

## ウェーブレット変換を用いた 画像の2成分モデル符号化方式に関する一検討

堀籠 大介, 小田 弘, 阪田 省二郎

電気通信大学 電気通信学部

〒182-8585 東京都調布市調布ヶ丘1-5-1

TEL 0424-43-5368

horigome@ice.uec.ac.jp

あらし

本稿ではウェーブレット変換を用いた画像の2成分モデル符号化方式を提案する。本方式では、画像信号は非定常成分(低域画像)と確率的な定常成分(高域画像)からなる2成分モデルに従うと仮定し、原画像を双直交フィルタバンクによるウェーブレット変換によって低域画像と高域画像に分割する。そして、前者は前置予測のDPCM符号化、後者は自己相似性を利用した可変密度標本化を適用し、乗算を必要としない符号化/復号処理を実現した。最後に、計算機シミュレーションを行い、本方式の有効性を確認する。

キーワード ウェーブレット変換, 双直交フィルタバンク, 2成分モデル, DPCM符号化, 可変密度標本化

## A Note on Coding Scheme for Two-Component Model of Images Using Wavelet Transform

Daisuke HORIGOME, Hiromu KODA, Shojiro SAKATA

The University of Electro-Communications

1-5-1 Chofugaoka, Chofu-shi, Tokyo 182-8585, JAPAN

TEL 0424-43-5368

horigome@ice.uec.ac.jp

Abstract

This paper proposes a new coding scheme for a two-component model of images using wavelet transform. In this scheme, assuming that image signals follow the two-component model which consists of a nonstationary component (low frequency image) and a stationary random component (high frequency image), we divide an original image into low and high frequency images by means of biorthogonal filter bank. Then we use DPCM coding with one predictor coefficient for the former and variable density sampling with exploitation of self-similarity for the later, so that we realize a coding/decoding system that has no multiplication. Finally we simulate this scheme and show the effectiveness.

key words Wavelet transform, Biorthogonal filter bank, Two-component model, DPCM coding, Variable density sampling

## 1. はじめに

インターネット、デジタルカメラ、スキャナなどの普及に伴い、画像をデジタル信号として扱うことが増えている。画像データは文書データと比較するとデータ量が多いため、画像データを圧縮する様々な非可逆符号化が研究されている。

従来の主な画像符号化には直交変換符号化と予測符号化が挙げられる(静止画像符号化国際標準 JPEG は前者に分類される)。しかし、両符号化とも低周波成分に着目しているため、急な波形が存在する狭い領域を含む画像に対してはエッジのぼけが生じる。又、前者では低ビットレートにおけるブロック状のノイズ(ブロック歪)の発生、後者では予測のミスマッチによる予測誤差の増大とそれぞれに問題がある [1]。

こうしたなか、近年デジタル信号を時間領域と周波数領域で解析されるウェーブレット変換 [2] を用いた画像符号化の研究が行われている。ウェーブレット変換によりブロック歪の発生を回避でき、正変換によって得られる帯域画像を時間領域で符号化できる。したがって、離散コサイン変換 (DCT) など周波数領域で符号化するのに対し有効な標本が取得しやすい。Shapiro による零樹埋め込み符号化 (EZW) [3] はウェーブレット変換を用いた画像符号化の有効な手法であり、Said らの集合分割階層樹 (SPIHT) [4] など EZW の改良法なども提案されている。

本稿では双直交型のウェーブレット変換を用いた 2 成分モデル符号化方式を提案する。ここで、従来の EZW は全ての帯域画像を一つのアルゴリズムで符号化するのにに対し、本方式は 2 成分情報源モデル [8] に基づいて、原画像を大まかな特徴を含む低域画像とエッジ成分を含む高域画像に分けた後、各帯域に適した異なるアルゴリズムで符号化することが従来方式と大きく異なる点である。

本稿の構成は第 2 章でウェーブレット変換を行うフィルタバンクについて述べる。第 3 章では 2 成分情報源について述べる。第 4 章では低域画像と高域画像の符号化アルゴリズムについて述べる。第 5 章では提案方式の計算機シミュレーションを行い、結果を考察する。第 6 章ではまとめと今後の方針について述べる。

## 2. ウェーブレット変換

ウェーブレット変換を実現するフィルタバンクは分析側と合成側に分けられる。分析側は分析用の LPF (Low Pass Filter) と HPF (High Pass Filter) と間引きで構成され、合成側は合成用の LPF と HPF と補間で構成されている (図 1)。

