

ニューラルネットワークを用いた視覚刺激呈示時の快・不快情動の識別

日大生産工(院) ○平野 亮典 日大生産工 柳澤 一機
日大生産工 綱島 均

1 緒言

使用者の脳活動を非侵襲で簡単に画像化できる計測装置の発展により、脳機能計測に関する研究がさまざまな分野で行われている。そのなかでも、人間の無意識下の行動の仕組み、深層心理などを評価することで、人間の嗜好性を解明し、マーケティングに応用するニューロマーケティングの研究が注目されている。

ニューロマーケティングとは、脳科学の立場から消費者の脳の反応を計測することで、消費者心理や行動の仕組みなどの正確に語る事ができない無意識下の決定プロセスを解明し、マーケティングに応用しようとする試みである^[1]。ニューロマーケティングの研究の一例として、McClureらは機能的磁気共鳴画像 (functional Magnetic Resonance Imaging : fMRI) を用いて、コカコーラとペプシのブランドイメージが行動や神経活動にどう影響するか検討し、嗜好に基づく判断は、前頭葉で行われていることを指摘した^[2]。

非侵襲的な脳活動の計測方法として fMRI や 近 赤 外 分 光 法 (Near-Infrared Spectroscopy : NIRS) などがある。fMRI は、脳内の酸素化ヘモグロビン (oxy-Hb) が脱酸素化ヘモグロビン (deoxy-Hb) に変化するときの磁気共鳴信号の増加を利用して、間接的に脳活動を測定する方法である。しかし、fMRI は装置の構造上、計測中に実験参加者は体を動かすことができず、測定環境や刺激呈示方法などに制限が多い。NIRS は、近赤外光を用いて、oxy-Hb と deoxy-Hb の変化量を測定する装置であり、体動の制限が少なく、実験参加者に対してより自然な状態で実験を行うことができるため、視覚刺激呈示時の脳機能の評価を行う上で望ましい方法である。

そこで本研究では、NIRSを用いた脳機能計測から人間の情動を評価可能か検証し、ニューロマーケティングへの応用への可能性を検討する。先行研究より課題の種類や提示方法によって脳の活動部位が異なることから、国際感情画像システム(International Affective Picture System : IAPS)から快および不快課題を選定し、実験参加者に呈示した時の脳活動を計測する。計測した脳活動より情動に関連する部位に着目し、パターン識別手法の一つであるニューラルネットワークを用いることで快・不快情動を識別することが可能か検討を行う。

2 NIRSによる脳活動計測

NIRSは、近赤外光を用いて脳血流の変化を計測することによって、間接的に脳活動を捉える非侵襲的計測法である。神経活動が生じる部位では、局所的に血流が増加し、血中のヘモグロビンの濃度が増加する。近赤外分光法は、生体への透過性が良好な700~900nmの波長の近赤外光を照射し、その透過光・拡散光からoxy-Hb, deoxy-Hbの濃度変化を計測することが可能である。しかし、計測された値は、絶対量ではなく、相対量であることから、その扱いには注意しなければならない^[3]。

3 IAPSを用いた情動喚起実験

3.1 実験内容

実験ブロックデザインを図1に示す。実験デザインは、前レスト25秒、タスク25秒、後レスト25秒を1試行とした。タスクの課題は、IAPSから快、不快画像を選出した。1タスクにつき1枚を5秒間として5枚呈示するように設定し、それらをランダムに配置し、8試行繰り返した。これを1実験とし、実験参加者ごとに2回ずつ行った。刺激画像スライドのカテゴリーはランダムな順序に設定した。

本研究では脳機能測定装置は島津製作所製、近赤外光イメージング装置 OMM-3000 を用

Detection of pleasant and unpleasant emotion evoked by visual stimuli
using neural network

Akinori NIRANO, Hitoshi TSUNASHIMA, Kazuki YANAGISAWA

いた。光ファイバの配置を図2に示す。前頭葉の脳活動を全42ch計測した。またジョイスティックを用いて呈示する写真についての主観評価をおこなった。実験参加者は20歳代男性21名とした。実験実施前に実験の趣旨説明と併せてインフォームドコンセントを行った。

