

## 多重解像度ベクトル量子化を用いた画像輪郭強調

阿部 淑人<sup>†</sup> 菊池 久和<sup>†</sup> 佐々木重信<sup>††</sup> 渡辺 弘道<sup>†</sup>  
齊藤 義明<sup>†</sup>

Edge Enhancement of Images Using Multiresolution Vector Quantization

Yoshito ABE<sup>†</sup>, Hisakazu KIKUCHI<sup>†</sup>, Shigenobu SASAKI<sup>††</sup>, Hiromichi WATANABE<sup>†</sup>,  
and Yoshiaki SAITO<sup>†</sup>

あらまし ぼけによる劣化画像を視覚的に良好な状態にするために輪郭線の強調が行われる。本論文では点広がり関数が既知の場合を対象として、多重解像度表現の特徴をもつウェーブレット展開とベクトル量子化を用いた輪郭強調法を提案している。本方法では、あらかじめ鮮鋭な画像とそれをぼかした画像を用意し、その局所的周波数特性をベクトル量子化器に学習させることにより輪郭強調に関する既知情報を得る。ウェーブレット展開により画像の局所的周波数特性を抽出し、それをベクトル量子化器によって分類・加工することによって輪郭強調を行う。実際にはぼけ画像および雑音の重畠したぼけ画像に対して提案方法を適用した結果、輪郭強調と雑音抑圧とを同時に見えることがわかり、その有効性が検証された。

キーワード ウェーブレット、多重解像度表現、ベクトル量子化、画像強調

### 1. まえがき

画像処理の一つに強調がある。これは対象画像のある特徴を犠牲にして、それと別のある特徴を強調するものである。例えばコントラストの増強や輪郭強調あるいは雑音の除去を行い、より高品質な画像を手に入れる。

画像を取得する際、観測系の点広がり関数などによりぼけつまり高周波成分の減衰を受ける。ぼけた画像は輪郭がはっきりせず視認性の低下を招くため、ぼけ画像を視覚的に良好な鮮鋭画像に加工することが必要である。高周波数成分を增幅することによって輪郭の強調はおおむね達成される。アンシャープマスキングやラプラスアンの減算によって高周波成分を強調する方法[1]が提案されているが、同時に雑音成分も增幅するため、輪郭部分のみ選択的に処理する方法[2]や雑音の增幅を少なく抑えるフィルタ係数[3]などが提案されている。雑音成分が少ない場合には、これらの方法により対処可能であるが、雑音成分の多い場合に

は雑音の増幅を抑えることはできない。

一方、輪郭強調を劣化した信号を復元する問題としてとらえれば、一般逆フィルタや非線形反復法[4]、あるいはニューラルネットワークを用いた復元法[5]を利用可能である。しかしこれらの方法には、収束性や安定性の問題があり、一般に処理が複雑であるという難点がある。

一般的に強調の場合、必ずしも原信号を復元する必要はない。例えば点広がり関数が既知の場合、ぼけによって失われた画像の高周波成分を、何らかの先見的知識によって補い輪郭強調することが可能である。具体的なぼけ画像と鮮鋭画像の対の標本が手に入れば、それらの関係を統計的に記述することにより、ぼけ画像から鮮鋭画像への変換を行うことができる。記述的一般性を高めるためには、画像の画素値そのものの関係を記述するよりも、標準的な確率分布関数に従う空間に変換したのち、ぼけ画像と鮮鋭画像の関係を記述した方がよい。

本論文では既知の点広がり関数による「ぼけ」の改善を目的とし、ウェーブレット展開によって画像を多重解像度表現し、その係数をベクトル量子化によって分析・加工する輪郭強調法[6]を提案する。本方法は、ウェーブレット展開により得られる多重解像度空間が、

<sup>†</sup>新潟大学大学院自然科学研究科、新潟市

The Graduate School of Science and Technology, Niigata University, 2-8050 Igarashi, Niigata-shi, 950-21 Japan

<sup>††</sup>新潟大学大学工学部、新潟市

Faculty of Engineering, Niigata University, 2-8050 Igarashi, Niigata-shi, 950-21 Japan

信号の自己相似性や、時間と周波数に関する双方の情報を提供すること、その展開係数が拡張ガウス分布に従うこと、およびベクトル量子化器がパターン分類器として適用できることに着目したものである。あらかじめ用意したぼけ画像と鮮銳画像を多重解像度表現して得たベクトル空間を、それぞれ最適クラスタリングして二つの量子化器（コードブック）を設計する。これらの量子化器は二つの画像の性質を反映している。二つの量子化器の関係を統計的に処理し、ぼけ画像から鮮銳画像への加工のための既知情報とする。輪郭強調処理の際には、2段階の量子化器に別々のコードブックを使用して、それぞれ信号の分析と加工を行う。本方法では強調処理が、ウェーブレット展開、ベクトル量子化（符号化・復号化）、信号再構成の3ステップで行うことができる。このため簡単、高速かつ安定な処理を期待できる。

