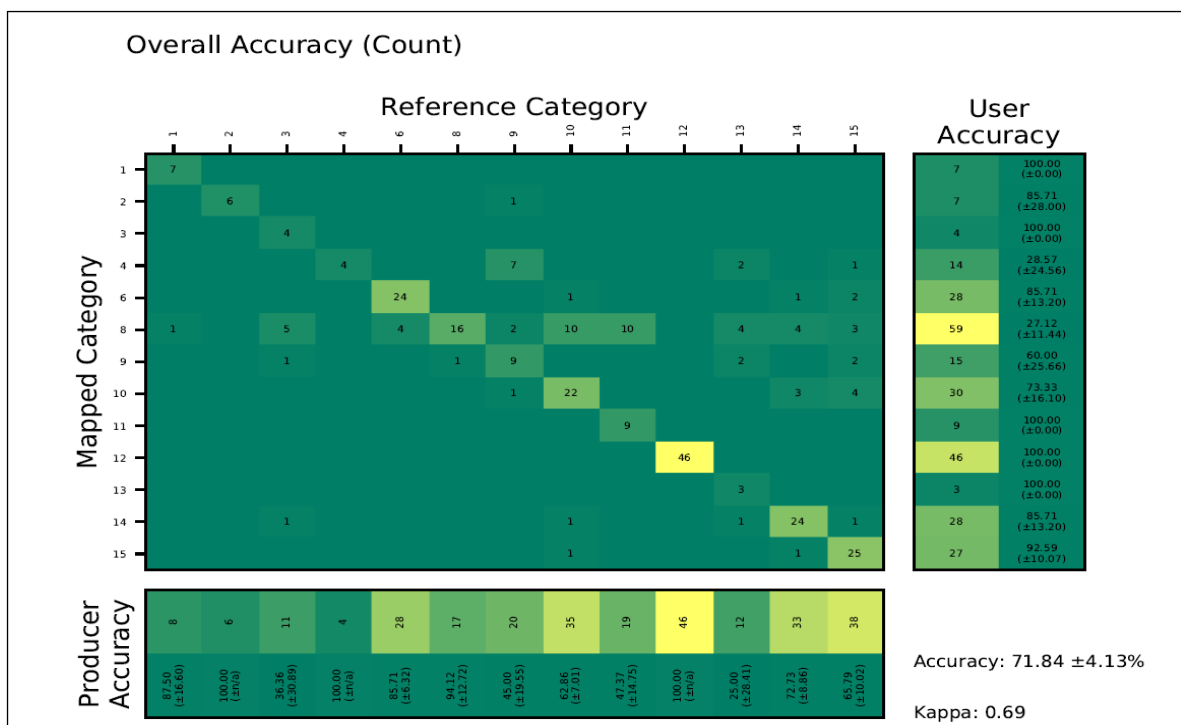


Abbildung 21: Konfusionsmatrix

Details und Zusammenhänge zu diesen Ergebnissen sind in Abbildung 22 veranschaulicht. Es ist wesentlich, diese Erkenntnisse kritisch zu prüfen und weiter zu untersuchen, um die Genauigkeit der Klassifikation zu optimieren und die spezifischen Herausforderungen in der Unterscheidung der Wiesentypen zu adressieren.

