

fNIRS 時系列データにおけるチャンネル最適選択による 関心領域抽出の検討

ROI Extraction method by selecting optimum channels of fNIRS

廣安 知之^{*1} 吉田 倫也^{*2}
Tomoyuki Hiroyasu Yoshida Tomoya

^{*1}同志社大学 生命医科学部 ^{*2}同志社大学
Doshisha University, Faculty of Life and Medical Sciences Doshisha University

In this research, computational algorithm which can derive the important brain functional parts (region of interests: ROIs) for classifying the labels of subjects automatically using fNIRS (functional near-infrared spectroscopy) data is proposed. fNIRS data is times series data and measured by multiple channels. In the proposed method, feature values of each subject are transformed by calculating similarity between time series data. Using these features, classifier machine which classifies subject label is constructed. The maximum identification rate is determined by selecting optimum channels. The selected channels are essential for labeling the subjects. These channels are corresponding to ROIs. The proposed method is applied to the data of reading span test which is often used for discussing working memory (WM). The results showed that the proper ROIs which are related to WM were derived and the proposed method is suitable for selecting ROIs automatically.

1. はじめに

fNIRS(functional Near-Infrared Spectroscopy) 装置 [Ferrari 12] や fMRI(functional Magnetic Resonance Imaging) 装置 [DeYoe 94] といった非侵襲な脳機能イメージング装置を利用し、各種の刺激に対してヒトの脳内の各部位がどのように活性化しているかを観察することが可能となった。これにより、正常な状態と比較することで、病気を発見することが可能であり、タスクに対してどのような脳機能が必要であるかを把握することができる。近年、fNIRS や fMRI は多チャンネル化や高画質化が進展している。これにより、把握可能な空間分解能は向上する。一方で、チャンネル数が増加することで、人がどの部分に着目し機能を検討すればよいか難しくなるという問題点が生じている。

本研究では、刺激により脳活動が生じ、被験者ごとに成績が異なり、被験者を分類することができるようなタスクを対象としている。例えば、数字記憶課題は、提示された数字を脳活動により記憶し出力する課題であるが、複数人の被験者を対象とすることで、被験者を高成績群と低成績群に分類することが可能である。例えば、リーディングスパンテストでは、ワーキングメモリを使用するタスクであるが、ある環境下では成績に男女差が生じる。提案手法では、このようにラベルがつけられた被験者の fNIRS の時系列データに対して、それらの識別を行う際に着目すべきチャンネルがどこなのかを自動的に決定する手法の提案を行う。提案手法では、fNIRS の各チャンネルにより得られた脳機能情報の時系列データ間の類似度を求める。この類似度を特徴量としラベルの識別を行う識別器を学習する。チャンネル選択を行うことにより、識別率を最大とするような識別器を求める。識別率を最大とするチャンネルは、対象としているタスクに対する重要な部位であると考えられる。

本稿では、提案手法の流れを説明し、reading span test (RST) を行った際に fNIRS により得られた脳機能情報の時系列データに対して、提案手法を適用し、重要な脳機能部位を決定し関心領域を検討するで、提案手法の有効性の検討を行った。

2. 特徴量選択と識別による関心領域の特定

すでに述べたとおり、提案手法では、ある課題を行った際に、脳活動の変化がみられ、その結果得られる情報から被験者を分類することが可能なデータを対象とする。提案手法の流れを図 1 に示す。各被験者に対して、設計された実験を行い、fNIRS 装置により脳血流時系列データを取得する。得られた結果から、被験者に対してラベル付けを行う。次章の実験では、高成績と低成績の 2 つのラベル付けを行った。チャンネル数が n 個であれば、各被験者 m 人に対してそれぞれ n 個の時系列データが得られる。得られた時系列データから、被験者ごとの特徴ベクトルを形成する。この特徴ベクトルの形成は、非常に重要であるが、本研究では、 n 個の時系列データの類似度とした。類似度は、Dynamic Time Warping (DTW) 距離を使用した [Müller 07]。これは、比較する時系列データがチャンネルの異なる脳血流量変化のデータであり、同一の神経活動に起因する血流量の変化が多少前後して観察されると考えられるからである。これにより、各被験者の持つ特徴量は、 nC_2 次元のデータとなる。 m 被験者数のうちの一部を利用して、被験者に付随しているラベルの識別を行う識別器を学習する。本研究では、識別器に SVM(Support Vector Machine) を利用した [Vapnik 98]。被験者数である m サンプルに対して、 m 分割の交差検定を用いて識別率の平均値を、このデータセットに対する識別率とした。さて、fNIRS の全チャンネル数は n であるが、全チャンネルのデータを利用するよりも一部のチャンネルを利用した方が識別率を高めることができると考えられる。これは、タスクに対する被験者のラベルの識別を行うためにはすべてのチャンネルデータは必要なくエラー情報となるからである。逆に言えば、識別を最大化するようなチャンネルの選択が行えれば、選択されたチャンネルはタスクに対する被験者のラベルの識別を行うために非常に重要なチャンネルであるといえ、それに対応する部位は重要な機能部位であるといえる。チャンネル選択を行うためには、全探索を行うことが望ましいが、実時間で処理するために、本研究では最適化手法の 1 つである GA(Genetic Algorithm) を利用している [Davis 91]。これまで述べた手法をまとめると次のようになる。

