

テクスチャの明度変化と局所性を考慮した パターン類似度に基づくエネルギー最小化による画像修復

河合 紀彦[†] 佐藤 智和[†] 横矢 直和[†]

[†] 奈良先端科学技術大学院大学情報科学研究科 〒 630-0192 奈良県生駒市高山町 8916-5

E-mail: †{norihiko-k,tomokazu-s,yokoyama-n}@is.naist.jp

あらまし 本稿では、写真についた傷など画像内の不要な部分を取り除き、その欠損領域を自動的に修復する新たな手法を提案する。従来、欠損領域の修復に関しては、パターン類似度 SSD (Sum of Squared Differences) を用いて欠損領域全体の尤もらしさを表す目的関数を定義し、それを最適化することで画像修復を行う手法が提案されている。しかし、SSD のみによる評価尺度を用いた画像修復では、明度の不自然な変化や不適切なウィンドウの対応に起因するぼけの発生により違和感が生じる場合が多い。そこで、本研究ではテクスチャの明度変化を考慮したパターン類似度とテクスチャの局所性を考慮したコスト関数に基づくエネルギー関数を新たに定義し、これを最小化することで欠損領域の高品位な修復を行う。明度変化を考慮したパターン類似度を用いることで、明度の不自然な変化を抑止することができる。また、テクスチャの局所性を考慮することで、不適切なウィンドウの対応付けを防ぎ、ぼけの発生を抑えることができる。実験では、様々な画像に対して欠損領域の修復を行い、従来手法との比較およびアンケート評価に基づく定性的評価実験を行うことで提案手法の有効性を示す。また、RMSE を用いた定量的評価を行い、定性的評価との関係も考察する。

キーワード 画像修復, 画像補間, エネルギー最小化, パターン類似度

Image Inpainting by Minimizing Energy Based on Pattern Similarity Considering Brightness Change and Spatial Locality

Norihiko KAWAI[†], Tomokazu SATO[†], and Naokazu YOKOYA[†]

[†] Graduate School of Information Science, Nara Institute of Science and Technology

Takayama 8916-5, Ikoma, Nara, 630-0192 Japan

E-mail: †{norihiko-k,tomokazu-s,yokoyama-n}@is.naist.jp

Abstract Image inpainting techniques have been widely investigated to remove undesired visual objects in images such as damaged portions of photographs and people who have accidentally entered into pictures. Conventionally, the missing parts of an image are completed by minimizing an SSD-based energy function. In this report, the conventional energy function is extended by considering brightness changes in textures and spatial locality to prevent unnatural brightness changes and blurs on a resultant image. In experiments, the effectiveness of the proposed method is successfully demonstrated by applying our method to various images and comparing the results with those obtained by the conventional method.

Key words image inpainting, image completion, energy minimization, pattern similarity

1. はじめに

インターネットの普及に伴い、個人が日常的に撮影した写真や映像をホームページやブログに掲載することが一般的に行われている。このような目的で、過去に撮影済みのアナログ写真をスキャナなどで電子化する際、アナログ写真の物理的な損傷

(キズ, よごれ等)によりそのままの利用が難しい場合がある。また、デジタル写真や映像においては、利用意図に沿わない物体などが写っているため、そのままでは利用しづらい場合も起こりうる。このような問題に対して、写真についた傷や意図せず写りこんでしまった物体などの画像内の不要部分を取り除き、取り除かれた領域(以下、欠損領域)を自動的に違和感

なく修復することで画像の利用価値を高める画像修復に関する研究が盛んに行われている。

画像修復に関する基本的な手法として、輝度値の連続性を考慮して欠損領域の周りから輝度値を滑らかに補間する手法が古くから用いられてきた [1] ~ [8]。これらの手法は、画素の輝度値を欠損領域の境界から内側へ徐々に伝播させることで、写真に付いた引っかき傷のような細い領域に対しては良好な修復画像を得ることができる。しかし、大きな領域を修復した場合には細かいテクスチャが表現できず、不鮮明な画像が生成されるという問題がある。

このような問題を解決するために、近年、以下のような多数の画像修復手法が提案されている。

- 欠損領域を特徴空間を用いて補間する手法 [9] ~ [12]
- 欠損領域以外の領域（以下、データ領域）のテクスチャを逐次合成する手法 [13] ~ [16]
- テクスチャ合成を画像全体で最適化する手法 [17]

以下ではまず、各手法の特徴を概説し、本研究の位置付けについて述べる。

特徴空間を用いて補間する手法 [9] ~ [12] は、データ領域の特徴量を利用し欠損領域を修復する手法である。東海林 [9] は、特徴量としてフーリエ振幅ベクトル情報を利用することで欠損領域を修復する手法を提案している。また、天野らは、データ領域から学習サンプルとして複数のウィンドウを切り出すことにより固有ベクトル群を生成し、生成された固有ベクトルを結合することで欠損領域の補間を行う BPLP 法 [10] および BPLP 法を改良した kBPLP 法 [11] を提案している。井添ら [12] は、画像のフラクタル性と局所性に着目し、画像から生成した固有ベクトルを用いて修復を行う FID 法を提案している。これらの手法は、データ領域のテクスチャを用いて生成した特徴量を利用して修復を行うため、欠損領域内の細かいテクスチャを再現できる。しかし、特徴空間を用いる手法では、欠損領域を含む 1 つのウィンドウ内に必ず欠損領域以外の領域を含まなければならないという原理的な制約から、1 つのウィンドウに収まらないような大きな欠損領域を持つ画像に対しては適用が難しい。

