

運動想起 BMI における電極位置とチャネル数による識別率への影響

Influence of Number of Electrodes and Locations on Classification Performance for
Motor Imagery Based BMI

○ 佐藤史也（電機大） 銭智定（電機大） 吉川真実（電機大） 石川潤（電機大）

Fumiya SATO, Tokyo Denki University
Satoshi SEN, Tokyo Denki University
Mami YOSHIKAWA, Tokyo Denki University
Jun ISHIKAWA, Tokyo Denki University

Abstract: This paper presents an analysis of the influence of the number of electrodes as well as the location of electrodes has on classification performance for a motor imagery based brain machine interface (BMI). Electroencephalographic (EEG) signal dataset from BMI Competition IIIa are used in this analysis. Common spatial pattern (CSP) is applied to extract features of the EEG signals and support vector machine (SVM) are chosen as classifiers. Analysis results show that depending on the electrode location, classification accuracy using only 8 electrodes is comparable to the accuracy when 60 channels are used. Also, the electrode locations that achieve the best accuracy differs for each participant. Furthermore, positioning of electrodes over the primary motor cortex does not always achieve satisfactory accuracy and in some cases, channel selections over many brain regions may help to achieve higher classification performance.

Key Words: Brain Machine Interface (BMI), Electroencephalogram (EEG), Support Vector Machine (SVM), Common Spatial Pattern (CSP)

1. はじめに

厚生労働省の平成 25 年の特定疾患医療受給者証交付数によると，日本の筋萎縮性側索硬化症（ALS）患者は 9,240 人と報告されている⁽¹⁾。また，脳卒中患者は約 150 万人いる⁽²⁾。これらの人々に対し，近年，ロボットの操作や感情推定といった用途でブレイン・マシン・インタフェース（Brain Machine Interface: BMI）の使用が期待されている⁽³⁾。しかし，BMI の普及のためにはさまざまな課題があり，その 1 つとして意志の識別率の向上が挙げられる。この課題を解決するアプローチの 1 つとして，特徴抽出手法が研究されている⁽⁴⁾⁽⁵⁾。脳波に基づく意志の識別において比較的多く用いられている特徴抽出として Common Spatial Pattern (CSP) 法がある⁽⁶⁾。CSP 法による解析では使用するチャネルが重要視されており，チャネル数によって意志の識別率が変動するという報告がある⁽⁷⁾。そこで，本研究では，脳波による意志の識別のベンチマーク問題として公開されているデータ⁽⁸⁾に対して，参考文献⁽⁹⁾に示された CSP 法を用いた識別手法を適用し，識別率を評価する。また，CSP 法による意志の識別におけるチャネル数と電極位置の識別率に対する影響について検討する。

2. CSP 法に基づく特徴抽出

本章では，特徴抽出手法として用いる CSP 法について，その理論を説明する。CSP 法は多チャネル脳波の各電極に対応した空間重み係数によるフィルタを構成する手法である。この CSP 法により抽出された信号では，2 タスク間の分散が最大になり，この分散比を特徴量とする。まず，脳波信号をバンドパスフィルタに掛け，8-30 Hz を抽出する。使用するチャネル数を m ，離散時間のインデックスを k とし，時間系列の最後の値を N （ベクトルの長さは $N+1$ である）とする。各チャネルの脳波の時系列データを 1 行ごとに配置すると，フィルタ処理後の脳波信号は，

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} X_1(0) & \cdots & X_1(k) & \cdots & X_1(N) \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ X_i(0) & \cdots & X_i(k) & \cdots & X_i(N) \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ X_m(0) & \cdots & X_m(k) & \cdots & X_m(N) \end{bmatrix} \quad (1)$$

と表すことができる。全 L 回の試行中， j 回目の試行における各タスク時の脳波信号を \mathbf{X}_{1j} ， \mathbf{X}_{2j} とする。ただし，添え字の 1, 2 はそれぞれのタスクを表す。脳波信号の空間的分散の共分散行列は

$$\mathbf{C}_{1j} = \frac{\mathbf{X}_{1j}\mathbf{X}_{1j}^T}{\text{trace}(\mathbf{X}_{1j}\mathbf{X}_{1j}^T)}, \quad \mathbf{C}_{2j} = \frac{\mathbf{X}_{2j}\mathbf{X}_{2j}^T}{\text{trace}(\mathbf{X}_{2j}\mathbf{X}_{2j}^T)} \quad (2)$$

