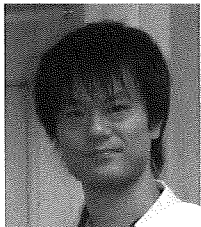


多チャンネル脳波からの効率的な律動信号抽出法

An Effective Method for Extracting a Rhythmic Signal from Multi-Channel EEG

1081018



研究代表者 東京農工大学大学院 共生科学技術研究院 准教授 田中 聡 久

[研究の目的]

脳コンピュータインターフェイス (BCI; Brain Computer Interface) や一部の臨床診断では、人間の脳の活動を解析する必要がある [1]。脳活動を観測するために、脳波計 (EEG; Electroencephalogram) や、脳磁計 (MEG; Magnetoencephalography), 機能的磁気共鳴画像装置 fMRI; Functional Magnetic Response Imaging) といった、非侵襲的計測装置が広く用いられている。特に、BCI においては、その時間分解能の高さや計測の簡易性から EEG の使用が好ましい。しかしながら、EEG は空間分解能が低かったり、雑音の影響を強く受けたりするため、所望の特徴量を効率的に抽出できる信号処理技術が必要である [2]。

そこで、多チャンネル脳波から律動成分、また、その時間変化を直接抽出するために、研究代表者らは律動成分抽出法 (RCE; Rhythmic Component Analysis) を提案し、その有効性を示している [3]。RCE は被験者の違いや学習の方法に関わらず、測定した脳波から律動成分を抽出することが可能である。

本研究では、この RCE について以下の拡張、実験を行うことを目的とした。1 つ目に、脳波のように動的に状態が変化する信号を解析するための適応化手法を提案する。2 つ目に、RCE を実測脳波の BCI に適用し、有効であることを確認する。

[研究の内容、成果]

1. RCE の定式化と解 [3]

RCE は、各チャンネルの重み付き線形和により、特定の周波数帯域にエネルギーが集中する成分を抽出する手法である。チャンネル i , ($i=1, \dots, M$) における有限長の観測信号を $x_i[k]$, ($k=0, \dots, N-1$), 重み係数を w_i として、律動成分 $\hat{x}[k]$ を

$$\hat{x}[k] = \sum_{i=1}^M w_i x_i[k] \quad (1)$$

により抽出する。 $\hat{x}[k]$ がもつ特定の周波数帯域におけるエネルギーを大きくしながら、それ以外の周波数帯域におけるエネルギー小さくすることで w_i を決める。 $\hat{x}[k]$ の離散時間フーリエ変換を $\hat{X}(e^{j\omega})$ とし、抽出したい信号の周波数帯域を $\Omega_1 \subset [0, \pi]$, 抑制したい周波数帯域を $\Omega_2 \subset [0, \pi]$ とすると、RCE の評価関数は以下ようになる：

$$J_1[\mathbf{w}] = \frac{\int_{\Omega_1} |\hat{X}(e^{j\omega})|^2 d\omega}{\int_{\Omega_2} |\hat{X}(e^{j\omega})|^2 d\omega}$$

ここで、 $\mathbf{w} = [w_1, \dots, w_M]^T$ ($\cdot^T$ は転置を表す) とする。 $\mathbf{X} \in \Re^{M \times N}$, $[\mathbf{X}]_{ik} = x_i[k]$ と

$$[\mathbf{W}(\Omega)]_{l,m} = \int_{\Omega} e^{-j\omega(l-m)} d\omega, \quad (3)$$

を定義する。ここで、 $l, m=0, \dots, N-1$ である。また、 $\Omega \in [0, \pi]$ である。これらを用いると、式 (2) で示した評価関数 $J_1[\mathbf{w}]$ は

$$J_1[\mathbf{w}] = \frac{\mathbf{w}^H \mathbf{X} \mathbf{W}(\Omega_1) \mathbf{X}^T \mathbf{w}}{\mathbf{w}^H \mathbf{X} \mathbf{W}(\Omega_2) \mathbf{X}^T \mathbf{w}} \quad (4)$$