一方、テクスチャを逐次合成する手法では、テクスチャを欠損領域の境界から内側に逐次的に合成するというアプローチを採ることで、欠損領域が大きい場合にも細かいテクスチャを生成できる。しかし、最終的に生成される画像の品質がテクスチャの合成順に大きく依存し、不連続なテクスチャが生じやすいという問題がある。そのため、決定済みの画素数、エッジの強さ、類似度等を考慮することで、違和感の少ない画像を生成可能なテクスチャの合成順を決定する手法 [13] ~ [15] が提案されている。しかし、これらの手法においても、やはり欠損領域の外部で複雑なパターン構造を持つ画像に対しては、不連続なテクスチャが生じやすいという問題がある。これに対して、エッジ部分のつながりをあらかじめ手動で指定し、優先的にテクスチャを合成することでこの問題を回避する手法 [16] も提案されているが、テクスチャが複雑な場合には、修復に有効なエッジを正しく指定することが難しい。

これらの手法に対して、Wexler らは欠損領域とデータ領域とのパターン類似度 SSD を用いて画像の尤もらしさを表す目

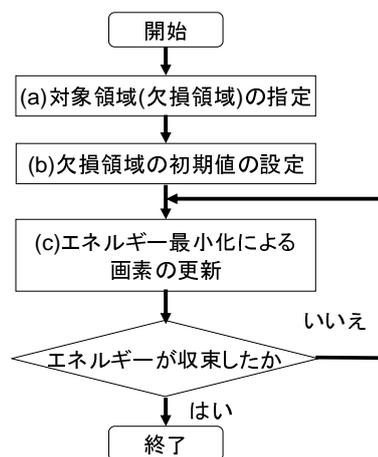


図 1 処理の流れ

的関数を定義し、これを欠損領域全体に対して最適化することで画像を修復する手法 [17] を提案している。この手法では、結果がテクスチャの合成順に依存せず、欠損領域全体に対して最適な画像を生成できる。しかし、同一画像内における照明条件の変化等を考慮していないため、修復画像に明度の不連続が表れ違和感が生じる場合がある。また、画像上でテクスチャが幾何学的に大きく変化する場合には、不適切なテクスチャの対応を招き、修復画像がぼけてしまうという問題がある。

本研究では、このような問題を解決するために、テクスチャの全体最適化による手法 [17] を基礎とし、2 つの拡張を行う。まず、データ領域におけるテクスチャの明度変化を考慮したパターン類似度を用いることで、明度の不連続を抑制する。次に、多くの画像において類似したテクスチャ同士が近傍に存在する確率が高いという性質（以下、テクスチャの局所性）を利用し、類似パターン間の画像上での距離に応じたコスト関数を用いることで、ぼけの発生を抑制する。以下では、これら 2 つ拡張を行ったエネルギー関数を最小化することで高品位な画像修復を行う手法について述べる。

2. テクスチャの明度変化と局所性を考慮したエネルギー最小化による画像修復

提案手法の処理の流れを図 1 に示す。本研究では、まず写真上の傷や不要な物といった修復したい領域を画像上で手動により指定し (a)、何らかの方法を用いて欠損領域に初期値となる画素値を与える (b)。次に、エネルギー関数を最小化することで、欠損領域の修復を行う (c)。

本節では、まず従来から用いられてきたパターン類似度 SSD によるエネルギー関数の定義について概説し、次に、今回提案するエネルギー関数とその最小化手法について述べる、

2.1 パターン類似度 SSD によるエネルギー関数の定義

本項では、Wexler らが提案した、SSD による画像修復のための目的関数 [17] について概説する。ただし、文献 [17] では目的関数を確率密度関数として定義しているが、本研究ではこれを本質的に同等なエネルギー関数として再定義する。

文献 [17] では、図 2 に示すように、画像をユーザが指定した欠損領域 Ω を含む領域 Ω' と、画像内の Ω' 以外のデータ領域

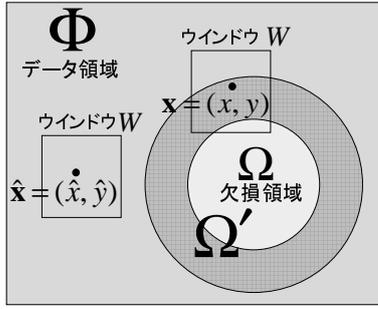


図 2 画像上の各領域

Φ に分け、領域 Ω' 内の画像の尤もらしさをデータ領域 Φ 内の画像パターンを用いて定義する．ここでは、画像内において一定サイズの正方形ウインドウ W 内に一部でも Ω が含まれるウインドウの中心画素の集合を Ω' とし、欠損領域の尤もらしさを表すエネルギーを、領域 Ω' 内の画素 x とデータ領域 Φ 内の画素 \hat{x}_{org} 周辺のパターン類似度 SSD の重み付き総和として以下のように定義する．

$$E_{org} = \sum_{x \in \Omega'} w_x SSD(x, \hat{x}_{org}) \quad (1)$$

ただし、 $SSD(x, \hat{x}_{org})$ は以下のように表される．

$$SSD(x, \hat{x}_{org}) = \sum_{p \in W} \{I(x+p) - I(\hat{x}_{org}+p)\}^2 \quad (2)$$

ここで、 $I(x)$ は画素 x の画素値を表す．また、 \hat{x}_{org} は領域 Ω' 内の画素 x 周辺のパターンと最も類似したパターンを持つデータ領域 Φ 内の画素であり、 E_{org} を最小化する \hat{x}_{org} は次の式によって決定できる．

$$\hat{x}_{org} = f_{org}(x) = \operatorname{argmin}_{x' \in \Phi} SSD(x, x') \quad (3)$$

