



EFTAS.GeoIT
GENAU FÜR IHRE WELT

Bonn, 4. Symposium zur angewandten
Satellitenerdbeobachtung, 27.06.2023

ForstCARE - Forstwirtschaftlicher Copernicus-basierter Assistenzdienst

Nils Wolf, Dennis Wittich, Sönke Müller



Förderung:  Bundesministerium
für Wirtschaft
und Klimaschutz
FKZ 50EE2017A



Projekt ForstCARE

**Forstwirtschaftlicher Copernicus-basierter Assistenzdienst -
Reduktion des Referenzdatenbedarfs [...]**

Laufzeit: 02/2021 – 09/2023

Projektziele:

- Assistenzdienst zur Erkennung von Waldschäden
- Schnelle Reaktion auf Anfragen
- Einsatz von KI-Methoden
- Operationelle Implementierung

Methoden:

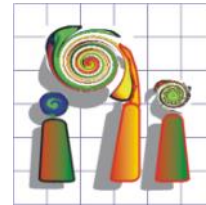
- Domänenadaption
- Transferlernen
- Label Noise
- Schließen von Datenlücken aufgrund von Wolken



Projekt ForstCARE

Projektpartner

Institut für Photogrammetrie und
GeoInformation
Leibniz Universität Hannover



- Entwicklung von Methoden
- "Anforderungsmanagement"
- Erarbeitung und Umsetzung von Lösungen
- Unterstützung bei der Koordination und Methodeneinführung

EFTAS Fernerkundung
Technologietransfer GmbH



- Koordinierung und Öffentlichkeitsarbeit
- Erstellen von Fallstudien
- Aufbereitung und Bereitstellung von (Referenz-)Daten
- Implementierung der Methoden als integriertes Assistenzleistungssystem



Projekt ForstCARE

Assoziierte Partner

- Forstwirtschaftliches Fachwissen
- Definition von Anwendungsfällen
- Referenzdaten, Unterstützung bei der Evaluation
- Auswahl geeigneter Testregionen

