

L-FTMを用いた探索型BCIの、運動時発現脳波の学習による運動イメージ脳波特徴識別

Identification of EEG features during motor imagery by heuristic BCI with L-FTM, after learning of EEG features during exercise.

小田 輝王^{1*} 工藤 卓^{1,CA}
Teruo Oda Suguru N. Kudoh

¹ 関西学院大学
Kwansei Gakuin University

It is known that EEG drastically changes depending on external influences and health condition of an experimental participant. BCI based on the focused features of EEG signal, such as frequency band or measurement sites is suitable only for the users with reproducible, major EEG features evoked by a certain cognitive task. To avoid this problem, we developed a BCI using Learning-type-Fuzzy-Template-Matching (L-FTM) method. In addition, we implemented pruning procedure that deletes unsuitable fuzzy rules with high compatibility degree to both of task and non-task status. We confirmed that was BCI system detected the EEG features of a participant during imaging movement task, after learning the EEG features accompanied by motor task.

1. はじめに

神経細胞の集合体である脳は、一つ一つの神経細胞から起こる活動電位を回路の出力として統合し、脊髄や筋を介して動作を実現している。また、脳は運動・知覚などの行動だけでなく、感情・理性などの精神活動の源である。脳に存在する多数の神経細胞で発現した活動電位が重なって生じた集合電位が頭蓋表皮に伝搬したものを記録したものが脳波 (ElectroEncephaloGram, EEG) である [Berger 29]。脳波を応用した研究として近年注目されているのは非侵襲型のブレイン-コンピュータ・インターフェース (Brain-Computer Interface, BCI) である。これは頭皮上に電極を設置して脳波計測を行い、その活動パターンから人の意図を検出して機器を操作するもので、特に脳波 BCI は非侵襲であり、感染症のリスクの心配がないため、安全で日常的に使用できる [櫻井 07]。脳波を用いた BCI 研究では、事象関連電位 (Event-Related Potentials, ERP) や定常状態視覚誘発電位 (Steady State Visual Evoked Potentials, SSVEP) などのようにあらかじめ決まった脳波特徴に着目し、特定の周波数帯域と計測部位に限定して信号を検出するものがほとんどである [Faller 10, Sakurada 13, Kaufmann 14, Daly 18]。着目した脳波特徴から、これを誘発する認知的活動が検出されたときに、これに従って機器の制御を行うのが従来の BCI であった。しかし、EEG は外部の影響によって大きく変化することが知られており、実験参加者の健康状態や集中力によって変動するため、再現性に問題がある [市川 08, Krauledat 08]。本研究では、再現性の問題を克服するために、認知的活動とそれに伴う脳波をあらかじめターゲットにする方法を取らない BCI を提案する。我々は、これまでにあらかじめ検出する対象となる脳波特徴を限定するかわりに、短時間の学習を行い、ある特定の認知的タスクを実行するときに特異的に出現する脳波パターンを自動抽出する探索型 BCI を提案してきた [山口 12]。さらに探索型 BCI として、学習型簡略ファジィ推論を応用した学習型ファジィテンプレートマッチング (Learning Fuzzy Template Matching, L-FTM) 法を実装した。また、認知的タスクを行っている状態 (タスク状態) と行っていない状態 (ノンタスク状態) の両方に出現する脳波特徴に対して適合度が高いテン

プレート (ルール) を削減し、タスク又はノンタスクのどちらか一方の状態に適合度が高いテンプレートを残す「ブルーニング」を実装した。本研究では、開発した探索型 BCI を用いて、学習時に運動を実際に行い、ファジィルールで構成された探索空間から運動をイメージした状態 (タスク状態) で出現する脳波特徴パターンに対応するルールを学習によって自動的に選定し、運動イメージによる BCI を実現した。

