



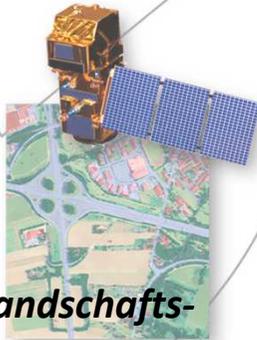
**GEOINFORMATION**

in der Umweltplanung | Environmental Planning

## Nutzung von maschinellem Lernen zur automatisierten Ableitung von Naturschutzindikatoren

**NATFLO**

*Fernerkundliche Landschafts-  
Objekte für den Naturschutz*



**NATFLO**

*Fernerkundliche Landschafts-  
Objekte für den Naturschutz*



1

Einführung

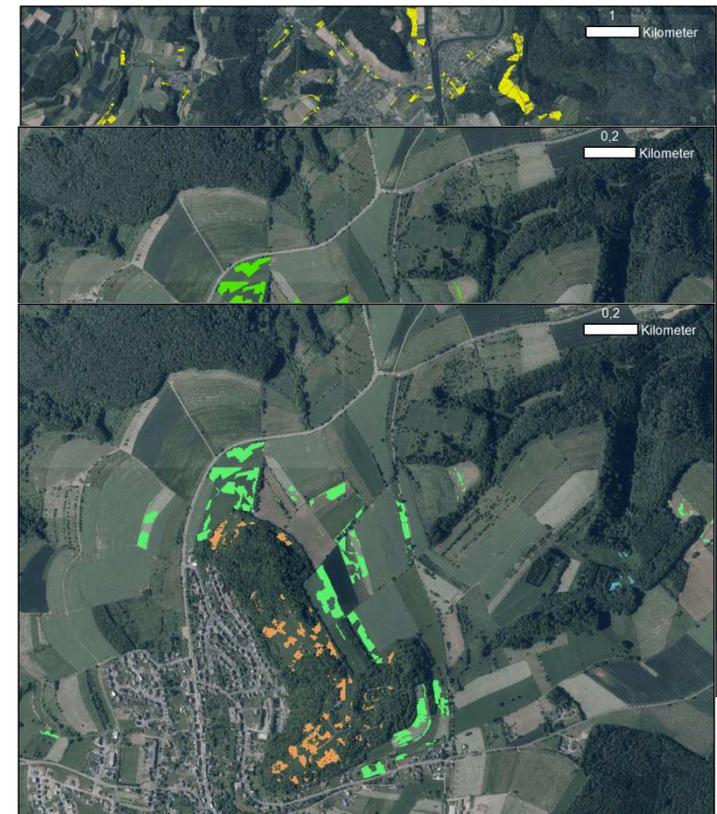


# Anforderungen

- Multifunktionaler Ansatz
- Bedienen von nationalen und internationalen Berichtspflichten (Natura 2000 Network, INSPIRE, Biotopkartierung)
- Nutzung existierender Geodaten (besonders Orthophotos, LIDAR, usw.)
- Umfassende Nutzung vorhandener thematischer Geofachdaten (Biotopkartierung, Invekos, versch. Waldkataster, Bodenschätzung) als räumliche Datenreferenz
- Anwendung zukünftiger und existierender Satellitentechnologie (Sentinel, TerraSar, RapidEye)
- Flächendeckender Ansatz für Datenerzeugung

# Use case: Automatisierte Ableitung verschiedener EUNIS Grünlandbiotopie im Testgebiet Trier/Saarburg

- Testen von Algorithmen (machine learning) zur automatisierten Ableitung von Naturschutzindikatoren
- Segmentierung der Grünlandflächen
- Auswahl von Indikatoren
- Anwendung der Algorithmen zur Datenanalyse und automatisierten Ableitung von Indikatoren
- Ausweisung bestimmter Habitatflächen
- Evaluierung der Ergebnisse



- E1.2 - Mitteleuropäische Kalk- und Silikatmagerrasen
- E1.7 - Nicht mediterrane, trockene, saure und neutrale Silikatmagerrasen
- E2 - Frisches Grünland
- E3 - Feuchtes Grünland

# 2

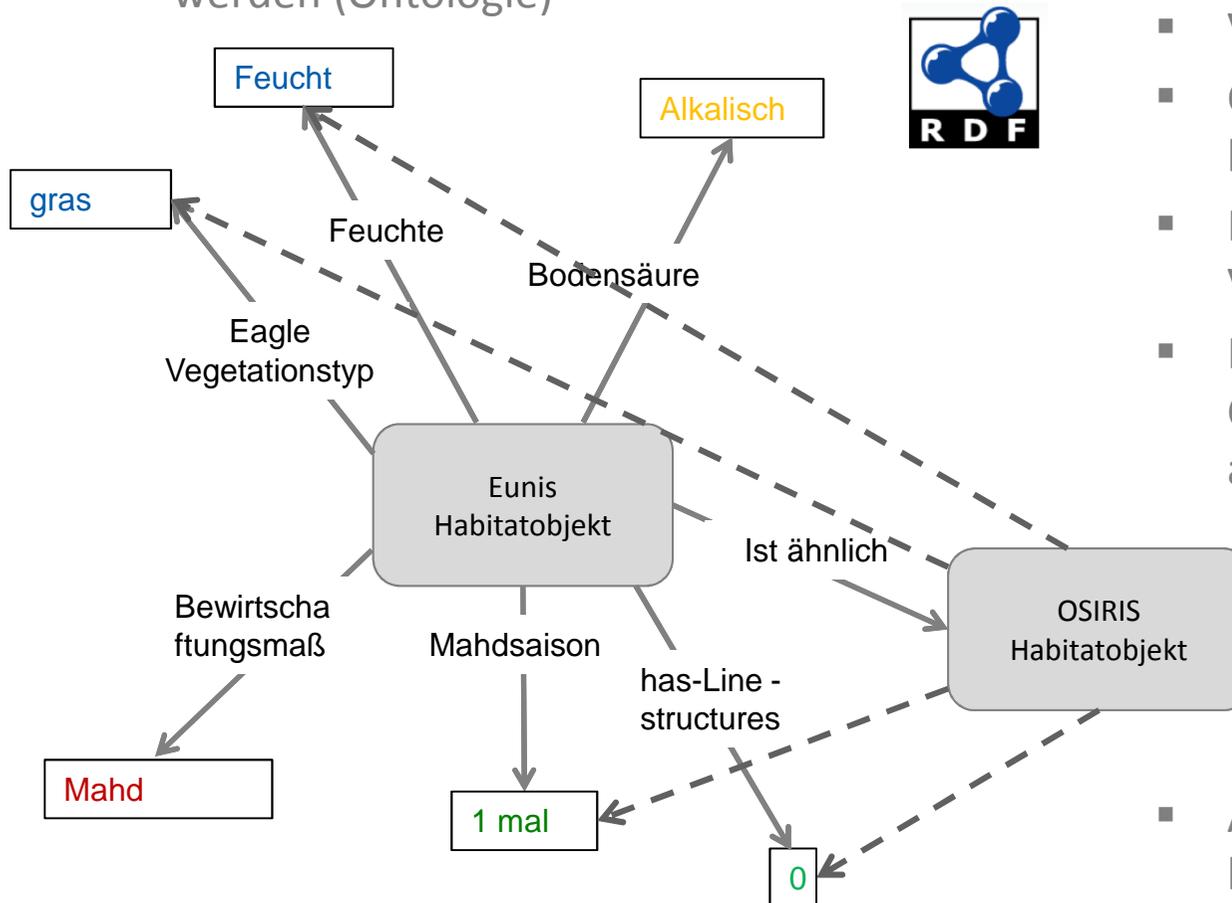
## Charakterisierung von EUNIS Grünlandflächen





