JAIST Repository
https://dspace.jaist.ac.jp/

Title	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
Author(s)	竹内，広樹
Citation	
Issue Date	2018-03
Type	Thesis or Dissertation
Text version	author
URL	http://hdl.handle.net/10119/15184
Rights	
Description	Supervisor:金井　秀明，先端科学技術研究科，修士（情報科学）

JAIST
JAPAN
ADVANCED INSTITUTE OF
SCIENCE AND TECHNOLOGY

Japan Advanced Institute of Science and Technology

修士論文

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

1610113　竹内 広樹

主指導教員　金井 秀明
審査委員主査　金井 秀明
審査委員　小谷 一孔
平石 邦彦
池田 心

北陸先端科学技術大学院大学
先端科学技術研究科［情報科学］

平成 30 年 2 月

目次

第 1 章 研究背景と研究目的 1
1.1. 研究背景 1
1.2. 研究目的 5
1.3. 本論文の構成 7
第 2 章 関連研究と本研究の位置づけ 8
2.1. 関連研究と問題点 8
2.2. 本研究の位置づけ 10
第 3 章 研究手法 12
3.1. 前方推論による実験 12
3.1.1. 実験概要 13
3.1.2. サムネイル画像 16
3.1.3. NIRS 18
3.2. 分類器の作成 20
3.2.1. ニューラルネットワーク 20
3.2.2. バックプロパケーション 21
3.3. 後方推論による実験 22
3.3.1. 実験概要 22
3.3.2. 使用データ 23
第 4 章 実験結果と考察 25
4.1. 前方推論による実験の結果 25
4.1.1. 主観評価と再生数 25
4.1.2. 主観評価と NIRS 値 28
4.2. 印象分類器作成の結果 31
4.2.1. ニューラルネットワークによる自動分類 31
4.2.2. 考察 33
4.2.3. 再実験 38
4.2.4. 再実験の分類結果 39
4.2.5. 考察 40
4.3. 後方推論による実験の結果 43
4.3.1. 分類結果 43
4.3.2. 考察 47
第 5 章 結論 48
5.1. 本研究のまとめ 48

5.2. 今後の展望 49

第 1 章 研究背景と研究目的

本章では研究背景と研究目的について述べる．構成は以下の通りである．

1.1 節：研究背景

今日，市場分析は様々な分野で促進されており，これは顧客の満足度と製品・サービスのニーズを高めるためには欠かせない分析である．従来，市場分析はアンケートやインタビューによって行われてきたが，近年ニューロマーケティンという手法が注目を集めている．

本節ではニューロマーケティングの重要性，およびニューロマーケティングに用いられる代表的な脳測定機器について述べる．

1.2 節：研究目的

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，それぞれは独立して研究されてきた．しかし，両者を独立して研究することには問題点がある．本節ではそれらの問題点について触れ，それを踏まえた研究目的を述べる．

1.1. 研究背景

今日，市場分析は様々な分野で促進されている．市場分析とは自社が提供している製品やサービスが市場でどのような状況にあり，将来どのように変化していくのかについて調査，解明することである．市場分析には自社や競合他社の財務諸表などのデータや，消費者の満足度やニーズを把握する必要がある．財務諸表などのデータは web サイトに公開されている場合があり，比較するための手法も多く存在するため，容易に把握することができる．

しかし，消費者の満足度やニーズを把握するには，消費者の心理および行動を理解する必要があり，確立された方法論が存在するわけではないため，前者に比べ，調査が難しいと考えられる．

従来，消費者の満足度やニーズを調査する方法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り，正確なデータを獲得できているかがわからないというデメリットがある．例えば，少数派の意思を持った被験者が，多数派の意見を持った被験者らの発言によって，自らの本音を隠し，多数派の意見に同調することが少なくない．実験において，単純な選択問題を出題し，答えを選択させた時，8 人の被験者の

うち，7 人にわざと間違えた選択をさせると，残る 1 人の被験者も 7 人の被験者に同調し誤った選択をした．なお，7 人の被験者のうち 1 人だけに正しい解答をさせると，8 人目の被験者が誤った選択をする確率は減少することが報告されている[1]．また，消費者は自身の行動を無意識に決定し，その行動理由を正当化することが指摘されている．ある実験において，同一の製品を被験者に製品が同一であると知らせずに四つ並べて，好きな製品を一つ選択させた時，右端が最も多く選択された．そして，被験者に選択理由を尋ねると，その理由を流ちょうに説明した[2]．さらに，最近，「忖度」といった言葉が流行っているように，日本人は相手の意思を尊重し，自らの意見を押し殺すことは少なくない．

これらのことは，自身の立場や，周りの状況によって消費者が本音を開示しないこと，自身の行動理由を正確に説明できないことを示している．

このような背景から，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には表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[3]．これにより，企業側は消費者に操作されることのない感情や感性といった情報を得ることができると期待されている．

ニューロマーケティングには脳活動を計測する特殊な機器が必要となる．その代表的なものとして，①機能的磁気共鳴画像法(fMRI: functionalmagnetic resonance imaging)，②脳波計測法(EEG: electroencephalography)，③近赤外分光法(NIRS: near infrared spectroscopy，光トポグラフィ)などが挙げられる．各機器の特徴と長所・短所を下記に記す．

① fMRI

fMRI（図 1）は，脳内の神経活動による局所的な血流変化を電磁波によって画像化･視覚化する方法である[4]. 血中ヘモグロビンは酸化すると反磁性，脱酸化すると磁性となる特性を持つ．この特性に注目し，脳活動が活発となり，酸素化ヘモグロビンが増加している部位を特定する．

長所は，脳活動全体を高解像度でスキャンすることが可能で，空間分解能が高いことである．このことから，ニューロマーケティングにおける初期の研究で，心理と活性化脳部位の関係を識別する際，よく用いられていた．

短所は，計測の際，被験者は頭部を固定され，身動きがとれず，限られた条件下でしか使用することができないことや，機器が高価で，かつ操作に高度な技術を要することである．

② EEG

EEG（図 2）は脳活動によって生じる微弱な電気的変化を頭皮表面に装着した電極によって検出することで，大脳新皮質が担う複雑な高次機能部分の活発さを測定する機器である[5].

長所は頭に装着するだけという手軽さに加え，時間分解能が高いことである．

短所は，電極で収集した電気的変化の発生源を特定することが難しいことや，眼球運動・筋肉運動などによるノイズが生じやすいことなどが挙げられる．

③ NIRS

NIRS（図 3）は，頭部表面に装着した探触子から近赤外光を照射し，その反射光によって脳血流の酸素化ヘモグロビンと脱酸素化ヘモグロビンの変化を推定し，脳活動を計測する[6].

長所は，頭に装着するだけという手軽さに加え，血流の変化を測定していることから眼球運動や体の小さな動きによるノイズは EEG に比べ少ないことが挙げられる．

短所は，近赤外光の反射から脳活動を推定していることから，空間分解能が低いこと，血流の変化を測定していることから EEG に比べ時間分解能低いことなどが挙げられる．

上記で示した通り，NIRS および EEG は図 2，3 のように，頭に装着するだけで脳活動を測定することができ，fMRI に比べ，よりリアルな状況下での使用が可能である．したがって，マーケティングにおいては，NIRS および EEG が注目を集めている．

図1. fMRI

図2. EEG

図3. NIRS

1.2. 研究目的

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[7].

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[8]．すなわち心理反応の発生（原因）から脳部位の活性化（結果）を推論する．図 4 で説明すると，被験者に不快な心理を喚起させる刺激を提示し，被験者が不快な感情となったところで脳全体の活動を測定する．その中で，活動が活発的に行われている部位を特定し，喚起させた感情と特定した脳部位との関係を説明することである．

後方推論とは，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，関係を検証している先行研究（前方推論）に基づいて，新たな実験において，ある刺激を提示した時ある脳部位が活性化したので，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[9]．すなわち，脳部位の活性化（結果）から心理反応の発生（原因）を推論する．図 4 で説明すると，前方推論で不快な心理が喚起された時に活発となる脳部位が分かっている状態で 3 つの動画を提示する（刺激を与える）．動画を見ている時の被験者の脳を測定機器によって測定する．前方推論をもとに注目している脳部位を観察し，その部位が活性化した動画 B が 3 つの刺激の中で不快な感情を喚起させていると結論付けることである．

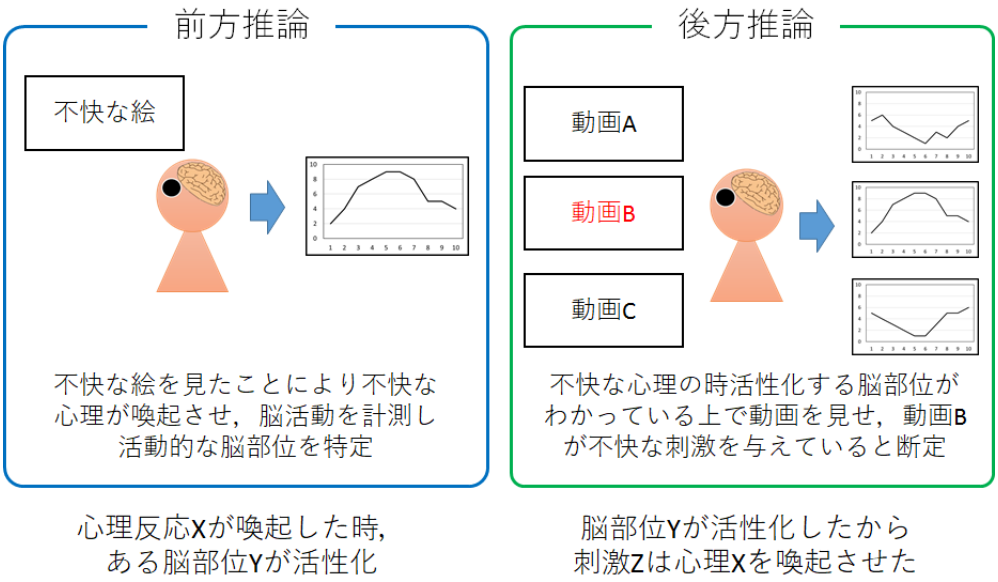


図4. 前方推論と後方推論

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．デメリットを補うには前方推論と後方推論をつなげる一貫した研究が必要となるが，それには小さな脳活動の差も検知できる仕組みが必要となる．

そこで，本研究は機械学習により，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とフレームワーク（図 5）を提案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，マーケティングに有用なデータの獲得を期待する．

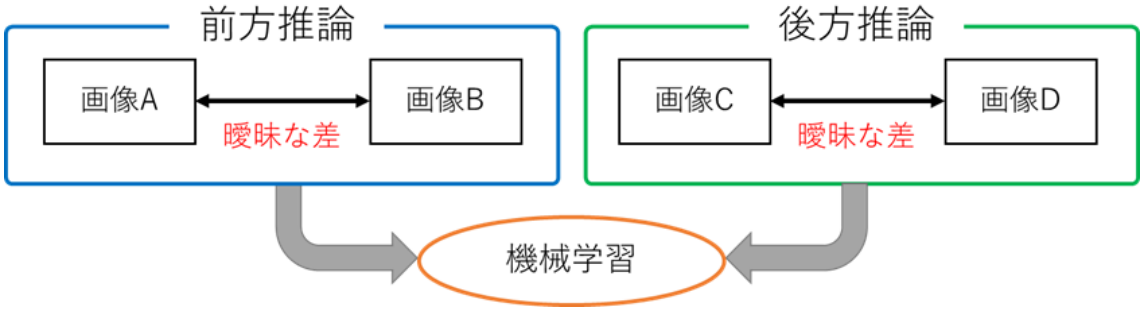


図5. 提案するフレームワーク

1.3. 本論文の構成

本論文は，６章で構成される．

第1章　本研究の背景とニューロマーケティングの有用性，および現在，使用されている脳計測機器の特徴を述べる．その後，これまで行われてきたニューロマーケティング研究の問題点について触れ，本研究の目的を述べる．

第2章　関連研究について紹介し，その問題点を指摘し，それらと比較した時の本研究の位置づけ，研究の全体像を述べる．

第3章　サムネイル画像に対し，好印象を抱いた時に活性化する脳部位の特定方法，自動分類実験に用いる手法，作成した分類器を用いた好印象スナップショットの抽出実験の手法を述べる．

第4章　第 3 章で行った実験の結果と考察を述べる．

第5章　本研究のまとめと，今後の展望について述べる．

第 2 章 関連研究と本研究の位置づけ

本章ではニューロマーケティングに関する関連研究について述べる．構成は以下のとおりである．

2.1 節：関連研究と問題点

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．本節ではそれぞれの推論の説明，およびその研究例を挙げる．

2.2 節：問題点

前方推論と後方推論を独立して研究することのデメリットと，これまで前方推論と後方推論をつないだ一貫した研究が行われてこなかった理由を述べる．

2.1. 関連研究と問題点

1.2 節で述べた機器により，容易に脳活動を測定できるようになったが，どのような感情，感性を抱いた時に，どのような脳活動が行われるかは完全には解明されていない．そのため，これまで人間の心理と脳活動との関係を検証する研究が行われている．

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[7].

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，関係を検証している研究のことである[8]．すなわち心理反応の発生（原因）から脳部位の活性化（結果）を推論する．

後方推論とは，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，関係を検証している先行研究（前方推論）に基づいて，新たな実験に行い，ある刺激を提示した時ある脳部位が活性化したので，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[9]．すなわち，脳部位の活性化（結果）から心理反応の発生（原因）を推論する．

前方推論によるニューロマーケティングで心理と脳部位の関係を説明する場合，被験者にある心理を喚起させる必要がある．そのため，従来は数種類の画像を用い，特定の感情を喚起させる研究[10][11]や，音楽を聞かせることで特定の心理状態を喚起させ，活発的となる脳部位の探索を行っている[12].

