論 文

フラクタル画像符号化におけるGAを用いたIFSパラメータの量子化法

An IFS-Parameter Quantization Method for Fractal Image Coding with Genetic Algorithms

学生会員 竹沢 恵†, 正会員 長谷山 美紀†, 正会員 北島 秀夫†

Megumi Takezawa†, Miki Haseyama† and Hideo Kitajima†

Abstract This paper proposes a high-accuracy quantization method for IFS parameters in fractal image coding by using genetic algorithms (GA). The development of IFS-parameter quantization methods is significant for image coding because quantization errors have a negative influence on reconstructed image quality. The conventional method quantizes the IFS parameters to the nearest possible values and thus minimizes the quantization errors. However, it does not necessarily minimize the errors in images reconstructed from an original. Therefore, a new quantization method which minimizes that error is proposed. The proposed method consists of two GAs; because if a simple GA searches for the optimal quantization-parameter set, it converges to local optima because of the complexity of the search space. Experimental results verify that the proposed method can effectively find the optimal quantization-parameter set and provide high-quality reconstructed images.

キーワード：フラクタル画像符号化，IFS パラメータ，量子化，遺伝的アルゴリズム (GA)

1. まえがき

ディジタル画像に対する符号化手法の研究の中で注目されている方式の1つにフラクタル画像符号化がある．IFS(Iterated Function System)に基づくフラクタル画像符号化[1)~3)]は，画像の持つ構造的な特徴である自己相似性に着目し，画像データを圧縮する手法であり，その符号化処理は以下のように進む．まず対象画像を小ブロック(レンジブロック)と，これより大きいブロック(ドメインブロック)に分割する．その後，各レンジブロックと，ドメインブロックに縮小アフィン変換を施して得られるブロックを比較し，最も良く近似するドメインブロックを選択する．そして，その位置と，それに施された縮小アフィン変換を特徴付けるパラメータ(以下，IFSパラメータと呼ぶ)を符号化する．

IFSパラメータは，その符号化過程で量子化される．この量子化の際，従来はパラメータの量子化誤差が最小となる，真値に最も近い量子化値を選択している．しかしながら，フラクタル画像符号化では，量子化誤差が最小となる量子化値が，レンジブロックに対して最も良い近似を与え，高品質な画像を再生するとは限らない(その理由については詳しく3章で説明する)．それゆえ，フラクタル画像符号化において高品質な再生画像を得るために，いかにIFSパラメータを量子化すべきかということは重要な問題であり，高精度な量子化手法が必要とされる．

高品質な再生画像を得るためには，各レンジブロックに対して，最も良い近似を与える最適なIFSパラメータの量子化値を，取り得るすべての量子化値の中から最適化手法を用いて決定する必要がある．しかしながら，本文で扱う問題の評価関数は，離散値である量子化IFSパラメータを変数として定義されるため，評価関数の微分値計算を必要とする最適化手法では最適値を決定することは難しい．そこで本文では，そのような微分値計算を必要としない最適化手法である遺伝的アルゴリズム(Genetic Algorithm : GA)を用いた高精度な量子化手法を提案する．本提案手法を用いることにより，IFSパラメータの量子化誤差が再生画像に与える影響を抑え，高品質な画像を再生することが可能となる．

本論文の構成は以下のようになっている．まず2章で，フラクタル画像符号化の基本的な処理手順を紹介する．次に3章では，IFSパラメータの量子化誤差が再生画像に与える影響を調べ，従来の量子化法が高品質な画像を

2000年2月3日 電子情報通信学会 画像工学研究会(映像情報メディア学会共催)で発表

2001年9月19日受付，2002年3月18日再受付，2002年7月11日採録

† 北海道大学 大学院 工学研究科
(〒060-8628 札幌市北区北13条西8丁目，TEL 011-706-7162)

† Graduate School of Engineering, Hokkaido University
(N-13 W-8 Kita-ku, Sapporo 060-8628, Japan)

再生するとは限らないことを示す．また，4章では，IFSパラメータの量子化法にGAを適用することの妥当性を明らかにする．そして5章では，本文で扱う探索空間に適したGAを設計し，そのGAを用いたIFSパラメータに対する量子化手法を提案する．最後に6章で，提案手法の符号化の効果を実験により確認する．

2. フラクタル画像符号化

フラクタル画像符号化[1)~3)]の基本的な処理手順を以下に紹介する．なお，その理解を助けるために**図1**を準備する．

(i) $W_1 \times W_2$ のサイズの入力画像 I を互いに重ならない $B \times B$ のサイズのブロック (以下，レンジブロックと呼ぶ) に分割する．各レンジブロックに，1から $M(=\lceil W_1/B \rceil \times \lceil W_2/B \rceil)$ までの番号 i を付け，$R_i(i=1,2,\cdots,M)$ と表す．

(ii) レンジブロック R_i の周辺 $\delta \times \delta$ 画素の探索領域 (以下，ドメインプールと呼ぶ) 内において，$2B \times 2B$ のサイズのブロック (以下，ドメインブロックと呼ぶ) を切り出す．各ドメインブロックに1から $N(=(\delta-2B+1)\times(\delta-2B+1))$ までの番号 j を付け，$D_{ij}(j=1,2,\cdots,N)$ と表す．そして，ドメインブロック D_{ij} に，次式で定義される縮小アフィン変換 ω_{ij} を施す．

$$\begin{pmatrix} \tilde{p} \\ \tilde{q} \\ \tilde{v}_{ij}^{\theta,\lambda,\alpha,\beta}(\tilde{p},\tilde{q}) \end{pmatrix} = \omega_{ij} \begin{pmatrix} p \\ q \\ v_{ij}(p,q) \end{pmatrix}$$
$$= \begin{pmatrix} \frac{1}{2}\cos\theta & -\frac{1}{2}\sin\theta\times\lambda & 0 \\ \frac{1}{2}\sin\theta & \frac{1}{2}\cos\theta\times\lambda & 0 \\ 0 & 0 & \alpha \end{pmatrix} \begin{pmatrix} p \\ q \\ v_{ij}(p,q) \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} g \\ h \\ \beta \end{pmatrix} \quad (1)$$