と求められる。各タスクの分散共分散行列の平均 $\bar{\mathbf{C}}_1$ ， $\bar{\mathbf{C}}_2$ は

$$\bar{\mathbf{C}}_1 = \frac{1}{L} \sum_{j=1}^L \mathbf{C}_{1j}, \quad \bar{\mathbf{C}}_2 = \frac{1}{L} \sum_{j=1}^L \mathbf{C}_{2j} \quad (3)$$

となり，2 つのタスクの合成分散共分散行列は

$$\mathbf{C}_c = \bar{\mathbf{C}}_1 + \bar{\mathbf{C}}_2 \quad (4)$$

と求められる。 \mathbf{C}_c の固有ベクトルを並べた行列を \mathbf{U}_c ， \mathbf{C}_c の固有値を対角成分に持つ対角行列を $\boldsymbol{\lambda}$ とし，合成分散共分散行列 \mathbf{C}_c を固有値分解すると，

$$\mathbf{C}_c = \mathbf{U}_c \boldsymbol{\lambda} \mathbf{U}_c^T \quad (5)$$

となる。ここで，白色化変換（Whitening Transform）行列 \mathbf{P} は式(5)で \mathbf{C}_c を分解した \mathbf{U}_c と $\boldsymbol{\lambda}$ を用いて，

$$\mathbf{P} = \sqrt{\boldsymbol{\lambda}^{-1}} \mathbf{U}_c^T \quad (6)$$

と定義できる。次に式(6)で定義した \mathbf{P} によって各タスクの共分散行列である $\bar{\mathbf{C}}_1$ ， $\bar{\mathbf{C}}_2$ を白色化し，白色後の行列 \mathbf{S}_1 ， \mathbf{S}_2 は

$$\mathbf{S}_1 = \mathbf{P} \bar{\mathbf{C}}_1 \mathbf{P}^T, \quad \mathbf{S}_2 = \mathbf{P} \bar{\mathbf{C}}_2 \mathbf{P}^T \quad (7)$$

となる。ここで，式(6)，(7)より，

$$\begin{aligned}
 S_1 + S_2 &= P(\bar{C}_1 + \bar{C}_2)P^T \\
 &= PC_cP^T \\
 &= \sqrt{\lambda^{-1}}U_c^T U_c \lambda U_c^T (\sqrt{\lambda^{-1}}U_c^T)^T \\
 &= \sqrt{\lambda^{-1}}(U_c^T U_c) \lambda (U_c^T U_c) \sqrt{\lambda^{-1}} \\
 &= I
 \end{aligned} \tag{8}$$

が成り立つ。続いて S_1 ， S_2 を対角化行列 B' を用いて分解すると

$$\begin{aligned}
 S_1 &= B'\lambda_1' B'^T = B\lambda_1 B^T \\
 S_2 &= B'\lambda_2' B'^T = B\lambda_2 B^T
 \end{aligned} \tag{9}$$

が得られる。ここで、 λ_1' の固有値を降順に並べたものを λ_1 ， λ_2' の固有値を昇順に並べたものを λ_2 とする。また、 B は λ_1 ， λ_2 に対応する対角化行列である。なお、式(9)より、 S_1 と S_2 は共通の固有ベクトルで対角化できることがわかる。式(8)に式(9)を代入し、その両辺に右から B ， 左から B^T をかけることにより、

$$\lambda_1 + \lambda_2 = I \tag{10}$$

を満たすことがわかる。すなわち、 λ_1 で最も大きい固有値に対応する固有ベクトルは、 λ_2 で最も小さい固有値に対応する固有ベクトルに対応する。空間重みフィルタ W は P と B を用いて、

$$W = B^T P \tag{11}$$

と求めることができる。特徴ベクトルを生成するためには、このフィルタ W を用いて識別対象となる脳波信号を上述の式(1)で定義したように X として与え、

$$Z = WX \tag{12}$$

なる計算により、2タスク間で分散比に差が出やすいような信号 $Z \in R^{m \times n}$ を生成することができる。最後に、生成された信号 Z の最初の1行 Z_1 と最後の1行 Z_m を用いて、各タスクの特徴量を算出する。まず、

$$\begin{aligned}
 f_1 &= \log\left(\frac{\text{var}(Z_1)}{\text{var}(Z_1) + \text{var}(Z_m)}\right), \\
 f_m &= \log\left(\frac{\text{var}(Z_m)}{\text{var}(Z_1) + \text{var}(Z_m)}\right)
 \end{aligned} \tag{13}$$

