

# 脳血流時系列データの類似部分抽出、 および神経活動の時間的遷移同定法の提案と検討

Suggestion and examination of extraction similar parts of cerebral blood flow and temporal transition identification method of neural activity

福島亜梨花\*<sup>1</sup>

Arika Fukushima

廣安知之\*<sup>2</sup>

Tomoyuki Hiroyasu

横内久猛\*<sup>2</sup>

Hisatake Yokouchi

\*<sup>1</sup>同志社大学大学院生命科学研究科

the Graduate School of Life and Medical Sciences, Doshisha University

\*<sup>2</sup>同志社大学生命医科学部

the Faculty of Life and Medical Sciences, Doshisha University

In this paper, we proposed the algorithm extracting similar parts from two different time-series data of cerebral blood flow. The proposed algorithm extracts not only exactly the same parts but also the similar parts with a few differences, since time-series data of cerebral blood flow is supposed to be affected by various factors. The proposed algorithm also extracts the similar parts that have the gap of time. In the proposed algorithm, there are two steps. Firstly, each of two different time-series data of cerebral blood flow is vectorized. Secondly, two vectors from each of the data are evaluated by the cosine similarities and the similar parts which are found in the both of the data are extracted using the Smith Waterman method. The effectiveness of the proposed algorithm was discussed and evaluated through numerical experiments.

## 1. はじめに

functional Near-infrared Spectroscopy (fNIRS) 装置は脳機能イメージング装置の1つである [Bunce 06]. fNIRS 装置は神経活動があった際に血流内の酸素が消費されることに起因する局所的な脳血流変化を計測する [Ferrari 12]. fNIRS 装置の研究の例として、脳の違う位置で計測された実験中観測された特徴的な脳血流時系列データの中の類似部分に着目する研究がある [Kuwabara 06]. その他に神経活動による脳血流変化のモデルである血流動態関数と比較し、神経活動による脳血流変化を同定する研究がある [Plichta 07][Sankur 05]. また、HRF を使用し脳のネットワークを解明する研究もされている [Addis 08]. このように HRF と実際の脳血流時系列データを比較し、類似しているかどうかを調べた研究は多くある. しかし、脳血流は神経活動の他にさまざまな要因で変化するものであり、実験中の全ての脳血流時系列データに注目した脳血流変化の類似した変化が現れるわけではない. よって、現在は解析者の観察により2つの異なる脳血流変化から類似部分を抽出するという方法が取られている. 類似していない部分、類似している部分も含めた観測された全ての脳血流変化データを用いた方法もある. しかし、解析者に負担をかける、類似していない部分も含めているため精度が低下するという問題点がある. また、相互相関解析や動的タイムワーピングを用い類似部分を評価しようという試みもあるが、これらの手法では時系列データとして観測された全てのデータを考慮して類似度を計測するため、局所的に観測データに類似部分がある場合、著しく精度が下がるという問題点がある. そこで類似している箇所を必要に応じて局所的に、自動で、精度高く、切り取る方法が必要とされる.

本稿では、2つの異なる脳血流時系列データから類似部分を自動で抽出するアルゴリズムを提案する. 提案するアルゴリズムは類似度測定手法である Angular Metrics for Shape Similarity (AMSS) [Tetsuya 08] と文字列検索の一種である Smith Waterman 法 [Smith 81] とを参考にした. AMSS は時系列データをベクトルとして扱い、ベクトルの角度を比較して類似度を算出する方法である. Smith Waterman 法は文字列の類似部分を高

連絡先: 福島亜梨花, 同志社大学大学院生命医科学研究科,  
afukushima@mis.doshisha.ac.jp

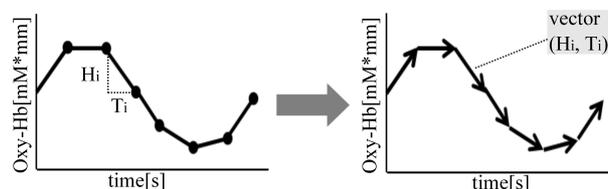


図 1: ベクトル化

速に抽出する方法である. この2つの方法を参考にすることにより2つの脳血流時系列データのわずかな差や時間のずれを考慮し、自動で高速に類似部分を抽出できるようになった.

## 2. アルゴリズム

提案アルゴリズムでは3つのステップから類似部分を抽出する. 第一に脳血流時系列データをベクトル化する. 次に、2つのベクトルの角度を類似度としてスコアを計算し、そのスコアを評価することで類似部分を抽出する. 具体的な提案手法のアルゴリズムを以下に説明する.

