

平成30年6月14日現在

機関番号：12611

研究種目：挑戦的萌芽研究

研究期間：2015～2017

課題番号：15K12104

研究課題名（和文）多様相情報の相互転移を用いた記号接地問題の解決および実世界経験学習実現への挑戦

研究課題名（英文）A Study on Real World Experience Learning and Solving Symbol Grounding using Mutual Transfer of Multimodal Information

研究代表者

小林 一郎 (Kobayashi, Ichiro)

お茶の水女子大学・基幹研究院・教授

研究者番号：60281440

交付決定額（研究期間全体）：（直接経費） 2,700,000円

研究成果の概要（和文）：本研究は、ガウス過程に従う高次元の時系列データを対象にし、GPLVM、GPDMを基盤手法として用いた低次元の潜在空間に圧縮する手法を提案した。また、従来の手法を効率と精度の2つの面で改良する手法として、我々はEMアルゴリズムを使用する代わりに、非線形最適化手法である多層パーセプトロンを導入する手法を提案した。さらに、複数の時系列データの対応関係を取得することが出来るSharedGPLVM、SharedGPDMにも本手法を導入し、双方の手法においても精度よく効率的な潜在空間の推定が出来ることを確認した。

研究成果の概要（英文）：In this study, we have proposed an efficient method to obtain the latent state of multi-dimensional time-series data following Gaussian process, using Gaussian Process Latent Variable Model and Gaussian Process Dynamic Model as the base methods. Furthermore, as a method to achieve high efficient and precision for estimating the latent states of the data, we introduced Multi-layer Perceptron to estimate the states instead of using EM algorithm. We applied our proposed method to SharedGPLVM and SharedGPDM, and have confirmed that our proposed method works to estimate the latent states with high efficiency and precision.

研究分野：言語情報処理、知能情報処理

キーワード：潜在状態推定 ガウス過程 時系列データ 多層パーセプトロン

1. 研究開始当初の背景

熟練者が初心者にある行為を教える際には、その行為を実際にやって見せ、言葉で説明しながら、教示を与える。このように教示者は、ひとつの行為を複数のモダリティを使って伝え、学習者は与えられる情報を各モダリティ内での整合性をとり、複数のモダリティ間で情報を相互補完しつつ、適切な転移・融合を通して、対象である行為をひとつの経験として学ぶ。この学習過程では、異種のモダリティ間の関係を捉えることによりそれぞれのモダリティ情報の意味を確定していると考えられる。これまでの記号接地問題(情報の意味解釈)は、単一モダリティの意味解釈に重点が置かれている(例えば、言葉の意味を言葉で理解する)。しかし、同種のモダリティ内では、情報の意味の解釈がトートロジーになってしまい、その意味を正しくグラウンディング(記号接地)できているとは言い難い。ファジィ集合によって表現される言語の概念を表現する場合も同様であり、「きれいに」「しっかりと」等と言った曖昧な言語表現を言語で表現してもその意味を正しく説明したとは言い難い。本研究では、複数のモダリティの対応関係を捉えるため、まず複数の時系列データの対応関係を捉えることにより、実世界で観測される様々なデータを結びつけ、記号接地問題解決への基盤技術の開発に取り組む。

2. 研究の目的

観測されるデータの殆どは時間と共に観測される時系列データである。音声、画像、人の動作などはすべて時間軸上に表現される数値データとして表現され、時系列データとして観測される。そのような多様相のモダリティが表現される時系列データの対応関係を捉えることは、一つのモダリティの意味を他のモダリティを通じて理解可能とし、記号接地問題を解決する基盤技術の開発へとつながる。本研究においては、そのような背景を受け、複数の異なる次元で表現される時系列データを、従来の手法を踏まえつつ高効率かつ高精度で対応関係を捉える手法を提案する。

