

逐次推定法による聴性脳幹反応波形伝達関数の推定と特徴抽出(1)*

井 川 信 子

1. はじめに

聴性脳幹反応 (Auditory Brainstem Response, 以下単に ABR と呼ぶ) は両耳あるいは片耳から音刺激を与えてから10ms 以内に潜時を持つ聴性誘発脳波の短潜時成分で, 反応の振幅は $1\ \mu\text{V}$ 以下の低電位, 第 I 波から第 VII 波で構成される多相性の陽性波である (図 1 [1]). 各波の形成は脳幹における聴覚系神経路の特定部位に由来し, 生理学および解剖学においてその起源がほぼ特定されているため, 脳幹内病変の部位, 病変の聴覚系神経路に与える障害の程度の診断, 意識障害や脳死判定の補助検査などの臨床応用がある [1].

また, 耳鼻科においては他覚的聴覚検査として, 詐聴の診断や機能性難聴の診断などに利用されている [2]. 他覚的聴覚検査とは, 新生児や乳幼児を含め, 被験者が自分で “聞こえるか聞こえないか” について正確な意思表示ができない場合や, 全身麻酔下の被験者や重症な身体障害により意思表示が困難な被験者, あるいは犯罪捜査などで “聞こえているのに聞こえ

* A Waveform Parameter Estimation and Feature Extraction of the Auditory Brainstem Responses by Means of Recursive Estimation Algorithm(1)

ないふりをする”いわゆる“詐称難聴”の可能性のある被験者などに対して実施される検査である。

一方、自覚的聴覚検査とは、複数の周波数による検査音の“聞こえ”の状態に対する被験者自身の反応に基づく検査である。

特に、聴覚検査に有効な第V波成分のみに特化して自動的に診断判定する（これを自動聴性脳幹反応（AABR）と呼ぶ）検査装置が、近年、Barbara S.Hermann ら^{[3]. [4]}によって設計・開発され、新生児の聴覚スクリーニング用装置として、製品化されている^[5]。この装置は、従来のABRの平均5分の1の速さで検査が実施される^[5]ばかりか、高度な検査技術および判読技術を要しないので、大量、短期間での検査実施を可能にしている。

ところでABRは微弱電位であるため、平均2000回の“加算”が必要であるのでオンライン検査が不可能なのが現状である。この加算に要する時間は、測定される患者にストレスを与え、また緊急時の迅速な計測を妨げる要因の1つにもなっている。

自動聴性脳幹反応（AABR）による新生児聴覚スクリーニングの場合、従来のABRに比べて検査時間が短縮されたとはいえ、この加算に要する時間の部分は軽減されていない。また、AABR検査の結果“refer（要再検査）”となった場合は、やはり従来のABRによる検査を新生児に対して用いなければならないのが現状である。

そこで、本論文では、音刺激クリックが誘発する聴覚性誘発電位の波形データから、最小2乗法・逐次推定法アルゴリズムを用いて、波形パラメータを推定するモデル式を考察することを試みている。モデル式の同定が可能となれば、AABRと同様、他覚的聴覚検査のための自動化をめざす数式化の方向性を、一般被験者に対して実施することも可能にできるかもしれない。特に、“平均加算”によるストレスをできる限り減ずるための手段が必要である。本提案の手法である逐次推定法を用いることにより、モデル式が同定されれば、ABR波形のオンライン計測を可能とする、パラメー

タが求められることとなる。

以下では、まず、最小2乗法・逐次推定法アルゴリズムについて論じ、モデル式を決定する。次に、あらかじめ計測してあるABRデータを実験データとしてこのモデル式にあてはめ、コンピュータを用いてモデル式に適合する最適解を求め、ABR実験データに対するパラメータを推定する。そして、その結果について考察する。

本論の具体的な章構成は、以下のとおりである。

すなわち、2章では、本論文の基礎となる逐次推定法アルゴリズムに基づくモデル式について論じ、これを決定する。3章では、あらかじめ計測してあるABRデータを2章で決定したモデル式にあてはめて、最適解を求めるプログラムについて説明し、計算結果を述べる。4章では、3章で求めたモデル式の係数を評価し、パラメータ推定結果を確定する。5章では、まとめおよび今後の方針について述べる。

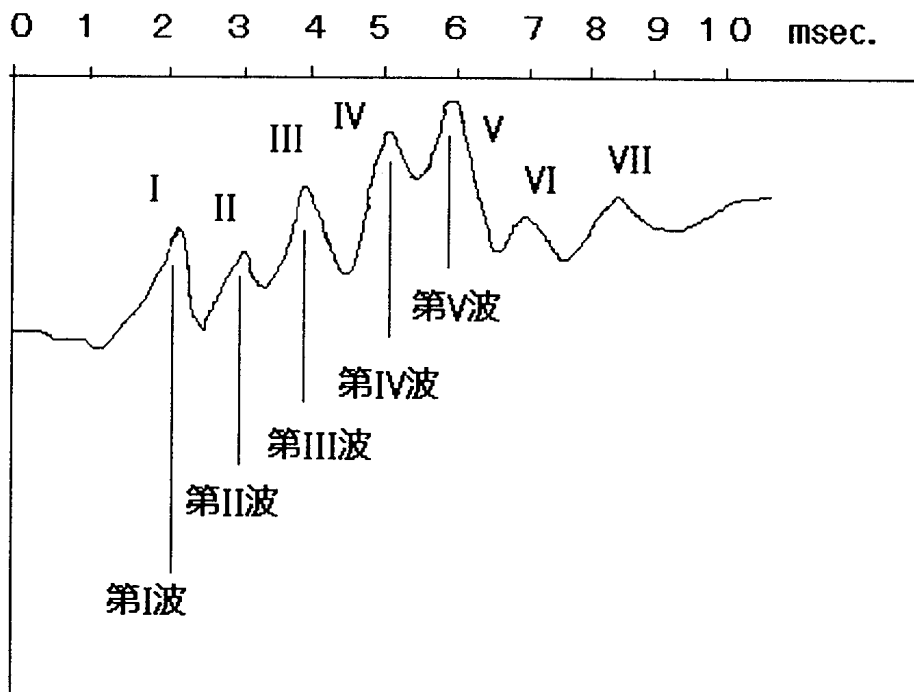


Fig.1 Sample of a waveform of ABR with 7 peaks^[1]

図1 7つのピークを持つABR波形例[1](ヒトの場合)

