

研究報告書

「高階埋め込みテンソルモデリングの研究」

研究期間：2018年10月～2020年3月

研究者番号：50190

研究者：横田 達也

1. 研究のねらい

高階埋め込みテンソルモデリングは、情報処理における入力データ(テンソル)を高階なブロックハンケルテンソルで表現し、その高階テンソルに対して数理モデルを与える新しいテンソル情報処理のアプローチである。本研究の目的は、この高階埋め込みテンソルモデリングのアイデアに基づいて画像処理、時系列処理などのさまざまな応用分野に対して有効な情報処理のアルゴリズムを開発することである。また、それを通して高階埋め込みテンソルモデリングと周辺分野との関係を明らかにすること、また将来性について議論することである。

2. 研究成果

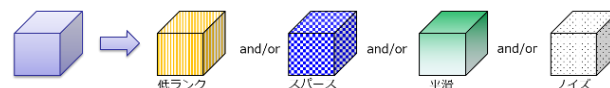
(1) 概要

高階埋め込みテンソルモデリングの概念図を図1に示す。従来のアプローチでは、テンソルの原空間で数理モデルを適用するが、本提案では高階かつ高次元な埋め込み空間で数理モデルを適用する。埋め込み空間においてどのような数理モデルを適用するかが要点となる。

ACT-I 研究では、高階埋め込みテンソルモデリングのアイデアに基づいて、①高階埋め込み低ランクモデリングおよび②高階埋め込み多様体モデリングという2つの基礎的な数理モデルの提案およびアルゴリズムの開発を行った。これらの研究を通して、高階埋め込みテンソルモデリングのシフト不変な性質や畳み込みニューラルネットワークとの関係性などが明らかになった。また、画像処理タスクについて強力な効果が得られることが分かった。それらの成果を踏まえ、さらに③動的 PET 画像再構成、④多変量時系列予測への応用研究を行い、高階埋め込みテンソルモデリングの有効性を確認した。

■ これまでのテンソルモデリング

- テンソルデータそれ自体をモデリングする



■ 【提案】高階埋め込みテンソルモデリング

- 高次元に埋め込んだ高階テンソルをモデリングする

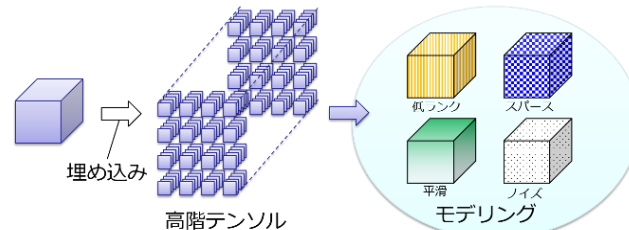


図1：高階埋め込みテンソルモデリングの概念図

(2) 詳細

研究テーマ①「高階埋め込み低ランクモデリング」

高階埋め込み低ランクモデリングを高階埋め込み変換, 低ランクテンソル分解, 逆埋め込み変換の3段階の処理として提案した。概念図と応用例を図2に示す。高階なブロックハンケルテンソルを低ランク Tucker 分解により復元し, 逆変換で元のテンソル空間に戻す信号復元のアプローチ[1]である。また, 画像データを埋め込んだブロックハンケルテンソルの高階特異値分解が離散コサイン基底と類似することを確認した。これはシフト不変性への着目を示唆する結果である。これに基づいて, Tucker 分解の因子行列をはじめから離散コサイン基底として固定する手法およびアルゴリズムを開発し, テンソル信号補完の精度向上[2]に成功した。