Yanagisawa ら[13]は国際感情画像システムから「快感情を喚起させる画像」と

「不快感情を喚起させる画像」を被験者にランダムに提示し，その時の脳活動をNIRSにより測定した．その結果，「快感情を喚起させる画像」を見た時と，「不快感情を喚起させる画像」を見た時で前頭葉の中央付近の脳活動に差があることを発見し，検定によって検証した結果，有意な差があることを見出した．この研究は，快／不快画像を見せ，特定の感情を喚起させたうえで，脳活動を調査し，活発的な脳部位を特定していることから前方推論だといえる．

前方推論による研究は脳部位を特定することを目的としているが，後方推論による研究は刺激が被験者にどのような感情を喚起させているか特定することを目的としている．つまり，後方推論は実際のマーケティングに有用なデータを獲得するために行われる．よって，被験者に与えられる刺激は実際，市場に出回っている製品や広告，動画などが多い．

Nomura ら[14]は電通が制作した受賞歴のある TVCM と受賞歴のない TVCM を刺激として与え，両者を見ている時の被験者の心理を EEG によって測定した．その結果，受賞歴のある TVCM を見ている時の被験者には集中とストレス感情に相関があり，受賞歴のない TVCM を見ている時の被験者にはそれがないことを見出し，集中とストレスを喚起させるような TVCM を制作することで視聴者へ好印象を与えると結論付けた．この研究は，ストレス感情と集中感情が喚起された時，どこの脳部位が活性化するかわかっている状態で刺激を与えていることから後方推論だといえる．

上記のように，これまで前方推論と後方推論による研究は独立して研究がおこなわれてきた．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という意見がある[15][16].

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，小さな脳活動の差を見いだせない可能性があるという問題がある．また，前方推論で用いた対象で脳活動の差を見いだせたとしても，後方推論で用いた対象物が同等の大きさの差を示すとは限らず，差が小さい場合，その差を検知できないという問題がある．

2.2. 本研究の位置づけ

2.1 節で述べたように，前方推論と後方推論を独立して研究することによるそれぞれデメリットを補うには前方推論と後方推論をつなげる一貫した研究が必要となる．しかし，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，小さな脳活動の差を見いだせない可能性があるという問題がある．また，前方推論で用いた対象で脳活動の差を見いだせたとしても，後方推論で用いた対象物が同等の大きさの差を示すとは限らず，差が小さい場合，その差を検知できないという問題がある．つまり，小さな脳活動の差も検知できる仕組みが必要となる．

そこで，本研究は機械学習により，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とフレームワークを提案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，マーケティングに有用なデータの獲得を期待する．

本研究で行った実験の全体イメージを図 6 に示す．実験は以下の 3 つに分けられる．

（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．まず，被験者には映画

予告の動画を見せ，その時の脳活動を NIRS によって測定する．次に，検出された NIRS 値から脳が特徴的な活動を示した時のシーンのスナップショットをいくつか抽出し，その画像を被験者に NIRS を装着してもらい見てもらう．最後に検出された NIRS 値を学習済み分類器にかけることでどのような脳活動をしている時のシーンが好印象を与えるサムネイル画像となりうるかを調査する．

上記 3 つの実験から提案するフレームワークの有用性を検証する．

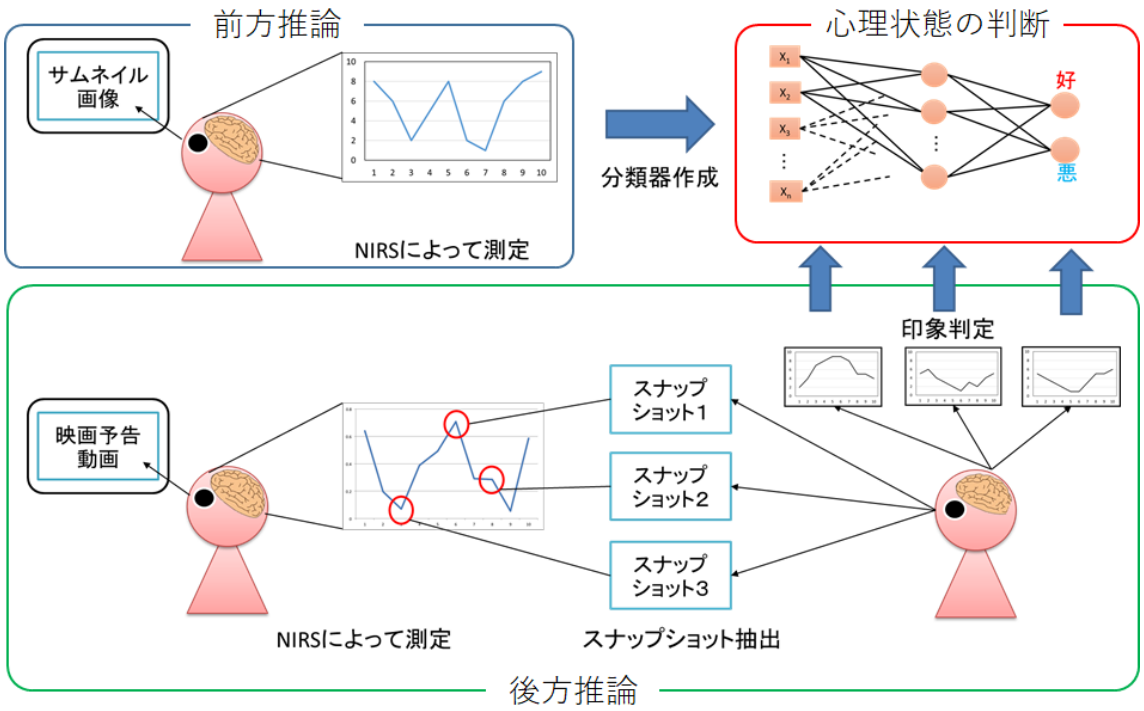


図6. 研究の全体像

第 3 章 研究手法

本章では, 本研究で行った実験の概要および各実験で用いたデータ, および手法について述べる．本実験は大きく 3 つに分けられる．本章の構成は以下のとおりである.

3.1 節：前方推論による実験

本節では, サムネイル画像を見た時の印象によって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ために行われた実験の概要, および用いられたデータと手法について述べる.

3.2 節：分類器の作成

本節では，サムネイル画像を見た時の印象を自動で分類する自動分類器の作成に用いられた手法について述べる.

3.3 節：後方推論による実験

本節では，動画を見ている時の脳活動の変化から好印象を与えるサムネイル画像を抽出する実験の概要，および用いられたデータと手法について述べる.

3.1. 前方推論による実験

本節では，2 枚 1 組のサムネイル画像を被験者に提示し，その時の脳活動を 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．構成は以下のとおりである.

3.1.1 節：実験概要

本節では本実験の概要を示す. サムネイル画像を被験者に提示し, その画像を見た時の脳活動の状態を NIRS によって計測する．本節では実験の目的，および実験手順を述べる.

3.1.2 節：サムネイル画像

本節では本研究で用いるサムネイル画像について述べる．動画サイトにおけるサムネイル画像の重要性，および本実験で用いるサムネイル画像の条件を述べる.

3.1.3 節：NIRS

本節では脳活動測定機器 NIRS について述べる．本実験で NIRS を採用した理由，NIRS による脳活動計測原理，および本実験で用いた NIRS の型番号，チャンネル配置について述べる．

3.1.1. 実験概要

本実験では，サムネイル画像を被験者に提示し，その画像を見た時の脳活動を NIRS によって計測し，活性化部位を特定する．

まず，サムネイル画像を見ている時の脳活動を NIRS によって計測する．本実験では2枚1組のサムネイル画像を提示し，それぞれの画像を見ている時の NIRS 値を比較する．

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

→ すべての被験者は NIRS 装置を使用した経験がないため，装置を装着したことにより緊張や雑念が喚起される．これらの心理が実験に悪い影響を及ぼすノイズとなり得る可能性は十分にあるため，被験者には NIRS 装置を装着後，精神状態を整えてもらった．

（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 秒間見てもらう

→ NIRS 信号は原理上，開始時からの相対変化の値である．よって，脳活動の変化は平常時からの変化率で判断する必要がある．そのため，変化前の平常状態を測定することは重要となる．

また，平常画面提示時間を 5 秒間としたのは長時間黒い点を見ていると眠くなるという意見をいくつかもらったためである．眠気が喚起された場合，脳活動に影響を与える可能性があるため，平常画面の表示時間は 5 秒と短くした．

（３）画像 A を 15 秒間提示する

→ 先行研究[13]では 25 秒としていたため，最初は同じ 25 秒で実験を行っていたが，平常画面同様，長時間同じ画像を見ていると眠くなるという意見をいくつかもらったため，15 秒とした．

（４）再び 5 秒間平常状態を計測する

→ 平常な脳状態から画像 B を見た時の変化を計測するため，再び平常画面を見てもらう．

（5）画像 B を 15 秒間提示する

→ 先行研究[13]では 25 秒としていたため，最初は同じ 25 秒で実験を行っていたが，平常画面同様，長時間同じ画像を見ていると眠くなるという意見をいくつかもらったため，15 秒とした．

（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

→ 主観評価は分類器を作成する際，教師信号として使用するため回答してもらった．

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．

実験の手順と実験の様子を図 7，図 8 に示す．

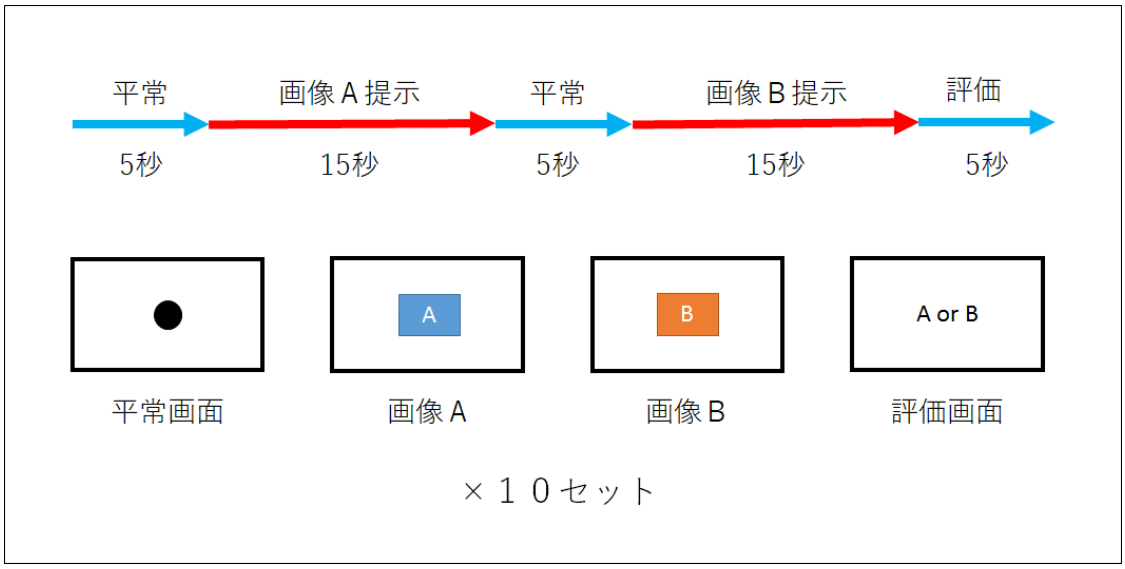


図7. 実験手順

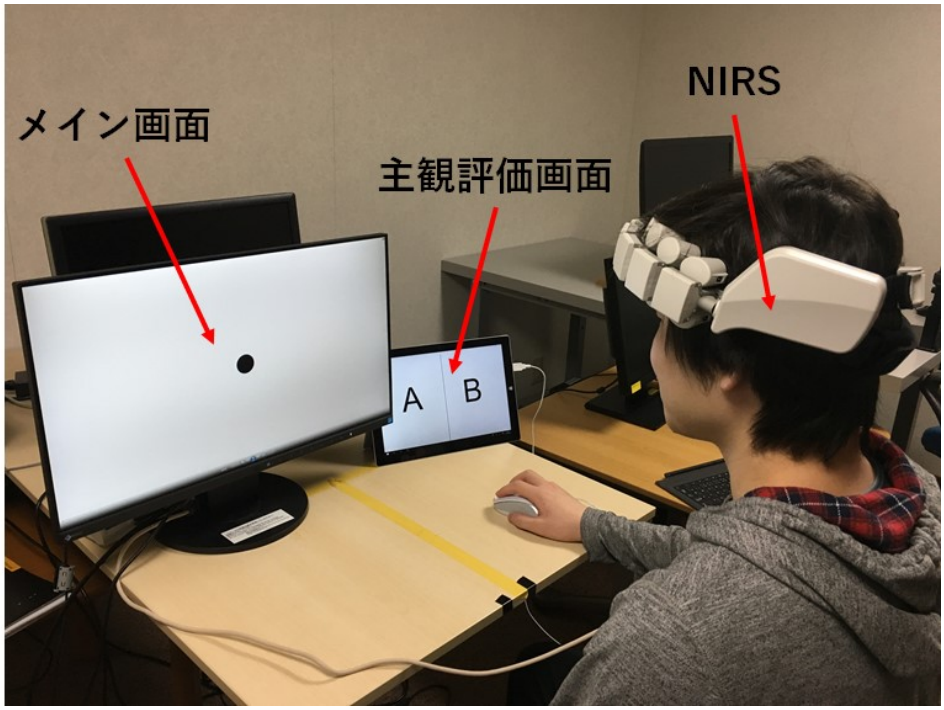


図8. 実験風景

3.1.2. サムネイル画像

上述した通り，本研究はサムネイル画像を対象としている（図 9）.

