

ニューラルネットワークを用いた小型 NIRS 用
ブレイン・コンピュータ・インターフェースに関する研究

日大生産工（院） ○若井 翔平 日大生産工（院） 柳沢 一機
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せ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、酒谷らが提案した近赤外分光法 NIRS を用いた NIRS-BCI リハビリテーションシステム^[3]がある。この研究では大型のマルチチャンネル NIRS 装置を利用しており、脳活動の判定方法が酸素化ヘモグロビン (oxy-Hb) に単純な閾値を設定した ON/OFF 判定をしている。しかし、臨床応用を実現するには、大型のマルチチャンネルではシステム全体が大型になってしまう。また、NIRS 信号は個人ごとに脳活動パターンの差が大きいことや再現性の高い信号を得ることは難しいという問題がある。単純な閾値では精度よく脳活動の有無を判定することは難しい。

Sitaram ら^[4] はマルチチャンネルにてニューラルネットワークを用いた脳活動の判定をしており、識別率 90%を超える高い識別率を得ているが、特徴量が多く計算時間が長い¹⁾ため計算負荷の軽減などの問題が指摘されている。

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 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。

そこで本研究では、小型の NIRS 装置において脳活動レベルの判定を行うシステムを提案し、ニューラルネットワークまたはパーセプトロンを用いて課題中の脳活動レベルの判定を行い結果の比較を行った。

2. 近赤外分光法 (NIRS) の原理

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) , 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。一般的には、課題が始まると 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。

3. 小型 NIRS を用いたロボット操作システム

3.1. ロボット操作システムの概要

図 1 に小型 NIRS を用いた BCI システムの概要を示す。システムは脳機能計測部、特徴抽出部・認識部、機器制御部から構成されている。脳機能計測部では、DynaSense 製、PocketNIRS を用いて使用者の oxy-Hb を測定する。特徴抽出・認識部では測定した oxy-Hb の原信号を解析し、ノイズ、トレンドなどを取り除き、使用者の oxy-Hb の変動パターンを学習させる。特徴抽出・認識部で学習させたパターンにしたがい、oxy-Hb に対応して脳活動が見られた場合に、機器制御部に ON 信号を送ることで、ELEKIT 製、MR-999 の関節部を時計回りに、OFF 信号を送ることで、関節部を反時計回りに回転運動を行うことができる。また、実験参加者に自身の脳活動の情報を視覚的に提示し、ニューロフィードバックを実施した。

Brain-computer interface for portable NIRS using neural networks

Shohei WAKAI, Kazuki YANAGISAWA and Hitoshi TSUNASHIMA

3.2. ニューロフィードバックシステム

視覚提示によるニューロフィードバックシステムを図2に示す。一般的なニューロフィードバックは、色や大きさなどのいずれか1つの情報をフィードバックする。提案した BCI システムでは、判定に2つの指標を用いているため、自身の脳活動に応じて色と大きさの2つを変化させ、提示した。加納ら^[5]は、BCIにおけるニューロフィードバックについて検討し、ニューロフィードバックを行うことで、oxy-Hb の S/N 比が向上し、運動イメージによって得られる脳活動の体部位局在性が顕著になるという結果を得ている。

脳活動の判定では、oxy-Hb とその微分値を特徴量としているため、それらを実験参加者にフィードバックをする必要があると考えた。実験では、oxy-Hb を表示される図形の大きさとして、oxy-Hb の微分値を色として表示し、oxy-Hb が上昇するほど図形が大きく、oxy-Hb が下降するほど図形が小さく、微分値が上昇するほど濃い赤色、微分値が下降するほど濃い青色に変化するように設定した。この画面の変化を使用者に視覚的に提示することで、自身の脳活動の状態を把握させることができる。