# Charakterisierung von Habitatflächen

- Beziehungen zwischen dem Vokabular können standardisiert abgespeichert werden (Ontologie)



- Vorteile:
- Charakterisierung ist Computerlesbar und Übertragbar
- Interoperabilität zu bestehenden Vokabularen
- Inkonsistenzen bei der Charakterisierung werden automatisiert aufgedeckt

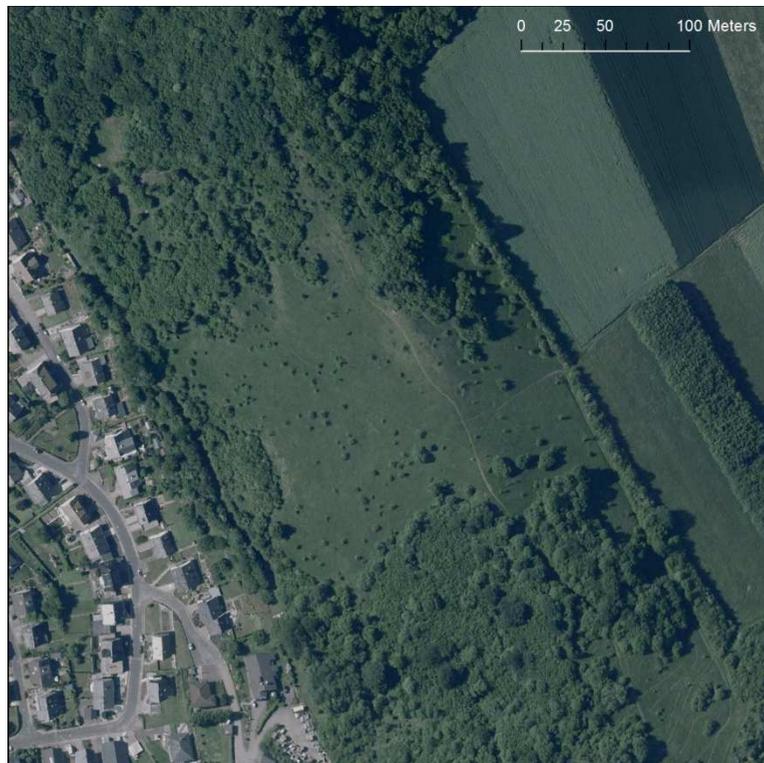
- Automatisierte Auswertung logischer Verknüpfungen

