

# フラクタル画像符号化における高速ブロックマッチング法

黒田英夫<sup>†</sup> デン・ポペスク<sup>††</sup>  
 今村幸祐<sup>†</sup> ホンヤン<sup>††</sup>

本論文はフラクタル画像符号化における高速ブロックマッチング法に関して述べている。フラクタル画像符号化では、符号化の処理単位であるレンジブロック（サイズ  $R \times R$ ）に対して、自分自身の画像に含まれるドメインブロック（サイズ  $D \times D$ ,  $D > R$ ）群の中から自己相似の最適ドメインブロックを探索し、この最適ドメインブロックのアドレス情報を復号化側に伝送する。この最適ドメインブロックの探索時間は長くかかり、またそのアドレス情報のための情報発生量が多いという問題があった。本論文では符号化処理時間の短縮と情報圧縮率の改善のための新方式を提案している。本方式は、探索の際レンジブロック自身を中心に含み、それより 2 または 4 画素大きいサイズのドメインブロックとその 8 近傍のドメインブロックを優先的に探索する方法である。シミュレーションにより従来の方式との比較を行った。最適ドメインブロックの探索に必要なパターンマッチング回数が約 60.5~75.6% に減少し、さらに約 0.054~0.112 bits/pixel 情報発生率が減少した。SNR は約 0.08~0.48 dB 悪くなっているが、34.16~35.06 dB 前後の画質を得ることができた。復号化側では 3~4 回の反復処理が必要であるが、復号処理は単純な処理なので、これは大きな問題とはならない。

## Fast Block Matching Method for Fractal Image Coding

HIDEO KURODA,<sup>†</sup> DAN C. POPESCU,<sup>††</sup> KOUSUKE IMAMURA<sup>†</sup>  
 and HONG YAN<sup>††</sup>

This paper presents a fast block matching technique for fractal model based image data compression. In fractal coding, domain blocks (block size  $D \times D$ ) are searched and the domain block most similar to a given range block (block size  $R \times R$ ,  $R < D$ ) is selected as the best matching domain block, and the address of the best domain block is transmitted to the receiving side. This search can be time consuming. We propose a new technique to improve the encoding time and the data compression ratio. In our method, we target as the best match, the domain block that comprises the pixels of the given range block and those pixels not more than three pixels away from the particular range block. By computer simulation, it was shown that in comparison with current method, the number of searches required to get the best match is reduced by about 60.5~75.6% and the bit rate also is reduced by about 0.054~0.112 bits/pixel. At the expense of about 0.08~0.48 dB SNR, picture quality of around 34.16~35.06 dB can be obtained. The required number of iterations at the decoder was three or four. This is not a problem because the decoding process is simple.

### 1. はじめに

近年フラクタルモデリングを用いた自然画像の符号化の研究が多く行われている<sup>1)~9)</sup>。フラクタル画像符号化は復号化側の処理は単純であるが、符号化側の処理は多数のドメインブロック中からレンジブロックと最も類似したドメインブロックを探索する処理のため、一般に時間がかかる。これはフラクタル画像符号

化における最大の問題点である。

ブロック探索における計算効率改善のためには、探索するドメインブロック数を減らす必要がある。このために Jacquin<sup>1)</sup>は shade, edge, midrange の 3 種類のブロックを定義し、原画像のブロックをこれらの 3 種類に分類している。そして、2 つの方法で探索数を減らしている。1 つは平坦なブロックを shade ブロックと判断し、このブロックについては、類似ブロックを探索することなく、平均値のみでブロックを近似する方法である。もう 1 つは shade ブロック以外のブロックをさらに edge ブロックと midrange ブロックに分類し、符号化に先立って入力画像そのものから edge ドメインプールと midrange ドメインプールを作成す

<sup>†</sup> 長崎大学工学部

Faculty of Engineering, Nagasaki University

<sup>††</sup> シドニー大学工学部

Department of Electrical Engineering, The University of Sydney

る。このようにあらかじめ 2 つのプールに分別し、ブロックの種類によって適当なプールを探索することにより、探索するブロック数を削減する方法である。

Wein<sup>2)</sup>は、任意の 2 つのドメインブロック間の RMS 距離の大小を求ることによって、ドメインブロックを複数のクラスタに分割している。そして、まずレンジブロックとの RMS 距離の近いクラスタを選択し、そのクラスタ内での探索を行うことにより、探索するブロック数を削減している。

またフラクタル画像符号化においては、類似したドメインブロックの位置情報の占める割合が大きい。Beaumont<sup>3)</sup>は探索においてレンジブロックの位置を開始点とし、螺旋状に走査しながらドメインブロックを探査した。そして最も類似したドメインブロックの位置を、レンジブロックからの相対座標で表した。この方法を用いると、レンジブロックと最も類似したドメインブロックの相対座標の発生頻度は、0を中心とするガウス分布状となる。したがって、符号の割付けの際にエントロピー符号化を用いることにより、ランダム分布となる場合よりも、効果的に符号化を行うことができる。

このように従来の方式では、符号化処理時間と情報圧縮率の改善策として、探索するドメインブロック数の削減や探索順序に工夫をしている。しかしこれらは特定の 1 つのドメインブロックに注目した方法ではなかった。Beaumont はレンジブロックに近い位置にあるドメインブロックに注目したが、レンジブロックを中心に含むドメインブロックを最優先とすることを考慮したものではなかった。つまり、ドメインブロックサイズをレンジブロックの 9 倍としたため、レンジブロックを中心に含むドメインブロックが、最も類似したドメインブロックとなる確率は低かった<sup>3)</sup>。

本論文では、ドメインブロックのサイズを Beaumont の方法ほど大きくせず、レンジブロックより 2 または 4 画素大きいサイズを用いる。そしてレンジブロックを中心に含むドメインブロックを最優先に探索する方法を提案する。

本論文では、2 章でフラクタル画像符号化の基本構成、3 章でブロックマッチング法、4 章でシミュレーション実験に関して述べ、5 章で考察を述べる。

## 2. フラクタル画像符号化の基本構成

図 1 を画像の例として考える。画像は図中の点線で示すように小さなブロックに分割される。これをレンジブロックと呼ぶ。ここで太線で示したブロックもレンジブロックである。従来法におけるドメインブロック

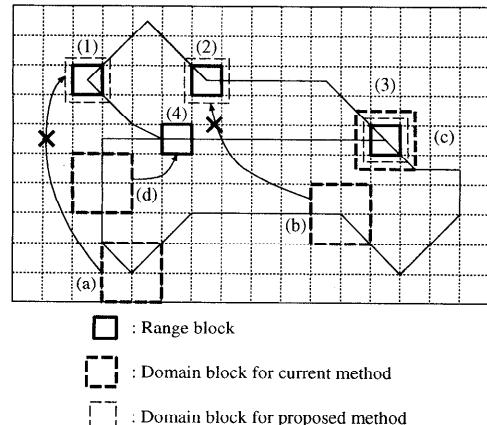


図 1 フラクタル画像符号化のブロックマッチング  
Fig. 1 Block matching for fractal image coding.