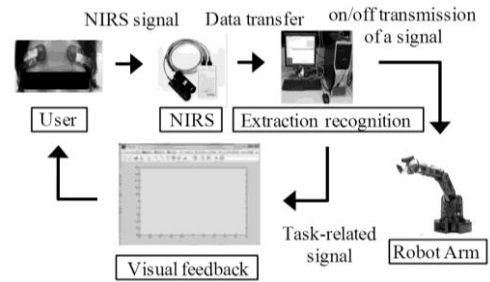


Fig.1 Portable NIRS-BCI system

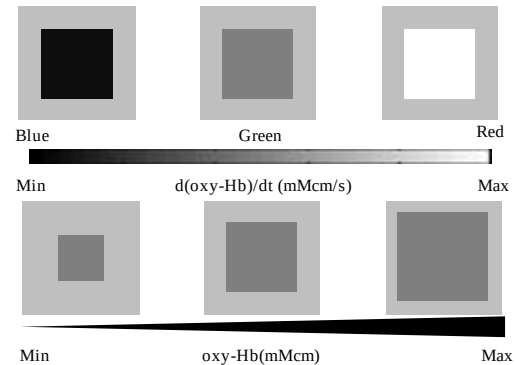


Fig.2 Visual neuro-feedback

4. 実験概要

4.1. 実験条件

脳活動レベルの判定を行うために画面の色を赤にするイメージ課題時の脳活動を計測した。実験デザインを図3に示す。実験は1試行を前レスト15秒、タスク30秒、後レスト15秒とし、5試行繰り返す。タスクは、意識を集中させ、フィードバック情報に基づいて脳の活動レベルを上げるよう指示した。oxy-Hb の濃度変化を大きさとして、oxy-Hb の濃度変化の微分値を色としてフィードバックを行った。レスト間は閉眼安静にしているように指示した。測定部位は、前頭葉の左右の2chとした。実験参加者は健康な20代男性2名とし、2回ずつの実験を行った。実験実施前には実験の趣旨説明と合わせてインフォームドコンセントを得て、実験参加者の安全と人権に十分配慮した。

はじめの2試行を準備ステージとし使用者のoxy-Hb の変動パターンを学習させた。3試行以降は判定ステージとし学習したパターンに従い、oxy-Hb に対応して脳活動の有無の判定し、脳活動が高いと識別されたときにロボットアームの関節部の回転運動を行った。

4.2. oxy-Hb と神経活動の関係

NIRS は oxy-Hb と deoxy-Hb の濃度変化の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

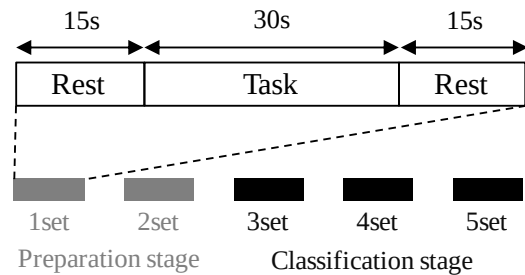


Fig.3 Experimental design

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4に示す。タスクに関連して oxy-Hb が上昇し、その微分値は oxy-Hb に対し位相が進むため即応性が向上する。このような信号を計測された信号から抽出する必要があるため信号処理を行った。

NIRS 信号には測定装置のノイズ、呼吸による影響、血圧変動など脳活動には無関係な信号が含まれるため、脳活動に無関係な信号を取り除く必要がある。そこで離散ウェーブレット変換による多重解像度解析^[7]を行い、信号の分解、再構成を行った。

次に、初めの2試行の準備ステージで得られた左右2chのoxy-Hbとその微分値の4情報を特徴量として学習し、3試行目以降の判定ステージにおいて

学習データをもとにニューラルネットワークまたはパーセプトロンを用いて判定を行った。

4.3. 脳活動の有無の判定

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5に示す。本研究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は、ニューラルネットワークの学習法の一つである。これは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。本検討では、入力層の数は4個、中間層の数は10個とし、学習を約15万回行った。

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が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^[8]。

パーセプトロン、ニューラルネットワークで用いた学習データは、準備ステージで得られた信号のうちタスクとレストの切り替わる前後3秒をタスクまたはレストと関係のない信号として取り除いた。

