

論文内容の要旨

論文題目 Feedback, computation, and robust learning algorithms

邦題 (目的関数の新たな推定方法を用いた頑健な学習則の研究)

氏名 ホーランド マシュー ジェームズ
HOLLAND, Matthew James

(論文内容の要旨)

全体的な概要

上記の博士論文は、筆者が奈良先端科学技術大学院大学情報科学研究科の博士後期課程で取り組んできた研究に基づき、その成果の一部を公表するものである。まず、その全体的な中身を俯瞰する。筆者はこれまで、機械学習技術の根幹にある学習アルゴリズムを基礎的な観点から研究してきた。特に、学習機へのフィードバック方法に主眼を置いて、高い汎化性能をより少ない計算資源で実現する上で、頑健なフィードバックの役割と可能性を明らかにすることが大きなテーマである。独自の学習アルゴリズムを開発しつつ、数値実験と統計的学習理論を用いて、学習機の性能を実験と理論の両面で捉え、効率的でロバストな学習機設計の方法論を目指してきた。第1章と第2章では、本研究で着目する問題、従来手法の概要といった背景を述べる。新規性の高い本質的な貢献は、二つのテーマに分けて第3章と第4章にまとめてある。最後に第5章では、前の章に出てくる新たな知見や課題を踏まえて、本研究の今後の進展と拡張の可能性・方向性について述べて論文を結ぶ。以下、主たるコントリビューションとなる研究成果の内容を概観する。

目的関数の近似と学習能力 (第3章)

機械学習では、観測データに基づいて、学習タスクに合わせて多数のパラメータを自動的にかつ適切に決定していくプロセスが学習の要である。その方法としてもっとも広く使われているのは、経験損失最小化(empirical risk minimization, ERM)という学習則である。ERMは、理論上の知見が多く、実装も簡易であるという利点を持つ一方、データの標本ごとのばらつきや外れ値に対しては敏感で、都合の悪いデータでは性能が大きく低下するという脆弱性もある。筆者は、ERMの目的関数を中心に、その改良と独自の最小化法を開発し、多種の学習課題において、安定した高い汎化性能を確認した。

(論文審査結果の要旨)

データを利用する機械学習においては、外れ値による学習器の汎化性能の劣化が問題となる。一方で、高い汎化性能が保証されていても計算量が大きいためには実用性がない。本研究はこの問題を解決するため、外れ値に頑健なアルゴリズムを提案し、その有効性を多くの数値実験で確認するとともに、統計的学習理論を用いて理論的にも保証したものである。

まず、パラメータ推定によく用いられる経験損失最小化 (empirical risk minimization, ERM) について、外れ値に敏感だという欠点を克服する手法を提案した。これは目的関数を工夫するもので、その有効性を多くの学習課題で実証した。ここでは、従来の不偏推定ではなく、バイアスを許すことで分散を小さくしている。

次に、ビッグデータによる学習で用いられる勾配降下法 (gradient descent, GD) について、ERM の頑健化の知見を活かし、GD の頑健な設計法を提案した。この手法は高い汎化能力を持つことが多くの実験で示されただけでなく、統計的学習理論により理論的にも保証されているため、ビッグデータのみならずスモールデータでも有効であるという利点を持つ。

以上をまとめると、本論文は外れ値に弱いという機械学習アルゴリズムの欠点を深く追求し、その問題を解決する実用的な方法を提案した研究であり、今後の機械学習アルゴリズムの開発と利用に大いに資すると考えられる。よって、博士 (工学) の学位に値するものと認められる。