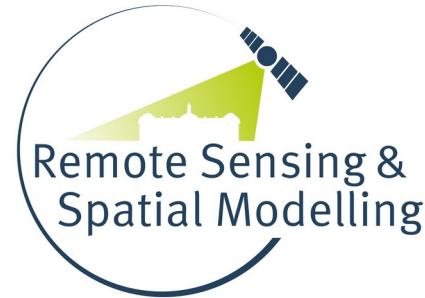


WWU
MÜNSTER

Institut für
Landschaftsökologie
ILÖK



Fernerkundung und maschinelles Lernen für die raum-zeitliche Modellierung von Ökosystemen Herausforderungen & Perspektiven

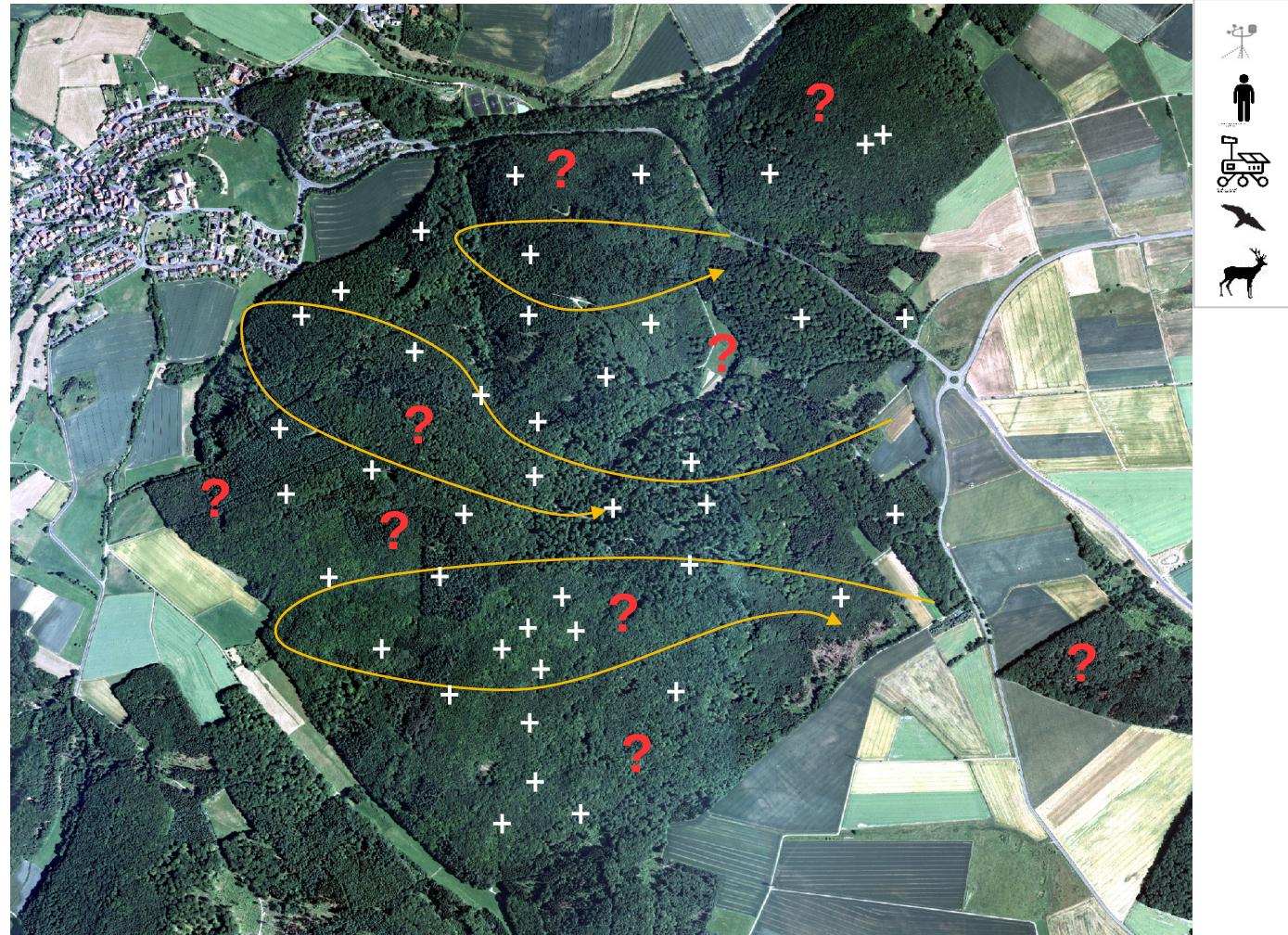
Hanna Meyer

Remote Sensing & Spatial Modelling,
Institute of Landscape Ecology, WWU Münster

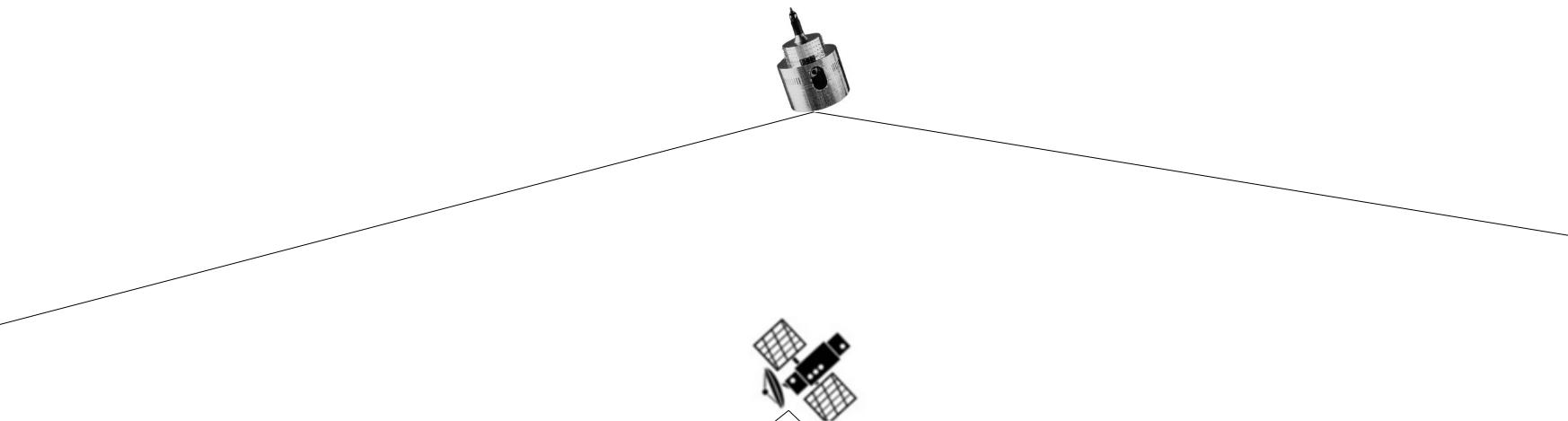
Problem: von lokalen Feldaufnahmen zu flächendeckenden Umweltinformationen



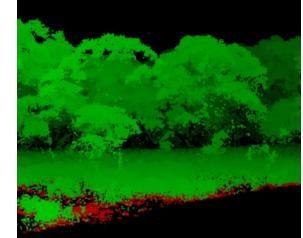
Nature 4.0 | Sensing Biodiversity



Fernerkundliche Landschaftserfassung

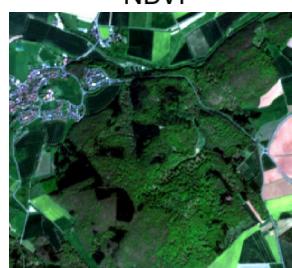
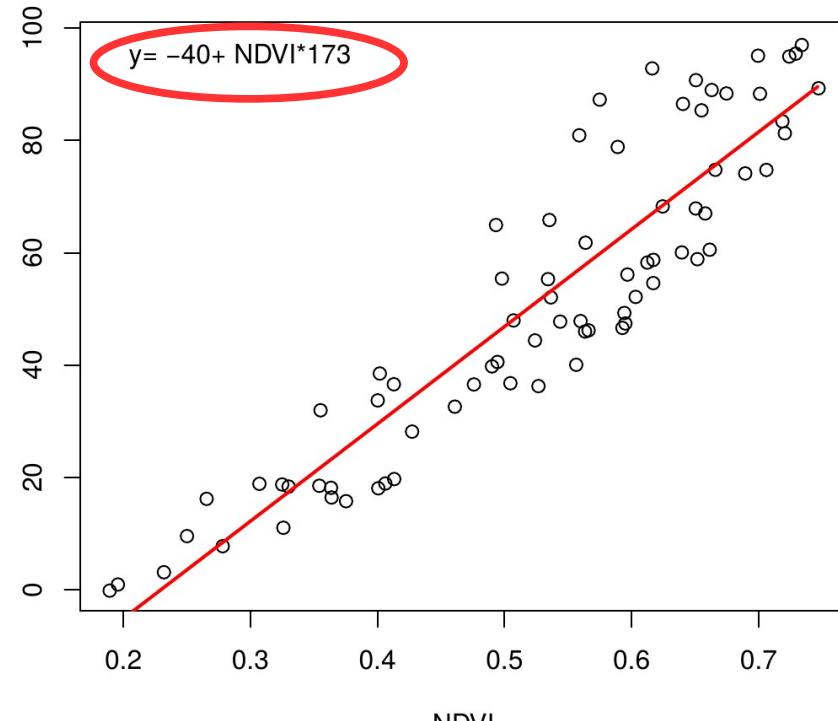
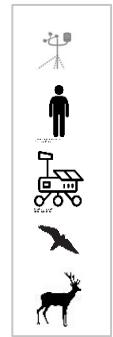


Räumlich kontinuierlich aber zunächst nur Reflexionswerte...

