

サブバンド画像符号化における変換係数単位のクラス分類

石渡 裕[†] 大竹 孝平^{††}

[†], ^{††}法政大学工学部 〒184-8584 東京都小金井市梶野町 3-7-2

E-mail: [†]fishiwata@otk.k.hosei.ac.jp, ^{††}otake@k.hosei.ac.jp

あらまし サブバンド符号化は画像情報の有力な高能率符号化法の一つで、JPEG2000にも採用されている。QMFフィルターなどでサブバンド分割を行い帯域分割利得を得る方法であるが、さらに高能率化を追求する方法として、各サブバンドの変換係数をブロック化し、各ブロックを複数のクラスに分類することで分類利得を得る方法が多数報告されている。本稿では、従来のブロック単位のクラス分類に対し、分類利得をさらに向上させるため、変換係数単位予測・クラス分類の一方法を提案している。具体的には、符号化済みのデータから、変換係数単位でその特徴量を予測してクラス分類する方法である。本方法では、きめ細かな分類による分類利得の向上と、クラス分類マップの送信を不要とすることでサイド情報量の削減を同時に達成することができる。計算機シミュレーションにより、変換係数単位およびブロック単位での分類法の比較検討を行い、提案法の有効性を明らかにする。

キーワード クラス分類、QMF、ブロック、変換係数

Coefficient Based Classification in Subband Image Coding

Yuichi ISHIWATA[†] and Kohei OTAKE^{††}

[†], ^{††}Faculty of Engineering, Hosei University Kajino-cho 3-7-2, Koganei-shi, Tokyo, 184-8584 Japan

E-mail: [†]fishiwata@otk.k.hosei.ac.jp, ^{††}otake@k.hosei.ac.jp

Abstract Subband coding is one the efficient coding methods of image information, and is adopted as the JPEG2000 standard. It is aimed to obtain a subband division gain by dividing an image into several subbands using band separation filters such as QMF filters. As a method to get further coding efficiency, blocks of coefficients in each subband, are classified into two or more classes to get a classification gain, and a number of classification methods have been reported. In this paper, in order to improve further classification gain, a coefficient-based classification method is proposed. Specifically, in the proposed method feature metrics of each coefficient are predicted by using only the coded data, and coefficient-based classification is proceeded. Therefore, it can achieves both classification gain improvement due to close classification, and side information reduction due to no need of classification map transmission. Performance comparisons are done between coefficient-based and block-based classification, and the effectiveness of the proposed method is clarified.

Key words Classification, QMF, Block, Coefficient

1. ま え が き

高画質・高精細な画像情報は、膨大な容量となり、それをそのまま記憶や伝送するのは現実的とは言えない。そこで画像情報の高能率符号化が必要とされる。特に近年、画像情報はより高精細で階調豊かなものが求められ、その情報量は増大するばかりであるため高能率符号化の重要性はますます高まっている。

画像情報は、画素の集合として扱われ、その画素は、隣接画素と非常に強い相関を持ち、冗長な情報を多く含んでいる。この相関性を利用することで画像情報の高能率符号化が可能とな

る。スペクトルの観点から見ると、これは低周波数領域にエネルギーが集中していることに対応し、サブバンド分割を行うことで、分割されたサブバンド内の信号のスペクトルを白色化し、帯域内の画素間の相関を小さくすることで画像情報の冗長な情報を削減することができる。サブバンド符号化は、この原理にもとづく高能率符号化法である。

各サブバンド信号はバンド内相関が小さく近似的に無記憶信号として扱えるが、それらの信号は定常ではなく、原画空間上でエッジ近傍に対応する部分にエネルギーが集中する。つまり、サブバンド信号は空間的にその出現頻度に偏りがあり、サブバ

