

不確定環境型遺伝的アルゴリズムとウェーブレット変換による
リモートセンシング画像圧縮最適化

京都府立大学・人間環境学部・環境情報学科 吉富 康成(Yasunari Yoshitomi)

Dept. of Environmental Information, Fac. of Human Environment

Kyoto Prefectural Univ.

日立公共システムエンジニアリング(株) 甲斐 康士(Kouji Kai)

Hitachi Government & Public Corporation System Engineering, Ltd.

宮崎大学・工学部・情報システム工学科 田伏 正佳(Masayoshi Tabuse)

Dept. of Computer Science and Systems Engineering, Fac. of Engineering

Miyazaki Univ.

1. 緒言

著者らは、確率計画問題の解法として、遺伝的アルゴリズム(GA)の環境(目的関数、制約条件)に確率変動を導入した手法(不確定環境型 GA)を提案した[1]。本法では、世代ごとに、目的関数、制約条件で定義される適応度関数を所与の確率分布に応じて変化させ、全世代を通じての個体の集合とその出現頻度を算出する。そして、まずこれにより、期待値最大の解が得られるかどうかの検討を行なった。その結果、選択方式として、適応度に比例して選択確率が高くなるルーレット戦略の下で、発生頻度が最も高い個体(解)を選べば、それが期待値最大を与える個体となることを実証した[1]。次に、広範な応用展開が期待できる確率的スケジューリング問題にこの不確定環境型 GA を適用し、その有効性を示した[2-6]。

そして、著者らは、離散的コサイン変換を用いる画像圧縮を確率計画問題として定式化し、不確定環境型 GA を適用して良好な近似最適解が得られることを実証してきた[1]。

しかしながら、本研究で対象とするリモートセンシング画像においては、離散的コサイン変換を用いる画像圧縮で生じるブロック歪の問題が顕在化する。そこで、この問題を解決するため、離散ウェーブレット変換を用いる画像圧縮の最適化を検討した。

2. 不確定環境型 GA

確率計画問題において、確率変数の変動に伴い解の目的関数値や制約条件が変動することを、GA においては、同じ個体の適応度が確率的変動を含んでいると考えることとする。この適応度の確率的変動を各世代の適応度関数を確率的に変動させることにより実現する。すなわち、GA の各世代の環境が不確定(確率的)であるとして取り扱う。そして、全世代を通じての個体の集合とその出現頻度を算出する。

この方法を不確定環境型 GA と呼ぶこととし、以下に示す手順で計算を行う。

- 1) 初期集団の生成
- 2) 終了条件が満たされるまでループ
 - (a)各確率変数に対して、その確率分布に従う乱数を用いて適応度関数(目的関数、制約条件)を確定
 - (b)適応度の計算
 - (c)選択,交叉,突然変異
- 3) 所定世代以降、最終世代までの各個体(解)の発生頻度を求める

不確定環境型 GA による確率計画問題の解法として、まず、期待値最大(または最小)の解を得ることを目標としてきた。このため、選択方式として、適応度に比例して選択確率が高くなるルーレット戦略を取り、所定世代以降、最終世代までの個体出現頻度を求め、最高頻度個体に相当する解を近似最適解とする。

3. リモートセンシング画像の特徴

人間の目でとらえられる光は、振動する際の波の大きさ(波長)が $0.4 \sim 0.7 \mu\text{m}$ にある可視光線である。

波長が $0.4 \sim 0.7 \mu\text{m}$ 以外(紫外線やマイクロ波等)の場合、人間の目ではとらえることのできない。可視光線を含め、これらを総称して「電磁波」と呼ぶ。電磁波は、波長の短い方から順に、γ線、エックス線、紫外線、可視光線、赤外線、マイクロ波、などと呼ばれている。赤外線より波長の長い電磁波をひとまとめに電波と呼ぶ。リモートセンシングでは、可視光線の他に、人間の目ではとらえることのできない電磁波も利用して「ものを見る」ことが可能になっている。物体は可視光線と同様に、他の電磁波

も反射・吸収・放射しており、人工衛星に搭載された各種センサでは、可視光線以外の電磁波も波長別にとらえ、識別することができる。センサは、波長ごとにとらえた電磁波を、その強さに応じた電気信号にして地上に送信し、地上で受信された信号は人間が見えるように画像として再構成される[7]。

