運動準備電位による四肢動作推定

Limb motion estimation by Bereitschafts Potential

北山 真平^{*1} (学生員), 佐々木 実^{*1} (正員), 伊藤 聡^{*1}, 安田 晴信^{*1}, 小嶋 俊史^{*1}

Shimpei KITAYAMA(Stu.Mem.), Minoru SASAKI(Mem.), Satoshi ITO, Harunobu YASUDA, Toshihumi KOJIMA

Motions estimation utilizing EEG can develop devices supporting the elderly and disabilities. This paper investigated a possibility of limb motion estimation using Bereitschafts Potential (BP). BP means voltage variation of EEG just before motions. To estimate, neural network was introduced. Three types of processed signal were used as the input. The types of signal processing were FFT, increment and normalization. The best signal processing of them was normalization, and the accuracy rate was 89.0%.

Keywords: EEG, Bereitschafts Potential (BP), motion estimation, man-machine interface, neural network.

1 緒言

近年, 我が国では総人口に占める高齢者の割合が20%を超え少子高齢社会となった。こうした背景から, 障害者の人数も増加しており, 介護者の負担が増加している。そのため, 介護福祉分野において早急な整備・設備の充実が求められている[1]。

このような問題を解決するために近年, 工学分野では生体信号を用いた機器の開発研究が行われている。生体信号は直感性に優れており, 測定も簡単にできる。そのため, 生体信号を用いた機器は, 低負荷かつ扱い易く, 介護者の負担軽減だけでなく, 被介護者の自立支援をサポートすることが出来る。

脳波は生体信号の中でも最高次の信号であるといわれており, 潜在的に多くの情報を含んでいる。そのため, 脳波を用いた動作推定や機器の開発が多く行われており, とりわけ, 事象関連電位などの動作後に現れる脳波の大きな変化を特徴量として用いていることが多い。武藤らの研究[2]ではそれらの特徴量を用いた指動作の判別において 84.25%と高い精度での判別が可能であることを証明している。

しかし, それらの判別結果を入力として機器の操作などを行う場合に, 動作後に現れる変化を用いるため, 動作と機器の動きにタイムラグが生じてしまう。そこ

で, その問題を解決するために運動準備電位(Bereitschafts Potential : BP)という脳波の特徴に着目した。

BP は人の随意運動時に, 動作の約 0.5~1 秒前に現れる電位変化である。BP を用いた研究では発生時の識別[3]や指動作の識別[4]などがあるが, 多くは動作との関連性を検討するものが多く, 動作推定まで行っているものは少ない[5]。

そこで本研究では BP による四肢動作推定を行う。具体的には BP が現れる区間に信号処理を施し, ニューラルネットワークを用いた推定を行う。その結果, 推定可能かどうか, また可能ならばどのような特徴量が有効かについて検討する。

2 脳波と運動準備電位

脳波とは, 脳が働いている時の電気活動を捉えたもので, 頭部に装着した電極から観測される電位の時間変化を記録した波形である。脳波は常に揺らいでいる自発的な電位変化であり, 手足などの動作時には動作の後に大きな変化が現れる。

一方, 運動準備電位(BP)は, 動作開始の約 0.5~1 秒前から 0.2秒前にかけて現れる微小な電位変化である。BP は広汎な大脳皮質の随意運動に対する準備状態を反映しており, 一次運動野, 補足運動野でみられる[6]。

3 脳波の測定方法

3.1 生体信号検出装置

本研究では, 株式会社 脳機能研究所の「感性スベ

連絡先: 佐々木 実, 〒501-1193 岐阜県岐阜市柳戸 1-1,
岐阜大学工学部機械工学科,
e-mail: sasaki@gifu-u.ac.jp

^{*1} 岐阜大学

クトル解析システム」を使用して脳波を測定する。
Fig.1 に実験装置の構成を示す。

Fig.1 Experimental system.

電極が付いているヘルメットから脳波を抽出し、HEAD BOX で A/D 変換と増幅を行う。次に PROCESSOR BOX でデジタルフィルタ処理を行う。そして、これらの処理が行われた脳波のデータをパーソナルコンピュータ(PC)に取り込む。

脳波の導出には、右耳朶を基準電極とする、右耳朶単極誘導を用いる。また電極位置には、国際的に標準とされている国際 10-20 法を基に、Fig.2 に示す右耳朶 A2 を除く 14 か所の電極で測定を行う。また、サンプリング周波数は 200 [Hz]とし、各フィルタの設定を Table.1 に示す。

Fig.2 Position of electrode.

