

# ベクトル量子化を用いた画像復元アルゴリズム

中 垣 亮<sup>†</sup> アゲロス カツツァゲロス<sup>††</sup>

本報告では、劣化関数未知の場合における劣化画像の復元を目的として、ベクトル量子化 (Vector Quantization: VQ) を用いた劣化画像復元手法を提案する。提案手法では、あらかじめ収集したプロトタイプ画像ペア (原画像とその劣化画像とのペア) から得た、復元処理に必要な原画像と劣化状態との関係を VQ コードブックとして登録し、このコードブックを用いて劣化画像を復元する。特に、本報告では、画像劣化過程を焦点ずれ等の低域通過型劣化および加法ノイズと仮定し、劣化過程により失われる原画像の高周波成分を劣化画像から推定することを復元の目的ととらえる。そのため、劣化画像の低周波成分から原画像の高周波成分への写像を定義し、この写像を VQ コードブックとして実現した。VQ コードブックを、(1) 多重化、(2) 主成分分析による次元削減および、(3) VQ-NN 法により圧縮することで、復元処理の高速化を図った。シミュレーション実験を行い、本アルゴリズムの有効性およびプロトタイプ画像と復元結果との関係について考察した。

## A VQ-based Image Restoration Algorithm

RYO NAKAGAKI<sup>†</sup> and AGGELOS K. KATSAGGELOS<sup>††</sup>

In this paper we develop a novel VQ-based image restoration algorithm. In this algorithm, the restoration function is encoded in a form of VQ codebooks using prototype images (pair of original images and the corresponding degraded ones), and given degraded images are restored using the VQ codebooks. Under the assumption of the degradation system having low-pass blur function and additive noise, the mapping between low frequency component of degraded images and high frequency component of original ones are stored in the VQ codebooks. To make the restoration process computationally efficient, (1) multiple codebooks selection, (2) the Principal Component Analysis and (3) VQ-NN approaches are utilized. Simulation results are presented to demonstrate the effectiveness of the proposed algorithm.

### 1. はじめに

原画像がボケ、ノイズ等による劣化を受けて撮像された劣化画像は、その画像劣化システムが線形劣化関数と加法性ノイズによってモデル化できる場合、式 (1) のように表現される<sup>1)</sup>。

$$g = Df + n \quad (1)$$

ここで、 $g$ 、 $f$  および  $n$  はそれぞれ劣化画像、原画像およびノイズのベクトル表記である。また  $D$  は線形劣化関数である。

画像復元問題とは、 $D$  が既知であるとの仮定のもとで、与えられた  $g$  から  $f$  を推定する問題であり、これまで多くの復元手法が提案されてきた<sup>2),3)</sup>。画像復元問題は逆問題であるため、従来手法の多くは、逆問

題の一般的解法である正則化手法を用いた正則化画像復元処理の範疇に含まれる。正則化画像復元手法とは、原画像に関する事前知識を用いることで、問題を良問題に変換し復元画像を求める手法である。

正則化画像復元において必要となる劣化関数  $D$  を、与えられた劣化画像から推定する問題は、劣化関数同定問題と呼ばれ、これまで、(a) 幾何学的に単純な形状 (点もしくは直線等) を撮像して得られた劣化画像の画素値から直接その関数を推定する方法や、(b) 劣化関数  $D$  をパラメータ表現された既知の関数でモデル化し、劣化画像からそのパラメータを推定する方法等多くの手法が発表されている<sup>4)</sup>。しかし、たとえば電子顕微鏡の劣化システム<sup>5)</sup>等では、その劣化関数を劣化画像から直接求めることや、既知の関数によりモデル化することは困難であり、このようなケースに対しては正則化を用いた復元手法を適用することはできない。

そこで、本報告では劣化関数の情報を得ることが困難な劣化画像の復元問題に対するアプローチを提案

<sup>†</sup> 株式会社日立製作所生産技術研究所  
Production Engineering Research Laboratories, Hitachi, Ltd.

<sup>††</sup> Department of Electrical and Computer Engineering, Northwestern University

する．提案手法では，劣化関数の一意的な同定あるいは推定は行わない．その代わりに，同一の劣化関数によって劣化した他の画像とそれに対応する原画像のペア（プロトタイプ画像）が入手できるものと仮定し，それらのプロトタイプ画像から復元処理に必要な原画像と劣化画像の関係をベクトル量子化（Vector Quantization：以下，VQ）を用いて学習により取得し，それを基に画像復元を行う．

このような学習型の画像復元手法は，Sheppardら<sup>6),7)</sup>により，また，同様の考え方による学習型の画像内挿手法は Freemanら<sup>8)</sup>，Bakerら<sup>9)</sup>によって提案されている．しかし，それらの手法においては教示画像と劣化画像の対応するブロック領域それぞれについてベクトル量子化により得られる代表ベクトルを対応付け，これをコードブックとして用いるため，復元結果にブロック歪みが発生する恐れがあり，また教示・劣化画像双方に対する量子化処理が必要なため学習計算負荷の問題がある．

