

# 論文

## 多重スケール輝度こう配平面における画像高解像度化

中静 真<sup>†</sup> 江部 裕路<sup>††</sup> 菊池 久和<sup>†††</sup> 石井 郁夫<sup>††††</sup>  
牧野 秀夫<sup>††††</sup>

### Image Resolution Enhancement on Multiscale Gradient Planes

Makoto NAKASHIZUKA<sup>†</sup>, Hiromichi EBE<sup>††</sup>, Hisakazu KIKUCHI<sup>†††</sup>, Ikuo ISHII<sup>††††</sup>,  
and Hideo MAKINO<sup>††††</sup>

あらまし 本論文では、2進ウェーブレット変換を用いた画像の高解像度化について提案する。本論文では、2次元2進ウェーブレット変換の水平、垂直方向成分の2乗和から、多重スケールで画像の輝度こう配を表す表現を定義し、多重スケール輝度こう配平面と呼んでいる。画像輪郭等の特異点における多重スケール輝度こう配のスケール間の振幅推移は、特異点のリップシツ指数に依存する。リップシツ指数が高次導関数の微分可能性を示すことから、多重スケール輝度こう配は複数のスケールにより、輪郭の滑らかさ、急しゅんさを表現することが可能である。本提案法では、低解像度画像の多重スケール輝度こう配より、原画像における輪郭上でのリップシツ指数を推定する。推定結果をもとに、未知の高解像度画像の多重スケール輝度こう配に対して拘束条件を与えることで、高解像度画像を推定する。提案法の有効性を示すために、解像度を4倍と8倍に変換した例を示し、補間関数により画素間を補間して得られる解像度変換結果と比較している。

キーワード 多重解像度表現、ウェーブレット変換、輪郭検出、射影復元

### 1. まえがき

近年、多様な映像メディアの普及により、さまざまな解像度の画像が利用されている。これらの画像を、高解像度ディスプレイ上で統合して表示するためには、画像解像度の変換が不可欠である。

画像の解像度を低下させる方法は、低域通過フィルタを通過させた後、ダウンサンプリングを適用することで容易に実現できる。一方、画像の解像度を増加させる方法として、インタポレーションの後に低域通過フィルタ、若しくは補間関数を適用し、画素間を補間することが一般的に行われている。しかしながら、これらの方法では、画像の解像度を低下させる過程で失わ

れた高周波成分を復元することができないために、画像のエッジ部等がぼけた高解像度画像を得ることになる。この欠点を改善するために、Gerchberg-Papoulisの超解像法[6]を適用し高周波成分を復元する方法、低解像度画像の直交ウェーブレット変換[1],[5]のスケール間の相関より、未知スケールの直交変換係数を推定し、高解像度画像を得る方法[7]が提案されている。

これらの解像度変換法では、高周波成分の推定に前もって、低解像度画像に変換される前の原画像の性質を仮定している。例えば超解像による方法では、原画像に対して領域制限を仮定している。しかしながら、画像は無限に広がる2次元平面の一部を、撮像系が取り出した信号であり、すべての画像に領域制限を仮定することはできない。また、領域制限に関する仮定と復元される高周波成分の関係が不明である。直交ウェーブレット変換の変換係数間の相関を用いる方法においては、直交ウェーブレット変換の変換基底が互いに直交するために、いかなる画像に対しても常に相関が得られるとは限らない。

さて、ウェーブレット変換では、直交ウェーブレット変換以外に、基底関数を過剰に与えることで得られる過剰系のウェーブレット変換がある。例えば、連続

<sup>†</sup> 東京農工大学大学院生物システム応用科学研究科、小金井市  
Graduate School of Bio-applications and Systems Engineering,  
Tokyo University of Agriculture and Technology, 2-24-16  
Nakacho, Koganei-shi, 184-0012 Japan

<sup>††</sup> 富士ソフトABC株式会社、鎌倉市  
Fujisoft ABC Inc., 2-13-18, Okamoto, Kamakura-shi, Japan

<sup>†††</sup> 新潟大学工学部、新潟市  
Faculty of Engineering, Niigata University, 8050 Ikarashi-2,  
Niigata-shi, 950-21 Japan

<sup>††††</sup> 新潟大学自然科学研究科、新潟市  
Graduate School of Science and Technology, Niigata University,  
8050 Ikarashi-2, Niigata-shi, 950-21 Japan

ウェーブレット変換に対して、シフト変数を等間隔で離散化した表現は、離散2進ウェーブレット変換[1]～[5]として知られている。2進ウェーブレット変換では、ウェーブレット基底に平滑化関数の1階導関数と等しい関数を与えた場合、すべてのスケールで画像のエッジ座標で振幅の極大値を発生する。スケール間での極大値の振幅の推移は、原画像のエッジ座標におけるリップシツ指数に従うことが知られている[3]～[5]。リップシツ指数は、特異点における高階導関数の微分可能性を示し、エッジ座標における輝度変化の滑らかさ、鋭さを表現できる。

そこで、本研究では、離散2進ウェーブレット変換を用いて、低解像度画像の輪郭座標において原画像のリップシツ指数を推定し、推定された指数より欠落した低スケールのウェーブレット変換を推定する[9]。推定においては、低解像度画像を高解像度画像の離散2進ウェーブレット変換の平滑化画像に一致すると仮定する。推定されたリップシツ指数と高解像度画像の輪郭を用いて、反復復元によって高解像度画像を復元する。

本方法は、輪郭座標を中心として広がるウェーブレット基底から高周波成分を推定する。そのため、ウェーブレット基底はスケール間で常に強い相関をもち、直交ウェーブレット変換を用いた方法よりも効果的に未知スケールのウェーブレット変換を推定することが期待できる。