で分散比を計算する。続いて、式(13)の分散比から特徴ベクトルを

$$f = [f_1 \quad f_m] \tag{14}$$

のように構成し、これを識別器に学習させる脳波データの特徴量として扱う。

3. 脳波データ

本章では、解析に用いる脳波データについて言及する。ベンチマークとして BCI Competiton IIIa において使用された脳波データセット⁽⁸⁾を使用する。このデータセットには、3名の実験協力者 (k3b, k6b, 11b) が4種類のタスク (右手, 左手, 足, 舌の運動想起) を行っているときの脳波データが含まれており、各タスクにつき少なくとも60試行の脳波データがある。なお、脳波データは予め1-50 Hz のバンドパスフィルタに通過させたものである。本研究では、この脳波データから外乱を多く含むデータを排除して使用するため、最終的な試行数は各タスクにつき35回となる。Fig. 1 にデータの計測実験の流れを示す。まず、実験協力

者に暗い画面を3秒間注視させる。次に、画面の指示に従って指定されたタスクを行ってもらう。タスクの指示は3秒から4.25秒のどこかで画面に表示される。指示されるタスクは右手・左手・足・舌の動作イメージであり、1試行に1タスクのみ指示される。脳波計測は64チャンネルの脳波計を使用しており、64チャンネルのうち、Fig. 2 に示す60か所の電極で計測したデータを解析に使用する。また、各チャンネルのサンプリング周波数は250 Hz である。

本研究ではチャンネルの選定によって CSP 法における識別率がどのように変化するかを検討する。そのために、60チャンネルと8チャンネルという異なったチャンネル数でフィルタを作成し、それぞれの場合で識別を行う。また、8個のチャンネルの選定は Fig. 3 に示す10パターンを用意する。なお、この選んだ電極位置に対応する脳の部位は Table 1 の通りである。

4. 識別アルゴリズム

本章では、CSP 法によって抽出した信号を識別器にかけて識別するまでの処理について述べる。まず、60チャンネルを全て使用した場合は、 $m=60$ とし、2章に示した CSP 法の理論を用いてフィルタ W を構成する。CSP 法がタスクを1対ずつ分類するための手法であることを考慮すると、ベンチマークデータにおけるタスクは4種類であるため、2タスクずつの分類を考える必要がある。よって、

- ・左手と右手のイメージを分類するフィルタ W_{LR}
- ・左手と足のイメージを分類するフィルタ W_{LF}
- ・左手と舌のイメージを分類するフィルタ W_{LT}
- ・右手と足のイメージを分類するフィルタ W_{RF}
- ・右手と舌のイメージを分類するフィルタ W_{RT}
- ・足と舌のイメージを分類するフィルタ W_{FT}

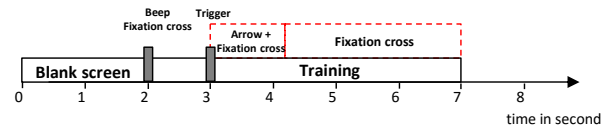


Fig. 1 Timing of one trial of the experimental paradigm. Once the trial begins, the first 2s were quite while participant gaze at a blank screen. At $t=2s$ an acoustic stimulus indicating the beginning of the trial, and a cross “+” is displayed. Then an arrow to the left, right, up or down was displayed between 3s to 4.25s. At the same time, the participant was asked to imagine a left hand, right hand, tongue or foot movement according to the cues until the cross disappeared at $t=7s$. Each of the 4 cues was displayed 10 times within each run in a randomized order.

