

(19) 日本国特許庁(JP)

(12) 特許公報(B2)

(11) 特許番号

特許第4870635号  
(P4870635)

(45) 発行日 平成24年2月8日(2012.2.8)

(24) 登録日 平成23年11月25日(2011.11.25)

(51) Int. Cl. F I  
**G 1 O L 11/00 (2006.01)** G 1 O L 11/00 I O I C  
**G 1 O L 19/06 (2006.01)** G 1 O L 19/06 B

請求項の数 4 (全 30 頁)

(21) 出願番号	特願2007-230584 (P2007-230584)	(73) 特許権者	000004226
(22) 出願日	平成19年9月5日(2007.9.5)		日本電信電話株式会社
(65) 公開番号	特開2009-63761 (P2009-63761A)		東京都千代田区大手町二丁目3番1号
(43) 公開日	平成21年3月26日(2009.3.26)	(74) 代理人	100064908
審査請求日	平成21年7月17日(2009.7.17)		弁理士 志賀 正武
		(74) 代理人	100108453
			弁理士 村山 靖彦
		(72) 発明者	亀岡 弘和
			東京都千代田区大手町二丁目3番1号 日 本電信電話株式会社内
		(72) 発明者	鎌本 優
			東京都千代田区大手町二丁目3番1号 日 本電信電話株式会社内

最終頁に続く

(54) 【発明の名称】 線形予測係数算出方法、装置、プログラム及び記録媒体

(57) 【特許請求の範囲】

【請求項1】

係数初期化部が、線形予測係数を初期化する係数初期化過程と、  
 残差算出部が、入力信号とその時点の線形予測係数から残差ベクトルを算出する残差算出過程と、

補助変数算出部が、前記残差算出過程で算出された残差ベクトルの要素の絶対値和として表した第1符号量関数、ないし、前記第1符号量関数に漸近する台形関数に基づいて設計した第2符号量関数、ないし、前記第1符号量関数または前記第2符号量関数を不連続点のない滑らかな関数で近似した近似関数のいずれかである目的関数と、線形予測係数及び補助変数をパラメータとして前記目的関数に接する2次曲線であって前記目的関数と等しいか又は大きくなる補助関数とが略等しくなる補助変数を算出する補助変数算出過程と、

10

係数算出部が、補助変数算出過程で算出された補助変数で、補助関数を略最小とする線形予測係数を算出する係数算出過程と、

判定部が、補助変数算出過程及び係数算出過程の繰り返しが所定の条件を満たすか否かを判定し、満たしていない場合には残差算出過程、補助変数算出過程及び係数算出過程を行わせる判定過程と

を含み、

前記補助変数算出部が、前記目的関数が微分不能な点を有する場合に、該目的関数の微分不能な点の前後の点で滑らかに接する接点を有し、これら2つの接点区間で単調増加又

20

は単調減少する関数により目的関数の接点区間を置き換えた関数を、目的関数とすることを特徴とする線形予測係数算出方法。

【請求項 2】

線形予測係数を初期化する係数初期化手段と、  
 入力信号とその時点の線形予測係数から残差ベクトルを算出する残差算出手段と、  
 前記残差算出手段で算出された残差ベクトルの要素の絶対値和として表した第 1 符号量関数、ないし、前記第 1 符号量関数に漸近する台形関数に基づいて設計した第 2 符号量関数、ないし、前記第 1 符号量関数または前記第 2 符号量関数を不連続点のない滑らかな関数で近似した近似関数のいずれかである目的関数と、線形予測係数及び補助変数をパラメータとして前記目的関数に接する 2 次曲線であって前記目的関数と等しいか又は大きくなる補助関数とが略等しくなる補助変数を算出する補助変数算出手段と、

10

補助変数算出手段で算出された補助変数で、補助関数を略最小とする線形予測係数を算出する係数算出手段と、

補助変数算出手段による補助変数の算出及び係数算出手段による線形予測係数の算出の繰り返しが所定の条件を満たすか否かを判定し、満たしていない場合には残差算出手段、補助変数算出手段及び係数算出手段による各算出を行わせる判定手段と

を具備し、

前記補助変数算出手段が、前記目的関数が微分不能な点を有する場合に、該目的関数の微分不能な点の前後の点で滑らかに接する接点を有し、これら 2 つの接点区間で単調増加又は単調減少する関数により目的関数の接点区間を置き換えた関数を、目的関数とする

20

ことを特徴とする線形予測係数算出装置。

【請求項 3】

コンピュータを、

線形予測係数を初期化する係数初期化手段と、

入力信号とその時点の線形予測係数から残差ベクトルを算出する残差算出手段と、

前記残差算出手段で算出された残差ベクトルの要素の絶対値和として表した第 1 符号量関数、ないし、前記第 1 符号量関数に漸近する台形関数に基づいて設計した第 2 符号量関数、ないし、前記第 1 符号量関数または前記第 2 符号量関数を不連続点のない滑らかな関数で近似した近似関数のいずれかである目的関数と、線形予測係数及び補助変数をパラメータとして前記目的関数に接する 2 次曲線であって前記目的関数と等しいか又は大きくなる補助関数とが略等しくなる補助変数を算出し、前記目的関数が微分不能な点を有する場合に、該目的関数の微分不能な点の前後の点で滑らかに接する接点を有し、これら 2 つの接点区間で単調増加又は単調減少する関数により目的関数の接点区間を置き換えた関数を、目的関数とする補助変数算出手段と、

30

前記補助変数算出手段で算出された補助変数で、補助関数を略最小とする線形予測係数を算出する係数算出手段と、

前記補助変数算出手段による前記補助変数の算出及び前記係数算出手段による前記線形予測係数の算出の繰り返しが所定の条件を満たすか否かを判定し、満たしていない場合には前記残差算出手段、前記補助変数算出手段及び前記係数算出手段による各算出を行わせる判定手段と

40

として機能させるためのプログラム。

【請求項 4】

コンピュータを、

線形予測係数を初期化する係数初期化手段と、

入力信号とその時点の線形予測係数から残差ベクトルを算出する残差算出手段と、

前記残差算出手段で算出された残差ベクトルの要素の絶対値和として表した第 1 符号量関数、ないし、前記第 1 符号量関数に漸近する台形関数に基づいて設計した第 2 符号量関数、ないし、前記第 1 符号量関数または前記第 2 符号量関数を不連続点のない滑らかな関数で近似した近似関数のいずれかである目的関数と、線形予測係数及び補助変数をパラメータとして前記目的関数に接する 2 次曲線であって前記目的関数と等しいか又は大きくなる

50

る補助関数とが略等しくなる補助変数を算出し、前記目的関数が微分不能な点を有する場合に、該目的関数の微分不能な点の前後の点で滑らかに接する接点を有し、これら2つの接点区間で単調増加又は単調減少する関数により目的関数の接点区間を置き換えた関数を、目的関数とする補助変数算出手段と、

前記補助変数算出手段で算出された補助変数で、補助関数を略最小とする線形予測係数を算出する係数算出手段と、

前記補助変数算出手段による前記補助変数の算出及び前記係数算出手段による前記線形予測係数の算出の繰り返しが所定の条件を満たすか否かを判定し、満たしていない場合には前記残差算出手段、前記補助変数算出手段及び前記係数算出手段による各算出を行わせる判定手段と

10

として機能させるためのプログラムを記録したコンピュータ読み取り可能な記録媒体。

【発明の詳細な説明】

【技術分野】

【0001】

本発明は、線形回帰モデルの予測係数算出方法に係り、たとえば線形予測分析技術を利用して音声音響信号などの時系列信号の分析や符号化を行う音声予測符号化装置などに用いて好適な、線形予測係数算出方法、装置、プログラム及び記録媒体に関する。

【背景技術】

【0002】

従来から線形予測分析手法のひとつとして自己相関法や共分散法がよく知られている。いずれも予測残差のエネルギー（残差の振幅値の二乗積分）を最小とすることを目的としている。この線形予測分析手法を音声音響信号に利用した一例として、音声予測符号化装置130を図10に示し、その動作を説明する。

20

【0003】

音声予測符号化装置130は、入力端子132から入力される離散的時系列デジタル信号 $x_i$ （ $i$ ：整数、以降、デジタル信号 $x_i$ あるいは入力信号 $x_i$ と称す）を、所定サンプル数 $N$ ごとのフレームに分割するフレーム分割部134と、フレーム毎にデジタル信号 $x_i$ の線形予測分析を行い $p$ 個の線形予測係数 $a_j$ （ $j=0, \dots, p$ ）を計算して線形予測残差（あるいは線形予測誤差）信号 $d_i$ を出力する線形予測分析部136と、線形予測部136が出力する線形予測残差信号を符号化する残差符号化部138と、線形予測部136が出力する線形予測係数 $a_j$ を符号化する係数符号化部140とから構成される。

30

【0004】

線形予測分析部136は、全極型（自己回帰型前方予測）であり、線形予測残差信号 $d_i$ のエネルギー（二乗和）を最小にする $p$ 個の線形予測係数 $a_j$ を計算する線形予測係数算出部136aと線形予測係数算出部136aで計算された線形予測係数 $a_j$ とデジタル信号 $x_i$ とから予測値を計算する線形予測部136bと、デジタル信号 $x_i$ から予測値を減算して線形予測残差信号 $d_i$ を生成する減算部136cとで構成される。

【0005】

線形予測分析136は、デジタル信号 $x_i$ に対し、 $p$ 個の線形予測係数 $a_j$ により式(1)に示すようにして線形予測残差信号を求める。

40

【0006】

【数1】

$$d_i = x_i - \sum_{j=1}^p \alpha_j x_{i-j} \dots\dots\dots \text{式(1)}$$

【0007】

線形予測残差信号系列をベクトル形式で書くと式(2)のようになる。

【0008】

50

【数 2】

$$D = X - YA \quad \dots\dots\dots \text{式(2)}$$

【0009】

ただし、Dは線形予測残差信号系列のN次元の列ベクトル(式(3))、Aは線形予測係数列のp次元の列ベクトル(式(4))、Xはデジタル信号列のN次元の列ベクトル(式(5))である。それぞれを転置で示す。また、YはN行p列の行列である(式(6))。

