



EIN BLICK IN DIE ZUKUNFT

NEUE MODELLIERUNGS- METHODEN UND KÜNSTLICHE INTELLIGENZ

Um zu verstehen, wie die Zukunft der Entwicklung von Entscheidungshilfesystemen aussehen könnte, müssen wir die Vergangenheit analysieren. Nach stolzen 25 Jahren Erfahrung in der Branche können wir einen Exkurs zu den einzelnen Komponenten der EHS machen, um deren Entstehung zu verstehen.

Meteorologische Daten

Neben der steigenden Qualität der Sensoren unterlag bzw. unterliegt auch die Auflösung und Verfügbarkeit von Daten einem deutlichen Wandel. Wurden zuvor meist tägliche Daten erhoben und verwendet, stehen nun standardmäßig stündliche oder sogar höher aufgelöste Werte zur Verfügung.

Die Etablierung eines virtuellen Messnetzes, das nun die meteorologischen Daten für jeden Quadratkilometer land- bzw. gartenbaulich genutzter Fläche verfügbar macht, leistet außerdem einen entscheidenden Beitrag zur

Entwicklung von Prognosemodellen und zu deren Abbildungsgüte.

Wetterdaten des Deutschen Wetterdienstes (DWD) wie Niederschlag, Lufttemperatur und relative Luftfeuchtigkeit werden auch in der Zukunft eine elementare Rolle in den Prognosemodellen der ZEPP spielen. Allerdings hat sich die räumliche Auflösung und Qualität von Erdbeobachtungsdaten (EO-Daten) erheblich verbessert und stellen eine wertvolle Ergänzung zu bestehenden Modellen dar oder ermöglichen sogar den Aufbau neuer Modelle für bisher nicht behandelte Schaderreger.

So modelliert der DWD inzwischen die tägliche Bodenfeuchte (Abb. 45) und Bodentemperatur (Abb. 46) für verschiedene Kulturen und Böden.

Schaut man in die nicht mehr so ferne Zukunft, können diese und weitere Daten (z. B. Globalstrahlung, Oberflächentemperatur

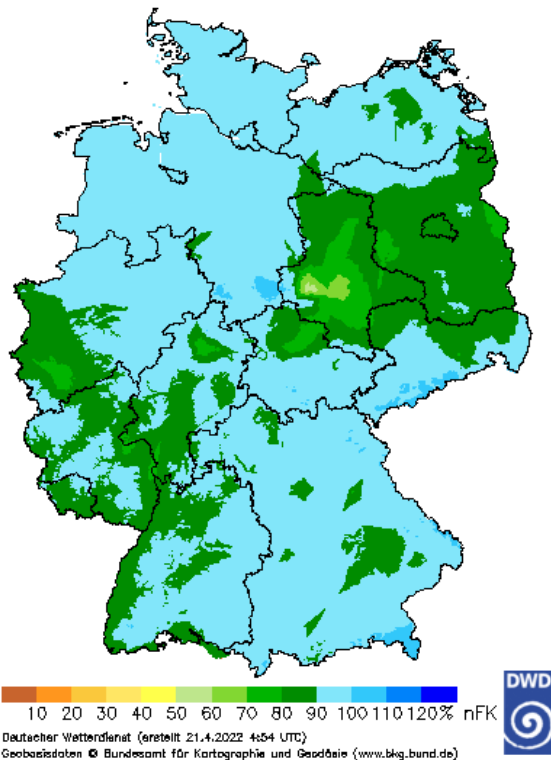


Abb. 45: Bodenfeuchtesituation in Deutschland (Stand: 20.04.2022) in der Schicht 0 bis 60 cm unter Gras bei sandigem Lehm¹¹

oder Schneebedeckung) bald in noch höherer Auflösung schlag- und teilflächenspezifisch erhoben werden. Vor allem die hoch aufgelösten EO-Daten der Sentinelsatelliten besitzen in Kombination mit KI-optimierten Methoden großes Potential die Prognosequalität von EHS deutlich zu erhöhen (Abb. 47 & 48). Die Herausforderung besteht darin, die EO-Datenprodukte und deren Vorverarbeitung so anzupassen, dass

eine robuste, praxistaugliche Anwendung in EHS möglich ist.

