

(19)日本国特許庁(JP)

(12)特許公報 (B 2)

(11)特許出願公告番号

特公平 7 - 8 3 3 1 6

(24)(44)公告日 平成7年(1995)9月6日

(51) Int. Cl. ⁶	識別記号	庁内整理番号	F I	技術表示箇所
H 0 4 B 14/04		Z 9372 - 5 K		
G 1 0 L 9/18		E		
H 0 3 M 7/30		8842 - 5 J		
H 0 4 N 1/411			H 0 4 N 7/133	Z
	請求項の数 3 5		(全 2 0 頁)	最終頁に続く

(21)出願番号 特願昭63-249450
(22)出願日 昭和63年(1988)10月3日
(65)公開番号 特開平1-205638
(43)公開日 平成1年(1989)8月18日
(31)優先権主張番号 特願昭62-275388
(32)優先日 昭62(1987)10月30日
(33)優先権主張国 日本 (J P)

(71)出願人 999999999
日本電信電話株式会社
東京都千代田区内幸町1丁目1番6号
(72)発明者 守谷 健弘
東京都千代田区内幸町1丁目1番6号 日本
電信電話株式会社内
(74)代理人 弁理士 草野 卓
審査官 木屋野 忠

最終頁に続く

(54)【発明の名称】多量ベクトル量子化方法及びその装置

1

【特許請求の範囲】

【請求項 1】それぞれがあらかじめ決められた数の代表ベクトルを有する複数の符号帳記憶手段と、
入力ベクトルに対し前記複数の符号帳記憶手段のそれぞれから 1 つずつ選ばれた代表ベクトルの組の平均ベクトルと前記入力ベクトルとの歪を計算することを複数の異なる組の代表ベクトルについて実行する歪計算手段と、
それぞれの組の前記平均ベクトルの歪のうち最も小さい歪を与える組がどれであるかを決定する最小歪決定手段と、
決定された前記組の代表ベクトルをそれぞれ表す符号を多重化して出力する多重化手段と、
を含む多重ベクトル量子化装置。

【請求項 2】前記多重化手段は前記代表ベクトルを表すそれぞれの前記符号を時間多重する手段である請求項 1

2

記載の多重ベクトル量子化装置。

【請求項 3】前記歪計算手段は前記入力ベクトルと前記平均ベクトルの 2 乗距離を前記歪として計算する手段である請求項 1 記載の多重ベクトル量子化装置。

【請求項 4】前記歪計算手段は前記入力ベクトルと前記平均ベクトルの重み付き 2 乗距離を前記歪として計算する手段である請求項 1 記載の多重ベクトル量子化装置。

【請求項 5】前記歪計算手段は前記平均ベクトルと前記入力ベクトルとの差のベクトルを演算する引算手段と、

10 前記引算手段によって演算された差のベクトルのそれぞれの要素の 2 乗の和を演算して前記歪として出力する 2 乗加算手段とを含む請求項 1 記載の多重ベクトル量子化装置。

【請求項 6】前記歪計算手段は前記複数の符号帳のそれぞれから 1 つずつ選ばれた代表ベクトルの各組について

て、その組みの有するそれぞれの代表ベクトルの和のベクトルの各要素の2乗和を前記組に対応して記憶した表メモリ手段と、

前記入力ベクトルに対し前記複数の符号帳記憶手段のそれぞれから1つずつ選ばれた代表ベクトルと前記入力ベクトルとの内積をそれぞれ演算する内積演算手段と、前記内積演算手段からのそれぞれの内積の和と前記表メモリから読出した前記選んだ組に対応する2乗和との差を演算し前記歪として出力する減算手段とを含む請求項1記載の多重ベクトル量子化装置。

【請求項7】前記歪計算手段は前記入力ベクトルと対応して入力された重みベクトルとを乗算し加重入力ベクトルを出力する乗算手段と、

前記複数の符号帳のそれぞれから1つずつ選ばれた代表ベクトルの各組について、その組の有するそれぞれの代表ベクトルの互に対応する要素の和の2乗を要素とする定数ベクトルを前記組に対応して記憶した表メモリ手段と、

前記複数の符号帳記憶手段から選ばれた組の代表ベクトルと前記乗算手段からの前記加重入力ベクトルとの内積*

$$d'_{j,m} = \sum_{i=0}^{k-1} -2u(i) \{x(i,j) + y(i,m)\} + F(j,m) \dots\dots (イ)$$

$$F(j,m) = \sum_{i=0}^{k-1} \{x(i,j) + y(i,m)\}^2 \dots\dots (ロ)$$

で規定される請求項9記載の多重ベクトル量子化装置。

【請求項11】前記歪計算手段は前記代表ベクトルx_j, y_mのすべての組み合わせ(j,m)について前記式(ロ)のF(j,m)を計算した値を前記組み合わせ(j,m)に対応させて記憶したテーブルメモリ手段を含み、前記歪計算手段は前記選ばれた代表ベクトルの組(j,m)に対応するF(j,m)の値を前記テーブルメモリ手段から読出して

$$d'_{j,m} = \sum_{i=0}^{k-1} -2w(i)u(i) \{x(i,j) + y(i,m)\} + \sum_{i=0}^{k-1} w(i)F(i,j,m) \dots\dots (1)$$

$$F(i,j,m) = \{x(i,j) + y(i,m)\}^2 \dots\dots (2)$$

で規定される歪d_{j,m}を計算する手段である請求項9記載の多重ベクトル量子化装置。

【請求項13】前記歪計算手段は前記選ばれた代表ベクトルx_j, y_mの組に対し前記式(ロ)で表わされる定数ベクトルF(i,j,m)の計算の少なくとも1部をあらかじめ計算した値を記憶する表メモリを含む請求項12記載の多重ベクトル量子化装置。

*をそれぞれ演算する第1内積演算手段と、前記表メモリ手段から前記選ばれた組と対応して読出した前記定数ベクトルと前記重みベクトルとの内積を演算する第2内積演算手段と、前記第1及び第2内積演算手段からの内積の差を前記歪として出力する加算手段とを含む請求項1記載の多重ベクトル量子化装置。

【請求項8】前記符号帳は2つ設けられている請求項1乃至7のいずれか記載の多重ベクトル量子化装置。

10 【請求項9】各前記入力ベクトルuはk個の要素からなり、前記複数の符号帳記憶手段にはそれぞれk個の要素からなるN個の代表ベクトルx_j, j=0,1,...,N-1を有するX符号帳と、それぞれがk個の要素からなるN個の代表ベクトルy_m, m=0,1,...,N-1を有するY符号帳とがそれぞれ記憶されており、kは正の整数、Nは2以上の整数である請求項1記載の多重ベクトル量子化装置。

【請求項10】前記入力ベクトルu及び前記代表ベクトルx_j, y_mの各第i要素をそれぞれu(i), x(i,j)及びy(i,m)と表すと、前記歪計算手段は選択した組(j,m)の代表ベクトルx_j, y_mに対し前記歪として次式

30 式(イ)の計算を行う請求項10記載の多重ベクトル量子化装置。

【請求項12】入力される重みベクトルw、前記入力ベクトルu及び前記代表ベクトルx_j, y_mの各第i要素をそれぞれw(i), u(i), x(i,j)及びy(i,m)と表わすと前記歪計算手段は選択した組(j,m)の代表ベクトルx_j, y_mに対し前記歪として次式

【請求項14】前記多重化手段は前記代表ベクトルを表わすそれぞれの前記符号を周波数多重する手段である請求項1記載の多重ベクトル量子化装置。

【請求項15】入力信号系列を複数サンプル毎にまとめて1つの入力ベクトルとし、各前記入力ベクトルを量子化する多重ベクトル量子化方法において、

(a)それぞれがあらかじめ決められた複数の代表ベクトルを有する複数の系統の符号帳のそれぞれから1つずつ

つ代表ベクトルを選ぶ工程と、
 (b) 選ばれた前記代表ベクトルの組の平均ベクトルと前記入力ベクトルとの歪を計算する工程と、
 (c) 工程(a)と(b)を前記複数の符号帳から選んだ複数の異なる組の代表ベクトルについて繰返し、それぞれ計算した歪のうち最小の歪を与える代表ベクトルの組を決定する工程と、
 (d) 前記決定した組の代表ベクトルを表わすそれぞれの符号を多重化して出力する工程、
 とを含む多重ベクトル量子化方法。

【請求項16】前記工程(b)における前記歪として前記入力ベクトルと前記平均ベクトルの2乗距離を計算する請求項15記載の多重ベクトル量子化方法。

【請求項17】前記工程(b)における前記歪として前記入力ベクトルと前記平均ベクトルとの重み付けされた*

$$d_{j,m} = \sum_{i=0}^{k-1} -2 u(i) \{ x(i,j) + y(i,m) \} + F(j,m) \quad \dots\dots (イ)$$

$$F(j,m) = \sum_{i=0}^{k-1} \{ x(i,j) + y(i,m) \}^2 \quad \dots\dots (ロ)$$

で規定される歪み $d_{j,m}$ として計算する請求項18記載の多重ベクトル量子化方法。

【請求項20】前記工程(b)は前記式(ロ)で規定される定数 $F(j,m)$ をすべての組 (j,m) についてあらかじめ計算した値の表を用いて、式(イ)で規定される歪 $d_{j,m}$ を計算する請求項19記載の多重ベクトル量子化

方法。
 【請求項21】前記工程(b)は前記入力ベクトル u と前記代表ベクトル x_j 、及び y_m のそれぞれとの内積を計

$$d_{j,m} = \sum_{i=0}^{k-1} -2 w(i) u(i) \{ x(i,j) + y(i,m) \} + \sum_{i=0}^{k-1} w(i) F(i,j,m) \quad \dots\dots (イ)$$

$F(i,j,m) = \{ x(i,j) + y(i,m) \}^2 \quad \dots\dots (ロ)$
 で規定される歪み $d_{j,m}$ を計算する請求項18記載の多重ベクトル量子化方法。

【請求項23】前記工程(b)は前記選んだ代表ベクトル x_j, y_m の組に対し前記式(ロ)で規定される定数ベクトル $F(i,j,m)$ の計算の少なくとも1部をあらかじめ計算した結果の表を用いて前記式(イ)で規定される歪み $d_{j,m}$ を計算する請求項22記載の多重ベクトル量子化方法。

【請求項24】前記工程(b)における前記式(イ)の

* 2乗距離を計算する請求項15記載の多重ベクトル量子化方法。

【請求項18】各前記入力ベクトル u は k 個の要素から成り、前記複数の符号帳はそれぞれ k 個の要素から成る N 個の代表ベクトル $x_j, j=0,1,\dots,N-1$ 、を有する X 符号帳と、それぞれが k 個の要素から成る N 個の代表ベクトル $y_m, m=0,1,\dots,N-1$ 、を有する Y 符号帳であり、 k は正の整数、 N は2以上の整数である請求項15記載の多重ベクトル量子化方法。