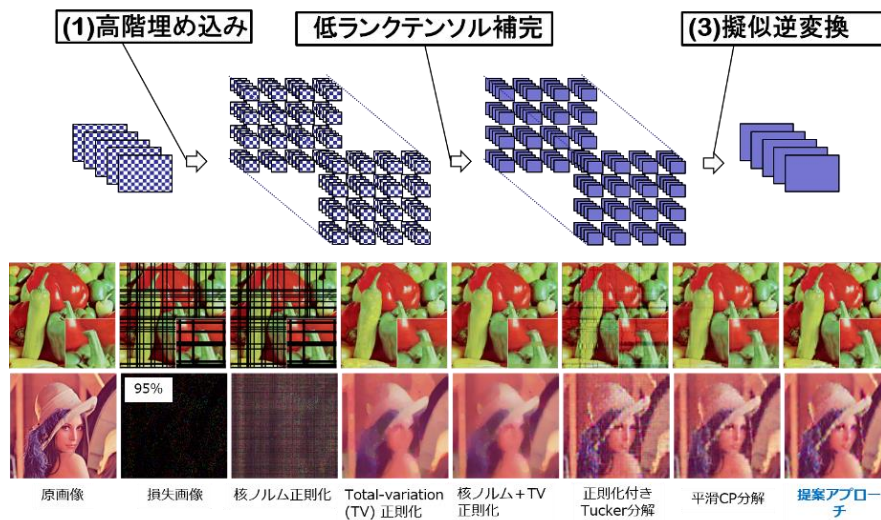


図2: 高階埋め込み低ランクモデリングの概念図および画像補完への応用

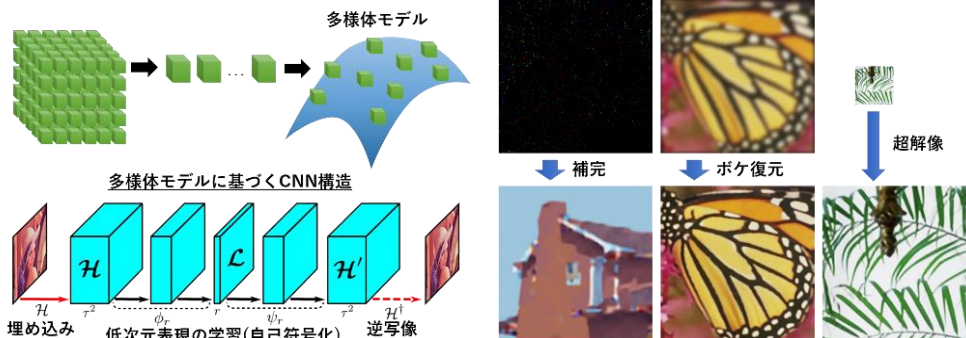


図3: 高階埋め込み多様体モデリングの概念図, 畳み込みネットワーク(CNN)としての視点および, 画像補完, ボケ復元, 超解像への応用

研究テーマ②「高階埋め込み多様体モデリング」

低ランク(線形)モデルより低次元な表現を得るための候補として多様体(非線形)モデル[3]を提案した(図3)。多様体モデルではブロックハンケル行列の各列を高次元空間上の点として考え, 行列によって表現される点群が高次元空間に埋め込まれた低次元多様体上に分布すると仮定する。多様体の低次元性は自己符号化器(オートエンコーダ)によって表現する。提案法をノイズ除去, テンソル信号復元, 超解像, ボケ復元などへ適用し, 各タスクにおける

最先端手法と同等または優れた復元精度が得られることを示した。同時に、畳み込みネットワークとの関係を議論することによって Deep Image Prior (DIP) をパッチ多様体学習として解釈する一視点を示した。

研究テーマ③「動的 PET 画像再構成」

DIP は、高階埋め込み多様体モデルから解釈されるように、シフト不変性を捉えた強力な画像 Prior である。本研究では動的 PET 画像再構成の問題を非負行列分解として定式化し、空間基底の学習に DIP を、時間基底の学習に平滑モデルを採用した新しい再構成法を提案した。さらに、空間基底の排他的制約を課し、最適化問題として定式化、交互最適化アルゴリズムを開発[4]した。シミュレーション実験では優れた耐ノイズ性能を示し、臨床データ実験では優れた暗中セグメンテーション性能を示した。

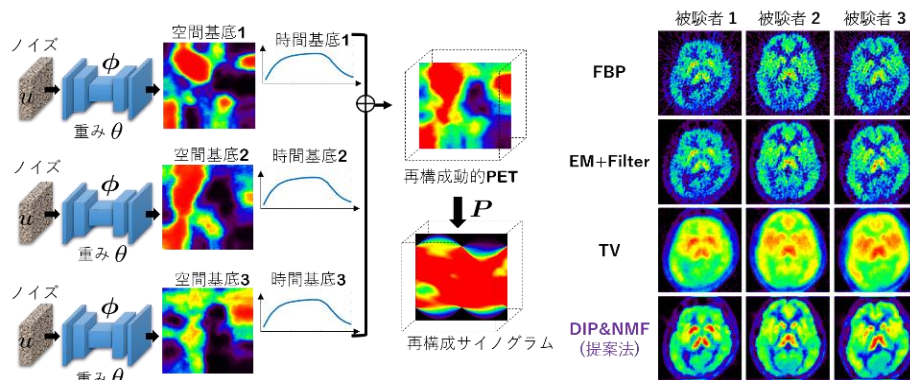


図4: 動的 PET 画像再構成への応用

研究テーマ④「多変量時系列予測」

新しい多変量時系列予測アルゴリズム、ブロックハンケルテンソル ARIMA を提案[5]した。手順は、多変量時系列の埋め込み変換、多重線形部分空間への射影、低次元空間での時系列予測モデルの適用、逆射影、逆変換の 5 段階となる。これは埋め込み空間における共通基底の存在を仮定したモデルであり、次元削減されたより本質的な空間で時系列予測を行うことでの効率化と精度向上を期待したアプローチである。中間処理の時系列予測には、非定常な過程の予測に適した自己回帰和分移動平均 (ARIMA) モデルを採用した。計算機実験によりさまざまな時系列予測手法と比較し有効性を示した。

