

単一チャンネル脳波計とニューラルネットワークによる ブレインコンピュータインタフェースの性能解析

Performance Analysis of Brain Computer Interface Based on Single-Channel EEG and Neural Networks

市川裕太 中山謙二 平野晃宏
金沢大学大学院 自然科学研究科 電子情報工学専攻

Yuta ICHIKAWA Kenji NAKAYAMA Akihiro HIRANO
Division of Electrical and Computer Engineering,
Graduate School of Natural Science and Technology, Kanazawa Univ.
E-mail: nakayama@t.kanazawa-u.ac.jp

あらまし

ブレイン・コンピュータ・インタフェース (BCI) では、高い性能を得るために、脳波を頭部の複数箇所 (多チャンネル) で測定する機会が多い。しかし、多チャンネル脳波計は高価であり、個人が携帯して使用するには未だ実用的ではない。本稿では、安価である単一チャンネルの簡易脳波計とフーリエ変換、ニューラルネットワーク (NN) を用いて BCI を構成し、メンタルタスクの分類性能を調べる。性能評価は 3 人の被験者と 3 つの大分類 (計算, 回転, スポーツ) と 3 つの小分類 (例: 計算→割り算, 引き算, 掛け算) について行った。フーリエ変換における周波数分解能の最適化によりメンタルタスクの正答率 (平均) は 53%~69% から 56%~79% に向上した。メンタルタスクの大分類と小分類の組み合わせ等が分類性能に与える影響について解析を行った。小分類では正答率 (平均) が 42%~56% であるのに対して、大分類では 56%~79% と向上している。さらに、メンタルタスクによって分類しやすいもの、分類しにくいものが見られた。

ABSTRACT

Brain Computer Interface (BCI) system usually requires multi-channel EEG data. However, multi-channel EEG instruments are expensive, and are difficult to be used for personal and portable BCI systems. In this paper, we investigate performance of a simple BCI system, which consists of a single-channel EEG instrument, Fourier transform and neural networks (NN). The EEG data are measured by using three subjects and three kinds of mental tasks included in three major classes (calculation, rotation, sports). Frequency resolution in

the Fourier transform of the EEG data is optimized. The correct classification is improved from 53% ~ 69% to 56% ~ 69%. When three kinds of mental tasks belong to three major classes are used, the correct classification 56% ~ 79% are obtained. On the other hand, the correct classification is reduced to 42% ~ 56% for three kinds of mental tasks included in the same major class. Furthermore, there are typical mental tasks, with which performance of the BCI system becomes higher and lower.

1 まえがき

近年、人間とコンピュータをつなぐインタフェースとして様々な新しいインタフェースが検討されており、その中で、人間の脳波を解析して、コンピュータとのインタフェースとする、ブレイン・コンピュータ・インタフェース (BCI) が注目されている。BCI の基本原理は、被験者の脳波や脳磁波を測定し、そのデータの特徴を解析して、被験者がイメージしたこと (メンタルタスク) を推定し、それに基づいてコンピュータや機械を操作することである [1][2]。

BCI の方式としては、帯域のパワースペクトルと非線形分類, AR モデルと線形分類, 空間パターンと線形分類, 隠れマルコフモデル, などを用いる方法がある [3], [4]。また、ニューラルネットワークの BCI への応用も活発に検討されている [5]-[9]。これまでの研究で脳波のフーリエ変換と階層形ニューラルネットワークを用いる方法について、有効な前処理の方法が提案され、ある程度の分類性能を持つ BCI が構築されている [10]-[11]。

BCI では一般的に、高い分類性能を得るために脳波を頭部の複数箇所 (多チャンネル) で測定を行うことが多い。しかし、こうした計器は高価であり、あまり実用的ではな

い。そこで、比較的安価である単一チャンネルの簡易脳波計を用いてBCIを構成を行い、その分類性能を評価をする。さらに、分類性能を向上させることによってこの問題を解決させることが可能である。

