

Zur Entwicklung und Innovation datenbasiert 2D-Überflutungsvorhersagesysteme

Felix Schmid

Universität Siegen – Forschungsinstitut Wasser und Umwelt (fwu)

Lehrstuhl für Hydromechanik und Wasserbau



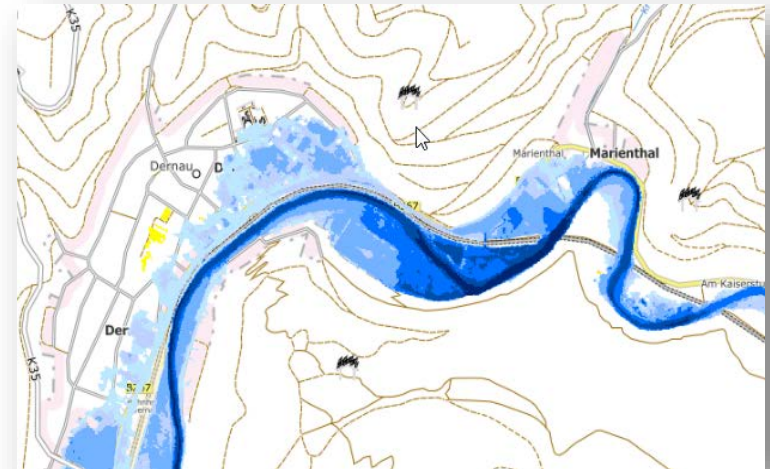
M. Sc. Felix Schmid
Univ.-Prof. Dr. Jorge Leandro
Univ.-Prof. Dr. Markus Disse

München, 22.03.2022

Bedeutung der Überflutungsvorhersage:



Hochwasser im Ahrtal, 2021

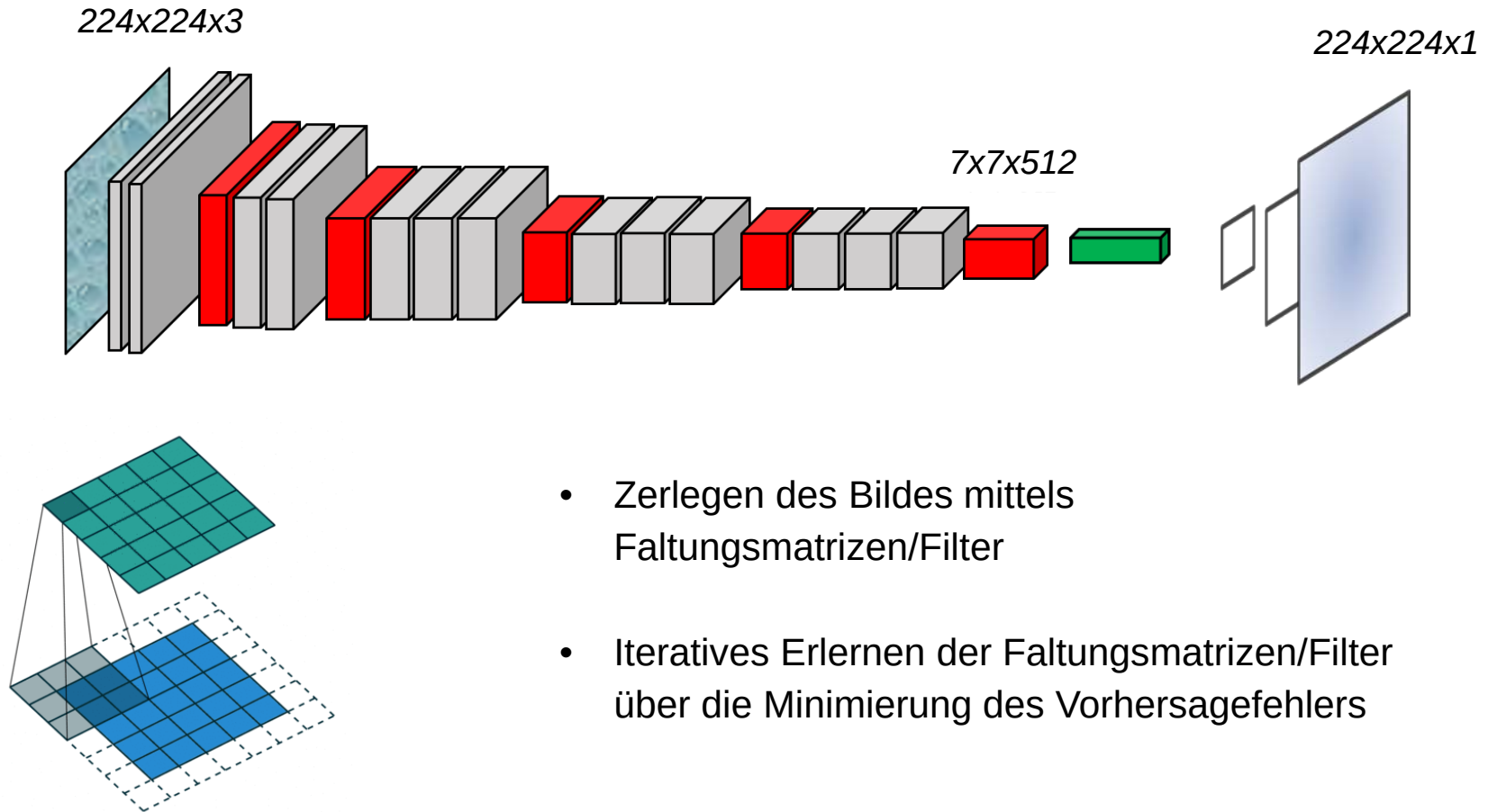


Hydrodynamische
Vorhersage

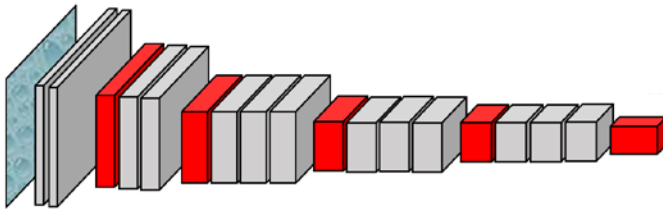
- Detaillierte Ermittlung von Gefahrenstellen
- Gezielte und räumlich differenzierte Warnung
- Anpassung von Rettungswegen und Evakuierungen

Problem: Rechenzeiten von physikalisch basierten Modellen ➡ **Neuronale Netze**

Bild zu Bild Übersetzung: „Convolutional Neural Network (CNN)“

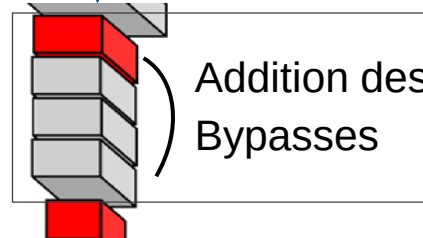
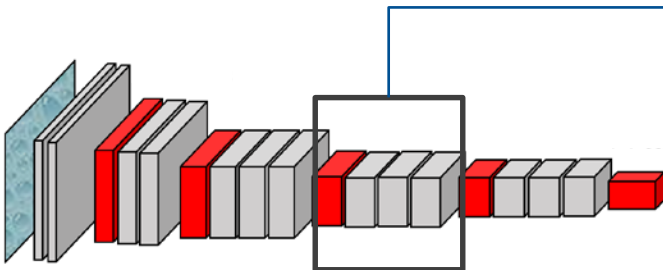


Modell – Architekturen:



VGG 13:

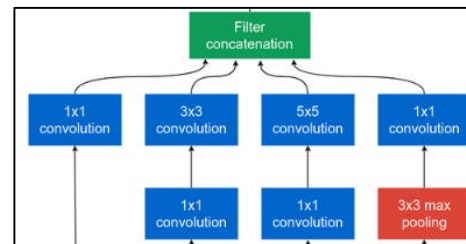
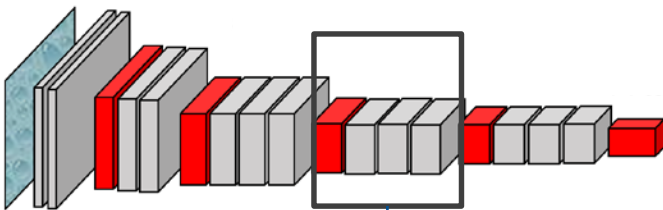
- für Grau (1 Kanal)
- RGB (3 Kanäle)