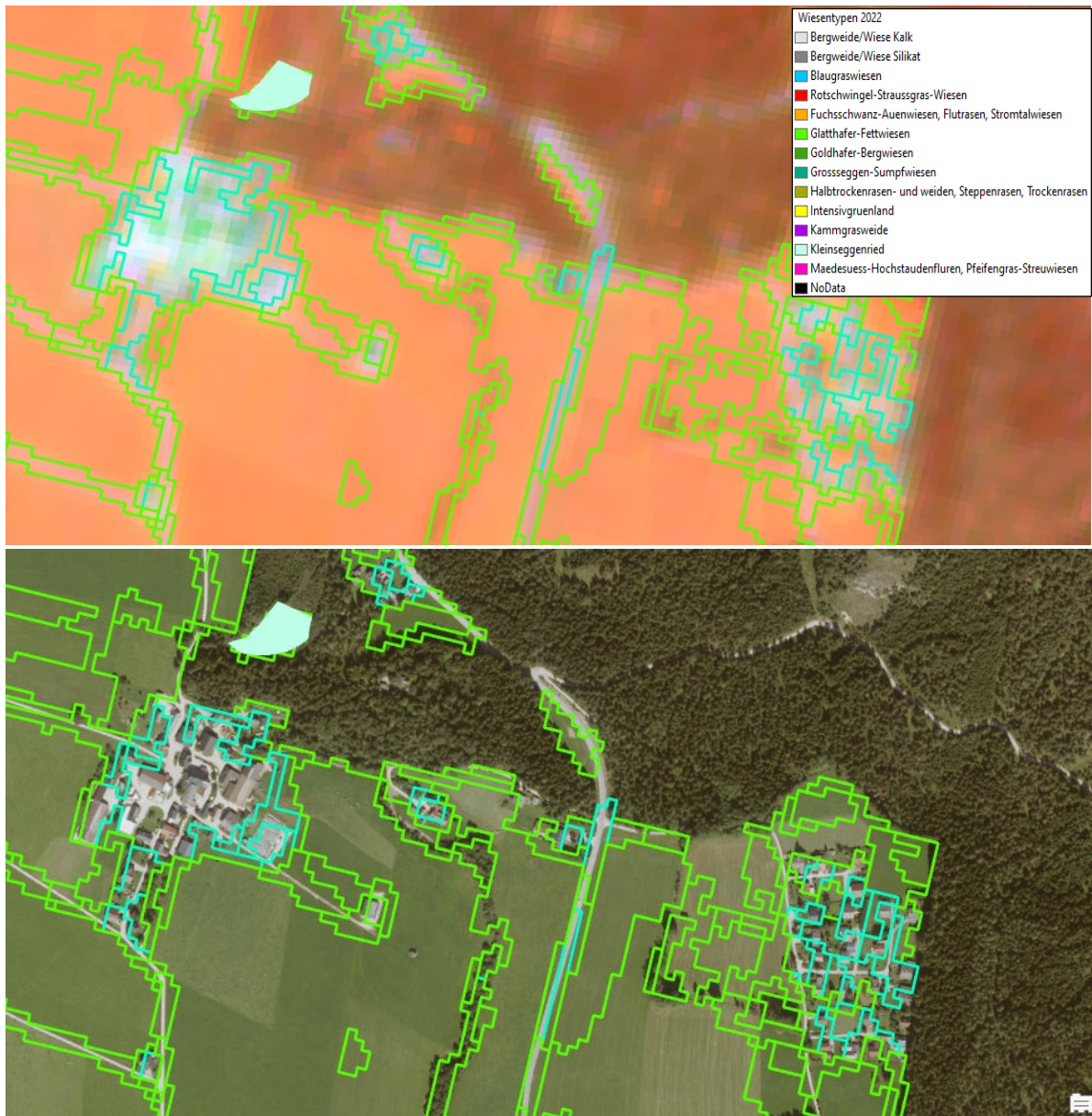


Abbildung 22: Vergleich der Klassifikation über einem Orthofoto oder Satellitenbild. Mischpixel an der Grenze zu anderen Landbedeckungstypen wie Siedlung, Straßen und Wald werden als Feuchtgebiete falsch klassifiziert. 13°52,1900949'E 47°27,3303655'N.

3.1.2 Plausibilitätsprüfung

Die Durchführung einer Plausibilitätsprüfung ergänzend zur Blindauswertung in der Validierung dient dazu, die Qualität und Zuverlässigkeit der Ergebnisse weiter zu erhöhen. Während

die Blindauswertung sicherstellt, dass die Validierung unvoreingenommen erfolgt und die Ergebnisse objektiv bewertet werden, zielt die Plausibilitätsanalyse darauf ab, die Übereinstimmung der Ergebnisse mit bekannten ökologischen, geografischen oder praktischen Zusammenhängen zu überprüfen und Fehler in den Referenzdaten auszufiltern. Folgende Punkte wurden im Rahmen der Plausibilitätsanalyse berücksichtigt:

- Die Plausibilität ist gegeben, wenn ein Punkt sich direkt am Rand zwischen zwei Wiesentypen befindet (siehe Abbildung 23).
- Ebenso ist die Plausibilität gegeben, wenn im Referenzdatensatz für eine einzelne Fläche zwei verschiedene Wiesentypen angegeben wurden (siehe Abbildung 24).
- Wenn ein Wiesentyp im Referenzdatensatz verzeichnet ist, der eigentlich nicht in dem definierten Stratum vorkommen sollte (z. B. Blaugraswiesen im Stratum 305), wird die Klassifikation ebenfalls als plausibel betrachtet.
- Zudem wird die Plausibilität in Frage gestellt, wenn das Referenzjahr der Daten länger zurückliegt (z. B. 1993), da sich die Landbedeckung und Landnutzung im Laufe der Zeit verändert haben kann.

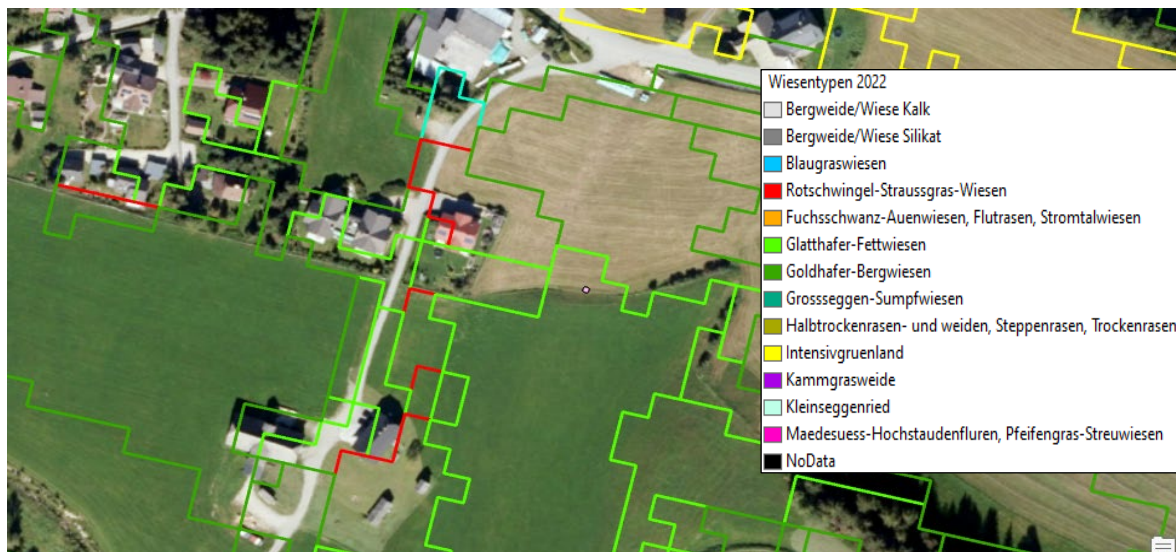


Abbildung 23: Validierungspunkt an der Grenze zweier Wiesentypen. 13°57,6330334'E 47°10,9004316'N

