

修士論文

fMRIデータを用いた
快のレベル識別の検討

同志社大学大学院 生命医科学研究科
医工学・医情報学専攻 医情報学コース
博士前期課程 2013年度 1030番

大村 歩

指導教授 廣安 知之教授

2015年01月23日

Abstract

The purpose of this study was to classify an indicator of the level of pleasantness based on information provided by functional brain mapping. Preliminary examination was performed in this study. The experiment was performed to verify that the differences in brain activity observed based on different levels of pleasantness of stimuli were sufficient for classification. The pictures of stimuli, which were categorized into 3 pleasantness levels (High, Medium, and Neutral), were presented, and Blood Oxygenation Level Dependency (BOLD) signals were measured using MRI. Fifty subjects participated in this study. Then we classified for each level of pleasantness into 2 classes using Support Vector Machine (SVM). The results showed that higher levels of pleasantness of stimuli were associated with Amygdala, Hippocampus, and Frontal lobe. Besides, the classification accuracy depend on feature value. Most subjects had more than 60 % using t values in Amygdala, Hippocampus, and Frontal lobe. Then, Some subjects had more than 70 %. Therefore, it is assumed that classification of pleasantness level is possible using t values in Amygdala, Hippocampus, and Frontal lobe.

目次

1	序論	1
2	functional Magnetic Resonance Imaging (fMRI)	2
2.1	概要	2
2.2	fMRI の計測原理	2
2.3	実験デザイン	2
2.4	データ処理	3
3	快と不快に関する先行研究	6
4	fMRI のパターン認識	7
4.1	Support Vector Machine (SVM)	7
4.2	fMRI データの識別	8
5	実験	9
5.1	実験目的	9
5.2	被験者	9
5.3	刺激画像	9
5.4	実験設計	10
5.5	実験環境	10
5.6	データ処理方法	10
5.7	fMRI データを用いた快のレベルの識別	11
6	結果	12
6.1	快のレベルの違いによる脳活動の違い	12
6.2	快のレベルの識別	12
7	考察	13
7.1	快のレベルの違いによる脳活動の違い	13
7.2	快のレベルの識別	13
8	結論	14

1 序論

近年の医療技術の発展に伴い、脳出血や脳梗塞といった脳疾患患者の生存率は大きく向上している。しかし、これらの患者では言語障害や運動障害といった後遺症が残る可能性が非常に高く、障害を併発する以前よりも会話や感情の表現が困難になると考えられる。そのような患者を支援するためのツールとして、近年、Brain Machine Interface (BMI) が注目されている。BMI とは、脳血流変化量や脳波といった脳活動の信号を解析し、その情報を基に、外部の機器や装置を制御する技術である。思考により、ロボットの手足を動かす¹⁾、思い浮かべた文字などをディスプレイに反映させる²⁾、感情を表現するなどの BMI が研究されている。特に、脳疾患患者の支援という観点から、後者の感情表現を反映する BMI に本研究では着目している。脳活動から感情の識別を正確に行い、数値的な指標を得ることができれば、疾患等で感情表現が困難な患者のインタラクションを支援すること、また、自身の感情を客観的に評価することによる社会的なコミュニケーション能力の向上などにも効果があると考えられる。そこで、本研究では、非侵襲生体計測装置である functional Magnetic Resonance Imaging (fMRI) を用いて、感情を適切に表現できない患者をサポートする、感情識別システムの開発のための基礎的な検討を行う。実際に BMI への適応は、functional Near-infrared Spectroscopy (fNIRS) や Electroencephalography (EEG) などの身体の自由度が高く、比較的使用が簡易な計測装置であることが多い。本研究においても実際の運用にはこれらの装置を用いることが適切であると考えられる。しかし、fNIRS は空間分解能が低く、脳表面の部分しか計測できない点、また、EEG は空間分解能が低い点が短所である。情動は脳深部の大脳辺縁系が関連しているため、本研究においては、まずは基礎研究として空間分解能の高い fMRI を用いて感情を識別できるような研究を行う必要があると考えた。

fMRI とは、脳の神経活動を推定する脳機能イメージング法の 1 つである。非侵襲かつ空間分解能が高いという特徴があり、脳機能研究では広く用いられている。感情に関する研究についても行われており、感情の上位概念である快と不快に関する先行研究³⁻⁵⁾ が多く存在する。快と不快の識別に着目している先行研究⁶⁾ としては、刺激として画像を用い、後頭部の視覚野近辺の活性部位や強度から識別を行うものがある。しかし、実際の利用を考えると、快と不快の 2 値の識別ではなく、感情のレベルの識別も重要になると考えられる。例えば、患者の体を拭く時や、部屋の環境等を考えると、快と不快の 2 つに分別されるだけでなく、どれくらい快いかについても考える必要がある。そこで本論文では快のレベルに着目し、快のレベル別に選別した画像を用いて視覚実験を行い、快のレベルの高低より、脳の活性部位がどのように異なるか検討を行った。また、実験で得られたデータに関して、快のレベルを Support Vector Machine (SVM) を用いて識別できるか検討を行った。

2 functional Magnetic Resonance Imaging (fMRI)

2.1 概要

fMRI とは、MRI 装置を利用して脳血流変化を測定することで、脳の神経活動を推定する脳機能イメージング法である。fMRI と他の脳機能イメージング法との比較について Table 1 に示す。脳機能測定の方法は、神経活動に伴う脳血流変化を測定する fMRI、Positron Emission Tomography (PET)、fNIRS や、脳電位や脳磁場を測定する EEG や Magnetoencephalography (MEG) などがある。脳電位や脳磁場を測定する方法は直接的ではあるが、信号強度が小さい点がデメリットである。また、EEG は空間分解能が低く、MEG は非常に高価であることがデメリットである。

一方、神経活動によって生じる脳血流変化の測定による方法は、神経活動を直接見るのではなく間接的ではあるが、信号変化が大きく、検出されやすい。特に fMRI は空間分解能が高く、非侵襲という点から脳機能研究では広く用いられている。しかし、計測時に強い磁場を発生させるために金属を持ち込むことができない、自由度が低いなどのデメリットがある。

