

# NIRS データの機械学習による印象分類器の開発とその応用

竹内 広樹<sup>†1</sup> 金井 秀明<sup>†2</sup>

**概要** : NIRS は近赤外光により外側皮質表面上のヘモグロビンの濃度の変化を測定することができる装置である。この装置により、従来の感情評価方法であるアンケートやインタビューには表れない深層心理や嗜好性などを評価することができるかと期待されている。

本研究は映画の予告動画のサムネイル画像を対象とし、画像を見ている被験者の印象を NIRS とニューラルネットワークにより自動分類する印象分類器の開発を目的とする。また、開発された分類器を用い、動画内からサムネイル画像に適したスナップショットを推定することで分類器の有用性を検証する。

**キーワード** : NIRS, サムネイル画像, スナップショット, ニューラルネットワーク

## 1. はじめに

今日、市場分析は様々な分野で推進されている。市場分析の重要な課題は、消費者の満足度と商品のニーズを高めるために、消費者の心理および行動を理解することである。

従来の市場分析は主にアンケートやインタビューによって行われてきた。これらの方法はデータを簡単に収集できるメリットがある。一方で、消費者は質問を不正確に解釈し、意図的に回答している可能性がある。

近年、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とは、脳の活動や状態を特殊な機器により測定することで、アンケートやインタビューなどの主観評価では現れない深層心理や嗜好性などを評価するマーケティング手法である。ニューロマーケティングにより、企業側は、消費者による意図的な操作が行えない情報を得ることができる。

これまで行われてきたニューロマーケティングの研究は大きく、前方推論と後方推論に分けることができる[1]。

前方推論とは、ニューロマーケティングにおける初期の研究として、人間のある感情や感性を喚起させ、その時活性化した脳部位を探索し、関係を検証することである[2]。

後方推論とは、前方推論の研究結果に基づいて注目する脳部位を決定し、新たな刺激を提示した時、注目している脳部位が活性化したため、その刺激はその心理反応を喚起したと結論づけることである[3]。

これまで前方推論と後方推論による研究は独立しておこなわれてきた。これにより、それぞれの研究にはデメリットがあると考えられる。

前方推論による研究の場合、心理と脳活動の関係を証明することを目的としている。よって、心理ごとによるはっきりとした違いを見出すべく、「快な絵/不快な絵」といった比較対象に明らかな差のあるもの（極端な刺激）を与えている。これにより、心理と脳活動の関係を簡単に説明するという研究目的を満足することができる。しかし、マー

ケティングに活用することを考えるとこれらのデータが有用となるかは疑問となる。今日市場では1つのコンテンツを挙げても多種多様なものが存在し、その1つ1つのクオリティに快/不快ほどの明らかな差があるとは考えられないからである。

逆に後方推論の場合は、市場に存在する（曖昧な差のもの）の同士を比較するケースが多いため、マーケティングには有用である。しかし、そもそも前方推論の研究で、明らかな差を比較することで得られた結果が、曖昧な差を対象とした実験に適用し、正確な結果が得られているかは脳の複雑性を考えると疑問である。

そこで、曖昧な差を対象とした前方推論により、ある心理が喚起された時に活発となる脳部位を特定し、このデータを後方推論へ適用する一貫した研究が必要となる。しかし、それには問題がある。まず、前方推論において曖昧な差の対象を比較した場合、それに合わせて脳活動の差も小さくなることが予想される。そうした場合、わずかな脳活動の差を見落とす可能性がある。次に、前方推論と後方推論をつないだ一貫した実験を行う場合、大量のデータを扱うため、時間がかかると予想される。

本研究は機械学習により、わずかな脳活動も検知し、心理分類を自動的に行う仕組みを構築することで、前方推論と後方推論をつなぐニューロマーケティングのフレームワークを提案し、このフレームワークの有用性を検証することを目的とする。これにより、前方推論と後方推論のデメリットを補った、マーケティングにより有用なデータの獲得を期待する。

