

自己相似テクスチャ生成による画像の質感改善技術

Improving Subjective Image Quality by Synthesizing Fine Textures Based on Self Similarity

齊藤 佳奈子†
Kanako Saitoh

金子 敏充†
Toshimitsu Kaneko

1. はじめに

近年、デジタルテレビ放送への完全移行を受け Full-HD 解像度の TV や PC が一般家庭に急速に普及した。今後は 4K2K 解像度の TV の発売も予定されており、映像出力機器の高解像度化が進んでいる。映像表示デバイスの高解像度化に伴い、コンテンツの細部まで表現することが可能になった。しかし、コンテンツが持つオリジナルの質感は撮影や圧縮、画像拡大等により劣化している場合が多くある。

デジタル画像を表示デバイスの解像度まで高解像度化する際に最も広く利用されている手法は、双一次内挿法や3次畳込み内挿法などの補間フィルタを用いた手法である。しかし、これらの手法は画素値を滑らかに補間するのみであるため、高周波成分を復元することはできない。これに対し、高周波成分を復元し、補間フィルタでは困難であった鮮鋭な高解像度画像を作成する手法として超解像技術がある。超解像の方式のうち、処理フレーム以外の情報を利用する方式に再構成方式[1]~[3]と学習方式[4]~[6]がある。再構成方式では、入力フレームとその前後に位置する参照フレーム間の動きを検出し、その動きに合わせて参照フレームの画素値を処理フレームの標本値として追加し、高解像度画像を再構成する。この方式は、同じ被写体を撮影した複数の画像を必要とし、静止画には適用できない。また、学習方式では、低解像度画像から得られた成分と高解像度画像から得られた成分の対を事前に大量に学習し、処理フレームに対応する高解像度パターンを学習結果から探索することで高解像度画像を生成する。この方式は、学習データの数が高解像度画像の画質に直結するため、あらゆる入力画像に対してアーチファクトのない高画質の高解像度画像を得るためには、大量の学習データを必要とする。一方、処理フレームのみの情報から高解像度化する手法も提案されている[7]~[9]。いずれの手法も鮮鋭感の向上が確認できるが、被写体の質感に焦点を当てていないものではない。

画像の質感に着目した高画質化技術として、画像に粒状性のホワイトノイズを付加することで質感を向上させる研究がある[10]。この研究により、粒状性ノイズ

の付加が画像の質感向上に寄与することが確認された。しかし、効果が確認された被写体は限定的であり、また、被写体ごとに好ましい粒状性の制御が必須であるため、一般的な画像に適用するためには汎用性の向上が必要である。

そこで本研究では、処理フレームのみの情報から微細なテクスチャを生成することにより、撮影時や圧縮時、解像度変換時に失われた画像の質感を改善する技術を提案する。画像は、エッジや色といった被写体の大まかな構造を表す成分と、被写体の表面における微小な振動を表すテクスチャ成分から成る。被写体表面の微細なテクスチャ成分は、被写体の質感を表現する上で重要な成分となる。

提案手法では、自然界に存在する多くのテクスチャが自己相似性を持つことに着目する。図1に提案手法の処理の流れを示す。画像拡大によって失われた精細感を改善するため、拡大後の画像中のテクスチャ成分よりも周波数の高い自己相似テクスチャ成分を生成し、拡大画像に付加する。拡大画像中のテクスチャに対する自己相似テクスチャ成分は拡大前の入力画像中に既に存在する。そこで、入力画像からテクスチャ成分を抽出し、その周波数やテクスチャパターンを保ったまま出力画像サイズのテクスチャ成分を生成する。単一のテクスチャパターンから、視覚的同一性を保持した任意の大きさのテクスチャパターンを生成する技術としてテクスチャ合成技術がある。本稿では、この技術を一般的な画像に含まれる非定常テクスチャに対して適用できるようにした非定常テクスチャ合成手法を提案する。

