

機関番号：14401

研究種目：基盤研究 (C)

研究期間：2008～2010

課題番号：20500154

研究課題名 (和文)

スパース信号分解に基づく画像構成要素の学習とその画像処理への応用

研究課題名 (英文)

Image component analysis based on sparse signal decomposition and its applications to image processing

研究代表者

中静 真 (NAKASHIZUKA MAKOTO)

大阪大学・大学院基礎工学研究科・准教授

研究者番号：10251787

研究成果の概要 (和文)：本課題では、画像を構成要素毎に分解する手法を提案し、それを画像処理へ応用している。本課題で提案した画像分解法は、画像の代表的な局所構造を表す小さなブロックをいくつか学習し、画像全体を、並行移動を受けた局所構造群の結合で表現する方法である。学習においては、局所構造がスパース(疎ら)に発生することを仮定し、仮定の下で分解とブロックの更新を繰り返すことで、局所構造をブロックとして学習している。提案法による局所構造の学習法を、画素の欠落した画像から原画像を推定する画像インペインティングの問題に適用した。インペインティングへの応用では、欠損を受けていない画素の集合から、局所構造を推定するとともに、失われた画素を補間できることが確認できた。

研究成果の概要 (英文)：In this study, an image decomposition into a set of components with different features is proposed. The proposed decomposition is achieved with learning of representative micro structures of an image. The image is decomposed into components; each of them is generated by a linear combination of the translated microstructures. In the learning, the sparsity prior is imposed on the occurrences of the microstructures. The learning of the representative structure is applied to image inpainting, which is recovery of the original image from a degraded image with missing pixels. By using the learning, the micro structures of the original image are successfully learnt from the degraded image. Simultaneously, the missing pixels are recovered with the learnt structures.

交付決定額

(金額単位：円)

	直接経費	間接経費	合計
2008 年度	800,000	240,000	1,040,000
2009 年度	1,100,000	330,000	1,430,000
2010 年度	1,000,000	300,000	1,300,000
総計	2,900,000	870,000	3,770,000

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：画像処理, 信号分解, 画像復元, スパース信号表現, 基底学習, 教師なし学習

1. 研究開始当初の背景

現在、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表現が様々な場面で利用されている。雑音除去等の画像復元、お

よび画像符号化の分野では、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、正弦関数およびウェーブレット関数等の固定された基底系を用いた画

像分解と解釈され、画像は基底系の1次結合として表現される。固定された基底系による画像処理の能力は、分解に用いる基底によって、その限界が決まる。例えばサンプリング定理の観点では、画像は様々な周波数を持つ2次元正弦波の1次結合として表現される。しかしながら、この表現ではナイキスト周波数を超える画像成分を復元することは不可能である。ウェーブレット基底などの新しい基底が設計、提案されているが、固定された基底では画像の構造を記述する能力に限界がある。

画像に対して統計的に最良の基底系を与える方法として、主成分分析、独立成分分析が知られているが、主成分分析は近似誤差の意味で最良の直交基底を導出するものの、画像構造が直交するとは限らない。また、独立成分分析では、抽出できる基底の数に限界があり、画像中に不規則に現れる特徴を捉えることはできない。

本課題では、画像の生成モデルとして、並進移動を受けた代表的な局所構造の和で画像を記述する並進不変画像生成モデルを考え、その局所構造を学習する方法と応用について研究を行った。画像は、テクスチャ領域など、いくつかの代表的な局所構造が繰り返し現れることで構成されており、この繰り返しの構造を学習することで、画像復元など様々な画像処理へ応用することが期待できる。

2. 研究の目的

(1) 画像構造の学習法の確立

提案法が用いる画像生成モデルは、画像を基底系に含まれる基底の線形結合で近似するモデルである。基底系は、いくつかの基本となる生成基底の座標シフトから生成される。生成基底が、画像の代表的な局所構造を表し、これを画像から学習することが提案法の課題の一つである。生成基底一つにつき、その発生する可能性がある座標は、原画像持つ画素の座標と一致する。生成基底が複数ある場合には、基底系が含む基底の数は原画像の画素数をはるかに超えた数となる。したがって、分解を一意に決めることはできない。そこで、これらの基底の中から、基底を選択し、画像を分解するために、各座標における基底の発生にスパース性の制約を課し、できるだけ少ない数の座標に生成基底を配置することで、画像全体を近似する。また、できるだけ少ない数の基底で、画像全体を近似できれば、基底そのものが画像固有の特徴を捉えることができる。