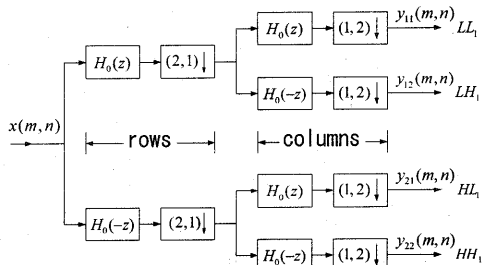


図 1 4 分割 QMF バンク

バンド分割を施した後も、削減可能な冗長性を含んでいる。これを利用するための方法として、QMF フィルターなどでサブバンド分割を行った後、各サブバンドの係数を複数のクラスに分類することにより分類利得を得る方法がある [1]。従来方法では、処理量とクラス分類マップの伝送によるサイド情報量の増大によって、きめこまかなクラス分類に限界がある。最近、クラスの予測を行うことでクラス分類マップの伝送を不要とし、このことを利用して係数単位でクラス分類を行う方法がある [3]。しかし本方法では、正確な予測が難しく、最適なクラス分類とすることが難しい。そこで、本稿では、分類利得をさらに向上させるため、クラス予測に適した特徴量として分散を用いてクラス分類を行い、クラス分類利得を得る方法を提案している。この方法は、予測による分類利得の低下を防ぎつつ、クラス分類マップの伝送を不要とするため、きめ細かな分類を可能とし、分類利得を向上させることができる。計算機シミュレーションにより、変換係数単位およびブロック単位での各種分類法の比較検討を行い、提案法の有効性を明らかにする。

2. サブバンド分割

本稿で対象とするサブバンド分割方式として、4 分割 QMF バンクを用いたサブバンド分割の構成例を図 1 に示す。伝達関

表 1 QMF バンクの伝達関数 $H_0(z)$ のインパルス応答 (16 タップ)

n	インパルス応答 $h(n)$
0	0.001050167
1	-0.005054526
2	-0.002589756
3	0.027641400
4	-0.009666376
5	-0.090392230
6	0.097798170
7	0.481028400
8	0.481028400
9	0.097798170
10	-0.090392230
11	-0.009666376
12	0.027641400
13	-0.002589756
14	-0.005054526
15	0.001050167

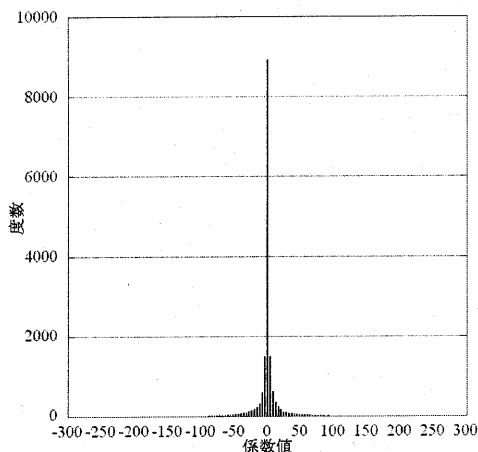


図 2 帯域 HL_2 の度数分布

数 $H_0(z)$ のインパルス応答 $h(n)$ として表 1 に示すものを用いた。画像信号のように、入力信号が 2 次元信号 $x(m, n)$ の場合、行 (row) 方向、列 (column) 方向の 2 段に分けて 2 分割 QMF フィルタ処理を実行する必要がある。レート変化比 (間引き) は $P = 2$ とする。この時得られる低域信号 LL_1 に対して N 回繰り返し行うことにより、 N 階層のオクターブ分割が得られる。図 8 は $N = 3$ の例を示す。

文献 [3] で報告されているように、QMF フィルター出力の高域サブバンドは、一般にラプラス分布で近似できる。一例を図 2 に示す。以下では、ラプラス分布を仮定してクラス分類の検討を行う。

3. クラス分類法

3.1 目的

2 階層以上に帯域分割された画像信号は、最も周波数の低いサブバンド (低域サブバンド) を除いた高域サブバンド信号は、空間的冗長性がほぼ削減されていて、帯域内の相関が小さく、無記憶情報源として扱える。つまり、帯域内の各画素が独立した信号として扱える。しかし、細かくみると、それらの高域信号は、原画空間上でエッジ近傍に対応するところにエネルギーが集中するため、定常ではない。クラス分類法は、この非定常性をも利用して符号化能率を向上させる方法である。すなわち、各サブバンド信号を統計的に類似するいくつかのクラスに分類し、それらのクラスに整合した符号器を設置することにより、一定のレートに対して量子化雑音を低減することを目的としている。

3.2 クラス分類利得

クラス分類は、各サブバンド信号の係数をいくつかのクラスに分類する。効果的なクラス分類を行うためには、各係数がどのクラスに割り当てるのが最適であるか評価しなければならない。その評価方法として、クラス分類することによる、量子化雑音電力の低減率により定義される、クラス分類利得を用いる方法が用いられる。つまり、クラス分類利得を最大にするよう

