

ブレインコンピュータインターフェース(BCI)に向けた脳信号解析

日大生産工 ○綿貫 奨 日大生産工 山内 ゆかり

1. 諸論

BCI(Brain Computer Interface)とは、人間が考えるときの脳波を測定し、脳の思考情報を取り出し、その情報を入力とし、機械を制御するシステムである。BCIを利用することにより、手を使わずにパソコンを操作することができるようになる。これにより、体が動かない人でもパソコンを操作することや、機械を操作することが可能となる。本研究では、近赤外分光法 NIRS (Near infrared spectroscopy) を用いた BCI に着目した。NIRS は、体動制限が少なく、電気的ノイズに強いため使用者への負担が小さく、電子機器からの影響も少ないからである。

NIRS を用いた BCI の先行研究として、永岡らが開発した筋刺激リハビリテーションシステムがある。この研究では、計測した信号に閾値を与え、on/off を判別しているが、NIRS で計測される信号には、ノイズや心拍などの関係のない信号が含まれているため、単純な閾値を設けただけでは、精度の低い不安定な識別になってしまう。

この識別精度を上げるため、柳沢らによる離散ウェーブレット変換による多重解像度解析及び、NIRS 信号の微分値を用いた脳活動レベルの判別法があるが、この方法では、実際にグラッピング運動をする場合では精度の高い判別ができ、また想起課題でも識別率の向上がみられた。しかし複数のチャンネルやタスク別の判定に対応することが難しい。

そこで本研究では、BCI の信号処理方法として、ニューラルネットワークを利用し、解析を行うことにした。想起課題のように信号が不安定なため、少ないチャンネルでの識別が難しいような課題での識別の精度向上をめざし、提案手法の有効性を検証する。

2. ニューラルネットワークの原理

思考情報の解析方法としてニューラルネットワークを用いた。ニューラルネットワークとは、生物の脳にある神経細胞(ニューロン)のネットワークを模したモデルである。シナプスの結合によりネットワークを形成

した人工ニューロンが、シナプスの結合荷重を変化させることにより、人間と同様に学習することが出来る。本研究のニューラルネットワークでは線形分離不可能な認識も行えるバックプロパゲーション学習を利用した。

バックプロパゲーション学習とは、

1. 入力値をデータ内からランダムで与え、その入力値での出力値を求める。
2. 出力値と教師信号を比較し、各出力ニューロンでの局所誤差を求め、その総和を誤差とする。
3. 個々のニューロンの期待される出力値と学習率、要求された出力と実際の出力の差を計算し、局所誤差を求める。
4. 各ニューロンの重みを局所誤差が小さくなるよう調整する。
5. より大きな重みで接続された前段のニューロンに対して、局所誤差の責任があると判定する。
6. そのように判定された前段のニューロンのさらに前段のニューロン群について同様の処理を行う。

3. 解析データについて

NIRSは近赤外光を用いて脳血流の変化を計測することによって、間接的に脳活動を捉える非侵襲的計測法である。活動が生じる部位では、血流が増加し、ヘモグロビンの濃度が変化する。透過性が高い近赤外光（波長700 nm～1000 nm）を外部から照射し、組織を透過してきた光を分析することにより、組織を流れている血液中のヘモグロビン酸素化状態を外部から計測する。NIRSでは、酸化ヘモグロビン(oxy-Hb)と脱酸化ヘモグロビン(deoxy-Hb)の濃度変化を計測することができる。脳が活動するときに、一般的には、oxy-Hbが上昇し、少し遅れてdeoxy-Hbが減少することが知られている。大脳皮質は高次脳機能の重要な機能を担い、機能局在性を有している。本研究では48個のチャンネルを使用した。48ch利用することにより、局在を超えた、広範囲の脳機能の測定

Brain Signal Analysis towards a Brain Computer Interface
Susumu WATANUKI and Yukari YAMAUTI

