

複数の予測器出力に連動する 多峰性確率モデルによる静止画像の可逆符号化

柴崎 俊亮^{†1} 青森 久^{†1}
松田 一朗^{†1} 伊東 晋^{†1}

筆者らが開発したブロック適応予測に基づく可逆符号化方式は、画像毎に最適化された複数の線形予測器をブロック単位で適応選択している。これにより、画像の局所的な性質に応じた冗長度削減が可能であるが、各ブロックでは単一の予測器しか使用できないため、画像の性質が緩やかに変化する領域では、ブロック境界部で予測性能が低下する場合があった。本稿では、近傍ブロックに割り当てられた複数の予測器出力を同時に参照し、エントロピー符号化に用いる多峰性の確率モデルを動的に生成することで、この問題の解決を図る。

Lossless Coding of Still Images Using Multi-Peaked Probability Models Driven by Local Predictors

TOSHIAKI SHIBASAKI,^{†1} HISASHI AOMORI,^{†1}
ICHIRO MATSUDA^{†1} and SUSUMU ITOH^{†1}

The lossless coding scheme based on block-adaptive prediction, which was developed by the authors, switches multiple linear predictors optimized for each image on a block-by-block basis. This is an effective way to remove spatial redundancy of image signals exploiting their local textures. However, when the textures change gradually, a single predictor assigned for each block may not work well at block boundaries. To cope with this problem, in this paper, a new probability model whose peak positions are determined by output of locally assigned multiple predictors is employed for entropy coding.

^{†1} 東京理科大学 理工学部

Faculty of Science and Technology, Tokyo University of Science

1. はじめに

近年、医用画像データベースや、文化遺産の保存を目的とするデジタル・アーカイブといった、高品質な画像を扱うアプリケーションが注目を集めており、画像データを一切劣化させることなく圧縮可能な可逆符号化技術の重要性が高まっている。これらのアプリケーションでは、高性能なサーバ計算機が画像データの圧縮・蓄積を担当し、復号・閲覧処理はネットワーク回線で接続されたクライアント端末上で行う場合が多い。このため、符号化（圧縮）処理が多少複雑であっても、回線速度と計算資源の限られたクライアント端末でも迅速な処理を実現できるように、高い圧縮率と高速な復号処理を両立し得る可逆符号化方式が望ましい。

このような観点に基づき、我々はブロック適応予測と多値算術符号を用いた可逆符号化方式を提案した¹⁾。この方式では、符号化対象画像毎に複数の線形予測器を設計し、これらをブロック毎に切り換えることで画像内のエッジやテクスチャ構造の局所的な変化に対応した適応予測を実現している。また、各画素で算出された予測誤差が原点にピークを持つ単峰性の確率密度関数に従うと仮定し、コンテキストモデリングの手法に基づいて適応的に算術符号化している。予測器の選択情報や予測係数、予測誤差の確率モデルといった復号処理に必要なパラメータは、画像全体の符号量が最小となるよう繰り返し最適化され、最終的に付加情報として圧縮データの先頭に格納される。したがって、復号側ではこれらのパラメータの最適化が不要であり、比較的高速な処理が可能である。しかし、各ブロックに割り当てられる予測器は、そのブロック全体の符号量が最小となるように選ばれたものであり、個々の画素について最適なものであるとは限らない。特に、テクスチャの方向性といった画像の局所的な性質が、ブロック間で除々に変化するような領域では、ブロック境界部において予測性能が低下してしまう場合がある。このため、文献 1) では四分木に基づいたブロック分割手法を導入し、予測器を切り替えるブロックのサイズを可変としているが、ブロックサイズを局所的に小さく設定するとその分予測器の選択に関する付加情報が増加するため、その効果は限定的である。更に、急峻なエッジを含む領域では、エッジの両サイドで輝度値の分布が大きく異なるため、予測誤差の確率密度関数が単峰性のモデルに従うとは限らない。

これらの問題は、予測器の種類が有限であり、かつ画素毎には一種類しか選択できないことが本質的な原因であると考えられる。そこで本稿では、近傍ブロックに割り当てられた複数の予測器を同時に参照し、予測誤差を算出する代わりに、各予測器の出力に連動する多峰性の確率モデル^{2),3)}を用いて注目画素の輝度値を直接算術符号化するアルゴリズムを採用

