universität innsbruck

Eignung von Citizen Science Daten zur Modellierung von Tagfalter-Habitaten

Eva Claudia HOCHMUTH, 01518912

Innsbruck, Dezember 2025

Masterarbeit

eingereicht an der Universität Innsbruck, Institut für Ökologie
zur Erlangung des akademischen Grades

Master of Science

Masterstudium Ökologie und Biodiversität

Betreuung
Mag. Dr. Priv.-Doz. Johannes Markus Rüdisser &
Friederike Barkmann MSc

Institut für Ökologie
Fakultät für Biologie

Zusammenfassung

Vor dem Hintergrund der globalen Biodiversitätskrise rücken verlässliche Methoden zur Erfassung und Modellierung der Verbreitungsgebiete von Arten zunehmend in den Fokus. Citizen Science (CS) hat sich dabei als wertvolle Datenquelle etabliert. Aufgrund ihrer opportunistischen Erhebungsstruktur bringen CS Daten jedoch methodische Herausforderungen oft mit sich – etwa räumliche Verzerrungen und das Fehlen von Daten zur Abwesenheit von Zielarten. Diese Arbeit untersucht, inwieweit sich CS Daten aus dem Projekt Schmetterlinge Österreichs der Stiftung Blühendes Österreich zur Habitatmodellierung eignen. Dafür wurden für zehn Tagfalterarten MaxEnt-Habitatmodelle für Tirol und Vorarlberg erstellt und bewertet. Die Validierung der Modelle erfolgte mit Testdaten aus dem CS Datensatz selbst sowie zusätzlich extern, mit systematisch erhobenen Präsenz-Absenz Daten aus dem Viel-Falter Monitoring.

Die Validierungsmetriken der internen Bewertung zeigen eine durchweg hohe Trennschärfe (AUC = 0,804 – 0,914), was zunächst auf eine gute Modellperformance hindeutet. Die Validierung mittels unabhängiger Daten – hier anhand von F1-Score, Präzision und Sensitivität – offenbart jedoch artspezifische Unterschiede: Die häufig dokumentierte Art *Coenonympha pamphilus* erzielte eine hohe Validierungsmetrik (F1-Score = 0,761), während seltener nachgewiesene Arten deutlich schlechter abschnitten (F1-Score = 0,183 – 0,243). Zwischen der Anzahl der für die Modellierung verwendeten Nachweise und der Modellperformance zeigte sich ein signifikanter Zusammenhang für F1-Score und Präzision, nicht jedoch für die Sensitivität. Bei vielen Arten war die Sensitivität im Verhältnis zur Präzision und zum F1-Score deutlich höher, was auf eine erhöhte Rate falsch-positiver Vorhersagen hindeutet.

Die Modellierung von Verbreitungsmustern auf Basis opportunistisch erhobener CS Daten ist nur eingeschränkt geeignet, insbesondere aufgrund datenbedingter Verzerrungen (z. B. räumlicher Bias) und kleiner Stichprobengrößen. Die resultierenden Modelle sind vor allem für häufige Arten vergleichsweise verlässlich. Die Kombination von CS Daten mit Expertenmonitorings ermöglicht eine fundierte Bewertung der Modellperformance und zeigt Schwächen einzelner Datensätze auf. Damit liefert diese Arbeit praxisrelevante Hinweise für die wissenschaftliche Nutzung von CS Daten in der Habitatmodellierung und unterstreicht zugleich deren Potenzial.

Abstract

In the context of the global biodiversity crisis, robust methods for modelling species distributions are increasingly important. Citizen science (CS) provides large volumes of occurrence data, but opportunistic sampling introduces methodological challenges, including spatial bias and the lack of absence data. Here, we assess whether CS records from the Schmetterlinge Österreichs project (Blühendes Österreich Foundation) are suitable for species distribution modelling (SDM). For ten butterfly species, we fitted MaxEnt SDMs for Tyrol and Vorarlberg (Austria) and evaluated model performance using internal and external validation. Internal validation used withheld records from the CS dataset, whereas external validation relied on systematically collected presence–absence data from the Viel-Falter Monitoring programme.

Internal evaluation showed consistently high discriminatory performance (AUC = 0.804 – 0.914). In contrast, external validation using F1-score, precision, and sensitivity revealed strong species-specific variation: the frequently recorded *Coenonympha pamphilus* achieved high performance (F1-score = 0.761), whereas species with fewer records performed substantially worse (F1-score = 0.183 – 0.243). The number of records used for model fitting was significantly associated with F1-score and precision, but not with sensitivity. For many species, sensitivity exceeded precision, resulting in low F1-scores and indicating a high false-positive rate.

Overall, models based on opportunistically collected CS data showed mixed reliability, largely driven by sampling bias (e.g. spatial bias) and small sample sizes. Model outputs were more robust for common species than for rare ones. Combining CS records with expert monitoring enables a more rigorous assessment of predictive performance and helps identify dataset-specific limitations. These findings provide practical guidance for the scientific use of CS data in species distribution modelling while highlighting its potential when complemented by systematic surveys.

Inhalt

Zusammenfassung 2
Abstract 3
Abbildungsverzeichnis 6
Tabellenverzeichnis 6
Danksagung 7
1. Einleitung 8
1.1 Biodiversitätskrise 8
1.2 Tagfalter als Indikatoren 9
1.3 Grundlagen der Habitatmodellierung 11
1.3.1 Datentypen für eine Habitatmodellierung 11
1.3.2 Datenquelle Citizen Science – Potenziale und Herausforderungen 12
1.3.3 Grundprinzip eines MaxEnt-Habitatmodells 13
1.3.4 Bewertung von MaxEnt-Habitatmodellen 14
1.4 Zielsetzung und Forschungsfragen 16
2. Material und Methoden 18
2.1 Untersuchungsgebiet 18
2.2 Datengrundlagen und Datenaufbereitung 20
2.2.1 Expertendatensatz – Viel-Falter Monitoring 20
2.2.2 Auswahl der Tagfalterarten 21
2.2.3 Citizen Science Datensatz – Blühendes Österreich 24
2.3 Habitatmodellierung 25
2.3.1 Umweltvariablen und Auswahlprozess 25
2.3.2 MaxEnt-Setup – Modellerstellung und Parameter 29
2.4 Validierung der Habitatmodelle 30
2.4.1 Performance der Habitatmodelle 30
2.4.2 Validierung der Habitatmodelle mit Expertendaten 31
3. Ergebnisse 34
3.1 Artspezifische Habitatmodelle 34
3.2 Interne Modellperformance über den AUC-Wert 55
3.3 Validierung der Habitatmodelle mit Expertendaten 56
3.3.1 Konfusionsmatrizen und Validierungsmetriken 56
3.3.2 Anzahl der Nachweise und Modellperformance 59
4. Diskussion 60
4.1 Einordnung der Habitatmodellperformance 60

4.2 Anzahl der Nachweise als Einflussfaktor 63
4.3 Methodische Herausforderungen der Habitatmodellierung und Validierung 65
4.4 Perspektiven für Citizen Science in der Habitatmodellierung 67
5. Literaturverzeichnis 69
Anhang 80

Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1: „Area Under the Receiver Operating Characteristic Curve“ 16
Abbildung 2: Untersuchungsgebiet (Graslandflächen in Tirol und Vorarlberg) 19
Abbildung 3: Untersuchungsgebiet (Versiegelung) mit BOE Nachweisen 25
Abbildung 4: Artspezifisches MaxEnt-Habitatmodell für Callophrys rubi 35
Abbildung 5: Binäres BOE Habitatmodell für Callophrys rubi 36
Abbildung 6: Artspezifisches MaxEnt-Habitatmodell für Coenonympha pamphilus 37
Abbildung 7: Binäres BOE Habitatmodell für Coenonympha pamphilus 38
Abbildung 8: Artspezifisches MaxEnt-Habitatmodell für Colias phicomone 39
Abbildung 9: Binäres BOE Habitatmodell für Colias phicomone 40
Abbildung 10: Artspezifisches MaxEnt-Habitatmodell für Fabriciana niobe 41
Abbildung 11: Binäres BOE Habitatmodell für Fabriciana niobe 42
Abbildung 12: Artspezifisches MaxEnt-Habitatmodell für Melanargia galathea 43
Abbildung 13: Binäres BOE Habitatmodell für Melanargia galathea 44
Abbildung 14: Artspezifisches MaxEnt-Habitatmodell für Melitaea didyma 45
Abbildung 15: Binäres BOE Habitatmodell für Melitaea didyma 46
Abbildung 16: Artspezifisches MaxEnt-Habitatmodell für Papilio machaon 47
Abbildung 17: Binäres BOE Habitatmodell für Papilio machaon 48
Abbildung 18: Artspezifisches MaxEnt-Habitatmodell für Parnassius phoebus 49
Abbildung 19: Binäres BOE Habitatmodell für Parnassius phoebus 50
Abbildung 20: Artspezifisches MaxEnt-Habitatmodell für Polyommatus coridon 51
Abbildung 21: Binäres BOE Habitatmodell für Polyommatus coridon 52
Abbildung 22: Artspezifisches MaxEnt-Habitatmodell für Polyommatus semiargus 53
Abbildung 23: Binäres BOE Habitatmodell für Polyommatus semiargus 54
Abbildung 24: Artspezifische Konfusionsmatrizen dargestellt als Heatmaps 57
Abbildung 25: Artspezifische Validierungsmetriken. 58
Abbildung 26: Lineare Regressionsanalyse Validierungsmetriken und Anzahl an Nachweisen 59

Tabellenverzeichnis

Tabelle 1: Übersicht der zehn Tagfalterarten 23
Tabelle 2: Umweltvariablen. 28
Tabelle 3: Artspezifische MTSS Cloglog thresholds (Schwellenwerte) 32
Tabelle 4: Modellperformance: Test- und Trainings-AUC 55

Danksagung

An dieser Stelle möchte ich all jenen danken, die mich während der Erstellung dieser Masterarbeit sowie darüber hinaus begleitet und unterstützt haben. Mein besonderer Dank gilt Johannes Rüdisser, der mir das Verfassen dieser Arbeit ermöglicht und mich während des Forschungsprozesses unterstützt hat. Ebenso danke ich Friederike Barkmann, die mich nicht nur mit ihrer fachlichen Expertise bereichert, sondern mit ihren Ideen und Worten immer inspiriert und motiviert hat. Für die Bereitstellung von Citizen Science Daten danke ich der Blühendes Österreich – BILLA gemeinnützigen Privatstiftung. Mein Dank gilt außerdem dem Viel-Falter Monitoring für die zur Verfügung gestellten Expertendaten. Ein herzliches Dankeschön auch an alle Bürgerwissenschaftler:innen, die mit ihrem Interesse und ihrem Bewusstsein für Natur, Flora und Fauna einen besonderen Beitrag leisten. Ebenso möchte ich meinen Kommiliton:innen danken, die mich auf meinem Weg begleitet und insbesondere in intensiven Phasen, durch ihre Unterstützung bereichert haben. Mein herzlichster Dank gilt meiner Familie und meinen Freund:innen. Danke für die vielen wegweisenden Gespräche und Alltagsphilosophien – egal wo auf der Welt, wie oft wir sprechen oder in welchem Lebensabschnitt wir uns gerade befinden.

Schließlich gilt mein tiefster Dank der Natur in all ihrer Vielfalt
– mit ihren Tieren, Pflanzen und Ökosystemen.

1. Einleitung

1.1 Biodiversitätskrise

Die Erde befindet sich in einer tiefgreifenden Biodiversitätskrise, die auch als das sechste Massenaussterben bezeichnet wird. Im Gegensatz zu den fünf vorhergehenden Massenaussterben der Erdgeschichte, die durch natürliche Katastrophen verursacht wurden, ist das aktuelle Artensterben anthropogenen Ursprungs (Cowie et al., 2022; Ceballos et al., 2025). Zu den Haupttreibern dieses Artenverlustes zählen menschengemachte Veränderungen der Landschaft, die Übernutzung biologischer Ressourcen, der anthropogen bedingte Klimawandel, der Eintrag von Schadstoffen (z. B. Pestizide, Düngemittel oder andere künstliche Substanzen) sowie die Ausbreitung invasiver Arten (Kolbert, 2014; Ruckelshaus et al., 2020; O'Brien et al., 2025). Aktuelle Berichte des „Intergovernmental Science-Policy Platform on Biodiversity and Ecosystem Services" (IPBES) unterstreichen die Dringlichkeit dieser Thematik. Weltweit sind rund eine Million Arten in Gefahr, innerhalb weniger Jahrzehnte (10 – 50 Jahre) auszusterben (IPBES, 2019b; O'Brien et al., 2025). Dieser rapide Rückgang der Artenvielfalt hat direkte Auswirkungen auf die menschlichen Lebensgrundlagen und die Funktionalität von Ökosystemen (IPBES, 2019b; Ruckelshaus et al., 2020; O'Brien et al., 2025). Besonders betroffen sind Insekten, deren Bestäuberfunktionen entscheidend für Ökosysteme sind (IPBES, 2019b; O'Brien et al., 2025). Vor diesem Hintergrund rückt nicht nur die Sensibilisierung der Gesellschaft für naturschutzrelevante Themen verstärkt in den Fokus, sondern auch die Umsetzung konkreter Gegenmaßnahmen. Dafür ist jedoch eine belastbare Datengrundlage erforderlich, um gezielte und wirksame Maßnahmen entwickeln und anwenden zu können.

Berühmte Persönlichkeiten wie Jane Goodall oder David Attenborough nutzen vermehrt sowohl renommierte Formate als auch populärwissenschaftliche Medienkanäle, um den Biodiversitätsverlust in der breiten Öffentlichkeit zu thematisieren (Erdős, 2020). Bereits 1968 brachte der senegalesische Forstingenieur Baba Dioum dieses Prinzip auf einer Umweltschutzkonferenz treffend auf den Punkt: „In the end, we will conserve only what we love; we will love only what we understand; and we will understand only what we are taught." (Dioum, 1968, zitiert nach Cortese, 1992). Diese Worte verdeutlichen: Der Schutz unserer Umwelt ist untrennbar mit Wissen und Bewusstsein verknüpft. Nur wenn Menschen verstehen, können sie Wertschätzung entwickeln – und nur durch Bildung erlangen sie dieses Verständnis. Daraus ergibt sich eine Verantwortung für Forschende, Wissen nicht nur zu generieren, sondern es auch zu vermitteln (Cortese, 1992).

An diesem Punkt setzt Citizen Science (CS) oder Bürgerwissenschaft als Schnittstelle zwischen Wissenschaft und der Öffentlichkeit an, indem Menschen durch partizipative Methoden in den Forschungsprozess eingebunden werden (Bonney et al., 2015). Der Begriff bezeichnet die aktive Beteiligung der Bevölkerung an wissenschaftlichen Projekten, beispielsweise durch Datenerhebung, Beobachtung oder Auswertung (Oberhauser & Prysby, 2008; Bonney et al., 2015). Solche Initiativen fördern nicht nur das Engagement für den Naturschutz und dienen als Bildungsressource (Cronje et al., 2011; Bonney et al., 2015), vielmehr sensibilisieren sie die Bevölkerung für die Natur und stärken ein Verantwortungsbewusstsein (Oberhauser & Prysby, 2008). Darüber hinaus generieren sie umfangreiche Datensätze zum Vorkommen und der Verbreitung von Arten, die für die Biodiversitätsforschung und das Umweltmonitoring von großer Bedeutung sind und zur Entwicklung und Verbesserung von Schutzstrategien beitragen (Lewandowski & Oberhauser, 2016).

1.2 Tagfalter als Indikatoren

Der weltweite Biodiversitätsverlust erfordert einen effektiven Naturschutz, der nicht nur auf systemischer Ebene, sondern auch gezielt für bestimmte Artengruppen greift. In der Praxis liegt der Fokus der Naturschutzbiologie bislang vor allem auf Wirbeltieren (Cowie et al., 2022). Trotz der hohen Diversität von Wirbellosen und deren Bedeutung für Ökosysteme werden sie weltweit in Naturschutzstudien und -politik verhältnismäßig geringer berücksichtigt (Cardoso et al., 2011; Cowie et al., 2022). Diese Diskrepanz in der Aufmerksamkeit gegenüber wirbellosen Tieren und der daraus resultierenden Unterfinanzierung themenbezogener Projekte hängt u. a. damit zusammen, dass ihre Ökosystemleistungen lange Zeit in der breiten Öffentlichkeit wenig bekannt waren (Cardoso et al., 2011). In den letzten Jahren hat sich dieses Bewusstsein zwar deutlich verstärkt – nicht zuletzt durch Publikationen wie jene von IPBES (2019b) – doch die lange Unterfinanzierung der Forschung zu wirbellosen Tieren hat weiterhin zu unzureichenden Kenntnissen über ihre Verbreitung und Häufigkeit (Wallacean-Mangel) sowie über Veränderungen in Raum und Zeit (Prestonsches Defizit) geführt (Cardoso et al., 2011). Um diese Defizite zu überwinden, sind nach Cardoso et al. (2011) eine Verbesserung der taxonomischen Kenntnisse, ein umfassenderes Monitoring, innovative Ansätze in der Datenanalyse und insbesondere eine intensivere Wissenschaftskommunikation erforderlich.

Tagfalter (Papilionoidea) zählen zu den charismatischsten Insekten und gelten daher als besonders geeignete Flagship-Arten bzw. „Botschafter“ für den Naturschutz (Schlegel & Rupf, 2010; Breuer et al., 2015; Dennis et al., 2017; Wilson et al., 2015). Viele Arten sind groß, auffällig gefärbt und tagaktiv,

wodurch sie von Hobbyforschenden vergleichsweise leicht entdeckt, dokumentiert und bestimmt werden können (Prudic et al., 2017). Entsprechend verzeichnen CS Programme zu Tagfaltern jedes Jahr eine hohe Beteiligung der Öffentlichkeit (Ries & Oberhauser, 2015) und machen sie zu einer der am intensivsten erfassten Insektengruppen in der CS (Goldstein et al., 2024).

Tag- und Nachtfalter (Lepidoptera) sind nicht nur in CS Projekten relevante Gruppen, sondern erfüllen auch wichtige ökologische Funktionen. Sie tragen wesentlich zur Bestäubung zahlreicher Pflanzenarten bei und sind ein unverzichtbarer Bestandteil der Nahrungskette (Ghazanfar, 2016). Diese Ökosystemfunktionen sind sowohl für natürliche Ökosysteme als auch für die Landwirtschaft von Bedeutung (Ghazanfar, 2016; O'Brien et al., 2025). Forschende haben in den letzten Jahrzehnten einen weltweiten Rückgang der Abundanz von Schmetterlingen und anderen Insekten – in manchen Regionen um bis zu 75 % – beobachtet (Hallmann et al., 2017; Sánchez-Bayo & Wyckhuys, 2019; Van Klink et al., 2020). Wie aus der „European Red List of Butterflies" hervorgeht, sind aktuell rund 9 % der Tagfalterarten in Europa bedroht, weitere 10 % potenziell gefährdet (van Swaay et al., 2010). Der Rückgang setzte bereits im frühen 20. Jahrhundert ein und hat sich seither europaweit verstärkt (Erhardt, 1995). Studien zeigen einen anhaltenden Trend zur Homogenisierung der Schmetterlingsfauna in den europäischen Alpen. Dies bezeichnet eine zunehmende Vereinheitlichung der Artenzusammensetzung, bei der spezialisierte Arten verschwinden und durch weit verbreitete, anpassungsfähige Arten ersetzt werden (Warren et al., 2021; Habel et al., 2023; Ulrich et al., 2024). In der Folge gehen die Vorkommen generalistischer Arten weniger stark zurück als jene von Spezialisten, die auf bestimmte Habitate wie extensives Grasland, Feuchtgebiete oder Ökotone angewiesen sind (van Swaay et al., 2006). Die Hauptursachen dieser Entwicklung liegen in menschlichen Eingriffen in natürliche Lebensräume, insbesondere Habitatverlust, Klimawandel, veränderte Landnutzung, Bodenversiegelung sowie dem Einsatz von Pestiziden und Herbiziden (Erhardt, 1995; Ulrich et al., 2024). Diese Faktoren wirken sich direkt und indirekt auf das Vorkommen und die Populationsentwicklung von Schmetterlingen aus (Habel et al., 2021; Ulrich et al., 2024). Um Veränderungen im Vorkommen und der Verbreitung zu dokumentieren und wirksame Schutzmaßnahmen ableiten zu können, ist ein standardisiertes Biodiversitätsmonitoring unerlässlich (van Swaay et al., 2006; Nair et al., 2014).

Monitoringdaten bilden eine Grundlage für die Bewertung der Fortschritte im Rahmen der EU-Biodiversitätsstrategie für 2030 (European Commission, 2021) und für die Umsetzung der EU-Verordnung zur Wiederherstellung der Natur (EU 2024/1991). Artikel 11 der Verordnung verpflichtet die Mitgliedstaaten, ein wissenschaftlich fundiertes Monitoringsystem einzurichten, das den Zustand von Arten und Lebensräumen erfasst und die Wirksamkeit von Wiederherstellungsmaßnahmen regelmäßig überprüft (EU 2024/1991, Art. 11). Tagfalter werden hierfür seit Jahren in standardisierten Programmen

erhoben und unter anderem in europaweiten Indikatoren zur Biodiversitätsbewertung verwendet (van Swaay et al., 2006; EU 2024/1991, Art. 11).

1.3 Grundlagen der Habitatmodellierung

Ein effektives Biodiversitätsmonitoring erfordert die systematische Erfassung und Analyse von Artenverbreitungsmustern. Besonders im Kontext zunehmender Umweltveränderungen ist es entscheidend zu verstehen, wie sich Umweltveränderungen auf das Vorhandensein geeigneter Habitate auswirken und Arten darauf reagieren. Eine bewährte methodische Grundlage bieten hierfür Habitatmodelle – häufig als Artenverbreitungsmodelle (Species Distribution Models, SDMs) bezeichnet (Pearson, 2010). Sie werden in der Biogeographie, im Naturschutz sowie im Naturraummanagement breit eingesetzt, etwa zur Bewertung von Habitateignung und Vorkommenswahrscheinlichkeit (Franklin, 2009; Jalkanen et al., 2020). In der statistischen Habitatmodellierung werden zwei Hauptziele verfolgt: Prognostische Modelle sagen das potenzielle Vorkommen einer Art voraus, während erklärende Modelle untersuchen, welche Umweltfaktoren das Auftreten oder Fehlen einer Art bestimmen (von dem Bussche et al., 2008).

1.3.1 Datentypen für eine Habitatmodellierung

Bei der Erfassung von Artvorkommen wird zwischen Präsenz Daten („Presence-only Data“) und Präsenz-Absenz Daten („Presence-absence Data“) unterschieden. Präsenz-Absenz Daten enthalten systematisch erhobene Informationen darüber, ob eine Art an einem bestimmten Untersuchungsstandort nachgewiesen wurde (1) oder nicht (0) (Schröder & Reineking, 2004; Elith et al., 2011). Sie gelten als methodisch belastbarer, da sie erlauben, Abwesenheiten explizit in die Analyse einzubeziehen – ein potenziell relevanter Aspekt für robuste Habitatmodelle (Joseph et al., 2006). Die Erhebung von Präsenz-Absenz Daten setzt strukturierte und wiederholte Erfassung voraus und ist daher mit personellem und finanziellem Aufwand verbunden. Daher können selbst professionelle Monitoringprogramme nicht immer flächendeckend auf Präsenz-Absenz Daten zurückgreifen (Joseph et al., 2006; Elith et al., 2011). In der Praxis liegen häufig nur Präsenz Daten vor; sie dokumentieren zwar das Vorkommen einer Art zu einem bestimmten Zeitpunkt an einem bestimmten Ort, liefern jedoch keine Abwesenheitsinformation und erlauben keine Rückschlüsse darauf, ob die Art an (nicht erfassten) Standorten tatsäch-

lich fehlt oder lediglich nicht beobachtet wurde (Joseph et al., 2006). Abundanz Daten ergänzen Präsenz und Präsenz-Absenz Daten, indem sie die Informationen zur Häufigkeit oder Dichte einer Art erfassen und dadurch differenziertere Aussagen zu Habitatpräferenzen und Populationsentwicklungen ermöglichen (Brotons et al., 2004; Joseph et al., 2006).

Neben Daten zum Vorkommen von Arten sind für die Erstellung von Habitatmodellen auch Informationen zu den Umweltbedingungen an den jeweiligen Standorten erforderlich. Diese Umweltvariablen – etwa Temperatur, Niederschlag oder Landnutzung – dienen als erklärende Faktoren in den Modellen und ermöglichen es, statistische Zusammenhänge zwischen Umweltbedingungen und Artverbreitung herzustellen. Auf dieser Basis lassen sich flächendeckende Vorhersagen der Habitateignung ableiten, auch für Gebiete, in denen bislang keine Erhebungen zum Vorkommen der Art vorliegen (Elith et al., 2009; Merow et al., 2013).

1.3.2 Datenquelle Citizen Science – Potenziale und Herausforderungen

CS Projekte beruhen häufig auf spontanen Beobachtungen ohne standardisierte Erhebungsprotokolle, wodurch sich für ein valides Biodiversitätsmonitoring zentrale Herausforderungen ergeben: Viele der Projekte generieren überwiegend Präsenz Daten. Zwar existieren neben opportunistischen Zufallsbeobachtungen auch strukturierte CS Projekte, bei denen an definierten Standorten nach festgelegter Methodik Daten erhoben werden, doch selbst dort werden Absenz Informationen nur selten systematisch erfasst (Johnston et al., 2023). Oft fehlen Angaben zur Häufigkeit der beobachteten Arten, was die Aussagekraft zusätzlich einschränkt. Hinzu kommt, dass sich Beobachtungen auf gut erreichbare oder besonders frequentierte Gebiete konzentrieren – begleitet von saisonalen Nutzungsmustern, etwa während schulfreier Zeiten oder in (touristisch) stark besuchten Regionen (van Strien et al., 2013; Geurts et al., 2023). Dies resultiert in einer räumlich und zeitlich ungleichmäßigen Erfassung und damit zu typischen Verzerrungen (Bias) in den Datensätzen. Weitere Herausforderungen liegen in der fehlenden Validierung geografischer Koordinaten sowie in der unzureichenden Erkennung von Doppel- oder Mehrfacheinträgen einzelner Individuen (Höttinger, 2023). Auch zwischenartlich variiert die Beobachtungsintensität teils stark: Häufige, auffällige und leicht bestimmbare Arten werden öfter nachgewiesen als seltene oder schwer identifizierbare. Neben der Sichtbarkeit beeinflusst vor allem die Bestimmbarkeit dieses Muster, was als „Detectability Bias“ bzw. „Recognizability Bias“ beschrieben wird (Arazy & Malkinson, 2021; Koch et al., 2023). Ein weiterer Unsicherheitsfaktor betrifft die Artbe-

stimmung selbst, die je nach Kenntnisstand der Beobachtenden und Artgruppe variiert und durch Fehlbestimmungen oder nicht identifizierte Taxa zu einem taxonomischen Bias führen kann (Vantieghem et al., 2017; Höttinger, 2023; Goldstein et al., 2024). An dieser Stelle bieten foto-basierte Anwendungen die Möglichkeit einer nachträglichen Überprüfung und Qualitätssicherung, wie sie bei rein textbasierten Meldungen nicht möglich wäre (Habel, Huemer, et al., 2025; Habel, Schmitt, et al., 2025).

Trotz methodischer Herausforderungen stellen CS Daten eine wichtige Ergänzung zur wissenschaftlichen Erfassung von Artenvorkommen und Verbreitungsmustern dar (Sanderson et al., 2021; Johnston et al., 2023). Durch die breite Beteiligung engagierter Personen – unterstützt durch digitale Plattformen wie Apps oder Online-Portale – können große Mengen an Beobachtungsdaten gesammelt werden, die eine hohe räumliche und zeitliche Abdeckung ermöglichen (Sanderson et al., 2021). Besonders wertvoll sind diese Daten in ökologisch bedeutsamen, aber schwer zugänglichen Arealen wie Privatflächen, die im Rahmen eines professionellen Monitorings oft nicht oder nur eingeschränkt untersucht werden können (Dennis et al., 2017). CS kann gezielt Datenlücken schließen und wertvolle Einblicke in Verbreitungstrends und Populationsdynamiken liefern (Prysby & Oberhauser, 2004). Darüber hinaus zeigen Projekte wie der Big Butterfly Count oder Butterflies Australia, dass sorgfältig analysierte CS Präsenz Daten in bestimmten Aspekten – wie der Erfassung zeitlicher Trends oder großräumiger Verbreitungsmuster – Ergebnisse liefern können, die qualitativ mit klassischen Monitoringprogrammen vergleichbar sind (Sanderson et al., 2021).

CS Daten bergen sowohl Herausforderungen als auch Potenziale und erfordern eine kritische Bewertung, sorgfältige Analysen und geeignete Qualitätskontrollen (Bird et al., 2014; Johnston et al., 2023; Goldstein et al., 2024). Studien zeigen, dass Citizen Science Daten grundsätzlich für die Habitatmodellierung nutzbar sind, sofern methodische Verzerrungen berücksichtigt und Modelle mit unabhängigen Referenzdaten geprüft werden (Beninde et al., 2023; Goldstein et al., 2024). Externe Validierungen gelten dabei als zentrales Instrument, um räumliche und taxonomische Biases sichtbar zu machen und die Übertragbarkeit der Modelle realistisch einzuschätzen (Goldstein et al., 2024).

1.3.3 Grundprinzip eines MaxEnt-Habitatmodells

Da viele etablierte Modelltypen in der Habitatmodellierung Absenz oder Abundanz Daten voraussetzen, ist eine Kalibrierung ohne diese Informationen eingeschränkt bzw. nicht möglich. Die in CS Projekten erhobenen Präsenz Daten stellen daher eine besondere Herausforderung dar. Für diesen Datentyp wurde die Maximum-Entropy-Modellierung entwickelt; sie ist in der weit verbreiteten Software MaxEnt implementiert (Phillips et al., 2004; Elith & Leathwick, 2009; Singh & Saran, 2020; Singh et al.,

2021). Der Ansatz basiert auf dem Prinzip der maximalen Entropie aus der Thermodynamik: Unter der Annahme maximaler Entropie wird zunächst davon ausgegangen, dass eine Art überall im Untersuchungsgebiet vorkommen könnte. Diese Verteilung wird dann über einen Algorithmus iterativ an Umweltbedingungen angepasst, sodass eine möglichst wahrscheinliche und zugleich möglichst wenig verzerrte Verteilung entsteht (Phillips et al., 2004; Merow et al., 2013). Statt das Modell auf Grundlage von Absenz Daten zu kalibrieren, werden die Umweltbedingungen an bekannten Präsenzpunkten mit zufällig im Untersuchungsgebiet verteilten Hintergrundpunkten (Background Data) verglichen. Diese repräsentieren keine tatsächliche Abwesenheit (Merow et al., 2013), sondern dienen als statistischer Kontrast zur bekannten Habitatnutzung (Phillips et al., 2006).

Neben georeferenzierten Präsenz Daten der Zielart werden für die Modellierung auch Umweltvariablen benötigt, die qualitativ (kategorial) oder quantitativ (kontinuierlich) vorliegen können. Die Auswahl, ökologische Relevanz und räumliche Auflösung dieser Variablen üben großen Einfluss auf die Modellperformance aus (Schröder & Reineking, 2004; Pöhacker Jakob, 2011). Die Gewichtung der Variablen erfolgt automatisch durch den Algorithmus im Rahmen des iterativen Optimierungsprozesses (Merow et al., 2013).

Auf der Grundlage der Sichtungsdaten und Umweltvariablen wird mit MaxEnt eine Habitateignungskarte berechnet, die jedem Rasterpixel im Untersuchungsgebiet eine Wahrscheinlichkeit zwischen 0 (ungeeignet) und 1 (sehr geeignet) zuweist. Damit wird für die untersuchte Art eine räumliche Vorhersage potenziell geeigneter Lebensräume generiert. Je nach Fragestellung können zusätzlich weitere Ausgaben wie „Response-Curves“ relevant sein (Merow et al., 2013).

1.3.4 Bewertung von MaxEnt-Habitatmodellen

Ein etabliertes Verfahren zur Bewertung von Habitatmodellen ist die Berechnung der „Area Under the Receiver Operating Characteristic Curve“, der AUC-Wert (Abbildung 1). Dieser Wert beschreibt die Wahrscheinlichkeit, dass das Modell einem zufällig ausgewählten Präsenzpunkt eine höhere Vorkommenswahrscheinlichkeit zuweist als einem zufällig ausgewählten Absenzpunkt (Schröder & Reineking, 2004). Der AUC-Wert variiert zwischen 0,5 (zufällige Trennung) und 1 (perfekte Trennung). Werte unter 0,5 deuten auf eine systematisch fehlerhafte Modellierung hin (Smith et al., 2021). Die zugrunde liegende ROC-Kurve stellt die Beziehung zwischen der True Positive Rate (Sensitivität, Y-Achse) und der False Positive Rate (1 – Spezifität, X-Achse) dar.

Bei der klassischen Berechnung des AUC-Werts wird zwischen bekannten Präsenz- und Absenzpunkten unterschieden. Bei MaxEnt-Habitatmodellen gestaltet sich die Bewertung komplex: Da MaxEnt ausschließlich mit Präsenz Daten arbeitet, werden statt echter Absenzen zufällig generierte Hintergrundpunkte verwendet. Diese Hintergrundpunkte dienen lediglich als Vergleichsraum und dürfen nicht als tatsächliche Absenzen interpretiert werden. In der Folge gibt der AUC-Wert wieder, wie gut das Modell zwischen Präsenz- und Hintergrundpunkten differenziert – nicht, ob es reale Absenzen korrekt erkennt. Problematisch ist, dass unter den Hintergrundpunkten auch Areale liegen können, an denen die Art tatsächlich vorkommt. Besonders betroffen sind Arten mit großem Verbreitungsgebiet oder geringer ökologischer Spezifität, da das Modell in solchen Fällen weite Teile des Hintergrundraums (richtigerweise) als geeignet einstuft und unterscheidet damit aber in der Bewertung weniger gut zwischen Sichtungen und Hintergrund. Der AUC-Wert kann also zu niedrig ausfallen und die Modellperformance unterschätzt werden (Allouche et al., 2006; Elith et al., 2009). Diese methodische Besonderheit ist bei der Interpretation des AUC-Werts zu berücksichtigen – insbesondere, wenn Präsenz Daten räumlich ungleich verteilt oder durch Erfassungsbias beeinflusst sind (Phillips et al., 2009; Merow et al., 2013). Opportunistisch erhobene CS Daten verschärfen diese Problematik, da sie oft durch räumliche Verzerrungen, ungleiche Erfassungsdichten und heterogene Stichproben geprägt sind. Diese Eigenschaften erschweren eine verlässliche Modellbewertung – nicht nur in Bezug auf den AUC-Wert, sondern grundsätzlich. Zudem ist in MaxEnt-Habitatmodellen der AUC-Wert nicht zwischen Arten vergleichbar. Ein ideales Modell für eine weit verbreitete Art kann aufgrund der großen räumlichen Ausdehnung ihres Verbreitungsgebiets bzw. der Häufigkeit geeigneter Lebensraumtypen – und damit der vielen Hintergrundpunkte in tatsächlich geeigneten Bereichen – einen niedrigeren AUC-Wert erzielen als ein Modell für eine seltene, ökologisch spezialisierte Art. Der AUC-Wert eignet sich daher primär zum Vergleich interner Modellvarianten innerhalb einer Art, nicht jedoch für den direkten Vergleich verschiedener Arten (Smith et al., 2021).

Eine fundierte Bewertung der Aussagekraft von MaxEnt-Habitatmodellen erfordert die Einbeziehung unabhängig erhobener Präsenz, Absenz oder Abundanz Daten. Sie ermöglichen eine realistische Bewertung der Modellperformance und tragen dazu bei, Verzerrungen – insbesondere bei opportunistisch erhobenen CS Daten – zu erkennen und einzuordnen.

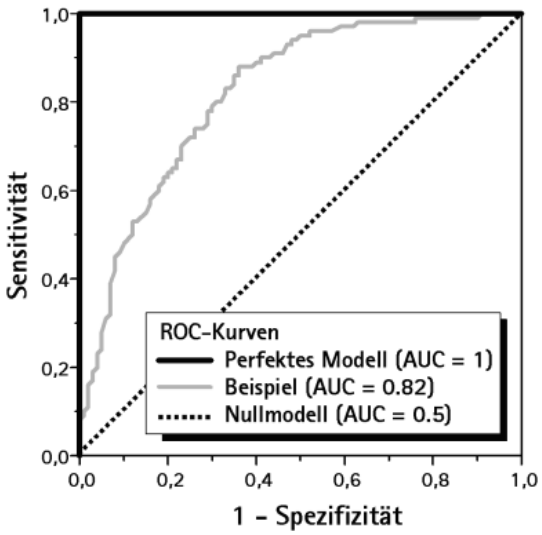


Abbildung 1: „Area Under the Receiver Operating Characteristic Curve" (AUC-Wert) zur Bewertung von MaxEnt-Habitatmodellen (Schröder & Reineking, 2004)

1.4 Zielsetzung und Forschungsfragen

Die Habitatmodellierung auf Basis von CS Daten bietet Potenzial für die Biodiversitätsforschung, bringt jedoch methodische Herausforderungen mit sich. Gängige Bewertungsmetriken wie der AUC-Wert liefern bei opportunistisch erhobenen Präsenz Daten nur eine eingeschränkte Aussage zur tatsächlichen Vorhersagegüte. Daher erfordert eine belastbare Beurteilung der Modellperformance eine externe Validierung mit unabhängig erhobenen Daten. Erst dadurch lässt sich der Nutzen solcher Modelle für Forschung, Naturschutz und Managementpläne fundiert einschätzen.

Ein zentraler Mehrwert dieser Arbeit liegt in der Kombination zweier methodisch unterschiedlicher Datengrundlagen: CS Nachweise als reine Präsenz Daten, deren räumliche Verteilung durch Beobachtungsverhalten, Erreichbarkeit und Artenbekanntheit beeinflusst wird. Darauf aufbauende Habitatmodelle verknüpfen die Nachweise mit hochaufgelösten Umweltvariablen (Rasterdaten) und schätzen die potenzielle Habitateignung flächendeckend ab. Demgegenüber stehen systematisch erhobene Expertendaten aus standardisierten Transektbegehungen, die sowohl Präsenz als auch Absenz erfassen. Diese liefern methodisch konsistente, repräsentative Stichproben und eignen sich daher besonders für eine unabhängige externe Validierung.

Ziel der vorliegenden Arbeit ist es, zu untersuchen, wie gut auf opportunistisch erhobenen CS Daten basierende Habitatmodelle die Verbreitung von Tagfaltern vorhersagen können. Hierzu werden Ma-

xEnt-Habitatmodelle mit Beobachtungsdaten aus dem Projekt „Blühendes Österreich“ erstellt und anhand eines unabhängig erhobenen Datensatzes aus dem Viel-Falter Monitoring validiert. Zusätzlich wird analysiert, welchen Einfluss die Anzahl der Nachweise auf die Modellperformance hat.

Daraus ergeben sich folgende Forschungsfragen:

- Wie gut lassen sich die Vorkommen von zehn ausgewählten Tagfalterarten auf Basis von CS Daten modellieren, gemessen an den AUC-Werten der MaxEnt-Habitatmodelle?
- Wie zutreffend prognostizieren die auf CS Daten basierenden Habitatmodelle die Vorkommen der Arten, evaluiert anhand des unabhängigen Expertendatensatzes?
- Welchen Einfluss hat die Anzahl der Nachweise auf die Modellperformance in Bezug auf die Validierung?

