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: †{norihi-k,tomoka-s,yokoya}@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、それを最大化することで画像修復を行う手法が提案されてきた.し かし、同一画像内における照明条件の変化を考慮していないため、修復画像に輝度値の不自然な変化が表れ違和感が 生じる場合がある.また、パターン類似度 SSD による評価尺度はパターンの変形に比較的弱いため、画像上でテクス チャが幾何学的に連続変化する場合には、不適切なウインドウの対応を招き、修復画像がぼけてしまう.そこで、本研 究ではテクスチャの明るさを考慮したパターン類似度と画像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、高品位な欠損領域の修復を行う.明るさを考慮したパターン類似度を用いることで、輝度値 の不自然な変化を抑止することができる.また、テクスチャパターンの局所性を考慮することで、不適切なウインド 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 来手法との比較を行うことで手法の有効性を示す.

キーワード 画像修復,画像補間,エネルギー最小化

Image Inpainting by Minimizing an Energy Function of Pattern Similarity

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: †{norihi-k,tomoka-s,yokoya}@is.naist.jp

Abstract Image inpainting techniques have been widely used 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 a SSD-based energy function. In this report, the conventional energy function is extended by considering intensity changes and spatial locality to prevent unnatural intensity changes and blurs on a resultant image. In experiments, the effectiveness of our proposed method is demonstrated using various images.

Key words image inpainting, image completion, energy minimization

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)によりそのままで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.

これら画像修復に関する基礎的な手法として,輝度値の連続 性を考慮して欠損領域の周りから滑らかに輝度値を補間する 手法が古くから用いられてきた[1]~[3].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、欠損領域内にテクスチャを合成する手法が近年盛んに研究 されている.これまで、テクスチャから固有空間を生成し修復 する手法[4],[5]、テクスチャを欠損領域に逐次合成し修復する 手法[6],[7]、欠損領域の尤もらしさを表す目的関数を用いてテ クスチャを最適化する手法[8]が提案されてきた.以下ではま ず、各手法の特徴を概説し、本手法の位置付けを述べる.

天野らは欠損領域以外の領域から学習サンプルとして複数の ウインドウを切り出すことにより固有空間を構成し,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[4] および BPLP 法を改良した kBPLP 法[5] を提案した.こ の手法では,自己相関性の高い画像に対して,欠損領域内に細 かいテクスチャを再現し違和感の少ない修復を行うことができ る.しかし,欠損領域を含む1つのウイ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つのウイ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.

Criminisi らは欠損領域以外の画像内の領域から欠損領域の 境界のテクスチャパターンと類似する部分を探索し,最も類似 したテクスチャを逐次的に欠損領域に合成する手法[6]を提案 した.この手法では,欠損領域が大きい場合にも細かいテクス チャを生成できるが,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ため,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.これに対して, エッジ部分のつながりを手動で指定し,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[7]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.

Wexlerらは欠損領域と欠損領域以外のパターン類似度 SSD を用いて画像の尤もらしさを表す目的関数を定義し,これを欠 損領域全体に対して最大化することで画像を修復する手法[8] を提案した.この手法は主に動画における欠損領域を対象とし た手法であるが,静止画にも適用可能であり,テクスチャの合 成順に依存せずに,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を考慮して いないため,修復画像に輝度値の不連続が表れ違和感が生じる 場合がある.また,パターンの類似度を画像全体で一様に評価 するため,画像上でテクスチャが幾何学的に連続変化する場合 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.

本稿では,Wexler らの手法と同様に画像全体に対する目的 関数を最適化することで画像修復を行うアプローチを採るが, 新たにテクスチャの明るさ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することで,不連続・不明瞭なテクスチャ の生じにくい画像修復を行う.本手法では,明るさを考慮した パターン類似度を用いることで,輝度値の不自然な変化を抑止



図 1 処理の流れ

し,違和感を軽減する.また,テクスチャパターンの局所性を 考慮することで,不適切なウインドウの対応付けを防ぎ,ぼけ の発生を抑える.

2. 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),2.2節で定義するエネルギー関数を,2.3節で提 案する手法を用いて最小化することで,欠損領域の修復を行う (b).以下では,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

ここでは,Wexlerらが提案した,SSDによる画像修復のた めの目的関数について概説する[8].ただし,文献[8]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.

パターン類似度を用いた画像修復では,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 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ウインドウW内に一 部でも Ω が含まれる領域を Ω' とし,欠損領域の尤もらしさを 表すエネルギーを,欠損領域 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.