連絡先: 廣安 知之, tomo@is.doshisha.ac.jp

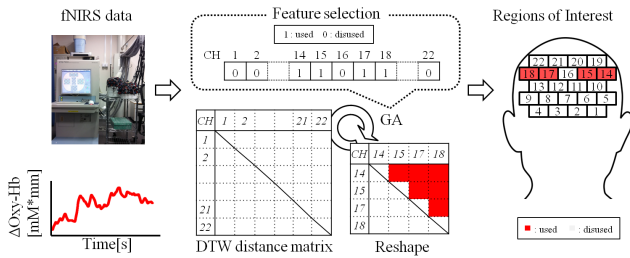


図 1: Flow experiments

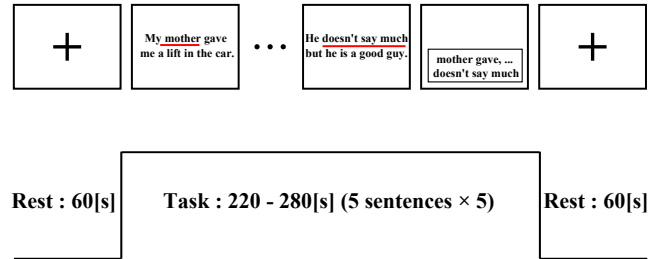


図 2: RST のブロックデザイン

Step.1 着目チャンネルの決定と DTW 距離の算出

全チャンネルの中から着目するチャンネルを決定する。着目されたチャンネル間の類似度を DTW 距離を算出することで求める。着目されたチャンネルが例えば 5 つのチャンネルであれば、各被験者のデータは 10 次元のデータとなる。

Step.2 識別器の構築

被験者群のデータのうち、識別器構築に使うための教師データと識別器の精度を測るためのテストデータに分類する。ここでは、識別器に SVM を用いた。教師データを利用して識別器を構築し、テストデータで識別率を求める。交差検定法により、着目されたチャンネルに対する平均の識別率を求める [John 94]。

Step.3 最適なチャンネルの決定

別のチャンネルの組み合わせを作り、Step.1 および Step.2 を繰り返し、識別率を最大とするチャンネルの組み合わせを算出する。ここでは GA を用いた特徴選択を行う。この時、GA の適応度の計算は SVM の識別率を用いて行う。識別率が高いほど環境に適応してるとして遺伝的操作を行う。これらによって、識別率の高い特徴量の組み合わせを知ることが可能である。

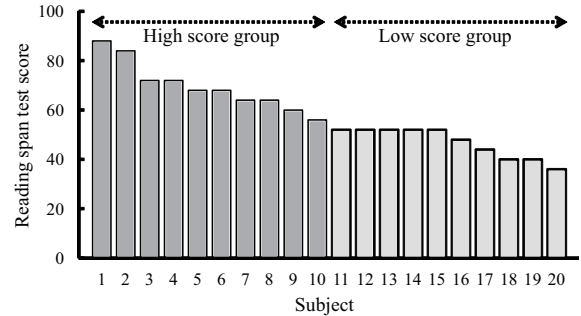


図 3: RST score

次に、得られた特徴量を利用し GA と SVM を用いて特徴選択を行った。

3.2 実験結果

各頭部における識別結果について示す。実験によって得られた、RST 時における関心領域を図 4 に示した。この時、右側頭部、左側頭部、前頭部における識別率は、84.21[%], 89.47[%], 97.73[%] であった。

3. RST に対する提案手法の適用

実験では、提案手法の有効性を確認するために、RST[Osaka 94] における fNIRS 時系列データを利用しその有効性を検証した。RST は、ワーキングメモリを検討する際によく利用されるタスクであり [Daneman 80]、ワーキングメモリは複数の部位の脳活動がこれまで観察されており、本手法の有効性を確認するには適当である。

