

# Datengetriebene Landwirtschaft durch Sensorik und Machine Learning-Vorhersagemodelle

Luca Koroll, Laura Frey, Johanna Frank und Imanuel Eisenbacher  
Forschungsgruppe Data Science, Institut für Digitalen Wandel (IDW), Master Digital Business

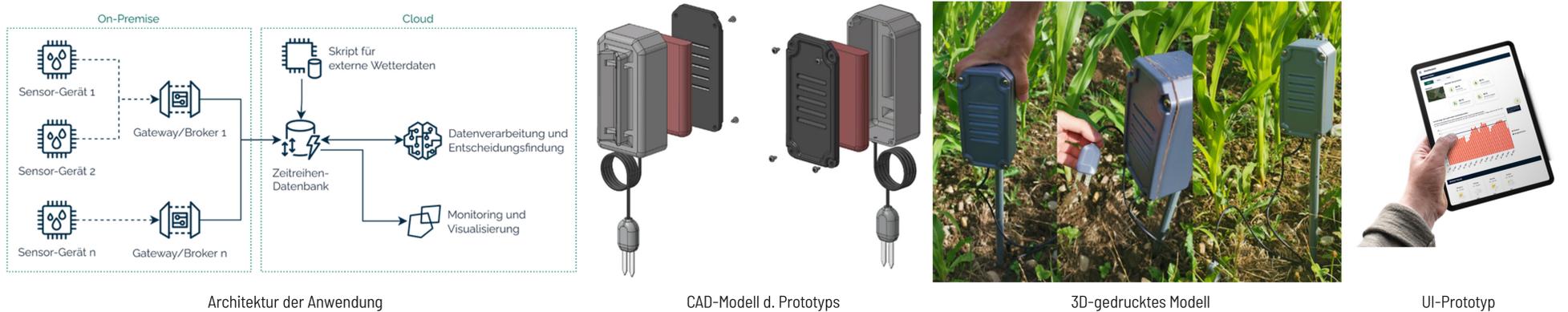
## Problemstellung

- Dürre, Frost und **schwer vorhersehbare Wetterbedingungen** erschweren die Planung der Landwirtschaft
- **Fehlende Felddaten** verhindern langfristige, faktenbasierte Optimierung landwirtschaftlicher Prozesse
- Externe Wetterberichte basieren häufig auf Wahrscheinlichkeiten und die **Vielzahl erschwert eine realistische Einschätzung** der Wetterlage

## Zielsetzung

- Entwicklung eines **Hardware Sensor-Prototyps**, der in der Lage ist, Felddaten zu sammeln
- Konzeption einer Daten-Architektur, die in der Lage ist, die besonderen Anforderungen eines geographisch verteilten Systems zu erfüllen
- Entwicklung eines Machine Learning-Prozesses zur Vorhersage der optimalen Saatzeitpunkte
- Entwicklung eines UI-Prototypen
- Betriebswirtschaftliche Planung des Projekts v.a. hinsichtlich Markteintritt