ここでは画像をウェーブレット展開し得られた多重解像度ベクトルを処理することによって画像鮮銳化を行う。原画像領域や等分割サブバンド画像領域でベクトルを構成し同様の処理を行うことも可能と考えられるが、それらと比べて以下の点で本方式が有利と考えられる。

- 変換領域で処理を行うことによるコードブックの一般性の向上
- 等分割サブバンド VQ およびブロック VQ とウェーブレット VQ の大きな差である基底長の変化による局所性の向上

以下、2.でウェーブレット展開とベクトル量子化について数学的準備を行い、3.で多重解像度ベクトル量子化を用いたぼけ画像の輪郭強調方法を説明し、4.で計算機シミュレーションによりその効果を確認する。以上を 5. でまとめると。

## 2. ウェーブレット展開とベクトル量子化

### 2.1 ウェーブレット展開

ウェーブレット展開ではその展開基底が互いに相似の関係にある。信号の自己相似性は展開係数のスケール依存性を見ることによって解析でき、時間と周波数に関する双方の情報が不確定性関係の範囲内で得られるなどの特徴がある。そしてその展開係数は拡張ガウス分布に従うと言われている[7]～[9]。以降では並進不变性を確保するため、時間空間領域で間引きを行わない離散2進ウェーブレット展開(Dyadic wavelet expansion)[8]を利用する。これは過剰形を利用した

展開の一種であり、直交展開を拡張した擬似双直交展開<sup>(注1)</sup>形式をなしている。

信号  $f \in L^2(\mathbf{R})$  の離散ウェーブレット展開係数  $F(j, k)$  および平滑化成分  $A(j, k)$  は、それぞれ基本ウェーブレット  $\psi(x)$  とスケーリング関数  $\phi(x)$  を離散スケールと並進を施した関数群

$$\psi_{j,k}(x) = \frac{1}{2^j} \psi\left(\frac{x - kb_0}{2^j}\right) \quad (1)$$

$$\phi_{j,k}(x) = \frac{1}{2^j} \phi\left(\frac{x - kb_0}{2^j}\right) \quad (2)$$

と、信号  $f(x)$  との内積により

$$F(j, k) = \langle \psi_{j,k}(x), f(x) \rangle \quad (3)$$

$$A(j, k) = \langle \phi_{j,k}(x), f(x) \rangle \quad (4)$$

と表される。これを用いて信号  $f(x)$  は

$$f(x) = C^{-1} \left\{ \sum_{j=1}^J \sum_k F(j, k) \psi_{j,k}^*(x) + \sum_k A(J, k) \phi_{J,k}^*(x) \right\} \quad (5)$$

と展開される。ここで  $j, k$  はそれぞれスケール、シフトのインデックス、 $b_0$  は基本標本化周期、 $J$  は2進ウェーブレット展開を行う段数、 $C$  は正規化定数である。2次元画像信号の場合には各次元の直積を計算すればよい。図1に、画像 Barbara の展開係数と帯域分割(3段)を表示する。左上の濃淡画像部分が低域の平滑化成分である。それ以外の部分では各帯域の展開係数の強度を濃淡で示しており、解像度に応じた輪郭が見える。各帯域(スケール)の展開係数は標本化間隔が同一であるので、画素数が等しく、見かけ上の解像度は同一であるが、実質の解像度は帯域幅の逆数つまりスケールに比例する。例えば第  $j$  番目のスケールでは解像度が  $2^j b_0$  である。標本化間隔と解像度は必ずしも一致しないことに注意を要する。

同一位置のウェーブレット展開係数を平滑化成分以外全帯域まとめて多重解像度ベクトルを構成すると、スケール依存性あるいは局所的周波数特性を調べることが可能となる。例えばウェーブレット展開係数の絶対値を、スケールを横軸として両対数表示し傾斜を調

(注1)：直交展開を一般化した擬似双直交展開について例えば小川英光，“擬似双直交性理論とその応用”，情報処理，vol.23, no.1 pp.41–52, Jan. 1982. に解説がある。