Landesbetrieb Wald und Holz NRW

Landesbetrieb Wald und Holz
Nordrhein-Westfalen



INPE - Instituto Nacional de
Pesquisas Espaciais



Austausch von Methoden

- Bewertung von Methoden
- Wissenschaftliche Begleitung und Diskussion

PUC-Rio - Pontifícia Universidade
Católica do Rio de Janeiro



UERJ - Universidad del Estado de Río
de Janeiro



Europa

- Klimabedingte Waldschäden



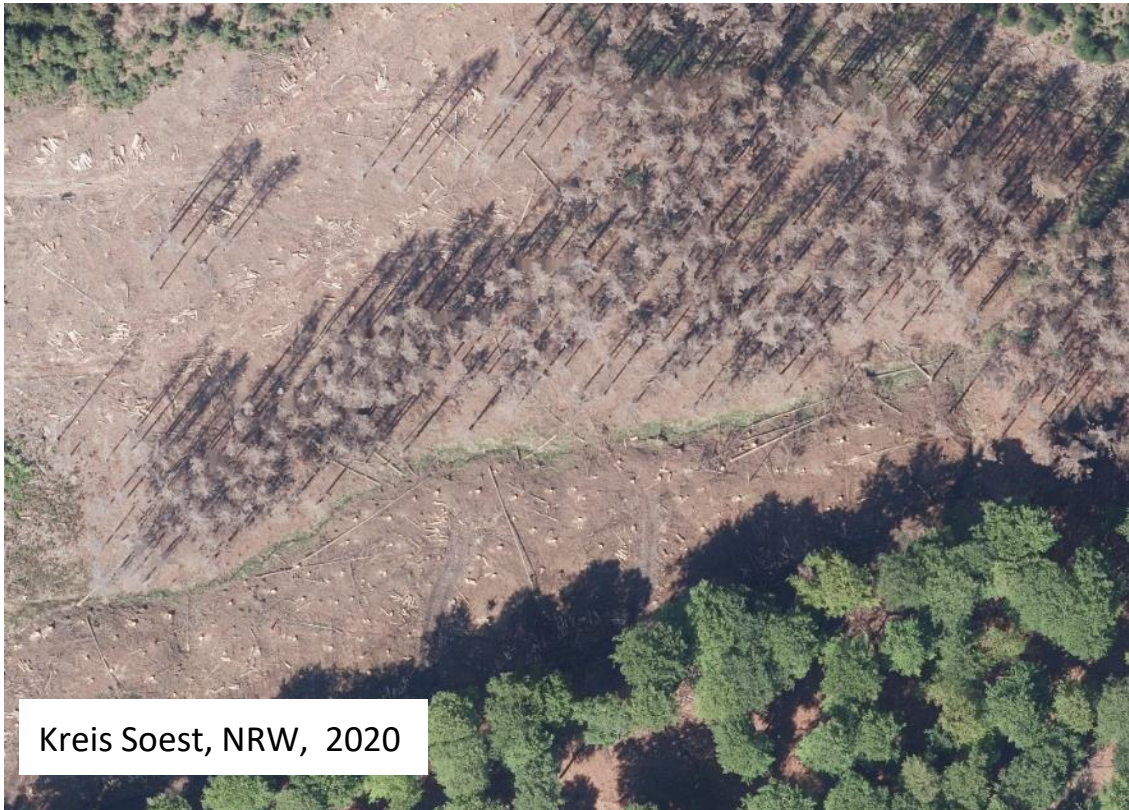
Brasilianischer Regenwald

- Abholzung



Europa

- Klimabedingte Waldschäden



Brasilianischer Regenwald

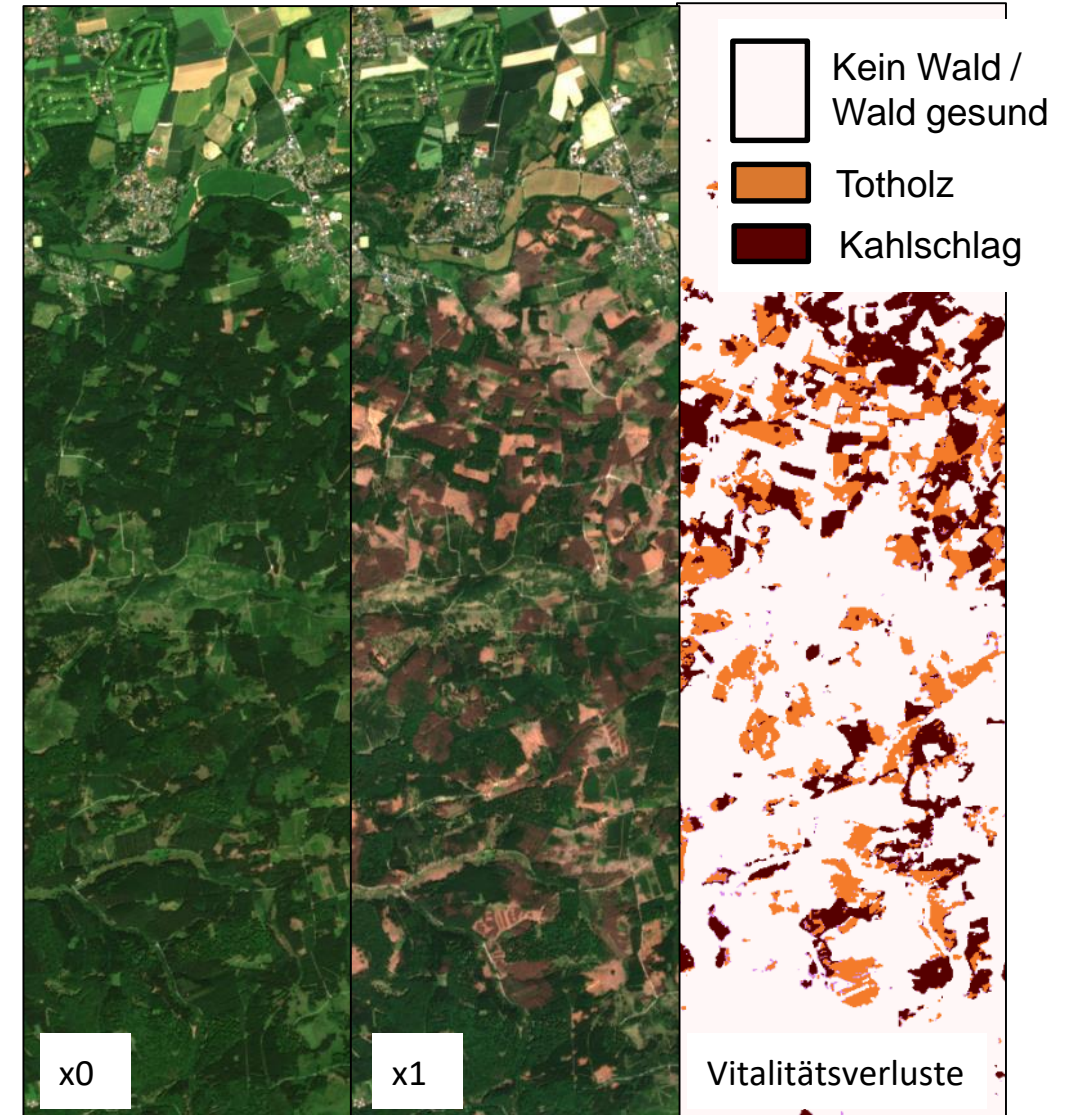
- Waldregenerierung



Beispiel: Vitalitätsmonitoring

Ausgangspunkt:

- Bestehendes Verfahren zum Monitoring von Vitalitätsverlusten
- 3 Schadstufen:
 - Verdachtsmomente
 - Stehendes Totholz
 - Geräumte Kahlfläche
- Eingangsdaten: 2 Zeitpunkte Sentinel-2
- Decision Tree / Schwellwerte
- Vegetationsindexdifferenzen
- Ergebnisse zum Training einer KI