ここで，(p,q) および $(\tilde{p},\tilde{q})$ は，それぞれ D_{ij} と，D_{ij} に縮小アフィン変換 ω_{ij} を施したブロック D'_{ij}(以下，縮小ドメインブロックと呼ぶ) 内の画素の座標を表し，それぞれ $p,q \in \{0,1,\cdots,2B-1\}$，$\tilde{p},\tilde{q} \in \{0,1,\cdots,B-1\}$ の値をとる．また，$v_{ij}(p,q)$ および $\tilde{v}_{ij}^{\theta,\lambda,\alpha,\beta}(\tilde{p},\tilde{q})$ は，各々その画素の輝度値を表す．θ は，$\theta \in \{0°,90°,180°,270°\}$ であり，以下，回転パラメータと呼ぶ．また，$\lambda \in \{1,-1\}$ は，ドメインブロックの中心を通る垂直な軸に対する反転を表す (ただし，$\lambda=1$ の場合は反転なし，$\lambda=-1$ の場合は反転ありを表す)．以後，これを反転パラメータと呼ぶ．$g,h \in \{0,B-1\}$ は，回転・反転変換により生じる座標のずれを補正するための定数である．α および β は，レンジブロック R_i の輝度値をドメインブロック D_{ij} の輝度値で1次近似するための変換パラメータであり，以下，この α をスケーリング係数，β をオフセット，そして両者をまとめて輝度値変換パラメータと呼ぶ．

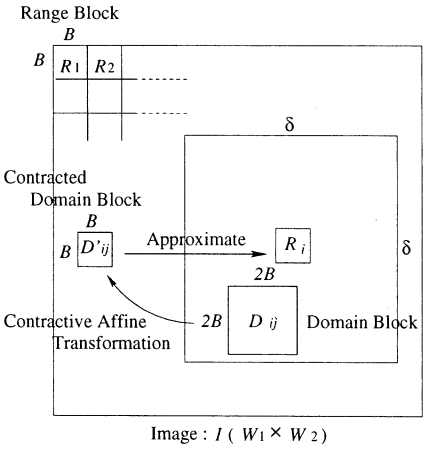


図1 フラクタル画像符号化.
Fractal image coding.

式(1)における $\theta,\lambda,\alpha,\beta$ を様々に選ぶことで，異なる縮小ドメインブロック D'_{ij} が得られる．それらの中からレンジブロック R_i を最も良く近似する縮小ドメインブロック D_{ij}^{opt} を選択する．ここで，R_i を最も良く近似する縮小ドメインブロックとは，レンジブロック R_i の画素の輝度値との平均自乗誤差 (MSE) が最小となるブロックを指し，すなわち次式を満たす．

$$d(R_i, D_{ij}^{opt}) = \min_{\theta,\lambda,\alpha,\beta} d(R_i, D'_{ij}) \quad (2)$$

ただし，

$$d(R_i, D'_{ij}) = \frac{1}{B\times B}\sum_{\tilde{p}=0}^{B-1}\sum_{\tilde{q}=0}^{B-1}(u_i(\tilde{p},\tilde{q}) - \tilde{v}_{ij}^{\theta,\lambda,\alpha,\beta}(\tilde{p},\tilde{q}))^2 \quad (3)$$

ここで，$u_i(\tilde{p},\tilde{q})$ は，レンジブロック R_i の座標 $(\tilde{p},\tilde{q})$ の画素の輝度値を表す．ただし，ドメインブロックとレンジブロックは，同一の画像より得ていることから，$u_i(\tilde{p},\tilde{q})$ を $v_{ij}(p,q)$ を用いて表現することが可能であるが，その表記が複雑となるため，ここでは $u_i(\tilde{p},\tilde{q})$ を用いる．また，スケーリング係数 α およびオフセット β が連続値をとるとき，これらのパラメータの値は最小自乗法を用いて算出される．ここで，$d(R_i,D'_{ij})$ は，レンジブロック R_i と縮小ドメインブロック D'_{ij} の MSE を表し，以降，これを R_i と D'_{ij} との間のブロック MSE と呼ぶ．さらに，式(2)に示される D_{ij}^{opt} を，$j=1,2,\cdots,N$ について算出し，すべての中で最小値を示す D_{ij}^{opt} を D_i^{opt} とする．すなわち，D_i^{opt} は次式を満たす．

$$d(R_i, D_i^{opt}) = \min_j d(R_i, D_{ij}^{opt}) \qquad (4)$$

(iii) 各レンジブロック $R_i (i \in \{1, 2, \cdots, M\})$ に対して，(i) および (ii) で得られた縮小ドメインブロック D_i^{opt} を生成するパラメータ (IFS パラメータ) を符号化する．このようにして得られた IFS パラメータを以下にまとめる．

（a） x_i^{opt}, y_i^{opt}:

ドメインプール内におけるドメインブロックの位置を特定するパラメータ．それぞれ，x_i^{opt}, $y_i^{opt} \in \{0, 1, \cdots, \delta - 2B\}$ の値をとる．

（b） θ_i^{opt}, λ_i^{opt}:

ドメインブロックに施す回転パターン ($0°, 90°, 180°, 270°$ の回転) を表すパラメータ，およびドメインブロックの中心を通る軸に対する反転を表すパラメータ．以後，両者を合わせて t_i^{opt} と表記する．

（c） α_i^{opt}, β_i^{opt}:

ドメインブロックの画素の輝度値に対して 1 次変換を施す際に用いる輝度値変換パラメータ．

3. IFS パラメータの量子化

本章では，IFS パラメータの量子化誤差が再生画像に与える影響を調べる．

従来，IFS パラメータは，その量子化誤差が最小となるように，値が最も近い量子化値に量子化される．しかしながら，そのような量子化値が，原画像と再生画像との誤差を最小とするとは限らない．このような現象を，実際の画像を用いて，従来の量子化手法により IFS パラメータを量子化することにより確認する．実験画像として LENA(256×256 画素，8 ビット濃淡画像) を用いる．この実験対象画像から，2 章で紹介したフラクタル画像符号化のアルゴリズムにより IFS パラメータを算出し，従来法によりそれを量子化する．

ここで，ある一つのレンジブロックに注目し，その IFS パラメータの量子化誤差について考察する．注目するレンジブロックを，**図 2** 左上の LENA の画像上に黒枠で囲む．このレンジブロックに対する IFS パラメータ (x, y, t, α, β) を図 2(c) に示す．そして，この (c) のパラメータを従来法で量子化した結果 $(x', y', t', \alpha', \beta')$ を (d) に示す．ただし，スケーリング係数およびオフセットは，それぞれ 5 ビットに量子化している．

ところで，量子化パラメータ $(x', y', t', \alpha', \beta')$ によって算出される縮小ドメインブロックとレンジブロックとの MSE はどのような値になるか算出してみると，その値は 28.375 となる．ここで，量子化前の MSE = 3.438 と比較すると，IFS パラメータの量子化によって，24.937 の誤差が増加したことがわかる．本来 IFS パラメータは，式