また、ここでは重み w_x として、領域 $\Omega' \cap \bar{\Omega}$ では各画素の値が固定値となるため $w_x = 1$ を、領域 Ω では境界に近いほど画素値の信頼度が高くなるため $w_x = c^{-d}$ (d は Ω の境界からの距離、 c は定数) を用いる．従来手法 [17] では、定義したエネルギー関数 E_{org} を最小化する欠損領域内の画素値 $I(x)$ とそれに対応する類似パターン位置 \hat{x}_{org} を算出することで、欠損領域を修復する．

2.2 明度変化と局所性を考慮したエネルギー関数の拡張

本研究では、式 (1) による欠損領域の尤もらしさを表すエネルギー関数 E_{org} を、テクスチャの明度変化と局所性を考慮して拡張する．具体的には、テクスチャの明度変化を許容するために、輝度値の補正係数を導入する．また、テクスチャの局所性を考慮するために、欠損領域とデータ領域の対応する画素間の距離に応じたコスト関数をエネルギー関数に加え、欠損領域の尤もらしさを表すエネルギーを新たに次のように定義する．

$$E = \sum_{x \in \Omega'} w_x [SSD'(x, \hat{x}) + w_{dis} SD(x, \hat{x})] \quad (4)$$

ここで、 $SSD'(x, \hat{x})$ は明度の変化を考慮したパターン類似度、 $SD(x, \hat{x})$ は画素 x と画素 \hat{x} の距離に応じたコスト項であり、

w_{dis} は局所性の強さを示す重みである．また、 \hat{x} は、新たに定義した E を最小とするデータ領域 Φ 内の画素であり、次式によって算出する．

$$\hat{x} = f(x) = \operatorname{argmin}_{x' \in \Phi} (SSD'(x, x') + w_{dis} SD(x, x')) \quad (5)$$

以下、 $SSD'(x, \hat{x})$ と $SD(x, \hat{x})$ について詳述する．

[テクスチャの明度変化を許容したパターン類似度]

テクスチャの明度変化を許容したパターン類似度 SSD' を以下のように定義する．

$$SSD'(x, \hat{x}) = \sum_{p \in W} \{I(x+p) - \alpha_{x\hat{x}} I(\hat{x}+p)\}^2 \quad (6)$$

ここで、 $\alpha_{x\hat{x}}$ はテクスチャの明度変化を許容するための輝度値の補正係数であり、 x, \hat{x} それぞれの画素の周辺の平均輝度値を用いて定義するが、実際の画像において比較的大きな明度変化を式 (6) のような定数倍の変化として近似すると違和感のある画像が生成されやすい．そこで、ここでは $\alpha_{x\hat{x}}$ の値を式 (7) に示す一定範囲内 ($1 - D \leq \alpha_{x\hat{x}} \leq 1 + D$ 、ただし D は $0 < D < 1$ の定数) に限定する．

$$\alpha_{x\hat{x}} = \begin{cases} 1 - D & (\beta_{x\hat{x}} < 1 - D \text{ のとき}) \\ \beta_{x\hat{x}} & (1 - D \leq \beta_{x\hat{x}} \leq 1 + D \text{ のとき}) \\ 1 + D & (\beta_{x\hat{x}} > 1 + D \text{ のとき}) \end{cases} \quad (7)$$

ただし、

$$\beta_{x\hat{x}} = \frac{\sqrt{\sum_{q \in W} I(x+q)^2}}{\sqrt{\sum_{q \in W} I(\hat{x}+q)^2}} \quad (8)$$

輝度値補正係数 $\alpha_{x\hat{x}}$ を用いることによって、画像中でテクスチャの明度が連続的に変化している個所を欠損領域がまたぐ場合においても、中間的な明度のテクスチャを生成することで、式 (6) のコストを下げることができ、結果的に急激な明度変化を抑制することができる．

[テクスチャの局所性]

多くの画像では類似したテクスチャ同士が近傍に存在する確率が高い．ここでは、このようなテクスチャの局所性を考慮したコスト関数 SD を、シグモイド関数を用いて次のように定義する．

$$SD(x, \hat{x}) = \frac{\|W\|}{1 + e^{-K(\|x-\hat{x}\| - X_0)}} \quad (9)$$

ただし、 K, X_0 は定数、 $\|W\|$ はウインドウ内の画素数を表す．テクスチャの局所性に関して、注目画素が存在する物体領域の範囲内では類似したテクスチャが存在する確率が一樣に高いと仮定する．同様に、物体領域の範囲外では類似したテクスチャが存在する確率が一樣に低いと仮定する．以上の仮定から、一定範囲の内外で値がほぼ一定となるシグモイド関数を用いて式 (9) に示す局所性に関するコスト関数を定義する．なお、欠損領域内における実際の物体の大きさは未知であるため、式 (9) において物体領域を一定の大きさで仮定している．局所性を考慮することにより、注目画素の近傍に存在する適切なテクスチャが優先的に選択される確率が高くなる．

2.3 エネルギー最小化による画素値と類似パターン位置の更新

本研究では、Greedy Algorithm の枠組みを用いて式 (4) で定義したエネルギー E を最小化する．ここでは、式 (5) によって求まる類似パターンの組 (x, \hat{x}) を固定し、かつ輝度値の補正係数 $\alpha_{x\hat{x}}$ の変化が欠損領域内の画素値の変化に対して微小であると仮定することで、エネルギー E を欠損領域 Ω 内の各画素で独立に扱えることに着目し、

