

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-

廣安 知之^{1,a)} 福島 亜梨花^{2,b)} 山本 詩子^{1,c)} 横内 久猛^{1,d)}

概要：2つの異なるfNIRS装置の脳血流時系列データから類似部分を抽出するアルゴリズム“Multiple analogy Parts extracting algorithm (MaPea)”を提案する。MaPeaでは、完全一致部分だけではなく微小な差異を考慮した類似部分も抽出する。また、サンプル数の異なる類似部分を抽出することも可能にしている。脳血流時系列データが様々な要因に影響されていると報告されており、実際のデータは脳血流の活性化モデルと異なることが考えられるからである。また、時間軸上で時間差を持った類似部分の組み合わせも抽出できる。MaPeaでは、異なる時系列データ毎にベクトル化を行い、それらのコサイン類似度により評価する。2つのデータセットから類似部分を動的計画法の概念を使い抽出する。MaPeaの有効性をfNIRS時系列データを使った実験により検証した。実際のfNIRS時系列データを用いて脳機能の検定をt検定を用いた解析手法とMaPeaを用いた解析手法で行い、結果を比較した。MaPeaによる解析手法のほうが神経血管カップリングの理論にそって脳活動を探索できていた。以上より、MaPeaが脳血流時系列データに対して有用であることが示唆された。

1. はじめに

functional Near-infrared Spectroscopy (fNIRS)装置は、神経活動に伴う、血流中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(神経血管カップリング)を計測する装置である[8]。fNIRS装置には多くの計測点(チャンネル、以下、CHとする)が存在し、脳活動を反映した脳血流変化の時系列データ(以下、fNIRS時系列データとする)はサンプリングに優れている[12]。すなわち、fNIRS装置から得られるデータは多CH時系列データである。fNIRS時系列データから脳の活性化部位を推定する方法として、t検定による解析手法が現在用いられている。t検定における解析手法では、安静状態時の脳血流変化量の平均と脳活性時の脳血流変化量の平均の有意差を検定、活性化CHの推定を行っている。しかし、活性化CHと判断されたCHの時系列データにおいて必ずしも神経血管カップリングによる脳血流の上昇が確認されないという問題点がある。

本研究では、複数のCH間のfNIRS時系列データの類似部分に着目し、活性化CHを推定する方法を検討する。実際にfNIRS時系列データの類似性に着目した研究として、脳機能[1]、[6]、[14]やノイズ除去法[16]について検討するものが報告されている。しかし、類似部分の抽出に目視を用いるため、解析者に大きな負担を与える、“類似”の判断を解析者が行っているため、類似部分の客観的基準が明確でないなどの問題点がある。以上より、複数のCHで観測されたfNIRS時系列データから類似部分を自動で抽出する技術が必要であると考えられる。

時系列データ類似抽出法として、サンプリングの異なる類似部分の評価値を算出するDynamic Time Wapping (DTW)[3]、[7]が応用されている。しかし、DTWは2本の時系列データの類似度を評価する手法であるため、時系列データから類似“部分”を切り取ることはできない。類似“部分”を切り取るためにあらかじめ時系列データを断片的に切除して部分を作成し、類似を探索する必要がある。

以上より、本研究では2本のfNIRS時系列データから類似“部分”を自動で探索・抽出する手法の開発を目指す。本稿では、2つのfNIRS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Multiple analogy Parts extracting algorithm (MaPea)を提案する。提案手法であるMaPeaは2つのfNIRS時系列データから時間軸方向の伸縮を考慮し、サンプル数が異なる類似部分を自動で抽出する手法で

¹ 同志社大学生命医科学部
Faculty of department of life and medical science, Doshisha University

² 同志社大学生命医科学研究科
Graduate School of Life and Medical Sciences, Doshisha University

a) tomo@mis.doshisha.ac.jp

b) afukushima@mis.doshisha.ac.jp

c) utako@mis.doshisha.ac.jp

d) hyokouch@mis.doshisha.ac.jp

ある．各 fNIRS 時系列データにベクトル化を行い，2本の fNIRS 時系列データを持つ各々のベクトル同士の類似性を考慮することで時系列データの波形形状の類似性を評価する．提案手法は AMSS (Angular Metrics for Shape Similarity) [17] と動的計画法 (Dynamic Programming: DP) [2] の一種である Smith Waterman 法 [13] を参考にした．