Addition des
Bypasses



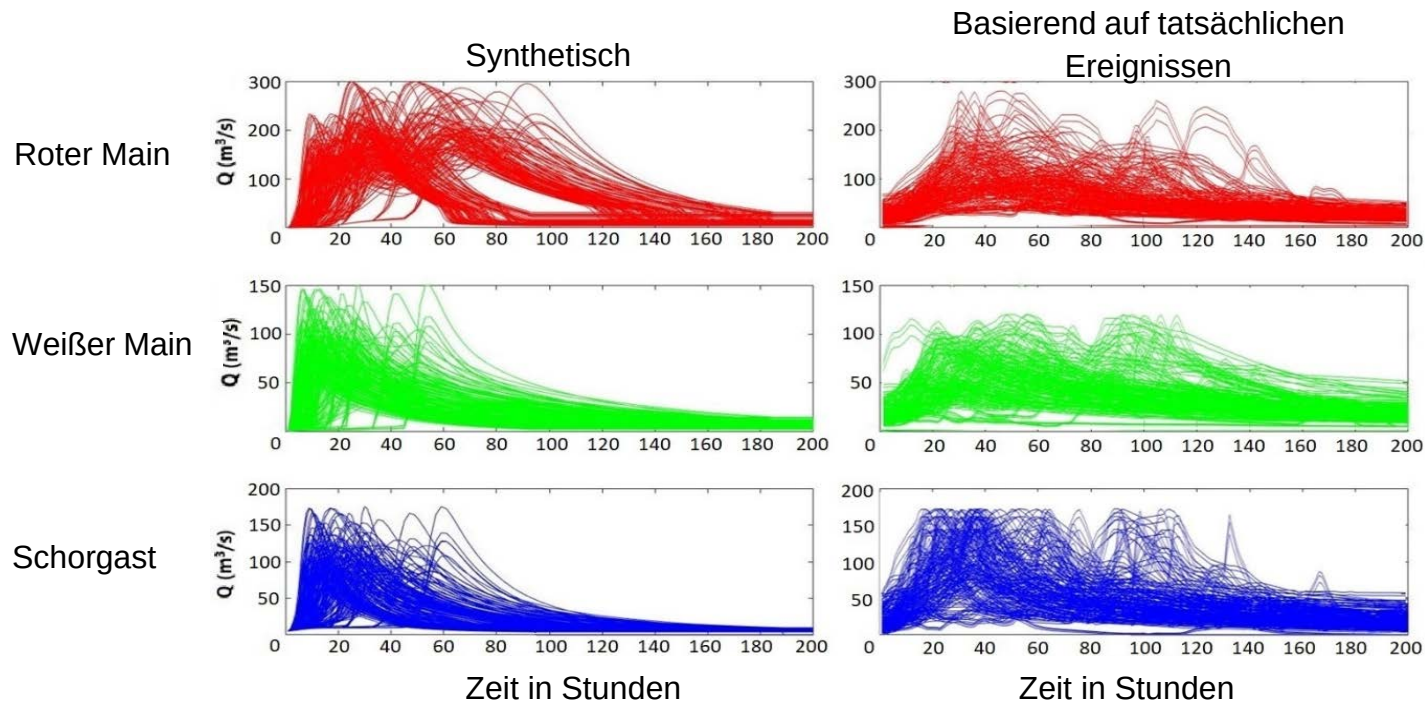
ResNet



GoogleNet

Datengrundlage: Hydride Datenbank

360 verschieden Abflussganglinien:

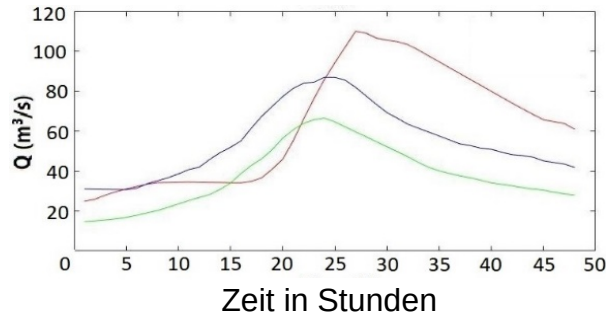


➡ Hydrodynamische Simulation mittels : HEC-RAS 2D

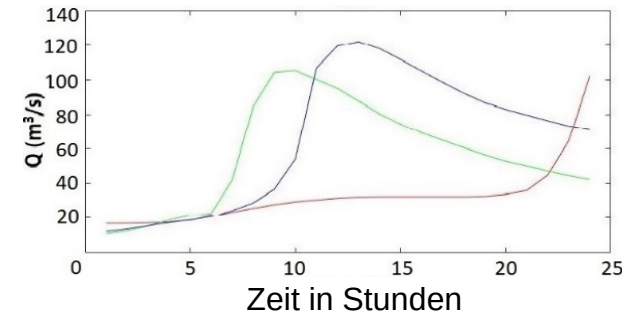
➡ Zugehörige Wasserstände/Überflutungskarten

