

# マルコフ確率場と非局所パッチ法を組み合わせた 画像補修アルゴリズム

門馬維紀<sup>†</sup>山形大学大学院理工学研究科<sup>†</sup>阿良侃<sup>‡</sup>山形大学工学部<sup>‡</sup>安田宗樹<sup>§</sup>山形大学大学院理工学研究科<sup>§</sup>

## 1. はじめに

本研究では、画像内から不要な部分を取り除く画像補修を取り扱う。線や点のような局所領域は周辺情報から単純に補修できるが、非局所領域では高精度な補修が難しい。そのため、パッチと呼ばれる小さい正方形の対象領域を用いる「非局所パッチ法」[1]で補修する。補修対象領域と類似した対象領域を画像中から探し出し、補修領域に適用する手法である。

しかし、非局所パッチ法ではテクスチャ特徴を反映した非局所補修が可能だが、特に補修領域と非補修領域との境界において不自然さが残るという問題がある。そこで、マルコフ確率場を基礎とした確率的画像処理の枠組みを導入し、非局所パッチ法と確率的画像処理を組み合わせた画像補修アルゴリズムを提案する。マルコフ確率場 [2, 3] は隣接ピクセル間の構造を自然に表現できるモデルであり、これを用いることで非局所パッチ法における境界問題を解決できる。

## 2. 非局所パッチ法



図1 非局所パッチ法で用いる画像ピラミッド。

非局所パッチ法では、非局所補修領域について補修領域以外の情報を用いて自動的に補修する [1]。補修するカラー画像に加え、補修領域かどうかを示すオクルージョン画像、さらに補修画像からエッジ情報を抽出したテクスチャ画像を用いる。これらについて、図1のように各ピラミッドを第1層から第L層まで作成する。画像ピラミッドとは異なる解像度の同一画像の集合である。画像情報をピラミッド別に分けることで、色値情報とテクスチャ情報を並行して補修することが

できる。補修は最初に第L層で行い、解像度の低い上の層から下へ順に各層で行う。

補修の核となるのがパッチマッチアルゴリズムであり、主に2つの反復ステップからなる。一つは図2に示したパッチマッチングであり、非補修領域の中から近似最近傍 (approximate nearest neighborhood (ANN)) 探索を行う。ANN探索とは類似パッチ周辺から最適なパッチを確率的に最近傍探索する手法で、全探索よりも高速に適する類似パッチを探することができる。パッチ間の相違度をパッチ内の色値とテクスチャ値の差とし、その値が最小になる類似パッチを見つけるステップである。もう一つは画像の再構築であり、補修領域の各ピクセルに新しい色値を与える。類似パッチの加重平均を使って補修領域近傍の値をもとに補修する。

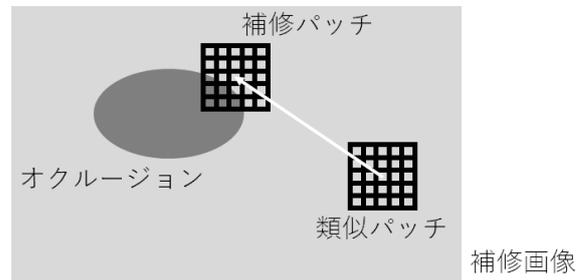


図2 パッチマッチング手法。

各層でパッチマッチアルゴリズムを行うためには、最初に補修する欠損領域を初期値で埋める必要がある。最初に補修する第L層の欠損領域を外縁から内側へ段階的に補修していく「オニオンピール」手法で、非欠損領域のみを比較してパッチマッチングを行って補修する。第L層以外の各層では、アップサンプリングで初期値を設定する。本研究ではアップサンプリング情報を色値情報とし、各層での補修結果を最終補修結果に反映させる。

加重平均のような平均をとる再構築では、正確な類似パッチを選択しても曖昧な補修画像になりうる。そこで、色値が最終的に最類似パッチの値に収束すると考え、類似パッチの重み付き平均で段階的に補修した後、単に類似パッチの色値をそのまま補修領域の色値とするアンニリングという手法をとる。本研究では各層で最終的に最類似パッチの値を直接的に利用する。

An inpainting algorithm based on Markov random field and non-local patch method

<sup>†</sup> Yuki Momma; Graduate School of Science and Engineering, Yamagata University

<sup>‡</sup> Kan Arou; Department of Engineering, Yamagata University

<sup>§</sup> Muneki Yasuda; Graduate School of Science and Engineering, Yamagata University

