

学習型FTMを用いた探索型BCIによる複数のタスク誘発脳波の識別

Identification of multiple-tasks-induced-EEG by heuristic BCI with learning type Fuzzy-Template-Matching method

小田 輝王*¹ 工藤 卓*¹
Teruo Oda Suguru N. Kudoh

*¹関西学院大学
Kwansei Gakuin University

BCI based on the fixed specific EEG features, such as specific frequency bands and measurement-electrodes positions, induced by the specific cognitive task, is useful for only suitable users, but often the BCI is not work well for users unsuitable for the selected cognitive task or EEG feature. In this study, we developed a BCI using Learning-type-Fuzzy-Template-Matching (L-FTM) method. In addition, we implemented pruning procedure that delete unsuitable fuzzy rules with high compatibility degree to both of task and non-task status. L-FTM and pruning of the unsuitable rules contributes to the distinction of the EEG expressed during cognitive tasks and EEG expressed during non-task situation. We confirmed this heuristic BCI with L-FTM performed the detection of EEG features specific to 2 different cognitive tasks, even though the program and measurement apparatus were completely same.

1. はじめに

近年の医療や工学分野において、ブレイン-コンピュータインターフェース (Brain-Computer Interface, BCI) に高い関心が集まっている。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) は、頭皮上から脳活動を検出する手法で、侵襲型のブレイン-マシン・インターフェース (Brain-Machine Interface, BMI) に比べて安全に使用することができる。BCI に最もよく利用されているのは脳波 (ElectroEncephaloGram, EEG) である。脳に電極を埋め込まずに安全に計測することが可能であり、これを応用して身体障がいを持った患者を補助するための医療福祉機器が開発・実用化されている [Farwell 88, Niazi 11]。しかし、EEG は外環境の影響を受けやすく、集中力や環境などの実験参加者の状態によって変動し、また個人差も大きい [市川 08, Krauledat 08]。そのため、特定の周波数帯域と計測部位をあらかじめ固定してある認知的タスクを行ったときに誘発される脳波特徴を検出することを基にした BCI では、ある実験参加者には適応し、他の実験参加者には適応しないという問題が生じる可能性がある。この問題を解決するために、特定のタスク実行時に特異的に出現する脳波パターンと計測部位を自動抽出する探索型 BCI を提案する。本研究では、通常ファジィテンプレートマッチングで用いられるメンバシップ関数の頂点の位置で表現したファジィテンプレートを用いるのではなく、学習型簡略ファジィ推論を応用した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 BCI を開発した。さらに、認知的タスク実行時 (タスク状態) と非実行時 (ノンタスク状態) の両方に出現する脳波特徴に対応するテンプレート (ルール)、すなわちタスク時とノンタスク時の両方の状態に適合度が高いルールを削減するプルーニングを実装した。そして、特定のタスクを行うときに発生する特徴脳波と同じパターンを、ファジィルール前件部を探索空間として学習により探索し、適合度の高いファジィルールの後件部値を選択的に調整することで、タスク時の脳波のテンプレートとなるルールを選定した。これにより、柔軟性が高い BCI システムの構築を試

みた。

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

学習型-ファジィテンプレートマッチング (Learning-Fuzzy Template Matching, L-FTM) とは、ファジィ推論を用いたファジィテンプレートマッチング手法である。通常ファジィテンプレートでは、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。本研究の FTM 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を構成するのではなく、ファジィルールの前件部のファジィラベル配置パターンをテンプレートとして用いた。すなわち、入力値をおおまかに High, Low の 2 値のラベルのパターンとして表現した。ファジィ推論としては計算量を節約するために簡略ファジィ推論を用いた。これは、出力値を各ルールの適合度と後件部の実数値の荷重平均とする手法である。後件部の実数値を学習により調整し、有効なテンプレートを残すことで、テンプレート作成の自動化を実現した。あらかじめ探索範囲を充分カバーするテンプレートを用意しておき、後件部の実数値を学習によって教師信号に近づくように設定した。後件部値が 0 のままのルールは実質テンプレートとして機能せず自動的に無効化される。この学習の過程によりテンプレートを選定し、制御に必要なルールが残る。ファジィ推論の前件部はどのような入力を用いてもルールを構成することが可能である。例えば「 α 波領域の Oz 計測部位の脳波パワー」と「瞬きの回数」のように異なる特性を持つものを入力としてルールを構成することも可能で、ファジィ推論の枠組みを用いることで自由度の高い柔軟なテンプレートを生成することを可能とした。本研究ではこの FTM を EEG の識別に使用し、脳波計測部位と周波数帯域の組み合わせで定義される脳波パワーの入力に対し、ファジィラベルで曖昧に表現した High, Low 等の強度を組み合わせるファジィテンプレートを構成した。

