

fNIRS 信号の時系列性を考慮した脳活動状態分類による BCI 性能評価 BCI Performance Evaluation by Brain Activity State Classification Considering Time Series of fNIRS Signals

増尾 明^{†‡} 花井 俊哉[†] 阿部 信美[§] 佐久間 拓人[†] 加藤 昇平^{†‡}
Akira Masuo Shunya Hanai Nobumi Abe Takuto Sakuma Shohei Kato

1. はじめに

リハビリテーション医療の対象疾患には、重度の運動麻痺により四肢・体幹の随意運動や呼吸筋の障害を呈する上位頸髄損傷や筋萎縮性側索硬化症などがある。こうした重度の運動機能障害者のリハビリテーションでは、眼球運動や四肢の運動などのわずかな残存機能を活用し、意思疎通手段の獲得や環境制御装置への適応といった生活支援を行っている。しかしながら、意識や精神機能が保たれているにもかかわらず、加齢による機能低下や疾患の進行による重症化に伴い、随意運動による表出が困難となる閉じ込め症候群 (Locked-in Syndrome: LIS) へ移行する例が存在し、臨床現場では重度の運動機能障害者に対する新たな生活支援手段の確立を切望している。

そこで、近年注目されている技術の一つに Brain-computer Interface (BCI) がある。BCI とは、末梢神経系や筋肉といった脳からの通常の出発経路とは独立した制御チャンネルをユーザに提供する技術である [1]。BCI を医療応用することで、LIS を呈する重度の運動機能障害者に対して、脳活動に由来する生体信号を用いた新たな意思表出手段を提供できる可能性があり、医療分野において BCI システムの実用化が期待されている。

これまでの BCI に関する先行研究では、脳波の事象関連電位 (Event-Related Potential: ERP) 成分である P300 [2] や機能的近赤外分光法 (functional Near-Infrared Spectroscopy: fNIRS) [3, 4]、機能的核磁気共鳴画像法 (functional Magnetic Resonance Imaging: fMRI) を用いた報告がみられる。しかしながら、P300 の計測には一般的に oddball 課題と呼ばれる複雑な課題遂行が必要であることに加え、体動などのノイズに対して脆弱であり、不随意運動の生じやすい神経障害を有する対象者への適応は難しい。また、fMRI は計測に大掛かりな機材が必要であり、BCI に応用するうえで実用性の乏しさが課題として挙げられる。一方、脳の血行動態変化を利用した間接的な脳機能計測手法である fNIRS は、時間分解能に劣るものの、運搬可能な小型の機器で計測可能であることに加え、ERP や fMRI と比較して計測時の拘束性が低いという利点を持つ。そのため、体動の制御が困難な重度運動機能障害者においても適用可能であり、BCI の医療応用を目指す本研究においては、fNIRS は有用な生体信号の計測手法であると考えられる。