## 2. 実験概要

本研究はサムネイル画像を対象とし、以下3つの実験を行うことで、提案するフレームワークの有用性を検証する。

### (1) 前方推論による実験

2枚1組のサムネイル画像を被験者に提示し、そ

<sup>†1</sup> 北陸先端科学技術大学院大学  
Japan Advanced Institute of Science and Technology

<sup>†2</sup> 北陸先端科学技術大学院大学  
Japan Advanced Institute of Science and Technology

の時の脳活動を NIRS によって計測することで、2 枚の画像を見た時に、脳活動に差が生じるか、また脳のどの部位に影響を与えているかを調査する。

(2) 分類期の作成

(1) のデータをもとにサムネイル画像に対する印象が好印象なのか、興味なしなのかを自動で分類する印象分類器をニューラルネットワークにより作成する。

(3) 後方推論による実験

(2) で作成した分類器を用い、動画内から好印象を与えるサムネイル画像となりえるスナップショットを抽出する。

### 3. NIRS

本研究ではサムネイル画像及びスナップショットの印象を計測する装置として NIRS (日立ハイテクノロジーズ WOT-220) を用いる。NIRS は、光ファイバーを通したイルミネーターから検出器までの近赤外光の変化を検出することによって、酸素ヘモグロビン及び、脱酸素ヘモグロビンの濃度を測定することができる[4]。



図 1 日立ハイテクノロジーズ WOT-220

## 4. 実験

### 4.1 サムネイル画像

本研究ではサムネイル画像を対象とし、実験を行った。近年 YouTube やニコニコ動画などの動画サイトが普及し、再生数を伸ばすため様々な工夫がされている。再生数に影響を与える一つの要因としてサムネイル画像が挙げられているが、どのようなサムネイル画像が視聴者に好印象を与えているかは明らかにされていない。このような背景から、本研究ではサムネイル画像に焦点を当てた。

実験で用いるサムネイル画像は動画サイト YouTube[5]の東宝 MOVIE チャンネルから同じ映画の予告動画で同日にアップロードされており、かつ再生数に差のある動画のサムネイル画像 (2 枚 1 セット) を 10 セット (計 20 枚) 取得した。

### 4.2 実験条件

同じ内容で再生数の異なった動画のサムネイル画像を見た際の脳活動の違いを測定するために実験を行った。

実験は次の (1) ~ (6) の手順で行われる。

- (1) NIRS 装置を装着してもらい、十分に落ち着いた精神状態を作ってもらう
- (2) 平常状態の脳活動状態を計測するためにディスプレイの中央に黒い点を映し、これを 5 秒間見ってもらう
- (3) 画像 A を 15 秒間提示する
- (4) 再び 5 秒間平常状態を計測する
- (5) 画像 B を 15 秒間提示する
- (6) 主観評価として A と B のどちらのサムネイル画像に興味を引かれたか選択してもらう

上記の手順を 1 セットとし、これを 10 セット繰り返す。実験には 20 代の男女 12 名 (男性: 9 名, 女性: 3 名) に協力してもらった。

実験手順とディスプレイに表示されるイメージを図 2 に示す。被験者には提示するサムネイル画像の動画の再生数を知らせず比較および選択してもらった。また、サムネイル画像の提示順番はランダムとした。