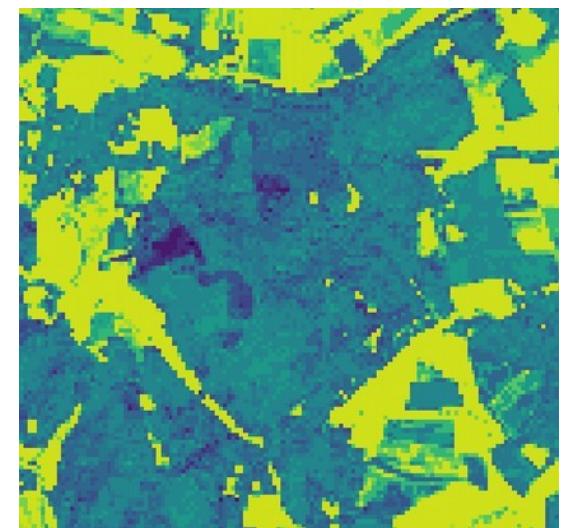


Statistische Modellierung

z.B. Vegetationsbedeckung aus Fernerkundungsdaten

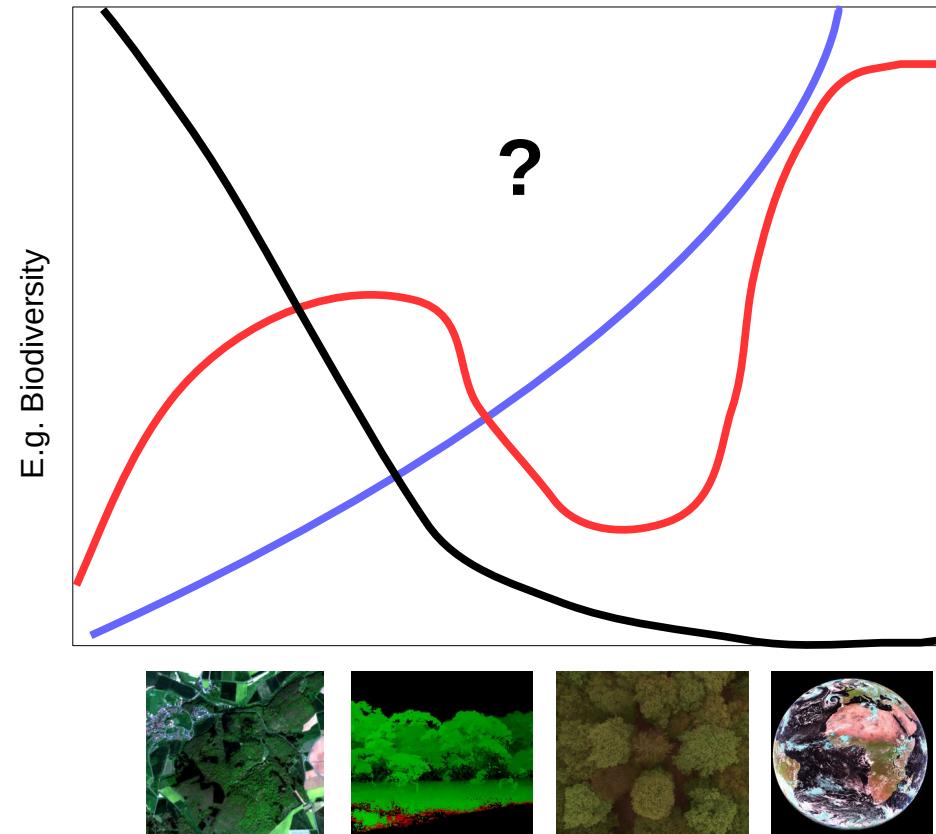


Modellierte
Vegetationsbedeckung



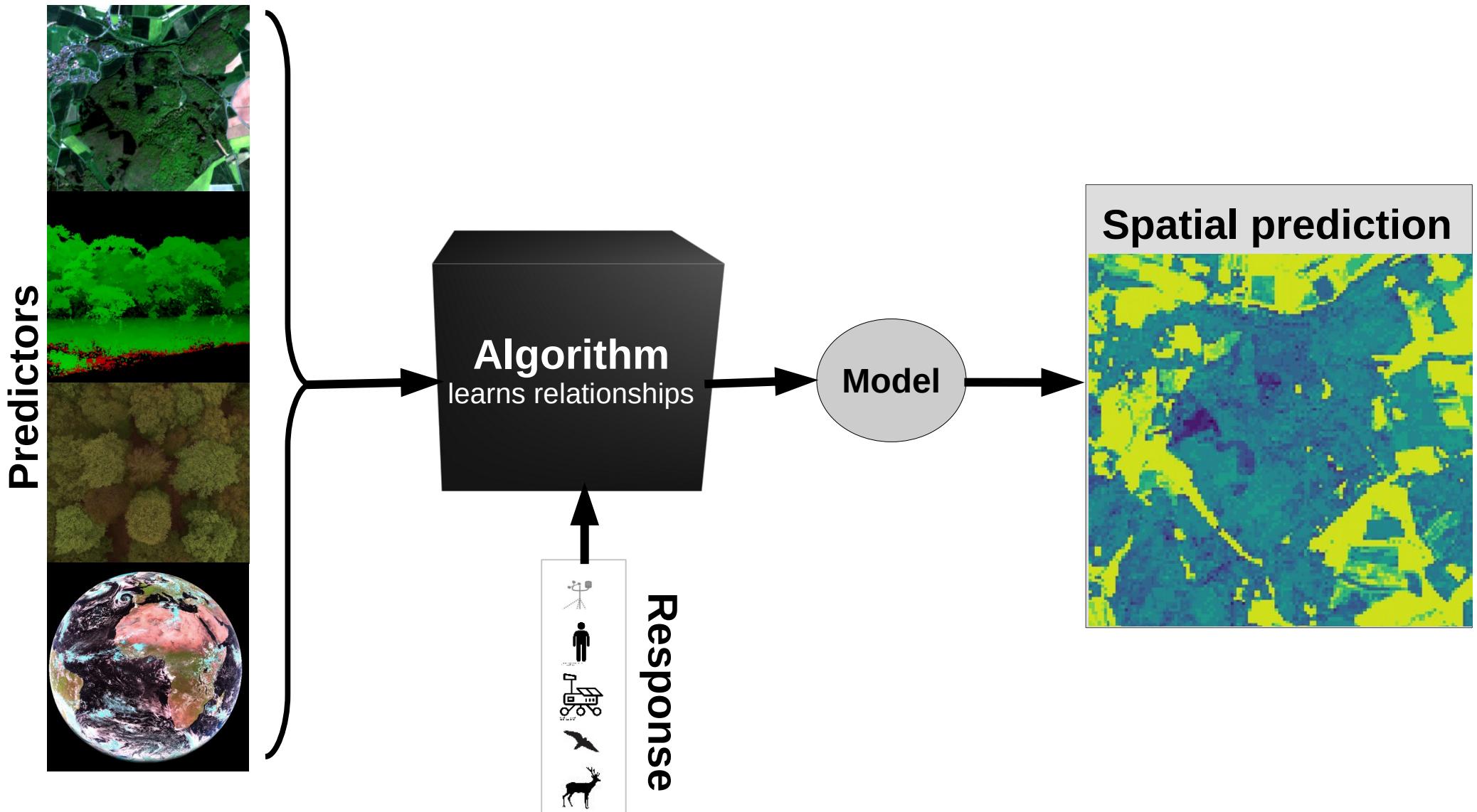
Statistische Modellierung

...aber was ist mit komplexeren ökologischen Variablen?



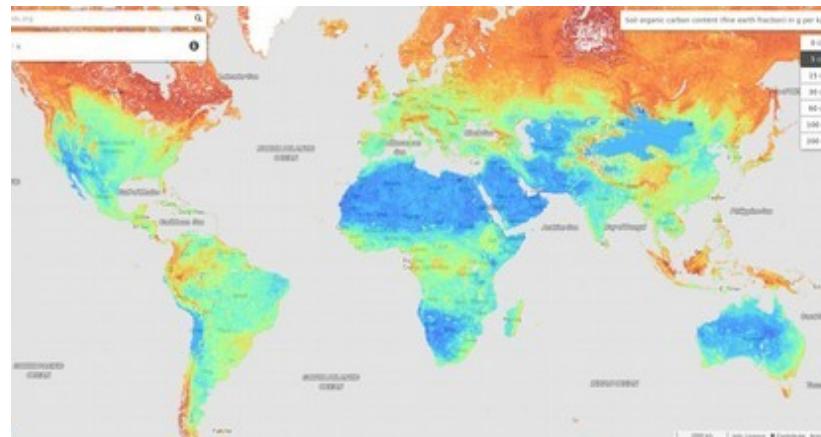
Wir brauchen Modelle die mit komplexen Zusammenhängen umgehen können!

KI für ein flächendeckendes Monitoring?

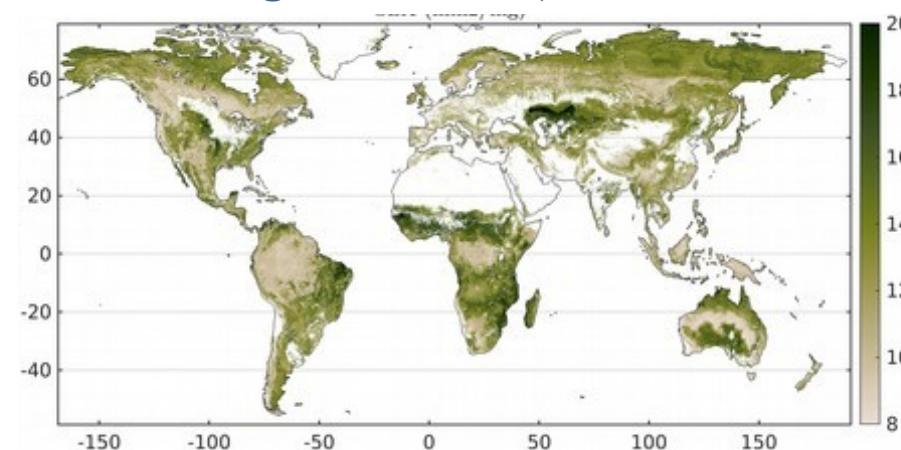


Beispiele für KI-basierte globale Umweltdaten

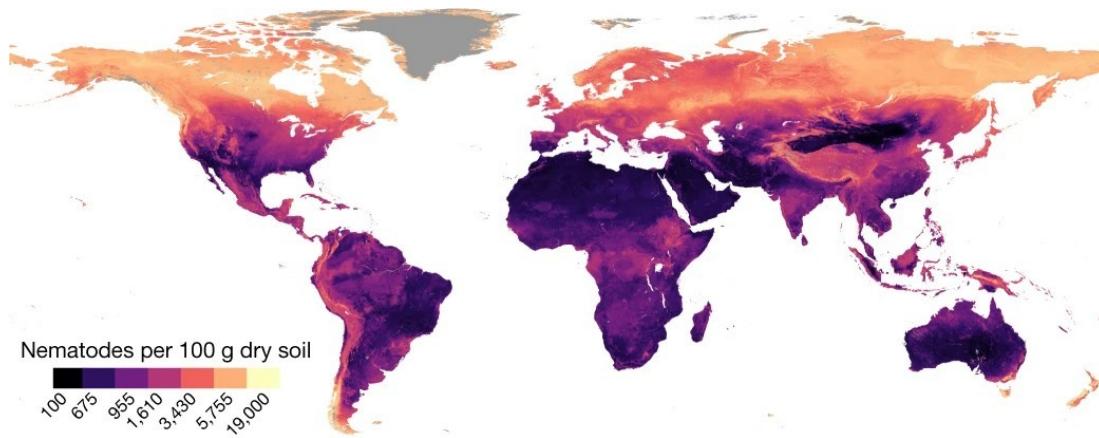
Bodeneigenschaften (Hengl et al., 2018)