に、帯域内の各係数をクラスに割り当てた場合を最適分類とする方法が従来より多く採用されている。

ここで、あるサブバンド信号 x を J 個のクラスに分類するとき、分類前の信号の分散を σ_x^2 、分類後の第 j クラス ($j = 1, \dots, J$) の分散を σ_j^2 、また、そのクラスに含まれる係数の数の比率を p_j とすると、クラス分類利得は次式で与えられる。

$$G_c = \frac{\sigma_x^2}{\prod_{j=1}^J (\sigma_j^2)^{p_j}} \quad (1)$$

3.3 クラス分類法

クラス分類利得を用いたクラス分類の一方法を述べる。まず、各帯域の係数を $M \times M$ のブロックに分割する。そして、各ブロックの係数もラプラス分布と仮定して、各ブロックの分散 σ^2 は以下の式で算出し、これを昇順でソートする。

$$\sigma^2 = 2 \left(\frac{1}{L} \sum_{i=0}^{L-1} |x_i| \right)^2 \quad (2)$$

上式で、 x_i はブロック内の係数の値を、 $L (= M^2)$ はその数を示す。

ここで、ブロックの総数を N とし、また、クラス j のブロック数、各ブロックの分散を、それぞれ、 N_j 、 $\sigma_{j,i}^2$ とするとき、各クラスの分散 σ_j^2 は、次式に示すように、それぞれのクラス j に分類されたブロックの分散 $\sigma_{j,i}^2$ の平均で近似する。

$$\sigma_j^2 \cong \frac{1}{N_j} \sum_{i=0}^{N_j} \sigma_{j,i}^2 \quad (3)$$

これを用いて、クラス分類利得 (1) を最大にするようなしきい値を定めることでクラス分類を行う。ここで、式 (1) の p_j 、 σ_x^2 は次式で表される。

$$p_j = N_j / N \quad (4)$$

$$\sigma_x^2 = \sum_{j=1}^J p_j \sigma_j^2 \quad (5)$$

以上の方法において、受信側では各ブロックがどのクラスに属するかが既知である必要があり、クラス分類マップをサイド情報として送信する。そのため、ブロックサイズを小さくして分類を行うことは、クラス分類利得の向上につながるが、精細なクラス分類マップを伝送することによるサイド情報の大幅な増加につながり非現実的となる。また処理量も大幅に増加する。

そこで、クラス分類マップによるサイド情報の増加を最小限とするため、符号化処理は図3のような順序で行われることに注目する。あるブロックのクラス分類を行う場合、そのブロックのデータを用いずそのブロック以前に符号化されたデータをもとに、当該ブロックの分散を予測して、分類を行う。このようにすると受信側では、あるブロックの属するクラスを知りたい場合、送信符号化側と同様にして予測することにより、ブロックの属するクラスを知ることが出来る。

まず、各ブロックの分散値に対してクラス分類利得を最大に

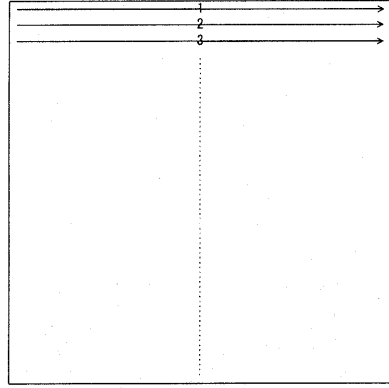


図3 一つの帯域におけるブロックの伝送順序

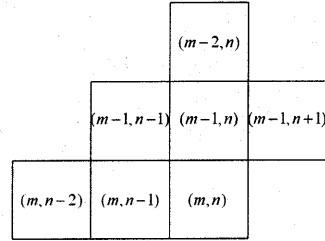


図4 ブロック (m, n) のクラスの予測

するように分類する方法において、しきい値によりクラス分類を行い、そのしきい値を伝送するものとする。具体的な分類法として、各ブロックの予測値を、

$$M = a_0 \sigma_{m-1,n}^2 + a_1 \sigma_{m,n-1}^2 + a_2 \sigma_{m-1,n-1}^2 + a_3 \sigma_{m-1,n+1}^2 + a_4 \sigma_{m-2,n}^2 + a_5 \sigma_{m,n-2}^2 \quad (6)$$

の式によって求め、この M としきい値を比較してクラス分類を行う方法がある。ここで、 $\sigma_{i,j}^2$ は、図4に示すブロックの分散を示す。このようにすでに分類したクラス分類マップを用いてクラス分類することで、受信側ではクラス分類マップを必要としない[3]。