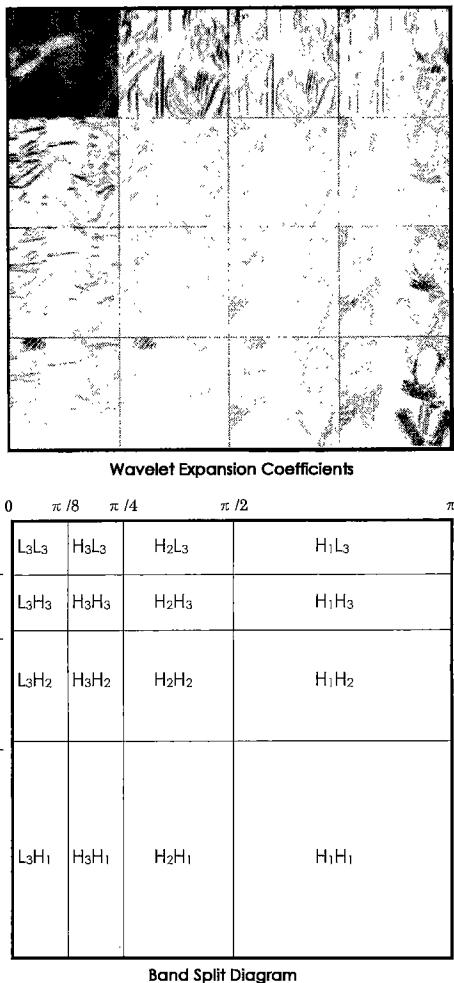


図1 ウェーブレット展開係数と帯域分割  
Fig.1 Wavelet expansion coefficients and band split diagram.

べると、ステップエッジでは0、インパルスでは負、ぼけたステップでは正となる。

多重解像度ベクトル  $\mathbf{F}_{MR} \in \mathbf{R}^J$  を

$$\mathbf{F}_{MR}(k) = [F(1, k), F(2, k), \dots, F(J, k)] \quad (6)$$

と定義する。これより多重解像度ベクトルのノルムおよび正規化多重解像度ベクトルはそれぞれ

$$F_{MR}^N(k) = \sqrt{\sum_{j=1}^J F(j, k)^2} \quad (7)$$

$$F_{MR}^S(k) = \mathbf{F}_{MR}(k) / F_{MR}^N(k) \quad (8)$$

と表される。

## 2.2 ベクトル量子化

ベクトル量子化は、複数の標本をまとめてベクトルとみなし、最適分割された空間内の標本を代表値で置き換える操作である。入力ベクトルは量子化器によって、量子化代表ベクトルであるコードブック中の最も距離の近い代表値に置き換えられる。コードブックは、学習系列のベクトルを用いて、量子化誤差が最小になるよう設計される[10]。

入力ベクトルを  $\mathbf{x} \in \mathbf{R}^J$  とする。  $J$  次元信号空間を排他的な  $N$  個の領域  $P_n : n = 1, 2, \dots, N$  に分割し、各領域  $P_n$  の量子化代表ベクトル  $\mathbf{y}_n : \mathbf{R}^J$  を定める。その集合をコードブックと呼ぶ。すると  $J$  次元信号空間から  $N$  レベルのベクトル量子化はコードブックへの写像  $Q(\bullet)$  として記述できる。入力ベクトル  $\mathbf{x}$  が領域  $P_n$  に属しているとき

$$\mathbf{y}_n = Q(\mathbf{x}) \quad (9)$$

と書ける。また量子化器が符号器  $Q_E$ ・復号器  $Q_D$  の対で構成される場合は

$$\mathbf{y}_n = Q_D(n) \quad (10)$$

$$n = Q_E(\mathbf{x}) \quad (11)$$

の合成写像として記述される。ここで符号器は量子化インデックスを出力し、復号器は量子化代表ベクトルを出力する。

ベクトル量子化はその量子化効率から主に信号の圧縮に利用されるが、コードブックに蓄えられた基準パターンへのパターンマッチングを行うのであるから、パターン分類器[11]としても機能することがわかる。

本論文では圧縮が目的ではないため、量子化代表点数を制約する必要がない。量子化代表点を増加すれば、量子化誤差を少なくできるが、通常の全探索ベクトル量子化では、量子化代表点が増加するにつれて量子化器の設計が非常に困難になり、また最良一致判定に要する時間が増大する。このため本方法では波形・利得 (Shape-Gain) 型のベクトル量子化 (SG-VQ) [12], [13] を採用する。SG-VQでは、入力ベクトルを方向ベクトルと利得 (ノルム) に分けて量子化する。これによりコードブックが小さくて済み、高速な処理が可能である。量子化性能は準最適なものとなっている。波形量子化は波形コードブックへの写像  $Q_S(\bullet)$  として記述できる。 $\mathbf{y}_n$  が入力ベクトル  $\mathbf{x}$  との内積を最大とするコードワード (単位波形ベクトル) を表しているとすると