Nicht zu vergessen sind die zunehmende Zahl an kommerziellen und öffentlichen agrarmeteorologischen Messstationen, die in der Summe ein immer dichteres (in-situ) Messnetz ergeben und damit höhere räumliche Auflösung von Wetterdaten ermöglichen können, auch dann, wenn Satellitendaten durch geschlossene Wolkendecken Lücken aufweisen.

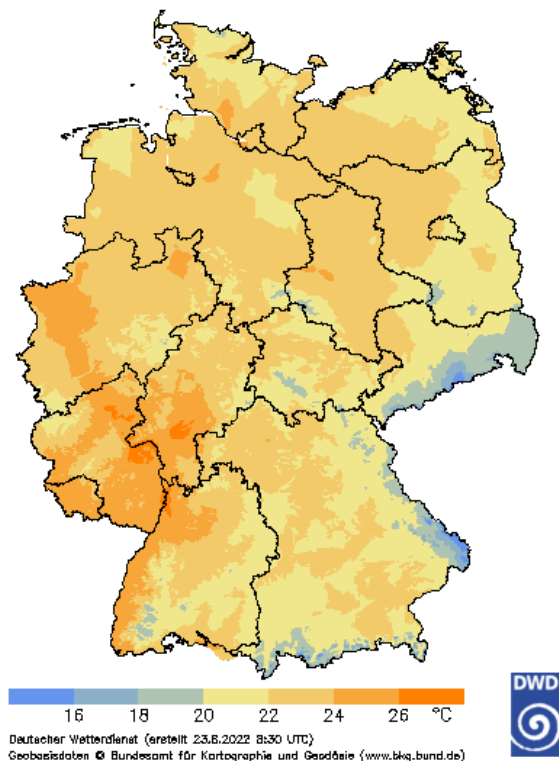


Abb. 46: Bodentemperatur (Tagesmittel) in Deutschland in 5 cm Tiefe (Stand 22.08.2022)¹²

¹¹ https://www.dwd.de/DE/fachnutzer/landwirtschaft/dokumentationen/allgemein/bodenfeuchte_karte_doku.html#:~:text=Der%20DWD%20berechnet%20t%C3%A4glich%20die,nicht%20mehr%20gemessen%2C%20sondern%20berechnet

¹² https://www.dwd.de/DE/leistungen/bodentemperatur5_dl/bodentemperatur5dl.html

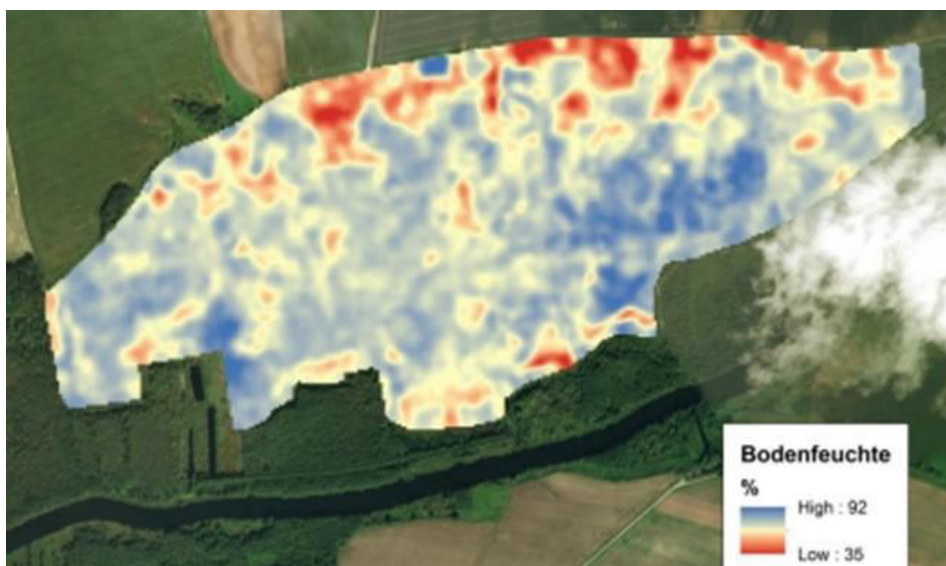


Abb. 47: Teilflächenspezifische Bodenfeuchte aus Sentinel-1-Daten (Quelle: Frick et al 2015)¹³

