

数理・情報のフロンティア  
2020 年度採択研究代表者

2020 年度 年次報告書
------------------

ホーランド マシュー ジェームズ

大阪大学 産業科学研究所  
助教

柔軟な価値観を持つ機械学習のアルゴリズム開発と性能保証

## § 1. 研究成果の概要

本研究では、機械学習の学習過程をつかさどる目的関数の設計とその背後にある評価指標に着目している。特に「平均的な性能」が重視されている主流の機械学習の現状では、ユーザーの「AI挙動に対する価値観」が厳しく制限されていることを指摘し、新たな評価指標と学習方策を探求すべきという主張が研究の出発点である。

初年度の主な成果として、新しい評価指標クラスの具体的な提案を完成させ、その一般化リスク関数としての性質を数学的に解析し、確率的な勾配情報を用いる学習アルゴリズムと併用した場合の汎化能力も明示した。端的にいうと、従来の学習アルゴリズムの枠を大きく超越し、多様な「価値観」を反映させることができる評価クラスでも、理論解析がやや難しくなるものの、堅固な性能保証が可能であることを示した。古典的なロバスト統計学で重宝される  $M$  推定量から着想を得て、 $M$  推定量そのものではなく、シフトさせた  $M$  推定量と、それを中心とした場合の損失のバラツキの和を基本とした提案になっている。損失分布の「位置」の定義を「平均」から「中央値、平均、その他の分位値」など広い範疇へと拡大し、その「位置」から「どの程度離れやすいか」も合わせて評価指標に反映させた。その結果、 $M$  推定量の統計学的な「解釈しやすさ」を享受しつつ、それを学習用に使った場合の数学的な理論解析と実装の糸口がより見出しやすいというメリットがある。

今年度の初頭では、先述の新クラスを考究すべく入念な調査を行い、数学的な根拠を整えたテクニカルレポートをインターネット上で公開した。また、新提案で駆動される AI の挙動を数値的に検証するための実験設計とコーディングを行いつつ、先述のテクニカルレポートからもっとも実用性の高い部分を抽出し、機械学習のトップ国際会議向けの論文を年度中に執筆した。次年度の学習則の多様化や実験解析の本格化に向けて、強力な土台ができたといえる。

### 【代表的な原著論文情報】

- Matthew J. Holland. Non-monotone risk functions for learning. arXiv:2012.02424 (preprint). December 2020.