は太い破線で示しており、新しく提案する方法のドメインブロックは細い破線で示している。

提案するフラクタル画像符号化方式ではフラットブロックとノンフラットブロックの 2 種類のブロックを定義する。ここでのフラットブロックは画素値の標準偏差が小さいブロックであり、ノンフラットブロックは標準偏差の大きいブロックである。符号化に先立って、ノンフラットドメインブロックのみプールが作成される。そして符号化に際して、まず最初に各レンジブロックの特徴が判別される。ここでフラットレンジブロックと分類された場合は、最も類似したドメインブロック（最適ドメインブロック）の探索は行わず、レンジブロックの平均値のみが伝送される。したがって、復号化側では、画像中のフラットレンジブロックの部分は、受信されたレンジブロックの平均値のみを用いて復元されることになる。

図 1 の(1)~(4)のレンジブロックはノンフラットレンジブロックとする。この場合、最適ドメインブロックはドメインプールの中から探索される。探索の際には、レンジブロックに対して式(1)に示す  $\delta$  の値が最小になるドメインブロックが最適ドメインブロックとして選択される。

$$\delta = \delta(r, d) = \sqrt{\frac{1}{n^2} \cdot \sum_{i=0}^{n-1} \sum_{j=0}^{n-1} (r_{ij} - d_{ij})^2} \quad (1)$$

$r$  はレンジブロックの画素値に変換を加えた値を示し、 $d$  はレンジブロックと同じ大きさに縮小したドメインブロックの画素値に変換を加えた値を示している。加える変換とは、それぞれ自分自身のブロックの平均値を引き、標準偏差で割るという変換である。符号化された画像情報として伝送されるのは、レンジブロック

の平均値、スケーリングファクタ  $dev(r)/dev(d)$ 、最適ドメインブロックの座標、およびアフィン変換によるドメインブロックの回転情報である。ここで  $dev(r)$  と  $dev(d)$  はそれぞれレンジブロックとドメインブロックの標準偏差の値を表している。

したがって復号化側では、前述したように、フラットレンジブロックに対しては、レンジブロックの平均値のみを受信する。またノンフラットレンジブロックに対しては、レンジブロックの平均値、スケーリングファクタ、最適ドメインブロックの座標、およびアフィン変換による回転情報を受信する。

復号化側では次のような過程で復号処理が行われる。まず最初に受信されたフラットレンジブロックとノンフラットレンジブロックの各平均値を用いて解像度の低い初期画像が作成される。これを基に解像度を上げるために、繰返し処理 1 回ごとに下記の処理が行われる。

- 画像中の最適ドメインブロックの座標からドメインブロックを切り出す。
- 切り出したドメインブロックをレンジブロックサイズに縮小し、回転情報に従ってブロックを回転変換する。
- さらにスケーリングファクタ  $dev(r)/dev(d)$ 、レンジブロックの平均値  $m(r)$ 、縮小および回転変換されたドメインブロックの画素値  $d_{ij}$  とその平均値  $m(d)$  を用いて、新しいレンジブロックの画素値  $\hat{r}_{ij}$  を計算し書き換える。

$$\hat{r} = (\hat{r}_{ij})$$

$$= (d_{ij} - m(d)) \cdot dev(r)/dev(d) + m(r) \quad (2)$$

この繰返し処理は十分な解像度の画質が得られるか、または画像の変化が収束するまで行われる。

### 3. ブロックマッチング法

#### 3.1 ブロックのサイズと位置

図 1 の細い破線で描かれたドメインブロックは(1)~(3)のレンジブロックと中心座標が一致している。この場合レンジブロック内部の画素値は、そのドメインブロックに含まれることになる。それらの画素値はレンジブロック、ドメインブロック共通であり、その部分の画素値は平均値も等しい。またこの場合、隣接した画素の相関が高いという自然画像の特性より、レンジブロックの周囲の画素は、レンジブロック内部の境界付近の画素との相関が高い。つまり、レンジブロックとドメインブロックの共通画素以外の画素も、類似している確率が高いといえる。したがって、アフィン変換を行わずとも、中心座標が等しいドメインブロックとレンジブロックは類似している。これは図 2 によ

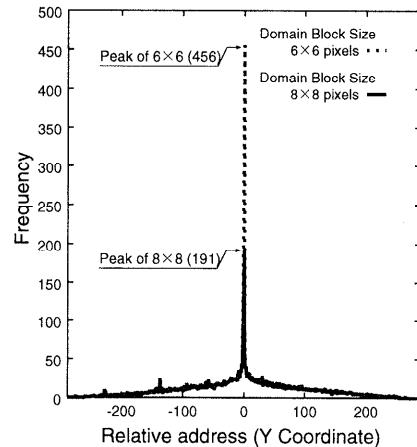


図 2 レンジブロックと最適ドメインブロックの相対座標の統計（レンジブロックサイズ  $4 \times 4$  画素、ドメインブロックサイズ  $8 \times 8$  画素と  $6 \times 6$  画素）

Fig. 2 Statistics of the frequency of the relative address of the best matching domain block to the range block. (range block size  $4 \times 4$  pixels, domain block sizes  $8 \times 8$  and  $6 \times 6$  pixels).