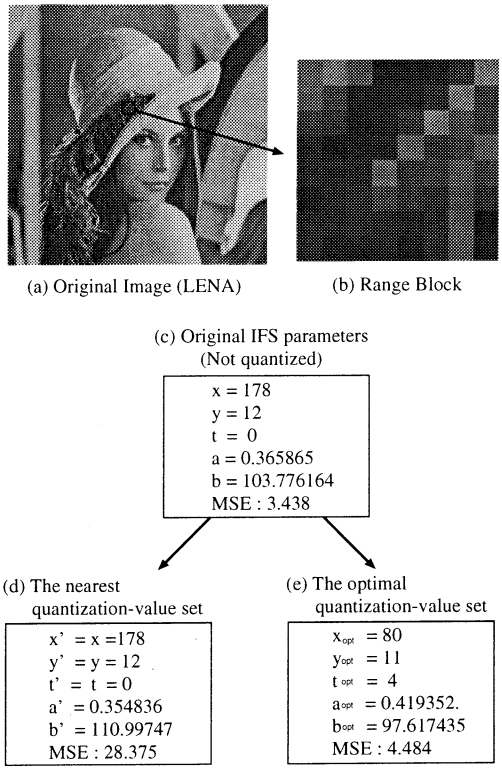


図 2 従来法により最も近い量子化値を選択した場合，および全探索により最適な量子化値を選択した場合のレンジブロックと縮小ドメインブロックとの MSE.
MSEs between a given range block and a transformed domain block when using the nearest quantization-parameter set by the conventional method and the optimal quantization-parameter set obtained by the exhaustive search.

(3) を最小にするように算出されていたのであるから，パラメータの量子化においても，式 (3) を最小とする量子化値が選択されていることが望ましい．そこで，量子化値の中から，式 (3) を最小とする量子化値を全探索により算出し，従来法で算出したパラメータと比較する．全探索により得られたパラメータ $(x^{opt}, y^{opt}, t^{opt}, \alpha^{opt}, \beta^{opt})$ を図 2(e) に示す．図 2(e) では，図 2(d) の従来の量子化法に比べ，MSE が 20 程度減少していることが確認できる．

つまり，図 2 の結果から，従来のフラクタル画像符号化では，本来 IFS パラメータを算出するために用いられていた評価関数 (式 (3)) を最小とするように量子化値が選ばれていないことがわかる．式 (3) の値が小さければ，復号化の際に行われる繰り返し処理により，原画像に近い高品質な再生画像を与えることがフラクタル画像符号化の原理であると考えると [5]，従来行われていた量子化により得られるパラメータを用いても，高品質な画像が再生できるとは限らないと言える．

従来のように最も近い値に量子化しても，最良の再生画像が得られないということになれば，高品質な画像を再生する最適な IFS パラメータの量子化値を，取り得るすべての量子化値の中から選択しなければならない．し

かしながら，そのような最適な量子化値を全探索により決定することは難しい．例えば，256×256 画素の画像を 8×8 画素のレンジブロックに分割し，スケーリング係数を5ビット，オフセットを5ビットに量子化する場合，ドメインプールを画像全体とすると，約 5×10^{11} 通りの量子化IFSパラメータの組合せが存在する．全探索により最適な量子化IFSパラメータを決定するためには，このすべての組合せの量子化IFSパラメータを評価する必要があり，多大な計算時間を要するため実用化に耐えない．現状の研究では，ドメインプールを画像全体とするのではなく，画像の一部に限る場合が多い．このように，ドメインプールを制限することで，量子化IFSパラメータの組合せ数が減少し，計算量は削減される．例えば，ドメインプールを 24×24 画素の領域にした場合，スケーリング係数とオフセットをそれぞれ5ビットで量子化すると，その組合せの数は約 7×10^8 通りとなる．この場合，全探索によって最適なIFSパラメータを見い出すために必要とされる計算量は先程の場合と比べると減少するが，多くの計算時間を費やさなければならないことに違いはない (実際に必要とされる計算時間については6章で述べる)．さらに，ドメインプールが狭いため，品質の高い再生画像を得ることができないことから (再生画像の品質については6章の実験で示す)，高品質な画像を再生するためには，ドメインプールを狭くした分，輝度値変換パラメータに割り当てる符号量を増やす必要がある．具体的には，スケーリング係数およびオフセットに対する量子化レベルを3ビット上げ，それぞれ8ビットとすることで，再生画像の品質は2dB程度改善可能となる．しかしながら，このように量子化レベルを上げることで，探索しなければならないパラメータの組合せは $2^6 = 64$ 倍となり，高品質な再生画像を得るためには，やはり広い空間を探索しなければならなくなる．

以上のことから，短い計算時間で高品質な再生画像を生成する最適な量子化IFSパラメータを選択するためには，最適化手法を用いる必要がある．そこで，本文では，この問題を解くための最適化手法として，探索空間中の各解候補に対する評価値のみを用いて最適解を決定することが可能なGAを用いる．様々な最適化手法の中で，本問題にGAを適用することの妥当性を次章で説明する．

4. IFSパラメータ量子化へのGAの適用

4.1 GAを適用することの妥当性

3章で述べたように，本文では，最適な量子化IFSパラメータを決定するためにGAを用いる．GAを用いることの大きな理由は，本文で扱う問題の評価関数が離散値をとるため，評価関数の微分値計算を必要とする最適化手法は不向きであるからである[4, pp.2-5]．

ただし，このような評価関数の微分値を利用する最適化手法でも，微分値を差分値で置き換えることにより，離散的最適化問題を解くことができる場合がある．しかしながら，本文が解決しようとする問題は，その探索空間が局所解を多く保持するため，微分値を差分値に置き換えても，容易に最適解を見い出すことができない．ここで，実際に本文の探索空間における局所解の分布の様子を**図3**により確認する．本文では，式(3)のブロックMSEを最小とする量子化IFSパラメータを決定するため，その探索空間は5つのIFSパラメータ (x, y, t, α, β) を軸にした5次元の空間となる．しかしながら，5次元の探索空間の表示は困難であるため，ここでは，輝度値変換パラメータ (スケーリング係数，オフセット) に着目し，ある1つのレンジブロックに対し，これらの値を変