また、この方法において、クラス分類の際、ブロックのサイズを小さくすることはクラス分類マップは複雑になるが、これはサイド情報として送信する必要がないため、小さなブロックサイズでクラス分類を行ってもよい。そこで、予測をブロック単位でなく係数単位で行う ($M = 1$ とする) ことで、より能率的なクラス分類が可能となる[3]。しかし、この方法でも正確なクラス予測が難しく、必ずしもクラス分類利得を最大とする分類とならない。

提案方式では、係数単位での予測に適したクラス分類を行うため、昇順にソートする対象の分散を、予測に適した値とする。具体的には、図5のような周辺係数の分散値を以下の式のようにして位置 (i, j) 周辺の分散値とする。

$$\sigma^2 = 2 \left(\frac{1}{6} \sum_{i=1}^6 |x_i| \right)^2 \quad (7)$$

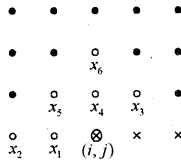


図5 (i, j) のクラス



図6 原 画

ここで、 x_i は図5に示す位置の係数値を示す。そして、この分散値を各係数位置に対して求めて、従来方法と同様に昇順にソートを行う。そして、クラス分類利得式(1)を最大にするようなしきい値を求める。このとき、しきい値を求めるのは膨大な処理量が必要となりこれを抑えるため、全係数の中から一定の間隔で取り出した分散値を元にしきい値を求める。各クラス分散は式(3)で近似を行い、クラス分類利得(1)を最大とするしきい値を求める。そのしきい値との比較で、全係数についてクラス分類を行い、別々に符号化することで情報量の削減を図ることができる。受信側において、属するクラスは予測が可能であり、クラス分類マップによるサイド情報を必要としない。このようにして、クラス分類マップを必要としない係数単位のクラス分類を行う。この方法は従来方法よりも大きなクラス分類利得を得ることが期待できる。

4. シミュレーション

4.1 シミュレーション

図6に示す標準デジタル画像(512×512 pixel, mono-crome image, 8 bits/pixel)を原画とするQMFフィルターの出力に対してクラス分類シミュレーションを行う。本シミュレーションでは、サブバンド、クラスにかかわらず一様量子化を行っている。

4.2 評価方法

本シミュレーションでは画像圧縮の比較・評価を、以下の式で表される符号化レートをを用いて考察する。

$$H = - \sum_{i=0}^{N-1} p_i \log p_i \quad (\text{bit/pixel}) \quad (8)$$

p_i は生起確率を示す。

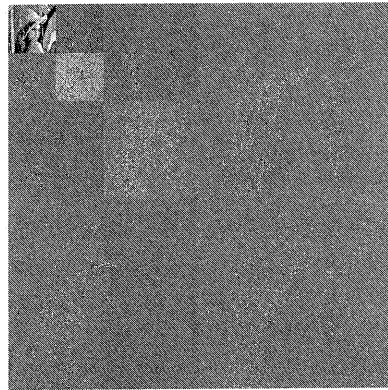


図7 QMF フィルターによるサブバンド分割

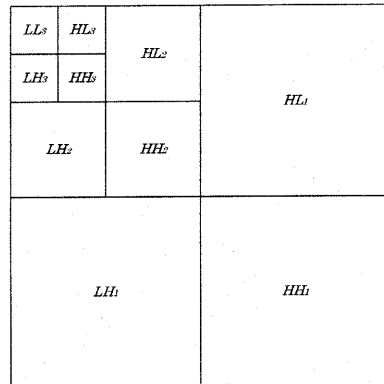


図8 画像信号のオクターブ分割 ($N=3$)

実際に圧縮を行う際、画質劣化をどれだけ許容するかにより、必要となる符号化レートが変わってくる。そこで符号化レートとともに画質の評価をするために以下の式で表されるPSNRを用いる。

$$\text{PSNR} = 10 \times \log_{10} \frac{255^2}{\text{MSE}} \quad [\text{dB}] \quad (9)$$

ここで、MSE(Mean Squared Error)は平均二乗誤差を表す。

4.3 サブバンド分割と各種方法によるクラス分類

QMFフィルターで10サブバンド分割したもの(図7)に対してクラス分類シミュレーションを行う。この時の各帯域を図8のように定める。図7の分割画像は、視覚的に捉えるための適切な階調補正を行っている。これを見ると、高域サブバンドでは、原画空間におけるエッジ近傍にエネルギーが集中していることがわかる。

