

オーロラ帯における人工衛星の帯電予測を行う機械学習モデルの検討

#梅田 裕輔¹⁾, 寺本 万里子¹⁾, 奥村 哲平²⁾, 古賀 清一²⁾, 谷嶋 信貴²⁾, 岡本 博之²⁾, 花沢 明俊¹⁾

¹⁾九州工業大学大学院工学府工学専攻, ²⁾宇宙航空研究開発機構筑波宇宙センター

A Machine Learning Model for Predicting Satellite Charging in the Aurora Belt

#Yusuke Umeda¹⁾, Mariko Teramoto¹⁾, Teppei Okumura²⁾, Seiichi Koga²⁾, Nobutaka Tanishima²⁾, Hiroyuki Okamoto²⁾, Akitoshi Hanazawa¹⁾

¹⁾Kyushu Institute of Technology, ²⁾Tukuba Space Center, Japan Aerospace Exploration Agency

In the auroral zone, electrons accelerated up to several keV can cause surface charging of low-altitude artificial satellites. JAXA is developing an artificial satellite for debris removal, which requires contact with debris. When the artificial satellite is surface charged during debris removal and the potential difference between the debris and the artificial satellite is high, a discharge may occur, which is dangerous. Therefore, if the surface charging status of the artificial satellite can be predicted, the operation can be stopped, and accidents can be prevented.

The surface charging of low-altitude artificial satellites is caused by auroral electrons (Anderson et al., 2012). Since auroras occur in response to changes in solar wind, this study uses solar wind data to predict whether a frame of artificial satellite orbiting in the auroral zone will charge or not using machine learning. In previous studies, auroral prediction has been conducted using solar wind conditions (Newell et al., 2002; 2014). However, no research has been conducted on predicting surface charging of artificial satellites in low earth orbit (LEO) from solar wind conditions. Moreover, developing a prediction model of satellite surface charging in LEO is novel.

In this study, to create a machine learning model for predicting surface charging of artificial satellites, a training dataset was created using the solar wind OMNI and DMSP (Defense Meteorological Satellite Program) satellite SSJ (Special Sensor J) data. To create surface charging labels, outlier detection was performed using the DMSP/SSJ data. In addition, only data where the satellite is located in the auroral zone are included in the data set. It is because surface charging does not occur when the satellite is not in the auroral zone, which is independent of solar wind parameters. Furthermore, the balance of data between charging and non-charging events was also considered. Since non-charging events were clearly more abundant and the dataset was imbalanced, undersampling was performed to adjust the ratio of charging to non-charging data to be comparable.

We used XGBoost and Transformer and compared their accuracy. In XGBoost, solar wind data was treated as structured data, while in Transformer solar wind data was treated as time series data. As a result of training with the created dataset, XGBoost achieved a classification accuracy of 0.88 in AUC (Area Under the Curve), showing very good classification performance.

From these results, we can develop an effective machine learning model for predicting surface charging of LEO satellites using solar wind data. This model has the potential to contribute to the safety improvement of the JAXA's debris removal satellite under development in the future. Specifically, by predicting the surface charging status of the satellite in advance, it is expected to minimize the risk of discharge during debris removal work and achieve safe and efficient operation.

オーロラ帯では、数 keV まで加速され、降り込んできた電子によって、低軌道の人工衛星の表面帯電が引き起こされる。現在 JAXA はデブリを除去する人工衛星を開発しており、その人工衛星はデブリ除去を行う際に、デブリと接触する必要がある。もしデブリ除去の際に人工衛星が表面帯電しておりデブリと人工衛星の電位差が高ければ、放電をしてしまい危険である。そこで、あらかじめ人工衛星の帯電状況を知ることができれば、運用を止めることができ、未然に事故を防ぐことができる。

低軌道人工衛星の表面帯電はオーロラ電子に起因しており、オーロラは太陽風の変化に応じて発生していることから、本研究では太陽風のデータを用いて、オーロラ帯にいる人工衛星が表面帯電するかどうか機械学習を用いて予測する。宇宙天気分野では、太陽風とオーロラの関係の研究や人工衛星の表面帯電の研究は行われているが、太陽風から人工衛星の表面帯電を予測する研究は行われておらず、予測モデルを開発すること自体に新規性がある。

本研究では、人工衛星の表面帯電の予測をする機械学習モデルを作成するために、太陽風 omni データと DMSP(Defense Meteorological Satellite Program) 衛星の SSJ(Special Sensor J) データを用いて、学習データセットを作成した。具体的には、DMSP 衛星の SSJ データを使用して外れ値検定を行い、表面帯電ラベルを作成した。また、人工衛星がオーロラ帯にいない時は太陽風パラメータに依存せず表面帯電は起こらないことから、人工衛星がオーロラ帯にいるデータのみをデータセットに含めた。さらに、帯電時と非帯電時のデータのバランスについても考慮した。非帯電時のデータが明らかに多く、不均衡なデータセットであったため、アンダーサンプリングを行い、帯電時と非帯電時のデータの比を 1:1 に調整した。

機械学習モデルは、XGBoost と Transformer を使用し、精度を比較した。XGBoost では、太陽風データを構造化データとして扱い、Transformer では太陽風データを時系列データとして扱った。作成したデータセットで学習した結果、XGBoost の分類精度は AUC(Area Under the Curve) で 0.88 を達成し、非常に良い分類性能を示した。

これらの結果から、本研究では太陽風データを活用して人工衛星の表面帯電を予測するための有効な機械学習モデルを開発できた。このモデルは、将来的に JAXA が開発中のデブリ除去人工衛星の運用安全性向上に貢献する可能性がある。具体的には、人工衛星の帯電状態を事前に把握することで、デブリ除去作業の際に発生する放電リスクを最小限に抑え、安全かつ効率的な運用を実現することが期待される。