

数理・情報のフロンティア
2019 年度採択研究代表者

2020 年度 年次報告書

七島 幹人

東京工業大学 情報理工学院
大学院生(博士課程)

効率的な学習可能性の証明困難さに関する研究

§ 1. 研究成果の概要

学習アルゴリズムの設計において、学習時間と精度間に存在するトレードオフを与えることは、高性能かつ信頼できる機械学習技術に繋がる重要課題である。しかし、そのようなトレードオフをあらかじめ理論的に保障することは一般に非常に難しい。それでは、何故難しいのだろうか。本研究ではこの現状をメタ的な視点から俯瞰し、効率的学習可能性の判定問題の計算論的困難さを解析することで、我々が学習アルゴリズムの学習時間と精度間のトレードオフ解析において暗示的に直面している障壁を特定すること、及び、その解決策の提示と暗号理論への活用を目標として研究を進めている。

第二年次では、第一年次で得られた学習可能性判定問題の困難さの根拠に基づき、その困難さを回避するための学習モデルの調査を行った。特に、第一年次で得られた学習可能性判定問題の困難さは、従来の学習モデル(PAC 学習モデル)における、想定された概念を全て学習するという最悪時の要件に大きく依存する。そこで、その学習要件を平均時設定に緩和したモデル、つまり、学習対象として想定された概念をほとんど学習できさえすればよいという学習要件に緩和した、平均時要件を持つモデルを厳密に導入し、従来のモデルでは学習可能性が長年未解決である中心的学习問題 (Junta 関数の学習) に対して肯定的な平均時学習可能性を得ることで、その能力差を理論的に示した。また、弱い暗号プリミティブの存在が学習の平均時困難さで特徴付けられることを証明し、本研究の中心課題の一つである学習可能性判定問題の困難さを基にした弱い暗号プリミティブの構成が、学習における最悪時-平均時帰着の構成と本質的に等価であるという、今後の研究に繋がる成果を得た。以上の成果は学習理論の主要な結果が集まるトップ国際会議である COLT2021 に採択済みであり、2021 年 8 月に発表予定である。

【代表的な原著論文情報】

- 1) M. Nanashima, Extending Learnability to Auxiliary-Input Cryptographic Primitives and Meta PAC Learning, Proc. the 33rd Conference on Learning Theory (COLT2020), PMLR 125, 2998–3029, 2020.
- 2) M. Nanashima, On Basing Auxiliary-Input Cryptography on NP-Hardness via Nonadaptive Black-Box Reductions, Proc. the 12th Innovations in Theoretical Computer Science Conference (ITCS2021) LIPIcs 185, 29:1–29:15, 2021.
- 3) M. Nanashima, A Theory of Heuristic Learnability, Proc. the 34th Conference on Learning Theory (COLT2021), 2021 (to appear).
- 4) M. Nanashima, On Learning from Average-Case Errorless Computing, 信学技報, vol. 121, no. 11, COMP2021-1, pp. 1–8, 2021 年 5 月 (査読なし).