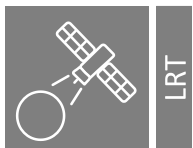


DESTSAM – Dense Satellite Time Series for Agricultural Monitoring

... oder: Wie man dichte NDVI-Zeitreihen mittels SAR-Daten und Deep Learning erstellt

Thomas Roßberg, Michael Schmitt

Universität der Bundeswehr München
Institut für Raumfahrttechnik und Weltraumnutzung



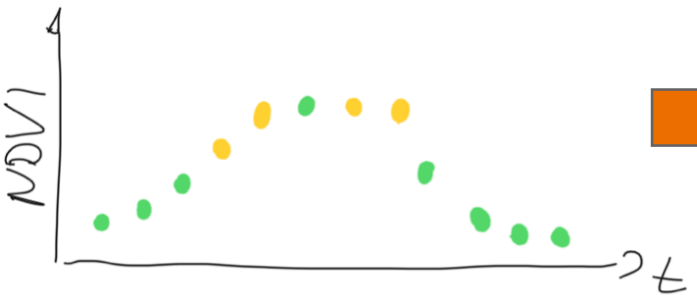
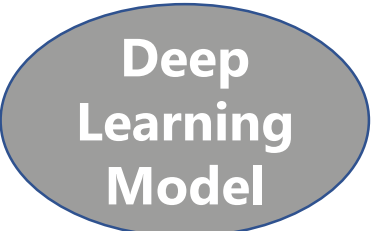
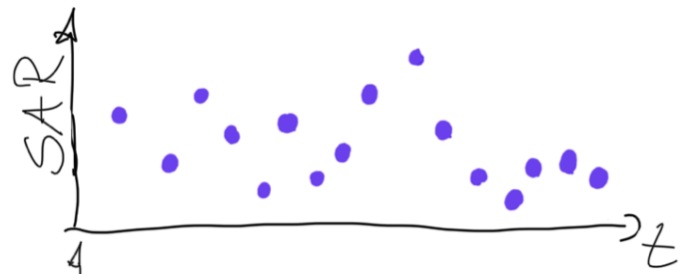
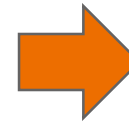
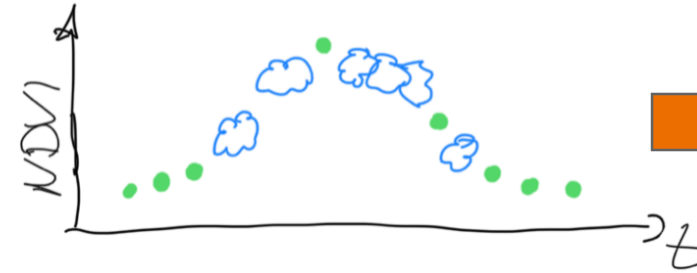
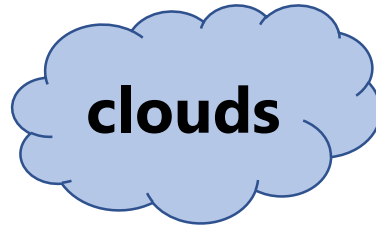
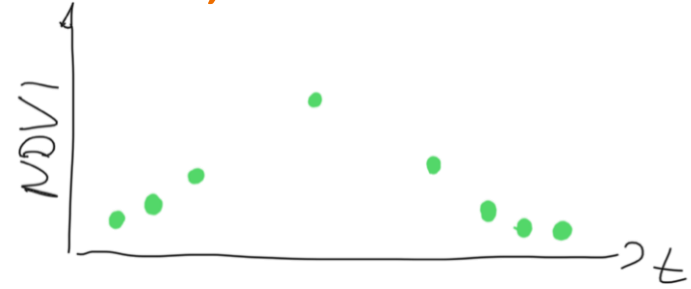
Universität der Bundeswehr München

Professur für
Erdbeobachtung

der Bundeswehr
Universität  München

Finanziert durch das Bundesministerium für Wirtschaft und Klimaschutz (FKZ 50EE2018A).

