

# 「ブレインコンピュータインタフェース (BCI) におけるパーソナル軽量化の研究」

澤本 潤、Goutam Chakraborty (ソフトウェア情報学部、教授)

近年、脳波を測定し解析することで、機器の操作や文書作成などを可能とする技術であるBrain Computer Interface (BCI) に関する研究が盛んである。BCI においては、装着機器の電極数が多く、分析するデータが多くなり、また取り付けに時間を要するという問題がある。本研究では、BCI利用の効率化を目的とし、有効で最少の電極の組合せや電極位置を考慮することによってパーソナル軽量化を目指す。

## 1 研究の概要

近年、脳波を測定し解析することで、機器の操作や文書作成などを可能とする技術であるBrain Computer Interface (BCI) に関する研究が盛んに行われている。BCI は、脳波を制御信号へ変換するシステムであり、電極を頭に取り付けて脳波を計測することにより動作や言語を媒介せずに文書作成やコンピュータの操作等が可能となる[1]。主に手足を動かせない、言葉を発することができないなどの体の不自由な患者を対象として応用されている[2]。一般的なBCI においては、取り付け可能な電極数が多く、有効な取り付け位置や電極数が多いため分析するデータが多いこと、取り付けに時間を要してしまうという問題がある[3][4]。

そこで本研究では、BCIの効率化を目指したパーソナル軽量化を目的とする。問題を解決するため、有効な電極位置や電極の組み合わせを考慮し、類似している特徴を持った脳波信号を分類し、類似電極の削減を行い最適な電極の位置を求めていく。選択した電極の有効性を検証するため、視覚刺激に対するP300の有り無しを分類する問題に適用することによってその分類精度によって評価を行う。

## 2 研究の内容

### 2.1 脳波測定

#### 2.1.1 使用機器

本研究の脳波測定にはNet Station System 300 [5] の図1に示す128チャンネルの電極を使用する。しかし、128個の時系列データの分析は困難であるため国際電極配置法で定められている国際10-20法[7][8] の21チャンネルの電極を使用する。

国際10-20法の電極配置を図2に示す。国際10-20法は、頭部を10%および20%均等間隔に分割し、電極を設置する方法である[7]。この電極位置を用いた計測では、繰り返し計測を行った際や被験者が変わった際に同じ位置に電極を設置できるため再現性のある結果が得られる。

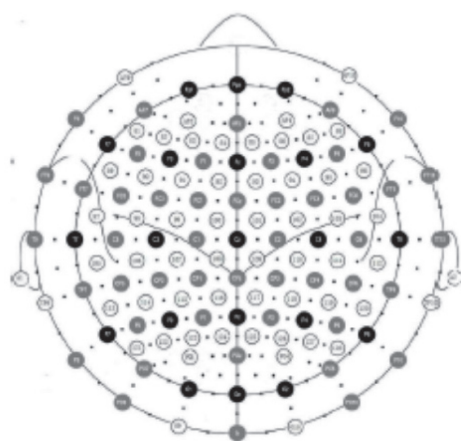


図1 : Net Station System 300の電極配置

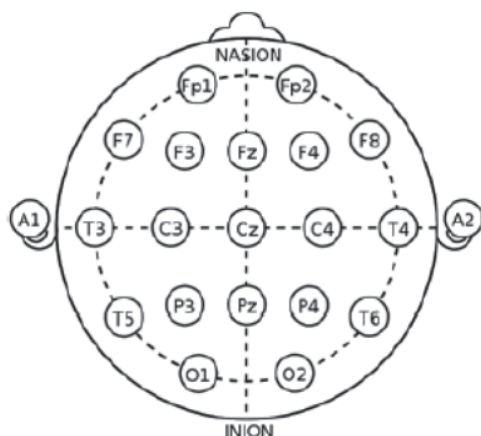


図 2 : 国際10-20法

### 2.1.2 脳波測定方法

被験者にNet Station System 300を装着し、刺激提示装置を使用して、P300型BCI Spellerと同様の計測を行った。P300型BCI Spellerの実験では図3に示す画面の各行列が光る。ターゲットにした文字が光った行または列にある場合回数を数えてもらう。このときの点滅間隔は600msに設定し、ターゲットが光った回数を数えてもらうことでP300を発生させ記録する。