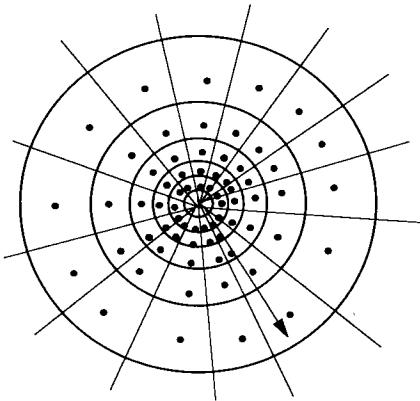


図 2 2 次元波形利得ベクトル量子化の空間分割例  
Fig. 2 Shape-Gain clustering of 2-dimensional space.

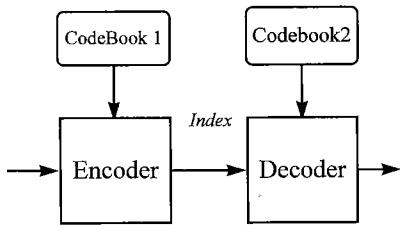


図 3 2段階構成量子化器  
Fig. 3 2-stage quantizer block diagram.

$$\mathbf{y}_n = Q_S(\mathbf{x}) \quad (12)$$

と書ける。利得は入力ベクトル  $\mathbf{x}$  とコードワード  $\mathbf{y}_n$  の内積値  $\langle \mathbf{x}, \mathbf{y}_n \rangle$  で表される。通常はこの利得をスカラ量化する。図 2 に SG-VQ の空間分割を示す。

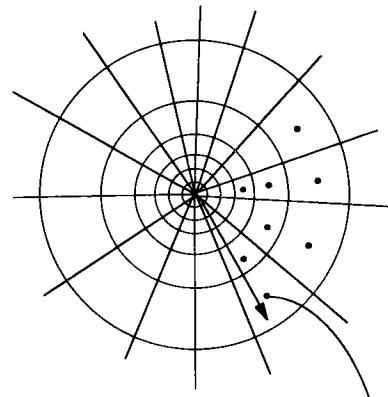
図 3 に量子化を 2 段階に分けて実現する場合のブロック図を示し、図 4 には符号器と復号器でコードブックが異なる場合の波形利得量子化過程を示す。符号器と復号器のコードブックを別々にすることによって信号を加工することができる。

### 3. 多重解像度ベクトル量子化輪郭強調

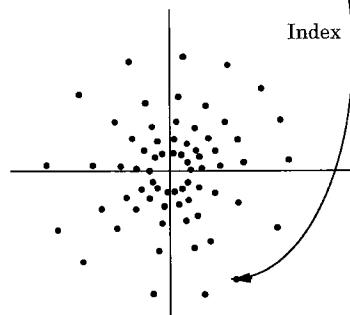
本章では、提案する多重解像度ベクトル量子化輪郭強調法について述べる。まず輪郭強調の先見情報として用いるベクトル量子化のコードブックの作成方法について述べ、続いて提案方法の処理アルゴリズムについて述べる。

#### 3.1 コードブックの作成

ベクトル量子化のコードブックは通常、学習ベクトルを用いて、量子化誤差が最小となるように設計される [10] ため、学習ベクトルの空間分布の性質を反映し



Clustering by Codebook1



Vector Reproduction by Codebook2

図 4 異なるコードブックによる 2段階波形利得量子化  
Fig. 4 2-stage SG-VQ using different codebooks.

たものとなる。これを用いて、鮮鋭な画像とそのぼけ画像の特徴を表す量子化器を設計する。

まず鮮鋭画像  $f$  を用意し、そのウェーブレット展開係数  $F$  を計算する。ウェーブレット展開係数の平滑化成分を除いた各帯域成分を式 (6) に従い同一位置ごとにまとめて多重解像度ベクトル  $\mathbf{F}_{MR}$  とする。画像を 3 段の 2 次元離散 2 進ウェーブレット展開すると、15 次元のベクトル空間を構成することができる。画像 Barbara の多重解像度ベクトルノルムを式 (7) によって算出した結果を図 5 に濃淡画像表示する。濃く表示された部分がノルムの大きいことを表す。本方法では、平滑化関数の 1 階導関数型ウェーブレットを用いているので、輪郭部（ステップエッジなど）ではノルムが大きく、平たん部ではノルムが小さくなる。

ノルムが小さいベクトルは輪郭強調に不要であり、平たん部においては展開係数のスケール依存性が不明瞭になることがある。従って、あるしきい値を設け、



図 5 画像 Barbara の多重解像度ベクトルのノルム  
Fig.5 Multiresolution vector norm of the image "Barbara."