【0010】

10

【数 3】

$$D^T = (d_0, \dots, d_{N-1}) \quad \dots\dots\dots \text{式(3)}$$

【0011】

【数 4】

$$A^T = (\alpha_1, \dots, \alpha_p) \quad \dots\dots\dots \text{式(4)}$$

【0012】

20

【数 5】

$$X^T = (x_0, \dots, x_{N-1}) \quad \dots\dots\dots \text{式(5)}$$

【0013】

【数 6】

$$Y = \begin{pmatrix} x_{-1} & x_{-2} & \dots & x_{-p} \\ x_0 & x_{-1} & \dots & x_{-p+1} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x_{N-2} & x_{N-3} & \dots & x_{N-p-1} \end{pmatrix} \quad \dots\dots\dots \text{式(6)}$$

30

【0014】

線形予測係数算出部136aは、式(7)に示す線形予測残差信号  $d_i$  の二乗和 J を最小にする線形予測係数  $\alpha_j$  を計算する。

【0015】

【数 7】

$$J = \sum_{i=0}^{N-1} d_i^2 \quad \dots\dots\dots \text{式(7)}$$

40

【0016】

Jを最小にするには、JについてAに関する偏微分を0と置いて解けばよい(式(8))。つまりp個の連立方程式を解く。

【0017】

【数8】

$$\left(\frac{\partial J}{\partial A}\right)_j = \sum_{i=0}^{N-1} 2d_i \frac{\partial d_i}{\partial \alpha_j} = -\sum_{i=0}^{N-1} 2d_i x_{i-j} = 0 \dots\dots\dots \text{式(8)}$$

【0018】

この連立方程式の解は、式(6)に示すN行p列の行列Yと線形予測係数列Aとで表された正規方程式(式(9))の解として与えられる。

【0019】

10

【数9】

$$Y^T X = Y^T Y A \dots\dots\dots \text{式(9)}$$

【0020】

正規方程式(式(9))より得られる最小二乗解である線形予測係数列Aは式(10)で求めることができる。

【0021】

【数10】

20

$$A = (Y^T Y)^{-1} Y^T X \dots\dots\dots \text{式(10)}$$

【0022】

線形予測部136bは、このようにして求められた線形予測係数  $\alpha_j$  と、デジタル信号  $x_i$  とで式(11)に示す畳み込み演算で予測値  $\hat{x}_i$  を計算する。

【0023】

【数11】

$$\hat{x}_i = \sum_{j=1}^p \alpha_j x_{i-j}, (j=1, \dots, p) \dots\dots\dots \text{式(11)}$$

30

【0024】

減算部136cは、デジタル信号  $x_i$  から整数に四捨五入された予測値  $\hat{x}_i$  を減算して線形予測残差信号  $d_i$  を生成する。

【0025】

減算部136cで生成された線形予測残差信号  $d_i$  は、残差符号化部138において、例えばライス符号化やハフマン符号化などでエントロピー符号化され、線形予測残差符号として出力される。

【0026】

40

線形予測係数算出部136aで算出された線形予測係数  $\alpha_j$  も、係数符号化部140で符号化されて出力される。

【0027】

符号化された線形予測残差符号と線形予測係数符号は、図示しない復号器に伝送され、復号器において式(12)に示す計算(式(11)と同じ整数への四捨五入を含む。今後、特に整数化についてはことわらない)が行われ、デジタル信号  $x_i$  が再生される。

【0028】

【数 1 2】

$$x_i = d_i + \sum_{j=1}^p \alpha_j x_{i-j}, (j=1, \dots, p) \dots\dots\dots \text{式(12)}$$

【0029】

【非特許文献 1】中田和男、改定音声、1994年、コロナ社、53頁付録4.2

【非特許文献 2】守谷健弘、音声符号化、1998年、電子情報通信学会、12～13頁

【発明の開示】

【発明が解決しようとする課題】

10

【0030】

しかしながら従来の線形予測係数算出方式は、残差振幅の二乗和を最小化しよう予測係数を求めるというように、残差符号量を直接的に最小化する規準での最適化方法となっていない。従って、予測係数の算出方法には符号量削減の余地が少なからず残されている。よく知られているようにエントロピー符号化は、発生頻度の対数に符号長を比例させるものである。つまり、発生頻度の大きな入力に、ビット数の少ない符号を割り当てることで、全体の符号量を減らす方法である。通常の音声の圧縮では、符号長が振幅にほぼ比例するゴロム・ライス符号（以後、ライス符号）が使われ、残差振幅値  $d$  に対して割り当てられる符号量  $g(d)$  は

【0031】

20

【数 1 3】

$$g(d) = \begin{cases} \left\lceil \frac{d}{2^{r-1}} \right\rceil + r + 1 & (d \geq 0) \\ \left\lceil \frac{-d-1}{2^{r-1}} \right\rceil + r + 1 & (d < 0) \end{cases} \dots\dots\dots \text{式(13)}$$

【0032】

で表すことができる。ただし、 $L \cdot \lceil$  は、数値  $\cdot$  を小数点以下を切捨てて整数値化する整数化演算子を表す。また、 $r$  をライスパラメータと呼ぶ。 $r = 4$  のときの残差振幅値  $d$  と符号量  $g(d)$  の関係式をグラフに表すと図 11 のようになる。残差振幅を  $d_i (i = 1, \dots, N)$  とすると、残差振幅符号に必要な全符号量は

30

【0033】

【数 1 4】

$$L(A) = \sum_{i=1}^N g(d_i) \dots\dots\dots \text{式(14)}$$

【0034】

40

と表され、二乗残差を最小とする関係から得られた線形予測残差信号  $d_i$  では、明らかに全符号量  $L(A)$  を最小化することができない。直接的に  $L(A)$  を最小にする線形予測係数ベクトル  $A$  を求めるのは大変難しいが、 $L(A)$  の代わりに、例えば、残差振幅  $d_i (i = 1, \dots, N)$  の絶対値和（残差ベクトル  $D$  の  $L1$  ノルム（ $L1$  ノルムはマンハッタン距離とも呼ばれる。））

【0035】

【数 15】

$$L_0(A) = \sum_{i=1}^N g_0(d_i) \dots\dots\dots \text{式(15)}$$

$$g_0(d) = |d|$$

【0036】

を最小にする線形予測係数  $\beta_j$  は、従来の二乗残差を最小とする関係から得られた線形予測残差信号  $d_j$  よりも、符号量を小さくできる可能性がある。このように、 $g(d)$  を近似した関数を設計することを、「符号量をモデル化する」ということにし、近似関数  $g_n(d)$  を「符号量モデル」と呼ぶ。また、同様に、 $L_0(A)$  を「全符号量モデル」と呼ぶ。すなわち、 $n=0$  の場合、符号量モデルは絶対値関数をさし、全符号量モデルはDのL1ノルムをさすということである。

10

【0037】

線形予測分析を含む一般の線形回帰分析（線形予測分析は線形回帰分析の特殊例に相当する。）において、特に、残差ベクトル（線形予測分析における線形予測残差信号に対応）の要素の絶対値和を最小化する回帰係数の解法は古くから検討されている。その中でも代表的なのが、シンプレックス法（線形計画法）に基づくものであり、上記の、残差振幅の絶対値和最小化規準での線形予測分析の解法になりうる。しかしながら、この方式は、線形回帰モデルの説明変数行列および回帰係数ベクトルのサイズが大きくなる場合には計算量が膨大となるという特徴があり、即時性が求められる圧縮符号化への応用には必ずしも適していないという問題があった。一方、線形回帰モデルにおいてL1ノルムを最小化する回帰係数ベクトルを効率的に得るための方法として、反復的再重みつき最小二乗法（以後、IRLS法）がGreenによって提案されている。ただし、IRLS法は、残差ベクトルDのL1ノルムを含むある特定条件を満たす目的関数に対しては収束性が保証されるものの、一般に収束性が保証されないという問題がある。

20

【0038】

さて、 $r=1$  の場合にはたしかに残差ベクトルDのL1ノルムは符号量にまさに適合した目的関数となっているが、実際のところ  $r>1$  と設定することが多く、 $g(d)$  は図11のように階段形の関数となる。図11において注目すべきは、 $d=0$  周辺の一定範囲内の値（ $r=4$  の場合は  $d=-8, \dots, +7$ ）には等しい符号量が割り当てられる点であり、このことは、残差振幅の絶対値をできるだけ小さくすることだけに専念するよりも、残差振幅に適度な「遊び」を持たせ、その自由度の分だけ極端な外れ値を少なくする方が全体の符号量をより小さくできることを示している。残差振幅が通常0付近に集中する点を考慮すると、符号量関数をモデル化する際、 $d=0$  周辺の  $g(d)$  を良く近似したものであった方がより好ましいはずである。

30

【0039】

本発明は、以上の問題意識に基づきなされたもので、従来に比べて線形回帰分析における残差符号量を小さくすることができる線形予測係数算出方法、装置、プログラム及び記憶媒体を提供することを目的とするものである。より具体的には、たとえば残差ベクトルDのL1ノルムおよび、それよりも式(13)を良く近似した符号量モデル  $g_n(d)$  ( $n=1, 2, 3$ ) に基づいて設計される目的関数  $L_n(A)$  を最小化する線形予測係数を、収束性の保証された反復計算により効率良く算出することができる線形予測係数算出方法、装置、プログラム及び記憶媒体を提供することを目的とする。

40

【課題を解決するための手段】

【0040】

上記課題を解決するため、本願発明の線形予測係数算出方法は、係数初期化部が、線形予測係数を初期化する係数初期化過程と、残差算出部が、入力信号とその時点の線形予測係数から残差ベクトルを算出する残差算出過程と、補助変数算出部が、前記残差算出過程

