

輝度勾配分布の復元による画像の質感改善技術

Improving Subjective Image Quality Using Image Gradient Distribution

齊藤 佳奈子†
Kanakko Saitoh

金子 敏充†
Toshimitsu Kaneko

窪田 進†
Susumu Kubota

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、HD 解像度 (1920×1080 画素) のテレビやパソコンが一般家庭に普及した。4K2K (3840×2160 画素) 解像度をもつテレビも発売され、表示デバイスの解像度は今後さらに高精細化していくことが予想される。

4K2K を HD 解像度のディスプレイと比較するとその精細感の違いは歴然であり、このような表示デバイスの高解像度化に伴い表現力は飛躍的に向上し、コンテンツがもつ質感までも表現することが可能になった。一方、コンテンツの解像度は、まだ SD や HD が主流であり、4K2K 解像度のコンテンツはまだ普及していない。そこで表示パネルの解像度に満たないコンテンツを、いかに精度よく高解像度化するかが画質を決めるうえでの重要な課題となる。

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広く利用されている手法は、双一次内挿法や3次畳み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ため、高周波成分は復元できない。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生成する手法として超解像技術がある。

超解像は再構成方式[1]~[3]と学習方式[4]~[6]に大別される。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。しかし、動きが複雑な場合には動き検出精度が低くなり、十分に高精細な画像は得られない。また、学習方式では、低解像度画像から得られたパターンと高解像度画像から得られたパターン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。限られた数の高解像度パターンではその表現に限界があり、あらゆる画像に対して高精細な画像を得ることは難しい。また、エッジ部をシャープにすることで鮮鋭感を向上する方式[7]~[9]も提案されているが、被写体表面の微細なテクスチャ成分を復元するには至っていない。

我々は、テクスチャの自己相似性を利用した微細テクスチャ生成技術を提案した[10]。この技術は、テクスチャの持つ自己相似性に着目し、入力画像に含まれる劣化し

たテクスチャから自己相似な高周波テクスチャを生成する手法である。ここで生成される微細テクスチャは、入力画像中のテクスチャを縮小して得られる画像を参照画像とするため、入力画像ごとに参照パターンが変化し、また縮小率によって精細感を制御することも可能である。これにより、あらゆる画像に対して高精細な画像を得ることができる。しかし、テクスチャ領域の中でも自己相似性をもつ領域にのみ適用可能な手法であるため、汎用性の面で課題があった。

本研究では、テクスチャ領域に汎用的に利用可能な新たな微細テクスチャ生成技術を提案する。提案手法では、劣化画像と劣化時に失われる劣化成分の輝度勾配の相関をモデル化し、このモデルに従って勾配分布を復元することで自然なテクスチャを生成する。

以降、2章では提案する輝度勾配分布復元技術について述べる。つづいて3章で提案手法を用いた実験の方法および結果について述べ、最後に4章でまとめと今後の課題について述べる。

2. 輝度勾配分布復元技術

本章では、提案する輝度勾配分布復元技術について述べる。本技術は、入力映像にFull-HD相当のコンテンツ(低解像度画像)を想定し、既存の拡大手法によって4K2K相当に拡大された映像(劣化画像)に付加する微細テクスチャパターン(劣化成分)を推定する。あらかじめ4K2K相当の高解像度画像を複数枚用意し、それらを劣化させて作成した劣化画像との勾配の相関関係を、輝度勾配分布を用いてモデル化する。このモデルに従って劣化画像から劣化成分を推定する。

まず、2.1で大まかな処理の流れを示す。つづいて2.2で事前処理となる輝度勾配分布の算出手法について述べ、2.3で微細テクスチャである劣化成分推定手法について述べる。

2.1 処理の流れ

図1に劣化画像と劣化成分の勾配の関係を表す輝度勾配分布の算出手法、図2に劣化画像である入力画像から質感が改善された出力画像を生成する処理の流れをそれぞれ示す。

まず、図1の輝度勾配の分布算出手法について述べる。この処理は劣化成分推定処理の前に行う処理である。はじめに、4K2K相当の高解像度画像を複数枚用意し、full-HD相当の解像度に縮小処理し、対となる低解像度画像を作成する。続いて、低解像度画像を再度拡大して生成した劣化画像と、高解像度画像との差分を劣化成分とする。

