

小型 NIRS-BCI システムにおける脳活動識別方法の検討

日大生産工 (院) ○若井 翔平 日大生産工 柳沢 一機
日大生産工 日大生産工 綱島 均

1. 緒言

現在、ブレイン・コンピュータ・インターフェース (BCI: Brain Computer Interface) についての研究が盛んに行われている^[1,2]。BCI とは、人間の脳活動の情報を取り出し、運動器官を用いずに機械に入力することにより機器を制御するシステムである。手足を動かすことなく脳神経情報から直接機器の操作をすることができれば体を動かさない人に対する義手や義足、介護ロボットへの応用が期待できる。先行研究における BCI として EEG (EEG: electroencephalogram) を用いた BCI は多数研究されている。しかし、EEG は使用者の体動による影響が大きく、電氣的ノイズに弱いという問題がある。これに対して近赤外分光法 NIRS (NIRS: Near-Infrared Spectroscopy) は EEG よりも体動制限が少なく電氣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。

NIRS を用いた先行研究として、柳沢ら^[3]は、マルチチャンネルの NIRS とパーセプトロンを用いた脳活動レベルの判定法を使用した BCI システムを提案し、グラッピングの想起時の脳活動の識別をリアルタイムで行った。丸山ら^[4]は、2ch の簡易型 NIRS においてバックプロパゲーション (BP: Backpropagation) を使用したニューラルネットワークを用いて、実験参加者に左右に念じているときの脳活動レベルの識別を行った。また、Sitaram ら^[5]はマルチチャンネルの NIRS 装置においてサポートベクターマシン (SVM: Support Vector Machine) を用いて、タッピング課題時、またはグラッピング想起課題時の脳活動のレベル識別を行った。

このように、様々な脳活動識別方法が提案されているが、測定部位や実験課題、識別方法など条件が異なり、識別方法の比較を行うことができず、BCI に用いるための最適な識別方法の検討が必要である。また、脳活動識別方法を測定部位や、実験課題などを同一の条件で識別を行い、識別性能の比較・検討をした事例はほとんどない。様々な分野への応用を実現するためには、システムの小型化とリアルタイムに脳活動の有無の判定を行うことが必要となる。しかし、小型 NIRS-BCI システムを用いた脳活動の有無の判定を行った研究はほとんど行われていない。小型 NIRS を用いた BCI システムへ応用するためには、同一の条件における識別方法の評価を行う必

要がある。

本研究では、小型 NIRS を用いた BCI システムへの応用を目的として、適切な識別方法を検討する。まず、理想的な信号を想定し、異なる識別器 (パーセプトロン、BP ネットワーク、SVM) について、それぞれの識別性能の比較・検討を行う。次に、脳活動を随意制御する訓練を行った実験参加者のデータを用いて、識別性能の評価を行う。

2. BCI の原理と識別器

2.1. BCI の原理

BCI は脳情報計測部、特徴抽出・認識部、機器制御部から構成される。脳情報計測部は NIRS や EEG などの脳機能計測装置を用いて脳の活動を計測する。特徴抽出・認識部では、脳機能計測装置から計測された信号にノイズの除去や正規化などの解析を行い、使用者の意図に関連した特徴を抽出する。その後、抽出された信号を元にパターン認知、推定手法を用いて使用者の意図のパターンを認識する。

BCI に用いられる一般的なパターン認識手法として、ニューラルネットワークや SVM などがある。これらのパターン認知手法を用いて、使用者の意図を識別することで機器を制御することが可能になる。

機器制御部では、特徴抽出・認識部で得られた認識結果から制御信号を送ることで、車椅子やロボットなどの実際のデバイスを操作する。この技術を用いることで、義手や義足、介護ロボットへの応用などが期待できる。

2.2. 識別器

2.2.1. ニューラルネットワーク

ニューラルネットワークとは、生物の脳にある神経細胞のネットワークを模したモデルである。ニューラルネットワークの概念図を図1に示す。

本検討では、単純なネットワークであるパーセプトロンと多層モデルである BP ネットワークを用いて検討を行う。

パーセプトロンとは、入力層と出力層だけからなる2層のネットワークで、入力された信号を各グループの代表値となるプロトタイプと比較し、最も入力信号との距離に近いプロトタイプの属するグループを識別結果として出力するものである。

