

小型 NIRS-BCI を対象とした脳活動の識別方法の検討

日大生産工(院) ○下瀬 あかり

日大生産工 柳澤 一機

日大生産工 綱島均

1 まえがき

BCI(Brain Computer Interface)とは、運動器官を用いずに脳神経情報を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。体を動かさない人との意思疎通の補助などへの応用が期待されている¹⁾。

NIRS(Near Infrared Spectroscopy)は近赤外光を用いて間接的に脳活動を捉える計測法である。装置が小型で手軽に装着でき、体動による影響が少ないことから、BCIのための計測装置として適していると考えられる。

しかし、NIRS信号には脳活動とは関係のない様々な周期のノイズやトレンドが含まれ、これが脳活動の識別の妨げになる場合があった²⁾。

そこで、本研究では信号処理方法についての改良を行い、改良前の方法と比較する実験を行って、本方法がNIRS-BCIシステムにおける信号処理方法として有効であることを確認する。

2 実験方法

2.1 使用したNIRS信号

2.1.1 仮想信号

脳の活動状態を賦活(タスク)と安静(レスト)の2パターンに分類し、それをもとにOn/Offの出力を行うBCIシステムでの利用を想定し、2チャンネルの小型NIRSの仮想信号を生成した。実験デザインと生成した信号の例をFig.1に示す。

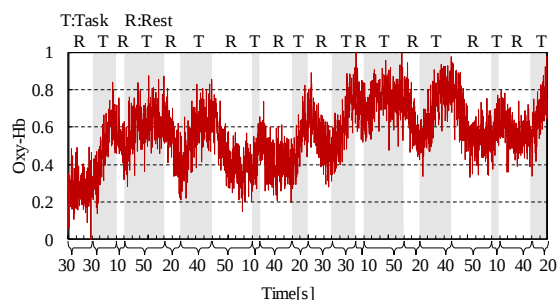


図1 仮想信号の例

仮想信号は分散0.3のホワイトノイズと、60秒あたり①0%、②10%、③20%、④30%、⑤40%、⑥50%の上昇率の線形トレンドを含む。

データの前半を学習データ、後半を識別データとして用いた。ただし、後述する信号処理によって初めのレスト30秒、タスク30秒はカットされ、学習、識別に利用されない。

2.1.2 実信号

BCIシステムを使用中の実験参加者1名の脳から、2チャンネルの小型NIRSを用いてNIRS信号のoxy-Hb濃度を計測した。計測箇所は前頭葉外側部の左右2か所(Fp1,Fp2)とした。計測は10回行った。タスク・レストは画面に教示され、実験参加者は教示された通りに集中・安静を切り替える。また、実験デザインは前レスト60秒の後、レスト20秒、タスク20秒の組を5回繰り返すものとした。計測した信号の例をFig.2に示す。

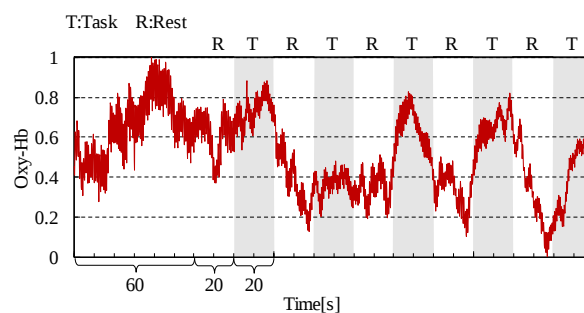


図2 実信号の例

学習データは前半の180秒間、識別データは後半の180秒間とした。後述する信号処理によって初めの100秒間はカットされるため、学習に利用されるのは2, 3回目のレスト・タスク、識別に利用されるのは4, 5回目のレスト・タスクとなる。

2.2 信号処理方法

2.2.1 移動平均

改良後と比較するため、移動平均でノイズを除去するシンプルな信号処理を行った。

まず、学習データとなるNIRS信号のoxy-Hbに移動平均処理(移動平均点数25点)を行い、ノイズを除去した。次に、その信号から微分値を算出し、微分値に対しても移動平均処理を行った。次に、移動平均によって上手く処理できない初めの部

