

独立成分分析を用いた表面筋電信号から運動単位活動電位への分離 ～ 模擬信号を用いた分離可能性の検討 ～

上川 諒* ・ 和久屋 寛** ・ 斎藤 健治***

Decomposing Surface EMG into Motor Unit Action Potentials Based on Independent Component Analysis Approach — A Basic Study on Signal Separation with Biomimetic Signals —

By

Ryo KAMIKAWA , Hiroshi WAKUYA and Kenji SAITOU

Abstract : A motor unit (MU) is a medical term of the basic element for muscle activity, and it is composed of a single motoneuron and several muscle fibers. Because the motoneuron governs all fibers in the same MU, the fibers are activated simultaneously by a motor command from the brain through a motoneuron. By the way, each muscle in our body consists of several MUs, whose properties are different in maximum force, recruitment, and so on, therefore a recording of muscle activity called a surface electromyogram (sEMG) represents a superimposed waveform of motor unit action potentials (MUAPs). From the viewpoint of motion analysis, decomposing the recorded sEMG signals into each MUAP is one of the attractive topics, and its results must give us various kinds of suggestions also applicable in the field of welfare engineering. Then, in order to carry out this challenging project, an independent component analysis (ICA) approach is adopted, and some computer simulations with biomimetic signals are tried under the simplified condition. As a result, it is found that the sEMG signals seem to be decomposed successfully according to the correlation coefficient, an evaluation index used in this study, but the actual observed waveforms have not been so sufficient for the final goal which we are aiming at.

Key words : independent component analysis, motor unit, motor unit action potential, surface electromyogram

1 まえがき

筋は複数の筋線維から成り、遠心性の運動神経を介して中枢神経からの運動指令を受け取って収縮する。通常、同一の神経支配を受ける筋線維は複数あり、筋収縮時には、それらが同時にまとまって活動するため、このような神経と筋線維をまとめて運動単位と呼んでい

る⁽¹⁾。また、その活動時に発せられる電気信号を運動単位活動電位という。

ところで、1つの筋は特性の異なる複数の運動単位が集まって構成されており、それぞれが発生する力と活動開始の順序が異なっている。したがって、このような筋電信号を表面電極法で求めた場合、対象部位周辺の活動電位を集合的に測定することになる。このとき、他の筋活動電位も混入することが容易に予想されるため、一般に対象部位の運動単位活動電位を知りたい場合には、必要に応じて何らかの信号処理を施すことになる。なお、もし運動単位の活動が明らかとなれ

平成 20 年 5 月 1 日受理

* 大学院工学系研究科電気電子工学専攻

** 理工学部電気電子工学科

*** 理工学部都市工学科 (現 名古屋学院大学人間健康学部)

©佐賀大学理工学部

ば、運動時にどの運動単位から動員されるかが判明するため、運動メカニズムの解明や運動解析に役立つとともに、リハビリテーションなどの分野にも有益な情報を提供できるはずである。

さて、従来から採用されている分離法としては、標準的な運動単位活動電位の波形を用意し、これを振幅方向に拡大や縮小をしたり、時間方向に適宜に遅らせることで、観測波形との一致度から推定する方法がある⁽²⁾。しかし、これではあまりにも試行錯誤的であり、非常に時間がかかってしまうなどの欠点がある。これを解決するものとして、生体信号分析にもよく用いられる独立成分分析 (Independent Component Analysis: ICA) が注目されている⁽³⁾。ICA とは、信号自身が持っている統計的独立性を基にして、線形混合されたものを個別の成分に分離する手法である。

そこで本稿では、ICA を用いて表面筋電信号から運動単位活動電位を分離するための検討を行う。ただし実際には、表面筋電信号が同一の運動単位活動電位の由来であっても、発生から測定までに時間差を生じたり、その発生源が広がりを持っているなどの問題があり、直ちに適用できる訳ではない。以上のことから、今回はICA が適用できるように問題の単純化を行い、表面筋電信号の模擬波形を用いることで、運動単位ごとに分離可能であるかに限定した検討を行う。

以下では、まず 2. で本研究で用いる ICA アルゴリズムについて述べる。次に 3. で筋電信号について簡単に説明し、4. で模擬波形を用いた信号分離に関する計算機シミュレーションを行う。そして、5. で今回用いた ICA アルゴリズムについて考察を行い、最後に 6. で結論を述べる。

2 独立成分分析

2.1 ICA における信号の流れ

上述のとおり、ICA とは、未知の原信号が線形混合されて観測されたものを、これらが有する統計的独立性のみに基き、本来の信号へ復元する手法である⁽⁴⁾。Fig.1 に ICA における信号の流れを示す。左から原信号 $s(t)$ 、観測信号 $x(t)$ 、復元信号 $y(t)$ を示している。具体的な信号の流れとしては、まず独立に発生した n 個の信号 $s(t)$ を用意し、未知の割合で混ぜ合わされた m 個の信号 $x(t)$ として取得する。このとき、 $m > n$ であり、その割合を $m \times n$ の混合係数行列 A で表す。ICA では、後述の ICA アルゴリズムを用いて繰り返し計算を行い、この観測信号 $x(t)$ から n 個の復元信号 $y(t)$

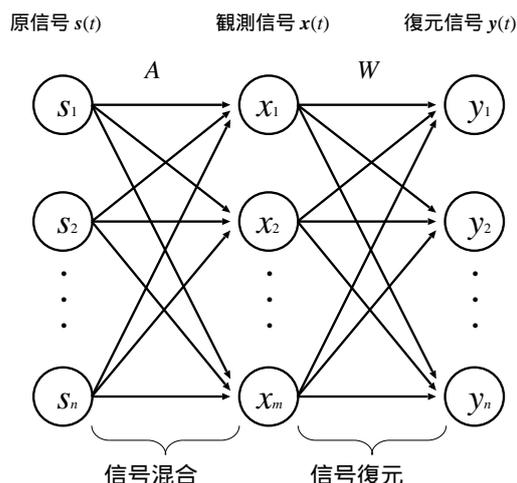


Fig.1 ICA における信号の流れ

を求めるために必要な復元係数行列 W を導出する。

$$x(t) = As(t) \tag{1}$$

$$y(t) = Wx(t) \tag{2}$$

理論的には $W = A^{-1}$ となればよいが、実際は混合係数行列 A 及び原信号 $s(t)$ が未知であるため、求めた復元係数行列 W には不定性残り、混合係数行列 A の逆行列にならないことが多い。そのため、原信号と復元信号の順番が入れ替わっていたり、信号の強度レベルが異なるという問題が生じるが、全体から見れば些細なことであり、本質的な問題ではないので許容する。すなわち、信号強度は正規化すればよいし、順番については原信号が未知であるため、重要な問題とはならないからである。

