

平成 27 年度

学士学位論文

# fMRI による脳情報デコーディングを用いた 人の表情理解の推定

Decoding of Human Face Expression induced by  
Visual Stimuli using fMRI Brain Signal

1160354 前原春菜

指導教員 吉田真一

2016 年 2 月 26 日

高知工科大学 情報学群

# 要 旨

## fMRI による脳情報デコーディングを用いた人の表情理解の 推定

前原春菜

表情とは人間の感情が顔に表れ、視覚的に読み取れる状態となったものであり、対人コミュニケーションにとって重要なツールである。人間は他人の表情を読み取り、何らかの感情を抱くものとする。この時の脳活動からその感情を推定できれば、コンピュータがその情報を手がかりにコミュニケーションに役立つ処理を行う、いわば BCI(Brain Computer Interface) も可能になると考える。

近年、脳情報デコーディングの研究が活発に行われている。感情に関するものでは、脳情報デコーディングを用いた人間の感情(快・不快)推定研究や人間の異なる顔の識別の研究がある。両研究とも、結果として識別率は約 80%の識別率を得ている。感情や顔の種類の識別が可能であることから、本研究では顔の表情から誘起される感情について、Paul Ekman により提唱されている人間の 6 つの基本感情(喜び、怒り、幸福、驚き、嫌悪、悲しみ)から“喜び”と“怒り”をとりあげ、この 2 つの推定を行う。2 つの表情画像を見て誘起される感情を fMRI による脳情報デコーディングを用いて実験を行う。識別には SVM(Support Vector Machine)、精度評価には交差検証法を用いて識別率を算出する。実験では、識別に使用したボクセル数は設定した ROI(関心領域)から得られたボクセルから数を変化させ最も高い識別率となるものを選択した。結果として、被験者 8 名中 3 名は 70~80%の精度で推定でき、5 名の被験者は 40~60%の精度であった。このことから人により表情の読み取りは推定可能であると結論づける。

キーワード 脳情報デコーディング, 表情, 喜び, 怒り, fMRI(functional Magnetic Res-

onance Imaging) , SVM(Support Vector Machine)

# Abstract

## Decoding of Human Face Expression induced by Visual Stimuli using fMRI Brain Signal

Haruna Maehara

For human communication, facial expression is important to understand emotion each other. In face to face communication, man reads facial expression of others, estimate his/her feeling, and have emotion his/herself. If the brain activity of the emotion can be retrieved, computers can use these information to make the communication better. It can be used for BCI(Brain-Computer Interface).

Recently brain decoding has been studied. For the research of emotion, brain decoding of positive and negative emotion has been studied using IAPS images. On the other hand, brain decoding of human face variety has been studied. These research achieve 80% accuracy to decode. In this thesis, the brain decoding of the emotion induced by facial expression is studied. Paul Ekman claims that there are 6 basic emotions for human emotion. The basic emotions are “ anger ”, “ disgust ”, “ sadness ”, “ happiness ”, “ joy ”, and “ surprise ”. In this study anger and joy are used to predict using brain decoding. Support vector machine is used as a classifier and cross validation is used for evaluate the performance. As a result, the performance for three subjects achieves 70-80% for the accuracy and the performance for five subjects is 40-60%. This thesis concludes the brain decoding can predict human emotion induced by facial expression.

**key words** Brain information decoding, Comfort, Discomfort, Human emotion, functional-Magnetic-Resonance-Imaging, Support-Vector-Machine

# 目次

第 1 章	序論	1
第 2 章	関連技術	3
2.1	Functional Magnetic Resonance Imaging(fMRI)	3
2.2	脳情報デコーディング	4
2.3	Support Vector Machine	6
2.4	交差検証法	7
第 3 章	実験	8
3.1	表情画像呈示実験	8
3.1.1	実験概要	8
3.1.2	被験者	8
3.1.3	MRI 装置	8
3.1.4	刺激画像	9
3.1.5	実験デザイン	9
3.1.6	判定ボタン	10
3.2	解析	10
3.2.1	画像変換	10
3.2.2	前処理	10
3.2.3	個人解析	11
3.2.4	集団解析	11
3.3	識別・精度評価	11
第 4 章	結果・考察	12
4.1	個人解析および BDTB からの識別率	12

## 目次

4.1.1	被験者 A . . . . .	15
4.1.2	被験者 B . . . . .	16
4.1.3	被験者 C . . . . .	17
4.1.4	被験者 D . . . . .	18
4.1.5	被験者 E . . . . .	19
4.1.6	被験者 F . . . . .	20
4.1.7	被験者 G . . . . .	21
4.1.8	被験者 H . . . . .	22
4.2	集団解析結果 . . . . .	23
4.3	判定ボタン . . . . .	24
<b>第 5 章</b>	<b>結論</b>	<b>25</b>
	謝辞	27
	参考文献	29
<b>第 6 章</b>	<b>付録：実験結果詳細</b>	<b>30</b>
6.1	被験者 A . . . . .	30
6.2	被験者 B . . . . .	31
6.3	被験者 C . . . . .	32
6.4	被験者 D . . . . .	33
6.5	被験者 E . . . . .	34
6.6	被験者 F . . . . .	35
6.7	被験者 G . . . . .	36
6.8	被験者 H . . . . .	37

# 目次

2.1	脳情報デコーディング . . . . .	5
2.2	SVM . . . . .	6
2.3	交差検証法 . . . . .	7
3.1	実験デザイン . . . . .	9
4.1	喜び・怒りの表情画像呈示時 . . . . .	15
4.2	喜び・怒りの表情画像呈示時 . . . . .	16
4.3	喜び・怒りの表情画像呈示時 . . . . .	17
4.4	喜び・怒りの表情画像呈示時 . . . . .	18
4.5	喜び・怒りの表情画像呈示時 . . . . .	19
4.6	喜び・怒りの表情画像呈示時 . . . . .	20
4.7	喜び・怒りの表情画像呈示時 . . . . .	21
4.8	喜び・怒りの表情画像呈示時 . . . . .	22
4.9	集団解析結果 . . . . .	23
6.1	個人解析結果 . . . . .	30
6.2	個人解析結果 . . . . .	31
6.3	個人解析結果 . . . . .	32
6.4	個人解析結果 . . . . .	33
6.5	個人解析結果 . . . . .	34
6.6	個人解析結果 . . . . .	35
6.7	個人解析結果 . . . . .	36
6.8	個人解析結果 . . . . .	37

# 表目次

2.1	fMRI の特徴 . . . . .	4
4.1	“ 喜び ” の表情画像呈示時 . . . . .	14
4.2	“ 怒り ” の表情画像呈示時 . . . . .	14
4.3	判定ボタン正答率 . . . . .	24



# 第 1 章

## 序論

表情とは，人間の感情が顔に表れたものであり，他人とコミュニケーションを取る際の重要なツールの 1 つである．人間が他人の表情を読み取る時の脳活動から感情の推定ができれば，より人にやさしい BCI 実現に貢献できると考える．

BCI 技術の 1 つとして，脳情報デコーディングの研究が活発に行われている．脳情報デコーディングとは，人に何らかの刺激を与えたときの脳活動を fMRI により計測をし，機械学習を用いることで，その刺激の推定やその人の状態を脳活動データから推定する技術である．fMRI は，機能的核磁気共鳴画像法の略称で，何らかの刺激によって脳が活動した時の活動した部位を可視化する撮像法のことである．それらの技術を用いた研究で，人間の感情推定の識別 [1] と人間の異なる顔の識別 [2] を行ったものがある．先行研究 [1] では，刺激の強い画像 IAPS(国際カラー画像セット) を用いて人間の快・不快感情の推定を行った．先行研究 [2] では，異なる顔画像と建物の画像を用いて，顔 vs 建物，男性の顔 vs 女性の顔，知っている顔 vs 知らない顔の 3 つの条件に対して実験を行った．両研究から，人間の快・不快感情と異なる顔の識別では識別率約 80%の結果が得られた．それらを踏まえ本研究では，ポール・エクマンにより提唱されている人間の基本の 6 つの感情 (喜び，怒り，幸福，悲しみ，驚き，嫌悪)[13] から“喜び”と“怒り”の表情の読み取りができるかを目的として研究を行う．

本論文の構成について，第 2 章では，本研究で使った関連技術 (fMRI，脳情報デコーディング，SVM(Support Vector Machine)，交差検証法) について示す．第 3 章では，“喜び”と“怒り”の表情画像呈示実験，統計解析専用ソフトウェア SPM(Statistical Parametric Mapping) による解析，SVM による機械学習による識別率の算出について示す．第 4 章で

は，“喜び”と“怒り”の表情画像呈示実験の各被験者の解析結果およびBDTBによる識別率を示し，そこから考えられる考察を示す．第5章では，本研究の結論を示す．

## 第 2 章

# 関連技術

### 2.1 Functional Magnetic Resonance Imaging(fMRI)

fMRI とは、機能的核磁気共鳴画像法 (functional Magnetic Resonance Imaging) の略称である。fMRI では、脳が活動した部分を直接的に示しているのではなく、統計的処理を行って脳が活動した可能性を示している。fMRI は脳が活動した部位を BOLD 効果 [小川 1989] に基づき検出している。BOLD 効果とは、ニューロン (神経細胞) が活動した時、酸素が大量に消費される。酸素が大量に消費されると酸素濃度が低下する。その直後、脳血流が急激に増え、オキシヘモグロビンの増加分に対してニューロンが消費しきれず MR 信号が増加する。このオキシヘモグロビンの増加が MR 信号の強度に関わる。オキシヘモグロビンとは酸素を含む赤血球のことであり、これは反磁性体であるため、このオキシヘモグロビンの増加により MR 信号は高くなる [8]。

fMRI の特徴を表 2.1 に示す。fMRI は脳機能画像解析法の 1 つである陽電子放出断層画像 (PET) と比較して放射線被爆が無いとされている。また、空間分解能とコントラスト分解能が優れている他に、造影剤などの注射が必要ないため非侵襲的である。さらに、傾斜磁場の方向を任意に変化させられることからあらゆる角度からの断面像が得られる [8]。

## 2.2 脳情報デコーディング

表 2.1 fMRI の特徴

長所	短所
放射線被爆が無い	全脳撮像の場合，時間分解能は 3 秒程度
空間分解能，コントラスト分解能に優れている	金属を持ち込めない (特に磁性体)
非侵襲的である	体内に金属 (磁性体の) がある被験者は実験不可
全ての角度の断面が撮像できる	金属の周辺にはアーチファクトが出る

## 2.2 脳情報デコーディング

脳情報デコーディング技術について述べる．脳情報デコーディングとは，その人が見ているものや運動，知覚，認知，心の内部状態などを fMRI と機械学習を用いて，脳活動信号から推定するという技術である．脳情報デコーディングは以下の 3 つのステップを基本としている [5] ．

1. 計測された脳活動データにラベル (条件) をつけ，知覚内容などを対応づける．
2. 脳活動データに対して機械学習を行い，デコーダを構築する．
3. 新しい脳活動データに対して，構築したデコードが正確にラベルを予測しているか評価する．

本研究で行った脳情報デコーディングの流れを図 2.1 に示す．まず初めに，fMRI にて刺激画像 (表情画像) を与え，脳活動データを計測する．その後，計測された脳活動データを統計検定による解析を行い，活動ボクセルを特定する．そしてそこから得られたボクセルを用いて機械学習を行う．機械学習には，ランダムフォレストやニューラルネットワーク，Sparse Logistic Regression などがあるが，先行研究 [4] により SVM が最も良い精度となることを示されている．よって今回の実験では SVM を用いて識別を行う．

