ISSN 2186-5647

P-11

機械学習を用いた画像提示時の快・不快情動の識別に関する研究

日大生産工(院)　○田中 健太　　日大生産工　柳澤 一機　日大生産工　綱島 均

1 緒言

商品開発などのマーケティングにおいて従来のマーケティング手法は，アンケートなどがあげられる．しかし，嗜好性に関する判断は無意識で95%起こるといわれており，従来のマーケティング手法においては無意識下の情報を得ることは難しいと考えられる[1]．人間の脳活動を非侵襲で簡単に計測できる装置の発展により，この無意識下の情報を脳活動から読み取り，人間の嗜好性，情動を解明し，これをマーケティングに応用するニューロマーケティングが注目されている．

ニューロマーケティングに関する研究として，柳澤ら[2]は前頭前野中央部に注目し，近赤外分光法(NIRS : Near Infrared Spectroscopy)を用いて快画像･不快画像呈示時の脳機能計測を行った．さらに快・不快の2択における情動の識別を，ニューラルネットワーク，SVM(Support Vector Machines)を用いて検討を行った．その結果，平均で約81%の正解率が得られている．NIRS では，酸素化ヘモグロビン(oxy-Hb)と脱酸素化ヘモグロビン(deoxy-Hb)を脳機能情報として取得しているが，識別に使用したものは oxy-Hb とその微分値で，deoxy-Hb は識別に使用していない．脳活動による局所的な脳酸素消費に比べて供給される脳血流増加は大きく上回るため，脳活動が発生した領域では典型的に oxy-Hb の増加と deoxy-Hb の減少を示す．そのため，deoxy-Hb にも快・不快情動の情報が含まれている可能性がある．

しかし Toichi ら[3]の研究では，前頭前野の活動は oxy-Hb と deoxy-Hb が共に増加する場合や，oxy-Hb が増加し，deoxy-Hb が減少するといった場合が現れている．そのため deoxy-Hb の反応には様々なパターンがあることが知られている．さらに，山本ら[4]の研究では視覚刺激呈示時の oxy-Hb の推移は実験参加者によってばらつきが大きい結果が得られている．これらのことから，実験参加者によって情動による脳活動のパターンが異なる可能性が考えられる．そのため，各個人にあった特徴を選択することが重要となる．

本研究では NIRS を用いて快・不快情動を計測し，ニューラルネットワークを用いて識別を行う．高精度の識別を行うため，oxy-Hb と deoxy-Hb とそれらの微分値に注目し，ランダムフォレスト[5]を用いて特徴量の重要度を求める．重要度から特徴選択を行い，重要度の高い上位半分の特徴量で快・不快の識別を行う．oxy-Hb と微分値を入れた場合と，特徴選択を行わない oxy-Hb と deoxy-Hb とそれらの微分値を全て入力した場合と提案した方法を比較し検討する．

2 原理

2.1 NIRSの原理

NIRS は近赤外光(700-900nm)が生体を通過する際にヘモグロビンに吸収されることを利用し，間接的に脳機能を計測する非侵襲的計測方法である．

人の脳において神経活動が起こると，その周辺の限れた領域の血流が増加，これに従い血液中の oxy-Hb と deoxy-Hb の濃度の比率が変化する．oxy-Hb と deoxy-Hb では近赤外光の吸光スペクトルが異なるため，近赤外光を2波長以上で同時に照射し，その透過光・拡散光から，血液中のそれぞれの濃度変化が計測できる．このように，oxy-Hb，deoxy-Hbを計測することで脳の活動を間接的に計測することが可能となる．

2.2 ニューラルネットワークの原理

ニューラルネットワークは神経細胞のネットワークを模したモデルである．ニューラルネットワークは入力層，中間層，出力層の三層によって構成されている．各層にはユニットがあり，ユニットは入力の総和を活性化関数に入れ，出力する．その後，ユニットから出た値は層と層のユニット間に割り振られた結合荷重によっ

Study on classification of pleasant and unpleasant emotions during visual presentation using machine learning

Kenta TANAKA, Kazuki YANAISAWA, and Hitoshi TSUNASHIMA

て重み付けされていく．このように，入力層から出力層へ向けて計算し，出力を求める．学習方法として非線形識別が可能なバックプロパゲーションがある．バックプロパゲーションとは活性化関数に微分可能なシグモイド関数を使い，出力値と正解との差が減少するようにユニット間の結合荷重を調整する方法で，これを繰り返すことで学習している．

２.３ ランダムフォレストの重要度の原理

まず，ランダムフォレストに使われる決定木について説明する．決定木は閾値判断を組み合わせて複雑な識別境界を得る方法である．決定木はある特徴軸の値と閾値の大小関係を判断し，それを繰り返すことで判別を行う．大小関係を判断する部分をノードと呼ぶ．ノードにおける最適な分割は，特徴量ごとの考えうる分割をジニ係数という不純度を示す評価関数が最も小さくなるように評価し，選択する．