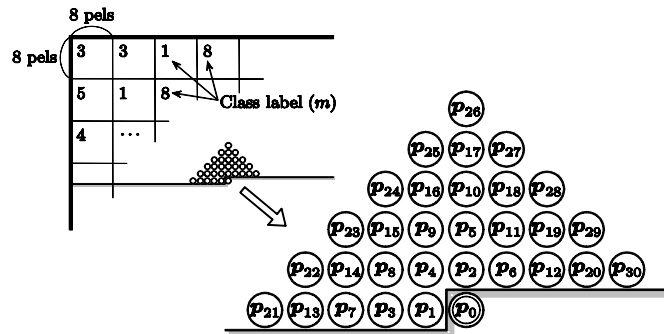


図 1 参照画素の配置 ($K = 30$)

Fig. 1 Disposition of pels used for prediction ($K = 30$).

する．また，予測器の数や予測回数を含めた各種パラメータを，上記の多峰性確率モデルを前提に最適化する手法を導入し，符号化効率の改善を図る．最後に，様々な画像を対象として比較実験を実施し，本方式の有効性を明らかにする．

2. ブロック適応予測に基づいた可逆符号化方式¹⁾

本章では，文献 1) で提案した可逆符号化方式の概要について述べる．符号化対象画像はブロック単位で M 通りのクラスいずれかに分類されており，ラスタスキャン順に符号化される各画素には，それぞれのクラスに対応した線形予測器が割り当てられる．注目画素 p_0 に対して m 番目の予測器 ($m = 1, 2, \dots, M$) を適用した際の予測値 $\hat{s}_m(p_0)$ は次式で与えられる．

$$\hat{s}_m(p_0) = \sum_{k=1}^K a_m(k) \cdot s(p_k) \quad (1)$$

ただし， K は予測に用いる参照画素の数（予測回数）， $a_m(k)$ ($k = 1, 2, \dots, K$) は参照画素 p_k に関する予測の重み（予測係数）， $s(p_k)$ は画素 p_k の輝度値をそれぞれ表している．なお，参照画素の番号 k は，符号化処理が終了している領域内の画素に対して注目画素との市街地距離が小さい順に割り当てられている．予測回数を $K = 30$ と設定した際の参照画素の配置の例を図 1 に示す．このブロック適応予測の結果として得られる予測誤差 $e = s(p_0) - \hat{s}_m(p_0)$ の確率密度関数を推定するため，次式の特徴量 U を用いたコンテキストモデリングを実行する．

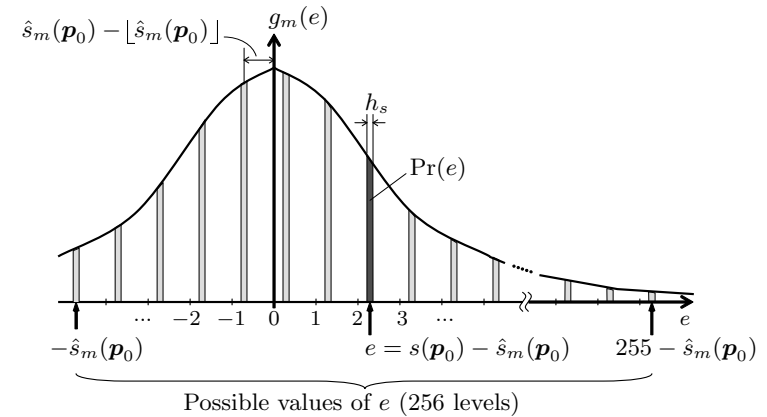


図 2 予測誤差 e の生起確率

Fig. 2 Probability of occurrence for prediction errors.

$$U = \sum_{k=1}^{12} \frac{1}{\delta_k} \cdot |s(p_k) - \hat{s}_m(p_k)| \quad (2)$$

