

# 推薦システムの性能に対する知覚とその信頼に関連する 心理尺度との共分散構造分析

古澤 弘隆<sup>†</sup> 東 沙帆<sup>†</sup> 井野 泰輔<sup>†</sup> 木村 有那<sup>†</sup>  
濱崎 雅弘<sup>††</sup> 後藤 真孝<sup>††</sup> 土方 嘉徳<sup>†, †††\*</sup>

<sup>†</sup> 関西学院大学 商学部 <sup>††</sup> 産業技術総合研究所

<sup>†††</sup> 兵庫県立大学大学院 情報科学研究科

\* [contact@soc-research.org](mailto:contact@soc-research.org)

**概要** 近年、推薦システムは多くのオンラインサービスに普及し、ユーザの情報選択を支援している一方、過度な信頼による意思決定の委任や、提供企業における信頼獲得・維持の重要性が指摘されている。本研究では、TAMを拡張した理論的枠組みに基づき、推薦システムの継続利用意図に関わる心理構造を検討した。YouTube およびTikTokの推薦機能利用者を対象に、推薦性能の知覚と満足度および継続利用意図との関係を分析した。性能の知覚には、説明可能推薦システムの観点から透明性と制御感、組織的信頼モデルの観点から能力、親切性、公平性を取り上げた。共分散構造分析の結果、いずれの因子も満足度および継続利用意図に有意な影響を与えることが確認された。

**キーワード** 推薦システム, 受容, 満足度, 継続利用意図

## 1 はじめに

### 1.1 社会的研究背景

近年、推薦システムは多くのオンラインサービスに導入され、社会への普及が進んでいる。推薦システムとは、ユーザの興味や嗜好を推定し、適切なアイテム(製品・サービス・コンテンツなど)を提示するシステムである[1]。このような推定には、協調フィルタリングや行列分解をはじめとする統計的手法や機械学習アルゴリズムが用いられており、これまでに多様なアプローチが提案され、拡張が重ねられてきた[2][3][4]。

しかし、推薦精度の向上のみでは、必ずしもユーザ体験の向上につながらないことが指摘されている[5]。そのため近年では、直感的な推薦ユーザインタフェースの設計[6]、推薦を受け入れてもらうための説得的提示[7]、ユーザモデルの可視化[8]など、推薦システムとのインタラクションに着目した研究が進められている。また、推薦理由をユーザに分かりやすく提示する説明可能推薦システム(explainable recommender system)も重要な研究テーマとなっている[9]。パーソナライズされた推薦であっても、必ずしもユーザに受け入れられるとは限らないことが示されており[10]、推薦を継続的に利用してもらうためには、説明の質や提示方法が重要であるとされている[11]。このように、推薦システムの受容と継続利用は、現在もなお重要な研究課題である。

一方、YouTube やTikTokなどの動画視聴サービスで

は、ユーザが推薦結果に過度に依存する傾向が報告されている[12]。アテンションエコノミーの台頭により[13]、ユーザを長時間サービスに引き留めることを目的としたダークパターンのインタフェース[14]が広く利用されており、SNSを含む多くのサービスで推薦システムと組み合わせられている[15]。その結果、一部のユーザでは、自らの意思に基づくコンテンツ選択が困難になるという問題が生じている。この問題は、推薦システムに限らず、AIを用いたシステム全般における「AIへの過信(overreliance on AI)」として位置づけられている[16][17]。

### 1.2 理論的研究背景

推薦システムを利用しようとするかどうか、あるいは過度に依存してしまうかどうかは、ユーザによって異なる。このような新技術の受容に関する個人差を説明する心理モデルとして、技術受容モデル(TAM: Technology Acceptance Model)が提案されている[18]。TAMは、新技術を用いた製品やサービスの継続利用に至る心理的プロセスをモデル化したものであり、経営学・情報システム分野を中心に広く用いられてきた。

TAMでは、新技術に対してユーザが知覚する有用性(PU: perceived usefulness)と、使いやすさ(PEOU: perceived ease of use)が、システムに対する態度や継続利用意図に影響し、最終的に実際の利用行動につながるかとされている。このモデルは、総合的な態度や行動意図に対して、中間的な心的状態がどのように関与す

