

推薦エンジンの切り替え機能が推薦性能への知覚と信頼に与える影響に関する分析

山田 真¹ 天井里咲² 徳山陽祐² 佃 洗撰³ 濱崎雅弘³
後藤真孝³ 土方嘉徳^{1,2}

概要: 人々の興味/嗜好に基づき、その人に適合した楽曲や動画などのコンテンツやオンライン市場の商品を提示する推薦システムが多くのサービスに導入されている。ユーザが推薦システムを継続して利用するには、ユーザが推薦システムを信頼していることが前提になると考えられる。しかし、推薦システムにどのような機能を導入すれば、推薦システムへの信頼が向上するのかは明らかになっていない。また信頼は、推薦システムへの個々の性能への評価(知覚)と関連すると思われるが、推薦システムの機能がそのような知覚に影響するかどうかはわかっていない。そこで本研究では、4つの推薦エンジンを切り替えることができる機能を導入した際に、この機能の有無が、推薦性能への知覚と推薦システムへの信頼に影響するかどうかを、心理学実験により明らかにした。具体的には1回目に切り替え機能なしを利用して、2回目に切り替え機能ありを利用した場合に、透明性が向上し、信頼に関連する再利用意図と態度(満足度)が向上した。

キーワード: 推薦システム, 推薦エンジン, 切り替え機能, 信頼形成, 心理学実験

1. はじめに

インターネットの普及に伴い、多くのサービスでレコメンド(情報推薦)機能が導入されている。レコメンドとは、ユーザの興味や嗜好に基づいて、楽曲・動画・商品などのアイテムを選び提示する機能であり、これを自動で行うのが推薦システムである。従来の研究では推薦精度の向上が主な焦点とされてきたが、推薦精度の高さが必ずしも良好なユーザ体験に直結するとは限らず、ユーザビリティの改善が重視されてきている[1]。とりわけ、ユーザが推薦結果を受け入れる(受容する)か否かは、推薦の便益があったかを判断する手がかりになるため、サービス提供者やアイテム提供者にとって重要な課題である[2]。また、ユーザの受容につながるかどうかは、推薦システムに対する信頼が重要である[3, 4]。

一方で、近年では推薦結果を受け入れすぎていることも懸念されている。例えば、YouTube では、推薦結果への過信を測定することを目指した心理尺度の開発の研究において、推薦結果をかなり受け入れる傾向のあるユーザが一定数存在することが確かめられている[4]。また Pariser は、推薦結果への過信が発生することにより、ユーザがアイテムを見つける積極性や、アイテムを自ら選択しようとする自己決定力が低下する恐れがあると指摘している[5]。このような自己決定力が低下すると、悪意のある者による誘導や、アルゴリズムがもたらすバイアスに気付かないリスクがある。したがって、ユーザが推薦システムを信頼しつつも過信していないかどうかを見極めることが重要である。そして、信頼と過信のバランスを適切に保つためにも、どのような機能が適切な信頼の形成に貢献するのかを明らかにする必要がある。

そこで本研究では、推薦システムのどのような機能が、推薦

システムへの信頼形成につながるのかを、心理学実験により明らかにする。ここで信頼は、人や組織、システムなどへの、総合的なポジティブな態度であるとみなすことができるが、これがどのような心的状態から引き起こされているのであろうか。心理学においては他属性態度理論[6]のように、対象に具体的な属性を挙げ、それが総合的な態度に対する寄与度と、対象がその属性を持つと考える信念から得られるとする考え方がある。そこで我々は、中間的な心的状態として、推薦システムの具体的な性能を評価観点として捉え、それらに対してユーザがどれだけ知覚しているか(すなわち評価しているか)を導入する。

著者らは、このような推薦システムに対する人々の信頼形成のプロセスを、推薦システムの「機能(Function)」の層と、「知覚(Perception)」の層、「信頼(Trust)」の層の3つの層の関係として独自にモデル化し、これを各層の頭文字をとって「FPT モデル」と名付けて、信頼に至る心理プロセスについて調査してきた[7]。本研究でも、このモデルに従い、どのような機能が、ユーザの推薦システムへの知覚や信頼に影響するかを明らかにする。ここで、性能の評価観点が知覚に相当する。