2. fNIRS 時系列データ

fNIRS 時系列データでは，脳の活性化が，局所的な脳血流変化量の上昇として現れるという神経血管カップリング (Neurovascular coupling: NVC) の理論により，脳の活性状態を判断する [4], [5], [9], [11]．通常，同じ脳活動が観測された fNIRS 時系列データでも生体情報であるため脳血流変化量の微小な差異は存在する．また，脳血流変化量は脳活動のみでなく，心拍などのさまざまな要因により変化するため，脳の活性化による血流上昇中にも心拍などの微小なノイズが fNIRS 時系列データに表れる可能性がある．

3. Multiple analogy Parts extracting algorithm

本稿では，複数の CH から得られる fNIRS 時系列データ間の類似部分を見ることにより，脳の活性化部位を検討する手法を提案する．

第一に，目視確認や t 検定により観測した複数 CH のデータから神経血管カップリングに沿った脳血流変化量の上昇が確認される CH を探索する．次に，その CH のタスクの fNIRS 時系列データとその他の CH の fNIRS 時系列データとの類似部分を探すことにより，活性化 CH を推定する．この際，基準となる CH のタスク中の全 fNIRS 時系列データが他方の fNIRS 時系列データの一部と合致するとは限らないため，基準 CH と比較する CH 双方で類似“部分”を切り取る必要がある．また，CH 間には類似部分の時間的ズレもあると考えられるため，そのことも考慮しなくてはならない．他にも，時間軸方向の微小な差異を包括し，部分的に時系列データを伸張すると他方の fNIRS 時系列データと類似する場合であっても類似と判断する，抽出すべき類似部分はノイズを含む場合でも類似部分であると判断するために内部にある程度の不一致部分も許容する，基準 CH との類似部分は，比較する CH 毎に異なる可能性があっても抽出しなければならない．

そこで，本稿では，図 1 のように 2 つの時系列データに対し時間軸方向の伸縮を考慮し，同様または異なるサンプリング数の類似部分を抽出する手法，MaPea を提案する．

MaPea が抽出する類似部分は fNIRS 時系列データが成す波形形状の類似のみを考慮したものである．これは，fNIRS 時系列データが原理上，相対値しか計測できないことに起因している．

