原著論文

脳波を用いた手足の運動想起判別における 準備電位の傾きを用いた特徴抽出法に関する検討†

中村 翔太郎*・高橋 弘武*・吉川 大弘*・古橋 武*

近年、脳情報を読み取り、機械の制御を行うBrain Computer Interface (BCI)の実現に向けて、脳波の判別に関する研究が盛んに行われている。この脳波判別には、手足などの運動、もしくは運動想起が用いられることが多い。一方、運動に関連する脳波パターンとして、運動前に電位が減少する準備電位(BP)がある。BPでは、動かす体の部位によって減少傾向が異なることが知られている。本論文では、BPの減少傾向の違いに着目した特徴抽出法を提案する。BCI Competition IIIで用いられた手足の運動想起時の脳波データに対して提案手法を適用し、その有効性を示す。

キーワード：Brain Computer Interface, 運動想起, 準備電位

1. はじめに

近年、脳の神経活動を外部の機器に取り込み、解析することで、車椅子の制御や文字入力支援などに応用するBrain Computer Interface (BCI)の研究が盛んに行われている[1][2]。BCIの研究が進むことで将来的に、筋萎縮性側索硬化症 (Amyotrophic Lateral Sclerosis: ALS) 患者など、脳機能のみが残存している人が、考えただけでものを動かしたり、会話することが可能となることが期待されている。BCIの実現のためには、思考の判別が必要不可欠である。このための脳活動計測には非侵襲の測定が可能な脳波 (Electroencephalogram: EEG) がよく用いられ、また思考の対象として手足の運動想起判別が数多くなされている。運動に関連する脳波の特徴として、運動前に電位がゆっくり減少する準備電位 (Bereitschafts Potential: BP) があり、左右の手足など、体のどの部位を動かしたかによって減少傾向が異なることが知られている[3]。左右の違いでは、動かした部位と左右反対側の脳において、BPの特徴が顕著に現れる。例えば、左手指運動では、右脳の1次運動野付近において電位が減少する。また、手足など、部位の違いでは、足は頭頂部付近、手は側頭よりの1次運動野付近において、特徴がより顕著に現れる。さらに、実際の

運動を行ったときのみでなく、運動を想起した時の脳波においても、これらの特徴が現れることが知られている。BPを利用した脳波判別に関する過去の研究では、例として、Liらが左右の手足など、動かした体の部位によりBPの減少傾向が異なることに着目し、多次元時系列データであるEEGデータから、2思考の分散比を最大にする軸を抽出するCommon Spatial Subspace Decomposition (CSSD) [4]を用いた判別を行っている[5][6]。しかし、CSSDでは分散比を特徴量としているため、必ずしも減少傾向の違いを効果的に捉えることができないとは限らない。これに対し著者らは、BPの減少傾向の違いに着目し、回帰分析を用いた特徴抽出法を提案し、実運動時のEEGデータを用いて有効性の検証を行ってきた[7]。

本論文では、左手と右足の運動想起データであるBCI Competition IIIのdata set IVc[8]に対して提案手法を適用し、その有効性に対する検証を行う。また、適切なパラメータ設計を行うことにより、従来手法であるCSSDよりも高い判別率が得られることを示す。

以下、2章で提案手法を説明し、3章において、運動想起データを用いた実験により提案手法の有効性を検証する。最後に4章でまとめる。

2. 提案手法

2思考の運動想起時における、電極数 N のEEGデータを対象とし、それぞれの思考の特徴を抽出する。提案手法では、BPによる減少傾向について、部位による違いに着目し、次の2つの条件を満たす空間フィルタを作成する。(i) 2思考それぞれを直線近似した時の傾きの差を最大化し、かつ(ii) 2思考それぞれにお

† A Study on Feature Extraction Method based on Regression Coefficient of Bereitschafts Potential for Discrimination of Hand and Foot Motor Imagery using EEG
Shotaro NAKAMURA, Hiromu TAKAHASHI, Tomohiro YOSHIKAWA and Takeshi FURUHASHI

* 名古屋大学
Nagoya University

ける, 各試行の傾きの分散を最小化する. 図1に, 左手, 右足それぞれの運動想起時のEEGデータの例を示す. グラフ中の各線が各部位の電位を表している. 図より, 部位によって, 準備電位の減少傾向が異なっていることがわかる.

