

Exemplar-based アルゴリズムと行列のランク最小化に基づく画像修復手法 Exemplar-based and Matrix Rank Minimization Approach to Image Inpainting

嶋田和馬[†]高橋智博[†]小西克巳[‡]古川利博[†]

Kazuma Shimada

Tomohiro Takahashi

Katsumi Konishi

Toshihiro Furukawa

1. はじめに

本稿では、画像中の欠損領域を非欠損領域の情報から復元する画像復元を扱い、精度の高い画像修復手法を提案する。これにより、写真等に意図せず写りこんでしまったオブジェクトを画像から取り除き、あたかもオブジェクトがなかったような修復画像の出力が可能となる。

画像修復手法は、大きく二種類の手法に分類ができる。一つは、画像の輝度値が数式モデルに従うと仮定し、数式モデルに基づいて欠損領域の画像を周囲の画素情報から推定して修復を行う手法である。文献 [1]-[5] では、画像が偏微分方程式に従うと仮定し、偏微分方程式に基づいて欠損領域の画像を生成することで画像修復を実現している。文献 [1, 2] では、画像が Autoregressive (AR) モデルと呼ばれる線形モデルに従うと仮定し、線形システムにおける信号推定問題として画像修復問題を定式化し、行列のランク最小化手法に基づく画像修復手法を提案している。このような数式モデルに基づいた画像修復手法の利点は、画像の非欠損領域に欠損領域と類似度が高いテクスチャが存在しない場合でも画像修復が可能である点である。これらの手法は、画像の欠損領域が小さい場合には精度良く修復できる。しかしながら、図 1(b) のように画像の欠損領域が大きい場合には、図 1(c) のように不明瞭な画像として修復されることが多く、修復精度が低いという欠点を持つ。

もう一つの画像修復手法は、Exemplar-based inpainting と呼ばれる参照画像を利用した画像修復手法である。これらの手法では、非欠損領域からパターン類似度の高いテクスチャを欠損領域に貼り合わせることで修復を行う文献 [6],[7]。参照画像を利用した画像修復手法は、非欠損領域に欠損領域と類似度の高いテクスチャが存在すれば、欠損領域が大きな場合でも精度良く修復が可能である。しかし、非欠損領域に適切なテクスチャが存在しない場合には正しく修復することができない。例えば、図 1(d) の上部シンボルマークのように、非欠損領域に適切なテクスチャが存在しない場合、小さな欠損であっても完全な修復は不可能である。

本稿では、数式モデルに基づいた画像修復手法と Exemplar-based アルゴリズムを組合せた新たな画像修復手法を提案する。具体的には、数式モデルに基づいた手法により画像を修復し、その後参照画像を利用して画像の修復精度を上げる手法である。数式モデルに基づいた手法には、すでに著者が提案している行列ランク最小化に基づく画像修復手法 [1, 2] を利用する。これにより、修復する画像における非欠損領域の割合が低い場合でも精度の良い修復を行うことが可能となる。数値例と PSNR (Peak signal-to-noise ratio) により、提案手法の有効性を示す。

2. 画像修復アルゴリズム

本節では、文献 [1, 2] で提案される行列ランク最小化に基づく画像修復手法について説明し、さらに Exemplar-based アルゴリズムを組合せた新たな画像修復手法を提案する。

2.1. 行列のランク最小化に基づく画像修復手法

文献 [1, 2] では、画像が AR モデルで近似できることを仮定し、AR モデルに基づいて画像の欠損部分の修復を行っている。この手法の特徴は、ある構造を持つ画像から生成された行列のランクと AR モデルのモデル次数 K の関係に着目している点にある。通常の AR モデルに基づく画像修復手法では、実際とは異なるモデル次数を用いて画像修復した場合、精度の悪い修復結果が得られる場合がある。この問題に対し文献 [1, 2] では、総当り的なモデル次数決定に変わる新たなアプローチとして、画像修復問題を新たに定義した信号行列