さて、このことを忠実に表現すると、

$$W = PDA^{-1} \tag{3}$$

となる。ここで、 P は置換行列と呼ばれるもので、各行各列にただ 1 つだけ「1」を持ち、その他は全て「0」となる行列である。一方、 D は対角行列と呼ばれるもので、対角成分のみ有限の値を持ち、その他はすべて「0」となる行列である。これらには、右隣の行列の行成分を入れ替えたり、定数倍する働きがある。例えば、 5×5 の行列の場合を考え、

$$P = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \tag{4}$$

とおくと、置換行列 P は第 3 行を第 1 行へ、第 5 行を第 2 行へ移すなどの操作に相当する。また同様に、

$$D = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 5 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 4 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 3 \end{bmatrix} \quad (5)$$

とおくと、対角行列 D は第 1 行は等倍とし、第 2 行は 5 倍、第 3 行は 2 倍と拡大などを行う操作に相当する。

2.2 Jutten と Herault のアルゴリズム

ICA アルゴリズムとしては、相互情報量を最小化するものや非ガウス性を最大化するものなど、いくつかの手法が知られている。本稿では、他のアルゴリズムより導入が容易との判断により、1990 年代初期に Jutten と Herault によって提案されたアルゴリズム⁽⁵⁾

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \Delta w_{ij}(t) \quad (6)$$

$$\Delta w_{ij}(t) = \begin{cases} -\eta \{y_i(t)\}^3 y_j(t) & , \quad i \neq j \\ \eta & , \quad i = j \end{cases} \quad (7)$$

を用いる。復元係数行列の更新方法としては、式 (7) に示すように、復元係数行列の非対角成分 w_{ij} に対して、学習中に出力される復元信号 $y_i(t)$ の 3 乗と $y_j(t)$ の 1 乗を用いて、信号間の高次相関を減少させるものである。

なお、この更新式により独立成分を求めることができるのは、任意の 2 つの確率変数 f と g が独立である場合、その積 fg の期待値が、それぞれの期待値の積と等しくなることを利用しているからである。すなわち、

$$E[f] = 0 \quad (8)$$

$$E[g] = 0 \quad (9)$$

という場合を仮定すると、これらが独立であれば、その積の期待値は、

$$E[fg] = E[f]E[g] = 0 \quad (10)$$

となるはずである。ここで、式 (8)~(9) を満足するためには、正值と負値を五分五分の確率で持たなければならず、確率変数は奇関数であることが必要となる。そこで、

$$f(y_i) = y_i^3 \quad (11)$$

$$g(y_j) = y_j \quad (12)$$

とおいている。ここでは y_i と y_j が復元信号であり、時系列情報となっているため、その期待値を時間平均で

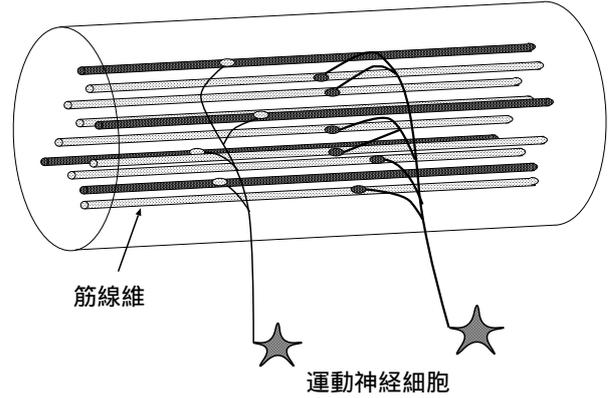


Fig.2 筋の概略図

代替すると、それぞれが 0 であれば y_i^3 の時間平均も 0 となる。したがって、その時間平均を 0 に近づけることで独立成分を求めることができるようになる。

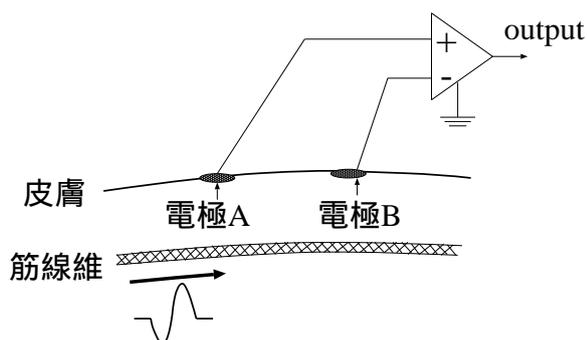
3 筋電信号

3.1 活動電位

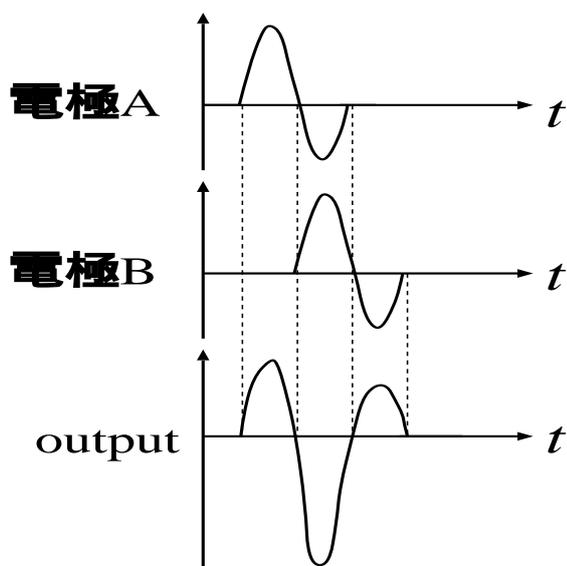
一般に、1 つの筋は複数の筋線維によって構成されている。Fig.2 に示すとおり、単一の神経は複数の筋線維とつながっているため、筋が活動するとき、同一の神経支配を受ける筋線維は、同時に筋活動電位が発生する。ここまでは、先に述べたとおりである。

ところで、筋線維は筋細胞膜に囲まれており、この膜には、細胞内液と細胞外液に含まれる特定のイオンが移動できるチャネルが存在する。細胞内液は主に高濃度のカリウムイオン (K^+) と有機陰イオン (A^-) により構成され、細胞外液は主に高濃度のナトリウムイオン (Na^+) と塩素イオン (Cl^-) により構成される。カリウムイオンと塩素イオンはチャネルを通過できるほど十分に小さく、それよりもやや大きいナトリウムイオンは通過するのが困難である。有機物イオンに至っては大きすぎるため通過することができない。このような理由から、静止状態では細胞膜内外に電位差を生じ、細胞内は細胞外に対して負電位を持ち、約 $-80mV$ に分極している。

