

fNIRS から得られる時系列データ間の相関値を 特徴量とする識別の検討

Study identification of features using correlation values between time series data
being obtained from fNIRS

吉田 倫也*¹
Tomoya YOSHIDA

福島 亜梨花*¹
Arika FUKUSHI

山本 詩子*²
Utako YAMMOTO

廣安 知之*²
Tomoyuki HIROYASU

*¹同志社大学大学院 生命医科学研究科

Doshisha University Graduate School of Life and Medical Sciences

*²同志社大学 生命医科学部

Doshisha University Faculty of Life and Medical Sciences

By using the noninvasive fMRI and fNIRS device, getting the cerebral function of the human has become easier. By using this information, it is possible to perform the identification whether test subjects good at task or not. However, on whether to use any brain function information, the accuracy of identification is differ widely. In this paper, we study the method of identifying the correlation values as feature value between time series data obtained by the probe fNIRS.

1. はじめに

近年、脳機能の関心が高まっている。それに伴い、非侵襲である fNIRS (functional Near-Infrared Spectroscopy) 装置による脳血流を利用した研究も行われている。fNIRS 装置は、近赤外光を用いて脳内のヘモグロビン変化を測定することで、非侵襲に脳機能を計測できる手法の一つである。fNIRS 装置から得られた脳血流時系列データを用いた研究では、解析者によって脳血流の解析が行われている。しかし、fNIRS 装置から得られる脳血流時系列データは多く、解析者には負担である。

そこで、脳血流時系列データに対して Multiple analogy Parts extracting algorithm (MaPea) によって相関値を計算し、その相関値を特徴量とした機械学習による分類と識別を行うことを考える。本稿では、立体視を用いた脳血流時系列データを利用し、立体視が得意もしくは不得意の分類と識別を行うことで、分類、識別が可能であるのかを検討した。

2. Multiple analogy Parts extracting algorithm (MaPea)

MaPea は 2 つの時系列データに対し、類似部分を抽出する手法である [Hiroyashu 14]。抽出される類似部分は、時系列データが成す波形形状の類似のみを考えている。fNIRS 時系列データの i 番目ベクトルの y 軸成分 $vecY_i$ と他方の j 番目ベクトルの y 軸成分 $vecQ_j$ のなす角の $\cos \theta_{i,j}$ を式 (1) に示す。式 (2) によって相関値を計算し類似部分を決定している。

$$\cos \theta_{i,j} = \frac{1 + vecY_i \times vecQ_j}{\sqrt{vecY_i^2 + 1} \sqrt{vecQ_j^2 + 1}} \quad (1)$$

$$S(i,j) = \begin{cases} S(i-1,j-1) + \cos \theta_{i,j} & (\cos \theta_{i,j} > \alpha) \\ S(i-1,j) + \cos \theta_{i-1,j-1} & (\cos \theta_{i,j} < \alpha, \cos \theta_{i-1,j} > \alpha) \\ S(i,j-1) + \cos \theta_{i,j-1-1} & (\cos \theta_{i,j} < \alpha, \cos \theta_{i,j-1} > \alpha) \\ S(i-1,j-1) - 1 & (otherwise) \\ 0 & (if S(i,j) < 0) \end{cases} \quad (2)$$

連絡先: 吉田 倫也, 同志社大学大学院, 京都府京田辺市多々羅都谷 1-3, tyoshida@mis.doshisha.ac.jp

3. 実験

本実験では、立体視のタスクを行った際の脳血流時系列データを用いて、Support Vector Machine (SVM) によって立体視の得意もしくは不得意の分類、識別を行った [Platt, J 99][Chang 11]。この分類と識別を行うことによって、立体視の得意である被験者と不得意である被験者の脳血流の変化を観察し、その特徴を見た。

3.1 実験方法

利用した脳血流時系列データは、立体視をしている時のデータである。その内容は、以下の立体視の脳血流時系列データに示す。

立体視している時の脳血流時系列データに対して、MaPea によって各チャンネルごとの相関値を計算することにより、相関値を特徴量とすることによって、得意群もしくは不得意群に分類と識別を行った。分類と識別には SVM を利用した。SVM で利用したパラメータを表 1 に示す。精度は、8 分割交差検定法によって評価を行った。

表 1: SVM のパラメータ

SVM パラメータ	値
SVM	C-SVM
カーネル関数	多項式カーネル
カーネル関数の次元	2 次元

3.1.1 立体視の脳血流時系列データ

被験者は、健常者 11 名 (年齢: 22~23 歳, 利き腕: 右) を対象とした。ETG-7100 のサンプリング周波数は 10Hz である。国際 10-20 法に準拠してプローブを設置し、両側頭部、後頭部、頭頂部および前頭部を計測した。実験を行った際の室温および湿度は 21~24 °C, 28~46% であった。

実験で使用したステレオグラムは、立体視によってひらがな 1 文字が立体像として知覚出来るものである。

実験の流れは、ウェイトの時間を 30 秒として、「あ、い、う、え、お」と繰り返し発話しながら、画面中央の十字マークを注視する。タスク時間は 60 秒間として、ディスプレイに表示されたステレオグラムを黙視し、立体視を行う。ステレオグラムは、60 秒間で次々と表示される。一枚につき、最長 10 秒間表