このスパース性に基づく画像分解には、反復演算を要し、長時間の計算時間が必要となる。そこで、基底系に制約を与え、効果的に計算時間を短縮する方法を提案する。

(2) 抽出された画像構造に基づく画像処理システムの構築

(1)で提案された画像構造の学習により、画像からそれを記述するための画像構造を得ることができる。多くの画像は、テクスチャ等の繰り返しによる画像構造を持ち、繰り返しの構造で記述されること自体を先見情報として利用することで、劣化した画像からの画像復元を試みる。

この画像復元では、劣化過程を生成基底学習のコスト関数に導入し、生成基底の学習と同時に画像を復元する。

3. 研究の方法

(1) 木構造による画像分解アルゴリズム

前節で述べたように、並進不変な基底系を用いるために、信号分解で扱う係数の数は膨大な数となり、その係数を設定するために長時間の演算が必要となる。そこで、本研究では、生成基底数を1から逐次2倍に増加させ、木構造を基底系に導入した。また、一つの座標あたりに配置する生成基底を一つに限定することで、画像分解における係数更新のための演算を二分探索により実行できるようになった。そのため、係数1つあたりの更新に要する計算量が、基底数 N から基底数 N の対数に比例する数へと減少させることができた。

また、係数を一つに限定したことにより、生成基底数の数によらず、ほぼ一定の演算量で生成基底を更新することができた。

さらに、一様乱数によって生成基底を生成し、合成した画像による実験では、木構造による学習が局所解に陥ることを防ぎ、より高い確率で与えた基底を同定できることを確認している。

(2) 復元問題への応用

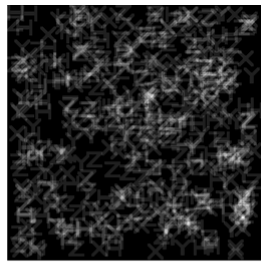
画像復元では、スパース性を含む画像分解のコスト関数に画像の劣化過程を導入し、生成基底の学習と同時に復元画像の推定を行う。画像の劣化と復元の問題として、本研究課題では画像のインペインティングを取り上げた。インペインティングの問題は、画素を失った画像から、失った画素を復元する問題である。この劣化を、生成基底学習の近似誤差項に導入し、基底系学習ならびに画像近似を実行することで、劣化の無い画像を復元する。

4. 研究成果

(1) 画像特徴記述

提案法により実現した木構造による生成基底の学習と画像分解例を図1に示す。

図1(a)は、図1(b)に示した生成基底を、画像中にランダムに配置し、加算することで生成した画像である。この画像に対して、木



(a)



(b)

図 1(a) 合成画像と (b) 生成基底

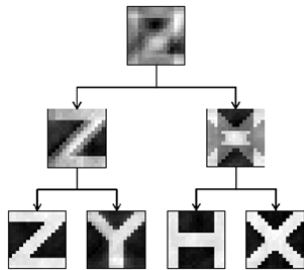


図 2 学習された生成基底の木構造

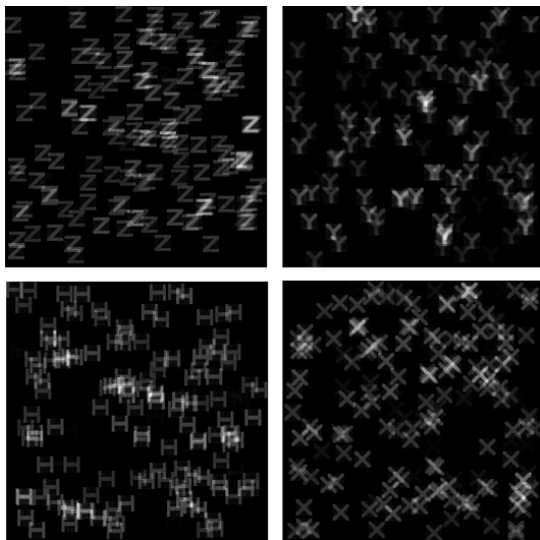


図 3 学習された基底毎に分離した画像

構造による生成基底学習を実行し、得られた木構造を図 2 に、さらに構造毎に再構成を行うことで、分離された画像を図 3 に示す。図に示したとおり、提案した画像分解法は、画像の並進不変な画像の局所構造を学習し、画像を構成要素毎に分離する能力がある。