このようなとき、運動指令が神経を介して到来すると、細胞外からナトリウムイオンが流入し、脱分極を起こす。そして、細胞内外の電位差が小さくなり、ある閾値を超えた時点から、今度は能動的な電位の上昇を始めてスパイクが発生する。その後、再分極して、いかなる運動指令が届いても電位が変化しない不応期をしばらく示すことになる。



(a) 表面筋電信号の測定概略図



(b) 各部における測定波形の概形

Fig.3 表面筋電記録法

このように、筋の活動は発生したスパイクによって為されるが、神経の太さなどに応じて、発生する力や活動開始の順序が異なることも知られている。

3.2 表面筋電信号

3.1で言及したとおり、活動電位とは、神経を伝わって大脳から届いた運動指令により、筋線維を構成する細胞の内外に生じる電位差の時間変化である。この筋活動電位を測定する方法としては、筋内電極法や表面電極法などが知られている⁽⁶⁾。前者は対象部位にワイヤーを刺入することで局所的な活動電位を測定することができるが、解剖学に関わる専門知識や技術が必要であり、医師免許などの資格を必要とする。これに対して、後者は対象部位周辺の活動電位を集散的に測定することになる。また、資格を必要としないため、前

者より比較的容易に測定することが可能である。

今回は、模擬信号を用いた分析を行うにあたり、後者を想定した状況を取り上げる。この方法は皮膚表面に貼り付けた電極により活動電位を測定するもので、表面筋電記録法と呼ぶ。その模式図を Fig.3 に示す。まず図 (a) に示すように、筋線維に沿って2つの表面電極 A, B を貼りつけ、これらから離れた点に基準となる不関電極を設けて、両者の間の電位測定を行う。このとき図 (b) のように、各電極で測定された電位の差分として取得したものが表面筋電信号であり、伝搬時間の違いから、いわゆるメキシカンハット型の波形になる。なお、ここに示した双極導出の場合、測定時に生じる同相ノイズ成分を除去することができ、耐ノイズ性に優れているという特徴がある。

4 計算機シミュレーション

4.1 模擬信号の作成

一般に、筋活動電位はスパイクの発生頻度に情報を持ち、力の大きさに関係することが知られている。これに対して、スパイクが発生しないときは約 -80mV の静止電位に維持されるため、運動単位活動電位は概して平坦部を多く含んだ波形になる。また、Fig.3 に示すように、表面筋電記録法により得られた運動単位活動電位信号はメキシカンハット型の波形が多く、実際の表面筋電信号は、このような波形が連続したものとして観測される。そこで今回、メキシカンハット状の模擬信号を DOG (Difference of Gaussian) 関数を用いて作成した。DOG 関数は、文字どおり2つのガウス関数の差で表されたものである。2つのガウス関数を $f_1(x)$, $f_2(x)$, DOG 関数を $f(x)$ で表すと、

$$f_1(x) = \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma_1^2}\right) \quad (13)$$

$$f_2(x) = \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma_2^2}\right) \quad (14)$$

$$f(x) = f_1(x) - Cf_2(x) \quad (15)$$

となる。ここで、 σ_1, σ_2 はそれぞれのガウス関数の広がりを決める定数で、 $\sigma_1 < \sigma_2$ である。 C は 1.0 未満の任意定数で、本研究では 0.3 とした。Fig.4 に DOG 関数の波形の一例を示す。

4.2 模擬信号の作成

さて本稿の目的は、模擬信号を用いて表面筋電信号から運動単位活動電位への分離が可能であることを明らかにすることである。そのため、問題設定として3つの運動単位活動電位を仮定し、3チャンネルで測定した

独立成分分析を用いた表面筋電信号から運動単位活動電位への分離

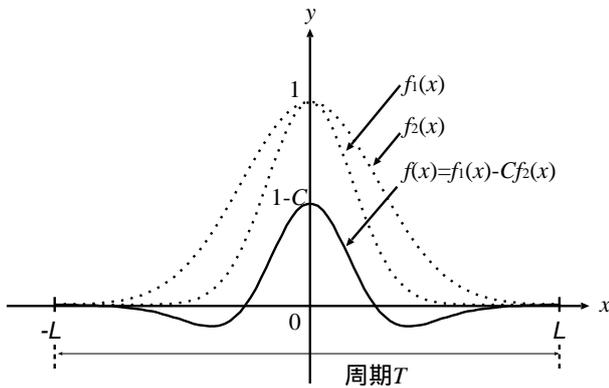


Fig.4 DOG 関数による模擬波形の作成法

Table 1 模擬信号の作成条件

原信号	$s_1(t)$	$s_2(t)$	$s_3(t)$	σ_2/σ_1
σ_1	1.00	2.00	3.00	-
σ_2	1.50	3.00	4.50	1.50
	1.75	3.50	5.25	1.75
	2.00	4.00	6.00	2.00
	2.25	4.50	6.75	2.25
	2.50	5.00	7.50	2.50
	2.75	5.50	8.25	2.75
	3.00	6.00	9.00	3.00
	3.25	6.50	9.75	3.25
	3.50	7.00	10.50	3.50
	3.75	7.50	11.25	3.75
4.00	8.00	12.00	4.00	
4.25	8.50	12.75	4.25	
4.50	9.00	13.50	4.50	
4.75	9.50	14.25	4.75	
5.00	10.00	15.00	5.00	
周期 T	30	70	100	-

観測信号からの分離を取り上げる。実際にはもっと多くの運動単位への分離が求められるが、2つでは過度な単純化と考え、実状を勘案してここでは敢えて3つとした。

まず上述の方法で3種類の模擬波形を作成する。作成条件は Table 1 に示すとおりで、 σ_1 を固定し、 σ_2 を可変とすることで σ_2/σ_1 の値を変化させ、その結果、ガウス関数の広がりやを制御して、DOG 関数の平坦部

