

Publizierbarer Endbericht

Gilt für Studien aus der Programmlinie Forschung

A) Projektdaten

Allgemeines zum Projekt	
Kurztitel:	AGROFORECAST
Langtitel:	Verbesserte agrarmeteorologische Vorhersagen zur Steigerung von Resilienz und Nachhaltigkeit landwirtschaftlicher Produktionssysteme in Österreich unter Bedingungen des Klimawandels.
Zitiervorschlag:	Eitzinger, J., Manschadi, A., Palka, M., Thaler, S., Kubu, G., Hann, P., Schneider, S., Atenica, A., Trnka, M., Lalic, B., Sremac, A.F., 2022. Verbesserte agrarmeteorologische Vorhersagen zur Steigerung von Resilienz und Nachhaltigkeit landwirtschaftlicher Produktionssysteme in Österreich unter Bedingungen des Klimawandels. Endbericht an den ACRP.
Programm inkl. Jahr:	ACRP – 12th Call, 2019
Dauer:	36 Monate (1.10.2019-30.09.2022)
KoordinatorIn/ ProjekteinreicherIn:	Univ. Prof. Dipl.Ing. Dr. Josef Eitzinger
Kontaktperson Name:	Univ. Prof. Dipl.Ing. Dr. Josef Eitzinger
Kontaktperson Adresse:	Univ. of Natural Resources and Life Sciences Vienna (Universität für Bodenkultur Wien - BOKU) Institute of Meteorology and Climatology. Gregor-Mendel Str. 33, A-1180 Wien
Kontaktperson Telefon:	01 47654 81422
Kontaktperson E-Mail:	josef.eitzinger@boku.ac.at
Projekt- und KooperationspartnerIn (inkl. Bundesland):	-Zentralanstalt für Meteorologie und Geodynamik (ZAMG), Wien -MELES GmbH, St. Pölten, Niederösterreich

Allgemeines zum Projekt	
	-Global Change Research Centre AS CR, v.v.i., Brno, Czech Republic -University of Novi Sad, Faculty of Agronomy (PFNS), Novi Sad, Serbia
Schlagwörter:	Agrarmeteorologische Indikatoren, Wettervorhersage, Saisonale Vorhersage, Wetterrisiken für die Landwirtschaft, Optimierung produktionstechnischer Faktoren im Pflanzenbau, Pflanzenschutz, Monitoring von Wetterrisiken
Projektgesamtkosten:	269 865 €
Fördersumme:	249 865 €
Klimafonds-Nr:	KR18AC0K14640
Erstellt am:	28.12.2022

B) Projektübersicht

1 Kurzfassung

Das übergeordnete Ziel von AGROFORECAST war es, auf die Interessengruppen zugeschnittene agrarmeteorologische Indikatoren von Ertragsmodellen und Algorithmen für Ertragsrisiken mit saisonalen Vorhersagen zu kombinieren, um die Entscheidungsfindung in der Landwirtschaft angesichts des sich ändernden Klimas zu optimieren.

Das Hauptziel des Projekts war die Erstellung und Erprobung von Vorhersagen für eine Reihe ausgewählter wetterbezogener Modelle, Algorithmen und Indikatoren für die Planung von pflanzenbaulichen Maßnahmen und die Information über wetterbezogene Risiken für österreichische Verhältnisse. Die Instrumente (zwei Ertragsmodelle, GIS-basierte Algorithmen und Indikatoren - ARIS) wurden an 30 Standorten unterschiedlicher österreichischer Klimazonen und landwirtschaftlicher Systeme angewandt und getestet, wobei der Schwerpunkt auf den wichtigsten landwirtschaftlichen Produktionsregionen lag. Die spezifischen Ziele dieses Projekts waren a) die Identifizierung der wichtigsten wetterbezogenen Entscheidungen sowie der Bedürfnisse und Erwartungen der Landwirte, b) die Entwicklung und Erprobung modernster Downscaling-Ansätze, um die globalen saisonalen Ensemblevorhersagen näher an die für die landwirtschaftliche Entscheidungsfindung geeigneten Skalen heranzuführen, c) Entwicklung und Erprobung maßgeschneiderter Informationen zur Entscheidungsunterstützung durch Verknüpfung von Wettervorhersagen mit agrarklimatischen Risikoindikatoren und Indikatoren für das Ertragsmanagement und d) Bewertung/Demonstration der Leistung/Genauigkeit sowie des sozioökonomischen und ökologischen Werts der kombinierten Vorhersageprodukte.

Das erste Hauptergebnis (WP1) umfasst die Ermittlung des Bedarfs der Landwirte an maßgeschneiderten agrarmeteorologischen Prognosen auf der Grundlage der Umfrageergebnisse (232 Antworten). Zum Beispiel waren die meisten Befragten daran interessiert, Instrumente zur Abschätzung des Wetterrisikos (72%), des Schädlings- und Krankheitsrisikos (66%) sowie der optimalen Düngemenge (58%) und des optimalen Düngezeitpunkts (55%) zu nutzen. Ein weiteres wichtiges Ergebnis ist die Erweiterung der Projektdatenbank um gebrauchsfertige, rasterbasierte saisonale Wettervorhersageprodukte (INCA) seit 2018 sowie bereits simulierte Indikator Datensätze unter Wettervorhersagen und Klimaszenarien.

Ein zweites Hauptergebnis (WP2) ist die entwickelte Funktionalität der Verarbeitungskette (Datenabruf - Downscaling - Verteilung) der verbesserten saisonalen Wettervorhersagen (basierend auf zwei Downscaling-Ansätzen) für einen operationellen Dienst. Die verbesserten und getesteten zwei Downscaling-Ansätze basieren auf INCA und SURFEX für das globale Ensemble-Saisonvorhersagesystem des ECMWF (SEAS5). Aus der Überprüfung des INCA-Downscaling im Vergleich zu SEAS5 oder ECMWF EPS10 (für eine Vorhersage von zehn Tagen) lassen sich zwei wesentliche Schlussfolgerungen ziehen. Die erste ist,

dass INCA-Downscaling für Variablen wie die Temperatur nützlich ist, bei denen externe Einflüsse wie die Orographie eine Rolle spielen. Die zweite Schlussfolgerung ist die Auswirkung von Beobachtungen, die zeigen, dass dies nur für die kurzfristige Vorhersage wichtig ist und danach keine Bedeutung mehr hat, was sich nur auf die Vorhersagbarkeit der Modelle auswirkt. Während INCA viel schneller rechnet und Echtzeitanalysen, 10-Tage- und saisonale Vorhersagen auf demselben Gitter liefert, bietet SURFEX als vollständiges physikalisches Modell zusätzliche Vorhersagefelder, die in nachgelagerten Anwendungen genutzt werden können (z. B. Bodentemperatur), so dass beide Systeme ihre Vorteile in der Anwendung haben. Obwohl das grundsätzliche Problem der geringen Vorhersagbarkeit von Wetterbedingungen Monate im Voraus in mittleren Breiten nicht mit beiden Ansätzen gelöst werden kann, ist die Forschung zum Downscaling von meteorologischen Feldern für nachgelagerte Anwendungen von Bedeutung. Drittens wurden die angewandten agrarmeteorologischen Indikatoren und Ertragsmodelle an verschiedenen Standorten und Regionen getestet (WP3-4). Zu den verwendeten Vorhersagedaten gehörten herunterskalierte 10-Tage-ECMWF-Vorhersagen (9x9 km) und herunterskalierte 7-Monats-Saisonvorhersagen der täglichen Temperatur (min, max), des Niederschlags und der Globalstrahlung. Das Ertragsmodell iCrop wurde parametrisiert und für Weizen auf der Grundlage von INCA-Vorhersagen mit guten Ergebnissen für die Anbauplanung (N-Düngung) angewendet. Auf Betriebsebene wurden die auf iCrop basierenden Prognosen schließlich unter Feldbedingungen und mit direkter Beteiligung der Landwirte ausgewertet, wobei die Ergebnisse sehr vielversprechend waren. So zeigten die Ergebnisse der vergleichenden Versuche zum N-Management zwischen Ackerbau- und Versuchsstreifen, dass wir durch die Anwendung des integrierten N-Management-Ansatzes für die Düngung der Versuchsstreifen den N-Einsatz um -31,5 % (190 vs. 130 kg N/ha), -15,8 % (190 vs. 160 kg N/ha) bzw. -31,2 % (160 vs. 110 kg N/ha) im Vergleich zu den Ackerbau-Streifen reduzieren konnten, ohne dass signifikante Unterschiede im Kornertrag zwischen den beiden Bewirtschaftungsformen gemessen wurden. Darüber hinaus wurden 17 Schädlings- und anderen agrarmeteorologischen Indikatoren getestet und entwickelt und teilweise bereits in das GIS-basierte ARIS integriert. ARIS wurde so angepasst, dass es mit den zur Verfügung gestellten INCA-Vorhersageprodukten und unter Klimaszenarien eingesetzt werden kann. Wir haben festgestellt, dass die evaluierten und getesteten Indikatoren für die Auswirkungen auf die Anbaubedingungen und -risiken nicht nur in Abhängigkeit von der Vorlaufzeit der Wettervorhersage, sondern auch in Abhängigkeit von den lokalen klimatischen Bedingungen (Einfluss auf die tatsächlich vorherrschenden Anbaurisiken oder -beschränkungen) und der Art des Indikators (Einfluss der geringeren Vorhersagbarkeit absoluter Parameterwerte wie z. B. des Zeitpunkts der kritischen Temperatur im Vergleich zu kumulierenden Indikatoren wie z. B. Temperatursummen) unterschiedlich abschneiden. Natürlich steigt im Durchschnitt die Leistung aller Indikatoren mit kürzerer Vorhersagezeit in Übereinstimmung mit der Vorhersagbarkeit der Wetterparameter und den Vorhersagefähigkeiten der Prognosen.

2 Executive Summary

Optimization of agricultural inputs in all relevant spatial and time scales by means of smart and precision farming options is considered in AGROFORECAST as crucial for ensuring sustainable and resilient production in agriculture, protecting ecosystem services, enhancing biodiversity and food security as well as socio-economic conditions for the farmers. The overall objective of AGROFORECAST was therefore to combine stakeholder-tailored agrometeorological tools/indicators such as selected crop model outputs and crop risk algorithms with seasonal forecasting for optimizing agricultural decision-making in the face of changing climate and climate variability.

The main project aim was to establish and test forecasting of a number of weather-related selected models, algorithms and indicators for crop management planning and cropping risk information for Austrian conditions. The tools (two crop models, GIS-based algorithms and indicators - ARIS) were applied and tested over 30 sites of different Austrian climates and agricultural systems with a focus on main important agricultural production regions. The specific objectives of this project were a) to identify the key weather-related decisions and the needs and expectations of farmers, b) develop and test state-of-the-art downscaling approaches to bring the global seasonal ensemble forecasts closer to the scales convenient for farm decision making, c) develop and test tailored decision support information by linking weather forecasts with agro-climatic risk indicators and crop management indicators by validated risk algorithms (extended ARIS) and crop models (iCrop and Aquacrop) and d) evaluate/demonstrate the performance/accuracy as well as the socio-economic and ecological value of the combined forecast products.

The first main result (WP1) includes the identification of farmers needs for tailored agro-meteorological forecasts based on survey results (232 responses). For example, most respondents were interested in using tools estimating weather risks (72%), pests and diseases risk (66%), and optimal fertilization amount (58%) and time (55%). A further important result of WP1 is the extension of the project data base by ready-to use grid based seasonal weather forecast products (INCA) since 2018, as well as already simulated indicator data sets under the applied weather forecasts and climate scenarios.

A second main result (WP2) is the developed functionality of the processing chain (data retrieval – downscaling – distribution) of the improved seasonal weather forecasts (based on two downscaling approaches) towards an operational service. The improved and tested two downscaling approaches are based on INCA and SURFEX for the global ensemble seasonal forecasting system of ECMWF (SEAS5). According to the verification of INCA downscaling versus SEAS5 or ECMWF EPS10 (for ten days prediction) two main conclusions can be drawn. The first one is that INCA downscaling is useful for variables such as temperature where external forcing such as orography plays a role. This is able not only to improve the forecast during the predictable time horizon (MAE growth as a function of the lead-time) but also having an effect during the climatic time horizon (flat skill as a function of

the lead-time). The second conclusion is the effect of observations that show the importance of this only for the short term forecasting (first day maximum) and loses any consequence after it resulting only in the predictability of the models (plus downscaling effects in selected variables). This brings us to the importance of downscaling (with adding value of observations) for variables such as temperature. While INCA is much faster in computation and provides real-time analyses, 10days and seasonal forecast on the same grid, SURFEX as a full physical model provides additional forecast fields that can be used in downstream applications (e.g. soil temperature), so both systems have their advantages in application. Like for INCA, the strongest impact of the downscaling with SURFEX can be seen in complex terrain while in flatlands (agricultural areas) the improvement is rather small. Although the basic problem of low predictability of weather conditions months in advance in mid-latitudes cannot be resolved by both approaches, research on the downscaling of meteorological fields is of relevance especially with regard to downstream applications.

Third, the applied agrometeorological tools and crop models were tested and demonstrated at various sites and regions and performance results based on the various downscaled seasonal forecasts in INCA format were achieved (WP3-4). Forecast data used included downscaled 10 days ECMWF (9x9 km) and downscaled 7 months seasonal forecasts of daily resolved temperature (min, max), precipitation and global radiation. The crop model (iCrop) was parameterized and applied for wheat on the INCA based forecasts with good results for crop management planning (N-fertilization). For farm level crop management planning iCrop based forecasts were finally evaluated under field conditions with direct farmer involvement with very promising performance. For example, results from the comparative N-management experiments between farm and experimental strips showed that by using the integrated N-management approach for fertilizing the experimental strips, we were able to reduce N application by -31.5% (190 vs. 130 kg N/ha), -15.8% (190 vs. 160 kg N/ha), and -31.2% (160 vs. 110 kg N/ha) compared to the farm strips, respectively, without measuring significant grain yield differences between the two managements. Further, a set of 17 pest and other agrometeorological indicators (e.g. crop specific weather risks such as crop available soil water, heat stress etc.) were tested and developed and partly already integrated in the GIS-based ARIS. ARIS was adapted for ready-to use under the provided INCA forecast products and application under climate scenarios. We found that the evaluated and tested impact indicators on cropping conditions and risks perform differently not only depending on the weather forecast lead time, but also depending on the local climatic conditions (influence on actual dominating cropping risks or limitations) and type of indicator (influence of lower predictability of absolute parameter values such as timing of critical temperature vs. accumulating indicators such as temperature sums). Of course, in average the performance of all impact indicators is increasing with shorter forecast lead time in accordance with the weather parameters predictability and forecast skills.

3 Hintergrund und Zielsetzung

(max. 2 Seiten) Beschreibung von Ausgangslage, Aufgabenstellung und Zielsetzung.

1. Ausgangssituation / Motivation für das Projekt

Trotz zunehmender Anerkennung des potenziellen Wertes von kurzfristigen bis saisonalen/mittelfristigen Wettervorhersagen für die Landwirtschaft klafft immer noch eine Lücke zwischen dem, was Wissenschaftler als "nützliche" Informationen ansehen, und dem, was Nutzer (z.B. Landwirte, Beratungsdienste, politische Entscheidungsträger) als "brauchbar" für ihre Entscheidungsprozesse anerkennen. Diese Diskrepanz ist größtenteils zurückzuführen auf (i) Schwierigkeiten bei der Initialisierung numerischer Wettervorhersagemodelle und der räumlichen Herunterskalierung der Vorhersagen, um sie an die lokalen Bedingungen anzupassen, u.a. wegen des Fehlens eines räumlich dichten Netzes von Wetterstationen; (ii) unzureichende Anpassung (d.h. Übersetzung, Formatierung und Kommunikation) von Wettervorhersagen in "nützlichere" und "brauchbarere" Informationen zur Unterstützung kontextspezifischer Entscheidungen, insbesondere im Hinblick auf probabilistische Vorhersagesysteme; und (iii) unzureichendes Maß an Interaktion zwischen Anbietern und Nutzern von Vorhersagen um gemeinsam maßgeschneiderte Informationen zu entwickeln und zu bewerten.

2. Zielsetzung des Projekts

Das Gesamtziel von AGROFORECAST bestand darin, auf die Interessensgruppen zugeschnittene agrarmeteorologische Instrumente/Indikatoren und saisonale Vorhersagen zu kombinieren, die zur Optimierung der landwirtschaftlichen Entscheidungsfindung angesichts des sich ändernden Klimas und der Klimaschwankungen eingesetzt werden. Die Schwerpunkte liegen auf dem effizienten Einsatz von Betriebsmitteln für die Pflanzenproduktion (Bewässerungswasser, Düngemittel, Agrarchemikalien) die für intelligente und präzise Anbaumethoden benötigt werden, der Verringerung von Produktionsrisiken und Schäden aus Witterungsrisiken, sowie des Schutzes von Agrar- und Ökosystemressourcen und -funktionen (lokale Wasserressourcen, Bodenfunktionen, biologische Vielfalt), unter Berücksichtigung der Bedingungen und Bedürfnisse aus der landwirtschaftlichen Praxis.