することができる。48chそれぞれの部位で、oxy-Hbとdeoxy-Hbを計測する。

4. 実験概要

4.1.実験に用いたデータ

NIRSでは、48chのoxy-Hb,deoxy-Hbのデータを得ることが可能だが、48ch分のoxy-Hbのみを実験データとして用いた。前述したように、de-oxy-Hbでは即効性が無く、変化開始部分を逃してしまう可能性があるからである。NIRSで得られるデータを加工するために二つの関数を用意した。oxy-Hbの差分を取り、増えていたら1、減っていたら0を与える関数(Def関数)。oxy-Hbの相対的な平均値を取り、その値に対して大きければ1、減っていたら0を与える関数(Mag関数)。の2つを用意した。

4.2.シミュレーションモデルについて（ニューラルネットワークの構成）

ニューラルネットワークのモデルを決めるため、グラッピング運動のデータを解析する。本研究では、入力層、中間層、出力層の3つの層を利用するニューラルネットワークを用いる。入力層のノード数は使用するチャンネル数に合わせ、出力層のノード数はタスク中（1）またはレスト（0）の判別を行うノード1つとする。中間層の数及び、学習率は、チャンネル20～29chの合計10ch、Def関数のみで実験を行い、最も精度の高い結果を出力した数値を想起課題の解析に用いることとした。表1に中間ノード数の変化による誤認識の違い、表2に学習率を変えた場合の誤認識の違いを示す。

表1. 中間層のノード数

ノード数	平均	最大	最小
5	196.0	208	187
10	198.8	208	182
15	196.8	208	184
20	183.8	188	182
25	183.2	185	180
30	186.2	208	175

表2. 学習率別

学習率	平均	最大	最小
0.2	204.2	206	204
0.4	206.6	204	202
0.6	197.2	193	177
0.8	221.6	235	199

4.3.学習について

グラッピング運動では、前レスト10秒、30秒のタスクと後レスト10秒を1試行とし、5試行繰り返している。初めの2試行を学習部分とし、1万、10万、20万、30万、40万と学習回数を変えてその変化を分析した。

学習回数によって、誤認識の数はほとんど変わらなかったが、学習回数が少ないと、出力値が1または0に十分収束していないデータが確認された。そのため本研究では、30万回学習することにした。

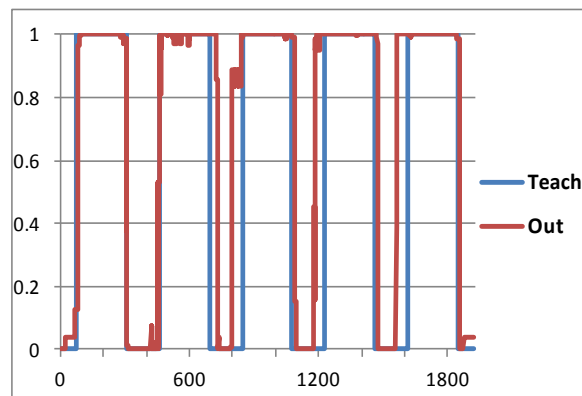


図1.1万回学習後の認識結果

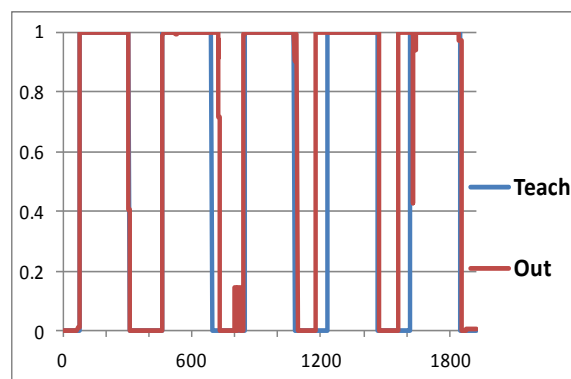


図2.30万回学習後の認識結果

4.4.チャンネルについて

学習率、中間層のノード数、学習回数を変えても、実行結果に大きな差は得られなかった。そこで解析に使用するチャンネルを変え、誤認識の変化をみてみた。先行研究で、柳沢らが求めた分散度が高いチャンネル上位10ch使用したのを使い解析をしたが、あまり良い結果が得られなかった。

