Abschlussbericht

GeoSenSys (Teilprojekt 1)

Gefördert durch

Bundesministerium für Ernährung und Landwirtschaft

aufgrund eines Beschlusses des Deutschen Bundestages

Projektträger

Bundesanstalt für Landwirtschaft und Ernährung

Hochschule Geisenheim University

Zuwendungsempfänger: Hochschule Geisenheim University (HGU)

Projektleitung: Prof. Dr. Jana Zinkernagel
Institut für Gemüsebau
Von-Lade-Straße 1
65366 Geisenheim

Förderkennzeichen: 2818509A18

Vorhabenbezeichnung: „Georeferenziertes Sensor-gestütztes Daten Management-System zur teilflächenspezifischen Bewässerung und Düngung von Freilandgemüse (GeoSenSys) - Teilprojekt 1“

Laufzeit des Vorhabens: 01.02.2020 bis 31.05.2024

Datum des Berichtes: 05.08.2024

Konsortium:

- Hochschule Geisenheim University (HGU) – Teilprojekt 1
- Leibniz-Institut für Gemüse- und Zierpflanzenbau, Großbeeren (IGZ) – Teilprojekt 2
- Dienstleistungszentrum Ländlicher Raum Rheinpfalz (DLR-RP) – Teilprojekt 3
- Geoinformationsdienst GmbH (GID) – Teilprojekt 4
- Fritzmeier Umwelttechnik GmbH & Co. KG (FMU) – Teilprojekt 5

Schriftstück bearbeiten

Inhaltsverzeichnis

I. Kurze Darstellung des Vorhabens ... 3

1. Ursprüngliche Aufgabenstellung sowie der wissenschaftliche und technische Stand an den angeknüpft wurde ... 3
2. Ablauf des Vorhabens ... 4
3. Wesentliche Ergebnisse sowie ggf. Zusammenarbeit mit anderen Stellen ... 4

II. Eingehende Darstellung ... 5

1. Im Rahmen des Vorhabens durchgeführten Arbeiten ... 5
2. Wichtigsten Positionen des zahlenmäßigen Nachweises ... 22
3. Notwendigkeit und Angemessenheit der geleisteten Projektarbeit ... 22
4. Voraussichtlicher Nutzen und Verwertbarkeit der Ergebnisse ... 23
5. Während der Durchführung des Vorhabens dem ZE bekannt gewordene Fortschritte auf dem Gebiet des Vorhabens bei anderen Stellen ... 23
6. Erfolgte oder geplanten Veröffentlichungen des Ergebnisses nach Nr. 5 der NABF ... 23

III. Erfolgskontrollbericht (separates Dokument) ... 26

1. Wissenschaftlich-technische Ergebnisse des Vorhabens ... 26
2. Verwertungsplan ... 26
   - 2.1. Erfindungen/Schutzrechte ... 26
   - 2.2. Wirtschaftliche Erfolgsaussichten nach Projektende ... 26
   - 2.3. Wissenschaftliche/technische Erfolgsaussichten nach Projektende ... 26
   - 2.4. Wissenschaftliche und wirtschaftliche Anschlussfähigkeit ... 26
3. Angaben zu Arbeiten, die zu keiner Lösung geführt haben ... 26
4. Angaben über die Einhaltung der Ausgaben- und der Zeitplanung ... 26

Schriftstück bearbeiten

I. Kurze Darstellung des Vorhabens

1. Ursprüngliche Aufgabenstellung sowie der wissenschaftliche und technische Stand an den angeknüpft wurde

Gesamtziel des Vorhabens

Düngung und Bewässerung von Freilandgemüse stehen im Spannungsfeld ökonomischer, ressourceneffizienter, und politischer Anforderungen an den Gemüsebau. Dies ist auf intensive Flächenbewirtschaftung, hohe Ertrags- und Qualitätsanforderungen sowie umfangreichen Ressourceneinsatz zurückzuführen. Die kurze Kulturzeit und die Ernte während des vegetativen Wachstums führen oft zu hohen N_{min}-Resten im Boden. Zudem verstärkt der hohe Bewässerungsbedarf die enge Kopplung der Stickstoff (N)-Dynamik an den Bodenwasserhaushalt, was Prozesse wie Nitrat-Auswaschung beeinflusst. Die meisten Gemüsebaubetriebe verfügen derzeit nicht über die notwendige Sensortechnik und Kontrollstrategien, um diese Herausforderungen zu bewältigen.

Das Projektziel war die Entwicklung eines georeferenzierten, sensorbasierten Expertensystems (GeoSenSys) für eine teilflächenspezifische Steuerung von N-Düngung und Bewässerung im Freilandgemüsebau. Dieses System ermittelt den spezifischen N-Bedarf auf Basis von Bodenprozessmodellen und sensorischen Messungen. Der Bewässerungsbedarf wird durch die Kombination verschiedener Methoden der künstlichen Intelligenz auf Grundlage von Boden-, Pflanzen- und Wetterdaten abgeleitet. Ein dynamisches Wachstumsmodell wurde durch die Integration von Spektralmessungen und davon abgeleiteten Vegetationsindices (VIs) integriert. Das System wurde modellhaft über eine browserbasierte Webanwendung nutzbar gemacht. Die Wirksamkeit des Systems wurde in Praxisbetrieben evaluiert. Das Projekt GeoSenSys fördert somit eine nachhaltige und ressourceneffiziente Düngung und Bewässerung im Freilandgemüsebau.

Stand der Wissenschaft und Technik zu Projektbeginn

Die Düngebedarfsermittlung für Stickstoff basiert in Deutschland auf dem N_{min}-Bedarfswerte-System, das bundesweit für relevante Gemüsearten und Anbauverfahren verwendet wird. Das Entscheidungshilfesystem (engl: decision support system, DSS) N-Expert[1] erstellt darauf basierend Nährstoffbilanzen, wird jedoch hauptsächlich in der Beratung und weniger in der Praxis genutzt. Wesentliche Komponenten der Stickstoffdüngung sind der N-Aufnahmeverlauf der Pflanze, die N-Mineralisierung und die N-Auswaschung. N-Expert bildet den N-Aufnahmeverlauf relativ statisch ab, unabhängig vom Wetter. Die N-Mineralisierung wird anhand des C:N-Verhältnisses der Ernterückstände und der Bodentemperatur berechnet, aber unabhängig von Bodenart und -feuchte. N-Auswaschungsverluste werden im System nicht berücksichtigt. Komplexere Modelle, wie C-N-Simulationsmodelle, bieten die Möglichkeit, Bodenzustandsgrößen wie N_{min}- und Wassergehalt tagesaktuell zu berechnen und somit Bewässerungs- und Düngungsempfehlungen zu optimieren. Die Ermittlung des Bewässerungsbedarfs erfolgt im Gemüsebau meist auf Grundlage der Klimatischen Wasserbilanz (KWB, vgl. FAO-56[2]), die den kulturspezifischen Wasserbedarf auf Basis von Evapotranspiration (ET), Niederschlag, Bewässerungsmenge und Kc-Werten berechnet. Dynamische DSS bieten das größte Potenzial, um das Wasser- und Nährstoffmanagement zu verbessern, da sie die Wechselwirkungen zwischen verschiedenen Schlüsselprozessen modellieren. Diese Modelle liefern spezifische Handlungsempfehlungen für verschiedene Kulturen und Bedingungen. Sensoren, wie zur Erfassung von VIs, die eng mit Bestandeseigenschaften korrelieren, werden erforscht, um den Dünge- und Bewässerungsbedarf zu bestimmen. Methoden der künstlichen Intelligenz ermöglichen die Verarbeitung großer,

[1] Feller, C.; Rehbein, K. (2017). N-Expert weiterentwickelt. B&B Agrar, 6, 32-33

[2] Allen, R.G., Pereira, L.S., Raes, D. und Smith, M. (1998). Crop evapotranspiration. FAO Irrigation and Drainage Paper 56.

Schriftstück bearbeiten

komplexer Datenmengen, um präzise Vorhersagen zu treffen. Forschungsprojekte wie die EIP-Projekte „Precision Irrigation“ und „Green Cycle“ arbeiten zur Zeit der Antragstellung daran, bedarfsgerechte, automatisierte Bewässerungs- und Düngungssysteme zu entwickeln.

2. Ablauf des Vorhabens

Das Projekt umfasst elf Arbeitspakete (APs) zur Erstellung eines DSS zur Bewässerungs- und Düngeempfehlung im Spinat-Anbau. In AP-1 (IGZ, GID) wurden teilflächenspezifische Bodenkartierungen und Georeferenzierung von Versuchs- und Praxisflächen durchgeführt, wobei hochauflösende Karten zur weiteren Modellierung erstellt wurden. In AP-2 (GID, FMU, DLR) wurden Schnittstellen zur Bereitstellung von Wetterdaten entwickelt. Das AP-3 (FMU, DLR, HGU) und AP-4 (FMU, HGU, DLR, GID) zielte auf die Ermittlung von VIs und Bodensaugspannungen zur Steuerung der Bewässerung und N-Düngung ab. In AP-5 (IGZ) wurde der Einfluss von Umweltvariablen wie Bodenfeuchte und Bodentemperatur auf die Mineralisierungsprozesse untersucht. In AP-6 (HGU) wurde das neuronale Netz ANNI (Artificial Neural Net for Irrigation) zur Schätzung der Bodenfeuchte für die Bewässerungssteuerung parametrisiert, während AP-7 (IGZ) spezifische Pflanzenparameter in das C-N-Modell CANDY integriert. In AP-8 (IGZ, DLR) fand die Erstellung eines N-Düngungsmodell basierend auf verschiedenen Zustandsgrößen des N-Haushalts statt. In AP-9 (GID) wurden Programmschnittstellen zur Einbindung externer Sensoren und Datenquellen entwickelt. Die Zusammenfassung aller Daten und Ergebnisse erfolgte in AP-10 (GID, IGZ, HGU, DLR) in welchem das GeoSenSys System zur Visualisierung der Entscheidungshilfe entwickelt wurde. Abschließend wurde in AP-11 (alle Teilprojekte & Praxisbetriebe) das GeoSenSys System im praktischen Einsatz validiert und durch den Vergleich mit konventioneller N-Düngeempfehlung und Bewässerungssteuerung verglichen, wobei die Effizienz anhand des Ertrags und der ET bewertet wurde.

3. Wesentliche Ergebnisse sowie ggf. Zusammenarbeit mit anderen Stellen

Im Rahmen des erfolgreich abgeschlossenen Projekts wurden Modelle für die teilflächenspezifische Bewässerung und N-Düngung von Freilandgemüse am Beispiel der Modellkultur Spinat entwickelt. Es wurden hochaufgelöste Bodenkarten von Ton, Schluff und Sand, sowie organischem Kohlenstoff für die Versuchs- und Praxisflächen erstellt, die als entscheidende Eingangsparameter in beide Modelle einfließen, um eine teilflächenspezifische Entscheidungshilfe zu ermöglichen. Die entwickelten Modelle sind miteinander gekoppelt, indem sie auf einer gemeinsamen Datengrundlage basieren: Die Bodenfeuchte wird in das N-Düngungsmodell integriert, während der über den ISARIA-Sensor ermittelte N-Versorgungszustand als Datenquelle für das Bewässerungsmodell dient. Die VIs des ISARIA-Sensors dienen zudem der Abschätzung der dynamische Pflanzenentwicklung, die alternativ über ein Modell auf Grundlage von meteorologischen Größen abgeleitet wird, wodurch die Notwendigkeit der Eingabe von Kc-Werten entfällt und die Automatisierbarkeit erhöht wird. Während sich die VIs als geeignet zur Abschätzung des N-Versorgungszustands von Blattgemüse wie Spinat erwiesen haben, konnte der Wasserversorgungszustand bzw. -bedarf allein durch VIs nicht ausreichend erfasst werden. Das Bewässerungsmodell ANNI basiert auf künstlichen neuronalen Netzen (ANN), welches die nutzbare Feldkapazität (nFK in %) in der durchwurzelten Schicht schätzt. Es weist eine hohe Präzision auf und stellt durch den Einsatz erweiterter statistischer Modelle, wie “erklärbarer KI” (XAI), sowie durch die Integration zusätzlicher Datenquellen ein robustes Modell für den Bewässerungsbedarf dar. Nach Abschluss des Proof of Principle wurde das DSS GeoSenSys als Webanwendung fertiggestellt. Die umfassenden Forschungsergebnisse wurden in drei wissenschaftlichen und acht nicht-wissenschaftlichen Formaten veröffentlicht, um eine breite Verbreitung und Anwendung zu gewährleisten.