次章より、離散2進ウェーブレット変換による画像解像度の変換モデルについて説明する。3.では、多重スケールで画像の輝度こう配を表す表現として、水平、垂直方向のウェーブレット変換の2乗和の平方根を用い、画像の輪郭解析に適用する。本論文では、ウェーブレット変換の2乗和の平方根が、画像の輝度こう配を表現する多重スケール表現であることから、多重スケール輝度こう配と呼ぶ。更に4.では、低解像度画像から推定された未知スケールの多重スケール輝度こう配を拘束条件として、高解像度画像の推定を行う。最後に以上をまとめ、今後の課題について述べる。

## 2. 2進ウェーブレット変換と画像解像度

1次元の離散2進ウェーブレット変換は、信号  $f(x)$  とウェーブレット基底関数  $\psi_j(x)$  の畳込み演算により

$$W_j f(x) = \psi_j * f(x). \quad (1)$$

と定義される[1]～[5]。ここで、ウェーブレット基底

関数は、基本ウェーブレット関数  $\psi(x)$  より

$$\psi_j(x) = \frac{1}{2^j} \psi\left(\frac{x}{2^j}\right) \quad (2)$$

と導出される。 $j$  は正の整数であり、ウェーブレット基底関数のスケールを示す。

信号  $f(x)$  はウェーブレット変換  $(W_j(x))_{j \in \mathbb{Z}}$  により表現される。実際の数値計算においては、無限に小さいスケールでウェーブレット変換を計算することは不可能であるため、スケーリング関数  $\phi(x)$  を導入し、最小のスケールを1とする。2の  $j$  乗のスケーリングを受けたスケーリング関数を、

$$\phi_j(x) = \frac{1}{2^j} \phi\left(\frac{x}{2^j}\right) \quad (3)$$

と定義し、スケーリング関数により平滑化された信号  $f(x)$  を

$$S_j f(x) = \phi_j * f(x). \quad (4)$$

とする。スケール  $2^j$  の平滑化信号  $S_j f(x)$  は、ウェーブレット変換  $W_{j+1}(x)$  と、スケール  $2^{j+1}$  の平滑化信号  $S_{j+1}(x)$  の二つの信号により表現される。ここで、 $S_j f(x)$  は、ウェーブレット基底関数に対して合成ウェーブレット基底  $\chi(x)$  を定義することで、ウェーブレット変換と平滑化信号から再構成できる。合成ウェーブレット基底と、ウェーブレット基底、スケーリング関数には

$$|\Phi(\omega)|^2 = \sum_{j=1}^{+\infty} \Psi(2^j \omega) X(2^j \omega) \quad (5)$$

で示される関係がある。ここで  $\Phi(\omega)$ 、 $\Psi(\omega)$ 、 $X(\omega)$  はそれぞれ  $\phi(x)$ 、 $\psi(x)$ 、 $\chi(x)$  のフーリエ変換を示す。平滑化信号  $S_j f(x)$  は

$$S_j f(x) = \chi_{j+1} * W_{j+1} f(x) + \phi_{j+1}^* * S_{j+1} f(x) \quad (6)$$

により再構成される。ここで  $\phi_{j+1}^*(x)$  は  $\phi_{j+1}(-x)$  を示す。以上の関係により、平滑化信号  $S_1 f(x)$  は  $J$  番目のスケールの平滑化信号と 1 番目から  $j$  番目のスケールのウェーブレット変換により関数列

$$\{S_J f(x), (W_j f(x))_{1 \leq j \leq J}\}. \quad (7)$$

によって表現される。ここで  $S_J f$  と  $W_j f$  は、それぞれ  $S_J f(x)$  と  $W_j f(x)$  を示す。

2次元信号に対する2次元2進ウェーブレット変換では、平滑化信号  $S_j f(x, y)$  を

## 論文／多重スケール輝度こう配平面における画像高解像度化

$$S_j f(x, y) = \phi'_j * f(x, y) \quad (8)$$

と定義する。この平滑化信号は、原画像に対して水平方向、垂直方向に1次元のスケーリング関数を畳み込んで得られた信号であり、2次元のスケーリング関数は

$$\phi'_j(x, y) = \phi_j(x)\phi_j(y) \quad (9)$$

と定義される。本論文では、2次元ウェーブレット変換を、1次元のウェーブレット基底を水平方向に畳み込むことによって得られる

$$W_j^1 f(x, y) = \psi_j^1 * f(x, y) \quad (10)$$

と、水平方向に畳み込むことによって得られる

$$W_j^2 f(x, y) = \psi_j^2 * f(x, y) \quad (11)$$

の二つの成分として計算する。ここで二つのウェーブレット基底は

$$\psi_j^1(x, y) = \phi_{j-1}(x)\psi_j(y) \quad (12)$$

と

$$\psi_j^2(x, y) = \phi_{j-1}(y)\psi_j(x) \quad (13)$$

である。平滑化信号  $S_1 f(x, y)$  は、 $J$  番目のウェーブレット基底とウェーブレット変換の二つの成分  $W_j^1 f$ ,  $W_j^2 f$  により

$$\{S_J f, (W_j^1 f)_{1 \leq j \leq J}, (W_j^2 f)_{1 \leq j \leq J}\}. \quad (14)$$

と表現することができる。

実際の数値計算において与えられる画像は2次元離散数列である。この数列  $s(m, n)$  を、原波形  $f(x, y)$  に対してスケーリング関数を畳み込んだ後に、間隔1で標本化を行うことで得られる離散数列  $S_1 f(m, n)$  と一致すると仮定する。この仮定により、各スケールにおいて2進ウェーブレット変換を間隔1で標本化して得られる離散2進ウェーブレット変換は、図1の離散時間フィルタによるフィルタバンク構造により計算することができる。図1において  $H(\omega)$ ,  $G(\omega)$  は、それぞれスケーリング関数、ウェーブレット関数に対応する離散時間フィルタであり、 $L(\omega)$ ,  $K(\omega)$  は合成ウェーブレット関数に対応する離散時間フィルタである。

さて、離散2進ウェーブレット変換の平滑化信号  $S_j f(m, n)$  は、 $S_1 f(m, n)$  と比較して、帯域が  $1/2^j$

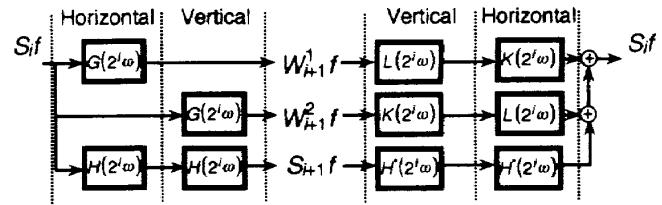


図1 離散2進ウェーブレット変換のためのフィルタバンク

Fig. 1 Filter bank for the discrete dyadic wavelet transform.