5. 判定結果

識別方法による比較を行うために実験参加者1名の結果の比較を行う。まず、比較対象としてoxy-Hbに移動平均処理を行い、準備ステージの最大値の20%を閾値として設けてoxy-Hbが閾値を上回ったら脳活動があると判定した結果を図6に、パーセプトロンを用いた脳活動の有無の判定結果を図7に、ニューラルネットワークを用いた脳活動の有無の判定結果を図8に示す。単純な閾値による判定では、レストのほとんどの期間で脳活動ありと判定されている。また、タスクの一部でも脳活動なしと判定されており、誤った判定が行われている。次に、パーセプトロンによる判定では、単純な閾値ではほとんどの期間で脳活動ありと判定され続けていたが、レストの広い範囲で脳活動なしと判定されており改善されていることがわかる。しかし、1回目のタスクで脳活動なしと判定されていることや3回目のレストで脳活動ありと判定されていることなど一部誤った判定が行われている部分もある。

ニューラルネットワークによる判定では、1回目のタスクにおいて広い範囲で脳活動ありと判定されており改善されていることが分かる。次に、実験参加者2名の2回分の識別率を図9に示す。図9から、単純な閾値によって識別した場合の平均識別率は48.0%、パーセプトロンによって識別した

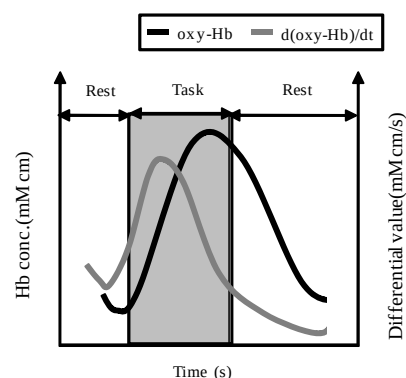


Fig.4 Change of oxy-Hb and the differential value

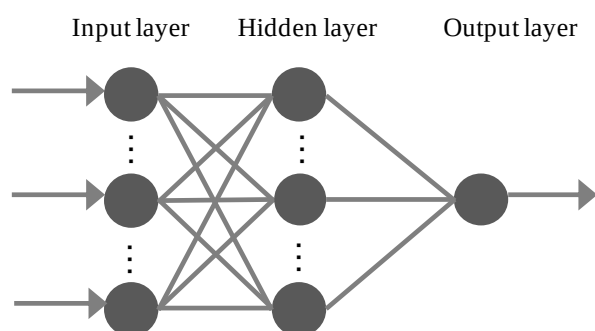


Fig.5 Structure of Neural Network

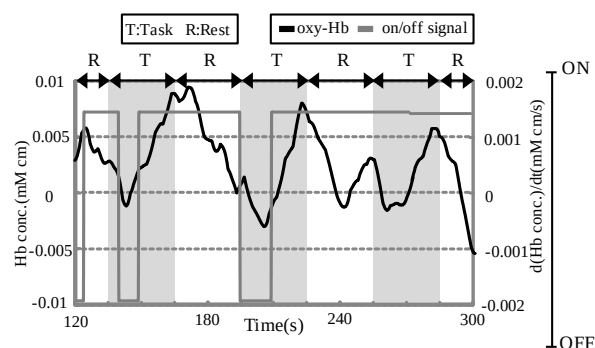


Fig.6 Result of on/off decision by thresholding

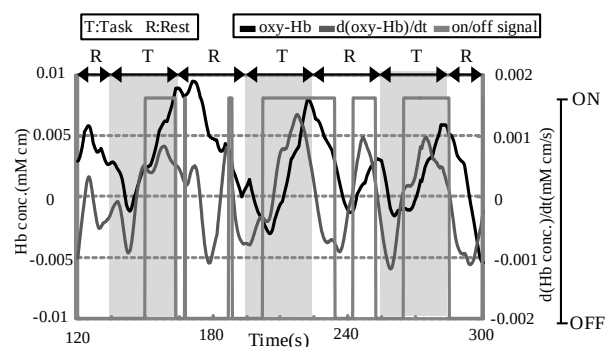


Fig.7 Result of on/off decision by perceptron

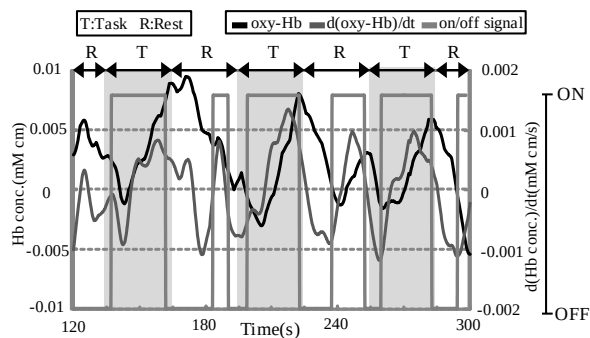


Fig.8 Result of on/off decision by neural network

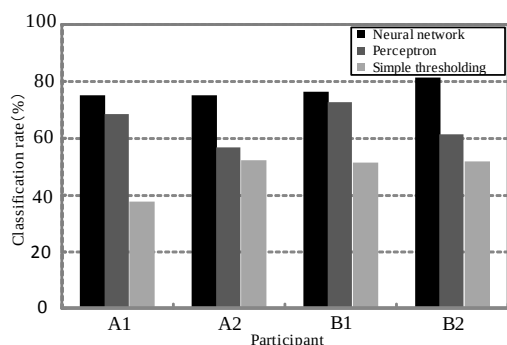


Fig.9 Classification rate by each participant

場合は 64.0%, ニューラルネットワークによって識別した場合は 76.8%であったため, 識別率が向上していることがわかる. 結果として単純な閾値による判定, パーセプトロンによる識別と比較するとニューラルネットワークを用いて高い識別率を得ることができ, 小型 NIRS において 4 つの特徴量のみだったが ON/OFF の制御が可能となる可能性を示した.

また, 加納らに比べて訓練期間が短いため訓練効果が十分に得られていない可能性がある. そこで長期的な訓練を行うことでより識別率の向上が期待できる.

