

平成 30 年 9 月 7 日現在

機関番号：13201

研究種目：挑戦的萌芽研究

研究期間：2015～2017

課題番号：15K12062

研究課題名(和文) 超高精度信号解析法を利用したデータ圧縮の限界効率を実現する符号化技術に関する研究

研究課題名(英文) Improvement of data compression and coding efficiency using non-harmonic analysis

研究代表者

廣林 茂樹 (Hirobayashi, Shigeki)

富山大学・大学院理工学研究部(工学)・教授

研究者番号：40272950

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)：いくつかのアルゴリズムは、オブジェクト除去または画像復元のために画像の不定形状の箇所を修正できるが、復元したスペクトル構造は、元のスペクトル構造とは異なる。そこで、欠損領域周囲の既知領域から、元スペクトル構造に似ている復元スペクトル構造を効率よく推測することが求められる。提案手法は、著者らによって開発された2D NHA の概念に基づき、修復に必要な復元スペクトル構造を欠損領域周囲の既知領域のみから推測する。我々は、人工的に復元した信号から抽出されたスペクトルの精度を確認するために既存手法との比較実験を行い、高品質の画像が得られることを示す。

研究成果の概要(英文)：Although several algorithms can modify images in an undetectable manner for object removal or image recovery, the recovered spectral structure differs from the original one. In this research, we obtain a recovered spectral structure resembling the original one from a known region surrounding a missing region. The proposed method is based on a previously proposed concept, known as non-harmonic analysis (NHA). NHA can be used to extract accurate spectra, irrespective of the window function, and frequency resolution of low frequencies is higher than that of the discrete Fourier transform. We conducted a numerical experiment to verify the accuracy of the spectrum extracted from an artificial signal. The results carried out on several artificially produced damaged images show that a high-quality image is obtained.

研究分野：信号処理

キーワード：画像工学

## 1. 研究開始当初の背景

画像内の欠損領域を復元するインペインティングは、コンピュータビジョンや画像処理の分野において重要な技術である。それに伴い、インペインティングのアルゴリズムが多く研究されている。これらのアルゴリズムは、損傷したアナログ写真の復元、デジタル画像内のオブジェクト削除や動画の圧縮率を向上させるために使用することができる。画像データの取り扱い方は、機能に応じて局所的手法と非局所的手法に分類されている。局所的手法は、画像の局所的領域に対して、パッチレベルで傾向や周期性を調べ、画像復元に用いる手法である。一方、非局所的手法は画像の近い傾向を持つパッチ同士の集合を取り扱う手法である。近年では、非局所的手法でのアルゴリズムの中でも画像のスパース性を用いた手法が活発に議論されている。Jianらは、類似したパッチ同士をグループ化して構成した辞書を用いることで、辞書内の複雑性を軽減する手法を提案した。これらの手法は、類似構造を持つ非局所的なパッチで構成されているスパース表現を基本単位として扱う新規スパース表現のモデリングを確立してきた。Weishengらは、非局所的の類似度をモデリングするために低ランクの手法を提案した。この手法は、2点間の分散推定の観点からの同時スパースコーディング(SSC)のための概念的に単純な解釈を提供するだけでなく、いくつかの画像処理法において有能な性能を実現している。非局所的手法は局所的手法と比べ、サンプル数を多く収集することができる。それによって、オブジェクトの削除や画像復元のために不定形状の欠損部分を効果的に修復することができるが、コストが大きくなる特徴がある。一方、局所的手法はインペインティングアルゴリズムにおいてマクロブロックで解析する基礎的な技術である。したがって、ブロック単位で解析を行うため画像の傾向を正確に捉えることが必要とされる。いくつかの手法は、復元情報 Fast Fourier transform や discrete Fourier transform などを用いて、欠損領域に対して復元スペクトルを既知の領域から推定する手法がある。AlkachouhらはDCT係数を利用した補間方法を提案した。J.Parkらは、DCTベースで周囲のパッチのベクトルを垂直または水平方向に沿って欠損領域の修復することでエッジ方向の検査を提案した。従来、局所的手法は注目したパッチ単位のみで処理するため、欠損領域がパッチより大きい場合や不定形状の復元が難しい問題がある。そのため近年までに、局所的手法を非局所的手法に応用した手法が提案されてきた経緯がある。しかし、多くの非局所的手法は局所的手法を元に応用された手法であるため、局所的と非局所的ともに扱う最小単位はパッチ単位である。そのため、非局所的手法の精度は元となるパッチ単位の処理の性質に依存している。つまり、局所的手法と非局所的手法ともに、復元精度は画像

