

論文

# 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(2)\*

—実験モデルとパラメータ数について—

井川 信子

## 1. はじめに

前号<sup>[1]</sup>に引き続き、聴性脳幹反応 (Auditory Brainstem Response, 以下単に ABR と呼ぶ) 波形を信号処理の観点から捕らえ、その数理モデルを同定し、伝達関数を求めることを目的にしている。信号処理的な観点というと一見、古典的内容に思われがちであるが、今日 IT 化が進行し埋め込み型超小型高度医療機器の開発などが重要なテーマである中で、再び見直されている分野である。本稿では特に、数理モデルを同定するための1つの要素であるモデルの次数について、2つの実験モデルを比較して論じることを目的にする。このように ABR を信号処理的な観点から数理モデル化する主な目的は、反応波形検出のための時間短縮法としての加算回数の軽減にある。

そこでまず、ABR の加算の仕組みについてまとめる。次に計測実験によって得られた各加算回数による波形サンプルすなわち、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を抽出し、これに最小2乗法・逐次推

---

\*A Waveform Parameter Estimation and Feature Extraction of the Auditory Brainstem Responses by Means of Recursive Estimation Algorithm(2)

定法アルゴリズムによる2つの数理モデルを適用する。そしてこのモデルの次数について、それぞれ異なる加算回数の場合についてシミュレーションを実施した結果を論ずる。

この手法によって異なる加算回数のABR波形に対してモデル式の次数同定が可能となれば、波形計測に影響を与える“加算”因子を取り除き、“平均加算”による計測時間を短縮するための1手段を提供することができる。そして、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。

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、ABRにおける加算について説明する。3章では、2つのモデル式をたて、ABRデータをこのモデル式にあてはめて、AICにより次数を推定するシミュレーションを実施し、計算結果を述べる。4章では、3章で求めた結果を評価し、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。

## 2. ABR 波形と加算

### 2.1 ABR の波形の加算原理

ABRなどの誘発反応は自発脳波などの背景ノイズに埋まっている微小な反応（通常脳波の $1/5 \sim 1/100$ 振幅<sup>[2][3]</sup>）のため、検出する際に一般に2000回程度の加算処理を実施する。加算処理とは、雑音に埋もれた信号を明瞭にするための手法で、何回も刺激を与え、それぞれの刺激に対する波形を加算して明瞭な波形を得るという方法である。加算後に加算回数で割ることによって平均化を行う。信号（反応）が各刺激に対して同一の潜時とパターンで出現し、しかも背景の電位変動がランダムであれば $N$ 回の加算平均によって反応振幅は変化しないが雑音の振幅は $1/\sqrt{N}$ と小さくなる<sup>[2][3]</sup>（図1）。この原理を利用して、ABR波形も検出されている。

## 2.2 加算回数と ABR 波形

また、図 2<sup>[3]</sup>は23歳聴力正常男子に刺激音圧80dBnHLの検査音を与えた場合の加算回数と ABR 波形である。最上部の波形が加算回数50回、次が100回、200回、500回、1000回、2000回である。ABR 記録では、2000回が一般的であるが、聴力レベルが正常で強音圧刺激（80dBnHL 程度）であれば500回程度で主な波形を検出することができる。第IV波と第V波複合型の事例であるが、病変によるものではない<sup>[3]</sup>。

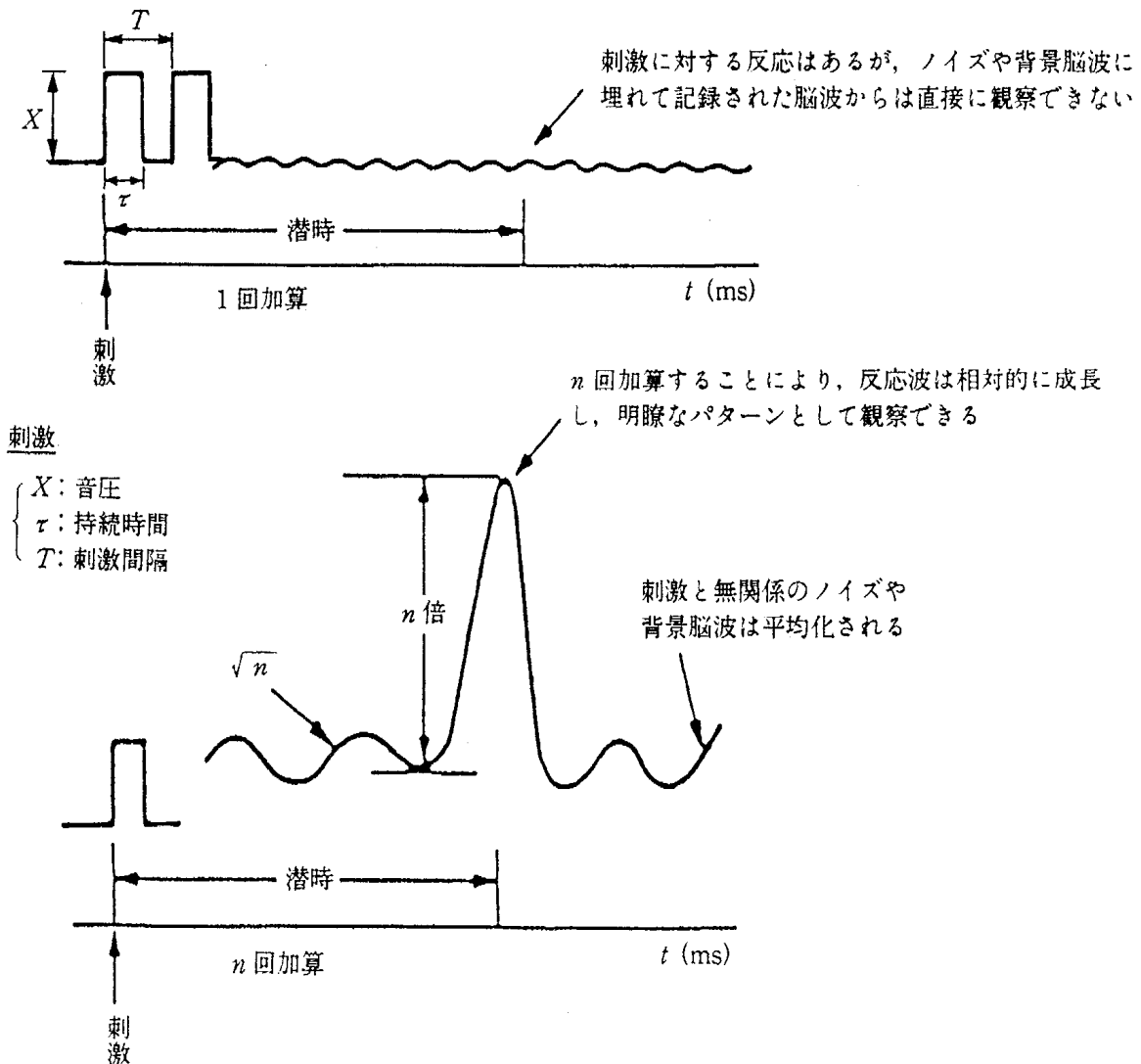


Fig.1 Click stimulus and sweep time.<sup>[2]</sup>

図1 ABR 波形を誘発するクリック音刺激と加算回数<sup>[2]</sup> (ヒトの場合)

