

論文の内容の要旨

論文題目

A Study on Extraction of Latent-Dynamical Structure from Time-Series Data

(時系列データからの潜在動力学構造抽出に関する研究)

氏名 村田 伸

観測機器の発達や計算機の進展、またストレージ技術の進歩に伴い、現在は大規模高次元データが様々な場面で得られている。一方で、人がその対象を理解するためには高次元のデータそのものではなく、その背後にある潜在的な（低次元の）構造を抽出する必要がある。本学位論文では時系列データを対象とし、そのダイナミクスを支配する潜在的な動力学構造をデータから抽出することを目的とし、研究を行った。

状態空間モデルと呼ばれる、時系列データ解析に広く用いられている考え方では、観測されない潜在変数の空間（状態空間）上で動力学が定義され、我々は潜在変数に依存して生成されるデータを観測すると考えている。このようなモデリングにおいてはいくつかの場合を考えることができる。一つは、状態空間上でのダイナミクスや観測過程が全て陽にわかっている場合である。このとき、カルマンフィルタやその拡張を用いて、観測データから背後の時系列データを推定する手法が確立されている。一方で、ダイナミクスや観測過程の中に推定すべきパラメータが存在する場合や、そもそも生成・観測過程が明らかでない場合も多くある。本論文では主に、後半 2 つのような場合を考え、観測データから未知のパラメータや動的構造そのものを推定する、潜在的動力学構造抽出を目的としている。

第 2 章、第 3 章では連想記憶モデル[J.J. Hopfield (1982)]と呼ばれる神経回路モデルの研究を行った。連想記憶モデルはニューロンと呼ばれる発火と非発火の二状態を取る素子が結合しているネットワークであり、記憶パターンをネットワークの発火パターンと対応付け、結合の強さに記憶パターンを埋め込むことが可能である。近年の生理学実験から実際

のニューロン間の結合は前ニューロンの発火率に応じて短時間的に変化する，短時間シナプス可塑性を持つことがわかっている[L.F. Abbott+ (1997)]. 連想記憶モデルに短時間シナプス可塑性の一種であるシナプス抑圧を導入したモデルは，その平衡状態は統計力学的な手法を用いて理論的に解析されている[L. Pantic+ (2002), Y. Otsubo+ (2010), Y. Otsubo+ (2011)]. しかしながら，ダイナミクスを理論的に解析することは困難である．

第2章では次元削減手法の一種である主成分分析(Principal Component Analysis, PCA)を用いて，高次元データを圧縮した．このとき記憶想起失敗に対応する準安定的な偽記憶状態に，シナプス抑圧の効果によりリミットサイクル様の振動が形成されることを示した．これは，シナプス抑圧が，情報处理的な文脈において異なる二状態を，動力学的な性質によって分離することを示唆する結果であり，神経回路モデルの研究上，重要な知見である．

第3章では時間構造を考慮した手法である動的モード分解(Dynamic Mode Decomposition, DMD)を用いてデータからの動的性質抽出を行った[C. Rowley+ (2009), P.J. Schmid (2010)]. DMDは流体力学分野で発達している手法であり，高次元時系列データを時空間的なモードの足し合わせとして分解する．DMDの固有値は時間発展を表し，DMDモードは各動的成分の強度と位相の空間的な情報が反映されている．また，スパース性を導入することで，DMDにより分解された動的成分のうち，本質的に重要な少数成分を抽出する，Sparsity-promoting DMD (SpDMD) [M.R. Jovanović+ (2014)]を適用した．連想記憶モデルにおいて，安定的な記憶状態と，準安定的な偽記憶状態並びに振動的な偽記憶状態をDMD解析の対象とした．その結果，固有値分布が前述の三状態で明確に異なり，DMDを用いて神経回路モデルの動的性質の解明につながることを示唆された．さらに，DMDで求まる位相情報を用いることで，モデルが振動的に振る舞う際に，発火パターンが位相の近いニューロンへ伝搬していることを明らかにした．類似のダイナミクスはリングニューラルネットワークにおいて示されている[Y. Igarashi+ (2009)].