BCI は一般的に脳機能計測部、前処理部、特徴抽出・選択部、判別部、機器制御部より構成される。図 1 に本研究

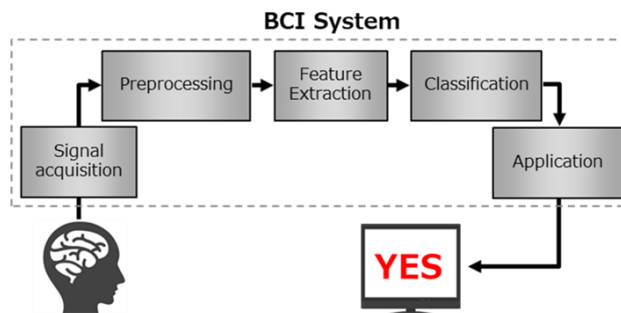


図 1 BCI システムの概要

における BCI システムの概要を示す。本研究の脳機能計測手法である fNIRS は、波長 350~700 nm の可視光と異なり、生体透過性の高い約 700~1000 nm の波長領域の近赤外光を用いて生体内のヘモグロビン酸素代謝変化を計測する技術である。脳機能計測部にて計測した異なる 2 種類の脳活動状態時における fNIRS 信号に対して、ノイズやアーチファクトといった不要成分を除去するための前処理と、生体信号から各々の脳活動状態に関連した情報を取り出すための特徴抽出・特徴選択を行う。このようにして得た情報を基に作成した 2 種類の脳活動状態を分類する識別器を用いて、対象者の生体信号から脳活動状態を推定することで、対象者の意図に応じたコンピュータ操作を可能とする。

fNIRS を応用した BCI に関する先行研究では、Shin ら [3] の報告のように、Support Vector Machine (SVM) を用いて k 分割交差検証で分類性能を評価した報告が散見される。しかしながら、ある一時点を基準として未来のデータを学習データ、過去のデータをテストデータとする組み合わせの交差検証は、実運用場面では起こりえない検証法である。また、fNIRS 信号の非定常性を考慮すると、識別器は日々生じる生体信号の変動に応じて調整可能であることが望ましい。

以上から、本研究は重度運動機能障害者を対象とした BCI のリハビリテーション応用を目的として、頸髄損傷患者を対象に暗算課題遂行時および安静時の fNIRS 信号を計測し、従来法の交差検証による性能評価に加え、時系列性を考慮した識別モデルを作成し、BCI システムの 2 値分類性能評価を実施した。

2. 対象と方法

2.1 対象

本研究は、第 5-6 頸髄損傷レベルの不全頸髄損傷患者 1 名 (70 歳、男性) を対象とした。本対象者は、エディンバラ利き手テストにより右利きと判定された。コミュニケーション能力については、発話および書字にて自立した意思

[†] 名古屋工業大学大学院工学研究科 Dept. of Computer Science and Engineering, Nagoya Institute of Technology

[‡] 名古屋工業大学情報科学フロンティア研究院 Frontier Research Institutes for Information Science, Nagoya Institute of Technology

[§] 名古屋医健スポーツ専門学校 Nagoya College of Medical Health and Sports

疎通が可能であった。なお、本研究は、生命倫理審査委員会の承認および対象者の同意を得て実施した。

2.2 fNIRS 計測

fNIRS 信号の計測には OEG-SpO₂ (Spectratech 社製) を使用した。図 2 にプローブ配置例を示す。国際 10-20 法に準拠し、前頭極の直上に 9 ch 部分が位置するようにヘッドセットを装着し、照射プローブと受光プローブ間距離を 3 cm、サンプリング周波数 12.4 Hz にて計 16 ch で酸素化ヘモグロビン (HbO)、還元ヘモグロビン (HbR)、全ヘモグロビン (HbT) を計測した。

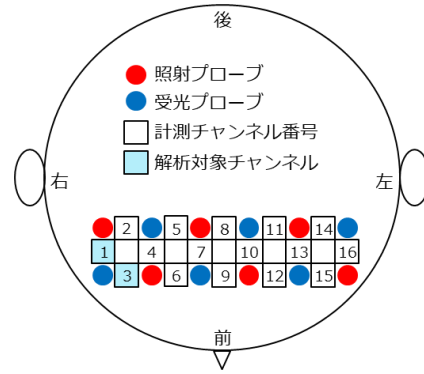


図 2 OEG-SpO₂ のプローブ配置

2.3 実験手順

図 3 に fNIRS 信号の計測に用いたブロックデザインを示す。実験には、コントロールの後にタスク 30 秒と安静 30 秒を 1 ブロックとして 3 回反復するブロックデザインを採用した。このブロックデザインによる脳機能計測を 1 試行として、1 日に 1~3 試行、全 4 日間で合計 10 試行の脳機能計測を行い、fNIRS 信号を取得した。タスクには「3+3」を「3、6、9、12・・・」のように暗算で繰り返し加算する暗算課題を用いた。安静では、暗算を止めてリラックスした状態を保つように指示した。