TL;DR



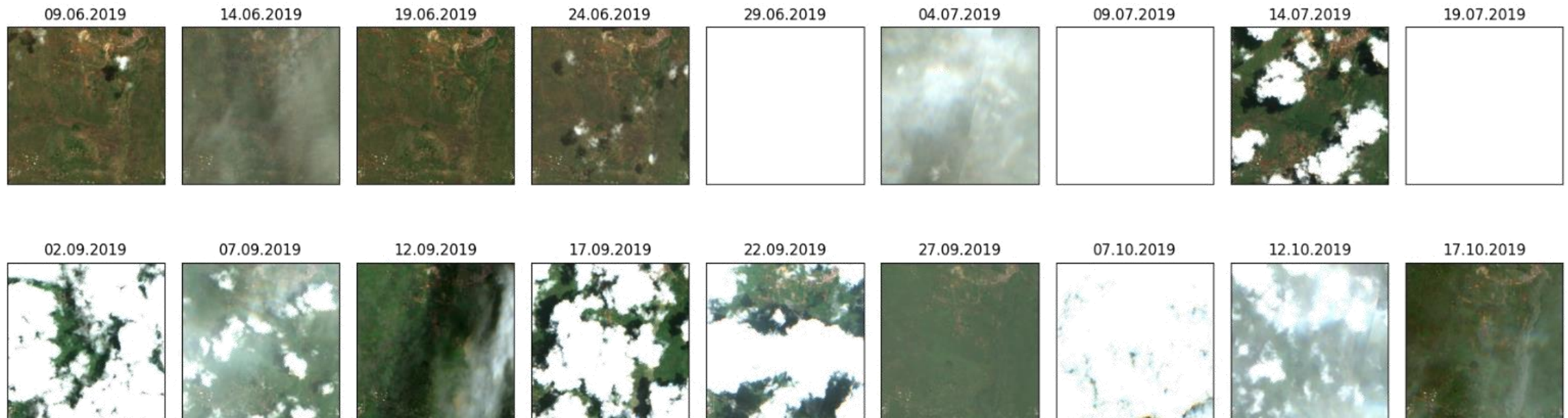
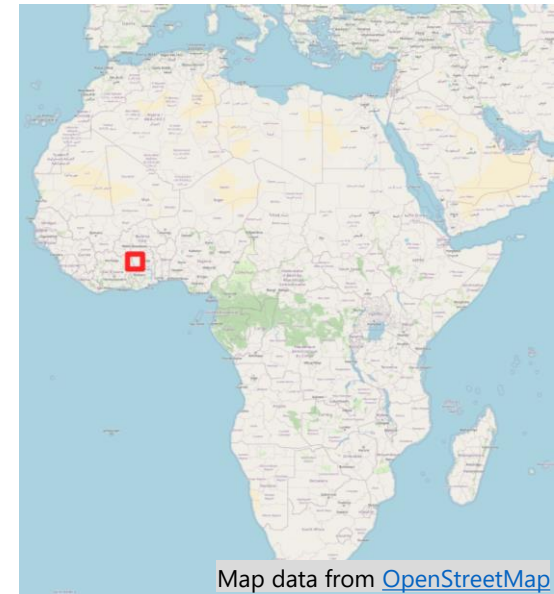
Kann man dichte NDVI-Zeitreihen erstellen mithilfe von SAR-Daten und Deep Learning?

Motivation: Wolken behindern optische Sensoren

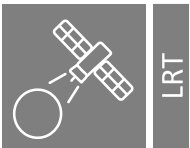
NDVI erlaubt Vegetationsmonitoring

Aber: Häufige Wolkenbedeckung vor allem in (sub-)tropischen Gebieten

Beispiel Burkina Faso: ausschließlich bewölkte Aufnahmen in Regen- und Wachstumszeit