3.1 実験方法

実験目的は、fNIRS データに対して提案手法を適用することによって得られるチャンネルの比較、検討することによって提案手法の有効性を検討する。実験の流れを次に示す。

RST を用いた fNIRS データを利用し、DTW によって類似度の抽出を行った。実験で用いた fNIRS データは図 2 に示す流れによって取得した。また、この実験は、被験者数 19 人に行われた。その後、正答数の高い高成績群 10 人と正答数の低い低成績群 9 人に分類した。図 3 に各被験者の RST の成績を示す。NIRS は日立メディコ製の ETG-7100 の 3 プローブ (70 チャンネル) を用いて前頭部を測定した。室温は 21.3-24.5[°C]、湿度は 47-52[%] である。

DTW の計算に用いた fNIRS データはタスク区間の 220-280[s] の区間を利用した。課題時間に違いがあるのは、被験者によって課題終了の時間が異なるためである。fNIRS データには前処理を施しており、その前処理を表 1 に示す。

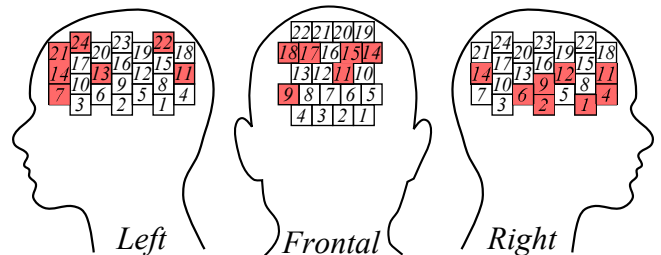


図 4: Feature selection results 1

ここで、脳機能部位と選択されたチャンネルに関して最も大きく識別率に影響しているチャンネルを検討する為に、選択された特徴量の一つずつ除くことによって識別率の変化をみた。大きく識別率が減少する特徴量こそ最も課題に対して影響のある脳機能部位と特定できる。表 3, 4, 5 に各チャンネルにおける識別率の結果を示す。

右側頭部においてはチャンネル 2, 4, 14 が大きな因子に、左側頭部においてはチャンネル 11 が大きな因子に、前頭部においてはチャンネル 18 が大きな因子となっていることが推定された。右側頭部はチャンネル 2 は中側頭回付近に位置し、チャンネル 4 はブローカー野付近に、チャンネル 14 は視覚連合野、紡錘状回、ウェルニッケ野付近に位置している。左側頭部チャンネル 11 は紡錘状回付近に、前頭部チャンネル 18 は

表 1: fNIRS データの前処理パラメータ

Preparation	Value
Moving Average[s]	10
High Pass Filter[Hz]	0.001
Low Pass Filter[Hz]	0.5

表 2: SVM パラメータ

SVM parameter	Value
Cost parameter	1
Kernel	Polynomial kernel
Dimension	3

前頭前野背外側部付近に位置している。これら選択された関心領域は先行研究により RST におけるワーキングメモリに関与する部位であることが示されている。これらの結果から提案手法の有効性が示唆された。

ここで、脳機能部位と選択されたチャンネルに関して最も大きく識別率に影響しているチャンネルを検討する為に、選択された特徴量の一つずつ除くことによって識別率の変化をみた。大きく識別率が減少する特徴量こそ最も課題に対して影響のある脳機能部位と特定できる。表. 6~8 に各チャンネルにおける識別率の結果を示す。

これらの結果、次のことがいえる。

左側頭部においては、チャンネル 11 が最も高い影響を及ぼした。このチャンネルは、紡錘状回付近である。この部分は、単語認知や 数字認知、抽象化を行う部分であると言われている。ワーキングメモリのネットワークにおいてもこの部位が重要であることが報告されており [Minamoto 10], 言語野よりもこの部分が、高成績と低成績とを識別するために重要である部位であることが興味深い。

全頭部では、チャンネル 18 が選択された。ここは前頭前野背外側付近である。この部位は注意の持続を担う部位である。

右側頭部では、3つのチャンネルが選択された。これは、ブローカ野付近、ウエルニッケ野付近、紡錘状回付近である。紡錘状回付近は、右側頭部でも選択されている。また、ブローカ野およびウエルニッケ野は、言語に関連する部位として知られており、高成績と低成績とを識別するために重要である部位として妥当である。

