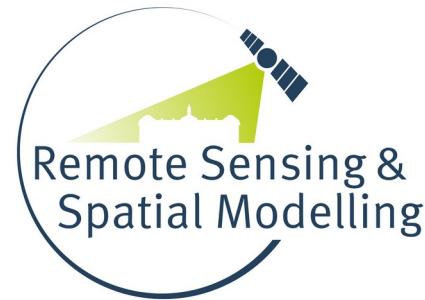


WWU  
MÜNSTER

Institut für  
Landschaftsökologie  
**ILÖK**



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

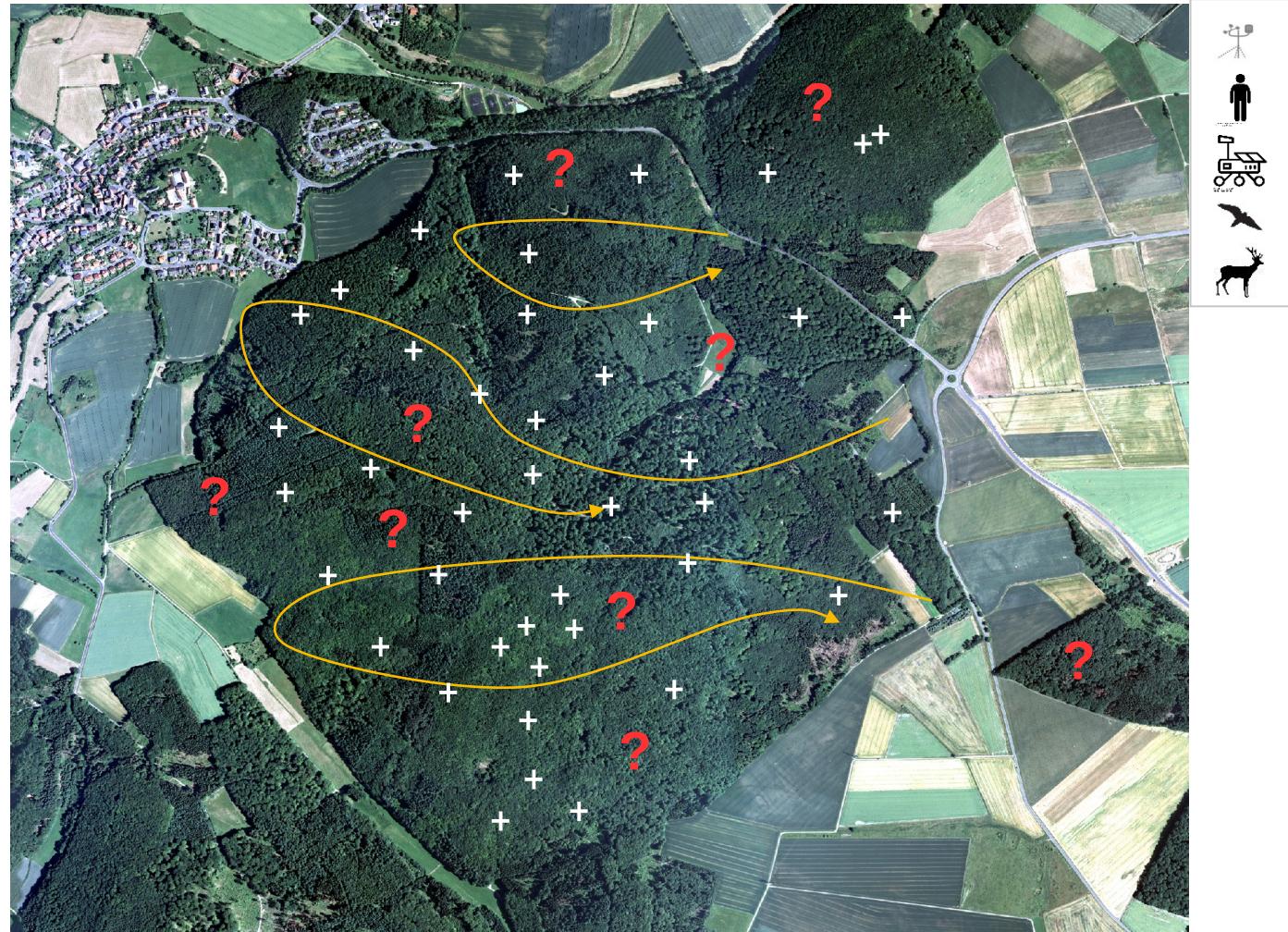
**Hanna Meyer**

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

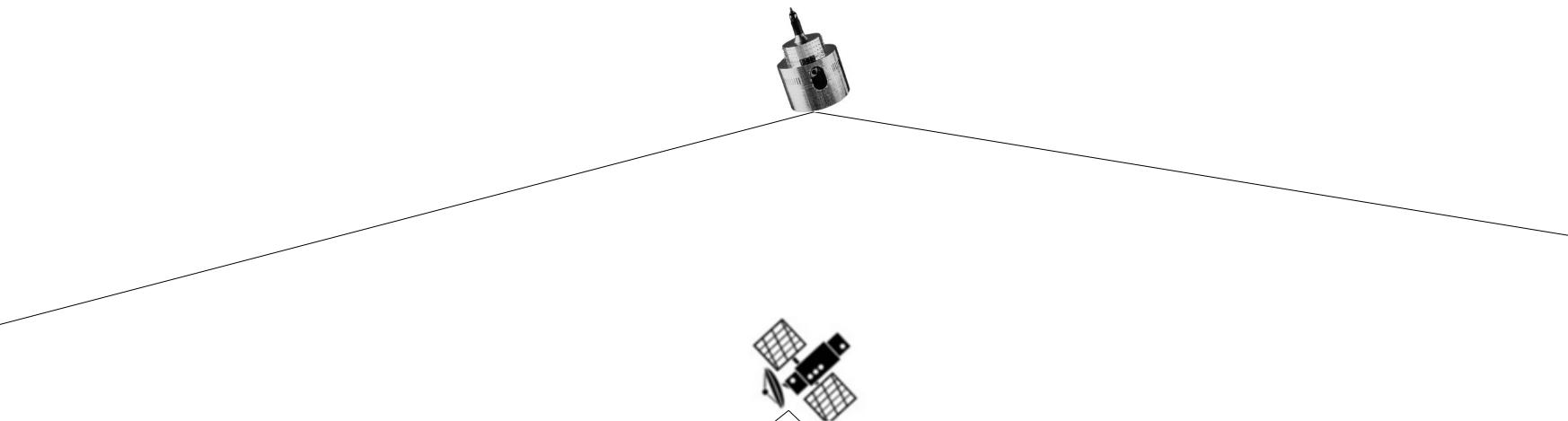
# Problem: von lokalen Feldaufnahmen zu flächendeckenden Umweltinformationen



Nature 4.0 | Sensing Biodiversity



# Fernerkundliche Landschaftserfassung



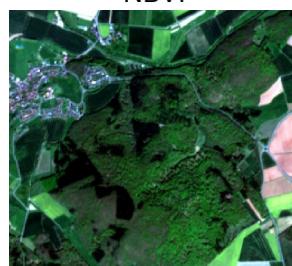
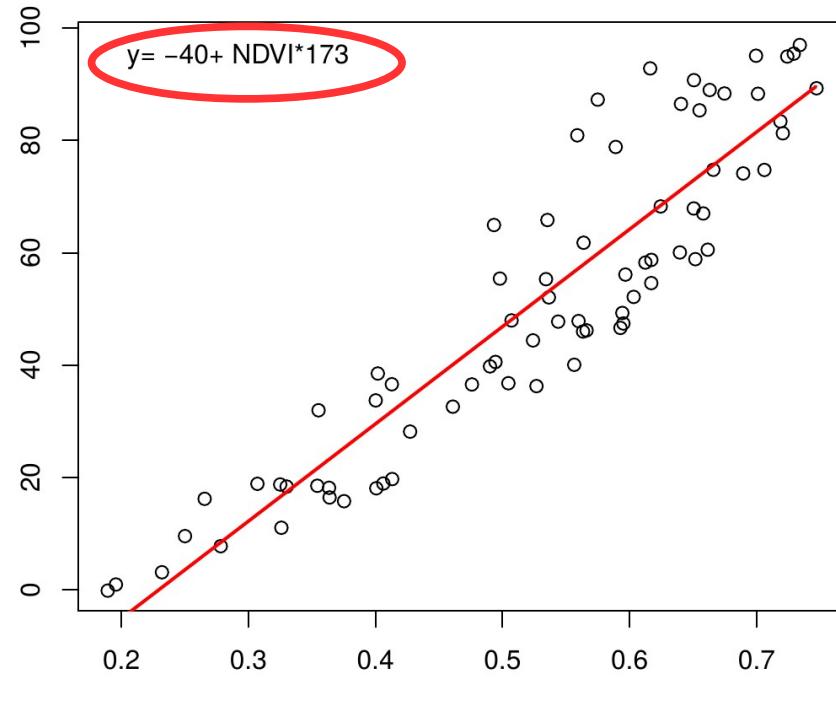
Räumlich kontinuierlich aber zunächst nur Reflexionswerte...



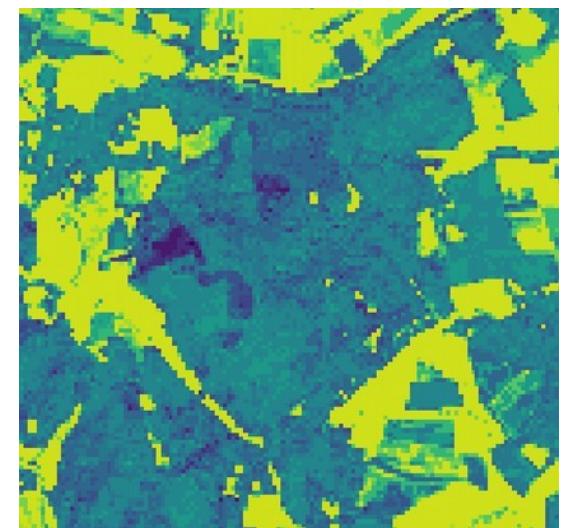
Wie können daraus ökologisch relevante Informationen abgeleitet werden?