画像をウェーブレット変換する際、まず水平方向に分析側の LPF 及び HPF を適用し出力された信号を間引き (信号を 1 つおきに取り除く) する。次に出力された信号の垂直方向に対して同様に行う。ここで、水平及び垂直

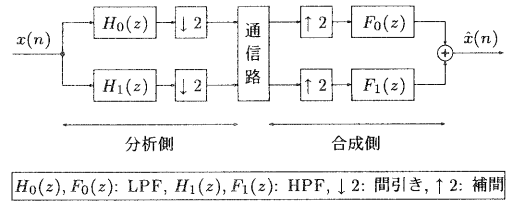


図 1: 分析/合成フィルタバンク

方向に LPF を適用し生成された帯域画像に再度分析側のフィルタバンクを適用することで階層的な画像が生成される。合成側では送られてきた信号を補間 (信号間に零値を挿入) した後、LPF と HPF の出力信号を合成する。

フィルタには双直交 9/7 フィルタ (分析側 LPF と合成側 HPF は 9 タップ、分析側 HPF と合成側 LPF は 7 タップ) を用いる [5]。ここで、双直交は次の関係式を満たす [6]。

$$\begin{aligned} \sum_k h_0(k) \tilde{f}_0(k-2n) &= \delta_n & \sum_k h_1(k) \tilde{f}_0(k-2n) &= 0 \\ \sum_k h_1(k) \tilde{f}_1(k-2n) &= \delta_n & \sum_k h_0(k) \tilde{f}_1(k-2n) &= 0 \end{aligned} \quad (1)$$

$$\tilde{f}_i(n) = f_i(-n)$$

ただし、 $h_0(\cdot), h_1(\cdot), f_0(\cdot), f_1(\cdot)$  はそれぞれ伝達関数  $H_0(z), H_1(z), F_0(z), F_1(z)$  のフィルタ係数であり、 $\delta_n$  はクロネッカのデルタ関数 (デジタルインパルス) である。線形直交フィルタ Haar は符号化特性に優れず、Daubechies の非線形直交フィルタ [2] は符号化特性は良いが、分析毎に原画像の標本数より多くなる。双直交 9/7 フィルタは完全再構成を満たし線形であるので対称拡張法 [2] を用いて分割後の標本数を元の標本数に保つことができる。又、符号化特性にも優れていることが知られている [5]。

本稿では、帯域画像において LPF のみ適用された画像を低域画像、それ以外を高域画像とする。又、各帯域画像の解像度はレベル (水平及び垂直方向の処理を 1 レベルとする) が高い帯域画像ほど低下する。

## 3. 2 成分情報源モデル

ウェーブレット変換によって低域画像と高域画像を生成すると、低域画像は非定常成分を含み、高域画像は定常成分を含む。ここで、ある情報源においてある時間区間の平均と分散が区間をシフトしても一定ならば、それを“弱定常”という [7]。本稿では平均のみに着目し、平均が一定である情報源をここでは“定常”とよび、一定でない情報源を“非定常”とよぶ。このとき、画像信号を非定常成分  $U$  と考えると、この成分は次式の 2 成分情報源モデル

[8] で表される。

$$U = U_s + U_f \quad (2)$$

ただし、 $U_s$  は確率的な定常成分 (高周波成分) であり、 $U_f$  は画像の大まかな特徴を表す非定常成分 (低周波成分) である。

図2は画像“GIRL”(図6(a))の159行目の信号をHaarウェーブレット変換し、生成された低域成分と高域成分を表している。ただし、両成分とも間引きはしていない。図2から原画像と低域成分は非定常成分であり、高域成分は定常成分であることが理解できる。

