論文

カルマンフィルタを適用した聴性脳幹反応波形の特徴抽出とモデル化

井川 信子¹, 谷萩 隆嗣²

¹ 流通経済大学法学部

² 千葉大学大学院自然科学研究科

A Method for Modeling and Feature Extraction of Auditory Brainstem Responses Using Kalman Filter

Nobuko Ikawa¹ and Takashi Yahagi²

¹ Faculty of Law, Ryutsu Keizai University, Ryugasaki 301-8555, Japan

² Graduate School of Science and Technology, Chiba University, Chiba 263-8522, Japan

E-mail: ikawa@rku.ac.jp

Abstract In this paper, we apply the minimum variance estimation algorithm using a Kalman filter to the waveform data of auditory brainstem response (ABR). The model parameters that extract the feature are obtained effectively by our proposed method. The ABR is usually analyzed by the batch processing through addition for a few minutes because of its slight potential. We will expand the possibility of measuring it online by minimizing the model error based on a Kalman filter. We especially discuss the type and the degree of the estimated transfer function. We use the ABR waves obtained by averaging (traditional method) less than 2000 times and estimate its transfer function to extract the feature using a Kalman filter. The result of our method showed a higher correlation than traditional method of averaging to the ABR signal. If it is possible to apply this method to clinical cases, we can expect much reduction of the addition of signals which contributes to speed-up the monitor diagnoses in the emergency medical care and the operation, etc.

Keywords: auditory brainstem response, linear model, AIC, Kalman filter

1. はじめに

1.1 聴性脳幹反応と臨床応用

聴性脳幹反応 (ABR : auditory brainstem response) 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 μ 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[2]、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[3]。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、新生児の聴覚スクリーニング用装置として、

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自動聴性脳幹反応 (AABR : automated auditory brainstem response) 検査装置が、近年、B. S. Hermannら[4],[5]によって設計・開発され、製品化されている[6]。この装置は、従来のABRに比べて平均5分の1の速さで検査が実施される[6]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、従来のABRに比べてより大量、短期間での検査実施を可能にしている。

図1 7つのピークを持つABR波形例 (ヒト) (文献[1])
Fig.1 Sample of a waveform of ABR with 7 peaks (after Reference[1])

1.2 ABRと加算

ABRなどの誘発反応は、自発脳波などの背景雑音に埋まっている微小な反応 (通常脳波の1/5~1/100の振幅[1], [3]) 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。ここで加算処理とは、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[1], [3], [7]。この原理を利用して、ABR波形も検出されている。このようにABRはオンライン検査ではないので、測定に要する時間は短くはなく (平均30分程度)、その間患者にストレスを与え続けている。またこれが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、カルマンフィルタを適用した最小分散推定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導入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なると考えられる。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カルマンフィルタを適用した最小分散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。

1.3 各章の構成

以下では、まず、カルマンフィルタを適用した最小分散推定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、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。

本論文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カルマンフィルタを適用した最小分散推定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、最適解を求める方法について説明し、計算結果を述べる。4章では、カルマンフィルタによるモデルを、より少ない加算回数の観測波形に適用し、係数の特徴を抽出する。また、雑音成分の特性を抽出し、これを利用して、少ない加算回数の信号成分を推定する手法について論じ、モデルの妥当性を評価し、パラメータ推定を確定する。5章では、まとめおよび今後の方針について述べる。

2. カルマンフィルタを適用した最小分散推定によるパラメータ推定

一般的に広く知られている[7]ように、脳波や筋電などの不規則な生体信号は、確率過程、たとえばガウス過程などで数学的モデル化が行われる。ABRは特に、臨床診断指標として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考えられる。今回は、その時系列生成モデルのパラメータ推定の方法を適用することにする[8]。その推定法について簡単に説明する。

2.1 伝達関数の推定 [8]

2.1.1 カルマンフィルタを適用した最小分散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列であるから、入出力関係式を次のような形の差分方程式

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

で表されるモデル式を、ABRにおけるパラメータ推定式とする。ただし、 $y(t), u(t), v(t)$ はそれぞれ時刻 t における出力、入力および雑音成分を表している。 u と v とは互いに独立であり、 v は平均値0、分散 σ_v^2 (未知) の定常な白色雑音であるとする。一般に観測雑音は脳内の背景雑音やセンサ (電極) の観測雑音などからなる不規則雑音であるが、必要に応じて雑音モデル[8]を導入すれば $v(t)$ を白色雑音としてモデル化することができる。