3. 研究の方法

複数の異なる次元の時系列データの対応を考える際、それらのデータを共有する空間上で同じ次元に揃えて比較可能にする必要がある。それを達成するために、本研究では、ガウス過程に基づく高次元の時系列データの圧縮手法である Gaussian Process Latent Variable Models(GPLVM)を次元圧縮に用い、潜在空間を推定する。GPLVMにはEMアルゴリズムが用いられており、計算量が膨大で実用化は難しい。そのため、EMアルゴリズムの代わりに多層パーセプトロン(MLP:Multilayer Perceptron)を組み込み、非線形識別を可能にし、且つ計算量の削減を実現する。実用を

目指したより効率的な潜在空間識別モデルの構築を行う。本提案手法を GPLVM, Shared Gaussian Process Latent Variable Models(sharedGPLVM), Gaussian Process Dynamical Models(GPDM), Shared Gaussian Process Dynamical Models(sharedGPDM)に導入し、効果を実証する。また、本提案手法を用いて2つの時系列データを共有する潜在空間へ圧縮を行い、対応関係の学習を行う。取得した潜在空間から観測空間である時系列データの復元についても取り組む。

3.1 GPLVM への MLP の導入

本研究では、GPLVM を用いてガウス過程で表現される高次元の時系列データを潜在空間に圧縮する。GPLVM とは、確率的成分分析にガウス過程を導入したものである。GPLVM では、潜在状態を推定する際に EM アルゴリズムを用いているため、推定に時間がかかってしまう。そのため、本研究では、多層パーセプトロン(MLP)を導入し、ガウス過程におけるカーネルパラメータおよび MLP の結合荷重のパラメータを同時に学習することによって、効率的な潜在状態を推定する手法を提案した。

3.2 SharedGPLVM への MLP の導入

複数の時系列データの対応関係を捉えるために、まずは、二つの異なる次元からなる時系列データの対応関係を捉える。そのため、GPLVM を二つ用いることで二つの異なる時系列データから共通の潜在状態を推定する手法である SharedGPLVM に着目した。SharedGPLVM も通常の GPLVM と同様に潜在状態推定に EM アルゴリズムを用いているため、推定に時間がかかってしまう難点がある。これに対しても潜在状態推定に MLP を導入し推定時間の速度向上を行った。SharedGPLVM の概要を図1に示す。



図1. SharedGPLVM の概要

3.3 GPDM への MLP の導入

GPLVM では潜在空間でのダイナミクスについては考慮されていないため、さらなる精度の向上を図り、潜在空間のダイナミクスを扱うことができる GPDM を用いる。GPLVM や sharedGPLVM の際と同様に精度の向上のため MLP を組み込む。

3.4 SharedGPDM への MLP の導入

SharedGPLVM と同様に複数時系列データの

対応を捉えるために GPDM を二つ用いて潜在状態のダイナミクスを考慮した、二つの時系列データの共通する潜在状態を推定する。これにも上記手法と同様に MLP を導入し、推定速度向上を実現する。

4. 研究成果

4.1 GPLVM への MLP の導入結果

構築したアルゴリズムの正当性を検証するために図 2 の右図に示す 3 つの正弦波を基底としてガウス分布に従う重みをかけ足し合わせ、ノイズを付加し左図に示す 20 次元の観測データを作成する。この 20 次元の観測データから GPLVM および提案手法である GPLVM に MLP を導入した手法 (GPLVM+MLP) の双方を用いて 3 つの基底 (3 次元の潜在空間) を推定する。

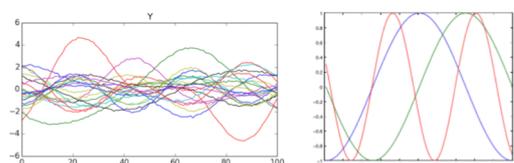


図 2. 観測データと基底

推定した結果を図 3 に示す。

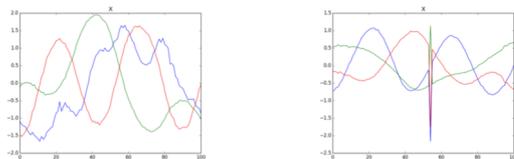


図 3. 左: MLP 有 右: MLP 無

また、推定にかかる時間は表 1 のようになった。

表 1: 推定にかかった時間

original GPLVM	GPLVM with MLP
5872.89[sec]	25.27[sec]