2. Material und Methoden

2.1 Untersuchungsgebiet

Tirol und Vorarlberg (Abbildung 2) zeichnen sich durch eine hohe topografische, geologische und klimatische Vielfalt aus, die zahlreiche ökologische Nischen sowie eine hohe Habitatdiversität hervorbringt (Körner, 2003). Diese Bedingungen begünstigen eine artenreiche Tagfalterfauna mit zahlreichen endemischen und spezialisierten Arten (Jing-Yun et al., 2004; Loos et al., 2014). Die Region umfasst sowohl die kristallinen Zentralalpen als auch die kalkhaltigen Nördlichen Kalkalpen mit ihren typischen Karstlandschaften (Pfiffner, 2024). Die Höhenausdehnung reicht von 395 m – 3.768 m und führt zu differenzierten klimatischen Bedingungen, von gemäßigten Tallagen bis hin zu extremen alpinen Zonen mit Permafrost, hoher UV-Strahlung sowie kürzeren Vegetationsperioden (Körner, 2003; Psenner & Lackner, 2006). Entsprechend vielseitig sind naturnahe Lebensräume: von kollin-montanen Mischwäldern über subalpine Lärchen- und Zirbenwälder bis zu alpinen Matten, Felsfluren und vegetationsarmen nivalen Standorten (Ellenberg & Leuschner, 2010). Innerhalb dieses Spektrums sind die für diese Arbeit relevanten Graslandlebensräume in unterschiedlichen Ausprägungen vorhanden. Dazu zählen heterogene Habitate wie beispielsweise Weideflächen, Ökotonbereiche, Trockenstandorte sowie subalpine und alpine Rasen. Sie zeichnen sich durch eine hohe strukturelle Vielfalt aus und bieten zahlreichen Tagfalterarten wertvolle Ressourcen für Fortpflanzung, Nektarsuche und Überwinterungshabitate (Loos et al., 2014). Neben der höhenzonierten Vegetation (Jing-Yun et al., 2004) variiert auch die Landnutzung entlang des Höhengradienten. In den Tallagen dominieren Siedlungsdruck, Infrastruktur sowie (intensive) landwirtschaftliche Nutzung, während in mittleren Höhenlagen vor allem Alm- und Forstwirtschaft vorherrschen. Auch Tourismus prägt die Landschaft, insbesondere durch bauliche Erschließung und Freizeitinfrastruktur, und trägt damit zur Fragmentierung von Lebensräumen bei. Die unterschiedlichen Nutzungsformen beeinflussen die Landschaftsstruktur und wirken sich auf Verfügbarkeit und Qualität geeigneter Habitate aus (Cernusca et al., 1999; Körner, 2003; Rüdisser et al., 2012). Gleichzeitig leisten Schutzgebiete und naturnahe Flächen wesentlich zur Erhaltung der Biodiversität (Psenner & Lackner, 2006). Angesichts dieser komplexen ökologischen Rahmenbedingungen eignen sich Tirol und Vorarlberg besonders als Modellregion zur Untersuchung von Artverbreitung, Habitatnutzung sowie der Auswirkungen von Landnutzung und Klimawandel – insbesondere bei sensitiven Indikatorgruppen wie Tagfaltern.

In dieser Arbeit wurde das Untersuchungsgebiet Tirol und Vorarlberg (15.241 km²) auf Graslandlebensräume (6.480 km²) begrenzt (Abbildung 2). Die Reduktion um 8.761 km² (57,48 %) erfolgte aus metho-

dischen und ökologischen Gründen, da die für die Validierung genutzten Standorte des Viel-Falter Monitorings ausschließlich in Graslandflächen liegen. Diese offenen Lebensräume sind besonders relevante Habitate für Tagfalter, da viele Arten auf Graslandlebensräume spezialisiert sind oder dort ihre höchste Populationsdichte erreichen (Loos et al., 2014). Entsprechend dient beispielsweise der „Grassland Butterfly Index“ als europaweiter Biodiversitätsindikator, um langfristige Veränderungen in Offenlandökosystemen zu erfassen (Van Swaay et al., 2015; van Swaay et al., 2019; van Swaay et al., 2025). Die Beschränkung auf Graslandflächen reduziert zudem typische Erhebungs-Bias in CS Daten: Da Beobachtungen häufig in leicht zugänglichen, urban geprägten Gebieten erfolgen, werden durch die Fokussierung auf Grasland-Lebensräume, Sichtungen aus unmittelbaren Siedlungsräumen ausgeschlossen (Abbildung 3). So lässt sich eine Überrepräsentation urbaner Standorte bei der Modellierung verringern.

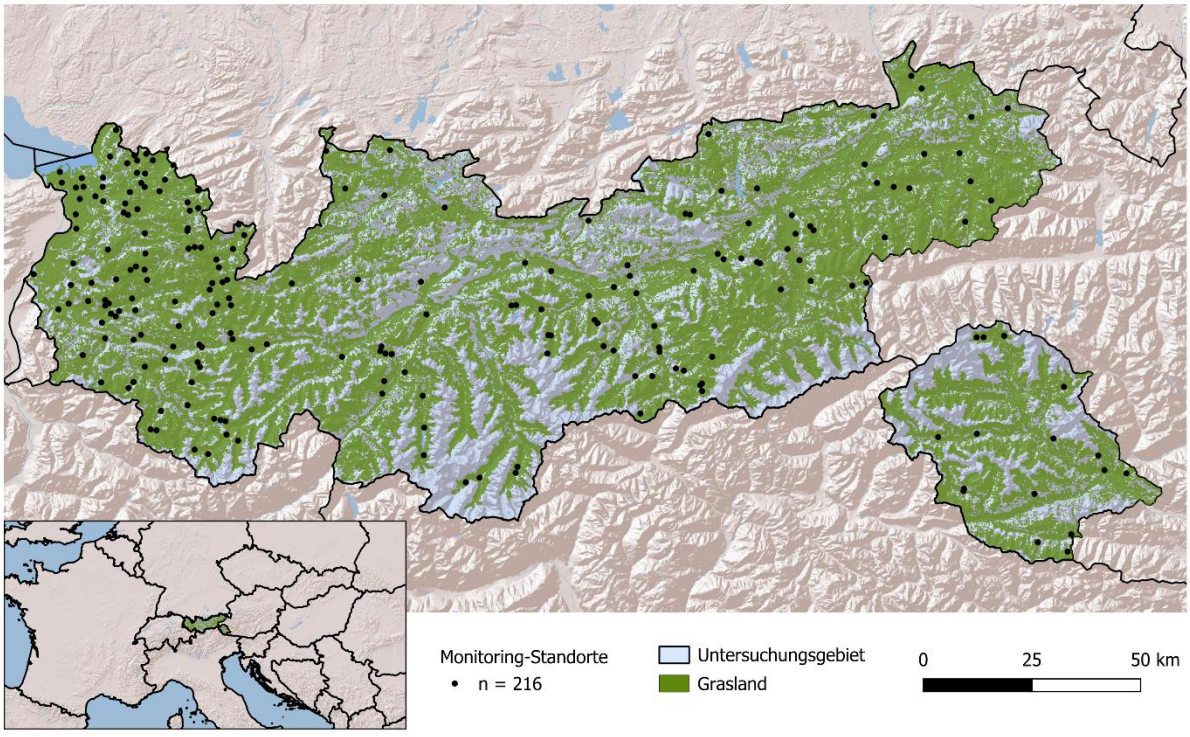


Abbildung 2: Untersuchungsgebiet (Graslandflächen in Tirol und Vorarlberg), in dem für 10 Tagfalterarten Habitatmodelle erstellt wurden. Die Validierung der Habitatmodelle erfolgte an 216 Standorten des Viel-Falter Monitorings. Basiskarte: ESRI Shaded Relief

2.2 Datengrundlagen und Datenaufbereitung

2.2.1 Expertendatensatz – Viel-Falter Monitoring

Das Viel-Falter Monitoring (VF) zielt auf eine repräsentative Erfassung der Bestände von Tagfaltern (und Nachtfaltern) im Grasland sowie auf die langfristige Beobachtung ihrer Populationsentwicklung. Das Biodiversitätsmonitoring wird vom Institut für Ökologie der Universität Innsbruck geleitet und gemeinsam mit verschiedenen Partnern umgesetzt. Es umfasst mehrere Teilprojekte auf Bundes- und Landesebene. Das österreichweite Insekten-Monitoring „Österreich: Schmetterlinge“ wird durch den Biodiversitätsfonds des Bundesministeriums für Klimaschutz, Umwelt, Energie, Mobilität, Innovation und Technologie (BMLUK) gefördert. Ergänzende Projekte in den Bundesländern Tirol, Vorarlberg und Salzburg werden von der Abteilung Umweltschutz des Landes Tirol, der Abteilung Umwelt- und Klimaschutz des Landes Vorarlberg, der Abteilung Umweltschutz des Landes Salzburg sowie der BILLA gemeinnützigen Privatstiftung Blühendes Österreich unterstützt.

Die VF Erhebungsstandorte wurden nach einem systematischen Verfahren gewählt, um eine möglichst repräsentative Abdeckung der österreichischen Offenlandlebensräume zu gewährleisten (Barkmann et al., 2023). Dazu wurden Strata definiert, welche die vier in Österreich vorkommenden Wiesentypen (EEA – European Environment Agency, 2009) abdecken: flache Talwiesen, Wiesen in Hanglagen mit mehr als 15 % Steigung sowie Almwiesen und alpine Rasen unter 2200 m. Zudem wurden Wiesenstandorte in Natura 2000-Schutzgebieten berücksichtigt (Rüdisser et al., 2024). Die Auswahl spiegelt unterschiedliche landwirtschaftliche Nutzungsintensitäten wider, welche tendenziell mit zunehmender Höhe und Hangneigung abnehmen. Innerhalb der Strata erfolgte die Standortwahl mithilfe einer räumlich gewichteten Zufallsmethode (Barkmann et al., 2023). Dieses Verfahren garantiert, dass die Flächen möglichst weit voneinander entfernt sind, wodurch eine breite geographische Abdeckung gewährleistet ist.

Die Datenerhebung basierte auf standardisierten Flächen-Zeit-Erfassungen: An jedem Standort wurde eine 1.000 m² große Fläche entlang eines 50 m langen Transektes untersucht. Die systematische Erhebung dauerte exakt 30 Minuten und folgte einem strikten Protokoll, um belastbare Abundanz Daten zu sichern (Thomas, 1983; Pollard & Yates, 1993; Barkmann et al., 2023). Zur Optimierung des Verhältnisses von Probenahmeaufwand und Informationsgewinn wurden alle Standorte jeweils viermal pro Jahr, zwischen Mitte Mai und Anfang September, erfasst (Barkmann, 2020). Die Erhebungstermine wurden flexibel an optimale Wetterbedingungen angepasst, mit einem durchschnittlichen Abstand von drei bis vier Wochen und mindestens einer Woche zwischen zwei aufeinanderfolgenden Erhebungen.

Dementsprechend wurden pro Jahr 50 repräsentative Standorte untersucht (25 in Tirol und 25 in Vorarlberg), sodass innerhalb von vier Jahren ein Referenzdatensatz zur Abundanz und Diversität der Tagfalter an insgesamt 200 Standorten entstand (Barkmann et al., 2023).

Der dieser Arbeit zugrunde liegende Datensatz basiert auf Monitoring Daten aus Tirol (2018–2023) und Vorarlberg (2020–2023) mit jeweils 100 Erhebungsstandorten (Rüdisser et al., 2024). Zusätzlich wurden Daten aus dem österreichweiten Schmetterlings-Monitoring einbezogen, sofern diese innerhalb des definierten Untersuchungsgebiets lagen. Insgesamt ergab sich daraus ein systematisch erhobener Präsenz-Absenz Datensatz mit 216 Standorten. Für die Analysen wurden ausschließlich binäre Angaben (Präsenz = 1, Absenz = 0) verwendet; die Abundanz pro Standort blieb unberücksichtigt. Dies erfolgte aus methodischen Gründen: Die der Habitatmodellierung zugrunde liegenden CS Daten (BOE) enthalten keine standardisierten Abundanz-Angaben und erlauben daher keine Modellierung auf Häufigkeitsniveau. Um die Datensätze vergleichbar zu halten, wurde auch der Viel-Falter Datensatz entsprechend auf Präsenz-Absenz Informationen beschränkt.

2.2.2 Auswahl der Tagfalterarten

Die Auswahl der zehn Zielarten basierte auf zwei Viel-Falter Datensätzen mit Beobachtungen aus Tirol (2018–2023) und Vorarlberg (2020–2023), die insgesamt 113 Tagfalterarten in Tirol und 105 in Vorarlberg umfassen (Rüdisser et al., 2024). Zur Sicherung einer regionalen Ausgewogenheit wurden aus jedem Datensatz fünf Arten ausgewählt. Um verschiedene Häufigkeitsklassen abzubilden, wurden die Artenlisten nach abnehmender Abundanz sortiert und in Abständen von jeweils 20 Positionen Arten ausgewählt. Ergänzende Kriterien gewährleisteten eine umfassende Bewertung und Vergleichbarkeit der Habitatmodelle. Daher wurden Wanderfalter sowie Arten mit spezifischen Erfassungsproblemen ausgeschlossen – etwa Baumkronenbewohner oder schwer bestimmbare Artkomplexe. *Vanessa atalanta* wurde trotz hoher Nachweisdichte nicht berücksichtigt, da diese Wanderfalterart sehr unterschiedliche Lebensräume nutzt, die nicht zwingend für Fortpflanzung und Larvalentwicklung geeignet sind. Eine fundierte Habitatmodellierung ist somit kaum möglich. Auch der Artkomplex *Leptidea sinapis/juvernica* wurde ausgeschlossen, da die taxonomische Unschärfe eine zuverlässige Modellierung erschweren würde. Zur Förderung einer taxonomisch ausgewogenen Repräsentation der Tagfalterfamilien wurden einzelne Arten ersetzt. Daher wurde etwa *Colias phicomone* der höher gereihten Art *Erebia pronoe* vorgezogen (Datensatz Vorarlberg), um die Familie der Pieridae abzubilden. Auch Arten mit sehr geringer Nachweisdichte im BOE Datensatz wurden ausgeschlossen: So wurde *Erebia alberganus*, die im Viel-Falter Datensatz für Vorarlberg nur einmal nachgewiesen und in den BOE Daten

gar nicht erfasst wurde, durch *Parnassius phoebus* ersetzt – eine ebenfalls seltene, jedoch in beiden regionalen Datensätzen nachgewiesene Art.

Entsprechend dieser Kriterien wurden aus dem Tiroler Datensatz die Arten *Coenonympha pamphilus, Polyommatus coridon, Callophrys rubi, Melanargia galathea, Melitaea didyma* ausgewählt; aus dem Vorarlberger Datensatz *Cyaniris semiargus, Papilio machaon, Colias phicomone, Fabriciana niobe, Parnassius phoebus*. Die zehn Tagfalterarten (Tabelle 1) unterscheiden sich in ökologischen Merkmalen wie Mobilität, Voltinismus, Spezialisierungsgrad (Habitatgeneralisten und -spezialisten) und Schutzstatus. So umfasst die Auswahl beispielsweise multivoltine Arten wie *Coenonympha pamphilus* ebenso wie univoltine Arten wie *Parnassius phoebus* sowie Generalisten wie *Papilio machaon* und Spezialisten wie *Cyaniris semiargus* (Eine detaillierte Artenbeschreibung findet sich im Anhang: Tabelle S1).

Tabelle 1: Übersicht der zehn Tagfalterarten, für die im Untersuchungsgebiet Habitatmodelle auf Basis von CS Daten („Blühendes Österreich", BOE) erstellt und mit dem Expertendatensatz Viel-Falter (VF) validiert wurden. Angegeben sind der Trivialname, die Familie und Unterfamilie, die Anzahl und der prozentuale Anteil der von VF erfassten Standorte mit Nachweis (n = 216 Standorte) sowie die absoluten Sichtungszahlen aus BOE: insgesamt (n BOE Alle), auf Graslandflächen (n BOE Gras) und auf Graslandflächen unter Einbeziehung eines 30 m-Puffers (n BOE Gras + 30 m). Die Arten sind absteigend nach dem Prozentsatz positiver VF Nachweise sortiert.

	Trivialname	**Familie**	**Unterfamilie**	**n VF Nachweis**	**% VF Nachweis**	**n BOE Alle**	**n BOE Gras**	**n BOE Gras + 30 m**
Coenonympha pamphilus	Kleines Wiesenvögelchen	Nymphalidae (Edelfalter)	Satyrinae (Augenfalter)	112	51,85	1188	369	706
Polyommatus* (*Cyaniris*) *semiargus	Rotkleebläuling	Lycaenidae (Bläulinge)	Polyommatinae (Bläulinge)	96	44,44	501	148	285
Papilio machaon	Schwalbenschwanz	Papilionidae (Ritterfalter)	Papilioninae	70	32,41	1446	335	791
Polyommatus (Lysandra) coridon	Silberbläuling	Lycaenidae (Bläulinge)	Polyommatinae (Bläulinge)	51	23,61	466	163	269
Melanargia galathea	Schachbrettfalter	Nymphalidae (Edelfalter)	Satyrinae (Augenfalter)	47	21,76	601	204	394
Callophrys rubi	Grüner Zipfelfalter	Lycaenidae (Bläulinge)	Theclinae (Zipfelfalter)	30	13,89	302	80	136
Fabriciana* (*Argynis*) *niobe	Mittlerer Perlmutterfalter	Nymphalidae (Edelfalter)	Heliconiinae (Passionsblumenfalter)	27	12,5	69	24	49
Colias phicomone	Alpengelbling	Pieridae (Weißlinge)	Coliadinae (Gelblinge)	20	9,26	71	24	42
Melitaea didyma	Roter Scheckenfalter	Nymphalidae (Edelfalter)	Nymphalinae (Scheckenfalter)	6	2,78	45	21	37
Parnassius phoebus	Alpenapollo	Papilionidae (Ritterfalter)	Parnassiinae (Apollo- und Osterluzeifalter)	4	1,85	13	4	6
				463	**21,44**	**4702**	**1372**	**2715**

2.2.3 Citizen Science Datensatz – Blühendes Österreich

Der dieser Arbeit zugrunde liegende CS Datensatz (BOE) stammt aus dem Projekt „Schmetterlinge Österreichs“, das von der „Blühendes Österreich – BILLA gemeinnützigen Privatstiftung“ in Kooperation mit der niederösterreichischen Umweltbildungsinitiative „Natur im Garten“ realisiert wird. Ziel des Projekts ist es, die Öffentlichkeit für Biodiversität und Naturschutz zu sensibilisieren und gleichzeitig Daten zum Vorkommen von Tagfaltern in Österreich zu erfassen (Höttinger, 2021; Höttinger, 2023). Bis Ende 2023 wurde die App 55.553-mal heruntergeladen. Allein im Jahr 2023 dokumentierten Teilnehmende 173 Tagfalterarten, was etwa 80 % der bislang in Österreich nachgewiesenen Arten entspricht. Mit 25.003 registrierten Nutzenden vereint das Projekt die größte Gemeinschaft schmetterlingsinteressierter Personen in Europa und galt im Jahr 2023 als das größte CS Projekt Österreichs (Höttinger, 2023).

Das zentrale Werkzeug des CS Projekts ist die App „Schmetterlinge Österreichs“. Sie ist kostenlos und ermöglicht eine niedrigschwellige Teilnahme: Beobachtungen können ortsunabhängig und zeitlich flexibel erfasst werden. Teilnehmende laden Fotos hoch, deren geografische Koordinaten automatisch erfasst werden, geben eine erste Artbestimmung ab und profitieren anschließend von einer kollektiven Vorbestimmung innerhalb der Community – „Schwarmintelligenz“ (Sheard et al., 2024). Abschließend erfolgt eine fachliche Überprüfung der Sichtungen durch Sachkundige. Die Kombination aus automatisierten Funktionen, interaktiver Beteiligung, fachlicher Qualitätskontrolle und einer sehr großen Anzahl an Nachweisen hebt „Blühendes Österreich“ von anderen CS Projekten ab (Höttinger, 2023). Das Ergebnis ist ein umfangreicher, qualitativ hochwertiger Datensatz, der als Grundlage für weiterführende Analysen dienen kann (Barkmann, Lindner, et al., 2025).

In der vorliegenden Arbeit bilden Beobachtungen der zehn Zielarten aus dem Datensatz „Blühendes Österreich“ (BOE, 2019–2023) die Grundlage der Habitatmodellierung. Berücksichtigt wurden nur Nachweise, deren Koordinaten im Untersuchungsgebiet Tirol und Vorarlberg innerhalb der definierten Graslandflächen oder in einem 30-m-Puffer darum lagen. So wurden auch Nachweise in unmittelbarer Nähe der Graslandflächen berücksichtigt, etwa bei kurzzeitigen Grenzübertritten von Tagfaltern oder infolge von GPS-Ungenauigkeiten. Für die zehn ausgewählten Tagfalterarten (Tabelle 1) standen insgesamt 4.702 Sichtungen zur Verfügung (Habel et al., 2024; Habel, Huemer, et al., 2025; Habel, Schmitt, et al., 2025). Nach der räumlichen Einschränkung auf Grasland reduzierte sich dieser Datensatz auf 2.715 Sichtungen (Abbildung 3), entsprechend 6 – 706 Nachweise pro Art (Mittelwert 271,5; Standardabweichung: 268,31).

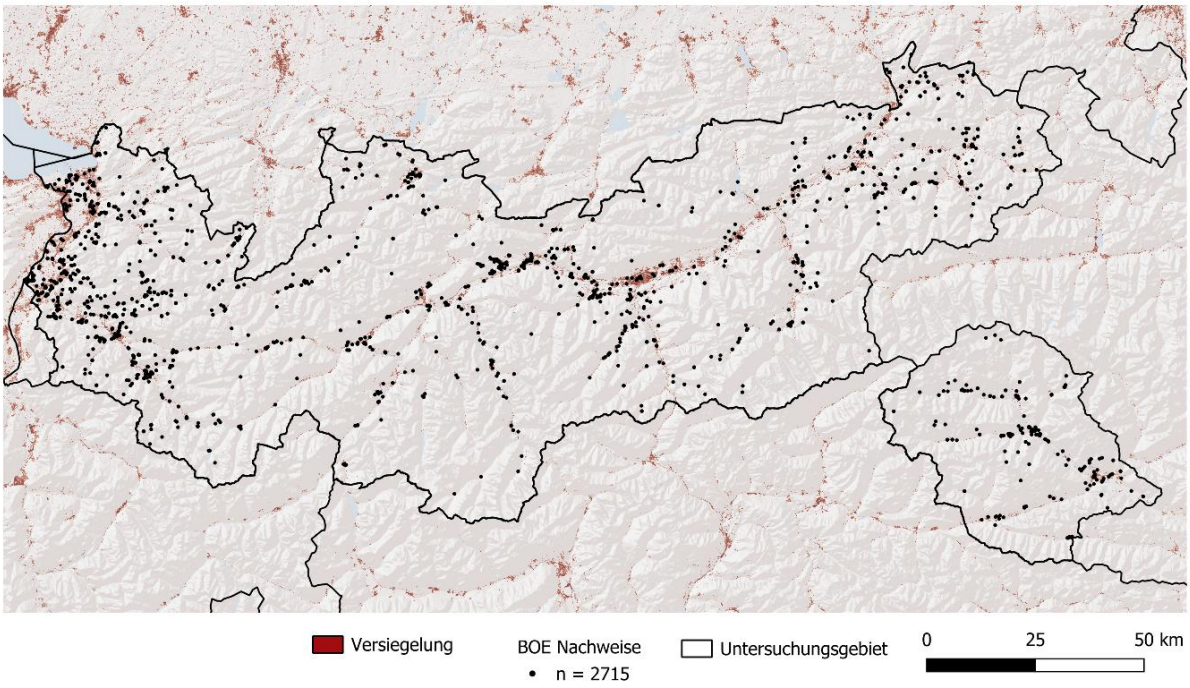


Abbildung 3: Untersuchungsgebiet (Tirol und Vorarlberg) mit versiegelten Flächen sowie 2.715 Präsenz Nachweisen von Tagfaltern im Grasland aus dem CS Projekt „Blühendes Österreich“ (BOE). Datenquelle Versiegelung: European Environment Agency, 2021, Basiskarte: ESRI Shaded Relief

2.3 Habitatmodellierung

2.3.1 Umweltvariablen und Auswahlprozess

Aufgrund des identischen Untersuchungsgebiets (Graslandflächen in Tirol und Vorarlberg) sowie der vergleichbaren Modellierung von Tagfalterhabitaten, stellte die von Barkmann et al. (2025) berechnete Auswahl an Umweltvariablen eine geeignete Datengrundlage dar (Tabelle 2). Diese Variablen lassen sich in die Kategorien Topographie, Landnutzung, Vegetation, Klima und Landschaftsstruktur einordnen. Die Berechnungen wurden für alle Graslandlebensräume pixelbasiert durchgeführt, sowohl direkt lokal als auch innerhalb konzentrischer Radien von 125 m – 1000 m. Für die Modellierung in dieser Arbeit wurde ausschließlich der kleinste Radius (125 m) verwendet, da nach Barkmann et al. (2025) Umweltvariablen im nahen Umkreis die Abundanz und Artenvielfalt von Tagfaltern am besten erklären.

Da redundante oder stark korrelierte Variablen die Modellleistung beeinträchtigen können, stellte die Auswahl geeigneter Umweltvariablen nach Barkmann et al. (2025) einen entscheidenden Schritt dar.

Zu viele Variablen im Verhältnis zur Anzahl verfügbarer Sichtungen können zu Overfitting (Überanpassung) und damit ungenauen Vorhersagen des Modells führen, während starke Korrelationen eine Interpretation des Modells erschweren können. Daher wurde mittels einer Pearson-Korrelationsanalyse eine Korrelationsmatrix (Tabelle S4: 97.796 Samples – zufällig ausgewählter Pixel aus dem Untersuchungsgebiet) erstellt, um über paarweise Vergleiche stark korrelierende Variablen (Koeffizient > 0.7) zu identifizieren (Merow et al., 2013; Smith et al., 2021). Bei der finalen Variablenauswahl wurde nicht nur auf statistische Zusammenhänge geachtet, sondern auch die biologische und ökologische Relevanz für die Zielarten einbezogen. Dazu wurden univariate MaxEnt-Habitatmodelle unter Anwendung der Jackknife-Methode erstellt, um den relativen methodischen Beitrag jeder Umweltvariable zur Artverteilung einzuschätzen (Smith et al., 2021). Ergänzend boten Antwortkurven („Response Curves“) Einblicke in den Zusammenhang zwischen einzelnen Umweltvariablen und der modellierten Habitatwahrscheinlichkeiten (Merow et al., 2013).

Die Analyse zeigte, dass die Variablen „jährliche Durchschnittstemperatur“, „durchschnittliche Temperatur im Januar“, „mittlere Temperatur im Juli“ sowie der „Mittelwert der Gesamtproduktivität (TPROD)“ stark mit der Höhenlage korrelieren und wurden deshalb nicht in die Modellierung einbezogen. In alpinen Regionen sinkt die Temperatur mit zunehmender Höhe um etwa 0,4 – 0,7 °C pro 100 m, weshalb in kleinräumigen Gebieten, mit starken Höhendifferenzen, wie Tirol und Vorarlberg, Temperaturvariablen erwartungsgemäß stark mit der Höhenlage (a.s.l.) korrelieren (Montgomery, 2006; Pellerin et al., 2012). Hinzu kommt, dass topografische Daten, wie die Höhenlage mit höherer räumlicher Auflösung zur Verfügung stehen als Klimavariablen, was sie für feinräumige Modellierungen geeignet macht. Auch die Gesamtproduktivität (TPROD) ist als aggregierte Maßzahl stark höhenabhängig und wurde daher, um Redundanzen zu vermeiden, ausgeschlossen, trotz einer hohen Relevanz im Jackknife-Test. Die Produktivität wird in den Modellen über die Variable „Mittelwert der maximalen Produktivität“ erfasst. Vor diesem Hintergrund wurden der „Normalized Difference Vegetation Index (NDVI)“ und der „Normalized Difference Moisture Index (NDMI)“ als Umweltvariablen ausgeschlossen, da sie stark mit der maximalen Produktivität von Graslandflächen korrelieren. NDVI beschreibt primär die photosynthetische Aktivität und Vegetationsdichte, während NDMI die Feuchtigkeitsverhältnisse der Vegetation abbildet. Beide Indizes sind eng mit der Biomasse sowie dem Mittelwert der maximalen Produktivität verknüpft, die wiederum in positivem Zusammenhang mit der Gesamtartenvielfalt und Abundanz von Lepidoptera stehen (Bailey et al., 2004; Shrestha et al., 2024). Der „Mittelwert der maximalen Produktivität“ wurde gewählt, weil er produktive Spitzenwerte besser abbildet – ein Aspekt, der für die Habitatansprüche von Tagfaltern besonders relevant ist. Viele Arten reagieren sensibel auf kurzzeitige Phasen hoher Produktivität, da diese sowohl Nahrungsverfügbarkeit als auch Mikroklimabedingungen beeinflussen (Bailey et al., 2004; Shrestha et al., 2024). Die maximale Produktivität

korreliert zudem weniger stark mit der Höhenlage, da sie im Vergleich zur Gesamtproduktivität geringfügiger von der Länge der Vegetationsperiode abhängt. Die Kombination aus „maximaler Produktivität“ und ihrer Standardabweichung bildet sowohl die absoluten als auch die strukturellen Habitatbedingungen ab. Eine hohe Heterogenität kann für Tagfalter vorteilhaft sein, weil sie vielfältige Vegetationsstrukturen, Mikrohabitate sowie ein breiteres Angebot an Nahrungsressourcen und geeigneten Eiablageplätzen bereitstellt (Bailey et al., 2004; Shrestha et al., 2024). Die „Standardabweichung der Produktivität“ wurde unabhängig vom jeweiligen Mittelwert betrachtet, da sie zusätzliche Informationen über die strukturelle Heterogenität eines Habitats liefert. Da sich Vegetationsperiode, Hauptflugzeit der Tagfalter und die Erhebungen des Viel-Falter Monitorings überwiegend auf die Sommermonate konzentrieren, wurde der Sommerniederschlag als ökologisch relevante Variable für die Habitatmodellierung berücksichtigt. Die „Gesamtniederschlagsmenge im Winter (November–März)“ wurde hingegen ausgeschlossen, da sie stark mit der „Gesamtniederschlagsmenge im Sommer (April–Oktober)“ korreliert.

Tabelle 2: Für die Habitatmodellierung verwendete Umweltvariablen. Angegeben sind Bezeichnung der Variable, Einheit, Wertebereich, räumlicher Bezug (Radius), die jeweilige Berechnungsgrundlage und Originalauflösung. DEM = Digital Elevation Model (Digitales Höhenmodell), CLC = CORINE Land Cover, HR = High Resolution Layer (COPERNICUS). Modifiziert nach Barkmann et al., 2025.

Variable	Einheit	Wertebereich	Radius	Berechnung	Originalauflösung
Höhe (a.s.l.)	m	394 – 2132	lokal		10 m
Hangneigung	%	0 – 76,3	30 m	Aus dem DEM abgeleitetes Gefälle	10 m
Nordexposition	-	-1 – 1	30 m	Aus dem DEM abgeleiteter Aspekt, Umrechnung von Grad in ein Maß für die "Nordexposition" eines Standorts mit der folgenden Formel: $\cos(aspect/360 * 2pi)$. Mittelwert im Radius genommen	10 m
Summe der Niederschläge im Sommer (April-Oktober)	mm	530 – 1522	Lokal	Neuabtastung des Rasters auf eine Auflösung von 10 m mittels bilinearer Interpolation	1 km
Grünlandbedeckung	%	0,14 – 1	125 m	Kombination von CLC- und HR-Graslanddaten für eine Graslandschicht, Berechnung des Flächenanteils innerhalb der Radien	CLC: 25 ha / 100 m; HRL 10 m
Bewaldung	%	0 – 83	125 m	Berechnung des Anteils des Waldes innerhalb der Radien	10 m
Versiegelung	%	0 – 37	125 m	Berechnung des Anteils der versiegelten Flächen innerhalb der Radien	10 m
Wald-Grasland-Ökoton (Liniendichte)	km km^{-2}	0 – 46,0	125 m	Umwandlung des HR-Waldrasters in Polygone, Zusammenführen beider Layer und Füllen von Lücken <100 m^2 (wahrscheinlich durch die Umwandlung der Rasterdaten verursacht), Auflösen und Umwandlung in ein Linienfeature, Berechnung der Liniendichte in den Radien	Forest: 10 m; SWF: Vektor Daten (European Environmental Agency, 2023)
Distance to Nature (0 – 1)	-	0,02 – 0,53	125 m	Bei einer Auflösung von 10 m wurde der Mittelwert innerhalb der Radien berechnet	25 m
Maximum Produktivität (Mittelwert)	-	0,88 – 2,77	30 m	Mittelwert der Jahreswerte von 2018 – 2021 Mittelwerte der Graslandflächen innerhalb der Radien	10 m
Maximum Produktivität (Standardabweichung)	-	0,17 – 0,89	125 m		10 m

2.3.2 MaxEnt-Setup – Modellerstellung und Parameter

Um den Modellierungsprozess gezielt zu steuern, können in MaxEnt verschiedene Einstellungen vorgenommen werden. Die Auswahl der Parameter hängt von der Zielsetzung und den ökologischen Eigenschaften der untersuchten Arten ab. In der wissenschaftlichen Literatur fehlt jedoch häufig eine klare Begründung für bestimmte Einstellungen (Merow et al., 2013). Für diese Arbeit wurden die Einstellungen so gewählt, dass ein für die Fragestellung angemessen komplexes, zugleich aber möglichst einfach reguliertes Modell entsteht.

Dazu zählt die Auswahl der mathematischen Funktionen („Features“), mit denen die Beziehung zwischen Umweltvariablen und Habitateignung modelliert wird. Weiters wurden lineare, quadratische, Produkt- sowie Hinge-Features aktiviert, während Schwellenfunktionen („Threshold Features“) deaktiviert wurden. Damit kann MaxEnt sowohl einfache als auch komplexere, nicht-lineare Zusammenhänge sowie Wechselwirkungen zwischen Variablen abbilden. Für jeden Modellierungsprozess wurden maximal zehn Wiederholungen („Replicates“) durchgeführt. Anschließend erfolgte eine automatische Mittelung durch MaxEnt, wodurch ein Durchschnittsmodell generiert wurde. Dieses Durchschnittsmodell wurde im weiteren Verlauf dieser Arbeit zur Validierung mit Expertendaten verwendet. Um dem maschinellen Lernprozess der Software ausreichend Kapazität zu bieten, wurde die maximale Anzahl an Iterationen des Algorithmus von 500 auf 5.000 erhöht. Die ursprünglichen 10.000 Hintergrundpunkte („Background points“) wurden beibehalten, ohne eine spezifische Anpassung an die Verteilung der Präsenz Daten vorzunehmen, jedoch mit aktivierter Option zur Einbindung der Präsenz Daten in den Hintergrund („Add samples to background“). Da die Anzahl der Präsenz Daten bei einigen Tagfalterarten relativ gering ist, wurde für den Replikationstyp („Replication run type“) die Methode Kreuzvalidierung („cross-validation“) gewählt. Im Gegensatz zur Teilstichproben-Methode („Subsample“) ermöglicht sie es, sämtliche Präsenz Daten im Modellierungsprozess als Trainingspunkte zu nutzen. Hierbei werden die Präsenzpunkte in gleich große Gruppen („Folds“) unterteilt. In jedem Durchlauf wird jeweils eine dieser Gruppen ausgeschlossen und später zur Bewertung des Modellergebnisses verwendet. Um eine Überanpassung des Modells zu vermeiden und eine zu starke Fokussierung auf die Präsenz Daten zu reduzieren, wurde der Regularisierungsfaktor („regularization multiplier“) von 1 auf 3 erhöht (Phillips & Dudík, 2008; Radosavljevic & Anderson, 2014). Dieser Parameter steuert, wie stark sich das Modell an die Trainingsdaten anpasst: Ein niedriger Wert (1) führt dazu, dass selbst kleine Muster in den Präsenz Daten modelliert werden – was die Gefahr birgt, dass das Modell zufällige Besonderheiten statt generalisierbarer Zusammenhänge erlernt. Ein höherer Wert bewirkt dagegen, dass das Modell glattere, robustere Beziehungen zwischen Umweltvariablen und Eignung bevorzugt – es generalisiert stärker und reduziert damit das Risiko der Überanpassung.

MaxEnt bietet verschiedene Ausgabeformate (Raw, Cumulative, Logistic), die unterschiedliche Interpretationen der Habitateignung ermöglichen. In dieser Arbeit wird das Cloglog-Format (Wertebereich 0 – 1) verwendet, welches eine alternative Transformation der MaxEnt-Rohwerte darstellt und speziell für Präsenz Hintergrund Modelle entwickelt wurde. Es basiert auf der komplementären Log-Log-Funktion, welche im Vergleich zum konservativeren Logistischen Format eine realistischere Schätzung der Besiedelungswahrscheinlichkeit ermöglicht (Merow et al., 2013; Merow et al., 2014). Besonders bei Tagfaltern, die stark von feinen Habitatstrukturen abhängen, kann das Cloglog-Format eine differenziertere Modellierung der Eignung liefern. Auch bei flächenhaft unregelmäßig, opportunistisch erhobenen CS Daten kann die Verwendung der komplementären Log-Log-Funktion vorteilhaft sein. In der Literatur wird häufiger der logistische Output verwendet, wodurch die Vergleichbarkeit mit anderen Studien erschwert sein könnte. Da das Ziel dieser Arbeit jedoch die Validierung der Modelle mit einem Expertendatensatz (Viel-Falter) und nicht der Vergleich mit anderen Studien ist, überwiegen die methodischen Vorteile des Cloglog-Formats. Zusätzlich wurden in MaxEnt die Erstellung von Reaktionskurven für die unabhängigen Variablen („create response curves“) sowie die Jackknife-Evaluierung („Do Jackknife to measure variable importance“) aktiviert. Die Reaktionskurven geben Aufschluss über die Bedeutung und den Einfluss der einzelnen Variablen im Modell (Merow et al., 2013).

2.4 Validierung der Habitatmodelle

2.4.1 Performance der Habitatmodelle

Zur Untersuchung der intraspezifischen Modellperformance wurde der Test-AUC verwendet, der beschreibt, wie zuverlässig das Modell Vorkommen in zuvor nicht genutzten Daten desselben Datensatzes vorhersagt. Ergänzend wurde dieser Wert mit dem Trainings-AUC verglichen, der die Modellperformance für die Daten angibt, mit denen das Modell trainiert wurde. Ein sehr hoher Trainings-AUC oder eine deutliche Differenz zwischen Test- und Training-AUC kann auf Überanpassung (Overfitting) hindeuten. Das Modell würde die Trainingsdaten gut abbilden, sich aber nur eingeschränkt auf neue Daten übertragen lassen – ein Hinweis auf limitierte Generalisierbarkeit der Modelle (Merow et al., 2013).

2.4.2 Validierung der Habitatmodelle mit Expertendaten

Der Vergleich mit dem unabhängigen VF Datensatz erfolgte mithilfe von Konfusionsmatrizen, welche die Vorhersagegenauigkeit in Bezug auf korrekt und falsch klassifizierte Standorte quantifizieren (Merow et al., 2013; Rainio et al., 2024). Die MaxEnt-Habitatmodelle geben kontinuierliche Wahrscheinlichkeitswerte für das Vorkommen einer Art aus – Cloglog-Werte im Bereich von 0 – 1. Um diese Modellvorhersagen mit dem binären Präsenz-Absenz Datensatz des VF Monitorings validieren zu können, mussten die kontinuierlichen Werte in eine binäre Klassifikation – „geeignet“ und „ungeeignet“ – überführt werden. Dazu war die Festlegung eines Schwellenwerts (Threshold) erforderlich. In der ökologischen Modellierung ist die Festlegung eines festen Schwellenwerts von 0,5 zwar verbreitet, jedoch nicht objektiv begründet (Stockwell & Peterson, 2002; Liu et al., 2005). MaxEnt stellt verschiedene algorithmisch definierte Schwellenwertoptionen bereit (Baldwin, 2009). Die Wahl des Werts ist entscheidend, da sie die Zuverlässigkeit der Trennung zwischen geeigneten und ungeeigneten Habitaten maßgeblich beeinflusst (Guisan & Thuiller, 2005; Guisan et al., 2007; Anderson & Raza, 2010; Vale et al., 2014) und muss daher stets kontextabhängig und unter Berücksichtigung der konkreten Forschungsfrage sowie der Eigenschaften der zugrunde liegenden Daten erfolgen.