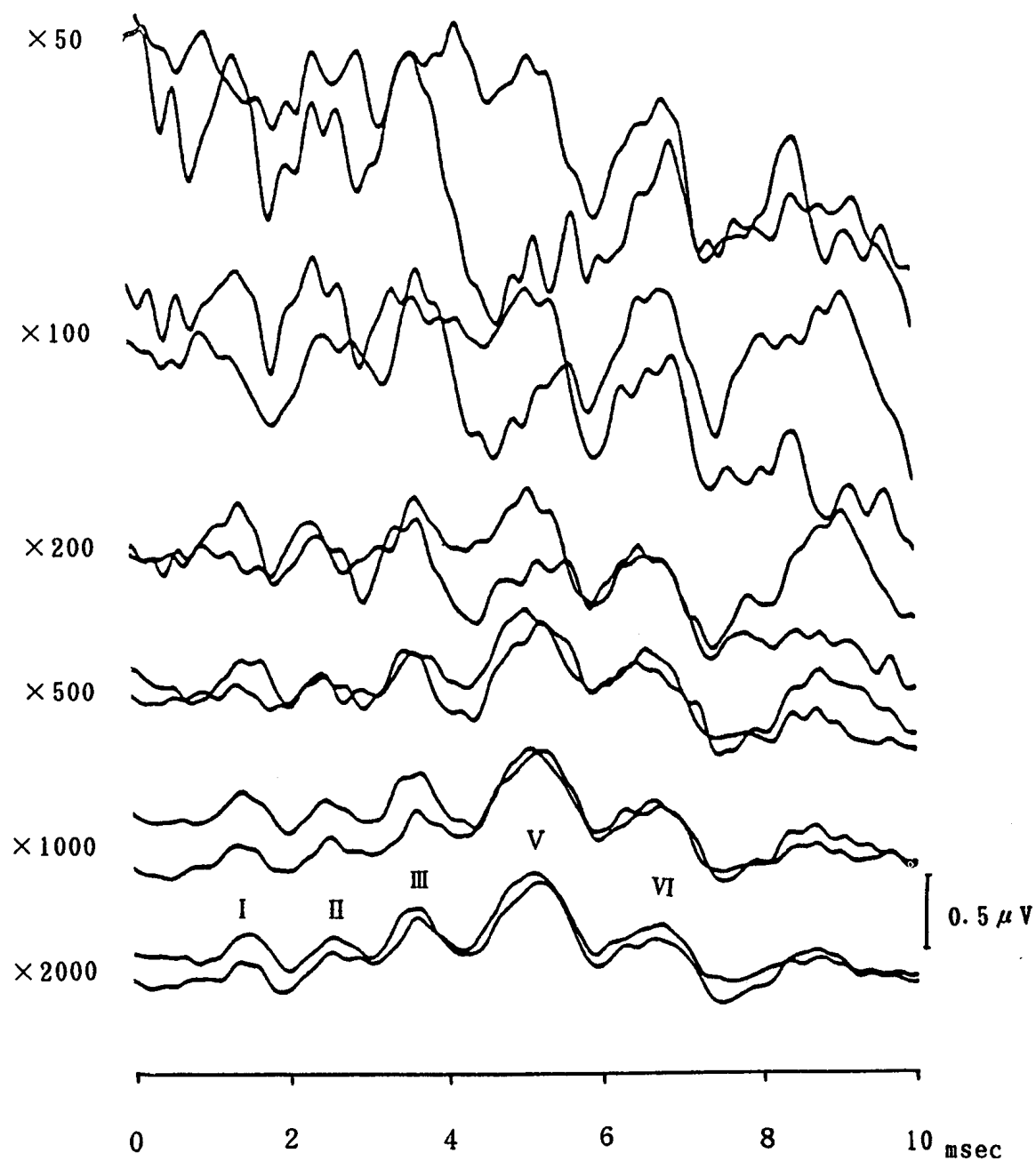


Fig.2 The ABR of various sweep times.  
図2 加算回数と ABR 波形 (文献 3 p.37 引用).

### 3. 最小2乗パラメータ推定による ABR の2つのモデル式

逐次最小2乗パラメータ推定による前号<sup>[1]</sup>の式(1)~(10)を前提にしている。また、ABRはインパルス入力であるから

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

であるとする。また、前号<sup>[1]</sup>(7),(8),(9)式の初期値として  $\alpha = 1.0 \times 10^5$ ,  $\hat{\theta}(0) = 0$ ,  $\underline{P}(0) = \alpha \underline{I}$  とする。

今、前号<sup>[1]</sup>式(2)の時系列生成モデル式の係数行列  $A(z)$  と  $B(z)$  の次数をそれぞれ  $n$  とすると最適推定値  $\hat{\theta}$  は次式にて得られる。

$$\hat{\theta}(t+1) = \begin{pmatrix} -a_1(t+1) \\ -a_2(t+1) \\ \dots \\ -a_n(t+1) \\ b_1(t+1) \\ b_2(t+1) \\ \dots \\ b_n(t+1) \end{pmatrix} \quad (1)$$

すなわち時刻  $t+1$  における波形出力の予測値を  $\hat{y}(t+1)$  とすると、

$$\begin{aligned} \hat{y}(t+1) = & \hat{a}_1(t) \cdot y(t) - \hat{a}_2(t) \cdot y(t-1) \cdots - \hat{a}_n(t) \cdot y(t-n+1) \\ & + \hat{b}_1(t) \cdot u(t) + \hat{b}_2(t) \cdot u(t-1) + \cdots + \hat{b}_n(t) \cdot u(t-n+1) \end{aligned} \quad (2)$$

を得る。ここで、 $y$  は実測値、 $N=2n$  はパラメータ数である。

#### 3.1 2つのモデル式

このモデル式において特に、最適パラメータ数(次数)の特徴について詳しく調べるために、以下の2つの場合を今回の実験モデル式としている。

(実験モデル1) 式(1),(2)の

次数  $2n$  のモデル:  $2n$  (係数  $a, b$  の次数はもとに  $n$ )

(実験モデル2) 式(1),(2)の

次数  $n+1$  モデル:  $n+1$  (係数  $a$  の次数  $n$ , 係数  $b$  の次数  $1$  とする)

### 3.2 2つのモデル式における次数の推定

前号<sup>[1]</sup>で述べたように最小2乗法・逐次推定法プログラムは、大きく3つの処理で構成されている。すなわちまず、入力されたABR波形データに対して適応するモデルの最適なパラメータ数(次数)を計算して求める(step 1~2)。次に、決定した次数のモデル式の係数を求める。この処理は実際、前号[1]の式(7),(8),(9)を時刻に関するループ処理で構成する。前号[1]の式(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。そのとき得られる、式(1)の行列の成分がそれぞれ、各係数の収束値となる((2)式では $\hat{\phantom{a}}$ 表示)。また、出力予測値および残差を求める(step 3~5)。というものである。

本稿では、このstep 1~2で算出する最適パラメータ数(次数)についての評価を次の赤池のAIC<sup>[4],[5]</sup>を用いて行う。

$$AIC(n) = N * \ln \hat{\sigma}_v^2 + 4n + N(1 + \ln 2\pi) \quad (3)$$

ここで、 $N$ : 実測値の数、 $\pi$ : 円周率、 $\hat{\sigma}_v^2$ : 残差の2乗和、 $n$ : パラメータの数を表わす。次数が低いほどモデル式は扱いやすいので、AICの値が最も小さい $n$ を最適次数と設定する(けちの原理)。