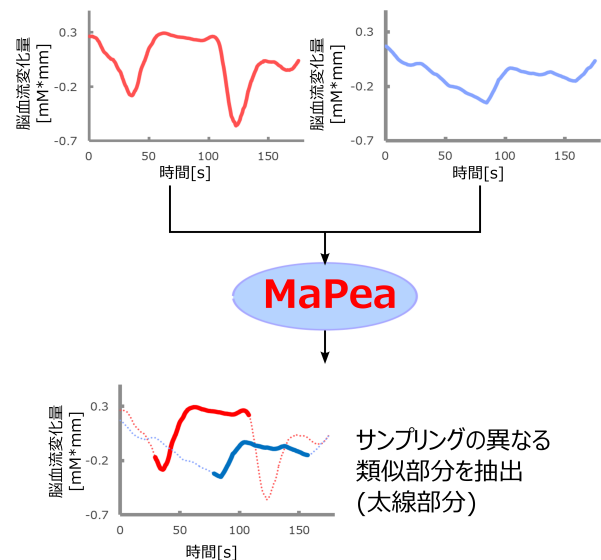


図 1 提案アルゴリズム

Fig. 1 Multiple analogy Parts extracting algorithm

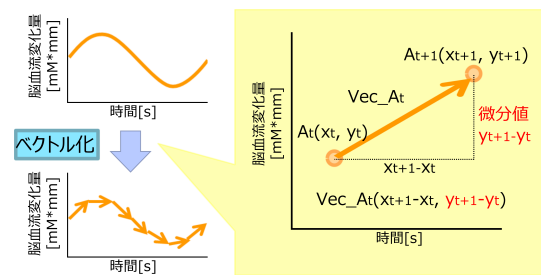


図 2 時系列データのベクトル化

Fig. 2 Vectorization of time-series data

3.1 アルゴリズム

MaPea のアルゴリズムは，大きく 4 つのステップに分かれる．以下に，アルゴリズムを示す．

Step 1 fNIRS 時系列データのベクトル化

fNIRS 時系列データの t 秒のある 1 点 $A_t(x_t, y_t)$ の脳血流変化量に対し，その次点である $A_{t+1}(x_{t+1}, y_{t+1})$ との差を取り，ベクトル $Vec_A_t(x_{t+1}-x_t, y_{t+1}-y_t)$ を求める [17]．これを fNIRS 時系列データの全ての計測された脳血流変化量に対して行い，ベクトル行列 $Avec_An = (vec_x_n, vec_y_n)$ を求める．もう一つの fNIRS 時系列データ B_m に対して求めたベクトル行列を $Vec_B_m = (vec_p_n, vec_q_n)$ とする．

ベクトル化することにより fNIRS 時系列データを 1 次微分に変換する．類似性を評価するステップで fNIRS 時系列データのある 1 点のベクトルを他方の fNIRS 時系列データの持つベクトル行列の全てのベクトルと比較する．これにより，1 次微分の値が表す脳血流の単位時間変化量，すなわち波形形状のみを類似部分として考慮できる．

Step 2 ベクトル行列の正規化

求めたベクトル行列 $Avec_An, Vec_B_m$ の y 軸方向

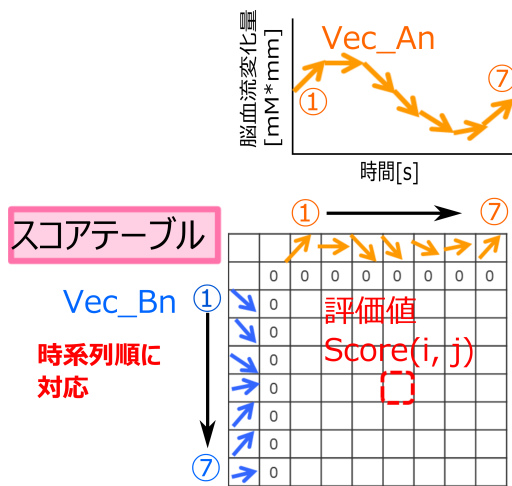


図 3 スコアテーブル
Fig. 3 Scoretable

成分である $vec-y_n, vec-q_m$ に対し、正規化を行う。時間 $t[s]$ における $vec-y_t$ の正規化の式は式 (1) のように表される。なお、 $vec-y_n, vec-q_m$ の最大値を max 、最小値を min とする。

$$vec.Y_t = 2 * \left(\frac{vec-y_t - min}{max - min} - \frac{1}{2} \right) \quad (1)$$

同様に $vec-q_m$ に対し、正規化を行った結果を $vec.Q_m$ とする。

Step 3 スコアテーブルを用いた評価値の算出

3 のようなスコアテーブルと呼ばれる表を使い、表の中のセルの値（以下、評価値とする）を算出する。正規化されたベクトル行列 $vec-Y_n, vec-Q_m$ を 3 のようにスコアテーブルのセルに時系列順に対応させる。次に、各セルの評価値を算出するため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。1 行目と 1 列目以外の i 行目と j 列目の評価値 $S(i, j)$ は全て算出する。

また、MaPea では、使用者が閾値 α を決定する。この α は、ベクトル同士がなす角の類似をどの程度許容するかで設定できるため、直感的に表現することができる。