# Statistische Modellierung

z.B. Vegetationsbedeckung aus Fernerkundungsdaten

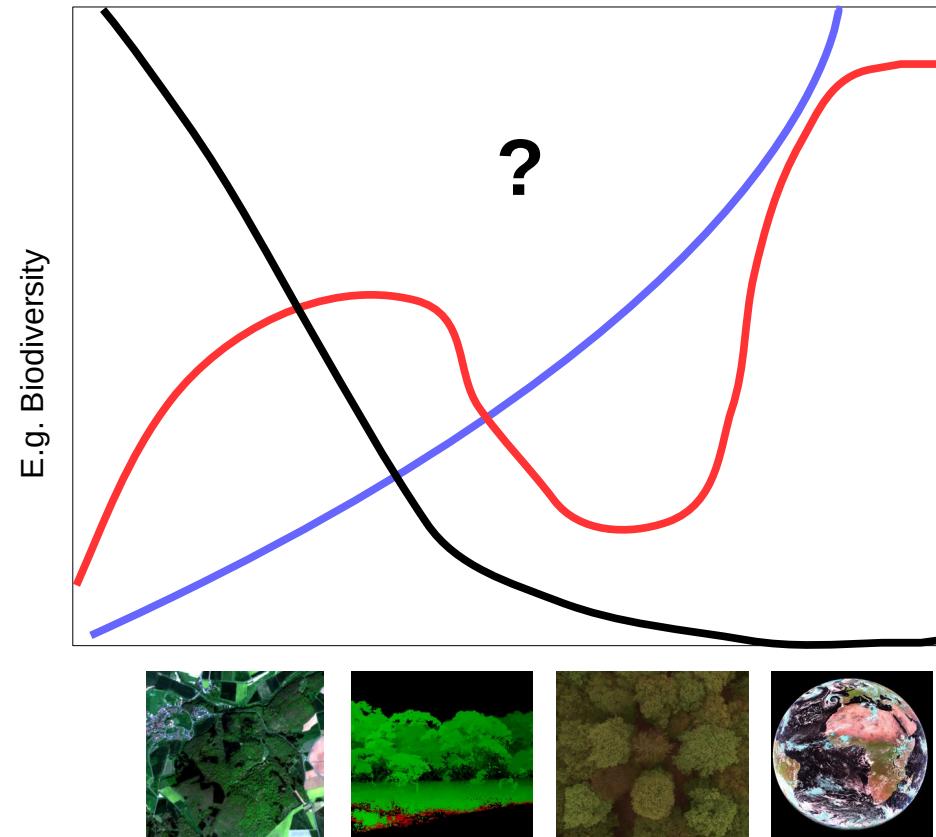


# Modellierte Vegetationsbedeckung



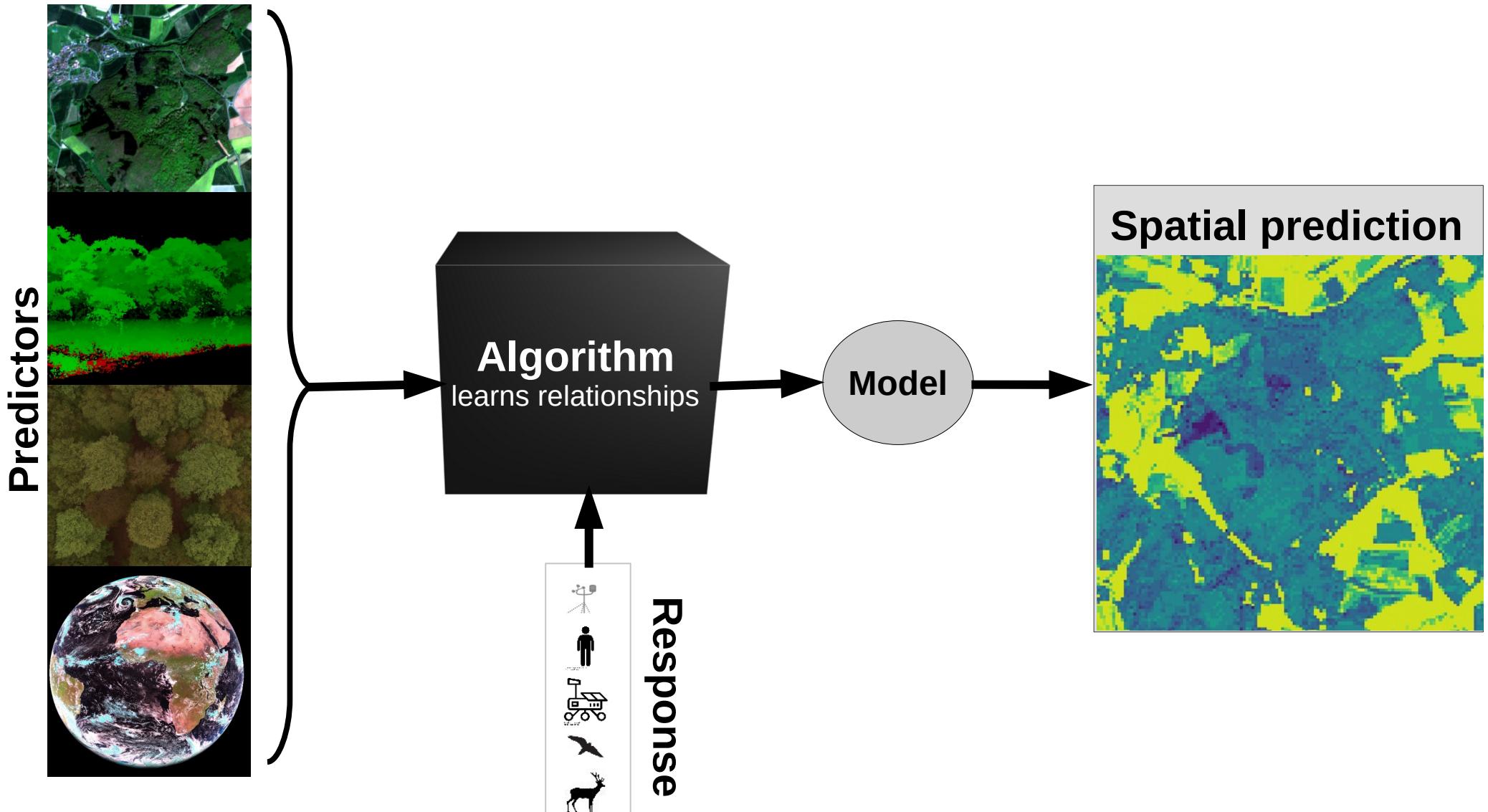
# Statistische Modellierung

...aber was ist mit komplexeren ökologischen Variablen?



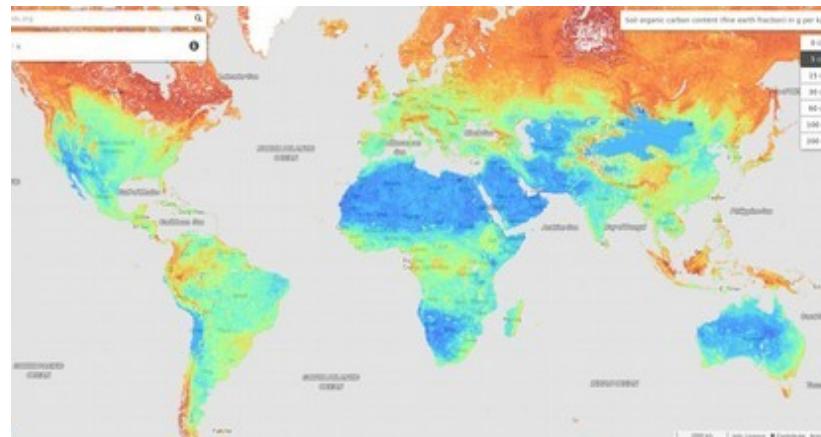
**Wir brauchen Modelle die mit komplexen Zusammenhängen umgehen können!**

# KI für ein flächendeckendes Monitoring?

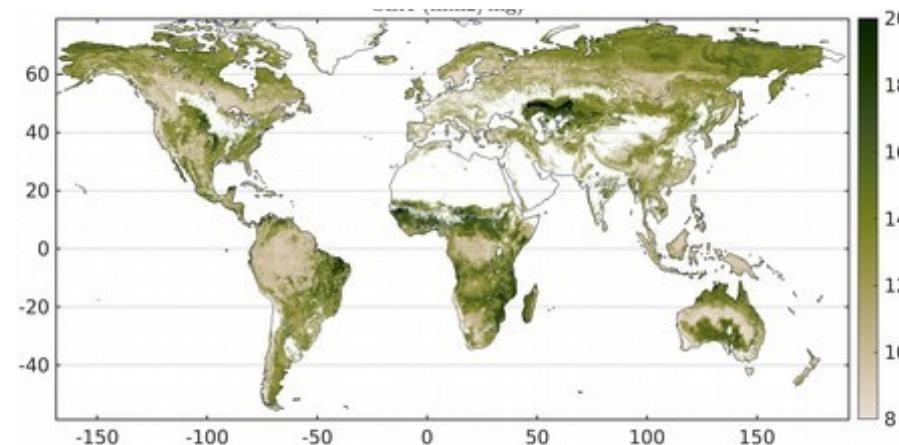


# Beispiele für KI-basierte globale Umweltdaten

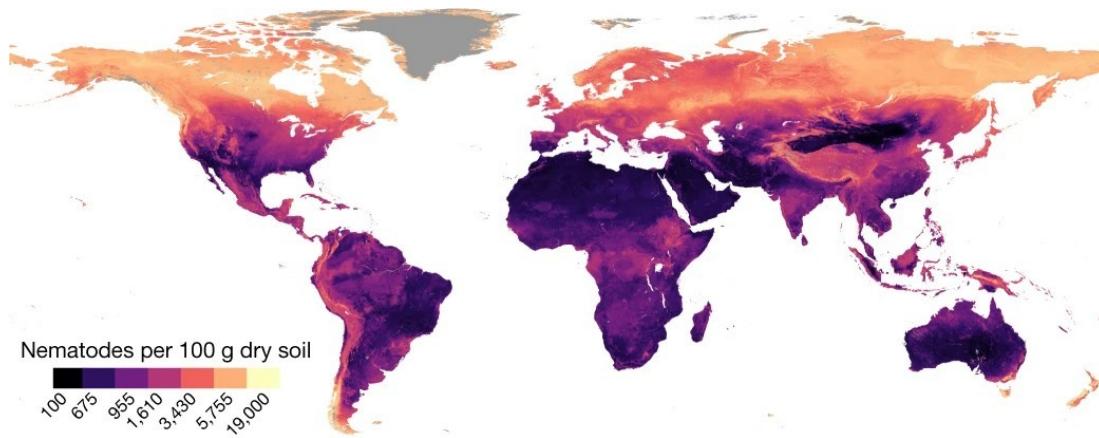
Bodeneigenschaften (Hengl et al., 2018)



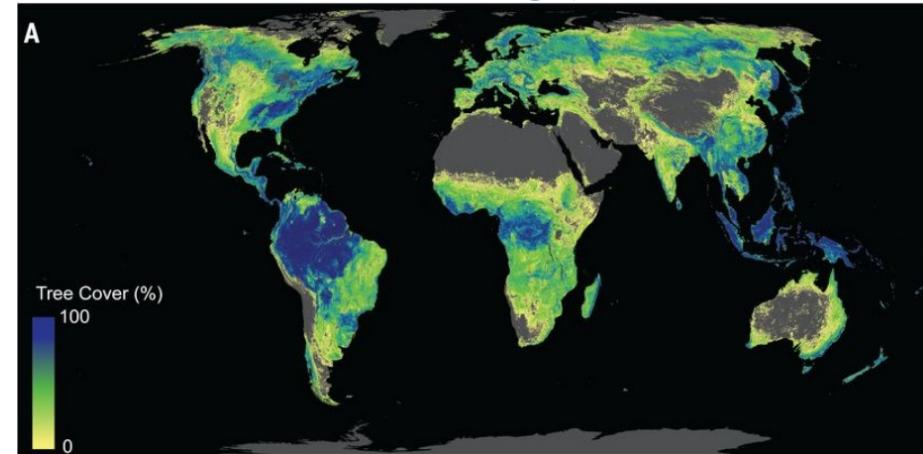
Pflanzeneigenschaften (Moreno-Martínez et al., 2018)



