符号化加算法とその頭頂部緩反応 データ解析への応用

青山学院大学理工学部経営工学科 藤掛真里子・二宮理憲

国立高崎病院精神科 藤田秀樹

Coded Summation Method to Detect Auditory Slow Vertex Responses

Mariko FUJIKAKE, S.P. NINOMIYA and Hideki FUJITA

要 旨

頭頂部緩反応（SVR）は音刺激により脳波上に誘発される聴覚誘発反応の1つで、自覚的聴力検査の困難な幼児や精薄者に対する客観的聴力検査などに使用されている。SVRを含む脳波はシグナル・ノイズ比が非常に小さく、SVRと自発脳波の周波数成分が互いに重なりあっているため、従来のフィルタリングやスムージングだけでは、自発脳波を充分低減できない。そこで、SVRの測定には、音刺激を繰り返し与え、音刺激時点を基準にして脳波を平均加算する平均加算法が現在では使用されている。

この平均加算法は、シグナル・ノイズ比が低いデータでは加算平均の回数を多くしなければならず測定時間が長くなる。一方、脳波は生体の状態により絶えず変動しておりほとんど定常性を仮定できない。この非定常性のため、脳波を長時間平均加算することは効率が悪く、得られたSVRに歪が生ずる危険性がある。

本論文では、SVRを含む脳波から効果的にSVRを抽出する新しい手法（符号化加算法）を提案する。まず、対象データの統計的解析結果からモデルを作成し、専門家の知識を用いてそのモデルを簡単化する。次に、簡単化されたモデル上で、信号を見落とさず、かつ n 回の加算平均で雑音成分を拾わないようなデータの符号化を行い、最後に、符号化データを加算平均する。このアルゴリズムが符号化加算法である。この符号化加算法の有効性を音刺激中の脳波からSVRを抽出する問題に適用して検討する。

Key words: Averaged summation method, Background activity, Electroencephalogram, Signal-to-noise ratio, Time series data, White noise.

1. はじめに

近年、測定機器の進歩に伴い、通信、制御、医療などの分野でさまざまな種類の時系列データが測定されるようになった。また、時系列データ処理のために、種々の解析法が提案され実用化されている。しかし、定常性の仮定が満たされず、シグナル・ノイズ比（以下 S/N 比と略称）が低い、生体からの時系列データ処理に関しては多くの問題が残されている。

生体からの時系列データの 1 つに、音刺激により脳波上に引き起こされる（誘発される）頭頂部緩反応がある（大橋, 1986）。頭頂部緩反応（Slow Vertex Response, 以下 SVR と略称）は P1, N1, P2, N2, P3 と呼ばれる 5 つのピーク（鈴木, 1985）からなる反応である（図 1）。臨床的には幼児や精薄者などの自覚的聴力検査の困難な被検者の他覚的聴力検査に使用されている。特に難聴の早期発見（幼児期での発見）は、難聴に起因する言語の未修得による精神的な成長の遅れを最小限に食い止めるのに役立つ。

SVR に関しては、すでに医学的立場からその性質（Fujita et al., 1981）、表現法（上原, 1983）や統計的手法を用いた客観的認識（Fujikake et al., 1984）や自動検出（Boston, 1987）、（Fujikake et al., 1985, 1986, 1987）など様々な試みがなされている。またフィルタリングを用いた処理結果（江原, 1983; 今村, 1980）もあるが、フィルタ処理の複雑さ（Aho, 1974）に対して S/N 比の改善率が思わしくなく実用化にまでは至っていない。

これらの研究では、基本的には、SVR を平均加算法（Dowson, 1954）と呼ばれる手法で、音刺激中の脳波から抽出している。平均加算法は S/N 比が低いデータに対して使用される手法の 1 つで、この手法はデータを信号と白色雑音の和と考え、平均加算により白色雑音を除去するものである。SVR の場合には、音刺激を繰り返し、数十～百数十回与え、その間の脳波を音刺激時点を基準に平均加算して測定する。

実際、自発的な脳波の振幅は数 10～数 100 μV で、SVR の振幅は数 μV なので、SVR 測定のための時系列データは S/N 比が非常に低い。しかも、自発脳波は被検者の睡眠ステージにより変化する（大熊, 1986）。また、SVR そのものも被検者の睡眠ステージの変化に伴い変化する（図 2, Fujikake, et al., 1986）。従って、自発脳波は白色雑音とは考え難く、従来の平均加算法で仮定しているモデルでは SVR 測定のためのデータの性質を十分に表現できない。また、同時に従来の

図 1. SVR の 1 例

図2. SVRの睡眠ステージによる変化のパターン

Sw: 覚醒, S1: ステージ 1. S2: ステージ 2. S3: ステージ 3. S4: ステージ 4.
REM: REM ステージ

フィルタリング (Papoulis, 1965, 1977; Wainatein et al., 1962; 辻井, 1988) やスムージング (Papoulis, 1977) だけでも、脳波の自発変動成分を捨ててしまい、S/N 比を充分改善できない。そこで、本論文では、SVR 測定のための時系列データを、信号関数 (SVR) と白色雑音と、短い区間では平均値が 0 の背景変動 (自発脳波) の和としてモデル化することを考えた。