推薦システムへの信頼の心的プロセスについて、これまでいくつか研究が行われてきており、それらではユーザが知覚する便利さや使いやすさ(後述する TAM の PU, PEOU)、透明性などが中間的な心的状態として取り上げられ、それらがユーザの信頼に与える影響が調査されてきた[8, 9]。本研究と、これらの研究との違いは、推薦機能の違いを考慮した点と、これらの研究で扱われてきた中間的な心的状態のすべてを扱っている点である。また、著者らの先行研究[7]との違いは、先行研究では5つのフェーズで構成される実験の一部のフェーズに限定して統計的検証を行っていたが、本報告では実験の全てのフェーズを考慮して統計分析を行っている点である。

1 兵庫県立大学
University of Hyogo
2 関西学院大学
Kwansei Gakuin University

3 産業技術総合研究所
National Institute of Advanced Industrial Science and Technology (AIST)

このような信頼に至る心的プロセスを検証するにあたり、どの「機能」を選択するかは重要である。推薦システムがどのアイテムをユーザに提示するかは、推薦アルゴリズムが決定する。推薦アルゴリズムには、協調フィルタリングやコンテンツに基づくフィルタリングなど多くのアルゴリズムが提案されてきたが[10]、これらの違いにより、ユーザに提示されるアイテムも変化する。そこで我々は、FPT モデルの機能の層には、推薦エンジンが提示する結果をユーザ自身が切り替えることができる「推薦エンジンの切り替え機能」を採用した。なお、推薦システムにおける推薦エンジンとは、ユーザに対して何らかの観点で適切なアイテムを推薦するための推薦モデルを意味し、推薦エンジンの切り替え機能とは、複数の異なる推薦モデルから任意の一つを選んで使用することができる機能を意味する。推薦エンジンの切り替え機能を備えた推薦システムは、後述するKiiteのような例外を除いて一般的には提供されていないが、そうしたシステムがユーザの推薦システムに対する信頼形成に寄与することが明らかになれば、学術面と産業面の両方で貢献できると考え、本稿では推薦エンジンの切り替え機能に着目した。

次に、FPT モデルの知覚の層には、

- 消費者行動研究で新技術を用いたシステムやサービスへの消費者の受容の心理プロセスをモデル化した TAM (Technology Acceptance Model) における PU(便利さ)と PEOU(使いやすさ)[11]、
- 推薦システムへの信頼分析の研究で TAM と併せて用いられてきた透明性と制御感[9]、
- 社会心理学における信頼研究の代表的なモデルの 1 つである構造的信頼モデル (Organizational Trust Model)での信頼信念の構成因子である能力 (Competence)、親切性 (Benevolence)、公平性 (Integrity)

を採用した。

最後に、FPT モデルの信頼の層では、初めて使用する推薦システムに対してユーザが抱く総合的な態度を測定することにした。そのような態度を測定する尺度として、「再利用意図」「態度(満足度)」「総合的な信頼性尺度」の 3 つを採用した。

本稿では、音楽推薦を対象にユーザ実験を実施し、FPT モデルの妥当性を検証した。妥当性の検証では、以下の 3 つの学術的な問い (RQ) に答えることを目的とした。

RQ 1: 推薦エンジンの切り替え機能の有無により、推薦性能への知覚は異なるか。

RQ 2: 推薦エンジンの切り替え機能の有無により、推薦システムに対する信頼は異なるか。

RQ 3: 推薦システムに対する信頼は、推薦性能への知覚から予測可能か。

2. 実験方法

2.1 実験に使用する推薦システム

本研究では、推薦エンジン切り替え機能を有する音楽発掘サービス「Kiite」^aを用いて実験を行う。Kiite は、産業技術総合研究所とクリプトン・フューチャー・メディア株式会社が共同で開発し、一般ユーザ向けに公開・運用しているシステムである。Kiite で再生可能な楽曲は、動画コミュニティサービス「ニコニコ動画」^b上の歌声合成楽曲である。2025 年 8 月の時点で 55 万曲以上の楽曲を Kiite 上で再生できる。Kiite では 2022 年 11 月 22 日から推薦エンジンの切り替え機能[12]を提供している。Kiite において実験に不要な情報を非表示にするなどして一部インタフェースを変更した推薦システムを実験用に用意した(図 1)。なお、一般ユーザには、この実験システムは非公開である。

