SERENE

Satellite-based ML for uncERtainty EstimatioN in citiEs

Programm / Ausschreibung	WRLT 24/26, ASAP 2025, ASAP 2025	**Status**	laufend
Projektstart	01.05.2026	**Projektende**	30.04.2029
Zeitraum	2026 - 2029	**Projektlaufzeit**	36 Monate
Barwert der Projektförderung	€ 467.337		
Keywords	Machine learning, model uncertainty, urban meteorology		

Projektbeschreibung

SERENE beschäftigt sich mit der Herausforderung, den Bedarf nach immer genaueren Wetterprognosen mit Unsicherheitsabschätzung für Planungszwecke (z.B. Hitzewarnung, Energiebedarf) im urbanen Raum zu befriedigen, ohne den Ressourceneinsatz massiv zu erhöhen. Klassische numerische Wettermodelle sind prinzipiell in der Lage, hochauflösende Prognosen zu liefern, der Rechenaufwand speziell für Ensemblevorhersagen ist jedoch dramatisch hoch. Mit Machine Learning (ML) sollte es möglich sein, dieses Problem zu beheben, da solche Modelle deutlich weniger Rechenzeit für die Prognose benötigen.
Das Ziel von SERENE ist es, ein ML-Modell zu entwickeln, welches bei vergleichbarer Prognosequalität weniger Computerressourcen benötigt als das numerische Referenzmodell.
Für das Training kann SERENE auf eine große Anzahl vorhandener Satellitendatensätze von z.B. Copernicus und auf numerische Trainingsdatensätze aus den FFG-Projekten ARA und VERITAS-AT zurückgreifen. Sie werden verwendet, um ein (oder mehrere) ML-Modelle zu trainieren. Die Ensemble-Vorhersagen für städtische Gebiete auf der 100m-Skala sollen durch eine neuartige Hybridarchitektur berechnet werden, die graph neural networks (GNNs) mit der Echtzeit-Assimilation von Satellitendaten kombiniert und so die dynamische Fusion von Mikrowellen- und Infrarotkanälen für die Vorhersage konvektiver Systeme ermöglicht. Gleichzeitig wird damit eine feine räumlich Quantifizierung der Modellunsicherheit ermöglicht, die im sub-Kilometer-Bereich für satellitengestützte ML-Systeme bisher noch nicht erprobt wurde. Die Innovation von SERENE liegt damit in der Erstellung von Ensemble-Temperatur- und Niederschlagsvorhersagen für städtische Gebiete auf einer Skala von 100m mit robuster Unsicherheitsquantifizierung.
Die Arbeitshypothese ist, dass durch den gewählten Ansatz die Stärken von physikalisch-dynamischen Wettermodellen, Satellitenbeobachtungen und ML-Algorithmen ideal kombiniert werden. Im Vergleich mit einem klassischen Ensemblevorhersagesystem und Beobachtungsdaten wird untersucht, wo die Stärken und Schwächen des ML-Modells liegen und sich die Hypothese verifizieren lässt.
Im Erfolgsfall steht am Ende des Projektes ein ML-Modell, welches sich im Anschluss in eine operationelle Prognoseumgebung einbauen lässt, um in Zukunft Nutzer ressourcenschonend mit hochqualitativen Vorhersagedaten versorgen zu können.

Abstract

SERENE deals with the challenge of satisfying the demand for ever more accurate weather forecasts with uncertainty estimation for planning purposes (e.g. heat warning, energy demand) in urban areas without massively increasing the use of resources. Classical numerical weather models are in principle capable of delivering high-resolution forecasts, but the computational effort specifically for ensemble forecasts is dramatically high. With machine learning (ML), it should be possible to solve this problem, as such models require significantly less computing time for forecasting. The goal of SERENE is to develop an ML model that requires less computer resources than the numerical reference model with comparable forecast quality.
For training, SERENE can draw on a large number of existing satellite datasets from e.g. Copernicus and numerical training datasets from the FFG projects ARA and VERITAS-AT. They are used to train one (or more) ML models, which are supposed to calculate ensemble forecasts for urban areas on the 100m scale through a novel hybrid architecture combining graph neural networks (GNNs) with real-time assimilation of satellite data streams, enabling dynamic fusion of microwave and infrared channels for convective system prediction while providing spatially granular uncertainty quantification – achieving sub-kilometer resolution not yet demonstrated in operational satellite-driven ML systems. The innovation lies in producing ensemble temperature and precipitation forecasts for urban areas at 100m scale with robust uncertainty quantification. The working hypothesis is that the chosen approach ideally combines the strengths of physical-dynamic weather models, satellite observations and ML algorithms. In comparison with a classical ensemble prediction system and observational data, it is examined where the strengths and weaknesses of the ML model lie and whether the hypothesis can be verified.
If successful, the project will result in an ML model that can then be integrated into an operational forecasting environment in order to be able to supply users with high-quality forecast data in the future in a resource-saving manner.

Projektpartner

- GeoSphere Austria - Bundesanstalt für Geologie, Geophysik, Klimatologie und Meteorologie