近年，YouTube[17]やニコニコ動画[18]などの動画サイトが普及し，これに伴い「ユーチューバー」や「生主」といった動画広告によって収入を得る人々が増えている．また，企業もこれらの動画サイトを用いた広告戦略を採用しており，今後もインターネット動画への広告投資額が拡大することが予想される．「ユーチューバー」や「生主」の収入，およびその動画の社会への影響度は，主に動画の再生数に比例する．「ユーチューバー」および「生主」はより多くの収入を得るために，企業は消費者への認知度をより高めるために再生数を伸ばそうと様々な工夫を行っている．再生数を伸ばすためには動画内容が充実していることが前提となるが，同じような動画が多く存在する場合，視聴者はサムネイル画像を見て，動画を選択していると思われる．つまり，視聴者にインパクトを与え，興味を引くようなサムネイル画像は再生数に大きな影響を与えると考えられる．

このような背景から視聴者に好印象を与えるサムネイル画像を提示することは再生数を上げるために重要なこととなるが，どのようなサムネイル画像を採用すればよいかは明らかにされていない．よって，本研究では同じ内容かつ同日にアップロードされているにも関わらず，再生数に差のあるサムネイル画像 2 枚 1 セットを比較する．そして，被験者が好印象と判断する画像を見た時と，もう一方の画像を見た時の脳活動の違いを見出すことで，サムネイル画像作成の支援とする．

また，本研究の目的の一つとして，「対象物の間に差のないものを比較する」としているため，実験データには図 10 の A のようなサムネイル画像ではなく，B のような動画内のワンシーンをキャプチャした画像を対象とした．

図9. YouTube のサムネイル画像

A

B

図10. 使用するサムネイル画像例

3.1.3. NIRS

本研究では被験者になるべく自然な状態の脳活動を計測するために NIRS を用いた．NIRS による計測は機器を頭に装着するだけでよく，被験者の自然な状態を引き出しやすいことに加え，瞬きなどの小さな動きに対するノイズが少ないことを強みとしている．日本発祥の機器であることから NIRS を用いた文献が少なく，ニューロマーケティングに対してどのような効力を発揮するか未知の部分が多い．他の機器を選ばず，NIRS を選んだ理由を以下にまとめる．

- fMRI に比べ，手軽で被験者への負担が軽く，自然な状態を再現しやすい
- ノイズに強い
- 日本発祥の機器であるため，NIRS を用いた文献が少ない

NIRS は脳血中の酸素化ヘモグロビンと脱酸素ヘモグロビンの変化を測定することで，脳の活性化部位を特定する機器である．

人間は，外部の情報を目や耳や触覚などの感覚器官から取り込み，それらを電気信号に変え，脳に伝達する．伝達された電気信号は脳内のニューロンによって処理され，次の行動を体へ命令する．その際，活発化する脳組織は酸素を必要とするため，酸素化ヘモグロビンが毛細血管を経由して酸素を供給する．NIRS はその反応を近赤外光によって計測し，数値化する[19].

具体的には頭部表面に装着した探触子から光ファイバを用いて近赤外光を脳内に照射し，大脳皮質で吸収・散乱を起こした光を受光部の光ファイバによって集光する．血液成分のヘモグロビンは照射された近赤外光を散乱させるが，ヘモグロビン内に酸素が含まれていると，近赤外光の吸収・散乱の度合いが変化する．つまり，光の吸収が酸素化ヘモグロビンと脱酸素化ヘモグロビンによって生じ，反射してきた光の変化を計測することで酸素化ヘモグロビンと脱酸素化ヘモグロビンの濃度変化を算出することが出来る．NIRS の原理図を図 11 に示す．

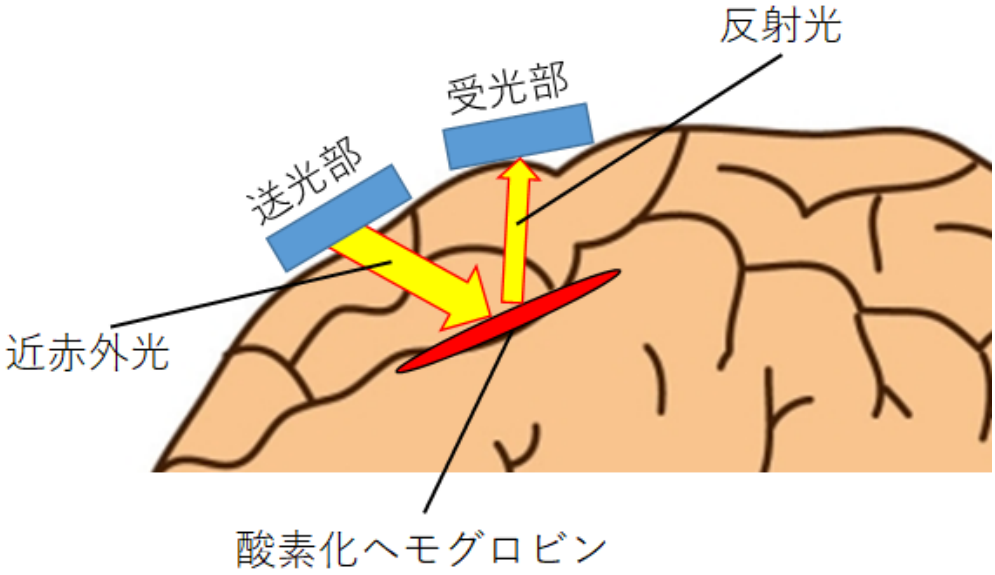


図11. NIRS の脳活動計測原理

本研究では日立ハイテクノロジーズ WOT-220[20]を用いる．チャンネル数は全部で 22 あり，その配置は以下（図 12）のようになっている．この装置はチャネルを限定して測定することが可能だが，本実験では前頭皮質のどの部位に特徴的な活動が行われるかわからないためすべてのチャネルで測定した．

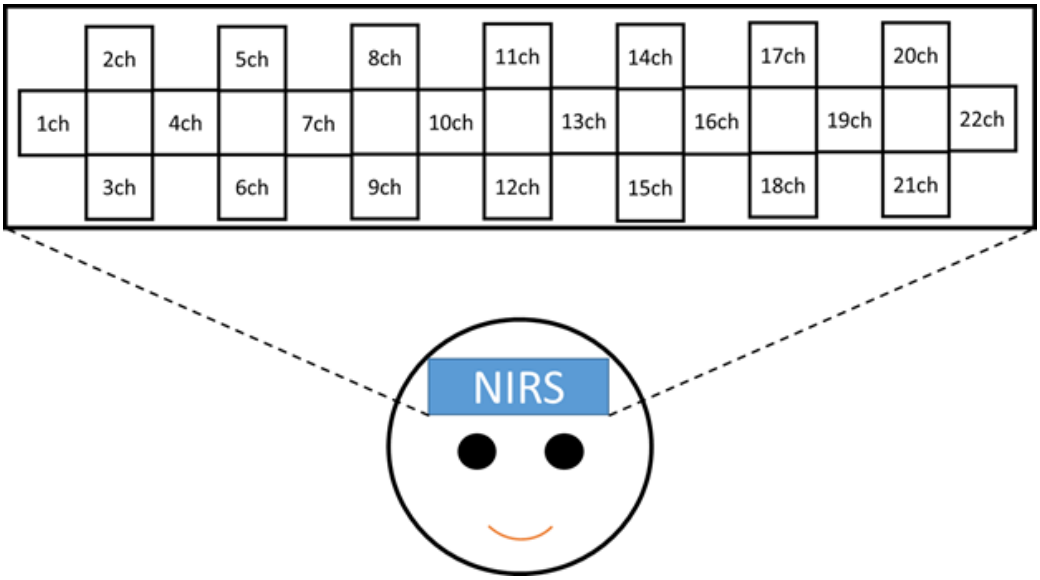


図12. チャンネル配置

3.2. 分類器の作成

本節では，前方推論によって得られた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．構成は以下のとおりである．

3.2.1 節：ニューラルネットワーク

本節ではニューラルネットワークについて述べる．本研究はサムネイル画像を見た時に好印象を抱くか，抱かないかをニューラルネットワークを用い分類する．本節ではニューラルネットワークの原理を述べる．

3.2.1 節：バックプロバケーション

ニューラルネットワークの学習にはバックプロバケーションを採用した．本節ではバックプロバケーションについて述べる．

3.2.1. ニューラルネットワーク

本研究はサムネイル画像を見た時に好印象を抱くか，抱かないかをニューラルネットワークを用い分類する．ニューラルネットワークとは，脳機能にみ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[21]．ニューラルネットワークの構造を図 13 に示す．ニューラルネットワークは入力ベクトル，中間層，出力層から構成されており，中間層と出力層にはいくつかのニューロンが並んでいる．中間層の出力値 H_j は式（1）により計算する．そして，式（2）を計算することで出力値 output が得られる．ニューラルネットワークは重みを適切に設定することによって任意の非線形関数を近似することができる．

ニューラルネットワークの計算式を式（1）～式（3）に示す．

$$\mathrm{H_j} = f\left(\sum_{\mathrm{i}} \mathrm{X_i}\,\mathrm{u_{ij}}\right) \tag{1}$$

$$\mathrm{output} = f\left(\sum_{\mathrm{j}} \mathrm{H_j}\,\mathrm{W_j}\right) \tag{2}$$

$$f(\mathrm{x}) = \frac{1}{1+\mathrm{e}^{-\mathrm{x}}} \tag{3}$$

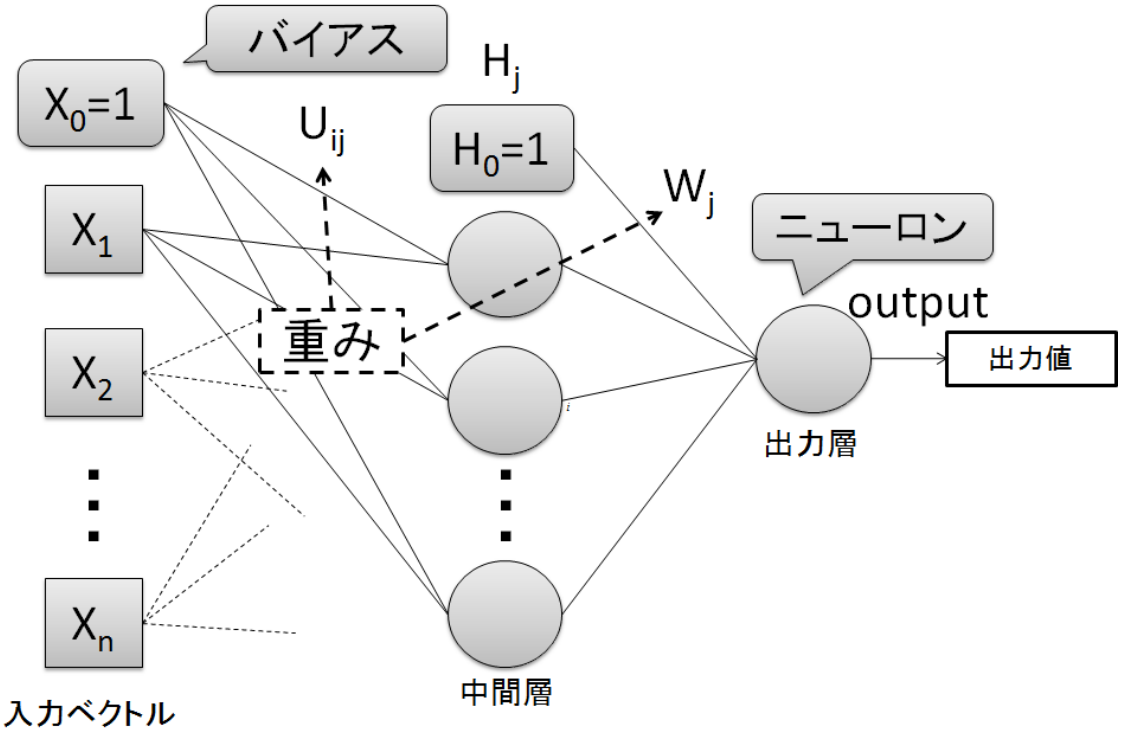


図13. ニューラルネットワークの構造

3.2.2. バックプロパケーション

ニューラルネットワークの学習にはバックプロパケーションを採用した．バックプロパケーションと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方法である[21]．多層パーセプトロンは，入力データを順に伝播させて出力を得ている．そのため，ネットワークの出力と入力データの教師信号との誤差を各層に逆伝搬させることができれば，現時点での誤りを訂正するように重みを更新することができるという考えから考案された．

3.3. 後方推論による実験

本節では NIRS と 3.2 節で作成した分類器(学習済みニューラルネットワーク)を用い，動画内からどのシーンが好印象を抱かせるサムネイル画像となるのかを明らかにする実験を行う．構成は以下のとおりである．

3.3.1 節：実験概要

本節では本実験の概要を示す．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次の 2 つの実験を行う．1 つ目の実験では，動画を見ている時の脳活動の変化を NIRS により計測し，得られたデータからいくつかのスナップショットを抽出する．2 つ目の実験では，まず，実験 1 で抽出したスナップショットを被験者に見てもらい，その時の脳活動を NIRS により計測する．次に，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．

3.3.2 節：使用データ

本節では本研究で用いる動画について述べる．本実験で用いる動画の条件，および被験者について述べる．

3.3.1. 実験概要

本実験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次の 2 つの実験を行う．

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

→ すべての被験者は NIRS 装置を使用した経験がないため，装置を装着したことにより緊張や雑念が喚起される．これらの心理が実験に悪い影響を及ぼすノイズとなり得る可能性は十分にあるため，被験者には NIRS 装置を装着後，精神状態を整えてもらった．

（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 秒間見てもらう

→ NIRS 信号は原理上，開始時からの相対変化の値である．よって，脳活動の変化は平常時からの変化率で判断する必要がある．そのため，変化前の平常状態を測定することは重要となる．

