

修士論文

fMRIを用いた新しい行動推定手法の提案

同志社大学大学院 工学研究科 情報工学専攻
博士前期課程 2009年度 743番

野田 徹

指導教授 三木 光範教授

2011年1月23日

Abstract

In this thesis, the novel estimation method of behavioral analysis using fMRI was introduced. In the conventional estimation methods, the activated point which is strongly related to motion task is determined by using statistical approach. Then, estimation rule of behavioral analysis is constructed with information of transition values of activated points. On the other hand, in the proposed approach, transition values of activated points are simplified first and then estimation rule is extracted from the information of this simplified model. This process imitates the way of humans' estimation in behavioral analysis. The proposed approach was confirmed to perform behavioral analysis. As the result, the proposed approach can distinguish the brain activity at left hand task from the brain activity at right hand task.

目次

1	序論	1
2	fMRI について	2
2.1	fMRI とは	2
2.2	fMRI の特徴	2
2.3	fMRI の原理	2
2.4	fMRI の実験構成	3
2.5	データ形式	3
3	fMRI を用いた行動推定戦略	5
3.1	既存の行動推定戦略	5
3.2	提案手法	5
4	提案手法の実装	8
4.1	ベースライン処理を用いた脳血流量の可視化	8
4.2	ラベリングと二分探索法を用いた任意個数の賦活部位取得	8
4.3	賦活部位の楕円近似による大きさ・位置の特定	9
4.4	賦活部位による行動推定	9
5	提案手法の検証	11
5.1	検証に用いたデータ	11
5.2	提案手法の検証に用いた画像	11
5.3	スライス画像を用いた行動推定の検証実験	12
5.4	大脳皮質一次運動野を含むスライスのみを用いて行動推定を行った場合の検証	12
5.5	全スライスを用いて行動推定を行った場合の検証	13
6	結論	15

1 序論

2007年日本は超高齢社会となり，体に障害を持った高齢者が増加すると共に，このような被介護者の生活支援を行なう介護者の不足が問題となっている．このような身障者の介護は被介護者，介護者共に負担が大きいことが問題としてあげられる．これらの問題を解決し身障者等の生活の質 (Quality of Life: QOL) を向上させる手法として，脳から受信したシグナルを用いて外部機器を操作する研究が注目を浴びている．

上記の技術は，大きく2種類に分けられる¹⁾．1つは，脳に直接計測用の電極を埋め込み脳活動を計測した結果得られたデータを用いて外部機器を操作する技術であり，ブレイン・マシン・インタフェース (Brain Machine Interface: BMI) と呼ばれる．しかし，脳に電極を直接接続するなどの侵襲型脳機能計測は，手術が必要であることや装着時や装着後の危険性などの問題が指摘されている．一方，脳の活動を間接的に計測する非侵襲型脳機能計測を用いた技術を，ブレイン・コンピュータ・インタフェース (Brain Computer Interface: BCI) と呼ぶ．BCIは人体への危険性が少ないため，現在脳から受信したシグナルを用いて外部機器を操作する研究の主流になっている．

非侵襲型脳機能計測として，NIRS(Near Infra-Red Spectoroscopy)，脳波計，fMRI(functional Magnetic Resonance Imaging)などが挙げられる．その中で，本稿ではfMRIを用いた新しい行動推定手法の提案を行った．従来の行動推定手法は，統計的手法を用いて脳の活動している部位を特定し，その部位の血流の変化に着目することで行動の推定を行っていた．そのため，限定された部位の血流変化しか見ておらず，賦活部位の位置的特徴等は考慮に入れていない．そこで，位置的特徴を考慮に入れた手法を提案する．提案手法では活動部位の位置・大きさを簡易なモデルに置き換え，このモデルを用いて行動推定のルールを抽出し行動の推定を行った．行動推定手法として，既知行動の脳活動画像を用意し未知行動の脳活動画像と比較することで行動推定を行った．ルールの抽出には，人間が画像を比較する際の行動を模して行った．

本論文の構成を以下に述べる．まず，第2章でfMRIについて説明し，第3章でfMRIを用いた行動推定戦略について述べ，第4章で新たな行動戦略の実装について述べる．第5章において提案した行動戦略を用いた実験についての結果と考察について述べる．最後に第6章で結論を述べる．

2 fMRIについて

本章では、fMRIの原理・fMRIから得られるデータについて述べる。

2.1 fMRIとは

放射線医学において、X線写真など2次元の媒体への画像化を「撮影」、X線CTやMRIなどコンピュータで計算して画像化することを「撮像」と呼ぶ²⁾。MRI(Magnetic Resonance Imaging)は、核磁気共鳴(Nuclear Magnetic Resonance:NMR)を利用して体内を断層撮像する手法である。本稿では、MRIを行なう装置をMR装置と呼び、MR装置で撮像した画像をMR画像と呼ぶ。このようなMR装置を用い、計測中に運動、感覚、言語、想像、情動、記憶などの刺激を与えることで脳のどの部位が活動しているのかを見ることが出来る。fMRI(functional Magnetic Resonance Imaging)とは、このMR装置を用い脳の機能の画像化を行なう手法である²⁾。

2.2 fMRIの特徴

2.2.1 利点²⁾

fMRIの利点を以下に示す。

- 非侵襲性である
- 空間分解能に優れる
- コントラスト分解能に優れる
- あらゆる角度の断面が撮像できる

2.2.2 欠点²⁾

fMRIの欠点を以下に示す。

- 全脳撮像の場合には、時間分解能が高くない(3秒程度)
- 刺激に用いる道具に制限がある
- 金属を持ち込めないため、心臓ペースメーカーなど磁性体の体内金属を埋め込んでいる被験者の実験ができない

2.3 fMRIの原理

本章では、fMRIの原理について説明する。fMRIでは脳の活動を見ることが可能である。MR装置を用いて脳の賦活部位を検出する方法は、小川誠二が発見したボールド(Blood Oxygenation Level Deoendency:BOLD)効果³⁾を基本原理としている。以下において、ボールド効果について説明する。

2.3.1 ボールド効果

ボールド効果のメカニズムの流れを Fig. 1 に示した。ボールド効果とは、賦活部位における酸素消費量と血流量の変化により、酸素と結合したヘモグロビンである酸素化ヘモグロビン (oxy-Hb) と酸素と結合していないヘモグロビンである脱酸素化ヘモグロビン (deoxy-Hb) の比率が変動し、それにより MR 信号¹の強度に変動が起こる現象である。神経活動により酸素が消費されると、oxy-Hb が deoxy-Hb に変化する。これにより、賦活部位の血流量が大きく増加する。しかし、血流量の増加率に比べ、酸素消費量の増加率は低いため賦活部位の周囲において oxy-Hb の比率が増大する。oxy-Hb と deoxy-Hb は磁性が異なっているため、oxy-Hb の比率の増加は MR 信号の増加を引き起こす。つまり、神経活動によって MR 信号の増加が起きるとのことである。

fMRI から得られた画像では、輝度の階調値の変化によって脳血流量の増減を確認することが可能である。

2.4 fMRI の実験構成

fMRI では被検者に運動、感覚、言語、想像、情動、記憶などのタスクを行わせ、これらのタスクと刺激を与えないレストを組み合わせて撮像を行う。これらのタスクを実行することで賦活した脳領域は、タスクと相関のある MR 信号の変化が見られる。タスクと MR 信号の変化の相関は、統計的な解析によって有意性が認められるかどうかで判定する。これらのタスクを行なう実験モデルとしてブロックデザインと事象関連デザインの2種類が挙げられる。以下において、各々を説明する。

(1) ブロックデザイン²⁾

MRI を用いて撮像を行っている間に、脳を賦活させるために刺激を与えているタスクブロックと刺激を与えていないレストブロックを1まとまりとし、何度も繰り返して実験を行なうモデルである。複数のタスクで実験を行なう際には、レスト タスク1 レスト タスク2 レストのように繰り返す。ブロックデザインでは、タスク中の脳画像とレスト中の脳画像を比較することで解析を行なう。Fig. 2 にブロックデザインの概念図を示した。

(2) 事象関連デザイン²⁾

レストからランダムにタスクを実行するモデルである。ブロックデザインでは困難かつランダムな課題施行が可能であり、課題の学習を避ける事ができるという特徴がある。Fig. 3 に事象関連デザインの概念図を示した。

2.5 データ形式

fMRI から得られるデータは DICOM(Digital Imaging and COmmunication in Medicine) と呼ばれる医用画像の標準規格である。しかし、分析を行なう際には DICOM を NifTI(Neuroimaging Informatics Technology Initiative) と呼ばれる形式に変換して用いている。以下において、DICOM と NifTI について説明する。

¹磁化ベクトルがコイルに起こす誘導起電力

2.5.1 DICOM

DICOM(Digital Imaging and COmmunication in Medicine) は、米国放射線学会 (ACR) と北米電子機器工業会 (NEMA) によって開発された医用画像の標準規格であり、医療診断に関わる画像データや患者名、生年月日などを内包するデータ形式である。また、通信規格に関しても定義されている。DICOM 形式は MRI や CT(Computed Tomography) などの医療現場で使われる機器から取得されるデータを扱う際に用いられる。fMRI からは、DICOM 形式のデータが出力される。

2.5.2 NifTI

NifTI(Neuroimaging Informatics Technology Initiative) とは、fMRI から得られた DICOM ファイルを解析しやすいフォーマットに変換したものである。DICOM 画像では、各スライス画像を 1 枚ずつ DICOM 形式の画像として保存していたが、NifTI 画像では 1 ファイルで 3 次元データを保持することが可能である。NifTI のイメージ図を Fig. 4 に示した。NifTI 画像は複数の DICOM 画像から、患者情報や検査機器の情報などを落とし、複数のスライス画像を 1 つにまとめることで 3 次元を保持した形式である。