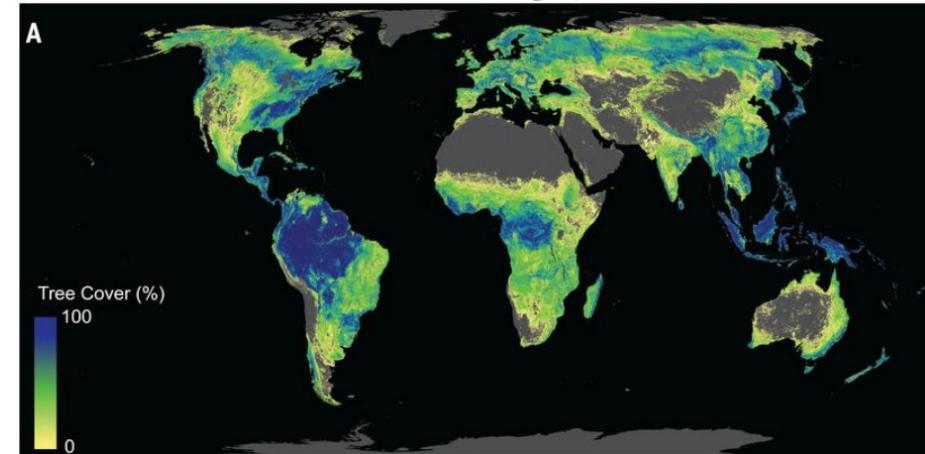
Pflanzeneigenschaften (Moreno-Martínez et al., 2018)



Nematodenabundanzen (van den Hoogen et al., 2019)



Potenzielle Waldbedeckung (Bastin et al. 2019)



Ist KI ein Werkzeug um die ganze Welt zu kartieren ?

...aber die Qualität dieser Karten wird zunehmend in Frage gestellt

Wissenschaft

Wenn die KI daneben liegt

Welche Fehler drohen, wenn Forscher Wissenslücken per Computer schließen wollen, zeigen zwei aktuelle Klimastudien.

Von Tin Fischer

6. November 2019, 16:44 Uhr / Editiert am 9. November 2019, 17:42 Uhr / DIE ZEIT
Nr. 46/2019, 7. November 2019 / 9 Kommentare

Home / News & Opinion

Researchers Find Flaws in High-Profile Study on Trees and Climate



DEEP TROUBLE FOR DEEP LEARNING

BY DOUGLAS HEAVEN

Nature 574, 163-166 (2019)

Comment | Published: 23 August 2021

Conservation needs to break free from global priority mapping

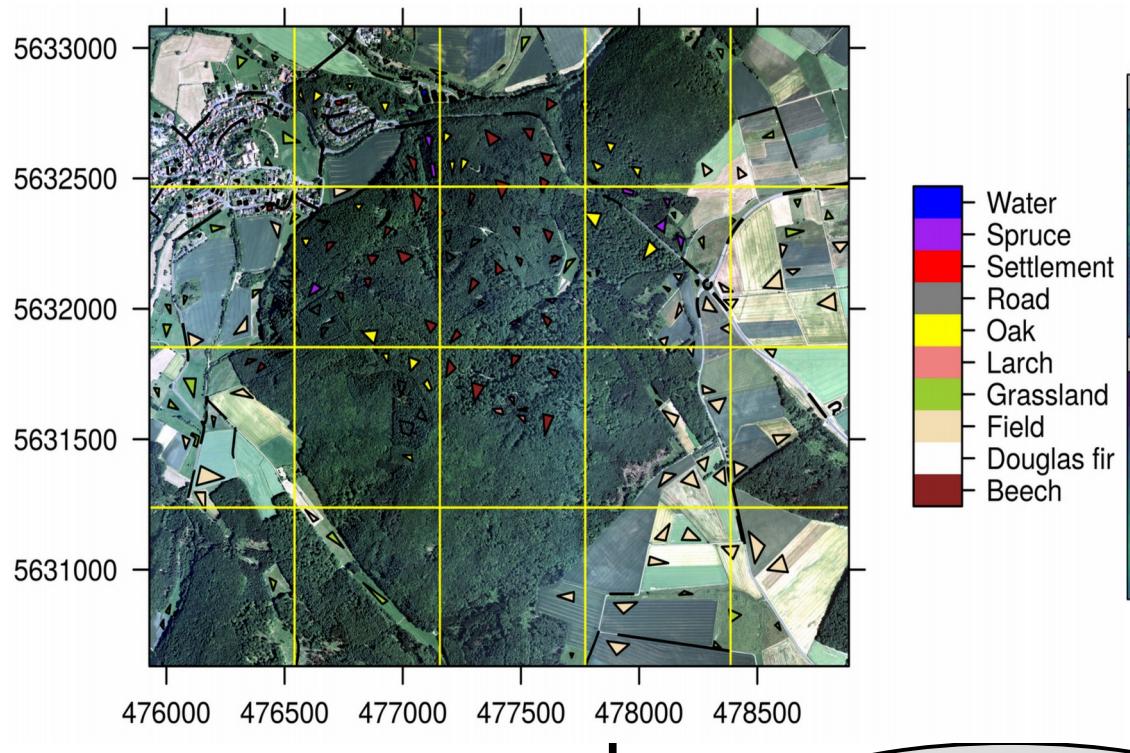
Carina Wyborn & Megan C. Evans

Nature Ecology & Evolution (2021) | Cite this article

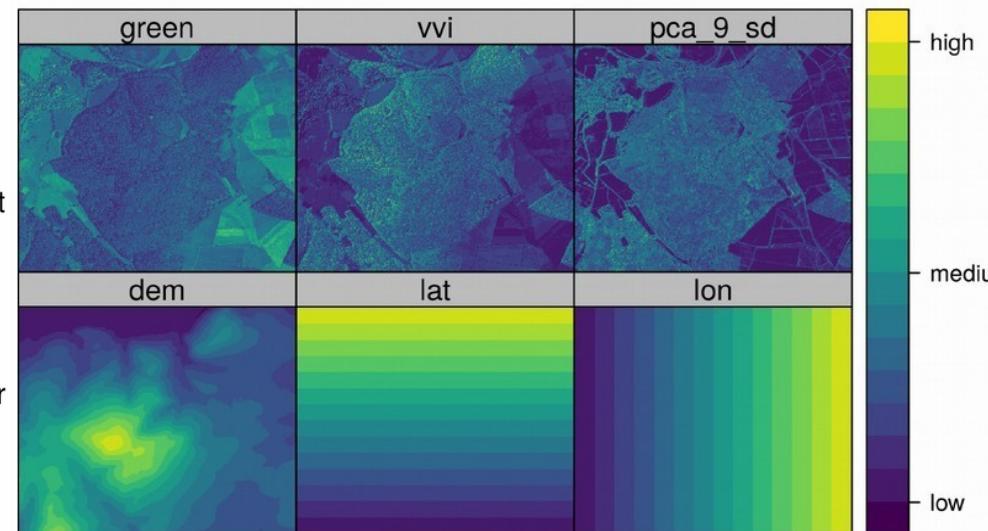
Sind wir zu ehrgeizig? Warum scheitern die Modelle?

Beispiel einer klassischen Landbedeckungsklassifikation

Luftbild mit Trainingsgebieten



Beispiele für die Prädiktoren



Wie gut können wir so die Landbedeckung modellieren?

Validierung mit Standard-Verfahren

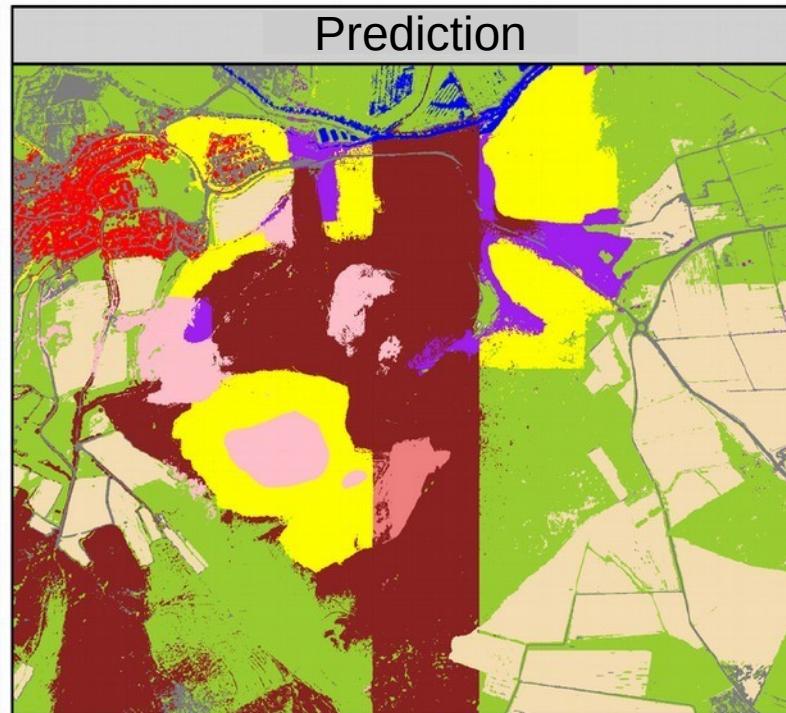
Variables	Validation	Accuracy	Kappa
all	random	>0.99	>0.99
all	spatial	0.68	0.61

Perfekte Klassifikation?