† (株) 東芝 研究開発センター

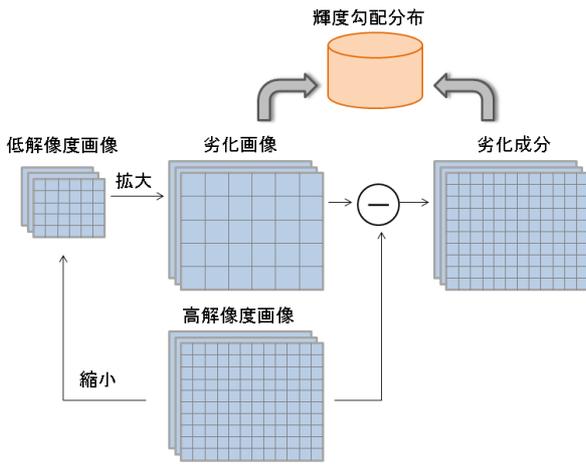


図 1 輝度勾配分布算出方法

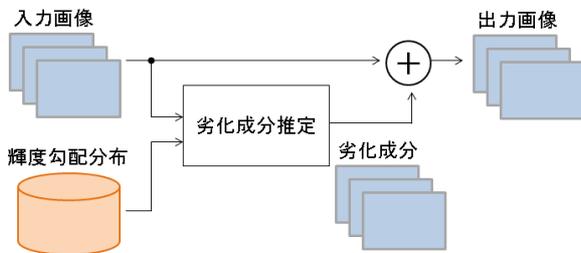


図 2 輝度勾配分布を用いた質感復元

画像の輝度成分のみを用いるため、劣化成分は 0 に近い値を中心にプラス方向、マイナス方向への振幅をもつ振動成分となる。劣化画像と劣化成分の、同一画素位置における輝度勾配の関係を輝度勾配分布として保存する（詳細は 2.2 に記述）。続いて図 2 の劣化成分推定処理では、あらかじめ求めておいた輝度勾配分布をもとに、入力画像から劣化成分を推定し（詳細は 2.3 に記述）、入力画像に推定した劣化成分を加算することで出力画像を得る。劣化成分は微細な振動成分から成り、この成分の加算により質感向上を図る。

2.2 輝度勾配分布

輝度勾配分布の算出手法について述べる。輝度勾配分布とは、劣化画像の勾配に対する劣化成分の勾配のばらつきを分布としてとらえたものである。

劣化画像の各画素における勾配 $\vec{F} = (F_x, F_y)$ 、および劣化成分の各画素における勾配 $\vec{f} = (f_x, f_y)$ を x 方向、y 方向の勾配検出フィルタ（微分フィルタ）によって求める。

劣化画像の勾配ベクトル \vec{F} と劣化成分の勾配ベクトル \vec{f} の関係を図 3 に示す。劣化成分の勾配ベクトル \vec{f} を、劣化画像の勾配ベクトル \vec{F} へ正射影したベクトルの大きさを p_F 、劣化成分の勾配ベクトル \vec{f} を、劣化画像の勾配ベクトル \vec{F} と垂直なベクトルへ正射影したベクトルの

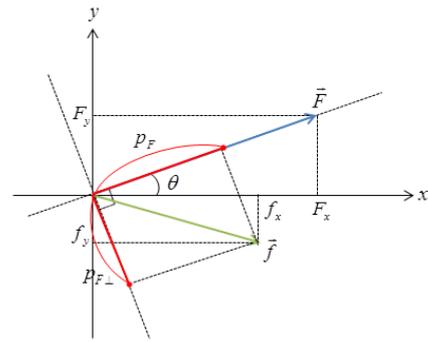


図 3 劣化画像と劣化成分の勾配ベクトルの関係

大きさを $p_{F\perp}$ とする。このとき、 p_F および $p_{F\perp}$ はそれぞれ式(1)で算出される。

$$p_F = f_x \frac{F_x}{|\vec{F}|} + f_y \frac{F_y}{|\vec{F}|}$$

$$p_{F\perp} = f_x \frac{F_y}{|\vec{F}|} - f_y \frac{F_x}{|\vec{F}|} \quad (1)$$

図 4 は、劣化画像の勾配ベクトル \vec{F} の方向を横軸にとり、劣化成分から算出した p_F および $p_{F\perp}$ をそれぞれ

$$|\vec{F}| = \sqrt{F_x^2 + F_y^2} \quad (2)$$

で正規化した p'_F 、 $p'_{F\perp}$ をプロットした図である。プロットされた点を 2 次元正規分布で近似し、x 軸方向、y 軸方向の周辺分布をそれぞれ 1 次元正規分布 N_x （平均： μ_x 、標準偏差： σ_x^2 ）および N_y （平均： μ_y 、標準偏差： σ_y^2 ）で示している。

