

2024 年度年次報告書

計測・解析プロセス革新のための基盤の構築

2024 年度採択研究代表者

竹野 思温

名古屋大学 大学院工学研究科

助教

多様な情報源を利用可能なデータ駆動実験計画法の構築

研究成果の概要

本年度はまず理論保証付きマルチフィデリティベイズ最適化法の開発に取り組んだ。マルチフィデリティ最適化においては、まず理論保証の対象となるリグレットの定義から取り組み、データ取得にかかるコストを考慮したリグレットの理論保証を行うこととした。この問題に対し、一定の理論保証の得られる手法の構築を行った。しかし、通常のベイズ最適化法と比べてより良い最適化が行える保証とはなっていないため、より良い理論保証が得られないか今後検討していく。

並行して、複数の情報源を用いることができる場合に、どの情報源を用いるのがより良いのかを決定する評価尺度の構築に取り組んだ。当初の研究計画では汎用性の高い情報量を用いた尺度を提案していたが、検討の結果、現実的には尺度として各情報源で比較可能な量にならない可能性が高いことがわかった。そこで、データ取得による予測モデルの不確実性の減少量を尺度として検討することとした。この不確実性の減少量についても、効率的な計算方法などを引き続き検討していく。

最後に、最適化ではなく予測を目的とした実験計画において、予測したい対象の分布の情報が得られる場合により効率的な実験計画を立案する、テストデータの分布を考慮した能動学習法を構築しプレプリントを公開した。実際に、様々な分野においてブラックボックスな系を低コストで評価可能な代理機械学習モデルに置き換えることは頻繁に行われる。この際、実際には非常に低頻度でしか評価されない対象まで良く予測できる機械学習モデルを学習するのは無駄が多い。したがって、そのようなデータの出現頻度を考慮した提案法を用いることで、より低い労力で実用的な代理機械学習モデルを構築できることが期待される。

【代表的な原著論文情報】

- 1) Shion Takeno, Yoshito Okura, Yu Inatsu, Aoyama Tatsuya, Tomonari Tanaka, Akahane Satoshi, Hiroyuki Hanada, Noriaki Hashimoto, Taro Murayama, Hanju Lee, Shinya Kojima, Ichiro Takeuchi, Distributionally Robust Active Learning for Gaussian Process Regression, *arXiv:2502.16870*, (2025).