10 【請求項19】前記入力ベクトル u 及び前記代表ベクトル x_j, y_m の各第 i 要素をそれぞれ $u(i), x(i,j)$ 及び $y(i,m)$ と表わすと、前記工程(b)は選んだ組 (j,m) の代表ベクトル x_j, y_m に対し、前記歪を次式、

算し、それらの内積の和と、前記表から読出した前記定数 $F(j,m)$ との差を前記歪 $d_{j,m}$ として計算する請求項20記載の多重ベクトル量子化方法。

【請求項22】入力される重みベクトル w は、前記入力ベクトル u 及び前記代表ベクトル x_j, y_m の各第 i 要素をそれぞれ $w(i), u(i), x(i,j)$ 及び $y(i,m)$ と表わすと、前記工程(b)は選んだ組 (j,m) の代表ベクトル x_j, y_m に対し前記歪を次式

40 計算は前記の入力ベクトル u と前記重みベクトル w の乗算をする工程と、その乗算結果と前記代表ベクトル x_j 、及び y_m のそれぞれとの内積を計算する工程とを含む請求項22記載の多重ベクトル量子化方法。

【請求項25】入力される重みベクトル w 、前記入力ベクトル u 及び前記代表ベクトル x_j, y_m の各第 i 要素をそれぞれ $w(i), u(i), x(i,j)$ 及び $y(i,m)$ と表わすと、前記工程(b)は前記選んだ組 (j,m) の代表ベクトル x_j, y_m に対し前記歪を次式

$$d_{j,m} = \sum_{i=0}^{K-1} w(i) \{ u(i) - \tau \cdot x(i,j) - \tau \cdot y(i,m) \}^2$$

で規定される歪 $d_{j,m}$ として計算し、 μ は任意の正の定数である請求項18記載の多重ベクトル量子化方法。

【請求項26】前記工程(b)は前記選んだ組(j,m)の代表ベクトル $x_{j,y m}$ に対し前記歪を次式

$$d_{j,m} = \mu |u - v_{j,m}|^2 + (1 - \mu) \{ |u - x_j|^2 + |u - y_m|^2 \} / 4$$

$$d_{j,m} = \sum_{f=0}^{N-1} \sum_{g=0}^{N-1} |u - (x_j + y_g) /$$

$$2|^2 q(f|j) q(g|m)$$

で規定される歪 $d_{j,m}$ を計算し、 $q(f|j)$ 及び $q(g|m)$ は前記代表ベクトル $x_{j,y m}$ を表わす前記符号j,mが伝送路でそれぞれf,gに誤る確率を表わす請求項18記載の多重ベクトル量子化方法。

【請求項28】前記符号の符号帳を作る工程は (イ) 所定数の入力サンプルベクトルを複数のグループに任意に振分けて複数の初期符号帳を作る工程と、

(ロ) 前記所定数より充分多い数の学習ベクトルを入力ベクトルとし、前記複数の初期符号帳を使って順次前記多重ベクトル量子化方法により量子化することにより各前記学習ベクトルが帰属する前記代表ベクトルの組を決定する工程と、

(ハ) 前記複数の初期符号帳のうち任意の1つ以外の初期符号帳の内容を固定し、前記1つの初期符号帳の任意の1つの代表ベクトルを変数ベクトルとみなし、その1つの代表ベクトルを帰属ベクトルの組に含むすべての前記学習ベクトルのそれぞれの歪の和を前記変数ベクトルについて解いたベクトル値を新しい代表ベクトルとして前記1つの代表ベクトルと入れ替える工程と、

(ニ) 前記工程(ハ)を前記1つの初期符号帳の他のすべての代表ベクトルについてそれぞれ繰返し、それらを新しい代表ベクトルと入れ替えることによって前記1つの初期符号帳の内容を更新する工程と、

(ホ) 前記工程(ロ)、(ハ)及び(ニ)を前記複数の初期符号帳の他のすべての初期符号帳についてそれぞれ繰返し、それらの内容を更新する工程と、を含む請求項15記載の多重ベクトル量子化方法。

【請求項29】前記複数の符号帳を作る工程は前記工程(ロ)、(ハ)及び(ニ)を同じ符号帳について複数回

$$* v_{j,m} = (x_j + y_m) / 2$$

で規定される歪 $d_{j,m}$ を計算し、 μ は0 μ 1の任意の定数である請求項18記載の多重ベクトル量子化方法。

【請求項27】前記工程(b)は前記選んだ組(j,m)の代表ベクトル $x_{j,y m}$ に対し前記歪を次式

繰返す工程を含む請求項28記載の多重ベクトル量子化方法。

【請求項30】前記複数の符号帳を作る工程は前記工程(ロ)、(ハ)、(ニ)及び(ホ)を複数回繰返す工程を含む請求項28記載の多重ベクトル量子化方法。

【請求項31】前記工程(d)は前記決定した組の代表ベクトルを表わすそれぞれの前記符号を時間多重して出力する工程である請求項15記載の多重ベクトル量子化方法。

【請求項32】前記工程(d)は前記決定した組の代表ベクトルを表わすそれぞれの前記符号を周波数多重して出力する工程である請求項15記載の多重ベクトル量子化方法。

【請求項33】前記決定した組のそれぞれの代表ベクトルを表わす前記符号はそれぞれの前記代表ベクトルを表わす番号である請求項31又は32記載の多重ベクトル量子化方法。

【請求項34】前記平均ベクトルは次式で定義される。

$$v_{j,m} = \{ 2^{2r(x)} x_j + 2^{2r(y)} y_m \} / \{ 2^{2r(x)} + 2^{2r(y)} \}$$

であり、 $r(x)$ 及び $r(y)$ はそれぞれ前記代表ベクトル $x_{j,y m}$ を表わす符号の伝送率である請求項18記載の多重ベクトル量子化方法。

【請求項35】前記入力ベクトルuの第i要素を $u(i)$ 及び前記代表ベクトル $x_{j,y m}$ の第g要素をそれぞれ $x(g,j), y(g,m)$ と表わすと、前記工程(b)は前記選んだ組(j,m)の代表ベクトル $x_{j,y m}$ に対し前記歪を次式

20

30

40

$$d_{j,m} = \sum_{i=0}^{K-1} \left(u(i) - \sum_{g=0}^{K-1} h(i,g) \{ x(g,j) + y(g,m) \} \right)^2$$

で規定される歪 $d_{j,m}$ を計算し、 $h(i,g)$ はたたみ込み積を行う行列の*i*行,*g*列の要素を表わし、 $d_{j,m}$ は前記歪 $d_{j,m}$ を最小とするパラメータである請求項18記載の多重ベクトル量子化方法。

【発明の詳細な説明】

〔産業上の利用分野〕

本発明は音声や画像などの信号系列を少ない情報量で符号化する方法に係り、特に伝送する符号に誤りが生ずる場合に効果のある多重ベクトル量子化方法及び装置に関する。

〔従来の技術〕

信号系列の情報圧縮を行って符号化する強力な方法として、ベクトル量子化法が知られている。これは符号化しようとする離散化された信号サンプル値をあらかじめ決めた複数個ずつまとめてそれぞれベクトルとし、各ベクトルを予め作成しておいた符号帳の中の代表ベクトルと照合し、最も歪が小さくなるような代表ベクトルの番号を出力符号とするものである。

第1図はその概略構成を示したもので、21と23は符号帳、22は符号器、24は復号器である。各記号は次の如き意味を有している。

$$d_{\ell} = | u - z_{\ell} |^2 = \sum_{i=0}^{k-1} \{ u(i) - z(i, \ell) \}^2 \dots \dots (1)$$

受信側では、受信した伝送符号*b* (代表ベクトルの番号)に基づき、復号器24が符号帳23を参照し、該伝送符号*b*に対応する代表ベクトルを選択して出力する。

〔発明が解決しようとする課題〕

この量子化法には、伝送路で誤りが生じると、代表ベクトルの番号とその代表ベクトルの値には距離の関係が全く存在しないため、入力ベクトルと全く異ったベクトルが再生されてしまうという本質的欠点がある。

これを防ぐため、従来は誤り訂正符号を使って、すなわち伝送符号に冗長性をもたせることで誤り率を低く抑える必要があった。この場合、例えば情報ビットの5割の冗長ビットを使って、実質的に符号誤り率を大幅に低減することができる。しかしながら、符号誤りがまったくない場合でも、やはり同じ量の冗長ビットを必要とする。すなわち、伝送する全情報量が同一のもとでは、誤りが生じないときでも情報ビットには2/3しか割り当てられず、量子化歪が大きくなる。実用的には符号誤り率は時間的に変動し、その状況に合わせて伝送符号の形態を変更することは難しいため、誤りのないときが誤りの

**u*:入力ベクトル

u (*i*) : 入力ベクトル*u*の第*i*要素
i = 0, 1, ..., *K* - 1

10 *k*:ベクトルの次元数

r:符号の伝送率〔ビット/サンプル〕

b:量子化伝送符号(*kr*ビット)

Z:符号帳

z_l:符号帳*Z*のもつ*l*番目の代表ベクトル

z (*i*, *l*) : 代表ベクトル*z_l*の第*i*要素

M:符号帳*Z*のもつ代表ベクトル*z_l*の数
(*M* = 2^{*kr*})

l = 0, 1, ..., *M* - 1

d_o:量子化歪

20 符号帳21, 23はそれぞれ*M* = 2^{*kr*}個の代表ベクトル*z_l* (*l* = 0, 1, ..., *M* - 1)を持っている。送信側では、各入力ベクトル*u*に対して、符号器22が符号帳21を参照し、*M* = 2^{*kr*}個の代表ベクトル*z_l*のそれぞれと入力ベクトル*u*との距離の2乗で表わされた歪*d_l*をすべて計算し歪*d_l*が最小となる代表ベクトルを選択して、該代表ベクトルの番号*l*を*kr*ビット長の伝送符号*b*として送出する。歪*d_l*は次式(1)で計算する。

多いときのどちらかの性能を大きく犠牲にする必要があった。従って、一定情報量のもとで歪を小さくする用途には誤り訂正符号は必ずしも有効ではなかった。また、第1図に示す従来の符号器22のベクトル量子化における距離計算(量子化歪*d*の計算)のためには*M* = 2^{*kr*}個の代表ベクトル*z_l*を記憶しておくメモリ容量の符号帳21を必要とし、またその*M*個のすべてについてそれぞれ歪*d*を計算する必要があるため、その演算量や符号帳21の記憶容量はベクトル当りの情報量*kr*の指数関数で増大するという問題があった。

〔課題を解決するための手段及び作用〕

本発明の目的は、音声や画像などの信号系列の情報を圧縮して符号化する際に、符号誤りが生じても、復号信号にあまり大きな歪を生じず、しかも符号化に必要な演算量及び/又は記憶装置の容量の少ないベクトル量子化方法及び装置を提供することにある。

