LUFTBILD UMWELT PLANUNG

12. Deutsches GeoForum

07.11.2024 – 08.11.2024

Generalisierung von neuronalen Netzwerken zur deutschlandweiten Vorhersage von Vegetationsindikatoren im urbanen Bereich unter Verwendung von Sentinel-2

Benjamin Stöckigt
LUP – Luftbild Umwelt Planung GmbH
Freie Universität Berlin

Gliederung

1. Einleitung
2. Vegetationsindikatoren auf Grundlage von Sentinel-2
3. Generalisierung des Modells
4. Ausblick

Einleitung

Einleitung

Urban Green Eye

Projektpartner:

Luftbild Umwelt Planung GmbH, Potsdam
City Leipzig, Amt für Stadtgrün und Gewässer
TU Berlin, Institut für Ökologie

Zeitraum:

01/2022 to 12/2025

Praxispartner:

Gütersloh, Hamburg, Stuttgart, Potsdam, Duisburg, Augsburg, Würzburg, Essen, …

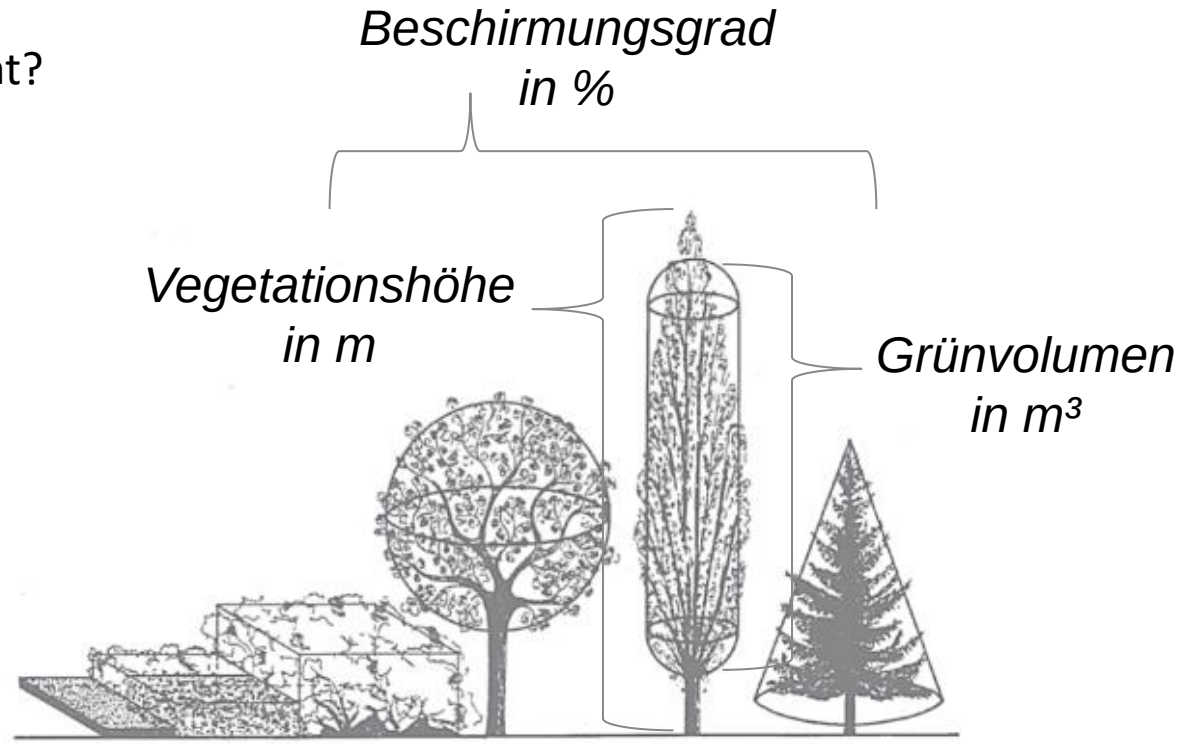
Gefördert:

Bundesministerium für Digitales und Verkehr (BMDV)

Einleitung

Vegetationsindikatoren:

- **Beschirmungsgrad**: wie viel Prozent der Stadtfläche ist beschirmt?
- **Vegetationshöhe**: wie hoch ist die Vegetation?
- **Grünvolumen**: wie viel Volumen nimmt die Vegetation ein?



Quelle: Großmann et al. 1983

Relevanz für Stadtklima:

- **Kühlung** durch Evapotranspiration
- **Hitzekomfort** durch Beschattung
- **Verbesserung** Luftqualität & Lärm

Einleitung

Welche Daten zur Modellierung von Vegetationsindikatoren?