実験で用いる脳機能測定装置日立ハイテクノロジーズ WOT-220 は全 22ch で前頭皮質の活動を測定することができる。光ファイバーの配置を図 3 に示す。

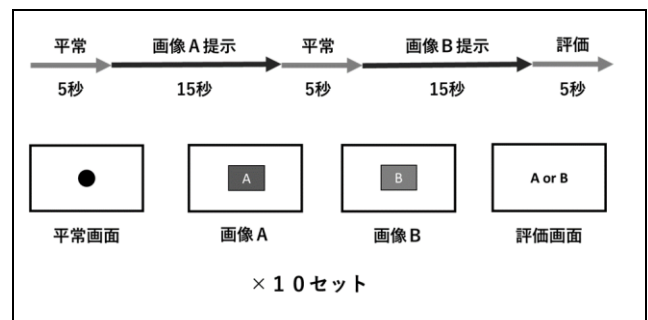


図 2 実験手順

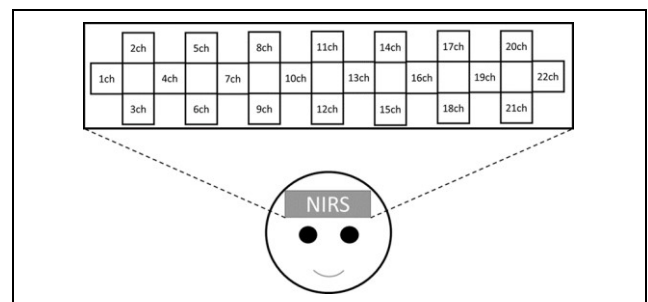


図 3 チャンネル配置

## 5. NIRS による印象分類結果

### 5.1 サムネイル画像と動画再生数の関係

サムネイル画像が動画再生数に影響を与えているのかを分析した。実験の際、被験者には2枚のうち好印象を与えられた1枚を選択してもらった。再生数の多い動画のサムネイル画像がもう一方のサムネイル画像より選択されやすいのかを明らかにするため、2つのサムネイル画像は同じ確率で選択されるという帰無仮説のもと二項検定を行った。

全120セットのうち再生数の多い動画のサムネイル画像が選択された数は74であった。検定の結果有意確率は0.013であり有意水準5%で帰無仮説が棄却された。

### 5.2 NIRS 値

NIRS の値から前頭前野における脳活動の傾向を調べるために、平常 NIRS 値から画像提示時の NIRS 値の変化率を算出し、好印象を抱いた画像を見た時とそうでない画像を見た時の脳活動変化を比較した。

図4は、ch21における好印象と判断した画像およびそうでないと判断した画像における NIRS 信号の結果である。横軸は時間、縦軸は NIRS 値を示している。山型のグラフは好印象のサムネイル画像を見た際の脳活動の様子で、谷型のグラフはもう一方のサムネイル画像を見た際の脳活動の様子である。好印象では NIRS 値が上昇し、もう一方では NIRS 値が減少していることが分かる。

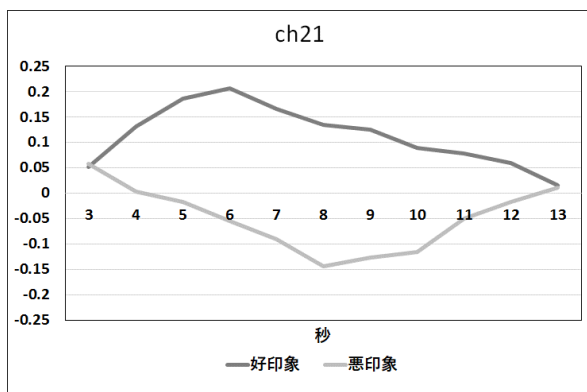


図4 好印象・悪印象の NIRS 信号差

### 5.3 活性化部位ごとの脳活動差

NIRS のグラフから、好印象な画像とそうでない画像を見た時の脳活動の相違を確認することができた。したがって、次に前頭前野の活性化部位の間の脳活動の差異を統計的に試験した。

NIRS は特性上、脳活動が行われている大雑把な位置しか把握できない。よって、22チャンネルを5つの部位に分割し、それぞれの配列に対して平常時の波形から画像提示時の変化率を計算した。そして、各部位に対して以下の仮定

に基づき、ウィルコクソンの符号順位検定を行った。

- 帰無仮説: 好印象を抱いた画像を見た時の NIRS の値ともう一方の画像を見た時の NIRS の値には差がない
- 対立仮説: 好印象を抱いた画像を見た時の NIRS の値ともう一方の画像を見た時の NIRS の値には差がある

表1に結果を示す。グラフから19-22chの部位で優位な差 ( $p < 0.05$ ) が生じていることが分かる。ここからさらにチャンネル域を限定し検定を行った。その結果20-22chで最も優位な差 ( $p < 0.01$ ) が生じた。

これらの知見は、前頭前野皮質の左側に焦点を当てれば、印象を区別する可能性がより強いことを示している。

表1 各チャンネル域の有意値

1-4ch	5-9ch	10-13ch	14-18ch	19-22ch
0.251	0.937	0.315	0.572	0.013
				20-22ch
				0.003

### 5.4 ニューラルネットワーク

我々は、NIRS で測定した脳活動の値を用いて、好印象な画像とそうでない画像を見た時の脳活動の違いを見出すことができた。次に、測定された NIRS 信号をニューラルネットワークにより学習することで、好印象/悪印象を区別することが可能かどうかを調べた。ニューラルネットワークは、生物の脳の中の生物学的ニューラルネットワークをシミュレートするモデルである。これは入力レイヤー、隠れレイヤー、および出力レイヤーの3つのレイヤーで構成され、出力は入力レイヤーから出力レイヤーの方向に計算される。