に制限された画像となる。従って、 $S_j f(m, n)$  を間隔  $2^j$  で標本化することで得られる信号を  $S_1 f(m, n)$  に対して  $1/2^j$  に解像度を低下させた画像とする。逆に、原波形  $s(m, n)$  を  $2^k$  倍の解像度に変換する操作は、 $s(m, n)$  を未知の高解像度画像  $S_1 f(m, n)$  のスケール  $2^k$  の離散平滑化信号と

$$S_k f(2^k m, 2^k n) = s(m, n) \quad (15)$$

で示される関係を仮定して、 $S_1 f(m, n)$  を推定する操作と一致する[8],[9]。

高解像度化においては、スケールインデックス  $j = 1$  から  $k$  までの離散2進ウェーブレット変換  $W_j f(m, n)$  については未知であり、何らかの拘束条件を与えて復元しなければならない。そこで、次章より多重スケール輝度こう配を定義し、特異点上のウェーブレット変換のスケール間推移の性質を利用して、未知のウェーブレット変換に対する拘束条件を得る。

### 3. 多重スケール輝度こう配による画像輪郭解析

もし、ウェーブレット基底関数が、対称な平滑化関数  $\theta(x)$  の一階微分に一致する、すなわち

$$\psi(x) = \frac{d\theta(x)}{dx} \quad (16)$$

である場合、2進ウェーブレット変換  $W_j^1$  は

$$W_j^1(x, y) = \frac{d}{dy} \theta\left(\frac{1}{2^j} y\right) \phi_{j-1}(x) \quad (17)$$

と表現することができる、

$$W_j^2(x, y) = \frac{d}{dx} \theta\left(\frac{1}{2^j} x\right) \phi_{j-1}(y). \quad (18)$$

となる。ウェーブレット変換は  $j$  番目のスケールの平滑化画像の1階微分を近似するために、水平、垂直方向のウェーブレット変換の2乗和の平方根

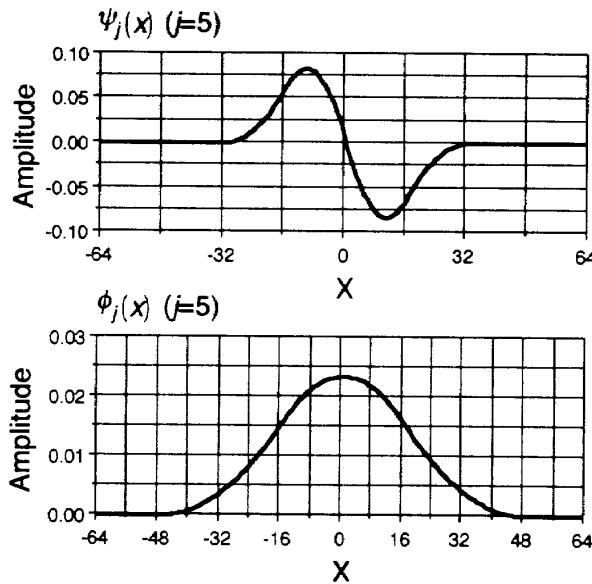


図 2 平滑化関数の 1 階導関数に一致するウェーブレット関数とそれに対応するスケーリング関数 (2 次スプラインウェーブレット [4])

Fig. 2 The basic wavelet function which corresponds to the first derivative of a smoothing function and its corresponding scaling function. (quadratic spline wavelet [4])

表 1 図 2 に示したウェーブレット基底を導出するフィルタ係数 [4]

Table 1 Impulse response of the filter which corresponds the wavelet of Fig. 2 [4].

$n$	-1	0	1	2
$H$	0.125	0.375	0.375	0.125
$G$	0	-2	2	0

$$M_j f(x, y) = \sqrt{(W_j^1(x, y))^2 + (W_j^2(x, y))^2} \quad (19)$$

は、 $j$  番目のスケールの平滑化画像の輝度こう配を近似する。本論文では、2 次元平面  $M_j f(x, y)$  を多重スケール輝度こう配平面と呼ぶ。ここで、図 2 に平滑化関数の 1 階微分に一致するウェーブレット関数の例として、2 次スプラインウェーブレット [4] とそれを導出するフィルタ係数を表 1 に示す。また、図 2 に示したウェーブレット関数によって求められる多重スケール輝度こう配の例を図 3 に示す。低スケールでは、画像の細部まで詳細に輝度こう配を示しているが、スケールが増加するにつれて、大まかな輝度変化のみを表現している。

さて、多重スケール輝度こう配平面では、 $W_j^1(x, y)$  と  $W_j^2(x, y)$  の比を失っているために、完全な画像の表現を得るために、輝度こう配の方向を表現する

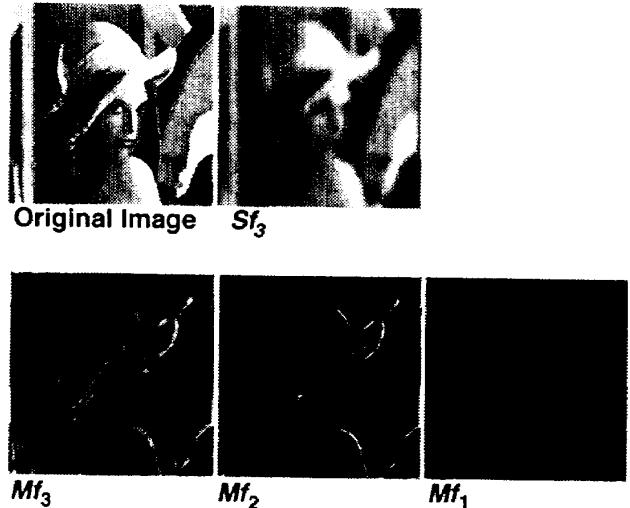


図 3 多重スケール輝度こう配の例  
Fig. 3 Example of the multiscale gradient planes.

