

NIRS による BCI のための複数タスク判別の可能性についての検討

後藤 かをり† 参沢 匡将‡ 広林 茂樹‡

† 富山大学大学院理工学教育部知能情報工学専攻 ‡ 富山大学大学院理工学研究部 (工学)

1 はじめに

近年、非侵襲性脳機能計測装置の発達に伴い、Brain-Computer Interface (BCI) の研究が盛んに行われている。BCI は、脳の活動を入力とすることで身体的な動作などを要さず直接機械 (PC など) を操作しようとするシステムであり、身体が不自由な人が意思を決定 (伝達) することを補助するシステムとして期待されている。BCI の先行研究の多くは計測機器に脳波計 (EEG) を用い、2 択 (ON/OFF) の判別を組み合わせることで複数の選択肢から 1 つを選択する手法を用いている [1]。また、脳機能計測技術の中でも近赤外分光法 (NIRS) を用いた BCI の開発が進められているが [2]、NIRS で計測可能な血流変化に対応する脳活動は EEG に比べ反応が遅いことが知られており、EEG と同様な 2 択による判別では、同じ情報量を反映するためにより多くの時間が必要である。本研究では、NIRS による BCI の判別手法として、2 択以上の判別の可能性について検討を行った。具体的には 3 種類の認知タスクを用い、その判別可能性について検討した。

2 タスク設計

タスクの概要を図 1 に示す。まず、画面中央に “X” を表示して休息時間 (レスト) を設けた後、3 種類の認知タスクのいずれかを、再び “X” が表示されるまで 10 秒間行う (これを 1 trial とする)。認知タスクには「計算タスク」、「Stroop タスク [3]」、「図形タスク」を用いた。いずれのタスクについても、被験者は提示された課題についての解答を画面下部の 4 つの選択肢からできるだけ早くマウスで選択する。解答が選択されると次の課題が提示され、被験者は 10 秒以内にできる限り解答を行う。各タスクについて以下に述べる。

計算タスク 画面中央に提示される計算式 (引き算) を解き、正しい答えを選択する (図 1, Calculation の場合、正解は 142)。

Stroop タスク 画面中央に表示される色を表す単語 (例えば BLUE) の “文字の色” を答える (図 1, Stroop の場合、正解は GREEN)。

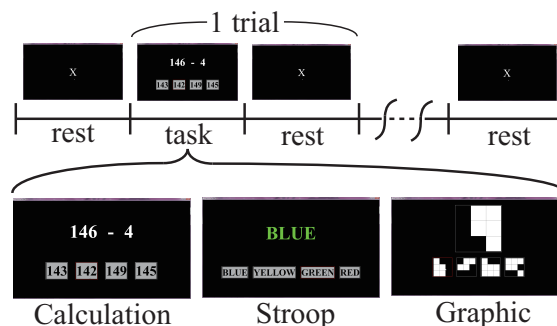


図 1: タスク概要



図 2: 実験風景

図形タスク 画面中央に表示される図形と同じ図形を、回転も考慮して、選択肢の中から選択する (図 1, Graphic の場合、正解は一番左の図形)。

3 実験

3.1 概要

5 名の被験者 (21 ~ 22 歳、女性 1 名) に対して実験を行い、実験中の各被験者の oxy-Hb 濃度変化を NIRS (Spectratech 社製 OEG-16: 16 チャンネル, サンプルング間隔 0.65 秒) を用いて測定した。各タスク 50 trial (合計 150 trial) で 1 回の実験とし、各被験者に対して 2 回行った。ただし、1 回目はレスト、タスクともに 10 秒ずつとしたが、2 回目はタスクは 10 秒のまま、10 秒のレストを 3 trial に 1 回とし、その他のレストは 2 秒と短く設定を変更して実験を行った。これは、BCI への実装を考えた場合、レストを短くすることでタスク全体にかかる時間を短くできる可能性を検証するためである (被験者へ提示できる情報量を考えて 3 trial 毎に設定している)。また、実験中の 3 種類のタスクの出現順序はランダムとした。実験風景を図 2 に示す。

3.2 結果

図 3 はある被験者の実験中の oxy-Hb 濃度変化の例を示したグラフである。赤、青、緑の実線で示されたグラフはそれぞれ計算タスク、Stroop タスク、図形タスク

A study on the potential of multiple task classification for BCI using NIRS
 †Kaori GOTO ‡Tadanobu MISAWA ‡Shigeki HIROBAYASHI
 †Graduate School of Science and Engineering for Education, University of Toyama
 ‡Graduate School of Science and Engineering, University of Toyama

