

推薦エンジンの切り替え機能の有無を組み込んだ 信頼モデルに関する基礎分析

山田 真[†] 天井里咲^{††} 徳山陽祐^{††} 佃 洸^{†††} 濱崎雅弘^{†††}
後藤真孝^{†††} 土方嘉徳^{†††}

[†]兵庫県立大学社会情報科学部

^{††}関西学院大学商学部 ^{†††}産業技術総合研究所

[†]contact@soc-research.org

概要 多くのオンラインサービスにおいて、対象ユーザの興味や嗜好に適した商品やコンテンツを提示する推薦システムが導入されている。人々が推薦システムを継続して利用するには、彼らの推薦システムに対する信頼が重要となる。本研究では、この信頼形成のプロセスを、「機能(F)–推薦性能への知覚(P)–信頼(T)」という3つの層で構成されると考え、これを FPT モデルと名付けた。従来の推薦システムに対する信頼形成のモデルも、これに近い構造であるが、機能の違いを導入したときに、そのモデルが機能するかどうかは十分に検証されていない。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、その有無を機能の層の変数としたときに、従来の信頼形成のモデルが機能するかと、従来の信頼形成のモデルを統合したモデルが機能するかを心理学実験により検証する。

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

近年、多くの人がレコメンド機能が導入されたサービスを頻繁に使用している。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る。これを自動で行うシステムは、推薦システムと呼ばれる。推薦システムが、ユーザにとって便益があったかを判断するには、ユーザが推薦結果を受け入れる(受容する)かを確認することが重要である[1]。また、ユーザが受容するためには、推薦システムに対して信頼していることが重要である[2, 3]。

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[3]。そのような過剰に推薦結果を受け入れるユーザは、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、推薦システムにおける機能の違いが、推薦システムへの信頼形成に寄与するのかを、心理学実験により明らかにする。ここでいう信頼とは、人や組織、システムなどに対して抱かれる総合的なポジティブな態度として捉えられるものであり、そのような態度

は、中間的な心的状態を介して形成されると考えられる。心理学においては多属性態度理論[4]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)という考えを導入する。

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[5]。機能の層が推薦システムの機能の特徴を、知覚の層が性能の評価観点を、信頼の層が信頼に関連する心的状態を表す。本研究でも、このモデルに従い、機能の違いを機能の層の変数として導入した際に、性能の評価観点への知覚と、推薦システムへの信頼を説明するモデルとして機能するかを明らかにする。推薦システムへの信頼の心的プロセス、すなわち信頼形成のモデルについて、これまでいくつか研究が行われてきているが[6, 7, 8, 9, 10]、機能の層に、複数の推薦システムや推薦機能を導入し、それが心的プロセスにどれだけ影響するかは、十分に研究されてこなかった。

本研究では、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「推薦エンジン切り替え機能」を採用する。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。この機能の有無を機能の層の変数とする。

推薦システムへの信頼形成のモデルに関する研究では、これまでも知覚の層に該当する中間的な心的状態の検討が行われてきた。本研究の FPT モデルにおいても、これら(以下の3点)を知覚の層に取り入れる。

- 消費者行動研究で新技术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]
- 説明可能推薦システムの観点で重視される透明性と制御感 [7]
- 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) [12] 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)

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 [6, 13], 態度 (満足度) [14], 総合的な信頼性尺度 [15] の3つを採用した。

なお、筆者らはすでに機能、知覚、信頼の3つの層について、2つ層の関係については分析を行ってきた。以前の研究 [5, 16] では、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と、推薦システムに対する信頼は異なるか、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の3点を明らかにしてきた。その結果、最初に切り替え機能なしのシステムを利用し、次に切り替え機能ありのシステムを利用した際には、性能への知覚では制御感が高くなり、信頼では再利用意図と態度 (満足度) が高くなることが分かった。また、親切性から再利用意図を、能力と親切性から態度 (満足度) を予測できることも分かった。

先行研究では、2つの層の関係は明らかになったが、3つの層の関係、すなわち2段階以上のつながりのある心的状態の関係は明らかにしなかった ([5] では、一部の従来研究の信頼形成のモデルの適用可能性を模索したが網羅的には行っていなかった)。そこで、推薦エンジン切り替え機能を導入した際に、従来研究のように2段階以上のプロセスを持つ心的状態の関係をモデル化できるかどうかを明らかにする。すなわち、従来研究の信頼形成のモデルが、推薦エンジン切り替え機能