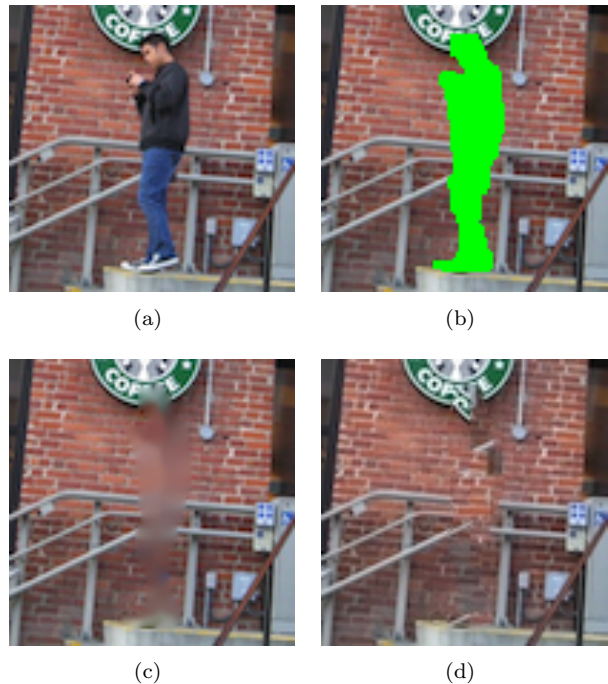


図 1: 画像修復例: (a) 元画像, (b) 欠損領域を示すマスク画像, (c) 文献 [3] の手法, (d) Exemplar-based アルゴリズム修復例

のランク最小化問題として定式化し、画像修復アルゴリズムを提案している。本節では、アルゴリズムの詳細を述べる。

対象とする画像について、任意の画素は周囲の画素の線形和によって表せると仮定する。つまり、画像が以下のような AR モデルに従うと仮定する。

$$x_{i,j} = \sum_{l=-K}^K \sum_{m=-K}^K a_{l,m} x_{i+l,j+m} \quad (1)$$

ここで $x_{i,j}$ は画像の i 行 j 列目の輝度値を表す。ただし、 $K+1 \leq i \leq M-K$, $K+1 \leq j \leq N-K$ とし、 $a_{0,0} = 0$ とする。また、 $x_{i,j}$ の周囲の画素からなるベクトル $\mathbf{x}_{i,j}$,

$$\mathbf{x}_{i,j} = \begin{bmatrix} x_{i-K,j-K} & x_{i-K,j-K+1} & \dots & x_{i-K,j+K} \\ x_{i-K+1,j-K} & x_{i-K+1,j-K+1} & \dots & x_{i-K+1,j+K} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{i+K,j-K} & x_{i+K,j-K+1} & \dots & x_{i+K,j+K} \end{bmatrix}^T \in \mathbf{R}^{(2K+1)^2}, \quad (2)$$

$\mathbf{x}_{i,j}$ を並べた行列 Z ,

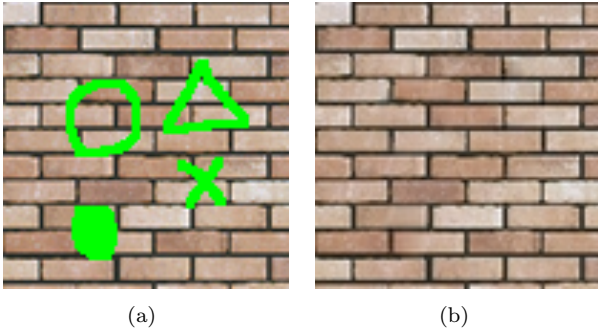
$$Z = \begin{bmatrix} \mathbf{x}_{K+1,K+1} & \mathbf{x}_{K+1,K+2} & \dots & \mathbf{x}_{K+1,N-K} \\ \mathbf{x}_{K+2,K+1} & \mathbf{x}_{K+2,K+2} & \dots & \mathbf{x}_{K+2,N-K} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{x}_{M-K,K+1} & \mathbf{x}_{M-K,K+2} & \dots & \mathbf{x}_{M-K,N-K} \end{bmatrix}^T \in \mathbf{R}^{(M-2K)(N-2K) \times (2K+1)^2}. \quad (3)$$

及び係数ベクトル \mathbf{a} ,

$$\mathbf{a} = [a_{-K,-K} \ a_{-K,-K+1} \ \dots \ a_{-K,K}]$$

[†]東京理科大学

[‡]工学院大学


 図 2: 文献 [1, 2] 修復結果: (a) 欠損領域 Ω^c , (b) 修復結果

$$\begin{bmatrix} a_{-K+1,-K} & a_{-K+1,-K+1} & \cdots & a_{-K+1,K} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{0,-K} & \cdots & a_{0,-1} & -1 & a_{0,1} & \cdots & a_{0,K} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{K,-K} & a_{K,-K+1} & \cdots & a_{K,K} \end{bmatrix}^T \in \mathbf{R}^{(2K+1)^2}, \quad (4)$$