50

で算出された残差ベクトルの要素の絶対値和として表した第1符号量関数、ないし、前記第1符号量関数に漸近する台形関数に基づいて設計した第2符号量関数、ないし、前記第1符号量関数または前記第2符号量関数を不連続点のない滑らかな関数で近似した近似関数のいずれかである目的関数と、線形予測係数及び補助変数をパラメータとして前記目的関数に接する2次曲線であって前記目的関数と等しいか又は大きくなる補助関数とが略等しくなる補助変数を算出する補助変数算出過程と、係数算出部が、補助変数算出過程で算出された補助変数で、補助関数を略最小とする線形予測係数を算出する係数算出過程と、判定部が、補助変数算出過程及び係数算出過程の繰り返しが所定の条件を満たすか否かを判定し、満たしていない場合には残差算出過程、補助変数算出過程及び係数算出過程を行わせる判定過程とを含み、前記補助変数算出部が、前記目的関数が微分不能な点を有する場合に、該目的関数の微分不能な点の前後の点で滑らかに接する接点を有し、これら2つの接点区間で単調増加又は単調減少する関数により目的関数の接点区間を置き換えた関数を、目的関数とすることを特徴とする。

10

## 【0043】

また、本願発明の線形予測係数算出装置は、線形予測係数を初期化する係数初期化手段と、入力信号とその時点の線形予測係数から残差ベクトルを算出する残差算出手段と、前記残差算出手段で算出された残差ベクトルの要素の絶対値和として表した第1符号量関数、ないし、前記第1符号量関数に漸近する台形関数に基づいて設計した第2符号量関数、ないし、前記第1符号量関数または前記第2符号量関数を不連続点のない滑らかな関数で近似した近似関数のいずれかである目的関数と、線形予測係数及び補助変数をパラメータとして前記目的関数に接する2次曲線であって前記目的関数と等しいか又は大きくなる補助関数とが略等しくなる補助変数を算出する補助変数算出手段と、補助変数算出手段で算出された補助変数で、補助関数を略最小とする線形予測係数を算出する係数算出手段と、補助変数算出手段による補助変数の算出及び係数算出手段による線形予測係数の算出の繰り返しを所定の条件を満たすか否かを判定し、満たしていない場合には残差算出手段、補助変数算出手段及び係数算出手段による各算出を行わせる判定手段とを具備し、前記補助変数算出手段が、前記目的関数が微分不能な点を有する場合に、該目的関数の微分不能な点の前後の点で滑らかに接する接点を有し、これら2つの接点区間で単調増加又は単調減少する関数により目的関数の接点区間を置き換えた関数を、目的関数とすることを特徴とする。

20

30

## 【0046】

また、本願発明のプログラムは、コンピュータを、  
線形予測係数を初期化する係数初期化手段と、

入力信号とその時点の線形予測係数から残差ベクトルを算出する残差算出手段と、前記残差算出手段で算出された残差ベクトルの要素の絶対値和として表した第1符号量関数、ないし、前記第1符号量関数に漸近する台形関数に基づいて設計した第2符号量関数、ないし、前記第1符号量関数または前記第2符号量関数を不連続点のない滑らかな関数で近似した近似関数のいずれかである目的関数と、線形予測係数及び補助変数をパラメータとして前記目的関数に接する2次曲線であって前記目的関数と等しいか又は大きくなる補助関数とが略等しくなる補助変数を算出し、前記目的関数が微分不能な点を有する場合に、該目的関数の微分不能な点の前後の点で滑らかに接する接点を有し、これら2つの接点区間で単調増加又は単調減少する関数により目的関数の接点区間を置き換えた関数を、目的関数とする補助変数算出手段と、前記補助変数算出手段で算出された補助変数で、補助関数を略最小とする線形予測係数を算出する係数算出手段と、前記補助変数算出手段による前記補助変数の算出及び前記係数算出手段による前記線形予測係数の算出の繰り返しを所定の条件を満たすか否かを判定し、満たしていない場合には前記残差算出手段、前記補助変数算出手段及び前記係数算出手段による各算出を行わせる判定手段として機能させるためのプログラムである。

40

## 【0047】

また、本願発明の記録媒体は、コンピュータを、線形予測係数を初期化する係数初期化

50



手段と、入力信号とその時点の線形予測係数から残差ベクトルを算出する残差算出手段と、前記残差算出手段で算出された残差ベクトルの要素の絶対値和として表した第1符号量関数、ないし、前記第1符号量関数に漸近する台形関数に基づいて設計した第2符号量関数、ないし、前記第1符号量関数または前記第2符号量関数を不連続点のない滑らかな関数で近似した近似関数のいずれかである目的関数と、線形予測係数及び補助変数をパラメータとして前記目的関数に接する2次曲線であって前記目的関数と等しいか又は大きくなる補助関数とが略等しくなる補助変数を算出し、前記目的関数が微分不能な点を有する場合に、該目的関数の微分不能な点の前後の点で滑らかに接する接点を有し、これら2つの接点区間で単調増加又は単調減少する関数により目的関数の接点区間を置き換えた関数を、目的関数とする補助変数算出手段と、前記補助変数算出手段で算出された補助変数で、補助関数を略最小とする線形予測係数を算出する係数算出手段と、前記補助変数算出手段による前記補助変数の算出及び前記係数算出手段による前記線形予測係数の算出の繰り返しが所定の条件を満たすか否かを判定し、満たしていない場合には前記残差算出手段、前記補助変数算出手段及び前記係数算出手段による各算出を行わせる判定手段として機能させるためのプログラムを記録している。

10

【発明の効果】

【0048】

本発明によれば、残差ベクトルを用いて、その時点の線形予測係数で、線形予測係数をパラメータとして残差符号量を表す目的関数と、線形予測係数及び補助変数をパラメータとして目的関数と等しいか又は大きくなる補助関数とが略等しくなる補助変数を算出する補助変数算出過程と、補助変数算出過程で算出された補助変数で、補助関数を略最小とする線形予測係数を算出する係数算出過程と、補助変数算出過程及び係数算出過程の繰り返しを所定の条件を満たすか否かを判定し、満たしていない場合には残差算出過程、補助変数算出過程及び係数算出過程を行わせる判定過程とを含んでいるので、目的関数及び補助関数を適切に設計することで、二乗残差を基準としたものなどの従来のものに比べて線形回帰分析における残差符号量を小さくすることが可能となる。

20

【発明を実施するための最良の形態】

【0049】

以下、図面を参照して本発明の実施の形態について説明する。図1は、本発明の実施の形態の構成を示すブロック図であり、図2は、その動作を説明するためのフローチャートである。

30

【0050】

図1に示す線形予測係数算出装置は、残差算出部1、係数初期化部2、補助変数算出部3、係数算出部4および繰り返し回数判定部5から構成されている。図1に示す各構成は、たとえばコンピュータおよびその周辺装置とコンピュータによって実行されるプログラムとから構成されている。また、各部は、図示していない中央処理装置によって制御されているものとする。

【0051】

残差算出部1は、デジタル信号列のN次元の列ベクトルX(式(5)参照)を受け取るとともに、係数初期化部2からp次元の列ベクトルA(線形予測係数)(式(4)参照)を受け取って、式(2)によって、線形予測残差信号系列のN次元の列ベクトルD(残差ベクトル)(式(3))を算出して出力する。一方、係数初期化部2は、線形予測係数Aを所定の値に初期化して出力する。

40

【0052】

補助変数算出部3は、残差算出部1で算出された残差ベクトルDの各要素の値とその時点の線形予測係数Aとに基づいて、目的関数と補助関数とが等しくなるような補助変数を解析的に算出する。目的関数は、線形予測係数Aをパラメータとして残差振幅符号に必要な全符号量である残差符号量を表す関数であり、補助関数は、線形予測係数Aと補助変数Bとをパラメータとして目的関数と等しいか又は大きくなる関数である。すなわち、目的関数と補助関数には、目的関数 補助関数という関係が成立する。ただし、実際には誤差を

50

含むので目的関数と補助関数とがほぼ等しくなるように補助変数が算出される。

【 0 0 5 3 】

なお、目的関数と補助関数については後で詳細に説明する。

【 0 0 5 4 】

係数算出部4は、補助変数算出部3で算出された補助変数  $B$  に基づいて、補助関数をほぼ最小とする線形予測係数  $A$  を解析的に算出する。繰り返し回数判定部5は、補助変数算出部3による補助変数  $B$  の算出および係数算出部4による線形予測係数  $A$  の算出の繰り返し回数が所定の回数を越えている否かを判定し、この判定条件が満たされている場合（越えている場合）には係数  $A$  を出力し、この判定条件が満たされていない場合には残差算出部1、補助変数算出部3および係数算出部4に対して再度、各算出を行わせる。

10

【 0 0 5 5 】

次に、図2を参照して、図1に示す線形予測係数算出装置の動作について説明する。線形予測係数  $A$  および補助変数  $B$  は、複数回算出されることになるが、 $k$  回目に算出された線形予測係数および補助変数をそれぞれ線形予測係数  $A_k$  および補助変数  $B_k$  で表すこととする。

【 0 0 5 6 】

線形予測係数  $A$  の算出処理は、まず、図1の各部1~5を制御する図示していない中央処理装置によって、算出処理の繰り返し回数  $k$  を「0」に初期化する処理から開始される（ステップS11）。次に、 $k$  が「0」に等しいかが判定される（ステップS12）。 $k$  が「0」に等しい場合（ステップS12で「Y」）、係数初期化部2によって線形予測係数  $A_0$  が所定の値に初期化される（ステップS13）。一方、 $k$  が「0」に等しくない場合（ステップS12で「N」と、ステップS13で線形予測係数  $A_0$  が所定の値に初期化された場合、 $k$  が1増やされる（ステップS14）。