### 3.3 シミュレーションデータ

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。

### 3.3.1 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：	500 (計測器)

### 3.3.2 加算回数と ABR 原波形

シミュレーションには、同一の刺激条件に対して同一の被験者から加算回数それぞれ 1, 2, 4, 10, 20, 30, 40, 100, 200, 300, 1000, 1500, 2000 (回) で検出した ABR を用いる。各加算回数における ABR サンプリングした原波形を図 3 に示す。図 3 - 1 は加算回数 1 ~ 100, 図 3 - 2 は加算回数 200 ~ 2000 の波形である。

横軸は時間 (ミリ秒) を表している。0.5 ミリ秒間隔で、最大 10 ミリ秒である。縦軸は振幅である。加算回数が小さい場合の振幅が大きいのはノイズによるものである。ABR 波形から読み取る指標としては各波のピーク潜時 (各波の頂点を与えるミリ秒) が最も重要であるが、このサンプルの場合、加算 1000 回以降、主要なピークがほぼ安定して検出できるとみることができ。

加算回数 200 回以降で、第 V 波はピーク潜時 5.5 でほぼ安定している。このように一般に第 V 波が最も得られやすい。これに対して第 IV 波は V 波に複合している事例で先に述べた図 2 と同様の傾向であり、病変によるものではない。したがって、シミュレーションデータに採用することの妥当性を欠いていないと考えてよい。

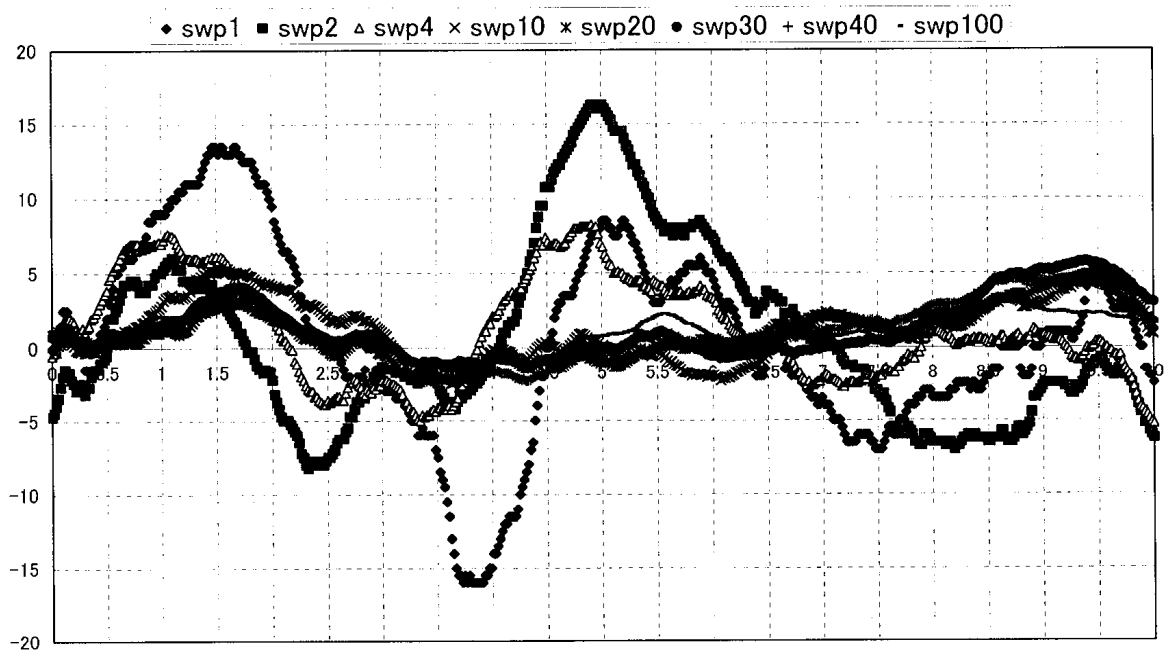


Fig.3-1 The experimental data of the ABR for various sweep times.  
The case of 1~ 100 sweep times.

図3-1 各加算回数における ABR 原波形サンプリング値。加算回数 1~100回の場合。



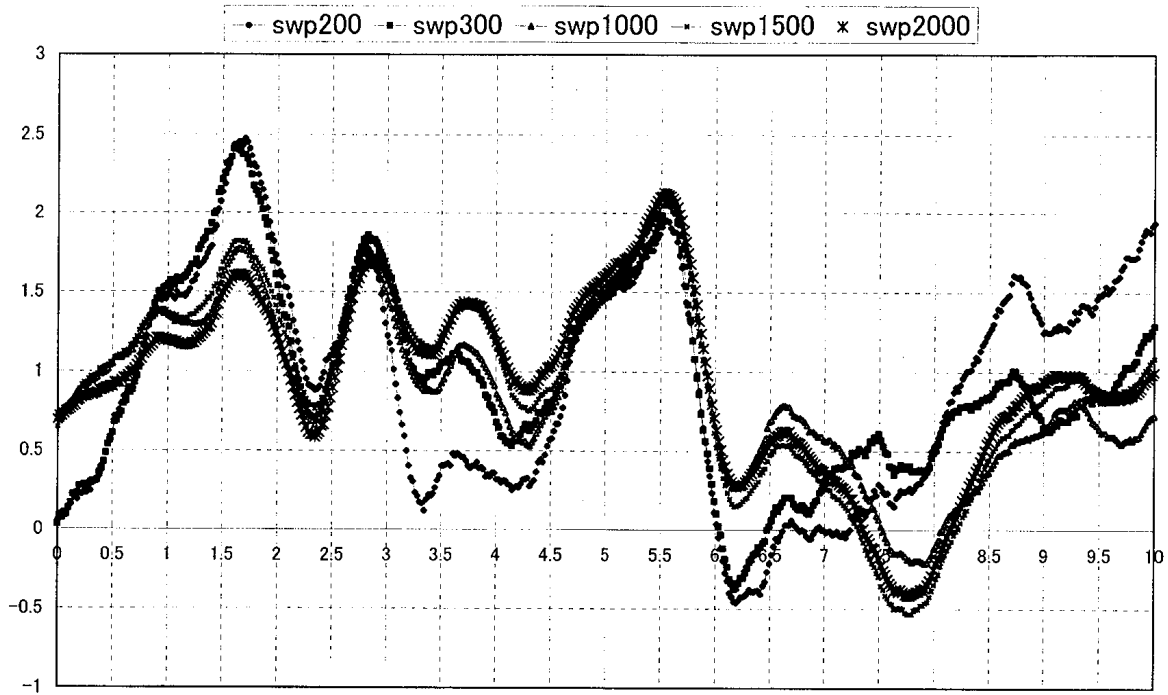


Fig.3-2 The experimental data of the ABR for various sweep times.  
The case of 200 ~ 2000 sweep times.

図3-2 各加算回数における ABR 原波形サンプリング値. 加算回数200  
~2000回の場合.