また、モデルの問題だけでなく、平均加算法は、S/N 比が非常に低いデータでは、加算平均の回数を多くしなければならないという難点がある。即ち、S/N 比が非常に低い場合、測定時間が長くなる。一方、脳波は生体の覚醒レベルにより絶えず変動し (大熊, 1986)、統計的には定常性 (Bendat, et al., 1971) を仮定できない場合が多い。そこで、脳波を長時間に渡り平均加算することは効率が悪いばかりでなく、非定常性により、得られた SVR に歪が生ずる危険性がある。

以上のような、データそのものの性質及び従来の測定法の問題点から、SVR を短い時間で測定できるような手法が求められている。また、測定時間の短縮は臨床的に被検者の負担を軽減するためにも望ましい。

本論文では、SVR を含む脳波から効果的に SVR を抽出する新しい手法 (符号化加算法) を考案する。まず、対象データの統計的解析結果からオリジナルデータを信号関数、白色雑音、背景変動の和としてモデル化する。次に、信号関数の性質から、データを時間的に前半と後半に分け、それぞれに対し異なる周波数選択フィルタで背景変動を低減させ、信号関数と、平均値が 0 の雑音の和にモデルを簡単化する。簡単化されたモデル上で、信号を見落とさず、かつ n 回の加算平均で雑音成分を拾わないようなデータの L 値への符号化を行う。符号化のために使用される関数を符号化関数とよび、ここでは、1 つの符号に同じ数のデータが対応するような関数とする。最後に、符号化されたデータを加算平均する。この 1 連のアルゴリズムが符号化加算法である。この符号化加算法が実際のデータについてどの程度有効であるかを音刺激中の脳波から SVR を抽出する問題を通して検討する。また、SVR の抽出だけでなく定常性の仮定が困難な S/N 比の低い生体データに対する符号化加算法の有効性についても検討する。

2. データと解析法

2.1 対象データとモデル

以下の解析では、次の条件で専門家により測定された脳波をオリジナルデータとした。

- (1) 被検者：正常聴覚を持つ成人男子 3 名（22 才）と幼児 1 名（5 才）。
- (2) 刺激音：音圧は 40, 50, 60 dB. 周波数は 1 KHz. 立ち上がり立ち下がり 10 ミリ秒，持続時間 100 ミリ秒。
- (3) 測定状態：シールドルームで仰臥位で睡眠状態の被検者にヘッドホンを通じて 2 秒ごとに音刺激を与える。
- (4) 脳波(EEG)：Cz-M1M2 から導出，筋電図，心電図，目の動きと共にポリグラフとして用紙に記録する。また，データレコーダーに音刺激時点とともに記録する。
- (5) アナログ・デジタル変換：オフライン。
- (6) オリジナルデータ： n 回の音刺激後 1 秒間の脳波（図 3）。
- (7) サンプリング周波数：500 Hz.

このようにして測定されたオリジナルデータの統計的性質（藤田，他，1989；Fujikake et al., 1989）は，専門家の知識（Fujita et al., 1981；Fujikake et al., 1985, 1986, 1987）も活用すると，つぎのようにモデル化できる（Fujikake et al., 1989；藤掛，他，1989）。

〈モデル：オリジナルデータの基本的性質を表現したもの〉

測定データを $X_i(t)$ とする。ただし， $i=1, 2, \dots, n$ はデータの識別番号で音刺激の順番を意味する， $t=1, 2, \dots, m$ は時間である， $X_i(t)$ は以下の条件 (a)~(e) を満たすものと仮定する。

- (a) $X_i(t)$ ($i=1, 2, \dots, n, t=1, 2, \dots, m$) は実数変量。
- (b) $X_i(t)=S(t)+Back_i(t)+E_i(t)$ (1)