2. 最小2乗法によるパラメータ推定

脳波や筋電などの不規則な生体信号をガウス過程により数学的モデル化をおこなう手法は、すでに広く知られている^[6]。我々はそのなかで、最小2乗法・逐次推定によるパラメータ推定の方法を適用することにする^[7]。そこで、まず、ABR波形の特徴とその推定法について、この章で論ずる。

2.1 ABRの波形導出と特性

ABRは、音刺激による誘発脳波である。つまり、刺激音によっても出力が異なるのだが、刺激音に関しては、我々がこれまでに実施した方法を前提にする^[8]。すなわち、刺激音は立ち上りが鋭く、広い周波数成分を含むため最も多く用いられるクリック（刺激幅は可能な限り小さいもの）とする。

また、誘発電位の解析は、繰り返し実験による多数のデータを刺激時点に同期させた加算平均により、背景脳波から選択的に誘発波形を取り出すのが、従来の方法である。ABRの加算回数は500～2000回の範囲で設定される。健常者で反応が明確な場合は、ほぼ500回程度で波形を得ることができる。逆に、脳死患者の判定補助に用いられる場合では、たとえば“2500回加算平均を実施しても反応が得られない”ということで、“無反応”の判定とするなどである。新生児聴覚スクリーニングに用いられる装置（natus-ALGO-2e）の場合は、最大15000回まで加算することができる。これは、検査を受ける新生児へのストレスを軽減する目的で、比較的低い音圧で検査を実施するので、より多くの加算回数が必要となるためである。

刺激音圧は最も影響の大きい入力因子^[8]であるため、検査の目的によって異なる。聴神経腫瘍、多発性硬化症の診断など神経学的診断には80dBnHL程度閾値上の十分大きな音圧を用いる。また、伝音難聴（鼓膜穿孔）や感音難聴（内耳性）など耳鼻科における聴力推定検査では、80dBnHL～30dBnHL程度の範囲の音圧で検出する。音圧が高いほど波形は計測し

やすいが、90dBnHL 程度が検査上の上限値と考えられる。新生児聴覚スクリーニングに用いられる装置 (natus-ALGO-2 e) の場合では、35dBnHL に刺激音圧を固定している。

ABR 出力波形のどの成分を主に診断に適用するかということ、各反応波形のピーク潜時やピーク間潜時といった時間的構造の特徴に注目する場合が比較的多くみうけられる。

一般的に脳波や筋電などの不規則な生体信号は、通常、確率過程、たとえばガウス過程などでモデル化されるが、ABR はさらに、潜時という時間的構造あるいは生成規則の解析が重要であると考えられるため、時系列を生成するモデルを用いるのが妥当であるとする。

2.2 時系列生成モデル

時系列の一つに、“まったくでたらめ”な系列がある。ここで、“まったくでたらめ”とは、ある時刻での系列の値がそれ以前の値とはまったく独立に決まることを意味する。この時系列のとり値が平均値 0、分散 σ_w^2 のガウス分布に従うとき、この系列を白色ガウス系列 ($\{w_m\}, m = 0, \pm 1, \pm 2, \dots$) と呼び、その相関関数 $\{R_m\}$ は次のようになる。

$$R_m = \langle w_i w_{i+m} \rangle = \begin{cases} \sigma_w^2, & m = 0 \\ 0, & m \neq 0 \end{cases}$$

2.2.1 MA 系列

時系列 $\{x_m\}$ が白色ガウス系列 $\{w_m\}$ と、定係数 $\{b_i, i = 1, 2, \dots, q\}$ を用いて、

$$x_m = \sum_{j=0}^q b_j w_{m-j} \quad m = \dots, -1, 0, 1, 2, \dots$$

と表せるとする。すなわち、任意の時刻 m における系列 x の値が、それ以前の $q+1$ 個の時点での w の値： $w_m, w_{m-1}, \dots, w_{m-q}$ の重みつき平均 (重み b_j) で表されるとき、 $\{x_m\}$ を q 次の移動平均系列 (MA(q)) と呼ぶ。

2.2.2 AR 系列

a_1 を任意の実数として、時系列 $\{x_m\}$ の時刻 m における値がそれより 1 時刻前の値 x_{m-1} と $\{w_m\}$ とによって、

$$x_m = w_m - a_1 x_{m-1}$$

と表せるとき、 $\{x_m\}$ を 1 次の自己回帰系列 (AR(1)) という。上式は、

$$x_m = w_m - a_1 w_{m-1} + \cdots + (-a_1)^k w_{m-k} + (-a_1)^{k+1} x_{m-k-1}$$

であるから、 $|a_1| < 1$ ならば、 $k \rightarrow \infty$ として、

$$x_m = \sum_{j=0}^{\infty} (-a_1)^j w_{m-j} \quad m = \cdots, -1, 0, 1, 2, \cdots$$

となる。つまり、1 次の自己回帰系列は無限時限の MA 系列でもあるといえる。一般に、 $a_j, j = 1, 2, \cdots, p$ を定係数として、

$$x_m = w_m - \sum_{j=1}^p a_j w_{m-j} \quad m = \cdots, -1, 0, 1, 2, \cdots$$

と表せる系列 $\{x_m\}$ を p 次の自己回帰系列 (AR(p)) という。

2.2.3 ARMA 系列

移動平均系列と自己回帰系列が混合した次の式

$$x_m = y_m - \sum_{i=1}^p a_i w_{m-i} \quad , \quad y_m = \sum_{i=0}^q b_i w_{m-i}$$

で表せる系列 $\{x_m\}$ を (p, q) 次の自己回帰移動平均系列 (ARMA(p, q)) という。

2.3 伝達関数の推定^[7]

2.3.1 最小 2 乗推定法によるパラメータ推定

ABR は誘発電位である。すなわち、外部入力をもつインパルス応答であるから、前述の時系列生成モデルにおいて、入出力関係式を次のような形の差分方程式

$$y(t) = -\sum_{i=1}^n a_i y(t-i) + \sum_{i=1}^n b_i u(t-i) + v(t) \quad t=0,1,\dots \quad (1)$$