式(1)で入出力信号は観測可能であるので、カルマンフィルタを適用した最小分散推定による逐次推定アルゴリズムを適用してパラメータ $a_i, b_i (i=1,2,\dots,n)$ を推定する。すなわち、未知パラメータを並べたパラメータベクトル $\theta = [a^T, b^T]^T$ に対し、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 $\hat{\theta}(t)$ と表し

$$\hat{\theta}(t+1) = \hat{\theta}(t) + \underline{k}(t+1)[y(t+1) - \underline{z}^T(t+1)\hat{\theta}(t)] \quad (2)$$

$$\underline{k}(t+1) = \frac{\underline{R}(t)\underline{z}(t+1)}{\hat{\sigma}_v^2(t+1) + \underline{z}^T(t+1)\underline{R}(t)\underline{z}(t+1)} \quad (3)$$

$$\underline{R}(t+1) = [\underline{I} - \underline{k}(t+1)\underline{z}^T(t+1)]\underline{R}(t) \quad (4)$$

$$\hat{v}(t+1) = y(t+1) - \underline{z}^T(t+1)\hat{\theta}(t) \quad (5)$$

$$\hat{\sigma}_v^2(t+1) = \frac{1}{t+1} \sum_{i=0}^t \hat{v}^2(i+1) \quad (6)$$

を用いて推定する。ただし T は転置を表しており、 $\underline{z}$ は次式で与えられる。

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

2.1.2 次数の決定

次に、最適な次数 n を評価するために赤池のAIC[8]を用いる。AICは以下の計算式で計算する。

$$AIC(n) = N * \ln \hat{\sigma}_v^2 + 4n + N(1 + \ln 2\pi) \quad (7)$$

ここで、 N は実測値の数、 π は円周率、 $\hat{\sigma}_v^2$ は残差の2乗和、 $2n$ はパラメータの数を表す。AICの値が最も小さい n を最適次数と設定する。

2.1.3 伝達関数の周波数特性[9]

式(1)より伝達関数は

$$H(z) = \frac{b_1 z^{-1} + \dots + b_n z^{-n}}{1 + a_1 z^{-1} + \dots + a_n z^{-n}} \quad (8)$$

と表されるので、 $z = e^{j\omega} (0 \leq \omega \leq \pi)$ と置けば

$$H(e^{j\omega}) = \frac{C(\omega) - jD(\omega)}{A(\omega) - jB(\omega)} = \left| H(e^{j\omega}) \right| e^{j\Phi(\omega)} \quad (9)$$

ただし

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

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

$$C(\omega) = b_1 \cos \omega + b_2 \cos 2\omega + \dots + b_n \cos n\omega$$

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

であり、周波数特性を次式で求める。式(10)は振幅特性、式(11)は位相特性を表す。

$$\left| H(e^{j\omega}) \right| = \sqrt{\frac{C^2(\omega) + D^2(\omega)}{A^2(\omega) + B^2(\omega)}} \quad (10)$$

$$\Phi(\omega) = \tan^{-1} \left(\frac{B(\omega)C(\omega) - A(\omega)D(\omega)}{A(\omega)C(\omega) + B(\omega)D(\omega)} \right) \quad (11)$$

3. ABRのパラメータ推定

前述の推定法を用いてABR計測条件にあったモデル式の形を決定する。まず、実験に用いるABRデータについて述べ、このデータにモデル式を適用する妥当性を検証するために測定したABR波形の雑音特性を調べる。そのうえでABR波形伝達関数の係数の最適な推定値を求める。本章では、この手順および結果について述べる。

3.1 ABRの波形導出と特性

ABRは、与えられる刺激音の種類によっても出力特性が異なるが、この点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[10]。すなわち、刺激音は立ち上がり鋭

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、使用した装置での最小値は0.1msec）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の加算回数は従来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”ということや、”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[6]。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[10]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。ここでnHLとは、Normal Hearing Level のことで、健常人の平均最小可聴値を0dBとして刺激音圧を聴覚レベルで表したものである。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-2e）の場合では、35dBnHLに刺激音圧を固定している[6]。

以上のように診断に適用する場合、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ので、先に述べた時系列生成モデルの推定法によるパラメータ推定の方法を適用することが妥当であると考ええる。