...aber perfekt sieht das nicht aus!



RGB



Water
Spruce
Settlement
Road
Oak
Larch
Grassland
Field
Douglas Fir
Beech

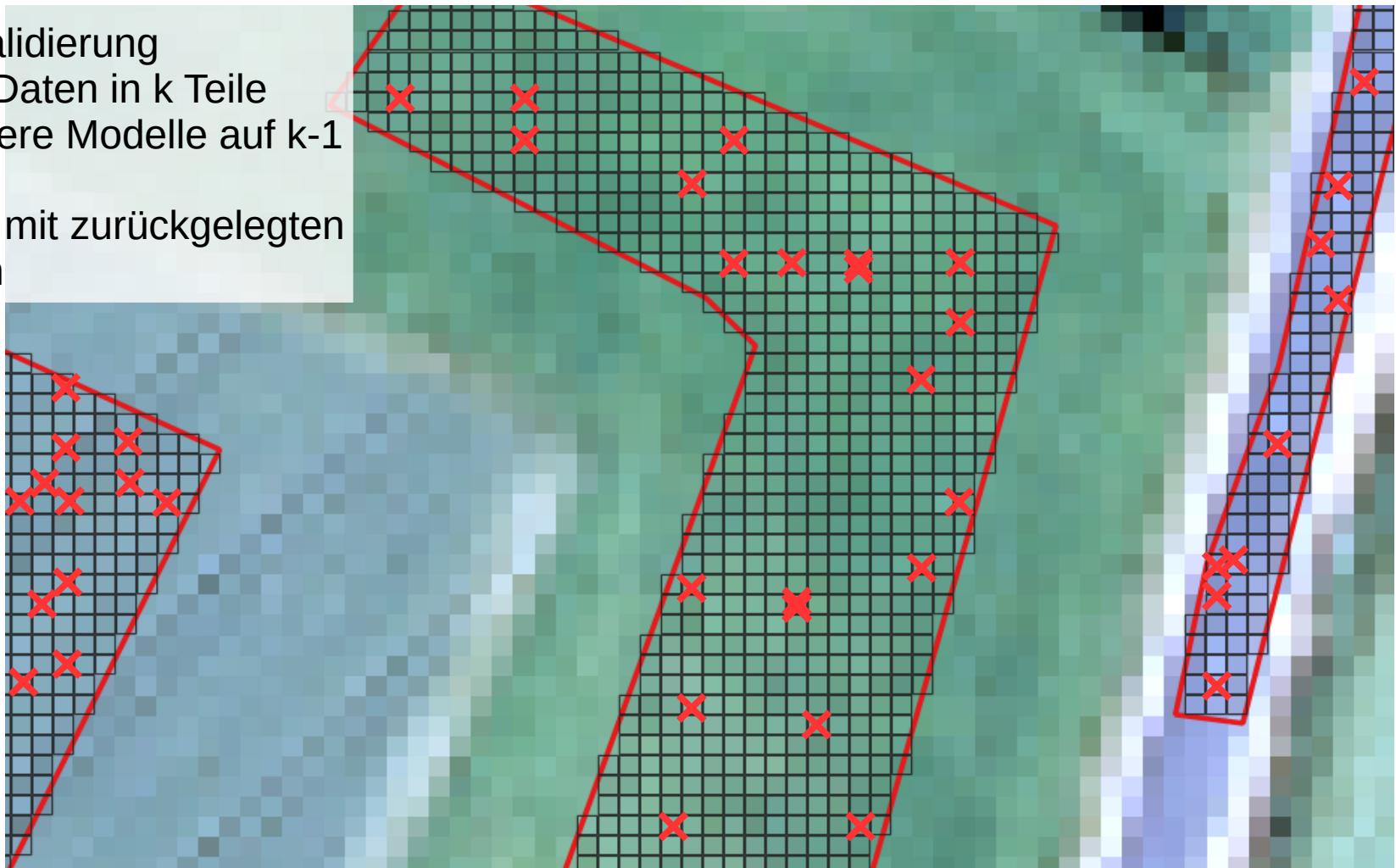
Meyer et al., 2019

Wie ist das möglich?

zufällige Kreuzvalidierung als Standardmethode zur Qualitätsbewertung

Kreuzvalidierung

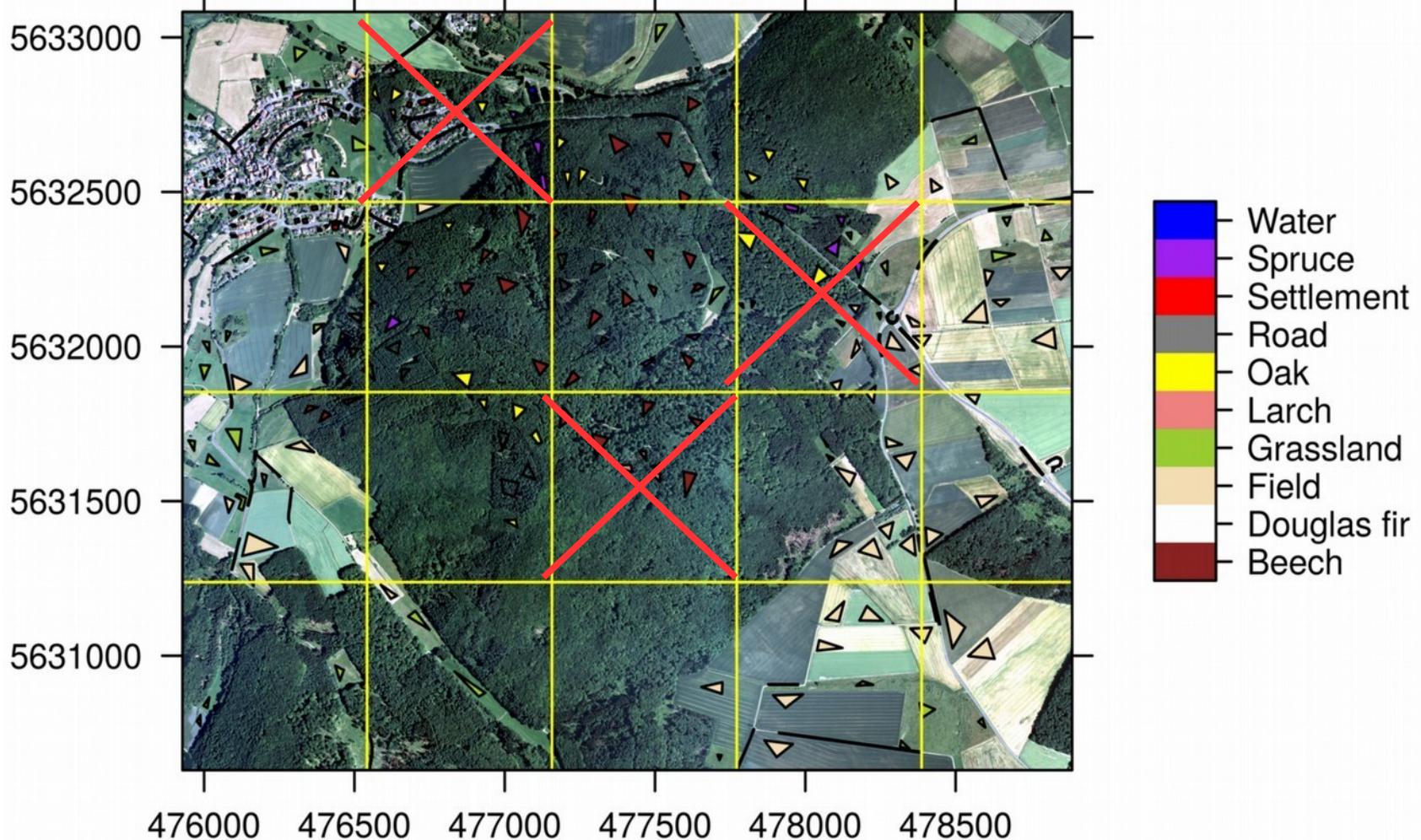
- Teile Daten in k Teile
- Trainiere Modelle auf $k-1$ Teile
- Teste mit zurückgelegten Daten



Beantwortet Frage wie gut die Vorhersagen für sehr ähnliche Gebiete sind

Abschätzung der räumlichen Vorhersagequalität

Ziel ist es die Lücken zwischen Trainingsgebieten zu füllen
→ räumliche Kreuzvalidierung erforderlich



Abschätzung der räumlichen Vorhersagequalität

Variables	Validation	Accuracy	Kappa
all	random	>0.99	>0.99
all	spatial	0.68	0.61

- Standard-Validierungsverfahren führen zu einer zu optimistischen Einschätzung der Vorhersagequalität!
- Vorhersagesituation während der Kreuzvalidierung müssen dem Modellierungsziel entsprechen

Vorschlag: Nearest neighbor distance matching?