これらの計測を被験者3名にそれぞれ3回ずつ行った。計測された脳波データの例を図4に示す。x軸は時間 (msec)、y軸は信号の強さ ( $\mu$ V) となっている。取得したデータ例を見ると同じような変化をしている信号を出している電極がいくつかある。しかし、ノイズによって変化している可能性がある。



図 3 : P300型BCI Spellerの画面

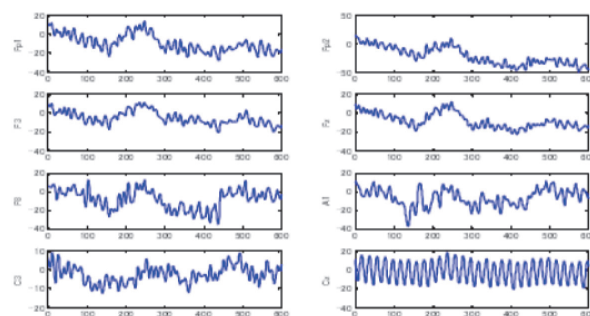


図 4 : 取得した脳波データ例

### 2.1.3 P300

P300は、高頻度の刺激と低頻度の刺激をランダムに提示し、低頻度の刺激が提示された回数を数える課題において、低頻度の刺激が提示されたとき、300ms前後に陽性の大きな振幅を持つ事象関連電位のことである。P300の測定に使用する課題には、音刺激か視覚刺激のどちらかをを用いる。P300はBCIによく利用されている[6]。P300が出ているデータ例を図5に示す。変化のないのがP300の出ない信号、大きく変化しているのがP300の出ている信号である。P300は脳波の特徴の中でもっとも変化が分かりやすい。そのためP300の判別を行うことにより精度を求め評価を行う。

### 2.2 電極数変更の先行研究

先行研究としてUlrich Hoffmannらの論文[4]がある。この論文では電極数を4チャンネル、8チャンネル、16チャンネル、32チャンネルと変えた際の精度の比較と健常者と障害者の精度の比較を行っている。使用された電極位置を図6に示す。脳波の取得には6枚の画像を使用している。画像をランダムに表示し、その際に目

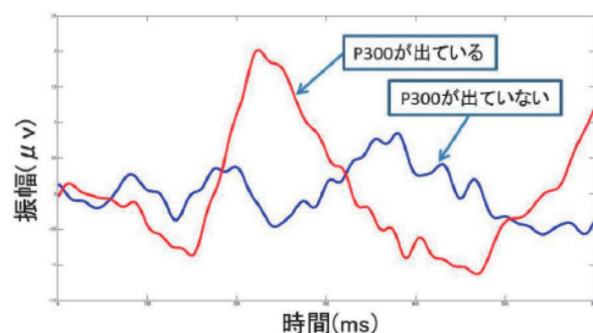


図 5 : P300が出ている脳波信号と  
出ていない脳波信号

的の画像が提示された回数をカウントさせた脳波を取得する。

取得した脳波にバンドパスフィルタを1.0Hz-12.0Hzの範囲でかけ、ダウンサンプリングを用いてサンプリング周波数を2048Hz から32Hzにする。次にノイズ除去としてWinsorizingを用いて瞬きなどによって起こった急激な脳波の変化を平常な値にし、正規化を行う。最後に、脳波の分類を行う。分類手法としてフィッシャーの線形分類器 (Fishers Linear Discriminant Analysis: FLDA) とFLDAにベイス定理を用いたBayesian Linear DiscriminantAnalysis (BLDA) を使用し、P300の有無を分類しその精度の比較を行っている。その結果、障害者のほうが精度が高かった。また分類の手法ではBLDAの精度が高くなっていた。しかし、生の脳波をそのまま使用しているため精度が低くなっている可能性がある。そこでFFTによる特徴抽出を行うことで精度が向上できると考えられる。

