

機械学習技術を用いた地球近傍の宇宙環境予測技術の開発と、宇宙機設計への適用可能性について

○鋤田大日, 重信薫 (みずほリサーチ&テクノロジーズ), 木本雄吾 (宇宙航空研究開発機構)

Development of AI-Based Space Environment Prediction and Applicability to Spacecraft Design
Dainichi Sukita, Kaoru Shigenobu (Mizuho Research and Technologies), Yugo Kimoto (JAXA)

Key Words: Space Weather, Solar flare, Artificial Intelligence, Machine Learning

Abstract

We develop AI-based 1-day-ahead prediction of proton and electron fluxes in LEO to support spacecraft design and operations, using ISS SEDA-AP/SDOM (2009–2018) and NOAA data. SDOM gaps were imputed via mean, linear, spline, Kalman, and seasonal decomposition; validation with a Dst index predictor showed seasonal decomposition performed best (RMSE 11.915 vs 12.290 with NOAA-only). With seasonally imputed SDOM, we trained linear regression, multilayer perceptron, and xgboost; xgboost achieved the best accuracy: electrons (0.93–1.85 MeV) RMSE 1.076 overall (1.139 during flares) and protons 0.413 (0.925 during flares). The forecasts can feed charging, single-event effect, and total-dose simulators for margining and hours-to-day-ahead risk assessment. Future work targets a 3D flux model including altitude dependence.

1. 背景・目的

近年、民間企業の宇宙利用、特に低軌道領域における小型衛星の利用が加速している。経済産業省によると、安価な小型衛星では失敗が許容されやすいため、民生技術を積極的に宇宙転用し高頻度でアジャイルに開発・実証を繰り返すことで、適度な信頼性と価格とのバランスを実現可能である[1]。一方で、民生部品を転用するため、衛星のシールド厚が薄く、宇宙環境の影響を受けやすい。2022年にStarlink衛星が約40機損失した事例に代表されるように、想定外の事象により衛星を損失するリスクは、衛星を製造運用する企業が増加する現代において無視できない状況である。

一方、2012年頃から第三次AIブームが巻き起こり、現在では様々な社会課題にAIが適用され始めている。みずほリサーチ&テクノロジーズ株式会社では、AIを活用し社会課題の解決を目指す部署が存在し、そのテーマの一つとして宇宙環境の擾乱による宇宙機への被害を最小化する技術提供を通じ、宇宙開発の発展に寄与すべく研究開発を進めている。

みずほリサーチ&テクノロジーズ株式会社が前述の目的を達成するために、宇宙機、特に低軌道衛星への被害に大きく影響する陽子・電子フラックスに

着目し、それらの予測アルゴリズムの研究開発を行っている。その実現のため、JAXAが保有するSEDA-APデータを活用し、低軌道領域の陽子・電子フラックスの予測モデルを開発した。本発表ではAIを学習させるためにSEDA-APデータに行った前処理手法、比較検討した予測モデル、それらの予測結果、加えて予測結果を用いた宇宙機設計への適用可能性について述べる。

2. 利用する学習データと前処理

AIモデルを訓練させるために、NOAAの公開するGOES衛星の太陽風計測データ[2]と、国際宇宙ステーションに取り付けられ2009年8月24日から2018年12月21日まで運用された宇宙環境計測ミッション装置(SEDA-AP)に搭載された高エネルギー軽粒子モニタ(SDOM)[3]の公開データ[4]を用いた。それぞれのデータセットから利用したデータ項目を表1に示す。

表 1 学習に利用した計測データ

NOAA	磁場情報 (x, y, z 成分)
	緯度, 経度
	陽子密度
	バルクスピード

	イオン温度
SDOM	陽子フラックス (0.78MeV~193.55MeV まで計 15 チャンネル)
	電子フラックス (0.28MeV~21.45MeV まで計 7 チャンネル)
	アルファ粒子フラックス

SDOM は 10 秒間隔で計測値を記録するが、運用上の関係で、記録に欠損が発生していたため、欠損値の補完を実施した（図 1 欠損値の発生頻度）。これは、一般的に AI モデルを学習する際、学習データに欠損値が存在する場合、補完することで予測精度が向上することから実施したものである。

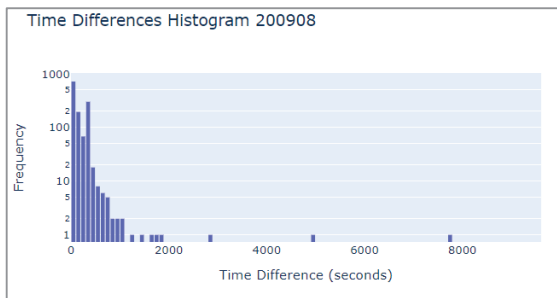


図 1 欠損値の発生頻度

補完の手段として表 2 に記載の手法をそれぞれ検討した。

表 2 補完方法

補完手法	概要
平均値補完	欠損値発生前後の計測値を平均した値で補完する。
線形補完	欠損値発生前後の計測値を線形関数で補完する。
スプライン補完	欠損値発生前後の計測値を高次元関数で結び、補完する。
カルマンフィルター	あるタイムステップのデータを基に次の値を推測し、補完する。
季節性分析による補完	周期成分とトレンド成分に分解し、それに従い欠損値を補完する。

補完による効果を検証するため、弊社が過去開発した Dst 指数を予測する AI モデル[5]を用いる。具体的には当該モデルの学習データとして、NOAA の計測データに加え、SDOM データを追加する。その際、表 2 の各補完手法を適用したうえで、それぞれ学習