この発明によれば、入力信号系列を複数サンプル毎にまとめて1つのベクトルとし、各ベクトルを単位として量子化を行う符号化法において、複数の系統の符号帳を

設け、各入力ベクトルに対して、該入力ベクトルと各符号帳の代表ベクトルの平均ベクトルとの歪が最小になるように各系統の符号帳から代表ベクトルを1個ずつ求め、該求めた各代表ベクトルの番号を多重化して出力する。

このように、複数の符号帳を使ってベクトル量子化を行い、伝送符号を複数に分割することによって、従来のベクトル量子化と比較して符号誤りのない場合は量子化歪が少し大きくなるが、符号誤りが生じた場合にはそれによる歪の増大を小さく抑えることができる。

〔実施例〕

第2図は本発明の一実施例のベクトル量子化装置100を伝送システムに使用した場合の概略構成を示したもので、11と12および15と16はそれぞれ符号帳、13は符号器、14は多重化器、17は復号器、18は出力ベクトル化器である。即ち、本実施例は2系統の符号帳を設けた場合を示している。ここで、符号帳11,15をX系統、符号帳12,16をY系統とする。以下の説明で使用する記号を次のように定義する。

u: 入力ベクトル

k: ベクトルの次元数、即ち入力ベクトルを構成するサンプル数

r: 伝送率(ビット/サンプル)

b: 量子化伝送符号(krビット)

X, Y: 符号帳

$x(i, j)$: 符号帳Xからの代表出力ベクトル x_j の第i要素

$y(i, m)$: 符号帳Yからの代表出力ベクトル y_m の第i要素

$u(i)$: 入力ベクトルuの第i要素、即ち第iサンプル値

N: 各符号帳X, Yの代表ベクトル数

($= 2^{kr/2}$)

i: 0, 1, ..., k - 1

j: 0, 1, ..., N - 1

m: 0, 1, ..., N - 1

本実施例の場合、各符号帳11, 12は $2^{kr/2}$ 個の代表ベクトルを持っており、受信側の符号帳15, 16もそれぞれ $2^{kr/2}$ 個の代表ベクトルを持つことになる。各系統の符号帳11と12, 15と16は量子化しようとする入力と統計的に同一の学習サンプルを用いて、学習で代表出力点を決定することで作成しておく。その方法は後で説明する。または学習サンプルから抽出したベクトルを代表出力ベクトルとする。

送信側のベクトル量子化装置では、一つの入力ベクトルuに対して、符号器13は2個の符号帳11, 12を参照し、量子化伝送符号bに割当てられた情報量 $k \cdot r$ ビットの1/2ずつでそれぞれベクトル量子化を行う。つまり、各系統の量子化符号 b_x, b_y のビット数はそれぞれ $k \cdot r/2$ で表わされる。多重化器14は、この各系統の量子化符号

b_x, b_y を多重化し、即ち、 $k \cdot r$ ビットで表わされたベクトル量子化符号 $b = b_x b_y$ とし、受信側200に伝送する。受信側200では、復号器17は伝送符号bに含まれる各系統の符号 b_x, b_y に基づいてそれぞれ符号帳15, 16を参照し、各系統の出力ベクトル x, y を得る。ベクトル結合器18は、各系統の出力ベクトル x, y の算術平均を求め、最終的な出力ベクトルとする。

第3図にこの発明のベクトル量子化装置100の具体的構成例を示す。X系統の符号帳11の各欄は代表ベクトル x_j とそのベクトル番号j(即ち量子化符号 b_x)からなる。同様に、Y系統の符号帳12の各欄も代表ベクトル y_m とそのベクトル番号m(量子化符号 b_y)からなる。第2図に示した如く、各系統の符号帳11, 12の代表出力ベクトル x_j, y_m の個数は $2^{kr/2}$ であり、従って、ベクトル番号 j, m (1系統分の量子化符号 b_x, b_y)は $kr/2$ ビット構成をとす。便器上、第3図では、ベクトル番号 j, m をそれぞれ4ビットで示している。

符号器13は機能的に平均ベクトル計算部131、2乗距離計算部132及び最小距離決定部133に分けることができる。

平均ベクトル計算部131は、X系統の符号帳11の各代表ベクトル x_j とY系統の符号帳12の各代表ベクトル y_m とすべての組合せについて、順次、その平均ベクトル $v_{j,m}$

$$V_{j,m} = (x_j + y_m) / 2 \quad (2)$$

を求める。2乗距離計算部132は、2乗距離により表わされる入力ベクトルuと上記平均ベクトル $v_{j,m}$ 歪 $d_{j,m}$

$$d_{j,m} = |u - v_{j,m}|^2$$

$$= |u - (x_j + y_m) / 2|^2 \quad (3)$$

をすべての(j, m)の組合せについて求める。j, mの値はそれぞれN個あるので全部で N^2 個の $d_{j,m}$ を計算することになる。第1図において $M = N^2$ となることは明らかである。

最小距離決定部133は、各系統の代表ベクトル x_j, y_m の各組合せと共に、当該組合せに対応する入力ベクトルuと平均ベクトル $v_{j,m}$ との歪 $d_{j,m}$ を順次入力して、該歪 $d_{j,m}$ が最小値をとる組合せの代表出力ベクトル x_j, y_m を決定する。そして、この決定した代表出力ベクトル x_j, y_m に基づいて各系統の符号帳11, 12を参照し、そのベクトル番号 j, m を量子化符号 b_x, b_y として出力する。

各系統のベクトル番号 j, m (量子化符号 b_x, b_y)は多重化器14で多重化され、入力ベクトルuに対する本来のベクトル量子化符号bが得られる。第3図では、XおよびY系統の各ベクトル番号(量子化符号) $b_x = 1111$ 、 $b_y = 0001$ について“11110001”の如く時間多重化されることを示している。時間多重の代りに周波数多重やその他のダイバーシティ技術を使ってもよい。

以上の説明から明らかなように第3図に示すこの発明の2つの符号帳を用いた場合のベクトル量子化装置においては入力ベクトルuに対し2個の符号帳X, Yからそれぞ

れ1つずつ代表ベクトル $x_{j,y m}$ を選び、その平均と $(x_{j+y m})/2$ と入力ベクトルの歪 d が最小となるような j,m を決定するので、選択された代表ベクトル x_j と y_m は互いに近い距離のものが選ばれる確率が非常に高い。従ってこれらの量子化符号 $b_x = j, b_y = m$ が多重化(結合)され、ベクトル量子化符号 $b = jm$ として伝送された場合、第2図の受信側において受信した符号 b の前半(j)又は後半(m)のいずれか一方に1ビットの誤りが含まれていたとしても、他方が正しければそれらの復号ベクトル x,y の一方は正しいものであり、従って復号平均出力ベクトル $(x+y)/2$ も送信側の入力ベクトル u とかけ離れたものとなることはない。つまり伝送誤り*

$$d_{j,m} = \sum_{i=0}^{k-1} d_{j,m}(i)$$

$$= \sum_{i=0}^{k-1} \left\{ u(i) - x(i,j) - y(i,m) \right\}^2 \quad (4)$$

式(4)にもとづいて歪 $d_{j,m}$ を計算する場合の第3図における平均ベクトル計算部131,2乗距離計算部132の構成を符号帳11,12とともに第4図に示す。入力ベクトル u に対しX符号帳11及びY符号帳12から1つずつ代表ベクトル $x_{j,y m}$ を読み出し、これらのベクトルの対応する i 番目の要素 $u(i), x(i,j), y(i,m)$ から加算器31により $u(i) - x(i,j) - y(i,m)$ を計算し、その加算出力を2乗累積加算器32で2乗し累積加算する。このような2回の加算(減算)と1回の2乗累積加算の計3回の演算がベクトルの要素 $i=0$ から $i=k-1$ までの k 個行われ、その結果前記選択した代表ベクトル x_j と y_m の組に対する歪 $d_{j,m}$ が得られる。代表ベクトル x

$$d_{j,m} = \sum_{i=0}^{k-1} \left\{ u^2(i) - 2u(i) \left\{ x(i,j) + y(i,m) \right\} \right\} + F(j,m) \quad (5)$$

ただし

$$F(j,m) = \sum_{i=0}^{k-1} \left\{ x(i,j) + y(i,m) \right\}^2 \quad (6)$$

展開した式(5)の第1項は代表ベクトルの選択(j,m)に無関係である。従って歪 $d_{j,m}$ が最小となるベクトル符号の組合せ(j,m)を決定するのに $u^2(i)$ を計算

$$d'_{j,m} = \sum_{i=0}^{k-1} -2u(i) \cdot \left\{ x(i,j) + y(i,m) \right\} + F(j,m) \quad (7)$$

*による復号ベクトルの歪がそれだけ小さくなる。また第2図及び第3図で説明したこの発明の実施例では $N = 2^{kr/2}$ 個の代表ベクトルを記憶する符号帳を2個使うので全体で $2N$ 個の代表ベクトルを記憶するメモリがあればよい。これに対し第1図に示す従来技術のベクトル量子化では $M = 2^{kr} = N^2$ 個の代表ベクトルを記憶するメモリを必要とする。

式(3)で示した2乗距離 $d_{j,m}$ の計算は更に詳しく表現すると次式(4)のようになる。ただし式を見やすくするため以下の説明ではすべて $x/2, y/2$ をそれぞれ x, y で置き換えてある。

j と y_m の組合せは N^2 個あり、それらのすべてについてそれぞれ歪 $d_{j,m}$ を求めてその中で最小の $d_{j,m}$ を与える(j,m)を決めるためには $3kN^2$ 回の演算量を必要とし、これは第1図の従来のベクトル量子化装置を必要とする演算量(式(1)における一回の減算と一回の2乗累積加算を $i=0$ から $i=k-1$ まで行うことを N^2 回実行)よりかえって増加する。即ち第4図のこの発明の実施例では符号帳11,12に必要な全メモリ容量は第1図のものより著しく小さいが、必要な演算量は増加する欠点がある。この点を改善した実施例を第5図を参照に次に説明する。

式(4)を展開すると次式(5)のようになる。

する必要はない。そこで式(5)の代りに次式(7)で定義される $d'_{j,m}$ が最小となる符号の組合せ(j,m)を決めればよい。

式(7)において第2項F(j,m)は式(6)で定義されるように入力ベクトルuとは無関係であり、符号帳X、Yから選んだ代表ベクトルx_j,y_mだけから計算できる。従ってあらかじめすべての(j,m)の組合せ(N²個の組合せ)について式(6)のF(j,m)を計算した結果をメモリに記憶しておき、式(7)によりd_{j,m}を計算する時に対応するF(j,m)を讀出して例えば式(7)の演算量を少くできる。