図より、輝度勾配分布が水平方向に広く分布していることから、劣化成分の輝度勾配は劣化画像の輝度勾配と

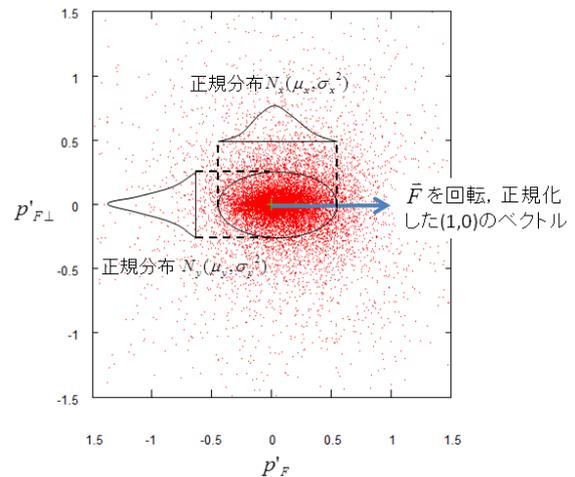


図 4 輝度勾配分布

相関があると推定できる。また、相関関係を分布でとらえることで、自然テクスチャのもつランダム性を表現することができると考えられる。

提案手法では、この輝度勾配分布を復元することにより、劣化成分を推定する。

2.3 劣化成分推定手法

2.2で求めた輝度勾配分布を用いて、劣化している入力画像から劣化成分を推定する。

入力画像の輝度勾配を $\tilde{F}_L = (\tilde{F}_x, \tilde{F}_y)$ とし、正規分布 N_x に従う確率変数の実現値を \tilde{p}'_F 、正規分布 N_y に従う確率変数の実現値を $\tilde{p}'_{F\perp}$ とすると、劣化成分の x 方向の輝度勾配強度 \tilde{f}_x および y 方向の輝度勾配強度 \tilde{f}_y は式(3)で算出できる。

$$\begin{aligned}\tilde{f}_x &= \tilde{p}'_F \tilde{F}_x + \tilde{p}'_{F\perp} \tilde{F}_y \\ \tilde{f}_y &= \tilde{p}'_F \tilde{F}_y - \tilde{p}'_{F\perp} \tilde{F}_x\end{aligned}\quad (3)$$

輝度勾配強度 \tilde{f}_x および \tilde{f}_y を、図5に示す x 方向、 y 方向の勾配基底 \mathbf{B}_x および \mathbf{B}_y の重みとし、それらの重み付き和で劣化成分 \mathbf{I}_d を算出する(図6)。

3. 実験

3.1 実験方法

実験に使用した画像は、デジタル一眼レフカメラを用いて約 800 万画素 (3,504×2,336 画素) の解像度で撮影された非圧縮データである。原画像を正解データとし、縦横 1/2 倍に縮小したのち縦横 2 倍に拡大して劣化させた画像を入力画像とする。

入力画像に対して、提案手法と従来手法をそれぞれ用いて高画質化処理を行い、処理結果を比較する。従来手法には、解像度変換を行わない画像高画質化処理として広く用いられているアンシャープマスキング⁽²⁾を用いる。



(a) x 方向の勾配基底 \mathbf{B}_x (b) y 方向の勾配基底 \mathbf{B}_y

図5 勾配基底

$$\tilde{f}_x \cdot \mathbf{B}_x + \tilde{f}_y \cdot \mathbf{B}_y = \mathbf{I}_d$$

図6 劣化成分算出方法

提案手法、従来手法とも、予め入力画像の色成分は分離し、輝度成分のみを処理対象とする。最後に、分離した色成分を合成し出力画像とする。

3.2 実験結果

視覚的な評価結果と、パワースペクトルによる評価結果を併せて示す。

図7(a)が実験に使用した画像である。赤枠で示した 128x128[pixel]の部分領域の結果を図7(b)-(e)に示す。図7(b)は原画像から切り出した正解画像であり、図7(c)が入力画像、(d)(e)はそれぞれ従来手法、提案手法の処理結果である。

入力画像(図7(c))と提案手法(図7(e))を比較すると、入力画像はぼけて微細なテクスチャは視認できないのに対し、提案手法では微細なテクスチャが視認でき、花表面の微小な凹凸を感じることができる。一方、従来手法(図7(d))は、鮮鋭感の向上は確認できるが、正解画像に含まれるような微細なテクスチャは復元できなかった。正解画像(図7(b))と比較しても、従来手法と比べて提案手法が似た印象をもつことがわかる。

また、各画像のパワースペクトルを図7(f)に示す。正解画像と比較すると、入力画像は中域から高域の周波数帯域で劣化していることがわかる。また、従来手法はスペクトルの波形はそのままパワーのみを上げる処理となっているため、劣化している中域、高域の成分のみを上げることはできない。これに対し、提案手法は中域から高域にかけて自然にパワーが増加しており、従来手法と比較して正解画像の波形により近づいていることがわかる。

4. おわりに

本稿では、微細なテクスチャパターンを劣化画像から推定し加算することで画像の質感を改善する技術を提案した。

高解像度画像と、それらを劣化させた劣化画像との勾配の相関を、輝度勾配分布を用いてモデル化し、このモデルに従って劣化画像から微細なテクスチャパターンを推定した。相関を確率分布としてとらえることで、テクスチャのもつ自然なランダム性を表現することを可能にした。