4. 画像圧縮における課題

リモートセンシング画像は、衛星で捉えた電磁波をもとに地上に送信された信号を地上で再構成した画像である。それを人間が農林業、防災、海洋調査、環境保全、気象観測、土地利用調査、資源探査等に利用する。リモートセンシング画像は一般に大容量である。そこで、効率的な画像圧縮法の開発が望まれている。

この圧縮に従来の JPEG 方式を利用する場合、ブロック歪が発生しやすい。このため、このリモートセンシング圧縮画像では、諸般の利用において正確な判別ができなくなる恐れがある。そこで、そのブロック歪を解消する手法として、ウェーブレット変換が注目されている。この手法を導入することにより、ブロック歪を解消することができる。

5. ウェーブレット変換を用いたリモートセンシング画像圧縮

5. 1 ウェーブレット変換導入で予想される効果

JPEG で画像圧縮した場合、圧縮、復号後の画像でブロック歪が生じてしまう。その原因は、 8×8 画素を 1 ブロックとして画像を分割して、各ブロックに対して離散的コサイン変換を行ない、同一条件で量子化することにある。

これに対して、ウェーブレット変換では、画像をブロック分割せず、一括してウェーブレット変換を行うことが可能である。そのため、ブロック歪が発生することを抑え、誤差の数値や見た目でも JPEG よりも良好な圧縮ができることが予想される。

5. 2 圧縮手順

本研究の画像圧縮手法としては JPEG2000 でも用いられている離散ウェーブレット変換を用いている。本研究での画像圧縮の基本手順を以下に示す。画像圧縮対象をリモートセンシング画像とした。画像圧縮のフローを図 1 に示す。

1) BMP ファイルより RGB データ入手

ウェーブレット変換を用いる前に、BMP ファイルから RGB の各成分を入手する。JPEG では、RGB 形式を Y,CrCb 形式へ変換しているが、本研究では、RGB 形式をそのまま用いる。

2) ウェーブレット変換

2 次元信号のウェーブレット展開係数を求めるには、式 (1) を用いる。本研究でのウェーブレット変換のレベルは 3 で行う。

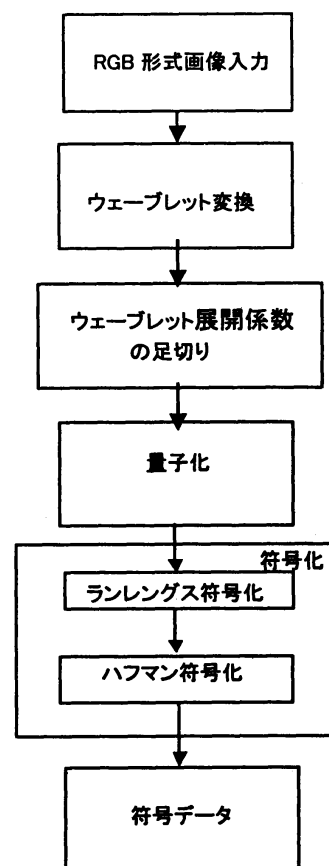


図1 画像圧縮処理フロー

2 次元信号のウェーブレット展開係数を求める方法は、まず、画像信号の横軸 (u) 方向に一次元直交ウェーブレット変換を行い、展開係数を求める。次にその展開係数に対して縦軸 (v) 方向のウェーブレット展開係数を求める。原画像 $f(u, v)$ をレベル 0 の展開係数 $s_{u,v}^{(0)}$ とみなし次式によりレベル

$j+1$ の 4 種類の展開係数を求める。

$$\begin{aligned}
 s_{u,v}^{(j+1)} &= \sum_l \sum_k \overline{p_{k-2u}} \overline{p_{l-2v}} s_{k,l}^{(j)} \\
 w_{u,v}^{(j+1,h)} &= \sum_l \sum_k \overline{p_{k-2u}} \overline{q_{l-2v}} s_{k,l}^{(j)} \\
 w_{u,v}^{(j+1,v)} &= \sum_l \sum_k \overline{q_{k-2u}} \overline{p_{l-2v}} s_{k,l}^{(j)} \\
 w_{u,v}^{(j+1,d)} &= \sum_l \sum_k \overline{q_{k-2u}} \overline{q_{l-2v}} s_{k,l}^{(j)}
 \end{aligned} \quad (1)$$