で表される場合を, ABRにおけるパラメータ推定のモデル式とする。ただし, $y(t), u(t), v(t)$ はそれぞれ時刻 t における出力, 入力および観測雑音を表している。 u と v とは互いに独立であり, v は平均値 0, 分散 σ_v^2 の定常な白色雑音であるとする。式(1)を変形して

$$A(z)y(t) = B(z)u(t) + v(t) \quad (2)$$

$$A(z) = \sum_{i=0}^n a_i z^{-i}, \quad a_0 = 1 \quad (3a)$$

$$B(z) = \sum_{i=1}^n b_i z^{-i}, \quad (3b)$$

と表し, $y(t)$ は伝達関数 $H(z)$ を持つシステム応答であるとする。

ただし, z^{-1} は単位遅延演算子を表し, $z^{-1}u(t) = u(t-1)$, $z^{-1}y(t) = y(t-1)$ である。また, $A(z) = 0$ の根は単位円内にあり, システムは漸近安定であるとする。このとき

$$\underline{Y} = \underline{Z}\underline{\theta} + \underline{v} \quad (4)$$

が成り立つ。パラメータ $\underline{\theta}$ を推定するための評価関数を

$$J = (\underline{y} - \underline{Z}\underline{\theta})^T \underline{W} (\underline{y} - \underline{Z}\underline{\theta}) \quad (5)$$

で与え, \underline{W} は $N \times N$ 正定値対称行列であるとする。 N を十分大きく選んで

$\text{rank } \underline{Z} = 2n$ を仮定すれば, J を最小にする最適な推定値 $\hat{\underline{\theta}}$ は,

$$\hat{\underline{\theta}} = (\underline{Z}^T \underline{W} \underline{Z})^{-1} \underline{Z}^T \underline{W} \underline{y} \quad (6)$$

で得られる。

2.3.2 逐次推定

本稿では, オンラインでのパラメータ推定をめざしているので, 逐次推定アルゴリズムを適用する。すなわち, 時刻 t までの入出力データを観測

して得られる θ の推定値を $\hat{\theta}(t)$ で表し,

$$\hat{\theta}(t+1) = \hat{\theta}(t) + \underline{k}(t+1)[y(t+1) - \underline{z}^T(t+1)\hat{\theta}(t)] \quad (7)$$

$$\underline{k}(t+1) = \frac{w(t+1)\underline{P}(t)\underline{z}(t+1)}{1 + w(t+1)\underline{z}^T(t+1)\underline{P}(t)\underline{z}(t+1)} \quad (8)$$

$$\underline{P}(t+1) = [\underline{I} - \underline{k}(t+1)\underline{z}^T(t+1)]\underline{P}(t) \quad (9)$$

を用いて推定する。また, 初期値として $\alpha = 1.0 \times 10^5$, $\hat{\theta}(0) = 0$, $\underline{P}(0) = \alpha \underline{I}$ とする。ただし, 式(1)より

$$\underline{v}(t+1) = \begin{pmatrix} v(1) \\ v(2) \\ \vdots \\ v(t+1) \end{pmatrix}, \quad \underline{y}(t+1) = \begin{pmatrix} y(1) \\ y(2) \\ \vdots \\ y(t+1) \end{pmatrix}, \quad \underline{z}(t+1) = \begin{pmatrix} -y(t) \\ \vdots \\ -y(t-n+1) \\ \cdots \\ u(t) \\ \vdots \\ u(t-n+1) \end{pmatrix}, \quad (10)$$

$$\underline{Z}(t+1) = \begin{pmatrix} \underline{z}^T(1) \\ \underline{z}^T(2) \\ \vdots \\ \underline{z}^T(t+1) \end{pmatrix}, \quad \underline{W}(t+1) = \underline{I}$$

であるとする。また, ABR 計測では入力はいんパルス入力であるとみなせるので,

$$u(t) = \begin{cases} 1 & t=0 \\ 0 & t=1,2,3,\dots \end{cases}$$

とする。

すなわち, 式(7)から式(10)を計算して式(1)における推定値の係数を計算し, モデル式による時刻 $t+1$ の出力の予測値を算出する。ここで, AR モデルを仮定し, 式(2)の $A(z)$ と $B(z)$ の次数をそれぞれ n と 1 に設定

する。したがって式(10)を以下の(11), (12)のように変形し, モデル式による時刻 $t+1$ の出力の予測値 $\hat{y}(t+1)$ を以下の(13)のように推定して計算する。

$$\underline{z}(t+1) = \begin{pmatrix} -y(t) \\ -y(t-1) \\ \vdots \\ -y(t-n+1) \\ u(t) \end{pmatrix}, \quad (11)$$

$$\hat{\underline{\theta}}(t+1) = \begin{pmatrix} -a_1(t+1) \\ -a_2(t+1) \\ \dots \\ -a_n(t+1) \\ b_1(t+1) \end{pmatrix} \quad (12)$$

すなわち,

$$\hat{y}(t+1) = -\hat{a}_1 \cdot y(t) - \hat{a}_2 \cdot y(t-1) \cdots - \hat{a}_n \cdot y(t-n+1) + \hat{b}_0 \cdot u(t+1) \quad (13)$$

となる。ここで, y は実測値, $N = n+1$ はパラメータの数 ($\because n = N-1$), また, 係数 \hat{a}, \hat{b} は $\hat{\underline{\theta}}(t+1)$ の収束値である。

3. ABRのパラメータ推定

前述のアルゴリズムに基づくプログラムを作成し, あらかじめ測定したABR波形からのサンプリングデータを入力値として, 伝達関数の係数の最適解を求める。プログラムはC言語 (Visual C++ Ver6.0) を用いて作成した。