Kiite の音楽推薦システムでは、切り替え可能な推薦エンジンとして「バランス重視」「人気度重視」「楽曲類似度重視」「クリエイタ重視」の 4 つを提供しており、Kiite ではそれぞれを「推薦モード」と呼んでいる。「人気度重視」の推薦モードでは、楽曲に対するユーザの好みとの適合・不適合(後述のサムアップ・サムダウン)のフィードバックを利用することで、協調フィルタリングに基づく推薦のように、推薦対象のユーザと好みが類似した他の多くのユーザが好む楽曲を重視して推薦する。「楽曲類似度重視」の推薦モードでは、楽曲の音響特徴量を利用することで、コンテンツの内容に基づく推薦のように、推薦対象のユーザが好む楽曲と音響特徴量の類似した楽曲を重視して推薦する。「クリエイタ重視」の推薦モードでは、楽曲のクリエイタ情報を利用することで、知識に基づく推薦のように、推薦対象のユーザが好む楽曲のクリエイタが創作した楽曲を重視して推薦する。「バランス重視」の推薦モードでは、これら 3 つの要因をバランスよく考慮して楽曲を推薦する。推薦手法の詳細は他ら[12]の文献を参照されたい。

推薦システムでは、これら 4 つの推薦モードが 4 つのトグルボタンで表示されており(図 1(A))、ボタンをクリックして切り替えると、その推薦モードに対応する推薦結果(図 1(B))が表示される。推薦結果中の楽曲をクリックすると、その楽曲が再生される。

2.2 実験手順

実験は対面形式で行い、実験参加者には 5 つのフェーズ(「学習フェーズ」「推薦フェーズ 1」「推薦フェーズ 2」「推薦フェーズ 3」「推薦フェーズ 4」)に分けて Kiite を使用してもらった。学習フェーズでは、実験参加者の楽曲に対する好みの評価データが一切存在しない状態から始まるため、Kiite 上のユーザの間で人気度の高い楽曲、および、それらと音響が類似した楽曲やクリエイタが共通した楽曲に基づいた推薦結果が実験参加者には表示される。この段階では、すべての実験参加者に同一の楽曲が提示される。また、学習フェーズでは実験参加者の楽曲に対する好みのデータを収集することが目的であるため、

a <https://kiite.jp>

b <https://www.nicovideo.jp>



図 1 左図: 推薦エンジン切り替え機能あり, 右図: 推薦エンジン切り替え機能なしの推薦システムのインタフェース

推薦エンジンの切り替え機能がなく、「バランス重視」の推薦モードの推薦結果のみが提示される推薦システムを用いた(図 1 右側のインタフェース). 実験参加者は推薦された各楽曲を聴き、好みに合っていれば「サムアップ(図 1(C))」を、好みに合っていないければ「サムダウン(図 1(D))」をクリックして、好みをフィードバックする。推薦された楽曲は任意の順番で聴いてよく、フィードバックをするかしないかも任意である。

推薦フェーズ 1 以降では、前のフェーズ(例えば推薦フェーズ 1 であれば、前のフェーズは学習フェーズ)までに取得した実験参加者のフィードバックに基づいて推薦結果が 4 つの各推薦モードに対して生成され、実験参加者の好みに合った楽曲が推薦される。なお、Kiite の推薦システムの仕様上、ユーザの好みを学習して推薦結果が更新されるのは 1 時間に 1 回であるため、各フェーズでは、実験参加者には 20 分間推薦システム上で楽曲へのフィードバックを行ってもらい、その後 40 分間の休憩を取ってもらうというのを繰り返した。