In AGROFORECAST werden die entwickelten Modelle und Algorithmen für kurz- bis mittelfristige Wettervorhersage in mehreren Fallstudienregionen angewendet und getestet u.a. in Niederösterreich, einschließlich des Marchfelds, und anderen Regionen mit unterschiedlichen orographischen und klimatischen Bedingungen.

Die spezifischen Ziele dieses Projekts waren:

- a. Identifizierung der wichtigsten wetterbezogenen Entscheidungen sowie der Bedürfnisse und Erwartungen der Landwirte.
- b. Entwicklung und Erprobung von Ansätzen zur räumlichen Herunterskalierung mittelfristiger Wettervorhersagen (>10 Tage) nach dem neuesten Stand der Technik, um die globalen saisonalen Ensemblevorhersagen näher an die für die landwirtschaftliche Entscheidungsfindung geeigneten Maßstäbe (wie lokale Treffsicherheit entsprechend der spezifischen Anwendungen) heranzuführen.
- c. Entwicklung und Erprobung maßgeschneiderter Informationen zur Entscheidungsunterstützung in der Pflanzenproduktion durch Verknüpfung von Wettervorhersagen mit agrarklimatischen Risikoindikatoren und Indikatoren durch validierte Risikoalgorithmen (erweitertes ARIS) und Ertrags- und Wachstumsmodellen (iCrop und Aquacrop).
- d. Bewertung/Demonstration der Leistung/Genauigkeit sowie des sozioökonomischen und ökologischen Werts der kombinierten Vorhersageprodukte und Abschätzung ihres potenziellen Beitrags zur Erhaltung/Erhöhung der biologischen Vielfalt und anderer Ökosystemleistungen in der Landschaft.

4 Projektinhalt und Ergebnis(se)

(max. 20 Seiten)

Darstellung des Projektes, der Ziele und der im Rahmen des Projektes durchgeführten Aktivitäten. Darstellung der wesentlichen Arbeitspakete und Aktivitäten. Präsentation der Projektergebnisse.

Die Arbeiten des Projektes AGROFORECAST zur Erreichung der oben genannten Projektziele wurden innerhalb von 4 Arbeitspaketen (AP) durchgeführt:

AP1: Stakeholder-Analyse und Entwicklung einer Datenbasis

Eine der ersten Projektaktivitäten im Rahmen des Arbeitspaketes 1 von AGROFORECAST umfasste eine Umfrage unter Landwirten mit dem übergeordneten Ziel, den Bedarf und die Erwartungen an ein potenzielles Entscheidungshilfelinstrument aus praktischer Sicht zu ermitteln. Eine Einbeziehung der Landwirte ist wichtig, um sicherzustellen, dass die entwickelten Prognosesysteme nicht nur in wissenschaftlicher und technischer Hinsicht "brauchbar" sind, sondern auch aus der Sicht der Praktiker "nützlich".

Die derzeitigen Bewirtschaftungspraktiken beruhen weitgehend auf empirischen Ansätzen, welche sich an den Bedürfnissen von Nutzpflanzen in durchschnittlichen Wachstumsperioden orientieren. Während sich durchschnittliche Bewirtschaftungsmethoden in der Vergangenheit als relativ erfolgreich erwiesen haben, erfordern die zunehmenden Klimaveränderungen und die sich rasch verändernden sozioökonomischen Bedingungen eine stärkere seasonspezifische

Bewirtschaftung. Daher haben wir eine Online-Befragung unter österreichischen Landwirten durchgeführt, mit dem übergeordneten Ziel, agrarmeteorologische Vorhersagesysteme zur Unterstützung des Anbaumanagements angesichts zunehmender Klimavariabilität zu entwickeln.

In Anlehnung an Vorlagen haben wir einen Online-Fragebogen mit 32 Hauptfragen und zugehörigen Unterfragen entwickelt und getestet und die Umfrage mit Hilfe des Online-Tools "LimeSurvey" verteilt. Das Ausfüllen des vollständigen Fragebogens dauerte ca. 20 Minuten. Insgesamt wurden 232 Antworten gesammelt, von denen wir 137 für die weitere Analyse verwenden konnten.

Die Mehrheit der Befragten stammte aus konventionell wirtschaftenden Betrieben in Niederösterreich und der Steiermark, die hauptsächlich Wintergetreide, Ölsaaten und Mais anbauen. Obwohl 93 % der Befragten Veränderungen der Witterungsbedingungen in ihrem Betrieb feststellten, änderten nur 61 % ihre Anbaumethoden entsprechend. Zu den berichteten Veränderungen der Witterungsbedingungen gehörten eine Zunahme der Temperatur, des Windes, von Hitzewellen und Trockenperioden sowie eine Abnahme der Niederschläge und der Schneedecke. Die Landwirte, die ihre Bewirtschaftung anpassten, änderten vor allem die Bodenbewirtschaftung (83 %), die Aussaat (77 %), die Pflanzenauswahl und die Ernte (jeweils 74 %) sowie die Fruchtfolge und die Sortenwahl (jeweils 72 %) (Abbildung 1).

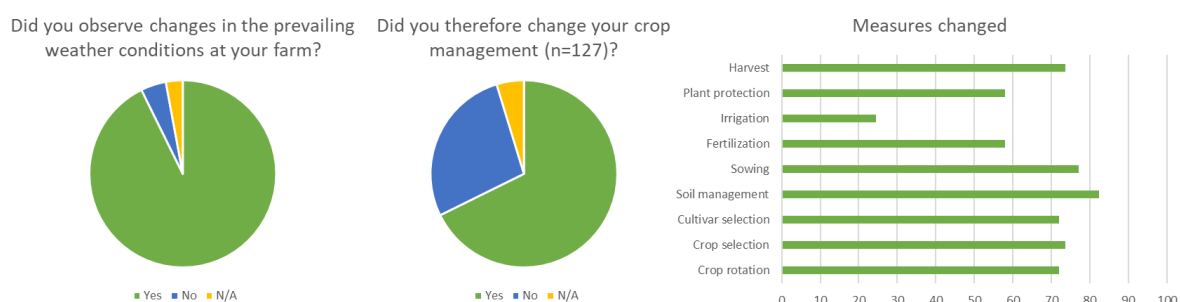


Abbildung 1: Umfrageergebnis unter Landwirten zu beobachteten Witterungsveränderungen und diesbezüglichen Anpassungen in der Produktionstechnik ihres Betriebes.

Um zu verstehen, welche Art von Wetterdaten die Landwirte für ihre Bewirtschaftung nutzen, haben wir die Umfrageteilnehmer gefragt, ob sie bei ihren Bewirtschaftungsentscheidungen Wetterberichte aus der Vergangenheit oder Wettervorhersagen für die Zukunft berücksichtigen. Die Befragten berücksichtigten eher Wettervorhersagen (90 %) als Wetterberichte (41 %) und bevorzugten kürzere Vorhersagezeiträume für ihre Entscheidungsfindung. Diejenigen Landwirte, die keine Wetterdaten nutzen, gaben an, dass persönliche Aufzeichnungen und Erfahrungen ausreichen (55 %). Als weitere Gründe wurden genannt: kein Zugang zu Information (16 %), unverständlicher Inhalt (10 %), keine Zeit für die Nutzung von Wettervorhersagen (4 %) oder dass die aktuellen Wettervorhersagen nicht nützlich sind (4 %).

Da der Schwerpunkt des AGROFORECAST-Projekts auf der Schaffung eines auf die Interessengruppen zugeschnittenen agrarmeteorologischen Vorhersagesystems lag, das zur Optimierung der landwirtschaftlichen Entscheidungsfindung angesichts des sich ändernden Klimas und der Klimaschwankungen eingesetzt werden kann, konzentrierte sich ein großer Teil (11 Hauptfragen) der Umfrage auch auf die Bereitschaft der Befragten, solche maßgeschneiderten Instrumente zu nutzen, und auf ihre Bedürfnisse in Bezug auf die enthaltenen Informationen. Um herauszufinden, an welchen Bewirtschaftungsmaßnahmen die Landwirte am meisten interessiert sind, um maßgeschneiderte Informationen zu erhalten, haben wir eine Reihe von Fragen für jede Bewirtschaftungskomponente gestellt, die potenziell durch ein maßgeschneidertes Vorhersagesystem unterstützt werden könnte: optimale Düngemenge, optimaler Düngezeitpunkt, optimale Bewässerungsmenge, optimaler Bewässerungszeitpunkt, Ertragsprognosen, Schädlings- und Krankheitsrisiko und Wetterrisiken. Die meisten Befragten waren daran interessiert, maßgeschneiderte Instrumente für Wetterrisiken (73%), Schädlings- und Krankheitsrisiken (66%) und die optimale Düngemenge (58%) zu nutzen. Instrumente für die Bewässerungspraxis waren von geringerem Interesse. Dies könnte jedoch darauf zurückzuführen sein, dass der Schwerpunkt dieser Studie auf Anbausystemen in Ostösterreich liegt, die immer noch überwiegend nicht bewässert werden bzw. in denen nicht einmal Bewässerungsanlagen vorhanden sind.

Der Bedarf an maßgeschneiderten Informationen wurde in der ersten Jahreshälfte für alle Kulturarten und Bewirtschaftungsmethoden als am wichtigsten empfunden. Diese Ergebnisse unterstützen die geplanten Projektaktivitäten im Rahmen der Arbeitspakete 3 und 4, die sich auf Vorhersagesysteme in Bezug auf Wetter- und Schädlings- und Krankheitsrisiken sowie die optimale Düngemenge konzentrieren. Die Umfrageergebnisse verdeutlichen eine Lücke zwischen den Auswirkungen des Klimawandels und der Anpassung in österreichischen Agrarproduktionssystemen und schlagen die Verbesserung von agrarmeteorologischen Vorhersagesystemen bis zu 6 Monaten vor, um das saisonale Anbaumanagement zu unterstützen.

AP2: Entwicklung und Validierung von herunterskalierten saisonalen Prognosen

Im Rahmen des Arbeitspaketes hat die ZAMG zwei Ansätze (basierend auf INCA und SURFEX) zum räumlichen Herunterskalieren (Downscaling) von globalen ECMWF-Ensemble-Saisonalprognosen (SEAS5) entwickelt und erfolgreich getestet. Im dritten Projektjahr wurden die damit erzeugten Datensätze auf einem 1km-Gitter (eine Vorhersage pro Monat) den Projektpartnern zur Weiterverarbeitung in ihren Modellen in einem quasi-operationellen Testbetrieb regelmäßig zur Verfügung gestellt. Außerdem wurde im Projekt der Mehrwert des Downscaling untersucht. Neben den SEAS5-Saisonalprognosen wurde der INCA-Algorithmus auch auf mittelfristige Globalwettervorhersagen für einen Vorhersagezeitraum von +10 Tagen (EPS10) angewendet. Auf Grund der

Datenassimilation, die bei EPS10 gerechnet wird, ist die Vorhersagequalität üblicherweise speziell für die ersten paar Tage deutlich besser als bei SEAS5. Außerdem wird EPS10 täglich neu gerechnet, SEAS5 hingegen nur einmal im Monat. EPS10 wurde den Projektpartner im dritten Projektjahr auf wöchentlicher Basis (immer montags) für die angewendeten Modellalgorithmen diverser Wetterrisiken bzw. Entscheidungshilfetools zur Verfügung gestellt. Der Downscaling-Ansatz wurde dabei technisch so umgesetzt, dass die Daten der beiden Vorhersagesysteme beliebig kombiniert und gemeinsam für Anwendungen genutzt werden können.

Die Validierung der INCA-basierten 1km-Produkte der SEAS5-Vorhersagen wurde im zweiten Projektjahr gestartet und dauerte bis Projektende an. Der Effekt des Downscaling ist beispielhaft in Abbildung 2 dargestellt. Die Verbesserung der Temperaturprognose ist deutlich erkennbar, wobei der größte Qualitätsgewinn in komplexem Gelände erzielt wird. Auch im Flachland ist eine, deutlich kleinere, Verbesserung erkennbar. Für die Verifikation wurden die Originalprognosen von SEAS5 für den Vorhersagezeitraum von 5136 Stunden (214 Tage) mit den INCA-Prognosen verglichen. Bei diesen werden Felder wie die Orographie als zusätzliche Prädiktoren verwendet, um die Repräsentativität der Temperaturfelder zu verbessern.

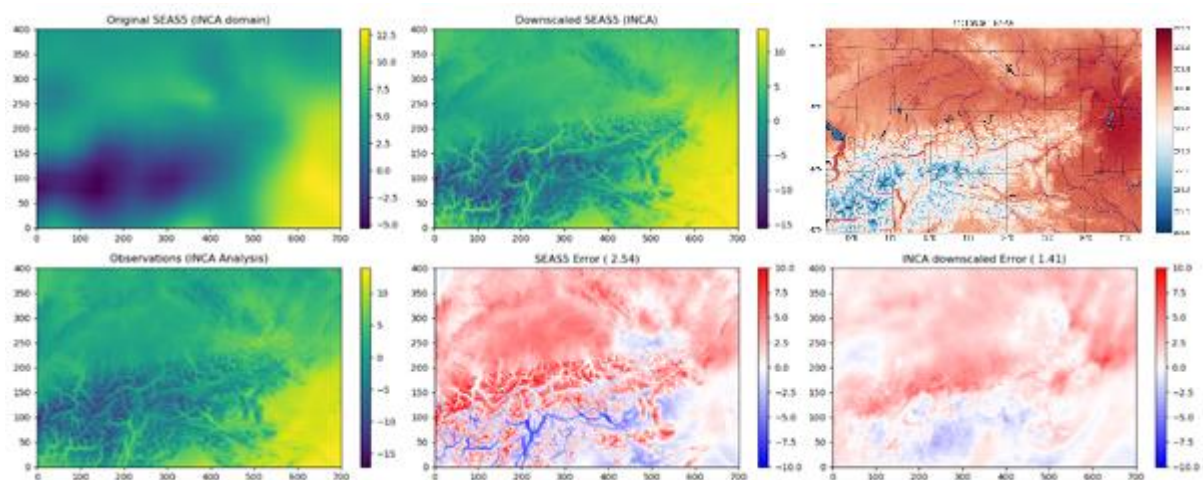


Abbildung 2: Vorhersage der Maximaltemperatur für 2. Feb. 2018 von SEAS5, interpoliert auf das 1km-Gitter (links oben) und nach dem Downscaling mittels INCA (Mitte oben). Die Vorhersagen werden gegen die INCA-Analyse (unten links) verglichen und zeigen den Nutzen des Downscaling, da SEAS5-INCA (unten rechts) kleinere Abweichungen als SEAS5 (Mitte unten) hat. Oben rechts ist ein Beispiel für ein Downscaling von SEAS5 mit SURFEX zu sehen.

Für die in Abbildung 3 dargestellten gemittelten Verifikationsmaße wurden Daten von 36 Prognoseläufen (Feb. 2018 bis Juli 2022) verwendet. Für die Verifikation wurde die Lufttemperatur ausgewählt. Dafür gibt es zwei Gründe. Erstens spielt die Orographie eine wichtige Rolle für die Qualität des Downscalings, und zweitens besteht die tägliche Mitteltemperatur aus der Kombination von täglicher Minimum- und Maximumtemperatur, eine wichtige Größe für Wetterrisiken und das

Pflanzenwachstum, welche in den angewendeten Modellen und Algorithmen abgebildet wird. Vier deterministische Kenngrößen wurden untersucht (siehe Abb.3): mittlerer Bias, mittlerer absoluter Fehler (MAE), Root Mean Square Error (RMSE) und normierter RMSE, wobei die Normierung mittels Gesamtvarianz der Vorhersage und der Beobachtungen passiert. Es wurden auch Wahrscheinlichkeitsmaßzahlen berechnet, in der Prozesskette für die Ertragsmodelle und weiteren Algorithmen hat sich jedoch der Ensembledurchschnitt (bzw. Ensemblemittelwert) als relevant erwiesen und wird daher hier näher betrachtet.

Die Ergebnisse zeigen die positive Wirkung des INCA-Downscaling auf die SEAS5-Vorhersagen sehr deutlich. Durch den Orographieeffekt ist die Verbesserung über den gesamten Vorhersagezeitraum nachzuweisen, und das selbst für Zeiträume, wo SEAS5 keinen Vorhersageskill mehr aufweist. Nachdem für das Downscaling keine Beobachtungen verwendet werden, ist der positive Effekt zu Beginn des Vorhersagezeitraumes nicht größer als zu späteren Zeitpunkten.

Ähnliche Ergebnisse zeigen sich für die Minimum- und Maximumtemperatur alleine. Interessant ist die Abflachung der Vorhersagequalität für SEAS5, die in der Abbildung deutlich zu erkennen ist. Erklären lässt sich das mit der klimatologischen Vorhersagbarkeit. Die Validierung auf dem INCA-Gitter ergibt eine Vorhersagbarkeit von etwa 390 Stunden (16 Tagen), was etwas mehr ist als die aus der Literatur bekannten Werte. Auch mit INCA-Downscaling wird ein ähnlicher Wert erreicht, wobei die Qualität des globalen SEAS5 leicht übertroffen wird, was den Wert der zusätzlichen räumlichen Muster unterstreicht. Die Limitierung der Vorhersagbarkeit lässt sich alleine damit allerdings nicht beheben.