BP ネットワークとは、入力層、中間層、出力層から

An Identification Method of Brain Activity for Portable NIRS-BCI System

Shohei WAKAI, Kazuki YANAGISAWA and Hitoshi TSUNASHIMA

なる一般的なニューラルネットワークのモデルで学習法としてバックプロパゲーションを使用しているものである。バックプロパゲーションは、ニューラルネットワークの学習法の一つで、教師信号とネットワークのニューロンが出力する値との差を使用し、誤差が減少する方向にニューロンの各パラメータを変化させる学習法である。

2.2.2. サポートベクターマシン

SVM は 2 クラスの分類問題を解くために作られた学習アルゴリズムである。SVM の概念図を図 2 に示す。SVM は、2 つのグループ間の最も距離の離れた箇所（最大マージン）を見つけ出し、その中心に境界面を引く。このマージンを最大化することによって高い汎化能力を得られるという特徴がある。また、パラメータの最適化が最適化問題の一種である 2 次計画法を解くことで得られるために局所的最適解に陥らないという特徴もある。

3. 識別器の比較検討

3.1. oxy-Hb と神経活動の関係

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。神経活動が生じる部位では、局所的に血流が増加し、血中のヘモグロビンの濃度が変化する。近赤外分光法は、生体への透過性が良好な700~900nmの波長の近赤外光を照射し、その透過光・拡散光から酸素化ヘモグロビン（oxy-Hb）と脱酸素化ヘモグロビン（deoxy-Hb）の濃度変化を計測することが可能である。

しかし、計測された値は、絶対量ではなく相対量であることから、その扱いには注意しなければならない。2 つの信号を計測できるが、oxy-Hbの濃度変化は局所脳血流（rCBF: regional Cerebral Blood Flow）の変化と相関が高いこと、rCBFの増加は神経活動の増加を反映していることから、oxy-Hbに注目する。また、oxy-Hb の微分値はタスクのワークロードと相関がある^[6]ことから、oxy-Hbとその微分値の2 つを特徴量として脳活動レベルの判定を行った。

一般的な oxy-Hb とその微分値の変動を図 3 に示す。図 3 より、タスク時に oxy-Hb が上昇し、微分値はタスクの前半で上昇していることがわかる。

3.2. 仮想的な NIRS 信号の生成

まず、識別器の識別性能を比較・検討を行うために理想的な脳活動の変動を考える。今回、生成した仮想的な信号の例を図 4 に示す。設定として前レスト 15 秒、タスク 30 秒、後レスト 15 秒を 1 試行として 6 試行繰り返す。人の血流応答は 5~7 秒遅れることが知られている^[7]ため、タスク開始から 5 秒遅れて oxy-Hb が上昇し、レスト開始から 5 秒遅れて oxy-Hb が減少するような一次遅れの仮想信号に白色雑音とトレンドを加えるような信号を次式により生成した。