Datengrundlage: Tatsächliche Ereignisse

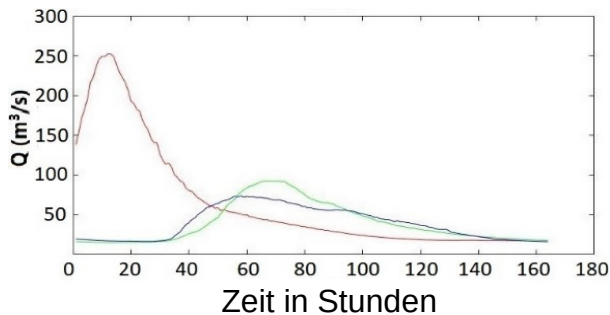
2005



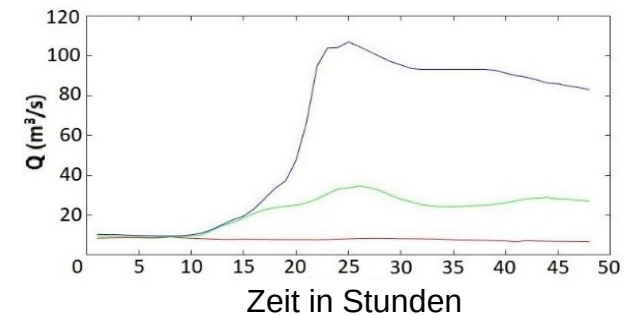
2006



2011



2013

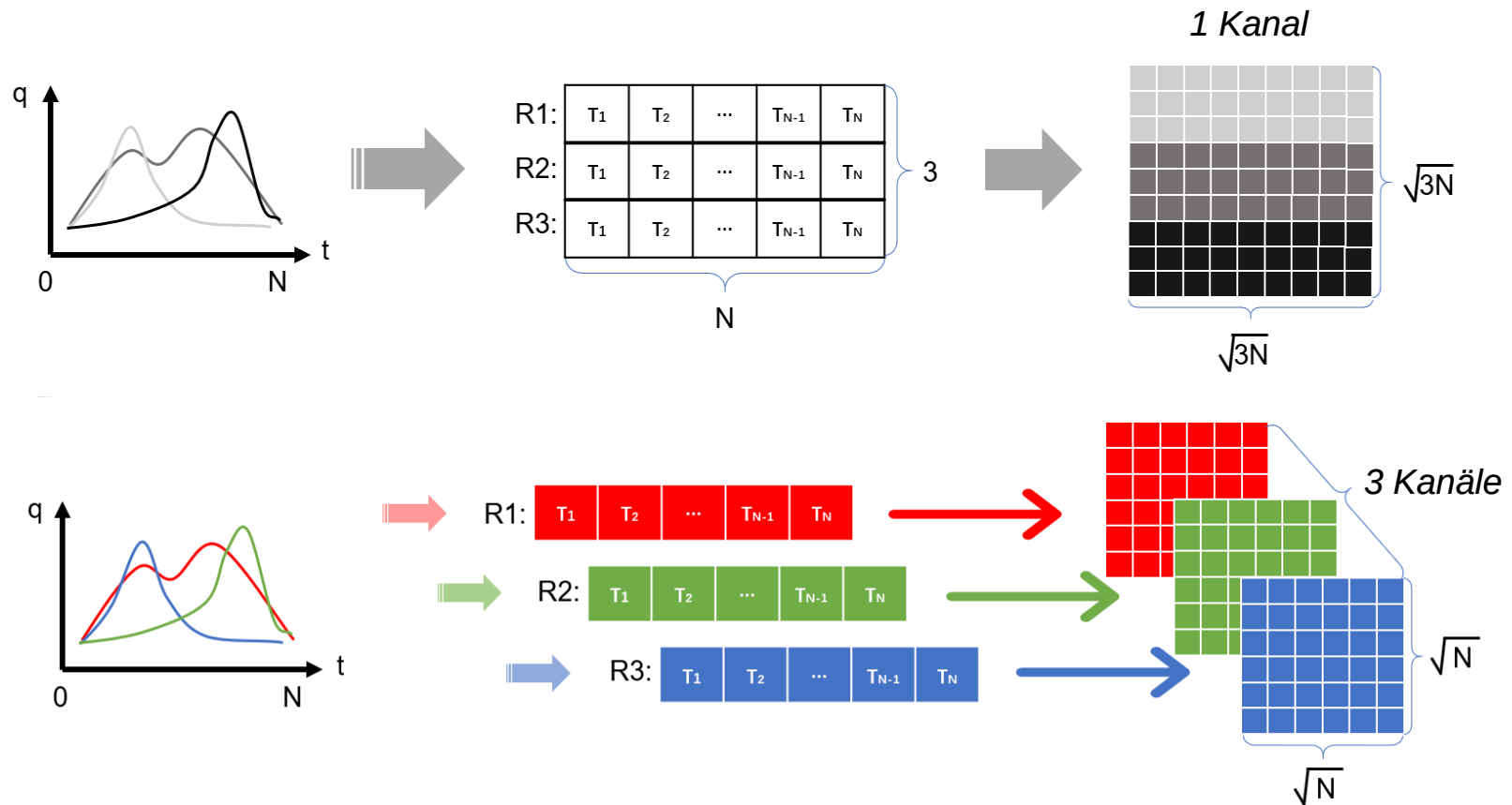


Rot: Roter Main; Grün: Weißer Main; Blau: Schorgast

➡ Hydrodynamische Simulation mittels : HEC-RAS 2D

➡ Zugehörige Wasserstände/Überflutungskarten

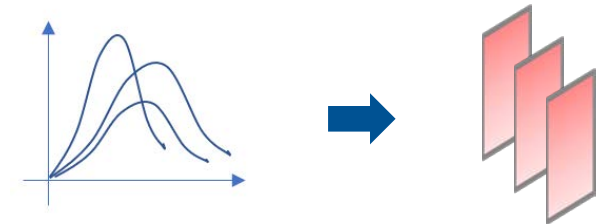