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

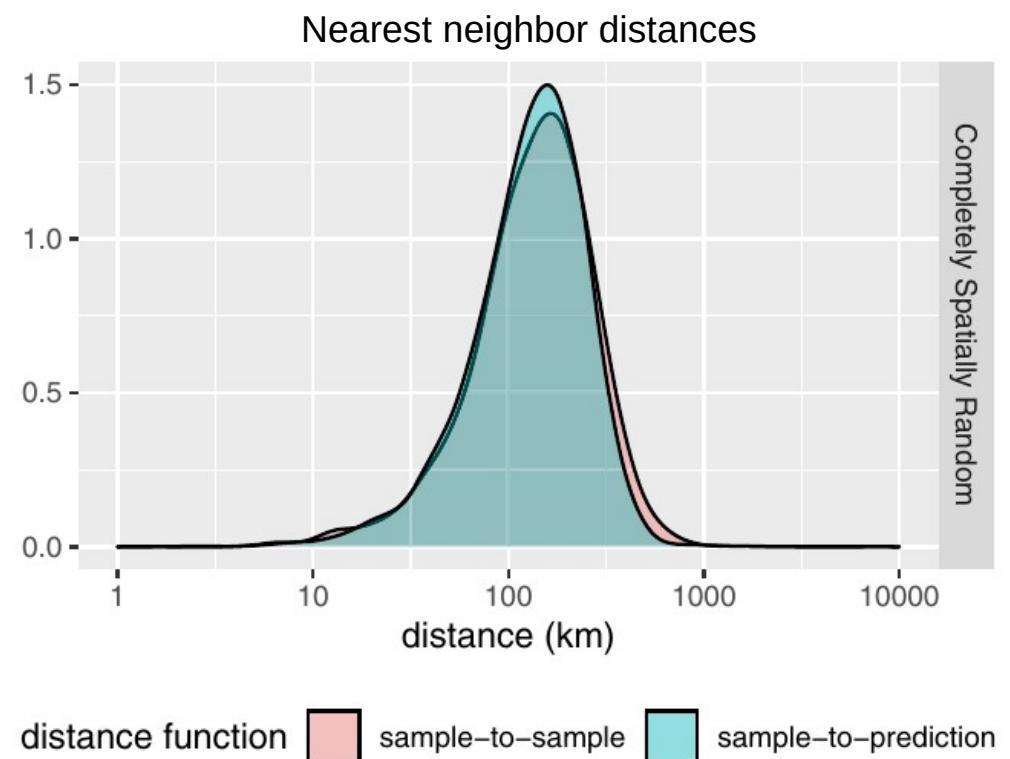
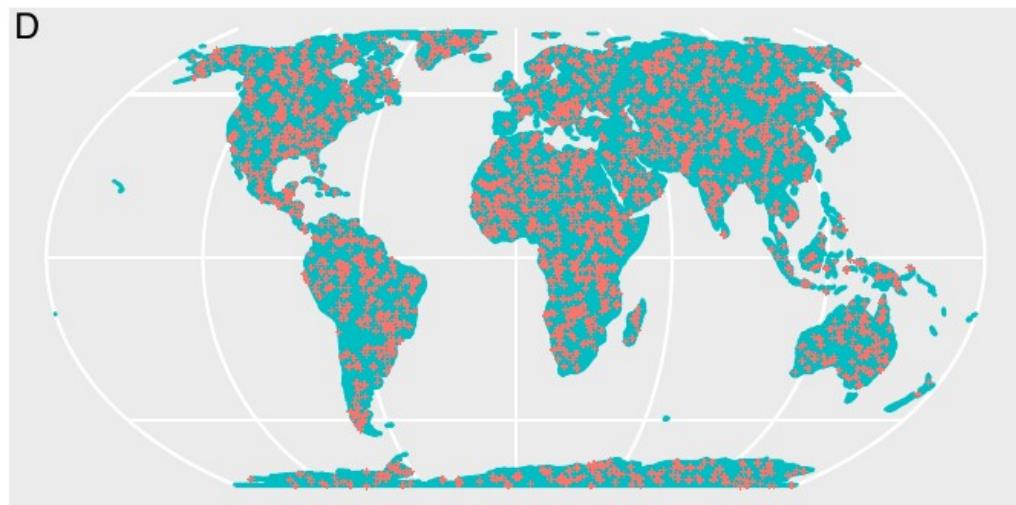
Four independent groups say the work overestimates the cost of global forest restoration, but the authors insist their original

Oct 17, 2019  
KATARINA ZIMMER

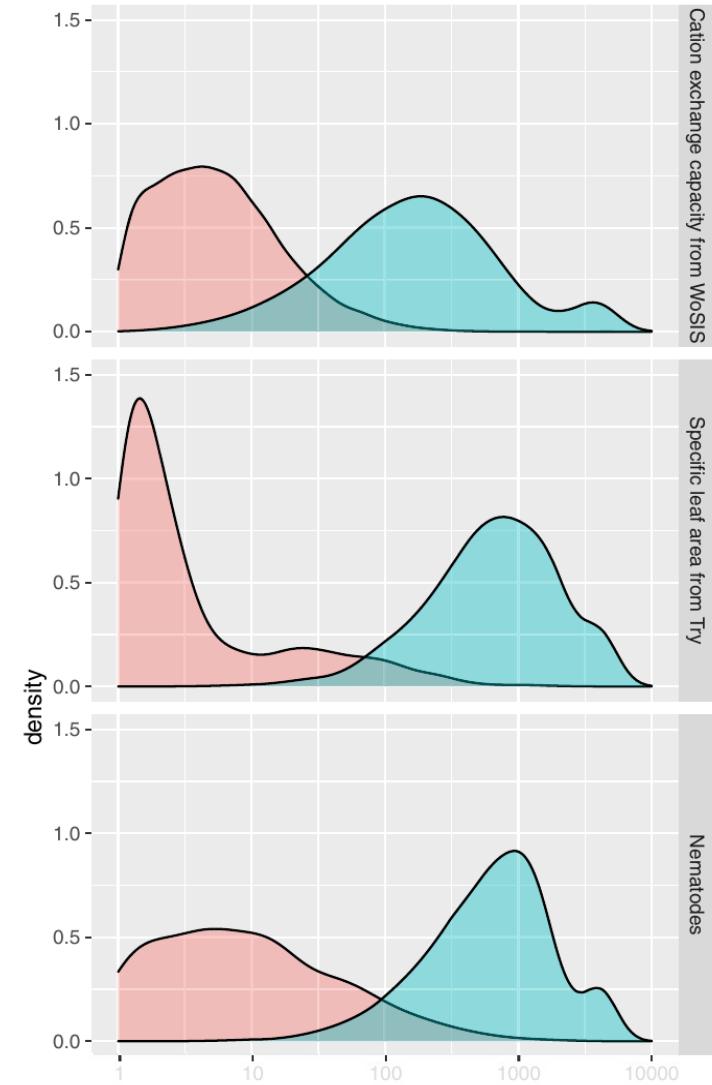
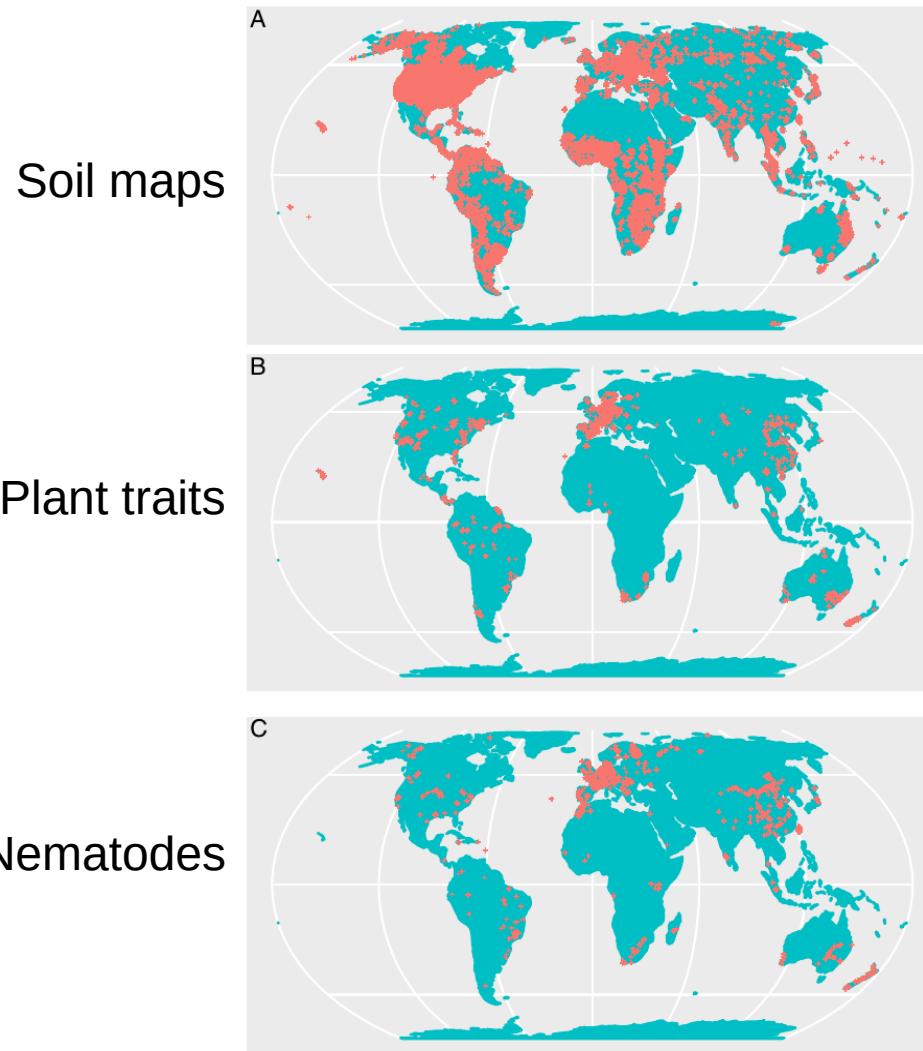
## Sind wir zu ehrgeizig? Warum scheitern die Modelle?