# 2

## Ableitung von Indikatoren zur Bestimmung von EUNIS Grünlandbiotopen



# Beispiel: Ableitung von Grünlandflächen



**Vegetation grasartig?**

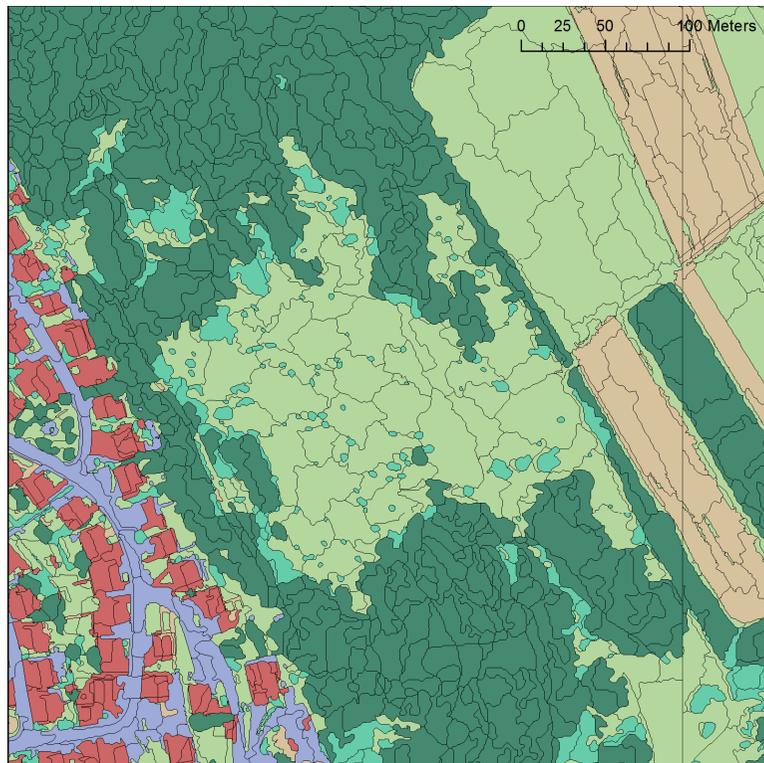
**Abgrenzung?**

**Trocken – Frisch - Feucht?**

**Alkalisch – Neutral oder Sauer?**

# Beispiel: Ableitung von Grünlandflächen

- MAD



**Vegetation:**

**EAGLE graminaceous (grasartig)  
oder herabaceous (krautig)**

# „Machine Learning“ im Naturschutz

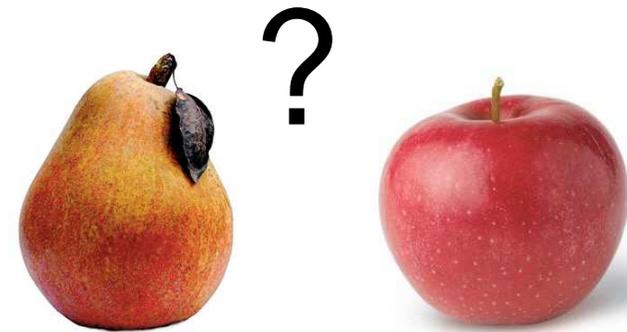
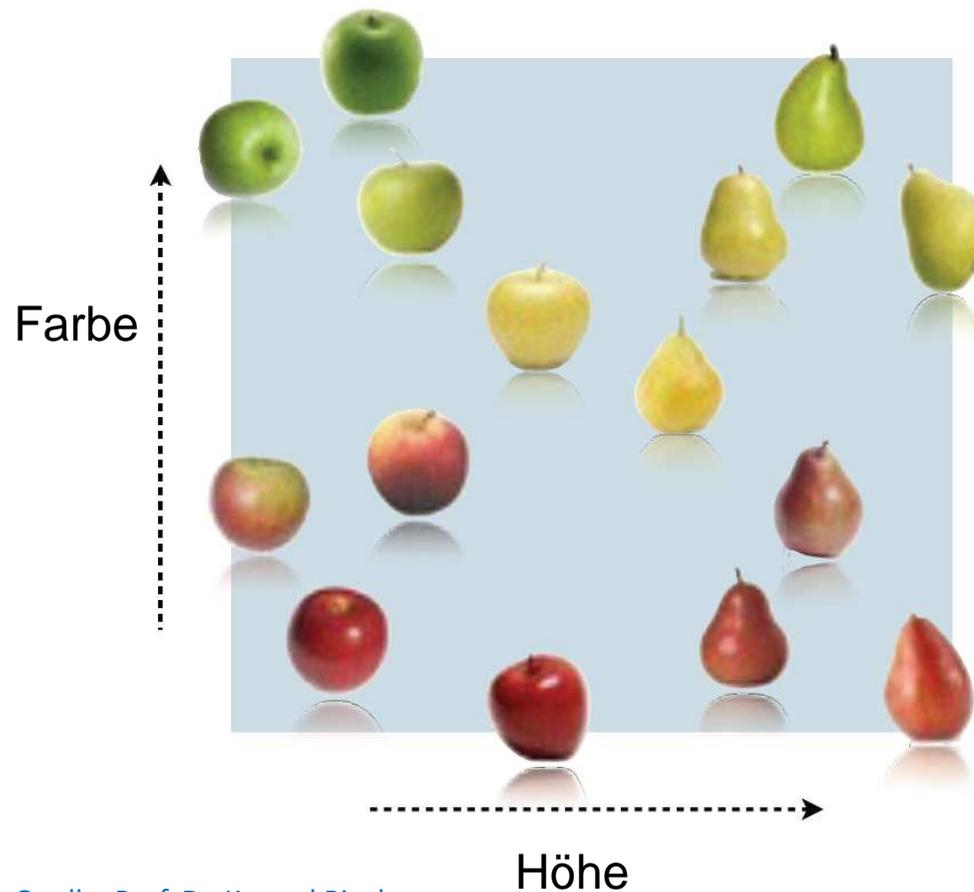


**EUNIS Klasse E**

**Nächste Schritt:  
Auswertung aller  
Fernerkundungsbasierten  
Daten mittels „machine  
learning“**

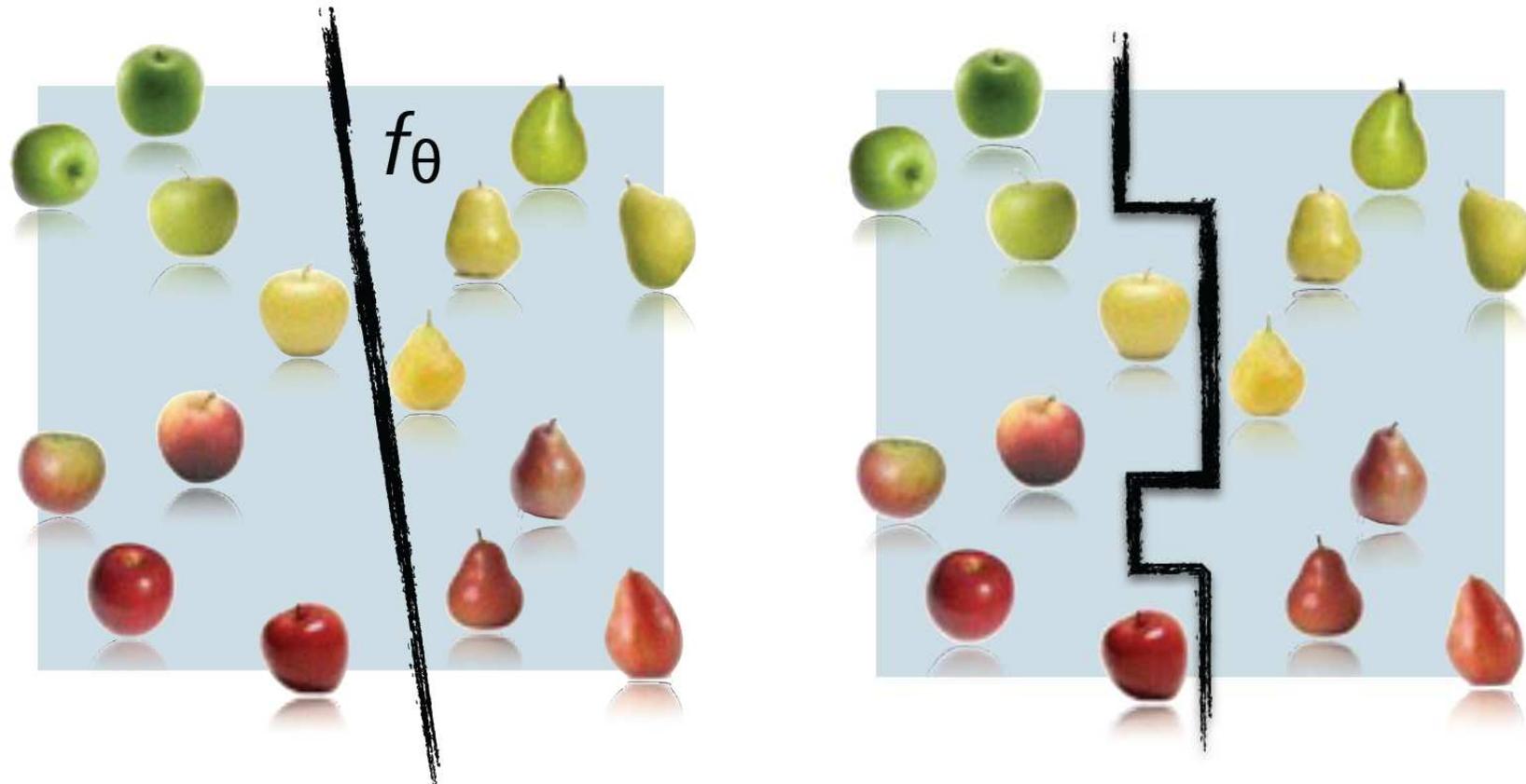
# Exkurs: Was bedeutet denn eigentlich „machine learning“?

