

定常視覚誘発電位に基づく BCI

— 振幅変化を利用した被注意刺激の判別に関する基礎的検討 —

泉岡 太輔[†] 笹山 瑛由^{†,††} 川口 浩和[†] 小林 哲生[†]

[†] 京都大学大学院工学研究科 〒615-8510 京都府京都市西京区京都大学桂

^{††} 日本学術振興会 〒102-8471 東京都千代田区一番町 6

E-mail: [†] izuoka@bfe.kuee.kyoto-u.ac.jp

あらまし 脳波 (electroencephalogram: EEG) に基づく BCI (brain-computer interface) では計測された EEG から特徴抽出を高精度に行うことが重要である. 本研究では定常視覚誘発電位に基づく BCI に着目し, 2 つの異なる周波数で点滅する視覚刺激のどちらに被験者が注意を向けているかを EEG から判別する新たな手法の提案を行った. 先行研究では被験者は常に刺激に注意を向けているという前提で研究されており, 疲労などによって注意がそれることを想定していない. そこで短時間での特徴抽出を念頭に置き, 計測された EEG に狭帯域バンドパスフィルタを施し, 主成分分析と独立成分分析を用いて誘発成分とノイズを分離後, 誘発成分の短い時間幅毎での振幅値に common spatial pattern を施して特徴を抽出し, サポートベクターマシンを用いて判別を行なった. 全被験者平均の判別正答率は約 70%であり, BCI への実用に向けて提案した解析手法の有用性が示された.

キーワード ブレインコンピュータインタフェース, EEG, PCA, ICA, サポートベクターマシン

Brain-computer interface based on steady-state visually evoked potentials

— Fundamental study on classification of attended stimulus based on amplitude change —

Daisuke IZUOKA[†] Teruyoshi SASAYAMA^{†,††} Hirokazu KAWAGUCHI[†] and Tetsuo KOBAYASHI[†]

[†] Graduate School of Engineering, Kyoto University Kyoto-Daigaku-Katsura, Nishikyo-ku, Kyoto, 615-8510 Japan

^{††} Japan Society for the Promotion of Science 6 Ichibancho, Chiyoda-ku, Tokyo, 102-8471 Japan

E-mail: [†] izuoka@bfe.kuee.kyoto-u.ac.jp,

Abstract In BCI with EEGs, it is important to extract features precisely using signal processing techniques. In this study, we focused on a BCI based on SSVEPs (steady-state visually evoked potentials) and investigated the method to analyze SSVEPs and examined classification accuracy when subjects focused on one of two visual stimuli flickering at different frequencies. Most of previous studies performed on this kind of BCI assume that subjects continued to attend on stimuli and do not consider the effects on attention by fatigue. Here, we performed the feature extraction in the short time period. After applied band pass filter tuned at narrowband stimulus frequency for measured EEGs, we separated signals and noises by using principal component analysis and independent component analysis. Subsequently, we extracted features by applying common spatial pattern obtained to amplitude in each short analysis period of the ingredient corresponding to signals. Finally, the attended stimulus was determined by classifying the features with support vector machine. A classification accuracy rate in all subjects was about 70%. This demonstrates the feasibility of the proposal method as a BCI.

Keyword BCI, EEG, SSVEP, PCA, ICA, SVM

1. はじめに

BCI (Brain-Computer Interface) は EEG などから抽出した特徴量を機械に入力して機械を制御するシステムで, 身体障害者や健常者の生活の質

を向上させることにも繋がる新しいコミュニケーションツールとして期待されている [1].