2.2 ルールの生成

テンプレートの初期値として、設定した数のラベルで構成される全ての組み合わせパターンを前件部を持つルールを構成した。複数の測定部位・周波数帯域の組み合わせで定まる脳波パワーを複数の入力とし、それぞれにファジィラベルを用意

連絡先: 小田輝王, 関西学院大学, 理工学研究科 人間システム工学専攻, 工藤研究室, 三田市学園 2-1, 080-2401-4782, fuu93360@kwansei.ac.jp

した。例えば、入力位置数と帯域の組み合わせを4種類とし、ファジィラベルをある周波数帯域において「脳波パワーの出力が高い」「脳波パワーの出力が低い」の二つに設定した場合、 2^4 通りのルールが生成されることになる(図1)。本研究で開発したBCIでは測定部位数とラベルによって構成されたルールを網羅的に自動探索するが、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なければならない。そこで、マムダニの推論の結論部をファジィ集合ではなく実数とした。簡略ファジィ推論の枠組みを用いた。脳波パワーの大きさは閾値によって明確に区切らず、メンバシップ関数により各ラベルに対してメンバシップ値(従属度)を算出し、入力されたパターンに対する各テンプレート(ファジィルール)の適合度を計算する。

脳波パワーが高い=High
脳波パワーが低い=Low

24 通り	High	High	High	High
	Low	Low	Low	Low
	High	Low	Low	Low
	Low	High	Low	Low
	High	Low	Low	Low
	Low	High	Low	Low
	High	Low	Low	Low
	Low	High	Low	Low
	High	Low	Low	Low
	Low	High	Low	Low
	High	Low	Low	Low
	Low	High	Low	Low
	High	Low	Low	Low
	Low	High	Low	Low
	High	Low	Low	Low
	Low	High	Low	Low

図1: ルール(テンプレート)例。

2.3 出力の生成

計測した脳波を高速フーリエ変換(Fast Fourier Transform, FFT)し、各計測チャンネル・各周波数で振幅パワーを計算した。あらかじめ設定した範囲の周波数帯域で振幅パワースペクトルの面積を合計し、計測チャンネルと周波数帯域の範囲の組み合わせで決定した振幅パワースペクトルの面積値を入力値とした。実験参加者に指示するタスクによって注目すべき脳波計測チャンネルと周波数帯域範囲は異なるため、タスクによって処理に利用したい電極の入力チャンネルと周波数帯域を選択した。本実験では、面積を計算する周波数帯域の範囲はそれぞれ、 δ 波(1~3 Hz)、 θ 波(4~7 Hz)、 α 波(8~13 Hz)、 β 波(14~50 Hz)とした。適合度は簡略ファジィ推論のアルゴリズムにより、 i 番目ルールを入力ごとにファジィラベルに対応したメンバシップ関数に脳波パワー値を入力してメンバシップ値を算出し、各入力値 l におけるメンバシップ値 G_j を掛け合わせたものを適合度 μ とした(式1)。

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

μ_i は入力パターンとそれぞれのテンプレートルールとの類似の度合いを表す。出力値 Z は、 μ_i を重みとした各ルールの後件部値の重み付き平均として求められる(式2)。

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

後件部値の学習は、出力値 Z が教師信号(目標値) T の値に近づくように、各ルールの後件部値 Z_i を(式3)により更新した。 ρ は学習係数であり、本実験では経験的に0.9とした。

$$Z_i = Z_i + \rho * \mu_i * (T - Z) \quad (3)$$

教師信号は、そのとき入力したパターンに対して想定した動作を行わせるために必要な出力値とした。本研究では、実験参加者にあるタスクを指示して、そのタスク遂行時に出現する脳波パターンをFTMに入力し、この時の脳波にラベル付したい値を教師信号とした。本研究では脳波の識別を目的とし、特定のタスク実行時の脳波にラベル付けすれば良いので適当な数値を教師信号として設定した。例えば、閉眼のタスクを実験参加者に指示し、この時の脳波パターンをFTMに入力して教師信号を5に設定して学習を行った場合、閉眼した状態を出力値が5に近い値を示したかによって判断することが可能である。