提案手法では，画像劣化過程が焦点ずれ等の低域通過型劣化および加法ノイズである場合に，劣化過程により失われる主要な情報が高周波成分であることに着目し，劣化過程で失われた原画像の高周波成分を劣化画像から推定することを復元の目的ととらえた．そこで，劣化画像の低周波ベクトルから原画像の高周波成分へのベクトル対スカラーの写像関係を定義し，この写像をベクトル量子化し VQ コードブックとして実現した．提案手法では低周波ベクトルと高周波成分の対応関係を利用するため，復元結果にブロック歪みが発生する恐れがなく，また，劣化画像のみに対し量子化を行うため学習計算負荷の問題も軽減される．また，提案手法では正則化を用いていないため，正則化復元結果に見られるノイズ増幅，リングング等のアーティファクトの影響を受けにくい．

以下，2章で VQ を用いた画像復元アルゴリズムの復元モデルを説明する．3章では，復元処理の高速化を目的とした，(1) コードブック多重化，(2) 主成分分析，(3) VQ-NN 法<sup>10)</sup> によるコードブック圧縮処理について述べる．4章および5章においてシミュレーション実験による本アルゴリズムの評価結果とそれに対する考察を述べる．6章にまとめを記す．

## 2. 復元モデル

本研究では，線形，位置不変（shift-invariant）で低周波通過特性を持つ劣化関数  $D$  のみを対象とする．また劣化関数  $D$  はエネルギー保存性（劣化前後において画像信号の直流成分が変化しない）を有するもの

とする．つまり，焦点ずれや電子光学系における劣化過程を経た劣化画像を対象とする<sup>3),5)</sup>．この場合，定性的に考えると，画像劣化過程によって失われた画像内の高周波成分を復元することが画像復元の目的となる．そこで，本復元アルゴリズムにおいては，高周波成分と低周波成分の間の対応関係をコードブックに保持しておき，そのコードブックを用いて，与えられた劣化画像の低周波成分から高周波成分を推定し，画像を復元する．

### 2.1 画像の低/高周波成分分解

行列  $H$  を低周波通過特性のオペレータ行列とすると，画像  $f$  は以下に示すように2つの周波数バンドに分割される．

$$\begin{aligned} f &= Hf + (I - H)f \\ &= f_{(H)} + f_{(I-H)} \end{aligned} \quad (2)$$

$I$  は単位行列であり， $f_{(H)} = Hf$  と  $f_{(I-H)} = (I - H)f$  は，それぞれ  $f$  の低周波/高周波成分である． $H$  が理想フィルタでない場合，2つの画像成分には相関があることから，この相関を利用して画像の低周波成分と高周波成分の間の対応関係を下式のように定義する．

$$V_H(f_{(H)}) : f_{(H)} \rightarrow f_{(I-H)} \quad (3)$$

この対応関係を用いると，式(2)は以下のように表現される．

$$\begin{aligned} f &= Hf + (I - H)f \\ &\approx f_{(H)} + V_H(f_{(H)}) \end{aligned} \quad (4)$$

### 2.2 復元モデル

前節で述べた画像の低周波成分と高周波成分間の対応関係を用いて，式(1)で表現される画像劣化モデルに対する画像復元モデルを考える．まず，劣化システムのノイズがホワイトノイズであると仮定する．この場合，画像信号に対するノイズの影響は一般的には特に高周波において支配的となるため，低周波通過特性を持つフィルタにより高周波信号を低減させることでノイズの影響を減らすことができる．この結果，式(1)は，

$$\begin{aligned} g_{(L)} &= Lg \\ &= LDf + Ln \\ &\approx LDf \\ &= f_{(LD)} \end{aligned} \quad (5)$$

となり，式(4)，(5)から，原画像は以下のように近似的に表現できる．

$$\begin{aligned} f &= LDf + (I - LD)f \\ &= f_{(LD)} + f_{(I-LD)} \\ &\approx f_{(LD)} + V_{LD}(f_{(LD)}) \\ &= g_{(L)} + V_{LD}(g_{(L)}) \end{aligned} \quad (6)$$

ただし、対応関係  $V_{LD}$  は以下のとおりである．

$$V_{LD}(f_{(LD)}) : f_{(LD)} \rightarrow f_{(I-LD)} \quad (7)$$

式 (6) は、原画像  $f$  が、与えられた劣化画像の低周波フィルタ画像である  $g_{(L)}$  と、それに対応する高周波成分  $V_{LD}(g_{(L)})$  との和で近似的に表現されることを意味する．以上をまとめると、復元画像は次式で与えられる．

$$\hat{f} = g_{(L)} + V_{LD}(g_{(L)}) \quad (8)$$

なお、フィルタ  $L$  は劣化システムが持つノイズの性質に応じて選択する．

図 1 に本復元アルゴリズムの概要図を示す．本アルゴリズムはコードブック作成処理 ( 図 1 左 ) と画像復元処理 ( 図 1 右 ) からなる．作成されるコードブックが、式 (7) に示す画像の低周波成分と高周波成分の間の対応関係情報を保持する．