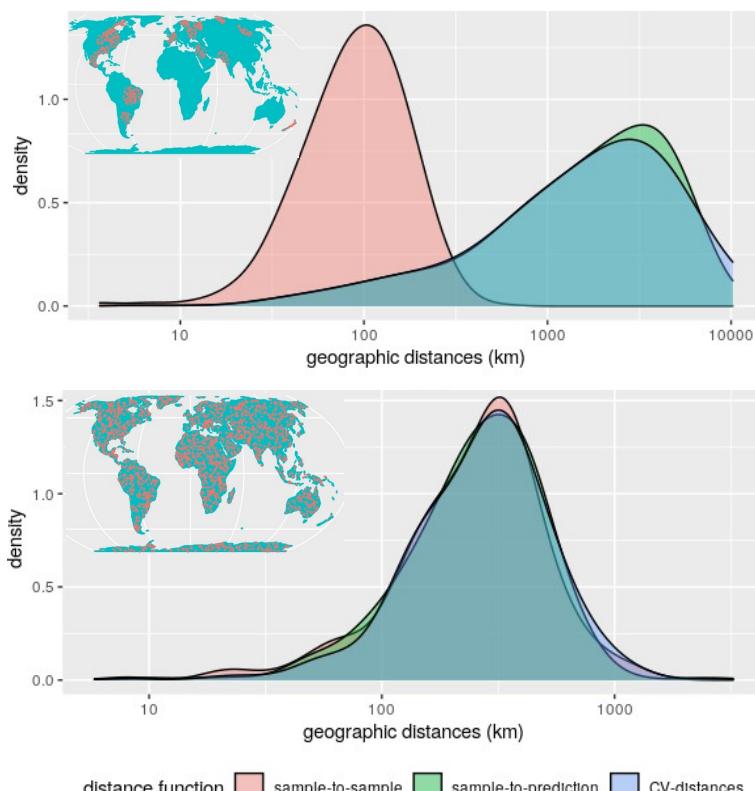
Received: 20 September 2021 | Accepted: 8 March 2022
DOI: 10.1111/2041-210X.13851

RESEARCH ARTICLE

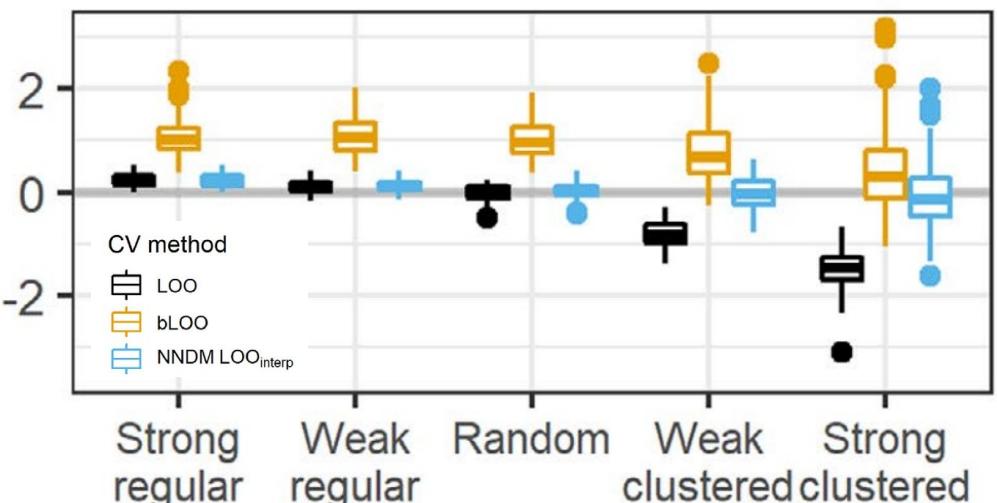
Methods in Ecology and Evolution
BRITISH
ECOLOGICAL
SOCIETY

Nearest neighbour distance matching Leave-One-Out Cross-Validation for map validation

Carles Milà¹  | Jorge Mateu²  | Edzer Pebesma³  | Hanna Meyer⁴ 



Ziel: Vorhersagesituation während der Kreuzvalidierung entsprechen dem Modellierungsziel



Mila et al., 2022

...aber die Relevanz räumlicher Kreuzvalidierung wird immer noch unterschätzt!

*"I am actually surprised to see the poor performance of your NN approach[...]. Typically with sufficient training data a NN approach can often **reproduce** the predicted variable very well even if the underlying reasons are unknown"*

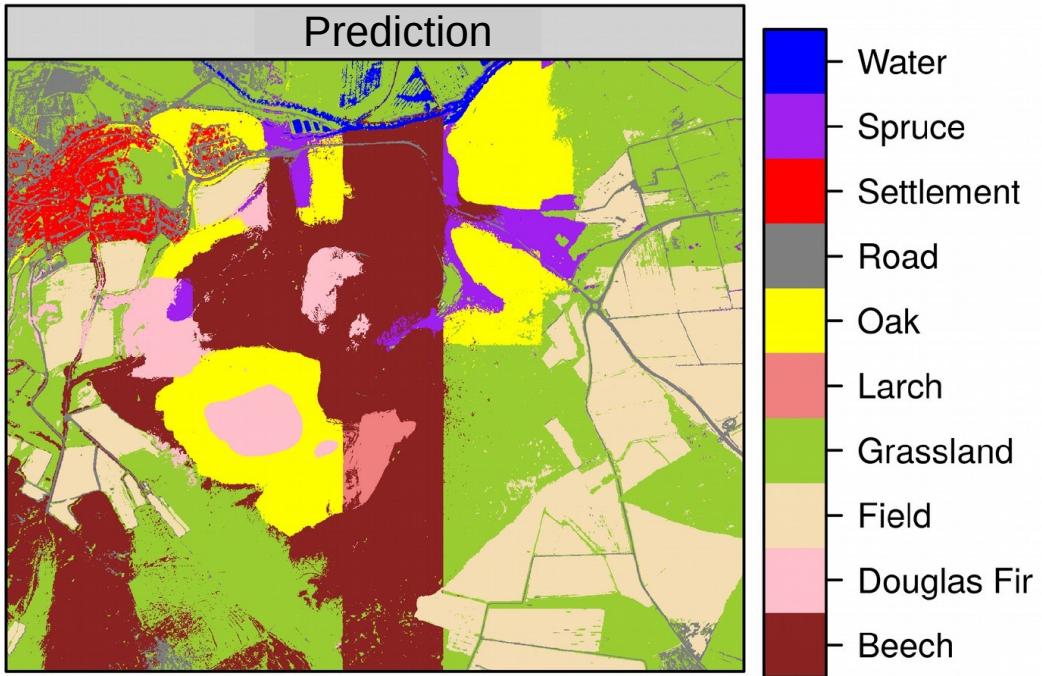
(an editor from a high impact journal in the remote sensing community)

Datenreproduktion ist nicht dasselbe wie Datenvorhersage

Zufällige
Kreuzvalidierung

Räumliche
Kreuzvalidierung

Räumliche Modellvorhersagen müssen verbessert werden!



Woher kommen diese Muster?

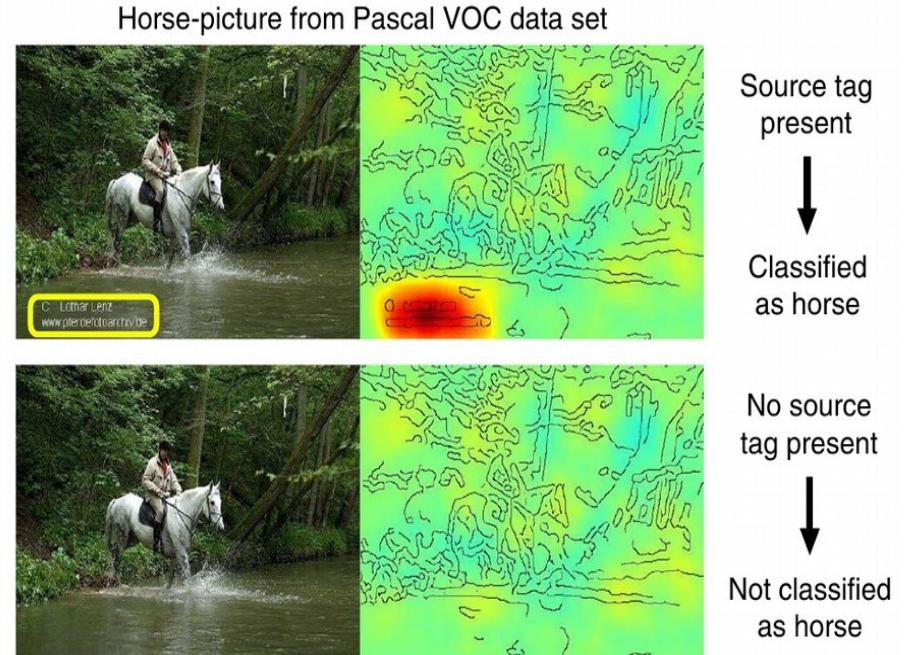
<https://xkcd.com/1838/>

Problem: Das Modell ist nicht verallgemeinerbar ...aber warum?

Verhält sich das Modell wie der Kluge Hans?



https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Osten_und_Hans.jpg#/media/Datei:Osten_und_Hans.jpg

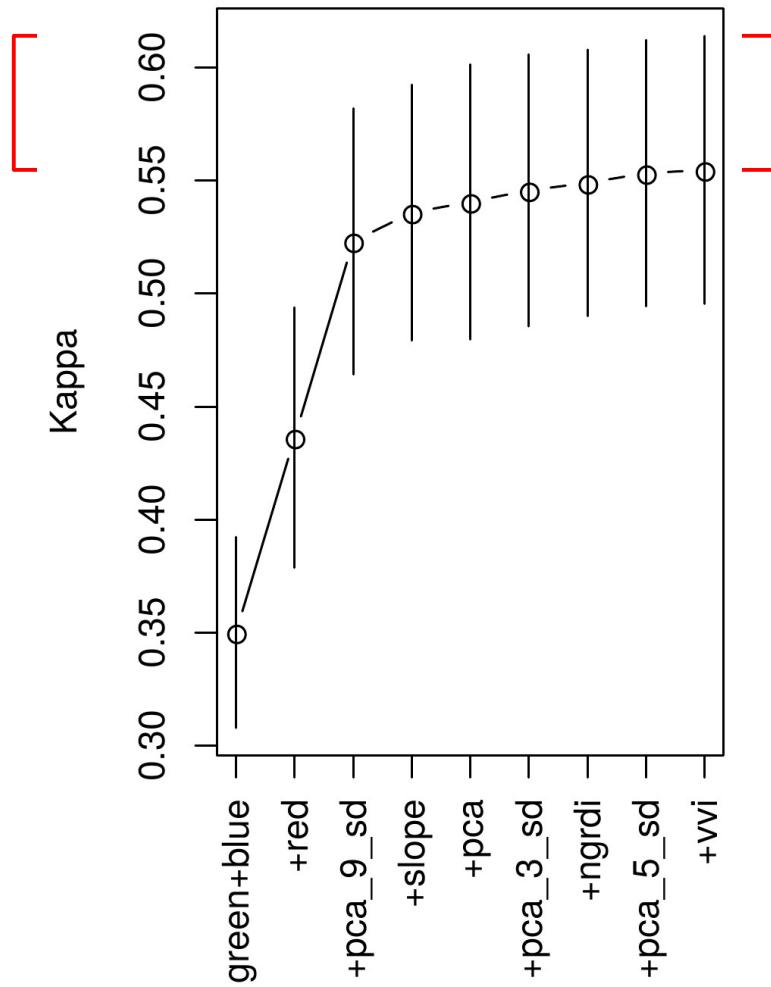


“Unmasking Clever Hans predictors and assessing what machines really learn” (Lapuschkin et al., 2019, Nature communications)

Die Modelle sind nicht in der Lage, die wissenschaftlich korrekten Zusammenhänge zu lernen → nicht übertragbar

Ausschluss “Kluger Hans Prädiktoren” zur Modellverbesserung ?

