

審査の結果の要旨

氏名 手嶋 毅志

21世紀に入り、コンピュータによる医療診断、物体検知、音声認識、自動翻訳など、知的情報処理システムの研究が大きく発展し、広く利用されるようになった。これらのシステムでは、統計的機械学習の技術が用いられており、観測データからの学習によって未知データの予測を行っている。しかし現在の機械学習法は大量の学習データを必要とするため、データの取得が困難な応用分野への適用は限定的である。本博士論文では、データが持つ因果関係に着目し、データ拡張を施すことにより、少ない学習データからでもうまく学習できる新しい機械学習技術を提案している。

1章「Introduction」では、因果に関する哲学的な研究および統計学的な研究を概観し、本博士論文で論じる少ないデータからの機械学習問題と、それに対する解法の概略を説明している。そして、本博士論文で与える3つの研究成果の概要を述べている。

2章「Preliminaries」では、本博士論文で論じる因果構造を用いた機械学習の数学的な定式化を与えている。統計的な因果推論の一般的な枠組みについて述べた後、構造的因果モデルやグラフィカル因果モデルの定義、性質、推定法を概観している。そして、本博士論文の主題であるデータ拡張や因果的機械学習に関する従来研究を詳細に紹介している。

3章「When Graphical Causal Model is Known or Estimable: Causal-graph Data Augmentation」では、グラフィカル因果モデルが既知か推定可能な場合における因果グラフを用いたデータ拡張法について述べている。データ拡張とは、与えられたデータを基に擬似データを生成し、学習に利用できるデータ数を増大させようというアプローチである。本章では、グラフィカル因果モデルが示唆する条件付き独立性に基づき、データの独立な次元間の値の組み合わせを入れ替えることによって、学習データの個数を擬似的に増大させる手法を提案している。超過リスクの上界を理論的に解析することによって提案法の有効性および限界を示すとともに、計算機実験によって提案手法の実用的な有用性を示している。

4章「When Structural Causal Model is Estimable: Causal Mechanism Transfer」では、構造的因果モデルが推定可能な場合における転移学習について述べている。転移学習とは、解きたい問題から十分な学習データが得られないとき、別の似た問題で収集されたデータを再利用することによって、学習の精度を向上させようというアプローチである。本章で提案する転移学習法では、非線形独立成分分析の技術を用いてデータを独立成分に分解し、独立成分からデータが生成されるメカニズムを逆ニューラルネットワークによって学習する。そして、成分間の独立性に基づいてデータ拡張を行うことによって、解きたい問題の推定精度を向上させる。計算機実験によって、提案したメカニズム転移学習法を用いることによって、見た目の分布が異なるタスクからでも効果的に転移学習が行えることを示している。

5章「Theoretical Analysis of the Representation Power of Invertible Neural Networks」

では、4章で提案したメカニズム転移学習法で用いている逆ニューラルネットワークの理論的な性質を解明している。具体的には、逆ニューラルネットワークは関数近似モデルとしてどの程度の表現能力を持っているかを調べ、任意の関数を任意の精度で近似できる普遍近似性を持つことを理論的に証明している。また、関連研究や、異なる種類の逆ニューラルネットワークとの関係についても議論している。

6章「Conclusion and Future Directions」では、本博士論文の結論を述べるとともに、今後の様々な発展の可能性について論じている。

以上を要するに、本博士論文は、データに潜んでいる因果構造を活用することによって、現在の機械学習技術が共通に抱えている小データ問題に対する新しい解法を与えるものである。このような成果は、アルゴリズムとしての実用的な価値があるとともに、複雑理工学、特に複雑系科学の理解に大きく貢献するものと考えられる。よって本論文は博士（科学）の学位請求論文として合格と認められる。

以上1589字