20

【 0 0 5 7 】

次に、残差算出部1によって、入力信号  $X$  と線形予測係数  $A_{k-1}$  から残差ベクトル  $D$  が算出される（ステップS15）。次に、補助変数算出部3によって、線形予測係数  $A_{k-1}$  で目的関数と補助関数がほぼ等しくなる補助変数  $B_k$  が算出される（ステップS16）。

【 0 0 5 8 】

次に、係数算出部4によって、ステップS16で算出された補助変数  $B_k$  で、補助関数をほぼ最小とする線形予測係数  $A_k$  が算出される（ステップS17）。ここで、線形予測係数  $A_k$  は線形予測係数  $A_k$  の次の算出結果である。

30

【 0 0 5 9 】

次に、繰り返し回数  $k$  が繰り返し回数設定値  $H$  を越えたかが判定される（ステップS18）。 $k$  が  $H$  を越えていない場合（ステップS18で「N」）、ステップS12へ戻り、以降の処理が上述したようにして再び実行される。他方、 $k$  が  $H$  を越えていた場合（ステップS18で「Y」）、線形予測係数  $A_{k-1}$  が出力されて（ステップS19）、処理が終了する。

【 0 0 6 0 】

次に、図3を参照して、本実施の形態で用いる目的関数と補助関数についてまず定性的に説明する。

【 0 0 6 1 】

パラメータ  $\Theta = (\theta_1, \dots, \theta_L)$  に関して最小化したい目的関数を  $\Phi(\Theta)$  とすると、

40

【 0 0 6 2 】

【数16】

$$\Phi(\Theta) = \min_m \Phi^+(\Theta, m)$$

【 0 0 6 3 】

を満たすとき、 $\Phi^+(\Theta, m)$  を目的関数  $\Phi(\Theta)$  の補助関数、 $m = (m_1, \dots, m_L)$  を補助変数と定義する。上式の右辺は、 $m$  を変数とする  $\Phi^+(\Theta, m)$  および  $m$  に対する  $\Phi^+(\Theta, m)$

50

) の下限を意味し、記号「+」は + が の閉包であることを表している。

【 0 0 6 4 】

上記の定義から、目的関数と補助関数との間には下式 ( F 1 ) の不等式が成立する。したがって、図 3 に示すように、通常、目的関数 ( ( i ) ) は補助関数 + ( ( i ) , m ( i ) ) よりも小さくなる。なお、図 3 は、目的関数 ( ) と補助関数 + ( , m ) が矢印の向きと反対の方向に向かって小さくなることを示している。また、変数 i は、パラメータ更新回数を表し、たとえば i + 1 は i の 1 回後のパラメータ更新を示すものである。

【 0 0 6 5 】

【数 1 7】

10

$$\Phi(\Theta) \leq \Phi^+(\Theta, m) \dots\dots\dots \text{式(F1)}$$

【 0 0 6 6 】

補助関数 + ( ( i ) , m ( i ) ) を最小化するように補助変数 m を更新すると、パラメータ更新後の補助関数 + ( ( i ) , m ( i + 1 ) ) と目的関数 ( ( i ) ) との間には等号が成立する。ここで補助関数 + ( ( i ) , m ( i + 1 ) ) を最小化するようにパラメータ を更新した場合、パラメータ の変化にともなって目的関数 ( ( i ) ) も変化することになる。ただし、更新後の補助関数 + ( ( i + 1 ) , m ( i + 1 ) ) と目的関数 ( ( i + 1 ) ) の間には不等式 ( F 1 ) が成立するので、目的関数 ( ( i + 1 ) ) は、補助関数 + ( ( i + 1 ) , m ( i + 1 ) ) よりも小さくなる、すなわちパラメータ更新にともなって自動的に降下することになる。

20

【 0 0 6 7 】

以上の更新を繰り返せば目的関数 ( ) を間接的に小さくしていくことができる。この本実施の形態の最適化アルゴリズムは反復最適化法の一つである。なお、反復最適化法の他の例としてはたとえば E M アルゴリズム ( Expectation Maximization アルゴリズム ) がある。

【 0 0 6 8 】

なお、上記の目的関数と補助関数の関係を満たした補助関数を設計する上での要件はつぎのとおりである。( 1 ) 目的関数 補助関数となるように補助関数を設計する。( 2 ) 等号が成立するときの補助変数が解析的に得られるようにする。( 3 ) 補助関数を最小化する が解析的に得られるようにする。

30

【 0 0 6 9 】

次に、この補助関数を用いた反復最適化法を本実施の形態に適用する際の具体的構成について説明する。入力信号 X および線形予測係数 A をそれぞれ N 次元および P 次元ベクトル、 Y を N 行 P 列の行列とし、次のような線形回帰モデル

【 0 0 7 0 】

【数 1 8】

$$X = YA + D \dots\dots\dots \text{式(16)}$$

40

【 0 0 7 1 】

を考える。ただし、 D は雑音を表す確率ベクトル ( 残差 ( 誤差 ) ベクトル ) である。このもとで、線形予測係数 A の最尤推定値を求める問題を考える。もし残差ベクトル D の要素が独立なガウス性雑音であれば、この問題は L 2 ノルム ( 残差ベクトル D の要素の二乗和 ( L 2 ノルムはユークリッド距離とも呼ばれる。 ) )

【 0 0 7 2 】

【数 19】

$$\|X - YA\|_2^2 \dots\dots\dots \text{式(17)}$$

【0073】

を線形予測係数 A に関して最小化する問題であり、N p ならば

【0074】

【数 20】

$$(Y^T Y)^{-1} Y^T X \dots\dots\dots \text{式(18)}$$

10

【0075】

が線形予測係数 A の最適解となる。

【0076】

これに対し、まず考えるのは、残差ベクトル D の各要素の絶対値和を最小化する線形予測係数 A を求める問題である。すなわち、符号量モデル  $g_0(d)$  を  $d$  の絶対値関数  $|d|$  と置き、全符号量モデルを

【0077】

【数 21】

$$L_1(A) = \|X - YA\|_1 = \sum_{i=1}^N g_0(d_i) = \sum_{i=1}^N |(X)_i - (YA)_i| \dots\dots \text{式(19)}$$

20

【0078】

とし、これを最小化する線形予測係数 A を求めたい。

【0079】

式(16)が示す線形回帰モデルの特殊ケースの例として線形予測モデルがある。線形予測モデルとは、あるデジタル信号の時刻  $i$  におけるサンプル  $x_i$  を、時刻  $i - 1$  から過去  $p$  個のサンプル  $x_{i-1}, x_{i-2}, \dots, x_{i-p}$  の線形結合で表現するモデル

30

【0080】

【数 22】

$$x_i = \sum_{j=1}^p \alpha_j x_{i-j} + d_i \dots\dots\dots \text{式(20)}$$

【0081】

のことであり、自己回帰モデルとも呼ばれる。上記のモデルのもとで、N 個の連続するサンプル系列  $x_1, x_2, \dots, x_N$  を最も良く表す線形予測モデルの  $p$  個の線形予測係数 (要素)  $\alpha_j$  を推定する問題を線形予測分析と呼ぶ。式(16)に対応させると、線形予測モデルは、

40

【0082】

【数 2 3】

$$\begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_N \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x_0 & x_{-1} & \cdots & x_{1-p} \\ x_1 & x_0 & \cdots & x_{2-p} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x_{N-1} & x_{N-2} & \cdots & x_{N-p} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \alpha_1 \\ \alpha_2 \\ \vdots \\ \alpha_p \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} d_1 \\ d_2 \\ \vdots \\ d_N \end{pmatrix} \cdots \cdots \text{式(21)}$$

【0083】

10

と置いたことに相当する。

【0084】

本実施の形態が特徴とする点は、補助関数を用いた効率的な反復推定アルゴリズム（以降、補助関数法と称す）によって、各種全符号量モデルを最小化する方法である。そこで、まず、補助関数法の原理（補助関数法の原理自体は既存のものである。）を本実施の形態に即して以下に示し、そののちに、まず、式（19）の最小化を補助関数法によって行う方法について述べる。

【0085】

線形予測係数  $A$  をパラメータとする目的関数  $L_n(A)$  に対し、 $L_n(A) = L_n^+(A, B)$  が成り立つとき、 $L_n^+(A, B)$  のことを  $L_n(A)$  の補助関数と呼び、 $B$  のことを補助変数と呼ぶ。

20

【0086】

以上の定義から、次の定理が成り立つ。

【0087】

定理 1：目的関数  $L_n(A)$  は、補助関数  $L_n^+(A, B)$  を  $A$  に関して最小化するステップと、 $L_n(A) = L_n^+(A, B)$  となる  $B$  を求めるステップを繰り返すことで単調減少させていくことができる。

【0088】

証明： $L_n(A_0) = L_n^+(A_0, B)$  となる  $B$ 、すなわち目的関数と補助関数とが等しくなる  $B$  を  $\hat{B}$  とし、

30

【0089】

【数 2 4】

$$\hat{A} = \arg \min_A L_n^+(A, \hat{B})$$

【0090】

とする。すなわち、補助関数  $L_n^+(A, B)$  を最小化する  $A$  を  $\hat{A}$  とする。

【0091】

定理 1 が示す  $A$  と  $B$  のそれぞれの更新が、目的関数  $L_n(A)$  を減少させることを示すために、 $A = A_0$ 、 $B = B_0$  から  $A = \hat{A}$ 、 $B = \hat{B}$  に変更したときに、 $L_n(A)$  が非増加であることを確認する。

40

【0092】

明らかに  $L_n(A_0) = L_n^+(A_0, \hat{B})$  であり、 $L_n^+(A_0, \hat{B}) = L_n^+(\hat{A}, \hat{B})$  であり、さらに定義より、 $L_n^+(\hat{A}, \hat{B}) = L_n(\hat{A})$  なのだから、結局、 $L_n(A_0) = L_n(\hat{A})$  である（証明終わり）。