Table.1 Setting of digital filter.

	High-Pass Filter	Low-Pass Filter
Cutoff frequency	1.6[Hz]	60[Hz]
Attenuation frequency	-12[dB/oct]	-12[dB/oct]

3.2 実験方法

被験者は24歳の男性5人で、いずれも右利きである。実験に用いる動作は左右の腕と足の昇降動作で、被験者は着席している状態で行う。腕動作は肘を伸ばしたまま肩関節を動かして腕を挙げ、足動作は腿を“へそ”のあたりまで引き上げる動作を行う。なお、被験者はこれらの動作を開眼状態で行う。

測定方法は、まず、測定開始から2秒間は何もしない安静状態で待機してもらい、測定開始から2秒後にピープ音と PC 画面上に動作可能の合図を表示する。この合図の後、被験者は5秒以内に任意のタイミングであらかじめ指定しておいた動作を行う。実験中、5秒間が分かるように、合図と同時にカウントダウンを PC 画面上に表示する。ただし、合図から5秒が経過するまでは腕または足を降ろさず、挙げた状態を維持してもらう。合図から5秒が経過したとき、PC 画面上に動作終了の合図を提示し、これ以降3秒以内に腕または足を降ろしてもらう。

以上の流れが1回分の測定で、これを同じ動作で連続15回行う。15回測定が終了したら3分ほど休憩を取り、再び15回測定を行う。この繰り返しにより、各動作30回測定する。また、測定は2日分(Day1, Day2)行う。つまり、1人の被験者から30回分×4動作×2日分=240データが得られ、1つの動作については30回×5人×2日分=300データを得ることになる。Fig.3に被験者AのDay1の右腕動作時の波形を示す。なお、本研究では挙げる動作を解析対象とするため、脳波の測定は前半の7秒間だけ記録する。また、各電極の波形の縦軸は電圧であり、範囲は-100~100[μV]である。

Fig.3 Results of EEG with the right arm motion.

4 解析対象区間

本研究では BP を用いるため、測定した 7 秒間の脳波すべては用いない。また、BP は現れる範囲が限定されているため、電極の数も限定される。以上のことから、本研究で動作推定に用いる電極と BP を含む区間(本研究では解析対象区間と呼ぶ)を決める。

4.1 電極の選定

BP は 2 章で述べたように一次運動野や補足運動野で現れる。また、発生中心部は Fig.4 中の Cz で、そこから左右対称に現れると考えられている。そこで、本研究では以下に示す理由から、Fig.4 中の太い○の 6 つの電極を用いる。

- C3,C4 : BP の発生中心付近にあたる。
- F3,F4 : 補足運動野にあたる。
- P3,P4 : 運動野と関係性がある体性感覚野にあたる。

Fig.4 Electrode positions used in motion estimation.

4.2 解析対象区間

BP は、動作をいつ行うか予め決めていた場合には 1 秒前から、いつ行うか予定していない、いわば「ひとりでに」行動したくなった場合には 0.5 秒前から現れることが明らかにされている[6]。そこで本研究では、被験者の意識の持ち方を考慮し、動作前の 1 秒間を解析対象として用いる。動作と Fig.3 のような脳波の変化は関係していると考えられるため、この変化を動作のタイミングとする。以上の観点から、解析対象区間の決め方を以下に示す。

1. 4.1 で選定した 6 電極の時刻毎の合計電圧値を算出し、最大合計値を記録した時刻を M とする。
2. M から 1.2 秒前を S と決める。
3. S からの 1 秒間を各電極の解析対象区間とする。

Fig.5 に被験者 A, Day1 の解析対象区間の波形を示す。なお、各電極の縦軸の範囲は Fig.3 と同じである。

Fig.5 Analysis objects section with the right arm motion.