視覚的な評価により、従来手法では復元できない微細テクスチャを提案手法では推定できることを確認した。また、パワースペクトルにより、中域から高域にかけての周波数帯域が復元できることを確認した。

今後は、入力映像の解像度の違いによる効果についても検証を行い、より汎用性の高い手法について検討を行っていく。

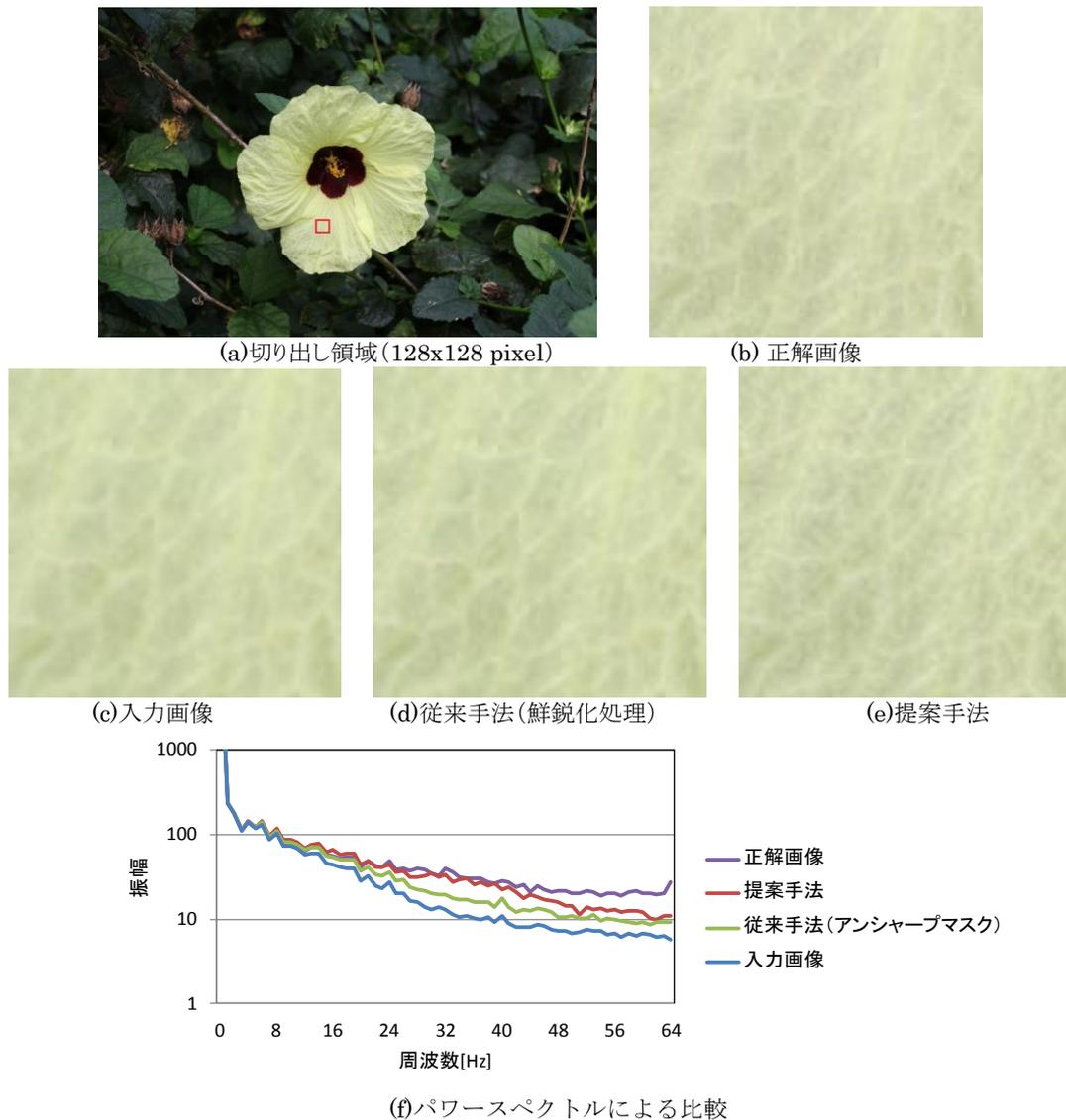


図7 処理画像の一部拡大図による比較

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.

[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] 松本, 井田, "画像のエッジ部の自己合同性を利用した再構成型超解像," 電子情報通信学会論文誌 D, Vol.J93-D, No.2, pp.118-126, Feb. 2010.

[9] D.Glasner, S.Bagon, and M.Irani, "Super-Resolution from a Single Image," IEEE ICCV2009, pp.349-356.

[10] 齊藤, 金子, "自己相似テクスチャ生成による画像の質感改善技術," FIT2011 講演論文集, pp.485-490.