2.2 fMRI の計測原理

fMRI は、局所の脳血流の変化と神経活動によるエネルギー消費の増大が関連している神経血管カップリングに基づき、課題遂行中の脳血流が増大している領域の分布を脳活動領域として全脳を対象に描出している。fMRI がこのような脳血流変化を捉える原理は、Blood Oxygenation Level Dependency (BOLD) 効果⁷⁾に基づいている。BOLD 効果とは、血液中の酸素化ヘモグロビン (oxy-Hb) と脱酸素化ヘモグロビン (deoxy-Hb) の磁性体としての違いを反映するものである。deoxy-Hb は常磁性体で、これが血管内に分布することにより局所磁場が不均一になり、局所の信号低下が起こる。一方、oxy-Hb は磁性体ではないため、そのような信号低下は起こらない。安静状態で平衡している血流量と酸素消費量は、神経活動が活発になると局所脳血流が最大で 50 % まで増加するのに対して、血液中から脳組織への酸素抽出の増加量は 5 % 程度に留まる^{8,9)}。その結果、組織を循環する血液は相対的に酸素過剰となり、deoxy-Hb 濃度が低下するため、脳内で活発な神経活動のある局所的な場所において MRI 信号の強度が増加する。

2.3 実験デザイン

fMRI 実験による実験を行う場合、その実験デザインの形式は大きく 2 つに分けられる。

ブロックデザインは、同じ試行が複数集まってブロックになったデザインのことである。例えば、ある刺激を提示された際に賦活する脳の神経基盤を特定するといった実験を行う場合、課題条件では 1 秒ごとに異なる刺激が提示され、この 30 秒間を課題ブロックとする。一方、対照条件は何も見ずに安静にしているとす。すると、課題に伴った神経活動が発生する部位では、課題ブロックの開始と停止に数秒遅れて、信号強度の増強と減少が

観察される．そこでブロックのオンとオフに脳血流の増加の遅れを考慮した脳血流動態モデルを作成し，そのモデルと信号の相関を計算することで，課題に関連した信号変化を示す脳の部位を統計的に検出する．

これに対し，事象関連デザインは，各試行をブロックにせず，よりランダムに提示するデザインのことである．課題条件の各試行のオンとオフに脳血増加の遅れを考慮した脳血流動態モデルを作成し，そのモデルと信号の相関を計算する．実験の多くはブロックデザインで，対象とする認知的な活動がブロックデザインで扱えない場合は事象関連デザインを扱うことが多い．

2.4 データ処理

fMRI で，脳の活性の検出を行うためには，課題条件と対照条件との違いについて統計解析を行う必要がある．その過程には，統計分散を減少させるための前処理，統計値の算出と検定が含まれる．ここでは，統計解析ソフトである Statistical Parametric Mapping (SPM)¹⁰⁾ におけるデータ処理手順を参考にその詳細について述べる．

2.4.1 前処理

統計解析を行う前に，撮像によって得られたスライス画像に対し体動の除去や，撮像時間のずれを補正，複数の被験者の脳の形状を揃えたりする処理を行っておく必要がある^{11,12)}．以下にその詳細について述べる．

2.4.1.1 Realignment

被験者頭部の動きによる volume 毎の撮像位置のずれは，volume 間における voxel の空間的な対応をなくすことになり，その後の統計における Signal-Noise ratio (SN) を悪化させる．しかし，被験者頭部の完全な固定は不可能であるので，得られたスライス画像に位置ずれ補正を行う必要がある．Realignment 処理は，脳を剛体として扱い，volume 間の輝度値の差異を最小とするような並行移動と回転の 6 個のパラメータ (x 軸・y 軸・z 軸方向の移動，x 軸・y 軸・z 軸回りの回転) を推定し，最初の画像に位置と角度を合わせるように剛体変換を行うことによって各画像の位置ずれを補正する．

2.4.1.2 Slice timing

MRI 装置で撮像を行う際，数十枚のスライス画像を 1 volume として撮像するため，1 volume 内の最初に撮った画像と最後に撮った画像では最大で Time of Repetition (TR) の時間分のずれが生じる．このずれを数学的に補間することにより，各スライスの撮像タイミングを合わせる処理が Slice timing である．ただし，TR が 3 秒を超える場合は補正後の正確さに欠けるため通常行わない．

2.4.1.3 Coregistration

fMRI で脳機能を計測する場合，機能画像で得られる画像は解像度が低いため，高解像度の MRI 画像に重ねて解剖学的な位置を評価し，脳活動のマッピングを行うことが必要である．SPM では，相互情報理論により 2 つの異なる画像情報を最大化する方法で位置合わせ

を行っている。

2.4.1.4 Normalization

被験者各々から得られた画像を、標準脳に合わせて調整を行う処理が Normalization である。脳の形状には個人差があるため、個人の脳を標準脳に変形することにより、多数の被験者からのデータを組み合わせた集団解析が可能となる。また、活性部位の位置を座標値として知ることができるようになるため、先行研究との比較も可能となる。SPM では、被験者個人の画像を Montreal neurological institute (MNI) ¹³⁾ テンプレートに合うように 12 個のパラメータ (x 軸・y 軸・z 軸方向の移動, 回転, ズーム, 変形) を推定し、被験者の脳の画像と標準脳の画像強度が最小となるようにアフィン変換を行う。

2.4.1.5 Smoothing

Smoothing は、1 つの voxel の値をその付近に分布する voxel の値で重みをつけて変換する処理である。この処理には、空間的周波数ノイズの低減、被験者間の脳形態の差異の減少などの目的がある。SPM ではガウスイルターによる平滑化を行っている。平滑化の度合は半値幅 (Full Width at Half Maximum : FWHM) で指定する。

2.4.2 統計解析

2.4.2.1 個人解析

課題に対応した脳血流変化を評価するために、SPM では一般線形モデルを採用し回帰分析を行っている。一般線形モデルとは、(2.1) のように表される説明変数と被説明変数の間の関係を線形式で表現するモデルである。

$$y = x \beta + \varepsilon \quad (2.1)$$

y は任意の voxel の時系列データ、 β は求めるべきパラメータ、 ε は残差を示している。 x は課題による信号変化のモデルを可視化した行列デザインである。そして、実際に計測された fMRI データとの差が最小となるように β を求める。求めた β を用いて、統計量として t 値を求める。t 値は次の 2.2 のように表される。

$$t = \frac{C^T \beta}{\sqrt{\text{var}(C^T \beta)}} \quad (2.2)$$

C はコントラストを表している。コントラストとは、タスク条件間を比較するための行列式である。例えば、快の高低を比較したい場合は高の C を 1, 低を -1 などにする。高だけを検討したい場合は高の C だけを 1 とし、低を 0 とする。分母はそれらの分散である。そして、2.2 で求めた t 値を全 voxel で算出し、t 検定を行っている。