### Step 1 脳血流時系列データのベクトル化

図1のように、脳血流時系列データのある1点の脳血流変化に対し、その次点との差を取り、ベクトル  $(T_n, H_n)$  を求める. これを観測された全ての脳血流時系列データに対して行い、ベクトル行列  $(T, H)$  を求める. AMSS と同様に、これにより時系列データ特有の隣接する点との関連性を考慮できると考えた. もう一つの異なる脳血流時系列データに対して求めたベクトル行列を  $(T, G)$  とする.

### Step 2 ベクトル間の角度を用いた類似評価

求めたベクトル行列  $(T, H)$  と  $(T, G)$  を Fig. 2 のようなスコアテーブルに値を入れる. Smith Waterman 法と同様に、スコアテーブルを用いることで高速に類似部分を抽出することが可能になる. 次に、スコアテーブルの1行目と1列目に初期値0を設定する.

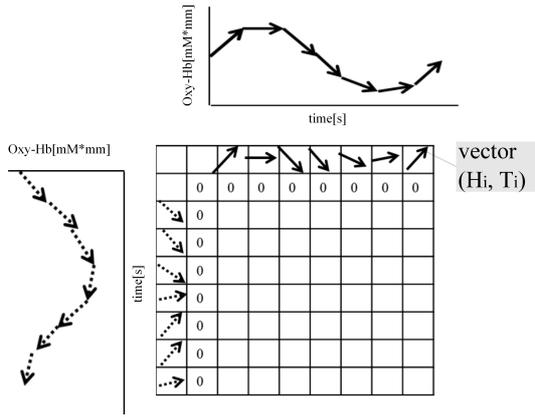


図 2: スコアテーブル

1 行目と 1 列目以外の  $i$  行目と  $j$  列目のスコア  $S(i, j)$  は式 (1) に従い計算する. Smith Waterman の性質上, 比較する 2 つのベクトルの類似度が高ければ高い程, 類似部分が長ければ長い程スコア  $S(i, j)$  が大きくなる. よって, 式 (1) の  $parameter$  は 2 つのベクトルが類似していると判断できればスコアを増やすために正の数を設定する. しかし, もし類似していないとなれば, スコアを減らすために負の数を設定する.

$$S(i, j) = \max \begin{cases} S(i-1, j-1) + parameter \\ 0 \end{cases} \quad (1)$$

以上のことを考慮して, 式 (1) の  $parameter$  は式 (2) に従い計算する.

$$parameter = \begin{cases} \cos\theta & (\cos\theta > \alpha) \\ \cos\theta - \alpha & (\cos\theta < \alpha) \end{cases} \quad (2)$$

式 (2) の  $\cos\theta$  は式 (3) のコサイン類似度 [Tan 05] を表す. コサイン類似度とは 2 つの異なるベクトル  $(T_i, H_j)$  と  $(T_i, G_j)$  の成す角度が小さい程類似しており,  $\cos\theta$  は 1 に近づく. 逆に 2 つの異なるベクトル  $(T_i, H_j)$  と  $(T_i, G_j)$  の成す角度が大きい程類似しておらず,  $\cos\theta$  は -1 に近づく.

$$\cos\theta = \frac{T_i \times T_j + H_i \times G_j}{\sqrt{T_i^2 + H_i^2} \sqrt{T_j^2 + G_j^2}} \quad (3)$$

$\alpha$  は解析者が決定する 2 つの異なるベクトル  $(T_i, H_j)$  と  $(T_i, G_j)$  の成す角度がどの大きさまで類似とするかを  $\cos\theta$  で表したしきい値である ( $0 < \alpha < 1$ ).  $\cos\theta > \alpha$  の場合,  $parameter$  は必ず正の数になる, 類似度が高い程  $parameter$  の数は大きくなる. これによりスコア  $S(i, j)$  は類似度が高い程, 加算される値が大きくなる.  $\cos\theta < \alpha$  の場合,  $parameter$  は必ず負の数になる, 類似度が高い程  $parameter$  の絶対値が大きくなる. これによりスコア  $S(i, j)$  は類似度が低い程, 加算される値が小さくなる. 以上より,  $\alpha$  の設定により解析者が脳血流変のわずかな違いをどれだけ許容するかを容易に決定することを可能とする.