また，平常画面提示時間を 5 秒間としたのは長時間黒い点を見ている

と眠くなるという意見をいくつかもらったためである．眠気が喚起された場合，脳活動に影響を与える可能性があるため，平常画面の表示時間は 5 秒と短くした．

（３）予告動画を視聴してもらう

→ 動画は最初から最後まで視聴してもらう

（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

実験の概要を図 14 に示す．

3.3.2. 使用データ

実験には動画サイト YouTube からアクション映画の予告動画を 3 本，SF 映画の予告動画 3 本，ホラー映画の予告動画 3 本を採取した．恋愛映画は被験者に男性が多かったことから，興味のない人が可能性を考慮し，除外した．被験者は実験 1 には 12 人の男女．実験 2 には 20 人の男女に協力してもらった．

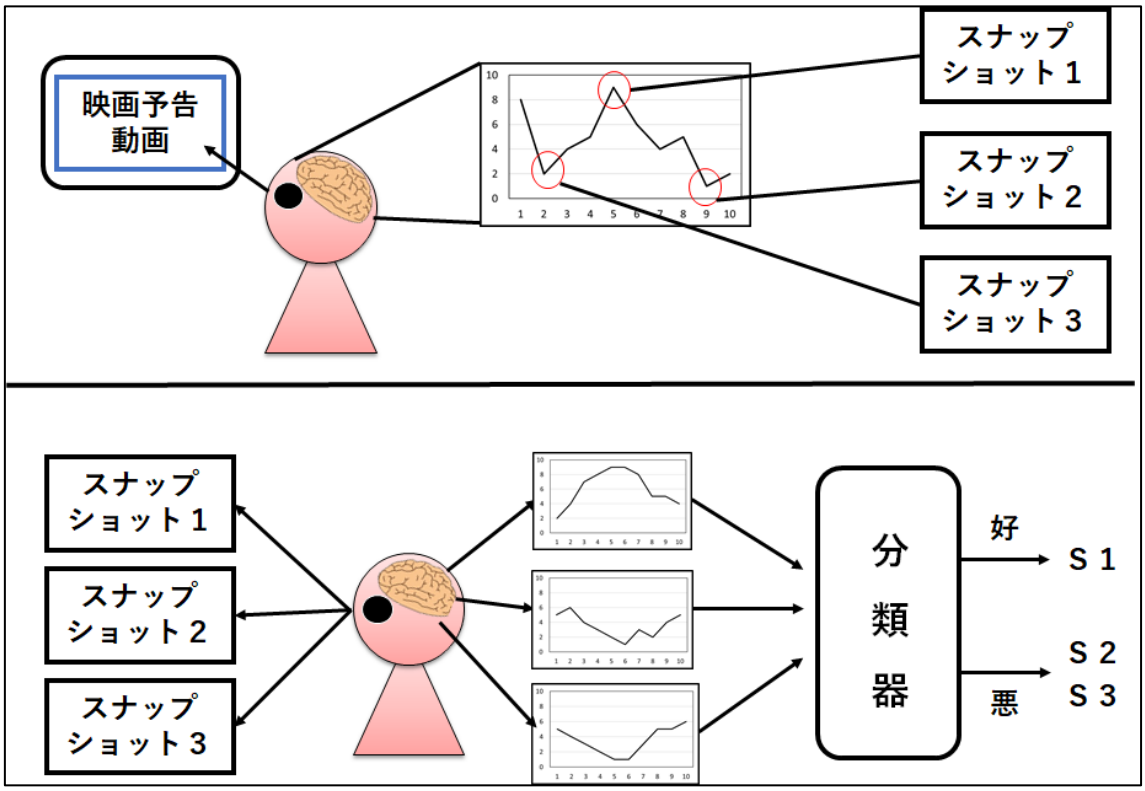


図14. スナップショット抽出実験概要図

第 4 章 実験結果と考察

本章では，第 3 章で行った 2 つの実験の結果，およびその考察を記述する．本章の構成は以下のとおりである．

4.1 節：サムネイル画像の印象分類結果
本節ではサムネイル画像を見た時の印象を脳活動から分類できるかの実験で得られた結果を述べる．

4.2 節：スナップショット抽出の結果
本節では動画を見ている時の脳活動の変化から好印象を与えるサムネイル画像を抽出する実験で得られた結果を述べる．

4.1. 前方推論による実験の結果

本節ではサムネイル画像を見た時の印象を脳活動から分類できるかの実験を行う．構成は以下のとおりである．

4.1.1 節：主観評価と再生数
本節では 3.1 節で行った実験で得られた主観評価と再生数の関係を記述する．一般的にはサムネイル画像は再生数を上げる一つの要因だとされ，それを謳った web サイトも存在する．しかし，学術的にサムネイル画像と再生数の関係を検証した論文は存在しない．よって，実験で得られた主観評価と再生数を比較し，サムネイル画像が再生数に影響を与えているかを検定によって検証する．

4.1.2 節：主観評価と NIRS 値
本節では 4.1 節で行った実験で得られた主観評価と脳活動の関係を記述する．得られた脳活動のデータを好印象と主観評価したものと，もう一方のものに分類し，両者を比較する．

4.1.1. 主観評価と再生数

前方推論による実験では，サムネイル画像を被験者に提示し，その画像を見た時の脳活動を NIRS によって計測し，活性化部位を特定する．

まず，サムネイル画像を見ている時の脳活動を NIRS によって計測する．本実験では 2 枚 1 組のサムネイル画像を提示し，それぞれの画像を見ている時の NIRS

値を比較する．

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

→ すべての被験者は NIRS 装置を使用した経験がないため，装置を装着したことにより緊張や雑念が喚起される．これらの心理が実験に悪い影響を及ぼすノイズとなり得る可能性は十分にあるため，被験者には NIRS 装置を装着後，精神状態を整えてもらった．

（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 秒間見てもらう

→ NIRS 信号は原理上，開始時からの相対変化の値である．よって，脳活動の変化は平常時からの変化率で判断する必要がある．そのため，変化前の平常状態を測定することは重要となる．

また，平常画面提示時間を 5 秒間としたのは長時間黒い点を見ていると眠くなるという意見をいくつかもらったためである．眠気が喚起された場合，脳活動に影響を与える可能性があるため，平常画面の表示時間は 5 秒と短くした．

（3）画像 A を 15 秒間提示する

→ 先行研究[13]では 25 秒としていたため，最初は同じ 25 秒で実験を行っていたが，平常画面同様，長時間同じ画像を見ていると眠くなるという意見をいくつかもらったため，15 秒とした．

（4）再び 5 秒間平常状態を計測する

→ 平常な脳状態から画像 B を見た時の変化を計測するため，再び平常画面を見てもらう．

（5）画像 B を 15 秒間提示する

→ 先行研究[13]では 25 秒としていたため，最初は同じ 25 秒で実験を行っていたが，平常画面同様，長時間同じ画像を見ていると眠くなるという意見をいくつかもらったため，15 秒とした．

（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

→ 主観評価は分類器を作成する際，教師信号として使用するため回答してもらった．

分析の第一段階としてサムネイル画像が動画再生数に影響を与えているか調査した．一般的にはサムネイル画像は再生数を上げる一つの要因だとされ，それを謳った web サイトも存在する．しかし，学術的にサムネイル画像と再生数の

関係を検証した論文は存在しない．よって，実験で得られた主観評価と再生数を比較し，サムネイル画像が再生数に影響を与えているかを検定によって検証する．

表 1 は被験者 12 名が各 10 セットで A と B どちらの画像が印象的だったかを主観評価してもらった結果である．画像Ａを選択した場合 1 が入力されており，Ｂを選択した場合は 3 が入力されている．平均は各セットの数字を足し合わせ 12 人で割った値である．数値が 1 に近いほど画像Ａを選択した被験者が多く，3 に近いほどＢを選択した被験者が多いことを示している．一番右の列の正解は再生数の多い動画サムネイル画像の値が入力されている．この表を見てわかるように黄色でハイライトされたセット以外は正解に近い数値となっており，10 分の 8 で再生数の多い動画のサムネイル画像が選択されている．

表1. 主観評価結果

	被験者1	被験者2	被験者3	被験者4	被験者5	被験者6	被験者7	被験者8	被験者9	被験者10	被験者11	被験者12	平均	正解
1	1	3	3	3	3	3	1	1	3	3	3	3	2.50	3
2	1	1	1	3	1	1	1	3	1	3	3	1	1.67	1
3	3	3	3	3	3	1	3	1	1	3	3	3	2.50	3
4	1	3	1	3	3	3	3	1	3	3	3	3	2.50	3
5	3	1	1	1	1	3	1	1	3	1	3	1	1.67	1
6	1	3	1	1	1	1	3	1	1	3	1	1	1.50	1
7	1	3	3	3	1	3	3	3	3	1	1	3	2.33	3
8	1	1	3	1	1	1	1	1	3	1	1	3	1.50	3
9	1	3	1	1	1	3	1	1	1	1	3	1	1.50	1
10	3	3	3	1	3	1	3	3	3	3	3	3	2.67	1

統計的にも再生数の多い動画のサムネイルの方がもう一方のサムネイル画像より選択されやすいのか二項検定により計算した．二項検定とは 2 つのカテゴリに分類されたデータの比率が片方に有意に偏っているかを調べる検定のことである．

$$z = \frac{X - np}{\sqrt{np(1-p)}} \tag{1}$$

帰無仮説を「提示された A，B２つのサムネイル画像は 50 パーセントの確率で選択される」とし，検定を行った．上式において，$X = 74$，$np = 60$，$p = 0.5$ である．

結果，p 値が 0.013（＞0.05）となり有意水準５％で帰無仮説が棄却された．つまり，動画再生数の多いサムネイル画像のほうが少ない画像より選ばれやすいことが示唆された．逆にいえばユーザーに好印象を与えるようなサムネイル画

像を提示できれば再生数が上がるとも考えることができる.

4.1.2. 主観評価と NIRS 値

4.1.1 節でサムネイル画像が動画再生数に影響を与えているか調査した結果, 二項検定により有意水準 5%で帰無仮説が棄却され, 動画再生数の多いサムネイル画像のほうが少ない画像より選ばれやすいことが示唆された. 次は NIRS 信号の変化とサムネイル画像への印象に関係があるかを調査する. 本調査の目的は 2 つある.

１つ目は印象による脳活動の違いが現れるかを明らかにする．先行研究で快／不快に対する脳活動に差がみられることは実証済みであるが, この結果が, 好印象／興味なしに対する脳活動と同じ反応を示すかはわからない. よって, 脳活動の違いが現れるかを明らかにする.

2 つ目は印象による脳活動の違いが前頭葉のどの部位に強く現れるかを明らかにする. 脳の構造は複雑で未知数なことが多く, 印象による脳活動がどの部分に現れるかは明らかにされていない. よって, 本実験で使用する立ハイテクノロジーズ WOT-220 の全 22ch の信号を比較し，印象によって，前頭葉のどの部分に特徴的な脳活動が行われているかを明らかにする.

上記 2 つのことが明らかとなれば，今後ポスター広告や，製品の外観に対する顧客の印象調査に適応可能となることを示唆することとなる.

調査のために，まず，各被験者の NIRS 信号をサムネイル画像ごと（2 枚×10 セット＝20 データ）に分割した（1 被験者に対して NIRS 装置を止めずに 10 セットを連続で行ったため）. NIRS 信号は原理上, 開始時からの相対変化の値であるため, このままでは実験参加者間での測定値の比較や, 実験参加者全員の測定結果の加算平均の算出など, 実験参加者全員の結果を評価することが難しい[20]. そこで平常状態の NIRS 値からサムネイル画像を見た時の NIRS 値の増減率を計算し，これを分析に利用した．全 240 データ（20 データ×12 人）を主観評価で好印象と判断したデータと，もう一方のデータに分け，それぞれの平均し，比較した.

全 22 個あるチャンネルの内，最も特徴的な値を示した 21ch を図 15 に示す. 縦軸は NIRS の値，横軸は時間を表している．横軸が 3～13 となっているのは脳活動の遅延と画像を見続けたことによる画像への慣れを考慮し，視聴時間 15 秒中，最初と最後の 2 秒（計 4 秒）を除外しているからである．オレンジ色の線は被験者が好印象と判断した画像を見た時の脳活動の様子で，青色の線はもう一方の画像を見た時の脳活動の様子である.