【0093】

補助関数法をある最適化問題に応用するにあたり、鍵となるのは、以下の点を満たす補助関数が設計できるか否かである。

【0094】

要件 1： $L_n(A) = L_n^+(A, B)$  となる  $B$  が解析的に求められる。

50

要件 2 : 補助関数  $L_n^+(A, B)$  を最小化する  $A$  が解析的に求められる。

【 0 0 9 5 】

この点を肯定的に満たすことができれば、最適化問題への応用の有効性が大である。全符号量モデルの最小化問題において以上の性質を満たす補助関数を設計するにあたり、符号量モデル(目的関数)より決して小さくなることなく(補助関数の定義より)、かつ、符号量モデルに接する(要件 1 より) 2 次関数(要件 2 より)の中で、2 次の係数が最小となるものを見つけることが補助関数設計の基本的方針となる。

【 0 0 9 6 】

以下、目的関数及び補助関数設計の具体例について説明する。

【 0 0 9 7 】

10

[ 第 1 の実施例 ]

この実施例では目的関数  $L(A)$  を絶対値関数  $|d|$  からなる関数  $g_0(d)$  として、補助関数  $L_0^+(A, B)$  を目的関数と  $(b, g_0(b))$  で接する 2 次関数(放物線)としている。

【 0 0 9 8 】

式(22)に示されるような絶対値関数で表される符号量モデルを  $g_0(d)$

【 0 0 9 9 】

【 数 2 5 】

$$g_0(d) = |d| \dots\dots\dots \text{式(22)}$$

20

【 0 1 0 0 】

とし、 $g_0(d)$  より小さくなることなく、点  $(b, g_0(b))$  で接する 2 次関数の中で 2 次の係数が最小となるのは

【 0 1 0 1 】

【 数 2 6 】

$$h_0(d, b) = \frac{d^2}{2|b|} + \frac{|b|}{2} \dots\dots\dots \text{式(23)}$$

30

【 0 1 0 2 】

であり、 $d$  で、 $g_0(d)$   $h_0(d, b)$  が成り立つ。 $g_0(d)$  および  $b = 0.1, 3, 5$  のときの  $h_0(d, b)$  を図 4 に示す。線形予測残差信号  $d_i$  を  $(X)_i - (YA)_i$  に対応させると、

【 0 1 0 3 】

【 数 2 7 】

$$L_0(A) \leq \sum_{i=1}^N \left( \frac{((X)_i - (YA)_i)^2}{2|b_i|} + \frac{|b_i|}{2} \right) \\ = (X - YA - W)^T M (X - YA - W) + e \dots\dots\dots \text{式(24)}$$

40

【 0 1 0 4 】

のような不等式が立てられる。行列  $M$  とベクトル  $W$  をまとめて補助変数  $B$  と表記することにし、上記不等式右辺を  $L_0^+(A, B)$  と置く。なお、行列  $M$  は補助関数の 2 次の項の係数を表し、ベクトル  $W$  は中心位置を表すものである(以下、同様。)。ただし、

【 0 1 0 5 】

【数 2 8】

$$M = \begin{pmatrix} \frac{1}{2|b_1|} & & 0 \\ & \ddots & \\ 0 & & \frac{1}{2|b_N|} \end{pmatrix} \dots\dots\dots \text{式(25)}$$

$$W = (0, \dots, 0)^T$$

10

【0 1 0 6】

【数 2 9】

$$e = \sum_{i=1}^p \frac{|b_i|}{2} \dots\dots\dots \text{式(26)}$$

【0 1 0 7】

である。式(24)より、

【0 1 0 8】

【数 3 0】

20

$$L_0(A) \leq L_0^+(A, B) \dots\dots\dots \text{式(27)}$$

【0 1 0 9】

であるため、 $L_0^+(A, B)$ は補助関数の定義を満たす。

【0 1 1 0】

上記の補助関数を用い、定理1の2つのステップを具体的に示す。まず、Bを固定したときに、 $L_0^+(A, B)$ を最小化するAを求める。

30

【0 1 1 1】

【数 3 1】

$$\frac{\partial L_0^+(A, B)}{\partial A} = 2Y^T M Y A - 2Y^T M (X - W) = 0 \dots\dots\dots \text{式(28)}$$

【0 1 1 2】

を解くと、

【0 1 1 3】

【数 3 2】

40

$$A = (Y^T M Y)^{-1} Y^T M (X - W) \dots\dots\dots \text{式(29)}$$

【0 1 1 4】

を得る。 $Y^T M Y$ は正定値対称行列となるので、 $(Y^T M Y)^{-1}$ はコレスキー分解で求めるのが好適である。次に、 $L_0(A) = L_0^+(A, B)$ となる補助変数Bは、

【0 1 1 5】

【数 3 3】

$$M = \begin{pmatrix} \frac{1}{2|(X)_1 - (YA)_1|} & & & 0 \\ & \ddots & & \\ & & & 1 \\ 0 & & & \frac{1}{2|(X)_N - (YA)_N|} \end{pmatrix} \dots\dots\dots \text{式(30)}$$

$$W = (0, \dots, 0)^T$$

10

【 0 1 1 6 】

である。

【 0 1 1 7 】

以上をまとめると、Aの初期値を適当に設定し、式(29)と式(30)を繰り返し計算していけば、 $L_0(A)$ を単調減少させていくことができる。この最適化問題は凸計画問題、すなわち凸集合の上で凸関数を最小化する問題なので、収束解は大域最適解に一致するはずである。

【 0 1 1 8 】

[ 第 2 の 実 施 例 ]

20

この実施例では目的関数  $L_1(A)$  を、絶対値関数  $|d|$  を3つの区間(たとえば区間  $a_1$ 、 $a_2$ 、 $a_3$ )に分割し、絶対値関数  $|d|$  の微分不能な点( $z=0$ )を含む区間を  $a_2$  としたときに、区間  $a_1$  および区間  $a_3$  は絶対値関数  $|d|$  をそのまま使用し、区間  $a_2$  は、区間  $a_1$  と  $a_2$  の分割点および区間  $a_2$  と  $a_3$  の分割点で接する2次曲線(放物線: 但し区間は  $|z| < \dots$ )とする関数  $g_1(d)$  とする。そして、補助関数  $L_1^+(A, B)$  を目的関数と  $(b, g_1(b))$  で接する2次関数(放物線)としている。

【 0 1 1 9 】

すなわち、本実施例では、符号量モデルとして、絶対値関数を式(31)に示されるように線形予測残差信号  $d=0$  付近で2次曲線に置き換えた関数  $g_1(d)$  を考える。

【 0 1 2 0 】

30

【数 3 4】

$$g_1(d) = \begin{cases} \frac{d^2}{2c} + \frac{c}{2} & (|d| \leq c) \\ |d| & (|d| > c) \end{cases} \dots\dots\dots \text{式(31)}$$

【 0 1 2 1 】

ただし、 $c > 0$ である。すなわち、全符号量モデルを

40

【 0 1 2 2 】

【数 3 5】

$$L_1(A) = \sum_{i=1}^N g_1(d_i) \dots\dots\dots \text{式(32)}$$

【 0 1 2 3 】

と置いたことに相当する。ここでは、これを最小にするAを求める方法について述べる。

【 0 1 2 4 】

50



$g_1(d)$  より決して小さくなることなく点  $(b, g_1(b))$  で接する 2 次関数の中で 2 次の係数が最小となるのは、

【 0 1 2 5 】

【 数 3 6 】

$$h_1(d, b) = \begin{cases} \frac{d^2}{2} + \frac{c}{2} & (|b| \leq c) \\ \frac{d^2}{2|b|} + \frac{|b|}{2} & (|b| > c) \end{cases}$$

$$= \frac{d^2}{2 \max(|b|, c)} + \frac{\max(|b|, c)}{2} \dots\dots\dots \text{式(33)}$$

【 0 1 2 6 】

であり、 $d$  で、 $g_1(d) = h_1(d, b)$  が成り立つ。線形予測残差信号  $d_i$  を  $(X)_i - (YA)_i$  に対応させると、

【 0 1 2 7 】

【 数 3 7 】

$$L_1(A) \leq \sum_{i=1}^N \left( \frac{((X)_i - (YA)_i)^2}{2 \max(|b_i|, c)} + \frac{\max(|b_i|, c)}{2} \right)$$

$$= (X - YA - W)^T M (X - YA - W) + e \dots\dots\dots \text{式(34)}$$

【 0 1 2 8 】

のような不等式が立てられる。行列  $M$  とベクトル  $W$  をまとめて補助変数  $B$  と表記することにし、上不等式右辺を  $L_1^+(A, B)$  と置く。ただし、

【 0 1 2 9 】

【 数 3 8 】

$$M = \begin{pmatrix} \frac{1}{2 \max(|b_1|, c)} & & 0 \\ & \ddots & \\ 0 & & \frac{1}{2 \max(|b_N|, c)} \end{pmatrix} \dots\dots\dots \text{式(35)}$$

$$W = (0, \dots, 0)^T$$

$$e = \sum_{i=1}^N \frac{\max(|b_i|, c)}{2}$$

【 0 1 3 0 】

である。式 (34) より、

【 0 1 3 1 】

10

20

30

40

50

【数39】

$$L_1(A) \leq L_1^+(A, B) \dots\dots\dots \text{式(36)}$$

【0132】

であるため、 $L_1^+(A, B)$  は  $L_1(A)$  の補助関数の定義を満たす。

【0133】

上記の補助関数を用い、定理1の2つのステップを具体的に示す。まず、 $B$  を固定したときに、 $L_1^+(A, B)$  を最小化する  $A$  を求める。

【0134】

10

【数40】

$$\frac{\partial L_1^+(A, B)}{\partial A} = 2Y^T MYA - 2Y^T M(X - W) = 0 \dots\dots\dots \text{式(37)}$$