を導入した際に、機能するかどうかを明らかにする。また、従来研究では、いくつかの中間的な心的状態を提案しているが、それらを組み合わせたモデルが機能するかどうかも明らかにする。また、推薦エンジン切り替え機能の有無を機能の層の変数として導入した際にも、上記のモデルが機能するかどうかを明らかにする。すなわち、本研究の学術的な問い (RQ: Research Question) は以下の3つとなる。

RQ 1: 推薦エンジン切り替え機能を導入した推薦システムにおいて、従来研究の信頼形成のモデルが機能するか

RQ 2: 従来の主要モデルである説明可能推薦システムの透明性、制御感に基づくモデルと構造的信頼モデルに基づくモデルを統合したモデルが機能するか

RQ 3: 上記2つのモデルに、推薦エンジン切り替え機能の有無を変数として組み込んだモデルが機能するか

2 実験方法

本研究は、文献 [5, 16] の研究で我々が得た実験結果の分析を発展させて新たに RQ1~RQ3 に答える研究に位置づけられるため、その実験方法としては文献 [16] の2章とほぼ同一の内容を再掲する。

2.1 実験に使用する推薦システム

本研究では、推薦対象のドメインを歌声合成楽曲にする。具体的に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」¹を用いて実験を行う。Kiite は、産業技術総合研究所(本稿の第4~6著者ら)がクリプトン・フューチャー・メディア株式会社と共同で開発し、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」²上の歌声合成楽曲である。Kiite では2022年11月22日から推薦エンジンの切り替え機能 [17] 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」「クリエイター重視」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

1 <https://kiite.jp>

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



(A) 推薦モードを切り替えるためのトグルボタン (B) 推薦結果

(C) サムアップ (D) サムダウン

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

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。推薦手法の詳細は佃ら[17]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、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ことを繰り返した。

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 の終了時点で、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(質問紙調査 2 回目とする)。

実験参加者は、TAM の PU と PEOU[7, 8, 9], 透明性[7, 18], 制御感[7], 能力と親切性, 公平性[6, 10]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): 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): 推薦システムをどれほど容易に使えと感じているか。
- 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[6, 13], 態度(満足度)[14], 総合的な信頼性尺度[15]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、のべ 19 日で実施した。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

RQ1「推薦エンジン切り替え機能を導入した推薦システムにおいて、従来研究の信頼形成のモデルが機能するか」および RQ2「従来の主要モデルである説明可能推薦システムの透明性、制御感に基づくモデルと構造的

信頼モデルに基づくモデルを統合したモデルが機能するか」に関して、構造方程式モデリングを用いて検証を行った。なお、以前の研究[5, 16]において、2 回目の質問紙調査のデータの方が信頼できる回答であると判断したため、この分析では推薦フェーズ 4 の後のデータ(質問紙調査 2 回目)の A 群と B 群の両方のデータを用いた。

3.2 RQ1 の分析結果

3.2.1 TAM

まずは消費者行動研究の研究分野で分析に用いられてきた TAM のモデル[11]が機能するかを検証する。図 1 は、本研究で得たデータを基にモデル化した結果である(以下、† $p < .10$, * $p < .05$, ** $p < .01$, *** $p < .001$)。



図 1 TAM のモデルの検証結果

標本サイズの影響を比較的受けにくい適合指標として広く使用されている CFI (Comparative Fit Index) を用いて、モデル適合度を判別することとした[19, 20]. CFI は、0 から 1 の値を取り、1 に近いほど良好な適合と考えられている。なお、参考までに構造方程式モデリングの評価でよく使われる GFI (Goodness of Fit Index) と AGFI (Adjusted Goodness of Fit Index), RMSEA (Root Mean Square Error of Approximation) も示す。図 1 の適合度指標は、GFI=0.848, AGFI=0.826, CFI=0.929, RMSEA=0.097 となった。CFI は 0.929 であることからモデルの適合度が高いことがわかった。

3.2.2 Pu らのモデル

次に、TAM の受容モデル[11]に透明性と制御感の変数を加えた Pu らが開発したモデル[7]の結果を図 2 に示す。図 2 の適合度指標は GFI=0.783, AGFI=0.760, CFI=0.900, RMSEA=0.092 となった。CFI は 0.900 であることからモデルの適合度は高いことがわかった。

