

4 社会的インタラクション

4 Social Interaction

4-1 身体イメージの認知及び操作に関する基礎的研究

4-1 Basic Study for Cognition and Manipulation of the Body Image

前川 聡

MAEKAWA Satoshi

要旨

人が持つ身体イメージは、生得的なものではなく可塑性を持つことが近年明らかになってきた。これはつまり、身体イメージの操作が可能であることを意味する。計算機の進歩とともに外界を仮想化しつつ現実感のある仮想世界を構築することが可能となりつつあるが、身体イメージの操作が意味するのは、自己身体の仮想化である。人の認知の限界はあるものの、これまで変えようがなかった、我々の物理的実体に制約された身体そのものを仮想化することによって開かれる世界は広大である。しかし、現時点においては自己の仮想化について得られている知見は限定的であり、今なお基礎的な研究を積み重ねている段階にある。本論文では、四肢切断者に現れる幻肢に関する検討を可能とする表面筋電図という非侵襲計測による人の運動意図の検出手法の提案及び人の身体イメージの認知過程を明らかにするための基礎的な心理実験について紹介する。

In recent years, it becomes clear that the body image is not inherent, but have plasticity. This fact suggests that the body image can be manipulated. With the progress of the computer, virtual external world can be built with reality, but the ability of the body image manipulation suggests virtual self with reality. Although the cognitive ability of human is limited, the world of virtual self with reality, which means freedom from physical body, may be very vast. However, the comprehension level about virtual self is just low so far, and a basic study of it is conducted as before. In this paper, estimation methods of amputee's motor intention from surface electromyography measured noninvasively, are proposed, and the results of psychological experiments about body image are shown.

[キーワード]

身体イメージ, 表面筋電図, 運動単位, ミラーニューロン
Body image, Surface EMG, Motor Unit, Mirror neuron

1 まえがき

人が持つ身体イメージは、生得的なものではなく可塑性を持つことが近年明らかになってきた^[1]。これはつまり、身体イメージの操作が可能である

ことを意味する。計算機の進歩とともに外界を仮想化しつつ現実感のある仮想世界を構築することが可能となりつつあるが、身体イメージの操作が意味するのは、自己身体の仮想化である。人の認知の限界はあるものの、これまで変えようがな

かった我々の物理的実体に制約された身体そのものを仮想化することによって開かれる世界は広大である。しかし、現時点においては自己の仮想化について得られている知見は限定的であり、いままなお基礎的な研究を積み重ねている段階にある。本論文では、四肢切断者に現れる幻肢に関する検討を可能とする表面筋電図という非侵襲計測による人の運動意図の検出手法の提案及び可塑性を伴う人の身体イメージの認知過程を明らかにするための基礎的な心理実験について紹介する。

本文では、**2**で多チャンネル表面筋電図からの筋運動の最小単位である運動単位(MU: Motor Unit)の分離識別に関する研究を紹介し、**3**で身体イメージの認知においてこれまでに得られた知見について紹介する。

2 表面筋電図からの運動単位(MU)の分離

2.1 表面筋電図

筋の最小機能単位である運動単位(MU: Motor Unit)は、脊髄内の単一の α 運動ニューロン及びそれに支配される筋線維群からなる。筋収縮に伴い、運動単位活動電位(MUAPs: MU Action Potentials)が発生するため、それらを計測することによって、MUの活動を知ることができる。しかし、筋活動は一般に複数のMUの同時的な活動であるため、観測された筋電図(EMG: Electromyography)はそれらが重ね合わさったものとなる。MUの活

動の分離は、筋活動の完全な理解へとつながるため、その分離識別は非常に重要な課題となっている。

表面筋電図(sEMG: Surface EMG)は、生体組織内部に存在する筋線維の局所的な脱分極が、2-6 m/s 程度の速度で移動した結果生じる皮膚表面上での電位の時間変化を計測したものである。一般的に、初め遠方にあった脱分極位置が、じきに電極近傍を通過して再び遠ざかることになる。このことは、sEMGが、非因果的フィルターを通して計測されることを意味する。インパルス応答としてみると、徐々に振幅を増し、ピークを迎えた後に徐々に減衰していく。

このような sEMG 信号の一般的な特性を調べるため、合成された仮想 sEMG 信号を考えることにする。簡単のため、平面境界を持つ半無限導体領域を考える。この導体中において長さ 1 mm の電流双極子が深さ 1 cm の所を 3 m/s で移動するものとする。双極子が直下を通過する表面上に 1 cm 離して配置した二つの電極によって双極誘導された電位を考える。サンプリング周波数を 1 kHz として、この電位変化をある適当な時間窓で切り取った信号を図 1 (左) に示す。実際のインパルス応答の長さは、運動終板及び腱の位置に依存するが、ここでは、約 50 ms としているので、約 150 mm の筋線維を仮定していることになる。