2. 提案手法

2.1 学習型-ファジィテンプレートマッチング

本研究で用いた学習型ファジィテンプレートマッチング (Learning Fuzzy Template Matching, L-FTM) は、構成としては学習型簡略ファジィ推論と同様である [菅野 88]。通常ファジィテンプレートマッチングではメンバシップ関数の頂点の位置を用いてテンプレートが構成されているのに対し、L-FTM では入力値に対して "高い", "低い" のファジィラベルを用いて前件部のルールをテンプレートとして構成する。これにより、様々な入力に対してルール (テンプレート) を構成することが出来る。例えば, " α 波周波数帯の O1 計測部位の脳波", " β 波周波数帯の C3 計測部位の脳波", "上腕の筋電" のように異なる特性をもった入力に対して柔軟にテンプレートを構成することが可能である。また入力に対して、はっきりとした閾値を設定する必要がなく、生成された入力パターンの各ラベルごとに設定されたメンバシップ関数からメンバシップ値を算出し、各ルールの適合度を求めた。本研究で開発した L-FTM では測定部位数とラベル数によって構成されたルールから有効なルール (テンプレート) を学習によって網羅的に探索するが、実時間での外部機器制御を目標としているため、計算負荷による遅延は可能な限り抑える必要がある。そこで、後件部は Mamdani の推論の結論部であるファジィ集合ではなく、実数値を用いた簡略ファジィ推論とした。通常ファジィ推論では重心計算を行うため、時間がかかるのに対し、簡略ファジィ推論は後件部値を実数値として表現することで計算量を軽減することができる。具体的には、後件部値の実数値を、各ルール (テンプレート) の適合度を重みとした荷重平均して出力値とする [Takagi 93]。有効なルールを学習によって選別する際の探索空間となるベースのルールセットは脳波の計測部位と周波数帯の組み合わせで自動生成し、後件部値が目標値となる教師信号に近似するよう学習によって設定した。

連絡先: 工藤卓, 関西学院大学 理工学部 人間システム工学科, 神経知能工学研究室, 三田市学園 2-1, 080-2401-4782, snkudoh@kwansei.ac.jp

2.2 出力値の計算

脳波の入力を得るために Biosemi 社の ActiveTwo システムを用いて脳波信号を計測した。計測部位ごとに高速フーリエ変換 (Fast Fourier Transform, FFT) を行い、選択した周波数帯域の範囲の振幅パワーの面積値を求めて入力値とした。面積値を計算する各周波数帯域は δ 波 (1~3 Hz), θ 波 (4~7 Hz), α 波 (8~13 Hz), β 波 (14~50 Hz) とし、タスクに応じて、使用する計測部位と周波数帯域を設定した。各テンプレートの適合度の計算は、 i 番目のルールのファジィラベルに対応した j 番目の入力に対するメンバシップ関数に脳波パワーの面積値を入力し、メンバシップ関数の出力 G_j を掛け合わせたものを適合度 μ_i と定義した (式 1)。 μ_i は各入力脳波パターンと各テンプレートとの適合度を表す。出力値は μ_i を重みとした各ルールの後件部値 Z_i の荷重平均とした (式 2)。

$$\mu_i = \prod_{j=0}^n G_j \quad (1)$$

$$Z = \frac{\sum_{i=1}^n (\mu_i * Z_i)}{\sum_{i=1}^n \mu_i} \quad (2)$$

2.3 後件部値の学習

後件部値 Z_i の学習は、最急降下法を用いて、出力値 Z が目標値となる教師信号 T に近似するように学習する (式 3)。

$$Z_i = Z'_i + \rho * \mu_i * (T - Z) \quad (3)$$

ただし、 Z'_i は更新前の後件部値であり、 Z_i とは異なる値である。本研究では、実験参加者に特定のタスクを指示して、そのタスク時に出現する脳波パターンを L-FTM に入力し、この脳波に対する出力目標値を定めて教師信号とした。本研究では脳波の識別が目的であり、タスク実行時の脳波を区別できるように、適当な数値を教師信号として設定した。 ρ は学習係数であり、経験的に 0.9 と設定した。

