

R011-20

C会場：11/25 AM2 (11:05-12:35)

11:05~11:35:00

## 太陽大気観測データにおける特徴圧縮を用いた深層学習モデリング

#飯田 佑輔<sup>1)</sup>, BATMUNKH Jargalmaa<sup>1)</sup>, 朝妻 航介<sup>1)</sup>, 久保 友樹<sup>1)</sup>, 宇田 竜健<sup>1)</sup>

(<sup>1</sup> 新潟大

## Deep learning modeling based on the feature compression in solar atmospheric observation

#Yusuke Iida<sup>1)</sup>, Jargalmaa BATMUNKH<sup>1)</sup>, Kousuke Asatsuma<sup>1)</sup>, Tomoki Kubo<sup>1)</sup>, Ryuken Uda<sup>1)</sup>

(<sup>1</sup> Niigata University

In recent years, modeling and data analysis based on the deep learning are remarkable developing and they have a great impact on many scientific fields. In this presentation, we will introduce our modeling of solar flare prediction using deep learning in solar atmospheric observation, as well as data analysis methods of solar polarization spectra. In the solar flare prediction, the high noise level of the observational data and the limited amount of flare occurrence due to the extreme nature of the solar flare pose significant challenges for deep learning modeling. To address these issues, we employed deep learning-based feature compression methods and step-by-step learning of the model construction. We trained the CNN part of the CNN-LSTM model as an Auto-Encoder structure, and the step-by-step learning involved training in three steps: Auto-Encoder part, LSTM part, and the whole of the model. Additionally, we added a weight map based on the distance from the magnetic neutral line to the input data of the model. These improvements enabled us to achieve a very high prediction accuracy of 0.928 in True Skill Statistics (TSS). On the other hand, polarized spectral data is acquired mainly by the solar observation satellite Hinode, but analyzing the spectrum data by rule-based analysis is difficult due to its high dimensionality and high noise level, so data based on physical assumptions and magnetic field inversion is used. In contrast, by analyzing the spectral data using anomaly detection with deep learning, the abnormal spectral shapes are found, which had not been imagined before. These results demonstrate that deep learning itself is relatively robust against data noise, which is contrary to what is generally believed. We will also introduce numerical experimental results explaining why deep learning exhibits robustness against data noise at the last part of the presentation.

近年発達が著しい深層学習によるモデリングとデータの分析は、その汎用性から多くの科学分野にまで影響を与えて いる。本講演では、深層学習を用いた太陽大気観測データからの太陽フレア予測におけるモデリングと、それに関連した偏光スペクトルデータ分析手法について紹介する。実際の太陽大気観測データを用いた太陽フレア予測モデリングでは、データのノイズレベルが比較的大きく、また極端自然現象としてデータ数が限られていることが深層学習でモデリングする上で大きな問題である。それに対して、私たちは深層学習による特徴圧縮法やモデルの学習を段階的に行うことによつて、それらの問題解消に取り組んだ。前者は、CNN-LSTM モデルにおいて CNN 部分を Auto-Encoder 構造として学習を行い、後者は Auto-Encoder, LSTM, 全体の 3 ステップで学習を行なった。また、磁気中性線からの距離の重みマップを入力データに追加した。これらの改良により、True Skill Statics (TSS) で 0.928 と非常に高い予測精度を達成した。一方で、太陽観測衛星ひでのでを中心に偏光スペクトルデータが取得されているが、そのデータ解析はその高次元性・高ノイズレベルから人の手による解析は困難であり、物理仮定に基づいた磁場インバージョンしたデータが用いられる。それに対して、深層学習を用いた異常検知によるスペクトルデータ解析を行ったところ、これまでに想像されていなかった異常なスペクトル形状が確認された。これらの結果は、深層学習が一般に言われていることとは異なり、データノイズに 対して比較的の頑健であることを示す。講演では、深層学習がなぜデータノイズに対して頑健性を持つのかについての、数値実験結果なども紹介する。