トレーニング方法には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、トレーニング信号とニューラルネットワーク出力値との間の差を徐々に減少させるために、ニューロン間のシナプス荷重を調整するためのニューラルネットワーク学習方法の1つである。

### 5.5 ニューラルネットワークによる印象分類器

12人の参加者の NIRS 信号を印象分類器のためのデータとして使用した。

前半5セット(120データ)の実験結果は学習データとして使用され、後半5セット(120データ)の実験結果はテストデータとして使用された。この実験で用いた階層的ニューラルネットワークの構成を図7に示す。

4.3節で述べたように20-22chの NIRS 信号に有意差を見

出した。よって、入力データとして用いる NIRS 信号は 20-22ch を採用した。

入力には 20-22ch の各チャンネルの変化率を求め、その平均を用いた。15 秒の NIRS 信号のうち遅延と慣れを考慮し最初と最後の 2 秒 (計 4 秒) を除外した 11 秒を入力の対象とした。

出力レイヤーは、好印象レベル (最大 1 と最小 0) と悪印象レベル (最大値 1 と最小値 0) の 2 つのノードから構成されている。隠れ層は、同じ NIRS 信号を学習した後に得られた識別結果と比較して最も高い精度を有することができる 20 ノードで構成された。ここでは、学習数が 50 万回で、学習率が 0.01 とした。

第 1~5 セットの実験データが教師信号として使用され、同じデータが再び 2 つの感情を区別するために使用され、階層型ニューラルネットワークが正しく構成されたことが確認された。実験データの第 6~10 セットを用いて識別を行い、識別力を評価した。

### 5.6 学習結果

前半 5 セット (120 データ) で学習したニューラルネットワークを用い、後半 5 セット (120 データ) を好印象かそうでないか判定し、主観評価と比較した。

入力するデータは学習時と同じく 20-22ch の NIRS 信号を平均した 11 秒間 (遅延と慣れを考慮し最初と最後の 2 秒を除外) の NIRS 変化率とした。

各被験者の正解率と平均正解率を図 6 に示す。平均正解率は 75.8% で最も高い正解率は 90% であり、低い正解率は 60% であった。全 120 データのうち、誤った判定がされたデータは 29 であった。そのうち好印象を悪印象と判定した数は 20、その逆は 9 であった。

各試行について、好印象と評価したにも関わらず NIRS 信号の平均変化率が低くなっていた場合、悪印象と判定さ

れた。逆に悪印象と評価したにもかかわらず NIRS 信号の平均変化率が大きかった場合、好印象と判定された。本実験では被験者に 2 枚のサムネイル画像のうちどちらか一方を必ず好印象と評価させており、どちらも好印象、どちらも悪印象という選択をさせていない。よって、一方のサムネイル画像の判定が誤っているセットでは印象がかぶっている可能性が高い。

そこで、「A が好印象」、「B が好印象」という選択肢に加え、「A, B ともに好印象」、「A, B ともに興味なし」という選択肢も与え、再実験を行った。また、より汎用性の高い分類器を作成するために被験者を 12 人から 20 人に増やし、実験を行った。

前半 5 セット (200 データ) で学習したニューラルネットワークを用い、後半 5 セット (200 データ) を好印象かそうでないか判定し、主観評価と比較した。

