

Texton 置換に基づく画像の高解像度化手法

Super Resolution Method using Texton Substitution

学生会員 上村 健二[†], 正会員 津村 徳道[†], 中口 俊哉[†],
菅谷 隆[†], 正会員 三宅 洋一^{††}

Kenji Kamimura[†], Norimichi Tsumura[†], Toshiya Nakaguchi[†], Takashi Sugaya[†] and Yoichi Miyake^{††}

Abstract The resolution of a texture image in computer graphics is determined by the camera system used to take the image. Zooming in on the object beyond the optical resolution results in a loss of edges and details. We developed a “super resolution” method that uses a database of textures and texton substitution to create plausible high-frequency detail in enlarged texture images. Conventional example-based super-resolution techniques involve a high computational cost and users must provide the optimal parameters for the input image. Using texton in the wavelet space and a pixel-based (not a patch-based) substitution reduces the computational cost.

キーワード: Texton, wavelet 変換, テクスチャ合成

1. ま え が き

コンピュータグラフィックス (CG) におけるテクスチャは、物体に粒状感のような質感を与えるだけでなく、物体との距離感を表現する上で重要な要素である。例えば、物体と視点との距離が遠いときには細部が見えないような低解像度のテクスチャを利用し、近づくにつれて詳細な情報が存在する高解像度なテクスチャへとコントロールすることで、リアルな CG を作成することができる。このとき、すべての解像度のテクスチャ画像を保持することは困難かつ冗長であるため、特定の解像度で画像を保持し、それを拡大・縮小補間することによって他の解像度の画像を生成することが一般的である。

ところが、より高い解像度への拡大の際に一般的に用いられるバイリニア補間法やバイキュービック補間法では、画像の輪郭や微細構造といった高周波情報が消失してしまい、実際に近づいたときに見えるような高精細な画像を得ることができない。このような拡大補間の問題を解決するためには、もっともらしい高周波情報を事前の学習から補う学習型高解像度化手法が有効である。学習に基づく高解像度化手

法には既に様々な手法が提案されている。例えば、Freeman らや Hertzmann らは、画像をマルコフランダム確率場とした解析に基づき画像の高解像度化を実現している¹⁾²⁾。しかしながら、これらの手法は計算コストが非常に高い、入力画像に応じたパラメータを設定する必要があるといった点でインタラクティブな画像生成には適しておらず、コンピュータグラフィックスにおける利用は困難であった。

そこで本論文では、Leung らがテクスチャの解析・合成のために提案した Texton (局所的なテクスチャ特徴量)³⁾ による画像表現を、wavelet 変換を用いることで簡略化して定義し、それらを置換することで計算コストを抑えた高解像度化を実現する手法を示す。

2. Texton の構成

Leung らの提案した Texton では、画像の周波数特徴を得るためにさまざまな大きさと方向性を持つ画像フィルタ (フィルタバンク) を適用し、得られたフィルタ応答は k-mean 法によってクラスタリングされる。その結果得られたクラスタ中心は、画像の局所的な特徴を表す特徴量、すなわち Texton となる。しかしながら、フィルタバンクを用いる手法では応答を計算するための演算負荷が高いこと、応答ベクトルが高次元になってしまうなどの理由から高速処理が困難であった。

そこで本研究では、冗長 wavelet 変換⁴⁾⁵⁾ によって得られる周波数成分によって Texton を構築する。画像に対し 2 次元の冗長 wavelet 変換を適用すると、オリジナル画像と同じ大きさで近似成分と水平、垂直、対角の三つの方向性成分画像を得ることができる。近似成分に対し繰り返し

2006 年 6 月 30 日受付, 2006 年 8 月 10 日再受付, 2006 年 8 月 18 日採録

[†] 千葉大学 大学院 自然科学研究科

(〒263-8522 千葉市稲毛区弥生町 1-33, TEL 043-290-3882)

^{††} 千葉大学 フロンティアメディカル工学研究開発センター

(〒263-8522 千葉市稲毛区弥生町 1-33, TEL 043-290-3114)

[†] Graduate school of science and technology, Chiba University
(1-33, Yayoi-cho, Inage-ku, Chiba 263-8522, Japan)

^{††} Research Center for Frontier Medical Engineering, Chiba University
(1-33, Yayoi-cho, Inage-ku, Chiba 263-8522, Japan)