3.1 推定プログラムと結果

3.1.1 プログラムの構成

最小2乗法・逐次推定法プログラムは, 前節の式(7), (8), (9)を時刻に関するループ処理で構成する。式(9)のP行列の対角成分が0に収

束するまで、この処理を繰り返す。そのとき得られた、式 (12) の行列の成分がそれぞれ、各係数の収束値となる (図 2)。

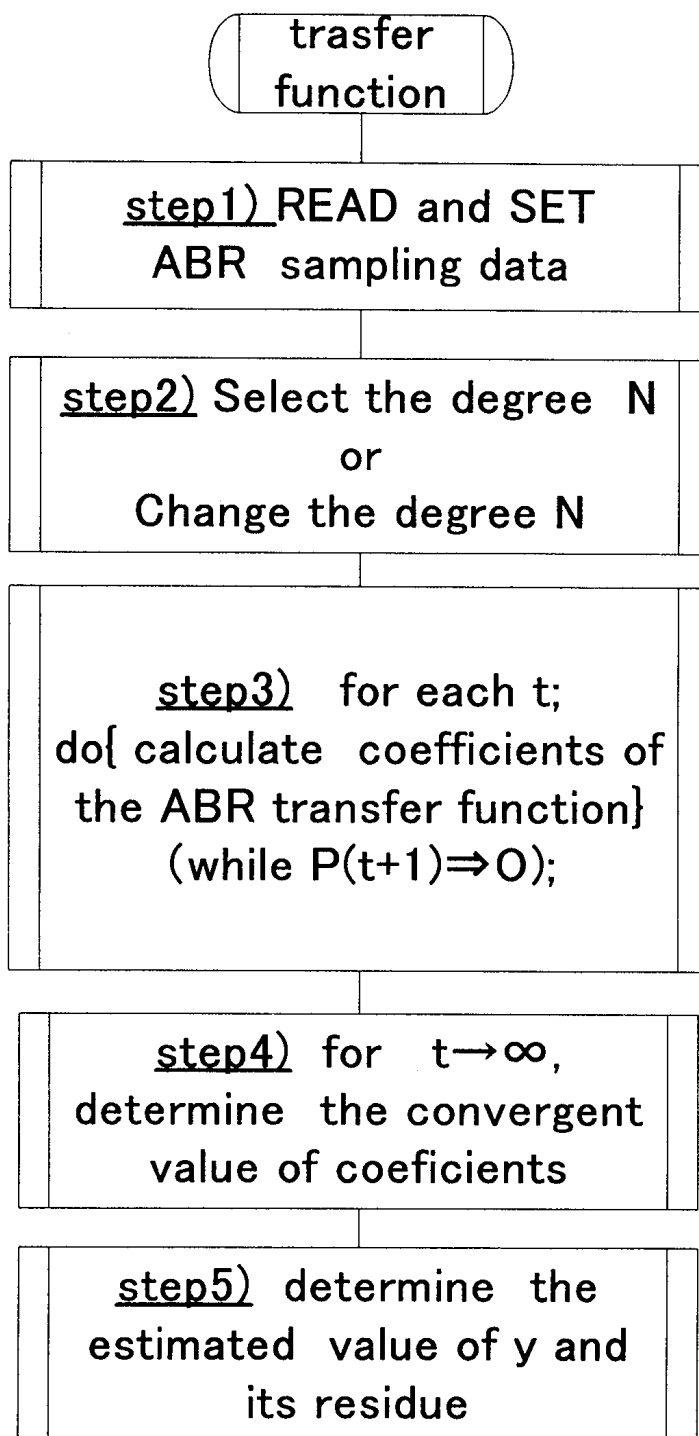


Fig.2 A flowchart to determine the coefficients of ABR transfer function.

図 2 ABR 伝達関数の係数の計算手順.

3.1.2 ABR 実験データ

健常成人男子に対して、次のような音刺激を与えて検出した ABR サンプリングデータをプログラムの入力データとして使用している。

3.1.3 刺激条件

刺激音：	クリック
刺激音圧：	80dBnHL
刺激幅：	0.1msec
刺激頻度：	40Hz
サンプリング時間：	10msec
サンプリング点：	511 (計測器)

3.1.4 加算回数

同一の刺激条件に対して同一の被験者からそれぞれ以下の加算回数で検出した ABR を用いる。

加算回数：

1, 5, 10, 20, 30, 40, 50, 60, 70, 80, 90, 100, 200, 300, 400, 500, 1000, 2000 (回)

この加算値の集合を $K = \{k(i), 1 \leq i \leq 18\}$ とする。また、ABR 波形 (のサンプリング値) を $x_k(i)(t)$, $0 \leq t \leq 10$ (msec) とおく。そして、 $k(18) = 2000$ の波形を基準波形として各波形との相関を調べる。すなわち、 $Y = x_k(2000)(t)$, $X = x_k(i)(t) = K - \{k(2000)\}$ として以下を計算する。

$$\rho_{X,Y} = \frac{\text{Cov}(X,Y)}{\sigma_X \sigma_Y}$$

ここで、Cov は共分散で $\text{Cov}(X,Y) = \frac{1}{n} \sum_j (x_j - \mu_x)(y_j - \mu_y)$,

また、標準偏差 $-1 \leq \sigma_x, \sigma_y \leq 1$ は

$$\sigma_x^2 = \frac{1}{n} \sum (x_j - \mu_x)^2, \quad \sigma_y^2 = \frac{1}{n} \sum (y_j - \mu_y)^2$$

である。検出した ABR の平均値に対する相関を図 3 に表示する。300 回程度から高い相関を示し、1000 回程度でほぼ 2000 回の波形と同様の結果が期待できるとみることができる。

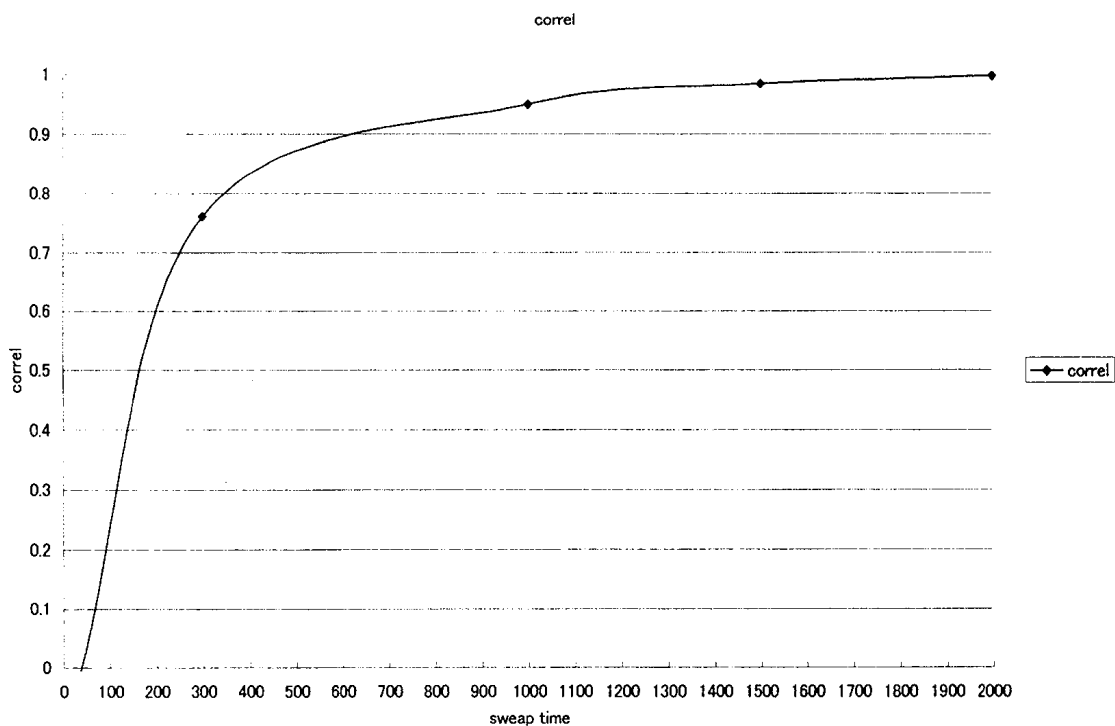


Fig.3 The relationship between the correlation value of each ABR wave and its sweep time.