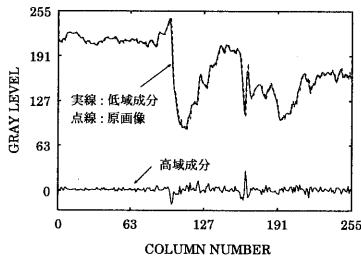


図2: “GIRL”の159行目とその低域成分と高域成分

## 4. 2成分モデル符号化

この章ではこの2成分モデルにおける本方式の符号化過程 (図3) について述べる。

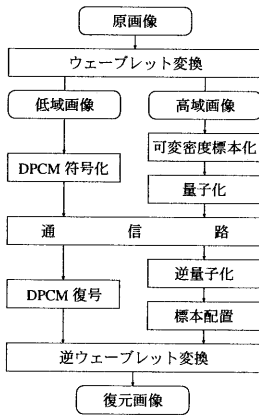


図3: 符号化/復号過程

### 4.1 低域画像の符号化

低域画像には次の手法を適用する。

#### 4.1.1 DPCM 符号化

低域画像は全帯域画像に対する画素数の割合が低く、高域成分がほぼ除かれているので、低域成分の符号化に効率が良い予測符号化方式の一つである DPCM 符号化方式

[9] を用いる (図4)。図4の各信号は以下の関係を満たす。

$$\hat{x}(n) = \sum_{i=1}^M a(i)\hat{x}(n-i) \quad (3)$$

$$e(n) = x(n) - \hat{x}(n) \quad (4)$$

$$\bar{x}(n) = \hat{x}(n) + e_q(n) \quad (5)$$

ただし、 $x(n)$  は入力値、 $\hat{x}(n)$  は予測値、 $\bar{x}(n)$  は復元値、 $a(i)$  は予測係数、 $e(n)$  は予測残差、 $e_q(n)$  は  $e(n)$  の量子化値、 $M$  は AR 次数である。本方式では処理の簡単化のために、AR 次数は  $M = 1$  (前値予測) とする。低域画像に DPCM 符号化を行う際、左端 (最上部の左端は除く) の標本は上隣の標本との、その他は左隣の標本との予測残差を求め量子化する。この手法の利点は前値予測により乗算が不要であるため、JPEG 方式に用いられている直交変換よりも計算量が少ないことである。

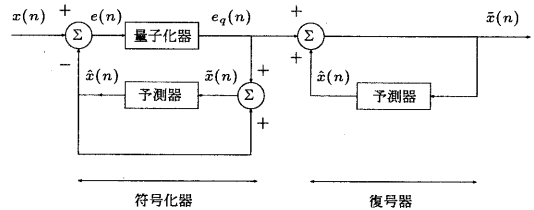


図4: DPCMの符号化器/復号器の構成

#### 4.1.2 量子化

量子化とは予め定められた区間に存在する標本値に対しそれを代表値に置き換える手法である。DPCM 符号化において残差を量子化する場合、ラプラス分布に基づく Max の最適量子化器 [9] を用いる。これは、画像の隣接する輝度値の残差は平均が 0 のラプラス分布に近似することが知られているからである [10]。受信側には標本の量子化番号を送る。

### 4.2 高域画像の符号化

エッジ成分を含む高域画像の符号化では部分的に存在する急な輝度変化で生じる輝度値の差を保存することが重要である。低域画像と同様に DPCM 方式を用いると、急な輝度変化が予測できないため、予測残差が大きくなり、量子化の際、誤差が増大してしまう。又、DPCM 方式では 1 画素当たり 1 bit が最低必要であることから、部分的にしか存在しないエッジ成分等を DPCM 方式で効果的に符号化することが困難である。そこで、本稿では高域画像を各レベルの水平及び垂直方向のフィルタの組み合わせにより  $LH, HL, HH$  の 3 つの組 (左は水平, 右は垂直に適用したフィルタを表し,  $L$  は LPF,  $H$  は HPF を表す) に分け、それぞれに次の手法 (可変密度標本化) を適用する。

#### 4.2.1 可変密度標本化

可変密度標本化とは画像信号の標本化の際、領域の輝度変化に応じて標本化精度を可変にする方式である [11][12]。文献 [11] では、レベル 1 のウェーブレット変換によって生成された高域画像にしか可変密度標本化が利用できないため、より低解像度の高域画像に対して適用できない。又、文献 [12] では、帯域分割を用いることなく、そのまま可変密度標本化しているため、視覚的に目立つ画像の平坦部分でブロック歪が発生しやすくなっている。一方、提案手法では解像度の異なる全ての高域画像に対応しており、閾値によって各高域画像を格子状にブロック分割し、各ブロックを一標本とする。

ところで、ウェーブレット変換では、ある組に属する帯域画像はフィルタの組合わせから同じ組に属する他の帯域画像との間に“自己相似性” [13] が見られる傾向がある。そこで、まずある組に属する各帯域画像全体をそれぞれ 1 ブロックとし、ブロック内に含まれる輝度値の絶対値が閾値より大きいときブロックを 4 分割する。ただし、どれか一つでもブロック分割を行うとき、その位置に相当する同じ組に属する他の帯域画像のブロックも分割する (図 5)。分割後、レベル 1 の帯域画像のブロックサイズが  $2^i \times 2^i$  のとき ( $i \geq 0$ )、レベル  $i+1$  の帯域画像においては以後のブロック分割に関与せず、そのブロックを一標本とする。尚、ブロックサイズや標本の位置に関する情報は 4 分木で表す。この手法を用いることによりエッジ領域のブロックの細分化が行われるため、エッジ成分に絞った標本を取得することができる。