2.4.2.2 集団解析

個人解析で得られた結果をもとに、統計解析を行う。被験者数が十分に多い場合は、変量効果モデルを用いることが多いため、このモデルの場合についての集団解析について述べる。変量効果モデルでは、被験者を母集団から抽出された標本とみなし、被験者間の脳

活動の分散を考慮した上で，母集団としての脳活動が有意であるかの検討を行う．被験者間の分散，被験者内の分散より t 値を算出し，被験者全体の脳活動の傾向を検討している．

3 快と不快に関する先行研究

Paradiso らは、快と不快に着目し、PET を用いて被験者 17 名を対象に情動実験を行った¹⁴⁾。刺激として International Affective Picture System (IAPS)¹⁵⁾ のデータセットより画像を選出した。Pleasant 画像 (快画像), Unpleasant 画像 (不快画像), Neutral 画像 (中性画像) を定義し、それぞれ 18 枚使用している。測定部位は全脳であり、それぞれの画像を提示した際の脳の活性部位を検討している。また Unpleasant を提示時の賦活から Pleasant を時の賦活を引いた際に有意な差が見られた部位は主に扁桃体、後帯状回という結果となった。また、Pleasant から Neutral を引いた際は後帯状回、楔前部など、Unpleasant から Neutral を引いた際は後帯状回、楔前部、紡錘状回に有意な差が見られた。全ての場合に共通して帯状回の部位に有意な差が見られた結果となった。

また、快と不快の識別の検討をしている研究では、Mourão-Miranda らが SVM を使用して、fMRI データの 1 人の被験者や多数の被験者を識別する上で一時的な圧縮 (多数の撮像を跨いだ平均) およびスペースの選択 (つまり全脳からの「関心領域」の選択) の影響を比較している。Pleasant 画像 (クラス 1), Unpleasant 画像 (クラス 2), Neutral 画像 (クラス 3) を提示した際のデータを用いて被験者間と被験者内の識別を行っている。被験者内での識別において、一時的な圧縮および関心領域選択の両方が SVM 精度を改善したが、被験者間での識別においては、一時的な圧縮は SVM のパフォーマンスを改善したが、関心領域選択は効果がなかった結果となった。

4 fMRIのパターン認識

パターン認識とは、計測されたパターンを定められた複数の class の 1 つに対応させる処理である。例えば、快と不快の識別であれば、ある計測データ (特徴量) を快・不快の 2 つのクラスに対応させる処理ということになる¹⁶⁾。本論文ではそのパターン認識の手法の 1 つである、SVM を利用した。

4.1 Support Vector Machine (SVM)

SVM とは、V.Vapnik などによって統計的学習理論の枠組みで提案された機械学習¹⁷⁾ のことであり、パターン認識の能力において最も優秀な学習モデルの 1 つであることが知られている。SVM は教師あり学習の 1 つである。以下に SVM の例について述べる。

あるサンプルが、 d 次元空間における 1 点として表されるとする。この空間を特徴空間と呼ぶ。識別器は、識別関数 $f(x)$ の形で表され、サンプル x は、 $f(x)$ が正ならクラス A、 $f(x)$ が負ならクラス B に識別される。 $f(x) = 0$ を満たす点 x の集合は、二つのクラスの境界面を成している (この面を識別面と呼ぶ)。識別関数には、パラメータ w が付随し、この値を変えることによって識別面の位置をコントロールが可能である。特徴量空間が 2 次元の場合の例を、Fig. 1 に示す。ここでは、●がクラス A の訓練サンプル、○がクラス B の訓練サンプルを表すとする。訓練サンプルをすべて正しく識別するには、すべての●が $f(x)$ の左側に、すべての○が $f(x)$ の右側にくるように、識別線をおけばよい。SVM は、線形識別の 1 つである。テストサンプルの識別関数は、次のように表される。

$$f(x) = \sum_{i=1}^d w_i x_i + b \quad (4.1)$$

ここで、 w_i は線形識別器の重みと呼ばれるパラメータで、ベクトル表示したものの w を重みベクトルと呼ぶ。また、 b はバイアス項と呼ばれるパラメータがある。この識別器の $f(x) = 0$ を満たす点集合 (識別面) は、 $d - 1$ 次元の識別面となる。

ここで、Fig. 1 のように、異なるクラスの訓練サンプルが $d - 1$ 次元の超平面によって分離できるとする。この場合、訓練サンプルを完全に識別する識別面は、無数に存在する。パターン認識の目的は、訓練サンプルを識別することではなく、未知のサンプルを正しく識別することである。これを汎化能力という。SVM では、訓練サンプルを完全に識別する識別面の中で、最も優れている、2 つのクラスの中央を通るように引く。

SVM では、識別面と訓練サンプルとの最小距離を評価関数として用いて、これを最大にするように超平面を決定する。Fig. 1 の示すサポートベクトルは、超平面の周りにあり、超平面をサポートしているように見えるため、サポートベクトルと呼ばれる。

4.1.1 交差検定法 (Cross-Validation)

交差検定法には主に k -分割 交差検定法 (k -fold Cross-Validation) と、Leave-one-out 交差検定法がある。例として、データ数が n 個存在するデータ群があるとする。 k -分割

交差検定法 (k -fold Cross-Validation) は、データ群を k 個に分割し、そのうち1つのデータ群をテストデータとして扱い、残りの $k-1$ 個のデータ群を学習データとして利用し、 k 回の検定を行うことでその平均値を結果とする手法である。Leave-one-out は1つのデータをテストデータとして扱い、そのテストデータ以外の残りの $n-1$ 個のデータ群を学習データとして利用し、 n 回の検定を行うことでその平均値を結果とする手法である。