ここで， δ_k は注目画素 p_0 と参照画素 p_k の間の市街地距離であり，特徴量 U は δ_k の逆数で重み付けした周辺 12 画素の予測誤差の絶対値和を意味する．特徴量 U は周辺画素における予測の当たりやすさを示す指標とみなせ，予測誤差 e の確率密度関数は U の値に大きく依存すると考えられる．そこで，特徴量 U を非線形量子化器 $Q_m(U)$ を用いて 16 レベルに量子化し，各レベルに対応したコンテキスト ($n = 1, 2, \dots, 16$) 毎に観測される予測誤差の確率密度関数を，以下に示す一般化ガウス関数でモデル化する．

$$g_m(e) = \frac{c_n \cdot \eta(c_n, \sigma_n)}{2 \Gamma(1/c_n)} \cdot \exp\left\{-|\eta(c_n, \sigma_n) \cdot e|^{c_n}\right\}, \quad (3)$$

$$\eta(c_n, \sigma_n) = \frac{1}{\sigma_n} \sqrt{\frac{\Gamma(3/c_n)}{\Gamma(1/c_n)}}, \quad n = Q_m(U) \quad (4)$$

ただし， $\Gamma(\cdot)$ はガンマ関数， σ_n は標準偏差， c_n は分布形を制御する形状パラメータである．本方式では，実際の画像の性質に適した確率密度関数モデル $g_m(e)$ を得るため，コンテキスト毎の c_n の値を 0.2~3.2 の間 (0.2 刻み) で可変としている．また，標準偏差 σ_n についてはコンテキスト毎に決められた固有の値を使用し，代わりに非線形量子化器 $Q_m(U)$ の特性 (しきい値) をクラス毎に可変とすることでモデルの適合度を高めている．ところで，

8 bit 精度の画像では輝度値が 0 ~ 255 の整数で表現されることから、予測値 $\hat{s}(p_0)$ が既知である時の予測誤差のとり得る値は以下の 256 通りに制限される。

$$e \in \{s - \hat{s}_m(p_0) \mid s = 0, 1, \dots, 255\} \quad (5)$$

したがって、これらの離散的な値に対応した予測誤差 e の生起確率は、確率密度関数 $g_m(e)$ を用いて以下のように計算できる。

$$\Pr(e) \propto \int_{-h_s/2}^{h_s/2} g_m(e + \varepsilon) d\varepsilon \quad (6)$$

なお、予測に関する丸め誤差の影響を防ぐため、予測値 $\hat{s}_m(p_0)$ の値は $h_s = 1/8$ の精度 (小数点以下 3 ビット) の固定小数点演算で算出されており、(6) 式の $\Pr(e)$ はこの精度に対応した幅で確率密度関数 $g_m(e)$ を積分して得られる確率 (図 2 の灰色の部分の面積) を表している。このように、予測値とコンテキストモデリングに基づいて予測誤差の生起確率を画素毎に推定することで、効率的な算術符号化を実現している。

3. 多峰性確率モデルを用いた予測誤差の符号化

上で述べたように、これまでは予測誤差 e の確率密度関数を 0 を中心にピークを持つ一般化ガウス関数でモデル化した後、実際に出現し得る予測誤差 e に関して確率の推定を行っていた。これは、予測誤差 e の代わりに注目画素 $s(p_0)$ の生起確率を、予測値 $\hat{s}_m(p_0)$ にピークを持つ単峰性の確率密度関数を用いて推定することと等価である。

$$\Pr(s \mid \hat{s}_m(p_0)) \propto \int_{s-h_s/2}^{s+h_s/2} g_m(t - \hat{s}_m(p_0)) dt \quad (7)$$

ここで、例えば図 3 のように 8×8 画素の近傍 4 ブロックにおいてそれぞれ異なる予測器 A, B, C, D が割り当てられている状況を考える。図中右下のブロックに割り当てられた予測器 $m = D$ は、このブロック全体の符号量が最小となるように選ばれたものであるため、注目画素 p_0 にとっては必ずしも最適とは限らず、むしろ近傍のブロックで選ばれた予測器 $m \in \{A, B, C\}$ の方が信頼性が高い場合があると考えられる。そこで注目画素 p_0 の近傍ブロックで選択された最大 4 種類の予測器を用いて予測値 $\hat{s}_m(p_0)$ をそれぞれ算出し、図 3 のように各予測値にピークを持つ多峰性関数で輝度値 $s(p_0)$ の確率密度関数をモデル化することを考える。