各被験者の正解率と平均正解率を図 6 に示す。平均正解率は 79% で最も高い正解率は 100% であり、低い正解率は 50% であった。

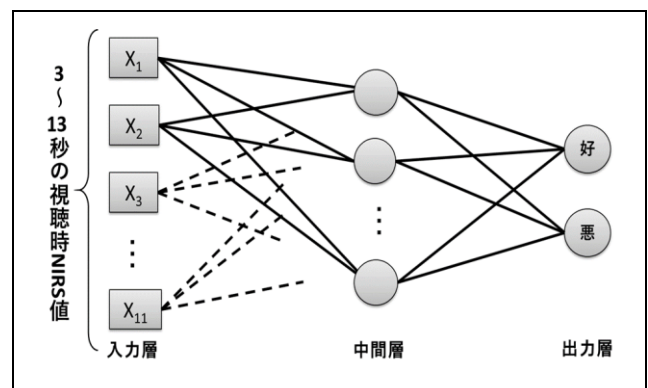


図 5 ニューラルネットワーク構成図

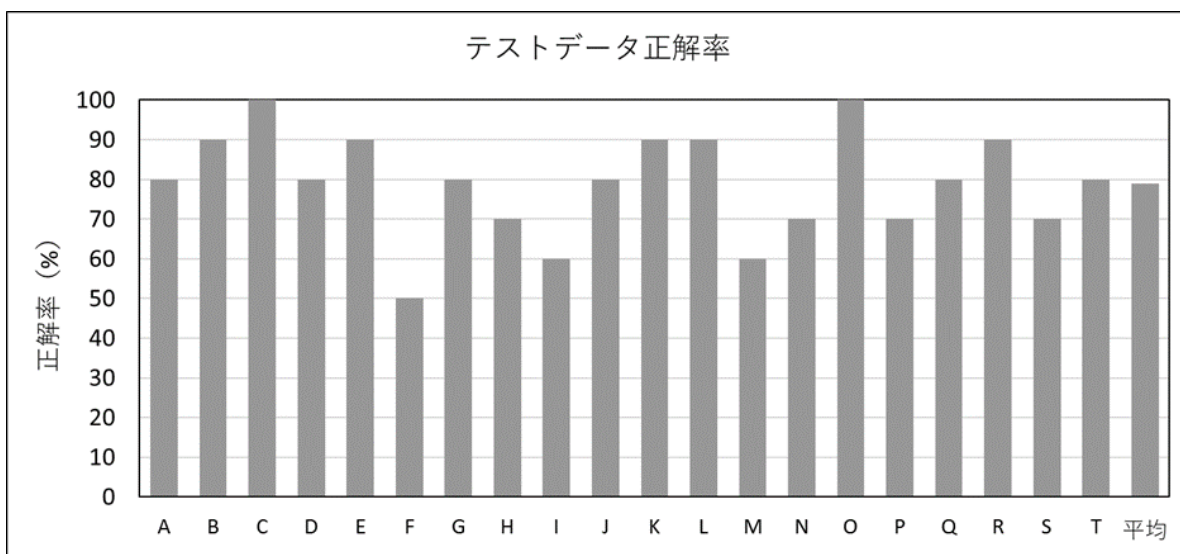


図 6 各被験者の正解率と平均

## 6. スナップショットの抽出

### 6.1 実験概要

ニューラルネットワークによりおよそ79%の確率で好印象かそうでないかの分類に成功した。しかし、動画中のどのシーンを抽出すれば好印象を抱かれるサムネイル画像となりえるかは明らかにされていない。

我々は動画中から好印象を抱かれるシーンがどこなのかを特定するために、NIRS と学習済みのニューラルネットワークを用いて実験した。

被験者には映画予告の動画を視聴してもらい、その際の脳活動を NIRS によって測定する。測定された信号からいくつかのサムネイル画像候補を抽出し、その画像に対する印象を再度測定する。そして、4 章で作成した分類器にかけることで、どのような脳活動をしているときのシーンがサムネイル画像として適しているかを検証した。

### 6.2 実験設定

動画中から好印象を抱かれるシーンがどこなのかを特定するために、以下2つの実験を行った。

#### 実験 1

- (1) NIRS 装置を装着してもらい、十分に落ち着いた精神状態を作ってもらう
- (2) 平常状態の脳活動状態を計測するためにディスプレイの中央に黒い点を映し、これを5秒間見ってもらう
- (3) 予告動画を視聴してもらう
- (4) NIRS 信号の変化率からサムネイル画像の候補を抽出する

#### 実験 2

- (1) 抽出した画像を被験者に見てもらい、その時の脳活動を測定する
- (2) 測定した NIRS 信号を学習済みのニューラルネットワークを用い、好印象かそうでないか分類する

