ISSN 2186-5647

覚醒度を考慮した快・不快画像による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，小西ら[2]は，快情動の中でも安心や爽快といった質的な違いを評価する必要があると考え，興奮や爽快といった高覚醒の快や，安心や穏やか，リラックスといった低覚醒の快の区別が可能か検討を行った．そこで，視覚刺激課題における高覚醒の快画像と低覚醒の快画像に，不快画像を加えた計3種類の画像を使用し，近赤外分光法(NIRS : Near Infrared Spectroscopy)を用いた脳機能計測から，快情動の質についての評価を行った．その結果，快の質的な違いに関して評価が行える可能性を示した．しかし，この研究では情動の識別を行っていないため，脳活動から情動の識別がどの程度の精度で可能かを知る必要がある．

本研究では，サポートベクターマシン(SVM : Support vector Machines)，ランダムフォレスト(RF : Random Forest)をもちいて高覚醒の快・低覚醒の快・不快の三択識別を行う．さらに，より高い精度で識別を行うため，特徴量の検討や学習データの除外を行う．

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である．

2.2 SVMの原理

SVMは2クラスの分類問題を解くために作られた学習アルゴリズムである．SVMは2つのグループ間の最も距離の離れた箇所(最大マージン)を見つけ出し，その中心に境界を引く．このマージンを最大化することによって高い汎化能力が得られるという特徴がある．SVMにはハードマージンとソフトマージンがあり，ソフトマージンは分類の難しいデータにコストパラメータを付加し，罰則を与えることで高い汎化性能が得られる方法である．

2.3 RFの原理

RF 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．

RF 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．多数の決定木から多数決を取り判定を行う．

3 高覚醒の快・低覚醒の快・不快画像呈示時の脳活動計測

実験は，人を対象とする研究倫理審査委員会

Study on classification of Emotions by pleasant and unpleasant images considering arousal level

Kenta TANAKA, Kazuki YANAISAWA, and Hitoshi TSUNASHIMA

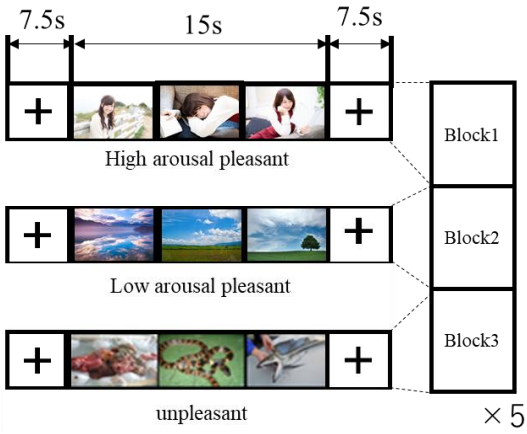

Fig.1 Experiment design

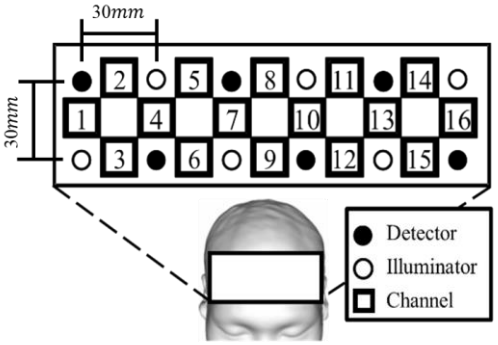

Fig.2 Position of optical fiber and channel

(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 Fig.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，高覚醒の快画像については実験参加者にアニメや車，スポーツ，人物といったカテゴリーから快と感じる画像を選定してもらい，低覚醒の快画像については，実験参加者に風景のカテゴリーから快と感じる画像を選定してもらった．不快画像については国際感情画システム(IAPS：International Affective Picture System)[3]から選定したグロテスクな画像とした．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 Fig.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[4]．

4 高覚醒の快・低覚醒の快・不快の識別

4.1 特徴量の候補

本研究では oxy-Hb と deoxy-Hb の濃度変化から，①～④の抽出方法で特徴を生成した．

まず，タスク中の傾向を見るために①平均と②平均変化率を求めた．この平均と平均変化率は抽出する時間帯を，0~5s, 5~10s, 10~15s, 5~15s, 0~15s として，どの時間帯が有効かを検証した．

実験参加者によって個人差があり，血流の反応が早い場合や遅い場合がある．血流の反応が早く，タスク中で血流の反応が落ち着いてしまう場合があるため，次のような抽出方法で得られた特徴量を候補にする．まず，最大値・最小値求める．この最大値が最小値よりも前にある場合は減少しているととらえ，値が負になるように差を求める．逆の場合では上昇しているととらえ，値が正になるように差を求める．これを③最大最小差(Peek to peek)と呼ぶ．

