Kobe University Repository : Kernel

PDF issue: 2025-07-06

画像の高能率符号化に関する研究

半田，志郎

(Degree)
博士（工学）
(Date of Degree)
1988-09-30
(Date of Publication)
2008-05-30
(Resource Type)
doctoral thesis
(Report Number)
乙1210
(URL)
https://hdl.handle.net/20.500.14094/D2001210

※ 当コンテンツは神戸大学の学術成果です。無断複製・不正使用等を禁じます。著作権法で認められている範囲内で、適切にご利用ください。

神戸大学博士論文

画像の高能率符号化に関する研究

昭和 63 年 8 月

半田　志郎

内 容 梗 概

本論文は，「画像の高能率符号化に関する研究」の成果をまとめたものである．本文は次の８章から構成されている．

第１章では序論として，従来行なわれてきた研究を系統的に記述し，本研究との関連性，及び本研究の意義を述べてその位置づけを行なっている．

第２章では，データ圧縮の基礎理論として欠かすことのできないレート・歪理論を簡単に述べている．まずレート・歪関数の一般的な定義を与え，次にShannon 等によって証明された数々の基本定理を系統的に述べることによって，画像のデータ圧縮の意義について考察し，次章以降の準備としている．

第３章では，時間領域での木符号化法について，従来ＤＰＣＭ方式で用いられていた線形予測フィルタに非線形のスムージングフィルタを挿入することを提案している．これはレート・歪理論によって示唆される符号化フィルタについて考察した結果できたものである．本方式の符号化特性をシミュレーション実験により確かめている．

第４章では，画像の２次元的情報を有効利用するために，従来では因果性の問題から使用が困難であった２次元の補間フィルタを符号化フィルタに用いた予測符号化方式を提案している．本方式は画像の本質的な情報をうまく利用しているため，極めて簡単な処理で高いＳＮ比が得られることを一つの特徴としている．また，個々の画像の統計的性質によらない汎用的な方式の設計法について考察し，最適な符号化係数を用いた場合と比べ，劣化の少ない符号化係数の決定法を述べている．

第５章では，パターン認識，画像解析，地図情報処理などにおいて，画像の持つ多様な情報の中からその構造や特徴を記述するのに適した線図形の高能率符号化について考察している．従来，線図形の符号化における歪みについてはあまり定量的な考慮がなされていなかったが，その方法について検討している．更に，線図形の一部分をまとめて一つのベクトルパターンと考えることによって，ベクトル量子化の考え方を利用した高能率符号化法を提案し，そのレート・歪特性を詳細に調べている．

第６章と第７章は変換領域における符号化法であり，第６章では木符号化法，第７章で

は，トレリス符号化法について考察している．変換領域での符号化法の特徴は，時間領域では実現が困難な低レートでの高能率符号化を比較的簡単に実現できる点にある．従来，乱数によって構成されていた符号を試行系列を用いて構成することによって，統計量が未知の情報源にも適用できる形とすることができ，さらに少ない計算量で良好な符号化特性を示す高能率符号化法を提案している．

第８章は結論であり，本研究で得られた結果を総括的に述べている．

本論文に関連する著者の発表論文

学術論文

(1) 田中，半田：”局所エントロピー・フローと情報源の符号化”，
信学論(A)，J65-A，7，pp.679-684 (昭57-07)．

(2) 半田，田中：”ラプラス分布に従う信号の量子化・符号化について”，
信学論(A)，J65-A，7，pp.727-728 (昭57-07)．

(3) 半田，田中：”非線形スムージングフィルタを用いた画像の木符号化”，
信学論(B)，J67-B，9，pp.982-989 (昭59-09)．

(4) 半田，井戸上，田中：”音声信号の補間ＤＰＣＭ方式”，
信学論(D)，J69-D，11，PP.1845-1847 (昭61-11)．

(5) 半田，田中：”二次元補間ＤＰＣＭ方式”，
信学論(B)，J69-B，12，PP.1695-1701 (昭61-12)．

(6) 半田，田中：”ハフマン符号の符号帳の記述に関する一考察”，
信学論(A)，J70-A，10，pp.1501-1503 (昭62-10)．

(7) 半田，井上，田中：”ベクトル量子化の概念を用いた線図形の近似符号化法”，
信学論(D)，J71-D，1，pp.67-74 (昭63-01)．

(8) 半田，長岡，田中：”画像信号の適応的変換トレリス符号化法”，
信学論(B)，J71-B，3，pp.391-397 (昭63-03)．

(9) S.Handa and H.Tanaka :"Transform Trellis Coding for Images", Mem. Grad. School Sci. & Technol., Kobe Univ., 6-A, pp.105-116 (March 1988).

(10) S.Handa and H.Tanaka :"A Transform Tree Coding Scheme for Gaussian AR Sources and images," submitted to the IEEE Trans. on Communications.

注，信学論：電子（情報）通信学会論文誌

(1) 半田，田中：”画像信号における適応的量子化器を持つ木符号化”，
昭58信学総全大，S18-2 （昭58-03）．

(2) 半田，田中：”非線形スムージングフィルタを用いた画像の木符号化”，
信学技報，IT83-23 （昭58-07）．

(3) 半田，川口，田中：”近似を用いた線図形符号化の特性評価について”，
第６回情報理論とその応用研究会，E-4，pp.119-123 （昭58-11）．

(4) 半田，田中：”カラー画像のベクトルＤＰＣＭ符号化方式”，
第７回情報理論とその応用研究会，Ⅲ-F-2，pp.558-563 （昭59-11）．

(5) 川口，半田，田中:”ベクトル量子化の概念を用いた線図形の近似符号化”，
第７回情報理論とその応用研究会，PP.565-569 （昭59-11）．

(6) 半田，田中：”二次元補間ＤＰＣＭ方式”，
昭60信学総全大，S22-4 （昭60-03）．

(7) 半田，田中：”２次元補間ＤＰＣＭ方式に関する一考察”，
信学技報，IT85-2，pp.7-12 （昭60-05）．

(8) 井戸上，半田，田中：”補間ＤＰＣＭ方式による音声符号化の一検討”，
第８回情報理論とその応用研究会，Ⅲ-A-3 pp.421-426 （昭60-12）．

(9) 半田，井上，田中：”近似を用いた線図形符号化の一検討”，
第８回情報理論とその応用研究会，Ⅲ-C-3， pp.480-484 （昭60-12）．

(10) 半田，田中：”変換領域における画像の木符号化”，
第９回情報理論とその応用シンポジウム，Ｂ５．４，pp.323-328 （昭61-10）．

(11) 井上，半田，田中：”（Ｍ，Ｌ）アルゴリズムを用いた線図形の近似符号化”，
第９回情報理論とその応用研究会，PP.371-376 （昭61-10）．

(12) 半田，田中：”変換領域における木符号化法について”，
信学技報，IT86-90，pp.17-20 （昭62-01）．

注，信学総全大：電子（情報）通信学会総合全国大会
信学技報　：電子（情報）通信学会技術研究報告

(13) 半田，田中：”変換領域における画像のトレリス符号化”，
昭62信学総全大，1366（昭62-03）．
(14) 半田，長岡，田中：”変換領域におけるガウスＡＲ情報源のトレリス符号化”，
昭62信学総全大，1379 （昭62-03）．
(15) 長岡，半田，田中：”画像の適応的変換トレリス符号化”，
信学技報，IT87-64 （昭62-09）．
(16) S.Handa and H.Tanaka :"Transform Trellis Coding of Picture Signals",
IEEE International Symposium on Information Theory (June 1988).

画像の高能率符号化に関する研究

目　　次

第１章　序　論 ---------- 1

第２章　レート・歪理論 ---------- 4

２．１　序言 ---------- 4

２．２　レート・歪関数の定義 ---------- 4

２．３　情報理論における２，３の定理とレート・歪理論の意義　7

２．４　結言 ---------- 10

第３章　非線形スムージングフィルタを用いた画像の木符号化 ---------- 11

３．１　序言 ---------- 11

３．２　レート・歪理論と木符号化 ---------- 12

３．３　符号化フィルタ ---------- 16

３．３．１　非線形スムージングフィルタ ---------- 16

３．３．２　線形予測フィルタ ---------- 19

３．４　シミュレーション結果 ---------- 20

３．５　考察 ---------- 26

３．６　結言 ---------- 27

第４章　二次元補間ＤＰＣＭ方式 ---------- 28

４．１　序言 ---------- 28

４．２　二次元補間ＤＰＣＭ方式 ---------- 29

４．２．１　画像信号のモデル ---------- 29

４．２．２　符号化・復号の定式化 ---------- 31

A．復号 ---------- 31
B．符号化 ---------- 32
4．2．3　符号化器の構成例 ---------- 34
4．3　定係数による予測・補間 ---------- 37
4．4　シミュレーション結果 ---------- 38
4．5　結言 ---------- 42

第5章　ベクトル量子化の概念を用いた線図形の近似符号化 ---------- 43
5．1　序言 ---------- 43
5．2　基本的考え方と量子化器設計 ---------- 44
5．3　符号化法 ---------- 47
5．3．1　基本方式（TYPE　0） ---------- 47
5．3．2　DPマッチングを用いた方法 ---------- 48
5．3．3　符号化遅延を許容した符号化 ---------- 52
5．4　シミュレーション結果 ---------- 53
5．5　結言 ---------- 61

第6章　変換領域における木符号化 ---------- 62
6．1　序言 ---------- 62
6．2　レート・歪理論と木符号化 ---------- 62
6．3　木構造の決定 ---------- 66
6．4　試行系列による木符号の構成 ---------- 67
6．5　シミュレーション結果 ---------- 68
6．5．1　ガウスAR情報源 ---------- 68
6．5．2　画像信号 ---------- 71
6．6　結言 ---------- 73

第７章　変換領域におけるトレリス符号化 ---------- 74

７．１　序言 ---------- 74

７．２　レート・歪理論とトレリス符号化 ---------- 75

７．３　試行系列によるトレリス符号の構成 ---------- 79

７．４　サブブロックのクラス分類 ---------- 80

７．４．１　クラス分類 ---------- 80

７．２．２　付加情報 ---------- 81

７．５　シミュレーション結果 ---------- 83

７．６　結言 ---------- 92

第８章　結　論 ---------- 93

謝　辞 ---------- 95

文　献 ---------- 96

第1章　序　　論

従来，通信の対象は電話網に代表されるように主に音声であった．しかし，今日テレビジョン（TV）が，日常生活においては空気のような存在になり，これを通信に利用しようという要求が高まってきている．「百聞は一見に如かず」という諺があるように，言葉だけで説明するよりも，絵や図を提示することによって一目瞭然となることは数多い．例えば，ある場所への道順を示す場合には，地図を示すだけで事足りてしまうし，ある人物を紹介する場合には，写真が不可欠である．このような画像の有用性を利用するために，TVを放送以外の目的，特に通信への応用に用いようとすると，解決しなければならない課題は多い．最大の問題は，伝送または記録に要するデータ量の多さである．もともと，画像信号は音声信号の約１０００倍の帯域幅を持つのでそのまま伝送・記録をしようと思えば大容量の伝送路や記録媒体が必要となる．

伝送路についてみても，ディジタル伝送がアナログ伝送に比べ再生中継によって誤りが伝搬しない，コンピュータのデータが直接入出力できるといった特長により，アナログからディジタルへの潮流が定着し，サービス統合ディジタル網（ISDN）[1] の建設がスタートした．これによって，情報伝達の手段も音声から画像，さらにはそれらを統合した音声画像同時通信に進みつつある．この様な情勢の中で，画像を用いた通信の便利さが再認識されると，光通信などによる伝送路の高帯域化の進歩にも増して，伝送を要する情報量が加速度的に増大する事になる．その結果，画像信号のデータ量の膨大さがそれらの技術のネックとなりつつある事から，画像の高能率符号化の研究・実用化が急務となった．

画像信号は，一般に隣接する画素間の輝度に類似性が強く[2]，その周波数スペクトルも低域に集中しており，統計的にみれば相関係数が非常に高い信号である．このように画像の統計的性質を利用してデータ圧縮を行なう方法として，（1）予測符号化法[3][4]，（2）変換符号化法[5][6]，（3）その他の方法[7] 等が知られている．予測符号化法は隣接画素間の相関性を利用して，隣接画素間の差信号（ΔM），あるいは符号化済みの画素から予測した値と実際の画素の値との差信号（DPCM）を符号化する方法である．変換符号化法は画像をn×nの小さなブロックに分割し，直交変換を用いて相関の小さな係

数の組に変換し，その係数を符号化する方法である．その他の方法には様ざまの方法が提案されているが，中でもＢＴＣ法[8] は，画像の精細情報と輝度情報を分離して伝送する方法であり，処理の簡単さの割合に圧縮率が高い方法である．これらの方法は，画像の特徴の一面だけを利用して符号化を行なっているため，情報理論的にみれば効率化の余地があることが予想されていた．

シャノンによって与えられた情報理論は，長い間理論のみで何等工学的な貢献がないと言われ続けてきた．さらに，データ圧縮の理論（レート・歪理論）[9] は 1948 年の彼の論文[10]にその一部がすでに現われていたにもかかわらず，その重要性に気が付いた人は少なく， 1959 年にその部分を離散的情報源について記述した論文[11]がシャノン自身によって提出されて，やっとその重要性が理解された．この理論があまり理解されなかった背景には，彼の定理の証明が，最適符号の存在を示しただけで，その実現については何も言及していなかった点もあげられるが，当時の電子回路技術では想像もつかない処理が必要であったからであろうと思われる．

一方，最近の電子工学の発達はＤＳＰ（信号処理専用プロセッサ）のような超ＬＳＩを生み出し，ひと昔前ではとうてい不可能であると思われていた高度の処理も，行えるようになってきた．このようなＬＳＩの発達で，レート・歪理論の成果が画像符号化に反映できる可能性も高まってきた．レート・歪理論の示唆から生まれた符号化法として最初に現われたのは，木符号化法[12][13]であり，その後ベクトル量子化法[14][15]，トレリス符号化法[16][17][18] などが続いて現われてきた．これらの符号化法は，ある限られた情報源モデルに対してレート・歪関数を達成するための方法を示したものであり，そのほとんどがランダム符号化[9] という手法を用いている．この方法は，レート・歪理論によって予想される最適符号と同じ統計的性質を持つ符号語を乱数により構成し，原信号との歪を最少にする符号語を探索により見つけ出そうとするものである．「統計的性質が同じであるので，それらの符号語の中には，原信号をよく近似する符号語が一つくらいは含まれているであろう」という考え方に基づいている．従って，符号語の数が少ない場合（すなわちレートが低い場合など），探索の範囲が狭い場合には良好な特性を得ることは困難である．

以上の考察に基づき，本論文ではレート・歪理論によって最適性が示唆される方式，特

に木符号化法，ベクトル量子化法，トレリス符号化法を画像の高能率符号化に適用する場合の諸問題について考察し，実現の比較的容易なシステムの構成法を提案している．更に，そのレート・歪特性について検討を加えている．

まず，第２章では，データ圧縮の基礎理論として欠かすことのできないレート・歪理論を簡単に述べて，データ圧縮の意義について考察し，次章以降の準備とする．

第３章では，時間領域での木符号化法について，従来ＤＰＣＭ方式で用いられていた符号化フィルタに非線形のスムージングフィルタを挿入した方式を提案し，そのレート・歪特性及び再生画像の評価を行う．

第４章では，画像の２次元的情報を有効利用するために，従来では因果性の問題から使用が困難であった２次元の補間フィルタを符号化フィルタに用いた予測符号化方式を提案している．本方式は画像の本質的な情報をうまく利用しているため，極めて簡単な処理で高いＳＮ比が得られることを一つの特徴としている．

第５章では，パターン認識，画像解析，地図情報処理などにおいて，画像の持つ多様な情報の中からその構造や特徴を記述するのに適した線図形の符号化について考察し，線図形の一部分をまとめて一つのベクトルパターンと考えることによって，ベクトル量子化の考え方を利用することを可能とした高能率符号化法を提案している．従来，線図形の符号化における歪みについては，あまり定量的な考慮がなされていなかったが，その方法についても検討を加えている．

第６章と第７章は変換領域における符号化法であり，第６章では木符号化法，第７章では，トレリス符号化法について考察している．変換領域での符号化法の特徴は，時間領域では実現が困難な低レートでの高能率符号化を比較的簡単に実現できる点にある．従来，乱数によって構成されていた符号を試行系列を用いて構成することによって，統計量が未知の情報源にも適用でき，さらに少ない計算量で良好な符号化特性を示す高能率符号化法を提案している．

第８章はまとめであり，得られた結果を総括的に述べ，本論文の結びとしている．

第２章　レート・歪理論

２．１　序　言

本章では，次章以降で必要となるレート・歪理論[1][2]について簡単に述べる．情報源から発生する大量のデータや信号波形をデータ圧縮すれば，なんらかの意味で歪を生じる．歪を測る尺度が定義され，その情報源に関する集合平均が，ある与えられた忠実度規範内に入っているという条件下で，データの圧縮率（レートまたは情報伝送速度）をどこまで下げることができるかという問題を考える．この理論は，1948年にシャノン(C.E.Shannon)によってその基本的な部分は発表されていた[1]が，その重要性はあまり認識されていなかった．1959年にシャノン自身[3]が，この部分を離散的情報源について記述して始めて，一般の関心を引くようになり，1965～1975年頃にかけて大いに進展した[4][5]．この部分は現在では，レート・歪理論として体系化され，データ圧縮の基礎理論として欠かせないものとなっている．まず最初にレート・歪関数の定義を述べた後に，情報理論における重要な定理とその工学的な解釈を述べて，データ圧縮における「高能率」の意味などを明らかにする．

２．２　レート・歪関数の定義

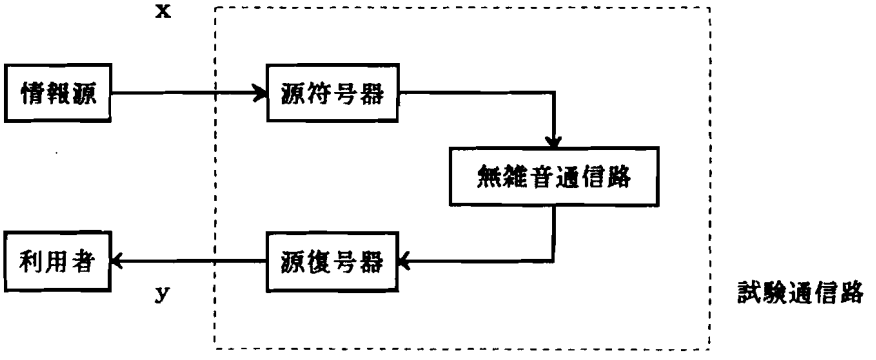


図２．１　源符号化システムのモデル

個々の情報源のレート・歪関数については，それぞれの章で述べることにし，本節では一般的な定義を与えておく[6][7]．

情報源からの通報系列xが源符号器により符号語に写像され，符号語は無雑音の通信路を通して伝送され，源復号器で再生通報系列yに復号される．このような設定をおくと，歪を伴う源符号化システム（図2．1）は通報系列の集合X＝｛x｝と再生通報系列Y＝｛y｝との間に平均歪Dをもたらす仮想的な通信路（試験通信路）が存在する単純な情報伝送システムでモデル化される．

情報源アルファベットの集合を$A=\{a_i\}$とし，a_iの出現確率をp_iとする．仮想的通信路を通して，$x=a_i$が伝送され，$y=b_i$として再生される事象は，次の遷移確率行列

$$P=[p(b_j|a_i)]=[p_{ij}] \tag{2.1}$$

によって示すことができる．明かに

$$p_{ij} \geqq 0 \ , \quad \sum_j p_{ij}=1 \tag{2.2}$$

が成立する．

与えられた歪測度

$$d(a_i, b_i)=d_{ij} \tag{2.3}$$

に対して，平均歪$\bar{d}$は

$$\bar{d}=\sum_i\sum_j p_i p_{ij} d_{ij} \tag{2.4}$$

となる．従って，$\bar{d}$はPだけの関数となるので，$\bar{d}$を$\bar{d}(P)$とおきかえることにする．ここで，歪測度$d(a_i, b_j)$はa_iとb_jの異なる度合を表わし，自乗歪測度

$$d(a_i, b_j)=(a_i-b_j)^2 \tag{2.5}$$

がよく用いられる．

一方，情報源アルファベットAと再生アルファベットBとの間の相互情報量（すなわちレート）は，A，Bが共に無記憶であるならば

$$I(A;B)=H(A)-H(A|B)$$

$$=E\left[-\log\left(q_j/p_{ij}\right)\right]$$

$$=\sum_i\sum_j p_i p_{ij}\log\left(q_j/p_{ij}\right) \tag{2.6}$$

となる．ここで，Hはエントロピーを示し，q_jはb_jの出現確率であり，

$$q_j=\sum_i p_i p_{ij} \tag{2.7}$$

となるので，I（A；B）もPのみの関数となる．

$$I(P)=I(A;B) \tag{2.8}$$

R（D）関数は$\overline{d(P)}$に対する条件として，その上限値Dを定めたとき，I（P）の最小値として定義される．すなわち，

$$R(D)=\min_{P\in P_D} I(P)\quad, \tag{2.9}$$

$$P_D=\{P:\overline{d(P)}\leqq D\} \tag{2.10}$$

となる．

以上の事を簡単にまとめると，平均歪がD以下であるという条件の下でのレートの最小値がレート・歪関数である．

連続的無記憶情報源の場合にも同様にして，

$$q(y)=\int p(x)\,p(y\mid x)\,dx \tag{2.11}$$

とおけば，

$$\overline{d(P)}=\int\int p(x)\,p(y\mid x)\,d(x,y)\,dx\,dy \tag{2.12}$$

$$I(P)=\int\int p(x)\,p(y\mid x)\log\left(q(y)/p(y\mid x)\right)dx\,dy \tag{2.13}$$

と表わすことができ，R（D）関数は

$$R(D)=\inf_{P\in P_D} I(P)\quad, \tag{2.14}$$

$$P_D=\{P(y\mid x):\overline{d(P)}\leqq D\} \tag{2.15}$$

で定義される．

記憶のある情報源の場合には，有限の長さLのブロックを考え，上記の方法でR_L（D）

を求め，L→∞とする事によってR（D）を求める．

2．3　情報理論における2，3の定理とレート・歪理論の意義

情報理論の創始者であるシャノンは，雑音のある通信路を通して情報を伝送する場合に問題となる事項を次の2つにまとめた．

問題1：どのような情報を伝送すべきか？

問題2：それをどの様にして伝送すべきか？

この2つの問題を考えるため，情報の発生源と伝送路を確率論の概念でモデル化することにより，情報源（source）と通信路　（channel）を定義し，通信系の数学モデルを設定した[1]（図2．2）．

そしてまず第一に，情報源からの出力が離散値をとる場合には，エントロピーなる量Hが定義でき，この情報源の出力系列を無歪で復号でき，しかも平均符号長L（レート）がHに漸近する符号化法が存在することを示した（情報源符号化定理またはシャノンの第1定理）．この定理は情報源からの出力を全て誤りなく利用者に伝送したとき，利用者が受け取る情報量は情報源が持つエントロピーなる量であり，それとほぼ長さの同じ記号列で情報源の出力系列を表わすことが可能であることを示している．

次に，雑音のある通信路を通して通報列を伝送するとき，伝送速度を一定にしたまま，通報列をうまく符号化することによって，受信側における信号の誤り率が改善できることを示した．すなわち，雑音特性が記憶を持たないならば，通信路容量（channel capacity）

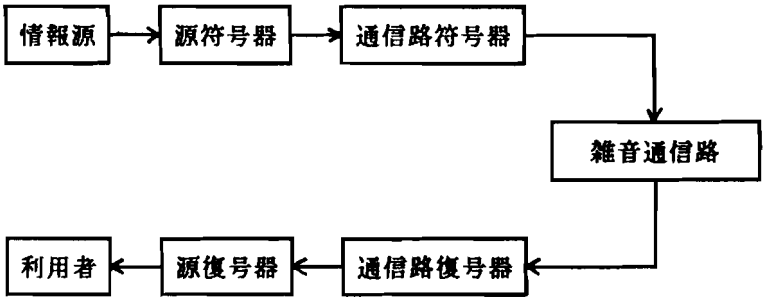


図2．2　通信系モデル

なる量Cが定まって，伝送速度R（bit/letter，あるいは，bit/s ）が与えられたとき，受信信号の平均誤り率P_eが，

$$P_e \leqq \exp\{-NE(R)\} \tag{2.16}$$

で押さえられるようなブロック符号の存在を示した．ここで，E（R）は信頼性関数と呼ばれ，$0<R\leqq C$で連続な下に凸の関数であり，Nは符号のブロックの長さである．$R<C$のとき，$E(R)>0$となることが示せるので，ブロックの長さNを十分大きくすることによって誤り率はいくらでも小さくできる．つまり，通信路の有効利用のためには伝送速度はなるべく高い方が良いが，通信の信頼性（P_eが小さい）の見地からは，伝送速度はなるべく低い方が良いというトレードオフの問題を符号化によって解決できることを発見した（通信路符号化定理またはシャノンの第２定理）．この定理は，$R<C$のときうまく符号化を行なえば事実上誤りのない情報伝送が可能であることを示している．

以上２つの定理では，情報源からの出力系列を全て誤りなく伝送することに主眼が置かれていたが，情報源固有のエントロピーより小さい平均情報量を持つように通報系列を符号化することによって，より効率よくデータを圧縮して伝送することが可能となる．このとき，シャノンの第一定理によって一意復号可能な符号化は不可能であるので，通報系列に歪が生じることは避けられない．特に，音声・画像などのアナログ信号のエントロピーは無限大であるので，これらの情報をディジタル信号で符号化すれば，必ず歪が生じる．しかし，この歪がある値以下であれば通常検地されないし，または許容できるものである．歪を測る物差しを歪測度という．これは，対象とする信号，必要な情報に応じて適切に選ぶ必要があり，今なお多くの研究がなされている[8]．信号を発生する情報源の確率構造が規定されると歪みの平均値が計算できるが，これは小さい方が望ましい．平均歪みは符号の選び方（２．２節における遷移確率行列Pに対応）に関係しているが，レートRが大きいほどその選び方の範囲は拡大して，歪みは小さくできる．逆に情報圧縮の度合を高めるにはRは小さい方が望ましく，ここに伝送速度Rと平均歪みとの間にトレードオフの問題が生じる．レート・歪理論はこの問題を符号化によって解決しようとするものである．すなわち，与えられた情報源に対してR（D）が定まって，$R>R(D)$ならば平均歪

---

d（C）が，

$$\overline{d(C)} \leqq D + \varepsilon \tag{2.17}$$

で押さえられるようなブロック符号Cが存在する（源符号化定理）．

レート・歪理論は先に述べた情報源符号化定理及び通信路符号化定理と密接な関係がある．今，図2．2において，Hなるエントロピーを持つ情報源と通信路容量がCなる伝送路を考える．この情報源出力を伝送する場合，通信路符号化定理から，H＜Cならば誤り率をいくらでも小さくできるような通信路符号化法が存在する．しかし，H＞Cのときは通報の誤り率を小さくしようとすれば，なんらかの方法を用いて，HをC以下にまで下げる必要がある．言い換えれば，必要な情報だけを残して，元の情報源をエントロピーがC以下の異なった通報列に符号化しなければならない．この操作がデータ圧縮である．いま，HをR（≦C）にまで下げたとすると（H－R）分の情報が圧縮されたことになり，結果として歪みを生じる．Rが小さいほどデータの圧縮率は高いが，歪は大きくなる．このとき，任意の$\varepsilon > 0$に対して，$\delta > 0$が定まって，

$$C > R(D) + \varepsilon \tag{2.18}$$

ならば利用者において，平均歪み$D + \delta$で再生可能であり（情報伝送定理），

$$C < R(D) \tag{2.19}$$

であれば，歪みD以下では再生できない（逆情報伝送定理）．

以上の定理から，理想的な通信システム（C≈R（D））においては，源符号器と通信路符号器の役割が完全に分離できることが分かる．源符号器は与えられた情報源に対して，R（D）を達成する符号化法だけを考え，通信路符号器はレートR（D）で誤りのない伝送を行うための符号化を考えればよい．こうして，シャノンが最初にあげた問題1と問題2は別々に考えてもよいことになった．今日では，問題1を扱うのがレート・歪理論であり，問題2を扱うのが符号理論という図式が一般的となっている．