平面

$$A_j f(x, y) = \tan^{-1} \frac{W_j^1(x, y)}{W_j^2(x, y)} \quad (20)$$

を加える必要がある。従って、信号  $S_1 f(x)$  は多重スケール輝度こう配平面と輝度こう配の方向

$$\{S_J^1 f, (M_j f)_{1 \leq j \leq J}, (A_j f)_{1 \leq j \leq J}\} \quad (21)$$

により表現することができる。

輝度こう配の極大値が、画像輪郭であることから、いずれかのスケールでウェーブレット輝度こう配平面を極大値で標本化することにより輪郭を検出することができる。しかしながら、 $j = 1$  に近いスケールにおけるウェーブレット輝度こう配の極大値には、テクスチャや雑音などの高周波成分による極大値が多数含まれている。この中から、物体の輪郭を抽出する方法として、特異点におけるウェーブレット変換の性質を利用して考えられる。多重スケール輝度こう配のスケール間での振幅推移として、座標  $(x, y)$  におけるリップシツ指数  $\alpha$  と各スケールの輝度こう配の振幅が

$$M_j f(x, y) \leq C(2^j)^\alpha \quad (22)$$

となる関係が知られている [3]～[5]。このリップシツ指数  $\alpha$  は、ある座標  $(x, y)$  において

$$\begin{aligned} & |f(x + \Delta x, y + \Delta y) - f(x - \Delta x, y - \Delta y)| \\ & \leq 2C \sqrt{(\Delta x)^2 + (\Delta y)^2}^\alpha \end{aligned} \quad (23)$$

で示される関係を示す。もし  $C$  が  $(x_0, y_0)$  の周囲で

## 論文／多重スケール輝度こう配平面における画像高解像度化

存在すれば、 $C$  は  $(x_0, y_0)$  の周囲におけるリップシツ定数を示し、 $\alpha$  はリップシツ指数と呼ばれる。もし関数のリップシツ指数が、ある座標で  $\alpha_0$  である場合、その座標上では  $\alpha_0$  を超えない最大の整数と等しい回数だけ微分可能となる。

また、特にスケールが零に近づくに従い、

$$M_j f(x, y) = C(2^j)^\alpha \quad (24)$$

で近似できることが知られている[3]。この性質を示すために、本論文では、エッジモデルとして多項式近似を用い、不連続点をもつ1次元波形  $f(x)$  について説明する。エッジのモデルとして、座標 0 で不連続が生じていると仮定する。このモデルとして座標  $x > 0$  で輝度を

$$f(x) = \sum_{k=0}^{\infty} a_k x^k \quad (25)$$

また、 $x \leq 0$  で輝度を

$$f(x) = \sum_{k=0}^{\infty} b_k x^k \quad (26)$$

と多項式で表現したモデルを用いる。ここで波形の不連続が発生する場合、

$$a_0 \neq b_0 \quad (27)$$

である。ここでウェーブレット関数が、図2に示すように原点について点対称な関数の場合、不連続上のウェーブレット変換は原点にシフトしたウェーブレット関数と波形  $f(x)$  の内積より、

$$\begin{aligned} W_j f(0) &= 2^{-j+1}(b_0 - a_0) \int_0^{\infty} \phi(2^{-j}) dx \\ &+ \int_0^{\infty} P(x) \phi_j(x) dx \\ &+ \int_{-\infty}^0 Q(x) \phi_j(x) dx \end{aligned} \quad (28)$$

となる。ここで、 $P(x)$  と  $Q(x)$  は、それぞれ式(25)、(26)の1次以上の項を示す。ウェーブレット関数のスケールが零に近く、多項式の1次以上の項が無視できるならば、若しくは、座標  $x = 0$  以外における輝度変化が小さく、定数項の差  $a_0 - b_0$  以外の係数が無視できる程度に小さいならば、ウェーブレット変換  $W_j f(0)$  は

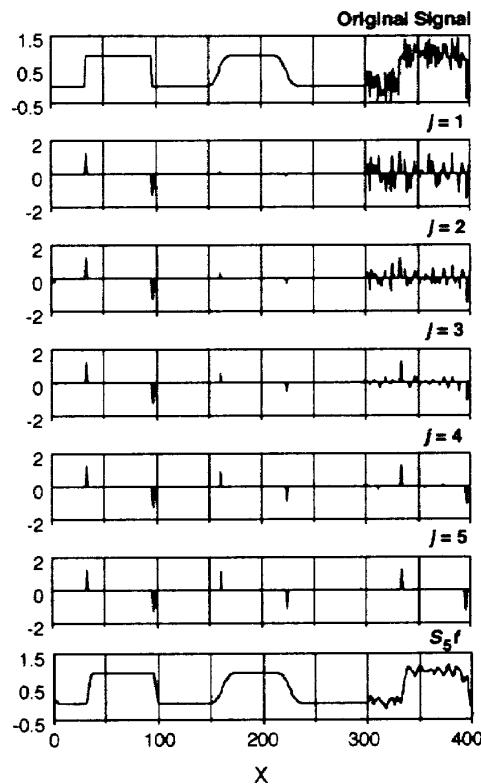


図4 ウェーブレット極大値表現の例  
Fig. 4 Example of the wavelet maxima representation.