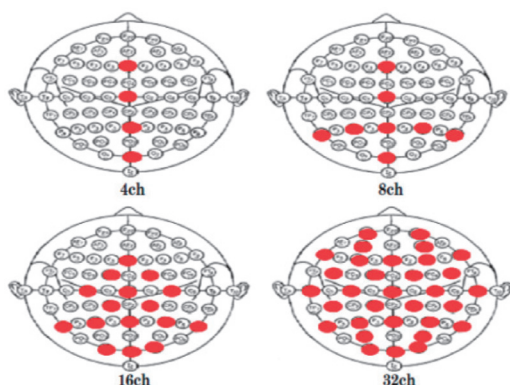


図 6：電極位置

## 2.3 提案手法

取得した脳波データに、バンドパスフィルタを用いてノイズ除去を行い、FFTを用いて特徴抽出を行う。特徴抽出を行った脳波データをFuzzy c-means (FCM) によって分類し、各クラスから1チャンネルずつ選択を行い、電極の削減と個人に特化した位置を求める。NNを用いて精度を求め、先行研究と精度の比較を行うことで選択した電極位置の有効性を検証する。Hoffmannらの研究[4]と提案手法の処理の流れの比較を図7に示す。

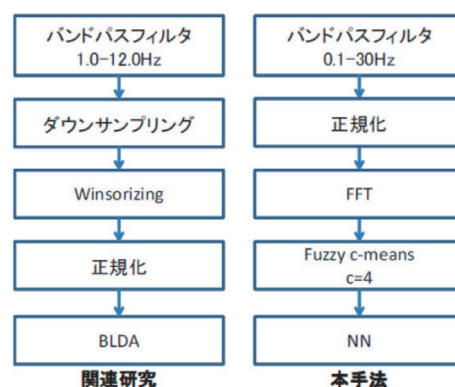


図 7：先行と本手法の処理の流れ

両方の処理でバンドパスフィルタを用いているが、範囲が異なっている。また提案手法ではノイズ除去を行った後、特徴抽出を行いデータを分類しているが、Hoffmannらの研究ではノイズ除去をしたデータを分類している。Hoffmannらの研究では取得しているデータを直接分類しているが、本手法でFFTを用いて特徴抽出することで高い精度を維持した分類が可能となる。

### 2.3.1 バンドパスフィルタと特徴抽出

本研究では0.1Hz～30.0Hz の範囲に設定したバンドパスフィルタを用いる[9]。次に特徴抽出としては、FFTのみで特徴抽出を行う[10]。FFTの周波数帯は、脳波の中で変化が現れやすい $\alpha$ 波帯域と $\beta$ 波帯域の8 Hz～30Hzを利用する[12]。FFTを使用した例を図8に示す。この信号には10Hzの周波数が多く出ているため、 $\alpha$ 波が強く出ているということが分かる[11]。

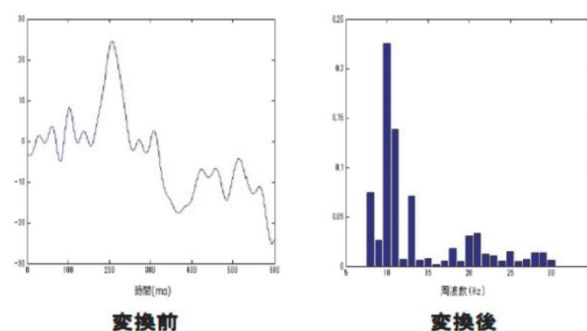


図 8：FFTの例

### 2.3.2 クラスタリング

クラスタリングを行う際、刺激に同期した成分のみを取り出し、それ以外の成分は小さくすることを目的とし、加算平均を行う。加算平均



を行うことで各信号ごとに特徴的なデータになる。バンドパスフィルタをかけたデータを加算平均し、FFTを行ったデータをFCMを用いて分類する。FCMとはk-means法にファジィ理論を導入したクラスタリング手法のことである。個体の各クラスへの所属の度合の大きさをあいまいに設定することが可能である[14]。kmeans法ではそのクラスに属しているか属していないかの判別をするが、FCMでは適応度を用いることでどのクラスにどのくらい属しているのかを判別することができる。