本稿では、安価である単一チャンネルの簡易脳波計とフーリエ変換、ニューラルネットワーク(NN)を用いてBCIを構成し、メンタルタスクの分類性能を調べる。性能評価は3人の被験者と3つの大分類と3つの小分類のメンタルタスクについて行う。フーリエ変換における周波数分解能の最適化、メンタルタスクの大分類と小分類の組み合わせ等が分類性能に与える影響、NNの並列化による汎化能力の向上等について検討を行う。

2 脳波とメンタルタスク

2.1 脳波の測定

本稿で用いる脳波データは、簡易脳波計「Brain Builder Unit(株式会社 脳力開発研究所)」を用いて実際に測定したものである。この脳波計は、額に2箇所(前頭部と耳にクリップ式の電極がついており、1chの脳波を測定することが可能である。被験者は各メンタルタスクにつき、10回ずつ測定を行っている。1回につき30秒間の測定を行い、10~20秒の間の10秒間のデータを実験に用いる。1秒間に128サンプルのデータ測定を行うため、1回分のデータは1280サンプルとなる。[12]

2.2 メンタルタスク

本稿では、メンタルタスクとして以下の3種類の分類を使用し、分類を行う。

- 2つの数字の掛け算 (Calculation)
- 3次元物体の回転している様子を想像 (Rotation)
- 運動をしているところを想像 (Sports)

また、各メンタルタスクの大分類において以下のような3種類の小分類が存在する。

1. Calculation

割り算 (3桁×1桁)

引き算 (3桁-2桁)

掛け算 (3桁×1桁)

2. Rotation

バナナ

ブドウ

りんご

3. Sports

バットでボールを打つ

ランニング

ボールを投げる

実験に際しては、各メンタルタスクの大分類より1種類の小分類を選択することにより、3つのメンタルタスク

で分類を行っていく。メンタルタスクは3つの大分類に対して各3つの小分類が存在するので、組み合わせは全部で27通りあることになる。具体的なメンタルタスクの組み合わせは表1のようになっている。

表 1: メンタルタスクの組み合わせ

組み合わせ	計算	回転	運動
1	割り算	バナナ	ボールを打つ
2	割り算	バナナ	ランニング
3	割り算	バナナ	ボールを投げる
4	割り算	ぶどう	ボールを打つ
5	割り算	ぶどう	ランニング
6	割り算	ぶどう	ボールを投げる
7	割り算	りんご	ボールを打つ
8	割り算	りんご	ランニング
9	割り算	りんご	ボールを投げる
10	引き算	バナナ	ボールを打つ
11	引き算	バナナ	ランニング
12	引き算	バナナ	ボールを投げる
13	引き算	ぶどう	ボールを打つ
14	引き算	ぶどう	ランニング
15	引き算	ぶどう	ボールを投げる
16	引き算	りんご	ボールを打つ
17	引き算	りんご	ランニング
18	引き算	りんご	ボールを投げる
19	掛け算	バナナ	ボールを打つ
20	掛け算	バナナ	ランニング
21	掛け算	バナナ	ボールを投げる
22	掛け算	ぶどう	ボールを打つ
23	掛け算	ぶどう	ランニング
24	掛け算	ぶどう	ボールを投げる
25	掛け算	りんご	ボールを打つ
26	掛け算	りんご	ランニング
27	掛け算	りんご	ボールを投げる

3 脳波データの特徴抽出

脳波データをニューラルネットワークに入力するにあたり、事前に以下のような処理を行う [10]-[11].

- 特徴量抽出
- 平均化によるサンプル数低減
- データの非線形正規化

3.1 特徴量

脳波に対してフーリエ変換を行い、その振幅の絶対値を特徴量として用いる。

3.2 平均化によるサンプル数低減

連続する複数周波数帯域で平均化することにより、データのサンプル数を50に低減する。さらに、実際のスペクトルは対称性をもつので、片側だけを使用することにより、入力データとしては25サンプルまで低減される。

