

電動車いすの操縦を目的とした脳波識別に関する研究：Common Spatial PatternとSupport Vector Machineを用いた脳波による3種類の手の把握動作の識別

室岡, 俊介 / MUROOKA, Shunsuke

(出版者 / Publisher)

法政大学大学院理工学研究科

(雑誌名 / Journal or Publication Title)

法政大学大学院紀要. 理工学・工学研究科編 / 法政大学大学院紀要. 理工学・工学研究科編

(巻 / Volume)

59

(開始ページ / Start Page)

1

(終了ページ / End Page)

8

(発行年 / Year)

2018-03-31

(URL)

<https://doi.org/10.15002/00014811>

電動車いすの操縦を目的とした脳波の識別に関する研究 -Common Spatial PatternとSupport Vector Machine を用いた脳波による3種類の手の把握動作の識別-

RESEARCH OF AN EEG IDENTIFICATION METHOD FOR THE ELECTRIC WHEELCHAIR CONTROL
-Identification three kinds of fist clenching from the EEG
by using Common Spatial Pattern and Support Vector Machine-

室岡俊介

Shunsuke Murooka

指導教員 石井千春 教授

法政大学大学院理工学研究科機械工学専攻修士課程

Generally, joystick controller is used as an interface device of electric wheelchair for physically disabled person. However, patients who suffered from amyotrophic lateral sclerosis (ALS) or muscle dystrophy cannot use this type of wheelchair since they cannot manipulate the joystick by their hand. The final goal of this study is to construct such an electric wheelchair control system that can control the wheelchair by distinguishing an electroencephalogram (EEG) stimulated by motor imagery. In this paper, as an initial stage, three kinds of clenching, which are left fist clenching, right fist clenching and both fists clenching, were distinguished by using the characteristic EEG stimulated by fist clenching. To extract the features from EEG, the common spatial filters (CSP) algorithm was applied to the measured EEG. In addition, four support vector machines (SVMs) were constructed to distinguish two classes of clenching motions or non-clenching. Finally, an identifier was constructed by combining each SVM to distinguish left fist clenching, right fist clenching or both fists clenching. Experimental works were executed to verify an effectiveness of each constructed SVM and the identifier. As a result, the maximum identification rate of each SVM exceeded 50%. However, the identification rate of the identifier for distinguishing left fist clenching, right fist clenching and both fists clenching, was all less than 50%.

Key Words: *Electroencephalogram (EEG), Common Spatial Pattern (CSP), motor imagery, Electric wheelchair,*

1. 緒論

近年、体に障がいを抱えた方々向けの生活支援装置における意思伝達方法として、ヒトの脳波や筋電位といった生体信号の利用が注目されており、生体信号の判別手法に関する研究が盛んに行われている。その例として文献 [1]では、前腕部の4種類の筋電位の積分値をサポートベクターマシンの特徴量として用いることで、6種類の指動作の判別を実現させた。脳波の判別方法に関する研究では、文献[2]で正準相関分析により、外部からの視覚刺激により誘発される特徴的な脳波である、定常状態視覚誘発電位 (SSVEP) を検出する手法が提案されている。文献[3]では主成分分析手法により、手の把握動作をイメージ (運動想起) した際に生じる特徴的な脳波の判別手法が提案されている。生体信号を電動車いすの操縦方法として応用する研究も進められている。文献[4]では、首周り

の胸鎖乳突筋から発生する筋電位を用いて、電動車いすの前進と左右旋回動作を実現している。しかしこの手法では、病気の進行とともに体を動かせなくなる、筋萎縮性側索硬化症(ALS)や筋ジストロフィーといった患者による使用は困難である。

そこで本研究では、ALSや筋ジストロフィーといった重度の障がいを抱えた方でも可能な電動車いすの操縦方法として脳波に着目し、運動想起時に発生する特徴的な脳波を利用した、電動車いすの操縦システムの構築を最終目的とした。本稿ではその初期段階として、Common Spatial Pattern (CSP) 及びSupport Vector Machine (SVM) による識別器を用いて、脳波から左手の把握動作、右手の把握動作及び両手の把握動作の3種類の把握動作を判別するシステムを構築し、3種類の把握動作の判別実験を行った。

2. 脳波

(1) 自発脳波と誘発脳波

生物の細胞間には常に電位差が生じており、細胞活動に変化が生じるとその電位差も変化する。この時発生する電気的信号を生体信号といい、特に脳細胞の活動による生体信号を頭皮上または脳内に設置した電極により記録した波形を脳波という。脳波は発生要因に応じて、自発脳波と誘発脳波の2種類に大別される。

自発脳波は、自分で思考を行うことや体を動作させるなど、内的な要因によって発生する脳波であり、代表的なものに特定の周波数帯域のスペクトルの大きさが増加する事象関連同期(ERS)、減少する事象関連脱同期(ERD)がある[5]。対して誘発脳波は、視覚刺激や聴覚刺激等の外的な要因によって発生する脳波であり、代表的なものに視覚刺激の数百マイクロ秒後に発生する電位変動である事象関連電位(ERP)がある[6]。