この信号をインパルス応答として、極及び零点

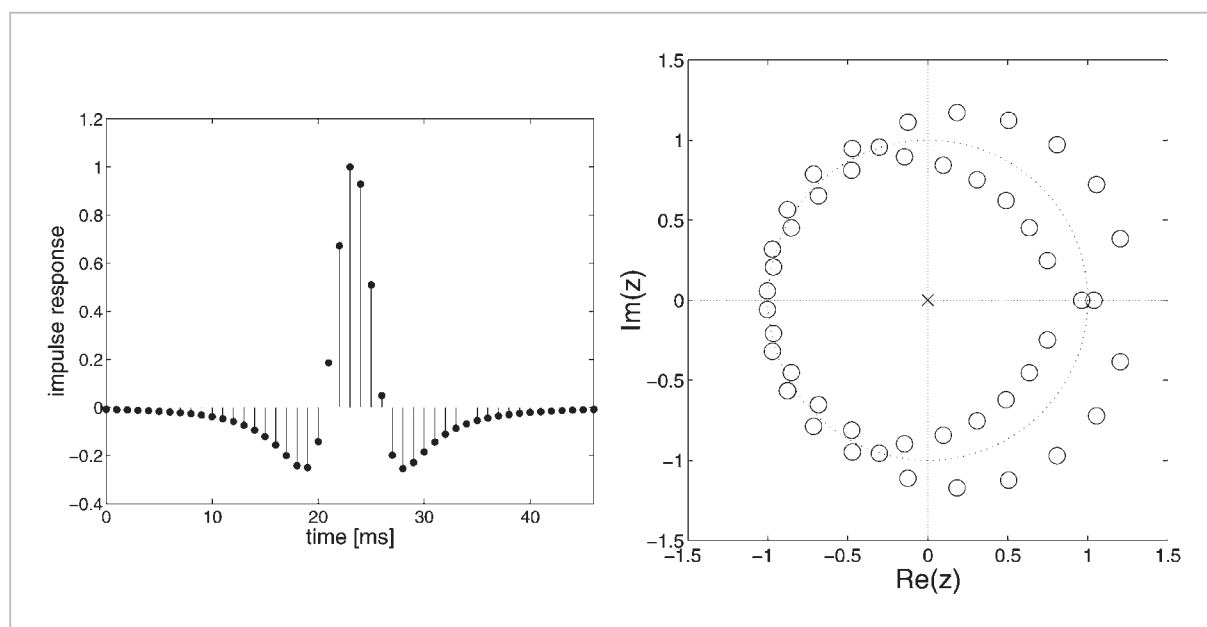


図1 仮想表面筋電図のインパルス応答(左)及び極(x)と零点(o)の配置(右)

を求めたものが、図 1(右)である。これによれば、零点が単位円外に配置されていることが分かる。すなわち、sEMG 信号は非最小位相推移であることが明らかになった。

非最小位相推移フィルタは、単位円外に零点を持つため、逆フィルタの計算つまりデコンボリューションを行うには、位相遅れを許容しなければならないことが知られている。そのため、sEMG から MU を分離するためには、非最小位相推移特性に対応した分離手法を適用する必要がある。

2.2 ブラインドデコンボリューションによる運動単位の分離^[3]

Zhang らによって、非最小位相推移特性に対応したブラインドデコンボリューション法が提案されているので^[2]、これを利用して運動単位を分離することを試みる。以下、それについて説明する。時空間的に統計的独立な n 個の時系列信号 $\mathbf{s}(t) = [s_1(t), \dots, s_n(t)]^T$ が、非最小位相推移特性を持つ混合フィルタ $\mathbf{A}(z^{-1})$ に通されたものとして観測される各時刻での信号を $\mathbf{x}(t) = [x_1(t), \dots, x_n(t)]^T$ と表したとき、多チャンネルブラインドデコンボリューション法は、

$$\mathbf{y}(t) = \mathbf{W}(z^{-1})\mathbf{x}(t) \quad (1)$$

により信号を独立成分 $\mathbf{y}(t) = [y_1(t), \dots, y_n(t)]^T$ に分離する。ここで、 z^{-1} は時間遅れ演算子である。 $\mathbf{W}(z^{-1})$ は非最小位相推移特性に対応するため、非因果的フィルタとなっており、

$$W_{ij}(z^{-1}) = \sum_{\tau'=-\tau}^{\tau} W_{ij}(\tau')z^{-\tau'} \quad (2)$$

と表される。独立成分 $\mathbf{y}(t)$ は、以上より

$$\mathbf{y}(t) = \mathbf{W}(z^{-1})\mathbf{A}(z^{-1})\mathbf{s}(t) \quad (3)$$

と書ける。 $\mathbf{W}(z^{-1})\mathbf{A}(z^{-1})$ が単位行列と等しい場合に $\mathbf{y}(t) = \mathbf{s}(t)$ となり、信号が完全に復元される。しかし実際にはインデックスの順番、各成分のスケール及び時間遅れに関しては、対称性のために不定性が残る。