これにより、GPLVM に MLP を導入することでほぼ同様な結果が短時間で取得できていることがわかる。

4.2 SharedGPLVM への MLP の導入結果

4.1 で作成した 20 次元の観測データ Y に加え、同様に 30 次元の観測データ Z を作成する (図 4)。観測データ Y と Z を共有する 3 次元の潜在空間 X に圧縮する。結果は図 5 に示すようになった。

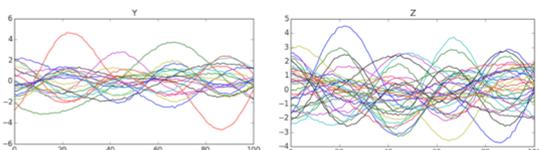


図 4. 観測データ (左: Y 右: Z)

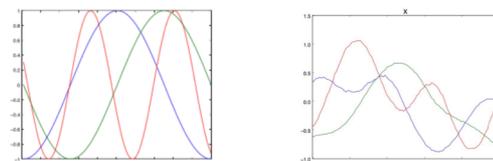


図 5. 左: Y, Z の基底 右: 共有潜在状態 X

図 5 を見ると振幅の大きさは異なっているものの位相はほぼ保たれ、なめらかな元の基底に近い正弦波が得られていることが観測された。これにより、提案手法が有効であることが確認された。

4.3 GPDM への MLP の導入結果

GPDM においても MLP を導入し、潜在状態の推定を行った。その結果を図 6 に示す。

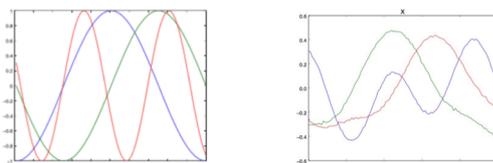


図 6. 左: 基底 右: 潜在状態 (推定基底)

表 2. 推定にかかった時間

original GPDM	GPDM with MLP
11262.35[sec]	17.42[sec]

図 6 より GPDM においても基底がほぼただしく推定されていることがわかる。GPLVM との差異を視認することは難しいが、GPDM では潜在空間でのダイナミクスが考慮された形で圧縮がされている。表 2 より、MLP を導入することで圧倒的に実行時間が短縮されたことがわかる。MLP の導入によって、精度の向上と計算量の削減を実現した。よって GPLVM の場合と同様に GPDM に MLP を導入することは有効であると考えられる。

4.4 SharedGPDM への MLP の導入結果

SharedGPLVM の場合と同様に、20 次元の観測データ Y と 30 次元の観測データ Z を SharedGPDM を用いて 3 次元に圧縮した。結果を図 7 に示す。

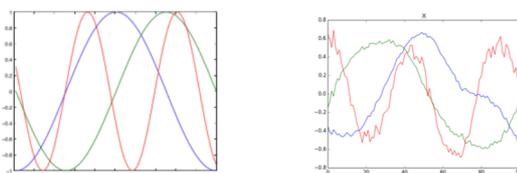


図 7. 左: Y, Z の基底 右: 共有潜在状態 X

2つの高次元な時系列データであるYとZをsharedGPDMを用いて共有の低次元でありダイナミクスを考慮した潜在空間に圧縮することが出来た。しかしながら、複数回潜在空間Xを求めたところ、好ましくない結果が出力される場合もあった。初期値の設定をPCAを用いて行っており、求められる潜在空間がその初期値の影響を少なからず受けていること、YとZそれぞれの潜在空間の平均値を取って共有の潜在空間として求めていることが原因として考えられる。これに対して、正準相関分析をYとZの双方の時系列データに適用し、得られた潜在状態を初期値として、再度、MLPを適用したが、結果に大きな変化は見られなかった。