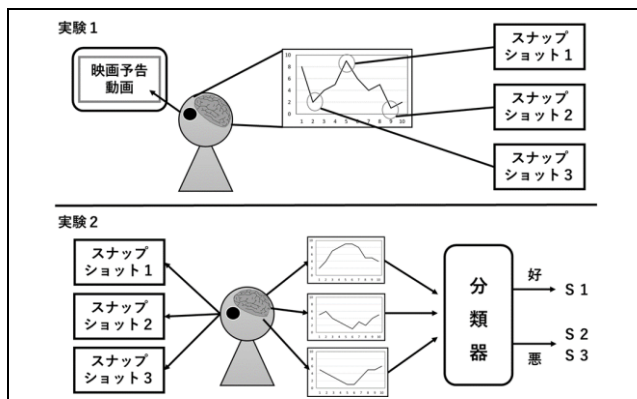


図 7 スナップショット抽出実験手順

実験1で用いた動画は動画サイト YouTube のからアクション、SF、ホラーの3ジャンルでそれぞれ3動画（計9動画）を被験者に視聴してもらった。

### 6.3 抽出するサムネイル画像候補

実験1の(4)にて抽出するサムネイル画像候補は以下の条件に従い抽出される。

- (1) NIRS の変化率が最大となるシーンの5秒前
- (2) NIRS の変化率が最大となるシーンの2秒前
- (3) NIRS の変化率が最小となるシーンの5秒前
- (4) NIRS の変化率が最小となるシーンの2秒前

多くの被験者の NIRS 信号は動画視聴開始時点で大きく上昇している。これは動画が始まったことに対する初期反応だと思われる。また、動画の最後には上映予告日などのテキストだけによるシーンがあり、このシーンはサムネイル画像として適切でないと判断した。よって、上記4つの条件に加え最初の10秒間と最後のテキスト予告の時間を除外した。抽出シーンの例を図8に示す。

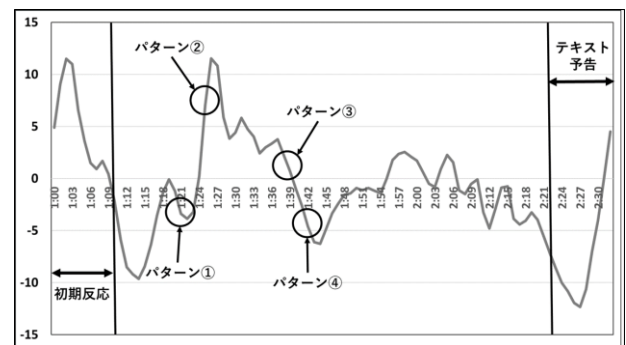


図 8 抽出シーン

### 6.4 分類器による判定結果

実験1で抽出したスナップショットを用い、実験2を行った。アウトプットされた NIRS 信号は学習済みのニューラルネットワークにより印象を分類された。各ジャンルの各パターンの結果を図9～図11に示す。

アクションジャンル、SFジャンルではパターン①および②がパターン③、④に比べ好印象と多く判定された。

3つのジャンルの各パターンの好印象判定数の差が統計的に有意な差であるかコクランのQ検定を行った。その結果を以下に示す。

- アクションジャンルに対する検定の有意確率は0.004であり、優位水準1%でそれぞれのパターンに差があることを示した。
- SF に対する検定の有意確率は0.047であり、優位水準5%でそれぞれのパターンに差があることを示した。

- ホラーに対する検定の有意確率は 0.043 であり、優位水準 5%でそれぞれのパターンに差があることを示した。

これらの結果は、今後各ジャンルの実験データを増やし、実験を行うことで、各ジャンルで NIRS 値が高くなる時と低くなる時のどちらのスナップショットをサムネイル画像として適用すれば、視聴者に好印象を与えるか解明できることを示唆する。