脳波計測において, 一定周波数で点滅している視覚刺激を注視すると, 後頭部に位置する視覚野で同一周

波数成分及びその高調波成分から成る定常視覚誘発電位(steady-state visually evoked potential:SSVEP)が発生することが知られている．視覚刺激に注意を向けるか否かで SSVEP は変調されるため，この SSVEP の変調に基づく BCI が注目を集めている．被験者があまり実験のための訓練を必要としないといった長所がある[2]．

従来の SSVEP の抽出法としては，独立成分分析(ICA)を用いた解析法[2]や，時系列の加算平均による抽出法[3]，SSVEPのモデル波形を利用した解析法[4]などが報告されている．しかし，今までの報告では被験者が視覚刺激に常に注意を向けているという前提で研究が行われている．一方，瞬目あるいは疲労により被験者が常に視覚刺激に注意を向けているとは限らないと考えられる．

そこで本研究では，短時間での特徴抽出の可否を念頭に置き，EEG から誘発成分を抽出する方法の1つである主成分分析(PCA)とICA[5,6]，時系列信号から空間フィルタにおいて特徴を抽出する手法である common spatial pattern (CSP) [9~12]，2クラス分類問題を解くための線形判別器であるサポートベクターマシン(SVM) [13]を組み合わせた新たな SSVEP の抽出法を提案した．また，短時間毎に判別を行うことで正答率の向上を目指した．

本研究の実験では，被験者には液晶画面に呈示された2つの異なる周波数で点滅する点滅刺激に注意を向けるよう指示した．被験者が点滅刺激を注視している際の EEG データを PCA と ICA を用いて誘発成分とノイズに分離し，得られた誘発成分を 1 s 以下の短い区間に区切った．短い区間に区切った誘発成分のデータに CSP を施してクラス判別のための特徴ベクトルを導出した．最後に，SVM を用いて導出された特徴ベクトルを判別し，正答率を算出した．さらに解析するチャンネル数の違いによる正答率についての検討を行った．

2. 実験

2.1. 被験者

24~32歳の健常者5名(男性4名，女性1名)を被験者として実験を行った．被験者には実験の目的と手順を説明し，同意を得た．被験者には快適な椅子に座って，液晶画面(リフレッシュレート 60 Hz)に呈示される点滅刺激に注意を向けてもらった．

2.2. EEG 計測

EEG は 128ch のデジタル EEG システム(ActiveTwoSystem, BioSemi, Inc.)の，拡張 10-20 法に基づく全頭を覆うヘッドキャップを用いて合計 128 箇所

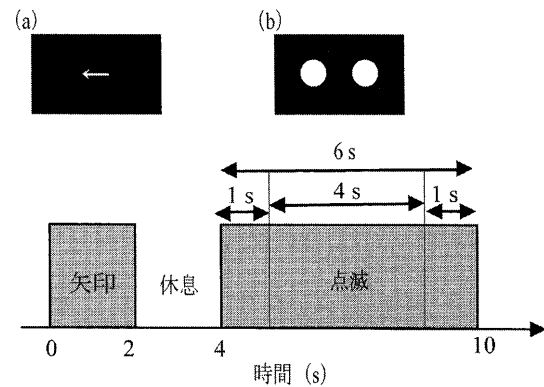


図 1. 実験プロトコル (1 試行)

で計測を行い，サンプリング周波数 512 Hz でコンピュータに取り込んだ．液晶画面と被験者との距離は 50 cm と設定した．液晶画面に呈示している点滅刺激に注意を向けている時の EEG の計測を行った．

実験は以下の手順で行い，そのプロトコルを図 1 に示した．

- I： 黒色の液晶画面の中央に「←」もしくは「→」の白色の矢印を 2 s 間呈示した (図 1 (a))．
- II： 矢印を 2 s 間呈示後，液晶画面に何も表示しない期間をさらに 2 s 間設けた．
- III： 異なる周波数で点滅する 2 つの点滅刺激を 6 s 間呈示した (図 1 (b))．被験者には呈示される 2 つの点滅刺激のうち，I で指示した矢印の方向の点滅刺激に注意を向けてもらった．点滅刺激には直径 100 ピクセルの白色の円を用い，その円の中心間距離は 200 ピクセルとした．