3 fMRIを用いた行動推定戦略

本章では、fMRIを用いた既存の行動推定手法を紹介し、その後提案手法について説明する。

3.1 既存の行動推定戦略

既存の行動推定の手法は、fMRIなどから決められた行動を行った際の脳活動を計測し、画像データを取得し運動指令に関する部分を統計的な手法で抽出する。その後、運動指令に関する部位における脳活動パターンを抽出し、動作判定処理を行なうことで行動を推定する。神谷らの研究⁴⁾では、視覚野のボクセルを集め、サポートベクターマシン(SVM)を使うことで、被験者が見ている縞パターンの傾きを脳活動からデコーディングできることを示した。

このように既存の脳から行動推定を行なう手法では、脳の賦活部位を予め統計手法などにより見つけだし、特定の部位に着目して脳血流の増減のパターンを見ている。しかし、従来手法では限定された部位の血流変化しか見ておらず、賦活部位の位置的特徴等を考慮に入れていない。

3.2 提案手法

3.1節において、従来手法では限定された部位の血流変化しか見ておらず、賦活部位の位置的特徴等を考慮に入れていないことを説明した。そこで、位置的特徴を考慮に入れた手法を提案する。提案手法では、位置的特徴を考慮に入れ脳活動と行動の関係が人間にとって分かりやすい方法を提案した。人間が行動推定を行なう際は、既存の行動の脳活動と未知の行動の脳活動を比較すると考えた。そこで、まず脳全体の賦活部位を人間に見やすいようにモデル化し、その画像を基に人間が推定を行なうような行動推定の手法を提案する。脳の血流量から、行動が似ているか判断を行なうためにはまず、行動前後の脳血流量の増減を分かるようにする必要がある。そのために、fMRIから得られたデータから作業を行っている際の脳血流量の変化を可視化出来るようにする。2枚の脳血流量の増減を示す画像から、似ているかどうかを判断する際、人間は脳のどの部分がどの程度変化しているのかを見ている。位置と血流の増減が似ている場合には、2枚の画像は似ていると判断している。以下に、提案手法の流れを Fig. 5 に示した。

3.2.1 脳血流量の可視化

脳血流量の可視化を行なうために、fMRIから得られた画像の輝度の階調値を用いてベースライン処理を行なう。ベースライン処理は、刺激を加えていない脳の状態を基に、刺激を加えた際の脳の血流量の変化を視覚化するための手法である。ベースライン処理のイメージ図を Fig. 6 に示した。fMRIでは各画素の輝度の階調値の変化で脳血流量の増減を確認することができる。そこで、タスク(刺激を加えている状態)前のレスト(刺激を与えていない状態)と、タスク後のレストの階調値の変化を線形補間し、タスク時の階調値と線形補間で得られた値で差分を取ることで、タスク時の脳血流量の変化量を見ることが可能となる。このベースライン処理を各画素で行なうことで、脳全体の血流量の変化を確認することが可能となる。

3.2.2 任意個数の賦活部位取得

脳の活動部分の特徴を取得するため、任意の数の賦活部位を取得する。ベースライン処理で得られた血流量変化のデータに閾値を用いて任意の数の賦活部位を取得する。任意の数の賦活部位を取得する際、賦活部位がいくつあるのか分かる必要がある。そこで、閾値によって2値化処理を行った画像にラベリング処理を行なうことで、賦活部位を塊と認識させる。賦活部位の塊を認識させることで、賦活部位の個数を判断することが可能となる。ラベリングの概念図を Fig. 7 に示した。ラベリングとは、2値画像の連結した画素に対し、同じラベルを付ける処理を言う。同じラベルを付けられたものは、塊であると認識することが可能である。

次に指定した個数の賦活部位を抽出する。ラベリングによって、賦活部位の個数を取得することが可能であるため、この個数を用いて閾値を設定することで指定した個数の賦活部位を抽出する。閾値は評価値を賦活部位の個数として、二分探索法を用いて決定する。

3.2.3 賦活部位の大きさ・位置の特定

脳の血流量の増減の位置と大きさを判断しやすくするため、3.2.2 項によって得られた賦活部位を楕円へ近似する。楕円の生成方法を以下に示す。 N 個の画素の座標情報 $C_i = (x_i, y_i) (i = 1, 2, \dots, N)$ に対し、その平均値 μ 、分散共分散行列 σ を次式により求める。

$$\mu = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N C_i \quad (3.1)$$

$$\sigma = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (C_i - \mu)(C_i - \mu)^T \quad (3.2)$$

次に、以上で求めた分散共分散行列 σ から楕円を生成する。

分散共分散行列の固有値を、大きい方から λ_1, λ_2 とすると、楕円の長軸の方向が λ_1 に対する固有ベクトルの方向となる。また、楕円の短軸の方向が λ_2 に対する固有ベクトルの方向となる。

楕円の長軸、短軸の長さは、それぞれ固有値の λ_1, λ_2 と信頼限界 ρ を用いて式 (3.3) と式 (3.4) で求めた。本研究では、 ρ を 0.8 とした。

$$\alpha = -2\ln(1 - \rho)\sqrt{\lambda_1} \quad (3.3)$$

$$\beta = -2\ln(1 - \rho)\sqrt{\lambda_2} \quad (3.4)$$

3.2.4 賦活部位による行動推定

本提案手法における行動推定の手法について説明する。行動推定の概念図を Fig. 9 に示した。行動推定は、既知行動の脳活動画像を複数用意し、未知行動の脳活動画像と比較した際に、どの既知行動の脳活動画像と似ているかを判断することで行動推定を行っている。本提案手法は、楕円近似によって簡素化された賦活部位を基に、行動推定手法を行なう。その際、人間が2枚の楕円近似された画像を比較するモデルを用いることで、賦活部位を抽出した画像の行動推定を行なう。行動推定に用いる手法は、基準となる賦活部位の画像を用意し、行動を推定したい賦活部位の画像と似ているかどうかを判断する。人間が比較を行なう方法と同じモデルを用いることで、タスク過程における脳活動

が人間に分かりやすいという特徴がある．2枚の賦活部位を表した画像を比較した結果から，本稿では「人間は賦活部位の位置に着目して2枚の賦活部位を比較している」と仮定した．

基準画像と比較対象画像が似ているかどうかを判断する手法には，比較対象画像の着目した賦活部位と近い場所にある賦活部位を基準画像の中から探す．基準画像の中からよく似た賦活部位をさがす手法には，クラスタリングを用いた．座標を基にクラスタリングを行なうことで，同じクラスタの賦活部位については近い位置にあると判断することが可能である．次にクラスタリングの結果を基に，2枚の画像で同じクラスタの賦活部位の距離を算出した．比較対象画像の同じクラスタの賦活部位の座標を f ，賦活部位の個数を N とし，基準画像の同じクラスタの賦活部位の座標を g ，座標の次元数を d としたとき距離の和は式 (3.5) で求められる．

$$distance = \sum_{i=1}^N \left(\sqrt{\sum_{j=1}^d (f_{i,j} - g_i)^2} \right) \quad (3.5)$$

このような距離を基準画像全てのクラスタの賦活部位において計算し総和を求め，距離を計算した賦活部位の個数で割ることで平均距離とした．今回，似ている場所にある賦活部位の距離を算出することで，2枚の賦活部位を楕円近似した画像が似ているかどうかを判断している．この場合，賦活部位の重心間距離が小さいほど似ていると判断することができる．

4 提案手法の実装

本章では、提案手法の実装について述べる。

4.1 ベースライン処理を用いた脳血流量の可視化

ベースライン処理の流れを以下に示す。

STEP.1 タスク直前のレストとタスク直後のレストの平均画像を作成する

STEP.2 作成された平均画像 2 枚を用いてタスクにおけるベースとなる画像を線形補間で作成する

STEP.3 タスク中の画像から STEP.2 で作成された画像の差分を取る

ベースライン処理を用いて得られた差分データの例を Fig. 8 に示した。

Fig. 8 を見ると、階調値の差分が突出している部分が見られる。Fig. 8 は、右手のタッピングを行った際の画像である。右手のタッピングを行った際には、左一次運動感覚野が活動していることが報告されている⁵⁾。Fig. 8 においても、左一次運動感覚野の血流量が増加していることが階調値から見る事ができる。よって、ベースライン処理を行なうことで、脳の活動が可視化できることが分かる。

4.2 ラベリングと二分探索法を用いた任意個数の賦活部位取得

任意個数の賦活部位取得手法の流れを以下に示す。

STEP.1 脳血流の変化量の最大値と最小値を求め、探索する最小値と最大値を決定する

STEP.2 初期設定として閾値を 0 に設定する

STEP.3 閾値を基に脳血流量の変化している部位を定め、ラベリングを行い賦活部位の数を取得する

STEP.4 二分探索法を用いて探索することで、探索範囲の最小値又は最大値を変更する

STEP.5 探索する最小値と最大値の差が 10^{-6} 以下になるまで STEP.3 と STEP.4 を繰り返す

閾値による賦活部位の数のグラフを Fig. 10 に示した。

Fig. 10 を見ると、大域的には減少しており局所的には多峰性を有していることが分かる。また、賦活部位の個数に関しては整数値しかとることができないので離散なグラフとなっていることが分かる。10 個の賦活部位を二分探索法で求めた際に結果として得られる数のグラフを Fig. 11 に示す。

