

エネルギー最小化原理に基づく画像欠損領域の修復 Image Inpainting Based on Energy Minimization

河合 紀彦[†]

Norihiko KAWAI

佐藤 智和[†]

Tomokazu SATO

横矢 直和[†]

Naokazu YOKOYA

1. はじめに

本稿では、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ような画像内の不要な部分を取り除き、取り除かれた領域を自動的に修復することを目的として、エネルギー最小化原理に基づく新たな画像欠損領域の修復手法を提案する。従来、画像欠損領域の修復に関しては、拡散方程式を用い輝度値を滑らかに補間する手法[1]やテクスチャを合成する手法[2]が提案されてきた。前者は拡散方程式を用いて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、欠損領域を滑らかに補間する手法である。この手法では、輝度値の連続性が保たれるという特徴から、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結果を得ることができるが、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。後者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。この手法では、細かいテクスチャを表現できるが、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探るため、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[3]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。

本研究ではこれらの問題に対して、欠損領域と欠損領域以外のパターン類似度を用いて画像の尤もらしさを表すエネルギー関数を定義し、これを欠損領域全体に対して最小化することで画像を修復する。これにより、テクスチャを合成する順番に依存せず、欠損領域全体に対して最適な画像を生成することが可能となる。

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で指定し(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、2.1節で定義するエネルギー関数を、2.2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(c)。

2.1 エネルギー関数の定義

図2に示すように、本研究では画像を、ユーザが指定した欠損領域 Ω を含む領域 $\bar{\Omega}$ と、画像内の $\bar{\Omega}$ 以外の領域 Φ に分け、領域 $\bar{\Omega}$ 内の画像の尤もらしさを領域 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 が含まれる領域を $\bar{\Omega}$ とし、欠損領域の尤もらしさを表すエネルギーを、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。

$$E = \sum_{x \in \bar{\Omega}} w_x \left[\sum_{p \in W} \{I(x+p) - I(\hat{x}+p)\}^2 \right] \quad (1)$$

[†]奈良先端科学技術大学院大学 情報科学研究科
Nara Institute of Science and Technology (NAIST)

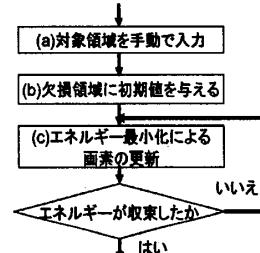


図1: 処理の流れ

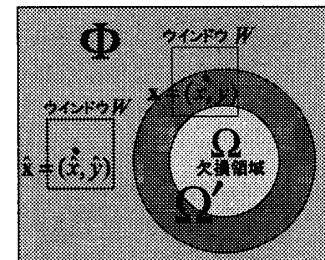


図2: 画像上の各領域

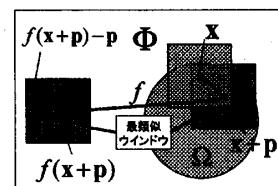


図3: エネルギー算出における画素の関係

ただし、 \hat{x} は領域 $\bar{\Omega}$ 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領域 Φ 内の画素であり、次の式によって決定する。

$$\hat{x} = f(x) = \operatorname{argmin}_{\hat{x} \in \Phi} \sum_{p \in W} \{I(x+p) - I(\hat{x}+p)\}^2 \quad (2)$$

また、ここでは重み w_x として、領域 $\bar{\Omega} \cap \bar{\Omega}$ 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いため $w_x = 1/2^d$ (d は Ω の境界からのチェス盤距離) を用いる。

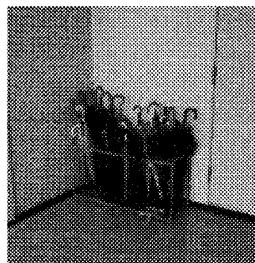
2.2 エネルギーの最小化による画素値の更新

本研究では、Greedy Algorithmの枠組みを用いてエネルギーを最小化する。具体的には、式(2)によって求まる類似パターンの組 (x, \hat{x}) を固定すれば、欠損領域 Ω 内のエネルギーを一画素ごとに独立に扱えることに着目し、画素並列な線形最適化処理を繰り返すことで欠損領域全体のエネルギーを比較的高速に最小化する。ただし、本手法では局所解の問題が発生するため、良い初期値が与えられていることが前提となる。

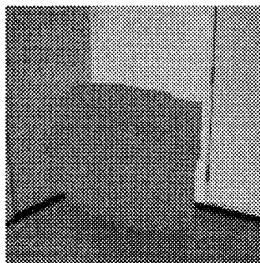
ここでは、まず画素ごとのエネルギーについて述べる。図3に示すように、更新対象となる画素の位置を x 、 x を中心とするウインドウ W 内の任意の点を $x+p$ ($p \in W$) とする。このとき、画素 $x+p$ を中心とするパターンに対して式(2)で求まる類似パターンの位置は $f(x+p)$ であり、この類似パターン上において x と対応する画素の位置は $f(x+p) - p$ となる。ここで、注目画素 x におけるエネルギー $E(x)$ は、 x と $f(x+p) - p$ の輝度値の関係のみから算出でき、以下のように表される。

$$E(x) = \sum_{p \in W} w_{x+p} \{I(x) - I(f(x+p) - p)\}^2 \quad (3)$$

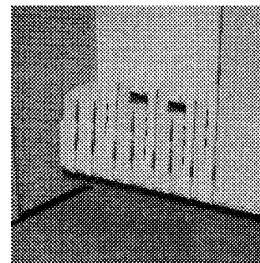
式(3)において、 $f(x+p)$ が $I(x)$ に依存しないとすれば、 $E(x)$ を最小とする画素値 $I(x)$ は $E(x)$ の極値を求める