Lösungsansatz



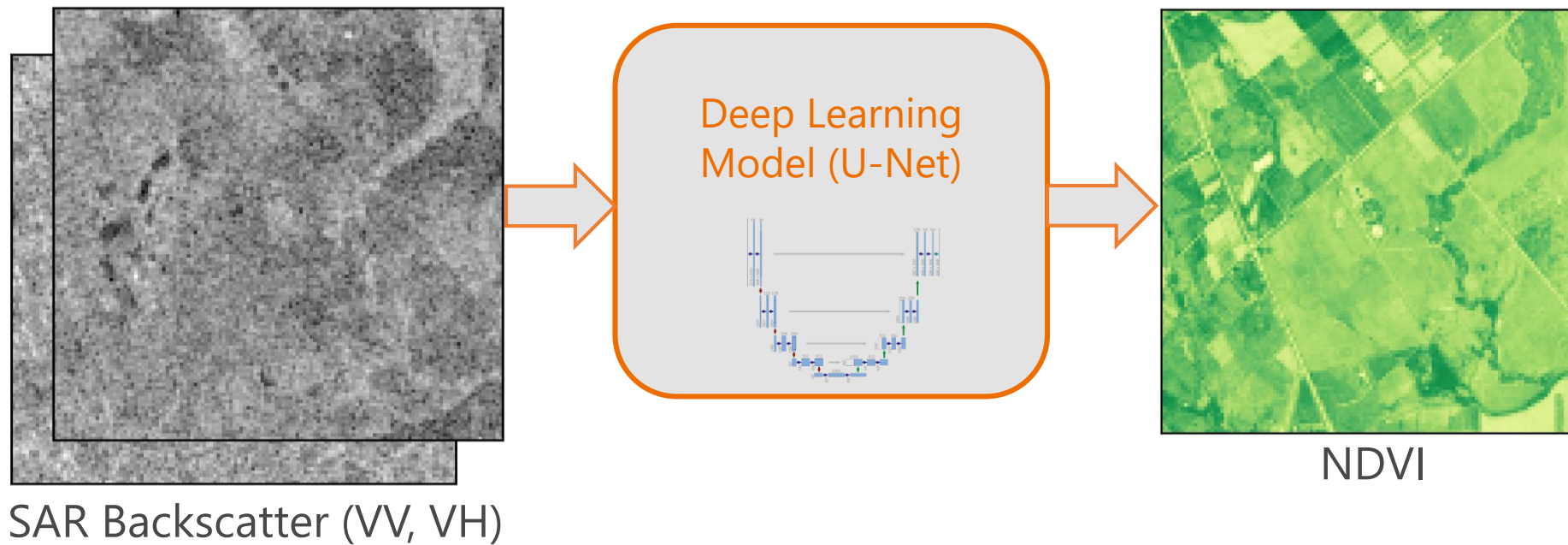
Universität der Bundeswehr München

Professur für
Erdbeobachtung

der Bundeswehr
Universität  München

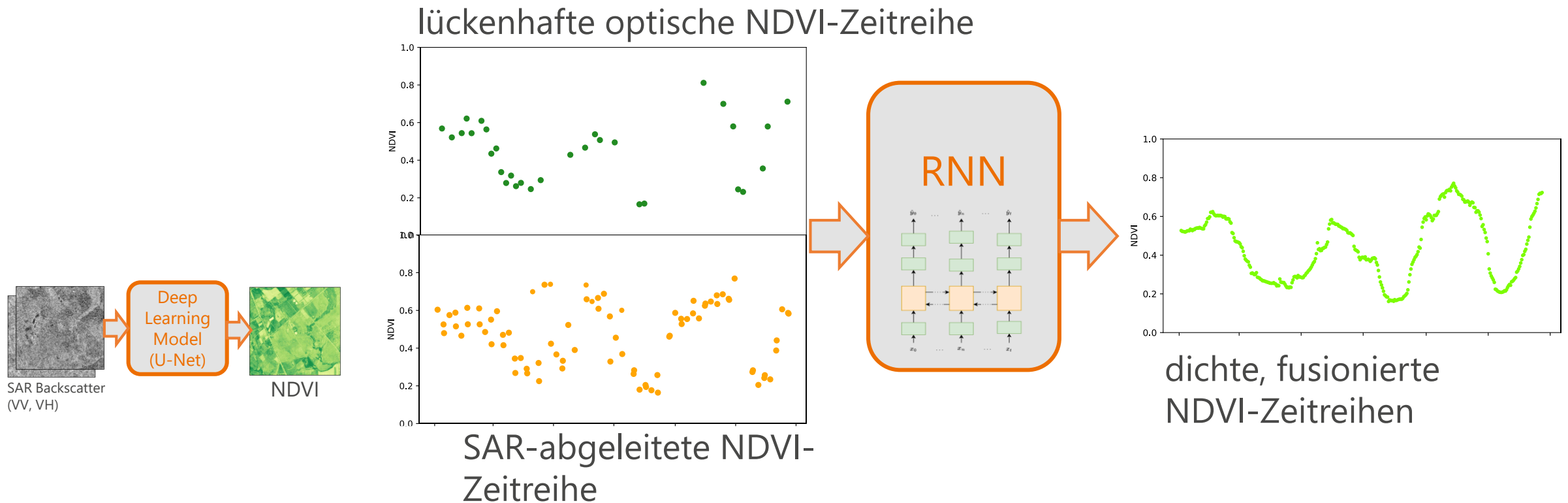