2.4 プルーニング

自動生成した脳波特徴パターンの探索空間であるルールにおいては、タスク時とノンタスク時のどちらにおいても適合度が高くなるルールが存在している可能性がある。両方に適合度が高いルールが残っている場合、2 状態の識別精度を減少させてしまう。この問題を回避するために、両状態で適合度が高いルールを削除し、タスク状態・ノンタスク状態のどちらか一方に適合度が高いルールのみ保持するプルーニングを、開発した BCI システムに実装した。はじめに各ルールのタスク時・ノンタスク時の適合度の合計値から最大値 $Ob_{(i)}$ を算出した (式 4)。

$$Ob_{(i)} = \max\left\{\sum_{t=1}^{te} Ot_{(i,t)}, \sum_{t=1}^{te} On_{(i,t)}\right\} \quad (4)$$

t は時刻、 te は最終時刻、 $Ot_{(i,t)}$ は i 番目のルール $R_{(i)}$ のタスク時に発現した脳波の時刻 t の適合度、 $On_{(i,t)}$ はルール $R_{(i)}$ のノンタスク時に発現した脳波に対する適合度である。次に、タスク時・ノンタスク時の各適合度の合計値の差分を求め、その絶対値 $Os_{(i)}$ を算出した (式 5)。

$$Os_{(i)} = \left| \sum Ot_{(i)} - \sum On_{(i)} \right| \quad (5)$$

$Os_{(i)}$ を $Ob_{(i)}$ で正規化し、その値が設定した閾値 th より小さい場合、その i 番目のルールは両状態において適合度が高いルールと判別され、削除される。差分が大きい場合、タスク時・ノンタスク時どちらか一方に適合度が高いルールと判断し、ルールは保持される (式 6)。

$$Pruning(R_{(i)}) \begin{cases} \text{retain, if } \left(\frac{Os_{(i)}}{Ob_{(i)}} \geq th \right) \\ \text{delete, if } \left(\frac{Os_{(i)}}{Ob_{(i)}} < th \right) \end{cases} \quad (6)$$

保持されたルールセットを用いて、保存済みの学習データの入力値により再度学習を行い、後件部値を再設定する。探索空間であるルールのプルーニングを行うことにより、広範な探索空間から限定した新しいテンプレートセットが構成される。新しいテンプレートセットを用いることで、2 状態の識別精度を高くすることが可能である。

3. 実験手法

3.1 実験概略

全ての実験は関西学院大学「人を対象とする医学系研究」倫理規定に従い、倫理委員会の承認を経て行った。実験には、健康な男性 3 名と女性 2 名 (21~24 歳) を実験参加者としてそれぞれ同日に 5 回行った。実験参加者には脳波計と接続された電極をセットしたヘッドキャップを被り、通常の室内で椅子に座って安静にしてもらい、実験を行った。今回選択した計測部位は国際式 10-20 法に基づき、F4, F3, C3, C4, P3, P4 を選択し、各周波数領域は α 波と β 波に設定した。この組み合わせの 6×2 の 12 入力として、各入力に対してファジィラベルは High, Low の 2 種の組み合わせで 2^{12} の 4096 テンプレートルールが生成される。実験参加者には学習時に腕の上げ下げを 1 秒間隔で繰り返して行ってもらい、その後、タスク時にはこの運動をイメージしてもらった。また、別タスクとして右足を用いて背屈運動を 1 秒間隔で繰り返して行ってもらい、その後タスク時にはこの足の運動をイメージすることを繰り返して行ってもらった。このタスクについて、2 つの運動イメージの識別を検証した。メンバシップ関数の定義域を決定するために運動動作 30 秒・安静状態 30 秒の計 60 秒の初期計測を行った。後件部値の初期値は全て 0 として、運動イメージ時 (タスク状態) の学習では教師信号を 5、学習係数を 0.9 とし、安静状態 (ノンタスク状態) を教師信号を 0、学習係数を 0.9 としてそれぞれの脳波特徴パターンを学習し、プルーニングを行った。各パラメータはタスク状態とノンタスク状態の 2 状態の識別が可能なる値を経験的に設定した。学習後に、30 秒ずつ交互にタスク状態・ノンタスク状態を行うことを 1 セットとして、2 セット行ってもらい、2 状態の識別が可能か検証した。