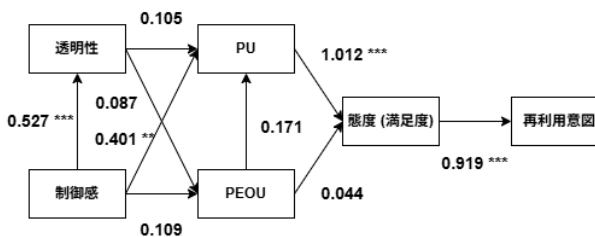


図 2 Pu らのモデルの検証結果

3.2.3 Benbasat らのモデル

TAM のモデルを基に構造的信頼モデル[12]で扱われる信頼信念の観点である能力、親切性、公平性を導入した、Benbasat らが開発したモデル[6]の結果を図 3 に示す。図 3 の適合度指標は GFI=0.751, AGFI=0.730, CFI=0.877, RMSEA=0.096 となった。CFI は 0.877 であることから、モデルの適合度は高いとは言えないことがわかった。

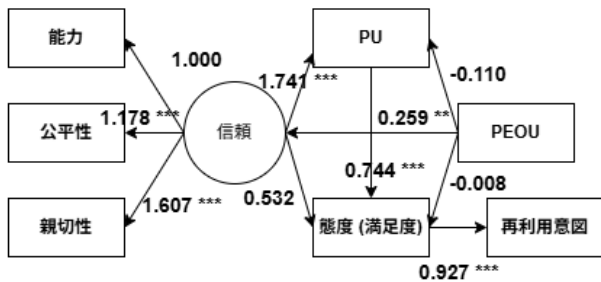


図 3 Benbasat らのモデル[6]

3.3 RQ2 の分析結果

RQ2「従来の主要モデルである説明可能推薦システムの透明性、制御感に基づくモデルと構造的信頼モデルに基づくモデルを統合したモデルが機能するか」に関して検証する。TAM の受容モデル[11]を基盤とした Benbasat らのモデル[6]に Pu らが開発したモデル[7]を統合したモデル(以下、複合モデルと呼ぶ)の結果を図 4 に示す。GFI=0.681, AGFI=0.658, CFI=0.826, RMSEA=0.101 となった。CFI は 0.826 であることから、モデルの適合度は高いとは言えないことがわかった。

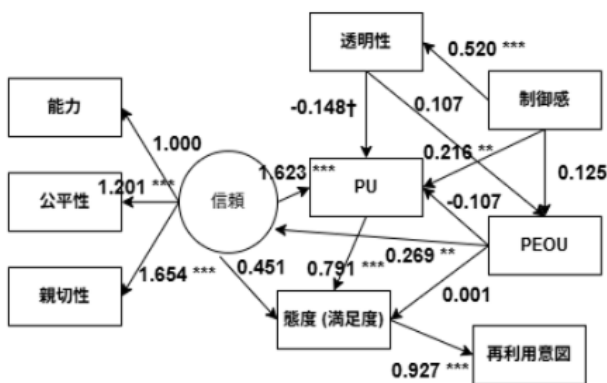


図 4 複合モデル

3.4 RQ3 の分析結果

RQ3「上記 2 つのモデルに、推薦エンジン切り替え機能の有無を変数として組み込んだモデルが機能するか」に関して検討する。まずは TAM のモデル[11]に機能の層として切り替え機能の有無を組み込んだモデルを検証する。図 5 は、本研究で得たデータを基にモデル化した結果である。切り替え機能の有無(0=無, 1=有)から

各知覚へのパス係数が正の方向に大きいことは、切り替え機能ありの場合に実験参加者の知覚が高くなる傾向を示している。図 5 の適合度指標は、GFI=0.842, AGFI=0.820, CFI=0.931, RMSEA=0.091 となった。CFI は 0.931 であることから、モデルの適合度は高いことがわかった。

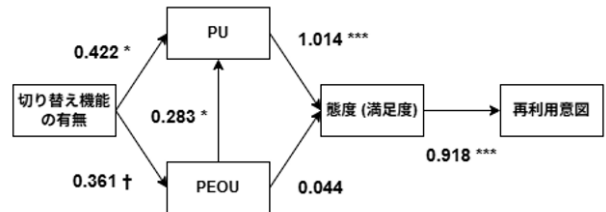


図 5 TAM のモデル[11]「機能の層」(切り替え機能の有無の変数)を加えた FPT モデルの図

次に Pu らが開発したモデル[7]に「機能の層」として切り替え機能の有無を組みこんだモデルの結果を図 6 に示す。図 6 の適合度指標は GFI=0.777, AGFI=0.753, CFI=0.902, RMSEA=0.088 となった。CFI は 0.902 であることから、モデルの適合度は高いことがわかった。