以降、2章では従来のテクスチャ合成手法について説明し、3章で提案する非定常テクスチャ合成手法について述べる。つづいて4章では非定常テクスチャ合成手法を用い

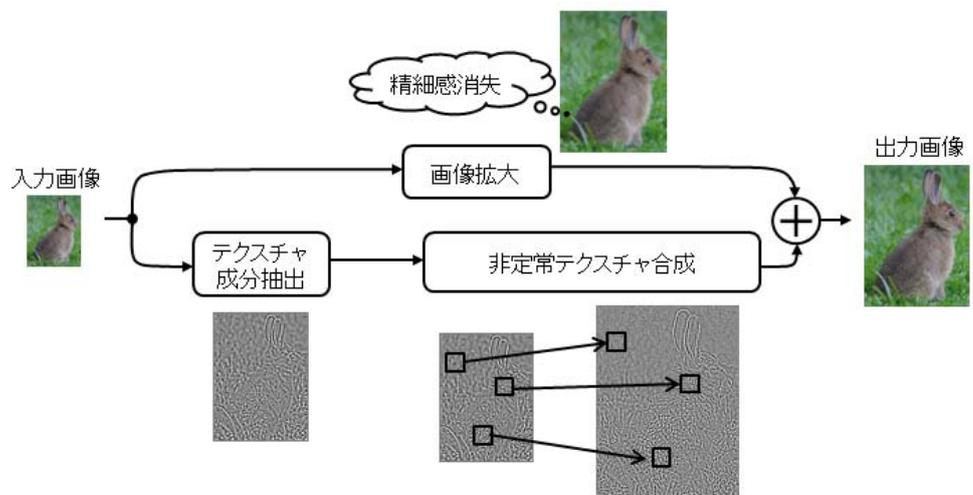


図1 提案手法

† (株) 東芝 研究開発センター

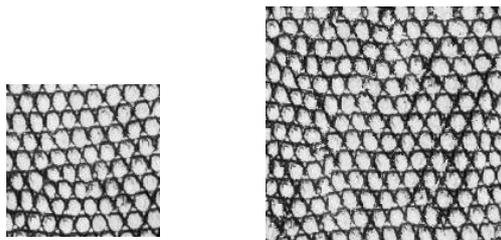
た質感改善技術について説明し、5章で実験結果を示す。最後に6章で今後の課題について述べる。

2. テクスチャ合成手法

テクスチャ合成手法は、面積の小さいテクスチャ画像（以下、サンプルテクスチャ画像）から任意の大きさのテクスチャ画像（以下、合成テクスチャ画像）を生成する手法である（図2）。3次元コンピュータグラフィックス分野でテクスチャマッピングを行う際、マッピング面積がテクスチャデータの面積より大きい場合がある。このような場合に、テクスチャ画像を引き伸ばしてマッピングするとレンダリングされた画像の画質が低下し、また、小さなテクスチャ画像を繰り返してマッピングすると境界部分において不連続部分が生じるという問題がある。このような問題を解決するため、これまでに多くのテクスチャ合成手法が提案されている[11]~[17]。本稿では、これらのうちで合成精度が高く処理量が少ない Wei らの手法[13]を応用した手法を提案する。

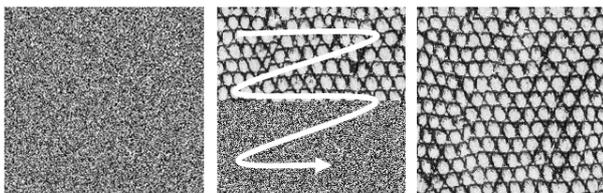
以下では、Wei らの手法[13]に基づきテクスチャ合成の枠組みについて説明する。

[13]では、テクスチャを Markov Random Field を用いてモデル化している。つまり、ある画素の値は空間的に近い画素の輝度値の確率分布のみに依存し、その他の領域とは独立であると仮定している。サンプルテクスチャ画像から、合成テクスチャ画像を生成する処理の流れを図3に示す。まず、合成テクスチャ画像の各画素にランダムホワイトノイズを発生させ、初期値として割り当てる（図3(a)）。つづいて、画像の左上の画素から右下の画素へとラスタ走査を行い、1画素ずつ画素値を算出し更新していく（図3(b)）。合成テクスチャ画像の全画素の画素値の更新が完了したら処理を終了する（図3(c)）。図3(b)で行われる各画素における画素値の算出手法を図4に示す。まず、合成テクスチャ画像中の生成対象画素を p とした場合、