コードブック作成処理には、プロトタイプ画像のペア ( 原画像 ( $f_i$ ) とその劣化画像 ( $g_i$ ) ) のセットを用いる ( $i = 0, \dots, P-1$ ,  $P$  はペアセットの数)．まず、低周波フィルタ後の劣化画像 ( $g_{i(L)}$ ) を計算する． $L$  は劣化システムが持つノイズの性質を考慮してあらかじめ決定しておくものとする．次に、原画像 ( $f_i$ ) と低周波フィルタ後の劣化画像 ( $g_{i(L)}$ ) の差から原画像 ( $f_i$ ) の高周波成分画像 ( $(I-LD)f_i$ ) を計算する．その後、(a) 低周波フィルタリングされた劣化画像 ( $g_{i(L)}$ ) の局所領域 ( $N \times N$  [画素] のブロック領域) から得られた階調値の列 ( 階調値ベクトル ) と、(b) 高周波成分画像 ( $(I-LD)f_i$ ) 内の同一領域の中心画素値がペアとして対応づけられ、コードブックに登録される．(a) をコードワード、(b) をそれに対応づけられたインデックスと呼ぶこととする．コードワードは画像の定義域となる低周波成分であり、インデックス値は画像の値域となる高周波成分を意味する．このように提案手法では、画像の値域となる高周波成分をスカラ値で定義したが、これは、定義域をベクトルで定義すると、復元画像にブロック歪みが生じる恐れがあることおよびコードブックの圧縮のためにベクトル量子化を用いた場合、高周波成分の情報欠落が生じるおそれがあるためである．なお、コードワードは、そのベクトル要素の平均値が 0 になるように正規化された後にコードワードとして登録される．これは、プロトタイプ画像間の階調値オフセットの違いを考慮するためである．本研究では、劣化関数が線形かつエネルギー保存性を持つと仮定しているため、このような正規化を行うことが可能である．

復元処理 ( 図 1 右 ) では、与えられた劣化画像が

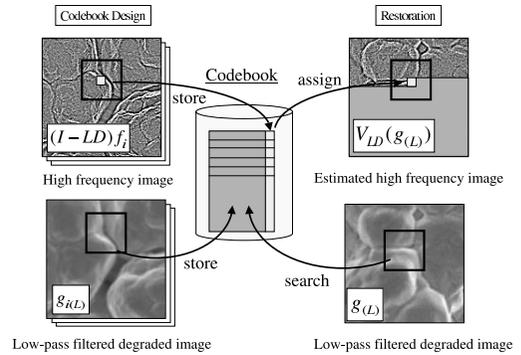


図 1 学習型画像復元アルゴリズム

Fig. 1 Graphical representation of the proposed restoration algorithm.

らその高周波成分 ( $V_{LD}(g_{(L)})$ ) が推定され、最終的な復元結果 ( $g_{(L)} + V_{LD}(g_{(L)})$ ) が得られる．このため、まず入力劣化画像に対し低域通過フィルタリングを行い、画像 ( $g_{(L)}$ ) を得る．次に、その画像に対しコードブック作成時と同サイズの局所領域 ( $N \times N$  [画素] のブロック領域) を定義し、その局所領域から階調値ベクトルを抽出する．この階調値ベクトルは、その要素の平均値が 0 になるように正規化される．そして、そのベクトルデータと最短距離にあるコードワードをコードブックから検索し、そのコードワードに対応するインデックス値 ( 高周波成分値 ) を、その局所領域の高周波成分と推定する．なお、距離規範としてはユークリッド距離を用いた．この処理を画像全面に対し行うことで、高周波成分画像 ( $V_{LD}(g_{(L)})$ ) を取得し、最終的な復元画像 ( $g_{(L)} + V_{LD}(g_{(L)})$ ) を得る．

### 3. コードブック圧縮による復元処理高速化

前章で説明した復元アルゴリズムにおいて、図 1 に示すようにプロトタイプ画像より得られたブロック領域ベクトルすべてをコードワードとして用いると大容量のコードブックが必要となるうえ、復元処理に要する時間が長くなる恐れがある．そのため、実用的な時間で復元処理を行うために、復元性能を大きく落とすことなく効率的にコードブックを圧縮することが必要になる．この目的のため、今回、(1) コードブック多重化、(2) 主成分分析、(3) VQ-NN ( VQ-Nearest Neighborhood )<sup>0)</sup> を組み合わせたコードブック圧縮を行った．以下それぞれについて説明する．

#### 3.1 コードブック多重化

提案する復元処理においては、劣化画像から抽出した各ブロック画像 ( ベクトルデータ ) について、それと最も類似するコードワードをコードブックから検索

する必要がある．今回，各ブロック画像のテキストチャに着目し，テキストチャが類似するコードワードごとにコードブックを作成するコードブック多重化を行った．

1つの  $N \times N$  [画素] のブロック画像は， $N^2$  次元ベクトル空間内の 1 点として表され，類似したテキストチャを持つブロック画像はこの空間内で互いの近傍に位置する．よって，これらの点群をその位置に基づいてクラスタリングすることで，ベクトル空間を複数個の領域に分割することができる．そして，その分割された空間ごとにコードブックを作成すれば，互いにテキストチャが類似するコードワードから作成された複数個のコードブックを得ることができる．このようにして複数のコードブックを作成することにより，コードワード検索を，(1) 検索対象のブロック画像のテキストチャに基づいたコードブック選択，(2) 選択されたコードブックに対しての検索処理の 2 ステップで行うことが可能になる．このように検索範囲を限定することで復元処理を大幅に高速化することが期待できる．