### 3.4 次数の計算

3.2節で示した2つの実験モデルに対して、 $n$ を変数として各加算回数に対する ABR 波形の  $AIC(n)$  を式(3)によって計算する。

#### 3.4.1 実験モデル1の場合

##### (1) 加算回数2000回の場合

加算回数2000回の場合の  $AIC(n)$  は図4-1に示すように、 $n < 18$  で単調に減少し、 $n = 18$  で最小値となる。その後  $18 < n < 60$  で単調に増加する。

##### (2) 加算回数1500回の場合

加算回数1500回の結果は2000回と同様に、 $AIC(n)$  は  $n < 18$  で単調に減少し、 $n = 18$  で最小値となる。その後  $18 < n < 60$  で単調に増加する。図4-2の結果を得る。

##### (3) 加算回数1000回の場合

加算回数1000回の結果もほぼ同様に、 $AIC(n)$  は  $n < 21$  で単調に減少し、 $n = 21$  で最小値となる。その後  $21 < n < 60$  で単調に増加する。図4-3の結果を得る。

##### (4) 加算回数1000回より少ない場合

加算回数が1000回より少ないと、 $AIC(n)$  は単調減少し、その最小値は  $n \leq 60$  では確定しない。図4-4は加算回数200回の結果である。

次の表1に  $AIC$  と次数  $n$  の関係を表にしてまとめている。

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(2)

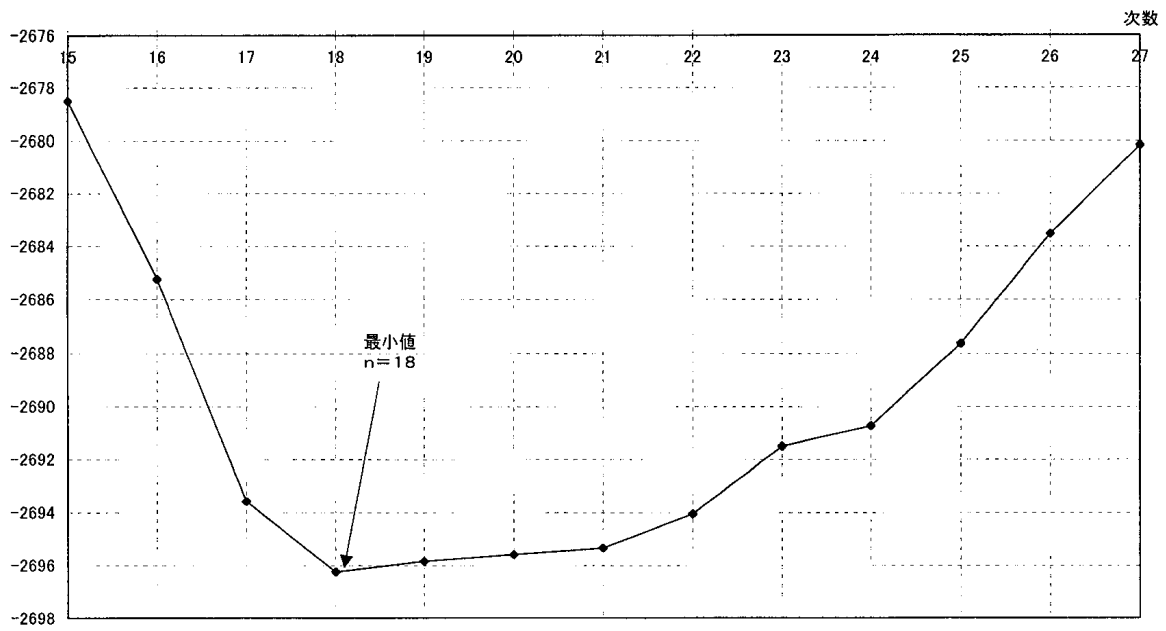


Fig.4-1 Relation between AIC and degree when experiment model 1 is applied to ABR and sweep time is 2000.

図4-1 実験モデル1を加算回数2000回のABRに適用した場合のAICと次数の関係(最小値付近のみの表示).

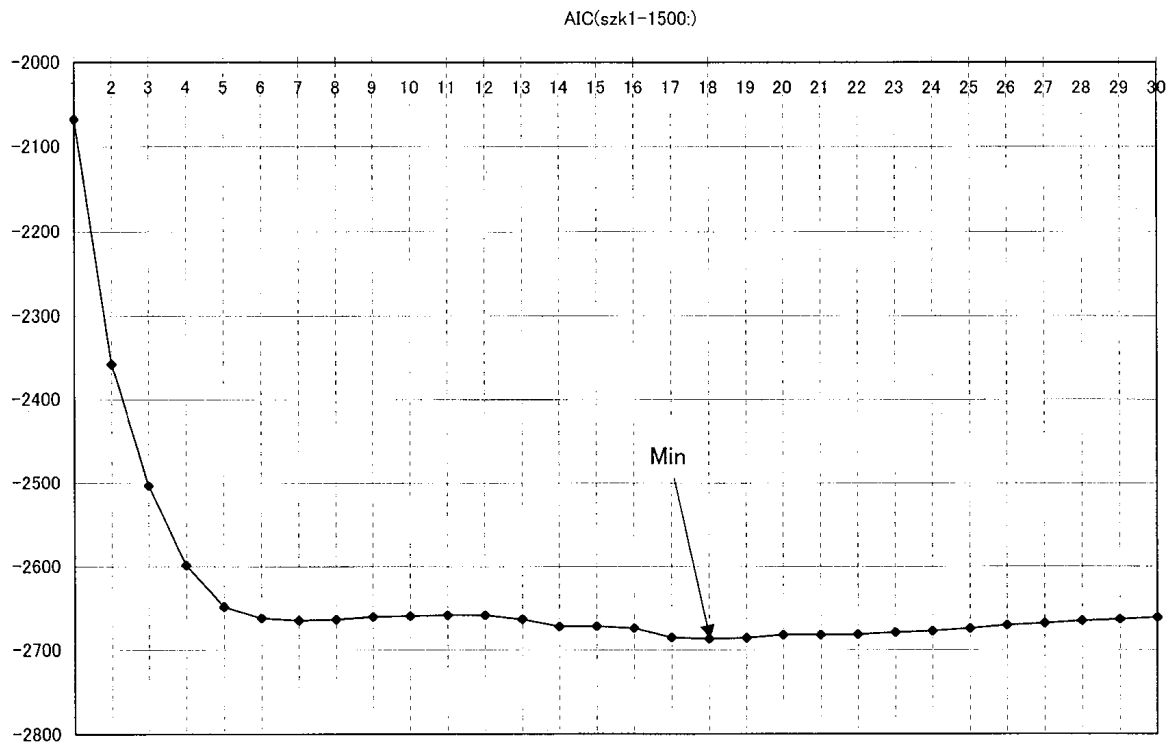


Fig.4-2 Relation between AIC and degree when experiment model 1 is applied to ABR and sweep time is 1500.

図4-2 実験モデル1を加算回数1500回のABRに適用した場合のAICと次数の関係(最小値付近のみの表示).