り証明される。

図 2 はレンジブロックとそれに最も類似しているドメインブロックとの相対座標の統計（フレームあたりの頻度）を示す。これはドメインプールのドメインブロック中から、最も類似したドメインブロックを探索した結果である。ここでは “Claire”, “Lenna”, “Miss America”, “Salesman” および “Table Tennis” をテスト画像として用いている。レンジブロックサイズは  $4 \times 4$  画素とし、ドメインブロックサイズは  $8 \times 8$  画素と  $6 \times 6$  画素の 2 種類について検討を行った。

図 2 より相対座標が 0 の発生頻度が非常に多いことが分かる。すなわち、レンジブロックと中心座標が等しいドメインブロックが、最も類似したドメインブロックとして頻繁に選択されている。特に  $6 \times 6$  画素のドメインブロックの場合はその傾向が顕著である。ドメインブロックサイズ  $8 \times 8$  画素の場合も、 $6 \times 6$  画素の場合に比べ集中率は低いものの、他の位置に比べ選択される頻度は高い。最も相対座標 0 の発生頻度が高い画像は “Claire”，最も低い画像は “Miss America” であり、中間的な結果が得られた画像は “Lenna” であった。

#### 3.2 ブロック探索アルゴリズム

従来の方法は画像全体から最適ドメインブロックを探索しており、図 1 の (1)~(4) の場合には、各々 (a)~(d) が選ばれる。したがって伝送すべき情報として、ドメインブロックの座標とともに、ブロックの回転変換情報も加わることになる。

提案する方法では、最適ドメインプロックの探索において、細い破線で示すプロックを最優先する。それらのプロックはレンジプロック(1)~(3)と各々中心座標が等しいドメインプロックである。このプロックを最適ドメインプロックとして用いる場合、アフィン変換による回転変換を行うことなく、最適ドメインプロックとして用いることができる。つまり最適ドメインプロックの位置情報、回転情報とも伝送する必要がない。この理由は、レンジプロックと中心座標が等しいことより、最適なドメインプロックの位置が既知であることと、また回転処理を行なう必要がないためである。レンジプロック(4)の場合は、中心座標が等しいドメインプロックが、十分に類似していると判定できない場合であり、この場合は従来方式と同様に画像全体から最適ドメインプロックを探査する。図3ではプロック(d)の90°回転させたプロックが最適ドメインプロックとして選択された例を示している。この場合ドメインプロックの位置情報と回転情報はともに伝送する必要がある。

従来の方法と本論文で提案する方法の最も大きな違いは、従来の方法では最適ドメインプロックが画像内のどこかにあるはずであるとして探索するのに対し、提案する方法ではレンジプロックを中心に含むドメインプロックが、最適ドメインプロックであるはずであるとしている点である。

図3にプロック探索の詳細なアルゴリズムを示す。まず、入力されるレンジプロックに対して標準偏差を計算する。もし標準偏差が閾値T1より小さかったら、そのレンジプロックはフラットレンジプロックに分類される。そうでない場合は次の過程に進む。

次の過程ではレンジプロックと中心座標が等しいドメインプロックを切り出し、式(1)に示す $\delta$ を計算する。 $\delta$ にレンジプロックの標準偏差 $dev(r)$ をかけた値 $\delta \times dev(r)$ が閾値T2より小さかったら、中心座標が等しいドメインプロックを最適ドメインプロックと決定し、他のドメインプロックの評価は行わない。閾値T2より大きい値であれば第3過程に進む。

第3過程ではレンジプロックの8近傍のドメインプロックに対して、同様に $\delta \times dev(r)$ を計算する。8近傍のドメインプロックとは、レンジプロックと中心座標が等しいドメインプロックから各8方向に1画素ずつ移動した位置のドメインプロックである。 $\delta \times dev(r)$ が閾値T3より小さい値であれば、そのプロックを最適ドメインプロックとして選択する。閾値より大きい値なら最終過程に進む。

最終過程ではドメインプール中から従来方式と同様

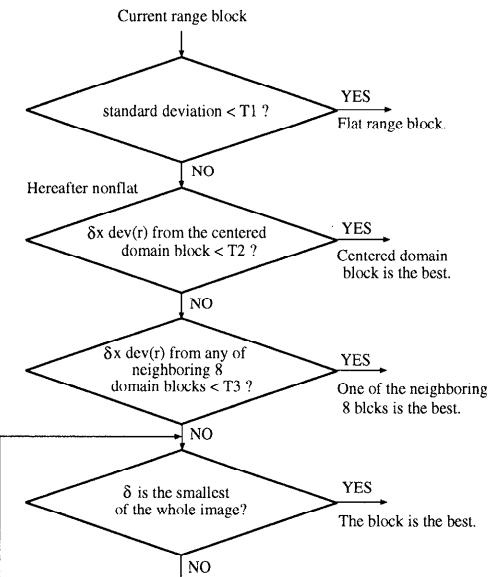


図3 ブロック探索アルゴリズム  
Fig. 3 Block searching algorithm.

に、最も小さい $\delta$ の値を持つドメインプロックを探査し、これを最適ドメインプロックとする。

上記の各閾値T1~T3を大きくすれば、探索が早く終了し、処理時間は短くなる。しかし、それらの値が大きすぎると、他に最適ドメインプロックがあるにもかかわらずプロック探索を打ち切ってしまい、準最適ドメインプロックを使用することになる。この結果、復号化側での再生画像品質が最良のものとならなくなる。

### 3.3 情報圧縮率

フラクタル画像符号化において、フラットレンジプロックとノンフラットレンジプロックの2種類のプロックを定義した場合、ノンフラットプロック1プロックにつき、最適ドメインプロックの位置情報を17~16 bits、平均値に6~8 bits、スケーリングファクタに6~8 bits、およびアフィン変換による回転変換情報に3 bits 必要となる。

しかし中心座標が等しいドメインプロックか、または8近傍のドメインプロックが、最適ドメインプロックとして選択されることによって、位置情報や回転情報における情報量を圧縮することができる。これにより、ノンフラットレンジプロックの情報量は約2分の1に圧縮される。フラットレンジプロックについては従来方式と同様に平均値の6~8 bitsが伝送される。

### 3.4 処理時間の短縮

フラクタル画像符号化では、始めに画像全体から必要なドメインプールを用意しなければならない。ドメ

インプールの作成にかかる時間はドメインブロックの位置には関係せず、その数に依存する。それ以上に時間を費やすのは、作成されたドメインプールから最適ドメインブロックを探索する処理である。

符号化対象とする画像の大きさが  $256 \times 256$  画素の場合、ドメインブロックサイズを  $8 \times 8$  画素、ドメインブロックの抽出間隔を水平方向、垂直方向ともに 2 画素とすると、ドメインブロックの総数は 15625 ( $=125 \times 125$ ) になる。最悪の場合その数の中から最適ドメインブロックを探索しなければならなくなる。しかし一般的には探索ブロック数の削減が行われ、比較評価されるドメインブロックの数は数百である。もしレンジブロックと中心座標が等しいドメインブロックと、その 8 近傍のドメインブロックのみから探索される場合は、最適ドメインブロックを探索するのに必要な時間は約 20 分の 1 に減少する。特にレンジブロックと中心座標が等しいドメインブロックが最適ドメインブロックとされた場合は、探索時間が 100 分の 1 以下に減少することになる。したがって、もし図 2 に示すようにレンジブロックと中心座標が等しいドメインブロックが頻繁に最適ドメインブロックとして選択される場合は、画像の符号化処理時間を大きく削減することができる。