(2) 電極の設置位置および方式

脳波を測定する電極の設置方法には、手術によって脳内に電極を埋め込む侵襲式と、電極を頭皮上に設置する非侵襲式の2種類があり、前者は高い精度での測定が可能となるが、脳損傷のリスクやコストの問題がある。対して後者は、前者に比べて精度は低下するが、電極の脱着が容易にできるという利点がある。電極の配置方法は、世界基準として計21個の電極を使用する国際脳波学会連合標準電極配置(10-20法)が定められ、その後、さらなる多チャンネル記録に対応するために計75個の電極を使用する10%法(拡張10-20法)が定められた[7]。図1にこれらによる電極の配置を示す。

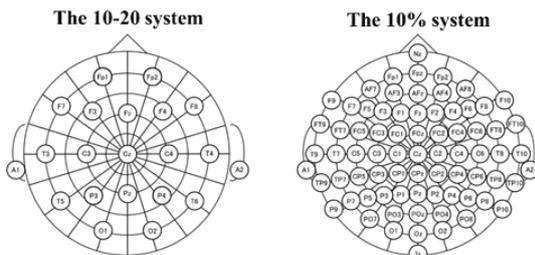


Fig. 1 The 10-20 system and the 10% system

(3) 運動と脳波

人間の運動機能は、図2の①で示した範囲の前頭葉に位置する運動連合野によって司られている。特に手足の運動については、図2の②で示した頭頂部付近に位置する1次運動野によって司られており、実際に運動を行っている側とは反対側の1次運動野において運動直後に8~13Hz(α 波帯域)や14~30Hz(β 波帯域)でERDが出現することが報告されている[8]。

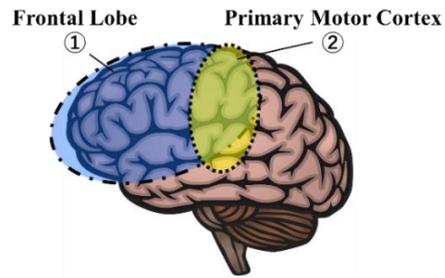


Fig. 2 Motor cortex of human brain

3. 脳波測定方法

(1) 使用装置

本研究では、ミユキ技研製多用途測定記録装置 Polymate mini を使用した[9]。本機は基礎医学研究やスポーツ医学、人間工学研究等の用途に向けて開発された生体信号計測装置であり、脳波や筋電位といった生体信号をサンプリング周波数 500Hz で、最大 8 極まで測定可能である。電極は直接頭皮に貼る非侵襲式であり、リファレンス電極は左右の耳たぶに 2 個設置する方式である。この装置の特長は、本体が非常に小型であり、Bluetooth 機能により PC との無線通信が可能であるため、携帯性や運搬性に優れ、使用時の身体的・精神的負荷を軽減することが出来ることである。加えて、リアルタイムでのデータ取得も可能なため、将来的な電動車いすの操縦にも応用することが期待できる。表 1 に本機の仕様を示し、図 3 に本機の外観、図 4 に電極の画像を示す。

Table 1 Specifications of Polymate mini

Index	Value
The number of electrode	10(8 positive and 2 references)
Electrode type	Active
Sampling rate	1000Hz / 500Hz (electrode ≥ 7)
Connection	Bluetooth ver.2.1
Battery life	4 hours

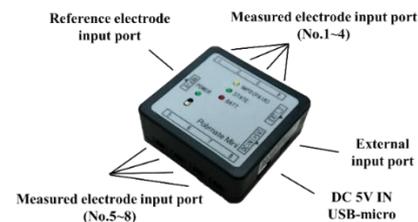


Fig. 3 Polymate mini (Miyuki Giken. Ltd.)



Fig. 4 Electrode for Polymate mini

(2) 脳波測定条件

一次運動野の特徴的な脳波活動を測定するために、図5に示した国際10%法に基づき、6個の電極(T7, C5, C1, C2, C6, T8)を設置した[7]. そして、Polymate miniに付属の生体信号計測ソフトウェア Mobile Acquisition Monitor を用いてサンプリング周波数 500Hz で脳波を測定した.

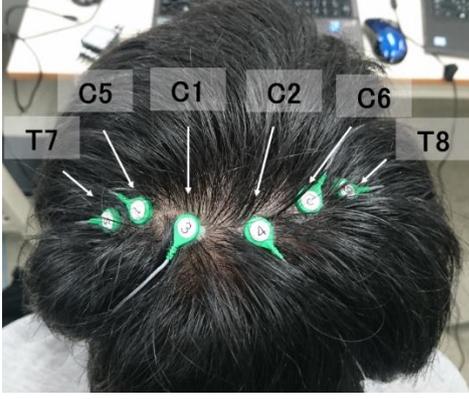


Fig. 5 Electrode location

4. 脳波解析手法

一般的に、非侵襲式の脳波計で測定された脳波は、発生源からの距離が離れていることや、頭蓋骨を介しての測定となるため、複数の発生源からの脳波が互いに混合し、空間解像度が低いため、運動に伴って発生するERSまたはERDの特徴が脳波の生波形に表れにくい問題がある.

そこで、本研究ではこの問題に対処するために、前処理として Common Spatial Pattern (CSP)と呼ばれる空間フィルタを測定脳波に対して適用した.

CSPは2種類のクラスにおけるデータについて、一方の分散値を最大にし、同時に他方の分散値を最小にする空間に写像を行う手法であり、脳波の前処理として広く用いられている[10]. CSPによって作成された射影行列により、2種類のクラス x, y の相違を強く特徴付ける空間に写像できる. 以下、CSPの手法について記述する.