ベクトル空間のクラスタリングおよび各クラスタの代表ベクトルの抽出には，LBG アルゴリズム<sup>11)</sup>を用いた．LBG アルゴリズムは，多次元空間における点群クラスタリング手法として広く知られる k-means 法と等価な手法であり，(a) 初期値としてベクトル空間内に複数個の代表ベクトルを与え，(b) 各データ点について最も近い距離にある代表ベクトルを求め，(c) 同じ代表ベクトルを最近点に持つ点群の重心を新たな代表ベクトルにする，という手順を代表ベクトルの変動量があるしきい値より小さくなるまで繰り返すものである．与えられた点群から，情報量保存の意味で最適な代表ベクトルを抽出できること，およびアルゴリズムの収束性が保証されていることから，VQ によるコードブック作成の標準手法として用いられている．

この LBG アルゴリズムにより，ベクトル空間内の各ブロック画像は 1 つの代表ベクトルに対応づけられる．その後，以下に説明する主成分分析および VQ-NN<sup>10)</sup> を適用することで，各代表ベクトルに対応づけられたブロック画像群ごとに圧縮コードブックが作成される．

### 3.2 主成分分析による次元圧縮

コードワードの検索時間に大きな影響を与えるコードベクトルの次元数  $N^2$  を削減するため，主成分分析 (PCA: Principal Component Analysis) を用いた次元圧縮を行った．具体的手順を以下に述べる．

(1) 前節で述べたコードブック多重化処理により複数の領域に分割された次元ベクトル空間の一領域に属するすべてのベクトルを選択する．

- (2) それらのベクトルの分散・共分散行列を固有値分解し  $N^2$  個の主成分を計算する．
- (3) あらかじめ指定した次元圧縮前後のエネルギー比率値を基に圧縮後の次元数 ( $p$ ) を求め，第 1 ~ 第  $p$  主成分までの基底を記憶する．
- (4) ベクトル群の各ベクトルについて，上記基底ベクトルを用いて， $p$  次元の圧縮ベクトルを計算する．
- (5) 処理 (1) を，次元ベクトル空間内のすべての領域に対して行う．

提案手法では，上述のとおり， $N^2$  次元ベクトル空間の各領域に属するベクトル (ブロック画像) ごとに主成分分析を行う．同一の領域に含まれるブロック画像は，お互いにテキストチャが類似することから，主成分分析による次元圧縮の効果が大きいと期待できる．

### 3.3 VQ-NN によるコードブック化

主成分分析により次元圧縮されたベクトルデータに対し，VQ-NN 法<sup>10)</sup> によりさらにベクトル量子化を行い，圧縮コードブックを作成する．VQ-NN 法は，各ベクトルデータに対応づけられたインデックス値 (高周波画像の画素値) に着目し，同一のインデックス値を持つベクトルデータセットごとに，LBG アルゴリズムによるベクトル量子化を行うものである．この VQ-NN アルゴリズムの手順を以下に説明する．

- (1) 各インデックス値に対して，そのコードワード数  $M_t$  を計算する ( $t = 0, \dots, T-1$ )． $T$  はインデックス値の種類数である．
- (2) インデックス値ごとの圧縮後のコードワード数  $M'_t$  を以下の式により計算する．

$$M'_t = M \times \frac{M_t}{\sum_{\tau=0}^{T-1} M_\tau} \quad (9)$$

ここで  $M$  は，あらかじめ指定される圧縮後のコードワード数である．式 (9) は，圧縮前のコードワード数  $M_t$  が大きいインデックス値ほど，圧縮後のコードワード数が多く割り当てられることを意味する．

- (3) 同じインデックス値を持つコードワードに対し，LBG アルゴリズムによりベクトル量子化を行い，圧縮後のコードブックを作成する．

圧縮後のコードブックを用いた画像復元アルゴリズムを図 2 に示す．コードブック作成処理では，まず図 1 に示すようなすべてのブロック画像 (ベクトルデータ) からなる初期コードブックを作成する．次に，これらの全データから， $N^2$  次元ベクトル空間内における代表ベクトルを LBG アルゴリズムにより求め，全ベクトルを複数の領域に分割する．代表ベクトルの

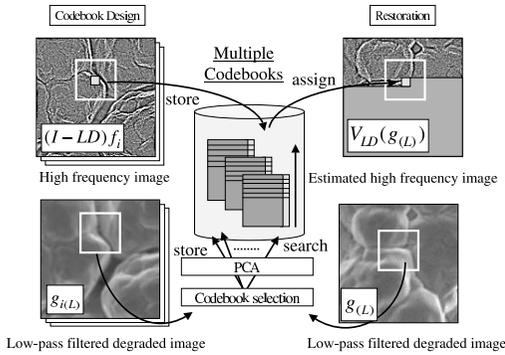


図 2 圧縮コードブックを用いた学習型画像復元アルゴリズム

Fig. 2 Graphical representation of the proposed restoration algorithm with compressed multiple codebooks.