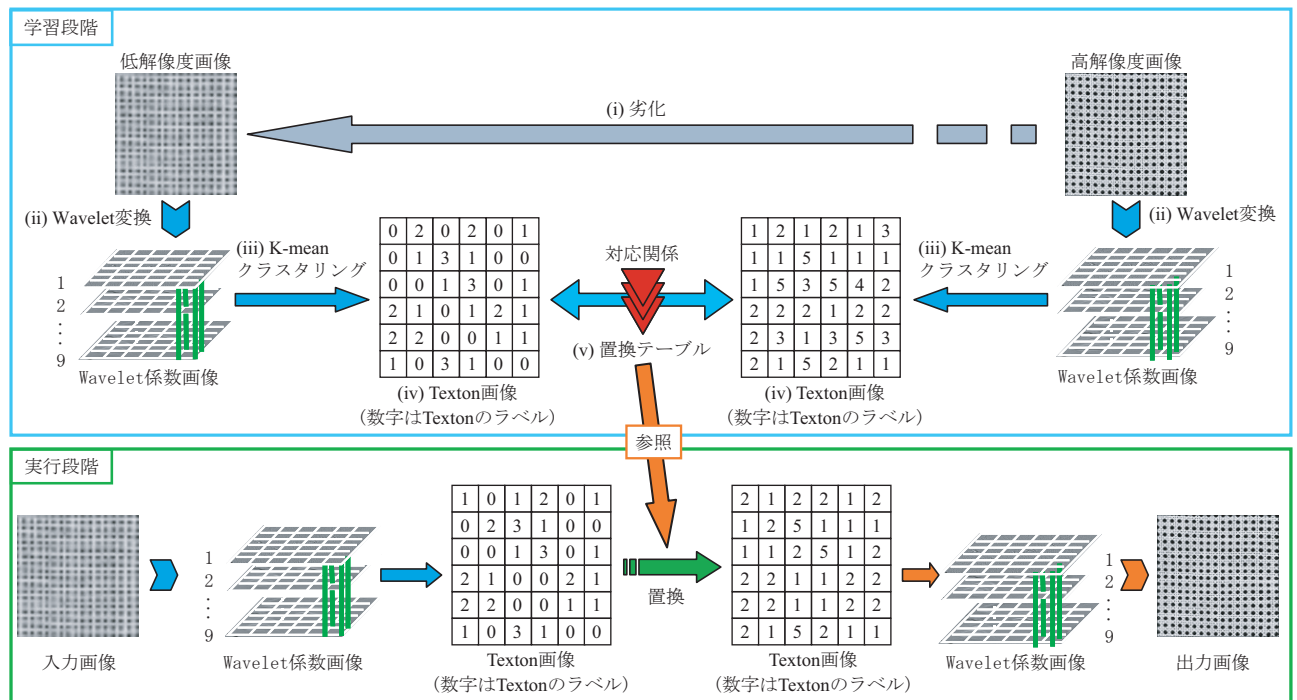


図 1 Texton 置換法の概略
Overview of texton substitution method.

処理を行うことによって、異なる周波数成分を得ることができる。本研究では、3 階層の冗長 wavelet 変換を適用することで、画素毎に近似成分を除く 9 次元の周波数特徴ベクトルを構成する。

3. Texton 置換による高解像度化

Texton 置換法の概略を図 1 に示す。本手法は事前データベースを構築するために行う学習段階と、実際に入力画像の Texton を置換することで高解像度化する実行段階の 2 段階によって構成される。

3.1 学習段階

学習は以下の手順で行う。(i) 高解像度入力画像を劣化させ、低解像度画像と高解像度画像の学習ペアを作成する。(ii) それぞれの画像において、3 階層の冗長 wavelet 変換を適用することで、画素毎に 9 次元の周波数特徴ベクトルを構成する。(iii) 特徴ベクトルを k-mean クラスタリングし Texton を構築する。(iv) Texton によってクラスタ内の特徴ベクトルを近似することで、情報量が圧縮された Texton 画像を得る。(v) 劣化によって生成された学習ペアは、画像特徴の位置が対応しているため、空間的な配置に基づき低解像度 Texton と高解像度 Texton の対応関係を取得し、置換テーブルとして学習する*。