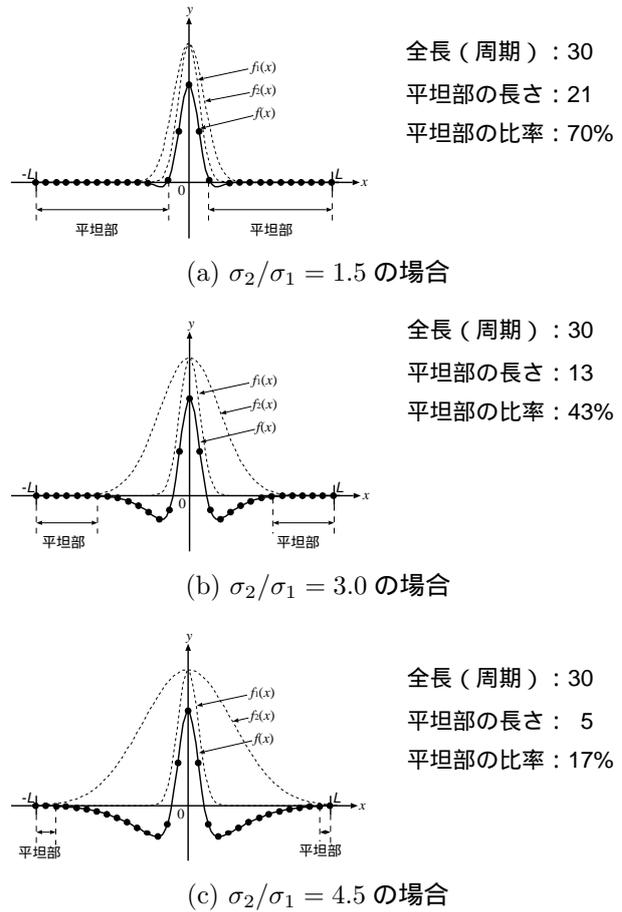


Fig.5 模擬波形の例 — $s_1(t)$ のとき

の長さを変えている。本研究では、「平坦部」の定義をピーク電位の 10% 以内、すなわち $\pm 0.1(1 - C)$ の範囲に収まったときと定める。このとき、Fig.5 に示すように、 σ_2/σ_1 の値が大きくなるほど平坦部の幅が短くなるのがわかる。なお、図中の黒丸 (●) は、データのサンプル点を表している。また、各模擬波形の周期 $T (= 2L)$ は固定している。

4.3 計算機シミュレーション (1) —平坦部を含む周期的なスパイク列の場合

最初の計算機シミュレーションとして、まず各運動単位がそれぞれ一定の周期で固有の活動電位を発生している場合を考える。これは、4.2 でも言及したとおり、一般に表面筋電信号が平坦部を多く含む波形になってしまうため、その信号分離への影響を調べるものである。

4.3.1 実験方法

4.2 で作成した DOG 関数を運動単位活動電位の模擬波形として使い、Fig.6 に示すとおり、単純にこれを

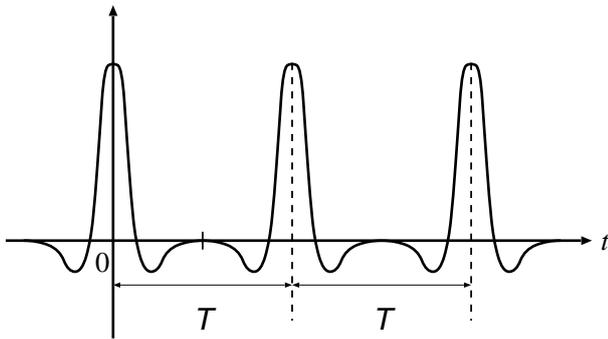


Fig.6 平坦部を含む周期的なスパイク列の作成法

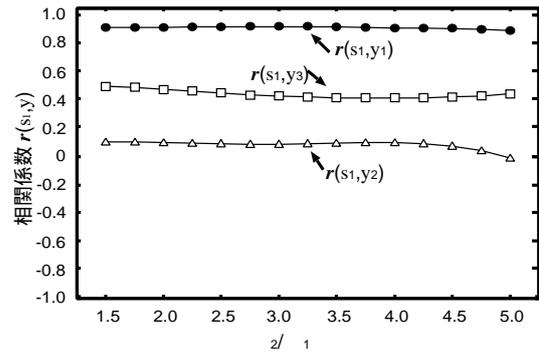
繰り返しただけの3種類の周期的なスパイク列 $s_1(t)$, $s_2(t)$, $s_3(t)$ を作成する。次に混合係数行列 A として,

$$A = \begin{bmatrix} 0.8 & 0.6 & 0.3 \\ 0.4 & 0.9 & 0.5 \\ 0.2 & 0.5 & 0.8 \end{bmatrix} \quad (16)$$

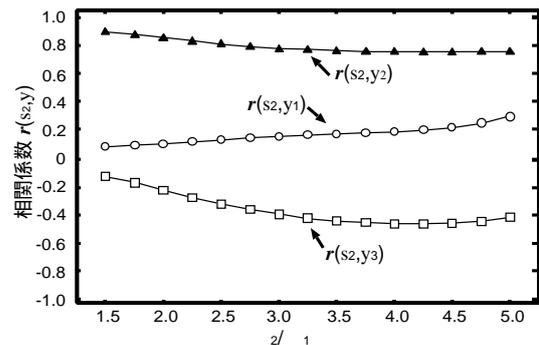
を考え、線形混合したものを表面筋電信号とみなす。このようにして得られた3種類の信号 $x_1(t)$, $x_2(t)$, $x_3(t)$ を観測信号として、時間平均を0にするためのオフセット調整をした後にICAを適用する。なお、復元係数行列 W の初期値は $[-0.50, 0.49]$ の範囲の一様乱数により決定し、式(6)~(7)に示すJuttenとHeraultのアルゴリズムを用いた。繰り返し計算の終了条件は、復元係数行列のすべての非対角成分 w_{ij} の更新量が 1.0×10^{-9} 以下となるか、あるいは更新回数が1万回となった場合としている。また、本研究では模擬信号を用いており、事前に原信号が分かっているため、信号分離の検証には、目安として原信号 $s(t)$ と復元信号 $y(t)$ の相関係数を用いる。

4.3.2 実験結果

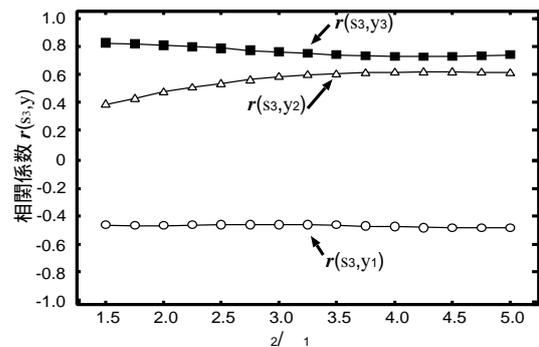
平坦部を含む周期的なスパイク列を用いた場合のシミュレーション結果を Fig.7 に示す。このグラフの横軸は、2つのガウス関数に含まれる σ の比 σ_2/σ_1 をとったもので、Fig.5を見れば明らかとなっており、右側ほど平坦部が短くなっている。また、縦軸は原信号 $s(t)$ と復元信号 $y(t)$ の相関係数 $r(s, y)$ をとったもので、零を中心に、-1.0から1.0までの範囲を描いている。この図によれば、黒色の記号(●, ○, □)が示すように、平坦部の長さにはほぼ無関係に各原信号との間に高い相関を示す信号が1つだけ現れている。また、それ以外の2つと明確に分離されている。具体的な原信号と復元信号の対応は $s_1(t)$ と $y_1(t)$, $s_2(t)$ と $y_2(t)$, $s_3(t)$ と