Study on detection of brain activity for portable NIRS-BCI system

Akari SHIMOSE, Kazuki YANAGISAWA and Hitoshi TSUNASHIMA

分を取り除いた。次に、oxy-Hbとその微分値の最大値・最小値をそれぞれ求め、これを基準に0～1になるようにoxy-Hbとその微分値を正規化した。

識別データにも学習データと同様の処理を行った。ただし、識別データはリアルタイムで処理する必要があるため、学習データの最大値・最小値を基準に正規化を行った。

2.2.2 トレンド除去

NIRS信号には脳活動に無関係な上昇、下降トレンドが含まれることがあり、これが識別の妨げになっていた。そこで、リアルタイムでトレンドを除去するため、信号処理方法を以下のように改良した。

まず、改良前の信号処理方法と同様に、oxy-Hbに移動平均処理と微分値の算出を行った。次に、各サンプリング点から p 秒前までの最大値・最小値の平均を求め、各点のものと値から引いた。 p はタスク・レストの繰り返しの周期と同一になるように設定した。周期が一定でない場合は予測される最長の周期に合わせた。次に改良前の信号処理方法と同様に初めの信号を除去し、正規化を行った。

2.3 識別・評価方法

3層からなる一般的なニューラルネットワークを用いて、NIRS信号から脳活動をタスクとレストの2パターンに分類した。入力層のユニット数は4個、中間層のユニット数は8個(実信号の場合は30個)、出力層のユニット数は1個とした。学習係数は0.03、学習回数は約5万回とした。

識別時は1サンプリングごとにタスク・レストの判定を行った。タスク・レストの判定が教示されたものと一致した割合を求め、正答率とした。

3 実験結果

仮想信号を識別したときの正答率をFig.3に示す。改良前の信号処理方法では、トレンド強度が上がるほど正答率が低下した。一方、改良後の信号処理方法では、トレンド強度が上がっても正答率はあまり変化しなかった。

次に、実信号の正答率をFig.4に示す。10回中8回の計測回で正答率が上昇し、特に大きなトレンドを含む3回目の計測信号では正答率が11.0ポイント上昇した。

これらのことから、信号処理方法の改良によって、トレンドによる影響を小さくできたと考えられる。

4 まとめ

本研究ではNIRS-BCIシステムでの利用を想定し、NIRS信号に対する信号処理方法について

の改良を行った。様々な強度のトレンドを含む仮想信号と、実信号を用い、改良前と改良後を比較する実験を行った。その結果、一定時間前からの最大値・最小値を用いてトレンドを補正することで、トレンドを含むNIRS信号に対する識別精度が向上することが確認できた。

「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（2011）p.7-12.
- 2) 下瀬あかり，柳澤一機，綱島均，機械学習を用いた小型NIRS-BCIシステムの開発，日本機械学会 第24回交通・物流部門大会講演論文集，No.15-63（2015）.

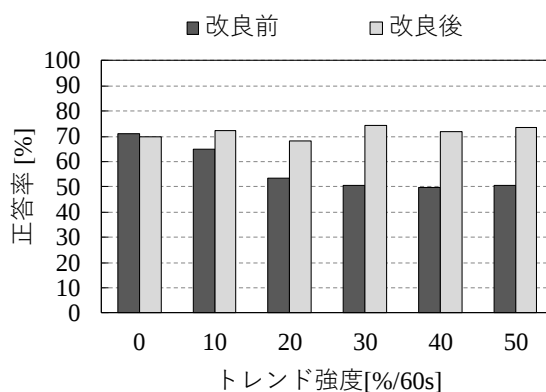


図3 仮想信号の正答率

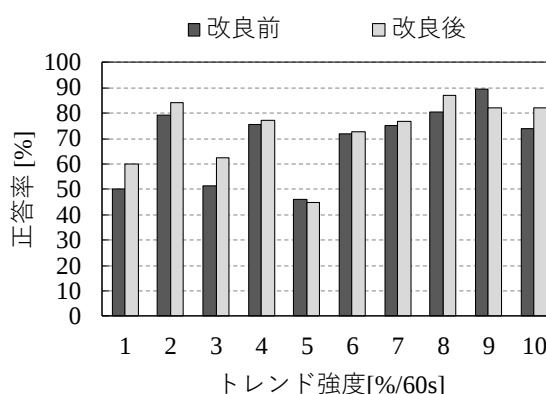


図4 実信号の正答率