$$W_j f(0) \approx 2^{-j+1}(b_0 - a_0) \int_0^{\infty} \phi(2^{-j}) dx \quad (29)$$

と近似することができる。ここで、 $y = 2^{-j}x$  と変数変換を行えば、

$$W_j f(0) \approx 2(b_0 - a_0) \int_0^{\infty} \phi(y) dy \quad (30)$$

と  $\alpha = 0$  でスケールによらずほぼ一定値となることがわかる。図4に1次元信号の例と、そのウェーブレット変換の極大値を示す。この例では、図2に示した2次スプラインウェーブレットを用いている。ステップ状のエッジでは、多項式によるエッジモデルから説明したとおり  $\alpha = 0$  で、極大値の振幅は一定値となっている。エッジが滑らかになるに従い、リップシツ指数は増加し、ウェーブレット極大値がスケール間で減少する比率が大きくなる。これらは、孤立した不連続点の場合であるが、雑音、テクスチャ等が重畠した領域においては、 $\alpha$  は負の値をとるようになり、白色雑音では  $\alpha = -1/2$  となることが知られている[3]。

次章では、多重スケール輝度こう配を用いて画像輪郭を抽出し、画像輪郭上におけるリップシツ指数を推定することで、原画像における導関数の不連続性を仮

定し、低解像度画像で欠落したスケールの輝度こう配を推定する。

#### 4. 高解像度画像推定

前章で説明した多重スケール輝度こう配を用いて、低解像度画像から輪郭線を抽出する。輪郭線上における原画像のリップシツ指数を推定した後、低解像度画像で失われている低スケールの多重スケール輝度こう配を推定し、反復復元により高解像度画像を推定する。本章では、解像度を  $2^k$  倍する処理の手順を 4.1 から順に説明する。

##### 4.1 低解像度画像からの輪郭抽出

低解像度画像  $g(m, n)$  の離散 2 進ウェーブレット変換を得て輪郭抽出を行う。 $g(m, n)$  の 3 オクタープの 2 次元離散 2 進ウェーブレット変換より多重スケール輝度こう配

$$\{M_1g, M_2g, M_3g, S_3g\} \quad (31)$$

を得る。ここで、 $M_jg$ ,  $S_3g$  はそれぞれ

$$(M_jg(m, n))_{1 \leq m \leq M, 1 \leq n \leq N} \quad (32)$$

$$(S_3g(m, n))_{1 \leq m \leq M, 1 \leq n \leq N} \quad (33)$$

を示す。 $M$ ,  $N$  は低解像度画像の水平、垂直方向の画素数を表す。得られた  $j = 1$  の多重スケール輝度こう配を、水平、垂直方向に走査し、極大値を検出する。更に、極大値から物体の輪郭線だけを抽出するために、前章の議論から極大値座標上でスケールの減少に伴って振幅が増大する座標を除去する。また、小振幅の極大値についても視覚的に無視できるものとし、極大値の最大値からしきい値を設定して、しきい値以下の極大値を除去する。以上の操作によって得られた低解像度画像の輪郭座標の集合を  $C_g$  とする。

##### 4.2 輪郭座標におけるリップシツ指数の推定

低解像度画像から得られた輪郭座標  $C_g$  上でリップシツ指数を推定する。 $C_g$  上の輪郭近傍以外での輝度変化は小さく、式(24)が成立すると仮定する。スケール  $j = 1$  からスケール  $j = 3$  の間の輝度こう配の比

$$a_1(m, n) = \log_2 \left( \frac{M_2f(m, n)}{M_1f(m, n)} \right) \quad (34)$$

および

$$a_2(m, n) = \log_2 \left( \frac{M_3f(m, n)}{M_2f(m, n)} \right) \quad (35)$$

を求める、両者が一致しない場合には、式(22)より  $a_1$  と  $a_2$  の中で値の大きい方を選び、これを輪郭座標  $(m, n)$  におけるリップシツ指数の推定値  $a(m, n)$  とする。

##### 4.3 高解像度画像の輪郭と未知スケールの輝度こう配の推定

次に、高解像度画像  $f(m, n)$  の輝度こう配

$$M_j f(m, n)_{1 \leq j \leq k, 1 \leq m \leq 2^k M, 1 \leq n \leq 2^k N} \quad (36)$$

の極大値座標と、その輝度こう配値を推定する。

本論文では、高解像度画像の輪郭座標を推定するために、輪郭座標  $C_f$  の要素を連続する座標ごとにチェーン符号化を行う。チェーン符号からの復号時に一つのチェーンコードごとに進行する長さを  $2^k$  倍することで線分の補間を行う。線分の補間によって推定された輪郭線座標の集合を  $C_f$  とする。

$C_f$  に含まれるすべての座標上で、高解像度画像の多重スケール輝度こう配を、推定された原画像のリップシツ指数  $a(m, n)$  と低解像度画像の輝度こう配値から推定する。本論文では、復元画像の輪郭の再現を目的とすることから、高解像度画像では輪郭座標以外で輝度変化は小さく、かつウェーブレット変換のスケールが式(24)を満たす程度に小さいと仮定する。仮定より、すべての  $C_g$  の要素  $(m, n)$  について

$$M_j f(2^k m, 2^k n) = M_2 g(m, n) (2^{j-k-1})^\alpha \quad (37)$$

により、未知スケールの輝度こう配を推定する。この推定式では、スケールが小さい輝度こう配については雑音、テクスチャ等の影響を受け、輪郭線の輝度こう配が正しく得られないために、低解像度画像の輝度こう配は、 $j = 2$  における輝度こう配を用いている。 $(2^k m, 2^k n)$  以外の  $C_f$  に含まれる輪郭座標の輝度こう配については、式(37)によって輝度こう配を推定することができた隣接する座標より線形補間を用いて推定する。