Lösung (Teil 1)

1. Abschätzung des NDVIs anhand von SAR-Daten für einzelne Aufnahmezeitpunkte
(Roßberg und Schmitt 2023)



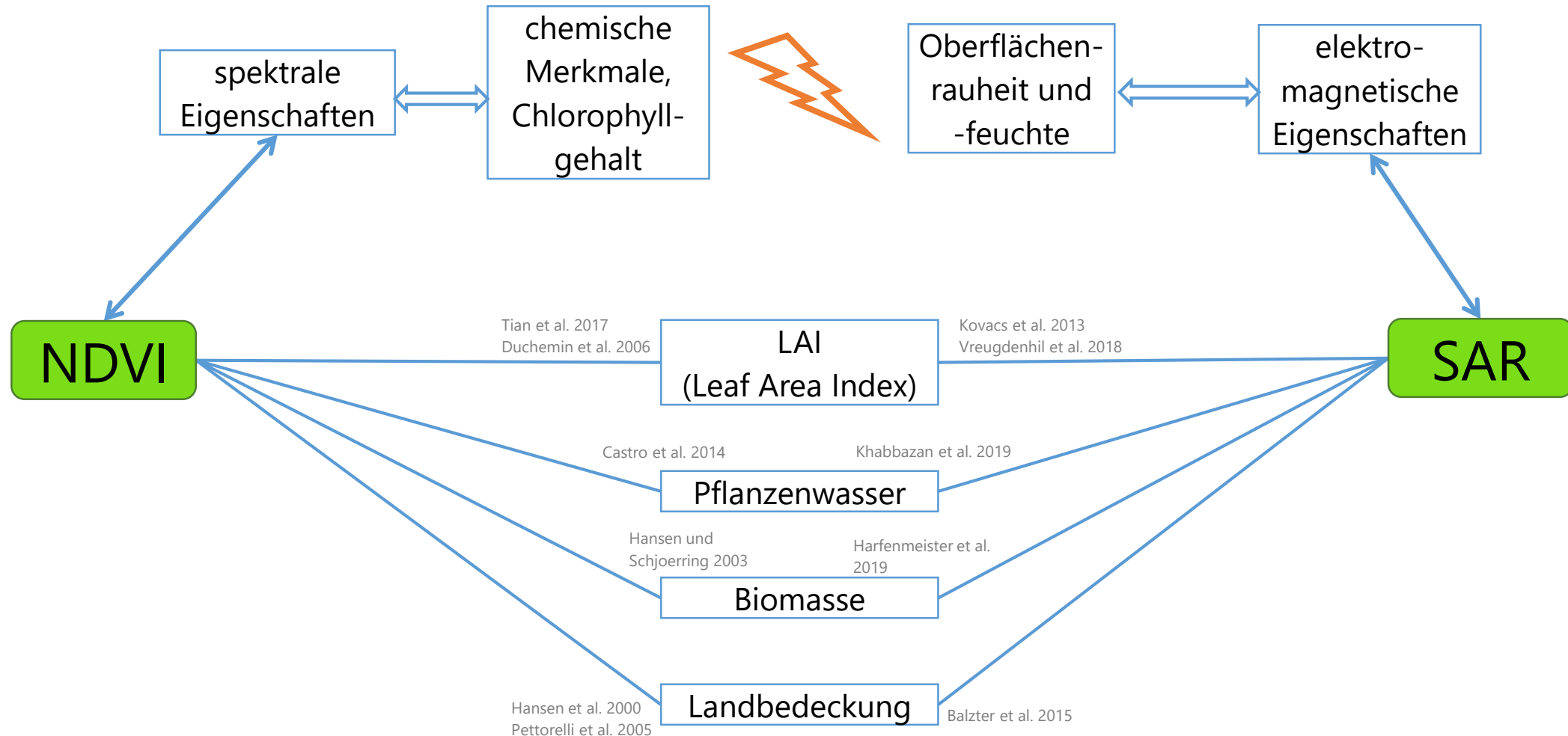
Lösung (Teil 2)