ただし,  $T_n$  に関しては時系列データのサンプリング時間ではなく, 式 (4) で設定する. コサイン類似度を -1 から 1 に

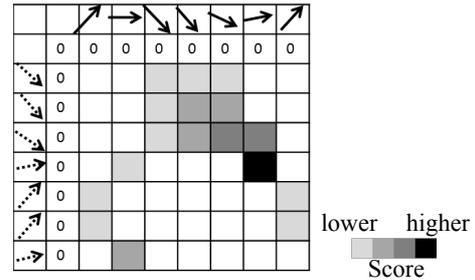


図 3: スコアの計算

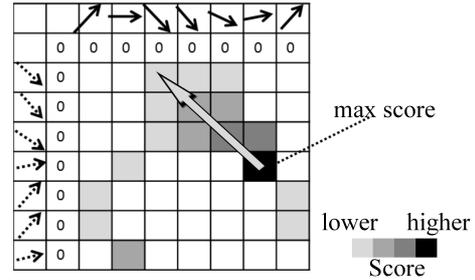


図 4: トレースバック

分散させるため,  $a$  ( $a < 0$ ) は  $H_n$  と  $G_n$  が作るベクトルの軌跡が単位円上にあるように設定する.

$$T_n = 1 \times 10^a \quad (4)$$

図 3 のようにこれを全てのベクトル行列に対して行う.

### Step 3 トレースバック

図 4 のように最大のスコアからスコアの計算に用いたスコアを探索する. この作業をスコアが 0 になるまで繰り返し, その際に辿ったベクトル行列を 脳血流時系列データの類似部分として抽出する.

## 3. アルゴリズムの評価

提案アルゴリズムが脳血流時系列データに対し有用であるかどうかを確認するため, 実際に類似度が高い部分を提案アルゴリズムが自動で抽出できるかを確認した. そのために, 2 つの実験を行った. 1 つ目に擬似的に作成した脳血流時系列データに対して提案手法を試みた. これにより意図的に作り出した微小な差と時間的ズレを考慮して提案アルゴリズムが類似部分を抽出できるかどうかを確かめた. 2 つ目に実際に fNIES 装置を使用して計測した脳血流時系列データに対し, 提案手法を試みた. 実際の fNIRS 装置で観測されたデータに対しても提案手法が類似度の高い部分を抽出できているかを確認した. なお, 前章で述べた  $T_n$   $\alpha$  を  $T_n = 0.00001$ , しきい値  $\alpha = \cos 30$  に設定した.

提案アルゴリズムにより抽出された部分が類似しているかどうかは目視と相関係数を用い確認をした. 相関係数は式 (5) で表現される.