Relevanz der Prädiktoren



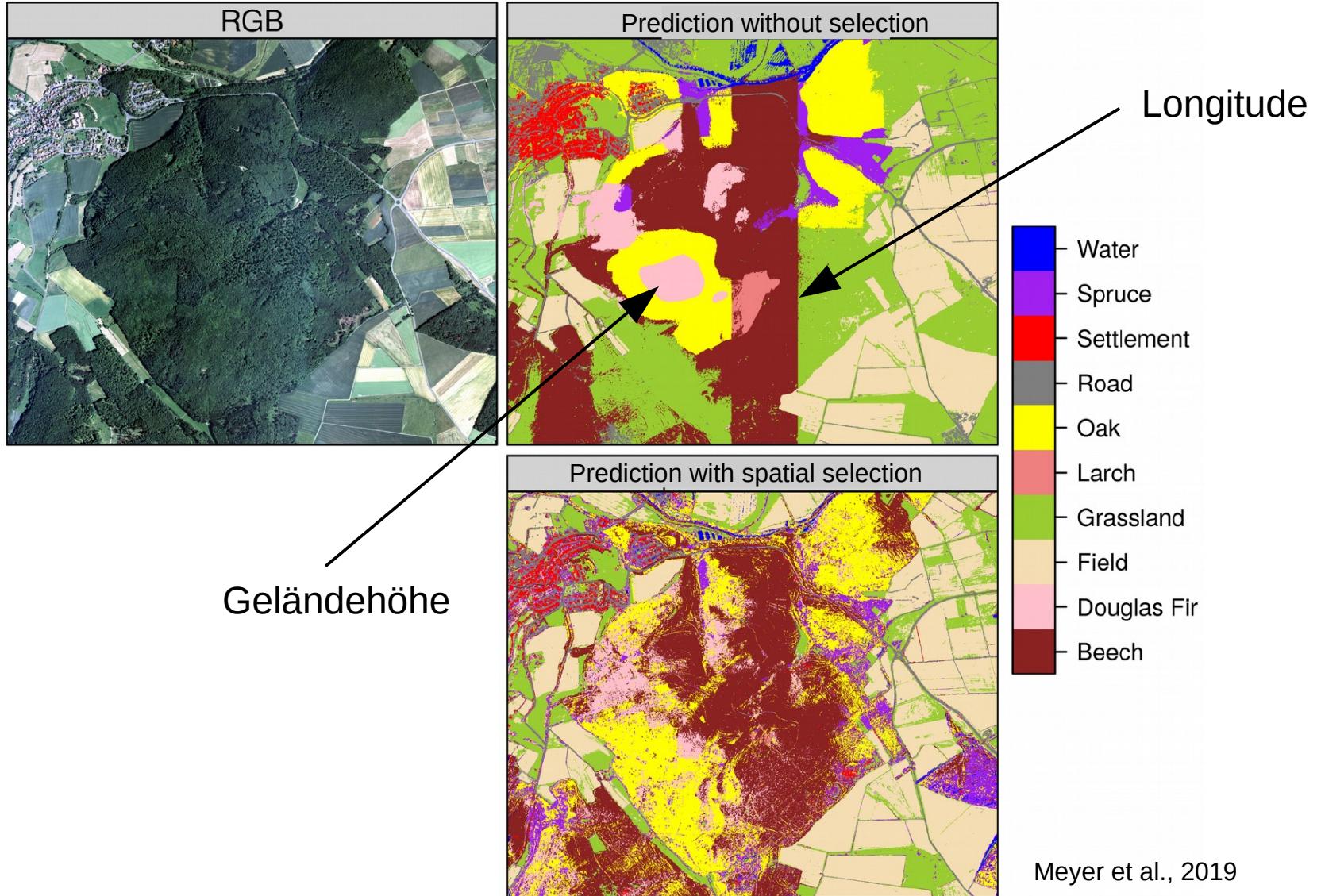
- Annahme: einige Prädiktoren führen zum “Klugen Hans Effekt”
- Ausschluss dieser Prädiktoren sollte das Modell verbessern

→ Räumliche Variablenelektion erforderlich!



Im R Paket “CAST” implementiert

Ausschluss “Kluger Hans Prädiktoren” zur Modellverbesserung ?

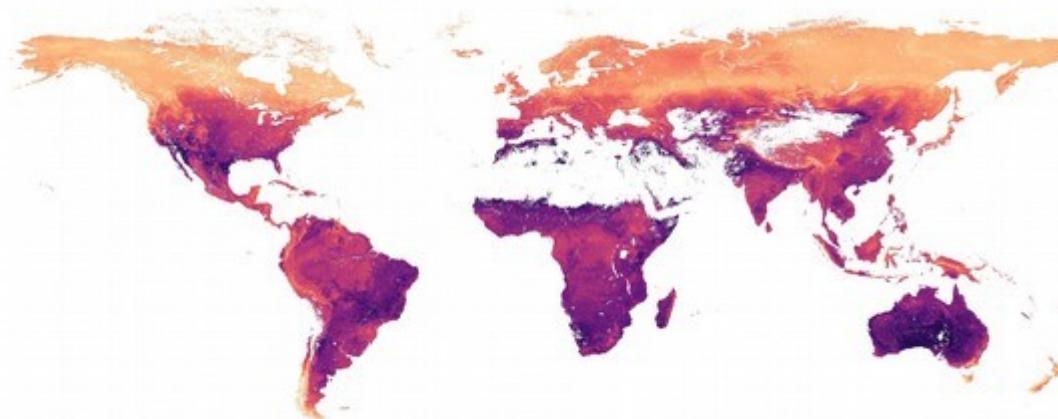
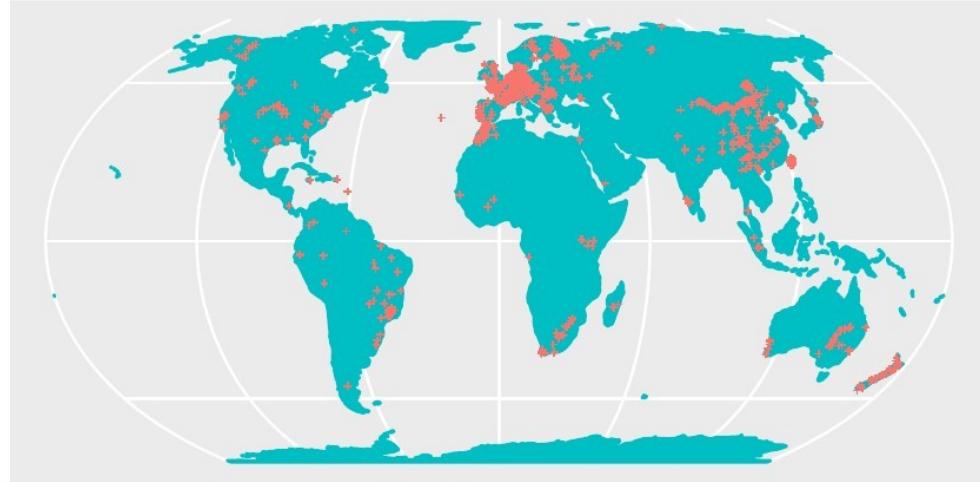


Was wir bisher gelernt haben...

- Kreuzvalidierung beeinflusst:
 - Qualitätsbewertung
 - Auswahl der Modellparameter
 - Auswahl der Prädiktorvariablen
- Konsequenzen einer unpassenden Kreuzvalidierung:
 - Unzuverlässige Qualitätsbewertung
 - Modelle die reproduzieren, aber nicht vorhersagen können (“clever Hans effect”)
- Daher wird für die gesamte Modellierung eine, für die Aufgabe passende, Kreuzvalidierungsstrategie benötigt

Aber ist das ausreichend für zuverlässige Ergebnisse?

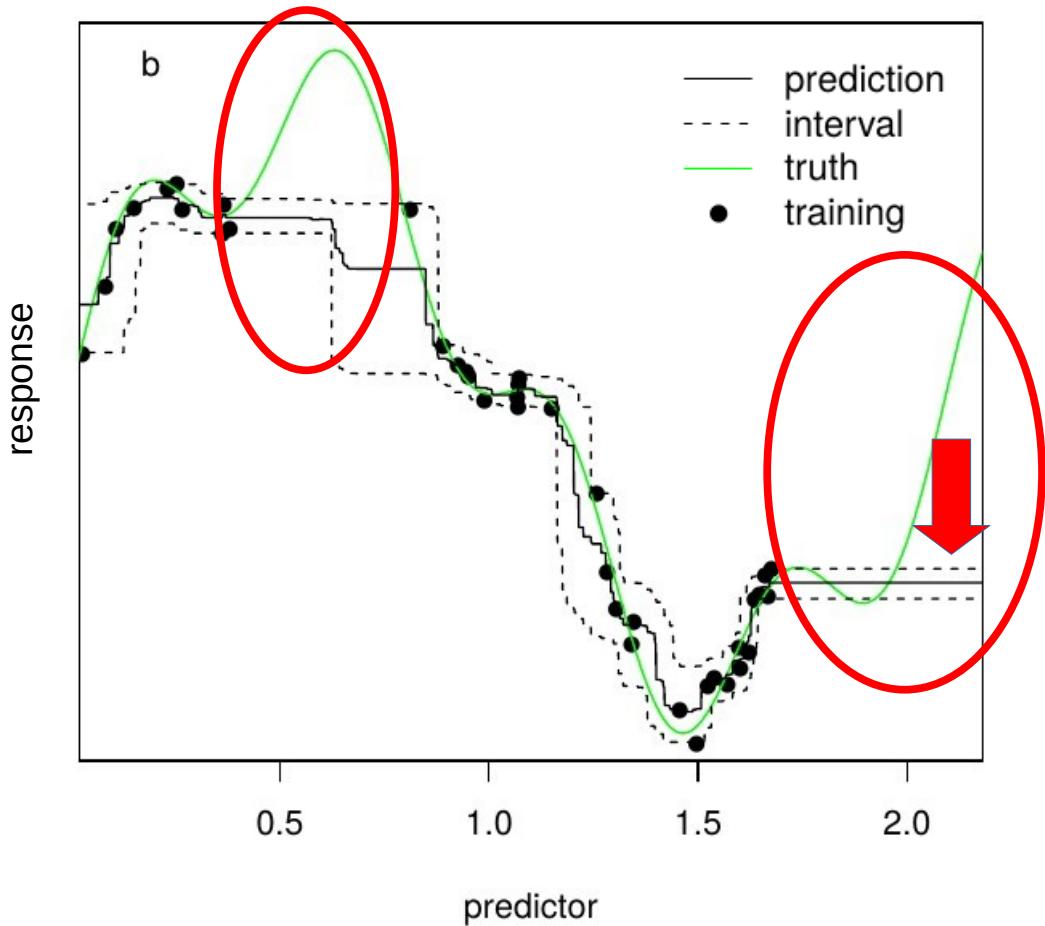
Ist das für eine zuverlässige Kartierung ausreichend ?



