

R011-22

C 会場：11/25 AM2 (11:05-12:35)

11:50~12:05:00

拡張カルマンフィルタ法で訓練された再帰的ニューラルネットによる地磁気永年変化の予測と解析

#佐藤 匠¹⁾, 藤 浩明¹⁾, 中野 慎也²⁾, Lesur Vincent³⁾, 松島 政貴⁴⁾, 南 拓人⁵⁾

⁽¹⁾ 京都大学, ⁽²⁾ 情報・システム研究機構, ⁽³⁾ パリ地球物理学研究所, ⁽⁴⁾ 東京科学大学, ⁽⁵⁾ 神戸大学

Using recurrent neural networks trained by Kalman filter to produce geomagnetic secular variation/acceleration forecasts

#Sho Sato¹⁾, Hiroaki TOH¹⁾, Shinya NAKANO²⁾, Vincent Lesur³⁾, Masaki MATSUSHIMA⁴⁾, Takuto MINAMI⁵⁾

⁽¹⁾Kyoto University Graduate School of Science, ⁽²⁾The Institute of Statistical Mathematics, ⁽³⁾Institut de Physique du Globe de Paris, ⁽⁴⁾Institute of Science Tokyo, ⁽⁵⁾Kobe University

This study proposes a novel neural network approach for improving short-term predictions of the geomagnetic secular variation (SV), introducing the EKF-RNN, a recurrent neural network (RNN) trained with an extended Kalman filter (EKF).

Traditional methods based on physical simulations suffer from high computational costs and large prediction errors during sudden events.

We developed the EKF-RNN model by leveraging past geomagnetic observatory and satellite data. The EKF dynamically updates the RNN's weights by incorporating the error covariance of the training data, which mitigates overfitting and enhances the learning process compared to conventional backpropagation. This approach also allows for the estimation of forecast error covariances while maintaining high predictive accuracy.

In a five-year hindcast experiment from 2004 to 2014, our EKF-RNN model demonstrated superior performance over existing data assimilation methods, with forecast errors kept below 85 nT. The training and validation datasets were derived from the MCM model (Ropp & Lesur, 2023), which is based on geomagnetic snapshots from global magnetic observatory hourly means and data from the CHAMP and Swarm-A satellites (Ropp et al., 2020). The results also suggest improved interpretability and robustness compared to earlier machine learning models.

This research highlights the potential of data-driven approaches in geomagnetic modeling and is expected to contribute to the improved accuracy of future geomagnetic field models.

本研究は、地球磁場永年変化（SV）の短期予測を改善するため、拡張カルマンフィルタ（EKF）で訓練された再帰型ニューラルネットワーク（RNN）である、EKF-RNN を提案する。

従来の物理シミュレーションに基づく手法は、計算コストが高く、突発的な変化が起こった際に予測誤差が大きくなるという課題があった。

我々は、過去の磁気観測データと衛星データを活用し、この EKF-RNN モデルを開発した。EKF は、教師データの誤差共分散を取り入れることで RNN の重みを動的に更新し、標準的な誤差逆伝搬法で生じやすい過学習を軽減する。これにより、高い予測精度を保ちつつ、予報誤差の共分散推定も可能にした。

2004 年から 2014 年までのデータを用いた 5 年間の再予報実験では、EKF-RNN は予測誤差を 85 nT 以下に抑え、既存のデータ同化手法を上回る性能を示した。訓練と検証のためのデータセットには、MCM モデル (Ropp & Lesur, 2023) を用いた。MCM モデルは世界中の地磁気観測所で収集された毎時の平均値から得られた地磁気スナップショット、及び CHAMP と Swarm-A の低軌道衛星データを元に作成されている (Ropp et al., 2020)。この結果は、従来の機械学習モデルに比べて解釈性とロバスト性が向上していることも示唆している。

本研究は、データ駆動型アプローチが地磁気モデリングに貢献できる可能性を強調するものであり、将来の磁場モデルの予報精度向上に寄与することが期待される。