(1) 分散共分散行列の導出

任意のクラス x の i 番目の電極における脳波を x_i とし、射影行列の作成に用いる脳波の取得サンプル総数を T 、 i 番目の電極の脳波の平均値を \bar{x}_i とすると、分散 $S_{x_i x_i}^2$ および共分散 $S_{x_i x_k}$ ($i \neq k$)は以下の式(1),(2)で導出される.

$$S_x^2 = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (x_i(t) - \bar{x}_i)^2 \quad (1)$$

$$S_{x_i x_k} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (x_i(t) - \bar{x}_i)(x_k(t) - \bar{x}_k) \quad (2)$$

そして、式(1),(2)によって算出された分散共分散の値を用いて、分散共分散行列 \mathbf{R}_x は、式(3)のように算出される.

$$\mathbf{R}_x = \begin{bmatrix} S_{x_1 x_1}^2 & \cdots & S_{x_1 x_n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ S_{x_n x_1} & \cdots & S_{x_n x_n}^2 \end{bmatrix} \quad (3)$$

ただし、 n は測定電極数であり、 $1 \leq i, k \leq n$ である. 同様に、式(1)~式(3)のようにしてクラス y における分散共分散行列 \mathbf{R}_y の算出も行う.

次に、式(4)に示すように各クラスにおける分散共分散行列を足し合わせて、合成の分散共分散行列 \mathbf{R} を算出する.

$$\mathbf{R} = \mathbf{R}_x + \mathbf{R}_y \quad (4)$$

(2) 白色化と固有値分解

まず、式(5)に示すように式(4)で算出した分散共分散行列 \mathbf{R} を固有値分解し、固有値を対角成分に持つ行列(固有値行列) $\mathbf{\Lambda}$ 及び各固有値に対応する固有ベクトルを列の成分にもつ行列(固有ベクトル行列) \mathbf{U} を算出する.

$$\mathbf{R} = \mathbf{U}\mathbf{\Lambda}\mathbf{U}^T \quad (5)$$

そして、 $\mathbf{\Lambda}, \mathbf{U}$ を用いて式(6)に示す白色化行列 \mathbf{P} を算出する.

$$\mathbf{P} = \mathbf{\Lambda}^{-\frac{1}{2}}\mathbf{U}^T \quad (6)$$

この時、式(7)に示すように \mathbf{R} に \mathbf{P} 及び \mathbf{P}^T を掛け合わせることで、 \mathbf{R} の白色化(分散値を1に、共分散値を0にする)後の分散共分散行列 \mathbf{R}' を算出することが出来る.

$$\mathbf{R}' = \mathbf{P}\mathbf{R}\mathbf{P}^T = \left(\mathbf{\Lambda}^{-\frac{1}{2}}\mathbf{U}^T\right)\left(\mathbf{U}\mathbf{\Lambda}\mathbf{U}^T\right)\left(\mathbf{\Lambda}^{-\frac{1}{2}}\mathbf{U}^T\right)^T = \mathbf{I} \quad (7)$$

式(4)を考慮すると、式(7)は式(8)のように変形できる.

$$\mathbf{R}' = \mathbf{P}(\mathbf{R}_x + \mathbf{R}_y)\mathbf{P}^T = \mathbf{P}\mathbf{R}_x\mathbf{P}^T + \mathbf{P}\mathbf{R}_y\mathbf{P}^T = \mathbf{I} \quad (8)$$

行列 $\mathbf{R}'_x = \mathbf{P}\mathbf{R}_x\mathbf{P}^T$ が固有値行列 $\mathbf{\Lambda}_x$ 、固有ベクトル行列 \mathbf{U}_x によって固有値分解される時、 $\mathbf{R}'_x = \mathbf{U}_x\mathbf{\Lambda}_x\mathbf{U}_x^T$ が成立する. 加えて、 \mathbf{U}_x が直交行列であることを考慮すると、式(8)の両辺に左から \mathbf{U}_x 、右から \mathbf{U}_x^T を掛け合わせることで、以下の式(9)を導出できる.

$$\mathbf{U}_x\mathbf{R}'_x\mathbf{U}_x^T = \mathbf{U}_x\mathbf{R}'_x\mathbf{U}_x^T + \mathbf{U}_x\mathbf{P}\mathbf{R}_y\mathbf{P}^T\mathbf{U}_x^T = \mathbf{U}_x\mathbf{I}\mathbf{U}_x^T = \mathbf{I} \quad (9)$$

ここで、 $\mathbf{R}'_y = \mathbf{P}\mathbf{R}_y\mathbf{P}^T$ と定義すると、式(10)を導出できる.

$$\begin{aligned} \mathbf{U}_x\mathbf{R}'_x\mathbf{U}_x^T &= \mathbf{\Lambda}_x + \mathbf{U}_x\mathbf{R}'_y\mathbf{U}_x^T = \mathbf{I} \\ \therefore \mathbf{U}_x\mathbf{R}'_y\mathbf{U}_x^T &= \mathbf{I} - \mathbf{\Lambda}_x \end{aligned} \quad (10)$$