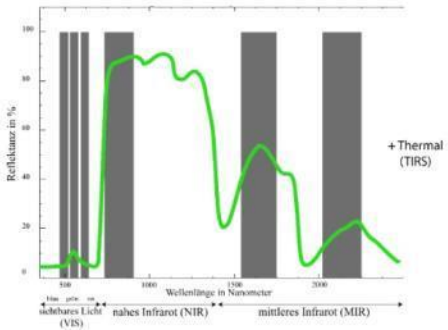
Landsat-5 MSS

alle 16 Tage

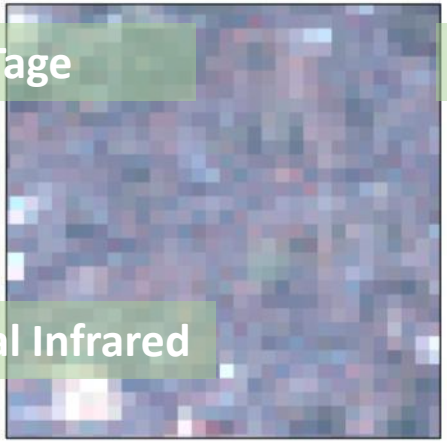
+ Thermal Infrared

04.09.1987

Auflösung: 60m

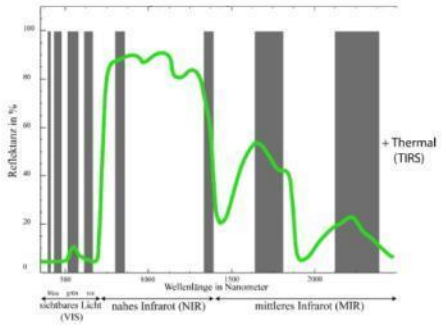


Landsat-8



12.09.2016

Auflösung: 30m

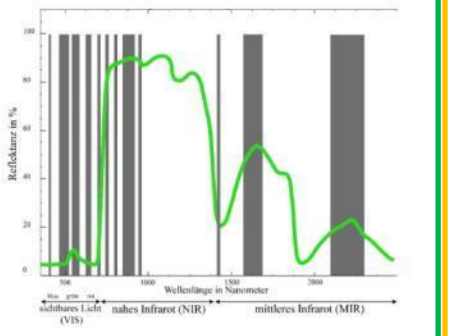


Sentinel-2

alle 3-5 Tage

26.09.2016

Auflösung: 10m

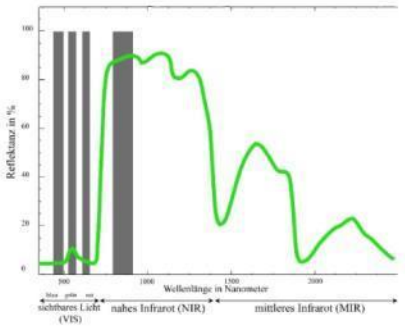


DOP

alle 3-5 Jahre

2015

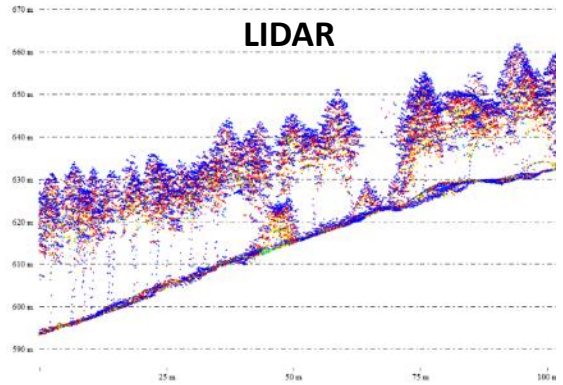
Auflösung: 0,2m



UAV

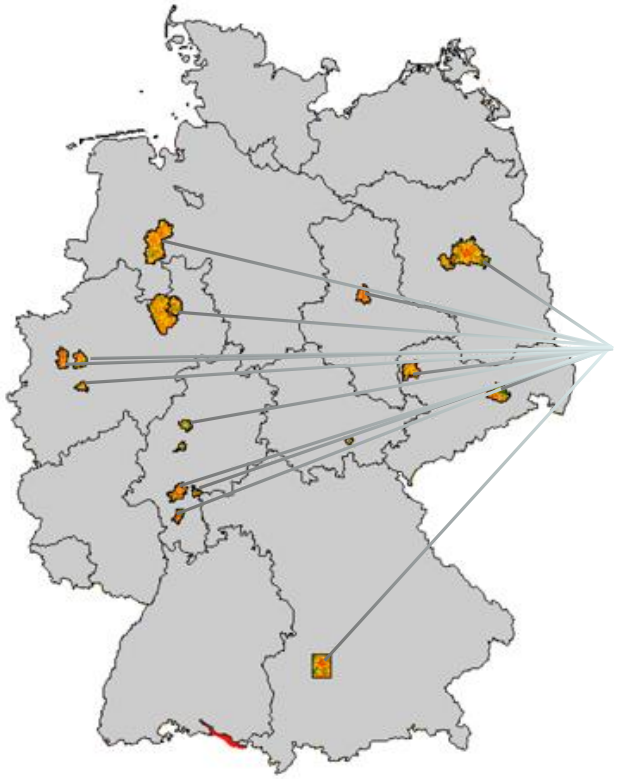
0,05m

LIDAR



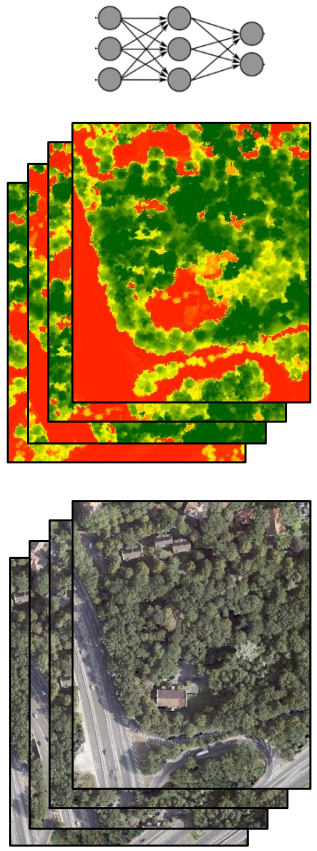
Einleitung

Deutschlandweite Referenzdatensammlung



<u>Räumliches KI-Model (CNN)</u>