Ein weiterer Punkt betrifft den Effekt des Downscaling für die beiden anderen Parameter (Niederschlag und Globalstrahlung; nicht dargestellt). Für den Niederschlag ergibt sich aus der Berücksichtigung der Orographie kein Vorteil, und die bilineare Interpolation auf das 1km-Gitter sorgt für glattere Niederschlagsfelder. Einerseits wird dadurch zwar der MAE des mittleren Bias verbessert, weil der Anteil der Gebiete mit gleichförmigem Niederschlag reduziert wird, andererseits wird der normierte MSE verschlechtert, der unter anderem die Niederschlagsvariabilität berücksichtigt. Ein ähnliches Verhalten lässt sich auch bei der Globalstrahlung erkennen. Durch die unterschiedliche räumliche Struktur der Werte zeigt sich hier jedoch nur eine Verbesserung des Bias (weil großflächig gleichförmige Gebiete reduziert werden), für die anderen Maßzahlen ergeben sich keine klaren Erkenntnisse.

Die Validierung für das Downscaling der Mittelfristprognosen (EPS10) zeigt ähnliche Ergebnisse, wenn man den MAE für die 4 untersuchten Variablen (Niederschlag, Globalstrahlung, Maximum- und Minimumtemperatur) betrachtet. Die Verifikation wurde dabei für alle Daten bis Oktober 2022 durchgeführt und zeigt die zu erwartende Vorhersagbarkeit des EPS10: im Vergleich zu SEAS5 eine höhere Vorhersagbarkeit in den ersten Tagen, die bis zum Ende des Vorhersagezeitraumes nicht das klimatologische Niveau erreicht, wie das bei der Saisonalprognose der Fall ist.

Thermal

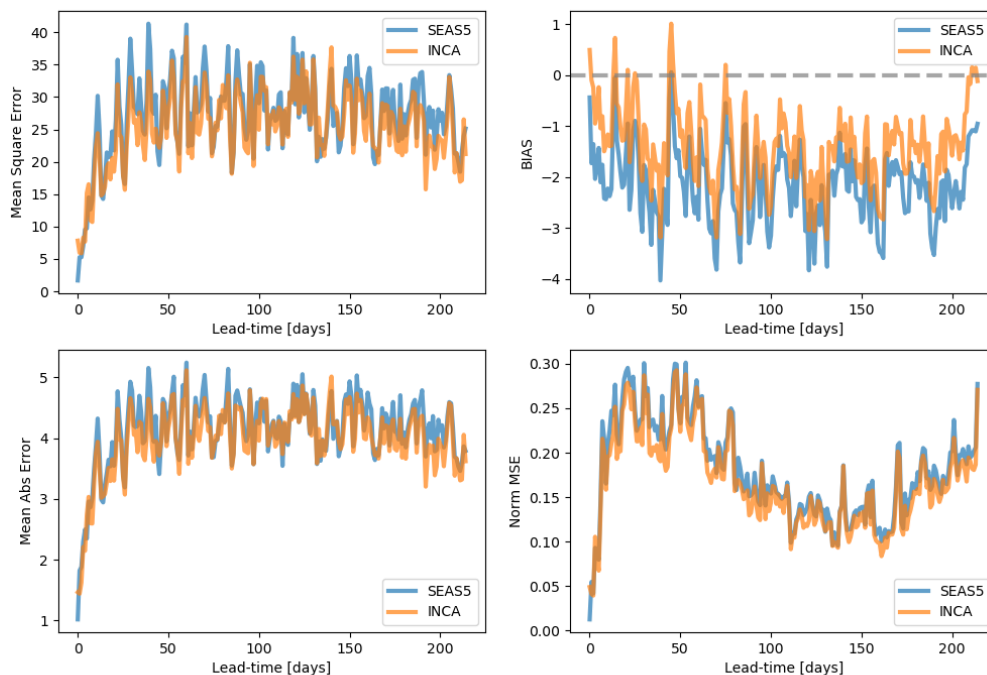


Abbildung 3: Deterministische Verifikationsmaße (MSE oben links, BIAS oben rechts, MAE unten links, normalisierter RMSE unten links), gemittelt über alle Prognoseläufe und Ensemblemember. Jedes der Einzelbilder zeigt Absolutwerte der originalen (blau) und mit INCA-Downscaling (orange) modifizierten SEAS5-Prognosen als Funktion der Vorhersagezeit in Tagen.

Das physikalische Downscaling mit SURFEX wurde ab dem zweiten Projektjahr erfolgreich getestet. Dazu musste eine neue Datenschnittstelle zwischen SEAS5 und SURFEX entwickelt werden, außerdem war es nötig, die Modelldomäne (1km-Gitter für ganz Österreich) zu definieren und Optimierungen für eine effiziente Berechnung am HPC (High Performance Computing) durchzuführen. Letzteres ist nötig, da für ein vollständiges Bodenmodell die Rechenzeit für 5160 Stunden ein relevanter Aspekt in Hinblick auf einen Echtzeitbetrieb ist.

Abbildung 2 (oben rechts) zeigt ein Beispiel für eine SURFEX-Prognose der 2m-Temperatur (+3852 Stunden) am 1km-Gitter, basierend auf SEAS5-Daten des Laufes von Jänner 2021. Nachdem die Wassertemperatur in SURFEX nicht extra berechnet wird, ist sie für alle Wasserflächen in der Modelldomäne gleich. Im Vergleich zu INCA (Abbildung 2, oben Mitte) modelliert SURFEX auch Effekte, die mit der Landbedeckung in Verbindung stehen, so zum Beispiel der Hitzeinseleffekt für Städte. Außerdem berechnet das Bodenmodell zusätzliche Variablen, z.B. Bodentemperatur und -feuchte. Die mit SURFEX modellierte Bodentemperatur wurde in AGROFORECST z.B. für ein Schädlingsprognosemodell weiterverwendet.

Die Prognosegüte und der erzielte Mehrwert gegenüber SEAS5 durch das Downscaling mit SURFEX wurden für die Vorhersageläufe 2018/01 bis 2021/12 an 27 Wetterstationen in Österreich untersucht und zu SPARTACUS (ein ZAMG-Datensatz mit klimatologischen Analysen aus Messtationsdaten) in Relation gesetzt. Zusammengefasst zeigt sich (Abbildung 4), dass die Vorhersagbarkeit im Mittel vergleichbar mit dem originalen SEAS5 ist, durch die höhere Auflösung aber zusätzliche Variabilität (z.B. stärker ausgeprägter Tagesgang für SURFEX (Abbildung 4, rote Linie)) in den Prognosen enthalten ist, die den Vorhersageskill von SURFEX über den gesamten Vorhersagezeitraum leicht verbessert. Trotzdem ist bereits ab Tag 5 (20 x 6stündige Zeitschritte) die klimatologische Vorhersage mit SPARTACUS an den untersuchten Stationen im Mittel besser (forecast skill < 0) als SEAS5 und SURFEX.

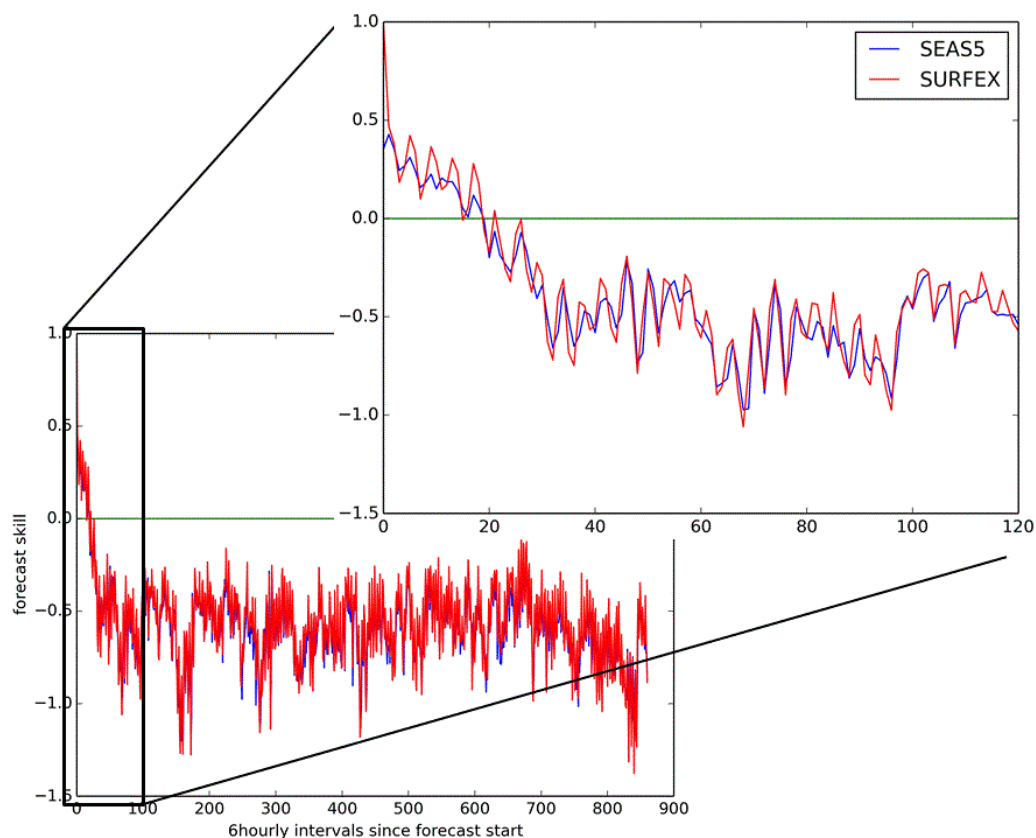


Abbildung 4: Vorhersageskill als Funktion der Vorhersagezeit (in 6-stündigen Zeitschritten) für SEAS5 (blau) und SURFEX (rot), validiert gegen SPARTACUS. Die Verifikation ist das Mittel über 27 Stationen in Österreich für den Zeitraum Jän. 2018 bis Dez. 2021. Vergrößert dargestellt (rechts oben) ist der Bereich wo die Vorhersagbarkeit der zwei Systeme gegenüber der Klimatologie unter null sinkt.

Zusammenfassend lässt sich aus den Ergebnissen schließen, dass beide Methoden zum Downscaling funktionieren und operationell angewendet werden könnten.

AP3: Analyse standortbezogener Vorhersageergebnisse agrarmeteorologischer Indikatoren und Modelle und der Unsicherheiten verschiedener Vorhersagezeiträume

Algorithmus für die Stickstoff (N) Düngung (Modell iCrop): Die derzeitigen N-Düngepraktiken der Landwirte beruhen weitgehend auf empirischen Ansätzen, die den Bedarf der Pflanzen in "durchschnittlichen Jahreszeiten" darstellen. Während diese "durchschnittlichen" Managementpraktiken in der Vergangenheit relativ erfolgreich waren, erfordert die zunehmende Klimavariabilität ein gezielteres N-Management, um den Einsatz in weniger günstigen Jahreszeiten zu minimieren und in Jahreszeiten mit hohem Ertragspotenzial zu maximieren. Die Verbesserung des Stickstoffeinsatzes erfordert daher eine Verlagerung vom empirischen "durchschnittlichen" Stickstoffmanagement hin zu einem hochgradig optimierten, standort- und seasonspezifischen Management in Echtzeit. Basierend auf den Umfrageergebnissen von AP1 haben wir einen integrierten Ansatz für das N-Management in Form von saisonalen Ertragsvorhersagen für Winterweizen entwickelt (Evaluierung im Rahmen von AP4), der eine operative Entscheidungshilfe für das N-Management während der Wachstumssaison auf Feldebene bietet, indem er Wettervorhersagen (räumlich herunterskaliert im Rahmen von AP2) mit dem dynamischen, prozessbasierten Ertragsmodell SSM-iCrop verknüpft. Der Algorithmus zielt darauf ab, Erntevorhersagen mit ausreichender Vorlaufzeit und hoher räumlicher Auflösung zu liefern, die eine Anpassung der N-Managementmaßnahmen für Winterweizen während der Saison ermöglichen. Dies erfordert nicht nur Ertragsschätzungen, sondern auch genaue Vorhersagen anderer für das N-Management relevanter Prozesse (wie phänologische Stadien oder der mineralische N-Gehalt des Bodens, N_{min}) während der gesamten Vegetationsperiode. Wir haben den Ansatz der integrierten Erntevorhersage für das N-Management auf die folgenden zwei Schritte gestützt:

1. Schätzung der Düngungstermine, d.h. der Termine der für die N-Düngung relevanten Entwicklungsstadien, wie Beginn der Bodenbearbeitung (Zadoks 21-23), Beginn der Stängelstreckung (Zadoks 31-33) und Beginn des Austriebs (Zadoks 41-45). Die Blüte ist ein weiteres wichtiges Entwicklungsstadium, das zwar nur indirekt für die N-Düngung von Bedeutung ist, aber starken Einfluss auf die Kornqualität hat.
2. Schätzung der Düngemengen durch:
 - a. Schätzung der vorherrschenden Bedingungen zu den vorher festgelegten Terminen, mit anderen Worten: "was bereits ohne zusätzliche Düngung zur Verfügung steht": pflanzenverfügbares Bodenwasser und N_{min} sowie die bereits von der Pflanze aufgenommene N-Menge. Zusätzlich zu den Simulationen des prozessbasierten iCrop-Modells haben wir auch Daten aus der Fernerkundung der spektralen Reflexion verwendet, um die N-Aufnahme der Pflanzen über den CCCI-CNI-Index während der vegetativen Wachstumsphase zu schätzen.

b. Schätzung des weiteren Verlaufs der Saison, mit anderen Worten: "wie viel N wird bis zur Ernte benötigt": Kornertrag, Gesamt-N-Aufnahme der Kultur und N-Aufnahme des Korns bei der Ernte.

Zur Erstellung der Erntevorhersagen für die Versuchsfelder während der gesamten Saison wurden die täglichen realen Wetterdaten (Tmin und Tmax (°C), Niederschlag (mm), Globalstrahlung (MJ/m²)) des relevanten INCA-Gitters von der Aussaat bis zum Datum des Beginns der Wettervorhersage verwendet. Um das iCrop-Modell vom Beginn der Vorhersage bis zur Ernte laufen zu lassen, verwendeten wir die herunterskalierte Ensemble-Wettervorhersage aus 16 Modellläufen bis zum simulierten Erntetermin von Winterweizen. Der Beginn der Vorhersage bezieht sich auf den Tag, an dem die Ensemble-Wettervorhersage im herunterskalierten Format zur Verfügung gestellt wurde, was immer der 7. eines jeden Monats war (Abb. 5).

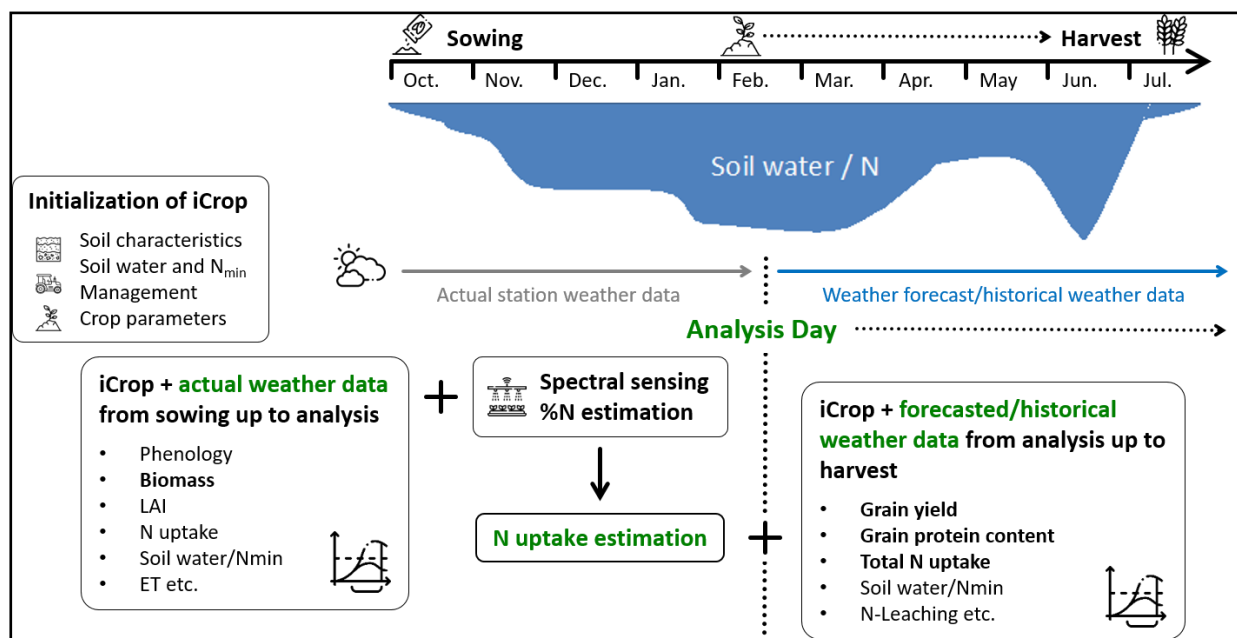


Abbildung 5: Der integrierte Ansatz für das Stickstoffmanagement bei Winterweizen, bestehend aus dem iCrop-Modell, aktuellen und prognostizierten Wetterdaten und Echtzeitschätzungen des N-Gehaltes der Pflanzen.