1. Abschätzung des NDVIs anhand von SAR-Daten für einzelne Aufnahmezeitpunkte
2. Fusion der SAR-abgeschätzten NDVI-Werte mit den vorhandenen optischen NDVI-Werten

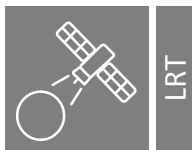


Zusammenhang NDVI - SAR

SAR und NDVI haben keinen direkten Zusammenhang, aber einen indirekten



Umsetzung



Universität der Bundeswehr München

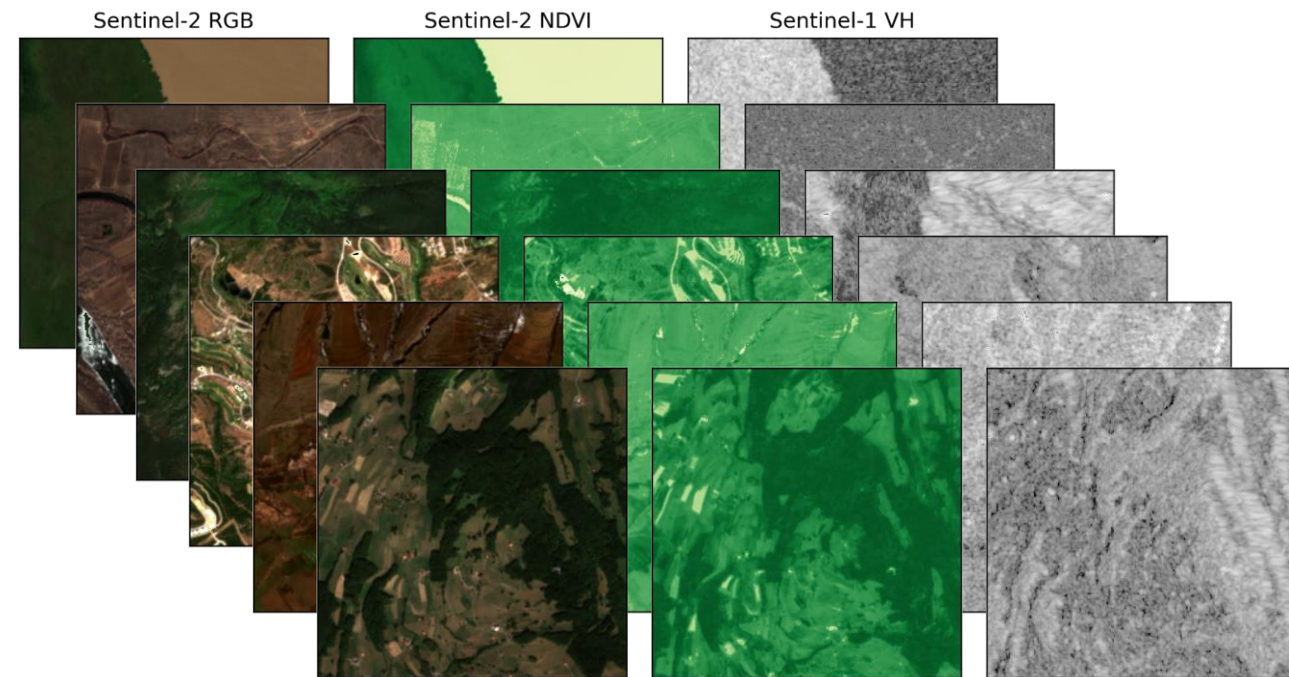
Professur für
Erdbeobachtung

der Bundeswehr
Universität  München

Schritt 1: NDVI-Abschätzung aus SAR-Bildern

1. Datensatz erstellen: SEN12TP (Sentinel-1 and -2, timely paired)
globale, balancierte SAR und optische Bildszenen des selben Tages
~240GB an optischen und SAR-Daten