数はあらかじめ設定する必要があるが、今回はエッジ方向 8 種、エッジ強度 2 種（強弱）、エッジ周波数 2 種（高低）を考慮し、その組合せの数 32 を用いた。その後、分割された各領域に含まれるブロック画像ごとに主成分分析による次元圧縮を行った後、VQ-NN により圧縮コードブックを作成する。すなわち、分割領域数（32）と同数の、主成分分析の結果得られる基底行列と圧縮コードブックが記憶される。

復元処理では、与えられた劣化画像の低周波フィルタ画像（ $g_{i(L)}$ ）から抽出された各ブロック画像（ベクトルデータ）について、まず 32 個の代表ベクトルとの距離が計算され、最短の代表ベクトルが決定される。この距離計算で用いられるベクトルは  $N^2$  次元である。その後ベクトルデータは、決定された代表ベクトルに対して保持された基底行列により次元圧縮がされた後、その代表ベクトルに対応する圧縮コードブック内のコードワードと比較され、最も類似するコードワードが検索される。検索されたコードワードに対応するインデックス値（高周波成分値）を得ることで、高周波成分画像（ $V_{LD}(g_{i(L)})$ ）を生成し、最終的な復元画像（ $g_{i(L)} + V_{LD}(g_{i(L)})$ ）を得る。

#### 4. シミュレーション実験

シミュレーション実験により、提案手法の性能評価および従来手法との比較を行った。冒頭で述べたとおり、提案手法による復元処理では劣化関数の情報を必要としないのに対し、従来技術である正則化復元手法では、これが必要である。そこで、これら 2 つの手法を比較するため、今回の実験では、原画像を既知の劣化関数により劣化させて作成した劣化画像を復元するものとし、従来手法による復元処理においてのみ、劣化関数の情報を用いた。

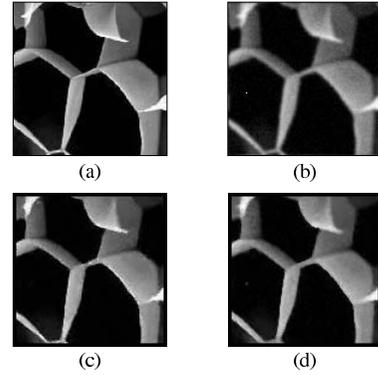


図 3 (a) 原画像、(b) 劣化画像 (BSNR=20 [dB])、(c) 提案手法（非圧縮コードブック）による復元画像 (ISNR=3.15 [dB])、(d) 提案手法（圧縮コードブック）による復元画像 (ISNR=2.65 [dB])

Fig. 3 (a) Original image, (b) Degraded image (BSNR=20 [dB]), (c) Restored image using uncompressed codebook (ISNR=3.15 [dB]), (d) Restored image using compressed codebook (ISNR=2.65 [dB]).

#### 4.1 コードブック圧縮の効果と復元性能

まず、提案手法による復元性能と 3 章で説明したコードブック圧縮の関係について評価を行った。本評価においては、式 (1) における劣化関数  $D$  を式 (10) に示す 2 次元ガウス劣化関数（ここで、 $K$  は正規化定数、 $i, j$  は画素位置）、ノイズ  $n$  を加法的ガウスノイズとした。2 次元ガウス劣化関数の  $\sigma^2$  は 1.5 とし、加法的ガウスノイズ  $n$  については、その強度を BSNR 値 = 20 [dB] とした。ここで、BSNR 値（式 (11)）は劣化画像に対する加法的ノイズの相対強度を示した指標で、値が小さいほどノイズの影響が大きい事を意味する。

$$d(i, j) = K \exp\left(-\frac{i^2 + j^2}{2\sigma^2}\right) \quad (10)$$

なお式 (11) において  $\sigma_n^2$  はガウシアンノイズの分散値、 $S$  は原画像および劣化画像の画素数、 $E\{\cdot\}$  は期待値（平均値）を意味する。

$$\text{BSNR} = 10 \cdot \log_{10} \left\{ \frac{\frac{1}{S} \|Hf - E\{Hf\}\|^2}{\sigma_n^2} \right\} [\text{dB}] \quad (11)$$

評価対象として、 $128 \times 128$  [画素]、8 [ビット/画素] のポップコーンの走査型電子顕微鏡像（図 3 (a)：原画像、図 3 (b)：劣化画像）を用いた。コードブック作成では、他のポップコーン画像 6 種（図 4）とその劣化画像とのペアをプロトタイプ画像として使い、ブロック画像サイズを  $7 \times 7$ 、ノイズフィルタ  $L$  を 2 次元ガウシアンフィルタ（式 (10)、 $\sigma^2 = 0.5$ ）とした。また、多重化コードブック数 32、各コードブックの

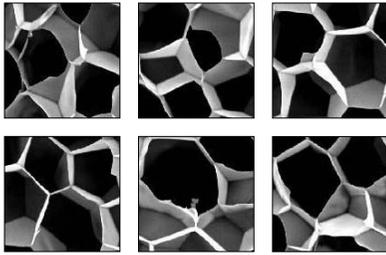


図 4 プロトタイプ画像 (原画像のみ表示)

Fig. 4 Prototype images (Original images).

表 1 復元性能とコードブック圧縮の関係  
Table 1 The effect of codebook compression.