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(2)

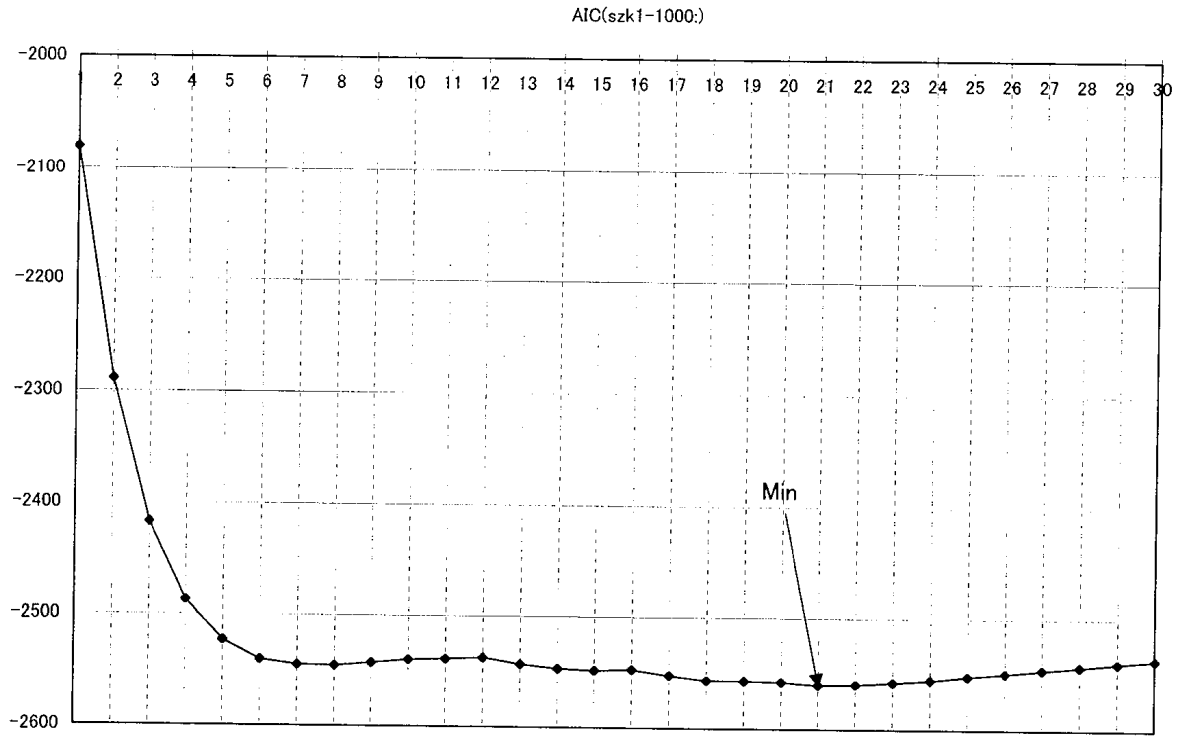


Fig.4-3 Relation between AIC and degree when experiment model 1 is applied to ABR and sweep time is 1000.

図4-3 実験モデル1を加算回数1000回のABRに適用した場合のAICと次数の関係(最小値付近のみの表示).

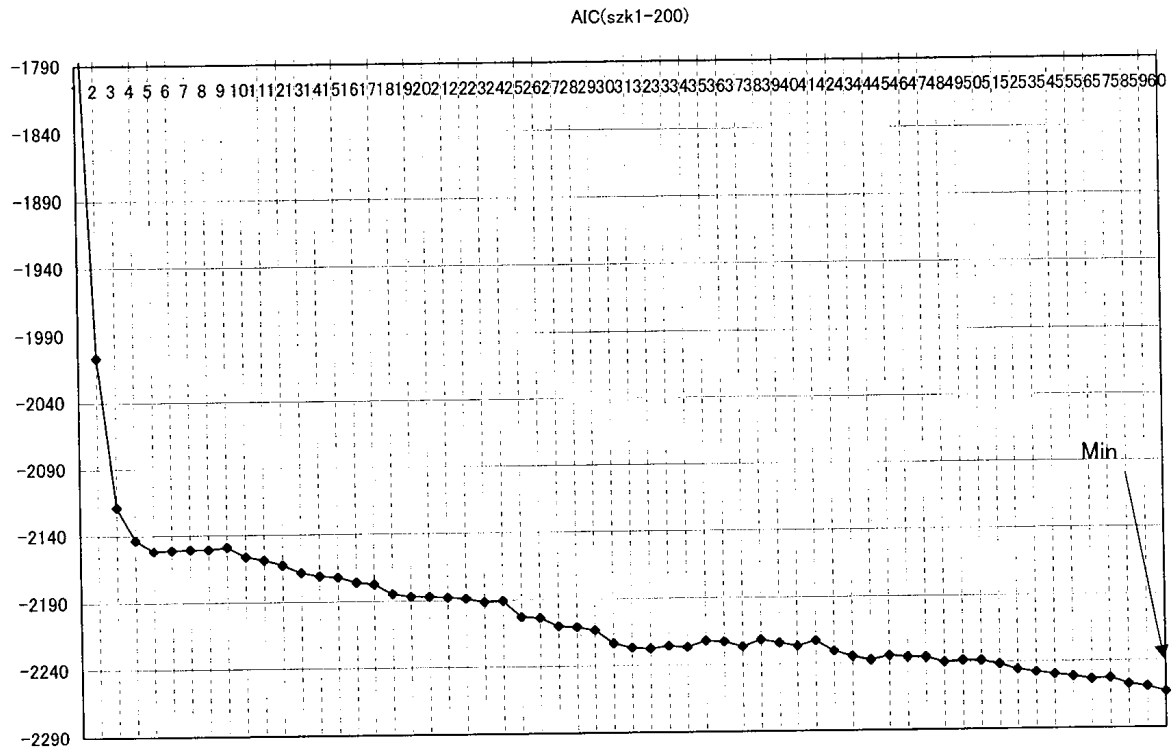


Fig.4-4 Relation between AIC and degree when experiment model 1 is applied to ABR and sweep time is 200.

図4-4 実験モデル1を加算回数200回のABRに適用した場合のAICと次数の関係(単調に減少している).

Table 1 Relation between AIC and degree when experiment model 1 is applied to ABR and sweep time is less than 2000.

表1 実験モデル1を加算回数2000回以下のABRに適用した場合のAICと次数の関係

加算回数	AICの最小値を与える次数 $n$
2000	18
1500	18
1000	21
300以下	確定しない ( $n \leq 60$ )

### 3.4.2 実験モデル2の場合

実験モデル2の場合、 $AIC(n)$ は次数に対して振動している(値の大小が変動する)傾向にあり、また、実験モデル1に比べて最小値はきわめて低い次数で得られる傾向にある。

#### (1) 加算回数2000回の場合

実験モデル2の加算回数2000回における $AIC(n)$ は、図5-1に示すように振動している。次数は低い程よいという原則をとって最小値を求めると、 $n=3$ のときとなる。

#### (2) 加算回数2000回以下の場合

2000回より少ない加算回数の場合も同様に $AIC(n)$ (ただし $n \leq 60$ )を求める。加算回数1500回(図5-2)、1000回(図5-3)は2000回同様に $AIC(n)$ は振動しているが比較的低い次数で最小値をもつ。一方、加算回数300回(図5-4)、200回(図5-5)は単調増加・減少で最小値をもつが、次数が高い。加算回数30回(図5-6)は再び振動して、

低い次数で最小値が得られる。

AIC(n)と次数の関係を表2にまとめた。表2でみるように、この実験データの場合、モデル1に比べて、加算回数が少ない場合でも比較的低い次数でAIC(n)の最小値を得ることができている。