3.2 ABR実験データと雑音の性質

ABR実験環境と、最適音刺激について述べ、この条件下で検出したABRサンプリングデータを実験データとして使用する。

3.2.1 刺激条件

ABRの測定は、18-22歳の聴覚健常男性30名を被験者として行った。音刺激のパラメータを次のように設定した。刺激音圧は30から90dB nHLまで10dB nHL毎に変化した。刺激幅は、潜時に影響を与える実用範囲の0.1,0.3,0.5,1.0msの4種類にした。刺激頻度は、80Hz以下で第V波の潜時が顕著に変わることが知られているため、20,40,60,80Hzの4種類とした。ABR信号波形検出の加算回数は2000回とし、導出電極を置いた頭頂（vertex, Cz）と基準電極

を置いた耳朶（A1,A2）より脳波用皿電極Ag-AgClにて双極導出、電極ペーストや皮膚の前処理により接触抵抗は5kΩ以下とし、接地電極を前額（Frontal, Fpz）に置き、両耳刺激とした。両耳間は電気的に短絡して等電位とした。加算および記録には、日本光電社製Neuropack Four miniを用いた。また、帯域フィルタの通過帯域を100Hz～1500Hzに設定した。本論文のモデル式に適用したABRデータは、このうちの同一最適刺激に対する計測値ピーク潜時検出の誤差限界内（ピーク潜時が検出されている）の顕著なデータである。加算は出力波形を時間的にサンプリングしてディジタル値に変換した数値を使って行う。この時間的サンプリングはサンプリング時間を10msec、サンプリング点を512点とした。したがってサンプリング間隔は0.019msec（10msec/512点）である。また少加算回数における出力波形のサンプリング値は、計測時にファイルに出力するように計測プログラムに設定をして検出した。最適刺激条件は以下のとおりである：

刺激音：	クリック
刺激音圧：	80dBnHL
刺激幅：	0.1msec
刺激頻度：	40Hz

3.2.2 加算回数2000回のABR波形

一般に臨床的応用において妥当であると考えられる加算回数2000回のABR波形を信号波形と考えることにする。しかしながらABRの7つのピークについて、健常成人において常に同様の出力を得るとは限らない。たとえば、もっとも顕著な第IV波とV波に対して、文献[3] (p.49) では分離、融合について健常成人における“IV-V波バリエーション”を3つの型に分類している。すなわち聴力正常成人613人に対して検査音をクリック、80dBnHLによる結果として報告している。1型は、IV波とV波が分離しかつV波の振幅がIV波の振幅より大きいもの（出現率53%）、2型は、IV波とV波が分離しかつV波の振幅がIV波の振幅より小さいもの（出現率27%）、3型は、IV波とV波が複合波を形成するもの（出現率20%）と定義している。3型についてはIV波とV波が完全に融合しているもののほか、IV波がV波の肩に乗るもの（3-1）、V波がIV波の肩に乗るもの（3-2）も含めている。実際、この4つの型による分類に基づいて、我々の実験によるABR観測波形から図2(a)～(d)に示す4つの観測波形を、モデル式を求めるための信号波形として選んでいる。

図2 2000回加算におけるABR原波形サンプル値
(1型(a), 2型(b), 3-1型(c), 3-2型(d))

Fig.2 Experimental data of the ABR of types 1(a), 2(b), 3-1(c), 3-2(d) for 2000 sweep times

3.2.3 加算回数とABR実験観測波形の雑音成分

次に、各加算回数で検出したABRデータを用いてABR実験観測波形の雑音成分について分析する。つまり平均加算の仕組は図3のように、クリック刺激によって得られた10ミリ秒内のABR観測波形の各サンプル値で加算平均を求めている。従って、たとえば10回加算とは、上記の刺激一観測を10回繰り返して得られた加算波形の平均値出力を意味している。4つの型のうち3-1型ABR波形を例としてそれぞれ、加算回数1,2,4,10,20,30,40,100,200,300,1000,1500,2000で検出したABR観測波形を用いて加算回数と雑音成分について調べる。まず実際に得られた各加算によるABR観測波形を図4の(a)~(m)に示す。図に示すように、