式(10)の右辺は対角行列となるので、左辺も対角行列になる。故に、 R'_y は R'_x の固有ベクトル行列 U_x により同時に対角化（固有値分解）することができ、その固有値行列を $A_y = U_x R'_y U_x^T$ と定義すると、式(11)を導出できる。

$$A_x + A_y = I \quad (11)$$

ただし、固有値行列 A_x, A_y の対角成分にある固有値は、それぞれ昇順、降順に並んでいるものとする。

この時、式(11)は2種類のクラス x, y において、一方のクラスの最も大きい固有値は、他方のクラスの最も小さい固有値に対応することを示している。つまり、一方のクラスにおける分散が大きくなる固有ベクトルは同時に、他方のクラスにおける分散が小さくなる固有ベクトルに対応していることを意味する。

(3) 射影行列の導出

(1), (2)節より算出した固有ベクトル行列 U_x 及び白色化行列 P を用いて、式(12)のように射影行列 $W \in R^{n \times n}$ を算出できる。

$$W = U_x^T P \quad (12)$$

W の各行の成分が、CSPを表している。そして、一方のクラスにおける固有値が大きい初めの m 行と、他方のクラスにおける固有値が大きい最後の m 行を抜き出して新たに生成された行列 $W_p \in R^{2m \times n}$ ($p = 1, \dots, 2m$)を射影行列として使用する。これにより、2種類のクラスをより強く特徴付ける空間へ写像することが出来るようになる。ただし、 $2m \leq n$ である。

本研究では、次のようにしてCSPによる写像を行い、特徴量 $f_p(t)$ を算出した。まず、第3章(2)節で示した6箇所の電極位置($n = 6$)で測定された、左手の把握動作と右手の把握動作のような2種類のクラスを持つ脳波に対してCSP理論を適用し、 $m = 1$ として射影行列 W_p を算出する。そして、測定電極ごとに、時刻 t における脳波の振幅と時刻 t から500サンプル(1秒間)前までの脳波の振幅の平均値との偏差を算出したものを $v(t) \in R^n$ とし、式(13)のように W_p を掛け合わせることで、写像された脳波 $z_p(t) \in R^{2m}$ を算出する。最後に、式(14)に示すように任意の時間長さ T 秒ごとに $z_p(t)$ の分散を算出し、常用対数をとることで特徴ベクトル $f_p(t) \in R^{2m}$ を定義する。

$$z_p(t) = W_p v(t) \quad (13)$$

$$f_p(t) = \log_{10} \left(\frac{1}{T} \sum_{t=0}^T (z_p(t) - \bar{z}_p)^2 \right) \quad (14)$$

$f_p(t)$ の初めの m 個の要素は、一方のクラスにおける固有値の大きい上位 m 個に対応する固有ベクトルにより写

像を行った脳波の分散値を表している。逆に、最後の m 個の要素は、他方のクラスにおける固有値が大きい上位 m 個に対応する固有ベクトルにより写像を行った脳波の分散値を表している。すなわち、図6に示すように特徴ベクトル $f_p(t)$ は、クラスごとに異なる方向を持つ。

そこで本研究では、 $f_p(t)$ を後述するSVM識別器の特徴ベクトルとして用いることで、 $f_p(t)$ の方向の違いから脳波のクラスの識別を行う。なお、分散共分散行列及び射影行列 $W_p(t)$ は、SVM識別器1つごとに算出を行い、SVM識別器の構築を行う。

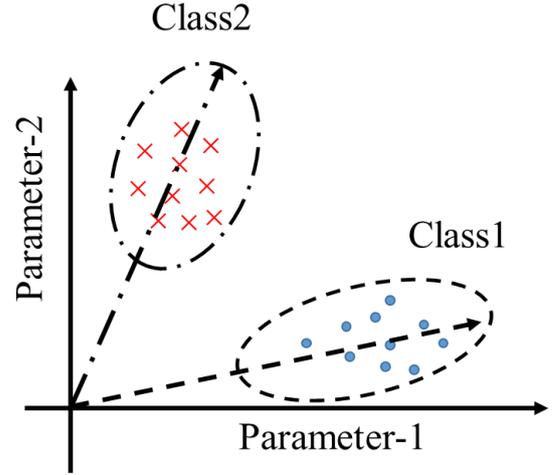


Fig. 6 Feature vector $f_p(t)$ after application of CSP

5. 脳波識別手法

本研究では、脳波の識別器としてサポートベクターマシン(以下、SVM)を使用した。図7に示すように、SVMは事前に用意した2種類のクラスにおける教師データによって、各クラスとの距離(マージン)を最大化するように分離超平面式を導出し、未分類のデータの識別を行う手法である。分離超平面は式(15)で与えられる。

$$W_{SVM}^T X_i + b = 0 \quad (15)$$

ただし、 i は教師データの個数、 $W_{SVM} \in R^2$ は重みベクトル、 $X_i \in R^2$ は教師データベクトル、 $b \in R$ はバイアスである。

また、重みベクトル W_{SVM} 及びバイアス b は、以下に示す2次計画問題より求められる。

【2次計画問題】

Maximize

$$\theta(\alpha) = \sum_{m=1}^i \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{m,n=1}^i y_m y_n \alpha_m \alpha_n K(X_m, X_n) \quad (16)$$