Die Auswahl ist bei reinen Präsenz Daten komplexer als bei Präsenz-Absenz Daten, da Fehlklassifikationen nicht direkt (echten Absenz Daten) gegenübergestellt werden können (Pearson et al., 2007). In verschiedenen Studien zur MaxEnt-Modellierung mit reinen Präsenz Daten hat sich der Schwellenwert „maximum training sensitivity plus specificity“ (MTSS) als praktikabel erwiesen. Dieser Schwellenwert maximiert die Summe aus Sensitivität (d. h. dem Anteil korrekt vorhergesagter Präsenzpunkte) und Spezifität (d. h. dem Anteil korrekt ausgeschlossener Nicht-Präsenzpunkte). Da MaxEnt jedoch keine echten Absenz Daten verwendet, sondern Hintergrundpunkte aus dem gesamten Untersuchungsgebiet einbezieht – die sowohl geeignete als auch ungeeignete Habitate enthalten können – wird häufig angenommen, dass diese Punkte eine weitgehend neutrale Stichprobe der Umweltbedingungen darstellen. Der MTSS-Schwellenwert basiert somit auf der bestmöglichen Trennung zwischen Präsenzpunkten und diesen Hintergrundpunkten, bietet eine ausgewogene Berücksichtigung beider Klassen und kann dadurch potenzielle Verzerrungen im Modell reduzieren (Liu et al., 2005; Baldwin, 2009; Jiménez-Valverde & Lobo, 2007; Bean et al., 2012).

Für jedes der zehn artspezifischen Modelle, die den Mittelwert der MaxEnt-Replikate abbilden, wurde der zugehörige MTSS-Schwellenwert (ebenfalls als Mittelwert) verwendet (Tabelle 3). Anschließend wurden die binären Habitatmodellwerte an den Koordinaten der 216 Standorte des Experten-Monito-

rings extrahiert und in binäre Punktwerte überführt. Der Wert 0 kennzeichnet ungeeignete Habitatbedingungen (unterhalb des artspezifischen MTSS-Schwellenwerts), der Wert 1 geeignete Habitatbedingungen (oberhalb des MTSS-Schwellenwerts).

Tabelle 3: Artspezifische MTSS Cloglog thresholds (Schwellenwerte) für die binäre Klassifikation der MaxEnt-Habitatmodelle auf der Basis des CS Datensatzes „Blühendes Österreich" (BOE). Sortiert nach aufsteigendem MTSS.

	MTSS Cloglog threshold
Coenonympha pamphilus	0,2306
Callophrys rubi	0,2459
Papilio machaon	0,2904
Melanargia galathea	0,3307
Fabriciana niobe	0,3615
Polyommatus semiargus	0,3674
Polyommatus coridon	0,3725
Colias phicomone	0,3814
Melitaea didyma	0,6489
Parnassius phoebus	0,6940

Für den Vergleich der binären Habitatmodelle (BOE) mit den tatsächlichen Präsenz-Absenz Daten (VF) wurden für jede der zehn Arten Konfusionsmatrizen erstellt. Diese bieten eine strukturierte Grundlage zur Bewertung der Modellperformance, da sie Übereinstimmungen und Abweichungen zwischen vorhergesagtem und beobachtetem Vorkommen systematisch erfassen (Liu et al., 2009; Rainio et al., 2024). Dazu wurden die Vorhersagewerte (0 = ungeeignet, 1 = geeignet) den entsprechenden Präsenz-Absenz Werten des VF Datensatzes gegenübergestellt. Auf dieser Grundlage wurden artspezifische Konfusionsmatrizen berechnet, um die vier möglichen Vorhersageszenarien zu erfassen:

Konfusionsmatrix-Parameter

- TP – True Positives: korrekt als geeignet klassifiziertes Habitat
- TN – True Negatives: korrekt als ungeeignet klassifiziertes Habitat
- FP – False Positives: fälschlich als geeignet klassifiziertes Habitat
- FN – False Negatives: fälschlich als ungeeignet klassifiziertes Habitat

Die Parameter bildeten die Grundlage für die Berechnung relevanter Konfusionsmatrix-Metriken (Präzision, Sensitivität, F1-Score). Zur Identifizierung räumlicher Muster und Diskrepanzen zwischen Habitatmodell und tatsächlichen Beobachtungen wurden die Konfusionsmatrizen zusätzlich als Heatmaps visualisiert. Um den Einflussfaktor der Anzahl der Nachweise (BOE) auf die drei genannten Metriken zu untersuchen, wurde eine lineare Regressionsanalyse durchgeführt.

Konfusionsmatrix-Metriken

- Sensitivität (Recall): Anteil der korrekt als geeignet erkannten Habitate an allen tatsächlich geeigneten Habitaten. Die Metrik beschreibt die Fähigkeit des Modells, geeignete Habitate zuverlässig zu identifizieren (Liu et al., 2009; Rainio et al., 2024).

  $$\text{Sensitivität} = \frac{\text{TP}}{\text{TP}+\text{FN}}$$

- Präzision: Anteil der korrekt als geeignet erkannten Habitate an allen vom Modell als geeignet vorhergesagten Habitaten. Damit gibt sie die Genauigkeit der positiven Vorhersagen des Modells wieder (Liu et al., 2009; Rainio et al., 2024).

  $$\text{Präzision} = \frac{\text{TP}}{\text{TP}+\text{FP}}$$

- F1-Score: Harmonisches Mittel von Präzision und Sensitivität. Die Metrik ist eine zusammenfassende Kennzahl und ist besonders nützlich, wenn ein Gleichgewicht zwischen der Erkennung geeigneter Habitate und der Genauigkeit der Vorhersagen erforderlich ist oder die Daten unausgewogen verteilt sind (Liu et al., 2009; Rainio et al., 2024).

  $$\text{F1-Score} = 2 \times \frac{\text{Präzision} \times \text{Sensitivität}}{\text{Präzision} + \text{Sensitivität}}$$

Verwendete Hardware und Software

Die Arbeit wurde auf einem DELL Latitude 5300 sowie einem Acer SWIFT SF314-52 durchgeführt. Verwendet wurden Microsoft 365 (Version 16.0.18526.20168), QGIS 3.34.11 und MaxEnt 3.4.3.

Die statistischen Analysen erfolgten in R 4.4.2 mit RStudio (R Core Team, 2024). Für die Datenaufbereitung wurden die Packages openxlsx (Schauberger & Walker, 2025), reshape (Wickham, 2007), reshape2 (Wickham, 2020), tidyr (Wickham, Vaughan et al., 2024), dplyr (Wickham et al., 2023) und readr (Wickham, Hester et al., 2024) eingesetzt. Zur Visualisierung wurden ggplot2 (Wickham, 2007; Wickham, Chang et al., 2024) und gridExtra (Auguie, 2017) verwendet.

3. Ergebnisse

3.1 Artspezifische Habitatmodelle

Die MaxEnt-Habitatmodelle (Abbildungen 4 – 22) verdeutlichen potenziell geeignete Lebensräume und zeigen sowohl im überregionalen als auch im lokalen Maßstab artspezifische Unterschiede. Einige Modelle prognostizieren großflächig geeignete Lebensräume, während andere nur kleinräumige, klar abgegrenzte Areale mit hoher Habitateignung erkennen lassen. Besonders deutlich werden diese Unterschiede an folgenden Beispielen: Für *Melitaea didyma* und *Parnassius phoebus* werden großflächig geeignete Areale vorhergesagt (Abbildungen 14, 18), wohingegen *Callophrys rubi*, *Papilio machaon* und *Polyommatus semiargus* eher kleinräumig, lokal begrenzte Eignungsbereiche aufweisen (Abbildungen 4, 16, 22). Auffällig ist insbesondere das Muster von *Parnassius phoebus* (Abbildung 18), dessen Modell vor allem Gebiete südlich des Inntals im zentralen Tirol als geeignet ausweist. Für *Callophrys rubi* hingegen wird Vorarlberg nahezu vollständig als ungeeignet prognostiziert, was das Modell dieser Art hier deutlich von den übrigen untersuchten Tagfaltern abgrenzt (Abbildung 4).

Insgesamt zeigen viele Modelle hohe Habitatwahrscheinlichkeiten in Talebenen, insbesondere entlang des Inntals. Auch in anderen stark erschlossenen, urban geprägten Regionen (Abbildung 3) werden häufig geeignete Habitatbedingungen prognostiziert. Im Gegensatz dazu werden alpine Bereiche überwiegend als ungeeignet eingestuft. Dies betrifft auch den topographisch stark gegliederten, gebirgigen Grenzbereich zwischen Tirol und Vorarlberg, der in den meisten Modellen durch geringe Eignungswerte gekennzeichnet ist.

Callophrys rubi

Das BOE Habitatmodell prognostiziert für *Callophrys rubi* (Abbildungen 4, 5) vor allem geeignete Lebensräume in tieferen, bis mittleren Lagen, insbesondere entlang von Talebenen, wie beispielsweise der Talachsen des Inntals und in Teilen Osttirols. Hochlagen werden größtenteils als ungeeignet klassifiziert.

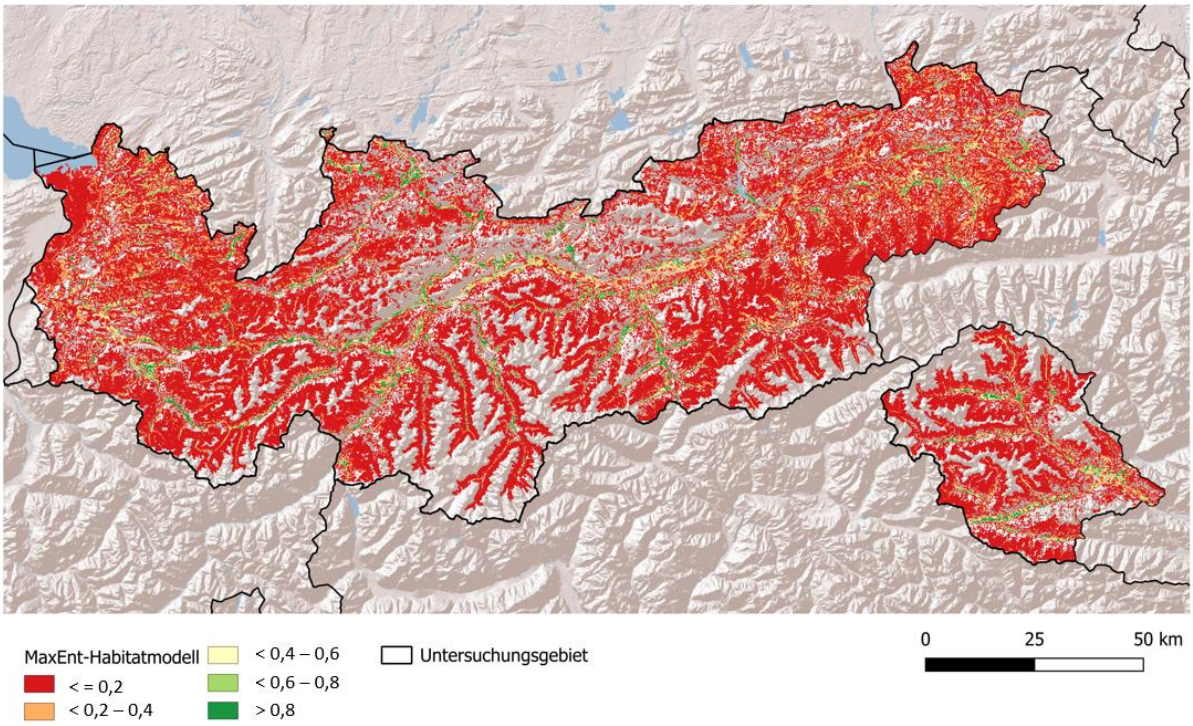


Abbildung 4: Artspezifisches MaxEnt-Habitatmodell für Callophrys rubi im Untersuchungsgebiet (Tirol und Vorarlberg). Dargestellt ist die vorhergesagte Habitatwahrscheinlichkeit von 0 (ungeeignet) bis 1 (sehr geeignet), basierend auf CS Daten („Blühendes Österreich", BOE), innerhalb definierter Graslandflächen. Basiskarte: ESRI Shaded Relief

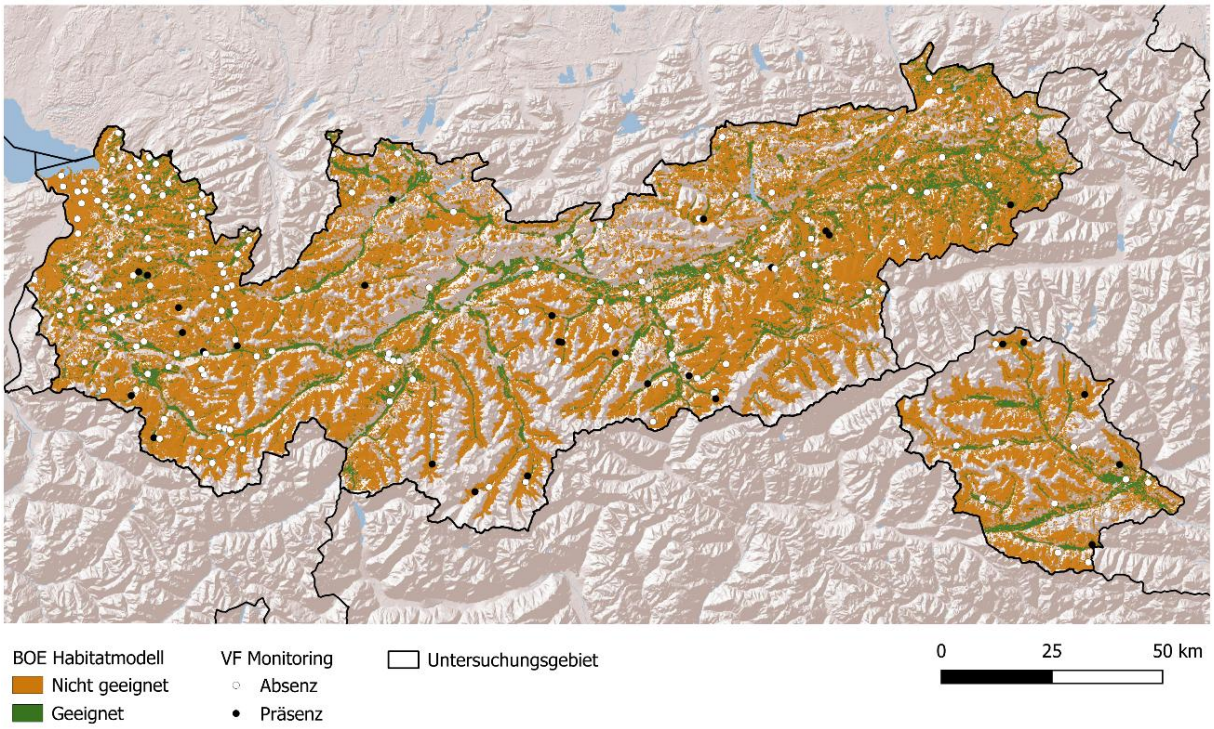


Abbildung 5: Binäres BOE Habitatmodell für Callophrys rubi mit MTSS Cloglog threshold = 0,2459 als geeignete (grün) und nicht geeignete (orange) Flächen im Untersuchungsgebiet (Tirol und Vorarlberg, Graslandflächen). Die Validierung erfolgte anhand von 216 Standorten des Viel-Falter Monitorings (VF), wobei Präsenz (schwarz) und Absenz Nachweise (weiß) kartiert sind. Basiskarte: ESRI Shaded Relief

Coenonympha pamphilus

Das BOE Habitatmodell prognostiziert für *Coenonympha pamphilus* (Abbildungen 6, 7) vor allem geeignete Lebensräume in tieferen, bis mittleren Lagen. Diese konzentrieren sich entlang der Talräume bzw. Talachsen, beispielsweise im Inntal und Rheintal sowie in einzelnen Tälern Osttirols. Auffällig ist die großflächige Einstufung geeigneter Bereiche in Vorarlberg sowie im Osten Tirols. Hochlagen werden überwiegend als ungeeignet klassifiziert.

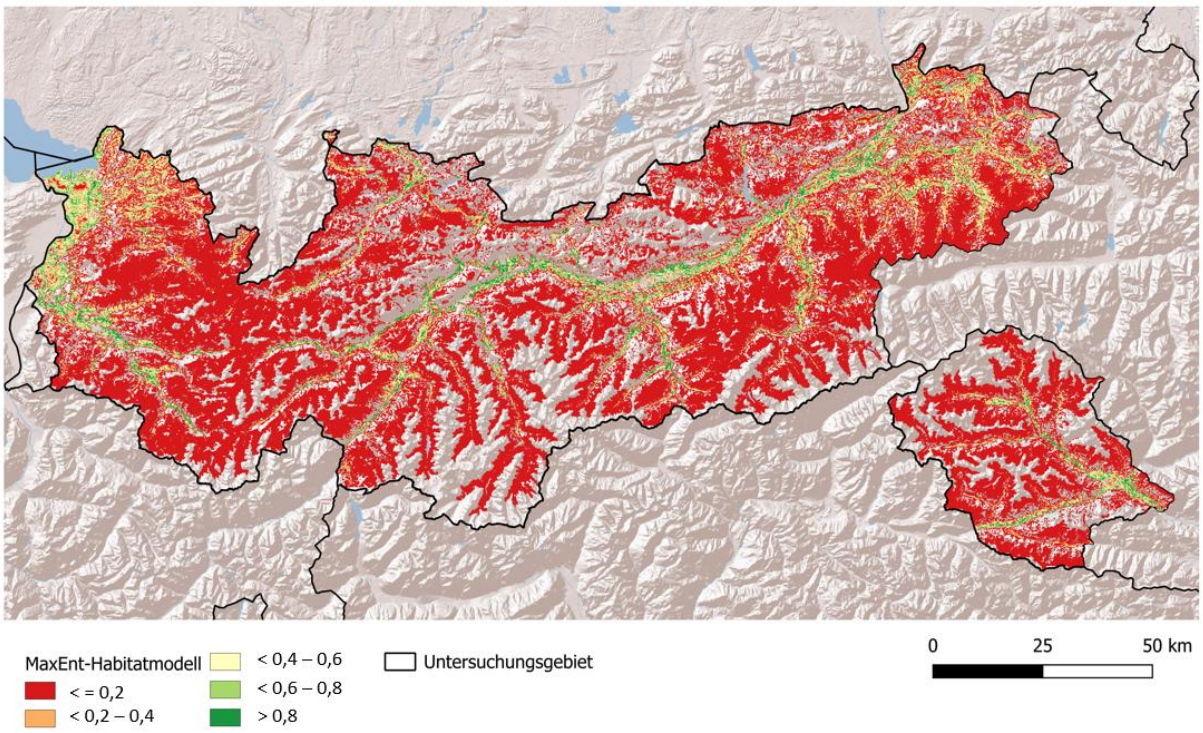


Abbildung 6: Artspezifisches MaxEnt-Habitatmodell für Coenonympha pamphilus im Untersuchungsgebiet (Tirol und Vorarlberg). Dargestellt ist die vorhergesagte Habitatwahrscheinlichkeit von 0 (ungeeignet) bis 1 (sehr geeignet), basierend auf CS Daten („Blühendes Österreich", BOE), innerhalb definierter Graslandflächen. Basiskarte: ESRI Shaded Relief

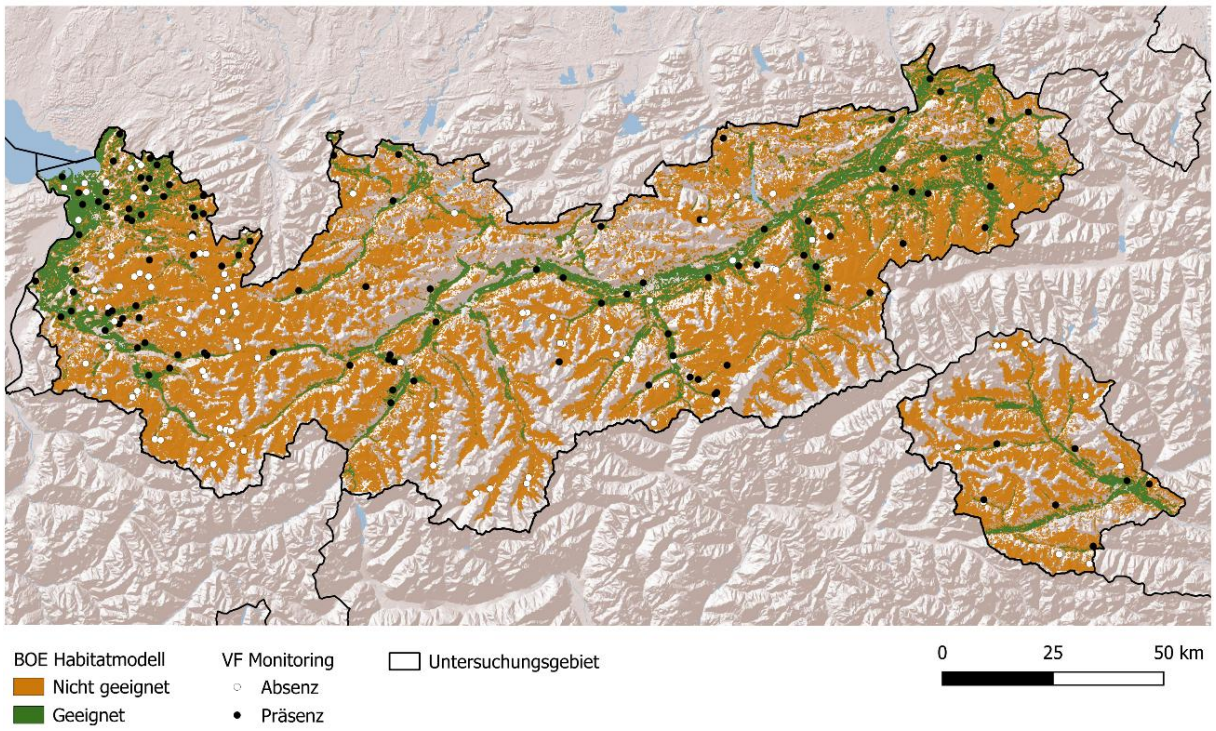


Abbildung 7: Binäres BOE Habitatmodell für Coenonympha pamphilus mit MTSS Cloglog threshold = 0,2306 als geeignete (grün) und nicht geeignete (orange) Flächen im Untersuchungsgebiet (Tirol und Vorarlberg, Graslandflächen). Die Validierung erfolgte anhand von 216 Standorten des Viel-Falter Monitorings (VF), wobei Präsenz (schwarz) und Absenz Nachweise (weiß) kartiert sind. Basiskarte: ESRI Shaded Relief

Colias phicomone

Das BOE Habitatmodell prognostiziert für *Colias phicomone* (Abbildungen 8, 9) geeignete Lebensräume vor allem in den tieferen, bis mittleren Lagen der Haupttäler, insbesondere im Inntal, Rheintal und punktuell in Osttirol. Auffällig ist die relativ großflächige Klassifikation geeigneter Bereiche in Vorarlberg. Hochlagen werden größtenteils als ungeeignet eingestuft.

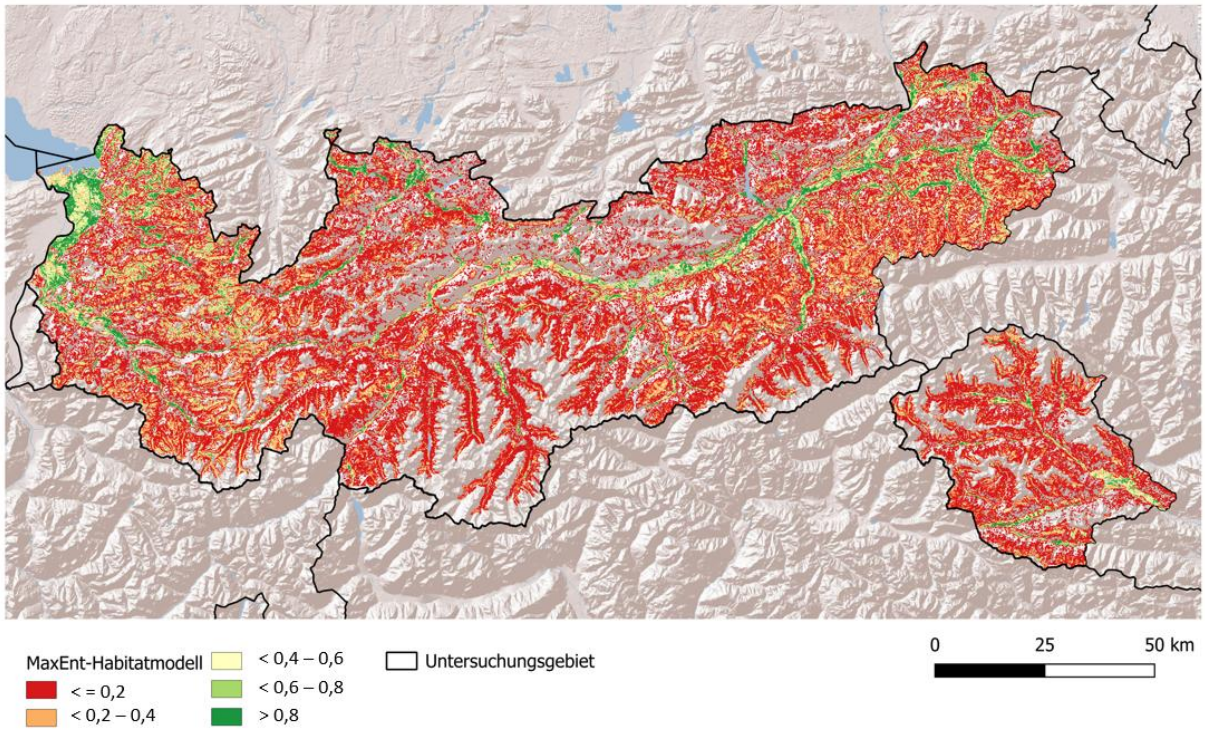


Abbildung 8: Artspezifisches MaxEnt-Habitatmodell für Colias phicomone im Untersuchungsgebiet (Tirol und Vorarlberg). Dargestellt ist die vorhergesagte Habitatwahrscheinlichkeit von 0 (ungeeignet) bis 1 (sehr geeignet), basierend auf CS Daten („Blühendes Österreich", BOE), innerhalb definierter Graslandflächen. Basiskarte: ESRI Shaded Relief

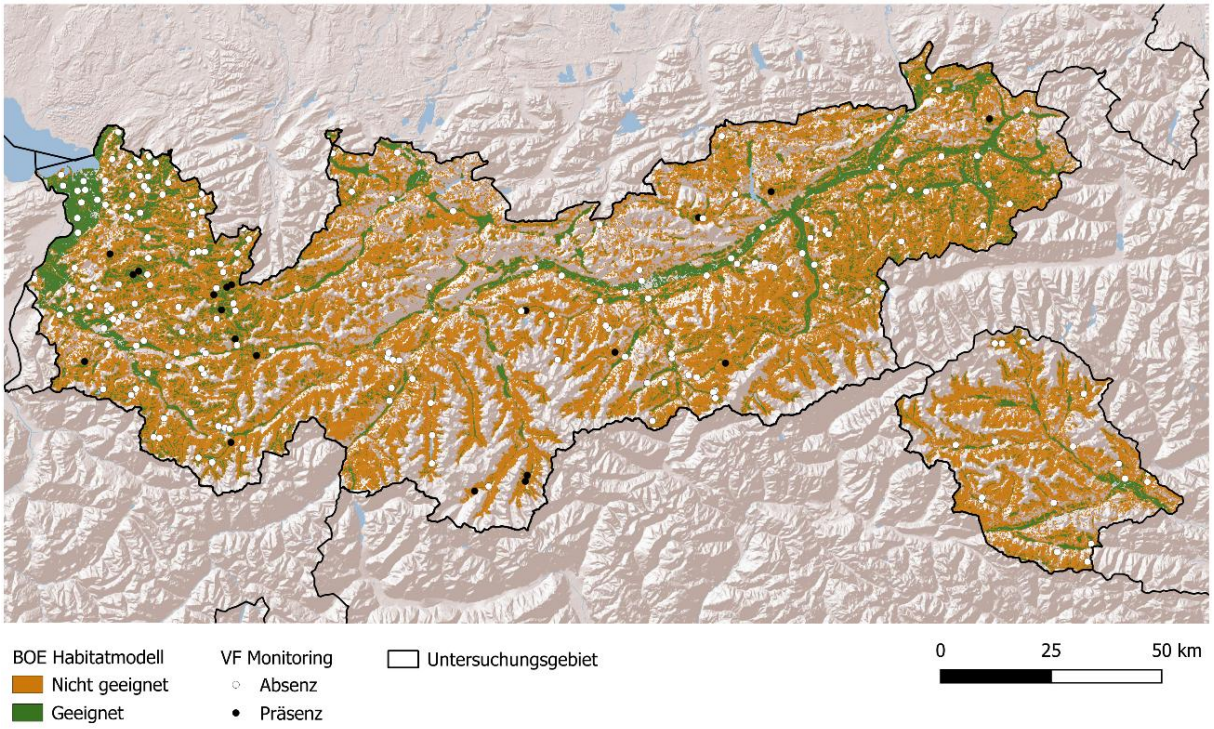


Abbildung 9: Binäres BOE Habitatmodell für Colias phicomone mit MTSS Cloglog threshold = 0,3814 als geeignete (grün) und nicht geeignete (orange) Flächen im Untersuchungsgebiet (Tirol und Vorarlberg, Graslandflächen). Die Validierung erfolgte anhand von 216 Standorten des Viel-Falter Monitorings (VF), wobei Präsenz (schwarz) und Absenz Nachweise (weiß) kartiert sind. Basiskarte: ESRI Shaded Relief

Fabriciana niobe

Das BOE Habitatmodell prognostiziert für *Fabriciana niobe* (Abbildungen 10, 11) geeignete Lebensräume vor allem entlang der Talebenen des Inntals und des Rheintals sowie in Teilen Osttirols. Hochlagen werden großteils als ungeeignet klassifiziert.

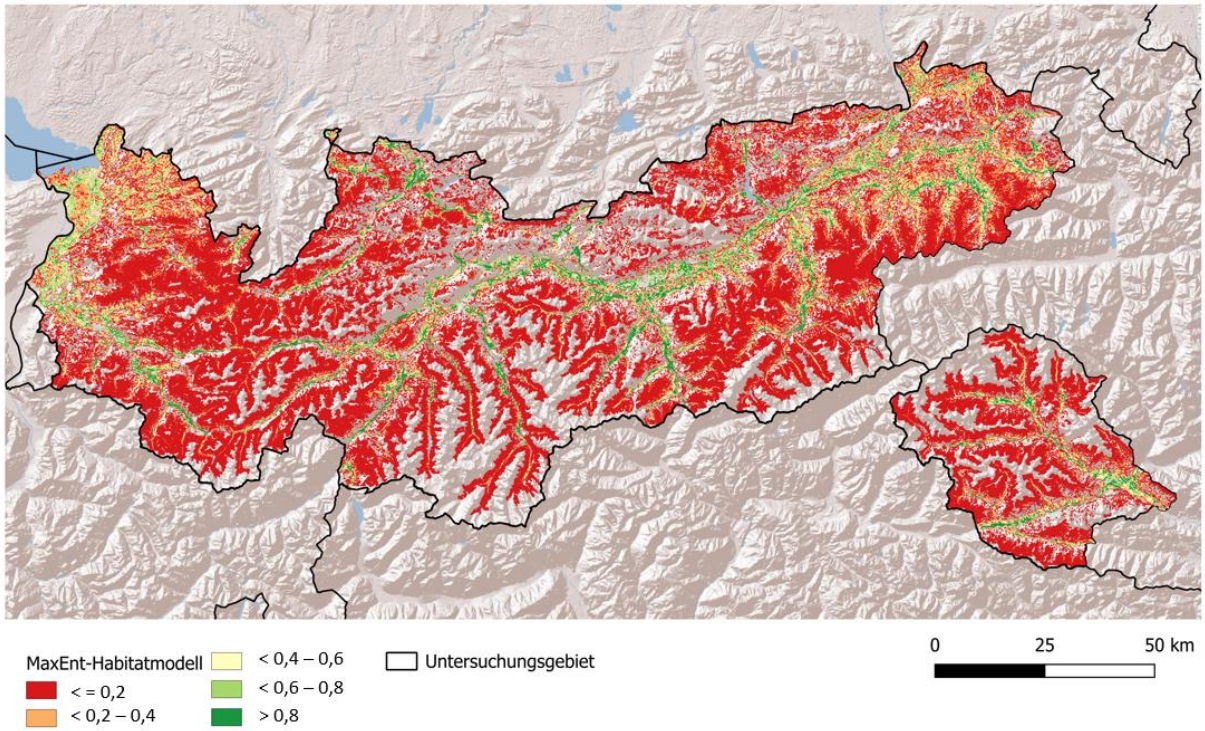


Abbildung 10: Artspezifisches MaxEnt-Habitatmodell für Fabriciana niobe im Untersuchungsgebiet (Tirol und Vorarlberg). Dargestellt ist die vorhergesagte Habitatwahrscheinlichkeit von 0 (ungeeignet) bis 1 (sehr geeignet), basierend auf CS Daten („Blühendes Österreich", BOE), innerhalb definierter Graslandflächen. Basiskarte: ESRI Shaded Relief

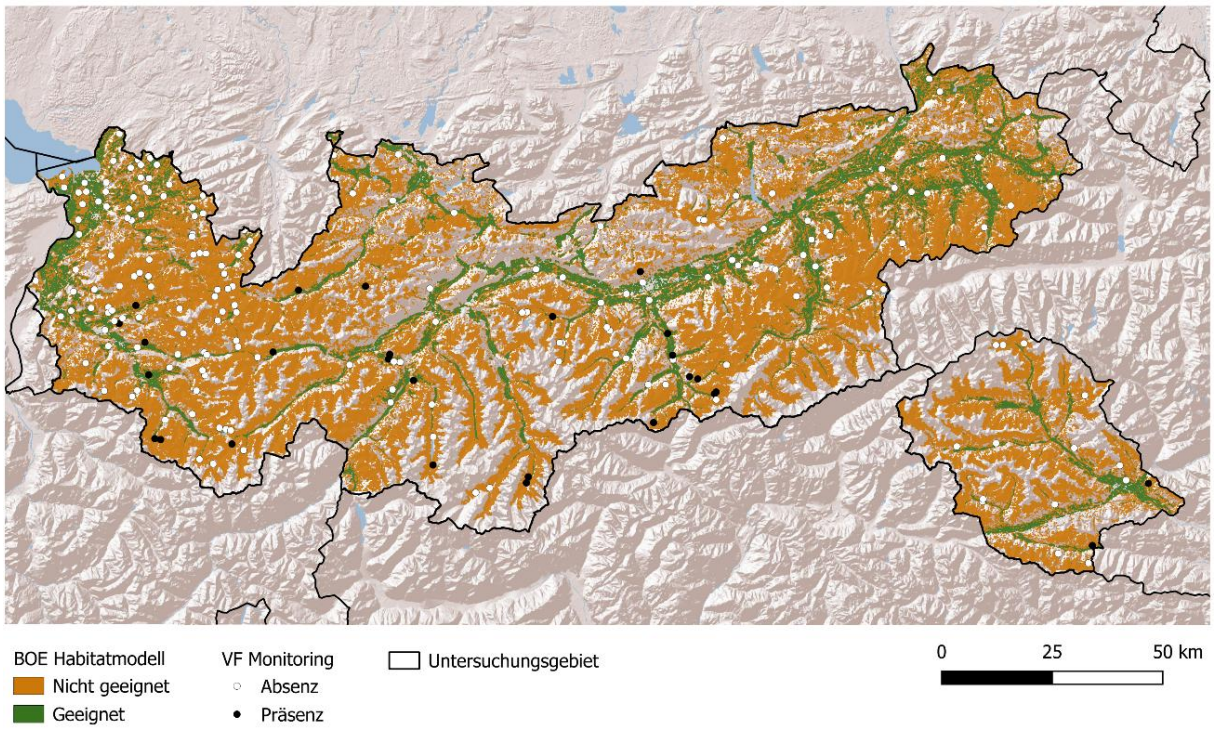


Abbildung 11: Binäres BOE Habitatmodell für Fabriciana niobe mit MTSS Cloglog threshold = 0,3615 als geeignete (grün) und nicht geeignete (orange) Flächen im Untersuchungsgebiet (Tirol und Vorarlberg, Graslandflächen). Die Validierung erfolgte anhand von 216 Standorten des Viel-Falter Monitorings (VF), wobei Präsenz (schwarz) und Absenz Nachweise (weiß) kartiert sind. Basiskarte: ESRI Shaded Relief

Melanargia galathea

Das BOE Habitatmodell prognostiziert für *Melanargia galathea* (Abbildungen 12, 13) geeignete Lebensräume vor allem im Rheintal, im östlichen Tiroler Inntal und im südlichen Osttirol. In Vorarlberg ist eine großräumige Ansammlung geeigneter Flächen erkennbar. Hochlagen sowie weite Teile der Zentralalpen werden als ungeeignet klassifiziert. Besonders in Osttirol sind geeignete Flächen nur in den Tallagen modelliert.

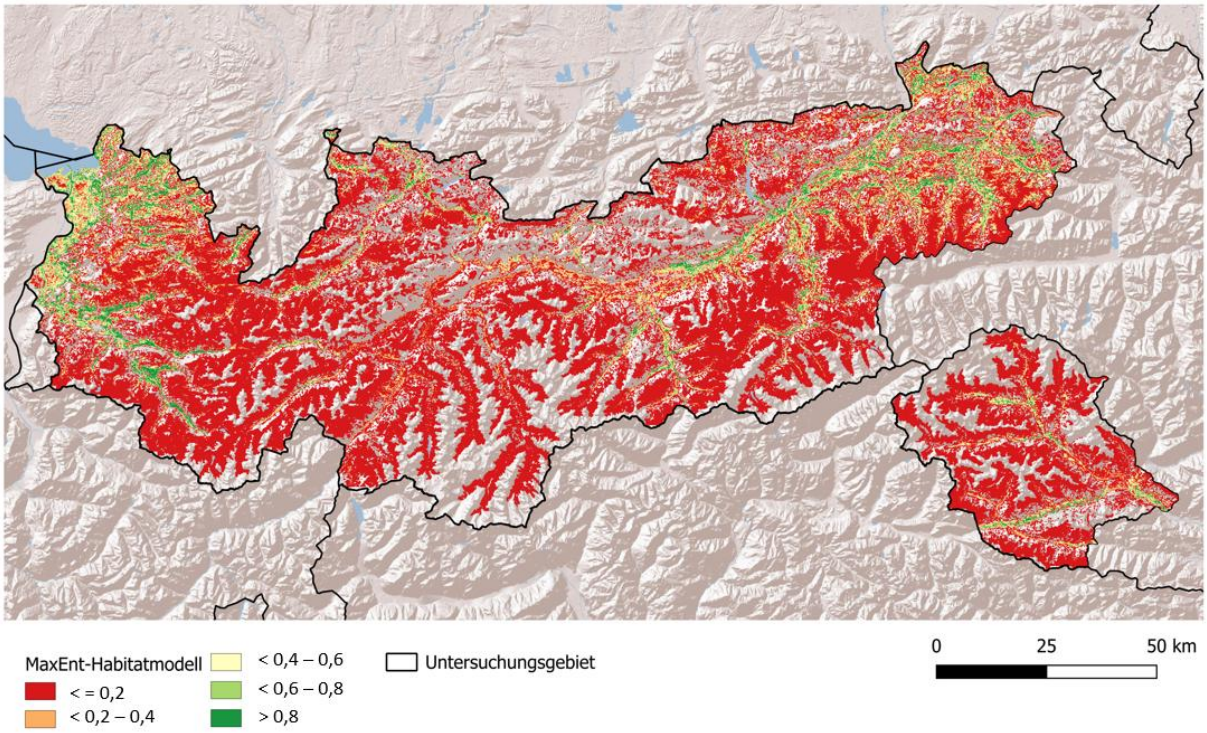


Abbildung 12: Artspezifisches MaxEnt-Habitatmodell für Melanargia galathea im Untersuchungsgebiet (Tirol und Vorarlberg). Dargestellt ist die vorhergesagte Habitatwahrscheinlichkeit von 0 (ungeeignet) bis 1 (sehr geeignet), basierend auf CS Daten („Blühendes Österreich", BOE), innerhalb definierter Graslandflächen. Basiskarte: ESRI Shaded Relief

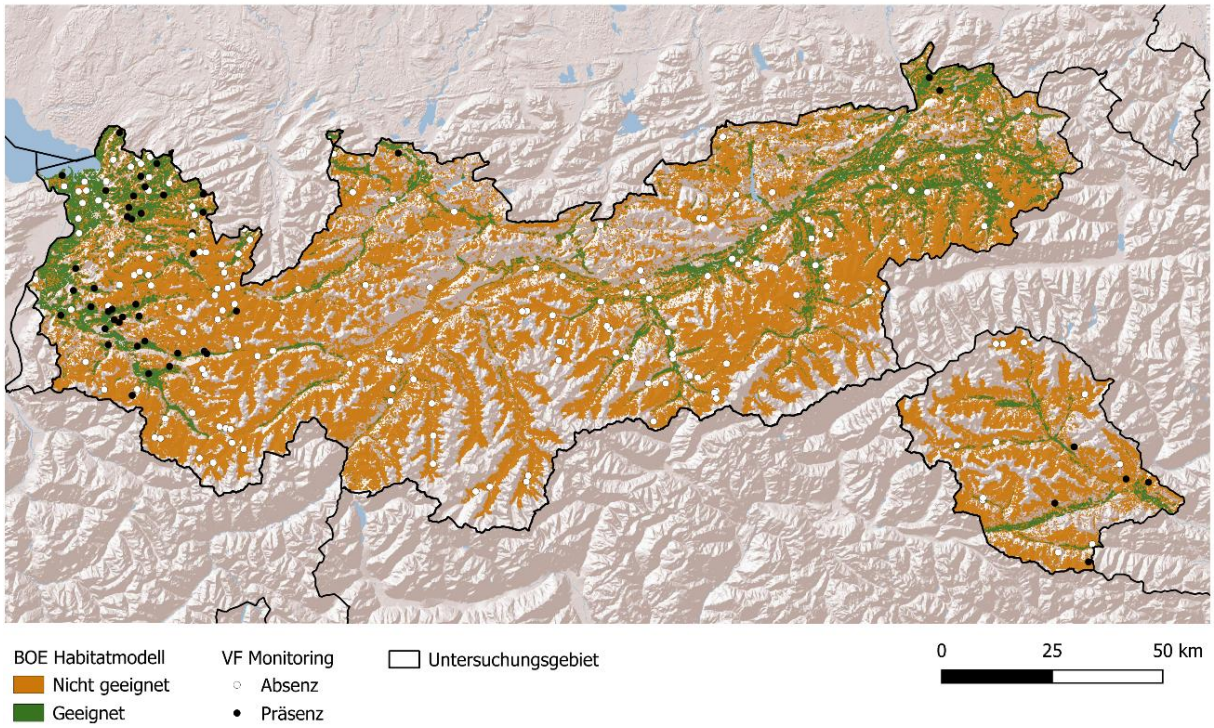


Abbildung 13: Binäres BOE Habitatmodell für Melanargia galathea mit MTSS Cloglog threshold = 0,3307 als geeignete (grün) und nicht geeignete (orange) Flächen im Untersuchungsgebiet (Tirol und Vorarlberg, Graslandflächen). Die Validierung erfolgte anhand von 216 Standorten des Viel-Falter Monitorings (VF), wobei Präsenz (schwarz) und Absenz Nachweise (weiß) kartiert sind. Basiskarte: ESRI Shaded Relief

Melitaea didyma

Das BOE Habitatmodell prognostiziert für *Melitaea didyma* (Abbildungen 14, 15) geeignete Lebensräume, vor allem entlang der größeren Talebenen wie dem Inntal, dem Rheintal und vereinzelt in Osttirol. Besonders in Vorarlberg zeigt sich eine zusammenhängende, als geeignet klassifizierte Fläche. Hochlagen und zentrale Gebirgsregionen werden überwiegend als ungeeignet klassifiziert.