	圧縮前 (図 1)	圧縮後 (図 2)	コードブック 圧縮の影響
コードワード数 [ワード]	87,846	2,048	1/40 に削減
コードサイズ [バイト]	約 4 M	約 10 K	1/400 に削減
復元性能 (ISNR[dB])	3.15	2.65	0.5 [dB] 低下

コードワード数 64, 主成分分析におけるエネルギー保存率を 90%としてコードブック圧縮を行った。

表 1 に, コードブック圧縮前後のコードワード数およびコードブック容量, また, それぞれのコードブックによる復元結果の ISNR 値を示す (ISNR 値は, 式 (12) で計算される指標値であり, 復元結果が原画像に近づくほど大きな値をとる. この ISNR 値は復元画像の見た目の良さを必ずしも表現していないが, 復元画像の客観的評価指標として広く用いられているものである. なお, 式 (12) において  $\hat{f}$  は復元画像を意味する).

$$\text{ISNR} = 10 \cdot \log_{10} \left\{ \frac{\|f - g\|^2}{\|f - \hat{f}\|^2} \right\} [\text{dB}] \quad (12)$$

また図 3 (c), (d) にそれぞれのコードブックを用いて復元した結果画像を載せる。

コードブック作成処理では,  $7 \times 7$  の矩形領域を教示画像上で 1 画素ずつスキャンさせながらコードワードを取得することから, 圧縮前のコードワード数は  $(128 - 7) \times (128 - 7) \times 6 = 87,846$  [ワード] となり, それらを格納するコードブックのサイズは  $(128 - 7) \times (128 - 7) \times 6 \times 7 \times 7 = 4,304,454$  (約 4 M) [バイト] となる. 一方, 圧縮処理を行った後のコードワード数は  $32 \times 64 = 2,048$  [ワード] であり, また, 主成分分析の結果ベクトル次元数が 49 から 5 程度に削減されたため, コードブックのサイズは,  $32 \times 64 \times 5 = 10,240$  (約 10 K) [バイト] となった. これにより圧縮処理においてコードワード数が約 1/40,

コードブックサイズが約 1/400 に削減されることが分かった. 一方, 復元結果についてみると, ISNR 値では, 非圧縮コードブックによる復元性能 3.15 [dB] に比べ, 圧縮コードブックによる復元性能が 2.65 [dB] であり, 0.5 [dB] の差がみられるものの, 図 3 (c), (d) に示す復元画像ではその顕著な違いは見受けられない. これにより, 提案するコードブック圧縮法により, 効果的にコードブック圧縮が可能ことが確認できた. なお復元処理時間は約 1 秒 (Pentium IV 2 GHz の PC 使用) であり, コードブック圧縮処理には, 同 PC において約 10 分要した.

#### 4.2 従来手法との復元性能比較

次に提案手法と従来手法との比較実験を行った. 本実験においては, 劣化関数  $D$  を式 (10) に示す 2 次元ガウス劣化関数 ( $\sigma^2 = 1.5$ ), ノイズ  $n$  を加法的ガウスノイズ (BSNR 値 = 20 [dB] および 10 [dB] の 2 種類) とした. 評価対象として,  $128 \times 128$  [画素], 8 [ビット/画素] の銅箔の走査型電子顕微鏡像 (図 5 (a)) を用いた. コードブック作成処理では, 他の銅箔画像 (図 6) とその劣化画像とのペアをプロトタイプ画像として用い, ブロック画像サイズを  $7 \times 7$ , 多重化コードブック数を 32 個, 各コードブックのコードワード数を 128 とした. この結果, 圧縮前のコードワード数が  $(128 - 7) \times (128 - 7) \times 3 = 43,923$  であるのに対し, 圧縮後は  $32 \times 128 = 4,096$  (約 1/11) となった. またノイズフィルタ  $L$  は, 2 次元ガウスフィルタ (式 (10) における  $\sigma^2 = 0.5$ ) とした.

図 5 (a) は原画像, 図 5 (b), (c) は各々のノイズ強度が BSNR 値 = 20 [dB], 10 [dB] であるガウス劣化画像である. 図 5 (d), (e) はそれぞれ図 5 (b), (c) に対する提案手法による復元結果であり, 図 5 (f), (g) は正規化復元手法の 1 つである CLS (Constrained Least Square) フィルタ<sup>3)</sup> による復元結果である. なお CLS フィルタでは, 制約フィルタを  $3 \times 3$  ラプラシアンフィルタ, 正規化パラメータを BSNR 値の逆数とした<sup>12)</sup>. 提案手法による復元結果 (図 5 (d), (e)) ではエッジが良好に復元されており, ノイズ増幅によるアーティファクトもみられないことが分かる. 一方, CLS フィルタによる結果 (図 5 (f), (g)) にはノイズ増幅によるアーティファクトがみられ, それは特に BSNR 値 10 [dB] の場合 (図 5 (g)) において顕著である. 提案手法による ISNR 値は, 図 5 (d), (e) の復元結果において 2.91 [dB], 3.06 [dB] であった. この値は, CLS フィルタによる復元結果 (図 5 (f), (g)) の ISNR 値 2.46 [dB], 0.87 [dB] に対しそれぞれ 0.45 [dB], 2.19 [dB] 高い. また復元処理に要する時