図9が従来方法のブロックベースのクラス分類により得られる、各係数がどのクラスに属するかを明度で表したクラス分類マップである。このクラス分類マップはサイド情報として伝送する必要があり、サイド情報を増加させる要因となる。

この分類マップの情報量を削減するために、分類マップをブロック単位で予測した際の分類マップを図10に示す。分類利得を最大とする図9に近い分類マップとなっているものの、異なった分類マップになっており、これはこの分類マップが必ず

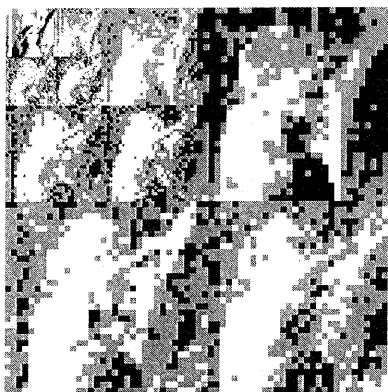


図 9 ブロック単位クラス分類マップ (予測なし)

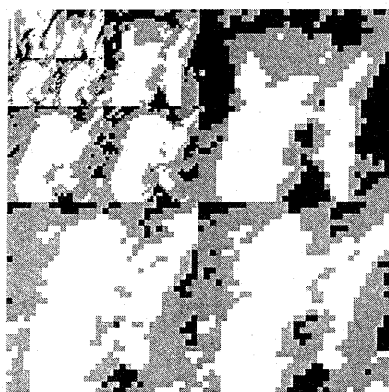


図 10 ブロック単位クラス分類マップ



図 11 係数単位クラス分類マップ

しもクラス分類利得を最大とするものでないことを示す。

また、クラス分類マップが精細であってもサイド情報量の増加につながらないことを利用し、係数単位で予測したクラス分類マップを図 11 に示す。この場合、情報量の削減は可能であるものの、正確な予測が難しく情報量の削減につながらない。図 9 と比較してもそれがわかる。

提案方法について、しきい値を定める様子を図 12 に示す。こ

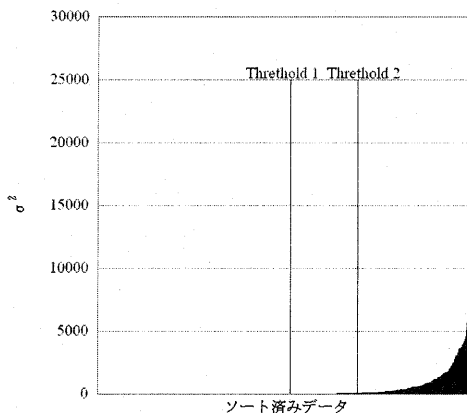


図 12 しきい値の設定



図 13 係数単位クラス分類マップ (提案方法)

の図のようにソートされた分散値に対して、式 (1) で表される分類利得を最大にするようなしきい値を定めている。そして、図 13 に提案方法による係数単位クラス分類マップを示す。図 9 と比較してきめ細かなクラス分類を行えるのが確認できる上、このクラス分類マップは伝送する必要がないため、サイド情報の増加につながらない。これは前述の各種方式のクラス分類マップと比較して、能率的に分類できていることが確認できる。

4.4 PSNR の比較

各種従来方式と提案方式において、符号化レートに対する PSNR 特性の様子を図 14 に示す。図 9 と図 10 の 2 つのクラス分類マップを比較して大きな違いが見られるように、図 10 は必ずしもクラス分類利得を最大にするような分類が行えず、PSNR にも影響を及ぼしている。同様に、図 11 に示すように係数単位での予測についてもそれが難しく、PSNR の改善には至っていない。一方、本提案方法によるクラス分類では、図 13 に見られるように、図 7 におけるエッジ近傍と一致するようなクラス分けができており、クラス分類利得の低下なしでのサイド情報の削減を実現できていると思われる。