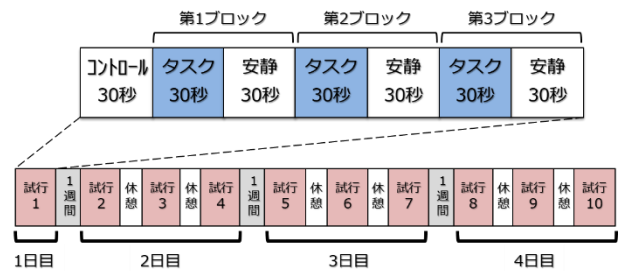


図 3 使用したブロックデザイン

実験は、シールド機能のない対象者の自宅の居室にて、車椅子に腰かけた安静座位で実施した。対象者は、70 cm 前方に設置したディスプレイ上に表示される指示画面に従って、課題を実施した。fNIRS 信号への眼球運動や頭頸部の体動ノイズの混入を最小化するため、認知課題を実施中は、ディスプレイ上の十字を注視した状態で行うよう統制した。なお、取得した生体信号に偏りが生じないように、生体信号の日間変動特性を考慮して、測定日はそれぞれ 1 週間空けて設定した。

2.4 データ処理および識別モデル作成

識別モデルの作成には、データ欠損のない右側腹外側前頭前野領域に該当する 1 ch および 3 ch の fNIRS 信号を用いた。HbO、HbR、HbT および微分値である Δ HbO、 Δ HbR、 Δ HbT に対して、平均 0、分散 1 となるよう特徴量ごとに標準化処理を行った。これらのデータから、タスク区間、安静区間それぞれに対して 10 秒の時間窓、0.5 秒のステップ幅でデータを切り出し、以下の 6 種類の統計量を算出した。

- ・算術平均 (mean)
- ・分散 (var)
- ・最大値 (max)
- ・最小値 (min)
- ・範囲 (range)
- ・回帰直線の傾き (slope)

タスク区間および安静区間のデータに対して、脳活動状態と安静状態の 2 値のラベルをそれぞれ付与し、全 2460 サンプル、72 種の特徴量からなるデータセットを構築した。

識別モデルの作成には、教師あり機械学習手法である SVM を用いた。カーネルパラメータは linear と rbf、ハイパーパラメータ C、 γ は 10⁻²、10⁻¹、・・・、10² の範囲でグリッドサーチによりチューニングを行った。作成した識

別モデルの性能評価指標には、正答率、適合率、再現率、F1 スコアを用いた。なお、取得した fNIRS 信号の時系列性および実運用時のキャリブレーション手順を考慮して、本研究では以下に示す 3 種類の識別モデルを作成し、暗算課題遂行時および安静状態の脳活動状態である 2 群分類性能を評価した。

2.4.1 Nested cross-validation

既存手法として一般的に使用されている Nested cross-validation にて識別モデル (model_NCV) を作成した。選択したモデルの性能評価を行う外側ループは 10 分割交差検証、パラメータをチューニングしモデル選択を行う内側ループは 5 分割交差検証で評価を行う 10×5 分割交差検証を行い、その平均値を評価値とした。

2.4.2 Time series cross-validation

Time series cross-validation は時間軸に沿って、古いデータは学習データ、次に新しいデータは検証データ、最も新しいデータはテストデータとなるように分割し、作成した識別モデルの未知データに対する汎化性能を評価する手法である。本研究では、時系列を維持した状態でデータセットを 10 分割し、1~5 試行のデータを学習データとする条件を第 1 番目の交差検証とし、交差検証毎に 1 試行分ずつ学習用データに追加することで、作成した識別モデルを 5 分割交差検証により評価した。また、Time series cross-validation では、5 分割交差検証の平均値を評価値とした。