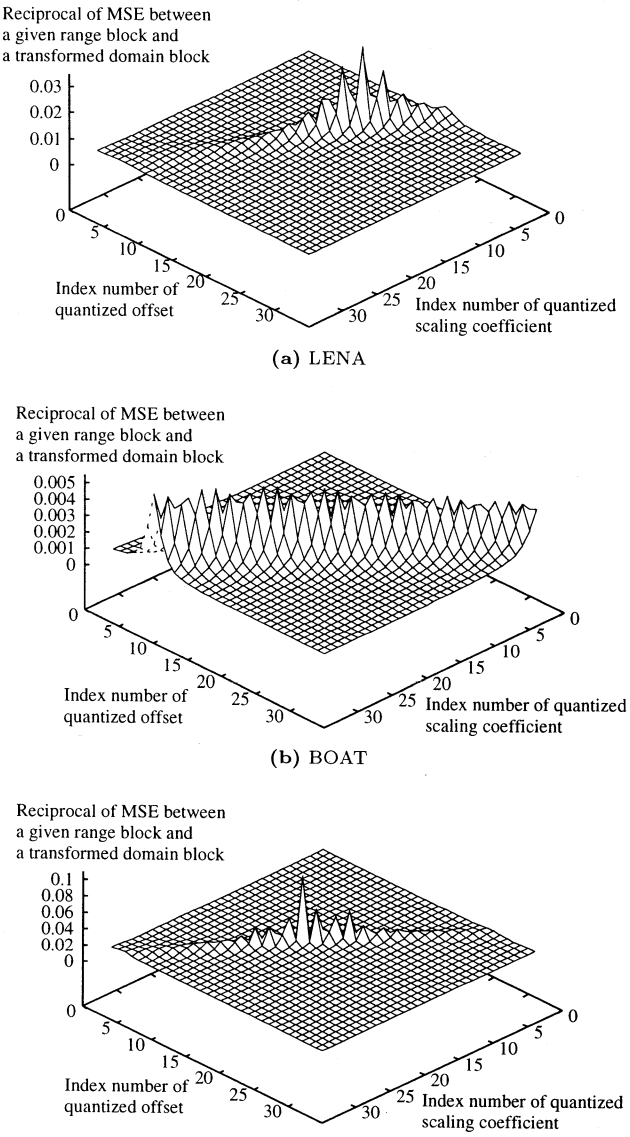


図3 用いる輝度値変換パラメータ (スケーリング係数，オフセット) を変化させたときのレンジブロックと縮小ドメインブロックとのMSEの変化．
MSEs between the given range block and the transformed domain block when varying a scaling coefficient and an offset.

化させたときのブロック MSE の変化を図示する．対象画像として (a)LENA，(b)BOAT，(c)PEPPERS の右上 128×128 画素を用い，レンジブロックサイズは 8×8 画素，ドメインプールは対象画像全体としている．また，他の 3 つの IFS パラメータは，従来のフラクタル画像符号化により算出された値に固定している．2 つの水平軸は，輝度値変換パラメータを 5 ビットに量子化した際の量子化番号を表しており，垂直軸はブロック MSE の逆数を表している．図において，この MSE の逆数が最大となる量子化値が最適解であり，極大となる量子化値が局所解である．

この図から，最適解付近に，多くの局所解が存在していることが確認できる．このような空間を，評価関数の微分値を利用する最適化手法により探索する場合，その探索が局所解に陥る危険性は無視できない．以上の理由から，提案手法では，本探索空間の最適解を局所解を避けて見い出すために GA を用いる．

4.2 IFS パラメータ量子化のための GA 設計

本文で扱う問題を単純な GA を用いて解いた場合，探索が局所解に陥り，良好な再生画像が得られない．そこで，その理由を探索空間を調べることにより明らかにする．

4.1 節でも触れたように，本文では 5 つの IFS パラメータを探索対象としているため，探索空間は 5 次元の空間となる．その様子を平易に説明するために，4.1 節で行ったと同様に一部のパラメータに着目し，その値を変化させたときに，式 (3) のブロック MSE がどのように変化するかを観察する．輝度値変換パラメータを変化させたときの上記 MSE の変化については，4.1 節の図 3 に既に示している．さらに，ドメインブロックの位置を変化させたときの様子を調べた結果を**図 4** に示す．2 つの水平軸は，ドメインブロックの位置を特定する x，y 座標を表し，垂直軸はブロック MSE の逆数である．さらに，図 3 および図 4 におけるブロック MSE の逆数の最小値と最大値の比率 $(= \frac{\text{最大値}}{\text{最小値}})$ を調べる (**表 1**) ことにより，これら 2 つの探索空間を比較する．

表 1 から，図 3 における比率が，図 4 に比べ約 10^1〜10^3 倍となっていることがわかる．このような差異が存在する 2 組の変数 (ドメインブロックの位置および輝度値変換パラメータ) を 1 つの遺伝子型で表現し，単純な GA により最適な値を探索する場合，どのような問題が生じるかを説明する．例えば，2 章で説明した IFS パラメータを，1 つの個体で表すとする．今，ある個体が表す各 IFS パラメータが $(x_1, y_1, t_1, \alpha_1, \beta_1)$ であったとし，GA による遺伝子操作により，(α_1, β_1) が (α_2, β_2) と (α_3, β_3) に変わり，$(x_1, y_1, t_1, \alpha_2, \beta_2)$ と $(x_1, y_1, t_1, \alpha_3, \beta_3)$ を表す個体が生成された場合を考える．これらの個体の評価値には，表 1 から，画像 LENA を用いた場合，最大で約 4×10^3 倍の差が生じる．一方，$(x_1, y_1, t_1, \alpha_1, \beta_1)$ における (x_1, y_1) が (x_2, y_2) と (x_3, y_3) に変わった場合には，$(x_2, y_2, t_1, \alpha_1, \beta_1)$ と $(x_3, y_3, t_1, \alpha_1, \beta_1)$ を表す個体間の評価値には，最大でも 6×10^1 倍の差しか生じない．