I ~ III を 10 試行繰り返すことで 1 セットとした．1 セットあたり左右の方向を示す矢印がそれぞれ 5 回ずつ無作為に呈示される．実験は全部で 20 セット行った．刺激周波数は液晶画面のリフレッシュレートを考慮して，10 Hz，12 Hz を選択した．実験の前半 10 セットでは被験者から見て左側の点滅刺激の周波数を 10 Hz，右側の点滅刺激の周波数を 12 Hz に設定した．実験の後半 10 セットでは左右の点滅刺激の周波数を入れ替えて(左 12 Hz, 右 10 Hz)同様の実験を行った．

3. 解析方法

図 2 と図 3 に，解析における使用電極群と解析のフローチャートをそれぞれ示した．電極は後頭部に位置する一次視覚野近傍の電極を 2 種類のパターンを用い

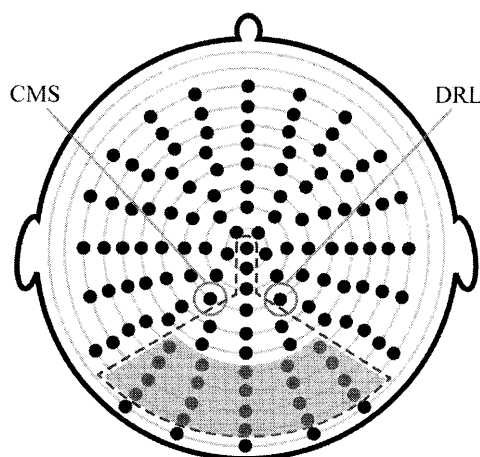


図 2. 使用電極群

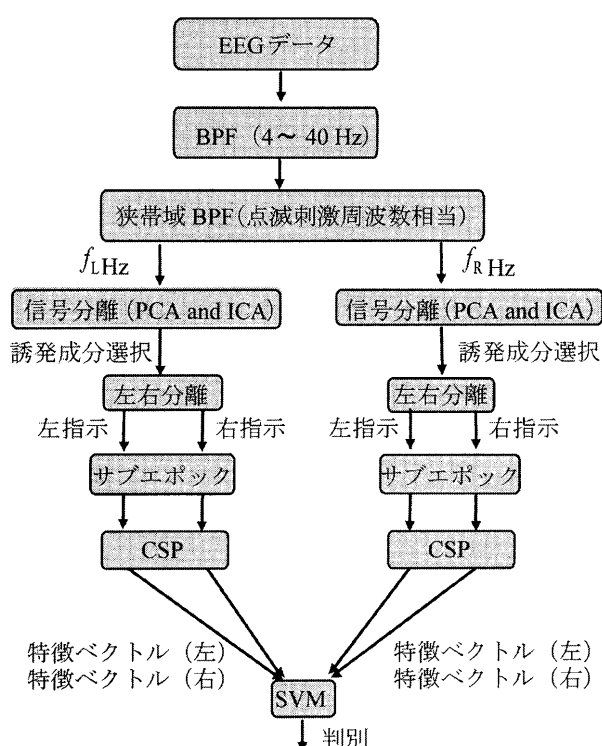


図 3. 解析のフローチャート

た．以下，図 2 で塗りつぶされた範囲の電極群を使用電極群 1，点線で囲まれた範囲の電極群を使用電極群 2 とする．CMS はリファレンス電極，DRL はグラウンド電極を示す．解析は MATLAB2010a を用いて行った．

3.1. 前処理

EEG システムによって計測された時系列データに対して，刺激呈示から 1～5 s の 4 s 間の区間をエポックとして分けて，刺激呈示から 1 s 間と呈示終了まで 1 s 間を解析区間から除くための処理を行った（図 1）．