レート・歪理論の目標は様々な情報源及び歪速度に対して具体的にR（D）を求め，R（D）を達成する，またはこれに極めて近いレート・歪特性を示す最適な符号化法を探求することにある．また，レート・歪関数と現実のデータ圧縮法のレート・歪特性と比較することにより，特性改善の可能性を知ることができる．この様にレート・歪理論は，音

声・画像などの高能率符号化における方式設計の指標となるばかりか，より歪みの少ない信号再生を可能とする符号化方式の存在を予言することができ，工学的にも大きな意味をもっている．

2．4　結　言

レート・歪関数の定義と源符号化定理について，情報理論における主要な定理との関係およびその解釈を述べた．また，これらの理論が工学的にどの様な意味を持っているのかについて考察し，次章以降で述べる画像の高能率符号化の「高能率」の意味，及びその目標について明らかにした．

第3章　非線形スムージングフィルタを用いた画像の木符号化[1]-[4]

3．1　序　言

アナログの信号をディジタルで表現しようとすると，必ず歪が生じる．このとき，歪とレートは共に小さい方が望ましいが，一般に歪を小さくしようとするとレートを上げなければならず，レートを下げると歪が増大する．すなわち，レートと平均歪は二律背反の関係にある．圧縮されたデータから元の信号を復元するするときに生じる平均歪を一定の値（これを忠実度規範という）以下に抑えるという条件で，レートをどこまで小さくできるかを考察したのが，レート歪理論[5] である．最近，この理論から導かれる符号化方式，例えばベクトル量子化法[6]，木符号化法[7]-[11] などが注目されている．これらの方式は，定常エルゴード的な情報源に対して漸近的な意味で，レート歪限界を達成できることが示されているが，現実的な意味においては，装置化の簡略化と特性の劣化を極力小さく抑えることが主要な研究課題となっている．

木符号化法も上記の流れに沿って現れたものであり，木探索の方法として Anderson と Bodie によって提案された（M，L）アルゴリズム[7] を用いると，単位時間に実行すべき計算量及びメモリ量が一定であるという意味で実用的なものである．この符号化法のレート歪特性は，符号化フィルタの設計に大きく依存しており，これを如何に簡単に実現し特性の劣化を小さく抑えるかが重要な課題である．更に，実際の音声・画像などを符号化する場合には，各情報源の特徴に合わせた修正も必要であると思われる．

本論文では，画像信号に木符号化法を適用する際に，符号化フィルタとして，線形予測理論から導かれる自乗誤差最小の線形予測フィルタの他に，非線形スムージングフィルタを挿入することを提案する．この非線形フィルタは，特に符号化レートの低いＤＰＣＭ方式において生じる粒状雑音，過負荷雑音を減衰させる目的を持つものであり，構造的には適応量子化器[12]の形となるが，特別の場合には音声の符号化において挿入されるスムージングフィルタ[7] と同等のものとなる．

本方式を実際の画像に適用した結果，風景画などの木目細かな画像に対しては，それほ

どの効果は見られないが，人物画などのある程度境界部のはっきりした画像に対しては，粒状雑音及び過負荷雑音の低減効果が顕著であることが示される．

3．2　レート歪理論と木符号化

画像信号Xを二次元ARモデル

$$x_{i,j}=\sum_{(k,l)\in S_\theta}\sum \alpha_{k,l}\, x_{i-k,j-l}+\omega_{i,j} \tag{3.1}$$

の出力と仮定する．ここで，$x_{i,j}$は（i，j）画素のグレーレベルであり，簡単のため平均値は0とし，$\omega_{i,j}$は独立同分布（i．i．d．）の正規乱数N（0，σ^2）と仮定する．また，行ごとのラスタースキャン式の標本化を考えているので，S_θは時系列の過去に相当する領域とし，図3．1に示すように有限であるとする．このとき，信号Xの二乗誤差規範に関するレート歪関数は，次式のようにパラメトリックな形で与えられる[5]．

$$D=\frac{1}{4\pi^2}\int_{-\pi}^{\pi}\int_{-\pi}^{\pi}\min(\theta,\ f_x(\omega_1,\ \omega_2))d\omega_1 d\omega_2 \tag{3.2}$$

$$R(D)=\frac{1}{4\pi^2}\int_{-\pi}^{\pi}\int_{-\pi}^{\pi}\max\left(0,\ \frac{1}{2}\log\left(f_x(\omega_1,\ \omega_2)/\theta\right)\right)d\omega_1 d\omega_2 \tag{3.3}$$

ここで，$f_x(\omega_1,\ \omega_2)$は信号Xの電力スペクトル密度関数であり，

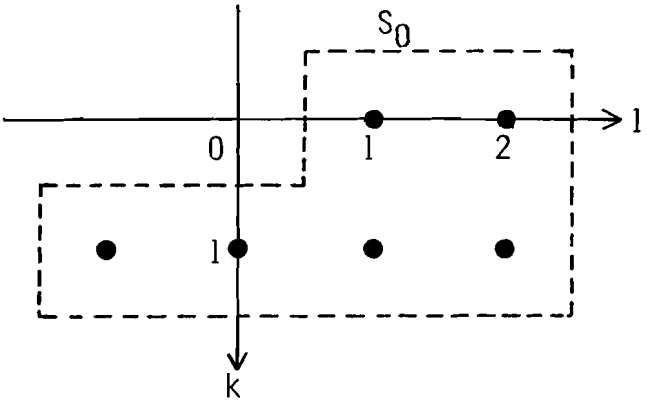


図3．1　有限領域

$$f_x(\omega_1,\ \omega_2)=\frac{\sigma_\theta^2}{\left|1-\sum\sum_{(k,l)\in S_\theta}\alpha_{k,l}\ \exp(-j(k\omega_1+l\omega_2))\right|^2} \tag{3.4}$$

で与えられる．

式(3.2),(3.3) は達成可能なレートと自乗平均歪の関係を表わすとともに，次のような考察から，再生信号の持つべき統計的性質を示唆している．すなわち，レート歪関数を達成した理想的な場合を考えてみると，$\min\{\theta,\ f_x(\omega_1,\ \omega_2)\}$が元信号Xと再生信号Yとの差X－Yの電力スペクトル密度を示していることが分かる．従って，再生信号Yの持つべき電力スペクトル密度$f_Y(\omega_1,\ \omega_2)$は

$$f_Y(\omega_1,\ \omega_2)=\max\{0,f_x(\omega_1,\ \omega_2)-\theta\} \tag{3.5}$$

となる．レート歪関数を近似的に実現するためには，木符号化において，符号化フィルタが式(3.5) の電力スペクトル密度をもつようにすればよい．

しかし，上述のシステムを構成するには次のような問題点がある．すなわち，(i) 式(3.5) を正確に近似しようとすると，非常に複雑なフィルタが必要となる．(ii)フィルタの入力を白色雑音としなければならず，システムが非決定的となる，(iii) 画像を定常なものと仮定したが，実際の画像は定常であるとはいえない，(iv)このシステムは漸近的な意味では最適であるが，現実には符号化パラメータなどに制約があるので，最適になるかどうか分からない，などである．これらの問題に対して，Andersonら[(7)(8)(10)]は，線形予測フィルタに直列に低域通過形のフィルタを挿入し（これをスムージングフィルタと呼んでいる），特性の改善を図っている．

本論文では，構造の比較的簡単な符号化フィルタとして，線形予測理論から導出される自乗誤差最小フィルタ(LMS filter:Least Mean Square filter)と非線形スムージングフィルタ(NLS filter : Non-Linear Smoothing filter)を直列接続したフィルタを用いる．従って，本論文で考察する木符号化方式のブロック図は図３．２のようになる．ここで，各標本値値ごとの歪測度として，再生信号$\hat{x}_{i,j}$と元信号$x_{i,j}$の自乗誤差を用いている．

$$d\ (x_{i,j},\ \hat{x}_{i,j})\ =\ (\hat{x}_{i,j}-x_{i,j})^2 \tag{3.6}$$

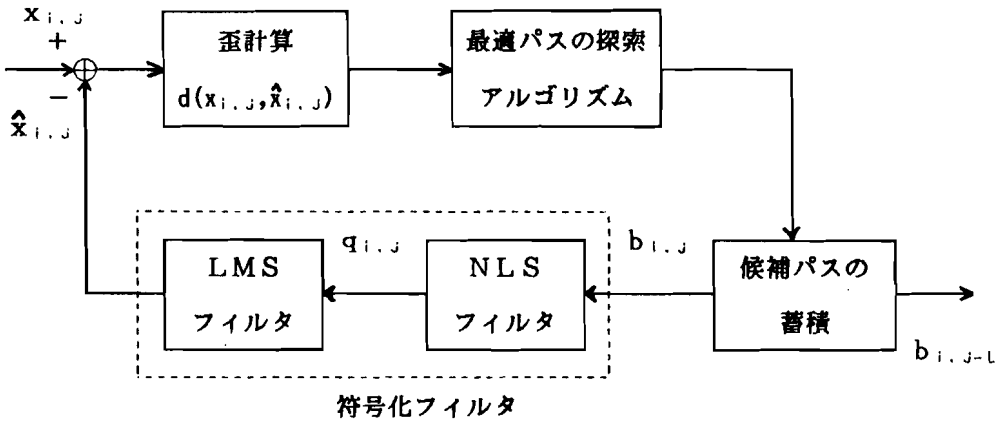
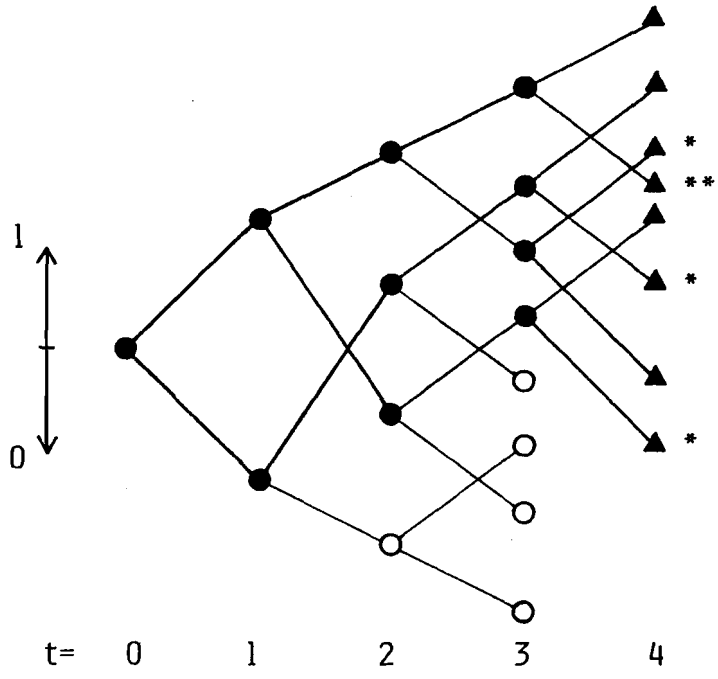


図3．2　木符号化システム

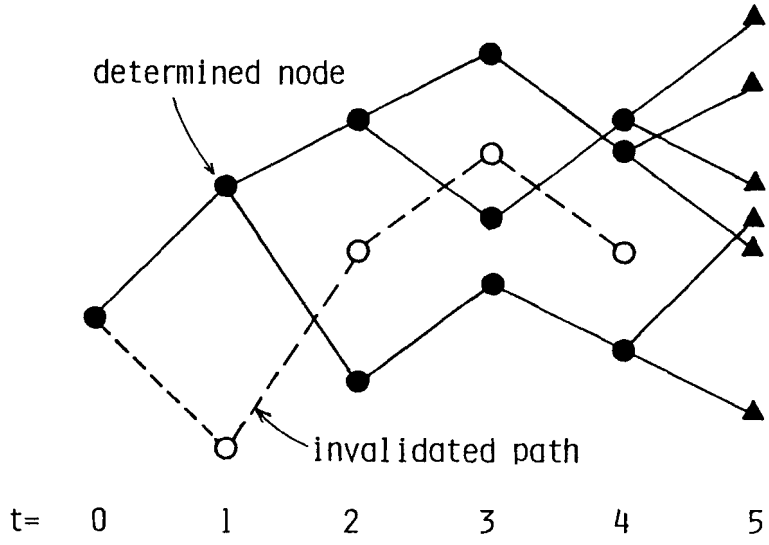
ＤＰＣＭ方式で取り扱うことのできる出力波形全体は図３．３（ａ）のような樹枝構造で表わすことができ，符号化は元信号をよく近似しているパスを選び出すことによって行なわれる．このパス探索の方法として，AndersonとBodieによって与えられた（Ｍ，Ｌ）アルゴリズム[7]は符号化遅延が一定で，しかも単位時間に実行すべき計算量が一定であるので実用的である．

Ｍ＝４，Ｌ＝３とし，時刻ｔ＝３で図３．３（ａ）のようにＭ＝４本のパスが生き残っていたとすると（●で結ばれたパス），ｔ＝４ではその４本から派生するＭｒ＝８本（図３．３（ａ）で▲までのパス），ｒ＝２としている）が選択の候補となり，そのうち累積歪の小さい方からＭ＝４本（＊の付いたパス）が残される．このとき，ｔ－Ｌ＝１以前のパスは一意に決定されるように，最小の累積歪をもつパス（＊＊の付いたパス）のｔ－Ｌ＝１の節点を決定する．従って，図３．３（ｂ）のようにｔ＝５での候補がＭｒ＝８本より少なくなることもありうる．以後同様の手順によってパスの決定がなされてゆく．ここで，ｒは一つの節点から派生する枝の数であり，$\log_2 r$が符号のレートとなる．

さて，このアルゴリズムを画像の符号化に適用するのであるが，画像信号は二次元信号であるので，二次元的な探索が望ましいように思われる．しかし，シミュレーションの結果，一次元の探索でＬを一行の画素数より大きくした疑似的な２次元探索でも，それほどの改善は見られず，それによるメモリの増加はかなりの大きさになるので，本論文では行ごとの一次元探索を用いることにする．



(a)



(b)

図3．3　木符号化

3．3　符号化フィルタ

木符号化法のレート歪特性は，符号化フィルタの設計に大きく依存している．本論文では，非線形スムージングフィルタ（NLS filter）と自乗誤差最小の線形予測フィルタ(LMS filter)を直列接続した方式を提案する．

3．3．1　非線形スムージングフィルタ

低符号化レート，例えば１ビット／画素のＤＰＣＭ方式における出力符号化シンボル系列を見てみると，０又は１の連続，および０と１が交互に規則正しく並ぶという部分がよく現れる．これは，それぞれ過負荷雑音と粒状雑音に対応し，量子化レベルが小さい，又は逆に大きいことによって生じる全く性質の異なるものであるが，特に画像では同一画面内でも，この二種類の雑音が入り交じって生じる．　本節では，上記２種類の雑音を共に低減することを目的として，次のような非線形スムージングフィルタを提案する．まずこのフィルタでの参照領域をＣとし，（ｉ，ｊ）画素の符号化シンボルを$b_{i,j}$（これは木符号化におけるパスマップに相当する）とする．ここでは，ｒ＝２すなわち符号化レートが１ビット／画素の場合だけを考えているので，$b_{i,j}$は０または１の値をとる．本フィルタの出力$q_{i,j}$を次式のように定める．

$$q_{i,j}=\begin{cases} r_m & \text{if} \quad b_{i,j}=1 \\ -r_{n-m} & \text{if} \quad b_{i,j}=0 \end{cases} \tag{3.7}$$

但し，ｎは参照領域Ｃ内の画素数で，ｍは

$$m=\sum_{(k,l)\in C}\sum b_{i-k,j-l} \tag{3.8}$$

である．一例として，ｎ＝２の場合の出力$q_{i,j}$を表３．１に示す．表３．１から分かるように，本フィルタは参照領域内で，増加の傾向（１の連続に対応し，ｍが大きい），および減少の傾向を（０の連続に対応し，ｍが小さい）を判断し，現符号化シンボルがそれと

表3．1　NLSフィルタの入出力例

参照値	$b_{i,j}$	$q_{i,j}$
1　1	1	$r_2=$ 1．69
1　0 0　1	1 1	$r_1=$ 0．52
0　0	1	$r_0=$ 0．097
1　1	0	$-r_0=-$0．097
1　0 0　1	0 0	$-r_1=-$0．52
0　0	0	$-r_2=-$1．69

一致する場合には絶対値の大きな値を出力し，一致しない場合には小さな値を出力する．又，傾向がはっきりしない場合には，中間の値を出力する．本フィルタの挿入によって，過負荷雑音と粒状雑音の減少が期待できる．

次に r_m の値の設定法について述べる．出力符号化シンボル系列 $\{b_{i,j}\}$ のエントロピーは最大となることが望ましいので，$b_{i,j}$ は0と1を確率1／2でとるランダム変数であるとする．その時，r_m の出現確率 $p(r_m)$ は

$$p(r_m) = \frac{\binom{n}{m}}{2^{n+1}} \tag{3.9}$$

となる．ここで，非線形スムージングフィルタを仮想的な量子化器とみなし，その入力 z が $[L_m,\ L_{m+1})$ 内にあるとき，r_m に量子化するものとする．z も仮想的なものであるが，線形予測フィルタの予測誤差に対応するものである．その誤差分布を $p(z)$ とすると，次の関係が得られる．

$$p(r_m) = \int_{L_m}^{L_{m+1}} p(z)\,dz, \quad 0 \leqq m \leqq n \tag{3.10}$$

但し，$L_m < L_{m+1}$，$L_0 = 0$，$L_{n+1} = \infty$ である．$p(z)$ を音声・画像などの予測誤差の分布をよく近似する[13] ラプラス分布

$$p(z)=\frac{1}{\sqrt{2}\sigma_p}\exp\left(-\frac{\sqrt{2}}{\sigma_p}|z|\right) \tag{3.11}$$

と仮定して，式(3.9)～(3.11)よりL_mを求めると，

$$L_m=\frac{\sigma_p}{\sqrt{2}}\left(n\ln 2-\ln\left(\sum_{l=0}^{n-m}\binom{n}{l}\right)\right) \tag{3.12}$$

となる．r_mを$[L_m,\ L_{m+1})$の重心に設定すると，量子化誤差が最小になるので，

$$r_m=\int_{L_m}^{L_{m+1}} z\,p(z)\,dz\Big/\int_{L_m}^{L_{m+1}} p(z)\,dz$$

$$=\frac{\sigma_p}{\sqrt{2}}\left\{1+n\ln 2+\frac{1}{\binom{n}{m}}(H_{m+1}-H_m)\right\}, \tag{3.13}$$

$$0\leqq m\leqq n$$

但し，

$$H_m=\begin{cases}\left[\sum_{l=0}^{n-m}\binom{n}{m}\right]\ln\left(\sum_{l=0}^{n-m}\binom{n}{m}\right), & n\geqq m\\ 0, & n<m\end{cases} \tag{3.14}$$

である．

特別な場合として$n=0$すなわち$b_{i,j}$だけで出力を決定する場合には，$r_0=\sigma_p/\sqrt{2}$となり，出力$q_{i,j}$は

$$q_{i,j}=(2b_{i,j}-1)\ \sigma_p/\sqrt{2} \tag{3.15}$$

となる．これは，分散σ_p^2のラプラス分布に対する1ビット最適量子化器[13][14]である．また，$n=1$で$C=\{(0,\ 1)\}$すなわち左直前の符号化シンボルだけを参照する場合，出力$q_{i,j}$は

$$q_{i,j}=\{(2b_{i,j}-1)+(2b_{i,j-1}-1)\}\ \sigma_p/\sqrt{2} \tag{3.16}$$

と表わすことができ，線形フィルタとなる．この場合，出力の電力スペクトルは

$$f_0(\omega_1,\omega_2)=(1+(\ln 2)^2+2\ln 2\cdot\cos\omega_2)\,\sigma_p^2/2 \tag{3.17}$$

となる．これは，低域を強調し高域を減衰させるフィルタであり，文献(7),(8)で音声の木符号化に用いられているスムージングフィルタとほぼ同じものである．

$n \geqq 2$の場合は非線形フィルタとなる．平均的な振舞いを見るために，$b_{i,j}$に関する条件付期待値$E[q_{i,j} \mid b_{i,j}]$を求めると，

$$E[q_{i,j} \mid b_{i,j}] = \begin{cases} \sum_{m=0}^{n} r_m p\ (r_m \mid b_{i,j}=1) \\ \sum_{m=0}^{n} -r_m p\ (-r_m \mid b_{i,j}=0) \end{cases}$$

$$= (2b_{i,j}-1)\ \sigma_p/\sqrt{2} \tag{3.18}$$

となり，これも分散σ_p^2のラプラス分布に対する１ビット最適量子化器の出力レベルと一致する．従って，出力$q_{i,j}$が現時点での入力$b_{i,j}$のみに依存すると仮定した場合には，平均的な意味での最適量子化となる．

３．３．２　線形予測フィルタ

信号xが式(3.1)の自己回帰方程式を満たし，$x_{i,j}$の予測値を

$$\sum_{(k,l)\in S_0}\sum a_{k,l}\, x_{i-k,j-l} \tag{3.19}$$

とするとき，予測誤差の分散を最小にする予測係数$\{a_{k,l}\}$は直交条件

$$E\left[x_{i-m,j-n}\left(x_{m,n}-\sum_{(k,l)\in S_0}\sum a_{k,l}\, x_{m-k,n-l}\right)\right]=0, \tag{3.20}$$

で与えられる[16]．ここで，$E[\cdot]$は期待値を示し，S_0は図３．１に示す領域を用いている．式(3.20)を自己相関関数を用いて書き換えると，次の連立方程式が得られる．

$$R_{m,n}-\sum_{(k,l)\in S_0}\sum a_{k,l} R_{m-k,n-l}=0,\quad (m,\ n)\in S_0 \tag{3.21}$$

ここで，

$$R_{m,n}=E[x_{i,j}\, x_{i+m,j+n}] \tag{3.22}$$

である．このとき，予測の平均自乗誤差σ_p^2は

$$\sigma_p^2=E\left[x_{i,j}\left(x_{i,j}-\sum_{(k,l)\in S_0}\sum \alpha_{k,l}\, x_{i-k,j-l}\right)\right]$$

$$=R_{0,0}-\sum_{(k,l)\in S_0}\sum a_{k,l} R_{-k,-l} \tag{3.23}$$

で与えられる．

大きさP×Qの実画像 $\{x_{i,j} : 1 \leqq i \leqq P,\ 1 \leqq j \leqq Q\}$ より予測係数を求めるには $R_{m,n}$ の代わりに見本相関関数 $R'_{m,n}$

$$R'_{m,n} = R'_{-m,-n}$$

$$= \begin{cases} \dfrac{1}{PQ} \displaystyle\sum_{i=1}^{P-m} \sum_{j=1}^{Q-n} x_{i,j} x_{i+m,j+n} & , m \geqq 0,\ n \geqq 0 \\ \dfrac{1}{PQ} \displaystyle\sum_{i=1}^{P-m} \sum_{j=1-n}^{Q} x_{i,j} x_{i+m,j+n} & , m \geqq 0,\ n < 0 \end{cases} \tag{3.24}$$

を用いて，式(3.21)(3.23)から $\{a_{k,l}\}$，$\sigma_P{}^2$ を求める．

以上より，非線形スムージングフィルタ及び線形予測フィルタを含めた全体の予測式は次のようになる．

$$\hat{x}_{i,j}{}^{(u)} = \sum_{(k,l) \in S_0} \sum \alpha_{k,l} \hat{x}_{i-k,j-l}{}^{(u)} + q_{i,j}{}^{(u)} \tag{3.25}$$

ここで，$\hat{x}_{i,j}{}^{(u)}$，$q_{i,j}{}^{(u)}$ はそれぞれu番目のパスに対応する（i，j）画素の予測値および非線形スムージングフィルタの出力を示す．

3．4　シミュレーション結果

前節で述べた設計法に従って，符号化・復号化器を計算機上に作成し，シミュレーション実験を行った．原画像として東大生研・多次元画像情報処理センターに収録されている標準画像Version-001から画素数256×256，白黒濃淡8bits/pelの画像３枚(Girl,Couple,Aerial)を選んだ．

まず，非線形スムージングフィルタ（ＮＬＳフィルタ）の効果を見るために，"Girl" に対してＤＰＣＭ方式の予測器にＮＬＳフィルタを挿入した場合のＳＮ比（ＳＮＲ）を表３．２に示す．なお，参照領域Ｃは図３．４のように現時点ｘの相対的位置の記号で示しており，ＳＮＲは次式で定義している．

$$SNR = 10\log_{10} \left(\frac{S_{P-P}{}^2}{M.S.E.} \right) \tag{3.26}$$

ここで，S_{p-p}は信号のピーク・ツー・ピーク値であり，255としている．また，M.S.E.は平均自乗誤差である．表３．２において，nullとは$q_{i,j}$を式(3.15) としたｍａｘの量子化器による値を示す．また，null opt. は

$$q_{i,j} = (2b_{i,j} - 1)\Delta \tag{3.27}$$

とし，Δを整数の範囲でＳＮＲが最大になるように試行錯誤的に最適化したものである．これは量子化による誤差が次の予測に帰還されるため，最適値を求めるのが困難であるからである[15]．

図３．５にそれぞれの画像に対して，符号化パラメータＭとＳＮＲとの関係を示す．図３．６は"Girl"，図３．７は"Aerial"についての再生画像の一例である．NLS フィルタを用いない木符号化法の特性は，表３．２の null opt.で最適化したΔを用いている．パラメターＬは一様に６としている．これは，Ｌの値が特性にそれほど敏感なものではなく，６より大きくした場合でも，改善度は微少であったからである．

f　e　d　c

b　a　x

図３．４　参照領域を示す記号

表３．２　ＮＬＳフィルタをもつＤＰＣＭ方式のＳＮ比

参照領域 C	SNR [dB]	参照領域 C	SNR [dB]
null	27.66	a c	29.66
null opt.	29.63	a b c	29.60
a	28.84	a c d	30.00
a b	28.90	a b c d	29.96