4.5 クラス数の比較

提案方式において、クラス数によってどのように符号化レ

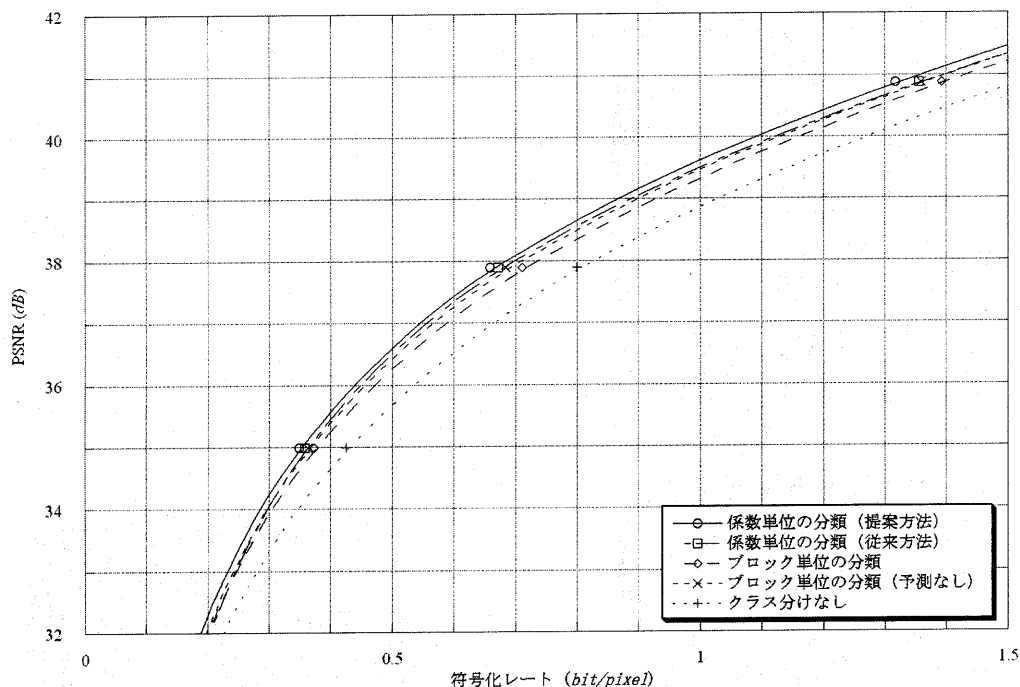


図 14 PSNR の比較

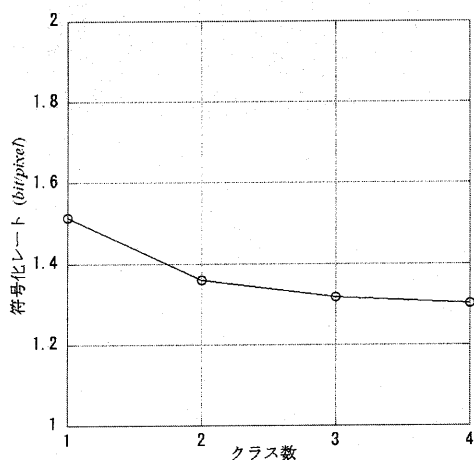


図 15 クラス数による符号化レートの比較 (PSNR=40.8[dB])

トが変化していくかを示したものを図 15 に示す。PSNR は 40.8[dB] としている。グラフを見ると、クラス数 3 付近から符号化レートの改善量が極めて少なくなるのがわかる。クラス数の増加は、しきい値を求める際の処理量を大きく増加させる要因であり、クラス数を 3 程度より大きくすることは現実的ではない。

5. む す び

クラス分類利得 G_C を最大にするクラス分類法について、特

にクラス分類マップを効率よく削減する方法について係数単位クラス分類を提案し、シミュレーションにより従来方法との比較と、その特性の確認を行った。シミュレーションの結果から、本提案方式が、PSNR の改善が確認できたことから、有効なクラス分類法として適用できることを示した。

一方、サブバンド分割の後、クラス分類を行う方法について、それぞれのクラスについて最適な量子化を行うことでより高効率な符号化とすることができることが従来より報告されており、本稿の提案方法への適用が課題になっている。また、クラス分類の際の高速アルゴリズムも検討課題である。

文 献

- [1] R.L.Joshi et.al., "Comparison of Different Methods of Classification in Subband Coding of Images" IEEE Trans.Vol.6, No.11, Nov.1997
- [2] 山口健太, 大竹孝平 "サブバンド符号化におけるクラス分類法" 電子情報通信学会, 総合大会 A-4-4, March.2003
- [3] Youngjun Yoo, Antonio Ortega, Bin Yu "Image Subband Coding Using Context-Based Classification and Adaptive Quantization" IEEE Trans.Vol.8, No.12, Dec.1999