(a) 原信号 $s_1(t)$ と復元信号 $y_i(t)$ の相関係数



(b) 原信号 $s_2(t)$ と復元信号 $y_i(t)$ の相関係数



(c) 原信号 $s_3(t)$ と復元信号 $y_i(t)$ の相関係数

Fig.7 計算機シミュレーションの結果(1) — 平坦部を含む周期的なスパイク列の場合

$y_3(t)$ で、偶然にも信号の入れ替わりや極性の反転は起こっていない。なお、このときの波形の一例を Fig.8 に示しているが、これを見ると、復元信号は原信号の2~5割程度に振幅が減衰していることがわかる。また、高い相関係数を示しているにもかかわらず、原信号と復元信号の間には形状の違いが認められ、十分な復元ができているとは言い難い状況となっている。

次に、復元係数行列 W について考える。2.1で言及したとおり、式(1)~(2)によれば、本来は $W = A^{-1}$ となるはずである。しかし、問題の性質上、信号の順

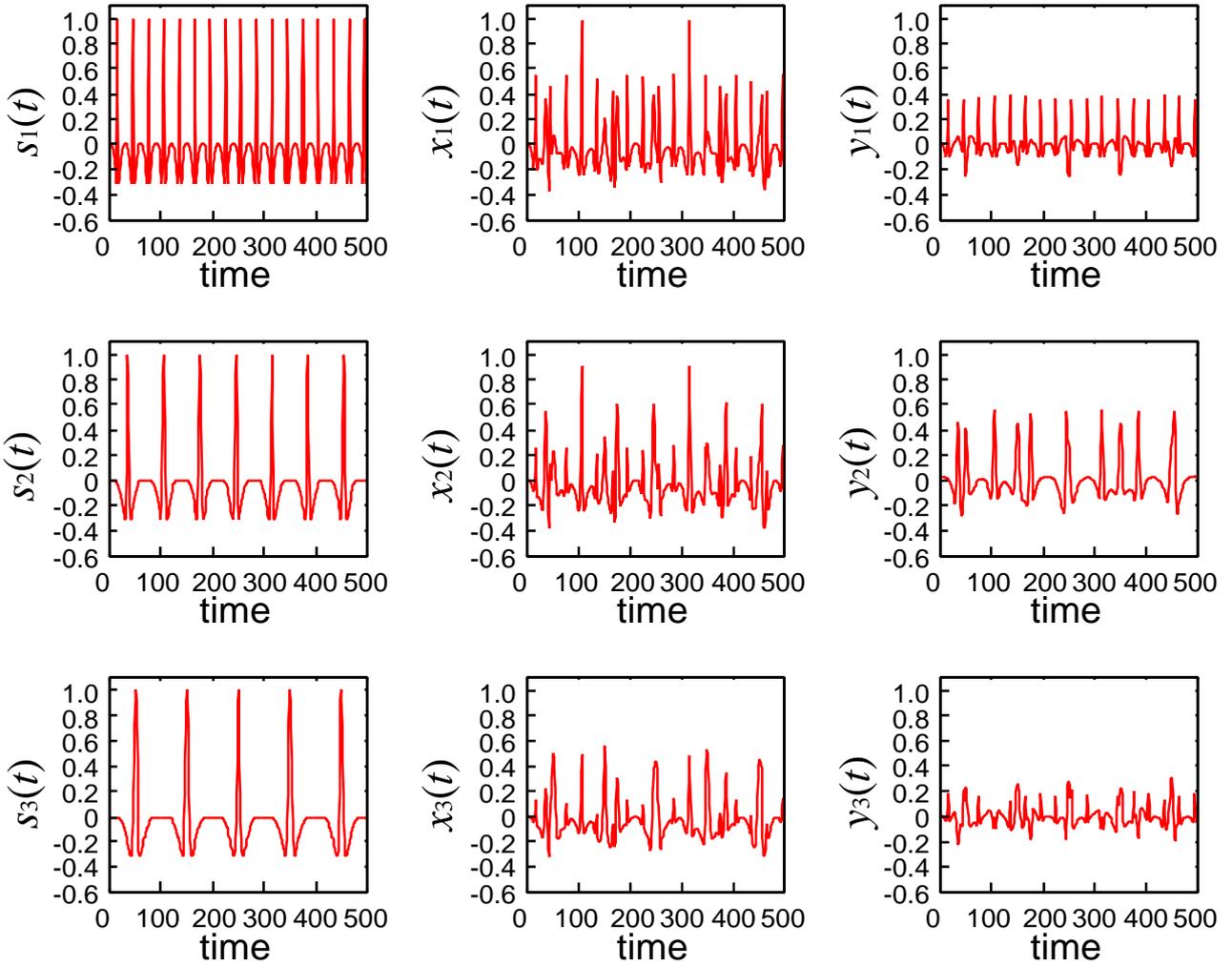


Fig.8 周期的なスパイク列を用いた場合の信号分離波形の一例 ($\sigma_2/\sigma_1 = 4.25$ のとき)

番の入れ替わりと振幅の任意性については許容しており、実際には $W = PDA^{-1}$ と表される。さて、上述のとおり、今回は順番の入れ替わりはないので、置換行列 P は単位行列である。そこで、 $B = A^{-1}$ とすると、式 (3) は、

$$W = DA^{-1} = DB \quad (17)$$

より、

$$W = \begin{bmatrix} w_{11} & w_{12} & w_{13} \\ w_{21} & w_{22} & w_{23} \\ w_{31} & w_{32} & w_{33} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} d_1 & 0 & 0 \\ 0 & d_2 & 0 \\ 0 & 0 & d_3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b_{11} & b_{12} & b_{13} \\ b_{21} & b_{22} & b_{23} \\ b_{31} & b_{32} & b_{33} \end{bmatrix}$$

$$= \begin{bmatrix} d_1 b_{11} & d_1 b_{12} & d_1 b_{13} \\ d_2 b_{21} & d_2 b_{22} & d_2 b_{23} \\ d_3 b_{31} & d_3 b_{32} & d_3 b_{33} \end{bmatrix} \quad (18)$$