評価値 $S(i, j)$ は式 (2) に従い算出する。以下の評価値の算出方法は Smith Waterman 法 [13] を参考にしている。ただし、 pre_score は $S(i, j)$ を計算する 1 つ前の評価値であり、 $S(i, j)$ の手前までの波形がどの程度類似しているかを表す。評価値に手前までの評価値を入れてあげることにより、手前までの時系列データの波形がどの程度類似しているかを考慮することができる。また、 $Similarity$ は $S(i, j)$ 自体が持つベクトルの類似度を表す。この評価値は値が高い程、時系列データの類似部分が成す波形形状が長く類似している。

$$S(i, j) = pre_score + Similarity \quad (2)$$

以下に $Similarity$ と pre_score を決定するまでの過程を記述する。

• $Similarity$ の決定

$Similarity$ の類似度はベクトル同士が成す角で評価する。そのため、 i 番目ベクトルの y 軸成分 $vec-Y_i$ と j 番目ベクトルの y 軸成分 $vec-Q_j$ のなす角の $\cos \theta_{i,j}$ をコサイン類似度 [10] を用いて算出する。これはサンプル数の異なる 2 本の時系列データの類似度を評価する AMSS (Angular Metrics for Shape Similarity) を参考にした [17]。コサイン類似度はベクトル同士の成す角を三角関数の 1 つであるコサインで表現するため、1 に近ければ近い程類似しており、-1 に近ければ類似していない、すなわち、方向の異なるベクトルとなる。 i 番目ベクトルの y 軸成分と $vec-Y_i$ 、 j 番目ベクトルの y 軸成分 $vec-Q_j$ のなす角の $\cos \theta_{i,j}$ を式 (3) に示す。

$$\cos \theta_{i,j} = \frac{1 + vec-Y_i \times vec-Q_j}{\sqrt{vec-Y_i^2 + 1} \sqrt{vec-Q_j^2 + 1}} \quad (3)$$

MaPea では式 (4) のように計算するセル自体が持つベクトルと閾値 α の関係によって、 $Similarity$ の値が変化する。

$$Similarity = \begin{cases} \cos \theta_{i,j} & (\text{if } \cos \theta_{i,j} > \alpha) \\ \min \begin{cases} \cos \theta_{i-1,j} - 1 \\ \cos \theta_{i,j-1} - 1 \end{cases} & (\text{else if } \cos \theta_{i-1,j} > \alpha \text{ or } \cos \theta_{i,j-1} > \alpha) \\ -1 & (\text{else}) \end{cases} \quad (4)$$

まず第一に、そのセル自体が持つ i 番目ベクトルの y 軸成分と $vec-Y_i$ 、 j 番目ベクトルの y 軸成分 $vec-Q_j$ のコサイン類似度を算出する。この際のコサイン類似度が α 以上の場合、そのコサイン類似度が $Similarity$ となる。上記のようにコサイン類似度が α 以下の場合、次に時間伸縮を考える。例えば i 番目のベクトルと $j-1$ 番目のベクトルのコサイン類似度が α 以上であった場合、 $j-1$ 番目のベクトルを 1 つ伸ばせば i 番目のベクトルと類似するため、時間伸縮があったと考える。しかし、時間伸縮があった場合は $Similarity$ としてそのままコサイン類似度を足すのではなく、ペナルティ、すなわち負数で表現したいため、コサイン類似度から -1 を引く。この場合、コサイン類似度が高い程、ペナルティは小さくなる。また、 $i-1$ 番目のベクトルと j 番目のベクトルも同様に考える。もし i 番目のベクトルと $j-1$ 番目のベクトル、 $i-1$ 番目のベクトルと j 番目のベクトル両方のコサイン類似度が α より高い場合は、2 つを比

較し、値の高かった方を採用する．最後に時間伸縮を考慮しても類似していない場合、すなわち、どのコサイン類似度も α を下回った場合は、*Similarity* として “-1” を採用する．これにより、時間伸縮する際よりも大きなペナルティとして表現できる．

