Vol.2023-HCI-201 No.28
2023/1/17

異なる可能性を常に担保する推薦エージェントの開発と評価

清水友貴 1　高橋英之 1　中山一輝 1
佐々木俊文 1　伴碧 1　堀井隆斗 1　石黒浩 1

概要: 屋内空間で長時間作業を行うテレワークなどにおいて，“孤独”を感じる人が増えている．我々は，人間に“寄り添う”空間システムを開発することで，空間の中で過ごす人間の孤独を減弱させ，作業効率を促進できるのではないかと考え，孤独を減弱させるシステムとして，推薦システムに着目した．これまでユーザーに様々な空間コンテンツ（音楽，映像など）を提案する推薦システムが開発されてきた．しかし，これまで開発されてきた手法の多くは，人間がその時欲しているコンテンツを如何に的確に推定するかに注力され，システム自体に抱く人間の印象には注目されてこなかった．それに対し，我々は人間心理の多面性や移り変わりを反映した推薦システムを開発することで，“システムが自分のことを分かってくれている感（寄り添い感）”がユーザーに生じ，これが空間内にいる人間の孤独感の減衰に寄与するのではないかと仮説を立て，この仮説を検討する為の実験を行った．

キーワード：フィルターバブル,エコーチェンバー,推薦システム,多面的自己

1. 序論

昨今では，新型コロナウイルスによるテレワークの増加などの影響もあり，屋内空間で長時間過ごす中で孤独を感じる人が増えている[1]．孤独感は無力な希望のなさ，言いようのない空虚さによって特徴づけられ [2]，うつ病などの発症につながる深刻な社会問題の一つと考えられている [3]．一方，本人が主観的には孤独を感じていても，外側からはその人が孤独であると判断することは難しく，適切なサポートを適切な人に常に届けることは非常に難しい．また孤独な人に他者が常に寄り添って，孤独を減弱させ続けるサポートを継続して行うことは容易ではない．

そこで我々は，社会における孤独の問題を解決する為，寄り添われている感覚を人工的に部屋の空間に作り出すことを目指して研究を行う．具体的には，空間のコンテンツ（映像，光，音など）を推薦するシステムに注目する．これまで数多くのコンテンツ推薦システムが開発されてきた．これらのシステムは，如何に効率的に，如何に高い満足感でユーザーにコンテンツを届けるのか，という点に注力され，ユーザーがシステム自体にどのような印象を抱くのか，についてはあまり注力がなされてこなかった．それに対して，我々は推薦されるコンテンツだけではなく，推薦する主体であるシステムに対してユーザーがどのような印象を抱くのか，に注目した研究を行う．

具体的には，人間とシステムの自然なコミュニケーションを通じて，ユーザーにシステムに理解してもらっている感覚（寄り添い感覚）を生じさせることを目指す．アレクサやGoogle HOMEなどの従来のスマートスピーカーにおけるコンテンツ推薦においては，こちらから音声として発した要望に対してエージェントが従うといった一方通行のコミュニケーションが主である．それに対して，我々が提案するシステムは，ユーザーのその瞬間における行動もモニターしつつ，ユーザーの過去の嗜好などの記憶に基づき，能動的にユーザーにコンテンツを推薦する，という双方向的なシステムを考える．このような記憶にもとづく双方向性は，自らの心を多面的（様々な時間軸におけるユーザー内の嗜好の揺らぎ）にシステムが理解している感覚を生じさせ，システムが自分のことを深く理解してくれている，寄り添ってくれている感をユーザーに生じさせるのではないか，と考えている．

2. 関連研究

2.1 「多面的自己」という考え方

人間の心は多面的である．このような自己のあり方を“多面的自己”と呼ぶ．最初に，“多面的自己”の対となる“単一的自己”という概念から説明する．“単一的自己”とは，自己の心に常に一貫性があることを指す．すなわち，個人内の

1 大阪大学大学院基礎工学研究科
Osaka University Graduate School of Engineering

ⓒ 2023 Information Processing Society of Japan

思考や価値観が常に一貫していることを前提とする自己観である．それに対して，“多面的自己”とは自己を複数の異なる存在の集合としてみるという考え方である［4］．つまり人の思考や価値観は，時間や環境によって流動的に移り変わっていき，決して一意に理解することができない，ということである．具体的に簡単な例を出すと，ある人の最も好ましい料理が寿司だとしても時間や環境によっては，麺類が食べたい気分や中華を食べたい気分に移り変わりうるということである．この多面的自己という言葉を用いれば，人が他に理解されていると感じるのは，自分の一面的側面だけを相手が理解しているのではなく，多面的自己として相手が自分を捉えている（様々な自己の存在を許容してくれている）場合であると我々は考えた．以上より，私が推薦システムに組み込みたい仕組みとは，ユーザーの様々な多面的自己を配慮した推薦をシステムが行う，というものである．次章では，今までユーザーの満足度を上げるために試みられてきた推薦アルゴリズムを概説する．

