

令和 4 年度 (2022) 共同利用研究・研究成果報告書

研究課題名	和文：機械学習・深層学習を用いたノイズ特徴の分析と 干渉計診断への応用 (II) 英文：Noise characteristics analysis using machine learning and deep learning and its application to interferometer diagnosis (II)
研究代表者	高橋 弘毅 (東京都市大学 総合研究所宇宙科学研究センター)
参加研究者	坂井佑輔 (東京都市大学 総合研究所宇宙科学研究センター /総合理工学研究科 情報専攻) 内山 隆 (東京大学 宇宙線研究所) 横澤 孝章 (東京大学 宇宙線研究所) 山本 尚弘 (東京大学 宇宙線研究所) 押野 翔一 (東京大学 宇宙線研究所) 鹿野 豊 (群馬大学大学院 理工学府) 鷺見 貴生 (国立天文台 重力波プロジェクト) 神田 展行 (大阪市立大学大学院 理学研究科) 伊藤 洋介 (大阪市立大学大学院 理学研究科)
研究成果概要	<p>突発性雑音 (グリッチ) を分類する事は, その発生起源や重力波検出器のパフォーマンス向上を探る 1 つの手がかりになると考えられているが, 一般に, 膨大な作業が必要であると考えられている. 2021 年度までの研究で, 深層学習を用いたグリッチの分類として, 変分オートエンコーダと不変情報量クラスタリングを組み合わせた教師なし学習のアルゴリズムを提案している. 2022 年度は, このアルゴリズムの更なる改良や学習プロセスの評価を, LIGO O1 のグリッチデータを用いて行い (図 1), 分類における客観性の確保, また, 新たに発見された突発性雑音の分類への対応が可能であることを示した [1,2,4].</p> <p>また, 関連した機械学習を重力波データ解析に応用する研究として, 機械学習による重力波の到来方向推定アルゴリズムの検討・開発や重力波の探査そのものを, 機械学習を用いて行うアルゴリズムの検討・開発も進めた [3].</p> <p>鹿野氏が中心となり, 機械学習に関する基礎レクチャーを 2022 年 9 月 23 日と 2023 年 2 月 23 日に 2 回にわたり Zoom を用いて行った.</p> <p>なお, 2021 年度に予定していた GPU の購入を 2022 年度 (本年度) 予算に繰越し行った.</p>

最近の論文や国際会議の発表，招待講演としては以下が挙げられる：

1. Yusuke Sakai et al., “Unsupervised Learning Architecture for Classifying the Transient Noise of Interferometric Gravitational-wave Detectors”, Scientific Reports, 12, Article number: 9935 (2022). doi:10.1038/s41598-022-13329-4
2. Yusuke Sakai et al., “Training Process of Unsupervised Learning Architecture for Gravity Spy Dataset”, Annalen der Physik, issue 2200140 (2022). doi.org/10.1002/andp.202200140
3. Seiya Sasaoka et al., “Localization of gravitational waves using machine learning” , Physical Review D, Vol.105, pp.103030-1-7 (2022). doi:10.1103/PhysRevD.105.103030
4. Yusuke Sakai, Hirotaka Takahashi, “Effectiveness of sparse decomposition on gravitational-wave data analysis”, Gravitational Wave Physics and Astronomy Workshop 2022, Melbourne, Australia and online, December 5-9, 2022.
5. 高橋弘毅, “Machine learning in gravitational wave data analysis” , 第 1 回 ML@HEP ワークショップ (Workshop on Machine Learning @ High Energy Physics) , 東京大学理学部小柴ホール, 2022.7.8-9.

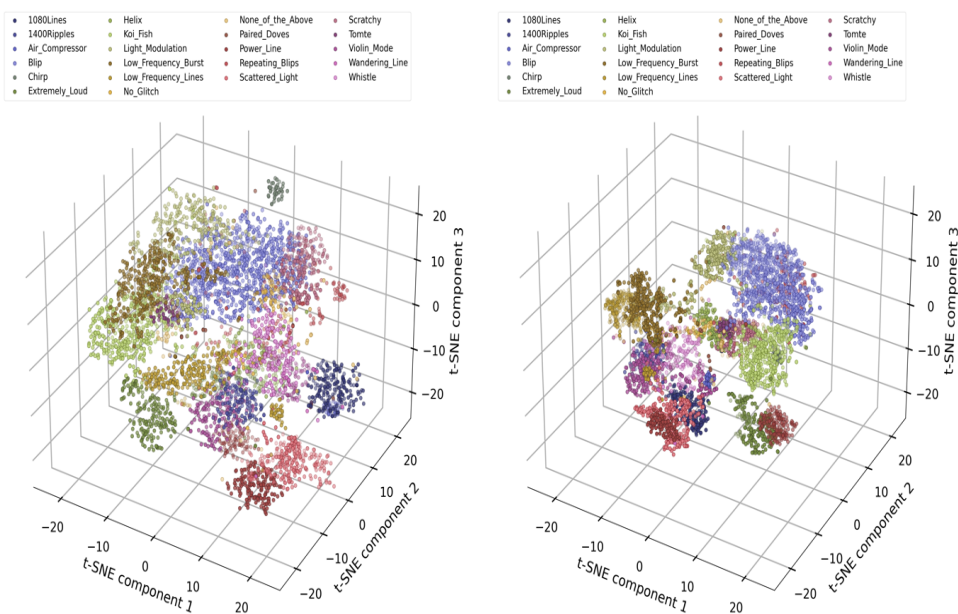


図 1: 学習プロセスの可視化の様子。変分オートエンコーダ (VAE)にて，ベルヌーイ分布 (左) と最小二乗誤差 (右) の損失関数を用いた場合の潜在空間内の潜在変数 \mathbf{z} のクラスタの可視化の様子。