# Wie schätzen wir die Güte der Vorhersagen?

Ideal: Design-based inference using a probability sample



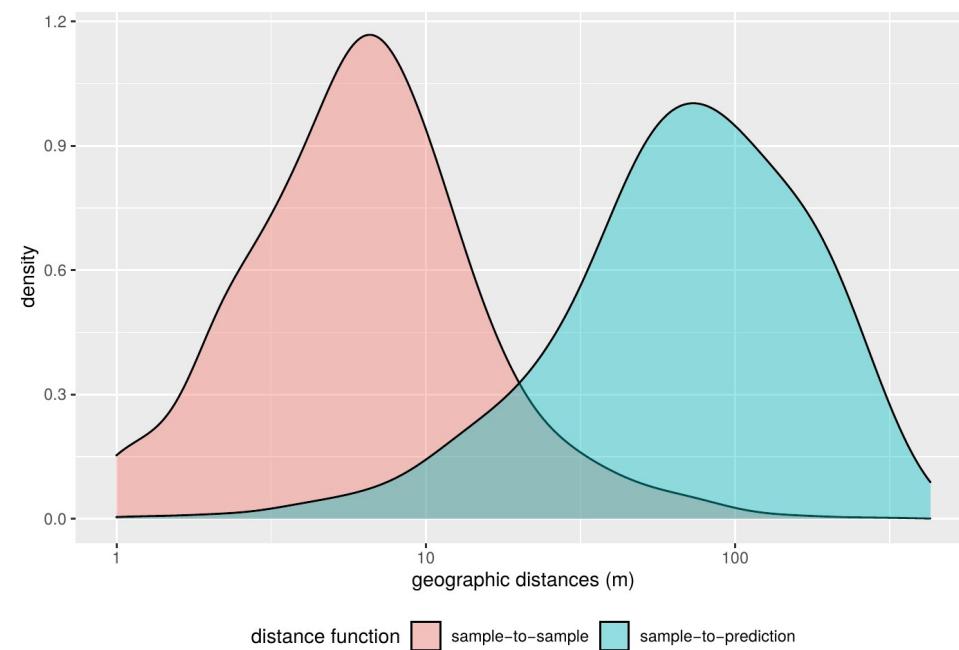
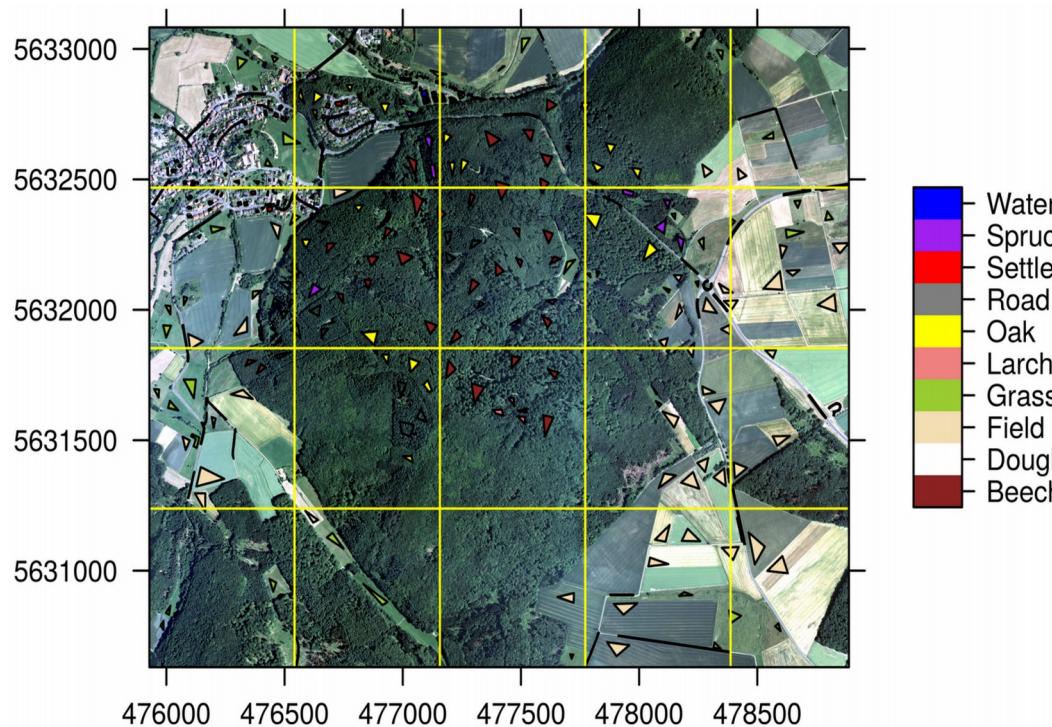
# Was haben die meisten ökologischen Felddaten gemeinsam?



Meyer & Pebesma (2022)

Mapping requires prediction far beyond clustered reference data!

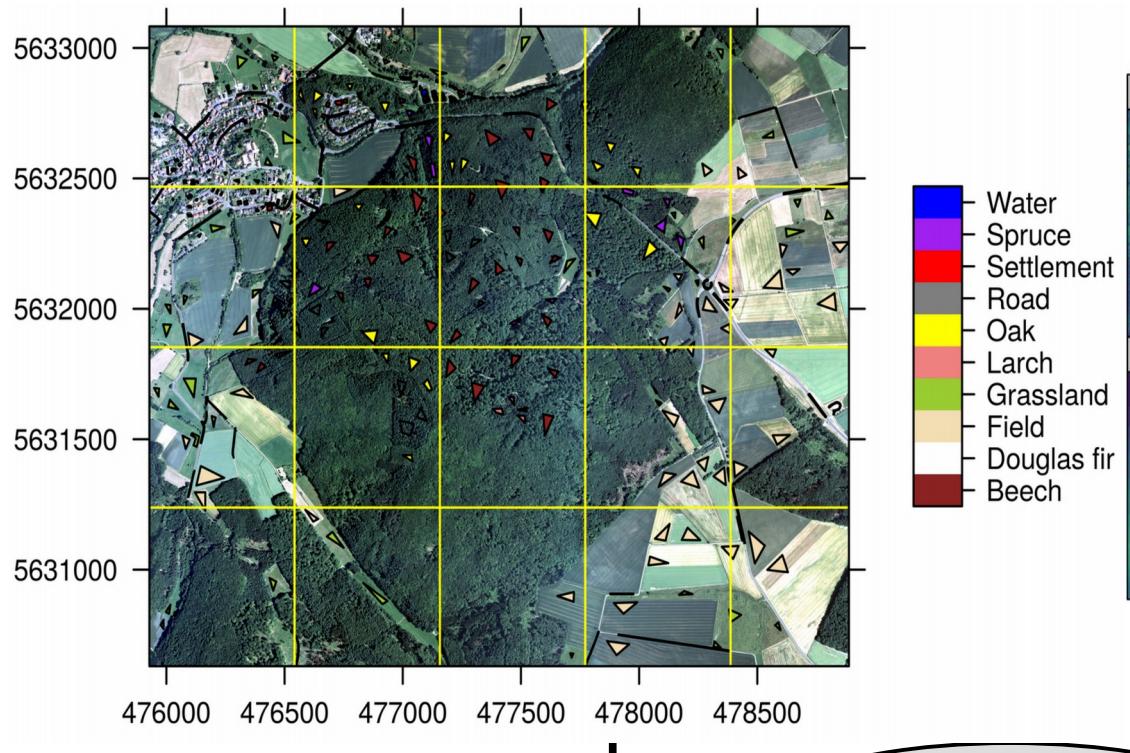
# nicht nur ein Problem auf globaler Skala



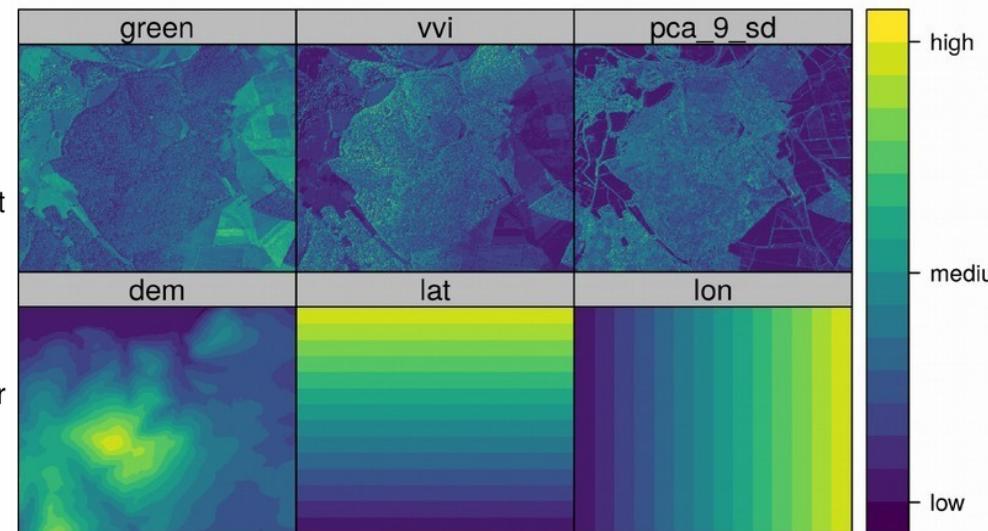
Does the clustered pattern cause problems?  
Let's explore with this case study...

# Beispiel einer klassischen Landbedeckungsklassifikation

Luftbild mit Trainingsgebieten



Beispiele für die Prädiktoren



Random Forests

Wie gut können wir so die Landbedeckung modellieren?

# Validierung mit Standard-Verfahren

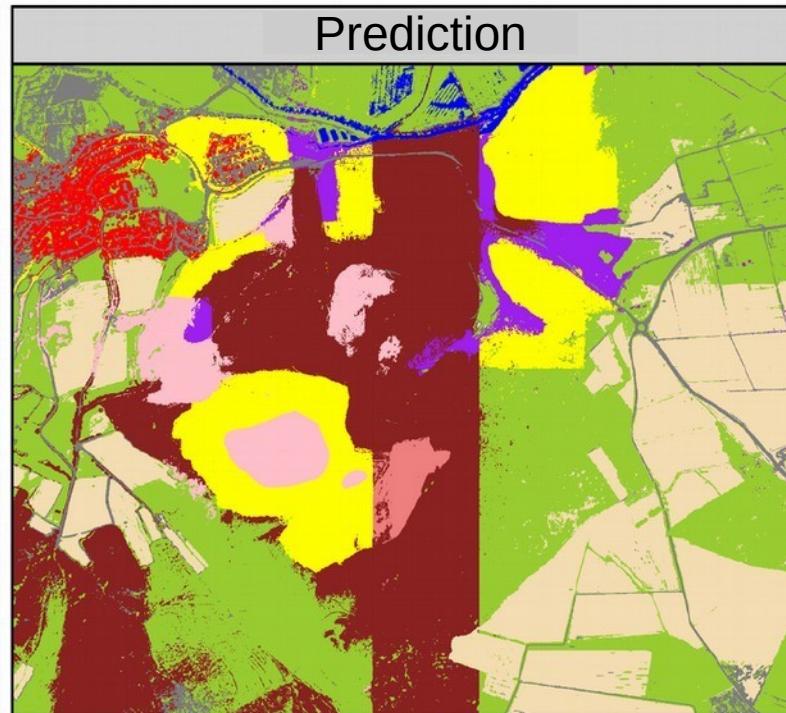
Variables	Validation	Accuracy	Kappa
all	random	>0.99	>0.99
all	spatial	0.68	0.61

Perfekte Klassifikation?