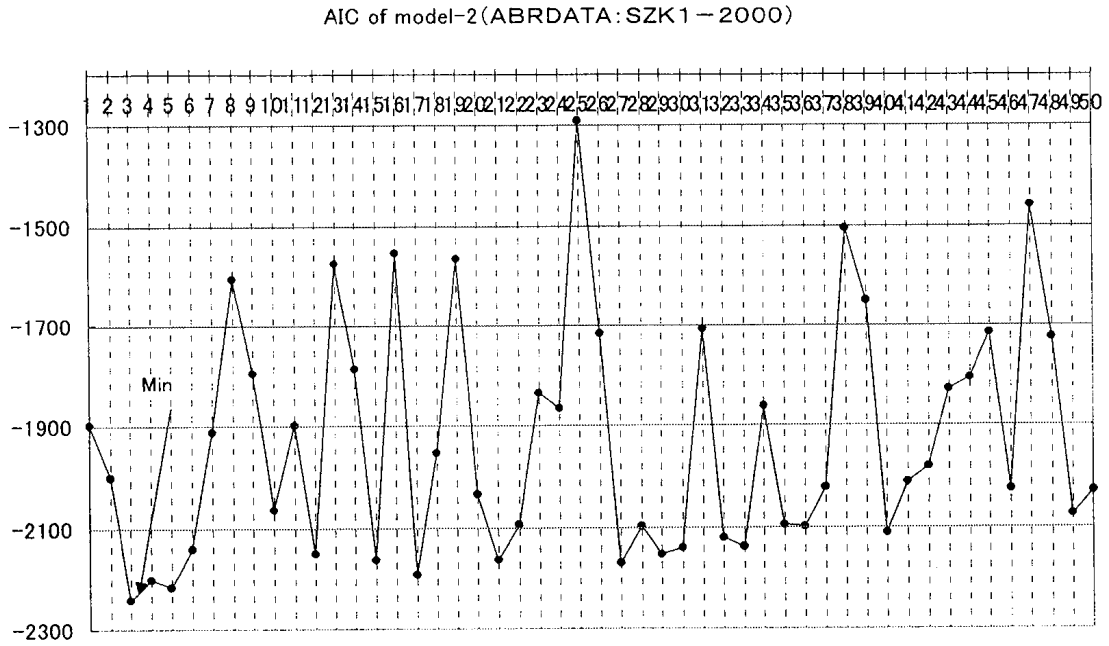


Fig.5-1 Relation between AIC and degree when experiment model 2 is applied to ABR and sweep time is 2000.

図5-1 実験モデル2を加算回数2000回のABRに適用した場合のAICと次数の関係。



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(2)

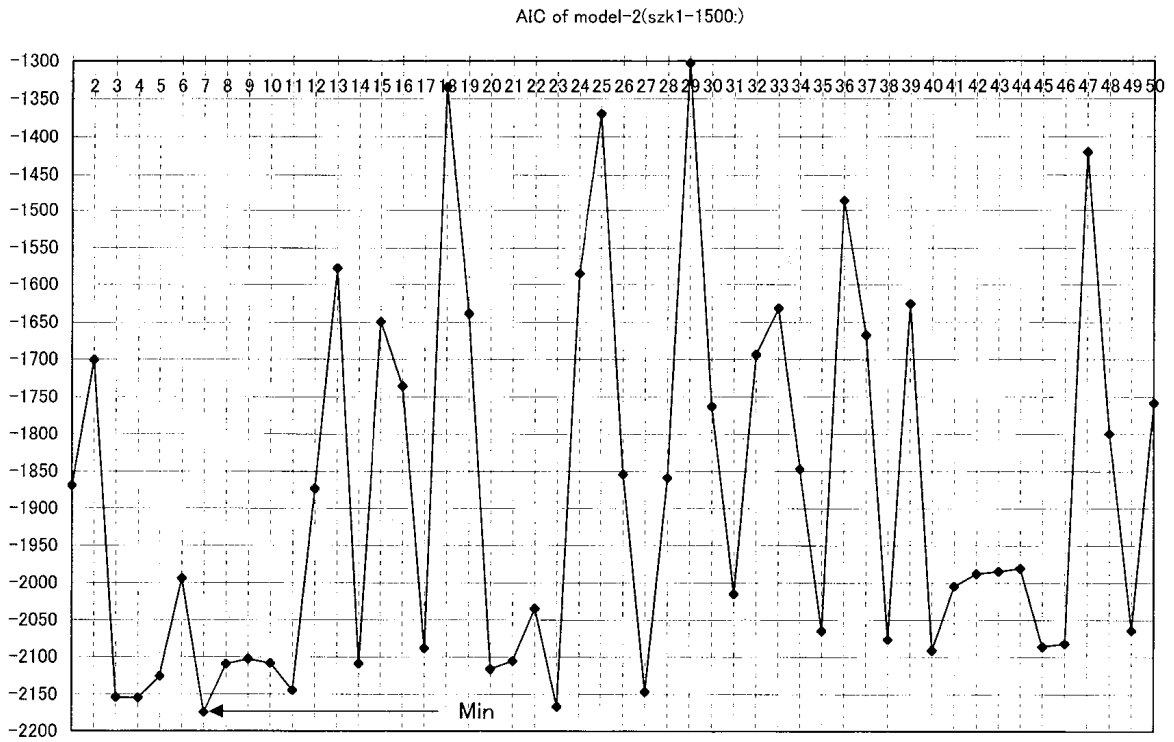


Fig.5-2 Relation between AIC and degree when experiment model 2 is applied to ABR and sweep time is 1500.

図 5-2 実験モデル 2 を加算回数1500回の ABR に適用した場合の AIC と次数の関係.

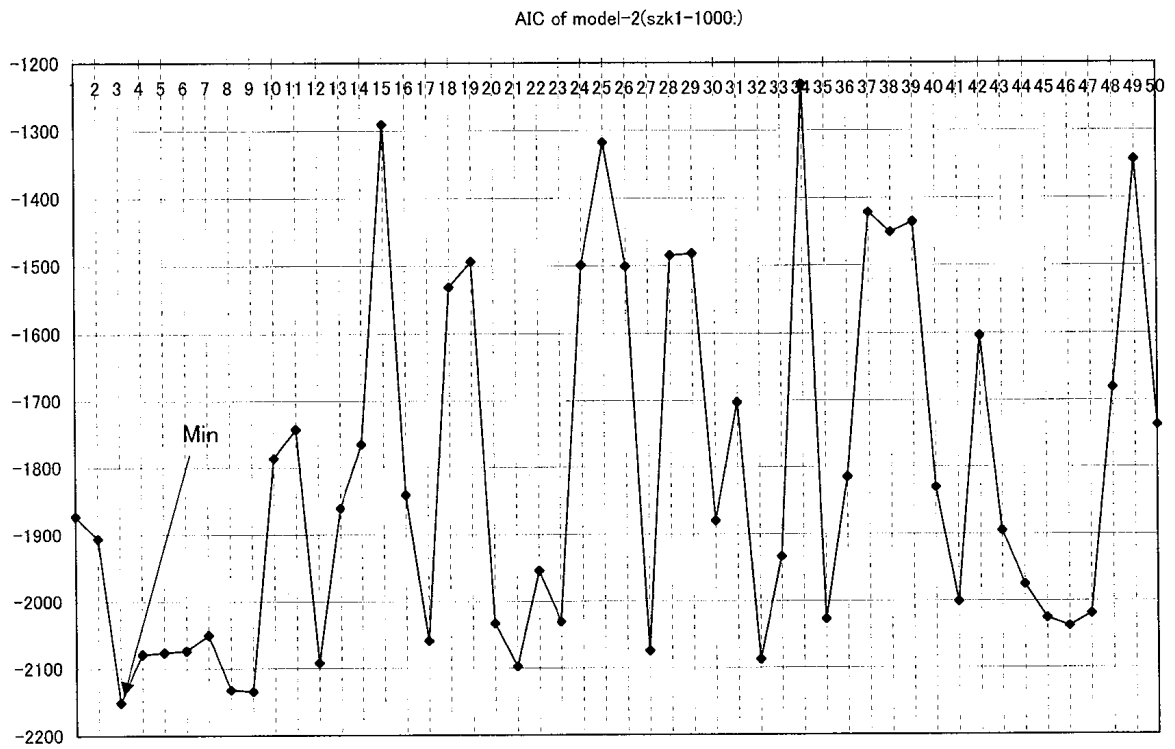


Fig.5—3 Relation between AIC and degree when experiment model 2 is applied to ABR and sweep time is 1000.