### 3.5 フラクタルの縮小性

#### 3.5.1 空間的縮小性

ドメインブロックは 3 次元の立体 ( $D \times D \times d$ ) とみることができる。この  $D \times D$  はドメインブロックのサイズで、 $d$  はグレイスケール 256 階調を指している。フラクタルモデリングにおける変換は、縮小性を利用し、その立体をより小さなレンジブロックに変換する。そこでは 2 種類の縮小要素を使っている。1 つはグレイスケールの階調に対するスケーリングファクタであり、もう 1 つは空間的な縮小要素である。

本論文で提案している方法では、あまり大きなサイズのドメインブロックを使うことはできない。それはレンジブロックを中心に含むドメインブロック内において、レンジブロック境界付近の画素とレンジブロックの周囲の画素との相関が大きいことを考慮しているためである。グレイスケールに対するスケーリングファクタは、従来の方法と同じである。縮小要素の大きさは、復号化処理における十分な画質を得るために繰り返し処理回数に影響する。

Jacquin は  $8 \times 8$  画素のドメインブロックを  $4 \times 4$  画素のレンジブロックに縮小変換している。提案する方法では、中心座標が等しいドメインブロックと 8 近傍のドメインブロックには、レンジブロックサイズより

2 または 4 画素大きいサイズを用いることとしている。したがって、レンジブロックのサイズが  $4 \times 4$  画素の場合、ドメインブロックのサイズは  $6 \times 6$  画素または  $8 \times 8$  画素を用いることになる。

ドメインブロックサイズが  $8 \times 8$  画素というのは Jacquin と同じブロックサイズである。このことは画像再生における繰り返し処理回数が、提案している方法と Jacquin の方法と同じであることを示している。しかし、ドメインブロックサイズを  $6 \times 6$  画素にした場合は、空間的な縮小要素は Jacquin の方法が 2 分の 1 であるのに対して、3 分の 2 になってしまう。これは提案する方法は Jacquin の方法に対して、復号化処理における繰り返し処理の回数が増えることを意味している。

#### 3.5.2 中心座標が等しいドメインブロックにおける縮小性

最適ドメインブロックとして、レンジブロックと中心座標が等しいドメインブロックが選択された場合、復号化側ではそのドメインブロックを使ってレンジブロックが復元される。図 4 は中心座標が等しいドメインブロックによるレンジブロックの復元過程を示している。1 回目の処理でレンジブロックの境界部分の画素が、周囲の画素を利用して作成される。この画素を用いて 2 回目の繰り返し処理により、ブロック内部の黒丸印の画素が構成される。すなわち、周囲の画素によって  $4 \times 4$  画素のレンジブロックを空間的に再構成するのに必要な繰り返し回数は 2 回である。

### 4. シミュレーション実験

提案するフラクタル画像符号化法に関して、シミュレーション実験を行った。実験には、レンジブロックと

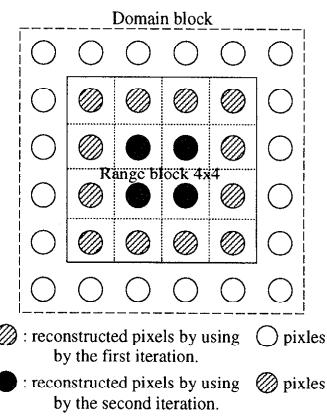


Fig. 4 繰り返し回数に対するブロックの復元  
Reconstructed block by the iteration number.

表 1 位置情報と振幅情報の符号長  
Table 1 Code length for each address data and amplitude data.

Block		Proposed methods				Current method		Image size [352×288](256×256)
		Use of neighboring eight		No use of neighboring eight				Image size [352×288](256×256)
		Kind of codes	Bits	Kind of codes	Bits	Kind of codes	Bits	
Address	Flat	fa	0	-	0	-	0	Image size [352×288](256×256)
	Center	fa+fc	2	fa	1			
	Neighboring eight	fa+fc+an	5	fa+ao+ <sup>t</sup>	[17]	au+ <sup>t</sup>	[16]	
	Others	fa+ao+ <sup>t</sup>	[17] (16)	ao	[13](12)	au	[13](12)	
Amplitude	Flat	fr+m	9	fr+m	9	fr+m	9	Image size [352×288](256×256)
	Nonflat	fr+m+s	16	fr+m+s	16	fr+m+s	16	

fa: Flag of with priority use or without priority use = 1

fc: Flag of center or the others = 1

fr: Flag of kind of range block = 1

an: Address data of neighboring eight blocks = 3

ao: Address data of other blocks = [13](12)

au: Address data in the current method = [13](12)

<sup>t</sup>: Data for transform = 3

m: Mean value = 8

s: Scaling factor = 7

[bits]

最適ドメインブロックの相対座標の統計（図2）に用いた画像と同じ，“Claire”，“Miss America”，“Salesman”，“Table Tennis”（352×288画素，256階調）および“Lenna”（256×256画素，256階調）の5種類の画像を使用した。実験内容は、探索時にレンジブロックと中心座標が等しいドメインブロックのみを優先し探索する方式（Type 1），レンジブロックと中心座標が等しいドメインブロックとその8近傍のドメインブロックとともに優先する方式（Type 2）について実験を行った。また比較のために、ドメインプール中のドメインブロックを平等に評価し探索する従来方式についても実験を行った。

#### 4.1 符号長割り当て

実験では、位置情報と振幅情報に対して表1に示す符号長を割り当て、情報発生量を計算した。表1におけるfaは最適ドメインブロックとして、レンジブロック付近のドメインブロックが選択されたかどうかを表している。したがってこのフラグは、レンジブロック付近のドメインブロックを優先させない従来方法では必要でない。最適ドメインブロックとしてレンジブロック付近のドメインブロックが選択された場合、中心座標が等しいドメインブロックが選択されたか、8近傍のドメインブロックのどれかが選択されたかを判断するために、さらにfcが1bit必要になる。言い換えばレンジブロックと中心座標が等しいドメインブロックの位置情報は2bitsで表される。

一方、中心座標が等しいドメインブロックのみを優先する場合はfcは必要でなくなり、faの1bitのみでよい。変換情報tと位置情報an, ao, auは最適ドメインブロックとして選択されたドメインブロックのアドレスを表している。frはレンジブロックがフラット