【0135】

を解くと、

【0136】

【数41】

20

$$A = (Y^T MY)^{-1} Y^T M(X - W) \dots\dots\dots \text{式(38)}$$

【0137】

を得る。 $Y^T MY$  は正定値対称行列なので、 $(Y^T MY)^{-1}$  はコレスキー分解で求めるのが好適である。次に、 $L_1(A) = L_1^+(A, B)$  となる補助変数  $B$  は、

【0138】

【数42】

30

$$M = \begin{pmatrix} \frac{1}{2 \max(|(X)_1 - (YA)_1|, c)} & & & 0 \\ & \ddots & & \\ & & & 1 \\ 0 & & & \frac{1}{2 \max(|(X)_N - (YA)_N|, c)} \end{pmatrix}$$

$$W = (0, \dots, 0)^T$$

.....式(39)

40

【0139】

である。

【0140】

以上をまとめると、線形予測係数  $A$  の初期値を適当に設定し、式(38)と式(39)を繰り返し計算していけば、式(32)で与えられる全符号量モデル  $L_1(A)$  を単調減少させていくことができる。

【0141】

[第3の実施例]

50

この実施例では目的関数  $L_2(A)$  を、絶対値関数  $|d|$  に漸近する双曲線を表す関数  $g_2(d)$  とする。そして、補助関数  $L_2^+(A, B)$  を目的関数と  $(b, g_2(b))$  で接する2次関数(放物線)としている。

【0142】

すなわち、符号量モデルとして、式(40)に示されるような関数  $g_2(d)$  を考える。絶対値関数  $g_0(d)$  と双曲線関数  $g_2(d)$  ( $c=1$ ) のグラフを併せて図5に示す。

【0143】

【数43】

$$g_2(d) = \sqrt{d^2 + c^2} \dots\dots\dots \text{式(40)} \tag{10}$$

【0144】

すなわち、全符号量モデルを

【0145】

【数44】

$$L_2(A) = \sum_{i=1}^N g_2(d_i) = \sum_{i=1}^N \sqrt{((X)_i - (YA)_i)^2 + c^2} \dots\dots\dots \text{式(41)} \tag{20}$$

【0146】

と置いたことに相当する。ここでは、これを最小にする  $A$  を求める方法について述べる。

【0147】

$g_2(d)$  より決して小さくなることなく、点  $(b, g_2(b))$  で接する2次関数の中で2次の係数が最小となるのは

【0148】

【数45】

$$h_2(d, b) = \frac{d^2}{2\sqrt{b^2 + c^2}} + \frac{b^2 + 2c^2}{2\sqrt{b^2 + c^2}} \dots\dots\dots \text{式(42)} \tag{30}$$

【0149】

であり、 $d$  で、 $g_2(d)$   $h_2(d, b)$  が成り立つ。 $g_2(d)$  と  $b=0, 3, 5$  のときの  $h_2(d, b)$  を図6に示す。線形予測残差信号  $d_i$  を  $(X)_i - (YA)_i$  に対応させると、

【0150】

【数46】

$$L_2(A) \leq \sum_{i=1}^N \left( \frac{((X)_i - (YA)_i)^2}{2\sqrt{b_i^2 + c^2}} + \frac{b_i^2 + 2c^2}{2\sqrt{b_i^2 + c^2}} \right) \\ = (X - YA - W)^T M (X - YA - W) + e \dots\dots\dots \text{式(43)} \tag{40}$$

【0151】

のような不等式が立てられる。行列  $M$  とベクトル  $W$  をまとめて補助変数  $B$  と表記するこ

とにし、上不等式右辺を  $L_2^+(A, B)$  と置く。ただし、

【 0 1 5 2 】

【数 4 7】

$$M = \begin{pmatrix} \frac{1}{2\sqrt{b_1^2 + c^2}} & & & 0 \\ & \ddots & & \\ 0 & & & \frac{1}{2\sqrt{b_N^2 + c^2}} \end{pmatrix} \dots\dots\dots \text{式(44)}$$

10

$$W = (0, \dots, 0)^T$$

$$e = \sum_{i=1}^p \frac{b_i^2 + 2c^2}{2\sqrt{b_i^2 + c^2}}$$

【 0 1 5 3 】

である。式 (43) より、

20

【 0 1 5 4 】

【数 4 8】

$$L_2(A) \leq L_2^+(A, B) \dots\dots\dots \text{式(45)}$$

【 0 1 5 5 】

であるため、 $L_2^+(A, B)$  は  $L_2(A)$  の補助関数の定義を満たす。

【 0 1 5 6 】

上記の補助関数を用い、定理 1 の 2 つのステップを具体的に示す。まず、補助変数 B を固定したときに、 $L_2^+(A, B)$  を最小化する A を求める。

30

【 0 1 5 7 】

【数 4 9】

$$\frac{\partial L_2^+(A, B)}{\partial A} = 2Y^T M Y A - 2Y^T M (X - W) = 0 \dots\dots\dots \text{式(46)}$$

【 0 1 5 8 】

を解くと、

【 0 1 5 9 】

【数 5 0】

40

$$A = (Y^T M Y)^{-1} Y^T M (X - W) \dots\dots\dots \text{式(47)}$$

【 0 1 6 0 】

を得る。 $Y^T M Y$  は正定値対称行列なので、 $(Y^T M Y)^{-1}$  はコレスキー分解で求めるのが好適である。次に、 $L_2(A) = L_2^+(A, B)$  となる補助変数 B は、

【 0 1 6 1 】

【数51】

$$M = \begin{pmatrix} \frac{1}{2\sqrt{((X)_1 - (YA)_1)^2 + c^2}} & & & 0 \\ & \ddots & & \\ & & & 1 \\ 0 & & & \frac{1}{2\sqrt{((X)_N - (YA)_N)^2 + c^2}} \end{pmatrix}$$

$W = (0, \dots, 0)^T$  .....式(48)

10

【0162】

である。

【0163】

以上をまとめると、線形予測係数Aの初期値を適当に設定し、式(47)と式(48)を繰り返し計算していけば、式(41)で与えられる全符号量モデル  $L_2(A)$  を単調減少させていくことができる。

【0164】

20

なお、上記で示した補助関数法による反復アルゴリズムの効率を上げるには、Aの初期値は、式(18)で求めた値とするのが望ましい選択の一つである。

【0165】

[第4の実施例]

この実施例では目的関数  $L_3(A)$  を、複数の線分で構成される微分不可能な点に着目して複数の区間に分割し、微分不可能な点を含む区間を前後の区間との境界で接する2次曲線(放物線)を表す関数  $g_3(d)$  とする。そして、補助関数  $L_3^+(A, B)$  を目的関数と  $(b, g_3(b))$  で接する2次関数(放物線)としている。

【0166】

すなわち、符号量モデルとして、式(49)に示されるような区分的に0次、1次、2次関数が滑らかに接続する区分関数  $g_3(d)$  を考える。

30

【0167】

【数52】

$$g_3(d) = \begin{cases} \beta & (|d| \leq \beta - c) \\ \frac{(d + (\beta - c))^2}{4c} + \beta & (-\beta - c \leq d < -\beta + c) \\ \frac{(d - (\beta - c))^2}{4c} + \beta & (\beta - c < d \leq \beta + c) \\ |d| & (|d| > \beta + c) \end{cases}$$

.....式(49)

40

【0168】

ただし、 $c$  は  $0 < c$  を満たす範囲で自由に定めてよい定数であり、 $c = 0$  で  $g_3(d)$  は  $g_0(d) = |d|$  に漸近する。微分不可能な点に着目する線分の例を図7に、関数  $g_3(d)$  の概形を図8に示す。以上の符号量モデルより、全符号量モデルは

【0169】

【数53】

$$L_1(A) = \sum_{i=1}^N g_3((X)_i - (YA)_i) \dots\dots\dots \text{式(50)}$$

【0170】

で与えられる。g<sub>3</sub>(d)より決して小さくならないことがなく、点(b, g<sub>3</sub>(b))で接する2次関数の中で2次の係数が最小となるのは

【0171】

10

【数54】

$$h_3(d, b) = \begin{cases} \frac{d^2}{2|b|} + \frac{|b|}{2} & (|b| \geq 2\beta) \\ \frac{(d + (2\text{sign}(b)\beta - b))^2}{4(|b| - \beta)} & (\beta + c < |b| < 2\beta) \\ \frac{(d - (2\text{sign}(b)\beta - c))^2}{4c} & (\beta - c < |b| < \beta + c) \\ \frac{(d - b)^2}{4(\beta - |b|)} + \beta & (0 \leq |b| < \beta - c) \end{cases} \dots\dots\dots \text{式(51)}$$

20

【0172】

であり、dで、g<sub>3</sub>(d) h<sub>3</sub>(d, b)が成り立つ(証明略)。この不等式と、式(49)、式(50)、式(51)より、

【0173】

30

【数55】

$$L_3(A) \leq \sum_{i=1}^N h_3((X)_i - (YA)_i, b_i) \\ = (X - YA - W)^T M (X - YA - W) + e \dots\dots\dots \text{式(52)}$$

【0174】

のような不等式が立てられる。上記の実施例と同様に、行列MとベクトルWはいずれもN個の補助変数b<sub>i</sub>(i=1, ..., N)に依存するもので、これらをまとめて補助変数Bと表記することにし、上不等式右辺をL<sub>3</sub><sup>+</sup>(A, B)と置く。ただし、

40

【0175】

【数56】

$$M = \begin{pmatrix} m_1 & & 0 \\ & \ddots & \\ 0 & & m_N \end{pmatrix}$$

$$W = (w_1, \dots, w_N)^T$$

10

$$m_i = \begin{cases} \frac{1}{2|b_i|} & (|b_i| \geq 2\beta) \\ \frac{1}{4(|b_i| - \beta)} & (\beta + c \leq |b_i| < 2\beta) \\ \frac{1}{4c} & (\beta - c \leq |b_i| < \beta + c) \\ \frac{1}{4(\beta - |b_i|)} & (0 \leq |b_i| < \beta - c) \end{cases}$$