るかを説明する枠組みと捉えることができる。この考え方は、対象の属性に対する信念が総合的態度を形成するとする多属性態度理論[19]とも整合的である。

推薦システムの受容に関する研究においても、TAM を基盤とし、中間的な心的状態としてさまざまな心理尺度を組み込む試みが行われてきた。特に、信頼に関する研究では、能力・親切性・公平性が信頼形成に寄与するとする Organizational Trust Model[20]に基づき、これらの要素を信頼信念として扱う研究が行われている[21][22][23][24]。また、信頼を認知的信頼と感情的信頼に区別する McAllister の枠組み[25]を導入した研究も報告されている[26][27]。さらに、説明可能推薦システムに関連して、システムの透明性や制御感といった知覚を中間的な心的状態として組み込む研究も存在する[28]。多くの研究[21][26][28][29][30]では、推薦システムから生じるこれらの中間的な心的状態が、態度や継続利用意図に影響するという受容プロセスが想定されている。

しかし、先行研究で扱われてきた中間的な心的状態は研究ごとに異なっており、それらが受容、すなわち態度や継続利用意図とどのように関連しているかについては、必ずしも統一的に整理されてこなかった。また、多くの研究は、初めて利用する推薦システムを対象とした短時間の実験室実験に基づいており、長期利用における知覚や継続利用意図との関係については十分に検討されていない。

そこで本研究では、大規模な社会調査を通じて、ユーザが一定期間利用している推薦システムを対象に、推薦システムの受容モデルを検証する。具体的には、動画共有サービスとして広く利用されている YouTube および TikTok を対象とする。本稿では、Organizational Trust Model における信頼信念である能力・親切性・公平性と、説明可能推薦システムにおいて重要とされる透明性および制御感を、中間的な心的状態と位置づけ、これらを推薦性能に対する評価観点として扱う。そして、これら 5 つの観点に対するユーザの知覚が、推薦システムへの態度(満足度)および継続利用意図とどのように関連するかを明らかにする。

本研究の目的は、長期的な推薦システム利用においても、TAM を基盤とした受容モデルが機能するかを検証した上で、透明性、制御感、能力、親切性、公平性を組み込んだ新たな信頼モデルを構築し、その妥当性を共分散構造分析により検証することである。本研究の問い (Research Question (RQ)) は以下の 4 つである。

**RQ1:**推薦システムの長期的な利用において、新技術を用いた商品やサービスの受容に関する最も基本的なモデルである TAM が機能するか。

**RQ2:**推薦システムの長期的な利用において、説明可能推薦システムで重視される透明性や制御感を TAM

に組み込んだモデルが機能するか。

**RQ3:**推薦システムの長期的な利用において、信頼信念の要素である能力、親切性、公平性を TAM に組み込んだモデルが機能するか。

**RQ4:**推薦システムの長期的な利用において、推薦性能に対する評価の観点として透明性と制御感、能力、親切性、公平性のすべてを TAM に組み込んでモデル化できるか。

## 2 方法

### 2.1 調査の概要

本研究では、推薦システムに対する 5 つの推薦性能の評価観点に関するユーザの知覚と、推薦システムに対する態度・満足度および継続利用意図との関係を明らかにするため、質問紙調査を実施した。本調査は、関西学院大学の人を対象とする行動学系研究倫理委員会の承認を得た上で実施した。

対象サービスの利用者層から広く意見を収集するため、クラウドソーシングサービスである CrowdWorks を用いてアンケート調査を行った。調査票は Google Forms を用いて作成し、心理尺度の各項目は、1「全く当てはまらない」から 7「非常によく当てはまる」までの 7 段階リッカート尺度で測定した。

TikTok を対象とした調査と YouTube を対象とした調査は、約 1 か月の間隔を空けて別々に実施した。具体的には、TikTok に関する調査は 2025 年 7 月 18 日より、YouTube に関する調査は 2025 年 8 月 11 日より開始した。調査対象者の参加条件は、それぞれのサービスの利用経験を有することである。募集人数は各調査とも 1,500 人とし、回答者には報酬として 165 円を支給した。

### 2.2 参加者

CrowdWorks にて、対象サービスのそれぞれで 1500 人を募集したところ、YouTube は 1391 人、TikTok は 1381 人の回答が集まった。その後、サービスの短期利用者(3 ヶ月未満)の回答や、生まれの干支と西暦の不一致、YouTube (TikTok) の視聴時間とソーシャルメディアの視聴時間に関する質問の矛盾などから信頼できない回答を特定し、合計で YouTube 版 176 人、TikTok 版 274 人の回答者を削除した。最終的な分析対象の回答は、YouTube は 1215 人、TikTok は 1107 人である。

### 2.3 心理尺度

本稿で使用する主な変数は、推薦システムの受容に関する心理尺度として、態度(満足度)(以降、「満足度」)および継続利用意図の 2 つである。また、推薦性能の評価観点に対する知覚を測定する心理尺度として、PU、PEOU、透明性、制御感、能力、親切性、公平性の 7 つを扱う。以下では、本研究で採用した各心理尺度につ