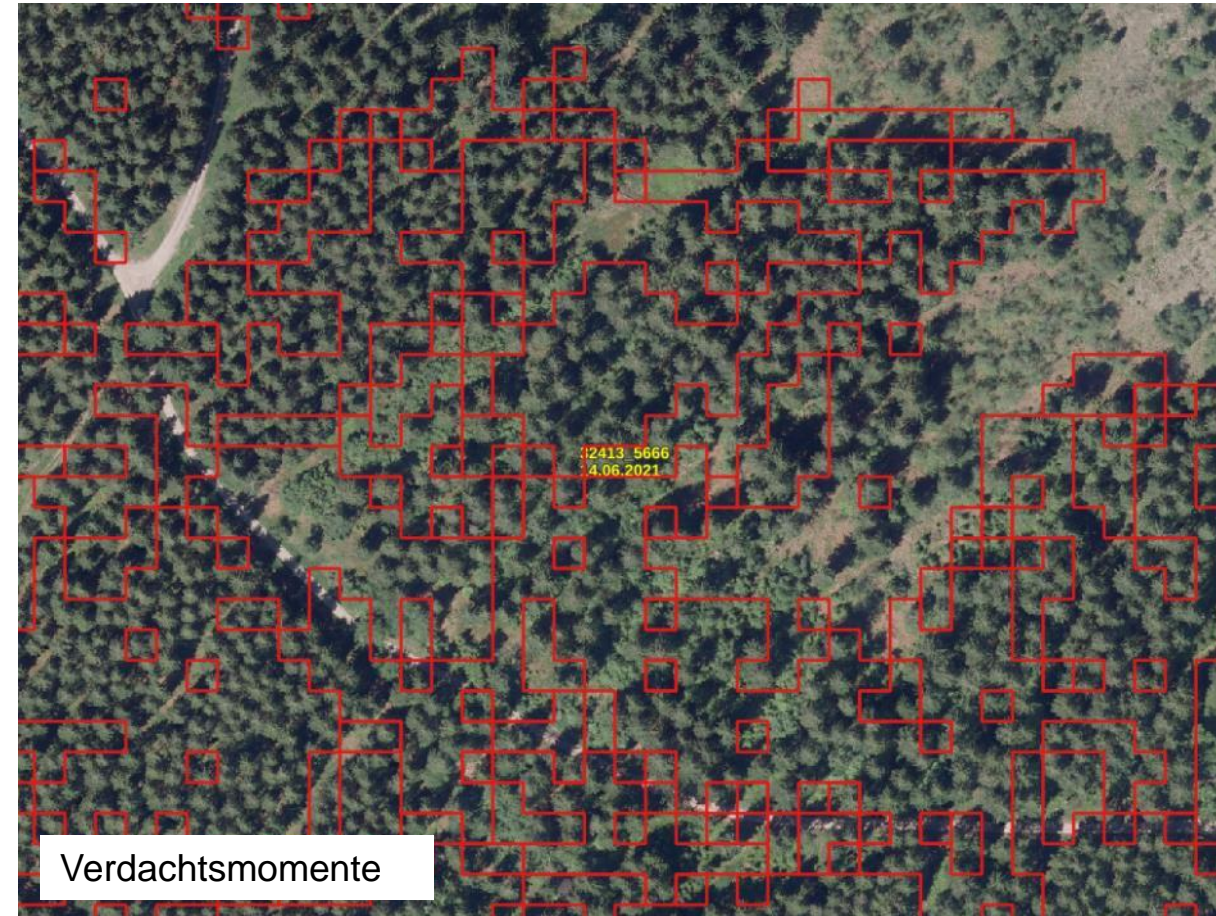


Schadstufe Verdachtsmomente

- schlecht erkennbar
- schwer abzugrenzen
- aber von großem Interesse!

Überführung in KI-Ansatz

1. Klassifikation der Schadstufen
 - Stehendes Totholz
 - Geräumte Kahlfläche
2. Bestimmung von Verdachtsmomenten über Schätzung der RLT (Remaining Life Time)



3-stufiger KI-Ansatz

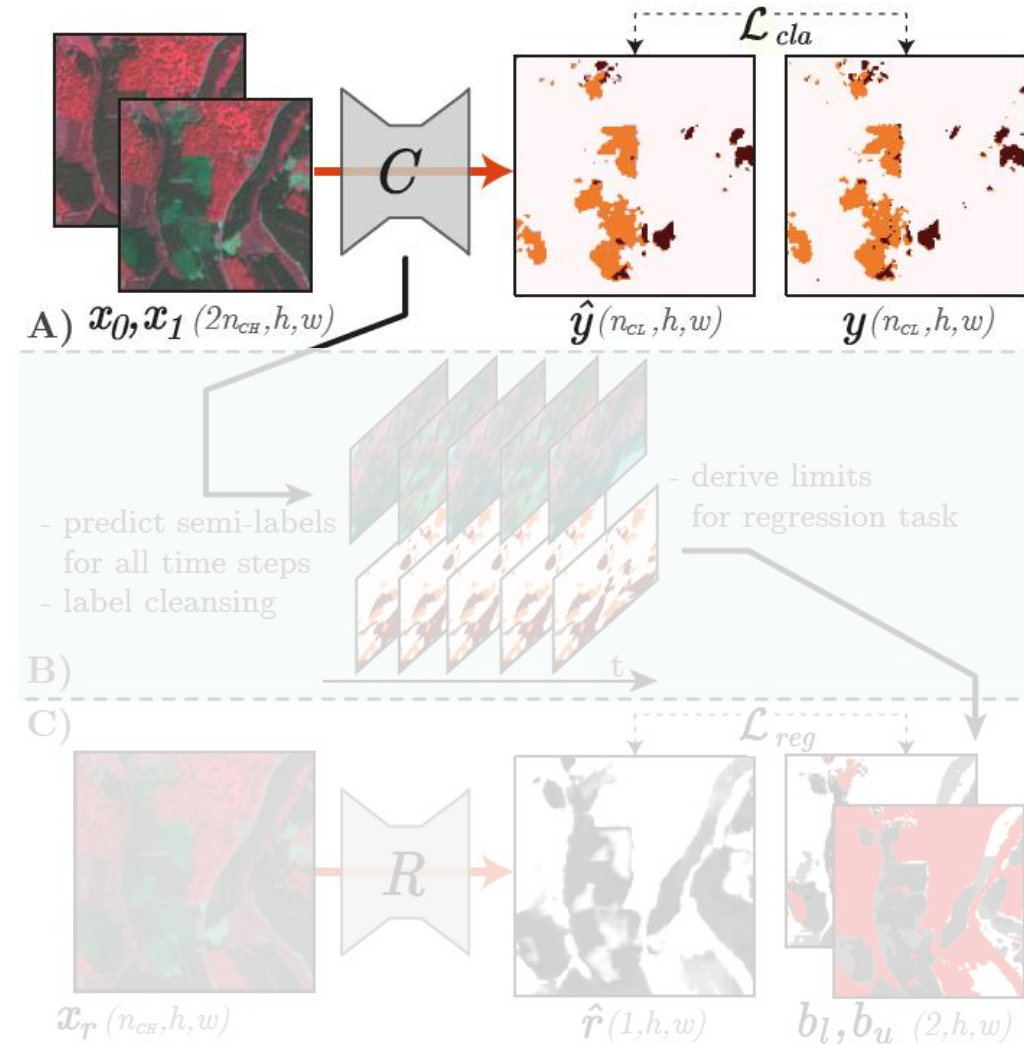
A) Trainieren eines CNN C (lassification) \rightarrow Schadstufen
[Totholz, Kahlschlag]

Bi-temporale Klassifikation

Beitrag 1: Unbalancierte Klassenverteilung

B) Inferenz auf einer Sentinel-2 Zeitreihe \rightarrow Semi-labels
Regelbasierte Labelbereinigung, Self-supervised CNN-C,
Ableitung von Referenzintervallen für RLT