(a) サンプルテクスチャ画像 (128x128[pixel]) (b) 合成テクスチャ画像 (200x200[pixel])

図2 テクスチャ合成結果（手法[13]を用いて合成）



(a) 初期画像 (b) 合成テクスチャ (途中経過) (c) 合成テクスチャ (完了)

図3 テクスチャ合成処理

図4(a)に示した画素 p のL字型近傍画素集合（画素 p は含まない）を探索に用いる領域とする。ラスタ走査で画素値を更新するため、L字型近傍画素は全て既に生成済みの画素となる。続いて、L字型近傍画素集合の画素値とのL2ノルムが最小となる領域をサンプルテクスチャ画像内から探索する（図4(b)）。探索した結果得られた領域の画素 p に該当する位置の画素値を求め、画素 p の画素値を図4(b)で求めた画素値に更新する（図4(c)）。

以上の処理により、不連続部分のない自然な合成テクスチャ画像を生成することが可能となる。

3. 非定常テクスチャ合成手法

ここでは、従来のテクスチャ合成技術を一般的な画像に含まれる非定常なテクスチャに対して適用できるようにした非定常テクスチャ合成手法を提案する。

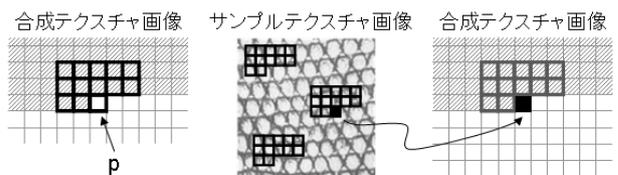
従来研究[13]のテクスチャ合成手法は Markov Random Field によるテクスチャモデルを仮定したものである。このモデルに基づくテクスチャは、同一画像内の異なる領域であっても似ていると知覚できる"定常性"と、各画素はその近傍画素のみで関係付けられるという"局所性"の2つの特徴を併せ持つ。しかし、一般的な画像に含まれるテクスチャは方向やスケールが様々に変化し、また、多種類のテクスチャを含むため、定常性を仮定することはできない。

そこで、3.1では、サンプルテクスチャ画像を逐次更新する新たなテクスチャ合成手法を提案し、一般的な画像に対しても定常性を仮定できるようにする。また、3.2では被写体境界などの定常性を仮定できない領域に対する対応手法について述べる。

3.1 サンプルテクスチャ画像の逐次更新

従来研究[13]では、局所的な画素集合のL2ノルムを評価基準としてサンプルテクスチャ画像全体から類似領域を探索する。探索によって得られる画素位置は様々であるため、サンプルテクスチャ画像に方向やスケールの異なるテクスチャが混在していた場合、それらの位置関係を合成テクスチャ画像に維持することができない。

そこで、提案手法では更新対象画素ごとにサンプルテクスチャ画像を逐次生成する。図5は非定常テクスチャ合成手法のイメージ図である。更新対象画素が p_i であった場合、サンプルテクスチャ画像内で対応する位置に存在する画素 p'_i の周辺領域を切り出し、更新対象画素 p_i 用の位置別サンプルテクスチャ画像とする。位置別サンプルテクスチャ画像を生成することで、各更新対象画素に適した方向やスケールのみが含まれる領域から類似領域を探索することがで