表2 閾値T1に関する主観評価

Table 2 Subjective assesment of the quality for T1

Image	Mean[Standard deviation]					
	T1 = 0	T1 = 2	T1 = 3	T1 = 4	T1 = 6	T1 = 12
Claire	3.97[0.86]	3.95[0.92]	4.30[0.71]	3.75[0.88]	3.35[0.96]	2.65[1.35]
Lenna	4.35[0.93]	4.20[0.87]	4.15[0.79]	3.80[0.81]	3.70[0.90]	3.05[1.02]
Miss America	4.26[0.92]	4.00[0.94]	4.20[0.60]	4.00[0.94]	3.50[1.07]	2.70[1.34]
Salesman	4.28[0.92]	4.50[0.59]	4.50[0.67]	4.00[0.63]	3.85[0.85]	2.50[1.16]
Table Tennis	4.51[0.96]	4.40[0.86]	4.35[0.90]	4.40[0.86]	4.55[0.80]	3.40[1.11]

ブロックかノンフラットブロックかを表し、振幅情報に含まれる。

#### 4.2 閾値の決定

各方式の特性比較のシミュレーション実験に先立つて、図3の探索アルゴリズムにおける閾値決定のために次の実験を行った。

まず、探索アルゴリズムにおいて、レンジブロックがフラットブロックかノンフラットブロックであるかを判定する閾値（T1）を決定する。決定法として、実験に用いる5種類の画像において、フラットブロックのみを符号化し、ノンフラットブロックはそのままとした画像を作成し、それに対して主観評価実験を行った。主観評価には二重刺激法、5段階評定尺度で評価、被験者12人で実験を行った。結果を表2に示す。すべての画像において評定値3.5（許容限）以上となるように閾値T1=4と決定した。

次に中心座標が等しいドメインブロックを最適ドメインブロックとするか否かを判定する閾値（T2）と8近傍のドメインブロックを最適ドメインブロックとするか否かを判定する閾値（T3）を決定する。T2, T3については、レンジブロックと中心座標が等しいドメインブロック、またその8近傍のドメインブロックを最適ドメインブロックとする場合は、その最適ドメイン

表3 最適ドメインブロックの誤差 ( $\delta \times dev(r)$ )Table 3 Error ( $\delta \times dev(r)$ ) of best match domain block  
(for 8x8)[for 6x6]

Image	Max.	Mean	Min.
Claire	(23.55)[25.01]	(3.25)[3.17]	(0.42)[0.52]
Lenna	(25.16)[25.85]	(4.31)[4.25]	(0.47)[0.48]
Miss America	(14.23)[14.89]	(2.87)[2.90]	(0.76)[0.61]
Salesman	(19.03)[18.56]	(3.88)[3.78]	(0.66)[0.50]
Table Tennis	(30.18)[21.08]	(5.57)[5.20]	(0.63)[0.48]

ブロックのレンジブロックに対する精度として、全探索によって選択される最適ドメインブロックが持つ精度の平均値以上を確保するよう定める。この精度として、本実験においては、式(1)を用いて評価している。

閾値決定のために、まずテスト画像のすべてのノンフラットレンジブロックについて、全探索による最適ドメインブロックを決定する。その最適ドメインブロックにおける  $\delta$  にレンジブロックの標準偏差  $dev(r)$  をかけた値の統計を表3に示す。レンジブロックと最適ドメインブロックの  $\delta \times dev(r)$  は、全画像を平均すると、ドメインブロックサイズ 8×8 画素の場合 3.98、6×6 画素の場合 3.86 である。これより中心座標が等しいドメインブロック、またはその 8 近傍のドメインブロックを最適ドメインブロックとした場合に、少なくともこの  $\delta \times dev(r)$  の平均値程度は確保するよう閾値 T2, T3 の値を 4 と決定した。

#### 4.3 ブロックの発生確率

シミュレーション実験として、まず各ブロックの発生確率を測定した。表4はドメインブロックのサイズ 8×8 画素または 6×6 画素を用いた場合の、各種類のブロックの発生確率である。

フラットレンジブロックの発生確率は、レンジブロック付近のドメインブロックを優先する方法とそうでない方法では同じであり、レンジブロック総数の 13.84~84.67% であった。ノンフラットレンジブロックはフラットレンジブロックより大きな標準偏差の値を持ち、中心座標が等しいドメインブロックを最適ドメインブロックと選択する頻度は、ドメインブロックサイズ 8×8 画素の場合で 2.56~13.72%，6×6 画素の場合で 7.69~22.56% であった。全体的にブロックサイズ 6×6 画素のドメインブロックを用いた場合が、8×8 画素の場合より中心座標が等しいドメインブロックを最適ドメインブロックと判定する頻度が高い。これはレンジブロックより 2 画素大きいサイズのドメインブロックの方が、4 画素大きいドメインブロックよりレンジブロックに類似している確率が高いことを意味し

表4 各種類のブロックの発生確率（レンジブロックサイズ 4×4 画素、ブロックサイズ 8×8 画素と 6×6 画素）

Table 4 Statistics of frequency for kinds of block for 8 × 8 and 6 × 6 sized domain block.  
(for 8x8)[for 6x6]

Image	Block	Flat	Nonflat		
			Center	Neighboring eight	Others
Claire	Proposed methods	With priority of neighboring eight	(84.67)	(6.14)	(1.14)[0.88] (8.05)[5.58]
		Without priority of neighboring eight	[84.67]	[8.87]	(9.19)[6.46]
	Current method				(15.33)[15.33]
Lenna	Proposed methods	With priority of neighboring eight	(47.02)	(13.72)	(3.15)[1.98] (36.11)[28.44]
		Without priority of neighboring eight	[47.02]	[22.56]	(39.26)[30.42]
	Current method				(52.98)[52.98]
Miss America	Proposed methods	With priority of neighboring eight	(81.74)	(8.02)	(1.10)[0.43] (9.14)[5.72]
		Without priority of neighboring eight	[81.74]	[12.11]	(10.24)[6.15]
	Current method				(18.26)[18.26]
Salesman	Proposed methods	With priority of neighboring eight	(31.50)	(8.41)	(2.89)[1.86] (57.20)[45.95]
		Without priority of neighboring eight	[31.50]	[20.69]	(60.09)[47.81]
	Current method				(68.50)[68.50]
Table Tennis	Proposed methods	With priority of neighboring eight	(13.84)	(2.56)	(0.69)[0.51] (82.91)[77.96]
		Without priority of neighboring eight	[13.84]	[7.69]	(83.60)[78.47]
	Current method				(86.16)[86.16]

[%]

ている。

また 8 近傍のドメインブロックを最適ドメインブロックと選択する場合は、ドメインブロックサイズ 8×8 画素の場合で 0.69~3.15%，6×6 画素の場合で 0.43~1.98% であった。