Schriftstück bearbeiten

II. Eingehende Darstellung

1. Im Rahmen des Vorhabens durchgeführten Arbeiten

Es wurden im Teilprojekt 1 (HGU) alle geplanten Arbeitspakete (AP) bearbeitet und ausgewiesene Meilensteine (M) erreicht. Die APs und Ms des Teilprojektes 1 umfassen AP3 und AP4, in welchem Bewässerungs- und N-Düngeversuche an Spinat durchgeführt und Boden- und Pflanzenparameter gemessen werden; AP6, die Entwicklung des Bewässerungs-Modells ANNI; AP10, die Datenzusammenführung zwischen den Partnern, um die Webanwendung GeoSenSys zu erstellen; und AP 11, das Proof of Principle, in welchem GeoSenSys unter Praxisbedingungen getestet und evaluiert wird.

AP1: Teilflächenspezifische Bodenkartierung und Georeferenzierung der Versuchs- und Praxisflächen (IGZ, GID)

Es wurden hochaufgelöste Bodenkarten mit der Geophilus-Plattform erstellt, welche die Anteile von Ton, Schluff und Sand, sowie organischem Kohlenstoff umfassen. Dieses Arbeitspaket wurde von den Projektpartnern IGZ und GID bearbeitet und wird in den jeweiligen Abschlussberichten erläutert.

AP2: Schnittstellenentwicklung zwischen dem ISARIA Portal und dem GID Portal (GID, FMU, DLR)

Für die Integration der Spektraldaten in das DSS GeoSenSys erfolgte die Entwicklung einer Schnittstelle zwischen ISARIA und GID. Dieses Arbeitspaket wird in den jeweiligen Abschlussberichten erläutert.

AP3: Ermittlung spektraler VIs und Bodensaugspannungs-Schwellen für Bewässerungs-Steuerung (FMU, DLR, HGU)

Zur zerstörungsfreien Abschätzung des Wasserversorgungszustand von Freilandgemüse-kulturen auf der Grundlage von VIs wurden Freilandversuche mit der Modellkultur Spinat (*Spinacia oleracea*) durchgeführt. In vierjährigen Experimenten wurden von 2020 bis 2023 an zwei Standorten in Deutschland, Geisenheim und Schifferstadt, insgesamt 18 Versuche mit den drei Spinatsorten 'Solomon', 'Antigua' und 'Caladonia' (Seminis, Langenfeld, Deutschland) durchgeführt.

Die zweifaktoriellen Versuche umfassten unterschiedliche Bewässerungs- und N-Düngungs-behandlungen (Tabelle 1). An beiden Standorten wurde die Bewässerung mit einem GPS-gesteuerten Gießwagen realisiert. Der Bewässerungsbedarf wurde mit der Geisenheimer Steuerung auf der Grundlage der täglichen KWB und Pflanzenkoeffizienten[3] (Kc) berechnet. Die phänologischen Stadien wurden nach der BBCH-Skala klassifiziert. Die gleichmäßige Wasserversorgung wurde bis zum Auflaufen beibehalten, wobei differenzierte Behandlungen

[3] Olberz, M., Kahlen, K. und Zinkernagel, J. (2018). Assessing the impact of reference evapotran-spiration models on decision support systems for irrigation. Horticulturae, 4, 49.

Schriftstück bearbeiten

ab BBCH 09 (Kc1: Wred = 0. 3, Wfull = 0,7, Wfull_plus = 1, mit einmaliger Gabe von 10 mm) und mit einer neuen Stufe bei BBCH 16 (Kc2: Wred = 0,7, Wfull = 1,5, Wfull_plus = 1,8, mit einmaliger Gabe von 20 mm). Die minimalen und maximalen Kc-Werte wurden gewählt, um eine große Bandbreite an Bodenfeuchte für das Training des Bewässerungsbedarfsmodells auf Grundlage von neuronalen Netzen (vgl. AP 6) zu erhalten und spiegeln nicht eine wassereffiziente Bewässerungspraxis wider. Die N-Düngung basierte auf dem N_{min}-System, wobei die Düngung wöchentlich nach den Vorgaben des Dünge-Entscheidungshilfe-Systems KNS[4] durchgeführt wurde.

Tabelle 1 *Behandlungen der zweifaktoriellen Freilandversuche mit den Faktoren Stickstoffdüngung (N) und Bewässerungsregime an zwei Standorten in Deutschland (G = Geisenheim, S = Schifferstadt. Die Bewässerungsmengen beziehen sich auf reduzierte (Wred), optimale (Wfull) und erhöhte (Wplus) Wasserversorgung, basierend auf Kc-Werten. Die N-Mengen beziehen sich auf die empfohlene N-Versorgung nach Feller und Fink (2002), mit optimaler (Nfull, 100 %), reduzierter (Nred, 80 %) und keiner (N0, 0 %) N-Versorgung.*

Nummer Behandlung	Faktoren		Code	Standort
	N Versorgung Name | kg N ha^{-1}	Bewässerung		
1	Nfull | 190	Wplus	Nfull_Wplus	G, S
2	Nfull | 190	Wfull	Nfull_Wfull	G, S
3	Nfull | 190	Wred	Nfull_Wred	G, S
4	Nred | 152	Wplus	Nred_Wplus	S
5	Nred | 152	Wfull	Nred_Wfull	G, S
6	Nred | 152	Wred	Nred_Wred	S
7	N0 | 0	Wplus	N0_Wplus	S
8	N0 | 0	Wred	N0_Wred	S

Als Referenzmessung von Boden- und Pflanzenparametern wurde kontinuierlich die Bodenfeuchte gemessen, sowie zweimal wöchentlich Messreihen durchgeführt. Dabei wurden i) Messungen der spektrale Reflexionsmessungen, ii) Erfassung von Blattfläche und -gewicht zur Bestimmung des relativen Wassergehalts (RWG in %), iii) nass-chemische Analysen der Gehalte an Gesamt-N und Chlorophyll, bezogen auf Blatttrockensubstanz (TS) Frischsubstanz (FS), durchgeführt. Diese Daten wurden in einer relationalen Datenbank gespeichert und in AP4, AP6 und AP10 weiterverwendet.

Bodensensoren

Die Bodenfeuchtigkeit wurde als Bodenmatrixpotential (Ψ_s) bestimmt. Kontinuierliche Messungen wurden mit Tensiometern (Premium LM-GL, Bambach GbR, Leingarten, Deutschland) in einem gleichmäßigen stündlichen Intervall in drei Bodentiefen (0-20 cm, 20-40 cm und 40-60 cm) durchgeführt. Am Standort Geisenheim wurden die Messungen in jeder der 16 Parzellen ein bis zwei Tage nach der Aussaat begonnen. In Schifferstadt wurden die Tensiometer in vier Parzellen mit unterschiedlichen Bewässerungsbehandlungen platziert. Die nFK wurde auf der Grundlage von Ψ_s und der Bodentextur mit Hilfe der Wasserretentionskurve bestimmt, die die Beziehung zwischen dem Bodenwassergehalt und Ψ_s beschreibt (Abb. 1).

[4] Feller, C., Fink M., Laber, H., Maync, A., Paschold, P., Scharpf, H.C., Schlaghecken, J., Strohmeyer, K., Weier, U. und Ziegler, J. (2011). Düngung im Freilandgemüsebau. In: Fink, M. (Hrsg.): Schriftenreihe des Leibniz-Instituts für Gemüse- und Zierpflanzenbau (IGZ), 3. Auflage, Heft 4, Großbeeren.

Schriftstück bearbeiten

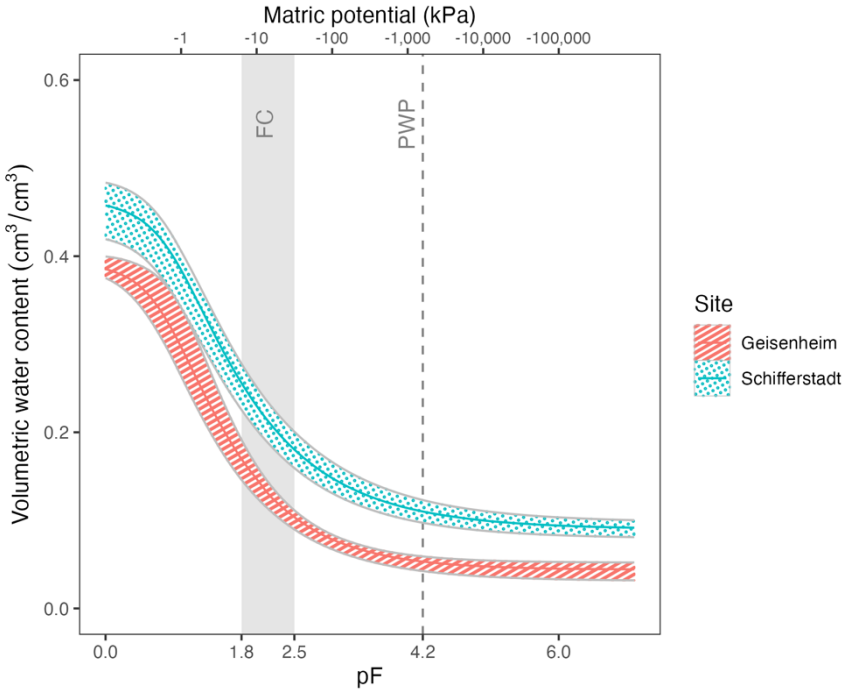

Abbildung 1 *Wasserretentionskurve für Schifferstadt, abgeleitet mit Geophilus-Messungen (kalibriert mit Messungen der Bodentextur), und für Geisenheim, ermittelt durch Bodenmessungen. Dargestellt sind der gesamte Wertebereich und der Mittelwert (Linie).*

Messung der spektralen Reflexion

Spektrale Reflexionsmessungen wurden mit FieldSpec 4 Spectroradiometer (Analytical Spectral Devices, ASD, Worcestershire UK) durchgeführt. Die Reflexion der Blätter wurde jeweils an einem Punkt auf der adaxialen Seite jedes beprobten Blattes bei Wellenlängen von 350 bis 2500 nm gemessen. Ein tragbares Chlorophyllmessgerät (Dualex Scientific, Force A, Orsay, Frankreich) wurde verwendet, um die Chlorophyll- und N-Konzentration anhand der Punktmessungen zu bestimmen. Das Gerät gibt einen Chlorophyll-Index und einen Stickstoffbilanz-Index (NBI) durch Messung der ultravioletten (UV) Absorption bei 357 nm, der Chlorophyll-Fluoreszenz bei 650 nm und der Lichtdurchlässigkeit bei 710 und 850 nm aus.

Auswahl und Herleitung von VIs

Die Einsatzmöglichkeiten von Reflektionsspektren als Indikator für Wasser- und N-Versorgung wurde untersucht auf Grundlage von drei Ansätzen. Diese umfassen i) publizierte VIs: PRI (Photochemical Reflectance Index), PRI_550 (Photochemical Reflectance Index), PRI_norm (Normalized Photochemical Reflectance Index), RDVI (Renormalised Difference Vegetation Index), VOGREI3 (Vogelman Red Edge Index 3), NDVI (Normalized Difference Vegetation Index), mrNDVI (Modified Red Normalized Difference Vegetation Index), TCARI (Transformed Chlorophyll Absorption Reflectance Index), REIP (Red Edge Inflection Point), WI (Water Index), ii) Änderungen in Wendepunkten (WP) der ersten und zweiten Ableitung, sowie iii) multivariate Modelle des gesamten Spektrums. Für iii) wurde die Partial Least Squares Regression (PLSR) mit Competitive Adaptive Reweighted Sampling (CARS) verwendet. Die PLSR, eine Standardtechnik zur Schätzung biophysikalischer und biochemischer Parameter aus Spektraldaten, eignet sich für den Einsatz bei hochdimensionalen Daten und Ko-

Schriftstück bearbeiten

Linearität. Das Modell extrahiert orthogonale Kombinationen von Prädiktorvariablen und projiziert sie in einen neuen Raum. CARS verfeinert diese Vorhersagen durch die Auswahl optimaler Wellenlängen.