Subject to: $\sum_{m=1}^i y_m \alpha_m = 0$

$$\alpha_m \geq 0, m = 1, \dots, i$$

$$W = \sum_{m=1}^i y_m \alpha_m X_m$$

ここで、 α_m は、 W_{SVM} を導出する際に用いるパラメータであり、 y_m は、 $W_{SVM}^T X_i + b \geq 0$ の時+1、 $W_{SVM}^T X_i + b < 0$ の時-1となる識別子である。 $K(X_m, X_n)$ はカーネル関数であり、識別対象が線形関数で分離可能な線形 SVM の場合は内積($X_m \cdot X_n$)を用い、分離不可能な非線形 SVM の場合はガウス関数等を用いることで、線形関数で分離可能な空間へ写像を行う。

式(16)により、重みベクトル W_{SVM} 及びバイアス b は、各クラスと分離超平面との距離(マージン)が最大となるように導出される。そして、得られた分離超平面式の左辺 X_i 項に、式(14)で算出した特徴ベクトル $f_p(t)$ を代入することによって識別を行う。

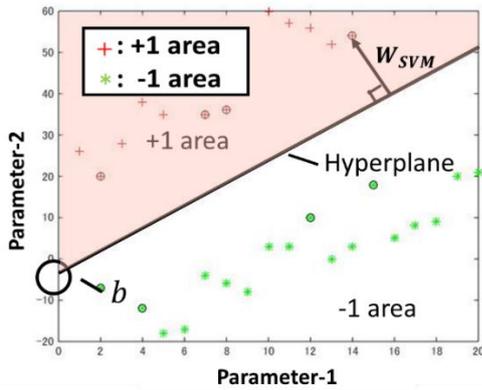


Fig. 7 Hyperplane of Support Vector Machine

6. 解析時間域及び周波数帯域の決定

文献[11]では、手の把握動作の想起を行った際には、14-18Hz の帯域で ERD が発生することが報告されている。さらに文献[12]では、解析対象の周波数帯域を 8-30Hz へ拡大することによる識別率の向上が報告されている。そこで、実際に手の把握動作を行った際の ERD/ERS の発生タイミングを検証するために、以下のように検証実験を行った。

まず、右利きの 22 歳の健常な男性 1 人の被験者を椅子に座らせ、第 3 章 (2) 節の図 5 に示した配置で電極を設置し、左手及び右手の把握動作をそれぞれ 40 回行ってもらい、その時の脳波を測定した。

測定終了後、把握動作 4 秒前～把握動作 3 秒後における脳波を各把握動作 40 回分加算平均し、加算平均後の脳波における把握 4 秒前を抽出開始点(開始点)とし、開始点を起点として 1 秒分の長さの脳波を抽出した。さらに、開始点が把握動作 2 秒後になるまで開始点を 0.002 秒ずつずらしながら、同様にして加算平均済みの脳波の抽出を行った。抽出終了後、抽出した全ての時間域の脳波に対して周波数解析を行い、左手把握時の電極 C2 における 8~30Hz のスペクトル強度及び右手把握時の電極 C1 における 8~30Hz のスペクトル強度を算出し、時間経過とスペクトル強度の変化の関係を検証した。図 8 及び図 9 にそれぞれ左手把握時の C2 電極と右手把握時の C1 電極に

おける 8~30Hz のスペクトル強度の変化を表すグラフを示す。

結果として、図 8 より左手把握時は把握動作後 0.5~1.0 秒にかけて ERD が生じ、図 9 より右手把握時は把握動作後 0~1.0 秒にかけて ERD が生じた。以上より、本研究では把握動作の学習及び識別に用いる脳波の時間域として、把握後 0.0~1.0 秒に焦点を当て、識別器の構築及び識別率の算出を行った。

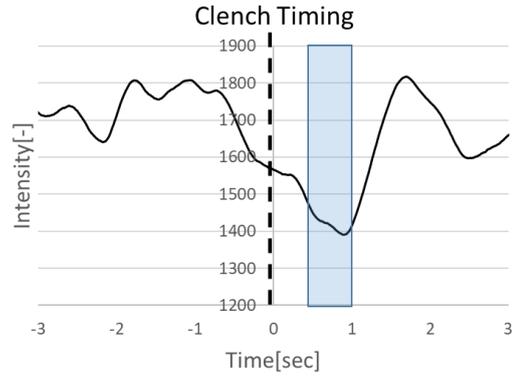


Fig. 8 EEG in 8-30Hz at C2 for left fist clenching

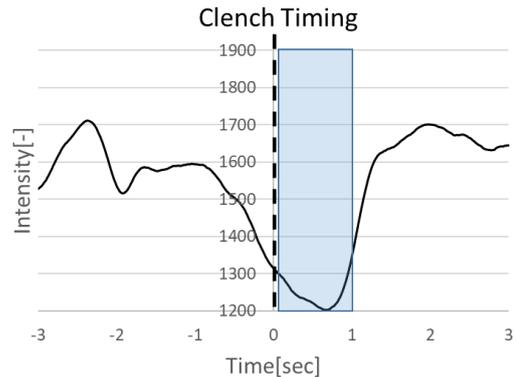


Fig. 9 EEG in 8-30Hz at C1 for right fist clenching

7. 動作判別システム

(1) SVM の統合による把握動作識別

本研究では、3 種類の動作識別を実現するために、表 2 に示す 4 種類の SVM 識別器を考え、それぞれの識別器を表 3 に示す識別結果が出力されるように構築した。そして、図 10 に示すように統合判別させることで 3 種類の把握動作の識別を行った。