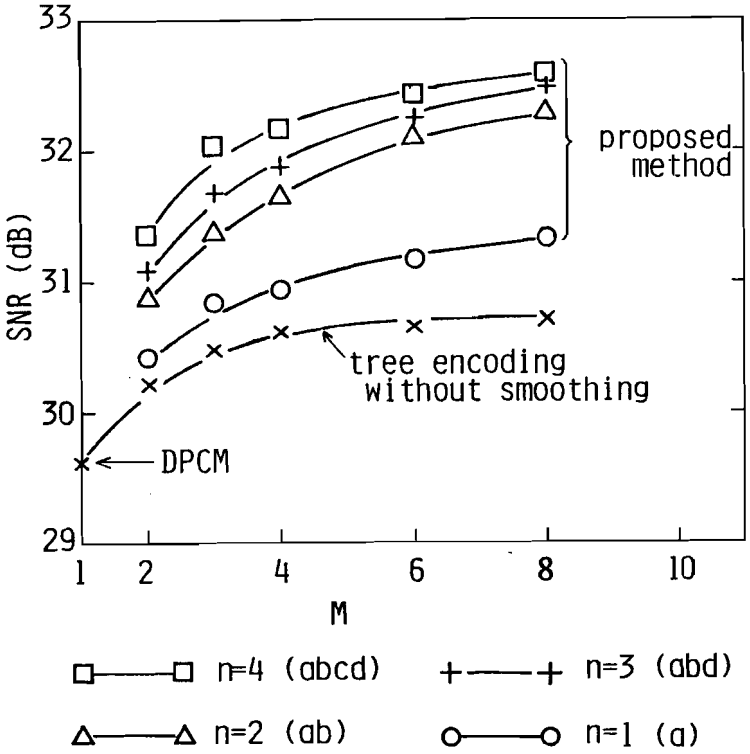


図3．5　符号化特性　(a)　Girl

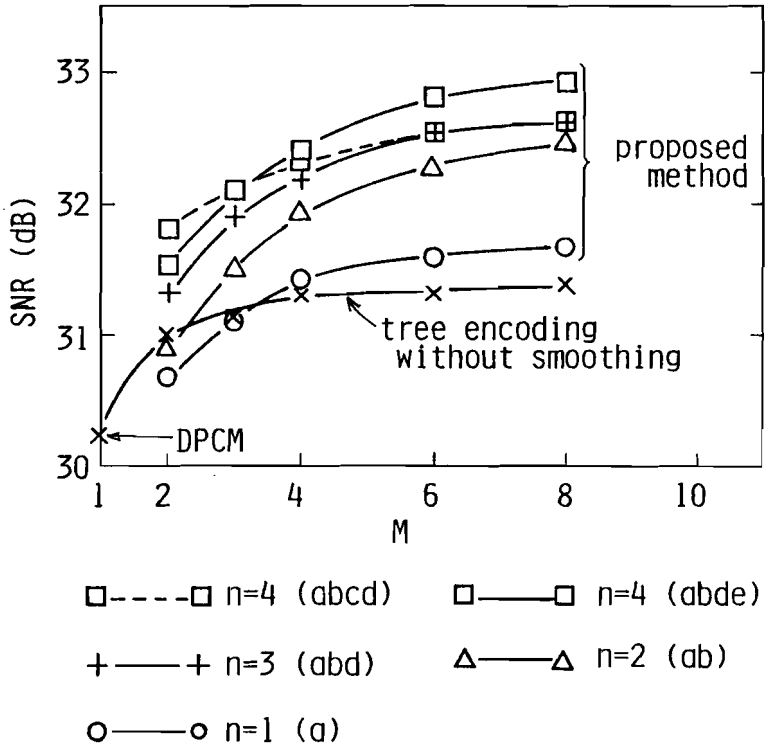


図3．5　符号化特性　(b)　Couple

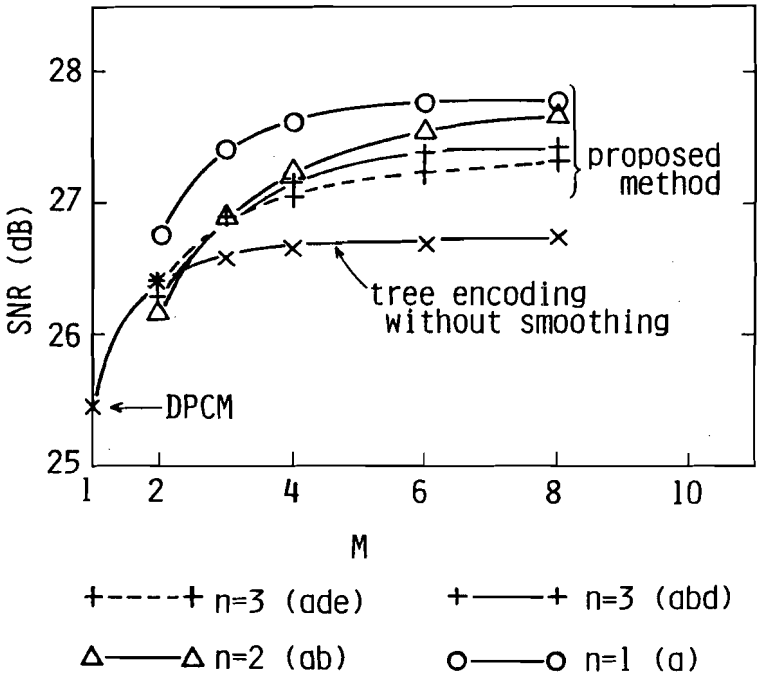


図3．5　符号化特性　(c)　Aerial

(a) Original Image

"Girl"

(b) DPCM

SNR=29.63 dB

(c) 提案方式

M=L=6, n=1 (a)

SNR=31.19 dB

(d) 提案方式

M=L=6, n=4 (abcd)

SNR=32.42 dB

図3．6　再生画像　"Girl"

(a) Original Image

"Aerial"

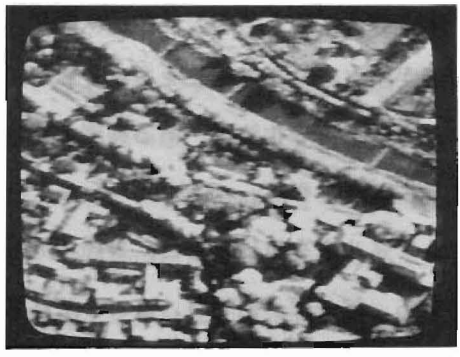
(b) DPCM

SNR=25.43 dB

(c) 提案方式

M=L=6, n=1 (a)

SNR=27.76 dB



(d) 提案方式

M=L=6, n=4 (ab)

SNR=27.56 dB

・図３．７　再生画像　"Aerial"

３．５　考察

表３．２から，ＤＰＣＭ方式においては量子化器の設計が重要な要素であることが分かる．すなわち，このような低レート（1bit/pel）においては，量子化による誤差が次の予測に帰還され，量子化器入力の予測誤差信号の分散が当初設定した値と大きく異なってしまうためである．従って，この値を適切に設定すると(null opt.)，最適化しない場合(null)と比べ，約２ｄＢのＳＮ比改善が得られる．ところが，NLS フィルタを挿入すると，この問題も解決され，更に参照領域を適切に定めると（ａｃｄ），約０．４ｄＢのＳＮ比改善が得られる．これは，画像信号の非定常性のため，全体的な平均として最適化するより，局所的な特徴に注目した方式の方が望ましいことを示している．

木符号化法については，"Girl"の特性（図３．５（ａ））から分かるように，スムージングフィルタを用いないものでも，ＤＰＣＭ方式と比べ０．５～１．０ｄＢのＳＮ比改善が得られている．これは，木符号化法がＤＰＣＭ方式のような瞬時的決定を行わず，決定を遅らせることにより多数の可能なパスの中から累積歪の小さいパスを選び出すからである．すなわち，ある時点では多少大きな歪をもっていても，数時点先まで見たときには，累積歪が小さくなる可能性をもっており，木符号化法ではこれを考慮しているからである．このように木符号化法は，ある程度の非定常性には追随する能力を潜在的に有していると考えることができる．

NLS フィルタを用いた場合，参照領域Ｃを広くするにしたがって，ＳＮ比の改善が得られている．例えば，Ｍ＝６，ｎ＝４ではスムージングフィルタを用いない木符号化法に比べ，約１．８ｄＢのＳＮ比改善が得られている．これは，NLS フィルタの挿入により，平坦部での粒状雑音，及びエッジ部での過負荷雑音が減少した結果であると思われ，本論文で提案しているNLS　フィルタの効果がよく現れている．

"Couple"についても（図３．５（ｂ））同様の傾向を示しているが，参照領域Ｃの選び方で，同じｎでも特性が異なる．これは，NLS フィルタのスペクトル構造に関係しており，好ましい信号整形特性を持つものの方が高いＳＮ比を示すと思われる．又，Ｍの小さいところで，NLS フィルタを用いない木符号化法よりＳＮ比が低くなっている所があるが，こ

れは木探索の範囲が狭く，累積歪の小さいパスをうまく選び出していないからである．

"Aerial"では（図３．５（ｃ）），ｎ＝１の場合が最もよい特性を示している．これは，この画像が非常に木目細かであるので，広い参照領域を用いたNLS フィルタより，小さい領域を用いたものの方が，ＳＮ比特性の面では有利であることを示している．この場合でも，スムージングフィルタを用いない木符号化法と比べ，約１．１ｄＢのＳＮ比改善が得られている．

上記のことは，再生画像（図３．６，図３．７）からも分かる．ＤＰＣＭ方式では，"Girl","Aerial"どちらの場合でも，粒状雑音がかなり目立つが，NLS フィルタを用いた木符号化法では，ほとんど目立たない．（ｃ）では，エッジ部でややぼけが見られるが，（ｄ）では改善されている．図３．７（ｃ）と（ｄ）では，大きな差は見られないが，画面内の平坦な部分（例えば，川の水面）では，（ｄ）の方が滑らかとなっているのが分かる．このように，広い参照領域を用いるのは，ある程度境界部がはっきりした画像に適しているものと思われる．

３．５　結　言

画像信号に木符号化法を適用する際，符号化レートの低いＤＰＣＭ方式で問題となる過負荷雑音，及び粒状雑音を減少させる目的で，非線形スムージングフィルタを挿入することを提案し，その設計手法を示した．更に，実際の画像に本方式を適用することにより，その効果を確かめた．その結果，標準画像の"Girl"や"Couple"のような，境界部がある程度はっきりした画像に対しては，スムージングフィルタを用いない木符号化法と比べ，参照領域をある程度広くすることにより，約１～２ｄＢのＳＮ比改善が得られることが明かとなった．又，"Aerial"のような木目細かな画像に対しては，参照領域をそれほど広くしない方が，ＳＮ比特性の面では有利であることが明かとなった．

第４章　二次元補間ＤＰＣＭ方式[1]-[5]

４．１　序　言

画像信号の高能率符号化法として，従来よりＤＰＣＭ方式がよく検討されてきた．ＤＰＣＭ方式は既に符号化された画素値を用いて現在の画素値を予測する逐次符号化法である．そのため，低伝送レートでは，量子化雑音の増加が予測精度をも低下させる結果となり，符号化効率の低下をまねいている[6]．更に，予測はラスター・スキャン式の標本化における因果性を満たす必要があるため，画像の持つ空間的情報のうちの片側だけの情報しか利用していないという欠点も指摘されている[7]．

一方，画像を表現するモデルについて考えてみると，ラスター・スキャン式の標本化における因果性を満たす二次元ＡＲ（自己回帰）モデルが一般によく用いられているが，画像信号は本来このような因果性を満たすものではなく，周囲画素との関係を記述する補間形式のモデルの方が，画像の二次元的情報をより的確に表現している[8][9]．この補間形式のモデルを用いた符号化法として，Jain の方法[8]，羽鳥の方法[7]などが報告されているが，これらの方法はブロック化した符号化・復号化操作となっており，逐次符号化の簡単さは失われている．

本論文では，逐次符号化法の簡単さを失うことなく，二次元補間モデルを用いる二次元補間ＤＰＣＭ方式を提案する[1][2][5][10]．本方式の特徴は，通常の二次元ＡＲモデルに基づくＤＰＣＭ方式の再生値を中間的復号値と考え，これを二次元補間モデルに基づく補間フィルタに通すことによって，最終的な復号値を得ていることである．

次章以下，４．２では本方式の基礎となる画像信号を表現する２つのモデルを示した後に，本方式の基礎的概念及び符号化器の構成例を示す．４．３では種々の画像に対しても共通の係数を用いる方式の導出を行う．４．４では実画像による計算機シミュレーションの結果を示し，本方式の特徴及び有効性を確かめている．

4．2　二次元補間ＤＰＣＭ方式

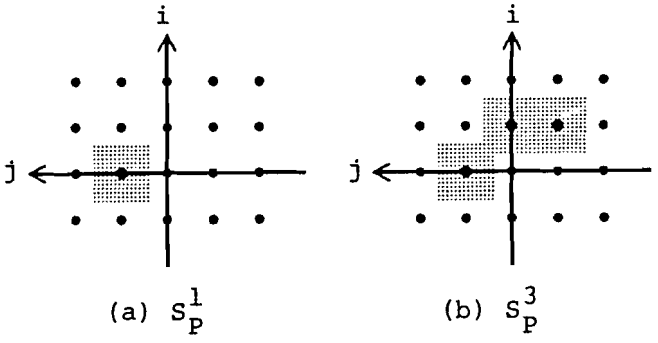
4．2．1　画像信号のモデル

画像信号のモデルとして，次の二種類を考える．

$$x_{s,t} = \sum_{(i,j)\in S_P} \alpha_{i,j} x_{s-i,t-j} + v_{s,t} \tag{4.1}$$

$$x_{s,t} = \sum_{(i,j)\in S_I} \beta_{i,j} x_{s-i,t-j} + w_{s,t} \tag{4.2}$$

ここで，$x_{s,t}$は(s,t)画素のグレーレベルであり，簡単化のため平均値は０とする．また，特に断わらない限り，$1 \leqq s \leqq M$，$1 \leqq t \leqq N$　(M,Nは縦及び横の画素数を示す．）とし，それ以外では$x_{s,t}=0$であるとする．さらに，S_I，S_P は共に原点周辺の有限領域である．後で明確に述べるように，式(4.1)のモデルは線形予測に用いるので，S_Pはラスター・スキャン式標本化における因果性を満たすように決められる．また，S_I は補間フィルタ用に用いるので，因果性を満たす必要はないものとする．本論文で使用するS_P，S_Iの例を図４．１，４．２に示す．実際の画像をこの２つのモデルに整合させるためには，$v_{s,t}$ 及び$w_{s,t}$ の平均電力を最小にする条件から導出されるユール・ウォーカー方程式[11]を解いて得られる係数 $\{\alpha_{i,j}\}$，$\{\beta_{i,j}\}$ を用いればよい．



(a) S_P^1　　(b) S_P^3

図４．１　有限領域　S_P

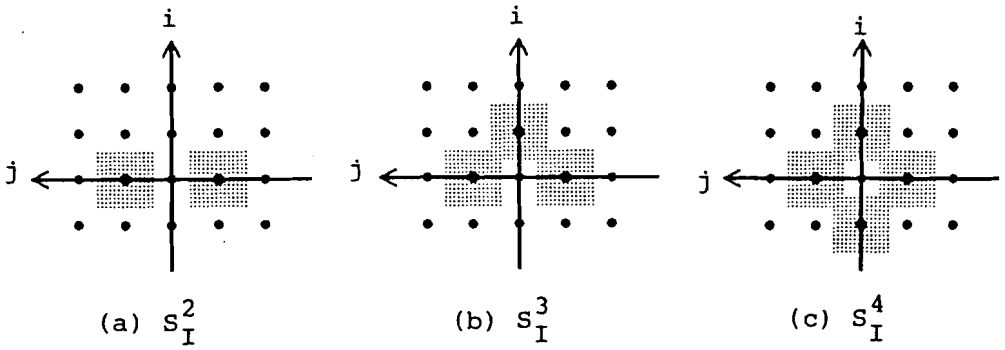


図4．2　有限領域　S_I

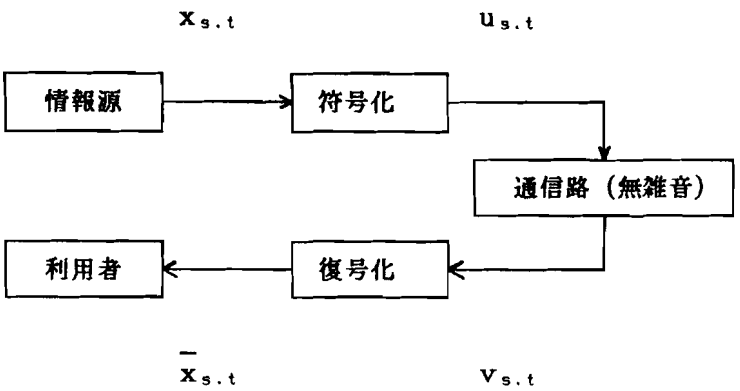


図4．3　画像データ伝送系のモデル

4．2．2　符号化・復号の定式化

一般的な画像伝送システムのブロック図を図4．3に示す．ここで，$u_{s,t}$，$\bar{x}_{s,t}$ はそれぞれ符号化出力及び再生信号を示す．また，通信路に雑音はなく誤りは発生しないものと仮定する（$v_{s,t}=u_{s,t}$）．符号化E，及び復号Dはそれぞれ次式の写像で与えられる．

$$E:\ \{x_{s-i,t-j}:\ (i,\ j)\in S_E\}\ \Rightarrow\ u_{s,t}\in A \tag{4.3}$$

$$D:\ \{u_{s-i,t-j}:\ (i,\ j)\in S_D\}\ \Rightarrow\ \bar{x}_{s,t}\in R \tag{4.4}$$

ここで，Rは信号値が取り得る実数全体を示す．また，AはRの部分集合であり，DPCM方式の場合には，量子化出力値が取る値の集合である．S_E，S_Dはそれぞれ符号化及び復号において参照する領域を示す．　符号化E，復号Dは

$$E\ [\ (\bar{x}_{s,t}-x_{s,t})^2] \tag{4.5}$$

を最小にするという条件のもとで最適化されるべきであるが，逐次符号化及び逐次復号においては，EとDを同時に最適化するのは困難であるので，それぞれを別々に最適化することを考える．ただし，式(4.5) におけるE［・］は期待値を示す．

A．復号

復号においては，$\{u_{s-i,t-j}:\ (i,j)\in S_D\}$ が利用できるので，式(4.5) を最小にする $\bar{x}_{s,t}$ は次式で与えられる[10]．

$$\bar{x}_{s,t}=E\ [x_{s,t}\mid\ \{u_{s-i,t-j}:(i,j)\in S_D\}\ ] \tag{4.6}$$

ここで，E［・｜・］は条件付期待値を示す．S_Dを図4．4に示す2つの領域S_0，S_1に分割して，式(4.6) を書き直すと，

$$\begin{aligned}\bar{x}_{s,t}&=E\ [x_{s,t}\mid\ \{u_{s-i,t-j}:(i,j)\in S_0\},\ \ \{u_{s-i,t-j}:(i,j)\in S_1\}\ ]\\&=E\ [x_{s,t}\mid\ \{\bar{x}_{s-i,t-j}:(i,j)\in S_0\},\ \ \{\hat{x}_{s-i,t-j}:(i,j)\in S_1\}\ ]\end{aligned} \tag{4.7}$$

となる．領域S_0 は画素（s，t）に対して因果性を満たす領域を指し示すのに用いられ

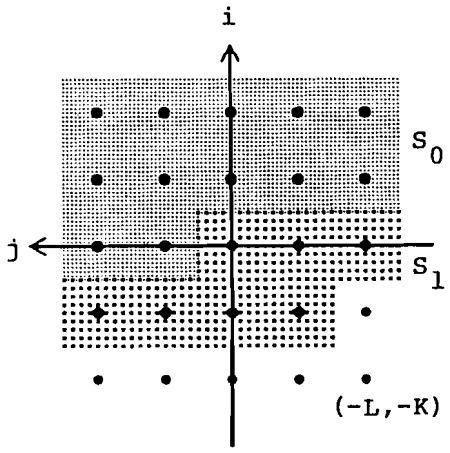


図4．4　領域S_Dの分割

ているので，再生値$\bar{x}_{s,t}$を利用することができるが，S_1は未来に相当する領域であるので，中間的復号値$\hat{x}_{s,t}$を用いている．なお，符号化は復号より KN+L 画素だけ進んだ時点で行われているので，$\{\hat{x}_{s-i,t-j}:(i,j)\in S_1\}$ は既に決定している．式(4.7) は条件付き確率密度の導出が困難なことから計算困難であるので，これを線形の近似関数で考えることにする．また，式(4.2) の補間モデルと合わせるため，改めて$S_0\cap S_1$を S_0，$S_1\cap S_1$をS_1とおいて，次式とする．

$$\bar{x}_{s,t}=\sum_{(i,j)\in S_0}\beta_{i,j}\bar{x}_{s-i,t-j}+\sum_{(i,j)\in S_1}\beta_{i,j}\hat{x}_{s-i,t-j} \qquad (4.8)$$

B．符号化

符号化においては，$\{u_{s-i,t-j}:(i,j)\in S_E\}$ が利用できる．ここで，次式の変換Tを考える．

$$T:A^{\|S_E\|}\Rightarrow R \qquad (4.9)$$

ただし，$\|S_E\|$はS_E内の画素数を示す．この変換は符号化器における予測関数であるので，S_E は因果性を満たすように決める必要がある．この条件を取り去ると，これから符号化しようとする画素の値が既知でなければならないので，ブロック単位での処理が必要

となってくる．

最良の予測は，

$$E\left[\left(x_{s,t}-T\left(\{u_{s-i,t-j}:(i,j)\in S_E\}\right)\right)^2\right] \tag{4.10}$$

を最小とするものであり，

$$\begin{aligned}\tilde{x}_{s,t}&=T\left(\{u_{s-i,t-j}:(i,j)\in S_E\}\right)\\&=E\left[x_{s,t}\mid\{u_{s-i,t-j}:(i,j)\in S_E\}\right]\\&=E\left[x_{s,t}\mid\{\hat{x}_{s-i,t-j}:(i,j)\in S_E\}\right]\end{aligned} \tag{4.11}$$

となる．さらに，式(4.11) は

$$S_2=\{(i,j):\{(i-K,j-L):(i,j)\in S_E\}\subseteq S_0\} \tag{4.12}$$

$$S_3=\{(i,j):\{(i-K,j-L):(i,j)\in S_E\}\subseteq S_1\} \tag{4.13}$$

とおくと，

$$\begin{aligned}\tilde{x}_{s,t}=E\left[x_{s,t}\mid\{\bar{x}_{s-i,t-j}:(i,j)\in S_2\}\right.\\\left.,\ \{\hat{x}_{s-i,t-j}:(i,j)\in S_3\}\right]\end{aligned} \tag{4.14}$$

と書き直すことができる．S_2は$x_{s,t}$を予測する時点で最終的な再生値を利用できる領域に相当している．式(4.8) の導出と同様に線形の近似関数で考えることにし，式(4.11)，(4.14)に対応して，

Type Ⅰ

$$\tilde{x}_{s,t}=\sum_{(i,j)\in S_E}\alpha_{i,j}\hat{x}_{s-i,t-j} \tag{4.15}$$

Type Ⅱ

$$\tilde{x}_{s,t}=\sum_{(i,j)\in S_2}\alpha_{i,j}\bar{x}_{s-i,t-j}+\sum_{(i,j)\in S_3}\alpha_{i,j}\hat{x}_{s-i,t-j} \tag{4.16}$$

の２つの形式が可能である．

符号化は，$x_{s,t}-\tilde{x}_{s,t}$を量子化することによってなされ，量子化の関数をQ（・）として，

$$u_{s,t}=Q\left(x_{s,t}-\tilde{x}_{s,t}\right) \tag{4.17}$$

とおくと，中間的復号値$\hat{x}_{s,t}$は，

$$\hat{x}_{s,t}=\tilde{x}_{s,t}+u_{s,t} \tag{4.18}$$

となる．なお，S_2が空集合となる場合には，Type Ⅰだけが可能である．

4．2．3 符号化器の構成例

本節では，式(4.15)で示されるType Ⅰの符号化器と，式(4.16)で示されるType Ⅱの符号化器の違いをみるために，予測の参照領域を$S_P{}^3$，補間に$S_I{}^4$を用いたType Ⅰの方式を（これを（$S_P{}^3$，$S_I{}^4$）と表示する．），及び$S_P{}^3$と$S_I{}^3$を組み合わせたType Ⅱの方式（（これを（$S_P{}^3$，$S_I{}^3$）* と表示する．）を例として取り上げ，その符号化器を図4．5，4．6に示す．Type Ⅰの方式では，予測値$\tilde{x}_{s,t}$を得るのに最終的な復号値は用いていないので，補間を行う部分を符号化器から分離することが可能である．$u_{s,t}$を入力，$\bar{x}_{s,t}$を出力とみたときの伝達関数（すなわち，復号器の伝達関数）H（z_1，z_2）を二次元z変換の形で表すと，（$S_P{}^3$，$S_I{}^4$）に対し，

$$H(z_1,z_2)=\frac{\bar{X}(z_1,z_2)}{z_1U(z_1,z_2)} \tag{4.19}$$

$$=H_1(z_1,z_2)\cdot A(z_1,z_2)$$

$$H_1(z_1,z_2)=\frac{\beta_{-1,0}+\beta_{0,-1}z_1{}^{-1}z_2}{1-\beta_{1,0}z_1{}^{-1}-\beta_{0,1}z_2{}^{-1}} \tag{4.20}$$

$$A(z_1,z_2)=\frac{1}{1-\alpha_{0,1}z_2{}^{-1}-\alpha_{1,0}z_1{}^{-1}-\alpha_{1,-1}z_1{}^{-1}z_2} \tag{4.21}$$

となり，（$S_P{}^3$，$S_I{}^3$）* に対して，

$$H(z_1,z_2)=\frac{\bar{X}(z_1,z_2)}{z_2U(z_1,z_2)}$$

$$=\beta_{0,-1}/((1-\alpha_{0,1}z_2{}^{-1})(1-\beta_{1,0}z_1{}^{-1}-\beta_{0,1}z_2{}^{-1})$$

$$-\beta_{0,-1}(\alpha_{1,0}-\alpha_{1,-1}z_2)z_1{}^{-1}z_2) \tag{4.22}$$

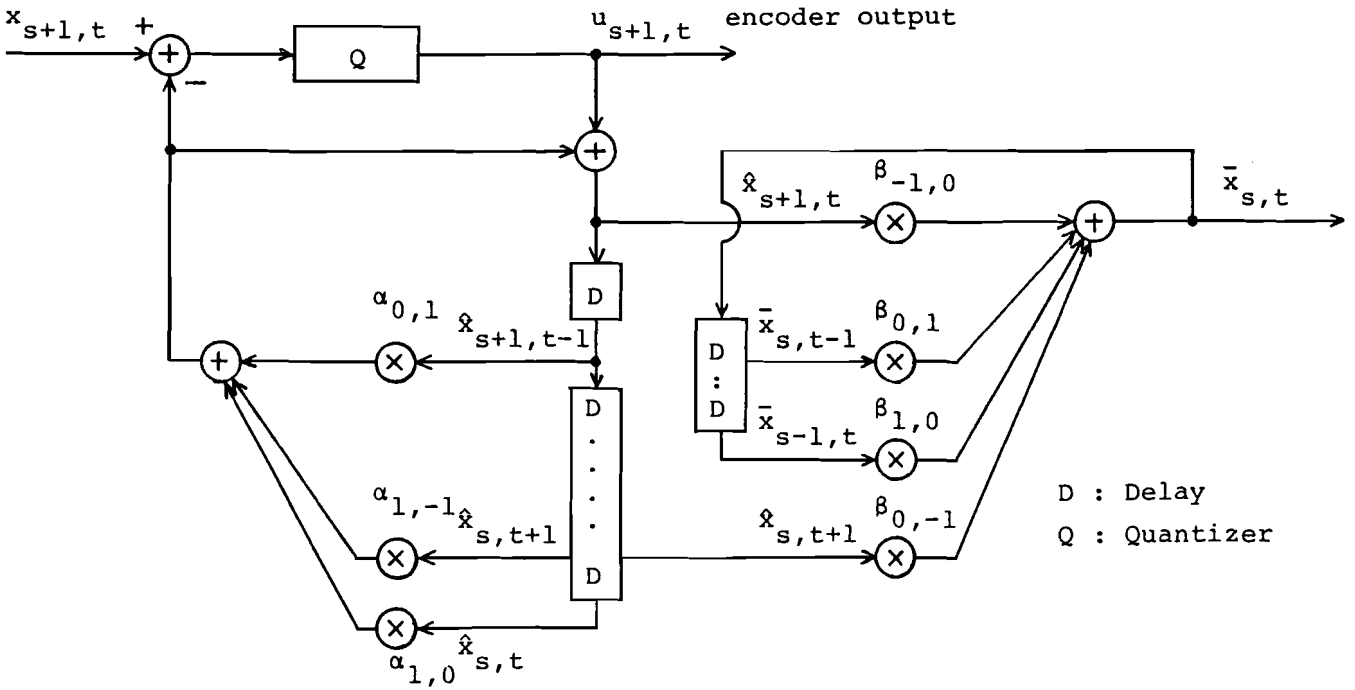


図4．5　Type I　(S_I^3, S_P^4)　符号器

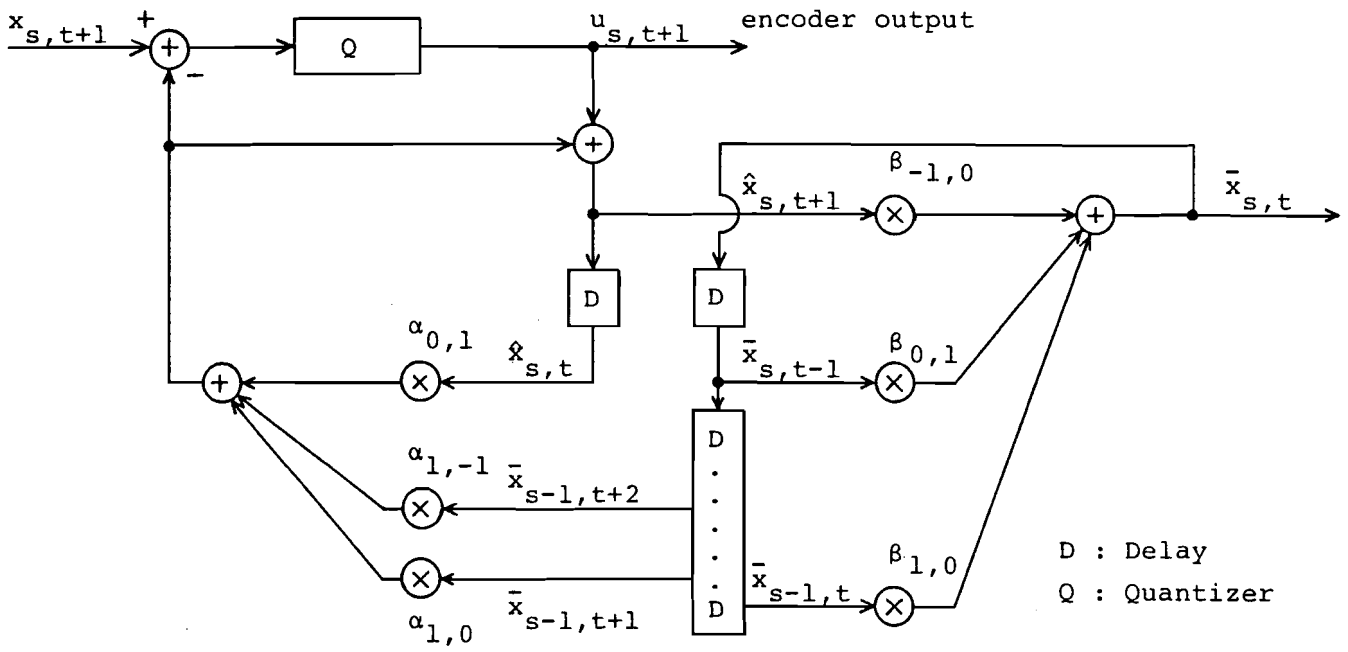


図4．6 Type Ⅱ $(S_l^3, S_p^3)^*$ 符号器

となる．

式(4.17)～(4.19)から分かるように，Type Ⅰの方式では，2つのフィルタH（z_1，z_2）とA（z_1，z_2）に分離することができ，また，A（z_1，z_2）は式(4.1)のモデルを生成するフィルタと一致し，　H_1（z_1，z_2）は通常低域フィルタとなる．一般に，Type Ⅰの方式では，符号化器はフィルタA（z_1，z_2）をもち，復号器はH（z_1，z_2）をもつ．Type Ⅱでは，符号化器，復号器共にH（z_1，z_2）が必要である．