Durch den Plausibilitätscheck haben sich die Ergebnisse deutlich verbessert (siehe Abbildung 25). Für die Mehrheit der Klassen konnten hohe Genauigkeiten erzielt werden. Dennoch bestehen weiterhin Probleme in Bezug auf die Überklassifizierung von Feuchtgebieten aufgrund von Mischpixeln. Ein weiterer Herausforderungspunkt liegt in der Verwechslung zwischen Kammgrasweide und Goldhafer-Bergwiesen. Diese beiden Wiesentypen weisen sowohl ähnliche spektrale als auch ökologische Eigenschaften auf. Beide kommen in vergleichbaren Höhenlagen in Bergregionen vor und werden etwa zwei- bis dreimal pro Jahr geschnitten.



Abbildung 24: Beispiel zwei verschiedener Wiesentypen im Referenzdatensatz aufgrund von zeitlichen Unterschieden

Ebenfalls zeigen sich Verwechslungen zwischen den feuchten Wiesentypen, wie beispielsweise Mädesüß-Hochstaudenfluren, Pfeifengras-Streuwiesen, Kleinseggenried, Großsegge-Sumpfwiesen und Fuchsschwanz-Auenwiesen, Flutrasen, Stromtalwiesen. Diese Wiesentypen werden häufig miteinander verwechselt, da sie ähnliche spektrale und ökologische Eigenschaften aufweisen und in den gleichen Regionen vorkommen.

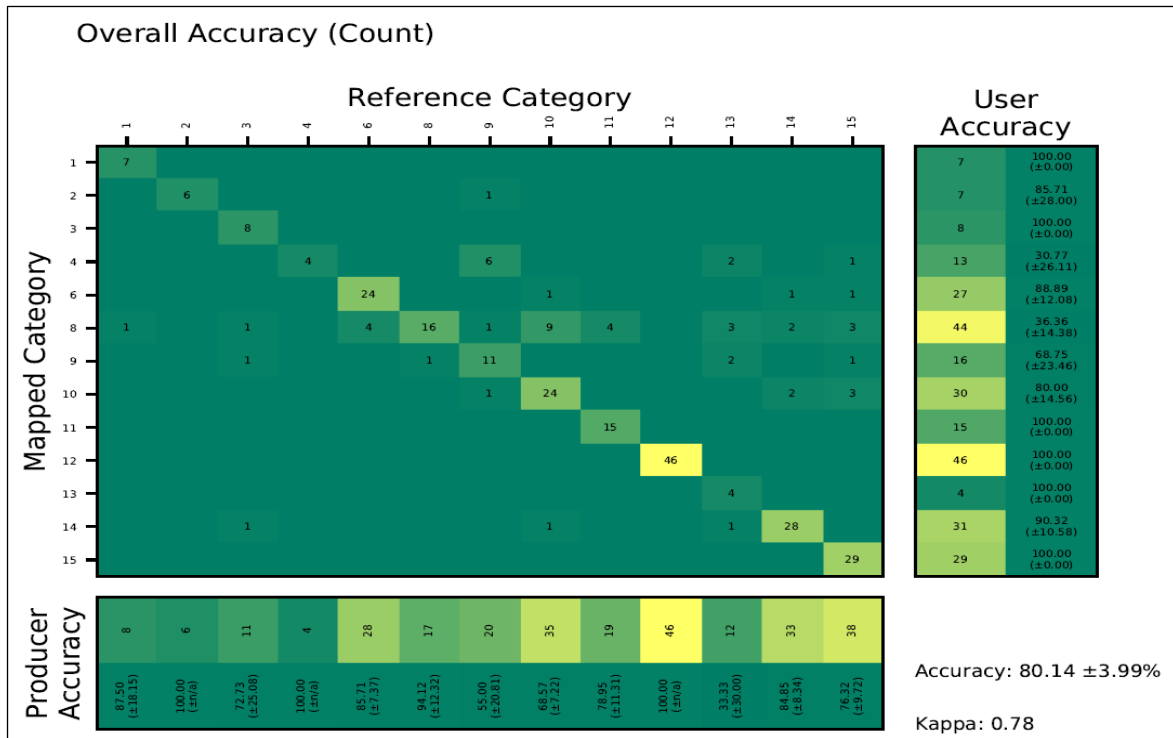


Abbildung 25: Konfusionsmatrix nach der Plausibilitätsanalyse

Zusätzlich dazu wurden die Wiesentypen anhand des Grünland-Lebensraumtyp-Schemas in vier Feuchtegehaltskategorien eingeteilt, um zu überprüfen, wie gut die Ergebnisse innerhalb dieser Kategorien differenziert werden können. Die Ergebnisse in Abbildung 26 zeigen, dass diese vier Feuchtegehaltskategorien mit einer beachtlichen Genauigkeit von 86 % voneinander abgegrenzt werden können. Die meisten Kategorien weisen eine hohe Präzision auf. Allerdings treten Verwechslungen insbesondere zwischen feuchten und nassen Wiesen auf. Dies geschieht hauptsächlich aufgrund der Verwirrung zwischen den Glatthafer-Fettwiesen und den Großseggen-Sumpfwiesen.