## 2.2 脳情報デコーディング

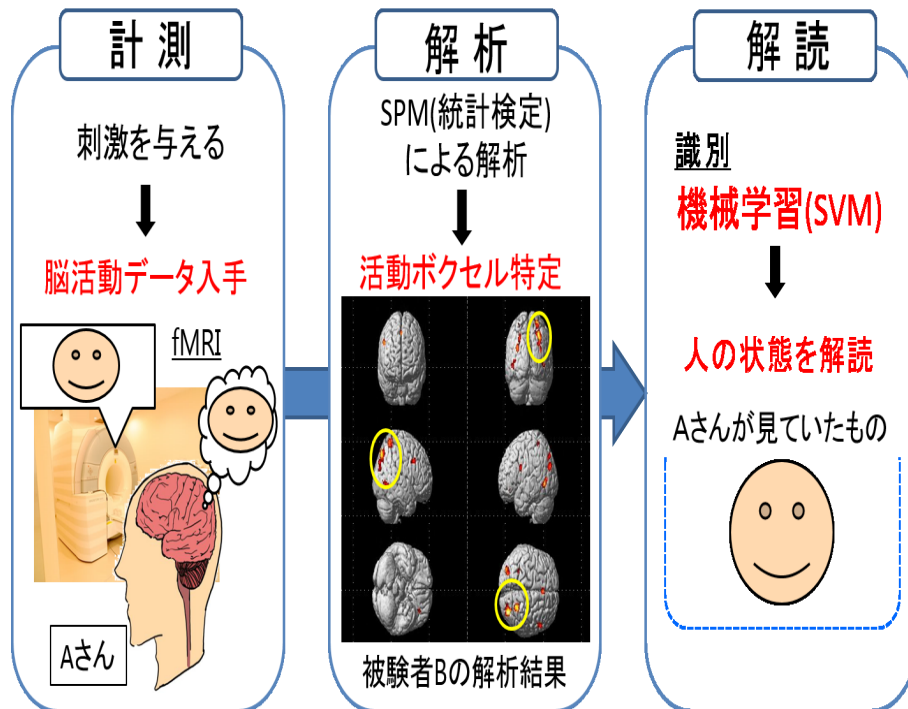


図 2.1 脳情報デコーディング

## 2.3 Support Vector Machine

SVM(Support Vector Machine) とは, Vapnik らが提案した教師あり学習によるパターン認識学習アルゴリズムの 1 つであり, 高い性能が得られるとされている。SVM は, 2 クラス線形識別関数の学習法の 1 つであり, マージンを最大にする識別平面を求めることで, 高い汎化性能を得る。マージン最大化は最適化問題を解くことで行う。マージンの最大化により, 未知のデータに対して正確な学習が行える。図 2.2 に SVM の原理を示す。2 次元の空間上にいくらかのベクトルが存在するとし, 各ベクトルはクラス X とクラス Y に属するものとする。この 2 つのクラスを図 2.2 のように分離することで識別平面と近いベクトルとのマージンを最大化し, 未知の入力ベクトルに対しても正しく識別できるようにする。識別平面に最も近いベクトルをサポートベクトルという [6]。

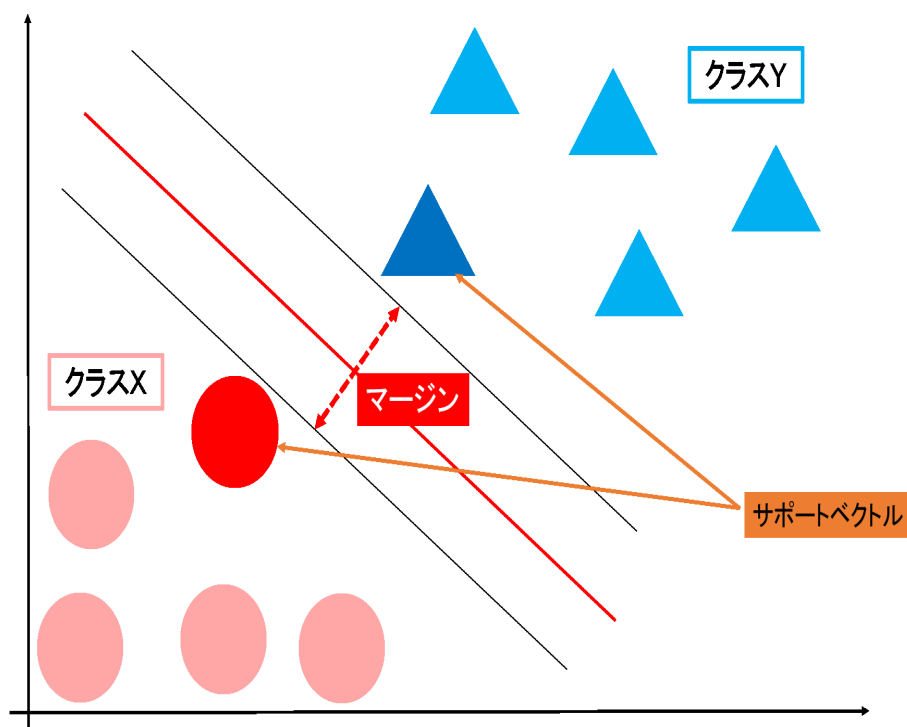


図 2.2 SVM

## 2.4 交差検証法

交差検証法とは、交差確認法または交差妥当法とも呼ばれ、データ数が少ない時に用いる精度評価法のことである。交差検証法を図 2.3 に示す。各クラスのデータをそれぞれ  $n$  個のグループに分割し、 $n-1$  個のグループのデータを用いて学習を行い、残りの 1 グループで予測を行う。これを  $N$  回分繰り返し行い、平均をとった値を性能予測値としている。得られたデータ全てを学習データとテストデータとするため、効率良く学習と評価が行える。しかしデータを  $n$  個のグループに分割することにより、分割によって偏りが生じる可能性があるため、交差確認法は分割を変えて繰り返し行い、その平均で誤識別率を予測することが必要であるとされている [6]。

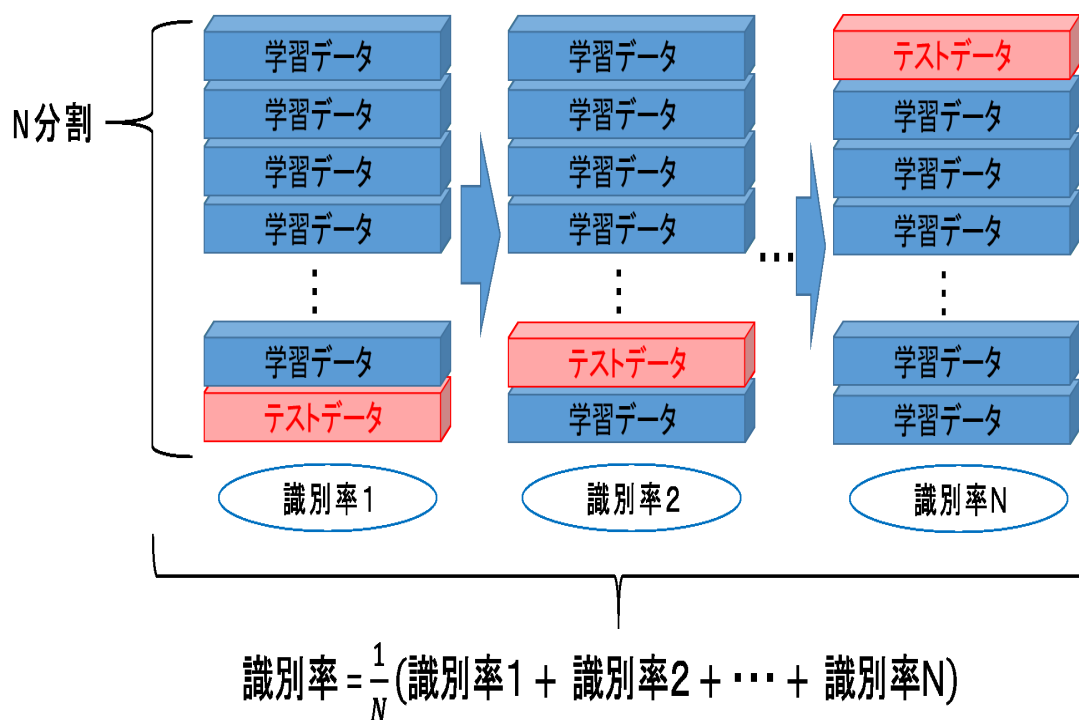


図 2.3 交差検証法

# 第 3 章

## 実験

本章では、本研究の実験概要、被験者、実験に用いた装置、実験画像、判定ボタンについて述べる。

### 3.1 表情画像呈示実験

#### 3.1.1 実験概要

本実験で使用する顔画像は、高知工科大学情報学群の学生の“喜び”の表情と“怒り”の表情をした 2 種類の顔画像を使用した。2 種類の画像を被験者にランダムに呈示し、fMRI で脳活動を撮像する、被験者には実験中に表情を答えてもらうため、判定ボタンも押してもらう。

#### 3.1.2 被験者

被験者は、心身ともに健康である 21 歳と 22 歳の男性 5 名、女性 3 名の計 8 名である。被験者 8 名には、実験前に本研究の実験内容、MRI 装置についての原理や安全性、個人情報保護についての説明をし、同意を得た上で本実験に参加をしてもらう。

#### 3.1.3 MRI 装置

本実験で用いる MRI 装置は、高知工科大学の脳コミュニケーションセンターにある MRI 装置 (3T) である。



### 3.1 表情画像呈示実験

#### 3.1.4 刺激画像

本研究で用いる刺激画像は，“喜び”と“怒り”の表情画像の2種類である．表情のみの画像にするため，背景および服の部分は灰色で塗りつぶす．灰色で塗りつぶすことで，色による顔の印象をなるべく統一させることができると考える．表情画像は会話の中での自然な表情を捉えるため，ムービーで撮ったものから，自然な表情をキャプチャしたものである．また，被験者にとって知っている顔の方が感情が誘起されやすいと考え，表情画像は全て被験者にとって知っている人の顔である．刺激呈示には Presentation[7] を使用する．

#### 3.1.5 実験デザイン

被験者に呈示する実験デザインを図 3.1 に示す．実験デザインは，BOLD 信号のタスクに対する感度が高く，鮮明な脳の賦活画像が撮りやすいブロックデザインとしている [8]．1 試行 216 秒間脳活動を撮像する．これを各被験者に 8 試行行う．実験画像呈示の詳細について，まず撮像直後は脳の安定化をはかるため，レストとなる黒背景を 5 スキャン呈示する．その後刺激画像を 5 スキャン呈示し，刺激画像間には BOLD 信号を下げるため黒背景を 3 スキャン呈示する．刺激画像は被験者一人に対して“喜び”の表情画像 32 枚，“怒り”の表情画像 32 枚の合計 64 枚をランダムに呈示する．ただし，被験者 E は“喜び”の表情画像 35 枚，“怒り”の表情画像 29 枚，被験者 F は“喜び”の表情画像 36 枚，“怒り”の表情画像 28 枚である．

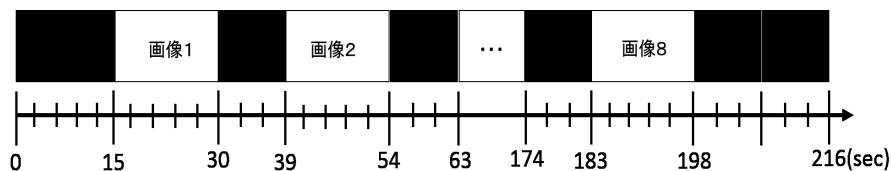


図 3.1 実験デザイン

## 3.2 解析

### 3.1.6 判定ボタン

被験者に見ている表情をリアルタイムで答えさせるため、判定ボタンを使用する。ボタンを押すタイミングは刺激画像呈示時に運動野に賦活が出ないようにするため刺激画像呈示後に呈示される黒背景（レスト）の時に押しってもらう。判定ボタンは、喜んでいるか、怒っているか、判定不能の3つのボタンを使用する。被験者には実験前に、実験タスクに使用した画像とは違う画像で練習を行ってもらう。

## 3.2 解析

喜び・怒りの表情画像呈示時の脳の賦活ボクセルを特定するため、SPM8を用いた解析を行う。SPM(Statistical Parametric Mapping)とは、脳機能画像解析用に作られた国際基準の専用ソフトウェアのことである。前処理と個人解析および集団解析にはSPM8を使用する[8]。

### 3.2.1 画像変換

fMRI装置で得られる脳画像はDICOM形式で保存されるため、SPMで解析処理を行うためにはAnalyze形式に画像変換する必要がある。画像変換にはフリーソフトウェアであるMRIConvert[9]を用いる。

### 3.2.2 前処理

計測した脳画像データを解析する前に、データの前処理を行う必要がある。使用するソフトウェアはSPM8で行う。前処理には3つあり、Realignment, Normalisation, Smoothingを順番に行う。Realignmentとは、計測中の頭部の位置ずれを補正することである。Normalisationとは、Realignmentで処理されたデータは個人脳であるため、MNI(Montreal Neurological Institute)の標準脳に調整する。Smoothingでは、MRIにはノイズが多く含まれているためノイズ除去を行う。3つの前処理を行う前に、撮像開始直後の脳画像にはノ

### 3.3 識別・精度評価

イズが多く含まれているため、各ランの初め 2 スキャン分の脳画像は前処理を行う前に除去する必要がある [8] .