また本実験では、実験参加者には推薦システムへの総合的な態度や推薦性能への知覚を尋ねるが、何らかの比較対象がないと推薦システムに対する評価をしづらい可能性があることから、すべての実験参加者に、推薦エンジン切り替え機能がある推薦システム(図 1 左側のインタフェース)と、推薦エンジン切り替え機能がない推薦システム(図 1 右側のインタフェース)の両方を使用してもらった。そして、実験参加者間比較を可能にするため、実験参加者を 2 つの群に分けた。1 群目の実験参加者は、推薦フェーズ 1 および 2 では「切り替え機能あり」の推薦システムを使用し、推薦フェーズ 3 および 4 では「切り替え機能なし」の推薦システムを使用した(A 群と呼ぶ)。2 群目の実験参加者は、これとは逆に、推薦フェーズ 1 および 2 では「切り替え機能なし」の推薦システムを使用し、推薦フェーズ 3 および 4 では「切り替え機能あり」の推薦システムを使用した(B 群と呼ぶ)。こうすることで、実験参加者間比較と実験参加者内比較の両方が可能な実験デザインとした。

2.3 質問紙調査

推薦フェーズ 2 の終了時点および推薦フェーズ 4 の終了時

点に、推薦システムに対する評価を尋ねる心理的データを収集するため、Google Forms を用いた質問紙調査を実施した。なお、推薦フェーズ 2 の終了時点の質問紙調査では、推薦フェーズ 1 と 2 で使用した推薦システムを対象に回答し(質問紙調査 1 回目とする)、推薦フェーズ 4 の終了時点の質問紙調査では、推薦フェーズ 3 と 4 で使用した推薦システムを対象に回答するものとした(質問紙調査 2 回目とする)。

実験参加者は、TAM の PU と PEOU[9, 13, 14]、透明性[9, 15]、制御感[9]、能力と親切性、公平性[8, 16]などの従来研究で妥当性が検証されている推薦システムの性能に対する知覚の尺度を測定するための質問に回答した。ここで、各尺度は以下のような意味を持つ。

- PU (Perceived Usefulness): 技術(本研究では推薦システム)がどれだけ役に立つと感じているか。
- PEOU (Perceived Ease of Use): 技術をどれほど容易に使えると感じているか。
- 透明性 (Transparency): 推薦システムがどのように推薦結果を生成したのか、なぜその推薦結果が出力されたのかを理解していると感じているか。
- 制御感 (Control): 推薦システムを制御可能と感じているか。
- 能力 (Competence): 推薦システムがどれほどお薦めする能力が高いと知覚しているか(お薦めをするアイテムのドメインに関する知識の有無も含む)。
- 公平性 (Integrity): 推薦システムが、どれだけ誠実に公平な推薦をしていると知覚しているか。
- 親切性 (Benevolence): 推薦システムが、どれだけ自分のために推薦をしていると知覚しているか。

また、再利用意図[8, 17]、態度(満足度)[18]、総合的な信頼性尺度[19]という信頼の層の尺度を測定するための質問に回答した。さらに、パーソナリティや調査対象のドメイン(音楽や歌声合成楽曲(VOCALOID 楽曲))への関心などに関する質問にも回答した。すべての質問は、定量的な分析が可能となるよう、7 段階の多肢選択式の形式で設計した。

2.4 実験詳細

実験は2024年9月27日から2024年11月17日の間の19日間で実施した。実験参加者は82名であり、報酬として8000円を支払った。実験参加者は実験実施者が用意したノートパソコンおよびヘッドホンを用いて実験に取り組んだ。本実験は、兵庫県立大学の研究倫理審査委員会で承認済みである。

分析に入る前に、信頼のできない回答とみなされた4名の実験参加者を除外した。その結果、残った78名(A群:38名, B群:40名)の実験参加者の回答を信頼できるものとし、分析を行った。