##### 4.4 拘束条件による反復復元

4.1 から 4.3 の操作により、多重スケール輝度こう配の極大値座標の集合  $C_f$  と、その座標上における振幅値  $M_j f(m, n)$  が推定された。更に、高解像度画像の離散平滑化画像  $S_k \hat{f}(m, n)$  については、式(15)の仮定より低解像度画像  $g$  から

$$S_k f(2^k m, 2^k n) = g(m, n) \quad (38)$$

の拘束条件を置く。 $(2^k m, 2^k n)$  以外の座標において

## 論文／多重スケール輝度こう配平面における画像高解像度化

は、隣接する座標の振幅値より線形補間により振幅値を推定する。

得られた座標  $C_f$  とその座標上における  $M_j f(m, n)$ , 高解像度画像の離散平滑化画像  $S_k \hat{f}(m, n)$  より

$$D_h = \sum_{(m, n) \in C_f} \sum_{j=1}^k M_j h(m, n) - M_j f(m, n) \\ + \sum_{n=0}^{N-1} \sum_{m=0}^{M-1} S_k h(m, n) - S_k f(m, n) \quad (39)$$

をできるだけ零に近づける復元画像  $h$  を求め、これを高解像度化画像とする。この最小化においては、初期画像として  $S_k f(m, n)$  を与え、付録に示す coarse-to-fine 射影法を用いる [10]。

## 5. 提案法による画像高解像度化結果

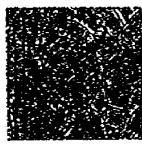
提案法の有効性を示すために、図 5(a) に示す水平、



(a)



(b)



(c)



(d)

図 5 (a) 原画像 (512×512 ピクセル), (b) 低解像度画像 (128×128 ピクセル), (c) 輝度こう配平面 ( $j = 1$ ) の極大値, (d) 検出された輪郭

Fig. 5 (a) Original image (512 by 512 pixels), (b) Low resolution image (128 by 128 pixels), (c) Maxima of a multiscale gradient planes at scale  $j = 1$ , (d) Detected contours.

垂直 512 ピクセルの原画像から  $1/4$  に解像度を低下させた画像を求め、提案法により原画像と等しい解像度に変換した後、原画像と比較を行う。図 5(a) に示す高解像度画像に、帯域を  $1/4$  に制限する理想低域フィルタを通過させた後、ダウンサンプリングを適用して水平、垂直 128 ピクセルに解像度を低下させた画像を、図 5(b) に示す。この低解像度画像に 3 オクターブのウェーブレット変換を適用した後、多重スケール輝度こう配を求め、4.1 で述べた輪郭抽出を適用する。低解像度画像の輝度こう配の極大値座標を図 5(c) に示す。極大値座標より輪郭スケールの減少に伴って輝度こう配が増加する極大値、および、 $j = 3$  の輝度こう配が同スケール内における最大振幅よりも  $1/8$  以下の極大値を除去して得られた輪郭を図 5(d) に示す。スケール間推移を利用して物体の輪郭だけが、抽出されていることがわかる。次に、4.2 で述べた操作から、図 5(d) に示す輪郭線より、チェーン符号化と復号操作によって得られた 4 倍の解像度の輪郭線を図 6 に示す。

図 6 の輪郭座標と、その輪郭座標上で推定された輝度こう配を用いて得られた解像度を 4 倍に変換させた高解像度化画像を図 7 に示す。図 7 では、スケールインデックス  $j = 1, 2$  におけるウェーブレット変換が coarse-to-fine 復元法によって推定されている。図 6 で推定された画像輪郭上で  $j = 1, 2$  のウェーブレット変換が推定され、輪郭がぼけることなく高解像度画像に変換されていることがわかる。更に、図 7 の一部を拡大した図を図 8 に示す。提案法による解像度変換結果では、高解像度画像の輪郭を直線補間によって推定するために、角度 0, 45, 90 度の細かい線分によって



図 6 拡大した輪郭  
Fig. 6 Enhanced resolution contours.

画像輪郭が形成されていることがわかる。原画像のステップ状の輝度変化を再現し、かつ、その周りにリンク等の不要なひずみは発生していない。



図 7 解像度変換結果  
Fig. 7 Result of the resolution enhancement.

また、復元開始時に与えた初期画像と終了時で得られた復元画像について、図 5(a)に示した原画像に対する p-p SN 比と、推定されたスケール  $j = 1, j = 2$  のウェーブレット変換の MSE を表 2 に示す。復元終了時にスケール  $j = 1$  における MSE は 5%ほど増加する結果となっている。これはスケールが小さくなるほど、輪郭座標の変動に対して輝度こう配の振幅変化が大きくなり、本提案法で行っている 1 ピクセル単位で

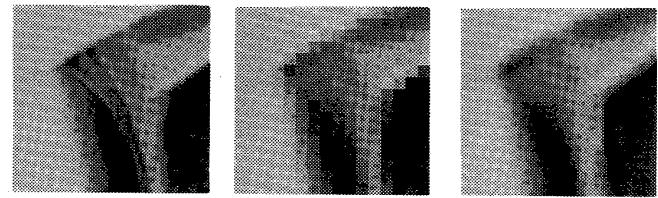


図 8 (a) 原画像、(b) (a) の低解像度画像、(c) 解像度復元結果  
Fig. 8 (a) True image, (b) low-resolution image of (a), (c) enhanced image by the proposed method.