3.3 データの非線形正規化

脳波の周波数特性は一樣に分布しておらず、値の小さいサンプルが多い。そこで、小さい値を伸張し、大きな値を圧縮する非線形な正規化を行う。非線形関数として式(1)を用いた。

$$f(x) = \frac{\log(x - \min + 1)}{\log(\max - \min + 1)} \quad (1)$$

以上のような処理を施したものを、ニューラルネットワークへ入力する。

4 階層形ニューラルネットワークによる分類

メンタルタスクの分類には隠れ層が1層の2層形ニューラルネットワークを用いる。活性化関数として、シグモイド関数を用いる。出力ユニットは3種類のメンタルタスクに対応して3個用いる。目標出力としては、該当するメンタルタスクに対応する出力ユニットに1、その他は0を割り当てる。最も大きな値を持つ出力ユニットに該当するメンタルタスクを推定結果とする。もし、出力が全体的に小さい値のときは、判定不能(リジェクト)とする。結合荷重の学習は誤差逆伝搬法で行った。

4.1 シミュレーション条件

3種類のメンタルタスクについて脳波を10回ずつ測定しているため、合計30個のデータセットがある。このうち、24個(各タスク8個)を学習に用い、残り6個(各タスク2個)をテストに用いる。学習/テストの組み合わせを変えて5回シミュレーションを行い、その平均値で分類性能の評価を行う。ニューラルネットワークの各種パラメータ等は以下に示す値を使用する。

- ・隠れ層のユニット数：20
- ・学習係数：0.02
- ・学習回数：100,000回
- ・結合荷重の初期値：±0.1の範囲でランダム
- ・リジェクトする閾値：0.4

4.2 メンタルタスク分類性能の評価法

ニューラルネットワークによるメンタルタスクの分類性能は、正答率、誤答率、正誤比の3つの値をもって評価を行っていく。それぞれの値は以下の計算式によって求められる。

$$\text{正答率 (\%)} = \frac{\text{正答数}}{\text{全データ数}} \quad (2)$$

$$\text{誤答率 (\%)} = \frac{\text{誤答数}}{\text{全データ数}} \quad (3)$$

$$\text{正誤比} = \frac{\text{正答率}}{(\text{全データ数} - \text{reject 数})} \quad (4)$$

4.3 従来法による分類性能

従来法 [12] による各被験者に対する分類結果を以下の表2に示す。ここでは、全組み合わせに対してシミュレーションを行い、正誤比で最も結果のよかったもの、正誤比で最も結果の悪かったもの、27個の組み合わせの平均値の3つのデータを示すことにする。

表 2: 従来法による分類結果

被験者	正答率	誤答率	正誤比	rej	組み合わせ	備考
被験者 1	83.3	6.7	0.921	3	19	最高
	43.3	43.3	0.487	4	16	最低
	69.4	24.7	0.735	1.8	1~27	平均
被験者 2	63.3	20.0	0.778	5	27	最高
	33.3	60.0	0.359	2	9	最低
	53.1	37.3	0.579	2.8	1~27	平均
被験者 3	73.3	16.7	0.815	3	5	最高
	43.3	53.3	0.448	1	16,18	最低
	55.8	35.8	0.609	2.6	1~27	平均

5 周波数分解能の調整による分類性能の向上

5.1 周波数分解能の調整

脳波データのフーリエ変換の振幅を平均化によりサンプル数を低減させる場合において、平均を取るサンプル数を高域で多くし、低域で少なくする。すなわち、周波数分解能を低域で高くし、高域で低くする。これは、人が脳活動を行っているときに出現するとされるβ波などが低域に存在するため、この範囲の周波数分解能を高めることにより分類性能が向上するのではないかと推察できるためである。周波数分解能の調整方法は、0~64Hzの周波数をいくつかの区間に分け、各区間にニューラルネットワークの入力サンプル数である25サンプルを配分するという方法を用いる。

5.2 シミュレーション条件

- ・隠れ層のユニット数：20
- ・学習係数：0.02
- ・学習回数：100,000回
- ・結合荷重の初期値：±0.1の範囲でランダム
- ・リジェクトする閾値：0.4

周波数分解能の調整方法は、0~16Hzに14サンプル、16~32Hzに7サンプル、32~64Hzに4サンプルとした。

5.3 メンタルタスク分類結果

周波数分解能調整を施した場合における分類結果を以下の表3に示す。

表 3: 周波数分解能調整による分類結果 (1)