Zusätzlich zu den 16 Wettervorhersageszenarien haben wir auch 4 mögliche N-Düngungsstufen für die Ertragsvorhersagen berücksichtigt. Bei jeder Initialisierung des Algorithmus wurden maximal 16x4 Szenarien gerechnet. Anhand dieser Simulationen erstellten wir kumulative Verteilungsfunktionen und ermittelten die Wahrscheinlichkeit, einen bestimmten Kornertrag und eine bestimmte Qualität zu erzielen. Schließlich testeten wir diesen integrierten N-Management-Ansatz gemeinsam mit Landwirten an drei Standorten von 2020 bis 2022, wo wir einen "Versuchsstreifen" so düngten, dass der mittlere Kornertrag und die Qualität bei der Ernte genauso hoch waren wie in einem "Farmstreifen" (siehe AP4). Ziel war es, den Ertrag zu maximieren, d.h. im Versuchsstreifen sollte die N-Düngung

optimiert, d.h. reduziert werden, wobei der Kornertrag und der Proteingehalt mindestens so hoch sein sollten wie im Betriebsstreifen.

Um zu verhindern, dass einer der oben genannten Parameter dieses Ansatzes unter- oder überschätzt wird, haben wir während des gesamten Zeitraums der Prozessentwicklung regelmäßige destruktive Messungen aller Parameter an den Versuchsstandorten durchgeführt. Die Modellparameter und/oder Anbaubedingungen wurden bei Bedarf angepasst.

Die Simulation von agrarmeteorologischen Risikoindikatoren unter Klimaszenarien innerhalb von ARIS (1 km Raster über österreichischer Ackerfläche) wurde für den Ertragsreduktionsfaktor für Mais durch Trockenstress demonstriert. Die Ergebnisse zeigen z.B., dass das Ertragsniveau (ohne Bewässerung und unter Annahme gegenwärtiger Produktionstechnik) der 30-jährigen gemittelten Maiserträge an einem Standort im ostösterreichischen Tiefland (semi-humides Klima) unter einem "mittleren" Klimaszenario für 2071-2100 im Vergleich zur vergangenen Klimaperiode (2003-2020) um ca. 10 % reduziert wurde. Die entsprechenden Ergebnisse der räumlichen Ertragsverteilung über österreichischem Terrain für zwei ausgewählte Perioden der Vergangenheit und Zukunft (jeweils eine relativ trockene bzw. eine relativ feuchte Wachstumsperiode) wurden exemplarisch dargestellt. Eine ähnliche Anwendung des Indikators für Feldarbeitstage (Erntebedingungen) wurde für drei verschiedene Klimastandorte in Österreich dargestellt. Sie zeigt, dass die Erntebedingungen (bzw. Anzahl der Tage mit guter Bodenbefahrbarkeit) im Juni/Juli vor allem in den feuchteren Regionen günstiger (mehr) werden, während sie im Juni in den trockenen Tieflandregionen je nach angewandtem Klimaszenario auch abnehmen können.

Entwicklung von Schädlingalgorithmen und Integration in ARIS: Partner BOKU entwickelte in Zusammenarbeit mit der AGES drei neue Schädlingalgorithmen (multiple lineare Regression beeinflussender Wetterparameter) für die Schätzung des **ersten Auftretens von zwei Traubenwicklerarten, der Rebzikade und dem Pflaumenwickler**, die wichtige Schädlinge sind. Die neu entwickelten Modelle können zur Schädlingvorhersage und -bekämpfung eingesetzt werden und wurden in das GIS-gestützte ARIS-System integriert, um räumliche Bewertungen und Tests von Wettervorhersagen mit unterschiedlichen Vorhersagezeiträumen zu ermöglichen. Die neuen Modelle zeigen eine wesentlich bessere Leistung als bisher existierenden Modelle für diese Schädlinge.

Partner MELES validierte und verbesserte ein **Drahtwurm-Schadensvorhersagemodell für Kartoffeln** (Abb. 6a-d): Es wurde untersucht, ob die Temperaturen über längere Zeiträume in der Saison zusammen mit Niederschlag und einem Trockenheitsindex (Datenbasis INCA und ARIS) zuverlässige Zusammenhänge zu Drahtwurmschäden aufweisen. Für einen neuen Modellansatz wurden die Bodentemperaturen in 30 cm Bodentiefe kumuliert, die

über der geschätzten Entwicklungsschwelle der Spezies *Agriotes ustulatus* (ca. 9,5 °C), einer dominanten warm-trocken liebenden Drahtwurmart in Nordostösterreich, lagen.

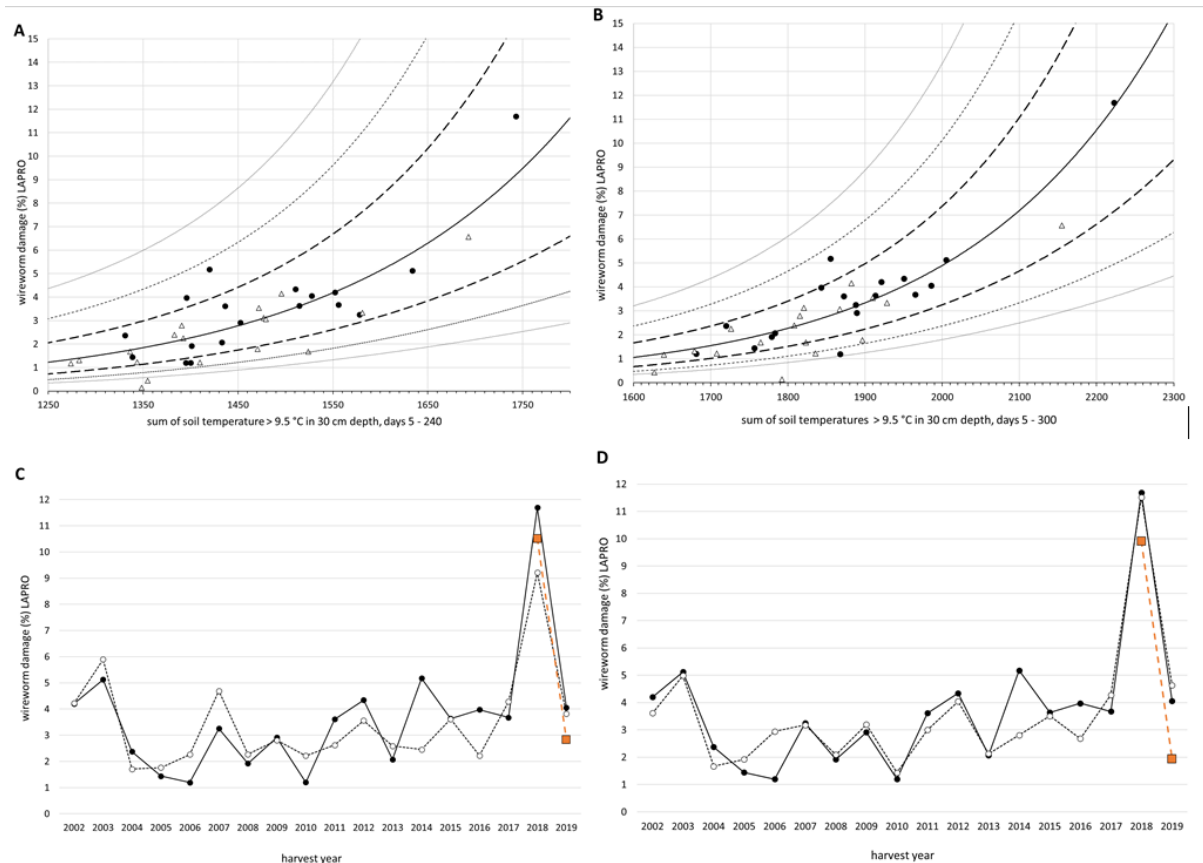


Abbildung 6a-d: Modell "ST.5-240" dargestellt als Streudiagramm der jährlichen Drahtwurmschäden in Kartoffeln (Gewichtsprozent, LAPRO) gegen die Bodentemperatursumme (°C) > 9,5 °C vom 5. bis 240. Tag; B) Modell "ST.5-300" dargestellt als Streudiagramm; C) Modell "ST.5-240" dargestellt als Liniendiagramm; D) Modell "ST.5-300" dargestellt als Liniendiagramm; Allg: A+B) durchgezogene schwarze Linie = vorhergesagter Mittelwert gemäß linearer Regression. Die Schadensdaten wurden für die Modellentwicklung log-transformiert (LN) und für die Grafik rücktransformiert; dicke gestrichelte Linie = Vorhersageintervall 75%, mittlere gestrichelte Linie = Vorhersageintervall 95%, dünne gestrichelte Linie = Vorhersageintervall 99%; schwarze Punkte = Trainingsdaten aus dem Bezirk Korneuburg, weiße Dreiecke = Testdatensatz 1 aus dem Bezirk Hollabrunn C+D) durchgezogene Linie/schwarze Punkte = gemessene jährliche Drahtwurmschäden (LAPRO), schwarz gestrichelte Linie/weiße Punkte = mit Original-Bodentemperaturen (INCA) prognostizierte mittlere jährliche Schäden; orange gestrichelte Linie/orange Rechtecke 2018 und 2019 = mit saisonaler Prognose der Bodentemperaturen prognostizierte mittlere jährliche Schäden (Starttag 1. August, 20 - 40 cm Bodentiefe, C3-Kulturen, ZAMG). Die Modelle gelten für die nordostösterreichischen Bezirke "Korneuburg" und "Hollabrunn".

Die Korrelationen zwischen den Schäden durch den einjährigen Drahtwurm und den Summen der Bodentemperatur sowie weiteren Wettervariablen wurden mittels

multivariater linearer Regression untersucht. Auch zwei Transformationen der Schadensvariablen, logarithmisch und Quadratwurzel, wurden getestet. Alle statistischen Analysen wurden in R 4.0.5 durchgeführt.

Mehrere Modellansätze erklärten signifikant einen Teil der Variation der jährlichen Drahtwurmschäden von 2002 bis 2019. Abb. 6a-d zeigt beispielhaft die beiden Modelle "ST.5-240" und "ST.5-300". Anhand der Modellgrafiken (A+B) lässt sich der prognostizierte Schadensumfang mit 75 %, 95 % und 99 % Wahrscheinlichkeit (Vorhersageintervalle) für eine bestimmte Bodentemperatursumme ablesen. Die Abbildungsteile C und D zeigen die gemessenen Jahresschadensdaten sowie die auf Basis von Originaltemperaturdaten (INCA) und auf Basis von saisonalen Prognosen der Bodentemperatur (ZAMG, 20 - 40 cm Bodentiefe; C3-Kulturen; Beginn 1. August) prognostizierten Jahresmittelschäden. Die saisonalen Prognosen würden eine erste grobe Schadensprognose bereits am 1. August ermöglichen. Da das Schadensrisiko generell steigt, wenn die Kartoffeln später in der Saison geerntet werden, könnten die Landwirte diese Information als Entscheidungshilfe nutzen, wann sie die Kartoffeln ernten sollten. In einem Hochrisikojahr könnte eine frühere Ernte von Vorteil sein, auch wenn andere Faktoren für einen späteren Erntetermin sprechen.

Allerdings sind die mit den saisonalen Vorhersagen berechneten Ergebnisse immer noch verzerrt, insbesondere beim Modell "ST.5-300".

Der Partner PFNS entwickelte und verbesserte ein **Prognosemodell für Apfelschorf** (*Venturia inaequalis*). Die Ergebnisse zeigen, wie wichtig die Modellierung und Vorhersage der Wirtsentwicklung ist. Denn der Pflanzenwirt muss sich in einem bestimmten Entwicklungs-/Phänologiestadium befinden, damit der Pilz und später die Krankheit auftreten kann. Daher wurden die saisonalen Vorhersagen des ECMWF (SEAS5) verwendet, die vom österreichischen Wetterdienst (ZAMG) statistisch auf ein horizontales 1 km-Gitter heruntergerechnet wurden. Diese saisonalen Vorhersagen wurden als meteorologische Eingangsdaten für das dynamische Modell der Apfelphänologie verwendet. Die erzielten Ergebnisse werden mit dem beobachteten Zeitpunkt der Blüte verglichen, um die Wirksamkeit der verfügbaren saisonalen Vorhersagen für diese Anwendung zu testen. Die Ergebnisse sind sehr vielversprechend, sowohl für komplexe als auch für einfache Phänologiemodelle. Für die Modellierung der Ascosporenreifung von *Venturia inaequalis* wurden vier Modelle getestet, zwei aus der Literatur (Gadoury & MacHardy, 1982 und Beresford, 1999) und zwei aus den Beobachtungen entwickelte. Die Modellanalyse wurde mit der Funktion fitSTATS des R-Pakets AGROFORECAST durchgeführt. Das Rückgrat der Modellierung war die Temperaturreaktion der Organismen. Daher wurden die kumulativen Gradtage (CDD) mit Temperaturen über 0 °C ab dem Tag des Biofix berechnet. Der Tag, an dem die erste Ascospore auftritt, wird den Beobachtungen entnommen. Alle Formeln enthalten CDD als unabhängige Variable.

Das angepasste logistische Modell wies den kleinsten Fehler und die beste Anpassung auf. Dieses Modell kann mit aus Beobachtungen gewonnenen Temperaturdaten (zur Modellkalibrierung und -validierung) und später mit

verschiedenen Produkten der Wettervorhersage auf unterschiedlichen Raum- und Zeitskalen betrieben werden.

AP3: Leistung von Algorithmen und Indikatoren für agrarmeteorologische Risiken bei saisonalen Vorhersagen und unterschiedlichen klimatischen Bedingungen in Österreich

Die in AGROFORECAST entwickelten/getesteten 17 agrarmeteorologischen Indikatoren für Anbaurisiken, einschließlich biotischer (Algorithmen für Schädlinge und Krankheiten) und abiotischer Indikatoren (z.B. Trockenheit/Bodenwassergehalt, Hitze, Bodenbefahrbarkeit u.a.) wurden unter verschiedenen klimatischen Bedingungen (an bis zu 32 Standorten in Österreich) validiert und auf ihre Leistung unter saisonalen Wettervorhersagen mit unterschiedlichen Vorlaufzeiten und in vier kontinuierlichen Jahren (2018-2021) getestet.

Diese Indikatoren sind zum größten Teil bereits in das GIS-basierte ARIS-System implementiert, das eine räumliche Analyse auf einer 1 km-Rasterskala über alle österreichische Agrarregionen und die Anwendung unter saisonalen Wettervorhersagen sowie Klimaszenarien auf täglicher Simulations- und Output-Ebene ermöglicht. Ausgewählte statistische Parameter zur Indikatorleistung bei saisonalen Prognosen wurden evaluiert und zusammengefasst:

Im Allgemeinen erreichen Indikatoren, die auf akkumulierenden Berechnungen beruhen, wie z.B. Temperatursummen oder Bodenwasserbilanz, bei saisonalen (Klima-)Vorhersagen mit längerem Vorhersagezeitraum eine bessere Leistung (=Vorhersagegenauigkeit im Vergleich zur eingetretenen Realität) als Indikatoren oder Algorithmen, die absolute Grenzwerte wie Temperatur- oder Niederschlagsgrenzwerte enthalten. Beispielsweise wurde für den im Weinbau verwendeten temperatursummenbasierten Huglin-Index eine gute Übereinstimmung für alle Vorhersagezeiträume bis zu 7 Monaten in allen untersuchten Jahren festgestellt, wobei z.B. die Vorhersage im Februar einen RMSE von 386,12 °C und im Juni einen RMSE von 156,47 °C für die kumulative Temperatursumme aufwies.

Es ist offensichtlich, dass auch die lokalen klimatischen Bedingungen einen Einfluss auf die Leistung der untersuchten Indikatoren haben, da die Häufigkeit des Eintretens klimatischer Grenzwerte in angewandten Algorithmen vom jeweiligen Standortklima abhängt. So zeigt beispielsweise der Index Hitzewellentage mit Vorhersagebeginn Februar meist bessere Werte als im Juni (Abb. 7a-b). Zum Beispiel zeigt Rutzendorf (semi-humid warmes Tieflandklima Ostösterreichs) im Februar einen RMSE von 5,7 Tagen, im Juni hingegen 9,55 Tage an. Andere klimatische Standorte zeigen ein anderes Verhalten, wie Kremsmünster, ein feuchter Standort mit niedrigeren Jahrestemperaturen, mit sehr guter Leistung (RMSE-Werte > 1 Tag) oder Graz (warm-feucht) welcher eine mäßige Übereinstimmung (RMSE Feb = 1,1, RMSE Jun = 2,6 Tage) zeigt.



Abbildung 7a-b: Differenz der kumulierten Hitzewellentage-Prognosen (Mittelwert des 16er Ensembles) und der beobachteten Tage an 32 ausgewählten Orten in Österreich mit unterschiedlichen Klimabedingungen.