Schätzung des Wasser- und Stickstoffstatus mit CARS-PLSR

Die CARS-PLSR-Methode erwies sich als effektiv bei der Identifizierung der entscheidenden Wellenlängen für die Vorhersage von RWG, N-Gehalt und Chlorophyll (Abbildung 1), indem sie rauschintensive Variablen reduzierte und somit die Anzahl der Eingangswellenlängen deutlich verringerte (anfangs: 1500; nach Reduktion: RWG = 61; N (% TS) = 80; N (% FS) = 92; Dualex Chl Index = 92). Diese Reduktion der Dimensionalität minimiert das Risiko einer Überanpassung des Modells. Die für die Chlorophyllschätzung ausgewählten Wellenlängen lagen vorwiegend im Bereich der "red edge" (660-750 nm) und des Nahen Infrarot (750-850 nm) und stimmen mit der Fachliteratur überein. Die Methode identifizierte den "red edge inflection point" (REIP) als zentral für die Schätzung des N-Gehalts. Die Modellvorhersagen waren stark für Dualex Chl (R^2 = 0,89, RMSEP = 0,1), mäßig für N % TS (R^2 = 0,58, RMSEP = 0,35) und schwach für RWG (R^2 = 0,3, RMSEP = 1,34). Dennoch korrespondierten die ausgewählten Wellenlängen mit denen, die typischerweise mit dem Wassergehalt in Verbindung gebracht werden, was das Potenzial der Methode zur effektiven Wellenlängenauswahl unterstreicht. Allerdings war die gewählte Wellenlänge der Wasserbande bei 1450 nm weniger empfindlich bei geringem Stress, was darauf hindeutet, dass VIS- und NIR-Bereiche bei der Bewertung von Wasserstress in Pflanzen vorteilhafter sein könnten.

Modellleistung von publizierten VIs, CARS-PLSR und WPs

Die Leistungskennzahlen der Modelle sind in Tabelle 2 für publizierte VIs und Tabelle 3 für WPs aufgeführt. Die stärksten linearen Zusammenhänge wurden mit dem Dualex Chl-Index (REIP: R^2 = 0,86, $p < 0,001$), VOGREI3 (R^2 = 0,84, $p < 0,001$), mrNDVI (R^2 = 0,83, $p < 0,001$) und TCARI (R^2 = 0,81, $p < 0,001$) beobachtet. Diese Indices boten auch eine starke Vorhersagekraft für den chemisch analysierten Chlorophyllgehalt (R^2 = 0,70, $p < 0,001$), vor allem aufgrund der hohen Korrelation zwischen dem Chlorophyllgehalt und dem Dualex Chl-Index.

Schriftstück bearbeiten

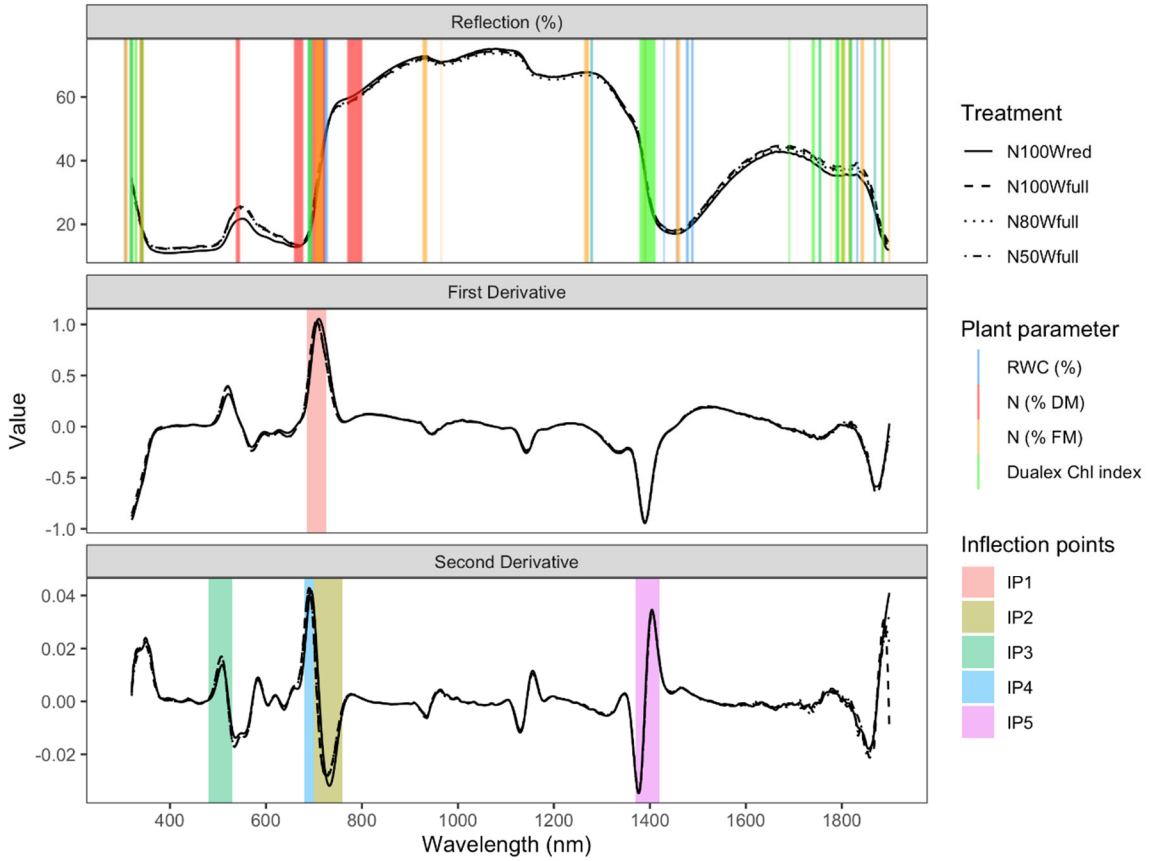

Abbildung 2 *Mittlere Reflexionsspektren, erste und zweite Ableitung (hier engl. derivative) der Reflexion für jede Behandlung. Ausgewählte Wellenlängen der CARS-PLSR, die auf der Vollspektrumanalyse der spektralen Reflexion basieren, sind für die Pflanzenparameter RWC, N (% TS), N (% FM) und Dualex Chlorophyll-Index hervorgehoben. Die in diesem Projekt verwendeten Wendepunkte (IP = inflection point) der ersten und zweiten Ableitung sind farblich hervorgehoben (Quelle: Rubo und Zinkernagel, 2022).*

Tabelle 2 *Modellleistung der linearen Modelle für die veröffentlichten VIs und die Pflanzenparameter relativer Wassergehalt (RWG), Stickstoff (N) pro Frischsubstanz (% FS) und Trockensubstanz (% TS) sowie Dualex Chlorophyll-Index. Die höchste Modellgüte ist jeweils fett markiert.*

VI	**RWG (%)**	**N (% FM)**	**N (% TS)**	**Dualex Chl index**
NDVI	R^2 = 0.002, p = 0.132	R^2 = 0.06, p < 0.001	R^2 = 0.16, p < 0.001	R^2 = 0.38, p < 0.001
mrNDVI	R^2 = 0.023, p < 0.001	R^2 = 0.04, p < 0.001	**R^2 = 0.47, p < 0.001**	R^2 = 0.83, p < 0.001
PRI	**R^2 = 0.056, p < 0.001**	R^2 = 0.001, p = 0.65	R^2 = 0.15, p < 0.001	R^2 = 0.20, p < 0.001
PRI_550	R^2 = 0.002, p = 0.128	R^2 = 0.06, p < 0.001	R^2 = 0.17, p < 0.001	R^2 = 0.39, p < 0.001
PRI_norm	R^2 = 0.038, p < 0.001	R^2 = 0.01, p = 0.006	R^2 = 0.33, p < 0.001	R^2 = 0.68, p < 0.001
RDVI	R^2 = 0.001, p = 0.219	R^2 = 0.03, p < 0.001	R^2 = 0.10, p < 0.001	R^2 = 0.27, p < 0.001
VOGREI3	R^2 = 0.052, p < 0.001	R^2 = 0.02, p < 0.001	R^2 = 0.46, p < 0.001	R^2 = 0.84, p < 0.001
TCARI	R^2 = 0.034, p < 0.001	R^2 = 0.02, p < 0.001	R^2 = 0.43, p < 0.001	R^2 = 0.81, p < 0.001
WI	R^2 = 0.006, p = 0.019	**R^2 = 0.16, p < 0.001**	R^2 = 0.31, p < 0.001	R^2 = 0.30, p < 0.001
REIP	R^2 = 0.046, p < 0.001	R^2 = 0.02, p < 0.001	R^2 = 0.44, p < 0.001	**R^2 = 0.86, p < 0.001**

Schriftstück bearbeiten

Tabelle 3 *Modellleistung für lineare Modelle der Wendepunkte (WP) und der Pflanzenparameter relativer Wassergehalt (RWG), Stickstoff (N) pro Frischsubstanz (% FS) und Trockensubstanz (% TS) sowie Dualex Chl-Index. Die höchste Modellgüte ist jeweils fett markiert.*

WP	RWG	N (% FS)	N (% TS)	Dualex Chl index
WP1	**R^2 = 0.05, p < 0.001**	R^2 = 0.02, p < 0.001	**R^2 = 0.44, p < 0.001**	**R^2 = 0.86, p < 0.001**
WP2	R^2 = 0.01, p < 0.001	R^2 = 0.05, p < 0.001	R^2 = 0.43, p < 0.001	R^2 = 0.81, p < 0.001
WP3	R^2 = 0.01, p = 0.001	R^2 = 0.03, p < 0.001	R^2 = 0.31, p < 0.001	R^2 = 0.69, p < 0.001
WP4	R^2 = 0.04, p < 0.001	R^2 = 0.01, p = 0.001	R^2 = 0.39, p < 0.001	R^2 = 0.82, p < 0.001
WP5	R^2 = 0.02, p < 0.001	**R^2 = 0.17, p < 0.001**	R^2 = 0.27, p < 0.001	R^2 = 0.35, p < 0.001

Da ein erheblicher Teil des pflanzlichen N im Chlorophyll gespeichert ist, lieferten diese VIs auch die besten Vorhersagen für den N-Gehalt, wenn auch mit etwas geringeren Korrelationen: mrNDVI (R^2 = 0,47, p < 0,001), VOGREI3 (R^2 = 0,46, p < 0,001), REIP (R^2 = 0,44, p < 0,001) und TCARI (R^2 = 0,43, p < 0,001). Die bei den Vorhersagen des N-Gehalts beobachteten Abweichungen waren in erster Linie auf den Stickstoff zurückzuführen, der in nicht chlorophyllhaltigen Pflanzenteilen gespeichert ist. Diese Komplexität bei der Schätzung des N-Gehalts über den Chlorophyllgehalt wird durch weitere Studien[5] hervorgehoben, die über zeitabhängige Veränderungen des Chl/N-Verhältnisses in Weinblättern berichteten, die auf Entwicklungsstadien, insbesondere in jungen, noch wachsenden Blättern, zurückzuführen sind.

Veröffentlichte Wasserstress-Indices, einschließlich WI und PRI_norm, hatten eine geringe Modellgüte. Die Wirksamkeit dieser VIs wird durch ihre Empfindlichkeit gegenüber Pflanzenparametern wie Trockenmasse und Blattdicke eingeschränkt. Da Spinat auf Trockenstress mit einer morphologischen Anpassung der Blätter reagiert, ist der Nutzen von VIs bei der Früherkennung von Wasserstress daher eingeschränkt. Es wurde eine hohe Variabilität der Wasser-VIs aufgrund der Blattstruktur festgestellt, insbesondere bei der bei Wellenlängen von 900 bis 970 nm. Diese Wellenlängen korrelieren nur mit einem RWG < 85 %, eine Bedingung, die die meisten Blätter in dieser Studie nicht erfüllten. Solch niedrige RWG-Werte deuten auf schweren Trockenstress hin, der insbesondere für Gemüsekulturen wie Spinat zu erheblichen Ertragseinbüßen führt, wodurch die Anwendbarkeit dieser Indizes für das Bewässerungsmanagement ungeeignet wird.

[5] Friedel, M.; Hendgen, M.; Stoll, M.; Löhnertz, O. (2020): Performance of reflectance indices and of a handheld device for estimating in-field the nitrogen status of grapevine leaves. In: *Australian Journal of Grape and Wine Research* 26 (2), S. 110–120. DOI: 10.1111/ajgw.12424.

