

## ZUSAMMENFASSUNG

---

Aufgrund von stündlichen und täglichen Schwankungen des Besucheraufkommens in Reisezentren der Deutschen Bahn ist eine Vorhersage des zukünftigen Besucheraufkommens notwendig, um die Personalplanung zu optimieren. Damit können bei Über- oder Unterschätzung der Vorhersagen die Personalressourcen optimal eingesetzt oder die Warteschlangen verkürzt werden. Diese Arbeit untersucht verschiedene Zeitreihen-Modelle auf Basis mehrerer Reisezentren und vergleicht deren Vorhersagegenauigkeit. Dabei werden klassische Modelle, wie ARIMA und Prophet, als auch moderne Ansätze, wie LSTM, iTransformer und Chronos, betrachtet. Neben der Zeitreihenanalyse wird ein Machine Learning Lifecycle entwickelt, der den gesamten Prozess der Verarbeitung vom Datenfetching bis zum Modelservicing automatisiert. Dieser Lifecycle erreicht moderne Standards durch die Nutzung von Containerisierung, Versionierung und Pipelines. Ermöglicht wird das durch die Unterstützung mehrerer Tools für u.a. den Workflow und der Machine Learning Plattform. Es zeigt sich, dass die besten Ergebnisse von dem modernen und jüngeren Modell Chronos, sowie von dem klassischen und älteren Modell Prophet kommen. Die Abweichungen des Besucheraufkommens der vereinzelt Reisezentren liegen zwischen 12% und 26% für die tägliche Vorhersage und für die halbstündige Vorhersage zwischen 12% und 60%. Auch die schlechtesten Ergebnisse verteilen sich auf mehrere Modelle. So haben MOIRAI, NeuralProphet und ARIMA vergleichsweise schlecht abgeschnitten. Weil sich kein einzelnes Modell als das durchweg Beste herausstellt, empfiehlt sich die Nutzung mehrerer Modelle für die verschiedenen Reisezentren.

*Keywords:* Zeitreihenanalyse, TimeSeries Foundation Models, Transformer, Machine Learning Lifecycle, MLOps, DevOps, Containerisierung