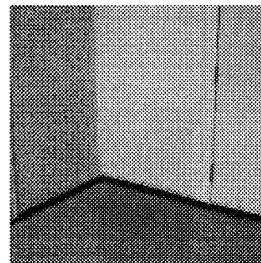
(a) 原画像



(b) 指定した欠損領域

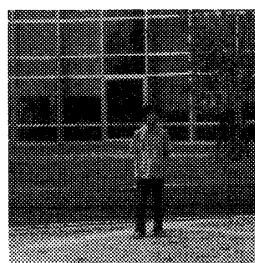


(c) 従来手法による結果画像

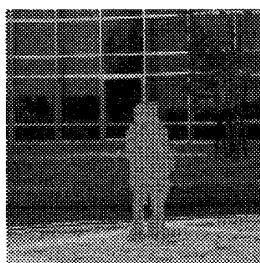


(d) 提案手法による結果画像

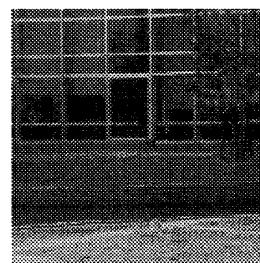
図4: 単調なテクスチャを持つ画像に対する実験



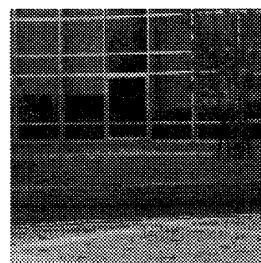
(a) 原画像



(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

図5: 細かいテクスチャを持つ画像に対する実験

ことで以下のように算出できる。

$$I(\mathbf{x}) = \frac{\sum_{\mathbf{p} \in W} w_{\mathbf{x}+\mathbf{p}} I(f(\mathbf{x} + \mathbf{p}) - \mathbf{p})}{\sum_{\mathbf{p} \in W} w_{\mathbf{x}+\mathbf{p}}} \quad (4)$$

ただし、実際には画素値を更新ごとに式(2)によって求まる類似パターンの組 $(\mathbf{x}, \hat{\mathbf{x}})$ が変化するため、本研究では、

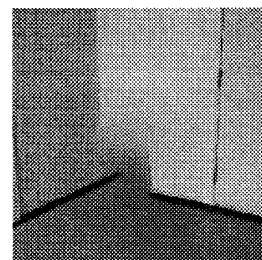
(I) 式(4)による欠損領域内の全画素値の並列的な更新

(II) 式(2)による類似パターン位置 $\hat{\mathbf{x}}$ の更新

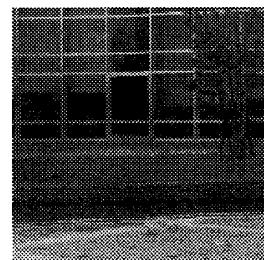
をエネルギーが収束するまで繰り返す。また、ここでは効率的に大域最適解に近い解を得るために、初めは原画像より縮小した画像に対してエネルギー最小化処理を行い、それを初期値として順次解像度を高くしながらエネルギーを最小化する多重スケール処理を採用する。

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4(a)に示す単調なテクスチャを持つ画像(200×200画素)、図5(a)に示す細かいテクスチャを持つ画像(200×200画素)を対象として実験を行った。本実験では、図4(b)、図5(b)に示すように、原画像の一部を塗りつぶすことで欠損領域を手動で与えた。次に、従来手法である類似テクスチャの逐次合成手法[2]を用い、本手法の初期値となる画像を作成した。図4(c)、図5(c)に手法[2]による修復画像を示す。手法[2]においては逐次的な合成を行うため、双方ともに数秒程度で高速に処理が完了したが、図4(c)、図5(c)においては、それぞれ壁の隅の部分、窓枠部分、において不連続なテクスチャが現れている。次に、これらの画像を初期値として、提案手法による最適化を行うことで図4(d)、図5(d)に示す画像を得た。図4(d)においては、エネルギーを最小化することで黒い帯状の線と縦の線が一箇所に集まり、不自然なテクスチャは見られない。また、図5(d)においても同様に不連続なテクスチャが発生しておらず、加えて石垣など細かいテクスチャも表現できているために、比較的違和感の少ない画像が生成されている。ただし、提案手法による処理時間は、図4の画像では約13分、図5



(a)



(b)

図6: 初期値を白色とした場合の結果画像

の画像では約9分であり、エネルギー最小化を用いない従来手法と比べて多くの処理時間が必要である。

なお、双方の実験において、初期値を白色にした場合の結果画像を図6(a)、図6(b)に示す。図6(a)においては、明らかに不自然な画像が生成されているが、この画像に対するエネルギーは図4(d)の画像に対するエネルギーよりも5%程度大きい。一方、図6(b)と図5(d)に示す画像のエネルギーの差は0.1%程度で、生成された画像にも差はほとんど見られない。これらのことから、提案したエネルギー関数の大小と画像の主観的な評価結果がおよそ一致していることが分かる。

4. まとめ

本稿では、欠損領域と欠損領域以外のパターン類似度を用いたエネルギー関数を定義し、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。実験により、テクスチャ情報を保ちながら不連続なテクスチャを生じさせない画像を生成できることを確認した。今後は、局所解を効果的に回避する手法、および処理の高速化手法について検討する。

参考文献

- [1] M. Bertalmio, G. Sapiro, V. Caselles and C. Ballester: "Image Inpainting". In Proc. SIGGRAPH2000, pp.417-424, 2000.
- [2] 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.
- [3] J. Sun, L. Yuan, J. Jia and H. Shum: "Image Completion with Structure Propagation". In Proc. SIGGRAPH2005, pp.861-868, 2005.