4．3　定係数による予測・補間

前節までの議論では，係数｛$\alpha_{i,j}$｝，｛$\beta_{i,j}$｝は各画像に適合するようにそれぞれ求めなければならなかった．しかし，実際面では，これらの係数を各画面毎に変化させるのはあまり容易ではない．そこで，本章では，画像の一般的な性質から，定係数による予測・補間を考える．

Kretzmer[13]は，画像の統計的性質を調べ，(i,j)画素離れた画素との自己相関関数$\phi(i,j)$が次式で近似できる事を示している．

$$\phi(i,j)=\phi(0,0)\exp\left(-\gamma\sqrt{i^2+j^2}\right) \tag{4.23}$$

ここで，$\phi(0,0)$は画素値の自乗平均値であり，$\exp(-\gamma)$は隣合った画素間の相関係数である．

4．2．1で述べたユール・ウォーカー方程式の解｛$\alpha_{i,j}$｝及び｛$\beta_{i,j}$｝に式(4.23)を代入し，$\gamma\to 0$における極限値を考え[14]，これをどの画像にも共通に利用することにする．以上の事は，一般的に画像の隣接画素間の自己相関係数が，1に非常に近いことを利用した近似である．

本論文では，予測の参照領域として図4．1，及び補間の参照領域として図4．2の各領域を考えているので，それらについての計算結果を表4．1，4．2に示す．

表4．1　予測の固定係数 $\{\alpha_{i,j}\}$

	$\alpha_{0,1}$	$\alpha_{1,0}$	$\alpha_{1,-1}$
S_P^1	1.0	---	---
S_P^3	0.484	0.250	0.266

表4．2　補間の固定係数 $\{\beta_{i,j}\}$

	$\beta_{0,1}$	$\beta_{0,-1}$	$\beta_{1,0}$	$\beta_{-1,0}$	$\beta_{-1,0}$
S_I^2	0.5	0.5	---	---	---
S_I^3	0.387	0.387	0.227	---	---
S_I^4	0.25	0.25	0.25	0.25	0.25

4．4　シミュレーション結果

前節までに述べた二次元補間ＤＰＣＭ方式の有効性を調べるために，シミュレーション実験を行った．使用した画像データは，東大・生研多次元画像情報センターに収録されている標準画像（ＳＩＤＢＡ）の"GIRL"と"AREIAL"である．これらの画像は，256×256画素，8 Bit/pel のＰＣＭ画像である．

図4．7，4．8に伝送レートが1 bit/pel，すなわち予測誤差信号を±Δのどちらかに量子化する場合のΔに対するＳＮ比の変化を示している．

まず，S_P^1と各補間方式との組合せについては，S_I^4との組み合わせ（S_P^1，S_I^4）で最も高いＳＮ比が得られ，一次元ＤＰＣＭ方式（S_P^1）と比べた場合，"GIRL"で約2．5ｄＢ，"AERIAL"で約2ｄＢのＳＮ比改善が得られている．このように簡単な前値予測による場合では，Type Ⅰ のみが可能であり，適切な二次元補間フィルタ（これは復号器にの

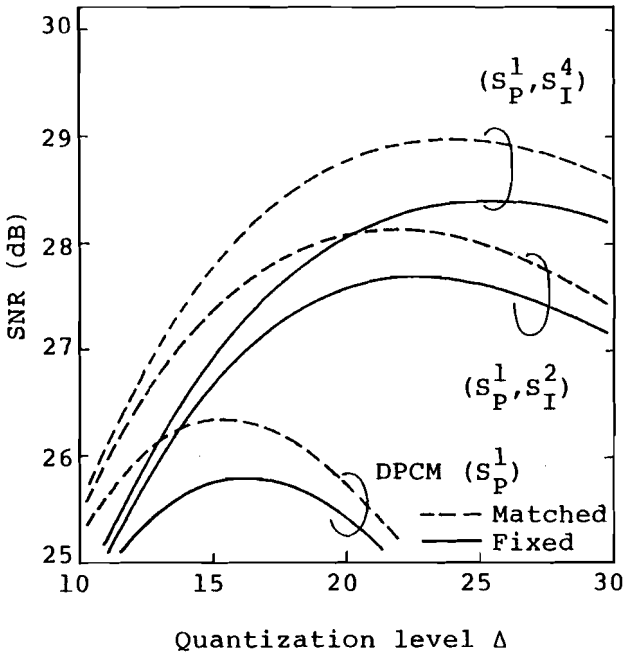
み必要）と組み合わせることにより，２～３ｄＢのＳＮ比改善が得られる．また，（S_P^1，S_I^3）は一次元補間ＤＰＣＭ方式であるが，一次元ＤＰＣＭ方式（S_P^1）と比べ，"GIRL"で約１．５ｄＢ，"AERIAL"で約１ｄＢのＳＮ比改善が得られており，二次元ＤＰＣＭ方式（S_P^3）と比べても，ほぼ同程度のＳＮ比となっている．

S_P^3との組合せについても，S_I^4との組み合わせ（S_P^3，S_I^4）で最も高いＳＮ比が得られ，二次元ＤＰＣＭ（S_P^3）と比べ，"AERIAL"ではほとんど改善されないが，"GIRL"では約２．５ｄＢのＳＮ比改善が得られている．"AERIAL"での改善が少ないのは，この画像が木目細かであるため，補間フィルタの付加による高い周波数成分の除去が，ＳＮ比特性の改善に結び付かなかったためと考えられる．

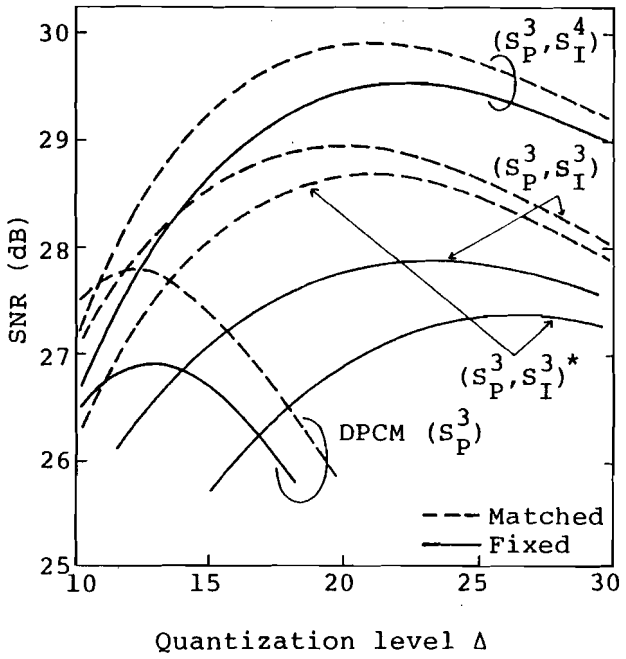
Type Ⅰ（S_P^3，S_I^3）とType Ⅱ（S_P^3，S_I^3）* を比較してみると，"GIRL"，"AERIAL"のどちらの場合でも，Type Ⅰ の方が若干高いＳＮ比が得られている．これは，再生信号のスペクトル構造に関係しており，Type Ⅰ の方が好ましい信号整形特性を持っていることを示している．

原画像に適合した係数を用いた場合（破線）と，固定係数を用いた場合（実線）を比較してみると，S_P^3とS_I^3の組み合わせによる補間ＤＰＣＭ方式でＳＮ比の差が大きい場合を除いて，他の場合は１ｄＢ以下の差となっている．これは，S_P^3では４方向の内の一方向が欠けているため，画像の等方的な性質に合わなくなってしまい，このように大きな差が現れたものと思われる．

Δの変化に対するＳＮ比の変化に注目すると，ＤＰＣＭ方式では，Δが最適値から少しでも変化するとＳＮ比は大きく劣化するが，補間ＤＰＣＭ方式では，Δの最適値付近で比較的フラットなカーブになっており，Δが多少変化してもＳＮ比はほとんど変化しないという，方式設計の面で好ましい特性が得られている．

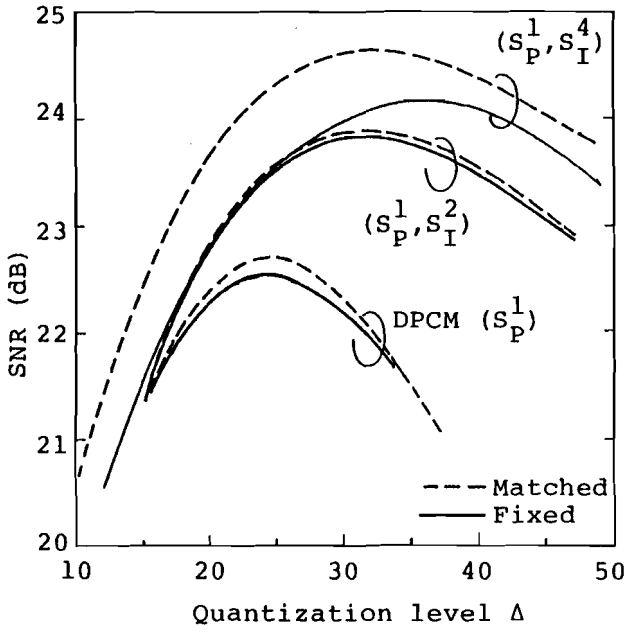


(a) S_P^1

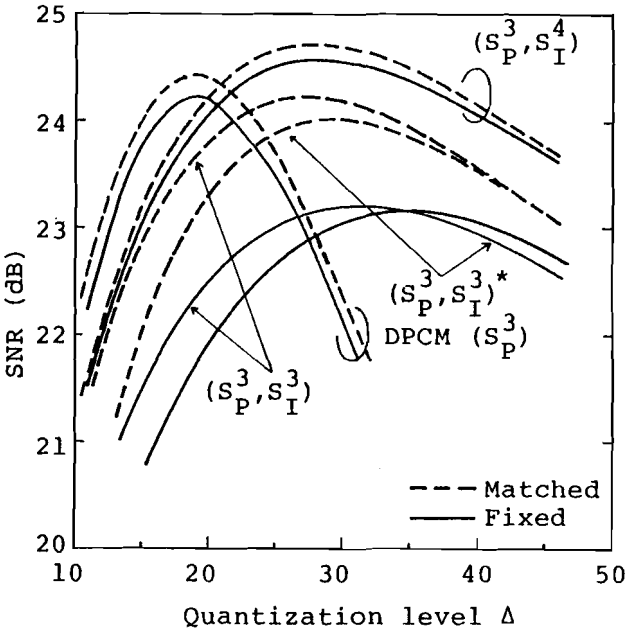


(b) S_P^3

図4．7　符号化特性　”Ｇｉｒｌ”



(a) S_P^1



(b) S_P^3

図4．8　符号化特性　”Ａｅｒｉａｌ”

４．５　結　言

画像信号の低伝送レートにおける符号化方式として，二次元補間ＤＰＣＭ方式を提案し，実画像に適用した場合の符号化特性について検討を行った．その結果，１）処理が極めて簡単である．２）TYPE Ｉの方式においては，ＤＰＣＭ方式の復号器に補間フィルタを付加するだけで，ＳＮ比の改善が得られる．３）量子化レベルが最適値からずれた場合でも，ＳＮ比の劣化は小さい．４）定係数を用いた場合でも，特性の劣化は小さい．などが明らかとなった．

第５章　ベクトル量子化の概念を用いた線図形の近似符号化[1]-[6]

５．１　序　言

線図形は物の形状や概略を簡潔に表現するのに適している．このため地図，天気図等の図形処理ではもちろん，パターン認識や画像解析などにおいても多値画像から構造線，境界線など様々な特徴線が抽出されるため，膨大な量のディジタル線図形が発生することになる．このように，大量の線図形を蓄積処理する応用においては，蓄積データ量をできるだけ少なくできる高能率符号化法が必要不可欠である．

線図形の表現法としては，フリーマンの８方向チェイン符号化法[7]がよく知られているが，１線画素当り３ビットの符号量が必要となる．ディジタル線図形を蓄積または伝送するための圧縮符号化法として，チェインコードで表現された線図形の形状を近似することなく符号化する方法[8][9]と，なんらかの近似を行う方法[10][11]の２種類がある．後者の方法は歪みが生じる反面，符号量を大幅に削減できる利点がある．

本論文では，近似操作を伴う符号化法として，音声・画像などの低伝送レートにおける高能率符号化法として知られるベクトル量子化の概念を応用した符号化法を提案し，そのレート・歪特性の検討を行う．近似操作を伴う符号化法でまず問題となるのは，歪をどの様に見積るかである．音声や画像の符号化では，サンプルごとの自乗歪がよく用いられ，視覚特性との対応もある程度とれているが，線図形の場合には対応するサンプルすら明確に規定することが困難であるため，歪についての議論はあまりなされていない．本論文では，ベクトル量子化における符号化歪を測る方法として，最短距離にある線図形構成画素を対応させる方法，およびＤＰ(Dynamic Programming) マッチング法を用いた対応法を提案している．これらにより，視覚的にも無理のないマッチングが可能となることを示す．更に，量子化による歪みはベクトル間の連結に大きく依存することから，符号化遅延を許容した符号化法を提案し，これにより大幅にレート・歪特性が改善されることを明らかにする．

５．２　基本的考え方と量子化器設計

対象とする線図形は，直交座標上でサンプルされた画素列であり，線図形を構成する画素間には８連結性を有しているものとする．また，簡単のため交差や面部分などはないものとする．隣接する画素間の連結をリンクと呼ぶが，このリンクの方向を図５．１（ｂ）の８方向コードで表現したものがフリーマンの８方向チェインコードである．例えば図５．１（ａ）の線図形をチェインコードで表現すると，

Ｓ（１　１　０　０　７　６　）

となる．

連続するＬ個の方向コードから成るパターンを１つのベクトルとみなし，これを単位として量子化を行うことを考える．例として，図５．１の線図形およびＬ＝２として説明する．まず，基本的な形状は同じであるが，回転などにより８方向コード表現では異なっている表現を統一するため，線図形を差分コード表現[10]に変換する．

Ｓ’（１　０　７　０　７　７　）

次にパターンの構成リンク数（パターン長）がＬ＝２の相異なるベクトルパターンを，全て数え上げる（図５．２参照）．これらのパターンを全て用いれば，無歪で符号化が可能であるが，符号量は一定値以下にはできない．本論文では，これらのパターンからある限定されたパターンだけを用いて原線図形を表現することを考える．限定されたパターンの選び方として，Linde 等によって提案されたベクトル量子化器設計のアルゴリズム[12]を

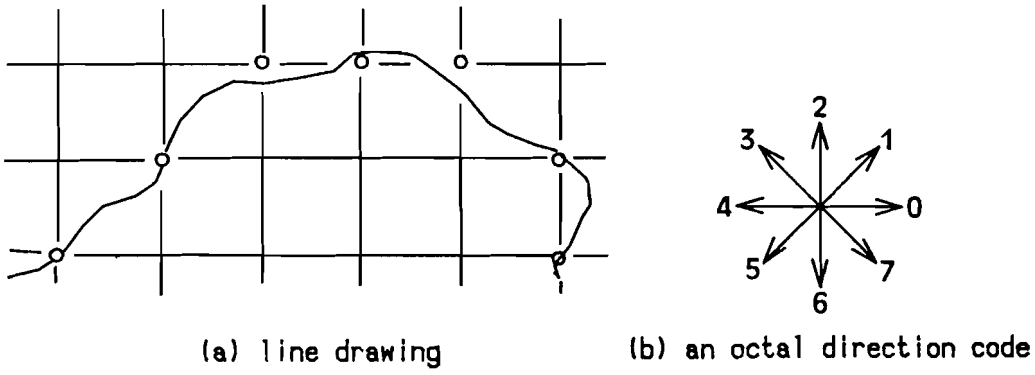


図５．１　線図形の例と８方向コード

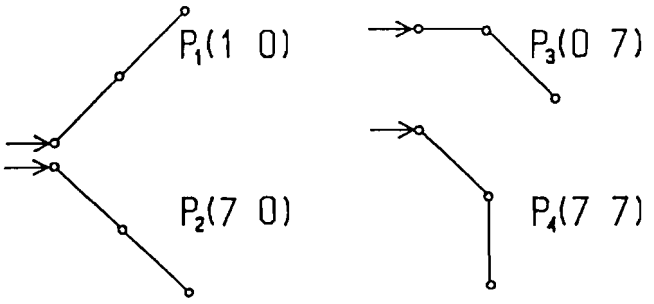


図5．2　ベクトルパターン

修正して用いる．ベクトルパターンの空間分割によって選択された代表ベクトルパターンが，符号化に用いられる再生パターンとなる．以下に量子化器設計のアルゴリズムを示す．

《量子化器設計アルゴリズム》

1）相異なるパターンベクトルP_iとその出現確率$\lambda(P_i)$を求める．

$S=\{P_1, P_2, \cdots, P_N\}$ ：パターン集合

$\lambda(P_i)$　$i=1,2,\cdots,N$　：出現確率

2）分割数Mを決め，出現確率の高いものからM個を初期代表パターン$C^{(0)}=\{P_1^{(0)}, P_2^{(0)}, \cdots, P_M^{(0)}\}$とする．また，$m=0$，$D^{(-1)}=\infty$とする．

3）Sを$C^{(m)}$及びパターン間距離dに基づいて，部分集合$(S_1^{(m)}, S_2^{(m)}, \cdots S_M^{(m)})$に分割する．すなわち，

$$P_i \in S_k^{(m)},\quad \text{if}\quad d(P_k^{(m)}, P_i) \leqq d(P_j^{(m)}, P_i)$$

$$\text{for all } j \neq k$$

4）平均歪$D^{(m)}$を求める．

$$D^{(m)} = \sum_{i=1}^{N} \lambda(P_i)\ \min_{k=1,2,\cdots,M}[d(P_i, P_k^{(m)})]$$

$(D^{(m-1)} - D^{(m)})/D^{(m)} \leqq \varepsilon$　の場合

$C^{(m)}=\{P_1^{(m)}, P_2^{(m)}, \cdots, P_M^{(m)}\}$を再生ベクトルパターンとして終了．

5）各$S_k^{(m)}$の代表パターンを$P_k^{(m+1)}$とし，$m=m+1$として3）へ

ここで，$P_k^{(m+1)}$はクラスタ内平均歪を最小とするパターンであり，クラスタ$S_k^{(m)}$のセントロイドに対応する．また，パターン間の距離測度dは以下のように定義している．

《距離測度の定義》

パターンは方向コードの系列で表現されており，このままでは距離の定義が困難であるので次のように定義する．

図5．3に示すように，X－Y座標系の原点とパターンの始点を合わせ，X－Y座標値の系列として表現する．

$$P\ (X_1,\ Y_1,\ X_2,\ Y_2,\ \cdots,\ X_L,\ Y_L)$$

2つのパターンPとQの距離dとしては，多次元ユークリッド距離を適用する．

$$P\ (X_1^P,\ Y_1^P,\ X_2^P,\ Y_2^P,\ \cdots,\ X_L^P,\ Y_L^P)$$

$$Q\ (X_1^Q,\ Y_1^Q,\ X_2^Q,\ Y_2^Q,\ \cdots,\ X_L^Q,\ Y_L^Q)$$

$$d=\sum_{i=1}^{L}\left(d_u\left(X_i^P,\ X_i^Q\right)^2+d\left(Y_i^P,\ Y_i^Q\right)^2\right)$$

d_u　：ユークリッド距離

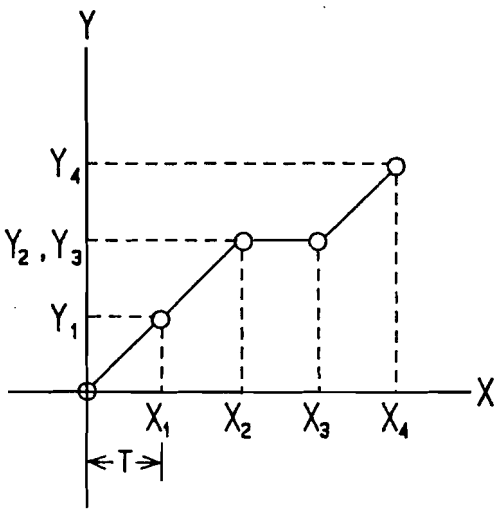


図5．3　パターンの表現

5．3　符号化法

符号化は5．2で述べたアルゴリズムによって選出された代表パターンを原線図形との歪ができる限り小さくなる様に”あてはめる”ことによってなされる．この”あてはめ”を考える場合，パターンの構成画素と原線図形の画素を一対一に対応づけると，かなり遠く離れた画素が対応づけられることになり，視覚的な歪みと合致しない．ここでは，次のような方法によって対応づけ及び符号化を行う．

5．3．1　基本方式（TYPE 0）

パターンの各構成画素を最短距離にある原線図形上の画素に対応づける．歪みは，画素間の平均ユークリッド自乗距離とする．（図5．4参照）

決定された代表パターンの終端から最短距離にある原図形上の画素を次の符号化の始点とする．以上の操作を原線図形の終端が見いだされるまで繰り返す．

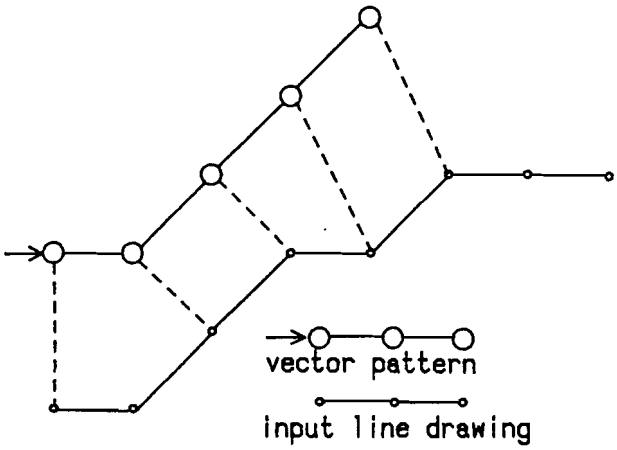


図5．4　マッチングの例（Type 0）

5．3．2　DPマッチングを用いた方法

TYPE0には以下のような不都合があった．

① 代表パターンにより対応づける部分図形が大きく異なったり，1画素に集中して，対応づける場合がある．（図5．5（a）参照）

② 歪み測定の際に，原図形のある部分が無視される．（図5．5（b）参照）

これらの問題の解決策として，DP(Dynamic Programming)マッチング[13]を適用する．DP法は以下の特徴を持っているので，(a)により①，(b)により②の問題が解決される．

(a)同一画素にn回以上のマッチングをさせることを禁止．

(b)原線図形上の全ての画素とのマッチングを行う．

〈DPマッチング〉[13]

パターンP（p_1，p_2，…，p_L）と原図形S（s_1，s_2，…，s_L，…）との対応づけは，PとSの各構成画素からなる平面上の格子点の系列

F（c_1，c_2，…，c_K），$c_k = (i_k, j_k)$

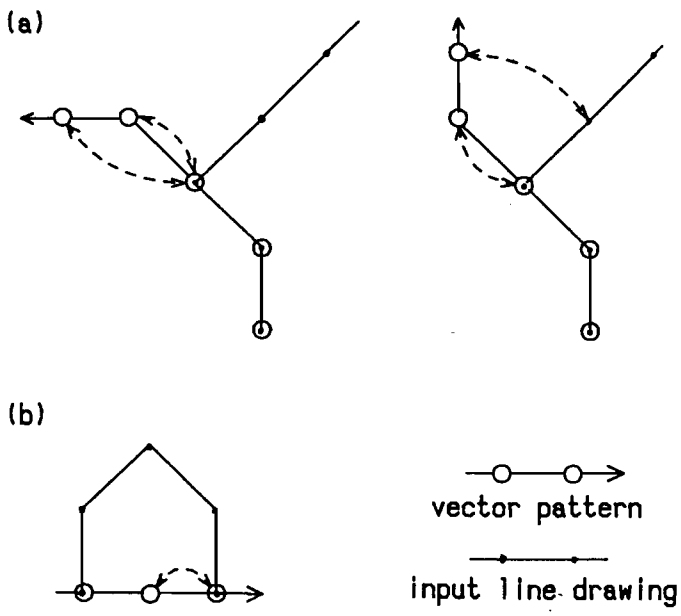


図5．5　マッチングの例　(Type 0)

で表現される．P とS のユークリッド距離をd（c）＝d（i，j）で表すと，歪みの総和は

$$D(F)=\sum_{k=1}^{K} d(c_k)\, w_k \Big/ \sum_{k=1}^{K} w_k$$

w_k ：重み関数

$\sum_{k=1}^{K} w_k$ ：正規化係数

と表せる．ここで上式を次のような制限のもとで，Fに関して最小化する．

1： 単調性と連続性の条件

$0 \leqq i_k - i_{k-1} \leqq 1$

$0 \leqq j_k - j_{k-1} \leqq 1$

2： 始点を合わせる

$i_1 = j_1 = 1$

w_kを市街地距離 $w_k = (i_k - i_{k-1}) + (j_k - j_{k-1})$ とした場合（TYPE1）とW＝1とした場合（TYPE2）について最小化を考えると，以下の式のように漸化的に求められる．