まず x_t^h , x_t^f をそれぞれ時刻 $t (=1, 2, \dots, T)$ における左手, 右足の運動想起時の脳波データ, $w (\in \mathbf{R}^N)$ を空間フィルタとする. ただし, $\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T x_t^h = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T x_t^f = 0$ とする. 次に, フィルタ適用後のデータ y_t^h , y_t^f に対し, 以下の回帰モデルを仮定する.

$$y_t^h \equiv w' x_t^h = a_h(t - \bar{t}) \quad (1)$$

$$y_t^f \equiv w' x_t^f = a_f(t - \bar{t}) \quad (2)$$

ただし, w' は w の転置ベクトル, $\bar{t} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T t$, a_h および a_f は回帰係数である. a_h , a_f についてはそれぞれ式(3), 式(4)で表すことができる.

$$a_h = \frac{\frac{1}{T-1} \sum_{t=1}^T w' x_t^h (t - \bar{t})}{\frac{1}{T-1} \sum_{t=1}^T (t - \bar{t})^2} = \frac{w' S_t x_t^h}{S_t^2} \quad (3)$$

$$a_f = \frac{\frac{1}{T-1} \sum_{t=1}^T w' x_t^f (t - \bar{t})}{\frac{1}{T-1} \sum_{t=1}^T (t - \bar{t})^2} = \frac{w' S_t x_t^f}{S_t^2} \quad (4)$$

(a) left hand

(b) right foot

図1 2思考のBPの違い

ただし, $S_t x_t^h = \frac{1}{T-1} \sum_{t=1}^T (t - \bar{t}) x_t^h$, $S_t^2 = \frac{1}{T-1} \sum_{t=1}^T (t - \bar{t})^2$ とする. a_h , a_f を用い, 傾きの差の2乗である式(5)が得られる.

$$(a_h - a_f)^2 = \frac{w' (S_t x_t^h - S_t x_t^f) (S_t x_t^h - S_t x_t^f)' w}{S_t^2 S_t^2} \quad (5)$$

ここで, 式(3), 式(4)において, フィルタ適用前の回帰係数 a_h および a_f は式(6), 式(7)のように回帰係数の列ベクトル ($\in \mathbf{R}^N$) で表すことができる.

$$a_h = \frac{S_t x_t^h}{S_t^2} \quad (6)$$

$$a_f = \frac{S_t x_t^f}{S_t^2} \quad (7)$$

さらに $a_h(m)$, $a_f(m)$ をそれぞれ $m (=1, 2, \dots, M)$ 試行目のデータに対して回帰分析を適用したときの回帰係数ベクトルとすると, 試行間の分散共分散行列は式(8), 式(9)で表される.

$$V^h = \frac{1}{M-1} \sum_m (a_h(m) - \bar{a}_h)' (a_h(m) - \bar{a}_h) \quad (8)$$

$$V^f = \frac{1}{M-1} \sum_m (a_f(m) - \bar{a}_f)' (a_f(m) - \bar{a}_f) \quad (9)$$

ただし, $\bar{a}_h = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M a_h(m)$ である. フィルタ適用後の各運動想起時の分散の合計は次式となる.

$$w' (V^h + V^f) w \quad (10)$$

w に関係ない S_t^2 を除いた式(5)の分子と式(10)の比を最大にする式(11)により, 前述の2つの条件を満たすを求めることができる.

$$\max_w \frac{w' (S_t x_t^h - S_t x_t^f) (S_t x_t^h - S_t x_t^f)' w}{w' (V^h + V^f) w} \quad (11)$$