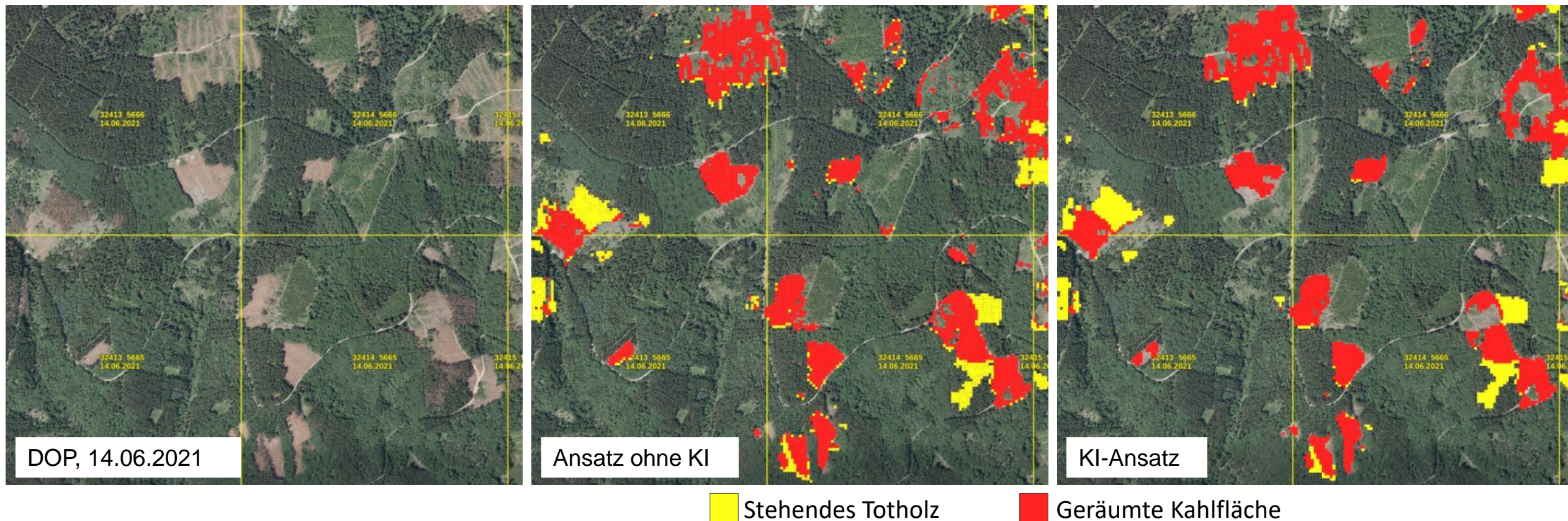
C) Trainieren eines CNN R (egression) \rightarrow Regression der
RLT unter Verwendung der Referenzintervalle
Beitrag 2: Neue Verlustfunktion



Beispiel: Vitalitätsmonitoring

Ergebnisse zu A)

- sichere Prädiktion von Schadstufen mittels KI möglich
- mF1 = 92,5 % → entspricht der Qualität der Trainingsdaten
- Beispiel: x0: 06/2017 x1: 06/2021



3-stufiger KI-Ansatz

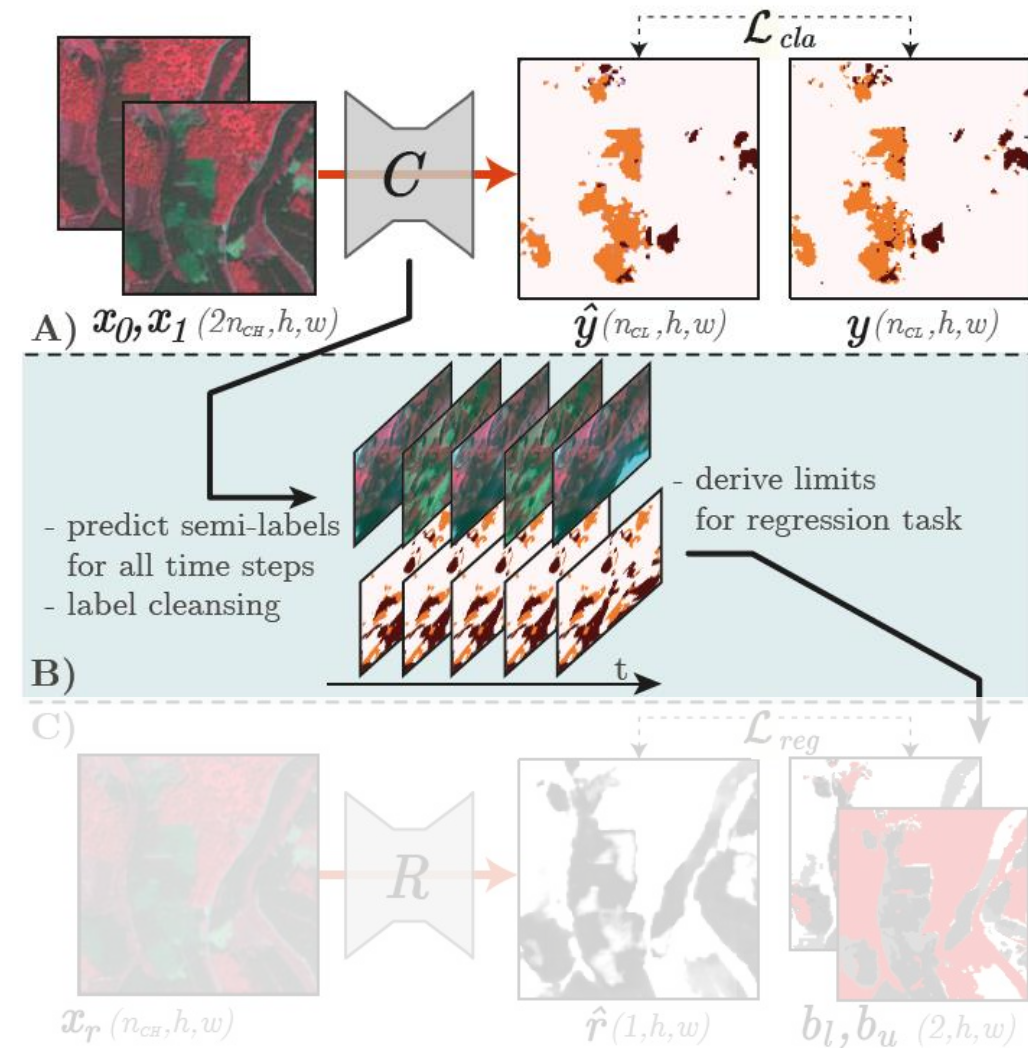
A) Trainieren eines CNN C (lassification) \rightarrow Schadstufen
[Totholz, Kahlschlag]

Bi-temporale Klassifikation

Beitrag 1: Unbalancierte Klassenverteilung

B) Inferenz auf einer Sentinel-2 Zeitreihe \rightarrow Semi-labels
Regelbasierte Labelbereinigung, Self-supervised CNN-C,
Ableitung von Referenzintervallen für RLT

C) Trainieren eines CNN R (egression) \rightarrow Regression der
RLT unter Verwendung der Referenzintervalle
Beitrag 2: Neue Verlustfunktion