加算を繰り返すことによって次第に雑音成分が除去され、信号の振幅となるため、振幅が減少して、波形形状がわかりにくくなる。そこで加算回数1~100回に対して、加算回数200~2000の波形は振幅値約5.6倍で表示している。この観測値の場合、第V波は加算200回あたりから成長し、加算1000回以降ではほぼ顕著となっている。また、第V波の潜時は5.53、波形パターンは第IV波、V波融合タイプ(3-1型:疾患ではない[1])である。

図3 加算処理の原理模式図(文献[1]p. 100, 図7-10)

Fig.3 Image of averaging for the ABR source signal ([1] p.100, Figs.7-10)

ここで雑音成分を定量的に分析する。まず、この加算値の集合を $K = \{k(i), 1 \leq i \leq 13\}$, ABR波形(のサンプル値)を $x_{k(i)}(t)$, $0 \leq t \leq 10$ (ミリ秒), ABRの信号成分を $S_{ABR}(t)$, $k(i)$ 回目の雑音成分を $v_{k(i)}(t)$ とおくと、 $x_{k(i)}(t) = S_{ABR}(t) + v_{k(i)}(t)$ となる。そこで $k(13) = 2000$ 回の波形を基準波形として各加算回における雑音を算出して、その分散を求める。すなわち、 $x_{2000}(t) = S_{ABR}(t)$ として $x_{2000}(t) - x_{k(i)}(t) = -v_{k(i)}(t)$ を計算して図に表したものが図5である。この図表から雑音の分散は加算回数の増大とともに減少し、次第に0(ゼロ)に近づくことがわかる。

さらに、図4で示した加算2000回とより低い加算の観測波形の相関度を計測するために、 $x_{2000}(t)$ と $x_{k(i)}(t)$ との相関係数を計算して、図示したものが図6である。200回では0.6、1000回で0.96という相関係数から、200回以上から波形の出現率が上がり、1000回程度ではほぼ2000回の波形に近い波形を得られているとみることができる。

特に図5の結果から、実験に採用するABR波形データの雑音成分の分散は加算回数の増大とともにゼロに近づくことが示された。他の型におけるABR実験観測波形に対しても同様の結果を得ている。

図5に加えてさらに、図7では加算10回と2000回についての雑音のパワースペクトル(FFT)の結果を示す。これ

らからさらに、雑音のランダム性をも仮定してほぼ支障がないと考えて良いということができる。

3.3 推定モデル式の条件

このように、雑音の特性からモデルの適用の妥当性をほぼ保証したといえる。一方、各回の ABR 計測において入力インパルスであることみなせるので

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

であるとする。また、最初はパラメータの値がまったく未知であることを考慮して式(2),(3),(4)の初期値を $\gamma = 1.0 \times 10^5$, $\hat{\theta}(0) = 0$, $\underline{R}(0) = \gamma \underline{I}$ とする。

定義式から

$$\hat{\underline{\theta}}(t) = \begin{pmatrix} -a_1(t) \\ -a_2(t) \\ \dots \\ -a_n(t) \\ b_1(t) \\ b_2(t) \\ \dots \\ b_n(t) \end{pmatrix} \quad (12)$$

であるので、 $\hat{\underline{\theta}}(t)$ の収束値が伝達関数の係数となる。このときの伝達関数は式(8)で表されるが、伝達関数の分母と分子に共通根があれば、それを消去したものを伝達関数として採用することになる。

3.4 次数の決定

3.4.1 AIC(n)の最小値

3.2.3で述べた実験データにおける雑音成分の特性から、ほぼ2000回をABR信号成分とみなしてよいので、実験モデルの最適次数 n の推定はまず加算回数2000回の場合について3.3で仮定した実験モデル式に対して、 $AIC(n)$ を式(7)によって計算すれば良いことになる。まず、加算2000回 ABRの4つの型(図2)について $AIC(n)$ の最小値を求めると、表1の結果となった。たとえば、3-1型を例に図8に示す。 $AIC(n)$ は、 $n < 18$ で単調に減少し、 $n = 18$ で最小値となる。その後 $18 < n < 60$ で単調に増加している。しかし、ここで単に $AIC(n)$ の最小値を最適次数と考えて良いかについて次節で評価する。