いて説明する。

満足度は、対象システムに対してどの程度満足しているかを表す指標である。本研究では、機能、サービス、および利用経験に対する満足を測定する Flaviánら[31]が提案した尺度を採用した。

継続利用意図は、将来においても当該システムを利用し続けたいというユーザの行動意図を表す。本研究では、システムを利用する価値の知覚や継続利用の意思を測定する Hsu らの尺度[32]と、商品やコンテンツの発見のために対象システムを利用する意図を測定する Benbasat らの尺度[21]を基に、動画共有サービスにおける推薦機能に適合するよう修正した尺度を用いた。

PU は、対象の技術がどの程度有用であると知覚されているかを表す。本研究では、Armentano らが提案した推薦システムに対する TAM の知覚有用性(PU)の質問項目[33]を採用した。PEOU は、対象の技術をどの程度容易に利用できるかと知覚しているかを表す。本研究では、Armentanoら[33], Pu と Chen[34], Lengyel[35]の尺度を検討したが、いずれも特定の推薦システムに特化した内容であったため、これらを参考にしつつ、YouTube および TikTok の推薦機能の双方に適用可能な質問項目を、5名の研究者による議論を通じて作成した。

透明性は推薦システムが、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、ユーザに理解できるかどうかを表すものであり、本研究では、Wang が開発した透明性 (Perceived Agents Transparency (PAT) ) の評価尺度[36]を、YouTube と TikTok の推薦機能に適用するように修正して利用した。

制御感とは、ユーザが自身の嗜好を推薦システムに伝えられると感じているか、また、その嗜好が反映されていることを確認できるか、さらに、推薦システムが学習した嗜好モデルを調整できると知覚しているかを表す。本研究では、Puらが提案した評価尺度[28][34]を、対象サービスに適合するよう修正して利用した。

能力は、推薦システムを推薦エージェントとみなした際の推薦能力、すなわち、適切なアイテムを推薦するための知識や判断力を表す。本研究では、Benbasat らが提案した能力の評価尺度[21]を採用し、YouTube および TikTok の推薦機能に適合するよう修正して用いた。

親切性は、推薦システムのアルゴリズムがどの程度ユーザの利益を考慮して推薦を行っているかと知覚されているかを表す。本研究では、Benbasat らが信頼に関連する評価指標として提案した親切性 (Benevolence) の尺度[21]を採用した。

公平性は、推薦システムのアルゴリズムがどの程度誠実かつ公平に推薦を行っているかと知覚されているかを表す。本研究では、Benbasat らが提案した公平性 (Integrity) の評価尺度[21]に加え、Komiak[22]の研究で用いられている項目を参考に質問項目を追加し、対

象サービスに適合するよう修正して用いた。

### 3 結果

#### 3.1 尺度の信頼性の検証

分析で用いる尺度はそれぞれ複数の質問により測定しているため、各尺度の内の一貫性を確認するためにクロンバックの  $\alpha$  係数を計算した。その結果、YouTube については 0.821~0.943, TikTok については 0.847~0.943 であり、高い一貫性を確認した。

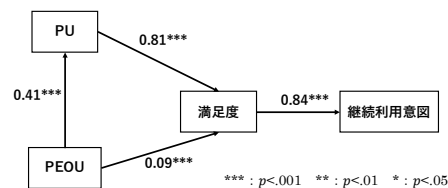
#### 3.2 共分散構造分析によるモデルの検証

本研究の研究課題(RQ)を検証するため、共分散構造分析を実施した。分析に用いたデータは標準化せずに投入し、結果として示すパス係数については標準化したものを記載する。モデルの適合度指標は、カイ二乗値、GFI、AGFI、CFI、RMSEA、AIC を参照する。その中でも、本研究では AGFI と RMSEA を主要な判断基準として採用する。AGFI は 0.90 を超えている場合に適合度が高いとし、0.85 以上であれば許容可能と判断する。RMSEA については、0.08 未満であれば適合度が高く、0.10 未満であれば許容可能と判断する。なお、本分析には AMOS (Version 29) を使用し、最尤推定法 (ML 法)により推定を行った。

##### 3.2.1 基本モデル (TAM) の検証

RQ1 について、推薦システムの長期的利用において TAM [18] が成立するかどうかを検証した。図 1 および図 2 は、本研究で収集したデータを用いて構築した TAM の分析結果を示している。TAM による技術受容の分析では、PU および PEOU に影響を与える外部変数 (external variables) を含める場合と、これらを含めずに検証する場合がある。本研究では、特定の機能や特徴を操作・比較することを目的としていないため、外部変数を含めない TAM を用いて検証を行った。