ランダムフォレストは，学習データからランダムにサンプリングを行い，各ノードで判別に使用する特徴量をランダムに制限した決定木を生成する．この操作を繰り返し，多数の決定木を生成する．

ジニ係数が低いほどノードに入るデータが偏っていることを示す．そのため，ある特徴量の大小関係を判断した前後でジニ係数の減少量を平均することで特徴量の重要度を推定することができる．

３ 快・不快画像呈示時の脳活動計測

３.１ 実験方法

実験は，人を対象とする研究倫理審査委員会(日本大学生産工学部)の承認(承認番号：S2014-014)を得て行った．実験参加者はインフォームドコンセントを得た 20 代男性 12 人を対象とし，快・不快画像を視覚刺激として呈示した際の脳活動を計測した．

実験デザインは，前レスト 7.5s，タスク 15s，後レスト 7.5s を 1 試行とし，全 16 試行繰り返した．実験デザインを図 1 に示す．実験開始直後は脳活動が賦活しやすいため，情動を喚起させないダミー画像を表示する試行を行った．画像は 1 枚 5 秒間呈示し，一試行に 3 枚呈示した．刺激課題のカテゴリーはランダムな順序に設定した．実験では，快画像については実験参加者が快だと感じる画像を選定してもらい，不快画像については国際感情画システム(IAPS：International Affective Picture System) [6]から選定した．レスト時の画像については画面の中央に十字を表示した．脳機能計測装置は OEG-16(Spectratech 社製)を用い前頭前野の脳活動を全 16ch 計測した． 計測位置を図 2 に示す．NIRS 信号には課題に関連しない成分があるため，離散ウェーブレット変換による多重解像度解析を用いて，課題に関連する成分で再構成した [7].

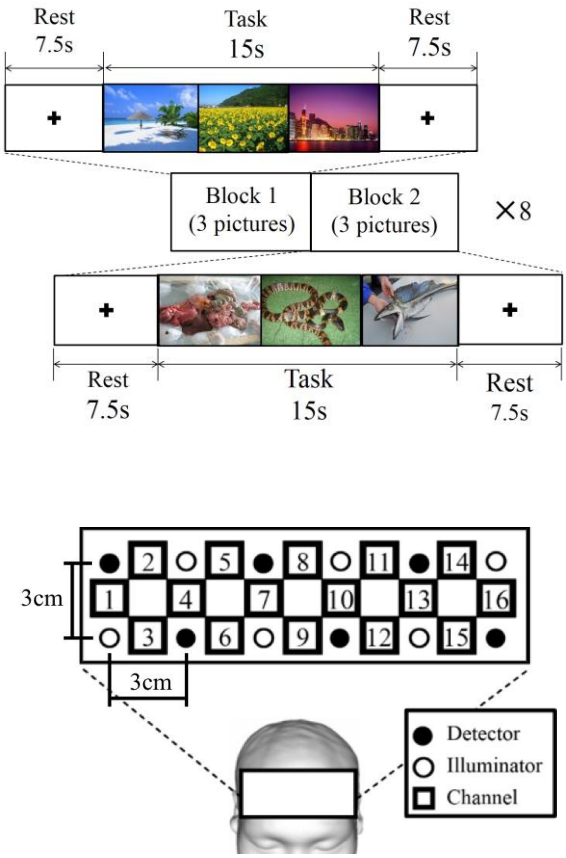

図 2 光ファイバーとチャンネルの位置

３.２ 快・不快画像呈示時のNIRS信号の傾向

実験参加者 12 名中, 画像の選定方法に問題があった実験参加者 B, I と，教示内容を十分に理解していなかった実験参加者 L の 3 名を評価から除外した．残りの 9 名を有効実験参加者とした．

快･不快画像呈示時の NIRS 信号の傾向が oxy-Hb と deoxy-Hb の両方に現れているかを検討するために快タスク・不快タスクでの加算平均を求めた. 快･不快の傾向がみられた実験参加者 A の前頭前野中央部 9ch の快タスク・不快タスクの加算平均を図 3，図 4 に示す.