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

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

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

ここで, $I(\mathbf{x})$ は画素 x の画素値を表す.また, $\hat{\mathbf{x}}_{org}$ 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 夕領域 Φ 内の画素であり, E_{org} を最小化する $\hat{\mathbf{x}}_{org}$ は次の式に よって決定できる.

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

また,ここでは重み $w_{\mathbf{x}}$ として,領域 $\Omega' \cap \overline{\Omega}$ では各画素の値が

-2 -



図2 画像上の各領域

固定値となるため $w_x = 1 \epsilon$,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 $w_x = c^{-d} (d \ t \Omega \ o$ 境界からの距離, $c \ t$ に数)を用いる.

従来手法では、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 $I(\mathbf{x})$ とそれに対応する類似パターン位置 \mathbf{x}_{org} を算出することで、欠損領域を修復する.

2.2 明るさ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 *Eorg* を,明るさの変化とテクスチャパターンの局 所性を考慮して拡張する.具体的には,画像パターンの線形的 な輝度値の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,画像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の距離をエネルギー関数に加え,欠損領域 の尤もらしさ表すエネルギーを新たに次のように定義する.

$$E = \sum_{\mathbf{x} \in \Omega'} w_{\mathbf{x}} \left[SSD'(\mathbf{x}, \hat{\mathbf{x}}) + w_{dis} AD(\mathbf{x}, \hat{\mathbf{x}}) \right]$$
(4)

ここで, $SSD'(\mathbf{x}, \hat{\mathbf{x}})$ は輝度値の変化を考慮したパターン類似度, $AD(\mathbf{x}, \hat{\mathbf{x}})$ は画素 \mathbf{x} と画素 $\hat{\mathbf{x}}$ の距離であり, それぞれ以下のように定義する.

$$SSD'(\mathbf{x}, \hat{\mathbf{x}}) = \sum_{\mathbf{p} \in W} \left\{ I(\mathbf{x} + \mathbf{p}) - \alpha_{\mathbf{x}\hat{\mathbf{x}}} I(\hat{\mathbf{x}} + \mathbf{p}) \right\}^2$$
(5)

$$AD(\mathbf{x}, \hat{\mathbf{x}}) = \parallel \mathbf{x} - \hat{\mathbf{x}} \parallel$$
(6)

ただし, \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.

$$\hat{\mathbf{x}} = f(\mathbf{x}) = \operatorname*{argmin}_{\mathbf{x}' \in \Phi} (SSD'(\mathbf{x}, \mathbf{x}') + w_{dis}AD(\mathbf{x}, \mathbf{x}'))$$
(7)

また,本研究では輝度値の補正係数 α_{xx} として x, \hat{x} それぞれ の画素の周辺の平均輝度値を用いるが,実際の画像において比 較的大きな明るさの変化を線形的に近似すると,違和感のある 画像が生成されやすいため,ここでは α_{xx} の値を式 (8) に示す 一定範囲内 $(1 - D \le \alpha_{xx} \le 1 + D$,ただし D は 0 < D < 1の 定数) に限定することで,明るさの変化を線形に近似する.

$$\alpha_{\mathbf{x}\hat{\mathbf{x}}} = \begin{cases} 1 - D & (\beta_{\mathbf{x}\hat{\mathbf{x}}} < 1 - D \text{ } \mathcal{O} \mathcal{E}\mathfrak{E}) \\\\ \beta_{\mathbf{x}\hat{\mathbf{x}}} & (1 - D \leq \beta_{\mathbf{x}\hat{\mathbf{x}}} \leq 1 + D \text{ } \mathcal{O}\mathcal{E}\mathfrak{E}) \\\\ 1 + D & (\beta_{\mathbf{x}\hat{\mathbf{x}}} > 1 + D \text{ } \mathcal{O}\mathcal{E}\mathfrak{E}) \end{cases}$$
(8)



図 3 エネルギー算出における画素の関係

ただし,

$$\beta_{\mathbf{x}\hat{\mathbf{x}}} = \frac{\sqrt{\sum_{\mathbf{q}\in W} I(\mathbf{x}+\mathbf{q})^2}}{\sqrt{\sum_{\mathbf{q}\in W} I(\hat{\mathbf{x}}+\mathbf{q})^2}}$$
(9)

2.3 エネルギーの最小化による画素値の更新

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.具体的には,式(7) に よって求まる類似パターンの組 $(\mathbf{x}, \hat{\mathbf{x}})$ を固定し,かつ輝度値の 補正係数 $\alpha_{\mathbf{x}\hat{\mathbf{x}}}$ 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) 欠損領域内の画素値の並列的な更新

(II) 各画素に対する類似パターン位置 x の更新

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.ここでは効率的に大域最適解に近い解を 得るために,初めは原画像を縮小した画像に対してエネルギー 最小化処理を行い,それを初期値として順次解像度を高くしな がらエネルギーを最小化する多重スケール処理を採用する.以 下では,処理(I),(II)の詳細について順に述べる.