to generate more reference data

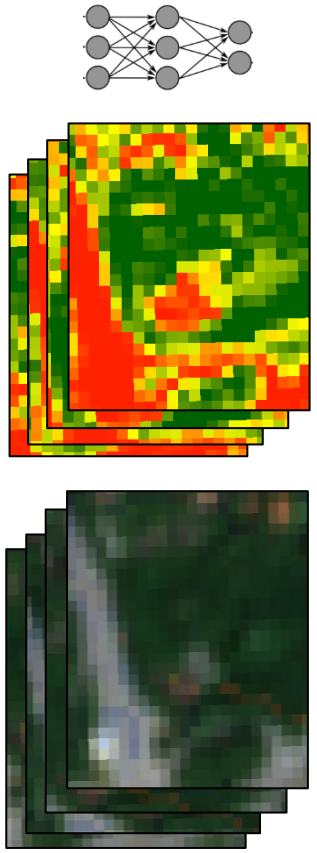


~ 0.5 m

Upscaling

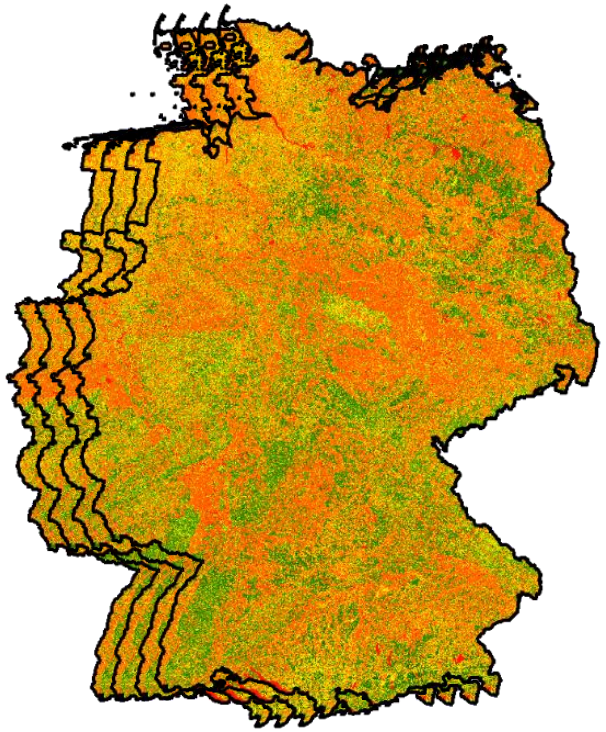
<u>Zeitreihen KI-Modell (Transformer)</u>

for annual indicator prediction



~ 10 m

Deutschlandweite jährliche Indikatorvorhersage

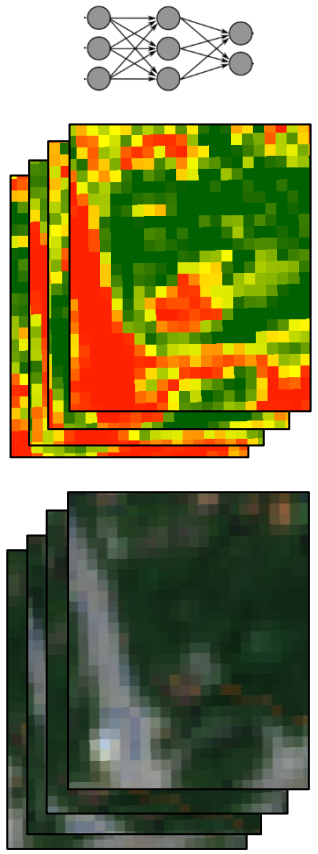


Einleitung

Wie gut generalisiert das Modell:

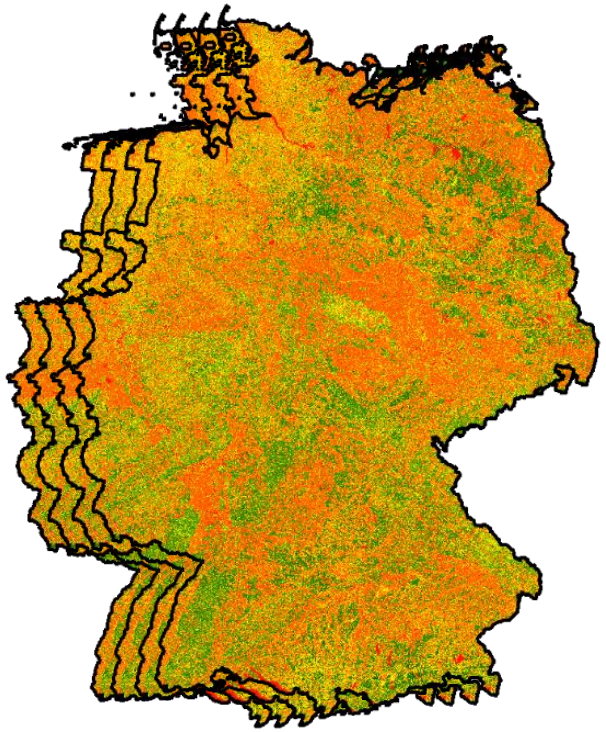
- für unabhängige Gebiete?
- für unabhängige Jahre?

Zeitreihen KI-Modell (Transformer)
for annual indicator prediction



~ 10 m

Deutschlandweite jährliche Indikatorvorhersage



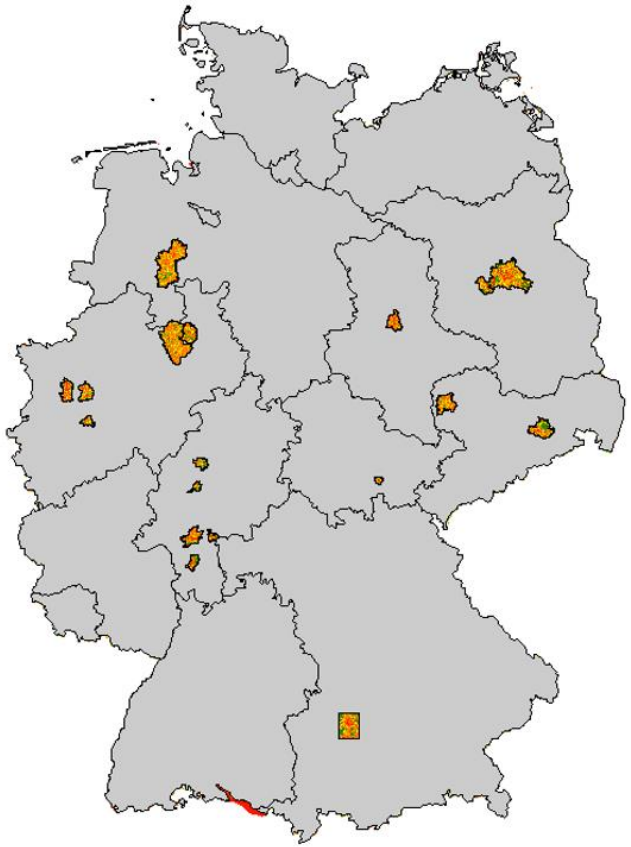
Vegetationsindikatoren auf Grundlage von Sentinel-2