次に、逆フィルタを求めやすくするために、

$\mathbf{W}(z^{-1})$ を二つの片側のみの FIR フィルタ \mathbf{L} (causal) と \mathbf{R} (non-causal) に分解して考える。混合フィルタは時間的に不変であると仮定し、その逆フィルタの学習は、

$$\Delta\mathbf{L}(\tau) = \eta \sum_{t=0}^{\tau} \{ \delta(\tau') - \varphi(\mathbf{y}(t)) \mathbf{y}^T(t-\tau') \} \mathbf{L}(\tau-\tau') \quad (4)$$

$$\Delta\mathbf{R}(\tau) = -\eta \sum_{\tau=0}^{\tau} \mathbf{L}^H(z) \varphi(\mathbf{y}(t)) \mathbf{u}^T(t+\tau) \mathbf{R}(\tau-\tau') \quad (5)$$

$(\tau = 0, \dots, N)$

によって行われる。ただし、 $\mathbf{R}(0)$ は単位行列であり、学習は行わない。ここで、 η は学習係数、 $\varphi(\mathbf{y})$ は非線形関数であり、 $\mathbf{L}^H(z) = \sum_{\tau=0}^N \mathbf{L}^T(\tau)z^{\tau}$ である。

2.3 過完備基底による運動単位の分離

前節で述べたブラインドデコンボリューション法は、線形演算に基づく分離手法であり、信号源の数が観測チャンネル数よりも多くなると対応することができない。そこで、過完備基底を用いた運動単位の分離を試みる。なお、過完備基底による分離手法を多チャンネル時系列信号の分離に適用するために、時間軸方向に 1 サンプルずつシフトした同一基底を対象時間窓内においてすべて用意するものとする^[7]。

過完備基底分析の導出については、Lewicki ら^{[4]-[6]}によって詳しく報告されているので、ここではその概要について説明する。L 次元観測信号 \mathbf{x} は、M 次元信号源 \mathbf{s} より、以下のように記述できると仮定する。

$$\mathbf{x} = \mathbf{A}\mathbf{s} + \boldsymbol{\varepsilon} \quad (6)$$

ここで、 \mathbf{A} は $L \times M$ 基底行列である。過完備であるということは、 $L < M$ であり、 \mathbf{A} が定まっていたとしても、観測された信号 \mathbf{x} に対する信号源 \mathbf{s} を単純に求めることはできない。なお $\boldsymbol{\varepsilon}$ は、ガウスノイズとし、 $\boldsymbol{\varepsilon}\boldsymbol{\varepsilon}^T = \lambda^{-1}\mathbf{I}$ とする。以上より、 $\boldsymbol{\varepsilon} = \mathbf{x} - \mathbf{A}\mathbf{s}$ であるから、ある基底、ある信号源の下での観測信号 \mathbf{x} の観測確率は、

$$P(\mathbf{x} | \mathbf{A}, \mathbf{s}) \propto \exp \left[-\frac{\lambda}{2} \boldsymbol{\varepsilon}^T \boldsymbol{\varepsilon} \right] \quad (7)$$

となる。過完備基底分析の目的は、観測信号 \mathbf{x} よ

り、最も確からしい基底 \mathbf{A} 及び信号源 \mathbf{s} を推定することである。

まず信号源 \mathbf{s} の推定について述べる。 \mathbf{s} の事前確率を $P(\mathbf{s})$ とし、 $\mathbf{R}(\mathbf{s}) = \frac{\lambda}{2} \boldsymbol{\varepsilon}^T \boldsymbol{\varepsilon}$ 、 $\mathbf{S}(\mathbf{s}) = -\log P(\mathbf{s})$ とおくと、推定値 $\hat{\mathbf{s}}$ は、最大事後確率 (MAP) 推定により、

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{s}} &= \arg \max_{\mathbf{s}} \log P(\mathbf{s} | \mathbf{A}, \mathbf{x}) \\ &= \arg \min_{\mathbf{s}} [\mathbf{R}(\mathbf{s}) + \mathbf{S}(\mathbf{s})] \end{aligned} \quad (8)$$

によって与えられる。 \mathbf{s} の事前確率 $P(\mathbf{s})$ としては、各変数が統計的独立 ($P(\mathbf{s}) = \prod_i P(s_i)$) なスーパーガウシアンが与えられるので、 $\mathbf{S}(\mathbf{s}) = -\sum_i \log P(s_i)$ はスパース性の指標と考えられる。また、 \mathbf{R} が再構成自乗誤差であることを考慮すると、 $\hat{\mathbf{s}}$ は、できるだけスパースな表現のもとで、観測信号を再構成できるような信号源の推定を行ったものと解釈できる。なお、 $\hat{\mathbf{s}}$ を実際に求めるには、勾配法を用いることができ、

$$\frac{d\mathbf{s}}{dt} = \lambda \mathbf{A}^T \boldsymbol{\varepsilon} - \boldsymbol{\varphi}(\mathbf{s}) \quad (9)$$