部分点列C_1 C_2 … C_k に対する部分和g（C_k）＝g（i，j）は

$$\text{TYPE1}\quad g(i,j)=\min\begin{bmatrix} g(i,j-1) + d(i,j), \\ g(i-1,j-1)+2*d(i,j), \\ g(i-1,j) + d(i,j) \end{bmatrix} \tag{5.1}$$

$$\text{TYPE2}\quad g(i,j)=\min\begin{bmatrix} g(i,j-1) + d(i,j), \\ g(i-1,j-1)+d(i,j), \\ g(i-1,j) + d(i,j) \end{bmatrix} \tag{5.2}$$

極端な伸縮を避けるために，対応づけのパスの傾斜を1／2と2の間に制限する（図5．

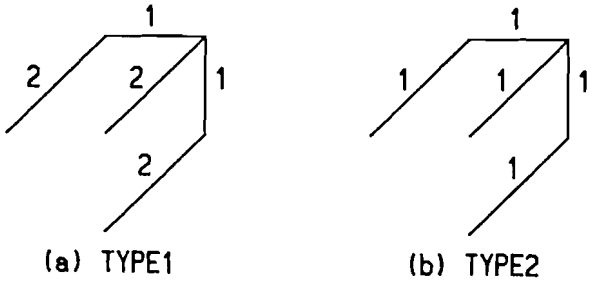


図５．６　傾斜制限と重み係数

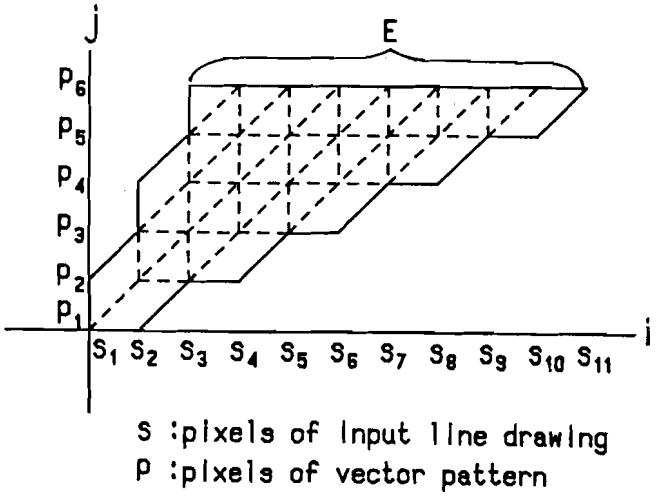


図５．７　整合窓

６参照）．ＴＹＰＥ１は累積歪を求める際，各ｄ（ｉ，ｊ）に異なる重みが掛けられるが，ＴＹＰＥ２では同じ重みが掛けられる．符号化は，パターンを長さ不明の原線図形に対応づけるこにより行われるから，原線図形側のみ終端フリーとする．以上のことから，対応づけの範囲（整合窓）は図５．７のようになる．この整合窓の範囲内のパスの内最も累積歪の小さいパスで対応づけを行う．式（5.1），（5.2）によって以上のことは図５．８のアルゴリズムにより簡単に実行される．同図において正規化は以下の式で与えられる．

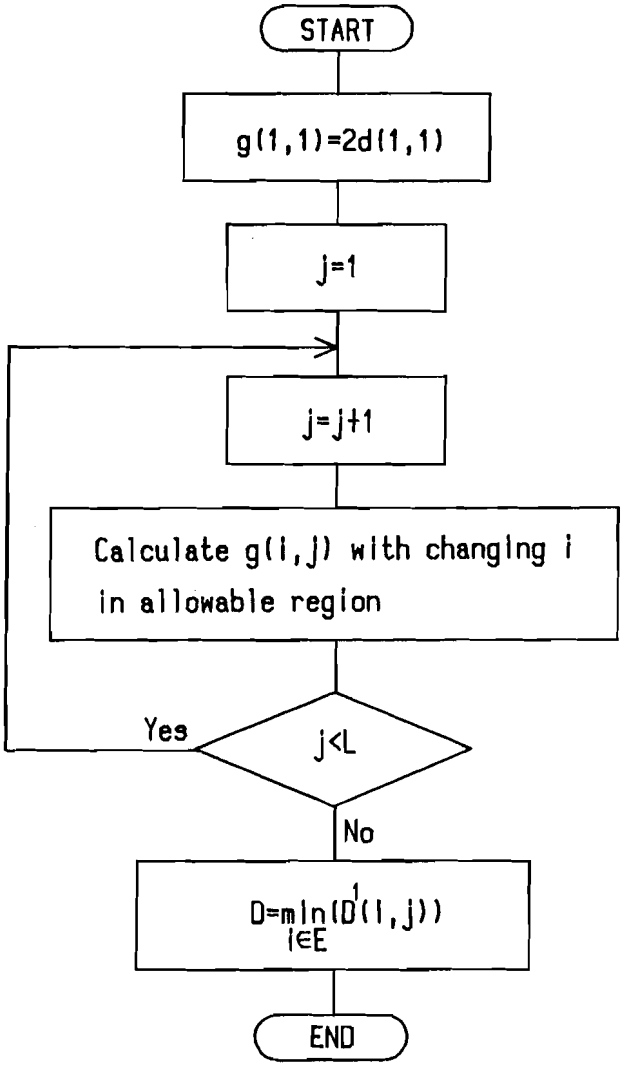

START
g(1,1)=2d(1,1)
j=1
j=j+1
Calculate g(i,j) with changing i
in allowable region
Yes
j<L
No
D=min(D^1(i,j))
i∈E
END

図5．8　DPマッチング

Ｔｙｐｅ １ ： $D^1=g(i,L)/(i+L)$　L:パターン長

Ｔｙｐｅ ２ ： $D^1=g(i,L)/K$　　K:対応づけた個数

この様にして対応づけられたパターンの内で最小の累積歪を持つパターンを出力パターンとする．

５．３．３　符号化遅延を許容した符号化

５．３．１節及び５．３．２節の方法では，代表パターンの最終方向コードが次のパターンの始点の基準となる方向コードとなっているため，隣接するパターンの組合わせによって生じる歪みが異なってくる．例えば図５．９のように図形の全体的な方向とくい違った最終方向コードをもつパターンが一旦選ばれると，歪みが伝搬することになる．

そこで符号化遅延を許容することにより，この影響を緩和する方法として，ここでは，音声などの木符号化[14]によく用いられる（M，L）アルゴリズムの適用について考える．すなわち，出力パターンの候補として，歪みの小さいものから順にM本のパスを記憶しておき，Ｌ－１の遅延の後に累積歪が最小となるパスを出力パターンとする．M本のパスを候補として残しておくことにより，符号化の始点とその基準となる方向コードに，ある程

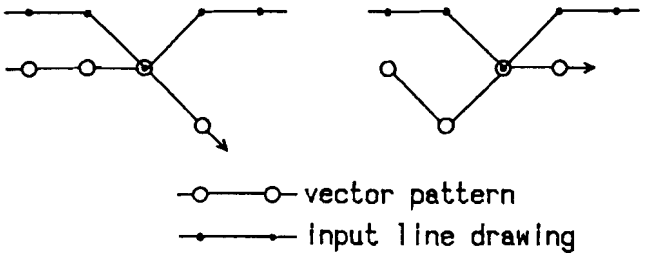


図５．９　パターンの連結

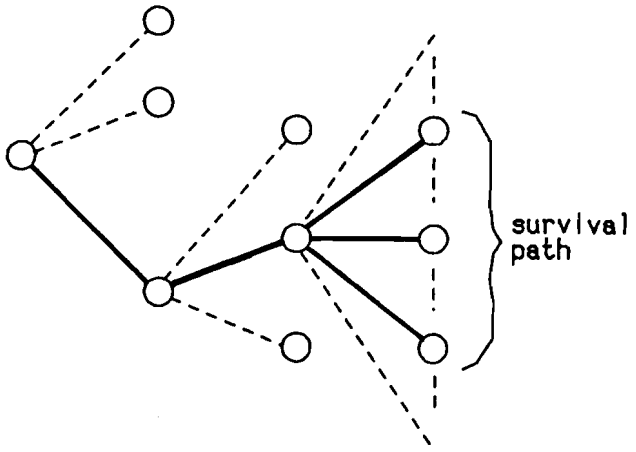


図５．１０　M’アルゴリズム

度の自由度を持たせることができるので，歪みの減少が期待できる．

この符号化法の場合，特に連続する２つのパターン間の連結が問題となるため，連続する２つのパターンの組合せを考慮して最小となるパスを決定すればよい．従って，１つのノードから常にM’個のパターンを候補として残しておく方法（M’アルゴリズム，図５．１０参照）でも，同様の効果が期待できる．

５．４　シミュレーション結果

資料画像として図５．１１に示す地図（(a)ＡＷＡＪＩ（リンク数１３５４），(b)ＣＨＩＢＡ（リンク数１３９４））を用いてシミュレーション実験を行った．符号化特性はレートと歪みの面から考察する．レートは１リンクあたりの符号化ビット数（ここでは，再生パターンの使用頻度によって算出したエントロピーを用いている），歪みは原図形の各画素から最短距離にある再生図形上の画素までのユークリッド二乗距離と，再生図形側から測定したものの平均で評価する．

マッチングのタイプについてはＴＹＰＥ０，及びＤＰを用いたＴＹＰＥ１，ＴＹＰＥ２の３種類の比較を行う．またM’，（M，L）アルゴリズムについては，マッチングにＤ

Ｐを用いたもの（例　Ｍ’－ＴＹＰＥ１などと表示する）で特性評価を行う．

以下に得られた主な結果を述べる．

１）図５．１２に線図形ＡＷＡＪＩに対するレート・歪特性を示す．レート（代表パターン数）が増加すると歪みは減少するという，通常の情報源符号化と同様の特性が得られている．すなわち，歪みとレートの間にはトレードオフの関係があることが分かる．またパターン長が長いほど，レート・歪特性は改善される．

２）図５．１３は各符号化方式の特性を比較したものである．ＤＰを用いてマッチングを行った場合，特性的には有為な差は認められないが，図５．１４の再生図形に示されるように，ＴＹＰＥ０のマッチングでは図形の急な変化点などで無理な対応づけを行ったために回転部分が生じている．ＤＰを用いることによりこのような部分がなくなり，視覚的にも良好な再生図形が得られている．

３）図５．１３において，Ｍ’および（Ｍ，Ｌ）アルゴリズムを用いると，歪みが大幅に減少しているのが分かる．図５．１５に示されるようにＭ’と（Ｍ，Ｌ）アルゴリズムでは特性的な差は，本符号化法の場合，殆どないと考えてよいことが分かる．

４）図５．１６，図５．１７は１つの線図形に対して設計した符号化器で他の線図形を符号化した場合の符号化特性を示したものである．Ｍ’または（Ｍ，Ｌ）アルゴリズムを用いない場合，低レートでは特性の劣下が認められるが，Ｍ’または（Ｍ，Ｌ）アルゴリズムを用いると有為な差はなくなる．なお図中，Ｑ（AWAJI）とは，線図形(a)AWAJI のデータを用いて設計した符号化器の特性である．このことから，Ｍ’または（Ｍ，Ｌ）アルゴリズムを用いると汎用性の高い符号化器が得られることが分かる．

５）安居院らが考案したデルタ符号化法では，１．０（bit/link）で符号化可能であるが，直線部分で粒状性の歪みが生じるなどの問題がある．本符号化方式と比較した場合，図５．１８の再生図形から分かるように，線図形固有の統計的性質を考慮した本符号化方式の方が，視覚的にも良好な再生図形が得られている．

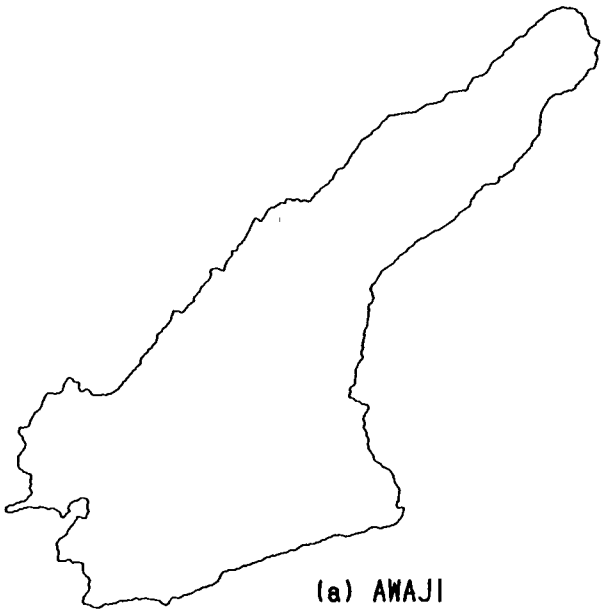


図５．１１　資料画像

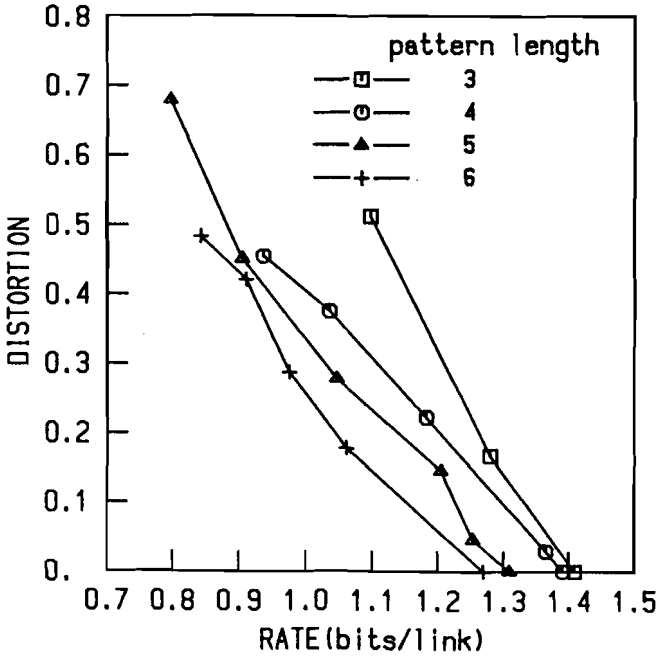


図５．１２　レート・歪特性（AWAJI）

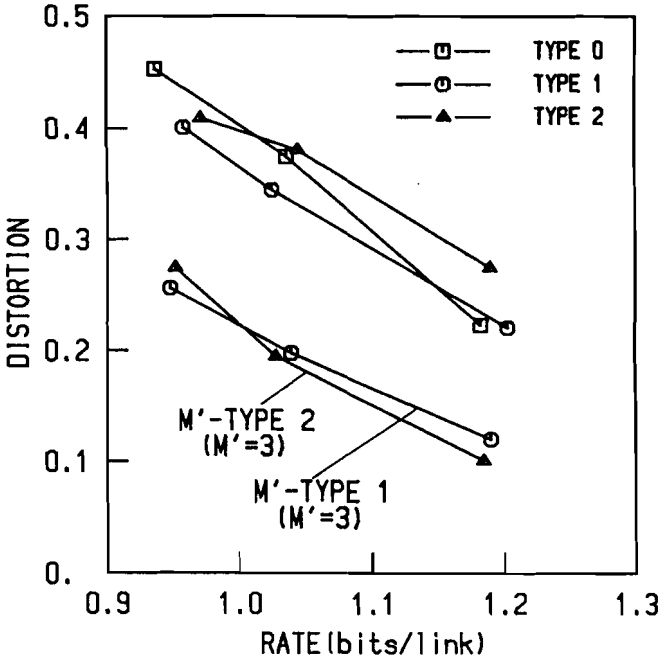


図５．１３　レート・歪特性（AWAJI）

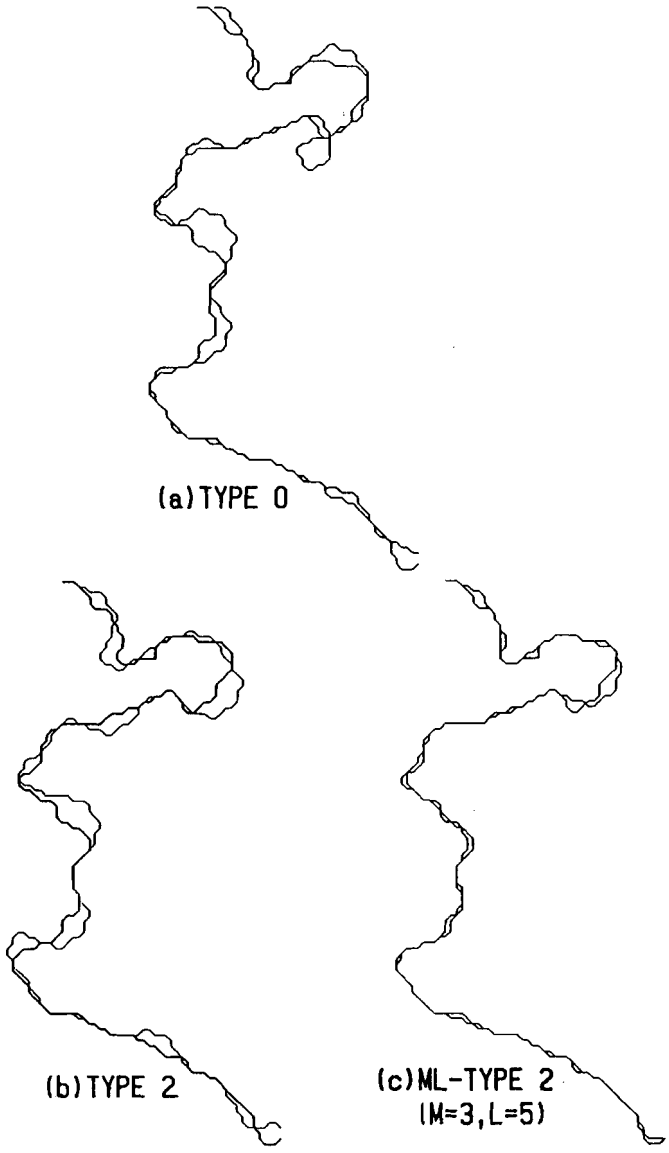


図５．１４　各方式の再生図形

パターン長＝４，パターン数＝１４

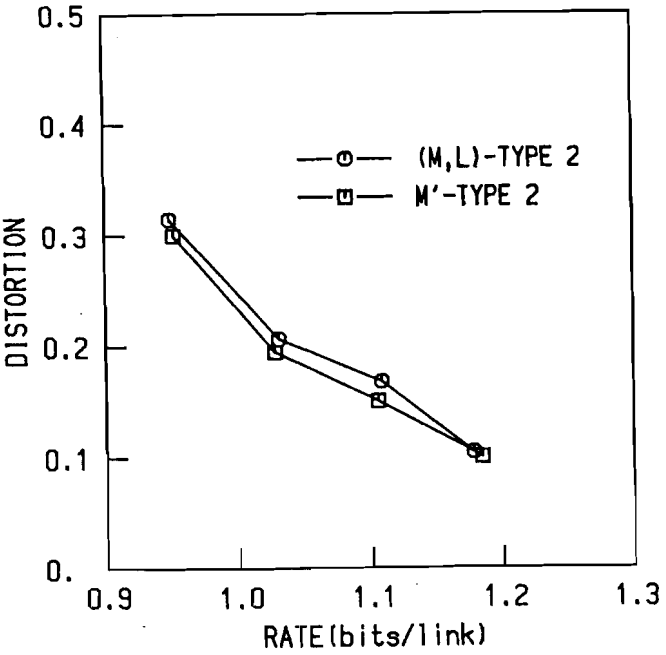


図5．15　レート・歪特性（AWAJI）

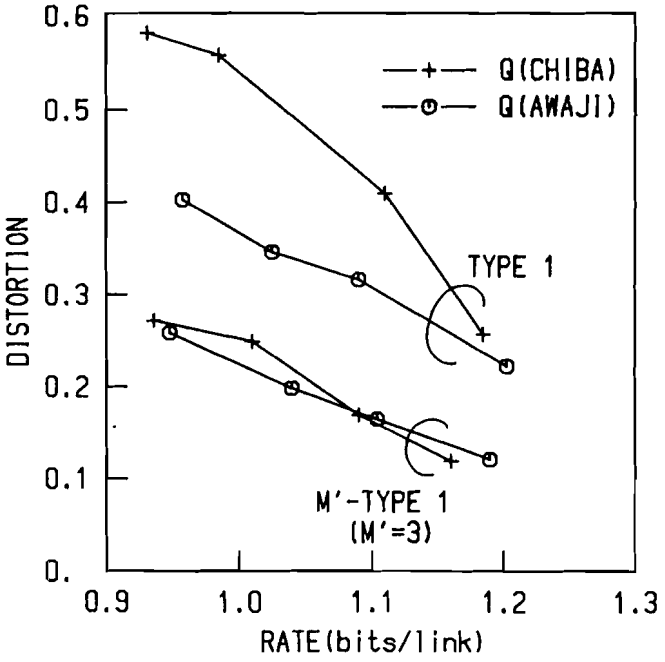


図5．16　レート・歪特性（AWAJI）

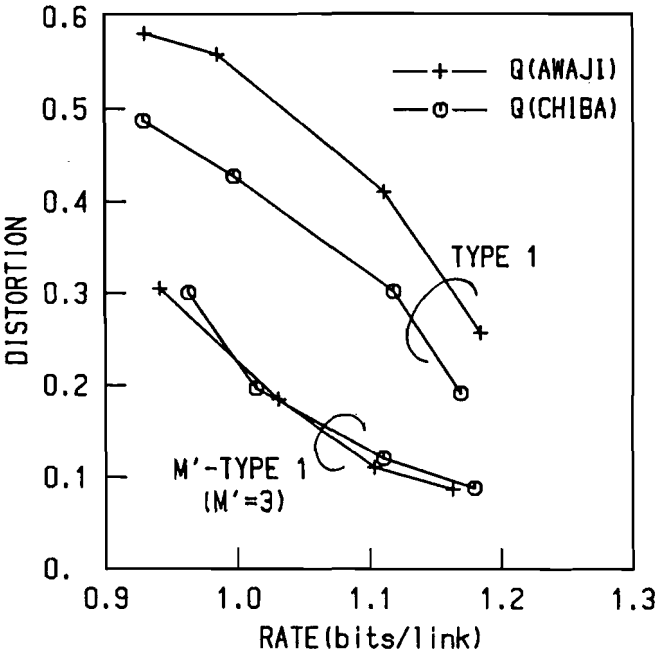


図5．17　レート・歪特性（CHIBA）

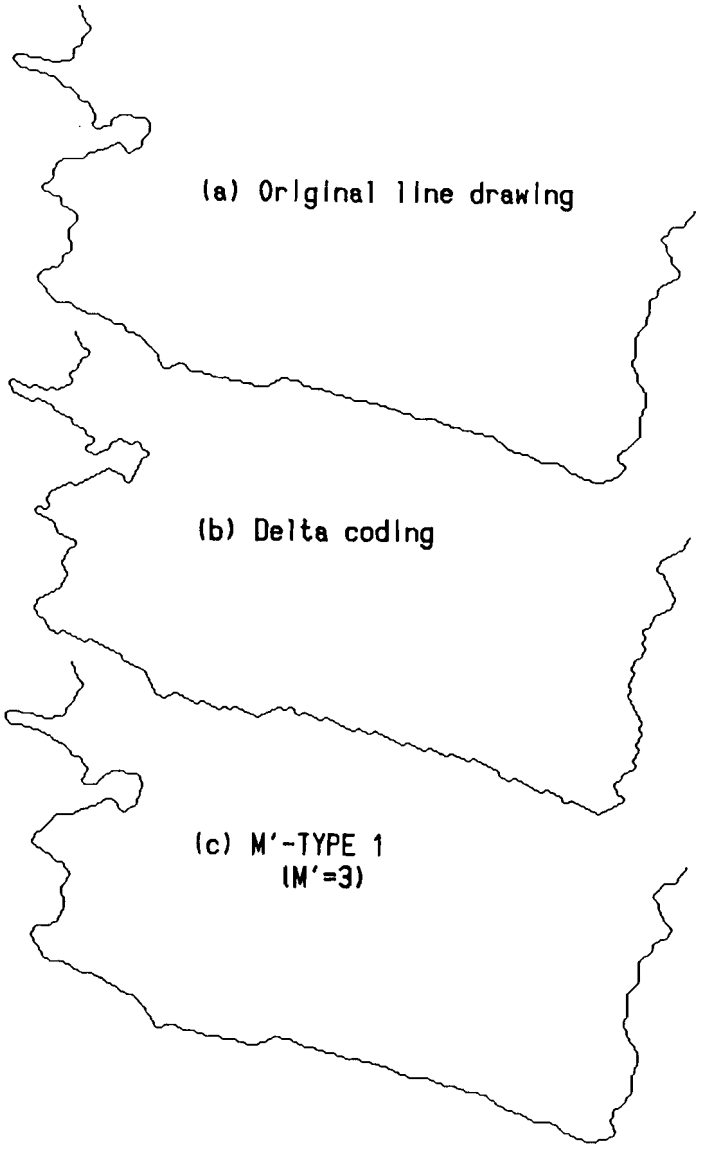


図5．18　再生図形　Rate=1.0 (bit/link)

5．5 結 言

ベクトル量子化の概念を用いた線図形の近似符号化方式を提案し，その検討を行った．ベクトルパターンと入力図形とのマッチングにＤＰマッチングを用いることにより，無理のないマッチングが可能となり，視覚的にも良好な再生図形が得られることが明かになった．また，生じる歪みはパターン間の連結に大きく依存することから，M’ または（M，L）アルゴリズムを適用することにより，大幅にレート・歪特性が改善されることが明かになった．

本論文では，線図形の統計量から量子化器を設計したが，実際の線図形を試行系列として，量子化器を設計することも考えられる．

第６章　変換領域における木符号化[1][2]

６．１　序　言

木符号化法[3]-[5]は，ベクトル量子化法[6]と同様，ある種の情報源及び歪み測度に対して，漸近的にレート・歪限界を達成可能な符号化法の一つとして注目されている．記憶のある情報源の一つであるＡＲ情報源の木符号化法として Berger は時間領域において漸近的に最適な木符号の構成法を示している[5]．しかし，その木符号はいわゆる臨界レート("Critical Rate") 以下のレートでは，実現が保証されないという欠点があった．この点に関して最近，Pearlman と Jakatdarは (Karhunen-Loeve) 変換領域で木符号化を行うことを提案し[7]，定常なガウス情報源に対して，任意のレートで漸近的に最適な木符号を構成している．その際，木符号はレート・歪理論によって導出される統計的性質を満たす乱数によって構成しているので，用いる乱数によって特性が左右される上に，木探索を広範囲で実行しなければ良好な特性を得ることは困難である．

本論文では，上記の欠点を回避するために，試行系列のクラスタリング[6]に基づく木符号の構成法を提案する．本手法は，木符号化における再生信号系列が，入力信号系列の代表点となっていることに注目して，試行系列に非階層的クラスタ解析の手法を導入して木符号を構成するものである．本手法の導入により，再生信号のもつべき統計量が未知の情報源に対しても変換領域の木符号化が適用可能となり，比較的狭い範囲の木探索でも良好なレート・歪特性が得られることを示す．また，再生信号の持つべき統計量が未知の情報源の例として，画像への適用について考察している．

６．２　レート・歪理論と木符号化

図６．１に示す変換領域における木符号化システムについて考える．$\{x_t\ ;\ t=0, \pm 1, \pm 2, \cdots\}$ は平均０の定常なガウス情報源であるとする．情報源ＸのＮサンプルの観測 $\underline{x} = \{x_t\}^N$ に対する共分散行列 Φ_N はテープリッツ型となり，このＮサンプルを