Schriftstück bearbeiten

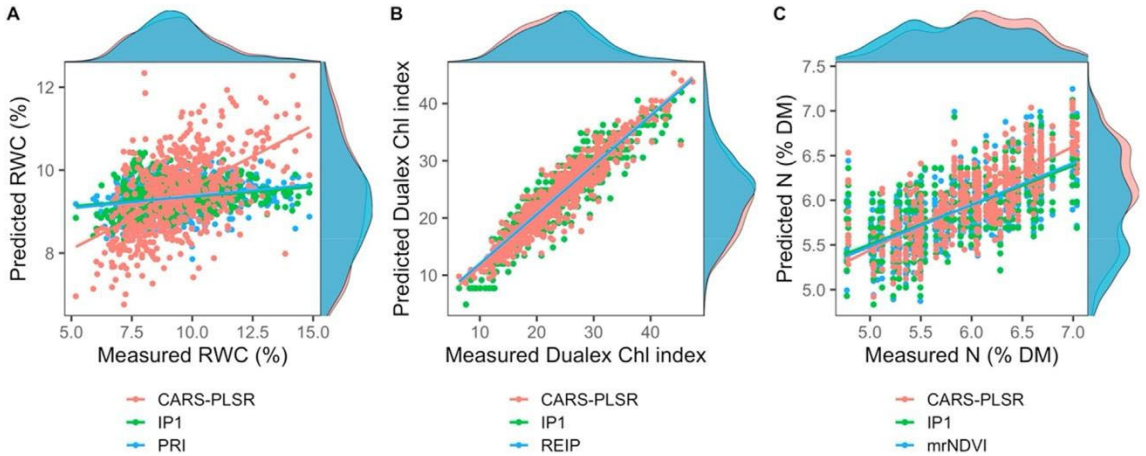

Abbildung 3 *Gemessene und vorhergesagte Werte von Pflanzenparametern für veröffentlichte Vegetationsindices (VIs), Wendepunkte (engl: IP) und CARS- PLSR. A) Relativer Wassergehalt (RWC in %), B) Dualex Chlorophyll-Index und C) N-Gehalt (% TM). Die Datenverteilung ist für gemessene und vorhergesagte Werte dargestellt. Die Regressionslinien sind für jedes Modell entsprechend der zugehörigen Qualitätsmaße in den Tabellen 2 und 3 aufgeführt (Quelle: Rubo und Zinkernagel, 2022).*

Wendepunkte für die Schätzung von Pflanzenparametern

Spektrale Reflexionsableitungen sind robuste Indikatoren zur Erkennung von pflanzlichem Entwicklungsstatus und abiotischem Stress. Die VIs, welche auf Wendepunkten (WPs) basieren, sind aufgrund ihrer Widerstandsfähigkeit gegenüber Schwankungen der Reflexionsstärke vorteilhaft, da sie durch ihre Wellenlängenposition und nicht durch absolute Werte definiert sind. Die WPs im Bereich der „red edge“ (WP1, WP2, WP4) und im blauen Bereich (WP3) zeigen starke Korrelationen mit dem Dualex Chlorophyll-Index und dem chemisch analysierten Chlorophyll-Gehalt, wobei WP1 ($R^2 = 0{,}86$, $p < 0{,}001$) eng mit REIP zusammenhängt. Der WP3 reagiert besonders empfindlich auf den Chlorophyllstatus und stellt in Kombination mit der ersten Ableitung der spektralen Reflexion eine dynamische Variable dar. Diese Studie ergab, dass WP1 und REIP frühen Wasserstress effektiv erkennen und zwischen den Behandlungen unterscheiden ($p < 0{,}05$), während die Beziehung zwischen Pflanzenparametern und WP5 im NIR-Bereich nicht signifikant war. Die WP-Indices, insbesondere WP2, sind sowohl für hyperspektrale als auch für multispektrale Sensor-anwendungen geeignet, um den Chlorophyll- und Stressstatus von Spinat zu bestimmen.

Die Ergebnisse der VIs zur Bestimmung des Wasser- und N-Versorgungsstatus von Spinat wurden in dem Artikel Rubo & Zinkernagel (2022) in der Zeitschrift *Biosystems Engineering* veröffentlicht.

AP4: Ermittlung spektraler VIs zur sensorgestützten Bestandesanalyse und N-Düngung (FMU, DLR, HGU, GID)

Die in AP3 durchgeführten Feldversuche und abgeleiteten VIs für den N-Versorgungszustand wurden in AP4 weiterverwendet. Der N-Versorgungszustand und das Pflanzenwachstum wurden auf Parzellenebene durch Messungen der spektralen Reflexion mit einem weiteren Handgerät (ISARIA Sensor-Prototyp, Fritzmeier GmbH & Co. KG, Großhelfendorf, Deutschland) bestimmt. Das Gerät misst die aktive LED-Beleuchtung bei vier spektralen Wellenlängen (660-780 nm) und erstellt zwei VIs: den ISARIA Biomass Index (IBI) und den

Schriftstück bearbeiten

ISARIA Reflectance Measurement Index (IRMI), welcher sich auf die N-Aufnahme bezieht. Die Messungen wurden zweimal pro Woche in Geisenheim und jede zweite Woche in Schifferstadt durchgeführt, indem entlang aller Versuchsparzellen gemessen wurde. Das Gerät wurde in einer Höhe von 80 cm über dem Boden gehalten, um die Vergleichbarkeit über die Wachstumsstadien der Pflanzen zu gewährleisten. Diese VIs bieten ein Werkzeug zur dynamischen Schätzung der Pflanzenentwicklung als Eingabeparameter für das neuronale Netz und ermöglichen so die Integration von kulturspezifischen Informationen.

Schätzung des dynamischen Wachstums mit VIs und Modell der photothermischen Zeit

Die VIs 'IBI' und 'RIMI' zeigen Veränderungen in der Pflanzenentwicklung sowie im N-Versorgungsstatus von Spinat und dienten als Grundlage für die Entwicklung eines dynamischen Wachstumsmodells. Die Pflanzenentwicklung wird dabei durch die Temperatur, und zusätzlich durch die Tageslänge beeinflusst. Das Konzept der photothermischen Zeit (PTZ), das Temperatur und relative Tageslänge kombiniert, berücksichtigt diese Effekte. Die Basistemperaturen von Spinat variieren je nach Entwicklungsstadium. Das vegetative Wachstum erfordert eine Mindesttemperatur von 4 °C, eine Höchsttemperatur von 24 °C und einen optimalen Bereich von 16-18 °C. Das daraus resultierende Modell basiert auf einer sigmoidalen Wachstumsfunktion, die wie folgt definiert ist:

$$IBI = \frac{4.01}{1 + exp\left(\frac{155.55 - PTZ}{56.7}\right)} \quad (1)$$

$$IRMI = \frac{23.23}{1 + exp\left(\frac{15.26 - PTZ}{148.6}\right)} \quad (2)$$

Die Ergebnisse zeigen eine enge Beziehung zwischen der photothermischen Zeit und dem Wachstum des Spinats (Abbildung 1). Das Wachstum von Spinat verläuft bis BBCH 12 langsam, gefolgt von einem exponentiellen Anstieg, bis nach 40-60 Tagen die Sättigung erreicht ist. Die IBI-Modelle zeigten eine konsistente Leistung mit einem RMSE von 0,56 und einem R^2 von 0,79, was ihre Zuverlässigkeit bestätigt. Die IRMI-Messungen wiesen eine höhere Variabilität und Residuen im Vergleich zu IBI auf. Das Modell sollte bei nahezu voller Bodenbedeckung, ab einem IBI von etwa 14, angewendet werden, da die hohe Variabilität bei früheren Stadien auf die Mischkalkulation von Boden und Pflanzen zurückzuführen ist.

Mit diesem Wachstumsmodell kann die Abhängigkeit von spektralen Reflexionssensoren für Informationen über die Pflanzenentwicklung verringert werden. Dies könnte die Akzeptanz des ANN-basierten Bewässerungsmodells im Gemüseanbau erhöhen, da die Integration eines dynamischen und automatisierbaren Wachstumsmodells in das ANN-Bewässerungssystem dessen Zugänglichkeit und Benutzerfreundlichkeit für Praktikerinnen und Praktiker verbessern wird.

Schriftstück bearbeiten

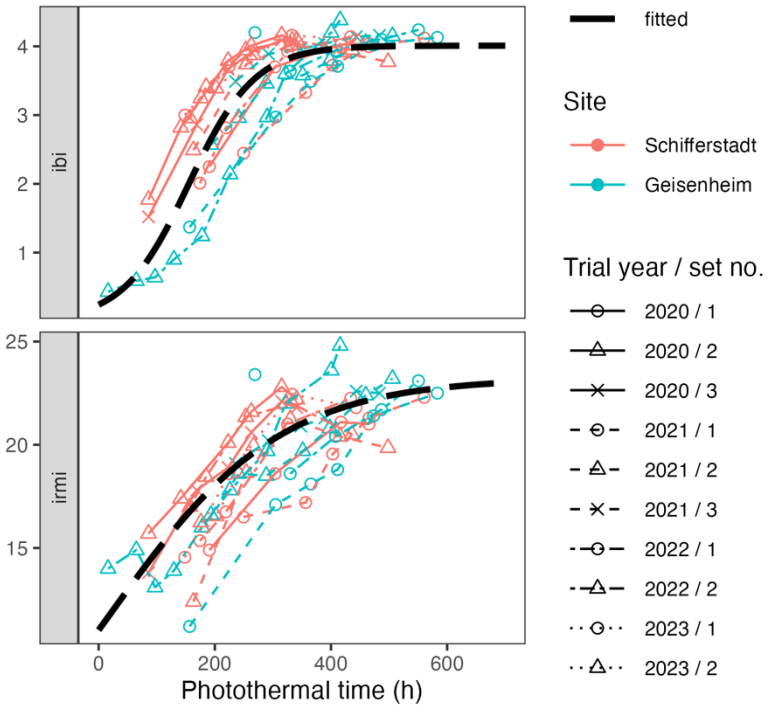

Abbildung 4 *Verlauf der Vegetationsindices IBI und IRMI des Spektralmessgeräts ISARIA für die Standorte Geisenheim und Schifferstadt für 18 Zeitreihen. Der Abgleich der Zeitreihen wurde mit Hilfe der photothermischen Zeit (engl: photothermal time, in h) durchgeführt (Quelle: Rubo und Zinkernagel, 2024, in Review).*

Die Projektpartner IGZ führten weiterführende Arbeiten zur Integration des ISARIA-Sensors in das N-Düngemodell durch (vgl. AP 8). Diese technischen Maßnahmen dienten der spektroskopischen Erfassung der N-Aufnahme, um einen Abgleich zwischen modellierten N-Bedarf und gemessenem Pflanzensignalen zu gewährleisten.

AP5: Ermittlung des Einflusses von Bodenparametern auf Intensität von Mineralisierungsprozessen (IGZ)

Es wurde ein Modell zur teilflächendifferenzierten Berechnung der Mineralisierungsintensität (C und N) entwickelt, welche von der Bodentextur, -feuchte und -temperatur beeinflusst wird. Dieses Arbeitspaket wurde von dem Projektpartner IGZ bearbeitet und wird in dem jeweiligen Abschlussbericht erläutert.

AP6: Entwicklung und Parametrisierung des Bewässerungsmodells ANNI

Im Rahmen dieses Projekts erfolgt die Bestimmung des Bewässerungsbedarfs durch den Einsatz maschineller Lernverfahren, insbesondere künstlicher neuronaler Netze (ANN). Diese Techniken ermöglichen es, komplexe Muster in umfangreichen Datensätzen zu identifizieren und die Beziehungen zwischen Input- und Output-Variablen genau zu modellieren. Dadurch können die nicht-linearen Wechselwirkungen innerhalb des Boden-Pflanze-Umwelt-Kontinuums präzise erfasst werden, vorausgesetzt es liegen ausreichend Messdaten vor. Die Integration von Bodentexturkarten, basierend auf Geophilus-Messungen (durch IGZ, vgl. AP 1

Schriftstück bearbeiten

im jeweiligen Abschlussbericht), erweitert das Modell um eine teilflächenspezifische Dimension.

Es wurde im Jahr 2022 zunächst eine erste Version des Bewässerungsmodells Artificial Neural Network for Irrigation (ANNI) entwickelt, in dem die nFK in 20 cm Schritten bis 60 cm Tiefe modelliert wurde. Das Modell wurde auf der Konferenz IHC2022 (31st International Horticultural Congress) im August 2022 präsentiert. Die dazugehörige Publikation von Rubo & Zinkernagel (2023)[6] wurde in den ISHS Acta Horticulturae veröffentlicht. Anschließend lag der Fokus auf der Weiterentwicklung und Umstellung des Modells von einer R-basierten Anwendung auf Tensorflow[7] und Keras[8], um eine serverbasierte Ausführung zu ermöglichen, um das Modell in die GeoSenSys Webanwendung zu integrieren. Zusätzlich berücksichtigt das Modell meteorologische Daten, Photothermalzeit, Entwicklungsstadium und N-Versorgung der Pflanzen, unterstützt durch ISARIA-Vegetationsindices 'IBI' und 'IRMI' (vgl. AP 4).