それよりノルムの小さいベクトルを、学習ベクトルから除外する。式(8)に従いノルムを分離した  $M$  個の正規化学習ベクトル

$$\mathbf{F}_S(m) = \{\mathbf{F}_{MR}^S(k) | \mathbf{F}_{MR}^N(k) > \theta\} \quad (13)$$

を用いて仮再生コードブックを作成する。同様にして、先の鮮鋭画像  $f$  を点広がり関数に相当する低域通過フィルタ  $h$  でぼかした画像  $g = h * f$  のウェーブレット展開係数  $G$  より構成した多重解像度ベクトル  $\mathbf{G}_{MR}$  のうち、 $\mathbf{F}_S(m)$  と同一位置から選択した正規化学習ベクトル

$$\mathbf{G}_S(m) = \{\mathbf{G}_{MR}^S(k) | \mathbf{F}_{MR}^N(k) > \theta\} \quad (14)$$

を用いて分析コードブックを作成する。

次に二つの画像の多重解像度ベクトルのパターンの関係を統計的に処理し、再生コードブック： $\mathbf{w}_n \in \mathbf{R}^J$  を作成する。まず鮮鋭画像の学習ベクトル、対応するぼけ画像の学習ベクトルをそれぞれ仮再生コードブック： $\mathbf{z}_n \in \mathbf{R}^J$ 、分析コードブック： $\mathbf{y}_n \in \mathbf{R}^J$  を用いて量子化する。得られた量子化インデックスを、それぞれ  $I_F(m), I_G(m), m = 1, 2, \dots, M$  とする。これによりある画素位置における鮮鋭画像の多重解像度ベクトルの量子化値（インデックス）と、ぼけ画像の多重解像度ベクトルの量子化値（インデックス）が対応付ける。すべての学習ベクトルについて、ぼけ画像のインデックスごとに対応する仮再生コードブックを使用頻度によって重み付け加算する。その後ノルムの正規

化を行い

$$\mathbf{w}_n = \sum_{I_G(m)=n} z_{I_F(m)} / \left| \sum_{I_G(m)=n} z_{I_F(m)} \right| \quad (15)$$

$$m = 1, 2, \dots, M, n = 1, 2, \dots, N$$

として再生コードブックを算出する。以上により符号器の分析コードブック、復号器の再生コードブックの作成が完了する。分析コードブックと再生コードブックにより、ぼけによるウェーブレット展開係数のスケール依存性の変化の過程を逆順に記述したことになる。

### 3.2 強調アルゴリズム

ウェーブレット展開を用いて画像の局所的周波数特性を抽出し、それより構成した多重解像度ベクトルのノルムによって輪郭部と平たん部の選択を行う。輪郭部では波形利得ベクトル量子化器によってパターン分類を行い、あらかじめ設計された再生コードブックによってパターンごとに多重解像度ベクトルの加工を行ったのち、利得の復元と增幅を行い強調処理とする。平たん部ではベクトルを加工処理しない。これらをウェーブレット逆変換し再生画像を得る。

#### [強調アルゴリズム]

(1) 式(3)によりぼけ画像をウェーブレット展開する。

(2) 式(6)により展開係数から多重解像度ベクトルを構成する。

(3) ベクトルノルムを式(7)より計算する。

(4) 設定したしきい値より小さい場合には平たん部とみなして強調処理を行わず、(6)に進む。

(5) 分析コードブックを用いてベクトルを分類し、再生コードブックを用いて波形ベクトルを再生したのちベクトルのノルムを復元および増幅する。

(6) すべての位置の画素について(3)～(5)を繰り返す。

(7) 強調処理後のベクトルからウェーブレット展開係数を再構成する。

(8) 式(5)により画像を再構成する。

提案方法の処理内容をまとめ、図6に示す。多重解像度ベクトルのノルムの大小により輪郭の判断を行い、あらかじめ指定したしきい値より大きい場合は強調処理を行い、小さい場合には平たん部であるとみなして強調処理を行わない。この部分を輪郭検出器（Edge detector）とスイッチで処理する。

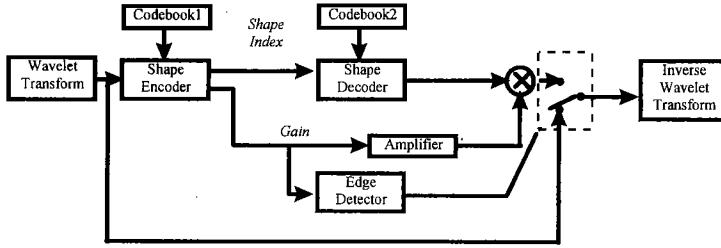


図 6 輪郭強調処理  
Fig. 6 Edge enhancement scheme.