- Unterscheidung von Äpfeln und Birnen (2 Dimensional)



Quelle: Prof. Dr. Konrad Rieck

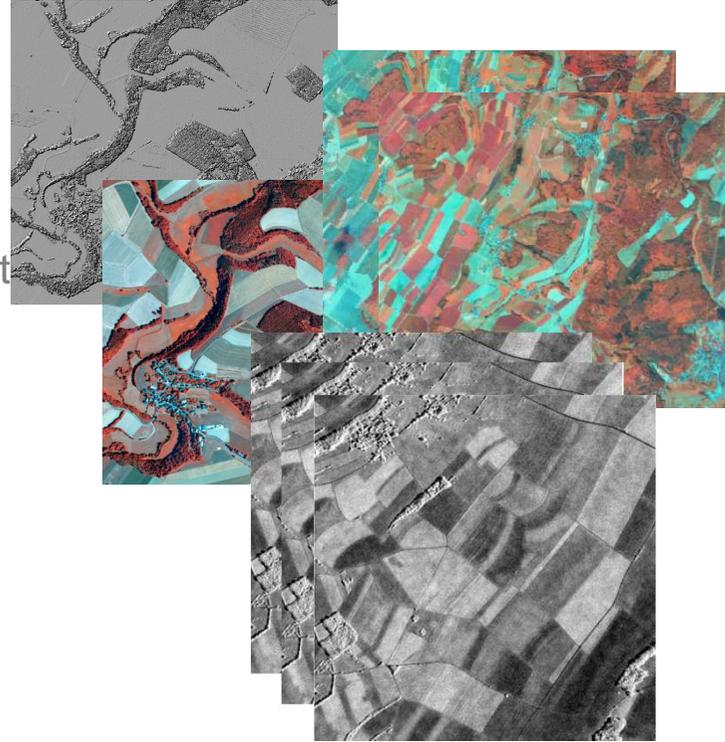
# Exkurs: Was bedeutet denn eigentlich „machine learning“?



Quelle: Prof. Dr. Konrad Rieck

# Exkurs: „machine learning“

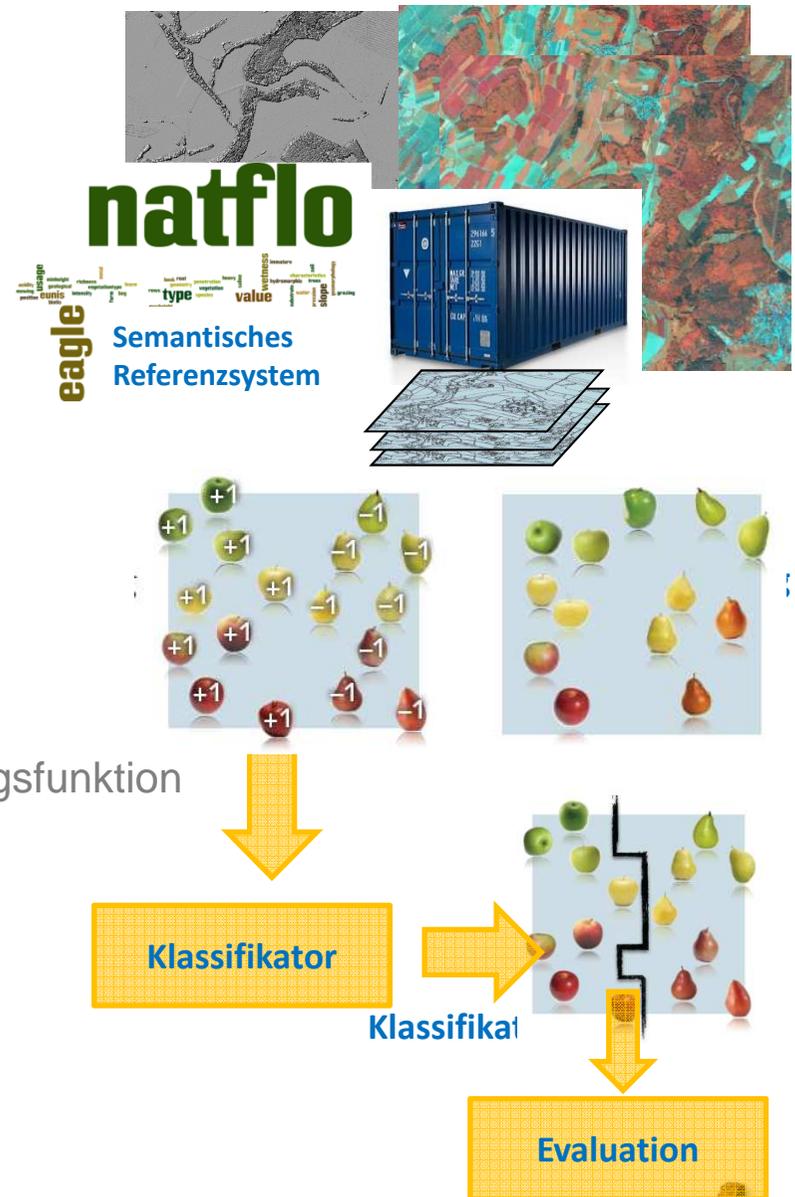
- Voraussetzungen:
  - Große Datenmengen Kontinuierlicher Daten