3-stufiger KI-Ansatz

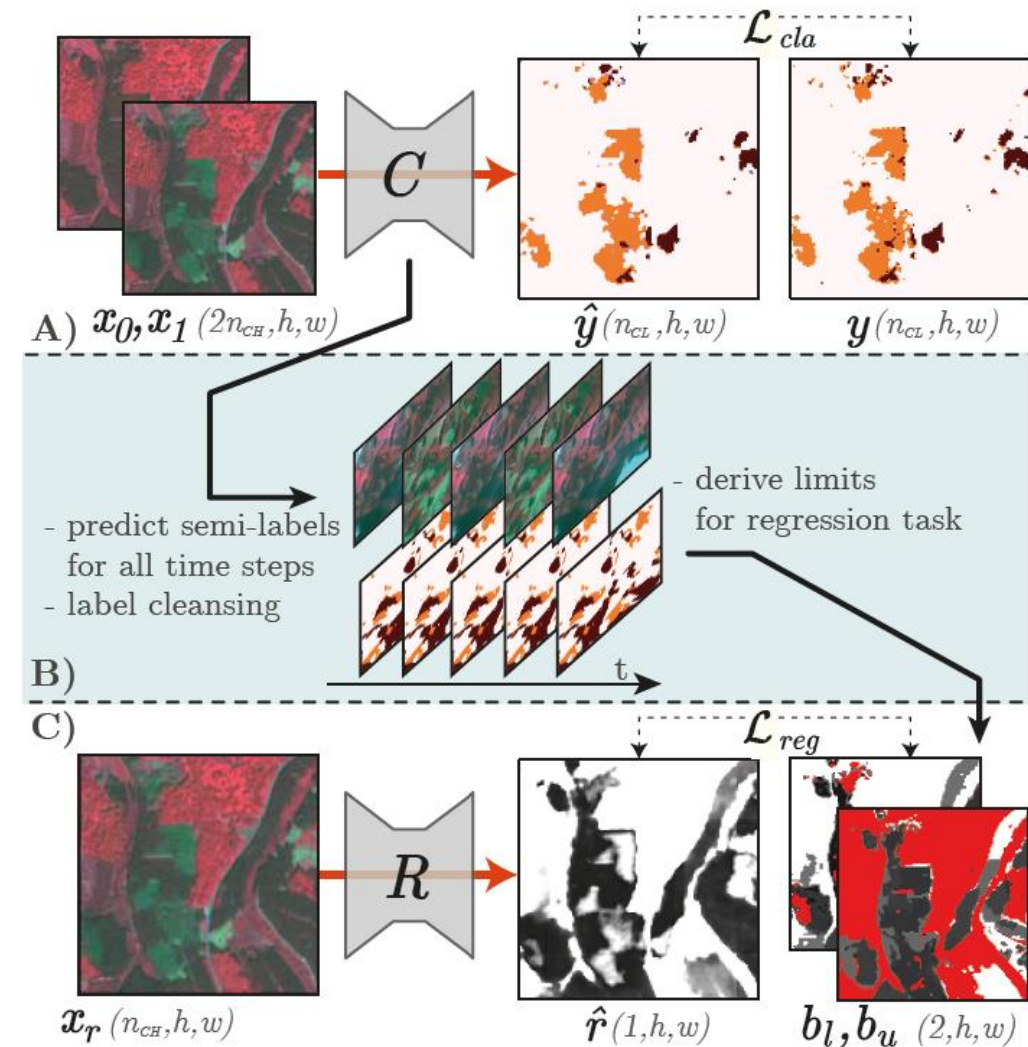
A) Trainieren eines CNN C (lassification) \rightarrow Schadstufen
[Totholz, Kahlschlag]

Bi-temporale Klassifikation

Beitrag 1: Unbalancierte Klassenverteilung

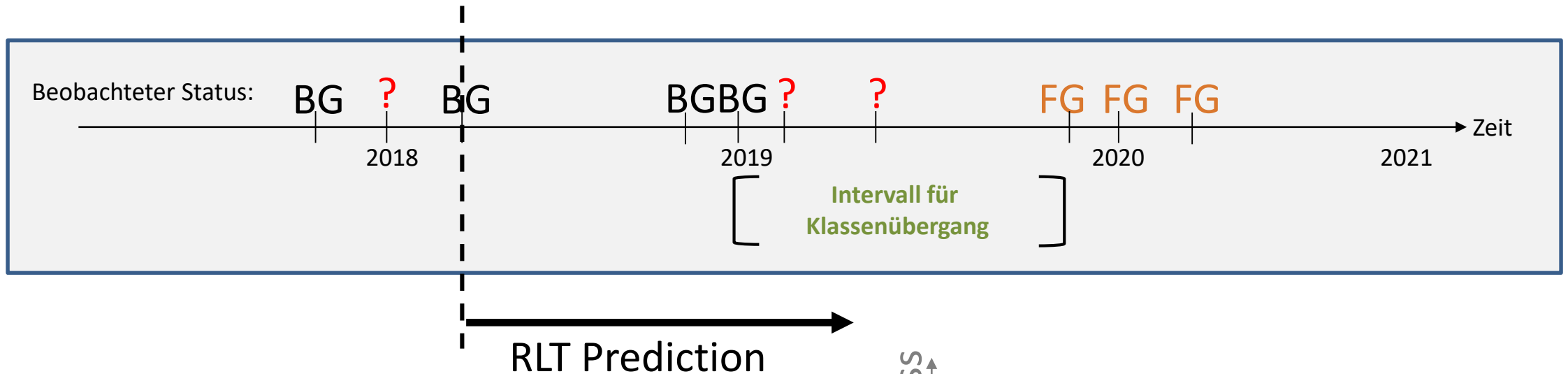
B) Inferenz auf einer Sentinel-2 Zeitreihe \rightarrow Semi-labels
Regelbasierte Labelbereinigung, Self-supervised CNN-C,
Ableitung von Referenzintervallen für RLT

C) Trainieren eines CNN R (egression) \rightarrow Regression der
RLT unter Verwendung der Referenzintervalle
Beitrag 2: Neue Verlustfunktion