$S(t)$ ：信号関数，刺激により誘発される，脳の電位変化を表す未知の関数，同一刺激

図 3. 音刺激時点とオリジナルデータの関係，および加算平均法による SVR の測定法

に対して同一の信号関数が得られる。

$Back_i(t)$: 平滑な動きをする背景変動で $S(t)$ と重複する周波数成分を持ち、平均は 0、

$E_i(t)$: 白色雑音。

- (c) $S(t)$ と重複しない $Back_i(t)$ の周波数成分を除去、ないしは低減して (1) 式を次のように簡単化できる。

$$X_i(t) = S(t) + B_i(t) \quad (1)'$$

$S(t)$: 信号関数。

$B_i(t)$: 背景変動で時間平均が 0、変動範囲が有限。

- (d) すべての i, t に関して次の関係式を満たす。

$$V(S(t))/\underline{v}(B_i(t)) \leq 1/k \quad k > 1$$

$$\text{Range}(S(t))/\underline{\text{range}}(B_i(t)) \leq 1/\sqrt{k}$$

$$\text{ただし、} V(S(t)) = \sum_{t=1}^m (S(t) - S)^2/m$$

$$S = \sum_{t=1}^m S(t)/m$$

$$\underline{v}(B_i(t)) = \sum_{t=1}^n (B_i(t) - B(t))^2/n$$

$$B(t) = \sum_{i=1}^n B_i(t)/n$$

$$\text{Range}(S(t)) = \max_t \{S(t)\} - \min_t \{S(t)\}$$

$$\underline{\text{range}}(B_i(t)) = \max_i \{B_i(t)\} - \min_i \{B_i(t)\}$$

- (e) (d) で定義した $B(t)$ が、すべての t に関して次の関係式を満たす。

$$V(B(t)) \leq 1/n \cdot \underline{v}(B_i(t))$$

$$\text{Range}(B(t)) \leq 1/\sqrt{n} \cdot \underline{\text{range}}(B_i(t))$$

ただし、 V および Range は (d) の定義に従う。

- (f) 時間 t に関する分散、レンジがすべての i に関して次式を満たす。

$$V(S(t))/\underline{v}(B_i(t)) \leq 1/k \quad (2)$$

$$\text{Range}(S(t))/\underline{\text{range}}(B_i(t)) \leq 1/\sqrt{k} \quad (3)$$

ただし、 V および Range は (d) の定義に従う。また、

$$\underline{v}(B_i(t)) = \sum_{t=1}^m (B_i(t) - B_i)^2/m$$

$$B_i = \sum_{t=1}^m B_i(t)/m$$

$$\text{range}(B_i(t)) = \max_t \{B_i(t)\} - \min_t \{B_i(t)\}$$

- (g) (d), (f) で定義した $B(t)$, $\underline{v}(B_i(t))$, および $\text{range}(B_i(t))$ が全ての i に関して次の関係式を満たす。

$$V(B(t)) \leq 1/n \cdot \underline{v}(B_i(t)) \quad (4)$$

$$\text{Range}(B(t)) \leq 1/\sqrt{n} \cdot \text{range}(B_i(t)) \quad (5)$$

脳波は有限な μV を単位とする物理量なので (a) は満足される。また、音刺激中の脳波(オリジナルデータ) は視覚的にはほとんど自発的脳波と同じ形状をしており、この自発的脳波を白色雑音として扱うことはできない。従ってオリジナルデータは白色雑音 $E_i(t)$ と区別した背景変動成分 $Back_i(t)$ を含むと考えるほうが現実的である (b)。また、白色雑音を除去する手法は存在するのでモデル (b) をモデル (c) に簡単化することは可能である。 n が有限ならば、(d) を満足するような最小の k を決定できる。また、(e) は平均加算法を用いる場合に仮定される条件である。ここで用いる符号化加算法も符号化した後に平均加算を行うのでこの仮定を導入する。

2.2 データ処理法

データ処理の目的は、(1) 式で表現されるオリジナルデータから、信号関数 $S(t)$ 以外の成分を除去することである。

まず始めに、専門家の知識を用いて (1) から白色雑音 $E_i(t)$ と $Back_i(t)$ の中から $S(t)$ と異なる周波数成分を除去することを考える。

専門家の経験的知識の 1 つに、「SVR の各ピークは以下の領域に存在すること」がある。

- P1 ピーク [50 ミリ秒, 80 ミリ秒]
- N1 ピーク [90 ミリ秒, 120 ミリ秒]
- P2 ピーク [170 ミリ秒, 250 ミリ秒]
- N2 ピーク [300 ミリ秒, 500 ミリ秒]
- P3 ピーク [500 ミリ秒, 800 ミリ秒]

この知識は、SVR の構成周波数が音刺激後の 200 ミリ秒前後を境として、その前半と後半で異なることを示している。従って、200 ミリ秒までの前半とその後半を異なる周波数制限フィルタで処理すると、効果的に $Back_i(t)$ の一部と $E_i(t)$ を制限することができる。

具体的には、200 ミリ秒までに出現する P1, N1, P2 からなる波形は、約 10 Hz ~ 5 Hz である。従って、200 ミリ秒までの前半では、50 Hz より高い周波数成分を除去する低域フィルタを使用する(ただし、ここで言うフィルタとは周波数選別システム(辻井, 1988)をさすものとする)。50 Hz 未満の成分を残したのは、P1 及び P2 ピークを形成するためにはその前後の成分が必要で、必要な周波数成分が 10 Hz より大きくなる可能性があるためである。また専門家は SVR 測定時に 30 Hz の低域フィルタ(30 Hz より高い周波数成分を除去するフィルタ)を用いることが多いことも考慮した。P2, N2, P3 からなる後半の波形は約 0.5 Hz から 3.5 Hz なので、5 Hz 以上の周波数成分を除去する低域フィルタを使用する。後半もゆとりを持たせて低域フィルタの周波数を決定した。このゆとりは、脳波に含まれる SVR の信号の消去や見落としを避けるためである。

本論文では、低域フィルタ(周波数選別システム)を移動平均を用いて実現することとする。オリジナルデータは 500 Hz でサンプリングされているので、次のように移動平均のパラメタを決定した。