2.4 プルーニング

広範な探索空間で脳波特徴を探索する場合、タスク・ノンタスク時の双方において適合度が大きくなるルールが存在し、これによって識別率が減少する場合がある。そこで、タスク時のみに適合度が高くなるルールか、ノンタスク時のみに適合度が高くなるルールを残して、タスク時・ノンタスク時に同様に適合するルールを削除するプルーニングを実装した。まず、各ルールのタスク時とノンタスク時の適合度の合計を求め、最大値 $Ob_{(i)}$ を求めた(式4)。

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

$Ot_{(i,t)}$ は i 番目のルール $R_{(i)}$ のタスク時の脳波に対する適合度、 $On_{(i,t)}$ は $R_{(i)}$ のノンタスク時の適合度を表す。次にタスク時とノンタスク時の適合度の合計の差分を計算してその絶対値 $Os_{(i)}$ を求め(式5)、 $Os_{(i)}$ を $Ob_{(i)}$ で正規化した。プルーニングの前にタスクとノンタスクは各2回実行し、1回目の計測に伴う Ob 、 Os をそれぞれ $Ob_{(i)1}$ 、 $Os_{(i)1}$ 、2回目の計測に伴うものを $Ob_{(i)2}$ 、 $Os_{(i)2}$ として正規化 $Os_{(i)}$ の平均をとった。これが閾値 th より大きい場合はそのルールを保持し、小さい場合は該当ルールを削除した(式6)。分別されたルールのサブセットに対して、保存済みの学習データの適合度を元にして再度学習を行って後件部値を再設定した。このようにしてルールのプルーニングを明示的に行って、新しいテンプレートセットを作成し、このルールセットを用いて簡略ファジィ推論により出力値を算出した。

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

$$Pruning(R_{(i)}) \begin{cases} retain, if \left(\left(\frac{Os_{(i)1}}{Ob_{(i)1}} + \frac{Os_{(i)2}}{Ob_{(i)2}} \right) / 2 \geq th \right) \\ delete, if \left(\left(\frac{Os_{(i)1}}{Ob_{(i)1}} + \frac{Os_{(i)2}}{Ob_{(i)2}} \right) / 2 < th \right) \end{cases} \quad (6)$$

3. 評価実験

3.1 評価実験手法

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。実験参加者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、計測を行った。

ファジィラベルは High, Low の 2 種とし、それぞれの入力
の最小値・最大値をもとにして三角型メンバーシップ関数を設定し
た。健常な 3 人の男性と 1 名の女性 (21~24 歳) を実験参加
者としてそれぞれ同日に 5 回実験を行った。今回行った実験で
は、右手のこぶしを強く作り、その後開くイメージを一秒間隔
で繰り返し行った実験と右足を用い、屈伸運動を一秒間隔で行
うイメージを繰り返し行う実験の 2 つの運動イメージを検証し
た。それぞれの実験では、メンバーシップ関数の最小値・最大
値を決定するために実験の最初に運動イメージ 30 s・安静状態
30 s、計 60 s の初期計測を行った。次に、後件部値の初期値は
全て 0 とし、教師信号を 5、学習係数を 0.9 として 30 秒間運
動イメージをしてもらい、この時出現する特徴的な脳波パター
ンを学習した (タスク状態)。次に教師信号を 0、学習係数を
0.9 として 30 秒間安静にしてもらい、この時の脳波パター
ンを学習した (ノンタスク状態)。予備実験を行い、各状態につ
き 30 s の学習でタスク状態とノンタスク状態の 2 状態の識別
が行える程度に各パラメータを経験的に設定した。学習後、
30 s ずつ交互に運動イメージ状態・安静状態を 2 回ずつとて
もらい、運動をイメージしている状態を出力値から識別可能で
あるか検証した。

3.2 BCI の出力割合

手を握る運動イメージをタスクとした実験では、各ルールの
適合度を元に BCI 動作に有効なルールを明示的にブルーニン
グし、再度後件部値の学習を行った。再構成したテンプレート
による同じデータに対する出力値では、各実験参加者の 5 試行
における出力値の平均+標準偏差のタスク閾値を越えた 2 回
のタスク時とノンタスク時におけるタスク状態と判定された
割合は、A : タスク状態 24 ± 4 % (平均 ± 標準偏差, N=5),
ノンタスク状態 9 ± 1 % (平均 ± 標準偏差, N=5), B : タ
スク状態 30 ± 7 % (平均 ± 標準偏差, N=5), ノンタスク状態
8 ± 5 % (平均 ± 標準偏差, N=5), C : タスク状態 33 ± 0.6
% (平均 ± 標準偏差, N=5), ノンタスク状態 12 ± 1 % (平均
± 標準偏差, N=5), D : タスク状態 21 ± 0.6 % (平均 ± 標
準偏差, N=5), ノンタスク状態 13 ± 3 % (平均 ± 標準偏差,
N=5) であった (図 2)。