4. まとめ

本稿では、fNIRS の時系列データを利用して被験者のラベルの識別を行う際に、着目すべきチャンネルを自動的に決定する手法の提案を行った。提案手法では、被験者の fNIRS の時系列データを DTW により特徴量抽出し、SVM の識別器を学習する。次に、GA により識別器の識別率を最大化するチャンネルを選択する。これにより、関心領域の抽出が行える。RST によって得られた fNIRS データに対して提案手法を適用し、検証実験を行った。その結果、RST にかかわるワーキングメモリの部位を抽出することができることが確認され、本提案手法の有効性を示唆することが確認された。

表 3: 識別精度 (左側頭葉)

チャンネル	精度 [%]
7, 11, 13, 14, 21, 22, 24	89.47
11, 13, 14, 21, 22, 24	73.68
7, 13, 14, 21, 22, 24	52.63
7, 11, 14, 21, 22, 24	63.16
7, 11, 13, 21, 22, 24	68.42
7, 11, 13, 14, 22, 24	89.47
7, 11, 13, 14, 21, 24	84.21
7, 11, 13, 14, 21, 22	89.47

表 4: 識別精度 (前頭葉)

チャンネル	精度 [%]
9, 11, 14, 15, 17, 18	97.73
11, 14, 15, 17, 18	68.42
9, 14, 15, 17, 18	89.47
9, 11, 15, 17, 18	84.21
9, 11, 14, 17, 18	78.95
9, 11, 14, 15, 18	84.21
9, 11, 14, 15, 17	57.89

表 5: 識別精度 (右側頭葉)

チャンネル	精度 [%]
1, 2, 4, 6, 9, 11, 12, 14	84.21
2, 4, 6, 9, 11, 12, 14	68.42
1, 4, 6, 9, 11, 12, 14	57.89
1, 2, 6, 9, 11, 12, 14	57.89
1, 2, 4, 9, 11, 12, 14	63.16
1, 2, 4, 6, 11, 12, 14	78.95
1, 2, 4, 6, 9, 12, 14	68.42
1, 2, 4, 6, 9, 11, 14	73.68
1, 2, 4, 6, 9, 11, 12	57.89

表 6: チャンネルが識別に与える影響 (左側頭葉)

除いたチャンネル	識別率 [%]
base line	89.5
7	73.7
11	52.6
13	63.2
14	68.4
21	89.5
22	84.2
24	89.5

表 7: チャンネルが識別に与える影響 (前頭葉)

除いたチャンネル	識別率 [%]
base line	94.7
9	68.4
11	89.5
14	84.2
15	79.0
17	84.2
18	57.9

表 8: チャンネルが識別に与える影響 (右側頭葉)

除いたチャンネル	識別率 [%]
base line	84.2
1	68.4
2	57.9
4	57.9
6	63.2
9	79.0
11	68.4
12	73.7
14	57.9

参考文献

- [Daneman 80] Daneman, M. and Carpenter, P. A.: Individual differences in working memory and reading, *Journal of verbal learning and verbal behavior*, Vol. 19, No. 4, pp. 450–466 (1980)
- [Davis 91] Davis, L., et al.: *Handbook of genetic algorithms*, Vol. 115, Van Nostrand Reinhold New York (1991)
- [DeYoe 94] DeYoe, E. A., Bandettini, P., Neitz, J., Miller, D., and Winans, P.: Functional magnetic resonance imaging (fMRI) of the human brain, *Journal of neuroscience methods*, Vol. 54, No. 2, pp. 171–187 (1994)
- [Ferrari 12] Ferrari, M. and Quaresima, V.: A brief review on the history of human functional near-infrared spectroscopy (fNIRS) development and fields of application, *Neuroimage*, Vol. 63, No. 2, pp. 921–935 (2012)
- [John 94] John, G. H., Kohavi, R., Pfleger, K., et al.: Irrelevant Features and the Subset Selection Problem., in *ICML*, Vol. 94, pp. 121–129 (1994)
- [Minamoto 10] Minamoto, T., Osaka, M., and Osaka, N.: Individual differences in working memory capacity and distractor processing: Possible contribution of top-down inhibitory control, *Brain Research*, Vol. 1335, pp. 63–73 (2010)
- [Müller 07] Müller, M.: Dynamic time warping, *Information retrieval for music and motion*, pp. 69–84 (2007)
- [Osaka 94] Osaka, M. and Osaka, N.: [Working memory capacity related to reading: measurement with the Japanese version of reading span test], *Shinrigaku kenkyu: The Japanese journal of psychology*, Vol. 65, No. 5, pp. 339–345 (1994)
- [Vapnik 98] Vapnik, V. N. and Vapnik, V.: *Statistical learning theory*, Vol. 2, Wiley New York (1998)