

修士論文

fNIRS データとニューラルネットワーク
を用いた画像に対する感情識別の検討

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 2012年度 1009番

林 貴之

指導教授 廣安 知之教授

2014年12月24日

Abstract

I proposed the method to discriminate emotion of subjects. In this paper, cerebral blood flow change data of left and right frontal lobes are used for classify pleasant, unpleasant, neutral pictures. To use a simple fNIRS (functional near infrared spectroscopy) instrument, the target ROI data is examined. Firstly, resampling was carried out cerebral blood change data to extract characteristic changes. Secondly, neural network system that classifies pleasant, unpleasant, neutral pictures is developed using resampling data. Using the developed neural network, pleasant, unpleasant and neutral pictures can be classified with unlearned data. To find the effectiveness of the proposed system, experiments were performed. In the experiments, pleasant, unpleasant and neutral pictures are extracted from IAPS (International Affective Picture System). These pictures were served to subjects. As a result, characteristic cerebral blood flow change of each emotion can be extracted by performing a resampling process. Moreover, We discriminated three emotion obtained from questionnaires, the determination of the 70 [%] rate was achieved. We discriminated five emotion obtained from questionnaires, the determination of the 60 [%] rate was achieved. Therefore, it was indicated that the proposed method is usefulness to discriminate emotion of subjects.

目次

1	序論	1
2	BCI (Brain-Computer Interface)	2
2.1	BCI とは	2
2.2	感情に関する脳活動と BCI	2
3	近赤外分光法による脳機能イメージング	3
3.1	fNIRS とは	3
3.2	fNIRS の計測原理	4
3.3	簡易型 fNIRS の概要	4
4	ニューラルネットワークを用いた感情識別手法	5
4.1	概要	5
4.2	ニューラルネットワークとは	5
4.3	特徴量抽出	6
4.4	リサンプリング法	7
4.5	提案手法のアルゴリズム	8
5	提案手法の検証実験	8
5.1	実験概要	8
5.2	実験内容	8
5.3	実験条件	10
5.4	実験結果	10
5.5	考察	11
6	結論	11

1 序論

近年、脳内の情報を非侵襲的計測法と情報化技術を組み合わせることで読み出し、外部の機械と接続を行う BCI (Brain-Computer Interface) の研究が盛んに行われている。BCI の応用例の一つとして、筋萎縮性側索硬化症 (ALS : Amyotrophic Lateral Sclerosis) と呼ばれる、意思・感情の表出や手足の動作が困難である患者に対しての補助が挙げられる^{1,2)}。手足の動作を補助する BCI の研究は、EEG (Electroencephalograph) や fNIRS (functional Near-Infrared Spectroscopy) などの脳機能イメージング装置を用いて研究されている³⁾。しかし、感情に関する BCI 研究は、動作識別の研究と比較して行われていない。また、多チャンネル fNIRS などの脳機能計測装置を用いて行われているが、快-不快の2つの感情識別しか行われていない⁴⁾。感情を表現する BCI を実用化させるには、快-不快だけではなく、さらに細かく感情を識別する必要があると考えられる。また、被験者が簡易的に装着できる脳機能計測装置でなければ、使用者に負担がかかり、実生活で使用できない。そこで、本稿では計測時に被験者に対して負担のかからない、簡易型 fNIRS で細かい感情を計測できるかの検討を行う。

そこで本稿では、被験者の感情状態を細かく識別する手法として、fNIRS データとニューラルネットワーク (NN : Neural Network) を用いた感情識別手法を提案する。

本論文の議論の流れについて述べる。2章では、本稿で使用している脳機能イメージング装置について述べる。3章では、感情における脳機能について述べる。4章では、本稿の提案手法について述べる。5章では、提案手法の有効性を示すため検証実験を行った結果について述べる。6章では、これらの検討に対しての結論を述べる。

2 BCI (Brain-Computer Interface)

2.1 BCI とは

BCI は、Wolpaw ら⁵⁾ によって「抹消神経／筋系の通常の出力経路を用いない通信システム」と定義されている。つまり、BCI とは、脳活動に由来する計測信号から情報を得て、それを体外に伝えるシステムを指す。BCI は、ユーザーに課題を与え、それに伴って生じる脳活動を計測し、解析により課題内容を推測することで実現される。非侵襲的計測手法を用いた BCI は、脳の神経活動により生じる脳波の計測や、脳血流変化によって大脳皮質に生じる酸素化ヘモグロビン量の変化によって定量化される。BCI は、一般的に次に示す 3 段階の信号解析を行うことで得られる。

- 前処理

脳活動によって得られる信号は一般的に S/N 比が高く、計測装置や外部機器に由来するアーチファクトが存在する。これらの成分を除去するために、フィルタリングなどの処理を行う。

- 特徴量抽出

前処理後に抽出された信号から、検出したい情報 (課題内容など) が含まれる成分だけを抽出する。

- パターン分類

特徴量抽出によって抽出されたデータの性質に基づいて、複数のクラスに分類を行い、ユーザの課題内容を推定する。パターン認識では、SVM (Support vector machine) や NN (Neural network) などの機械識別が用いられる。

2.2 感情に関する脳活動と BCI

本節では、感情時の脳機能および感情に関する BCI 研究について述べる。感情は、大脳辺縁系で発生するが、激しい感情は、大脳皮質ではなく、前頭葉の大脳皮質で活動する報告されている。始めに、感情が生成されると扁桃体が活動する。扁桃体は感覚器から直接信号を受け取るとともに、感覚野を介しても信号を受け取っている。扁桃体は、皮質や視床とも連携しているので、視床下部に信号が届けば、身体各部の変化が起こり、前頭部に届けば意識的に認知される。

感情の処理の一部が前頭部で処理されていることから、fNIRS などの非侵襲計測装置を用いて研究が行われており、前頭部での活性が述べられている^{6,7)}。しかし、感情に関する BCI の研究はあまり行われておらず、快-不快 2 つの感情識別しか行われていない⁴⁾。そこで、本稿では感情に関与する前頭部を計測できる簡易型 fNIRS を用いて、細かい感情の識別を試みた。