と表すことができる。このとき、評価関数を最大にする最適解は、一般化固有値問題

$$\mathbf{X} \mathbf{W}(\Omega_1) \mathbf{X}^T \mathbf{w} = \lambda \mathbf{X} \mathbf{W}(\Omega_2) \mathbf{X}^T \mathbf{w} \quad (5)$$

の最大固有値に対応する一般化固有ベクトルによって与えられる。

2. 適応化

RCE はフレーム処理により適応処理を容易に実現できる。 $x_i[n]$ を i チャンネルの観測信号とし、 n を時間インデックスとする。この場合、時間インデックスは有限でも無限でもかまわない。式(1)と同様に、律動成分を以下のように抽出する。

$$\hat{x}[n] = \sum_{i=1}^M w_i^{(n)} x_i[n]. \quad (6)$$

ここで、 $w_i^{(n)}$ は、サンプル n に対する重みである。 $w_i^{(n)}$ は、式(4)におけるサンプル行列 $\mathbf{X}$ を、次のように定義する行列 $\mathbf{X}(n)$ で置き換えることで得られる。

$$[\mathbf{X}^{(n)}]_{ik} = a[k] x_i[n+k-d]. \quad (7)$$

ここで、 $a[k]$ ($k=0, \dots, N-1$) は、長さ N をもつ適切な窓関数であり、 d は適切な時間ずれである。たとえば、 N が奇数であれば、 $d=(N-1)/2$ とすることで、時刻 n はフレーム中央に対応する。

したがって、

$$\mathbf{w}^{(n)} = \arg \max_{\mathbf{w}} J_1[\mathbf{w}] \Big|_{\mathbf{x}=\mathbf{x}^{(n)}} \quad (8)$$

により、時刻 n における重みを得る。さらに、 $J_1[\mathbf{w}^{(n)}]$ は、時刻 n における、所望周波数 Ω_1 のエネルギーの時間変化を表すので、時間一周波数解析が可能になる。この際、フレーム長が短いと応答速度はよくなるが安定した抽出が難しくなり、逆に長すぎると抽出精度が落ち、計算時間も長くなる。

3. 適応 RCE における正則化

このように適応化した RCE を用いた時間一周波数解析では、隣接するフレーム間で、独立に重みを求めている。したがって、 $n-1$ 番目と n 番目のフレームにおいて、それぞれ抽出した律動成分が大きく異なる可能性がある。しかしながら、ニューロンの電氣的活動の同期によって生じると言われている律動的な脳波の形や位相が瞬時に変わるとは考えにくい¹。そこで本節では、前のフレームで抽出した律動成分と現フレームにおける律動成分の相関を考慮した評価関数を用いて律動成分を抽出する方法を提案する。

$n-1$ 番目と n 番目のフレームにおける重み係数をそれぞれ $\mathbf{w}^{(n-1)}$ と $\mathbf{w}^{(n)}$ とすると、それぞれのフレームにおける律動成分同士の相関は

$$\mathbf{r}^{(n)} = \mathbf{w}^{(n)H} \mathbf{X}^{(n)} \mathbf{P}_1 \mathbf{P}_0^T \mathbf{X}^{(n-1)T} \mathbf{w}^{(n-1)} \quad (9)$$

で与えられる。ここで、 $\mathbf{P}_1$ と $\mathbf{P}_0$ は、 $\mathbf{X}^{(n)}$ と $\mathbf{X}^{(n-1)}$ の重複している部分のみを切り出すサイズ $l \times (l-1)$ の行列である。例えば、ずれが 1 サンプルの場合、単位行列 $\mathbf{I}_{l-1}$ と零行列 $\mathbf{0}_{1 \times (l-1)}$ を用いて以下のように与えられる：

$$\mathbf{P}_0 = \begin{bmatrix} \mathbf{I}_{l-1} \\ \mathbf{0}_{1 \times (l-1)} \end{bmatrix}, \mathbf{P}_1 = \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{1 \times (l-1)} \\ \mathbf{I}_{l-1} \end{bmatrix}. \quad (10)$$