を定義する。このとき、式 (1) は以下のように書ける。

$$\mathbf{Z}\mathbf{a} = \mathbf{0} \quad (5)$$

ここで $\mathbf{0}$ は零ベクトルを表す。しかしながら、実際の画像が式 (5) で表される AR モデルで完全に表現されることはほとんどなく、実際に観測された画像を行列 $X \in \mathbf{R}^{M \times N}$ とおけば、その (i, j) 要素 $X_{i,j}$ は以下のように表せる。

$$X_{i,j} = x_{i,j} + d_{i,j} \quad (6)$$

ただし、 $d_{i,j}$ はモデル化誤差を表す。文献 [1, 2] では、式 (5) の AR モデルの次数 K と行列 Z のランクが等しくなることから、画像修復問題を以下のような行列ランク最小化問題として定式化している。

$$\begin{aligned} & \text{Minimize} && \text{rank} \hat{Z} \\ & \text{subject to} && \mathcal{A}(X) = Z, \\ & && \mathcal{A}(\hat{X}) = \hat{Z}, \\ & && \|\mathcal{P}_\Omega(X) - \mathcal{P}_\Omega(\hat{X})\|_F^2 \leq \epsilon \end{aligned} \quad (7)$$

ここで $\hat{X} \in \mathbf{R}^{M \times N}$ は推定画像を表し、 $\mathcal{A}(X)$ は X を式 (3) で定義される Z へ変換するような写像、 $\mathcal{P}_\Omega: \mathbf{R}^{M \times N} \rightarrow \mathbf{R}^{M \times N}$ は非欠損の画素に対応する要素のみを残してあとは 0 にする写像、 ϵ は与えられた正の定数である。行列ランク最小化問題は一般には NP 困難な問題であり、問題 (7) は変数行列 \hat{Z} の大きさが、数千 × 数千程度の大きさとなるため一般に求解は困難であるが、文献 [8] で提案される null space alternating optimization (NSAO) 法を利用することで、効率良く近似解を得ることができる。行列ランク最小化に基づく画像修復手法による画像修復例を図 2 と図 3 に示す。2(a) の緑色の部分は修復領域を表し、図 2(b) が修復結果である。図 2 の例では、画像全体が周期的パターンを持つという特徴を持ち、このような場合には精度の良い修復結果が得られる。図 3 は図 1(b) の修復結果であるが、修復精度が悪いことがわかる。画像全体が周期パターンを持たず、かつ、欠損領域が大きい場合は、精度の良い修復結果が得られない。本稿ではこの問題を解決するため、参照画像を利用して画像の修復精度を向上する手法を提案する。

2.2. 提案手法

RGB で表現されるカラー画像を以下の行列 X^I ($I = \{R, G, B\}$) で表す。

$$X^I = \begin{bmatrix} x_{1,1}^I & \cdots & x_{1,N}^I \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{M,1}^I & \cdots & x_{M,N}^I \end{bmatrix} \in \mathbf{R}^{M \times N} \quad (8)$$

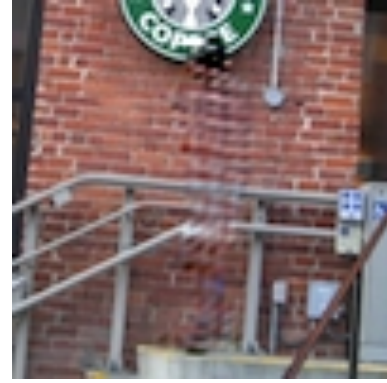
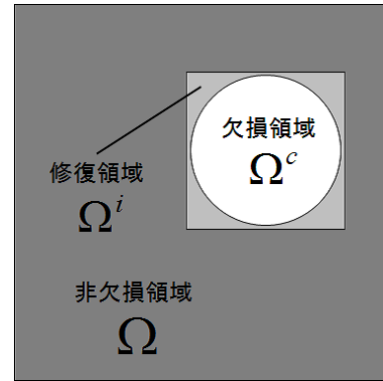