5 特徴量抽出

動作ごとのより顕著な特徴を得るために、本研究では 3 つの信号処理を行う。

5.1 高速フーリエ変換(FFT)

解析対象区間に対して FFT を行い、パワースペクトルの波形を特徴量として用いる。Fig.6 の上図に被験者 A, Day1 の右腕動作時を、下図に左足動作時の波形を示す。なお、各電極の縦軸の範囲は $0 \sim 5[\mu V^2]$ である。

Fig.6 Results of FFT analysis of analysis objects section.

5.2 増加量

BP は $0.3\sim0.4[\mu\text{V}/0.1\text{s}]$ の特徴を有していることが明らかにされている[5]。そこで、 $[0.1\text{ 秒ごとの増加量 } 10\text{ 個}] + [1\text{ 秒間での増加量}]$ 、計 11 個をまとめたデータを特徴量として用いる。Fig.7 の上図に被験者 A, Day1 の左腕動作時を、下図に右足動作時の波形を示す。なお、各電極の縦軸の範囲は $-20\sim20[\mu\text{V}]$ である。

Fig.7 Results of increment analysis of analysis objects section.

5.3 正規化

脳波は被験者や日時などにより、電圧値が変化する。そこで、測定された脳波の最大振幅値で割る正規化を行うことで、単位系によらない $-1\sim1$ の範囲の波形に変形し、脳波に現れる個人差や日時の差を小さくすることができる。しかし、Fig.3 のように本研究での脳波の最大振幅値は動作時であり、この時の値で正規化を行うと解析対象区間の値が極めて小さくなってしまい、BP を捉える事が難しくなってしまう。

そこで、本研究ではまず各電極のピーク値を求め、電極別に正規化を行う。次に、正規化された波形で、4.2 で説明した時刻 M と S を算出し、解析対象区間を決める。こうして決められた解析対象区間の脳波において、電極ごとにピーク値を求めて再度正規化を行う

ことで、解析対象区間を $-1\sim1$ の波形に正規化することができる。Fig.8 の上図に被験者 A, Day1 の右腕動作時、下図に左足動作時の解析対象区間を正規化した波形を示す。

Fig.8 Results of normalization analysis of analysis objects section.

5.4 考察

各特徴量について動作ごとに特徴が現れたか検討する。

まず、FFT では腕動作時は $20[\text{Hz}]$ 付近で、足動作時では $0\sim5[\text{Hz}]$ 付近でパワースペクトルが最大となる傾向が見られた。これは脳波が意識の強い動作をするとき高い周波数が大きくなり、弱い動作をするとき低い周波数が大きくなることに関係し、人が歩く際に意識して足を動かさないように、足動作は腕動作よりも意識が弱いから、このような傾向になったと考えられる。また、腕動作時よりも足動作時の方が、パワースペクトルが大きい傾向がある。これは筋肉量が影響しており、腕よりも足の筋肉の方が多いためだと考えられる。他にも、右腕、右足動作時には左側の電極(F3, C3, P3)のパワースペクトルが、左腕、左足動作時には右側の電極(F4, C4, P4)のパワースペクトルが大きくなる傾向があった。これは、動作する部位と左右逆側の脳が対応していることが理由と考えられる。

次に、増加量では左腕動作時は P4 の 1 秒間の増加

量が約 $-10[\mu V]$ であり、他の動作とは違う傾向が見られた。これは動作の部位と逆側が活性化することから、P4 が右側にあり、かつ運動野と関係のある部分の電極であるためと考えられる。また、右足動作時の波形が他の動作と比べて増加量の増減が少ない傾向が見られた。足動作は腕動作よりも意識して動かす動作ではないため、増加量が少なくなったものと考えられる。

最後に正規化では、動作側とは反対側の電極の波形に変化が見られ、右腕、右足動作時の方が左腕、左足動作時に比べて波形の変化が大きい傾向があった。これは利き手の方を普段からよく使用するので、利き手に対応する脳（右利きの場合は左脳）の方が活性化しやすいためであると考えられる。さらに、正規化されたことによって、解析対象区間で最も変化のあった部分が強調された。日時等の違いによる電圧値の変化誤差が小さくなったことが原因と考えられる。以上の観点から、3つの特徴量は動作ごとの違いを顕著にできるものであると考えられるため、これら3つの特徴量による動作推定を試みる。