示される。次のステレオグラムに切り替わる際、立体視の状態を被験者に維持させないために、2秒間の注視の画面を挟む。口頭での解答後、被験者のレスポンスにより、次の画像に切り替わるように設定した。最後に、レストの時間を50秒として、「あ、い、う、え、お」と繰り返し発話しながら、画面中央の十字マークを注視する。

次に、得意群と不得意群で分類を行うために、1分間に立体視のできた画像の枚数によって、立体視の得意群と不得意群に分類した。その結果を図1に示す。

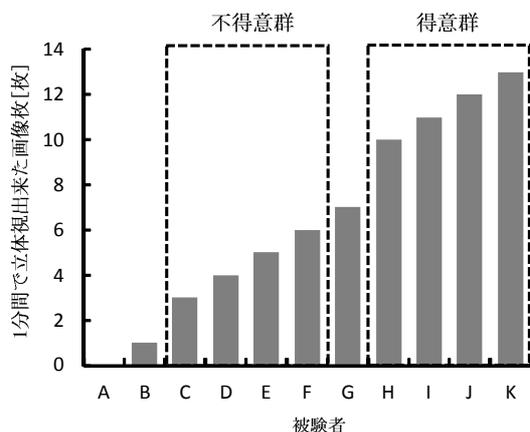


図1: 得意群と不得意群

図1より、得意群は、10枚以上立体視を知覚することができた被験者4名(H, I, J, K)とした。本実験の設定では、最低でも5枚のステレオグラムがタスク時間に表示される。そのため、不得意群は5枚以下の被験者4名(B, C, D, E)とした。群での比較にも立体視出来た画像枚数が0枚の被験者Aは検討に含めていない。

3.2 実験結果

識別した結果を図2に示す。ただし、各チャンネルの組み合わせには、あるチャンネルとそれ以外の22チャンネルとの相関値を利用した識別結果である。この結果から、CH6との組み合わせが8個中7個となり最大の識別個数となっていることが分かった。CH6は前頭部左下部である。そこで、CH6とその他のチャンネルごとの組み合わせにおける波形を確認した結果の一例を図3に示した。

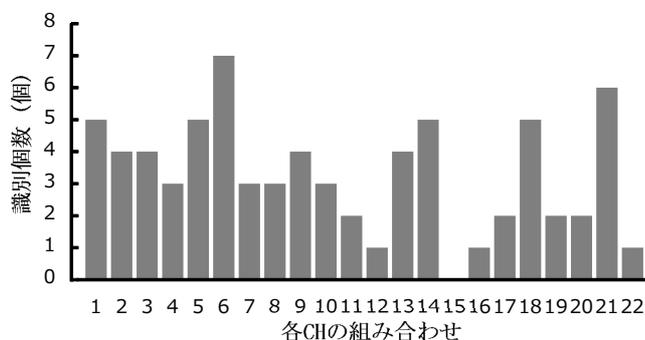


図2: 各CHにおける識別結果

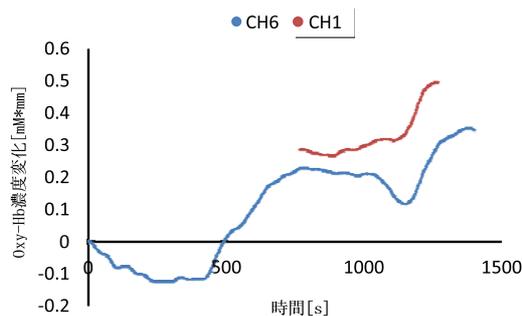


図3: 類似波形の一例

3.3 実験考察

この結果から、得意群においてはCH6の特微量の値つまり、CH6と各チャンネルの類似度は高くそれ以外のチャンネルでは低い結果となった。一方、不得意群はすべてのチャンネルにおいて、類似度が高い結果となった。その結果、CH6において高い識別を行うことができた。これらの結果より、立体視を識別を行う為に、CH6との類似度を計算しそれらの特微量とする識別によって、得意もしくは不得意の識別を可能とすることが示唆された。また、図3に示した類似波形はCH1とCH6の類似部分の一例を示したものである。この類似部分が多いほど相関値が高くなる。その結果を見ると、得意群では各チャンネルの相関値の差は大きく異なり、不得意群では相関値の値は常に高い結果となった。つまり、不得意群では前頭部が常に活性化される結果となり、得意群では特定の部位のみが活性化していることから、識別を可能にしていることが示唆された。

4. まとめ

fNIRS から得た、脳血流時系列データを利用し、そこからMaPeaを利用することによって特微量を計算し、立体視の特異群もしくは不得意群に分類と識別を行った。SVMによって、その特微量を利用し特異群もしくは不得意群に分類を行った。その結果、CH6を用いることによって識別個数が8個中7個識別することができた。また、CH6における類似波形を確認した。

参考文献

[Hiroyashu 14] 廣安知之, 福島亜梨花, 山本詩子, 横内久猛.: 2本の時系列データの類似部分自動抽出法の提案-fNIRS時系列データに対する検討-, 一般社団法人情報処理学会, Vol.2014, No.18, pp.1-6, (2014).

[Platt, J 99] Platt, J.: Advances in Kernel Methods: Support Vector Learning, Fast training of SVMs using sequential minimal optimization, MIT press, pp.185-208, (1999).

[C.C.Chung 11] C.C.Chung, L.C.Jen.: LIBSVM: A library for support vector machines, ACM Trans. Intell. Syst. Technol., Vol.2, No.3, pp.1-27, (2011).