反対に，血流の反応が緩やかな場合もあることから，タスク終了時の NIRS 信号の値を④タスク終了点と呼び，特徴量の候補にする．

4.2 特徴量毎の正解率

各特徴量を入力として、SVM，RF を用いて識別を行った．SVM は線形 SVM を用いて，コストパラメータは 1 で識別を行った. RF は複数回識別を行った際に正解率の安定する決定木の数 5000 本にし，剪定は行わなかった．

NIRS において 16ch の信号が得られているため，各特徴量の抽出方法をそれぞれの信号で行い，16 次元の特徴量で識別した．学習データと未知データは 5-fold 交差検定を行い，すべてのデータに対して評価を行った．実験参加者 12 名の平均正解率を Table 1，2 に示す．

その結果，RF よりも SVM の方が高い精度で識別を行える場合が多くあることがわかった．特に，oxy-Hb の①平均(0～15s)を特徴量として，SVM を用いて識別を行った時の平均正解率が最も高く 61.1%の精度で識別できた．

4.3 学習データの除外

より高い精度で識別を行うため，他のクラスとの境界が不明確なデータを除外する．その方法として，特徴量の値をもとにクラス毎の重心

Table 1　Average of Accuracy when identifying using RF (%)

	oxy-Hb(16 dimensions)					deoxy-Hb(16 dimensions)				
	0～5s	5～10s	10～15s	5～15s	0～15s	0～5s	5～10s	10～15s	5～15s	0～15s
① Average	43.3	52.2	55.0	58.3	55.0	43.9	48.3	45.0	50.0	52.8
② Average rate of change	45.0	51.1	55.0	48.9	51.1	43.3	48.9	46.7	46.1	44.4
③ Peek to peek					57.8					47.2
④ Last of task					51.7					47.2

Table 2　Average of Accuracy when identifying using SVM (%)

	oxy-Hb(16 dimensions)					deoxy-Hb(16 dimensions)				
	0～5s	5～10s	10～15s	5～15s	0～15s	0～5s	5～10s	10～15s	5～15s	0～15s
① Average	56.1	53.3	54.5	59.4	61.1	41.7	51.1	46.7	56.1	53.3
② Average rate of change	56.1	53.3	54.5	52.8	57.2	41.7	51.1	46.7	38.9	47.2
③ Peek to peek					56.1					50.0
④ Last of task					51.1					44.4

点を求め，データの最も近い重心点がこのデータの本来のクラスと異なる場合，このデータを学習データから除外した. ただしこの方法では，特徴が不明確なデータが多くある場合，データを除外できない可能性がある．そこで，主成分分析を使い oxy-Hb の全 16ch の情報を圧縮する．圧縮した次元数と累積寄与度の関係を Fig.3 に示す．Fig.3 より，実験参加者全員が，累積寄与率 0.85 以上になる 4 次元に圧縮した.

圧縮した信号と脳部位との関連性を調べるために，例として，実験参加者 L の第 1~4 主成分と全 16ch の相関を求めた. 各主成分は互いに独立であるため，主成分と相関の高い部位は，その部位特有の反応がその主成分に抽出されていると考えられる．相関係数の絶対値のカラーマップを Fig.4 に示す.

第 1 主成分においては，前頭前野の全体に高い値がみられ，情動の喚起時に前頭前野全体に反応が表れたことがわかる．第 2 主成分については，前頭前野の中央部の眼窩前頭皮質について，高い値がみられた． また，第 3 主成分については，左背外側前頭前野に高い値がみられた第 4 主成分は相関がみられなかった.

前頭前野の情動反応には大きく分けて二つの部位が関係していると考えられている．1 つは，眼窩前頭皮質であり，この部位は報酬性刺激の認知とそれに対する動機づけの形成に関与すると考えられている [5]．第 2 主成分において眼窩前頭皮質に相関が表れたのはこのためであると考えられる．もう一つは前頭前野背外側部であり，この部位は一般的に情動の発現に対し

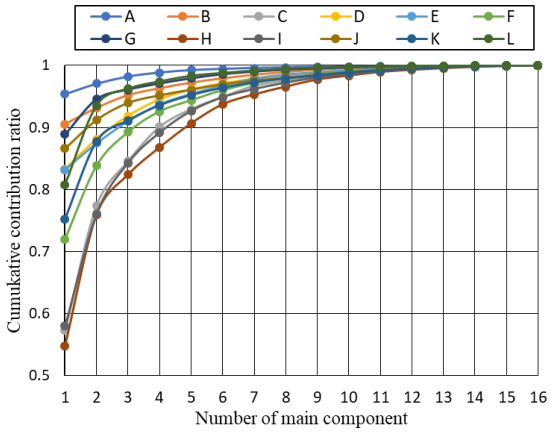

Fig.3　Cumulative contribution ratio

て抑制や危機的な状況の認知と予測にかかわっている [5]．そのため，第 3 主成分において前頭前野左背外側部に相関がみられたのは，特に不快のグロテスクな画像を見せた際の反応が表れたと考えられる．このように，情動と関連のある部位の情報を主成分ごとに読み取ることができている.