ここで、 p_k はスケーリング関数の数列、 q_k はウェーブレットの数列を表す[8]。

$w_{u,v}^{(j+1,h)}$ は横軸方向にスケーリング関数、縦軸

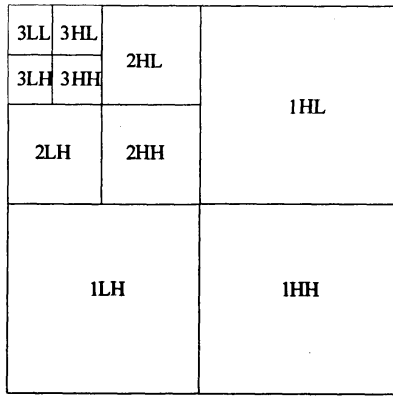


図2 Mallat 分割

方向にウェーブレットを作用させた展開係数を示す。

$w_{u,v}^{(j+1,v)}$ は横軸方向にウェーブレット、縦軸方向

にスケーリング関数を作用させた展開係数を示す。

また、 $w_{u,v}^{(j+1,d)}$ は縦方向、横方向にウェーブレットを作用させた展開係数を示す。

上記の式を繰り返し用いて $j = 0$ から最高レベル

$j = J - 1$ までの展開係数を求める。これにより原

画像をレベル0として、ウェーブレット変換を行う。

この方法では、2次元の高速フーリエ変換と同様、

画像一辺の画素数が 2^L の正方形であることが要請

させる ($J \leq L$)。

ウェーブレット変換によって画像は図2のように分解される。これにより、原画像が 1LL は $s_{u,v}^{(1)}$ ($1 =$ ウェーブレット変換のレベル、 $L =$ 低周波成分、 $H =$ 高周波成分)、1HL は $w_{u,v}^{(1,v)}$ 、1LH は $w_{u,v}^{(1,h)}$ 、

1HH は $w_{u,v}^{(1,d)}$ に分解される。一般に、さらにレベル

が上がることにより、レベル j のウェーブレット展開係数 j LL がウェーブレット変換される。

3) ウェーブレット展開係数の足切り

離散ウェーブレット変換では、そのエネルギーが絶対値の大きい順に上位数パーセントのウェーブレット展開係数に集中しているので、絶対値の大きいものを残し、残りの係数の値を0に置き換える。

4) 量子化

3)で得られたウェーブレット展開係数に対して量子化を行う。本研究では、この量子化部分に注目し、量子化ピッチの最適化を行うことにより画像圧縮の最適化を目指す。

ウェーブレット展開係数全体にかかる基本量子化乗数とウェーブレット展開係数のレベルに応じて決定されるレベル適合量子化乗数を用いて量子化ピッチを表し、各量子化乗数を0-1変数で表す。

5) 符号化

最後のプロセスとなる符号化は2つの段階に分かれる。1番目はランレングス符号化である。多くの画像では、ウェーブレット変換、ウェーブレット展開係数の足切り、量子化により、符号化する係数の半数以上が0になっている。このことに着目して、ランレングス符号化を行う。この方法により効率的な圧縮を行える。2番目に“エントロピー符号化”の一種であるハフマン符号化を用いて符号化を行う。

5.3 複号と信号の再構成

符号化されたデータは、符号化の逆演算で複号化できる。しかる後、その復号データからウェーブレット展開係数の量子化代表値を求め、以下の(2)式を $j = J - 1$ から $j = 0$ まで繰り返し使用して信号の再構成を行い、復号画像を得る。

$$s_{u,v}^{(j)} = \sum_k [p_{m-2k} p_{n-2k} s_{k,l}^{(j+1)} + p_{m-2k} q_{n-2k} w_{k,l}^{(j+1,h)} + q_{m-2k} p_{n-2k} w_{k,l}^{(j+1,v)} + q_{m-2k} q_{n-2k} w_{k,l}^{(j+1,d)}] \quad (2)$$