次に，電源周波数成分（60 Hz）などの高周波成分や直流成分（0 Hz 近傍）を落とすために 4～40 Hz のバンドパスフィルタ（BPF）を掛けた．そして，点滅刺激周波数に相当する狭帯域 BPF を施した（10 Hz に対しては 9.5～10.5 Hz を通過域，12 Hz に対しては 11.5～12.5 Hz を通過域とする BPF）．なお，図 3 の f_L ， f_R は被験者から見て左側の点滅刺激の周波数と右側の点滅刺激の周波数をそれぞれ示す．また，図 3 の左指示，右指示はそれぞれ図 1 の矢印が左，右を指示した時のデータを示す．BPF は常に安定であるという長所を持つ有限インパルス応答フィルタ（FIR フィルタ）を使用した．

3.2. PCA・ICA

信号分離の方法として PCA 及び ICA[4,5]を用いた．ICA のアルゴリズムは FastICA であり[7]，EEGLAB で提供されているものを用いた[8]．

まず，PCA を用いて EEG データの次元を縮小した後に ICA を施すことで複数の独立成分（IC）に EEG を分離した．PCA に関しては，累積寄与率を 95%として解析した．ICA は信号源の信号数を E ，観測信号数（チャンネル数）を C とすると，以下のように表現できる[5,6]．

$$s(t) = W \cdot x(t) \quad (1)$$

$$s(t) = (s_1(t), s_2(t), \dots, s_E(t))^T \quad (2)$$

$$x(t) = (x_1(t), x_2(t), \dots, x_C(t))^T \quad (3)$$

式中の T は行列の転置を表し， $s_e(t)$ ($e=1, \dots, E$) は信号源 e の信号， $x_c(t)$ ($c=1, \dots, C$) は電極 c における観測信号， W は第 v 成分の荷重ベクトル w_e から成る行列 ($E \times C$) である．

誘発成分の同定に関して，先行研究では，瞬目成分や誘発成分の空間分布と ICA より得られる荷重ベクトルとの内積を評価関数として同定を行っている[5,6]．しかし，SSVEP について調査する場合，左に注意を向けた時と右に注意を向けた時の空間分布が類似しているため，先述の評価関数によって左右の空間分布を判別することは困難であった．そこで ICA 適応後に算出された時系列データの点滅刺激周波数成分（図 3 の f_L ， f_R ）の振幅に注目した．ICA 後算出された時系列信号 ($s_e(t)$) について，各信号における点滅周波数成分の振幅を取得する．得られた振幅の中で一番値の大きい信号と二番目に値の大きい信号を誘発成分（SSVEP 信号）として同定した．そして同定された成分を用いてチャンネルに対応する時系列データを再構成した．

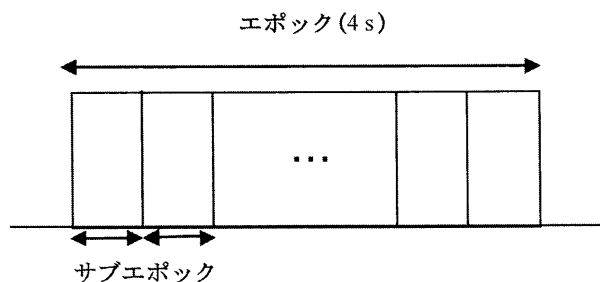


図 4. エポックとサブエポックとの関係

3.3. サブエポック

ICA により得られた誘発成分のデータをエポックよりも短い区間に分けてデータを再構成した。前処理で分けた区間をエポックと定義したのに対して、この処理で区切った短い区間をサブエポックとして定義する。図 4 にエポックとサブエポックの関係を示した。

以下に述べる CSP, SVM ではこのサブエポックを用いて解析を行った。サブエポックの時間の長さとして 400 ms, 500 ms, 1000 ms を選択した。

3.4. Common Spatial Pattern

時系列信号から空間フィルタを用いて特徴を抽出する方法である CSP は、EEG の研究では、異常な脳波を検出するために用いられている。また、運動関連の判別においても適当な空間フィルタを設計できることが報告されている[9]。以下 CSP の概要について説明する[10,11]。