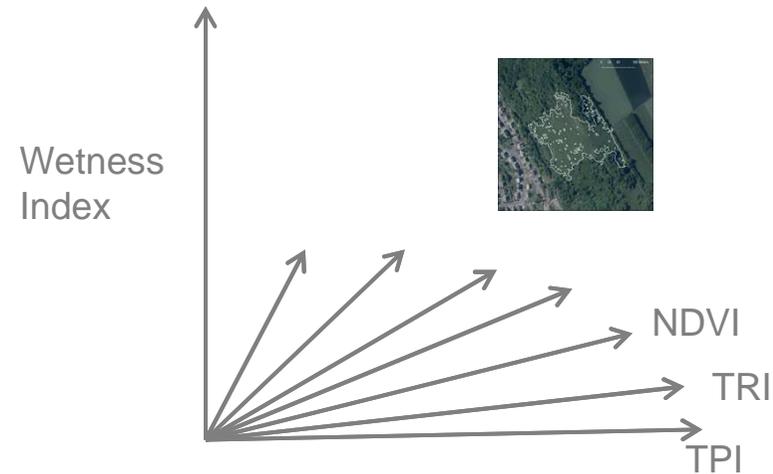
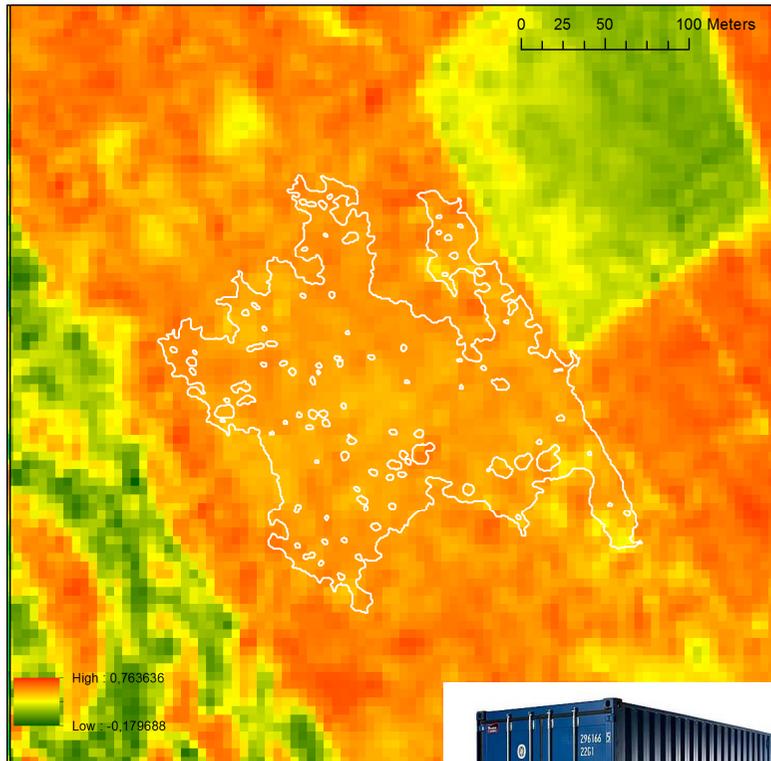


# „machine learning“

- Voraussetzungen:
  - Große Datenmengen kontinuierlicher Daten
  - Vorhandene, räumlich verortete Zielklassen
- Umsetzung:
  - Aufteilung der Daten in Trainings- und Validierungsdaten
  - Ermittlung von Trennbarkeit und Trennungsfunktion an Trainingsdaten (Training)
  - Ermittlung der Klassifikationsgüte an Validierungsdaten