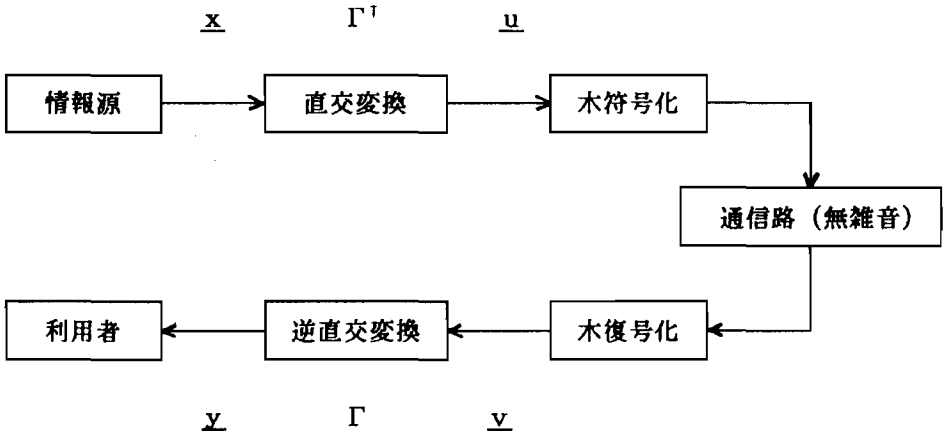


図６．１　変換領域木符号化システムのブロック図

統計的に無相関にするユニタリ変換$\Gamma^T=\Gamma^{-1}$が存在し，これは Karhunen-Loeve 変換マトリクスと呼ばれる．

$$\underline{u}=\Gamma^T\underline{x} \quad , \underline{u}=\{u_k\}^N \tag{6.1}$$

$\underline{x}$が正規性であるので$\underline{u}$も正規性となり，その確率密度関数Q（$\underline{u}$）は

$$Q(\underline{u}) = \prod_{k=1}^{N} Q_k(u_k)$$

$$= \prod_{k=1}^{N} \frac{1}{\sqrt{2\pi\lambda_k}} \exp\left\{-\frac{u_k^2}{2\lambda_k}\right\} \tag{6.2}$$

で与えられる．ここで，$\{\lambda_k\}^N$ はΦ_Nの固有値である．

$\underline{x}$とその再生値$\underline{y}$との歪はサンプル当りの自乗誤差で測られるとする．

$$d_N(\underline{x}, \underline{y}) = N^{-1}|\underline{x}-\underline{y}|^2 \tag{6.3}$$

Γがユニタリ行列であるので，$\underline{v}=\Gamma^T\underline{y}$とすると

$$d_N(\underline{x}, \underline{y}) = d_N(\underline{u}, \underline{v}) = N^{-1}|\underline{u}-\underline{v}|^2 \tag{6.4}$$

となる．すなわち，変換領域での自乗誤差は元の領域での自乗誤差と同じになる．また，$\underline{x}$と$\underline{u}$及び$\underline{y}$と$\underline{v}$は一対一の対応関係にあるので，相互情報量についても，I（X，Y）＝I（U，V）の関係が成立する（この様にUとVを対応づける通信路は試験通信路と呼ばれる）．従って，変換領域でレート・歪関数を計算すればよく，無記憶ガウス情報源の

レート・歪関数から容易に次の結果が得られる[5]。

$$R_N(D\theta) = N^{-1}\sum_{k=1}^{N} r_k(d\theta^k) \tag{6.5}$$

$$D\theta = N^{-1}\sum_{k=1}^{N} d\theta^k \tag{6.6}$$

$$r_k(d\theta^k) = \max\{0,\ 1/2\log(\lambda_k/\theta)\} \tag{6.7}$$

$$d\theta^k = \min\{\theta,\ \lambda_k\} \tag{6.8}$$

ここで、λ_k はΦ_N の固有値である。

$R_N(D\theta)$ を達成した場合の再生信号$\underline{v}$の確率密度関数$w(\underline{v})$ は

$$w(\underline{v}) = \prod_{k=1}^{N} w_k(v_k) \tag{6.9}$$

$$w_k(v_k) = \begin{cases} N(0,\ \lambda_k-\theta), & \lambda_k > \theta \\ \delta(v_k), & \lambda_k \leqq \theta \end{cases} \tag{6.10}$$

で与えられる。

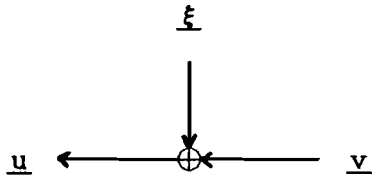


図6．2　逆向き相加性雑音通信路

最適な試験通信路は逆向きの相加性雑音通信路と考えれば都合が良い。

$$\underline{u} = \underline{v} + \underline{\xi}, \qquad \underline{\xi} = (\xi_1,\ \xi_2,\ \cdots,\ \xi_N) \tag{6.11}$$

ここで，$\underline{\xi}$は$\underline{v}$と独立であり，ξ_kは$\lambda_k > \theta$のときθ，$\lambda_k \leqq \theta$のときλ_kの分散をもつガウス雑音である．$\lambda_k \leqq \theta$のとき、u_kの分散は元々λ_kであるので，v_kは0となることを意味し，このときλ_k の歪みが生じる．

ランダム符号化の概念に基づく木符号は，式(6.5)～(6.10) に基づいて構成され，レートRは

$$R_N(D\theta) < R \leqq R_N(D\theta) + \varepsilon_N \tag{6.12}$$

を満たすように決められる．通常の木符号との大きな違いは，木のレベル毎に枝の数g_m及び再生シンボルの数n_m が異なっても良いことである．木の深さをLとすると，レートRは次式となる．

$$R = N^{-1}\log\left(\prod_{m=1}^{L} g_m\right) = N^{-1}\sum_{m=1}^{L}\log(g_m) \tag{6.13}$$

ここで，木のレベルmにおけるレートを

$$r^{(m)} = n_m^{-1}\log(g_m) \tag{6.14}$$

とおく．J_m をレベルmに含まれる再生シンボルv_k のインデックスの集合であるとすると，n_m とg_m はJ_m に含まれる全てのインデックス kについて$r^{(m)}$ が試験通信路のレート$r_k(d\theta^k)$ に上からよく近似するように選べばよい．J_m に含まれる全てのインデックス k について$r_k(d\theta^k)$ がすべて0のときには，$r^{(m)}=0$とする．

$$0 < r_k(d\theta^k) < r^{(m)} \leqq r_k(d\theta^k) + \varepsilon_k \tag{6.15}$$

式 (6.15)より，

$$N^{-1}\sum_{k=1}^{N} r_k(d\theta^k) < N^{-1}\sum_{m=1}^{L}\log(g_m)$$

$$\leqq N^{-1}\sum_{k=1}^{N}(r_k(d\theta^k) + \varepsilon_k) \tag{6.16}$$

従って，

$$\varepsilon_N = N^{-1}\sum_{k=1}^{N}\varepsilon_k \tag{6.17}$$

とおくと，式(6.12) が得られる．

このようにして，選ばれたn_mとg_mに対して，ブロック長Nが充分大きいとき，レート・歪関数を漸近的に達成する木符号の存在が証明されている[7]．

入力$\underline{u}$に最も近い木符号上のパスを捜すには，木符号全体を探索すればよいが，本論文では計算量の観点からMアルゴリズム[4] を用いた準最適な木探索法を用いている．すな

わち，木符号の各レベルにおいて累積歪みの小さい方からM本のパスだけを残す木探索法を用いている．

6．3　木構造の決定

式(6.12) を満たす，すなわちR_N (D_θ) に充分近いレートを達成する場合の木構造（n_mとg_mの組み合わせ）の決定には次の３通りが考えられる．

（Ⅰ）g_m，m＝1～Lを一定とし，n_mを変化させる方法．

（Ⅱ）n_m，m＝1～Lを一定とし，g_mを変化させる方法．

（Ⅲ）n_m，g_m　共に変化させる方法．

この３つの方法の内，ここでは（Ⅰ），（Ⅱ）だけを考え，（Ⅲ）は今後の課題とする．

《BAM(Bit Allocation Method)1》

a）g_m ＝G（一定）を与える．但し，

$$\max_{\text{all } k} \{ r_k (d_\theta^k) \} < \log (G) \tag{6.18}$$

b）m＝1～Lに対して

$$\max_{k \in J_m} \{ r_k (d_\theta^k) \} < \frac{1}{n_m} \log (G) \tag{6.19}$$

を満たす最大のn_mを求める．

《BAM2》

a）n_m＝P（一定）を与える．但し、P≧1．

b）m＝1～Lに対して

$$\max_{k \in J_m} \{ r_k (d_\theta^k) \} < \frac{1}{P} \log (g_m) \tag{6.20}$$

を満たす最小のg_m を求める．

今後、木構造を示すのに次式の様に，n_m と g_m を書き並べることによって表示する．

$$\begin{pmatrix} n_1 & n_2 & \cdots & n_L \\ g_1 & g_2 & \cdots & g_L \end{pmatrix} \tag{6.21}$$

この様にして与えられる木符号を探索する場合の複雑度Sを，歪み計算における乗算の回数として定義すると，$g_1 > M$ならば次のように与えられる．

$$S = M \cdot \sum_{m=1}^{L} n_m \, g_m - (M-1) \, n_1 \tag{6.22}$$

6．4　試行系列による木符号の構成

Pearlman と Jakatdarによって与えられた変換領域における木符号化[7] においては，木符号がランダム符号化の概念をそのまま利用して構成されているため，再生信号の持つべき統計的性質が未知である場合には適用が困難であるばかりか，ブロック長N及び木探索の範囲Mが充分大きくなければ，良好なレート歪み特性を得ることは困難である．本章では，このような欠点を回避するために，試行系列にクラスタリング[6] の手法を導入して，木符号を構成することを考える．すなわち，木符号化における再生信号系列は入力信号系列の代表点に対応していることから，木符号化によって分割した部分空間とその代表点を繰り返し更新して，最適な分割と代表点（木符号）を探索しようとするものである．従って，本手法を用いれば，音声・画像などの再生信号の持つべき統計量が必ずしも既知でない情報源に対しても木符号が構成できる．以下に木符号の構成アルゴリズムを述べる．

《クラスタリングによる木符号の構成アルゴリズム》

【S．1】　初期化

6．3節で述べた方法によって n_m 及び g_m を決定し，木構造を確定する．木の各枝に式(6.10)で与えられる乱数を割り当て初期の木符号 $C^{(0)}$ とする．

$D^{(-1)} = \infty$，$i = 0$

【S．2】　符号化

$C^{(i)}$ にて試行系列を木符号化し，平均歪み$D^{(i)}$ 及び$C^{(i)}$ に対する最適分割$P^{(i)}$ を求める．

【S．3】　平均歪みの変化率の有意判定

$(D^{(i-1)}-D^{(i)})/D^{(i)} < \varepsilon$ ならストップ

【S．4】　木符号の更新

【S．2】の符号化結果より得られた最適分割P_i に対するセントロイドを求めることにより，$C^{(i+1)}$ を作成し，$i=i+1$として【S．2】へ戻る．

本アルゴリズムの局所的最適性は，つねに$D^{(i-1)} \geqq D^{(i)}$ となることを示すことによって保証することができるが，その証明は一般に困難である．しかし，後に示すシミュレーションにおいては，特別な場合を除いて$D^{(i-1)}-D^{(i)}$が負になることはなかった．

6．5　シミュレーション結果

KL変換はN次元ベクトルのサンプル間の相関を0とするので，電力の低次への集中性という意味においては最も好ましい変換であるが，変換係数が情報源の統計量に依存するため，この変換を行うためには予め情報源の統計量を測定する必要がある．また，この変換には一般的な高速アルゴリズムが存在しない．これに対し，離散コサイン変換はガウスAR情報源や画像のような情報源に対して，ブロックサイズNが十分大きいときには，KL変換に近い特性を得ることが可能であり，また数々の高速アルゴリズムも開発されている[8)-(11)]．以上の理由から本稿ではKL変換の代わりに離散コサイン変換を用いる．

6．5．1　ガウスAR情報源

記憶のある情報源の簡単なモデルであるガウスAR情報源についてシミュレーション実験を行った．

$$x_t = \sum_k \alpha_k x_{t-k} + \xi_t \tag{6.23}$$

但し、ξ_t は白色ガウス雑音である。この情報源出力を 64 サンプル毎に１ブロックとした．変換領域における木符号化法の特徴は臨界レート以下のレートでも実現可能なことであるので，本稿でもその様な低いレートでの符号化を取り上げている．

木探索の複雑度Ｓに対するＳＮ比の変化を，電力スペクトルが低域に集中した α_1=0.9 なるＡＲ情報源（これをAR(0.9)と記す）と，中域に集中した α_1=1.50，α_2=-0.79，α_3=0.07 なるＡＲ情報源（AR(1.50,-0.79,0.07)と記す）について図６．３に示す．なお，レートは10 Bits/ﾌﾞﾛｯｸである．また，この場合のＳＮ比は画像信号の場合と異なり，

$$\mathrm{SNR}=10\cdot\log_{10}\left(\frac{\overline{x_t^2}}{\mathrm{MSE}}\right)$$

で定義している．ここで，$\overline{x_t^2}$は信号の平均電力，ＭＳＥは符号化雑音の平均電力である．以下に図中の記号を説明する．

D(R)　：　歪・レート関数の値．

TTC-TS　：　試行系列のクラスタリングに基づき木符号を設計した方式．

なお，試行系列長は，8192 ﾌﾞﾛｯｸとした．

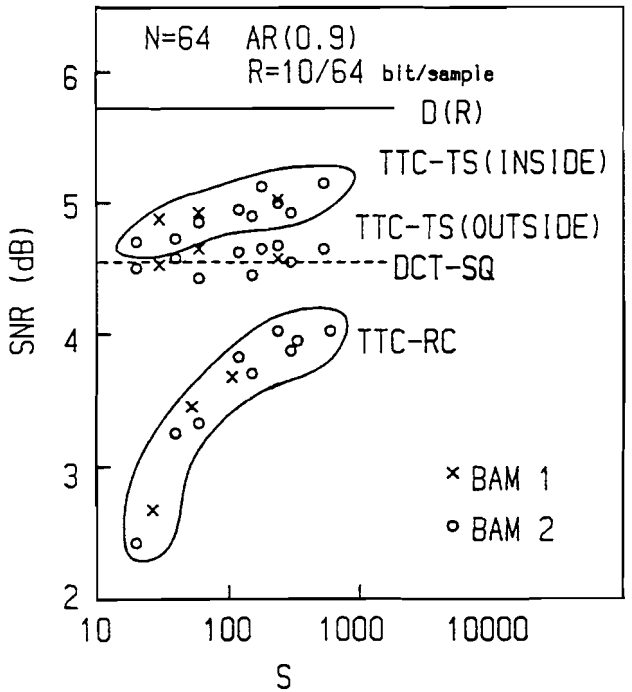
INSIDE　：試行系列内のデータ（2048 ﾌﾞﾛｯｸ）

OUTSIDE：試行系列外のデータ（2048 ﾌﾞﾛｯｸ）

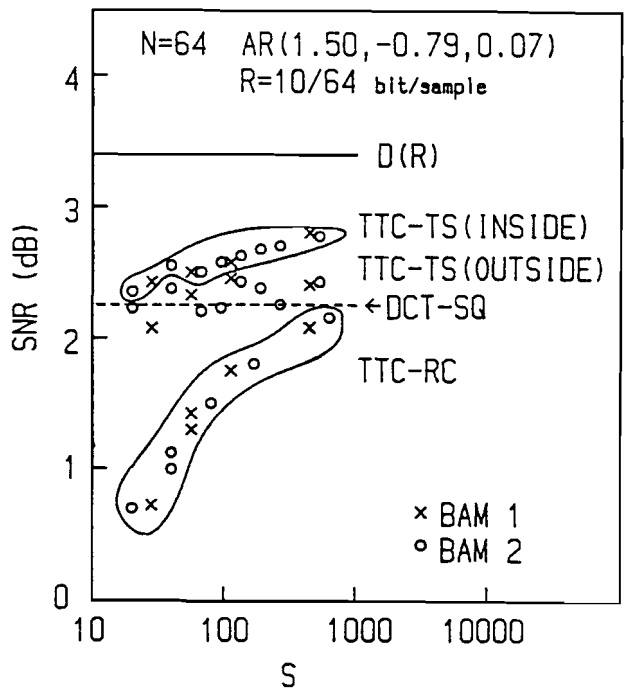
TTC-RC　：　ランダム符号化の概念に基づき木符号を設計した方式．

Max Quantizer　：　変換係数をMax の量子化器によりスカラー量子化した方式[12]．

TTC-RCは，複雑度Ｓを小さくすると，大きな特性の劣化を生じるが，本稿で提案したTTC-TSはそれほどＳの値の影響を受けず，小さなＳでも充分よい特性が得られる．同じＳの値に対しては，木符号の各レベルにおけるベクトルの次元を大きくする場合と，大きなＭを用いる場合の２通りの方法があるが，特にOUTSIDE ﾃﾞｰﾀではＭを大きくする方が有利である．これは、木符号の各レベルにおけるベクトルの次元を大きくすると，ベクトル量子化の特性に近づき，OUTSIDE ﾃﾞｰﾀでの特性劣化を招き易くなるが，次元の小さい木符号ではＭを大きくすることによって、この様な劣化がある程度抑えられることを示している．



(a) AR(0.9), low pass.



(b) AR(1.50,-0.79,0.07), band pass.

図6．3　AR情報源に対する符号化特性

6．5．2　画像信号

東大生研・多次元画像情報処理センターに収録されている標準画像 "GIRL" を用いてシミュレーション実験を行った．この画像は 256×256 画素，8 bits/pel のＰＣＭ画像である．

画像信号を８×８のブロックに分割し，２次元の離散コサイン変換を行い,Schaming のバンドの順序づけ[13]に従って１次元に並べ替え（図６．４参照），平均値成分は８ビットで一様量子化し，その他の成分について木符号化を行った．木符号の構成については，次の４つの方法を用いた．

1．TTC-RC：　ランダム符号化の考え方に従い，式(6.9)(6.10) の乱数によって，木符号を構成した方式．

2．TTC-TS(GAUSSIAN)：　変換係数と同じ分散を持つ無記憶ガウス雑音を試行系列として，木符号を構成した方式．

3．TTC-TS(LAPLACIAN)：　2．と同様，LAPLACIAN 乱数を試行系列として木符号を構成した方式．

4．TTC-TS(GIRL DATA)：　"GIRL" のデータを試行系列として木符号を構成した方式．

5．DCT-VQL[14]：　比較のため，離散コサイン変換後の係数をSchamingのバンドの定義に従って分割し，ベクトル量子化を適用した方式

図６．５に平均値以外の成分を１から４の方法で構成した木符号で符号化した結果を示す．なお，木構造は方法２で求め，次のようになっている．

$$\begin{pmatrix} 3 & 3 & 3 \\ 32 & 4 & 2 \end{pmatrix}$$

TTC-TS(GIRL DATA) は当然のことながら，最も高いＳＮ比を与え，レートが約 0.25 bit/pel で 28.4dB のＳＮ比を得ている．また，ラプラス分布に従う乱数を試行系列として用いた TTC-TS(LAPLACIAN)でも 26.8 dBのＳＮ比が得られ，これは DCT-VQLとほぼ同じＳ

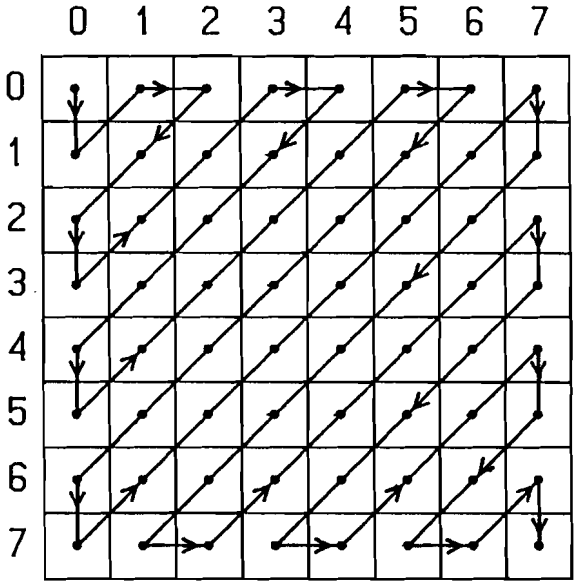


図６．４　２次元変換係数の順序付け

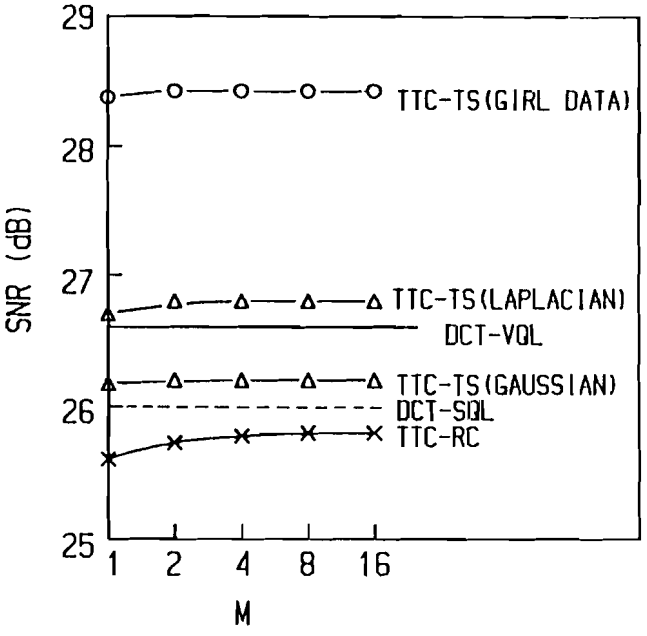


図６．５　画像 "GIRL" に対する符号化特性

N比である．TTC-TS(LAPLACIAN)が TTC-TS(GAUSSIAN)より優れているのは，ラプラス分布の方が，裾が広いので，変換係数の大きな変動をよく吸収するためと考えられる．

6．6 結 言

変換領域における木符号化法について，試行系列のクラスタリングに基づく木符号の新たな構成法を提案した．本方式の導入により，再生信号の持つべき統計的性質が必ずしも既知でない情報源に対しても，変換領域の木符号化が可能となった．更に，ガウスＡＲ情報源及び画像信号の符号化シミュレーションによりその有効性を確認した．ガウスＡＲ情報源の場合，試行系列内及び試行系列外のどちらのデータに関しても，ランダム符号化の概念に基づく木符号より，Ｄ（Ｒ）に近い歪みが得られた．また，比較的小さな乗算回数Ｓに対しても，充分良好な特性が得られることが明らかとなった．更に，画像信号についても良好なＳＮ比特性が得られた．

第７章　変換領域におけるトレリス符号化[1]-[5]

７．１　序　言

トレリス符号化法[6]-[8] は，木符号化法[9][10] やベクトル量子化法[11][12]と同様，ある種の情報源および歪み測度に対して，レート歪限界[13]を漸近的に達成可能な符号化法の一つとして注目されている．トレリス符号は遅延素子と変換器からなる有限状態機械の出力系列として定義され，符号帳の蓄積においても状態数に制限のない木符号に比べて記憶量が少なくてすむ利点がある．Mazor ら[7][8]は，臨界レート（"Critical rate"）以下の低レートにおいても符号化が可能な，変換領域でのトレリス符号化法を提案している．その際，トレリス符号はランダム符号化の概念を直接用いて乱数から構成されるので，統計量が未知の情報源に対しては適用が困難であるばかりか，広範囲のトレリス探索が必要となる．

本論文では，試行系列のクラスタリングの手法を用いたトレリス符号の構成法を提案している．本手法の導入により，統計量が未知の情報源に対しても符号化が可能となり，比較的狭い範囲のトレリス探索でも良好なＳＮ比特性が得られることを明かにする．さらに，画像のサブブロックにおける統計的性質のばらつきを吸収するため,AC-ENERGYの概念[14]を用いてサブブロックをクラス分けし，各クラスに適したビット配分で符号化を行う方法を検討している．各クラスに適した符号帳を用いることができるので，サブブロックの統計的性質のばらつきをある程度吸収することができ，0.5 bits/pel程度の低レートにおいても良好な再生画像が得られることを示している．

7．2　レート歪理論とトレリス符号化

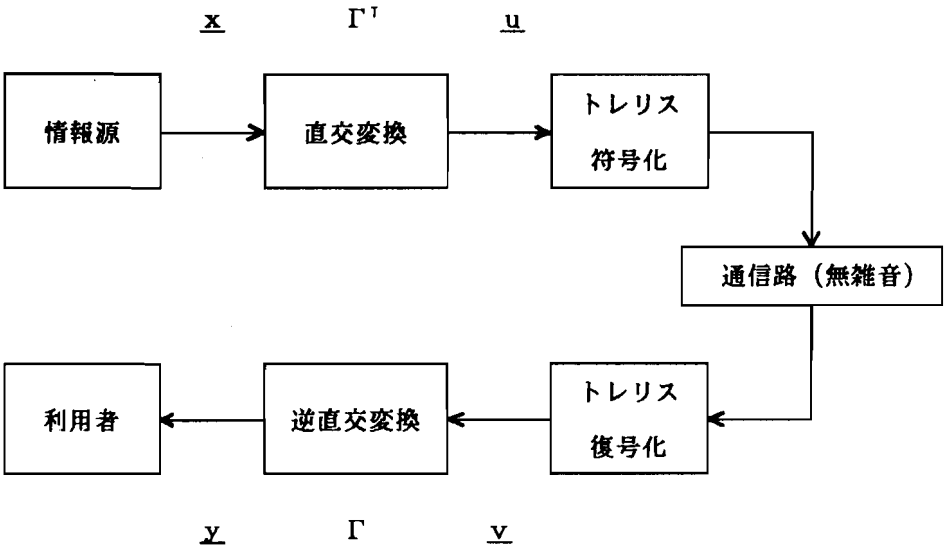


図7．1　トレリス符号化システムのブロック図

図7．1に示す変換領域におけるトレリス符号化システムについて考える．$X=\{x_t;\ t=0,\pm1,\pm2,\cdots\}$ は平均0の定常なガウス性情報源であるとする。

情報源XのNサンプルの観測$\underline{x}=\{x_t\}^N$に対する共分散行列Φ_N はテープリッツ型となり，このNサンプルを統計的に無相関にするユニタリ変換$\Gamma^T=\Gamma^{-1}$ が存在し，これは Karhunen-Loeve 変換マトリクスと呼ばれる．

$$\underline{u}=\Gamma^T\underline{x}\quad,\ \underline{u}=\{u_k\}^N \tag{7.1}$$

$\underline{x}$がガウス性であるので，$\underline{u}$もガウス性となる。

$\underline{x}$とその再生値$\underline{y}$との歪はサンプル当りの自乗誤差で測られるとする．

$$d_N(\underline{x},\ \underline{y})=N^{-1}|\underline{x}-\underline{y}|^2 \tag{7.2}$$

Γがユニタリ行列であるので，$\underline{v}=\Gamma^T\underline{y}$とすると

$$d_N(\underline{x},\ \underline{y})=d_N(\underline{u},\ \underline{v})=N^{-1}|\underline{u}-\underline{v}|^2 \tag{7.3}$$

となる．すなわち，変換領域での自乗誤差は元の領域での自乗誤差と等しい．また，$\underline{x}$と$\underline{u}$および$\underline{y}$と$\underline{v}$は一対一の対応関係にあるので，相互情報量についても，I（X，Y）＝I（U，V）の関係が成立する．従って，変換領域でレート・歪関数を計算すればよく，

無記憶ガウス情報源のレート・歪関数から容易に次の結果が得られる[13].

$$R_N(D\theta) = N^{-1}\sum_{k=1}^{N} r_k(d\theta^k) \tag{7.4}$$

$$D\theta = N^{-1}\sum_{k=1}^{N} d\theta^k \tag{7.5}$$

$$r_k(d\theta^k) = \max\{0,\ 1/2\log(\lambda_k/\theta)\} \tag{7.6}$$

$$d\theta^k = \min\{\theta,\ \lambda_k\} \tag{7.7}$$

ここで、λ_k はΦ_N の固有値である。

$R_N(D\theta)$ を達成した場合の再生信号$\underline{v}$の確率密度関数$w(\underline{v})$ は次式で与えられる.