レンジブロックと中心座標が等しいドメインブロックと 8 近傍ドメインブロックを最適ドメインブロックとして選択する確率が高い画像は “Lenna” であり、低い画像は “Table Tennis” であった。

#### 4.4 情報発生量

次に表1と表4から情報発生量を計算する。表5はドメインブロックサイズ 8×8 画素または 6×6 画素の場合の各種類のブロックにおける情報発生量である。

提案方式の情報発生量は、Type 2 でドメインブロックサイズ 8×8 画素の場合 11.62~29.21 bits/block, 6×6 画素の場合 11.24~28.47 bits/block であった。また Type 1 でドメインブロックサイズ 8×8 画素の場合 11.69~29.28 bits/block, 6×6 画素の場合 11.26~28.46 bits/block であった。提案方式はどちらも、従来方式より情報量を 0~2 bits/block 程度削減している。ドメインブロックサイズ 6×6 画素の場合が比較的情報の削減量が大きい。

#### 4.5 探索数と SNR

表6は、シミュレーション実験によるドメインブロックサイズ 8×8 画素または 6×6 画素を用いた場合にお

表 5 位置情報と振幅情報の情報発生量（レンジブロックサイズ  $4 \times 4$  画素、ドメインブロックサイズ  $8 \times 8$  画素と  $6 \times 6$  画素）

Table 5 Bit rates of address and amplitude data and average amount of coded data for  $8 \times 8$  and  $6 \times 6$  sized domain block.

Image	Block	Address			Amplitude		(for 8x8)[for 6x6]
		Flat		Nonflat	Flat	Nonflat	
		Center	Neighboring eight	Others		Total	
Claire	Proposed methods	With priority of neighboring eight	(0.12) [0.18]	(0.06) [0.04]	(1.37) [1.10]	(11.62) [11.24]	
		Without priority of neighboring eight	(0.06) [0.09]	(1.56) [1.10]	(0.95)	(11.69) [11.26]	
		Current method		(2.45) [2.45]		(12.52) [12.52]	
	Lenna	With priority of neighboring eight	(0.27) [0.45]	(0.16) [0.10]	(5.78) [4.55]	(18.91) [17.80]	
		Without priority of neighboring eight	(0.14) [0.23]	(6.28) [4.87]	(4.87)	(19.12) [17.80]	
		Current method		(7.95) [7.95]		(20.65) [20.65]	
Miss America	Proposed methods	With priority of neighboring eight	(0.16) [0.24]	(0.05) [0.02]	(1.55) [0.97]	(12.04) [11.51]	
		Without priority of neighboring eight	(0.08) [0.12]	(1.74) [1.05]		(12.10) [11.45]	
		Current method		(2.92) [2.92]		(13.20) [13.20]	
	Salesman	With priority of neighboring eight	(0.17) [0.41]	(0.14) [0.09]	(9.72) [7.81]	(23.83) [22.11]	
		Without priority of neighboring eight	(0.08) [0.20]	(10.22) [8.13]		(24.10) [22.13]	
		Current method		(10.96) [10.96]		(24.76) [24.76]	
Table Tennis	Proposed methods	With priority of neighboring eight	(0.05) [0.15]	(0.03) [0.03]	(14.09) [13.25]	(29.21) [28.47]	
		Without priority of neighboring eight	(0.03) [0.08]	(14.21) [13.34]		(29.28) [28.46]	
		Current method		(13.79) [13.79]		(28.83) [28.83]	
	Current method						

[bits/block]

表 6 探索数と SNR（レンジブロックサイズ  $4 \times 4$  画素、ドメインブロックサイズ  $8 \times 8$  画素と  $6 \times 6$  画素）

Table 6 The number of searches and SNR for  $8 \times 8$  and  $6 \times 6$

Image	Block	(for 8x8)[for 6x6]		
		Bit rate [bits/pixel]	The number of searches	SNR [dB]
Claire	Proposed methods	With priority of neighboring eight	(0.73)[0.70]	(215)[157]
		Without priority of neighboring eight	(0.73)[0.70]	(246)[182]
	Current method		(0.78)[0.78]	(443)[477]
Lenna	Proposed methods	With priority of neighboring eight	(1.18)[1.11]	(596)[501]
		Without priority of neighboring eight	(1.20)[1.11]	(650)[542]
	Current method		(1.29)[1.29]	(954)[1103]
Miss America	Proposed methods	With priority of neighboring eight	(0.75)[0.72]	(232)[150]
		Without priority of neighboring eight	(0.76)[0.72]	(263)[166]
	Current method		(0.83)[0.83]	(501)[579]
Salesman	Proposed methods	With priority of neighboring eight	(1.49)[1.38]	(1459)[1269]
		Without priority of neighboring eight	(1.50)[1.38]	(1542)[1323]
	Current method		(1.55)[1.55]	(1788)[1976]
Table Tennis	Proposed methods	With priority of neighboring eight	(1.83)[1.78]	(1400)[1355]
		Without priority of neighboring eight	(1.83)[1.78]	(1414)[1367]
	Current method		(1.80)[1.80]	(1474)[1533]

ける探索数と SNR の結果である。従来方式の情報発生量は、ドメインブロックのサイズには関係ない。一方、提案方式では Type 1, Type 2 ともに、ドメインブロックサイズ  $8 \times 8$  画素の場合  $0.73 \sim 1.83$  bits/pixel,  $6 \times 6$  画素の場合  $0.70 \sim 1.78$  bits/pixel であった。

最適ドメインブロックを決定するのに必要だった探索数は、Type 2 ではドメインブロックサイズ  $8 \times 8$  画



図 5 原画像 (“Lenna”)  
Fig. 5 Original image (“Lenna”).

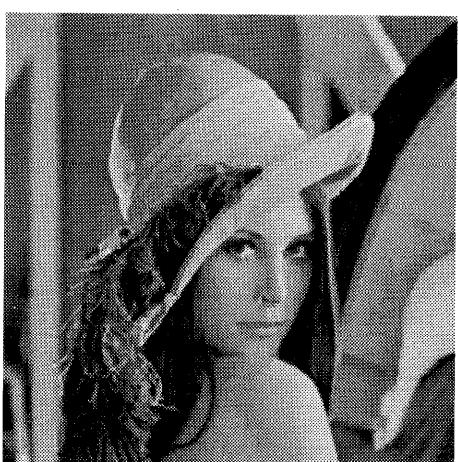


図 6 再生画像（レンジブロックサイズ  $4 \times 4$  画素、ドメインブロックサイズ  $8 \times 8$  画素）  
Fig. 6 Reconstructed image (range block size  $4 \times 4$ , domain block size  $8 \times 8$ ).