を解けばよい。ここで、 $\boldsymbol{\varphi}(\mathbf{s}) = -\nabla \log P(\mathbf{s})$ である。

次に、データの構造に最も適合する基底を見つけるための学習アルゴリズムを示す。ここでは最尤推定法に基づき、あるデータ \mathbf{x} に対する事後確率を最大化し、最適な基底 \mathbf{A} を勾配法によって求める。その目的関数は、

$$L = E[\log P(\mathbf{x} | \mathbf{A})] \quad (10)$$

$$P(\mathbf{x} | \mathbf{A}) = \int P(\mathbf{x} | \mathbf{A}, \mathbf{s}) P(\mathbf{s}) d\mathbf{s} \quad (11)$$

によって与えられる。ここで、 $P(\mathbf{x} | \mathbf{A}, \mathbf{s}) P(\mathbf{s})$ を $\mathbf{s} = \hat{\mathbf{s}}$ における、ガウス分布で近似することによって、ガウス積分を適用し、対数尤度 L を \mathbf{A} で微分することによって学習式が導出できる。また自然勾配を考慮することで、最終的に以下の学習式を得る。

$$\Delta \mathbf{A} = \eta \mathbf{A} (\boldsymbol{\varphi}(\hat{\mathbf{s}}) \hat{\mathbf{s}}^T - \lambda \mathbf{A}^T \mathbf{A} \mathbf{H}^{-1}(\hat{\mathbf{s}})) \quad (12)$$

ここで、

$$\mathbf{H}(\mathbf{s}) = -\lambda \mathbf{A}^T \mathbf{A}^{-1} - \nabla \nabla^T P(\mathbf{s}) \quad (13)$$

であり、 η は学習係数である。なお、 λ が十分大きいとすると、

$$\Delta \mathbf{A} = \eta \mathbf{A} (\boldsymbol{\varphi}(\hat{\mathbf{s}}) \hat{\mathbf{s}}^T - \mathbf{I}) \quad (14)$$

と近似することも可能である。

2.4 表面筋電図への適用^[8]

(1) 多チャンネル表面筋電図の計測

前節までで述べた二つの手法を実際に図 2(左)のように計測した多チャンネル表面筋電図に適用し、運動単位の推定を試みる。観測信号として、薬指の張力発生時における 16 チャンネル表面筋電図において、1 ms ごとに観測された 20000 点のデータを用いる。このうち 1000 ms 分を切り出した観測信号を図 2(右)に示す。

(2) 完備な基底による分離

2.2 のブラインドデコンボリューション法を適用した結果を図 3(左)に、2.3 の過完備基底分析による分離例を図 3(右)に示す。いずれも 16 の観測チャンネルすべてを利用して分離を行ったもので、明確な出力が現れた三つの推定源信号だけを選択したものである。いずれの場合も三つの MU と思われる信号分離に成功していることが分かる。なお、振幅の分布、発火間隔の統計等を調べても、これらが異なる三つの MU であることと矛盾していないことが分かっている。

(3) 過完備な基底による分離

次に、過完備基底分析について、実際に過完備となるように、観測信号数を 2 チャンネルとした場合についての結果を図 4 に示す。なお、使用した観測信号は、観測点の位置が離れており、かつ信号のパワーが大きい ch5 及び ch12 とした。この場合、二つの MU については、比較的正しく分離しているように見えるが、MU1 については、分離が不完全であることが分かる。ただし、図 3(右)の分離信号 MU1 との相互相関によれば、相関係数 0.33 となり、ある程度の相関は有していることが確認できる。なお、人工的に合成した信号に対しては観測が 2 チャンネルであっても、三つの源信号の推定が行えることを確認しており、観測チャンネルの選択等により、より明確に分離できる可能性はある。