2.2 従来の推薦システムの問題点とその対応策

現在，ネット上には大量の情報が混在しており，多くの情報の中から自分に合った情報を選び出し提示してくれる推薦システムの必要性が高まっている．

これらの推薦システムを評価するための指標として，推薦アイテム集合に対する精度や再現率，ユーザーが各アイテムに付ける評価値（点数）の予測値に対する誤差などが用いられてきた[15]．また，推薦対象のコンテンツには，それらの多面性，意外性（serendipity）や目新しさが必要であるということも指摘されている[15]．

代表的な推薦システムの手法として，内容ベースフィルタリングと協調フィルタリングがある[5][6]．このうち，内容ベースフィルタリングとはユーザーの選択履歴から嗜好を予測して推薦する方法である．コンテンツ利用者数が少なくても成立したり，新規に参入してきたコンテンツにも対応したりできるなど数多くのメリットはある．一方，問題点として，その時点におけるユーザーの関心や興味に推薦対象が制限されてしまうことが多いというものがある[14]．つまり推薦するリストの多様性という面で，ユーザーの嗜好が一つの種類に収束してしまい，ユーザーの多面的な嗜好を考慮することが難しい．

このような推薦システムが与える影響の一つの事例として，エコーチェンバー現象というものがある．これは同じ意見の人々が集結し同質の情報が反響・増幅され，異なる意見に触れる機会を失ってしまうという現象である[7]．このように周囲の情報環境が同質化することは，偏った情報ばかりに人間が触れることで，フェイクニュースを蔓延させる危険につながることが指摘されている[8]．さらに，このエコーチェンバー現象を起こす引き金の一つと考えられているのがフィルターバブル現象である．フィルターバブル現象とは，推薦システムの発達により利用者が触れる情報は利用者の嗜好に合う情報ばかりになり，知らず知らずのうちに利用者の興味外の情報や新しい情報などに触れる機会が失われるようになった状態を表す[9]．フィルターバブル内の中では，ユーザーは自分が見たいものだけを見ることができる情報空間に身を置くことになり，結果として自分と異なる意見や興味外の情報などに触れる機会が低下する．このような状況は社会的リアリティの共有の困難さやイデオロギーの極性化に繋がる可能性が指摘されている[10]．

推薦システムが引き起こす上記の問題を解決する一つの手法として協調フィルタリングが提案されている[11] [12] [13] [14]．協調フィルタリングとは，あるカテゴリーのコンテンツに対する利用者のデータを集め，推薦対象者と趣味嗜好が似ている利用者情報を用いて推薦する方法である．これは前述の内容ベースフィルタリングでは難しかった，ユーザーの自己としての特性を意識した推薦が可能になる[15]．

またエコーチェンバーやフィルターバブルを回避する推薦システムの一手法として，Ziegler らは推薦リスト内のコンテンツの種類を多様化することで意外性が間接的に高まるという仮定の元，意図的にこれまでのコンテンツとは類似度が低いコンテンツを推薦リストに追加する手法を提案した[16]．また加藤らは推薦するコンテンツの意外性をより考慮するため，推薦の正確性と意外性のバランスを考慮した推薦方法を提案している[17]．このようなシステムは，ユーザーに推薦するコンテンツが一様に偏ることを防ぐ効果があると期待される．

3. 研究目的

以上のように，これまでの推薦システムの研究においても，推薦するコンテンツの多様性や意外性の向上が試みられてきた．それに対して本研究では，推薦システムに多面的自己が理解されている感覚，すなわち寄り添われている感覚を生むことを目的としている．従って我々の提案する推薦システムでは，単に客観的な推薦リストを多様化するのではなく，ユーザー自身の多面性（多面的自己の存在）に着目した推薦を目指す．具体的には，推薦システムがユーザーの過去の選択履歴を記憶していき，環境や時間によって移り変わるユーザーの嗜好の中で，常にユーザーの多面的自己を考慮する推薦システムの構築を目指す．これは，ユーザーの新たな一面を発掘するのではなく，その人の過去の選択を尊重して覚えておくという点においてこれらの既存研究とは異なる．

すなわち本研究の基礎となる仮説は，過去の自分の今現在とは異なる嗜好を推薦システムが記憶してくれていたとユーザーが感じることで，従来の推薦システムよりも自分の深い部分がより理解されているという感覚をユーザーが感じることができるのではないかというものである．