- 200 ミリ秒までの前半 $p=10$,
- 200 ミリ秒後の後半 : $p=100$

ただし、移動平均の操作は次の通りである。

$$X_i(t)' = \begin{cases} \sum_{r=1}^{t+\frac{p}{2}} X_i(r)/(t+p/2) & 1 \leq t < p/2 \\ \sum_{r=t-\frac{p}{2}+1}^{t+\frac{p}{2}} X_i(r)/p & p/2 \leq t \leq m-p/2 \\ \sum_{r=t-\frac{p}{2}}^m X_i(r)/(m-t+p/2+1) & m-p/2 < t \leq m \end{cases}$$

さて、このような移動平均を用いた2領域の低域フィルタにより、(1)のオリジナルデータの雑音成分 $E_i(t)$ と背景活動 $Back_i(t)$ の SVR と周波数が重ならない成分は除去することができる。即ち、(1)式は次式の形に簡単化できる。

$$X_i(t)' = S(t) + Back_i(t)'$$

$Back(t)'$: $Back_i(t)$ から SVR と重ならない周波数を除去した脳波

簡単化のために、 $X_i(t)' \rightarrow X_i(t)$, $Back_i(t)' \rightarrow B_i(t)$ とおくと、

$$X_i(t) = S(t) + B_i(t)$$

と表現でき、(1)'式を導くことができる。

このようにして、専門家の知識を用いてモデルを簡単化することができる。

次に、S/N 比をデータの加算平均により改善することを考える。

$X_i(t)$ の加算平均では S/N 比は (4) 式から n 倍まで改善できる。しかし、それ以上の改善には別の手法が必要である。そこで、本論文では、加算平均の前にある符号化関数を用いてオリジナルデータを符号化し、その符号化データを平均加算する方法を導入する。

ここで用いる符号化関数は、後で平均加算するので、値域が整数や実数など加減乗除の定義できる領域とする。また、 t に関する $X_i(t)$ の値の大小関係が必要な情報なので、その順序関係を保つ変換である必要がある。

ところで、オリジナルデータ $X_i(t)$ は、すでにアナログデジタル変換器の能力範囲 (F 値) に変換されたデジタルデータなので、 $X_i(t)$ を F 値を越える符号に変換することは、S/N 比を改善する上で意味が無い。そこで、データの存在領域をある値 d_j で L 値 ($j=1, 2, \dots, L-1$) に分割し、分割された領域に順序関係を保つ符号を与える関数 h を考える。

この時、次の関係式が満足される。

$$L \leq F$$

また分割の幅 W_j を次のように与える。

$$W_j = d_j - d_{j-1} \quad j=1, 2, \dots, L$$

$$\text{ただし, } d_0 = \max_t X_i(t)$$

$$d_L = \min_t X_i(t)$$

すると、少なくとも信号成分を拾うためには、(3)式より $X_i(t)$ の $(1+\sqrt{k})$ 分の1が信号成分なので、

$$\text{range}(X_i(t))/(1+\sqrt{k}) > W_{\max} \quad (6)$$

$W_{\max} : \max_j \{W_j\}$ (符号化のための分割幅の最大値).

また,

$$L \geq \text{range}(X_i(t))/W_{\max} \quad (7)$$

よって, $W_{\max} > 0$ なので (6), (7) 式より次式が求められる.

$$1+\sqrt{k} < L \quad (8)$$

また, 雑音成分は (5) 式から加算後でも, もとの $1/\sqrt{n}$ なので, 雑音成分を拾わないようにするためには, 次式を満足する必要がある.

$$\text{range}(X_i(t)) \cdot \sqrt{k} / (\sqrt{n} \cdot (1+\sqrt{k})) < W_{\min} \quad (9)$$

$W_{\min} : \min_j \{W_j\}$ (符号化のための分割幅の最小値)

また,

$$L \leq \text{range}(X_i(t))/W_{\min} \quad (10)$$

なので, (9), (10) 式より

$$L < \sqrt{n} \cdot (1+1/\sqrt{k}) \quad (11)$$

が得られる. 従って, L 値への符号化では L はつぎの関係式を満足する必要がある.

$$1+\sqrt{k} < L < \sqrt{n} \cdot (1+1/\sqrt{k}) \quad (12)$$

いま, ある関数 h により, (12) 式が満足され, 2 領域の低域フィルタ処理後のデータが符号 $C_i(t)$ に変換できると仮定する. すると符号化加算法の手法は次のように与えられる.

[手法] 符号化加算法

入力: n : データ数,

m : 1 データベクトルの長さ,

$X_i(t)$: n 個の長さ m のデータ, $i=1, 2, \dots, n$.

出力: 推定信号ベクトル $S(t)$.