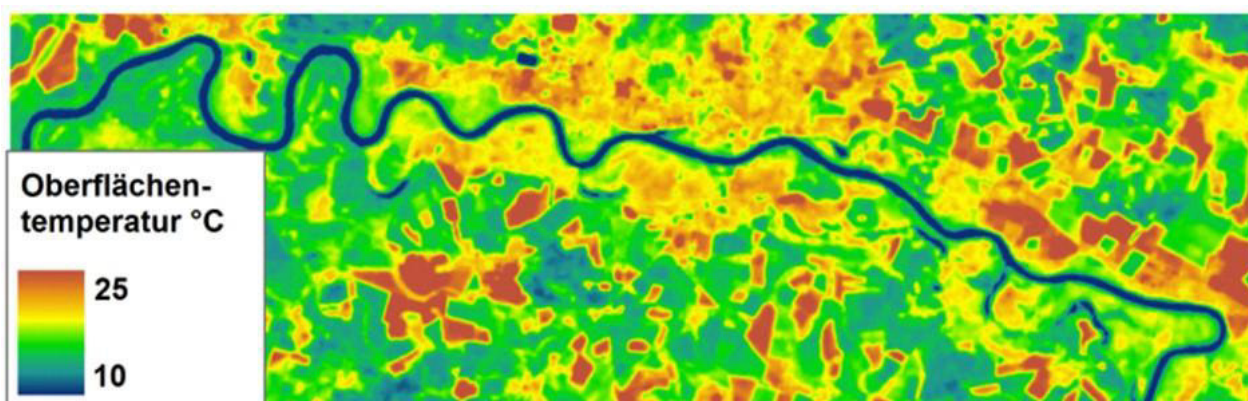


Abb. 48: Darstellung der Oberflächentemperatur mit Landsat-8-Daten (Quelle: Frick et al 2015)¹³

Monitoring

Auch die Erfassung der Krankheits- und Schädlingsdaten an Pflanzen im Freiland und unter Glas unterliegt einem starken Wandel. Per Hand und Auge erhobene Daten können just in time mit Hilfe von Monitoring-Apps, wie z. B. das über ISIP bereitgestellte FieldMaps-System¹⁴, auf dem Smartphone oder Tablet

digitalisiert werden. Folglich können die Ergebnisse umgehend im Internet auf isip.de veröffentlicht und so einem breiten Nutzerkreis zur Verfügung gestellt werden.

Aktuell und zukünftig kann der Krankheits- und Schädlingsbefall auch mit Hilfe von Drohen und Robotern automatisch gemessen, erfasst und zur weiteren Verwen-

¹³ https://www.d-copernicus.de/fileadmin/Content/pdf/Forum_2017/copernicus_frick_lup.pdf

¹⁴ <https://www.esri.com/de-de/arcgis/products/arcgis-field-maps/resources>

dung in der Forschung, Validierung oder in Monitoringberichten übertragen werden. Die ständige Verbesserung der Qualität der Sensoren und der Erkennungsalgorithmen auf der Basis von künstlicher Intelligenz erlaubt die Überwachung des Befalls sowohl im Anfangsstadium als auch in seiner epidemiologischen Ausbreitung.

Durch diese automatisch arbeitenden Systeme kann sowohl die Häufigkeit der Erfassung als auch die überwachte Fläche bzw. die Stichprobenzahl deutlich vergrößert werden. Die Erhöhung der Datenqualität und -quantität lässt einerseits die Optimierung der Modellalgorithmen für die Prognose und andererseits die Verbesserung der Monitoringgüte erwarten.

Algorithmus

Wenn wir die Algorithmen der Modelle analysieren, die in diesen letzten 25 Jahren erstellt wurden, stellen wir fest, dass ihre Entwicklung minimal war.

Die in den 70er Jahren entwickelten, grundlegenden Methoden zur Realisierung von Modellen auf dem Gebiet der Pilzkrankheiten sind immer noch weit verbreitet und werden es mit Sicherheit

auch in Zukunft noch sein.

Insbesondere die angewandte Epidemiologie und die ersten Studien von Edwin van der Plank (1963) sind der Grundstein und der Ausgangspunkt jeder epidemiologischen Studie, die auf die Realisierung eines Modells abzielt.

Dasselbe gilt für die Phytophagen, die durch die Leslie-Matrix (Leslie, 1945), die variable Zeitverzögerung (Franklin, 1995) oder das einfache logistische phänologische Modell (Berry et al., 1995) berechnet werden können. Sie gehören auch im 21. Jahrhundert zu den hauptsächlich verwendeten Algorithmen.