Das Bewässerungsmodell ANNI wurde stetig weiterentwickelt und finalisiert, insbesondere durch den Einsatz verschiedener Architekturen künstlicher neuronaler Netze, darunter Multi-Layer Perceptrons (MLP) und Long Short-Term Memory (LSTM) Netzwerke. MLP ist ein Typ von künstlichem neuronalem Netz, das aus mehreren Schichten von Neuronen besteht, wobei jede Schicht vollständig mit der nächsten verbunden ist. Diese Architektur eignet sich besonders für Mustererkennung in statischen Datensätzen. Ein Merkmal sind ein relativ geringer Ressourcenaufwand und schnelle Trainingszeiten, jedoch erweisen sich zeitabhängige Daten, wie sie in der Bewässerungsdynamik üblich sind, als schwierig. LSTM ist eine spezielle Form rekursiver neuronaler Netze, die dafür entwickelt wurde, Informationen über längere Zeitintervalle hinweg zu verarbeiten. Durch die effektive Verarbeitung von Zeitreihendaten eignen sich LSTMs für die Analyse von Bodenfeuchtigkeit über die Zeit. Das Training ist jedoch komplexer und rechenintensiver als bei MLPs.

Die Übertragbarkeit von ANN-Modellen auf verschiedene Klima- und Bodenverhältnisse in Deutschland oder Zentraleuropa stellt eine Herausforderung dar. Dies liegt hauptsächlich an den Grenzen der Extrapolationsfähigkeit neuronaler Netze. Dadurch besteht das Risiko der Überanpassung: die Modelle können eine hohe Leistung auf Trainingsdaten zeigen, aber schlecht generalisieren, wenn sie auf neue, unähnliche Bedingungen angewendet werden. Um dieser Problematik zu begegnen, wurden zwei Lösungsansätze gewählt: i) Transferlernen: dies ist eine Methode im maschinellen Lernen, bei der ein Modell, das auf einer bestimmten Aufgabe oder einem Datensatz trainiert wurde, angepasst und wiederverwendet wird, um eine verwandte Aufgabe zu lösen. Dabei werden die gelernten Merkmale und Muster des ursprünglichen Modells genutzt, um den Lernprozess auf dem neuen Datensatz zu beschleunigen und die Leistung zu verbessern. ii) Ensemble-Modelle: Der Einsatz von Ensemble-Methoden, bei denen mehrere Modelle kombiniert werden, kann helfen, die Robustheit und Generalisierungsfähigkeit zu verbessern. Für i) wurden frei verfügbare Langzeitreihen der nFK mit Daten des AMBAV-Modells (Agrarmeteorologische Berechnung

[6] Rubo, S., & Zinkernagel, J. (2023). Irrigation demand model for open field vegetable crops based on artificial neural networks. In *XXXI International Horticultural Congress (IHC2022): International Symposium on Water: a Worldwide Challenge for Horticulture! 1373* (pp. 131-138).

[7] TensorFlow Developers (2023): TensorFlow: Zenodo.

[8] Chollet, François (2018): Deep learning with Python. Shelter Island, NY: Manning.

Schriftstück bearbeiten

der aktuellen Verdunstung[9,10]) für ein Initialtraining verwendet. Diese Langzeitreihen beinhalten historische klimatische und bodenspezifische Daten, die eine solide Grundlage für die Vorhersage der nFK bieten. Nach dem Initialtraining wird das Modell mit den eigenen, spezifischeren experimentellen Daten (vgl. AP3) feinabgestimmt. Dieser Schritt passt das Modell an die spezifischen Bedingungen und Merkmale der experimentellen Standorte an, verbessert die Genauigkeit der Vorhersagen und hilft, das Modell auf die Modellkultur Spinat anzupassen.

Um die Robustheit und Praxistauglichkeit des Modells zu erhöhen, wurden *erklärbare KI-Methoden* wie der Olden-Algorithmus[11] eingesetzt, um die einflussreichsten Parameter zu identifizieren und unwichtige zu eliminieren (Abbildung 5 A). Diese Methode zielt darauf ab, das Verständnis der Funktionsweise von ANNs zu verbessern, und den Blackbox-Charakter von ANNs zu beleuchten. Mit den genannten Ansätzen wurden sechs Modelle entwickelt und nach ihrer Architektur sowie Datengrundlage unterschieden:

X1_MLP_exp – trainiert mit experimentellen Daten
X2_LSTM_exp – verwendet dieselben Daten wie X1, jedoch in LSTM-Architektur
X3_MLP_AMVAB – basiert auf AMBAV-Daten
X4_MLP_tuned – nutzt Transferlernen von X3 mit experimentellen Daten
X5_LSTM_AMVAB – wie X4, jedoch in LSTM-Architektur
X6_LSTM_tuned – nutzt Transferlernen von X5 mit experimentellen Daten

Abschließend wurde für ii) ein Ensemble-Modell entwickelt (Abbildung 5 B), das sich aus den oben genannten sechs Modellen zusammensetzt. Es integriert die Ausgaben von sechs verschiedenen Modellen, indem es diese mittelt und das Ergebnis als Eingabeparameter für die folgende Iteration verwendet. Dadurch werden kontinuierlich verbesserte und stabilere Ergebnisse in nachfolgenden Durchläufen erzielt.

Die ANN- und Ensemble-Modelle wurden anhand der Gütemaße R^2 und RMSE bewertet (Tabelle 4). Während alle Modelle in den drei beobachteten Bodenschichten hohe Präzision aufweisen, zeigen die Modelle, die ausschließlich auf experimentellen Daten basieren (MLP_{exp} und $LSTM_{exp}$), eine etwas geringere Leistung, insbesondere in der obersten Bodenschicht. Dies deutet darauf hin, dass die experimentellen Datensätze nicht ausreichen, um die komplexen Bedingungen in dieser Schicht vollständig abzudecken. Im Gegensatz dazu weisen die mit AMBAV-Daten trainierten und mit experimentellen Daten feinabgestimmten Modelle in allen Bodentiefen ein R^2 von über 0,98 auf, was auf ihre Fähigkeit zurückzuführen ist, auch extreme Bedingungen wie Starkregenereignisse genau vorherzusagen. Der Vergleich zwischen LSTM- und MLP-Modellen zeigt einen leichten Vorteil für LSTM, da die Integration zeitlicher Abhängigkeiten die Vorhersagefähigkeiten verbessert. Das Ensemble-Modell, das die Ergebnisse von sechs ANNs kombiniert, zeigte die höchste Robustheit und Vorhersagegenauigkeit mit einem R^2 von über 0,98 und einem RMSE von unter 1,5 % in allen

[9] Löpmeier, F. J. (1994): Berechnung der Bodenfeuchte und Verdunstung mittels agrarmeteorologischer Modelle. In: Zeitschrift für Bewässerungswirtschaft 29 (2), S. 157–167.
[10] Herbst, M.; Falge, E.; Frühauf, C. (2021): Regionale Klimamodellierung – Perspektive Landwirtschaft. In: promet (104), Artikel 08, S. 54–61. DOI: 10.5676/DWD_pub/promet_104_08.
[11] Olden, Julian D; Joy, Michael K; Death, Russell G; (Keine Angabe) (2004): An accurate comparison of methods for quantifying variable importance in artificial neural networks using simulated data. In: Ecological Modelling 178 (3), S. 389–397. DOI: 10.1016/j.ecolmodel.2004.03.013.

Schriftstück bearbeiten

Bodentiefen. Insbesondere die iterative Mittelwertbildung der Modellausgaben erwies sich als effektivster Ansatz für präzise und konsistente Vorhersagen des Bewässerungsbedarfs.

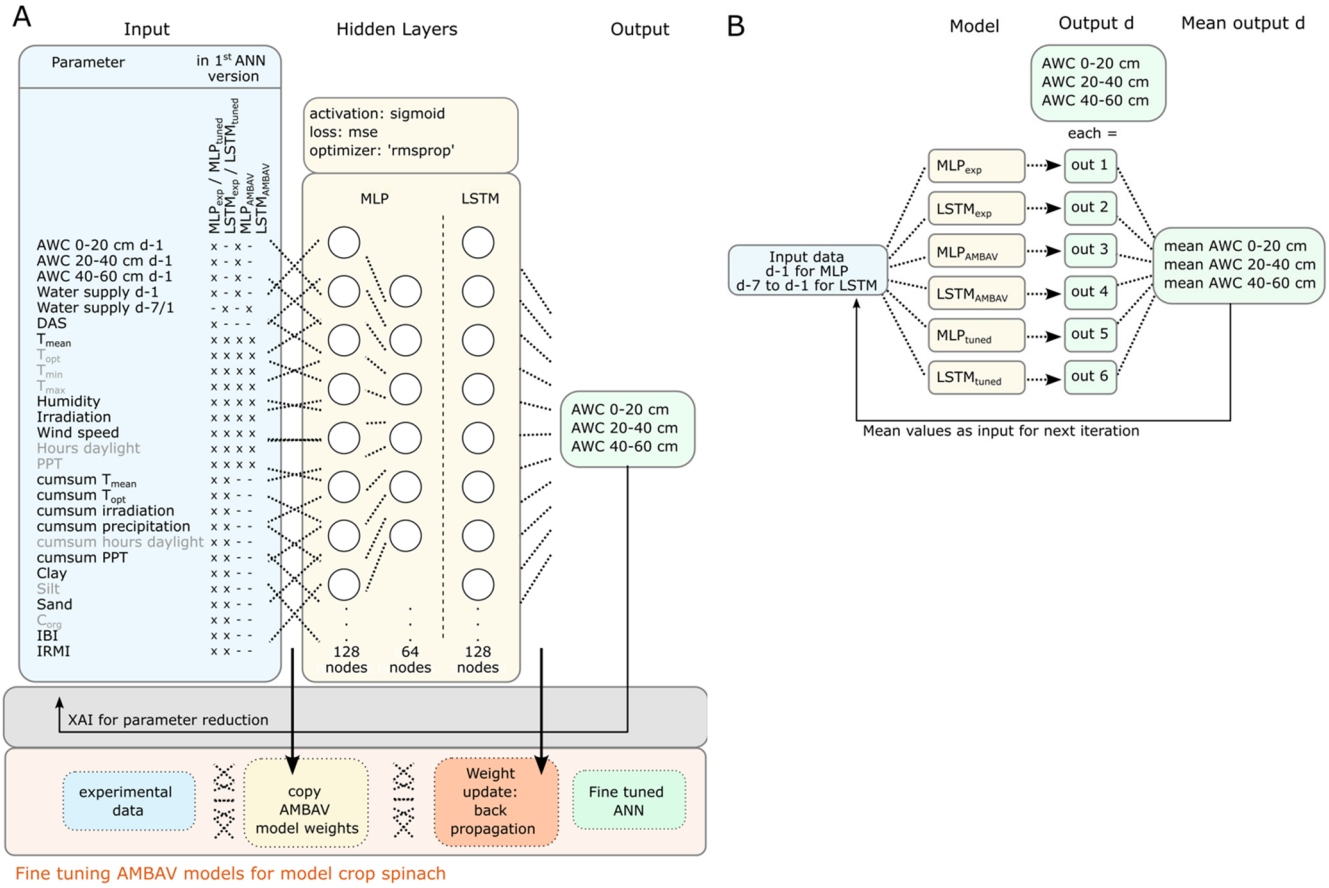

Abbildung 5 *Diagramm der A) Entwicklung von sechs ANNs für die Bodenfeuchte auf der Grundlage von meteorologischen und pflanzenbaulichen Informationen als Eingabedaten und B) Anwendung des Modell-Ensembles. Für A) wird die Modellarchitektur in einem iterativen Prozess reduziert, indem die wichtigsten Einflussparameter (schwarz) basierend auf XAI (für MLPs) ausgewählt werden. Die Modelle werden als Ensemble-Modell implementiert, wobei alle sechs Modelle gleichzeitig für die tägliche nFK-Vorhersage laufen, ihre Ergebnisse gemittelt werden und dieser Durchschnitt als Eingabewert der Bodenfeuchte des Vortags für den nächsten Modelllauf verwendet wird. Das d steht für den aktuellen Tag, während (d-1) und (d-7) für gestern und vor sieben Tagen stehen (Quelle: Rubo und Zinkernagel,2024, in Review).*

Tabelle 4 *Modellleistung für sechs neuronale Netze und Ensemble-Modell von drei Bodenschichten basierend auf R^2 und RMSE (% von nFK).*

	0 – 20 cm		**20 – 40 cm**		**40 – 60 cm**	
Modell	R^2	RMSE (% von nFK)	R^2	RMSE (% von nFK)	R^2	RMSE (%von nFK)
MLP_{exp}	0.93	4.96	0.97	2.77	0.98	1.46
$LSTM_{exp}$	0.95	4.65	0.97	2.38	0.98	1.25
MLP_{AMBAV}	0.95	1.49	0.98	2.11	0.99	1.27
$LSTM_{AMBAV}$	0.96	1.33	0.98	2.04	0.99	0.87
MLP_{tuned}	0.98	2.35	0.98	1.21	0.98	1.10
$LSTM_{tuned}$	0.99	2.04	0.99	1.10	0.99	0.91
ANN ensemble	0.98	1.45	0.99	1.05	0.99	0.71

Schriftstück bearbeiten

Die Residuen bei der Vorhersage der nFK mit dem Ensemble-Modell waren über den gesamten beobachteten nFK-Bereich hinweg konsistent (Abbildung 6), was die Robustheit der Bewässerungssteuerung steigert. Ein Vergleich auf Tagesbasis (Abbildung 7) verdeutlicht die Leistungsfähigkeit des Ensemble-Modells bei der Abbildung der Bodenfeuchtedynamik. Dies gilt sowohl für die hohe Variabilität des Oberbodens (0-20 cm) als auch in den tieferen Schichten (20-60 cm), die durch langsamere Veränderungen der nFK gekennzeichnet sind.