となる。簡単のため、各行の成分をベクトル表記すると、

$$W = \begin{bmatrix} \mathbf{w}_1 \\ \mathbf{w}_2 \\ \mathbf{w}_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} d_1 \mathbf{b}_1 \\ d_2 \mathbf{b}_2 \\ d_3 \mathbf{b}_3 \end{bmatrix} \quad (19)$$

となるはずである。これを、式 (2) と比較すれば、

$$\begin{cases} y_1(t) = \mathbf{w}_1 \cdot \mathbf{x}(t) = d_1 \mathbf{b}_1 \cdot \mathbf{x}(t) \\ y_2(t) = \mathbf{w}_2 \cdot \mathbf{x}(t) = d_2 \mathbf{b}_2 \cdot \mathbf{x}(t) \\ y_3(t) = \mathbf{w}_3 \cdot \mathbf{x}(t) = d_3 \mathbf{b}_3 \cdot \mathbf{x}(t) \end{cases} \quad (20)$$

となるので、 $\mathbf{w}_1, \mathbf{w}_2, \mathbf{w}_3$ は、それぞれ $y_1(t), y_2(t), y_3(t)$ を復元するための $\mathbf{x}(t)$ の係数であり、 $\mathbf{b}_1, \mathbf{b}_2, \mathbf{b}_3$

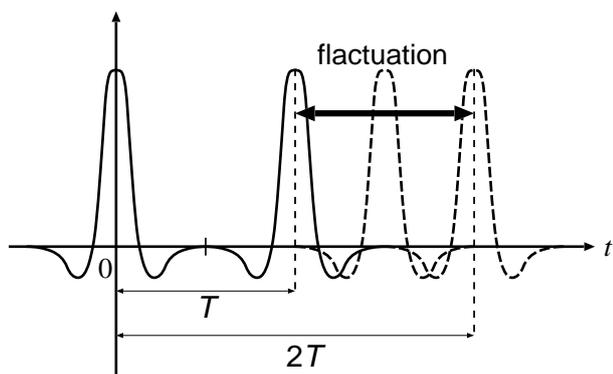


Fig.9 平坦部を含む非周期的なスパイク列の作成法

との一致度が復元の精度を決定すると言ってよい。そこで、これを評価するにあたり、内積によって、

$$\rho_i = \frac{\mathbf{w}_i}{\|\mathbf{w}_i\|} \cdot \frac{\mathbf{b}_i}{\|\mathbf{b}_i\|} \quad (i = 1, 2, 3) \quad (21)$$

という指標を定義する。本研究で得られる復元係数行列の理論値は、

$$B = A^{-1} = \begin{bmatrix} 3.18 & -2.23 & 0.20 \\ -1.49 & 3.92 & -1.89 \\ 0.14 & -1.89 & 3.25 \end{bmatrix} \quad (22)$$

であり、 $\sigma_2/\sigma_1 = 4.25$ のときの実験値は、

$$W = \begin{bmatrix} 0.88 & -0.28 & -0.47 \\ -0.60 & 1.05 & -0.34 \\ 0.71 & -1.30 & 1.00 \end{bmatrix} \quad (23)$$

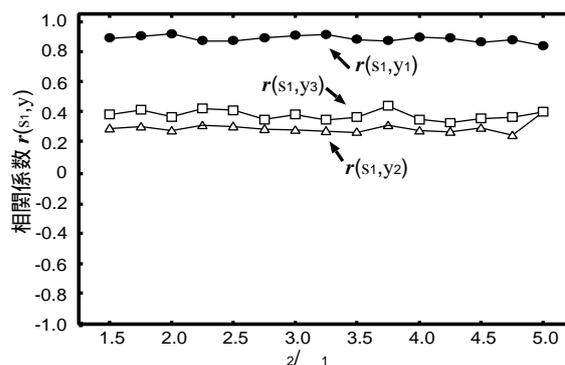
なので、

$$\boldsymbol{\rho} = \begin{bmatrix} \rho_1 \\ \rho_2 \\ \rho_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.83 \\ 0.76 \\ 0.86 \end{bmatrix} \quad (24)$$

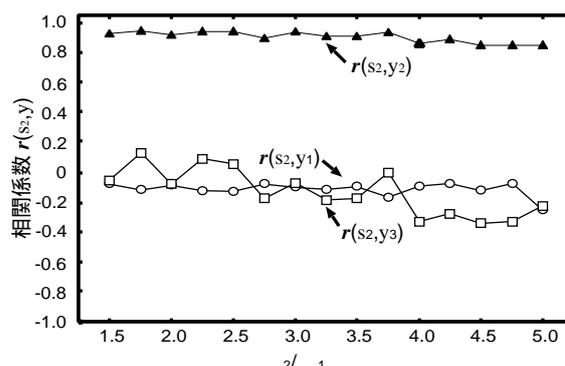
と求められる。これによると、内積 ρ_i の値は 0.76 ~ 0.86 と比較的大きい値を示しているが、原信号は十分に復元できていない。したがって、Fig.7 に示すように相関係数が比較的大きな値を示しているが、復元信号の波形が原信号に似ていない場合のあることが判明した。

4.4 計算機シミュレーション(2) — 平坦部を含む非周期的なスパイク列の場合

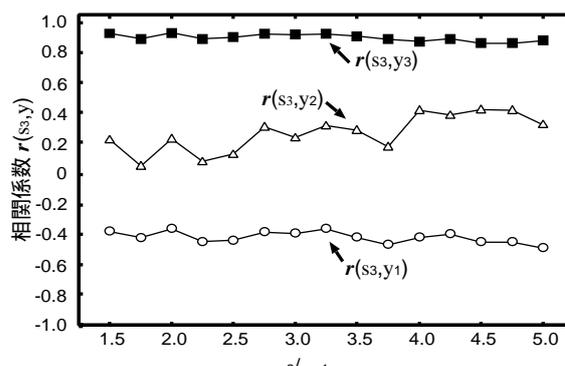
4.3 で平坦部を含む周期的なスパイク列を用いた結果、平坦部の長さとはほぼ無関係に、原信号 $s(t)$ との間に高い相関を持つ信号へ分離できることを確認した。しかし、それぞれの波形については、必ずしも似ていない場合のあることも明らかになった。ところで、実



