

## 審査の結果の要旨

氏名 タンカラット ブット

本論文は、機械学習における基本的な技術である次元削減に関して、従来複数ステップに分かれていた処理を単一ステップにまとめ上げることでより計算を効率化・高精度化する手法を提案している。また、その技術を機械学習の一種である強化学習に適用し、さらに実際のロボット制御に応用した結果をまとめている。以下、詳細を述べる。

まず、第1章においては、機械学習には教師付学習、教師なし学習、および強化学習の3種類があることが述べられている。また、高次元のデータを分析する手法として線形次元削減、非線形次元削減、深層学習の3種類があることが述べられている。そして、データ数が比較的少ない場合には線形次元削減が適していること、しかし既存の線形次元削減技術は複数ステップの処理から構成されており、効率が悪いことが指摘されている。その上で、その問題を解決する手法として、本論文では、単一ステップによる計算手法を提案することが説明され、具体的な貢献の概要と本論文の構成が述べられている。

第2章においては、この後に続く2章の背景として、線形次元削減の既存研究について詳細に説明されている。まず、線形次元削減とはすなわち変換行列 $W$ を求める計算であり、次元削減による情報の「欠落」を最小化するような $W$ を求めるものであることが説明されている。その上で、教師なし次元削減手法としてPrincipal Component Analysis, locality preserving projectionが、教師あり次元削減手法として Linear Discriminant Analysis, Slice Inverse Regression などが、それぞれ長所と短所とともに説明されている。また、別の手法として統計的従属性を指標とした線形次元作成手法があることが説明され、具体的な指標として相互情報量や2次相互情報量などが説明されている。

第3章においては、2次相互情報量を利用した次元削減において、これまで2ステップの計算をおこなっていたものを1ステップにまとめることで計算の性能を上げる手法が提案されている。従来の手法は、まず2次相互情報量を求めて、次にその微分をもとめることによって2次相互情報量の最小化を実現していた。提案する手法は、直接2次相互情報量の微分を計算するというものであり、既存手法よりも正確に微分を求めるこ

とができる。論文では、その微分値の解析的な導出の過程が詳しく説明されている。最後に、提案手法を教師付機械学習のベンチマークに適用して評価を行い、提案手法が既存手法よりも外れ値に対してロバストであることを示している

第4章においては、教師付学習における出力値の条件付き密度分布を求める問題で、線形次元削減をより効率よく行う方法が提案されている。既存手法としては、まず先に次元削減を行って、その後に条件付き密度分布を求める計算を行うものがある。しかし、そのような2ステップの計算では、不正確な結果となる可能性がある。そこで本論文では、その計算を1ステップで行うものとして、次元削減と条件付き密度分布を同時に推定する手法が提案されている。それを次元する方法として、まず最小自乗条件付きエントロピーという指標が提案され、それを最小化することで、次元削減と密度分布計算を同時に行うことができることが説明されている。最後に、提案手法の性能を人工データとベンチマークデータで評価し、既存手法より優れた性能であることが示されている。

第5章においては、この後に続く3章の背景として、強化学習に関する既存研究について詳細に説明されている。まず、強化学習が対象とするモデルとしてマルコフ決定過程が説明され、最適なポリシーを求める方法としてPolicy IterationとDirect Policy Searchが紹介されている。Policy Iterationは、まずvalue functionを学習し、それをもとにポリシーを計算する手法である。代表的な手法としてQ-Learningが説明されている。しかし、高次元データには適用が難しい。Direct Policy Searchは、value functionを学習することなく直接最適なポリシーを実現するパラメータを求めるものである。代表的な手法としてPolicy Gradientが説明されている。この手法の問題点は、大量のデータを利用する点である。この問題を解消する方法としてモデルベースの手法が説明されている。

第6章においては、モデルベースで、Policy Gradientを行う手法が提案されている。モデルを計算する手法として新たに最小自乗条件付き密度推定を利用する点が本手法の貢献である。実験によって、バイモーダルな分布を持つデータに対して、従来のガウシアンを仮定した方法よりも高い性能であることを示している。また、ヒューマノイドロボットの制御問題にも応用し、既存手法よりも高い性能を示している。

第7章においては、第4章で提案した次元削減手法を、第6章で提案した強化学習手法に適用してその効果を検証している。第6章で示した強化学習手法は高次元データに弱く、次元削減が必要であるため、第4章で示した次元削減手法が有効である。論文では、複数のロボット制御問題に提案手法を適用し、既存手法よりも高い性能であることが示されている。

第8章においては、コンテキスト付の強化学習問題に対する、単一ステップによる方法が提案されている。コンテキストとは、ロボットの動作計画における視覚入力を扱っている。提案手法は、既存技術であるRelative Entropy Stochastic Search 手法をコンテキスト付問題へと拡張したものである。この手法では、局所的2次利得モデルを計算するが、そのためには次元削減が必要である。提案手法では、この次元削減と利得モデルの計算を同時に（単一ステップで）行うことを提案している。実際に視覚を持つロボットの制御問題で実験を行い、既存手法を上回る性能が示されている。

最後に、第9章において、本論文の内容のまとめが述べられている。

以上、本研究は、機械学習における次元削減とその機械学習への応用という問題に対して、従来複数ステップに分けて行われていた処理を単一ステップでまとめて行うことで性能を向上するという汎用的な考え方を提案している。さらにその考え方を各種の具体的な問題に適用して、その有効性を実験によって示している。これらは、機械学習分野における重要な貢献であると考えられる。

よって本論文は博士（情報理工学）の学位請求論文として合格と認められる。