Table 2 Distinction item in each SVM

Name	Discrimination item
SVM①	Left Clench or Right Clench
SVM②	Either Clench or Not Clench
SVM③	Both Clench or Not Clench
SVM④	Both Clench or Either Clench

Table 3 Specifications of each SVM

Name	Output Label	
	+1	-1
SVM①	Left Clench	Right Clench
SVM②	Either Clench	Not Clench
SVM③	Both Clench	Not Clench
SVM④	Both Clench	Either Clench

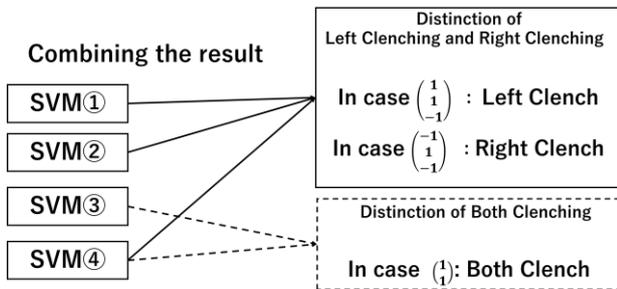


Fig. 10 Distinction process for 3 kinds of clenching

(2) 識別システムのフローチャート

図 11 に MATLAB/Simulink を用いて作成した CSP 解析及び SVM の構築, 識別を行うシステムフローチャートを示す. はじめに異なるデータ間の脳波の振幅の相違を低減させるため, 把握動作前の安静状態における 4 秒間の脳波の振幅の平均値を算出し, その値で脳波を除することで振幅の正規化を行う. そして, 正規化後の脳波に対して 8-30Hz のバンドパスフィルタを適用する.

次に, 第 4 章で述べた CSP の手法に基づいて射影行列 W_p の算出を行い, 算出された射影行列によってバンドパスフィルタ適用済みの学習用データの写像を行う. そして, 写像後のデータ 100 点分の分散を算出後に, 常用対数をとった値である特徴量 f_p を算出し, これを特徴ベクトルとして SVM 識別器を構築する.

脳波の識別には, まず学習用データより算出された射影行列を用いて識別用データの写像を行う. そして, 同様にして特徴量 f_p を算出し, 構築した SVM 識別器により識別を行う. 実際には, 100 点 (0.2 秒) の脳波により CSP 解析及び SVM 識別器の構築が行われ, 識別処理は 0.2 秒間隔で行われる. そして, 図 10 に示したプロセスで統合判別を行い, 3 種類の把握動作の識別を行う.

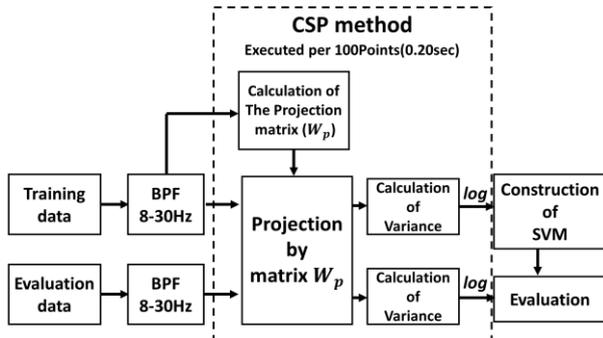


Fig. 11 The process of CSP analysis and distinction by SVM

8. 検証実験

表 2 に示す, 構築した 4 種類の SVM 識別器それぞれの識別率及び, 4 種類の SVM を統合判別させた際の, 左手の把握動作, 右手の把握動作, 及び両手の把握動作の判別率を検証するために, 実験を行った.

(1) 脳波の測定

まず, 被験者を椅子に座らせ, (T7,C5,C1,C2,C6,T8) の 6 箇所位置に脳波測定用の電極を設置し, サンプリング周波数 500Hz で脳波を測定した. 加えて, 把握のタイミングを取得するために, 上腕部に筋電位測定用の電極も設置し, 脳波と同時に筋電位も測定した.

そして, 目前に把握タイミングを提示するための秒針付きのアナログ時計を用意し, 被験者自身で秒針を目安にして 10 秒の間隔を取りながら, 把握動作を計 10 回行ってもらった. 以上を 1 セットとし, 左手把握, 右手把握, 及び両手把握についてそれぞれ 4 セットずつ行ってもらった.

(2) 学習用および識別用脳波の抽出方法

SVM 識別器の構築および識別のために, 図 12 に示すように把握動作時および無動作時のデータを抽出した. 把握動作時のデータは, 図 12 の①に示すように, 把握動作後 0~1.0 秒の脳波を 0.0 秒から 0.2 秒ごとに 5 種類の時間域に分割して使用した. 無動作時のデータは, 図 12 の②に示すように, 把握動作後 5.0~6.0 秒の脳波を 5.0 秒から 0.2 秒ごとに 5 種類の時間域に分割して使用した.