6. 結言

本研究では, 小型の NIRS 装置において脳活動レベルの判定を行うシステムを提案し, ニューラルネットワークまたはパーセプトロンを用いて NF を用いたイメージ課題中の脳活動レベルの判定を行うことが可能であるか検証をした.

oxy-Hb とその微分値に着目し, これらの特徴量としてニューラルネットワーク, パーセプトロンにより脳活動の有無の判定を行った. 単純な閾値による脳活動の有無の判定とパーセプトロンによる脳活動の有無の判定とニューラルネットワークによる脳活動の有無の判定の比較を行った.

その結果, ニューラルネットワークによる識別が

単純な閾値による識別とパーセプトロンによる識別と比較して, 識別精度が高く, 脳活動レベルの判定を行うことが可能であると示した.

今後は, 今回使用した小型の NIRS は 2ch 分の oxy-Hb とその微分値のみであり, 特徴となる情報が少ないため, 大型のマルチチャンネルの NIRS と比べると精度が低い. そこで, 実験参加者に対してニューロフィードバックトレーニングを行うことや, deoxy-Hb などの NIRS で測定できる他の信号に注目することで特徴となる情報を増やすことで精度の向上が期待できる. また, 脳活動の有無の識別方法には, ニューラルネットワークの他にサポートベクターマシンなどがありこれらの識別方法を適用し, 識別精度の比較・検討を行う予定である.

「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] 酒谷薫, 永岡右章, 片山容一: NIRS による Closed loop brain machine interface を応用したリハビリテーションシステムの開発, 日本生体医工学会誌 生体医工学, Vol.49, pp.681-686, (2011)
- [4] 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)
- [5] 加納慎一郎: Brain-Computer Interface (BCI) におけるバイオフィードバック, バイオフィードバック研究, Vol.36, No.2, pp.128-133, (2009)
- [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] 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, ヒューマンインターフェース学会誌, pp.183-192, (2009)
- [8] H.Sawai, K.Yanagisawa, H.Tsunashima: Development of NIRS-BCI System Using Perceptron, Proceedings of the 26th Symposium on Biological and Physiological Engineering, pp.610-613, (2011)