#### 3.2.3 個人解析

個人解析では、喜び・怒りの表情画像呈示時の賦活ボクセルの特定を SPM8 を用いて行う。個人解析の流れを以下に示す [8] .

1. 前処理が完了した脳活動データを一般線形モデル (GLM) に組み込む
2. 1 で作成された mat ファイルを用いて GLM の説明変数の偏回帰係数の計算を行う
3. 比較対象の条件間のコントラストを作成

本研究での比較する条件は以下の 2 条件である .

1. “ 喜び ” の表情画像呈示時に対しての “ 怒り ” の表情画像呈示時に有意な差
2. “ 怒り ” の表情画像呈示時に対しての “ 喜び ” の表情画像呈示時に有意な差

#### 3.2.4 集団解析

集団解析では、各被験者の個人解析から得られたコントラストファイルを用いることで母集団についての検討を行う [8] .

### 3.3 識別・精度評価

学習には SVM(Support Vector Machine) , 精度評価には交差検証法を用いた . 今回の実験では、実験タスクは各被験者 8 回のため、データを 8 分割し、7 グループで学習、1 グループで予測としグループを換えていき、データ全ての結果を平均して精度を算出した . 識別に使用したボクセル数は、設定した ROI(関心領域) から得られたボクセル数から選ぶ .

## 第 4 章

# 結果・考察

### 4.1 個人解析および BDTB からの識別率

刺激画像 (“ 喜び ”, “ 怒り ”) 呈示時の被験者 8 名分の脳活動を SPM8 にて個人解析をした結果と, SVM による機械学習から交差検証法によって算出した識別率を表 1, 2 に示す. 表 1, 2 より, 被験者 8 名中 3 名 (被験者 B, E, G) が 70~80% となり, 5 名 (被験者 A, C, D, G, H) が 40~60% という精度であった. 結果, 人により表情の読み取りは推定可能であることがわかった. 今回の実験では, BDTB[10] にデフォルトとして設定されていたボクセル数 (上位 200 ボクセル) では識別率はチャンスレベル 50% を越えなかった. そこで, 識別に使用するボクセル数を, 設定した ROI (関心領域) から得られたボクセル数から選んでいった. 結果として被験者によっては識別率が高くなる場合があることがわかった. 各被験者の結果について, 被験者 A 以外は 2 条件のうちどちらかはチャンスレベル (50%) を超えている. これは被験者 A にとって, 表情画像があまり刺激的ではなかったと考えられる. 各被験者の解析結果を次ページに示す. 各被験者が共通して賦活していた部位は主に視覚, 思考, 認知の機能を持つ部位であった. 表情の認知にかかわる脳部位は一般的に扁桃体と報告がある. しかし, 今回の実験からでは扁桃体の賦活は見られなかった. また, 判定ボタンの結果より, “ 喜び ” の表情画像の正答率は平均 100% であったことに対して “ 怒り ” の表情画像の正答率は平均 88.75% であった. このことから, 画像のみからでは感情はあまり誘起されなかったとわかる. “ 喜び ” という表情は画像からでも感情が感じやすいが, “ 怒り ” という表情は静止画像のみだけでは感じられにくいということもわかった. 今後の課題として, 画像の選定をより考慮すること, 実験環境の改善, 特徴選択法の変更があげられ

#### 4.1 個人解析および BDTB からの識別率

る．画像の選定では，判定ボタンより“怒り”の正答率が平均して 88.75%であったことからより怒っていると感じられる画像を使用すれば違った結果になると考えられる．実験環境の改善では，被験者の中には「実験中眠たく感じた」という人が多かった．今回，より被験者に集中してもらうため判定ボタンを用いたが，MRI の中は暖かく，30 分程度拘束されているため眠く感じてしまうと考えられる．しかし機械学習にはデータ数は多いほうが良いため，実験回数はこのままで日をわけて実験を受けてもらうなどの改善が必要である．特徴選択法の変更では，今回識別した際に用いたボクセルは，個人解析から得られたデータから主観的に選択したものである．その主観性を無くすため，コンピュータによる特徴選択法を試すことで結果が良くなると考えられる．また，今回の実験から，人間の“喜び”と“怒り”の表情は人により推定可能という結果が得られたが，識別に使用した脳のボクセルが必ずしも表情の識別を表しているとは限らない．これは従来の脳情報デコーディングの研究からでも，デコードは成功したが，使ったボクセル必ずしもその条件の情報は表現しているとはわからないと報告がある [5]．識別率が高い被験者 (B, E, G) の識別に使用したボクセルが脳のどの部位かわかり，3 人とも共通であればそこが表情の識別に関する脳部位であることがわかるかもしれない．将来の展望として，人間の表情から感情を誘起するには画像のみでは誘起されにくいことがわかったため，実際にビデオ通話システム等を用いて被験者と会話しながら脳活動を撮像できるようになれば人間の表情の読み取りはより正確になっていくと考えられる．

#### 4.1 個人解析および BDTB からの識別率

表 4.1 “ 喜び ” の表情画像呈示時

被験者	識別率	use-vox	roi-vox
被験者 A	44%	6	6
被験者 B	<b>75%</b>	50	96
被験者 C	53%	50	212
被験者 D	39%	3	3
被験者 E	<b>88%</b>	10	31
被験者 F	58%	200	421
被験者 G	63%	1	5
被験者 H	36%	4	4

( use-vox:使用したボクセル,roi-vox:ROI として抽出されたボクセル)

表 4.2 “ 怒り ” の表情画像呈示時

被験者	識別率	use-vox	roi-vox
被験者 A	44%	9	9
被験者 B	42%	9	9
被験者 C	55%	10	25
被験者 D	69%	73	73
被験者 E	78%	40	45
被験者 F	55%	1	1
被験者 G	<b>70%</b>	10	10
被験者 H	55%	10	21

( use-vox:使用したボクセル,roi-vox:ROI として抽出されたボクセル)

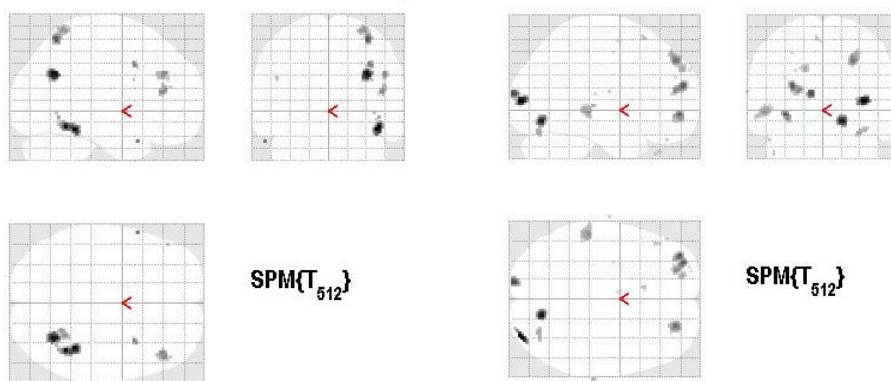
## 4.1 個人解析および BDTB からの識別率

### 4.1.1 被験者 A

被験者 A の脳活動データを解析した結果を図 4.1 に示す。被験者 A は、有意水準  $p < 0.001$  では“怒り”の表情画呈示時に対して“喜び”の表情画像呈示時の脳活動で賦活ボクセルは出てこなかった。そこで、有意水準を  $p < 0.01$  に下げ、そこから得られた賦活ボクセルから ROI ファイルを作成した。図 4.1[1] の最も高い  $t$  値は 2.89 であり、ROI 作成時にはブロードマン野 17~19, 37, 39 を選択した。これらは視覚や知覚の機能を持つ部位である。図 4.1[2] の最も高い  $t$  値は 3.02 であり、ROI 作成時にはブロードマン野 9~12, 17~19 を選択した。これらは思考、認知、視覚の機能を持つ部位である。識別率が 2 条件どちらも低い理由は水準を下げたことでノイズが多くなったことが考えられる。また、被験者 A にとって今回呈示した表情画像からあまり刺激が得られなかったことも考えられる [11]。

解析時のパラメータは以下の通りである。

1. TR : 3090ms
2. ヘッドコイル : 32ch
3. 有意水準 : 0.01



[1] 喜びの表情画像呈示時

[2] 怒りの表情画像呈示時

図 4.1 喜び・怒りの表情画像呈示時

## 4.1 個人解析および BDTB からの識別率

### 4.1.2 被験者 B

被験者 B の fMRI データを解析した結果を図 4.2 に示す。被験者 B は 2 条件とも有意水準  $p < 0.001$  で賦活ボクセルの特定ができた。図 4.2[1] より最も高い  $t$  値は 4.05 であり、ROI 作成時にはブロードマン野 7, 17~19 を選択した。これらは知覚、視覚の機能を持つ部位である。図 4.2[2] より最も高い  $t$  値は 4.11 であり、ROI 作成時にはブロードマン野 17~19 を選択した。これらは視覚、色覚、奥行き機能を持つ部位である [11]。

解析時のパラメータは以下の通りである。

1. TR : 3090ms
2. ヘッドコイル : 32ch
3. 有意水準 : 0.001

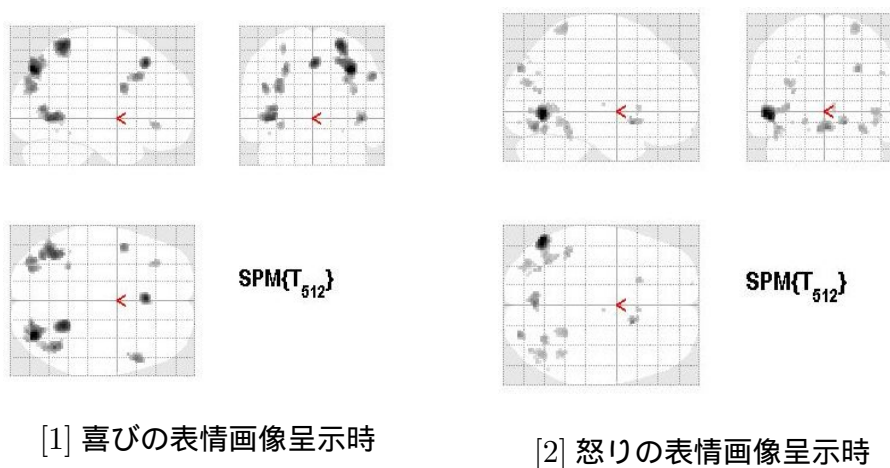


図 4.2 喜び・怒りの表情画像呈示時



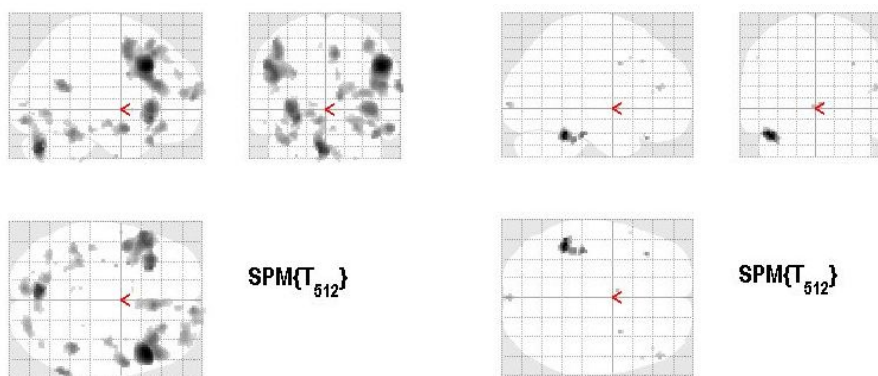
## 4.1 個人解析および BDTB からの識別率

### 4.1.3 被験者 C

被験者 C の fMRI データを解析した結果を図 4.3 に示す。被験者 C は 2 条件とも有意水準  $p < 0.001$  で賦活ボクセルの特定ができた。図 4.3[1] より最も高い  $t$  値は 5.11 であり、ROI 作成時にはブロードマン野 9 ~ 19, 23 ~ 40, 44 ~ 47 を選択した。これらは思考, 認知, 視覚, 情動, 記憶などの機能を持つ部位である。図 4.3[2] より最も高い  $t$  値は 4.04 であり、ROI 作成時にはブロードマン野 37, 20, 21 を選択した。これらは知覚, 視覚, 形態視の機能を持つ脳部位である [11]。