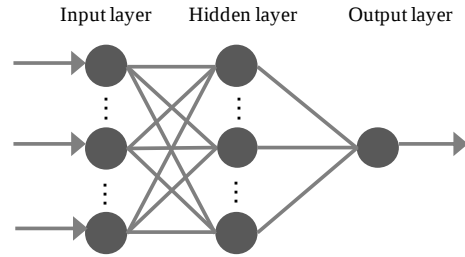


Fig.1 Concept of Neural network

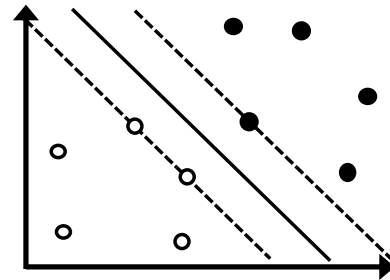


Fig.2 Concept of SVM

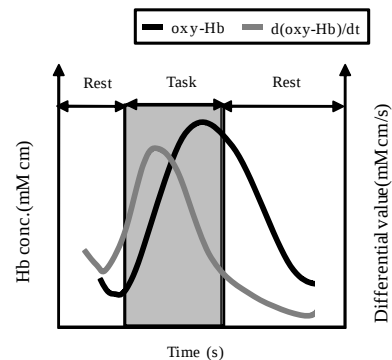


Fig.3 Change of oxy-Hb and the differential value

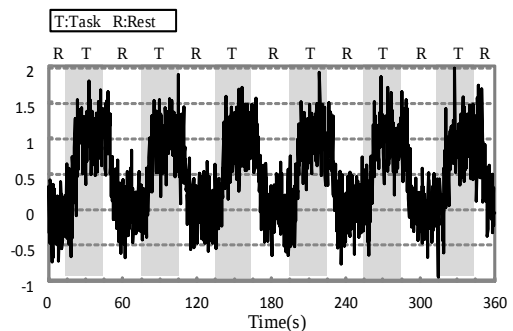


Fig.4 Hypothetical signal

$$y_{task} = 1 - e^{-t/T} + (a/b)t + v \quad (1)$$

$$y_{rest} = e^{-t/T} + (a/b)t + v \quad (2)$$

ここで、時定数 $T=2$ とし、むだ時間を5秒として信号を生成した。 v は $N(0, \sigma^2)$ で表される白色雑音である。また、 $b=360$ とした、時定数。(1)式と(2)式はタスク、レストのブロックごとに切り替わるように設定した。

本検討では、小型 NIRS を使用した BCI を想定し、2ch 分のデータを使用する。また、それぞれのチャンネルは異なる情報とするために、一方のチャンネルには逆位相の信号を設定した。

3.3. 識別の流れ

BCIへの応用を目的として、まず、ノイズやトレンドが識別器の識別性能に対してどの程度、影響が出るかを検討する。ノイズの検討は、標準偏差 σ が0,0.1,0.3,1.0 となるよう設定した。トレンドの検討は $\sigma=0.3$ とし、 a が0,0.1,0.5,1.0となるように設定した。

NIRS信号は、移動平均処理（移動平均点数15点）の後、正規化を行った。

初めの2試行を学習ステージとして、2ch分のoxy-Hbとその微分値の4情報を特徴量として、変動パターンを学習させた。残りの4試行を判定ステージとし、学習データをもとに、パーセプトロン、BPネットワーク及びSVMを用いてON/OFFの判定を行い（図5）、それぞれの識別器の比較・検討を行った。

4. 判定結果

4.1. 理想的な信号のデータ

ノイズによる影響を比較するために、 σ が0.3の時のパーセプトロンによる判定結果を図6 (a) に、BPネットワークによる判定結果を図6 (b) に、SVMによる判定結果を図6 (c) に示す。パーセプトロンによる判定では、ほとんどの期間でON判定であり、正しい識別が行えていない。BPネットワークによる判定では、パーセプトロンに比べ、レストのほとんどの範囲でOFF判定であり、改善されていることがわかる。しかし、ノイズの影響でON判定が安定しておらず、不安定な判定となっている。一方、SVMによる判定では、BPネットワークに比べ、ON/OFFの判定が安定していることがわかる。

理想的な信号においてノイズを変化させた場合の識別率を図7に示す。識別率は正しく判定を行っている時間と判定を行っている全ての時間の割合である。図7からノイズがない場合に、パーセプトロンではうまく識別が行えず、BPネットワークとSVMにおいて高い識別率が得られた。また、ノイズが弱い時はBPネットワークの識別率がSVMより高かったがノイズが強くなるにつれて識別率の低下が見られ、BPネットワークの識別率が大きく識別率が低下していることがわかる。

次に、ノイズを中程度加えた信号に、さらにトレンドを加えた場合の識別率を図8に示す。パーセプトロンでは、トレンドが強くなるにつれて識別率の上昇が確認できるが、BPネットワーク、SVMではほとんど変化はなかった。