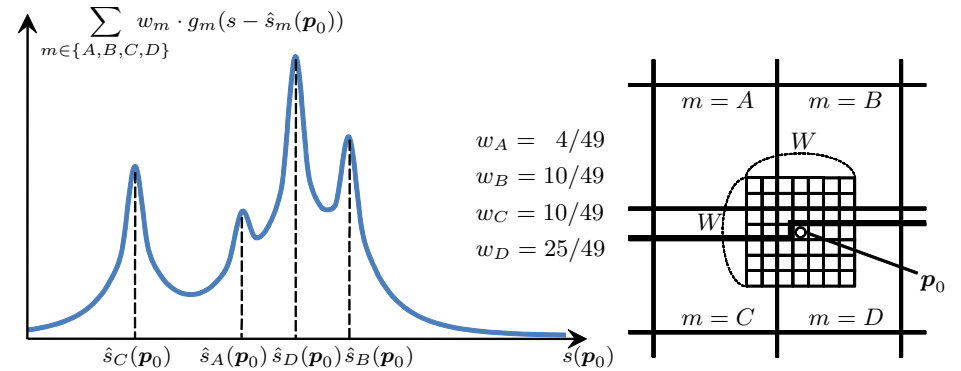


図 3 多峰性確率モデル
Fig. 3 Multi-peaked probability model.

$$\Pr(s \mid \hat{S}) = \sum_{m \in \Lambda(\hat{S})} w_m \cdot \int_{s-h_s/2}^{s+h_s/2} g_m(t - \hat{s}_m(p_0)) dt \quad (8)$$

ここで、 \hat{S} は近傍ブロックで選択された予測器の出力を元とする集合、 $\Lambda(\hat{S})$ は対応する予測器の添え字を表し、 w_m はそれぞれの予測器に対する重み係数である。このような多峰性の関数を用いた確率モデルは、動画像符号化のための動ベクトルの算術符号化に用いられた例がある^{2),3)}。また文献 4) では、(8) 式と同様に可逆符号化のための輝度値の確率密度関数を、複数の予測器の出力に連動した多峰性関数で定義する手法が提案されている。しかし、近傍のトレーニング領域における各予測器の効率を評価しながら w_m に相当する重み係数を決定しているため、復号処理に要する演算時間の増加を招いていた。そこで本稿では、図 3 右に示すように p_0 を中心に $W \times W$ 画素の正方マスクを考え、その中に含まれる各ブロックの画素数の比率により w_m の値を簡易的に決定する手法を採用する⁵⁾。これにより、 W の値が大きいくほど近傍ブロックに割り当てられた予測器の影響を受けやすくなり、逆に $W = 1$ のときは重み付けを行わない従来の単峰性確率モデルを用いる場合に等価となる。文献 6) では、従来方式 ($W = 1$) を前提に各種符号化パラメータを決定した後、(8) 式の確率モデルに切り替えた際の適切な W の値について調査した。その結果、 32×32 画素の正方領域毎に W の値を 1, 3, 5, 7, 9 の 5 通りから適応選択する手法が最も効果的であった。本稿でも同様な方法を採用すると共に、 W の決定処理をパラメータの最適化手順に含め、初めから (8) 式の確率モデルを前提としたコスト関数の下で最終的な符号量の最小化を図る。

4. パラメータの最適化手順

これまで述べてきたように、本方式では以下の付加情報が復号処理に必要となる。

- 予測係数 $a_m(k)$
- 予測器（クラス）の選択情報 m
- 特徴量 U の量子化器 $Q_m(U)$
- 一般化ガウス関数 $g_m(t)$ の形状パラメータ c_n
- マスクサイズ W

これらのパラメータは、対象画像毎に以下のコスト関数 J が最小となるよう繰り返し最適化される。

$$J = - \sum_{p_0} \log_2 \Pr(s(p_0) | \hat{S}) + B_{side} \quad (9)$$

上式の右辺第 1 項は 3. で述べた多峰性確率モデルに基づいた適応多値算術符号化による画像信号の符号量、第 2 項は上に列挙した付加情報に必要な符号量に相当する。このように、本方式では多峰性確率モデルによって冗長度が削減された画像信号の符号量だけでなく、そのモデルの構築に必要な付加情報の符号量も含んだコスト関数の下で符号化レートの最小化を図っている。具体的な最適化手順を以下に示す。