AGFI の値は YouTube で 0.90 を超え、TikTok でも 0.85 以上であった。しかし、RMSEA はどちらのサービスにおいても 0.10 を上回っていた。このように RMSEA が高値となった要因としては、本モデルでは満足度、継続利用意図を説明する変数が PU, PEOU のみであり、十分に説明できるだけの変数を持っていなかったため、モデルの適合度が高くならなかった可能性が考えられる。



$\chi^2=48.147$ , GFI=.981, AGFI=.905, CFI=.986, RMSEA=.138, AIC=64.147

図 1 TAM の分散構造分析の結果 (YouTube)

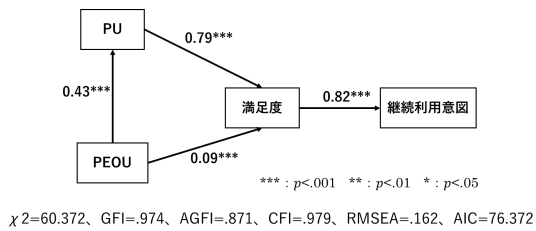


図 2 TAM の分散構造分析の結果(TikTok)

### 3.2.2 透明性・制御感を統合した拡張 TAM の検証

RQ2 について、説明可能推薦システムの要素として注目される透明性および制御感を TAM に統合したモデルが、推薦システムの長期的な利用において成立するかどうかを検証した。具体的には、本研究で構築したモデルは、Puらのモデル[28]を参照し、透明性、制御感をTAMに拡張している。その結果を図3および図4に示す。結果として、YouTube における適合度指標は、AGFI=0.938, RMSEA=0.091 であり、AGFI および RMSEA の基準から判断して許容範囲内で適合しているといえる。一方、TikTok では AGFI=0.918, RMSEA=0.106 となり、AGFI は基準値を満たしていたものの、RMSEA が 0.10 を上回ったことから、モデル適合度は十分であるとはいえなかった。

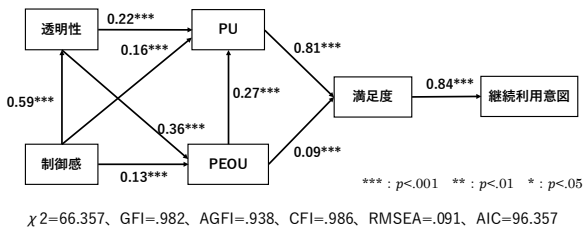


図 3 透明性・制御感を統合した TAM の分散構造分析の結果(YouTube)

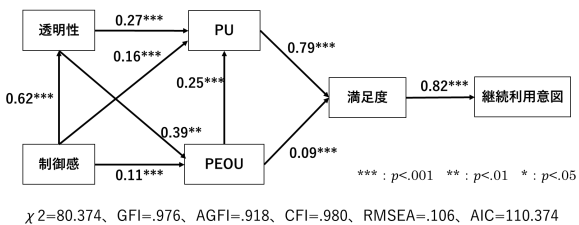


図 4 透明性・制御感を統合した TAM の分散構造分析の結果(TikTok)

### 3.2.3 信頼信念を統合した拡張 TAM の検証

RQ3 について、信頼信念を構成する能力、親切性、公平性を TAM に統合したモデルが、推薦システムの長期的な利用において、成立するかどうかを検証した。本

研究では、Benbasat らのモデル[21]を参照したが、彼らのモデルには TAM の構成要素である態度(満足度)が含まれていなかった。そのため、本研究では TAM との整合性を保つ観点から、Benbasat らのモデルに満足度を追加したモデルを構築した(図 5 および図 6)。結果として、YouTube における適合度指標は、AGFI=0.944, RMSEA=0.079 であり、AGFI および RMSEA の基準から判断してモデルは適合しているといえる。また、TikTok においても AGFI=0.938, RMSEA=0.085 となり、AGFI が 0.90 以上、RMSEA が 0.10 未満であったことから、モデルは許容範囲内で適合していると判断できる。

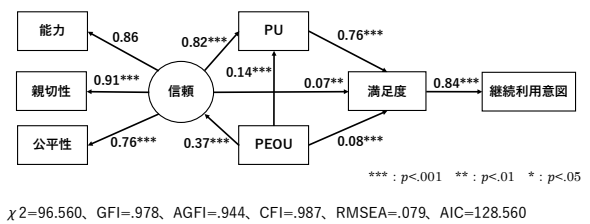


図 5 信頼信念を統合した TAM の分散構造分析の結果(YouTube)