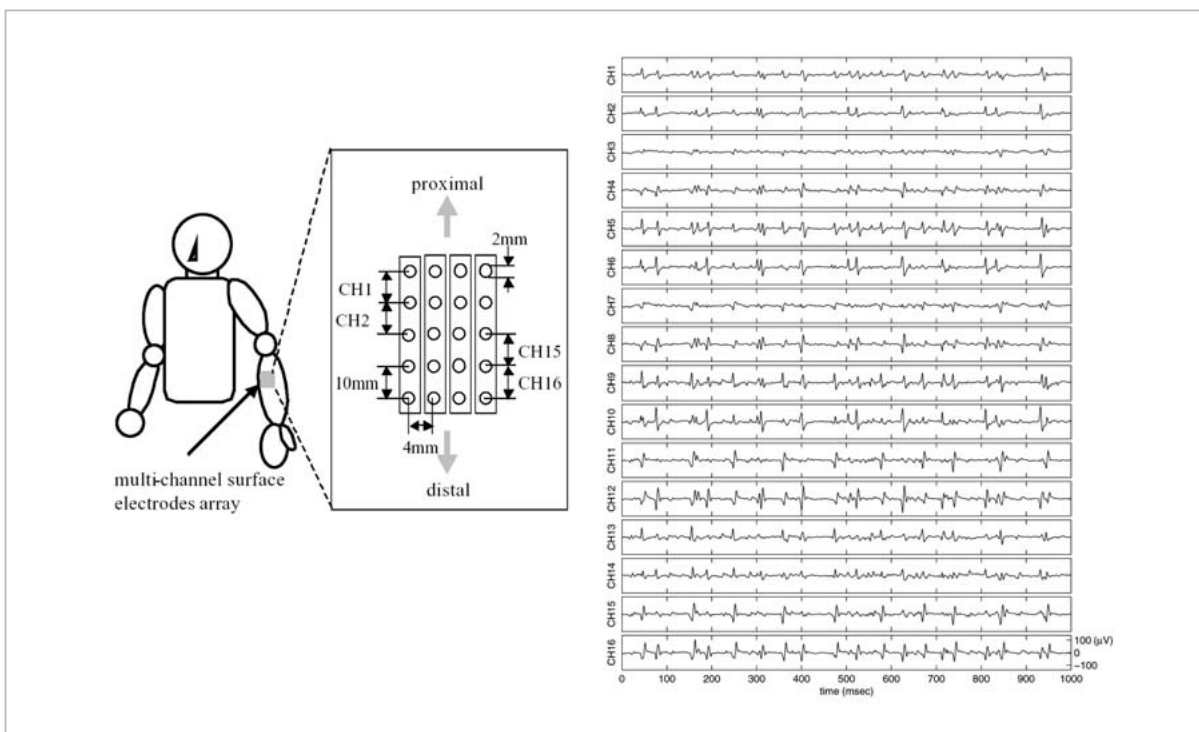


図2 電極配置(左)及び観測信号(右)

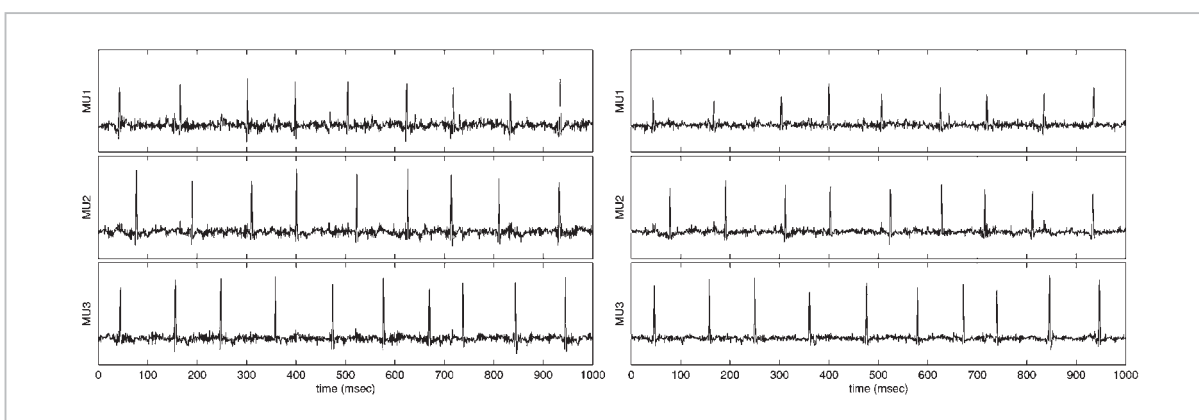


図3 ブラインドデコンポリューションによる分離結果(左)及び過完備基底分析による分離結果(右)

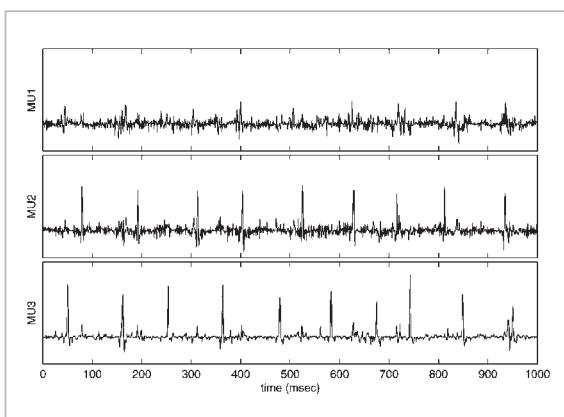


図4 2チャンネルの観測信号から分離された三つの源信号

3 身体イメージの認知^[9]

3.1 指交互交差状態の認知

図5に示すように、手の甲を上にして左右の指を交互交差もしくは非交差配置し、また、指先を見るもしくは見えない状態で、どの指に触覚刺激が与えられたかを刺激された指を動かすことで回答させるという実験を行った。結果を図6に示すが、同側性のエラーすなわち、刺激された指が左(右)であれば左(右)手の指の運動反応で答えた場合のエラーが多いものの、対側性のエラーすなわち、刺激された指とは反対側の手の指の運動反応

によって答えてしまったエラーもかなりあることが分かる。また、同側性エラーは、指の交差・非交差あるいは身体視の有無とは無関係であるのに対して、対側性エラーは指の交差状態において増大している。また、身体視の効果も対側性エラーをわずかではあるが強調する傾向にあると言える。

本実験は触覚刺激された指そのものを直接動かすことで答えるという課題であり、SR コンパチビリティは極めて高いため、本来体性感覚情報だけを用いて遂行することができると考えられる。しかし、指交差状態における対側性エラーというのは、指が交差しているという空間座標における近傍での錯誤が起こることを示しており、この課題には体性感覚座標だけではなく空間座標も用