ⓒ 2023 Information Processing Society of Japan

4. 実験

4.1 提案システムの概要

我々が提案する推薦システムを構築する上で，推薦するコンテンツのカテゴリーを決定づけなくてはならない．例えば，ユーザーの嗜好の楽曲を推薦するのであれば，そのカテゴリーを決定する特徴量として，音階，音高，リズムなどがある[18]．また，ユーザーに合うファッションコーディネートを推薦する場合には，特徴量として衣服の画像に対する，色，テクスチャ，形状などがある[19]．本研究では，部屋の雰囲気を推薦する上で用いる特徴量を部屋に対して感じる“触感”で表現する．部屋のムードを構成する要素は，光，音，映像など様々で，温度や光の明度などといった数値的な特徴量だけでは表現しきれない．このような言語化できない感性的な情報を表現する上で，触感オノマトペを用いることが有効であるとされている[20]．そこで本研究でも，部屋のムードを触感オノマトペにより定量化，分類した．また，今回の実験では部屋の雰囲気を変えるコンテンツとし，額縁型映像提示装置に表示した映像を用い，その映像の種類を空間のコンテンツとしてユーザーに推薦する方法を採用した．

4.2 オンライン調査

4.2.1 目的

本実験をする上で，用意したコンテンツをいくつかのカテゴリーに分類する目的で，様々な映像コンテンツの印象評価を行うオンライン調査を実施した．

4.2.2 使用した映像

映像は数種類の幾何学図形が様々方向に移動する映像となっている．映像の特徴量として，図形の形や色，数や大きさ，動く方向や移動速度など，16 次元の変数を用意し，それらをランダムに変化させることによって様々な映像を生成した．Figure 1 は映像の一部を切り取ったものである．

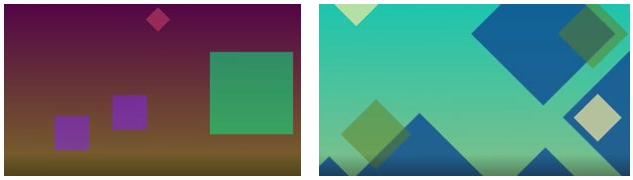

Figure 1　映像の例

4.2.3 調査方法

調査は，Yahoo!クラウドソーシングを用いてウェブ上で参加者を募集した．調査参加者は 1102 名（男性 832 名，女性 270 名，平均年齢 48.71 歳，SD＝10.52）であり，PC かタブレットのいずれかの環境から調査に参加した．参加者は，それぞれの画像ごとに「モコモコ」,「ザラザラ」,「ゴツゴツ」,「サラサラ」,「モフモフ」，「スルスル」の 6 種類の触感オノマトペの中から，最もの画像の印象に合う言葉を選択した．またその画像が美術作品として成立しているかどうかも，2 択の選択肢で尋ねた．調査においては，参加者一人当たり 30 種類の映像に対して回答してもらった．提示する映像は参加者ごとに完全にはランダムではなく，10 種類の映像のセット用意し，参加者をランダムに一つのセットに割り振ることで調査を実施した．

Figure 2 オンライン調査における参加者から見た画面の例

4.2.4 オンライン調査の結果

一つの映像データに対してすべての触感の特徴量毎に平均値を出し，6 次元の触感オノマトペのデータがラベルされた 300 種類の映像データを入手した．得られた 6 次元の映像データは x-means 法と呼ばれる手法を用いてクラスタリングを行った [21][22].

x-means 法を用いたクラスタリングにより，5 つのクラスターを抽出した．Figure 3 は各クラスターとその要素数を表したグラフである．また Figure 4 は，クラスター毎に色分けした 6 つの触感に対する 2 次元の主成分分析結果である．この際の PC2 までの累積寄与率は 68.5%であった．

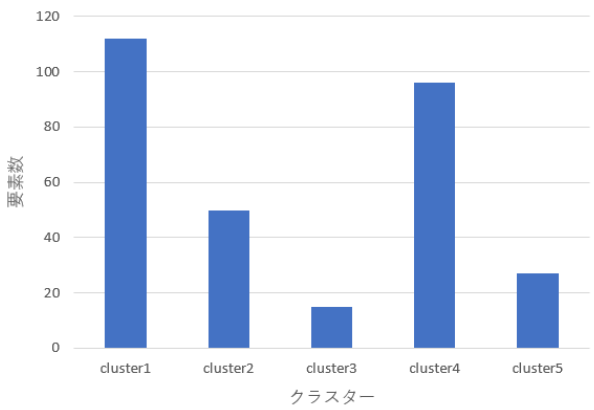

Figure 3 各クラスターとその要素数

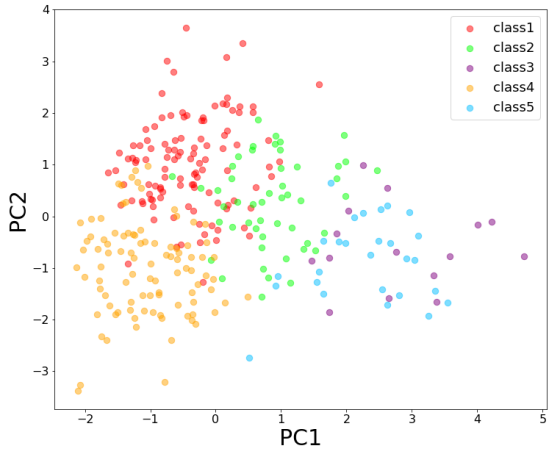

Figure 4 クラスター毎に色分けした
6 つの触感に対する 2 次元の主成分分析結果

4.3 実験事前調査：嗜好の映像の調査

4.3.1 目的

実験参加者がどのような嗜好をもっているのか，その多面性をシステムが記憶する為の実験を行った．参加者にはオンライン調査で使用した映像の一部を提示し，それぞれの映像が好みかどうかを回答してもらうことで，どのような多面的自己を参加者が有しているのかを定量化した．

この調査においては，参加者は実際に室内で額縁型映像提示装置に提示される映像を鑑賞し，それぞれの映像について評価を行った．

4.3.2 実験参加者

16 名の参加者を対象に大学の実験室で対面実験を行った．平均年齢は 21.4 歳（SD=1.75 歳） であり，男性 9 名，女性 7 名であった．すべての参加者は，実験前に課題内容についての十分な説明を受け，同意書にサインをした参加者のみが実験に参加した．

4.3.3 実験手順

① 4.2.6 で示した各クラスターとその要素数のデータを用いて，それぞれのクラスターから同じ数だけランダムに映像データを選んだ．映像の数は，最も要素数の小さかった Cluster 3 の 15 個に合わせた．

② 各クラスターから 15 個選び，合計 75 個の映像をランダムな順番で額縁に表示する．提示される映像は 1 つに対し 1 分間再生した．

③ 一つの映像が再生された後，Figure 5 のような画面が額縁に表示され，直前に再生されていた映像が嗜好の映像であったかを Figure 6 のような手元のボタンで選択させた．

④ 「映像再生」→「嗜好か選択」を合計 75 回繰り返した．

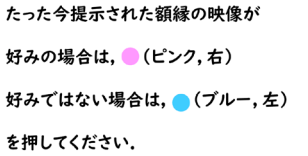

Figure 5 好みの映像かどうか選択させる際の画面

Figure 6 手元のボタン

4.3.4 実験事前調査の結果

この調査の結果，参加者の嗜好は複数のクラスターに渡って多面的に存在していること，また参加者間で異なる嗜好の分布を有していることが分かった（Figure 7）．

被験者	Cluster1	Cluster2	Cluster3	Cluster4	Cluster5
subject1	19%	13%	31%	22%	16%
subject2	24%	34%	3%	28%	10%
subject3	22%	11%	22%	22%	22%
subject4	8%	22%	24%	24%	22%
subject5	20%	22%	7%	29%	22%
subject6	27%	20%	27%	14%	12%
subject7	24%	22%	19%	17%	19%
subject8	23%	8%	27%	25%	17%
subject9	27%	12%	18%	24%	18%
subject10	19%	19%	22%	26%	15%
subject11	19%	10%	42%	13%	16%
subject12	17%	17%	25%	8%	33%
subject13	19%	6%	50%	6%	19%
subject14	14%	29%	11%	18%	29%
subject15	14%	24%	5%	29%	29%
subject16	11%	16%	18%	29%	26%

Figure 7 好みの総映像数に対して各クラスターが占める割合

4.4 システム評価実験：単一的自己を考慮したシステムと多面的自己を考慮したシステムの比較

4.4.1 目的

実験事前調査で得たデータをもとに空間コンテンツを推薦するシステムを作成し，単一的自己を考慮した従来型の推薦システムと比較した．参加者は実験事前調査と同一であり，事前調査とは別日にシステム評価実験に参加した．

4.4.2 インターフェイス

実験に際し選択肢を提示する装置として，Microsoft 社が提供するヘッドマウントディスプレイ，Microsoft HoloLens 2 を使用した．ディスプレイ内に投影する映像は Unity Software Inc が提供する Unity5 を用いて作成し，選択肢として推薦される映像と，推薦してくれている要素として，蝶をモチーフにしたエージェントが出現するように構成した．参加者ごとに単一的自己を考慮した手法と多面的自己を考慮した手法を比較する実験のため，それぞれ推薦手法が異なることを示す上でエージェントの色は青と赤の二色を用意した（Figure 8）．

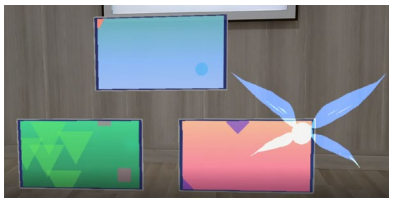

Figure 8　参加者側からの視点
（エージェント：青色）

4.4.3 単一的自己を考慮したシステムの仕組み

単一的自己を想定した従来型の推薦システムのアルゴリズムを以下に記述する．このシステムでは多面的自己を考慮した手法と比較するために，過去の嗜好履歴を考慮に入れない．映像を選択していく毎にそのクラスターが次の選択肢に入る確率を増加させるアルゴリズムとなっている．

① 一様分布で 3 つのクラスターを決定する．
② 選ばれたクラスター毎に，一様分布で映像データを決定し，選択肢として Hololens2 上に映し出す．
③ 選択した画像は額縁に瞬時に映し出される．再生時間は 1 分間である．
④ 選択された映像データから，次の選択肢 3 つを決定する．決定の仕方を以下に示す．
　(ア) 選択されたデータが属するクラスターを Cluster k ($k \in N \mid 1 \leqq k \leqq 5$) とする．
　(イ) 各クラスターの評価値 $C_k(i)(i \in N \mid 0 \leqq i \leqq 19)$ を，パラメータbを用いて下記の式で更新する．

$$C_k(i) = C_k(i-1) + \exp(-l_k) * b$$

　ここで i は施行回数，l_kは，選択されたデータと，それが属するクラスターの中心座標 （Figure 9)）との距離である．
　(ウ) この評価値に基づき，各クラスターの選択確率 $P_k(i)$ を，正規化指数関数を用いて下記の式で更新する．

$$P_k(i) = \frac{exp(C_k(i))}{\sum_{1<k<5} exp(C_k(i))}$$

　(エ) クラスターごとの選択確率 P_kを用いて，次の選択肢のクラスターを 3 つ決定する．
⑤ ②に戻る．$i = 20$ になっていれば終了とする．

4.4.4 多面的自己を考慮したシステムの仕組み

次に提案する推薦システムについて述べる．このシステムでは映像コンテンツの選択肢 3 種類のうち， 2 つの選択肢は単一的自己を考慮した従来のシステムで決定する.そして 残り 1 つの選択肢は下記のアルゴリズムで決定する．

① 事前調査で得た参加者の嗜好の分布をもとに，参加者ごとに嗜好であるクラスター上位 3 つを決定する.3 番目に好きなクラスターが複数あった場合はその中からランダムに決定することとした．
② 参加者が選択したデータと，嗜好のクラスターの中心座標の距離を計算する．
③ その距離の中で，最も値が大きいクラスターを次の選択肢の一つのクラスターとする．
④ 選ばれたクラスターから一様分布で映像データを決定する．

	モコモコ	ザラザラ	サラサラ	ゴツゴツ	モフモフ	スルスル
Cluster1	0.0785	0.0908	0.266	0.122	0.0683	0.373
Cluster2	0.216	0.0631	0.195	0.0802	0.127	0.317
Cluster3	0.19	0.0941	0.243	0.0288	0.258	0.184
Cluster4	0.086	0.0999	0.17	0.294	0.0572	0.292
Cluster5	0.368	0.368	0.133	0.0512	0.192	0.213

Figure 9 各クラスターの中心座標

4.4.5 両システムの概念図

二つのシステムの概念図を示しておく．

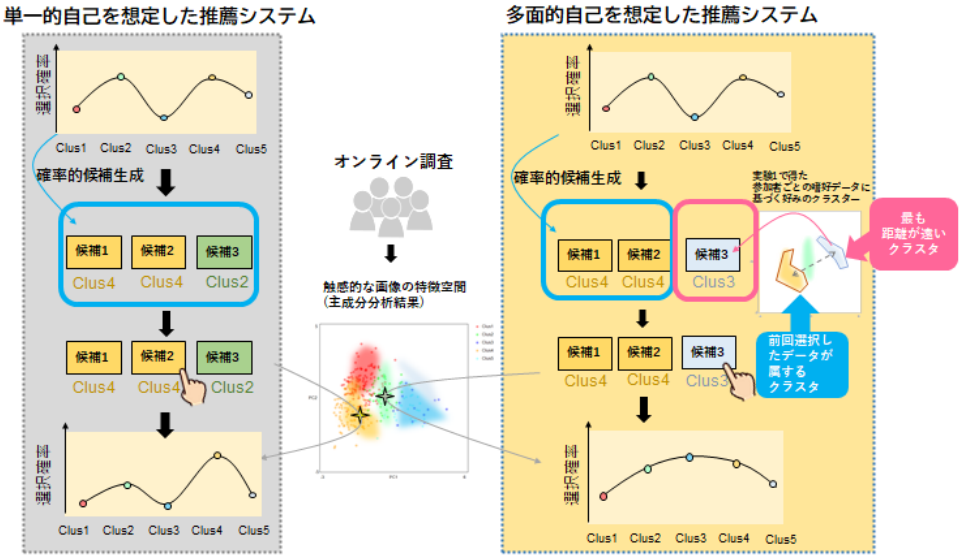

Figure 10 両システムの概念

4.4.6 実験手順

この実験は，事前調査を同じ部屋において行った．実験の手順は下記であった．

① 2 つの推薦システムのうち 1 つを体験してもらう．（カウンターバランスを整えるために参加者ごとに順番を変えている．）
② 1 つめのシステムに対するアンケート（事後アンケート 1:Table.1）に回答してもらう．
③ もう片方のシステムを体験してもらう．
④ 2 つめのシステムに対するアンケート（事後アンケート 1 : Table.1）と，それらの比較に関するアンケート（事後アンケート 2 : Table.2）に回答してもらう．

Table 1　事後アンケート 1

	質問内容	回答方式
Q1	今体験していただいた「システム」の満足度はどの程度ですか.	7 段階リッカート
Q2	今体験していただいたシステムが推薦した「画像」の満足度はどの程度ですか.	同上
Q3	今体験していただいたシステムは，あなたの「好みをどれだけ理解してくれている」と思いますか	同上
Q4	今体験していただいたシステムは，あなたの「心にどれくらい寄り添っている」と思いますか	同上
Q5	今体験していただいたシステムは，「どれだけ優れている」と思いますか.	同上
Q6	今体験していただいたシステムを使うことで，「自分のなかの新たな一面」を知ることが出来たと思いますか.	同上

Table 2　事後アンケート 2

	質問内容	回答方式
Q1	どちらのシステムのほうが「満足度が高かった」でしょうか.	1 回目/2 回目
Q2	どちらのシステムのほうが「あなたの好みを理解」してくれていましたか.	同上
Q3	どちらのシステムのほうが「あなたに寄り添って」くれていましたか.	同上
Q4	印象や感想を自由に記述してください	自由記述

4.4.7 実験 2 の結果と考察

① J.S.divergence の結果から読み取れる考察

ここでは,実験 1 にて得られた,参加者ごとの全体の嗜好の映像数に対して各クラスターが占める割合（Figure.7）と,実験 2 における最終的な各クラスターの選択確率$P_k(20)$の二つを離散確率分布と見た時の，それらの類似度を J.S.divergence という尺度を用いて分析した. J.S.divergence は二つの離散確率分布がどれほど類似しているかの指標として用いられ，その値が小さいほど類似度は高い（両者が同じ分布となる場合にのみ値は 0 となる）.

本実験では，推薦の方法（単一的自己,多面的自己）によって，$P_k(20)(k \in N \mid 1 \leqq k \leqq 5)$ と全体の嗜好の映像数に対して各クラスターが占める割合の類似度が異なるか，両推薦手法間で Wilcoxon の符号付き順位検定によって検討したところ，有意な傾向がみられた.（Wilcoxon signed-rank test = 30.00，z = 1.965，p =.049，r =.49）

つまり推薦の方法により類似度が異なることが示された. この結果から，提案手法の方が実験 1 の結果を踏襲し，参加者それぞれの潜在的な嗜好の分布を反映させた推薦が可能になっていると示唆された.

② 選択確率P_kのエントロピーから読み取れる考察

Figure 11 は，施行回数と，参加者全員の選択確率に対するエントロピーを計算し平均を取った値の対応関係を示した図である．単一的手法の場合は徐々に選択確率のエントロピーが一定のペースで低くなっていることがわかる．つまり，最終的には確率がある一定のクラスターに収束し，選択肢に表れる映像データが一つのクラスターに偏る傾向が強いということがわかる．一方，多面的手法は 9-10 施行目程度で一定のペースから遠のき，エントロピーを保とうと振舞うことが分かる．これは，過去の嗜好データを考慮してある提案手法を用いると，参加者は，実験中のある段階で，選択肢のクラスターの収束に抗い，違ったクラスターの映像にも興味を向ける，すなわち多面的自己を反映した結果となったと考える．序論でフィルターバブル現象の事例を挙げたが，提案した多面的手法は，他の種類の映像を見ることを遮らない推薦システムであることが示唆された.

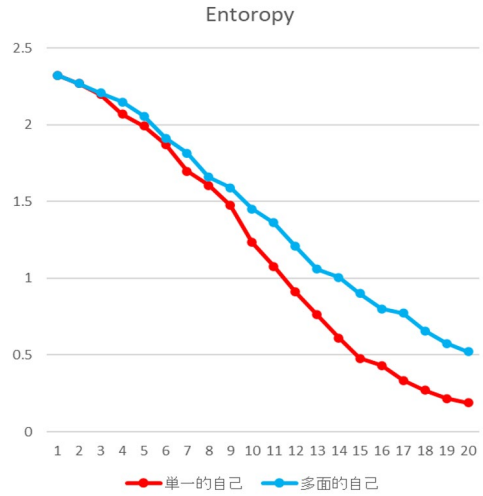

Figure 11 選択確率に対する平均エントロピーの推移

③ 実験後のアンケートから読み取れる考察

Figure.12, 13 は事後アンケートの結果である．前者の結果は 7 段階リッカート尺度で，両システムの絶対的な評価となっており，評価の高い方の値に色付けを行った．アンケートの結果，2 つのシステムの印象評価に有意な差はみられなかった．後者の両システムの比較に関するアンケート結果では，過半数の場合で提案システムの高い評価が得られた．よって，多面的自己を尊重したシステムは，単一的自己のシステムに比べて有効な評価を獲得したといえる.

	システムの満足度		推薦した画像の満足度		好みの理解		心に寄り添っている		システムが優れている		自分のなかの新たな一面	
	単一的自己	多面的自己	単一的自己	多面的自己	単一的自己	多面的自己	単一的自己	多面的自己	単一的自己	多面的自己	単一的自己	多面的自己
S1	6	7	6	7	5	7	5	6	5	7	6	5
S2	6	6	5	5	5	5	5	6	6	5	2	3
S3	7	7	5	7	6	6	6	6	7	7	3	3
S4	3	6	6	6	6	6	4	4	6	6	3	6
S5	6	4	6	4	6	6	6	6	6	5	5	5
S6	3	6	3	6	5	7	4	5	5	6	1	6
S7	5	5	5	4	5	5	5	5	5	5	4	5
S8	6	4	5	4	5	3	5	5	5	4	4	4
S9	7	6	6	6	5	5	5	5	6	5	3	1
S10	7	7	5	6	6	7	5	5	7	7	6	5
S11	6	5	5	5	5	6	4	5	5	7	6	3
S12	7	6	7	5	6	5	5	7	7	6	5	5
S13	6	3	6	3	7	5	7	5	7	5	4	1
S14	6	6	4	6	4	7	3	5	5	6	5	5
S15	6	6	5	5	6	5	6	5	6	6	4	4
S16	5	5	3	5	3	5	3	2	3	5	4	2

Figure 12　事後アンケート 1 の結果

性別	年齢	満足度	「好みを理解」	「寄り添い」
男性	22	提案システム	提案システム	提案システム
男性	23	提案システム	コントロール	コントロール
男性	22	提案システム	提案システム	提案システム
男性	23	提案システム	提案システム	提案システム
男性	23	提案システム	提案システム	提案システム
男性	23	コントロール	コントロール	コントロール
男性	19	提案システム	提案システム	提案システム
男性	20	コントロール	コントロール	コントロール
男性	23	提案システム	提案システム	提案システム
女性	23	提案システム	提案システム	提案システム
女性	23	コントロール	コントロール	コントロール
女性	19	コントロール	コントロール	提案システム
女性	19	コントロール	コントロール	コントロール
女性	19	提案システム	提案システム	提案システム
女性	21	コントロール	コントロール	コントロール
女性	20	提案システム	提案システム	提案システム

Figure 13　事後アンケート 2 の結果

5. まとめ

本研究の目的は，ユーザー自身の多面性（多面的自己の存在）に着目し，ユーザーの過去の選択履歴を記憶しておき，環境や時間によって移り変わっていく多面的なユーザーの嗜好に対応できるような推薦システムの構築，それにより，利用者にシステムに理解されている感覚，寄り添われている感覚を生み出すことであった.第四章第一節では，生成した映像を，触感を用いて分類するためにオンラインでその印象を調査し，その分析を行った．また，第二節で実験参加者に対する各個人の嗜好データの調査，第三節で単一的自己のみを考慮した推薦，多面的自己を考慮した推薦の比較を行った.その結果，提案システムは一部の参加者の場合を除いて，参加者の多面性を考慮できるものとなり，概ね狙い通りのシステムを構築できたと言える結果となった．また，その後のアンケート調査では，過半数の割合で，提案手法を支持する回答が得られた．エントロピーや J.S.divergence の結果から，多面的自己を考慮するシステムの可能性を担保できる結果といえる．今後はこのシステムを映像コンテンツだけでなく異なるモダリティのコンテンツにも応用し，その有効性について検討していきたい．

謝辞

本研究は，大阪大学とダイキン工業の包括連携による共同研究として，ダイキン工業からの支援により実施した．

参考文献

[1] 杉山翔吾 廣康衣里紗まり 野村圭史 林正道 四本裕子（2021） 外出規制が孤独感・不安・抑うつに及ぼす影響――日本在住者を対象とした縦断的研究――，心理学研究，92, pp397-407

[2] Fromm-Reichmann， F. 1959 Loneliness. Psychiatry，22，1-15.

[3] 内閣府（2018）：平成 30 年版高齢社会白書（全体版）；第 1 章第 1 節 ¥url{https://www8.cao.go.jp/kourei/whitepaper/w2018/html/zenbun/s1_1_3.html, 2020.9.18}, 2020.9.18 1_3.html, 2020.9.18, 2020.9.18

[4] 武田英明 （国立情報学研究所）”多面的自己型社会システムによる AI 共存社会の枠組みに向けて ”， 総務省学術雑誌『情報通信政策研究』 第 5 巻第 1 号

[5] N. Ramakrishnan，“ PIPE: Web personalization by partial evaluation, ”IEEE Internet Comput.， vol.4， no.6， pp.21-31， 2000.

[6] D. Riecken“Personalized views of personalization”Commun. ACM, vol.43, no.8, pp.26–158, 2000.

[7] 笹原和俊, Giovanni Luca Ciampaglia, Alessandro Flammini, Filippo Menczer. エコーチェンバーの生成ダイナミクス, The 31st Annual Conference of the Japanese Society for Artificial Intelligence, 2017

[8] Del Vicario， M.， Bessi， A.， Zollo， F.， Petroni， F.， Scala， A., Caldarelli, G.Stanley, H. E., and Quattrociocchi, W.: The spreading of misinformation online, Proc. Natl. Acad. Sci. U.S.A., Vol. 113, No. 3, pp.554–559 （2016）32

[9] Eli Pariser : The Filter Bubble : What The Internet Is Hiding From You, Penguin, UK（2011）

ⓒ 2023 Information Processing Society of Japan

[10] イーライ・パリサー， 井口 耕二: 閉じこもるインターネット――グーグル・パーソナライズ・民主主義， 早川書房, 2012
[11] D. Goldberg, B.M. Oki， and D. Terry, “ Using collaborative filtering to weave aninformation tapestry, ”Commun. ACM, vol.35, no.12, pp.61–70, 1992.
[12] P. Resnick, N. Iacovou, M. Suchak, P. Bergstorm, and J. Riedl，“ GroupLens: An open architecture for collaborative filtering of netnews，”Proc. ACM1994 Conference on Computer Supported Cooperative Work, ACM, pp.175–186, 1994.
[13] U. Shardanand and P. Maes，“ Social information filtering: Algorithms for automat-ing“ Word of Mouth ”, ”Proc. CHI ’95, pp.210–217, 1995
[14] W. Hill, L. Stead, M. Rosenstein, and G. Furnas, “ Recommending and evaluating choices in a virtual community of use， ”Proc. CHI ’95， pp.194–201, 1995.
[15] 神嶌敏弘，“推薦システムのアルゴリズム”，人工知能学会誌, Vol.22, No.6, pp.826–837 （2007）.
[16] Ziegler, C., McNee，S.， Konstan，J.， and Lausen，G.， “ Improving Recommendation Lists Through Topic Diversification ”， Proceedings of the 14th international conference on World Wide Web， pp.22–32（2005）.
[17] 加藤由花，川口賢二，箱崎勝也，“ オンラインショッピングを対象とした正確性と意外性のバランスを考慮したリコメンダシステム，” 情処学論，vol.46， no.SIG13（TOD 27）， pp.53–64, 2005.
[18] 土橋佑亮， 片寄晴弘， ” SOM を用いたベース欄からの音楽カテゴリ解析 ”，社団法人 情報処理学会 研究報告
[19] 岩田具治，渡部晋治，澤田宏 ” ファッション雑誌を用いたコーディネート推薦システム ”，日本電信電話株式会社 NTT コミュニケーション科学基礎研究所 33
[20] 坂本真樹， & 鈴木宏昭. （2019）. 五感を探るオノマトペ―「ふわふわ」と「もふもふ」 の違いは数値化できる―（共立スマートセレクション= Kyoritsu smart selection 29）. 共立出版.
[21] Dan Pelleg, Andrew W Moore, et al. X-means: Extending k-means with efficient estimation of the number of clusters. In Icml, Vol. 1, pp. 727–734, 2000.
[22] 石岡恒憲. クラスター数を自動決定する k-means アルゴリズムの拡張について.応用統計学, Vol. 29, No. 3, pp. 141‐149, 2000.

ⓒ 2023 Information Processing Society of Japan