Vegetationsindikatoren auf Grundlage von Sentinel-2

Referenzdatensammlung

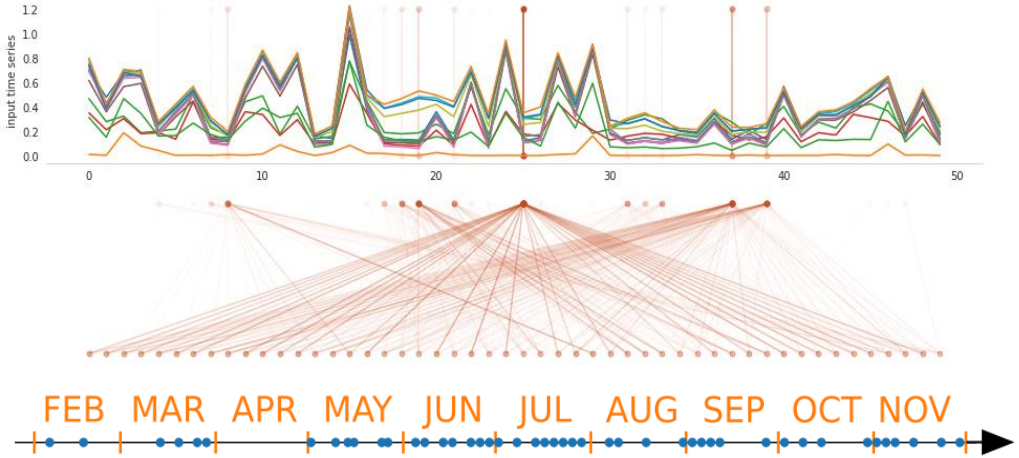
Year	City
2018	Leipzig
	Saalfeld
	Solingen
2019	Bielefeld
	Magdeburg
2020	Berlin
	Dresden
	Guetersloh
	Marburg
	Vechta
2021	Darmstadt
	Frankfurt
	Hanau
2022	Augsburg
	Potsdam

Year	City
2018	Duisburg
	Essen
2020	Duisburg
	Essen
2022	Duisburg
	Essen



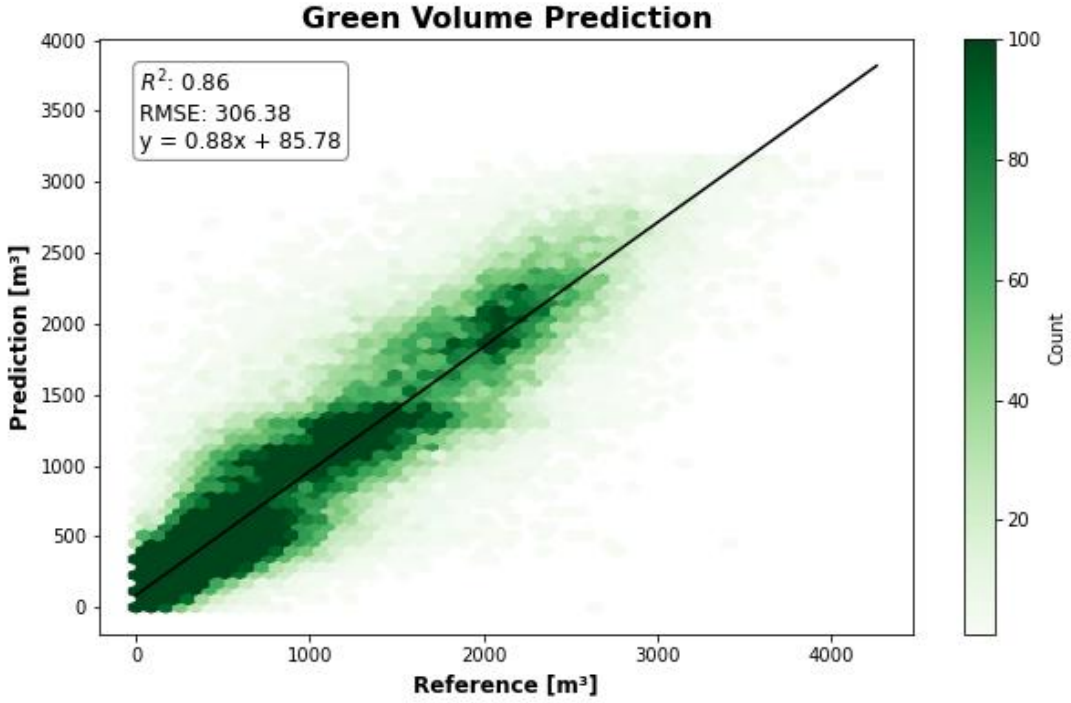
Modell

- Sentinel-2 Zeitreihe (3 Jahre, FORCE)
- Transformer Encoder (Irreguläre Zeitreihenklassifikation)



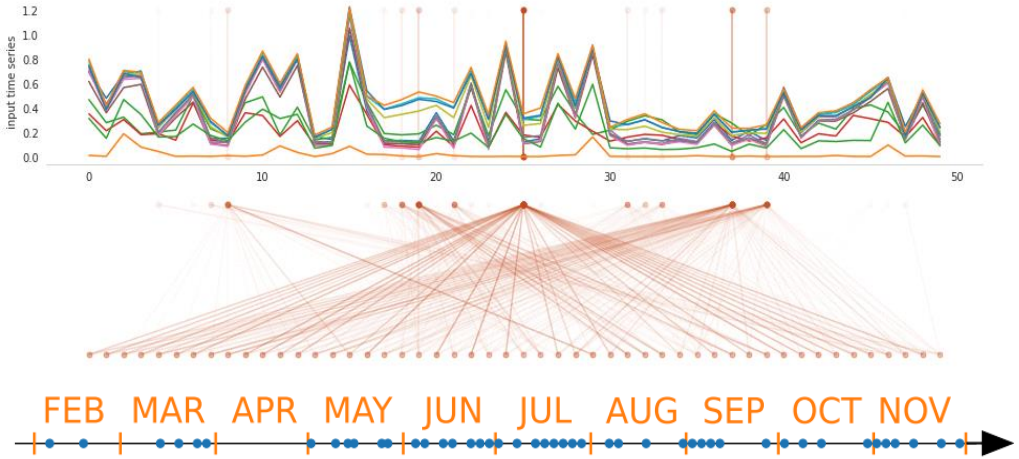
Rußwurm, M., & Körner, M. (2020). Self-attention for raw optical satellite time series classification. *ISPRS journal of photogrammetry and remote sensing*, *169*, 421-435.