■ 生成済み画素 □ 生成対象画素

(a) テンプレート領域 (b) 探索領域 (c) 画素値更新

図4 合成画素値探索手法

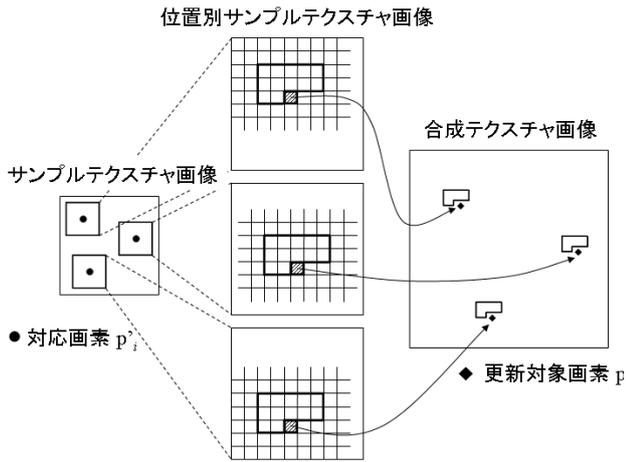


図5 非正常テクスチャ合成手法

き、合成テクスチャ画像はサンプルテクスチャ画像の方向やスケールの滑らかな変化を維持したものとなる。

次に、初期値の割り当て手法について述べる。従来研究[13]ではランダムホワイトノイズを初期値に設定していたが、提案手法では、式(1)を用いてサンプルテクスチャ画像 I_a の画素値を合成テクスチャ画像 I_s の初期値として部分的に割り当てる。

$$I_i(x,y) = \begin{cases} I_a(x/k, y/k) & ; (x,y) \in \Omega \\ \text{不定} & ; (x,y) \in \bar{\Omega} \end{cases} \quad (1)$$

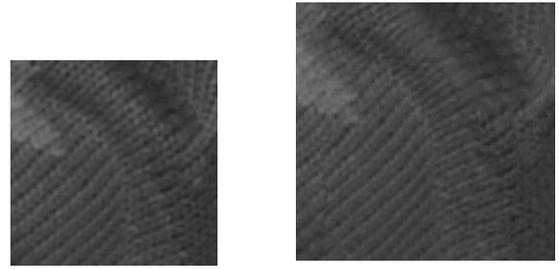
ここで、 k は合成テクスチャ画像 I_s のサンプルテクスチャ画像 I_a に対する拡大率を表す。また、 Ω は合成テクスチャ画像で初期値 I_s を割り当てる画素の集合を表し、 $\bar{\Omega}$ は合成テクスチャ画像 I_s の画素で Ω 以外の画素の集合を表す。 Ω には合成テクスチャ画像 I_s 中の任意の画素を含むことが可能であるが、本稿では1行1列おきの一定間隔の画素集合、ならびにラプラシアンフィルタ値が30以上である輝度勾配が大きいエッジ画素の集合とした。自己相似性が仮定できないエッジ部分にあらかじめ初期値を設定することで、エッジの連続性を保ち、探索誤りを防ぐことが可能となる。

類似領域の探索および画素値の算出・更新は文献[13]と同様のアルゴリズムを用いる。

非正常テクスチャ合成手法の処理結果を図6に示す。サンプルテクスチャ画像(図6(a))中のテクスチャの方向やスケールの滑らかな変化が合成テクスチャ画像(図6(b))にも維持できていることが確認できる。

3.2 被写体境界領域に対する対応

3.1の手法により、単一被写体中で方向やスケールが変化するテクスチャを対象とすることが可能となった。しかし、異なる被写体が隣接する領域では、位置別サンプルテクスチャ画像内に複数のテクスチャが混在するため、エッジの連続性やテクスチャ境界の保存ができない可能性がある。提案手法は更新済みの画素のみを用いて類似領域を探索するため、不適切な値に更新された画素が存在した場合、その後の結果にも影響を及ぼす。この問題を避けるために



(a) サンプルテクスチャ画像 (b) 合成テクスチャ画像

図6 非正常テクスチャ合成結果

は、予め画像を被写体別に領域分割しておくことが考えられるが、あらゆる被写体に対する高精度な領域分割は計算量が増えるため、現実的ではない。そこで、領域分割を必要とせず、複数種類のテクスチャを含む画像に対しても各テクスチャの構図を維持したテクスチャ合成が可能な手法を提案する。