解析時のパラメータは以下の通りである。

1. TR : 3090ms
2. ヘッドコイル : 32ch
3. 有意水準 : 0.001



[1] 喜びの表情画像呈示時

[2] 怒りの表情画像呈示時

図 4.3 喜び・怒りの表情画像呈示時

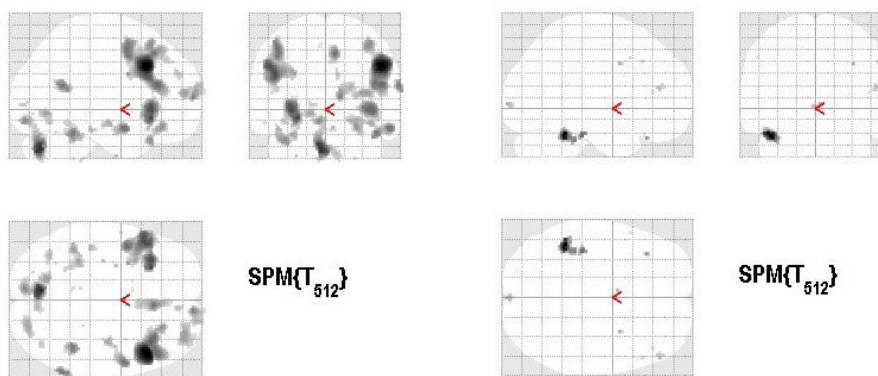
## 4.1 個人解析および BDTB からの識別率

### 4.1.4 被験者 D

被験者 D の fMRI データを解析した結果を図 4.4 に示す。被験者 D は 2 条件とも有意水準  $p < 0.001$  で賦活ボクセルの特定ができた。図 4.4[1] より最も高い  $t$  値は 4.15 であり、ROI 作成時にはブロードマン野 9~12 を選択した。これらは思考、認知、運動企図の機能を持つ脳部位である。図 4.4[2] より最も高い  $t$  値は 4.34 であり、ROI 作成時にはブロードマン野 7~16, 20~22, 39~47 を選択した。これらは思考、認知、形態視、知覚などの機能を持つ脳部位である [11]。

解析時のパラメータは以下の通りである。

1. TR : 3090ms
2. ヘッドコイル : 32ch
3. 有意水準 : 0.001



[1] 喜びの表情画像呈示時

[2] 怒りの表情画像呈示時

図 4.4 喜び・怒りの表情画像呈示時

## 4.1 個人解析および BDTB からの識別率

### 4.1.5 被験者 E

被験者 E の fMRI データを解析した結果を図 4.5 に示す。被験者 E は 2 条件とも有意水準  $p < 0.001$  で賦活ボクセルの特定ができた。図 4.5[1] より最も高い  $t$  値は 4.82 であり、ROI 作成時にはブロードマン野 9~12 を選択した。これらは思考、認知、運動企図の機能を持つ脳部位である。図 4.4[2] より最も高い  $t$  値は 5.92 であり、ROI 作成時にはブロードマン野 9~12 を選択した [11]。

解析時のパラメータは以下の通りである。

1. TR : 3480ms
2. ヘッドコイル : 32ch
3. 有意水準 : 0.001

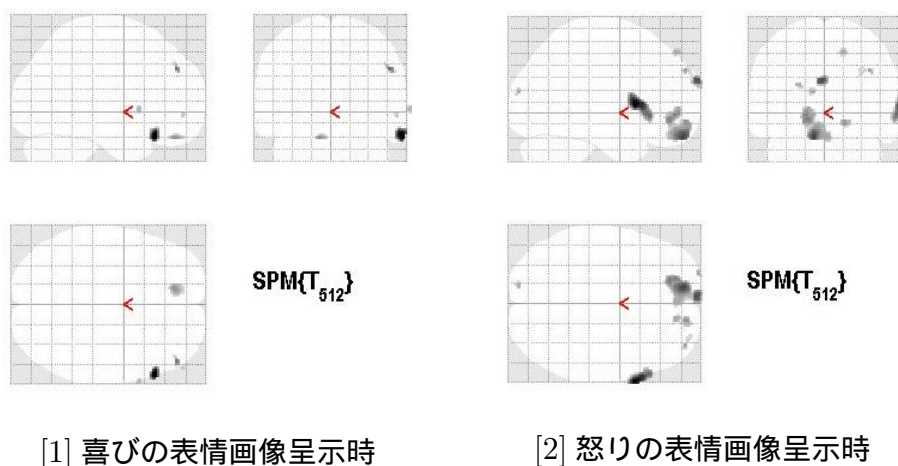


図 4.5 喜び・怒りの表情画像呈示時

## 4.1 個人解析および BDTB からの識別率

### 4.1.6 被験者 F

被験者 F の fMRI データを解析した結果を図 4.6 に示す。被験者 F は 2 条件とも有意水準  $p < 0.001$  で賦活ボクセルの特定ができた。図 4.6[1] より、有意水準  $p < 0.001$  で解析を行うとボクセル数が多すぎたため、水準を  $p < 0.0001$  と高くした。最も高い  $t$  値は 9.51 であり、ROI 作成時にはブロードマン野は 17~19, 37 を選択した。これらは視覚、知覚の機能を持つ脳部位である。図 4.6[2] より最も高い  $t$  値は 3.72 であり、ROI 作成時には外側膝状体、後外側核を選択した。これらは視覚処理を行う視床領域の一部であり、外側膝状体からの線維は一次視覚野に到達する。この投射は視覚認知にとって重要とされている [11]。

解析時のパラメータは以下の通りである。

1. TR : 3480ms
2. ヘッドコイル : 32ch
3. 有意水準 : 0.0001

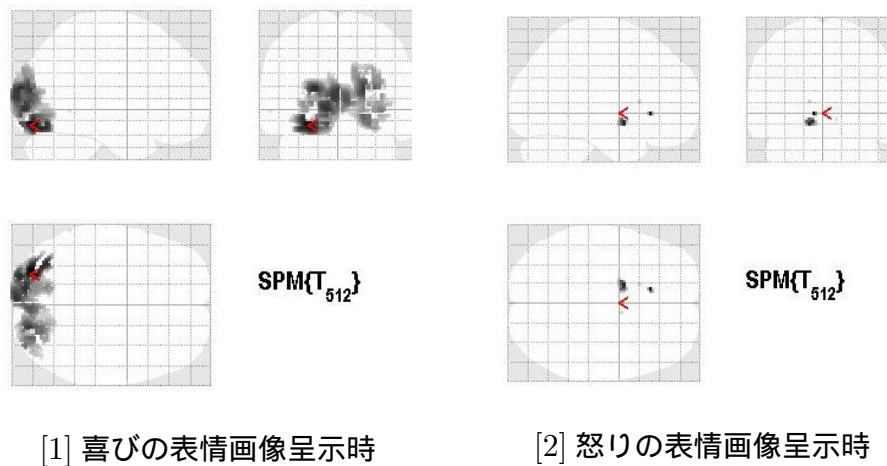


図 4.6 喜び・怒りの表情画像呈示時

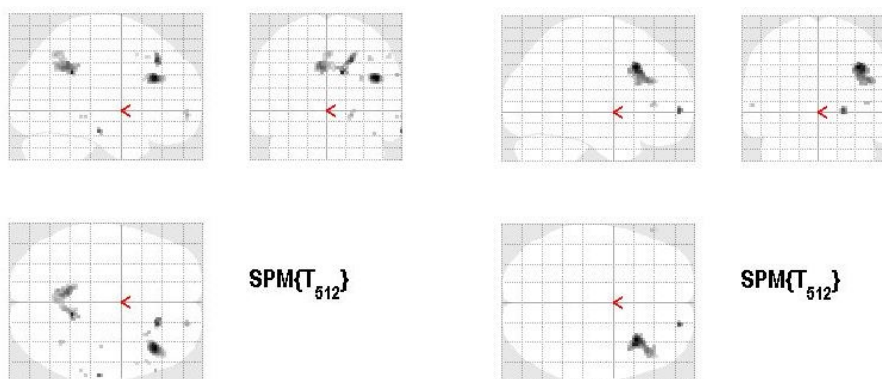
## 4.1 個人解析および BDTB からの識別率

### 4.1.7 被験者 G

被験者 G の fMRI データを解析した結果を図 4.7 に示す。被験者 G は 2 条件とも有意水準  $p < 0.001$  で賦活ボクセルの特定ができた。図 4.7[1] より最も高い  $t$  値は 3.70 であり、ROI 作成時にはブロードマン野 9, 46 を選択した。これらは思考、認知の機能を持つ脳部位である。図 4.7[2] より最も高い  $t$  値は 3.59 であり、ROI 作成時にはブロードマン野 9, 11 ~ 16, 25 ~ 33, 34 ~ 36, 46, 47 を選択した。これらは視覚、情動、思考、認知の機能を持つ脳部位である [11]。

解析時のパラメータは以下の通りである。

1. TR : 3480ms
2. ヘッドコイル : 32ch
3. 有意水準 : 0.001



[1] 喜びの表情画像呈示時

[2] 怒りの表情画像呈示時

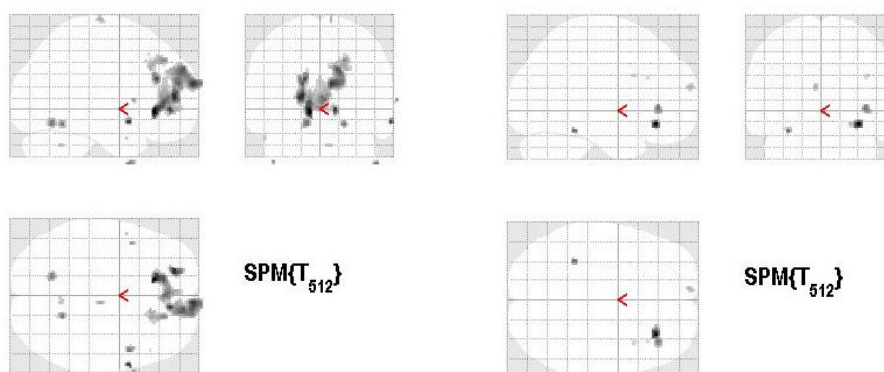
図 4.7 喜び・怒りの表情画像呈示時

## 4.1 個人解析および BDTB からの識別率

### 4.1.8 被験者 H

被験者 H の fMRI データを解析した結果を図 4.8 に示す。被験者 H は 2 条件とも有意水準  $p < 0.001$  で賦活ボクセルの特定ができた。図 4.8[1] より最も高い  $t$  値は 4.00 であり、ROI 作成時にはブロードマン野 9~12, 23~27 を選択した。これらは思考、認知、情動の機能を持つ脳部位である。図 4.8[2] より最も高い  $t$  値は 4.02 であり、ROI 作成時にはブロードマン野 9~12, 45~47 を選択した。これらは思考、認知の機能を持つ脳部位である [11]。解析時のパラメータは以下の通りである。

1. TR : 3480ms
2. ヘッドコイル : 32ch
3. 有意水準 : 0.001



[1] 喜びの表情画像呈示時

[2] 怒りの表情画像呈示時

図 4.8 喜び・怒りの表情画像呈示時

## 4.2 集団解析結果

### 4.2 集団解析結果

被験者 8 人分のデータを集団解析した結果を図 3.2 に示す．図 3.2[1] について，賦活部位はブロードマン野 40, 41 の下頭頂下葉である．ここは主に知覚，視覚，読字，言語の機能である．図 3.2[2] について，有意水準  $p < 0.001$  では賦活が見られなかったため，有意水準  $p < 0.01$  としている．賦活部位はブロードマン野 19 の内側および外側後頭回である．ここは主に視覚，色覚，動き，奥行き機能である．図 3.2 より，表情の認知に関する脳部位として報告がある扁桃体の賦活は見られなかった．判定ボタンの結果より，全く賦活しなかったとは考えにくい．扁桃体も少しは賦活したが，それよりも視覚などの方が強く賦活してしまっただと考えられる [11] ．