各チャンネルのグラフから最も特徴的な差を示したのは 21ch であった．好印

象と判断した画像を見た時 NIRS 値は上昇し，もう一方を見た時は減少していることが分かる．

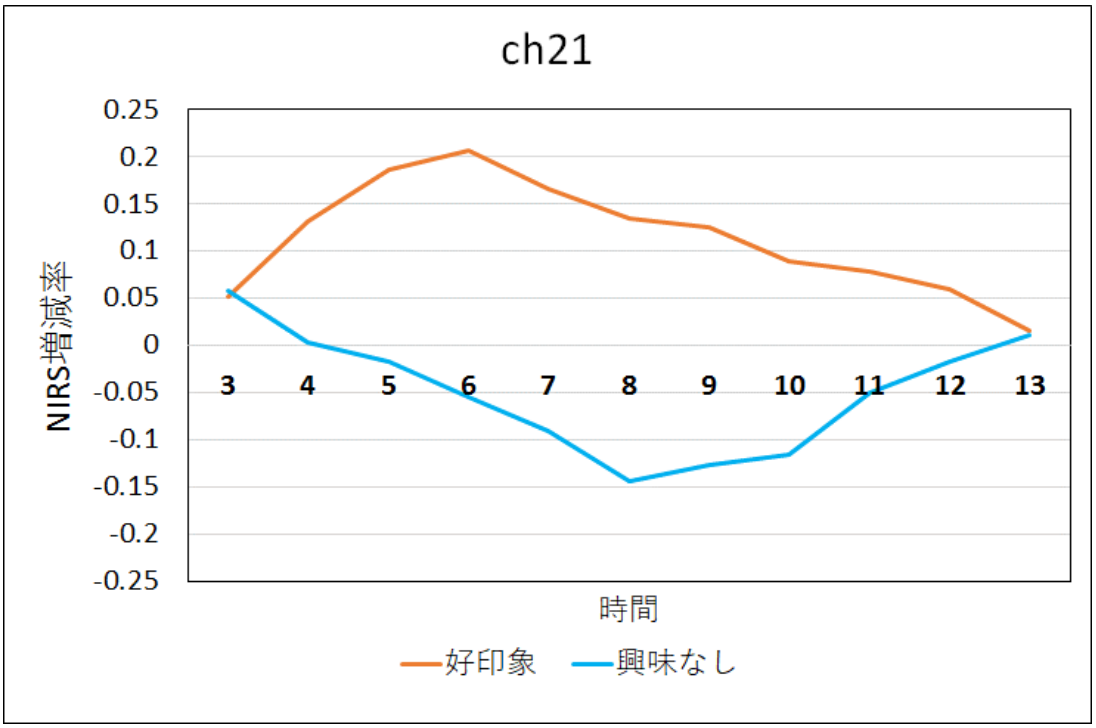


図15．ch21 の平均 NIRS 増減率

上記の意見はあくまで研究者がグラフを見て判断したものである．よって，上図のように印象による脳活動の差はあるのか．また，サムネイル画像の印象が前頭葉のどの部位に最も影響を与えているかを確かめるために，ウィルコクソンの符号順位検定を行った．ウィルコクソンの符号順位検定とは「対応のある 2 標本の母代表値に差があるかどうか」を判定するノンパラメトリックの検定である[22]．我々の調査の結果，NIRS 信号は正規分布に従わないデータであることを確認したため，ノンパラメトリック検定かつ，2 つの対応のあるデータ間の差を検定するウィルコクソンの符号順位検定を採用した．

我々は以下の仮説に基づき検定を行った．

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

検定に用いられるデータは NIRS の平均変化率とした．

変化後 NIRS 値とは平常状態後の画像を見ている時の NIRS 値のことで，上述した通り，15 秒中最初と最後の 2 秒間を除外した 11 秒間を用いた．平常時平均 NIRS 値とは平常時 5 秒間の平均の値のことである．

NIRS 装置は特性上，空間分解能が低く，大雑把な位置の脳活動しか計測できない．よって，本装置は 22 個のチャンネル数が配置してあるものの本実験ではそれぞれのチャンネルを別々に考えず，22ch をいくつかのグループに分割し，検定を行う．それぞれの結果を表 2 に示す．はじめは 3 グループ（1-9，10-13，14-22）にチャンネルを分割し検定を行った．その結果，1-9ch の p 値は 0.060，10-13ch は 0.244，14-22ch は 0.315 であり，いずれも有意差が見られなかった．次に，3 つのグループを 1-7，8-15，16-22 にレンジを変更し検定を行った．その結果，1-7ch の p 値は 0.085，9-15ch は 0.573，16-22ch は 0.185 であり，このグループにも有意差が見られなかった．

そこで，さらに範囲を絞った 5 グループ（1-4，5-9，10-13，14-18，19-22）で検定を行った．その結果，19ch-22ch の p 値が 0.013 となり，優位水準 5%で差が見られた．ここからさらに範囲を絞っていった結果，20-22ch で最も高い差を示した．よって，この 20-22ch を用い，サムネイル画像に対する印象を自動で判定する分類器を作成した．

表2. 各グループの p 値

1ch-9ch	10ch-13ch	14ch-22ch
0.060	0.244	0.315

1ch-7ch	8ch-15ch	16ch-22ch
0.085	0.573	0.185

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

20ch-22ch
0.003

4.2. 印象分類器作成の結果

4.2.1 節：ニューラルネットワークによる自動分類

本節では 4.1 節で行ったニューラルネットワークによる自動分類の結果について述べる. ニューラルネットワークに用いるデータ, および各パラメータ設定について述べ，その学習結果，テスト結果を述べる.

4.2.2 節：考察

本節ではニューラルネットワークによる自動分類によって得られた結果の考察を行う. テスト分類で誤った判定をしたデータについて詳しく調査し, その原因，および改善法について考察する.

4.2.3 節：再実験

本節では 4.1.4 節で述べた考察で提案した自動分類の改善案を実施したことについて述べる.

4.2.4 節：再実験の分類結果

本節では 4.1.3 節で行ったニューラルネットワークによる自動分類を 4.1.4 で得られたデータを用い, 再度行った結果について述べる. ニューラルネットワークに用いるデータ，およびその学習結果，テスト結果を述べる.

4.2.5 節：考察

本節では再実験による自動分類によって得られた結果の考察を行う．前実験からの改善点とテスト分類で誤った判定をしたデータについて詳しく調査し，その原因について考察する.

4.2.1. ニューラルネットワークによる自動分類

上図のように印象による脳活動の差はあるのか. また, サムネイル画像の印象が前頭葉のどの部位に最も影響を与えているかを確かめるために，ウィルコクソンの符号順位検定を行った結果，20-22ch で優位水準 1 %の差を見出した．よって，20-22ch のデータを用い，ニューラルネットによって印象を自動分類できるかの実験を行う．以下，実験の内容について記述する.

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 16 に示す．

ニューラルネットワークの学習はバックプロパケーションを採用した．バックプロパケーションと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方法である．

4.1.2 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）と興味なしレベル（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．

中間層は，5，10，15，20，25，30 とノードを変化させ，最も高い精度を有することができるノード数を探索した．その際，主観評価を教師信号とし，学習回数を 50 万回，学習率が 0.01 とした．探索の結果，中間層が 10 の時，最も高い精度を示した．

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．本研究のニューラルネットワーク構成図を図 16 に示す．

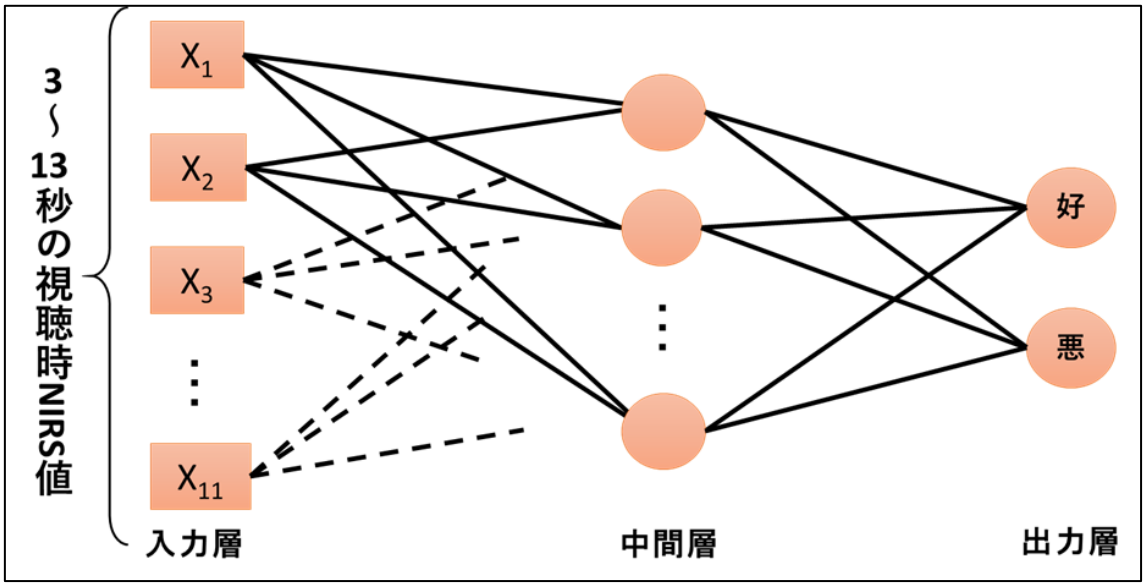


図16. 本実験のニューラルネットワーク構成図

次に, 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 秒間の NIRS 変化率とした.

各被験者の正解率と平均正解率をこちらに示す．縦軸は後半 5 セットの正解率，横軸は 12 人の被験者と平均を表している．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%となった.

各被験者の正解率と平均正解率を図 17 に示す.

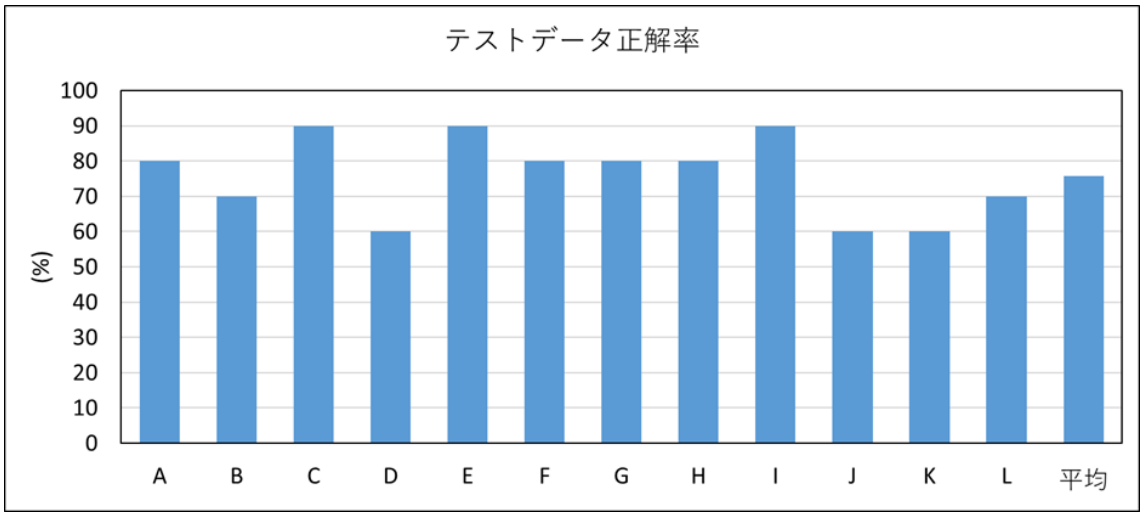


図17. 各被験者の正解率と平均

4.2.2. 考察

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，主観評価と比較結果, 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%となった.

分類を誤ったデータについて分析を行った結果, 分類器による判定で全 120 データ中誤った判定をしたデータ数は 29 であった．そのうち主観評価で好印象と判断したにもかかわらず，興味なしと判定されてしまったデータが 20，その逆で興味なしと判断したにもかかわらず好印象と判定されてしまったデータは 9 あった.

主観評価と分類器の判定が一致したデータは図 18 のように好印象と評価され

た NIRS 値は上昇し，もう一方は下降していることが分かる．しかし，誤ったデータ（図 19）では判定が一致したグラフの逆の値を示している．よって，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，興味なしと判定され，逆に興味なし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，好印象と判定されることが分かった．

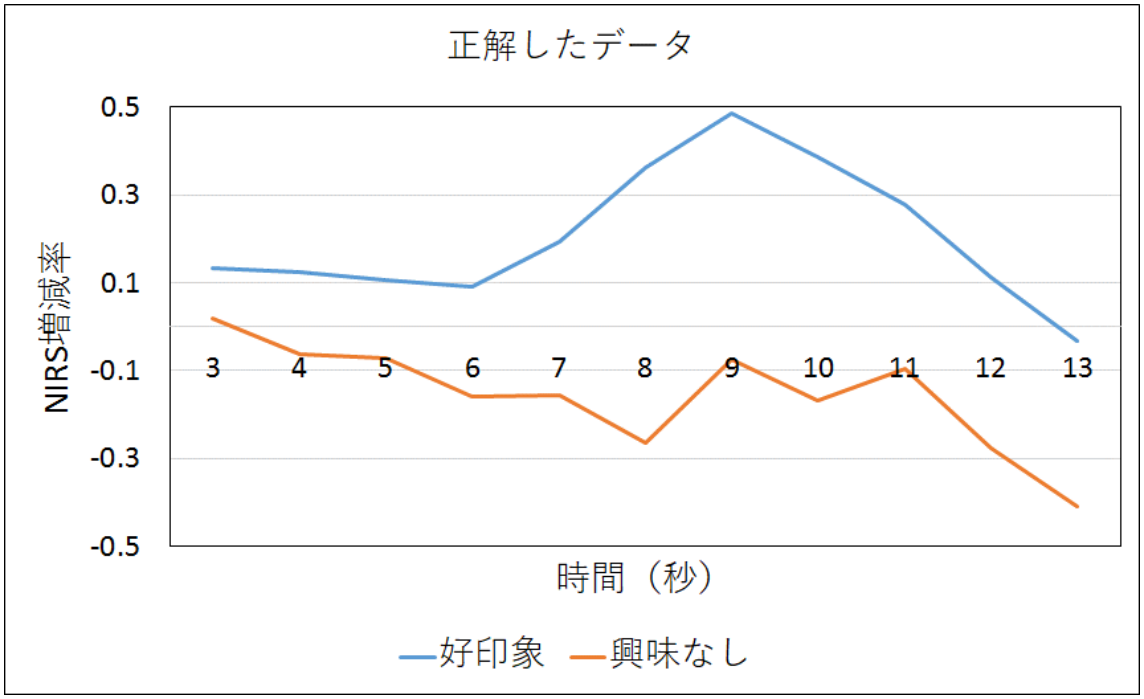
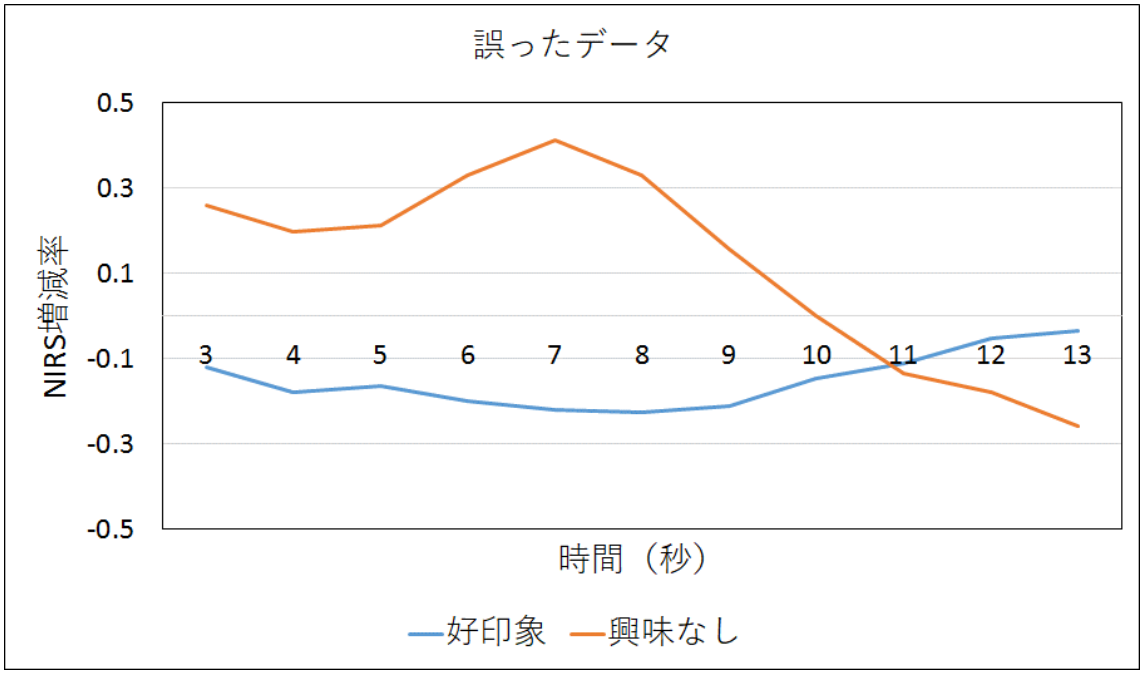