3.2 IAPSを用いた刺激画像課題

これまで、情動に関する研究において、さまざまな刺激課題を考案している。しかし、これは、結果の再現性に問題があり、客観的かつ定量的な刺激課題が必要とされていた。そこで、LangらによってIAPSが考案された¹⁴⁾。IAPSは、安全かつ非侵襲的な方法で情動を喚起するカラー写真のセットである。また、情動と注意の実験的研究において世界中で用いられており、情動刺激を選択する際、実験的な統制を可能としている。IAPSは、大規模な集団によって評価がされており、それぞれの写真について快・不快感 (Valence Mean) と覚醒度 (Arousal Mean) という二つの指標が設けられている。

課題はIAPSの画像セットから、それぞれのスライドの評定値である快・不快感 (Valence Mean) と覚醒度 (Arousal Mean) の値が、Valence Mean: 7.0~8.0 および Arousal Mean: 6.5~8.0 の範囲内のもの (快画像)、Valence Mean: 1.0~2.0 および Arousal Mean: 6.5~8.0 の範囲内のもの (不快画像) を選出した。

「快」・「不快」の2種のカテゴリごとにそれぞれ20枚のスライドを選出した。

4 ニューラルネットワークによる情動識別

4.1 ニューラルネットワーク

階層型ニューラルネットワークとは、生物の脳にある神経細胞のネットワークを模したモデルである。入力層・中間層・出力層の三層構造であり、入力層から出力層へ向けて出力を求める。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を使用した。バックプロパゲーションは、ニューラルネットワークの学習法の一つであり、これは教師信号とニューラルネットワークの出力値の誤差が減少する方向にニューロン間の結合荷重を修正する学習法である。

4.2 識別条件

実験参加者21名の解析後のNIRS信号を識別データとして用いた。課題呈示時の脳活動を対象に快・不快情動の識別を行うために、レスト

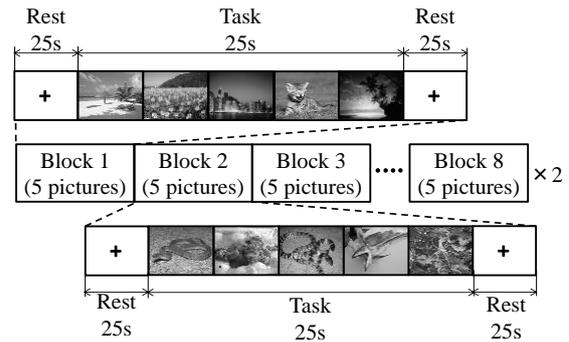


Fig.1 Experimental design

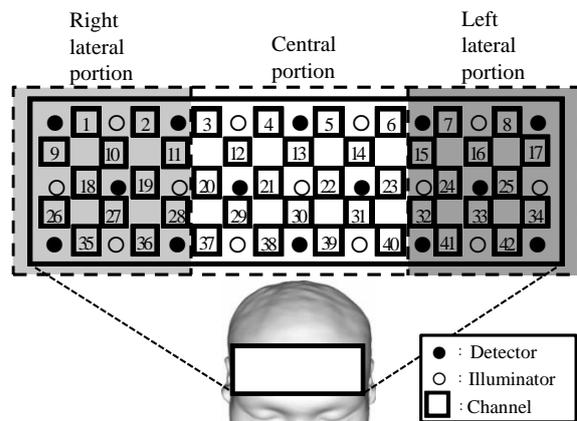


Fig.2 Position of optical fibers and three separate regions of channels

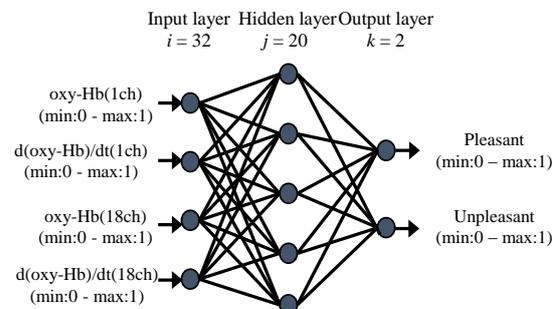


Fig.3 Neural network architecture

中のNIRS信号は識別対象から除外した。また、脳血流動態の遅れを考慮して各試行の開始5s間の信号を識別から除外した。実験参加者1人につき2回ずつ実験を行い、1回目の実験結果を学習データとし、2回目の実験時のNIRS信号について快・不快情動の識別を行った。今回使用する階層型ニューラルネットの構造を図3に示す。