EZW 方式も符号化する標本を取得する際、帯域画像の自己相似性を利用した領域分割を行っているが、本方式では以下の点で EZW 方式と異なる。

- EZW 方式では解像度が最も低い帯域画像において一つの画素を一標本として扱うのに対し、本方式では一つのブロックを一標本として扱う。したがって、本方式では複数の画素を一標本とすることができる。これに伴い、解像度が高い帯域画像 (高域画像) において、エッジ成分が存在しない領域をより大きなブロックサイズで覆うことが本方式では可能である (図 5 の場合、EZW 方式では高域画像で扱えるブロックサイズは最大で  $4 \times 4$  画素に制限されている)。
- EZW 方式では各標本の属性付けに 4 つのシンボルを用いる。本方式では 4 分木を用いる。尚、EZW 方式はこのとき符号化する標本の正負の判別によって粗い量子化が行われるのに対して、本方式では後述するようにスカラー量子化器を使用してきめ細かな量子化を行っている。

[量子化する標本数に依存する閾値の設定方法]

ブロック分割の判定に用いる閾値 ( $T$  とする) は量子化を行う標本数 ( $n$  とする) によって異なる。ウェーブレッ

ト変換によって低解像度の帯域画像では輝度値のダイナミックレンジは広がる。又、高域画像において輝度値の絶対値が大きい標本は画像を構成する重要な情報であると思われる。そこで、全高域画像の輝度値の絶対値を降順に並べ、 $n$  番目の値を閾値とする。これによって、標本のビット割り当てによらないビットレートの制御が可能になる。

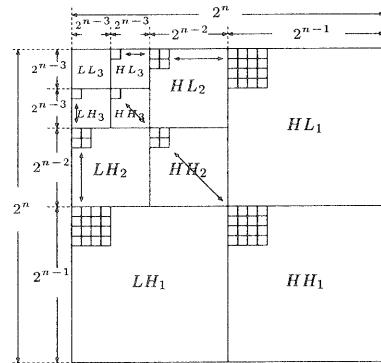


図 5: 可変密度標本化のブロック分割  
※  $HH_1$  は  $HH$  のレベル 1 の帯域画像。他も同様。

#### 4.2.2 量子化

可変密度標本化によって得られた標本は以下の手順で量子化を行う。

- (S1) ブロックサイズが  $1 \times 1$  画素ではない標本は全て 0 にする。これはウェーブレット変換によって得られた高域画像は平均が 0 のラプラス分布に近似していることによる。
- (S2) ブロックサイズは  $1 \times 1$  画素であるが輝度値の絶対値が閾値より小さい標本も存在する。これらは有効ビットを用いて有効な (量子化する) 標本に“1”、無効 (量子化しない) な標本に“0”を与え区別する。
- (S3) 有効な正 (負) の標本は  $-T(+T)$  シフトし、ラプラス分布に基づく Max の最適量子化器を用いて量子化する。無効な標本は全て 0 にする。

一方、可変密度標本化で生成した 4 分木は分岐した節に“1”を、分岐しない節に“0”を与えて符号化する。ただし、木の最深レベルは既知とする。受信側には有効な標本の量子化番号と有効ビットと木の符号を送る。無効な標本は 4 分木を用いて値が 0 の標本に受信側で復元できる。

## 5. 計算機シミュレーション

### 5.1 シミュレーション条件

標準的な画像“GIRL”と“LENA”(共に  $256 \times 256$  画素, 8 bpp(bit/pel), 図 6(a), (b)) を用いて、計算機シミュレーションを行った。その際、本方式と JPEG 方式 [14] の圧縮画像を作成した。本方式のウェーブレット変換は

レベル3まで行い、木の最深レベルを7とした。ビットレートは帯域毎の標本のビット割り当てを固定(表1)し、符号化する標本数によって変化させた。又、次式の信号対雑音比SNRを用いて符号化特性を求めた。

$$\text{SNR} = 10 \log_{10} \left( \frac{255^2}{\text{MSE}} \right) \text{ [dB]} \quad (6)$$

