

ウェーブレット係数の主成分分析を用いた学習型超解像

Learning-based Super-resolution using principal component analysis of wavelet coefficients

中矢 知宏 近松 慎伍 黒木 修隆 廣瀬 哲也 沼 昌宏
Tomohiro Nakaya Shingo Chikamatsu Nobutaka Kuroki Tetsuya Hirose Masahiro Numa

1. はじめに

一般的に画像を高解像度化する場合、補間法が用いられるが、ジャギーやボケの発生が問題となっている。画像の劣化が少ない高品質な解像度変換技術として学習型超解像がある。学習型超解像は、補間法では再現できないエッジ部分などの細部を、予め学習したデータ群（以下、辞書）を用いて推定・復元する手法である。本稿では多重解像度解析である離散ウェーブレット変換（以下、DWT）を利用した超解像を対象とし、その効率改善方法を提案する。

2. DWTを用いた学習型超解像 [1]

2.1 DWTを用いた手法

DWTとは、図1のように入力画像に対し縮小画像 LL_1 、及び垂直・水平・斜め方向のエッジが現れるウェーブレット係数画像 $HL_1 \cdot LH_1 \cdot HH_1$ を段階的に生成する可逆変換である。超解像における学習段階では複数の学習用画像を入力し、親子関係にある HL_1-HL_2 及び LH_1-LH_2 において対応する箇所をブロック単位で組にし、高解像度成分 h - 低解像度成分 l として辞書を作成する。超解像段階では入力画像を LL_1 と位置づけ、まず DWT を行い、辞書を用いることで HL_2 から HL_1 を、 LH_2 から LH_1 を推定する。 $LL_1 \cdot HL_1 \cdot LH_1$ の3枚から逆変換することで、2倍の超解像画像が得られる。また、特徴量の小さい HH_1 に関しては考慮しないこととする。

2.2 問題点

超解像段階で入力の低解像度成分 l_N に最も類似した l を辞書から検索する際に膨大な処理時間が必要である。また、超解像処理を行った画像には、エッジ周辺などにノイズが発生する。これは、辞書内にエッジやテクスチャが混在している場合や、適切な高解像度成分が存在しない場合に起こる。

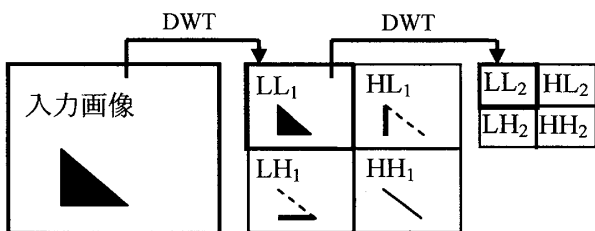


図1 画像に対するDWT

3. 提案手法

処理の流れを図2に示す。学習段階では抽出したデータに対し主成分分析を行い、下位主成分の係数値によりノイズ因子を判定し除去、そして重要度の高い上位主成分の係数の符号によりデータを分類し、各々で二分木辞書を生成

する。超解像段階では生成した複数の辞書から適切な辞書を選択しデータを探索する。

3.1 主成分分析によるノイズ因子の除去

主成分分析 [2]では、複数のデータから主成分を生成し、図3のように各データを係数と主成分との線形結合で表現する。提案手法では 4×4 pixel のブロック単位で取得したデータについて主成分分析を行い、16個の主成分が得られる。一般に、上位の主成分ほど画像の構造を表す単純な変化が含まれ、下位の主成分ほど複雑な変化が含まれる。本手法ではノイズになり得るデータを除去するために、下位主成分の係数値が大きいデータをノイズ因子とし、該当するデータを辞書内から除去する。具体的な処理の手順は以下となる。

- i) 抽出した全データに対して主成分分析を行う。
- ii) 各データの第14~16主成分の係数値を参照し、閾値以上のデータを辞書から除去する。
- iii) 第3主成分までの累計寄与率が95%以上ならば終了し、そうでない場合はi)へ進む。

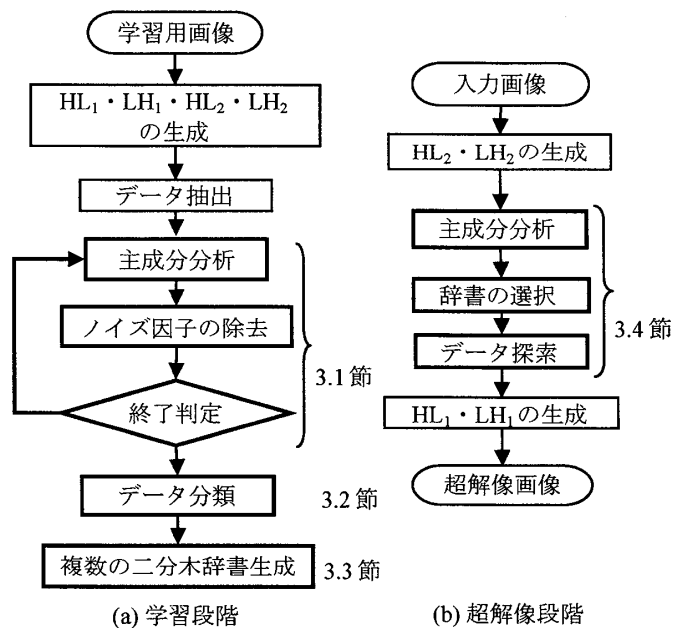


図2 提案手法の処理の流れ

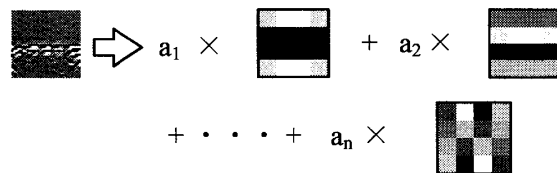


図3 主成分分析

表1 主成分の係数の正負による分類

クラス	D_1	D_2	D_3	D_4	D_5	D_6	D_7	D_8
第1主成分	+	+	+	+	-	-	-	-
第2主成分	+	+	-	-	+	+	-	-
第3主成分	+	-	+	-	+	-	+	-