図 3: 文献 [1, 2] 修復結果


 図 4: 欠損領域 Ω^c , 非欠損領域 Ω , 修復領域 Ω^i

ただし、 X^R, X^G, X^B は、それぞれ赤、緑、青の画像を表し、 $x_{i,j}^I$ は画像の i 行 j 列目の輝度値を表す。輝度値は 0 から 255 とする。図 4 のように、図の一部が欠損し修復対象である欠損領域に対し、欠損領域を完全に内包する修復領域を考える。ただし、修復領域は長方形とする。このとき、 $x_{i,j}^I$ の添え字に対し、欠損領域、修復領域、非欠損領域に属する画素の添え字集合を、それぞれ $\Omega^c, \Omega^i, \Omega$ と定義する。次に、座標 (k, l) から縦横に b 画素分だけ取り出した X^I の部分行列を以下のように定義する。

$$X_{k,l}^I = \begin{bmatrix} x_{k,l}^I & \cdots & x_{k,l+b-1}^I \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{k+b-1,l}^I & \cdots & x_{k+b-1,l+b-1}^I \end{bmatrix} \in \mathbf{R}^{b \times b} \quad (9)$$

本節では、欠損領域が 2.1 節で紹介した手法で修復されると仮定し、さらに修復精度を向上するため、修復領域との差が最小となるような画像を非欠損領域から探索し、そのような画像を欠損領域に貼り合わせるアルゴリズムを提案する。画像の差を表す関数として、画像 X^I の部分行列 $X_{k,l}^I$ に対し、以下のような関数 $f_{m,n}(k, l)$ を定義する。

$$f_{m,n}(k, l) = \sum_{I \in \{R, G, B\}} \|X_{k,l}^I - X_{m,n}^I\|_F^2. \quad (10)$$

このとき、 $(m, n) \in \Omega^i$ に対し以下の問題を解くことで、修復領域との差が最小となるような画像を非欠損領域から探索する。

$$\begin{aligned} & \text{Minimize} && f_{m,n}(k, l) \\ & \text{subject to} && (k, l) \in \Omega, \end{aligned} \quad (11)$$

実際には、重複をなくすため (m, n) を b 画素ずつずらして上記問題を解く。修復領域 $X_{m,n}$ を上記問題の最適解となる非

欠損領域画像 $X_{k,l}$ と置き換えることで修復を行う。ただし、修復領域内の非欠損領域の画素は置き換えず、欠損領域の画素のみを置き換える。しかしながら、上記の目的関数のみで復元した場合、欠損領域と修復領域の境界において画像が不連続となり、不自然な境界線が生じる場合がある。図 5 がその例である。図 1(a) の元の画像に対し、図 1(b) の緑色の領域を欠損領域とし、2.1 節で紹介した手法で修復した結果が図 3 である。この画像に対し、問題 (11) を $b = 8$ として解いた結果が図 5(a) である。図 5(b) は、一部を拡大したものであり、図 5(c) の境界線が示す箇所において、画像の不連続が生じている。

この問題に対し、欠損領域に非欠損領域の画像を張り合わせた際の境界部分の差分を最小にすることで、画像の不連続を避けるアルゴリズムを提案する。以下のような関数 $g_{m,n}(k,l)$ を定義する。

$$g_{m,n}(k,l) = \sum_{\mathcal{I} \in \{R,G,B\}} (\|C_{m,n} \otimes D_{m-1,n} \otimes (X_{k,l}^{\mathcal{I}} - X_{m-1,n}^{\mathcal{I}})\|_F^2 + \|C_{m,n} \otimes D_{m+1,n} \otimes (X_{k,l}^{\mathcal{I}} - X_{m+1,n}^{\mathcal{I}})\|_F^2 + \|C_{m,n} \otimes D_{m,n-1} \otimes (X_{k,l}^{\mathcal{I}} - X_{m,n-1}^{\mathcal{I}})\|_F^2 + \|C_{m,n} \otimes D_{m,n+1} \otimes (X_{k,l}^{\mathcal{I}} - X_{m,n+1}^{\mathcal{I}})\|_F^2) \quad (12)$$

ただし、 \otimes は行列要素ごとの積を表す。行列 C は以下で定義される $c_{i,j}$ を要素とする $M \times N$ の行列で、欠損領域を表す行列である。

$$c_{i,j} = \begin{cases} 1 & \text{if } (i,j) \in \Omega^c \\ 0 & \text{if } (i,j) \in \Omega \end{cases} \quad (13)$$