重み係数ベクトル $\mathbf{w}$ は、時間とともにゆっくり変化すると仮定すると、この相関が大きくなるように $\mathbf{w}$ を逐次推定すべきであろう。したがって、 $|\mathbf{r}^{(n)}|^2$ を正則化項とした評価関数

$$J_2[\mathbf{w}] = \frac{\mathbf{w}^H \mathbf{X}^{(n)} \mathbf{W}_1 \mathbf{X}^{(n)T} \mathbf{w} + \varepsilon |\mathbf{r}^{(n)}|^2}{\mathbf{w}^H \mathbf{X}^{(n)} \mathbf{W}_2 \mathbf{X}^{(n)T} \mathbf{w}} \quad (11)$$

を最大にする $\mathbf{w}$ を求めることにする。つまり、

$$\mathbf{w}^{(n)} = \arg \max_{\mathbf{w}} J_2[\mathbf{w}]. \quad (12)$$

ここで、 ε は正則化の係数である。 $\varepsilon=0$ の

¹ 脳波を 1 kHz でサンプリングすれば、時刻 $n-1$ と n の間には 1000 分の 1 秒の間隔しかない。

場合は $J_1[w]$ に一致する。

ここで、ランク 1 の行列

$$C^{(n-1)} = P_1 P_0^T X^{(n-1)} w^{(n-1)} w^{(n-1)H} X^{(n-1)} P_0 P_1^T \quad (13)$$

を定義すると、 $|r^{(n)}|^2$ を

$$|r^{(n)}|^2 = w^{(n)H} X^{(n)} C X^{(n+1)T} w \quad (14)$$

と表せることから、

$$J_2[w] = \frac{w^H X^{(n)} (W_1 + \varepsilon C^{(n-1)}) X^{(n)T} w}{w^H X^{(n)} W_2 X^{(n)T} w} \quad (15)$$

を得る。この評価関数を最大化する最適解 $w^{(n)}$ は $J_1[w]$ の場合と同様に、一般化固有値問題の解として与えられる。

4. BCI 実験結果

RCE による特徴抽出の有効性を示すため、運動想像部位の識別を行う。左手運動想像、右手運動想像を行った脳波を用いて、脳波から左手、右手の 2 クラスを識別する。

4. 1. 実験に用いるデータ

実験データは測定した脳波から、確実に運動想像、安静が行われている箇所を切り出し作成する。被験者は 2 名の男性（20 代男性、右利き）である。被験者はディスプレイの指示を受け、左手、右手の動作想像を行う。以下に、詳細を述べる。

被験者の動作 被験者への動作指示は液晶ディスプレイに表示される矢印を用いた視覚呈示を用いる。視線は液晶ディスプレイを注視した状態で行い、液晶ディスプレイに左矢印、右矢印を映し、被験者は同方向への運動想像を行う。図 1 に被験者の動作、および液晶ディスプレイに表示される図を示す。4 秒の左手、右手の動作想像を 3 秒の安静状態を挿みながら行う。

脳波測定 測定は特別なシールドなどを用いず、日常環境下で行った。

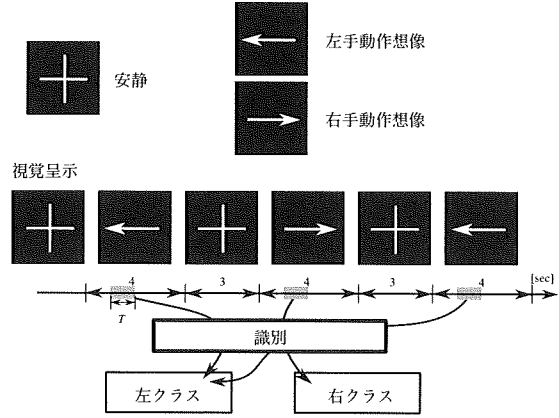


図 1 視覚呈示と運動想像のタイミング

電極配置 電極は銀-塩化銀皿電極を生理食塩水に半日程度浸し、乾かして使用する。頭皮と電極は導電ペーストで固定する。リファレンス電極は A₁ + A₂ を用い、電極は中心部、頭頂部、側頭部に 14 ch を配置した。これは運動野 (motor cortex) を中心とした測定を行うためである。