ここでは、探索の際の類似度算出式として色類似度を用いた手法を提案する。画像中で異なるテクスチャが隣接する領域は異なる色を有する場合が多い。この点に着目し、類似度をはかる際にこれまでの輝度成分のL2ノルムと併せて色の類似度も考慮することとする。テンプレート領域 W の中心画素を x_i 、位置別サンプルテクスチャ領域内の任意の画素を \hat{x}_i とした場合、従来手法であるL2ノルムを用いた類似度は式(2)で算出される。

$$E_{x_i} = \sum_{p \in W} \{I(x_i + p) - I(\hat{x}_i + p)\}^2 \quad (2)$$

これに対し提案手法における類似度は式(3)で算出される。

$$E_{x_i} = \sum_{p \in W} [\omega_1(p) \cdot \omega_2(p) \cdot \{I(x_i + p) - I(\hat{x}_i + p)\}^2] / N(1),$$

$$\omega_1(p) = \begin{cases} 0 & \text{if } \text{difColor}(x_i, x_i + p) \geq \text{ColorTh} \\ 1 & \text{if } \text{difColor}(x_i, x_i + p) < \text{ColorTh} \end{cases},$$

$$\omega_2(p) = \begin{cases} 0 & \text{if } \text{difColor}(x_i + p, \hat{x}_i + p) \geq \text{ColorTh} \\ 1 & \text{if } \text{difColor}(x_i + p, \hat{x}_i + p) < \text{ColorTh} \end{cases} \quad (3)$$

ここで、 $N(1)$ は $\omega_1(p) \cdot \omega_2(p) = 1$ となる回数をあらわす。 $\omega_1(p)$ はテンプレート領域内の画素に対する中心画素と色の類似度を評価した値であり、 $\omega_2(p)$ はテンプレート領域と探索領域で相対的に同じ位置にある画素同士の色類似度を評価した値である。

$\text{difColor}(A, B)$ は、座標 A と座標 B の2点間の色空間内における距離を測定するための関数である。色空間にはRGB, XYZ, $L^*u^*v^*$, $L^*a^*b^*$ など様々なものがあるが、本提案手法では色差が人間の色知覚に近いと言われている $L^*a^*b^*$ 表色系を用いることとした。座標 A および座標 B の $L^*a^*b^*$ 値がそれぞれ (L_A, a_A, b_A) , (L_B, a_B, b_B) であるとき、2点間の距離は式(4)で求められる。

$$\text{difColor}(A, B) = \sqrt{(L_A - L_B)^2 + (a_A - a_B)^2 + (b_A - b_B)^2} \quad (4)$$

また、 ColorTh は同一の被写体とみなす距離の閾値であり、経験的に3.0とした。

輝度のL2ノルムのみを用いた場合(式(2))と色類似度を用いた場合(式(3))の合成結果を図7に示す。図7(a)は

入力画像であり、図 7(b), (d)はそれぞれ式(2), 式(3)を用いた場合のテクスチャ合成画像である。図 7(c), (e)は合成精度を確認することを目的とし、サンプルテクスチャ画像中のどこの画素からテクスチャが生成されたかを確認するため、選択された画素に該当する原画像の画素値を出力した結果(以下、合成色画像)である。図 7(e)の白で表示されている領域は、近傍画素に類似する色領域が存在せずテクスチャ合成処理をしない領域を示している。

図 7(b)および(c)から、輝度値の L2 ノルムのみではウサギの毛の領域と背景の草原の領域が混在して合成され、被写体境界が破綻していることがわかる。一方、図 7(d)および(e)より、色類似度を考慮した場合には被写体の境界が維持され、同一被写体領域でのテクスチャ合成ができていくことがわかる。

4. 非定常テクスチャ合成を用いた質感改善技術

本章では、3章で提案した非定常テクスチャ合成手法を用いた質感改善技術について述べる。提案手法の流れは図 1に示したとおりである。

まず、入力画像をなんらかの画像拡大手法によって出力画像サイズに拡大する。この際、高周波テクスチャ成分の消失により画像の質感が失われるため、自己相似テクスチャを生成し拡大後画像に付加することで、質感改善画像を出力する。