被験者	正答率	誤答率	正誤比	rej	組み合わせ	備考
被験者 1	93.3	3.3	0.963	1	5,23	最高
	53.3	30.0	0.639	5	16	最低
	79.1	13.3	0.851	2.3	1~27	平均
被験者 2	73.3	16.7	0.815	3	13	最高
	26.7	60.0	0.301	4	9	最低
	56.2	34.6	0.616	2.8	1~27	平均
被験者 3	80.0	6.7	0.915	4	3	最高
	43.3	46.7	0.481	3	27	最低
	63.1	25.6	0.710	3.3	1~27	平均

被験者毎に改善の度合いは異なるものの、全ての被験者について分類性能が向上していることが確認できる。特に被験者1と被験者3では平均の正誤比が0.1以上改善している。この結果より周波数分解能を調整することにより、均一に平均化を施した場合よりも分類性能を高めることが可能であることが確認できた。分類性能の高い組み合わせは被験者によって異なっていることが分かる。さらに、同一被験者においても分解能調整を施す前と後では結果の良い組み合わせが変化していることも分かった。

次に、別の周波数分解能調整を施したシミュレーション結果を以下の表4に示す。こちらでは、0~16Hzに14サンプル、16~64Hzに11サンプルを配置している。前回の条件と比較すると、16Hzまでは同じサンプル配置となっており、32Hz~64Hzまでを一区間に変更している。これにより分類結果が変化するかを調べる。

表4: 周波数分解能調整による分類結果(2)

被験者	正答率	誤答率	正誤比	rej	組み合わせ	備考
被験者1	90.0	10.0	0.900	0	23	最高
	63.3	30.0	0.674	2	25	最低
	77.8	15.9	0.825	2.0	1~27	平均
被験者2	63.3	30.0	0.678	2	22	最高
	33.3	56.7	0.356	3	9	最低
	50.3	40.0	0.557	2.9	1~27	平均
被験者3	86.7	10.0	0.896	1	3	最高
	53.3	36.7	0.593	3	12	最低
	67.3	23.5	0.742	2.7	1~27	平均

表3と比較をすると、被験者3では分類性能が上昇していることがわかるが、その他2人については分類性能が低下してしまっている。特に被験者2は従来法よりも結果が悪化してしまっている。この結果より、分解能の調整方法には被験者毎の影響が存在し、各被験者に対して適切なものを選択する必要があることが確認できる。

6 ニューラルネットワークの並列化による分類性能

前節の結果から、周波数分解能の調整を行うことによってBCIの分類性能を高めることが可能であることが確認できた。また、周波数分解能の調整法により被験者毎に分類性能が変化することも分かった。本節では、ニューラルネットワークを並列化し、それぞれを異なる周波数分解能調整を施したデータによって学習を行う。テスト時はそれぞれのニューラルネットワークの出力の加算平均を取り、その最大値によってメンタルタスクの分類を行う。この方法によって、周波数分解能調整の方法による被験者毎の影響を抑えることを目標とする。

6.1 シミュレーション条件

ここでは、2つのニューラルネットワークを用いる。また、周波数分解能調整の方法は前節で用いた2種類の方法を使用することとする。他のパラメータ等は同様のものを用いる。

6.2 メンタルタスク分類結果

分類結果を表5に示す。

表5: NNの並列化による分類結果

被験者	正答率	誤答率	正誤比	rej	組み合わせ	備考
被験者1	93.3	3.3	0.963	2	14	最高
	63.3	30.0	0.678	2	16	最低
	82.1	14.0	0.854	1.4	1~27	平均
被験者2	70.0	26.7	0.730	1	16	最高
	33.3	56.7	0.356	3	9	最低
	53.8	37.7	0.585	2.6	1~27	平均
被験者3	90.0	3.3	0.963	2	3	最高
	53.3	40.0	0.570	2	22	最低
	66.2	24.5	0.728	2.8	1~27	平均

表3及び表4と比較を行うと、被験者2、被験者3ではそれぞれの結果の中間の値を取っていることが確認できる。ニューラルネットワークを並列化したことにより、誤った分類をお互いが上手く抑えられているためであると考えられる。また、被験者1では平均の正答率が単独の場合よりも上昇しており、並列化の影響が一番よく出ていると考えられる。