4.2 fMRI データの識別

タスク刺激が fMRI 信号の応答パターンの中にあるかどうか調査する方法として、近年、機械学習を用いている先行研究も増加している^{18,19)}。このような fMRI データの識別においては、特徴量として voxel の信号値や t 値、 β 値などが多く用いられる²⁰⁾。全脳の voxel データを用いると特徴量次元数が多くなりすぎることから、どの脳部位の特徴量を用いるか Region of Interest (ROI) を決定し特徴量次元数を機械学習に適応させる場合も多い。各 voxel の信号値や β 値を用いるよりも t 値を用いる方が識別率の向上が見られた²⁰⁾、ROI を決定し識別率の向上が見られた⁵⁾ という報告があることから、本研究では決定した ROI の各 voxel の t 値を用いて、快のレベルの識別を行う。

5 実験

5.1 実験目的

本実験の目的は、快のレベルによる脳の賦活の違いを用いて、快の度合を識別することである。そのために、まずは快のレベル別に選別した画像を見せた際の脳血流量の変化をfMRIを用いて計測し、次に、得られた計測データを用いて、SVMにて快のレベルの識別を行った。

5.2 被験者

被験者は男性健常者5名、女性健常者10名（21-25才、右利き）を対象とした。

5.3 刺激画像

5.3.1 NAPS

Nencki Affective Picture System (NAPS)²¹⁾とは、心理実験などで使用されている感情画像のセットで、1000枚以上の画像を含んでいる。動物や建物、昆虫など様々な画像があり、各画像にテーマと valence (誘発性), arousal (覚醒), approach-avoidance (支配的主観)の値が割り当てられている。valenceは画像がどれだけ快もしくは不快であることを意味する。また、arousalは画像を見ることでどれだけ心が覚醒したか、dominanceはどれだけ画像に引き込まれたかを意味している。

5.3.2 画像選択

実験に使用する刺激画像は、NAPS²¹⁾のデータセットより、快のレベルを High, Medium, Neutralの3段階で選出した。快と感じる画像は、valenceの指標値が高く、valenceの値が中間のものが快、不快感情を誘発しない中性の画像である^{15,21)}。しかし、画像のvalence値と被験者の実際の快の度合にも差があるため、実験を行う前にあらかじめ全被験者に快画像に関して7段階で点数付けを行ってもらった。画像評価用のインターフェースをFig. 2に示す。本実験では以下の手順で3段階の快の画像を定義し、各レベルにおいて20枚ずつ選出した。

(1) High 画像

点数が最も高い画像から降順

(2) Neutral 画像

点数が最も低い画像から降順

(3) Medium 画像

High と Neutral の間の値に近い画像から降順

また、NAPS のデータセットは以下の 5 テーマに画像が分類されているため、この各テーマにおいてそれぞれの快のレベルごとに画像を 4 枚ずつ選出した。

- (1) Animals
- (2) Faces
- (3) Objects
- (4) Landscapes
- (5) People

使用した画像の例を Fig. 3 から Fig. 7 に示す。

5.4 実験設計

実験設計は先行研究⁶⁾を参考とした。本実験の流れを Fig. 8 に示す。最初のレスト 30 秒間は「+」マークを注視する。その後、快のレベルについて選別した画像をランダムに 6 秒間提示する。なお、刺激提示と刺激提示の間には 12 秒間のレストを挟む。3 種類の画像提示を 1 ブロックし、このブロックを 10 回繰り返す。これを 1 セッションとし、レストを 1 分挟んで、2 セッション行った。

5.5 実験環境

本実験で使用した MRI 装置を Fig. 9 に示す。MRI 装置は日立メディコ製の ECHELON Vega 1.5 T を使用した。

次に、実験システムを Fig. 10 に示す。MRI 室には磁性体を持ち込めないため、隣室のプロジェクターから刺激画像を提示する光を取り込む。取り込んだ光をスクリーンに映し、被験者頭部のコイルに取り付けた鏡に反射させ、被験者に刺激画像が見えるシステムとなっている。

実験では、まず頭部位置決め画像を撮像し、機能画像を撮像する。その後、構造画像を撮像する。機能画像撮像のパラメータを Table 2 に示す。FOV (Field of View) を 192 [mm]、スライス厚を 5 [mm]、Reconstruction Matrix, Frequency, Phase を 64 に設定したため、1 [voxel] が $3 \times 3 \times 5$ [mm³] の空間分解能となった。

5.6 データ処理方法

データ処理は SPM8¹⁰⁾ を用い、2.4 項で述べた処理を全て行っている。Smoothing において、FWHM は 8 [mm] とした。また、個人解析における有意水準は uncorrected で 0.001、集団解析における有意水準は uncorrected で 0.001 とした。

5.7 fMRI データを用いた快のレベルの識別

fMRI 実験より得られたより, 被験者個人内での High と Neutral, High と Middle, Middle と Neutral の識別が可能であるかを各被験者ごとに SVM を用いて検討を行った. サンプル数は High, Medium, Neutral で各々20 個である. 快のレベルの違いが Amygdala, Hippocampus, Frontal lobe にあらわれたため, それらの部位の voxel の t 値を特徴量とした. またそれらの部位をそのまま特徴量とすると次元数が大きくなりすぎるため, High 画像提示時に賦活したそれらの部位の voxel を特徴量の対象とした.

6 結果

6.1 快のレベルの違いによる脳活動の違い

fMRI 実験において、被験者 15 人の集団解析結果を Fig. 11 から Fig. 13 に示す。情動に関連のある部位として、前頭部と大脳辺縁系を ROI とすると、High 画像提示時には Amygdala, Hippocampus, Superior frontal gyrus(SFG), Middle frontal gyrus(MFG), Inferior frontal gyrus(IFG) に賦活が見られた。また、Medium 画像提示時においても High 画像提示時と同じく Amygdala, Hippocampus, SFG, MFG, IFG に賦活がみられたが、High 画像提示時と比べてどの部位においても賦活の広さが狭い結果となった。Neutral 画像提示時には Hippocampus, SFG, MFG, IFG に賦活がみられたが、Amygdala に賦活は見られなかった。そしてどの部位においても賦活の広さが狭い結果となった。