このように本問題では，GA の遺伝子型が，ドメイン

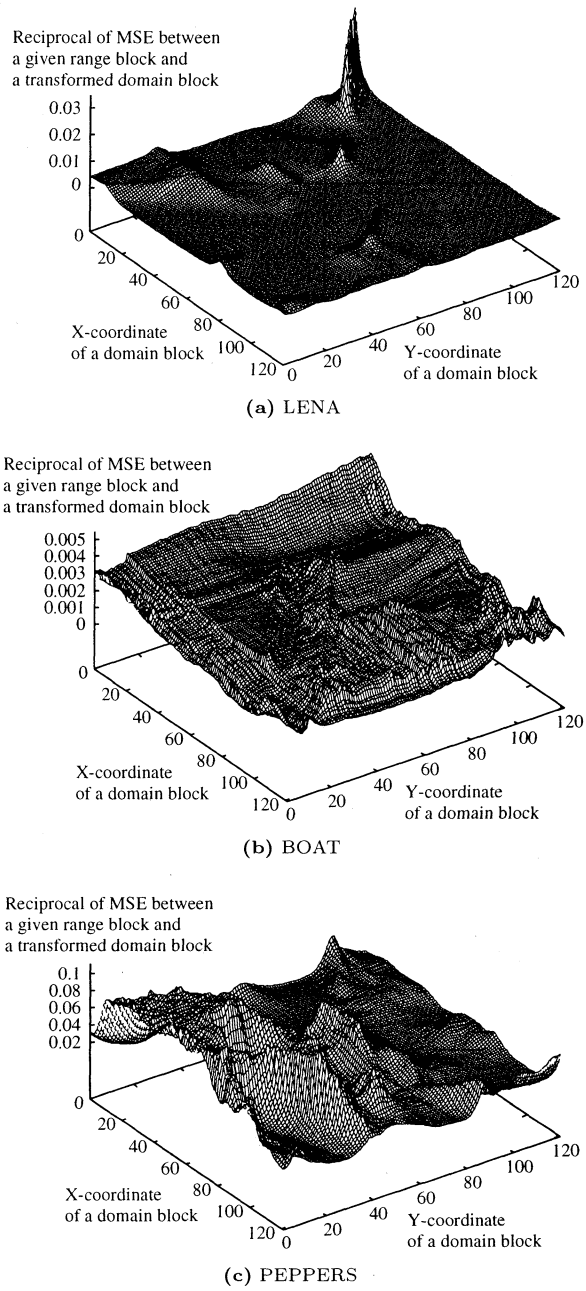


図 4 用いるドメインブロックの位置を変化させたときのブロック MSE の変化.
MSEs between the given range block and the transformed domain block when varying a location of a domain block.

表 1 図 4 および図 3 におけるブロック MSE の逆数の最大値と最小値の比率.
The ratios of maximum to minimum values of the reciprocals of MSEs between the range block and the transformed domain block in Figs. 4 and 3.

	LENA	BOAT	PEPPERS
図 3	4×10^3	9×10^2	1×10^4
図 4	6×10^1	3×10^1	1×10^1

ブロックの位置と輝度値変換パラメータの両者を表すとき，前者の遺伝子座で遺伝子を変えた場合に比べ，後者の遺伝子座における遺伝子を変えた場合に，より大きな影響を個体の評価値に与える．このような差異により，探索過程において，より大きな影響を与える輝度値変換パラメータ部分の遺伝子が変化するという現象が生じる．その結果，ドメインブロックの位置を示す部分の遺伝子の変化は少なく，局所解に陥ってしまう．

よって，この問題を解決し，最適なIFSパラメータを選択するためには，本文の最適化問題の解法に特化したGAを設計しなければならない．

5. 提案手法

4.2節で述べたように，単純なGAを用いて最適なIFSパラメータを探索すると，探索が局所解に陥る．そこで，提案手法では，2つのGAを用いることにより，この問題を解決し，効率良く最適解を見い出す．この2つのGAが果たす役割，および具体的な処理手順について，以下に詳しく説明する．

5.1 2つのGAの役割

単純なGAを本問題に適用すると，4.2節で述べたように，輝度値変換パラメータを表す遺伝子ばかりが変化し，ドメインブロックの位置を示す部分の遺伝子は変化せずに，探索が局所解に陥ってしまう．そこで，提案手法では，この問題を解決するために，ドメインブロックの位置および回転・反転パターンを表すパラメータについてのみ探索を行うGA(以下，GA Preprocessorと呼ぶ)と，すべてのIFSパラメータについて探索を行うGA(以下，GA Main-Processorと呼ぶ)を用意し，これら2つのGAを組合せることにより最適な量子化IFSパラメータを決定する．具体的に，2つのGAにおいて，どのような処理が行われるかを**図5**および**図6**に示す．図5より，GA Preprocessorの処理が，GA Main-Processorの前に行われていることがわかる．また，図5および図6より，GA Preprocessorが，輝度値変換パラメータ以外の3つのパラメータ(ドメインブロックの位置および回転・反転パターンを表すパラメータ)を探索し，得られた最終世代の個体集団をGA Main-processorの初期集団としていることがわかる．さらに，GA Main-processorは，この初期集団をもとに，5つのすべてのIFSパラメータについて探索を行い，最適なIFSパラメータを決定する．

このように，ドメインブロックの位置と回転・反転パターンを表すパラメータについてのみ探索を行う前処理としてのGAを用意することで，4.2節で述べたような問題を解決することができる．その結果，探索が局所解に陥ることなく，最適なIFSパラメータを見い出すことが可能となる．

これら2つのGAの設計を，次節で詳しく説明する．

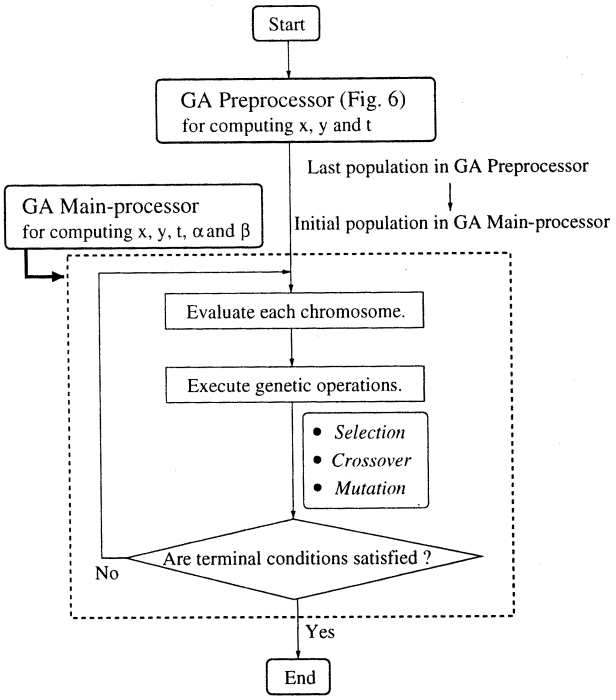


図5 提案手法.
Proposed method.

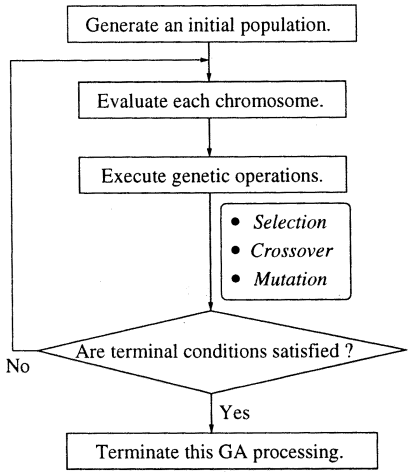


図6 GA Preprocessor.
GA Preprocessor.

5.2 提案手法におけるGAの設計

(1) 遺伝子型の設計

個体の遺伝子型について，**図7**を用いて説明する．提案手法は，2つのGAにより構成されており，これらのGAでは探索対象とするパラメータが異なるため，遺伝子型は各々のGAで異なる．図7(a)はGA Main-processorにおける個体の遺伝子型であり，(b)はGA Preprocessorの遺伝子型である．それぞれの遺伝子型について以下に説明する．

(i) GA Main-processor

各個体は，1つのレンジブロックに対する1組の量子化IFSパラメータ (x, y, t, α, β) を表し，遺伝子型は，これら5つのIFSパラメータを表現

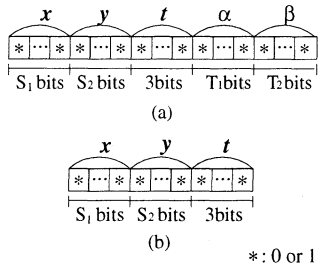


図 7 個体の遺伝子型.
The structure of the string in the proposed GA processor.