本研究では電極の選択を目的としているためクラスタの中から1つの電極を選択する必要がある。そこでFCMを用いる。k-means法ではクラスタの中心を求めることはできるが有効な電極かどうかの判別が難しい。そのためFCMの適応度を用いることでどの電極が有効であるかの選択が可能になる。分類を行う際、クラスタ数を先行研究と同じ電極数になるように4に設定する。そして、各クラスタの中からもっとも適応度の高い電極1つを選択し、電極の削減を行う。

### 2.3.3 NNによる精度評価

脳波の判別にはよくNNが用いられている。この研究では、誤差逆伝播法を学習に用いたNNを使用している。BPは図9に示すように、出力結果と教師データの誤差を利用し学習を行う手法である[13]。学習の手順は、以下の通りである。

1. NNに学習データを入力する。
2. 出力層から出力された値と、教師データとを比較し、出力誤差を計算する。
3. 出力誤差を元に、学習係数を用いて各中間層と出力層間の結合荷重を更新する。
4. 同様に、中間層と入力層間の結合荷重も更新する。
5. 上記の処理を誤差に変化がなくなるか、一定の回数繰り返す。

ここでは、P300の出ている脳波データと出ない脳波データを学習させる。BPのパラメータを表1のように設定し学習を行う。このパラメータは固定して実験を行っている。ノイ

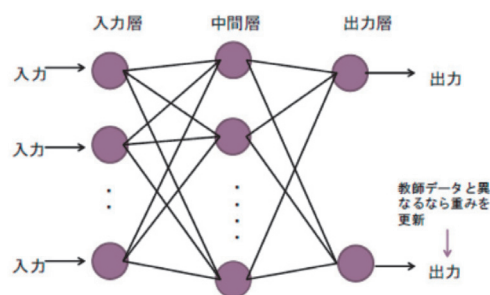


図9：誤差逆伝播法の学習

ズ除去、特徴抽出を行った脳波データの9割を学習に、1割をテストデータとして使用している。入力されたデータにP300が含まれているデータか、含まれていないデータかの判別を行っている。

表1：ニューラルネットワークのパラメータ

入 力 層	92
中 間 層	20
出 力 層	2
学 習 係 数	0.001
学 習 回 数	10,000

## 3 これまで得られた研究の成果

### 3.1 評価実験

本手法の有効性を示すためHoffmannらの研究[4]との比較を行う。脳波データには本手法で取得したデータ3名分とHoffmannらの研究で使用された健常者と障害者それぞれ4名ずつ、計8名分のデータを使用する。それぞれの手法を用いて分類した精度の評価を行う。電極は本手法のFCMを用いて被験者ごとに求めた4チャンネルとHoffmannらの使用していた4チャンネルを用いる。Hoffmannらの分類手法には精度が高かったBLDAを使用する。健常者と障害者のデータをクラスタリングする際、32チャンネルから削減を行う。比較に使用する電極の4チャンネルの電極はFz、Cz、Pz、Ozである。

本手法で求めた3名の被験者ごとの電極位置は、被験者1の電極はFz、Pz、O1、O2、被験者2の電極はF4、Cz、Pz、O1、被験者3の電極はF3、Pz、O1、O2となっている。

また、Hoffmannらの研究で得られている脳波

データから本手法で求めた8名の被験者の電極位置は、被験者1の電極はF4、Pz、O1、O2、被験者2の電極はFz、C3、O1、O2、被験者3の電極はFz、C3、Pz、Oz、被験者4の電極はF3、C4、P4、Oz、被験者5の電極はF4、Cz、O1、O2、被験者6の電極はFz、Pz、O1、Oz、被験者7の電極はF4、Cz、Pz、O2、被験者8の電極はFz、C4、Pz、O1となった。