行列 $C_{m,n}$ は行列 C の部分行列であり、以下のように定義される。

$$C_{m,n} = \begin{bmatrix} c_{m,n} & \cdots & c_{m,n+b-1} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ c_{m+b-1,n} & \cdots & c_{m+b-1,n+b-1} \end{bmatrix} \in \mathbf{R}^{b \times b} \quad (14)$$

同様に D は以下で定義される $d_{i,j}$ を要素とする $M \times N$ の行列で、非欠損領域を表す行列である。

$$d_{i,j} = \begin{cases} 0 & \text{if } (i,j) \in \Omega^c \\ 1 & \text{if } (i,j) \in \Omega \end{cases} \quad (15)$$

$D_{m,n}$ は以下のような D の部分行列である。

$$D_{m,n} = \begin{bmatrix} d_{m,n} & \cdots & d_{m,n+b-1} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ d_{m+b-1,n} & \cdots & d_{m+b-1,n+b-1} \end{bmatrix} \in \mathbf{R}^{b \times b} \quad (16)$$

このとき関数 $g_{m,n}(k,l)$ は、修復領域内の部分画像 $X_{m,n}$ に非欠損領域の部分画像 $X_{k,l}$ を当てはめたとき、 $X_{m,n}$ 内の欠損領域と非欠損領域に隣接する画素値の差の 2 乗和となる。関数 $g_{m,n}(k,l)$ の値が小さいとき、境界部分において画像が不連続となりにくいことから、問題 (11) と組み合わせた以下のような問題を考える。

$$\begin{aligned} & \text{Minimize} && h_{m,n}(k,l) = \lambda_1 f_{m,n}(k,l) + \lambda_2 g_{m,n}(k,l) \\ & \text{subject to} && (k,l) \in \Omega, \lambda_1 \geq 0, \lambda_2 \geq 0 \end{aligned} \quad (17)$$

ここで λ_1, λ_2 は正の定数である。上記問題を修復領域内の画素に対して重複なく解くことで修復画像を得る。最終的に画像修復アルゴリズムとして Algorithm 1 を提案する。提案アルゴリズムにおいて、修復領域は欠損領域を内包し、かつ、修復領域の画像サイズは縦と横ともに b の倍数であるように選ぶとする。つまり、 Ω^c の要素数は b^2 の倍数となる。また、 ϕ は空集合を表す。図 5 の修復例は Algorithm 1 において、 $\lambda_1 = 1, \lambda_2 = 0, b = 8$ として得られたものに等しい。

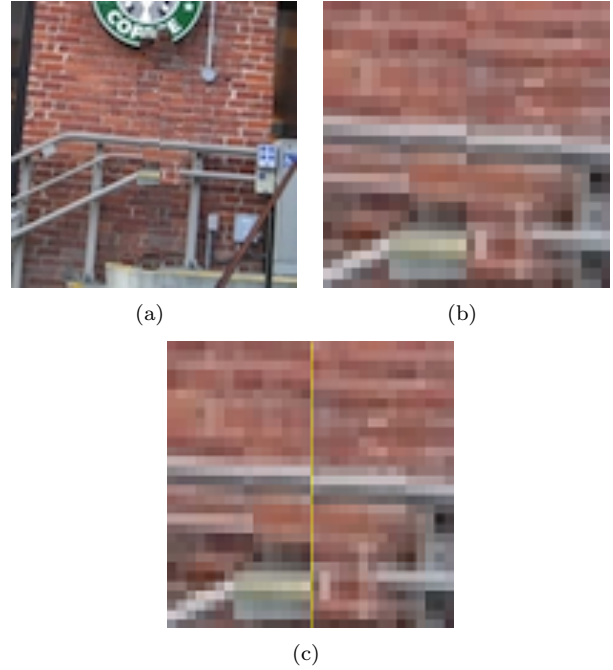


図 5: 式 (11) に基づく修復結果: (a) 式 (11) に基づく修復結果 ($b = 8$), (b) 図 5(a) の一部分の拡大画像, (c) 境界線

Algorithm 1 Image inpainting algorithm

Input: $X, \Omega, \Omega^c, \Omega^i, b, \lambda_1, \lambda_2$

$w \leftarrow \min_{(i,j) \in \Omega^i} i, v \leftarrow \max_{(i,j) \in \Omega^i} i, K \leftarrow v - w + 1$