Eine zusätzliche durchgeführte Analyse bezieht sich auf die Bewirtschaftungsintensität der Wiesentypen (vgl. Abbildung 27). Auch in diesem Fall wurden die Wiesentypen nach dem Schema der Grünland-Lebensraumtypen in drei Gruppen zur Bewirtschaftungsintensität eingeteilt. Ziel war es, zu ermitteln, wie gut sich die Wiesentypen hinsichtlich dieses Parameters unterscheiden lassen. Hierbei konnte eine Genauigkeit von 87 % erreicht werden.

Die Klasse 3 besteht ausschließlich aus Intensivgrünlandflächen aus dem INVEKOS-Datensatz, weshalb hier eine Genauigkeit von 100 % erreicht wird. Diese Klasse kann daher nicht weiter bewertet werden. Besonders deutliche Verwechslungen zeigen sich zwischen semi-extensiven und extensiven Wiesen. Dies ist vor allem auf die Verwirrung der Klasse 8 (Glatthafer-Fettwiese) mit anderen extensiven Wiesentypen zurückzuführen. Trotz dieser Herausforderungen konnten insgesamt 87 % der Wiesentypen korrekt in Bezug auf ihre Bewirtschaftungsintensität klassifiziert werden.

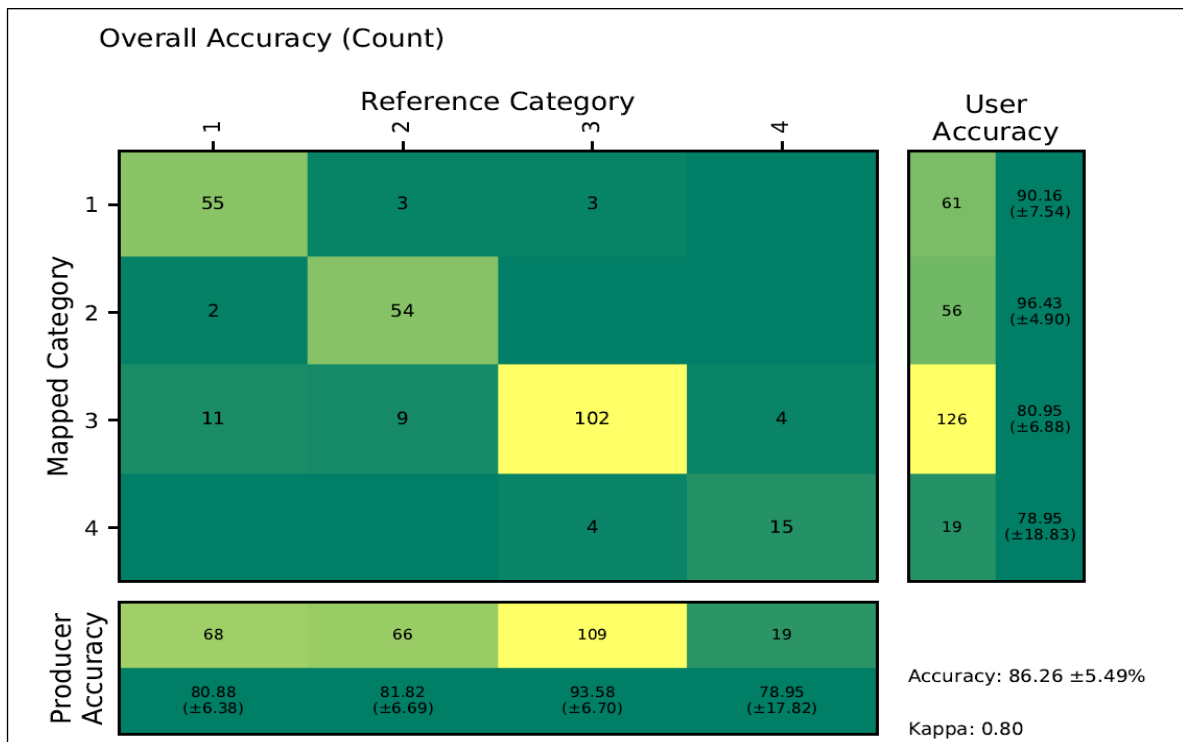


Abbildung 26: Einteilung der Klassen nach Feuchtegehalt. 1 = nass; 2 = feucht; 3 = frisch; 4 = trocken