なお、BCI システムの実運用場面を想定したパラメータチューニング方法の差異による影響を評価するため、n 試行目の第 1 ブロックを検証データ、n 試行目の第 2、3 ブ

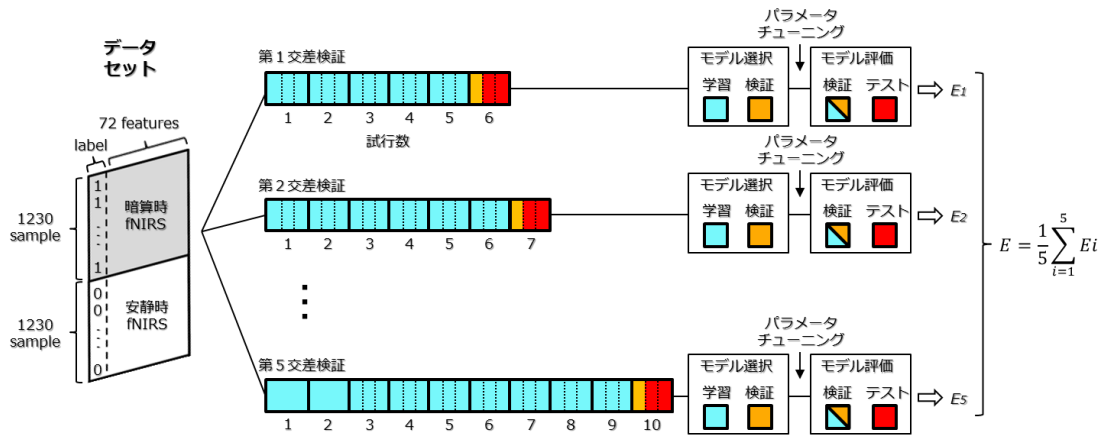


図4 model_TSCV-Aにおける性能評価の概要

ロックをテストデータとした条件の識別モデルである model_TSCV-A (図4) と、n-1 試行目の第3ブロックを検証データ、n 試行目の第1、2、3ブロックをテストデータとした条件の識別モデルである model_TSCV-B の2種類を作成した。

3. 結果

3.1 fNIRS 信号

図5に、暗算課題遂行時および安静時に計測した fNIRS 信号例として、1chにおける10試行すべての HbO、HbR を標準化し加算平均化した波形を示す。

HbO は、暗算課題遂行区間では開始後約5秒で増加し始め、約10秒経過時点で頂点をもつ大きな変動を繰り返しながら増加傾向を示し、安静区間では開始から約20秒経過時点で増加するものの、最終的には安静区間開始時点と同水準の値に落ち着く傾向を示した。

また、HbR は暗算課題遂行区間では開始後約10秒経過時点から大きく減少する傾向を示し、安静区間では緩やかに減少する変動傾向を示した。

3.2 識別モデルの性能評価

表1に、3種類の識別モデルによる暗算課題遂行時と安静時の2値分類の正答率(平均±標準偏差)を示す。本研究の提案手法である model_TSCV-A は、暗算課題遂行時の正答率が約75%という結果であり、最も脳活動状態の2値分類性能が優れている識別モデルであった。また、model_TSCV-A とは異なるハイパーパラメータのチューニング方法を用いた model_TSCV-B の正答率は約67%であった。一方、fNIRS 信号の時系列性を考慮していない model_NCV の正答率は約63%であり、3種類の識別モデルの中で最も評価値が低いという結果であった。

表2に、model_TSCV-A における全交差検証の総和の混同行列結果を、表3に脳活動状態の分類性能指標を示す。model_TSCV-A の各クラス間の適合率、再現率、F1スコアの差は、最も大きいもので適合率における約3%という結果であり、クラス間の分類性能に大きな差はみられなかった。また、再現率に関しては、適合率やF1スコアと比較し