(I) 各画素 x に対する類似パターン位置 \hat{x} の更新

(II) 欠損領域内の画素値の並列的な更新

をエネルギーが収束するまで繰り返すことで、画像全体のエネルギーを最小化する．

処理 (I) では、欠損領域内の画素値を全て固定することで、対応する類似パターン位置を更新する．具体的には、データ領域 Φ 内の画素に対して SSD' と SD を算出し、式 (5) を満たすパターン位置 \hat{x} を決定することで類似パターン位置を更新する．

処理 (II) では、類似パターンの組を固定し、式 (4) で定義したエネルギー E を最小化する欠損領域内の画素値 $I(x)$ を画素並列に更新する．以下では、パターンの組を固定した場合の画素値 $I(x)$ の算出手法について詳述する．ここではまず、エネルギー E を、欠損領域内の各画素の要素エネルギー $E(x)$ に分解する．図 3 に示すように、更新対象となる画素の位置を x 、 x を中心とするウインドウ W 内の任意の点を $x+p$ ($p \in W$) とする．このとき、画素 $x+p$ を中心とするパターンに対して式 (5) で求まる類似パターンの位置は $f(x+p)$ であり、この類似パターン上において x と対応する画素の位置は $f(x+p)-p$ となる．ここで、注目画素 x に関する E の要素エネルギー $E(x)$ は、 x と $f(x+p)-p$ の画素値の関係、それぞれの画素の周りの平均輝度値、 x と $f(x)$ の位置の関係から算出でき、以下のように表すことができる．

$$E(x) = \sum_{p \in W} w_{x+p} \{I(x) - \alpha_{x+p} I(f(x+p)-p)\}^2 + w_{dis} \frac{\|W\|}{1 + e^{-K(\|x-f(x)\| - x_0)}} \quad (10)$$

このとき、欠損領域全体のエネルギー E と各画素での要素エネルギー $E(x)$ の関係は、以下のように表せる．

$$E = \sum_{x \in \Omega} E(x) + C \quad (11)$$

C は、領域 $\bar{\Omega} \cap \Omega'$ 内にある画素に関するエネルギーであり、ここでは類似パターン位置が固定されているため定数として扱える．ここで、 E を欠損領域内のある画素の画素値 $I(x_k)$ で偏微分すれば、エネルギー E を最小化する $I(x_k)$ の必要条件は次式で表せる．

$$\frac{\partial E}{\partial I(x_k)} = \sum_{x \in \Omega} \frac{\partial E(x)}{\partial I(x_k)} = 0 \quad (12)$$

このとき、画素値 $I(x_k)$ の変化に対する輝度値補正係数 α の変化は微小であると仮定し、

$$\frac{\partial \alpha_{x_i x_j'}}{\partial I(x_j)} = 0 \quad (\forall x_i, x_j \in \Omega, \forall x' \in \Phi) \quad (13)$$

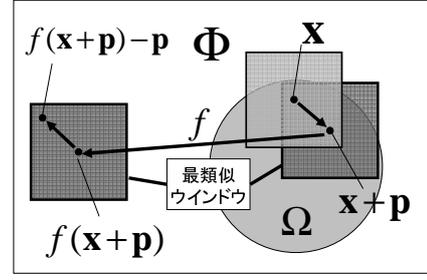


図 3 エネルギー算出における画素の関係

とおけば、 $\partial E(x)/\partial I(x_k) = 0$ ($x \neq x_k$) となり、以下の式を満たす $I(x_k)$ を求めることで、 E を最小化できる．

$$\frac{\partial E}{\partial I(x_k)} = \frac{\partial E(x_k)}{\partial I(x_k)} = 0 \quad (14)$$

これを欠損領域内の全ての画素 x について一般化すれば、欠損領域内の全ての画素値 $I(x)$ を以下のように算出できる．

$$I(x) = \frac{\sum_{p \in W} w_{x+p} \alpha_{x+p} I(f(x+p)-p)}{\sum_{p \in W} w_{x+p}} \quad (15)$$

なお、式 (15) は式 (13) を前提とした近似解であるが、 $I(x)$ が収束するに従って輝度値の補正係数 α の値も収束するため、エネルギーが収束するにつれて良い近似解となる．

また、処理全体を通して効率的に大域最適解に近い解を得るために、粗密法による処理も行う．具体的には、あらかじめ画像ピラミッドを作成しておき、一定サイズのウインドウを用いて上位層から下位層へ順次エネルギー最小化処理を行う．その際、上位層の結果を下位層の初期値として投影することで良い初期値を与え、処理の高速化と局所解の回避を行う．また、元のサイズの画像に対しては、ウインドウサイズを順次小さくしながらエネルギー最小化処理を行うことで、細部までテクスチャを再現する．

3. 実験

提案手法の有効性を示すために、提案手法と従来手法を含む 5 種類の手法を実装し、様々な特徴を持つ 100 枚の画像 (200×200 画素) を対象とした画像修復実験を行った．ここではまず、画像内の明度変化やテクスチャパターンの変化が大きい特徴的な 4 枚の画像について、本手法が基礎としている Wexler らの手法 [17] による修復結果と提案手法による修復結果を比較することで、提案手法の有効性を示す．次に、テクスチャの逐次的な合成により修復を行う手法の中で代表的な Criminisi らの手法 [14]、Wexler らの手法 [17]、提案手法によるそれぞれ 100 枚全ての修復結果に対するアンケート評価に基づく定性的評価を行うことで、提案手法の有効性を客観的に判定する．最後に、RMSE を用いた定量的評価を行い、手法に対する評価の優劣について定性的評価との関係を考察する．

なお、本実験では、PC(CPU:Xeon 3.2GHz メモリ:8GB) を用いて修復処理を行い、エネルギー関数の各種パラメータは表 1 に示すように設定した．また、欠損領域は原画像の一部を塗りつぶすことにより手動で与え、欠損領域の画素値の初期値として欠損領域の境界画素の輝度値の平均値を与えた．