# ...aber perfekt sieht das nicht aus!



RGB



Water
Spruce
Settlement
Road
Oak
Larch
Grassland
Field
Douglas Fir
Beech

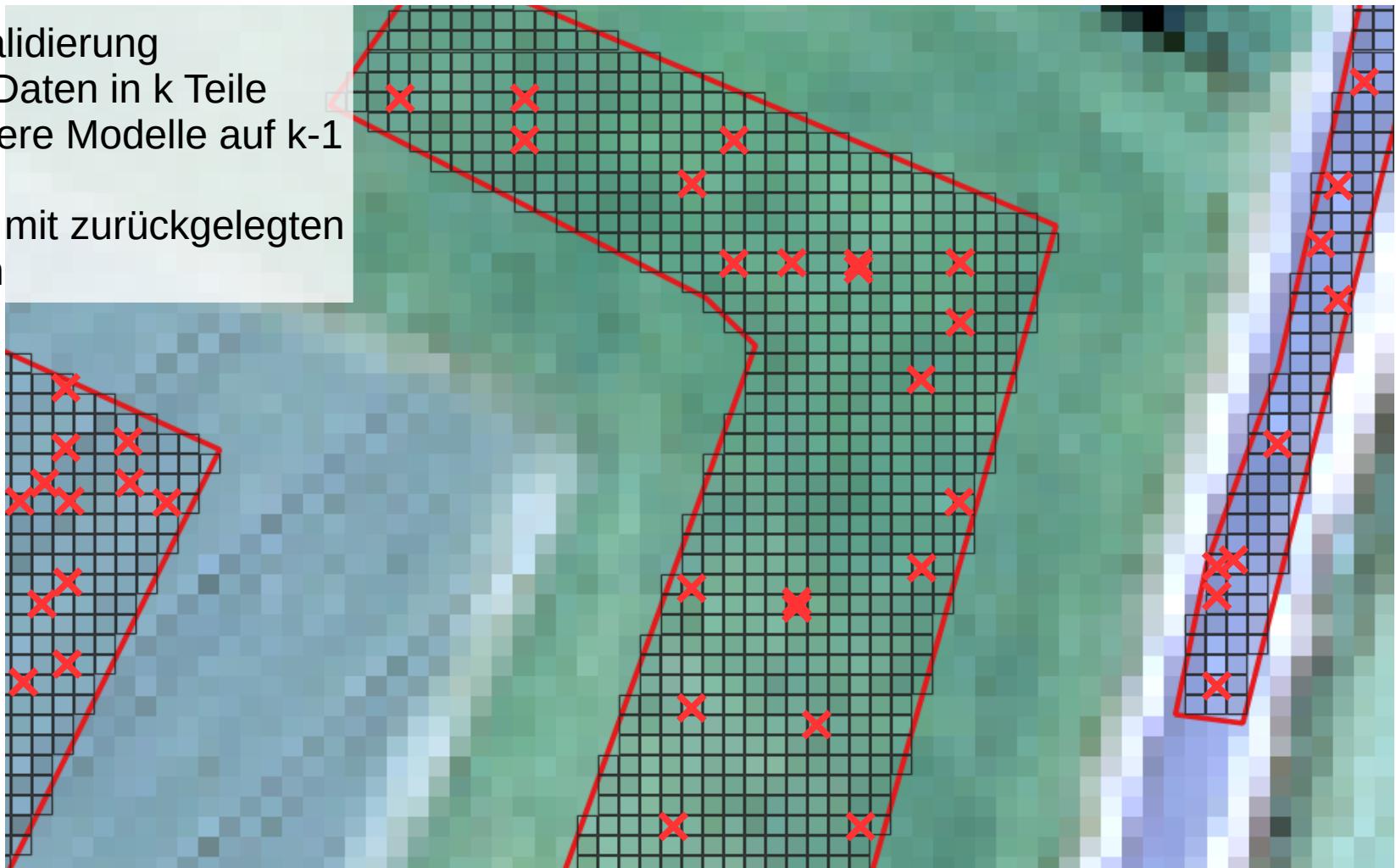
Meyer et al., 2019

## Wie ist das möglich?

# zufällige Kreuzvalidierung als Standardmethode zur Qualitätsbewertung

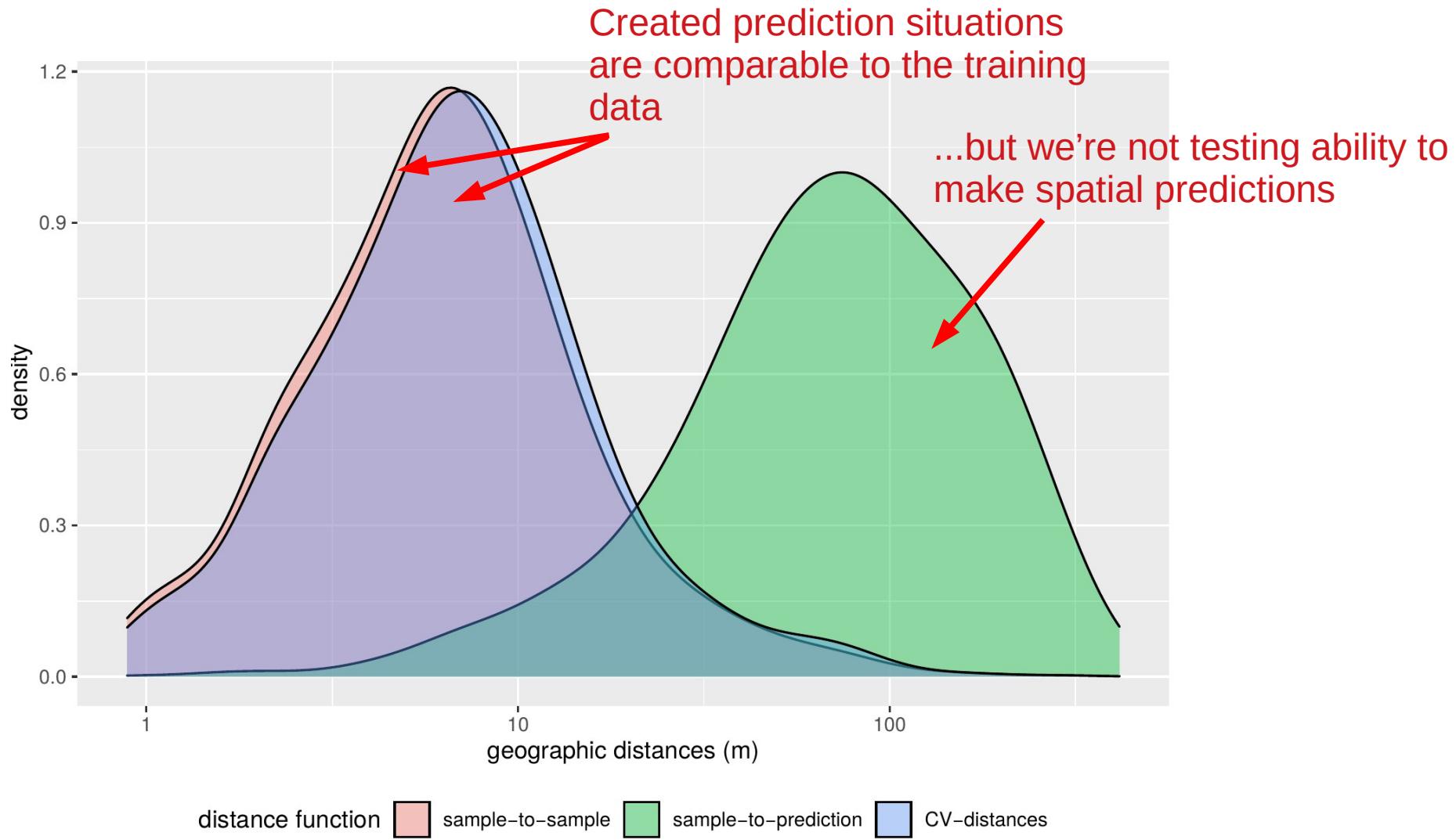
Kreuzvalidierung

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



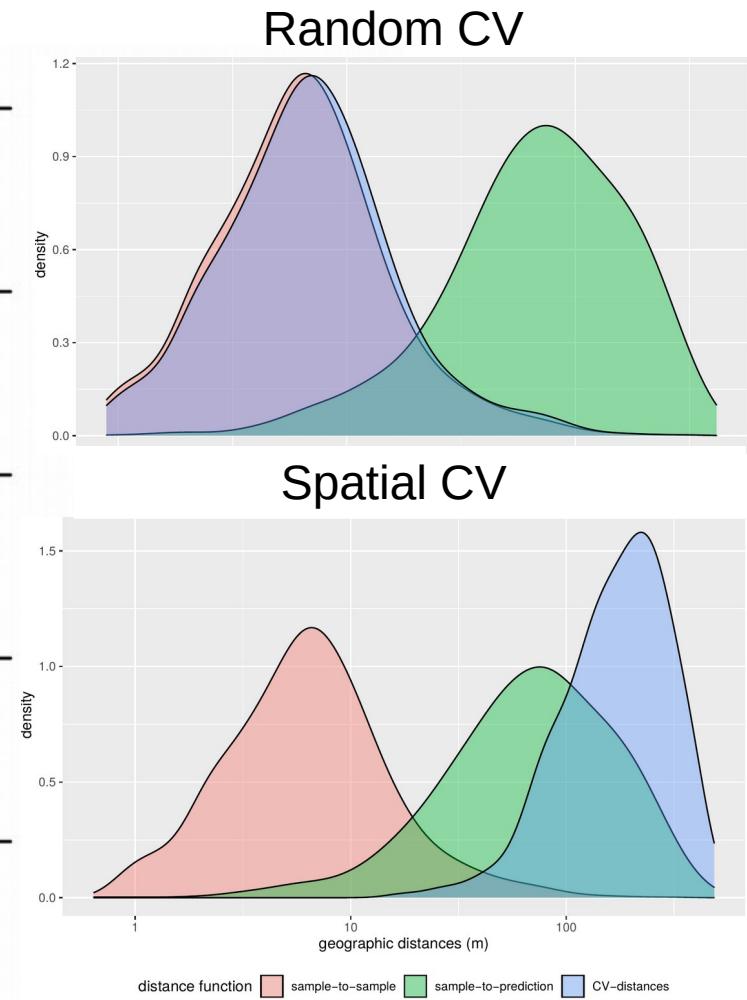
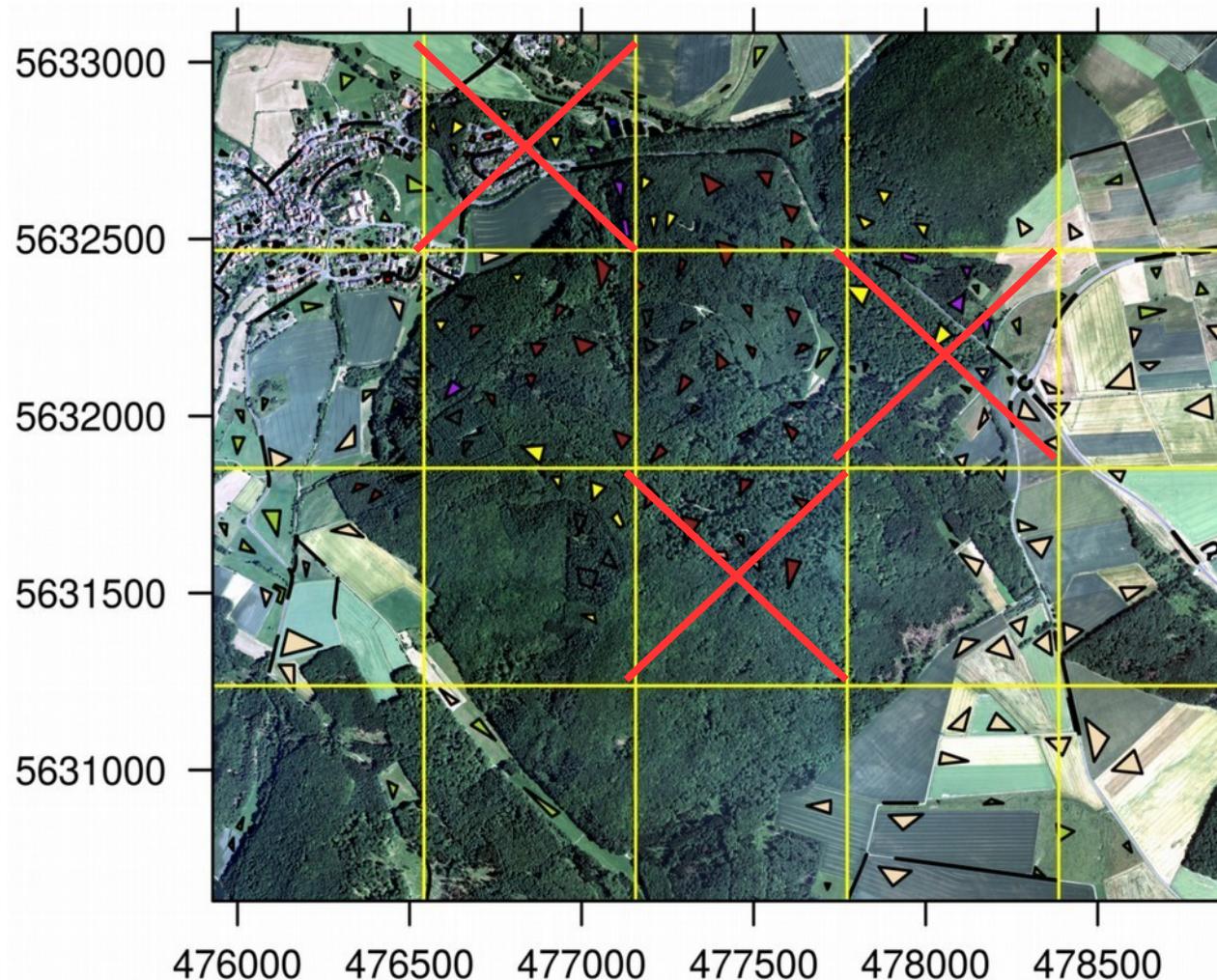
Beantwortet Frage wie gut die Vorhersagen für sehr ähnliche Gebiete sind

