



Title	Learning Linear Operator: Causality and Double Descent
Author(s)	楊, 天樂
Citation	大阪大学, 2024, 博士論文
Version Type	VoR
URL	https://doi.org/10.18910/96128
rights	
Note	

The University of Osaka Institutional Knowledge Archive : OUKA

<https://ir.library.osaka-u.ac.jp/>

The University of Osaka

論文内容の要旨

氏名（楊天楽）	
論文題名	Learning Linear Operator: Causality and Double Descent (線形作用素の学習：因果関係と二重降下)

論文内容の要旨

本研究の目的は、線形回帰の理論と実践の両面で新たな洞察を提供し、特に多次元データの処理とモデルの複雑性の管理におけるその応用を探求することである。研究方法としては、理論分析と実験データの両方を用いたアプローチを採用し、研究結果は、線形回帰モデルの理解を深めるとともに、実際のデータ分析におけるその適用性を示している。具体的には、以下の二つの重要な研究をおこなった。

第一の研究では、ニューラルネットワーク内のドロップアウト層がダブルディセント現象を和らげる方法について調査した。理論的および実証的な手法を用いて、線形モデルにおける最適なドロップアウトがこの現象を防止できることを示した。また、一般化リッジ型推定量を用いて真の係数を推定し、最適なドロップアウトが非線形ニューラルネットワークにおいても単調なテスト誤差曲線に導くことを示した。この発見は、リスク曲線の管理においてドロップアウト正則化が効果的であることを示唆し、同様の正則化技術を採用するモデルでダブルディセントが観測されない理由を説明した。

第二の研究では、線形非ガウス的非巡回モデル (LiNGAM) を、fMRIやEEGデータセットのような無限次元データを扱える関数型LiNGAM (Func-LiNGAM) へと拡張した。この拡張は、元のLiNGAMがこのような複雑なデータセットの処理における制約を克服するものである。本論文は、これら高次元空間における因果関係の同定可能性を理論的に検証し、データの希薄性を管理するために関数型主成分分析を用いた。Func-LiNGAMの有効性は、合成データと実際のfMRIデータの分析を通じて実証された。

本論文は、機械学習における線形回帰の包括的な探索を提示し、理論的理解と実践的方法論への重要な貢献を与えている。Func-LiNGAMの無限次元空間への応用と、ダブルディセント現象への対応策としてのドロップアウト正則化の効果的な使用という二つの相互に関連する領域に焦点を当てることで、線形回帰の多様性に関する知識を深めた。これらの研究は、複雑で高次元のデータセットを扱うための貴重な洞察と実用的なツールを提供し、機械学習研究を推進する線形演算子の潜在能力を示した。これらの成果は、機械学習における線形回帰の可能性を広く開拓し、実際の問題解決に貢献することが期待される。

論文審査の結果の要旨及び担当者

氏 名 (楊 天 樂)		
論文審査担当者	(職)	氏 名
	主 査 教 授 鈴木 謙	
	副 査 教 授 狩野 裕	
	副 査 教 授 内田 雅之	

論文審査の結果の要旨

本博士論文は、機械学習における線形回帰の複雑さについて探究し、その多次元への応用や因果関係の解明、モデルの複雑性について検討している。具体的には、以下の二つの成果をあげている。

第一の研究では、ニューラルネットワーク内のドロップアウト層がダブルディセント現象を緩和する方法について検討している。理論的および実証的な手法を用いて、線形モデルにおける最適なドロップアウトがこの現象を防止できることが明らかになった。また、一般化リッジ型推定量を用いて真の係数を推定し、最適なドロップアウトが非線形ニューラルネットワークにおいても単調なテスト誤差曲線に導くことが示された。この発見は、リスク曲線の管理においてドロップアウト正則化が効果的であることを示唆し、同様の正則化技術を採用するモデルでダブルディセントが観測されない理由を説明している。

第二の研究では、線形非ガウス的非巡回モデル (LiNGAM) を、fMRIやEEGデータセットのような無限次元データを扱える関数型LiNGAM (Func-LiNGAM) へと拡張した。この進展は、元のLiNGAMがこのような複雑なデータセットの処理における制約を克服するものである。この研究では、これら高次元空間における因果関係の同定可能性を理論的に検証し、データの希薄性を管理するために関数型主成分分析を用いた。Func-LiNGAMの有効性は、合成データと実際のfMRIデータの分析を通じて実証されている。

本論文は、機械学習における線形回帰の包括的な探索を提示し、理論的理解と実践的方法論への重要な貢献を行っている。Func-LiNGAMの無限次元空間への応用と、ダブルディセント現象への対応策としてのドロップアウト正則化の効果的な使用という二つの相互に関連する領域に焦点を当てることで、線形回帰の多様性に関する知識を深めた。これらの研究は、複雑で高次元のデータセットを扱うための貴重な洞察と実用的なツールを提供し、機械学習研究を推進する線形演算子の潜在能力を示している。

以上のように顕著な業績をあげており、本論文は、博士（理学）の学位論文として価値のあるものと認める。