表 1 フィルタタップ係数  
Table 1 Filter tap coefficients.

タップ No.	分析側高域	分析側低域	合成側高域	合成側低域
1	0	0.125	0.125	0
2	-0.5	0.375	0.625	0.5
3	0.5	0.375	-0.625	0.5
4	0	0.125	-0.125	0

#### 4. 計算機シミュレーション

前章で示した方法に基づき画像輪郭強調を計算機シミュレーションした。対象画像として Lena, 学習画像として Barbara を用い、サイズ  $5 \times 5$  の局所平均化フィルタによるぼけ画像と、それに平均 0, 分散 10 の白色ガウス雑音を加えたぼけ画像について強調を行った。基本ウェーブレットとして 4 タップの平滑化関数の一階微分型擬似双直交ウェーブレットフィルタを用い、3 段の 2 次元離散 2 進ウェーブレット展開した。表 1 にウェーブレットフィルタのタップ係数を示す。

比較的強度の弱い輪郭線も含めるため、画像の輪郭部・平坦な部の判定に用いる多重解像度ベクトルのノルムのしきい値を 7 とした。量子化器の次元、代表点数はそれぞれ 15, 1024 とした。

比較対象として選択的画像鮮銳化 [2] による処理結果を用いた。選択的画像鮮銳化（以下、従来法）では、強調画像  $e(x, y)$  を

$$e(x, y) = g(x, y) - h(x, y)\nabla^2 g(x, y) \quad (16)$$

として求める。ここで  $g(x, y)$  はぼけ画像、 $\nabla^2 g(x, y)$  はそのラプラシアンである。ここではフィルタ

$$\begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & -8 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \quad (17)$$

との畳込みにより求めた。 $h(x, y)$  は重み係数であ

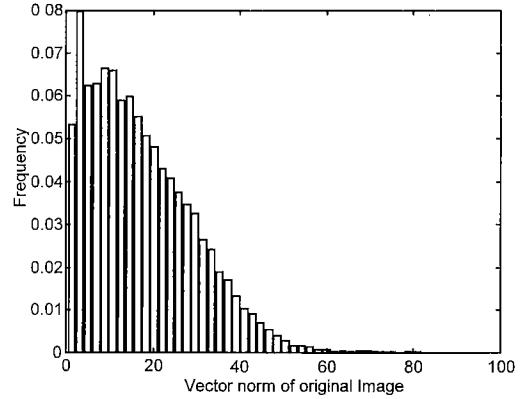


図 7 多重解像度ベクトルのノルムの頻度分布  
Fig. 7 Histogram of multiresolution vector norm.

り、[2] では Vander Brug 演算子 [14] を用いて算出している。ここではソーベル演算子を用いて

$$h(x, y) = \frac{1}{\alpha} \sqrt{(S_x g(x, y))^2 + (S_y g(x, y))^2} \quad (18)$$

$$S_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad S_y = S_x^T$$

として求めた。但し  $\alpha = 1000$  とした。これにより輪郭部が選択的に強調される。

#### 4.1 コードブックの作成とノルム増幅係数の設定

コードブックの作成には画像 Barbara を用いた。図 7 に多重解像度ベクトルノルムの頻度分布を示す。輪郭判定しきい値の倍である 14 を学習ベクトルのしきい値とし、約 46% のベクトルを除外した。図 8 に、選択した学習ベクトルの存在領域を黒色で示す。この領域に存在する学習ベクトルにより、仮再生コードブックを作成した。同様にぼけ画像から学習ベクトルを用意し、分析コードブックを作成した。学習ベクトルを量子化し量子化インデックスを得たのち、式 (14) によ



図 8 トレーニングベクトルに選択した部分  
Fig. 8 Selected region for training.

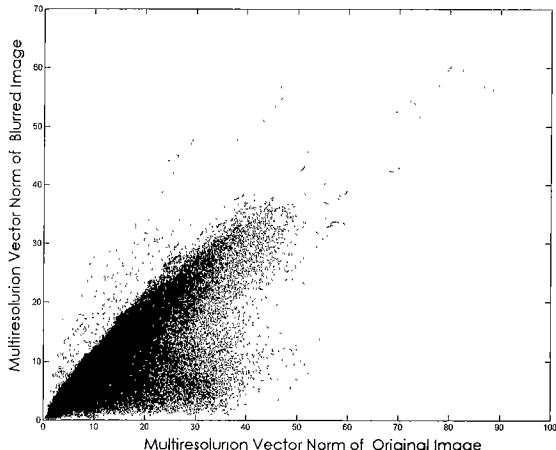


図 9 鮮鋭画像とぼけ画像のベクトルノルムの分布  
Fig. 9 Vector norm distribution of sharp and blurred images.