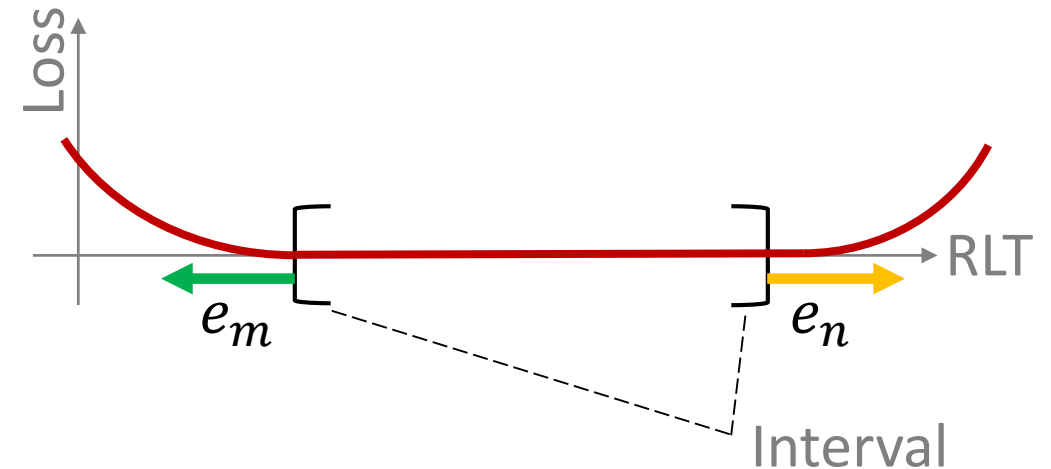
Beispiel: Vitalitätsmonitoring

C) Trainieren eines CNN R(egression) → Regression der RLT (Remaining Lifetime)



Verlustfunktion (loss)

- Keine Bestrafung von Prädiktionen innerhalb der Intervalle
- Quadratischer Fehler für Prädiktionen außerhalb