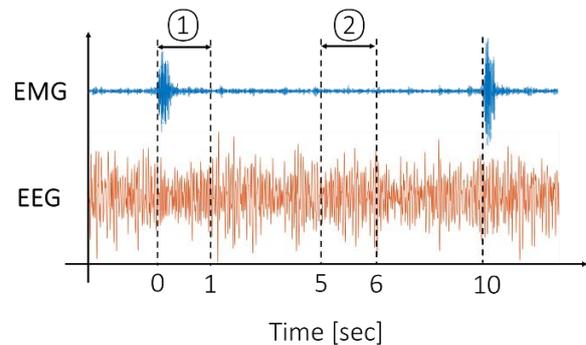


Fig. 12 Extraction of EEG

(3) 検証項目

表 4 に示す 4 種類の学習用データセットと識別用データセットの組み合わせで, 分割した時間域ごとに 4 種類の SVM を構築し, 各 SVM の時間域ごとの識別率, 及び各 SVM における 2 種類のクラスの識別率の平均値 (平均識別率) を算出した. 加えて, 各 SVM において平均識別率が最も高くなる時間域と, 4 種類の SVM を統合判別させた際の, 左手の把握動作, 右手の把握動作, 及び両手の把握動作の 3 種類の把握動作の識別率の検証も行った.

Table 4 Combination of training data and evaluation data

Pattern	Training set	Evaluation set
1	[1,2,3]	4
2	[1,2,4]	3
3	[1,3,4]	2
4	[2,3,4]	1

(4) 実験結果及び考察

a) SVM①～SVM④による識別結果

表5～表8に、SVM①～SVM④の識別結果を示す。

Table 5 Distinction result of SVM①

Time [sec]	Left Clench [%]	Right Clench [%]	Average [%]
0.0~0.2	65.0	60.0	62.5
0.2~0.4	35.0	62.5	48.8
0.4~0.6	60.0	57.5	58.8
0.6~0.8	52.5	65.0	58.8
0.8~1.0	67.5	62.5	65.0

Table 6 Distinction result of SVM②

Time [sec]	Either Clench [%]	Not Clench [%]	Average [%]
0.0~0.2	65.0	61.3	63.1
0.2~0.4	73.8	42.5	58.1
0.4~0.6	56.3	37.5	46.9
0.6~0.8	60.0	42.5	51.3
0.8~1.0	82.5	63.8	73.1

Table 7 Distinction result of SVM③

Time [sec]	Both Clench [%]	Not Clench [%]	Average [%]
0.0~0.2	50.0	57.5	53.8
0.2~0.4	80.0	60.0	70.0
0.4~0.6	70.0	47.5	58.8
0.6~0.8	42.5	50.0	46.3
0.8~1.0	52.5	67.5	60.0

Table 8 Distinction result of SVM④

Time [sec]	Both Clench [%]	Either Clench [%]	Average [%]
0.0~0.2	56.3	42.5	49.4
0.2~0.4	65.0	37.5	51.3
0.4~0.6	46.3	35.0	40.6
0.6~0.8	55.0	17.5	36.3
0.8~1.0	65.0	32.5	48.8

表5～表7より、左手の把握動作と右手の把握動作の識別 (SVM①)、片手の把握動作の有無の識別 (SVM②) 及び、両手の把握動作の有無の識別 (SVM③) の3種類の識別においては、平均識別率の最高値が全て65.0%以上となった。一方で、表8より、両手の把握動作と片手の把握動作の識別 (SVM④) における平均識別率は最高で51.3%となり、上記の3種類に比べて低い結果となった。この原因として、非侵襲式脳波の測定過程で左脳と右脳側の成分が一部混合し、片手の把握動作時における脳波の特徴が両手の把握動作時の脳波の特徴と類似した結果、片手の把握動作と両手の把握動作を特徴づける射影行列を効果的に作成できなかったことが考えられる。

平均識別率が最も高くなる時間域については、片手の把握動作を識別の対象とする、左手の把握動作と右手の把握動作の識別、及び片手の把握動作の有無の識別の2種類については、把握動作後0.8～1.0秒となった。両手の把握動作の有無の識別については、把握動作後0.2～0.4秒となった。また、両手の把握動作と片手の把握動作の識別については、把握動作後0.0～0.2秒となった。

b) SVMの統合判別による識別結果

表9に、SVMの統合判別による識別結果を示す。

Table 9 Distinction result of 3 kinds of clenching

Time [sec]	Left Clench [%]	Right Clench [%]	Both Clench [%]
0.0~0.2	25.0	27.5	25.0
0.2~0.4	17.5	25.0	32.5
0.4~0.6	27.5	10.0	27.5
0.6~0.8	22.5	10.0	15.0
0.8~1.0	42.5	27.5	25.0

表9に示したように、SVMの統合判別による3種類の把握動作の識別率は、各SVMの識別率よりも低くなった。左手の把握動作については、把握動作後0.8～1.0秒における42.5%の識別率が最も高かった。右手の把握動作については、把握動作後0.0～0.2秒及び0.8～1.0秒における27.5%の識別率が最も高かった。両手の把握動作については、把握動作後0.2～0.4秒における32.5%の識別率が最も高かった。いずれも50%を下回る結果となり、この原因として次の2つが考えられる。

1つ目の原因として、両手の把握動作と片手の把握動作の識別 (SVM④) の平均識別率の低さが挙げられる。実際に、SVMの統合判別について、SVM④を除いて左手の把握動作及び右手の把握動作の統合判別を行ったところ、いずれも把握動作後0.8～1.0秒において左手の把握動作は50%、右手の把握動作は57.5%と、共に50%以上の識別率が得られた。

