

科学研究費助成事業 研究成果報告書

平成 26 年 6 月 19 日現在

機関番号：32503

研究種目：基盤研究(C)

研究期間：2011～2013

課題番号：23500210

研究課題名(和文)部分空間スパース性に基づく並進不変画像モデルの学習とその画像処理への応用

研究課題名(英文) Learning of translation-invariant image model with subspace sparsity and its applications to image processing

研究代表者

中静 真 (Nakashizuka, Makoto)

千葉工業大学・工学部・教授

研究者番号：10251787

交付決定額(研究期間全体)：(直接経費) 3,300,000円、(間接経費) 990,000円

研究成果の概要(和文)：本研究は、部分空間に関するスパース性に基づく画像モデルを構築することが目的である。画像の生成モデルでは、並進不変な画像モデルに対して、画像特徴を基底として学習する基底系学習法を提案した。このモデル学習において、生成基底の個数を減らし、有意な画像特徴のみを学習する目的で、部分空間スパース性を導入した。また、解析モデルにおいては、画像を含む部分空間を非線形フィルタによって定義し、部分空間と劣化画像の間で定義されるノルムを最小化することで画像を復元する方法を提案した。いずれの画像モデルも、雑音除去、超解像の問題へ適用し、有効性を確認した。

研究成果の概要(英文)：In this study, image models based on subspace sparsity is proposed. Both the synthesis and analysis image model are proposed for image recovery problem. For image synthesis model, an image is approximated as a linear combination of translated generating atoms, which represent micro structures of the image. In order to learn the local structures, the sparsity is imposed on the numbers of the translated atoms and the subspaces that are spanned by the generating atoms simultaneously. The learnt generating atoms are successfully applied to single-image super resolution problem. For image analysis model, nonlinear filters are introduced to definition of the subspace of images. The image recovery problem is achieved by minimizing the norm that is defined between the subspace of the image and the degraded image. The proposed nonlinear analysis model is applied to denoising problem. The proposed model obtains superior results comparing with the linear analysis model.

研究分野：総合領域

科研費の分科・細目：情報学・知覚情報処理・知能ロボティクス

キーワード：画像情報処理 基底系学習 スパース信号表現 スパース正則化 教師なし学習

1. 研究開始当初の背景

現在、様々な画像処理において、画像を複数の関数の和へ分解する画像の生成モデルと、画像に対するフィルタ処理の出力に対して制約を課す画像の解析モデルが広く利用されている。

前者の生成モデルのための基底系として、フーリエ変換、DCT、ウェーブレット変換が利用されている。これらの変換は、固定された基底系を用いた画像の線形生成モデルと解釈され、画像は基底系の線形結合として表現される。固定された基底系による画像モデルに基づく画像処理の能力は、分解に用いる基底によって、その限界が決まる。

この限界を超えるために、画像そのものから画像を構成する局所的な構造を、基底系として学習する方法が提案されている。基底を画像から適応的に学習する方法として、基底が疎らに発生することを仮定し、学習する方法がある。これは、基底系学習(Dictionary learning)として知られ、線形結合の係数にスパース性の条件を課すスパース信号分解と、基底系の更新を交互に繰り返すことで実現される。しかしながら、従来の画像をブロックに分割して基底系を学習する方法では、不規則に繰り返し現れる画像の局所構造を一つの基底として学習することができず、また、基底の個数の決定方法にも決まった尺度がなかった。

また、従来の解析モデルでは、フィルタ処理としてラプラシアンや、近傍での差分などの線形フィルタが利用されてきた。例えば全変動(Total Variation)による画像復元は、水平・垂直方向の差分から定義したノルムにより、輝度変化に対してスパース性を課すことで画像を復元する方法である。線形フィルタを非線形フィルタへ拡張することで、さらなる画像処理能力の改善が期待できる。

2. 研究の目的

本研究では、画像の生成モデルと解析モデルに対して、それぞれモデルとスパース性の尺度を拡張し、モデルを用いた画像処理の性能を向上させることを目的としている。画像の生成モデルと画像の解析モデル、それぞれに対して以下の拡張を目的としている。

(1) 並進不変なスパース画像表現のための基底系学習

画像に繰り返し表れる局所構造を一つの生成基底として学習するために、基底系を生成基底の並進移動により生成する並進不変なスパース画像表現と、それに基づく規定系学習法を提案する。生成基底の数に対して制約を課すために、生成基底から並進移動によって生成される基底系が張る部分空間の個数に対してもスパース性のペナルティを課

す。基底の発生に関するスパース性と、基底系によって張られる部分空間のいずれに対してもスパース性を課すことで、画像の特徴的な構造を生成基底として学習する。さらに学習した並進不変な基底系を画像復元問題へ応用する。

(2) 非線形解析スパース性による画像復元

画像が存在する部分空間を非線形フィルタにより定義し、フィルタリングの結果として現れる残差にスパース性を課すことで画像復元を実現する。フィルタとして、従来の線形フィルタから、画像の構造に基づくフィルタリング手法であるモフォロジカルフィルタへ拡張し、二つのモフォロジカルフィルタの差分にスパース性を課すことで、画像復元を実現する。