$$\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}} \quad (5)$$

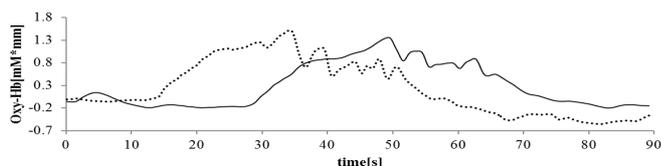


図 5: 擬似的なテストデータ

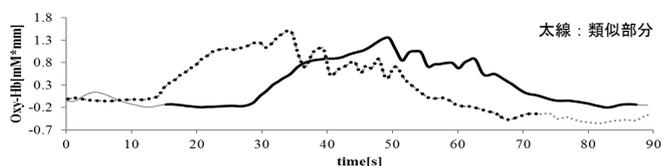


図 6: 図 5 のテストデータの類似部分

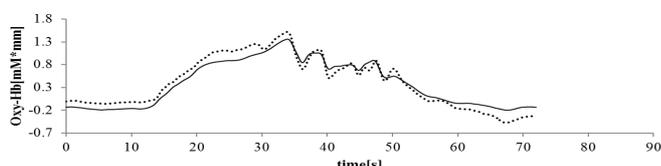


図 7: 時間シフトし類似部分を重ねた結果

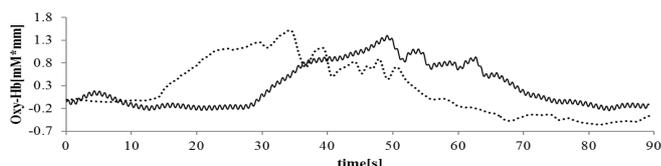


図 8: 高周波数を持ったテストデータ

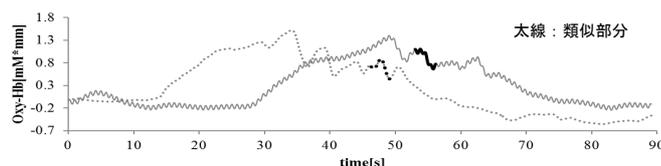


図 9: 図 8 のテストデータの類似部分

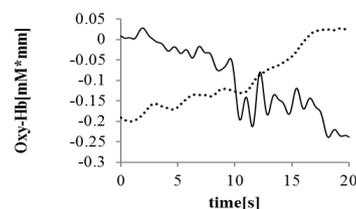


図 10: 高周波を持った擬似的なテストデータ

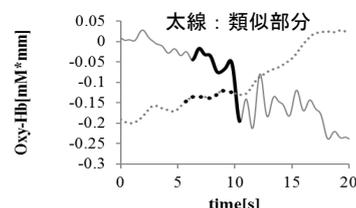


図 11: 図 10 のテストデータの類似部分

相関係数は 2 つの異なる時系列データ  $x_i, y_i$  の類似度を表す尺度である。式 (5) の  $x_i, y_i, \bar{x}$  は  $x_i, y_i$  の平均である。抽出部分の相関係数が 1 に近づくほど、抽出部分は類似している。

### 3.1 テストデータ実験

本実験では、意図的に作り出した微小な差と時間的ズレを考慮して提案アルゴリズムが類似部分を抽出できることの確認を目的とした。図 5 は擬似的に作成した 2 つの異なる脳血流時系列データである。図 5 の脳血流時系列データはある 1 つの擬似的な脳血流時系列データの 1 つから時間にズレを持たせて 2 つの波形を切り、微小な差異を持たせた。これにより、テストデータは時間的ズレを持ち、なおかつ、類似部分に微小な差異を持つデータとなった。図 5 に提案アルゴリズムを用いたものを Fig. 6 に示す。図 6 で抽出された類似部分を時間で重ねたものを Fig. 7 に示す。図 6 から時間にズレがある脳血流時系列データで類似部分が抽出されていることを Fig. 7 を使って目視で確認した。また、Fig. 7 の 2 つの類似部分の相関係数が 0.968 であることから脳血流時系列データの類似部分を抽出できたと考えた。以上より提案手法は脳血流時系列データの微妙な違いや時間的ズレを考慮しながら類似部分を抽出できたと考えられる。

次に Fig. 5 の脳血流時系列データの一方に高周波をのせたものを Fig. 8 に示す。高周波は心拍を想定したものである。図 8 に提案アルゴリズムを用いたものを Fig. 9 に示す。図 9 では

相関係数が 0.742 と低下し、Fig. 6 より抽出される脳血流変化データの類似部分も短くなった。提案アルゴリズムは高周波の影響を大きく受けるが示唆された。

そこで、別の脳血流時系列データを作成し、一方に高周波成分を持たせた (図 10)。図 10 に提案アルゴリズムを用いたものを Fig. 11 に示す。図 9 と同様に Fig. 11 の相関係数は 0.462 と低かった。提案アルゴリズムは高周波の影響を受けやすく、脳血流時系列データに適用するためには Low Pass Filter(LPF)が必要であると考えられる。高周波は脳血流時系列データを扱う際ノイズとされる。そのため、LPF を使用しても良い。

### 3.2 fNIRS データ実験

実験目的として実際の fNIRS 装置のデータに対し、提案アルゴリズムが類似度の高い部分を抽出できているかどうかを確認した。fNIRS 装置として ETG-7100(サンプリング周波数: 10[Hz] 日立メディコ製, 日本) を使用し、被験者 3 名に静止状態 30 秒、脳活動を計測する課題として GO/NOGO Task120 秒 [Bokura 01], 静止状態 30 秒の実験を行った。計測した左側頭部の 24 箇所での脳血流時系列データに対し、1 箇所毎にその他の箇所とで提案手法を用いて類似部分を抽出した。

ある被験者の実際の脳血流時系列データに対して提案手法を行った結果を Fig. 12 に示す。図 12 の相関係数は 0.766 であった。図 12 の例では目視でも相関係数でも抽出部分が類似していることが確認できた。また、Fig. 13 のような目視で脳血流時系列データの全てが類似していると思われる波形では全てを類似部分として抽出できた。図 13 の類似部分の相関係数は 0.835 であり、Fig. 12 と同様に高い相関係数となった。被験者毎に同様の処理を行い、被験者毎に全 276 データに対して式 (5) で表される相関係数を求めた。被験者毎の相関係数の平均を Fig. 14 に示す。各被験者とも類似部分に対して高い相