図 3 各加算回数における ABR 波形と 2000 回加算における ABR 波形との相関 (横軸が各加算回数を表し、縦軸が各加算回数における ABR 波形と 2000 回加算における ABR 波形との相関係数)。

3.1.5 ABR 伝達関数の決定

行列 $P(t+1)$ の対角成分で a_i ($i = 1, 2, \dots, n$), b_0 の残差をみると、何れもほぼ収束値を得ている。加算回数、および次数に対しての出力例 (図 4) からも収束性をみることができる。また、各次数で求めた係数の収束値を表 1 に示す。

3.2 ABR 伝達関数の周波数特性^[9]

一般に、伝達関数が

$$H(z) = \frac{b_0 + b_1 z^{-1} + \dots + b_m z^{-m}}{1 + a_1 z^{-1} + \dots + a_n z^{-n}}$$

のとき、とおけば

$$H(e^{j\omega}) = \frac{C(\omega) - jD(\omega)}{A(\omega) - jB(\omega)} = |H(e^{j\omega})| e^{j\Phi(\omega)}$$

ただし、

$$A(\omega) = 1 + a_1 \cos \omega + a_2 \cos 2\omega + \dots + a_n \cos n\omega,$$

$$B(\omega) = a_1 \sin \omega + a_2 \sin 2\omega + \dots + a_n \sin n\omega,$$

$$C(\omega) = b_0 + b_1 \cos \omega + b_2 \cos 2\omega + \dots + b_m \cos m\omega,$$

$$D(\omega) = b_1 \sin \omega + b_2 \sin 2\omega + \dots + b_n \sin n\omega,$$

であり、周波数特性を次式で求める。式(15)は振幅特性、式(16)は位相特性を表す。

$$|H(e^{j\omega})| = \sqrt{\frac{C^2(\omega) + D^2(\omega)}{A^2(\omega) + B^2(\omega)}}$$

$$\Phi(\omega) = \tan^{-1} \left(\frac{B(\omega)C(\omega) - A(\omega)D(\omega)}{A(\omega)C(\omega) + B(\omega)D(\omega)} \right)$$

3.3 ABR 伝達関数の周波数特性の実験例

前述の方法で実際に周波数特性を求めると、図5の結果を得た。図は、同一被験者に対する平均加算2000回と30回の場合を示しているが、加算回数に大きく左右されない、顕著な周波数特性を得ることができた。

4. モデル式の評価

ABR 平均実測値モデルによる平均計算値のグラフおよび残差を図6に

示した。残差は、振幅について求めているが、診断に用いる ABR の主なる指標は、各ピークに対する潜時なので、この差はあまり重要でないと思われる。特に重要な診断指標である第 V 波のピーク潜時が実測値と平均値でほぼ一致している有効な結果となっていることが図から読み取ることができる。

4.1 収束性の評価

行列 $P(t+1)$ の対角成分で $a_i (i = 1, 2, \dots, n)$ の残差をみると、何れも収束値を得ているが、成分 a_i については、加算回数の小さい ABR 波形に比べて、平均 2000 回加算した ABR 波形では 0 に収束することがやや鈍い結果となった。また、成分 b_i の収束もやや遅い傾向であった。より高速に確実に収束することを目指す必要がある。モデル式の係数については、図 4 より、 a_1 の影響が最も強いといえることができる。

4.2 次数の評価

ここで、次数 N を評価するために赤池 AIC^[7] を用いる。AIC は以下の計算式で計算する。

$$AIC = N * \left(\ln \left(2\pi \frac{S_e}{N} \right) + 1 \right) + 2(p + 2)$$

ここで、 N : 実測値の数、 π : 円周率、 S_e : 残差の 2 乗和、 p : パラメータの数を表わす。AIC の値が最も小さい次数 n を最適次数と設定する。今回の実験で用いた範囲 ($1 \leq n \leq 16$) では、平均加算 2000 回の場合には最適次数は $n = 20$ 前後とみられるが、低い加算回数の場合、 n が大きいほど良い傾向であることはわかったが、確定的な次数決定には至らなかった。

5. まとめ

以上より、ABR の伝達関数を 1 つの実験データに基づいて求めた。異

なる加算回数でもほぼ同一の伝達関数の係数値を求めることができた点は、大きな成果であると考えられる。一方、次数の問題、つまりどこまで前のデータが応答に影響を及ぼしているのかについては、確定的に述べることはできなかった。この点は今後の課題である。また、顕著な周波数特性を得られたが、今回扱った以外の ABR データについても同様の結果が得られるのか、あるいは病変により異なる傾向を見ることができるとかの問題も今後、取り組まなければならない問題である。これらの点が解決して、一般的に加算回数の削減、計測のオンライン化を可能にすることができる。今回、加算回数に依存しない係数値を求められた点は、ABR 測定システムの改善に、一歩前進と考える。

謝 辞

千葉大学大学院自然科学研究科谷萩隆嗣教授には、論文構成において遅々とした進捗にもかかわらず丁寧に根気強くご指導いただいております。重ねて感謝申し上げます。

参考文献

- [1] 鈴木篤郎監修：“聴性脳幹反応”，メジカルビュー社（1989）。
- [2] 河村正三監修，市川銀一郎編集：“初心者のための聴性誘発反応アトラス”，廣川書店，（1988）。
- [3] Barbara S. Herrmann, “Inside the black box ”How does the ALGO work anyway?” Clinical Series No.3 Natus Medical Inc., 1995.
- [4] Barbara S. Herrmann, Aaron R.Thornton,Janet M. Joseph, “Automated infant hearing screening using the ABR: Development and validation”,American Journal of Audiology Vol.4, No.2 pp.6-14, 1995.
- [5] 井川信子，倉田是：“クリック音刺激による聴性脳幹反応第V波の自動判定システムの構築の試みとしての音刺激強度-潜時曲線の数式化,” 流経法学第1巻1号, (2002) pp.(73)-(94).
- [6] 鈴木良次，佐藤俊輔，池田研二，吉川昭編：“生体信号,” コロナ社（1989）。