実験参加者 L のように主成分によって部位による相関の違いが表れたのは，12 名中 7 名であった．残りの 5 名は第 1 主成分で全体が強い相関がみられ，第 2 主成分以降ではどの部位についても，相関はみられなかった．これは oxy-Hb の全 16ch に局在性がなかったためであると考えられる.

5　学習データの除外を行った時の正解率

これまでの結果から，次の通りに識別を行った.

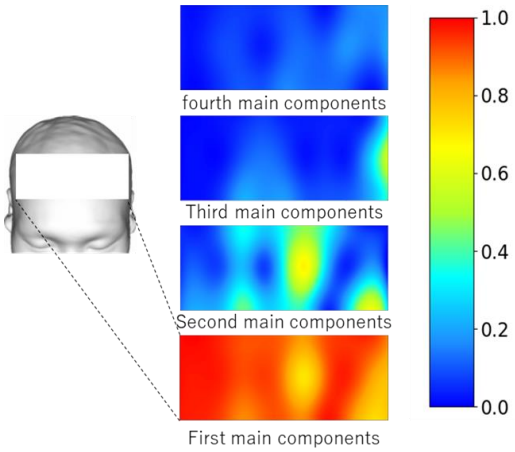

Fig.4 Correlation coefficient between main component and original signal (participant L)

(1) 主成分分析を用いて oxy-Hb を 4 次元に圧縮
(2) 圧縮した oxy-Hb からタスク全体の①平均を抽出
(3) この特徴量から，他のクラスとの境界が不明確なデータを学習データから除外
(4) 5fold 交差検定を行い，SVM を用いて識別

Fig.5 に識別の正解率を示す. 比較として 4 章で得られた結果で最も高い平均正解率の条件である oxy-Hb の①平均(0～15s)での正解率を Fig.5 に示す.

実験参加者 D，F，L が最も正解率が高く，87.7%の精度で識別できた．最も正解率の低い実験参加者は B，K で，正解率は 53.3%であった．この方法での実験参加者全員の平均正解率は 73.3%となり，学習データの除外等を行わなかった場合と比べて，12.2 ポイントの精度の向上がみられた．Schaaf ら [6]の研究では，簡易な 4ch の EEG を用いて，快・中性・不快の 3 択の識別を行い，66.7%の正解率で識別している．このことから，平均正解率 73.3%は十分に高い精度で識別できている．

6 結言

本研究では，高覚醒の快・低覚醒の快・不快の 3 択で SVM，RF を用いて識別を行い，加えて，高い精度で識別を行うため，特徴量の検討を行った．様々な特徴量を検討した結果 oxy-Hb のタスク平均が最も正解率が高く 61.1%の平均正解率が得られた．

さらに精度を向上させるため，主成分分析を用いて全 16ch の信号を oxy-Hb を 4 次元に圧縮した．主成分と元の信号との相関係数を見ると，情動に関連する部位との相関係数が

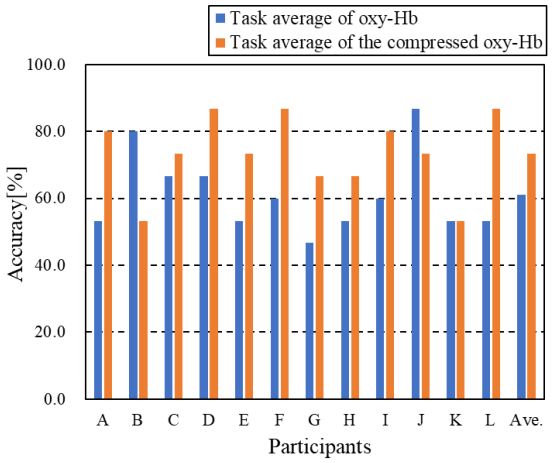

Fig.5 Result of classification

高くなっていることが分かった．このことから，部位による脳活動の違いを抽出するとこができていることが確認できた．

oxy-Hb を 4 次元にした信号からタスク平均を求め学習データから他のクラスとの境界が不明確なデータを除外した．その結果 73.3%の平均正解率が得られ，12.2 ポイント精度が向上した．

「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) 小西　賢太郎，他，「脳活動計測における快情動の質的評価に関する研究」，ヒューマンインターフェースシンポジウム (2017)，pp239-242
3) 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).
4) 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.
5) 小野　武年，西条　寿夫，「感情と知的情報処理の仕組み」，高次脳機能研究，25 巻 2 号，(2005)　pp.116-128
6) Schaaf, K. and Schultz, T., “Towards Emotion Recognition from Electroencephalographic Signals”, Neurocomputing, Vol.174 Part B, (2016), pp.875-884