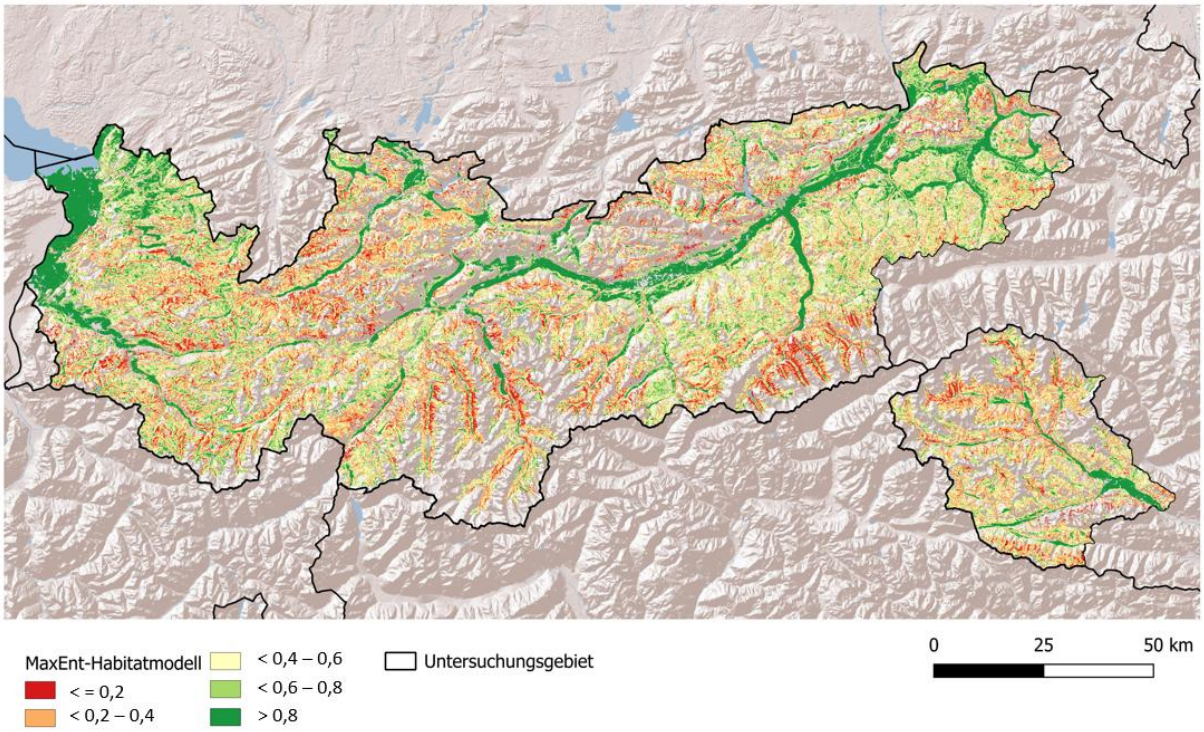


Abbildung 14: Artspezifisches MaxEnt-Habitatmodell für Melitaea didyma im Untersuchungsgebiet (Tirol und Vorarlberg). Dargestellt ist die vorhergesagte Habitatwahrscheinlichkeit von 0 (ungeeignet) bis 1 (sehr geeignet), basierend auf CS Daten („Blühendes Österreich", BOE), innerhalb definierter Graslandflächen. Basiskarte: ESRI Shaded Relief

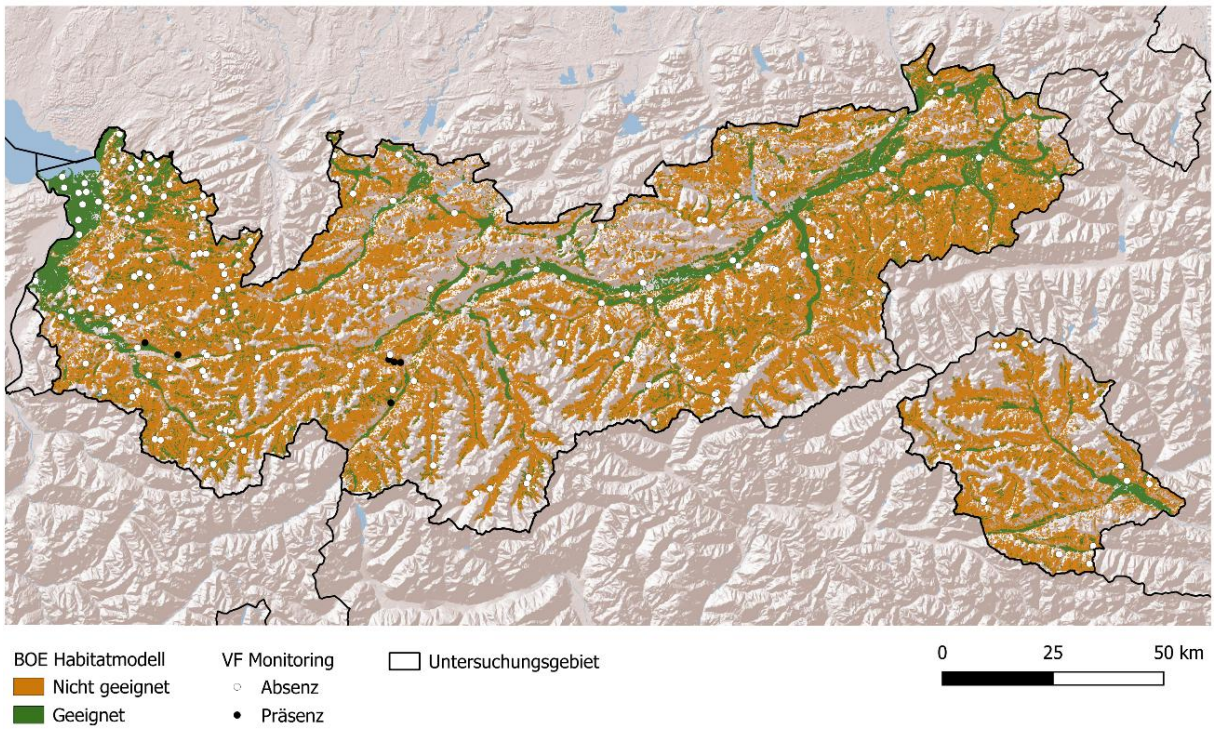


Abbildung 15: Binäres BOE Habitatmodell für Melitaea didyma mit MTSS Cloglog threshold = 0,6489 als geeignete (grün) und nicht geeignete (orange) Flächen im Untersuchungsgebiet (Tirol und Vorarlberg, Graslandflächen). Die Validierung erfolgte anhand von 216 Standorten des Viel-Falter Monitorings (VF), wobei Präsenz (schwarz) und Absenz Nachweise (weiß) kartiert sind. Basiskarte: ESRI Shaded Relief

Papilio machaon

Das BOE Habitatmodell prognostiziert für *Papilio machaon* (Abbildungen 16, 17) geeignete Lebensräume hauptsächlich entlang der großen Talebenen wie dem Inntal, dem Rheintal und in Teilen Osttirols. Besonders in Vorarlberg ist eine dichte geeignete Fläche zu erkennen, während alpine Hochlagen durchwegs als ungeeignet klassifiziert werden.

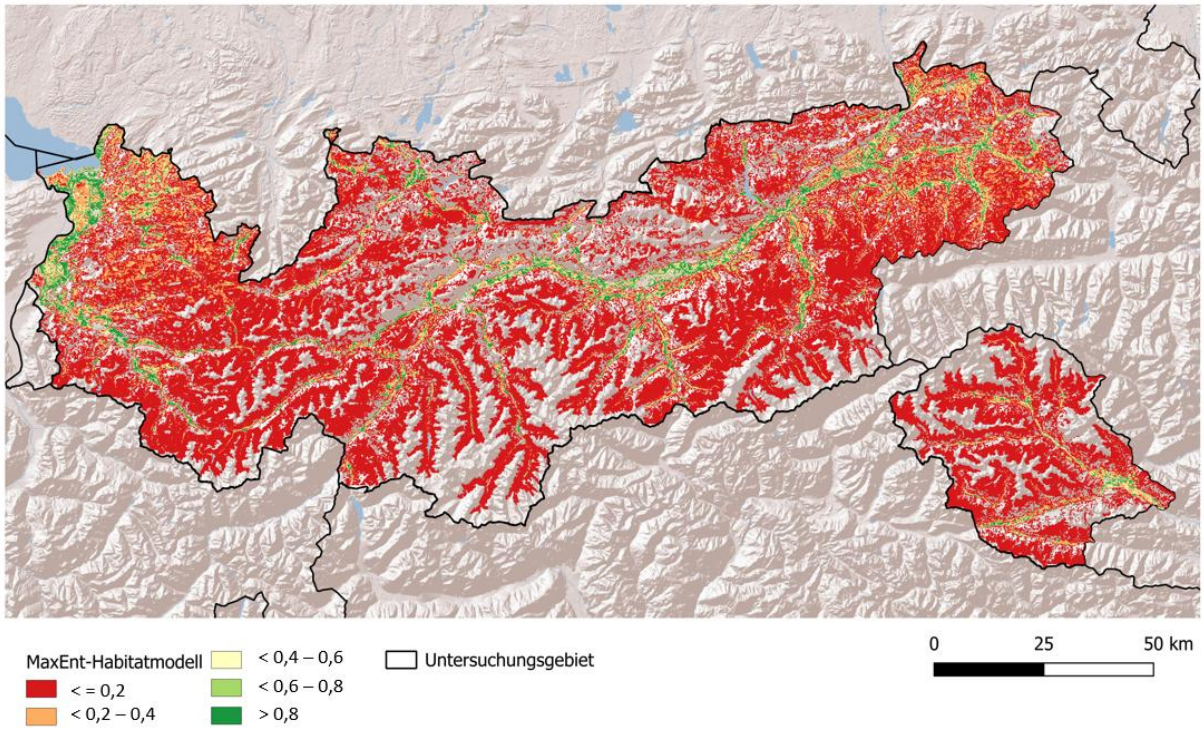


Abbildung 16: Artspezifisches MaxEnt-Habitatmodell für Papilio machaon im Untersuchungsgebiet (Tirol und Vorarlberg). Dargestellt ist die vorhergesagte Habitatwahrscheinlichkeit von 0 (ungeeignet) bis 1 (sehr geeignet), basierend auf CS Daten („Blühendes Österreich", BOE), innerhalb definierter Graslandflächen. Basiskarte: ESRI Shaded Relief

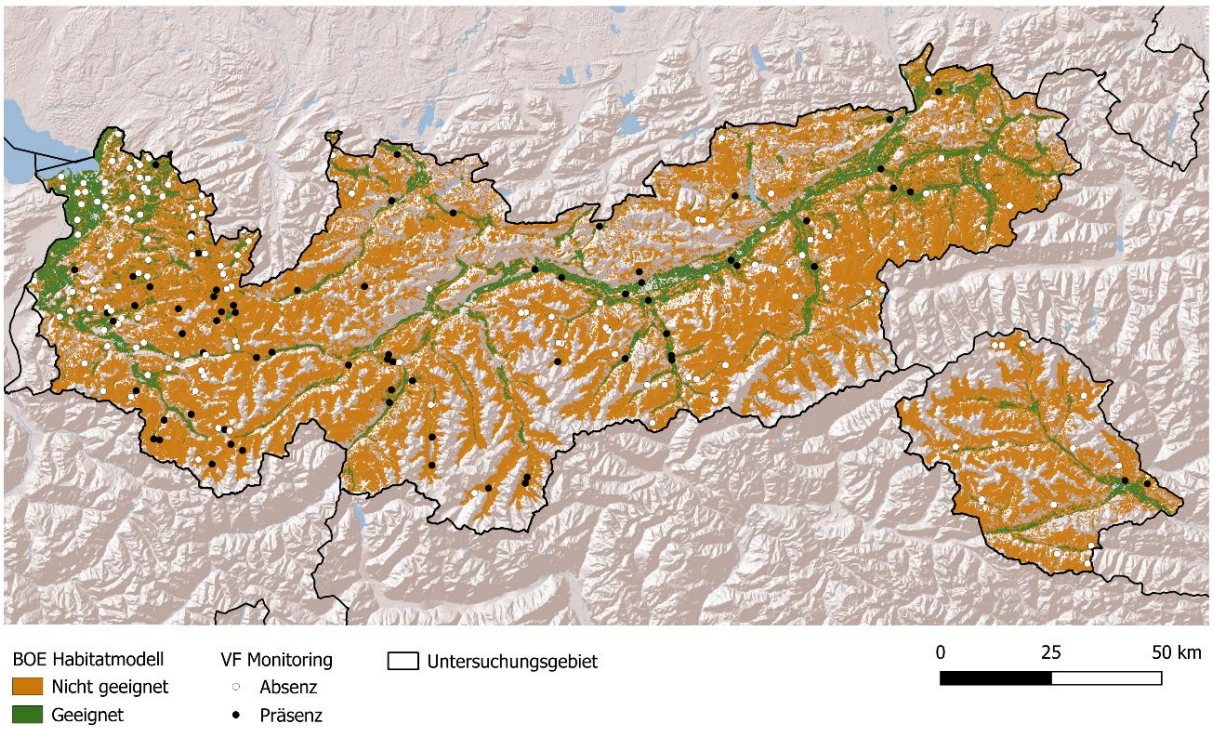


Abbildung 17: Binäres BOE Habitatmodell für Papilio machaon mit MTSS Cloglog threshold = 0,2904 als geeignete (grün) und nicht geeignete (orange) Flächen im Untersuchungsgebiet (Tirol und Vorarlberg, Graslandflächen). Die Validierung erfolgte anhand von 216 Standorten des Viel-Falter Monitorings (VF), wobei Präsenz (schwarz) und Absenz Nachweise (weiß) kartiert sind. Basiskarte: ESRI Shaded Relief

Parnassius phoebus

Das BOE Habitatmodell prognostiziert für *Parnassius phoebus* (Abbildungen 18, 19) geeignete Lebensräume vorrangig entlang größerer Talebenen, insbesondere im Inntal, im südlichen Osttirol und im Rheintal. Hochlagen und zentrale Gebirgsbereiche werden fast vollständig als ungeeignet klassifiziert.

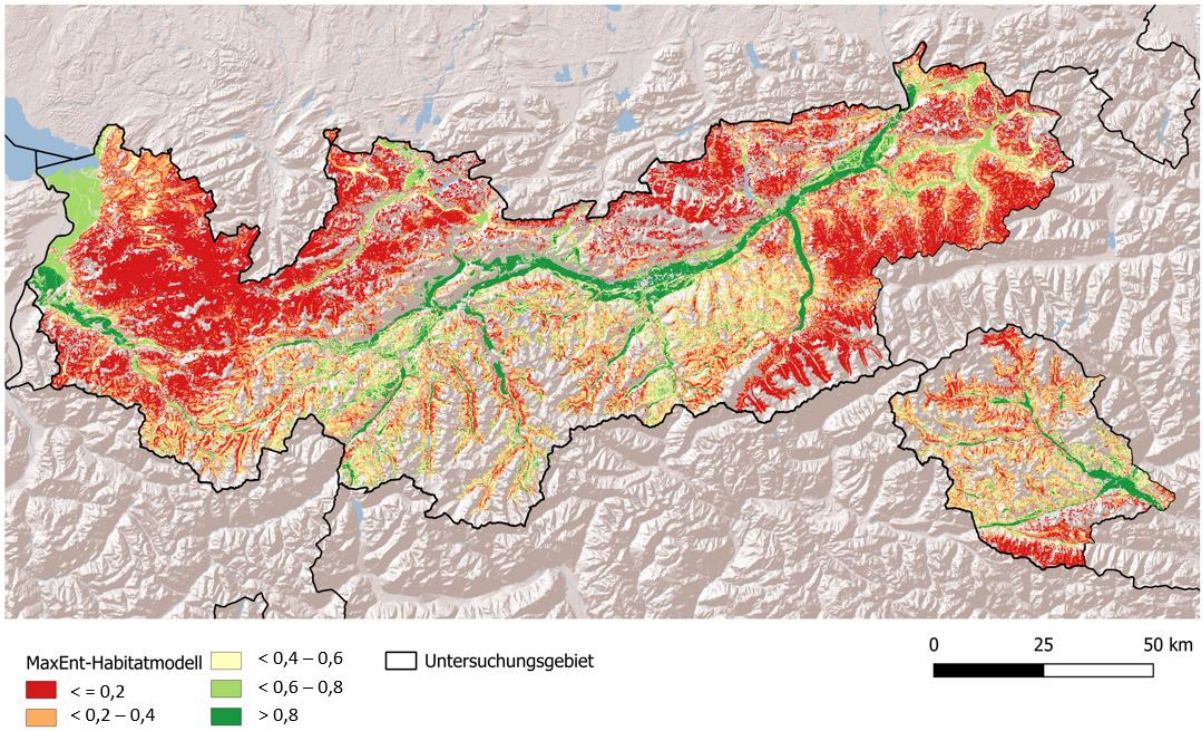


Abbildung 18: Artspezifisches MaxEnt-Habitatmodell für Parnassius phoebus im Untersuchungsgebiet (Tirol und Vorarlberg). Dargestellt ist die vorhergesagte Habitatwahrscheinlichkeit von 0 (ungeeignet) bis 1 (sehr geeignet), basierend auf CS Daten („Blühendes Österreich", BOE), innerhalb definierter Graslandflächen. Basiskarte: ESRI Shaded Relief

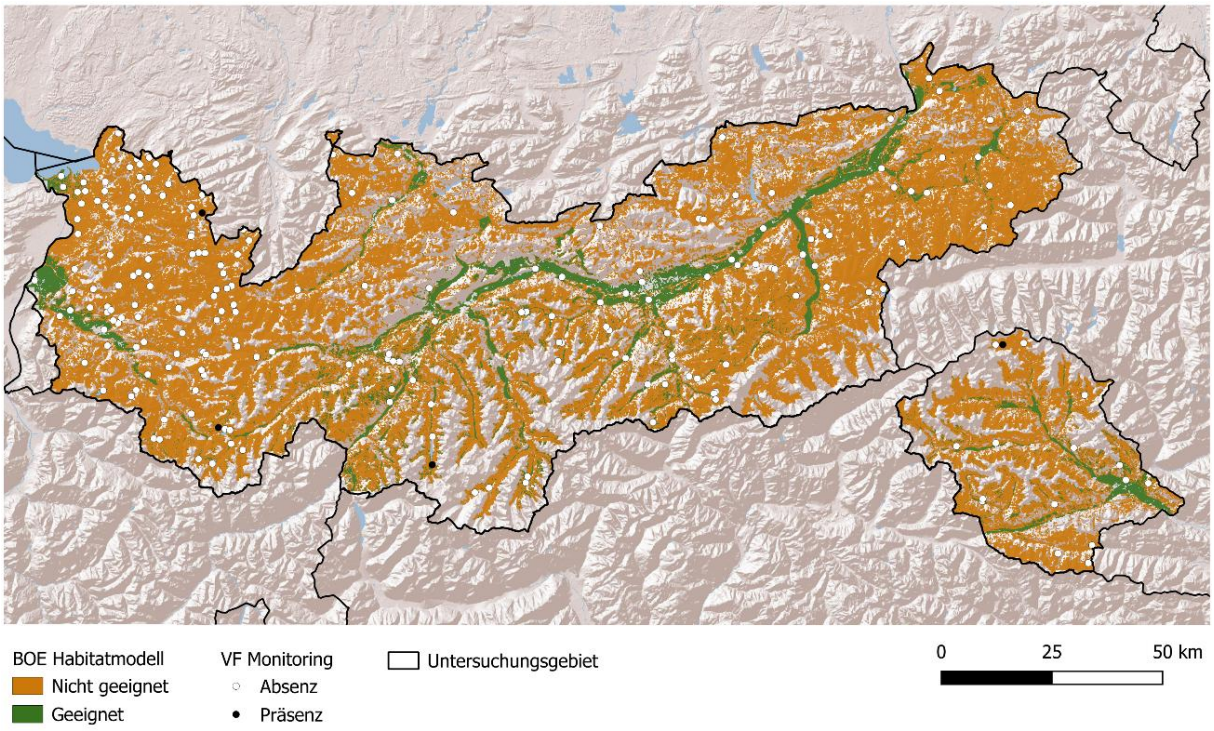


Abbildung 19: Binäres BOE Habitatmodell für Parnassius phoebus mit MTSS Cloglog threshold = 0,694 als geeignete (grün) und nicht geeignete (orange) Flächen im Untersuchungsgebiet (Tirol und Vorarlberg, Graslandflächen). Die Validierung erfolgte anhand von 216 Standorten des Viel-Falter Monitorings (VF), wobei Präsenz (schwarz) und Absenz Nachweise (weiß) kartiert sind. Basiskarte: ESRI Shaded Relief

Polyommatus coridon

Das BOE Habitatmodell prognostiziert für *Polyommatus coridon* (Abbildungen 20, 21) geeignete Lebensräume vor allem in den Haupttalräumen, insbesondere im Inntal, im Rheintal und vereinzelt in Osttirol. Besonders geeignet erscheinen großflächig Areale in Vorarlberg und im Tiroler Unterland, jedoch meist weniger flächig, zusammenhängend, sondern feiner strukturiert, bzw. fragmentiert. Hochalpine Lagen werden weitgehend als ungeeignet klassifiziert.

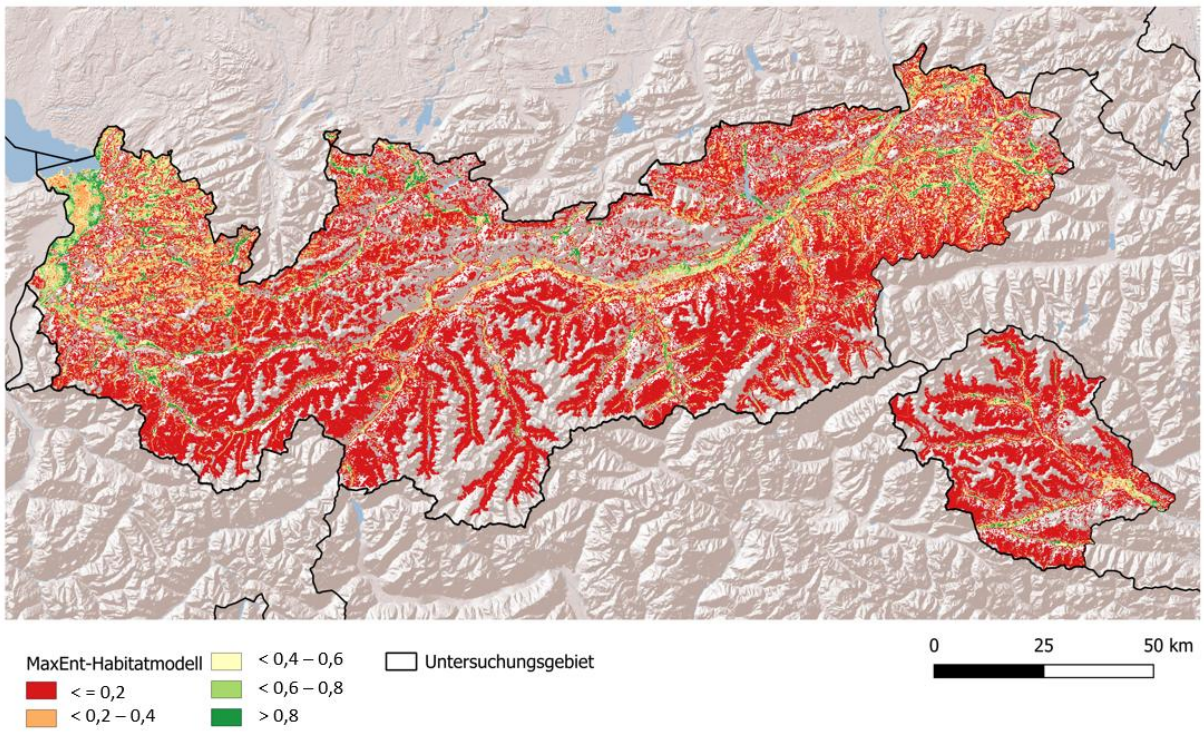


Abbildung 20: Artspezifisches MaxEnt-Habitatmodell für Polyommatus coridon im Untersuchungsgebiet (Tirol und Vorarlberg). Dargestellt ist die vorhergesagte Habitatwahrscheinlichkeit von 0 (ungeeignet) bis 1 (sehr geeignet), basierend auf CS Daten („Blühendes Österreich", BOE), innerhalb definierter Graslandflächen. Basiskarte: ESRI Shaded Relief

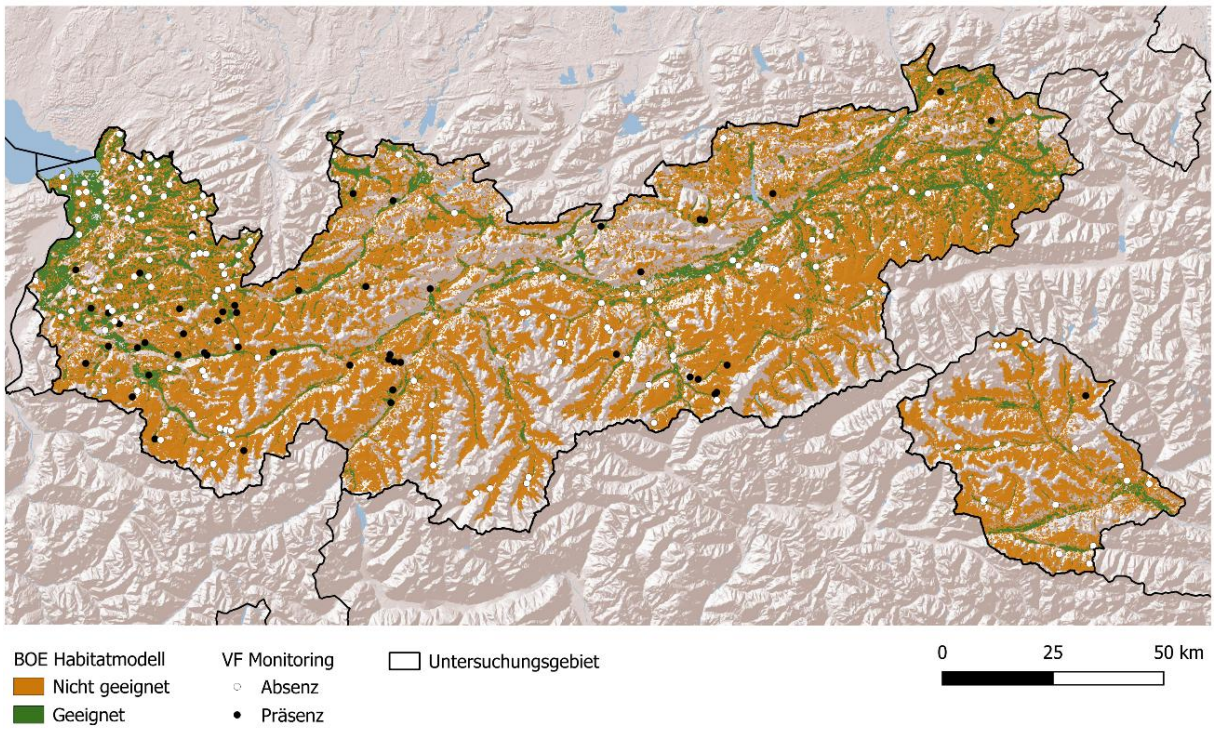


Abbildung 21: Binäres BOE Habitatmodell für Polyommatus coridon mit MTSS Cloglog threshold = 0,3725 als geeignete (grün) und nicht geeignete (orange) Flächen im Untersuchungsgebiet (Tirol und Vorarlberg, Graslandflächen). Die Validierung erfolgte anhand von 216 Standorten des Viel-Falter Monitorings (VF), wobei Präsenz (schwarz) und Absenz Nachweise (weiß) kartiert sind. Basiskarte: ESRI Shaded Relief

Polyommatus semiargus

Das BOE Habitatmodell prognostiziert für *Polyommatus semiargus* (Abbildungen 22, 23) Lebensräume überwiegend entlang der Talebenen, vor allem im östlichen Inntal, vereinzelt im Vorarlberger Rheintal und vereinzelt in Osttirol. Ein flächendeckendes Vorkommen geeigneter Lebensräume ist kaum erkennbar; stattdessen erscheint die Habitateignung fragmentiert. Hochlagen und alpine Bereiche werden weitgehend als ungeeignet klassifiziert.

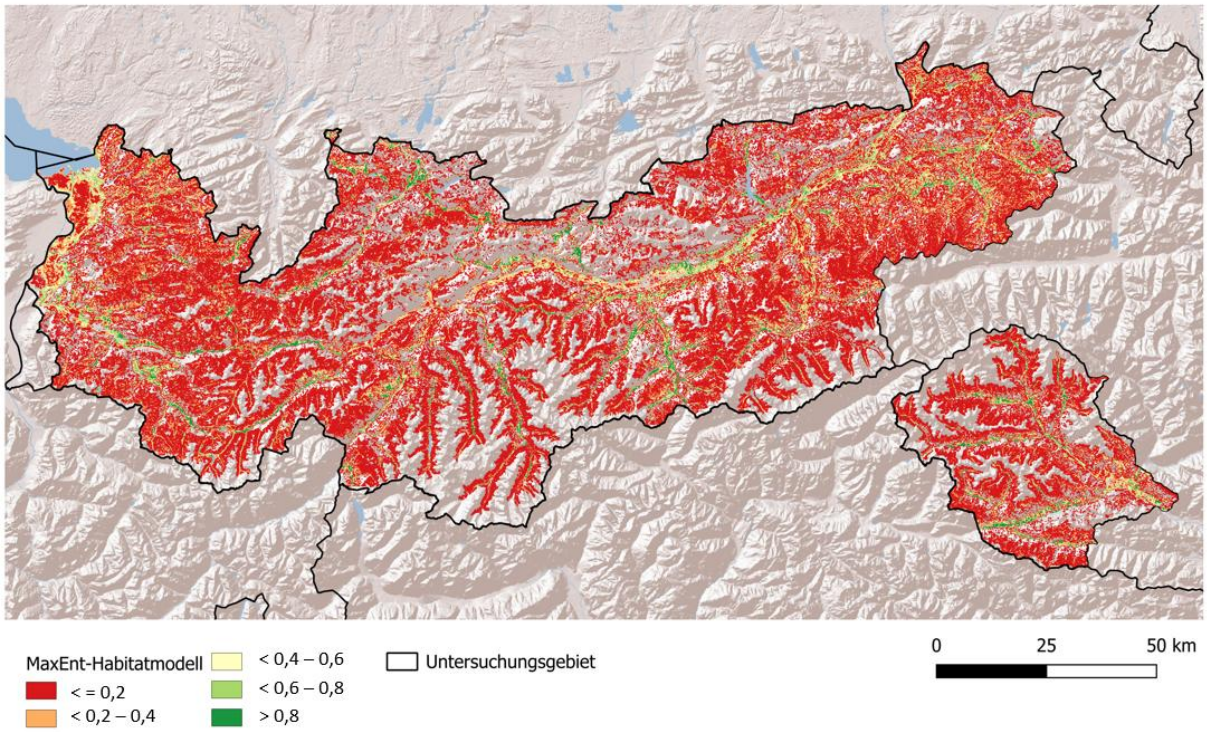


Abbildung 22: Artspezifisches MaxEnt-Habitatmodell für Polyommatus semiargus im Untersuchungsgebiet (Tirol und Vorarlberg). Dargestellt ist die vorhergesagte Habitatwahrscheinlichkeit von 0 (ungeeignet) bis 1 (sehr geeignet), basierend auf CS Daten („Blühendes Österreich", BOE), innerhalb definierter Graslandflächen. Basiskarte: ESRI Shaded Relief

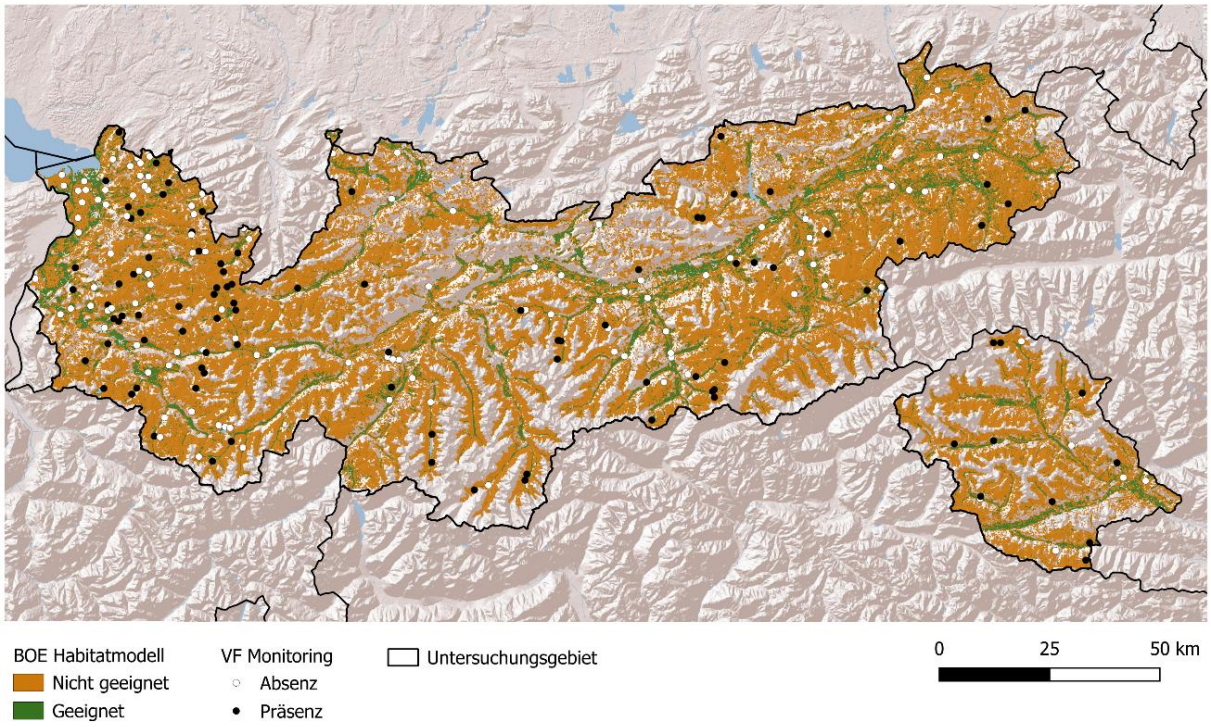


Abbildung 23: Binäres BOE Habitatmodell für Polyommatus semiargus mit MTSS Cloglog threshold = 0,3674 als geeignete (grün) und nicht geeignete (orange) Flächen im Untersuchungsgebiet (Tirol und Vorarlberg, Graslandflächen). Die Validierung erfolgte anhand von 216 Standorten des Viel-Falter Monitorings (VF), wobei Präsenz (schwarz) und Absenz Nachweise (weiß) kartiert sind. Basiskarte: ESRI Shaded Relief

3.2 Interne Modellperformance über den AUC-Wert

Die AUC-Werte der artspezifischen Habitatmodelle (Tabelle 4) liegen für Trainings- und Testdaten in einem Bereich zwischen 0,804 und 0,914 vor. Die höchsten AUC-Werte wurden für *Coenonympha pamphilus* (0,914; n = 706) und *Melanargia galathea* (0,904; n = 394) erzielt. Auch *Fabriciana niobe*, *Melitaea didyma* und *Callophrys rubi* erreichen mit AUC-Werten um 0,888 – 0,892 hohe Werte (n = 49, 37, 136). Den niedrigsten Wert zeigt *Polyommatus semiargus* mit 0,804 (n = 285), wobei bei dieser Art zudem eine deutliche Differenz zwischen Test- und Trainings-AUC (0,904) auffällig ist.

Tabelle 4: Modellperformance der MaxEnt-Habitatmodelle für zehn Tagfalterarten anhand von Test- und Trainings-AUC sowie artspezifischer Anzahl der Nachweise (n BOE Gras + 30 m). Werte ≥ 0,900 sind blau markiert, der höhere AUC-Wert je Art fett hervorgehoben. Sortierung nach absteigendem Test-AUC.

	n BOE Gras + 30 m	Test-AUC	Training-AUC
Coenonympha pamphilus	706	0,914	**0,923**
Melanargia galathea	394	0,904	**0,920**
Melitaea didyma	37	**0,892**	0,866
Fabriciana niobe	49	0,888	**0,934**
Callophrys rubi	136	0,886	**0,917**
Parnassius phoebus	6	0,881	**0,912**
Papilio machaon	791	0,873	**0,900**
Polyommatus coridon	269	0,871	**0,898**
Colias phicomone	42	0,869	**0,910**
Polyommatus semiargus	285	0,804	**0,904**

3.3 Validierung der Habitatmodelle mit Expertendaten

3.3.1 Konfusionsmatrizen und Validierungsmetriken

Die Anteile korrekt positiver Vorhersagen (TP) der Habitatmodelle variieren zwischen 0 % und 16,7 %, während die Anteile korrekt negativer Vorhersagen (TN) zwischen 38,4 % und 81 % liegen. Durch die Darstellung der artspezifischen Modellmetriken über Konfusionsmatrizen (Abbildung 24) offenbart sich bei den meisten Arten ein Ungleichgewicht: Die Anteile korrekt positiver Vorhersagen (TP) liegen unter den Anteilen korrekt negativer Vorhersagen (TN). Das Modell von *Coenonympha pamphilus* ist das einzige mit Werten auf ähnlichem Niveau: Es erreicht einen TP-Anteil von 37,5 % und einen TN-Anteil von 38,9 %, bei gleichzeitig niedrigem Anteil falsch positiver Vorhersagen (9,3 %). *Parnassius phoebus* und *Melitaea didyma* weisen keine korrekten Vorhersagen tatsächlicher Vorkommen auf (TP = 0 %), zeigen jedoch hohe TN-Anteile (81 % bzw. 54,2 %). Bei *Colias phicomone* liegt der Anteil falsch negativer Vorhersagen bei 47,2 %, während der TN-Anteil 43,5 % beträgt.