3.1 様々な特徴を持つ画像に対する実験と考察

本項では、実験に用いた 100 枚の画像のうち図 4(a) に示す明度変化やテクスチャパターンの幾何学的な構造 (以下、パターン構造) の異なる 4 枚の画像について実験結果を示し、考察する。図 4(b) に手動で与えた欠損領域を、同図中 (c) に 2.1 節で述べたパターン類似度 SSD をエネルギーとした従来手法 [17] による修復画像を、(d) に提案手法を適用した修復画像を示す。以下、画像 (I) ~ (IV) に関して考察する。

画像 (I) は欠損領域周辺の素材・材質が同じ同物体領域において、テクスチャの明度変化やパターン構造の変化が小さい画像である。このような画像に対する修復結果においては、従来手法、提案手法ともに違和感の少ない画像が生成されており、主観的には違いが感じられない。

画像 (II) は、欠損領域周辺の同物体領域においてテクスチャのパターン構造は類似しているが明度の変化は大きい画像である。従来手法では、座席部と背もたれ部の修復領域において、輝度値が滑らかに続いていないため偽エッジが発生し違和感が生じている。これに対して、提案手法では明度変化を考慮しているため輝度値が滑らかにつながり、違和感の少ない画像が生成されている。

画像 (III) は、欠損領域周辺の同物体領域においてテクスチャの明度変化は小さいがパターン構造の変化を伴う画像である。この画像では、欠損領域周辺が一見類似したテクスチャに見えるが、小石の大きさが均一でなく、単純な SSD による類似度を用いた場合、欠損領域とデータ領域のテクスチャの適切な対応付けが難しい。これにより、従来手法では、修復領域の一部で適切な対応付けが行われず、結果として修復領域が白っぽく浮き出ている。これに対して、提案手法ではテクスチャの局所性を考慮することで、パターン構造の変化にも関わらず欠損領域周辺のパターンが欠損領域内のテクスチャに対応付けられ、周辺領域と類似した色のテクスチャで欠損領域が修復されている。

画像 (IV) は、欠損領域周辺の同物体領域においてテクスチャの明度の大きな変化とパターン構造の変化を伴う画像である。従来手法では、修復領域内部の壁や床の明度の急激な変化により違和感が生じている。また、黒い四角の模様も再現されず完全にぼけてしまっている。これに対して提案手法では、輝度値が滑らかにつながり、またパターンも連続的なものが生成されているため、比較的違和感の少ない画像が生成できている。

従来手法と提案手法による処理時間の比較を表 2 に示す。表から提案手法では従来手法に対して 3~5 倍程度の処理時間が必要であることが分かる。これは、輝度値補正係数と局所性を考慮した項の計算コストが増えたことによる。

表 1 本実験での各種パラメータの設定

ウインドウサイズ	W	最大 9×9 最小 3×3
局所性を考慮した項の重み	w_{dis}	120
シグモイド関数中のパラメータ	K	0.4
	X_0	20
輝度値補正係数 α に関する範囲	D	0.1

3.2 被験者による定性的評価実験と考察

本項では、提案手法と従来手法を含む 5 種類の手法による各々 100 枚の修復画像に対して 37 名の被験者によるアンケート評価実験を行った。なお、被験者は 20 代前半の男女であり、全員コンピュータを日常的に扱っている。本実験は、被験者により修復画像を主観的に評価してもらうことで、提案手法の有効性を客観的に示すことを目的とする。

3.2.1 評価方法

被験者には、アンケート評価のためのウェブページにアクセスしてもらい、ウェブページ上に並べられた 100 枚の入力画像に対する 500 枚の修復画像に対して 5 段階の点数評価を行ってもらった。本実験で画像修復に用いた手法は、テクスチャの逐次的合成による従来手法 [14] (手法 A)、テクスチャの全体最適化による従来手法 [17] (手法 B)、提案手法において明度の変化のみ考慮したエネルギー関数を用いた場合 (手法 C)、テクスチャの局所性のみ考慮したエネルギー関数を用いた場合 (手法 D)、テクスチャの明度変化と局所性の双方を考慮したエネルギー関数を用いた場合 (手法 E) の 5 つである。修復結果の採点ページ上では、これら 5 つの手法により修復した結果画像をランダムな順序で並べ、評価者には各画像がどの手法による修復結果であるのかを知らせなかった。また、本実験では、修復画像を個人のホームページや書籍・雑誌等の写真として利用することを前提として、使えない画像を 1 点、十分使える画像を 5 点という回答基準で採点してもらった。

3.2.2 評価結果と考察

手法 A ~ E により出力された各々 100 枚の修復結果につけられた点数の平均値と各手法が最高点を取った回数を表 3 に示す^(注1)。表 3 から、提案手法 (手法 E) は従来手法よりも平均点が高く、最高点を得た回数が最多となった。また、各画像への評価点を基に有意水準を 5% と設定した t 検定により提案手法 (手法 E) と従来手法 [14], [17] を含む手法 A ~ D を比較した結果、全ての手法に対して有意な差が認められたことから、提案手法が平均的に最も違和感が少ない画像を生成できる手法であると言える。また、明度の変化のみを考慮した手法 (手法 C) と