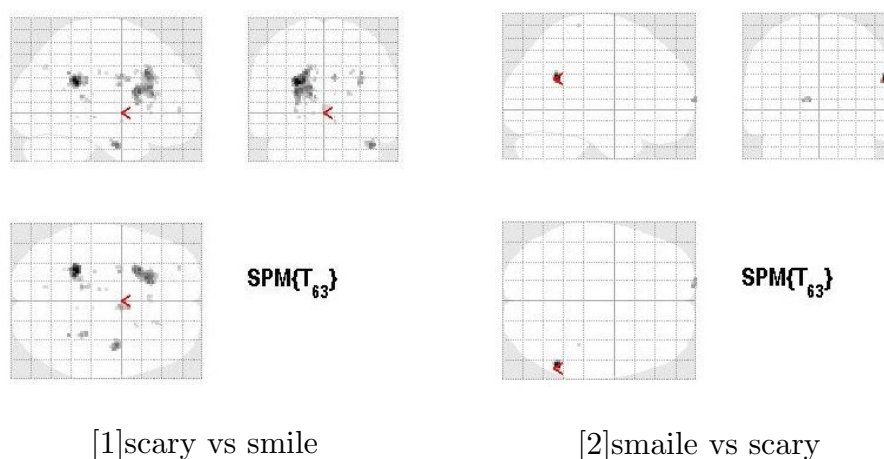


図 4.9 集団解析結果

#### 4.3 判定ボタン

### 4.3 判定ボタン

各被験者の判定ボタンの結果を表 4.9 に示す。“喜び”の表情画像には正答率 100%であったのに対して，“怒り”の表情画像の正答率は平均して 88.75%であった。このことから，“喜び”の表情は画像（表情）のみでも感情が感じやすいが，“怒り”の表情は画像（表情）のみでは感情は感じられにくいということがわかった。相手が“怒っている”と感じるには、その人の雰囲気や声が必要であると考えられる。表情画像を撮る際、笑った顔（喜んでいる顔）は自然と会話の中で出てきたが、怒った顔はなかなか出てこなかった。人によって怒った顔は真顔であったり、普段あまり怒らない人は絵画などにあるような怒った顔のイメージがしにくいということがあった。判定ボタンを用いることで、実験後にアンケートをとるよりも正確な結果が得られると考える。しかし、ボタンを押そうとして無意識にタスク中に指が動いてしまったりして運動野に刺激がされた結果があるため、タスクの時間を伸ばし解析時の前処理の段階でその部分のスキャンを削除するなどの工夫が必要であると考えられる。

表 4.3 判定ボタン正答率

被験者	喜び (%)	怒り (%)	判定不能回数
被験者 A	100	81	6
被験者 B	100	84	5
被験者 C	100	93	2
被験者 D	100	87	4
被験者 E	100	90	3
被験者 F	100	75	8
被験者 G	100	100	0
被験者 H	100	100	0



# 第 5 章

## 結論

表情とは、人間の感情が表れたものであり、コミュニケーションには欠かせないものである。人が人の表情から感情を読み取る時の脳活動から、その感情の読み取りができれば、より人にやさしいコンピュータの構築が可能となる。本研究は、Paul Ekman により提唱されている人間の基本の 6 つの感情 (喜び, 怒り, 幸福, 悲しみ, 驚き, 嫌悪) から “喜び” と “怒り” の表情の読み取りは推定可能であるかを目的とした研究である。本研究で行った実験について、脳計測には fMRI, 機械学習アルゴリズムには SVM, 精度評価には交差検証法, リアルタイムで表情を答えてもらうため判定ボタンを用いて行った。結果、被験者 8 名中 3 名から 70~80% の識別率が得られ、5 名から 40~60% の識別率が得られた。判定ボタンの結果より、“喜び” の表情画像の正答率は平均 100% に対して “怒り” の正答率は平均 88.75% であった。よって、人間の表情 (喜び, 怒り) の読み取りは人により可能ということがわかった。今後の課題として、刺激画像の選定をより考慮すること、実験環境の改善、特徴選択法の変更があげられる。刺激画像の選定について、今回の実験からでは表情認知に関わる脳部位である扁桃体の賦活は見られなかった。これは、判定ボタンの結果より、表情の読み取りは画像のみからでは感じにくいということが考えられる。実験環境の改善については、被験者は約 30 分程度 MRI の中で拘束されるため、試行回数が多いと疲れや眠気がどうしても出てしまう。しかし、機械学習にはデータ数が多いため試行回数はそのままで、日をわけて実験を行うなどの工夫が必要である。特徴選択法の変更については、今回設定した ROI (脳の関心領域) には主観性がある。この主観性を無くすために、コンピュータによる特徴選択法を試すことで結果は良くなると考えられる。

本研究の結果から、個人差はあるが “喜び” と “怒り” の表情の推定は可能ということか

ら他の表情 (幸福, 悲しみ, 驚き, 嫌悪) の読み取りも推定可能と考えられる。人間の表情から感情の推定ができるようになれば, その情報を手がかりにコンピュータがコミュニケーションに役立つ処理を行う BCI も可能になると考えられる。

# 謝辞

本研究を進めるにあたり、優しくご指導いただいた高知工科大学情報学群 吉田真一准教授に心から感謝いたします。吉田先生には、3年の研究室配属の時からお世話になりました。優しく丁寧に ITNews や輪講でわからないところなど教えてくださいました。また、実験の日にはご飯を食べに連れていってくださったり、就職活動時にも、志望動機や自己 PR を一緒に考えてくださったり、研究以外にも本当にお世話になりました。大学2年間を吉田研究室で過ごせてとても楽しかったです。本当にありがとうございました。

高知工科大学情報学群 島村和典教授ならびに繁榎博昭准教授には、本研究の副査をしていただきました。島村先生には、専門外の内容にもかかわらずしっかりと梗概を見ていただいたり、細かなご指摘をいただいたりしました。繁榎先生には、心理学的な意見も含めたご指摘をしていただいたり、実験へのアドバイス等もいただきました。島村先生と繁榎先生のおかげでより良い研究となりました。お忙しい中、本当にありがとうございました。

卒業された先輩方の山本朋依氏、中路友梨氏、高橋宏和氏にもお世話になりました。SPM や BDTB の使い方について仕事終わりに電話やメッセージで教えてくださいました。先輩方のおかげで研究がとても進みました。本当に感謝しています。また、山本朋依氏には就職活動時には家に泊めていただいたり遊びに連れて行ってくれたりなど、とても楽しかったです。中路友梨氏には、相談事を聞いていただいたりなど、研究でいきづまった時に励ましてくれました。本当にありがとうございました。

研究室の先輩や同期、後輩の方々にもお世話になりました。修士2年の松尾達郎氏には、パソコンの不具合を直していただいたり、発表スライドを見ていただいたりなど、日常で困った時はよく助けていただきました。配属当初はちょっと怖い先輩と思っていましたが、4年時には3年時よりお話しもしていただくようになり、優しい頼りになる先輩でした。感謝しています。

同期の4年生とは、3年時の配属から仲良くなりました。西本高志氏には、輪講では難し

## 謝辞

そうなところもさらっと解決したり，幹事など率先してしてやってくれていたりなど，本当にハイスペックで凄いと思いました．余談ですが目の保養としていつもありがとうございました．これからもその格好良さを失わずに頑張ってください．川上雄仁氏とは，ソフトウェア工学でも同じ班でした．川上氏に聞けば全て解決みたいな私の中で謎の安心感がありました．ネットワーク系だけでなく他の分野にも詳しくて，凄いと思いました．これからも頑張ってください．塩見氏には，私の失礼な発言にも怒らず応えてくれていました．その心の深さは塩見氏ならではだと思います．これからも頑張ってください．田中彰三氏とは，川上氏と同様ソフトウェア工学で同じ班でした．田中氏は同期の中でもムードメーカー的存在でした．これからも頑張ってください．同期の皆様には，この2年間たくさん迷惑もかけたしお世話になりました．研究室での生活はとても楽しかったです．皆様が同期で良かったです．感謝しています．

3年生の皆様には，これから就職活動や院進，卒業研究と忙しい1年になるとは思いますが，皆様なら大丈夫だと思います．残りの学生生活，楽しんでください．

最後に，この大学生活を支えてくれた家族，友達に深く感謝しています．皆様のおかげで楽しい大学生活を送ることができました．私を支えてくれました皆様へ感謝の気持ちとお礼を申し上げたく，謝辞にかえさせていただきます．

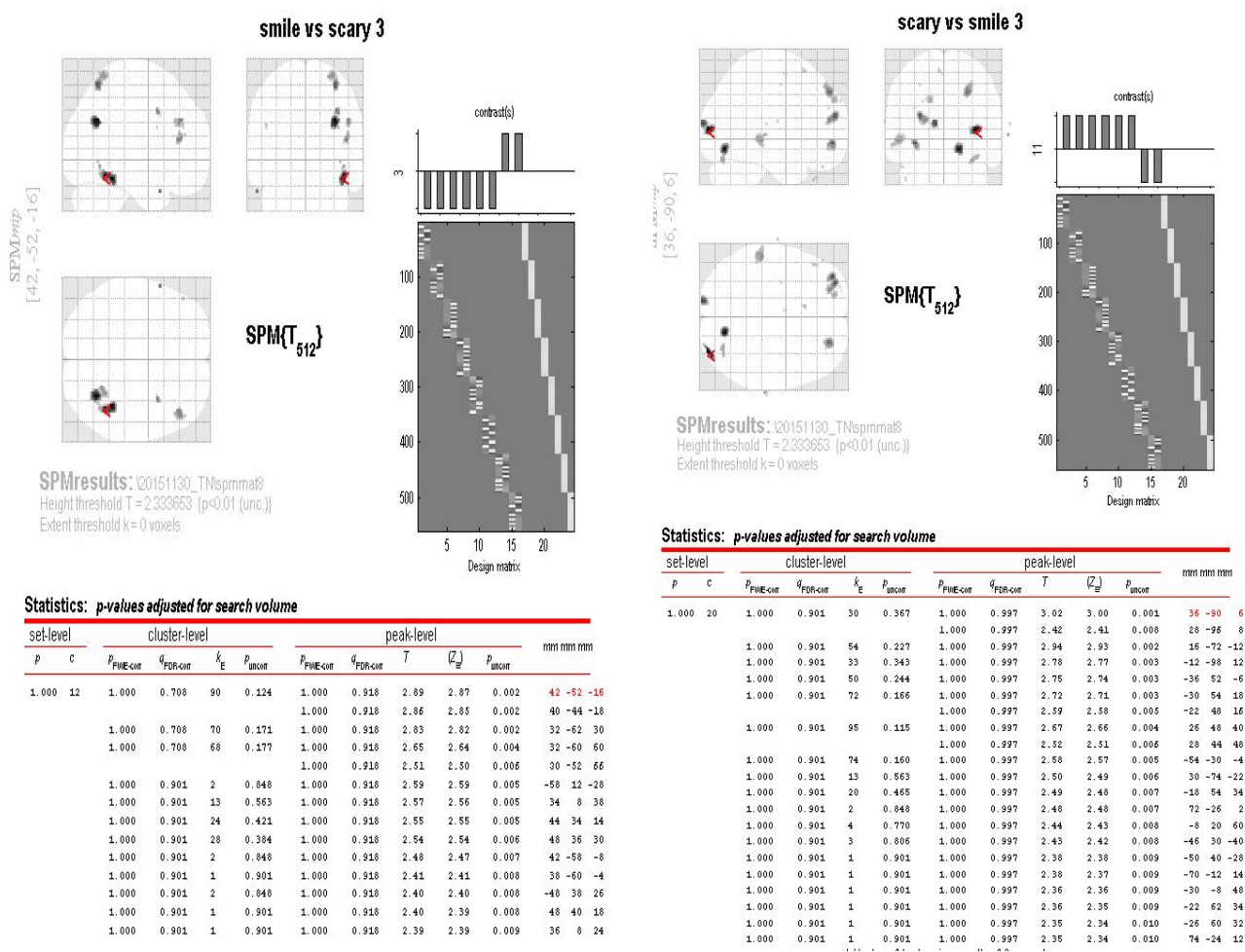
# 参考文献

- [1] 高橋宏和, “ fMRI による脳情報デコーディングを用いた快・不快画像の識別 ”, 平成 26 年度学士学位論文, 2015 .
- [2] 山本朋依, “ fMRI による脳情報デコーディングを用いた顔画像の識別 ”, 平成 26 年度 学士学位論文, 2015 .
- [3] 菊池吉晃, 妹尾淳史, 安保雅博, 渡邊修, 米本恭三, “ SPM8 脳画像解析マニュアル fMRI, 拡散テンソルへの応用 ”, 医歯薬出版株式会社, 2012, p10-12, p64-111 .
- [4] 小池規枝, “ fMRI を用いた脳情報デコーディングに適した機械学習 ”, 平成 24 年度学 士学位論文, 2015 .
- [5] 「脳を活かす」研究会, “ ブレインデコーディング ”, オーム社, 2007 .
- [6] 平井有三, “ はじめてのパターン認識 ”, 森北出版株式会社, 2012 .
- [7] Presentation , neurobehavioralsystems , <http://www.neurobs.com/> , 2016
- [8] SPM-8 Statistical Parametric Mapping , <http://www.fil.ion.ucl.ac.uk/spm/software/spm8/> , 2016
- [9] MRIConvert , yanifty DICOM file converter , <http://lcn.uoregon.edu/downloads/mriconvert> , 2016
- [10] Brain Decoder Toolbox ATR - DN<sub>i</sub> , <http://www.cns.atr.jp/dni/download/brain-decoder-toolbox/> , 2016
- [11] ジョン・H・マーティン, 野村巖, 金子武嗣, “ マーティン 神経解剖学 テキストとアトラス ”, 2007 , p38,39 , p130-133 .
- [12] 光戸利奈, 橋本優花里, “ 表情認知のメカニズムとその障害について ”, 福山大学こころの健康相談室紀要 第 4 号 .