3.2 実行段階

実際の入力画像に対する高解像度化は以下の手順で実行される。Texton 置換は画素単位で行うため、処理対象として入力された低解像度画像に対し、まず前処理として目

標とする解像度まで拡大補間を行う。次に拡大補間によって得られた入力画像に対し、学習時と同様に冗長 wavelet 変換を適用し周波数成分を得る。得られた周波数成分画像を学習時の低解像度側 Texton を用いて近似表現することで Texton 画像とする。この Texton 画像に対し学習した置換テーブルを適用することで Texton を置換し、高解像度 Texton 画像を得る。最後に得られた Texton を wavelet 係数へ戻し、逆 wavelet 変換によって出力画像を得る。なお、置換テーブルに 1 対多の対応関係が存在した場合には、最大頻度の置換を適用する**。

4. 実験と考察

本手法の有効性を評価するため、以下の条件においてテストを行った。なお、テスト画像はテクスチャ処理において一般的に用いられている Brodatz のテクスチャから、微細構造 (高周波成分) が存在する一枚を利用した。

- 解像度: 入力 64×64 画素, 出力 256×256 画素
- wavelet: Haar
- Texton 数: 高解像度, 低解像度それぞれ 1000
- 劣化 (学習時): バイリニア法による縮小
- 拡大補間 (実行時): バイキュービック法

Texton 置換の結果の例を図 2 に示す。(a) は入力画像を拡大補間し、高周波成分の強調を行った画像 (b) は提案手法による結果、(c) は目標とする解像度で実際に取得したリファレンス画像 (d) はシステムに対する入力画像、

* 1 対多の対応が発生した場合においても置換を可能とするため、置換テーブルは対応の頻度データを保持する。

** (i) 頻度に応じた確率的な置換 (ii) 頻度に応じた Texton の重み付き線形和 (iii) 最大頻度の置換のみの三つを数種類の画像に対しテストした結果、もっとも解像度の復元精度が高くノイズも少なかったため。

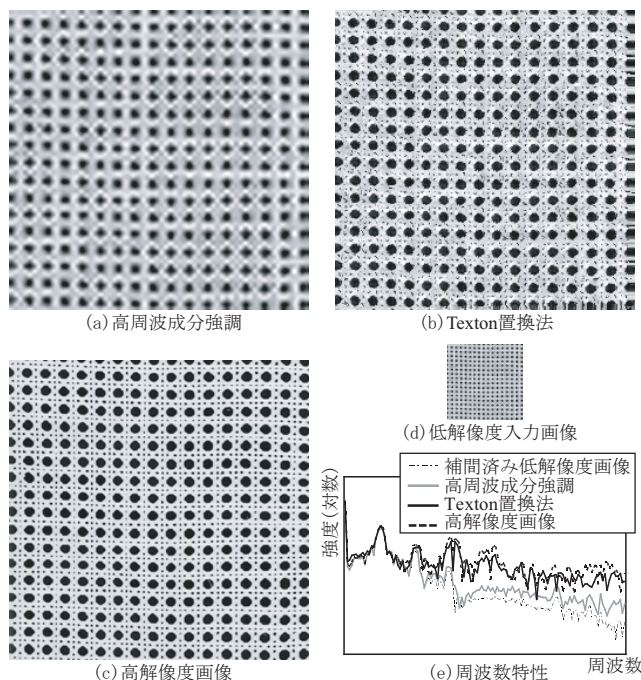


図 2 Texton 置換法による高解像度結果
Result of the texton substitution method.

(e) は画像が等方的であると仮定し、フーリエ変換より得られた周波数特性である。

従来の高周波成分強調手法では、今回のように拡大率が高い場合には、十分な高周波成分の再現を行うことができないため、全体としてぼけた画像となってしまう。それに対し、提案手法では高周波成分強調画像では現れなかった微細な構造が再現され、かつエッジ部分の鮮鋭度も増加している。また、周波数特性からも明らかに従来よりも高周波成分が復元されていることがわかる。