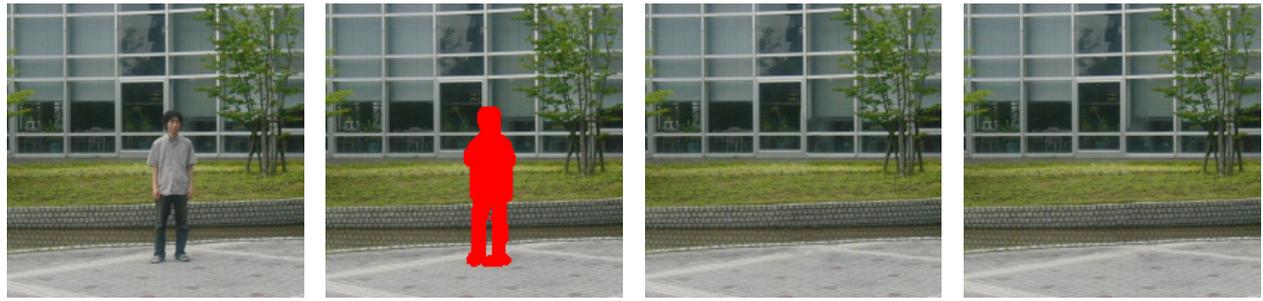
表 2 従来手法 [17] と提案手法による処理時間の比較

	従来手法	提案手法
画像 (I)	2 分 17 秒	8 分 45 秒
画像 (II)	3 分 17 秒	12 分 15 秒
画像 (III)	3 分 28 秒	18 分 59 秒
画像 (IV)	5 分 25 秒	18 分 32 秒

表 3 100 枚の画像に対する点数の平均点と最高点を取った回数

手法	平均点	回数
手法 A [14]	2.21	7
手法 B [17]	3.24	7
手法 C	3.39	21
手法 D	3.42	20
手法 E	3.60	45

(注1): 実験に用いた 100 枚の入力画像と各手法による修復画像とその評価結果を <http://yokoya.naist.jp/research2/inpainting/> に示す。



(a) 原画像

(b) 指定した欠損領域

(c) 従来手法 [17] による結果
画像

(d) 提案手法による結果画像

画像 (I) : テクスチャの明度変化やパターン構造の変化が小さい画像



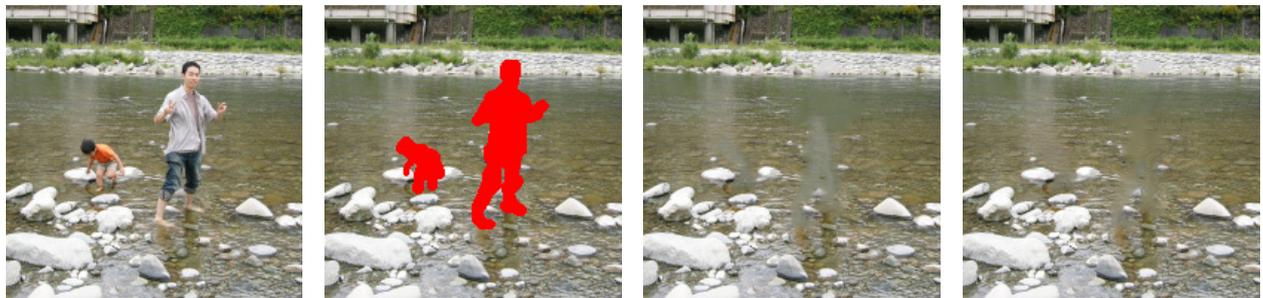
(a) 原画像

(b) 指定した欠損領域

(c) 従来手法 [17] による結果
画像

(d) 提案手法による結果画像

画像 (II) : テクスチャの明度の大きな変化を伴う画像



(a) 原画像

(b) 指定した欠損領域

(c) 従来手法 [17] による結果
画像

(d) 提案手法による結果画像

画像 (III) : パターン構造の変化を伴う画像



(a) 原画像

(b) 指定した欠損領域

(c) 従来手法 [17] による結果
画像

(d) 提案手法による結果画像

画像 (IV) : テクスチャの明度の大きな変化とパターン構造の変化を伴う画像

図 4 様々な特徴を持つ画像に対する画像修復

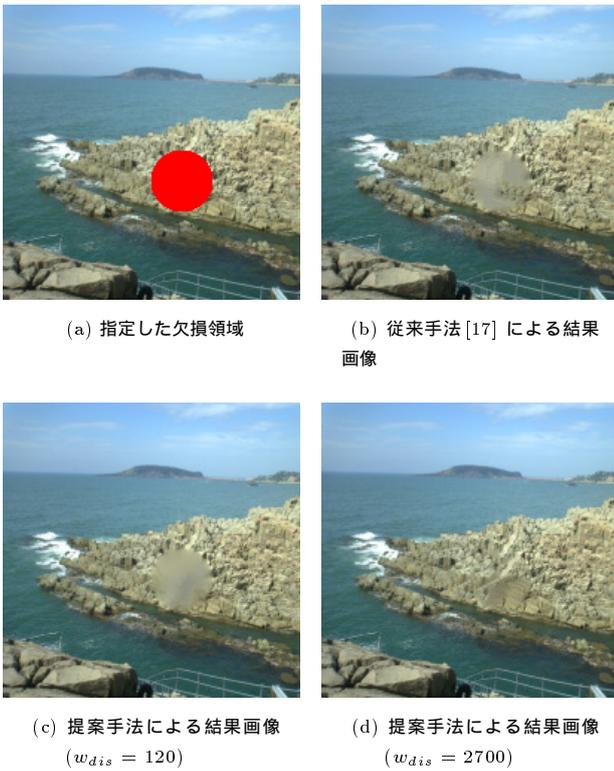


図 5 従来手法・提案手法共に評価が低い結果画像

テクスチャの局所性のみ考慮した手法 (手法 D) のどちらも平均点が従来手法 (手法 A・B) よりも高く、また同様の t 検定による比較でも従来手法との間に有意な差が認められたため、各々の要素をエネルギー関数に導入することの有効性が確認できた。また、表 4 に 3.1 項で採り上げた画像 (I) ~ (IV) に対する各手法の平均点を示す。これらの結果についても有意水準を 5% と設定した t 検定により提案手法 (手法 E) と従来手法 [17] (手法 B) の比較を行った結果、画像 (I) に関しては有意な差が認められず、画像 (II) ~ (IV) に関しては有意な差が認められた。このことから、3.1 項で考察した画像 (I) ~ (IV) の評価が客観的にも正しいことが確認できた。