Transformieren der Abflussganglinie:



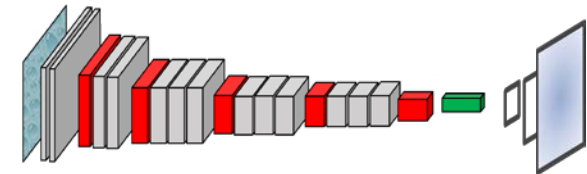
Generelle Arbeitsschritte zum Vorhersagesystem:

1. Einteilung in Trainings-/Validierungs- und Testdatensatz ➡ zufällig: 70%/15%/15%

2. Transformieren der Abflussganglinien in Bilder

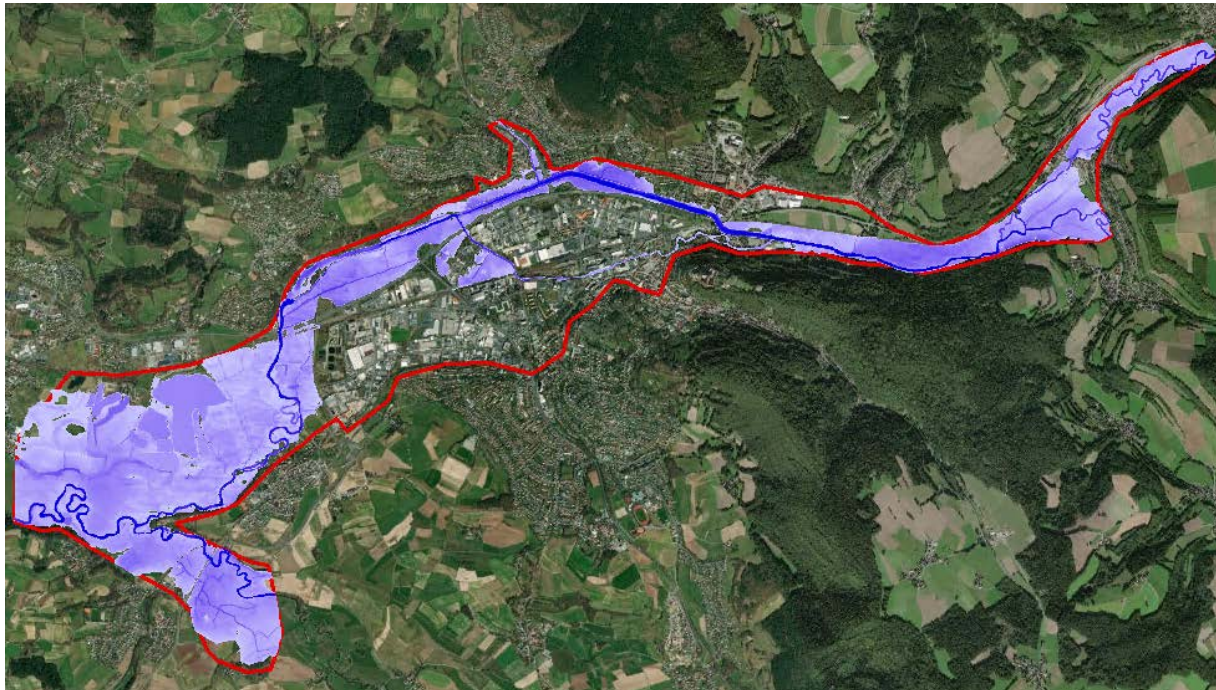
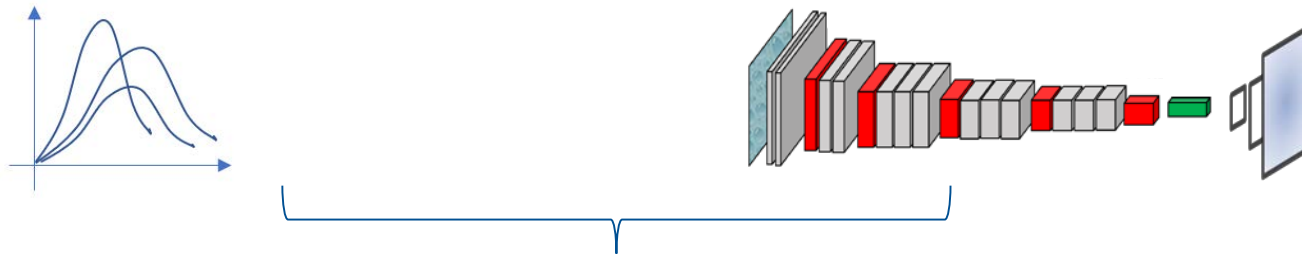