3.2 データの構造別分類

主成分分析を行ったデータについて第1~3主成分の係数の符号を参照し、表1のように正負の組合せによりデータを8個のクラス $D_1 \sim D_8$ に分類する。重要度の高い上位3主成分の係数により分類することで、構造の類似したデータがまとめられる。探索が高速になるとともに、それぞれのクラスにおいて次節の方法により二分木辞書を生成するため、探索精度の向上にもつながる。

3.3 二分木辞書の生成

各クラスにおいて、図3のようにK-means法を用いて繰り返し二分割を行う。分割途中の、データが複数存在するクラスにおいてそれらの重心をとり代表データとすることで、二分木辞書を生成する。

3.4 超解像段階におけるデータの探索

入力データ I_n を主成分分析し、第1~3主成分の係数の符号により辞書の選択を行う。その辞書の根から探索を開始し、2つの子のうち入力データにより類似する子に進み、葉に至るまでに最も類似していたデータ l を選択する。二分探索により探索時間が削減、さらに複数のデータを平均化した代表データの利用によりノイズが低減される。

4. 評価実験

10枚の評価画像を2倍に拡大した際のPSNRによる画質評価、および処理速度の評価を行い、バイキュービック補間法・従来手法・提案手法にて比較を行う。学習段階においては、両手法とも上記の10枚を含まない学習用画像200枚から 4×4 pixelのデータを20万組抽出し辞書を生成する。

4.1 画質評価結果

PSNR結果を表2に、処理画像の一例を図5に示す。提案手法が全ての評価画像において従来手法に対しPSNR値で0.3~1.6 dB上回っている。これはノイズ因子の除去とデータの構造別分類による効果であると考えられる。

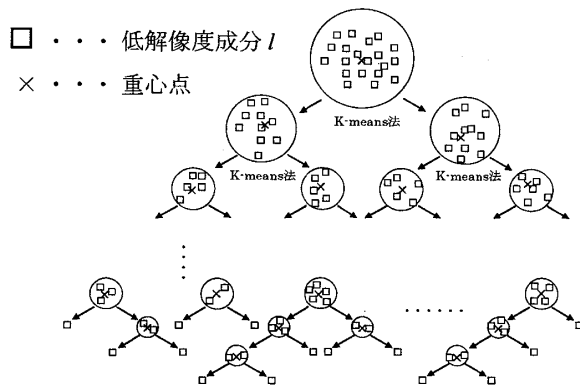


図4 分割繰り返しアルゴリズムによる階層化

表2 画質評価結果

評価画像	PSNR (dB)		
	補間法	従来手法	提案手法
airplane	31.11	30.22	31.82
lena	32.82	32.16	32.89
mandrill	23.31	22.86	23.41
peppers	30.17	30.11	30.45
caps	34.43	33.95	34.69
fuji	27.25	26.86	27.47
matsuri	28.25	28.05	29.63
monarch	32.45	32.17	33.17
seadog	33.66	33.58	34.25
zebra	29.01	28.20	29.39

表3 超解像段階における処理速度の平均

手法	補間法	従来手法	提案手法
処理速度 (Kpixel/s)	784.1	0.69	604.6

4.2 処理速度結果

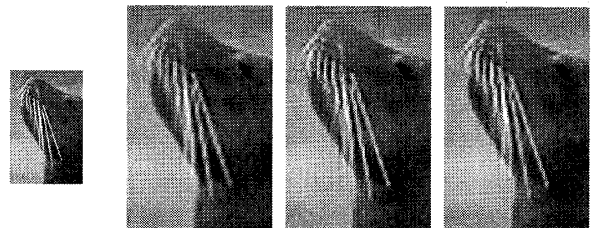
全評価画像での処理速度の平均値を表3に示す。辞書内を全探索する従来手法に比べ提案手法は約880倍となった。これは辞書を二分木構造にしたことで処理時間のオーダーが $O(n)$ から $O(\log n)$ に変化したためである。補間法には劣るものの、十分に実用的な時間に抑えることができた。

5. まとめ

ノイズの発生しにくい高速な超解像処理の実現を目的とし、ウェーブレット係数に基づく学習型超解像の一手法を提案し、有効性を確かめた。更なる画質向上や高速化、辞書の効率化などが今後の課題である。

参考文献

- [1] C. Kim, K. Choi, K. Hwang, and J. B. Ra, "Learning-based super-resolution using a multi-resolution wavelet approach," IWAIT, Jan, 2009.
- [2] 栗田多喜夫, "統計的画像処理手法," 第4回画像センシングシンポジウムチュートリアル講演会基礎コーステキスト, pp.1-24, 1998.



(a) 入力画像 (b) 補間法 (c) 従来手法 (d) 提案手法

図5 処理画像の一部拡大 (seadog)