● *pre_score* の決定

Similarity の決定方法と同様に、式 (5) にて計算するセル自身が持つベクトルと閾値 α の関係によって、*pre_score* の値が変化する．また、その決定方法は *Similarity* の算出で採用されたコサイン類似度を算出するベクトルが各セルによって異なるため、*Similarity* に依存する．

$$pre_score = \begin{cases} Score_{i-1,j-1} \\ (\cos \theta_{i,j}) \\ Score_{i-1,j} \\ (Similarity = \cos \theta_{i-1,j-1}) \\ Score_{i,j-1} \\ (Similarity = \cos \theta_{i,j-1-1}) \\ Score_{i-1,j-1} \\ (Similarity = -1) \end{cases} \quad (5)$$

そのセル自身が持つ i 番目ベクトルの y 軸成分と $vec.Y_i$ 、 j 番目ベクトルの y 軸成分 $vec.Q_j$ のコサイン類似度を採用した場合、手前までの評価値は $Score_{i-1,j-1}$ となる．それ以外で、時間伸縮が起こった場合は、それを考慮するため、手前までの評価値が $Score_{i-1,j}$ か $Score_{i,j-1}$ を *pre_score* として採用する．時間伸縮も考慮できない、類似していないと判断できる場合は、 $Score_{i-1,j-1}$ が手前の評価値となる．

最後に $S(i,j)$ が負数であった場合は、 $S(i,j)$ の値を “0” にする．以上に従い、スコアテーブルの全てのセルの評価値 $S(i,j)$ を算出する．

Step 4 トレースバック

全てのセルにおいて評価値 $S(i,j)$ を計算した後、トレースバックを行う．トレースバックとは、評価値の最大値から式 (5) における手前の評価値である *pre_score* を辿り、*pre_score* が “0” になるまでこれを繰り返す作業のことである．この際に *pre_score* が辿るセルに対応するベクトルが成す波形が fNIRS 時系列データの類似部分となる．

4. fNIRS 時系列データでの有効性の検討

MaPea の fNIRS 時系列データへの有効性を検討するために、fNIRS 装置を用いて研究されている課題である切断面実形視テスト実施時の fNIRS 時系列データを類似部分を用いて解析手法を検討した．また、その結果を従来一般的

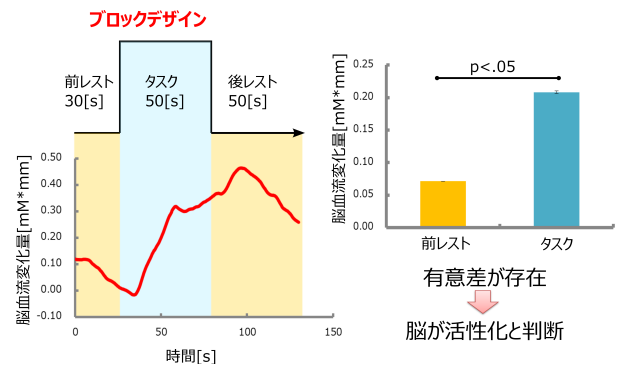


図 4 ブロックデザインと t 検定
 Fig. 4 Block design and t-test

に用いられている t 検定による解析方法とで比較した．本実験では、fNIRS 装置として ETG-7100(日立メディコ製、日本) を使用し、被験者 1 名に安静状態 30[s]、切断面実形視テスト 50[s]、安静状態 50[s] で左側頭部 24CH の fNIRS 時系列データを取得した．

本実験では、空間認識力を計測とする切断面実形視テストを用いて fNIRS 時系列データの計測を行った．切断面実形視テスト (Mental Cutting Test : MCT) は提示された立体の見取り図と切断面に対し、その断面の実形図を複数の選択肢から選ばせる課題である．