20

$$w_i = \begin{cases} 0 & (|b_i| \geq 2\beta) \\ 2\text{sign}(b_i)\beta - b_i & (\beta + c \leq |b_i| < 2\beta) \\ \text{sign}(b_i)(\beta - c) & (\beta - c \leq |b_i| < \beta + c) \\ b_i & (0 \leq |b_i| < \beta - c) \end{cases}$$

30

$$e = \sum_{i=1}^p \frac{\max(|b_i|, 2\beta)}{2}$$

.....式(53)

40

【0176】

である。式(52)より、

【0177】

【数57】

$$L_3(A) \leq L_3^+(A, B) \dots\dots\dots \text{式(54)}$$

【0178】

であるため、 $L_3^+(A, B)$ は $L_3(A)$ の補助関数の定義を満たす。

50

【 0 1 7 9 】

上記の補助関数を用い、定理 1 の 2 つのステップを具体的に示す。まず、補助変数 B を固定したときに、 $L_3^+(A, B)$  を最小化する A を求める。

【 0 1 8 0 】

【数 5 8】

$$\frac{\partial L_3^+(A, B)}{\partial A} = 2Y^T M Y A - 2Y^T M (X - W) = 0 \dots\dots\dots \text{式(55)}$$

【 0 1 8 1 】

を解くと、

【 0 1 8 2 】

【数 5 9】

$$A = (Y^T M Y)^{-1} Y^T M (X - W) \dots\dots\dots \text{式(56)}$$

【 0 1 8 3 】

を得る。 $Y^T M Y$  は正定値対称行列なので、 $(Y^T M Y)^{-1}$  はコレスキー分解で求めるのが好適である。次に、 $L_3(A) = L_3^+(A, B)$  となる補助変数 B は、式 (57) のように、前段で求めた A により得られる残差  $(X)_i - (YA)_i$  を  $b_i$  に代入して行列 M とベクトル W を計算することで得られる。

【 0 1 8 4 】

【数 6 0】

$$M = \begin{pmatrix} \tilde{m}_1 & & 0 \\ & \ddots & \\ 0 & & \tilde{m}_N \end{pmatrix}$$

$$W = (\tilde{w}_1, \dots, \tilde{w}_N)^T$$

$$\tilde{m}_i = \begin{cases} \frac{1}{2|(X)_i - (YA)_i|} & (|(X)_i - (YA)_i| \geq 2\beta) \\ \frac{1}{4(|(X)_i - (YA)_i| - \beta)} & (\beta + c \leq |(X)_i - (YA)_i| < 2\beta) \\ \frac{1}{4c} & (\beta - c \leq |(X)_i - (YA)_i| < \beta + c) \\ \frac{1}{4(\beta - |(X)_i - (YA)_i|)} & (0 \leq |(X)_i - (YA)_i| < \beta - c) \end{cases}$$

$$\tilde{w}_i = \begin{cases} 0 & (|(X)_i - (YA)_i| \geq 2\beta) \\ 2\text{sign}((X)_i - (YA)_i)\beta - (X)_i - (YA)_i & (\beta + c \leq |(X)_i - (YA)_i| < 2\beta) \\ \text{sign}((X)_i - (YA)_i)(\beta - c) & (\beta - c \leq |(X)_i - (YA)_i| < \beta + c) \\ (X)_i - (YA)_i & (0 \leq |(X)_i - (YA)_i| < \beta - c) \end{cases}$$

.....式(57)

10

20

30

40

50



【 0 1 8 5 】

以上より、Aの初期値を設定し、式(56)と式(57)を繰り返し計算していけば、式(50)で与えられる全符号量モデル $L_3(A)$ を単調減少させていくことができる。実施例では、一例として目的関数の不連続点の前後に接する曲線として2次曲線により説明したが、2つの接点間で単調増加または、単調減少する関数であれば2次曲線以外の曲線を用いても本願発明は実施可能である。すなわち、目的関数が微分不能な点を有する場合に、その目的関数の微分不能な点の前後の点で滑らかに接する接点を有し、これら2つの接点区間で単調増加または単調減少する関数により目的関数の接点区間を置き換えた関数を、目的関数とすることが可能である。

10

【 0 1 8 6 】

[ 発明によって生じる効果 ]

本発明による手法を用いると、線形回帰モデルにおいて誤差ベクトルの要素が独立にラプラス分布に従うという仮定のもとでの回帰係数ベクトルの最尤解(残差(誤差)ベクトルの要素の絶対値和を最小化する回帰係数ベクトル)ないしその近似解を効率良く求めることができる。この発明が特に効果を発揮する応用場面は、シンプレックス法では計算量が非現実的に膨大になってしまう大規模な(説明変数行列や回帰係数ベクトルのサイズが大きい)線形回帰分析の問題においてである。このような応用場面に直接的に当てはまる具体例は、上記「発明が解決しようとする課題」で示したとおり、線形予測分析に基づく無歪(ロスレス)圧縮符号化である。

20

【 0 1 8 7 】

この他に考えられるのは、音声スパース性に基づく多チャンネルブラインド音源分離、スパースコーディング、スパース非負行列因子分解など、スパース性を最適性の尺度として導入した問題等である(何らかのベクトルないし行列の要素のうち少数を除きすべてがほぼ0であるとき、そのベクトルないし行列は「スパースである」という。)。スパースコーディング、および、スパース非負行列因子分解は、スパースな係数ベクトルによる基底の線形結合(出来るだけ少ない基底だけ)で観測信号を良く表そうとする方法論であり、画像認識や音楽の音高認識など多方面の分野に応用されている。ベクトルのスパース性は、 $L1$ ノルムにより測ることができる(行列のスパース性に関しては、行列の各列ベクトルの $L1$ ノルムの総和をとったものにより測ることができる)ことから、本発明が上記応用においても効果を発揮することが予想される。

30

【 0 1 8 8 】

[ 本発明のポイント ]

本発明は、線形予測分析において予測誤差信号の符号量を小さくする予測係数の算出方法についてなされたものであり、振幅値に対するライス符号の符号量の関数を良く似せた関数を用いて目的関数を設計し、これを最小化する予測係数を効率良く求めるための方法である。この方法において、

- 1. 補助関数法を用いているという点(上述した補助関数設計の基本的方針によって補助関数は目的関数に接する2次関数(2次曲線)に基づいて設計することができる)、
- 2. 目的関数(最適化の規準となる尺度)を、
  - (ア) 予測誤差ベクトルの要素の絶対値和として表した符号量関数、ないし、
  - (イ) 台形関数に基づいて設計した符号量関数(式(46))、ないし、
  - (ウ) 目的関数が微分不能な点を有する場合に、その目的関数の微分不能な点の前後の点で滑らかに接する接点を有し、これら2つの接点区間で単調増加または単調減少する関数により目的関数の接点区間を置き換えた関数を目的関数とする点、

40

具体例としては、

- (ウ-1) 絶対値関数を良く近似したものでありかつ不連続点のない滑らかな関数に基づいて設計した(ア)の近似関数、
- (ウ-2) 台形関数を良く近似したものでありかつ不連続点のない滑らかな関数に基づいて設計した(イ)の近似関数などがあり、
- 3. 上記(ウ-1)のようにした場合に、絶対値関数を近似する滑らかな関数として、絶

50

対値関数の不連続点付近だけを2次曲線に置き換えた関数(式(28))や、双曲線関数(式(37))などを採用する点、

4. 上記(ウ-2)のようにした場合に、台形関数を近似する滑らかな関数として、0次、1次、2次関数が滑らかに接続する区分関数(式(48))などを採用する点、

5. 補助関数を、上記(ア)~(ウ)の関数に接する2次曲線に基づいて設計しているという点、

が本発明の主たるポイントである。

【0189】

[評価実験結果]

本発明の提案法の効果を確認するため、音響信号を対象として圧縮性能の評価実験を行った。本実験の目的は、提案法の原理を実証することだけでなく、LPC(Linear Predictive Coding - 線形予測符号化)に基づく可逆圧縮符号化において残差の符号量削減の余地がどの程度残されているのかを見極めることである。評価実験用に、サンプリング周波数44.1kHz、16ビットで収録されたステレオの音楽ファイル10個を実験データ(合計約432MB)として用いた。LPC分析フレーム長は2048サンプルとした。

10

【0190】

L2ノルムを規準としたLPCをLevinson-Durbinアルゴリズムにより行う従来の方式を従来法、従来法で得られた予測係数を初期値として、 $L_2(A)$ および $L_3(A)$ を規準としたLPCを提案する反復最適化アルゴリズムにより行う方式をそれぞれ提案法1、提案法2と略称する。提案法1および提案法2の反復計算回数は10とした。なお、各方式ではいずれもチャンネル間相関に基づく圧縮は行っていない。また、LPCの予測次数(式(21))における $p$ は固定とした。

20

【0191】

$L_2(A)$ はL2ノルムに比べてRice符号量に則した目的関数となっているため、従来法に比べ、提案法1の圧縮率は向上するものと予想される。一方、 $L_3(A)$ は $L_2(A)$ に比べてよりRice符号量に則した目的関数となっているため、提案法1に比べ、提案法2の圧縮率は若干向上するものと予想される。

【0192】

従来法、提案法1、提案法2それぞれについての、予測次数が7, 15, 31の場合の圧縮率を図9に示す。圧縮率は、次のように算出した。圧縮率(%) = 圧縮後のファイルサイズ / 元のファイルサイズ × 100。図9から、予想通り、提案法2による圧縮率が最も高く、次いで提案法1による圧縮率が高いことが確認された。