未知データ X に対しては, フィルタ w に適用後, 線形回帰分析を行い, 次式から得られる傾きを特徴量 f として用い, 判別を行う.

$$f = \frac{w' S_t x_t}{S_t^2} \quad (12)$$

3. 実験

3.1 実験データ

EEGデータとして, BCI Competition IIIのdata set IVc[8][9]を用いた. このデータは1名の被験者から計測されたものである. 計測は学習データ用とテスト

データ用に計2回行われ、それらの間に3時間以上の休憩を挟んである。学習データの測定においては、各試行について、被験者は“左手”か“右足”のどちらかの視覚呈示に従い、運動想起を3.5s間行った。その後呈示が消え、1.75~2.25s間のランダムな長さの休憩を挟み、次の視覚呈示が始まる。これを3セッション(各セッション70試行)行うことで、各思考105試行ずつの学習データが得られた。またテストデータについては、運動想起の時間は1s間であり、さらに“リラックス”のタスクを加えた3つのタスクについて、各思考140試行ずつ得られている。なお、“リラックス”のタスクについては、被験者には運動想起をしてはならないと指示されている。これらのEEGデータは118個の電極から計測され、サンプリング周波数は1000Hzであった。

3.2 判別手順

提案手法での判別手順を図2に示す。運動と関係のない電極はフィルタを作成する際のノイズとなる可能性があるため、運動野付近とその周辺の26電極(図3)を初期選択した。得られた脳波データを100Hzにダウンサンプリングした後、準備電位を抽出するため、0-3Hzの通過域をもつlow-pass filter(LPF)を適用した。図4に、図3の26電極について、視覚呈示後の全試行電位平均値の時間推移を示す。なお図4では、LPFの適用後、0sの電位が $0\mu\text{V}$ となるように規格化している。図4より、約0.5s後以降において、2思考の電位の時間推移が異なっていることがわかる。そこでこの特徴を捉えるために、提案手法を適用した。ただし提案手法では、適切な時間窓の選択が必要となる。そこで本実験では、学習データに対しleave-one-out法を適用したときの判別率を基準とし、適切な時間窓を選択した。さらに、2思考の電位の時間推移に差がない電極については、フィルタを作成する際のノイズとなる可能性があるため、leave-one-out法による判別率を基準として電極選択を行った。得られた特徴量 f を用い、線形判別分析(Linear discriminant analysis: LDA)により思考判別を行った。

図2 判別手順

図3 初期電極配置

(a) left hand

(b) right foot

図4 視覚呈示後の電位の全試行平均時間推移(26電極)

3.3 結果と考察

3.3.1 時間窓の選択

0sを視覚呈示が始まった時刻とする。初めに、窓の長さを300msに固定し、窓の開始点を-1~1sの間で10msずつ変化させたときの判別率を図5に示す。図から、判別率のピークが視覚呈示後であることが確認でき、窓の長さを300msに固定した場合、窓の開始点を視覚呈示後0.39sにしたときに最高判別率84.3%を

図5 判別率の推移(時間窓: 300ms)

図6 判別率の推移(時間窓: 200~600ms)

得た。

同様に窓の長さを200~600msの範囲で100msずつ変化させ、それぞれ窓の開始点を運動直後である0.1~0.6sの間で10msずつ変化させた時の判別率の推移を図6に示す。この結果から、初期選択電極での適切な時間窓は、開始点が0.23s、窓の長さが600msであり、このときの判別率は89.5%となった。

図4において、どちらの思考についても視覚呈示後約0.4sで電位のピークをもち、その後電位が減少しており、さらに左手よりも右足の方が電位の減少の程度が大きいことがわかる。図6より、どの長さの時間窓においても、その傾向が時間窓内に含まれている時に判別率が高くなっており、提案手法が、減少傾向の違いを捉えることができたと考えられる。次に、学習データの各思考105試行に対し、フィルタ適用前後での傾きの平均をエラーバー付きで図7に示す。なお、フィルタ適用前については全電極の平均値を用いて傾きを計算しており、フィルタ適用後については窓の長さが600msのときのフィルタを用いている。図7(a)、(b)より、フィルタを適用することで、2思考の傾き