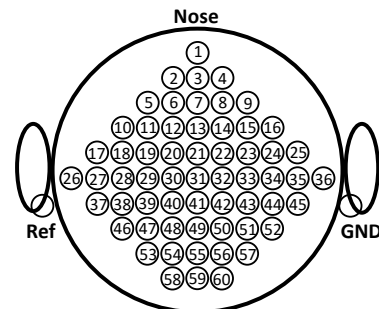


Fig. 2 Position of EEG electrodes. EEG data acquired from 60 channels are used in this study. Two circles on the left and right mastoids indicate reference and ground electrodes.

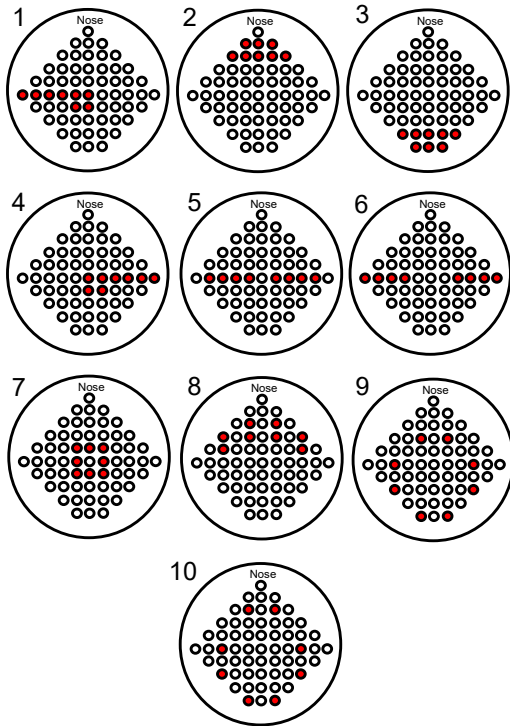


Fig. 3 Electrode placement patterns when 8 electrodes are used.

Table 1 Channel selections for each electrode placement patterns when 8 electrodes are used.

Pattern Number	Brain Region	Channel Number
1	Primary motor cortex (left), somatosensory cortex (left)	26, 27, 28, 29, 30, 31, 40, 41
2	Prefrontal cortex	2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9
3	Primary visual cortex	53, 54, 55, 56, 57, 58, 59, 60
4	Primary motor cortex (right), somatosensory cortex (right)	31, 32, 33, 34, 35, 36, 41, 42
5	Primary motor cortex	27, 28, 29, 30, 32, 33, 34, 35
6		26, 27, 28, 29, 33, 34, 35, 36
7	Primary motor cortex, somatosensory cortex	20, 21, 22, 30, 32, 40, 41, 42
8	Prefrontal cortex	6, 8, 10, 12, 14, 16, 18, 24
9	Prefrontal cortex, primary motor cortex, somatosensory cortex	12, 14, 28, 34, 46, 52, 58, 60
10		6, 8, 28, 34, 46, 52, 58, 60

なる6通りのフィルタ W を構成する。なお、添え字の LR は左手 (LEFT) と右手 (RIGHT) の分類に使用することを表し、他のタスクの組合せも同様に表すこととする。また、行列 Z のうち分散が最大となる1行目と最終行目を特徴として使用するため、式(13), (14)より、上述の6個のフィルタからそれぞれ特徴量 f を得て、識別器に与える特徴量は

$$F = [f_{LR} \ f_{LF} \ f_{LT} \ f_{RF} \ f_{RT} \ f_{FT}] \quad (15)$$

なる12 (2特徴×6フィルタ) 次元のベクトルとなる。こ

れをパラメータとしてオンライン識別器に与える。また、60チャンネルから8チャンネルを取捨選択する Fig. 3 に示したパターンの場合には、 $m=8$ として、上述の作業を行うことで特徴ベクトルを求める。

本研究では、各タスクに対してフィルタの構成に使用した30試行を学習データとし、残りのデータから5試行を識別データとして使用する。また、Fig. 4 に示すように、CSP法により抽出した特徴ベクトルは6つのサポートベクタマシンによって識別され、それぞれの識別結果から多数決を行うことで最終的な識別結果を得る。

5. 識別結果

本章では、チャンネル数と電極の位置を変更した結果として、識別率がどのように変化したのかを述べる。

本研究では、チャンネル数が60個の場合と8個の場合で識別を行うことでチャンネル数の削減によるCSP法の識別率の変化を確認した。Table 2 に3名の実験協力者において60個のチャンネルを使用したときの4タスクの識別率を示す。なお、ここで示す識別率は識別データ5試行分の識別結果から算出した平均識別率である。また、Table 3 から Table 5 に各実験協力者において8個のチャンネルを使用したときの識別率を選定パターンごとに示す。