Fig. 11 より、32 枚のタスク画像の中から 23 枚で 10 個の賦活部位を抽出できていることが分かる。それ以外の部分では誤差が出ている。このような誤差が起こる理由としては以下の 2 つが考えられる。

- (1) 二分探索法は唯一の局所点を持つことを仮定しているため、多峰性の問題では正確な解を求められない

(2) 個数の変化は連続ではなく離散であるため、指定した個数の解が存在しない可能性がある

上記の理由により、任意個数の賦活部位を求める場合には、ある程度の誤差を許容するようにする必要があると考えられる。

4.3 賦活部位の楕円近似による大きさ・位置の特定

賦活部位の位置と大きさの外形を分かりやすくするため、楕円に近似する。ラベリングによって既に脳の血流量が大きく変化している部位は、抽出されている。しかし、楕円にする際に1ピクセルなどの小さい塊である場合には、楕円を上手く求めることが不可能となる。そこで、ラベリングによって求められた塊の最小サイズを決めることで、定めた大きさ以上の脳血流量が大きく変化している部位を探す。この最小サイズについてはパラメータで設定した。以上の最小サイズによる閾値処理によって得られた賦活部位の座標値から、確率楕円を用いて楕円にさせる。楕円の中心は全座標の重心とした。楕円近似の流れを以下に示す。

STEP.1 ラベリングされた座標値を用いて分散共分散行列を求める

STEP.2 分散共分散行列から固有値・固有ベクトルを求める

STEP.3 固有値・固有ベクトルから、主成分を求めることで近似楕円の傾き及び長径・短径を求める

ラベリングにより塊とみなされた賦活部位を楕円に近似した結果を Fig. 12 に示す。

Fig. 12 から、賦活部位の位置と大きさが分かる楕円に近似されていることが分かる。また、形が楕円で統一されているため、どこが賦活しているのかについて分かりやすくなると同時に行動推定を行なうルールの検討を行いやすくなった。

4.4 賦活部位による行動推定

本節では、賦活部位を用いた行動推定の実装について説明する。3.2.4 節において、説明したように本稿では行動の推定を賦活部位の位置によって判断する。そこで賦活部位がどれほど離れているかを表す距離による類似度計算について説明する。本手法では、類似度を算出する際に2枚の類似した賦活部位の距離を算出し、賦活部位の個数で割って平均値を取得することで類似度としている。以下に類似度の算出方法の流れを示す。

STEP.1 基準となる画像と比較対象の画像の賦活部位の重心座標を求める

STEP.2 2枚の画像の賦活部位の重心座標を用いて階層型クラスタリングを行なう

STEP.3 クラスタリングされた結果を基に、距離を算出する

各々のステップについて詳説する。まず、基準となる画像と比較対象の画像の賦活部位の重心座標を求める。これらの重心座標をクラスタリングすることで、類似した座標の賦活部位は同じクラスタとなる。本提案手法では、クラスタリングに群平均法を用いた。またクラスタ数はパラメータとした。

Fig. 13 に 2 枚の画像の賦活部位でクラスタリングした際の結果の例を示した。Fig. 13 では、クラスタ数を 5 とした場合の結果を色違いの円で表している。Fig. 13 から、位置が似ているものがクラスタリングされていることが分かる。

このクラスタリングの結果を用いて、2 枚の画像の賦活部位を比較する。比較対象の画像の賦活部位と同じクラスにある基準画像の賦活部位とのユークリッド距離によって距離を算出する。もし、比較対象の画像の賦活部位が基準画像の賦活部位と同じクラスにならない場合は、残りの一番近い賦活部位との距離をペナルティとして加えた。また、残りの賦活部位が存在しない場合は、基準画像の中から一番遠い賦活部位をペナルティとして加えた。最後に求められたユークリッド距離の総和を賦活部位の個数で割ることで平均距離を算出している。

同じタスクの基準画像が複数枚存在する場合は、各基準画像と比較対象画像の賦活部位の距離の総和を算出し平均を取る。

5 提案手法の検証

本章では、提案手法によって左手タッピングと右手タッピングを判断することが可能かどうかを検証する。検証は、左手タッピング時と右手タッピング時の脳活動を記録し、既知動作の脳活動と未知動作の脳活動の画像を比較することによって行った。

5.1 検証に用いたデータ

検証を行なうにあたり、用いたデータの詳細を示す。提案手法の検証に用いたデータは、左手と右手で交互にタッピングを行い、3秒に1回脳の活動を日立メディコ社製 Echelon vega でスキャンして得られたデータを用いている。タスクの詳細は、{ レスト (5 スキャン) 左手タスク (10 スキャン) レスト (5 スキャン) 右手タスク (10 スキャン) } × 4 レスト (10 スキャン) の順番にタスクとレストを行った。検証に用いたデータのブロックデザインを Fig. 14 に示した。

fMRI から得られた生データは、スライス毎に脳の位置のずれが生じているケースが多い。そこで、各スライスの位置が前後のスライスと合うように位置補正を行なう。次に、人間の脳の形は人によって違う。そこで、標準脳¹への正規化を行なうことで脳のどの部分が賦活しているかを分かりやすくする。最後に、ガウシアンフィルタを用いて平滑化を行なう。ガウシアンフィルタを用いることで画像のノイズを軽減することが可能である。

5.2 提案手法の検証に用いた画像

本節では、提案手法の検証に使用した基準画像と比較対象画像についての説明する。

5.2.1 基準画像と比較対象画像

まず、基準画像について説明する。基準を右タスクとした場合、本検証では右手タスクの最初の2回を基準データを用いている。これら2回分の右手タスクの差分階調値の足しあわせを行い、任意の個数の賦活部位を抽出した。タスク時の画像の足し合わせの概念図を Fig. 15 に示した。Fig. 15 に示したとおり、タスク中の差分階調値を足し合わせ、足し合わせた画像を用いて閾値処理を行なっている。今回足し合わせを行った理由は、足し合わせを行なうことで賦活している部位の階調値の変化量が強調され、賦活部位の抽出を行いやすくするためである。また、各タスクは10スキャン取っているが脳血流の上昇に6秒ほどの遅延があることが報告されている^{6,7)}ため、最初の2スキャン(6秒分)を使用せず残りの8スキャンを用いた。この結果、足し合わせの画像は8枚作成される。本検討では、この8枚の画像を基準画像として用いた。

次に、比較対象画像について説明する。比較データは、基準画像後の左手と右手のタッピング時の画像を用いている。比較対象画像においても基準画像と同様に10スキャン存在するが、最初の2スキャンを除いた8スキャンを用いている。Table 5.1 に基準画像と比較対象画像について示した。

¹脳の形状及び解剖学的な構造について標準的な特徴を持つ画像

Table 5.1 検証で用いた画像

	基準画像		比較対象画像	
タッピング	左手	右手	左手	右手
スキャン番号	7～14, 37～44	22～29, 52～59	67～74, 97～104	82～89, 112～119

5.3 スライス画像を用いた行動推定の検証実験

左手のタッピングによって、右大脳皮質一次運動野が賦活することが報告されており、右手のタッピングでは、左大脳皮質一次運動野が賦活することが報告されている⁵⁾。そこで、スライス画像を用いた行動推定として、賦活している事が分かっている大脳皮質一次運動野を含むスライスのみを用いて行動推定を行った場合と全スライスを用いて行動推定を行った場合の2種類の実験を行った。実験内容は、右手と左手の基準画像との距離を算出し基準画像と比較しどちらが似ているのかについて検証を行った。

5.4 大脳皮質一次運動野を含むスライスのみを用いて行動推定を行った場合の検証

5.4.1 実験に用いたパラメータ

実験に用いたパラメータを Table 5.2 に示す。抽出部位の個数を変化せさせることで、脳血流の変化量が大きい順に任意の個数設定することが出来る。今回、賦活部位の個数を5個と設定した際に、脳以外の範囲が抽出されてしまう事があったため、4個までとした。

Table 5.2 検証で利用するパラメータ

	基準画像	比較対象画像
賦活部位の抽出個数	4	1～4
賦活部位の最小サイズ	20px	20px
クラスタ数	基準画像の賦活部位の個数	基準画像の賦活部位の個数

5.4.2 実験結果

左手タッピング時の大脳皮質一次運動野を含むスライスを楕円近似して得られた脳活動画像を Fig. 16 に、同様に右手タッピング時の脳活動画像を Fig. 17 示した。左手タッピング時の脳活動画像を基準として、右手タッピング時と左手タッピング時の脳活動画像と比較した際の結果を Table 1 と Table 2 に示し、右手タッピング時の脳活動画像を基準として、右手タッピング時と左手タッピング時の脳活動画像と比較した際の結果を Table 3 と Table 4 に示した。

Table 1 と Table 2 を比較すると、左手タッピングの画像の方が距離が短くなっている事が分かった。また、Table 1 を見ると、比較対象画像の賦活部位の個数が少なくなるに連れて距離が小さくなっている事が分かった。同様に、右手タッピングの基準画像を用いて左手タッピングと右手タッピング

を比較した場合について述べる．Table 3 と Table 4 を比較すると，右手タッピングの画像の方が重心間の平均距離が短くなっている事が分かった．また，左手タッピングを基準画像とした場合と同様，比較対象画像の賦活部位の個数が少なくなるに連れて重心間の平均距離が小さくなっている事が分かった．これらの結果から賦活部位の個数が少ない方が，より正確に行動を判断することが出来るということが分かった．

5.4.3 考察

比較対象画像の賦活部位の個数が多くなるに連れて，右手タッピングと左手タッピングの重心間の平均距離の差が縮まるのは，既知行動の脳活動画像と未知行動の脳活動画像の賦活部位をクラスタリングした際に，同じクラスタに属さない賦活部位が出現しペナルティが与えられた数が多くなったことが考えられる．このことから，ペナルティの与え方の検討や，クラスタリング手法の違いによる同じクラスタに属する賦活部位の違いなどについて検討する必要があると考えられる．