Der abiotische Indikator Froststresstage, der auf Temperaturgrenzen basiert, zeigt sehr große Unterschiede in der Oktobervorhersage (Graz RMSE = 21 Tage). Bei der Februar-Vorhersage konnte die Leistung verbessert werden (Graz und Kremsmünster RMSE = 5 Tage, Rutzendorf RMSE = 2 Tage). Der Indikator wird in der Vorhersage im Allgemeinen zu hoch geschätzt. Eine ähnlich niedrige Performance ist für den Indikator Feldarbeitstage ersichtlich, obwohl hier aus praktischer Sicht meist keine sehr hohe Genauigkeit nötig ist.

Beim Indikator allgemeine Überwinterungsschadenwahrscheinlichkeit bei Getreide (Abb. 8) zeigt Rutzendorf eine gute Übereinstimmung (RMSE 0,15 Wahrscheinlichkeit, Oktoberprognose), in Graz und Kremsmünster sind die Abweichungen deutlich größer (Graz RMSE = 0,22, Kremsmünster RMSE = 0,23 Wahrscheinlichkeit).

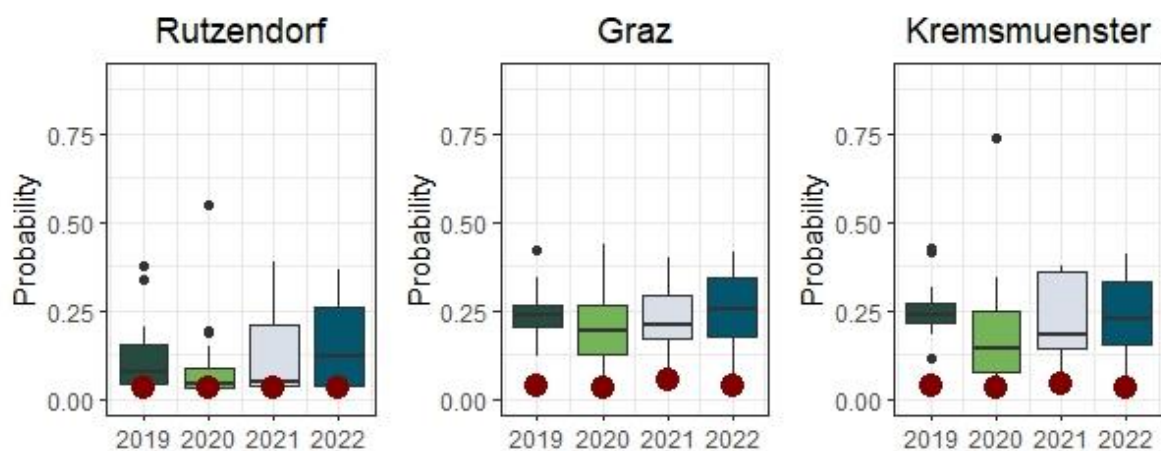


Abbildung 8: Allgemeine Überwinterungsschadenwahrscheinlichkeit für die Jahre 2019 bis 2022 in Rutzendorf, Graz und Kremsmünster: beobachtet (rote Punkte), vorhergesagt (Boxplots) aus der Ensemble-Prognose Oktober.

Was die Schädlingsalgorithmen betrifft, so schneidet der Indikator für das Auftreten des Europäischen Traubenwicklers nur bei kurzfristigen Prognosen mit stabilen Wetterbedingungen innerhalb des Prognosezeitraums gut ab. Der RMSE liegt in Retz (Vorhersage für Februar und April für *Lobesia Botrana* und *Eupoecilla Ambiguella*) bei etwa 7 Tagen, was als eine Vorhersage zu hoch für den Einsatz zur Schädlingsbekämpfung ist.

Ähnlich zeigt die Februar-Prognose für den Indikator der N-Stadien der Traubenzikade in Retz einen RMSE von 8 Tagen (Nymphenstadium 1) und 10 Tagen (Nymphenstadium 3). In der April-Prognose konnten diese Werte allerdings verbessert werden (RMSE 5 bzw. 7 Tage).

Der Pflaumenwickler-Indikator (Erstauftreten) konnte an den drei Standorten Rutzendorf, Graz und Kremsmünster seine Leistung vom Februar- bis zum April-Vorhersagebeginn deutlich verbessern. Im Februar betrug der RMSE 6 (Graz), 9 (Kremsmünster) und 8 (Rutzendorf) Tage, im April lag der RMSE zwischen 3 und 4 Tagen, was bereits Nahe der Anwendbarkeit für praktische Pflanzenschutzmaßnahmen liegt.

Das Beispiel für einen Krankheitsalgorithmus, die kumulierten Inkubationstage des Falschen Mehltaus der Weinrebe in Retz werden in den Prognosen stark unterschätzt. Der RMSE der kumulierten Tage in Retz beträgt 25 Tage (Februar-Prognose) bzw. 27 Tage (April-Prognose). Dies zeigt dass für diesen Indikator eine bessere lokale Kalibrierung nötig ist.

Die **Gesamtbewertung und Leistung der Indikatoren** und der zugehörigen Softwaretools (ARIS, iCrop) für die Anwendung im Rahmen von Wettervorhersagen (kurzfristig bis saisonal), ihre Stärken und Schwächen bei der Anwendung, ihre potenziellen ökologischen und wirtschaftlichen Auswirkungen und Vorteile wurden in Tabellen zusammengefasst. Diese Bewertung basiert auf den statistischen Leistungsanalysen, den Rückmeldungen der Projektteilnehmer und Experten sowie der beteiligten Interessengruppen. Sie liefert den ersten systematischen Überblick über eine Reihe der wichtigsten wetterbedingten biotischen und abiotischen Anbaurisiken und Managementindikatoren für eine bessere Entscheidungsunterstützung bei der Betriebsführung und Planung unter österreichischen Bedingungen.

AP4: Informationsverbreitung und Bewertung der maßgeschneiderten Prognosen

Im Rahmen von AP4 konzentrierten wir uns auf eine On-Farm-Validierung des iCrop-Modells und des CCCI-CNI-Spektralindex zur Bestimmung des Stickstoffhaushalts der Pflanzen und evaluierten den integrierten N-Management-Ansatz für die Winterweizenproduktion unter landwirtschaftlichen Bedingungen. Wir führten drei verschiedene On-Farm-Versuche auf zwei Betrieben durch (ein Standort in der Vegetationsperiode 2020/21 und zwei Standorte in 2021/22),

wobei wir eng mit den bewirtschaftenden Landwirten zusammenarbeiteten. Betrieb A mit einer Fläche von 110 ha befand sich im Nordburgenland und wurde von einem Landwirt bewirtschaftet. Betrieb B war eine landwirtschaftliche Genossenschaft im nördlichen Niederösterreich mit mehr als 2000 ha, die von einem Betriebsleiter, fünf fest angestellten Mitarbeitern und zusätzlichen Arbeitskräften während der Ernte- und Pflanzzeiten bewirtschaftet wurde.

Leistungsbewertung des für die Ertragsvorhersage verwendeten iCrop-Modells: In Manschadi et al. (2022) parametrisierten wir erfolgreich das einfache Simulationsmodell "iCrop" (Soltani und Sinclair, 2012) für die Vorhersage des Wachstums und der Stickstoff (N)-Dynamik von in Österreich angebauten Winterweizensorten. Wir verwendeten detaillierte Pflanzen- und Bodendaten aus drei Feldexperimenten, die mit vier weit verbreiteten Sorten unter vier N-Dosierungen in Tulln durchgeführt wurden (detaillierte Beschreibung in der Veröffentlichung). Die Ergebnisse des nächsten Schritts der On-Farm-Validierung der Simulationsleistung von iCrop (Tab. 1) zeigten, dass das Modell im Vergleich zu Messungen an allen Versuchsstandorten und in allen Jahren sehr gut bei der Simulation nicht nur der phänologischen Phasen der Pflanzenentwicklung, sondern auch des Pflanzenwachstums, und der damit verbundenen Variablen wie z. B. der gesamten oberirdischen Trockenmasse und der N-Aufnahme sowie des Ertrags am Ende der Saison abschnitt. Die Modelleistung war am geringsten bei der Simulation des mineralischen N-Gehalts (N_{min}) im Boden von 0 bis 120 cm Profiltiefe ($R^2=0,7$). Allerdings sind die Probenahme- und Analyseverfahren für diesen Parameter aufwändig und schwierig zugleich. Eine Erklärung für das vergleichsweise niedrigere (aber in absoluten Zahlen immer noch hohe) Bestimmtheitsmaß (R^2) könnte darin liegen, dass wir bei den Messwerten große Variabilität beobachteten, möglicherweise aufgrund von Analysefehlern oder Lagerung bei unzureichenden Temperaturen nach der Probenahme.

Tabelle 1: Leistung des iCrop-Modells für die Simulation ausgewählter Variablen für das Stickstoffmanagement während der Saison.

	R^2	RMSE	Measurements (nr.)
Phenology (Zadoks)	0.96	5.50	61
Soil mineral N (gm^{-2})	0.70	34.76	23
Total above-ground dry matter (gm^{-2})	0.98	85.27	57
Dry grain yield (gm^{-2})	0.92	87.96	10
Total above-ground N-uptake (gm^{-2})	0.93	3.16	56

Die gute Leistung des Modells bestätigte seine Eignung für die Anwendung im N-Düngungsalgorithmus, der in AP3 entwickelt wurde. Die entsprechenden Bewertungsergebnisse werden im folgenden Abschnitt vorgestellt.

Leistungsbewertung der geschätzten N-Aufnahme von Pflanzen aus Spektralreflexionsdaten: Eine präzise und in Echtzeit durchgeführte Schätzung der N-Aufnahme von Pflanzen und damit eine genaue Schätzung des N-Bedarfs von Pflanzen könnte eine rechtzeitige Entscheidungsfindung für die Düngung

unterstützen und negative Umweltauswirkungen durch eine gleichmäßige oder unzureichende Düngung verringern.

In einem ersten Schritt konnten wir die N-Aufnahme von österreichischem Winterweizen bis zum Ende des Zeitraums, in dem die Landwirte Entscheidungen über die N-Düngung treffen, genau schätzen. Dazu haben wir ein tragbares Spektralradiometer "FieldSpec" in einem Feldversuch in Tulln eingesetzt und den kombinierten CCCI-CNI-Index für die ertragreichen Anbaulagen in Österreich angepasst und erweitert (Palka et al., 2021). In einem nächsten Schritt haben wir den angepassten Index angewandt, um die N-Aufnahme von Pflanzen auf Versuchsbetrieben in ganz Ostösterreich zu messen. Die Größe der Versuchsfelder (13, 15, 4 bzw. 3 ha) ermöglichte es uns, nicht nur die Spektralreflexionsdaten des Handgeräts, sondern auch die Sentinel-2-Satellitendaten zu verwenden. Auf einem Versuchsfeld wurde beispielsweise die gesamte N-Aufnahme der Pflanzen (g m^{-2}) mit vergleichbarer Genauigkeit sowohl mit "FieldSpec"- als auch mit Sentinel-2-Daten ($R^2=0,87$, $\text{RMSE}=1,98 \text{ g m}^{-2}$ bzw. $R^2=0,86$, $\text{RMSE}=2,10 \text{ g m}^{-2}$) für die Zadoks 25 bis 43 erfolgreich geschätzt (Abb. 9).

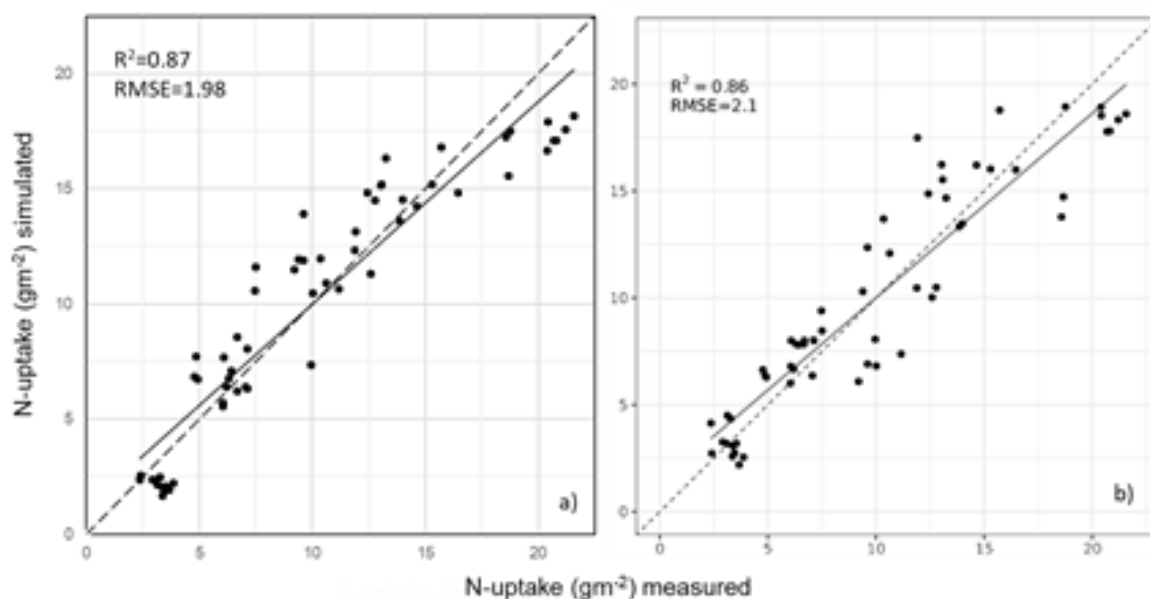


Abbildung 9: Leistung des kombinierten CCCI-CNI-Indexes für die Schätzung der Stickstoffaufnahme von Pflanzen anhand von Spektralreflexionsdaten, unter Verwendung von a) Messungen des "FieldSpec"-Handgeräts und b) Sentinel-2-Bildern.

Testen von Algorithmen und Prognoseinstrumenten auf Betriebsebene:

Bei jedem landwirtschaftlichen Versuch teilten wir das Feld in einen "Betriebsstreifen", auf dem N-Dünger gemäß der üblichen landwirtschaftlichen Praxis ausgebracht wurde, und einen "Versuchsstreifen", der gemäß dem Erntevorhersageansatz so gedüngt wurde, dass der vorhergesagte mittlere Kornertrag und die Qualität gleich hoch sind wie im "Betriebsstreifen". Die Berechnung der Düngemengen für die Versuchsstreifen basierte auf feldspezifischen monatlichen Ernteprognosen, die die lokalen Bodeneigenschaften,

frühere Bewirtschaftungsmaßnahmen, Parameter der Nutzpflanzen und die vom Ensemble vorhergesagten Wetterbedingungen widerspiegeln.

Um eng mit den Bewirtschaftern der Versuchsfelder zusammenzuarbeiten, übersetzten wir die für die Bewirtschaftungsmaßnahmen relevanten Simulationsergebnisse des integrierten N-Ansatzes in monatliche "Crop Reports", die wir an die Landwirte schickten und zur Diskussion und Festlegung der auf die Versuchsstreifen ausgebrachten N-Düngermenge nutzten. Wir erstellten die individualisierten Ernteberichte automatisch aus einer R-Markdown-Datei, sobald die Ensemble-Wettervorhersage im herunterskalierten Format zur Verfügung stand.

Jeder Bericht bestand aus vier verschiedenen Abschnitten für jedes einzelne Versuchsfeld und jeden Monat der Wachstumsperiode: 1) Auflistung der Wachstumsbedingungen und des Entwicklungs- und Wachstumsstatus der Pflanzen zum Zeitpunkt der Erstellung des Berichts, 2) Grafiken der Wachstumsbedingungen und des Entwicklungs- und Wachstumsstatus der Pflanzen bis zur Vorhersage des Ensembles bis zur Ernte, 3) zusammenfassende Tabelle für die kommenden vier Wochen gemäß der Vorhersage des Ensembles, 4) Grafiken der Überschreitung bestimmter Kornträge und Kornproteingehalte für verschiedene Szenarien des Stickstoffmanagements gemäß der Vorhersage des Ensembles bis zur Ernte (Abb. 10).