3 近赤外分光法による脳機能イメージング

3.1 fNIRS とは

fNIRS は近赤外分光法を用いて大脳皮質付近の脳血流変化を計測し画像化する脳機能イメージング装置である⁸⁻¹⁰⁾。人間が知的機能を活用する場合、その機能に応じた大脳皮質の部位が活性化することが知られている。このため、大脳皮質には機能の局在性があると言われている¹¹⁾。さらに活性状態にある脳の周辺部では、神経血管カップリングにより脳血管が拡張し脳血流が増加する¹²⁾。神経血管カップリングとは、神経活動による酸素代謝の亢進に伴い脳血管が拡張し脳血流が上昇する仕組みのことを示す¹³⁾。これに従い毛細血管も拡張するため組織に含まれる血液量が増加し、赤血球の中で酸素を運搬する働きを持つヘモグロビンの酸化還元率も変化する。fNIRSはこの毛細血管におけるヘモグロビンの相対的変化量を計測するものである。

● 長所

－ 非侵襲性

光を用いた測定であるため生体への有害な影響はなく、幼児に対しても反復して測定することが可能である。

－ 高時間分解能

市販の装置でも0.1秒ごとの測定が可能であり、脳機能の変化の時間経過を検討することが可能である。

－ 可搬性

装置が小型で移動可能であり、診療室やベッドサイドをはじめとする様々な臨床現場で場所を選ばず検査を行うことが可能である。

－ 低拘束性

座位や立位などの自然な姿勢で、発声や運動を行いながら検査が可能である。臥位で無動を保たなければならない他の脳機能イメージング法と比較すると、より自然な状態での検査が可能となる。

● 短所

－ 低空間分解能

測定に散乱光を用いるため、空間分解能は10～30mm程度の大きさである。そのため、脳の部位と機能の対応関係をそれ以上の精度で決定することは困難である。

－ データの不確実性

得られるデータがヘモグロビン濃度の相対的変化量であり、絶対量を求めることはできない。そのため頭皮や頭蓋骨板間など、脳以外に流れる血流の影響を受ける。fNIRSを用いて脳の活動に応じた変化を測定する場合、脳活動変化後のデータから変化前のデータを除外できるよう留意する必要がある。

3.2 fNIRS の計測原理

fNIRS を用いてヘモグロビン濃度の変化を測定する方法は、分光学に基づいて設計されている。この設計とは吸収量を計測することによって物質濃度を定量するものであり、波長の異なる複数の光を用いなければならない。その基礎となっているのがランベルト・ベールの法則 (Lambert-Beer law) である¹⁴⁾。

一直線上に向かい合わせた光源と検出器の間にサンプルを置くことを想定した場合、サンプルの距離 d とサンプルに含まれる物質濃度 C との積によって、入射した光は指数的に減少する。サンプルに入射する光量を I_{in} 、濃度 C の物質を均一に含むサンプル溶液を距離 d だけ透過した後に検出される光量 I_{out} 、吸光係数 ε とおくと式 (3.1) が成立する。

$$-\text{Log} \frac{I_{out}}{I_{in}} = \varepsilon C d \quad (3.1)$$

式 (3.1) より、予め特定波長での溶液の吸光係数 ε が求められていれば、 I_{in} 、 I_{out} 、 d を測定することで対象とする溶液の濃度 C を求めることができる。

しかし、ランベルト・ベールの法則は透明な液体に適用されるものである。透明とは吸収のみを示すものである。実際には、生体に照射された光は吸収と散乱による減衰を受けつつ伝播する。また生体測定では、光源と検出器が一直線上に向かい合う位置よりも、光源と検出器が同じ方向の位置で測定することのほうが多い。このような背景の中で、ランベルト・ベールの法則を拡張して散乱のある媒体に適用したのが式 (3.2) のモディファイド・ランベルト・ベールの法則 (modified Lambert-Beer Law) である¹⁵⁾。

$$-\text{Log} \frac{\Delta I_{out}}{I_{in}} = \varepsilon \Delta C d + \Delta S \quad (3.2)$$

式 (3.2) ΔI_{out} は透過光量変化、 ΔC は濃度変化、 ΔS は散乱による影響変化を示すものである。生体に入射される波長 λ の光量を $I_{in}(\lambda)$ 、生体内で吸収と散乱を受けて外に戻ってきた光の変化量を $\Delta I_{out}(\lambda)$ 、Oxy-Hb の吸光係数を $\varepsilon_{oxy}(\lambda)$ 、Deoxy-Hb の吸光係数を $\varepsilon_{deoxy}(\lambda)$ 、Oxy-Hb の濃度変化を ΔC_{oxy} 、Deoxy-Hb の濃度変化を ΔC_{deoxy} とすると以下の式 (3.3) が成り立つよう fNIRS は設計されている。

$$-\text{Log} \frac{\Delta I_{out}}{I_{in}} = (\varepsilon_{oxy}(\lambda) \Delta C_{oxy} + \varepsilon_{deoxy}(\lambda) \Delta C_{deoxy}) d + \Delta S \quad (3.3)$$

式 (3.3) より変数が ΔC_{oxy} および ΔC_{deoxy} の2つである。よって、2種類の異なる波長の近赤外光を用いることで連立方程式を立て、これらを求めることができる。

3.3 簡易型 fNIRS の概要

簡易型 fNIRS は、前節で述べた近赤外分光法の原理を用い、前頭部左右2点の計測を可能にした脳機能イメージング装置であり、日立製作所によって HOTT121B が開発された。

今までの fNIRS と異なる点としては、装着時の不快感が軽減されている点、持ち運びが容易である点、2点検出によりノイズを軽減する技術を採用している点の3点である。計測

時に被験者に装着するヘッドセットは 100 [g] であり、非常に軽いデザインになっている。また、信号処理部の重さが 1.1 [kg]、専用 PC と合わせても約 2 [kg] と計量で、持ち運びが容易である。

さらに、簡易型 fNIRS は 2 点計測により、生体ノイズを低減させる技術を採用している。2 点計測とは、1 つの光源により照射された近赤外光を、照射／検出距離が異なる 2 つの光源により反射光を計測を行うことである。これにより、大脳皮質の Total-Hb 濃度変化量から、全身性ノイズ成分を低減でき、より正確な脳血流変化データを取得できる。

照射／検出距離が 3 [cm] の計測データには、大脳皮質と頭皮の血流に関する Total-Hb 濃度変化量に、生体ゆらぎなどのノイズ成分が加わる。一方、照射／検出距離が 1 [cm] の計測データには、頭皮の血流に関する Total-Hb 濃度変化量に、生体ノイズ成分が含まれる。ここで、1 [cm] と 3 [cm] で計測される生体ノイズ成分は、相関が強いと考えられる。そこで、線形回帰法により、生体ノイズ成分を同定し、その成分を計測データから削除する。このようにして、簡易型 fNIRS は 2 点計測を採用することで、計測データから生体ノイズを低減している。