させることで、予測精度を比較した。予測精度は平方平均二乗誤差(Root Mean Squared Error)を利用した。その結果を以下表 3 に示す。

表 3 補完手法の違いによる予測精度

補完手法	RMSE
平均値補完	11.925
線形補完	11.947
スプライン補完	12.103
カルマンフィルター	11.917
季節性分析による補完	11.915

上記の通り、季節性分析による補完を実施した学習データを用いた際の予測精度が最も高い結果となった。季節性分析はデータの周期性トレンドを利用した補完を行うことから、SEDA-AP のように地球を周回しながら観測するデータに対し線形補完などよりも真の値に近い補完値を推定できたことが要因と考える（図 2 季節性分析による補完結果の一部）。以上から、陽子・電子フラックスの予測モデルを訓練するための学習データには、季節性補完手法を適用した SDOM データを用いることにした。また、NOAA データに加え、SDOM データを追加して AI モデルを訓練したことで、Dst 指数の予測精度が向上した（NOAA データのみを用いた場合の RMSE は 12.290）。つまり、SDOM データが予測モデルの精度向上に資することも示された。

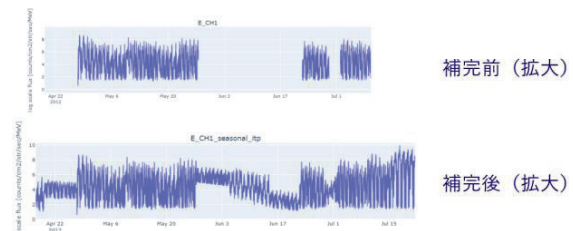


図 2 季節性分析による補完結果の一部

3. AI モデル

陽子・電子フラックスの予測モデルを試作するために、重回帰・多層パーセプトロン・決定木の 3 種類をそれぞれ訓練し、精度を比較した。多層パーセプトロンは中間層が 3 層のネットワーク構造であり、決定木には回帰問題の予測精度が高い xgboost[6]を利用した。

予測対象は、1 日後の電子フラックス（0.93-1.85 MeV）とした。学習データには SDOM データのみを用いて、2009 年 8 月 3 日～2015 年 7 月 13 日までのデータでモデルを訓練し、2015 年 7 月 14 日以降のデータで精度を評価した。またフラックスの予測精度をより正確に比較するために、評価期間全体のデータを用いた際の予測精度と、フレア発生時における予測精度の2種類を比較した。なお、データリークを防ぐ観点で電子フラックスの他チャンネルにおける計測データは学習に用いない方針とした。

評価指標には平方平均二乗誤差(Root Mean Squared Error)を利用した。

4. 予測結果

電子フラックス、陽子フラックスのいずれにおいても xgboost による予測精度が高い結果となった。また、重回帰モデル、多層パーセプトロン、xgboost の全モデルにおいて、季節性補完を実施した SDOM データを用いたモデルが、補完未実施の学習データを用いるよりも高い予測精度を示した。

表 4 電子フラックスに対する AI 予測精度

モデル	RMSE	
	全体	フレア発生時
重回帰	1.104	1.276
多層パーセプトロン	1.115	1.515
決定木(xgboost)	1.076	1.139

表 5 陽子フラックスに対する AI 予測精度

モデル	全体	フレア発生時
重回帰	0.461	0.988
多層パーセプトロン	0.428	1.026
決定木	0.413	0.925

5. 宇宙機への適用可能性について

宇宙環境の人工衛星への影響として衛星帯電、シングルイベント、トータルドーズの3種類が大きく挙げられる。宇宙機設計段階において、これらの影響をより正確に評価するために、本取り組みで開発したアルゴリズムの予測値をシミュレータに入力し利用する方法が挙げられる。シングルイベント、衛星帯電、トータルドーズそれぞれの評価で利用されるシミュレータのすべてにおいて、陽子や電子のフラックス情報が必要であった。一方で、設計時は 1972 年 8 月、1989 年 10 月などの大規模イベントを利用す

るなど、worst 時の評価を行うことが多いが、運用時においては、その時々で発生したイベントの情報に基づき数時間後のリスクを AI が予測したフラックスをシミュレータに入力することで、計算する手法が考えられる。

実際の衛星設計においては、球面情報だけでなく高度情報も必要であるため、2次元ではなく3次元のモデルが有用であると考えられる。そのため、3次元フラックスモデルの開発を進めていきたい。

6. まとめ

本取り組みでは、低軌道衛星の被害に大きく影響する陽子・電子フラックスの1日後の値を予測するモデルを、NOAA データと SEDA-AP (SDOM) データを用いて訓練し開発した。評価期間において、xgboost モデルによる精度が最も高い結果となり、予測値をシミュレータに入力することで衛星運用時におけるリスク評価等に活用できる可能性がある。今後は、陽子・電子フラックスの予測範囲を地球近傍の全球面に拡張したモデルの開発を進め、衛星設計時の入力値として活用できるよう、研究開発を進めてまいりたい。

参考文献

- 1) [国内外の宇宙産業の動向を踏まえた経済産業省の取組と今後について](#)
- 2) [ACE Real-Time Solar Wind | NOAA / NWS Space Weather Prediction Center](#)
- 3) [宇宙環境計測ミッション装置 \(SEDA-AP\) | JAXA | 研究開発部門](#)
- 4) [DARTS at ISAS/JAXA](#)
- 5) [日本地球惑星科学連合 2023 年大会/時系列深層学習を用いた Dst 指数の長期予測に関する研究](#)
- 6) [\[1603.02754\] XGBoost: A Scalable Tree Boosting System](#)