- (1) 文献 7) の方法を用いて M 種類の予測器の初期値およびブロック毎の割り当て（クラス m ）を初期化する。
- (2) 各予測器の係数を (9) 式のコストの下で修正する。
- (3) 各クラスについてコンテキストモデリングに用いる量子化器 $Q_m(U)$ のしきい値を最適化する。
- (4) 各コンテキスト ($n = 1, 2, \dots, 16$) について一般化ガウス関数 $g_m(t)$ の形状パラメータ c_n を決定する。
- (5) 各ブロックについて予測器（クラス）を選び直す。
- (6) 32×32 画素の領域毎に、最適なマスクサイズ W を決定する。
- (7) 2)~6) の手順を反復 1 回分の処理とし、画面全体で評価したコスト関数 J の値が減少しなくなるか、予め設定した反復回数の上限（本稿では 100 回）に達するまで繰り返す。

5. 予測器の数および予測次数の自動設定

上で述べた手順は、符号化に先立って予測器の数 (M) および予測次数 (K) の値が既知であることを前提としている。文献 8) では、これらのパラメータの設定値を、画像サイズに関して導出した経験則に基づいて決定していた。しかし、一般に最適な符号化性能を与える M, K の値は、画像サイズ以外の条件にも依存すると予想される。そこで以下では、文献 9) と同様、コスト関数 J の下で予測器の数および予測次数に関する設定値を 4. で述べた手順の中で自動設定する手法の導入を図る。

5.1 予測器の数の自動設定

まず、4. の手順 (1) において、十分多い数 ($M = 63$) の予測器を用意する。次に手順 (6) を実行後、 m 番目の予測器を削除すると仮定した際のコスト $J(m)$ を全ての m について算出する。このとき、 m 番目の予測器を選択していたブロックでは残りの $M - 1$ 種類の予測器のいずれかで最適な予測器を代用することとなるため、予測誤差の符号量は増加するが、予測器に関する付加情報は減少する。次に、算出された $J(m)$ ($m = 1, 2, \dots, M$) の中で最小値を求め、その値が現時点のコスト関数 J の値を下回る場合は、対応する予測器を実際に削除し $M \leftarrow M - 1$ とおく。この処理を $J(m) < J$ となる予測器が存在しなくなるまで繰り返し、更に手順 (7) に戻って残りの最適化手順を続行する。

5.2 予測次数（参照画素配置）の自動設定

予測次数に関しては、単に K の値を変化させるのではなく、参照画素の配置も含めた適切な条件を予測器毎に決定している。具体的にはまず、4. の手順 (1) において仮に $K = 20$ と設定し、図 4 (a) の黒丸に示すように、参照画素を近傍 20 画素に限定した状態で予測器およびその割り当て（クラス番号）を初期化する。その後、得られた予測係数 $a_m(k)$ ($k = 1, 2, \dots, 20$)

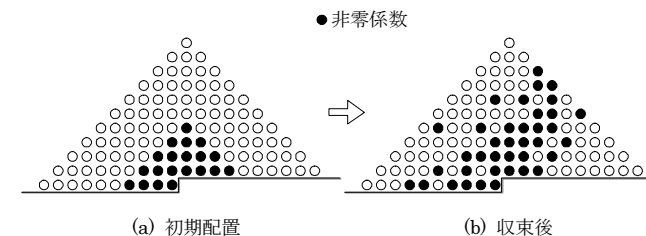


図 4 参照画素配置の更新

Fig. 4 Renewal of disposition of reference pels.

の値を、付加情報として符号化する際の精度に対応したステップサイズ $\Delta a = 1/64$ で量子化する。また、参照画素の範囲を白丸も含めた領域 ($K = 110$) まで拡大し、増加した参照画素に与える予測係数 $a_m(k)$ ($k = 21, 22, \dots, 110$) の値を 0 に初期化しておく。次に、非零の係数 $a_m(i) \neq 0$ をランダムに 1 つ選び、その値を $\pm \Delta a$ だけ修正する。このとき、残りの係数 $a_m(j)$ ($j = 1, 2, \dots, 110 | j \neq i$) に正負逆の修正項 $\mp \Delta a$ を加えた場合について、それぞれコスト J を評価する。また、 $a_m(j) = 0$ の場合に限り、 $a_m(i)$ と $a_m(j)$ の値を互いに交換した場合についても同様に J の値を求めておく。これらの修正パターンの中でコスト J が最小となるものを実際に適用し、更にこれを一回分の修正処理として手順 (2) の中で繰り返し実行する。