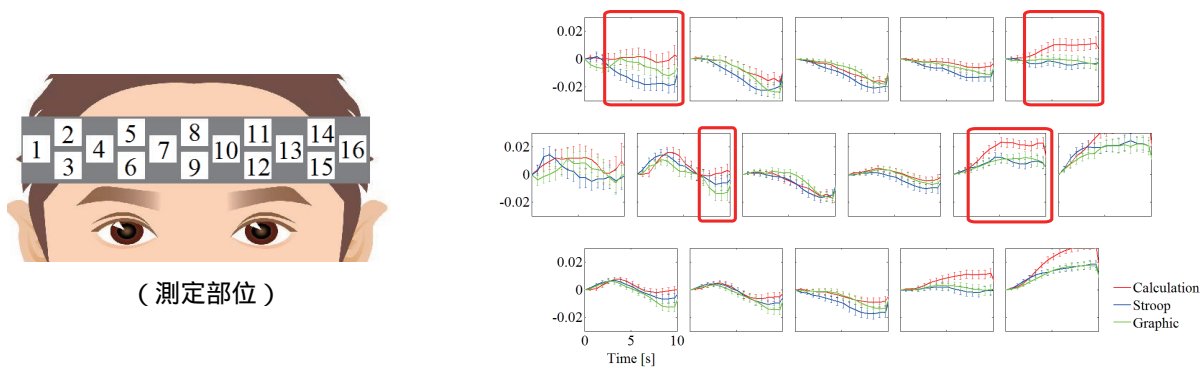


図 3: oxy-Hb 濃度変化

クを行っている際の oxy-Hb 濃度変化を加算平均したものとその標準誤差を示している。3 タスクとも反応の傾向が似てはいるが、チャンネルによってはタスク間で反応に差があるところ（例えば図 3 中の赤枠内）も見られ、学習・判別に使用するデータを適切に用いれば、判別することも可能ではないかと考えられる。

そこで、実験にて測定した各被験者の oxy-Hb 濃度変化のデータに対して Savitzky-Golay smoothing filter [4] を適用しノイズ処理を行った後、5-fold cross validation にて Offline において判別制度の検討を行った。判別手法には隠れマルコフモデル (HMM) を用いた [5]。表 1 中の Accuracy は、被験者 5 人の 1 回目、2 回目それぞれの実験データについて、HMM のパラメーターを変えた場合に一番結果が良かったときの精度を示している。判別精度の分析を行った結果、平均して 46.4% の判別精度となった。

3.3 考察

46.4% という精度であったが、これは Chance accuracy (33.3%) を 13.1% 上回る結果であり、さらに、有意水準 5% で信頼区間を考慮した Chance level (50 trial / class, 3 class) [6] を上回っている。また、1 回目に比較して、レストの時間を短く設定して行った 2 回目の実験においても、明確な精度の減少などは見られず、レストの時間による判別精度への影響は小さいものと考えられる。また、被験者それぞれについて最適な学習・判別データについて検討を行った場合の最大値を表 1 中の Max accuracy に示す。その結果、平均して 48.0% の精度となり、被験者 A については 60% に近い結果であり、各被験者に合わせて最適なデータを選別することにより、精度を向上できる可能性があることが分かった。

4 まとめ

本研究では、NIRS を用いた BCI のための判別手法として、3 種類の認知タスクを用いて 2 択以上の判別可能性について検討を行った。被験者 5 人に実験を行い、計測したデータを用いて Offline にて判別精度を分

表 1: 判別精度の分析結果

Participant	Accuracy (%)		Max accuracy (%)	
	1st	2nd	1st	2nd
A	47.3	48.7	49.3	58.7
B	44.7	49.3	44.7	49.3
C	48.0	47.3	48.0	47.3
D	44.0	46.0	46.7	46.0
E	48.0	40.7	48.0	42.0
Average	46.4	46.4	47.3	48.7

析した結果、平均して 46.4% という判別精度であった。これはシステムとして考えた場合、実用レベルへの適用は難しい結果であるが、各被験者に最適な学習・判別データを選別することにより精度が向上できる可能性があり、また、60% に近い結果を示した被験者もいることから、2 択以上の判別可能性はあるものと考えられる。しかしながら、BCI に用いるためには精度の向上が必要であり、学習・判別に用いるデータを適切に選別する手法について、さらに検討を行っていく予定である。また、本研究では判別手法に HMM を用いたが、HMM 以外の多クラスでの判別手法についてもさらに検討を行う予定である。

参考文献

- [1] L.A. Farwell and E. Donchin. Talking off the top of your head: toward a mental prosthesis utilizing event-related brain potentials. *Electroencephalography and clinical Neurophysiology*, Vol. 70, No. 6, pp. 510–523, 1988.
- [2] G. Bauernfeind, R. Scherer, G. Pfurtscheller, and C. Neuper. Single-trial classification of antagonistic oxyhemoglobin responses during mental arithmetic. *Medical and Biological Engineering and Computing*, Vol. 49, pp. 979–984, 2011.
- [3] S. Zysset, K. Müller, G. Lohmann, and D.Y. Von Cramon. Color-word matching stroop task: separating interference and response conflict. *Neuroimage*, Vol. 13, No. 1, pp. 29–36, 2001.
- [4] A. Savitzky and M.J.E. Golay. Smoothing and differentiation of data by simplified least squares procedures. *Analytical chemistry*, Vol. 36, No. 8, pp. 1627–1639, 1964.
- [5] A. Milowski. jhmm: Hidden markov models library for java. <http://www.milowski.com/>.
- [6] G.R. Müller-Putz, R. Scherer, C. Brunner, R. Leeb, and G. Pfurtscheller. Better than random? a closer look on bci results. *International Journal of Bioelectromagnetism*, Vol. 10, No. 1, pp. 52–55, 2008.