$m \leftarrow w, n \leftarrow \min_{(i,j) \in \Omega^i} j$

while $\Omega^c \neq \phi$ **do**

if $\|C_{m,n}\|_F^2 \neq 0$ **then**

$k^{\text{best}} \leftarrow 1, l^{\text{best}} \leftarrow 1$

for $k = 1$ to M **do**

for $l = 1$ to N **do**

if $h_{m,n}(k^{\text{best}}, l^{\text{best}}) > h_{m,n}(k, l)$ **then**

$k^{\text{best}} = k, l^{\text{best}} = l$

end if

end for

end for

for all $\mathcal{I} \in \{R, G, B\}$ **do**

$X_{m,n}^{\mathcal{I}} = X_{k^{\text{best}}, l^{\text{best}}}^{\mathcal{I}} \otimes C_{m,n} + X_{m,n}^{\mathcal{I}} \otimes D_{m,n}$

end for

$\Omega^c \leftarrow \Omega^c \setminus \{(i,j) : m \leq i \leq m + b - 1, n \leq j \leq n + b - 1\}$

 reconstruct D according to (15)

end if

$m \leftarrow m + b$

if $w + K \leq m$ **then**

$m \leftarrow w, n \leftarrow n + b$

end if

end while

Output: inpainted image X^R, X^G, X^B

表 1: 図 6 における各修復画像の PSNR の値

修復画像	PSNR[dB]
文献 [1, 2] の手法	38.5878
文献 [6] の手法	35.1277
提案手法	40.0804

3. 数値実験

本節では提案手法の有効性を示すため、既存手法と提案手法の画像修復精度比較実験を行う。欠損領域をどれだけ元に戻せるかを問う比較実験と、オブジェクトを取り除く比較実験の 2 種類を行う。画像修復実験は、本稿で提案する手法の基本となる文献 [1, 2] の手法、Exemplar-based アルゴリズムである文献 [6] の手法、および、提案手法を用いて比較した。提案手法では、 $\lambda_1 = 0, \lambda_2 = 1$ としたもの、つまり、関数 $f_{m,n}(k,l)$ を利用しない場合と、 $\lambda_1 = \lambda_2 = 1$ としたものをを用いた。提案手法における部分行列 $X_{k,l}^T$ の大きさのパラメータ b については、最も精度良く修復される値を用いた。全ての実験において、修復対象となる画像は 100×100 のカラー画像を対象としている。まず最初に、欠損領域をどれだけ元に戻せるかを問う比較実験を行った。実験結果を図 6 と図 7 に示す。それぞれの図の (b) の緑色の箇所、および、青色の箇所が欠損領域である。図 6 では、大きな欠損領域にもかかわらず、提案手法により精度良く修復されていることが確認できる。この画像の場合は周期的なパターンを有するため、文献 [1, 2] の手法のみでも、ある程度の精度まで修復されている。図 7 は周期的なパターンではない画像であり、文献 [1, 2] の手法のみでは完全な修復が困難である。提案手法により、高い精度で画像が修復されていることが確認できる。それぞれの修復結果の PSNR (Peak signal-to-noise ratio) を表 1 と表 2 に示す。本稿では、以下の式で定義される PSNR を用いた。

$$\text{MSE} = \frac{\sum_{I \in \{R,G,B\}} \|P^I - Q^I\|_F^2}{MN} \quad (18)$$

$$\text{PSNR[dB]} = 10 \log_{10} \frac{3f_{\text{MAX}}^2}{\text{MSE}} \quad (19)$$

ただし、 MN は全画素数、 P は欠損の無い元画像、 Q は修復後画像を表す。また、 f_{MAX} は各画素が取り得る値の最大値であり、本稿では 255 とした。PSNR は修復後の画像が元画像と比べてどれだけ劣化しているかを表し、値が高いほど、元画像と修復画像の違いがなく、精度良く修復されていることを表す。一般的に 40dB を超えると人間の視覚では修復後画像に違和感を覚知しにくくなり、逆に 30dB 以下になると修復精度の劣化が目立つようになると言われる。また、0.2dB 以上値が変わると視覚的に違いがわかると言われる。提案手法は全ての場合において、PSNR が高いことが確認できる。