2. U-Net trainieren (Ronneberger et al. 2015)
(VV, VH) → NDVI
MAE=0.11

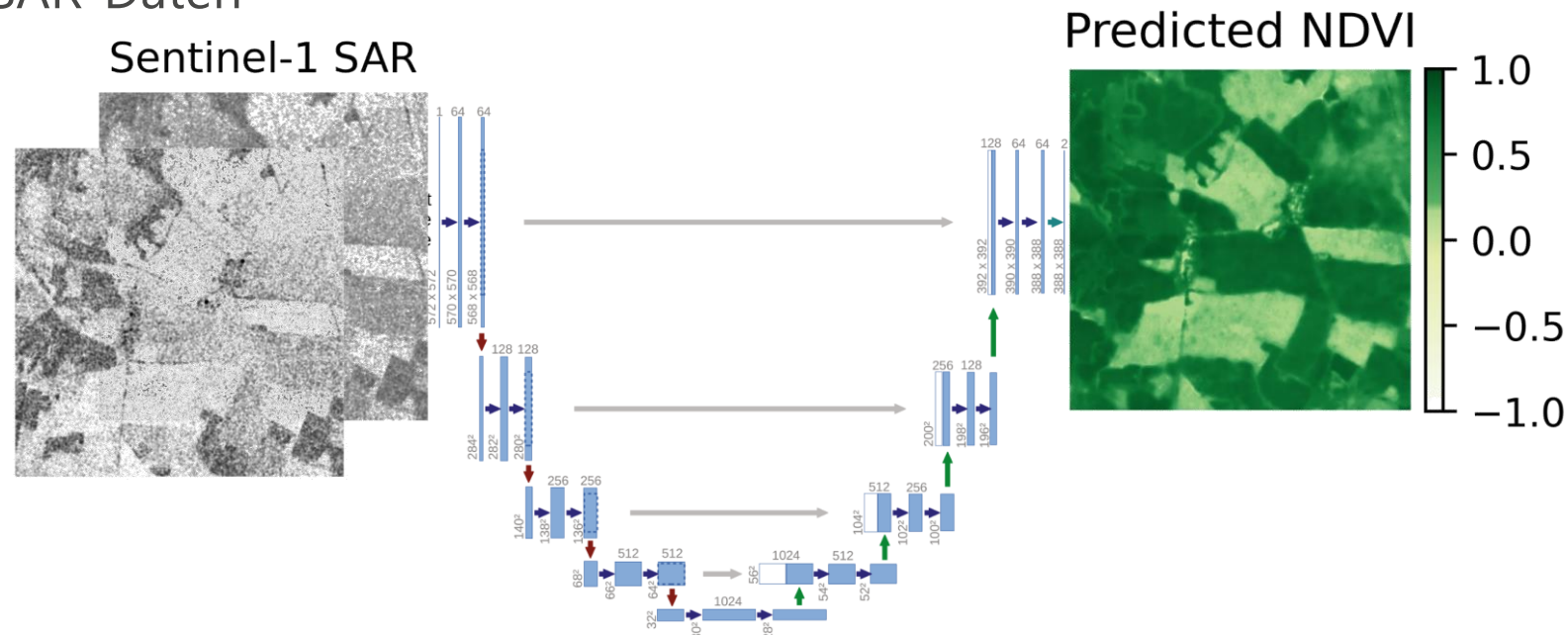


T Roßberg und M Schmitt: "A Globally Applicable Method for NDVI Estimation from Sentinel-1 SAR Backscatter Using a Deep Neural Network and the SEN12TP Dataset," *Journal of Photogrammetry, Remote Sensing and Geoinformation Science*, 2023.

Schritt 1: NDVI-Abschätzung aus SAR-Bildern

1. Datensatz erstellen: SEN12TP (Sentinel-1 and -2, timely paired)
globale, balancierte SAR und optische Bildszenen des selben Tages
~240GB an optischen und SAR-Daten

2. U-Net trainieren (Ronneberger et al. 2015)
(VV, VH) \rightarrow NDVI
MAE=0.11



T Roßberg und M Schmitt: "A Globally Applicable Method for NDVI Estimation from Sentinel-1 SAR Backscatter Using a Deep Neural Network and the SEN12TP Dataset," Journal of Photogrammetry, Remote Sensing and Geoinformation Science, 2023.

Schritt 2: Fusion der NDVI-Zeitreihen

Datensatz erstellen aus:

1. optischen NDVI-Zeitreihen (akkurat, aber mit Lücken)
 2. SAR-abgeleiteten (dichter, aber ungenauer)
- ~250 GB an Bildern, 50GB an Zeitreihen

RNN (recurrent neural network) trainieren

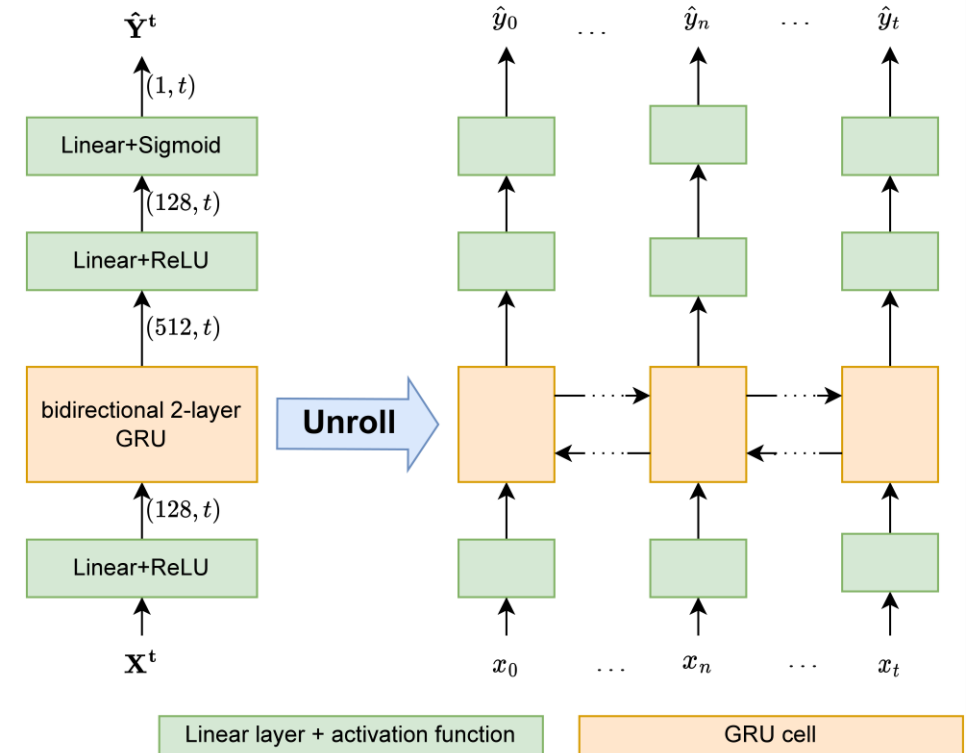
- variable Sequenzlänge möglich
- kann mit Lücken in Daten umgehen