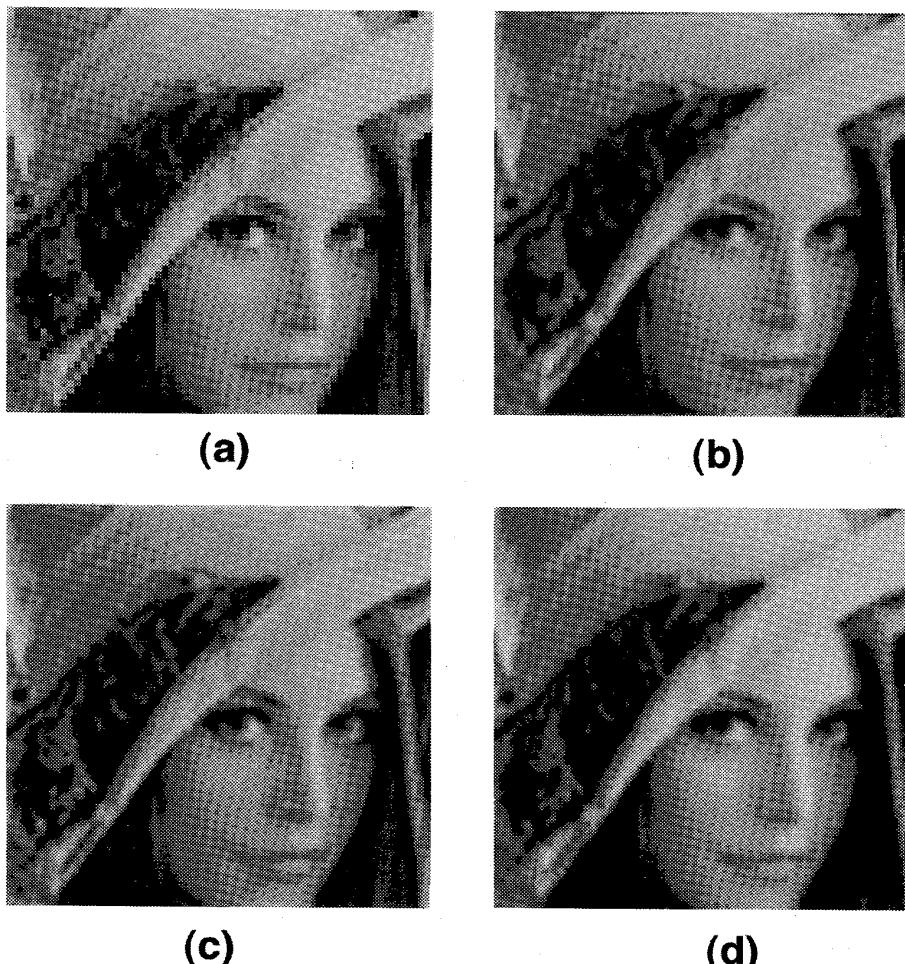


図 9 (a) 零次補間、(b) 提案法、(c) 双 1 次補間、(d) 双 3 次補間  
Fig. 9 (a) Zero-order hold, (b) the proposed method, (c) bi-linear interpolation, (d) bi-cubic interpolation.

## 論文／多重スケール輝度こう配平面における画像高解像度化

表 2 初期画像と復元後の画像に発生する誤差  
Table 2 Error of the initial image and the recovered image.

	Initial Image	Recovered Image
MSE (Scale: 2 <sup>1</sup> )	191.3	203.8
MSE (Scale: 2 <sup>2</sup> )	460.2	408.4
p-p SNR	25.6 (dB)	26.3 (dB)

の輪郭抽出では、高解像度画像の輪郭座標に対する推定誤差が大きいためと考えられる。しかしながら、スケール  $j = 2$  においては、MSE が 15%程度減少し、全体として SN 比は 0.8 dB 程度増加している。提案法では、高解像度画像の高周波成分を、式(24)が成立すると仮定して推定しているが、スケール  $j = 2$  における MSE の減少、更に、推定画像の SN 比の増加から提案法による高周波推定法は有効であると言える。

更に、提案法の特徴を示すために、図 5(b)の画像に対して水平、垂直方向へ 8 倍の解像度変換を行った例を、他の解像度変換法と比較する。図 9 では、提案法、零次ホールド法、直線補間、双3次関数による補間結果を示す。零次ホールド法では、エッジの周囲に低解像度画像の 1 ピクセルに相当する大きさのブロックが見られる。直線補間、双3次関数の関数補間による方法では、これを見えにくくする効果はあるものの、エッジがぼけた画像となってしまう。それに対して提案法による解像度変換結果では、高解像度画像の輪郭を直線補間により推定しているために、一部に偽輪郭が発生しているものの、輝度こう配の推定を行った輪郭については、物体間の重なりによって発生する急しづらな変化を忠実に再現し、かつ輪郭の周りにひずみ等は発生していない。

## 6. む す び

本論文では、ウェーブレット変換の特異点におけるスケール間での振幅推移の特徴を利用し、低解像度画像から輪郭上における原画像のリップシツ指数を推定する解像度変換法を提案した。提案法では、リップシツ指数より低解像度画像では失われている高周波成分を、多重スケール輝度こう配のスケール依存性から推定した。推定値を未知スケールのウェーブレット変換に対する拘束条件として用い、coarse-to-fine 復元法

により高解像度画像を得た。解像度変換結果を、高周波成分を推定、復元しない方式と比べ、輪郭の鋭さをよく保存し、視覚的に良好な変換結果が得られることを示した。

本論文では、リップシツ指数と輝度こう配値から、低スケールにおける輝度こう配を推定する輪郭を選択したが、人間の視覚特性を考慮した輪郭の検出法を検討することで、より効果的な解像度変換法となることが期待できる。また、本論文では、輪郭を直線を用いて拡大することで、高解像度画像の輪郭を推定している。輪郭の補間を多項式近似等を用いてより滑らかに近似することで、より視覚的に違和感のない高解像度画像を得ることができる。