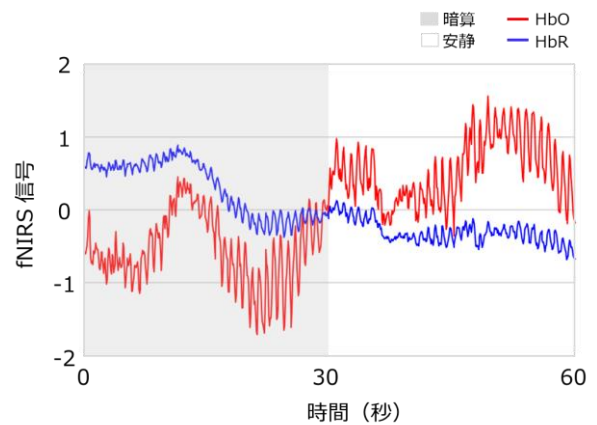


図5 標準化および加算平均後の fNIRS 波形

て、暗算・安静ともに標準偏差が大きく、各交差検証における再現率の変動が大きいという結果であった。

4. 考察

4.1 時系列性を考慮した識別モデル

暗算課題および安静課題を実施時の fNIRS 信号を基に、SVM による3種類の識別モデルを作成し、2値の脳活動状態の分類性能を比較した結果、model_TSCV-A の正答率は約75%であり、最も優れた識別器であった。以上から、fNIRS 信号を用いて脳活動状態分類を推定する際には、入力データの時系列性を考慮した識別モデルを用いることでより高い精度で分類が可能であり、BCI システムへの応用において有用である可能性が示唆された。

Shin らの報告[3]で用いられる一般的な k 分割交差検証では、学習データが検証データおよびテストデータよりも未来のデータを含んでいるため、実問題では学習データとして使用できないデータを用いて識別モデルを作成することで過学習を引き起こす可能性が問題点として挙げられる。一方、本研究の model_TSCV-A では、時系列に沿って学習データ・検証データ・テストデータを割り当てるため、構

表 1 交差検証による脳活動状態の正答率

識別モデル	model_NCV	model_TSCV-A	model_TSCV-B
正答率	0.63 ± 0.15	0.75 ± 0.10	0.67 ± 0.15

(平均 ± 標準偏差)

表 2 model_TSCV-A の混同行列結果

実測 \ 予測	暗算	安静
暗算	306	104
安静	99	311

表 3 model_TSCV-A の分類性能の詳細

	適合率	再現率	F1スコア
暗算	0.81 ± 0.14	0.75 ± 0.23	0.74 ± 0.12
安静	0.78 ± 0.14	0.76 ± 0.23	0.74 ± 0.14

(平均 ± 標準偏差)

築モデルに対して外挿となる状況と避けることができ、より一般化可能性の高いモデル性能の評価が可能であると推察される。

また、検証用データの割り当て方法の差異においては、model_TSCV-B と比較して model_TSCV-A は 8 ポイント程度優れた正答率を有するという結果であった。BCI システムの実運用場面を考慮すると、fNIRS 信号の非定常性の影響を最小化するために、日毎に更正用のデータを事前取得し、パラメータチューニングによるキャリブレーションを実施してから BCI システムを使用する、という手続きが想定される。検証用データでパラメータをチューニングした後、テストデータで分類性能を評価する model_TSCV-A は、fNIRS 信号の時系列性を考慮している識別モデルである点に加え、実運用時の手続きに準じた実践的評価を行っている点においても、BCI システム構築へ応用するうえで妥当な手法であると考えられる。

4.2 fNIRS-BCI への応用可能性と課題

本研究では、重度運動機能障害を有する頸髄損傷者を対象として、約 75% の正答率で暗算課題遂行時および安静時の脳活動状態を推定することが可能であった。以上から、本知見を基に、実用的な BCI システム構築に応用するために分類性能の更なる向上を図ることで、重度運動機能障害を有する対象者に対して脳活動によるコミュニケーション手段の獲得支援が行える可能性が示唆された。