5.5 全スライスを用いて行動推定を行った場合の検証

5.5.1 実験に用いたパラメータ

実験に用いたパラメータを Table 5.3 に示す．5.4 節の実験において，賦活部位 1 つが最も判断がしやすい事が分かっているため，今回は比較対象画像の賦活部位を 1 つとして実験を行った．

Table 5.3 検証で利用するパラメータ

	基準画像	比較対象画像
賦活部位の抽出個数	4	1
賦活部位の最小サイズ	20px	20px
クラスタ数	基準画像の賦活部位の個数	基準画像の賦活部位の個数

5.5.2 実験結果

左手タッピング時の画像を基準として，賦活部位を 1 個抽出した右手タッピングと左手タッピング時の画像と比較した際の結果を各々 Fig. 18 と Fig. 19 に示した．Fig. 18 と Fig. 19 は縦軸が，全スライスにおける賦活部位の重心座標の距離を表している．よって，小さくなるほど基準としているタスクの賦活部位と似ているということを表している．

Fig. 18 から，左手タッピングでは 16 スキャン中 13 スキャンで右手タッピングよりも左手タッピングの基準画像との賦活部位の距離が小さくなる事が分かった．また Fig. 19 から，右手タッピングでは全てのスキャンで左手タッピングよりも右手タッピングの基準画像との賦活部位の距離が小さくなる事が分かった．また，Table 3 や Table 4 と比較した際，大脳皮質一次運動野を含むスライスに比べ，重心間の平均距離の違いが大きく縮まることが分かった．

5.5.3 考察

脳全体のスライスを利用した場合には，大脳皮質一次運動野のみのスライスに比べ，重心間の平均距離の差が小さくなることが確認された．これは，大脳皮質一次運動野を含むスライス以外に違いが見られず，重心間の距離を平均して違いを算出しているため距離の差が小さくなったと考えられる．また同様に 5.3 節において大脳皮質一次運動野を含むスライスにおいて未知動作の賦活部位の抽出数を増やした際にも，同様に距離の差が小さくなることが確認されている．このことから，脳全体のスライスを利用した場合においても，未知動作の賦活部位の抽出数を増やすと重心間の平均距離の差が更に小さくなることが考えられる．これらのことから今後は，重心間の距離に違いが見られないスライスの扱い方について検討する必要があると考えられる．

6 結論

本論文では、fMRI を用いた新しい行動推定手法の提案を行った。既存の行動推定手法では、統計的な手法によって抽出された部位だけの血流変化を見て、動作の推定を行っていた。そこで、新しい行動推定手法として、脳全体の賦活を簡素化し、その簡素化されたデータを基にルールを決定し行動推定する手法を提案した。

提案手法では、ベースライン処理によって賦活部位を抽出し、抽出された賦活部位を楕円近似することで脳全体の活動を簡単なモデルへと置き換えた。その脳活動画像を基に行動推定のルールを決定し行動推定を行った。本論文では、楕円近似された脳活動のモデルを基に、「2枚の賦活部位の画像を比較する際、人は賦活部位の位置に着目している」と仮定した。この仮定に従い、行動推定手法は賦活部位の重心間距離を用いて近い位置にある賦活部位の距離を用いて行動推定を行った。

提案手法を用いて、左手タッピングであるか、右手タッピングであるかが未知のスライス画像で行動推定を行った結果、8割の画像で行動推定が行えるという結果を得ることができた。また、比較対象画像の賦活部位の個数を少なくすることで、より正確に左手タスクか右手タスクかを判断することが出来るということが分かった。更に、提案手法を全スライスに適用した結果、違うタスクを基準としたものよりも同じタスクを基準とした場合に賦活部位の距離が小さくなる事が多いという結果が得られた。しかし本提案手法では、賦活部位の抽出個数以外にクラスタリングに用いたパラメータや、クラスタリング手法の違いが行動推定に与える影響についての検討が行えていない。クラスタ数を変化させることで似ていると判断される部分が変化する可能性が考えられる。また、賦活部位の最小サイズを変更することで抽出される賦活部位が変わってくる可能性が考えられる。そこで、今後はクラスタリング手法の違いや、賦活部位の最小サイズや賦活部位の個数のパラメータチューニングを行った際に結果がどのように変化するのかについての検証を行う必要があると考えられる。

本論文で行った実験では、タスクが1種類、人数が1人のデータでしか検証が出来ていない。そのため、今後は更にタスクの種類を増やし、更に多くの人数で検証する必要がある。また、今回スライスを用いた検証は行ったが、ボリュームデータとしての検証を行っていない。今までスライスで行ってきたラベリングの処理、閾値による賦活部位抽出処理、楕円近似を三次元に適用することで賦活部位を立体で抽出することが可能である。左手タッピング時の賦活部位を三次元で抽出した脳活動部位の図を Fig. 20 に、右手タッピング時の賦活部位を三次元で抽出した脳活動部位の図を Fig. 21 示した。今後は、Fig. 20 や Fig. 21 に示したような三次元で抽出された脳活動画像を用いて、行動推定を行なうことが出来るのではないかと検討している。

謝辞

本研究を遂行するにあたり、多大なる御指導そして御協力を頂きました、同志社大学生命医科学部の廣安知之教授に心より感謝致します。また、研究生活を送る上で様々な指摘、助言をして下さいました、同志社大学理工学部の三木光範教授、本研究に様々なアドバイスを頂きました吉見真聡助教に心より感謝致します。また、同志社大学大学院の橘亮輔さんには本研究に対する指摘、助言及び研究に利用する画像の提供を行って頂きました。心より感謝しております。そして、本論文を校正してくださいました宮部洋太さん、大西佑奈さんに御礼申し上げます。お忙しい中、ご無理をお願いしたにも関わらず丁寧な校正をしていただき感謝しております。また、医用画像研究班の一員として研究ミーティングにて多くの議論をしていただきました藤田宗佑さん、南谷祥之さん、山口 浩明さんに御礼申し上げます。

最後に、知的システムデザイン研究室および医療情報システム研究室の皆さまには、私の研究に関して数多くの議論や助言をして頂きました。また、皆様のおかげで、充実したすばらしい研究生活を送ることができました。この場を借りて厚く御礼申し上げます。

参考文献

- 1) 佐藤雅昭, 川人光男. ブレインコンピュータインターフェースについて. Vol. 62, No. 6, pp. 841–845, 2008.
- 2) 月本洋, 菊池吉晃, 妹尾敦史, 安保雅博, 渡邊修, 米本恭三. 脳機能画像解析入門. 医歯薬出版株式会社, 2007.
- 3) S. Ogawa, T. M. Lee, A. R. Kay D. W. Tank. Brain magnetic resonance imaging with contrast dependent on blood oxygenation. Vol. 87, No. 24, pp. 9868–9672, 1990.
- 4) Yukiyasu Kamitani and Frank Tong. Decoding the visual and subjective contents of the human brain. Vol. 8, pp. 679–685, 2005.
- 5) 松田雅弘, 渡邊修, 来間弘展, 津吹桃子, 村上仁之, 池田由美, 妹尾敦史, 米本恭三. 手指対立運動における感覚運動野の賦活に関する左右差の検討. Vol. 21, No. 4, pp. 387–391, 2006.
- 6) 前野正登, 内田健哉, 橘潤, 山本香織, 武内雄介, 肥沼武司, 曲谷一成, 築島謙次. 刺激制御システムを用いたシングルパラダイムによる一次運動野の時間分解能の評価. 日本放射線技術學會雑誌, Vol. 60, No. 7, pp. 975–982, 2004-07-20.
- 7) 前野正登, 橘潤, 山本香織, 内田健哉, 肥沼武司, 曲谷一成, 築島謙次. fmriにおける hemodynamics の経時的变化 : 刺激開始から刺激終了後の線形性の一考察. 日本放射線技術學會雑誌, Vol. 61, No. 3, pp. 401–408, 2005-03-20.

付 図

1	ボールド効果のメカニズムの流れ (参考文献 ²) 参照)	3
2	ブロックデザイン (参考文献 ²) 参照)	3
3	事象関連デザイン (参考文献 ²) 参照)	3
4	NifTI のイメージ図	4
5	提案手法の流れ	4
6	ベースライン処理	4
7	ラベリングの概念図	5
8	差分データの例	5
9	行動推定手法の概念図	5
10	閾値の違いによる賦活部位の個数	6
11	二分探索法によって求められた部位の個数	6
12	賦活部位を楕円近似した結果	6
13	2枚の画像の賦活部位クラスタリングを行った例	7
14	検証に用いたデータのブロックデザイン	7
15	足し合わせの概念図	8
16	大脳皮質一次運動野を含む部位の左手タッピング時の脳活動画像	9
17	大脳皮質一次運動野を含む部位の右手タッピング時の脳活動画像	10
18	左手タッピングの比較対象画像と基準画像の賦活部位の距離	11
19	右手タッピングの比較対象画像と基準画像の賦活部位の距離	11
20	左手タッピング時の賦活部位を立体で抽出した脳活動画像	12
21	右手タッピング時の賦活部位を立体で抽出した脳活動画像	13

付 表

5.1	検証で用いた画像	12
5.2	検証で利用するパラメータ	12
5.3	検証で利用するパラメータ	13
1	左手タスク時の画像を基準とし左手タスクの画像と比較した際の距離	1
2	左手タスク時の画像を基準とし右手タスクの画像と比較した際の距離	1
3	右手タスク時の画像を基準とし左手タスクの画像と比較した際の距離	2
4	右手タスク時の画像を基準とし右手タスクの画像と比較した際の距離	2