3.4.2 加算回数2000回 ABR 波形の次数の評価

AIC を用いてカルマンフィルタを適用した最小分散推定法アルゴリズムによるモデルのパラメータ次数を求めたが、この結果の妥当性について検証する必要がある。つま

り、AIC で得られた最小値は、雑音の影響などでモデルの次数を実際以上に高く推定してしまい、対象の本質的な部分を反映させるのではなく雑音的な部分を反映させる傾向が疑えるからである。そこで、AIC の最小値を AIC_{min} としたとき、

$$|AIC(n) - AIC_{min}| \leq \delta \quad \delta : \text{適当な正数}$$

を満たす最小の n を、ABR 信号波形モデルの次数として採用することにする。ここで、 δ は、 $\delta = M \times \varepsilon$, $M = \max |AIC_{max} - AIC_{min}|$, ε : 絶対値の最大値による正規化をしたときの最大許容値とする。

再び、図9は4つの型(図2)についてのAIC値(縦軸、横軸は次数 n)を表示している。図中の小さい矢印は、各型におけるAICの最小値を表す。また、縦に下向きに表示した矢印は、上記の方法で各型について評価した結果得られた4つの型の平均、すなわちABR波形信号モデルの最適次数を表している。この結果から $n = 8$ を得る。

3.5 ABR 伝達関数の決定

ABR伝達関数係数は、カルマンフィルタの式(4)における行列 $\underline{R}(t+1)$ の対角成分であるモデル式の係数 a_i, b_i ($i = 1, 2, \dots, n$) の適当な残差に対する、その収束値から求める。ABR加算2000回3-1型信号波形のAIC最適次数における伝達関数係数の収束例を図10に示す。図10(a)は係数系列 a_i , 図10(b)は係数系列 b_i を示す。図をみると、 a_1 の値の絶対値が最も大きい。これは、予測値出力には直前の観測出力が最も影響するという結果を示している。

3.5.1 ABR (加算回数2000回) の場合の伝達関数の係数

図10ではAIC最適次数で推定した伝達関数の係数を示した。実際、この次数の妥当性について再度確認する意味で、次数評価で得られた最適次数 $n = 8$ とAICの最小値 $n = 18$ の場合について、ABR波2000回における4つの型のABRに対して、両者における伝達関数の係数の収束値を求めて比較する。すなわち、図11(a)はAICの最小値 ($n = 18$)、図11(b)は最適値 ($n = 8$) の場合における a_i ($i = 1, 2, \dots, n$) の収束値をそれぞれ示している。この結果から、どちらもほぼ同様の係数傾向を得ているので、3.4.2におけるより低い次数の最適次数の評価は妥当であるということができる。

3.5.2 ABR 波形予測結果 (加算回数2000回)

伝達関数係数の最適値を用いて、2000回加算時の4つの型におけるABR計算予測値を算出して、ABR波形観測値と比較したものを図12に示す。(a) ~ (d) はそれぞれタイプ1,2,3-1,3-2の結果である。各(a) ~ (d)において一番下の図がABR観測値(サンプリング値)を、中段がカルマンフィルタを用いたABR計算予測値、上段は予測誤差系列を表す。上段図中基線の下に示された横線は、

図4 各加算回数における ABR 原波形サンプル値
Fig.4 Experimental data of the ABR for various sweep times

図5 各加算回数における雑音の分散
Fig.5 Variance of noise for each sweep time of the ABR source signal

図6 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)
Fig.6 Relationship between the correlation value of each ABR wave and its sweep times

図7 FFTによる加算10回と加算1500回の雑音成分の
パワースペクトル
Fig.7 Power spectra of the noises of 10 and 1500 sweep
time data

表1 実験モデルを加算回数2000回のABRに適用した場合のAICの最小値と次数の関係

Table 1 Relationship between minimum AIC value and degree when experimental model is applied to ABRs and sweep time is 2000

加算2000回ABR タイプ	AICの最小値	AICの最小値を 与える次数n
1型	-2418.10	11
2型	-2624.84	23
3-1型	-2696.24	18
3-2型	-2442.69	22

図8 実験モデルを加算回数2000回のABR(3-1型)に適用した場合のAICと次数の関係(最小値付近のみを表示)

Fig.8 Relationship between AIC value and degree when experimental model is applied to ABR (type3-1) and sweep time is 2000

図9 ABR2000回波形の4つの型におけるAICの最小値と次数の関係

Fig.9 Relationship between AIC value and degree when experimental model is applied to four types of ABRs and sweep time is 2000

図10 2000回加算における(次数8)の伝達関数係数の収束の様子

Fig.10 Results of coefficients of the ABR transfer function when sweep time is 2000 and model of degree 18 is used