3. 分析結果と考察

3.1 分析手順

まず、RQ1「推薦エンジンの切り替え機能の有無により、推薦性能への知覚は異なるか」および RQ2「推薦エンジンの切り替え機能の有無により、推薦システムに対する信頼は異なるか」に関して、群内での平均値の差の検定を行った。平均差の検定を行う前に、シャピロウィルク検定を用いて各尺度の正規性を確認し、大半の尺度で正規性が確認できた。そのため、対応のあるt検定を行った。A群とB群では切り替え機能ありのシステムとなしのシステムを使った順番が違うため、A群とB群は別々に分析を行った。

表1に結果を示す。A群は大半の尺度において切り替えの有無による値の差はあまり見られず、PEOU、制御感でのみ有意差が確認された。PEOUと制御感のどちらも、「切り替え機能あり」(1回目)の方が「切り替え機能なし」(2回目)よりも平均値が高かった。また、透明性と能力を除く尺度で、有意ではないが、「切り替え機能あり」(1回目)の方が平均値が高かったことも確認された。一方B群は、再利用意図、態度(満足度)、透明性において有意差が確認された。それら3つのいずれに関しても、「切り替え機能あり」(2回目)の方が「切り替え機能なし」(1回目)よりも平均値が高かった。また、親切性を除く尺度で、有

意ではないが、「切り替え機能あり」(2回目)の方が平均値が高かったことも確認された。両群の結果から、推薦エンジンの切り替え機能があることが実験参加者のシステムに対する知覚や信頼という評価を上げている可能性が示唆された。

次に、RQ3「推薦システムに対する信頼は、推薦性能への知覚から予測可能か」に関して、ステップワイズ法による重回帰分析を行った。信頼の層を構成する尺度である再利用意図、態度(満足度)、総合的な信頼性尺度をそれぞれ目的変数とし、TAM以外の知覚を構成する尺度である透明性、制御感、能力、公平性、親切性を説明変数としたときに採用される説明変数をステップワイズ法にて検証する。TAMのPUとPEOUは、詳細な推薦性能に対する評価ではなく、推薦システム全体への評価として判断されている可能性が高いため、木村ら[20]に倣いTAMは除いた。A群とB群に分けて3つの尺度ごとに分析を行ったが、結果が多いため、本稿では再利用意図と態度(満足度)の結果のみ示す。質問紙調査1回目と2回目の調整済み決定係数を算出したが、2回目の方が高い傾向があった。このことから我々は2回目の質問紙調査の方が信頼できる回答であると判断し、以降では2回目の質問紙調査の結果を示す。

表2と表3はそれぞれA群が推薦エンジンの「切り替え機能なし」のシステムを使った場合の、再利用意図と態度(満足度)を目的変数としたときの結果である。親切性と能力が再利用意図の予測に有意に貢献し、親切性と制御感、公平性が態度(満足度)の予測に有意に貢献した。また、制御感も再利用意図の予測に有意傾向を示した。続いて表4と表5はそれぞれ、B群が推薦エンジンの「切り替え機能あり」のシステムを使った場合の、再利用意図と態度(満足度)を目的変数としたときの結果である。親切性が再利用意図の予測に有意に貢献し、親切性と能力が態度(満足度)の予測に有意に貢献した。

3.2 考察

RQ1に関する結果(表1)から、推薦エンジンの切り替え機能

表 1 各群内の平均値の差の検定 (A 群 n=38, B 群 n=40). † p < .10, * p < .05, ** p < .01, *** p < .001