Table 1 左手タスク時の画像を基準とし左手タスクの画像と比較した際の距離

比較対象画像の 賦活部位の個数	1	2	3	4
スキャン 67	7.42	9.91	11.47	15.76
スキャン 68	7.25	9.64	8.36	21.56
スキャン 69	6.83	8.36	12.05	11.67
スキャン 70	7.64	10.32	11.01	16.09
スキャン 71	7.47	4.17	11.53	13.14
スキャン 72	10.68	9.29	12.35	15.25
スキャン 73	7.12	16.11	10.29	18.92
スキャン 74	7.28	10.47	18.90	20.18

Table 2 左手タスク時の画像を基準とし右手タスクの画像と比較した際の距離

比較対象画像の 賦活部位の個数	1	2	3	4
スキャン 67	15.18	14.87	21.02	21.02
スキャン 68	14.79	21.34	21.03	22.78
スキャン 69	14.87	20.49	19.98	20.06
スキャン 70	14.85	21.01	19.74	20.06
スキャン 71	14.88	20.97	21.59	19.85
スキャン 72	14.92	17.14	20.21	17.55
スキャン 73	14.51	15.60	15.29	15.63
スキャン 74	14.73	14.93	16.46	18.22

Table 3 右手タスク時の画像を基準とし左手タスクの画像と比較した際の距離

比較対象画像の 賦活部位の個数	1	2	3	4
スキャン 82	26.98	21.67	22.05	22.65
スキャン 83	26.75	21.46	22.70	12.92
スキャン 84	26.50	20.86	20.21	19.60
スキャン 85	27.15	19.98	19.85	18.10
スキャン 86	26.30	24.23	16.77	18.94
スキャン 87	26.50	24.72	16.51	18.59
スキャン 88	26.72	14.23	14.20	15.13
スキャン 89	26.82	20.30	17.87	18.55

Table 4 右手タスク時の画像を基準とし右手タスクの画像と比較した際の距離

比較対象画像の 賦活部位の個数	1	2	3	4
スキャン 82	3.05	10.09	13.17	13.17
スキャン 83	2.61	8.06	11.33	11.66
スキャン 84	3.36	8.81	11.49	12.16
スキャン 85	3.64	8.69	9.15	12.67
スキャン 86	3.10	7.92	10.59	13.31
スキャン 87	2.68	4.43	11.77	15.41
スキャン 88	3.10	7.63	12.33	13.83
スキャン 89	3.78	8.88	12.42	12.72

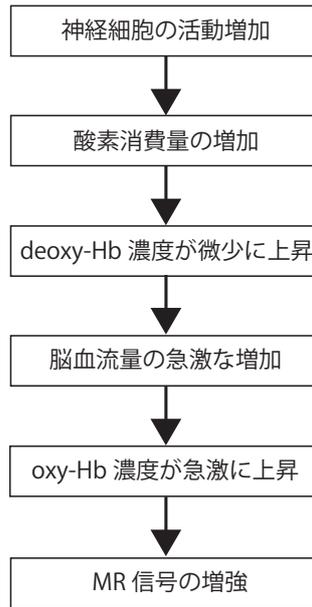


Fig. 1 ボールド効果のメカニズムの流れ (参考文献²⁾参照)

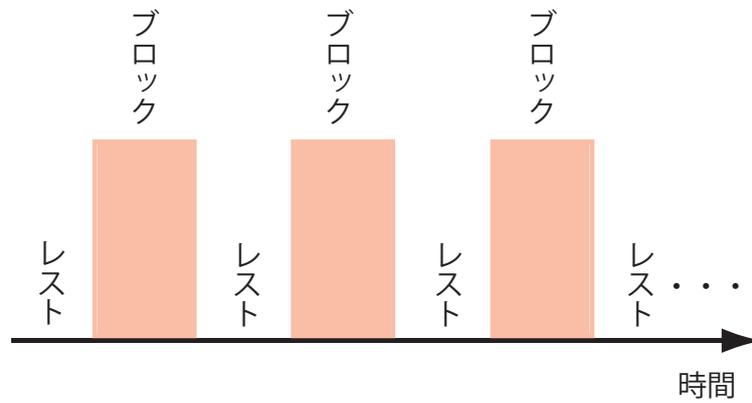


Fig. 2 ブロックデザイン (参考文献²⁾参照)

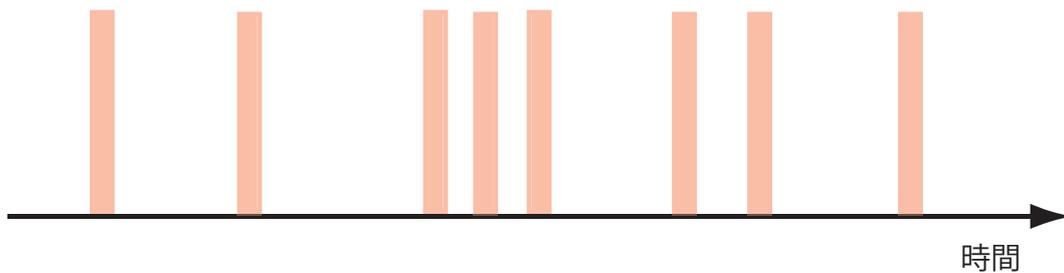


Fig. 3 事象関連デザイン (参考文献²⁾参照)