ただし、図 5(a) に示す画像については従来手法 [17]・提案手法ともに修復結果 (図 5(b),(c) 参照) に問題があり、どちらの結果に対する平均点も 1 点台となった。この画像では、欠損領域の周りでテクスチャパターンの幾何学的構造に周期性がなく、様々なパターン構造が混在しているため、局所性を考慮したにも関わらずぼけてしまい違和感のある画像が生成されている。これに対して、テクスチャの局所性に関する重みを高め、 $w_{dis} = 2700$ とした上で修復を実行したところ、図 5(d) に示す

表 4 画像 (I) ~ (IV) の平均点

手法	画像 (I)	画像 (II)	画像 (III)	画像 (IV)
手法 A [14]	3.14	2.62	3.16	1.03
手法 B [17]	4.73	3.57	2.62	2.84
手法 C	4.87	4.46	2.97	2.97
手法 D	4.68	3.16	3.89	3.57
手法 E	4.84	4.84	3.51	3.92

違和感の少ない画像が生成された。このように、単一の重み係数による修復では必ずしも最適な画像が得られないため、更に多くの画像に対して良好な結果を得るためには、画像の特徴を考慮してパラメータを動的に決定する必要がある。

3.3 定性的評価と定量的評価の関係

従来の画像修復に関する研究では、修復結果の定量的な評価指標として、修復画像と原画像の画素値の差分に基づいて計算される MSE (Mean Squared Error), RMSE (Root Mean Squared Error), PSNR (Peak Signal-to-Noise Ratio) 等が用いられてきた。本実験では RMSE を用いて修復画像に対する定量的評価を行い、アンケート評価に基づく定性的評価との関係を考察する。RMSE は以下のように定義される。

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{N_{\Omega}} (I_{res}(\mathbf{x}) - I_{org}(\mathbf{x}))^2}{N_{\Omega}}} \quad (16)$$

ただし、 I_{res} は結果画像の画素値を表し、 I_{org} は原画像の画素値を表す。また、 N_{Ω} は欠損領域の画素数を表す。なお、本実験で用いた 100 枚の画像のうち 71 枚の画像においては、特定の物体を取り除くために欠損領域の指定を行っており、その物体を復元することは本質的に不可能である。したがって、物体の位置に関わらず欠損領域の指定を行った残りの 29 枚に対して RMSE の評価を行った。

表 5 に各手法による 29 枚の結果画像に対する RMSE の平均値とアンケート評価の平均値を示す。また 29 枚の画像に対する RMSE とアンケート評価の間の相関係数の分布を図 6 に示す。同図中 (a) は手法 A ~ E の 5 手法を用いた場合、(b) は手法 A を除いた 4 手法を用いた場合の分布を示している。なお、ここでは相関係数 Cc を以下の式で算出した。

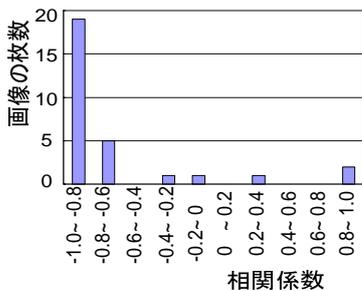
$$Cc = \frac{N_m \sum_i R_i S_i - \sum_i R_i \sum_i S_i}{\sqrt{N_m \sum_i R_i^2 - (\sum_i R_i)^2} \sqrt{N_m \sum_i S_i^2 - (\sum_i S_i)^2}} \quad (17)$$

ただし、 N_m は比較に用いた手法の数であり、 R_i, S_i はそれぞれ RMSE の値、被験者による評価値の平均値である。

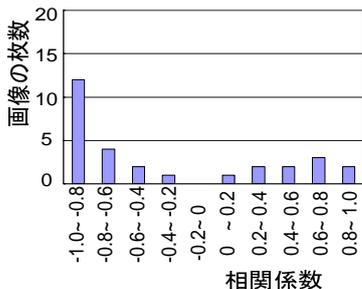
表 5 と図 6(a) から RMSE とアンケート評価の間には強い負の相関関係が確認できるため、RMSE とアンケート評価の評価結果はおおよそ一致すると考えられる。しかし、図 7 に示す 3 枚の画像においては、正の相関関係が見られた。これら 3 枚の画像は他の画像より比較的周波数が高いテクスチャを持つ画像である。文献 [11] でも指摘されているが、現在定量的評価に用いられている MSE, RMSE, PSNR は 2 つの画像間の対応する画素値の差分を用いて計算されるため、生成される画像の見た目の違和感に関係なく、高周波テクスチャの位相のずれに対

表 5 29 枚の画像に対する RMSE とアンケート評価値の平均値

	RMSE	アンケート評価値の平均値
手法 A [14]	42.95	1.99
手法 B [17]	28.40	3.11
手法 C	27.83	3.44
手法 D	28.36	3.34
手法 E	27.44	3.66