図18. 正解したデータ


誤ったデータ
0.5
0.3
0.1
-0.1
-0.3
-0.5
NIRS増減率
3
4
5
6
7
8
9
10
11
12
13
時間（秒）
好印象
興味なし
図19. 誤ったデータ

また，1 セットのうち A, B どちらも誤った数は 60 組中 1 組もなかった．つまり，どちらか一方の画像は必ず正解しているということである．1 セットで A, B どちらか一方を誤った数は 120 データ中 29 であった．

図 20 のオレンジの線は好印象という主観評価を興味なしと判定してしまったデータの平均である．そして，青の線はオレンジの線と対になっているサムネイル画像の NIRS データで，興味なしと主観評価し興味なしと判定された正解データである．グラフを見てわかる通り，青の線よりオレンジの線が上に位置していることが分かる．よって，好印象と主観評価したサムネイル画像は，相対的に見て，もう一方のサムネイル画像より，好印象であったと NIRS 値からも判断できる．しかし，NIRS 値の変化率がマイナスとなったため，誤った判定をされたと考えられる．

図 21 のオレンジの線は上記と逆に興味なしという主観評価を好印象と判定してしまったデータの平均である．そして，青の線はオレンジの線と対になっているサムネイル画像の NIRS データで，好印象と主観評価し，好印象と判定された正解データである．グラフを見てわかる通り，オレンジの線より青の線が上に位置していることが分かる．よって，興味なしと主観評価したサムネイル画像は，相対的に見て，もう一方のサムネイル画像より，興味なしであったと NIRS 値からも判断できる．しかし，NIRS 値の変化率がプラスとなったため，誤った判定をされたと考えられる．

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，どちらも興味なし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．つまり，どちらか一方が好印象という選択肢に加え，どちらも好印象，どちらも興味なしという選択肢を加えることで，より高い精度で印象分類できることを示唆している．

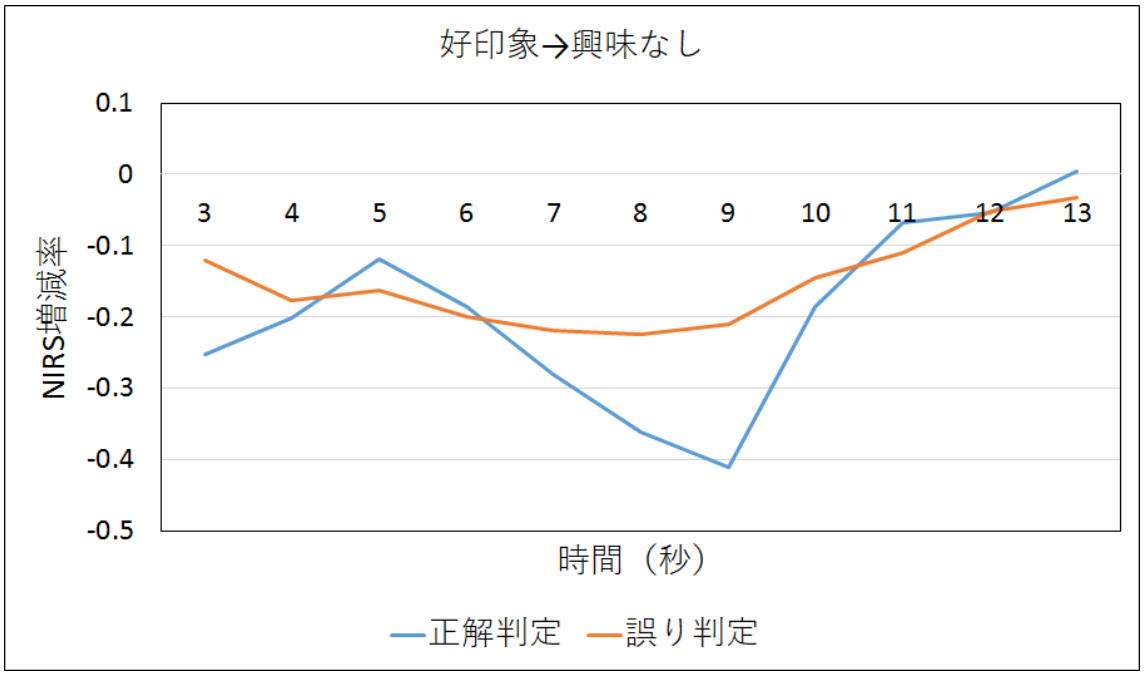


図20. 好印象を興味なしと判断したデータ

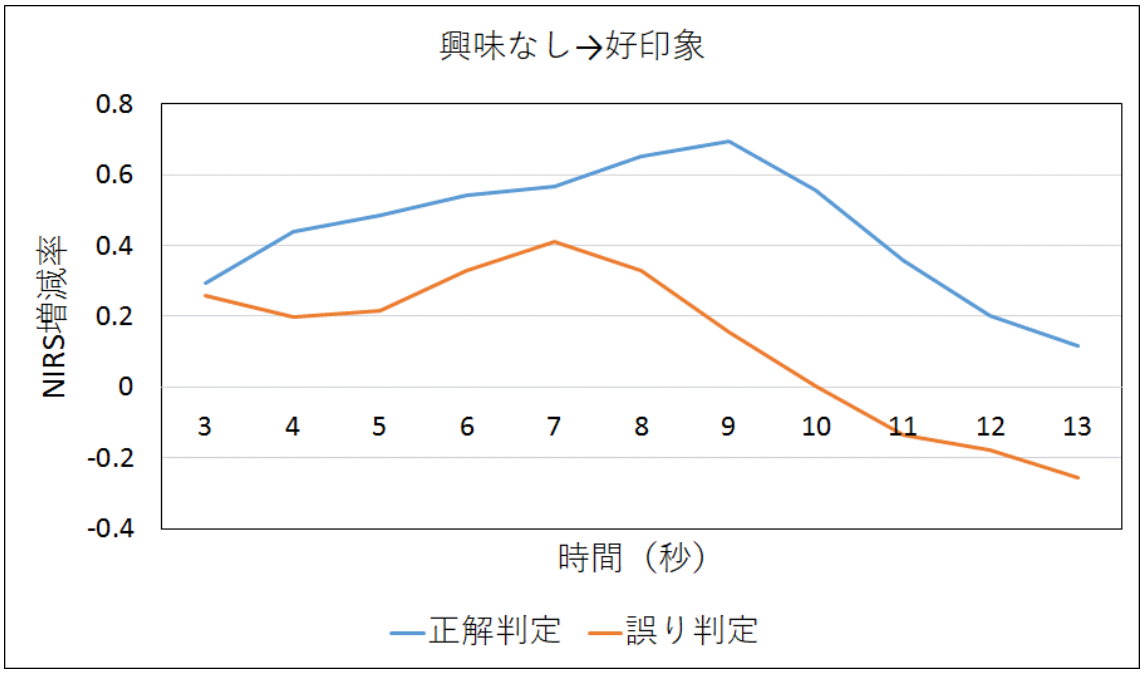


図21. 興味なしを好印象と判断したデータ

4.2.3. 再実験

4.2.2 の考察で述べた通り，前実験では被験者に A，B どちらか一方の画像を好印象と判断させており，「どちらも好印象」または「どちらも興味なし」という選択肢を与えておらず，その結果，印象のかぶっていたセットで正解率を下げていた可能性がある．そこで，前実験に「どちらも好印象」または「どちらも興味なし」の選択肢を加え，再度実験を行った．

実験は 3.1 節で説明した手順と同じ手順で行われた．異なっている点は，最後の主観評価が 2 択から 4 択になったことである．

（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

→ すべての被験者は NIRS 装置を使用した経験がないため，装置を装着したことにより緊張や雑念が喚起される．これらの心理が実験に悪い影響を及ぼすノイズとなり得る可能性は十分にあるため，被験者には NIRS 装置を装着後，精神状態を整えてもらった．

（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 秒間見てもらう

→ NIRS 信号は原理上，開始時からの相対変化の値である．よって，脳活動の変化は平常時からの変化率で判断する必要がある．そのため，変化前の平常状態を測定することは重要となる．

また，平常画面提示時間を 5 秒間としたのは長時間黒い点を見ていると眠くなるという意見をいくつかもらったためである．眠気が喚起された場合，脳活動に影響を与える可能性があるため，平常画面の表示時間は 5 秒と短くした．

（3）画像 A を 15 秒間提示する

→ 先行研究[13]では 25 秒としていたため，最初は同じ 25 秒で実験を行っていたが，平常画面同様，長時間同じ画像を見ていると眠くなるという意見をいくつかもらったため，15 秒とした．

（4）再び 5 秒間平常状態を計測する

→ 平常な脳状態から画像 B を見た時の変化を計測するため，再び平常画面を見てもらう．

（5）画像 B を 15 秒間提示する

→ 先行研究[13]では 25 秒としていたため，最初は同じ 25 秒で実験を行っていたが，平常画面同様，長時間同じ画像を見ていると眠くなるという意見をいくつかもらったため，15 秒とした．

（6）主観評価として A と B のどちらのサムネイル画像が好印象であったか，もしくはどちらも好印象であったか，どちらも興味がなかったかを選択してもらう

→ 主観評価は分類器を作成する際，教師信号として使用するため回答してもらった．

前実験は予備実験のようなものであったため，被験者が 12 人と少なかったが，本実験では被験者を 20 人に増やし，実験を行い，高精度で汎用性の高い分類期の作成を試みた．

学習データとテストデータには 4.2.1 節同様，20-22ch の 3 秒～13 秒の平均 NIRS 変化率を使用した．

4.2.4. 再実験の分類結果

入力には 20-22ch の各チャ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）と興味なしレベル（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．

中間層は，前実験同様，10 とした．

次に，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．

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 秒間の NIRS 変化率とした．

各被験者の正解率と平均正解率をこちらに示す．縦軸は後半 5 セットの正解率，横軸は 20 人の被験者と平均を表している．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%となった．

各被験者の正解率と平均正解率を図 22 に示す．

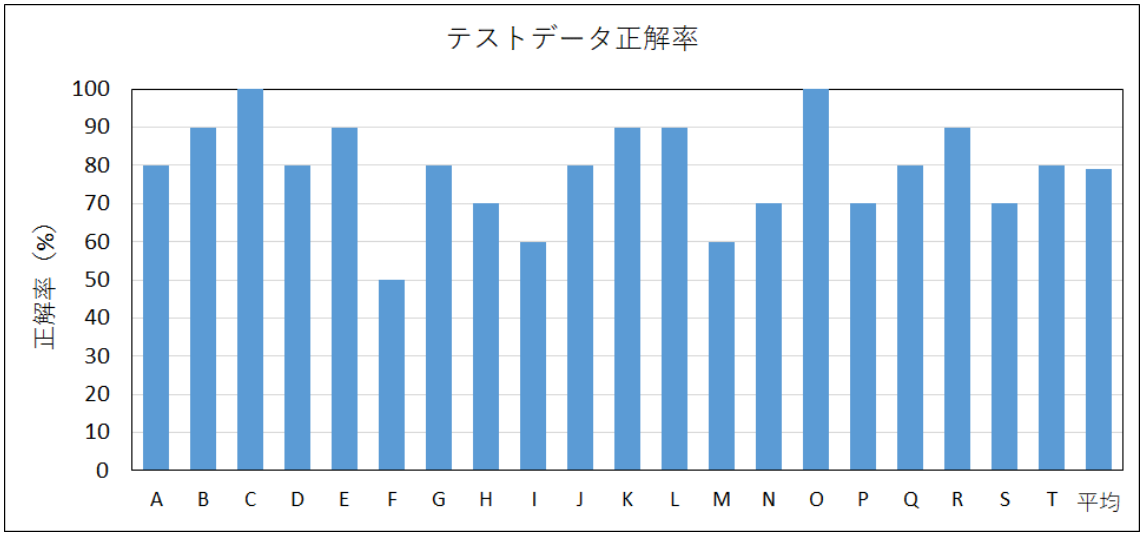


図22. 再実験のテスト結果

4.2.5. 考察

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，主観評価と比較結果，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%となった．