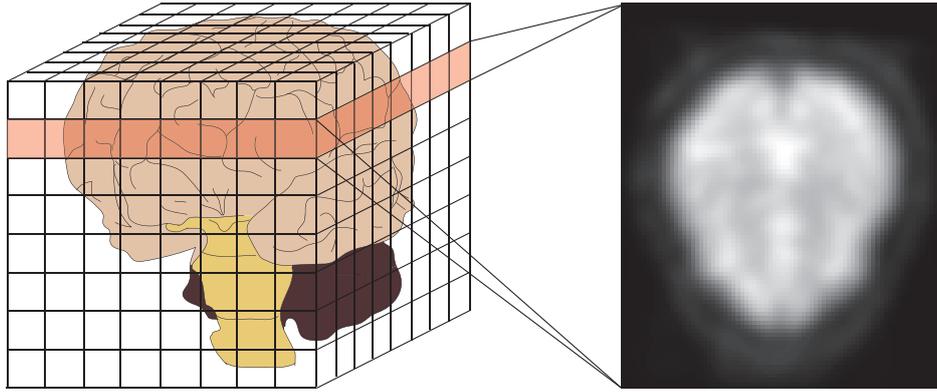


Fig. 4 NifTIのイメージ図

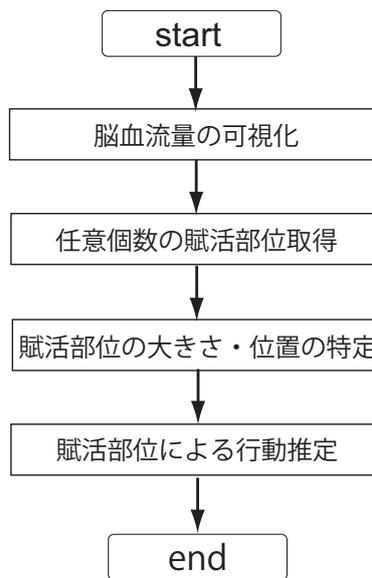


Fig. 5 提案手法の流れ

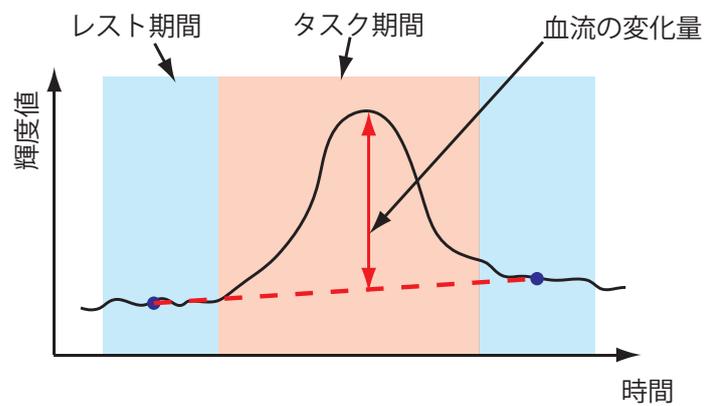


Fig. 6 ベースライン処理

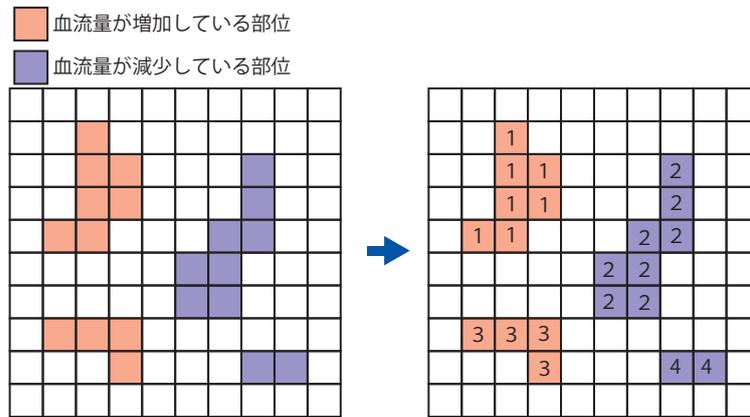


Fig. 7 ラベリングの概念図

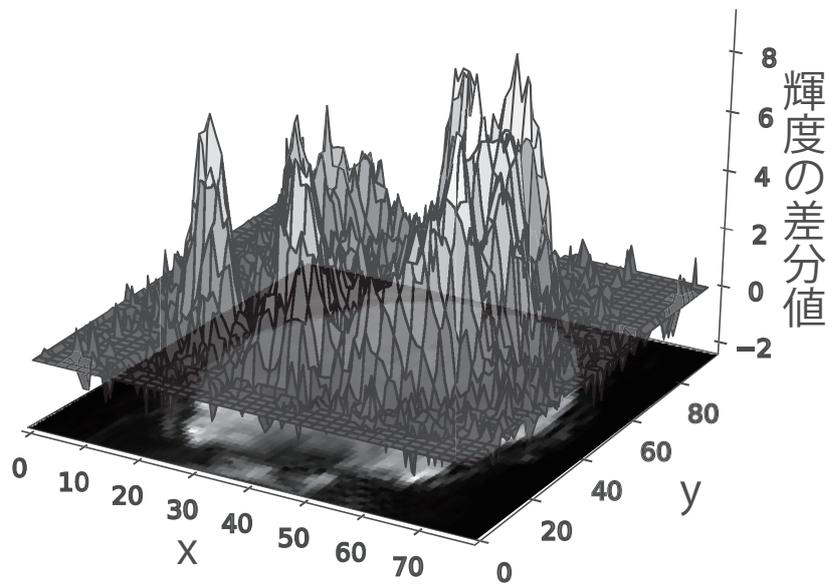


Fig. 8 差分データの例

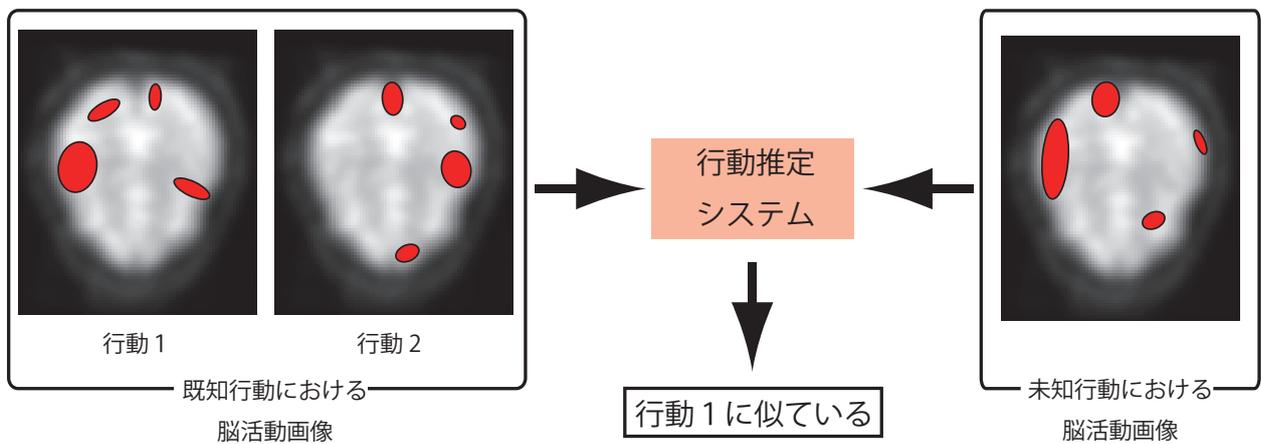


Fig. 9 行動推定手法の概念図

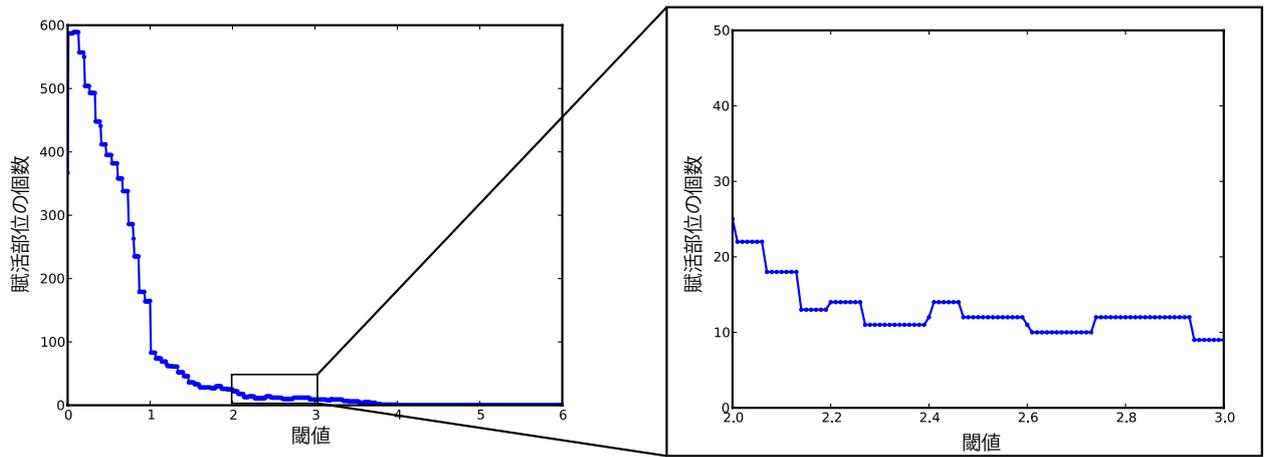


Fig. 10 閾値の違いによる賦活部位の個数

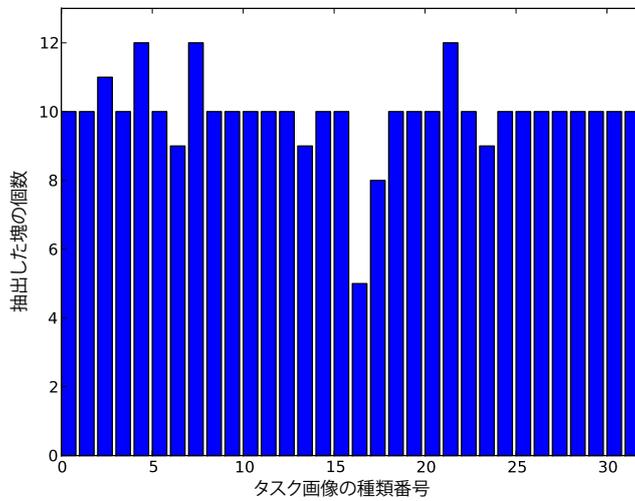


Fig. 11 二分探索法によって求められた部位の個数

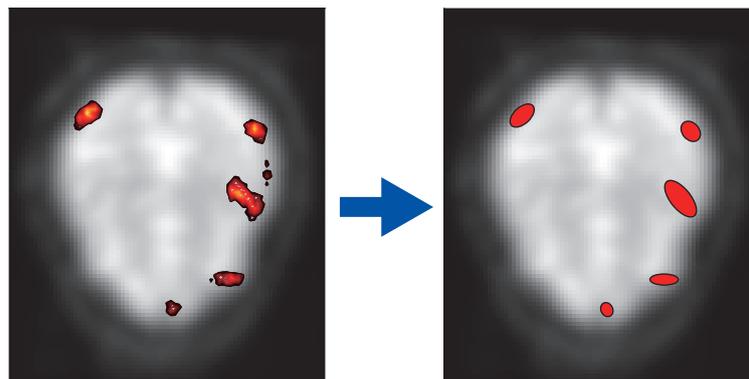


Fig. 12 賦活部位を楕円近似した結果

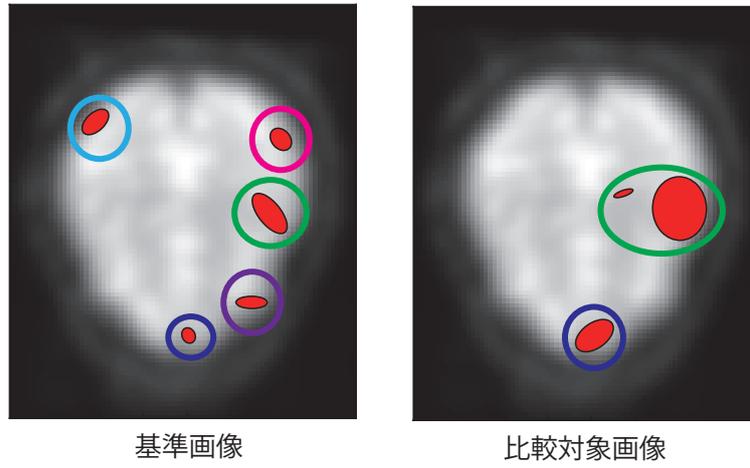


Fig. 13 2枚の画像の賦活部位クラスタリングを行った例

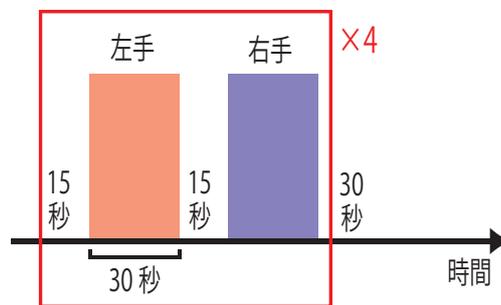


Fig. 14 検証に用いたデータのブロックデザイン

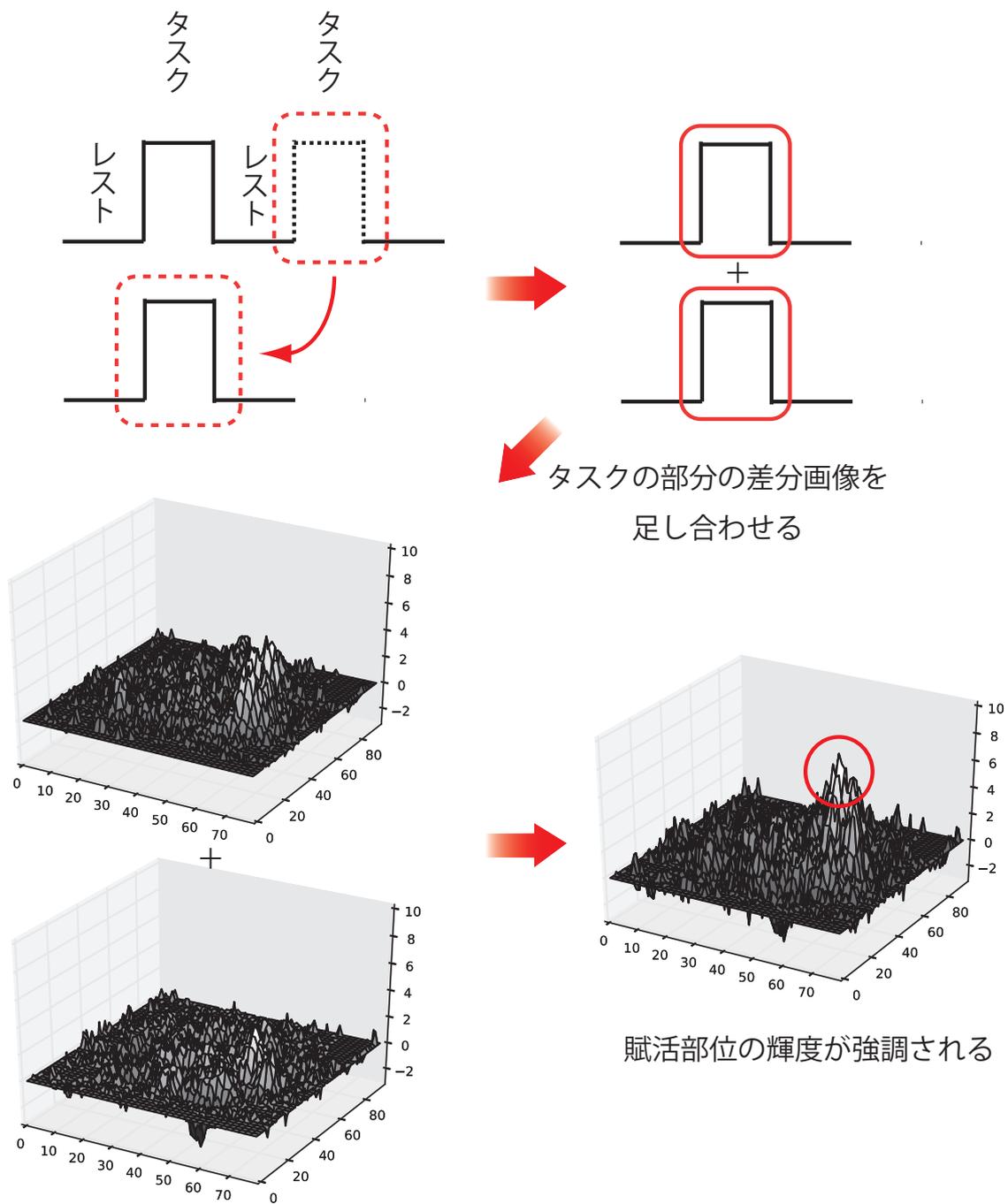
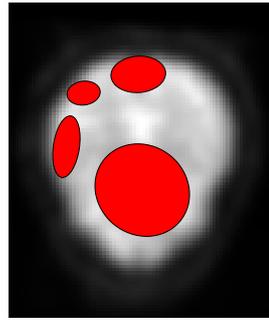