2 つ目の原因として、最も識別率が高くなる時間域が SVM ごとに異なることが挙げられる。片手の把握動作のみを識別対象とする SVM①, SVM②については、把握動作後 0.8~1.0 秒の時間域の平均識別率が最も高くなった。また、両手の把握動作のみを識別対象とする SVM③については、把握動作後 0.2~0.4 秒の時間域の平均識別率が最も高くなった。しかし、両手の把握動作と片手の把握動作の両方を識別対象とする SVM④については、両手の把握動作は把握動作後 0.2~0.4 秒及び 0.8~1.0 秒の時間域における平均識別率が最も高くなったが、片手の把握動作については、把握動作後 0.0~0.2 秒の時間域における平均識別率が最も高くなった。

以上から、SVM の統合判別による識別率を向上させる方法として、CSP による特徴抽出を行う前処理として、独立成分分析やブラインド信号分離などの手法を加えることが考えられる。これらの手法を適用し、左右の脳波の混合を低減させることで、両手の把握動作と片手の把握動作の識別率の向上が期待できるため、結果的に統合判別による識別率の向上が期待できる。

9. 結論および今後の展望

本研究では、前処理として CSP を脳波に適用し、片手の把握動作の左右の識別、片手の把握動作の有無の識別、両手の把握動作の有無の識別、両手の把握動作と片手の把握動作の識別を行う計 4 種類の SVM の構築を行った。加えて、これらを統合判別させることによって、左手の把握動作、右手の把握動作、及び両手の把握動作の 3 種類の把握動作を識別するシステム構築した。

今後は、両手の把握動作と片手の把握動作の識別率の向上のために、CSP による写像を行う前に、独立成分分析を行い、左脳と右脳から発生する脳波の混合を低減させることで、各 SVM における識別率の向上、及び統合判別の際の識別率の向上が期待できる。加えて、両手の把握動作と片手の把握動作の相違が最も大きく現れる時間域を特定し、その時間域で SVM を構築することが好ましい。また、将来的な電動車いすの操縦システムへの応用を考慮し、リアルタイムでの判別方法を考案する必要がある。

参考文献

- 1) T. Kikuchi and C. Ishii, "Identification of Finger Operation using Support Vector Machine and Control of Myoelectric Prosthetic Hand based on Integrated Electromyogram", Proceedings of the 2014 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics, pp.1272-1277, 2014.
- 2) Zhonglin Lin, Changshui Zhang, Wei Wu, and Xiaorong Gao, "Frequency Recognition Based on Canonical Correlation Analysis for SSVEP-Based BCIs", IEEE Transactions on Biomedical Engineering, Vol.54, No.6, pp. 1172-1176, 2007.

- 3) Xiaojing Guo, Xiaopei Wu, "Motor Imagery EEG Classification Based on Dynamic ICA Mixing Matrix", Proceedings of the 2010 4th International Conference on Bioinformatics and Biomedical Engineering, pp.1-4, 2010.
- 4) Jeong-Su Han, Z. Zenn Bien, Dae-Jin Kim, Hyong-Euk Lee, and Jong-Sung Kim, "Human-machine interface for wheelchair control with EMG and its Evaluation", Proceedings of the 25th Annual International Conference of the IEEE on Engineering in Medicine and Biology Society, Vol.2, pp.1602-1605, 2003.
- 5) G.Pfurtscheller, F.H.Lopes da Silva, "Event Related EEG/MEG synchronization and desynchronization", Official journal of the International Federation of Clinical Neurophysiology, Vol.110, No.11, pp.1842-1857, 1999.
- 6) Hyung-Chul O. Li, Junho Seo, Keetaek Kham, and Seunghyum Lee, "Measurement of 3D Visual Fatigue using Event-Related Potential (ERP): 3D Oddball Paradigm", Proceedings of the 2008 3DTV Conference on the True Vision-Capture, Transmission and Display of 3D Video, pp.213-216, 2008.
- 7) Trans Cranial Technologies Ltd., 10/20 System Positioning Manual, 2012.
- 8) Yongwoong, Chang S. Nam, Young-Joo Kim, and Min Cheol Whang, "Event-related (de)synchronization (ERD/ERS) during motor imagery tasks: Implications for brain-computer interfaces", International Journal of Industrial Ergonomics, Vol.41, pp.428-436, 2011.
- 9) Miyuki Giken, <http://www.miyuki-net.co.jp>
- 10) Xiang Liao, Dezhong Yao, Dan WU, and Chaoyi Li, "Combining Spatial Filters for the Classification of Single-Trial EEG in a Finger Movement Task", IEEE Transactions on Biomedical Engineering, Vol.54, No.5, pp.821-831, 2007.
- 11) Xinyi Yong, Carlo Menon, "EEG Classification of Different Imaginary Movements within the Same Limb", PLoS One, Vol.10, No.4, pp.1-24, 2015.
- 12) J.Muller-Gerking, G.Pfurtscheller, and H. Flyvbjerg, "Designing optimal spatial filters for single-trial EEG classification in a movement task", Official Journal of the International Federation of Clinical Neurophysiology., Vol.110, No.5, pp.787-798, 1998.