(a) 原信号 $s_1(t)$ と復元信号 $y_i(t)$ の相関係数



(b) 原信号 $s_2(t)$ と復元信号 $y_i(t)$ の相関係数



(c) 原信号 $s_3(t)$ と復元信号 $y_i(t)$ の相関係数

Fig.10 計算機シミュレーションの結果(2) — 平坦部を含む非周期的なスパイク列の場合

際の運動単位活動電位のスパイク列は周期的なものではない。そこで、より実際の運動単位活動電位に近い信号として、DOG 関数で作成した模擬波形の繰り返しにゆらぎを持たせたスパイク列を作成し、同様の計算機シミュレーションを行うことにした。

4.4.1 実験方法

Fig.9 に示すように、ここではスパイクの間隔を $T \sim 2T$ の範囲でランダムにばらつかせたものを用いた。こ

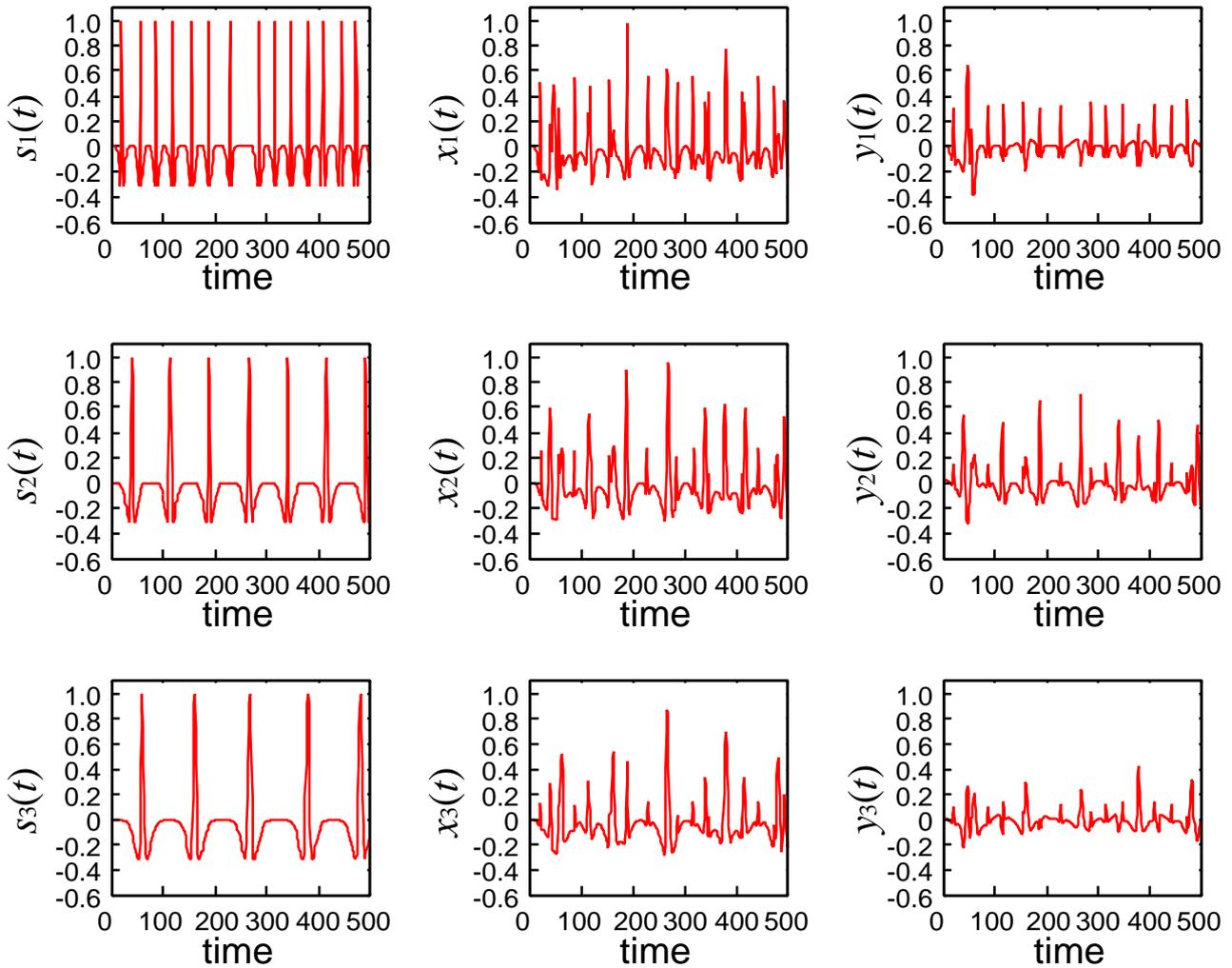


Fig.11 非周期的なスパイク列を用いた場合の信号分離波形の一例 ($\sigma_2/\sigma_1 = 4.25$ のとき)

の場合も周期的なスパイク列と同様に、DOG関数を運動単位活動電位の模擬波形として用い、3種類の非周期的なスパイク列 $s_1(t)$, $s_2(t)$, $s_3(t)$ を作成する。次に、式(16)に示す混合係数行列 A により、線形混合したものを表面筋電信号とみなして3種類用意し、これらを観測信号 $x_1(t)$, $x_2(t)$, $x_3(t)$ としてICAを適用する。復元係数行列 W の初期値は、4.3と同様に $[-0.50, 0.49]$ の範囲の一様乱数により決定し、式(6)~(7)に示すJuttenとHeraultのアルゴリズムを用いた。また、信号分離の検証には、目安として原信号 $s(t)$ と復元信号 $y(t)$ の相関係数を用いる。

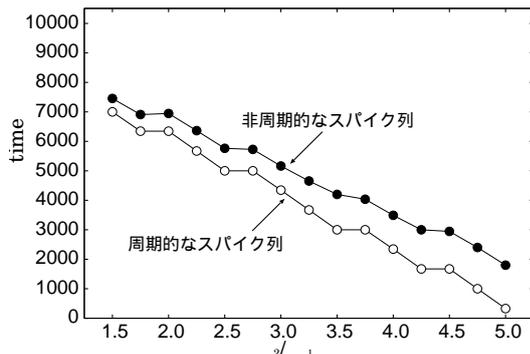
4.4.2 実験結果

平坦部を含む非周期的なスパイク列を用いた場合のシミュレーション結果をFig.10に示す。グラフの横軸は σ_1 と σ_2 の比 σ_2/σ_1 をとり、縦軸には原信号 $s(t)$ と