2 つのクラス（左の点滅刺激注視時、右の点滅刺激注視時）下での EEG を示す $N \times T$ の行列をそれぞれ X_l , X_r とする。 T は時系列データ数で、 N は電極数を表す。空間領域で正規化された共分散行列は、以下のように表現できる。

$$R_l = \frac{X_l X_l^T}{\text{trace}(X_l X_l^T)}, \quad R_r = \frac{X_r X_r^T}{\text{trace}(X_r X_r^T)} \quad (4)$$

$\text{trace}(A)$ は A の対角成分の和を表す。

R_l , R_r をそれぞれ左の点滅刺激注視時、右の点滅刺激注視時の正規化された共分散行列のアンサンブル平均とすると、

$$\bar{R}_l = \frac{1}{N_l} \sum_{i=1}^{N_l} R_{li}(i), \quad \bar{R}_r = \frac{1}{N_r} \sum_{i=1}^{N_r} R_{ri}(i) \quad (5)$$

と表される。 N_l と N_r とはそれぞれ、左の点滅刺激注視の試行回数と右の点滅刺激注視の試行回数を表す。ここで、固有値分解を $\bar{R}_l$, $\bar{R}_r$ の和 $\bar{R}$ に適用する。

$$\bar{R} = \bar{R}_l + \bar{R}_r = U_0 \Lambda U_0^T \quad (6)$$

U_0 は固有ベクトルを並べた行列、 Λ は固有値を対角成分にもつ対角行列である。白色化行列は

$$P = \Lambda^{-1/2} U_0^T \quad (7)$$

と表すことができ、 $\bar{R}_l$, $\bar{R}_r$ はそれぞれ以下のように変換できる。

$$Y_l = P \bar{R}_l P^T, \quad Y_r = P \bar{R}_r P^T \quad (8)$$

Y_l , Y_r に対して固有値分解を用いると、

$$Y_l = U \Lambda_l U^T, \quad Y_r = U \Lambda_r U^T \quad (9)$$

と表される。 Y_l , Y_r は共通の行列 U と固有値を対角成分にもつ対角行列 Λ_l , Λ_r で表すことができる。

Λ_l , Λ_r は、

$$\Lambda_l + \Lambda_r = I \quad (10)$$

の条件を満たす（ I は単位行列）。 Λ_l で最も大きい固有値に対応する固有ベクトルは、 Λ_r では最も小さな固有値に対応する。 U の最初の M 個の固有ベクトルを U_l ($M \times N$ 行列)、最後の M 個の固有ベクトルを U_r ($M \times N$ 行列) と定義する。 U_l , U_r は 2 つのクラスを分離する固有ベクトルである。左の点滅刺激注視時、右の点滅刺激注視時それぞれに対応する空間フィルタ F_l , F_r は、

$$F_l = U_l^T P, \quad F_r = U_r^T P \quad (11)$$

と表すことができる。

$$f_i = \begin{cases} \log \left(\frac{\text{var}(F_{il} X)}{\sum_{j=1}^M (\text{var}(F_{jl} X) + \text{var}(F_{jr} X))} \right) \\ \log \left(\frac{\text{var}(F_{ir} X)}{\sum_{j=1}^M (\text{var}(F_{jl} X) + \text{var}(F_{jr} X))} \right) \end{cases} \quad (i=1, \dots, M) \quad (12)$$

として得られる f_i から成る特徴ベクトル f を取得する。 $\text{var}(A)$ は A の分散を表す。本研究では先行報告[10]を参考に $M=2$ とした。

3.5. SVM

線形判別の手法の 1 つである SVM の概要を説明する[12]。SVM は識別関数を用いて、2 値分布問題（ $y \in \{-1, 1\}$ ）を解くために考えられた学習アルゴリズムである。