2.3.1 欠損領域内の画素値に対する並列的な更新

処理 (I) では,類似パターンの組を固定し,式(4) で定義し たエネルギーを最小化する欠損領域内の画素値 $I(\mathbf{x})$ を画素並 列に算出し,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 $I(\mathbf{x})$ 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での要素エネルギー $E(\mathbf{x})$ 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 \mathbf{x} , \mathbf{x} を中心とするウインドウ W 内の任意の点を \mathbf{x} + \mathbf{p} ($\mathbf{p} \in W$) とする.このとき,画素 \mathbf{x} + \mathbf{p} を中心とするパター ンに対して式(7) で求まる類似パターンの位置は $f(\mathbf{x} + \mathbf{p})$ で あり,この類似パターン上において \mathbf{x} と対応する画素の位置は $f(\mathbf{x} + \mathbf{p}) - \mathbf{p}$ となる.ここで,注目画素 \mathbf{x} に関係する E の要 素エネルギー $E(\mathbf{x})$ は, $\mathbf{x} \ge f(\mathbf{x} + \mathbf{p}) - \mathbf{p}$ の画素値の関係,そ れぞれの画素の周りの平均輝度値, $\mathbf{x} \ge f(\mathbf{x})$ 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.

$$E(\mathbf{x}) = \sum_{\mathbf{p} \in W} w_{\mathbf{x}+\mathbf{p}} \{ I(\mathbf{x}) - \alpha_{\mathbf{x}+\mathbf{p}f(\mathbf{x}+\mathbf{p})} I(f(\mathbf{x}+\mathbf{p}) - \mathbf{p}) \}^{2} + w_{dis} \parallel \mathbf{x} - f(\mathbf{x}) \parallel (10)$$

— 3 —

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.

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

Cは,領域 $\overline{\Omega} \cap \Omega'$ 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 $I(\mathbf{x}_k)$ で偏微 分すれば,エネルギーEを最小化する $I(\mathbf{x}_k)$ の必要条件は次 式で表せる.

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

このとき,画素値 $I(\mathbf{x}_k)$ 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,

$$\frac{\partial \alpha_{\mathbf{x}_i \mathbf{x}'}}{\partial I(\mathbf{x}_j)} = 0 \qquad (\forall \mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j \in \Omega, \forall \mathbf{x}' \in \Phi)$$
(13)

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

$$\frac{\partial E}{\partial I(\mathbf{x}_k)} = \frac{\partial E(\mathbf{x}_k)}{\partial I(\mathbf{x}_k)} = 0 \tag{14}$$

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.

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

なお,式(15)は式(13)を前提とした近似解であるが, $I(\mathbf{x})$ 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.

2.3.2 各画素に対する類似パターン位置 x の更新

処理 (II) では,処理 (I) で更新された欠損領域内の画素値を 用い,対応する類似パターン位置を更新する.パターン位置 の更新は,基本的にはデータ領域
Φ 内の全ての画素に対して SSD' と AD を算出し,式(7)を満たすパターン位置 x を決定 することで実現できる.しかし,データ領域 Φ の全範囲を対 象に毎回全探索を行うことは計算負荷が大きい.そこで,本研 究では最類似パターンの位置の候補になり得る類似度の高いパ ターン位置をリスト化し,リスト内のみを対象として探索する ことで高速化を図る.図4に,欠損領域 Ω 内の個々の画素値を 対象とした最類似パターン位置の探索とリスト化の流れを示す. 処理 (I), (II)の繰り返しの初回ではデータ領域 Φ内の全画素 を注目画素とするウインドウ内のパターンと修復画素周辺のパ ターンを総当りで比較することで最類似パターンを決定し,同 時に類似パターンの候補のリストを作成する.2回目以降の処 理では,後述する条件を満たす場合にはリスト内の候補から最 類似パターンを探索し,条件を満たさない場合にはリストの更 新を行う.これらの処理を画素独立に行うことで,無駄な探索 を排除する。