次に、画像内から指定したオブジェクトを取り除く画像修復実験を行った。画像から人物のみを消去する実験である。結果を図 8 に示す。文献 [1, 2] の手法で修復した場合、およその形状は修復されているが、偽色と呼ばれる本来は画像に無い色が修復画像に発生した。Exemplar-based アルゴリズムである文献 [6] の手法で修復した画像は精度が良く見えるが、手すりの支柱部分が途中で欠けるなど、不自然に修復されている。図 8(d) が提案手法による修復結果である。提案手法での修復結果 8(d) を図 9 の全体画像と合成したものを図 10 に示す。提案手法により、精度良く人物が消去されたことが確認できる。

4. おわりに

本稿では文献 [1, 2] で提案される手法の画像修復精度を改善するため、Exemplar-based アルゴリズムを組み合わせた新たな画像修復手法を提案した。提案手法では、まず最初に行列ランク最小化に基づく手法で画像修復を行い、修復された画像を利用して目的関数を最小とする部分画像を探索し、

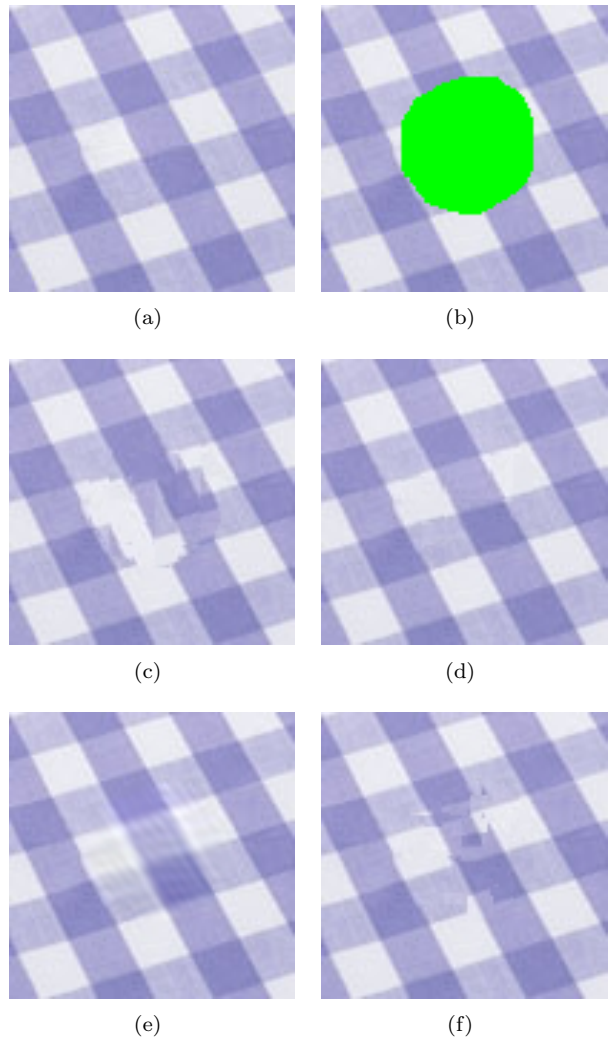


図 6: 周期的パターン画像の修復: (a) 元画像, (b) マスク画像, (c) 提案手法 ($\lambda_1=0, \lambda_2=1, b=8$), (d) 提案手法 ($\lambda_1=1, \lambda_2=1, b=8$), (e) 文献 [1, 2] の手法, (f) 文献 [6] の手法

表 2: 図 7 における各修復画像の PSNR の値

修復画像	PSNR[dB]
文献 [1, 2] の手法	32.7274
文献 [6] の手法	30.0780
提案手法	33.6895



図 7: 非周期的パターン画像の修復: (a) 元画像, (b) マスク画像, (c) 提案手法 ($\lambda_1=0, \lambda_2=1, b=4$), (d) 提案手法 ($\lambda_1=1, \lambda_2=1, b=4$), (e) 文献 [1, 2] の手法, (f) 文献 [6] の手法