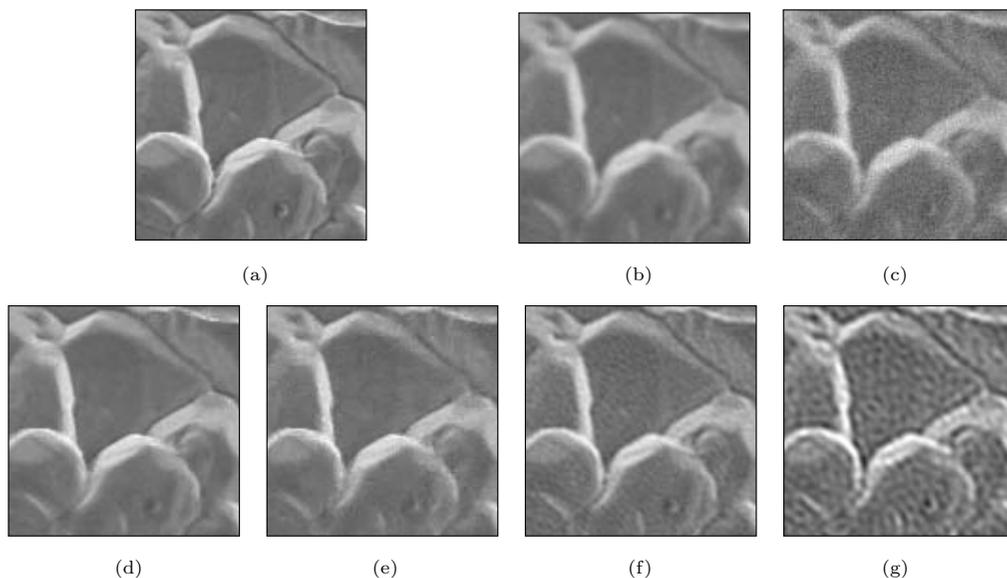


図 5 (a) 原画像, (b) 劣化画像 (BSNR=20 [dB]), (c) 劣化画像 (BSNR=10 [dB]), (d) 提案手法による (b) の復元結果 (ISNR=2.91 [dB]), (e) 提案手法による (c) の復元結果 (ISNR=3.06 [dB]), (f) CLS フィルタによる (b) の復元結果 (ISNR=2.46 [dB]), (g) CLS フィルタによる (c) の復元結果 (ISNR=0.87 [dB])

Fig. 5 (a) Original image, (b) Degraded image (BSNR=20 [dB]), (c) Degraded image (BSNR=10 [dB]), (d) Restored image of (b) by proposed algorithm (ISNR=2.91 [dB]), (e) Restored image of (c) by proposed algorithm (ISNR=3.06 [dB]), (f) Restored image of (b) by CLS algorithm (ISNR=2.46 [dB]), (g) Restored image of (c) by CLS algorithm (ISNR=0.87 [dB]).

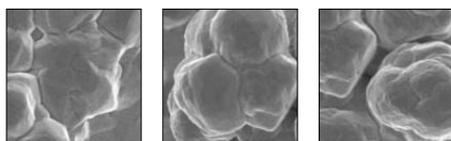


図 6 プロトタイプ画像

Fig. 6 Prototypal images (Original images).

間は両者ともほぼ等しく約 1 秒 ( 前述の PC 使用 ) であった . この結果より , 提案手法により , CLS フィルタと同程度の時間でアーティファクトの少ない良好な復元結果が得られることが分かった .

### 5. 考 察

提案手法では , 復元に必要となる原画像および劣化関数に関する情報をコードブックから得るため , コードブックの内容が , 復元性能に大きな影響を与えるものと予想される . そこで , コードブックおよび , コードブック作成に用いるプロトタイプ画像の性質と本手法の復元性能の関係について考察した .

図 7 (a) , (b) に自然画像 ( Lena ) の劣化画像 ( 劣化過程を式 (10) に示すガウス劣化関数 (  $\sigma^2 = 2.5$  ) およびガウスノイズ ( BSNR=20 [dB] ) とした ) と提案手

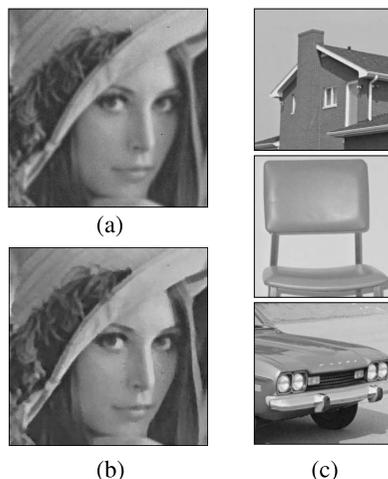


図 7 (a) 劣化画像 ( ガウス劣化関数 (  $\sigma^2 = 2.5$  ), BSNR=20 [dB] ), (b) 提案手法による復元画像 , (c) プロトタイプ画像 ( 原画像のみ表示 )

Fig. 7 (a) Degraded image (Gaussian with  $\sigma^2$  equal to 2.5, BSNR=20 [dB]), (b) Restored image by proposed algorithm, (c) Prototype images (Original images).

法による復元画像を , 図 7 (c) にコードブック作成に用いた 3 種のプロトタイプ画像 ( 車 , 椅子および家 ) を示す .