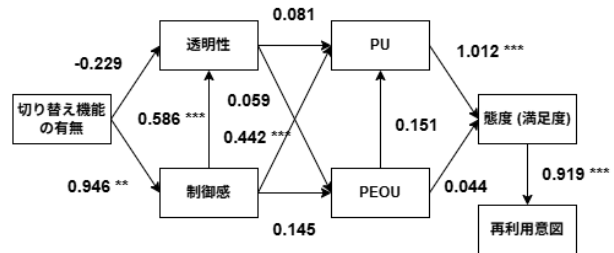


図 6 Pu らのモデル[7]に「機能の層」(切り替え機能の有無の変数)を加えた FPT モデルの図

続いて Benbasat らのモデル[6]に機能の層として切り替え機能の有無を組み込んだモデルの結果を図 7 に示す。図 7 の適合度指標は GFI=0.743, AGFI=0.721, CFI=0.875, RMSEA=0.094 となった。CFI は 0.875 であることから、モデルの適合度は高いとは言えないことがわかった。

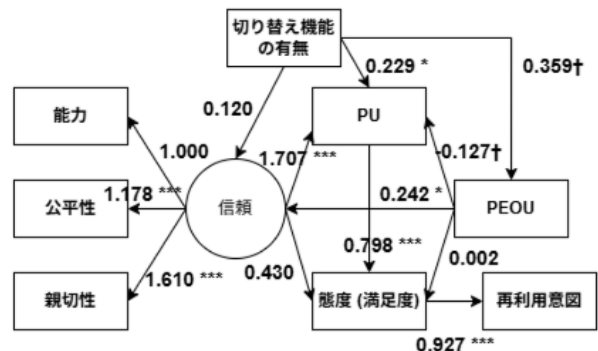


図 7 Benbasat らのモデル[6]に「機能の層」(切り替え機能の有無の変数)を加えた FPT モデルの図

最後に複合モデルに機能の層として切り替え機能の有無を組み込んだモデルの結果を図 8 に示す。図 8 の適合度指標は GFI=0.675, AGFI=0.652, CFI=0.825, RMSEA=0.099 となった。CFI は 0.825 であることから、モデルの適合度は高いとは言えないことがわかった。

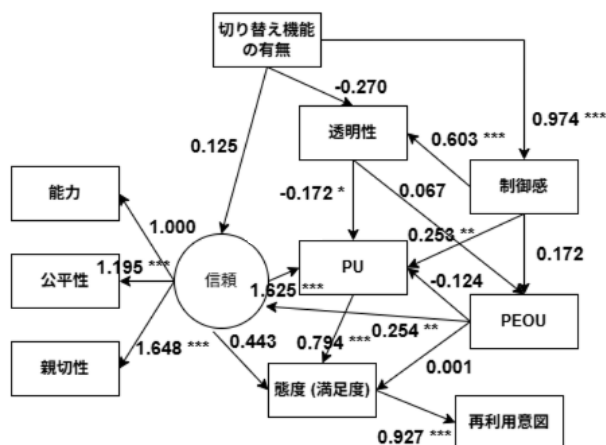


図 8 複合モデルに「機能の層」(切り替え機能の有無の変数)を加えた FPT モデルの図

4 考察

本研究では、構造方程式モデリングを用いて推薦システムへの信頼形成の心的プロセスのモデル化の可能性を模索した。分析に用いた実験参加者数が 78 人と多くないことから、そのモデルが機能する可能性を検討する。

4.1 RQ1 の考察

RQ1 に関する図 1 の結果から、推薦エンジン切り替え機能を導入した推薦システムにおいて従来研究で妥当性が証明されている TAM のモデル[11]が機能する可能性があることがわかった。特に、PEOU から PU、態度(満足度)、再利用意図というパスにおいて有意であることがわかった。

次に図 2 の結果から、TAM の受容モデル[11]に透明性と制御感の変数を加えた Pu らが開発したモデル[7]も機能する可能性があることがわかった。特に、制御感から PU、態度(満足度)、再利用意図というパスが有意であることがわかった。

続いて図 3 の結果から、TAM のモデルを基に構造的信頼モデル[12]で扱われる信頼信念の観点である能力、親切性、公平性を導入した Benbasat らが開発したモデル[6]については、機能しない可能性があることがわかった。しかし、どのモデルにおいても PU は「信頼の層」の態度(満足度)に正の影響を及ぼし、態度(満足度)は再利用意図に正の影響を及ぼすというパスが考えられ、モデルの一部は機能する可能性があることがわかった。これは切り替え機能の有無にかかわらず推薦システム