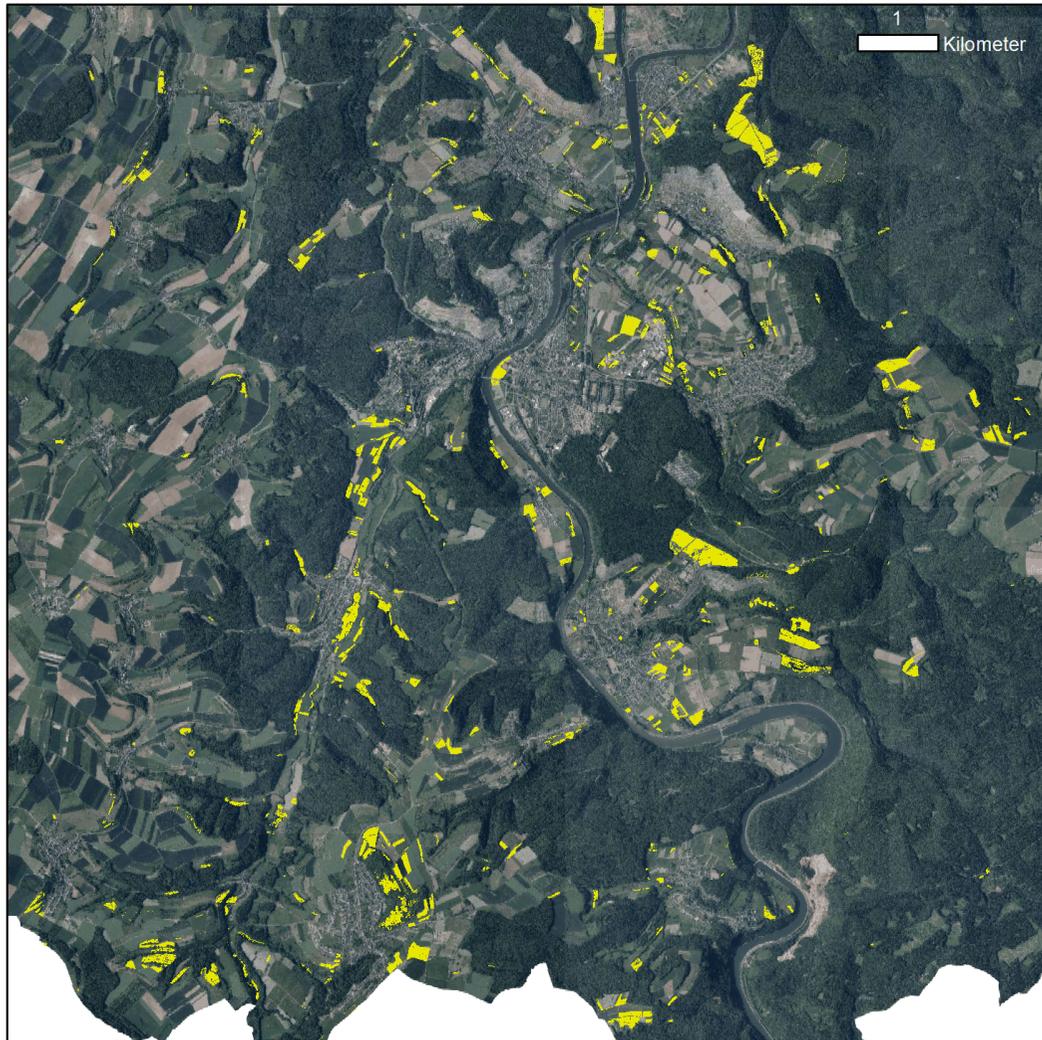
# „machine learning“ im Naturschutz



Multidimensionaler Raum mit über 300 Parametern:

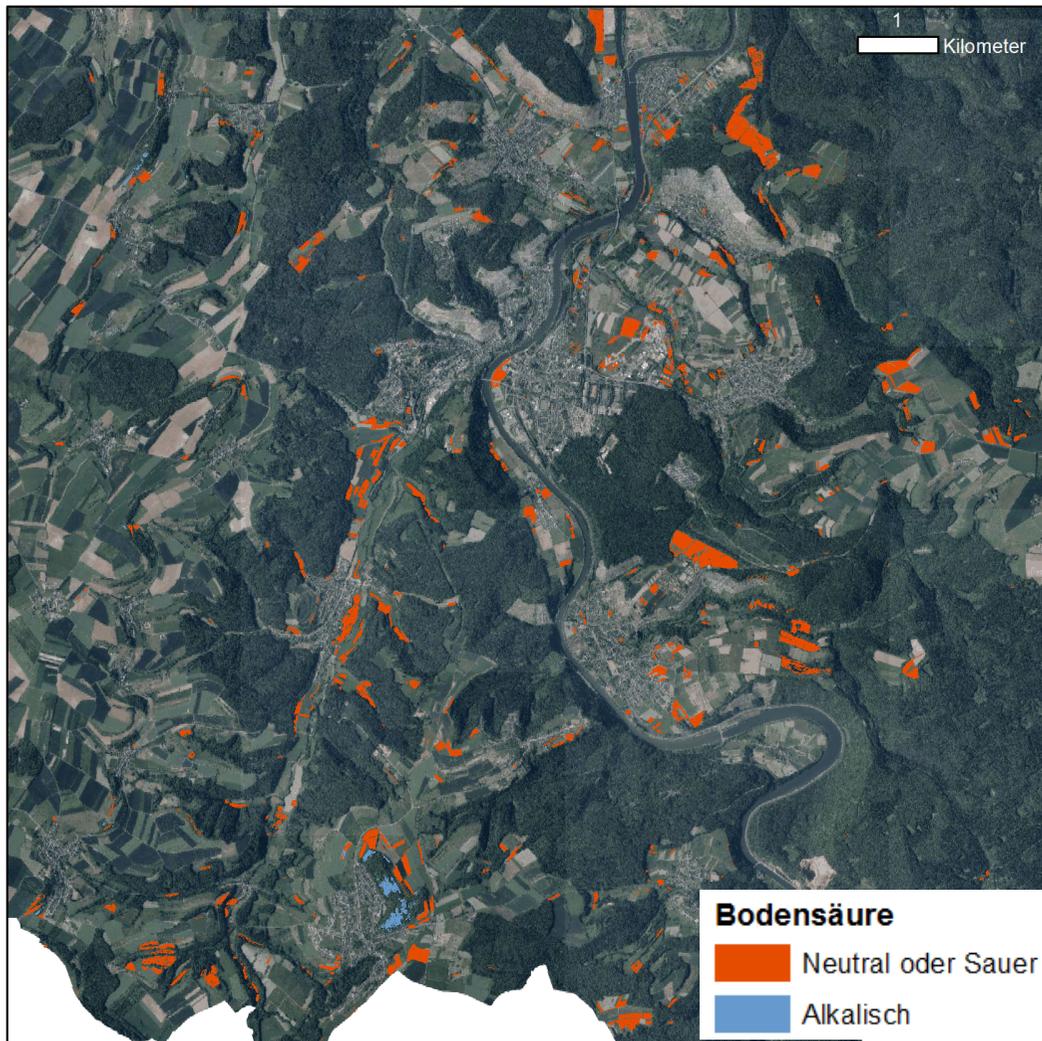
- Wird vom Algorithmus analysiert
- Trennungsregeln werden abgeleitet
- Wichtigste Parameter werden ermittelt