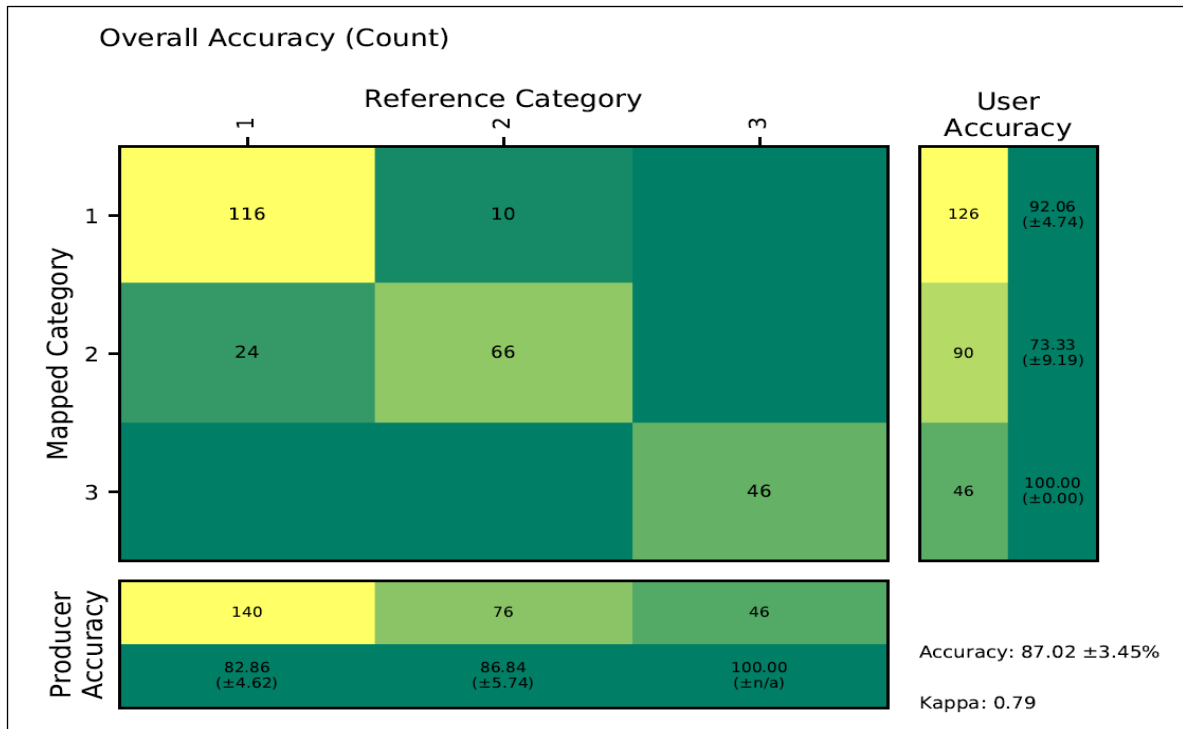
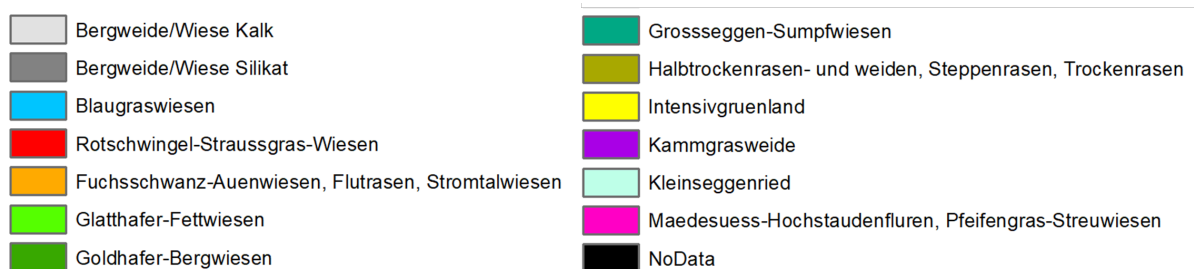


Abbildung 27: Einteilung nach Bewirtschaftungsintensität. 1 = extensiv; 2 = semi-extensiv; 3 = intensiv

3.1.3 Ergebnisse der Klassifizierung

Die Validierung des Random Forest-Modells ergab eine Gesamtgenauigkeit von 66 %. Dabei wurden jedoch deutliche Schwächen bei der Differenzierung bestimmter Wiesentypen aufgezeigt. Durch die Implementierung eines präzisen definierten Regelwerks konnte die Klassifikationsgenauigkeit maßgeblich verbessert werden.

Es wurde eine detailliertere flächendeckende Wiesentypenklassifizierung auf verschiedenen Grünlandflächen durchgeführt werden, welche die räumliche Verteilung von Wiesentypen im Maßstab 1:50000 darstellen. Das entwickelte Modell erreichte eine Gesamtgenauigkeit von 80.14 % (Overall Accuracy) bei der Klassifizierung von Wiesentypen. Die Karte wird im Format eines 8-Bit-GeoTIFFs geliefert. Die verschiedenen Wiesentypen sind durch Ganzzahlwerte codiert, deren Legende eine Zuordnung der Werte zu den jeweiligen Wiesentypen erlaubt. Sie befindet sich wie hier dargestellt als Colormap bzw. ArcGIS-Layer bei den GeoTIFF-Daten:



Die vorliegende Karte (Abbildung 28) zeigt die Verteilung der verschiedenen Wiesentypen in sechs Sentinel-2 Kacheln, welche die Regionen mit Referenzdaten dazu gehören die Steiermark, Salzburg und Oberösterreich Großteils abdecken. Diese Aufteilung wurde basierend auf der Verfügbarkeit von Referenzdaten vorgenommen.

In der Karte wird die räumliche Verteilung der verschiedenen Wiesentypen in diesen Gebieten dargestellt. Hinsichtlich der Flächenverteilung ist zu erkennen, dass die Wiesentypen Intensivgrünland, Glatthafer-Fettwiesen und Bergweiden den größten Anteil ausmachen. Auf der anderen Seite sind die Wiesentypen Trockenrasen, Fuchsschwanz Auenwiesen und Blaugraswiesen flächenmäßig weniger präsent. Besonders im Flachland sind vor allem Intensivgrünland und Glatthafer-Fettwiesen dominant, wobei letztere auch in höheren Lagen vorkommen können. In den Hochgebirgsregionen hingegen dominieren vor allem die Wiesentypen Bergweiden, Kammgrasweiden und Blaugraswiesen.