# 第 6 章

## 付録：実験結果詳細

### 6.1 被験者 A



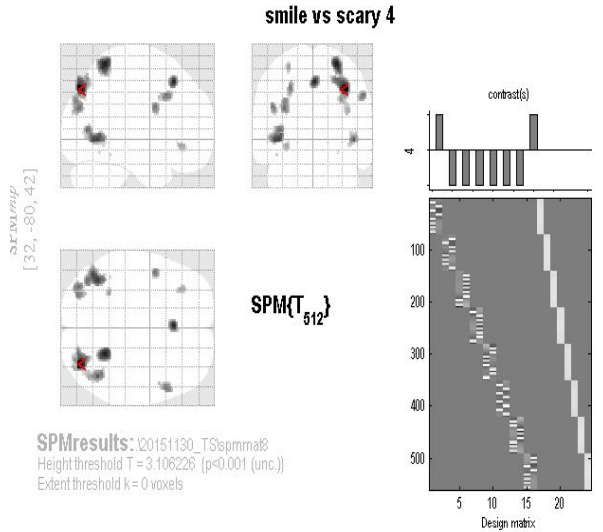
[1]smile vs scary

[2]scary vs smile

図 6.1 個人解析結果

6.2 被験者 B

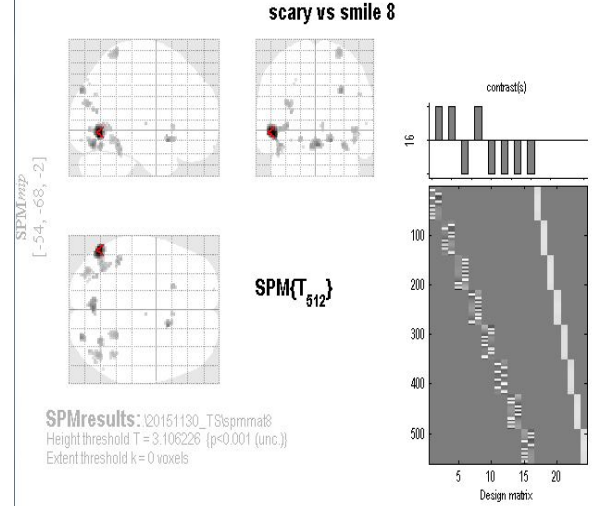
6.2 被験者 B



Statistics: *p-values adjusted for search volume*

set-level		cluster-level				peak-level					mm mm mm		
P	c	$P_{FWE-corr}$	$q_{FDR-corr}$	$k_E$	$P_{uncorr}$	$P_{FWE-corr}$	$q_{FDR-corr}$	$T$	$(Z_{\frac{1}{2}})$	$P_{uncorr}$			
0.569	13	0.004	0.004	311	0.000	0.572	0.646	4.05	4.01	0.000	32	-80	42
						0.971	0.646	2.60	3.58	0.000	24	-82	50
						0.925	0.646	2.46	3.44	0.000	28	-72	50
		0.028	0.009	210	0.002	0.769	0.646	3.88	3.85	0.000	24	-52	64
		0.392	0.081	82	0.037	0.797	0.646	3.86	3.83	0.000	0	24	48
		0.024	0.009	218	0.002	0.883	0.646	3.76	3.74	0.000	-40	-60	-2
						0.980	0.646	2.57	3.54	0.000	-40	-72	6
		0.199	0.054	114	0.017	0.942	0.646	3.67	3.65	0.000	44	-60	-2
						0.999	0.681	3.35	3.33	0.000	44	-70	0
		0.292	0.068	96	0.026	0.981	0.646	3.56	3.54	0.000	-34	-82	24
		0.614	0.127	59	0.072	0.984	0.646	3.55	3.53	0.000	54	16	36
						1.000	0.735	3.28	3.26	0.001	50	8	24
		0.792	0.171	43	0.118	0.988	0.646	3.52	3.50	0.000	-46	4	26
		0.647	0.127	56	0.078	0.990	0.646	3.51	3.49	0.000	-28	-82	44
		0.985	0.374	17	0.316	0.999	0.681	3.38	3.36	0.000	-28	-48	60
		0.966	0.331	22	0.255	0.999	0.681	3.35	3.33	0.000	-32	32	-8
		1.000	0.840	1	0.840	1.000	0.906	3.16	3.15	0.001	-42	-46	-16
		1.000	0.840	1	0.840	1.000	0.950	3.13	3.11	0.001	26	-58	-14

[1]smile vs scary



Statistics: *p-values adjusted for search volume*

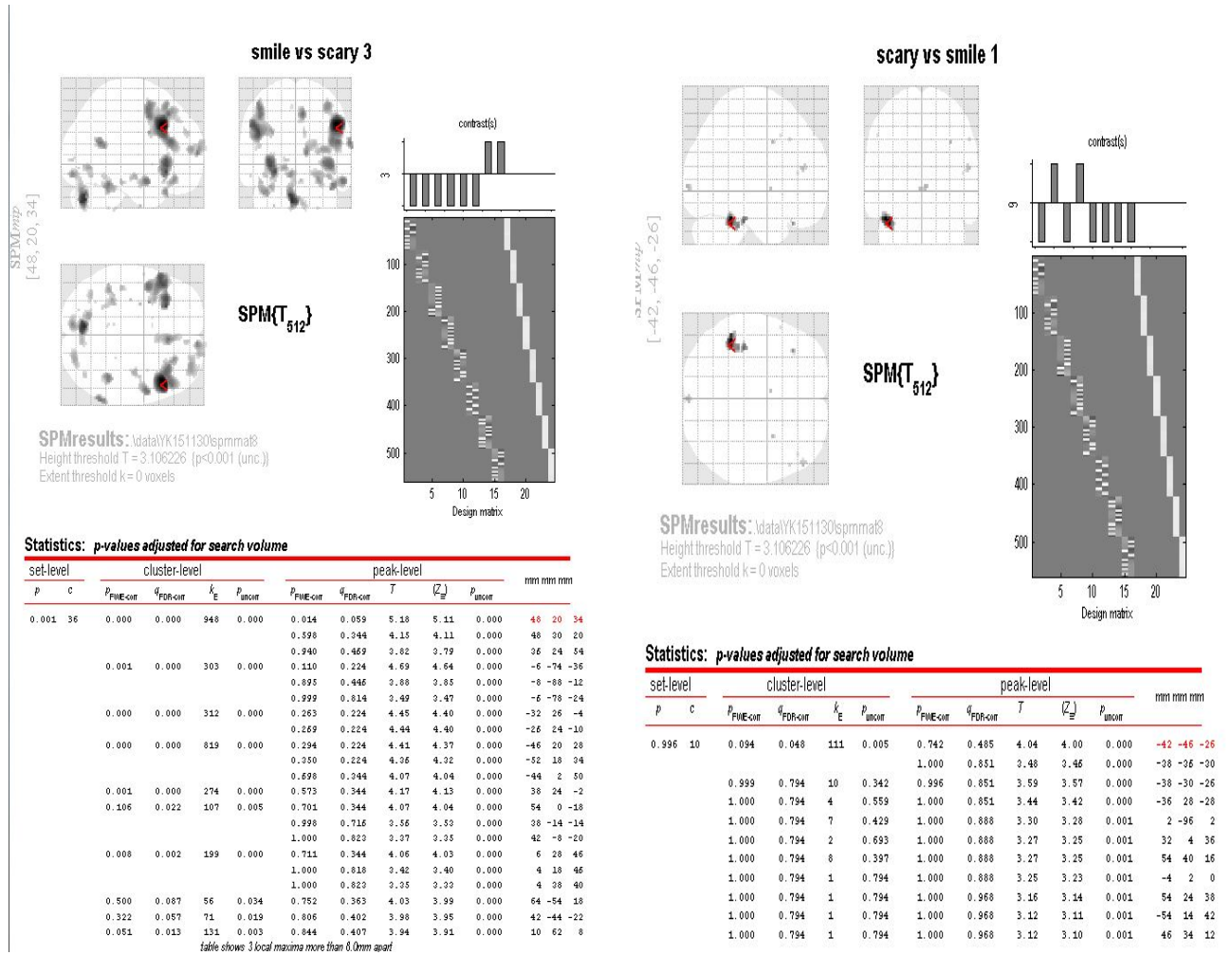
set-level		cluster-level				peak-level					mm mm mm		
P	c	$P_{FWE-corr}$	$q_{FDR-corr}$	$k_E$	$P_{uncorr}$	$P_{FWE-corr}$	$q_{FDR-corr}$	$T$	$(Z_{\frac{1}{2}})$	$P_{uncorr}$			
0.031	21	0.049	0.080	101	0.004	0.493	0.986	4.11	4.08	0.000	-54	-68	-2
						0.999	0.986	3.36	3.34	0.000	-34	-64	2
						1.000	0.986	3.32	3.30	0.000	-42	-64	0
		0.570	0.510	63	0.064	0.979	0.986	3.57	3.55	0.000	0	-74	-16
		0.979	0.608	19	0.290	0.989	0.986	3.52	3.50	0.000	16	12	-12
		0.975	0.608	20	0.277	0.994	0.986	3.47	3.45	0.000	28	-88	34
		0.924	0.608	29	0.193	0.999	0.986	3.37	3.35	0.000	-42	-46	-16
		0.951	0.608	23	0.245	0.999	0.986	3.36	3.34	0.000	30	-66	-16
		0.680	0.510	53	0.086	1.000	0.986	3.33	3.31	0.000	26	-48	68
		0.725	0.510	49	0.097	1.000	0.986	3.32	3.30	0.000	44	-68	-2
						1.000	0.986	3.25	3.23	0.001	40	-78	-2
		0.916	0.608	30	0.186	1.000	0.986	3.30	3.29	0.001	-34	-80	22
		1.000	0.840	5	0.601	1.000	0.986	3.29	3.27	0.001	-30	-70	14
		0.999	0.840	8	0.498	1.000	0.986	3.27	3.25	0.001	-18	18	-10
		0.975	0.608	20	0.277	1.000	0.986	3.26	3.24	0.001	42	-52	-12
		1.000	0.840	5	0.601	1.000	0.986	3.22	3.20	0.001	6	18	2
		1.000	0.840	1	0.840	1.000	0.986	3.20	3.18	0.001	6	-14	4
		1.000	0.840	3	0.696	1.000	0.986	3.19	3.17	0.001	58	-72	30
		1.000	0.840	1	0.840	1.000	0.986	3.16	3.15	0.001	-32	-74	18
		1.000	0.840	1	0.840	1.000	0.986	3.14	3.12	0.001	-26	-78	40
		1.000	0.840	1	0.840	1.000	0.986	3.13	3.11	0.001	-30	-86	-12