6.2 快のレベルの識別

識別結果の例として、被験者 C と被験者 L の各部位を特徴量とした際の識別結果について Fig. 14 と Fig. 15 に示す。Fig. 14 と Fig. 15 は、Amygdala を特徴量として選択した場合、Hippocampus を特徴量として選択した場合、Frontal lobe を特徴量として選択した場合、それらすべての部位を特徴量として選択した場合の識別率について示したグラフである。被験者 C は特徴量選択の ROI を Amygdala とした場合において、High と Neutral の識別率が 80 % 以上となり、他の特徴量を用いた場合と比べて最も高かった。また、High と Medium の識別率も 80 % 以上となり、最も識別率の良い Hippocampus を特徴量とした場合に次いで高い結果であった。しかし、Medium と Neutral では最も識別率は低かった。以上より総合的に結果を考えると、被験者 C においては Amygdala の特徴量を用いて識別を行うのが最も良い結果となった。一方、被験者 L は ROI を Hippocampus とした場合において、High と Neutral の識別率が 80 % 以上となり、他の特徴量を用いた場合と比べて最も高かった。しかし、High と Medium, Medium と Neutral の識別では、識別率は 60 % 前後ではあるが、識別率は特別に高くなかった。以上より総合的に結果を考えると、被験者 L においては Hippocampus の特徴量を用いて識別を行うのが最も良い結果となった。両被験者ともに、ROI の選択により識別率が全く異なった結果となった。また、全被験者において快のレベルを識別した結果を Fig. 16 に示す。Fig. 16 は、各 ROI の識別結果において総合的な結果として最も良い識別率を示したグラフである。全被験者において、どの快のレベル間の識別でも識別率が 60 % 以上の被験者が多い結果となった。しかし被験者 D や被験者 H のように、総合的な結果をみると、どの ROI の特徴量を用いても識別率は向上しなかった。

7 考察

7.1 快のレベルの違いによる脳活動の違い

快のレベルの違いは Amygdala や Hippocampus, Frontal lobe に表れた. Amygdala は情動の中枢で情動の根源的な部位である言われている. よって, 快のレベルが高いほどより快の感情が誘発され, 快のレベルが高いほど Amygdala が賦活したと考えられる. そして, Hippocampus は記憶を司る部位であるが, 情動記憶の中枢でもある. 快のレベルが高いほど快の記憶をより想起させたため, 快の度合が高いほど賦活したと考えられる. また, Frontal lobe は情動の中枢である大脳辺縁系からフィードバックを受ける部位である. 大脳辺縁系 Amygdala ならびに Hippocampus が快のレベルが高いほど賦活していたため, フィードバックを受ける Frontal lobe も併せて快のレベルが高いほど賦活したと考えられる.

7.2 快のレベルの識別

被験者 C や L だけでなく全被験者において, 特徴量の選択によって識別率が異なった. 識別率が高い特徴量の部位では, 被験者内においても快のレベルが賦活として明確に差があったためその部位の特徴量を用いると識別率が高くなったと考えられる. 一方, 識別率が低い場合, 1つの理由として快のレベルの差が明確にあらわれていなかったため識別率が低くなったと考えられる. また2つ目の理由としては, 快のレベルの識別のサンプルが, 1刺激に対する応答の t 値であることが挙げられる. 1刺激のレベルでみると快のレベルの差分がみられなかったため識別率が低くなったと考えられる. また, 各被験者においてどの快のレベル間の識別でも識別率が 60%以上の被験者が多く, 識別率が 70%以上の被験者もいることから, より特徴量を吟味することにより, 快のレベルの識別は十分に可能であることが示唆された.

8 結論

本論文では、快のレベルによる脳の賦活の違いを用いて、SNMにより快のレベルを識別することができるか検討することを目的とした。まずは快のレベルを3段階 (High, Medium, Neutral) で定義し、fMRI 計測実験においては快のレベルが異なる際の脳活動の違いについて検討を行った。全被験者の集団解析結果において、快のレベルの違いは Amygdala, Hippocampus, Frontal lobe の賦活の広さとしてあらわれた。快のレベルの違いがあらわれたそれぞれの部位を特徴量の ROI とし、快のレベルの識別を行うと、選択した特徴量により識別率が全被験者において異なった。快のレベルの違いがあらわれたそれぞれの部位を特徴量の ROI とし、快のレベルの識別を行った。どの快のレベル間の識別においても識別率が 60 % 以上の被験者が多く、識別率が 70 % 以上の被験者もいる複数いた。以上の結果から、さらに特徴量を吟味することにより、快のレベルの識別は可能であることが示唆された。

謝辞

私が本研究室に配属されてからのこの3年間、同志社大学生命医学部の廣安知之教授には多大なる御指導，そしてご協力を頂き，心より御礼を申し上げます。また，様々な指摘，助言をして下さいました，同志社大学生命医科学部の山本詩子助教に心より感謝致します。発表のリハーサルや研究ミーティングにおいて数々の意見や助言をして下さいました，同じMRI班である皆様にも，心より御礼を申し上げます。本研究を遂行できたのも皆様のおかげです。本論文を校正して下さいました小淵将吾氏，真島希実氏にはお忙しい中，ご無理をお願いしたにも関わらず丁寧な校正をして頂き感謝しております。

最後に，医療情報システム研究室の皆様のおかげで私はこの3年間充実した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を申し上げます。

参考文献

- 1) Y. Kamitani and F. Tong, “Decoding the visual and subjective contents of the human brain,” *Nature Neuroscience*, Vol.8, No.5, pp.679–685, 2005.
- 2) Y. Miyawaki, H. Uchida, O. Yamashita, M. Sato, Y. Morito, C.H. Tanabe, N. Sadato and Y. Kamitani, “Visual Image Reconstruction from Human Brain Activity using a Combination of Multiscale Local Image Decoders,” *Neuron*, Vol.60, No.5, pp.915–929, 2008.
- 3) T.E. Rolls, L.M. Kringelbach and T.E.I. deAraujo, “Different representations of pleasant and unpleasant odours in the human brain,” *European Journal of Neuroscience*, Vol.18, No.3, pp.695–703, 2003.
- 4) R.D. Hardoon, J.M. aoMiranda, M. Brammer and J. Shawe-Taylor, “Unsupervised analysis of fMRI data using kernel canonical correlation,” *NeuroImage*, Vol.37, No.4, pp.1250–1259, 2007.
- 5) J.M. aoMiranda, E. Reynaud, F. McGlone, G. Calvert and M. Brammera, “The impact of temporal compression and space selection on SVM analysis of single-subject and multi-subject fMRI data,” *NeuroImage*, Vol.33, No.4, pp.1250–1259, 2006.
- 6) D. Sabatinelli, P.J. Lang, K. Andreas and M.M. Bradley, “Emotional Perception: Correlation of Functional MRI and Event-Related Potentials,” *Cereb. Cortex*, Vol.17, No.5, pp.1085–1091, 2006.
- 7) S. Ogawa, T.M. Lee and D.W. Tank, “Brain magnetic resonance imaging with contrast dependent on blood oxygenation,” *Biophysics*, Vol.87, pp.9868–9872, 1990.
- 8) P.T. Fox and M.E. Raichle, “Focal physiological uncoupling of cerebral blood flow and oxidative metabolism during somatosensory stimulation in human subjects,” *Proc Natl Acad Sci USA*, Vol.83, No.4, pp.1140–1144, 1986.
- 9) A.S. Huettel, W.A. Song and G. McCarthy, *Statistical Parametric Mapping: The Analysis of Functional Brain Images*, Sinauer Associates Inc, 2006.
- 10) W.D. Penny, K.J. Friston, J.T. Ashburner, S.J. Kiebel and T.E. Nichols, *Statistical Parametric Mapping: The Analysis of Functional Brain Images*, Academic Press Inc, 2006.
- 11) 月本洋, 菊池吉晃, 妹尾淳史, 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.
- 12) 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, 医歯薬出版株式会社, 2012.