3. 研究の方法

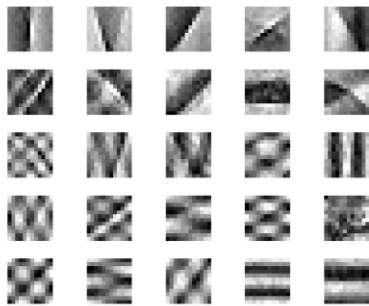
2. 目的で示した二つの項目につき、それぞれ研究の方法を説明する。

(1) 並進不変なスパース画像表現のための基底系学習

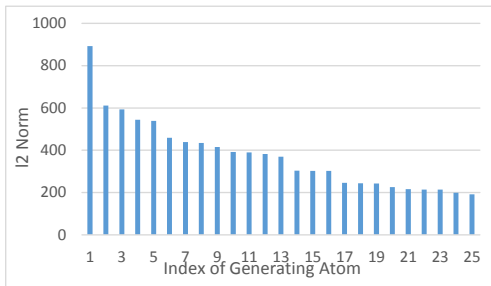
本研究で応用する画像生成モデルは、画像特徴を表す複数の生成基底を学習し、それぞれ生成基底を並進移動させることで基底系を生成する。従来の基底学習においては、生成基底の数、すなわち一つの生成基底から作られる部分空間の数に対して何ら制約が課せられておらず、生成基底の数の決定は経験的に行われてきた。本研究では、生成基底から作られる部分空間の数に制約を課すために、一つの生成基底から作られる並進不変な基底系に対してグループスパース性を課す。この制約により、基底の数と同時に、生成基底の数に対してもスパース性のペナルティを課すことができる。生成基底系の学習は、グループスパースとスパース性の尺度の下で、画像を近似分解するプロセスと、生成基底を二乗残差の最小化により更新するプロセスに分かれる。二つのスパース性の尺度の下で信号の近似分解を実現するために、スパース信号分解の方法の一つであるFISTA(Fast Iterative Shrinkage-Thresholding Algorithm)にグループスパース性を含んだ作用素を導入した。以上の部分空間スパース性の導入により、従来と同等のスパース性で、より少ない個数の生成基底による近似分解を実現する。生成基底学習の実現においては、生成基底と画像の畳み込み演算に高速フーリエ変換を導入し、さらに基底系更新においても周波数領域で計算することで、計算量の削減を図る。以上で学習された生成基底系を用いて、画像復元への応用を検討した。



図 1. 原画像



(a) 学習された生成基底



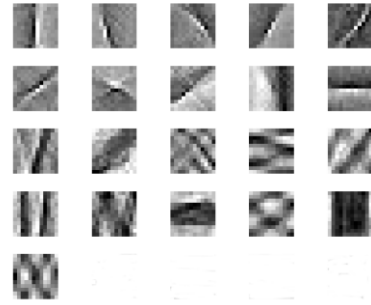
(b) 生成基底に対応する画像成分の L2 ノルム

図 2. 基底に対するスパース性のみで学習された生成基底系と係数の分布

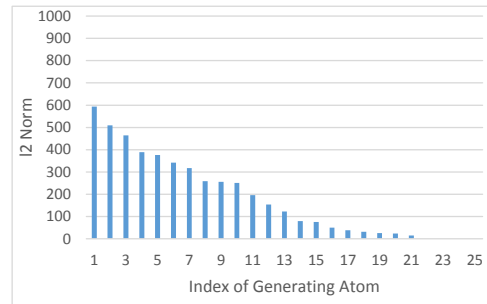
(2) 非線形解析スパース性による画像復元

画像に関する先見情報として、非線形フィルタであるオープニングフィルタおよびクロージングフィルタの差分の 11 ノルムをペナルティとする画像復元方法を提案する。

オープニングフィルタは、正の突起状の雑音を除去するフィルタであり、クロージングフィルタは負の雑音成分を除去するフィルタとして知られている。画像にいずれの雑音も存在しないことを仮定し、クロージングフィルタとオープニングフィルタの差分の 11



(a) 学習された生成基底



(b) 生成基底に対応する画像成分の L2 ノルム

図 3. 部分空間に対するスパース性を加えて学習した生成基底系と係数の分布

ノルムを画像先見情報として、画像復元に用いることを提案した。これは非線形フィルタにより画像を含む部分空間を定義し、その部分空間と復元画像、劣化画像間で定義されたノルムを最小化することで画像復元を実現することに等しい。

クロージング・オープニングいずれも不連続な関数を含み、勾配に基づく最適化法を適用することは困難である。そこで、クロージング・オープニング両者を連続微分可能な関数として近似し、準ニュートン法である L-BFGS (Limited Memory Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno) アルゴリズムを用いて画像復元を実現した。

4. 研究成果

本研究による主たる成果を、2. 目的で示した二つの項目につき、それぞれ説明する。

(1) 並進不変なスパース画像表現のための基底系学習

図 1 に示す原画像に対して、従来の並進不変基底系学習を行うことで得られた生成基底を図 2(a)に、また、それぞれの生成基底から生成された基底系により合成された画像成分の L2 ノルムを図 2(b)に示す。図 3(a)に、本研究で得られた部分空間に対してスパース性を課した基底系学習法により得られた