$$w(\underline{v}) = \prod_{k=1}^{N} w_k(v_k) \tag{7.8}$$

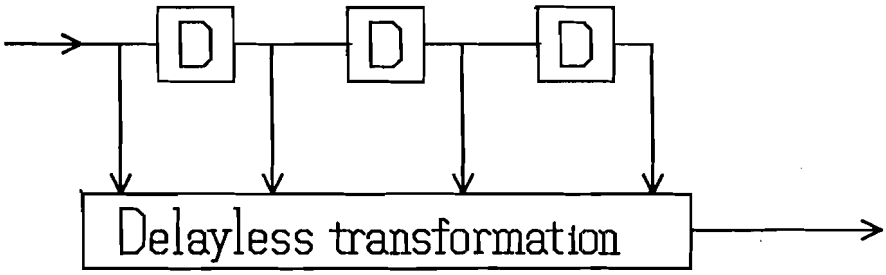
$$w_k(v_k) = \begin{cases} N(0,\ \lambda_k-\theta), & \lambda_k > \theta \\ \delta(v_k), & \lambda_k \leqq \theta \end{cases} \tag{7.9}$$

トレリス符号[6] は，入力アルファベット数qと拘束長Kにより決まる有限状態機械の出力系列として定義される符号である．図7．2にK＝4の場合のトレリス復号器とそのトレリス・ダイアグラムを示す．同図においてシフトレジスタ内の3（=K-1）個の入力アルファベットは，現在のノードの状態を示している．つまり，最大q^{K-1} 個のノードを持つ．新たな入力があると最前のアルファベットが1つ捨てられ，新しい3（=K-1）個のアルファベットにより次のノードが示される．ノードとノードは枝で結ばれており，ノードの移動に対応して再生ベクトルが出力される．符号器はこのトレリス・ダイアグラムのどの経路（パスという）を通ったときに再生歪みが最小になるかを探索し，パスのマップを伝送する．復号器では，符号化によって選ばれたパスに対応する再生ベクトルを出力すればよい．

トレリスの第m段における再生ベクトルの長さをn_m とすると，第m段における1語当りの平均レートは，

$$r^{(m)} = n_m^{-1}\log(q) \tag{7.10}$$

となる．トレリス構造は式(7.6)から求められるレート歪関数$r_k(d\theta^k)$に対して，$r^{(m)}$が



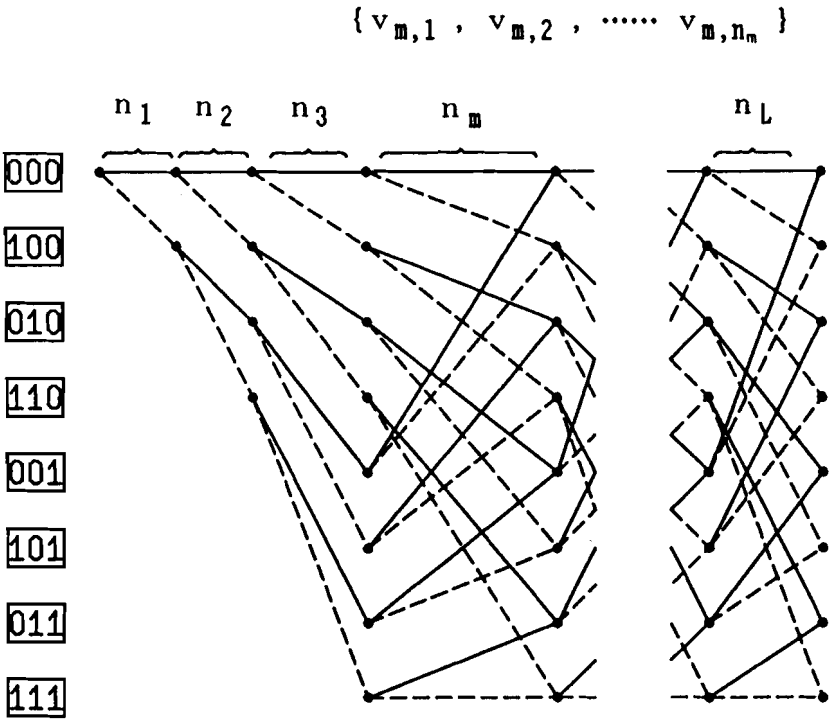


図７．２　トレリス複号器と２分トレリス符号のダイアグラム（K＝４）

$$r^{(m)} \geqq \max_{k \in J_m} r_k(d_\theta^k) \tag{7.11}$$

$$J_m = \{k : k = N_m + 1, \cdots\cdots, N_{m+1}\}$$

$$N_1 = 0, \quad N_m = \sum_{l=1}^{m-1} n_l, \quad m \geqq 2$$

となるような最大のn_mを求めることにより決定される（図7．3参照）．通常のトレリス符号との大きな違いは，再生シンボルの数n_mがトレリスの各段において異なっていても良いことである．

ランダム符号化の概念に基づくトレリス符号は，R_N（D_θ）を達成した場合の再生信号$\underline{v}$のとるべき確率密度関数w（$\underline{v}$）（式(7.8)(7.9)）を満たすランダム変数を再生ベクトルとして用いることによって構成される．

画像のような2次元のデータにこの手法を適用する場合には，変換係数を1次元に並べかえる必要がある．その際，係数はできるだけその分散の大きい順番に並ぶようにするのが望ましいので，図6．3のように並べかえることにする．

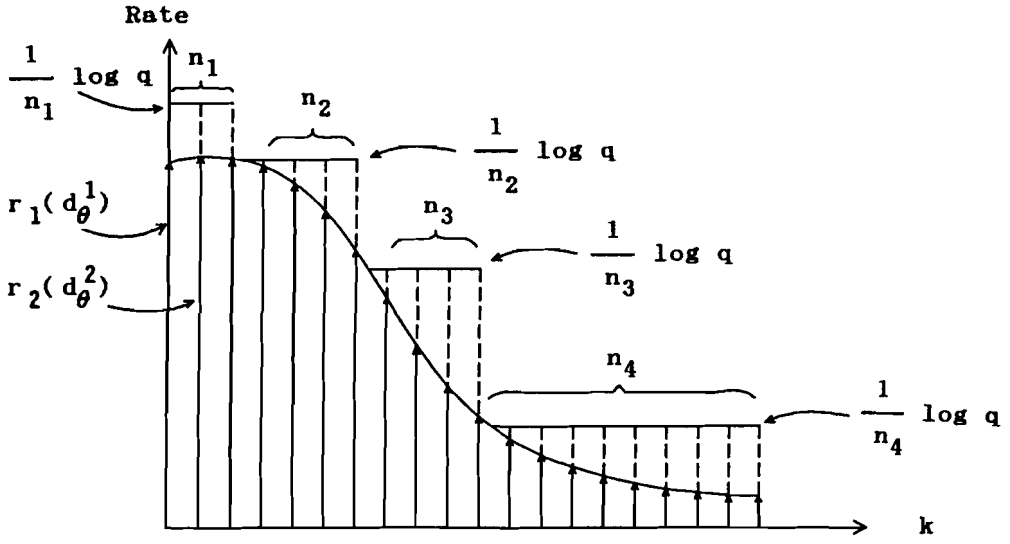


図7．3　トレリス構造の決定法

7．3　試行系列によるトレリス符号の構成

Mazor ら[7][8]の提案した変換領域でのトレリス符号化法では，ランダム符号化の概念を直接利用して，乱数によってトレリス符号を構成しているので，良好なＳＮ比特性を得るにはある程度広範囲のトレリス探索が必要である．この問題を解決するために，試行系列のクラスタリングの手法[15] を用いてトレリス符号を構成する手法を提案する．乱数を用いて符号を構成する方法に比べ，試行系列の繰り返し符号化による最適な再生ベクトルを符号として利用することができるので，統計量が未知の入力に対しても適用でき，比較的せまい範囲のトレリス探索でも良好な特性が得られる．以下にそのアルゴリズムを述べる．

トレリス符号の設計アルゴリズム

【Ｓ．１】　初期化

トレリスの各パスに乱数を割り当て，初期の符号$C^{(0)}$とする．

$D^{(-1)}=\infty$，$i=0$

【Ｓ．２】　符号化

$C^{(i)}$にて試行系列をトレリス符号化し，分割$P^{(i)}$平均歪み$D^{(i)}$を求める．

【Ｓ．３】　収束判定

$(D^{(i-1)}-D^{(i)})/D^{(i)}<\varepsilon$ なら$C^{(i)}$を最終的な符号として終了する．

【Ｓ．４】　トレリス符号の更新

分割$P^{(i)}$のセントロイドを求めることにより，$C^{(i+1)}$を作成し，

$i=i+1$として【Ｓ．２】へ戻る．

上記アルゴリズムで設計されるトレリス符号の汎用性を高めるために，試行系列としては標準的な分布に従う乱数系列を用いることにする．

この場合，変換係数の性質を次のようにモデル化する．

1）　各ベクトル内では，変換係数の分散は等しく，その分散で正規化した後の変換係数の分散は１となる．

2）　直流成分以外の交流分に相当する各変換係数の振幅分布は平均値0のラプラス分布に従う．

以上により，正規化後のトレリス符号器への入力ベクトルの各成分は，平均値0，分散1の無記憶ラプラス分布に従うと仮定できる．従って，平均値0，分散1の無記憶ラプラス分布に従う乱数を試行系列としてトレリス符号を作成する．

7．4　サブブロックのクラス分類

7．4．1　クラス分類

トレリス符号は各サブブロックの平均的な統計量に基づいて作成されるので，特に統計的性質が均一でないような画像を符号化する場合に不利である．そこで画像をいくつかのクラスに分類し，クラス毎に最適化を行う方法を考える．Ｃｈｅｎ等[14]は，画像のサブブロックの Activity が AC-ENERGY（以下，ＡＣＥと略す．）に比例することに注目して，ＡＣＥを用いたサブブロックのクラス分類法を提案している．Ａ×Ａ画素からなる画像の（ｇ，ｌ）番目のサブブロック（本稿では８×８とする）のＡＣＥは次式で定義される．

$$E_{g,l}=\sum_{k}\{F_{g,l}(k)\}^{2}-\{F_{g,l}(1)\}^{2} \qquad (7.12)$$

$$g,l=1,2,\cdots,A/8$$

（F(k)は１次元に並びかえた変換係数を示す．）

このＡＣＥを各ブロックについて求め，ＡＣＥの大きさに応じて全ブロックをいくつかのクラスに分類する．このとき各クラスに含まれるブロック数は同数となるようにする．分類された各クラス毎に７．２で述べた手法によりトレリス構造を決定する．クラスｉの変換係数の分散は，

$$\sigma_i^{2}(k)=\alpha^{-1}\sum_{(g,l)\in \mathrm{class}\ i}\{F_{g,l}(k)\}^{2} \qquad (7.13)$$

（α：１つのクラスに属するブロック数である．）

で計算され，これよりクラスｉの各係数に対するレート・歪関数は，

$$r_{ki}(d\theta_i{}^k) = \max\ \{0,\ \frac{1}{2}\log(\sigma_i{}^2(k)/\theta)\} \tag{7.14}$$

$$k \neq 0$$

となる．式(7.4)～(7.7)より，クラスｉに対するトレリス構造は，

$$r_i{}^{(m)} \geqq \max_{k \in J_{mi}}\ \{r_{ki}(d\theta_i{}^k)\} \tag{7.15}$$

$$J_{mi} = \{k : k = N_{mi}+1, \cdots\cdots, N_{m+1i}\}$$

$$N_{1i} = 0, \quad N_{mi} = \sum_{l=1}^{m-1} n_{li}\ ,\ m \geqq 2$$

を満たすような最大のn_{mi}を求めることによって決定する．トレリス構造の例を表７．１に示す．

７．４．２　付加情報

適応符号化を行なった場合，それに伴う付加情報として，クラス分類情報，正規化係数，トレリス構造を伝送する必要がある．

（ａ）クラス分類情報

サブブロックがどのクラスに属するかを表現するのに必要な付加ビットB_cは，クラス数を４とした場合，

$$B_c = \frac{2}{N} \quad \text{bits/pel} \tag{7.16}$$

必要である．

（ｂ）トレリス構造情報

トレリス構造は，トレリスの総段数Ｌと各段における再生ベクトルの長さn_mによって表現することができる．n_mが$1 \leqq n_m \leqq 15$，クラス数４で，各クラスｉで用いるトレリスの総段数をそれぞれL_i（i= 1～4）とすると，区切りの分（０を区切りとする）も含めて必要なビット数（B_T）は，

$$B_T = \frac{4(L_1+L_2+L_3+L_4+4)}{A^2} \quad \text{bits/pel} \tag{7.17}$$

となる．

（c）正規化係数

変換係数の分散はトレリス構造が既知の場合，式(7.4)～(7.7),(7.14),(7.15)より，θ の関数として与えられる．

$$\sigma_i^2(k) \fallingdotseq \theta\, q^{2/n_{mi}}, \quad k \in J_{mi} \tag{7.18}$$

トレリス構造は（b）で表現されているので，正規化係数の代わりに θ を伝送すれば十分である．θ をｃビットで表現すると，１画素当りのビット数 B_n は，

$$B_n = \frac{c}{A^2} \quad \text{bits/pel} \tag{7.19}$$

となる．

以上より，全体の付加情報ビット数Ｂは，

$$B = B_C + B_T + B_n \quad \text{bits/pel} \tag{7.20}$$

となる．一例として，次章で述べるＧＩＲＬの 0.5 bits/pel の符号化の場合，各クラスのトレリス構造は表７．１のようになり，付加ビット数は B=0.0325 bits/pel程度となる．

表７．１　トレリス構造の例 (q=32,K=2)

クラス	再生ベクト符号の次元
1	1 1 1 1 1 1 1 1 2 2 2
2	1 1 2 3 3
3	2 4
4	直流成分のみ符号化

7．5　シミュレーション結果

ＳＩＤＢＡ画像のＧＩＲＬおよび，ＡＥＲＩＡＬ（256×256，256 階調）について計算機シミュレーションを行った．ブロックの大きさは８×８，直流成分は８ビットで一様量子化した．　ＫＬ変換（ＫＬＴ）はエネルギーの低シーケンシへの集中性という観点からは最適であるが，実用上次のような問題点がある．

1）ＫＬＴは，画像の共分散関数に依存するので，画像ごとに違った変換係数を用いる必要がある．

2）高速な変換アルゴリズムが存在しない．

このような問題を避けるため，最適ではないが離散コサイン変換（ＤＣＴ）を用いる．ＤＣＴはブロックサイズが大きい場合，ＫＬ変換に近い特性[16][17]を示し，また数々の高速アルゴリズム[18][19]も提案されている．

図７．４～７．７に各種符号化特性を示す．以下に図中の記号を説明する．

A-TTC-TS：本論文で提案した適応的変換トレリス符号化．

A-DCT-VQ：相澤等[20] により提案された適応的離散コサイン変換ベクトル量子化法．

A-DCT-SQ：Ｃｈｅｎ等[14]により提案された適応的離散コサイン変換符号化．

TTC-TS　：クラス分類を行わない変換トレリス符号化．

TTC-RC　：Ｍａｚｏｒ等[7][8]により提案されたランダム符号化に基づく変換トレリス符号化．

i）トレリス探索における複雑度について

符号化の複雑度Ｓをトレリス探索の歪計算における乗算回数で計るものとすると，Ｍ≦ｑのとき，１ブロック当り，

$$S = Mq\sum_{m=1}^{L} n_m - (M-1)\,q\,n_1 \qquad (7.20)$$

となる．ここで，Ｍはトレリス探索において，考慮するパスの数である．複雑度はトレリスの構造およびｑによって決まり，段数が同じでも各段の再生ベクトルの次元が大きいほ

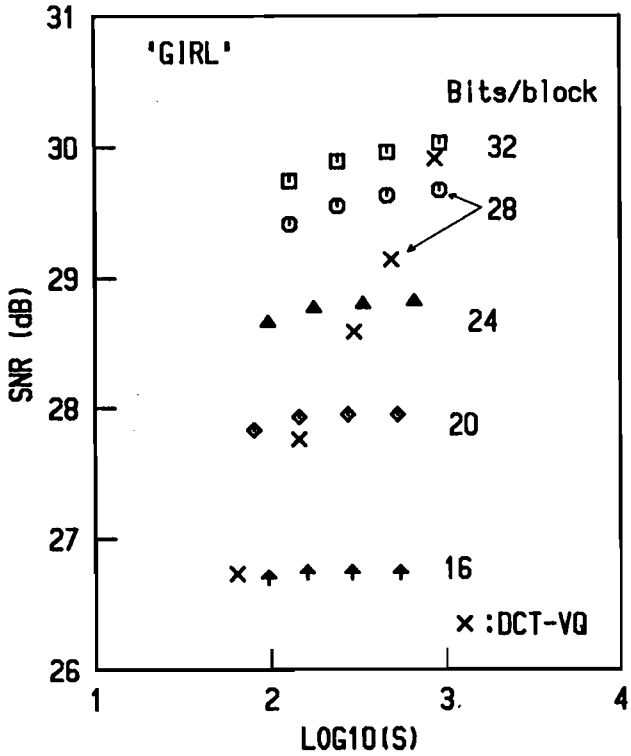


図７．４　複雑度ＳとＳＮＲの関係

ど大きくなる．

図７．４はＧＩＲＬに対する適応化を行なわない場合の複雑度ＳとＳＮＲとの関係である．同図においては，q=16，K=2 であり，付加情報ビットは無視している．TTC-TS ではDCT-VQと比べ，少ない計算量で同程度あるいはそれ以上のＳＮ比が得られている．また，DCT-VQではビットレートに対して，指数関数的にＳが増大していくが，TTC-TSではそれほど増加しない．これは，トレリス符号ではその段数を増加させることによってビットレートを増加させるため，符号語の数を増加させるベクトル量子化と異なり，Ｓは線形的にしか増加しないためである．このことは，符号の記憶においても当てはまることである．

表７．２に，分類数と１画素当りの複雑度との関係を示す．対象画像はＧＩＲＬであり q=32，K=2と設定している．本方式（A-TTC-TS）では，分類数が１の場合に比べ，分類数が２～８の場合の方が複雑度は小さくなっている．しかし，A-DCT-VQでは逆に増加している．これは，ＶＱにおいては，Activityの高いクラスにおける高ビット配分によって複雑度が指数関数的に増えるが，本方式ではそれほど増加しないためであると考えられる．

表７．２　分類数と１画素当りの複雑度との関係

分類数		1	2	3	4	5	6	7	8
A-TTC-TS	M=1	4.5	3.5	4.0	3.8	4.0	3.5	3.5	3.1
	M=2	8.5	6.0	7.5	7.0	7.3	6.3	6.5	5.7
	M=4	16.5	11.0	14.5	13.5	13.9	11.7	12.5	10.8
	M=8	32.5	21.0	28.5	26.5	27.1	22.8	24.5	21.1
A-DCT-VQ		13.4	25.0	22.8	19.6	18.1	15.9	14.8	13.4

さらに同じ分類数で比較すると，Ｍ＝４程度までは本方式の複雑度の方が小さくなっている．ＳＮ比がＭに余り依存しないことを考慮すれば，実用上Ｍは小さな値でよく，本方式はA-DCT-VQよりも少ない乗算回数ですむといえる．

ii）符号化特性について

図７．５（ａ）において，A-TTC-TS と TTC-TS を比較すると，分類数が４の場合で約1.5～2.0dBのＳＮ比改善が得られている．これは，クラス分類により画像の非定常性が吸収されたためと考えられる．しかし，ＡＥＲＩＡＬの場合（図７．５（ｂ））の特性改善はほとんどない．この画像は，ＧＩＲＬほど平坦部とランダム部などの境界がはっきりしていないためであると考えられる．

A-TTC-TSはどちらの画像の場合でも A-DCT-SQ より高いＳＮ比を示している．これは，トレリス構造を決定する際に変換係数をいくつかまとめてベクトルとして扱っているので，ベクトル量子化と同様な特性を持ったこと，および各変換係数に対するビット配分が非整数で行えるようになり，ビット配分の効率が改善されたことによると考えられる．

試行系列のクラスタリングによるトレリス符号の設計法を用いたことにより，比較的小さいＭでも良好なＳＮ比特性が得られるている．A-TTC-TSではTTC-TSと比べ，特にＭが１の場合の改善度が大きく，Ｍによる特性の差はほとんどないといえる．

iii) 分類数とＳＮ比

図７．６は分類数とＳＮ比との関係を示すグラフであるが，A-TTC-TS，A-DCT-VQ共に，クラス分類による効果は分類数を多くすると大きくなるが，分類数があまりにも大きい場合では，かえって特性が悪くなっている．これは，必要以上の細かな分類が付加情報部へのビットの偏りをまねき，逆効果となることによると考えられる．また，ＧＩＲＬのように画面内に平坦部とランダム部が混在している画像では分類による効果は大きいが，ＡＥＲＩＡＬのように統計的性質が比較的一様な画像では分類による効果は小さい．

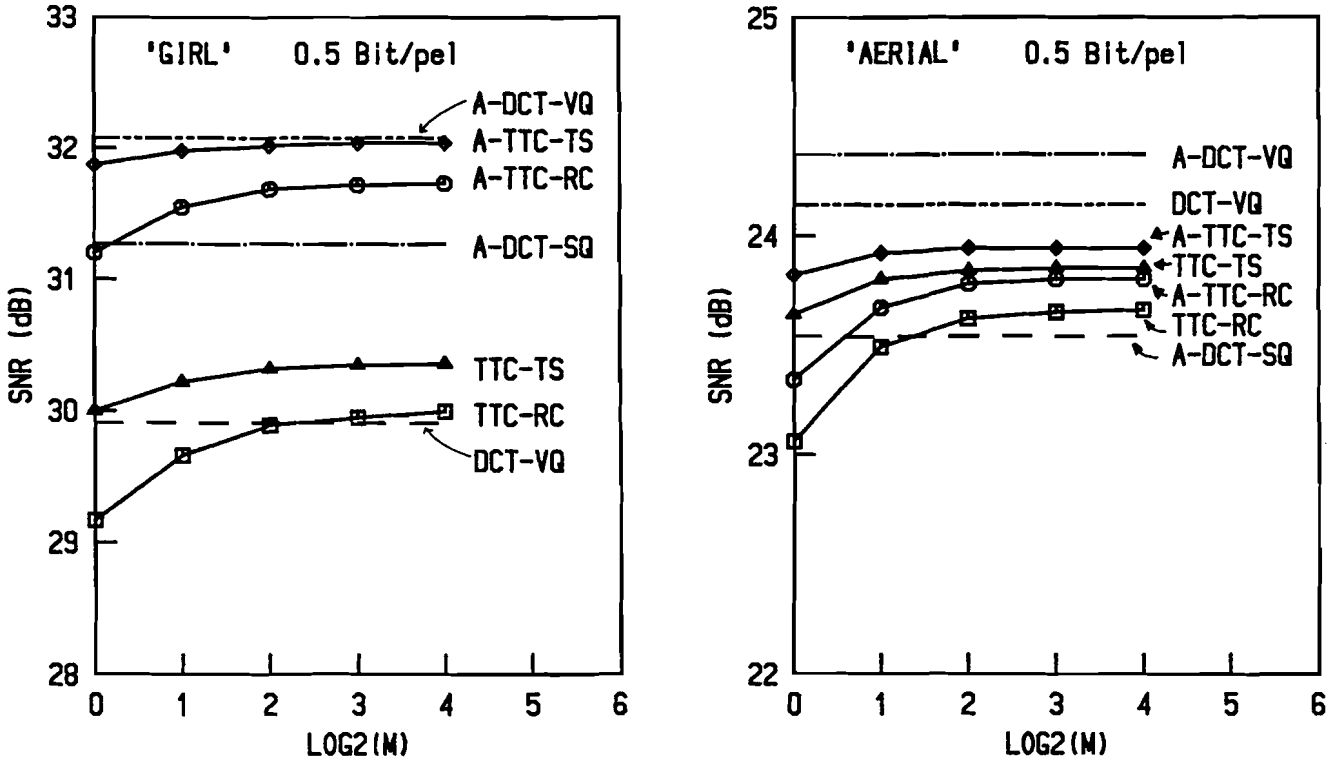
iv) 拘束長Ｋについて

図７．７はトレリスの拘束長Ｋを変化させた場合の１画素当りの複雑度ＳとＳＮ比との関係である．レートは0.2 bits/pel，対象画像はＧＩＲＬである．同図においては，Ｋによる特性の違いはほとんどみられない．Ｋを大きくすることは，より以前のサンプルとの拘束を強くすることになるが，ＤＣＴにより各サンプルはほぼ無相関になっているので，拘束長を大きくしても特性改善はあまり期待できない．全探索型のトレリス探索を考えると，Ｋを大きくすると状態数が増加し，符号語の候補数が増加するので，特性改善が期待できるが，枝別れの数を増加させて候補数を増加させる方が効果的である．

また図７．８は，Ｋとｑは異なるが，状態数は同じになるような２つのトレリス構造について１画素当りの複雑度ＳとＳＮ比との関係を示したもので，レートは 0.29 bits/pel，対象画像はＧＩＲＬである．同図においても同程度のＳに対して，枝別れの数の多いトレリス構造の方が良好なＳＮ比特性を示しており，やはり拘束長Ｋの増加によるＳＮ比の向上はあまり望めないといえる．

ｖ） 再生画像について

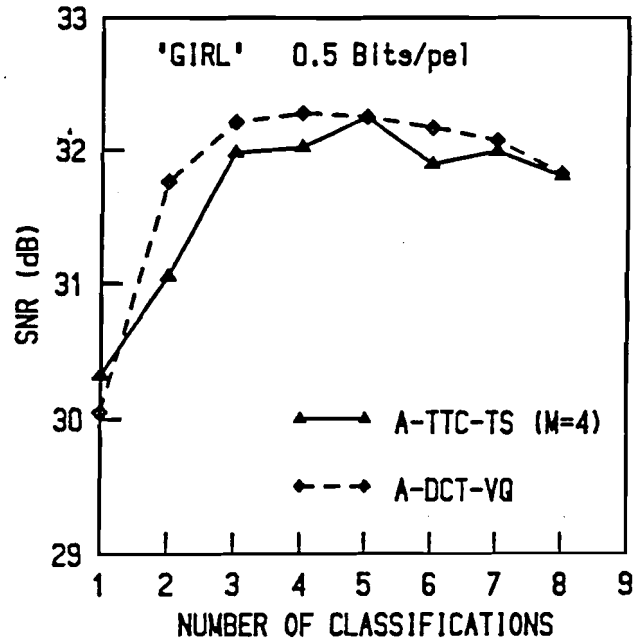
図７．９に各方式のＧｉｒｌに対する再生画像を示す．本方式では，A-DCT-SQに見られる画像全体の粒状ノイズ，また，A-DCT-VQに見られる頭髪部のブロック歪が改善されている．このように，0.5 bits/pel程度の低レートでも大きな歪の感じられない再生画像が得られているのが分かる．



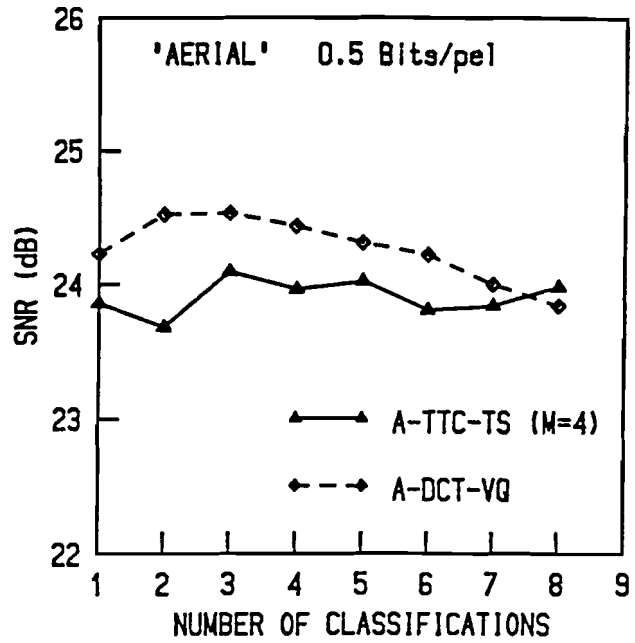
(a) "GIRL"