- 13) A.C. Evans, D.L. Collins, S.R. Mills, E.D. Brown, R.L. Kelly and T.M. Peters, “3D statistical neuroanatomical models from 305 MRI volumes,” in *Nuclear Science Symposium and Medical Imaging Conference, 1993., 1993 IEEE Conference Record*.IEEE, pp.1813–1817 1993.
- 14) S. Paradiso, L.D. Johnson, C.N. Andreasen, S.D. O’Leary, L.G. Watkins, L.L. Ponto and D.R. Hichwa, “Cerebral Blood Flow Changes Associated With Attribution of Emotional Valence to Pleasant, Unpleasant, and Neutral Visual Stimuli in a PET Study of Normal Subjects,” *The American Journal of Psychiatry*, Vol.156, No.10, pp.1618–1629, 1999.
- 15) P.J. Lang, M.M. Bradley and B.N. Cuthbert, “International affective picture system(IAPS): technical manual and affective ratings,” IAPS, 1999.
- 16) 石井健一郎, わかりやすいパターン認識, オーム社, 1998.
- 17) E.B. Boser, M.I. Guyon and M.V. Vapnik, “A Training Algorithm for Optimal Margin Classifiers,” in *Proceedings of the Fifth Annual Workshop on Computational Learning Theory*ACM, pp.144–152 1992.
- 18) D.D. Cox and R.L. Savoy, “Functional magnetic resonance imaging (fMRI) ”brain reading”: detecting and classifying distributed patterns of fMRI activity in human visual cortex,” *NeuroImage*, Vol.19, No.2, pp.261–270, 2003.
- 19) S. LaConte, S. Strother, V. Cherkassky, J. Anderson and X. Hu, “Support vector machines for temporal classification of block design fMRI data,” *NeuroImage*, Vol.26, No.2, pp.317–329, 2005.
- 20) M. Misaki, Y. Kim, A.P. Bandettini and N. Kriegeskorte, “Comparison of multivariate classifiers and response normalizations for pattern-information fMRI : fMRI,” *NeuroImage*, Vol.53, No.1, pp.103–118, 2010.
- 21) A. Marchewka, L. Zurawski, K. Jednorog and A. Grabowska, “The Nencki Affective Picture System (NAPS): Introduction to a novel, standardized, wide-range, high-quality, realistic picture database.,” *Behav Res*, Vol.2, No.46, pp.596–610, 2014.

付 図

1	Suppor Vector Machine	1
2	評価用インターフェース	1
3	Animals の画像例	2
4	Faces の画像例	2
5	Objects の画像例	2
6	Landscapes の画像例	2
7	People の画像例	2
8	実験設計	3
9	MRI 装置 (ECHELON Vega 1.5T, 日立メディコ)	3
10	MRI 室内	3
11	High 画像提示時の集団解析結果	4
12	Medium 画像提示時の集団解析結果	5
13	Neutral 画像提示時の集団解析結果	5
14	被験者 C の快のレベルの識別結果	6
15	被験者 L の快のレベルの識別結果	6
16	各被験者の快のレベルの識別結果	6

付 表

1	脳機能イメージング法の比較	1
2	使用パラメータ	4
3	SVM のパラメータ	4

Table 1 脳機能イメージング法の比較

計測方法	測定対象	空間分解能	時間分解能	侵襲度	自由度	価格
fMRI	脳血流	高	中	中	低	高
PET	脳血流	中	低	高	低	高
EEG	神経活動	低	高	低	中	低
MEG	神経活動	高	高	低	低	高
fNIRS	脳血流	低	高	低	高	中