素の場合 215~1459,  $6 \times 6$  画素の場合 157~1355 であり、Type 1 ではドメインブロックサイズ  $8 \times 8$  画素の場合 246~1542,  $6 \times 6$  画素の場合 182~1367 であった。ドメインブロックサイズで比較すると、 $6 \times 6$  画素の場合が探索数が比較的少ない。

SNR については、従来方式では  $8 \times 8$  画素の場合 30.7~39.4 dB,  $6 \times 6$  画素の場合 30.0~39.1 dB であった。それに対して提案方式では Type 1, Type 2 ともに  $8 \times 8$  画素の場合 30.6~39.3 dB,  $6 \times 6$  画素の場合 29.4~38.9 dB であった。

次に実際に提案方式で符号化した画像を示す。図 5 は原画像の “Lenna” ( $256 \times 256$  画素, 256 階調) である。図 6 と図 7 は、提案方式の Type 2 を用いた場



図7 再生画像（レンジブロックサイズ  $4 \times 4$  画素、ドメインブロックサイズ  $6 \times 6$  画素）

Fig. 7 Reconstructed image (range block size  $4 \times 4$ , domain block size  $6 \times 6$ ).

合の再生画像で、ドメインブロックサイズが各々  $8 \times 8$  画素、 $6 \times 6$  画素の場合である。図6、図7とも視覚的に十分な画像が再生されている。他のテスト画像においても、視覚的に十分な画像が得られた。

提案するこの方法では、ドメインブロックのサイズはあまり大きくない。このことから復号化処理の繰り返し回数が多くなることが予想される。図8は復号化処理の繰り返し回数に対するSNRである。繰り返し処理を行う前の初期画像は符号化側から送られた各レンジブロックの平均値のみで再生される。

ドメインブロックサイズ  $8 \times 8$  画素または  $6 \times 6$  画素を用いた場合、必要となる繰り返し処理回数は3回ないし4回である。 $8 \times 8$  画素のドメインブロックを用いた場合、画像再生に必要な繰り返し処理回数はJacquinの方法とほとんど同じである。

## 5. 考 察

本研究の目標は高速処理と高圧縮率の実現であるが、提案している方法では、これを実現している。

まず、処理時間に関係する最適ドメインブロックを選択するために必要であった探索ブロック数について、従来方式と提案方式を比較する。各方式における探索数の平均値で考えると、ドメインブロックサイズ  $8 \times 8$  画素の場合は、従来方式が1032、Type 1が823、Type 2が780であり、探索数を各々Type 1の場合で79.7%、Type 2の場合で75.6%に削減できた。また  $6 \times 6$  画素の場合は、従来方式が1134、Type 1が716、Type 2が686であり、Type 1の場合で63.1%、Type 2の場合で60.5%に削減できた。したがって、提

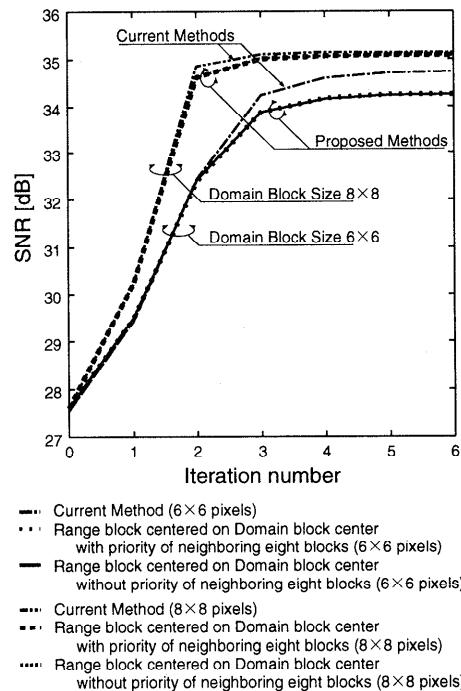


図8 繰り返し回数に対するSNR  
Fig. 8 SNR for the iteration number.

案方式によって最適ドメインブロックの探索時間を従来方式の約70%に短縮できる。ブロックサイズでみると、ドメインブロックサイズ  $6 \times 6$  画素の場合が  $8 \times 8$  画素より処理時間を短縮できる。

次に情報発生量の平均値でみると、ドメインブロックサイズ  $8 \times 8$  画素の場合は、従来方式が1.250 bits/pixel、Type 1が1.204 bits/pixel、Type 2が1.196 bits/pixelであり、情報発生量でみても各々Type 1の場合で96.3%、Type 2の場合で95.7%に削減できた。また  $6 \times 6$  画素の場合は、従来方式が1.250 bits/pixel、Type 1、Type 2とともに1.138 bits/pixelであり、91.0%に削減できた。情報発生量においてもドメインブロックサイズ  $6 \times 6$  画素の場合が  $8 \times 8$  画素より効率的に符号化を行うことができる。これは  $6 \times 6$  画素の方が  $8 \times 8$  画素の場合より、レンジブロックと中心座標が等しいドメインブロックを最適ドメインブロックとする頻度が高いため、探索数と情報発生量をより削減できたと考えられる。

再生画像のSNRの平均値は、ドメインブロックサイズ  $8 \times 8$  画素の場合で従来方式が35.14 dB、Type 1とType 2はともに35.06 dBと提案方式の方が0.08 dB低下した。またドメインブロックサイズ  $6 \times 6$  画素の場合は、従来方式が34.64 dBでType 1とType 2は

ともに 34.16 dB とこれも提案方式の方が 0.48 dB 低下している。提案方式 Type 1 と Type 2 に SNR の差がほとんどないのは、Type 2 の 8 近傍のドメインブロックを最適ドメインブロックと選択する頻度が小さいので、全体の画質に大きく影響を与えないためである。

したがって画質と符号化効率および処理時間の観点から、圧縮率を画質より優先させるアプリケーションでは、ドメインブロックサイズ  $6 \times 6$  画素を用い、画質を優先させる場合には、ドメインブロックサイズ  $8 \times 8$  画素を用いるのが適当である。さらに提案方式の中では Type 2 が、高速処理と情報圧縮率の点で比較的優れている。