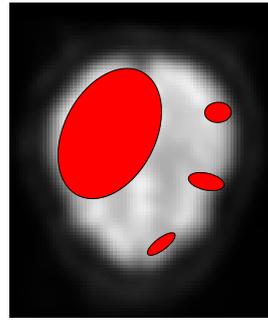


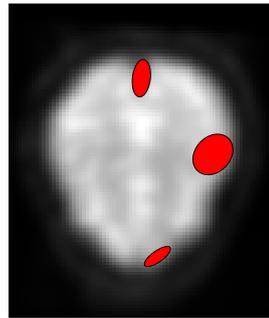
Fig. 15 足し合わせの概念図



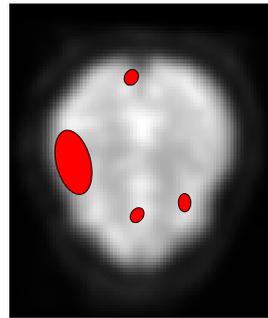
(a)



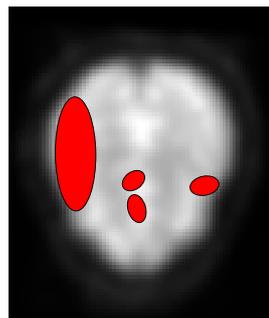
(b)



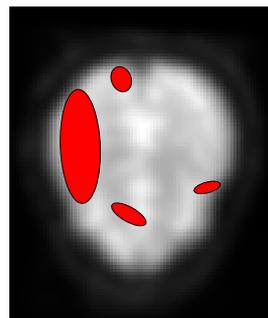
(c)



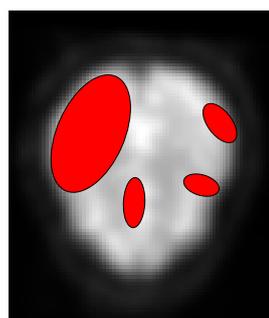
(d)



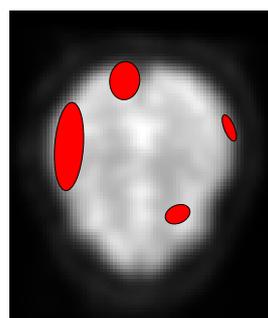
(e)



(f)

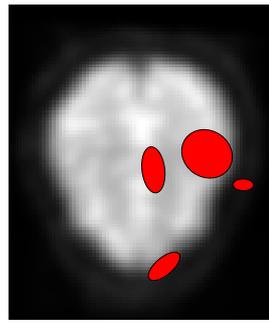


(g)

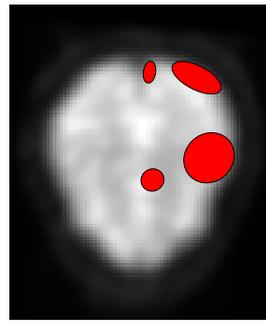


(h)

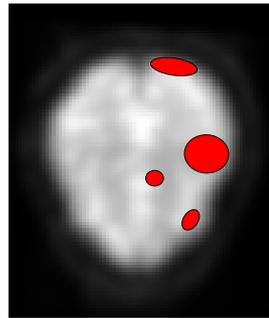
Fig. 16 大脳皮質一次運動野を含む部位の左手タッピング時の脳活動画像



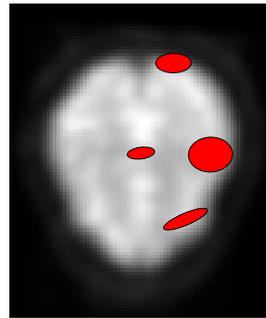
(a)



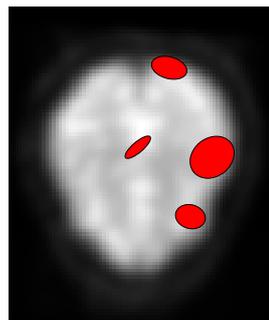
(b)



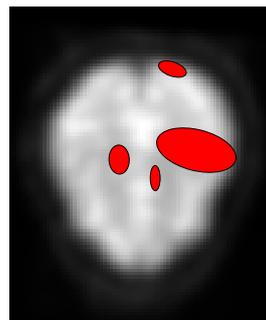
(c)



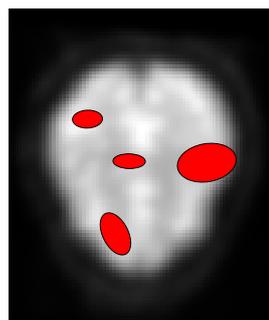
(d)



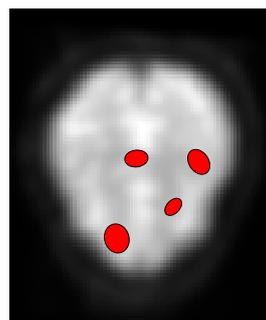
(e)



(f)



(g)



(h)