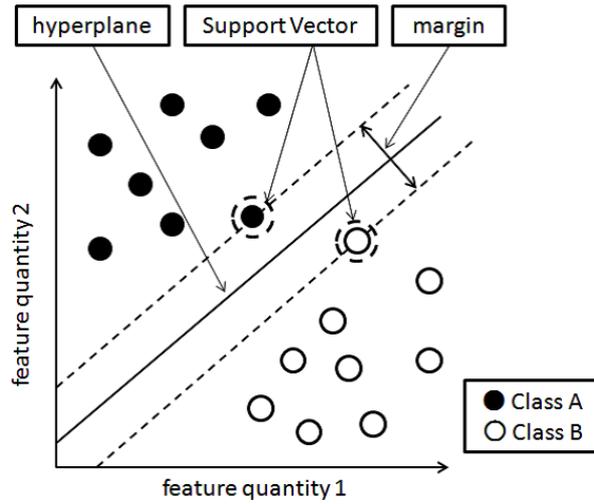


Fig. 1 Support Vector Machine

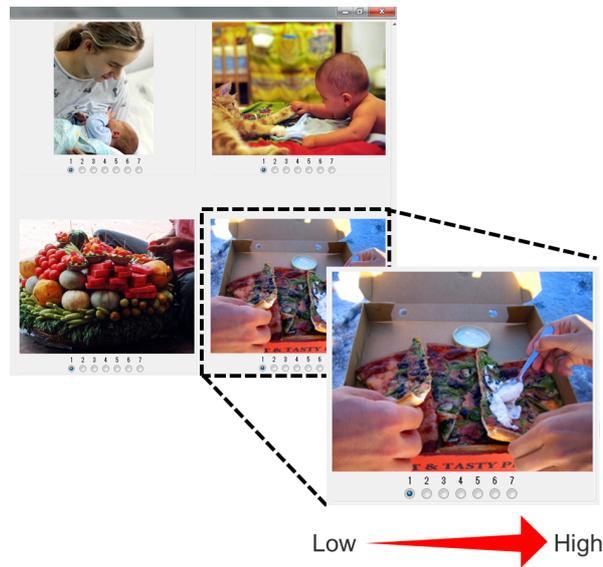


Fig. 2 評価用インターフェース



Fig. 3 Animals の画像例



Fig. 4 Faces の画像例



Fig. 5 Objects の画像例



Fig. 6 Landscapes の画像例



Fig. 7 People の画像例

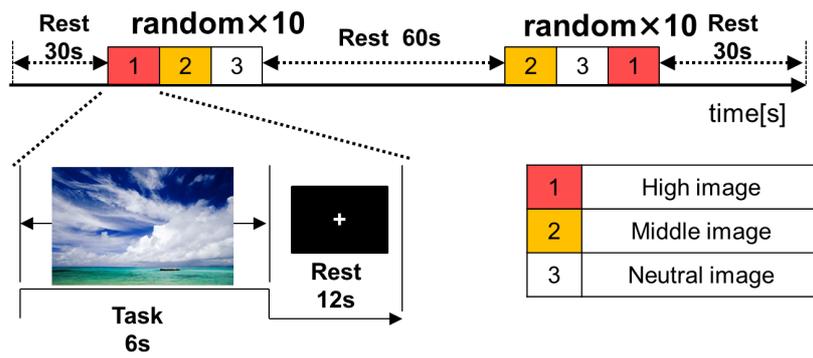


Fig. 8 実験設計



Fig. 9 MRI 装置 (ECHELON Vega 1.5T, 日立メディコ)

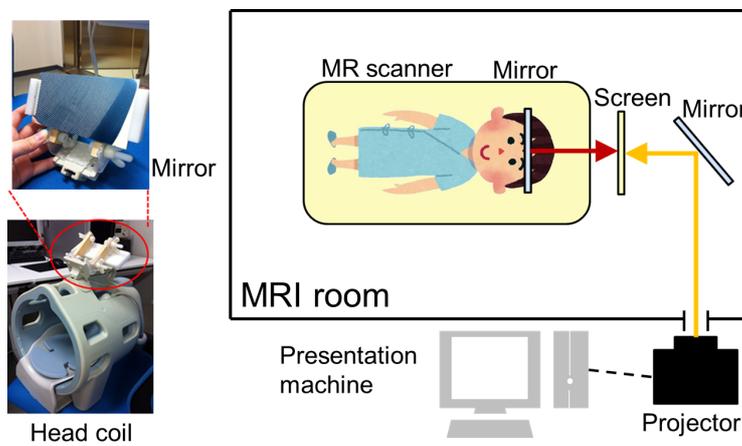


Fig. 10 MRI 室内

Table 2 使用パラメータ

スライス方向	Axial
シーケンス	GE EPI
画像	T2*強調画像
FOV [mm]	192
TR [ms]	150
TE [ms]	40
スライス厚 [mm]	5
スライス [枚]	20
Frequency	64
Phase	64
Reconstruction Matrix	64