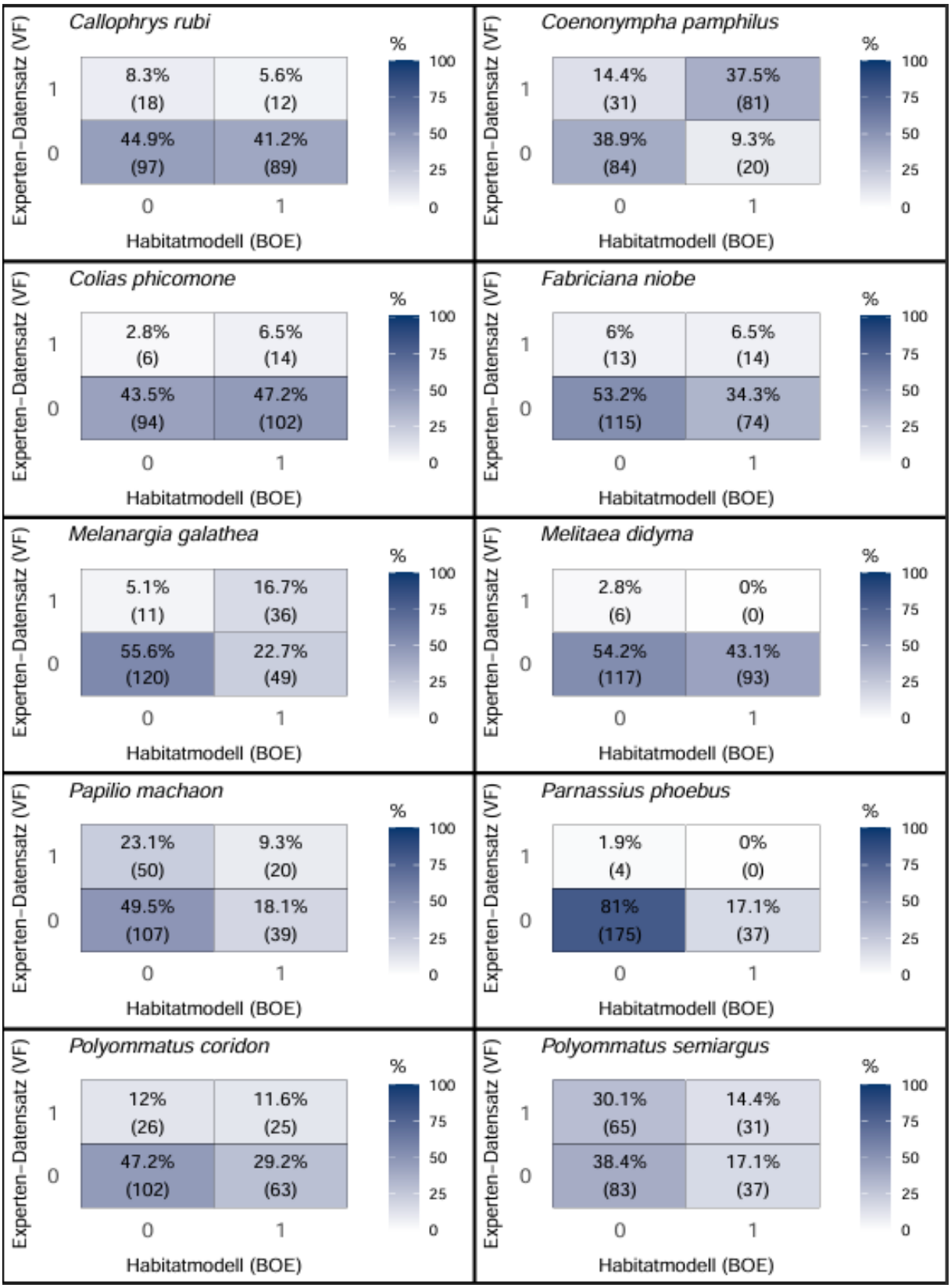


Abbildung 24: Artspezifische Konfusionsmatrizen dargestellt als Heatmaps, die die Übereinstimmung zwischen Habitatmodellen („Blühendes Österreich", BOE) und Expertendatensatz (Viel-Falter, VF) für zehn Tagfalterarten visualisieren. Auf der X-Achse dargestellt sind die binären Modellvorhersagen (0 = ungeeignetes Habitat, 1 = geeignetes Habitat), auf der Y-Achse die tatsächliche Präsenz (0 = kein Nachweis, 1 = Nachweis). Jede Matrix ist unterteilt in vier Kategorien: Falsch negative (FN), wahr positive (TP), wahr negative (TN) und falsch positive (FP) Modellvorhersagen. Die Farbintensität zeigt den relativen Anteil der Kategorie (in %) an; dunklere Farben stehen für höhere Anteile. Zusätzlich sind die absoluten Werte in Klammern angegeben.

Die Konfusionsmatrix-Validierungsmetriken zeigen deutliche Unterschiede in der Modellperformance zwischen den untersuchten Arten (Abbildung 25). Insbesondere fällt auf, dass bei vielen Arten die Sensitivität höher ausfällt als Präzision und F1-Score.

Der F1-Score liegt im Mittel bei 0,299 (Median: 0,277), die Präzision bei 0,270 (Median: 0,222) und die Sensitivität bei 0,421 (Median: 0,445). Die höchsten Werte über alle drei Metriken erzielt *Coenonympha pamphilus* mit einem F1-Score von 0,761, einer Sensitivität von 0,723 und einer Präzision von 0,802. Auch *Melanargia galathea* erreicht mit einem F1-Score von 0,545 vergleichsweise hohe Werte, wobei hier ein besonders hoher Sensitivitätswert (0,766) und eine im Vergleich dazu geringere Präzision (0,424) auffallen. Ein ähnliches Muster – hohe Sensitivität bei gleichzeitig niedriger Präzision – zeigt sich bei weiteren Arten, jedoch mit niedrigerer Gesamtwertung: *Callophrys rubi* (F1 = 0,183; Präzision = 0,119; Sensitivität = 0,400), *Colias phicomone* (F1 = 0,206; Präzision = 0,121; Sensitivität = 0,700) und *Fabriciana niobe* (F1 = 0,243; Präzision = 0,159; Sensitivität = 0,519). Auch bei *Polyommatus coridon* (F1 = 0,360) überwiegt die Sensitivität (0,490) gegenüber der Präzision (0,284). Eine Ausnahme stellt *Polyommatus semiargus* dar, dessen Modell mit einem F1-Score von 0,378 eine vergleichsweise hohe Gesamtwertung zeigt, wobei die Präzision (0,456) höher ausfällt als die Sensitivität (0,323). Für *Papilio machaon* zeigt sich als einzige Art ein relativ ausgewogenes Verhältnis zwischen den Metriken, mit einem F1-Score von 0,310, einer Präzision von 0,339 und einer Sensitivität von 0,286. Für *Parnassius phoebus* und *Melitaea didyma* zeigen sich durchweg Validierungsmetriken von 0, da keines der Vorkommen übereinstimmend vorhergesagt wurde.

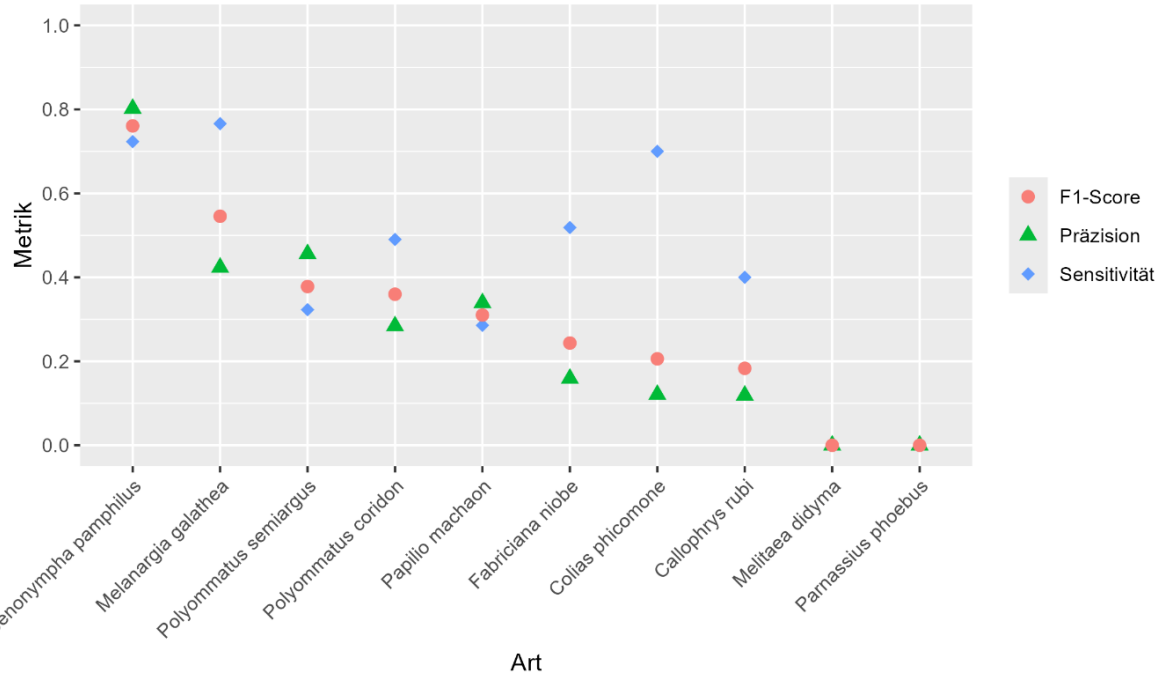


Abbildung 25: Artspezifische Validierungsmetriken auf Basis der Konfusionsmatrizen: F1-Score, Präzision und Sensitivität. Sortiert nach absteigendem F1-Score.

3.3.2 Anzahl der Nachweise und Modellperformance

Die Ergebnisse der linearen Regressionsanalyse (Abbildung 26) zeigen einen signifikanten Zusammenhang zwischen der Anzahl der Nachweise (BOE) und zwei der drei Validierungsmetriken: Für den F1-Score beträgt der Erklärungswert $R^2 = 0{,}5421$ ($p = 0{,}0152$; $SD = 0{,}1671$). Auch für die Präzision besteht ein signifikanter Zusammenhang mit $R^2 = 0{,}6390$ ($p = 0{,}0055$; $SD = 0{,}1574$). Für die Sensitivität hingegen besteht kein signifikanter Zusammenhang ($R^2 = 0{,}1067$; $p = 0{,}357$); sie weist mit einer Standardabweichung von 0,2766 die höchste Streuung auf.

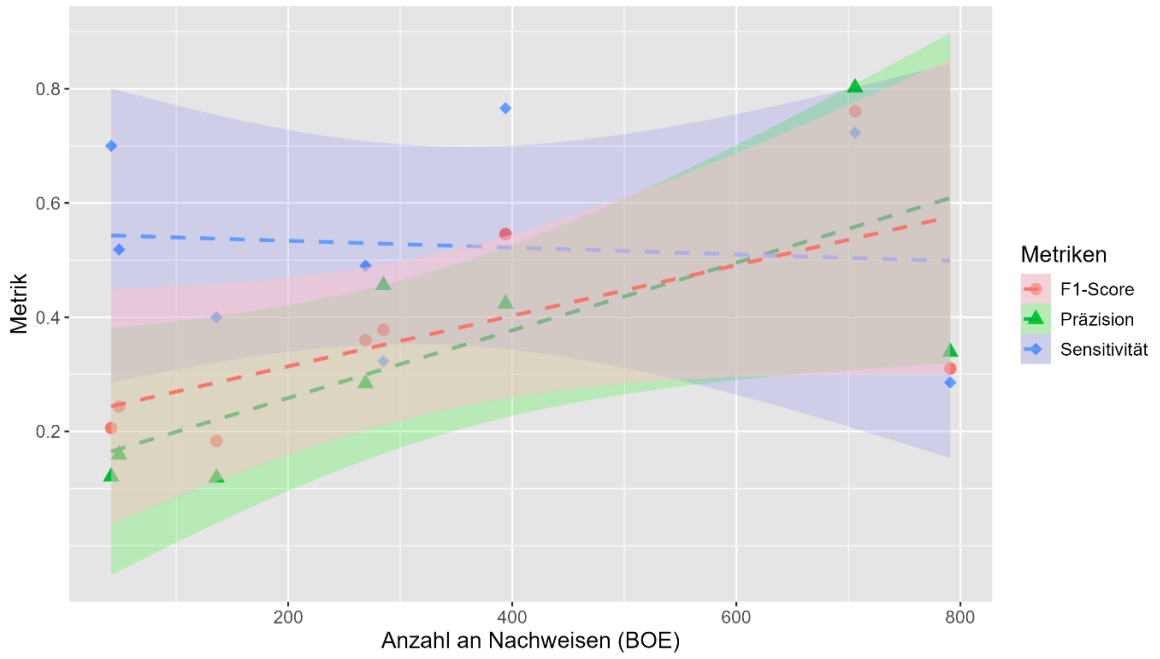


Abbildung 26: Lineare Regressionsanalyse der Validierungsmetriken (Präzision, Sensitivität, F1-Score) auf der X-Achse und der Anzahl an Nachweisen (BOE) auf der Y-Achse.

4. Diskussion

4.1 Einordnung der Habitatmodellperformance

Ein Vergleich der in dieser Arbeit durchgeführten internen und externen Validierung der Habitatmodelle zeigt eine deutliche Diskrepanz: Während die Kreuzvalidierung mit internen Daten durchweg hohe AUC-Werte liefert und damit die tatsächliche Modellperformance tendenziell überschätzt, fallen die Kennwerte der externen Validierung deutlich niedriger aus und variieren teils stark zwischen den untersuchten Tagfalterarten.

Die im Rahmen der Kreuzvalidierung mit internen Daten erzielten Trainings-AUC-Werte liegen erwartungsgemäß leicht über den AUC-Werten der Validierungsdaten. Die geringe Differenz deutet zunächst auf eine gute Generalisierbarkeit der MaxEnt-Habitatmodelle innerhalb des zugrunde liegenden Datensatzes hin. Sie spiegelt die Wirkung der in MaxEnt integrierten Regularisierung wider, mit welcher die Modellkomplexität gesteuert und damit Überanpassung reduziert werden kann (Merow et al., 2013). Eine Ausnahme bildet das Modell für *Polyommatus semiargus*, bei dem die Abweichung größer ist und eine eingeschränkte Übertragbarkeit nahelegt. Insgesamt liegen die Test-AUC-Werte im Bereich akzeptabler bis exzellenter Modellperformance: Sieben von zehn Arten erreichten Werte über 0,87, was auf eine robuste Anpassung an die vorhandenen Präsenz Daten schließen lässt. Dieses Ergebnis steht im Einklang mit früheren Arbeiten, welche die hohe Leistungsfähigkeit von MaxEnt – auch bei kleinen Stichproben – belegen (Elith & Leathwick, 2009; Franklin, 2009; Elith et al., 2011).

Jedoch sind AUC-Werte bei unausgewogener oder verzerrter Datenlage häufig überoptimistisch (Lobo et al., 2008) und daher kontextabhängig zu interpretieren. Obwohl die CS Nachweise für die Modellierung auf Graslandflächen beschränkt wurden, prognostizieren viele Modelle bevorzugt Lebensräume in stark frequentierten, gut erreichbaren Tallagen und in urban geprägten Regionen (z. B. im Inntal). Solche Muster können sowohl reale Vorkommensschwerpunkte aber eben auch die räumliche Verteilung opportunistischer CS Nachweise widerspiegeln. Da CS Daten oft systematischen räumlichen Verzerrungen unterliegen (Bird et al., 2014; Sanderson et al., 2021; Geurts et al., 2023; Johnston et al., 2023), ist diese Übereinstimmung also vorsichtig zu interpretieren. Auch die artübergreifende Ähnlichkeit der Habitatmodelle (Abbildungen 4 – 23) könnte (zumindest teilweise) auf einen gemeinsamen Erhebungs-Bias zurückzuführen sein.

Der Abgleich der modellierten Vorkommen mit Literaturangaben zeigt zudem relevante Diskrepanzen: Die Modelle bilden das tatsächliche Artvorkommen nur unzureichend ab: Für *Parnassius phoebus* wird

in der Literatur ein überwiegend höher gelegenes Verbreitungsgebiet zwischen 1.500 und 2.500 m beschrieben (Bühler-Cortesi, 2012; Jaun et al., 2022), während die Habitatmodelle alpine Bereiche weitgehend ausschließen und Tallagen überproportional als geeignet ausweisen. Barkmann et al. (2025) zeigen für westösterreichische Graslandflächen, dass die Artenzahl und die Abundanz von Tagfaltern in Tallagen insgesamt niedriger sind. Die in dieser Arbeit erstellten Habitatmodelle sind damit nur teilweise konsistent; vor allem die großräumigen Muster entlang des Höhengradienten werden nicht zuverlässig abgebildet. In Kombination mit der räumlichen Konzentration der CS Nachweise spricht dies dafür, dass die Modelle in Teilen den Beobachtungsprozess (Zugänglichkeit/Beobachtungsintensität) abbilden und dadurch eine ökologische Interpretation der großräumigen Muster eingeschränkt ist.

Die durchweg hohen AUC-Werte der Habitatmodelle sind grundsätzlich mit Vorsicht zu interpretieren, da AUC nicht uneingeschränkt als Qualitätsmaß für Modellgüte geeignet ist. Der AUC-Wert misst die Trennschärfe des Modells zwischen Präsenzpunkten und zufällig gewählten Hintergrundpunkten, nicht jedoch die tatsächliche Vorhersagegenauigkeit. Da der jeweils definierte Hintergrundraum artspezifisch variiert, sind AUC-Werte zwischen Arten nur eingeschränkt bzw. nicht direkt vergleichbar (Lobo et al., 2008; Elith et al., 2011; Merow et al., 2013; Johnston et al., 2023). So kann eine seltene Art wie *Parnassius phoebus* trotz geringer Nachweiszahl hohe AUC-Werte erzielen, wenn ihre Vorkommen ökologisch klar abgegrenzt sind. Umgekehrt können Arten mit breiterem oder räumlich verstreutem Vorkommen niedrigere AUC-Werte erreichen, ohne dass dies zwingend auf eine geringe Modellgüte hinweist. Vor diesem Hintergrund stellt die Replikation der Modellläufe einen wichtigen methodischen Vorteil dieser Arbeit dar, da sie die Streuung und den Einfluss von Zufallsfaktoren – etwa bei der Auswahl von Hintergrund- oder Trainingspunkten – sichtbar macht (Abbildungen S11 a-j).

Prinzipiell ist es also in Bezug auf interne Validierung methodisch wichtig, zwei Aspekte zu trennen: (I) Die interne Validierung auf Basis des Datensatzes (AUC-Werte), der denselben räumlichen Beobachtungsbias teilt, ist nur bedingt aussagekräftig für die Übertragbarkeit (da Trainings- und Testpunkte denselben Beobachtungsprozess abbilden). (II) Davon getrennt stehen verfahrensspezifische Grenzen einzelner Modellierungsansätze (z. B. Regularisierung oder Umgang mit Hintergrunddaten). In den vorliegenden Ergebnissen spricht die starke Differenz zwischen interner und externer Validierung jedoch dafür, dass die Überschätzung der Modellperformance vor allem aus der Datenstruktur opportunistischer Präsenz Daten resultiert – und somit nicht primär ein spezifisches „MaxEnt-Problem“ ist, sondern grundsätzlich auch bei anderen Verfahren auftreten könnte.

Dies zeigt: Gute Anpassung an Trainingsdaten ist nicht gleichbedeutend mit hoher Vorhersageleistung unabhängiger Daten (Lobo et al., 2008; Elith et al., 2011; Merow et al., 2013). Im Gegensatz zu den hohen AUC-Werten der internen Kreuzvalidierung (Tabelle 4) fielen die externen Validierungsmetriken

deutlich niedriger aus (Abbildung 25). Diese deutliche Diskrepanz unterstreicht die Notwendigkeit, dass Habitatmodelle für eine realistische Leistungsbewertung mit räumlich repräsentativen und unabhängig erhobenen Daten geprüft werden müssen (Henckel et al., 2020). Diese Einordnung wird auch durch die Literatur gestützt: Externe Validierungen ermöglichen eine realistischere Einschätzung der Modellperformance und machen räumliche sowie taxonomische Verzerrungen in CS Daten sichtbar (Beninde et al., 2023; Goldstein et al., 2024). Eine sorgfältige Aufbereitung von CS Daten kann Beobachtungs- und Stichprobenbias reduzieren und damit eine belastbarere Grundlage für Artenverbreitungsmodelle schaffen; ihre Aussagekraft muss jedoch stets im Hinblick auf verbleibende Verzerrungen kritisch bewertet werden (Henckel et al., 2020; Matutini et al., 2021). Studien zeigen, dass opportunistisch erhobene CS Daten sogar für die Modellierung der Verbreitung seltener Arten geeignet sind, vorausgesetzt, sie werden im Vorfeld hinsichtlich räumlicher, zeitlicher und taxonomischer Bias geprüft (Bradter et al., 2018; Crall et al., 2015). Für die in dieser Arbeit selten nachgewiesenen Arten *Melitaea didyma* und *Parnassius phoebus* wäre daher eine gezielte Analyse verbleibender Verzerrungen im CS Datensatz sinnvoll, um das Potenzial der Modelle besser einordnen zu können. Matutini et al. (2021) zeigen sogar, dass bereinigte CS Datensätze nicht nur zur Modellerstellung, sondern auch als Grundlage für externe Validierungen genutzt werden können. Mit einem Ansatz, der dem in dieser Arbeit ähnelt, kalibrierten sie Modelle mit opportunistisch erhobenen Präsenz Daten und validierten diese anschließend extern, anhand gefilterter Präsenz-Absenz Daten aus einem standardisierten CS Monitoring. Die externen Validierungen erreichten ebenfalls niedrigere Validierungsmetriken als die internen Kreuzvalidierungen. Um CS Daten gezielt aufzuwerten, empfehlen Matutini et al. (2021) klare Qualitätskriterien: Nur ausreichend beprobte Standorte sollten berücksichtigt, unterbeprobte ausgeschlossen und Pseudo-Absenzen an Zugänglichkeit sowie Beobachtungsintensität angepasst werden. Geographische Lücken in ökologischen Gradienten können durch ergänzende Erhebungen gezielt geschlossen werden. Durch konsequente Datenbereinigung und Bias-Korrektur können CS Daten so eine robuste Grundlage für Artenverbreitungsmodelle bilden, sodass – je nach Fragestellung – nicht zwingend zusätzliche professionelle Erhebungen erforderlich sind.

Ein differenzierter Vergleich der Validierungsmetriken auf Artebene offenbart, dass die Modellleistung zwischen den untersuchten Tagfalterarten stark variiert: Nur wenige Modelle liefern räumlich konsistente Vorhersagen, die Mehrheit weist hingegen eine deutlich geringere Vorhersagegüte auf. Ein hoher F1-Score und damit das einzige robuste Habitatmodell wurde nur für *Coenonympha pamphilus* erzielt – einer generalistischen Art (Bühler-Cortesi, 2012) und die im VF Monitoring am häufigsten nachgewiesene *Coenonympha* in Tirol und Vorarlberg (Rüdisser et al., 2024). Neben der generalistischen Lebensweise könnte auch eine stärkere Übereinstimmung zwischen Beobachtungsaktivität (gut erreichbare, häufig begangene Flächen) und tatsächlicher Verbreitung zu dieser vergleichsweise hohen externen Performance beitragen. Die übrigen Arten erreichten meist moderate F1-Scores, während

seltene Arten oder Arten fragmentierter Habitate meist sehr niedrige Validierungsmetriken und damit eine geringe Vorhersagegüte aufwiesen. Dies deutet darauf hin, dass artspezifische ökologische Eigenschaften und die regionale Häufigkeit der Arten die Modellperformance beeinflussen. Ausschlaggebend für die geringe Vorhersagegüte sind jedoch vor allem kleine Stichprobenumfänge und ein ausgeprägter räumlicher Erfassungsbias. Spezialisierte Arten reagieren auf diese Verzerrungen besonders empfindlich (Elith & Leathwick, 2009; Bradter et al., 2018; Henckel et al., 2020). Die opportunistische, räumlich ungleich verteilte Erhebung von CS Daten kann diese Effekte zusätzlich verstärken (Bradter et al., 2018; Henckel et al., 2020; Matutini et al., 2021). Besonders deutlich wird dies am Habitatmodell von *Parnassius phoebus*, einer stark spezialisierten Art (Bühler-Cortesi, 2012; Jaun et al., 2022): Der F1-Score von 0 illustriert die methodischen Grenzen von MaxEnt bei sehr kleinen Stichproben und komplexen Verbreitungsmustern (Elith & Leathwick, 2009; Steen et al., 2019). Auch die Detailanalyse von Sensitivität und Präzision unterstreicht diese artspezifischen Unterschiede in der Modellleistung. Erneut erreicht nur das Modell der generalistischen und zugleich am häufigsten nachgewiesenen Art *Coenonympha pamphilus* sowohl hohe Präzision als auch hohe Sensitivität. Demgegenüber weisen Arten wie *Colias phicomone*, *Melanargia galathea* und *Callophrys rubi* ein deutliches Ungleichgewicht auf: Ihre Sensitivität liegt klar über der Präzision. Das bedeutet, dass zwar viele tatsächliche Vorkommen korrekt erkannt werden, gleichzeitig jedoch zahlreiche falsch-positive Vorhersagen entstehen – ein Hinweis auf eine eingeschränkte Trennschärfe und mögliche Übermodellierung (Bird et al., 2014; Sanderson et al., 2021). Es bleibt festzuhalten: Habitatmodellierungen sollten stets artspezifisch interpretiert und kritisch geprüft werden (Matutini et al., 2021).

4.2 Anzahl der Nachweise als Einflussfaktor

Die Performance von Artenverbreitungsmodellen wird durch diverse Faktoren geprägt, etwa artspezifische Habitatansprüche, Erhebungs- und Modellierungsmethodik sowie die Anzahl der Nachweise pro Art. Kleine Stichprobenumfänge erhöhen die Unsicherheit von Habitatmodellen; entsprechend wenig belastbar sind Vorhersagen selten nachgewiesener Arten (Elith & Leathwick, 2009; Franklin, 2009; Merow et al., 2013; Steen et al., 2019; Johnston et al., 2021).

Methodische Analysen deuten jedoch darauf hin, dass die Anzahl der Nachweise nicht alleinig oder sogar kein limitierender Faktor für die Modellperformance ist: Unterschiede der Validierungsmetriken lassen sich – zumindest teilweise auch – durch unausgewogene Klassenverhältnisse zwischen BOE und VF erklären (Tabelle 1). Das Risiko systematischer Verzerrungen kann sich besonders bei sehr kleinen

Stichproben auswirken, insbesondere wenn im VF Datensatz nur wenige Nachweise vorliegen (für einige Arten existieren weniger als 30 Präsenz Standorte). In der vorliegenden Analyse steigen Präzision und F1-Score mit der Anzahl der Nachweise, während sich für die Sensitivität kein klarer Zusammenhang zeigt. Dieses Muster ist plausibel, da die Sensitivität unabhängig von der Anzahl an Sichtungen ist (bzw. bei weniger Sichtungen nur ungenauer wird, da weniger Daten zur Validierung herangezogen werden können). Da aber nur die Richtig-Positiven Standorte zur Bewertung herangezogen werden, spielt das Verhältnis von Standorten mit und ohne Sichtung hier keine Rolle. Anders verhält es sich bei der Präzision: Sie reagiert empfindlich auf ein Klassenungleichgewicht, da mehr Absenz Standorte potenziell als geeignet eingestuft werden können. Sie hängt also direkt von der Anzahl falsch-positiver Vorhersagen ab. Wenn im VF Datensatz viele Absenz Standorte enthalten sind, wirken sich falsch-positive Zuordnungen stärker aus und senken die Präzision – auch dann, wenn die grundsätzliche Modellgüte vergleichbar ist. Deshalb sind Präzision und F1-Score besonders sensitiv gegenüber dem methodischen Vorgehen der Validierung und unausgewogenen Klassenverhältnissen zwischen BOE und VF. In kleinen Stichproben kann zudem der Eindruck einer hohen Modellgüte entstehen, wenn Modelle großflächig Habitateignung prognostizieren: Dann werden die wenigen VF Präsenz Standorte häufig getroffen (hohe Sensitivität), gleichzeitig werden jedoch viele VF Absenz Standorte fälschlich als geeignet klassifiziert (niedrige Präzision). Diese Kombination ist typisch bei Klassenungleichgewicht und kann Validierungsmetriken systematisch verzerren (Lobo et al., 2008; van Strien et al., 2013).

Eine weitere methodische Herausforderung besteht darin, dass Arten mit vielen CS Nachweisen tendenziell auch im systematisch erhobenen Expertendatensatz häufiger als Präsenz vertreten sind. Beispielsweise weist *Coenonympha pamphilus* nicht nur die höchste Nachweiszahl im BOE (706), sondern auch den größten Präsenzanteil im VF Datensatz (52,1 %) auf. Ein hoher Präsenzanteil kann die Präzision begünstigen, weil – bei vergleichbarer Modellvorhersage – relativ mehr vorhergesagte geeignete Flächen auf VF Präsenz Standorte treffen und zugleich weniger echte Absenz Standorte vorliegen, an denen sich falsch-positive Vorhersagen zeigen. Bei Arten mit wenigen Sichtungen im VF Datensatz ist dagegen eine geringere Präzision eher zu erwarten, da vorhergesagte geeignete Flächen häufiger mit Absenz Standorten kollidieren.

Daraus ergibt sich eine zentrale Schwierigkeit: Es lässt sich nicht eindeutig trennen, ob höhere Validierungsmetriken primär auf eine größere Anzahl an CS Nachweisen oder auf methodische Aspekte der Validierung (insbesondere Unterschiede im Verhältnis von Präsenz und Absenz Standorten im VF Datensatz) zurückzuführen sind. Ausschlaggebend ist, dass sich ausgerechnet für die Sensitivität – als Kennwert, der im Vergleich zu Präzision und F1 weniger vom Klassenverhältnis im VF Datensatz beeinflusst wird, da er ausschließlich Präsenz Standorte berücksichtigt – kein Zusammenhang mit der Nachweiszahl zeigt. Dies kann als Hinweis interpretiert werden, dass die Anzahl der CS Nachweise in der

vorliegenden Analyse nicht der limitierende Faktor der Modellqualität ist. Entweder sind die Nachweiszahlen bereits ausreichend hoch, sodass ein möglicher Stichprobeneffekt „sättigt“, oder andere Einflüsse der Modellierung und Datenstruktur (z. B. räumliche Verzerrungen der Nachweise, Auswahl der Umweltvariablen) überdecken einen potenziellen Effekt der Stichprobengröße. Vor diesem Hintergrund ist die beobachtete Zunahme von Präzision und F1-Score mit steigender Nachweiszahl vorsichtig zu interpretieren und könnte zumindest teilweise durch Prävalenz- bzw. Klassenungleichgewichte im VF Datensatz erklärt werden.

Ähnliches berichten Matutini et al. (2021): Opportunistisch erhobene CS Daten haben insbesondere bei hohen Stichprobengrößen das Potenzial, die Performance von Habitatmodellen zu verbessern – vorausgesetzt, Erhebungs- und Auswertungsbias werden gezielt berücksichtigt. Entscheidend ist dabei nicht nur die Stichprobengröße, sondern auch deren räumliche Dichte und Verteilung, die die Verlässlichkeit der Daten und damit die Übertragbarkeit der Modelle mitbestimmt (Henckel et al., 2020). Hohe Stichprobengrößen erleichtern zudem den Abgleich mit unabhängigen Referenzdatensätzen und erhöhen dadurch die Aussagekraft externer Validierungen (Henckel et al., 2020). Um in der vorliegenden Arbeit den Einfluss der Nachweiszahl gezielter zu testen, bietet sich ein Resampling-Ansatz an. Eine häufig nachgewiesene Art (z. B. *Coenonympha pamphilus*, n = 706) wird wiederholt mit unterschiedlich großen, zufällig gezogenen Teilmengen der Gesamtsichtungen modelliert und die resultierenden Modelle jeweils gegen den VF Datensatz validiert. Dadurch ließe sich abschätzen, ab welcher Nachweiszahl die Modelle stabil werden. Offen bleibt jedoch, inwieweit Unterschiede in Präzision und F1-Score neben der Nachweiszahl auch durch Klassenungleichgewicht, Struktur des Validierungsdatensatzes und ökologische Faktoren bedingt sind.

4.3 Methodische Herausforderungen der Habitatmodellierung und Validierung

Die Performance von Habitatmodellen wird maßgeblich durch die Auswahl von Umweltvariablen bestimmt. In dieser Arbeit wurden ausschließlich abiotische Variablen berücksichtigt (Tabelle 2), wodurch potenziell wichtige Dimensionen der Habitate unberücksichtigt bleiben. Biotische Komponenten – etwa das Vorkommen spezifischer Wirtspflanzen, Symbiosen (z. B. mit Ameisen) oder interspezifische Konkurrenz – können für spezialisierte Arten wie beispielsweise *Parnassius phoebus* entscheidend sein. Ihr Ausschluss könnte zu übergeneralisierten Habitatmodellen und falsch-positiver Vorhersagen führen (Franklin, 2009; Elith et al., 2011; Merow et al., 2013). Barkmann et al. (2025), deren Umweltvariablen dieser Arbeit zugrunde liegen, zeigen ebenfalls, dass selbst bei hoher räumlicher Auflösung

nur ein Teil der beobachteten Variabilität erklärt werden kann. Neben klar erkennbaren Effekten von Waldrändern und kleinen Gehölzstrukturen sowie Graslandproduktivität, bleiben Teile der Variation unerklärt. Dies spricht dafür, dass weitere, im Modell nicht erfasste Faktoren relevant sind, etwa Mikrohabitat- und Mikroklimabedingungen, Bewirtschaftung (Mahd/Beweidung), Wirtspflanzenverfügbarkeit, Parasitoide, Pestizide sowie artspezifische Reaktionen. Darüber hinaus ist die Übertragbarkeit der Ergebnisse auf andere Regionen aufgrund regional variierender Landnutzungs- und Landschaftsstrukturen begrenzt. Zudem bildet die zeitlich begrenzte Datengrundlage jahreszeitliche Schwankungen und Extremereignisse nur eingeschränkt ab (Barkmann et al., 2025). Jedoch erzielten Barkmann et al. (2025) mit demselben Variablenset (mit Fokus auf Abundanz und Artenreichtum) insgesamt gute Ergebnisse, was darauf hindeutet, dass die verwendeten Umweltvariablen grundsätzlich informationsreich und für eine Habitatmodellierung geeignet sind. Gleichzeitig legt die Kombination aus (I) hohen internen AUC-Werten (Tabelle 4), (II) überwiegend schwacher externer Validierung (Abbildung 25) und (III) teils deutlichen Abweichungen von bekannten Habitatansprüchen nahe, dass die Modellperformance in der vorliegenden Arbeit nicht allein durch potenziell fehlende Umweltfaktoren eingeschränkt wird. Sogar Arten mit gut erfassbaren und eher generalistischen Habitatansprüchen, etwa *Papilio machaon* (Stettmer et al., 2022), erreichen niedrige F1-Scores. Dies deutet wiederum darauf hin, dass die geringe Modellperformance nicht allein durch artspezifische Ökologie erklärbar ist. Maßgeblich scheinen die Modelle also durch methodische Einschränkungen und systematische Verzerrungen der zugrunde liegenden CS Daten beeinflusst zu sein, insbesondere durch räumlichen Beobachtungsbias und eine ungleichmäßige Erfassungsintensität. Entsprechend zeigen die Habitatmodell-Karten häufig großräumige Eignungsschwerpunkte in gut beprobten Tallagen (Abbildungen 4 – 23) und spiegeln damit teilweise die räumliche Dichte der CS Nachweise wider (Abbildung 3). Für eine realistische Beurteilung der Modellperformance ist daher eine integrierte Betrachtung erforderlich, die neben Anzahl an Nachweisen, Prävalenz bzw. Klassenungleichgewicht im VF Datensatz, räumlichen Bias, Auswahl und Skalierung der Umweltvariablen auch das Design der Validierung selbst berücksichtigt.

Die im Studiendesign gewählten Validierungsmetriken eignen sich grundsätzlich gut, um die statistische Übereinstimmung zwischen den Habitatmodellen und den systematisch erhobenen VF Daten zu quantifizieren. Sie erlauben jedoch keine Rückschlüsse auf ökologische Zusammenhänge. Es gilt als methodisch anspruchsvoll, zwischen Effekten zu unterscheiden, die aus der Datenstruktur resultieren (z. B. Nachweiszahl, räumlicher Bias), und solchen, die tatsächliche ökologische Eigenschaften der Arten widerspiegeln (Dennis et al., 2017; Sanderson et al., 2021). Zwar zeigen frühere Studien, dass artspezifische Merkmale wie Phänologie, Mobilität oder die Breite der ökologischen Nische die Modellperformance beeinflussen können (Franklin, 2009; Dennis et al., 2017; Geurts et al., 2023); aufgrund

der Betrachtung von nur zehn Tagfalterarten war eine systematische Analyse dieser biologischen Einflussfaktoren in der vorliegenden Arbeit jedoch nicht vorgesehen. Ein weiterer designbedingter Einfluss auf die Validierung ist die grundsätzliche Schwierigkeit, Abwesenheiten zuverlässig zu erfassen – insbesondere bei CS Daten. Auch Expertenerhebungen können Fehl-Absenzen erzeugen, etwa wenn Begehungszeiten der Transekte die Aktivitätsphasen der Arten verfehlen. Dies kann besonders bei Tagfaltern mit variabler Flugzeit auftreten (Johnston et al., 2021), wie etwa *Papilio machaon* (Stettmer et al., 2022) oder *Coenonympha pamphilus* (Stettmer et al., 2022; Wickman et al., 1990). Zwar erhöht eine lange Flugzeit die Wahrscheinlichkeit eines Nachweises, dennoch kann es auch bei diesen Arten vorkommen, dass sie bei den punktuellen Erhebungen unentdeckt bleiben. Grundsätzlich gilt: Während Präsenz eindeutig dokumentiert werden kann, ist eine tatsächliche Absenz methodisch nur schwer sicher festzustellen. Diese Unsicherheit sollte bei der Interpretation der Validierungsergebnisse berücksichtigt werden, da sie dazu führen kann, dass korrekte Modellvorhersagen irrtümlich als „falsch-positiv“ oder „richtig-negativ“ eingestuft werden. Das Resultat wäre eine Unterschätzung der Präzision. Die Sensitivität ist von diesem Effekt weniger betroffen, da bei ihrer Berechnung Flächen ohne Nachweise nicht einbezogen werden.