自己相似テクスチャの生成は、テクスチャ成分抽出処理と、非定常テクスチャ合成処理から成る。本提案手法で対象とするのは、被写体表面の微細なテクスチャ成分である。そこで、画像中の微小振動パターンを予め抽出した後、自己相似テクスチャを生成する。

画像中の微小振動パターンの抽出には、骨格/テクスチャ分離手法[18, 19]を用いる。骨格/テクスチャ分離手法は、入力画像 I を被写体の大まかな構造を表す骨格画像 U と被写体の表面における微小な振動を表すテクスチャ成分 V に分離する手法である。パラメータ調整により、テクスチャ成分にどの程度の振動まで含めるかを制御する。この手法を画像の輝度成分 Y に適用することで、テクスチャ成分の抽出を行う。骨格/テクスチャ分離手法の適用により、被写体表面の微小振動成分のみを対象とすることができ、また、大域的な輝度変化であるエッジや陰影成分などは骨格成分に分離することができるため大域的な輝度変化を維持することができる。図 8 に骨格/テクスチャ分離手法により分離した処理の結果を示す。図 8(a)が輝度成分 Y , (b)が骨格画像 U , (c)がテクスチャ成分 V である。各画像の直線箇所をの水平断面濃度値を示すグラフを併せて示す。被写体表面の微小な振動成分などがテクスチャ成分として分離できていることが確認できる。

抽出したテクスチャ成分に対して非定常テクスチャ合成手法を適用することで、出力画像サイズの高周波テクスチャ画像を生成する。

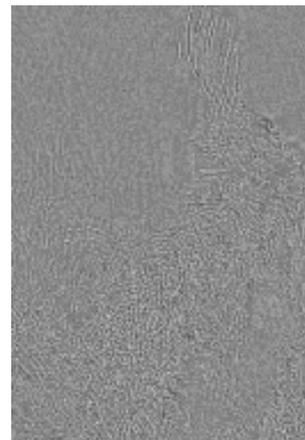
最後に、拡大後画像に高周波テクスチャ画像を付加することで質感改善画像を出力する。

5. 実験

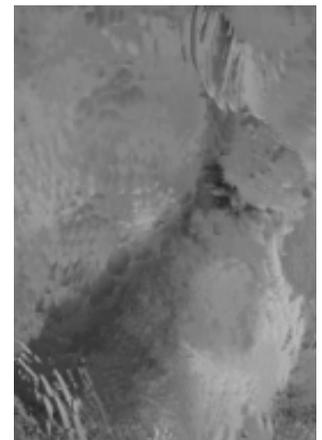
提案手法を用いて入力画像を縦横 4 倍に拡大した結果を図 9, 図 10 に示す。(b)および(c)は、(a)の黒枠で囲った領



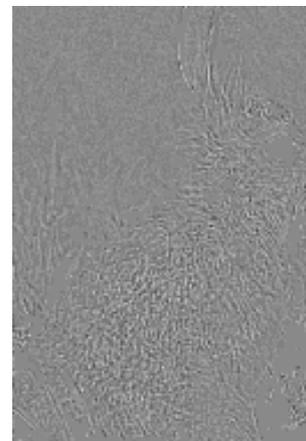
(a) 原画像



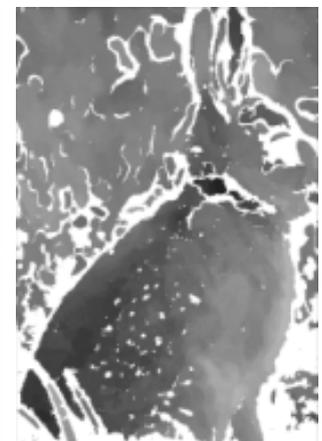
(b) テクスチャ合成画像(式(2))



(c) 合成色画像(式(2))



(d) テクスチャ合成画像(式(3))