分類を誤ったデータについて分析を行った結果，分類器による判定で全 200 データ中誤った判定をしたデータ数は 42 であった．そのうち主観評価で好印象と判断したにもかかわらず，興味なしと判定されてしまったデータが 7，その逆で興味なしと判断したにもかかわらず好印象と判定されてしまったデータは 37 あった．

主観評価と分類器の判定が一致したデータは前実験同様，好印象と評価された NIRS 値は上昇し，もう一方は下降していることが分かる（図 23）．しかし，誤ったデータ（図 24）では判定が一致したグラフの逆の値を示しており，かつ変化が小さい．よって，各試行について，変化が小さく，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，興味なしと判定され，逆に興味なし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，好印象と判定されることが分かった．

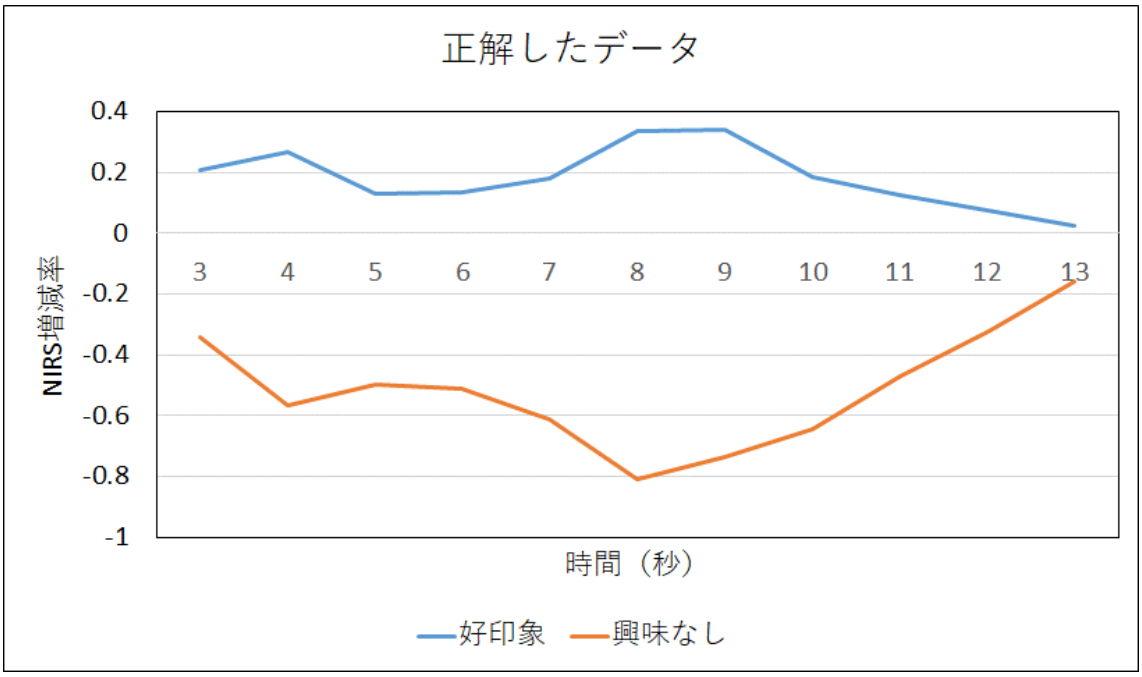


図23. 再実験の正解データ

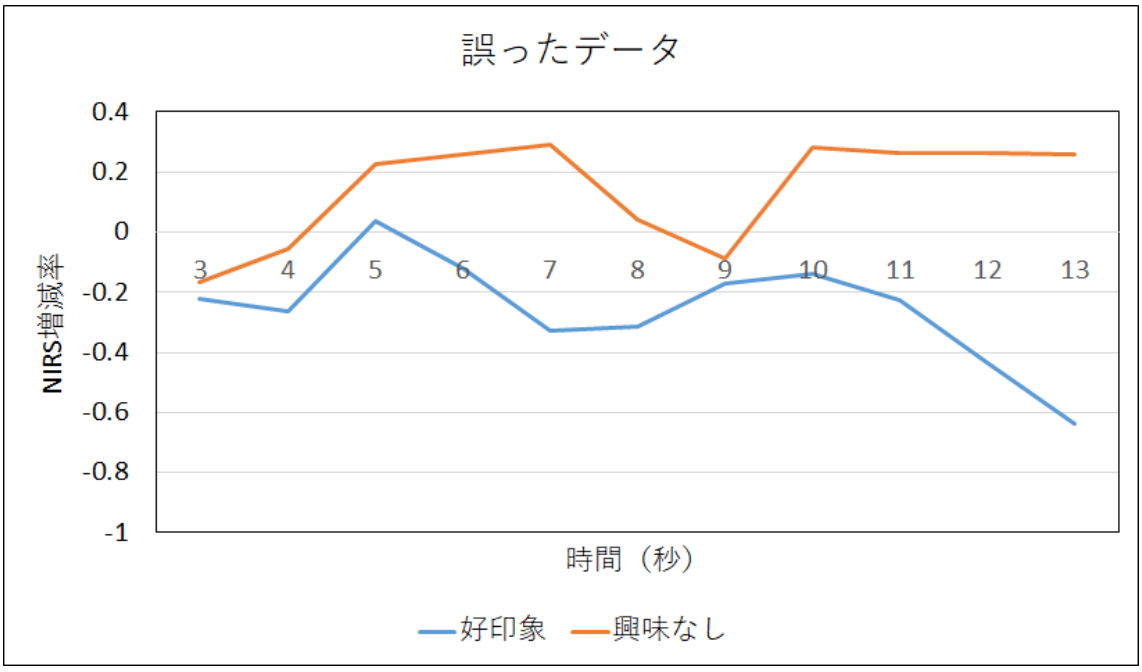


図24. 再実験の誤りデータ

本実験では，前実験から「どちらも好印象」または「どちらも興味なし」の選択肢を増やし，主観評価してもらった．これにより，より正解率の高い分類器ができることを期待したが，結果的に約 3%しか上昇しなかった．これは，ニューラルネットワーク自体の学習がうまくいっていないか，被験者が無意識的にうその行動を選択しているかの 2 つが考えられる．学習がうまくいっていないと仮定した場合，パラメータの調整やニューラルネットワーク以外の分類手法を適用することで精度を向上させられると考える．被験者が無意識的にうその行動を選択していると仮定した場合，本実験で開発した分類器が被験者のうその行動を見破る際に有用であることを示す．

時間の関係上，どちらの仮定が正しいかは分析しきれなかったため，これを解明することを今後の課題とする．

4.3. 後方推論による実験の結果

本節では NIRS と 4.1 節で作成した分類器(学習済みニューラルネットワーク)を用い，動画内からどのシーンが好印象を抱かせるサムネイル画像となるのかを明らかにする実験を行う．構成は以下のとおりである．

4.3.1 節：実験概要

本節では本実験の概要を示す．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次の 2 つの実験を行う．1 つ目の実験では，動画を見ている時の脳活動の変化を NIRS により計測し，得られたデータからいくつかのスナップショットを抽出する．2 つ目の実験では，まず，実験 1 で抽出したスナップショットを被験者に見てもらい，その時の脳活動を NIRS により計測する．次に，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．

4.3.2 節：使用データ

本節では本研究で用いる動画について述べる．本実験で用いる動画の条件，および被験者について述べる．

4.3.1. 分類結果

これまでの実験でニューラルネットワークによりおよそ 75.8%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．そこで，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実験を行った．

まず，映画予告動画 9 本（アクション，SF，ホラー）を被験者 12 人に見せ，その時の脳活動の状態を NIRS によって計測した．チャンネル数は前実験で最も特徴的な値を示した 20ch～22ch の平均値とした．

この NIRS 信号の値をもとに抽出するスナップショットのシーンを決定していく．今回は以下の 4 つのパターンのスナップショットを抽出した．

（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

（1），（2）は NIRS 値が最大となる要因がこの直前に行われたと考え採用した．（3）および（4）は逆の理由で NIRS 値が最小となる要因がこの直前に行われたと考えたからである．

なお，ほとんどの被験者の脳活動は動画が再生され始めすぐに上昇し，その後大きく下降するという脳活動が行われていたため，この活動を動画が再生されたことによる初期反応とし，最初の 10 秒間の値を除外した．また，動画の最後には何月何日公開などのテキストによるシーンが入っているため，この部分はサムネイル画像として適切ではないと判断し，これも対象から除外した．抽出するスナップショットのシーンをわかりやすく表した図を以下に示す（図 25）．

これら 4 パターンを 1 動画のサムネイル画像とし被験者に見せ，印象分類をすることで NIRS 値が上昇中のシーンが好印象を与えるのか，またはその逆なのかを明らかにする．

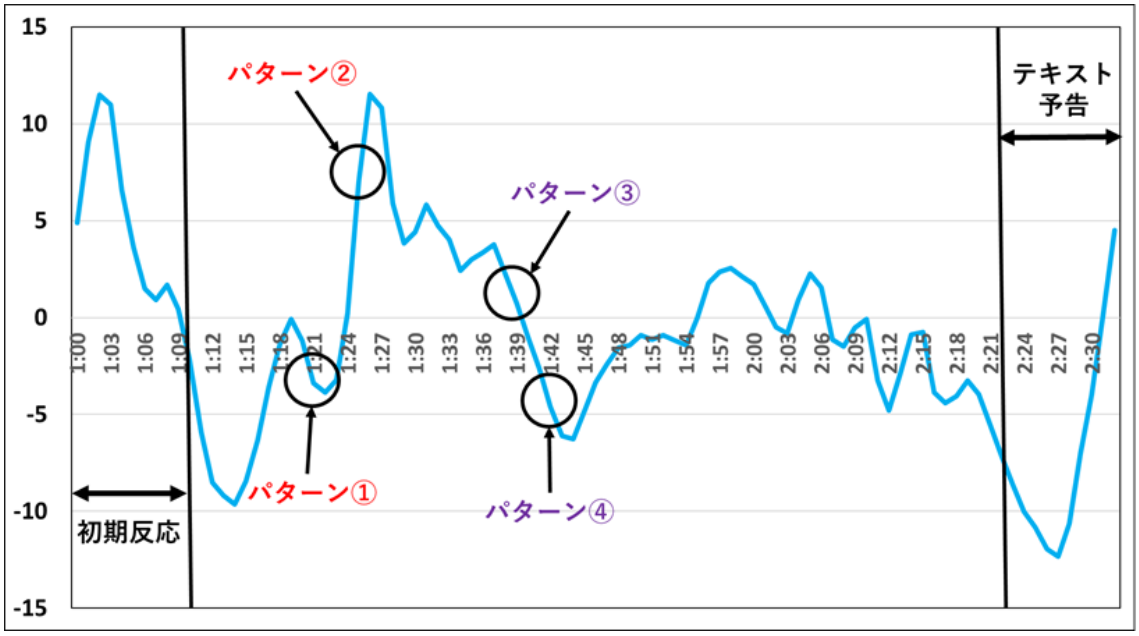


図25. 抽出するスナップショットのシーン

それぞれのジャンルのスナップショット 4 パターンを被験者 20 人に見せた時の脳活動を NIRS によって計測し，それぞれの信号を学習済み分類器に入力した．各ジャンルの分類結果を図 26～図 28 に示す．