30

【0193】

なお、本発明の実施の形態は、上記のものに限定されず、音声予測符号化における線形予測算出に限らず線形回帰モデル全般で利用可能であり、また、たとえば図1の各部を統合したり、あるいはさらに分割したりして構成することや、繰り返し回数判定部5の判定内容を、算出の繰り返し回数や算出結果に基づいて所定の条件を満たすか否かの判定を行うものに変更することなどが可能である。また、本発明の線形予測係数算出装置は、コンピュータとコンピュータで実行されるプログラムとを用いて構成することができるが、その場合のプログラムは、コンピュータ読み取り可能な記録媒体または通信回線を介して頒布することが可能である。

40

【図面の簡単な説明】

【0194】

【図1】本発明の線形予測係数算出装置の構成例を示すブロック図である。

【図2】図1の構成の動作を説明するためのフローチャートである。

【図3】図1の構成において利用する目的関数と補助関数を説明するための図である。

【図4】本発明の第1の実施例における補助関数法を説明するための図である。

【図5】本発明の第3の実施例における補助関数法を説明するための図である。

【図6】本発明の第3の実施例における補助関数法を説明するための図である。

【図7】本発明の第4の実施例における補助関数法を説明するための図である。

50

【図8】本発明の第4の実施例における補助関数法を説明するための図である。

【図9】本発明と従来法との符号量の比較を示す図である

【図10】従来の音声予測符号化装置の構成を示す図である。

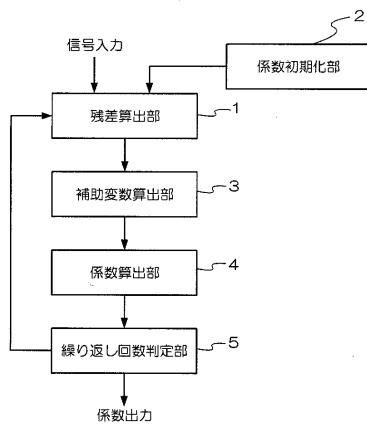
【図11】ライス符号で振幅値dに対して割り当てられる符号量g(d)を示す図である

【符号の説明】

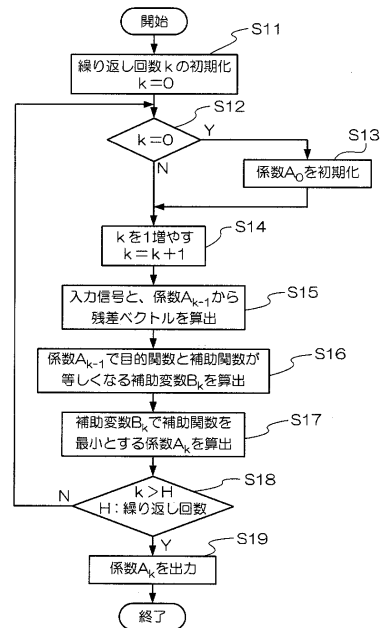
【0195】

- 1 残差算出部
- 2 係数初期化部
- 3 補助変数算出部
- 4 係数算出部
- 5 繰り返し回数判定部

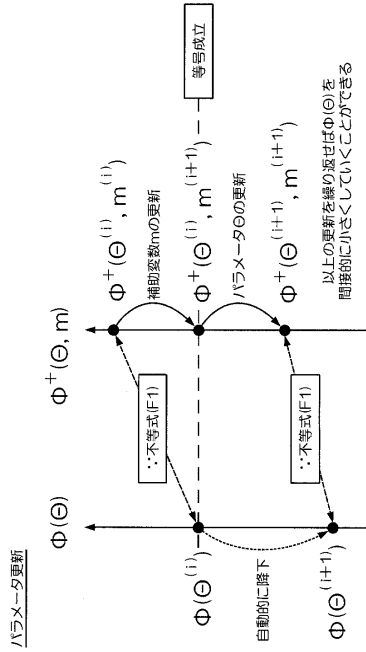
【図1】



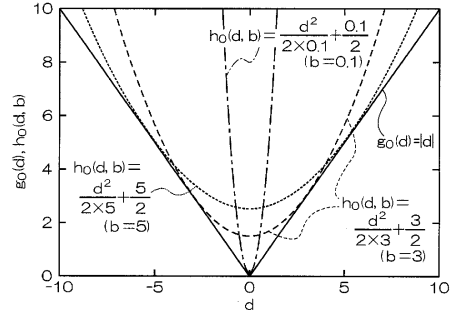
【図2】



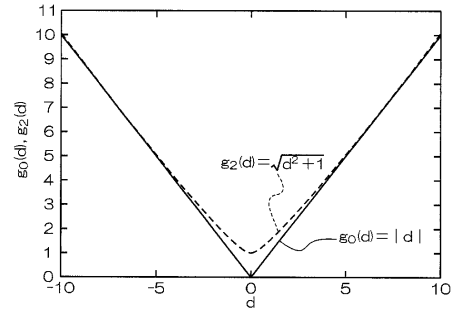
【 図 3 】



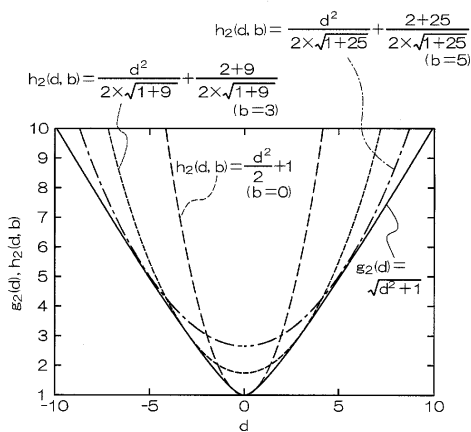
【 図 4 】



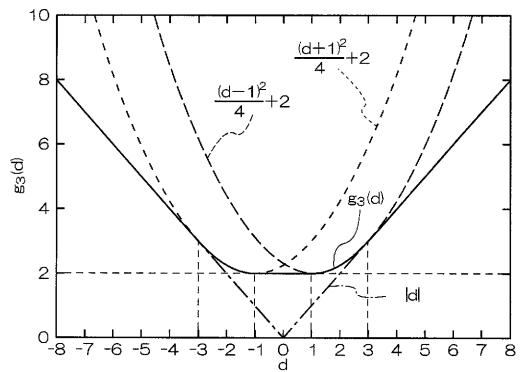
【 図 5 】



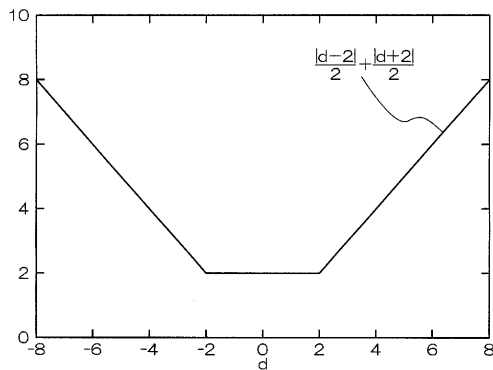
【 図 6 】



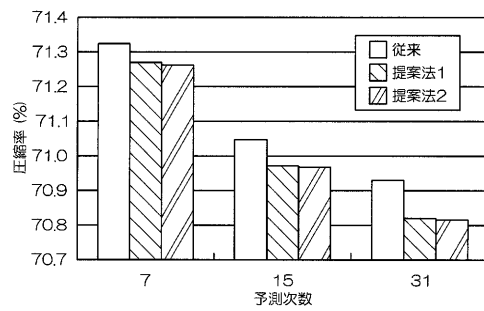
【 図 8 】



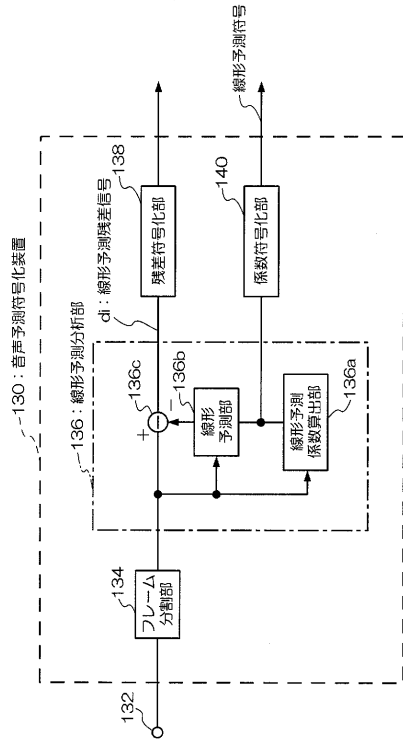
【 図 7 】



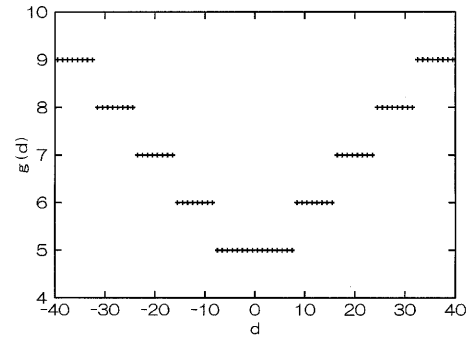
【 図 9 】



【図10】



【図11】



---

フロントページの続き

- (72)発明者 原田 登  
東京都千代田区大手町二丁目3番1号 日本電信電話株式会社内
- (72)発明者 守谷 健弘  
東京都千代田区大手町二丁目3番1号 日本電信電話株式会社内

審査官 菊池 智紀

- (56)参考文献 特開2008-157998(JP,A)  
特開2008-026460(JP,A)  
亀岡弘和 他, "正弦波重畳モデルのパラメータ最適化アルゴリズムと1chブライント音源分離への応用", 日本音響学会2007年春季研究発表会講演論文集CD-ROM, 2007年 3月 6日, p.609-610
- (58)調査した分野(Int.Cl., DB名)  
G10L 11/00, 19/00 - 19/14  
JSTPlus(JDreamII)