(b) "AERIAL"

図7．5　符号化特性

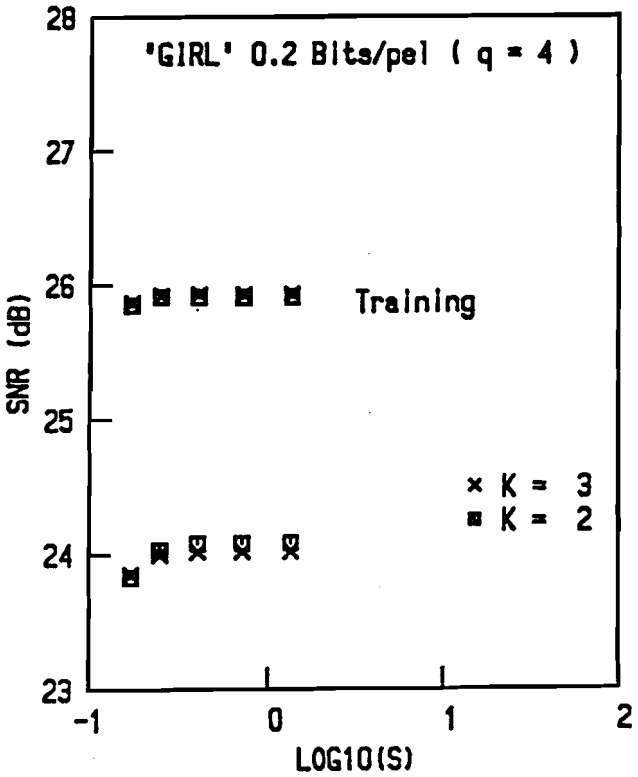


(a) GIRL

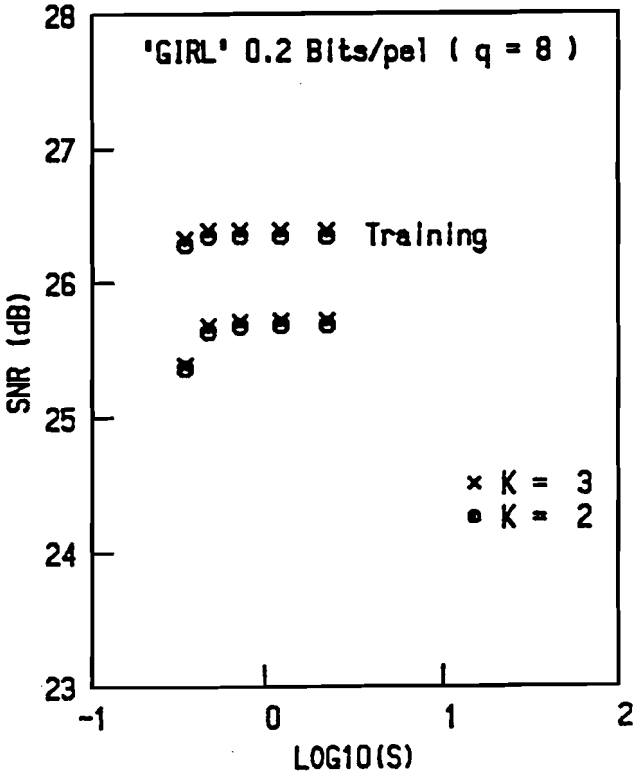


(b) AERIAL

図7．6　分類数とSNRの関係



(a) q = 4



(b) q = 8

図7．7　拘束長Kの変化による複雑度とＳＮＲの関係

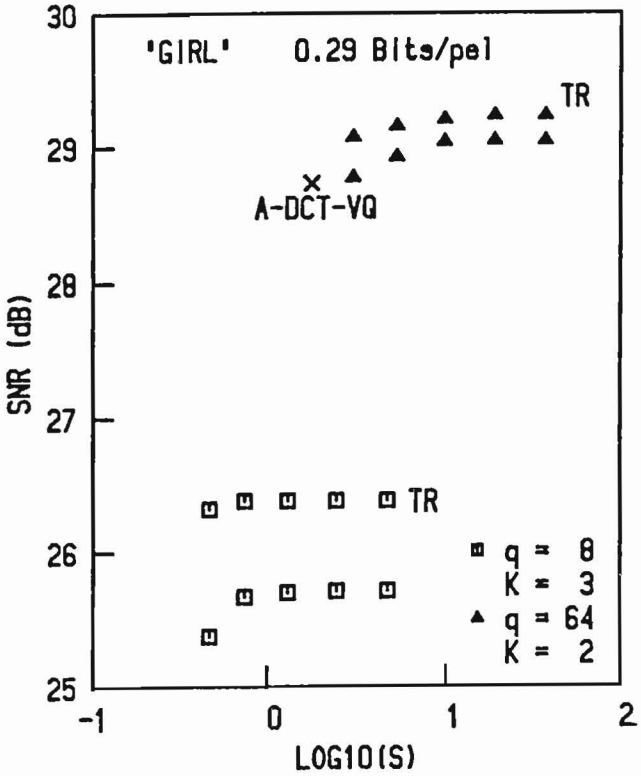


図７．８　状態数が同じ場合の複雑度ＳとＳＮＲの関係

(a) Original image "GIRL"

(b) DCT-VQ

図７．９　再生画像

(c) TTC-TS (M=4)

(d) A-DCT-SQ

(e) A-DCT-VQ

(f) A-TTC-TS (M=4)

図7．9　再生画像

7．6 結 言

コサイン変換領域におけるトレリス符号化について，トレリス符号の設計手法および領域分割による適応化手法をもちいた適応的変換トレリス符号化について検討した．その結果，(1) トレリス符号はビットレートに対して歪み計算の乗算回数が線形的にしか増加しないので少ない乗算回数で，良好なＳＮ比特性が得られる．(2) 試行系列を用いた設計法により，トレリスの探索の範囲が狭い場合や枝別れの数が少ないときに効果的である．(3) 領域分割による適応化は，統計的性質が均一でないような画像に対して効果的であるが，必要以上の領域分割はあまり意味がない．(4) トレリスの拘束長はＳＮ比特性にはあまり大きく影響しない．(5) 0.5 bit/pel 程度の低レートでも良好な再生画像が得られる．などが明かとなった．

第８章　結　論

以上７章にわたって記述した内容は，筆者が行った「画像の高能率符号化に関する研究」の成果をまとめたものである．ここに，本研究によって得られた成果を総括的に述べよう．

(1) 画像信号に木符号化法を適用する際，符号化レートの低いＤＰＣＭ方式で問題となる過負荷雑音，及び粒状雑音を減少させる目的で，非線形スムージングフィルタを挿入することを提案し，その設計手法を示した．更に，実際の画像に本方式を適用することにより，その効果を確かめた．その結果，標準画像の"Girl"や"Couple"のような，境界部がある程度はっきりした画像に対しては，スムージングフィルタを用いない木符号化法と比べ，参照領域をある程度広くすることにより，約１～２ｄＢのＳＮ比改善が得られることが明かとなった．又，"Aerial"のような木目細かな画像に対しては，参照領域をそれほど広くしない方が，ＳＮ比特性の面では有利であることが明かとなった．

(2) 画像信号の低伝送レートにおける符号化方式として，二次元補間ＤＰＣＭ方式を提案し，実画像に適用した場合の符号化特性について検討を行なった．その結果，処理が極めて簡単である．TYPE Ⅰ の方式においては，ＤＰＣＭ方式の復号器に補間フィルタを付加するだけでＳＮ比の改善が得られる．量子化レベルが最適値からずれた場合でも，ＳＮ比の劣化は小さい．定係数を用いた場合でも，特性の劣化は小さい．などが明らかとなった．

(3) ベクトル量子化の概念を用いた線図形の近似符号化方式を提案し，その検討を行った．ベクトルパターンと入力図形とのマッチングにＤＰマッチングを用いることにより，無理のないマッチングが可能となり，視覚的にも良好な再生図形が得られることが明かになった．また，生じる歪みはパターン間の連結に大きく依存することから，M' または（M，L）アルゴリズムを適用することにより，大幅にレート・歪特性が改善されることが明かとなった．

(4) 変換領域における木符号化法について，試行系列のクラスタリングに基づく木符号の新たな構成法を提案した．本方式の導入により，再生信号の持つべき統計的性質が必ず

しも既知でない情報源に対しても，変換領域の木符号化が可能となった．更に，ガウスＡＲ情報源及び画像信号の符号化シミュレーションによりその有効性を確認した．ガウスＡＲ情報源の場合，試行系列内及び試行系列外のどちらのデータに関しても，ランダム符号化の概念に基づく木符号より，Ｄ（Ｒ）に近い平均歪みが得られた．また，比較的小さな乗算回数に対しても，充分良好な特性が得られることが明らかとなった．更に，画像信号についても良好なＳＮ比特性が得られた．

(5) コサイン変換領域におけるトレリス符号化について，トレリス符号の設計手法および領域分割による適応化手法をもちいた適応的変換トレリス符号化について検討した．その結果，トレリス符号はビットレートに対して歪み計算の乗算回数が線形的にしか増加しないので少ない乗算回数で，良好なＳＮ比特性が得られる．試行系列を用いた設計法により，トレリスの探索の範囲が狭い場合や枝別れの数が少ないときに効果的である．領域分割による適応化は，統計的性質が均一でないような画像に対して効果的であるが，必要以上の領域分割はあまり意味がない．トレリスの拘束長はＳＮ比特性にはあまり大きく影響しない．0.5 bit/pel 程度の低レートでも良好な再生画像が得られる．などが明かとなった．

以上「画像の高能率符号化に関する研究」の成果を総括的に述べたが，これらの研究の成果が今後予想される多様な画像情報通信システム設計の一指針となるならば筆者の最も幸いとするところである．

謝　　辞

本論文をまとめるにあたり，懇切なるご指導並びに御教示を賜りました神戸大学工学部前川 禎男教授 ，平井 一正教授に衷心より感謝の意を表します．

本研究の途上，筆者は神戸大学工学部 田中 初一教授より昼夜を分かたぬご助言並びに並々ならぬご厚情を賜った．本稿を終えるあたり衷心より謝意を表する次第である．

本論文のシミュレーション実験に使用した「ＳＩＤＢＡ」の画像は，東京大学生産技術研究所・多次元画像情報処理センターより提供して頂いたものである．関係者各位に深く感謝の意を表します．

日常の研究にあたり，数々の便宜をはかって頂いた神戸大学工学部 原田 和男氏，および研究室のゼミなどで共に研究し，討論を行なった川口 仁氏（現在，日立制作所），井戸上 彰氏（現在，ＫＤＤ），徳永 吉彦氏（現在，松下電工），井上 英樹氏（現在，ＮＴＴ），長岡 弘敏氏（現在，松下電工）はじめ田中研究室の諸氏に感謝致します．

文　　献

第1章　序　論

(1) 日本電信電話株式会社： 新しい電気通信技術，（昭62-03）．

(2) E.R.Kretzmer:"Statistics of Television Signals", Bell Syst. Tech. J.,31,4, pp.751-763,(July 1952).

(3) J.E.Abate:"Linear and Adaptive Delta Modulation", Proc. IEEE, 55,3, pp.298-308 (March 1967).

(4) J.Makhoul:"Linear Prediction: A Tutorial Review", Proc. IEEE, 63,4, pp.561-580 (April 1975).

(5) A.N.Netravali and J.O.Linb:"Picture Coding: A Review", Proc. IEEE, 68,3, (March 1980).

(6) A.K.Jain:"Image Data Compression: A Review", Proc. IEEE, 69,3, pp. 349-389, (March 1981).

(7) 吹抜 敬彦： 画像のディジタル信号処理，日刊工業新聞社，（昭56）．

(8) 岸本，三ツ矢，星田，釜江：" 静止画像のブロック符号化法"，信学論（B），J62-B(B),1,pp.17-24 (昭62-01).

(9) T.Berger: Rate Distortion Theory, Prentice Hall, Englewood,N.J. (1971).

(10) C.E.Shannon :"Mathematical Theory of Communication", Bell Syst. Tech. J., 27, pp.379-423(Part I),pp.623-656(Part II) (1948).

(11) C.E.Shannon :"Coding Theory for Discrete Sources with a Fidelity Criterion" IRE Nat. Conv. Rec., pt.4, p.142 (Apr. 1959).

(12) F.Jelinek :"Tree Encoding of Memoryless Time-Discrete Sources with a Fidelity Criterion", IEEE Trans. Inform. Theory, IT-15,9,pp.584-590 (Sept. 1969).

(13) J.B.Anderson and J.B.Bodie :"Tree Encoding of Speech", IEEE Trans. Inform. Theory,IT-21,7,pp.379-387 (July 1975).

(14) Y.Linde, A.Buzo and R.M.Gray:"An Algorithm for Vector Quantizer Design", IEEE Trans. Commun., COM-28,1, pp.84-95 (Jan. 1980).

(15) R.M.Gray and Y.Linde :"Vector Quantizers for Gauss-Markov Sources", IEEE Trans. Commun., COM-30,2,pp.381-389 (Feb. 1982).

(16) A.J.Viterbi and J.K.Omura:"Trellis Encoding of Memoryless Discrete-Time Source wiht a Fidelity Criterion", IEEE Trans. Inform. Theory, IT-20, pp.325-332 (May 1974).

(17) J.W.Mark:"Adaptive Trellis Encoding of Discrete-Time Sources with a Distortion Measure", IEEE Trans. Commun., COM-25, 4,pp.408-417 (April 1977)

(18) A.J.Viterbi and J.K.Omura : Principles of Digital Communications and Coding, New York:McGraw-Hill, (1979).

第２章　レート・歪理論

(1) C.E.Shannon :"Mathematical Theory of Communication", Bell Syst. Tech. J., 27, pp.379-423(Part I),pp.623-656(Part II) (1948).

(2) T.Berger: Rate Distortion Theory, Prentice Hall, Englewood,N.J. (1971).

(3) C.E.Shannon :"Coding Theory for Discrete Sources with a Fidelity Criterion" IRE Nat. Conv. Rec., pt.4, p.142 (Apr. 1959).

(4) 有本 卓：Rate Distortion 理論（データ圧縮の基礎理論），信学誌，61,5, pp.527-534 (Part I)　61,6,pp.640-648 (Part II)　(昭53)．

(5) A.J.Viterbi and J.K.Omura : Principles of Digital Communications and Coding, New York:McGraw-Hill, (1979).

(6) 有本 卓：現代情報理論，電子通信学会　(昭53-01)．

(7) 笠原，田崎，小倉：情報理論　ー基礎と応用ー，昭晃堂　(昭60-10)．

(8) 田中，半田："局所エントロピー・フローと情報源の符号化"，信学論(A)，J65-A，7，pp.679-684　(昭57-07)．

第３章　非線形スムージングフィルタを用いた画像の木符号化

(1) 半田，田中：”ラプラス分布に従う信号の量子化・符号化について”，
信学論(A)，J65-A，7，pp.727-728 (昭57-07)．

(2) 半田，田中：”画像信号における適応的量子化器を持つ木符号化”，
昭58信学総全大，S18-2 (昭58-03)．

(3) 半田，田中：”非線形スムージングフィルタを用いた画像の木符号化”，
信学技報，IT83-23 (昭58-07)．

(4) 半田，田中：”非線形スムージングフィルタを用いた画像の木符号化”，
信学論(B)，J67-B，9，pp.982-989 (昭59-09)．

(5) T.Berger: Rate Distortion Theory, Prentice Hall, Englewood,N.J. (1971).

(6) R.M.Gray and Y.Linde :"Vector Quantizers for Gauss-Markov Sources", IEEE Trans. Commun.,COM-30,2,pp.381-389 (Feb. 1982).

(7) J.B.Anderson and J.B.Bodie :"Tree Encoding of Speech", IEEE Trans. Inform. Theory,IT-21,7,pp.379-387 (July 1975).

(8) N.S.Jayant and S.A.Christensen :"Tree-Encoding of Speech Using the (M,L) Algorithm and Adaptive Quantization", IEEE Trans. Commun., COM-26,9, pp.1376-1379 (Sept. 1978).

(9) F.Jelinek :"Tree Encoding of Memoryless Time-Discrete Sources with a Fidelity Criterion", IEEE Trans. Inform. Theory, IT-15,9,pp.584-590 (Sept. 1969).

(10) J.W.Modestino, V.Bhaskaran and J.B.Anderson:"Tree Encoding of Images in the Presence of Channel Errors", IEEE Trans. Inform. Theory, IT-27,6, pp.677-697 (June 1981).

(11) 橋本，有本：”木符号化アルゴリズムの一クラス”，信学論（A）,J66-A,6, pp.478-485 (昭58-06).

(12) J.E.Abate:"Linear and Adaptive Delta Modulation", Proc. IEEE, 55,3, pp.298-308 (March 1967).

(13) M.D.Paez and T.H.Glisson:" Minimum Mean-Square-Error Quantization in Speech

PCM and DPCM Systems", IEEE Trans. Commun., COM-20,4,pp.129-137 (April 1972).

(14) W.C.Adams Jr., and C.E.Giesler :"Quantizing Characteristics for Signals Having Laplacian Amplitude Probability Density Function", IEEE Trans. Commun., COM-26,8,pp.1295-1297 (Aug. 1978).

(15) 松本，羽鳥，村上：”帰還量子化雑音を考慮した量子化の検討”，昭５８信学総全大，１２６２.

(16) 有本 卓： 信号・画像のディジタル処理，産業図書（昭５５）.

第４章　二次元補間ＤＰＣＭ方式

(1) 半田，田中：”二次元補間ＤＰＣＭ方式”，昭60信学総全大，S22-4 （昭60-03）.

(2) 半田，田中：”２次元補間ＤＰＣＭ方式に関する一考察”，信学技報，IT85-2, pp.7-12 （昭60-05）.

(3) 井戸上，半田，田中：”補間ＤＰＣＭ方式による音声符号化の一検討”，第８回情報理論とその応用研究会，Ⅲ-A-3 pp.421-426 （昭60-12）.

(4) 半田，井戸上，田中：”音声信号の補間ＤＰＣＭ方式”，信学論(D), J69-D, 11, PP.1845-1847 （昭61-11）.

(5) 半田，田中：”二次元補間ＤＰＣＭ方式”，信学論(B), J69-B, 12, PP.1695-1701 （昭61-12）.

(6) 松本，羽鳥，村上：”帰還量子化雑音を考慮した量子化の検討”，昭58信学総全大，1262.

(7) 羽鳥好津：”帰還差分量子化を用いた画像信号の内挿予測符号化”，信学論(B), J66-B,5,pp.599-606 (昭58-05).

(8) A.K.Jain:"Image Coding Via a Nearest Neighbers Image Model",IEEE Trans. Commun., COM-23,3, pp.318-331 (March 1975).

(9) 吉田，小倉，佐倉：”計算機による不規則画像の合成法”，信学論(A),J65-A,5, pp.415-422 (昭57-05)

(10) M.Sethia and J.B.Anderson:"Interpolative DPCM",IEEE Trans. Commun., COM-32, 6, pp.729-736 (June 1984).

(11) 有本 卓： 信号画像のディジタル処理，産業図書 （昭５５）．

(12) 小倉 久直： 確率過程論，コロナ社 （昭５３）．

(13) E.R.Kretzmer:"Statistics of Television Signals", Bell Syst. Tech. J.,31,4, pp.751-763 (July 1952).

(14) 福島邦彦：”二次元画像信号の冗長度”，信学誌，40,10, pp.1473-1480 (昭36-10)

第５章　ベクトル量子化の概念を用いた線図形の近似符号化

(1) 半田，川口，田中：”近似を用いた線図形符号化の特性評価について”，第６回情報理論とその応用研究会，E-4，pp.119-123　(昭58-11)．

(2) 川口，半田，田中:”ベクトル量子化の概念を用いた線図形の近似符号化”，第７回情報理論とその応用研究会，PP.565-569 (昭59-11)．

(3) 半田，井上，田中：”近似を用いた線図形符号化の一検討”，第８回情報理論とその応用研究会，Ⅲ-c-3， pp.480-484 (昭60-12)．

(4) 井上，半田，田中：”（M，L）アルゴリズムを用いた線図形の近似符号化”，第９回情報理論とその応用研究会，PP.371-376 (昭61-10)．

(5) 半田，田中：”ハフマン符号の符号帳の記述に関する一考察”，信学論(A)，J70-A，10，pp.1501-1503 (昭62-10)．

(6) 半田，井上，田中：”ベクトル量子化の概念を用いた線図形の近似符号化法”，信学論(D)，J71-D， 1，pp.67-74 (昭63-01)．

(7) H.Freeman:"Application of Generalized Chain Coding Scheme to Map Data Processing", Proc.of PRIP,IEEE,PP.220-226 (May 1978).

(8) 金子,奥平:”線図形のセグメントチェイン符号化”，信学論（D）,J65-D,11, pp.1390-1397 (昭57-11).

(9) 坂内,大沢:”多様な線図形を忠実に表現しうる高能率符号化方式”,信学論（D）, J65-D,pp.1435-1442 (昭57-11).

(10) 安居院,中島,新井:”３方向差分コードによるディジタル輪郭線の符号化について”

昭55信学総全大 (S19-9).

(11) 中島,安居院："デジタル輪郭線のデルタ符号化について",信学論 (D) ,J64-D,2, pp.109-115 (昭56-02).

(12) Y.Linde, A.Buzo and R.M.Gray:"An Algorithm for Vector Quantizer Design", IEEE Trans. Commun.,COM-28,1,PP.84-95 (Jan.1980).

(13) H.Sakoe and S.Chiba:"Dynamic Programming Algolithm Optimizaton for Spoken Word Recognition", IEEE Trans. Acoust.,Speech & Signal Process., ASSP-26,1, pp.43-49 (Feb. 1978).

(14) J.B.Anderson and J.B.Bodie:"Tree Encoding of Speech",IEEE Trans. Inform. Theory,IT-20,4,PP.379-387 (July 1975).

第６章　変換領域における木符号化

(1) 半田，田中："変換領域における画像の木符号化"，
第９回情報理論とその応用シンポジウム，Ｂ５．４，pp.323-328 (昭61-10) .

(2) 半田，田中："変換領域における木符号化法について"，
信学技報，IT86-90，pp.17-20 (昭62-01) .

(3) F.Jelinek and J.B.Anderson:"Instrumentable Tree Encoding of Information Sources",IEEE Trans. Inform. Theory, IT-17,1,pp.118-119 (Jan. 1971).

(4) J.B.Anderson and J.B. Bodie:"Tree Encoding of Speech",IEEE Trans., Inform. Theory, IT-21,4,pp.379-387 (July 1975).

(5) T.Berger: Rate Distortion Theory, Englewood Cliffs,NJ,Prentice-Hall (1971)

(6) Y.Linde, A.Buzo and R.M.Gray:"An Algorithm for Vector Quantizer Design", IEEE Trans. Commun. COM-28,1, pp.84-95 (Jan. 1980).

(7) W.A.Pearlman and P.Jakatdar:"A Transform Tree Code for Stationary Gaussian Sources", IEEE Trans. Inform. Theory, IT-31,6,pp.761-768 (Nov. 1985)

(8) A.K. Jain:"A Sinusoidal Family of Unitary Transform", IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell., PAMI-1, pp.356-365 (Oct.1979).

(9) N.Ahmed, T.R.Natarajan and K.R.Rao:"On Image Processing and a Discrete

Cosine Transform", IEEE Trans. Comput., C-23, pp.90-93 (Jan.1979).

(10) 森川，浜田，山根：”チェビシェフ多項式の逐次的因数分解に基づく高速コサイン変換アルゴリズム”，信学論（A），J68-A,2,pp.173-180 (昭60-02).

(11) W.Chen, C.H.Smith and S.C.Fralick:"A Fast Computational Algorithm for the Discrete Cosine Transform", IEEE Trans. Commun., COM-25,9, pp.1004-1009 (Sept. 1977).

(12) A.Segall:"Bit Allocation and Encoding of Stationary Sources", IEEE Trans. Inform. Theory, IT-22,2,pp.162-169 (March 1976).

(13) A.Habibi:"Survay of Adaptive Image Coding Techniques", IEEE Trans. Commun., COM-25,11,pp.1275-1284 (Nov. 1977).

(14) 相澤，原島，宮川：”離散コサイン変換を用いた画像のベクトル量子化”，信学技報，IE84-86 (Nov. 1984).

第７章　変換領域におけるトレリス符号化

(1) 半田，田中：”変換領域における画像のトレリス符号化”，
昭62信学総全大，1366 (昭62-03) .

(2) 半田，長岡，田中：”変換領域におけるガウスＡＲ情報源のトレリス符号化”，
昭62信学総全大，1379 (昭62-03) .

(3) 長岡，半田，田中：”画像の適応的変換トレリス符号化”，
信学技報，IT87-64 (昭62-09) .

(4) 半田，長岡，田中：”画像信号の適応的変換トレリス符号化法”，
信学論(B)，J71-B, 3, pp.391-397 (昭63-03) .

(5) S.Handa and H.Tanaka :"Transform Trellis Coding for Images", Mem. Grad. School Sci. & Technol., Kobe Univ., 6-A, pp.105-116 (March 1988).

(6) A.J.Viterbi and J.K.Omura : Principles of Digital Communications and Coding, New York:McGraw-Hill, (1979).

(7) B.Mazor and W.A.Pearlman : "An Optimal Transfom Trellis Code with Application to Speech",IEEE Trans.Commun.,vol.COM-33,10,pp.1109-1116

(Oct.1985).

(8) B.Mazor and W.A.Pearlman : "A Trellis Code Construction and Coding Theorem for Stationary Gaussian Sources",IEEE Trans. Inform. Theory, vol.IT-29,6, pp.924-930 (Nov. 1983).

(9) F.Jelinek and J.B.Anderson:"Instrumentable Tree Encoding of Information Sources",IEEE Trans. Inform. Theory, vol.IT-17,1, pp.118-119 (Jan. 1971).

(10) J.B.Anderson and J.B.Bodie :"Tree Encoding of Speech",IEEE Trans. Inform. Theory,vol.IT-21,4,pp.379-387 (July 1975).

(11) Y.Linde, A.Buzo, and R.M.Gray:"An Algorithm for Vector Quantizer Design", IEEE Trans. Commun., vol.COM-28,1,pp.84-95 (Jan. 1980).

(12) 山田，田崎：" 画像信号を対象としたベクトル量子化器設計" ，信学論（B），J66-B,8,pp.965-972 (昭58-08).

(13) T.Berger: Rate Distortion Theory, Englewood Ciffs,NJ,Prentice-Hall (1971).

(14) W.H.Chen and H.Smith :"Adaptive Coding of Monochrome and Color Images ", IEEE Trans. Commun.,vol.COM-25,11,pp.1285-1292 (Nov.1977).

(15) L.C.Stewart, R.M.Gray and Y.Linde :"The Design of Trellis Waveform Coders", IEEE Trans. Commun.,vol.COM-30,4,pp.702-710 (Apr.1982).

(16) A.K.Jain :"A Sinusoidal Family of Unitary Transform", IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell., vol.PAMI-1, pp.356-365 (Oct.1979).

(17) N.Ahmed, T.R.Natarajan and K.R.Rao:"On Image Processing and a Discrete Cosine Transform", IEEE Trans. Comput., vol.C-23, pp.90-93 (Jan.1979).

(18) W.Chen, C.H.Smith and S.C.Fralick:"A Fast Computational Algorithm for the Discrete Cosine Transform", IEEE Trans. Commun., vol.COM-25,9,pp.1004-1009 (Sept. 1977).

(19) 森川，浜田，山根：" チェビシェフ多項式の逐次的因数分解に基づく高速コサイン変換アルゴリズム" ，信学論（A），vol.J68-A,2,pp.173-180 (昭60-02) .

(20) 相澤，原島，宮川：" 画像信号の適応的離散コサイン変換ベクトル量子化" ，信学論（B），vol.J69-B,3,pp.228-236 (昭61-03) .