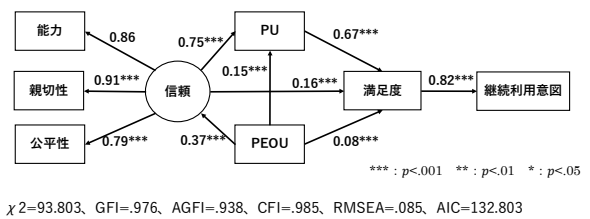


図 6 信頼信念を統合した TAM の分散構造分析の結果(TikTok)

### 3.2.4 透明性・制御感・信頼信念を統合した拡張 TAM の検証

RQ4 について、透明性、制御感、能力、親切性、公平性のすべてを TAM に統合したモデルが、推薦システムの長期的な利用において、成立するかどうかを検証した。なお、従来研究では、これら 5 つの変数すべてを TAM に統合したモデルは検証されていない。そのため、本研究では、3.2.2 節の「透明性・制御感を統合した TAM」と 3.2.3 節の「信頼信念を統合した TAM」の 2 つのモデルを統合し、新たなモデルを構築した(図 7 および図 8)。

従来研究では信頼信念を能力、親切性、公平性の 3 要素で構成されると捉えているが、この枠組みは信頼を包括的な概念として扱っている可能性があり、制御感および透明性とも関連することが予想される。実際、既存研究においても、透明性が信頼に影響することを示す研究[37]や、制御感が信頼に寄与する

ことを報告した研究[38]が存在する。これらの知見を踏まえ、本研究では透明性・制御感から信頼へのパスを含むモデル(図9・図10)も検証対象とした。

まず図7・図8に示す統合モデルを確認すると、YouTubeにおける適合度指標は、AGFI=0.840, RMSEA=0.134であり、モデルが適合しているとは認められなかった。TikTokにおいても、AGFI=0.801, RMSEA=0.159となり、同様に基準値を満たさず、統合モデルは両サービスにおいて適合しないことが示された。

続いて、透明性および制御感から信頼へのパスを追加したモデル(図9・図10)を確認すると、YouTubeでは、AGFI=0.949, RMSEA=0.065となり、AGFIおよびRMSEAの基準値を満たすことから、モデルは適合していると判断できる。また、TikTokにおいても、AGFI=0.941, RMSEA=0.073となり、適合度指標がいずれも基準値を満たしていたことから、このモデルは両サービスにおいて適合していると判断できる。

以上の結果より、本研究の対象である推薦システムの長期的利用においては、透明性・制御感と信頼信念の関連を明示的に組み込んだモデルのみが妥当と評価され、RQ4はこの追加モデルにおいて支持されたといえる。

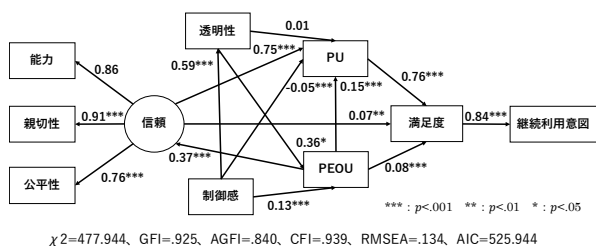


図7 透明性・制御感・信頼信念を統合した TAM の分散構造分析の結果 (YouTube)

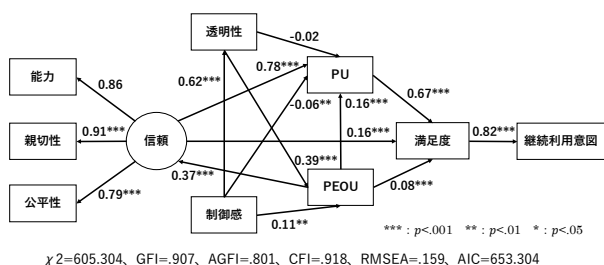


図8 透明性・制御感・信頼信念を統合した TAM の分散構造分析の結果 (TikTok)

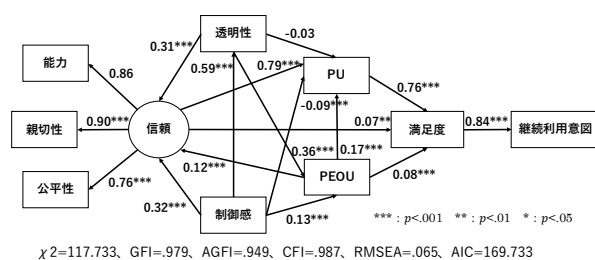


図9 透明性・制御感・信頼信念を統合した TAM (透明性と制御感から信頼信念に明示的な接続を行ったもの)の分散構造分析の結果 (YouTube)