これらの結果から、ノイズやトレンドの影響を受けにくく、ON/OFFの判定が安定していたSVMがBCIに適した識別方法であると考えられる。

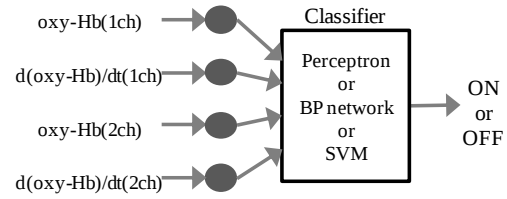
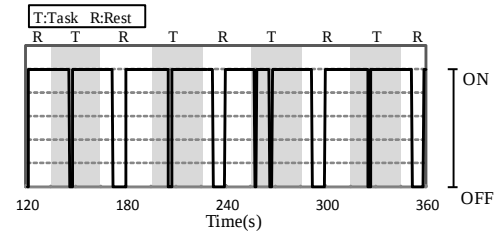
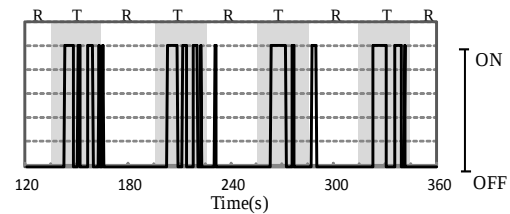