を使用したことで便利さ(有用性 (PU))を感じ、有用性が態度(満足度)や再利用意図につながったと推測される。

4.2 RQ2 の考察

RQ2 に関する図 4 の結果から、TAM の受容モデル[11]を基盤とした Benbasat らのモデル[6]に Pu らが開発したモデル[7]を統合したモデルは機能しない可能性があることがわかった。一方で制御感から PU、態度(満足度)、再利用意図というパスが有意であることがわかった。これは自身が推薦システムを制御している感覚を得ることによって有用性 (PU) を感じ、最終的に態度(満足度)と再利用意図につながったと推測される。

4.3 RQ3 の考察

RQ3 に関する図 5 の結果から、TAM のモデル[11]は機能の層を導入しても、すなわち推薦エンジン切り替え機能の有無を変数として組み込んでも、モデルが機能する可能性があることがわかった。特に切り替え機能を使用することで有用性 (PU) に正の影響を与え、態度(満足度)と再利用意図に正の影響を及ぼしたと推測される。

次に図 6 の結果から、Pu らが開発したモデル[7]においても、機能の層を導入したモデルは機能する可能性があることがわかり、「機能の層」との関係が確認された。特に切り替え機能を使用することで自身がシステムを制御している感覚に繋がり、PU や態度(満足度)、再利用意図につながったと推測される。

続いて図 7 の結果から、Benbasat らが開発したモデル[6]においては、図 3 の時点でも機能しない可能性があることがわかってはいたが、それに機能の層を導入したモデルも同様に機能しない可能性があることがわかった。

最後に図 8 の結果から、Pu らが開発したモデル[7]と Benbasat らのモデル[6]を統合したモデルにおいては、機能の層を導入したモデルは機能しない可能性があることがわかった。

5 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 モデルを考慮して、機能として推薦エンジンの切り替え機能を導入した際に、従来の信頼形成のモデルが機能するかどうかを心理学実験により検証した。

実験の結果、TAM の受容モデル[11]や説明可能推薦システムで重視される透明性を導入した Pu らのモデル[7]においては、推薦エンジン切り替え機能を導入した推薦システムにおいて機能する可能性があることがわかった。一方、構造的信頼モデルの信頼信念を導入し

た Benbasat らのモデル[6]は、機能しない可能性があることがわかった。また、従来モデルに機能の層を組み込んだ場合でも、TAM と Pu らのモデルは機能する可能性があることがわかった。これらの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、それへの信頼の心理プロセスを解明することは重要である。本研究の成果が、より信頼性の高い推薦システムの設計や改善に寄与し、推薦システム提供時の設計や運用に活かされることを期待する。

謝辞

本研究の一部は JST CREST JPMJCR20D4 の支援を受けた。

参考文献

- [1] Matsushima, R., Hijikata, Y., and Berkovsky, S.: Proponents as the Means to Increase the Uptake of Recommendations, Proc. UMAP'24, pp.255–260 (2024).
- [2] 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).
- [3] 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).
- [4] 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).
- [5] 天井里咲, 徳山陽祐, 佃 洗撰, 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).
- [6] 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).
- [7] Pu, P. and Chen, L.: A User-Centric Evaluation Framework of Recommender Systems. Proc. UCERSTI'10, pp.157–164 (2010).
- [8] 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).
- [9] 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).
- [10] 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).
- [11] Davis, F. D.: Perceived Usefulness, Perceived Ease of Use, and User Acceptance of Information Technology. MIS quarterly, pp.319–340 (1989).
- [12] Mayer, R. C., Davis, J. H., and Schoorman, F. D.: An Integrative Model of Organizational Trust. The Academy of Management Review, Vol.20, No.3, pp.709–734 (1995).
- [13] 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).
- [14] Flavián, C., Guinaliu, 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).
- [15] 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).
- [16] 山田 真, 天井里咲, 徳山陽祐, 佃 洗撰, 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推薦性能への知覚と信頼に与える影響に関する分析, 情報処理学会 データベースとデータサイエンス研究会 研究報告, Vol.2025-DBS-181, No.5, pp.1–6 (2025).
- [17] 佃 洗撰, 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).
- [18] Tintarev, N. and Masthoff, J.: A Survey of Explanations in Recommender Systems. Proc. ICDEW'07, pp.801–810 (2007).
- [19] Fan, X., Thompson, B., and Wang, L.: Effects of sample size, estimation methods, and model specification on structural equation modeling fit indexes. Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal, Vol.6, No.1, pp.56–83 (1999).
- [20] Steiger, J. H.: Structural model evaluation and modification: An interval estimation approach. Multivariate Behavioral Research, Vol.25, No.2, pp.173–180 (1990).