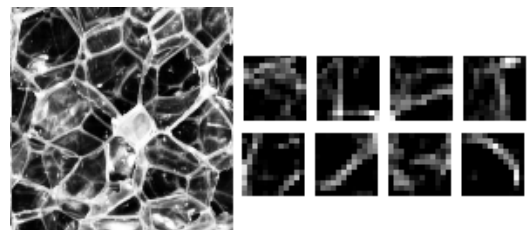
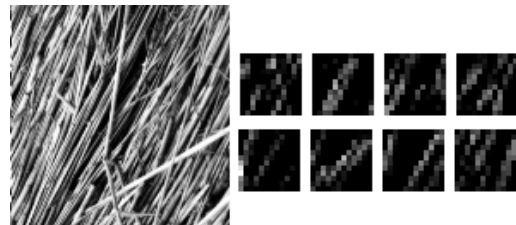
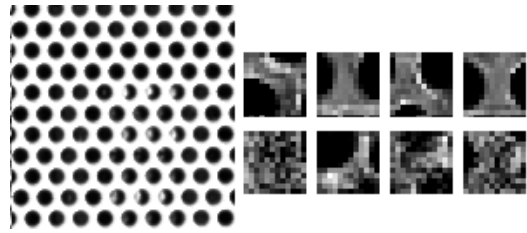


図 4 テクスチャに対する基底学習結果

また、図 4 には、テクスチャ画像に対して提案した生成基底系の学習を適用した例を示す。それぞれのテクスチャ画像で、繰り返し現れる構造が生成基底として学習されていることがわかる。

(2) 画像インペインティングへの応用

画像インペインティングの一例として、原画像に対して、50%の欠損を与えた画像。さらに 75%の欠損を与えた画像を用意し、欠損座標が既知であるとの仮定の下で、基底系学習を実行することで復元画像を得た。

50%の欠損を含む劣化画像からの復元結果を図 5 に、また、75%の欠損を含む劣化画像からの復元結果を図 7 に示す。図 6 では、図 5 の一部を示している。比較のためにこれらの図では、TV (Total Variation) 正則化による復元結果を同時に示している。また、図 7 には 50%の欠損からの復元例の拡大図を示している。

提案法による復元結果では、未知の画素を既知の画素に合わせて補間し、75%の劣化であっても代表的なテクスチャを復元することに成功している。それに対して、TV 補間では平坦部における補間の効果はあるものの、テクスチャの再現は不可能であった。これは、提案法による局所構造の学習が、テクスチャの再現に貢献したものであり、提案法の有効性を確認できた。