方法:

- step 0 $S(t)=0, t=1, 2, \dots, m$.
- step 1 データ数 n , データの長さ m の入力.
- step 2 n 個の長さ m のデータ $X_i(t)$ の入力.
- step 3 k を推定する.
- step 4 (12) 式を満足する最大値を L とする.
- step 5 写像 h を決定する.
- step 6 step 7 から step 8 までを $i=1$ から n まで繰り返す.
- step 7 $C_i(t)=h(X_i(t)), t=1, 2, \dots, m$.
- step 8 $S(t)=S(t)+C_i(t), t=1, 2, \dots, m$.
- step 9 $S(t)=S(t)/n, t=1, 2, \dots, m$.

step 10 $S(t)$ を出力する.
step 11 END.

3. 結 果

実際に符号化加算法を使用する場合, 4つのパラメタ(加算回数 n , データの長さ m , S/N 比の逆数の上限 k , 符号化レベル数 L)と一つの関数(符号化関数 h)を決定しなければならない. オリジナルデータの長さ m は標準化定理を用いて最低数を決定できる. 脳波は 0.5~数十 Hz 程度なので 200 Hz 程度でサンプリングすれば十分である. ここでは, さらに余裕をもたせ, また多くの研究者が経験的に使用している周波数 500 Hz ($m=500$)を使用した.

次に, k は実際のデータから決定できる. 図 4(a) は 80 回連続して 2 秒ごとに 50 dB の音刺激が与えられたとき ($i=1, 2, \dots, 80$) の S/N 比の逆数の値 (Y 軸) の変化のグラフである. 値はかなり変動しており, 使用部分や加算回数によって k の値が異なることがわかる.

図 4(b) のヒストグラムは, (a) の相対度数である. また S/N 比の逆数の上限 k を 10, 20, 30, 200 とすると累積度数は以下の通りである.

$k=10$ の時	71%
$k=20$ の時	92%
$k=30$ の時	97%
$k=200$ の時	100%

ところで, 符号化レベル数 L と, S/N 比の逆数の上限 k との関係((12) 式)は, $n=10, 15, \dots, 60$ の時図 5 のように表される. 即ち, 各 n の値について, 下の曲線が (12) 式の左側の境界

$$L = \sqrt{k}$$

を, 上の曲線が (12) 式の右側の境界

$$L = \sqrt{n} \cdot (1 + 1/\sqrt{k})$$

を表している. 従って, (12) 式を満足する L は, k と n が決定されれば, 両曲線と

$$k=1 \text{ (モデルの仮定 } k>1 \text{ より)}$$

が作る領域中の整数値 (L は符号のレベル数なので) となる.

L, k, n の選択条件は以下の通りである.

- (a1) 加算回数 n はできるだけ少なくしたい.
- (a2) オリジナルデータはできるだけそのまま使用したい.
即ち, k の値は大きくしたい.
- (a3) 符号レベル数 L はできるだけ大きくしたい.

(a1) の条件は, 被検者の負担を軽減するだけでなく, 脳波の変動に由来する雑音や信号の歪を避けるための条件である. また, SVR 自身も脳波の変動(睡眠ステージの変化)によって波形が変化する. 従って, (a1) は, 信号が i について不変であるというモデル (1) を満足するためにも必要な条件である. (a2) に関しては, k が小さい場合, 使用可能なデータ数が極端に少なくなり, 離れた音刺激時点のデータを加算することになる. これも脳波の変動性より不適當である. (a3)

図 4. 80 個の連続したオリジナルデータのシグナル・ノイズ比の逆数の変化 (a) とその分布 (相対度数) (b)

が満足されない場合、少ない加算回数では滑らかな曲線が得られない。そこで、できるだけ滑らかな曲線を得るためには、 L をできるだけ大きくすることが望ましい。(a1) と (a2) はオリジナルデータ特有の条件なので、単に滑らかな曲線を得るための条件 (a3) に比べて優先させなければならない。

これらの条件から、パラメータ L, k, n は、図 5 と実際のデータの分布、図 4(b) を用いて決定できる。

まず、加算回数 n を 10 とすると、 $k=10$ とすれば全体の約 71% のデータが使用可能で、その際、 $L=4$ となる(図 5)。また、図から k の上限を 10 より小さくすれば $L=5, 3$ が可能となる。し

図 5. 符号化レベル数 L , 加算回数 n , シグナル・ノイズ比の逆数の上限 k の関係

かし, k を小さくすることは (a2) の条件から除かれ, $L=3$ は (a3) の条件から除かれる.

$n=20$ を用いると $k=20$ で, データの 92% が使用可能で $L=5$ となる. 同様に $n=5, 15, 30$ などの場合について, L や k を決めることができる. ここでは, $n=5$ とすると使用可能なデータ数が少なくなりすぎるので (a1) の条件から $n=10, k=10, L=4$ を使用した.

また, データが変わると図 4 の分布図は変化する. 従って, 符号化加算法を使用する場合, パラメタ L, k, n は, データの S/N 比の逆数の分布を監視しながら動的に決定する必要がある.

次に符号化関数 h を決定する. h の条件は (*1)~(*3) に整理できる.

- (*1) 作成した符号上で加減乗除ができる.
- (*2) 大小関係は保存される.
- (*3) 符号のレベル数 L は (12) 式を満足する.