4.1 解析手法

t 検定を用いた従来の解析手法と類似部分を用いた解析手法の詳細を以下に述べる．

4.1.1 t 検定を用いた従来の解析手法

現在、fNIRS 時系列データから目的の脳の活性化を判断する解析手法としてブロックデザインと t 検定によるものが一般的である [15]．

まず、1 つの CH につき、前レストの fNIRS 時系列データ 300 個とタスクの fNIRS 時系列データ 500 個を 1 秒毎にリサンプリングし、レスト 30 個、タスク 50 個のデータとした．なお、神経活動が起こってから脳血流変化量の増加が始まるまで約 0.5[s] 以内とされており [15]、1 秒毎にリサンプリングすることによりデータを離散値として捉え、レストとタスクで独立していると仮定する．その後、同じ CH 内のレスト区間とタスク区間のデータで F 検定を行い、等分散性を検定した．t 検定では、F 検定の結果を考慮し、等分散の t 検定、不等分散の t 検定を有意水準 5[%] で行い、有意差があった CH を活性化とした (図 4)．

4.1.2 類似部分を用いた解析手法

今回実験で得られた fNIRS 時系列データを図 5 に示す．取得した fNIRS 時系列データから目視確認でも活性化が期待されていた腹側視覚経路にあたる CH で、課題実行時の脳血流変化量の増加が見られた．このことより、この fNIRS 時系列データは神経血管カップリングの理論に沿って、脳の活性化が起きた CH で局所的な脳血流変化の上昇

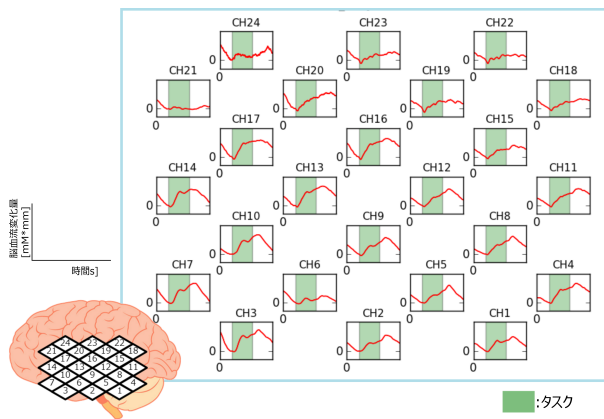


図 5 取得した fNIRS 時系列データ
Fig. 5 fNIRS data

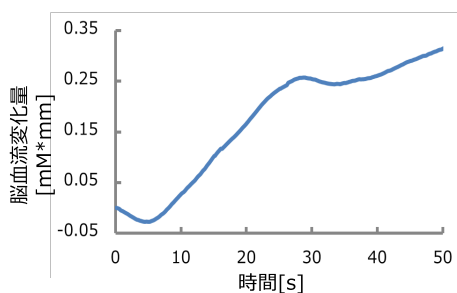


図 6 活性化基準波形
Fig. 6 Activate basic waveform

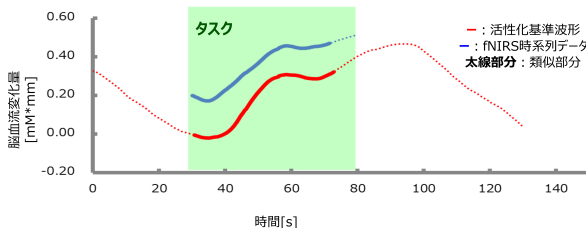


図 7 抽出された類似部分の一例
Fig. 7 An example of a similar part

があったと考えられる．そこで，本実験では，目視確認で明らかに課題中に脳血流変化量の上昇が見られた CH のタスク中の fNIRS 時系列データを合成し，活性化基準波形を作成した．作成した活性化基準波形を図 6 に示す．

活性化基準波形と観測された 24CH 分の fNIRS 時系列データとの類似部分を MaPea で抽出した．その際，fNIRS 時系列データから抽出された類似部分が目的の脳活動が発生していると考えられるタスクの 75[%] を占めていた CH を活性化 CH とした．