6 四肢動作推定

本研究では上記3つの特徴量を入力データとして、ニューラルネットワークによる動作推定を行う。

6.1 ニューラルネットワーク

本研究では、階層型ニューラルネットワークを用いる。階層型ニューラルネットワークには、単純パーセプトロンと多層パーセプトロンがあるが、本研究では多層パーセプトロンを用いる。理由として、単純パーセプトロンではFig.8のようなAND関数は実現できても、Fig.9のようなXOR関数は必ずしも実現できるとは限らないからである。ニューラルネットワークは、処理ユニットの状態やニューロン間の結合の情報伝達率(結合重み係数)を変化させることによって入出力関係を変えることが出来る。出力層のユニットの出力を教師信号と比較して、結合の重みを変化させていくことをニューラルネットワークの学習と呼ぶ。入力層と出力層の2層から構成される単純パーセプトロンの学習では1段だけの結合しか修正できないため、線形分離しかできない。なので、Fig.9のような線形分離できない問題において、2本の直線で分離、又は点線のような曲線で分離することが出来ない。

Fig.8 AND function.

Fig.9 XOR function.

一方、多層パーセプトロンは入力層、複数の中間層、出力層から構成される。中間層が入ることで、結合修正可能な層間結合が増え、非線形分離が可能となる。ただし、2段の結合をシステムチックに修正できる学習則が必要になる。この学習則について、多層パーセプトロンにおける学習にはいくつかあるが、その中でも最も盛んに用いられているのが誤差逆伝播法(バックプロパゲーション)である。誤差逆伝播法は、出力層と教師信号の誤差を出力層から入力層に向かって逆伝播させて重みを調整していく。この学習法によって、教師信号をまねることが出来るようにユニット間の結合の強さ、つまりネットワークの内部構造が修正されていく[7]。

6.2 四肢動作推定

出力層のユニット数は4つで、各動作に対応している。入力層のユニット数、つまり入力層に与えるデータ数は以下の通りである。

- ・FFT : 100 データ(1秒間のFFT波形の半分) × 6 電極 = 600 データ
- ・増加量 : 11 データ(0.1秒ごとの増加量10個+1秒間での増加量1個) × 6 電極 = 66 データ
- ・正規化 : 200 データ(1秒間の正規化波形) × 6 電極 = 1200 データ

中間層は1層で、ユニット数はFFTと増加量が50、正規化が10である。出力関数は、中間層がシグモイド関数を、出力層が線形関数である。収束誤差は 10^{-4} で最大学習回数は10万回である。最後に最適化手法に関して、FFTと増加量は共役勾配法を、正規化は最急降下法を用いる。なお、これらの設定は試行錯誤的に求めており、最も結果が良かった場合を示している。評価方法は各動作30回分のデータの内、29個を学習に、1個を判別に使用し、判別に用いるデータを順に代えていくクロスバリデーション法により、30回の動作推定を2日分を行う。なお、学習と判別には同一被験者、同日のデータを用いて行う。

以上の設定を用いて行った動作推定の結果を

Table.2~Table.4 に示す。表中の A~E は被験者を、RA は右腕、LA は左腕、RL は右足、LL は左足を表す。

Table.2 Results of state estimation (FFT).

	RA	LA	RL	LL	Total
A	58/60 (96.7%)	59/60 (98.3%)	57/60 (95.0%)	52/60 (86.7%)	226/240 (94.2%)
B	46/60 (76.7%)	51/60 (85.0)	51/60 (85.0)	56/60 (93.3%)	204/240 (85.0%)
C	50/60 (83.3%)	47/60 (78.3%)	53/60 (88.3%)	54/60 (90.0%)	204/240 (85.0%)
D	57/60 (95.0%)	50/60 (83.3%)	54/60 (90.0%)	47/60 (78.3%)	208/240 (86.7%)
E	51/60 (85.0%)	51/60 (85.0%)	51/60 (85.0%)	48/60 (80.0%)	201/240 (83.8%)

Table.3 Results of state estimation (Increment).