# Anwendungsbeispiel



- Analysiert wurden 5239 (Validierungs-) Grünlandflächen im Raum Trier/Saarburg

# Anwendungsbeispiel



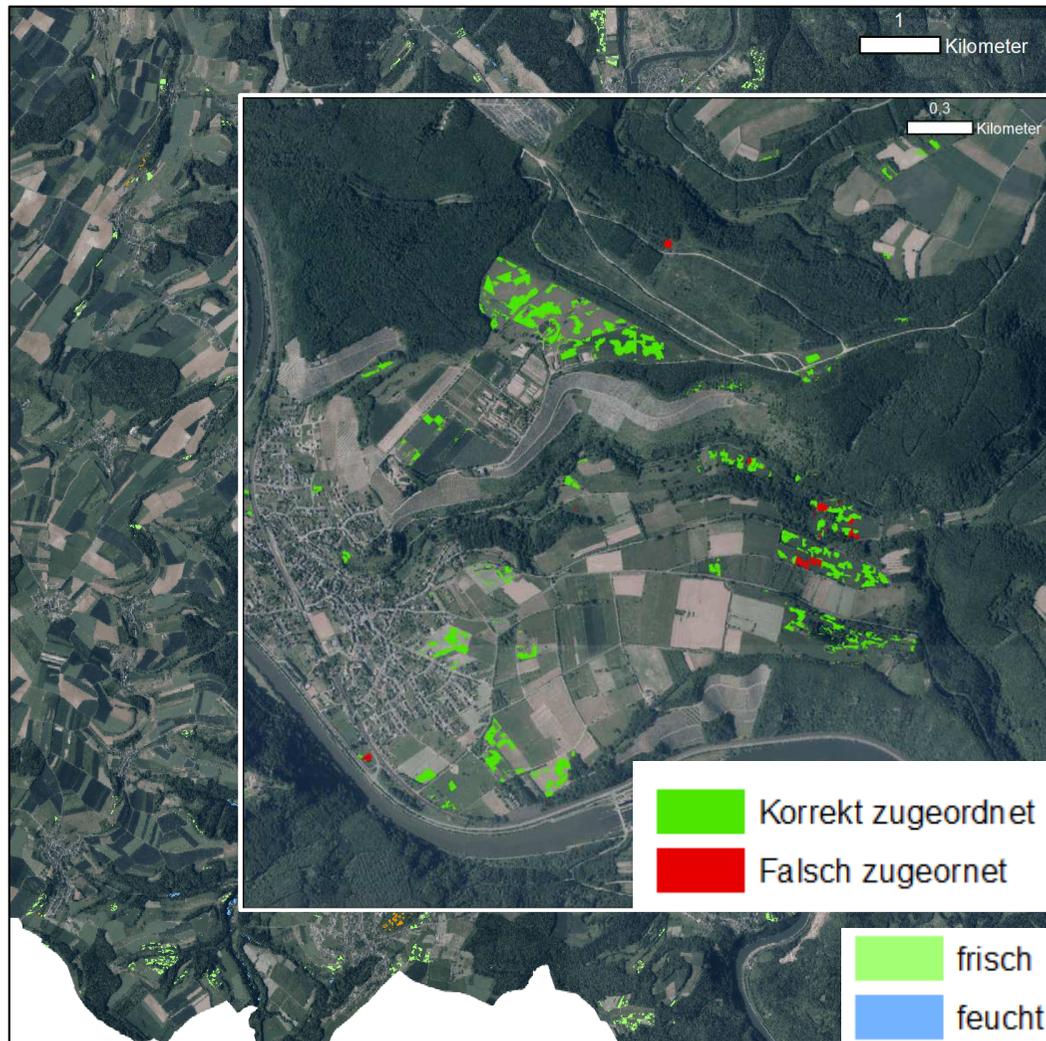
- Unterscheidung von Feuchtestufen  
(EUNIS Klassen E1 (trocken), E2 (frisch), E3 (feucht))
- Unterscheidung von Bodensäure  
(EUNIS Klassen E1.2 (Mitteleuropäische Kalk- und Silikatmagerrasen), E1.7 (Nicht mediterrane, trockene, saure und neutrale Silikatmagerrasen))