## Ergebnis



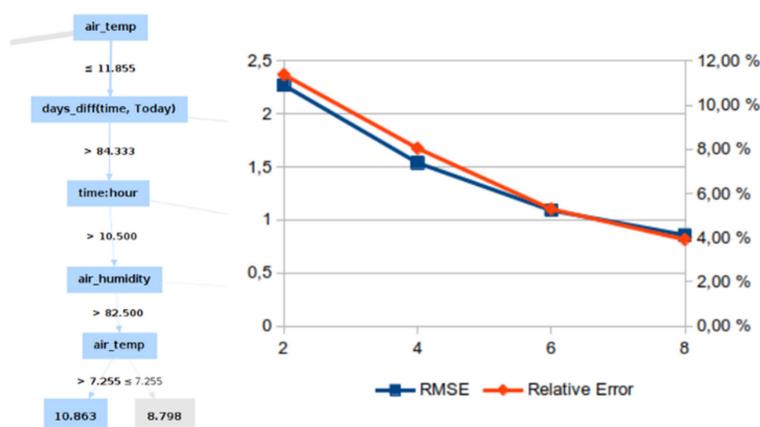
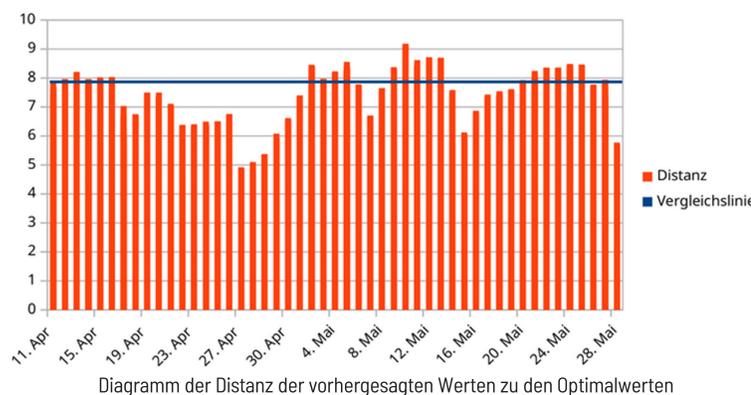
• **Korrelationen:** Externe Wetterdaten werden per Skript alle 20 Min. von einer API abgefragt und aufbereitet. Die Abbildung rechts zeigt die Korrelationsmatrix der Wetterdaten mit den erfassten Bodenwerten. Eine starke Korrelation der Lufttemperatur und -feuchtigkeit sowie der Bodentemperatur ist erkennbar.

• **ML-Modell:** Ein Decision Tree lernt auf Basis externer Temperaturdaten den Zusammenhang zu den erfassten Bodenwerten. Mittels der Euklidischen Distanz kann anschließend ermittelt werden, wie weit entfernt die zukünftigen, vorhergesagten Wetterbedingungen von den konfigurierten Optimalwerten entfernt liegen. Je geringer diese Distanz ist, desto günstiger ist die Aussaat – in der Abbildung rechts wäre der 27. April am günstigsten.

• **Software:** Python (Skripte und Datenanalyse), Rapid Miner (ML-Modell), InfluxDB (Zeitreihen-Datenbank), Grafana (Monitoring-Tool), ioBroker (Software des Gateways & Datenaggregation), MQTT (Protokoll zur Übermittlung der Messdaten), Figma (UI-Prototyp)

Attributes	weather_status = Clear	air_humidity	air_temp	soil_moisture	soil_temp
weather_status ...	1	-0.413	0.290	-0.101	0.120
weather_status ...	-0.729	0.221	-0.199	0.103	-0.061
weather_status ...	-0.337	0.247	-0.114	-0.006	-0.072
weather_status ...	-0.029	0.051	-0.049	0.006	-0.075
weather_status ...	-0.022	0.015	0.022	-0.016	0.032
air_humidity	-0.413	1	-0.681	0.191	-0.400
air_temp	0.290	-0.681	1	-0.083	0.747
soil_moisture	-0.101	0.191	-0.083	1	-0.107
soil_temp	0.120	-0.400	0.747	-0.107	1

Korrelationsmatrix



Links: Ausschnitt des Decision Trees, Rechts: Güte des ML-Modells bei unterschiedlicher Tiefe des Decision Trees

## Evaluierung

- Usability-Test unter Landwirten der Region mit anschließender schriftlicher Befragung der Teilnehmer mittels standardisiertem Fragebogen
- Durchschnittlicher SUS-Score über alle Teilnehmer: 83% (75% - 85% gute Usability, >85% exzellente Usability)
- Positive Bewertung der Gestaltung des UI-Prototyps
- 2/3 der Teilnehmer gaben eine tägliche Verwendung der Vorhersagen an
- Alle Teilnehmer waren mit der Preispolitik des Produkts einverstanden
- Optimierungspotentiale konnten aufgedeckt werden, hohes Interesse an weiteren Datenpunkten: Niederschlagsmenge, Stickstoffgehalt oder Feuchtigkeit in verschiedenen Tiefen