

2024 年度年次報告書

次世代 AI を築く数理・情報科学の革新

2023 年度採択研究代表者

PARMAS PAAVO

東京大学 大学院工学系研究科

特任助教

Theory, algorithms and software toward hyper-efficient Monte Carlo gradient estimation. (モンテカルロ勾配推定の超効率化に向けた理論、アルゴリズムとソフトウェアの開発研究)

研究成果の概要

今年度は主に理論研究と学生共同研究者とのコラボレーションに専念した。理論研究では、0 次勾配推定量と 1 次勾配推定量の効率について調べた。一般的には 1 次勾配推定量のほうが効率的だが、過去の自分の研究では、そうではない場合もあることが明らかになった。しかし、これまでの効率に関する理論研究を調べると、どの解析の場合でも 1 次推定量が全面的に優れており、0 次推定量が理論的に有利になる場面は明らかにされていなかった。そこで、そのギャップを説明できる理論の構築を目指した。構築した理論では、問題のパラメーターによって 1 次推定量が優れる場合や 0 次推定量が優れる場合があり、実際に観測される現象が説明されている。この内容については現在、論文をまとめている。

学生と一緒に行った研究も 2 つあった。一つ目では、高次元の場合の勾配推定量の性質を調べた。具体的には、モンテカルロ勾配推定ではガウス分布からサンプリングされることが一般的であり、その利点の一つとして、目的関数がガウス分布で平均化されるため滑らかになり、局所解が減少し、最適化がしやすくなることが挙げられる。しかし、高次元ではガウス分布のサンプルが球面上に集中する傾向があるため、スムージングがうまく機能しないという仮説を立てた。実験によりスムージングがうまくいかないことを確認し、その問題を回避する新しいサンプリング手法も提案した。これに関する論文は完成しており、現在投稿中である。

2 つ目の共同研究では、微分可能な物理シミュレータを用いた接触問題における勾配推定のバイアスについて調べた。この問題については過去の研究でも手法が提案されているが、その手法の精度を検証したところ、効率的とは言えないことが明らかとなった。我々は別の推定量を提案し、効率的に接触によるバイアスを検出できる推定量を開発した。この手法についても、現在論文を投稿中である。

全体的には、今年度に構築した理論は来年度の新しいアルゴリズムの良いベースになると考えている。