まず,全探索におけるリストの作成について述べる.ここでは,全探索によって式(7)で類似パターンの組(x, x)が定ま



図 4 類似パターン位置の探索とリスト化の流れ

る時の評価値: $SSD'(\mathbf{x}, \hat{\mathbf{x}}) + w_{dis}AD(\mathbf{x}, \hat{\mathbf{x}})$ の値を S_{min} とおき,以下に示すようにデータ領域 Φ 内の画素に対する評価値が S_{min} のT倍以下 (T:定数)となる全ての \mathbf{x}' を候補としてリストに格納する.

$$SSD'(\mathbf{x}, \mathbf{x}') + w_{dis}AD(\mathbf{x}, \mathbf{x}') < TS_{min}$$
(16)

ただし,ここではリスト内探索の時間と全探索の頻度のトレードオフを考慮し,Tを適切に設定する必要がある.

リストが作成されれば,次回以降の類似パターンの探索はリスト内のパターンのみを用いた照合で完了するため,効率的な処理が実現できる.ただし,繰り返しによって x 周辺のパターンが更新されていくと,リスト内に最類似パターンが存在しない場合が発生する.そこで,リスト内に最類似パターンが存在することが保証されるかどうかを判定し,存在しない可能性が生じた場合には再度リストを作成する.具体的には,リスト化作成時の x 周辺のパターンと,更新を行った後のパターンのSSD が $\{(\sqrt{T}-1)/2\}^2 S_{min}$ を超えるとリスト内に最類似パターンとなる位置が存在しない可能性が生じる.よって,次の式を満たさなくなった場合に x に対するリストを更新する.

$$\sum_{\mathbf{p}\in W} \left\{ I'(\mathbf{x}+\mathbf{p}) - I(\mathbf{x}+\mathbf{p}) \right\}^2 < \left(\frac{\sqrt{T}-1}{2}\right)^2 S_{min} \quad (17)$$

ただし, I' は全探索を行いリスト化した時点での画素値, I は 更新を行った後の現在の画素値とする.

3. 実 験

提案手法の有効性を示すために, PC(Pentium M 2GHz メ モリ 512MB)を用い,図 6(a)に示す異なる特徴を持つ複数の 画像 A ~ D(200 × 200 画素)を対象として実験を行った.本実 験では,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,欠損領域の境界からの距離に対する重み w_x の値は欠 損領域内における重みの最大値と最小値の比率が10倍となる ように画像ごとに設定した.また,欠損領域の指定は,図 6(b) に示すように,原画像の一部を塗りつぶすことにより手動で与 えた.同図中(c)は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による修復画像であり,(d)は提案手 法を適用した修復画像である.なお,従来手法と提案手法の実 装上の違いはエネルギー関数の変更のみであり,双方共にリス ト化による高速化を行っている.以下,画像A~Dに関して考 察する.

画像 A のような欠損領域の周辺での明るさやパターンの変 化が小さい画像に関する実験では,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.これに対して,画像 B ~ D のような明るさの大きな 変化やパターンの連続的な変形を伴う画像に関する実験では, 従来手法と提案手法との処理結果に明らかな差が生じている.

画像 B は, 欠損領域周辺において明るさの変化が大きい画像 である.従来手法では,座席部と背もたれ部の間のエッジがつ ながらず違和感のある画像が生成されている.また,床の領域 においては,輝度値が不自然に変化する箇所が見られる.これ に対して,提案手法では明るさの変化を考慮しているためエッ ジがうまくつながり,また床の輝度値も連続的に変化すること で違和感の少ない画像が生成されている.

画像 C は, 欠損領域周辺においてパターンの連続的な変形を 伴う画像である.従来手法では, 欠損領域の一部が完全にぼけ てしまっている.これは, SSD が比較的パターンの変形に弱い ため,周辺の窓より右側の壁にウインドウが対応してしまった ことが原因であると考えられる.これに対して,提案手法では テクスチャパターンの局所性を考慮した結果,パターンの変形 にも関わらず欠損領域周辺のパターンが対応付けられ,窓のテ クスチャが違和感なく再現されている.

画像 D は, 欠損領域周辺において明るさの大きな変化と連続 的なパターンの変形を伴う画像である.従来手法では,道路や 石垣などがつながっているが, 欠損領域内部の明るさの急激な 変化により違和感が生じている.これに対して提案手法では, 輝度値が滑らかにつながり,またパターンも比較的連続的なも のが生成されているため,違和感の少ない画像が生成できて いる.