	平均 (A 群 1 回目) (切り替え 機能あり)	平均 (A 群 2 回目) (切り替え 機能なし)	p 値 (A 群)	平均 (B 群 1 回目) (切り替え 機能なし)	平均 (B 群 2 回目) (切り替え 機能あり)	p 値 (B 群)
再利用意図	5.26	5.08	0.3234	5.49	5.68	0.0226 *
態度(満足度)	5.24	5.17	0.7294	5.47	5.77	0.0405 *
総合的な 信頼性尺度	4.96	4.91	0.7487	5.26	5.47	0.0657 †
PU	4.90	4.89	0.9654	5.42	5.49	0.5469
PEOU	5.92	5.70	0.0354 *	5.86	6.09	0.0502 †
透明性	4.53	4.59	0.6576	4.53	5.01	0.0017 **
制御感	4.27	3.70	0.0007 ***	4.40	4.47	0.7334
能力	4.46	4.50	0.7925	4.78	4.85	0.5986
公平性	5.23	5.16	0.5376	5.50	5.52	0.8551
親切性	5.15	5.03	0.3265	5.40	5.34	0.6488

の有無によって得られる知覚は、切り替え機能の利用の順番により、異なることがわかった。特に表1の A 群(切り替え機能ありの後に切り替え機能なしを体験)において、制御感については推薦エンジンの切り替え機能があるシステムを使ったほうが、平均値が有意に高かったことは、4 つの切り替え機能を自由に自分自身の手を使って操作できることで、推薦システムを制御しているという知覚が生まれたのだと推測できる。また、B 群(切り替え機能なしの後に切り替え機能ありを体験)において、透明性については推薦エンジンの切り替え機能があるシステムを使ったほうが、平均値が有意に高かったことは、使用回数を重ねたことで、よりの確にパーソナライズされた楽曲が推薦されたタイミングで、4 つの推薦モードの切り替え機能を体験することで、それぞれの機能に対する理解や認識をしやすくなったと推測できる。

次に、RQ2 に関する結果(表1)から、推薦エンジンの切り替え機能の有無によって得られる信頼は、切り替え機能の利用の

順番により、異なることがわかった。特に A 群と B 群の両群において、推薦エンジンの切り替え機能があるシステムを使った方が、信頼の層を構成する尺度である再利用意図と態度(満足度)と総合的な信頼性の 3 つすべて平均値が高くなっており、B 群では有意差(総合的な信頼性のみ有意傾向)が見られた。A 群では有意差はなかったものの、切り替え機能が推薦システムに対する信頼に寄与する可能性を示唆している。特に B 群では、「切り替え機能なし」から「切り替え機能あり」に変わったことで、切り替え機能について強く意識され、その利便性(人によっては不便性)に気付いたのかもしれない。これは、4 つの異なる推薦モードが利用できることで、自身が求めている楽曲をより柔軟に探して聴取できるということが、推薦システムに対する再利用意図や態度(満足度)、そして総合的な信頼性を形成する要因となったと推測できる。

最後に、RQ3 に関する結果(表 2~5)から、信頼の層を構成する尺度を目的変数としたときに、知覚を説明変数とすることで

表 2 A 群の質問紙調査 2 回目 (切り替え機能なし) の TAM を除いたステップワイズ法による重回帰分析
(目的変数が再利用意図)。

(F(3, 34), F 値=33.59, 修正済み R²値=0.725, p 値=2.81e-10, * p < .05, ** p < .01, *** p < .001)

	標準化偏回帰係数	標準誤差	t 値	p 値
切片	4.58e-16	8.614e-02	5.32e-15	1.000
親切性	5.383e-01	1.166e-01	4.618	5.341e-05 ***
能力	2.878e-01	1.249e-01	2.304	2.744e-02 *
制御感	1.927e-01	9.906e-02	1.946	6.000e-02

表 3 A 群の質問紙調査 2 回目 (切り替え機能なし) の TAM を除いたステップワイズ法による重回帰分析
(目的変数が態度(満足度))。

(F(3, 34), F 値=50.44, 修正済み R²値=0.800, p 値=1.31e-12, * p < .05, ** p < .01, *** p < .001)

	標準化偏回帰係数	標準誤差	t 値	p 値
切片	-3.305e-16	7.346e-02	-4.5e-15	1.000
親切性	9.286e-01	9.806e-02	9.469	4.627e-11 ***
制御感	3.290e-01	8.570e-02	3.839	5.118e-04 ***
公平性	-2.936e-01	1.067e-01	-2.753	9.406e-03 **