3. Trainieren der verschiedenen Modelle



4. Auswertung der Ergebnisse aus dem Testdatensatz und der tatsächlichen Ereignisse gemäß dem RMSE zu den physikalisch basierten Überflutungsergebnissen

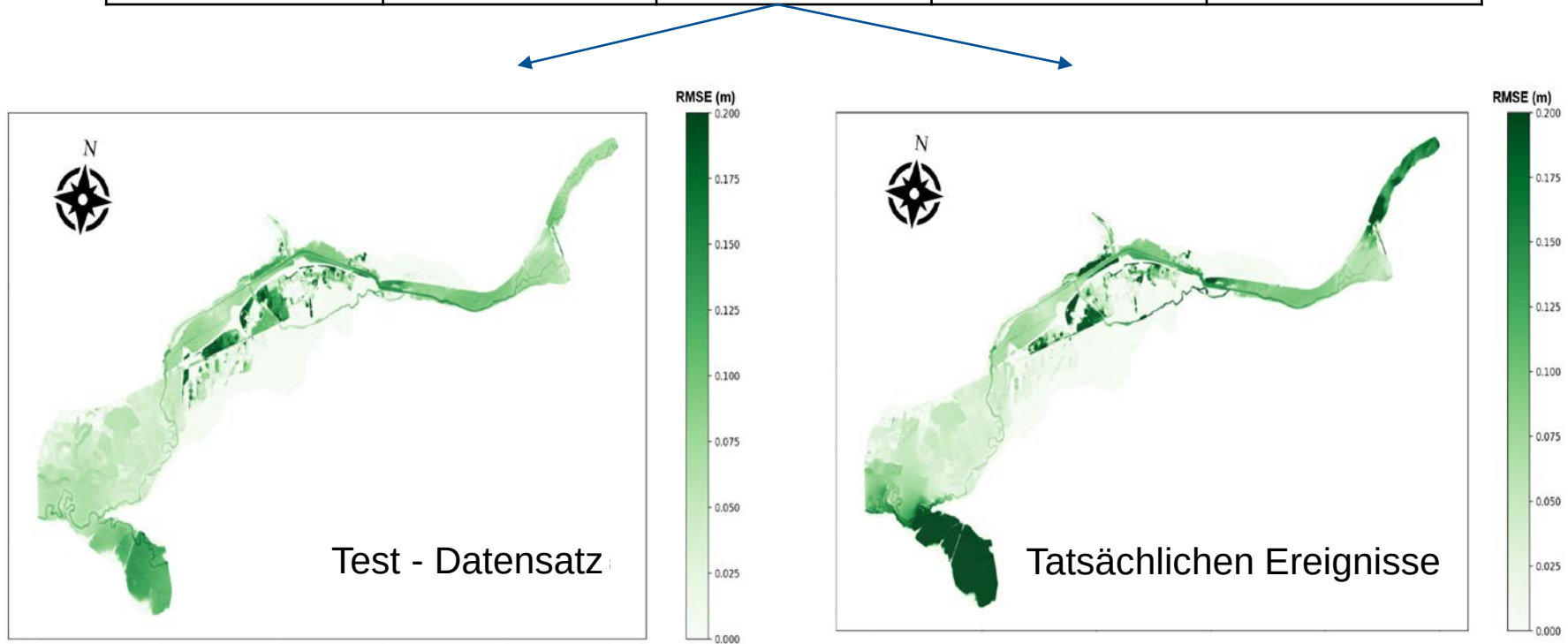
Das fertige Vorhersagesystem:



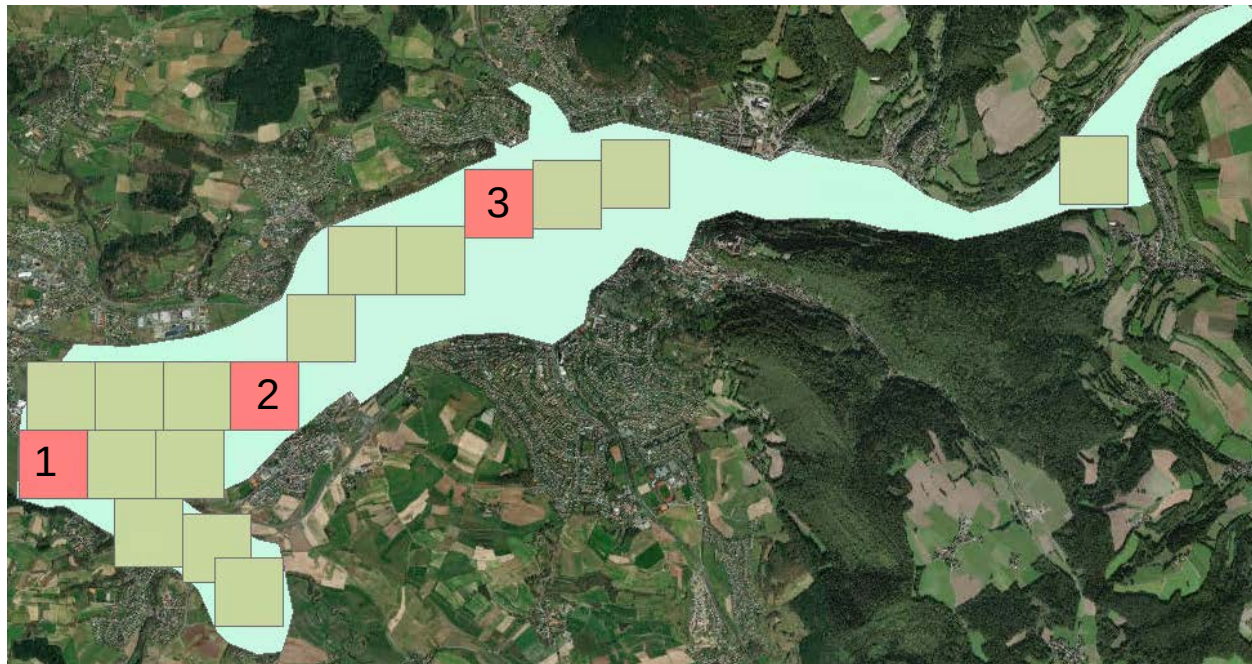
Vorhersage in
24 sec.

Auswertung der Testergebnisse:

Durchschnittlicher Fehler (RMSE)	VGG-13 Grau	VGG-13 RGB	ResNet-18 RGB	Google-Net RGB
Test-Datensatz (54-Er.)	0,059	0,048	0,049	0,053
Tatsächliche Ereignisse (4-Er.)	0,132	0,082	0,096	2,367