3.2 結果・考察

腕の運動イメージをタスクとした実験において、各セットの出力の平均値は、実験参加者ごとに、タスク状態で出力値が高く、ノンタスク状態では低くなり、この 2 状態が識別可能であることが確認できた (表 1)。学習時にプルーニングの閾値の値によって保持される有効なルールの数が変動し、タスク・ノンタスク状態の出力値に影響が出るため、閾値の設定を考慮する必要がある。また、タスク状態だけでなく、ノンタスク状態

態においても、出力値が高い場合があるのは、入力値である脳波が常に変動して不安定であるため、ノンタスク状態においても偶発的にタスク状態におけるルール（テンプレートパターン）に近い脳波パターンが発現して適合度が高くなった可能性が考えられる。各実験参加者の出力平均値は、おおむね運動イメージを行った場合（タスク状態）の方が大きく、実験参加者 A と E は 2 回のタスク状態とノンタスク状態で有意差があった（それぞれ $p < 0.01$, 両側 t 検定）。また、他の実験参加者では有意差が 2 回のタスクの内一方にしかないもの（ $p < 0.05$, 両側 t 検定）、両方有意差がないものが存在していた。いずれも傾向として 2 状態の識別が可能であることから、タスク状態における脳波特徴を検出したと考えられる（図 1）。足の運動イメージをタスクとした実験において、各実験参加者の出力平均値は、実験参加者 D と E では 2 回のタスク状態とノンタスク状態で有意差があり、他の実験参加者は 2 回のタスクの内一方だけに有意差があるものとならないものがあった（それぞれ $p < 0.01$, $p < 0.05$, 両側 t 検定, 表 2）。実験参加者 C においては、足の運動イメージを用いた場合、2 状態の識別が難しいが、腕の運動イメージでは識別可能である。このような場合、足の運動イメージではなく、腕の運動イメージをタスクとすれば機器の制御ができる（図 2）。このように人によってより特徴的な脳波が発現しやすいタスクを選択して機器制御が行えることは本 BCI システムの特徴の一つである。また、5 人の実験参加者の腕と足のノンタスク時の出力を 1 としたとき、それぞれのタスク時の出力値は、 2.39 ± 0.63 （平均 $\pm$ 標準誤差）、 2.27 ± 0.60 （平均 $\pm$ 標準誤差）であった（図 3）。腕の運動イメージと足の運動イメージにおいてタスク時の出力はノンタスク時と比して約 2 倍となり、従来識別が難しいと言われている足の運動イメージでも腕の運動イメージと同様にタスク時とノンタスク時の出力値に十分な差があり、運動イメージをタスクとした場合に識別することが可能であった。2 つの実験において、学習時に実際に動作を行い、学習後は運動イメージをタスクとして行った場合に、タスク識別が可能であったことから、この実験タスクにおいては、実際に動作を行った脳波と運動イメージの脳波は類似しており、イメージを行うだけで BCI の動作を発現することが可能であった。実験参加者によって出力値は変動するが、開発した BCI システムを用いることによって、脳波特徴をあらかじめ限定することなく、学習時に実際に動作を行ってその時に発現する脳波を学習することで、運動意思を検出する BCI を実現したと言える。特に全く同じ計測系、プログラムを用いて、足と腕の異なる運動状態を学習してそれぞれ識別が出来たことは、本 BCI システムならではの性能であると考えている。

	一回目		二回目	
実験参加者	タスク	ノンタスク	タスク	ノンタスク
A	1.79 ± 0.22	0.67 ± 0.15	1.86 ± 0.17	0.91 ± 0.26
B	0.25 ± 0.03	0.14 ± 0.02	0.25 ± 0.03	0.19 ± 0.02
C	0.65 ± 0.11	0.37 ± 0.10	0.60 ± 0.11	0.26 ± 0.07
D	0.53 ± 0.06	0.37 ± 0.06	0.55 ± 0.06	0.45 ± 0.07
E	3.00 ± 0.51	0.61 ± 0.31	2.84 ± 0.49	0.60 ± 0.25