次に,処理時間の比較を行った.従来手法と提案手法による 処理時間を表2に示す.表から提案手法では従来手法に対して 3~7倍程度の処理時間が必要であることが分かる.これは,明 るさの変化を考慮することで,取りうるテクスチャパターンの 数が従来に比べて大きく増えたことが要因であると考えられる.

最後に,図5に提案手法による原寸スケール画像処理時のエ

ウインドウサイズ	9 × 9			
画素間距離に対する重み w_{dis}	0.002			
輝度値補正係数 α に関する範囲 D 0.1				
リスト化候補となる上限倍率 T	4			
表 1 本実験での各種パラメータの	設定			

		従来手法	提案手法	
	画像 A	3分43秒	10 分 38 秒	
	画像 B	4 分 35 秒	12 分 12 秒	
	画像 C	1分32秒	5分06秒	
	画像 D	7分03秒	50分40秒	
ţ,	2 従来手法と提案手法による処理			

表 2 従来手法と提案手法による処理時間



図 5 エネルギーと反復回数の関係

ネルギーの変化と反復回数の関係を示す.図から式(13)によ る近似を用いてもエネルギーは単調に減少していることが確認 できる.しかし,画像によっては数十回の繰り返し以降エネル ギーがほとんど変化しておらず,収束判定を緩和することで, 処理速度の改善が見込める.

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,明るさの変化とテクスチャパター ン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,最適な修復画像を生成する手法を提案した. 実験では,明るさの変化を考慮したことで,輝度値の不自然な 変化を防ぎ,また,テクスチャパターンの局所性を考慮するこ とでの不適切なテクスチャの対応によるぼけの発生を抑止でき ることを示した.しかし,ウインドウのサイズやエネルギー関 数中での重みなど,経験的に決定したパラメータが多く,パラ メータの変化によって結果画像が大きく異なってしまう.今後 は画像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,最近傍探索の枠組みを用いることで,更なる処理 の高速化を実現する.

献

文

- [1] 前田浩幸,高橋健一,太田正光: "欠損画像の修復処理の一方式".
 電子情報通信学会論文誌 D, Vol.J69-D, No.1, pp.91-97, 1986.
- [2] S. Masnou and J.M. Morel: "Level lines based disocclusion". Proc. IEEE Int. Conf. on Image Processing, 1998.
- [3] M. Bertalmio, G. Sapiro, V. Caselles and C. Ballester: "Image Inpainting". Proc. ACM SIGGRAPH2000, pp.417-424, 2000.
- [4] 天野敏之,佐藤幸男: "固有空間法を用いた BPLP による画 像補間". 電子情報通信学会論文誌 D-II, Vol.J85-D-II, No.3, pp.457-465, 2002.
- [5] 天野敏之,佐藤幸男: "kBPLP 法を用いた高次元非線形射影による画像補間".電子情報通信学会論文誌 D-II, Vol.J86-D-II, No.4, pp.525-534, 2003.
- [6] A. Criminisi, P. Perez and K. Toyama: "Region Filling and Object Removal by Exemplar-Based Image Inpainting". IEEE Trans. on Image Processing, Vol. 13, No. 9, 2004.
- [7] J. Sun, L. Yuan, J. Jia and H. Shum: "Image Completion with Structure Propagation". Proc. ACM SIGGRAPH2005, pp.861-868, 2005.
- [8] Y. Wexler, E. Shechtman and M. Irani: "Space-Time Video Completion". Proc. IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, pp.120-127, 2004.







(b) 指定した欠損領域

(b) 指定した欠損領域



(a) 原画像

画像 A:明るさの変化とパターンの変形が小さい画像

(c) 従来手法による結果画像

(c) 従来手法による結果画像

(c) 従来手法による結果画像



(d) 提案手法による結果画像

画像 B:明るさの大きな変化が伴う画像



(a) 原画像



(d) 提案手法による結果画像



(b) 指定した欠損領域



(a) 原画像

(a) 原画像





画像 C: パターンの連続的な変形を伴う画像



(b) 指定した欠損領域 (c) 従来手法による結果画像 (d)提案手法による結果画像 画像 D:明るさの大きな変化とパターンの連続的な変形を伴う画像

図 6 様々な特徴を持つ画像に対する画像修復