Fig. 17 大脳皮質一次運動野を含む部位の右手タッピング時の脳活動画像

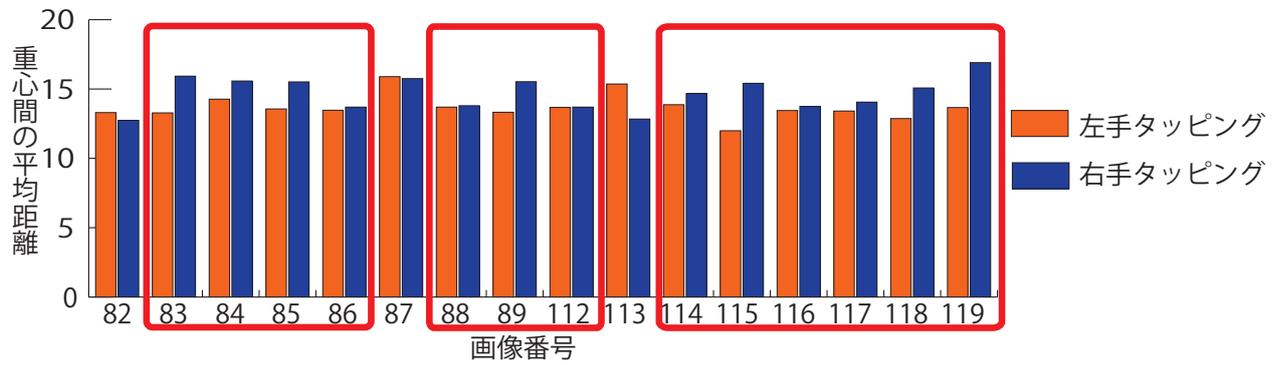


Fig. 18 左手タッピングの比較対象画像と基準画像の賦活部位の距離

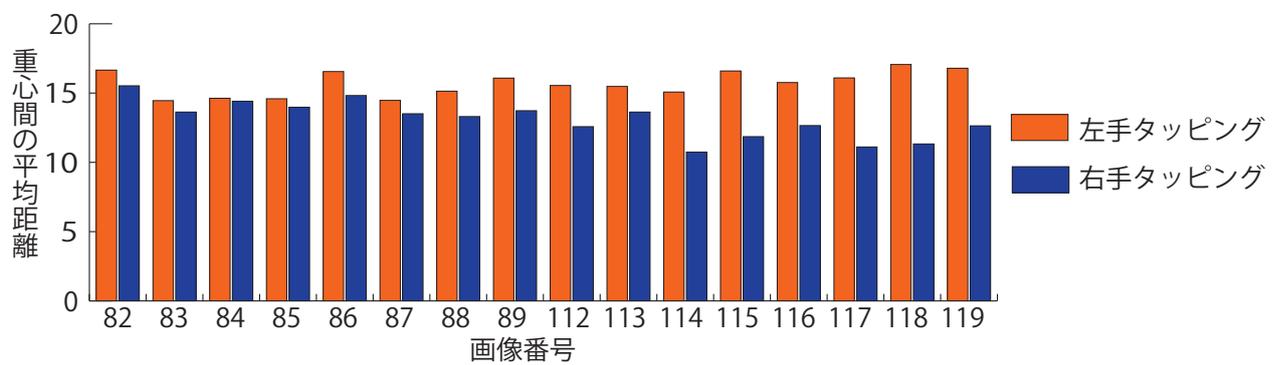
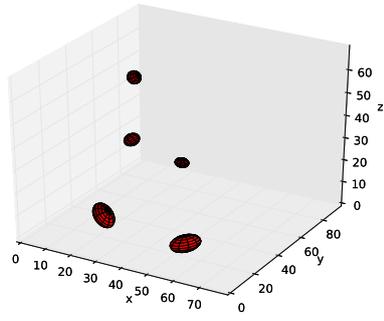
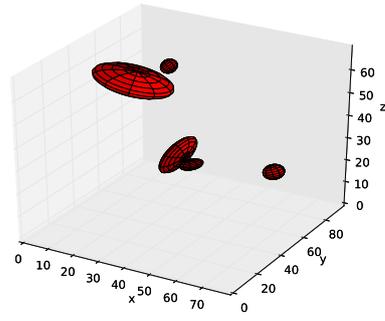


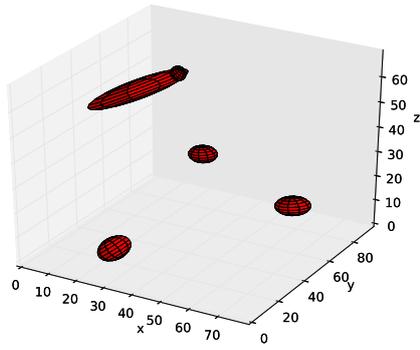
Fig. 19 右手タッピングの比較対象画像と基準画像の賦活部位の距離



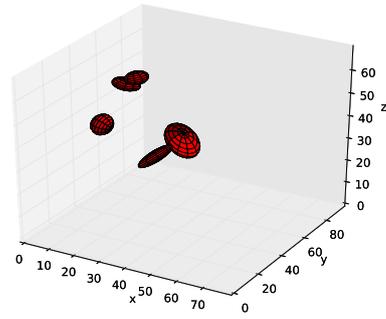
(a)



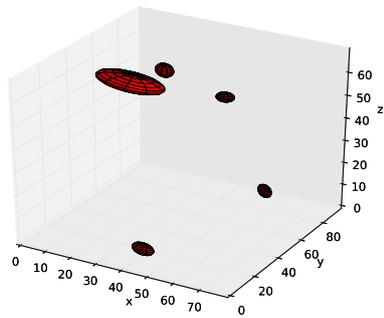
(b)



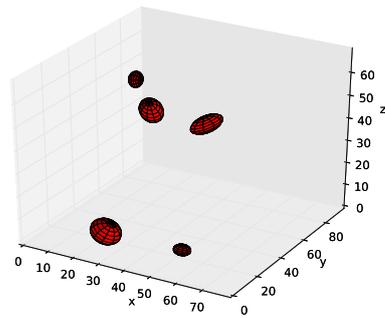
(c)



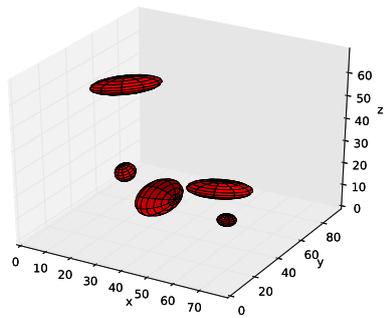
(d)



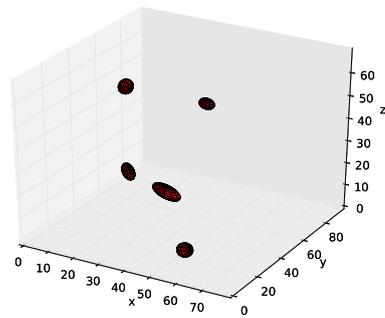
(e)



(f)

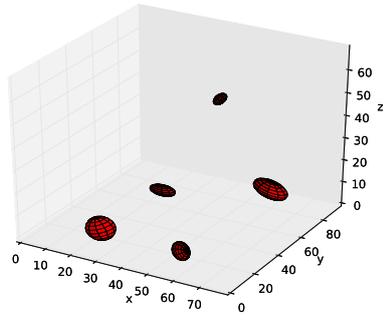


(g)

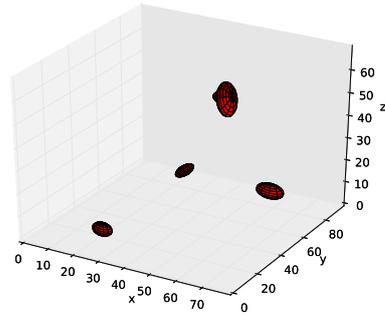


(h)

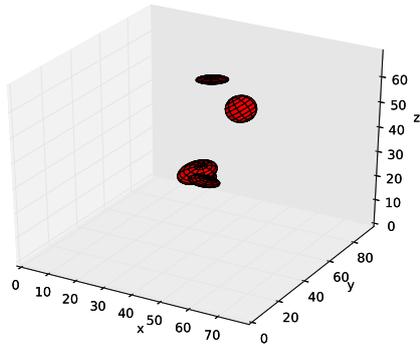
Fig. 20 左手タッピング時の賦活部位を立体で抽出した脳活動画像



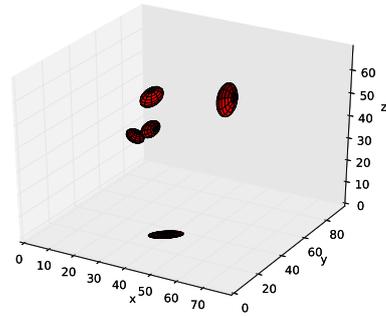
(a)



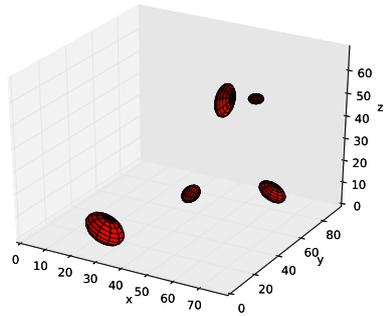
(b)



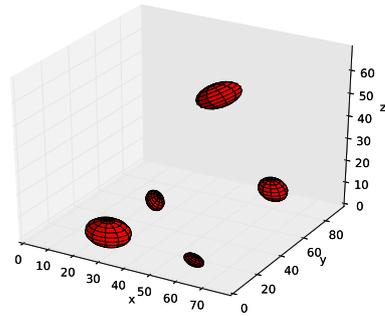
(c)



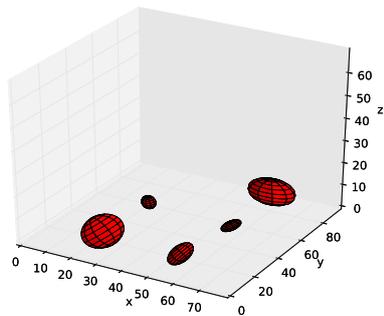
(d)



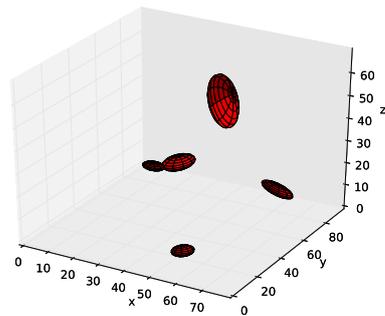
(e)



(f)



(g)



(h)

Fig. 21 右手タッピング時の賦活部位を立体で抽出した脳活動画像