Training des Fusionsmodell

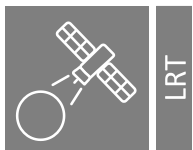
Gated Recurrent Unit (GRU) Variante des RNN

Many-to-Many Architektur: für jeden Wert der Sequenz wird ein Wert vorhergesagt

Optische NDVIs ist Label und Modellinput
→ jede Zeitreihe aufteilen (33% der Werte als Modellinput, 66% als Label)



Ergebnisse



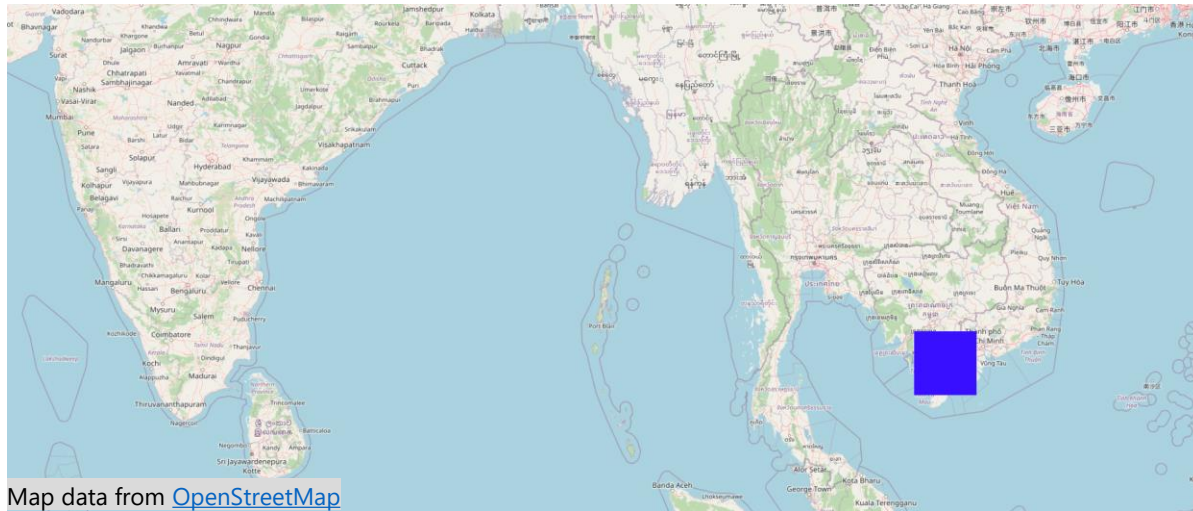
Universität der Bundeswehr München

Professur für
Erdbeobachtung

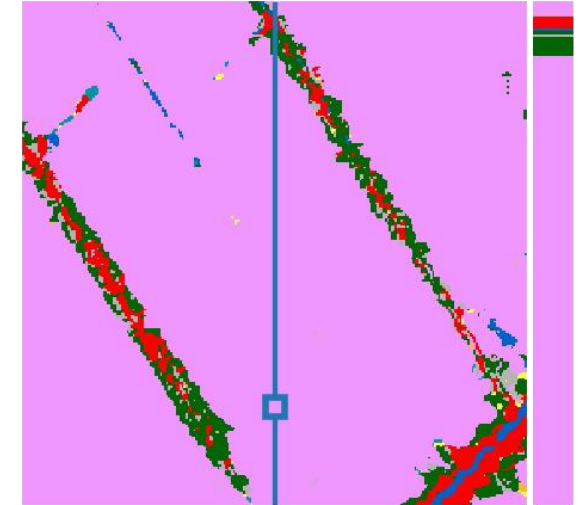
der Bundeswehr
Universität  München

Ergebnisse

Model Input	MAE	RMSE	R ²
NDVI _{opt} , NDVI _{SAR} , DOY	0.050	0.082	0.92



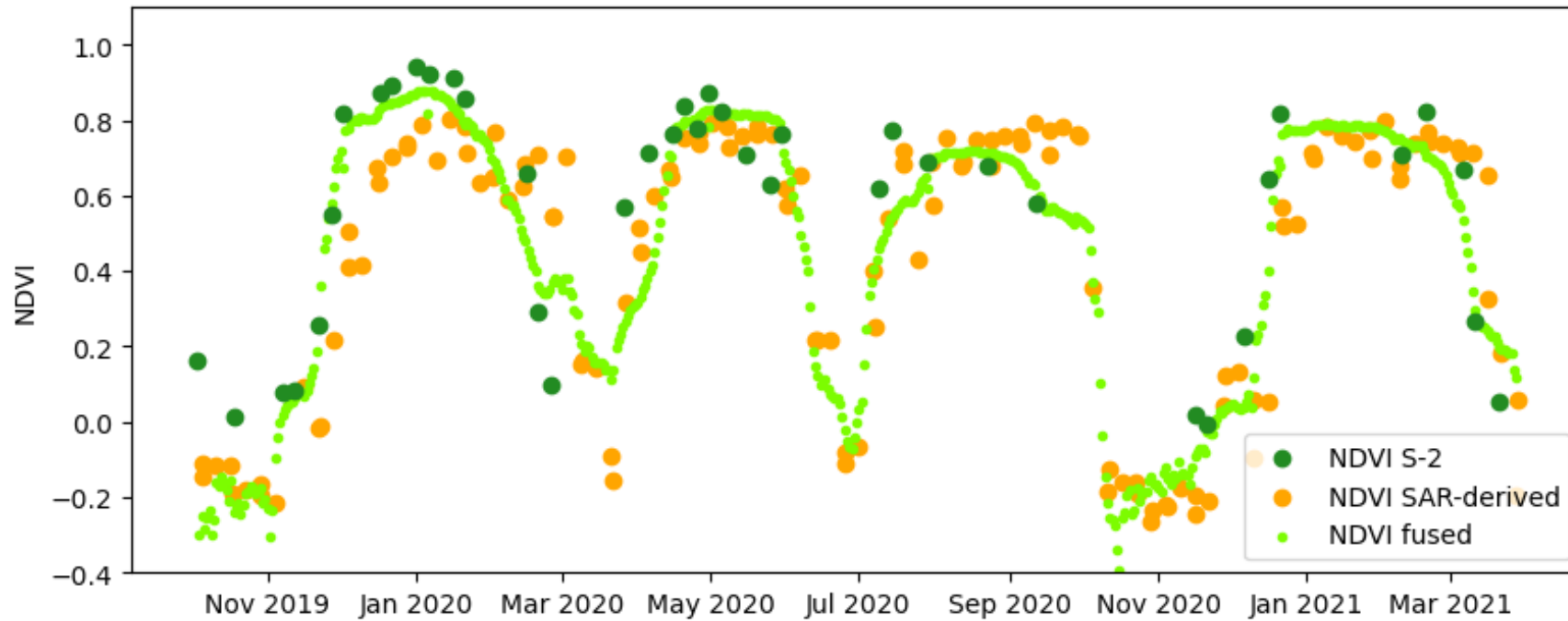
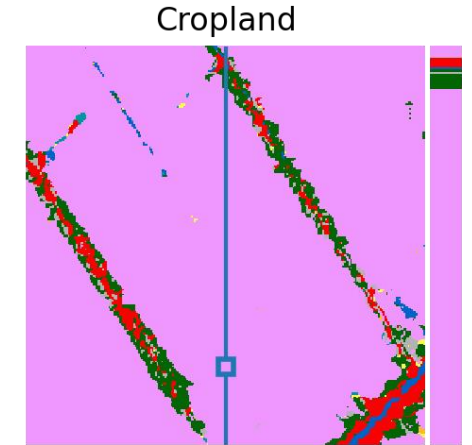
Cropland