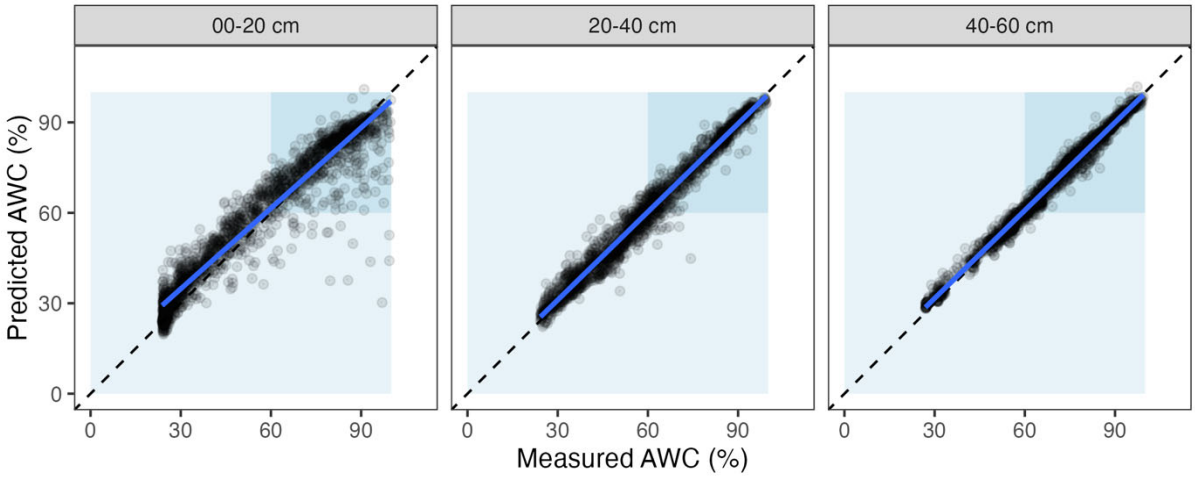

Abbildung 6 *Gemessene und modellierte nutzbare Feldkapazität (hier engl. available water capacity, AWC in %) des Ensemble-Modells in drei Bodenschichten. Die hellblaue Schattierung bezieht sich auf den Bereich unterhalb der Feldkapazität (AWC < 100%) und die dunkelblaue auf den für die Bewässerungspraxis von Blattgemüse-kulturen relevanten Bereich (AWC 60-100%). (Quelle: Rubo und Zinkernagel, 2024, in Review).*

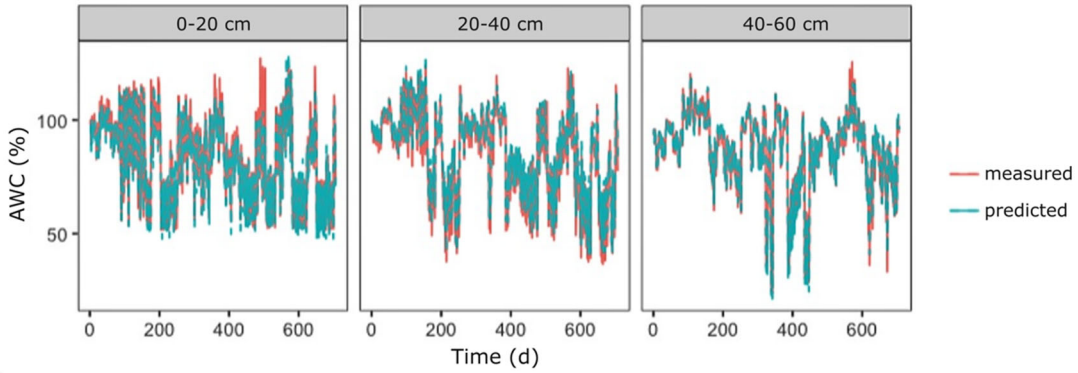

Abbildung 7 *Mit dem Ensemble-Modell gemessene (rot) und modellierte (grün) nutzbare Feldkapazität (hier engl. available water capacity, AWC in %) für drei Bodentiefen auf einer kontinuierlichen Zeitskala (engl. time in Tagen), die alle Zeitreihen der Feldversuche umfasst (Quelle: Rubo und Zinkernagel, 2024, in Review).*

AP7: Gemüse-spezifische Parameter in das C-N-Modell CANDY integrieren (IGZ)

Ziel war die Bereitstellung und Implementierung der erforderlichen CANDY-Inputparameter. Diese beinhalten zwei Komplexe: i) Pflanzenparameter und ii) Parameter zum Umsatzverhalten von Ernte- und Wurzelrückständen. Dieses Arbeitspaket wurde von dem Projektpartner IGZ bearbeitet und wird in dem jeweiligen Abschlussbericht erläutert.

Schriftstück bearbeiten

AP8: Entwicklung und Parametrisierung des N Düngungsmodells (IGZ)

Das N-Düngungsmodell besteht aus einer Synthese aus N-Expert, CANDY und ANNI. Die berechnete Düngungsempfehlung basiert auf den folgenden Zustandsgrößen des Stickstoffhaushaltes: N-Aufnahme der Pflanzen, N-Mineralisierung und N-Auswaschung. Eine sensorbasierte Erfassung des N-Versorgungszustand von Spinat wurde bis zum Projektende teilweise umgesetzt und mit dem Düngemodell gekoppelt. Dieses Arbeitspaket wurde von dem Projektpartner IGZ bearbeitet und wird in dem jeweiligen Abschlussbericht erläutert.

AP9: Programmschnittstellen und Modelle (GID)

Zur Einbindung der im Projekt genutzten externen Sensoren, Datenquellen sowie der entwickelten Modelle wurden Programmschnittstellen entwickelt. Dieses Arbeitspaket wurde von dem Projektpartner GID bearbeitet und wird in dem jeweiligen Abschlussbericht erläutert.

AP10: GeoSenSys erstellen: Daten zusammenführen, visualisieren, und Handlungs-empfehlungen ausgeben

Die technische Entwicklung von GeoSenSys sowie die Gestaltung des Frontends wurden durch die Projektpartner GID durchgeführt. Im Rahmen des Teilprojekts 1 wurden Daten und Modelle für das Bewässerungsmodell ANNI integriert, einschließlich der für das Training erforderlichen aufbereiteten Daten aus den Feldversuchen von HGU und DLR-RP.

Die Fertigstellung und Nutzbarkeit der einzelnen Komponenten von GeoSenSys, insbesondere der Modelle zur N-Dünge- und Bewässerungsempfehlung, wurde abgeschlossen. Die Integration des ISARIA-Sensors in das Düngemodell von IGZ wurde zum Ende des Förderzeitraums fertiggestellt. Aufgrund von Ressourcenbeschränkungen wurde die Erweiterung der Modelle auf der Serverebene sowie die Implementierung auf der Weboberfläche nicht fertiggestellt. Die ISARIA-Integration in die Modelle wurde jedoch fortgeführt (vgl. AP 8, IGZ), um die Funktionalität und Genauigkeit der Modelle zu verbessern, auch wenn eine direkte Einbindung in die Benutzeroberfläche nicht umgesetzt wird. Die Visualisierung und Ausgabe der Handlungsempfehlung für N-Düngung und Bewässerung wird im Abschlussbericht von GID erläutert.

AP11: Proof of Principle

Im Jahr 2023 wurde GeoSenSys im kommerziellen Spinatanbau im Rahmen des Arbeitspakets AP11 implementiert. Ziel war die Überprüfung und Validierung der praktischen Anwendbarkeit des Systems unter realen Feldbedingungen. Die Validierung des Modells ANNI und des N-Düngungsmodell erfolgte auf nicht-parametrisierten Flächen zweier Gemüse-betriebe, die durch das DLR-RP in der ersten Praxisphase im Jahr 2022 akquiriert wurden. Diese Betriebe, Fa. Voll GbR in Bobenheim-Roxheim und Fa. Haas in Lampertheim-Rosengarten, setzten GeoSenSys im Jahr 2023 bei zwei Spinatanbausätzen ein.

Schriftstück bearbeiten

GeoSenSys ermöglicht eine teilflächenspezifische Anwendung der Bewässerung, wobei das Modell auf einzelne, in der Feldkarte hinterlegte Pixel angewendet werden kann. Um sowohl die Arbeitsbreite als auch die spezifischen Bewässerungstechniken der Betriebe zu berücksichtigen, und technische Machbarkeit zu gewährleisten, wurden die Ausgabedaten der Modelle an die betrieblichen Bedingungen angepasst, die sich aus der Feldgröße und den Spezifikationen der eingesetzten Bewässerungstechnik definiert.

Die ausgewählten Testflächen „Mittelgewann“ und „Rosengarten“ weisen wegen ihrer unterschiedlichen Bodenbeschaffenheiten verschiedene Wasserretentionskurven auf (Abbildung 8). Diese Kurven wurden durch Analyse der Bodentextur, gemessen mit dem Geophilus-Gerät des IGZ und anschließend kalibriert durch Labor-Bodenmessungen, ermittelt. Die Bodeneigenschaften dieser Flächen, die den Wasserhaushalt beeinflussen, entsprechen weitgehend jenen der bereits parametrisierten Flächen der HGU und des DLR-RP, zeichnen sich jedoch durch partiell erhöhte Tongehalte aus. Dies bedingte eine Anpassung der Bewässerungsmodelle, um präzise und zuverlässige Bewässerungs-prognosen sicherzustellen.

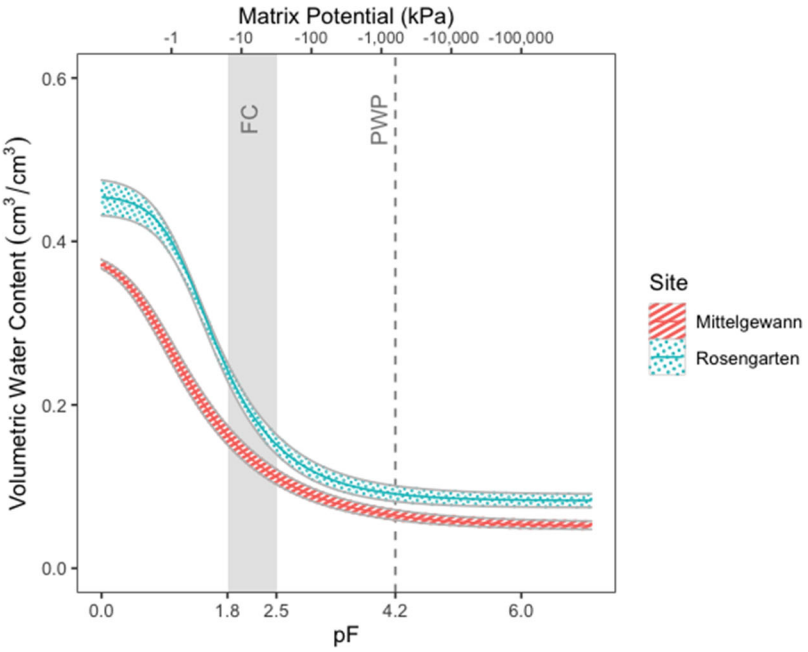

Abbildung 8 *Wasserretentionskurve basierend auf der Bodentextur und dem Gehalt an organischem Kohlenstoff. Dargestellt sind der Mittelwert (Linie) sowie Minimum und Maximum (Fläche). Die Daten wurden mit Geophilus-Messungen (kalibriert mit Labor-Bodenmessungen) ermittelt.*

Der Ablauf der automatisierten Modellprognose für eine Bewässerungsentscheidung umfasst sechs Schritte:

1. Wetterdaten-Historie des Kulturverlaufs von der nächsten Wetterstation beziehen (über GPS der Fläche wird die nächstgelegene DWD-Wetterstation eingebunden). Rückwirkende Updates der Daten seitens des DWD bedürfen fortlaufender Aktualisierung.
2. Wetterprognose: Die Wettervorhersage für die nächsten drei Tage wird über Openweathermap.org eingeholt.