(a) 次数=18の場合

(b) 次数=8の場合

図11 2000回加算における4つの型のABR(最適次数と最小次数)の伝達関数係数の収束値の比較

Fig.11 Convergent results of coefficients of the all types of ABR transfer functions when sweep time is 2000 and models of degree 18 and 8 are used

(a) タイプ1型の比較 上段は予測誤差系列 (標準偏差0.02), 中段は計算推定値, 下段は観測値

(c) タイプ3-1型の比較 上段は予測誤差系列 (標準偏差0.02), 中段は計算推定値, 下段は観測値

(b) タイプ2型の比較 上段は予測誤差系列 (標準偏差0.02), 中段は計算推定値, 下段は観測値

(d) タイプ3-2型の比較 上段は予測誤差系列 (標準偏差0.02), 中段は計算推定値, 下段は観測値

図12 4つの型((a)~(d))のABR2000回加算における観測値とカルマンフィルタモデル(次数8)による計算推定値の比較および残差

Fig.12 Comparison between measured and calculated ABRs and the residue when sweep time is 2000 and model of degree 8 is used

図13 タイプ3・2型ABR観測波形，加算回数10・100((a)-(j) 10ずつ増分)，100・600((j)-(o) 100ずつ増分)回におけるカルマンフィルタ推定値と観測値，目的波形（2000回）の比較（次数8）

Fig.13 Results of coefficients of the ABR transfer functions when sweep time is ,10-100 ((a)-(j) : increment 10) , 100-600((j)-(o) : increment 100) and model of degree 8 is used

予測誤差系列の標準誤差 (SD, 4 型とも約 0.02) の $\pm 3SD$ レベルを示す。立ち上がり $n < 8$ を除いて，4 つのタイプともほぼ $\pm 3SD$ 内に収まっている。

4. 少ない加算回数での観測波形からの信号抽出

3.2.3 では，加算回数と ABR 実験観測波形の雑音成分について述べ，また，3.5 では加算 2000 回を ABR の信号波形として，その伝達関数の係数を求めた。本章では，本研究の目的である“より少ない加算における ABR 観測波形の信号抽出”について考察する。そこで前節で求めた 2000 回加算の ABR 観測値を目的波形とする。そして，カルマンフィルタによる推定値の評価にこの目的波形を利用し，

また，推定における入力それぞれの加算回数の観測値を用いる。カルマンフィルタによる推定によって，この少ない加算回数の観測波形に埋もれている信号成分の特徴を抽出することが可能となる。またこの推定によって，単なる加算平均より目的信号に相関度の高い推定値を得ることができた。

4.1 少ない加算回数の観測波形に対するカルマンフィルタを用いた推定

図2に示した ABR 波形タイプ 3・2 型を例として，推定を実施した。2000 回加算した ABR 観測波形を推定における推定目標値（目的信号）とする。2000 回以下，具体的には 10 回から 10 ずつ刻んで 100 回までと 100 回から 100 ずつ刻んで 600 回まで平均加算した観測波形を実測値（入

図14 カルマンフィルタ（次数8）による推定値と加算平均による実測値との相関度の比較

Fig.14 Comparison between measured and calculated ABRs and the residue when sweep time is 100 and model of degree 8 is used

力)としてカルマンフィルタによる推定を実施する。図13にその結果を示す。この図では、(a)~(j)がそれぞれ10回から10ずつ加算を増やした結果、(j)~(o)が100回から100ずつ加算を増やした結果を示している。各グラフの点線は従来の平均加算波形、連続線は目的信号（2000回加算して得られるABR波形）、太線はカルマンフィルタによる推定波形を示している。

4.2 平均加算との相関度の比較

図13に示した推定の有効性を評価するために、実測値（従来の加算平均による波形）とカルマンフィルタによる推定値、目的信号（2000回加算して得られるABR波形）に対する相関係数を求め、図14に示す。この図から、どの加算回数の場合についても、従来の単なる加算平均よりもカルマンフィルタによる推定波形の方が、より目的波形に相関度が高いという結果を得ることがわかる。

5. むすび

AICとカルマンフィルタを適用した最小分散推定法を用いて、ABR信号波形の伝達関数の次数およびパラメータを推定することができた。本手法では逐次的にABRの伝達関数を特徴抽出することができるため従来2000回程度の平均加算を経て得られていたABR信号を、より少ない加算回