図 5 — 3 実験モデル 2 を加算回数1000回の ABR に適用した場合の AIC と次数の関係.

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(2)

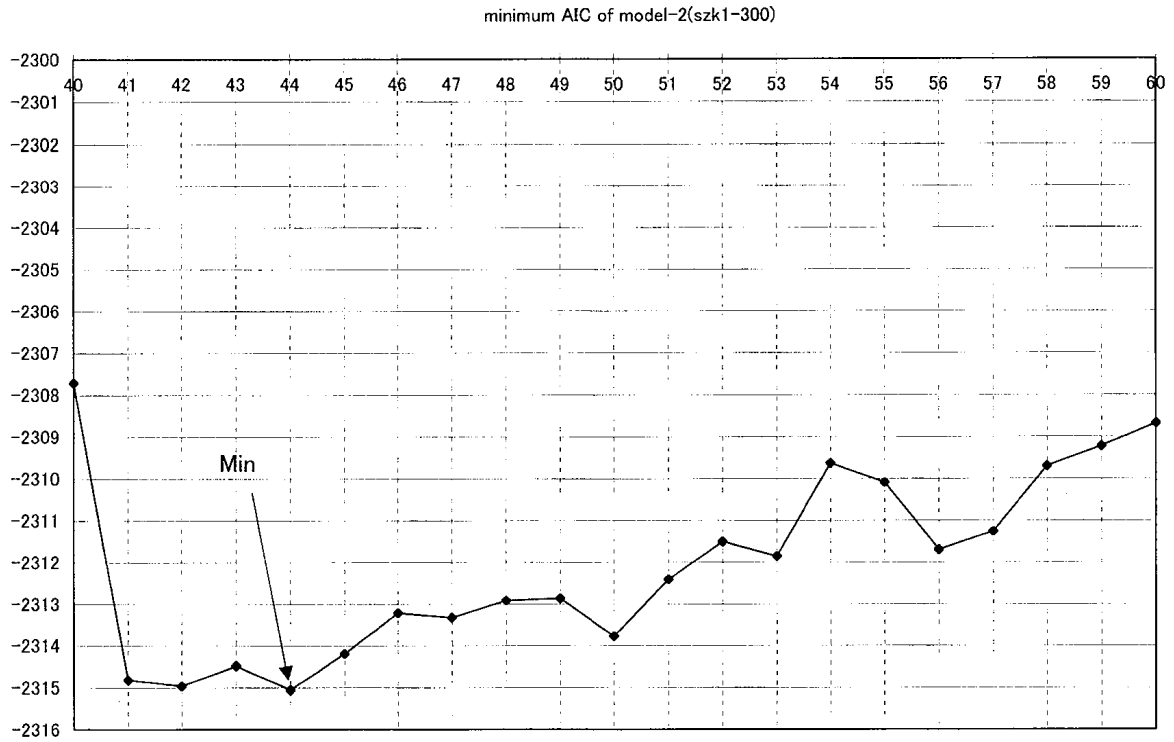


Fig.5-4 Relation between AIC and degree when experiment model 2 is applied to ABR and sweep time is 300.

図5-4 実験モデル2を加算回数300回のABRに適用した場合のAICと次数の関係(最小値付近).

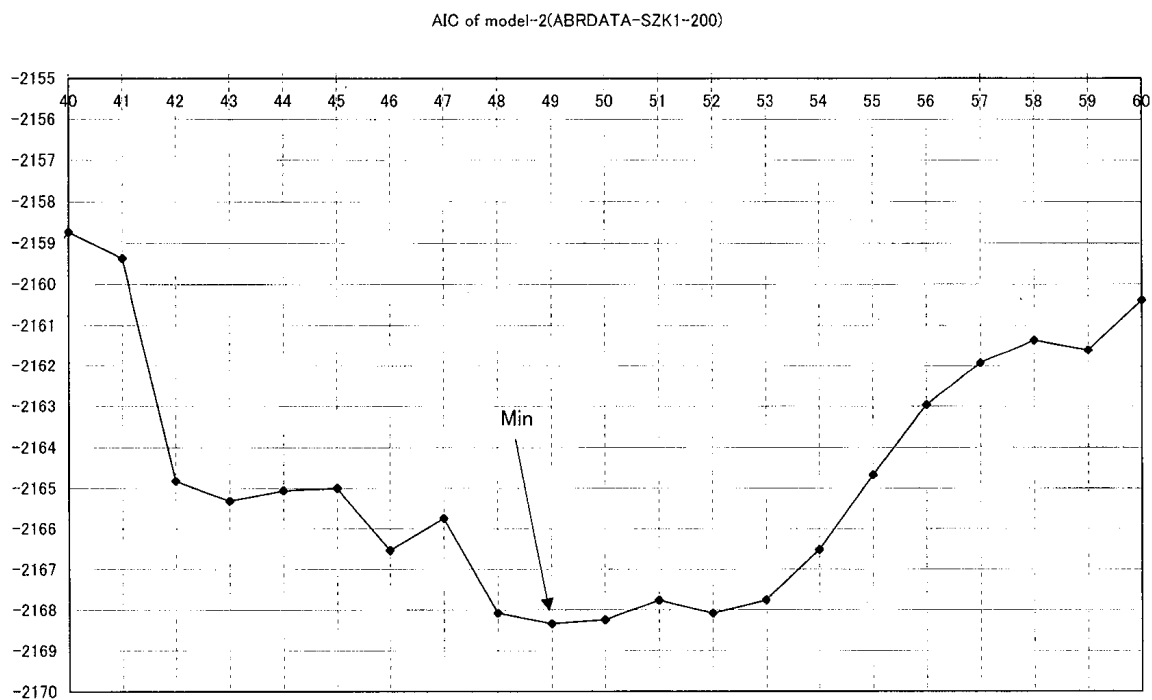


Fig.5-5 Relation between AIC and degree when experiment model 2 is applied to ABR and sweep time is 200.

図5-5 実験モデル2を加算回数200回のABRに適用した場合のAICと次数の関係(最小値付近).