第4章では，コヒーレントフォノン(CP)信号の解析を行った[H. J. Zeiger+ (1992)]. フェムト秒レーザーを物質に照射することで，物質中の分子・格子振動を励起できる．このとき，プローブパルスを照射し，光学定数の変化が信号として観測される．CP信号計測は光誘起構造相転移の解明に有効であると考えられている．

CP信号中には物質に固有の振動モードが存在している．これらのモードの初期位相は励起のプロセスに関わる重要な情報である．CP信号は従来，フーリエ変換やウェーブレット変換といった方法が用いられている．これらの方法は，信号を周波数空間で準連続的に展開している．CP信号は減衰振動成分を含むため，不確定性幅が現れてしまう．一方で，第3章で用いたDMDでは動的成分を用いて離散的に少数の固有モードとして分解することが可能である．また，DMDモードには位相情報が含まれているため，従来用いられていた解析手法よりもCP信号解析に適していることが期待される．また，実信号では実験計測系のアーティファクトノイズが重畳し，フーリエスペクトルを著しく変形させる．そのため，

アーティファクトノイズは経験的な方法で前処理されている。DMD を用いた手法ではそのようなアーティファクトノイズも長周期の振動成分として特定・分解が可能であることが期待される。さらに、スパース性を用いることで、雑音的な成分を刈り込むことが可能であり、CP 信号中に存在する固有の基準振動を適切に特定することが可能である。

実際に、実験データを模擬した人工データで DMD によるモード分解がデータから背後にあるモード成分を正しく分解可能であることを示した。さらに、実データに適用し、CP 信号中に含まれる対象とするモードと、バックグラウンドノイズ並びにアーティファクトノイズを分離し、初期位相を含めたパラメータ推定が可能であることを示した。

第 5 章では、確率的な推論に基づく潜在動力学抽出手法を提案している。スペクトルデータは広く分光計測で現れるデータ形式であり、複数のピーク構造を持つ。それらのピークは現れる位置や幅、高さといったパラメータに、対象の性質が物理的な関係でもって反映されている。スペクトルデータを複数の単峰性の基底関数の足し合わせで回帰する問題をスペクトル分解[J.M. Sunshine+ (1990)]と呼ぶ。スペクトル分解において、基底関数の数をデータから決定する問題はモデル選択といい、データの性質を知る上で重要な課題である。

ベイズ的スペクトル分解では、確率推論の枠組みを用いることで基底関数のパラメータをその精度とともに推定し、また、基底関数の数もデータから客観的に決定可能である[K. Nagata+ (2012)]。第 5 章では、ベイズ的スペクトル分解を、時系列構造を含む形に拡張する。実際の観測データにおいて、時系列スペクトルデータは、対象の時間変化を追跡するための手段であり、その背後にある動力学を抽出することは重要な課題である。これまでのスペクトル分解手法においては、各時刻を独立に解析し、その後時系列構造を解析することしかできなかった。提案手法は基底関数のパラメータ推定と時系列構造を統合的に解析可能であり、また、時間相関を推定に導入することでパラメータ推定の精度向上が見込まれる。特に、基底関数の中心位置の時間変化に注目し、そこに自己回帰モデルと呼ばれる構造を導入した。自己回帰モデルには、過去との相関の長さを表す次数パラメータが導入される。モデル選択をピーク数と次数の組み合わせに拡張し、ベイズ推論の枠組みで推定する枠組みを提案した。このとき、実際に人工データを生成し、提案手法を適用することで基底関数のパラメータと潜在的動力学構造を抽出することが可能であることを示した。

本学位論文では時系列データからの潜在動力学構造抽出を目的として、複数の時系列データを取り扱っている。第一に高次元時系列データとして神経回路モデルを対象とし、次元削減手法を用いて潜在構造抽出を試みた。第二に実データとして、アーティファクトノイズが存在するような場合として CP 信号データを対象とした。CP 信号中には複数の基準振動が存在し、それらの周波数や初期位相を、神経回路モデルにも用いた動的モード分解を

用いて信号とバックグラウンドノイズを分離可能であることを示した。最後に、非線形な観測過程の例として時系列スペクトルデータを対象とした。生成観測過程を確率的に定式化することで時系列構造を考慮した潜在構造抽出手法を構築した。