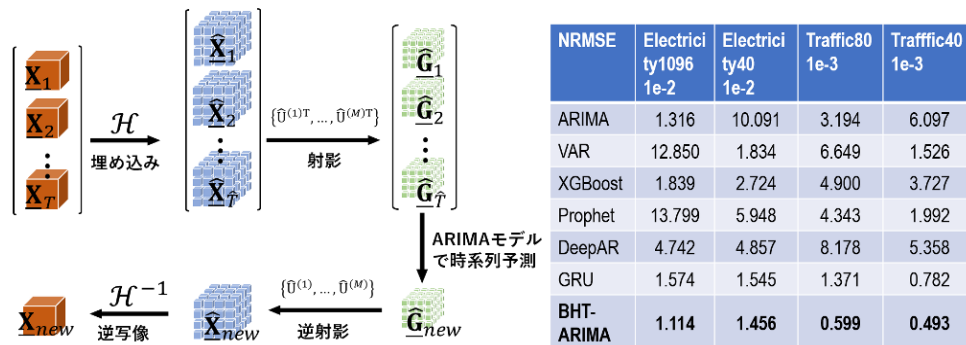


図5: ブロックハンケルテンソル ARIMA モデルの概念図と時系列予測の精度比較

3. 今後の展開

1 年 6 ヶ月の研究期間を通して、基礎的な数理モデルおよびいくつかの応用事例について良い研究成果が得られた。今後も基礎と応用のバランスを保ちながら深く、広く研究を展開していきたいと考えている。基礎面では、テンソル表現からグラフ表現への展開を目指し、さらに大規模化する要素数問題の克服に向けて技術の高度化を行う。応用面では、気象情報、脳情報、メディア情報、ロボット制御などより広い応用分野への展開を検討していく。

4. 自己評価

(1) 研究目的の達成状況

1 年 6 ヶ月の間に複数の数理モデルの提案や複数の応用研究を進めることができ、開発面では予想以上の成果が得られたと感じている。一方で、多重線形埋め込み変換の性質についてはまだ分かっていないことが多く、理論面で課題が残った。

(2) 研究の進め方

はじめは 1 人で研究を進めていたが、CVPR 論文[1]の効果もあり徐々に協力者を増やすことができた。研究費のおかげで必要な計算機環境も整えることができた。

(3) 研究成果の科学技術および学術・産業・社会・文化への波及効果

高階埋め込みテンソルモデリングのアイデアは本質的には「データを高次元空間へ写像し単純なモデルで解析する」である。この考え方自体は情報通信の技術、パターン認識、人工知能などで広く使われているものである。また、遅延埋め込みはカオス時系列解析において重要な手法であり、本研究で提案した多重線形埋め込み変換はその一般化である。そのため、本研究はまったく新しいものではなく、これまでに研究されてきた数理モデリング手法の延長線上にある。したがって、本研究を進めることは、これまで解析が難しいとされてきた複雑系と呼ばれるような対象に挑戦することでもある。これは学術的には重要なことであり、今後この研究分野が広がりより多くの研究者が取り組むようになるかもしれない。また、この技術がメディア情報処理、ロボットなどの産業分野へ広く応用される可能性もある。医療データ解析などに実用化されれば社会への影響も大きいと考えられる。

(4) 研究課題の独創性・挑戦性

本研究はカオス時系列解析などで重要な埋め込み理論とテンソルモデリングを融合する新しい情報処理のアプローチである。言い換えると、これまで 1 次元の時系列信号の解析技術であったものを、ベクトル場、テンソル場まで解析できる新しい枠組みへ飛躍させる研究課題である。この点が本研究の魅力であると考えている。気象情報や脳情報などこれまで解析が難しかった複雑な現象の理解や予測などに適用できる可能性もあり、挑戦性があると考えている。

5. 主な研究成果リスト

(1) 論文(原著論文)発表

1. T. Yokota, B. Erem, S. Guler, S. Warfield, and H. Hontani, “Missing slice recovery for tensors using a low-rank model in embedded space”, In *Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2018.
2. T. Yokota, and H. Hontani, “Tensor completion with shift-invariant cosine bases”, In *Proceedings of Asia-Pacific Signal and Information Processing Association Annual Summit and Conference (APSIPA-ASC)*, 2018.
3. T. Yokota, H. Hontani, Q. Zhao, and A. Cichocki, “Manifold modeling in embedded space: A perspective for interpreting deep image prior”, *pre-printed in arXiv*, 2019.
4. T. Yokota, K. Kawai, M. Sakata, Y. Kimura, and H. Hontani, “Dynamic PET Image reconstruction using nonnegative matrix factorization incorporated with deep image prior”, In *Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*, 2019.
5. Q. Shi, J. Yin, J. Cai, A. Cichocki, T. Yokota, L. Chen, M. Yuan, and J. Zeng, “Block Hankel tensor ARIMA for multiple short time series forecasting”, In *Proceedings of AAAI Conference on Artificial Intelligence (AAAI)*, 2020.

(2) その他の成果(主要な学会発表、受賞、著作物、プレスリリース等)

招待講演

- 自己相似な情報モデリング, 名古屋工業大学若手シンポジウム, 2019 年 6 月 27 日
- Multiway delay embedding transform for tensors and its applications, RIKEN AIP Public Seminar, 2019 年 10 月 25 日