NIRSによって計測されたoxy-Hbの濃度変化は局所脳血流 (regional Cerebral Blood Flow: rCBF) の変化と相関が高いこと、rCBF

の増加は神経活動の増加を反映していることから、oxy-Hbに着目する。

情動判断に関連する部位の検討では、前頭前野中央部において快条件と不快条件のoxy-Hbの増減量に有意差があることが報告されている⁹。

そこで入力層は、前頭前野中央部全18ch分のoxy-Hbとその微分値を入力とすることから36個とし、中間層は入力約半分である20個とした。出力層は、快レベル(最大値:1, 最小値:0)を識別する出力ユニットと不快レベル(最大値:1, 最小値:0)を識別する出力ユニットの2個とした。学習回数15万回、学習係数は0.01とした。教師信号については快試行の場合を1とし、不快試行の場合を0とした。また、1回目の実験データを学習信号とし、学習データ自身を識別することで、階層型ニューラルネットワークの設定が正しいことを確認してから、2回目の実験データの識別を行い、その識別性能を評価した。

4. 3 試行ごとでの識別

本研究では、快試行・不快試行について、それぞれ1試行25sとして視覚刺激を呈示する実験を行った。快・不快試行の評価方法として、1試行20s(タスク25sのうち最初の5s間を血流反応の遅れを考慮して除外した)について、ニューラルネットワークによる快・不快の出力信号からそれぞれ面積を算出し、快の面積が不快の面積より大きい場合その試行は快情動が、反対に不快の面積が快の面積より大きい場合はその試行においては不快情動が喚起されているとした。この判定結果が呈示した快・不快の条件と一致した割合を正答率とした。1回目の実験データを学習し、2回目の実験データを入力データとして正答率を求めた。正答率の算出方法を図4に示す。ニューラルネットワークによる出力結果を図4(a)に、判別後の信号とジョイスティックの信号を図4(b)に示す。

図4(a)より各試行におけるニューラルネットワークの快・不快の出力信号から、面積を算出し快・不快の面積の比較を行った。快・不快の面積の大小関係から、面積の大きい情動がその試行において喚起されていると判別した。図4(b)より判別した信号から、各試行において教師信号と判別結果が一致した割合を正答率としており、ニューラルネットワークによる1回の識別につき6試行の判別を行なう。1回の識別ごとにニューラルネットワークの初期値を変更し識別を行う。実験参加者1名につき10回識別を行い、実験参加者

ごとに60試行における快・不快および全試行の平均正答率を算出した。ジョイスティックの値については、各試行におけるジョイスティックの平均値を表している。ジョイスティックの平均値が1に近いほど快情動を、-1に近いほど不快情動を喚起していることを示している。

5 識別結果

全試行における実験参加者21名の正答率を図5に示す。図5より正答率が最大で96.7%と非常に高い精度で快・不快情動の識別することができる実験参加者がいる一方で、8名の実験参加者については快・不快の2択の識別にも関わらず正答率は60%以下であった。

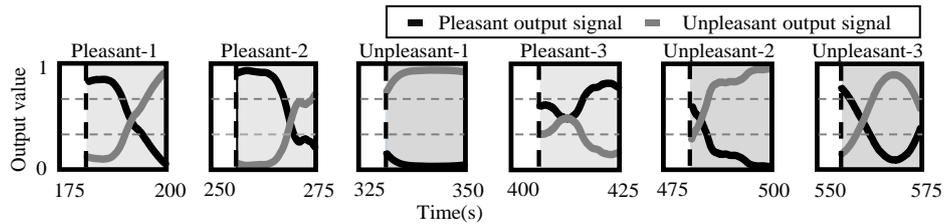
正答率が高い実験参加者においては、ジョイスティックによる主観評価の結果から快・不快の両試行において意図した情動が十分に喚起されており、快・不快情動が精度よく識別できたと考えられる。