4.4 Perspektiven für Citizen Science in der Habitatmodellierung

Für die Habitatmodellierung auf Basis opportunistisch erhobener CS Daten verdeutlichen die Ergebnisse dieser Arbeit zwei zentrale Aspekte. Erstens überschätzen interne Validierungen (AUC-Wert) die Vorhersageleistung tendenziell, während externe Validierungen realistischere Ergebnisse liefern und deutliche artspezifische Unterschiede sichtbar machen. Dies zeigt: Eine unabhängige externe Validierung – möglichst mit systematischer, repräsentativer Standortauswahl; entlang relevanter Gradienten (z. B. Höhenstufen, Landnutzungsintensität) – ist unverzichtbar, um die tatsächliche Modellperformance belastbar einschätzen zu können. Zweitens müssen Verzerrungen in CS Daten aktiv adressiert werden, wenn das Ziel darin besteht, räumlich möglichst unverzerrte Habitatmodell-Karten zu erstellen, die auch außerhalb gut beprobter und leicht zugänglicher Bereiche verlässlich sind (z. B. für Naturschutzplanung oder Managemententscheidungen). Hierzu eignen sich gezielte Filterverfahren (van Strien et al., 2013; Steen et al., 2019) sowie die explizite Berücksichtigung von Beobachtungsverhalten – idealerweise in kombinierten Modellierungsansätzen (Johnston et al., 2021; Geurts et al., 2023). Besonders vielversprechend sind Bias-Korrekturen mit Occupancy- und Joint-Modellen, die ökologische Prozesse von Beobachtungsmustern trennen (Johnston et al., 2021; Geurts et al., 2023).

Im Fokus der vorliegenden Arbeit steht die Validität von Habitatmodellen auf Basis opportunistischer CS Daten. Unabhängig davon weist die Literatur darauf hin, dass CS Daten das Potenzial haben, die Biodiversitätsforschung zu erweitern: Sie vergrößern die räumliche und zeitliche Abdeckung und können gerade bei seltenen Arten wichtige Zusatzinformationen liefern (Bradter et al., 2018; Crall et al., 2015). Diese Befunde wurden hier nicht systematisch untersucht, sind jedoch grundsätzlich mit dieser Arbeit vereinbar. Bei geeigneter Aufbereitung und in passenden Studiendesigns können sie sogar als unabhängige Validierungsgrundlage dienen (Matutini et al., 2021). Als Schlüssel zu robusteren Modellen wird die Kombination unterschiedlicher Datentypen hervorgehoben, wie etwa die Ergänzung opportunistisch erhobener Daten mit standardisierten Monitoringdaten oder gezielten Zusatzerhebungen (Henckel et al., 2020; Matutini et al., 2021). Darüber hinaus können Subsampling-/Resampling-Ansätze, Simulationen, eine größere Zahl an Zielarten sowie Vergleiche zwischen Artengruppen dazu beitragen, den Einfluss von Datenstrukturen und artspezifischen Merkmalen auf die Modellperformance besser zu quantifizieren. Damit ließe sich die Aussagekraft der Modelle sowohl ökologisch als auch für praktische Anwendungen weiter erhöhen.

Die vorliegende Arbeit zeigt sowohl die methodischen Grenzen als auch das Potenzial von Habitatmodellen auf Basis von CS Daten auf und kann dazu beitragen, ihren praktischen Nutzen für Forschung, Naturraummanagement und Naturschutz fundiert einzuordnen. Tagfalter nehmen dabei als Zielgruppe eine besondere Rolle ein: Sie erfüllen zentrale ökologische Funktionen (O'Brien et al., 2025) und fungieren als Indikatorarten für Biodiversität und Landschaftsveränderungen (van Swaay et al., 2006; Nair et al., 2014), was sich auch auf EU-Ebene etwa im „Grassland Butterfly Index" im Kontext der EU-Biodiversitätsstrategie 2030 und der Verordnung zur Wiederherstellung der Natur widerspiegelt (European Commission, 2021; Verordnung (EU) 2024/1991, Art. 11). Voraussetzung für belastbare Anwendungen sind aktuelle und umfassende Datengrundlagen (Spieß et al., 2005), wobei sorgfältig aufbereitete CS Programme einen entscheidenden Beitrag leisten können. Als Schnittstelle zwischen Wissenschaft und Öffentlichkeit ermöglichen sie großräumige, kontinuierliche Erhebungen und können damit eine valide Basis für nachhaltiges Tagfalter-Monitoring sowie die langfristige Bewertung von Biodiversität und Ökosystemzuständen sein (Crall et al., 2015; Sanderson et al., 2021; Johnston et al., 2023).

5. Literaturverzeichnis

Allouche, O., Tsoar, A., & Kadmon, R. (2006). Assessing the accuracy of species distribution models: prevalence, kappa and the true skill statistic (TSS). *Journal of Applied Ecology*, *43*(6), 1223–1232.

Anderson, R. P., & Raza, A. (2010). The effect of the extent of the study region on GIS models of species geographic distributions and estimates of niche evolution: preliminary tests with montane rodents (genus Nephelomys) in Venezuela. *Journal of Biogeography*, *37*(7), 1378–1393.

Arazy, O., & Malkinson, D. (2021). A framework of observer-based biases in citizen science biodiversity monitoring: Semi-structuring unstructured biodiversity monitoring protocols. *Frontiers in Ecology and Evolution*, *9*, 693602.

Auguie, B. (2017). *gridExtra: Miscellaneous Functions for "Grid" Graphics*. https://CRAN.R-project.org/package=gridExtra

Bailey, S., Horner-Devine, M. C., Luck, G., Moore, L. A., Carney, K. M., Anderson, S., Betrus, C., & Fleishman, E. (2004). Primary productivity and species richness: relationships among functional guilds, residency groups and vagility classes at multiple spatial scales. *Ecography*, *27*(2), 207–217.

Baldwin, R. A. (2009). Use of Maximum Entropy Modeling in Wildlife Research. *Entropy*, *11*(4), 854–866. https://doi.org/10.3390/e11040854

Barkmann, F. (2020). *Optimization of butterfly surveys in the context of long-term monitoring* [Masterarbeit]. Universität Innsbruck

Barkmann, F., Huemer, P., Tappeiner, U., Tasser, E., & Rüdisser, J. (2023). Standardized butterfly surveys: comparing transect counts and area-time counts in insect monitoring. *Biodiversity and Conservation*, *32*(3), 987–1004. https://doi.org/10.1007/s10531-022-02534-2

Barkmann, F., Lindner, A., Würflinger, R., Höttinger, H., & Rüdisser, J. (2025). Machine learning training data: over 500,000 images of butterflies and moths (Lepidoptera) with species labels. *Scientific Data*, *12*(1), 1369. https://doi.org/10.1038/s41597-025-05708-z

Barkmann, F., Tasser, E., Tappeiner, U., Huemer, P., Schattanek-Wiesmair, B., Lechner, K., Ortner, A., & Rüdisser, J. (2025). Mapping Butterfly Species Richness and Abundance in Mountain Grasslands—Spatial Application of a Biodiversity Indicator. *Diversity and Distributions*, *31*(2), e70000.

Bean, W. T., Stafford, R., & Brashares, J. S. (2012). The effects of small sample size and sample bias on threshold selection and accuracy assessment of species distribution models. *Ecography*, *35*, 250–258. https://api.semanticscholar.org/CorpusID:49363476

Bird, T. J., Bates, A. E., Lefcheck, J. S., Hill, N. A., Thomson, R. J., Edgar, G. J., Stuart-Smith, R. D., Wotherspoon, S., Krkosek, M., Stuart-Smith, J. F., Pecl, G. T., Barrett, N., & Frusher, S. (2014). Statistical solutions for error and bias in global citizen science datasets. *Biological Conservation*, *173*, 144–154. https://doi.org/10.1016/j.biocon.2013.07.037

Bonney, R., Phillips, T. B., Ballard, H. L., & Enck, J. W. (2015). Can citizen science enhance public understanding of science? *Public Understanding of Science*, *25*(1), 2–16. https://doi.org/10.1177/0963662515607406

Bradter, U., Mair, L., Jönsson, M., Knape, J., Singer, A., & Snäll, T. (2018). Can opportunistically collected Citizen Science data fill a data gap for habitat suitability models of less common species? *Methods in Ecology and Evolution*, *9*(7), 1667–1678.

Breuer, G., Schlegel, J., & Rupf, R. (2015). Selecting insects as flagship species for Beverin Nature Park in Switzerland – a survey of local school children on their attitudes towards butterflies and other insects. *Eco.Mont*, *eco.mont*, 5–16. https://doi.org/10.1553/eco.mont-7-1s5

Brotons, L., Thuiller, W., Araújo, M. B., & Hirzel, A. H. (2004). Presence-absence versus presence-only modelling methods for predicting bird habitat suitability. *Ecography*, *27*(4), 437–448. https://doi.org/10.1111/j.0906-7590.2004.03764.x

Bühler-Cortesi, T. (2012). *Schmetterlinge - Tagfalter der Schweiz* (2. Auflage). Haupt Verlag.

Cardoso, P., Erwin, T. L., Borges, P. A. V, & New, T. R. (2011). The seven impediments in invertebrate conservation and how to overcome them. *Biological Conservation*, *144*(11), 2647–2655. https://doi.org/10.1016/j.biocon.2011.07.024

Ceballos, G., Ehrlich, P. R., Barnosky, A. D., García, A., Pringle, R. M., & Palmer, T. M. (2025). Accelerated modern human–induced species losses: Entering the sixth mass extinction. *Science Advances*, *1*(5), e1400253. https://doi.org/10.1126/sciadv.1400253

Cernusca, A., Tappeiner, U., & Bayfield, N. (1999). *Land use changes in European mountain ecosystems: ECOMONT-concepts and results*. Blackwell-Wiss.-Verl.

Collins, N. M., Barkham, P. J., Blencowe, M., Brazil, A., Kelly, A., Oldfield, S., Strudwick, T., Vane-Wright, R. I., & Stewart, A. J. A. (2020). Ecology and conservation of the British Swallowtail butterfly, Papilio machaon britannicus: old questions, new challenges and potential opportunities. *Insect Conservation and Diversity*, *13*(1), 1–9. https://doi.org/10.1111/icad.12371

Cortese, A. D. (1992). Education for an environmentally sustainable future. *Environmental Science & Technology*, *26*(6), 1108–1114.

Cowie, R. H., Bouchet, P., & Fontaine, B. (2022). The Sixth Mass Extinction: fact, fiction or speculation? *Biological Reviews*, *97*(2), 640–663. https://doi.org/10.1111/brv.12816

Crall, A. W., Jarnevich, C. S., Young, N. E., Panke, B. J., Renz, M., & Stohlgren, T. J. (2015). Citizen science contributes to our knowledge of invasive plant species distributions. *Biological Invasions*, *17*(8), 2415–2427.

Cronje, R., Rohlinger, S., Crall, A., & Newman, G. (2011). Does Participation in Citizen Science Improve Scientific Literacy? A Study to Compare Assessment Methods. *Applied Environmental Education & Communication*, *10*(3), 135–145. https://doi.org/10.1080/1533015X.2011.603611

Dennis, E. B., Morgan, B. J. T., Brereton, T. M., Roy, D. B., & Fox, R. (2017). Using citizen science butterfly counts to predict species population trends. *Conservation Biology*, *31*(6), 1350–1361. https://doi.org/10.1111/cobi.12956

Dincă, V., Lee, K. M., Vila, R., & Mutanen, M. (2019). The conundrum of species delimitation: a genomic perspective on a mitogenetically super-variable butterfly. *Proceedings of the Royal Society B: Biological Sciences*, *286*(1911), 20191311. https://doi.org/10.1098/rspb.2019.1311

Ehrlich, P. R., & Ehrlich, A. H. (1967). The phenetic relationships of the butterflies I. Adult taxonomy and the nonspecificity hypothesis. *Systematic Zoology*, *16*(4), 301–317.

Elith, J., & Leathwick, J. R. (2009). Species distribution models: ecological explanation and prediction across space and time. *Annual Review of Ecology, Evolution, and Systematics*, *40*(1), 677–697.

Elith, J., Phillips, S. J., Hastie, T., Dudík, M., Chee, Y. E., & Yates, C. J. (2011). A statistical explanation of MaxEnt for ecologists. *Diversity and Distributions*, *17*(1), 43–57. https://doi.org/10.1111/j.1472-4642.2010.00725.x

Ellenberg, H., & Leuschner, C. (2010). *Vegetation Mitteleuropas mit den Alpen: in ökologischer, dynamischer und historischer Sicht* (Vol. 8104). Utb.

Enfjäll, K., & Leimar, O. (2005). Density-dependent dispersal in the Glanville fritillary, Melitaea cinxia. *Oikos*, *108*(3), 465–472. https://doi.org/10.1111/j.0030-1299.2005.13261.x

Erdős, L. (2020). *Green Heroes: From Buddha to Leonardo DiCaprio*. Springer Nature.

Erhardt, A. (1995). Ecology and conservation of alpine Lepidoptera. In A. S. Pullin (Ed.), *Ecology and Conservation of Butterflies* (pp. 258–276). Springer Netherlands. https://doi.org/10.1007/978-94-011-1282-6_18

European Commission: Directorate-General for Environment. (2021). *EU biodiversity strategy for 2030 – Bringing nature back into our lives*. Publications Office of the European Union. https://doi.org/doi/10.2779/677548

European Environment Agency. (2021). *Imperviousness Density 2018 (raster 10 m), Europe, 3-yearly, Aug. 2020*. European Environment Agency. https://doi.org/10.2909/3bf542bd-eebd-4d73-b53c-a0243f2ed862

Franklin, J. (2009). *Mapping species distributions: spatial inference and prediction*. Cambridge University Press.

Geurts, E. M., Reynolds, J. D., & Starzomski, B. M. (2023). Turning observations into biodiversity data: Broadscale spatial biases in community science. *Ecosphere*, *14*(6), e4582. https://doi.org/10.1002/ecs2.4582

Ghazanfar, M. (2016). Butterflies and their contribution in ecosystem: A review. *Journal of Entomology and Zoology Studies*, *4*, 115–118. https://api.semanticscholar.org/CorpusID:89719179

Gil-Tapetado, D., Soria, C. D., Gómez, J. F., Sesma, J. M., & Cabrero-Sañudo, F. J. (2023). Aridity could have driven the local extinction of a common and multivoltine butterfly. *Ecological Entomology*, *48*(1), 40–54. https://doi.org/10.1111/een.13200

Goldstein, B. R., Stoudt, S., Lewthwaite, J. M. M., Shirey, V., Mendoza, E., & Guzman, L. M. (2024). Logistical and preference bias in participatory science butterfly data. *Frontiers in Ecology and the Environment*, *22*(8), e2783. https://doi.org/10.1002/fee.2783

Goverde, M., & Erhardt, A. (2003). Effects of elevated CO2 on development and larval food-plant preference in the butterfly Coenonympha pamphilus (Lepidoptera, Satyridae). *Global Change Biology*, *9*(1), 74–83. https://doi.org/10.1046/j.1365-2486.2003.00520.x

Guisan, A., Graham, C. H., Elith, J., Huettmann, F., & Group, N. S. D. M. (2007). Sensitivity of predictive species distribution models to change in grain size. *Diversity and Distributions*, *13*(3), 332–340.

Guisan, A., & Thuiller, W. (2005). Predicting species distribution: offering more than simple habitat models. *Ecology Letters*, *8*(9), 993–1009.

Habel, J. C., Angerer, V., Gros, P., Teucher, M., & Eberle, J. (2022). The relevance of transition habitats for butterfly conservation. *Biodiversity and Conservation*, *31*(5), 1577–1590. https://doi.org/10.1007/s10531-022-02411-y

Habel, J. C., Huemer, P., Schmitt, T., Rüdisser, J., & Ulrich, W. (2024). *Photo app and GBIF data of Austrian butterflies (Lepidoptera, Papilionoidea)*. https://doi.org/10.6084/m9.figshare.25733772.v1

Habel, J. C., Huemer, P., Schmitt, T., Rüdisser, J., & Ulrich, W. (2025). Strengths and shortcomings of citizen science data: lessons from Austrian butterflies. *Journal of Insect Conservation*, *29*(4), 1–13.

Habel, J. C., Junker, M., & Schmitt, T. (2010). High dispersal ability and low genetic differentiation in the widespread butterfly species Melanargia galathea. *Journal of Insect Conservation*, *14*(5), 467–478. https://doi.org/10.1007/s10841-010-9275-5

Habel, J. C., Schmitt, T., Huemer, P., Rüdisser, J., Gros, P., & Ulrich, W. (2025). Selective observation causes differences in citizen science butterfly data. *Basic and Applied Ecology*, *87*, 46–54.

Habel, J. C., Schmitt, T., Ulrich, W., Gros, P., Salcher, B., & Teucher, M. (2023). Landscape homogenisation and simplified butterfly community structure go on par across Northern Austria. *Landscape Ecology*, *38*(12), 3237–3248. https://doi.org/10.1007/s10980-023-01785-w

Habel, J. C., Teucher, M., Gros, P., Gfrerer, V., & Eberle, J. (2022). The importance of dynamic open-canopy woodlands for the conservation of a specialist butterfly species. *Landscape Ecology*, *37*(8), 2121–2129. https://doi.org/10.1007/s10980-022-01472-2

Habel, J. C., Teucher, M., Gros, P., Schmitt, T., & Ulrich, W. (2021). Land use and climate change affects butterfly diversity across northern Austria. *Landscape Ecology*, *36*(6), 1741–1754. https://doi.org/10.1007/s10980-021-01242-6

Habel, J. C., Ulrich, W., & Schmitt, T. (2020). Butterflies in corridors: quality matters for specialists. *Insect Conservation and Diversity*, *13*(1), 91–98. https://doi.org/10.1111/icad.12386

Hallmann, C. A., Sorg, M., Jongejans, E., Siepel, H., Hofland, N., Schwan, H., Stenmans, W., Müller, A., Sumser, H., & Hörren, T. (2017). More than 75 percent decline over 27 years in total flying insect biomass in protected areas. *PloS One*, *12*(10), e0185809.

Henckel, L., Bradter, U., Jönsson, M., Isaac, N. J. B., & Snäll, T. (2020). Assessing the usefulness of citizen science data for habitat suitability modelling: Opportunistic reporting versus sampling based on a systematic protocol. *Diversity and Distributions*, *26*(10), 1276–1290.

Höttinger, H. (2021). Citizen-Science App „Schmetterlinge Österreichs "von „Blühendes Österreich "–Wissenschaftlicher Abschlussbericht der Schmetterlingszählung 2020. *Unveröffentlichter Endbericht Im Auftrag von „Blühendes Österreich*.

Höttinger, H. (2023). *"Schmetterlinge Österreichs" Auswertung der Schmetterlingszählung 2023 - Ein Citizen-Science-Projekt*. https://www.bluehendesoesterreich.at/sites/default/files/2024-06/boe_schmetterlingsreport-app_broschuere_a4_2023_lr.pdf

Huemer, P., Lechner, K., Ortner, A., Tarmann, G. M., & Schattanek-Wiesmair, B. (2024). *Tagfalter und Widderchen Tirols: Verbreitung, Biologie, Gefährdung*. Universitätsverlag Wagner in der Studienverlag Ges. mbH.

IPBES. (2019a). *Global assessment report on biodiversity and ecosystem services of the Intergovernmental Science-Policy Platform on Biodiversity and Ecosystem Services*. Zenodo. https://doi.org/10.5281/zenodo.6417333

IPBES. (2019b). *Summary for policymakers of the global assessment report on biodiversity and ecosystem services*. Zenodo. https://doi.org/10.5281/zenodo.3553579

Jalkanen, J., Toivonen, T., & Moilanen, A. (2020). Identification of ecological networks for land-use planning with spatial conservation prioritization. *Landscape Ecology*, *35*(2), 353–371. https://doi.org/10.1007/s10980-019-00950-4

Jaun, A., Wymann, H.-P., & Lucek, K. (2022). Lack of genetic structure suggests high connectivity of Parnassius phoebus between nearby valleys in the Alps. *Alpine Entomology*, *6*, 1–6.

Jiménez-Valverde, A., & Lobo, J. M. (2007). Threshold criteria for conversion of probability of species presence to either–or presence–absence. *Acta Oecologica*, *31*(3), 361–369. https://doi.org/10.1016/j.actao.2007.02.001

Jing-Yun, F., Ze-Hao, S., & Hai-Ting, C. U. I. (2004). Ecological characteristics of mountains and research issues of mountain ecology. *Biodiversity Science*, *12*(1), 10.

Johnston, A., Hochachka, W. M., Strimas-Mackey, M. E., Ruiz Gutierrez, V., Robinson, O. J., Miller, E. T., Auer, T., Kelling, S. T., & Fink, D. (2021). Analytical guidelines to increase the value of community science data: An example using eBird data to estimate species distributions. *Diversity and Distributions*, *27*(7), 1265–1277. https://doi.org/10.1111/ddi.13271

Johnston, A., Matechou, E., & Dennis, E. B. (2023). Outstanding challenges and future directions for biodiversity monitoring using citizen science data. *Methods in Ecology and Evolution*, *14*(1), 103–116. https://doi.org/10.1111/2041-210X.13834

Joseph, L. N., Field, S. A., Wilcox, C., & Possingham, H. P. (2006). Presence–absence versus abundance data for monitoring threatened species. *Conservation Biology*, *20*(6), 1679–1687.

Kingsolver, J. G., & Watt, W. B. (1983). Thermoregulatory Strategies in Colias Butterflies: Thermal Stress and the Limits to Adaptation in Temporally Varying Environments. *The American Naturalist*, *121*(1), 32–55. https://doi.org/10.1086/284038

Koch, W., Hogeweg, L., Nilsen, E. B., O'Hara, R. B., & Finstad, A. G. (2023). Recognizability bias in citizen science photographs. *Royal Society Open Science*, *10*(2), 221063.

Kolbert, E. (2014). *The sixth extinction: An unnatural history*. A&C Black.

Körner, C. (2003). Alpine Plant Life: Functional Plant Ecology Of High Mountain Ecosystems. In *Alpine Plant Life, 2nd Edn*. https://doi.org/10.1007/978-3-642-18970-8

Leslie, A., & Berenbaum, M. R. (1990). Role of the osmeterial gland in swallowtail larvae (Papilionidae) in defense against an avian predator. *Journal of The Lepidopterists Society*, *44*, 245–251. https://api.semanticscholar.org/CorpusID:85895220

Lewandowski, E. J., & Oberhauser, K. S. (2016). Butterfly Citizen Science Projects Support Conservation Activities among their Volunteers. *Citizen Science: Theory and Practice*. https://doi.org/10.5334/cstp.10

Liu, C., Berry, P. M., Dawson, T. P., & Pearson, R. G. (2005). Selecting thresholds of occurrence in the prediction of species distributions. *Ecography*, *28*(3), 385–393. https://doi.org/10.1111/j.0906-7590.2005.03957.x

Liu, C., White, M., & Newell, G. (2009). Measuring the accuracy of species distribution models: a review. *Proceedings 18th World IMACs/MODSIM Congress. Cairns, Australia*, *4241*, 4247.

Lobo, J., Jiménez-Valverde, A., & Real, R. (2008). AUC: A misleading measure of the performance of predictive distribution models. *Journal of Global Ecology and Biogeography*, *17*, 145–151.

Loertscher, M., Erhardt, A., & Zettel, J. (1995a). Microdistribution of butterflies in a mosaic-like habitat: The role of nectar sources. *Ecography*, *18*(1), 15–26. https://doi.org/10.1111/j.1600-0587.1995.tb00115.x

Loertscher, M., Erhardt, A., & Zettel, J. (1995b). Microdistribution of butterflies in a mosaic-like habitat: The role of nectar sources. *Ecography*, *18*(1), 15–26. https://doi.org/10.1111/j.1600-0587.1995.tb00115.x

Lohse, K., Hayward, A., Laetsch, D., Marques, V., Vila, R., & Tyler-Smith, C. (2023). The genome sequence of the Mazarine Blue, Cyaniris semiargus (Rottemburg, 1775). *Wellcome Open Research*, *8*, 181. https://doi.org/10.12688/wellcomeopenres.19362.1

Loos, J., Dorresteijn, I., Hanspach, J., Fust, P., Rakosy, L., & Fischer, J. (2014). Low-Intensity Agricultural Landscapes in Transylvania Support High Butterfly Diversity: Implications for Conservation. *PLOS ONE*, *9*(7), e103256-. https://doi.org/10.1371/journal.pone.0103256

Lütolf, M., Kienast, F., & Guisan, A. (2006). The ghost of past species occurrence: improving species distribution models for presence-only data. *Journal of Applied Ecology*, *43*(4), 802–815. https://doi.org/10.1111/j.1365-2664.2006.01191.x

Matutini, F., Baudry, J., Pain, G., Sineau, M., & Pithon, J. (2021). How citizen science could improve species distribution models and their independent assessment. *Ecology and Evolution*, *11*(7), 3028–3039.

Merow, C., Smith, M. J., Edwards Jr, T. C., Guisan, A., McMahon, S. M., Normand, S., Thuiller, W., Wüest, R. O., Zimmermann, N. E., & Elith, J. (2014). What do we gain from simplicity versus complexity in species distribution models? *Ecography*, *37*(12), 1267–1281. https://doi.org/10.1111/ecog.00845

Merow, C., Smith, M. J., & Silander Jr, J. A. (2013). A practical guide to MaxEnt for modeling species' distributions: what it does, and why inputs and settings matter. *Ecography*, *36*(10), 1058–1069. https://doi.org/10.1111/j.1600-0587.2013.07872.x

Mevi-Schütz, J., Goverde, M., & Erhardt, A. (2003). Effects of fertilization and elevated CO2 on larval food and butterfly nectar amino acid preference in Coenonympha pamphilus L. *Behavioral Ecology and Sociobiology*, *54*(1), 36–43. https://doi.org/10.1007/s00265-003-0601-8

Murphy, S. M., & Feeny, P. (2006). Chemical facilitation of a naturally occurring host shift by Papilio machaon butterflies (Papilionidae). *Ecological Monographs*, *76*(3), 399–414. https://doi.org/10.1890/0012-9615(2006)076[0399:CFOANO]2.0.CO;2

Nair, A. V, Mitra, P. M., & Aditya, S. (2014). Studies on the diversity and abundance of butterfly (Lepidoptera: Rhopalocera) fauna in and around Sarojini Naidu college campus, Kolkata, West Bengal, India. *Journal of Entomology and Zoology Studies*, *2*, 129–134. https://api.semanticscholar.org/CorpusID:132098871

Oberhauser, K. S., & Prysby, M. D. (2008). Citizen Science: Creating a Research Army for Conservation. *American Entomologist*, *54*(2), 103–105. https://doi.org/10.1093/ae/54.2.103

O'Brien, K., Garibaldi, L. A., Agrawal, A., Bennett, E., Biggs, R., Calderón Contreras, R., Carr, E. R., Frantzeskaki, N., Gosnell, H., Gurung, J., Lambertucci, S. A., Leventon, J., Chuan, L., Reyes García, V., Shannon, L., Villasante, S., Wickson, F., Zinngrebe, Y., & Périanin, L. (2025). *IPBES Transformative Change Assessment: Summary for Policymakers*. Zenodo. https://doi.org/10.5281/zenodo.15645812

Olofsson, M., Eriksson, S., Jakobsson, S., & Wiklund, C. (2012). Deimatic Display in the European Swallowtail Butterfly as a Secondary Defence against Attacks from Great Tits. *PLOS ONE*, *7*(10), e47092-. https://doi.org/10.1371/journal.pone.0047092

Pazhenkova, E., Zakharov, E., & Lukhtanov, V. (2015). DNA barcoding reveals twelve lineages with properties of phylogenetic and biological species within Melitaea didyma sensu lato (Lepidoptera, Nymphalidae). *ZooKeys*, *538*, 35–46. https://doi.org/10.3897/zookeys.538.6605

Pearson, R. G., Raxworthy, C. J., Nakamura, M., & Townsend Peterson, A. (2007). Predicting species distributions from small numbers of occurrence records: a test case using cryptic geckos in Madagascar. *Journal of Biogeography*, *34*(1), 102–117.

Pfiffner, O. A. (2024). *Geologie der Alpen*. UTB.

Phillips, S., Dudík, M., & Schapire, R. (2004). A Maximum Entropy Approach to Species Distribution Modeling. In *Proceedings, Twenty-First International Conference on Machine Learning, ICML 2004* (Vol. 21). https://doi.org/10.1145/1015330.1015412

Phillips, S. J., Anderson, R. P., & Schapire, R. E. (2006). Maximum entropy modeling of species geographic distributions. *Ecological Modelling*, *190*(3), 231–259. https://doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2005.03.026

Phillips, S. J., & Dudík, M. (2008). Modeling of species distributions with Maxent: new extensions and a comprehensive evaluation. *Ecography*, *31*(2), 161–175.

Phillips, S. J., Dudik, M., Elith, J., Graham, C. H., Lehmann, A., Leathwick, J., & Ferrier, S. (2009). Sample Selection Bias and Presence-Only Distribution Models: Implications for Background and Pseudo-Absence Data. *Ecological Applications*, *19*(1), 181–197. http://www.jstor.org/stable/27645958

Pöhacker Jakob. (2011). *Modellierung der Habitatansprüche des Bergpiepers (Anthus spinoletta spinoletta) im Nationalpark Gesäuse mit Mitteln der Fernerkundung und GIS*. https://permalink.obvsg.at/bok/AC08481572

Polic, D., Yıldırım, Y., Lee, K. M., Franzén, M., Mutanen, M., Vila, R., & Forsman, A. (2022). Linking large-scale genetic structure of three Argynnini butterfly species to geography and environment. *Molecular Ecology*, *31*(16), 4381–4401. https://doi.org/10.1111/mec.16594

Pollard, E., & Yates, T. J. (1993). *Monitoring Butterflies for Ecology and Conservation: The British Butterfly Monitoring Scheme*. Springer Netherlands. https://books.google.at/books?id=IYpFoOjwjO0C

Prudic, K. L., McFarland, K. P., Oliver, J. C., Hutchinson, R. A., Long, E. C., Kerr, J. T., & Larrivée, M. (2017). eButterfly: Leveraging Massive Online Citizen Science for Butterfly Conservation. *Insects*, *8*(2). https://doi.org/10.3390/insects8020053

Psenner, R., & Lackner, R. (2006). *Die Alpen im Jahr 2020*. https://doi.org/10.26530/OAPEN_503810

R Core Team. (2024). *R: A Language and Environment for Statistical Computing*. https://www.R-project.org/

Radosavljevic, A., & Anderson, R. P. (2014). Making better Maxent models of species distributions: complexity, overfitting and evaluation. *Journal of Biogeography*, *41*(4), 629–643. https://doi.org/10.1111/jbi.12227

Rainio, O., Teuho, J., & Klén, R. (2024). Evaluation metrics and statistical tests for machine learning. *Scientific Reports*, *14*(1), 6086.

Ries, L., & Oberhauser, K. (2015). A Citizen Army for Science: Quantifying the Contributions of Citizen Scientists to our Understanding of Monarch Butterfly Biology. *BioScience*, *65*(4), 419–430. https://doi.org/10.1093/biosci/biv011

Rodriguez, J., Jordano, D., & Haeger, J. F. (1994). Spatial Heterogeneity in a Butterfly--Host Plant Interaction. *Journal of Animal Ecology*, *63*(1), 31–38. https://doi.org/10.2307/5580

Rosin, M. Z., Skorka, P., Lenda, M., Moron, D., Sparks, H. T., & Try Janowski, P. (2011). Increasing patch area, proximity of human settlement and larval food plants positively affect the occurrence and local population size of the habitat specialist butterfly Polyommatus coridon (Lepidoptera: Lycaenidae) in fragmented calcareous grasslands. *EJE*, *108*(1), 99–106. https://www.eje.cz/artkey/eje-201101-0013.php

Ruckelshaus, M. H., Jackson, S. T., Mooney, H. A., Jacobs, K. L., Kassam, K.-A. S., Arroyo, M. T. K., Báldi, A., Bartuska, A. M., Boyd, J., Joppa, L. N., Kovács-Hostyánszki, A., Parsons, J. P., Scholes, R. J., Shogren, J. F., & Ouyang, Z. (2020). The IPBES Global Assessment: Pathways to Action. *Trends in Ecology & Evolution*, *35*(5), 407–414. https://doi.org/10.1016/j.tree.2020.01.009

Rüdisser, J., Barkmann, F., Gouëset, V., Tappeiner, U., & Huemer, P. (2024). *Jahresbericht 2023 - Viel-Falter Insekten-Monitoring: Schmetterlinge (2022-2026)*.

Rüdisser, J., Tasser, E., & Tappeiner, U. (2012). Distance to nature—A new biodiversity relevant environmental indicator set at the landscape level. *Ecological Indicators*, *15*(1), 208–216. https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2011.09.027

Sánchez-Bayo, F., & Wyckhuys, K. A. G. (2019). Worldwide decline of the entomofauna: A review of its drivers. *Biological Conservation*, *232*, 8–27.

Sanderson, C., Braby, M. F., & Bond, S. (2021). Butterflies Australia: a national citizen science database for monitoring changes in the distribution and abundance of Australian butterflies. *Austral Entomology*, *60*(1), 111–127. https://doi.org/10.1111/aen.12513

Schauberger, P., & Walker, A. (2025). *openxlsx: Read, Write and Edit xlsx Files*. https://ycphs.github.io/openxlsx/index.html

Schlegel, J., & Rupf, R. (2010). Attitudes towards potential animal flagship species in nature conservation: A survey among students of different educational institutions. *Journal for Nature Conservation*, *18*(4), 278–290. https://doi.org/10.1016/j.jnc.2009.12.002

Schmitt, T. (2015). Biology and biogeography of the chalk-hill blue Polyommatus coridon - Insect of the year 2015 for Germany, Austria and Switzerland. *Nota Lepidopterologica*, *38*, 107–126. https://doi.org/10.3897/nl.38.4977

Schmitt, T., Habel, J. C., Zimmermann, M., & Müller, P. (2006). Genetic differentiation of the marbled white butterfly, Melanargia galathea, accounts for glacial distribution patterns and postglacial range expansion in southeastern Europe. *Molecular Ecology*, *15*(7), 1889–1901. https://doi.org/10.1111/j.1365-294X.2006.02900.x

Schröder, B., & Reineking, B. (2004). Validierung von Habitatmodellen. *UFZ-Bericht*, *9*(2004), 47–56.

Scott, J. A. (1973). Population biology and adult behavior of the circumpolar butterfly, Parnassius phoebus F.(Papilionidae). *Entomol. Scand*, *4*, 161–168.

Sheard, J. K., Adriaens, T., Bowler, D. E., Büermann, A., Callaghan, C. T., Camprasse, E. C. M., Chowdhury, S., Engel, T., Finch, E. A., & von Gönner, J. (2024). Emerging technologies in citizen science and potential for insect monitoring. *Philosophical Transactions of the Royal Society B*, *379*(1904), 20230106.

Shrestha, B. R., Baral, S., Budha-Magar, S., Thapa Magar, K., Gaudel, P., Suwal, S. P., Tamang, S. R., Dewan, A., Gurung, M. B., & Shrestha, P. (2024). Vegetation productivity determines the response of butterflies along elevation gradients in the trans-Himalayas, Nepal. *Ecosphere*, *15*(10), e70019.

Singh, P., & Saran, S. (2020). Maximum entropy modeling using citizen science: Use case on Jacobin cuckoo as an indicator of Indian monsoon. *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, *V-5–2020*, 23–30. https://doi.org/10.5194/isprs-annals-V-5-2020-23-2020

Singh, P., Saran, S., & Kocaman, S. (2021). Role of Maximum Entropy and Citizen Science to Study Habitat Suitability of Jacobin Cuckoo in Different Climate Change Scenarios. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, *10*(7). https://doi.org/10.3390/ijgi10070463

Smith, J. N., Kelly, N., & Renner, I. W. (2021). Validation of presence-only models for conservation planning and the application to whales in a multiple-use marine park. *Ecological Applications*, *31*(1), e02214. https://doi.org/10.1002/eap.2214

Sollai, G., Tomassini Barbarossa, I., Masala, C., Solari, P., & Crnjar, R. (2014). Gustatory Sensitivity and Food Acceptance in Two Phylogenetically Closely Related Papilionid Species: Papilio hospiton and Papilio machaon. *PLOS ONE*, *9*(6), e100675-. https://doi.org/10.1371/journal.pone.0100675

Spieß, H.-J., Abdank, A., Ahrns, C., Berg, C., Hacker, F., Keil, F., Klafs, G., Klenke, R., Krappe, M., Kulbe, J., Meitzner, V., Neubert, F., Ulbricht, J., Voigtländer, U., Wachlin, V., Waterstraat, A., Wolf, F., & Zettler, M. (2005). *Methodenhandbuch für die naturschutzorientierte Umweltbeobachtung - Teil Artenmonitoring*.

Steen, V. A., Elphick, C. S., & Tingley, M. W. (2019). An evaluation of stringent filtering to improve species distribution models from citizen science data. *Diversity and Distributions*, *25*(12), 1857–1869. https://doi.org/10.1111/ddi.12985

Stettmer, C., Bräu, M., Gros, P., & Wanninger Otmar. (2022). *Die Tagfalter Deutschlands und Österreichs* (3rd ed.). Bayerische Akademie für Naturschutz und Landschaftspflege (ANL).

Stockwell, D. R. B., & Peterson, A. T. (2002). Effects of sample size on accuracy of species distribution models. *Ecological Modelling*, *148*(1), 1–13. https://doi.org/10.1016/S0304-3800(01)00388-X

Thomas, J. A. (1983). A quick method for estimating butterfly numbers during surveys. *Biological Conservation*, *27*(3), 195–211. https://doi.org/10.1016/0006-3207(83)90019-8

Ulrich, W., Habel, J. C., Gros, P., & Schmitt, T. (2024). Recent increasing homogenisation in Austrian butterfly communities over the past decades. *Oikos*, *2024*(4), e10179. https://doi.org/10.1111/oik.10179

Vale, C. G., Tarroso, P., & Brito, J. C. (2014). Predicting species distribution at range margins: testing the effects of study area extent, resolution and threshold selection in the Sahara–Sahel transition zone. *Diversity and Distributions*, *20*(1), 20–33. https://doi.org/10.1111/ddi.12115

Van Klink, R., Bowler, D. E., Gongalsky, K. B., Swengel, A. B., Gentile, A., & Chase, J. M. (2020). Meta-analysis reveals declines in terrestrial but increases in freshwater insect abundances. *Science*, *368*(6489), 417–420.

Van Strien, A. J., van Swaay, C. A. M., & Termaat, T. (2013). Opportunistic citizen science data of animal species produce reliable estimates of distribution trends if analysed with occupancy models. *Journal of Applied Ecology*, *50*(6), 1450–1458. https://doi.org/10.1111/1365-2664.12158

Van Swaay, C. A. M., Dennis, E. B., Schmucki, R., Sevilleja, C. G., Balalaikins, M., Botham, M., Bourn, N., Brereton, T., Cancela, J. P., & Carlisle, B. (2019). *The European Butterfly Indicator for Grassland species: 1990-2017: Technical report*.

Van Swaay, C., Cuttelod, A., Collins, S. C., Maes, D., Munguira, M. L., aić, M., Settele, J., Verovnik, R., Verstrael, T. J., Warren, M. S., Wiemers, M., & Wynhoff, I. (2010). *European Red List of Butterflies*. https://api.semanticscholar.org/CorpusID:91005546

Van Swaay, C., Schmucki, R., Roy, D., Dennis, E., Collins, S., Fox, R., Kolev, Z. D., G. Sevilleja, C., Warren, M. S., Whitfield, A., Wynhoff, I., Arnberg, H. J. H., Balalaikins, M., Barea, J. M., Boe, A. M. B., Bonelli, S., Botham, M. S., Bourn, N. A. D., Cancela, J. P., … Zografou, K. (2025). *EU Grassland Butterfly Indicator 1990-2023 Technical report*. Butterfly Conservation Europe & EMBRACE/eBMS (www.butterfly-monitoring.net) & Vlinderstichting report VS2025.014. https://doi.org/10.5281/zenodo.16281873

Van Swaay, C., Van Strien, A., Aghababyan, K., Astrom, S., Botham, M., Brereton, T., Chambers, P., Collins, S., Domenech Ferre, M., & Escobes, R. (2015). *The European butterfly indicator for grassland species: 1990-2013*.