Vegetationsindikatoren auf Grundlage von Sentinel-2



Modell

- Sentinel-2 Zeitreihe (3 Jahre, FORCE)
- Transformer Encoder (Irreguläre Zeitreihenklassifikation)



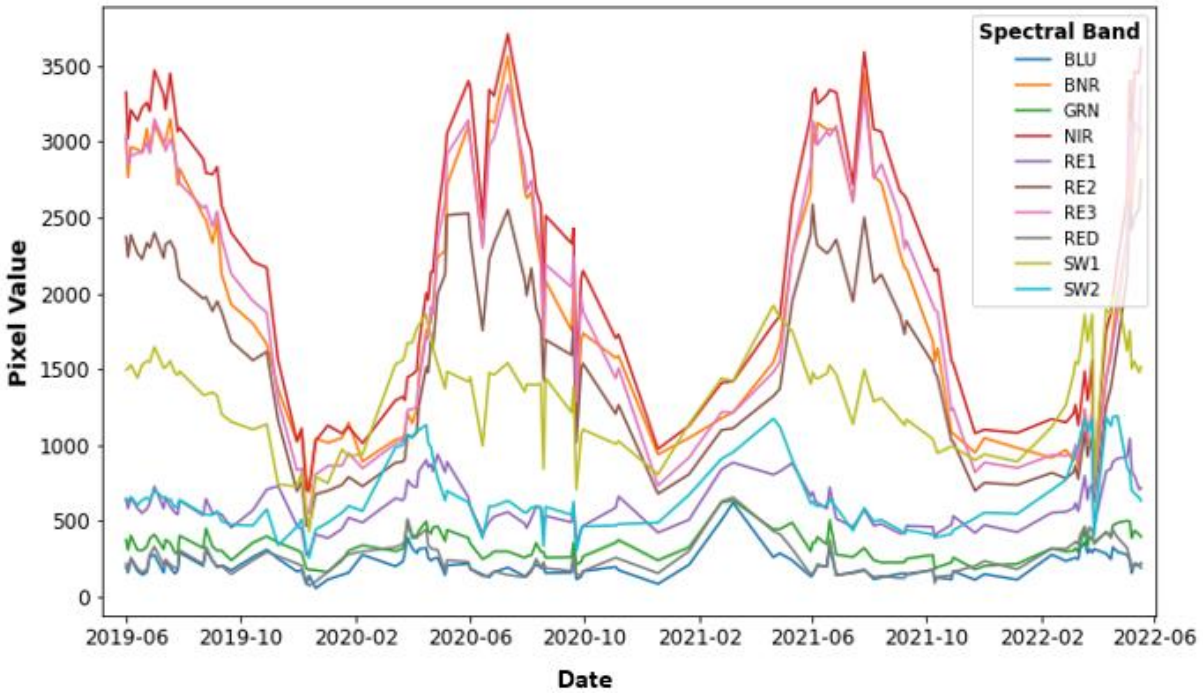
Rußwurm, M., & Körner, M. (2020). Self-attention for raw optical satellite time series classification. *ISPRS journal of photogrammetry and remote sensing*, *169*, 421-435.

Generalisierung des Modells

Generalisierung des Modells

Sentinel-2 Zeitreihe

Laubbaum



Einfluss auf Spektralsignal von Vegetation

- Datenabdeckung variiert je nach Wolkenbedeckung
- Meteorologie variiert räumlich und jährlich

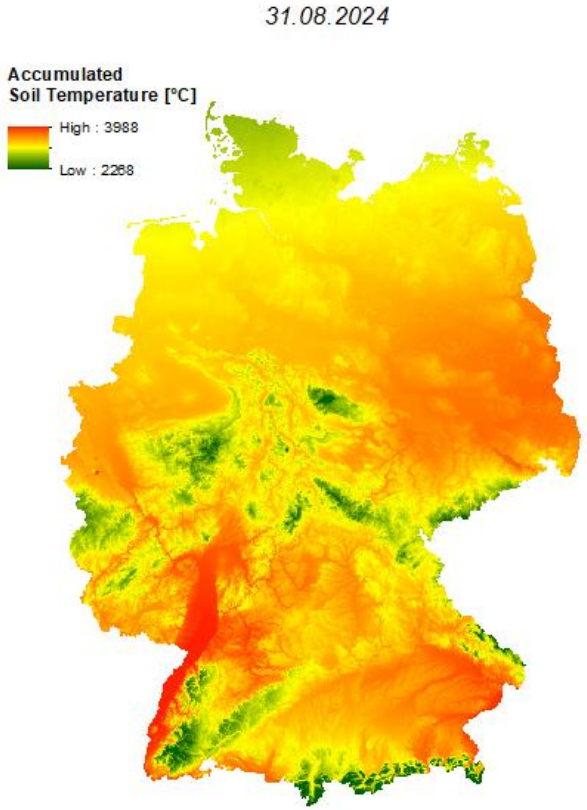
→ *beeinflusst Beginn, Ende und Intensität von Vegetationsperioden*