### 3. マルコフ確率場の適用

マルコフ確率場 (Markov random field (MRF)) [2] には隣り合うピクセルの色差を減らす平滑化の効果があるため、これを補修領域のみに適用して非局所領域の画像補修精度を向上させる。MRF を用いるために、まず画像をグラフィカルモデルに置き換える。各ピクセルをノード  $V$  として最近接のピクセル同士を無向リンク  $E$  で結んだ格子状のグラフを考える。各ノード  $i$  上に確率変数  $x_i$  を割り当て、各確率変数は各ピクセルの輝度値を表すとする。MRF はすべての  $x_i$  の結合分布  $P(\mathbf{x})$  として定式化される。

非局所パッチ法で補修した画像は参照する類似パッチによって色やテクスチャが不自然になってしまう問題がある。これをノイズにより劣化したものと考え、このノイズを取り除くことで最適な補修画像が得られるとする。このとき、MRF モデルを用いたノイズ除去アルゴリズムを応用する。劣化画像  $\mathbf{y}$  から元画像  $\mathbf{x}$  を推定することで、MRF でのノイズ除去処理ができる。そこで、劣化画像を受け取った下での元画像の確率を表している事後確率  $P(\mathbf{x} | \mathbf{y})$  を計算する。この確率を最大とする  $\mathbf{x}$  が元画像であるとし、ガウスザイデル法を用いてこの最大事後確率を求める。

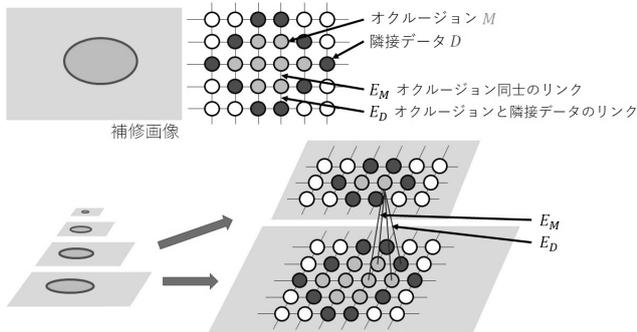


図3 画像ピラミッドのMRFへの適用。

本研究では、補修領域のみを確率的画像処理する手法を提案する。このMRFモデルでは  $x_i$  以外の確率変数の値が決まったとき、 $x_i$  の確率変数は直接リンクで結ばれている確率変数の値にのみ依存するというマルコフ性を持つ。この性質を利用すると、補修領域のピクセルとそれに隣接する非補修領域のピクセルのみについて最大事後確率を求めることで、補修領域のみにMRFを適用することができる。さらに、非局所パッチベース補修で用いた画像ピラミッドに組み込み、図3のように上下の層にリンクをつけることで各層で補修した情報も活用する。

### 5. 補修結果

先行研究 [1] の非局所パッチ法と本研究の補修結果を比較評価する。改良した非局所パッチ法を提案法1と

し、MRF を組み合わせた手法を提案法2とする。



図4 補修する画像 (左), 先行研究 [1] の補修結果 (右)。

図4の左図が今回補修する画像であり、白塗りの部分が補修領域である。先行研究の補修結果では階段の部分に植物が類似パッチとして利用されてしまっている。補修前の元画像と比べた平均二乗誤差 (MSE) は33.2である。



図5 提案法1 (左), 提案法2 (右)。

図5に提案法による補修結果を示す。提案法1・2共に階段のテクスチャがすべて適切に補修されている。MSEは提案法1で16.3, 提案法2で15.0である。数値的にも補修精度が向上しており、更に、MRFの効果も確認できる。

### 6. まとめ

本研究では、非局所パッチ法とMRFを組み合わせた新しい画像補修法を提案した。提案法は先行研究 [1] に比べて高い補修性能をもつことを数値実験により確認した。MRFパラメータは本研究では手動で決定している。最適なMRFパラメータの推定法の探索が今後の課題である。

### 謝辞

本研究は科研費 (18K11459, 18H03303), JST-CREST (JR-MJCE1312) 及び JST COI プログラム (JPMJCE1312) の助成を受けたものである。

### 文献

- [1] Alasdair Newson, Andres Almansa, Matthieu Fradet, Yann Gousseau, and Patrick Perez. "Video Inpainting of Complex Scenes," SIAM Journal of Imaging Science, Society for Industrial and Applied Mathematics, 2014
- [2] 安田宗樹: 確率的画像処理の手引きーマルコフ確率場モデルと確率伝搬法ー, 日本医用画像学会, 2014
- [3] Muneki Yasuda, Junpei Watanebe, Shun Kataoka, Kazuyuki Tanaka. "Linear-Time Algorithm in Bayesian Image Denoising based on Gaussian Markov Random Field," IEICE Transactions on Information and Systems, 2017