Die statistischen oder mathematischen Formeln, die zur Berechnung von Raten verwendet werden, gehen ebenfalls auf Studien zurück, die in den 60er bis 80er Jahren durchgeführt wurden.

Modellbaukasten

Für die Modelle der Zukunft wird die Harmonisierung von Input und Output ein elementarer Punkt sein, um kompatible, analoge Modelle zu erhalten, die vom Nutzer leicht interpretiert werden können.

Bereits seit einigen Jahren arbei-

tet die ZEPP in Kooperation mit dem ISIP e. V. am sogenannten „Modellbaukasten“, der die Entwicklung und spätere Anwendung jeglicher Art von ZEPP-Standard-Modellen ermöglichen soll. Der Modellbaukasten konzentriert sich aktuell auf zwei große Kategorien von Schadorganismen: Pilzkrankheiten und Insekten.

Systemanalyse für Pilzkrankheiten

Den ersten Teil des Baukastens bildet eine komplette Systemanalyse mit allen Variablen. Diese fließen in ein Strukturdiagramm ein, das die witterungsabhängigen Zustands- und Zustandsänderungs-Variablen abbildet (siehe Kap. 5).

Für eine erste, einfache Modellerstellung sind zunächst nur wenige Parameter notwendig. Diese sind die Infektionswahrscheinlichkeit, die Dauer der Latenzzeit (von der Infektion bis zum Beginn sporulierender Symptome) und die infektiöse Zeit (der Zeitraum, in dem Läsionen auftreten und neue Sporen produziert werden).

Bedenkt man, dass die meisten Erreger eine relativ kurze Entwicklungsdauer haben und die Temperatur fast immer günstig ist, kann die Latenzzeit zwischen 4-7 Tagen betragen. Werden über die

Vegetationszeit hinweg kontinuierlich neue Sporen produziert, kann die Infektionsperiode gleich der Länge der Vegetationsperiode der Wirtspflanze festgelegt werden.

Die einzige Variable, die das Modell benötigt, ist die Infektionswahrscheinlichkeit und die notwendigen Parameter für deren Berechnung sind Temperatur, relative Luftfeuchtigkeit, Niederschlag und simulierte Blattnässe.

Nach diesem zunächst sehr einfachen Ansatz ist es möglich, dem Modell zusätzliche Komponenten hinzuzufügen:

So kann z. B. der Einfluss des Primärinokulums detaillierter beschrieben werden, indem eine mögliche Reduzierung des Inokulumpotentials z. B. mit Hilfe der Berechnung einer Abbaurrate in Abhängigkeit von Feuchtigkeit und Temperatur des Bodens simuliert wird. Zusätzlich kann eine Funktion zur Abbildung von Flug und Ausbreitung der Sporen die Sporenverfügbarkeit für neue Infektionen berechnen.

In diesem gesonderten Teil werden neue, sogenannte „statische“ Parameter in das Modell inkludiert. Diese sind z.B. Anbaudichte

(Flächenanteil einer Kultur in der Region), Länge der Fruchtfolge und Bodenbearbeitung. Sie werden nur einmal zu Beginn der Saison abgefragt und fließen in einen Index ein, der die Berechnung des Inokulumpotentials beeinflusst.

Viele Bestandteile des Modellbaukastens leiten sich direkt aus den Erfahrungen ab, die in den 25 Jahren der Tätigkeit der ZEPP gesammelt wurden.

Systemanalyse für tierische Schaderreger

Zunächst wurde der Baukasten für klassische holomethabole Insekten mit erkennbarem Zyklus mit vier Stadien (Eier, Larven, Puppen und Adulte) entwickelt. Ein Baukasten für hemimethabole Insekten wird entsprechend angepasst.

Der Basisalgorithmus für den Baukasten ist ein logistisch-phenologischer Ansatz (siehe Kap. 5). Für jedes Stadium wird eine modifizierte logistische Verteilungsfunktion berechnet, in Abhängigkeit der zeitlichen Entwicklung eines einzelnen Stadiums (berechnet in Gradtagen) und mit einem einzigen Formparameter (siehe Kap. 5, [9]).

