R004-05
Zoom meeting A ：11/4 AM1 (9:00-10:30)
10:00-10:15

機械学習に基づく地球主磁場の経年揺動検出に適した長期毎月値データセットの構築

#浅利 晴紀[1],栗原 正宜[1],今村 尚人[2]
[1]気象庁地磁気観測所,[2]Raithing 合同会社

Developing a historical monthly magnetic dataset to resolve the fast core field fluctuations based on a machine learning algorithm

#Seiki Asari[1], Masanori Kurihara[1], Naoto Imamura[2]
[1]Kakioka Magnetic Observatory, Japan Meteorological Agency,[2]Raithing Inc.

Earth's core magnetic field is known from observations to evolve on various timescales. Among them are the most rapid variations observed so far, interannual fluctuations (IFs), that have been recently revealed to exist by satellite magnetormetry missions enabling very dense sampling over the globe (Chulliat et al. 2010). The IFs are thought to arise from hydromagnetic waves consisting of different modes as theoretically predicted to prevail within the fluid core. Particularly, a mode called ‘torsional oscillations (TOs)‘ seems most likely responsible for the IFs. Information on the magnetic field itself and dynamics within the fluid core can possibly be acquired by resolving the interannual TOs. However, their amplitudes are typically too small (fluctuations of as much as 2nT/yr in the secular variation at the Earth surface) to be clearly distinguished from those due to the field of the external origins. The precision of the internal-external field separation has been improved by the advent of the continual satellite missions, while it is much poorer before. Model variance of the TOs inversely estimated from imperfectly separated core field model downward continued is considerable (Asari & Wardinski 2018). Highly precise core field models are available for the last 20 years, but the time length is not sufficient for analyzing the interannual TOs.
In this work, we aim to improve the original monthly mean dataset (simple arithmetic mean of all hourly data for a month; Chulliat and Telali 2007), by creating an optimized monthly mean dataset back to 1957 based on a machine learning algorithm. These monthly means are derived from hourly means just as the original ones, while the contributions from the magnetosphere and ionosphere (external disturbances) are eliminated as much as possible. These monthly means are estimated by using a machine learning with the following procedure. (1) A gradient boosting framework called LightGBM is used to predict the external disturbances involved in Kakioka hourly means of a satellite field model from January 1999 to December 2015. We set the geomagnetic indices (Dst, AE, HMC, their time derivative, and ap index) and solar zenith distance as input parameters in the machine learning model, and set the external disturbances as output parameters. (2) The indices for 1957-1998 are applied to the machine learning model to predict the external disturbances at Kakioka for the same period. (3) The predicted external disturbances are subtracted from the original hourly data to obtain the hourly means data. (4) The monthly means are calculated by the weighted mean of hourly data. Such hourly data is downweighted as associated with predictions of large external disturbances or in the daytime when the Sq is dominant.
In the presentation, the results of the above procedure for three components (XYZ) of the Kakioka magnetic field will be reported. A significant improvement has been seen in the temporal smoothness of the optimized monthly means, particularly for X component which tends to be seriously affected by the ring current. Also, the standard deviations of the monthly X component means are significantly reduced. They are 10-15nT for the optimized ones irrespective of the solar activity cycle, whereas roughly over 50nT for the original ones around the solar maximum. Although the accuracy of the prediction of external disturbances degrades backwards in time as the geomagnetic indices get less reliable, the machine learning can be effectively applied to creating a historical dataset of the optimized monthly means. It is expected that a core field model optimized for describing IFs are eventually constructed, by using worldwide monthly mean datasets improved with the optimizing method presented.

地球コアを起源とする主磁場は様々な時間スケールで変化することが地磁気観測から知られている。近年の人工衛星を用いた稠密な全球観測では、その最も「速い」方の変化成分――経年揺動――の存在が特定されるようになった（Chulliat & Maus. 2014）。主磁場の経年揺動は、準静的に発展するコアの基本場に重なる電磁流体波に由来し、理論的に予言される多様な波動モードのうち特に「ねじれ振動」と呼ばれる波動を主要因とすると考えられている。ねじれ振動を詳細に解像できれば、コア内部の磁場や力学に関する情報が観測から得られる。しかし、この揺動の振幅はかなり小さいものであり（地表での永年変化が数年スケールで 2nT/年ほどふらつく程度）、外部起源成分との分離が容易ではない。主磁場モデリングにおける内外分離の精度は、継続的な衛星観測ミッションが登場した 1999 年以降に比してデータに限りのあった 1998 年以前で大きく低下する。分離の不完全な主磁場モデルに対して下方接続を適用し、逆推定により得たねじれ振動モデルの不確定性は大きい（Asari & Wardinski 2018）。衛星観測の運用された最近 20 年については高精度の分離を実現した主磁場モデルが得られているが、ねじれ振動の解析に要する期間としては十分に長いとは言えない。
そこで本研究ではこれまでの主磁場モデリングに用いられた「従来型」毎月値（各月の全毎時値の単純平均（Chulliat and Telali, 2007））データを見直し、経年揺動の検出に「最適化」された毎月値データセットの整備を 1957 年まで

遡って行う。この最適化毎月値は、従来のように毎時値から算出されるが、ノイズとなる磁気圏・電離層起源の寄与（外部擾乱）をできるだけ除外する。ここで外部擾乱の推定には機械学習を用い、次の手順に従って学習と毎月値を算出する。①主磁場モデルの内外分離の精度が格段に高い 1999 年 1 月から 2015 年 12 月において、地磁気擾乱指数（Dst, AE, HMC およびその時間微分と ap 指数）と太陽天頂角を入力データとし、 柿岡毎時値に含まれる外部擾乱を出力データとして学習させる。ここでは最も良好な予測結果を与えた勾配ブースティング（LightGBM）に基づく学習モデルを採用する。②得られた学習モデルに 1957 年から 1998 年の入力パラメータを利用し、同期間の柿岡毎時値に対する外部擾乱を予測させる。③毎時値データから外部擾乱の予測値を引く。④外部擾乱の予測値が大きい時刻の毎時値、および Sq の卓越する昼間の毎時値については加重を落として月平均値及び標準偏差を算出する。
本発表では、柿岡の地磁気 3 成分（XYZ）を例とし、以上の手順により算出された最適化毎月値を示す。外部擾乱の影響が軽減したことで、時間変化が滑らかさにおいて従来型毎時値に比べて有意な改善が見られる。特に赤道環電流の寄与を受ける X 成分で明瞭である。また、標準偏差に顕著な減少が見られる。従来型毎月値では太陽活動周期に伴って増減し、最大で 50nT にも及んでいたものが、最適化毎月値では太陽活動周期によらず 10-15nT ほどに抑えられている。Y と Z 成分については Sq の寄与が除外されたことで同様の効果が見られる。過去の擾乱指数自体の正確性が落ちることもあり、時代を遡るにつれ機械学習による外部擾乱の予測精度も低下するものの、本手法の最適化データセット作成における有用性は高い。同手法を世界各地の観測点データに拡大することで、経年揺動をより正確に記述する主磁場モデルの構築に繋がることが期待される。