(a) 入力低解像度画像



(b) 推定された高解像度画像

図4. 学習された生成基底系を用いた超解像

生成基底を示す. また, 図3(b)に, 図3(a)で示した生成基底それぞれから生成された基底系により合成された画像成分の12ノルムを示す. いずれの生成基底も離散コサイン変換の基底を初期基底として, 学習を開始している. 図2と図3を比較してわかるとおり, 部分空間スパース性を導入することで, 画像表現に用いられる生成基底の数が減少し, さらに少数の基底で画像特徴が表現されていることがわかる. 部分空間スパース性による基底系学習では, 1番目から10番目までの生成基底が, 画像中に現れるエッジを表現する基底として学習されていることがわかる.

さらに, ここで学習された基底系を用い, 画像の超解像へ応用した例を図4に示す. ここでは, 推定する高解像度画像においても, 入力された低解像度画像のエッジの輝度変化の急峻さを保持させるために, 低解像度画像で学習した生成基底から高解像度画像を復元している. 拡大図からもわかるとおり, 低解像度画像から学習された生成基底がエッジの方向, 輝度変化を保存し, 良好な高解像度画像を生成している.

- (2) 非線形解析スパース性による画像復元
図5(a)に雑音を重ねた劣化画像を示す.



(a) 劣化画像



(b) TV正則化による雑音除去結果



(c) 非線形解析モデルによる雑音除去結果

図5. 解析モデルによる雑音除去

劣化画像に対して, 従来から用いられているTV正則化により雑音除去を行った例を図5(b)に, また, 提案した非線形解析スパース性を課すことで復元した画像を図5(c)に示す. ここではオープニング, クロージングの構造要素として, 正方形の構造要素を用いている. 提案法による雑音除去結果では, 画像の構造要素の和集合により画像が復元されること

で、TV 正則化よりも高い精度で画像が復元されていることがわかる。

以上、本研究では、画像を定義するため、もしくは画像の構成要素を定義するための部分空間に関するスパース性を検討し、基底系学習、画像復元への応用を行った。

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 2 件)

- ① Makoto Nakashizuka, Yu Ashihara, Yuji liguni, “An adaptation method for morphological opening filters with a smoothness penalty on structuring elements,” 査読有, E96-A, pp. 1468-1476, 2012.
DOI:10.1587/transfun.E96.A.1468
- ② Makoto Nakashizuka, Hiroyuki Okumura, Yuji liguni, “Supervised single-channel speech separation via sparse decomposition using periodic signal model,” IEICE Trans. on Fundamentals, 査読有, vol. E95-A, pp. 853-866, 2011.
DOI: 10.1587/transfun.E95.A.853

[学会発表] (計 9 件)

- ① Makoto Nakashizuka, “Image regularization with soft morphological image prior,” SISA2013, 2013 年 9 月 30 日, Aichi Industry & Labor Center, Nagoya
- ② Makoto Nakashizuka, “Soft morphological image prior,” EUSIPCO2013, 2013 年 9 月 12 日, Palaris de Congress, Marrakech
- ③ 中静 真, 蘆原 優, “モフォロジフィルタのルート画像近似と画像復元への応用,” 電子情報通信学会スマートインフォメディア研究会, 2012 年 12 月 13 日, 日本大学生産工学部, 習志野市
- ④ 蘆原 優, 中静 真, 飯國洋二, “モフォロジフィルタを正則化項に用いた画像復元,” 第 27 回信号処理シンポジウム, 2012 年 11 月 29 日, 全日空ホテル, 石垣島
- ⑤ 佐々木崇元, 中静 真, 飯國洋二, “スパースペナルティを課した信号識別モデルによるスパース周期信号分解,” 第 27 回信号処理シンポジウム, 2012 年 11 月 29 日, 全日空ホテル, 石垣島
- ⑥ 中静 真, 石井祐太, 飯國洋二, “識別モデルに基づくスパース信号分解とその周期信号分離への応用,” 第 26 回信号処理シンポジウム, 2011 年 11 月 16 日, 札幌コベションセンター, 札幌
- ⑦ Makoto Nakashizuka, Yu Ashihara, Youji liguni, “Morphological regularization for adaptation of image opening,”

EUSIPCO2011, 2011 年 9 月 1 日, Palau de Congressos de Catalunya, Barcelona

- ⑧ Yu Ashihara, Makoto Nakashizuka and Youji liguni, “An adaptation method for morphological image opening for texture denoising,” ITC-CSCC2011, 2011 年 6 月 20 日, Hyundai Hotel, Gyeongju
- ⑨ Takayuki Sasaki, Makoto Nakashizuka, Youji liguni, “Audio signal recovery from random sampling with sparsity prior on frequency spectrum,” ITC-CSCC2011, 2011 年 6 月 20 日, Hyundai Hotel, Gyeongju

研究組織

(1)研究代表者

中静 真 (NAKASHIZUKA MAKOTO)

千葉工業大学・工学部・教授

研究者番号:10251787