表 4 B 群の質問紙調査 2 回目 (切り替え機能あり) の TAM を除いたステップワイズ法による重回帰分析
(目的変数が再利用意図)。

(F(1, 38), F 値=44.03, 修正済み R²値=0.525, p 値=7.70e-08, * p < .05, ** p < .01, *** p < .001)

	標準化偏回帰係数	標準誤差	t 値	p 値
切片	2.706e-16	1.104e-01	2.45e-15	1.000
親切性	7.326e-01	1.104e-01	6.635	7.696e-08 ***

表 5 B 群の質問紙調査 2 回目 (切り替え機能あり) の TAM を除いたステップワイズ法による重回帰分析
(目的変数が態度(満足度))。

(F(2, 37), F 値=43.99, 修正済み R²値=0.688, p 値=1.66e-10, * p < .05, ** p < .01, *** p < .001)

	標準化偏回帰係数	標準誤差	t 値	p 値
切片	2.22e-16	8.945e-02	2.48e-15	1.000
親切性	5.239e-01	1.512e-01	3.465	1.358e-03 **
能力	3.573e-01	1.512e-01	2.363	2.351e-02 *

予測は可能であることがわかった。特に、表 2～5 のように、親切性という尺度が信頼の層を構成する尺度である再利用意図、態度(満足度)に有意な正の影響を与えていた。親切性に関しては、「ユーザの好みを真摯に考えてくれていると思うか」が質問として含まれており、実験参加者にとってパーソナライズされた楽曲が推薦されたことで親切性の値が上がり、その結果、推薦システムに対する再利用意図と態度(満足度)に正の影響を及ぼしたと推測される。

4. おわりに

本研究では、ユーザが推薦システムに対して信頼を抱く心理プロセスを「機能－知覚－信頼」の 3 つの層で構成される FPT モデルで表現することができるかどうかを、心理学実験で明らかにすることを目指した。実験では、音楽推薦を対象に、推薦エンジンの切り替え機能があるシステムとその機能がないシステムの 2 つのシステムを実験参加者に体験させて、各システムに対する実験参加者の知覚や信頼などを心理尺度で定量的に測定した。

実験の結果、特に推薦エンジンの「切り替え機能なし」から「切り替え機能あり」の順番で利用した実験参加者について、推薦エンジンの切り替え機能があるシステムが、推薦性能への知覚に関する一部の心理尺度と推薦システムに対する信頼のすべての心理尺度を高くすることが明らかになった。どちらの順番で実施した実験参加者も、推薦システムに対する信頼(再利用意図と態度(満足度))は、推薦性能への知覚の尺度の一つである親切性から予測可能であることもわかった。切り替え機能の有無によって、知覚の層で挙げられたすべての心理尺度が信頼の層に影響を与えるわけではなかったが、特定の変数は信頼の層に影響を及ぼしたという結果は、ユーザの信頼獲得を目指した推薦システムを設計するうえで参考になると思われる。

最後に、推薦システムは、現代社会において日常的に利用される技術であり、その信頼性を高めることは、ユーザ体験の向上や利用促進に直結する重要な課題である。本研究の結果が、より信頼性の高い推薦システムの設計や改善に寄与することを期待する。

謝辞 本研究の一部は JST CREST JPMJCR20D4 の支援を受けた。

参考文献

- [1] Konstan, J.A. and Riedl, J.T.: Recommender Systems: from Algorithms to User Experience. *User Modeling and User-Adapted Interaction*, Vol.22, No.1-2, pp.101-123 (2012).
- [2] Matsushima, R., Hijikata, Y., and Berkovsky, S.: Proponents as the Means to Increase the Uptake of Recommendations, *Proc. UMAP'24*, pp.255-260 (2024).
- [3] Berkovsky, S., Taib, R., Hijikata, Y., Braslavski, P., and Knijnenburg, B.: A Cross-Cultural Analysis of Trust in Recommender Systems, *Proc. UMAP'18*, pp.285-289 (2018).
- [4] 土田愛佳, 三輪玲佳, 土方嘉徳, 濱崎雅弘, 後藤真孝: 推

- 薦システムに対するユーザの過信状態の測定尺度の提案, 電子情報通信学会 ヒューマンコミュニケーション基礎研究会 技術研究報告, HCS2021-43, pp.1-6 (2022).
- [5] Pariser, E.: *The filter bubble: What the Internet Is Hiding from You*, Penguin Press (2011).
 - [6] Fishbein, M.: A Behavioral Theory Approach to the Relations between Beliefs about an Object and the Attitude Toward the Object, in *Readings in attitude theory and management*, Wiley & Sons, Inc. (1967).
 - [7] 天井里咲, 徳山陽祐, 佃 洸, 濱崎雅弘, 後藤真孝, 土方嘉徳: 推薦エンジンの切り替え機能が信頼形成に与える影響を明らかにするための心理学実験, 第 4 回計算社会科学大会予稿集 (CSSJ 2025), pp.1-8 (2025).
 - [8] Benbasat, I. and Wang, W.: Trust In and Adoption of Online Recommendation Agents. *Journal of the Association for Information Systems*, Vol.6, No.3, pp.4 (2005).
 - [9] Pu, P. and Chen, L.: A User-Centric Evaluation Framework of Recommender Systems. *Proc. UCERSTI'10*, pp.157-164 (2010).
 - [10] Burke, R.: Hybrid Recommender Systems: Survey and Experiments. *User Model User-Adap Inter*, Vol.12, pp.331-370 (2002).
 - [11] Davis, F. D.: Perceived Usefulness, Perceived Ease of Use, and User Acceptance of Information Technology. *MIS quarterly*, pp.319-340 (1989).
 - [12] 佃洸, 石田啓介, 高橋卓見, 濱崎雅弘, 後藤真孝: レイヤー構造に基づく楽曲推薦手法の提案と音楽発掘サービス Kiite への応用, 情報処理学会 音楽情報科学研究会研究報告, Vol.2025-MUS-142, No.11, pp.1-12 (2025).
 - [13] Armentano, M. G., Christensen, I., and Schiaffino, S.: Applying the Technology Acceptance Model to Evaluation of Recommender Systems. *Polibits*, No.51, pp.73-79 (2015).
 - [14] Lengyel, D.: Does the Netflix Recommender System Produce Customer Utility? An Analysis of the Technology Acceptance of the Algorithmic-Prediction-based Netflix Recommender System and its Drivers. *Ph.D Thesis, Universidade Catolica Portuguesa* (2021).
 - [15] Tintarev, N. and Masthoff, J.: A Survey of Explanations in Recommender Systems. *Proc. ICDEW'07*, pp.801-810 (2007).
 - [16] Wang, W. and Benbasat, I.: Attributions of trust in decision support technologies: A study of recommendation agents for e-commerce. *Journal of Management Information Systems*, Vol.24, No.4, pp.249-273 (2008).
 - [17] Hsu, C. L. and Lu, H. P.: Why Do People Play On-Line Games? An Extended TAM with Social Influences and Flow Experience. *Information & Management*, Vol.41, No.7, pp.853-868 (2004).
 - [18] Flavián, C., Guinalíu, M., and Gurrea, R.: The Role Played by Perceived Usability, Satisfaction and Consumer Trust on Website Loyalty. *Information & Management*, Vol.43, No.1, pp.1-14 (2006).
 - [19] Lee, S. and Choi, J.: Enhancing User Experience with Conversational Agent for Movie Recommendation: Effects of Self-Disclosure and Reciprocity. *International Journal of Human-Computer Studies*, Vol.103, pp.95-105 (2017).
 - [20] 木村有那, 井野泰輔, 濱崎雅弘, 後藤真孝, 土方嘉徳: 回帰分析による推薦システムの性能に対する知覚と推薦受容傾向の理解, 情報処理学会 ヒューマンコンピュータインタラクション研究会 研究報告, Vol.2024-HCI-206, No.10, pp.1-6 (2024).