いられていることが結論できる。

また、身体視効果がわずかに認められるものの、交差状態では身体視がなくとも対側性エラーが増大することから、空間座標における身体イメージの構築には自己受容感覚があれば十分であると思われる。

3.2 身体視の効果

本節では、身体視が身体イメージの認知に与える影響について調べる。視覚条件としては図7に示すように、(1)実身体、(2)実姿勢と相似な写真、(3)実姿勢と相似な線画、(4)中立物体の4条件を設定した。視覚的形態としては、実身体を見て(1)からこの順番に現実感が落ちていくものと考えられる。なお課題としては3.1と同じ、触覚による指弁別課題を用いた。

対側に現れたエラー数に関する本実験の結果を図8に示す。これによれば、視覚刺激としてはほとんど変化がないと考えられる(1)実身体と(2)写真の条件間で最大の差異が現れ、最も視覚刺激が異なると考えられる(1)実身体と(4)中立物体の間では、統計的な違いは観測できなかった。この結果は極めて奇妙なものといえる。すなわちほとんど同じもので差が現れ、違うものでは差が現れないように見えるのである。

さて、このような現象を説明するモデルは現在存在していないため、ここでは仮説を提案する。

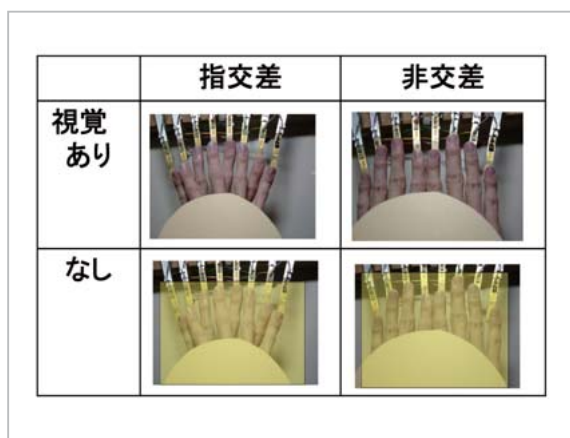


図5 指交差・非交差触覚刺激弁別課題

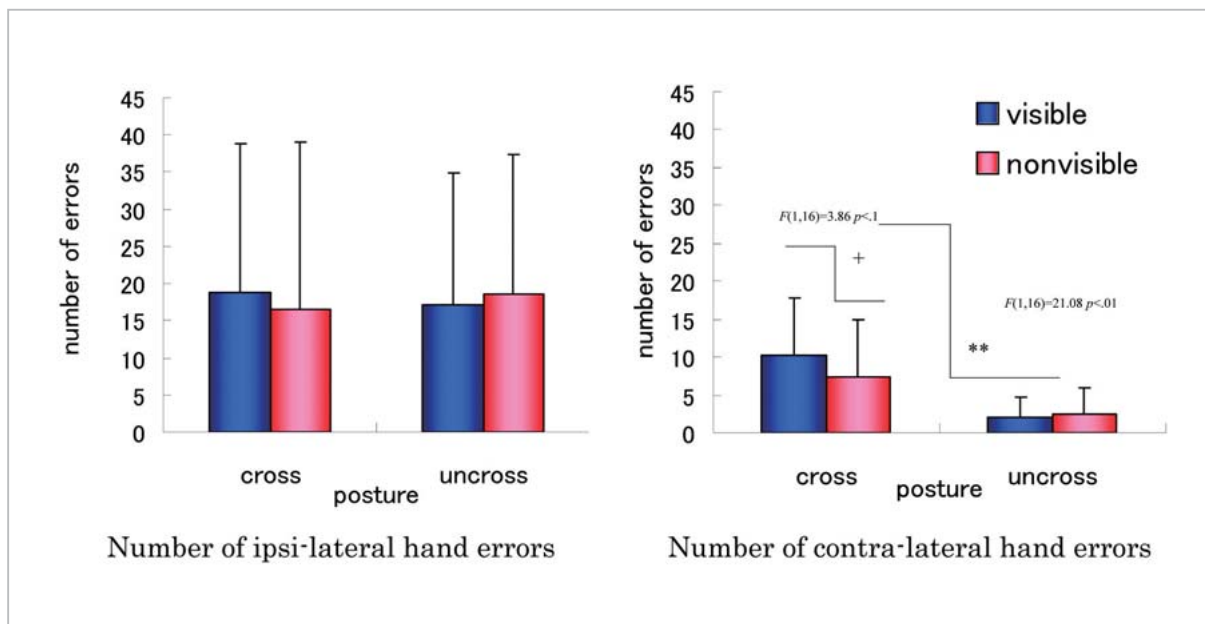


図6 指交差・非交差触覚刺激弁別課題におけるエラー数

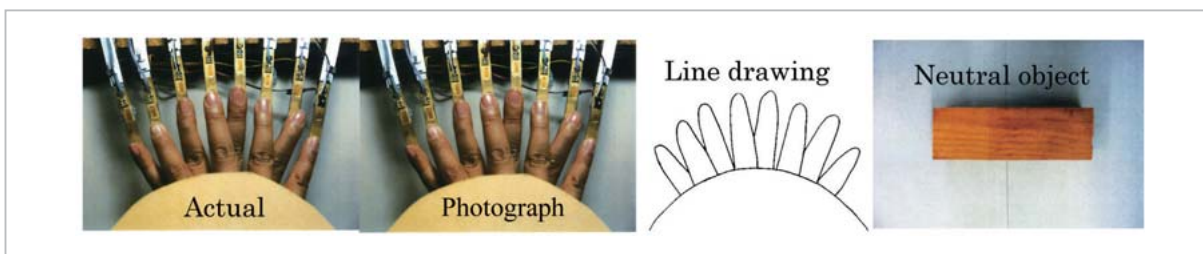


図7 身体視に関する四つの条件

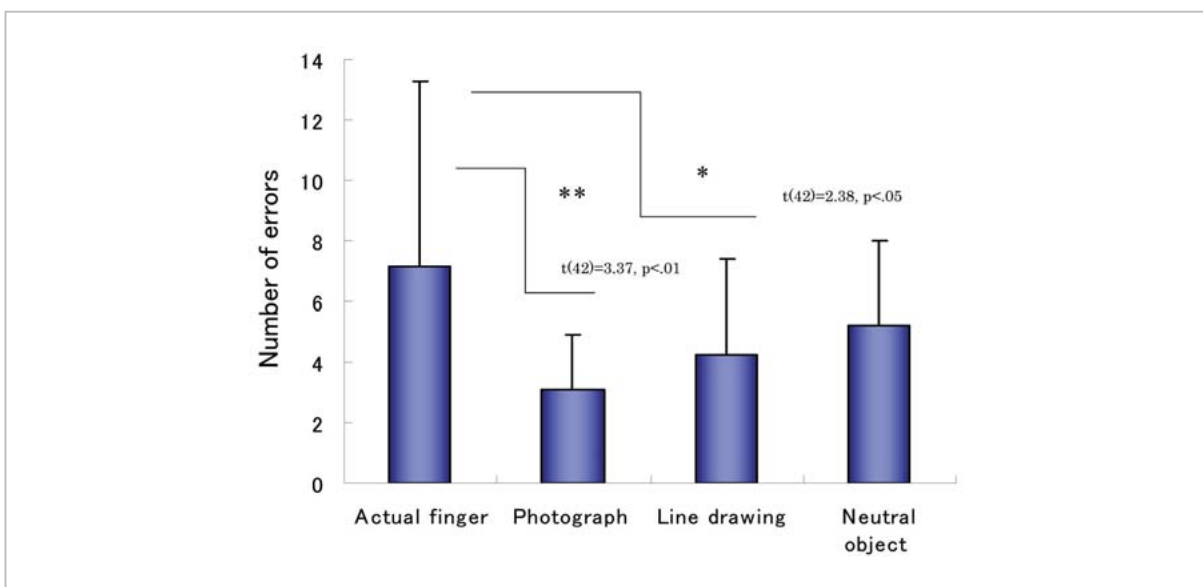


図8 各身体視条件に対する対側エラー数