り再生コードブックを算出した。これをぼけ画像と、ぼけ + 雑音画像それぞれについて同様に行った。

画像がぼける際には高周波数成分が減少するため、多重解像度ベクトルのノルムも減少する。そのため輪郭強調の際にはノルムを増幅する必要がある。図 9 に、Barbara の原画像とぼけ画像の多重解像度ベクトルノルムの分布を示す。これらの相互相関係数は 0.724 であり、非常に相関が高い。それでも分布に広がりがあり、ぼけ画像の多重解像度ベクトルノルムから鮮鋭画像の多重解像度ベクトルノルムを一意に決定することはできない。簡単のため、ここでは鮮鋭画像とぼけ画像の多重解像度ベクトルノルムの対応関係を 1 次近似



図 10 ぼけ画像  
Fig. 10 Blurred image.



図 11 選択的画像鮮鋭化法による強調画像  
Fig. 11 Enhanced image obtained by selective image sharpening.

した結果、係数は約 1.5 と得られた。これよりぼけ画像から鮮鋭画像へのノルム增幅係数を 1.5 と設定した。

#### 4.2 雑音の重畠していないぼけ画像の輪郭強調

Lena をサイズ  $5 \times 5$  の局所平均化フィルタでぼかしてぼけ画像として用いた。ぼけ画像と、従来法と本提案法による強調画像をそれぞれ図 10、図 11、図 12 に示す。

従来法では、全体的に穏やかな強調であり、コントラストの増強は少ないが、良好な強調結果であると言える。一方本提案法では、マッハバンドが発生し輪郭がはっきりしているほか、コントラストの改善が認められた。その反面、輝度の連続性が乱された部分も若干認められる。これはベクトルのノルムにより処理の有無を断続的に切り換えたことに起因していると考えられる。この点は輪郭部の判定を改善し、処理率やノルムの増幅度を連続可変にすることによって改善可能



図 12 本手法による強調画像

Fig.12 Enhanced image obtained by the proposed method.



図 14 選択的画像鮮鋭化法による強調画像

Fig.14 Enhanced image obtained by selective image sharpening.



図 13 ぼけ + 雑音画像

Fig.13 Blurred image corrupted with noise.



図 15 本手法による強調画像

Fig.15 Enhanced image obtained by the proposed method.

である。

雑音が加わっていないためどちらも比較的良好な結果が得られた。

#### 4.3 雑音の重畳したぼけ画像の輪郭強調

Lena をサイズ  $5 \times 5$  の局所平均化フィルタでぼかしたのち平均 0, 分散 10 のガウス性白色雑音を加えてぼけ画像として用いた。ぼけ画像と、従来法と本提案法による強調画像をそれぞれ図 13, 図 14, 図 15 に示す。

従来法では、雑音が増幅され一層劣悪な画像となつた。雑音の振幅が大きいため、いったん平滑化処理を施し雑音を低減したのちに強調処理を行えば、雑音の増幅による劣化は改善されるが、更にぼけが進行するため、雑音低減とぼけの改善の両立は困難である。一方本提案方法では、輪郭の強調と同時に若干ではあるが、平たん部分での雑音の低減も見られる。平たん部

分で平滑化処理を加えることにより、一層効果的な強調処理が可能になると考えられる。

#### 5. む す び

本論文では、ウェーブレット展開係数のスケール依存性に着目し、これをベクトル量子化器のコードブックに学習させることによって簡単に画像の輪郭強調を行うアルゴリズムを提案した。本方法では、ウェーブレット展開、ベクトル量子化、信号再構成のわずか 3 ステップで簡単に処理が完了する。シミュレーションの結果、ステップエッジなどの輪郭を強調しつつ雑音の増幅を抑えられることを確認した。