Ausblick: Lernen aus physikalischen Parametern - Daten



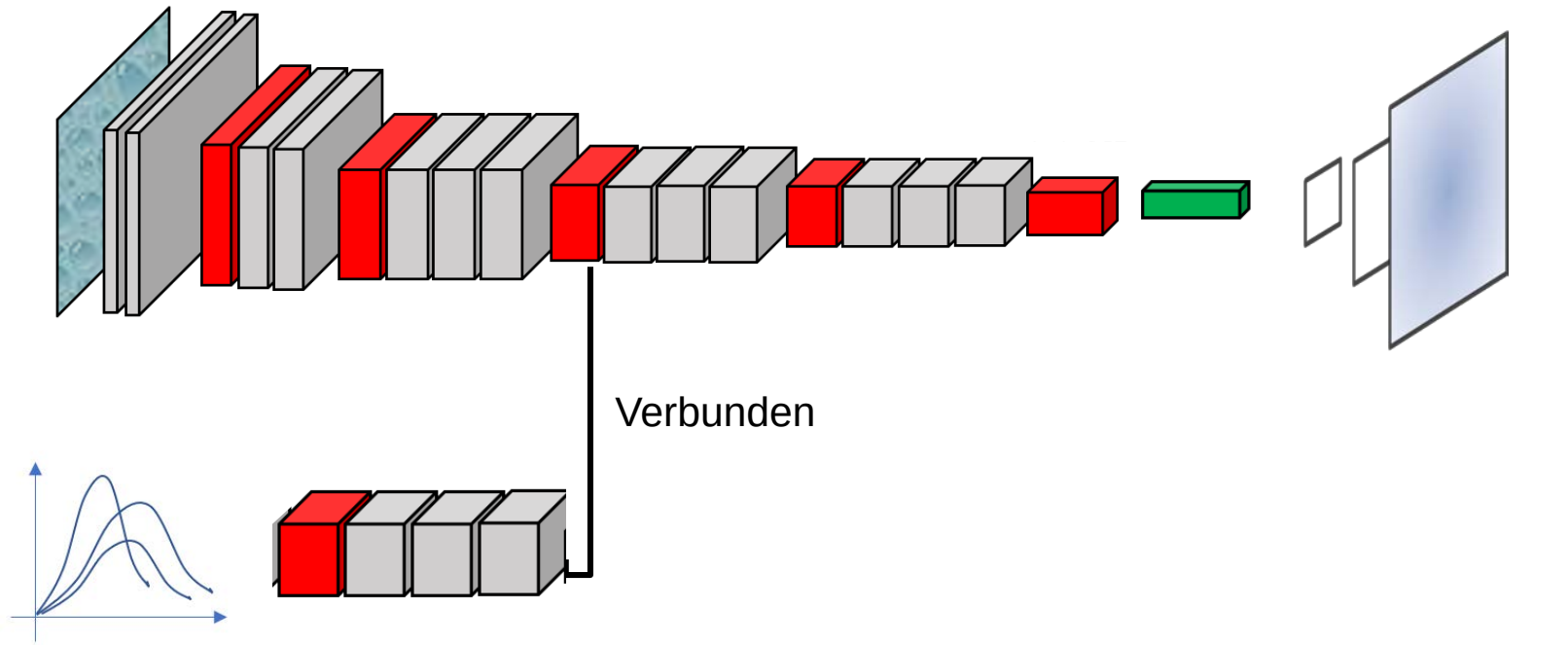
Grün: Trainingsdaten

Rot: Testdaten

- Relative Höhe
- Neigung
- Fließrichtung
- Strömungsabriss
- Nähe zum Gewässer
- Gewässer
- Rauigkeit
- Straßen
- Undurchlässigkeit
- Gebäude
- TWI
- Schächte
- Speicher des Kanalnetz

Ausblick: Lernen aus physikalischen Parametern - Model

18x112x112x13: GIS - Eingabedaten



6480x14x14x3: Abflussganglinien - Eingabedaten

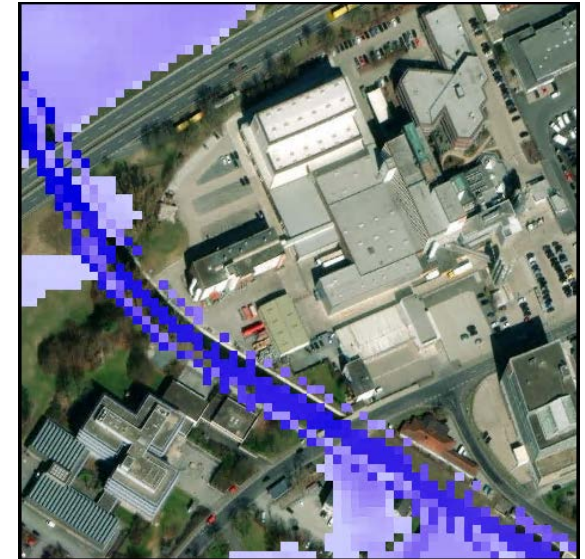
Ausblick: Lernen aus physikalischen Parametern - Ergebnisse



Vorhergesagt

Fläche 3: Ereignis 2013

RMSE: 0,354



Tatsächlich

Ergebnisüberblick:

Durchschnittlicher Fehler (RMSE)	Fläche 1	Fläche 2	Fläche 3
Test-Datensatz (10-Er.)	0,473	0,255	0,540
Tatsächliche Ereignisse (4-Er.)	0,562	0,381	0,357

Zusammenfassung:

1. Bild zu Bild Übersetzung: sehr gute Methodik für ein Echtzeitvorhersagesystem
2. Kann sowohl für fluvial- als auch pluviale Überflutungen verwendet werden.
3. Lernen aus physikalischen Parametern: möglich; **aber Optimierungsbedarf!**