- [7] 谷萩隆嗣：“デジタル信号処理の理論3,” コロナ社, (1986)。
- [8] 井川信子, 加藤修一, 有賀正浩, 倉田是：“クリック音刺激と聴性脳幹反応第V波ピーク潜時との関係式,” 日本音響学会誌54巻9号, (1998) pp.632-640.
- [9] 谷萩隆嗣：“デジタル信号処理と基礎理論,” コロナ社, (1996)。

Fig4-1:Normal ABR n=8 加算2000回

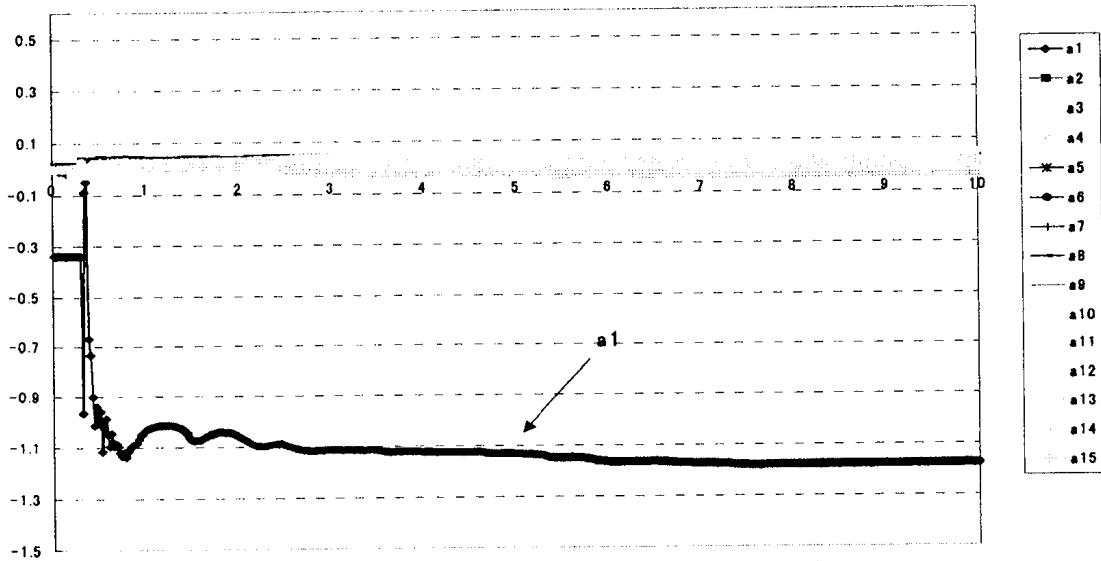


Fig4-2:Normal ABR n=8 加算30回

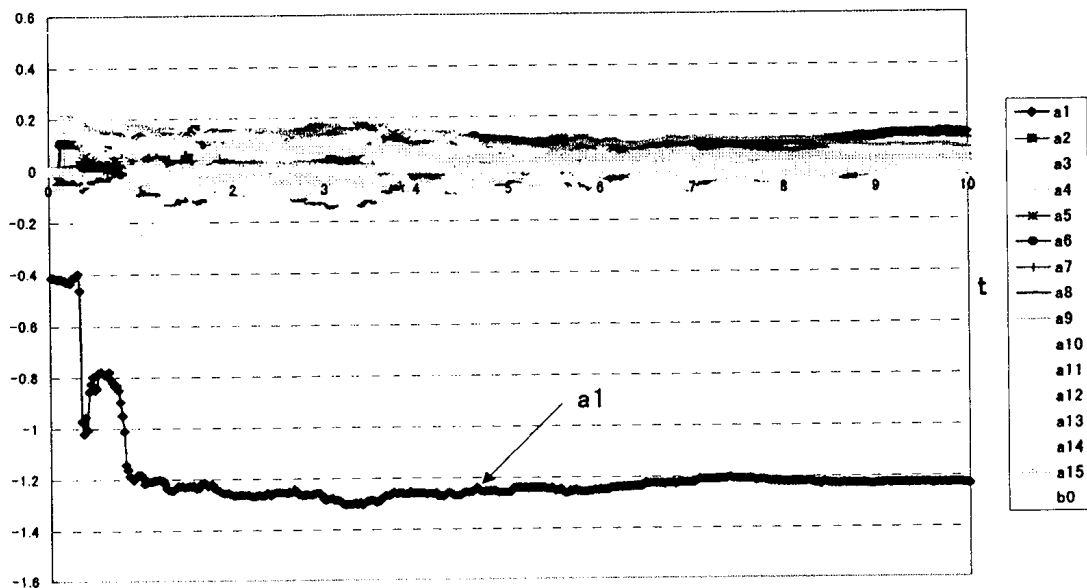


Fig.4 Coefficients of the ABR transfer function (Example: Sweep time 2000 and 30)
 図4 2000回加算と30回加算における伝達関数の係数の収束の様子(次数 n = 8 の場合)

逐次推定法による聴性脳幹反応波形伝達関数の推定と特徴抽出(1)

表1 各次数の係数の収束値

係数	n 次数						
	1	2	3	4	6	7	8
a 1	-1.00061	-1.30317	-1.20829	-1.18648	-1.18213	-1.18103	-1.17695
a 2	0	0.029438	0.033973	-0.036404	0.037809	0.036706	0.034221
a 3	0	0.274947	0.001793	0.004668	0.005918	0.003987	0.00298
a 4	0	0	0.019976	0.024594	0.026443	0.025887	0.023381
a 5	0	0	0.156499	0.036712	0.03673	0.034808	0.033714
a 6	0	0	0	0.021332	0.022625	0.021948	0.020215
a 7	0	0	0	0.067528	0.005309	0.00343	0.001944
a 8	0	0	0	0	0.040121	0.037799	0.36522
a 9	0	0	0	0	-0.00642	-0.00766	-0.01036
a 10	0	0	0	0	0.046621	0.045512	0.042795
a 11	0	0	0	0	-0.0278	-0.00011	-0.00107
a 12	0	0	0	0	0	0.032016	0.029809
a 13	0	0	0	0	0	-0.0488	0.018786
a 14	0	0	0	0	0	0	-0.01418
a 15	0	0	0	0	0	0	-0.03823
b 1	-0.00141	-0.0001	0.002712	0.003249	0.003698	0.002984	0.002118