Naseer ら[4]は、健常者を対象として、fNIRS 信号を用いた SVM による暗算課題時および安静課題時の 2 値分類性能を調査した結果、正答率が約 82% であったと報告している。また、Sun ら[5]による、健常者を対象とした 1 次元畳み込みニューラルネットワークによる EEG と fNIRS を組み合わせたマルチモーダル型 BCI の性能評価を行った報告では、約 90% で暗算課題時と安静時の脳活動状態の分類が可能であったと報告している。そのため、今後は更なる分類性能

の向上のために、周波数領域などの特徴量設計の検討や、fNIRS 信号からより S/N 比の高い特徴量を抽出できるようフィルタリングによるノイズ除去を考慮する必要がある。加えて、各交差検証による結果のばらつきが小さくなるよう、定常性の高い fNIRS 信号を計測できる認知課題の種類を検討する必要があると考えられる。

一方で、医療・福祉分野においては、LIS を呈し意思疎通が困難となっている重度運動機能障害を有する対象者が多くみられる。こうした神経難病リハビリテーションにおいては、対象者の意思確認のための代償的コミュニケーション手段の確立が極めて重要となる。本研究における約 75% の正答率という分類性能には改善の余地はみられるものの、日常会話における「YES」や「NO」の応答といった誤判定のリスクを許容可能な課題に限局すれば、本知見は簡便なコミュニケーション応答のための fNIRS-BCI システムに応用できる可能性があると考えられる。よって、現状では意思疎通支援手法が確立されていない神経難病リハビリテーションを担う作業療法分野においては、本知見は有益な知見となると考える。

今後の課題として、BCI システムの分類性能の向上に加え、情報転送率や使用性を評価する必要がある。また、異なる対象者においても同様に適用できるアルゴリズムであるか、対象者数を増やして調査する必要がある。

5. おわりに

本研究は、BCI システムのエンドユーザを想定して、不全頸髄損傷患者を対象とした、暗算課題遂行時と安静時の fNIRS 信号を取得した。SVM を用いた 3 種類の識別モデルを作成し、分類性能を比較した結果、fNIRS 信号の時系列性を考慮した識別モデルである model_TSCV-A の正答率は約 75% であり、最も分類性能の優れた識別モデルであるという結果であった。本知見を基に fNIRS 型 BCI を構築し、リハビリテーション分野へ応用することで、重度の運動機能障害を有する対象者の意思表出支援につながる可能性が示唆された。

謝辞

本研究は、一部、文部科学省科学研究費補助金（課題番号 JP19H01137、JP19H04025、および、JP20H04018）により行われた。本研究を行うにあたり、ご協力いただいた対象者および研究協力者の方々に感謝いたします。

参考文献

- [1] Wolpaw, J., Birbaumer, N., McFarland, D., Pfurtscheller, G., & Vaughan, T. (2002). "Brain-computer interfaces for communication and control". *Clinical Neurophysiology*, 113 (6), 767-791.
- [2] Farwell, L. A., & Donchin, E. (1988). "Talking off the top of your head: toward a mental prosthesis utilizing event-related brain potentials". *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, 70 (6), 510-523.
- [3] Shin, J., Müller, K. R., & Hwang, H. J. (2016). "Near-infrared spectroscopy (NIRS)-based eyes-closed brain-computer interface (BCI) using prefrontal cortex activation due to mental arithmetic". *Scientific Reports*, 6 (1), 1-11.
- [4] Naseer, N., Hong, M. J., & Hong, K. S. (2014). "Online binary decision decoding using functional near-infrared spectroscopy for the development of brain-computer interface". *Experimental Brain Research*, 232, 555-564.
- [5] Sun, Z., Huang, Z., Duan, F., & Liu, Y. (2020). "A Novel Multimodal Approach for Hybrid Brain-Computer Interface". *IEEE Access*, 8, 89909-89918.