# Assessment of performance by default random cross-validation



# Assessment of spatial performance

...But the aim is to fill the gaps between sampling locations!  
Spatial cross-validation is required



# Convinced? So why is the value of spatial CV then still discussed?

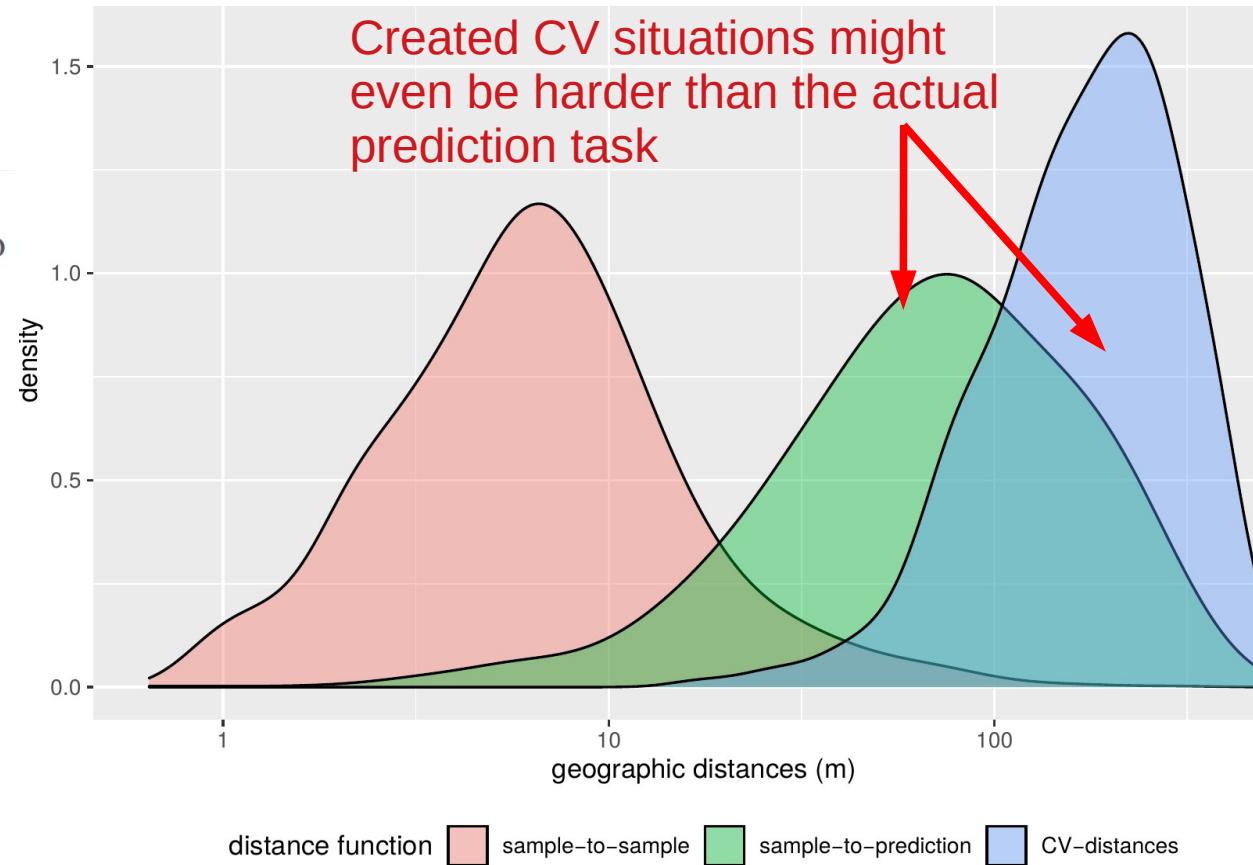


Ecological Modelling  
Volume 457, 1 October 2021, 109692

Short communication  
and random always  
Spatial cross-validation is not the right way to evaluate map accuracy

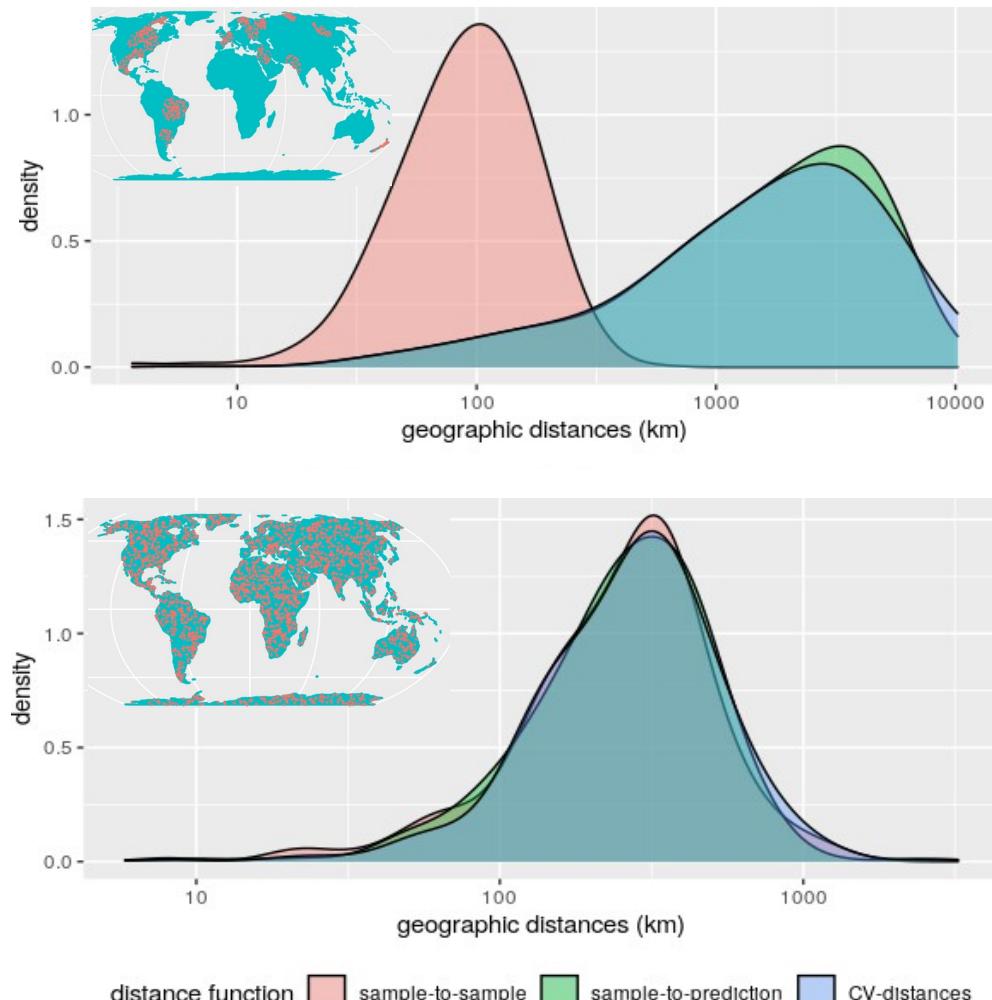
Alexandre M.J.-C. Wadoux <sup>a</sup> , Gerard B.M. Heuvelink <sup>b</sup>, Sytze de Bruin <sup>c</sup>, Dick J. Brus <sup>d</sup>

→ Our suggestion: prediction situations created during CV need to resemble those encountered while predicting the map from the reference data



We can do that the trial-and-error-way or....