なお、本現象に関連があると思われるこれまでの報告としては、ミラーニューロンとして知られているものがある[10]–[12]。ただしこれらで報告されているミラーニューロンは、自己と他者の同一動作をコーディングするニューロンとして説明されており、本実験のように静的な姿勢に関するものとは厳密には区別されるべきと考えられる。しかし、本現象についても、同一な静的な姿勢について非自己であっても自己であっても発火するミラーニューロン様のものを認めれば、実は非常によく説明することができる。以下、それについて述べる。

(1)と(2)の違いは、微妙な指運動が見えるか見えないかであると考えられる。そのため、(1)の条件では、自己の運動指令と相関のある微小指運動が観測されるのに対して、(2)では運動指令にもかかわらず運動は全く観察されない。これにより、(2)において視覚提示されている身体像は、

視覚的形態において自己身体と矛盾はないものの非自己であると認識される可能性が高い。

さて、自己か非自己は異なるものの、同一な形態ということで、ある同一のニューロンがこの指交差姿勢を空間座標においてコーディングしているとしよう。**3.1**で見たように、このニューロンは直接身体視条件あるいは完全なブラインド条件の両方で、触覚による指弁別課題に関与している。それでは、(2)写真条件において、非自己としてこのニューロンが使われた場合は何が起ころうか？自己/非自己の属性に関しては、ニューロンの同期発火が関与する可能性が高いものと思われる。すなわち同期発火によるバインディングである。非自己属性による発火では、指弁別課題を遂行している処理経路とのバインディングが生じないということが考えられる。これはすなわち空間座標コーディングによる処理系への介入が生じないということであり、その結果対側へのエ