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(2)

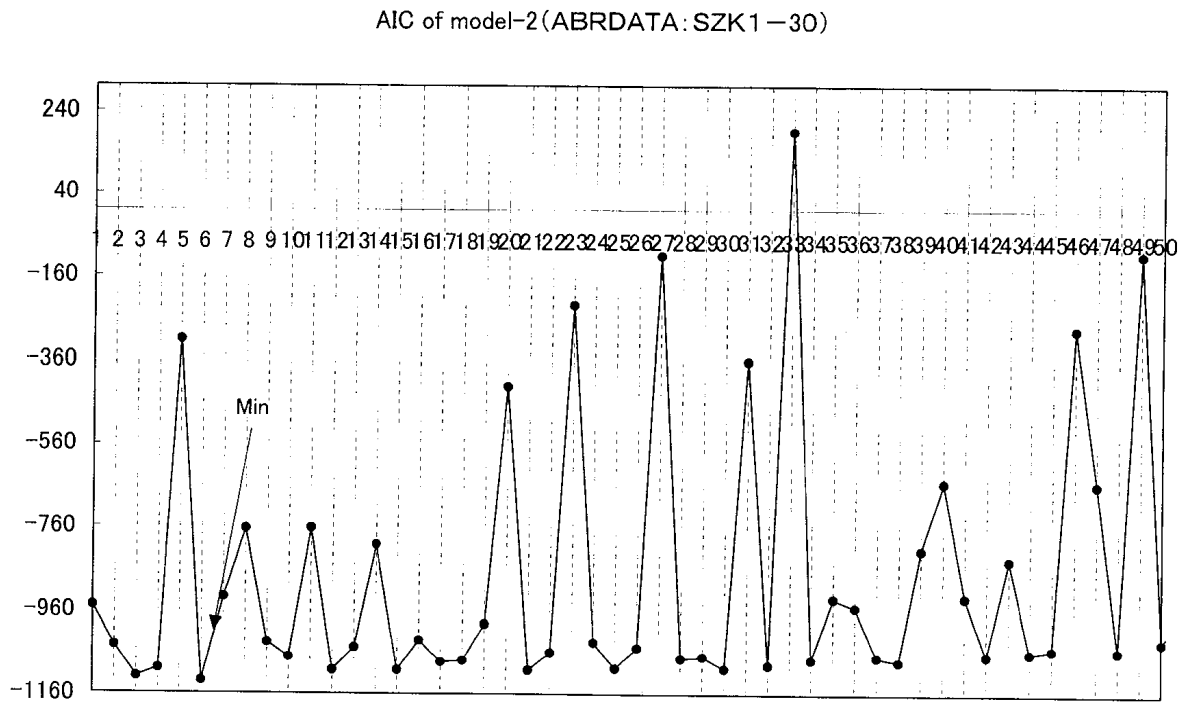


Fig.5-6 Relation between AIC and degree when experiment model 2 is applied to ABR and sweep time is 30.

図5-6 実験モデル2を加算回数30回のABRに適用した場合のAICと次数の関係(最小値付近).

Table 2 Relation between AIC and degree when experiment model 2 is applied to ABR and sweep time is less than 2000.

表2 実験モデル2を加算回数2000回以下のABRに適用した場合のAICと次数の関係

加算回数	AICの最小値を与える次数 $n$
2000	3
1500	7
1000	3
300	44
200	49
100	8
40	6
30	6
—	—

#### 4. モデル式と次数の評価

最小2乗法・逐次推定法アルゴリズムによるモデルにおけるパラメータ次数を考察するために、2つのモデルを設定して、それぞれの加算回数に対するABRにあてはめてみた。この結果、モデル1は加算回数1000回以上で単調性からAICの最小値（最適値の候補）が得られているが、やや次数が高い傾向にあり、また目的の低い加算回数では次数を確定することができていない。一方、モデル2は比較的低い次数でAICの最小値が得られている。また、目的の低い加算回数にも適応できる結果となった。加算回数200回と300回に関しては次数が高い結果となっている理由は確かではないが、ABR波形を比較してみると、第V波近辺は安定しているもの

の、第Ⅰ波や第Ⅶ波の振幅に大きな差があり安定していないことが読み取れる。

さらに2つの実験モデルにおける AIC の値から次数を評価する方法を考える。1つの方法として、最小値の平均値との残差（平均値との差の絶対値）が最小となる次数を最適次数と考える方法がある。この場合すなわち、 $k$  回加算で次数  $n$  の AIC を  $AIC(k, n)$ 、また AIC の最小値を  $\min AIC$  と書くと、まず実験モデル 1 の場合、

$$\min AIC(2000, n) = AIC(2000, 18) \doteq -2696.24$$

$$\min AIC(1500, n) = AIC(1500, 18) \doteq -2686.60$$

$$\min AIC(1000, n) = AIC(1000, 18) \doteq -2560.35$$

である。最小値の平均値  $\text{avg}AIC \doteq -2647.73$  となり、それぞれの値との残差が最小になるのは 1500 回の場合なのでこのときの最小次数 18 を実験モデル 1 の最適次数とする。すなわち、 $\min[|\min AIC(k, n) - \text{avg}AIC|]$  を満たすのは、 $k=1500$ 、 $n=18$  であるである。

一方、実験モデル 2 の場合、まず加算回数 300 回と 200 回を除外して、加算回数 2000 回、1500 回、1000 回、100 回、40 回、および 30 回の場合の最小値  $\min AIC$  に対して、同様の方法を適用すると、平均値  $\text{avg}AIC \doteq -1785.52$  を得る。このとき残差最小となる、すなわち最適次数となる場合は 100 回で、そのときの次数は 8 次なので、最適次数 8 次を得る。この結果は非常に重要である。その理由は、前号<sup>[1]</sup>(pp.88-89)において示した最も重要な伝達関数特性を得ることができる次数に一致したからである。また、除外した 300 回と 200 回の場合の次数 8 における AIC の値と上記平均値との残差を求めると 200 回の場合の残差は残差平均値以下、300 回の場合には残差最大値以下となり、これらの加算回数においても 8 次を最適次数とすることは許容範囲と考えられる。

## 5. まとめ

以上より、加算回数を減らしてABRを検出するという目的を達成し、かつモデルのパラメータ数が低いものを考えると、モデル2の方がモデル1よりも有用であることがわかる。2つのモデルの違いは、入力インパルスの頻度の解釈であるが、モデル2の解釈でも実際の計測における条件(3.3.1)に矛盾はない。従って、モデル2を採用する事が望ましいことがわかる。しかしながらAICの振動性をみるとモデルの次数の評価法として最小値が最適値であるかというやや疑問がある。そこで、最適値を求めるためのより詳細な手法の適用および評価が必要である。この点は今後の課題である。

また前号<sup>[1]</sup>と重複するため本稿では記していないが、このモデルにおいても、異なる加算回数に対してほぼ同一傾向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、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もつABRに対してこのモデルの適用は妥当であるかの問題も今後、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、低い加算回数のABRに対しても適用できるモデルとおおよそその次数を確定することができた点は、ABR測定システムの改善に、さらに一歩前進と考える。

## 参考文献

- [1] 井川信子：“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),” 流経法学第2巻第1号, (2002) pp.71-90.
- [2] 鈴木篤郎監修：“聴性脳幹反応”, メジカルビュー社 (1989).
- [3] 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).
- [4] 赤池弘次, 中川東一郎：“ダイナミックシステムの統計的解析と制御 [新訂版],”



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(2)

サイエンス社,2000.

[5] 谷萩隆嗣：“デジタル信号処理の理論3,” コロナ社, (1986).