(a) Before the projection

(b) After the projection
(starting point : 0.23s) (c) After the projection
(starting point : 0.45s)

図7 フィルタ適用による2思考の傾きの差

の差が大きくなっていることがわかる。また図7(c)は、図4における電位のピークである0.45sを窓の開始点にした場合の2思考の分布である。図7(b)と(c)を比べると、傾きの差はほとんど変わらないが、試行間の分散が(c)よりも(b)の方が小さいことがわかる。このことが、図6において、0.23sで判別率が最大になった要因であると考えられる。

3.3.2 電極選択

提案手法により得られるフィルタにおいて、1つずつ電極を抜き、最も判別率の高い電極配置を採用する。初期電極配置(図3)から1電極ずつ抜き(26通り)、各窓でのLeave-one-outによる判別率を再計算する。200~600msの5つの窓における最高判別率の平均値を比べ、最も高かった電極配置を採用する。削除前の最高判別率と比較し、採用された電極配置での判別率のほうが高ければ、その電極配置からさらに1電極ずつ抜き、最高判別率を比較する。電極選択の手順を以下に示す。

- ① 電極ずつ抜き、各窓でのLeave-one-outによる判別率を再計算する。
- ② 各窓での最高判別率の平均を算出し、最も高かった電極配置を採用する。
- ③ 削除前の最高判別率の平均と比較し、削除後の判別率の方が高ければ①へ戻る。
- ④ 最後に削除された電極を採用する。

図 8 選択された電極

図 9 判別率の推移(時間窓: 200~600ms)

これにより、本学習データでは5つの電極が削除された。削除後の電極を図8(a)に示す。またこのときの各窓の判別率の推移を図9に示す。以上の結果から、電極配置は図8(a)、時間窓は開始点が0.37s、窓の長さが400msのときに最も高い判別率を示し、このときの判別率は88.6%となった。この時間窓により得られた特徴量 f を用いて学習モデルを作成し、テストデータ(リラックスを除く)に対する判別率を算出したところ、86.0%となった。

また図8(a)より、フィルタの係数に基づく電極選択によって、主に頭頂部から離れた端の方の電極が削除されたことがわかる。これは、BPなどの運動に関連する電位は運動野に対応するC3、Cz、C4付近において優位に現れるという知見と一致する[3]。

3.4 従来手法との比較

従来手法との比較を行う。従来法であるCSSDにおいても、3.3.1、3.3.2で示した方法と同様に、学習データを用いてパラメータ設計を行った。選択された電極を図8(b)に示す。CSSDにおいても、電極選択によって主に頭頂部から離れた端の方の電極が削除されていることがわかる。また、時間窓の開始点は0.35s、窓の長さは600msが得られた(図10)。このときの学習データでの判別率は80.0%であり、この設定

図10 CSSDを用いた場合の判別率の推移
(時間窓: 200~600ms)

図11 フィルタ適用後の2思考の時間推移の例

を用いてテストデータに適用したところ、判別率は79.3%となった。CSSDにより得られたフィルタ適用後の2思考の時間推移の例を図11に示す。CSSDでは分散比を特徴量としているため、図の例では、左手において電位の減少がみられるにもかかわらず、分散による差が小さくなってしまっている。提案手法では、BPによる減少傾向の違いを適切に捉えることで、CSSDと比較して高い判別率が得られたと考えられる。

3.5 Competition winner手法との比較

本実験で用いたBCI Competition IIIのdata set IVcにおけるコンペティション成績1位の手法[10](手法Aと呼ぶ)との比較を行う。手法Aでは、運動に関連する脳波の特徴である事象関連脱同期(Event-Related Desynchronization: ERD)に対してCSSDを適用し、特徴抽出を行っている。ERDもBPと同様、 α 波帯や β 波帯での帯域強度において減少傾向の違いがあることが知られている。本コンペティションではリラクスタスクの判別も行っており、手法Aは初めにリラクスタスクと運動想起タスクとを判別してから左手と右

