

1.背景

- ・銀河同士の相互作用は潮汐尾やブリッジなどの形態的な特徴を作り出す。
- ・その形態的な特徴をCNNを用いることにより学習すれば数多く存在する銀河の観測データの中から相互作用銀河を判別するためのシステムを作ることができるのではないかと考えた。



図1.1 NGC4038/4039 [1]

2.研究手法

○学習対象

Tanaka et al.(2023)[2]により定義されたP(interaction)を用いて銀河を以下のように分類した。

- ・ $P(\text{interaction}) < 0.15$ → 非相互作用銀河(non_interaction)
- ・ $P(\text{interaction}) > 0.79$ → 相互作用銀河(interaction)

この分類に基づいてTanaka et al.(2023)のカatalogを作成し、各天体の(Ra,Dec)を用いてHSC[3]のアーカイブデータからiバンド画像をダウンロードした。

- ・ サンプル数 訓練用:3378 評価用:724 テスト用:725

○画像処理

- ・ 全pixel値に対して(1,99)でパーセントイルによる正規化を行った

○学習

- ・ 3層のCNN[4]
- ・ 最適化はAdam、損失関数は交差エントロピー誤差を採用
- ・ iバンドの画像を一つのテンソル(B,128,128,1)として学習

- ・ 学習曲線・混同行列・SHAP値を図として出力

Accuracy=正解数/全サンプル数

interaction再現率=interactionの正解数/interaction

non_interaction再現率

=non_interactionの正解数/non_interaction

それぞれの図・値を用いて作成したモデルの評価を行う

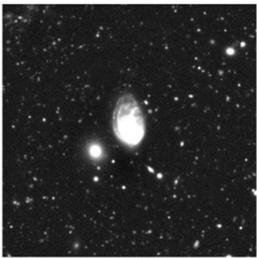


図2.1 interactionのサンプル

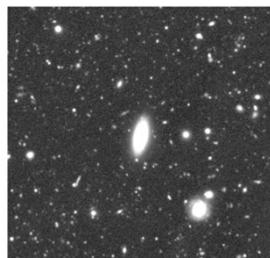


図2.2 non_interactionのサンプル

5.今後の展望

- ・ 周囲の天体による影響を取り除く → セグメンテーション・マスク処理[5]
- ・ サンプル数不足 → 数値シミュレーションのデータを学習に活用 + 転移学習
- ・ マルチバンドを用いて、より多面的に相互作用銀河の形態を学習

参考文献

- [1] NASA, ESA, Hubble, HLA; Processing & Copyright: Domingo Pestana / Daniel Verschate
- [2] Tanaka et al. 2023 PASJ 75 986
- [3] Hyper Suprime-Cam, <https://hsc-release.mtk.nao.ac.jp/doc/> (2026年1月6日閲覧)
- [4] はじめてのディープラーニング Pythonで学ぶニューラルネットワークとバックプロパゲーション, 我妻幸長(2018年8月30日出版), SBクリエイティブ株式会社
- [5] Haigh et al. 2021 A&A 645 A107

3.結果

学習後のモデルでテスト用データを用いて判別を行った。

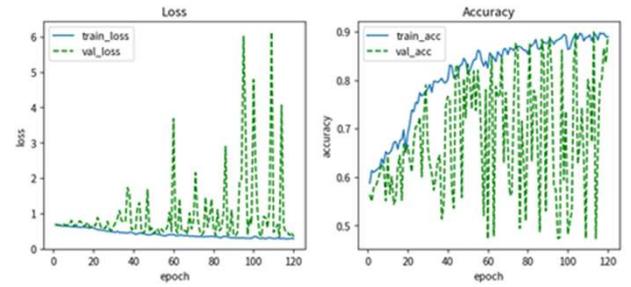


図3.1 モデルの学習曲線

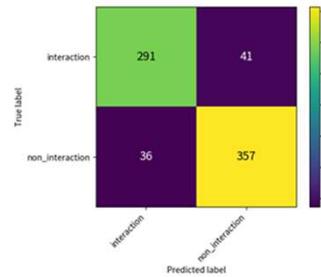


図3.2 混同行列



図3.3 SHAP値の図

判別結果から各値を算出すると

Accuracy=0.894(89.4%)

interaction再現率=0.877(87.7%)

non_interaction再現率=0.908(90.8%)

となった。

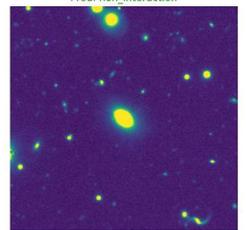


図3.4 判別の例

4.分析

- ・ Accuracy,再現率はいずれも約90%と高い値を示し(図3.1)、大きなクラスの偏りは見られなかった(図3.2)。
- ・ trainの損失と正解率は全体として増加傾向を示したがlossは分散が大きい → 過学習の可能性(図3.1)
- ・ 学習に用いたサンプル数は約3300個で過学習のような挙動を見せた → サンプル数不足による挙動の可能性
- ・ 重要度の高い領域として中心の銀河以外に周囲の天体が映った(図3.2) → 分類が対象銀河以外の影響を受けた
- ・ 銀河の相互作用由来の淡い構造が周囲の天体の影響により識別しにくくなっている可能性がある → 中心の銀河をより強調する必要がある！

謝辞

本研究の遂行にあたり、N高研究部アドバイザーの齋藤隆太様より多大なるご支援・ご協力を賜りました。ここに深く感謝申し上げます。