### 3.2 評価結果

本研究で取得したデータの実験結果を図10に、Hoffmannらの研究のデータを使用した実験結果で健常者の結果を図11に、障がい者の結果を図12に示す。

本研究のデータでは被験者3名とも本手法の精度がそれぞれ1ポイント前後高かった。次に、健常者4名中2名の精度が高く、1名は変わらない結果となったが、1名大きく精度が下がってしまった。最後に、障害者4名中2名の精度が高く、2名は変わらない結果となった。

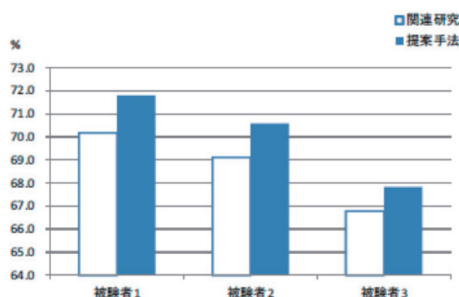


図10：本研究のデータ使用結果

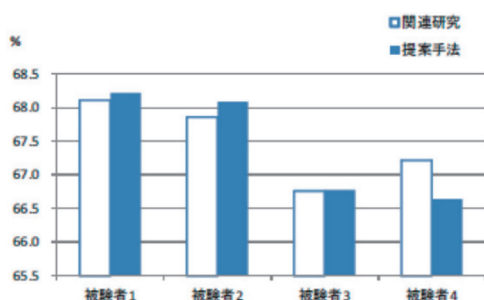


図11：健常者のデータ使用結果

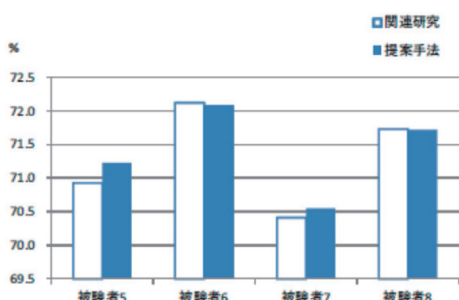


図12：障害者のデータ使用結果

### 3.3 考察

本手法のデータの結果とHoffmannらの研究のデータの結果を比べると本手法のデータを用いた場合の精度が高くなった。Hoffmannらの研究のデータは画像を判別する比較的簡単な課題だが、本手法のデータは点滅している文字を判別する複雑な課題だった。本手法のデータを使用した際、精度に大きな差がでた。このことから本手法は複雑な課題に対して有効な可能性がある。しかし、被験者数が3名と少ないため被験者数を増やして実験し、確認する必要がある。

また、Hoffmannらの処理と比較し、本手法を用いることで精度が向上した。これはFCMを用いて類似したデータを分類し、各クラスから1チャンネルずつ選び電極を削減することで余分なデータを使わなくなり分類がしやすくなっただけでなく、有効な電極位置を選ぶことができたためである。

しかし精度が大きく下がってしまった被験者がいた。これは個人に最適な位置がうまく求められなかったことが原因だと考えられる。これまで適応度の高い電極を選択していたが、同クラス内で適応度に差のない電極があった。今回はランダムで選択を行ったため、有効でない電極を選択した可能性がある。そのためクラスタの中から電極を選択する方法を考える必要がある。また、特徴の取り方についても考える必要がある。今回 $\alpha$ 波と $\beta$ 波の範囲で特徴抽出を行ったが有効な範囲でない可能性もある。今後、特徴を取り出す範囲についての調査や検証を行っていく必要がある。

さらに、FCMで求められた電極の位置が頭頂葉付近に集中しているように見られた。そのため脳波測定時の課題との関連性を調べる必要がある。また関連性があった際、クラスタリング範囲を頭頂葉付近の電極に絞って実験することでさらに有効な電極を選択できる可能性がある。