## 文 献

- [1] I. Daubechies, "Ten lectures on wavelets," CBMS-NSF Regional Conference Series in Applied Mathematics, SIAM, Philadelphia, 1992.
- [2] S.G. Mallat, "Multifrequency channel decompositions of images and wavelet models," IEEE Trans. on Acoustic, Speech and Signal Processing, vol.37, no.12, pp.2091–2110, Dec. 1989.
- [3] S. Mallat and W.L. Hwang, "Singularity detection and processing with wavelets," IEEE Trans. on Information Theory, vol.28, no.2, pp.617–643, March 1992.
- [4] S. Mallat and S. Zhong, "Characterization of signals from multiscale edges," IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol.14, no.7, pp.710–732, July 1992.
- [5] G. Erlebacher, M.Y. Hussaini, and L.M. Jameson, eds., "WAVELETS Theory and Applications," Oxford University Press., New York, 1996.
- [6] 新堀英二, 高木幹夫, "DCT を用いた Gerschberg-Papoulis の反復法を適用した高画質画像拡大," 信学論 (D-II), vol.J76-D-II, no.9, pp.1932–1940, Sept. 1993.
- [7] 田中 章, 今井英幸, 宮腰政明, 伊達 悅, "多重解像度解析を用いたデジタル画像の拡大," 信学論 (D-II), vol.J79-D-II, no.5, pp.819–825, May 1996.
- [8] 中静 真, 菊池久和, 石井郁夫, 牧野秀夫, "ウェーブレット変換領域での凸射影による画像解像度変換," 第 9 回ディジタル信号処理シンポジウム予稿集, pp.355–360, 京都, Nov. 1994.
- [9] 江部裕路, 中静 真, 菊池久和, 石井郁夫, 牧野秀夫, "多重スケール輝度勾配平面での画像解像度変換," 第 1 回映像メディアシンポジウム予稿集, I-8.11, pp.77–78, Oct. 1996.
- [10] 中静 真, 菊池久和, 石井郁夫, 牧野秀夫, "回転に対して不感な多重スケール画像表現: 定義と復元アルゴリズム," 信学論 (A), vol.J79-A, no.12, pp.2002–2013, Dec. 1996.

## 付 錄

### coarse-to-fine 反復復元法

coarse-to-fine 反復復元法 [10] は、ウェーブレット変換の多重解像度の性質から、原画像の粗い情報をもつ平滑化画像より順に射影操作を繰り返すことで、ローカルミニマムに陥る危険性を減少させ復元精度を向上させる方法である。本論文においては、高解像度画像の輪郭座標の集合  $C_f$  と、その輪郭上における多重スケール輝度こう配の推定値  $M_{jf}$  と平滑化画像  $S_{kf}$  が得られた後、以下の操作を反復する。

反復の繰り返し回数  $i = 0, j = k + 1, 1$  スケール当たりの反復の繰り返し回数を  $L$  と設定し、初期画像  $h^0$  に  $S_{kf}$  を与えた後、

- (1)  $h^i$  の離散 2 進ウェーブレット変換を計算する。
- (2) (1) で得られた離散 2 進ウェーブレット変換を、式 (21) で示した多重スケール輝度こう配を含む表現に変換した後、 $j = J + 1$  の場合、平滑化画像を  $S_{kf}$  と置き換える。 $j < J + 1$  の場合、平滑化画像を推定画像  $S_{kf}$  と置き換え、更にスケールインデクス  $J$  からスケールインデクス  $j$  までの輝度こう配値を輪郭座標上で推定値  $M_{jf}$  と置き換える。

- (3)  $i$  を  $i + 1$ ,  $k$  を  $k + 1$  に更新する。 $k = L$  の場合、 $k$  を 0 に設定し、 $j$  を  $j - 1$  に更新する。 $j = 0$  となった場合、復元を終了する。 $j > 0$  の場合、逆ウェーブレット変換により画像  $h^{(i+1)}$  を得て 1) から繰り返す。

(平成 9 年 4 月 21 日受付、10 年 2 月 9 日再受付)

### 中静 真 (正員)



昭 63 新潟大・工・電子卒。平 2 同大大学院修士課程了。平 5 同大学自然科学研究科後期博士課程了。同年新潟大・工・情報・助手。平 9 より東京農工大学大学院生物システム応用科学研究科助教授。ディジタル信号処理、特に時間・周波数表現、時間・スケール解析に関する研究に従事。博士（工学）。映像情報メディア学会、日本 ME 学会、IEEE 各会員。

### 江部 裕路 (正員)



平 7 新潟大・工・情報卒。平 9 同大大学院自然科学研究科前期修士課程了。同年富士ソフト ABC 入社。在学中、画像処理、特に多重スケール表現、ウェーブレット変換の画像加工への応用に関する研究に従事。

### 菊池 久和 (正員)



昭 49 新潟大・工・電子卒。昭 51 同大大学院修士課程了。同年富士通（株）入社。昭 54 新潟大・工・助手、同講師、同助教授を経て平 9 同教授（電気電子）。工博。ディジタル信号処理、画像解析、ウェーブレット解析の研究に従事。IEEE 会員。

### 石井 郁夫 (正員)



昭 38 新潟大・工・電気卒。新潟大・工・情報・教授。工博。立体映像、仮想空間操作、コンピュータグラフィックス、コンピュータビジョン、画像処理等の研究に従事。情報処理学会会員。

### 牧野 秀夫 (正員)



昭 51 新潟大・工・電気卒。昭 53 同大大学院修士課程了。昭 54 新潟大・工・情報・助手、平 2 同助教授、平 8 同教授、現在に至る。この間、昭 58 より 1 年間、北大・応電研・生体制御部門において信号処理の研究に従事。平 1 より 1 年間、カナダ・トロント大学医学部において生体信号処理の研究に従事。最近は体内埋め込み型医用機器ならびに盲人用教育機器の開発を行っている。工博（北海道大学）。日本 ME 学会、IEEE、電気学会、日本心臓ペーシング学会各会員。