4 ニューラルネットワークを用いた感情識別手法

4.1 概要

感情を表現できる BCI を実生活で使用するには、被験者が簡易的に装着でき、細かい複数の感情を識別できることが必要である。

そこで我々は、簡易型 fNIRS データとニューラルネットワークを用いた感情識別手法を提案する。簡易型 fNIRS は、感情に関与する前頭部左右 2 点の脳血流変化を計測できる。また、多チャンネル fNIRS 装置などの非侵襲計測装置と比べて、装着時の不快感を軽減しており、容易に使用することが可能である。この簡易型 fNIRS によって得られたデータから感情を識別する手法として、本稿ではニューラルネットワークに注目した。ニューラルネットワークは多クラス分類が可能であり、細かい複数の感情を識別することが可能であると考えられる。

以下より、ニューラルネットワークの概要と、脳血流変化からの特徴量抽出、リサンプリングについて述べた後、提案手法のアルゴリズムについて述べる。

4.2 ニューラルネットワークとは

ニューラルネットワークとは、脳機能に見られるいくつかの特性を計算機上のシミュレーションによって表現することを目指した数学モデルである¹⁶⁾。人間の脳内には 100 億以上のニューロンが存在する。ニューロンはお互いにつながっており、ネットワークを構成している。脳は活動する際に、このネットワークによって処理を行う。ニューロンは、Fig. 1 に示す通り、本体の細胞体、信号受信を行い分岐し周囲に伸びる多数の樹状突起、信号出力を行う軸索からなる¹⁷⁾。

これらのネットワークを模倣しているのが、ニューラルネットワークである。ニューラルネットワークは、情報処理を行う単位であるユニット、入力層、中間層、出力層で構成されている。また、各ユニット間は結合と呼ばれる信号伝達路で繋がっている。入力信号は、入力層から入り、中間層、出力層で計算が行われ、出力層から計算結果が出力される。以下に、ニューラルネットワークの種類について述べる。

(1) 階層型ニューラルネットワーク

- パーセプトロン
- バックプロパゲーション

(2) 非階層型ニューラルネットワーク

- ホップフィールド
- ボルツマンマシン

階層型ニューラルネットワークは、入力層から出力層へ一方向に結合しているネットワークである。一方、非階層型ニューラルネットワークは、入力層から出力層へ複数の方向に結合しているネットワークである。階層型ニューラルネットワークの構造を Fig. 2 に示す。

階層型ニューラルネットワークで、近年最も使用されているのは、バックプロパゲーションである。バックプロパゲーションは、1986年にラメルハートらによって提案され、全ての結合間の学習が可能である学習アルゴリズム、誤差逆伝搬法 (error back propagation algorithm) を採用している¹⁸⁾。m層のネットワークで考えると、誤差逆伝搬法の学習アルゴリズムは次式で表すことができる。

$$W_{i,j}^{k-1,k} \leftarrow W_{i,j}^{k-1} + \Delta W_{i,j}^{k-1} \quad (4.1)$$

$$\Delta W_{i,j}^{k-1} \leftarrow -\varepsilon d_j^k o_i^{k-1} + \alpha \Delta W_{i,j}^{k-1,k} \quad (4.2)$$

$$d_j^k = \left(\sum_i W_{j,i}^{k,k+1} \right) o_j^k (1 - o_j^k), 1 \leq k < m \text{ のとき} \quad (4.3)$$

$$d_j^k = (o_j^m - y_j) o_j^m (1 - o_j^m), k = m \text{ のとき} \quad (4.4)$$

また、誤差逆伝搬法の概略図を Fig. 3 に示す。本稿では、誤差逆伝搬法を採用して、被験者の多クラス感情識別を試みた。

4.3 特徴量抽出

本節では、感情識別に用いる脳血流変化の特徴量抽出方法について述べる。本稿では、時系列データから3つの特徴量を抽出した。

- 1秒間隔の平均値

Sitaramらは、fNIRSを用いて左右の手指運動および運動想起の判別を行っており、特徴量としてタスク時の時系列データを使用している¹⁹⁾。この手法に従い、本稿で

もタスク時の時系列データを特徴量として抽出した。しかし、このままでは特徴次元が非常に高次となり、計算コストが大きくなってしまう。そのため、新出らの手法に従い、1秒間の脳血流変化を求め、特徴次元数を大幅に低減した²⁰⁾。

- Wavelet 変換

Wavelet 変換は、周波数解析の手法の1つである。フーリエ変換によって周波数特性を求める際に失われる時間領域の情報を、Wavelet 変換を用いることによって残すことが可能である。

- min-max 正規化

min-max 正規化は、最大値を1、最小値を0に正規化する。

4.4 リサンプリング法

収集したデータの中から再度データを抽出することをリサンプリング法という²¹⁾。実験によって収集されたデータは、正規分布や非正規分布など、なんらかの分布に従う。実験データの分布の性質を知るためには、分布が得られるまで何度も実験を行うことが必要である。しかし、実験を永遠に何度も行うことはできず、ある程度のデータ数で満足するしかない。

そこで、リサンプリング法を用いることで再標本を行い、少ない実験データから、母集団を推定することが可能である。リサンプリング法は、大きく分けてブートストラップ法とジャックナイフ法に分けられる。ブートストラップ法は、1979年にB. Efron²¹⁾によって提案されたリサンプリング手法であり、一度取り出した標本を元に戻し、データセットから無作為標本を選び出し、それぞれを同じ方法で解析するという方法である。置換による標本化とは、各観測値がオリジナルのデータセットから無作為に別途選択されることを意味する。一方、ジャックナイフ法は、ブートストラップのようにランダムではなく、体系的に再標本化を行う。特に、ブートストラップ法は、BCIに利用も利用されており、識別率の向上が報告されている²²⁾。ブートストラップ法の手順を次式に示す。

- (1) データ x_1, x_2, \dots, x_k から無作為復元抽出を k 回行い、大きさ k のブートストラップ標本 $X_1^{*b}, X_2^{*b}, \dots, X_k^{*b}$ を構成し、ブートストラップ統計量 $\theta^{*1}, \dots, \theta^{*n}$ を計算する。
- (2) ステップ (1) を n 回繰り返すことにより $\theta^{*1}, \dots, \theta^{*n}$ を計算する。
- (3) ブートストラップ分散推定量を次式により近似計算する。

$$\sigma_b^2 = \sum_{b=1}^n \frac{(\theta^{*b} - \theta^*)^2}{n-1} \quad (4.5)$$

4.5 提案手法のアルゴリズム

fNIRS データに対してリサンプリング処理を行い、ニューラルネットワークに学習および識別を行うことで、被験者の感情を識別する手法を提案する。Fig. 4 に、本提案手法の流れを示す。