ここでは, h として次のような関数を利用した.

[関数 h : 次のようにして作られる, i により順序づけられた関数 h_i の集合]

関数 h_i : $C_i(t) = h_i(X_i(t))$

- (1) 定義域 $[\min_t X_i(t), \max_t X_i(t)]$
- (2) 値域 $[1, L]$
- (3) $X_i(t)$ を大きさの順にならべ, 系列 SX_{ij} をつくる.
- (4) 各区間に等しい数の SX_{ij} が存在するように系列 SX_{ij} を L 個の区間に分割する. 各

分割点 $d_j(j=1, 2, \dots, L-1)$ を決める.

- (5) 各区間に大きい値の区間から順に符号 $L, L-1, \dots, 1$ を与える. すなわち,

$$C_i(t) = \begin{cases} L & d_1 < X_i(t) \\ L-1 & d_2 < X_i(t) < d_1 \\ \vdots & \vdots \\ 2 & d_{L-1} < X_i(t) < d_{L-2} \\ 1 & X_i(t) < d_{L-1} \end{cases}$$

この関数 h はデータ $X_i(t)$ の多く集まっている領域を小刻みに分割し, $X_i(t)$ の少ない領域を大まかに分割している. これにより, 信号のレンジが小さくても, 信号が L に近いレベル数を持つことを期待したものである. また, 各刺激音 i ごとに分割の基準値 $\{d_j\}$ を変化させるのは, 脳波の非定常性を考慮したものである. すなわち, 雑音である背景活動 (自発脳波) の変動は信号 (SVR) と雑音の関係を変化させる. この変化に応じた符号化基準を使用して信号を取り出し易くしたものである.

図 6 はオリジナルデータの 1 例である. 従来の平均加算法では, この 6 倍から 12 倍程度のデータを使用する. 矢印は音刺激を与えた時点を示している. オリジナルデータの非定常性がわかる. 図 7 はオリジナルデータと 2 領域の低域フィルタ処理したデータの比較である. 2 領域の低域フィルタ処理が, 50 Hz の交流雑音や脳波中の SVR と異なる周波数成分 (SVR より早い成分) を除去していることがわかる. 図 8 は 2 領域の移動平均後のデータとその符号化されたデータとの比較である. 関数 h による符号化がレンジに関する 1 種の標準化であることがわかる. このことは, 低振幅のデータを強調し, 高振幅のデータの影響を抑える働きがある. 換言すると, S/N 比の低いデータが加算波形に与える影響を縮小し, S/N 比の高いデータの影響を拡大しているといえる. また, 波形パターンが単純化され, 各波形が持っていた情報 (主に雑音の情報) がかなり制

図 6. オリジナルデータ (矢印は音刺激時点)

図 7. オリジナルデータ (左) と 2 領域のフィルタリングデータ (右) との比較

図 8. 2 領域のフィルタリングデータ (左) とその 4 レベルの符号への変換データ (右) との比較

限され縮小されていることがわかる。

図 9, 図 10 は, 符号化加算法と従来の加算法との比較である。図 9 では, 符号化加算法が従来の平均加算法では分離できない N1, P1 ピークを分離していることがわかる。また, 図 10 では, N1 ピークの後の雑音, P3 ピークの後の雑音を押え, N2 ピークを強調していることがわかる。

4. 考 察

SVR を含む脳波から SVR を抽出するために工夫した点は次の 2 点である。

- (1) 専門家の知識を用いて, SVR の各ピークの出現領域を 2 つに分けて, 異なる低域フィルタ

図 9. 加算平均法による SVR (上) と符号化加算法による SVR (下) の比較

図 10. 加算平均法による SVR (上) と符号化加算法による SVR (下) の比較

処理を行ったこと。

- (2) 関数 h を用いてオリジナルデータを符号化してから加算平均したこと (符号化加算法の使用)。

それぞれの有効性や問題点について考察する。

まず、2 領域に分割して低域フィルタ処理を行った効果について考える。図 11 は帯域制限を行わない場合 (最上段)、すべて 25 Hz (2 番目)、および 10 Hz (3 番目) で一率に帯域制限を行った場合と、2 領域低域フィルタ処理を行った場合 (最下段) の比較である。帯域制限を行わない場合に比べて、行ったほうが SVR がなめらかになる。また 25 Hz の一率低域フィルタでは、P1-N1-P2 ピークは正しく検出できるが、P2-N2-P3 ピークに 12 Hz 前後の脳波が重なり検出し難くしている。10 Hz の一率フィルタでは、P2-N2-P3 ピークは 25 Hz に比べて検出しやすいが N1 ピー

図 11. 2 領域に分けたフィルタリングの効果

クが消失している。どの場合と比較しても、2 領域の低域フィルタが最も SVR を認め易くしていることがわかる。このことから、専門家の知識を用いた 2 領域の低域フィルタはオリジナルデータの SVR と無関係な成分を予め除去するのに有効であることがわかる。