前節では周波数分解能調整の選択により、被験者によっては従来法よりも分類性能が悪化することがあった。しかし、本節の結果により、ニューラルネットワークを並列化し、異なる周波数分解能調整で学習を行うことによって、被験者毎に適切な分解能を選択しなければならない問題を軽減できる可能性があることが確認できた。

7 小分類と大分類によるメンタルタスクの分類性能比較

今回の実験の目的の一つに「メンタルタスクによる分類性能の違い」を調べることがあった。メンタルタスクの類似性や違いが分かりやすいように大分類と小分類に分けた。本節では、大分類と小分類によるメンタルタスクの分類性能の違いを調べる。

7.1 シミュレーション条件

本節で用いるシミュレーション条件は5.2と同様の条件を用いる。

7.2 小分類によるメンタルタスク分類結果

大分類によるメンタルタスクの分類は既に5節で述べられ、結果が表3にまとまっている。ここでは、小分類によるメンタルタスクの分類性能を調べる。各被験者に対して、小分類にてメンタルタスクの分類を行った結果を以下の表6に示す。計算では割り算、引き算、掛け算を分類し、回転ではバナナ、ぶどう、リンゴを分類し、スポーツではボールを打つ、ランニング、ボールを投げるを分類する。各被験者に対して3つの小分類の内、正誤比で最も結果の良かったもの、正誤比で最も結果の悪かったもの、3つの平均の3種類の値を示してある。

表 6: 小分類による分類結果

被験者	正答率	誤答率	正誤比	rej	小分類	備考
被験者 1	63.3	23.3	0.731	4	運動	最高
	46.7	43.3	0.519	3	回転	最低
	56.7	30.0	0.655	4		平均
被験者 2	46.7	50.0	0.485	1	計算	最高
	36.7	50.0	0.425	4	回転	最低
	42.2	52.2	0.448	1.7		平均
被験者 3	50.0	33.3	0.608	5	回転	最高
	30.0	60.0	0.332	3	計算	最低
	45.6	43.3	0.514	3.3		平均

5節の表3と比較をすると、明らかに小分類よりも大分類のほうが良い結果となっていることが分かる。各被験者に対して小分類による結果の内、最も結果の良いものでも、大分類における平均の値より低くなっている。この結果より、BCIを構成するに際して選択するメンタルタスクの種類は、小分類よりも大分類の方が適していることが分かる。

8 メンタルタスクの選択による分類性能への影響

本節では、メンタルタスクの組み合わせの選択が各被験者に対してどのような影響を及ぼしているのかを確認する。

8.1 シミュレーション条件

この節で用いるシミュレーション条件は全て5.2と同様の条件を用いることとする。

8.2 組み合わせによる分類性能のばらつき

表3より、メンタルタスクの組み合わせにより結果にばらつきがあることが分かる。27通り全ての組み合わせの正誤比による結果のヒストグラムを以下の図1に示す。

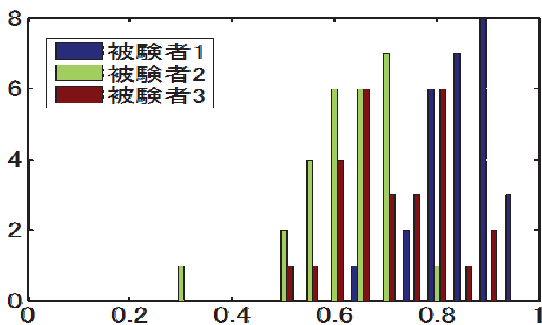


図 1: 各被験者の正誤比の分布

図1からも分類性能がばらついていることが確認できる。ここで、分類性能の高いものに含まれているメンタルタスクを選択し、それが含まれているものだけでヒストグラムを作成する。ここでは、「ぶどう」のメンタルタスクを選択することにする。この結果を以下の図2に示す。