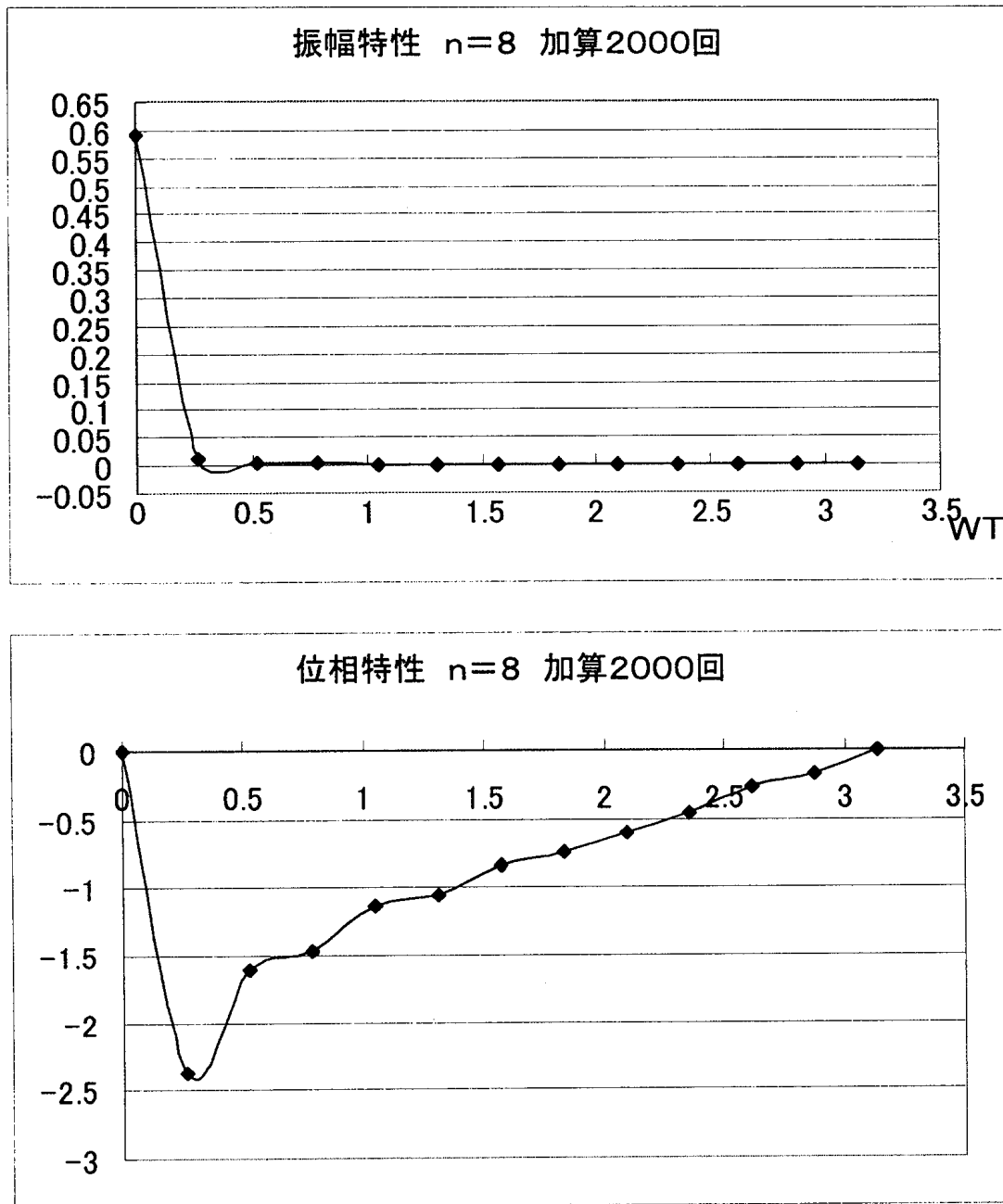


Fig.5-1 Frequency characteristics of the ABR transfer function
(Example: Sweep time 2000)

図5-1 2000回加算における伝達関数の周波数特性 (次数 $n = 8$)