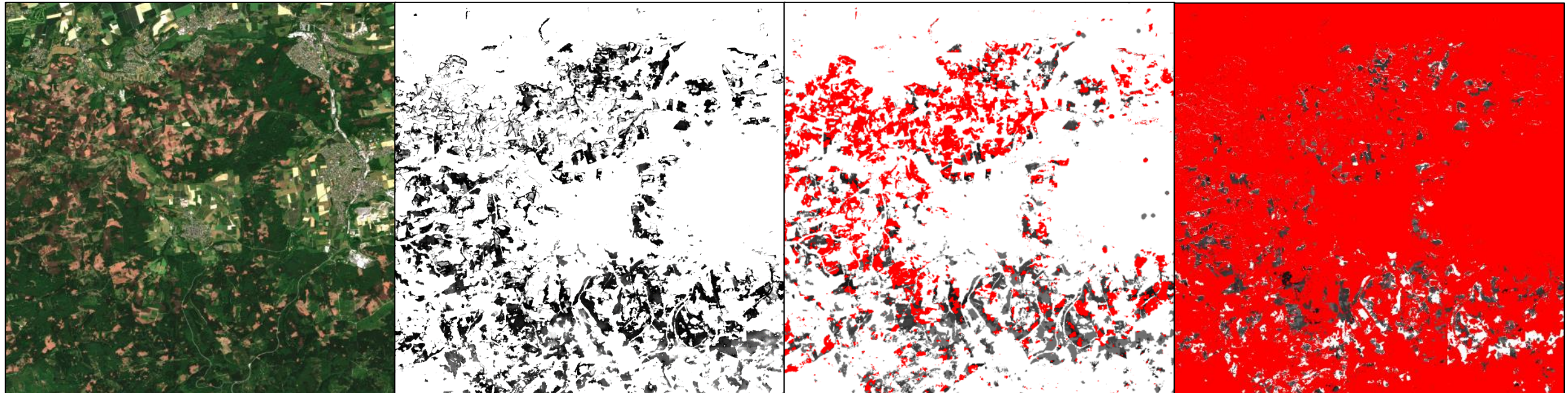




Beispiel: Vitalitätsmonitoring

Qualitative Ergebnisse: Prädiktion der RLT für Testregion

Referenz



Eingabebild

Prädiktion

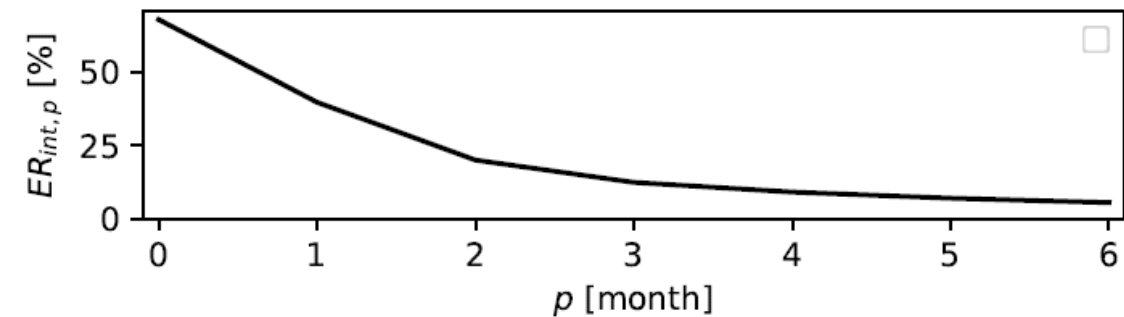
Untere Intervallgrenze

Obere Intervallgrenze

0 Monate 30 Monate Unbekannt

Qualitätsmetriken

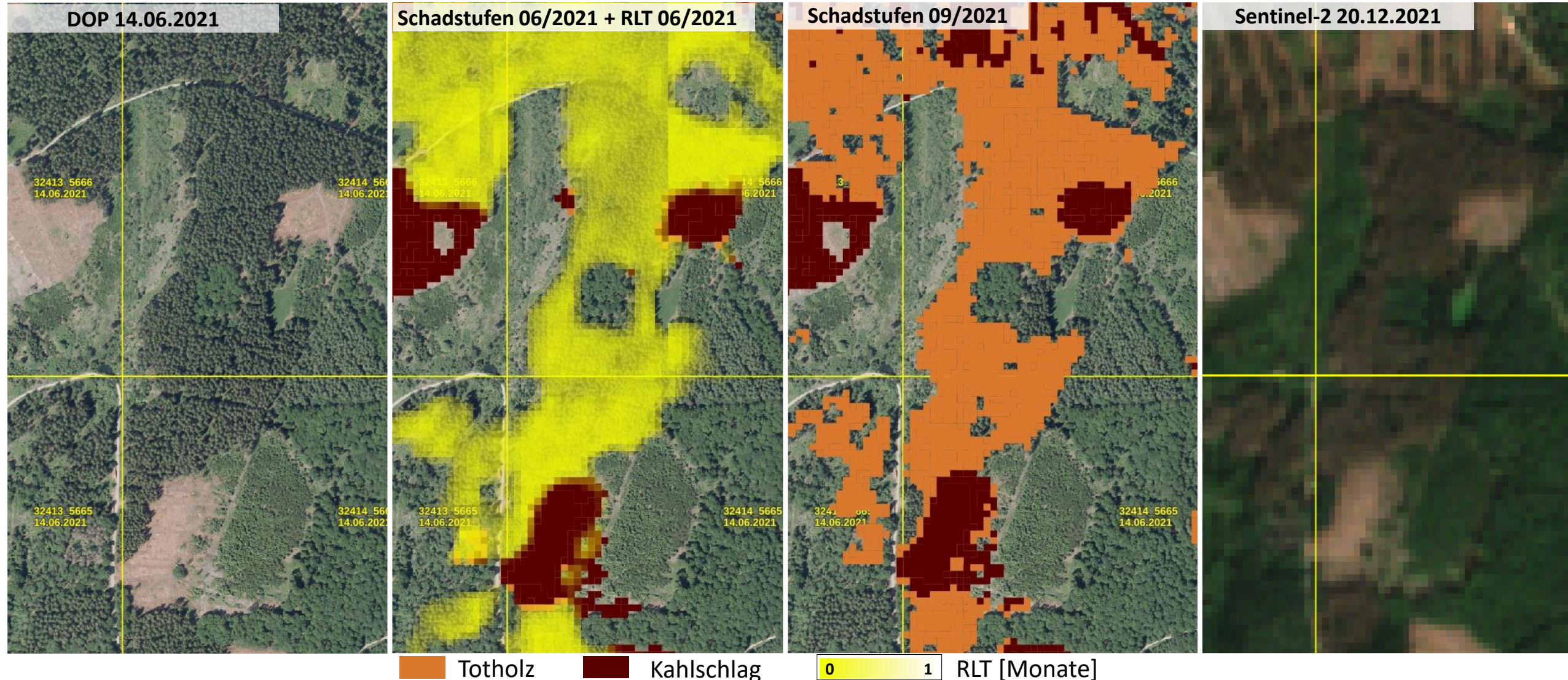
- AE_{low} : Mittlerer Fehler für untere Grenze: 16,3 d -> Unterschätzung
- AE_{up} : Mittlerer Fehler für obere Grenze: 35,3 d -> Überschätzung
- $ER_{int,p}$: Fehlerintervall für vollständig bekannte Intervalle (Toleranz von p Monaten)
- Max. Fehler von 2 Monaten in 80% der Fälle





Beispiel: Vitalitätsmonitoring

Qualitative Ergebnisse: Prädiktion der RLT für Testregion

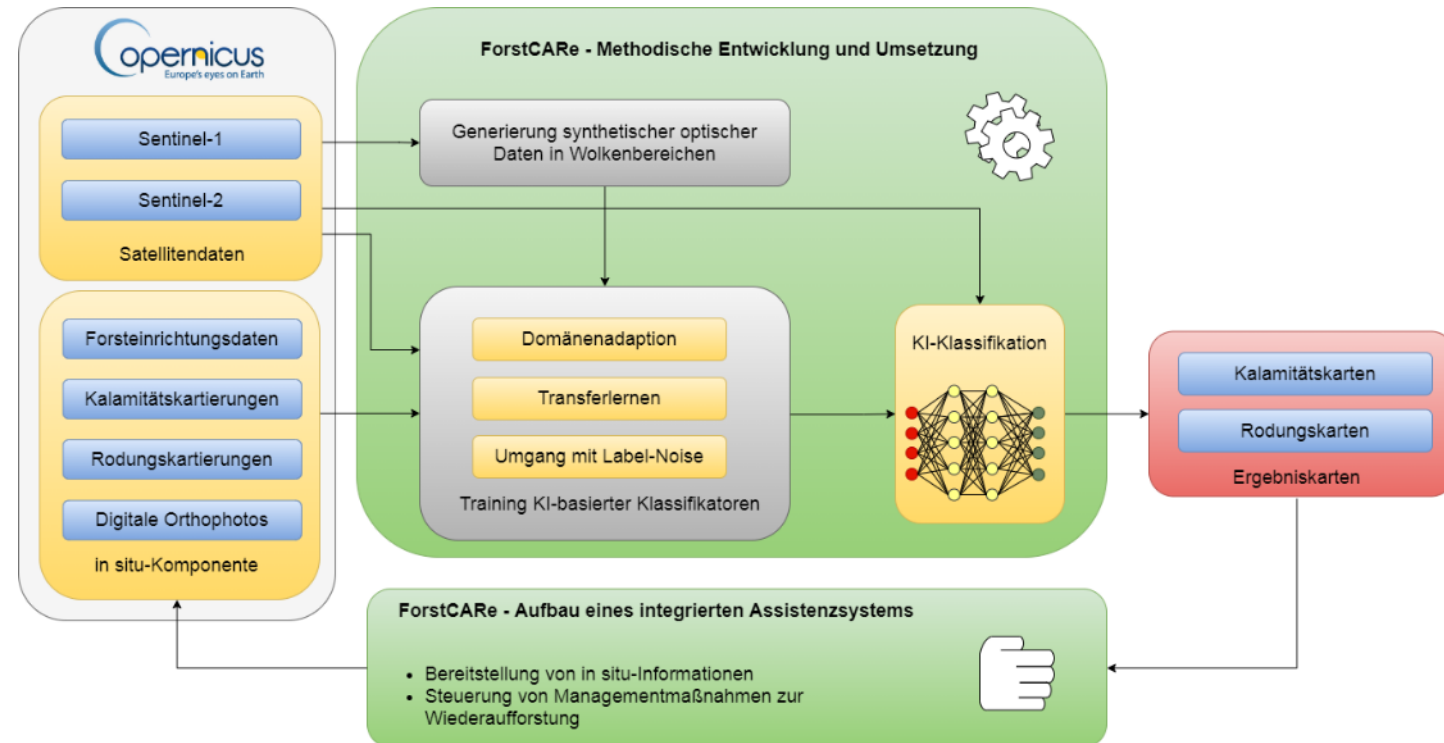


Ziel: operationell einsetzbar

- in der Nutzerumgebung
- angebunden an bestehende IT-Infrastruktur
- schnell und effizient
- Integration der Ergebnisse in den Nutzerworkflow
- modularisiert/containerisiert für einfaches Software-Handling