次に、提案方式の画像の特性に対する有効性の変化を考察する。図 2 のレンジブロックとそれに最も類似しているドメインブロックとの相対座標の統計では、相対座標が 0 の発生頻度が高い画像は “Claire”，低い画像は “Miss America” であった。しかし、表 4 のレンジブロックと同一中心座標が等しいドメインブロックを最適ドメインブロックとして選択する頻度はこれと一致していない。選択される頻度が高い画像は “Lenna” 低い画像は “Table Tennis” であった。これは図 2 の統計で相対座標が 0 となるブロックはフラットブロックとなるものが多く含まれているため、一概に提案方式におけるレンジブロック付近のドメインブロックを最適ドメインブロックとする頻度と一致するとはいえないためである。傾向としては、画像に細かいパターンが多い画像はレンジブロック付近のドメインブロックを最適ドメインブロックとする頻度は低い。

## 6. おわりに

フラクタルモデリングを用いた画像符号化において、高速ブロック探索法による、符号化時間の短縮と情報圧縮率の改善の方法を提案した。従来の方法は画像のどこかに最適ドメインブロックがあるはずであるという考え方で、一方提案した方法では、レンジブロックと中心座標が等しいドメインブロックが最適ブロックであるはずであるとして、優先的に探索することを考えた。そのため、ドメインブロックをそれほど大きくせず、レンジブロックのサイズより 2 画素または 4 画素大きいサイズとした。

レンジブロックと中心座標が等しいドメインブロックを優先し探索する方式 (Type 1) とさらにその 8 近傍ドメインブロックも優先し探索する方式 (Type 2) を提案し、コンピュータによるシミュレーション実験を行った。情報発生量は Type 1, Type 2 ともにドメイン

ブロックサイズ  $8 \times 8$  画素の場合 0.73~1.83 bits/pixel,  $6 \times 6$  画素の場合 0.70~1.78 bits/pixel であった。また、最適ドメインブロックを選択するために必要な探索数を、従来方式と比較して Type 1 でドメインブロックサイズ  $8 \times 8$  画素の場合 79.7%,  $6 \times 6$  画素の場合 63.1%, Type 2 でドメインブロックサイズ  $8 \times 8$  画素の場合 75.6%,  $6 \times 6$  画素の場合 60.5% に削減できた。

提案方式における再生画像の SNR は Type 1, Type 2 ともに  $8 \times 8$  画素の場合 30.6~39.3 dB,  $6 \times 6$  画素の場合 29.4~38.9 dB であった。平均的に  $8 \times 8$  画素の場合 0.08 dB,  $6 \times 6$  画素の場合 0.48 dB 低下したが、視覚的に十分な画像が得られた。復号化側で画像再生に必要な繰返し処理の回数は 3 回ないし 4 回であるが、復号化処理は単純な処理なので、ここでの回数は大きな問題にならない。

今後はこの探索方式と、他の探索方式（クラスタリング等）との組合せについて検討する予定である。

## 参考文献

- 1) Jacquin, A.E.: Image Coding Based on a Fractal Theory of Iterated Contractive Image Transformation, *IEEE Trans. Image Processing*, Vol.1, pp.18~30 (1992).
- 2) Wein, C.J. and Blake, I.F.: On the Performance of Fractal Compression with Clustering, *IEEE Trans. Image Processing*, Vol.5, No.3, pp.522~526 (1996).
- 3) Beaumont, L.M.: Image Data Compression Using Fractal Techniques, *BT Technology*, Vol.9, No.4, pp.93~109 (1991).
- 4) Jacquin, A.E.: A Novel Fractal-coding Technique for Digital Images, *IEEE Intn. Conf. on Acoustics, Speech and Signal Processing*, M8.2, Vol.4, pp.2225~2228 (1990).
- 5) Popescu, D.C. and Yan, H.: MR Image Compression Using Iterated Function Systems, *Magnetic Resonance Imaging*, Vol.11, No.5, pp.727~732 (1993).
- 6) Davoine, F., Antonini, M., Chassery, J.-M. and Barlaud, M.: Fractal Image Compression Based on Delaunay Triangulation and Vector Quantization, *IEEE Trans. Image Processing*, Vol.5, No.2, pp.338~346 (1996).
- 7) Ogawa, H. and Nakagawa, M.: フラクタル関数に基づく画像の変換符号化, 電子情報通信学会論文誌 (A), Vol.J78-A, No.2, pp.236~243 (1995).
- 8) Barnsley, M.F.: *Fractals Everywhere*, Academic Press, New York (1988).
- 9) Pei, S.-C., Tseng, C.-C. and Lin, C.-Y.: A Parallel Decoding Algorithm for IFS Codes Without Transient Behavior, *IEEE Trans. Image Processing*

*Processing*, Vol.5, No.3, pp.411–415 (1996).  
 (平成 8 年 6 月 17 日受付)  
 (平成 9 年 6 月 3 日採録)



今村 幸祐（正会員）

平成 7 年長崎大学工学部電気情報工学科卒業。平成 9 年同大学大学院工学研究科修了。同年長崎大学大学院海洋生産科学研究科入学。画像信号の高能率符号化、画像処理、ネットワーク、ロボットビジョンなどの研究に従事。



黒田 英夫（正会員）

昭和 46 年、九州工業大学大学院修士課程修了。同年日本電信電話公社電気通信研究所入社。平成元年より長崎大学工学部教授。その間平成 6 年シドニー大学客員教授。画像信号の高能率符号化、画像処理、ネットワーク、ロボットビジョンなどの研究に従事。工学博士。



Hong Yan

Hong Yan received his B.E. degree from Nanking Institute of Posts and Telecommunications in 1982, M.S.E. degree from the University of Michigan in 1984, and Ph.D. degree from Yale University in 1989, all in electrical engineering. From 1986 to 1989 he was a research scientist at General Network Corporation, New Haven, CT, USA, where he worked on developing a CAD system for optimizing telecommunication systems. Since 1989 he has been with the University of Sydney where he is currently a Professor in Electrical Engineering. His research interests include medical imaging, signal and image processing, neural networks and pattern recognition. He is an author or co-author of one book, and more than 150 technical papers in these areas. Dr. Yan is a fellow of the Institution of Engineers, Australia (IEAust), a senior member of the IEEE, and a member of the SPIE, the International Neural Network Society, the Pattern Recognition Society, and the International Society for Magnetic Resonance in Medicine.



Dan C. Popescu

Dan C. Popescu was born in Bucharest, Romania, in December 1955. He received his M.S. degree in Computer Science from the Polytechnical Institute of Bucharest, Romania in 1980. From 1980 to 1990 he was a Research Engineer in the Electrical Engineering Department of the Polytechnical Institute of Bucharest. Between 1992 and 1995 he worked towards his Ph.D. in the Department of Electrical Engineering at Sydney University, Australia. He is currently a Research Scientist with CSIRO, Division of Mathematical and Information Sciences-Canberra, Australia. His latest research interests include image and video compression, parallel image processing and computer vision.