ところで、低域フィルタの周波数は経験的専門的知識を用いて決定したが、その周波数の選択が適切でないために必要な情報まで除去してしまう場合もある。図 12 はその 1 例である。従来の平均加算法では 2 領域の低域フィルタ処理を行う前（最上段）の方が後（2 番目）の波形より SVR を認め易い。符号化加算法（最下段）では比較的その影響が少ないことがわかる。しかし、脳波は動的に変動しているので、その変動に応じた周波数を選択する必要があることがわかる。

次に、符号化加算法の使用について考察する。

符号化の導入の目的は、得られた SVR の S/N 比を従来の平均加算法よりも高くすることである。即ち、S/N 比の低いデータ（一般に振幅の大きなデータ）が加算平均結果に及ぼす精度低下の悪影響を回避することである。市販の誘発反応専用測定機では、脳波とみなせないほど大きな振幅入力がある場合、自動的に加算からはすなどの工夫がなされている。しかし、脳波の限度内の振幅については除去することはできない。というのも SVR は聴力検査に使用される。治療の必要性から、聞こえていないことの認識が聞こえていることの認識よりも重要である。従って、あまりに意図的にデータを除去して SVR が出現していないにもかかわらず、SVR が現れていると誤認識することがあってはならない。そこで、得られたデータをできるだけ忠実に使用してかつ S/N 比を改善する必要があるわけである。

ここで用いた関数 h_i により得られた符号 $C_i(t)(t=1, 2, \dots, m)$ を m 次元ベクトルとすると、

図 12. 2 領域のフィルタリングのパラメタの選択
オリジナルデータから直接得た SVR (上), 2 領域フィルタリング後に加算平均法で求めた SVR (中) と符号化加算法で求めた SVR (下)

その各要素のレンジはすべて $(L-1)$ に等しい。符号化後の平均加算はこのベクトルの和を $1/n$ にしたものである。従って、この関数 h_i により各データは同一の影響を加算平均されたデータに与えることになる。このことから、意図的にオリジナルデータを除去することにより生じる前述の弊害を避けることができる。同時に、符号の最大値は L なので、高振幅な雑音の影響を従来の平均加算法に比べて縮小できる。

ところで、関数 h_i は、 μV を単位とするオリジナルデータを単位のない符号に変換する。この符号化により失われる情報について考える。

SVR の臨床的意味は客観的聴力検査に使用できることである。SVR の聴力検査の際、基本的チェック項目は 5 つのピークの有無と、それぞれの睡眠ステージに於ける各ピークの大小関係である (Fujikake et al., 1984)。脳波はそれ自体が性、年齢、個人により差があり、特に振幅については個人差が大きい。従って、SVR の振幅情報は他の情報 (ピークの存在、大小関係) に比べて、聴力検査のためには現在のところ重要ではない。そこで、 μV を単位とする正確な振幅の情報を犠牲にしても各ピークの出現の有無や大小関係をより鮮明にすることは意味がある。従って、符号化による単位の喪失は、臨床的にも許容の範囲である。

最後に、符号化加算法による波形では L が小さい場合は特に、なめらかな波形が得られない。また、不必要な振動が生じる。そこで、オリジナルデータに使用した 2 領域の低域フィルタを符号化加算波形に用いると図 13 を得る。フィルタ無し (上段) の場合に比べて不必要な振動が抑えられる様子がわかる (下段)。また、従来の平均加算波形 (図 9 の上段) と比較すると特に S/N 比が改良されていることがわかる。

以上のことから、2 領域のフィルタリングと符号化加算法の使用により、従来の平均加算法の $1/6$ から $1/12$ の加算回数で SVR が抽出可能であることが解った。

図 13. 符号化加算法の処理結果をフィルタリングにより見やすく表示したもの

5. 結 論

以上の試みと考察から、次のように結論できる。

- (1) 脳波から頭頂部緩反応(SVR)を抽出する問題に、専門家の知識を用いた 2 領域の低域フィルタと符号化加算法の使用を提案し、実際に試みた。
- (2) 2 領域の低域フィルタとは SVR の構成周波数が 200 ミリ秒を境に変化することを利用したフィルタである。200 ミリ秒前と後で移動平均のパラメタを変えることにより実現した。
- (3) 2 領域の低域フィルタの有効性は統計的なデータ処理において、事前の専門家の知識の重要性を表している。
- (4) 符号化加算法はオリジナルデータを符号化してから加算する手法である。
- (5) 符号化を行う時のレベル数 L に関する条件式を求めた。
- (6) 符号化関数にはいろいろなものが考えられるが、本論文では、各レベルが等確率で出現するような符号を用い、その有効性を確かめた。
- (7) 2 領域の低域フィルタ及び符号化加算法は SVR の検出に実際に有効であった。

符号化加算法は、従来、平均加算法が使用されているような S/N 比が低く、かつ定常性が仮定できないデータに関して有効性が認められる。生体データでは、平均加算法は聴覚誘発反応だけでなく視覚誘発反応、体性誘発反応など広い分野で使用されており、符号化加算法の応用可能な領域は広いと考えられる。

