

2023 年度年次報告書
信頼される AI の基盤技術
2022 年度採択研究代表者

二見 太

大阪大学 大学院基礎工学研究科
講師

情報理論を用いた不確実性に関する学習理論の展開

研究成果の概要

本年度は前年度に引き続き研究計画 A)「情報理論を使った不確実性の定量化および学習理論の構築」の研究を行った。

まず情報理論を使った汎化能力解析に取り組み、特にその手法を非凸最適化やサンプリング、微分プライバシーといった文脈で近年重要な役割を果たしている SGLD といわれるアルゴリズムに適用することを行った。まず情報理論を使った解析方法は学習データと学習したモデルに関する相互情報量に着目して、未知のテストデータの振る舞いを理論的に解析する方法であり近年様々なアルゴリズムの解析に用いられている。一方で従来の SGLD の解析は情報理論を用いた解析方法も提案されていたものの、アルゴリズムに関して実応用上で使われる設定よりも強い仮定を必要としていた(目的関数の性質、ステップ幅や正則化といったハイパーパラメータなど)。この問題に対して、我々は既存研究で見過ごされていた SGLD の持つ定常分布の性質を加味した新しい情報理論的解析方法を提案した。この新たな解析手法により既存研究の強い仮定を取り除いた、より実応用に近い設定で SGLD の持つ優れた汎化能力の性質を明らかにした。本結果は NeurIPS2023 に採択され(下記論文 1)), 同学会において発表を行った。

次に、汎化能力ではなく、データの不足に由来する予測の不確からしさの理論解析を行った。具体的には、モデルの選択ミスが発生せず、学習・テストデータが独立同分布といった、「ある種の理想的な条件」が満たされた時に、予測の不確実性を Excess risk として表現し解析した。これによって、訓練データとテストデータの(情報理論的な量で定義される本研究で新たに定義された)「類似度」が低い場合には予測の不確からしさが大きくなることを明らかにした。本結果は AISTATS2024 に採択され(下記論文 2)) 来年度に同学会において発表予定である。

最後に下記論文1)の方法を応用して、不確実性の評価の尺度として広くつかわれる較正誤差およびその推定量である Expected calibration error (ECE) の理論解析を行った。ECE は実応用上広くつかわれている推定量であるのにもかかわらず、その統計的性質が不明であったが、本研究においてその推定バイアスや汎化誤差を、情報理論的手法を活用して解析した。この解析結果や新しい推定量の提案に関して現在論文執筆中であり、来年度に論文を投稿予定である。

【代表的な原著論文情報】

- 1) F. Futami, & M. Fujisawa, Time-Independent Information-Theoretic Generalization Bounds for SGLD. In A. Oh, T. Neumann, A. Globerson, K. Saenko, M. Hardt, and S. Levine (Eds.), Advances in Neural Information Processing Systems 36, pp. 8173-8185, 2023.
- 2) F. Futami, & T. Iwata, Information-theoretic Analysis of Bayesian Test Data Sensitivity. In S. Dasgupta, S. Mandt, and Y. Li (Eds.), Proceedings of 27th International Conference on Artificial Intelligence and Statistics (AISTATS2024), Proceedings of Machine Learning Research, vol. 238, pp. 1099-1107, Valencia, Spain, May 2-4, 2024.
- 3) (較正誤差について 2024 年度に論文投稿予定)