生体アンプ 信号増幅用のアンプとして MEG-6166 (日本光電) を用いる。これは 16 ch から成り、ノッチフィルタ (50 Hz/60 Hz)、それぞれのチャンネルで増幅器、ハイカットフィルタ、ローカットフィルタを内蔵している。増幅率は 20 μ V/V、ハイカットフィルタは 100 Hz、ローカットフィルタは 0.08 Hz と設定した。

A/D コンバータ 信号のデジタル化を行うために AIO-163202 F-PE (CONTEC) を用いる。サンプリング周波数は 500 Hz と設定した。

5. 各手法による識別率の比較

本節では、既存の手法による特徴抽出を行い、複数の識別手法を用いた識別を行う。また、RCE によって抽出する特徴量として以下の値を用いる。

- ・観測記号 $X_{f_1-f_2}$ (f_1-f_2 Hz の FIR バンドパスフィルタを適用)。

- f_1-f_2 Hz における観測記号のフーリエスペクトル $F_{f_1-f_2}$ 。
- RCE (12–15 Hz) によって抽出した特徴量。
 - 重みベクトル $w=[w_1, w_2, \dots, w_{14}]$ 。
 - 抽出信号と各チャンネル信号との正規化相関
 $c=[c_1, c_2, \dots, c_{14}]$ 。

表1 各手法による識別率

Sbj	Feature value	Accuracy [%]			
		TM	5-NN	FDA	CSP
S 1	Band-pass	51.0	64.5	52.2	82.5
	Fourier spectra	67.1	62.9	77.3	50.5
	RCE (12–15 Hz)	81.1	82.8	83.1	
S 2	Band-pass	50.5	50.9	51.9	70.1
	Fourier spectra	63.2	58.6	68.1	51.1
	RCE (12–15 Hz)	71.8	67.1	74.9	

周波数帯域 12–15 Hz は、全ての手法で一番良い識別率を示したものである。

以下の手法を用いて、識別を行う。

- テンプレートマッチング (TM) 法：入力ベクトルと各クラスの代表ベクトルとの距離を評価し、最も近いクラスに識別を行う。
- k -最近傍識別 (NN) 法：学習データを全て記憶し、入力ベクトルから近い順に k 個を取り、それらの多数決を行い識別する。
- フィッシャー判別分析 (FDA)：特徴ベクトルを低い次元に射影することで識別を行う。
- 共通空間パターン (CSP) 法：左手運動想像時脳波 (Class 1)，右手運動想像時脳波 (Class 2) の抽出信号をそれぞれ最小とする重みベクトル w_1, w_2 を導出する。観測信号 X が左手運動想像時脳波の場合、 $\text{var}(w_1^T X) < \text{var}(w_2^T X)$ の関係が成り立つと推定できる。したがって、以下の様に識別を行う。

$$\text{Left hand } \text{var}(w_1^T X) < \text{var}(w_2^T X)$$

$$\text{Right hand } \text{var}(w_1^T X) > \text{var}(w_2^T X)$$

識別率は 5 分割交差検証によって求めた。

表 1 に実験結果を示す。識別率は 5 分割交差検証によって導出した。RCE による特徴量、正規化相関 c を用いることで、一番高い識別率を得ることができた。これは、12–15 Hz のバンドパスフィルタ適用後の観測信号を CSP によって識別した結果とほとんど同等の結果である。RCE による特徴量を比較すると、正規化相関 c を用いる場合の方が、重みベクトル w を用いる場合と比べ、識別率が高い。被験者 1 と被験者 2 の識別率の違いは、律動成分変化に個人差や電極位置など、測定環境の違いと考えられる。

6. フレーム処理による識別

BCI においては、実時間で特徴量を抽出し、識別を行うがある。RCE を特徴抽出法として用いる場合、入力される多チャンネル信号をフレームで切り出し、フレーム開始時間をずらしながら適用していくことで、実時間適用が容易に行える。

図 1 の動作における脳波に RCE によるフレーム処理を行った場合の識別の結果を図 2 に示す。フレーム長は 1 秒、フレームのずれは 0.1 秒である。特徴量として RCE (適用帯域：12–15 Hz) によって抽出した正規化相関 c を用い、FDA による 3 クラス識別 (左手運動想