足の判別を行うアルゴリズムとなっているため、コンペティション通りの性能比較は行えないが、ERDを利用し、band-pass filter(BPF)の適用後、CSSDを用いて特徴抽出を行う方法を手法Aとして提案手法と比較する。BPF適用後の学習データに対して、3.3.1と同様の方法により時間窓の設定を行った結果、開始点が視覚呈示から0.6s、窓の長さが400msのとき最高判別率89.5%を示した。この設定を用いてテストデータに適用したところ、判別率は87.9%となった。提案手法によるテストデータの判別率は3.3.2で示した通り86.0%であるため、手法Aの方が高い判別率を示したことがわかる。

しかしながら提案手法で用いている特徴量は手法Aとは異なるものであるため、これらから得られる特徴量を組み合わせて判別することが可能である。そこで、提案手法による特徴量 f (式(12))と手法Aによる特徴量(分散比)との2次元ベクトルに対するLDAにより判別を行った。その結果、学習データでの判別率98.0%、テストデータでの判別率93.3%を得た。

4. まとめ

本論文では、BCI Competition IIIのdata set IVcのデータを用いて、左手/右足の運動想起判別を行った。異なる運動での電位の時系列パターンの違いに基づいて、回帰分析を用いた特徴抽出法を提案し、運動想起データに適用した。適切な時間窓の選択および適切な電極の選択を行うことで、テストデータにおいて判別率86.0%を達成した。またこの判別率が、従来手法であるCSSDにおいて同様のパラメータ設計を行った場合と比較して、高い判別率であることを示した。コンペティションの成績1位の手法と提案手法とを組み合わせることで、各手法よりもさらに高い判別率が得られることを示した。今後は、本論文では対象としなかったリラクスタスクの判別についても行っていく予定である。

謝辞

本研究の一部は、文部科学省科学研究費(基盤研究(C), No.22500200)の補助を得て遂行された。

参考文献

- [1] N. Birbaumer, N. Ghanayim, T. Hinterberger, et al: A Spelling Device for the Paralyzed, *Nature*, Vol.398, pp.297-298, 1999.
- [2] 高橋弘武, 吉川大弘, 古橋武: BCIの通信モデル化と思考判別への二元消失通信路の導入, 電子情報通信学会論文誌D., Vol.J92-D, No.1, pp.153-161, 2009.
- [3] J. A. Pineda, B. Z. Allison, and A. Vankov: The Effects of Self-Movement, Observation, and Imagination on μ Rhythms and Readiness Potentials (RP's): Toward a Brain-Computer Interface (BCI), *IEEE Trans. Rehab. Eng.*, Vol.8, pp.219-222, 2000.
- [4] Y. Wang, P. Berg, and M. Scherg: Common spatial subspace decomposition applied to analysis of brain responses under multiple task conditions: A simulation study, *Clin. Neurophysiol.*, Vol.110, pp.604-614, 1999.
- [5] Y. Li, X. Gao, and H. Liu: Classification of Single-Trial Electroencephalogram During Finger Movement, *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, Vol.51, pp.1019-1025, 2004.
- [6] Y. Wang, Z. Zhang, Y. Li, et al: BCI Competition 2003-Data Set IV: An Algorithm Based on CSSD and FDA for Classifying Single-Trial EEG, *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, Vol.51, pp.1081-1086, 2004.
- [7] 中村, 吉川, 古橋: 手指運動時の脳波判別に対する空間フィルタ適用に関する一検討, 電子情報通信学会情報・システムソサイエティ総合大会特別号, p.142, 2009.
- [8] G. Dornhege, B. Blankertz, G. Curio, et al: Boosting bit rates in non-invasive EEG single-trial classifications by feature combination and multi-class paradigms., *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, Vol.51, pp.993-1002, 2004.
- [9] B. Blankertz, K.-R. Müller, D. J. Krusienski, et al: The BCI Competition III: Validating Alternative Approaches to Actual BCI Problems, *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.*, Vol.14, No.2, 2006
- [10] D. Zhang, Y. Wang, X. Gao, et al: An Algorithm for Idle-State Detection in Motor-Imagery-Based Brain-Computer Interface, *Computational Intelligence and Neuroscience*, Vol.2007, Article ID 39714, 9 pages, 2007