## 4 今後の具体的な展開

本論文では脳波測定時の電極数削減と最適な位置を求めるために、先行研究と比較を行うことでその有効性を検証してきた。

ただ、精度が大きく下がった被験者は電極の

選択を行う際に、各クラスタで適応度のもっとも高い電極を選択しているが、クラスタ内で適応度が変わらない電極の選択方法を見直すことで精度の向上が見込まれる。差がなかった被験者は電極位置がほとんど変わらなかった。これがその被験者に対しての有効な位置である可能性がある。以上からほとんどの被験者において高い精度を得られたため、FCMを用いることで有効な電極の選択ができ、有効性を示すことができた。

今後は、精度が大きく下がってしまった被験者がいたため、電極の選択方法の再検討をしていくとともに、各電極の信頼性について考えていく。

また、これまで削減後の電極数を4チャンネルに固定していたが、個人によって電極の個数に差がある可能性があるため、この個数を変えた実験が必要である。そのため、最適なクラスタ数を求めることが可能なX-meansや多層型の自己組織化マップを使用することで個人に特化した電極数を求めることが可能になると考えられる。

さらに、今回頭頂葉付近（電極Pz付近）の電極が多く選択されたことから、脳波測定時の課題との関連性を調べる必要がある。また関連性があった際、クラスタリング範囲を頭頂葉付近の電極に絞って実験してみることでさらに有効な電極を選択できる可能性があると考えられる。

## 5 論文・学会発表等の実績

横羽 曜・Chakraborty Goutam・馬淵浩司・松原雅文・菊池大悟, 脳波測定時の電極数最適化におけるクラスタリング手法の有用性の検討, 第11回情報科学技術フォーラム (FIT2012) 講演論文集, F-027, pp.321-322, September, 2012.

## 6 参考文献

- [1] 木村達洋, 山崎清之, “最近のBrain-Computer-Interface (BCI) 研究の動向”, 東海大学紀要. 開発工学部20, 7-12, 2011-03-31
- [2] 田中謙次, 河辺徹, 栗田多喜夫, “ブレインコンピュータインタフェースのためのモ

デル選択に関する研究”, 筑波大学大学院博士課程, システム情報工学研究科修士論文, 2007

- [3] 畠山俊平, Goutam Chakraborty, 馬淵浩司, 松原雅文, “P300型BCIの効率化の研究”, 平成23年度岩手県立大学ソフトウェア情報学部卒業論文 (2012).
- [4] Ulrich Hoffmann, Jean-Marc Vesin, Touradj Ebrahimi, Karin Diserens, “An efficient P300-based brain-computer interface for disabled subjects”, Journal of Neuroscience Methods, Vol.167, Nr.1, pp.115-125, 2008.
- [5] 株式会社ミユキ技研 <http://www.miyuki-net.co.jp/jp/index.shtml> (2013年1月20日現在)
- [6] 加我君孝, 古賀良彦, 大沢美貴雄, 平松謙一編, 事象関連電位 (ERP) マニュアルーP300を中心にー, 篠原出版, 1995
- [7] 大熊輝雄, 臨床脳波学, 医学書院第5版, 1999
- [8] 脳波測定マニュアル: <http://eeg.cloudcomputing-navi.com/p300.html> (2013/1/22現在)
- [9] 入野宏, 小野田慶一, “事象関連電位の波形に及ぼすフィルタの効果”, 生理心理学と精神生理学26(3), 237-246, 2008-12
- [10] 池田思朗: “独立成分解析の信号処理への応用”, 計測自動制御学会「計測と制御」, Vol.38, No.7, pp.461-467, July 1999
- [11] 脳波解析マニュアル: <http://eegkaiseki.web.fc2.com/ft.html> (2013/1/22現在)
- [12] Yuji Mizuno, Hiroshi Mabuchi, Goutam Chakraborty, Masafumi Matsuhara, “Clustering of EEG data using maximum entropy method and LVQ”, INTERNATIONAL JOURNAL OF COMPUTER SIssue 4, Volume 4, 2010
- [13] 田中衛, 齋藤利通, “現代非線形科学シリーズ5 ニューラルネットと回路”
- [14] 宮本定明: “ファジィクラスタリングのあれこれ”, 日本ファジィ学会誌, Vol. 8, No 3, pp.423-