一方で、正答率が低い実験参加者においては、ジョイスティックによる主観評価の結果から快・不快試行において十分な情動が喚起されておらず、快・不快の判別が良好に行えなかった可能性が考えられる。正答率が低い8名の実験参加者においても同様の傾向がみられたことから、これらの実験参加者については脳血流の反応からは情動の識別を行うことは困難であると考えられる。このような実験参加者が一定の割合で存在することは、Mullerらの脳活動計測から機械学習を用いたヒトの意図の識別において指摘している¹⁰。

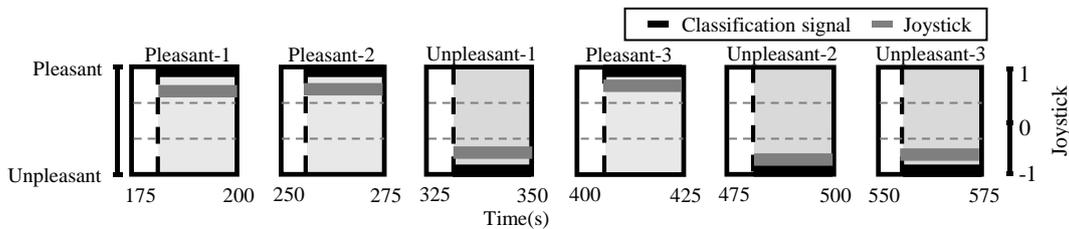
この8名を除外した実験参加者13名に対する快条件・不快条件・両条件における平均正答率は快条件が77.2%、不快条件が72.6%であり、快・不快どちらの情動も70%以上の精度で識別を行うことができた。両条件での平均正答率は74.9%であり、NIRSによる脳活動計測において、前頭前野中央部のoxy-Hbと微分値に注目することで、快・不快情動の識別できる可能性を示した。

6 結言

本研究では、誘発される情動が定量化された課題であるIAPSを用いて実験を行い、NIRSによって計測した脳活動情報から階層型ニューラルネットワークを用いて快・不快情動が識別可能か検討を行った。



(a) Output signal of neural network



(b) Classification output signal with Joystick signal

Fig.4 Calculation method of the correct rate

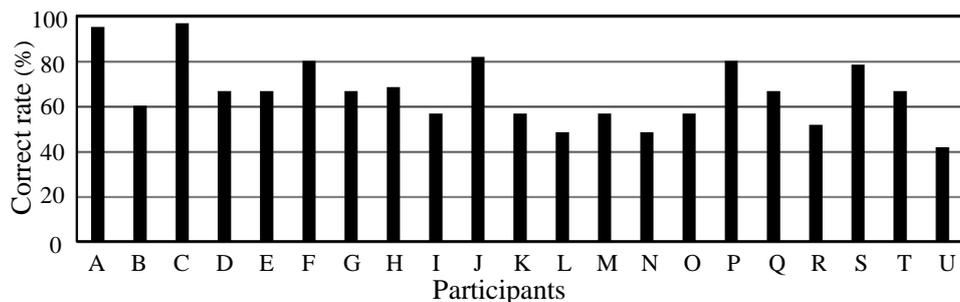


Fig.5 Correct rate by all participants

特徴量として前頭前野中央部のoxy-Hbとその微分値を用いることで、最も正答率が高い実験参加者では全ての試行で96.7%の精度で快・不快情動を識別することができた。

しかし実験参加者21名中、正答率が低い8名の実験参加者は、脳血流の反応から情動の識別を行うことが困難であった。

識別が良好に行えた実験参加者13名の平均正答率を算出した結果、快試行では77.2%、不快試行では72.6%、全ての試行で74.9%の精度で情動を識別できることを示した。

「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) Samuel M. McClure, et al, "Neural Correlates of Behavioral Preference for Culturally Familiar Drinks", Neuron, Vol.44, (2004) pp.379-387.

- 3) 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).

- 4) Lang, P. J., Bradley, M. M., & Cuthbert, B. N., "International affective picture system (IAPS)", Instruction manual and affective ratings. Technical report A-4, The center for research in psychophysiology, University of Florida, (1999).

- 5) 山本修一, 柳沢一機, 綱島均: 視覚刺激呈示時の快・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論文集, (2013) pp.58-61

- 6) Klaus-Robert Muller, et al, "Machine Learning for real-time single-trial EEG-analysis From brain-computer interfacing to mental state monitoring", Journal of Neuroscience Methods, Vol.167, (2008) pp.82-90.