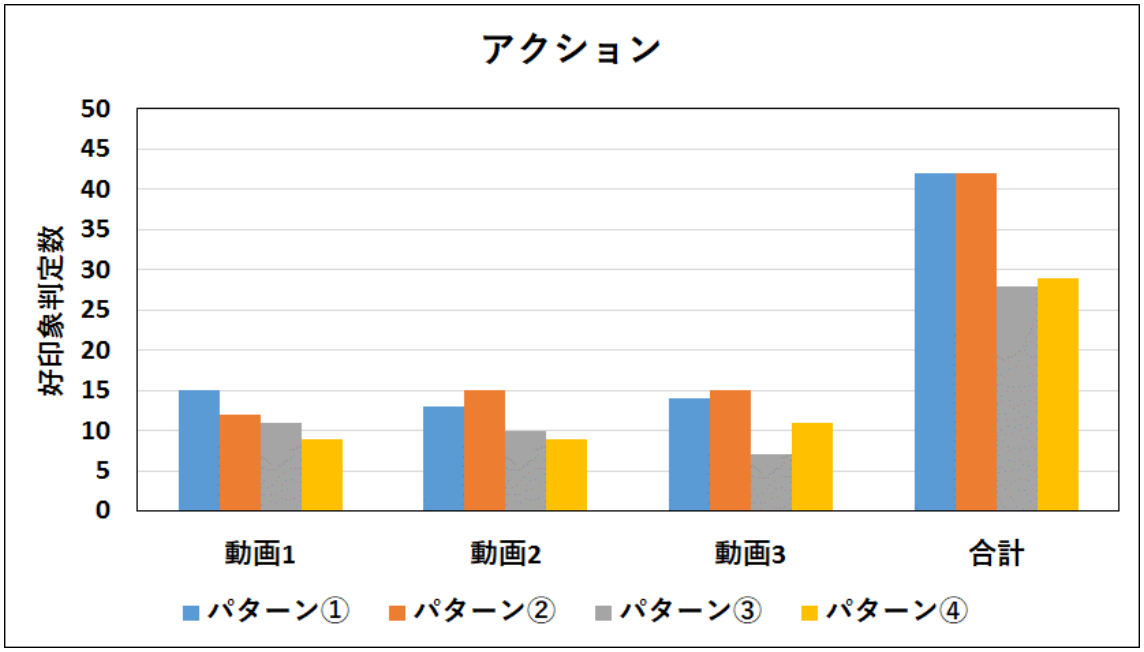


図26. アクションの分類結果

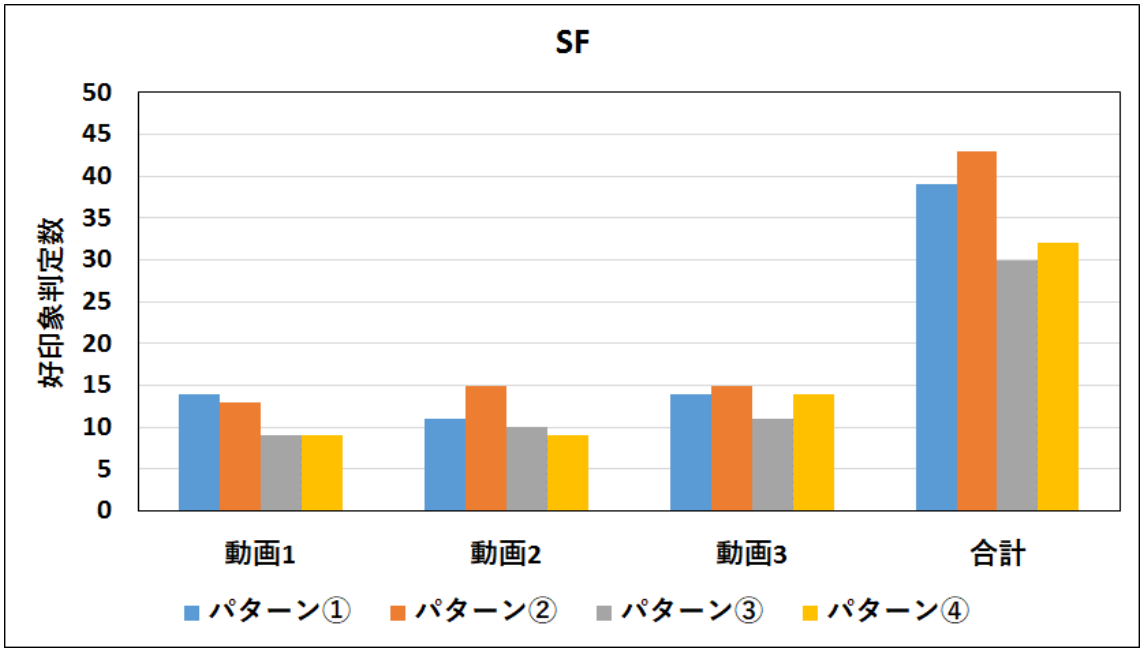


図27. SF の分類結果

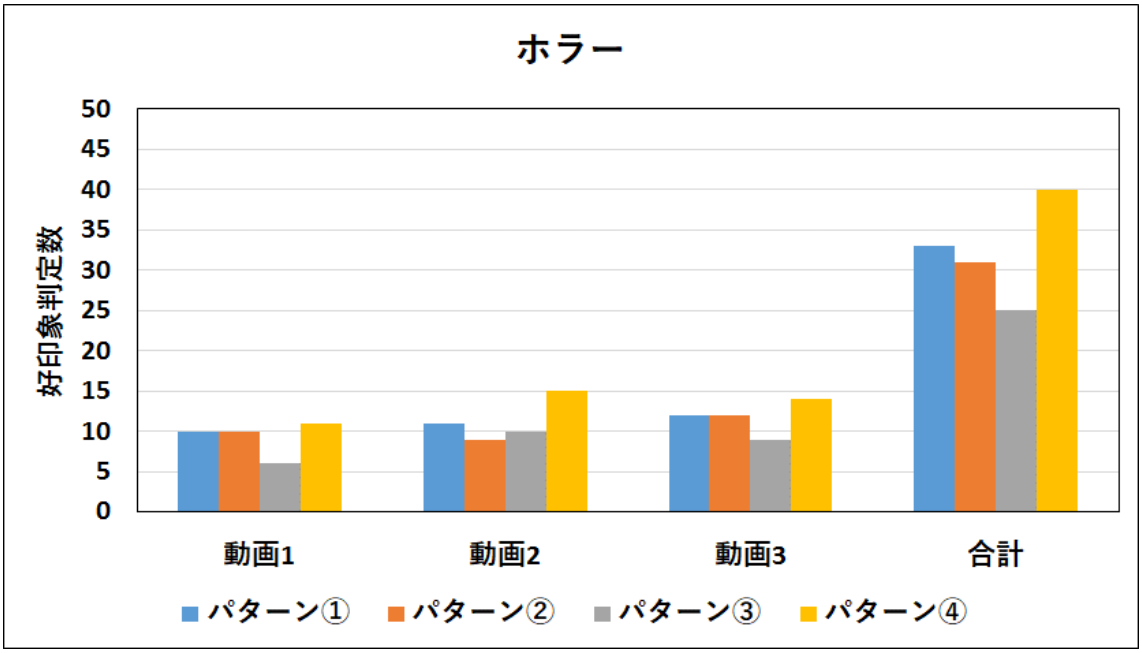


図28. ホラーの分類結果

4.3.2. 考察

まずアクション映画の印象分類結果について．NIRS 値が最小へと変動している時のスナップショットであるパターン 3，4 よりも，NIRS 値が最小へと変動している時のスナップショットであるパターン 1，2 のほうが好印象と判断されやすいことが分かる．

次に SF について．こちらもアクションと同様にパターン 1，2 のほうが好印象と判断されやすいことが分かる．合計で最大値となったのは 2 で最小値は 3 であった．

最後にホラーについて．ホラーはパターンに関係なくまんべんなく好印象と判断されていることが分かる．

上図で示した 3 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 検定を行い検証した．コクランのQ検定とは対応のある 3 つ以上の処理の名義尺度（各データは「1, 0」の 2 値型）データにおける「比率の差」を検定する手法である[22].

$$A_j = \sum_{i=1}^{n} D_{ij},\ B_j = \sum_{j=1}^{k} D_{ij} \tag{1}$$

とする時

$$\mathrm{Q} = \frac{(k-1)\left[k\sum_{j=1}^{k} A_j^2 - \left\{\sum_{j=1}^{k} A_j\right\}^2\right]}{k\sum_{i=1}^{n} B_i - \sum_{i=1}^{n} B_i^2} \tag{1}$$

上式において，$k = 3$，$j = 1,2,3$，$n = 20$，$i = 1,2,3,\ldots,20$ である．

それぞれのジャンルのそれぞれのパターンの合計と検定を行った結果の p 値をこちらに示す．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 とホラーに対する検定の有意確率はそれぞれ 0.047，0.043 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．

第 5 章 結論

本章では本研究の結論として，我々が行った研究のまとめ，および今後の展望について述べる．構成は以下のとおりである．

5.1 節：本研究のまとめ
本節では本研究で行った実験，およびそれにより得られた結果と考察について述べる．

5.2 節：今後の展望
本節では本研究で得られた結果をもとに今後どのような手法を用いればより有用な結果が得られるか？また，どのような分野へ応用可能か？について述べる．

5.1. 本研究のまとめ

本研究では NIRS を用い，以下の 3 つの実験を行った．

- 好印象のサムネイル画像を見た時にどこの部位で脳活動が活発化するか特定する（前方推論）
- ニューラルネットワークにより印象を自動分類する
- 映画予告の動画を見ている時の NIRS 値から好印象・興味なしを与えるスナップショットを抽出する（後方推論）

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 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．誤ったデータを分析した結果，被験者に好印象の画像を選ぶという選択肢しか与えていなかったことが原因で正解率が減少している

ことが分かった．そこで，一方が好印象という選択肢に加え，どちらも好印象，どちらも興味なしという選択肢も与えた結果，平均正解率は 79%まで上昇した．

3 つ目の実験では，実験 1 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，アクションでは動画視聴中の NIRS 信号が最大となる 5 秒前と 10 秒前のスナップショットが最も好印象だと判断され，SF では NIRS 信号が最大となる 2 秒前のスナップショットが最も好印象だと判断した．また，それぞれの好印象判定数の比率に差があるかを検定した結果，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．

5.2. 今後の展望

今後の展望としては以下のような 3 つが挙げられる．

1 つ目は，前方推論の実験における被験者を増やすことで，より高い制度の分類気を作成することである．本実験では小規模の実験となってしまった．被験者を増やすことで汎用性が高く，より高精度な分類器を作成できると考える．

2 つ目は，後方推論の実験における実験データ（各ジャンルの動画）を増やし，実験を行うことである．今回の実験では各ジャンルの動画を時間の都合上，3 本ずつしか実験しなかった．この数では各ジャンルでサムネイル画像として好印象を与えるシーンがどこなのかを断定するまでには至らない．実験データを増やすことで，各ジャンルでサムネイル画像として好印象を与えるシーンがどこなのかを解明する．

3 つ目は，サムネイル画像以外の分野に本研究の成果を応用することである．今回，ニューロマーケティングの 1 つとしてサムネイル画像を対象としたが，他分野への応用も十分に可能である．例えば，ポスターや看板などの見た目の印象を評価するのはもちろんのこと，キャッチコピーや音楽など感性の評価に適用できる可能性がある．さらに，動画を視聴している時の NIRS 信号のうち，上昇中のシーンから抽出したスナップショットの方が好印象を与えるという結果から，既往の手法と組み合わせることでダイジェスト動画の作成にも応用できるのではないかと考える．

謝辞

本研究を遂行するにあたり，終始熱心なご指導を頂いた金井 秀明准教授に深く感謝いたします．M1 の夏に突然，転属したにも関わらず，温かく受け入れて下さり，最後までご指導していただきました．

また，研究に関して多くのご指摘，ご協力をいただいた被験者の皆さま，精神的な支えとなって，朝早くから夜遅くまでともに研究活動に励んでくれた同研究室の皆さま，および他研究室の皆さまにも感謝の意を表します．

最後に，転属の際，相談にのっていただき，手続きをしていただいた小谷 一孔教授，東条 敏教授へのご恩は一生忘れません．

参考文献

[1] S. E. Asch, “Effects of group pressure upon the modification and distortion of judgment,” Groups, Leadership and Men: Research in Human Relations, H. Guetzkow (ed.), Carnegie Press, pp. 177–190, 1951.

[2] T. D. Wilson and R. E. Nisbett, “The accuracy of verbal reports about the effects of stimuli on evaluations and behavior”, Social Psychology, 41, pp. 118–131, 1978.

[3] H. Plassmann, “Consumer neuroscience: Applications, challenges,and possible solutions,” Journal of Marketing Research, 52, pp. 427–435, 2015.

[4] J. A. Detre and J. Wang, “Technical aspects and utility of fMRI using BOLD and ASL,” Clinical Neurophysiology, vol.113, no.5, pp.621-634, 2002

[5] Rami N.Khushaba, “Consumer neuroscience: Assessing the brain response to marketing stimuli using electroencephalogram (EEG) and eye tracking”, Expert Systems with Applications, Volume 40, Issue 9, July 2013, pp 3803-3812.

[6] 磯部 健一, “近赤外線分光法(NIRS)による脳機能計測の臨床応用”, 第 26 回聴覚生理研究会, Otol Jpn 17(3): 66-71, 2007.

[7] 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.

[8] Richard Henson, “What can functional neuroimaging tell the experimental psychologist?”, THE QUARTERLY JOURNAL OF EXPERIMENTAL PSYCHOLOGY, 2005, 58A (2), 193–233.

[9] Russell A Poldrack, “Can Cognitive Processes Be Inferred from Neuroimaging Data”, Trends in Cognitive Sciences, 10(2):59-63, March 2006.

[10] Yoko Hoshi, Jinghua Huang, Shunji Kohri, Yoshinobu, Iguchi, Masayuki Naya, Takahiro Okamoto, Shuji Ono "Recognition of Human Emotions from, Cerebral Blood Flow Changes in the Frontal Region: A Study with Event-Related Near-Infrared, Spectroscopy," Journal of Neuroimaging, Vol.21, No.2, pp. 94-101, 2011.

[11] Yamada kosuke c., Nomura shinobu, “Prefrontal region activity when watching video and slide measured with NIRS,” Japanese Journal of Biofeedback Research, Vol. 37, No. 2, pp. 91-96, 2010.

[12] 掛川 茉祐, 小宮山 諒, 菊池 眞之, “2ch NIRS を用いた音楽聴取の脳活動解析”, 情報処理学会研究報告, Vol.2013-MUS-100 No.2, 2013.

[13] Yanagisawa, Tsunashima, “Evaluation of pleasant and unpleasant emotions evoked by visual stimuli using NIRS”, 15th International Conference on Control, Automation and Systems Oct. 2015.

[14] Mana Negishi, Keio University, “Detection of KANSEI Value Trends Using the Electroencephalogram During Watching Memorable TV Commercials”, IEEE International Symposium on Signal Processing and Information Technology, Dec. 2016.
[15] R. A. Poldrack, “Can cognitive processes be inferred from neuroimaging data?” Trends in Cognitive Sciences, 10, pp. 59–63, 2006.
[16] R. A. Poldrack, “Inferring mental states from neuroimaging data: From reverse inference to large-scale decoding,” Neuron, 72, pp. 692–697, 2011.
[17] “YouTube”, <https://www.youtube.com/>
[18] “niconico”, < http://www.nicovideo.jp/>
[19] “近赤外光脳機能イメージング装置 原理としくみ：株式会社島津製作所”, <https://www.an.shimadzu.co.jp/bio/nirs/nirs2.htm>.
[20] WOT220・WOT100～ウェアラブル光トポグラフィ～ ｜NeU(ニュー), <http://neu-brains.co.jp/service/equipments/wot-220/>
[21] 山本 隆義,（2016）,「イラストで学ぶディープラーニング」, 株式会社講談社.
[22] 上田 拓治,（2009）,「44 の例題で学ぶ統計的検定と推定の解き方」, 株式会社オーム社.

発表論文

[1] 竹内 広樹, 金井 秀明, “ NIRS を用いたサムネイル画像が視聴者へ与える印象分類によるスナップショット抽出に関する研究 ”, 研究報告デジタルコンテンツクリエーション（DCC）, 2018-DCC-18, 38 号, PP 1-6, 2018.

[2] 竹内 広樹, 金井 秀明, “ 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 ”, 第 177 回ヒューマンコンピュータインタラクション研究会, 2018. 発表予定