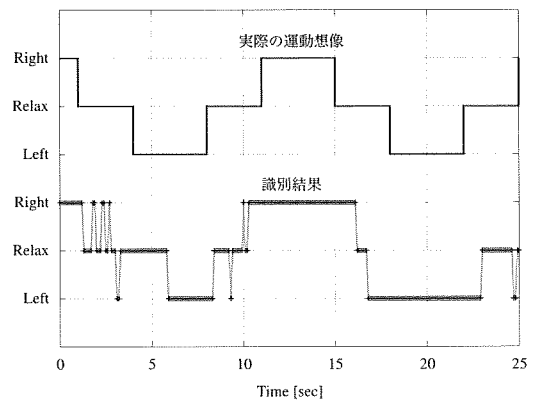


図2 フレーム処理による識別結果。フレーム長 1 秒、フレームのずれ 0.01 秒、RCE 適用帯域は 12–15 Hz、特徴量は c 、FDA を用いて識別

像, 右手運動想像, 安静) を行い, それぞれの動作で 300 秒程度のデータを学習した。識別結果における時間はフレームの最後に含まれる時間である。図 2 を見ると, 安静状態は正確に識別していないが, 左手, 右手の識別は 1 秒から 2 秒程度の遅れはあるが, 良く識別している。識別結果の遅れはフレーム処理によって生じる遅れであり, 安静状態の誤識別は測定時に厳密に安静の状態を指示していないことが原因でと考えられる。

[今後の研究の方向, 課題]

被験者を 2 人のみで行ったので, 複数の被験者で実験を行い, 個人差を確認し, 視覚呈示による識別率の影響を検証する必要がある。また, 電極位置や測定環境の改善による識別率の上昇が期待できる。さらに特徴抽出の実時間化を行い, BCI システム構築へ発展させる必要がある。

[成果の発表, 論文等]

- H. Higashi, T. Tanaka, and A. Funase, "Classification of single trial EEG during imagined hand movement by rhythmic component extraction," in Proc. of the 31st Annual International IEEE EMBS Conference (EMBC 2009), pp. 2482 – 2485, Minneapolis, USA, Sept.
- Y. Saito, T. Tanaka and H. Higashi, "Adaptive rhythmic component extraction with regularization for EEG data analysis," in Proc. of 2009 IEEE International Conference on Acoustics,

Speech, and Signal Processing (ICASSP 2009), pp. 353 – 356, Taipei, Taiwan, Apr. 2009.

- Y. Saito and T. Tanaka, "Rhythmic component extraction for phase shifted multi-channel signals," in Proc. of 2009 RISP International Workshop on Nonlinear Circuits and Signal Processing (NCSP '09), pp. 427 – 430, Hawaii, USA, Mar. 2009
- Y. Tomita, S. -I. Ito, Y. Mitsukura, T. Tanaka, J. Cao, "Rhythmic component extraction for sleeping electroencephalogram analysis," in Proc. of 2009 RISP International Workshop on Nonlinear Circuits and Signal Processing (NCSP '09), pp. 443 – 446, Hawaii, USA, Mar. 2009
- 田中聡久, 齊藤祐樹, 東広志: "律動成分分析の適応高速アルゴリズムに関する一検討", 信学技報, SIP 2009 – 27, pp. 49 – 53, July 2009
- 齊藤祐樹, 田中聡久, 東広志: "適応律動成分抽出法と脳波解析への応用", 第 23 回信号処理シンポジウム論文集, pp. 58 – 63, 金沢, Nov. 2008

[参考文献]

- [1] J. R. Wolpaw, N. Birbaumer, D. J. McFarland, G. Pfurtscheller, and T. M. Vaughan, "Brain-computer interfaces for communication and control," Clin. Neurophysiol., vol. 113, pp. 767 – 791, 2002.
- [2] S. Sanei and J. Chambers, EEG Signal Processing. Hoboken, NJ: John Wiley & Sons, 2007.
- [3] T. Tanaka and Y. Saito, "Rhythmic component extraction for multi-channel EEG data analysis," in Proc. 2008 IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing (ICASSP 2008), (Las Vegas, NV), pp. 425 – 428, Apr. 2008.