する 0 または 1 の文字列を遺伝子として持つ．図 7(a) の S_1，S_2 は，ドメインブロックの位置を特定するパラメータ x，y に割り当てるビット数であり，T_1，T_2 は，スケーリング係数 α およびオフセット β に割り当てるビット数である．

(ii) GA Preprocessor

各個体は，ある 1 つのレンジブロックに対する 1 組の量子化 IFS パラメータ (x, y, t) を表し，遺伝子型は，これら 3 つの IFS パラメータを表現する 0 または 1 の文字列を遺伝子として持つ．図 7(b) の S_1，S_2 は，ドメインブロックの位置を特定するパラメータ x，y に割り当てるビット数である．

（2） 評価関数の設定

本提案手法で用いる 2 つの GA における評価関数を以下に示す．

$$Fitness(p) = \frac{1}{Distortion(p)} \tag{5}$$

ここで，$Distortion(p)$ は，個体 p が表す IFS パラメータ (x, y, t, α, β) により得られる縮小ドメインブロックと，対象とするレンジブロックとの MSE である．ただし，GA Preprocessor においては，各個体は 3 つの IFS パラメータ (x, y, t) のみを表現しており，$Distortion(p)$ を算出するために必要な他のパラメータ (α, β) の値は，最小自乗法により算出した値に最も近い量子化値を用いる．

評価関数を上式に設定することで，レンジブロックとの誤差が小さい縮小ドメインブロックを生成する個体が高い適応度で評価され，高品質な画像を再生する量子化 IFS パラメータの決定が可能となる．

5.3 提案手法の処理手順

提案手法で用いる 2 つの GA の処理手順を説明する．

（1） GA Main-processor

手順 1: 初期集団の生成

一般に，初期集団の個体はランダムに生成されるが，本 GA では，次節で説明する GA Preprocessor を用いて生成する．初期集団をこのような方法で生成することにより，4.2 節で述べた本問題の探索空間においても，局所的な探索に陥ることなく，最適解を決定することが可能となる．

手順 2: 個体の評価

各個体が表す IFS パラメータにより生成される縮小ドメインブロックとレンジブロックとの MSE を算出し，式 (5) で定義した評価関数にその値を代入することで適応度を求める．

手順 3: 遺伝的操作

本提案手法における GA の遺伝的操作は選択，交叉および突然変異からなる．

（a） 「選択」

本提案手法では，一般的な 2 つの方法を用いて個体の選択を行う．1 つは，適応度に比例した確率で個体を選択する適応度比例戦略[4] であり，もう 1 つは，個体集団中で最も適応度が高い個体を次世代に残すエリート保存戦略[6] である．

（b） 「交叉」

ランダムなビットマスクを用い，それによりどちらの個体の遺伝子を受け継ぐかを決定する一様交叉を適用する．本問題において，一様交叉を用いた場合に，他の一般的な交叉方法である一点交叉や多点交叉[4] を用いた場合に比べ，探索が局所解に陥りにくいことを実験により確認している．

（c） 「突然変異」

突然変異率を以下のように世代交代数に応じて変化させる．初期段階は広い領域で探索が行われるように突然変異率を高く設定し，その後，最適解付近へと探索が進むことから，近傍を探索するために突然変異率を一定世代毎に低減させていく．このように突然変異率を設定することで，図 3 に示すように多くの局所解を保持する本問題においても，最適解を効率良く見い出すことが可能となる．なお，このように個体集団の収束状況に応じて突然変異率を動的に変更する方法は，すでに他の手法でも適用されている[7][8]．さらに，本問題のような局所解が多く存在する多峰性問題に対して有効であるということは，文献 9) でも述べられている．

手順 4: 終了条件

終了条件が満たされるまで，手順 (2)，(3) を繰り返す．6 章に示す実験では，総世代交代数があらかじめ設定された値に達した時に探索を終了している．

各レンジブロックに対して上記処理を施すことにより，最適な量子化 IFS パラメータが決定される．つまり，画像全体を符号化するためには，上記 GA 処理を M 回適用する．

（2） GA Preprocessor

手順1: 初期集団の生成

図7(b)に示す遺伝子型を持つ個体を，あらかじめ決められた数だけランダムに生成する．

他の処理手順(手順2，手順3，手順4)については，GA Main-processorと同様に設定する．このGA Preprocessorにおける最終世代の個体集団が，GA Main-processorの初期集団となる．

6. 実　験

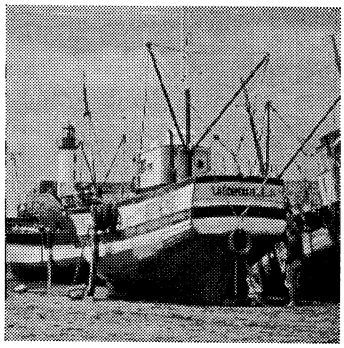
提案手法による符号化の効果を確認するために，**図8**に示す画像(a)LENA，(b)BOAT，(c)PEPPERS (256×256画素，8ビット濃淡画像)に提案手法を適用し実験を行う．本提案手法の各々のGAを実行するにあたり，設定した個体数は10である．なお，本実験では，個体数を10としているが，10以上の値に設定した場合においても，収束する解に変化がないことを確認している．また，総世代交代数を500 (GA PreprocessorとGA Main-processorの総世代交代数を合わせて1000)とし，突然変異率は世代交代数に応じて，100世代毎に0.30，0.20，0.15，0.10，0.06と変化させる．

6.1 他手法との比較

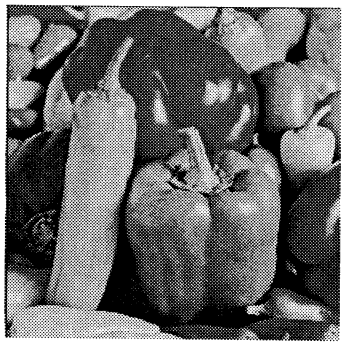
提案手法の符号化性能を評価するために，再生画像のPSNR[dB]とビットレート[bpp]を算出し，その結果を**図9**および**図10**に示す．図9は，ドメインプールを画像全体とした結果であり，図10は，レンジブロックサイズが$B \times B$のとき，レンジブロックの周辺$3B \times 3B$画素とした結果である．スケーリング係数とオフセットは，それぞれ5ビットに量子化している．また，ビットレートは，文献3)に従い，32×32画素または16×16画素のレンジブロックを4分割するか否かを決める閾値を変えることで変化させている．図中の(i)および(ii)は，それぞれ提案手法および従来法[3]により得られる再生画像のPSNRとビットレートを示している．参考までに，提案手法における前処理のGA(GA Preprocessor)を用いず，図7(a)の遺伝子型の個体をもつ単純な設計のGAにより最適なIFSパラメータを探索した場合の結果を(iii)に示す．また，図7(b)に示すような，輝度値変換パラメータ以外のIFSパラメータ(ドメインブロックの位置および回転・反転パターンを表すパラメータ)のみをGAにより決定するMitraの手法[8]を用いた結果を(iv)に示す．さらに，JPEGにより符号化した結果を(v)に示す．