快タスクでは，oxy-Hb が上昇し，deoxy-Hb

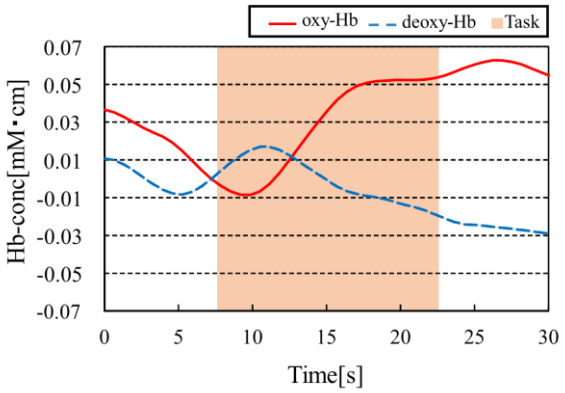

図 3　実験参加者 A の快タスクの加算平均
(前頭前野中央部 9ch)

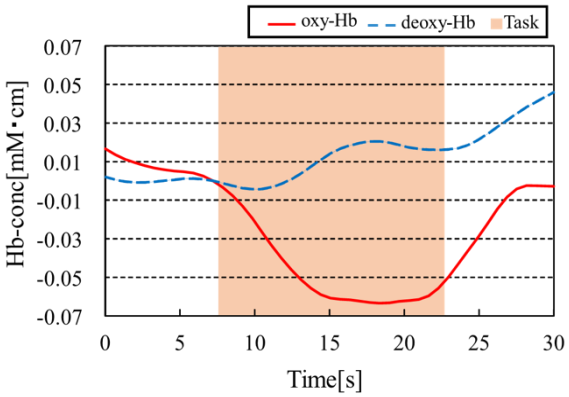

図 4　実験参加者 A の不快タスク時の加算平均
(前頭前野中央部 9ch)

は緩やかに減少した．これは典型的な局所的に脳が賦活したときの血流の変化と同様で，9ch で脳の賦活していることがわかる．不快タスクにおいては oxy-Hb が減少し，deoxy-Hb が緩やかに上昇する傾向が見られた．これは，この部位の近傍の部位が賦活し，oxy-Hb が流出して，酸素を消費した deoxy-Hb が流入していると考えられる．しかし，これは実験参加者 A の特定の箇所の傾向であって，快・不快の情動の反応は個人差が大きく，実験参加者個人ごとに見る必要があり，人によってどの ch の oxy-Hb や deoxy-Hb やその微分値に傾向が出るかは変わってくる．そのため，快・不快の情動に関連した特徴を抽出する必要がある．

4　快・不快情動の識別

4.1　ランダムフォレストによる特徴選択

ニューラルネットワークなどの機械学習において，関連のない特徴量が多数ある場合などは正解率が低下することが知られている．NIRS 信号の中には快・不快タスクで違いが見られないものもあるため，特徴量を全て入力すると，正解率が下がる可能性がある．そのため，本研究では特徴選択をランダムフォレストの重要度を用いて行った．

ランダムフォレストの学習方法は評価関数にジニ係数を用いる CART(Classification and regression tree) [5]を使用した．森のサイズは 1000 とした．

識別に使用する学習データは，脳血流動態の遅れを考慮し，各試行の開始 5 秒間を除外し，残りの 10 秒間の平均値を求め，0~1 で正規化した oxy-Hb と deoxy-Hb とそれぞれの微分値とした．同様のデータを，ランダムフォレストに入力し重要度を求めた．

4.2　識別の方法

ランダムフォレストの重要度から特徴選択を行い，上位半分の特徴量を選択しニューラルネットワークに学習させる．

学習データと未知データは計測したデータをすべて評価するため 4-fold 交差検定を用いて分類した．本研究では，ニューラルネットワークは入力層のユニット数は 32 あるいは 64 個，出力層のユニット数は 2 個，中間層のユニット数は 16 個とした．学習回数は 10000 回とした．十回識別を行い，その平均を正解率とした． 図 5 に今回使用したニューラルネットワークの構造を示す．

4.3　快･不快の識別

oxy-Hb とその微分値のみを入力した場合と，提案した手法を比較するため，図 6 に oxy-Hb とその微分値のみを入力した場合の有効実験参加者 9 名の平均正解率と本研究で提案した方法(oxy-Hb と deoxy-Hb とその微分値をランダムフォレストの重要度から上位半分の特徴量を入力する場合)の平均正解率を示す．加えて，特徴選択を行わなかった場合と比較するため，oxy-Hb と deoxy-Hb とその微分値を全て入力する方法の平均正解率を示し比較する．

全てを入力した場合では，81.7%の平均正解率が得られた．oxy-Hb とその微分値のみを入力した場合の 81.3%と比べ 0.4 ポイントだけ向上した．つまり，単純に deoxy-Hb の情報を増やすだけでは正解率がほぼ向上しない事が確認できた．提案手法では，平均正解率が 87.8%と従来の方法や全て入力した場合と比べて，約 6 ポイントの平均正解率の向上が得られた．