始めに、実験によって得られた脳血流変化の1秒間隔の平均値を算出する。次に、平均値に対してリサンプリング処理を行う。リサンプリング処理によって、特徴的な波形が抽出される。リサンプリング処理が行われた脳血流変化を用いてニューラルネットワークの学習を行う。学習は、leave-one-out 交差検証を用いた。leave-one-out 交差検証とは、標本群から1つの事例を抜き出してテスト事例とし、残りを訓練事例とする交差検定法である。学習を行ったニューラルネットワークに対して、リサンプリング処理前のデータの識別を行い、識別率を算出し、識別性能を評価した。

5 提案手法の検証実験

5.1 実験概要

提案手法を用いることで、被験者の感情を識別できるかどうか検討するために、検証実験を行った。本実験では、情動に関する研究で刺激として多くの心理実験で使用されている画像である IAPS (International Affective Picture System) を刺激として用いた²³⁾。実験前に、High unpleasant, Low unpleasant, Neutral, High pleasant, Low pleasant と定義した5種類の画像を選択し、実験で被験者に呈示した。その際の脳血流変化を簡易型 fNIRS によって計測した。得られたデータから、5段階の感情を識別できるかどうか、提案手法に適用した。

5.2 実験内容

5.2.1 呈示画像の選択

IAPS はフロリダ大学の CSEA (Center for Emotion and Attention) センターによって作成された大規模な画像セットであり、感情刺激の標準化と測定基準の統一を目的としている。約1000例以上もの様々な人間の体験の場面を写した画像から構成されている。これらの画像に対して、どのような感情を抱いたかの程度を測定するために、CSEA センターは評価法 SAM (Self-assessment manikin) を開発し、感情価 (valence)、覚醒 (Arousal)、支配性 (Dominance) の3次元から各画像を評価した²⁴⁾。星らの研究²⁵⁾では、3次元の中でも感情価に注目し、感情価が高い画像を快画像、低い画像を不快画像として画像を選択している。そのため、本実験でも感情価に注目して画像を選択した。

本稿では、この研究と同様に感情価に注目し、High unpleasant, Low unpleasant, Neutral, High pleasant, Low pleasant の5種類の画像を定義した。表5.1に、本実験で使用した IAPS の画像番号を示す。また、表5.2に、感情別の画像における感情価を示す。

Table 5.1 実験で使用した IAPS 画像番号

Type of images	Number of images
High unpleasant	3053,3102,3080,3131,3000, 3170,3064,3120,3015,3063, 3100,9040,3130,9570,9940
Low unpleasant	2301,6315,9184,6570.1,6821, 9420,9425,3550.1,6231,6250, 6831,9330,9423,9429,9611
Neutral	7255,7161,9411,1390,3302, 7012,7034,7081,7092,7207, 9700,7233,7020,2122,2377
High pleasant	5825,8190,8501,5833,1710, 1750,4652,1440,1920,2154, 1460,2050,8080,5700,1441
Low pleasant	7508,2208,4599,5450,8116, 8120,8371,2035,5831,5631, 5836,7350,7405,2346,8496

Table 5.2 実験画像の感情価

	High unpleasant	Low unpleasant	Neutral	High pleasant	Low pleasant
Valence mean	1.77	2.98	5.00	7.05	7.91

5.2.2 実験設計

本実験は、大きく分けて fNIRS 計測とアンケート記入の2つによって構成される。fNIRS 計測では、4つのセッションに分け実験を行った。各セッションでは、15秒間の安静（レスト）、10秒間の画像提示（タスク）を1セットとし、計25セットを行った。タスクでは、被験者に対して快、不快および中性画像がランダムに1枚提示される。実験時間が長いため、各セッションの間に1分間の休憩を設けた。fNIRS 計測が終了した後、実験で提示した画像に対して、どのような感情を抱いたかについて調査するためにアンケートを行った。被験者は、実験で提示された画像を見ながら、快、中性、不快の感情が10段階に区切られたアンケートに記入を行った。Fig. 5(a)に、1セッションのタスクシーケンスを示す。また、Fig. 5(b)に実験風景を示す。

5.3 実験条件

5.3.1 被験者と実験環境

被験者は、 22 ± 0.8 歳の健常な右利き男性 7 人とし、実験の室温は 24.5 ± 1.0 [°C] の環境下で、15~18 時の時間帯に実験を行った。被験者は椅子に座った状態で、頭部に簡易型 fNIRS を装着した。視覚刺激呈示装置であるディスプレイは、被験者の 50~70 [cm] 前方に見下ろす形で設置された。被験者に画像を呈示する実験プログラムは、Presentation を用いて作成した。簡易型 fNIRS 装置として HOT121B (Hitachi Co., Japan) を使用した。サンプリング周波数は 10 [Hz] で脳血流中の Total-Hb 濃度変化を計測した。

5.3.2 計測部位

簡易型 fNIRS を被験者の頭部に設置する際、本稿では EEG の電極基準である国際 10-20 法を参考にした²⁶⁾。国際 10-20 法に従い fNIRS 装置を設置することで、AF7, AF8 を計測することができ、ブロードマン脳地図上で 9 番付近である前頭前野背外側部を計測できる。

5.4 実験結果

5.4.1 アンケート結果

fNIRS 計測後に、各画像に対してどのような感情を抱いたか、10 段階のアンケートを用いて評価させた。Fig. 5 に、被験者 A のアンケート結果を示す。横軸には、フロリダ大学が SAM を用いて評価した値を、縦軸には、本実験で取得したアンケートである。

Fig. 5 より、感情価と本実験でのアンケートの相関係数が 0.6 となったので、感情価と本実験のアンケート結果は相関があるといえる。よって、本実験で提示した画像で、ターゲットとする感情を誘発できたと考えられる。

5.4.2 リサンプリング処理の結果

得られた脳血流変化に対して、重複を許したりサンプリング処理を行った一例として、被験者 A が High pleasant と評価した画像を見た際の脳血流変化を Fig. 6 に示す。

Fig. 6 より、リサンプリング前とリサンプリング後のデータを比較すると、特徴的な脳血流変化がリサンプリング処理によって抽出されていることがわかる。リサンプリング前は、画像毎に血流変化は様々な変化を示しているが、リサンプリング後では、タスク開始後に増加し、タスク終了直前で減少している脳血流変化が抽出されている。