Erweiterungsmöglichkeiten für den Baukasten sind:

- Die Möglichkeit für die einzelnen Stadien den Verlauf der Substadien zu berechnen, z.B. die gesamte Larvenentwicklung in L1-Ln Substadien aufzuteilen
- Berechnung des Voltinismus (Univoltine: eine Generation; Polyvoltine: mehrere Generationen)
- Berechnung der Winter-/ Sommer-Diapause in Abhängigkeit von Temperatur und Tageslichtlänge
- Berücksichtigung der Wirtstontogenese/-Entwicklung

Berechnung und Parametrisierung

Innerhalb des Baukastens wird es möglich sein, statistische Analysen und Berechnungen der Parameter für die verschiedenen Komponenten des Modells durchzuführen, indem die bereits zuvor erwähnten epidemiologischen statistischen Techniken verwendet werden.

Behandlungen

Ein vierter Baustein der Modellbaukästen wird die Berücksichtigung von Pflanzenschutzmaßnah-

men sein. Die Berechnung der Wirksamkeit eingesetzter Fungizide und Insektizide (Chemicals oder Biologicals) und die Ermittlung der Ertragsverlustrelation sollen die Modelle zukünftig ergänzen und ökonomische Bekämpfungsschwellen besser berücksichtigen.

Die Zukunft: Modellsynergien

Die zukünftige Herausforderung wird es sein, die Synergien zwischen den einzelnen Modellen innerhalb einer Kultur besser zu nutzen.

Zu diesem Zweck wurde mit den Projekten „E-BAs“ (Elektronischer Beratungsassistent) und „E-BAs 2.0“ ein webbasiertes, interaktives Managementsystem (MS) entwickelt, das Anwender von der Bestandsplanung bis zur Ernte unterstützt und begleitet (Fränzke et al., 2016).

Das MS basiert auf einer Client-Server-Technologie. Schlagdaten werden serverseitig gespeichert, damit sie jahresübergreifend zur Verfügung stehen. Das MS orientiert sich bei der Ausgabe von Ergebnissen und Benachrichtigungen der Prognosemodelle zum Auftreten von Pflanzenkrankheiten am Entwicklungszustand der Kulturpflanze. Die Synergie

K-NN (K-Nearest-Neighbor)

Der k-Nächste-Nachbarn-Algorithmus (KNN) ist ein einfacher, leicht zu implementierender überwachter maschineller Lernalgorithmus, der verwendet werden kann, um sowohl Klassifizierungs- als auch Regressionsprobleme zu lösen.



Random Forest

Es handelt sich hierbei um ein Verfahren, das häufig im Machine Learning verwendet wird. Es zählt zu den überwachten Lernverfahren (Supervised Learning) und nutzt die Ergebnisse einer Vielzahl verschiedener Entscheidungsbäume, um bestmögliche Entscheidungen oder Vorhersagen zu treffen.

zwischen den Modellen verläuft jedoch nur horizontal (entlang einer Zeitachse). Mit anderen Worten: Es gibt keine Interaktion zwischen den verschiedenen Modellen. Als nächste Stufe wird genau diese Interaktion untersucht und als vertikale Synergie in ein MS integriert (Abb. 49).

Das bietet die Möglichkeit der Anwendung modernster maschineller Lernmethoden zur Vorher-

sage von Pflanzenkrankheiten und Schädlingen.

Im Gegensatz zu Modellen, die auf Expertenwissen basieren (z. B. Entwicklungsstadien von Schädlingen oder Überwinterungsmerkmalen), können „Machine-Learning“-Techniken wie „Random Forest“, „Boosting Machines“ oder

„Neural Networks“ und „Deep Learning“ alle verfügbaren Daten nutzen und möglicherweise Umwelt- oder biologische Wechselwirkungen modellieren, die Experten noch unbekannt sind, z. B. Wechselwirkungen zwischen Insekten, Viren oder Bakterien (Abb. 50).