第5図は第3図の実施例における平均ベクトル計算部13、2乗距離計算部132、符号帳11,12を式(7)にもとずいて構成する例である。上述のように式(6)によりあらかじめすべての組合せ(j,m)について計算したF(j,m)の値を記憶したテーブルメモリ33が設けられている。式(7)の第1項はベクトルuとx_jの内積とベクトルuとy_mの内積との和であり、それぞれ内積演算器34,35とより計算される。内積計算結果はそれぞれスカラー値として加算器35に与えられて、テーブルメモリ33から讀出された対応するF(j,m)の値と加算される。加算器36の出力は式(7)によるd_{j,m}の計算結果となっている。この第5図の実施例では内積演算器34,35による内積の演算が2kN回、加算器36によるスカラー加減算が2N²回となる。また必要な記憶装置の記憶容量

$$d_{j,m} = \sum_{i=0}^{k-1} w(i) \left\{ u(i) - x(i,j) - y(i,m) \right\}^2 \dots \dots (8)$$

$$j = 0 \dots N - 1, \quad m = 0 \dots N - 1$$

ここでw(i)はベクトル加重wの第i番目の要素を表わし、u(i)が変わる度に変わるが、dの最小値を求める間u(i)とともに固定である。なおw(i)がu(i)に関わらず固定であれば容易に2乗距離の場合に*

$$d^*_{j,m} = \sum_{i=0}^{k-1} \left\{ -2w(i) u(i) \left\{ x(i,j) + y(i,m) \right\} \right\} + \sum_{i=0}^{k-1} w(i) F(i,j,m) \dots (9)$$

$$j = 0, 1, \dots, N - 1, \quad m = 0, 1, \dots, N - 1$$

F(i,j,m) = { x(i,j) + y(i,m) }² ... (10)
式(10)のF(i,j,m)のすべての要素をあらかじめ計算して記憶しておくためには(6)式の場合と異なり、

$$E(j,m) = \sum_{i=0}^{k-1} w(i) F(i,j,m) \dots (11)$$

式(9)の第1項を計算するために、予め次式(12)で定義されるs(i)をi=0,1,...,kについて1回だけ計

は符号帳11,12の2kNとテーブルメモリ33のN²である。表Iは前記した第1図の従来技術によるベクトル量子化装置とこの発明による第4及び5図の実施例のそれぞれに必要な記憶装置の容量と演算量をk=16,N=16として計算して示してある。

表 I

	演算量 (ステップ数)	記憶容量 (ワード数)
①(第1図)	2kN ² (8192)	kN ² 4096
②(第4図)	3kN ² (12288)	2kN 512
③(第5図)	2N ² +2kN (1024)	2kN+N ² 768

k=16, N=k

以上の説明において量子化歪d_{j,m}あるいはd_{j,m}を表わすものとして2乗距離を使った実施例を示した。これらは音声符号化においてスペクトル包絡パラメータをLSPパラメータや対数断面積関数に変換してベクトル量子化するときなどに応用できる。しかし、音声の波形信号あるいは予測残差信号を高効率に量子化するためには周波数領域で適応的重み付き距離計算をする必要がある。その場合の距離尺度は次のように表わされる。

*帰着できる。式(8)を展開して、歪の最小決定を寄与しない第1項を省略し、第2項と第3項のみを残したものをd*とすると

kN²個の要素をもつメモリが必要である。更に次式(11)で定義する式(9)の第2項を計算するためにkN²個の内積演算が必要である。

算しておく。
s(i) = -2w(i)u(i) (12)

さらに $s(i)$ について N 要素の内積を 2 回行い、次式 $d_{j,m}^*$ (13), (14) で定義される G, H を求める。

$$G(j) = \sum_{i=0}^{k-1} s(i) x(i, j) \tag{13}$$

$$H(m) = \sum_{i=0}^{k-1} s(i) y(i, m) \tag{14}$$

これだけの準備の結果、(9) 式の $d_{j,m}^*$ は次のスカ
ラ演算で求まる。

$$d_{j,m}^* = G(j) + E(m) + E(j, m) \tag{15}$$

第 3 図の実施例において上述の計算を実行する構成を第
6 図に示す。テーブルメモリ 33 には式 (10) によって与
えられる kN^2 個の $F(i, j, m)$ の値をあらかじめ計算して
書込んである。ベクトル量子化装置には入力ベクトル u
とともに加重ベクトル w が入力され乗算器 37 によりそれ
らのベクトルの対応する第 i 要素が式 (12) のように計
算される。これによって得られた加重入力ベクトル s
($i = 0, 1, \dots, k - 1$) は内積演算器 34, 35 にそれ
ぞれ与えられ、符号帳 11, 12 から読出された代表ベクト
ル $x(j, y, m)$ とそれぞれ式 (13), (14) で示す内積がと
られる。一方加重ベクトル w は (j, m) に対応してテー
ブルメモリ 33 から読出されたベクトル $F(i, j, m)$ (i
 $= 0, 1, \dots, k - 1$) と内積演算器 38 により式 (11) で示す
内積が計算される。内積演算器 34, 35, 38 からの内積計算
結果は加算器 36 に与えられて式 (15) のスカラ加算が
行われ、入力ベクトル u を j, m に符号化した場合の歪に
対応する値 $d_{j,m}^*$ が得られる。

第 6 図の実施例において必要な演算器と記憶容量を表 II
に示す。表 II には比較のため第 1 図に対応した式 (1)
及び第 4 図に対応した式 (4) にそれぞれ式 (8) と同
様に重み w を加えた場合のベクトル量子化演算に必要な
演算量とメモリ容量も示してあるが、これらは上述の説
明と同様にして容易に求められるのでその説明を省略す
る。

表 II

	演算量 (ステップ数)	記憶容量 (ワード数)
①(第1図)	$3kN^2$ (12288)	kN^2 (4096)
②(第4図)	$4kN^2$ (16384)	$2kN$ (512)
③(第6図)	$k(1+2N+N^2)+2N^2$ (5136)	$2kN+kN^2$ (4608)

$k=16, N=16$

$$d_{j,m}^* = \sum_{i=0}^{k-1} w(i) \left\{ u(i), \tau x(i, j) - \tau y(i, m) \right\}^2 \tag{16}$$

$j = 0, \dots, N - 1, m = 0 \dots, N - 1$

重み付き距離の場合には、①と比較して②, ③はそれぞ
れ演算量か、記憶容量のどちらかが増えてしまうが、②
と③を組み合わせれば演算量と記憶容量の双方を①の場合
より少なくできる。すなわち、(9) 式の $F(i, j, m)$
の一部のみをテーブルとして持てばよい。テーブルをも
つ割合を ($0 < \alpha < 1$) とすると、演算量は $2N^2 + k$
 $+ 2kN + (3 - 2\alpha) kN^2$ となり、記憶容量は $2kN + kN^2$
となる。 α を適当に選ぶことにより与えられた設計条件
を満すように演算量と記憶容量を互いに融通し合うこと
が可能である。

また (10) 式の $F(i, j, m)$ を更に展開して、各項を別
々のテーブルにしてもつこともできる。この場合、その
ままでは演算量も記憶容量も③の場合より増えてしまう
が、 $x(i, j) \cdot y(i, m)$ の積の計算の一部または
全部を省略して、 $d_{j,m}^*$ の近似計算を行うことができ
る。このとき、歪が最小になる符号を必ずしも選択でき
ないが、演算量と記憶容量を大幅に削減できる。
また距離尺度に (17) 式のように符号帳のベクトルの定
数倍の自由パラメータ α を含む場合にも容易に適用でき
る。

10

20

30

40

音声の残差信号を時間領域で量子化する際に次式に示す *号帳 Z 歪尺度が従来よく使われる。この歪 d_ℓ の計算は 1 つの符*

$$d_{\ell} = \sum_{i=0}^{k-1} \left[u(i) - \sum_{g=0}^{k-1} h(i, g) z(g, \ell) \right]^2$$

$$\ell = 0, 1, \dots, M-1$$

を使って行う。この歪尺度をこの発明のベクトル量子化方法に適用した場合の歪 d_{j,m} は次式のように表わせ

$$d_{j, m} = \sum_{i=0}^k \left[u(i) - \tau \sum_{g=0}^{k-1} h(i, g) \{ x(g, j) + y(g, m) \} \right]^2$$

ただし h(i, g) はたたみ込み積を行う行列 H の i 行, g 列の要素を表わし、歪 d_{j,m} が最小となるように決められるパラメータである。

式(3), (4) 及び(5) の歪 d_{j,m} の定義は符号誤りのないときの性能を反映させたものである。符号誤りに対しさらに強くするために、次式(17) のような歪の定義も有効である。

$$d_{j, m} = \mu |u - v_{j, m}|^2$$

$$d_{j, m} = \sum_{f=0}^{N-1} \sum_{g=0}^{N-1} \left| u - (x_f + y_g) \right|^2 q(f|j) q(g|m)$$

ここで q(f|j) はベクトルの番号 j が伝送路で f に誤る確率を示す。q(m|g) についても同様である。

これらの歪尺度は 2 乗距離がもとになっているが、前述の重み付き 2 乗距離やその他の尺度に応用することも容易である。さらにここでは複数の系統に情報を等分することを前提にしているため、最終出力ベクトルは算術平均で求められたが、系統毎に情報の配分が異なるときは重み付き平均で求められる。例えば 2 系統で 2 乗距離を使う場合、各系統の伝送率が r(x), r(y) として、 $v_{j, m} = \{x_j \cdot 2^{2r(x)} + y_m \cdot 2^{2r(y)}\} / \{2^{2r(x)} + 2^{2r(y)}\}$

とすればよい。これは x の歪の期待値が $2^{-2r(x)}$ と近似できることに基づいている。

第 2 ~ 6 図で示したこの発明の実施例で使用する 2 つの符号帳 11, 12 の作成手順を第 7 図のフローチャートを参照して次に説明する。このフローチャートは 2 個の符号帳を交互に修正して歪を局所的に最小化する例であるが、2 個以上の符号帳の作成にも容易に応用できる。ステップ S_n では学習サンプル系列から任意の位置で抽出した連続 k 個のサンプルから成るベクトルを多数用意し、これらと同じ数ずつ任意に 2 つに分けてそれぞれを

$$+ (1 + \mu) \{ |u - x_j|^2 + |u - y_m|^2 \} / 4 \dots (17)$$

ここで、μ は 0 から 1 までのパラメータで μ を 1 とすると式(3) の歪と等価で μ を小さくすると、各符号帳の冗長性が増し、2 系統の一方だけでも誤りがなければ歪を小さくできる。すなわち、符号誤りに強くなる。

さらに伝送路符号誤りを考慮したとき、u の x_j と y_m に対する歪の定義として次式が考えられる。

30 初期代表ベクトルとすることによって初期符号帳 X, Y を作る。または学習サンプルを用いて、通常のベクトル量子化の学習で作成したベクトルのグループを符号帳 X とし、その誤差の系列を学習サンプルとして作成したベクトルのグループを符号帳 Y としてもよい。

次にステップ S₁ で代表ベクトル数よりも充分多い数の学習ベクトルを入力ベクトル u として、各入力ベクトルに対し例えば式(3) による歪 d をすべての代表ベクトルの組 x_{j, y_m} について計算し、最も歪 d の小さくなる代表ベクトルの組 x_{j, y_m} を決定する。即ち各入力ベクトルをこの発明の量子化法で量子化し、各入力ベクトル u がどの代表ベクトルの組 x_{j, y_m} に帰属するかを決定する。

