

京都大学	博士 (工学)	氏名	Tang Shengbing
論文題目	Sample-efficient Data-driven Learning of Dynamical Systems with Physical Prior Information and Active Learning (物理的な事前情報とアクティブラーニングによる動的システムのサンプル効率の高いデータ駆動型学習)		
<p>(論文内容の要旨)</p> <p>動的システムを操る制御工学では、対象の正確な数理モデルを取得することが重要である。本研究は、機械学習のツールを用いて動的システムの正確なモデルを得ることを目的としている。機械学習の分野では、静的な未知関数の入出力データからその関数を推定するためのツールが数多く開発されている。一般にこれらの学習手法の多くは、推定に大量のデータを必要とする。しかし動的システムを推定する場合、大量の入出力データの処理に多大な時間を必要としたり、ランダムな大量入出力データの取得自体が困難である場合がある。動的システムの数理モデルは、制御入力と現在の状態変数を引数とし、少し未来の状態変数を出力とする静的関数を推定する問題として表現できる。静的関数の機械学習においては、未知関数の変数をランダムに選んだデータが要求されるが、上記問題の引数であるシステムの状態変数を自由に操ってランダムに選ぶことは難しい。本論文ではこれらの課題に対して、運動方程式などの物理的な事前情報を援用して少ないデータを用いた推定を可能にし、さらに推定のために必要なシステムの制御入力や状態変数を自動的に獲得するアクティブラーニング手法を開発することで、問題を解決している。以上の成果は、以下の 5 章にまとめられている。</p> <p>第 1 章は緒言であり、本論文の背景と概要を説明している。非線形のモデルを推定するための機械学習の手法として、ガウス過程回帰、ベイジアン・ニューラルネットワーク等を説明した後、本論文の主題である物理的な事前情報およびアクティブラーニングを利用した動的システムの学習法のアイデアを説明している。まず本論文では物理的な事前情報として運動方程式などの物理法則を表す等式を利用するためにガウス過程回帰を用いる方針を説明している。また、通常静的関数を推定する問題とは異なり、動的システムをうまく推定するには、学習効率の良い入出力データを獲得する必要があるが、そのようなデータを学習過程において適応的に生成するアクティブラーニングの手法の概要とその研究背景について説明を行なっている。これら 2 つの方針に沿って動的システムの推定手法を開発することが本論文の主題である。</p> <p>第 2 章は動的システムの推定を行う際に、運動方程式などの物理的な事前情報を利用する手法を提案している。確定的な事前情報を利用した機械学習に関する研究は過去にも行われているが、本研究では特にガウス過程回帰を用いた手法を扱う。ガウス過程回帰とは、与えられたデータから、それを生成する静的な非線形関数を推定するノンパラメトリックな手法である。この方法ではデータの統計的な性質を指定する設計パラメータを指定する必要があるが、運動方程式などの既知の等式情報を、このパラメータに埋め込むことで事前情報として利用することを提案している。同様の枠組みは過去にも研究されているが、提案法では推定問題全体をベイズ推定問題として捉え、最適な解を導いている。さらにその性能を数値実験によって検証しており、従来法よりも精度の良い推定結果が得られることを確認している。</p>			

京都大学	博士 (工学)	氏名	Tang Shengbing
<p>第 3 章では、局所的探索と大域的探索を組み合わせたガウス過程回帰に基づくアクティブラーニング手法を提案している。アクティブラーニングとは、学習過程において推定のためのデータを適応的に生成する方法を指す。提案法では、データを順に処理して学習を行う際に、新しいデータを処理することによって得られる情報量を最大化するように、逐次的にデータを生成することを目標としている。しかし情報量最大化問題は複雑な非線形問題となり、獲得したい制御軌道が長くなればなるほど計算が困難になる。この問題に対して提案法では、学習で得るべき軌道を 2 つの部分軌道に分け、出発点から遠い部分軌道は情報量を最大化するように最適化し、得られた部分軌道と出発点を繋ぐように残りの軌道を設計することで、全体として少ない計算量で、より情報量の高い軌道を得ることに成功している。このアイデアを用いて、少ない学習回数で、動的システムの学習を可能にする方法を提案している。さらに数値例によってその効果を示している。</p> <p>第 4 章では、前章の方法をさらに発展させ、ベイジアン・ニューラルネットワークとモデル予測制御に基づくアクティブラーニング手法を導いている。前章で利用しているガウス過程回帰は、少ないデータからノンパラメトリックな推定を行う効率的な手法として知られている反面、データ数が増えると計算量が急激に増加し、計算が困難になることが知られている。そこで本章では、ガウス過程回帰の代わりに大量データを扱えるベイジアン・ニューラルネットワークを用いたアクティブラーニング手法を提案している。その問題設定は前章と同様であるが、問題の規模が大きくなることと、ニューラルネットワークを利用したモデルが複雑となることから、出発点から遠い部分軌道と出発点とをつなぐ途中の軌道を求める制御問題もまた難しくなる。この問題を解決するために、クロス・エントロピー法およびランダム・サンプリング・シミュレーション法などの統計的にモデル予測制御問題を解く手法を援用して、データ数が多くても実行可能なアルゴリズムを導いている。このようにさまざまな工夫を行うことで、より複雑なシステムや大規模なデータを扱えるようになっており、その効果を数値実験によって確認している。</p> <p>最後に第 5 章では結論として本論文の内容をまとめたあと、今後の展望について述べている。</p>			