4.2 実験結果・考察

MaPea により，抽出された活性化基準波形と fNIRS 時系列データの類似部分の一例を図 7 に示す．

この CH では，活性化基準波形と fNIRS 時系列データの類似部分の開始点が 0.1[s] 異なった．また，類似部分は活

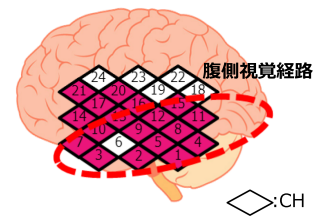


図 8 MaPea での活性化 CH
Fig. 8 Activation CH using MaPea

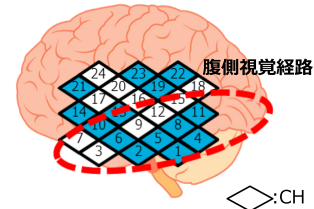


図 9 t 検定での活性化 CH
Fig. 9 Activation CH using t-test

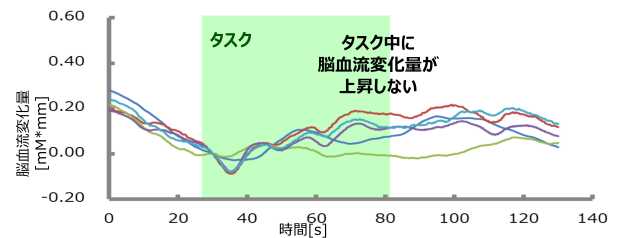


図 10 t 検定のみで活性化 CH とされた時系列データ
Fig. 10 fNIRS data of activation CH only t-test

活性化基準波形の方がサンプリング数が 7 個小さく，時間軸方向の伸縮があったことも確認できた．

次に，類似部分による解析手法で推定された活性化 CH を図 8 に示す．8 より類似部分による解析手法では活性化が期待された腹側視覚経路が活性化していた．一方，9t 検定を用いた解析手法では活性化領域が狭く，脳活動を抽出できない CH もあった．

図 9 と図 8 から解析手法により推定された活性化 CH が異なることが分かった．t 検定のみで活性化 CH と判断された fNIRS 時系列データを図 10 に，類似部分の解析手法のみで活性化と判断された CH の fNIRS 時系列データを図 11 に示した．t 検定による解析手法のみで活性化した CH の fNIRS 時系列は，図 10 のようにタスク中に脳血流変化量の上昇が見られなかった．また，逆に類似部分による解析手法のみで活性化と判断された CH では，脳血流変化量の上昇が見られた．よって，神経血管カップリングの理論に沿った活性化部位の抽出に関しては，類似部分による解析の方が有効な可能性が示唆された．

以上より，類似部分を用いた解析手法が fNIRS 装置を用いた解析手法に有効である可能性が示唆された．

5. 結論

本稿では，時系列データからの類似部分自動抽出法とし

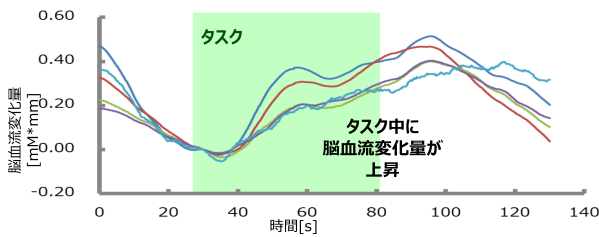


図 11 類似部分のみで活性化 CH と判断された時系列データ
Fig. 11 fNIRS data of activation CH only Similar parts

て MaPea を提案した。MaPea では fNIRS 時系列データの解析に必要な、複数の CH で類似部分を抽出できること、基準 CH と比較する CH 共に類似している“部分”を抽出できること、サンプリング数が異なる類似部分も抽出可能なこと、ノイズと仮定される少量の不一致部分があった場合でも類似部分抽出できることの 4 つの利点を持たせた。MaPea ではアルゴリズム上の特徴として fNIRS 時系列データをベクトル化することにより、fNIRS 時系列データが相対値であることを考慮、類似部分を波形の形のみとして捉える点がある。また、Smith Waterman 法を用いて、ベクトル化した 2 つの fNIRS 時系列データを比較したことにより、サンプル数の異なる類似“部分”を抽出することも可能した。