ステップ S₂ ではステップ S₂ で計算した各入力ベクトルに対する最小の歪 d の総和 D を計算し、その値が閾値以下または L の改善率が閾値以下であれば符号帳 X, Y は目的とする代表ベクトルで構成されていると判断し、符号帳の学習を停止する。そうでなければ次のステップ S₃ に進み、まず符号帳 X の内容 x_j は固定したまま符号帳 Y の内容 y_m の改善を行う。

50 即ち、ステップ S₃₋₁ ではステップ S₁ で決めた各入力ベク

トルuの帰属する代表ベクトルの組 (x_j, y_m) にもとづいて代表ベクトル y_m を変数ベクトルとみなし、その変数ベクトル y_m を帰属ベクトルの組に含むすべての入力ベクトル u の歪の和を変数ベクトル y_m で偏微分した式を 0 とおき、その方程式を変数ベクトル y_m について解いたベクトル値 \hat{y}_m を新しい代表ベクトル y_m とする。*

$$\hat{y}_m = \frac{1}{P} \sum_{e=1}^P (2 u_{me} - x_{fe})$$

次にステップ S₃₋₂ で固定した符号帳 X と更新された符号帳 Y とを使ってステップ S₁ と同様に各入力ベクトル u に対して、X に対する帰属はステップ S₁ の状態に固定したまま、Y に対する帰属を決定し、ステップ S₃₋₃ で符号帳 Y の更新をステップ S₃₋₁ と同様にを行う。

ステップ S₄ で符号帳 X と更新された符号帳 Y を使って各入力ベクトル u の帰属する代表ベクトルの組 (x_j, y_m) をすべて決定する。ステップ S₄ はステップ S₁ と等価である。

ステップ S₅ では符号帳 Y の内容を固定したまま符号帳 X の内容を改善する。即ち、ステップ S₄ で決定した各入力ベクトル u の帰属する代表ベクトルの組 (x_j, y_m) に

$$\hat{x}_j = \frac{1}{Q} \sum_{e=1}^Q (2 u_{je} - y_{ge})$$

次にステップ S₅₋₂ で更新した符号帳 X と固定した符号帳 Y を使って各入力ベクトル u に対し、Y に対する帰属はステップ S₄ の状態に固定したまま、X に対する帰属をすべて決定し、ステップ S₅₋₃ で再び符号帳 X の更新をステップ S₅₋₁ と同様にして行う。

ステップ S₁ に戻って以下にステップ S₂ ~ S₅ と同様の繰返し演算を行い、ステップ S₂ で歪の総和 D が閾値以下あるいは D の改善率が閾値以下になったら符号帳 X, Y の更新を終了する。

上述においてステップ S₃₋₂, S₃₋₃ 及び S₅₋₂, S₅₋₃ は省略してもよい。またステップ S₃₋₂, S₃₋₃ 及び S₅₋₂, S₅₋₃ を交互に繰り返してもよい。

第 8 図は符号帳学習によって歪の減少する様子を SNR で示したものである。図中第 7 図のフローチャートにおけるステップ S の記号 , , , , は S₁, S₃₋₁, S₃₋₂, S₅₋₁, S₅₋₂ に対応する。ステップ S₃₋₁, S₃₋₂ の組やステップ S₅₋₁, S₅₋₂ の組を何回か繰返しても歪が減少していくことにはかわりない。

第 9A, 9B 図は伝送符号誤りがあった場合の被害の範囲を比較したもので、第 9A 図は第 1 図に示す従来の 1 系統の量子化の場合、第 9B 図はこの発明による 2 系統の量子化の場合である。誤りビットを丸でかこんで示してある。一つの入力ベクトルに対して複数の系統の符号帳と伝送符号を与えることにより、伝送符号の単位は分割される

* 代表ベクトル y_m を帰属ベクトルの組に含むすべての入力ベクトル P 個 (P は可変) を u_{m1}, u_{m2}, ..., u_{mp} と表し、それらの帰属するベクトルの組を (x_{f1}, y_m), (x_{f2}, y_m), (x_{f3}, y_m), ..., (x_{fp}, y_m) とすると \hat{y}_m はそれらの重心として結局次式で与えられる。ただし fe は 0 から N - 1 までのいずれかの値をとる。

$$(2 u_{me} - x_{fe})$$

もとづいてステップ S₅₋₁ で代表ベクトル x_j を変数ベクトルとみなし、その変数ベクトル x_j を帰属ベクトルの組に含むすべての入力ベクトル u の歪の和を変数ベクトル x_j で偏微分した式を 0 とおき、その方程式を変数ベクトル x_j について解いた値 \hat{x}_j を新しい代表ベクトル x_j とする。代表ベクトル x_j を帰属ベクトルの組に含むすべての入力ベクトル Q 個 (Q は可変) を u_{j1}, u_{j2}, ..., u_{jQ} と表し、それらの帰属するベクトルの組を (x_j, y_{g1}), (x_j, y_{g2}), ..., (x_j, y_{gQ}) とすると \hat{x}_j はそれらの重心として結局次式で与えられる。ただし ge は 0 から N - 1 までのいずれかの値をとる。

$$(2 u_{je} - y_{ge})$$

ため、すべての系統に誤りが生じる確率は分割しない通常の伝送符号の誤り率に比べて小さいものとなる。いい替えれば、第 9A, 9B 図にハッチングで示したように、2 系統の場合、1 ビットの符号誤りの及ぼす範囲は 1 系統の場合の半分になる。

第 10 図の無記憶のラプラス分布をもつ系列に対する r = 1 の場合の性能を示す。ラプラス分布は音声信号を線形予測の残差信号を模擬するものである。図中 (a) は本発明による 2 系統の量子化、(b) ~ (e) は従来の 1 系統の量子化である。横軸はビットの誤り率、縦軸は SNR である。第 10 図から 2 系統の量子化は符号誤りのない場合には、1 系統の同じ次元数の量子化とほぼ同等の性能をもち、符号誤りのある場合には優れることが分かる。

第 11 図は本発明による 2 系統の量子化を従来のベクトル量子化符号と誤り訂正符号を組合わせたものとを全情報量一定のもとで比較したものである。ここでは訂正符号として多重誤り訂正が可能な 7 種の BCH 符号を用いた。括弧内は左から全情報ビット、情報源のビット、誤り訂正可能ビットを示す。これらの符号は何れも誤りのないときにも冗長ビットのために歪が大きくなることと符号誤りが一定以上になると急速に歪が大きくなるという難点があり、本発明の量子化のほうが優れている。

この発明の 2 チャンネルのベクトル量子化を中帯域音声

30

40

50

符号化の有力な1手法である重み付きベクトル量子化による変換符号化に応用した例を第12図に示す。入力デジタル音声信号Sを線形予測分析器41に与えて線形予測のパラメータ $\{i\}$ をフィルタ係数として逆フィルタ42に与え逆フィルタ42に音声信号Sを通して求めた線形予測残差信号Rを得る。残差信号Rはコサイン変換器43によりコサイン変換され、そのDCT(離散コサイン変換)係数を周波数軸上で並べ変えて複数の副ベクトルに分割する。こうして得られたベクトル L_1 はこの発明による2チャンネル重み付きベクトル量子化装置100によってスペクトル包絡の重みをつけてベクトル量子化され波形情報Bとして伝送される。これと共にピッチ周期 t や線形予測パラメータ $\{i\}$ 及び信号パワPからなる補助情報Aも符号化されて伝送される。受信側の復号器200は符号帳15,16を参照して受信した波形情報符号Bから代表ベクトルの組 x_j, y_m を復号しそれらの平均を復号器17,18から出力する。この平均ベクトルはコサイン逆変換器14に与えられ残差信号Rが復号される。一方受信したパラメータの情報Aはパラメータ復号器45により復号され、そのうち線形予測パラメータ $\{i\}$ はフィルタ係数として合成フィルタ46に与えられる。残差信号Rは合成フィルタ46を通して音声合成される。2チャンネルの量子化の符号帳11,12(及び15,16)を作るためにまず長時間平均スペクトルの重みをつけた歪尺度でガウス乱数系列から学習する。このとき作られたベクトルは周波数軸上の高域に対応する成分のパワが殆ど0となり、復号化された音声の高域成分が欠落する。これを緩和するために代表ベクトルを学習系列のガウス乱数のなかで重み付き距離が最小となるベクトルに置き換える。

第1図に示す従来の1チャンネルベクトル量子化を使った場合と比較して、第12図の伝送差における符号誤りに対するSNRを第13図に示した。入力音声Sとして男女性各1名の音声を異なる符号誤りパターンで繰り返し用い、各SNRは約90秒の平均である。(a)以外はすべて波形の量子化に通常の1チャンネルのベクトル量子化を用いている。全ての補助情報Bと(c)の場合の波形情報に(31,21)の2重誤り訂正可能なBCH符号で誤り訂正を行った。補助情報は全体の情報の20%程度で、誤り訂正符号の冗長ビットによる波形歪の増加は僅かであるのに対し、波形情報に誤りを生じたときは被害が大きいためである。

第13図の結果から、チャンネルの量子化は誤りのない場合から0.3%程度の誤りに対し、他より波形歪を小さくできることがわかる。

次に本発明を第12図の音声符号化の線形予測パラメータ $\{i\}$ の量子化に適用する場合について述べる。ここではまず線形予測係数 $\{i\}$ をフィルタの安定性管理が容易で、補間特性のよい、LSP(線スペクトル対)パラメータに変換する(米国特許No.4393272)。その後、

このパラメータについてベクトル部分を8ビット、スカラー部分13ビットでベクトル・スカラー量子化を行う。この時のベクトル部分に対応する8ビットの符号の一つずつを強制的に反転して復号した時のスペクトル歪(LPCケプストラム距離)について通常のベクトル量子化と本発明の量子化を比較したものが第14図である。縦軸がケプストラム距離、横軸が符号中の反転したビット位置を示し、白棒が通常のベクトル量子化によるもの、縦縞棒がこの発明によるベクトル量子化によるものである。スペクトル歪で評価したのはLSPパラメータのような線形予測パラメータでの符号誤りは直接、符号化音声の量子化歪として反映されるためである。スペクトル歪は値が小さいほど劣化が少ないことを示している。この図から、2チャンネルに分ける本発明の方がスペクトル歪に対する影響が少ないことが分かる。また誤りの無いときは通常のベクトル量子化のほうが優れているがその差は僅かである。

〔発明の効果〕

以上説明したように、本発明のベクトル量子化法によれば、複数の符号帳を使って一つの入力ベクトルに対して複数系統で量子化するので量子化符号の単位が分割され、その結果符号の伝送において分割されたすべての符号の誤りが生じる確率は分割しない通常の量子化符号の伝送誤り率に比べてきわめて小さいものとなる。言い替えば、1ビットの符号誤りの及ぼす範囲が小さくなる。従って復号ベクトルに及ぼす被害が軽減される。一方、符号誤りが無いときには、それぞれの系統の代表ベクトルの平均が入力との歪を最小化するように出力符号の組合せを決めるので、同一情報量の通常の1系統の量子化とほぼ同等の性能を持つことが期待できる。