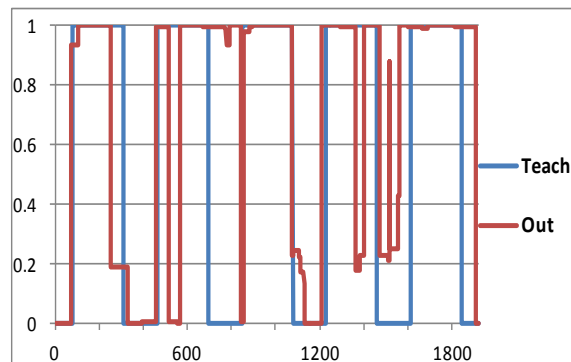


図3. 分散度が高いチャンネルの認識結果

4.5.実験結果

グラッピング運動で解析した結果を元に、想起課題で使用するニューラルネットワークのモデルを決定した。中間層のノード数は25個、学習率は0.6、学習回数は30万回とした。

この解析では、3パターンのチャンネルを使用した。

パターン1 右脳部分にあたる1～24ch

パターン2 左脳部分にあたる25～48ch

パターン3 右脳も左脳も含めた1～48ch

NIRSでの計測で、計測不可能であったチャンネル(1, 5, 7, 10, 13, 14, 17, 21, 26, 33, 35, 36, 39, 40, 42, 43, 46)があるので、その部分のチャンネルは使用しなかった。