→ *hoher Einfluss auf Vorhersage von Vegetationsindikatoren mit Sentinel-2*

- *…*

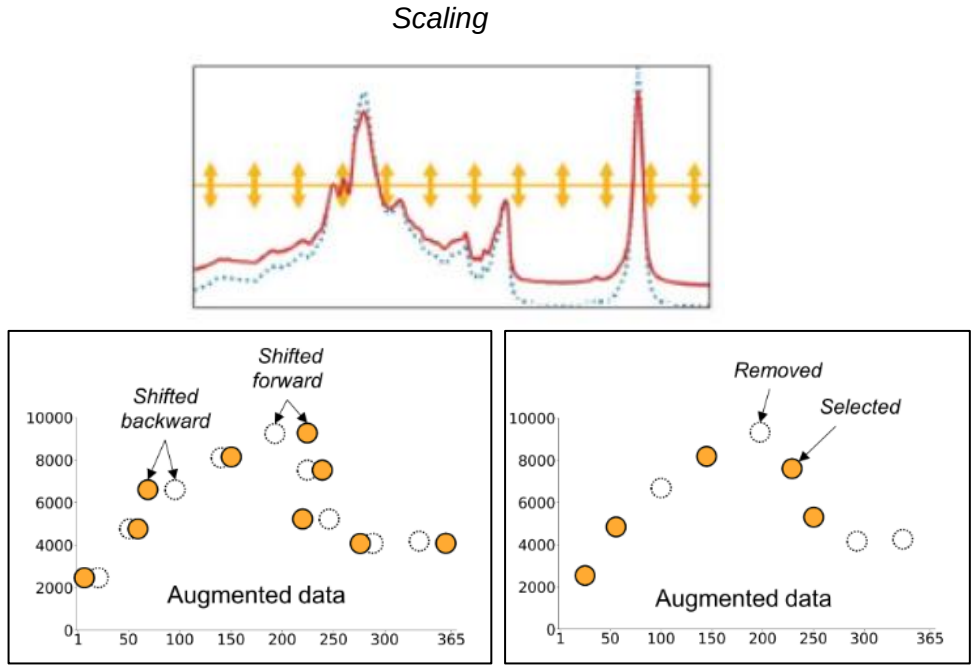
Generalisierung des Modells

Thermale Zeit[1]



Time Series Augmentation[2,3]

Day Shifting & Annual Scaling & Zero Out



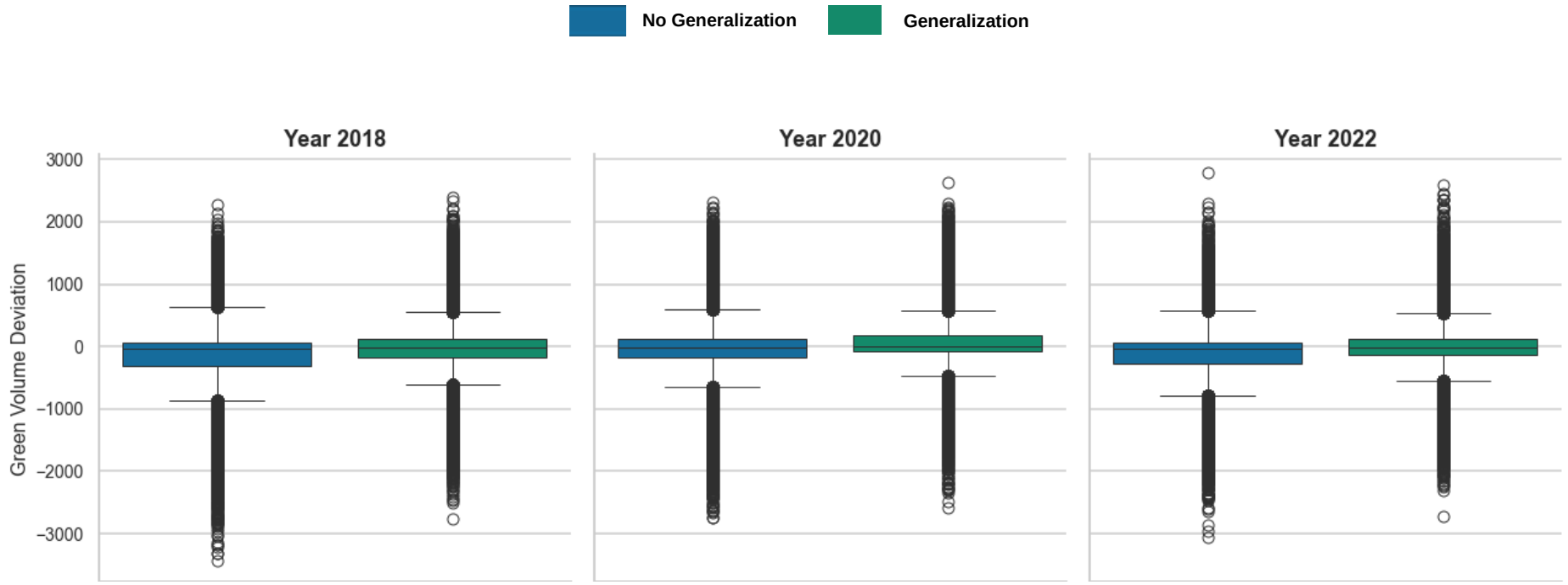
[1] Nyborg, J., Pelletier, C., & Assent, I. (2022). Generalized classification of satellite image time series with thermal positional encoding. In *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* (pp. 1392-1402).
[2]Pham, V. D., Tetteh, G., Thiel, F., Erasmi, S., Schwieder, M., Frantz, D., & van der Linden, S. (2024). Temporally transferable crop mapping with temporal encoding and deep learning augmentations. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, *129*, 103867.
[3]Iwana, B. K., & Uchida, S. (2021). An empirical survey of data augmentation for time series classification with neural networks. Plos one, 16(7), e0254841.