のパッチ単位の解析方法に依存すると考えられる。一般にFFTやDCTは低周波成分を正確に表現することが難しいことが知られている。実際に、FFTやDCTを用いた局所的手法によって復元されたスペクトル構造は、元のスペクトル構造とは異なるためスペクトル構造を正確に推定することが難しい。そこで、局所的手法の段階でスペクトル構造を正確に推定することができれば、不定形状の欠損領域の修復への応用や、非局所的手法に応用できる可能性があると考えられる。

## 2. 研究の目的

本報告では、特に局所的な処理に着目し、マクロブロック内処理の検討を試みる。本稿では、欠損領域を囲む既知の領域から元のスペクトル構造に似た復元スペクトル構造を取得し、忠実な元の画像に破損した画像を復元するために non-harmonic analysis (NHA) に基づく、新しい復元技術(MaskNHA)を提案する。著者らによって提案された NHA は、2次元離散フーリエ変換(2DDFT)と比較して、窓関数の影響を受けずに信号を分析するため、より正確なスペクトルを抽出することができる。NHAは既に、OCTや動画解析の研究において高い周波数分解能を有し、分析精度の向上による改善効果が明らかになっている。そこで、本報告では、NHAのスペクトル領域で、分析窓の影響を軽減し分析精度を向上することで、画像の再構成精度の向上を図る。

## 3. 研究の方法

高い周波数分解と窓長の影響が少ない周波数解析法である 2D-NHA のアルゴリズムについて説明する。2D-NHA では、2次元の正弦波モデル信号を下の式のように表現する。

$$\hat{I}(n_1, n_2) = \hat{A} \cos \left( 2\pi \left( \frac{\hat{f}_x}{f_{x_s}} n_1 + \frac{\hat{f}_y}{f_{y_s}} n_2 + \hat{\phi} \right) \right) \quad (1)$$

$f_{x_s}$ ,  $f_{y_s}$  はサンプリング周波数であり、 $f_{x_s} = 1/\Delta x$ ,  $f_{y_s} = 1/\Delta y$  として与えられる。元信号  $I$  と正弦波モデル信号  $\hat{I}$  の差の二乗和が最小になるように周波数  $\hat{f}_{x_s}$ ,  $\hat{f}_{y_s}$  と振幅  $\hat{A}$  と初期位相  $\hat{\phi}$  は下の式で求められる。

$$F(\hat{A}, \hat{f}_x, \hat{f}_y, \hat{\phi}) = \frac{1}{N_1 N_2} \sum_{n_1=0}^{N_1-1} \sum_{n_2=0}^{N_2-1} \{I(n_1, n_2) - \hat{I}(n_1, n_2)\}^2 \quad (2)$$

$N_1$ ,  $N_2$  はフレーム長である。2D-NHA では、まず 2D-DFT を用いて適切な初期値  $\hat{A}$ ,  $\hat{f}_{x_s}$ ,  $\hat{f}_{y_s}$ ,  $\hat{\phi}$  から非線型方程式の解法である最急降下法によって最適な解に収束させる。この非線形問題では、式(2)を評価関数として最小化問題とし、最急降下法とニュートン法によって  $\hat{f}_{x_k}$ ,  $\hat{f}_{y_k}$ ,  $\hat{\phi}_k$  を求める。周波数同士が接している場合には評価関数が互いに干渉し合い、誤差が発生するが、対象信号が複合正弦波の場合でも逐次残差信号に対し同様の処理を行い、複数のスペクトルを抽出できる。