Schriftstück bearbeiten

3. Niederschlagsdaten: Hochaufgelöste Niederschlagskarten (Auflösung 1 km²) basierend auf HYRAS-Daten werden verarbeitet, um Niederschlagsmengen spezifisch für die Koordinaten der Anbaufläche zu beziehen.
4. Datenaggregation: Wetterdaten und Prognosen, ISARIA-Daten sowie gegebenenfalls Schätzungen der nFK durch Praktikerinnen und Praktiker werden zusammengefasst und kumulierte Parameter berechnet.
5. ANNI Bewässerungs-Modell: Das Modell wird iterativ mit den aggregierten Eingabedaten durchgeführt. Dabei wird die modellierte nFK des aktuellen Durchlaufs als Eingabe für den nächsten Tag genutzt.
6. Visualisierung der Bewässerungsempfehlung: Die resultierenden Bewässerungsempfehlungen werden visuell aufbereitet und dargestellt, um präzise Handlungsempfehlungen zu ermöglichen.

Validierung durch Eddy-Kovarianz-Messungen

Das Bewässerungsmodell wurde mit dreijährigen Eddy-Kovarianz-Messungen auf nicht-parametrisierten Versuchsflächen des DLR-RP bewertet. Die Eddy-Kovarianz-Methode ist ein Verfahren zur direkten Messung der flächenhaften ET und weiterer Energieaustauschprozesse zwischen der Erdoberfläche/Pflanzenbestand und der Atmosphäre. Durch diesen Ansatz können die tatsächlichen Werte der ET erfasst und indirekt mit den Modellvorhersagen von ANNI verglichen werden. Dieser Vergleich ermöglicht es, die Zuverlässigkeit der Modellprognosen unter realen Bedingungen zu validieren und gegebenenfalls Anpassungen für eine verbesserte Genauigkeit vorzunehmen.

Die Daten wurden jeweils über einen Zeitraum von etwa 50 Tagen bis zur Ernte des Spinats kontinuierlich aufgezeichnet, wobei die Erfassung in 30-Minuten-Intervallen erfolgte. Dies ermöglichte eine detaillierte Analyse der Tages- und Nachtzyklen der Wasserdampfflüsse. Parallel dazu wurden Bodenfeuchtemessungen in unterschiedlichen Bodenschichten (0-20 cm, 20-40 cm, 40-60 cm) durchgeführt, um eine Verknüpfung der Bodenfeuchte mit den gemessenen Flüssen zu ermöglichen. Der Vergleich wurde jeweils zwischen ET und der nFK der durchwurzelten Schicht gezogen.

Die gemessene ET variierte im Tagesverlauf, wobei Höchstwerte um die Mittagszeit erreicht wurden, die durchschnittlich bei 5 mm pro Tag lagen. Insgesamt ergab sich eine kumulative ET von 210 mm während des gesamten Versuchszeitraums. Der Vergleich mit den parallel gemessenen Bodenfeuchtewerten zeigte eine hohe Korrelation zwischen den täglichen Schwankungen der Bodenfeuchte und der ET. Besonders im Oberboden (0-20 cm) führte eine hohe ET zu einem signifikanten Rückgang der Bodenfeuchte, mit einer durchschnittlichen Abnahme von 5 % der nFK. In der mittleren Schicht (20-40 cm) zeigte sich eine geringere Variabilität der Bodenfeuchte, was auf die langsamere Durchdringung der Wurzeln und niedrigere ET hinweist; hier betrug die durchschnittliche Abnahme nur etwa 2 % nFK. In der tiefsten gemessenen Schicht (40-60 cm) blieb die Bodenfeuchte nahezu konstant, mit einer geringen Abnahme von 1 % nFK.

Feedback aus der Praxis

Die Ergebnisse der Modelle zur N-Düngung und Bewässerungsempfehlung wurden direkt via E-Mail an die beteiligten Betriebe übermittelt und durch die Projektbearbeitenden erläutert (Abbildung 9). Diese Vorgehensweise ermöglichte einen wertvollen direkten Austausch

Schriftstück bearbeiten

zwischen den Modellentwicklern (HGU, IGZ), und den Anwendern, was die praktische Umsetzung der Empfehlungen unterstützte. Auf Rückmeldungen der Betriebe wurden folgende Anpassungen des ANNI-Modells vorgenommen: die Startwerte der Bodenfeuchtigkeit für die Modelldurchläufe wurden anhand von Praxisschätzungen korrigiert, da der anfänglichen Daten des Bodenfeuchteviewer (DWD) unzureichend war. Weiterhin wurden HYRAS und RADOLAN zur genaueren Erfassung lokaler Niederschläge eingebunden. Die schnelle Kommunikation und personelle Betreuung erwiesen sich als unverzichtbar, da reine computergestützte Ausgaben die Anforderungen der Betriebe noch nicht vollständig erfüllen. Kontinuierliche Überprüfung und manuelle Anpassungen bleiben daher essentiell zur Sicherung der Modellgenauigkeit und Praktikabilität.

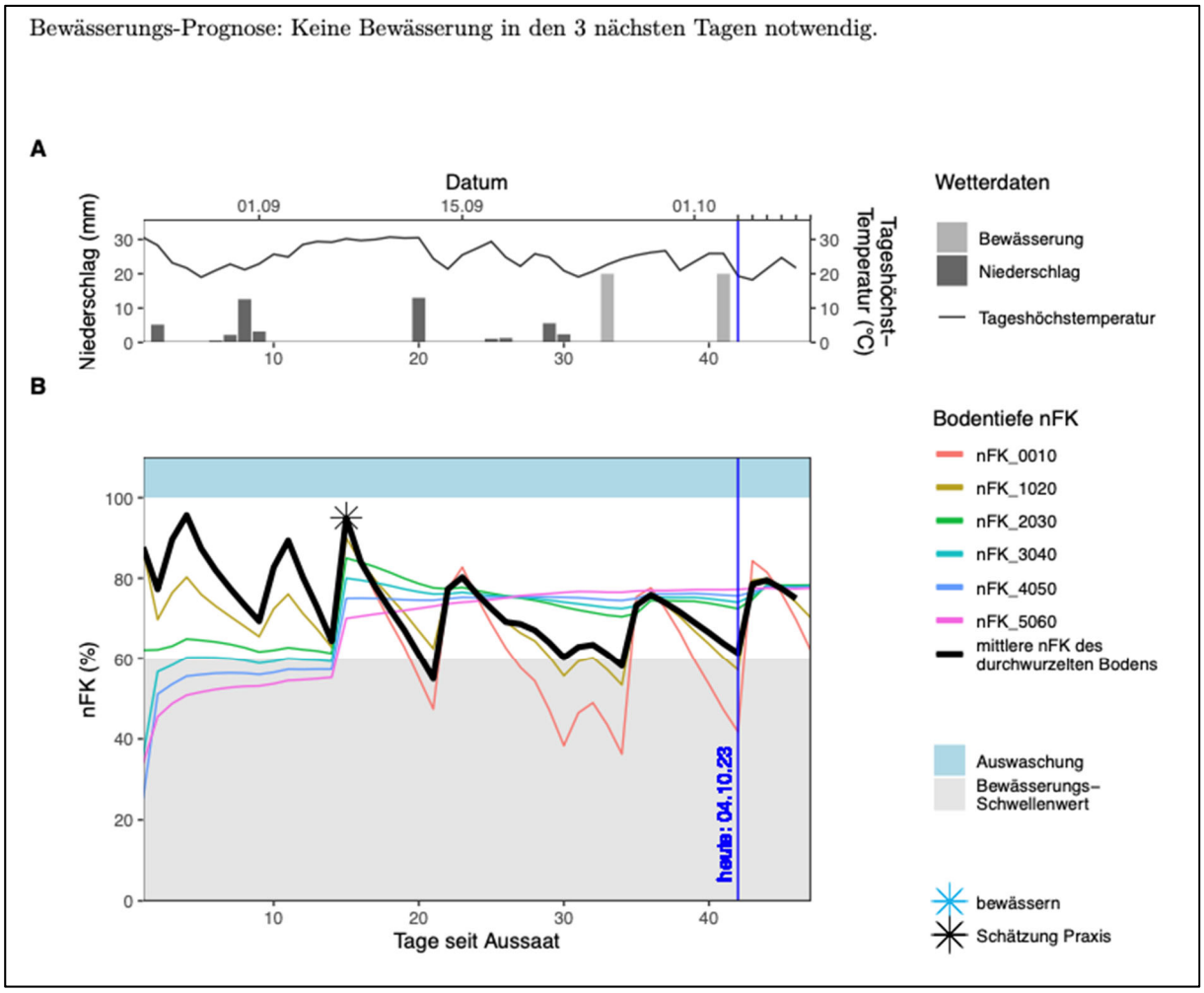

Abbildung 9 *Ergebnis des Bewässerungsmodells ANNI für die Fläche Mittelgewann der Fa. Voll für die Tage 1-47 seit Aussaat. Dargestellt sind A) Wetterdaten für Niederschlag (mm) und Tageshöchsttemperatur (°C) und B) die modellierte nutzbare Feldkapazität (nFK in %).*

Schriftstück bearbeiten

2. Wichtigsten Positionen des zahlenmäßigen Nachweises

F0812 und F0822 Personalkosten: Für die Bearbeitung des Projekts wurde eine wissenschaftliche Mitarbeiterin eingestellt. Zudem wurden studentische Hilfskräfte für Tätigkeiten in der Probenahme, -analyse und Datenauswertung eingestellt.

F0831 Gegenstände bis zu 410 € im Einzelfall: Die Position wurde für die Anschaffung von Steck-Tensiometer und zugehörigen E-Sensoren zur Messung der Bodensaugspannung aufgebraucht.

F0835 Vergabe von Aufträgen: Die Fa. Walz GmbH kalibrierte das Gaswechselmessgerät GFS 3000, um die Genauigkeit der Messdaten sicherzustellen. Die Fa. LI-COR Biosciences GmbH kalibrierte das Eddy-Kovarianz Messgerät, um zu gewährleisten, dass die erhobenen Klimaparameter zur Bestimmung der aktuellen Evapotranspiration korrekt sind.

F0843 Weitere Sachausgaben: Für die Versuchsdurchführung wurde gärtnerisches Verbrauchsmaterial (Düngemittel, Pflanzenschutz, etc.) Saat- und Pflanzgut sowie Material für Versuchsaufbauten beschafft. Weiterhin wurde Boden- und Pflanzenanalysen durchgeführt, sowie Laborzubehör hierfür beschafft.

F0846 Reisekosten: Es entstanden Reisekosten im Zusammenhang mit Konferenz-teilnahmen. Weiterhin wurde das Projekt auf Beratertagungen für Fachberater(-innen) im Gemüsebau, sowie auf Gemüsebau- und Feldtagen vorgestellt.

F0850 Gegenstände und andere Investitionen von mehr als 410 € im Einzelfall: Die Position wurde für die Beschaffung von Tensiologgern aufgebraucht, welche die Messwerte der Tensiometer speichern. Zudem wurde ein leistungsfähiger Rechner angeschafft, um das ressourcenintensive neuronale Netzwerk zu trainieren.

3. Notwendigkeit und Angemessenheit der geleisteten Projektarbeit

Sowohl die Ausgaben- und Kostenplanung als auch der Zeitrahmen wurden eingehalten und in jährlichen Zwischenberichten dokumentiert. Der Einsatz der Bundesmittel spielte eine entscheidende Rolle bei der Verwirklichung der Projektziele; ohne diese finanzielle Unterstützung wäre das Vorhaben in dieser Form und Qualität nicht durchführbar gewesen. Die Hochschule Geisenheim University verfügt nicht über eigene Mittel, dieses Vorhaben zu realisieren. Aus Sicht der Geoinformationsdienst GmbH hätte sich das Projekt ohne staatliche Förderung nicht realisieren lassen, weil die Mittel in der hier beantragten Höhe in der mittelfristigen Finanzplanung dieses KMUs nicht abzubilden waren. In den Projektjahren hätten somit keine über den Personaleinsatz (Eigenanteil) hinausgehenden Leistungen erbracht werden können. Aus Sicht von Fritzmeier Umwelt GmbH & Co. KG bedurfte es einer Anschubfinanzierung für das gesellschaftspolitische und anbaurelevante Ziel einer effizienteren und ressourcenschonenden Düngung. Wirtschaftliche Gewinne des Produktes sind zum einen erst zu erwarten, wenn aus zukünftigen Klima- und Ressourcenentwicklungen ein Handlungszwang für die Anbauer entsteht. Die objektive Nährstoffbemessung ist bisher nur von einer kleinen Zielgruppe innerhalb der Pflanzenproduktion umgesetzt. Der wirtschaftliche Nutzen ist an den positiven Abschluss der Forschungsarbeiten gekoppelt.