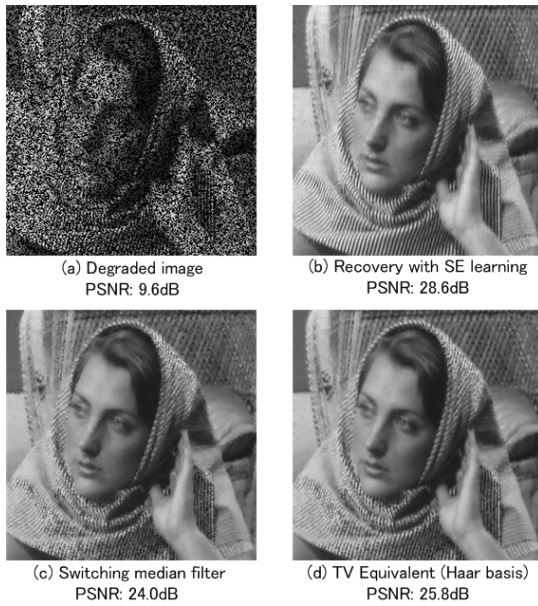


図5 画像復元結果(a)劣化画像(50%欠損), (b)提案法による復元画像, (c)メジアンフィルタによる復元結果, (d)TV補間による復元結果

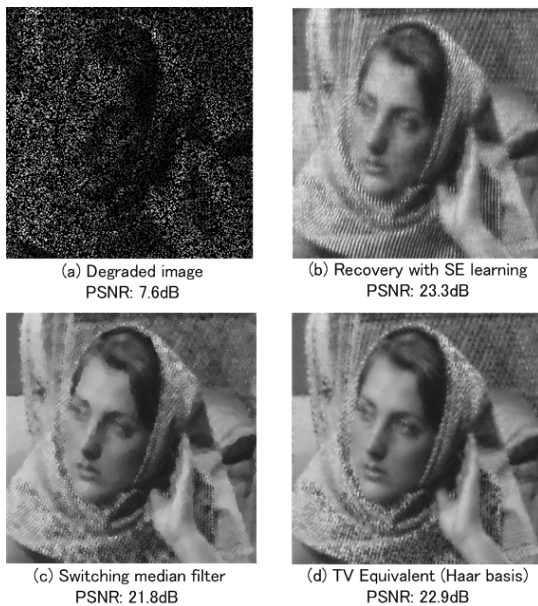


図6 画像復元結果(a)劣化画像(75%欠損), (b)提案法による復元画像, (c)メジアンフィルタによる復元結果, (d)TV補間による復元結果

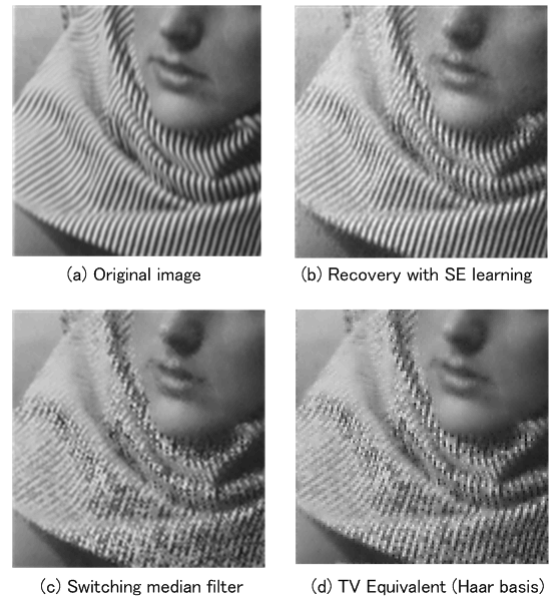


図7 図5の一部

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 西野洋一, 中静 真, 花田良子, 棟安実治, 飯國洋二, “最大・最小値の近似に基づくモルフォロジフィルタの設計法,” 電子情報通信学会論文誌 A, 査読有, vol. J93-A, pp. 594-604, 2010年9月
- ② M. Nakashizuka, H. Nishiura, Y. Iiguni, “Shift-invariant sparse image representations with tree-structured dictionary,” IEICE Trans. on Fundamentals, 査読有, vol. E92-A, pp. 2809-2818, 2009年11月

[学会発表](計10件)

- ① M. Nakashizuka, Yu-ki Tomokusa, Y. Iiguni, “Translation-invariant cone-restricted subspace sparse representations and its subspace learning,” APSIPA Annual Summit and Conference, 2010年12月16日, Singapore
- ② M. Nakashizuka, “Morphological image regularization with a smoothness criteria of structuring elements,” Int'l Symp. on Communications and Information Technology, 2010年10月27日, Tokyo
- ③ 中静 真, “スパース信号表現とその音声・画像処理への応用,” 京都大学数理解析研究所共同研究「ウェーブレットの発展とその理工学的応用」(招待講演), 2010年10月22日, 京都
- ④ M. Nakashizuka, S. Takenaka, Y. Iiguni,

- “Learning of structuring elements for morphological image model with a sparsity prior,” IEEE Int’l Conf. on Image Processing, 2010年9月27日, Hong Kong, China
- ⑤ M. Nakashizuka, H. Nishiura, Y. Iiguni, “Sparse image representations with shift-invariant tree-structured dictionary,” 2009年11月11日, Cairo, Egypt
 - ⑥ M. Nakashizuka, “Morphological image approximation via MAP estimation of structuring elements,” 2009 Int’l Workshop on Smart Info-Media System in Asia, 2009年10月22日, Suita, Japan
 - ⑦ M. Nakashizuka, H. Okumura, Y. Iiguni, “Single-channel speech separation by using a sparse periodic decomposition,” 2009年8月25日, Glasgow, Scotland
 - ⑧ 西浦秀成, 中静 真, 飯國洋二, “木構造を持つ基底系によるシフト不変スパースコーディング,” 第23回 信号処理シンポジウム, 2008年11月13日, 石川県, 金沢市
 - ⑨ 西浦秀成, 中静 真, 飯國洋二, “木構造を持つ基底系によるシフト不変非負スパースコーディング,” 第13回 映像メディア処理シンポジウム, 2008年10月30日, 静岡県, 伊豆市
 - ⑩ M. Nakashizuka, H. Okumura and Y. Iiguni, “A sparse periodic decomposition and its application to speech representation,” 2008 European Signal Processing Conference, 2008年8月28日, Lausanne, Switzerland.

[図書] (計1件)

- ① Sebastian Miron Ed. M. Nakashizuka, INTECH, Signal Processing (ISBN: 978-953-7619-91-6), 2009, pp. 92-108

. 研究組織

(1)研究代表者

中静 真 (NAKASHIZUKA MAKOTO)

大阪大学・大学院基礎工学研究科・准教授

研究者番号: 10251787