数において抽出することを可能にしている。具体的にはまずABR信号として、目的波形の伝達関数の特徴を抽出し確定している。そして、これを（目的）信号波形とし、これに対して、より少ない加算回数で得られた観測信号からカルマンフィルタ推定を用いてABR信号をオンラインで推定するシステムを提案している。その際、カルマンフィルタによる推定を用いることで比較的単純でかつ、ABR信号に対して単なる加算平均より相関度の高い波形の特徴抽出を可能にしている。このことは、加算平均によるロスを軽減しているといつてよい。すなわち、この手法を計測システムに導入することで従来の計測システムより短い時間および高い精度でABR信号の抽出が期待され、ABR測定システムの改善において、大きな前進と考えている。

また、さらにこのシステムを、患者など多量のABR信号波形に適用することが可能であると考えている。それによって、健康者と脳死患者の観察波形を伝達特性から識別することも実現可能であるといえる。オンライン推定を実現するこのシステムを臨床面でより実用的にするためには、さらなるABR観測波形に対するこのシステムの検証が必要である。

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] 加我君孝編：ABRハンドブック，金原出版，1998.

- [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] B. S. Herrmann: Inside the black box "How does the ALGO work anyway?", Clinical Series, No. 3 Natus Medical Inc., 1995.
- [5] B. S. Herrmann, A. R. Thornton and J. M. Joseph: Automated infant hearing screening using the ABR: Development and validation, American Journal of Audiology, Vol. 4, No. 2, pp. 6-14, 1995.
- [6] 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, Vol. 1, No. 1, pp. 73-94, 2002.
- [7] 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.
- [8] 谷萩隆嗣: デジタル信号処理の理論3, コロナ社, 1986.
- [9] 谷萩隆嗣: デジタル信号処理と基礎理論, コロナ社, 1996.
- [10] 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, Vol. 54, No. 9, pp. 632-640, 1998.

井川 信子 1979年東京女子大学文学部数理学科卒。1982年同大学院理学研究科数学専攻(修士課程)了。理学修士。千葉大学大学院自然科学研究科生産科学専攻(博士課程)単位取得退学。産能大学経営情報学部助手, ソフトウェアジェネレーション商品開発部勤務等を経て2001年より流通経済

大学法学部・助教授。生体情報システムのモデル化の研究, 特に聴性脳幹反応波形の推定と特徴抽出にかかわる信号処理, 推定理論の研究に従事。電子情報通信学会, 日本音響学会, 神経回路学会各会員。

谷萩 隆嗣 1966年東工大・理工・電子卒。1971年同大学院理工学研究科電子工学専攻(博士課程)了。工博。1971年千葉大・工・電子・講師, 1974年同電子・助教授, 1984年同電気・教授, 1989年同情報・教授, 1998年同大学院自然科学研究科・教授。デジタルフィルタ, デジタル画像処理, パターン認識, デジタル音声信号処理, デジタル通信, デジタル制御, 適応デジタル信号処理, ニューラルネットワーク, 数値解析, 推定理論など, 主として広義のデジタル信号処理の研究に従事。IEEE Japan Chapter of Signal Processing Society 元会長。信号処理学会会長。Journal of Signal Processing 総編集長。「デジタル信号処理ライブラリー」(コロナ社)企画・編集責任者。著書「デジタル信号処理の理論, 第1巻~第3巻」(コロナ社, 1985, 1985, 1986), 「デジタル信号処理の基礎理論」(コロナ社, 1996), 「音声と画像のデジタル信号処理(共著)」(コロナ社, 1996), 「VLSIとデジタル信号処理(共著)」(コロナ社, 1997), 「マルチメディアとデジタル信号処理(共著)」(コロナ社, 1997), 「ニューラルネットワークとファジィ信号処理(共著)」(コロナ社, 1998), 「情報通信とデジタル信号処理(共著)」(コロナ社, 1999), 「高速アルゴリズムと並列信号処理(共著)」(コロナ社, 2000), 「デジタルフィルタと信号処理」(コロナ社, 2001)など。1988年電気通信普及財団賞(テレコムシステム技術賞), 1997年日本印刷学会論文賞など受賞。IEEE, 電子情報通信学会, システム制御情報学会, 日本印刷学会各会員。

(2003年10月1日受付, 2004年1月23日再受付)