6. 特性評価

本方式の符号化性能を評価するため、複数のモノクローム画像 (8 bit 精度) を対象として符号化実験を行った。表 1 にその結果を示す。但し、「単峰性モデル」は、単一の予測器による予測誤差を単峰性の確率モデルを用いて符号化する文献 1) の方式であり、予測器の選択は四分木分割に基づいた可変サイズのブロック ($2 \times 2 \sim 32 \times 32$ 画素) 単位で行っている。また、「多峰性モデル」は予測誤差の代わりに各画素の輝度値を 3. で述べた多峰性確率モデルを用いて符号化する方式。「多峰性 + 自動設定」は更に 5. に示した予測器の数 (M) と予測回数 (K) の自動設定手法を導入した方式を表している。なお、表中の太字で示した符号化レートは各画像について最も優れた性能を達成していることを意味している。表 1 より、「多峰性確率モデル」は予測器選択の際のブロックサイズを 8×8 画素に固定しているにも関わらず、「単峰性モデル」と比較して平均で 0.020 bits/pel 低い符号化レートを達成している様子を確認できる。特に CG 画像である Shapes でその効果が大きく、多峰性確率モデルを用いることにより、急峻なエッジ部において予測器を一つに限定するリスクを分散できたものと考えられる。また、新しい確率モデルの下で予測器の数および予測回数を自動設定する手順を導入したことにより、符号化レートを更に約 0.022 bits/pel 削減できることがわかる。

最後に、本方式の符号化性能を客観的に評価するため、代表的な可逆符号化方式である BMF¹⁰⁾、TMW⁴⁾、Glicbawls¹¹⁾、CALIC¹²⁾、国際標準方式の JPEG-LS¹³⁾ および JPEG 2000¹⁴⁾ との比較を行った。表 2 にその結果を示す。これより、多峰性確率モデルに基づいた本方式の符号化レートは JPEG-LS および JPEG2000 の符号化レートに比べて平均でそれぞれ 10.4 % および 13.4 % 低い値を示していることがわかる。また、実行形式のエンコーダ

表 1 符号化レートの比較 (bits/pel)
 Table 1 Comparison of coding rates (bits/pel).

Image	多峰性 + 自動設定	多峰性モデル ⁸⁾	単峰性モデル ¹⁾
Camera	3.898	3.931	3.949
Couple	3.350	3.359	3.386
Noisesquare	5.225	5.289	5.269
Airplane	3.558	3.569	3.586
Baboon	5.640	5.646	5.664
Lena	4.254	4.264	4.281
Lenagray	3.866	3.871	3.886
Peppers	4.136	4.184	4.198
Shapes	0.559	0.605	0.686
Balloon	2.548	2.567	2.580
Barb	3.779	3.790	3.810
Barb2	4.174	4.192	4.212
Goldhill	4.180	4.190	4.209
Average	3.782	3.804	3.824

が公開されている方式の中で最も性能が良いとされる BMF 方式と比較した場合、画像によってその優劣は異なるが、平均では本方式の方が 0.024bits/pel 低い符号化レートを達成している。

7. まとめ

本稿では、ブロック適応予測に基づいた可逆符号化方式¹⁾ の符号化性能を改善するため、近傍ブロックで選択された複数の予測器出力に連動する多峰性確率モデルを用いて各画素の輝度値を直接多値算術符号化する手法について検討を加えた。また、上記手法に対して予測器の数と予測回数や参照画素の配置を画像毎に自動設定する手法の導入も図った。これらの手法によって、画像信号の効率的な冗長度削減が可能となり、既存の可逆符号化方式の中で最高性能を有する方式に匹敵する符号化効率を達成することができた。なお、本方式は画素毎に複数の予測器出力を算出し、これに連動して確率モデルを動的に生成する必要があるため、現状では単峰性モデルに基づく従来方式¹⁾ と比較して復号時の演算量が 5~8 倍に増大している。多峰性モデルを使用する画素を制限したり、並列処理のアルゴリズムを導入するなどして処理の高速化を図ることが今後の課題である。

表 2 代表的な符号化方式との性能比較 (bits/pel)
Table 2 Performance comparison with the state-of-the-art lossless coding schemes.