表 1: 腕の運動イメージ時の出力値平均 $\pm$ 標準誤差。

	一回目		二回目	
実験参加者	タスク	ノンタスク	タスク	ノンタスク
A	0.51 ± 0.03	0.30 ± 0.04	0.39 ± 0.05	0.31 ± 0.03
B	0.05 ± 0.01	$0.02 \pm 0.31 \times 10^{-2}$	0.05 ± 0.01	$0.03 \pm 0.27 \times 10^{-2}$
C	$0.62 \times 10^{-2} \pm 0.14 \times 10^{-2}$	$0.57 \times 10^{-2} \pm 0.12 \times 10^{-2}$	$0.80 \times 10^{-2} \pm 0.23 \times 10^{-2}$	$0.56 \times 10^{-2} \pm 0.11 \times 10^{-2}$
D	5.60 ± 0.42	1.98 ± 0.40	4.60 ± 0.62	2.62 ± 0.49
E	2.03 ± 0.40	0.53 ± 0.15	1.60 ± 0.35	0.26 ± 0.04

表 2: 足の運動イメージ時の出力値平均 $\pm$ 標準誤差。

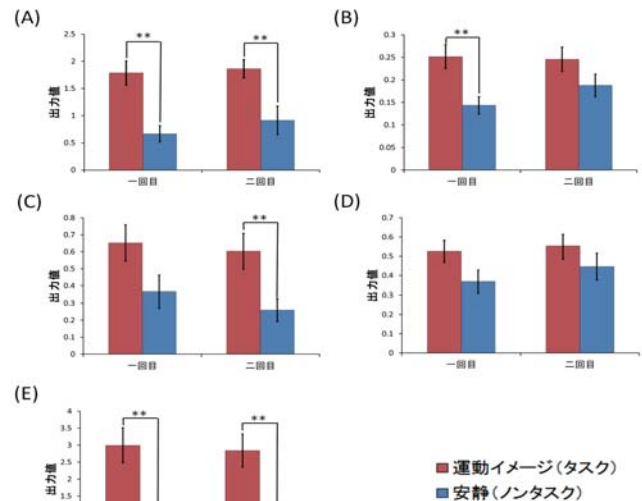


図 1: 腕の運動イメージタスクに対する出力平均値。A)~E) はそれぞれ単一の実験参加者に対応するを示す。エラーバーは標準誤差を示す。

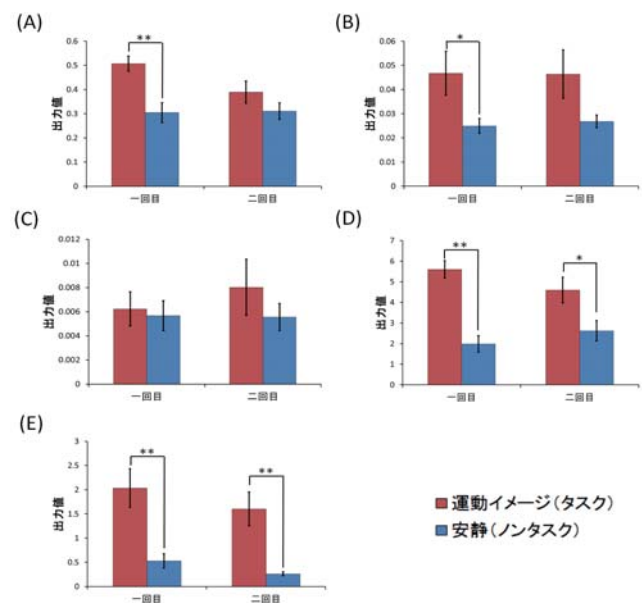


図 2: 足の運動イメージタスクに対する出力平均値。A)~E) はそれぞれ単一の実験参加者に対応するを示す。エラーバーは標準誤差を示す。

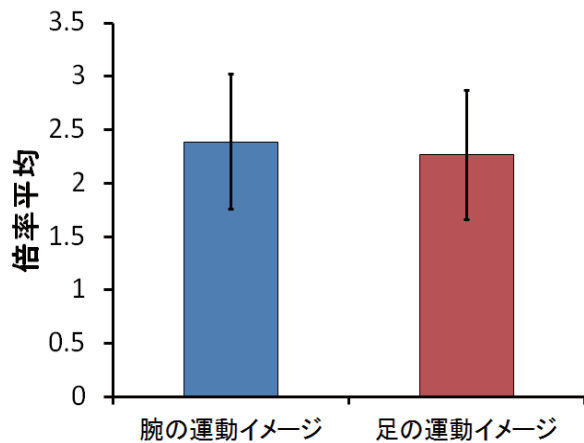


図 3: ノンタスク時の出力を 1 としたときのタスク時の出力の倍率平均。エラーバーは標準誤差を示す。

4. 結論

本研究では、事前情報による特定の計測部位・周波数帯域の脳波特徴パターンを対象とせずに学習によって出現脳波パターンに適合するルールを自動抽出する L-FTM を用いた探索型 BCI を開発した。ファジィラベルによるテンプレートで表現したパターンテンプレートを構成し、これを前件部としたファジィルールから運動動作を行った時に出現する脳波特徴を自動抽出した。運動状態と安静状態のどちらか一方のみに適合度が高くなるルール以外のルールを削除するプルーニングを実装し、学習時と同じ運動をイメージすることで、それに伴う脳波が検出されて、BCI の出力値が上昇することを確認した。本システムは、全く同じ計測系、プログラムを用いて、足と腕の異なる運動状態を学習してそれぞれ識別可能であり、使用者の脳の特徴に合わせた柔軟な制御が可能な点が特徴である。

参考文献

- [Berger 29] Berger, H.: Über das elektrenkephalogramm des menschen, *European Archives of Psychiatry and Clinical Neuroscience*, Vol. 87, No. 1, pp. 527–570 (1929)
- [Daly 18] Daly, I., Blanchard, C., and Holmes, N. P.: Cortical excitability correlates with the event-related desynchronization during brain–computer interface control, *Journal of neural engineering*, Vol. 15, No. 2, p. 026022 (2018)