また、実際に観測された fNIRS 時系列データに対しての類似部分による解析手法の有効性を検討するため、実験を行った。この実験では、切断面実形視テストを用い、物体の形の情報を処理する腹側視覚経路の活性化を検討した。t 検定を用いた解析手法では、安静状態時の脳血流変化の影響により脳血流変化量の上昇が見られない fNIRS 時系列データでも活性化を示していた。しかし、類似部分による解析手法では、期待通り腹側視覚経路の活性が、脳血流変化量が上昇している CH で確認できた。

以上より、提案手法が新たな fNIRS 時系列データの解析手法として有効である可能性が示唆された。

参考文献

- [1] bartocci, M., winberg, J., ruggiero, C., l. bergqvist, L., serra, G. and lagercrantz, H.: Activation of Olfactory Cortex in Newborn Infants After Odor Stimulation: A Functional Near-Infrared Spectroscopy Study, *PEDI-ATRIC RESEARCH*, Vol. 48, No. 1, pp. 18-23 (2000).
- [2] Bellman, R.: *The Bellman Continuum: A Collection of the Works of Richard E. Bellman*, World Scientific (1986).
- [3] D.J.Berndt and J.Clifford: Using Dynamic Time Warping to Find Patterns in Time Series, *Knowledge Discovery and Data Mining*, pp. 359-370 (1994).
- [4] Fox, P. T. and Raichle, M. E.: Focal physiological uncoupling of cerebral blood flow and oxidative metabolism during somatosensory stimulation in human subjects, *Proceedings of the National Academy of Sciences*, Vol. 83, No. 4, pp. 1140-1144 (1986).
- [5] Fox, P. T., Raichle, M. E., Mintun, M. A. and Dence, C.:

- Nonoxidative glucose consumption during focal physiologic neural activity, *Science*, Vol. 241, No. 4864, pp. 462-464 (1988).
- [6] H.Kuwabara, K.Kasai, R.Takizawa, Y.Kawakubo, H.Yamasue, M.A.Rogers, M.Ishijima, K.Watanabe and N.Katoa: 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).
- [7] K.Eamonn: Exact indexing of dynamic time warping, *Proceedings of the 28th international conference on Very Large Data Bases*, pp. 406-417 (2002).
- [8] M.Ferrari and V.Quaresima: 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).
- [9] Mosso, A.: On the Regulation of the Blood-supply of the Brain, *Mem Real Acc Lincei*, Vol. 5, pp. 237-358 (1880).
- [10] P.N.Tan, M.Steinbach and V.Kumar: *Introduction to Data Mining*, Addison-Wesley (2005).
- [11] Roy, C. S. and Sherrington, C. S.: On the Regulation of the Blood-supply of the Brain, *J Physiol*, Vol. 11, pp. 85-158 (1890).
- [12] S.C.Bunce, M.T.Izzetoglu, K.Izzetoglu, B.Onaral and K.Pourrezaei: Functional near-infrared spectroscopy, *Engineering in Medicine and Biology Magazine*, Vol. 25, No. 4, pp. 52-62 (2006).
- [13] T.F.Smith and M.S.Waterman: Identification of common molecular subsequences, *J. Mol. Biol.*, Vol. 147, pp. 195-197 (1981).
- [14] 下茂円, 菅生恵子, 揚原祥子, 杉田克生, 石井琢郎, 岩坂正和: NIRS 計測による脳血流パターンを指標とした音楽のリラクゼーション効果の評価, 千葉大学教育学部研究紀要, Vol. 56, pp. 343-348 (2008).
- [15] 酒谷薫, 岡田英史, 星祥子, 宮井一郎, 渡辺英寿: NIRS-基礎と臨床-, 新興医学出版社 (2012).
- [16] 森本章範, 河合正登志, 奥野裕樹, 柳田益造: NIRS 信号に対する類似波形選択と特徴点整合を前処理とした独立成分分析, *Technical report of IEICE. EA*, Vol. 89, pp. 41-46 (2011).
- [17] 中村哲也, 瀧敬士, 野宮浩揮, 上原邦昭: AMSS: 時系列データの効率的な類似度測定手法, 電子情報通信学会論文誌, Vol. J91-D, No. 11, pp. 2579-2588 (2008).