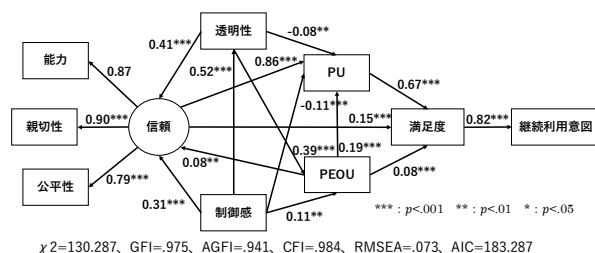


図10 透明性・制御感・信頼信念を統合した TAM (透明性と制御感から信頼信念に明示的な接続を行ったもの)の分散構造分析の結果 (TikTok)

#### 4 考察

RQ1 については、TAM[18]を構築し、データを用いて検証したが、RMSEA の値が基準値を上回り、推薦システムの長期的な利用において機能するかは、本研究のデータにおいては確認できなかった。この原因として、本研究で構築したモデルには外部変数を含められていないことが考えられる。そのため、この結果は推薦システムの長期的利用における TAM の不成立を断定するものではなく、外部変数を含む場面では適応可能である余地が残されている。

RQ2 では、Puらのモデル[28]を参照し、TAMに透明性と制御感を統合して検証したところ、YouTubeでのみ統合モデルが機能するという結果となった。この差異は、YouTubeとTikTokのユーザインタフェース、すなわち推薦提示形式が関係しているかもしれない。TikTokのユーザインタフェースは、縦方向にスクロールするだけで推薦結果を見ることができるため、あらたな推薦結果を見る認知負荷が小さかったことが影響した可能性が考えられる。よって本結果は、推薦システムの長期的利用における受容の心理的構造がサービス特性によって異なる可能性を示すものである。

RQ3 については、Benbasatらのモデル[21]を参照し、TAMに信頼信念を統合して検証したところ、両サービスにおいて統合モデルが機能するという結果になった。また、本研究では彼らのモデルに含まれていなかった態度(満足度)を含みモデルを構築することで、より

TAM の基本構造に忠実なモデルで確かめることができた。信頼信念は、能力、親切性、公平性という 3 つの要因で構成される複雑なものであったが、信頼信念を含む統合モデルが長期的利用においても成立したことは、このモデルの頑健性を示唆する結果と言える。

RQ4 については、TAM に透明性・制御感・信頼信念を統合して検証したが、2 つのモデルを独立したものと考え構築したモデルでは両サービスに共通して適合度基準を満たさなかった。一方で、透明性・制御感から信頼にパスを追加した拡張モデルでは両サービスにおいて適合性の基準値を満たし、RQ4 が支持される結果となった。この結果は、従来別々で扱われてきた 2 つの中間的な心的状態を同時にモデル化することが、推薦システムの長期的な利用においても、説明力を高める可能性を示すものである。

最後に本研究にはいくつかの制約がある。第一に、推薦システムの長期的利用における TAM の妥当性を検証するにあたり、外部変数を測定していない点が挙げられる。第二に、本研究ではサービス間で分析結果に差異が確認されたものの、その差異の認知的要因や利用意識の違いを直接検証していない点である。本研究は各サービスを個別に調査しており、ユーザが両サービスを比較した際にそれらの違いをどのように認識するかについては明らかにしていない。

今後の研究では、システムの機能の有無や性能に関する客観的特徴を外部変数としてモデルに含めることで、推薦システムの長期的利用における TAM の適用可能性をより精緻に検討する必要がある。また、同一参加者が複数の推薦サービスを利用する状況を想定し、サービス間の違いに対する認知や利用意識を直接比較する研究が求められる。

## 5 おわりに

本研究では、推薦システムの長期的利用における心理的受容過程を明らかにするため、TAM を基盤とし、透明性・制御感および信頼信念を統合した複数のモデルを構築し、共分散構造分析により検証した。その結果、信頼信念を統合した拡張 TAM は、複数の推薦サービスに共通して妥当と評価された。さらに、透明性・制御感と信頼信念の関連を明示的に組み込んだモデルにおいても、両サービスで十分な適合度が確認された。特に後者の知見は、推薦システムの受容を理解する上で、従来独立に扱われることの多かった中間的な心的状態の相互関係を考慮する必要性を示唆している。

本研究は、社会心理学分野で蓄積されてきた理論的枠組みを、実際の大規模オンライン推薦サービスに適用し、計算科学的視点から検証した点に意義がある。今後は、システムの機能や性能といった客観的特性