MaskNHA アルゴリズムで 2D-NHA における画像復元方法(MaskNHA)の開発について述べる。

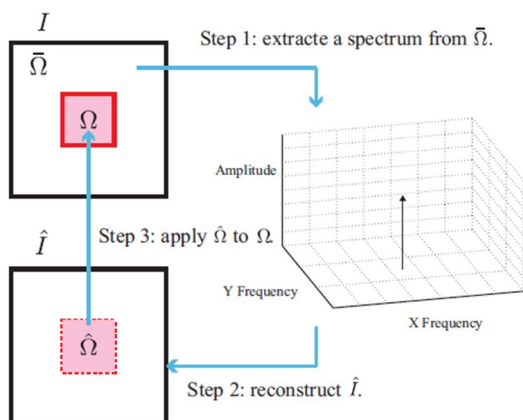


図 1.  $\Omega$ は欠損領域、 $\bar{\Omega}$ は既知領域であり、入力画像  $I$ は $\Omega$ を含む。 $\Omega$ から抽出したスペクトルを用いて再構成画像 $\hat{I}$ を得る。

図 1 は提案手法の主な手順を示す。欠損領域が与えられた画像  $I$  に対して、既知領域  $\bar{\Omega}$  から抽出したスペクトルを用いて欠損領域  $\Omega$  を復元することで求まる。本稿では 2D-NHA アルゴリズムの一部を改善した。既知領域  $\bar{\Omega}$  から欠損領域  $\Omega$  を区別するために MaskNHA ではバイナリ重み付け係数  $w(n_1, n_2)$  を加えることで実現した。画像  $I$  内の欠損領域に対して  $w(n_1, n_2)$  は 0 で表現される。一方、既知領域に対しては 1 で行う。欠損領域  $\Omega$  を除外するコスト関数を計算するために、コスト関数式(2)を次式のように改善する。

$$F(\hat{A}, \hat{f}_x, \hat{f}_y, \hat{\phi}) = \frac{1}{N_1 N_2} \sum_{n_1=0}^{N_1-1} \sum_{n_2=0}^{N_2-1} w(n_1, n_2) \{I(n_1, n_2) - \hat{I}(n_1, n_2)\}^2. (3)$$

このコスト関数を用いることで、欠損領域に隣接した既知領域のみからスペクトルを抽出できるようになる。ただし、一時的に初期値には、FFT によって割り当てられた値を適用する。スペクトル構造は MaskNHA によって全体の最小値に収束される。以下から MaskNHA 処理の流れを説明する。始めに、既知領域  $\bar{\Omega}$  の中央値を欠損領域の  $\Omega$  に適用する。次に、FFT を用いて初期値  $\hat{A}, \hat{f}_x, \hat{f}_y, \hat{\phi}$  を取得する。式(3)をコスト関数として考慮することで、非線形問題を最小化問題に変換する。また、 $\hat{f}_x, \hat{f}_y, \hat{\phi}$  は最急降下法を反復的に処理することで決定される。さらに、 $\hat{A}, \hat{f}_x, \hat{f}_y, \hat{\phi}$  はニュートン法を反復して適応することでより正確なスペクトルを取得する。このように、正確なスペクトルは既知領域  $\bar{\Omega}$  から抽出することができる。そして、 $\hat{I}$  は復元された既知領域  $\bar{\Omega}$  が挿入され、式(1)を用いて抽出したスペクトルから再構成される。欠損領域  $\Omega$  が複数のスペクトルから構成されている場合、次に抽出するスペクトルは既知領域  $\bar{\Omega}$  から抽出されたスペクトルを差し引く処理を繰り返して抽出することができる。

次の手順を実行することにより、抽出されたスペクトルの精度を検証した。図 2(a)は、

式(1)から構築された 2 次元信号モデル  $I(f_x = 1.5, f_y = 0.5)$  を示す。図 2(b)は欠損領域  $\Omega$  を含む 2 次元信号を示す。大きさ  $8 \times 8$  pixels の欠損は、 $I$  の中心に位置すると定義する。図 2(c)に示すように、初期値が割り当てられると、欠損した領域に既知領域から得られた暫定値を適用する。正確なスペクトルは、MaskNHA を用いて 2 次元信号から抽出することができる。図 2(d)は、抽出されたスペクトルから再構成された復元信号  $\hat{I}$  を示す。修復された領域とその元の領域のみとの平均二乗誤差(MSE)は、平均  $7.78 \times 10^{-6}$  である。このように、2 次元信号の一部のスペクトル、つまり局所的な領域情報が失われた際に、MaskNHA は高い精度で修復することができる。C++で記述された提案法のアルゴリズムは、インテル 2.66GHz の CPU 上で実行される場合、スペクトルを抽出するために平均 275 ミリ秒を必要とする。本実験では、任意の欠損領域  $\Omega$  は最適な重み係数  $w(n_1, n_2)$  を適用することによって復元することができる。