(2009年12月4日 受付)

(2010年5月22日 採録)

[問い合わせ先]

〒464-8603 愛知県名古屋市中千種区不老町
名古屋大学大学院工学研究科計算理工学専攻

高橋 弘武

TEL: 052-789-2793

E-mail: takahashi@cmlpx.cse.nagoya-u.ac.jp

著者紹介

なかむら しょうたろう
中村 翔太郎 [学生会員]

2008年名古屋大学工学部電気電子情報工学科卒業、2010年名古屋大学大学院工学研究科博士前期課程計算理工学専攻修了。同年西日本電信電話株式会社入社。現在に至る。在学中は主として脳波を用いた思考認識に関する研究に従事。

たかはし ひろむ
高橋 弘武 [学生会員]

2009年名古屋大学大学院工学研究科博士前期課程修了。現在、名古屋大学大学院工学研究科博士後期課程在学。日本学術振興会特別研究員DC2。神経科学・工学に関心があり、ブレインコンピュータインターフェイスに関する研究に従事。IEEE、日本知能情報ファジィ学会、電子情報通信学会会員。

よしかわ ともひろ
吉川 大弘 [正会員]

1997年名古屋大学大学院博士課程修了。同年カリフォルニア大学バークレー校ソフトコンピューティング研究所客員研究員。1998年三重大学工学部助手。2005年名古屋大学大学院工学研究科COE特任准教授。2006年10月同研究科准教授。現在に至る。主としてソフトコンピューティングとその応用に関する研究に従事。博士（工学）

ふるはし たけし
古橋 武 [正会員]

昭和60年名古屋大学大学院工学研究科博士後期課程電気系専攻修了。工学博士。平成16年名古屋大学大学院工学研究科計算理工学専攻教授。現在に至る。ソフトコンピューティング、感性工学に関する研究に従事。平成8年日本ファジィ学会論文賞受賞。IEEE、日本知能情報ファジィ学会、電気学会等の会員

**A Study on Feature Extraction Method based on Regression Coefficient of
Bereitschafts Potential for Discrimination of Hand and Foot Motor Imagery using EEG**
by
**Shotaro NAKAMURA, Hiromu TAKAHASHI, Tomohiro YOSHIKAWA
and Takeshi FURUHASHI**

Abstract :

Recently, a lot of researches on Brain-Computer Interfaces (BCIs) have been reported. It is expected that BCIs will help patients like those with Amyotrophic Lateral Sclerosis (ALS) to control a wheel chair or to communicate with other people just by using thoughts. BCIs analyze biological signals such as Electroencephalogram (EEG) to recognize thoughts, and especially those associated with motor imagery have been well investigated. The Bereitschafts Potential (BP) is one of the features of EEGs related to body movements, which occurs before voluntary limb movements. The BPs associated with different movements have different temporal patterns. This paper proposes a method to capture the difference of the BP patterns. In this paper, the proposed method is applied to EEGs of motor imagery used in BCI Competition III and the effectiveness of the proposed method is shown.

Keywords : Brain-Computer Interface, Motor Imagery, Bereitschafts Potential

Contact Address : **Hiromu TAKAHASHI**

Department of Computational Science and Engineering, Graduate School of Engineering, Nagoya University

Furo-cho, Chikusa-ku, Nagoya 4648603, JAPAN

TEL : +81-52-789-2793

E-mail : takahashi@cmlpx.cse.nagoya-u.ac.jp