# Suggestion of a nearest neighbor distance matching LOO CV



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

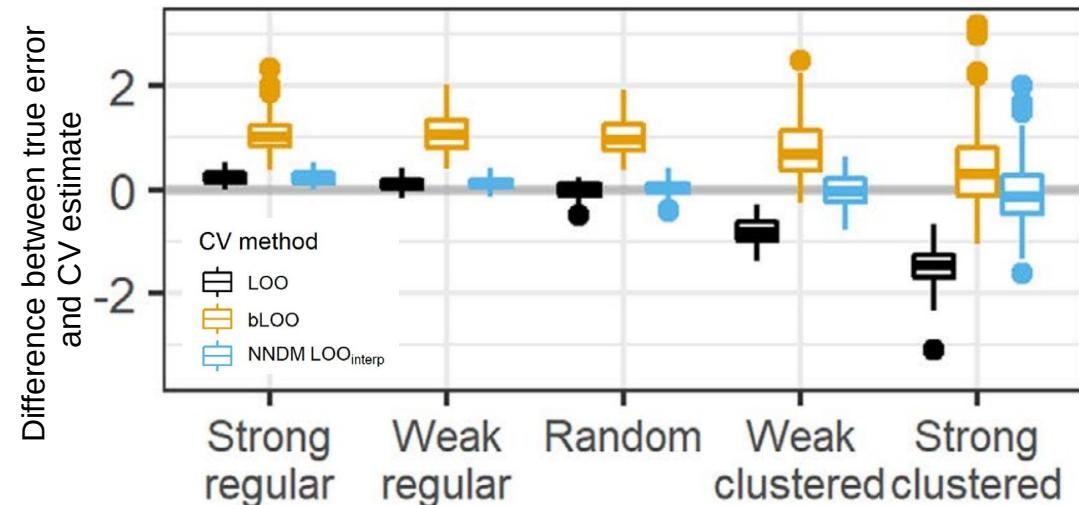
RESEARCH ARTICLE

Methods in Ecology and Evolution

BRITISH  
ECOLOGICAL  
SOCIETY

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

Carles Milà<sup>1</sup> | Jorge Mateu<sup>2</sup> | Edzer Pebesma<sup>3</sup> | Hanna Meyer<sup>4</sup>



Mila et al., 2022

Reproduce figures: [hannameyer.github.io/CAST/articles/cast04-plotgeodist.html](https://hannameyer.github.io/CAST/articles/cast04-plotgeodist.html)

# Zurück zu unserer Validierung...

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

Perfekte Klassifikation?

# Abschätzung der räumlichen Vorhersagequalität

Variables	Validation	Accuracy	Kappa
all	random	>0.99	>0.99
all	spatial	<b>0.68</b>	<b>0.61</b>

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

# ...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"*

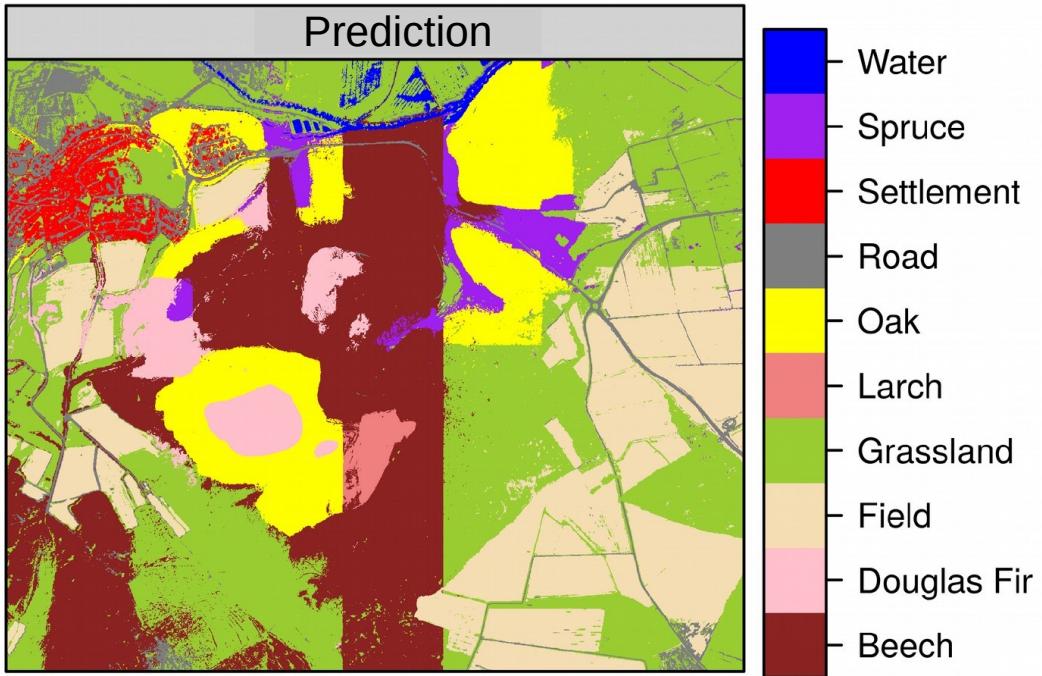
(an editor from a high impact journal in the remote sensing community)

Datenreproduktion ist nicht dasselbe wie Datenvorhersage

Zufällige  
Kreuzvalidierung

Räumliche  
Kreuzvalidierung

# Räumliche Modellvorhersagen müssen verbessert werden!



Woher kommen diese Muster?

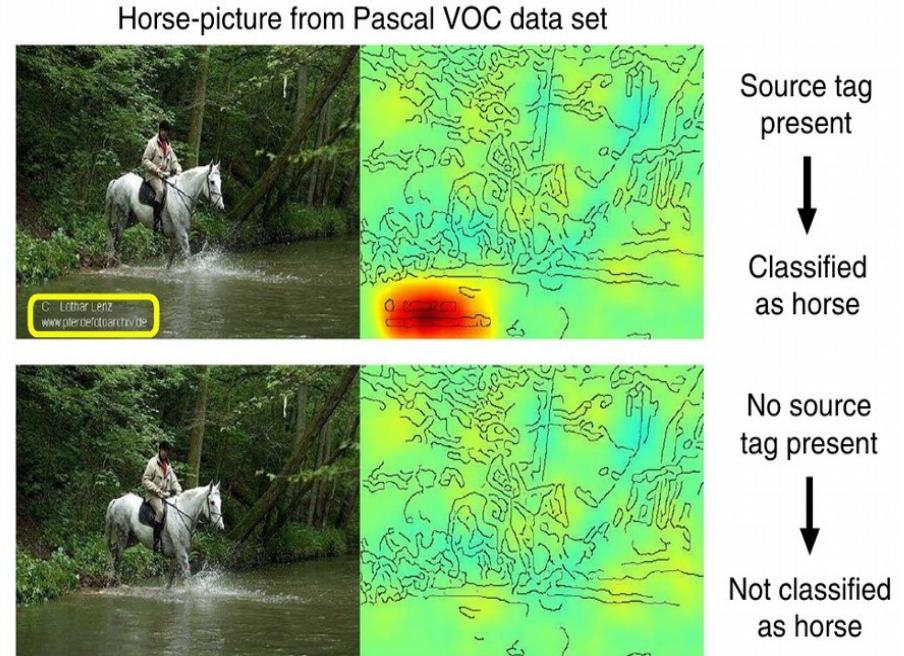
<https://xkcd.com/1838/>

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

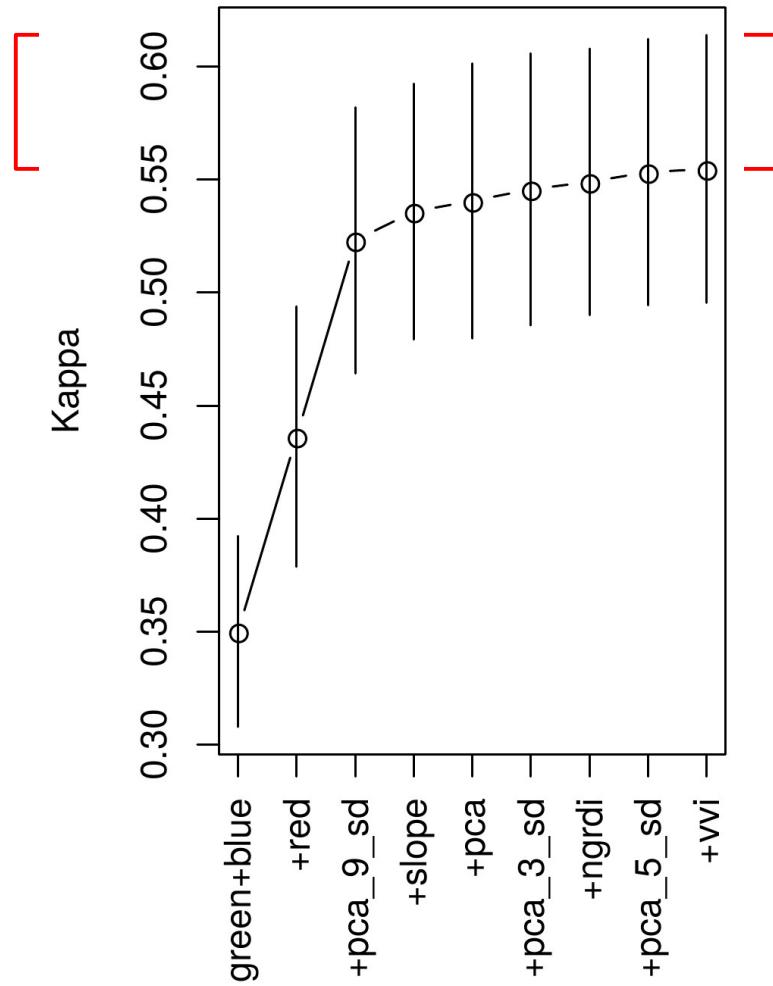


“Unmasking Clever Hans predictors and assessing what machines really learn” (Lapuschkin et al., 2019, Nature communications)

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

# Ausschluss “Kluger Hans Prädiktoren” zur Modellverbesserung ?

Relevanz der Prädiktoren



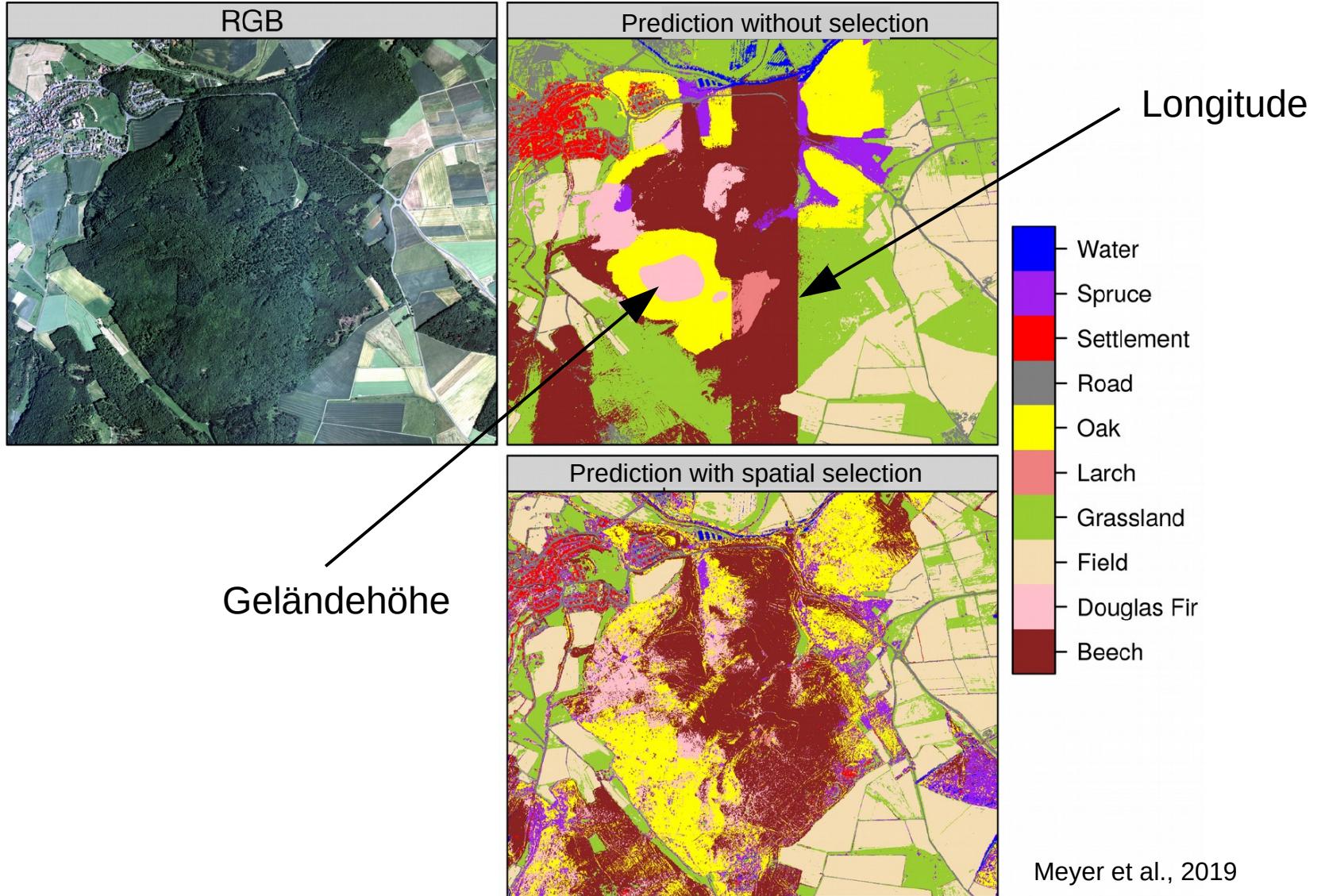
- Annahme: einige Prädiktoren führen zum “Klugen Hans Effekt”
- Ausschluss dieser Prädiktoren sollte das Modell verbessern