更に、本発明の複数系統のベクトル量子化法は、この様な符号誤りに対する利点のほかに、表Iや表IIに示すように符号帳の記憶容量を大幅に削減できることや量子化のための探索の演算量を少なくできるという利点がある。このほかに各符号帳で入力ベクトルの近傍だけに探索候補を絞ることで、性能を殆んど低下させることなく、演算量を削減することが可能である。

従って、本発明の量子化法を音声波形の符号化や画像符号化に用いることで、性能の向上が期待できる。特に伝送路誤りがあり、かつ情報圧縮の必要な用途に有効である。

【図面の簡単な説明】

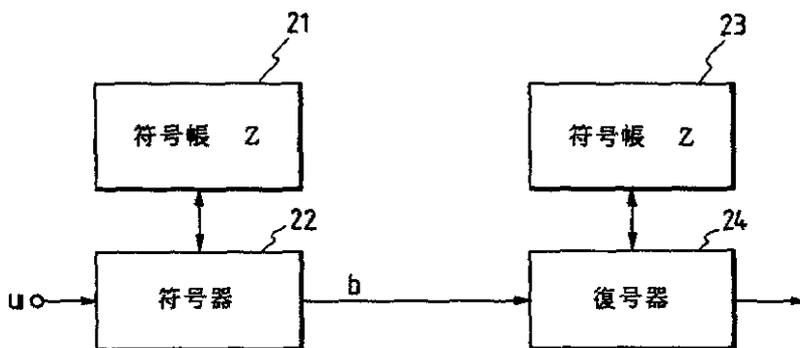
第1図は従来の1つの符号帳を使ってベクトル量子化を行う送信側の符号化装置と受信側の復号装置を示すブロック図、
第2図はこの発明のベクトル量子化装置とその復号装置を示すブロック図、
第3図は第2図に示すこの発明のベクトル量子化装置の詳細なブロック図、
第4図は第3図のベクトル量子化装置における2乗距離

計算を行うための構成を示すブロック図、
 第5図は第3図の実施例における2乗距離計算を行う他の構成を示すブロック図、
 第6図は第3図の実施例において重み付き2乗距離計算を行う構成を示すブロック図、
 第7図はこの発明のベクトル量子化装置に用いられる2つの符号帳を学習によって作る手順を示すフローチャート、
 第8図は第7図のフローチャートに従って学習を繰り返した場合の符号帳の改善を示すグラフ、
 第9A、9B図は従来のベクトル量子化法とこの発明のベクトル量子化法において符号誤りの被害の範囲を比較した図、
 第10図は符号誤り率に対するSNRについてこの発明のベ

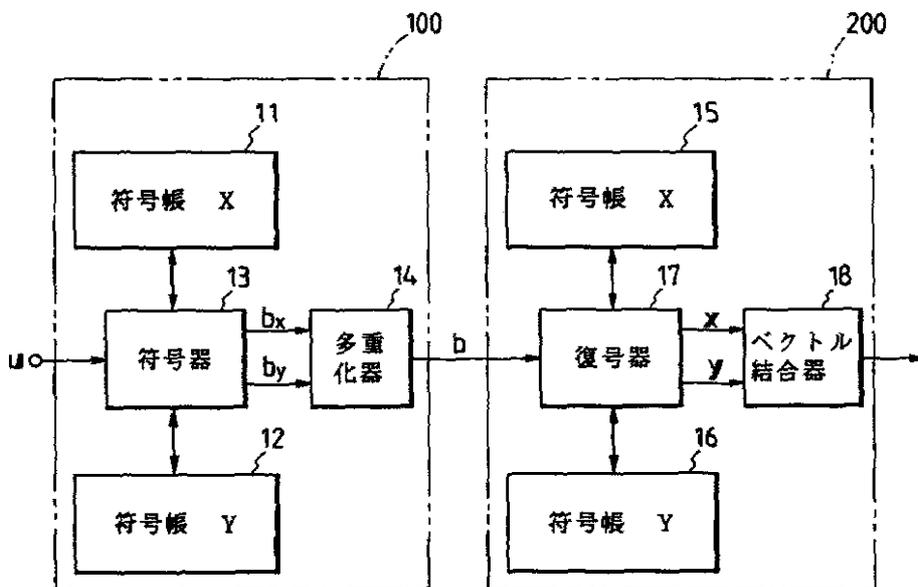
クトル量子化法と従来のベクトル量子化法を比較したグラフ
 第11図はこの発明のベクトル量子化法の効果を更に従来技術と比較したグラフ
 第12図はこの発明のベクトル量子化法を音声残差波形の周波数領域における重み付きベクトル量子化に適用した場合の伝送システムを示すブロック図、
 第13図は第12図に示す位置システムの符号誤りに対するSNRを従来のベクトル量子化を使った場合と比較したグラフ、
 第14図は第12図における線形予測パラメータの量子化にこの発明を応用した場合の符号誤りに対するスペクトラム歪を従来のベクトル量子化法を用いた場合と比較したグラフを示す。