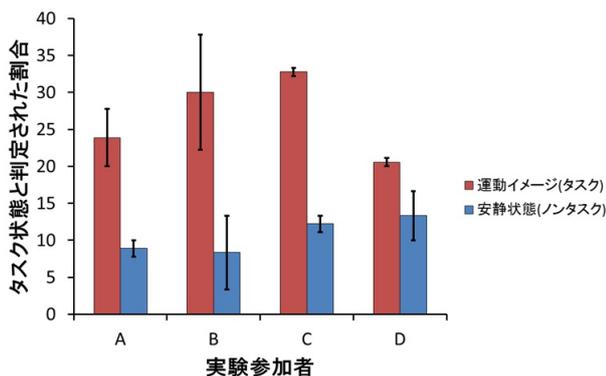


図 2: 各実験参加者のタスク状態 (手を握る運動イメージ) と判定された割合。エラーバーは標準偏差。

足の運動イメージをタスクとした実験でも、各実験参加者の
5 試行における出力値の平均+標準偏差の閾値を越えた 2 回
のタスク時とノンタスク時におけるタスク状態と判定された
割合は A : タスク状態 17 ± 2 %, ノンタスク状態 13 ± 5 %, B : タ
スク状態 19 ± 6 %, ノンタスク状態 9 ± 2 %, C : タ

スク状態 31 ± 3 %, ノンタスク状態 17 ± 7 %, D : タスク状態
24 ± 2 %, ノンタスク状態 11 ± 2 % であった (図 3)。全実験
参加者でタスク状態よりもノンタスク状態が下回っており、タ
スク状態とノンタスク状態の識別が可能であることを示した。
つまり、事前の知識によって解析対象の脳波を限定することな
く、学習 (探索) によって、運動イメージ時に特徴的な脳波の
パターンを発見し、これを元にして、タスク状態とノンタスク
状態の識別に成功したことを示した。

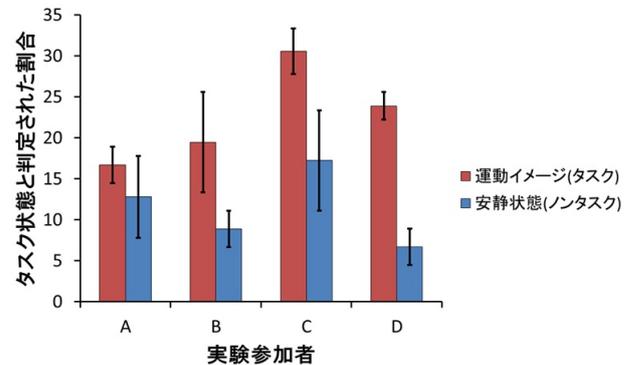


図 3: 各実験参加者のタスク状態 (足の運動イメージ) と判定された割合。エラーバーは標準偏差。

4. まとめ

本研究では、ある認知的タスクを行った時に特異的に誘導
される脳波特徴パターンをファジィラベルによるテンプレート
として表現し、ルール後件部値の学習によってタスクの入力に
適合するルールを自動抽出する、学習型ファジィテンプレート
マッチングによる脳波特徴探索型 BCI を開発・改良した。さら
に、タスク時とノンタスク時の適合度を比較して、有効な
ルールのみ抽出するブルーニングも実装した。これらにより、
あらかじめ既知特定の部位・周波数帯域の脳波特徴パターン
を対象とせずにファジィルールとして限定された探索空間から
タスク時に特徴的な脳波パターンを抽出して動作する BCI を
実現した。さらに、同じプログラムと実装で異なる認知的タ
スクをスイッチとした BCI を実現することに成功した。また、
本システムはある特定のタスクを行う時の脳波特徴を探索し、
ファジィルールとして抽出するため、認知的タスクに伴う未知
の脳波特徴を発見することにもつながり、脳の高次機能の解明
にも有効であると考えられる。

参考文献

- [Farwell 88] Farwell, L. A. and Donchin, E.: Talking off the top of your head: toward a mental prosthesis utilizing event-related brain potentials, *Electroencephalography and clinical Neurophysiology*, Vol. 70, No. 6, pp. 510-523 (1988)
- [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)
- [Niazi 11] Niazi, I. K., Jiang, N., Tiberghien, O., Nielsen, J. F., Dremstrup, K., and Farina, D.: Detection of movement intention from single-trial movement-related cortical potentials, *Journal of neural engineering*, Vol. 8, No. 6, p. 066009 (2011)

[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)