5.4.3 識別結果

5.4.3.1 3-class 識別の結果

本節では、被験者が High unpleasant, Neutral, High pleasant と評価した画像を提示した際の脳血流変化を抽出し、3つの感情を識別できるかについて検討した。Fig. 7 に、各被験者における識別結果を示す。Fig. 7 より、処理を行わずに識別を行った際には、識別率は 50 [%] 付近である。しかし、提案手法を用いることで、多くの被験者で 70 [%] を越える識別を行うことが出来た。3つの感情を識別する際のチャンスレベルは 33.33 [%] であ

るため、提案手法により3つの感情を識別することが可能であることが示唆された。

5.4.3.2 5-class 識別の結果

本節では、被験者が High unpleasant, Low unpleasant, Neutral, High pleasant, Low pleasant と評価した画像を提示した際の脳血流変化から、5つの感情を識別できるかについて検討した。Fig. 8に、各被験者における識別結果を示す。

Fig. 8より、処理を行わずに識別を行った際には、識別率は30 [%]を付近である。しかし、提案手法を用いることで、多くの被験者で65 [%]を越える識別を行うことが出来た。5つの感情を識別する際のチャンスレベルは20 [%]であるため、提案手法により5つの感情を識別することが可能であることが示唆された。

5.5 考察

さらなる識別率向上を目指し、学習および識別に使用する画像を限定して検討を行った。始めに、実験後のアンケートと感情価の値を軸にとり、各画像をプロットし近似直線を引いた。次に、各点から近似直線に対して垂線を引き、距離を算出した。全ての点と直線の距離から、距離の平均値を求め、平均値以内の距離にある画像を識別に用いるデータ、平均値以上の距離にある画像を識別に用いないデータとした。Fig. 9に、被験者Bの感情を識別する際に、使用したデータと使用しなかったデータを示す。

この処理によって、学習および識別に用いるデータが、75個から41個に削減された。削減されたデータを提案手法に適応した結果をFig. 10に示す。Fig. 10より、被験者7人中4人において、識別データの限定を行うことで、識別率の向上がみられた。

6 結論

本稿では、被験者の感情を識別する手法として、リサンプリング処理とニューラルネットワークを用いた感情識別手法を提案した。そして、提案手法の有効性を示すために、被験者に対して感情画像 IAPS を提示実験し、被験者の脳血流変化を取得し、感情識別を行った。実験により得られた脳血流変化に対して、提案手法、min-max 正規化、Wavelet 変換を行い、識別精度の比較を行った。リサンプリング法の一つであるブートストラップを行った結果、各感情によって特徴的な脳血流変化が抽出された。リサンプリング処理によって得られた脳血流変化を用いて、ニューラルネットワークの学習を行った。学習したニューラルネットワークに未学習データを適用し、High unpleasant, Neutral, High pleasant の3つの感情を識別した。その結果、70 [%]を越える識別率が達成された。また、High unpleasant, Low unpleasant, Neutral, High pleasant, Low pleasant の5つの感情を識別した結果、60 [%]を越える識別率が達成された。それぞれの識別結果は、他の処理と比べて優れており、チャンスレベルを大きく上回っていることから、提案手法の有効性が確認できた。これらの検討から、本手法を用いて人の細かい感情を識別できることを示し、本手法が感情識別手法として有効であることが示唆された。

謝辞

本研究を遂行するにあたり、2年間に渡って熱心なご指導、多くのご協力を頂きました、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、本研究を進める上で、多くの助言と丁寧なご指導を頂きました、同志社大学生命医科学部の横内久猛教授に心より感謝いたします。

本研究を進める上で、多くの助言を頂き、研究の議論に時間を割いて下さいましたBMI研究グループの大久保裕希氏に心より感謝いたします。そして、本研究を進める上で多くの議論の場に参加し、私を支えていただきました、BMI研究グループの皆さまに心より感謝いたします。

そして、本研究を進める上で多くの被験者実験に参加していただきました、医療情報システム研究室の皆さまに心より感謝いたします。最後に、私の研究活動を理解し、経済的や精神的な面で支え続けてくれた家族と友人に深く感謝し、修士論文とします。

参考文献

- 1) N. Birbaumer. Brain-computer-interface research: coming of age. *Clinical Neurophysiology*, Vol. 117, pp. 479–483, 2006.
- 2) M. Gerven, J. Farquhar, R. Schaefer, R. Vlek, J. Geuze, A. Nijholt, N. Ramsey, P. Haselager, L. Vuurpijl, S. Gielen, and P. Desain. The brain?computer interface cycle. *Neural Engineering*, Vol. 6, , 2009.
- 3) S. Fazli, J. Mehnert, J. Steinbrink, G. Curio, A. Villringer, K. Muller, and B. Blankertz. Enhanced performance by a hybrid nirs-eeg brain computer interface. *NeuroImage*, Vol. 59, pp. 519–529, 2012.
- 4) K. Tai and T. Chau. Single-trial classification of nirs signals during emotional induction tasks: towards a corporeal machine interface. *NeuroEngineering and Rehabilitation*, Vol. 6, , 2009.
- 5) J. Wolpaw. Brain-computer interface technology: A review of the first international meeting. *Rehabilitation engineering*, Vol. 8, pp. 164–173, 2000.
- 6) M. Jabbi and C. Keysers. Inferior frontal gyrus activity triggers anterior insula response to emotional facial expressions. *Emotion*, Vol. 8, pp. 775–780, 2008.
- 7) 浅野裕俊ら. 非侵襲脳活動計測に基づく喜-哀感情の客観評価. 電気学会論文誌 A, Vol. 132, pp. 1077–1078, 2012.
- 8) H. Owen-Reece, M. Smith, C. E. Elwell, and J. C. Goldstone. Near infrared spectroscopy. *British journal of anaesthesia*, Vol. 82, pp. 418–426, 1999.
- 9) S. C. Bunce, M. Izzetoglu, K. Izzetoglu, B. Onaral, and K. Pourrezaei. Functional near-infrared spectroscopy. *Engineering in Medicine and Biology Magazine, IEEE*, Vol. 25, No. 4, pp. 54–62, 2006.
- 10) 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, pp. 921–935, 2012.
- 11) 船橋新太郎. 前頭葉の謎を解く. 京都大学学術出版会, 2005.
- 12) 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, pp. 1140–1144, 1986.
- 13) 福田正人. 精神疾患とNIRS - 光トポグラフィ検査による脳機能イメージング. 中山書店, 2009.