10

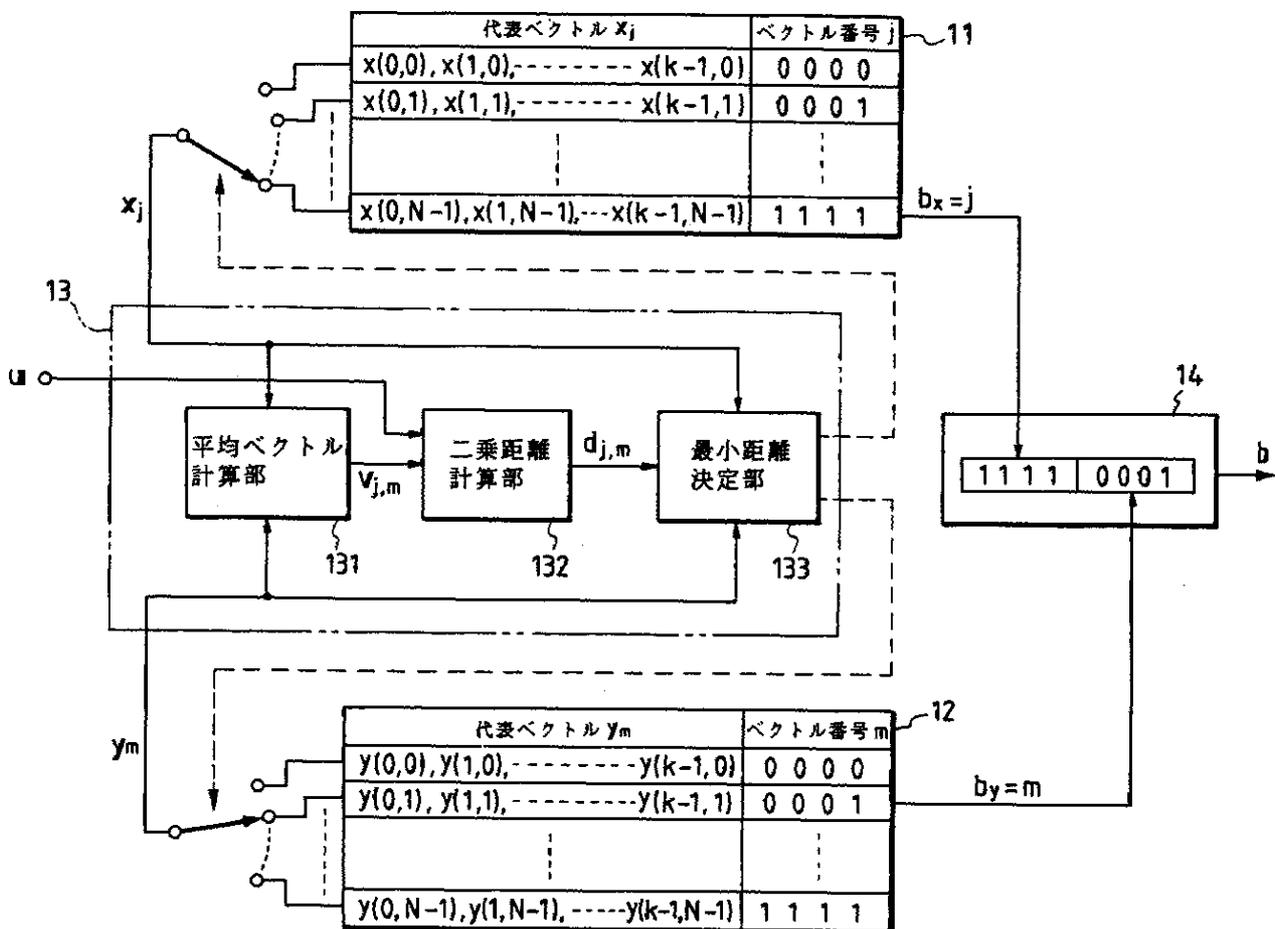
【第1図】



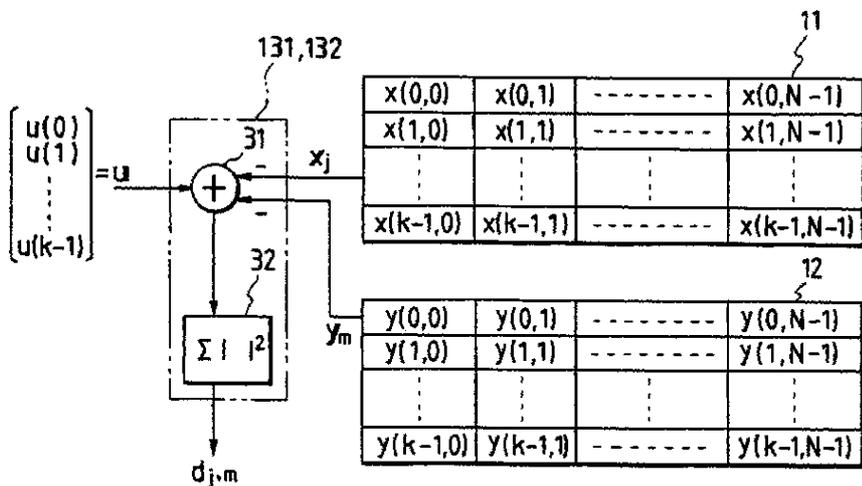
【第2図】



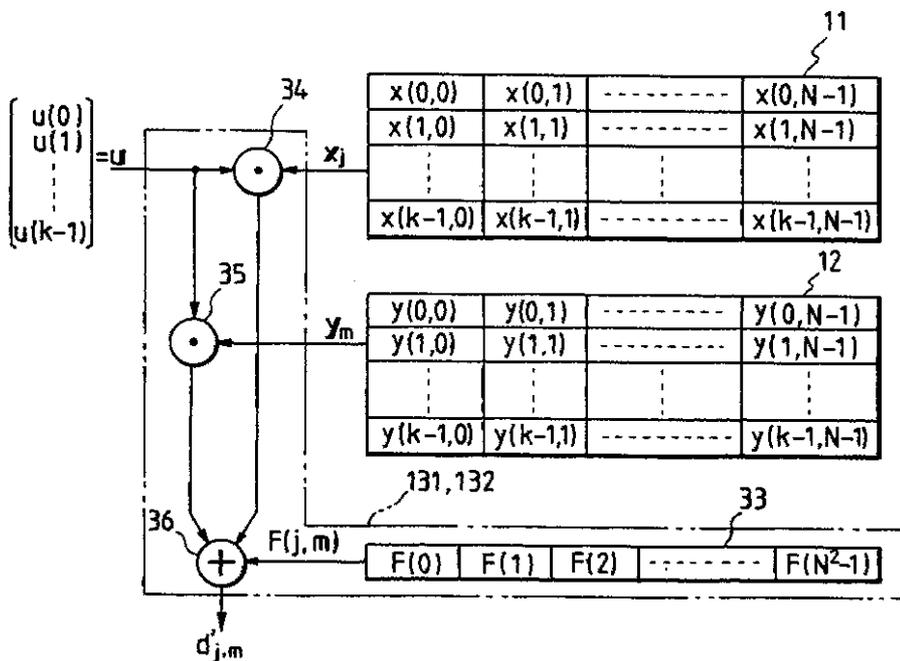
【第3図】



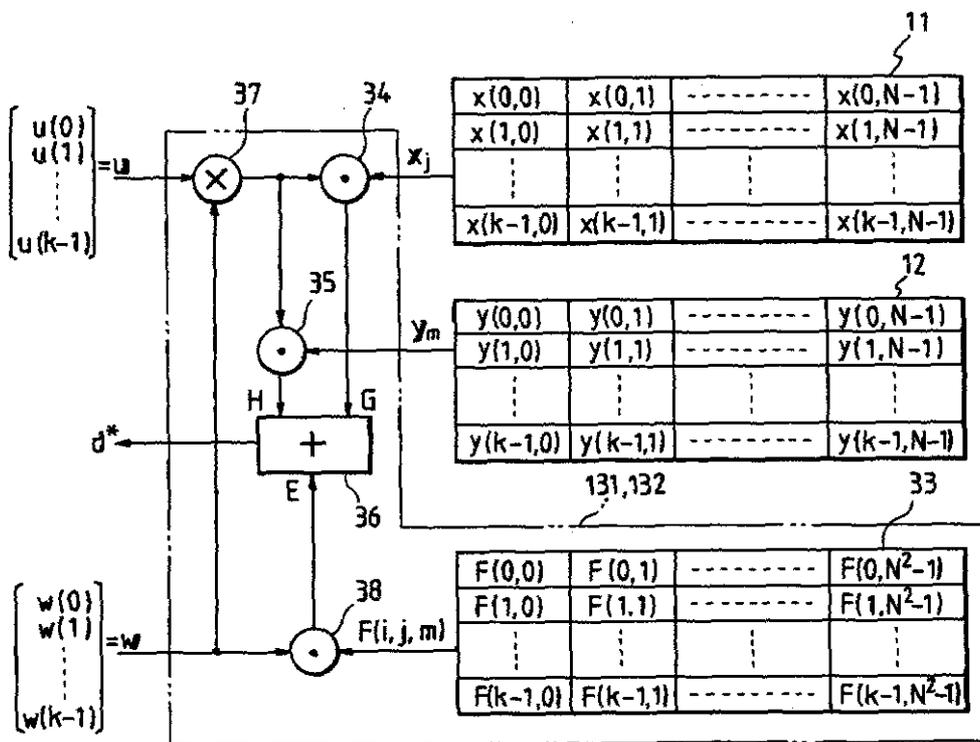
【第4図】



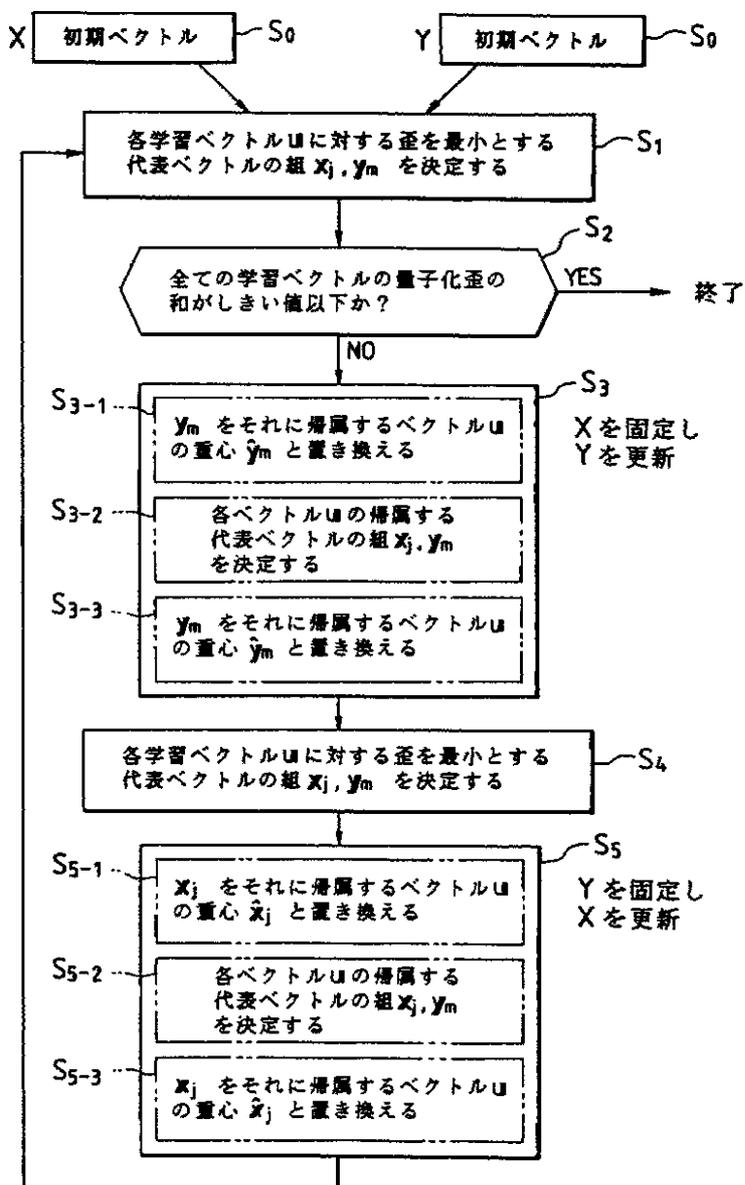
【第 5 图】



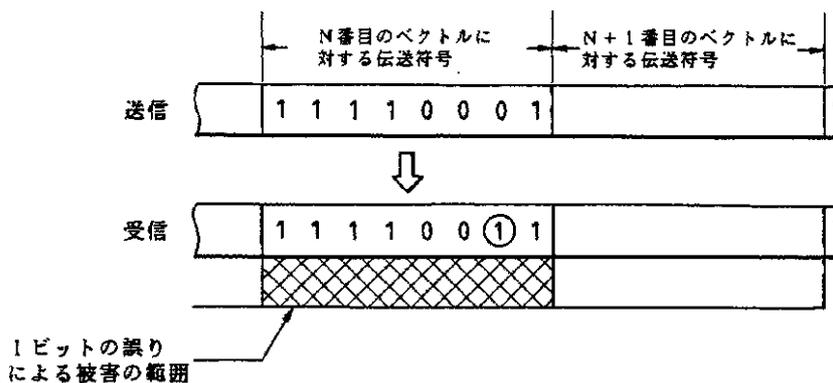
【第 6 图】



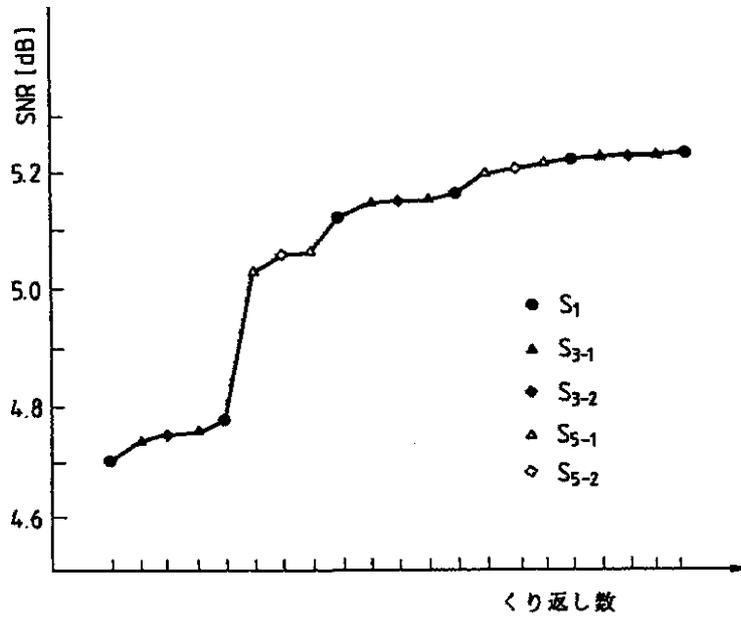
【第7図】