本手法による高解像度化実行は、置換テーブルによる置換によって実現されるため、Freeman らの手法¹⁾のように最適化を必要とする手法に比べ、1 画素の高解像度化に必要な時間が固定時間となり、かつ大幅に短縮される。また、Hertzmann らの手法²⁾のように最適化を伴わない手法と比べても、特徴ベクトルを wavelet 係数によって定義するため、次元数が比較的小さくなり演算負荷が削減される。例えば、Hertzmann の手法において 3 階層ピラミッド解析と 9 画素近傍を考えた場合の次元数は 27 次元となり、本手法の 3 倍の演算負荷となる。さらに、Hertzmann の手法では、最適な出力画素を学習画像全体から探索する必要がある。それに対し本手法の探索範囲はクラスタ数であり、例えば、今回の実験条件では 1000 である。これは全画素探索のおよそ 1/60 となる。したがって、特徴ベクトルの次元数と併せて考えると、本実験において提案手法は Hertzmann の手法に比べ演算負荷を 1/180 以下まで減少できている。

提案手法は完全に画素単位に独立に処理するため、並列処理による高速化が実現可能である。例えば、四つのプロセッサを用いることで 4 倍の高速化が期待できる、このよ

うな高速化は、近隣との関係を利用している従来の手法には不可能であり、本手法の利点となる。しかしながら、完全に画素毎に独立に処理するため、近隣との関係において滑らかさが消失し、結果画像にノイズを生じてしまっている。今後の課題として演算負荷を増加させずに（処理の独立性を維持したまま）画像の連続性を考慮する必要がある。

5. む す び

画像の高解像度化において、高速実行可能な学習型高解像度手法を提案した。本手法を Graphics Processing Unit のような並列計算器で用いることによる動画像に対する実時間処理への応用が期待される。

本研究において、多大なアドバイスを頂いた松下電器産業株式会社の本村秀人氏に感謝致します。

【文 献】

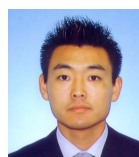
- 1) W. T. Freeman, E. C. Pasztor and O. T. Carmichael: "Learning Low-Level Vision", International Journal of Computer Vision, 40, 1, pp.25-47(2000).
- 2) A. Hertzmann, C. E. Jacobs, N. Oliver, B. Curless and D. H. Salesin: "Image Analogies", Proceedings of SIGGRAPH 2001, pp.327-340(2001).
- 3) T. Leung and J. Malik: "Representing and Recognizing the Visual Appearance of Materials using Three-dimensional Textons", International Journal of Computer Vision, 43, 1, pp.29-44(2001).
- 4) I. ドブシー (著), 山田道夫 / 佐々木文夫 (訳) ウェーブレット 10 講, シュプリンガー・フェアラーク東京, 2003.
- 5) J. Pesquet, H. Krim and H. Carfantan: "Time-invariant orthonormal wavelet representations", IEEE Transactions on Signal Processing, 44, 8, pp.1964-1970(1996).



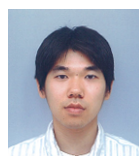
かみむら けんじ
上村 健二 2004 年、千葉大学工学部卒業。2006 年、同大学大学院博士前期課程修了。2006 年、同大学大学院博士後期課程進学。主として動画像の劣化復元に関する研究に従事。



つむら のりみち
津村 徳道 1995 年、大阪大学大学院博士後期課程修了。博士（工学）。現在、千葉大学工学部情報画像工学科 助教授。医用画像工学、計測画像工学、色再現工学、質感再現工学の研究に従事。正会員。



なかぐち としや
中口 俊哉 2003 年、上智大学大学院博士後期課程修了。博士（工学）。現在、千葉大学工学部情報画像工学科 助手。2001-2003 年、日本学術振興会特別研究員。画像解析、画質評価、医用画像処理、組合せ最適化に関する研究に従事。IEEE、電子情報通信学会、IS&T、日本写真学会、各会員。



すがや たかし
菅谷 隆 2003 年、千葉大学工学部卒業。2005 年、同大学大学院博士前期課程修了。現在コニカミノルタビジネステクノロジー（株）。現在プリンタ複合機の Web サーバに関する研究開発に従事。



みやけ よういち
三宅 洋一 1968 年、千葉大学大学院修士課程修了。京都工芸繊維大学助手、助教授、千葉大学工学部助教授を経て、1989 年、同教授。1978-1979 年スイス連邦工科大学研究員。1997 年、ロチェスター大学客員教授。2003 年よりフロンティアメディカル工学研究開発センター長。医用画像工学、画像評価、色再現工学の研究に従事。正会員。