ラーが減少してしまうのである。

以上をまとめてみる。まず静的姿勢を空間座標でコーディングするニューロンがあり、このニューロンは、自己受容感覚でも視覚的身体イメージによっても発火する。視覚的身体イメージとして同一姿勢の写真が与えられた場合、このニューロンは視覚優位な反応を示し、非自己のものとしてこの姿勢をコーディングしてしまう。つまり、自己/非自己に関するリソース(ある静的姿勢を空間座標でコーディングするニューロン)の競合が起こり、視覚優位に従って視覚的に与えられた非自己としてこの姿勢のコーディングリソースが利用されてしまうのである。その結果、指弁別課題の処理系としては、体性感覚情報しか使うことができなくなり、対側へのエラーが減少してしまうということになる。

なお、本実験の結果は、(1)条件と(4)条件においては差がないものの、(2)条件である写真を与えることによって、視覚的マップにおける近傍として、本来矛盾の無いはずの対側へのエラーを抑制してしまうというようにも解釈できる。これは一見、視覚で与えられたものが抑制的に作用するという、心理学でよく知られた視覚優位とは全く逆な現象であるようにも見えるが、上で述べたような解釈を行えば、視覚優位の結果としてのリソース競合による抑制として理解でき、これまで

の視覚優位の知見と矛盾することは無い。

4 むすび

本文では、まず、表面筋電図が非最小位相推移特性を持つことを示し、非最小位相推移特性に対応した多チャンネルブラインドデコンボリューション法を適用することで、運動単位の分離が可能となることを示した。また、過完備基底分析に対しては、時間軸のシフトに対する対称性を持たせた基底を用意することで、多チャンネル時系列信号へ適用できるように拡張可能であり、その表面筋電図への適用もまた可能であることを示した。さらに、これによれば、観測チャンネル数以上の運動単位の抽出が可能となると推測される。

また、身体イメージに関する身体視効果について心理実験を行い、自己/非自己属性が処理経路に与える影響について考察を行い、新たなモデルについての提案を行った。

なお、本研究は、2003~2004年に行われた科学研究費基盤研究(B)(2)の「表面筋電図による運動単位の活動可視化に関する研究」及び2005~2007年に行われている科学研究費基盤研究(B)(2)「自己の身体仮想化実現に向けたヒトの身体認識過程に関する心理学的基礎研究」の中で行われた。

参考文献

- 1 V. S. Ramachandran and S. Blakeslee, "Phantoms in the brain: Probing the mysteries of the human mind", New York, William Morrow & Co, 1998.
- 2 L. Zhang, A. Cichocki, and S. Amari, "Multichannel blind deconvolution of non-minimum phase systems using information backpropagation", Proc. of the 5th Int. Conf. on Neural Information Processing, pp.210-216, 1999.
- 3 前川 聡, 有本隆彦, 小谷 学, "多チャンネル表面筋電図からのブラインドデコンボリューションによる運動単位の分離", 電子情報通信学会論文誌, Vol.J88-D-II, No.9, pp.1963-1970, 2005.
- 4 M. S. Lewicki and T. J. Sejnowski, "Learning nonlinear overcomplete representations for efficient coding", Advances in Neural and Information Processing Systems 10, pp.556-562, 1997.
- 5 M. S. Lewicki and B. A. Olshausen, "A probabilistic framework for the adaptation and comparison of image codes", J. Opt. Soc. of Am, Vol.16, No.7, pp.1587-1601, 1998.
- 6 T. W. Lee, M. S. Lewicki, M. Girolami, and T. J. Sejnowski, "Blind source separation of more sources than mixtures using overcomplete representations", IEEE Signal Processing Letters, Vol.6, No.4, pp.87-90, 1999.

- 7 奥村朋哉, 前川 聡, 小谷 学, “過完備な基底による多チャンネルブラインドデコンボリューション”, 信学技報, NC2002-151, pp.107-112, 2003.
- 8 矢野直記, 前川 聡, 吉村武晃, “過完備基底による多チャンネル表面筋電図からの単一運動単位の推定に関する研究”, 信学技報, MBE2004-113, pp.5-8, 2005.
- 9 K. Enokizono, T. Konishi, S. Maekawa, and T. Matushima, "Self-attribution of a viewing object modulates tactile discrimination performance", 7th International Multisensory Research Forum, Jun. 2006.
- 10 G. Dipellegrino, L. Fadiga, L. Fogassi, V. Gallese, and G. Rizzolatti, "Understanding motor events-a neurophysiological study", Exp Brain Res 91: 176-180, 1992.
- 11 V. Gallese, L. Fadiga, L. Fogassi, and G. Rizzolatti, "Action recognition in the premotor cortex", Brain 119: 593-60, 1996.
- 12 G. Rizzolatti, L. Fadiga, V. Gallese, and L. Fogassi, "Premotor cortex and the recognition of motor actions", Cognitive Brain Res 3: 131-141, 1996.

まえかわ さとし
前川 聡

知識創成コミュニケーション研究センターユニバーサルシティグループ主任
研究員(旧情報通信部門けいはんな情報通信融合研究センター社会的インタラクショングループ主任研究員)
博士(工学)
生体信号処理、認知心理学、光学