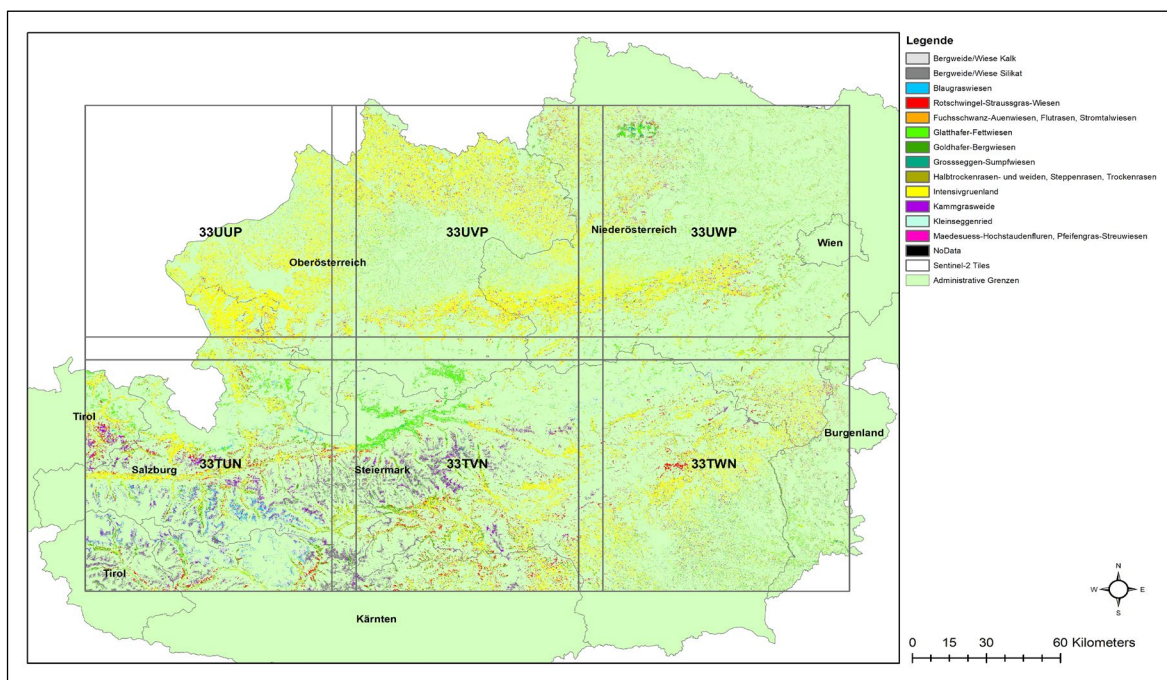


Abbildung 28: Übersicht über das erstellte Kartenprodukt

Die Karte bietet den Vorteil einer einheitlichen Darstellung über die Grenzen der Bundesländer hinweg. Dies ermöglicht eine übersichtliche Visualisierung der räumlichen Verteilung der Wiesentypen und deren Veränderungen in den abgedeckten Gebieten.

Die Ergebnisse des Projektes MeadowTypes werden als Original-Datensatz im Format GeoTIFF mit den Legendendateien auf <https://nxc.joanneum.at/index.php/s/giSPfiAmzkDLrFX> (Passwort: Wiesen2022) bis März 2024 als Download angeboten.

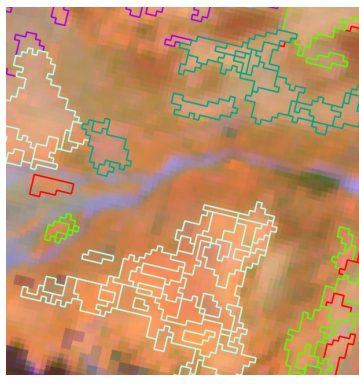
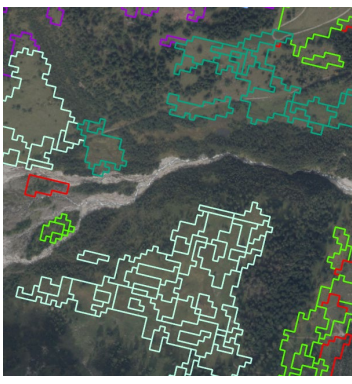
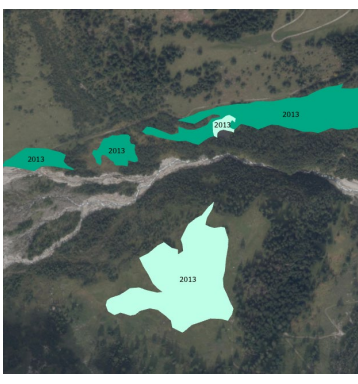
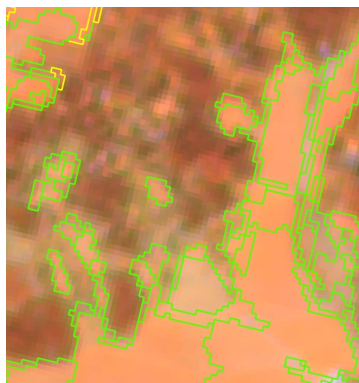
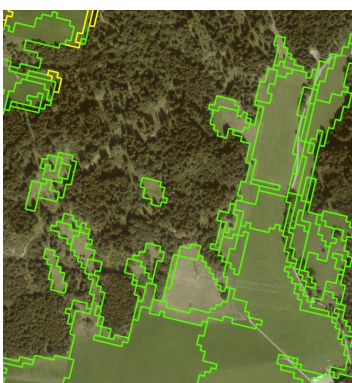