Herausforderung:

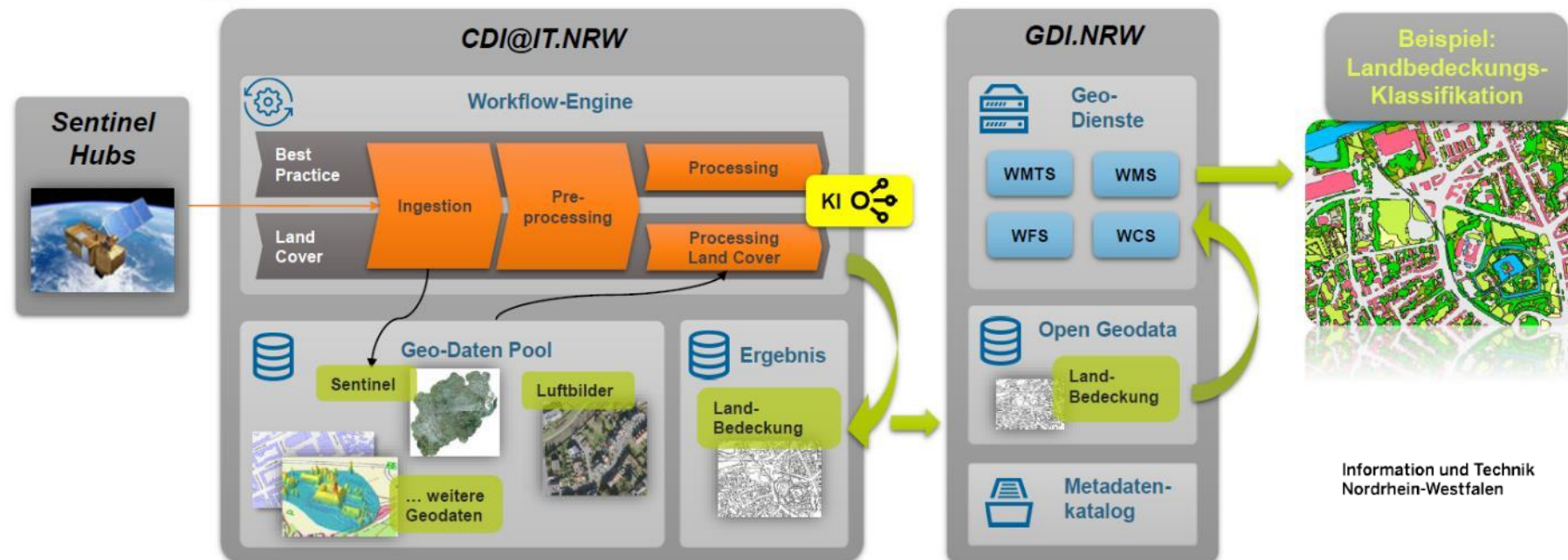
- Prozessierung großer Datenmengen
- rechenintensive KI-Prozesse
- GPU-Hardware notwendig



Copernicus Data Infrastructure (CDI) IT.NRW

- Rechenserver mit GPU/CPU Leistung
- Workflow-Engine
- Sentinel-1 und -2-Daten
- in-situ data like DOP, nDOM, ALKIS, etc.

CDI@IT.NRW – Basis Infrastruktur Workflow



Information und Technik
Nordrhein-Westfalen





ForstCARE - Zusammenfassung

- KI-basierte Umsetzung eines Waldschadensmonitorings
- Erfassung von Schadstufen (Stehendes Totholz, Geräumte Kahlfächen)
- Früherkennung / Erfassung von Verdachtsmomenten durch Schätzung der Restlebenszeit; Training ohne explizite Referenzen (Semi-Labels)
- Vorbereitung für operationelle Implementierung



EFTAS.GeolT
GENAU FÜR IHRE WELT

Vielen Dank für Ihre Aufmerksamkeit!

Kontakt:

Name: Dr. Nils Wolf

Email: Nils.Wolf@eftas.com

Telefon: +49 251 133070



www.eftas.com



Publications

Wittich, D.; Rottensteiner, F.; Voelsen, M.; Heipke, C.; Müller, S.:

Deep Learning for the Detection of early signs for Forest Damage based on Satellite Imagery: *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences 2* (2022): 307-315.

DOI: 10.5194/isprs-annals-V-2-2022-307-2022

Adarme, M. O., Costa, G. A. O. P., & Feitosa, R. Q. (2022). Multi-attention GhostNet for deforestation detection in the Amazon rainforest. *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 3*, 657-664.

Martinez, J. A. C., Adarme, M. X. O., Turnes, J. N., Costa, G. A. O. P., De Almeida, C. A., & Feitosa, R. Q. (2022). A COMPARISON OF CLOUD REMOVAL METHODS FOR DEFORESTATION MONITORING IN AMAZON RAINFOREST. *The International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 43*, 665-671.

SOTO, PEDRO J. ; COSTA, GILSON A. ; Feitosa, Raul Q. ; ORTEGA, MABEL X. ; BERMUDEZ, JOSE D. ; TURNES, JAVIER N. . Domain-Adversarial Neural Networks for Deforestation Detection in Tropical Forests. *IEEE GEOSCIENCE AND REMOTE SENSING LETTERS*, v. 19, p. 1-1, 2022.

SOTO, P. J. ; COSTA, G. A. O. P. ; ORTEGA, M. X. ; BERMUDEZ, J. D. ; FEITOSA, R. Q. . DEFORESTATION DETECTION WITH WEAK SUPERVISED CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORKS IN TROPICAL BIOMES. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, v. XLIII-B3-2022, p. 713-719, 2022.

ADARME, M. X. O. ; PRIETO, J. D. ; Feitosa, R.Q. ; ALMEIDA, CLAUDIO APARECIDO DE . Improving Deforestation Detection on Tropical Rainforests Using Sentinel-1 Data and Convolutional Neural Networks. *Remote Sensing*, v. 14, p. 1-19, 2022.

Adarme, M. O., Vega, P. J. S, Costa, G. A. O. P., & Feitosa, R. Q. (2022). "Unsupervised multi-target domain adaptation for deforestation detection in tropical rainforest" (Undergoing Review-IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters)