

## 脳波を利用したレコメンドシステムの提案

田中 智史<sup>†</sup> 吉田 玲司<sup>†</sup> 池田 悠平<sup>†</sup> 菅谷 みどり<sup>†</sup>

**概要:** 近年, EC サイトのレコメンドシステムは多くの成果を挙げている. 既存のレコメンドシステムでは, 購買履歴, 閲覧履歴という選択結果をもとにしたデータをもとにレコメンドを行っているが, 我々は, 閲覧中の興味が分かればより効果的な提示ができると考えた. そこで, 本研究では, 閲覧中の興味を, 簡易脳波計で計測し, その結果を反映したレコメンドを行うシステムを開発し, 提案手法と, 既存手法の比較検証を実施した. その結果, 脳波を利用してレコメンドを行った提案手法に, 興味を示す反応時間に有意な差が得られた. このことから, レコメンドシステムの有効性が示唆された. 本論文では, 研究の予備調査, 予備実験, および提案システムの設計, 開発とその評価について述べる.

**キーワード:** EEG, 脳波, レコメンドシステム, Web 閲覧

### Proposal of Web Recommendation System Using Brainwave

SATOSHI TANAKA<sup>†</sup> REIJI YOSHIDA<sup>†</sup>  
YUHEI IKEDA<sup>†</sup> MIDORI SUGAYA<sup>†</sup>

**Abstract:** In recent years, the recommendation system of the EC site has produced many achievements. In the existing recommendation system, recommendations are made based on data based on selection results such as purchase history and browsing history, we thought that we could present more effective if we were monitoring the interested in browsing. In this research, we developed a system that measures the interests being browsed with a simple electroencephalograph (EEG) and performs a recommendation reflecting the result, and compared and verified the proposed method and the existing method. As a result, a significant difference was obtained in the response time showing the interest in the proposed method using the brain waves. This suggested the effectiveness of the recommendation system. In this paper, we describe preliminary research of research, preliminary experiment, and design, development and evaluation of the proposed system.

**Keywords:** EEG, Electroencephalogram, recommend system, web

#### 1. はじめに

近年, EC サイトのレコメンドシステムは多くの成果を挙げている[1]. 現在最も普及している EC サイトとして Amazon があげられる. Amazon では膨大な商品データを独自のアルゴリズムを用いて類似度を算出して推薦するアイテムを決定しており, この方法をレコメンド手法という. レコメンド手法は, 現在, その他の EC サイトなどで類似アルゴリズムが使われている.

一般的にレコメンドシステムは, 明示的データと暗黙的データの二つを利用し, 推薦アイテムを決定している[2]. 明示的データとは, アンケートなどのユーザに直接”好き嫌い”の評価でユーザの主観による意思である(以降, 主観評価とする). また, 暗黙的データとは, ユーザの購買履歴や閲覧履歴など, 明示的に選択しておらず, システム側で自動的に取得するデータである. レコメンドシステムにおいては, この二つのタイプのデータを分析し, 推薦するアイテムを決定する[2]. ただし, ユーザが実際にレコ

メンドシステムで, レコメンドされた商品ページにアクセスした利用率は 40%程度で決して高いとは言えない[3]. 我々はその理由の一つが, 明示的データ, 暗黙的データとも, 実際にレコメンドされた商品の画像を見た利用者の興味の有無が十分に反映されていないことが要因の一つであると考えた.

この課題に対し, ユーザの興味を知るものとして, 視線計測[4]がある. 興味により停留時間が異なることを利用して, 興味を計測できる. 興味と無関係の視線の停留要因を除くことが難しい. これに対して, 近年脳波計測 (EEG) にて脳波を計測する手法が様々な応用に用いられている[10]. 中でも脳波は, 興味を計測するものとしても利用されている[8, 9]. 我々は, Web 閲覧中の脳波により, 興味の有無を計測し, それをレコメンドシステムに反映することで, ユーザのその時点での興味によりふさわしいレコメンドを行うことができると考えた. そこで, 脳波を取り入れたレコメンドシステムのアルゴリズム及び Web システムを設計, 実装し, 評価を行った. その結果脳波を利用してレコメンドを行った提案手法のみ, 反応時間

<sup>†</sup>1 芝浦工業大学  
Shibaura Institute of Technology

と実験時の興味度において、(相関係数 = 0.72,  $p < .05$ ) で有意差があった。これに対してランダムパターンと従来手法では有意差が存在しなかった。このことから、レコメンドシステムの有効性が示唆された。本論文では、研究の予備調査、予備実験、および提案システムの設計、開発とその評価について述べる。

本論文の構成は、2節にて参考文献、3節にて提案、4,5節にて評価実験、6節にて今後の課題、7節にてまとめとする。

## 2. 参考文献

ユーザの興味に対する研究として、戸田らは、Webサイトにおける視線計測を行いユーザの興味に応じて視線の停留時間が異なることを明らかにした[4]。視線計測を用いた場合、ユーザの興味に応じて視線の停留時間が異なっても、興味と無関係の視線の停留要因を取り除くことができない課題がある。これに対して、若井らは、画像を用いた場合の人の選択行動の興味度について、ある対象に興味が高まると近づいてその対象を凝視するという性質を利用し、商品側に置いたカメラで計測した人物像から体、顔、視線を抽出して、その変動から興味の度合いを推定する手法を提案した[5]。

しかし、レコメンドシステムにおいては、オンラインのクリック動作でショッピングが行われることから、体の動作を対象とすることは困難である[5]。また、菅沼らは、動画を視聴している視聴者の眼球運動と脳波から、映像に対する興味推定ができることを示した[6]。しかし、眼球運動と脳波では、動画視聴時の眼球運動を利用しており画像を用いた場合に同様の結果が得られるのかは分からない。

奥野らは、眼球運動と脳波データを利用して特徴量を抽出して主観評価との推定正解率を求めた[7]。本研究では、脳波と視線を利用した特徴量の正解率が向上した結果が得られている。しかし、センサを装着した状態で何度も利用しなければならず、リアルタイムにフィードバックが困難という課題がある。

## 3. 提案

### 3.1 目的

Web閲覧中の興味の有無を計測し、それをレコメンドシステムに反映することで、より有効なレコメンドを実現できると考え、この実証を研究の目的とする。Web閲覧中の人の興味の計測は、脳波を用いる[8]。人の「興味」は、認知に関わる事象であると考えられる。実際に脳波計測においては、興味がある場合 $\beta$ 波が高いことは、何かに対しての集中が高い=興

味が高い状態とされる[8]。このことから、本研究で目的とする閲覧中の興味を取得する方法として適切であると考えた。

### 3.2 レコメンドシステムの概要図

既存のレコメンドシステムに対して、本提案では、脳波データの利用の手順を追加することにより、有効性を得ることができると考える。利用の手順を次に示した。

- (1) ある商品の評価をユーザにスコア化してもらう
- (2) 装着している EEG から生体情報を取得
- (3) EEG と事前アンケートのスコアで相関を計算する
- (4) 相関をもとに提示する画像を決定する

図1に、レコメンドシステムの概要図を示した(図1)。

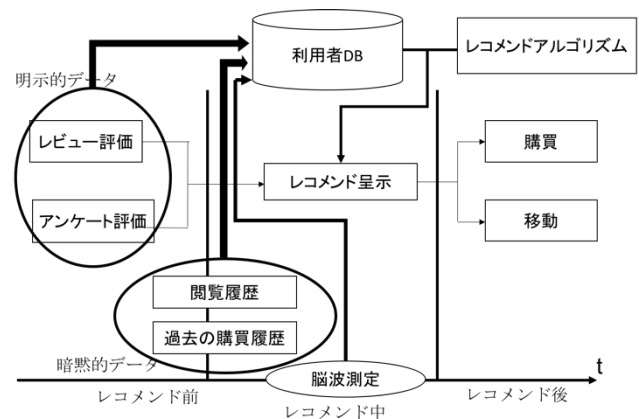


図1 レコメンドの流れ

ここでは、レコメンド前、レコメンド中、レコメンド後にそれぞれどのようなデータを用いてレコメンドを行うのか、フローと項目を示してある。既存システムにおいては、利用者データベースにおける明示的データと暗黙的データがあり、そこから利用者データベースのデータとアルゴリズムから、レコメンドを決定する流れとなる。今回、本研究では、レコメンド中に脳波を測定して利用者データベースに記録することで、レコメンドアルゴリズムを通してレコメンドするアイテムを決定するものとした。レコメンド提示した後の流れは従来のレコメンドシステムと同一である。

### 3.3 脳波の計測

本手法では、脳波を計測しその結果を用いることでユーザのアイテム画像に対する興味を明らかにする。脳波の計測は、多数の電極を備えた脳波計や、近赤外光を用いる光トポグラフィ検査(NIRS)のような高精度な測定器を用いる方法が用いられる。これに対して、近年、EEG(Electroencephalogram)を用いた計測が普及し、様々な応用がなされている[10]。EEG

には非侵襲型で速く、安く、また時間分解能が優れているというメリットがあり、かつ、本研究の目的である Web サイトの閲覧中の脳波を測定する時に長時間の装着がしやすい。本研究の目的は、人の興味をリアルタイムで取得することであることから、EEG を用いて計測するものとした。

興味を知るための脳波においては、主に  $\alpha/\beta$  波、 $\gamma$  波が重要であることが知られている[8]。 $\beta$  波が高いということは何かに対して集中度が高い状態とされており、これを興味として計測するものとした。また今回は、信号処理を目的とした研究ではないことから、NeuroSky 社の脳波計である Mindwavemobile を利用し、信号処理し、正規化された  $\beta$  波を示す覚醒度 (Attention) を用いるものとした[9]。

### 3.4 Attention の利用方法について

Attention の値について、レコメンドシステムへの適用について以下の 2 パターンを用意した。

1. Attention の値を範囲に応じてレコメンドリストの中身から表示する画像を変更するパターン
  2. Attention の値を 100 分の 1 し、予め答えておいていた主観評価値 (整数値) にプラスして相関値を算出して表示する画像を変更するパターン
- 上記 2 つのパターンを用いた理由は、1 つ目のパターンは、主観評価値の値だけを利用してピアソンの相関係数からアイテム間の類似度を算出して類似度の高いアイテムを 3 つリスト化し、Attention の値に応じてリストの中から表示する画像を選択する。これにより、興味が高いほど類似度の高いアイテムが表示できると考えた。

また、2 つ目のパターンは取得した Attention の値と主観評価値のデータを組み合わせてピアソンの相関係数から 1 つ目のパターンと同様に類似度の高いアイテムをリスト化し、リスト内の類似度の高いアイテムを表示する方法で、取得した脳波の値を直接的に利用でき、リアルタイムなレコメンドができると考えた。

実提案システムでは 2 つ目のパターンを用いるものとした。Attention の値の範囲は 3 段階でわかれており、「少し集中している」、「集中している」、「最も集中している」の 3 状態で定義した。また、レコメンドリストの作成には従来のアルゴリズムから作成したものを使用するため、本研究の目的である計測した脳波の値を利用しているとは言えないのではないかと考えた。これに対して、2 つ目のパターンでは、提案システムの目的である過去のデータと現在のデータを組み合わせることでレコメンドリストの作成を行うため、本研究の提案に最も適していると考え

たため、2 つ目のパターンを提案システムに採用した。その中で、Attention に応じてリスト中から取り出すアイテムは Attention の値が高くなるほどリストの上位のアイテムを表示する仕組みとすることで、ユーザの興味にふさわしいレコメンドとするものとした。

### 3.5 提案システムの設計

脳波計を用いたレコメンドシステムの処理の流れを図 2 に示した。

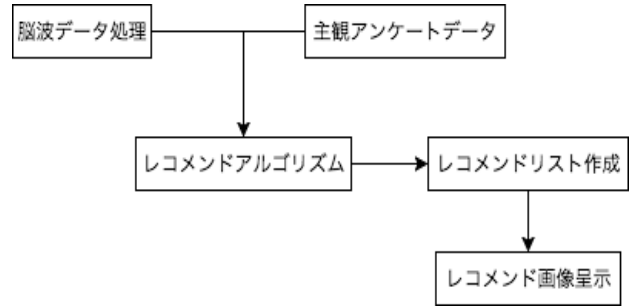


図 2 提案システムの処理の流れ

また、取得した脳波を事前に答えたもらったアンケートデータセットとプラスすることでレコメンドリストの作成を行い、レコメンド画像を呈示するという流れとした。開発したシステムのフローチャートを図 3 に示した。

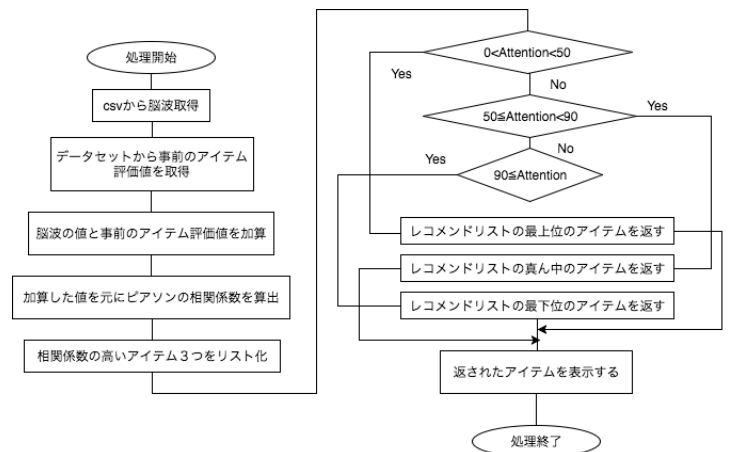


図 3 システムのフローチャート

次に、それぞれの詳細について説明する。

#### (1) 脳波データ処理

脳波データ処理では、一般的にノイズ除去、FFT によるスペクトラム抽出を行う。ここでは、eSense[10]により抽出された Attention を利用する。

#### (2) 主観アンケートデータ

実験を行う前に実験協力者に対して事前にアンケートを取って実験に使用したアイテムに対して整数で

1 から 4 の 4 段階で評価してもらったデータである。

### (3) レコメンドアルゴリズム

(1) (2) で取得したデータを足し合わせて各アイテムに関して、リアルタイムな評価値を定義する。この値をもとに各アイテム間でピアソンの相関係数を算出する。

$$r = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \{(X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y}) + Attention\}}{\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2} \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2}}$$

$r$  はピアソンの相関係数の値であり、 $Attention$  は実験中の画像を見ている時の脳波の値である。

### (4) レコメンドリスト作成

(3) で算出された値をもとに現在表示されているアイテムと相関値の最も高いアイテムから 3 つ選択してリスト化する処理である。リストの中から  $Attention$  の値に応じて、リストの上位のアイテムをレコメンドする。

### (5) レコメンド画像呈示

提案システムで使用するアルゴリズムにより提示する画像をどのように提示しているかを示した(図 6)。画像のインターフェースは HTML で作成した。実際に使われている画像表示では複数の画像や文字があるが、今回は、画像一枚に対しての脳波の値からシステムの有効性を検証することを目的としたため、複数の画像を表示することはしなかった。

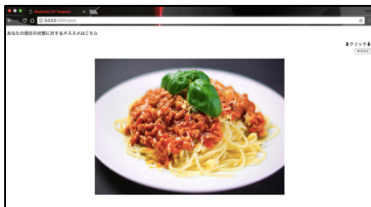


図 4 提案システムのインターフェース

## 4. 評価実験

### 4.1 目的

実験 1 では、興味について調査した。脳波のように、その時の生理的な反応は、事前に主観的に得られた解答とどのように関係するのか、調査することを目的とした。実験環境は外部からの影響を受けない暗室で 20 代の男女 14 人に対して実施した。

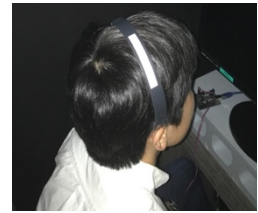
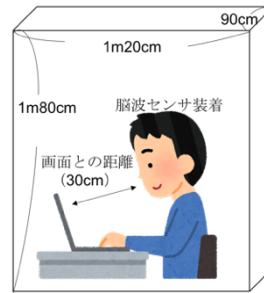


図 5 暗室の内部の様子  
 (左)実験実施中の様子  
 (右)

### 4.2 事前アンケートについて

実験 1 では、事前の興味を知るために 14 人の協力者全員に事前アンケートに答えてもらった。アンケート項目は、動物(虫も含む)、食べ物、スポーツから 49 項目からありそれぞれの項目に対して、0 から 5 の 6 段階で回答してもらった。この結果から興味度の高い項目と低い項目をそれぞれ選出して合計 8 枚の画像を用意した。また、この実験で使用した画像は IAPS(国際画像データベース)の画像用いている。事前アンケートの項目も IAPS の画像に準じてアンケートを作成した。実験後にも画像を見たもらった後で、アンケートに回答してもらい、その瞬間の興味度として利用した。

### 4.3 実験手順

事前アンケートに答えてもらった後、脳波計を装着した実験を実施した。

手順は以下のとおりである。

1. 実験協力者に脳波センサを装着して、1 分間安静にしてもらう
2. 安静後、IAPS の画像を 8 枚見ってもらう。
3. 画像を見もらった後、各画像に対するアンケートに答えてもらう。

### 4.4 実験結果

実験によって得られたデータに対して以下のような分析を行った。

1. 画像の呈示前と呈示後で計測した脳波に対して平均の  $t$  検定
2. 各画像に対する、実験協力者の脳波の反応時間との相関分析

まず、1 つ目の画像の呈示前と呈示後の脳波に対する平均の  $t$  検定を行ったところ有意傾向が得られた。また、事前アンケートで答えてもらった興味度合いと反応時間(画像提示してから提示が終わるまでの間の生体情報の変化している時間)との相関分析を行ったところ、強い相関が存在し有意差が得られた。(図 6) (相関係数  $r=0.71$ ,  $**p < 0.003$ )

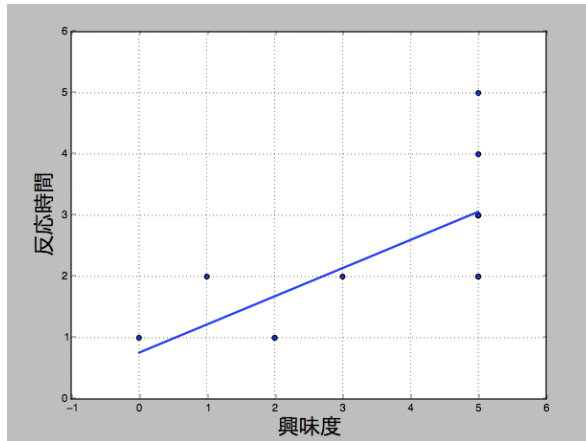


図6 相関分析の結果

#### 4.5 考察

事前アンケートにも使用した3項目(動物, 食べ物, スポーツ)において, 覚醒度が画像の呈示前と呈示後で有意傾向を示したのは食べ物だけだった. このため, 食欲など基本欲求に近いものは脳波に出やすいのではないかと考えられる. また, 事前に興味が高い画像ほど画像が呈示された後の脳波の反応時間は長くなることがわかった.

脳波に関しては, 平松らの研究[6]をもとに覚醒度を利用して実験と分析を行ったが覚醒度だけでは, 十分な結果を得ることはできず, レコメンドシステムに利用することは難しいことがわかった. また, 今回は生体情報である脳波の反応が外部環境に依存していない環境での実験を行った. 実験により, 暗室以外での実験環境では画像を呈示前と呈示後で Attention にほとんど変化が見られないが, 暗室での Attention の結果は画像を呈示前と呈示後で約1.5倍の増加率が存在したことから実験環境を整備するものとした.

### 5. 評価実験 2

#### 5.1 目的

提案手法を取り入れたレコメンドシステムが, 従来のシステムよりも利用率が上昇するのかを比較実験によって調査することを目的に実施した. 実験は外部の環境を受けない暗室にて実施. 実験協力者は20代の男女28人(男24人 女4人). また, 実験1で実施した事前アンケートも食べ物に限定したもので実施している.

#### 5.2 実験手順

事前アンケートに回答してもらった実験協力者に対して以下の手順で実験を実施した.

1. 協力者に脳波センサを装着してもらい, 1分間安静にしよう.
2. 安静後, システムを利用してもらい脳波を計測

3. 利用後, システムに対するアンケートに答えてもらう. 4.1 から 3 の流れを手順効果のパターン全てを利用するまで繰り返す.

#### 5.3 実験結果

まず, ランダム, 従来手法, 提案手法のパターン毎にグループ分けを行い, 画像の呈示前と呈示後の平均の t 検定を行った.

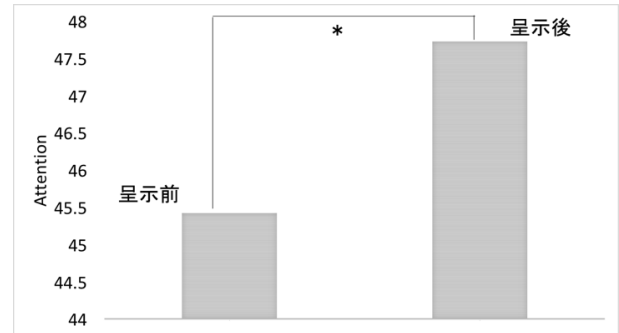


図7 ランダムの場合の平均の t 検定結果

図7は, ランダムパターンで計測された Attention 値に対して, 平均の t 検定を行った結果である. ランダムパターンでは, 画像の呈示前と呈示後の Attention の値で有意差が  $p < .05$  で得られた.

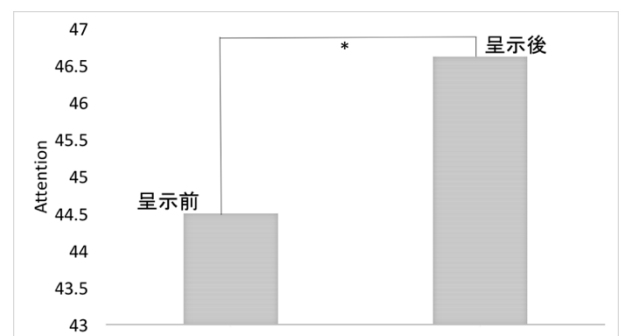


図8 従来手法の場合の平均の t 検定結果

図8は, 従来パターンで計測された Attention 値に対して, 平均の t 検定を行った結果である. 従来パターンでは, 画像の呈示前と呈示後の Attention の値で有意差が  $p < .05$  で得られた.

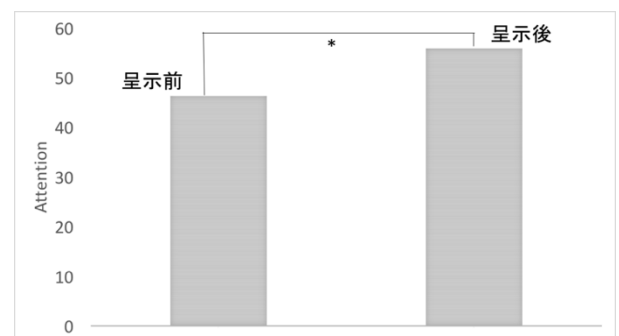


図9 提案手法の場合の平均の t 検定結果

図 9 は計測された Attention 値に対し、平均の t 検定を行った結果である。提案パターンでは、画像の呈示前と呈示後の Attention の値で有意差が  $p < .05$  で得られた。どのパターンでも、画像の呈示前と呈示後で  $p < .05$  の有意差があった。また、各パターンの反応時間と実験時の興味を分析した。その結果、画像を見てからの反応時間と実験前に行った事前アンケートの間には有意差が見られなかった。

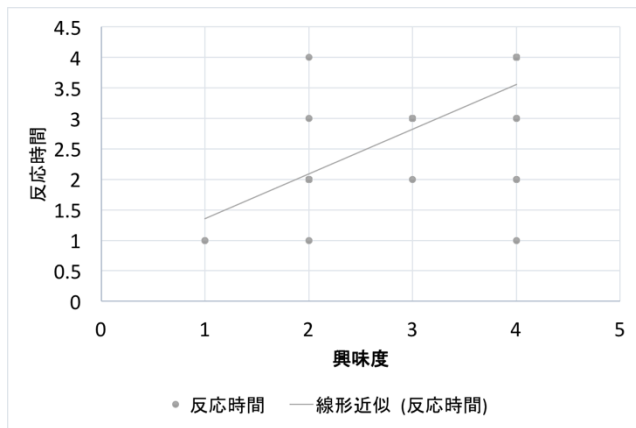


図 10 興味度と反応時間の相関分析(提案手法)

図 10 は、提案パターンの反応時間と事前の興味度の相関分析を行った結果である。ランダムパターンと従来パターンと異なり、画像を見てからの反応時間と事前アンケートによって得られた事前の興味度の間には有意差が見られた。3つの結果を比較すると、提案手法のみ、反応時間と実験時の興味度において、(相関係数 = 0.72,  $p < .05$ ) で有意差があった。しかし、ランダムパターンと従来手法では、それぞれ(相関係数 0.16, 0.21) となり有意差が存在しなかった。

### 5.2 重回帰分析

また、この実験時の興味度について、反応時間・呈示前脳波・呈示後脳波・事前の興味度で重回帰分析を行った。これは、実験時の興味度は主観評価値であり、脳波や反応時間といった客観的データで説明するためである。

(A) **ランダム**: 実験時の興味度 =  $0.982 + 0.124 \times \text{反応時間} + 0.003 \times \text{呈示後脳波} + 0.530 \times \text{事前の興味度} - 0.006 \times \text{呈示前脳波}$  (決定係数: 0.30)

(B) **従来手法**: 実験時の興味度 =  $1.429 + 0.167 \times \text{反応時間} - 0.002 \times \text{呈示後脳波} + 0.365 \times \text{事前の興味度} + 0.0002 \times \text{呈示前脳波}$  (決定係数: 0.16)

(C) **提案手法**: 実験時の興味度 =  $0.312 + 0.660 \times \text{反応時間} + 0.008 \times \text{呈示後脳波} + 0.199 \times \text{事前の興味度} - 0.005 \times \text{呈示前脳波}$  (決定係数: 0.56)

表 1 重回帰分析の結果

	切片	反応時間	呈示前脳波	呈示後脳波	事前の興味度	決定係数
Rand	0.982	+0.124	+0.003	+0.530	-0.006	0.30
従来	1.429	+0.167	-0.002	+0.365	+0.0002	0.16
提案	0.312	+0.660	+0.008	+0.199	-0.005	0.56

重回帰分析の結果を表 1 にまとめた。ランダムパターンの決定係数は 0.30, 従来手法の決定係数は 0.16, 提案手法の決定係数は 0.56 となり、最も高い結果となった。このことから、実験時の興味度は、提案手法のみで説明することができる。提案手法の結果においても、切片の値は有意差が見られないため 0 と見なせる。また、反応時間が長さと、事前の興味度が、高くなればなるほど実験時の興味度が高くなることが示された。

### 5.3 Attention と相関値

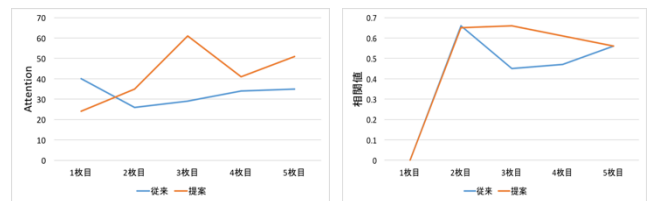


図 11 画像を見ている時の脳波の Attention(左)相関値(右) (協力者 A)

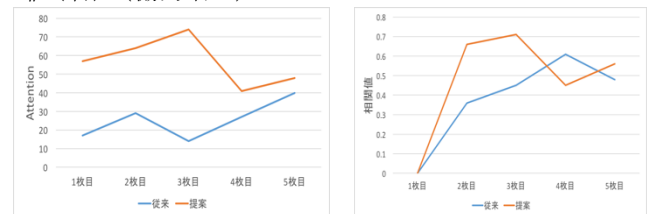


図 12 画像を見ている時の脳波の Attention(左)相関値(右) (協力者 B)

相関分析と重回帰分析の結果で提案手法のみ有意差が見られた理由を調べるためにグループごとに 1 人ずつ選出して脳波の値と相関の値を従来手法と提案手法で比較した。図 11, 12 にそのうち 2 例を示した。それぞれの結果から提案手法の方が従来の手法に比べて高い値を記録していることがわかる(青は従来手法, オレンジは提案手法)。ここで、右図は画像を見ている時の相関値を示す。1 枚目の画像を見る時はまだ、脳波の値が取得されていないため、2 枚目の画像から相関値が算出されている。相関値のデータについてもそれぞれ、2 枚目、3 枚目までは相関値に大きな差は見られないが、4 枚目以降は提案手法の方

が大きな値を記録していることがわかる。また、提案手法と従来手法の両方で同じ画像が続けてレコメンド画像として提示された場合は、Attentionの値が最初に見た画像に対して、計測された値よりも下がっていた。また、相関値に関しては、最初の画像での相関値は0を記録して2枚目から相関値を計算している。どのグループでも、従来手法では各画像に対して、計測値が安定していないのに対して、提案手法では、相関値が5枚目の画像を見るまで高い値を継続して算出していた。

#### 5.4 二元配置分散分析による手順効果の検証

手順効果を考慮したグループで、4つのグループそれぞれの脳波(Attention)変化率と実験時の興味度で、ランダムパターンと従来手法、提案手法の体験した順での評価値を検証するために繰り返しのない二元配置分散分析を行った。脳波の変化率の水準と実験時の興味度の水準はそれぞれ、1.0、2.5(評価値は4段階の主観評価値)とした。

表2 各グループの、生体情報の変化率の平均と列のP-値(小数点第2位まで)

		脳波の変化率	実験時の興味度	各グループのP-値(列)
グループ1	ランダム	1.1	2.89	0.62
	従来	1.13	2.91	
	提案	1.41	2.86	
グループ2	従来	0.96	2.77	0.59
	ランダム	1.41	2.74	
	提案	1.37	2.71	
グループ3	提案	1.46	3.23	0.35
	ランダム	1.03	3.17	
	従来	1.18	3.17	
グループ4	提案	1.27	3.08	0.50
	従来	1.09	3.08	
	ランダム	1.18	3.02	

手順により、脳波の変化率、提示された画像に対する評価が変化するかを検証した結果、手順ごと(行ごと)に有意差は見られなかった。このことから、どのグループでも手順効果によって脳波の変化率は変わらず、どのグループでも手順効果によって提示された画像に対する評価が変わらないことがわかった。

#### 5.4 システムの評価

各パターンのシステムに対して、実験協力者に「利用してみたいかどうか」を評価してもらった結果を表3に示した。評価は、実験で体験したランダムパターンと従来手法、提案手法の中で、本実験の目的である利用率の増加を検証するために実験協力者に評価してもらった内容である。評価方法は全パターンを体験した後に主観評価で選択して回答してもらった。

実験協力者は、自分がどの順番で体験しているのかは伏せている。どのパターンでも提案手法のシステムを評価した実験協力者が多かった。しかし、提案手法を最初に体験したグループに比べて、最後に体験したグループの方が提案手法を評価する人数は少なかった。

表3 システムの評価値

	手法	システムの評価人数
グループ1	ランダム	1
	従来	3
	提案	3
グループ2	従来	2
	ランダム	1
	提案	4
グループ3	提案	4
	ランダム	1
	従来	2
グループ4	提案	4
	従来	1
	ランダム	2

#### 6.4 考察

結果より、Attentionで評価される脳波は、全て呈示前と呈示後で有意差が見られた。また、反応時間と事前の興味度の相関では、提案手法のみで相関が現れた。このことから、脳波を利用したシステムほど、事前の興味が高い画像を呈示する仕組みが有効に働いたことが示唆されたといえる。また、実験時の興味度は、反応時間と事前の興味度が高くなるほど実験時の興味度が高くなることがわかった。しかし、ランダムと従来手法のパターンで有意な結果を得られなかったのは、事前の興味度に対して、継続して興味度の高くなりそうな画像を呈示し続けられなかったことで、反応時間が高くならなかったためだと考えられる。また、提案手法で重回帰分析において、 $p < .05$ の有意差が出たのは、従来手法に比べて提案手法の方が安定して高い値を計測し続けたことから、提案手法だけで結果が出たのではないかと考えられる。

手順効果を考えた分析で実験時の興味度が手法によって実験時の評価が変わらないということから、手順効果は分析においては重要な意味を持たず、重回帰分析で得られた回帰式が、実験時の興味度を表せるのだと考えられる。手順効果によって差が生じるのであれば、繰り返しのない二元配置分散分析において有意差が得られたと考えられる。有意差がどのグループでも出なかった今回の実験では、手順効果は考慮しなくても良いことを示している。

また、システムの利用評価の結果から、手順効果で分けられたどのグループでも、提案手法のシステムの利用評価が高くなった。これは、個人ごとのグラフ

の結果から提案手法の脳波が 5 枚目の画像まで高い Attention の値を記録している点, 重回帰分析の式が提案手法のみで有意な結果が得られた点, 以上の点から, ユーザの興味度を高くすることができたからではないかと考えられる。

## 6. 議論

実験時のアンケートから, インタフェースの部分で背景色を変えたほうがいいのではないかという意見が多かった. 本研究の実験では, 脳波を利用したレコメンドシステムが効果的かを検証するために, 必要最低限なインタフェースにしていたのと, 色彩は認知に影響を及ぼすことから脳波に影響も及ぼすことも考えられる. 今後の実験では, より実環境に近いインタフェースなどにより, 影響を考慮する必要がある.

また, アルゴリズムも本研究ではピアソンの相関係数を利用したレコメンドを実装したが, 今回の結果をもとに, 特徴量を算出して機械学習を実装したシステムの構築なども検討が可能である.

実験環境に関しては, ノイズが入らない理想的な環境で実験を行ったが, 実環境を想定した場合, ノイズが入ってしまう環境で実験を行う必要があると考えられる. こうした場合の有効性について, さらなる調査が必要であると考えられる.

## 7. まとめ

本論文では, 脳波を利用したレコメンドシステムが, 従来のシステムよりも利用率が上がるかの調査を目的とした. このレコメンドシステムでは, 脳波の値 Attention をシステム利用中にレコメンドシステムに加えることで提案システムを実装し, その評価を脳波の値で検証することを提案した. 脳波などの生体情報は集中, 興味の指標として用いられており, 定量的かつ客観的に評価するのに適していると考えた. 生体情報は EEG を用いて取得される値をもとに評価を行った. また, 評価を行うにあたり, 実験環境の暗室制作や, レコメンドシステムを実装した. 評価では, 脳波を用いたレコメンドシステムだけでなく従来のシステムやランダムパターンを加えて比較実験を行い, 比較した内容をまとめて記載した.

今後は, さらに実験の協力者を増やし, より実環境想定した環境で効果を検証する必要があると考えられる. また, 特徴量を算出して機械学習を行うことで, より正確なレコメンドが行えるシステムを作成して評価することで, 本研究のシステムの有意性を示していく必要があると考えられる.

**謝辞** 本研究は公益財団法人三菱財団の助成を受けて実現したものです. ここに厚く感謝申し上げます.

## 参考文献

- [1] Ebisumart Media,国内 EC 市場の EC 化率まとめ, 2016.06.30.
- [2] 神島 敏弘 “推薦システムのアルゴリズム (1)” 人工知能学会誌, vol.22, no.6, pp.826-837 (2007).
- [3] ECRECOMMENDER, レコメンドの効果. 2018 エクスプローション株式会社.
- [4] 戸田航史,中道上,島和之,大平雅雄,阪井誠,松本健一: Web ページ閲覧者の視線に基づいた情報探索モデルの提案, 情報処理学会研究報告. HI, ヒューマンインタフェース研究会報告 2005(52), 35-42, 2005-05-27.
- [5] 若井祐介, 鷺見和彦, 松山隆司, 画像を用いた人の選択行動の興味度合判定, ViEW ビジョン技術の実利用ワークショップ講演論文集, vol. 2005, pp.32-37. 2005.
- [6] 菅沼 睦,川村 愛莉,亀山 渉, 生体情報による動画視聴時の興味度判定に関する基礎的検討, 2011 年映像情報メディア学会冬季大会, 2011.
- [7]奥野 亘,長谷川 靖恭,新津 善弘, 脳波と視線情報を用いたユーザ興味度判定方式, 平成 26 年度電子情報通信学会東京支部学生会研究発表会, 2015.
- [8]小柳 諒輔, 小島 昇, 夏目 季代久, 脳波を用いた音楽嗜好性検出システム開発に向けた基礎的研究 (非線形問題), 電子情報通信学会技術研究報告(IEICE technical report, 113(69), 21-25, 2013-05-27.
- [9] 保科 篤志, 堀江 亮太, イアノプール イリーニ, 菅谷 みどり, 研究報告ヒューマンコンピュータインタラクション (HCI) , 2016-HCI-170, 12, pp.1 - 6.
- [10] Soraia M, et al, Emotions Recognition Using EEG Signals A Survey, IEEE Transactions on Affective Computing, pp 1- 12 June 2017.
- [11] Nero Sky,Inc. <http://www.neurosky.com>
- [12] Yuhei Ikeda, Yoshiko Okada, Midori Sugaya, Estimate Emotion Method to Use Biological, Symbolic Information Preliminary Experiment, Human Computer Interaction International 2016 (HCII 2016), Toronto, Canada, Jul 17-22, Lecture Notes in Computer Science book series (LNCS), , Foundations of Augmented Cognition: Neuroergonomics and Operational Neuroscience (AC 2016), vol.9743, pp 332-340, Year 2016.
- [13] Francesco Moscato et al, Continuous Monitoring of Cardiac Rhythms in Left Ventricular Assist Device Patients,2014.