(i)と(ii)を比較すると，提案手法が従来法に比べ，高品質な画像を再生していることがわかる．その画質の差も，図9では最大で0.3〜0.8dB程度，図10では0.6〜1.1dB程度あり，提案手法の有効性が確認できる．さらに，これらについて，再生画像の一例を**図11**(a)および(b)に示す．この結果を比較すると，提案手法により得られる再生画像において，特に背景やLENAの顔，肩の部分で，ブロックノイズが軽減されており，提案手法の効果が確認できる．次に，(i)と(iii)を比較すると，提案手法が単純なGAを用いた場合に比べ，品質の高い画像を再生している．このことから，提案手法における前処理としてのGA(GA Preprocessor)の有用性が示され，提案手法が本問題の解決に適していることがわかる．また，(i)と(iv)を比較すると，提案手法がMitraの手法に比べ，より高品質な画像を再生している．この結果から，ドメインブロックの位置および回転・反転パラメータだけではなく，スケーリング係数やオフセットについても同時に探索を行うことで，高品質な画像が再生可能となることがわかる．さらに，(i)と(v)を比較すると，低ビットレートにおいては，提案手法がJPEGに比べ高品質な画像を再生可能であることがわかる．

(a) LENA

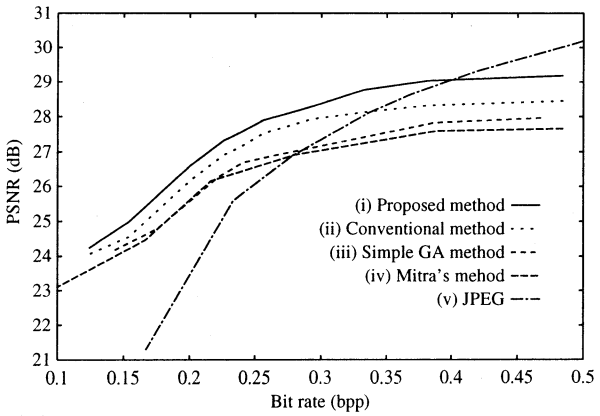


(b) BOAT

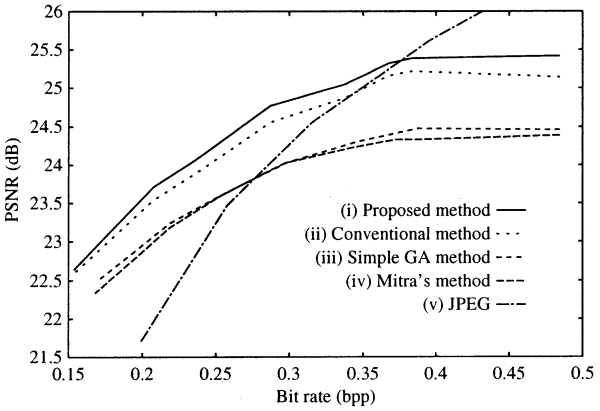


(c) PEPPERS

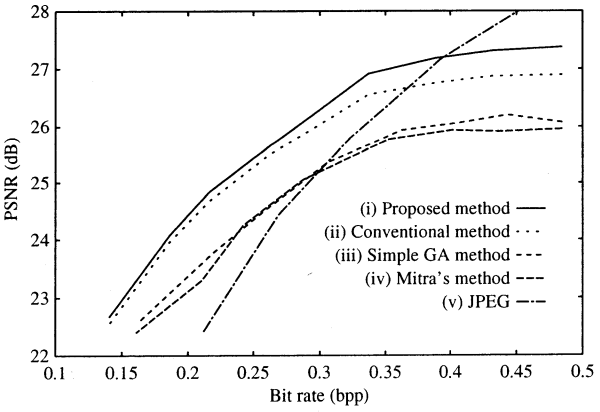
図8 原画像.
Original images.



(a) LENA

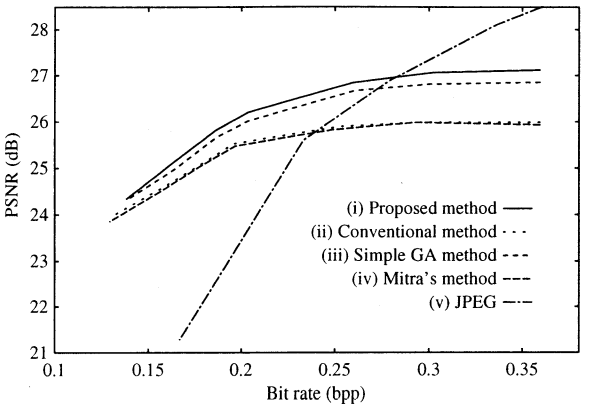


(b) BOAT

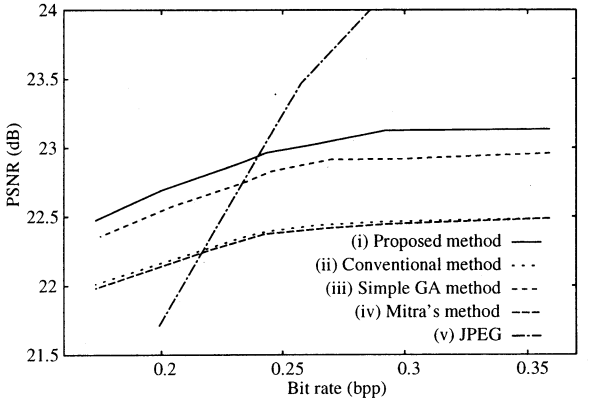


(c) PEPPERS

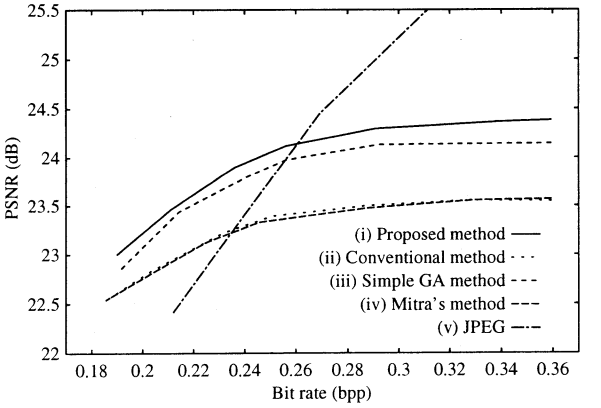
図 9 再生画像の PSNR とビットレート.
PSNR versus bit rate of reconstructed images.