や行動ログデータを心理尺度と組み合わせることで、心理的要因と情報システム設計との関係をより包括的に明らかにしていくことが期待される。さらに、同一参加者が複数の推薦サービスを利用する状況を想定し、サービス間の違いに対する認知や受容過程を直接比較することで、推薦システム受容の心理的構造をより精緻に捉えることが可能になると考えられる。

## 謝辞

本研究の一部は JST CREST JPMJCR20D4 と JSPS 科研費 (基盤研究(B)) JP23K28194 の支援を受けた。

## 参考文献

- [1] Jannach, D., Zanker, M., Felfernig, A., & Friedrich, G. (2010). *Recommender Systems: An Introduction*. Cambridge University Press.
- [2] Burke, R. (2002). Hybrid recommender systems: Survey and experiments. *User modeling and user-adapted interaction*, 12, 331-370.
- [3] Koren, Y., Bell, R., & Volinsky, C. (2009). Matrix Factorization Techniques for Recommender Systems. *Computer*, 42(8), 30-37.
- [4] Zhang, S., Yao, L., Sun, A., & Tay, Y. (2019). Deep learning based recommender system: A survey and new perspectives. *ACM computing surveys (CSUR)*, 52(1), 1-38.
- [5] Konstan, J. A., & Riedl, J. T. (2012). Recommender systems: from algorithms to user experience. *User Modeling and User-Adapted Interaction*, 22(1-2), 101-123.
- [6] Murphy-Hill, E., & Murphy, G. C. (2013). Recommendation delivery: Getting the user interface just right. In M. P. Robillard, W. Maalej, R. J. Walker, & T. Zimmermann (Eds.), *Recommendation systems in software engineering* (pp. 223-242). Springer.
- [7] Sakuma, H., Hori, A., Murashita, M., Kondo, C., & Hijikata, Y. (2023). YouTubers versus VTubers: Persuasiveness of human and virtual presenters in promotional videos. *Frontiers in Computer Science*, 5(17).
- [8] Hijikata, Y., Okubo, K., & Nishida, S. (2015). Displaying user profiles to elicit user awareness in recommender systems. In *Proceedings of the 2015 IEEE/WIC/ACM International Conference on Web Intelligence (IEEE/WIC/ACM WI'15)*, 353-356.
- [9] Zhang, Y., & Chen, X. (2020). Explainable recommendation: A survey and new perspectives, *Foundations and Trends in Information*