[2]scary vs smile

図 6.2 個人解析結果

6.3 被験者 C

6.3 被験者 C



[1]smile vs scary

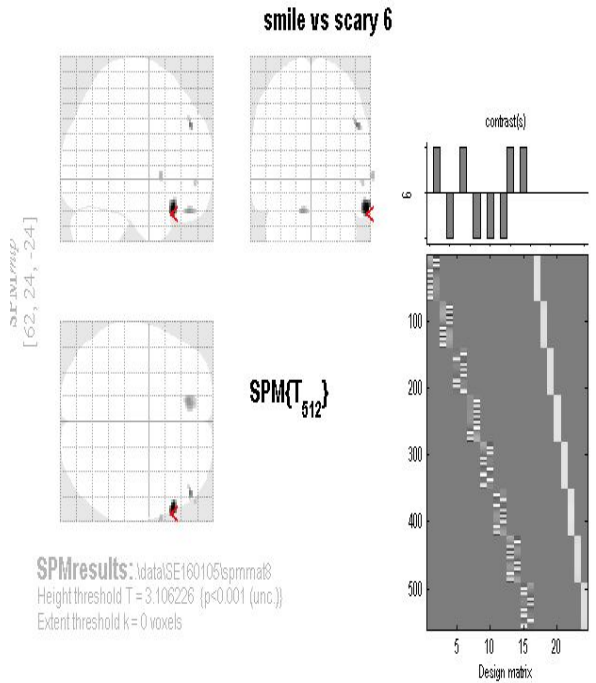
[2]scary vs smile

図 6.3 個人解析結果



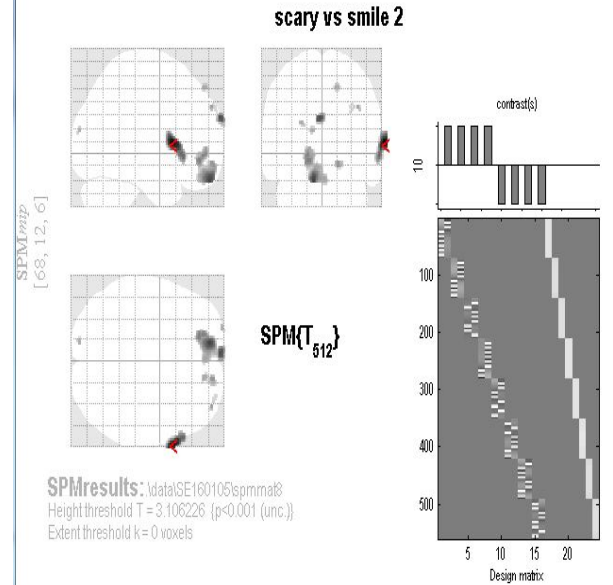
6.4 被験者 D

6.4 被験者 D



Statistics: *p-values adjusted for search volume*

set-level		cluster-level				peak-level				mm mm mm			
<i>p</i>	<i>c</i>	<i>p</i> <sub>FWE-cor</sub>	<i>q</i> <sub>FDR-cor</sub>	<i>k</i> <sub>E</sub>	<i>p</i> <sub>uncor</sub>	<i>p</i> <sub>FWE-cor</sub>	<i>q</i> <sub>FDR-cor</sub>	<i>T</i>	<i>(Z<sub>z</sub>)</i>	<i>p</i> <sub>uncor</sub>			
0.906	6	0.691	0.710	59	0.125	0.341	0.169	4.15	4.11	0.000	62	24	-24
		0.997	0.804	7	0.605	0.910	0.597	3.61	3.59	0.000	50	44	34
		0.892	0.710	34	0.237	0.979	0.719	3.45	3.43	0.000	-12	42	-24
		0.997	0.804	7	0.605	0.997	0.844	3.31	3.29	0.001	68	12	0
		0.999	0.804	3	0.752	0.999	0.858	3.23	3.21	0.001	56	50	-6
		0.999	0.804	2	0.804	1.000	0.899	3.15	3.13	0.001	46	42	38



Statistics: *p-values adjusted for search volume*

set-level		cluster-level				peak-level				mm mm mm			
<i>p</i>	<i>c</i>	<i>p</i> <sub>FWE-cor</sub>	<i>q</i> <sub>FDR-cor</sub>	<i>k</i> <sub>E</sub>	<i>p</i> <sub>uncor</sub>	<i>p</i> <sub>FWE-cor</sub>	<i>q</i> <sub>FDR-cor</sub>	<i>T</i>	<i>(Z<sub>z</sub>)</i>	<i>p</i> <sub>uncor</sub>			
0.341	11	0.063	0.038	218	0.007	0.191	0.383	4.34	4.29	0.000	68	12	6
						0.794	0.571	3.75	3.72	0.000	62	24	-4
		0.002	0.003	474	0.000	0.582	0.570	3.93	3.90	0.000	-12	54	-24
						0.910	0.638	2.61	2.59	0.000	-16	42	-8
						0.983	0.667	2.40	2.41	0.000	0	50	-22
		0.742	0.529	53	0.144	0.662	0.570	3.87	3.84	0.000	-4	66	26
		0.945	0.851	25	0.309	0.960	0.667	3.51	3.49	0.000	16	56	-10
		0.999	0.872	3	0.752	0.981	0.667	3.44	3.42	0.000	38	56	34
		0.977	0.872	17	0.404	0.987	0.667	3.40	3.38	0.000	14	48	50
		0.997	0.872	6	0.636	0.994	0.667	3.37	3.35	0.000	-12	-92	16
		0.999	0.872	4	0.708	0.992	0.667	3.37	3.35	0.000	-24	68	22
		0.999	0.872	2	0.804	0.999	0.893	3.20	3.19	0.001	34	58	34
		0.999	0.872	2	0.804	1.000	0.942	3.16	3.14	0.001	32	60	32
		1.000	0.872	1	0.872	1.000	0.943	3.13	3.11	0.001	30	62	30

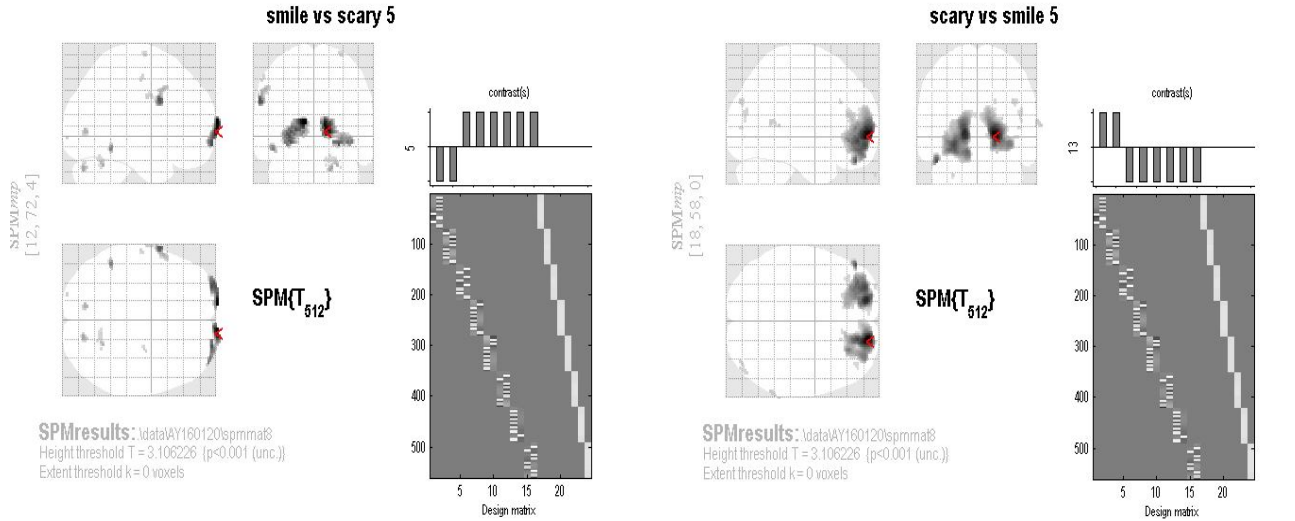
[1]smile vs scary

[2]scary vs smile

図 6.4 個人解析結果

6.5 被験者 E

6.5 被験者 E



Statistics: *p-values adjusted for search volume*

set-level		cluster-level				peak-level					mm	mm	mm
<i>p</i>	<i>c</i>	<i>p</i> <sub>FWE-corr</sub>	<i>q</i> <sub>FDR-corr</sub>	<i>k</i> <sub>E</sub>	<i>p</i> <sub>uncorr</sub>	<i>p</i> <sub>FWE-corr</sub>	<i>q</i> <sub>FDR-corr</sub>	<i>T</i>	<i>(Z)</i> <sub>z</sub>	<i>p</i> <sub>uncorr</sub>			
0.648	13	0.053	0.030	171	0.004	0.047	0.068	4.82	4.76	0.000	12	72	4
						0.451	0.185	4.16	4.10	0.000	26	66	-10
						0.728	0.286	3.94	3.91	0.000	26	64	-8
		0.063	0.030	163	0.005	0.056	0.068	4.77	4.72	0.000	-12	72	10
						0.460	0.185	4.16	4.12	0.000	-28	66	-8
						0.481	0.185	4.14	4.10	0.000	-22	72	4
		0.454	0.186	73	0.043	0.468	0.185	4.15	4.11	0.000	-62	8	30
						0.395	0.177	2.48	2.46	0.000	-56	12	40
		0.976	0.652	20	0.265	0.811	0.291	3.85	3.82	0.000	-48	-48	-14
		0.993	0.652	14	0.351	0.990	0.660	3.53	3.50	0.000	18	-78	-30
		0.983	0.652	18	0.290	0.994	0.677	3.49	3.47	0.000	24	-56	-28
						1.000	0.852	3.23	3.21	0.001	14	-50	-24
		0.993	0.652	14	0.351	0.997	0.717	3.45	3.42	0.000	-10	-76	2
		0.996	0.745	9	0.459	1.000	0.802	3.33	3.31	0.000	-64	-2	34
		1.000	0.797	6	0.552	1.000	0.835	3.27	3.25	0.001	30	-8	70
		1.000	0.826	4	0.635	1.000	0.852	3.25	3.23	0.001	-60	-14	48
		1.000	0.835	2	0.751	1.000	0.852	3.23	3.21	0.001	-20	-96	-4
		1.000	0.835	1	0.835	1.000	0.875	3.17	3.16	0.001	28	-58	-30
		1.000	0.835	1	0.835	1.000	0.987	3.11	3.10	0.001	12	-60	-28

Statistics: *p-values adjusted for search volume*

set-level		cluster-level				peak-level					mm	mm	mm
<i>p</i>	<i>c</i>	<i>p</i> <sub>FWE-corr</sub>	<i>q</i> <sub>FDR-corr</sub>	<i>k</i> <sub>E</sub>	<i>p</i> <sub>uncorr</sub>	<i>p</i> <sub>FWE-corr</sub>	<i>q</i> <sub>FDR-corr</sub>	<i>T</i>	<i>(Z)</i> <sub>z</sub>	<i>p</i> <sub>uncorr</sub>			
0.337	16	0.000	0.000	1651	0.000	0.000	0.001	5.92	5.82	0.000	18	58	0
						0.018	0.023	5.04	4.97	0.000	18	46	-6
						0.273	0.087	4.34	4.30	0.000	28	26	-6
		0.000	0.000	1871	0.000	0.005	0.009	5.34	5.27	0.000	-16	56	2
						0.026	0.025	4.95	4.89	0.000	-28	54	-10
						0.096	0.054	4.62	4.58	0.000	-32	46	-14
		0.890	0.835	33	0.157	0.942	0.932	4.84	4.79	0.000	-48	44	-24
		0.999	0.835	7	0.517	0.999	0.810	3.38	3.36	0.000	66	-50	12
		1.000	0.835	1	0.835	0.999	0.810	3.36	3.34	0.000	70	-42	8
		1.000	0.835	2	0.751	1.000	0.819	3.34	3.32	0.000	68	-46	10
		0.999	0.835	7	0.517	1.000	0.819	3.34	3.32	0.000	38	-86	28
		0.998	0.835	10	0.433	1.000	0.837	3.30	3.28	0.001	46	-80	18
		1.000	0.835	5	0.591	1.000	0.837	3.29	3.27	0.001	-38	36	2
		1.000	0.835	3	0.688	1.000	0.866	3.26	3.24	0.001	-30	66	-36
		1.000	0.835	6	0.552	1.000	0.885	3.23	3.21	0.001	40	46	-2
		1.000	0.835	2	0.751	1.000	0.885	3.21	3.20	0.001	44	-86	6
		1.000	0.835	3	0.688	1.000	0.885	3.20	3.19	0.001	18	26	30
		1.000	0.835	1	0.835	1.000	0.945	3.14	3.12	0.001	-34	34	4
		1.000	0.835	1	0.835	1.000	0.945	3.14	3.12	0.001	8	48	0
		1.000	0.835	1	0.835	1.000	0.981	3.11	3.10	0.001	24	38	6