(a) LENA



(b) BOAT



(c) PEPPERS

図 10 再生画像の PSNR とビットレート.
PSNR versus bit rate of reconstructed images.

6.2 提案手法の最適解探索精度

提案手法の最適解の探索精度を調べるために，全探索により得られる最適解と提案手法により得られる解との比較を行う．**表 2** に，全探索および提案手法を用いて得られるパラメータが一致するレンジブロック数を調べた結果を示す．また，参考までに，6.1 の実験において比較対象としている (ii)〜(iv) の手法を用いた場合の結果についても示す．ここでは，実験画像として LENA を用い，レンジブロックサイズは 8 × 8 画素，ドメインプールはレンジブロックの周辺 24 × 24 画素としている．また，スケーリング係数とオフセットは，それぞれ 5 ビットに量子化している．この結果から，提案手法が，高い精度で最適解を探索していることが確認できる．

表 2 最適な IFS パラメータを見い出す割合.
The probability of finding the optimal set of the IFS parameters.

	手法	割合 ($\frac{\text{最適解と一致したレンジブロック数}}{\text{総レンジブロック数}}$)
(i)	Proposed Method	70.1% ($\frac{718}{1024}$)
(ii)	Conventional Method	21.2% ($\frac{217}{1024}$)
(iii)	Simple GA method	44.0% ($\frac{451}{1024}$)
(iv)	Mitra's method	19.8% ($\frac{203}{1024}$)

(a) Proposed method
(PSNR=29.21, 0.48b/pixel)

(b) Conventional method
(PSNR=28.4, 0.48b/pixel)

図 11 再生画像.
Reconstructed images.

表 3 計算時間.
Calculation time.

	手法	計算時間 (s)	探索空間中の解候補×レンジブロック数
(i)	Proposed method $\binom{\text{GAMain-processor}}{\text{GApreprocessor}}$	1000 $\binom{500}{500}$	約 5×10^{11}
(ii)	Conventional method	30600	約 5×10^{8}
(iii)	Simple GA method	1000	約 5×10^{11}
(iv)	Mitra's method	600	約 5×10^{8}

6.3 計算時間

本実験において，提案手法により 256×256 画素の画像を符号化する際に要した計算時間は，COMPAC Alpha 21264 677MHz を用いた場合，約 1000 秒である．これに対し，6.1 の実験における (ii)〜(iv) の手法を用いた場合の計算時間を，**表 3** に示す．なお，これは，レンジブロックサイズを 8×8 画素，ドメインプールを画像全体とし，スケーリング係数およびオフセットの量子化レベルを 5 ビットとしたときの計算時間である．表 3 より，提案手法に要する計算時間は，Conventional method と比較すると $\frac{1}{30}$ であり，Simple GA method と比較すると同程度であることが確認できる．また，Mitra's method と比較すると，計算時間はおよそ 1.7 倍であるが，探索空間の拡大率 (約 1000 倍) に比べると，計算時間の増加率は低く抑えられている．さらに，全探索に必要な計算時間を組合せの数から推定すると，およそ 1.5×10^{6} 秒となる．また，ドメインプールをレンジブロックの周辺 24×24 画素としても，約 2000 秒の計算時間を要する．さらにドメインプールを狭くすれば，計算時間は短縮できるものの，3 章で述べたように，高品質な画像を再生するためには，輝度値変換パラメータの量子化レベルを上げる必要があり，やはり多くの計算時間を要することになる．

以上のことから，本提案手法が，短時間で効率的に最適な IFS パラメータを決定していることがわかる．

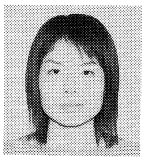
7. むすび

本論文は，IFS パラメータの量子化誤差が再生画像に与える影響に着目し，これを最小にすることで，高品質な画像を再生する新たな量子化法を提案した．提案手法は，レンジブロックと縮小ドメインブロックとの間の MSE を最小とする量子化 IFS パラメータを，すべての量子化値の中から GA により選択する．その結果，IFS パラメータの量子化誤差による再生画像の劣化を最小にし，高品質な画像を再生することが可能となった．

また，本文の最後では，自然画像を対象として実験を行い，提案手法の有効性を示した．

〔文　献〕

1) M. F. Barnsley and A. Sloan: United States Patent 5,065,447, "Method and Apparatus for Processing Digital Data" (1991).
2) A. E. Jacquin: "Image coding based on fractal theory of iterated contractive image transformations", IEEE Trans. Image Process., 1, 1, pp.18-30 (Jan. 1992).
3) Y. Fisher, ed.: "Fractal Image Compression : Theory and Application", Springer-Verlag, New York (1995).
4) David E. Goldberg: "Genetic algorithms in search, optimization, and machine learning", Addison Wesley Publishing Company (1989).
5) M. F. Barnsley: "Fractal Everywhere", Academic, New York (1988).
6) K. DeJong: "An analysis of the behavior of a class of genetic adaptive systems", Ph. D Thesis, university of Michigan (1975).
7) S. Bandyopadhyay, C. A. Murthy, and S. K. Pal: "Pattern classification with genetic algorithms", Pattern Recognit. Lett., 16, pp. 801-808 (1995).
8) Suman K. Mitra, C.A. Murthy, and Malay K. Kundu: "Technique for fractal image compression using genetic algorithm", IEEE Trans. Image Process., 7, 4, pp.586-593 (1998).
9) 北野 宏明: "遺伝的アルゴリズム 2", 産業図書 (1995).



竹沢 恵 (たけざわ めぐみ) 1999 年，北海道大学工学部情報工学科卒業．2001 年，同大学大学院工学研究科修士課程修了．現在，同大大学院博士後期課程在学中．画像処理の研究に従事．学生会員．

長谷山美紀 (はせやま みき) 1986 年，北海道大学工学部電子工学科卒業．1988 年，同大学大学院工学研究科修士課程修了．1989 年，同大学電子科学研究所助手．1993 年，同大学工学研究科助教授．工学博士．ディジタル信号処理及び画像処理の研究に従事．正会員．

北島 秀夫 (きたじま ひでお) 1967 年，北海道大学工学部電子工学科卒業．1969 年，同大学大学院工学研究科修士課程修了．同年同大学工学研究科助手．同大学助教授を経て 1993 年教授となり，現在に至る．工学博士．ディジタル信号処理の研究に従事．正会員．