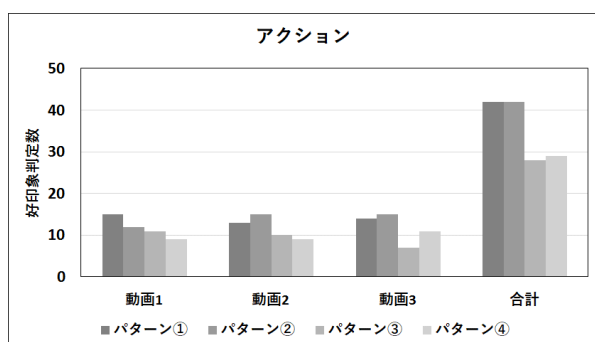


図 9 アクションの印象判定結果

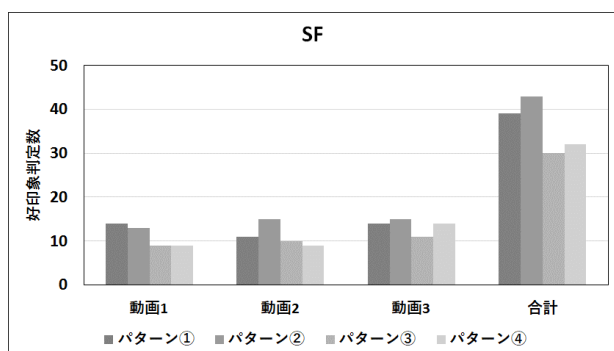


図 10 SF の印象判定結果

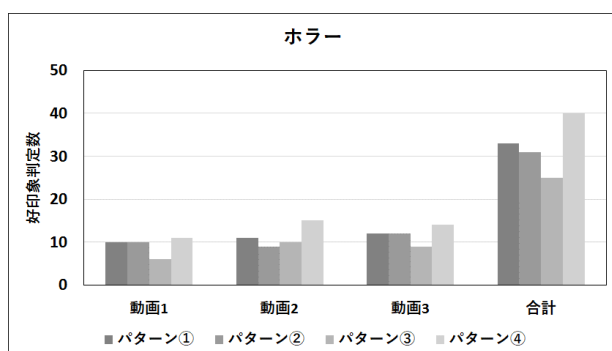


図 11 ホラーの印象判定結果

## 7. おわりに

本研究では、機械学習により、小さな脳活動を検知する仕組みを構築することで、前方推論と後方推論をつなぐニューロマーケティングのフレームワークを提案し、その有

用性を検証することを目的とした。そのために、以下3つの実験を行った。

1つ目の実験では、我々は2枚1組のサムネイル画像を10セット用意し、12人の被験者に見せ、その時の脳活動の様子をNIRSで計測した。そして、被験者が好印象と判断したサムネイル画像と、もう一方のサムネイル画像を見た時のNIRS信号を比較した結果、前頭皮質の左側(20ch-22ch)に有意な差を見出した。これは前頭皮質の左側(20ch-22ch)に焦点を置くと、印象を区別できる可能性がより強いことを示す。

2つ目の実験では、1つ目の実験結果をもとに好印象と興味なしを分類するため、ニューラルネットワークにより印象分類器を作成した。前半5セットを学習データとし学習したニューラルネットワークを後半5セットのデータを用い、テストを行った結果、平均正解率は79%となった。

3つ目の実験では、実験2で作成した学習済みのニューラルネットワークを用い、好印象なサムネイル画像が動画中のどのシーンなのかNIRSの値を元に検証した。アクション、SF、ホラーのジャンルで実験を行った結果、全てのジャンルで優位差を示した。これらの結果は、今後各ジャンルの実験データを増やし、実験を行うことで、各ジャンルでNIRS値が高くなる時と低くなる時のどちらのスナップショットをサムネイル画像として適用すれば、視聴者に好印象を与えるか解明できることを示唆する。

3つの実験すべてで有用な結果が得られ、我々の提案したフレームワークの有用性を確認した。

## 7.1 謝辞

本研究は、JSPS 科研費基礎研究 (B) 15H02785 の助成を受けたものである。

## 参考文献

- [1] 熊倉 広志, “ニューロマーケティングの現状, 課題そして展望”, オペレーションズ・リサーチ, p421-428, 2016年, 7月号.
- [2] Richard Henson, “What can functional neuroimaging tell the experimental psychologist?”, THE QUARTERLY JOURNAL OF EXPERIMENTAL PSYCHOLOGY, 2005, 58A (2), 193-233.
- [3] Russell A Poldrack, “Can Cognitive Processes Be Inferred from Neuroimaging Data”, Trends in Cognitive Sciences, 10(2):59-63, March 2006.
- [4] Jobsis, F.F., "Non-invasive infrared monitoring of cerebral and myocardial oxygen sufficiency and circulatory parameters," Science, Vol. 198, 1977, pp. 1264-1267.
- [5] YouTube, <https://www.youtube.com/>