- 14) Osamu Hazeki, Mamoru Tamura. Quantitative analysis of hemoglobin oxygenation state of rat brain in situ by near-infrared spectrophotometry. *American Physiological Society*, Vol. 64(2), No. 16, pp. 796–802, 1988.
- 15) Hideaki Koizumi, Tsuyoshi Yamamoto, Atsushi Maki. Optical topography: practical problems and new applications. *Optical Society*, Vol. 42, No. 16, pp. 3054–3062, 2003.
- 16) H. Simon. *Neural Networks: A Comprehensive Foundation*. Prentice Hall PTR, Upper Saddle River, NJ, USA, 1st edition, 1994.
- 17) 後藤和宏. よくわかる最新「脳」の基本としくみ. 秀和システム, 2009.
- 18) R. J. Williams D. E. Rumelhart, G. E. Hinton. Learning representations by back-propagating errors. *Nature*, Vol. 323, pp. 533–536, 1988.
- 19) R. Sitaram R, H. Zhang, C. Guan, M. Thulasidas, Y. Hoshi, A. Ishikawa, K. Shimizu, and N. Birbaumer. Temporal classification of multichannel near-infrared spectroscopy signals of motor imagery for developing a brain-computer interface. *Neuroimage*, Vol. 34, pp. 1416–1427, 2007.
- 20) 新出航, 坪根正, 和田安弘. 近赤外分光法を用いた脳活動計測による動作肢の判別 (バイオサイバネティクス, ニューロコンピューティング). 電子情報通信学会論文誌. D, 情報・システム, Vol. 92, No. 9, pp. 1632–1642, 2009.
- 21) B. Efron. Bootstrap methods: another look at the jackknife. *Ann. Statistics*, Vol. 7, pp. 1–26, 1979.
- 22) E. Donchin, K. M. Spencer, and R. Wijesinghe. The mental prosthesis: assessing the speed of a p300-based brain-computer interface. *Rehabilitation Engineering*, Vol. 8, pp. 174–179, 2000.
- 23) M. M. Bradley, P. J. Lang, and B. N. Cuthbert. International affective picture system (iaps): Technical manual and affective ratings. Technical report, University of Florida, 1999.
- 24) M. M. Bradley and P. J. Lang. Measuring emotion: The self-assessment manikin and the semantic differential. *Journal of Behavior Therapy and Experimental Psychiatry*, Vol. 25, pp. 49–59, 1994.
- 25) Y. Hoshi, J. Huang, S. Kohri, Y. Iguchi, M. Naya, T. Okamoto, and S. Ono. Recognition of human emotions from cerebral blood flow changes in the frontal region: A study with event-related near-infrared spectroscopy. *J Neuroimaging*, Vol. 21, pp. e91–101, 2011.

- 26) H. Jasper. Report of the committee on methods of clinical examination in electroencephalography. *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, Vol. 10, pp. 370–375, 1958.

付 図

1	神経細胞の概略図	1
2	ニューラルネットワークの概略図	1
3	バックプロパゲーションの学習アルゴリズム	2
4	提案手法の流れ	2
5	アンケート結果 (被験者 A)	3
6	リサンプリング処理前後の脳血流変化 (High pleasant 画像提示時)	4
7	3-class 識別結果	4
8	5-class 識別結果	5
9	識別に使用するデータと使用しないデータ (被験者 B)	5
10	学習・識別データを限定した識別結果 (5class)	6