今後は平たん部・輪郭部の判定方法、雑音抑圧のための平滑化処理などについて検討を行う予定である。

**謝辞** 本研究の一部は科研費一般研究 (C) 課題番

号 07650419 による。

## 文 献

- [1] (訳) 松山 隆, “画像の強調,” (監修) 長尾 真, ディジタル画像処理, pp.157-207, 近代科学社, 東京都, 1978.
- [2] 田村秀行, 坂上勝彦, 舟久保登, 小野雅敏, 中山勝矢, 小川克郎, “地形判読のためのランドサット画像強調法,” 日本リモートセンシング学会誌, vol.4, no.2, pp.137-149, 1984.
- [3] 中村鎮雄, “アンシャープマスキング,” 画像処理アルゴリズムの最新動向, (編) 高木幹雄, 鳥脇純一郎, 田村秀行, pp.4-5, 新技術コミュニケーションズ, 東京都, 1993.
- [4] 小川英光, “信号と画像の復元 [I]-[IV],” 信学誌, vol.71, no.5-8, May-Aug. 1988.
- [5] 棟安実治, 山本一成, 離元孝夫, “階層型ニューラルネットワークとホップフィールドネットワークを用いた画像復元,” 信学論 (A), vol.J77-A, no.10, pp.1355-1364, Oct. 1994.
- [6] 阿部淑人, 菊池久和, 渡辺弘道, “ウェーブレット展開係数のベクトル量子化に基づく画像鮮銳化,” 第8回回路とシステム軽井沢ワークショッピング予稿集, pp.371-374, April 1995.
- [7] I. Daubechies, “The wavelet transform, time-frequency localization and signal analysis,” IEEE Trans. Inf. Theory, vol.36, no.5, pp.961-1005, Sept. 1990.
- [8] S.G. Mallat and W.L. Hwang, “Singularity detection and processing with wavelets,” IEEE Trans. Inf. Theory, vol.38, no.2, pp.617-643, March 1992.
- [9] S.G. Mallat and S. Zhong, “Characterization of signals from multiscale edges,” IEEE Trans. Pattern Anal., Machine Intell., vol.14, no.7, pp.710-732, July 1992.
- [10] Y. Linde, A. Buzo, and R.M. Gray, “An algorithm for vector quantizer design,” IEEE Trans. Commun., vol.28, no.1, pp.84-95, Jan. 1980.
- [11] K.L. Oehler and R.M. Gray, “Combining image compression and classification using vector quantization,” IEEE Trans. Pattern Anal., Machine Intell., vol.17, no.5, pp.461-473, May 1995.
- [12] M.J. Sabin and R.M. Gray, “Product code vector quantizers for waveform and voice coding,” IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal Proc., vol.32, no.3, pp.474-488, June 1984.
- [13] A. Buzo, A.H. Gray Jr., R.M. Gray, and J.D. Markel, “Speech coding based upon vector quantization,” IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal Proc., vol.28, no.5, pp.562-574, Oct. 1980.
- [14] G.J. VanderBrug, “Experiments in iterative enhancement of linear features,” CGIP, vol.6, pp.25-42, 1977.

(平成 7 年 7 月 13 日受付, 10 月 23 日再受付)



阿部 淑人 (正員)

昭 60 新潟大・工・電子工学科卒。昭 63 同大大学院工学研究科修士課程了。同年大日本印刷株式会社入社。生産総合研究所勤務。印刷画像の欠陥解析等の研究に従事。現在、新潟大学大学院自然科学研究科博士後期課程在学中。



菊池 久和 (正員)

昭 49 新潟大・工・電子工学科卒。昭 51 同大大学院工学研究科修士課程了。富士通(株), 新潟大助手を経て、現在新潟大学・工・電気電子助教授。平 4 年度文部省長期在外研究員 (UCLA)。工博。ディジタル信号処理、ウェーブレット解析、画像処理等の研究に従事。IEEE, 日本応用数理学会各会員。



佐々木重信 (正員)

昭 62 長岡技科大・工・電子機器工学課程卒。平 1 同大大学院修士課程了。平 4 同大大学院博士後期課程満期退学。平 4 新潟大・工・電気電子助手。現在、同講師。工博。スペクトル拡散通信方式、移動体通信、ディジタル信号処理等の研究に従事。IEEE, 情報理論とその応用学会各会員。



渡辺 弘道 (正員)

昭 44 東京工業大学大学院工学研究科修士課程了。昭 49 同大大学院工学研究科博士課程了。新潟大助手を経て、現在同大・工・電気電子助教授。工博。回路網理論、電子回路等の研究に従事。電気学会会員。



齊藤 義明 (正員)

昭 38 新潟大・工・電気卒。昭 40 北大大学院修士課程了。同年より新潟大に勤務、昭 46 同助教授、昭 55 同教授、現在工学部長。工博。この間、半導体電子回路、情報処理、ME 機器について研究。最近では生体の各種臓器の高感度計測、安全刺激およびハイパーサーミアの測温・加温装置の実用化、画像処理の研究に従事。日本 ME 学会評議員、日本ハイパーサーミア学会理事、情報処理学会、日本人工臓器学会、日本補綴歯科学会各会員、IEEE シニアメンバ。