Generalisierung des Modells

Zeitliche Generalisierung

Year	City
2018	Leipzig
	Saalfeld
	Solingen
2019	Bielefeld
	Magdeburg
2020	Berlin
	Dresden
	Guetersloh
	Marburg
	Vechta
2021	Darmstadt
	Frankfurt
	Hanau
2022	Augsburg
	Potsdam

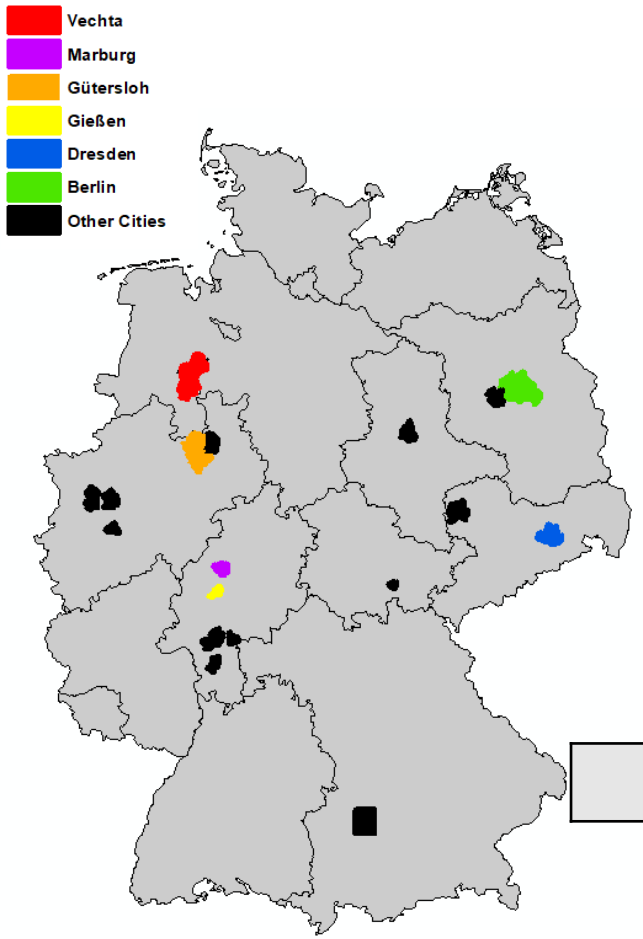
Year	City
2018	Duisburg
	Essen
2020	Duisburg
	Essen
2022	Duisburg
	Essen

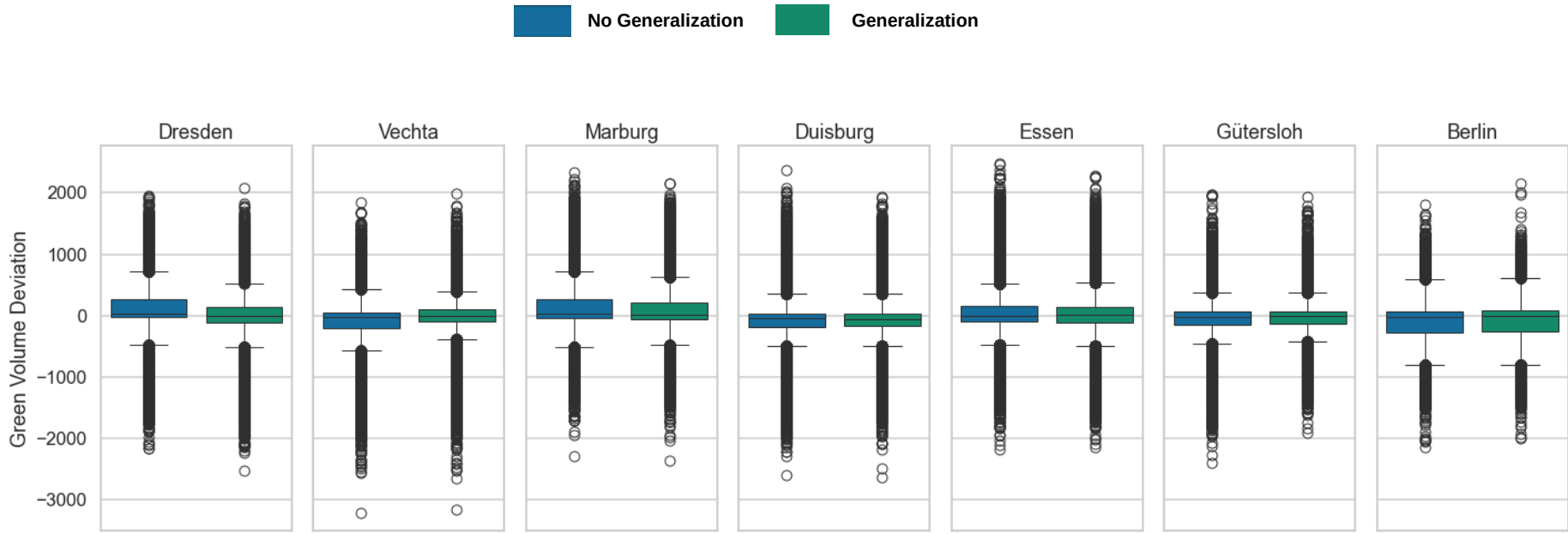


R^2	0.66	0.77	0.73	0.79	0.73	0.81
RMSE	459.23	375.42	398.50	348.65	413.31	345.47

Generalisierung des Modells

Räumliche Generalisierung





R^2	0.69	0.73	0.77	0.83	0.80	0.83	0.81	0.83	0.82	0.82	0.88	0.88	0.80	0.81

hoch → niedrig

Entfernung zur nächstgelegenen Referenz

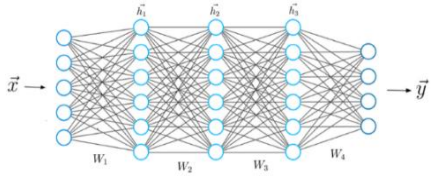
Ausblick

Ausblick

- **Satellite Image Foundation Models**
  - Privthi[1]
  - Presto[2]