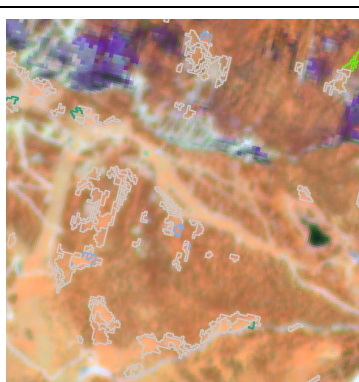
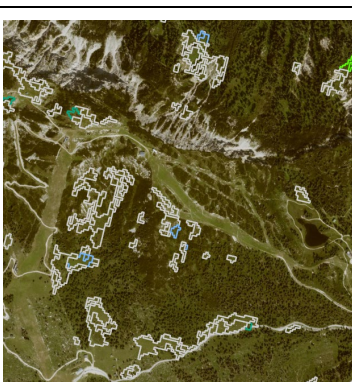
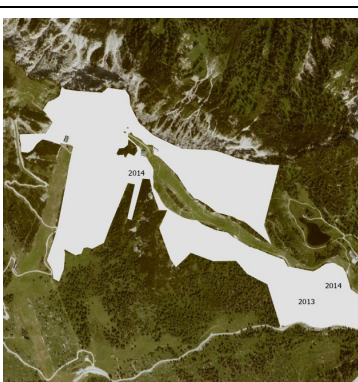
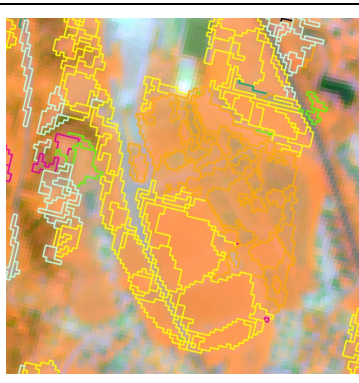

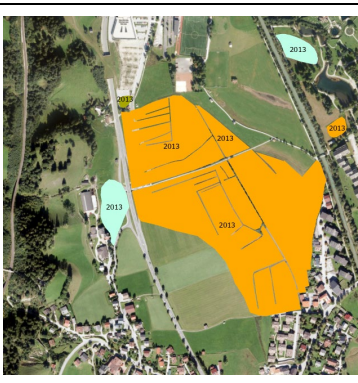
Klassifikation über Sentinel-2 Median Bild (R: ROT, G: NIR, B:MIR1)	Klassifikation über ArcGIS Basemap	Referenzgebiete über ArcGIS Basemap	
			12°46,8201653'E 47°7,2543039'N
			13°51,4581362'E 47°25,8739189'N
			13°58,2581213'E 7°35,7514319'N
			13°6,2493360'E 47°9,8228473'N

Abbildung 29: Beispiele aus dem Kartenprodukt im Vergleich mit einem Sentinel-2 Satellitenbild, der Basemap und den Referenzdaten

4 Fazit und Ausblick

Das Projekt zur Klassifizierung von Wiesentypen mithilfe von Fernerkundungsdaten hat demonstriert, dass moderne Bildverarbeitungs- und Machine-Learning-Techniken äußerst wirksam für die automatisierte Erkennung und Klassifizierung von Wiesentypen eingesetzt werden können. Die entwickelte Methode zeigt das Potenzial, die Identifizierung von Wiesentypen in einem gegebenen Gebiet effizienter zu gestalten, was wiederum von großem Nutzen für Umweltüberwachung und -erhaltung ist.

Die Fähigkeit der Fernerkundung, große Flächen in kurzer Zeit abzudecken, erwies sich für die Kartierung und Überwachung von Wiesentypen in weitläufigen Landschaften als äußerst vorteilhaft. Die regelmäßige Aktualisierung von Fernerkundungsdaten ermöglicht zudem die zeitnahe Erfassung von Veränderungen in Landnutzung und Landbedeckung. Ein besonderer Vorzug der Fernerkundung liegt in ihrem Potenzial zur Datenerfassung in entlegenen oder schwer zugänglichen Gebieten, ohne dass physische Präsenz und Beobachtung vor Ort erforderlich sind. Dies ist besonders in bergigen Regionen oder anderen schwer zugänglichem Gelände von großer Relevanz.

Während die Methode derzeit auf regionale Untersuchungen optimiert ist, zeigt sie dennoch skalierbares Potenzial, um auch für globale Untersuchungen angewendet zu werden. Es ist jedoch zu berücksichtigen, dass aufgrund spezifischer Eigenschaften lokale Untersuchungen unterschiedliche Ergebnisse liefern können. Hierbei ist die Genauigkeit auf lokaler Ebene zwar möglicherweise geringer, doch der Ansatz behält seine Skalierbarkeit bei.

Die nahtlose Integration der Klassifikationsergebnisse mit Geoinformationssystemen (GIS) unterstützt räumliche Analysen und Entscheidungsfindung. Die Fernerkundung bietet klare Vorteile in Bezug auf Zeit- und Kostenersparnis im Vergleich zu herkömmlichen Felderhebungen. Zudem ermöglicht die Verfügbarkeit historischer Daten die Nachverfolgung von Veränderungen im Laufe der Zeit und die Analyse von Trends.

Die Klassifikation von Wiesentypen mittels Fernerkundung eröffnet eine effiziente, objektive und skalierbare Methode zur Erfassung und Überwachung von Landschaftsmustern und deren Veränderungen. Dies stellt einen wichtigen Beitrag zur Erhaltung und nachhaltigen Nutzung von Ökosystemen dar. Um die Leistung der Klassifikation zu optimieren, könnte künstliche Intelligenz effektiv eingesetzt werden, indem nicht nur die spektralen Informationen, sondern auch eine Vielzahl anderer thematischer Layer in Betracht gezogen werden. Es ist jedoch wichtig zu beachten, dass die räumliche Auflösung dieser zusätzlichen Datensätze sorgfältig abgestimmt werden muss, damit sie im Rahmen von KI-Systemen verwendet werden kann.