Based on van den Hoogen et al., 2019

- Transfer auf neue Räume erforderlich
- Neuer Raum kann auch neue Umwelt bedeuten
- **Aber was wenn das Modell diese neue Umwelt gar nicht kennt?**

Machinelle Lernmodelle können nicht extrapolieren!



- Mit maschinellem Lernen können wir komplexe Zusammenhänge lernen
- Aber Lücken im Prädiktor-Raum sind ein Problem (Das Modell weiß damit nichts anzufangen!)
- Das kann nicht durch Variabilität in den Einzelbäumen abgefangen werden
- Ein Maß für unbekannten Raum ist erforderlich!

Meyer & Pebesma (2021)

Vorschlag: Area of Applicability (AOA)

Methods in Ecology and Evolution 

RESEARCH ARTICLE |  Open Access | 

Predicting into unknown space? Estimating the area of applicability of spatial prediction models

Hanna Meyer  Edzer Pebesma

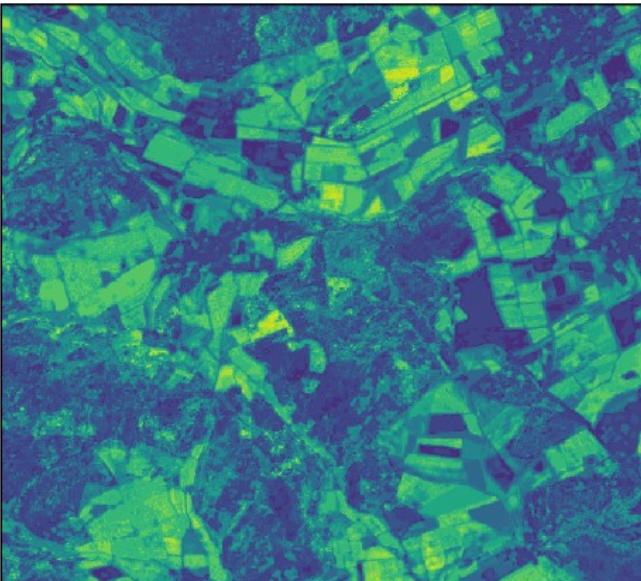
Wir versuchen, den Raum abzuleiten...

- auf den das Modell angewandt werden kann, weil das Modell diese Umwelt "kennt"
- Für den die Qualitätsbewertung zutrifft

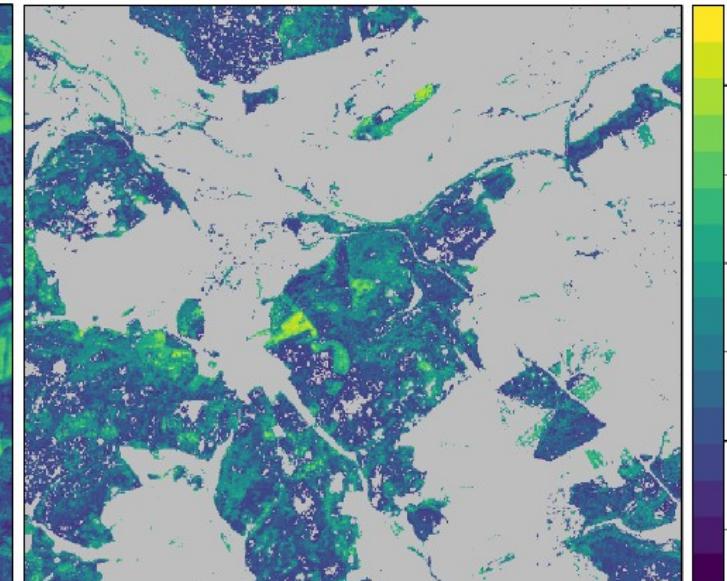
Sentinel-2 scene and training data points of leaf area index