(a) 手法 A~E による結果



(b) 手法 B~E による結果

図 6 RMSE とアンケート評価の間の相関係数と画像の枚数の関係

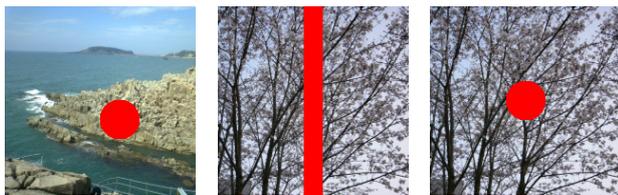


図 7 RMSE とアンケート評価の間に正相関が得られた画像

して敏感に値が変化する傾向がある．従って，RMSE による評価は高周波成分を多く含む画像の評価には適していないと言える．図 6(b) はアンケート評価の評価値が顕著に低い手法 A を除いた 4 手法による相関係数の分布であるが，約 3 分の 2 が負の相関関係，約 3 分の 1 の画像が正の相関関係を示している．これは，RMSE の微小な差が必ずしも画質の差を表していないことを示している．以上のことから，RMSE は人間の主観による画質の評価と一致することも多いが，画像修復結果の絶対的な判定指標として用いることは難しい．

4. ま と め

本稿では，従来から提案されているパターン類似度 SSD による画像修復手法を基礎に，明度変化とテクスチャの局所性を考慮したエネルギー関数を新たに定義し，これを最小化することで，不連続・不明瞭なテクスチャの少ない修復画像を生成する手法を提案した．実験では，明度の変化を考慮したことで明度の不自然な変化を防ぎ，テクスチャの局所性を考慮したことで不適切なテクスチャの対応によるぼけの発生を抑制できることを示した．また，37 名の被験者による定性的評価実験の結果，

様々な特徴を持つ多くの画像に対して，提案手法が従来手法よりも良好な結果を生成できることを確認した．また，従来から行われている原画像と結果画像の差分に基づく定量的評価と定性的評価との関係についても考察し，現在行われている定量的評価の問題点を明らかにした．今後，更に多くの画像に対して良好な結果を得るためには，画像の特徴から最適なパラメータを決定する手法を確立する必要がある．また，提案手法の処理時間のうち類似パターンの探索に要する時間が多くを占めているため，データ領域のサンプルデータから分類木を予め作成し，探索回数を削減することで，処理の高速化を実現する．

文 献

- [1] 前田, 高橋, 太田: “欠損画像の修復処理の一方式”, 信学論 (D), Vol. J69-D, No. 1, pp. 91-97, 1986.
- [2] S. Masnou and J.M. Morel: “Level Lines Based Disocclusion,” Proc. ICIP, Vol. 3, pp. 259-263, 1998.
- [3] M. Bertalmio, G. Sapiro, V. Caselles and C. Ballester: “Image Inpainting,” Proc. ACM SIGGRAPH2000, pp. 417-424, 2000.
- [4] C. Ballester, M. Bertalmio, V. Sapiro and J. Verdera: “Filling-In by Joint Interpolation of Vector Fields and Gray Levels,” IEEE Trans. on Image Processing, Vol. 10, No. 8, pp. 1200-1211, 2001.
- [5] D. Tschumperlé: “Curvature-Preserving Regularization of Multi-valued Images Using PDE’s,” Proc. ECCV, Vol. 2, pp. 295-307, 2006.
- [6] A. Levin, A. Zomet and Y. Weiss: “Learning How to Inpaint from Global Image Statistics,” Proc. ICCV, Vol. 1, pp. 305-312, 2003.
- [7] E. Villéger, G. Aubert and L. Blanc-Féraud: “Image Disocclusion Using a Probabilistic Gradient Orientation,” Proc. ICPR, Vol. 2, pp. 52-55, 2004.
- [8] 小川, 長谷山, 北島: “オプティカルフローを用いた静止画像における失われた輝度値の復元”, 信学論 (D-II), Vol. J87-D-II, No. 9, pp. 1786-1795, 2004.
- [9] 東海林: “テクスチャ画像における欠損部修復の一手法”, 信学論 (D), Vol. J71-D, No.9, pp. 1701-1708, 1988.
- [10] 天野, 佐藤: “固有空間法を用いた BPLP による画像補間”, 信学論 (D-II), Vol. J85-D-II, No. 3, pp. 457-465, 2002.
- [11] 天野, 佐藤: “kBPLP 法を用いた高次元非線形射影による画像補間”, 信学論 (D-II), Vol. J86-D-II, No. 4, pp. 525-534, 2003.
- [12] 井添, 剣持, 小谷: “画像のフラクタル性に基づいたカーネル主成分分析による遮へい領域の原画像推定”, 信学技報, PRMU2001-106, pp. 55-62, 2001.
- [13] R. Bornard, E. Lecan, L. Laborelli and J. Chenot: “Missing Data Correction in Still Images and Image Sequences,” Proc. ACM Multimedia, pp. 355-361, 2002.
- [14] A. Criminisi, P. Pérez and K. Toyama: “Region Filling and Object Removal by Exemplar-Based Image Inpainting,” IEEE Trans. on Image Processing, Vol. 13, No. 9, pp. 1200-1212, 2004.
- [15] B. Li, Y. Qi and X. Shen: “An Image Inpainting Method,” Proc. IEEE Int. Conf. on Computer Aided Design and Computer Graphics, pp. 531-536, 2005.
- [16] J. Sun, L. Yuan, J. Jia and H. Shum: “Image Completion with Structure Propagation,” Proc. ACM SIGGRAPH2005, pp. 861-868, 2005.
- [17] Y. Wexler, E. Shechtman and M. Irani: “Space-Time Completion of Video,” Trans. on PAMI, Vol. 29, No. 3, pp. 463-476, 2007.