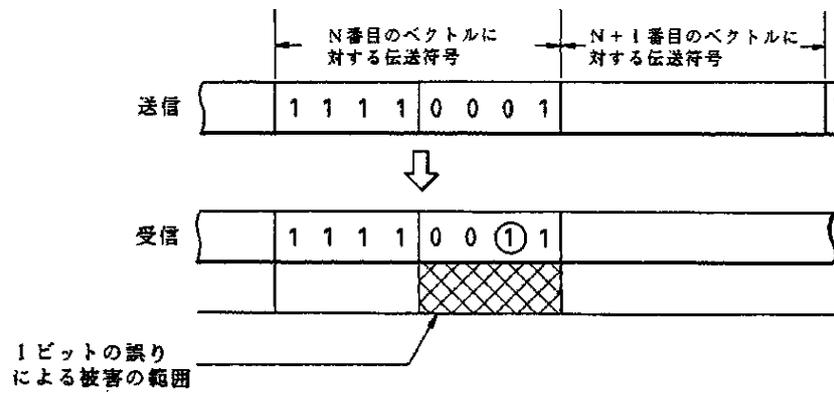
【第9A図】



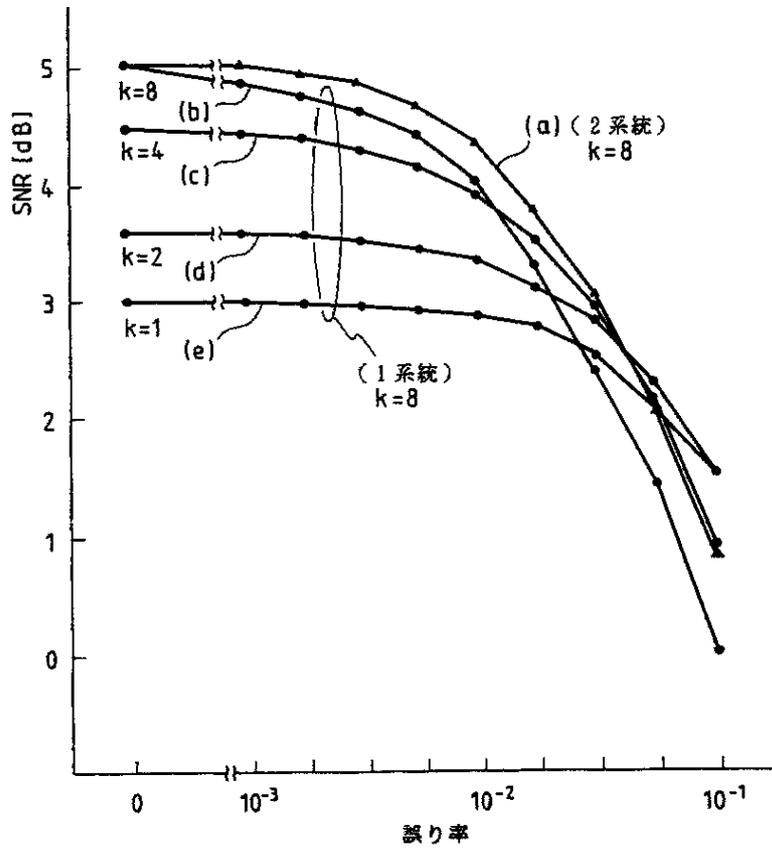
【第8図】



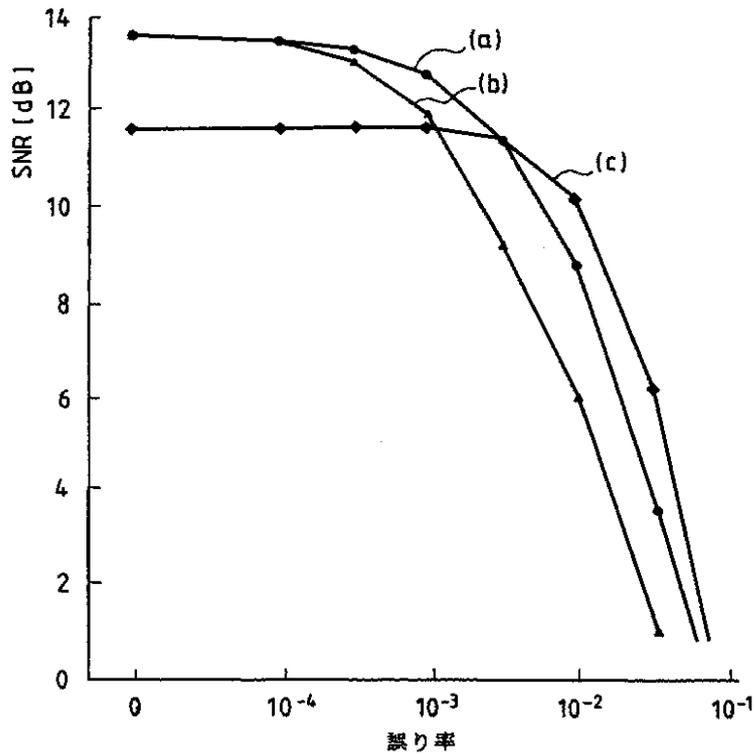
【第9 B図】



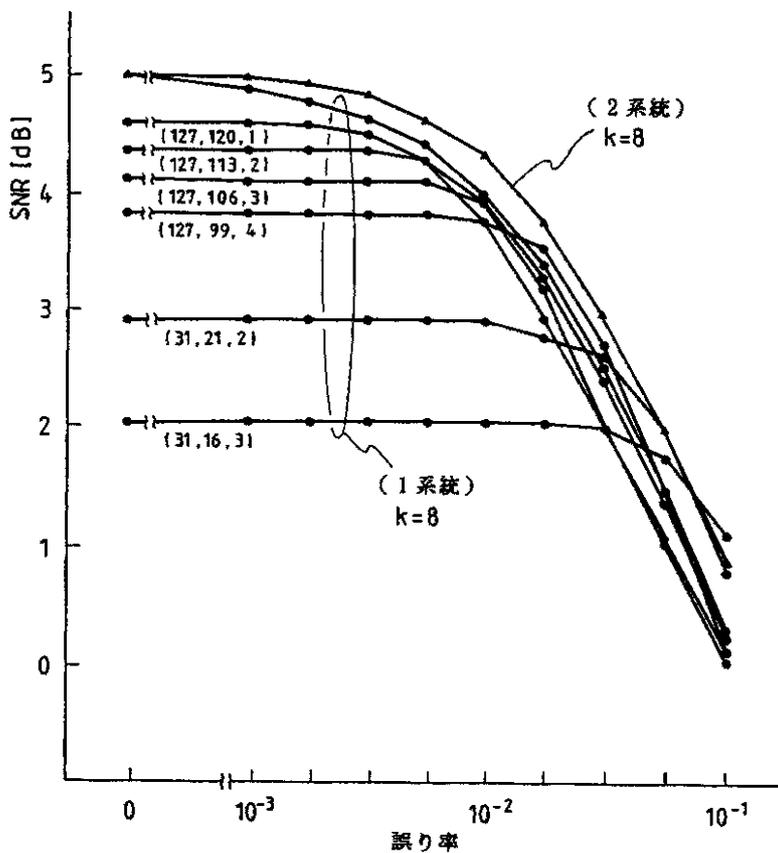
【第10図】



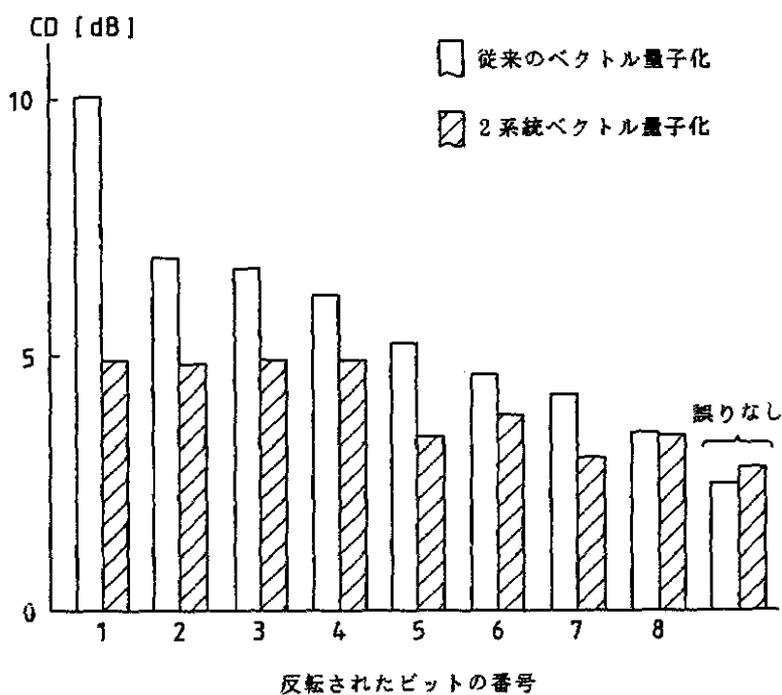
【第13図】



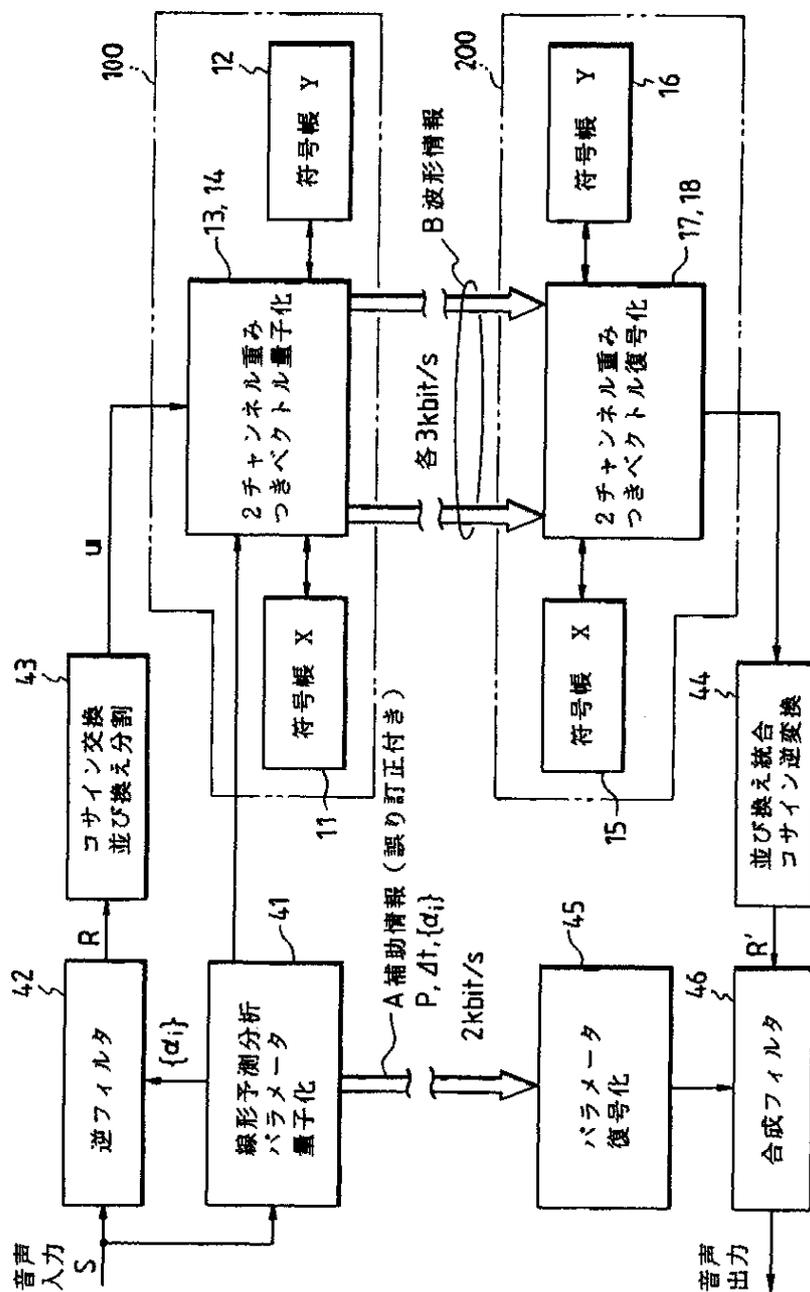
【第11図】



【第14図】



【第12図】



フロントページの続き

(51)Int.Cl.⁶
H04N 7/30

識別記号 庁内整理番号 F I

技術表示箇所