以下 SVM の識別関数について述べる。SVM を使用

するにあたっては次の識別関数 $f(\mathbf{x})$ を用いる．

$$f(\mathbf{x}) = \text{sgn}((\mathbf{w}^T \mathbf{x}) + b) \quad (13)$$

$\mathbf{x}$ は入力関数， $\mathbf{w}$ は識別超平面の重み， b は識別超平面のバイアスを示しており，トレーニングデータを用いてこの識別関数を決定する．得られた識別関数を基に以下のようにテストデータの左右判別を行う．

$$f(\mathbf{x}) = \begin{cases} -1 & (\mathbf{x} \in \Omega_L) \\ +1 & (\mathbf{x} \in \Omega_R) \end{cases} \quad (14)$$

Ω_L は左と判別されるクラス， Ω_R は右と判別されたクラスを表す．

本研究では，CSP によって得られた特徴ベクトルを SVM の入力ベクトルとして用いた（図 4）．判別正答率を算出する際は，判別を行うデータ群をトレーニングデータとテストデータに分離する交差確認法を採用し，交差確認法の 1 つである 1 つ抜き法 (leave-one-out method) を使用した [13]．

判別正答率を算出する際，まず左の点滅刺激に注意を向けたデータの特徴ベクトルと右の点滅刺激に注意を向けたデータの特徴ベクトルをテストデータ（1 サブエポック）とトレーニングデータ（ $K-1$ サブエポック， K =全サブエポック数）とに分離した．次に，トレーニングデータを用いて式（13）の識別関数のパラメータを設定する．トレーニングデータより設定した識別関数を用いてテストデータを入力して式（14）の判別を行なった．得られた判別結果が矢印の指示した方向と一致するかの調査を全サブエポックに対して行った．このようにして得られた全サブエポックでの判別結果について，全サブエポックのうち SVM で得られた判別結果と矢印で指示した方向が一致したサブエポックが幾つ存在するのかを判別正答率と定義して算出した．

4. 結果および検討

被験者 5 名の正答率の結果を表 1 に示した．解析に用いた電極は図 2 で示した電極である．なお，表の単位は全て % である．正答率が 80% を超えた被験者もいたが 50~60% 近傍の被験者もあり，結果にばらつきが生じた．

使用電極群 1，使用電極群 2 における各サブエポック時間長での正答率の全被験者平均を算出すると，使用電極群 1 の場合，400 ms-68%，500 ms-70%，1000 ms-71% で，使用電極群 2 の場合，400 ms-73%，500 ms-72%，1000 ms-73% であった．双方の使用電極群を用いた場合で平均が 70% 近傍の値をとる結果となり，本研究での解析手法の有用性が示されたと考えられる．ただし，BCI への実用を考えると，更なる判別正答率

表 1. 正答率

(a) 使用電極群 1 の場合 (b) 使用電極群 2 の場合

(a)

	サブエポック時間長		
	400 ms	500 ms	1000 ms
被験者1	83	84	85
被験者2	80	84	81
被験者3	70	71	71
被験者4	51	53	59
被験者5	58	56	60

(b)

	サブエポック時間長		
	400 ms	500 ms	1000 ms
被験者1	85	86	86
被験者2	81	79	83
被験者3	73	75	74
被験者4	60	56	60
被験者5	67	64	67

の向上が必要となる．さらに被験者間で判別正答率にもばらつきが見られ，被験者間で点滅刺激に対する目の負担のかかり方の違いもあったと考えられる．例えば，実験中に目が乾燥して辛かったという意見もあった．このような意見を踏まえて，被験者の負担がかからないような点滅刺激の検討も必要となる．使用電極群 1 の場合と，使用電極群 2 の場合における正答率を比較すると，上記の全被験者平均より，使用電極群 2 での正答率の方が良好な値が算出されていることが分かる．その理由として CSP が主に多チャネル時系列信号から特徴を抽出する解析手法である [11] ことが考えられる．このことから，CSP の特性を考えると解析で使用する電極数を増やすことで判別正答率の向上が期待できるが，BCI の実用性と被験者への負担を考慮すると電極数は少ない方が望ましいと考えられる．今後は多くの電極が必要とされる CSP ではなく極力少ない電極数で判別正答率を向上することのできる解析手法の検討が課題となる．