ただし、MSEは平均自乗誤差である。

尚、今回の計算機シミュレーションでは本方式の各送信データ(量子化番号、木の符号、有効ビット)にエントロピー符号化は行っていない。

## 5.2 結果と考察

本方式の1.0 [bpp]の再生画像を図6(c), (d)に示し、0.5 [bpp]の再生画像を図6(e), (f)に示す。JPEG方式の0.5 [bpp]の再生画像を図7(a), (b)に示す。図8に符号化特性を示す。又、本方式の各レートの標本数、閾値及び送信データの内訳を表2に示す。

図8の符号化特性から本方式のSNRがJPEG方式より高いことがわかる。例えば、1.0 [bpp]の再生画像のSNRにおいて“GIRL”は0.491 [dB]、“LENA”は2.016[dB]改善された。これは、JPEG方式は周波数領域で符号化しているのでどの帯域に画像のどの部分に対応しているのかが的確にわからないのに対し、本方式では時間領域で符号化しているので画像を構成する重要な標本を絞ることができ、多くのビットを割り当てることができるからである。尚、本方式では帯域毎の割り当てビット数を多くし、標本数を少なくすることでレートによってはさらに高いSNRが得られる。したがって、レートによって帯域毎の割り当てビット数と標本数の最適な組み合わせを求めるための方法の考察が必要である。

再生画像においては1.0 [bpp]のJPEG方式は全体的に淡めであるのに対し、本方式はエッジ領域が比較的クリアに復元され、背景部分も平滑化されている。これは可変密度標本化によって濃淡が緩やかな領域はブロックが大きい標本に、急な領域は小さい標本に生成されたからである。又、より圧縮した0.5 [bpp]のJPEG方式の再生画像は画像全体にブロック歪が生成されるのに対し、本方式の再生画像は背景に融け込んでしまったエッジ成分が若干あるものの全体的なノイズは生じず、更に、JPEG方式ではブロック歪が特に目立つ背景部分も比較的良好に復元されている。

## 6. まとめ

双直交型のウェーブレット変換を用いて原画像を低域画像と高域画像に分割し、それらを画像の2成分モデルと見なし、前者はDPCM符号化、後者は可変密度標本化を用いて符号化した。その結果、以下のことがわかった。

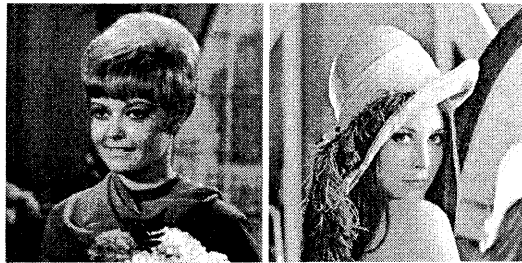
- ・提案方式の符号化特性はJPEG方式に対して、“GIRL”

では0.156 [dB] ~ 0.926 [dB]、“LENA”では0.875 [dB] ~ 2.016 [dB]改善された。

- ・低レート時(0.5 [bpp]以下)の再生画像において、JPEG方式では背景のノイズが目立つが、提案方式では平滑化されておりノイズを押さえることができる。
- ・低域画像と高域画像に対する符号化及び復号では前置予測のDPCMと可変密度標本化を使用したことにより、乗算が不要となり、少ない計算量で処理が行える。今後は、以下のことを行う予定である。
- ・レートによる標本数と帯域画像毎の割り当てビット数との最適な組み合わせを求めるための方法の考察。
- ・低域画像の非定常成分に対し、より符号化に有効であるADPCMの適用。