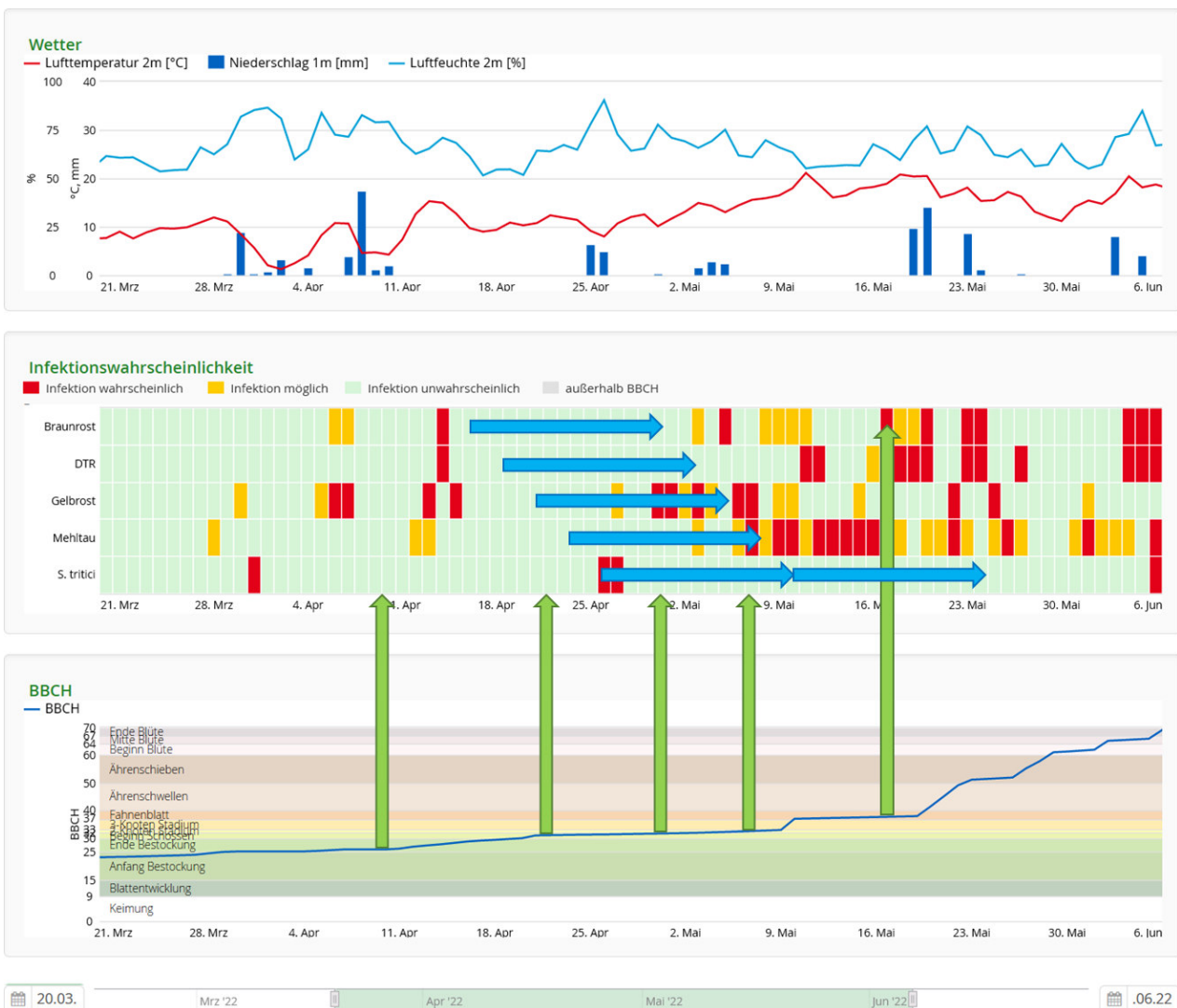


Abb. 49: Ergebnisse des Prognosemodells SIG Getreide, das in E-BAs verwendet wird. Blaue Pfeile zeigen die horizontale Synergie zwischen Infektionsgefahr und Pflanzenentwicklung, nur zeitlich synchronisiert, ohne Modellinteraktion. Grüne Pfeile zeigen die vertikale Synergie — die Modelle interagieren. Grün-blau gekreuzt zeigt eine perfekte Synergie.