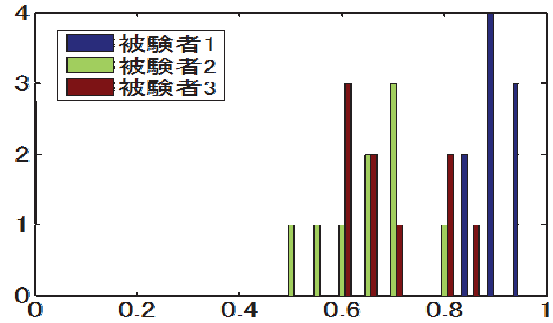


図 2: ぶどうを含むメンタルタスクの分布

図1と比較を行うと、ぶどうを含むものは結果が良いものが多いことが分かる。このように、特定のメンタルタスクを含む組み合わせでは分類性能が良くなる傾向がある可能性がある。

ここでは、あるメンタルタスクが含まれる組み合わせだけで平均を出し、評価を行う。これを、各大分類毎に3つ、全部で9つを各被験者毎に示す。この結果を以下の表7～表9に示す。

表 7: 大分類「計算」の分類性能比較

タスク	被験者	正答率	誤答率	正誤比
割り算	被験者 1	79.6	11.5	0.866
	被験者 2	50.4	37.8	0.571
	被験者 3	72.2	18.5	0.793
引き算	被験者 1	73.3	17.0	0.809
	被験者 2	61.1	30.4	0.662
	被験者 3	63.0	27.0	0.702
掛け算	被験者 1	83.0	12.6	0.865
	被験者 2	57.4	35.2	0.619
	被験者 3	54.1	31.9	0.633

表 8: 大分類「回転」の分類性能比較

タスク	被験者	正答率	誤答率	正誤比
ぶどう	被験者 1	85.2	8.5	0.903
	被験者 2	57.0	30.7	0.651
	被験者 3	65.2	25.6	0.715
りんご	被験者 1	71.9	18.5	0.791
	被験者 2	55.2	35.9	0.601
	被験者 3	56.7	29.6	0.660
バナナ	被験者 1	78.9	14.1	0.846
	被験者 2	56.7	36.7	0.600
	被験者 3	67.4	22.2	0.752

表 9: 大分類「運動」の分類性能比較

タスク	被験者	正答率	誤答率	正誤比
ボールを打つ	被験者 1	77.8	13.7	0.842
	被験者 2	61.9	29.3	0.678
	被験者 3	61.5	28.1	0.687
ランニング	被験者 1	80.7	11.9	0.870
	被験者 2	54.8	37.0	0.595
	被験者 3	65.9	23.3	0.739
ボールを投げる	被験者 1	77.4	15.6	0.828
	被験者 2	52.2	37.0	0.579
	被験者 3	61.9	25.9	0.702

どの大分類においても、選択するメンタルタスクによって全体の平均を上回るものとそうでないものの差が顕著に表れている。「回転」というメンタルタスクに注目すると、「りんご」よりも「ぶどう」を選択することが望ましいことが分かる。特に、被験者1については分類性能の低下が大きいので、分類に使用するメンタルタスクの種類の選定は重大な事項となると言える。この結果からも、BCIの分類性能を向上させるためには適切なメンタルタスクを選定することが大切であることが分かる。また、「回転」のメンタルタスクでは、被験者1・被験者2が「ぶどう」の分類性能が高いのに対して被験者3では「バナナ」が良いなど、メンタルタスクの選択には使用者の影響が強く出てしまうことがこの結果からもよく分かる。逆に、同一の方法を用いてBCIの構成を行っても、事前にメンタルタスクの影響を調査し、上手にメンタルタスクを組み合わせることでその性能を高めることが可能であることも分かる。

9 まとめ

単一チャンネルの簡易脳波計とフーリエ変換、ニューラルネットワーク(NN)を用いてBCIを構成し、3人の被験者と3種類の大分類及び3種類の小分類のメンタルタスクによる分類性能を評価した。周波数分解能を最適化することにより、メンタルタスクの正答率(平均)は53%~69%から56%~79%に向上した。しかし、最適な周波数分解能は被験者によって異なることも確認された。NNを並列化し、各NNによって周波数分解能を変える方法により、汎用性を少し高めることができた。メンタルタスクの組み合わせによる分類性能の評価では、大分類の組み合わせに対する正答率(平均)が56%~79%であるのに対して、小分類の組み合わせでは42%~56%となっており、前者が分類性能が高いことが確認された。また、メンタルタスクの組み合わせの影響は被験者によっても異なることが確認された。さらに、全ての被験者に対して高い分類性能、または低い分類性能を示すメンタルタスクも見られた。