Van Swaay, C., Warren, M., & Loïs, G. (2006). Biotope Use and Trends of European Butterflies. *Journal of Insect Conservation*, *10*(2), 189–209. https://doi.org/10.1007/s10841-006-6293-4

Vanreusel, W., Maes, D., & Van Dyck, H. (2007). Transferability of Species Distribution Models: a Functional Habitat Approach for Two Regionally Threatened Butterflies. *Conservation Biology*, *21*(1), 201–212. https://doi.org/10.1111/j.1523-1739.2006.00577.x

Verordnung (EU) 2024/1991 des Europäischen Parlaments und des Rates vom 24. Juni 2024 über die Wiederherstellung der Natur und zur Änderung der Verordnung (EU) 2022/869. (2024). Amtsblatt der Europäischen Union, L, 2024/1991 (29.07.2024). http://data.europa.eu/eli/reg/2024/1991/oj

Von dem Bussche, J., Spaar, R., Schmid, H., & Schröder, B. (2008). Modelling the recent and potential future spatial distribution of the Ring Ouzel (Turdus torquatus) and Blackbird (T. merula) in Switzerland. *Journal of Ornithology*, *149*(4), 529–544. https://doi.org/10.1007/s10336-008-0295-9

Warren, M. S., Maes, D., van Swaay, C. A. M., Goffart, P., Dyck, H. Van, Bourn, N. A. D., Wynhoff, I., Hoare, D., & Ellis, S. (2021). The decline of butterflies in Europe: Problems, significance, and possible solutions. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, *118*(2), e2002551117. https://doi.org/10.1073/pnas.2002551117

Wickham, H. (2007). Reshaping Data with the reshape Package. *Journal of Statistical Software*, *21*(12), 1–20. http://www.jstatsoft.org/v21/i12/

Wickham, H. (2020). *reshape2: Flexibly Reshape Data: A Reboot of the Reshape Package*. https://github.com/hadley/reshape

Wickham, H., Chang, W., Henry, L., Pedersen, T. L., Takahashi, K., Wilke, C., Woo, K., Yutani, H., Dunnington, D., & van den Brand, T. (2024). *ggplot2: Create Elegant Data Visualisations Using the Grammar of Graphics*. https://ggplot2.tidyverse.org

Wickham, H., François, R., Henry, L., Müller, K., & Vaughan, D. (2023). *dplyr: A Grammar of Data Manipulation*. https://dplyr.tidyverse.org

Wickham, H., Hester, J., & Bryan, J. (2024). *readr: Read Rectangular Text Data*. https://readr.tidyverse.org

Wickham, H., Vaughan, D., & Girlich, M. (2024). *tidyr: Tidy Messy Data*. https://tidyr.tidyverse.org

Wickman, P.-O. (1986). Courtship solicitation by females of the small heath butterfly, Coenonympha pamphilus (L.) (Lepidoptera:Satyridae) and their behaviour in relation to male territories before and after copulation. *Animal Behaviour*, *34*, 153–157. https://doi.org/10.1016/0003-3472(86)90017-5

Wickman, P.-O., Wiklund, C., & Karlsson, B. (1990). Comparative phenology of four satyrine butterflies inhabiting dry grasslands in Sweden. *Ecography*, *13*(3), 238–246. https://doi.org/10.1111/j.1600-0587.1990.tb00614.x

Wiklund, C. (1974). The Concept of Oligophagy and the Natural Habitats and Host Plants of Papilio machaon L. in Fennoscandia. *Insect Systematics & Evolution*, *5*(2), 151–160. https://doi.org/10.1163/187631274X00191

Wilson, J.-J., Jisming-See, S.-W., Brandon-Mong, G.-J., Lim, A.-H., Lim, V.-C., Lee, P.-S., & Sing, K.-W. (2015). Citizen science: the first Peninsular Malaysia butterfly count. *Biodiversity Data Journal*, *3*.

Winter, B., Butz, B., Dieker, C., Schröder-Turk, G. E., Mecke, K., & Spiecker, E. (2015). Coexistence of both gyroid chiralities in individual butterfly wing scales of Callophrys rubi. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, *112*(42), 12911–12916. https://doi.org/10.1073/pnas.1511354112

Anhang

1. Beschreibung der zehn Tagfalterarten

Callophrys rubi – Grüner Zipfelfalter

Callophrys rubi (Grüner Zipfelfalter, Abbildung S1) ist eine paläarktische Art, deren Verbreitungsgebiet sich von Nordwestafrika über Gesamteuropa bis in das gemäßigte Asien und das Amurgebiet erstreckt. Regional ist die Art weit verbreitet, wobei größere Verbreitungslücken vermutlich auf Kartierungsdefizite zurückzuführen sind. *C. rubi* besiedelt Höhenlagen zwischen 470 und 2.100 Metern(Bühler-Cortesi, 2012; Huemer et al., 2024).

Auffällig sind die leuchtend grünen Unterflügel, während die Oberflügel braun und im Ruhezustand weniger sichtbar sind. Durch die gute Tarnung ist er schwer zu entdecken, da er sich farblich kaum von der Vegetation abhebt (Bühler-Cortesi, 2012; Winter et al., 2015). Zwar ist *C. rubi* anderen Zipfelfaltern zunächst ähnlich, jedoch handelt es sich in Tirol und Vorarlberg um den einzigen heimischen Tagfalter mit grüner Flügelunterseite (Bühler-Cortesi, 2012). Männchen sind territorial und sitzen oft auf Sträuchern, um nach Weibchen und Eindringlingen Ausschau zu halten (Vanreusel et al., 2007). *C. rubi* ist typischerweise univoltin mit einer langgestreckten Generation von März bis Juli (Vanreusel et al., 2007; Bühler-Cortesi, 2012). Selten gibt es eine partielle 2. Generation von Juli bis September (Stettmer et al., 2022). Die Larven ernähren sich von verschiedenen Pflanzen, darunter Schwarzwerdender Geißklee (*Cytisus nigricans*), Wundklee (*Anthyllis vulneraria*), Sonnenröschen (*Helianthemum nummularium*), Rauschbeeren (*Vaccinium uliginosum*), Gemeiner Kreuzdorn (*Rhamnus cathartica*) und weitere (Bühler-Cortesi, 2012). Die Wahl der Wirtspflanzen ist entscheidend für die Entwicklung der Larven. Die adulten Falter ernähren sich von Nektar der in ihrem Lebensraum verfügbaren Blüten (Vanreusel et al., 2007). Die Art gilt als ökologisch anpassungsfähig und besiedelt ein breites Spektrum extensiv genutzter Offenlandlebensräume bis in Höhenlagen von etwa 2.100 m. Bevorzugt werden magere, sonnig-warme Standorte wie Sand- und Kalkmagerrasen, Hochmoorränder sowie strukturreiche Übergangsbereiche (Ökotone), insbesondere an Waldrändern. Häufig tritt die Art an den Rändern von Schneeheide-Kiefernwäldern, Mooren, subalpinen Almweiden und Zwergstrauchheiden auf. Gelegentliche Nachweise stammen auch aus naturnah gestalteten Gärten (Bühler-Cortesi, 2012; Stettmer et al., 2022; Huemer et al., 2024). Die Art gilt als regional am weitesten verbreitete der Zipfelfalter. Jedoch stellen der Verlust von Lebensräumen durch Intensivierung landwirtschaftlicher Praktiken, Habitatfragmentierung, Bodenversiegelung, Sukzession von Grenzertragsstandorten und forstwirtschaftliche

Maßnahmen eine Bedrohung dar. In Österreich gilt die Art als Nicht Gefährdet (Least Concern) (Vanreusel et al., 2007; Stettmer et al., 2022; Huemer et al., 2024).

Abbildung S1: Callophrys rubi © Petra Zimmeter

***Coenonympha pamphilus* – Kleines Wiesenvögelchen**

Coenonympha pamphilus (Kleines Wiesenvögelchen, Abbildung S2) ist eine paläarktische Art, deren Verbreitungsgebiet sich von Nordwestafrika über weite Teile des gemäßigten Europas sowie des gemäßigten Asiens bis in die westliche Mongolei erstreckt. Regional tritt die Art in geeigneten Lebensräumen entlang größerer Täler und Becken in Höhenlagen von 500 – 2.000 Metern auf (Huemer et al., 2024).

C. pamphilus zeigt phänotypische Plastizität im Muster der Oberseite seiner orange-braunen Flügel, die einen einzelnen schwarzen Augenfleck auf den Vorderflügeln aufweisen, während die Unterseite dunkler gefärbt ist (Wickman et al., 1990). Männchen zeigen territoriales Verhalten, sie verteidigen oft bestimmte Gebiete (Wickman, 1986). Weibchen führen sogenannte „Solicitation Flights" (Balzflüge) durch, um Männchen anzulocken. Dieses Verhalten wird bei bereits verpaarten Weibchen nicht beobachtet (Wickman et al., 1990). In Südeuropa ist die Art multivoltin, mit einer Flugzeit von April bis Oktober. In den höheren Lagen ist die Art univoltin (Wickman et al., 1990; Stettmer et al., 2022). Die Larven können in verschiedenen Stadien überwintern und sogar aestivieren, wenn die Bedingungen es erfordern (Wickman et al., 1990). Gelegentlich überwintern Raupen der ersten Generation mit denen der folgenden Generation (Bühler-Cortesi, 2012). Die Larven ernähren sich von verschiedenen Gräsern, darunter Weißes Straußgras (*Agrostis stolonifera*), Gewöhnliches Ruchgras (*Anthoxanthum odoratum*), Rotschwingel (*Festuca rubra*) und Wiesen-Rispengras (*Poa pratensis*). Erhöhte CO2-Konzentrationen können die Larvenentwicklung und die späteren Präferenzen für Futterpflanzen beeinflussen (Goverde & Erhardt, 2003). *C. pamphilus* bevorzugt trockene, offene Lebensräume wie Grasland, gemischt mit Korridoren mit blühenden Pflanzen, die entscheidend sind für den Erhalt ihrer Populationen (Habel et al., 2020). Auf blütenreichen Wiesen aller Art sind sie bis 1.800 m zu finden (Bühler-Cortesi, 2012) bzw. fast allen Graslandtypen bis 2.000 m (Stettmer et al., 2022). Weiters ist die mesophile Art auf Feuchtwiesen, Mooren oder auch Waldwiesen, Brachflächen oder Böschungen zu finden (Huemer et al., 2024). Adulte Falter ernähren sich von Nektar aus Blüten, wobei ihre Vorlieben von der Qualität der Wirtspflanzen bereits im larvalen Stadium beeinflusst werden (Mevi-Schütz et al., 2003). Die Intensivierung der Landwirtschaft und die Homogenisierung der Landschaft haben zur Fragmentierung von *C. pamphilus*' Lebensräumen geführt, was die Populationen beeinträchtigt (Habel et al., 2020). Außerdem könnten zunehmende Trockenheit und der Klimawandel in trockenen Gebieten zu lokalen Aussterbeereignissen führen (Gil-Tapetado et al., 2023). *C. pamphilus* ist eine der häufigsten *Coenonympha*-Arten in Tirol und Vorarlberg, obwohl der Bestand (trotz der bescheidenen Ansprüche) abgenommen hat (Bühler-Cortesi, 2012). Die Art steht derzeit als nicht gefährdet (Least Concern) (Stettmer et al., 2022; Huemer et al., 2024).

Abbildung S2: Coenonympha pamphilus © Alfred Leitgeb

***Colias phicomone* – Alpengelbling**

Colias phicomone (Alpengelbling, Abbildung S3) ist eine südeuropäische Art, die auf die höchsten Gebirge des mittleren und südlichen Europas beschränkt ist, darunter das Kantabrische Gebirge, die Pyrenäen, die Alpen und die Karpaten. Regional ist die Art weit verbreitet. *C. phicomone* besiedelt Höhenlagen zwischen 1.000 und 2.600 Metern (Huemer et al., 2024).

C. phicomone Männchen haben eine grüngraue und Weibchen eine graue, sehr variable Färbung der Flügeloberseiten. Jedoch sind diese Flügeloberseiten nur während des Paarungsvorspiels und nicht wie bei anderen Arten während der Nahrungsaufnahme sichtbar (Bühler-Cortesi, 2012). Phänotypisch ähnelt *C. phicomone* anderen Arten der Gattung *Colias*, unterscheidet sich jedoch durch seine Anpassung an hochalpine Lebensräume und speziellen Mechanismen zur Bewältigung von thermischem Stress, die für das Überleben in der alpinen Umgebung entscheidend sind. Beispielsweise richtet er seine Flügel zur Sonne aus, um eine optimale Körpertemperatur zu erreichen (Kingsolver & Watt, 1983). Die Art ist univoltin mit einer Flugzeit von Juni bis August (Stettmer et al., 2022). Die Larven ernähren sich von verschiedenen alpinen Schmetterlingsblütlern (Fabaceae) wie Wicken (*Vicia spp*.), Hornklee (*Lotus corniculatus*), Hufeisenklee (*Hippocrepis comosa*) usw. (Bühler-Cortesi, 2012). Die adulten Falter beziehen Nektar von einer Vielzahl von Blüten, wobei ihre Vorlieben von der lokalen Verfügbarkeit abhängen (Kingsolver & Watt, 1983). *C. phicomone* gilt als standorttreue Art, die auf kalkhaltigen Böden sowie auf silikatreichen Gesteinsunterlagen vorkommt. Der Tagfalter ist eine charakteristische Art extensiv genutzter, blütenreicher und nährstoffarmer Almweiden und -wiesen im hochmontanen bis subalpinen Höhenstufenbereich. Häufig besiedelt er auch Randbereiche von Karen, Lawinengräben sowie Zwergstrauchheiden oberhalb der Waldgrenze. Zudem tritt *C. phicomone* regelmäßig in Naturrasengesellschaften zwischen etwa 1.000 m und 2.600 m auf. In tieferen Lagen wird die Art hingegen nur vereinzelt nachgewiesen (Bühler-Cortesi, 2012; Stettmer et al., 2022; Huemer et al., 2024). Trotz des Klimawandels und damit einhergehender Veränderungen in hochmontanen, bis alpinen Höhenlagen wird die Art aufgrund ihrer insgesamt begünstigten Habitatpräferenzen derzeit als Nicht Gefährdet (*Least Concern*) eingestuft (Stettmer et al., 2022; Huemer et al., 2024).

Abbildung S3: Colias phicomone © Hardy Gudzinski

***Fabriciana* (*Argynnis*) *niobe* – Mittlerer Perlmutterfalter**

Fabriciana (Argynnis) niobe (Mittlerer Perlmutterfalter, Abbildung S4) ist eine asiatisch-europäische Art, deren Verbreitung sich von der Iberischen Halbinsel und Westeuropa über weite Teile des europäischen Kontinents erstreckt, allerdings mit regionalen Ausnahmen. Regional wurde die Art vor allem in warmtrockenen, kontinental und subkontinental geprägten Gebieten nachgewiesen, wobei das Vorkommen insgesamt eine große Streuung zeigt. *F. niobe* besiedelt Höhenlagen zwischen 500 und 2.500 Metern (Bühler-Cortesi, 2012; Huemer et al., 2024)

Die adulten Falter besitzen auf der Flügelunterseite bräunlich, perlmuttfarbene Fleckenreihen. Die schwarz gefleckte Oberseite ist orange-bräunlich. Zu verwandten Arten unterscheidet sich *F. niobe* in Flügelmustern und Habitatpräferenzen, außerdem ist die Art meist kleiner und zeichnet sich durch einen kräftigen Flug aus (Stettmer et al., 2022). Die Art ist univoltin mit einer Flugzeit von Juni bis Ende August (Stettmer et al., 2022). Die Eier werden auf Wirtspflanzen, hauptsächlich Veilchen (*Viola spp.*), abgelegt. Die Raupen ernähren sich ausschließlich von Veilchenblättern, die erwachsenen Falter saugen Nektar von einer Vielzahl von Blütenpflanzen (Polic et al., 2022). *F. niobe* ist oft an süd- bis westexponierten und dadurch warmen und sehr trockenen Lebensräumen beheimatet. Die Art bevorzugt sehr extensiv bewirtschaftete Magerstandorte, oft in montanen Höhen bis 2500 m sowie Zwergstrauchheiden mit offenen, grasig-karstigen Stellen, in Halbtrockenrasen, auf trockenen, schütter bewachsenen, mit Felsaustritten, Erdanrissen und Steinen durchsetzten Magerweiden, mageren Fettwiesen, auf flachgründigen, spärlich bewachsenen Schuttkegeln, in Lawinenstrichen und an sporadisch beweideten, trockenen offenen, krautreichen Sekundärstandorten (Ruderalfluren auf schottrigem Boden) zu finden (Bühler-Cortesi, 2012; Stettmer et al., 2022; Huemer et al., 2024). *F. niobe* ist im Untersuchungsgebiet nur lokal verbreitet und von den bekannten Fundorten nur ein Drittel rezent bestätigt (gelegentlich auf Kartierungsdefizite zurückzuführen). Bedrohungen wie Lebensraumverlust durch Bodenversiegelung, Fragmentierung, Flächenverlust und intensive Landwirtschaft gefährden jedoch ihre Bestände und resultieren in Bestandseinbrüchen. In Tirol und Vorarlberg bzw. Österreich scheint *Fabriciana niobe* nur noch in den Alpen nicht akut gefährdet zu sein und gilt als Gefährdet (Vulnerable) (Stettmer et al., 2022; Huemer et al., 2024).

Abbildung S4: Fabriciana niobe © Petra Schattanek-Wiesmair

***Melanargia galathea* – Schachbrettfalter**

Die Verbreitung von *Melanargia galathea* (Schachbrettfalter, Abbildung S5) erstreckt sich europäisch-mediterran von Mittel- und Südeuropa bis zum Süd-Ural sowie über das Schwarze Meer hinweg bis in den Iran. In Nordtirol existieren lediglich zwei autochthone Vorkommensbereiche; vereinzelte Sichtungen außerhalb dieser Kerngebiete sind vermutlich auf Einschleppungen aus Südtirol zurückzuführen. In Osttirol ist *M. galathea* hingegen weit verbreitet. Die Art besiedelt Höhenlagen zwischen 470 und 1.700 Metern (Huemer et al., 2024).

M. galathea ist erkennbar an seinem auffälligen schwarz-weiß karierten Flügelmuster, welches zur Tarnung dient. Die Flügelunterseite ist der -oberseite ähnlich. Weibchen sind größer als Männchen. Aufgrund des einzigartigen Flügelmusters und spezifischen Habitatpräferenzen ist *M. galathea* gut zu unterscheiden (Schmitt et al., 2006; Bühler-Cortesi, 2012). Der Falter zeigt eine hohe Dispersionsfähigkeit, was zur Erhaltung der genetischen Vielfalt innerhalb der Populationen beiträgt (Habel et al., 2010). Zwischen den Populationen weist die Art eine große genetische Differenzierung auf, bedingt durch historische Verbreitungsmuster während der Eiszeiten (Schmitt et al., 2006). Die Art ist typischerweise univoltin, mit einer Generation von Ende Mai bis Ende September (Stettmer et al., 2022; Huemer et al., 2024). Die Raupen ernähren sich von verschiedenen *Poaceae* Gräser. Die adulten Falter ernähren sich von Nektar und zeigen saisonal wechselnde Vorlieben (Loertscher et al., 1995b; Bühler-Cortesi, 2012). Die Art kommt bevorzugt auf kalkhaltigen Trocken- und Halbtrockenrasen, an Waldrändern sowie in lichtdurchfluteten Waldlichtungen vor und ist in Höhenlagen bis etwa 1.700 m nachgewiesen. Sie gilt als Charakterart für trockene als auch feuchte, magere bis mäßig nährstoffreiche Graslandstandorte, die extensiv beweidet oder spät im Jahr gemäht werden (Bühler-Cortesi, 2012; Stettmer et al., 2022; Huemer et al., 2024). Für den Fortbestand einer Population sind Korridore mit verschiedenen blühenden Pflanzenarten entscheidend. Die Art ist ein charakteristischer Falter der Magerwiesen und bereits 0,5 ha Gebietsgröße würden einer Population ausreichen (Bühler-Cortesi, 2012; Habel et al., 2020). Dennoch weist die Art eine regional sehr eingeschränkte Verbreitung auf und ist im Untersuchungsgebiet aufgrund der Fragmentierung von Lebensräumen, Bodenversiegelung, Verbuschungs- und Verwaldungstendenzen und landwirtschaftliche Intensivierung rückläufig. Die Art ist gelistet mit Drohender Gefährdung (Near Threatened) (Bühler-Cortesi, 2012; Habel et al., 2020; Stettmer et al., 2022; Huemer et al., 2024).

Abbildung S5: Melanargia galathea © Valérian Gouëset

***Melitaea didyma* – Roter Scheckenfalter**

Melitaea didyma (Roter Scheckenfalter, Abbildung S6) ist eine zentralasiatisch-europäisch-mediterrane Art, deren Verbreitungsgebiet sich von Nordwestafrika sowie Süd-, West- und Mitteleuropa über Kleinasien und den Nahen Osten bis in das gemäßigte Zentralasien und die Mongolei erstreckt. Regional ist die Art auf die trockensten und wärmsten Gebiete beschränkt und bis auf wenige Ausnahmen nur aus den kontinentalen und subkontinentalen Innenalpen, dem mittleren Inntal sowie dem Lienzer Becken bekannt. *M. didyma* besiedelt Höhenlagen zwischen 500 und 2.400 Metern (Bühler-Cortesi, 2012; Huemer et al., 2024).

M. didyma hat ein auffälliges variables orange-schwarzes Muster auf den Flügeln. Die Art ist für ihre innerartliche genetische Differenzierung bekannt und weist mehrere mitochondriale Linien auf (Dincă et al., 2019). Phänotypisch ist *M. didyma* anderen Arten der Gattung Melitaea ähnlich, jedoch durch spezifische Flügelmuster (Unterseite) gut zu unterscheiden (Pazhenkova et al., 2015). Die Art ist unter guten Bedingungen bivoltin und fliegt von Mai bis September (Pazhenkova et al., 2015; Stettmer et al., 2022). Die Larven ernähren sich von der Mehligen Königskerze (*Verbascum lychnitis*) (Bühler-Cortesi, 2012). Für die Larvenentwicklung ist die Verfügbarkeit von Wirtspflanzen entscheidend, da die Weibchen die Eier gruppenweise an die Blattunterseite der Wirtspflanze legen, sich die Jungraupen jedoch auf verschiedene Pflanzen verteilen (Bühler-Cortesi, 2012). Adulte Falter ernähren sich von Nektar verschiedener Pflanzenarten und passen sich der lokalen Verfügbarkeit an (Pazhenkova et al., 2015). Zusätzlich zur Habitatqualität ist der Falter dichteabhängig verbreitet, d. h. seine Verbreitung ist von der Populationsdichte (Abundanz) beeinflusst (Enfjäll & Leimar, 2005). *M. didyma* gilt als xerothermophile Charakterart ausgesprochen trockenwarmer, offener Magerrasen- und Felsrasenstandorte bis in Höhenlagen von etwa 2.400 m. Die Art besiedelt bevorzugt Lebensräume mit offenbödigen Bereichen, Felssteppen, Felsvorsprüngen oder steilen Felshängen, die als Wärmereflektoren fungieren. Typisch sind krautige, lückige Vegetationsstrukturen, wie sie für Trockenlebensräume charakteristisch sind. Die Vorkommensgebiete von *M. didyma* sind häufig von beginnender Verbuschung betroffen. Die Art besiedelt sowohl einmähdige Halbtrockenrasen als auch extensiv beweidete oder nur sporadisch genutzte Trockenstandorte. Für eine langfristige Etablierung sind extensive Pflegemaßnahmen erforderlich, idealerweise flächig oder als vernetztes Habitatmosaik (Bühler-Cortesi, 2012; Stettmer et al., 2022; Huemer et al., 2024). M. didyma hat im Untersuchungsgebiet enorme Bestandseinbußen erlitten. Zunehmende Verbuschung und Verwaldung einstiger Trockengebiete, Lebensraumfragmentierung, Bodenversiegelung und intensive landwirtschaftliche Praktiken stellen eine Bedrohung für *M. didyma* dar (Lütolf et al., 2006; Huemer et al., 2024). Im Untersuchungsgebiet gilt die Tagfalterart als Stark Gefährdet (Endangered) (Stettmer et al., 2022; Huemer et al., 2024).

Abbildung S6: Melitaea didyma © Petra Schattanek-Wiesmair

***Papilio machaon* – Schwalbenschwanz**

Papilio machaon (Schwalbenschwanz, Abbildung S7) ist eine holoarktisch verbreitete Art, deren Areal sich vom Nordwesten Afrikas über weite Teile Europas und das gemäßigte Asien bis nach Japan sowie Nordamerika erstreckt. In Nord- und Osttirol ist der Schwalbenschwanz vor allem in tieferen Tallagen weit verbreitet. Eine in der Literatur beschriebene Zunahme der Nachweise beruht überwiegend auf verstärkter Beobachtungstätigkeit im Rahmen von CS Projekten. Die Art besiedelt Höhenlagen zwischen 470 und 2.500 Metern (Huemer et al., 2024).

P. machaon ist mit einer Flügelspannweite von 65–86 mm im Vergleich zu anderen regionalen Tagfalterarten groß und mit seinen auffälligen gelben und schwarzen Flügelmustern sowie der schwanzförmigen Verlängerungen an den Hinterflügeln, unverwechselbar (Wiklund, 1974). Die Tagfalterart setzt deimatische Verhaltensweisen ein, wie das Flügelschlagen der Adulten, um die leuchtenden Farben (Augen) zu zeigen und Feinde abzuschrecken. Die Raupen setzen zusätzlich ein orangefarbenes Osmaterium ein, das zur chemischen Abwehr dient, indem es abschreckende Gerüche absondert (Leslie & Berenbaum, 1990; Olofsson et al., 2012). *P. machaon* ist typischerweise bivoltin, mit Flugzeiten von April bis Juni und Juli bis September. Bei sehr günstigen klimatischen Bedingungen tritt eine partielle dritte Generation auf (Stettmer et al., 2022). Die Larven ernähren sich von verschiedenen Pflanzenarten, u. a. Doldenblütler (Apiaceae). Die adulten Falter ernähren sich von Nektar verschiedener Blüten, wobei sie sich an lokale Verfügbarkeiten anpassen können (Sollai et al., 2014). Eine genetische Flexibilität ermöglicht eine Anpassung an die diversen Lebensräume und Wirtspflanzen (Murphy & Feeny, 2006). *P. machaon* hat eine breite ökologische Valenz und ist als Kulturfolger auch in anthropogen geprägten Lebensräumen auffindbar, sofern ein entsprechendes Nektarangebot und geeignete Nischen für die Raupenentwicklung gegeben sind. So ist er in Gärten, auf Trocken- und Magerrasen, in extensiv genutztem Grasland, Feuchtwiesen sowie auf Brachflächen und Ruderalflächen bis über 2.000 m Höhe zu finden (Stettmer et al., 2022). Als flugstarke Art ist *P. machaon* oft als Einzelexemplare auffindbar. Zur Geschlechterfindung versammeln sich Männchen um erhöhte Stellen wie z. B. Geländekuppen (Hilltopping, Gipfelbalz) (Huemer et al., 2024). Dennoch stellen für die ausbreitungsfähige Pionierart Lebensraumfragmentierung, Bodenversiegelung und intensive landwirtschaftliche Praktiken eine Bedrohung dar. Nutzungsintensivierung, häufige Mahd und Mulchen (z. B. Straßenrandstreifen), Düngung und Pestizideinsatz sind negative Einflussfaktoren für viele Lokalpopulationen. Die Art ist in Österreich als Nicht Gefährdet (Least Concern) gelistet (Collins et al., 2020; Stettmer et al., 2022; Huemer et al., 2024).

Abbildung S7: Papilio machaon © Petra Zimmeter

***Polyommatus* (*Lysandra*) *coridon* – Silberbläuling**

Polyommatus (Lysandra) coridon (Silberbläuling, Abbildung S8) ist in weiten Teilen des gemäßigten Europas bis zum Ural verbreitet. In Großbritannien kommt die Art ausschließlich in Südengland vor, während sie in Skandinavien fehlt. Regional ist der Silberbläuling vor allem in den Kalkalpen weit verbreitet, während in den Zentralalpen größere Lücken in der Verbreitung bestehen, die vermutlich auf Kartierungslücken zurückzuführen sind. Die Art besiedelt Höhenlagen zwischen 530 und 2.350 Metern (Huemer et al., 2024).

Männchen haben grünlich hellblaue Flügel mit einem silbrigen Schimmer, während die Weibchen braune Flügel mit orangefarbenen Flecken haben. Die Unterseite der Flügel zeigt bei Männchen ein taubengrau bis weißes charakteristisches Fleckenmuster, die der Weibchen ist mokkabraun. Die Färbung der Art (auch der dunkle Rand der Flügelzeichnung) variiert stark (Bühler-Cortesi, 2012) und ist phänotypisch anderen Arten der Gattung Polyommatus ähnlich, unterscheidet sich jedoch durch seine spezifische Flügelmusterung und seine im Vergleich zu nahverwandten Arten größere Toleranz gegenüber Kälte, welche eine große Höhenamplitude bis in alpine Stufen ermöglicht (Schmitt, 2015; Huemer et al., 2024). Die Raupen ernähren sich von der Bunten Kronwicke *(Coronilla varia)* und Süßem Tragant *(Astragalus glycyphyllos)* (Bühler-Cortesi, 2012). *P. coridon* ist in der Regel univoltin und zeigt myrmekophiles Verhalten, um Schutz zu erhalten (Schmitt, 2015). Die Art gilt als spät fliegend von Ende Juni bis Oktober (Stettmer et al., 2022). Die adulten Schmetterlinge saugen Nektar von verschiedenen Blüten, wobei die Verfügbarkeit vor Ort ihre Vorlieben beeinflusst (Loertscher et al., 1995a). Der Tagfalter besiedelt trockenwarme Lebensräume wie Magerrasen, Kalkmagerrasen, kurzrasige, felsdurchsetzte Almmatten, Ränder von Steinbrüchen und Geröllhalden bis über subalpine und alpine Rasengesellschaften. Die Standorte sind meist blütenreich mit Beständen des *Hippocrepis comosa* (Gewöhnlicher Hufeisenklee) (Rosin et al., 2011; Bühler-Cortesi, 2012; Stettmer et al., 2022; Huemer et al., 2024). Die Größe des Lebensraums (Kalkmagerrasenflächen) und die Nähe zu menschlichen Siedlungen beeinflussen die Populationsgröße positiv (Rosin et al., 2011). Obwohl *P. coridon* regional zu den häufigsten Bläulingsarten mit teils sehr hoher Populationsdichte zählt, sind die Bestände als Folge von landwirtschaftlicher Intensivierung, Aufforstungsmaßnahmen, Verbuschung und Verwaldung sowie Flächenversiegelung und Habitatfragmentierung rückläufig. Die Art gilt in Österreich als Nicht Gefährdet (Least Concern) (Stettmer et al., 2022; Huemer et al., 2024).

Abbildung S8: Polyommatus coridon © Alfred Leitgeb

***Polyommatus* (*Cyaniris) semiargus* – Rotkleebläuling**

Polyommatus (Cyaniris) semiargus (Rotkleebläuling, Abbildung S9) ist eine sibirisch-europäische Art, deren Verbreitungsgebiet sich von Nordwestafrika über weite Teile Europas bis in die gemäßigten Regionen Asiens erstreckt und dort Nordchina sowie Korea umfasst. Regional ist die Art in geeigneten Habitaten weit verbreitet und besiedelt Höhenlagen von 500 – 3.000 Metern (Huemer et al., 2024).

Die Männchen von *C. semiargus* haben matt- bis violett-blaue Flügeloberseiten, während die der Weibchen braun gefärbt sind. Die Flügelunterseite beider Geschlechter ist grau mit kleinen schwarzen Flecken (Lohse et al., 2023). Die Art ist univoltin und fliegt synchron zur Blütezeit der Wirtspflanzen, je nach Höhenlage von Mai bis August (Rodriguez et al., 1994; Stettmer et al., 2022). Die Larven ernähren sich von Rot-Klee (*Trifolium pratense*) oder Wundklee (*Anthyllis vulneraria*) (Bühler-Cortesi, 2012). Die ausgewachsenen Falter ernähren sich von Nektar verschiedener Blüten, abhängig von der lokalen Verfügbarkeit (Rodriguez et al., 1994). Die Art nutzt ein breites Spektrum offener Lebensräume, insbesondere extensiv bewirtschaftete Grasflächen, blütenreiche Wiesen, Saum- und Ruderalstandorte bis in Höhenlagen von etwa 2.300 m (Bühler-Cortesi, 2012; Huemer et al., 2024). Bevorzugt besiedelt sie feuchte Hochstaudenfluren in der Nähe von wasserreichen Standorten sowie Kalkmagerrasen in Versaumungsstadien und Staudenfluren (Stettmer et al., 2022). Obwohl die Art vergleichsweise euryök ist und auf größeren Blumenwiesen schnell neue Populationen aufbauen kann (Bühler-Cortesi, 2012), stellen Lebensraumfragmentierung und Veränderungen in der Landnutzung eine Bedrohung dar (Rodriguez et al., 1994). Die Art gehört regional zu den häufigsten Bläulingsarten, ist jedoch bedroht durch Entwässerung oder zeitlich unpassende Mahd (an Grabenrändern), Intensivierung der Landwirtschaft, Bodenversiegelung, Zerstörung von Trockenstandorten sowie Gehölzentwicklung nach Nutzungsaufgabe. Der Falter gilt in den Alpen generell weniger stark gefährdet und ist in Österreich in der Kategorie Nicht Gefährdet (Least Concern) gelistet (Huemer et al., 2024; Stettmer et al., 2022).

Abbildung S9: Polyommatus semiargus © Alfred Leitgeb

***Parnassius phoebus* – Hochalpen-Alpenapollo**

Parnassius phoebus (Hochalpen-Alpenapollo, Abbildung S10) ist eine zentralasiatisch-europäisch-mediterrane Art mit paläarktischer Verbreitung, die in den Hochlagen der Alpen, im Ural, in Zentralasien sowie in den Gebirgsregionen Sibiriens und im nördlichen Nordamerika vorkommt. In den Alpen ist die Art auf die zentralen Gebirgskämme beschränkt und fehlt in den nördlichen und südlichen Kalkalpen weitgehend. *P. phoebus* besiedelt Höhenlagen zwischen 1.500 und 2.500 Metern (Bühler-Cortesi, 2012; Jaun et al., 2022).

P. phoebus ist ein alpiner Vertreter der Familie Papilionidae und *P. apollo* sehr ähnlich, jedoch mit transluzenten, weißlichen Flügeln, schwarzen Adern und roten bis orangen Flecken auf den Flügeln zu unterscheiden. Weibchen sind tendenziell größer und matter gefärbt als Männchen (Scott, 1973; Ehrlich & Ehrlich, 1967; Stettmer et al., 2022). *P. phoebus* zeigt für eine alpine Art überdurchschnittlich weite Dispersionsbewegungen, was eine genetische Durchmischung zwischen isolierten Populationen ermöglicht. Die Männchen zeigen Patrouillierverhalten zur Partnersuche, während Weibchen passiver sind. Die Kopulation erfolgt ohne ausgeprägte Balzverhaltensweisen, jedoch wird ein Sphragis (Paarungsverschluss) gebildet, der eine weitere Begattung verhindert (Scott, 1973). *P. phoebus* ist univoltin mit einer Flugzeit von Juni bis September. Die Raupen schlüpfen im Frühjahr und müssen aktiv Futterpflanzen suchen, da die Eier nicht gezielt auf solchen (*z. B. Sedum lanceolatum*, *Sempervivum montanum*, *Saxifraga aizoides*) abgelegt werden. Adulte Falter bevorzugen gelbe und weiße Blüten wie *Senecio*, *Erigeron* und *Taraxacum* als Nektarquellen (Scott, 1973; Stettmer et al., 2022). *P. phoebus* besiedelt subalpine bis alpine Höhenlagen oberhalb der Baumgrenze und gilt dort als Charakterart für feuchte Wiesen, Quellfluren, Bachufer sowie überschwemmte Böden mit hoher Dichte an Futterpflanzen. Diese alpinen Habitattypen befinden sich überwiegend in einem günstigen Erhaltungszustand. In tieferen Lagen ist die Art hingegen durch ihre geringe Reproduktionsrate und hohe Habitatbindung besonders anfällig für Gefährdungen, insbesondere durch Klimawandel, Tourismus und Veränderungen in der Almwirtschaft. Die Art ist aktuell mit Drohende Gefährdung (Near Threatened) gelistet (Scott, 1973; Ehrlich & Ehrlich, 1967; Stettmer et al., 2022).