Image	多峰性 + 自動設定	BMF	TMW	Glicbawls	CALIC	JPEG-LS	JPEG 2000
Camera	3.898	3.952	4.098	4.208	4.190	4.314	4.535
Couple	3.350	3.375	3.446	3.543	3.609	3.699	3.915
Noisesquare	5.225	5.238	5.542	5.415	5.443	5.683	5.634
Airplane	3.558	3.535	3.601	3.668	3.743	3.817	4.013
Baboon	5.640	5.677	5.738	5.666	5.875	6.037	6.107
Lena	4.254	4.252	4.300	4.295	4.475	4.607	4.684
Lennagrey	3.866	3.863	3.908	3.901	4.102	4.238	4.303
Peppers	4.136	4.177	4.251	4.246	4.421	4.513	4.629
Shapes	0.559	0.702	0.740	2.291	1.139	1.214	1.926
Balloon	2.548	2.560	2.649	2.640	2.825	2.904	3.031
Barb	3.779	3.804	4.084	3.916	4.413	4.691	4.600
Barb2	4.174	4.163	4.378	4.318	4.530	4.686	4.789
Goldhill	4.180	4.179	4.266	4.276	4.394	4.477	4.603
Average	3.782	3.806	3.923	4.030	4.089	4.222	4.367

参 考 文 献

- 1) 松田一朗, 梅津有司, 小崎南羽, 前田譲治, 伊東 晋, “画像ごとに適応予測器と算術符号を最適化する可逆符号化方式,” 電子情報通信学会論文誌, vol.J88-D-II, no.9, pp.1798-1807, Sept. 2005.
- 2) 竹内祥悟, 海野恭平, 松田一朗, 青森 久, 伊東 晋, “多峰性の確率モデルを用いた動ベクトルの算術符号化,” 映像情報メディア学会年次大会講演予稿集, no.5-3, Aug. 2009.
- 3) 伊藤裕也, 青森 久, 松田一朗, 伊東 晋, “多峰性確率モデルを用いた動ベクトルの算術符号化に関する基礎検討,” 電子情報通信学会技術研究報告, vol.111, no.284, IE2011-80, pp.19-24, Nov. 2011.
- 4) B. Meyer and P. Tischer, “TMW - A New Method for Lossless Image Compression,” Proc. of 1997 Picture Coding Symposium (PCS '97), pp.533-538, Sept. 1997.
- 5) 白井規之, 松田一朗, 伊東 晋, “対象画像毎に予測閾数と算術符号を反復最適化する可逆符号化 - オーバラップブロック適応予測の検討 -,” 2004 年電子情報通信学会総大会講演予稿集, no. D-11-10, March 2004.
- 6) T. Shibasaki, H. Aomori, I. Matsuda and S. Itoh, “Lossless Image Coding Based on Block-Adaptive Prediction and Probability Model Blending,” Proc. of 2010 Workshop on Picture Coding and Image Processing (WPCIP 2010), WP1-12, p.25, Dec. 2010.
- 7) 松田一朗, 森 弘史, 前田譲治, 伊東 晋, “可逆符号化のためのレートを最小とする予測器の設計法と評価,” 電子情報通信学会論文誌, vol.J85-D-II, no.3, pp.448-456, March 2002.
- 8) 柴崎俊亮, 青森 久, 松田一朗, 伊東 晋, “複数の予測器出力に連動する多峰性確率モデルによる画像の可逆符号化,” 第 26 回画像符号化シンポジウム (PCSJ 2011) 予稿集, No.P2.03, pp.25-26, Oct. 2011
- 9) 小崎南羽, 松田一朗, 森岡一幸, 伊東 晋, “ブロック適応予測を用いた可逆符号化のためのパラメータ自動設定,” 電子情報通信学会技術研究報告, vol.105, no.432, IE2005-102, pp.13-18, Nov. 2005.
- 10) <http://compression.ru/ds/>
- 11) B. Meyer and P. Tischer, “Glicbawls - Grey Level Image Compression by Adaptive Weighted Least Squares,” Proc. of Data Compression Conf. (DCC 2001), p.503, March 2001.
- 12) X. Wu and N. Memon, “Context-Based, Adaptive, Lossless Image Coding,” IEEE Trans. on Commun., vol.45, no.4, pp.437-444, April 1997.
- 13) ISO/IEC, ISO/IEC 14495-1:1999, “Information Technology - Lossless and Near-lossless Compression of Continuous-Tone Still Images: Baseline,” Dec. 1999.
- 14) ISO/IEC JTC 1/SC 29/WG 1, ISO/IEC FCD 15444-1, “Information Technology - JPEG 2000 Image Coding System,” March 2000.