Table 3 SVMのパラメータ

SVM type	C-SVC
Kernel type	Linear
Cross-Validation	Leave-one-out

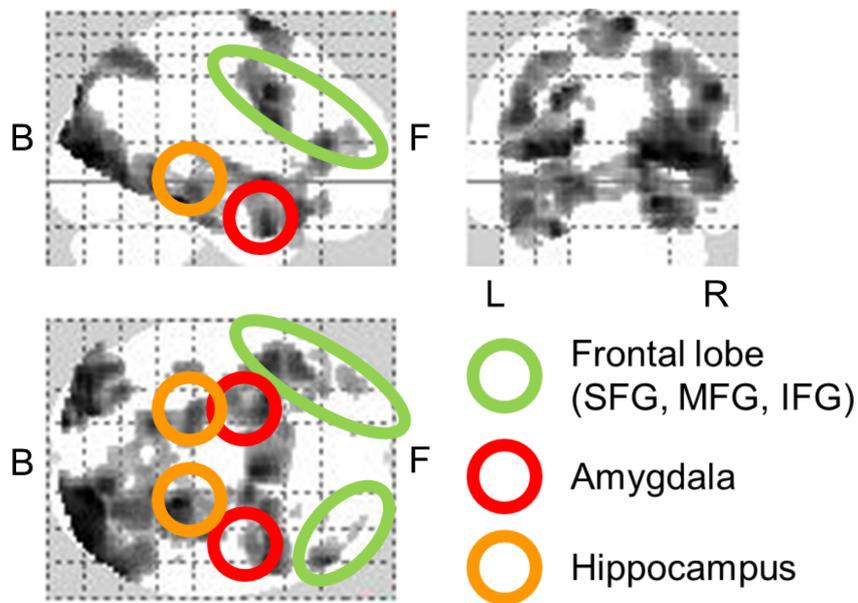


Fig. 11 High 画像提示時の集団解析結果

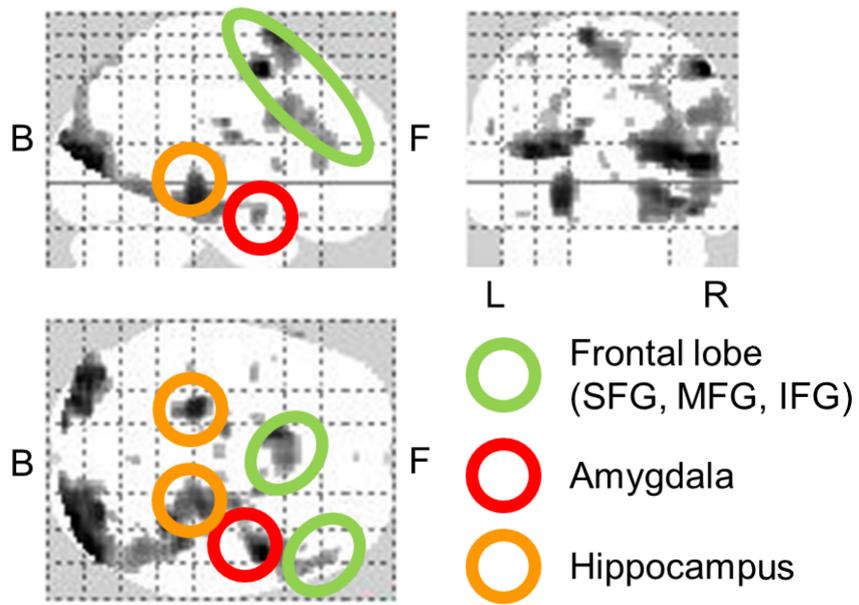


Fig. 12 Medium 画像提示時の集団解析結果

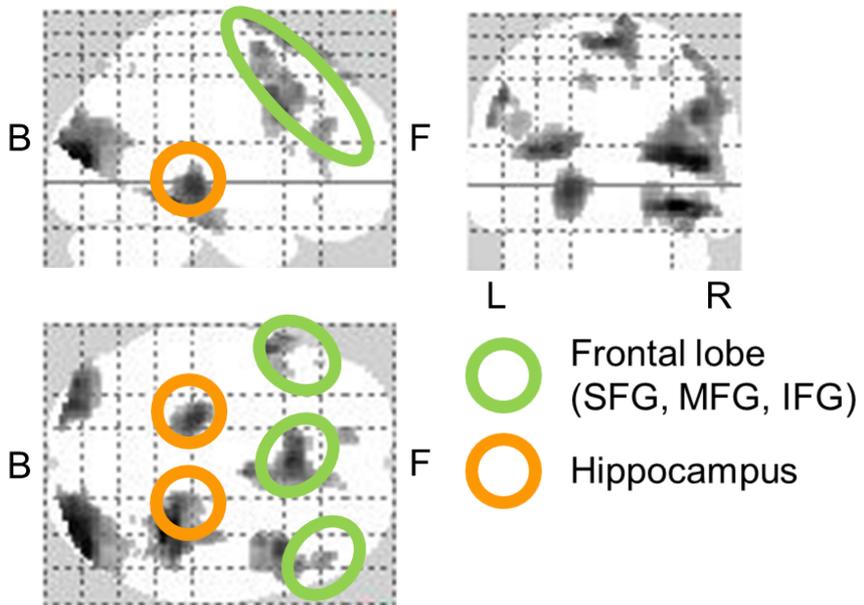


Fig. 13 Neutral 画像提示時の集団解析結果

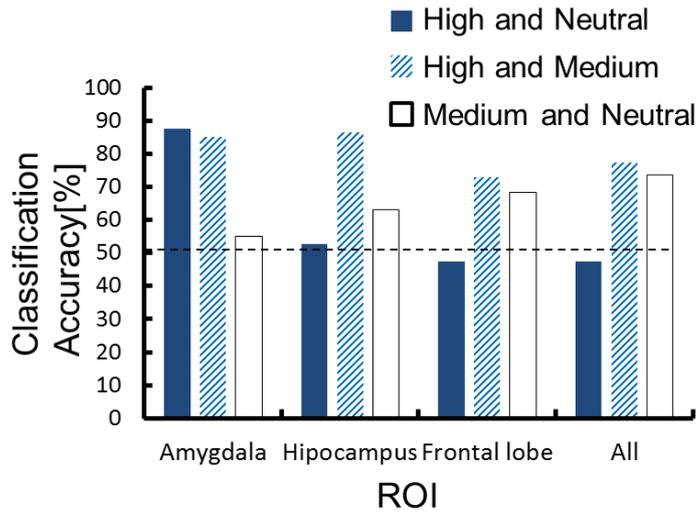


Fig. 14 被験者 C の快のレベルの識別結果

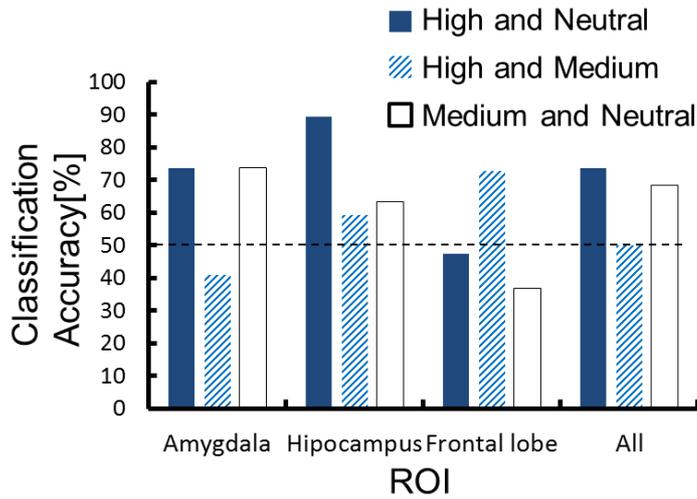


Fig. 15 被験者 L の快のレベルの識別結果

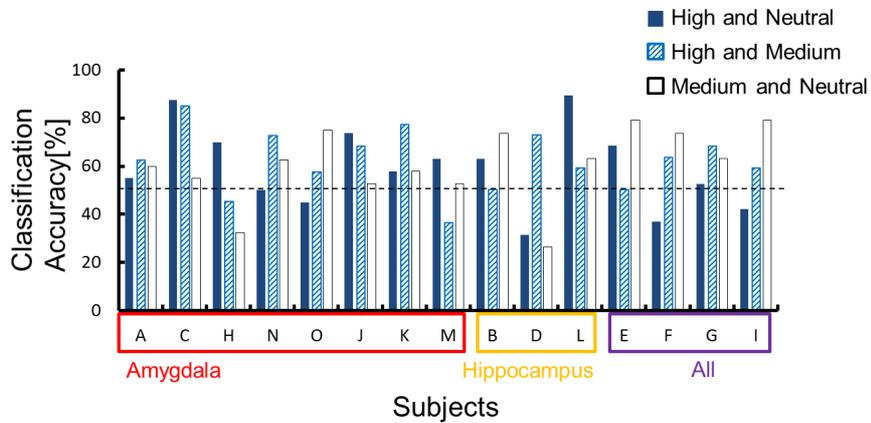


Fig. 16 各被験者の快のレベルの識別結果