付 表

5.1	実験で使用した IAPS 画像番号	9
5.2	実験画像の感情価	9

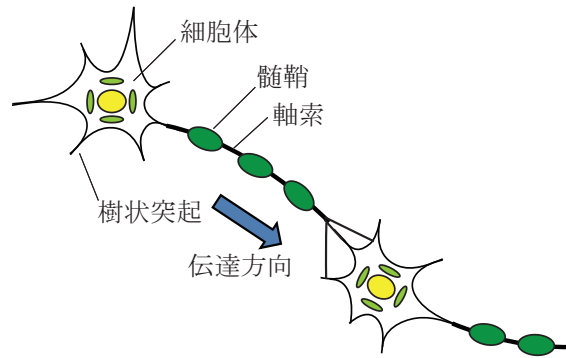


Fig. 1 神経細胞の概略図

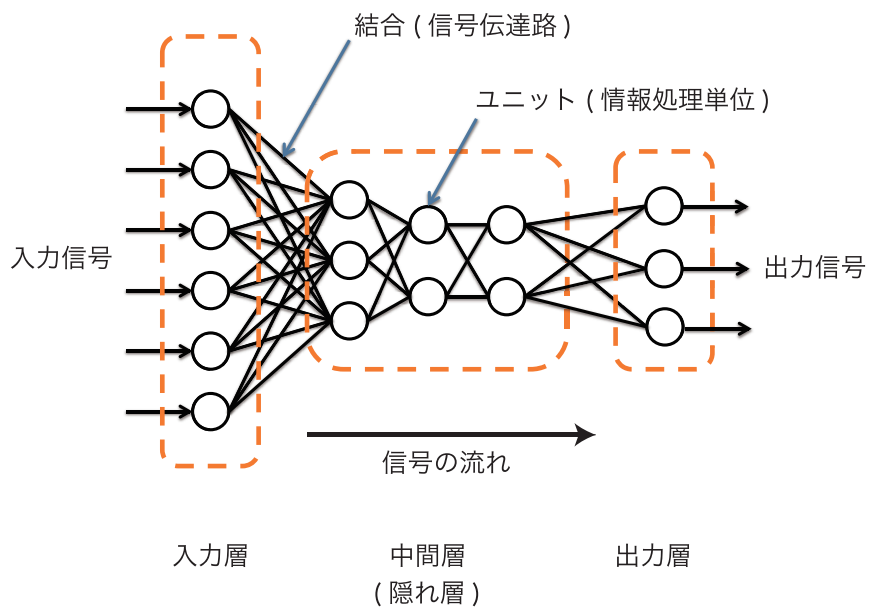


Fig. 2 ニューラルネットワークの概略図

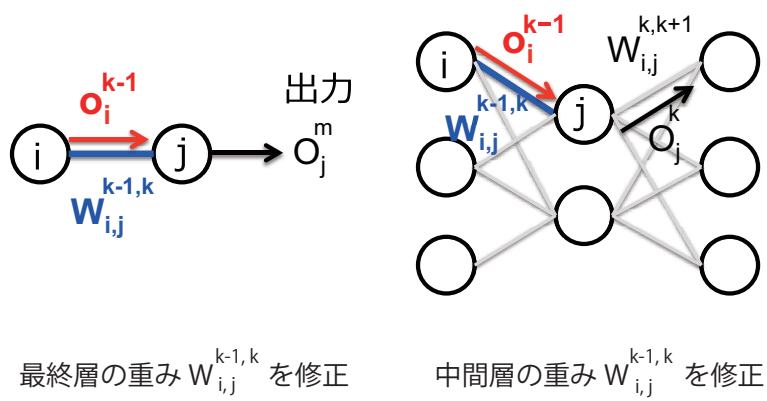


Fig. 3 バックプロパゲーションの学習アルゴリズム

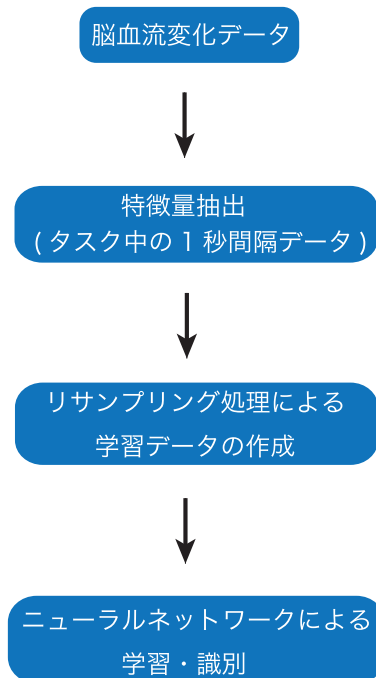
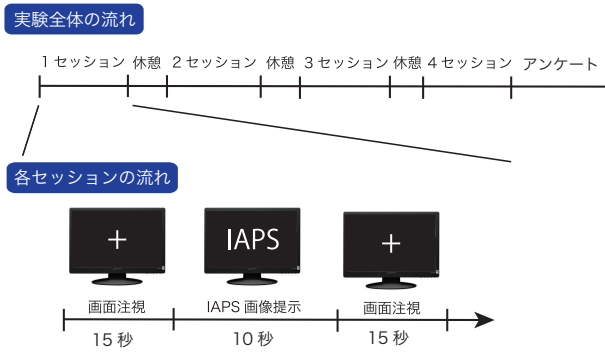
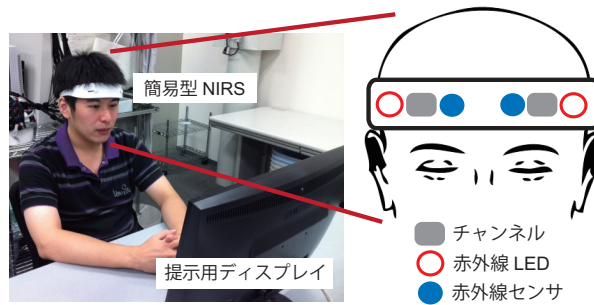


Fig. 4 提案手法の流れ



(a) 実験の流れ



(b) 実験風景

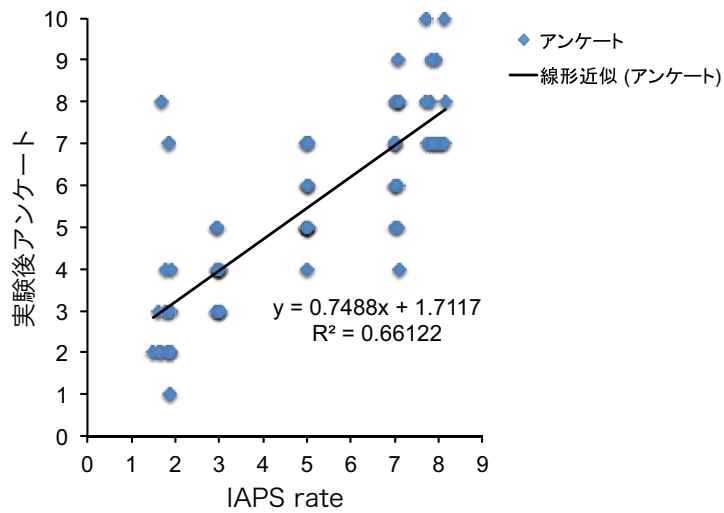
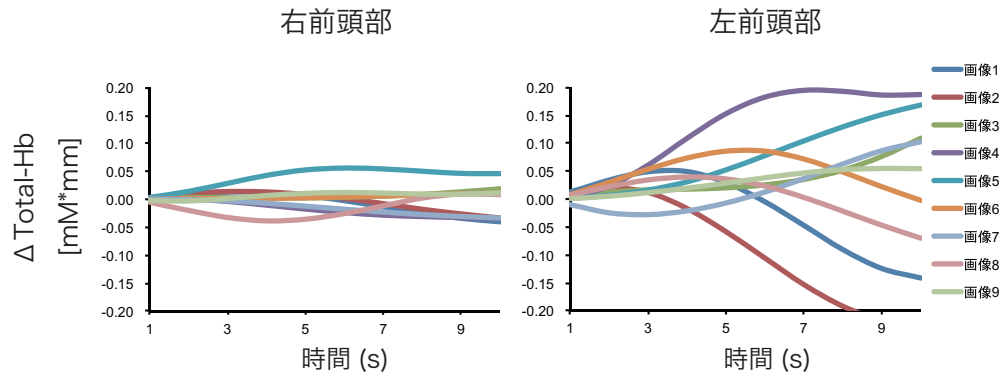


Fig. 5 アンケート結果 (被験者 A)

リサンプリング前



リサンプリング後

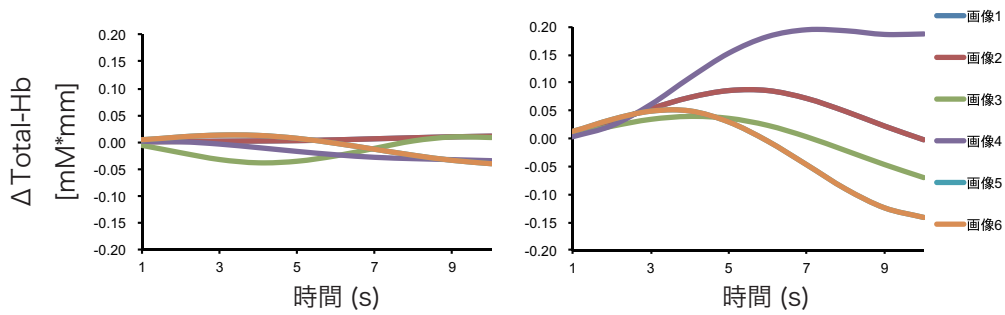


Fig. 6 リサンプリング処理前後の脳血流変化 (High pleasant 画像提示時)