図 7(b) の復元結果を見ると、強いエッジ成分からなる領域、たとえば顔の輪郭や帽子の縁等においては、十分な復元がされているが、髪の毛等微細なテキストチャを持つ領域においては、復元が十分でないことが分かる。この原因としてまず考えられるのは、プロトタイプ画像と復元画像との類似性である。プロトタイプ画像(図 7(c))と入力画像(図 7(a))を比較すると、顔の輪郭部等に見られるエッジパターンに類似するパターンはコードブック作成に用いたプロトタイプ画像中には存在するものの、髪の毛のような細かいテキストチャパターンに対応する部位は教示画像内に存在しないことが分かる。このように、十分な復元が行われるためには、復元対象の局所パターンに類似するパターンがプロトタイプ画像に含まれている必要があることが分かる。

このほか、量子化による情報欠落も、本手法の復元性能に影響を与えると考えられる。コードブックに対する圧縮処理では、3章で述べたとおり、プロトタイプ画像から抽出されたブロック領域の相対位置に基づいたクラスタリングを用いて代表ベクトル(コードワード)が抽出される。ベクトル空間において複数のブロック画像が密集しているところから代表ベクトルを抽出する際には、量子化による情報量欠落は少ないと期待されるが、ブロック画像が広く分布しているところから代表ベクトルを抽出する場合には、量子化による情報量欠落は大きくなる。このような場合、プロトタイプ画像中に復元画像に類似するパターンが含まれていても十分な復元性能が期待できない。

これらのことから、本手法は、エッジ等の比較的単純なパターンの組合せから構成されるような画像(たとえば、本報告で例示したような電子顕微鏡による結晶観察画像等)の復元に向いていると思われる。

## 6. む す び

本報告では、劣化関数が未知である場合を想定した、ベクトル量子化を用いた劣化画像の画像復元手法について述べた。提案手法は、あらかじめ収集したプロトタイプ画像(劣化画像と原画像とのペア)から得た復元処理に必要な原画像と劣化画像との対応関係をコードブックとして登録し、このコードブックを用いて劣化画像を復元する。復元処理高速化のため、(1)コードブック多重化、(2)主成分分析および、(3) VQ-NN 法によるコードブック圧縮を行った。シミュレーション実験により、エッジ等の比較的単純なパターンの組合せから構成される画像に対しては、本アルゴリズムによりアーティファクトの少ない良好な復元結果

が得られることを確認した。

## 参 考 文 献

- 1) Andrews, H.C. and Hunt, B.R.: *Digital Image Restoration*, Prentice-Hall, New York (1977).
- 2) Katsaggelos, A.K.: *Digital Image Restoration*, Springer Series in Information Sciences, Vol.23, Springer-Verlag, Heidelberg (1991).
- 3) Banham, M.R. and Katsaggelos, A.K.: *Digital Image Restoration*, *IEEE Signal Processing Magazine*, Vol.14, No.2, pp.24-41 (1997).
- 4) Kundur, D. and Hatzinakos, D.: *Blind Image Deconvolution*, *IEEE Signal Processing Magazine*, Vol.13, pp.43-64 (1996).
- 5) Goldstein, J.I.: *Scanning Electron Microscopy and X-Ray Microanalysis*, Plenum Press (1992).
- 6) Sheppard, D.G., Bilgin, A., Nadar, M.S., Hunt, B.R. and Marcellin, M.W.: *A Vector Quantizer for Image Restoration*, *IEEE Trans. Image Processing*, Vol.7, pp.119-124 (1998).
- 7) Sheppard, D.G., Panchapakesan, K., Bilgin, A., Hunt, B.R. and Marcellin, M.W.: *Lapped Nonlinear Interpolative Vector Quantization and Image Super-Resolution*, *IEEE Trans. Image Processing*, Vol.9, pp.295-298 (2000).
- 8) Freeman, W. and Pasztor, E.: *Learning low-level vision*, *Proc. 7th IEEE ICCV*, pp.1182-1189 (1999).
- 9) Baker, S. and Kanade, T.: *Limits on Super-Resolution and How to Break Them*, *Proc. Computer Vision and Pattern Recognition 2000*, pp.372-379 (2000).
- 10) Xie, Q., Laszlo, C.A. and Ward, R.K.: *Vector Quantization Technique for Non parametric Classifier Design*, *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.15, pp.1326-1330 (1991).
- 11) Linde, Y., Buzo, A. and Gray, R.: *An Algorithm for Vector Quantizer Design*, *IEEE Trans. Communications*, Vol.COM-28, pp.84-95 (1980).
- 12) Katsaggelos, A.K., Biemond, J., Schafer, R.W. and Mersereau, R.M.: *A Regularized Iterative Image Restoration Algorithm*, *IEEE Trans. Acoust, Speech, Signal Processing*, Vol.5, No.4, pp.619-634 (1996).

(平成 14 年 9 月 2 日受付)

(平成 15 年 3 月 28 日採録)

(担当編集委員 鷲見 和彦)



中垣 亮

1995 年大阪大学大学院工学研究科情報システム工学専攻修士課程修了。同年(株)日立製作所入社。2000 年～2001 年ノースウェスタン大学客員研究員。現在(株)日立製作所生産技術研究所研究員。外観検査システムを対象とした画像処理, パターン認識の研究に従事。IEEE, 電子情報通信学会各会員。



アゲロス カツァゲロス

1985 年ジョージア工科大学電子工学科にて Ph.D. を取得。現在ノースウェスタン大学電子工学科教授。画像復元, 画像符号化技術の研究に従事。共著書 “Rate-Distortion Based Video Compression” (Kluwer Academic Publishers), 編書 “Digital Image Restoration” (Springer-Verlag) 等。2001 年 IEEE Signal Processing Society Best Paper Award 受賞。IEEE Fellow.