Abbildung S10: Parnassius phoebus © Eva Benedikt

Tabelle S1: *Ökologische Merkmale der zehn Tagfalterarten mit IUCN (International Union for Conservation of Nature) Klassifikation: LC = Least Concern/Nicht Gefährdet, NT = Near Threatened/Drohende Gefährdung, VU = Vulnerable/Gefährdet, EN = Endangered/Stark Gefährdet. Alphabetisch gereiht.*

Art	Höhenstufe (m)	Voltinismus	Flugzeit	Flugzeit (m)	Futterpflanzen (Raupe)	Habitatspezialisierung	Habitatpräferenz	Rote Liste
Callophrys rubi	470 – 2100	univoltin	März – Juli	4	*Cytisus*, *Anthyllis*	Generalist	Verschiedene Habitate, viele mögliche Futterpflanzen	LC
Coenonympha pamphilus	500 – 2000	uni/ multivoltin	April – Oktober	6	Poaceae	Generalist	Weit verbreitet, verschiedene Offenlandhabitate	LC
Colias phicomone	1000 – 2600	univoltin	Juni – August	2	Fabaceae	Spezialist	Hochalpine Art, an spezielle Gebirgswiesen gebunden	LC
Fabriciana niobe	500 – 2500	univoltin	Juni – August	2	*Viola*	Spezialist	Magerrasen, empfindlich gegenüber Verbuschung	VU
Melanargia galathea	470 – 1700	univoltin	Mai – September	4	Poaceae	Generalist	Breites Spektrum an Graslandhabitaten	NT
Melitaea didyma	500 – 2400	bivoltin	Mai – September	4	Plantaginaceae, Scrophulariaceae	Spezialist	Offenlandhabitate, wärmeliebend und strukturgebunden (leicht spezialisiert)	EN
Papilio machaon	470 – 2500	bi/ multivoltin	April – September	5	Apiaceae	Generalist	Vielseitig, auch in Kulturlandschaften	LC
Parnassius phoebus	1800 – 2500	univoltin	Juni – September	3	*Sedum*, *Saxifraga*	Spezialist	Hochspezialisiert auf alpine Feuchtstandorte (Quellfluren, Moore)	NT
Polyommatus coridon	530 – 2350	univoltin	Juni – Oktober	4	*Hippocrepis comosa*	Spezialist	Trockenrasen-Spezialist, stark habitatgebunden	LC
Polyommatus semiargus	500 – 3000	univoltin	Mai – August	3	*Trifolium*	Spezialist	Feuchte, blütenreiche Wiesen, empfindlich gegenüber Nutzungsänderung	LC

2. MaxEnt-Setup

Tabelle S2: *Einstellungen nach welchen in MaxEnt die zehn artspezifischen Habitatmodelle berechnet wurden.*

MaxEnt-Setup	
Samples	Tabelle 1
Linear features	✓
Quadratic features	✓
Product features	✓
Threshold features	-
Hinge features	✓
Auto features	✓
Environmental layers	Tabelle 2
Create response curves	✓
Make pictures of predictions	✓
Do jackknife to measure variable importance	✓
Output format	Cloglog
Output file type	asc
Projection layers directory/file	
Random seed	-
Give visual warnings	✓
Show tooltips	✓
Ask before overwriting	✓
Skip if output exists	-
Remove duplicate presence records	✓
Write clamp grid when projecting	✓
Do MESS analysis when projecting	✓
Random test percentage	0
Regularization multiplier	3
Max number of background points	10.000
Replicates	10
Replicated run type	Crossvalidate
Add samples to background	✓
Add all samples to background	-
Write plot data	-
Extrapolate	✓
Do clamping	✓
Write plots	✓
Append summary results to maxentResults.csv file	-
Cache ascii files	✓
Maximum iterations	5.000
Convergence threshold	0,00001
Adjust sample radius	0
Log file	Maxent.log
Default prevalence	0,5
Apply threshold rule	-
Bias file	-

3. Quellen der Umweltvariablen (Barkmann et al., 2025)

Tabelle S3: *Quellen für die Umweltvariablen mit welchen die zehn artspezifischen Habitatmodelle in MaxEnt berechnet wurden.*

Variablen	Quelle der Daten
Höhenlage, Neigung und Nordlage	Digital Elevation Model (DEM) Österreich https://www.data.gv.at/katalog/de/dataset/land-ktn_digitales-gelandemodell-dgm-osterreich CC-BY-4.0: Land Kärnten - data.gv.at
Jährliche Durchschnittstemperatur, Durchschnittstemperatur im Januar und Durchschnittstemperatur im Juli	Lufttemperatur - Mittleres Jahr (Jänner-Dezember), Jänner und Juli - Klimareferenzkarte 1961-1990 Österreich https://www.data.gv.at/katalog/de/dataset/zamg_ lufttemperaturmitteljahrjnnerdezemberjnnerundjuliklimareferenzkarte19611990sterreich CC-BY-3.0: Zentralanstalt für Meteorologie und Geodynamik (ZAMG)
Summe der Niederschläge im Sommer und Summe der Niederschläge im Winter	Niederschlagssumme, mittlere - Summe Sommer (April-Sept.), Winter (Okt.-März) - Klimareferenzkarte 1961-1990 Österreich https://www.data.gv.at/katalog/de/dataset/zamg_ niederschlagssummemittleresummesommeraprilseptwinteroktmrz-klimareferenzkarte19611990sterreich CC-BY-3.0: Zentralanstalt für Meteorologie und Geodynamik (ZAMG)
Graslandbewuchs	CORINE Land Cover (CLC) 2018 (Europäische Umweltagentur 2019) Paneuropäischer High-Resolution Layer (HRL) für Grasland 2018 (Europäische Umweltagentur 2020b)
Bewaldung	Paneuropäische hochauflösende Schicht für Wald 2018 (Europäische Umweltagentur 2020a) Paneuropäische hochauflösende Schicht für die Durchlässigkeit 2018 (Europäische Umweltagentur 2020c)
Undurchlässigkeit	Paneuropäische hochauflösende Schicht für die Durchlässigkeit 2018 (Europäische Umweltagentur 2020c)
Kleine waldige Merkmale	Paneuropäische hochauflösende Schicht (HRL) für Wälder 2018 (Europäische Umweltagentur 2020a) Paneuropäischer hochauflösender Vektorlayer für kleine und zusätzliche Gehölzstrukturen (SWF) 2015 (Europäische Umweltagentur 2023)
Distance to Nature	Rüdisser et al. (2012)
Gesamtproduktivität und maximale Produktivität	Vegetationsphänologie Parameter der hochauflösenden Vegetationsphänologie und Produktivitätsschichten (2018 - 2021) (Europäische Umweltagentur 2021a, 2021b)
NDVI und NDMI	Sentinel-2-Daten (Drusch et al. 2012) (2017 - 2020) Europäische Weltraumorganisation (ESA)
Natura 2000	Europaschutzgebiet Natura 2000 in Tirol https://www.data.gv.at/katalog/de/dataset/europaschutzgebiet natura2000ffhrichtliniepsci1 CC-BY-4.0: Land Tirol - data.tirol.gv.at Europaschutzgebiete (Natura 2000) in Vorarlberg https://www.data.gv.at/katalog/de/dataset/natura_2000 CC-BY-4.0: Land Vorarlberg

4. Statistische Variablenselektion

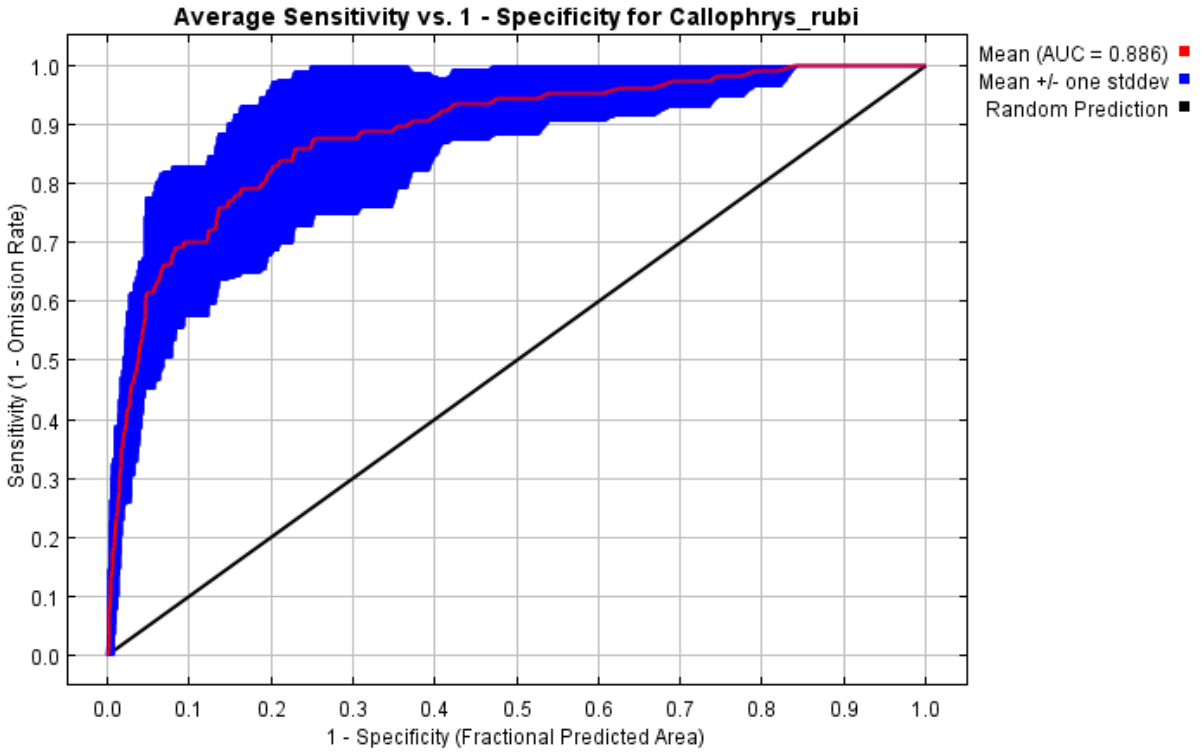
Tabelle S4: *Korrelationsanalyse der Umweltvariablen: Korrelierende Variablen ab einer Grenze von 0,7/-0,7 grau markiert.*

rn	altitude	d2n_125	eco_125	forest_125	grass_125	imper_125	max_prod_1	NDMI_125	NDVI_125	northness_3	rrsum_som	rrsum_win	sd_max_pro	sd_NDMI_12	sd_NDVI_12	sd_tprod_12	slope_per_3	tjahr	tjan	tjul	tprod_125
altitude	1	-0,2903853	-0,1011302	-0,3445951	0,19249609	-0,350282	-0,4203501	-0,4760028	-0,4495796	-0,0535987	-0,0256542	-0,0261741	-0,1759862	-0,0522978	-0,0370053	-0,5447656	0,42154415	-0,898639	-0,7887961	-0,9050591	-0,7214155
d2n_125	-0,2903853	1	0,01105019	-0,4427721	0,35674656	0,5866229	0,1471404	0,0714916	0,08742583	-0,0298344	-0,0550258	-0,0610799	0,08301089	0,19970477	0,189772	0,22443061	-0,3928161	0,25474869	0,20831634	0,26574541	0,27734102
eco_125	-0,1011302	0,01105019	1	-0,0776151	0,12692808	0,02508065	0,06876991	0,13672698	0,13744598	-0,0031584	0,02352249	0,03469665	0,1649223	0,11032624	0,09753037	0,15161881	0,02594994	0,07496185	0,07904968	0,07230076	0,05667893
forest_125	-0,3445951	-0,4427721	-0,0776151	1	-0,6067992	-0,1751588	0,22474078	0,46005647	0,41934415	0,11740702	-0,0278168	-0,0230238	-0,06139	-0,3396766	-0,3594525	0,02030223	0,11094628	0,33529891	0,31490216	0,32838108	0,18852847
grass_125	0,19249609	0,35674656	0,12692808	-0,6067992	1	-0,114739	0,00371567	0,00059425	0,04764374	-0,1195451	0,03293646	0,01859436	0,24646069	0,2621673	0,18552533	0,14709291	-0,1865774	-0,1965335	-0,1815538	-0,1893524	-0,0205471
imper_125	-0,350282	0,5866229	0,02508065	-0,1751588	-0,114739	1	0,05494331	-0,0181434	-0,0486597	0,00180222	-0,1324848	-0,1243723	0,07946475	0,21015481	0,26466072	0,22820745	-0,3000714	0,30691952	0,2416816	0,31777922	0,20880342
max_prod_1	-0,4203501	0,1471404	0,06876991	0,22474078	0,00371567	0,05494331	1	0,70004953	0,70097406	0,22408071	-0,0062921	-0,0005751	0,22329453	-0,1588676	-0,2292681	0,39904838	-0,1970368	0,3240295	0,27665737	0,32988462	0,78375931
NDMI_125	-0,4760028	0,0714916	0,13672698	0,46005647	0,00059425	-0,0181434	0,70004953	1	0,92294089	0,12634074	0,05924328	0,06050334	0,19500931	-0,241232	-0,3296557	0,34642689	-0,2402221	0,42705797	0,39956959	0,42765058	0,62549295
NDVI_125	-0,4495796	0,08742583	0,13744598	0,41934415	0,04764374	-0,0486597	0,70097406	0,92294089	1	0,0672695	0,04231246	0,02116549	0,09193357	-0,3038128	-0,4613299	0,26704619	-0,2331057	0,40053818	0,36719109	0,40337094	0,62333442
northness_3	-0,0535987	-0,0298344	-0,0031584	0,11740702	-0,1195451	0,00180222	0,22408071	0,12634074	0,0672695	1	0,05108994	0,03560136	0,14117943	-0,0669219	-0,021607	0,18155822	-0,0084222	-0,0521368	-0,0353251	-0,0655672	0,1566614
rrsum_som	-0,0256542	-0,0550258	0,02352249	-0,0278168	0,03293646	-0,1324848	-0,0062921	0,05924328	0,04231246	0,05108994	1	0,94138813	0,00969317	-0,028421	-0,0303291	-0,0046029	0,07827972	0,06292464	0,23990038	0,00884647	-0,0396223
rrsum_win	-0,0261741	-0,0610799	0,03469665	-0,0230238	0,01859436	-0,1243723	-0,0005751	0,06050334	0,02116549	0,03560136	0,94138813	1	0,01467535	-0,014563	-0,01143	-0,0087276	0,07724148	0,07481175	0,23727783	0,02454356	-0,037389
sd_max_pro	-0,1759862	0,08301089	0,1649223	-0,06139	0,24646069	0,07946475	0,22329453	0,19500931	0,09193357	0,14117943	0,00969317	0,01467535	1	0,55166535	0,51629819	0,72616038	-0,0481285	0,10376648	0,07937353	0,11034987	0,22580315
sd_NDMI_12	-0,0522978	0,19970477	0,11032624	-0,3396766	0,2621673	0,21015481	-0,1588676	-0,241232	-0,3038128	-0,0669219	-0,028421	-0,014563	0,55166535	1	0,84654015	0,40672673	-0,0683898	0,0123574	-0,0126997	0,02106364	-0,0380263
sd_NDVI_125	-0,0370053	0,189772	0,09753037	-0,3594525	0,18552533	0,26466072	-0,2292681	-0,3296557	-0,4613299	-0,021607	-0,0303291	-0,01143	0,51629819	0,84654015	1	0,36851929	-0,0752508	-0,0187997	-0,0402804	-0,0128398	-0,1076218
sd_tprod_12	-0,5447656	0,22443061	0,15161881	0,02030223	0,14709291	0,22820745	0,39904838	0,34642689	0,26704619	0,18155822	-0,0046029	-0,0087276	0,72616038	0,40672673	0,36851929	1	-0,2506077	0,45527045	0,39093535	0,46261207	0,62641693
slope_per_3	0,42154415	-0,3928161	0,02594994	0,11094628	-0,1865774	-0,3000714	-0,1970368	-0,2402221	-0,2331057	-0,0084222	0,07827972	0,07724148	-0,0481285	-0,0683898	-0,0752508	-0,2506077	1	-0,350712	-0,2787659	-0,3626728	-0,355225
tjahr	-0,898639	0,25474869	0,07496185	0,33529891	-0,1965335	0,30691952	0,3240295	0,42705797	0,40053818	-0,0521368	0,06292464	0,07481175	0,10376648	0,0123574	-0,0187997	0,45527045	-0,350712	1	0,93929368	0,99053399	0,62176332
tjan	-0,7887961	0,20831634	0,07904968	0,31490216	-0,1815538	0,2416816	0,27665737	0,39956959	0,36719109	-0,0353251	0,23990038	0,23727783	0,07937353	-0,0126997	-0,0402804	0,39093535	-0,2787659	0,93929368	1	0,89176567	0,53194824
tjul	-0,9050591	0,26574541	0,07230076	0,32838108	-0,1893524	0,31777922	0,32988462	0,42765058	0,40337094	-0,0655672	0,00884647	0,02454356	0,11034987	0,02106364	-0,0128398	0,46261207	-0,3626728	0,99053399	0,89176567	1	0,63115084
tprod_125	-0,7214155	0,27734102	0,05667893	0,18852847	-0,0205471	0,20880342	0,78375931	0,62549295	0,62333442	0,1566614	-0,0396223	-0,037389	0,22580315	-0,0380263	-0,1076218	0,62641693	-0,355225	0,62176332	0,53194824	0,63115084	1

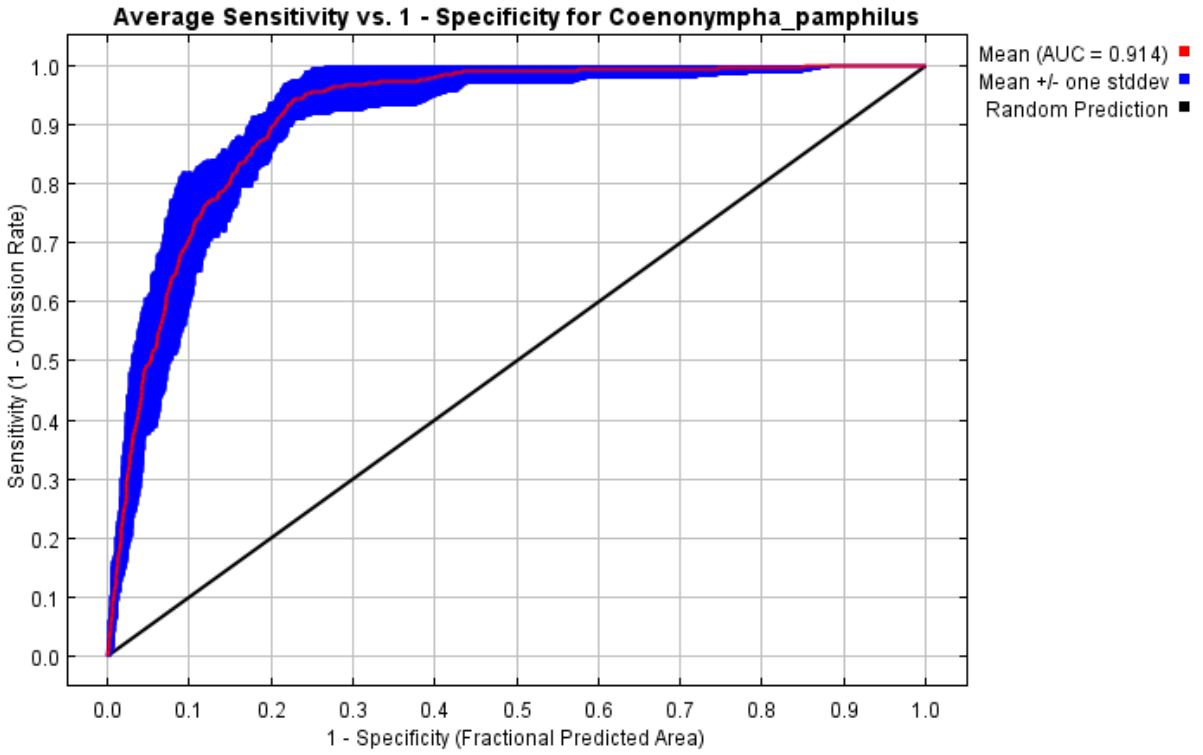
5. ROC-Kurven und AUC-Werte der artspezifischen MaxEnt-Habitatmodelle

Abbildung S11: *Artspezifische Receiver Operating Characteristic Curves; ROC-Kurven (a – j) der MaxEnt-Habitatmodelle. Die Kurven zeigen die durchschnittliche Modellleistung auf Basis von Sensitivität und 1 – Spezifität. AUC-Werte (Area Under the Curve) geben die Trennschärfe der Habitatmodelle an, wobei höhere Werte auf eine bessere Vorhersagegenauigkeit hinweisen. Die Schattierung (blau) stellt die Variation über (maximal) 10 Replikationen dar.*

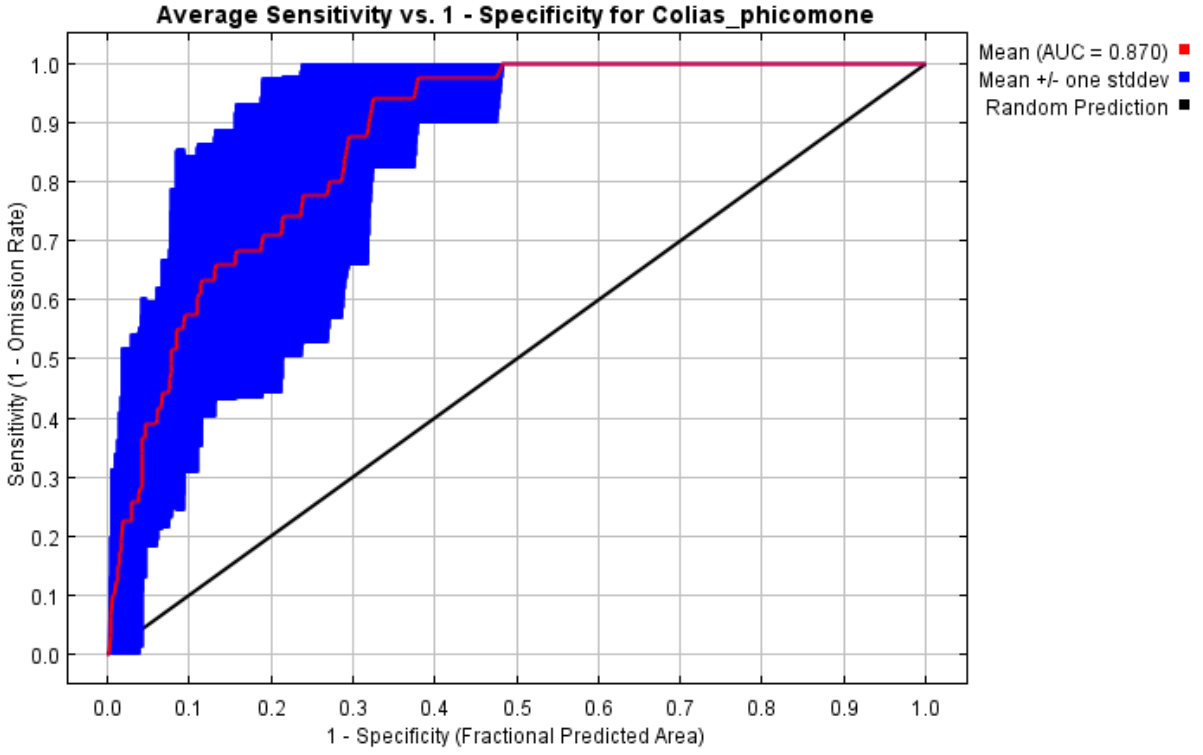
a) *Callophrys rubi*



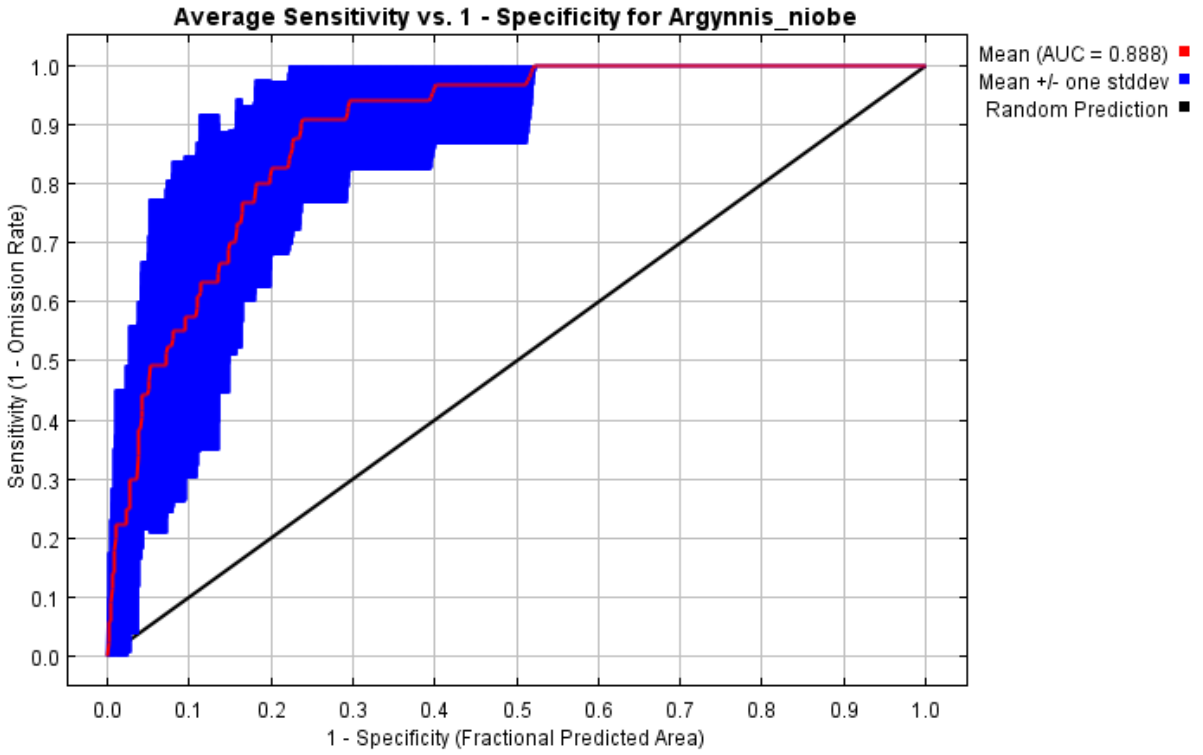
b) *Coenonympha pamphilus*



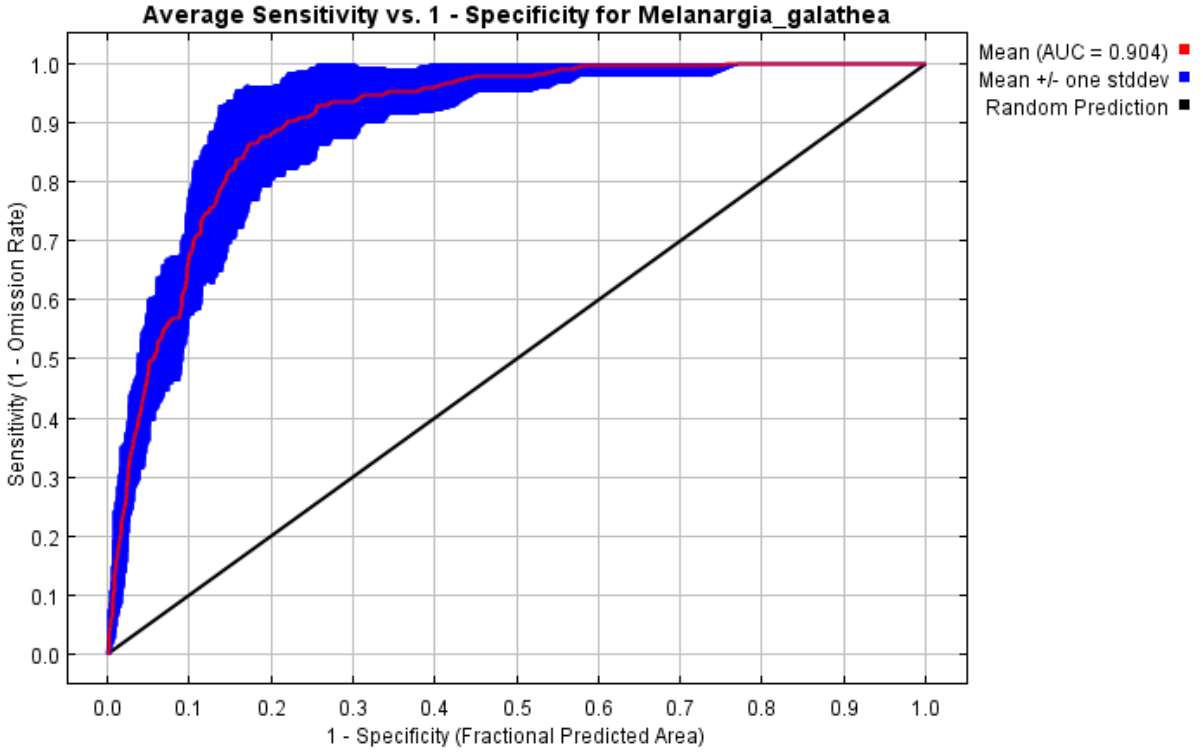
c) *Colias phicomone*



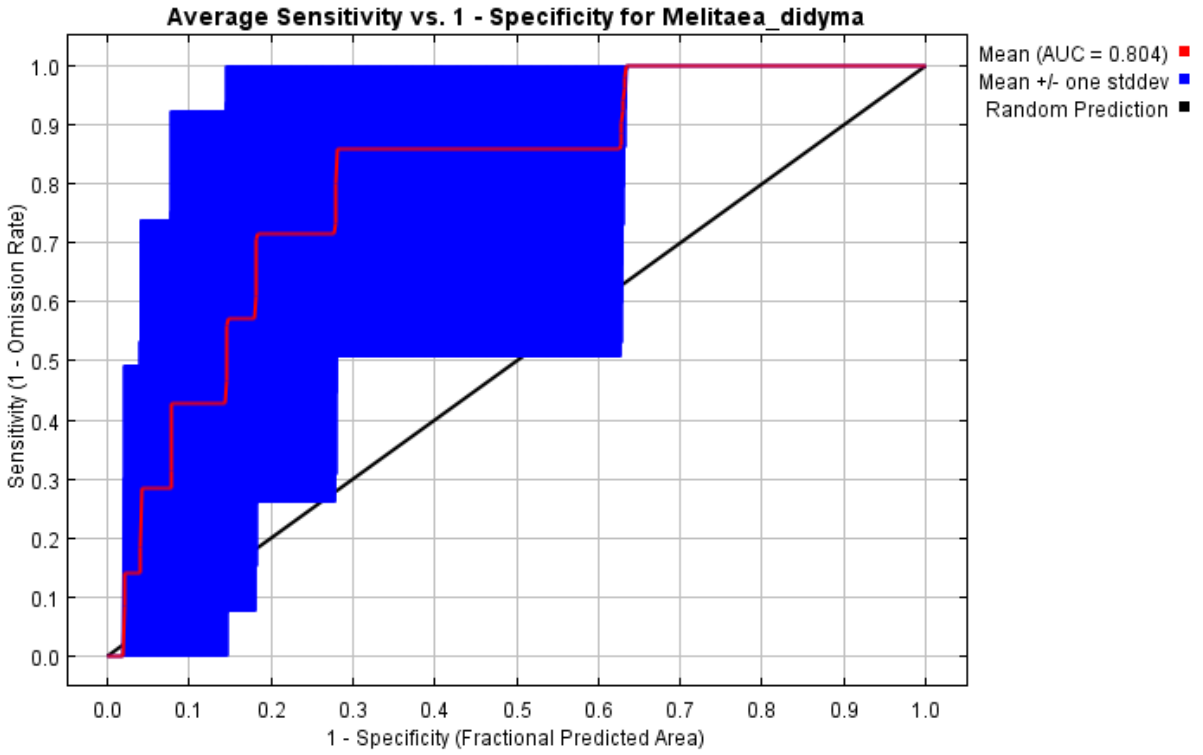
d) *Fabriciana niobe*



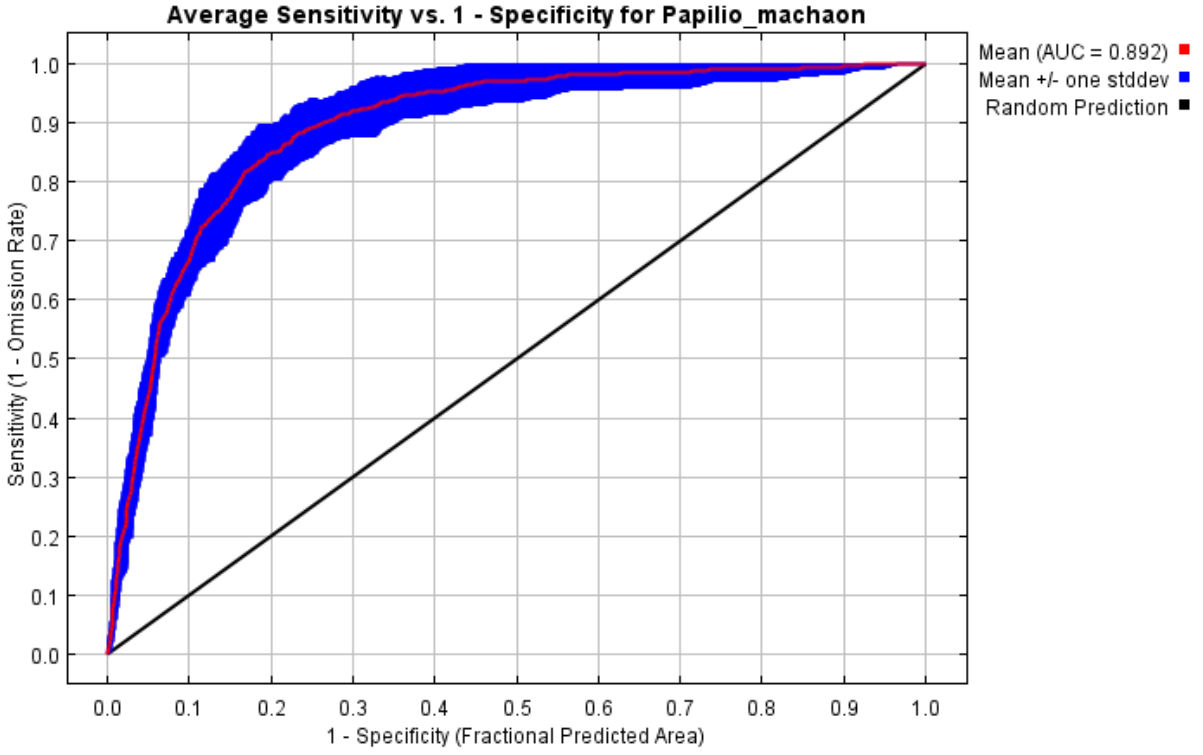
e) *Melanargia galathea*



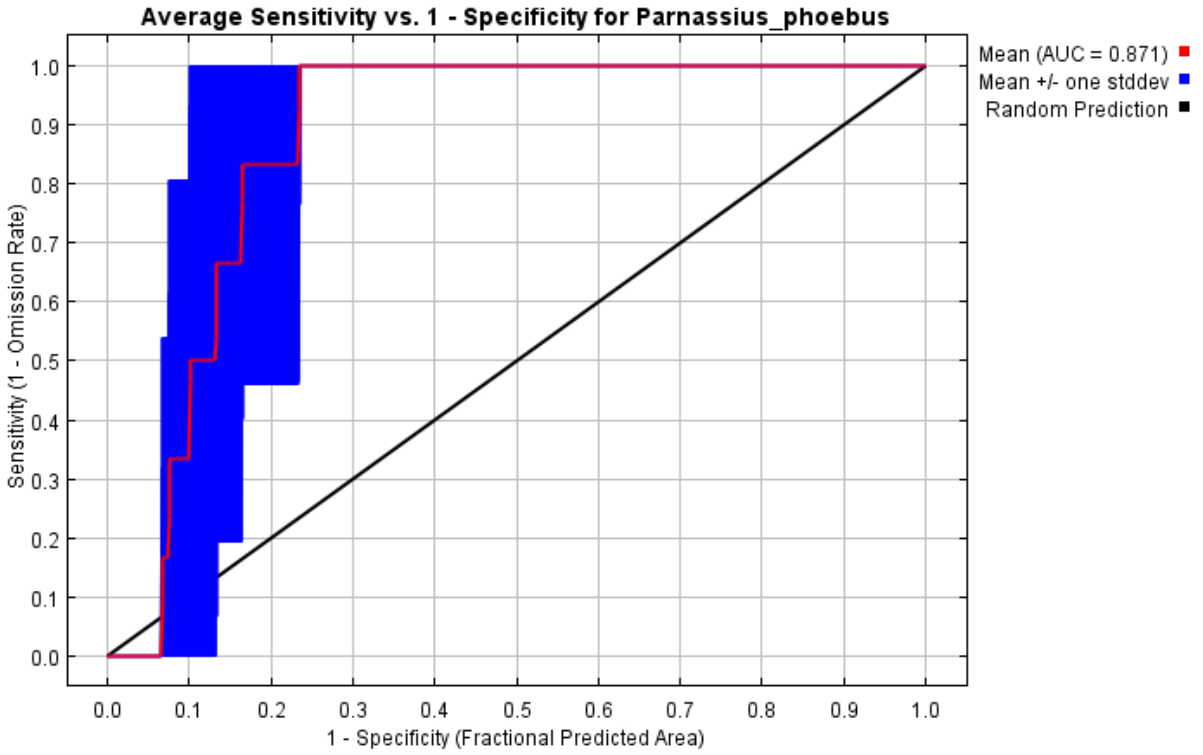
f) *Melitaea didyma*



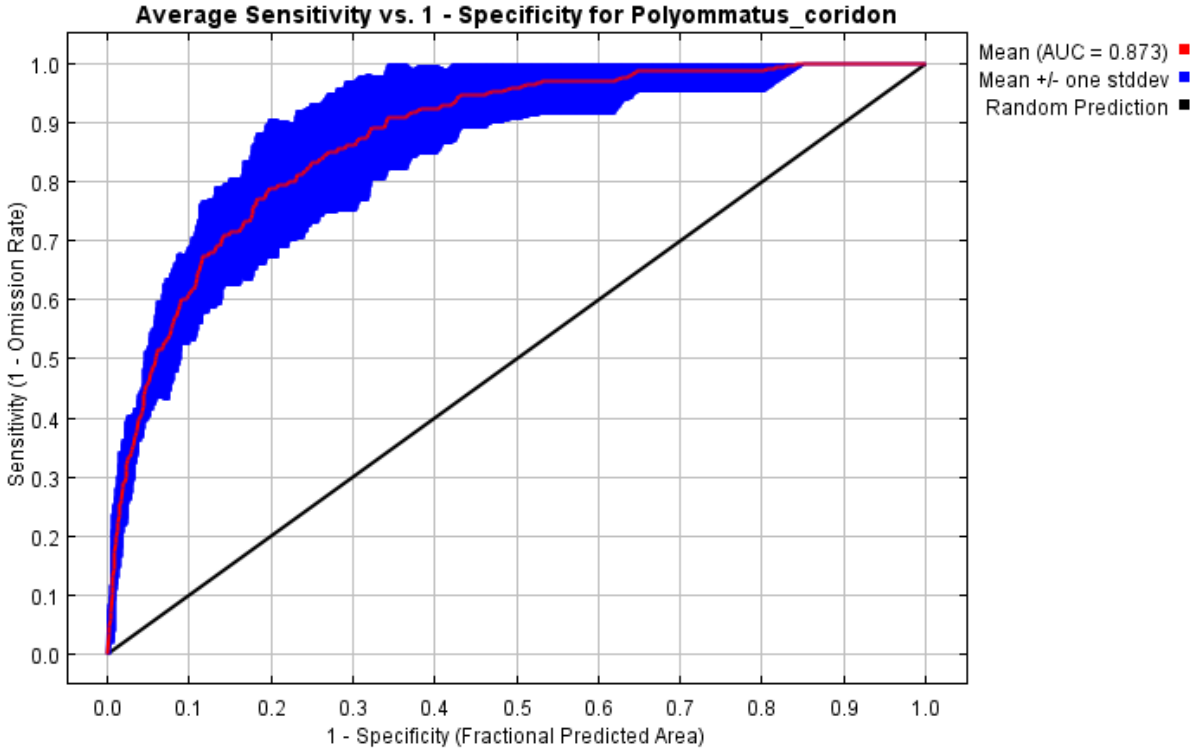
g) *Papilio machaon*



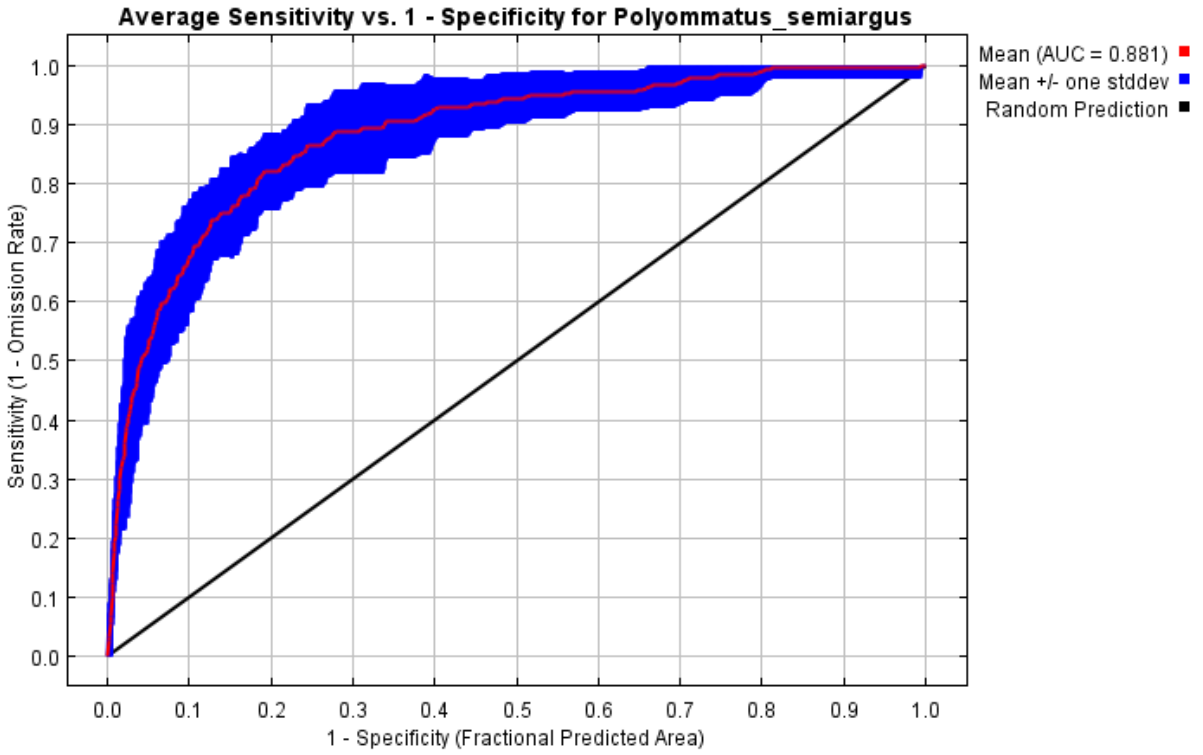
h) *Parnassius phoebus*



i) *Polyommatus coridon*



j) *Polyommatus semiargus*



6. Artspezifische Validierungsmetriken

Tabelle S5: *Übersicht artspezifischer Validierungsmetriken auf Basis der Konfusionsmatrix: F1-Score, Präzision und Sensitivität. Zusätzlich sind die Anzahl der Nachweise im CS Datensatz (n BOE Gras + 30 m) sowie die Anzahl an Präsenz und Absenz Nachweisen im Validierungsdatensatz (VF) aufgeführt. Sortierung nach abnehmendem F1-Score.*

	VF Nachweis	VF Absenz	n BOE Gras + 30 m	Präzision	Sensitivität	F1-Score
Coenonympha pamphilus	112	104	706	0,802	0,723	0,761
Melanargia galathea	47	169	394	0,424	0,766	0,545
Polyommatus semiargus	96	120	285	0,456	0,323	0,378
Polyommatus coridon	51	165	269	0,284	0,490	0,360
Papilio machaon	70	146	791	0,339	0,286	0,310
Fabriciana niobe	27	189	49	0,159	0,519	0,243
Colias phicomone	20	196	42	0,121	0,700	0,206
Callophrys rubi	30	186	136	0,119	0,400	0,183
Melitaea didyma	6	210	37	0	0	0
Parnassius phoebus	4	212	6	0	0	0