Schriftstück bearbeiten

Aufgrund dieser Voraussetzungen konnte das Vorhaben ohne staatliche Förderung nicht wirtschaftlich betrieben werden. Die Forschungspartner HGU, IGZ und DLR-Rheinpfalz verfügen nicht über eigene Mittel, um dieses Projekt durchzuführen und waren daher auf externe Finanzierung angewiesen.

4. Voraussichtlicher Nutzen und Verwertbarkeit der Ergebnisse

Die Ergebnisse aus diesem Vorhaben wurden in Fachzeitschriften publiziert und mit Vorträgen auf wissenschaftlichen Tagungen dem Fachpublikum präsentiert (vgl. 6.). Weitere Publikationen sind geplant. In deutschsprachigen Fachorganen wie der Gemüse, sowie auf gartenbaulichen Veranstaltungen, wie der DGG-Tagung, Hessischer - und Pfälzer Gemüsebautag wurden die Erkenntnisse potentiellen Nutzern aus der Praxis und der Beratung zur Verfügung gestellt.

Die wissenschaftlichen Ergebnisse werden in die Forschung des IGZ, der HGU und dem DLR-Rheinpfalz im Kontext der N-Düngung und Bewässerung einfließen und diese weiter formen. Darüber hinaus fließen die Erkenntnisse in die Lehre in den gartenbaulichen B.Sc. und M.Sc.-Studiengängen der HGU ein.

Die Ergebnisse des Bewässerungsmodells ANNI werden ab 2024 auf GitHub als Open-Source-Lösung für Dienstleister und Forschung bereitgestellt.

Eine Verwertbarkeit der Ergebnisse ist zudem möglich durch die Weiterentwicklung von ANNI hinsichtlich einer Anpassung zur Anwendung auf verschiedene Kulturen.

5. Während der Durchführung des Vorhabens dem ZE bekannt gewordene Fortschritte auf dem Gebiet des Vorhabens bei anderen Stellen

Es wurden keine neuen Forschungs- oder Entwicklungsergebnisse von anderen Institutionen bekannt, die die Durchführung des Forschungsvorhabens beeinflusst hätten. Dadurch blieb die inhaltliche Relevanz der Projektziele durchgehend gewahrt.

6. Erfolgte oder geplanten Veröffentlichungen des Ergebnisses nach Nr. 5 der NABF

Jahr	Format	Titel / Zitation
2024 (in Review)	Peer-review Publikation	Rubo, Samantha; Zinkernagel, Jana (2024 in review): Enhancing the prediction of irrigation demand for open field vegetable crops through neural networks, transfer learning, and ensemble models. In: Agricultural Water Management.
2024	Vortrag	Zinkernagel, Jana; Rubo, Samantha (2024): Ansätze der effizienten Bewässerungssteuerung im Gemüsebau. Veranstaltung: BMEL: Herausforderung Wasserverfügbarkeit und Anpassungsoptionen im Gartenbau. Berlin, 19.06.2024
2024	Artikel in Fachzeitschrift	Bönecke, Eric; Rubo, Samantha; Gasser, Anton (2024): Projekt GeoSenSys - Intelligente Düngung und Beregnung. In: Gemüse 60 (4), S. 38–39. Online verfügbar unter https://www.gemuese-

Schriftstück bearbeiten

		online.de/magazin/archiv/article-7890998-206224/intelligente-duengung-und-beregnung-.html
2024	Podcast-Folge	Buchwald, Sabrina; Rubo, Samantha (2024): Podcast Diploma Zeitreise. Episode 4: KI-Futter. Spotify. Online verfügbar unter https://open.spotify.com/episode/3xQ5c425D56lTCHD7SwGQH.
2024	Artikel in Fachzeitschrift	Rubo, Samantha; Baum, Julia (2024): Bewässerungssteuerung mit künstlicher Intelligenz im Freilandgemüsebau. In: B&B Agrar 77 (2), S. 10–11. Online verfügbar unter https://www.praxis-agrar.de/pflanze/gartenbau/bewaesserungssteuerung-mit-kuenstlicher-intelligenz-im-freilandgemuesebau.
2024	Vortrag	Rubo, Samantha; Zinkernagel, Jana (2024): Integration von Künstlicher Intelligenz für die Bewässerungssteuerung im Freilandgemüsebau. In: Messe Essen GmbH (Hg.): Internationale Pflanzenmesse (IPM). Essen, Germany, 23.-26.01.2024.
2024	Vortrag	Rubo, Samantha; Zinkernagel, Jana (2024): Integrative machine learning for precision irrigation. Enhancing spinach crop water management through multisource data fusion. In: BHGL und Deutsche Gartenbauwissenschaftliche Gesellschaft e.V. - DGG (Hg.): 36. Gartenbauwissenschaftliche Jahrestagung. Braunschweig, Germany, 28.02. - 03.03.2024.
2024	Vortrag	Rubo, Samantha; Zinkernagel, Jana (2024): Künstliche Intelligenz in der Bewässerungssteuerung. In: Landesbetrieb Landwirtschaft Hessen (LLH) und Gartenbauverband Baden-Württemberg-Hessen e.V. (GVBWH) (Hg.): Hessischer Gemüsebautag 2024. Gernsheim, Germany, 31.01.2024.
2023	Vortrag	Zinkernagel, Jana (2023): Künstliche Intelligenz in der Bewässerungssteuerung - Artificial Neural Network for Irrigation (ANNI) im Projekt GeoSenSys. Veranstaltung: Deutscher Gartenbautag 2023, Mannheim, 08.09.2023.
2023	Vortrag + Artikel in Tagungsband	Rubo, Samantha; Zinkernagel, Jana (2023): Irrigation demand model for open field vegetable crops based on artificial neural networks. In: Brunella Morandi und Marcel Kuper (Hg.): Proceedings of the international symposium on water: a worldwide challenge for horticulture! Angers, France, August 14-20, 2022. IHC2022, Bd. 1373. Leuven: ISHS (Acta horticulturae, 1373 (July 2023)), S. 131–138.
2023	Projekt-vorstellung	Rubo, Samantha: Artificial Neural Network for Irrigation in the GeoSenSys project. Veranstaltung: Ökofeldtage 2023 in Ditzingen. 14.6.2023
2023	Vortrag	Zinkernagel, Jana (2022): Georeferenziertes Sensor-gestütztes Daten Management-System zur teilflächenspezifischen Bewässerung und Düngung von Freilandgemüse (GeoSenSys). Veranstaltung: 32. Bundesberatertagung für Fachberater(-innen) im Gemüsebau. Grünberg, 14.-16.03.2022.
2023	Vortrag	Rubo, Samantha (2023): Bewässerungs-DSS unter Einsatz von künstlicher Intelligenz und spektraler Reflexion. In: BHGL und Deutsche Gartenbauwissenschaftliche Gesellschaft e.V. - DGG (Hg.): 55. Gartenbauwissenschaftliche Jahrestagung. Osnabrück, Germany, 01.03 - 03.03. 2023.
2022	Peer-reviewte Publikation	Rubo, Samantha; Zinkernagel, Jana (2022): Exploring hyperspectral reflectance indices for the estimation of water and nitrogen status of

Schriftstück bearbeiten

		spinach. In: Biosystems Engineering 214, S. 58–71. DOI: 10.1016/j.biosystemseng.2021.12.008.
2022	Vortrag	Rubo, Samantha, Zinkernagel, Jana (2022): Irrigation demand model for open field vegetables based on artificial neural networks. Veranstaltung: 5th annual meeting of the EUVRIN WG F&I. Gent, Belgien, 14.09.2022.
2022	Artikel in Fachzeitschrift	Jahncke, Daniel, Kreher, Benjamin (2022): [Duplikat] Projekt GeoSenSys Teil 6: Prognosemodelle für den Gemüsebau. Empfehlungen direkt auf den PC Empfehlungen direkt auf den PC. In: Gemüse 58 (10), 20-21. Online verfügbar unter https://www.gemuese-online.de/magazin/archiv/article-7284869-206224/empfehlungen-direkt-auf-den-pc-.html.
2022	Artikel in Fachzeitschrift	Weinheimer, Sebastian; Bräumer, Tim (2022): Projekt GeoSenSys Teil 5: Ergebnisse der Spinatversuche. Wissenschaft trifft Praxis. In: Gemüse 58 (10), 21-22. Online verfügbar unter https://www.gemuese-online.de/magazin/archiv/article-7252016-206224/wissenschaft-trifft-praxis-.html.
2022	Artikel in Fachzeitschrift	Rubo, Samantha; Zinkernagel, Jana (2022): Projekt GeoSenSys Teil 4. KI in der Bewässerungssteuerung Präzision trifft Anwenderfreundlichkeit. In: Gemüse 58 (9), S. 24–25. Online verfügbar unter https://www.gemuese-online.de/magazin/archiv/article-7221443-206224/praezision-trifft-anwenderfreundlichkeit-.html.
2022	Artikel in Fachzeitschrift	Rühlmann, Jörg; Bönecke, Eric (2022): Projekt GeoSenSys Teil 3. Mit Sensoren in den Boden geschaut. In: Gemüse 58 (7), 22-23. Online verfügbar unter https://www.gemuese-online.de/magazin/archiv/article-7184961-206224/mit-sensoren-in-den-boden-schauen-.html.
2022	Artikel in Fachzeitschrift	Eichelseder, Matthias (2022): Projekt GeoSenSys Teil 2. Teilflächenspezifisch bewirtschaften sichert Erträge und spart Kosten. In: Gemüse 58 (6), S. 21–22. Online verfügbar unter https://www.gemuese-online.de/magazin/archiv/article-7160715-206224/teilflaechenspezifisch-bewirtschaften-sichert-ertraege-und-spart-kosten-.html.
2022	Artikel in Fachzeitschrift	Rubo, Samantha; Zinkernagel, Jana (2022): Projekt GeoSenSys - Sensoren bringen Bewässerung und Düngung zusammen. In: Gemüse 58 (4), S. 28–29. Online verfügbar unter https://www.gemuese-online.de/magazin/archiv/article-7123489-206224/sensoren-bringen-bewaesserung-und-duengung-zusammen-.html.
2022	Projekt-vorstellung	Rubo, Samantha, Zinkernagel, Jana (2022): GeoSenSys 2022 – Verknüpfung der Teilprojekte. Hortico 4.0 Statusworkshop (virtuell), 22.02.2022.
2021	Vortrag	Zinkernagel, Jana; Rubo, Samanthan(2021): Geisenheimer Bewässerung – goes AI. In: Geisenheimer Forschungsforum. Hochschule Geisenheim University (HGU), 30.09.2021.
2021	Vortrag	Zinkernagel, Jana; Rubo, Samantha; Schmidt, Lilian (2021): Künstliche Intelligenz und Stickstoffform im Freilandgemüsebau. Veranstaltung: Digitalisierung im Pflanzenbau Tagung des Verbandes der Landwirtschaftskammern e. V. (VLK) und des Bundesarbeitskreises Düngung (BAD). Würzburg, 27.04.2022.
2021	Poster	Rubo, Samantha; Zinkernagel, Jana (2021): Robuste Vegetationsindices für Wasser- und N-Versorgung von Freilandspinat

Schriftstück bearbeiten

		auf Grundlage hyperspektraler Messungen. In: International Society for Horticultural Science (ISHS) (Hg.): IV International Symposium on Horticulture in Europe. Virtual, 8.-12.3.2021.
2020	Projekt-vorstellung	Rubo, Samantha, Zinkernagel, Jana (2022): Vorstellung des FuE-Projektes GeoSenSys. HortiCo4.0: Treffen der FuE-Projekte (virtuell), 09.12.2020.
2020	Poster und Projekt-vorstellung	Rubo, Samantha, Zinkernagel, Jana (2022): Poster Georeferenziertes Sensor-gestütztes Daten-Management-System zur teilflächen-spezifischen Bewässerung und Düngung von Freilandgemüse (GeoSenSys). Besuch der Ministerin für Digitales Prof. Dr. Sinemus im Rahmen ihrer Sommerreise, 10.07.2020.

III. Erfolgskontrollbericht (separates Dokument)

1. **Wissenschaftlich-technische Ergebnisse des Vorhabens**
2. **Verwertungsplan**
   - 2.1. Erfindungen/Schutzrechte
   - 2.2. Wirtschaftliche Erfolgsaussichten nach Projektende
   - 2.3. Wissenschaftliche/technische Erfolgsaussichten nach Projektende
   - 2.4. Wissenschaftliche und wirtschaftliche Anschlussfähigkeit
3. **Angaben zu Arbeiten, die zu keiner Lösung geführt haben**
4. **Angaben über die Einhaltung der Ausgaben- und der Zeitplanung**

Schriftstück bearbeiten