



Title	Explicit and Latent Structuring for Reliable Time Series Analysis
Author(s)	小幡, 紘平
Citation	大阪大学, 2026, 博士論文
Version Type	VoR
URL	https://doi.org/10.18910/105500
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 （ 小幡 紘平 ）	
論文題名	Explicit and Latent Structuring for Reliable Time Series Analysis (信頼性のある時系列解析のための明示的および潜在的構造化)
論文内容の要旨 With the proliferation of IoT devices, real-world time series data has become increasingly complex, evolving into high-dimensional forms such as multivariate and tensor time series. While indispensable for high-stakes decision-making in social infrastructure and industrial processes, existing deep learning approaches suffer from a black-box nature. Their lack of interpretability regarding decision rationales and robustness against data imperfections—such as missing values and anomaly contamination—poses a significant barrier to ensuring reliability. This thesis posits that incorporating the underlying “Structure” of data into models is essential to simultaneously achieve interpretability/explainability and robustness in time series analysis. We systematize this structuring approach into two perspectives: “Explicit Dynamic Structure” and “Latent Semantic Structure,” demonstrating their effectiveness through four proposed methodologies across two parts. In Part I, we propose statistical frameworks to visualize dynamic dependencies as explicit sparse graphs. Specifically, we developed a subsequence clustering method using graphical lasso for tensor time series, and an imputation method integrating linear dynamical systems with graphical lasso. These approaches enhance physical interpretability and achieve significant robustness against missing values by leveraging structural constraints. In Part II, we propose deep learning frameworks to semantically disentangle data generation factors within the latent space. By utilizing contrastive learning and data augmentation, we developed methods to separate mode-specific features in tensor time series and to explicitly define boundaries between normal and abnormal samples in multivariate time series. These approaches enable robust representations resilient to contamination, while providing post-hoc explainability for complex non-linear data. In conclusion, this thesis establishes a methodology to overcome the complexity and imperfection of modern time series data through structuring. The proposed methods provide not only high accuracy but also human-understandable rationales and operational stability, contributing to the realization of reliable AI systems.	

論文審査の結果の要旨及び担当者

氏 名 （小 幡 紘 平）			
	(職)	氏 名	
論文審査担当者	主 査	教授	櫻井 保志
	副 査	教授	浦西 友樹
	副 査	准教授	谷口 一徹
	副 査	教授	松原 靖子（大阪大学産業科学研究所）

論文審査の結果の要旨

本論文は、現代の意思決定において不可欠となっている時系列データの解析において、信頼性（解釈性・説明性・頑健性）を担保するための「構造化」アプローチに関する研究成果をまとめたものである。動的なネットワーク構造の抽出と、深層学習における意味的要因の分離という二つの観点から取り組み、以下の主要な結果を得ている。

【動的ネットワーク構造に基づく時系列データの構造変化検知】

実世界の複雑な時系列データにおいて、その背後にある依存関係（ネットワーク構造）は時間とともに変化する。本研究では、最小記述長原理に基づき、時系列データから動的に変化するスパースなネットワーク構造を学習し、データを最適なクラスターに自動分割する手法を開発した。提案手法は、データの構造変化点を高精度に検知し、解釈可能な動的ネットワークを獲得できることを明らかにした。

【スパースネットワーク構造を利用した多変量時系列の欠損値補完】

センサーの不具合等により発生するデータの欠損は、下流タスクに悪影響を及ぼす。本研究では、多変量時系列データの背後に潜む変数間のスパースなネットワーク構造を明示的に学習し、その構造的制約を利用して欠損値を推定する手法を開発した。提案手法は、データ量が少ない場合や欠損率が高い状況においても、学習された構造が強力な帰納バイアスとして機能し、既存の深層学習手法と比較して高精度な復元が可能であることを示した。

【時系列テンソルのための解釈可能な表現学習】

時系列テンソルは、複雑に絡み合った要因によって構成されている。本研究では、深層学習の潜在空間において、テンソルの各モード（変数、場所など）に固有の特徴を分離して学習する手法を開発した。これにより、各要因の解析結果に与える影響を潜在空間において解釈可能な形で提示できることを示した。

【擬似異常生成に基づく堅牢かつ説明可能な異常検知】

教師なし異常検知において、異常の説明や訓練データに混入した異常サンプルへの頑健性は重要な課題である。本研究では、多様な「擬似異常」を生成し、それらを識別するタスクを通じて正常・異常の決定境界を学習する手法を開発した。提案手法は、異常混入の影響を排除しつつ、検出された異常がどのような種類の異常であるかを事後的に説明可能であることを明らかにした。

以上の研究成果は、時系列データの明示的および潜在的な構造化を通じて、高い予測・検知性能と信頼性を両立させる一連の手法を確立したものであり、時系列解析並びにデータマイニング分野の発展に寄与するところが大である。よって、本論文は博士（情報科学）の学位論文として十分な価値を有するものと認める。