- [Faller 10] Faller, J., Müller-Putz, G., Schmalstieg, D., and Pfurtscheller, G.: An application framework for controlling an avatar in a desktop-based virtual environment via a software SSVEP brain–computer interface, *Presence: teleoperators and virtual environments*, Vol. 19, No. 1, pp. 25–34 (2010)
- [Kaufmann 14] Kaufmann, T., Herweg, A., and Kübler, A.: Toward brain-computer interface based wheelchair control utilizing tactually-evoked event-related potentials, *Journal of neuro-engineering and rehabilitation*, Vol. 11, No. 1, p. 1 (2014)
- [Krauledat 08] Krauledat, M., Tangermann, M., Blankertz, B., and Müller, K.-R.: Towards zero training for brain-computer interfacing, *PloS one*, Vol. 3, No. 8, p. e2967 (2008)
- [Sakurada 13] Sakurada, T., Kawase, T., Takano, K., Komatsu, T., and Kansaku, K.: A BMI-based occupational therapy assist suit: asynchronous control by SSVEP, *Frontiers in neuroscience*, Vol. 7, p. 172 (2013)
- [Takagi 93] Takagi, T. and Sugeno, M.: Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control, in *Readings in Fuzzy Sets for Intelligent Systems*, pp. 387–403, Elsevier (1993)
- [山口 12] 山口洋平, 工藤卓: 脳波特性変化の自動探索によるブレイン-コンピューター・インタフェース (BCI) の提案, *Journal of Japan Society for Fuzzy Theory and Intelligent Informatics*, Vol. 24, No. 5, pp. 979–987 (2012)
- [市川 08] 市川忠彦: 新版 脳波の旅への誘い, 第 2 版 (星和書店) (2008)
- [菅野 88] 菅野道夫: ファジィ制御, 日刊工業新聞社 (1988)
- [櫻井 07] 櫻井芳雄, 八木透, 小池康晴, 鈴木隆文: ブレイン-マシン・インタフェース最前線, ブレイン-マシン・インタフェース最前線 (2007)