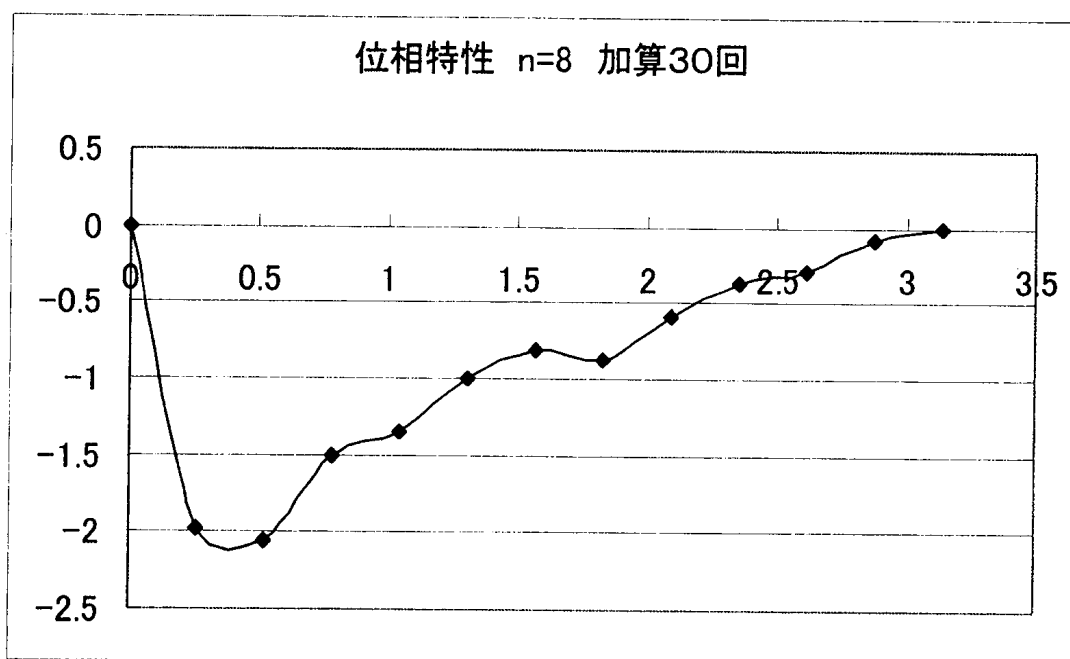
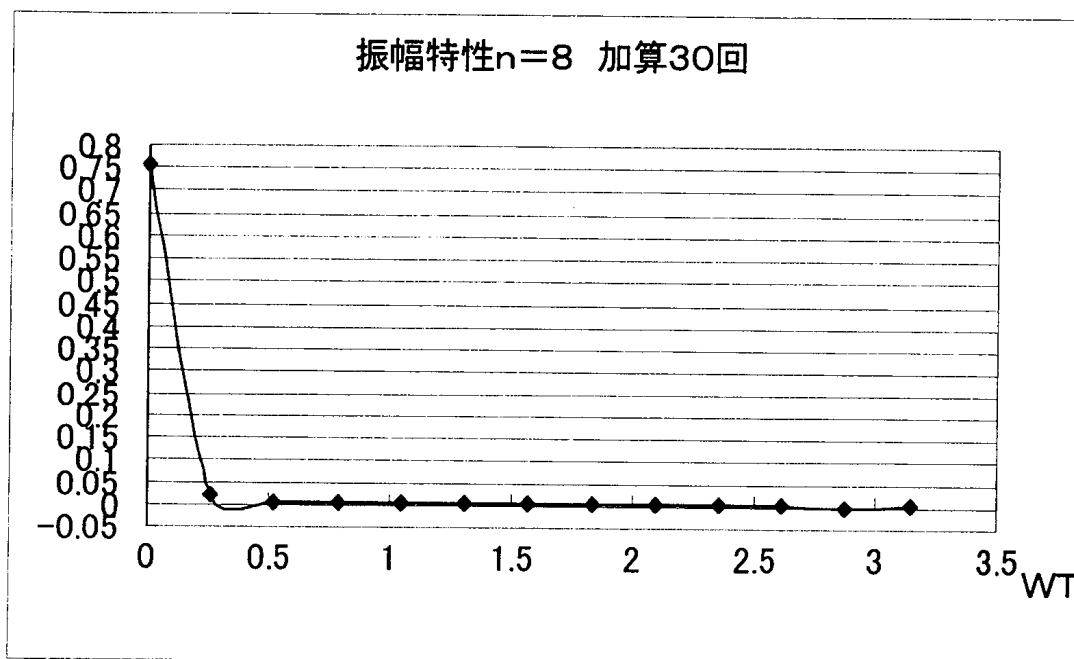
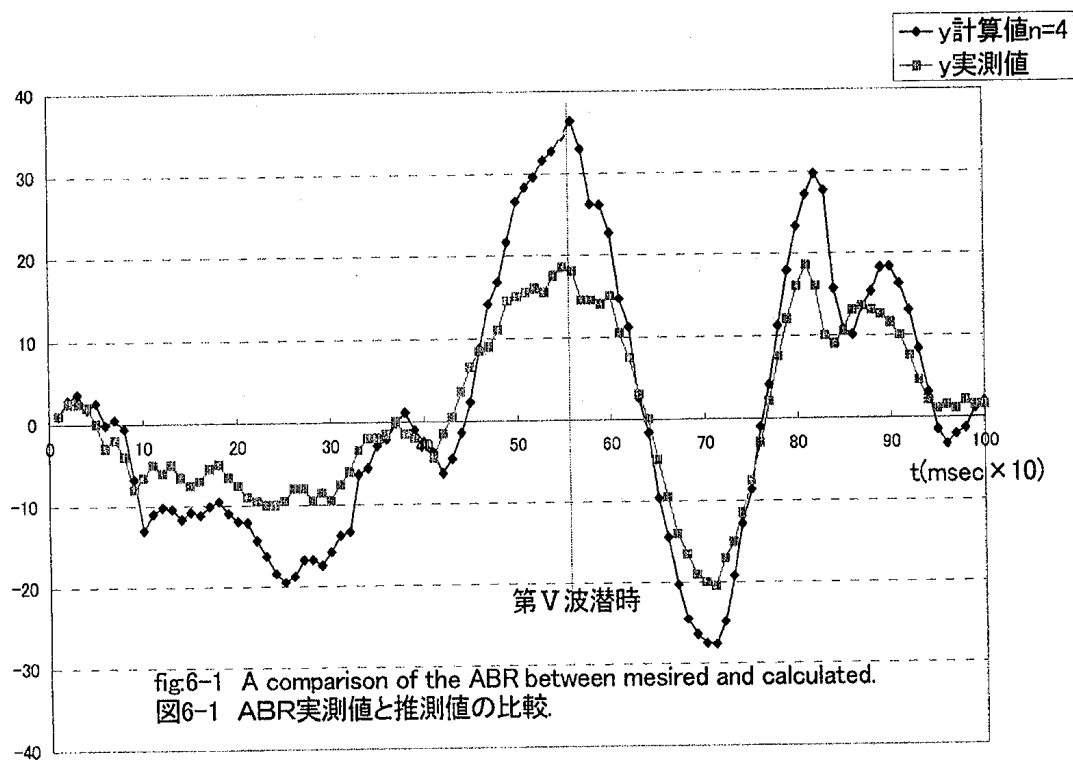


Fig.5- 2 Frequency characteristics of the ABR transfer function
(Example : Sweep time 30)

図 5 - 2 30回加算における伝達関数の周波数特性 (次数 $n = 8$)



残差

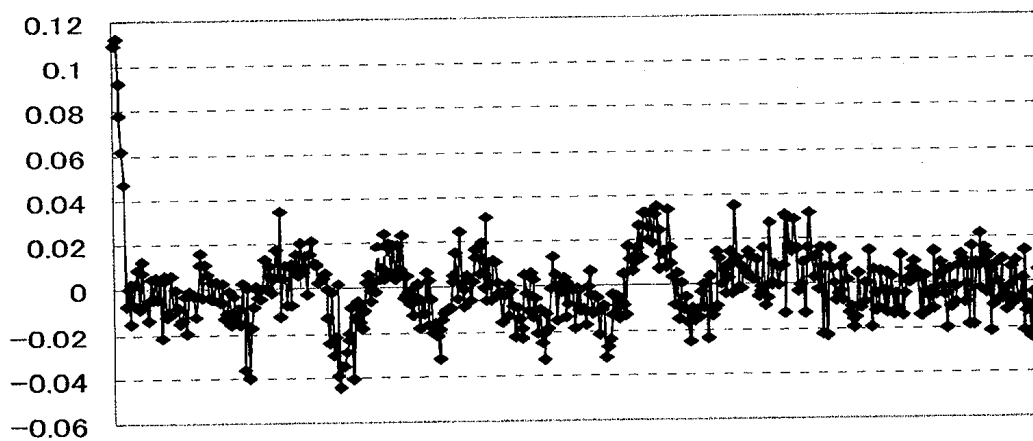


Fig.6 Comparison of measured and calculated ABR

図6 ABR 実測値とモデルから計算された ABR の比較