# 3

## Ergebnisse

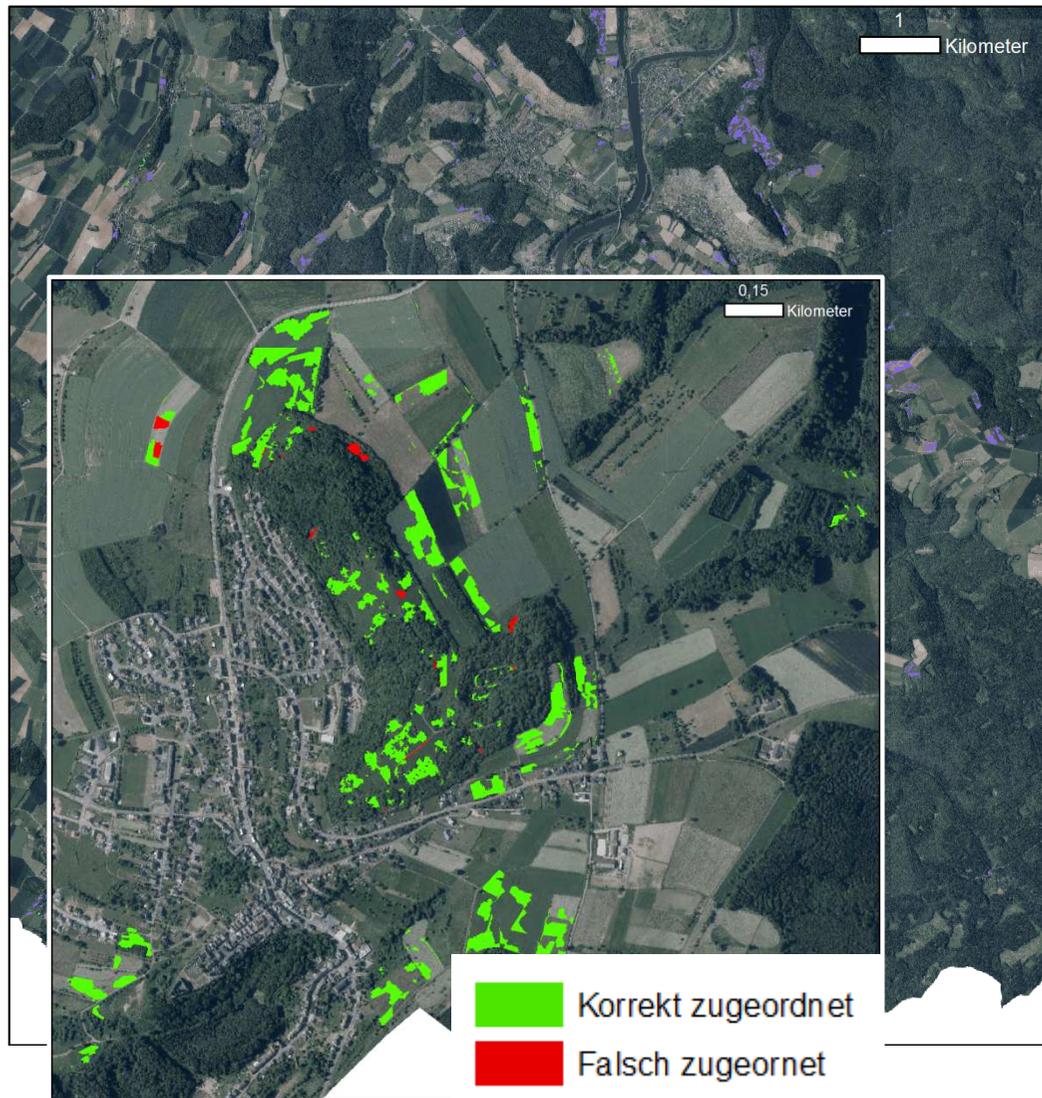


# Ergebnis Feuchte



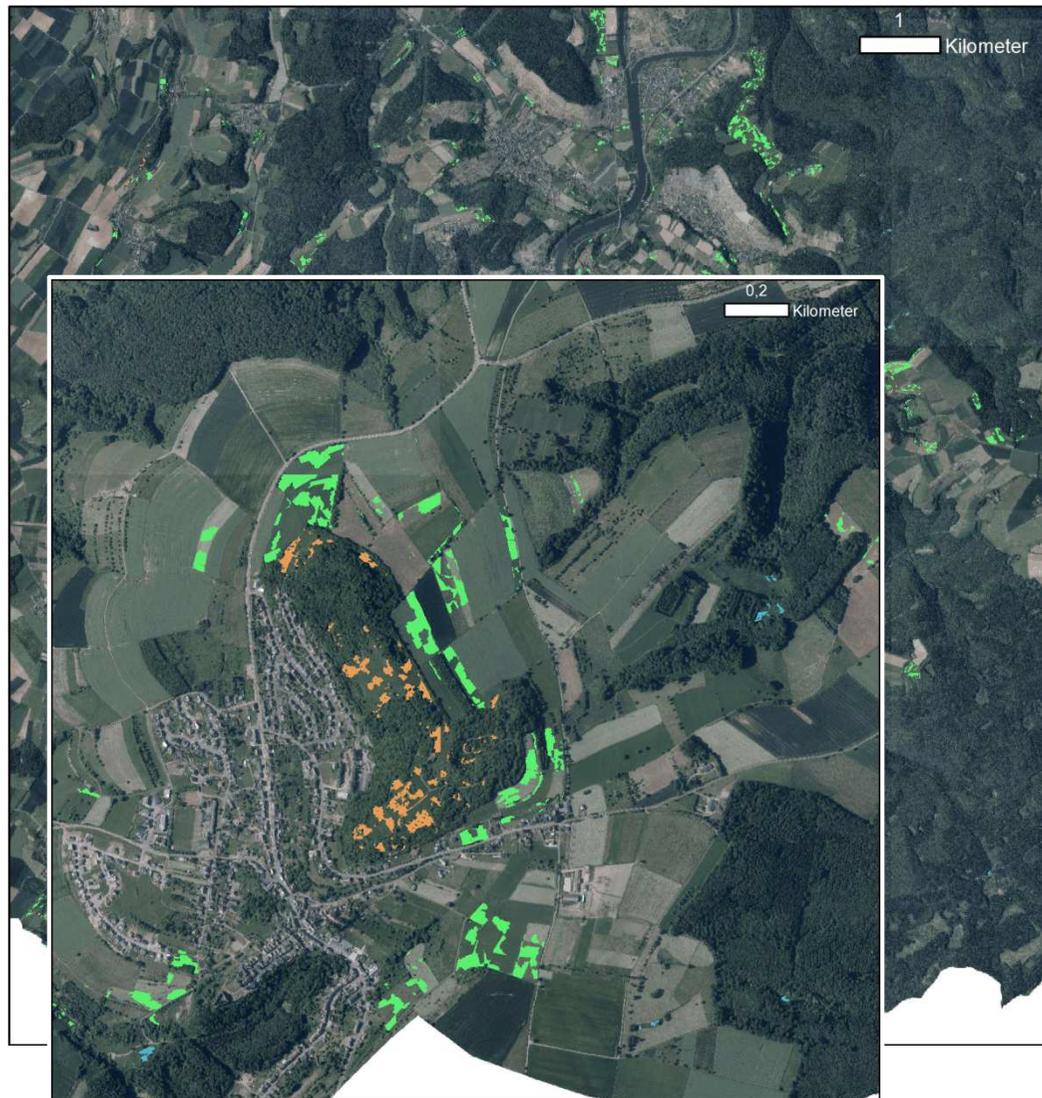
- Frisch (97%)
- Feucht (77%)
- Trocken (85%)
- Da Frisch mit Abstand größte Klasse: Sehr hohe „overall accuracy“

# Ergebnis Bodensäure



- Alkalisch (82%)
- Neutral oder Sauer (99%)

# Ergebnis EUNIS Grünland



- E1.2 (95%)
- E1.7 -
- E2 (97%)
- E3 (77%)

- E1.2 - Mitteleuropäische Kalk- und Silikatmagerrasen
- E1.7 - Nicht mediterrane, trockene, saure und neutrale Silikatmagerrasen
- E2 - Frisches Grünland
- E3 - Feuchtes Grünland

# 3

## Zusammenfassung und Ausblick



# Zusammenfassung und Ausblick

- Algorithmen wurden erfolgreich angewandt
- Abläufe sind weitestgehend automatisiert
- Potentielle Fehlerquelle: Referenzflächen
  
- Übertragung auf anderes Gebiet (oder gesamt RLP)
- Evaluierung durch Feldkartierer
- Erweiterung auf weitere Fernerkundungsdaten (Sentinel (Multitemporal), Radar)
- Erweiterung für weitere Landbedeckungstypen (Wald, Heide, Acker) und Indikatoren



**NATFLO**

*Fernerkundliche Landschafts-  
Objekte für den Naturschutz*



RLP **Agroscience**  
Institute for Agroecology



**Vielen Dank für die Aufmerksamkeit!**



**NATFLO**

*Fernerkundliche Landschafts-  
Objekte für den Naturschutz*