5. むすび

本研究では SSVEP に基づく BCI に向けた短時間での特徴抽出に関する基礎的検討を行った．狭帯域フィ

ルタ, PCA および ICA を用いて誘発成分の抽出を行い, 短い解析区間に区切って CSP を用いて空間領域での特徴ベクトルを抽出して, 抽出された特徴ベクトルを入力ベクトルとして SVM を用いた左右判別を行う解析手法を提案した.

BCI での実用を考えると, 本手法により算出された正答率は被験者によってもばらつきが見られて十分高い値とは言えないが, 短時間での特徴抽出による注意方向の判別に焦点をあてた本研究での解析手法の有用性が示されたと言える. チャンネル数や視角刺激など実験方法や解析手法の改善点を克服していけば, BCI の実用へ期待ができる.

文 献

- [1] J. R. Wolpaw, N. Birbaumer, D. J. McFarland, G. Pfurtscheller, T. M. Vaughan, "Brain-computer interfaces for communication and control" *Clinical neurophysiology*, vol.113, no.6, pp.767-791 (2002)
- [2] C. Jia, X. Gao, B. Hong, S. Gao, "Frequency and phase mixed coding in SSVEP-Based Brain-Computer Interface" *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol.58, no.1, pp.200-206 (2011)
- [3] A. Luo, T. J. Sullivan, "A user-friendly SSVEP-based brain-computer interface using a time-domain classifier" *Journal of Neural Engineering*, vol.7, 026010 (2010)
- [4] O. Friman, I. Volosyak, A. Graser, "Multiple channel detection of steady-state visual evoked potentials for brain-computer interfaces" *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol.54, no.4, pp.742-750 (2007)
- [5] Y. Okada, J. Jung, T. Kobayashi, "An automatic identification and removal method for eye blink artifacts in event-related magnetoencephalographic Measurement" *Physiological Measurements*, vol.28, no.370, pp.1523-1532 (2007).
- [6] 笹山, 鄭, 小林, "周波数標識された定常体性感覚誘発電位に基づく左右示指への注意識別の試み" ヒューマンインタフェース学会論文誌, vol.11, no.2, pp.11-20 (2009)
- [7] A. Hyvärinen, J. Karhunen, E. Oja 著, 根本, 川勝訳, "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, 東京 (2005)
- [8] A. Delorme, S. Makeig, "EEGLAB: An open source toolbox for analysis of single-trial EEG dynamics including independent component analysis" *Journal of Neuroscience Methods*, vol.134, no.1, pp.9-21 (2000)
- [9] H. Ramoser, J. Müller-Gerking, G. Pfurtscheller, "Optimal spatial filtering of single trial EEG during imagined hand movement" *IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering*, vol.8, no.4, pp.441-446 (2000)
- [10] Y. Li, X. Gao, H. Liu, S. Gao, "Classification of single-trial electroencephalogram during finger movement" *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol.51, no.6, pp.1019-1025 (2004)
- [11] 藤澤, 唐山, 廣瀬, "VR 環境における運動想起を用いた BCI システムの構築と CSP による被験

者の訓練負担軽減に関する研究 (ヒューマンコンピュータインタラクション" 電子情報通信学会論文誌 D, vol.91, no.11, pp.2616-2623 (2008)

- [12] 小野田 崇, "知の科学 サポートベクターマシン" 人工知能学会, 株式会社オーム社, 東京, (2007)
- [13] 石井, 上田, 前田, 村瀬, "わかりやすいパターン認識" 株式会社オーム社, 東京, (1998)