	RA	LA	RL	LL	Total
A	52/60 (86.7%)	55/60 (91.7%)	53/60 (88.3%)	48/60 (80.0%)	208/240 (86.7%)
B	50/60 (83.3%)	50/60 (83.3%)	48/60 (80.0%)	52/60 (86.7%)	200/240 (83.3%)
C	52/60 (86.7%)	45/60 (75.0%)	57/60 (95.0%)	51/60 (85.0%)	205/240 (85.4%)
D	51/60 (85.0)	48/60 (80.0)	56/60 (93.3%)	49/60 (81.7%)	204/240 (85.0%)
E	46/60 (76.7%)	45/60 (75.0%)	48/60 (80.0%)	51/60 (85.0%)	190/240 (79.2%)

Table.4 Results of state estimation (Normalization).

	RA	LA	RL	LL	Total
A	53/60 (88.3%)	53/60 (88.3%)	51/60 (85.0%)	50/60 (83.3%)	207/240 (86.3%)
B	51/60 (85.0%)	51/60 (85.0%)	50/60 (83.3%)	57/60 (95.0%)	209/240 (87.1%)
C	56/60 (93.3%)	56/60 (93.3%)	58/60 (96.7%)	52/60 (86.7%)	222/240 (92.5%)
D	53/60 (88.3%)	52/60 (86.7%)	58/60 (96.7%)	49/60 (81.7%)	212/240 (88.3%)
E	60/60 (100%)	56/60 (93.3%)	50/60 (83.3%)	52/60 (86.7%)	218/240 (90.8%)

6.3 動作推定の考察

動作推定の結果、5 人平均判別率は FFT の場合、両日合わせて 86.9%であった。同様に増加量では 83.9%、正規化では 89.0%であった。また、動作別に見ても多くが 80~90%以上で、低くても 70%以上の判別率が得られた。以上から、どの特徴量でも 80%以上の判別率が得られ、特に正規化を用いた場合が最も精度良く判別できることが分かった。この要因として、日時の違い等による電圧値の変化誤差が正規化により小さくなり、動作ごとの傾向が顕著になったことが考えられる。

他の 2 つの特徴量でも動作ごとに違いが現れているが、それらの変化誤差が判別率に影響したものと考えられる。

7 結言

本研究では BP による四肢動作推定を行った。まず、BP を含む解析対象区間を決め、信号処理を行い動作ごとの特徴を顕著にした。そのデータを用いてニューラルネットワークによる動作推定を行った結果、正規化を特徴量とした場合に 89.0%と最も高い判別率が得られた。これより、BP による動作推定は可能であることが示された。しかし、本研究では動作時に生じる脳波のピーク値を用いて BP を含む解析対象区間を求めているので、リアルタイムで判別を行った場合、動作と判別結果ができるまでのタイムラグをなくすることができない。そこで、今後は動作前に BP を含む波形を捉える方法を検討し、リアルタイムで動作とのタイムラグが生じない判別ができるか検証したい。

(2014 年 3 月 7 日受付)

参考文献

- [1] 田中一男, 松永之和, 堀滋樹: “移動ロボットの脳動制御”, IEEE Trans EIS, Vol.124, No.3, pp.890-896, 2004.
- [2] 佐々木実, 武藤光, 安田晴信, 伊藤聡: “脳波を用いた指動作の推定”, 日本 AEM 学会誌 20(1), pp.256-261, 2012.
- [3] 平岩明, 内田典佳, 下原勝憲, 曾根原登: “随意運動発生直前の頭皮電位分布パターンのニューラルネットによる認識”, 電子情報通信学会論文誌 A, Vol.J79-A, No.2, pp.408-415, 1996.
- [4] Yong Li, Xiaorong Gao and Hesheng Liu: “Classification of Single-Trial Electroencephalogram During Finger Movement”, IEEE Transactions on Biomedical Engineering, Vol.51, No.6, pp.1019-1025, 2004.
- [5] 鬼頭伸和, 五木田健, 伊藤智式: “運動準備電位と筋力発揮の調節”, 愛知教育大学研究報告, 47(芸術・保健体育・家政・技術科学編), pp.13-18, 1998.
- [6] ベンジャミン・リベット: “マインド・タイム 脳と意識の時間”, 岩波書店, 2005.
- [7] 国際電気通信基礎技術研究所: “ニューラルネットワーク応用”, オーム社, pp.8-11, 1995.