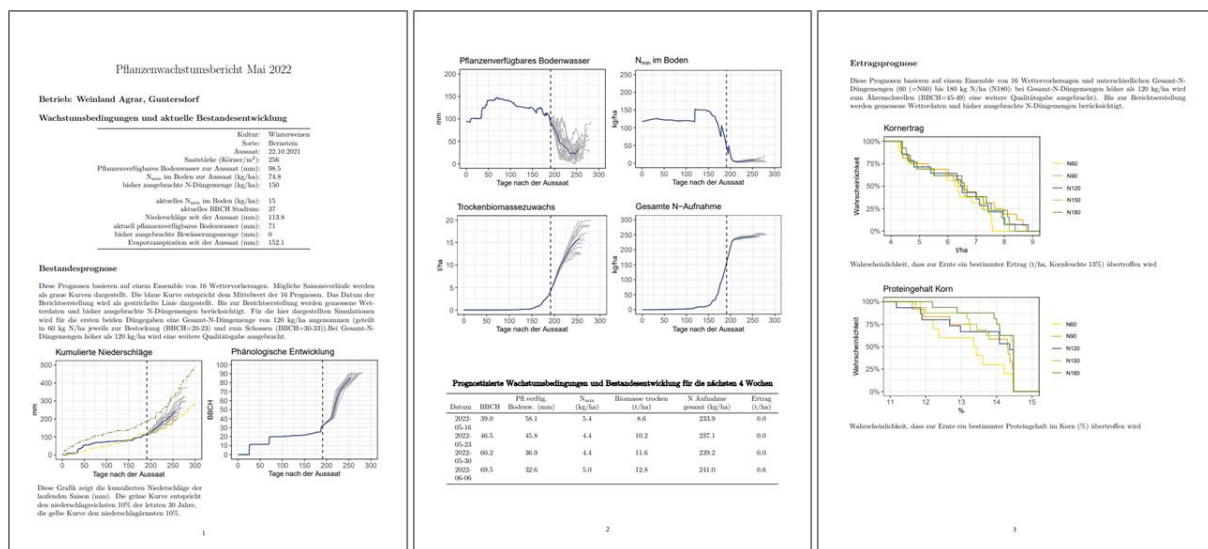


Abbildung 10: Aufbau und Inhalt der automatisch erstellten Ernteberichte am Beispiel eines Versuchsfeldes, Erntevorhersage im Mai 2022.

Die Ergebnisse der vergleichenden N-Management-Experimente zwischen Acker- und Versuchsstreifen zeigten, dass wir durch die Anwendung des integrierten N-Management-Ansatzes für die Düngung der Versuchsstreifen die N-Ausbringung im Vergleich zu den Ackerstreifen um -31,5 % (190 vs. 130 kg N/ha), -15,8 % (190 vs. 160 kg N/ha) bzw. -31,2 % (160 vs. 110 kg N/ha) reduzieren konnten, ohne signifikante Unterschiede im Korntrag zwischen den beiden Bewirtschaftungen zu messen.

Der Kornproteingehalt, ein Maß für die Kornqualität, der auch die von den Landwirten erzielbaren Endverkaufspreise bestimmt, war bei allen On-Farm-Versuchen deutlich höher. Innerhalb der Versuchsstreifen konnten wir jedoch auch einen Kornproteingehalt von mindestens 15 % erreichen, was der Mindestschwelle entspricht, die für den höchsten Verkaufspreis für Weizenkorn berechtigt. Das bedeutet, dass das integrierte Stickstoffmanagement eine Steigerung des Betriebseinkommens ermöglichte (gleiche Erträge bei geringeren Inputkosten für Stickstoffdünger), während gleichzeitig eine übermäßige Stickstoffausbringung vermieden und damit nicht nur die Produktionskosten für die Landwirte, sondern auch die negativen Umweltauswirkungen einer unangemessenen Stickstoffdüngung verringert wurden.

Bewertung der Ertragsvorhersage: Zusätzlich zur Auswertung der Experimente in den landwirtschaftlichen Betrieben haben wir auch eine Simulationsstudie durchgeführt, um die Leistung und Nutzbarkeit der herunterskalierten Ensemble-Wettervorhersagen zu bewerten, wenn sie in Erntevorhersagen umgesetzt werden. Dazu verwendeten wir Daten aus den Feldversuchen in Tulln (wie bei der ersten Evaluierung des iCrop-Modells in Manschadi et al. (2022)), wo wir die umfassendste Datenreihe zu einer großen Anzahl von Parametern zur Verfügung hatten (drei Versuchsjahre, 4 Winterweizensorten, 4 N-Management-Szenarien, durchgeführt mit drei Replikationen) und eine von der ZAMG unterhaltene Wetterstation in unmittelbarer Nähe (5 km Luftlinie). Wir führten insgesamt 82.944 iCrop-Simulationen durch und übersetzten drei verschiedene Wettervorhersageszenarien in eine Erntevorhersage unter Verwendung von beobachteten täglichen Wetterdaten für die spezifischen Winterweizenwachstumsperioden 2017/18, 2018/19 und 2019/20 von der Aussaat bis zum Beginn der Wettervorhersage. Um das iCrop-Modell von der Initialisierung der Vorhersage bis zur Ernte laufen zu lassen, haben wir außerdem zwischen Vorhersagen unterschiedlicher Länge unterschieden: 0-Monats-, 1-Monats- und Ganzjahresvorhersagen:

- Für die 0-monatige saisonale Vorhersage haben wir beobachtete tägliche Wetterdaten für die 16 Jahre von 2001 bis 2016 für den gesamten Zeitraum von der Initialisierung der Vorhersage bis zur Ernte verwendet.
- Für die 1-monatige seasonspezifische Vorhersage wurde eine Ensemble-Wettervorhersage aus 16 Mitgliedern von der Initialisierung der Vorhersage bis zu den folgenden 30 Tagen und tägliche Wetterbeobachtungsdaten für die vorangegangenen 16 Jahre von da an bis zur Ernte verwendet.
- Für die ganzjährige seasonspezifische Vorhersage haben wir die Ensemble-Wettervorhersage von 16 Mitgliedern für den gesamten Zeitraum von der Initialisierung der Vorhersage bis zur Ernte verwendet

Vorläufige Ergebnisse deuten darauf hin, dass eine Kombination von Ensemble-Wettervorhersagen mit einer Länge von einem Monat zusammen mit klimatologischen Aufzeichnungen bis zum Ende der Saison die genauesten Ertragsvorhersagen liefert (Abb. 11), und dass die Qualität der Ernte vor der Blüte

über verschiedene Vorhersagelängen hinweg unabhängig von der Vorlaufzeit ist und erst nach der Blüte (bzw. Anthese) zunimmt. Beispielsweise wird der Gesamtkornertrag mit einem RMSE von 57,28 g/m² (+/-3,03) für Vorlaufzeiten von sechs bis drei Monaten vorhergesagt, mit einem RMSE von 45,62 g/m² für zwei Monate Vorlaufzeit (d.h. Vorhersagen, die zu Beginn des Anthesemonats ausgegeben werden), und der RMSE sinkt auf 4,51 g/m² für einen Monat Vorlaufzeit (d.h. Vorhersagen, die zu Beginn des Erntemonats ausgegeben werden).

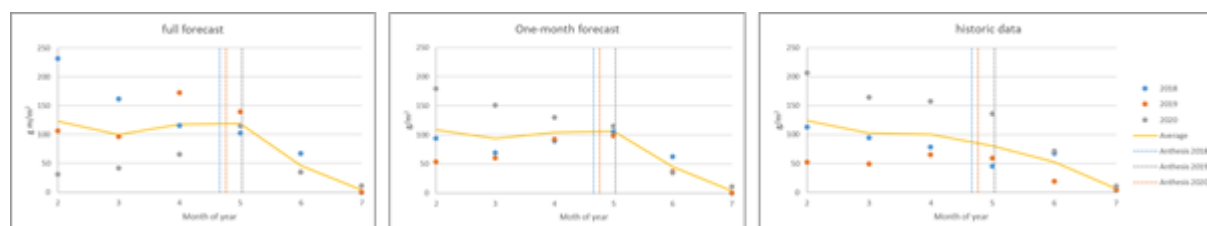


Abbildung 11: Root mean squared error (RMSE) der gesamten oberirdischen Trockenmasse (g/m²) von Vorhersagen unterschiedlicher Länge, die zwischen Februar und Juli initiiert wurden. Blaue, orange und graue Markierungen zeigen monatliche Werte für die Saisons 2017/18, 2018/1 bzw. 2019/20 an. Gestrichelte Linien der gleichen Farbe zeigen den Tag der Anthese innerhalb des jeweiligen Jahres an. Die durchgezogene gelbe Linie stellt den Durchschnitt über alle drei Versuchsjahre dar.

Anwendung des Drahtwurm-Modells: Im Sommer 2022 (6. Juli 2022) wurden die AGROFORECAST-Modellansätze bei Ing. Christian Burger (Geschäftsführer der Landesprodukten - Handelsgesellschaft m.b.H., LAPRO, www.lapro-stockerau.at), dem Lieferanten der Schaddaten, und DI Anita Kamptner, Beraterin der Landwirtschaftskammer Niederösterreich und Geschäftsführerin der IG Erdäpfelbau (www.erdapfelbau.at), vorgestellt. Diskutiert wurden die Nutzung der Modellansätze für die Praxis und die zukünftige Zusammenarbeit bei der weiteren Modellentwicklung. Die Ergebnisse von AGROFORECAST wurden auch bei der 7. Jahrestagung des Österreichischen Pflanzenschutzdienstes am 5. Oktober in Salzburg präsentiert.

Öffentliche Verbreitung (ARIS Online-Monitoring im Jahr 2022):

AGROFORECAST-Webseite: Im Jahr 2022 wurde der ARIS-Indikator "Relative Bodenwassersättigung", ein Indikator für Trockenheit in der Bewurzelungszone von Winterweizen und Grünland, wöchentlich veröffentlicht; außerdem wurden die ARIS-Ertragsverlustprognosen für Mais, Winterweizen und Grünland im Monitoring-Bereich der Website veröffentlicht:

<https://homepage.boku.ac.at/sepp/agroforecast/monitoring.html>

5 Schlussfolgerungen und Empfehlungen

(max. 5 Seiten)

Beschreibung der wesentlichen Projektergebnisse. Welche Schlussfolgerungen können daraus abgeleitet werden, welche Empfehlungen können gegeben werden?

Entwicklung von anwendbaren Instrumenten und Datenbanken für die Planung des Anbaumanagements und die Risikominderung (AP1): Da der Schwerpunkt des AGROFORECAST-Projekts auf der Schaffung eines auf die Interessengruppen zugeschnittenen agrarmeteorologischen Vorhersagesystems lag, das zur Optimierung der landwirtschaftlichen Entscheidungsfindung angesichts des sich ändernden Klimas und der Klimaschwankungen eingesetzt werden kann, konzentrierte sich ein großer Teil der Umfrage in AP1 auf die Bereitschaft der Befragten, solche maßgeschneiderten Instrumente zu nutzen, und auf ihre Bedürfnisse in Bezug auf die enthaltenen Informationen.

Um herauszufinden, an welchen Bewirtschaftungsmaßnahmen die Landwirte am meisten interessiert sind, um maßgeschneiderte Informationen zu erhalten, wurde eine Reihe von Fragen für jede Bewirtschaftungskomponente gestellt, die potenziell durch ein maßgeschneidertes Vorhersagesystem unterstützt werden kann: Optimale Düngemenge, optimaler Düngzeitpunkt, optimale Bewässerungsmenge, optimaler Bewässerungszeitpunkt, Ertragsentwicklung, Schädlings- und Krankheitsrisiko und agrarmeteorologische Wetterrisiken.

Der Bedarf an maßgeschneiderten Informationen wurde für alle Kulturarten und Maßnahmen in der ersten Jahreshälfte als am wichtigsten empfunden. Es wurden weitere Fragen gestellt, um zu ermitteln, wie oft und in welchem Format die Befragten am liebsten maßgeschneiderte Informationen erhalten würden. Im Durchschnitt und über alle Maßnahmen hinweg wurden wöchentliche Informationen in elektronischer Form über eine mobile App oder einen E-Mail-Bericht am häufigsten gewählt. Unsere Ergebnisse veranschaulichen auch eine Lücke zwischen den Auswirkungen des Klimawandels und entsprechenden Anpassungsoptionen in der Produktionstechnik der Pflanzenproduktion in der österreichischen Landwirtschaft, unterstützen die Bedeutung von wetterabhängigen Anbaumanagemententscheidungen und empfehlen die Förderung von agrarmeteorologischen Vorhersagesystemen bis zu 6 Monaten zur Unterstützung des saisonalen Pflanzenbaumanagements.

Verbesserte saisonale Wettervorhersagen für die Anwendung in der Landwirtschaft (AP2): Nach der Überprüfung des INCA-Downscaling (=räumliches Herunterskalieren) im Vergleich zu SEAS5 oder ECMWF EPS10 (für eine Vorhersage von zehn Tagen) können zwei wesentliche Schlussfolgerungen gezogen werden:

Die erste ist, dass das INCA-Downscaling für Variablen wie die Temperatur nützlich ist, bei denen externe Einflüsse wie die Orographie eine Rolle spielen. Dieses ist nicht nur in der Lage, die Vorhersage während des vorhersagbaren Zeithorizonts zu verbessern (Zunahme des MAE als Funktion der Vorlaufzeit), sondern wirkt sich auch während des klimatischen Zeithorizonts aus (flacher Skill als Funktion der Vorhersagezeitraums).

Die zweite Schlussfolgerung ist die Auswirkung von Beobachtungen, die zeigen, dass dies nur für die kurzfristige Vorhersage (Maximum am ersten Tag) wichtig ist und danach keine Bedeutung mehr hat, was sich nur auf die Vorhersagbarkeit der Modelle auswirkt (plus Downscaling-Effekte bei ausgewählten Variablen). Dies bringt uns zur Bedeutung des Downscaling (mit Hinzufügung des Wertes von Beobachtungen) für Variablen wie der Temperatur.

Während INCA viel schneller rechnet und Echtzeitanalysen, 10-Tage- und saisonale Vorhersagen auf demselben Gitter liefert, bietet SURFEX als vollständiges physikalisches Modell zusätzliche Vorhersagefelder, die in nachgelagerten Anwendungen genutzt werden können (z.B. Bodentemperatur), so dass beide Systeme in der Anwendung ihre Vorteile haben. Wie bei INCA ist die stärkste Auswirkung des Downscaling mit SURFEX in komplexem Gelände zu beobachten, während die Verbesserung im Flachland eher gering ist. Obwohl das grundsätzliche Problem der geringen Vorhersagbarkeit von Wetterbedingungen Monate im Voraus in mittleren Breiten mit beiden Ansätzen nicht gelöst werden kann, ist die Forschung zum Downscaling von meteorologischen Feldern vor allem im Hinblick auf nachgelagerte Anwendungen von Bedeutung.

Aus technischer Sicht wurden alle Anwendungen in einem operationellen Echtzeitmodus getestet, was zu der Schlussfolgerung führt, dass sowohl die Berechnung als auch die Datenverarbeitung bereits für die gewählte Teilmenge von 16 Vorhersagemitgliedern möglich ist. Eine Skalierung des Systems auf 50 Mitglieder ist nur eine Frage der Finanzierung.

Leistung von Algorithmen und Indikatoren für agrarmeteorologische Risiken bei saisonalen Vorhersagen und unterschiedlichen klimatischen Bedingungen in Österreich (AP3+4):

Wir haben festgestellt, dass die evaluierten und getesteten Indikatoren für die Auswirkungen auf die Anbaubedingungen und -risiken nicht nur in Abhängigkeit des Vorhersagezeitraums der Wettervorhersage, sondern auch in Abhängigkeit von den lokalen klimatischen Bedingungen (Einfluss auf die tatsächlich vorherrschenden Anbaurisiken oder -beschränkungen) und der Art des Indikators (Einfluss der geringeren Vorhersagbarkeit absoluter Parametergrenzwerte, wie z.B. der Zeitpunkt der kritischen Temperatur im Vergleich zu kumulierenden Indikatoren, wie z.B. Temperatursummen) unterschiedlich abschneiden. Natürlich steigt im Durchschnitt die Leistung aller Auswirkungsindikatoren mit kürzerer Vorhersagezeit in Übereinstimmung mit der Vorhersagbarkeit der Wetterparameter und der Vorhersagefähigkeiten (AP2).

So wurde beispielsweise das temperatursummengesteuerte Modell für die Ascosporenreife bei Apfelschorf (*Venturia inaequalis*) erfolgreich getestet. Das gewählte Modell weist eine zufriedenstellende Genauigkeit und Präzision auf und ist einfach genug und leicht zu verwenden. Da die Ascosporenreife ein Prozess ist, der in einem Zeitrahmen von etwa 100 Tagen abläuft, kann das Modell mit kurz- und langfristigen Wettervorhersagen betrieben werden.

Ein ähnliches Beispiel ist das entwickelte Drahtwurmmodell, das einen positiven Zusammenhang zwischen Bodentemperatursummen und Drahtwurmschäden in Kartoffeln im Nordosten Österreichs (Kartoffelanbauregion "Weinviertel") zeigt, wo warm-trocken liebende Drahtwurmart dominieren. Die auf dieser Beziehung basierenden Modelle können zur Vorhersage der jährlichen Drahtwurmschäden mit steigender Zuverlässigkeit jeweils Ende August, September und Oktober verwendet werden. In Verbindung mit saisonalen Prognosen könnte eine erste Risikobewertung Anfang August möglich sein, was Landwirten und Beratern eine Entscheidungshilfe für den Erntezeitpunkt von Kartoffeln bieten würde. Generell deutet die positive Korrelation zwischen Bodentemperatursummen und Drahtwurmschäden in Kartoffeln darauf hin, dass zumindest für Nordost-Österreich mit einem steigenden Drahtwurmdruck auf Kartoffeln zu rechnen ist, wenn die Durchschnittstemperaturen aufgrund des Klimawandels ansteigen.