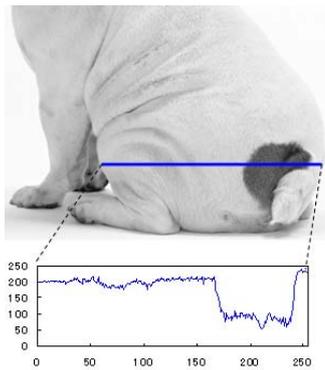


(e) 合成色画像(式(3))

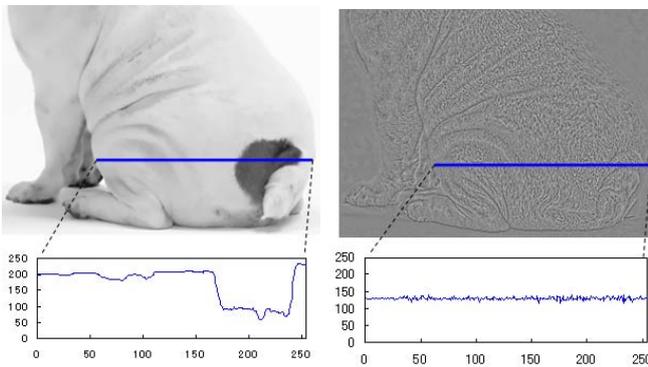
図 7 色類似度導入結果

域 (260x200[pixel]) に対する処理結果であり、(b)が提案方式、(c)が超解像[8]の結果である。提案方式では、拡大後画像の粗いテクスチャパターンと自己相似な高周波テクスチャが生成できており、精細感、質感が向上した。

次に、提案手法に対する主観評価実験を行った。提案方式と超解像手法[8]で縦横 2 倍に高解像度化した画像に対して、画質が高い方を選択することとし、両者に差がないと知覚した場合には"同等"という評価を行うこととした。実験画像枚数は肌、植物、布、動物など 12 属性 27 枚、被験



(a) 輝度成分 Y



(b) 骨格画像 U

(c) テクスチャ画像 V

図8 骨格/テクスチャ分離

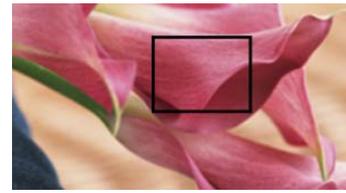
者数は19名である。

結果のグラフを図11に示す。結果は、提案方式 50.7(%)、超解像[8] 25.1(%)、同等 24.2(%)となった。

6. おわりに

本稿では、微細なテクスチャを生成し拡大後画像に付加することにより、撮影時や圧縮時、解像度変換時に失われた画像の質感を改善する技術を提案した。自然界に存在する多くのテクスチャが自己相似性を持つことに着目し、入力画像中に存在するテクスチャと自己相似な高周波テクスチャを生成する。この際、定常性を仮定できない一般的な画像に適用可能な非定常テクスチャ合成手法を提案した。入力画像から骨格/テクスチャ分離手法を用いてテクスチャ成分のみを抽出し、非定常テクスチャ合成を行うことで、高周波な自己相似テクスチャを生成した。主観評価実験の結果、提案方式 50.7(%)、超解像 25.1(%)、同等 24.2(%)となり、提案方式の有効性を確認した。本稿では、画像の拡大処理に対する適用法について述べたが、入力画像を縮小してサンプルテクスチャ画像とすることで、解像度変換を伴わない等倍高画質化処理としても用いることができる。

ラストスキャン順の探索処理を必要とするため、出力画像が大きくなると処理時間も比例して増大する。このため、高速化手法に関する検討が今後の課題である。



(a) 入力画像



(b) 提案方式



(c) 超解像[8]

図9 処理結果1

参考文献

- [1] M.Irani and S.Peleg, "Motion analysis for image enhancement: Resolution, occlusion and transparency," J.Vis. Commun. Image Represent., vol.4, no.4, pp.324-335, Dec. 1993.
- [2] S.C.Park, M.K.Park, and M.G.Kang, "Super-resolution image reconstruction: A technical overview," IEEE Signal Processing Magazine, vol.20, no.3, pp.21-36, 2003.
- [3] 田中, 奥富, "再構成型超解像処理の高速化アルゴリズムとその精度評価," 電子情報通信学会論文誌 D, vol.J88-D2, no.11, pp.2200-2209, 2005.