Eine wesentliche Verbesserung könnte durch die Integration einer großen Vielzahl an aktuellen Trainingsdaten erzielt werden. Die regelmäßige Aktualisierung der Biotopkartierungen ist ebenso entscheidend, um den Einfluss des Klimawandels angemessen zu berücksichtigen. Insbesondere für Methoden, die auf künstlicher Intelligenz basieren, sind umfangreichere und aktuelle Trainingsdaten von großer Bedeutung.

Die Berücksichtigung zusätzlicher thematischer Datensätze wie Straßenkarten, Forstwege und Wanderwege im Gebirge könnte die Genauigkeit der Klassifikation weiter steigern, da Mischpixel eliminiert werden könnten.

Um die Unterscheidbarkeit von Feuchtweisen auf regionaler Ebene zu erhöhen, wäre die Analyse neuer Parameter ratsam. Hier könnte beispielsweise das Normalized Digital Surface Model (NDSM) aus den ALS-Daten genutzt werden, um die Vegetationshöhe zu schätzen. Dabei spielen Faktoren wie die Dichte der Punkte und aktuelle Erhebungen eine entscheidende Rolle.

Die Verfeinerung der Stratifikation könnte durch die Integration von detaillierten Flächendaten zur Bodenreaktion erreicht werden. Ähnliche Daten sind bereits im eBod-Portal, allerdings nur für landwirtschaftliche Flächen, vorhanden. Schließlich könnten auch besondere lokale Gegebenheiten, die nicht durch das bestehende Regelwerk erfasst werden konnten, in die Analyse einbezogen werden. Dies würde dazu beitragen, die Klassifikation noch genauer und an spezifische örtliche Bedingungen angepasst zu gestalten

5 Literatur

- Austrian Standards (2014): ONR 121113 - Begrünung mit Wildpflanzensaatgut - Lebensraumtypen und Saatgutmischungen (Begleitrichtlinie zur ÖNROM L1113), Österreichisches Normungsinstitut, Wien, 28 S.
- Bartelme, N. (2000): Geoinformatik - Modelle, Strukturen, Funktionen, 3. Auflage, *Springer Verlag*, Berlin, Heidelberg, 419 S.
- Beiser, A., 2013. Zur Vegetation der Kulturlandschaft und des Berggebiets der Jagdberggemeinden. In: Naturmonografie Jagdberggemeinden. Dornbirn: *inatura Erlebnis Naturschau*, 73-120.
- Bohner, A. und Eder, G. (2006): Boden- und Grundwasserschutz im Wirtschaftsgrünland. Umweltprogramme für die Landwirtschaft, Irdning, HBLFA Raumberg-Gumpenstein, 7.-8. März 2006, 53-64.
- Breiman, L. (2001): Random forests. *Machine learning*, 45. Jg., S. 5-32.
- Comaniciu, D. and Meer, P. (2002): Mean shift: A robust approach toward feature space analysis. *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence* 24.5 (2002): 603-619.
- Dierschke, H. (1997): Molinio-Arrhenatheretea (E1). Kulturgrasland und verwandte Vegetationstypen. Teil 1: Arrhenatheretalia Wiesen und Weiden frischer Standorte. Göttinger: *Selbstverlag der Floristisch-soziologischen Arbeitsgemeinschaft*.
- Ellmauer, T. (2005): Entwicklung von Kriterien, Indikatoren und Schwellenwerten zur Beurteilung des Erhaltungszustandes der Natura 2000-Schutzgüter. Band 3: Lebensraumtypen des Anhangs I der Fauna-Flora-Habitat-Richtlinie. Wien: *Im Auftrag der neun österreichischen Bundesländer, des Bundesministerium f. Land- und Forstwirtschaft, Umwelt und Wasserwirtschaft*.
- Essl, F. et al. (2004): Rote Liste der gefährdeten Biotoptypen Österreich. *Grünland, Grünlandbrachen und Trockenrasen Hochstauden- und Hochgrasfluren, Schlagfluren und Waldsäume Gehölze des Offenlandes und Gebüsche*. Wien: Neuer Wissenschaftlicher Verlag.
- European Union (2018): Copernicus Land Monitoring Service 2023 European Environment Agency (EEA), f.ex. in 2018: European Union, Copernicus Land Monitoring Service 2018, European Environment Agency (EEA)
- Gasser, S. (2017): Geplante Ergänzende Eingriffe für die Skizzone Ladurns. Verbindungsbahn "Ladurns-Rosskopf"., *Brixen: Umwelt GIS*.
- Jaun, A. and Joss, S. (2011): Auf der Wiese: Natur leben, beobachten, verstehen. Bern: Haupt.
- Liu, F. T.; Ting, K.M.; Zhou,Z. (2008): Isolation forest. In: 2008 eighth IEEE international conference on data mining. IEEE, 2008. S. 413-422.
- Löw, F. and Schmidlein, S. (2007): Assessing the potential of hyperspectral narrowband indices and red-edge parameters for discriminating grassland species using CHRIS/PROBA data. *International Journal of Remote Sensing*, 28(17-18), 3977-3993. doi:10.1080/01431160601065101
- Schaumberger, A. (2011): Räumliche Modelle zur Vegetations- und Ertragsdynamik im Wirtschaftsgrünland. Dissertation, Technische Universität Graz, Institut für Geoinformation, 264 S.
- Zeiler, M. (1999): Modeling our World - The ESRI Guide to Geodatabase Design, *ESRI Press*, Redlands, CA, USA, 199 S.