Table 2 と Table 3, 4, 5 の比較により、

- 60チャンネルと8チャンネルでは60チャンネルを使用した識別率の方が高い
- 一方で、チャンネル数の減少によって全てのタスクの識別率が下がるとは限らない

ということがわかった。さらに、識別率がチャンネル数のみに依存するかを確認するため、識別率が最高のパターンの8チャンネルと最低のパターンの8チャンネルを用いて16チャンネルを使用した識別を行う。結果を Table 6 に示す。Table 3, 4, 5 と Table 6 の比較により、

- k3b と 11b では、識別率が最低の8チャンネルを加えた結果、16チャンネルの識別率が8チャンネルで最高の識別率を下回った
- 一方で k6b では、チャンネル数の変更後に識別率が高くなった
- 識別率の増減はタスクや実験協力者によって異なったということがわかった。この結果から、CSP法による解析では必ずしもチャンネル数が多いことが識別率の向上に繋がるわけではないと考える。また、識別率の低いチャンネルを追加しても、識別率が改善されることはなく、識別に有効なチャンネルを選定することが重要であると言える。

続いて、8チャンネルでの識別率のみに注目し、電極位置による識別率への影響を確認する。Table 3, 4, 5 の比較より、

- k3b では識別率が高いパターンを上から順に選ぶと7, 5, 1, 4, 10 となる
- k6b では識別率が高いパターンを上から順に選ぶと10, 9, 4, 2, 8 となる
- 11b では識別率が高いパターンを上から順に選ぶと6, 5, 4, 1, 9 となる

ということがわかった。比較結果から、k3b と 11b の2名は運動に関連する選定パターンにおける識別率が良い傾向があると言える。一般に、運動想起のタスクにおいて、運動に関連する部位のチャンネル選定が有効であるが、今回の解析結果から、必ずしも全てのユーザに対して運動野の電極が最適ではなく、たとえば、k6b においては、全体をカバーした電極の選定のほうがより高い識別率を出している。また、頭頂部や頭部全体のチャンネルを選んだときも、全60

チャンネルを用いた場合に近い識別率が得られることから、運動野の脳波の計測が行えない場合に、これらの部位で代替することも考えられる。さらに、60チャンネルと8チャンネルでは、識別率の低下は10%に満たない。以上より、適切なチャンネルによる計測を行えば、8チャンネルでも有効な識別が可能であると考えられる。

6. おわりに

本稿では、CSP法におけるチャンネルの選定に注目し、チャンネル数と電極位置が識別率に与える影響を調査した。結果として、チャンネル数を60から8に削減した場合でも、適切な電極位置を選択すれば識別率の低下はほとんどないことがわかった。また、個人によって有効な電極位置の傾向は異なり、チャンネル数を増やすよりも有効なチャンネルを選定することで識別率の改善につながられると考える。

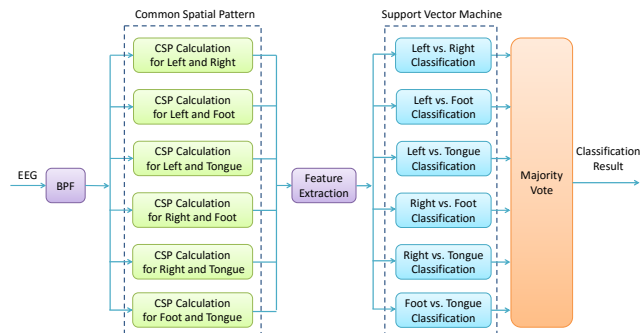


Fig. 4 Schematic diagram of the whole classification procedure.