Predictions

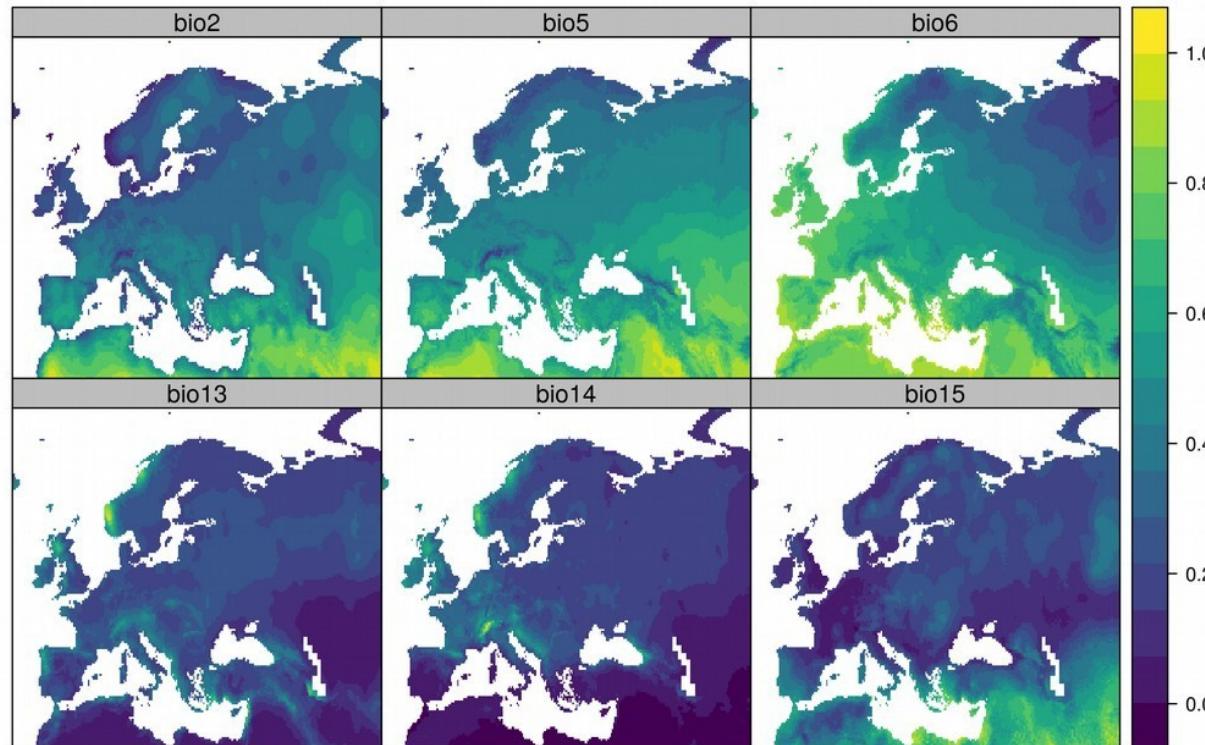


Predictions limited to the AOA

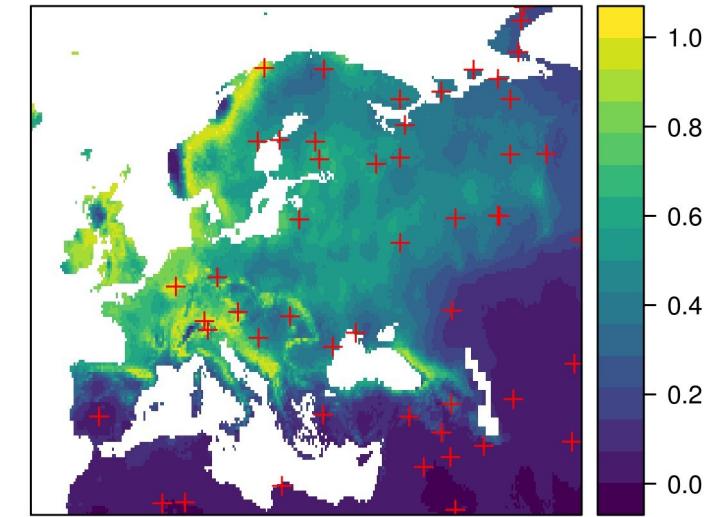


Mapping unknown space - Example

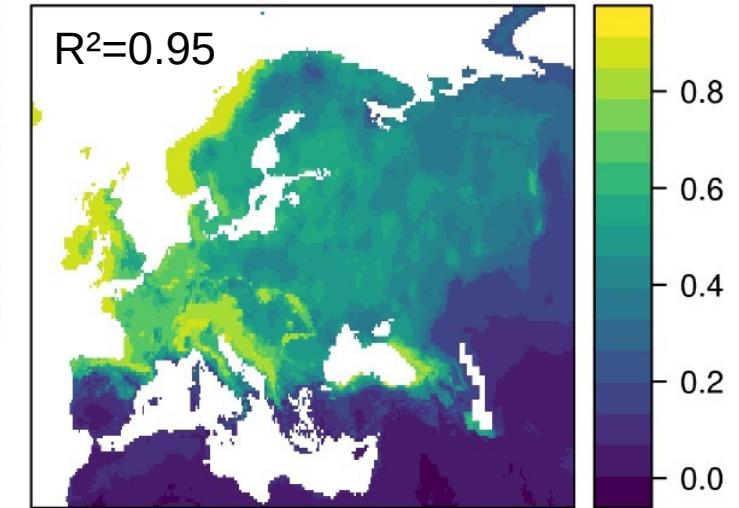
Predictors



Virtual Reference and simulated samples



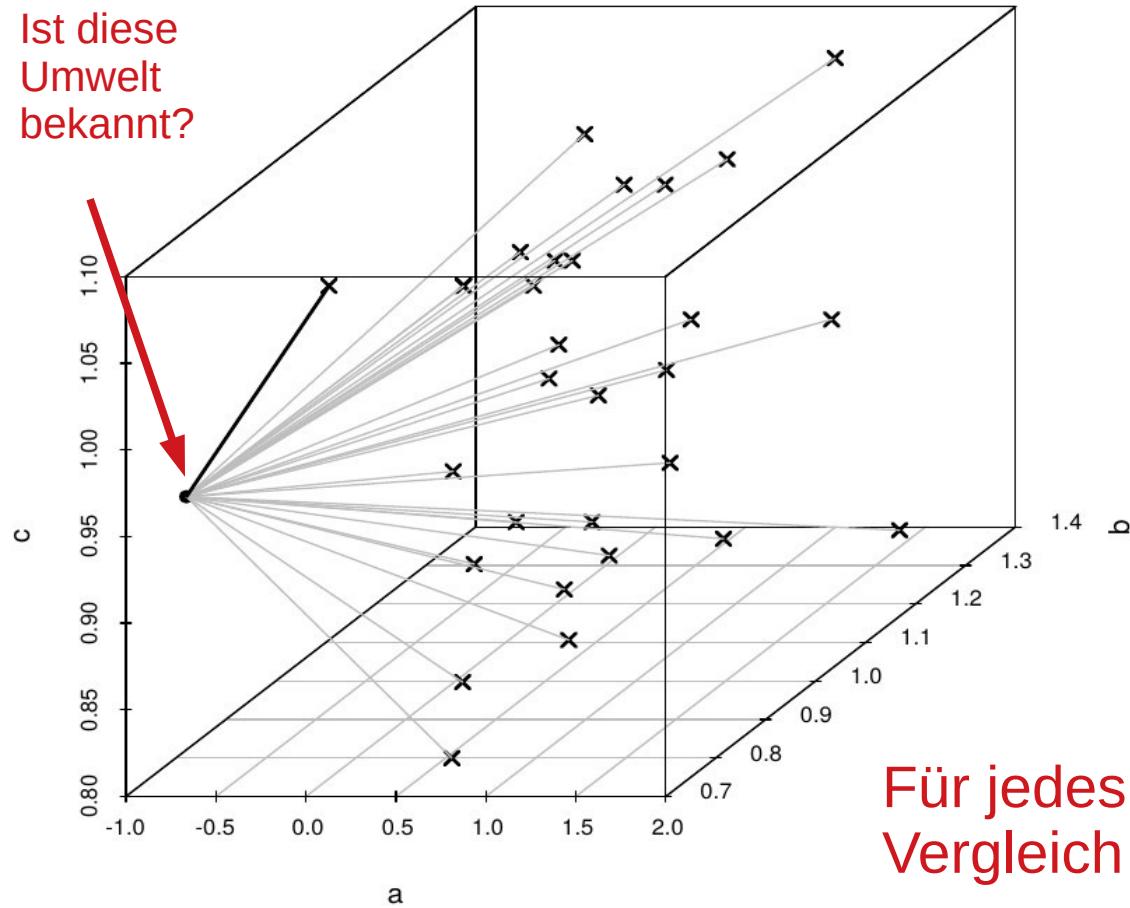
Prediction



Wo können wir den Vorhersagen vertrauen
und wo sollten wir das besser nicht?

Distances in feature space as a measure for “unknown space”

Ist diese Umwelt bekannt?

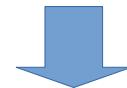


- Unbekannter Raum: Prädiktoren die anders sind als die, die das Modell gesehen hat
- Vorschlag: Distanz im Prädiktorraum als Maß für “unbekanntes”

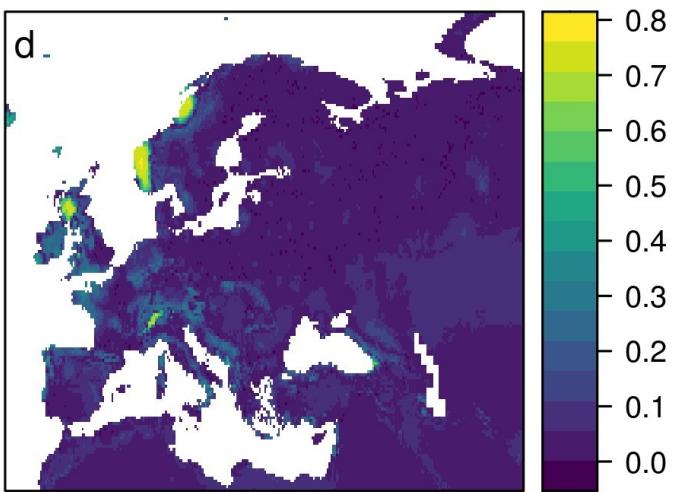
Für jedes neue Pixel: wie ähnlich ist es im Vergleich zu dem, was das Modell kennt?

Area of Applicability

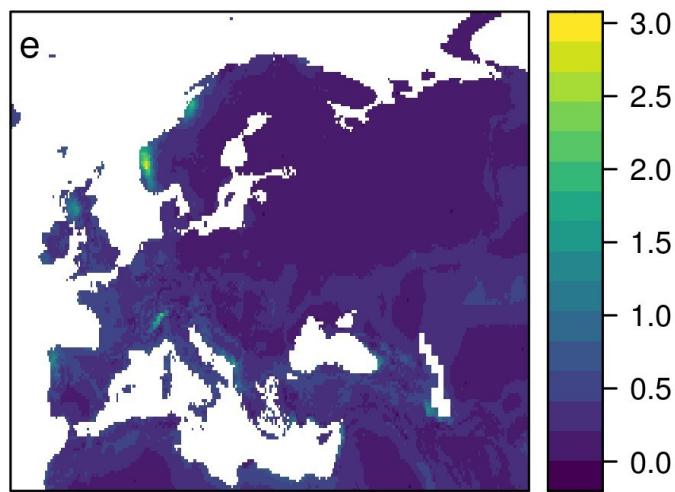
Schwellenwert im DI:
 $DI > DI$ der Trainingsdaten



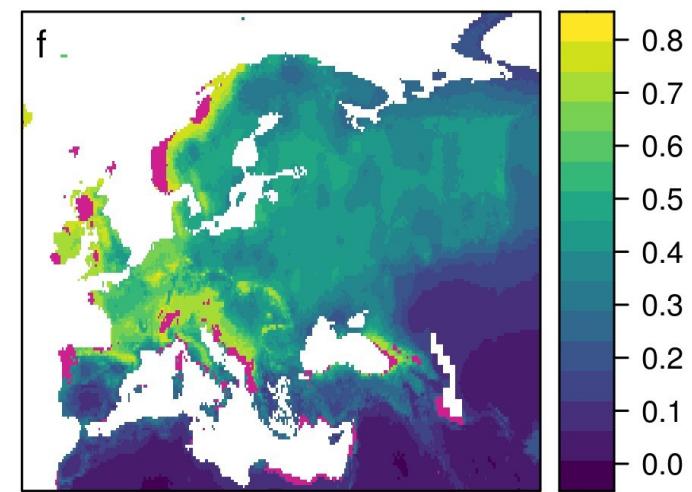
True model error



Dissimilarity Index



Vorhersagen innerhalb der AOA



→ Modellvorhersagen sollten nur für die Bereiche gemacht werden, über die das Modell Wissen hat (→ Area of Applicability)

Zusammenfassung

- Die Ergebnisse sind nicht nur bunte Karten sondern genutzt für...
 - Aufbauende Modellierungen
 - Naturschutzmanagement
 - Risikobewertung
 - ...
- Technisch ist die Anwendung von ML einfach aber räumliche Abhängigkeiten bringen Schwierigkeiten mit sich → Gefahr vom Klugen Hans Effekt!
- Vorhersagen sollten nur für den Geltungsbereich der Modelle dargestellt werden, um Fehlerfortpflanzung oder Fehlplanungen zu vermeiden
- **Wir müssen methodisches Wissen UND Fachwissen kombinieren, um Modelle zu entwickeln, die wissenschaftlich sinnvoll sind!**

References

- Bastin et al. 2019: The global tree restoration potential. *Science*. Vol. 365, Issue 6448, pp. 76-79.
- Batjes, N. H., Ribeiro, E. & van Oostrum, A. Standardised soil profile data support global mapping and modelling (wosis snapshot 2019). *Earth Syst. Sci. Data* 12, 299–320 (2020).
- Hengl et al. (2017): SoilGrids250m: Global gridded soil information based on machine learning. *PloS one* 12(2): e0169748.
- Kattge, J. et al. TRY plant trait database – enhanced coverage and open access. *Glob. Change Biol.* 26, 119–188 (2020).
- Lapuschkin et al (2019): Unmasking Clever Hans predictors and assessing what machines really learn. *Nature Communications* volume 10.
- Meyer H, Pebesma E. 2022. ‘Machine learning-based global maps of ecological variables and the challenge of assessing them.’ *Nature Communications* 13.
- Meyer H, Pebesma E (2021): Predicting into unknown space? Estimating the area of applicability of spatial prediction models. *Methods in Ecology and Evolution*.
- Meyer, H., Reudenbach, C., Wöllauer, S., Nauss, T. (2019): Importance of spatial predictor variable selection in machine learning applications - Moving from data reproduction to spatial prediction. *Ecological Modelling*. 411, 108815.
- Milà, C., Mateu, J., Pebesma, E. & Meyer, H. Nearest neighbour distance matching Leave-One-Out Cross-Validation for map validation. *Methods in Ecology and Evolution*. 00, 1–13 (2022).
- Moreno-Martinez, A. et al. A methodology to derive global maps of leaf traits using remote sensing and climate data. *Remote Sens. Environ.* 218, 69–88 (2018).
- Wadoux, A. M.-C., Heuvelink, G. B., de Bruin, S. & Brus, D. J. Spatial cross-validation is not the right way to evaluate map accuracy. *Ecol. Modell.* 457, 109692 (2021).
- Schramowski, P., Stammer, W., Teso, S. et al. (2020): Making deep neural networks right for the right scientific reasons by interacting with their explanations. *Nat Mach Intell* 2, 476–486.
- Van den Hoogen, J., Geisen, S., Routh, D. et al. (2019): Soil nematode abundance and functional group composition at a global scale. *Nature* 572, 194–198.