4.5 まとめ

本研究は、ガウス過程に従う高次元の時系列データを対象にし、GPLVMを用いて低次元の潜在空間に圧縮する手法について考察した。また、従来の手法を効率と精度の2つの面で改良する手法として、我々はEMアルゴリズムを使用する代わりに、非線形最適化手法である多層パーセプトロンを導入する手法を提案した。さらに、複数の時系列データの対応関係を取得することが出来るsharedGPLVMにも本手法を導入し、sharedGPLVMにおいても精度よく効率的な潜在空間の推定が出来ることを確認した。GPLVM, sharedGPLVMを改良した技術である潜在空間上でのダイナミクスを考慮した圧縮が可能なGPDMやsharedGPDMにも本手法を導入し、実用性を調査した。本手法は、GPLVMやsharedGPLVM, GPDM, sharedGPDMのような代表的なガウス過程に基づく次元圧縮手法を精度、効率の面で向上させることに成功した。本手法をsharedGPDMに組み込み圧縮を行ったところ、ダイナミクスを考慮した圧縮に成功した。sharedGPLVMに多層パーセプトロンを組み込んだ本手法を動作データに実際に適用し、潜在空間への圧縮を行い、実用性を確認した。

今後の課題として、実データを用いたさらなる実験と圧縮手法のさらなる効率化を行っていきたいと考えている。

5. 主な発表論文等

(研究代表者、研究分担者及び連携研究者には下線)

[雑誌論文] (計 0 件)

[学会発表] (計 8 件)

1. 大山 まりほ, 小林 一郎, 多層パーセプトロンを用いた複数時系列データの効率的な共有潜在空間推定への取り組み, 6M-04, 情報処理学会第80回全国大会, 3月13日-15日, 早稲田大学, 2018.
2. Mariho Oyama and Ichiro Kobayashi,

Efficient Estimation for Shared Latent Space Using Multi-layer Perceptron, IEEE-SMC2017, Oct. 5-8, Banf, Canada, 2017.

3. 大山 まりほ, 小林 一郎, ガウス過程に基づく複数時系列データの効率的な対応関係学習への取り組み, 第33回ファイシステムシンポジウム, 山形大学, 9月13-15日, 2017.
4. 大山まりほ, 小林一郎, 多層パーセプトロンを用いた効率的な共有潜在空間の推定, ARG 第10回 Web インテリジェンスとインタラクション研究会, 京都, 7月7-8日, 2017.
5. 大山 まりほ, 小林 一郎, 共有する潜在空間を用いた異なる時系列データの対応関係学習に関する取り組み, 1K1-4in1, 第31回人工知能学会全国大会, 名古屋, 5月23-26日, 2017.
6. 大山まりほ, 小林 一郎, 共有する潜在空間への異なる時系列データの次元圧縮に関する一考察, 4M-03, (学生奨励賞受賞), 情報処理学会第79回全国大会, 名古屋大学, 2017年3月16日-18日.
7. 大山 まりほ, 小林 一郎, 潜在空間上での人の動作識別に基づくロボットの動作生成への取り組み, 2L5-2in2, 第30回人工知能学会全国大会, 小倉, 6月, 2016.
8. 大山まりほ, 小林一郎: 人の動作を模倣するヒューマノイドロボットの動作生成の一考察, 1P-08, 情報処理学会第78回全国大会講演論文集, 2R-08, pp. 2-577-578, 2016. 3. 10.

[図書] (計 0 件)

[産業財産権]

○出願状況 (計 0 件)

名称:
発明者:
権利者:
種類:
番号:
出願年月日:
国内外の別:

○取得状況 (計 0 件)

名称:
発明者:
権利者:
種類:
番号:
取得年月日:
国内外の別:

[その他]

ホームページ等

6. 研究組織

(1) 研究代表者

小林一郎 (KOBAYASHI, Ichiro)
お茶の水女子大学・期間研究院・教授
研究者番号：60281440

(2) 研究分担者

()

研究者番号：

(3) 連携研究者

()

研究者番号：

(4) 研究協力者

()