- **Genauigkeit von aggregierten Ergebnissen**

Foundation Modell

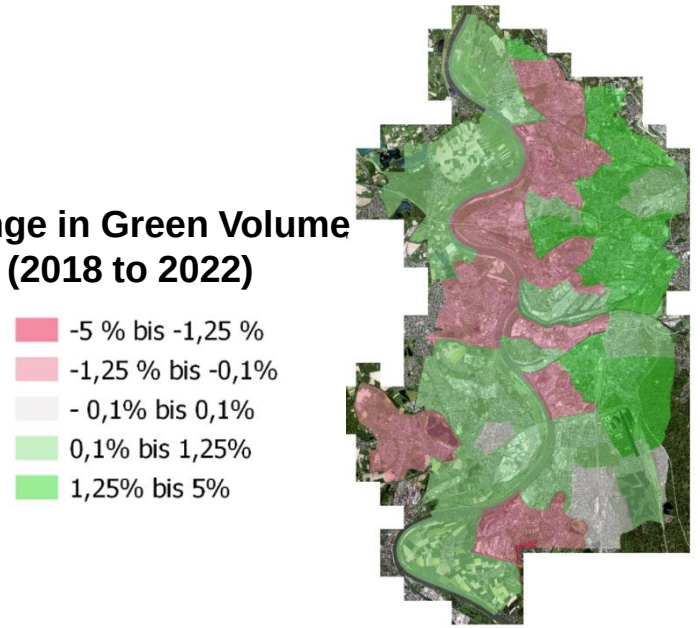


Fine Tuning

Adjustment

Data, Prompts, Reinforcement Learning, …

Change in Green Volume (2018 to 2022)



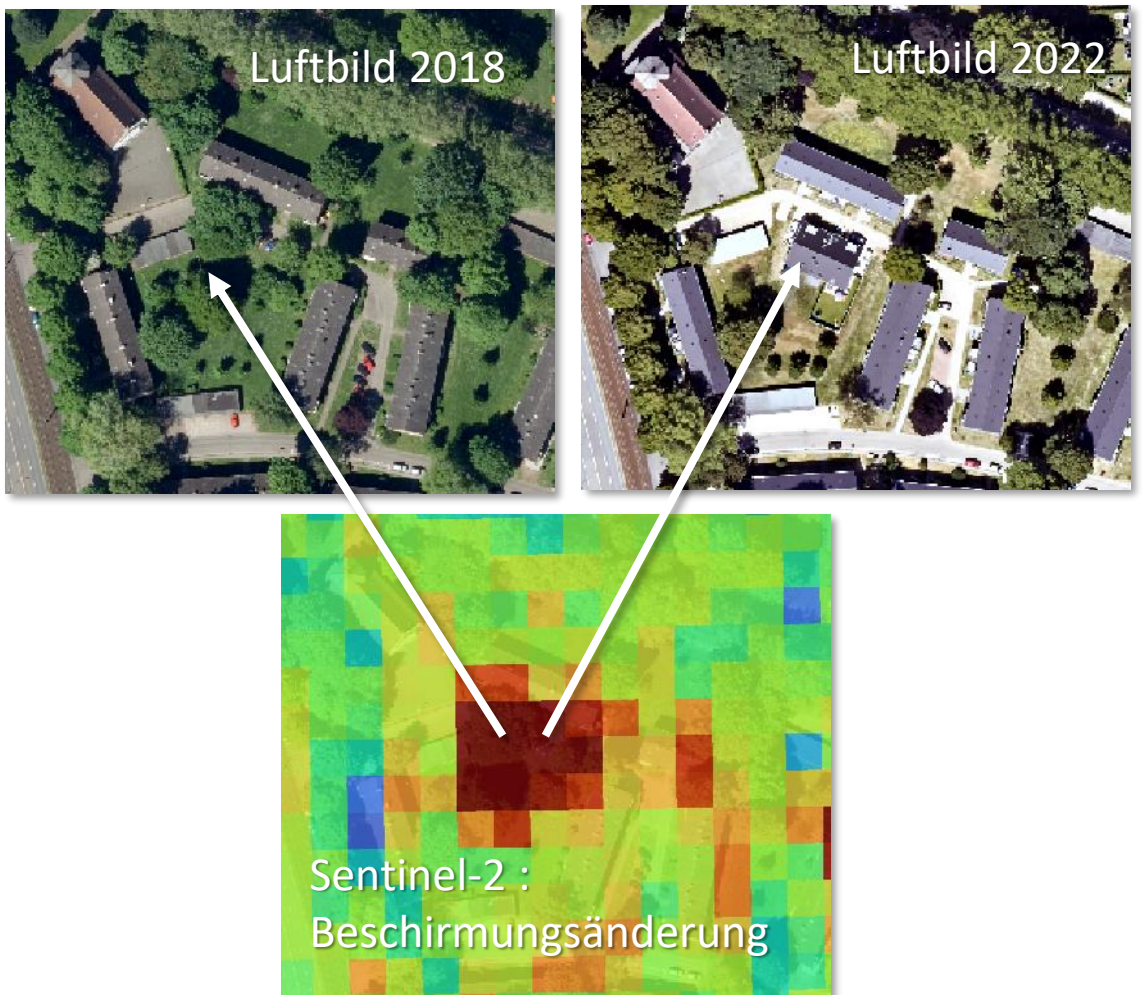
[1]Jakubik, J., Roy, S., Phillips, C. E., Fraccaro, P., Godwin, D., Zadrozny, B., ... & Ramachandran, R. (2023). Foundation models for generalist geospatial artificial intelligence. *arXiv preprint arXiv:2310.18660*.

[2]Tseng, G., Cartuyvels, R., Zvonkov, I., Purohit, M., Rolnick, D., & Kerner, H. (2023). Lightweight, pre-trained transformers for remote sensing timeseries. *arXiv preprint arXiv:2304.14065*.

Ausblick

Kommunale Anwendung der Indikatoren

- WVO
- Maßnahmenkontrolle
- …



Satellitenvorhersage: Veränderung Beschirmungsgrad 2018 auf 2022

Vielen Dank für Ihre Aufmerksamkeit!

benjamin.stoeckigt@lup-umwelt.de

www.lup-umwelt.de

We fully support Open Science

Data:
- Coming Soon -

Code:
https://github.com/LUP-LuftbildUmweltPlanung/UNet
https://github.com/LUP-LuftbildUmweltPlanung/SITS_classification

20