(a) 入力画像



(b) 提案方式



(c) 超解像[8]

図10 処理結果2

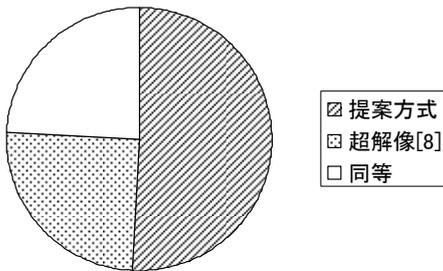


図11 主観評価実験結果

- [4] W.T.Freeman, T.R.Jones, and E.C.Pasztor, "Example-Based Super-Resolution," IEEE Computer Graphics and Applications, vol.22, no.2, pp.56-65, 2002.
- [5] S.Baker and T.Kanade, "Limits on super-resolution and how to break them," IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., vol.24, no.9, pp.1167-1183, Sept. 2002.
- [6] 上村, 津村, 中口, 三宅, "Texton置換に基づく画像の高解像度化手法," 映像情報メディア学会誌, vol.60, No.10, pp.1-3, 2006.
- [7] N.Lu, "Fractal blowup," in Fractal imaging, San Diego: Academic Press, 8.3, pp.217-222, 1997.
- [8] 井田, 松本, 五十川, "画像の自己合同性を利用した再構成超解像," 信学技報, vol.107, no.380, IE2007-135, pp.135-140, 2007.
- [9] D.Glasner, S.Bagon, and M.Irani, "Super-Resolution from a Single Image," IEEE ICCV2009, pp.349-356.
- [10] 檀淵, 青木, 犬井, 小林, "粒状フィルタによるデジタルプリントの描写改善," 日本写真学会誌, vol.66, no.5, pp.471-480, 2003.
- [11] 山田, 橋本, 下原, "多重濃度共起行列を用いた自然テクスチャからのシームレステクスチャ生成法," 電子情報通信学会論文誌, Vol.J85-D-II, No.2, pp.291-299, 2002.
- [12] D.J.Heeger, and J.R.Bergen, "Pyramid-Based Texture Analysis/Synthesis," Proc. SIGGRAPH95, pp.229-238, 1995.
- [13] L.Wei, and M.Levoy, "Fast Texture Synthesis using Tree-structured Vector Quantization," Proc. SIGGRAPH2000, pp.479-488, 2000.
- [14] A.A.Efros, and T.K.Leung, "Texture synthesis by Non-parametric Sampling," IEEE ICCV1999, vol.2, pp.1033-1038, 1999.
- [15] J.S.D.Bonet, "Multiresolution sampling procedure for analysis and synthesis of texture images," Proc. SIGGRAPH 97, pp.361-368, 1997.
- [16] A.A.Efros, and W.T.Freeman, "Image Quilting for Texture Synthesis and Transfer," Proc. SIGGRAPH2001, pp.341-346, 2001.
- [17] V.Kwatra, A.Schödl, I.Essa, G.Turk, and A.Bobick, "Graphcut Textures: Image and Video Synthesis Using Graph Cuts," Proc. SIGGRAPH2003, pp.277-286, 2003.
- [18] J.F.Aujol, G.Gilboa, T.Chan, and S.Osher, "Structure-Texture Image Decomposition - Modeling, Algorithms, and Parameter Selection," Int. Journal of Computer Vision, Vol.67, pp.111-136, 2006.
- [19] T.Saito, Y.Ishii, R.Nosaka, and T.Komatsu, "Removal of signal-dependent noise for a digital camera," Proc. SPIE-IS&T Electronic Imaging, 6502, pp.650213:1-650213:12, Jan. 2007.