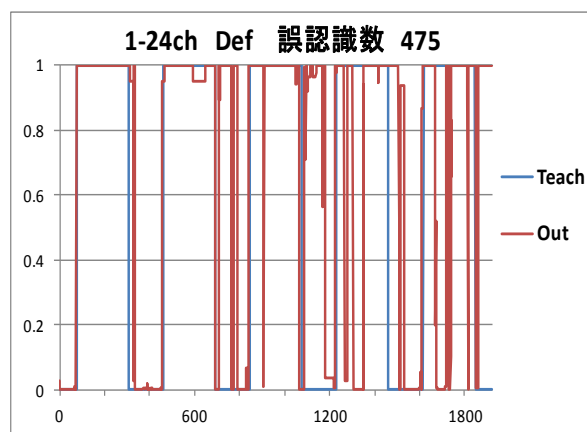


図4. 1-24chDefのみの認識結果

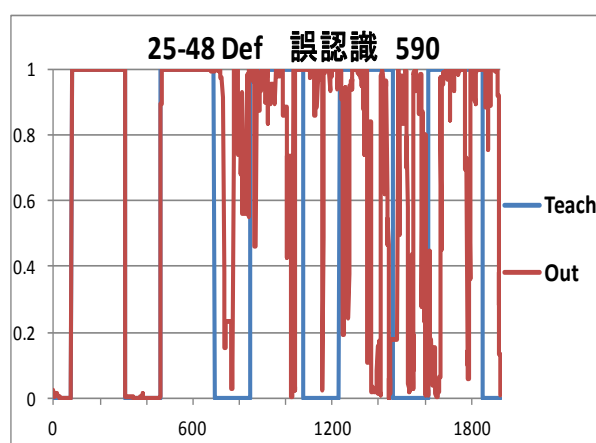


図5. 25-48chDefのみの認識結果

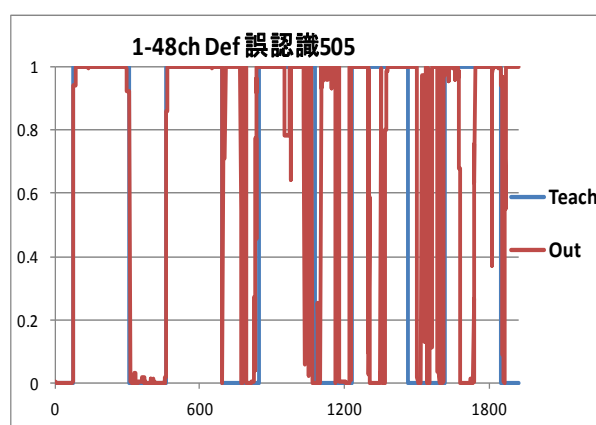


図6. 1-48chDefのみの認識結果

チャンネル数を増やせば認識結果が良くなるわけではないことがわかった。チャンネル数が多いと計算時間が長いので、Def関数とMax関数を使用

する場合には、パターン1とパターン2のみを行うことにした。

Def関数とMax関数を使用するときは、DefとMaxを入力するので、入力層のノード数が倍になる。

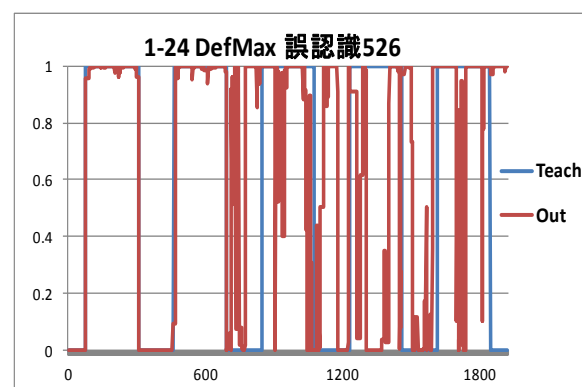


図7. 1-24chDefMaxの認識結果

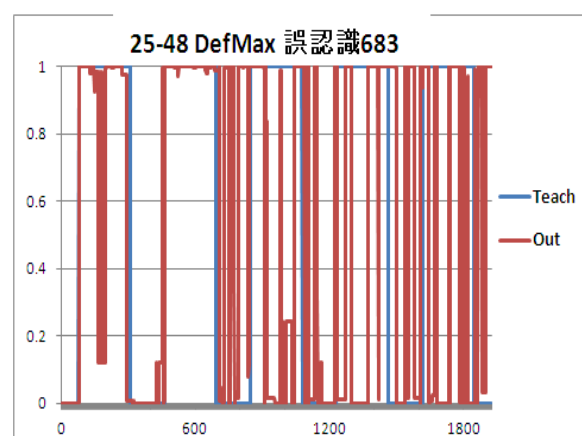


図8. 25-48chDefMaxの認識結果

5. 考察

本論文では、BCIの信号処理方法として、ニューラルネットワークを利用し、想起課題での精度の高い識別をすることである。グリップ運動では、最高90%の精度を出すことができたが、想起課題では、最高で76%の精度であった。図をみてわかるように、学習部分では高い精度を保っているが、後半部分の精度が低い。BCIでは、解析するチャンネルが重要であり、使用するチャンネル数が少なくても、重要なチャンネルを選択することができれば、精度の高い結果が得られる。そしてチャンネル数が少なければ、計算量が減ることになるので、短時間で結果を得ることができるようになる。短時間であればリアルタイムで解析をすることが可能となる。今後の課題として、チャンネル選択を手動で行っているが、重要なチャンネルを自動で選択するアルゴリズムの検討を行う。

「参考文献」

- 1) 石川亮宏、井上芳浩,機能的近赤外分光法(fNIRS)の新技术,計測と制御,第49巻第12号,(2010),pp862～867
- 2) 藤原倫行,佐藤大樹,小幡亜希子,牧敦,光トポグラフィの基礎とその応用-より良いデータを得るための考え方-,ヒューマンインタフェース学会誌 ,Vol10 No4(2008),pp311～316
- 3) 柳沢一機,綱島均,丸茂喜高,広瀬悟,清水俊行,泰羅雅登,土師知己,機能的近赤外分光装置(fNIRS)を用いた高次脳機能計測とその評価ヒューマンインタフェース学会論文誌,Vol11 No2,(2009),pp183～191