6. 不確定環境型 GA の適用

画像圧縮の場合、静止画でも動画でも対象となるのは多数の画像である。そこで、集団として意味を持つ多数の画像(例えば、ニュース、映画、スポーツ番組等)を対象に、量子化ピッチの最適化を考える。ここで、ウェーブレット展開係数の確率密度関数は、正規分布で近似できると考えられることから(図3)、ウェーブレット展開係数を確率変数として、量子化ピッチの値の最適化問題(P)を以下のようにして定式化する。

$$P: \text{Maximize} \quad E(1/e(x_k, F_l(u, v)))$$

$$\text{Subject to} \quad \Pr(r(x_k, F_l(u, v)) \leq b) \geq 1 - \varepsilon$$

$$e = e_R + e_G + e_B$$

$$e_l(x_l, F_l(u, v)) = \frac{\sum_{i=0}^m \sum_{j=0}^n |f_l(i, j) - f_l^*(i, j, x_k, F_l(u, v))|}{\sum_{i=0}^m \sum_{j=0}^n f_l(i, j)}$$

$$x_k \in \{0, 1\}, \quad l = R, G, B$$

$$i = 1, \dots, m, \quad j = 1, \dots, n,$$

$$u = 0, \dots, p, \quad v = 0, \dots, p$$

ここで、 $e(x_i, F_i(u, v))$ は画像圧縮に伴う誤差、

$F_i(u, v)$ はウェーブレット展開係数、そして、 x_i は量子化ピッチを2進数で表現するための0-1変数である。また、 f は画像、 f^* は復号画像である。

$r(x_i, F_i(u, v))$ は圧縮率であり、符号データの容量を原画像の容量で割ったものとして求まる。

上記定式化は、カラー画像を対象としている。圧縮誤差は、RGB形式でR成分、G成分、B成分ごとに計算されたものの総和として計算する。

量子化乗数を2進数で表現すると、GAの染色体長が過度に長くなり、必然的に個体数や世代数を大きく取らなければ良好な近似最適解が得られなくなる。

そこで、本研究では、各レベル j に対する量子化ピッチ

$$q_j = \alpha(C_j a) + \beta \quad (3)$$

を用い、量子化を行う。 $C_j a$ を1つの変数と考えた場合、 $\alpha(>0)$ は式 q_j の傾き、 β は切片を表す。

ここで、

$$a = 2^2 x_1 + 2^1 x_2 + 2^0 x_3 + \gamma \quad (4)$$

$$C_1 = 2^2 x_4 + 2^1 x_5 + 2^0 x_6 + \delta_1 \quad (5)$$

$$C_2 = 2^2 x_7 + 2^1 x_8 + 2^0 x_9 + \delta_2 \quad (6)$$

$$C_3 = 2^2 x_{10} + 2^1 x_{11} + 2^0 x_{12} + \delta_3 \quad (7)$$

$$x_i \in \{0, 1\}, \alpha, \beta, \gamma, \delta_1, \delta_2, \delta_3 : \text{定数}$$

とする。従って、変数の数 $n=12$ である。

C_1 はレベル1の場合の値、 C_2 はレベル2の場合の値、 C_3 はレベル3の場合の値である。以降、

$a(>0)$ を基本量子化乗数、 C_j をレベル適合量子化乗数と呼ぶ。

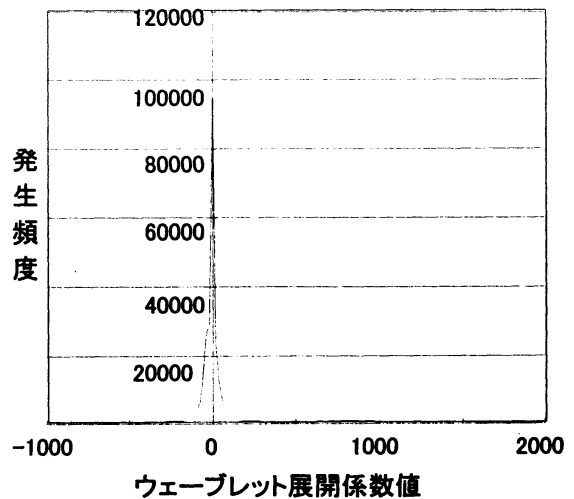


図3 ウェーブレット展開係数値の分布例

7. 実験

7. 1 方法

スポット衛星よりリモートセンシング画像をとり[9]、画像サイズ 480×480 画素で計100枚を保存した。これらの画像をもとに以下の2つの方法で、本法の性能評価実験を行った。