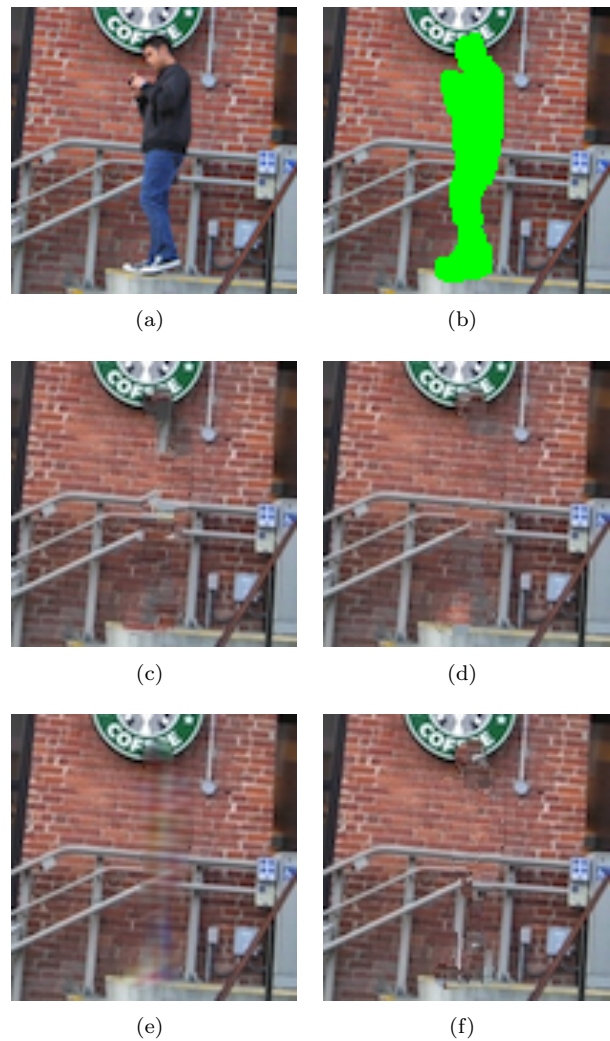


図 8: オブジェクト除去: (a) 元画像, (b) マスク画像, (c) 提案手法 ($\lambda_1=0, \lambda_2=1, b=6$), (d) 提案手法 ($\lambda_1=1, \lambda_2=1, b=6$), (e) 文献 [1, 2] の手法, (f) 文献 [6] の手法

置き換える手法である。これにより、Exemplar-based アルゴリズムにおいてしばしば生じる、明らかに不自然な部分画像を合成してしまう問題を避けることができる。提案手法は数式モデルに基づく画像修復手法が得意とするような周期的なパターンを持つ画像に対しても、Exemplar-based アルゴリズムが得意とするようなオブジェクト同士が複雑に重なりあって構成されているような画像に対しても、PSNR の観点から良好な修復結果を得ることが数値実験により確認できた。本稿での実験では、 $\lambda_1 = \lambda_2 = 1$ としたが、この比率を変化させることで修復精度が向上することが考えられる。これらのパラメータの決定する方法については今後の課題である。

参考文献

- [1] T. Takahashi, K. Konishi, and T. Furukawa, "Reweighted l2 norm minimization approach to image inpainting based on rank minimization," IEEE 54th International Midwest Symposium on Circuits and Systems, 7-10 Aug, 2011.
- [2] T. Takahashi, K. Konishi, and T. Furukawa, "RANK MINIMIZATION APPROACH TO IMAGE INPAINTING USING NULL SPACE BASED ALTER-



図 9: 全体の画像



図 10: 図 8(d) を全体の画像に貼り合わせた画像

NATING OPTIMIZATION,” Proc. of IEEE International Conference on Image Processing, 2012(to appear).

- [3] M. Bertalmio, A. L. Bertozzi, G. Sapiro, “Navier-Stokes, Fluid Dynamics, and Image and Video Inpainting,” Proc. the International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, IEEE, Dec. 2001, Kauai, HI, volume I, pp. I-355-I362
- [4] M. Bertalmio, G. Sapiro, V. Caselles, and C. Ballester, “Image inpainting,” Proc. ACM SIGGRAPH2000, pp. 417-424, 2000.
- [5] B. Shen, W. Hu, Y. Zhang, and Y. Zhang, “Image inpainting via sparse representation,” Proc. IEEE Int. Conf. Acoustics, Speech and Signal Processing, 2009, pp. 697–700.
- [6] A. Criminisi, P. Perez, and K. Toyama, “Object removal by Exemplar-Based image Inpainting,” IEEE Trans. on Image Process., 2004, 13(9):1200-12.
- [7] L. Liu and H. Li, “Image Completion Based on Weighting Patch Match,” Proc. ICIG, 2009, pp.824-829.
- [8] K. Konishi, “Parallel GPU Implementation of Null Space based Alternating Optimization Algorithm for Large-Scale Matrix Rank Minimization,” Proc. of IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, 2012.