Auch andere Akkumulationsindikatoren wie der HUGLIN-Index, die potenzielle Wasserbilanz, das pflanzenbezogene verfügbare Bodenwasser und die potenzielle Ertragsdefizite (integriert im GIS-basierten ARIS System mit 1km Gitterberechnung über die gesamte landwirtschaftliche Nutzfläche Österreichs) und andere zeigen eine ähnlich vielversprechende Performance bei Anwendung von kurz- bis mittelfristigen (bis 7 Monate) Wettervorhersagen.

Dagegen sind Indikatoren, die kritische Grenzwerte für Wettervariablen enthalten, wie z. B. das Risiko von Frostschäden (kritische Temperatur von 0 °C), einige Schädlingalgorithmen (Trauben- und Pflaumenwickler, Rebzikade) und andere nur für kurzfristige Wettervorhersagen am besten geeignet, und weniger für saisonale Vorhersagen, wo die Vorhersagegüte je nach Standort und Jahr stark schwanken kann. Obwohl sie zur Erkennung von Klimatrends eingesetzt werden können, sind ihre Leistungen für die Entscheidungsunterstützung bei der Bewirtschaftung von Nutzpflanzen innerhalb der Saison daher meist begrenzt. Dabei spielen zusätzlich die erforderlichen Genauigkeitsanforderungen für bestimmte Anwendungen eine Rolle (z. B. minimale Abweichungen vom vorhergesagten Ereigniszeitpunkt, um rechtzeitig Pflanzenschutzmaßnahmen ergreifen zu können).

In Bezug auf die Leistung des Ertragsmodells iCrop (Anwendung einer Kombination von Ensemble-Wettervorhersagen mit klimatologischen Aufzeichnungen bis zum Ende der Wachstumsaison) werden genaue Ertragsvorhersagen geliefert. Die Vorhersage der Qualität der Ernte (für Winterweizen) ist vor der Ernte bei unterschiedlichen Vorhersagelängen unabhängig von der Vorlaufzeit. Dies bedeutet, dass Ertragsvorhersagen bereits zu einem frühen Zeitpunkt während einer Anbausaison möglich sind und das Potenzial haben, Entscheidungsträger

darüber zu informieren, wann ihre Bewirtschaftung (insbesondere die untersuchte Stickstoffdüngung) noch an die zu erwartenden Wachstumsbedingungen der kommenden Saison angepasst werden kann. Somit können ökonomische und ökologische Leistungen der Anbausysteme in Österreich zu verbessert werden. Es ist jedoch wichtig zu bedenken, dass die Genauigkeit jeder Ertragsvorhersage auch von der Leistungsfähigkeit des Ertragsmodells abhängt, das zur Umsetzung der Wettervorhersagen für maßgeschneiderte Informationen verwendet wird. Dies war bei unseren Experimenten der Fall, da wir durch die Verwendung des iCrop-Modells, das für österreichische Anbaubedingungen und Winterweizensorten gut parametrisiert ist, auf früheren Arbeiten aufbauen konnten.

C) Projektdetails

6 Methodik

(max. 10 Seiten)

Begründung und Darstellung des gewählten Forschungsansatzes.

Der Bericht "Österreichische Strategie zur Anpassung an den Klimawandel" (Bundesministerium für Land- und Forstwirtschaft, Umwelt und Wasserwirtschaft, 2017) hat die Notwendigkeit der "Verbesserung der Datenbasis (Wissen über das System und die Auswirkungen des Klimawandels) und die Bereitstellung und Erweiterung von Informationen in Richtung eines Klimainformationssystems für Akteure und Entscheidungsträger als Entscheidungsgrundlage" als eine der wichtigsten "Handlungsempfehlungen" erkannt. Im Hinblick auf Anpassungsmaßnahmen in Anbausystemen betont der Bericht die Notwendigkeit, die Bodenfruchtbarkeit zu verbessern, die Wassernutzungseffizienz in Bewässerungssystemen durch Optimierung der Bewässerungsplanung (Zeitpunkt, Menge) zu erhöhen, hitze- und trockenheitsresistente Pflanzensorten zu entwickeln, die Düngung der Pflanzen durch bedarfsgerechte und standortbezogene Maßnahmen zu optimieren, Pflanzenschutzmaßnahmen zu verbessern und das Klimarisiko zu verringern.

Pflanzenwachstum und Ertragsbildung sind das Ergebnis komplexer Wechselwirkungen zwischen pflanzengenetischen Merkmalen (G), Bewirtschaftungspraktiken (M) und dem Produktionsumfeld (E). Landwirte neigen im Allgemeinen dazu, eine optimale Kombination aus Pflanzengenotyp (G) und agronomischer Bewirtschaftung (M) auf der Grundlage ihrer Erfahrungen aus der Vergangenheit auszuwählen. Die optimale G x M-Kombination hängt jedoch stark von den saisonalen Wetterbedingungen (E) ab, die je nach Standort und Anbausaison variieren. Die derzeitige Anbaupraxis in Bezug auf die Menge und den Zeitpunkt des Einsatzes von Betriebsmitteln (mineralische und organische Düngemittel, Biozide, Bewässerungswasser usw.) basiert weitgehend auf empirischen Ansätzen, die den Bedarf der Kulturen in "durchschnittlichen Jahreszeiten" unter "durchschnittlichen Preis- und Marktbedingungen" darstellen. Während diese "durchschnittlichen" Bewirtschaftungspraktiken in der Vergangenheit relativ erfolgreich waren, erfordern die zunehmende Klimavariabilität und die sich rasch verändernden sozioökonomischen Bedingungen eine gezieltere saisonale Bewirtschaftung der Kulturen, um den Aufwand in weniger günstigen Jahreszeiten zu minimieren und in Jahreszeiten mit hohem Ertragspotenzial zu maximieren. Die Verbesserung der Produktivität, der Ressourceneffizienz und der Widerstandsfähigkeit von Anbausystemen erfordert daher eine Verlagerung von der empirischen "durchschnittlichen" Bewirtschaftung der landwirtschaftlichen Ressourcen hin zu einer hochgradig optimierten, standort- und seasonspezifischen Bewirtschaftung in Echtzeit.

Landwirte müssen sowohl vor als auch während der Anbausaison regelmäßig eine Reihe wichtiger Entscheidungen treffen, die stark von den aktuellen und saisonalen Wetterbedingungen abhängen. Das Ergebnis dieser Entscheidungen wird jedoch erst mehrere Monate später bei der Ernte sichtbar. Meteorologische Vorhersagen bieten die Möglichkeit, Schwankungen in der pflanzlichen Produktion früh genug zu antizipieren, um die Bewirtschaftungsentscheidungen (d. h. G x M) an die erwarteten Wachstumsbedingungen (E) anzupassen und zu optimieren, um negative Auswirkungen zu verringern oder günstige Bedingungen zu nutzen. Die Nutzung meteorologischer Vorhersageprodukte unterschiedlicher Zeitspannen zur Entwicklung flexibler, proaktiver Strategien für den Umgang mit Klimaschwankungen und extremen Wetterereignissen (z. B. Frost, Hagel, Wasser- und Hitzestress) gilt als eine der wichtigsten Maßnahmen zur Verbesserung der Widerstandsfähigkeit landwirtschaftlicher Systeme gegenüber dem Klimawandel und der zunehmenden Klimavariabilität.

Geschickte Vorhersagen von Niederschlag und Temperatur für die nächsten Tage, Wochen oder Monate können die optimale Planung einer Vielzahl von Aktivitäten im landwirtschaftlichen Betrieb unterstützen, einschließlich der Auswahl geeigneter Pflanzenarten und -sorten und der Optimierung von Pflanzzeitpunkt, Düngung, Bewässerung, Schutz vor biotischem und abiotischem Stress, Erntezeitpunkt usw.. Zu den wichtigsten Herausforderungen für Österreich, die in AGROFORECAST adressiert werden, gehören insbesondere die Optimierung des Nährstoffmanagements (Düngung) sowie des Schädlings- und Krankheitsmanagements und die Reduzierung der Auswirkungen von abiotischen Wetterrisiken. Die Optimierung des landwirtschaftlichen Inputs auf allen relevanten räumlichen und zeitlichen Skalen durch Smart- und Precision-Farming-Optionen wird in AGROFORECAST als entscheidend für die Gewährleistung einer nachhaltigen und widerstandsfähigen Produktion in der Landwirtschaft, den Schutz von Ökosystemleistungen, die Verbesserung der Biodiversität und der Ernährungssicherheit sowie der sozioökonomischen Bedingungen für die Landwirte angesehen.

Die Fähigkeit zur Wettervorhersage hat sich seit mehr als drei Jahrzehnten aufgrund von Fortschritten beim wissenschaftlichen Verständnis der Klimatreiber, bei der Nutzung verbesserter und erweiterter Beobachtungen und bei der Supercomputerkapazität kontinuierlich verbessert. Die Vorhersagegüte hat sich bei Kurzfristprognosen um einen Tag pro Jahrzehnt verbessert, so dass die heutige 6-Tage-Vorhersage genauso genau ist wie die 5-Tage-Vorhersage vor zehn Jahren. Für die Zukunft werden erhebliche weitere Fortschritte bei der Zuverlässigkeit der Wettervorhersage erwartet. Saisonale Prognosen, die Vorhersagen darüber liefern, wie sich die durchschnittlichen Bedingungen in der Atmosphäre, im Ozean und an der Landoberfläche über bestimmte Gebiete und Zeiträume wahrscheinlich vom langfristigen Durchschnitt unterscheiden werden, machen eine vergleichbare Entwicklung durch. Die Verbesserung der Kompetenz von saisonalen Vorhersagen über Europa ist immer eine Herausforderung, da die durchschnittliche Vorhersagbarkeit gering ist. Die Kompetenz ergibt sich aus der Erfassung sowohl

der zwischenjährlichen Schwankungen als auch der langfristigen Trends, und obwohl sie im Durchschnitt über Europa, insbesondere im Winter, oft gering ist, ist die Zuverlässigkeit im neuesten Langfristvorhersagesystem SEAS5 des ECMWF (European Centre for Medium-Range Weather Forecasts) im Allgemeinen recht hoch.

Trotz der zunehmenden Anerkennung des potenziellen Werts von Wettervorhersagen für die Landwirtschaft klafft immer noch eine Lücke zwischen dem, was Wissenschaftler als "nützliche" Informationen ansehen, und dem, was die Nutzer (z. B. Landwirte, Beratungsdienste, politische Entscheidungsträger) als "brauchbar" für ihre Entscheidungsprozesse anerkennen.

In Bezug auf eine Verbesserung der Treffsicherheit von saisonalen Wettervorhersagen, wurde in AGROFORECAST sowohl ein statistisches als auch ein dynamisches Downscaling-Verfahren angewendet, wobei die Informationen aus dem globalen Modellgitter (36x36km Gitterboxgröße) auf das 1x1km INCA-Gitter (Integrated Nowcasting through Comprehensive Analysis) der ZAMG heruntergerechnet werden, um räumlich homogene Ensemble-Wettervorhersagedatensätze zu erzeugen. Ein neuer Ansatz, der im Rahmen des Projekts angewandt wurde, ist die Kombination von INCA-Daten der vergangenen Zeitperiode (z.B. vom Beginn der Vegetationsperiode bis zum Vorhersagebeginn) und herunterskalierten probabilistischen Vorhersagedaten (bis zu +7 Monate in die Zukunft), die zu einem räumlich konsistenten Datensatz als Eingabeparameter für die angewandten Modelle und Algorithmen zusammengeführt werden.

Um die Wettervorhersagen in eine "brauchbarere" Form für die Nutzer (Landwirte) zu bringen, müssen die grundlegenden probabilistischen Vorhersagedaten in maßgeschneiderte Vorhersageprodukte für bestimmte Entscheidungen umgewandelt werden, wie zum Beispiel um die Effizienz der Ressourcennutzung zu erhöhen oder die Auswirkungen von Wetterrisiken zu vermeiden (wie optimaler Zeitpunkt und Menge der kulturspezifischen Düngung und Bewässerung, Planung der Feldarbeiten, Pflanzenschutzmaßnahmen u.a.). Die Anwendung verschiedener Modelle und Algorithmen bieten dazu ein Mittel zur Umsetzung von Witterungsprognosen in neue und relevantere Informationen für die Akteure des Agrarsektors.

Die Bedeutung der Verknüpfung von Wettervorhersagen mit Erntemodellen liegt in der Fähigkeit dynamischer prozessbasierter Erntemodelle, die Reaktionen des Pflanzenwachstums und der Pflanzenentwicklung auf vorherrschende Wetterbedingungen, Bodeneigenschaften, genetische Sortenparameter und Bewirtschaftungsmethoden zu erfassen. Zu den wichtigsten Prozessen, die in Pflanzenmodellen simuliert werden, gehören die phänologische Entwicklung und das Biomassewachstum der Pflanzen, die Entwicklung der Blattfläche, die Lichtabsorption und -nutzung, der Wasser- und Nährstoffbedarf der Pflanzen, die Ertragsbildung, die Dynamik von Wasser, Kohlenstoff und Stickstoff (N) im Boden, die Evapotranspiration sowie die Auswirkungen der atmosphärischen

Kohlendioxidkonzentration (CO₂) auf die Photosynthese und die Wassernutzungseffizienz. Aufgrund dieser Fähigkeiten werden Pflanzenmodelle in so unterschiedlichen Bereichen wie der Optimierung des Einsatzes von N- und P-Düngern zur Verbesserung der Pflanzenproduktivität und des Umweltnutzens der Abschätzung des Wasserbedarfs von Pflanzen und der Optimierung der Bewässerungsplanung, der Modellierung des Wertes adaptiver Pflanzeigenschaften zur Unterstützung der Verbesserung von Pflanzen, operationelle Erntevorhersagen und die Bewertung der Auswirkungen des Klimawandels und der Klimaschwankungen auf das Pflanzenwachstum und die Ertragsbildung auf regionaler, nationaler und globaler Ebene.

Für Anwendungen in der landwirtschaftlichen Entscheidungsfindung auf Betriebs- und Feldebene müssen Pflanzenmodelle zunächst parametrisiert und an gemessenen Datensätzen für die Zielanbausysteme getestet werden, um die Genauigkeit und Zuverlässigkeit der Simulationsergebnisse zu verbessern.

Die Projektpartner an der BOKU haben langjährige Erfahrungen in der Entwicklung und Anwendung von Pflanzenbau- und agrarmeteorologischen Modellen und haben bereits Pflanzenbaumodelle wie APSIM, DSSAT, CropSyst, Aquacrop und EPIC für österreichische Anbausysteme parametrisiert. In jüngerer Zeit wurde das einfache und robuste Kulturpflanzenmodell iCrop im Projekt Farm/IT (<https://farmit.at/de/>) erfolgreich für österreichische Winterweizen-, Mais-, Kartoffel- und Zuckerrübensorten parametrisiert, ebenso wie eine Reihe von ARIS-Algorithmen im Projekt COMBIRISK.

Beschreibung des methodischen Ansatzes

1. Identifizierung der wichtigsten wetterbedingten Entscheidungen sowie der Bedürfnisse und Erwartungen der Landwirte (AP1)

Die Entscheidungsfindung in landwirtschaftlichen Systemen ist ein komplexer Prozess, der von einer Reihe interagierender Faktoren beeinflusst wird, darunter das soziokulturelle Umfeld, die Marktsituation, Agrarsubventionen, Wetterbedingungen und die Anpassungsfähigkeit der einzelnen Landwirte. Daher ist die Identifizierung von primär wetterabhängigen Entscheidungen von entscheidender Bedeutung für die Entwicklung von maßgeschneiderten Prognoseprodukten. Angesichts der Vielfalt der Anbausysteme in Österreich können sich die wetterbedingten Entscheidungen auch je nach Art des Anbaus unterscheiden, z.B. einjähriger vs. mehrjähriger, konventioneller vs. biologischer Anbau, Winter- vs. Frühjahrskulturen. Bei Wintergetreide sind beispielsweise der Zeitpunkt und die Menge der Stickstoffdüngung im Frühjahr eine wichtige witterungsabhängige Entscheidung, während bei Frühjahrskulturen die Wahl der Pflanzenart, der Pflanzzeitpunkt und die Bewässerungsplanung die wichtigsten Entscheidungen sind, die von den Wetterbedingungen beeinflusst werden. Der erste Schritt zur Entwicklung eines effektiven, durchgängigen Wettervorhersagesystems besteht also darin, die wichtigsten Entscheidungen der

Landwirte, die von den Wetterbedingungen beeinflusst werden, zu untersuchen und zu verstehen.

Dazu wurde ein online-basierter strukturierter Fragebogen entwickelt (siehe Ergebnisse AP1) und die Umfrage über verschiedene Kanäle verteilt. Die gesammelten Daten wurden analysiert, um die kontextspezifischen Wahrnehmungen, Bedürfnisse und Erwartungen der Landwirte in Bezug auf Wettervorhersage- und Entscheidungshilfeprodukte zu ermitteln. Aus den Daten der Landwirtebefragung wurden auch die Anforderungen der Landwirte in Bezug auf Vorhersagegenauigkeit und des erforderlichen Vorhersagezeitraums abgeleitet.