- Retrieval*, 14(1), 1-101.
- [10] Matsushima, R., Hijikata, Y., & Berkovsky, S. (2024). Proponents as the means to increase the uptake of recommendations, In *Proceedings of the 32nd ACM Conference on User Modeling, Adaptation and Personalization (ACM UMAP 2024)*, pp. 255-260, ACM.
- [11] Balog, K., & Radlinski, F. (2020). Measuring recommendation explanation quality: The conflicting goals of explanations. In *Proceedings of the 43rd International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval (SIGIR'20)*, pp. 329-338, ACM.
- [12] 土田愛佳, 三輪玲佳, 土方嘉徳, 濱崎雅弘, 後藤真孝 (2022). 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, *信学技法 (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) HCS2021-43*, 121(363), 1-6.
- [13] Davenport, T. H., & Beck, J. C. (2001). *The attention economy: Understanding the new currency of business*. Harvard Business Review Press.
- [14] Gray, C. M., Kou, Y., Battles, B., Hoggatt, J., & Toombs, A. L. (2018). The dark (patterns) side of UX design. In *Proceedings of 2018 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems (CHI'18)*, Paper No. 534, 1-14.  
<https://doi.org/10.1145/3173574.3174108>
- [15] Kemp, S. (2025). *Digital 2025: Global Overview Report*. Datareportal.  
<https://datareportal.com/reports/digital-2025-global-overview-report>
- [16] Passi, S., & Vorvoreanu, M. (2022). *Overreliance on AI: Literature review* (Microsoft Technical Report MSR-TR-2022-12). Microsoft Corporation.
- [17] Vasconcelos, H., Jörke, M., Grunde-McLaughlin, M., & Gerstenberg, T. (2022). *Explanations can reduce overreliance on AI systems during decision-making*. arXiv. <https://arxiv.org/abs/2212.06823>
- [18] Davis, F. D. (1989). Perceived usefulness, perceived ease of use, and user acceptance of information technology. *MIS Quarterly*, 13(3), 319-340.  
<https://doi.org/10.2307/249008>
- [19] Fishbein, M. (1967). A Behavior Theory Approach to the Relations between Beliefs about an Object and the Attitude Toward the Object. In M. Fishbein (Ed.), *Readings in attitude theory and management* (pp. 389-400). Wiley & Sons, Inc.
- [20] Mayer, R. C., Davis, J. H. & Schoorman, F. D. (1995). An integrative model of organizational trust. *Academy of Management Review*, 20(3), 709-734.
- [21] Benbasat, I., & Wang, W. (2005). Trust in and adoption of online recommendation agents. *Journal of the Association for Information Systems*, 6(3), 72-101. <https://doi.org/10.17705/1jais.00065>
- [22] Komiak, S. Y. X. (2003). *The impact of internalization and familiarity on trust and adoption of recommendation agents* [Doctoral dissertation]. University of British Columbia. Division of Management Information Systems.
- [23] Wang, W., & Benbasat, I. (2007). Recommendation agents for electronic commerce: Effects of explanation facilities on trusting beliefs. *Journal of Management Information Systems*, 23(4), 217-246.
- [24] Wang, W., & Benbasat, I. (2008). Attributions of trust in decision support technologies: A study of recommendation agents for e-commerce. *Journal of Management Information Systems*, 24(4), 249-273.
- [25] McAllister, D. J. (1995). Affect- and cognition-based trust as foundations for interpersonal cooperation in organizations. *Academy of Management Journal*, 38(1), 24-59. <https://www.jstor.org/stable/256727>
- [26] Komiak, S. Y. X., & Benbasat, I. (2004). Understanding customer trust in agent-mediated electronic commerce, web-mediated electronic commerce, and traditional commerce. *Information Technology and Management*, 5, 181-186.
- [27] Komiak, S. Y. X., & Benbasat, I. (2006). The Effects of Personalization and Familiarity on Trust and Adoption of Recommendation Agents. *MIS Quarterly*, 30(4), 941-960.  
<https://doi.org/10.2307/25148760>
- [28] Pu, P., Chen, L., & Hu, R. (2011). A user-centric evaluation framework for recommender systems. In *Proceedings of the fifth ACM conference on Recommender Systems (RecSys'11)*, pp. 157-164.  
<https://doi.org/10.1145/2043932.2043962>
- [29] Lin, N. H., Chen, Y. Y., Chou, T. C., & Lin, C. Y. (2024). Understanding how the antecedents of satisfaction with TikTok influence continuous use intention, In *Proceedings of the 2024 11th Multidisciplinary International Social Networks Conference (MISNC '24)*, pp. 183-190, ACM.  
<https://doi.org/10.1145/3675669.3675684>
- [30] Acharya, N., Sassenberg, A. M., & Soar, J. (2022). Consumers' behavioural intentions to reuse recommender systems: Assessing the effects of trust propensity, trusting beliefs and perceived usefulness. *Journal of Theoretical and Applied Electronic*

*Commerce Research*, 18(1), 55-78.

- [31] Flavián, C., Guinalú, M., & Gurrea, R. (2006). The role played by perceived usability, satisfaction and consumer trust on website loyalty. *Information & management*, 43(1), 1-14.
- [32] Hsu, C. L., & Lu, H. P. (2004). Why do people play on-line games? An extended TAM with social influences and flow experience. *Information & management*, 41(7), 853-868.
- [33] Armentano, M. G., Christensen, I., & Schiaffino, S. (2015). Applying the technology acceptance model to evaluation of recommender systems. *Polibits*, (51), 73-79.
- [34] Pu, P., & Chen, L (2010). A user-centric evaluation framework of recommender systems, In *Proceedings of ACM RecSys 2010 Workshop on User-Centric Evaluation of Recommender Systems and Their Interfaces (UCERSTI)*, pp. 14-21.
- [35] Lengyel, D. (2021). *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* [MSc Dissertation]. Universidade Católica Portuguesa and the ESCP Europe Paris.
- [36] Wang, W. (2005). *Design of trustworthy online recommendation agents: Explanation facilities and decision strategy support* [Doctoral dissertation]. University of British Columbia.
- [37] Kim, S. S. Y. (2024). Establishing appropriate trust in AI through transparency and explainability. In *Extended abstracts of the CHI Conference on Human Factors in Computing Systems (CHI EA '24)*. Association for Computing Machinery.  
<https://doi.org/10.1145/3613905.3638184>
- [38] Degachi, C., Tielman, M. L., & Al Owayyed, M. (2023). Trust and perceived control in burnout support chatbots. In *Extended abstracts of the 2023 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems (CHI EA '23)*, Article 295, Association for Computing Machinery.  
<https://doi.org/10.1145/3544549.3585780>