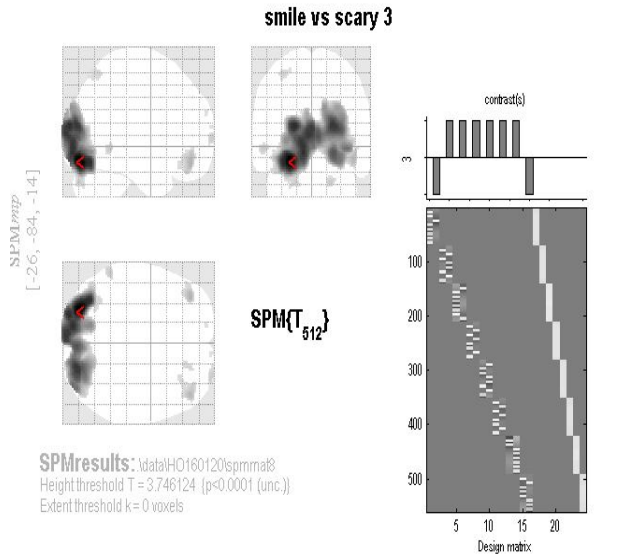
[1]smile vs scary

[2]scary vs smile

図 6.5 個人解析結果

6.6 被験者 F

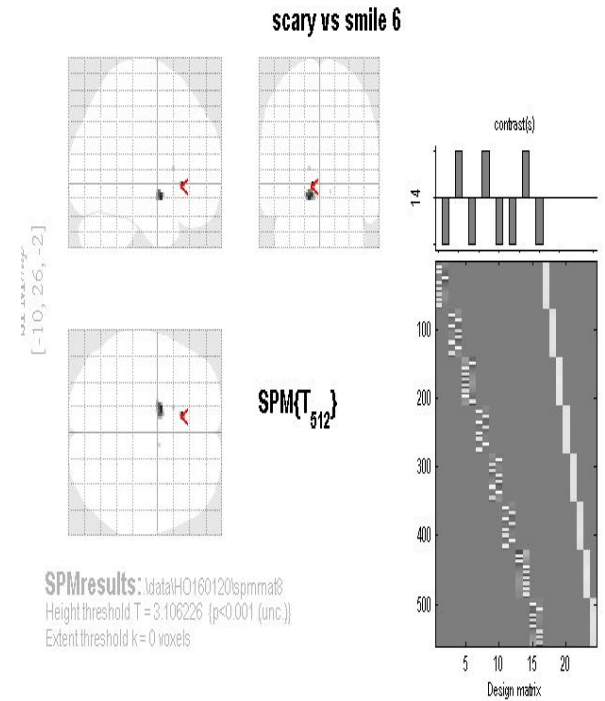
6.6 被験者 F



Statistics: p-values adjusted for search volume

set-level		cluster-level				peak-level					mm mm mm		
p	c	p <sub>FWE-clust</sub>	q <sub>FDR-clust</sub>	k <sub>E</sub>	p <sub>unc-clust</sub>	p <sub>FWE-peak</sub>	q <sub>FDR-peak</sub>	T	(Z <sub>E</sub> )	p <sub>unc-peak</sub>			
0.001	10	0.000	0.000	7173	0.000	0.000	0.000	9.51	Inf	0.000	-26	-84	-14
						0.000	0.000	8.19	Inf	0.000	-22	-94	14
						0.000	0.000	8.09	7.84	0.000	-12	-90	-8
		0.000	0.000	179	0.000	0.043	0.029	4.87	4.82	0.000	-36	44	-16
						0.756	0.626	3.96	3.92	0.000	-46	40	-22
						0.836	0.710	3.89	3.86	0.000	-44	40	-6
		0.001	0.001	156	0.000	0.083	0.052	4.71	4.66	0.000	44	42	-14
						0.773	0.628	3.95	3.92	0.000	34	32	-16
		0.165	0.091	29	0.064	0.361	0.257	4.29	4.25	0.000	18	-82	-32
		0.080	0.049	42	0.030	0.394	0.276	4.26	4.22	0.000	-56	-48	-4
		0.072	0.049	44	0.026	0.418	0.287	4.24	4.20	0.000	30	66	4
		0.359	0.196	16	0.157	0.600	0.450	4.09	4.05	0.000	22	42	-14
		0.056	0.049	49	0.020	0.649	0.480	4.05	4.02	0.000	-34	-60	58
						0.876	0.776	3.84	3.81	0.000	-94	-68	56
		0.787	0.545	3	0.545	0.906	0.855	3.80	3.78	0.000	10	66	14
		0.743	0.533	4	0.480	0.914	0.887	3.79	3.76	0.000	-12	60	26

[1]smile vs scary



Statistics: p-values adjusted for search volume

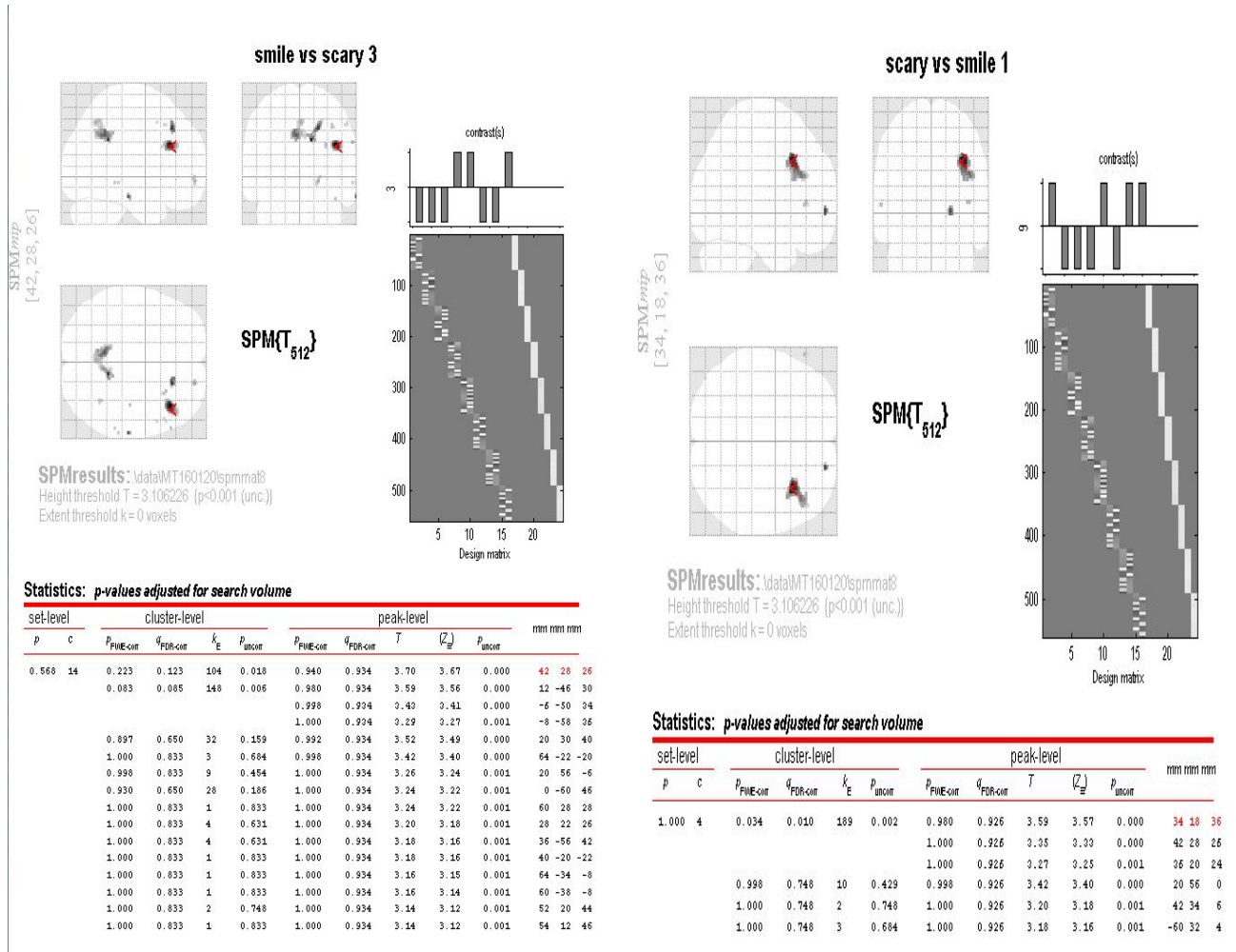
set-level		cluster-level				peak-level					mm mm mm		
p	c	p <sub>FWE-clust</sub>	q <sub>FDR-clust</sub>	k <sub>E</sub>	p <sub>unc-clust</sub>	p <sub>FWE-peak</sub>	q <sub>FDR-peak</sub>	T	(Z <sub>E</sub> )	p <sub>unc-peak</sub>			
1.000	4	1.000	0.820	7	0.463	0.952	0.528	3.72	3.70	0.000	-10	26	-2
		0.903	0.562	31	0.141	0.987	0.528	3.60	3.58	0.000	-14	2	-12
		1.000	0.820	1	0.820	1.000	0.902	3.17	3.15	0.001	-14	16	8
		1.000	0.820	1	0.820	1.000	0.902	3.15	3.13	0.001	10	0	-8

[2]scary vs smile

図 6.6 個人解析結果

6.7 被験者 G

6.7 被験者 G



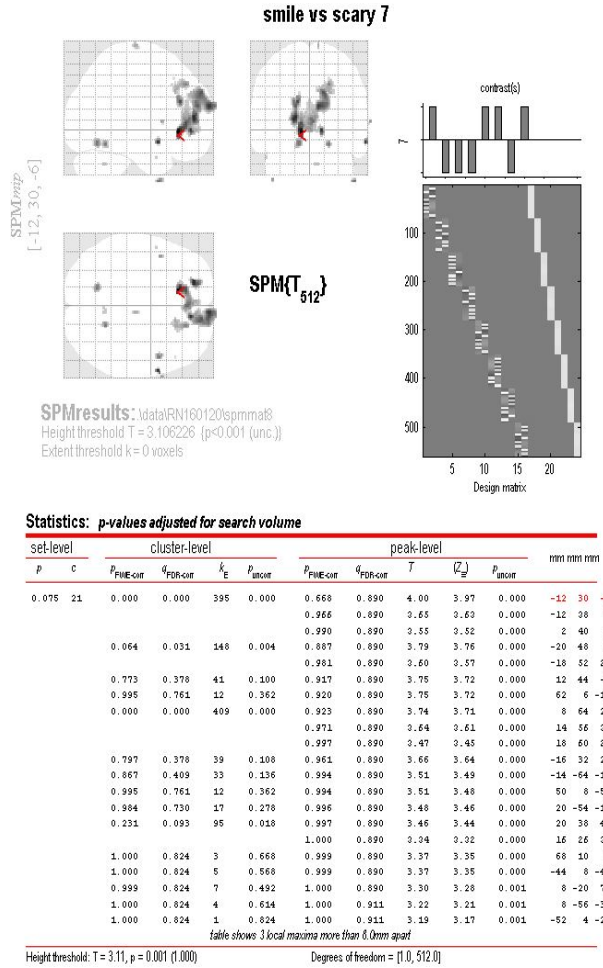
[1]smile vs scary

[2]scary vs smile

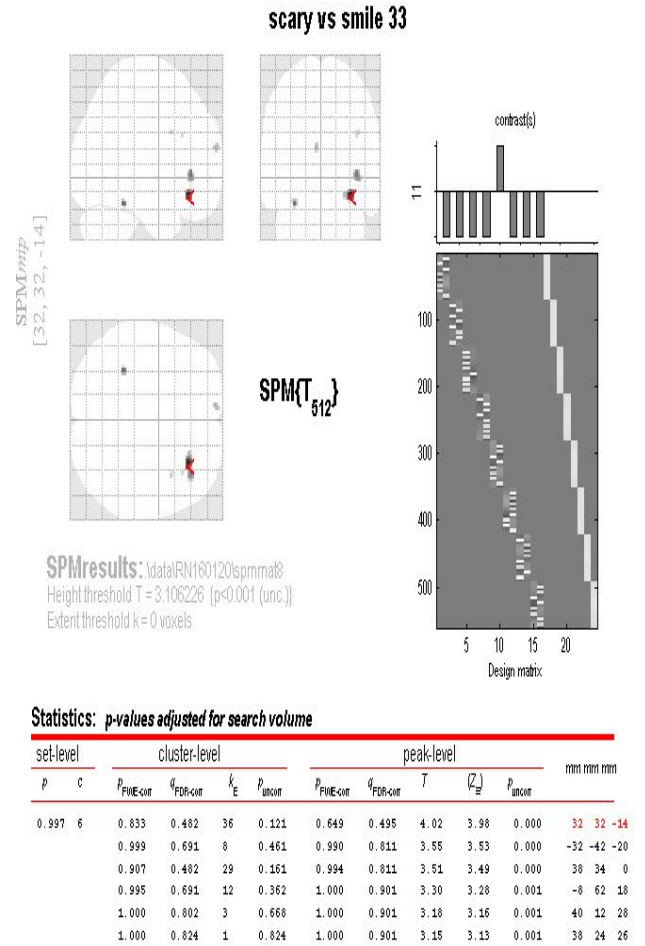
図 6.7 個人解析結果

6.8 被験者 H

6.8 被験者 H



[1]smile vs scary



[2]scary vs smile

図 6.8 個人解析結果