参考文献

- (1) “特定疾患医療受給者証交付件数”，<http://www.nanbyou.or.jp/entry/1356>, 2015/7/30.
- (2) “脳血管疾患（脳出血や脳梗塞）の総患者数は133万9,000人口厚生労働省「平成20年患者調査の概況」より：日本医療・健康情報研究所-調査・統計”，http://mhlab.jp/malab_calendar/2009/12/006721.php, 2015/7/30.
- (3) J. R. Wolpaw, N. Birbaumer, D. J. McFarland, G. Pfurtscheller, Theresa M. Vaughan, “Brain-computer interfaces for communication and control”, *Clinical Neurophysiology*, Vol. 113, No. 6, pp. 767-791, 2002.
- (4) J. del R. Millan, “Adaptive Brain Interfaces”, *Communications of the ACM*, Vol. 46, No. 3, pp.74-80, 2003.
- (5) T. Jiralerspong, L. Chao, J. Ishikawa, “Identification of three mental states using a motor imagery based brain machine interface”, *Proc. of 2014 IEEE Symposium on Computational Intelligence in Brain Computer Interfaces (CIBCI)*, pp. 49-56, 2014.
- (6) J. Müller-Gerking, G. Pfurtscheller, and H. Flyvbjerg, “Designing optimal spatial filters for single-trial EEG classification in a movement task,” *Clinical Neurophysiology*, Vol. 110, No. 5, 1999.
- (7) C. Guger, H. Ramoser and G. Pfurtscheller, “Real-time EEG analysis with subject-specific spatial patterns for a brain-computer interface (BCI),” *IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering*, Vol. 8, No. 3, pp.447-456, 2000.

- (8) “BCI Competition III”，<http://bbci.de/competition/iii/index.html>, 2015/11/30.
- (9) E. B. Sadeghian, M. H. Moradi, “Continuous Detection of Motor Imagery in a Four-Class Asynchronous BCI”, *Proc. of 29th Annual International Conference of the IEEE EMBS*, pp. 3241-3244, 2007.

Table 2 Classification results when all 60 channels are used

Subject	Classification results [%]				Average
	left	right	foot	tongue	
k3b	81.2	49.6	86.6	66.0	70.9
k6b	63.1	23.5	22.9	49.0	39.6
11b	66.7	69.7	37.3	32.1	51.5

Table 3 Classification results when 8 channels are used (k3b)

Pattern Number	Classification results [%]				Average
	left	right	foot	tongue	
1	48.7	33.8	50.6	83.6	54.2
2	41.7	14.0	29.2	24.3	27.3
3	16.3	15.0	35.0	13.6	20.0
4	60.3	32.2	62.7	48.1	50.8
5	67.9	46.5	50.2	70.5	58.8
6	62.8	28.1	25.3	68.1	46.1
7	67.3	48.1	78.8	65.6	65.0
8	92.2	16.9	11.3	68.9	47.3
9	63.6	38.2	20.4	57.1	44.8
10	49.0	24.7	46.3	75.1	48.8

Table 4 Classification results when 8 channels are used (k6b)

Pattern Number	Classification results [%]				Average
	left	right	foot	tongue	
1	22.4	20.4	9.4	28.6	20.2
2	37.0	30.9	27.6	33.0	32.1
3	29.3	9.7	36.9	32.6	27.1
4	43.6	41.5	33.9	33.9	38.2
5	29.8	10.0	29.2	22.1	22.8
6	20.3	21.6	19.8	37.0	24.7
7	35.1	30.1	16.0	26.4	26.9
8	48.4	18.9	36.5	13.0	29.2
9	27.4	24.9	55.1	52.4	40.0
10	32.2	25.2	53.4	49.2	40.0

Table 5 Classification results when 8 channels are used (11b)

Pattern Number	Classification results [%]				Average
	left	right	foot	tongue	
1	36.9	31.9	34.0	35.9	34.7
2	50.5	2.6	0	0	13.3
3	32.3	21.4	26.7	22.2	25.7
4	15.6	57.6	17.6	53.5	36.1
5	11.2	42.1	41.5	58.9	38.4
6	32.3	50.3	55.5	46.8	46.2
7	32.2	24.9	6.1	30.2	23.4
8	38.9	25.5	15.9	28.9	27.3
9	32.6	24.6	41.5	27.9	31.7
10	15.1	28.6	22.8	37.2	25.9

Table 6 Classification results when 16 channels are used

Subject	Classification results [%]				Average
	left	right	foot	tongue	
k3b	77.9	50.3	39.5	57.8	56.4
k6b	31.4	51.4	48.7	37.8	42.3
11b	22.9	52.5	41.4	50.7	41.9