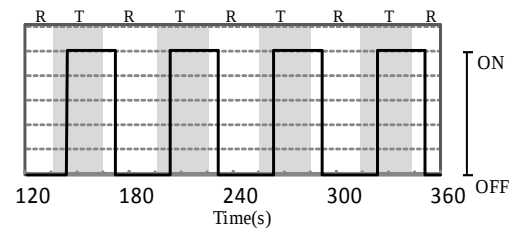
Fig.5 Concept of identification



(a) Result of on/off decision by perceptron



(b) Result of on/off decision by BP network



(c) Result of on/off decision by SVM

Fig.6 Result of on/off decision

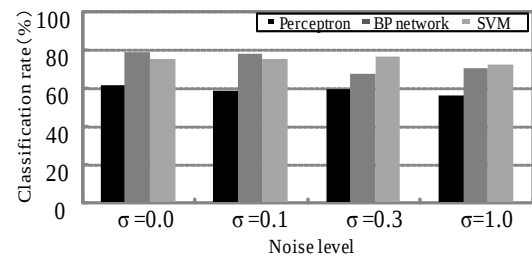


Fig.7 A correct rate by each noise

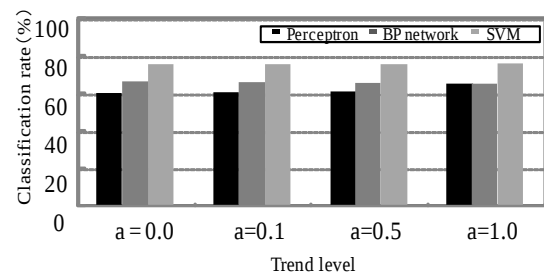


Fig.8 A correct rate by each trend

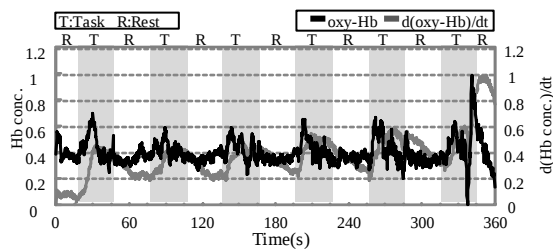


Fig.9 oxy-Hb and the differential value of participant

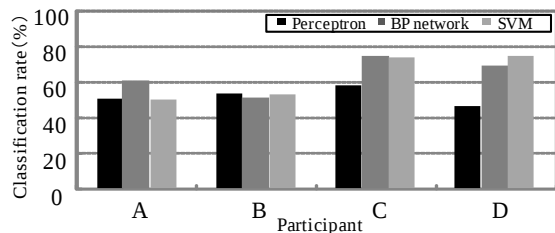


Fig.10 A correct rate by each participant

4.2. 実際の NIRS 信号による評価

NIRSを用いたニューロフィードバックトレーニング^[8]を7日間行った人のデータを用いて判定を行った。ニューロフィードバックとは、使用者の現在の脳の活動状態を使用者自身に呈示することで、トレーニング効果を促す方法である。健康者4名を対象とし、NIRS信号を計測した。図9は得られた実験参加者1名の計測データに、移動平均処理を行って、高周波数のノイズのみを除去し、正規化を行ったものである。実験参加者4名分のデータをそれぞれの識別器で識別した時の識別率を図10に示す。図10から、実験参加者A、Bの識別は、どの識別器でもほとんど識別できていないことがわかる。これは、実験参加者A、Bはタスクが開始してもoxy-Hbの上昇が見られず、課題に対する変動が少なかったためであると考えられる。

一方、実験参加者C、Dの識別は、パーセプトロンでは識別できていないが、BPネットワーク、SVMでは約7割程度識別できていることが分かる。これは、実験参加者C、Dではタスク開始から少し遅れてoxy-Hbの上昇が見られ、想定した理想的な信号に近い形の信号であったためであると考えられる。

BPネットワークとSVMがほとんど変わらず、パーセプトロンでは他に比べ識別率が低いという結果になった。しかし、BPネットワークとSVMの識別率はほとんど変わらないが、理想的な信号にノイズを加えた場合と同様に多少ではあるがSVMの判定の方がON/OFFの判定が安定していた。このことから、理想的な信号を識別した場合と同様にSVMが有効であると考えられる。

今回はオフライン上での検討であったが、いずれの方法もリアルタイムで識別が可能である。学習時間はパーセプトロンがほとんどなく、BPネットワーク、SVMは3秒程度であった。また、1度学習しておけば

識別に時間はかからないため、リアルタイム制御が可能である。

5. 結言

本研究では、NIRSを用いたBCIシステムへの応用を目的として、人の理想的な脳活動の変動を想定し、異なる識別器(パーセプトロン、BPネットワーク、SVM)について、それぞれの識別性能の比較・検討を行った。

検討方法として、理想的な信号に対して、ノイズやトレンドを4段階に分けて加え、パーセプトロン、BPネットワーク、SVMでそれぞれ判定を行うことで、ノイズやトレンドに対する識別性能の比較・検討を行った。

NIR信号にノイズが多く含まれる場合、パーセプトロンでは識別が正しく行えず、BPネットワークでは判定が不安定となる。一方、SVMでは、安定した判定が得られている。現実的にはすべての周波数領域のノイズを除去することは不可能であるため、NIRS-BCIシステムの識別方法としては、SVMが最も適していると考えられる。

「参考文献」

- 1) 長谷川良平:ブレイン-マシンインタフェースの現状と将来, 電子情報通信学会誌, Vol.91, pp.1066-1075, (2008)
- 2) 川人光男:ブレイン・マシン・インタフェースの計測と制御, 計測と制御, Vol.46, No.12, pp958-963 (2007)
- 3) 柳沢一機:NIRS-BCI リハビリテーションシステムシステムのための脳活動判定法, 日本機械学会文集, Vol.79, pp.43-55 (2013)
- 4) 丸山隆弘:簡易型 NIRS を用いた Brain-Computer Interface の 開 発 ,ITE Technical Report, Vol.35, pp.45-48, (2011)
- 5) R.Sitaram, H.Zhang, C.Guan, M.Thulasidas, Y.Hoshi, A.Ishikawa, K.Shimizu, N.Birbaumer: Temporal classification of multichannel near-infrared spectroscopy signals of motor imagery for developing a brain-computer interface, Neuro Image, Vol.34, pp1416-1427, (2007)
- 6) 清水俊行, 南部起可:機能的近赤外分光法による実車運転時の脳活動計測, 自動車技術会技術講演会前刷集, No.65-10, pp.19-24, (2010)
- 7) 相良和彦 他:ブレインコミュニケーション-脳と社会の通信手段-, 社団法人電子情報通信学会 pp.176-186, (2011)
- 8) 浅賀恭平:近赤外分光法を用いた Brain Computer Interface に関する研究 (ニューロフィードバックトレーニングの検討), 第 25 回生体・生理工学シンポジウム論文集, pp.341-344, (2010)