Am Ende dieses Prozesses (AP 4) wurden 2 Betriebe für eine enge Zusammenarbeit bei der konkreten Anwendung maßgeschneiderter Vorhersageprodukte für ihre Managemententscheidungen ausgewählt, mit einem Fokus auf die Stickstoffdüngung bei Winterweizen und Ertragsprognosen.

2. Entwicklung und Erprobung modernster Downscaling-Ansätze, um die globalen saisonalen Ensemblevorhersagen näher an die für landwirtschaftliche Entscheidungen geeigneten Skalen heranzuführen (AP 2)

Das ECMWF Langfristvorhersagesystem 5 (SEAS5) ist das neueste saisonale Produkt des ECMWF (in Betrieb seit November 2017), das an der ZAMG verfügbar ist. Jeden Monat wird eine neue saisonale Vorhersage vom ECMWF berechnet und verteilt. Dieses globale gekoppelte atmosphärisch-ozeanische Modell liefert die groben Vorhersageparameter, die in diesem Projekt herunterskaliert werden. Der schwierigste Vorverarbeitungsschritt bei der Eingabe meteorologischer Daten ist die räumliche Herunterskalierung der Vorhersagen auf der 1 km- oder Sub-km-Skala. Zu diesem Zweck werden Interpolationsmethoden eingesetzt, die in INCA Nowcasting verwendet werden; 3D-NWP-Felder über Druckniveaus werden als sogenannte "First guess" oder Hintergrundfelder in INCA verwendet, indem die Methode der trilinearen Interpolation auf das 3D-INCA-Gitter angewendet wird.

Da eine Talatmosphäre unterhalb des Bergrückens aufgrund der groben Auflösung des globalen NWP-Modells nicht vollständig repräsentiert ist, wird die Temperatur in den Berggebieten durch Verschiebung des Grenzschicht-Temperaturprofils nach unten auf die INCA-Talbodenoberfläche entsprechend dem vertikalen Temperaturgradienten auf jedem Modellgitterpunkt ermittelt. Obwohl die saisonalen Vorhersagen auf 8 Druckniveaus verfügbar sind, wird die vertikale Auflösung in den unteren Niveaus höchstwahrscheinlich nicht ausreichen, um Gradienten für eine solche Extrapolation nach unten zu berechnen, so dass die konstanten Temperaturprofile verwendet werden müssen. Die Einschränkung der 3d-Interpolation gilt ohnehin nur für Gebirgsregionen, so dass die saisonalen Ensemblevorhersagen für 2m-Temperaturen auf das 2d-Gitter z.B. des Marchfeldes interpoliert werden könnten, ohne dass 3d-Feldinformationen benötigt

werden. Wie im operationellen INCA wird das SRTM 30" Global Digital Elevation Model und die Lambert-Projektion verwendet.

Die zweite Methode ist ein dynamisches Downscaling der saisonalen Prognosen mit dem Bodenmodell SURFEX (Masson et al., 2013). Dieser Ansatz basiert auf der Erkenntnis, dass zwischen dem Verhalten der Atmosphäre und den Prozessen an der Landoberfläche eine große Wechselbeziehung besteht, insbesondere für oberflächennahe Parameter wie die Temperatur in 2 m Höhe über dem Boden. Aufgrund der besseren Darstellung von Boden- und Vegetationseigenschaften auf der 1km-Skala in dem zu verwendenden Bodenmodell können lokale Effekte, die zu kleinräumigen Veränderungen der atmosphärischen Parameter in der Realität führen, genauer beschrieben werden, als dies im globalen Vorhersagesystem möglich ist.

Die Daten des saisonalen Vorhersagesystems werden als atmosphärischer Antrieb für das Bodenmodell verwendet, das dann die erforderlichen Ausgangsgrößen auf einem 1-km-Gitter berechnet. Besonderer Wert wird auf eine angemessene Beschreibung der Boden- und Vegetationscharakteristik an den Teststandorten gelegt. Die Ausgangsvariablen beider Downscaling-Ansätze werden sowohl mit In-situ-Messungen als auch untereinander validiert.

3. Entwicklung und Bewertung maßgeschneiderter agrarmeteorologischer Vorhersageprodukte durch Verknüpfung von Wettervorhersagen mit agroklimatischen Indikatoren und dynamischen Ertragsmodellen (AP3+4)

Das dynamische prozessbasierte Pflanzenwachstumsmodell iCrop (und zusätzlich Aquacrop für den Bewässerungsbedarf) und ausgewählte (Berücksichtigung AP1 Umfrage) agrarmeteorologische Risikoindikatoren (aus ARIS u.a.) für die Pflanzenproduktion werden verwendet, um Wettervorhersagen auf diese landwirtschaftlich nutzbaren Indikatoren anzuwenden um einen Mehrwert für Entscheidungsgrundlagen zu liefern.

Die von ARIS und den Anbaumodellen benötigten täglichen Wettervariablen (Sonneneinstrahlung, Niederschlag, Lufttemperaturen) aus Wetterstationen, Gitterdatensätzen und Vorhersagen werden vom Partner ZAMG (AP2) bereitgestellt. Die angewendeten Modelle und die agrarmeteorologischen Indikatoren werden mit den aktuellen INCA-Wetterdaten bis zum Vorhersagebeginn und anschließend mit den Wettervariablen für den kurzfristigen Vorhersagezeitraum (bis zu 10 Tage im Voraus) gerechnet, die beide aus dem operationellen Vorhersagesystem der ZAMG stammen. Neu an dem Projekt ist die Erweiterung des Vorhersagebereichs auf plus 7 Monate, wobei die meteorologischen Vorhersagevariablen als Eingabedaten in die angewendeten Modelle in der gleichen räumlich-zeitlichen Auflösung und im gleichen Format wie die INCA Daten und die Kurzfristvorhersagen bereitgestellt werden.

Das iCrop-Modell wird beispielsweise auf Feldebene auf der Grundlage von Bodeneigenschaften (Wasserhaltevermögen, Schüttdichte, organischer und mineralischer Stickstoff), anfänglichen Bodenbedingungen (Wasser- und mineralischer Stickstoffgehalt) und Bewirtschaftungspraktiken (Pflanzentyp und -sorte, Pflanzdatum, Düngung vor der Ernte usw.) gestartet. Wann immer die Versorgung des Bodens mit Wasser und Nährstoffen geringer ist als der Bedarf der Pflanzen, werden von iCrop (und Aquacrop) Stresswarnungen ausgegeben, die zur Anpassung des Einsatzes von Betriebsmitteln (Wasser, Düngemittel) genutzt werden können. In ähnlicher Weise berechnen ARIS-Indikatoren andere Arten von biotischem und abiotischem Stress oder bevorstehende wetterbedingten Risiken für eine Reihe von Nutzpflanzen (z. B. Schädlingsdruck, Frost- und Hitzeeinwirkung usw.). Die Simulationsergebnisse beider Ansätze (ARIS/Indikatoren/Algorithmen und Ertragsmodelle) werden analysiert, um (i) Empfehlungen für agronomische Entscheidungen wie Bewässerungsbedarf, Düngung, Pflanzenschutz, Schutzmaßnahmen gegen Wetterrisiken usw. abzugeben und (ii) den erwarteten Ernteertrag am Ende der Saison vorherzusagen.

Bewertung der Leistung/Genauigkeit und des wirtschaftlichen und ökologischen Werts der kombinierten Vorhersageprodukte

Die Bewertung der Genauigkeit von Wettervorhersagen (d. h. des Gesamtniveaus der Übereinstimmung zwischen Vorhersagen und Beobachtungen) ist von entscheidender Bedeutung für die weitere Verbesserung von Downscaling-Modellen und den Aufbau vertrauensvoller Beziehungen zwischen Anbietern von Klimainformationen und Landwirten.

Verschiedene geeignete statistische Parameter werden verwendet um die Leistung (Güte) der verschiedenen Vorhersagen der verschiedenen Modellausgabeveriablen und Indikatoren zu testen, wobei die jeweilige Abweichung der Prognoseszenarien der Wettervorhersage (Modellläufe und Vorhersagezeitraum) von der Realität als Referenz die Grundlage bildet (vgl. Ergebnisse AP3).

Um den darauf aufbauenden ökonomischen und ökologischen Wert von maßgeschneiderten Vorhersageprodukten (insbes. der Stickstoffdüngung) exakt zu bewerten, wurden die von Landwirten bewirtschafteten Felder, die keine Vorhersagen verwenden, mit Feldern verglichen, bei denen die Landwirte ihre Entscheidungen auf der Grundlage der maßgeschneiderten Vorhersagen angepasst haben.

Um den potentiellen ökonomischen und ökologischen Wert sowie die praktische Anwendbarkeit (Schwächen und Stärken) der Prognosen im Zusammenhang mit der Anwendung maßgeschneiderter Indikatoren zu bewerten, wurden alle Indikatoren durch Experten aus dem Projekt geprüft, die aus den angewandten Modellen und Instrumenten abgeleitet wurden (z.B. Nitratauswaschungspotenzial, Schädlingsdruck/-management und damit verbundener Einsatz und Emissionen von Agrarchemikalien). Die Ergebnisse für jeden im Projekt geprüften Indikator wurden in Tabellen übersichtlich als Entscheidungshilfe nutzbar dargestellt.

7 Arbeits- und Zeitplan

Zeitplanung der Arbeitspakete (WP), Projekttreffen und Meilensteine (M):

WP1: Stakeholder-Analyse und Entwicklung einer Datenbasis

WP2: Entwicklung und Validierung von herunterskalierten saisonalen Prognosen

WP3: Analyse der Indikatorleistung und der Unsicherheiten auf verschiedenen Vorlaufzeitskalen auf Betriebsebene

WP4: Verbreitung und Bewertung der maßgeschneiderten Prognosen

W	Month (1= first month, 36= last month; grey= active WP)																																									
	P	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36					
1	A			1									B				1																				D	1				
				.	1											.	2																					.	3			
2		2								2					2										2												2					
		.	1							.	2					.	3							.	4												.	5				
3																							3													3		3	3			
																							.	1												.	2			.	3	4
4																							4			4											4			4		
																							.	1			.	2									.	3			.	3

Management meetings among the partners:

- (A) Kick Off meeting.
 - (B) Zweites jährlichen Projekttreffen
 - (C) Drittes jährlichen Projekttreffen
 - (D) Abschlussmeeting
- (Zahlen x.x): Meilensteine

8 Publikationen und Disseminierungsaktivitäten

Tabellarische Angabe von wissenschaftlichen Publikationen, die aus dem Projekt entstanden sind, sowie sonstiger relevanter Disseminierungsaktivitäten.

Wissenschaftliche Publikationen

Firanj Sremac, A.; Lalic, B.; Cuxart, J.; Marcic, M. Maximum, Minimum, and Daily Air Temperature Range in Orchards: What Do Observations Reveal?. *Atmosphere* 2021, 12, 1279. <https://doi.org/10.3390/atmos12101279>

Lalić, B.; Fitzjarrald, D.R.; Firanj Sremac, A.; Marčić, M.; Petrić, M. Identifying Crop and Orchard Growing Stages Using Conventional Temperature and Humidity Reports. *Atmosphere* 2022, 13, 700. <https://doi.org/10.3390/atmos13050700>

Manschadi, A. M., Eitzinger, J., Breisch, M., Fuchs, W., Neubauer, T. and Soltani, A. (2021). Full parameterisation matters for the best performance of crop models: Inter-comparison of a simple and a detailed maize model. *International Journal of Plant Production* 15.

Manschadi, A. M., Palka, M., Fuchs, W., Neubauer, T., Eitzinger, J., Oberforster, M., and Soltani, A. (2022). Performance of the SSM-iCrop model for predicting growth and nitrogen dynamics in winter wheat. *European Journal of Agronomy* 135.

Manschadi, A. M., and Soltani, A. (2021). Variation in traits contributing to improved use of nitrogen in wheat: Implications for genotype by environment interaction. *Field Crops Research* 270.

Palka, M., Manschadi, A. M., Koppensteiner, L., Neubauer, T., and Fitzgerald, G. J. (2021). Evaluating the performance of the CCCI-CNI index for estimating N status of winter wheat. *European Journal of Agronomy* 130.

Thaler, S.; Formayer, H.; Kubu, G.; Trnka, M.; Eitzinger, J. (2021). Effects of Bias-Corrected Regional Climate Projections and Their Spatial Resolutions on Crop Model Results under Different Climatic and Soil Conditions in Austria. *Agriculture* 2021, 11, 1029. <https://doi.org/10.3390/agriculture11111029>

Konferenzen und Präsentationen

Firanj Sremac, A., Lalic, B., Eitzinger, J., and Schneider, S.: Modeling phenology of the Central European apple: The seasonal forecast application perspective, EMS Annual Meeting 2021, online, 6–10 Sep 2021, EMS2021-123, <https://doi.org/10.5194/ems2021-123>, 2021.

Thaler, S; Eitzinger, J; Kubu, G; et al. (2022): Application and evaluation of seasonal weather forecasts as well as climate change scenarios. [Poster] WAU Science Day, 19.12.2022, Wien.

Thaler, S; Eitzinger, J; Kubu, G; Manschadi, A; Palka, M; Schneider, S (2022): Application of seasonal weather forecasts and climate change scenarios on selected pest

and disease algorithms in Austria. [Poster] EMS Annual Meeting, 04.09.2022-09.09.2022, Bonn.

Thaler, S; Eitzinger, J; Kubu, G; Manschadi, A; Palka, M; Schneider, S.(2022): Evaluation of the performance of agrometeorological indicators in lead times of weather forecasts as well as climate scenarios. [Poster] 22. Österreichischer Klimatag , Apr 20-22, 2022, Vienna, AUSTRIA

Thaler, S.; Eitzinger, J; Kubu, G.(2021): Trends of weather-related impacts on Austrian crop production under changing climate. EMS 2021, Sep 03–10, 2021, online.

Palka M, Manschadi AM, Eitzinger J (2022): Wie die Verknüpfung von Pflanzenwachstums-modellen, Fernerkundung und saisonalen Wetterprognosen zur Verbesserung des N-Düngemanagements beitragen kann [Presentation], 5.10.2022, Salzburg, Austria. In LKÖ (Hrsg.), 7. Jahrestagung Pflanzenschutz-Warndienst.

Palka M, Manschadi AM, Eitzinger J (2022): Entscheidungsunterstützung zur Klimawandelanpassung im Pflanzenbau [Poster], 4.05.2022, Vienna, Austria. In: Ökosoziales Forum (Hrsg.), Agrar- und Forstwissenschaftliche Konferenz, Kreislaufwirtschaft: Bedarf - Strategien - Vernetzung.

Palka, M., Manschadi, A.M., Atencia, A., Eitzinger, J. & Schneider, S. (2022). Linking seasonal ensemble weather forecasts and dynamic crop modelling for improving in-season N-management [Presentation], 29. August -2. September 2022, Potsdam, Germany. In: XVII. Congress of the European Society of Agronomy.

Palka M, Manschadi AM, Eitzinger J, Schneider S, Neubauer T (2021): Wie die Verknüpfung von Pflanzenwachstumsmodellen, Fernerkundung und saisonalen Wetterprognosen zur Verbesserung des N-Düngemanagements beitragen kann [Presentation], 28.-30. September 2021. In: Gesellschaft für Pflanzenbauwissenschaften (Hrsg.), Mitt. Ges. Pflanzenbauwiss. 32, 58-59; ISSN 0934-5116

Palka M, Manschadi AM, Koppensteiner L, Neubauer T, Fitzgerald GJ (2021): Anwendung des Spektralindex CCCI-CNI zur Bestimmung der N-Versorgung von österreichischem Winterweizen [Poster]. ALVA - Jahrestagung 2021, Wieselburg, Austria, 4.-5. October 2021. In: ALVA (Hrsg.), ALVA - Jahrestagung 2021, 150-152; ISSN 1606-612X

Palka, M., Manschadi, A.M. & Eitzinger, J. (2021). Identification of farmers' needs for agro-meteorological forecasts - an Austrian survey [Poster], 12.-13. April 2021, online. In: Österreichischer Klimatag 2020/21.

Diese Projektbeschreibung wurde von der Fördernehmerin/dem Fördernehmer erstellt. Für die Richtigkeit, Vollständigkeit und Aktualität der Inhalte sowie die barrierefreie Gestaltung der Projektbeschreibung, übernimmt der Klima- und Energiefonds keine Haftung.

Die Fördernehmerin/der Fördernehmer erklärt mit Übermittlung der Projektbeschreibung ausdrücklich über die Rechte am bereitgestellten Bildmaterial frei zu verfügen und dem Klima- und Energiefonds das unentgeltliche, nicht exklusive, zeitlich und örtlich unbeschränkte sowie unwiderrufliche Recht einräumen zu können, das Bildmaterial auf jede bekannte und zukünftig bekanntwerdende Verwertungsart zu nutzen. Für den Fall einer Inanspruchnahme des Klima- und Energiefonds durch Dritte, die die Rechteinhaberschaft am Bildmaterial behaupten, verpflichtet sich die Fördernehmerin/der Fördernehmer den Klima- und Energiefonds vollumfänglich schad- und klaglos zu halten.