(A) $F_i(u, v)$ の確率密度関数を正規分布で近似

100枚の画像にウェーブレット変換を施し、RGBの各成分において、各 (u, v) に対して、全画像のウェーブレット展開係数の平均値と標準偏差を求めた。

そして、各 (u, v) に対して $F_i(u, v)$ の確率密度関数を正規分布で近似した。この正規分布を元にウェーブレット展開係数を各世代ごとに乱数を用いて発生させ、これを逆変換したものを原画像のRGB形式として量子化条件の最適化を行った。

(B) サンプル画像のランダム発生

本法と従来法の圧縮誤差を比較するため、各世代ごとに100枚の画像から一様乱数を用いて1枚の画像を選び、これを原画像として量子化条件の最適化を行った。比較のため、JPEGを用いた場合の圧縮率、圧縮誤差を求めた。

GAの処理条件としては、遺伝子型として表現型を用い、400個体200世代、2点交叉、交叉確率：0.6、1点突然変異、突然変異確率：0.1の条件で計算し、全世代での個体数を求めた。このとき、符号データにおけるヘッダー部のデータ容量は無視し、

(1) 最適解が別途求まる条件として、 $b=1$

(2) 最適解が別途求まらない条件として、 $b=0.3$ で計算した。

(A)確率分布で近似		(B)サンプル画像のランダム発生	
個体数	解	個体数	解
15608	0000000000	27479	0000000000
11533	0000100000	13456	0000100000
6290	0000000100	6942	0000000100
6145	0001000000	5883	0001000000
4822	0000101000	3469	0000101000
3796	0001100000	2486	0001100000
2786	0001001000	2261	0000010000
2502	0000010000	1921	0010000000
2240	0000110000	1386	0000000010
1634	0001101000	1376	0001001000
1397	0000000010	1070	0000110000
1124	0010000000	947	0100000000
1036	0000100100	932	0010100000
999	0000011000	715	0000100100
954	0001010000	533	0001101000
841	0000000001	527	0001010000
827	0010100000	518	0000011000
711	0000111000	470	1000000000
670	0001110000	415	0100100000

図4 本法の妥当性評価結果

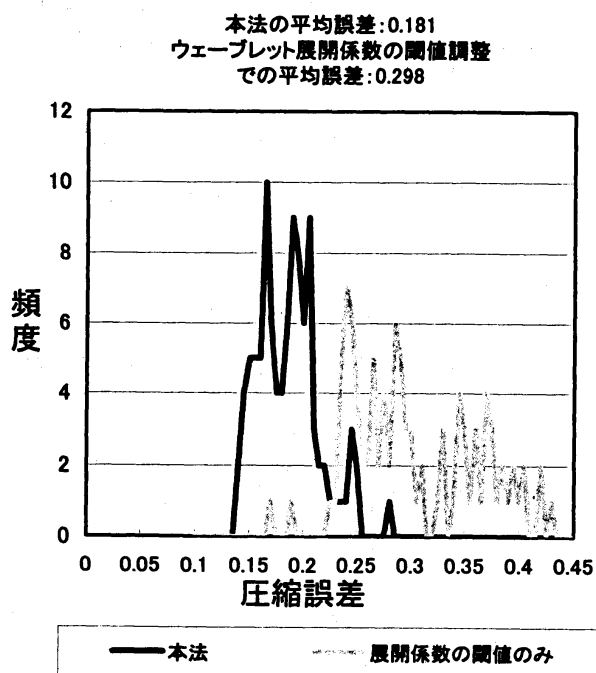


図5 本法とウェーブレット展開係数の閾値調整法の圧縮誤差比較

7. 2 結果と考察

(1)の条件の場合、(A)と(B)のどちらの方法においても、最大個体数の解が最適解($x_j=0$)となり、本法により最適解が求まった。このとき高頻度解の個体数の状況を図4に示す。