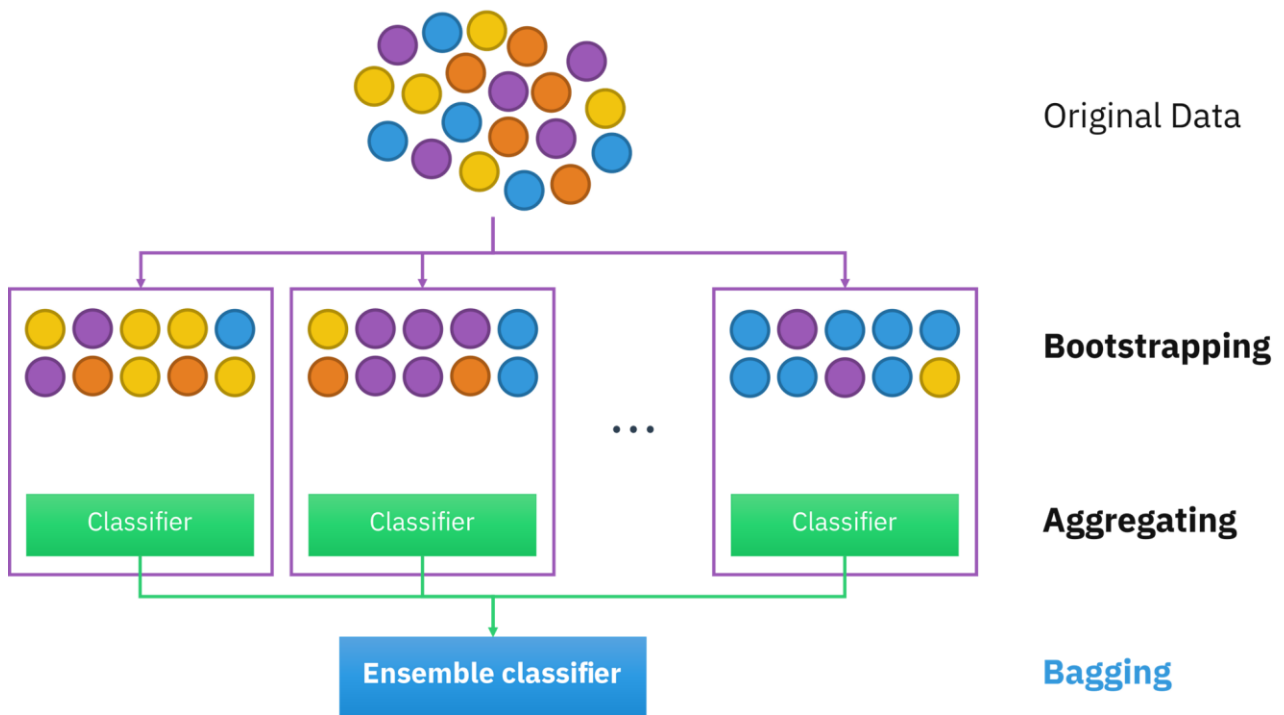


Abb. 50: Bootstrap-Aggregation als Beispiel der „Ensemble Learning“-Methode

Algorithmen der Neural Network-Familie erbringen im Vergleich zu anderen maschinellen Lernmethoden oft eine bessere Leistung. Ihre Modularität macht sie ideal, um eine Vielzahl von Problemen zu bewältigen, da sie an spezifische Datentypen (z. B. Satellitendaten) angepasst werden können.

Dennoch könnten je nach Datenlage und Fragestellung andere Algorithmen relevanter sein, da sie bessere Ergebnisse liefern und weniger Rechenressourcen benötigen.



Dr. Paolo Racca

&



Dr. Jean Fred Fontaine

Weiterführende Literatur:

Van der Plank J. E. (1963): "Plant Diseases: Epidemics and Control." Academic Press. Reprint 2013

Madden, Laurence V. (2006): "Botanical epidemiology: some key advances and its continuing role in disease management." *European Journal of Plant Pathology*, 115.1 3-23

Franklin G. F., Powell J. D., Emami-Naeini A. (1995): *Feedback Control of Dynamic Systems*, 3rd ed. Reading, MA: Addison Wesley Publishing Company, 1995.

Leslie P. H. (1945): "The use of matrices in certain population mathematics". *Biometrika*, 33(3), 183–212.

Berry J. S., Kemp W. P., Onsager J. A. (1995): Within-year dynamics and forage destruction model for rangeland grasshoppers (Orthoptera: Acrididae). *Environmental Entomology*. 24(2): 212-225

Fränzke M., Racca P., Röhrig M. et al. (2016): „Elektronischer Beratungsassistent (e-BAs)“, Das mobile Managementsystem zur Unterstützung der integrierten Getreideproduktion, 60. Deutsche Pflanzenschutztagung, Halle/Saale, S. 551–552, ISBN: 9783955470357.