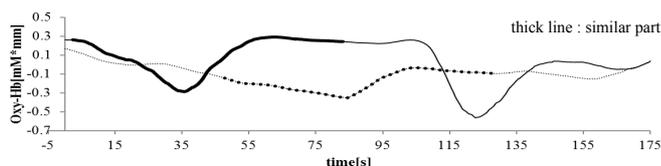


図 12: 実際の脳血流時系列データの一例

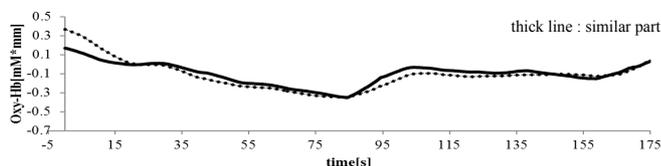


図 13: 全てが類似部分である脳血流時系列データの一例

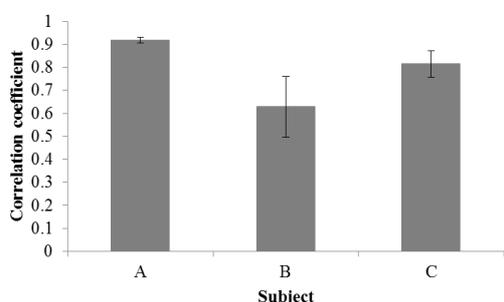


図 14: 相関係数による類似度の確認

関係数であることがわかる。以上より、提案手法は実際の脳血流時系列データに対しても有用であると考えられる。

#### 4. 結論

脳を解析する一手法として、観測された脳血流時系列データの類似している箇所を必要に応じて局所的に、自動で、精度高く、切り取る方法が必要とされる。提案アルゴリズムでは Smith Waterman 法と AMSS を参考に、脳血流時系列データをベクトル化し、コサイン類似度をスコアテーブルに用いることで、高速に類似部分を抽出する。提案アルゴリズムではさまざまな影響を受ける脳血流の性質を考え、時間のズレやわずかな違いを考慮できることを確認した。提案アルゴリズムは高周波に影響されやすいため、前処理として LPF を行う必要があることもわかった。また、実際の脳血流時系列データに適用したところ類似部分が抽出されていた。提案アルゴリズムは脳血流時系列データの類似部分を抽出するにあたって有用であると考えられる。

#### 参考文献

[Addis 08] Addis, D. R., Pan, L., Vu, M., Laiser, N., and Schacter, D. L.: Constructive episodic simulation of the future and the past: Distinct subsystems of a core brain network mediate imagining and remembering, *Neuropsychologia*, Vol. 47, p. 18 (2008)

[Bokura 01] Bokura, H., Yamaguchi, S., and Kobayashi, S.: Electrophysiological correlates for response inhibition in a

Go/NoGo task, *Clinical Neurophysiology*, Vol. 112, No. 12, pp. 2224–2232 (2001)

[Bunce 06] Bunce, S. C., Izzetoglu, M. T., Izzetoglu, K., Onaral, B., and Pourrezaei, K.: Functional near-infrared spectroscopy, *Engineering in Medicine and Biology Magazine*, Vol. 25, No. 4, pp. 52–62 (2006)

[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, p. 921 (2012)

[Kuwabara 06] Kuwabara, H., Kasai, K., Takizawa, R., Kawakubo, Y., Yamasue, H., Rogers, M. A., Ishijima, M., Watanabe, K., and Kato, N.: Decreased prefrontal activation during letter fluency task in adults with pervasive developmental disorders: A near-infrared spectroscopy study, *Behavioural Brain Research*, Vol. 172, No. 2, pp. 272–277 (2006)

[Plichta 07] Plichta, M. M., Heinzel, S., Ehlis, A. C., Pauli, P., and Fallgatter, A. J.: Model-based analysis of rapid event-related functional near-infrared spectroscopy (NIRS) data: A parametric validation study, *NeuroImage*, Vol. 35, pp. 625–634 (2007)

[Sankur 05] Sankur, C. B. A. B. and Akin, A.: Spectral Analysis of Event-Related Hemodynamic Responses in Functional Near Infrared Spectroscopy, *Journal of Computational Neuroscience*, Vol. 18, pp. 67–83 (2005)

[Smith 81] Smith, T. F. and Waterman, M. S.: Identification of common molecular subsequences, *J. Mol. Biol.*, Vol. 147, pp. 195–197 (1981)

[Tan 05] Tan, P. N., Steinbach, M., and Kumar, V.: *Introduction to Data Mining*, Addison-Wesley (2005)

[Tetsuya 08] Tetsuya, N., Keishi, T., Hiroki, N., and Kuniaki, U.: AMSS : A Similarity Measure for Time Series Data, *The Journal of the Institute of Electronics, Information and Communication Engineers*, Vol. 91, No. 11, pp. 2579–2588 (2008)