以上の実験では、脳波は同じ日時に測定されたものであり、時間経過や被験者の体調変化、環境変化による影響までは考慮されていない。今後は、このような点も考慮して実験をする必要がある。脳波は個人差が大きいので、BCIは一般に使用する個人に対して最適に調整される。本稿で調査したように、周波数分解能やメンタルタスクの組み合わせ等も個人に対して最適化することが望ましいと言える。

参考文献

[1] G.Pfurtscheller, C.Neuper, C.Guger, W.Harkam, H.Ramoser, A.Schlögl, B.Obermaier, and M.Pregenzer,

“Current trends in Graz braincomputer interface(BCI) research”, IEEE Trans. Rehab.Eng., vol.8, pp.216-219, 2000.

[2] B.Obermaier, G.R.Muller, and G.Pfurtscheller, “Virtual keyboard” controlled by spontaneous EEG activity,” IEEE Trans. Neural Sys. Rehab. Eng., vol. 11, no. 4, pp.422-426, Dec. 2003.

[3] C.Anderson and Z.Sijercic, “Classification of EEG Signals from Four Subjects During Five Mental Tasks,” In Solving Engineering Problems with Neural Networks: Proceedings of the Conference on Engineering Applications in Neural Networks (EANN’96), ed. by Bulsari, A.B., Kallio, S., and Tsaptsinos, D., Systems Engineering Association, PL 34, FIN-20111 Turku 11, Finland, pp.407-414, 1996.

[4] G.Pfurtscheller and C.Neuper, “Motor imagery and direct brain-computer communication,” Proc. IEEE, vol. 89, no. 7, pp.1123-1134, July 2001.

[5] J.R.Millan, J.Mourino, F.Babiloni, F.Cincotti, M.Varsta, and J.Heikkinen, “Local neural classifier for EEG-based recognition of metal tasks,” IEEE-INNS-ENNS Int. Joint Conf. Neural Networks, July 2000.

[6] K.R.Muller, C.W.Anderson, and G.E.Birch, “Linear and non-linear methods for brain-computer interfaces” IEEE Trans. Neural Sys. Rehab. Eng., vol. 11, no. 2, pp.165-169, 2003.

[7] J.R.Millan, “On the need for on-line learning in brain-computer interfaces,” Proc. IJCNN, pp.2877-2882, 2004.

[8] G.E.Fabiani, D.J.McFarland, J.R.Wolpaw, and G.Pfurtscheller, “Conversion of EEG activity into cursor movement by a brain-computer interface (BCI),” IEEE Trans. Neural Sys. Rehab. Eng., vol. 12, no. 3, pp.331-338, Sept. 2004.

[9] C.W.Anderson, S.V.Devulapalli, and E.A.Stolz, “Determining mental state from EEG signals using neural networks”, Scientific Programming, Special Issue on Applications Analysis, vol.4, no.3, pp.171-183, Fall, 1995.

[10] 稲垣清人, 中山謙二, “ニューラルネットワークによる脳波に基づくメンタルタスクの分類”, 電子情報通信学会, 信学技法, Vol.105 No.174 pp.25-30, SIP2005-54, 2005.07.

[11] K.Nakayama and K.Inagaki, “A brain computer interface based on neural network with efficient pre-processing”, Proc.IEEE, ISPACS2006, Yonago, Japan, pp.673-676, Dec.2006.

[12] 川口由紀恵, “簡易脳波計によるBCIの構成とメンタルタスクの選択”, 金沢大学卒業論文,2008.

[13] K. Nakayama, H. Horita and A. Hirano, “A BCI system based on orthogonalized EEG data and multiple multilayer neural networks in parallel form,” Proc. ICANN2010, Thessaloniki, Greece, pp.205-210, Sept. 2010.