



Title	Physics-informed machine learning for data-driven identification of governing equations
Author(s)	Thanasutives, Pongpisit
Citation	大阪大学, 2025, 博士論文
Version Type	VoR
URL	https://doi.org/10.18910/101777
rights	
Note	

The University of Osaka Institutional Knowledge Archive : OUKA

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

The University of Osaka

Abstract of Thesis

Name (THANASUTIVES PONGPISIT)	
Title	Physics-informed machine learning for data-driven identification of governing equations (データ駆動型支配方程式同定のための物理に基づく機械学習)
Abstract of Thesis Technological advancements over the past centuries have been profoundly influenced by scientific discoveries, ranging from Newton's laws and the Navier-Stokes equations to the Black-Scholes model for financial markets. These scientific breakthroughs are achieved through diverse approaches, with data-driven methods emerging as a promising tool for the sparse identification of partial differential equations (PDEs), which are interpretable symbolic representations that govern system dynamics across various scientific fields. Data-driven methods are particularly compelling due to their flexibility and accuracy, as they require minimal prior knowledge and can adapt to complex data, contrasting with traditional first-principles-based derivations. However, significant challenges persist in developing robust data-driven methods for identifying governing PDEs automatically. The key difficulty lies in optimizing for the true sparsity of system dynamics, typically governed by a few dominant physical variables, especially when training data is of poor quality, which naturally leads to inaccuracies in computed features. To address this issue, this study proposes a noise-aware machine learning framework that integrates denoising physics-informed neural networks (PINNs) with sparsity-promoting regression for robust PDE discovery. The automatic PDE identification of the framework is guided by a new uncertainty-penalized Bayesian information criterion (UBIC) that signifies the true governing structures with high success rates, outperforming conventional criteria like AIC and BIC (Akaike and Bayesian information criterion, respectively). UBIC incorporates quantified PDE uncertainty, a penalty for uncertainty in parameter estimation, alongside the traditional model complexity, often defined by the number of nonzero parameters. Numerical results confirm the successful application of the proposed framework for PDE discovery from noisy spatio-temporal data. Additionally, this study introduces an effective way to train generalized PINNs using adversarial multi-task learning. These contributions collectively are expected to advance the frontier of data-driven scientific discovery, paving the way for more interpretable modeling of complex systems.	

論文審査の結果の要旨及び担当者

氏 名 (THANASUTIVES PONGPISIT)			
	(職) 氏 名		
論文審査担当者	主 査	准教授	福井 健一
	副 査	教授	藤崎 泰正
	副 査	教授	鈴木 秀幸
	副 査	教授	森田 浩

論文審査の結果の要旨

本論文はデータからシステムの動的挙動を記述する微分方程式を導出するデータ駆動型方程式同定の研究に焦点を当てている。データ駆動型手法は支配方程式を自動的かつ頑健に同定する上で、いくつかの課題が存在する。特に、少数の重要な変数によって決まるシステムの適切なスパース性の同定、つまりモデル選択が課題となる。本論文ではノイズ環境下における適切なモデル選択に対処するために、以下の3つの主要な貢献を行っている。

1. ノイズ環境下に対する物理モデルに基づく機械学習フレームワークの提案

Physics-Informed Neural Networks (PINNs) とスパース同定 (SINDy) を組み合わせ、ノイズを含む測定データから支配方程式を発見する手法を提案した。周波数領域のノイズ除去をPINNsに導入し、変数の重要度を学習することで過学習を抑制し、より正確な微分方程式の同定を可能にした。いくつかの典型的な偏微分方程式からシミュレーションによって生成したデータから、元の方程式を同定可能なことを検証した。

2. 不確実性を考慮したベイズ情報量基準 (UBIC) の提案

データ駆動型の方程式同定問題において、既存の情報量規準 (AICやBIC) によるモデル選択は過度に複雑なモデルを選びがちである。そこで、本論文ではベイズ回帰を用いて推定方程式の係数に対する不確実性を定量化し、ペナルティ項としてBICに導入した新しい基準UBICを提案した。典型的な偏微分方程式のシミュレーションデータを用いて、UBICにより高精度に方程式の同定が可能であることを検証した。さらに、UBICは容易にパラメトリック偏微分方程式の同定問題に拡張可能であることを示した。

3. マルチタスク学習と敵対的学習によるPhysics-Informed Neural Networks (PINNs) の改良

ニューラルネットワークに基づく数値解法であるPINNsに関して、係数の異なる複数の方程式をマルチタスク学習により同時に求解する方式を提案し、パラメータ化された偏微分方程式群に対する汎化性能が向上することを検証した。また、一様な学習サンプルは非効率であるため、敵対的学習により高損失領域をPINNsの学習サイクルの中で適応的にサンプリングすることで学習を効率化し、従来手法を上回る精度を達成した。

本研究はデータ駆動型の支配方程式発見や数値解法におけるノイズ耐性、スパース性、不確実性といった重要課題に取り組み、新たな手法を提案するとともに、これまでの最先端手法を改善した。これにより、科学・工学分野における自動化された方程式発見と解法の進展に貢献することが期待される。よって、博士 (工学) の学位論文として価値のあるものと認める。