ここで用いたデータを利用したい方は、“MS. DOS, PC9800, 3・5”のディスク及び返信封筒を同封して青山学院大学二宮研究室までお申し込み下さい。

謝 辞

大変貴重で適切なお助言をたびたび賜りました査読者の方々、また符号化加算結果の滑らかな表示に関しまして貴重なお助言を賜りました東北大学の水谷好成先生に心から深謝致します。

参 考 文 献

- Aho, A.V. (1974): *Design and Analysis of Computer Algorithms*. Addison-Wesley Publishing.
- Bendat, J.S. and Piersol, A.G. (1971): *RANDOM DATA, Analysis and Measurement Procedures*, John Wiley & Sons, Inc.
- Boston, J.R. (1987): Automated Interpretation of Sensory Evoked Potentials, *Hawaii International Conference on System Sciences* 3, 288-293.
- Dowson, G.D. (1954): A Summation Technique for Detection of Small Evoked Potentials, *Electroenceph., clin., Neurophysical.* 6, 65-84.
- 江原義郎・市川銀一郎・板橋隆嗣・原田克巳 (1983): デジタル処理法による聴性誘発反応の分析, 日本 ME 学会 21, 3, 174-180.
- Fujikake, M. and Fujita, H. (1984): *An Automatic Discriminating Device of Slow Vertex Response for Electric Response Audiometry*, Hawaii International Conference on System Sciences, 1984.
- Fujikake, M., Fujita, H. and Ninomija, S.P. (1985): A Consulting System for Discriminating SVRs (AUTSVR-V1) with a Function of Conversation through the Methods of Statistics and Knowledge Engineering, *Proceedings of the XIV International Conference on Medical and Biomedical Engineering and VII International Conference on Medical Physics* 23, 2 1492-1493.
- Fujikake, M., Fujita, H. and Ninomija, S.P. (1986): A Method Linking Statistics and Knowledge Engineering for Making Medical Consulting Systems, *Journal of Medical Systems* 10, 3, 289-305.
- Fujikake, M., Ninomija, S.P. and Fujita, H. (1986): A Medical Consulting System for ERA through SVR, *Proceedings of 8th Annual Conference of IEEE Engineering in Medical and Biology Society* 2, 785-788.
- Fujikake, M., Ninomija, S.P. and Fujita, H. (1987): On the Use of Statistics for Representing the Knowledge Acquired from Experts in a Medical Consulting System, *Journal of Medical Systems* 11, 4.
- Fujikake, M., Ninomija, S.P. and Fujita, H. (1988): An Improvement of Automatic SVR Detecting System (AUTSVRN) for Infants, *Proceedings of 10th Annual Conference of IEEE Engineering in Medical and Biology Society* 1138-1139.
- Fujikake, M., Ninomija, S.P. and Fujita, H. (1989): Statistical Approaches to Nonstationary EEGs for the Detection of Slow Vertex Responses, *Journal of Medical Systems* 13, 3.
- 藤掛眞里子・二宮理意・藤田秀樹 (1989): 効率的な誘発反応測定のための符号化加算法, 日本 ME 学会, 27, 441.
- Fujita, H., Seki, S., Matumura, K., and Ozawa, Y. (1981): Auditory Slow Vertex Response During Sleep and Its Suitable Sampling Methods, *Electroenceph. Clin. Neurophysiol.* 52, 135.
- 藤田秀樹・藤掛眞里子・二宮理意 (1989): 効果的な頭頂部緩反応測定に関する研究, 日本 ME 学会 27, 437.
- 今村一之 (1980): Wiener フィルタの聴覚誘発反応計測への応用, 群馬大学工学部修士論文.
- 大熊輝雄 (1986): 臨床脳波学, 医学書院.
- 大橋正實・土田伸子・小成祐子・橘 祐子 (1986): ABR, SVR 検査と純音聴力検査の比較, *Audiology* 29, 189-193.
- Papoulis, A. (1965), 平岡寛二・黒田義輝・篠崎寿夫監訳 (1972): *Probability, Random Variable, and Stochastic Processes*, 工学のための応用確率論, 確率過程編, McGraw-Hill, Inc., (東海大学出版会).
- Papoulis, A. (1977), 町田東一・村田忠夫訳 (1982): *Signal Analysis* (アナログとデジタルの信号解析), McGraw-Hill, Inc., (現代工学社)
- 鈴木篤郎 (1985): 聴性脳幹反応, メディカルビュー.
- 辻井重男 (1988): デジタル信号処理の基礎, 電子情報通信学会.
- 上原紀夫・市川銀一郎・板橋隆嗣・原田克巳・加藤栄一: 頭頂部緩反応 (SVR) および聴性中間反応 (MLR) の脳等電位図, *Audiology* 26, 183-191.
- Wainstein, L.A. and Zubakov, V.D. (1962): *Extraction of Signals from Noise*, Prentice Hall Inc.

(1989 年 1 月 16 日受付 10 月 13 日最終修正)

著者連絡先: 世田谷区千歳台 6-16 青山学院大学理工学部経営工学科