## 参考文献

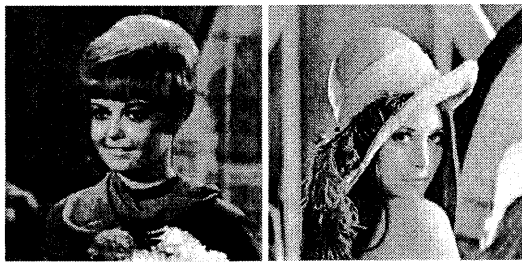
- [1] 伊東: 画像情報処理の基礎, 東京理科大学出版会 (1986).
- [2] G. Strang and T. Nguyen: Wavelets and filter banks, Wellesley-Cambridge Press (1996).
- [3] J. M. Shapiro: “Embedded image coding using zero-trees of wavelet coefficients”, *IEEE Trans. Signal Processing*, Vol.41, pp.3445-3462 (Dec. 1993).
- [4] A. Said and W. A. Pearlman: “A new, fast, and efficient image codec based on set partitioning in hierarchical trees”, *IEEE Trans. Circuits Syst. Video Technol.*, Vol.6, pp.243-250 (June 1996).
- [5] M. Antonini, M. Barlaud, P. Mathieu, and I. Daubechies: “Image coding using wavelet transform”, *IEEE Trans. Image Processing*, Vol.1, pp.205-220 (April 1992).
- [6] A. N. Akansu and R. A. Haddad: Multiresolution signal decomposition, Academic Press (1992).
- [7] 添田, 中溝, 大松: 信号処理の基礎と応用, 日新出版 (1979).
- [8] Yan J. and Sakrison D. J: “Encoding of images based on a two-component source model”, *IEEE Trans. Commun.*, Vol.COM-25, No.11, pp.1315-1322 (Nov. 1977).
- [9] M. D. Paez and T. H. Glisson: “Minimum mean-squared-error quantization in speech PCM and DPCM systems”, *IEEE Trans. Commun.*, Vol.COM-20, No.4, pp.225-230 (April 1972).
- [10] R. C. Reininger and J. D. Gibson: “Distributions of the two-dimensional DCT coefficients for images”, *IEEE Trans. Commun.*, Vol.COM-31, No.6, pp.835-839 (June 1983).
- [11] 堀籠, 小田, 阪田: “ハールウェーブレット変換を用いた画像の2成分モデル符号化方式に関する一検討”, 1999年電子情報通信学会総大会, A-6-4, (Mar. 1999).
- [12] 藤井, 田中: “可変密度標本化とDPCMを組み合わせた画像圧縮符号化に関する一考察”, 信学技法, IT90-92 (1990).
- [13] Y. Fisher: Fractal image compression - theory and application, Springer-Varlag New York (1995).
- [14] K. Sayood: Introduction to data compression, Morgan Kaufmann Publishers (1996).



(a) 原画像 “GIRL” (b) 原画像 “LENA”



(c) 1.0 [bpp], 36.687 [dB] (d) 1.0 [bpp], 34.946 [dB]



(e) 0.5 [bpp], 33.694 [dB] (f) 0.5 [bpp], 30.626 [dB]

図 6: 提案方式による再生画像



(a) 0.5 [bpp], 33.279 [dB] (b) 0.5 [bpp], 29.425 [dB]

図 7: JPEG 方式による再生画像

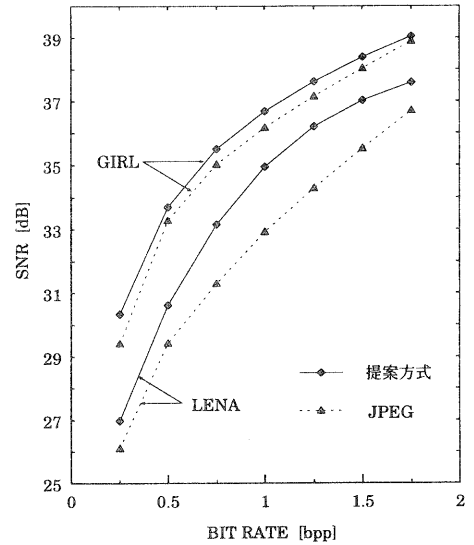


図 8: 符号化特性

※今回の実験では提案方式の送信データにエントロピー符号化は行っていない。

表 1: 帯域毎のビット割り当て

レベル	割り当てビット数 [bpp]			
	LL	LH	HL	HH
1	—	3	3	3
2	—	4	4	4
3	6	5	5	5

※ LL<sub>3</sub> の初期値は 12 ビット整数で量子化

表 2: 提案方式の実行結果の内訳

GIRL					
レート [bpp]	標本数	閾値	送信データ [bits]		
			量子化	木	有効
0.25	2039	43.453	10774	3111	2532
0.50	4224	19.512	19558	6167	7020
0.75	6674	12.405	28527	8395	12220
1.00	9214	9.394	37366	10327	17848
LENA					
レート [bpp]	標本数	閾値	送信データ [bits]		
			量子化	木	有効
0.25	1989	64.637	10400	3223	2736
0.50	4284	30.626	19113	5867	7780
0.75	6944	18.829	28686	7787	12656
1.00	9789	13.065	38575	9335	17620