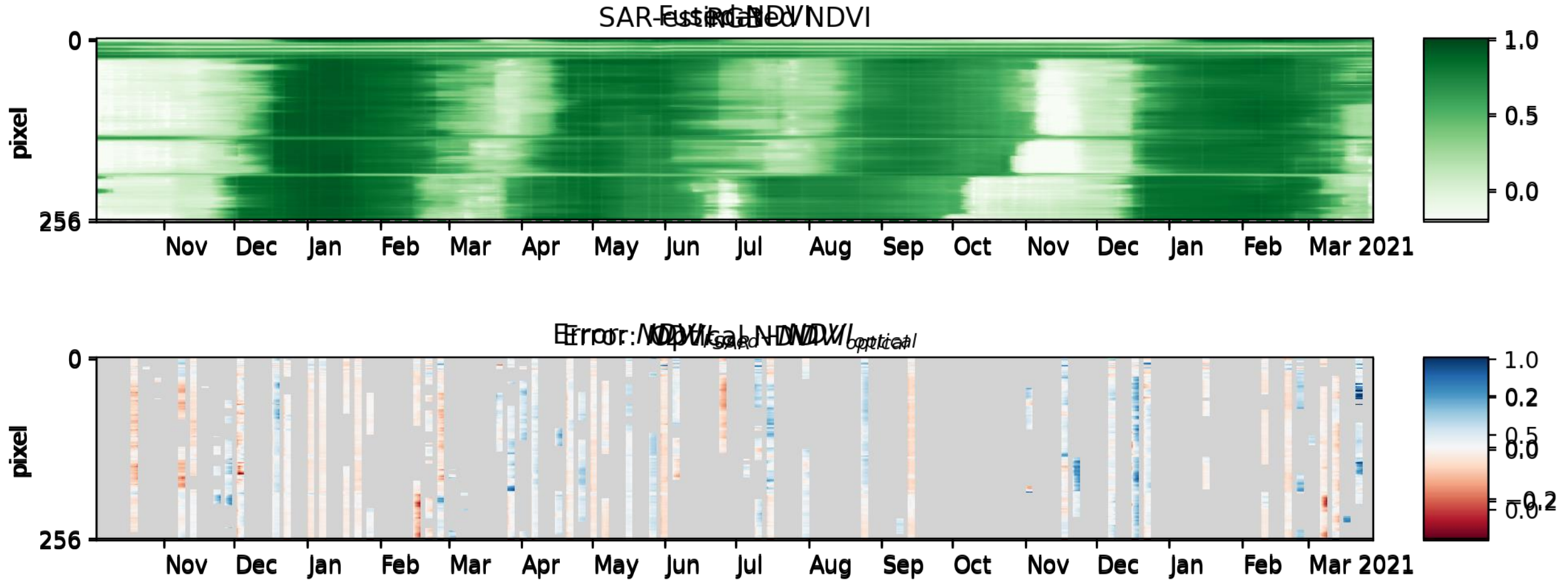
Ergebnisse

Tägliche NDVI-Werte ableitbar

Hohe Übereinstimmung mit optischen NDVIs



Ergebnisse



Ausblick

Genauere Validierung und Ergebnisanalyse

Evaluation mittels Anwendungsbeispiel

Abschätzung von Unsicherheiten?

Ein Modell statt zwei für SAR-Bildstapel → dichte NDVI-Zeitreihenbilder?

Zusammenfassung

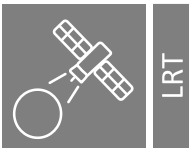
NDVI-Abschätzung mittels SAR-Daten möglich

Dichte, tägliche, akkurate NDVI-Zeitreihen lassen sich erstellen

Fragen?

Thomas Roßberg

thomas.rossberg@unibw.de



Universität der Bundeswehr München

Professur für
Erdbeobachtung

der Bundeswehr
Universität  **München**

Referenzen

T. Roßberg and M. Schmitt, "A Globally Applicable Method for NDVI Estimation from Sentinel-1 SAR Backscatter Using a Deep Neural Network and the SEN12TP Dataset," *Journal of Photogrammetry, Remote Sensing and Geoinformation Science*, 2023, doi: <https://doi.org/10.1007/s41064-023-00238-y>

I. G. Karst et al., "Estimating Yields of Household Fields in Rural Subsistence Farming Systems to Study Food Security in Burkina Faso," *Remote Sensing*, vol. 12, no. 11, 2020.

J. Tian et al., "Comparison of UAV and WorldView-2 imagery for mapping leaf area index of mangrove forest," *Int. J. of Applied Earth Observation and Geoinformation*, vol. 61, pp. 22–31, 2017

B. Duchemin et al., "Monitoring wheat phenology and irrigation in Central Morocco: On the use of relationships between evapotranspiration, crops coefficients, leaf area index and remotely-sensed vegetation indices," *Agricultural Water Management*, vol. 79, no. 1, 2006

J. M. Kovacs, X. Jiao, F. Flores-de-Santiago, C. Zhang, and F. Flores-Verdugo, "Assessing relationships between Radarsat-2 C-band and structural parameters of a degraded mangrove forest," *Int. J. of Remote Sensing*, vol. 34, no. 20, pp. 7002–7019, 2013

M. Vreugdenhil et al., "Sensitivity of Sentinel-1 Backscatter to Vegetation Dynamics: An Austrian Case Study," *Remote Sensing*, vol. 10, no. 9, art no. 1396, 2018

M. Castro, J. C. Parra, L. J. Morales, and C. Salas, "Establishment of empirical relations between fuel moisture content and the normalised difference vegetation index," *Journal of soil science and plant nutrition*, vol. 14, no. 3, pp. 670–675, 2014

S. Khabbazan et al., "Crop Monitoring Using Sentinel-1 Data: A Case Study from The Netherlands," *Remote Sensing*, vol. 11, no. 16, 2019

P. M. Hansen and J. K. Schjoerring, "Reflectance measurement of canopy biomass and nitrogen status in wheat crops using normalized difference vegetation indices and partial least squares regression," *Remote Sensing of Environment*, vol. 86, no. 4, pp. 542–553, 2003

K. Harfenmeister, D. Spengler, and C. Weltzien, "Analyzing Temporal and Spatial Characteristics of Crop Parameters Using Sentinel-1 Backscatter Data," *Remote Sensing*, vol. 11, art no. 13, 2019

M. C. Hansen, R. S. Defries, J. R. G. Townshend, and R. Sohlberg, "Global land cover classification at 1 km spatial resolution using a classification tree approach," *International Journal of Remote Sensing*, vol. 21, no. 6-7, pp. 1331–1364, 2000

N. Pettorelli, J. O. Vik, A. Mysterud, J.-M. Gaillard, C. J. Tucker, and N. Chr. Stenseth, "Using the satellite-derived NDVI to assess ecological responses to environmental change," *Trends in Ecology & Evolution*, vol. 20, no. 9, pp. 503–510, 2005

H. Balzter, B. Cole, C. Thiel, and C. Schmullius, "Mapping CORINE Land Cover from Sentinel-1A SAR and SRTM Digital Elevation Model Data using Random Forests," *Remote Sensing*, vol. 7, no. 11, pp. 14876–14898, 2015

O. Ronneberger, P. Fischer, and T. Brox, "U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation," in *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention (MICCAI)*, 2015, vol. 9351, pp. 234–241