

高階埋め込みテンソルモデリングの研究

横田達也 (名古屋工業大学, 理研AIP)

99%の損失から情報を復元

研究目的

- 人の予測は自己相似性に基づく



- 自然界にも自己相似な構造が多数
 - 結晶構造, リアス式海岸, 植物, 血管
 - 人は自己相似性を学習している?
- 自己相似性を捉えた情報モデリングのアプローチを提案したい!

研究成果

- 高階埋め込みテンソルモデリングに基づいて, 以下の技術を開発した.

テンソル補完 ※損失箇所は既知



ノイズ除去



ボケ復元 ※ボケ関数(PSF)は既知



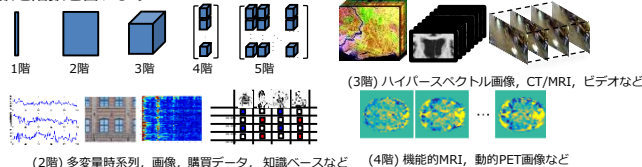
超解像



詳細な説明

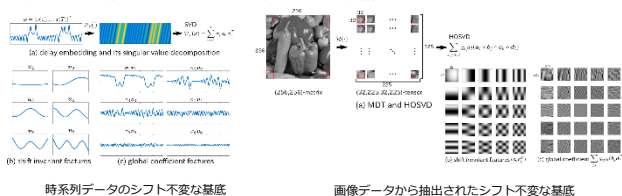
テンソル表現とは?

テンソルとは, ベクトルや行列の拡張で, 多次元配列のことです. ベクトルは1階テンソル, 行列は2階テンソルというように, テンソル表現がもつ軸の数を階数と言います.



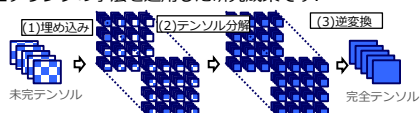
高階埋め込み表現の利点

高階埋め込み表現の主な利点は, シフト不変な特徴が抽出しやすくなることです. 以下の例では時系列データを遅延埋め込み後, 特異値分解すると離散コサイン基底と似た成分が抽出されています. 同じことが画像データにも当てはまります.



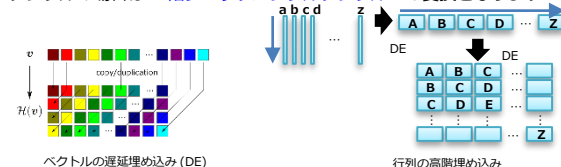
高階埋め込み低ランクモデリング [CVPR, 2018]

高階埋め込みによるブロックハンケルテンソルに対してTucker分解というテンソルモデリングの手法を適用した研究成果です.



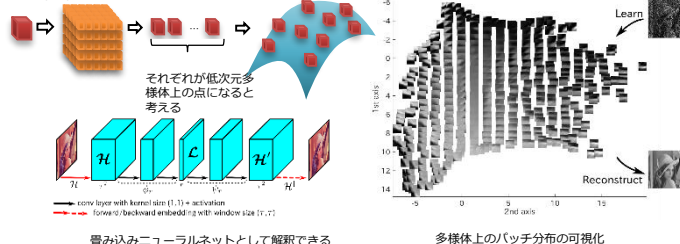
高階埋め込み変換とは?

高階埋め込み変換とは, 遅延埋め込みの対象をテンソルに拡張したものです. 時系列データなどのベクトルの場合は, ハンケル行列への変換であり, N階テンソルの場合は2N階ブロックハンケルテンソルへの変換となります.



高階埋め込み多様体モデリング [arXiv, 2019]

高階埋め込みによるブロックハンケルテンソルに対して自己符号化器という多様体学習の手法を適用した研究成果です. 畳み込みニューラルネットワークとの関係性も論じています. ※上記の画像復元の例の数々はこの手法による復元結果です.



その他の研究成果

- シフト不変な離散コサイン基底 [APSIPA ASC, 2018]
- 動的PET画像再構成への応用 [ICCV, 2019]
- 多変量時系列予測への応用 [AAAI, 2020]