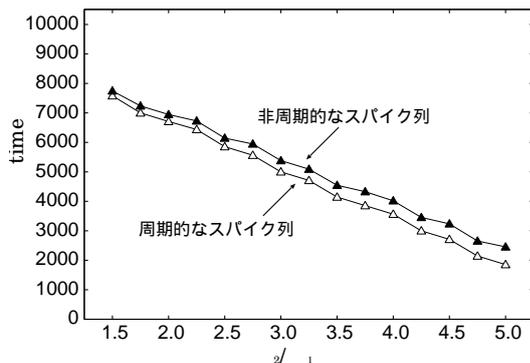
復元信号 $y(t)$ の間の相関係数 $r(s, y)$ をとっている。この結果も、4.3.2の結果と同様に、原信号との間に高い相関を示す信号が1つだけ現れており、それ以外の2つと明確に分離できていることがわかる。具体的な原信号と復元信号の対応は $s_1(t)$ と $y_1(t)$, $s_2(t)$ と $y_2(t)$, $s_3(t)$ と $y_3(t)$ で、こちらも信号の入れ替わりは起こっていない。このときの波形の一例をFig.11に示すが、復元信号は原信号の2~6割程度に振幅が減衰している。概して復元波形は原信号と対応した位置で大きなスパイクが出現しているものの、必ずしも似ている訳ではない。

また、 $\sigma_2/\sigma_1 = 4.25$ のときの実験値は、

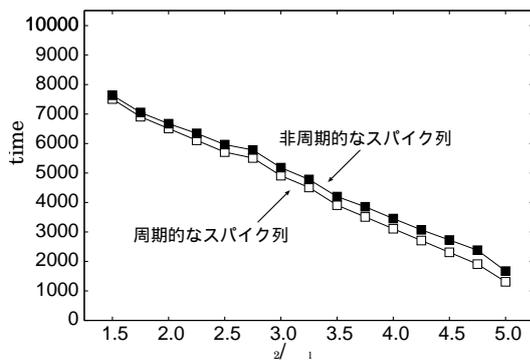
$$W = \begin{bmatrix} 0.88 & -0.46 & -0.30 \\ -0.22 & 1.05 & -0.21 \\ 0.45 & -1.02 & 1.00 \end{bmatrix} \quad (25)$$



(a) 原信号 $s_1(t)$ の平坦部



(b) 原信号 $s_2(t)$ の平坦部



(c) 原信号 $s_3(t)$ の平坦部

Fig.12 周期的・非周期的なスパイク列に含まれる平坦部の割合

なので,

$$\rho = \begin{bmatrix} \rho_1 \\ \rho_2 \\ \rho_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.93 \\ 0.96 \\ 0.92 \end{bmatrix} \quad (26)$$

と求められる。これを見ると、周期的なスパイク列の場合と比較して、非周期的な場合の方が内積 ρ_i の値が 0.92~0.96 と全体的に大きな数値を示している。このことから、非周期的な場合の方が分離度が向上しているといえる。また、Fig.12 は周期的なスパイク列 (,)

と非周期的なスパイク列 (, ,) に含まれる平坦部の長さを比較したものである。横軸にはガウス関数の広がり係数 σ の比 σ_2/σ_1 を、縦軸には全長 10000 時刻のスパイク列に含まれる平坦部の時間長を示している。これから、非周期的なスパイク列の方が平坦部は長く、周期的な場合の σ_2/σ_1 がやや小さなおと同等の結果になると予想される。換言すれば、Fig.10 は Fig.7 のグラフを全体的に右方向に少し移動したものになりそうであるが、乱数で生成した平坦部のばらつきによって分離度にも変動が生じており、滑らかな曲線が得られていない。

5 考察

本研究では、筋活動時に発生する活動電位を、個々の運動単位に由来する成分に分離することが可能であるかについて検討を行った。ICA の適用にあたり、本稿ではその導入の容易さから式 (6)~(7) に示す Jutten と Herault が提案したアルゴリズムを用いたが、当初、この ICA アルゴリズムは 2 種類の信号分離を目的として考え出されたものであるため、信号数が増えると、うまく復元係数行列を求められる保証がないとも言われている⁽⁴⁾。今回の場合、信号分離の指標として採用した相関係数に着目すれば、一見、かなり良好な数値となっているものの、波形が似ていないところもあり、評価指標として相関係数を用いること、そして Jutten と Herault のアルゴリズムを利用することについては再考が必要であろう。

ところで上述のとおり、Jutten と Herault のアルゴリズムは ICA の初期に提案された古典的なものである。現在では、不動点アルゴリズム、自然勾配アルゴリズムのように、より有効なアルゴリズムが提案されていることを考えると、その仕組みを理解し、採用を前向きに考える必要がありそうである。

また、これ以外にも 1. で少し触れたように、表面筋電信号が同一の運動単位活動電位の由来であっても、発生から測定までに時間差を生じたり、その発生源に広がりを持つなどの問題点を抱えている。本研究では、ICA を適用可能とするため、簡単化によってこれらの条件をほぼ無視したが、現実問題へ本手法を適用するためには、これらの部分も十分に考慮のうえ、適切な ICA アルゴリズムの選定が急務である。

6 むすび

本稿では、筋活動時に生じる活動電位の表面筋電信号について、個々の成分へ ICA による分離が可能であ

独立成分分析を用いた表面筋電信号から運動単位活動電位への分離

るか、模擬信号を用いて検討した。その結果、原信号との間に比較的高い相関を持つ信号を分離することができたが、波形はあまり似ていない事例が多く、Jutten と Herault の ICA アルゴリズムに限界があることも見えてきた。近年、種々の ICA アルゴリズムが提案され、利用されていることを考慮すれば、今後、それらを検討し、積極的に導入していく姿勢も重要と考える。

参考文献

- [1] R. F. Schmidt 編 :“ 神経生理学 第 2 版 ”, 金芳堂, 1988
- [2] K. Saitou, T. Masuda and M. Okada:“ Depth and intensity of equivalent current dipoles estimated through an inverse analysis of surface electromyograms using the image method ”, *Medical & Biological Engineering & Computing*, **Vol.37**, pp.720-726, 1999
- [3] H.Nakamura and K.Akazawa :“ The application of independent component analysis to the multi-channel surface electromyographic signals for separation of motor unit action potential trains: part II – Modelling interpretation ”, *Journal of Electromyography and Kinesiology*, **Vol.14**, pp.433-441, 2004
- [4] A. ヒバリネン, J. カルーネン, E. オヤ :“ 詳解 独立成分分析 信号解析の新しい世界 ”, 東京電機大学出版局, 2005
- [5] C. Jutten and J. Herault :“ Blind separation of sources, Part I: An adaptive algorithm based on neuromimetic architecture ”, *Signal Processing*, **Vol.24**, pp.1-20, 1991
- [6] 瀬尾明彦, 小木和孝 :“ 表面筋電図の人間工学応用 ”, 労働科学研究所出版部, 2004