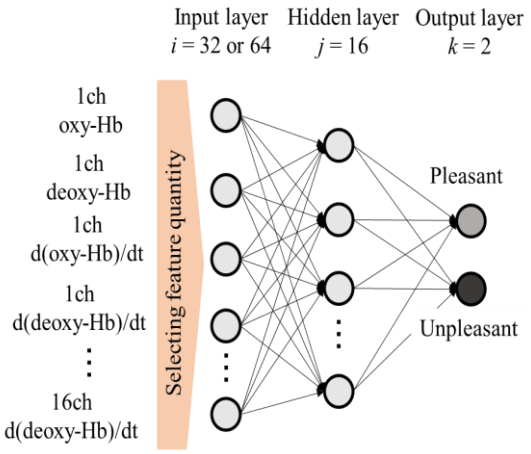

図 5　ニューラルネットワークの構造

提案手法の正解率が向上した理由は，deoxy-Hb には oxy-Hb には含まれていない快・不快情動の情報が含まれており，それらをランダムフォレストの重要度で抽出し使用することで，正解率が向上したと考えられる．

これらのことから，oxy-Hb と deoxy-Hb とその微分値をランダムフォレストの重要度を基準に特徴選択し，ニューラルネットワークで識別することで，快・不快情動の識別の精度が向上することが確認できた．

5．結言

本研究では快・不快の正解率を向上させるため，NIRS から得られた快・不快情動時の脳活動情報から，快･不快の傾向が見られるか検討した．その結果，実験参加者ごとに快・不快情動の個人差が見られた．そこで，ランダムフォレストを用いた特徴量の重要度から特徴選択を行い，ニューラルネットワークを用いて識別を行った．oxy-Hb とその微分値を使用した場合と，oxy-Hb と deoxy-Hb とそれぞれの微分値を入力した場合の識別を行い，今回行った方法と比較し，提案手法が情動の識別の正解率を向上させるか検討を行った．

その結果，提案手法では有効実験参加者 9 名の平均正解率は 87.8%となり，oxy-Hb とその微分値のみを入力した場合では 81.3%，全て入力した場合では 81.7%の正解率が得られた．oxy-Hb とその微分値のみを入力した場合や全て入力した場合と比べて，提案手法は約 6 ポイントの正解率の向上が得られた．

deoxy-Hb とその微分値には oxy-Hb やその微分値に含まれていない情報が含まれており，それらをランダムフォレストの重要度で抽出し使用することで，正解率が向上したと考えられる．これらのことから，人間の快・不快情動の識別の精度が向上することが確認できた．今後は情動の質的な違いについても識別できるように見当を行う．

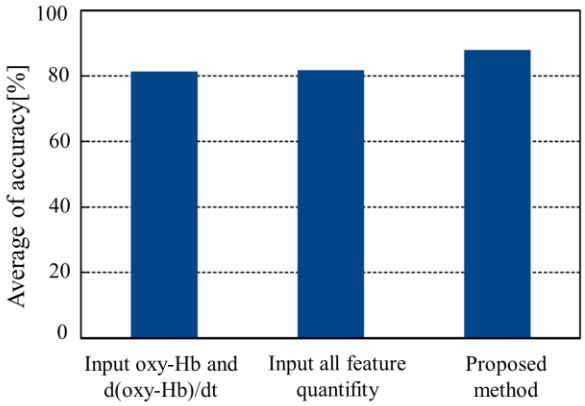

図 6　平均正解率の比較(実験参加者 9 名)

「参考文献」

1) ジェラルト ザルトマン,「心脳マーケティング」，ダイヤモンド社，(2005).

2) 柳澤　一機，　他，「NIRS を用いた視覚刺激呈示時における快・不快情動の識別」，ヒューマンインターフェースシンポジウム　(2016)　pp.639-642.

3) Toichi M, Findling RL, Kubota Y, Calabrese JR, Wiznitzer　M, McNamara NK, Yamamoto K.: “Hemodynamic differences in the activation of the prefrontal cortex: attention vs. higher cognitive processing” Neuropsychologia, 42(5), (2004) pp.698-706.

4) 山本，柳澤，綱島，「視覚刺激提示時の快・不快情動と前頭葉脳活動との関連性」，ヒューマンインターフェースシンポジウム (2013) 講演番号 2424S.

5) 平井，はじめてのパターン認識,森北出版社(2012) pp.175 -197.

6) Lang, P. J., Bradley, M. M. and Cuthbert, B. N., “International affective picture system (IAPS): Instruction manual and affective ratings” Technical report A-4, The centerfor research in psychophysiology, University of Florida (1999).

7) 柳澤　一機，　綱島　均，　他，「機能的近赤外分光装置(fNIRS)を用いた高次脳機能計測とその評価」，ヒューマンインターフェース学会論文，Vol.11　No.2　(2009) pp.183-191.