→ Räumliche Variablenelektion erforderlich!



Im R Paket “CAST” implementiert

# Ausschluss “Kluger Hans Prädiktoren” zur Modellverbesserung ?

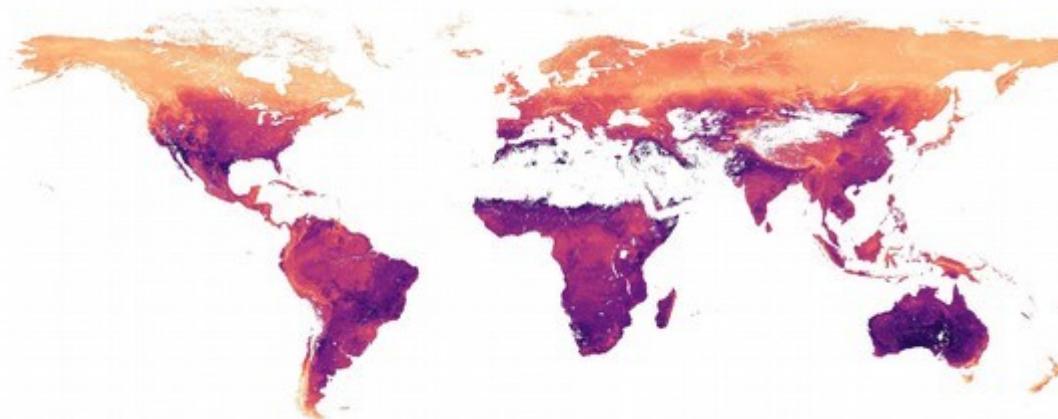
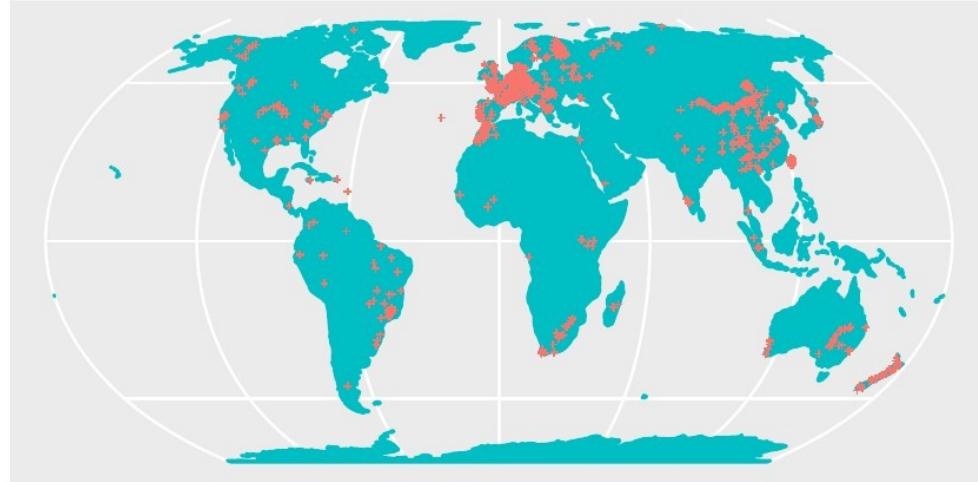


# Was wir bisher gelernt haben...

- 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?**

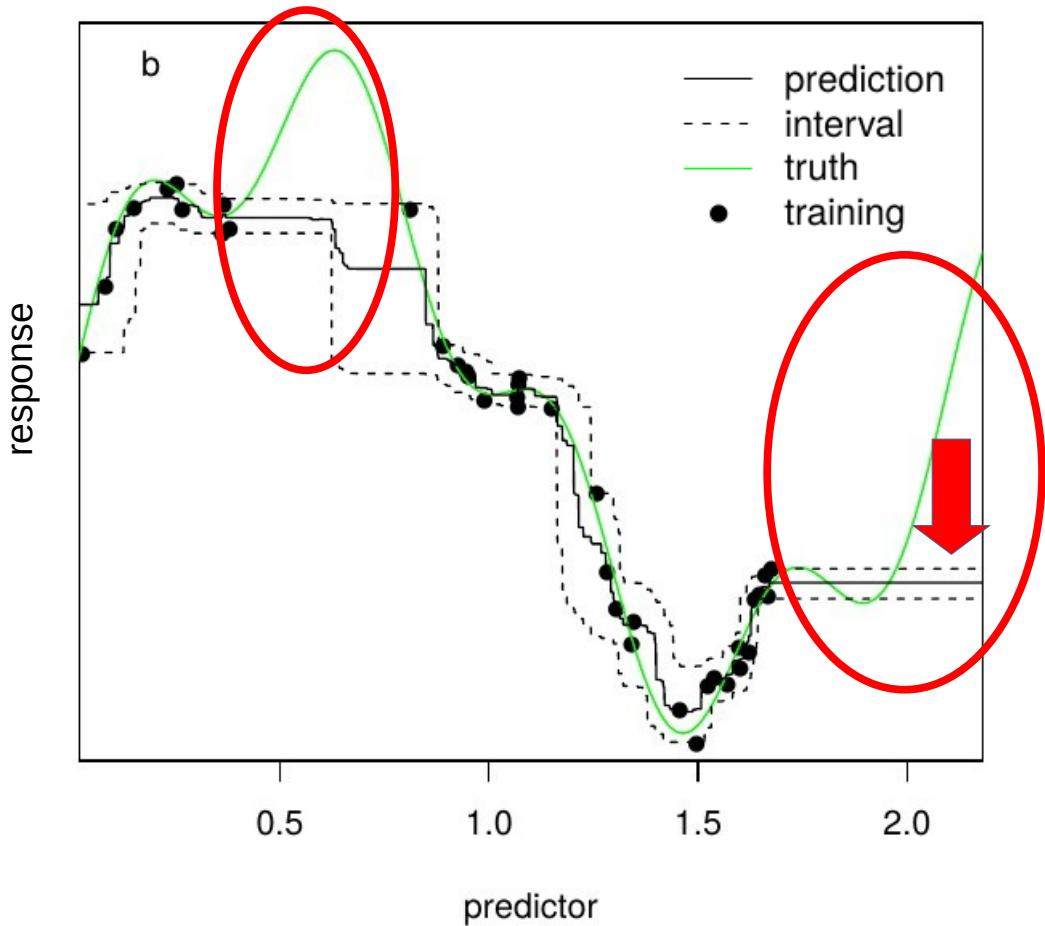
# Ist das für eine zuverlässige Kartierung ausreichend ?



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 |  

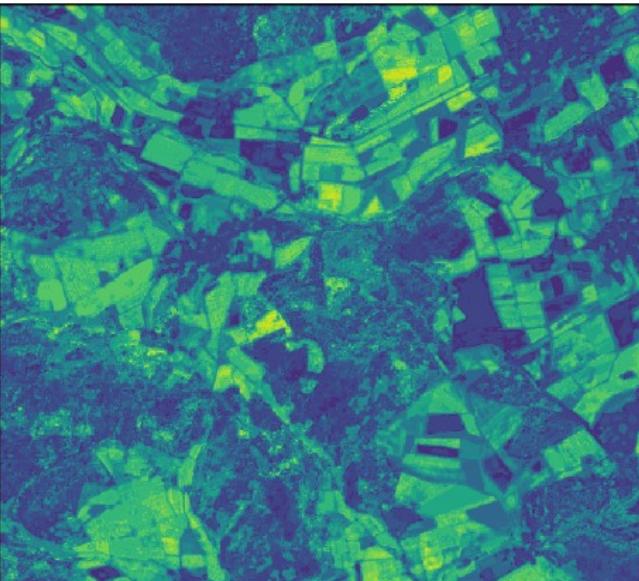
Predicting into unknown space? Estimating the area of applicability of spatial prediction models

Hanna Meyer  Edzer Pebesma

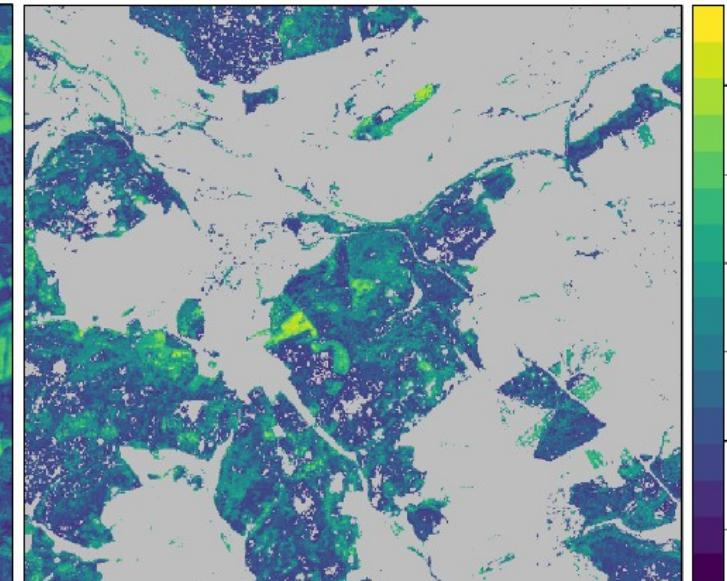
Sentinel-2 scene and  
training data points of leaf  
area index



Predictions



Predictions limited to the  
AOA



Wir versuchen, den Raum abzuleiten...

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

# 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.