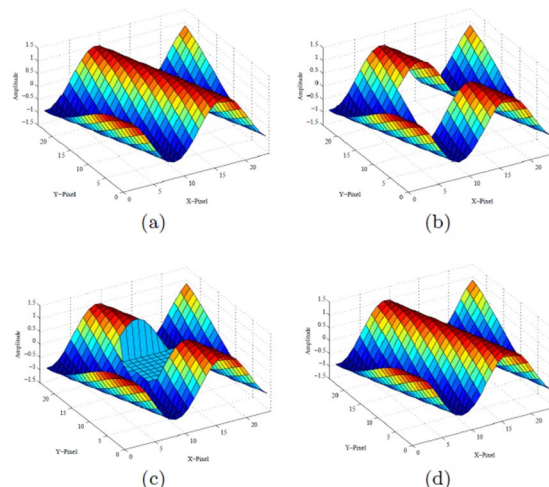


図 2. 二次元信号復元例

#### 4. 研究成果

本研究では、標準画像を用いて非局所手法との比較を行い、その復元精度を検証する。画像は大きさ  $256 \times 256$  pixel の 'Barbara', 'Lena', 'Pepper', 'Boat' を用いた。図 3 と図 4 は、欠損の種類をそれぞれテキストとスクラッチの欠損領域  $\Omega$  を与えた後、復元した結果を示す。パラメータ設定について、解析窓長を  $8 \times 8$  pixels、スペクトル本数を 30 本そして、隣接するパッチ間のオーバーラップを 2 pixels とする。得られた結果に対し、欠損領域  $\Omega$  に対して提案法と SAIST を用いて再構成し、PSNR を計算する。論文で比較した SAIST は、類似パッチの特異値分解から局所および非局所の両方の情報を用いて推定される。これは、一般的に局所的手法よりもエッジやテクスチャに対してより良い復元を得る。図 3 は、テキスト欠損状況での結果を示す。提案法では、全体的に SAIST と比べて良い結果を達成している。これは、提案法は容量当

たりの復元性能が高いため、窓量当たりの欠損量が少ない場合、高い精度を保って復元できることに起因する。SAISTでは、エッジやテクスチャのような輪郭構造をよく再現できている。しかし、大きい画像では多くの場合、特異値分解の際に構造の異なるクラスに分解する問題があることが知られている。そのため、像やマスク画像の種類によって復元精度にばらつきが生じる。図4は、欠損領域が大きいオブジェクト欠損状況での結果を示す。提案法では、比較的広い欠損でもSAISTと同等の復元精度を保つことができている。また、テーブル1に上記の復元画像のPSNRの結果をまとめる。テーブル1より、提案法は非局所的手法に対して、PSNRがそれぞれ約3.28dB、1.27dBの利得を示しており、同等以上の精度を保つことができることを示している。今後、提案法を非局所的手法に拡張した場合、欠損領域が不定形状などに対して、高い精度でより多くの欠損パターンに応用できる可能性が考えられる。

表1. PSNR 結果

	Text removal (dB)		Object removal (dB)	
	MaskNHA	SAIST	MaskNHA	SAIST
Lena	<b>43.01</b>	37.52	33.35	<b>33.60</b>
Barbara	39.52	<b>40.07</b>	<b>32.59</b>	31.62
Boat	<b>42.87</b>	39.47	<b>32.69</b>	30.56
Pepper	<b>40.47</b>	35.71	<b>33.29</b>	31.06

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)

○ Fumitaka Hosotani, Yuya Inuzuka, Masaya Hasegawa, Shigeki Hirobayashi and Tadanobu Misawa, Image Denoising With Edge-Preserving and Segmentation Based on Mask NHA, Transactions on Image Processing, VOL. 24, NO. 12, DECEMBER 2015

6. 研究組織

(1)研究代表者

廣林 茂樹 (HIROBAYASHI, Shigeki)

富山大学・その他の研究科・教授

研究者番号：40272950



図3. Text: (a) 元画像, (b) 欠損画像, (c) SAIST, (d) MaskNHA.



(a)



(b)



(c)



(d)

图 4. Object: (a) 元画像, (b) 欠損画像, (c) SAIST, (d) MaskNHA.