さらに、(B)の場合において、100枚の画像に対して、本法での解を用いて量子化して圧縮を行った場合と、従来法(以下の(a),(b))を用いた場合の圧縮誤差

の分布を図5、図6に示す。具体的には、(a)量子化を行わずにウェーブレット展開係数の閾値(閾値上位22%)のみで圧縮率を調整した方法、及び、(b)JPEG、で計算した結果を本法との結果と比較した。従来法より本法の方が圧縮誤差が少なかった。ブロック歪の低減効果については、実験を増やして詳細に検討する必要がある。

8. 結論

本研究では、リモートセンシング画像圧縮の最適化を確率計画問題として定式化し、不確定環境型GAを用いて、画像圧縮条件を与える近似最適解を求めた。本法により、従来の圧縮法よりも圧縮誤差が軽減された。ブロック歪の低減効果については、実験を増やして詳細に検討する必要がある。今後の展開としては、画像圧縮条件の学習を行い、未知の画像に対する良好な画像圧縮条件を短時間で出せる方法を検討して地理情報処理で活用することが考えられる。

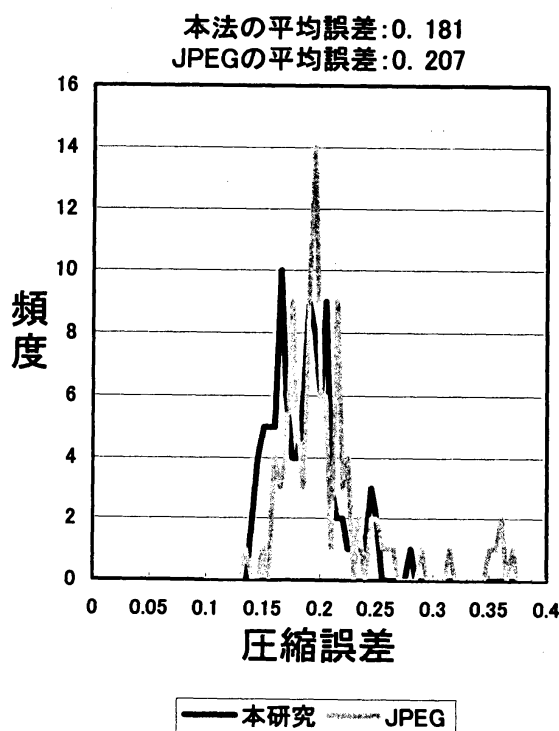


図6 本法とJPEGの圧縮誤差比較

- [1] Y. Yoshitomi, H. Ikenoue, T. Takeba and S. Tomita,
“Genetic Algorithm in Uncertain Environments for
Solving Stochastic Programming Problem”,日本オペレ
ーションズ・リサーチ学会論文誌,43(2000),266-290.
- [2] 吉富康成, 山口理絵, “不確定環境型 GA とヒューリステ
ィック法による確率的ジョブショップ問題の近似解法”,
日本オペレーションズ・リサーチ学会秋季研究発表会ア
ブストラクト集,(2000),96-97.
- [3] 吉富康成, 「不確定環境型遺伝的アルゴリズムとモンテカ
ルロ法による確率的スケジューリング問題の近似解法」,
京都大学数理解析研究所講究録, 1252 (2002), 7-12.
- [4] Y.Yoshitomi, “Genetic Algorithm Approach to Solving
Stochastic Job-shop Scheduling Problems”,
International Transactions In Operational Research,
9(2002),479-495.
- [5] 吉富康成, 橋本一郎, 「遺伝的アルゴリズムとモンテカル
ロ法による確率的ナーススケジューリング問題のハイブ
リッド近似解法」, スケジューリング・シンポジウム 2002
講演論文集, (2002), 188-193.
- [6] Y.Yoshitomi and R.Yamaguchi, “Genetic Algorithm and
Monte Carlo Method for Stochastic Job-shop
Scheduling”, International Transactions In
Operational Research, to be published.
- [7] 宇宙開発事業団 地球観測センターホームページ,
<http://www.eoc.nasda.go.jp/>, (2002).
- [8] 中野宏毅, 山本鏡男, 吉田靖夫, “ウェーブレットによる
信号処理と画像処理”, 共立出版株式会社, (1999), 64-160.
- [9] 地球観測データ利用ハンドブック～SPOT 編・改訂版～, 財
団法人リモートセンシング技術センター, (1997).