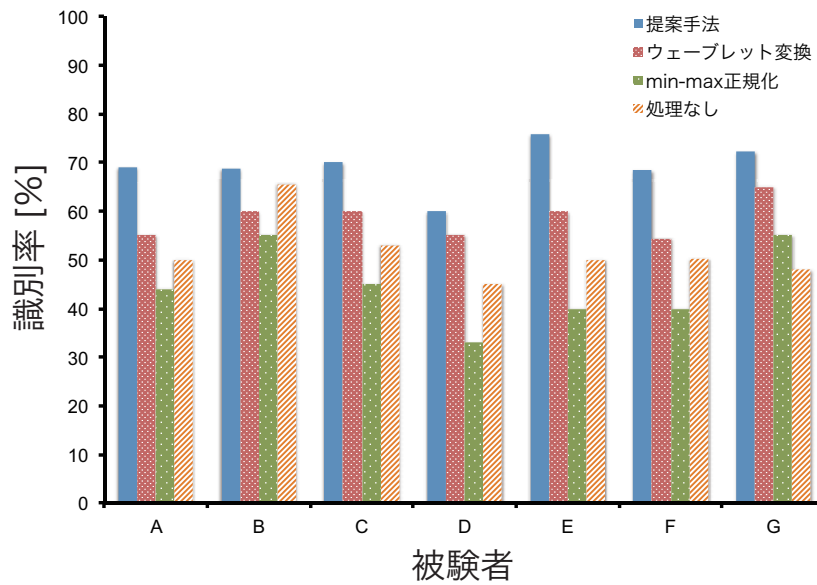


Fig. 7 3-class 識別結果

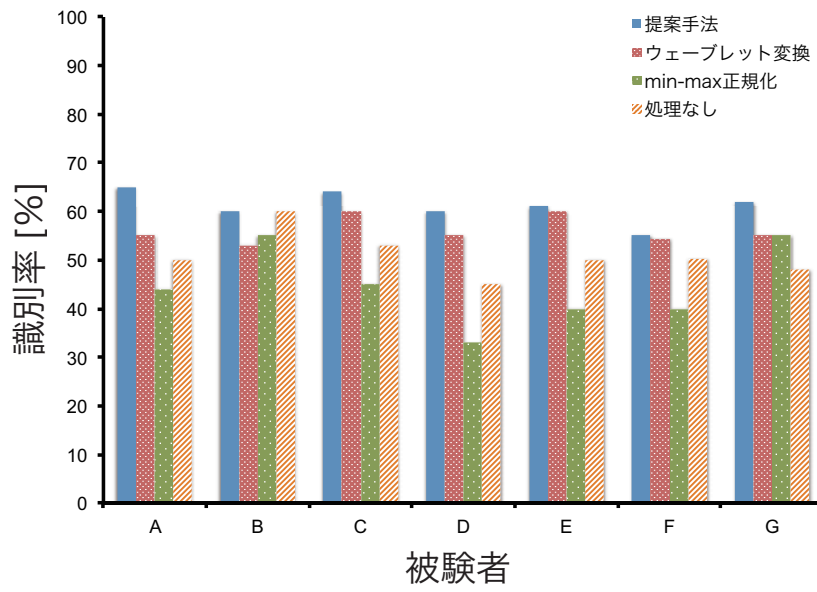


Fig. 8 5-class 識別結果

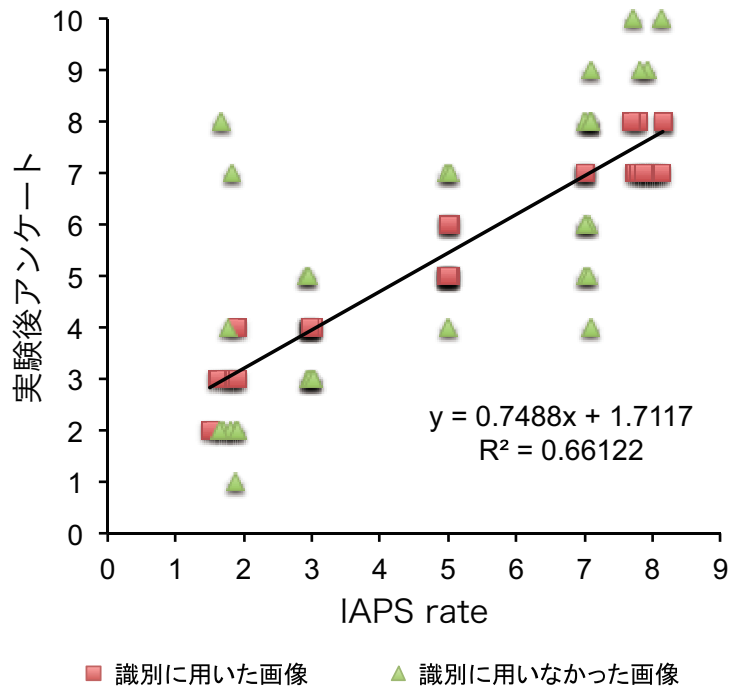


Fig. 9 識別に使用するデータと使用しないデータ (被験者 B)

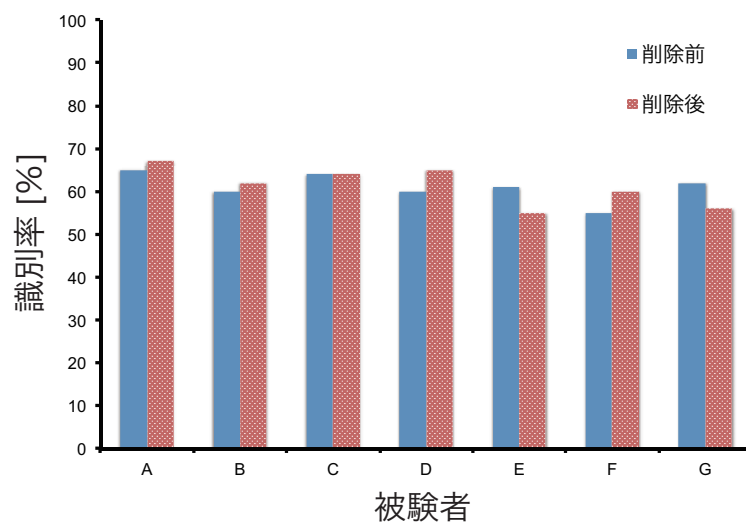


Fig. 10 学習・識別データを限定した識別結果 (5class)