

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相関分析

古澤 弘隆[†] 東 沙帆[†] 井野 泰輔[†] 木村 有那[†]
濱崎 雅弘^{††} 後藤 真孝^{††} 土方 嘉徳^{†,†††}

[†]関西学院大学商学部 ^{††}産業技術総合研究所

^{†††}兵庫県立大学大学院情報科学研究科

^{†††}contact@soc-research.org

概要 本研究は、YouTube と TikTok における推薦機能の利用者を対象に、推薦の性能に対する知覚と推薦機能（一般的には、推薦システム）に対する受容に関連する心理尺度である態度（満足度）や継続利用意図の関係を明らかにすることを目的とする。性能の知覚の観点として、透明性、制御感、能力、親切性、公平性を取り上げ、クラウドソーシングを用いた大規模社会調査を実施した。得られたデータを基に相関分析および回帰分析を行った結果、いずれのサービスにおいても透明性、能力、親切性が満足度と継続利用意図を予測するための重要な因子であることが示された。この結果は、推薦システムへの満足度を高め、利用継続を促進するために、信頼に関わる要因を重視した設計が有効であることを示唆するものである。

キーワード 推薦システム, 信頼, 受容, 継続利用意図, 満足度

1 はじめに

近年、推薦システムは多くのオンラインサービスに使用され、社会への普及が進んでいる。推薦システムとは、アイテム（製品やサービス、コンテンツなどの総称）に対するユーザの興味や嗜好を予測することにより、対象のユーザに適したアイテムを提示するシステムである [1]。この予測には、統計的予測手法や機械学習アルゴリズムが採用されており、これまで多くの手法が提案され、さらに改良されてきた[2][3][4][5][6]。

しかし、その予測の精度を向上させるだけでは、必ずしもユーザ体験を向上できるとは限らず、推薦システム全体のユーザビリティを向上させることにより、それを改善できることが示唆されている[7]。そのため、推薦システムの研究分野では、直感的な推薦ユーザインターフェースの考案[8]や、ユーザの意思決定プロセスに適切な支援を提供すること[9]、推薦を受け入れてくれるようユーザを効果的に説得すること[10]、推薦のユーザモデルを可視化してユーザに提示すること[11]など、推薦システムとのインタラクションにおけるユーザエクスペリエンス向上の試みが行われている。また、近年では、ユーザに推薦結果を分かりやすく説明する説明可能推薦システム (explainable recommender system) の研究が盛んに行われている[12]。ユーザにパーソナライズしたアイテムを提示したとしても、ユーザはそれを受け入れて消費してくれるとは限らないことも示されており[13]、

推薦システムを積極的に使ってもらうには、説明の質を高める必要がある[14]とされている。このように、ユーザに推薦システムを受け入れて利用し続けてもらうことは、推薦システムの研究分野における継続的な研究課題であると言える。

一方、YouTube や TikTok などの動画視聴サービスでは、視聴する動画を選択する際に、推薦結果に過度に依存しているユーザがいることが報告されている[15]。人々の興味関心を惹きつけて、永続的に広告を閲覧してもらったり、有料コンテンツを消費してもらったりすることで収益をあげるアテンションエコノミー[16]の台頭により、ユーザをサービスに引き留め続けるようなダークパターンと呼ばれるインタフェース[17]も多く見られる。このようなインタフェースと推薦システムの組み合わせは、Instagram や X (旧 Twitter) などの多くの SNS においても用いられており、多くの時間をこれらのサービスに費やすユーザもいる[18]。その結果、ユーザによっては、推薦システムに過度に依存することで、自らの意思に基づいたコンテンツ選択が困難になるという問題に直面している。これは推薦システムだけでなく、より広義の人工知能 (AI) を用いたシステム全般に見られ、「AI への過信」(“overreliance on AI”) 問題として知られている [19][20]。

これらのことより、推薦システムを利用しようとするかどうかは、また過度に依存してしまっているかどうかは、人によって異なることが分かる。推薦システムのような新しい技術を使おうとすること(受容すること)に対する個人

差を分析するための心理モデルとして、技術受容モデル (TAM: Technology Acceptance Model) がある。これは、経営学(特にマーケティング)の分野で発達したモデルであり、新しい技術を取り入れた商品やサービス、システムの継続利用意図に関する心理的プロセスをモデル化したものである[21]。

TAM で表現された心理的プロセスは、人が新技術を継続して使う意図があり、実際に継続利用するかどうか、すなわち受容するかどうかを、その人が新技術に対して知覚している便利さ (PU: perceived usefulness) と、知覚している簡単さ (PEOU: perceived ease of use) から予測できることを示している。PU は、新しい技術を用いた製品やサービスを対象ユーザがどれだけ役に立つと感じているかを表し、また PEOU は、それをどれほど容易に使えると感じているかを表している。そして、TAM の心理プロセスは、PU と PEOU がシステムへの態度(満足度)につながり、それらが継続利用意図に影響し、その意図が実際の継続利用という行動を引き起こすという関係を表している。

TAM は、態度(満足度)や継続利用意図という総合的なポジティブな態度(満足度や継続利用意図を包括する、より広義の構成概念)に対して、PU や PEOU といった中間的な心的状態が、どのように関係するのかを表したモデルと捉えることができる。心理学においては多属性態度理論[22]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。

これまで推薦システムの受容についても、その受容に至る心理プロセスを、TAM に様々な心理尺度を中間的な心的状態として組み込むことで詳細なモデル化の試みがなされてきた。また、このような中間的な心的状態は、信頼や信頼に関連する心的状態として捉えられてきた。例えば、信頼の観点からは、能力、親切性、公平性が信頼へと繋がっていく関係を表した Mayerらのモデルである Organizational Trust Model (組織的信頼モデル)[23]の観点から、能力、親切性、公平性を信頼信念の構成要素としている研究[24][25][26][27]や、信頼を2つの構成要素で捉える McAllister の認知的信頼と感情的信頼[28]を導入した研究[29][30]が挙げられる。また、信頼に関連する心的状態として、説明可能推薦システムで重要な観点となるシステムの透明性、制御感に対する知覚を組み込んだ研究[31]も挙げられる。多くの研究 [24][29][31][32][33]では、推薦システムという刺激から推薦システムに対する中間的な心的状態を介し、それが態度(満足度)や継続利用意図に影響するという受容のプロセスをモデル化している。しかし、それらの中間的な心的状態は、研究によって異なるため、それらが受容、すなわち態度(満足度)や継続利用意図とどの

ように関連しているかは今まで明らかにされてこなかった。

そこで本研究においても、従来扱ってきた中間的な心的状態の中でも、組織的信頼モデルにおける信頼信念(能力、親切性、公平性)と、説明可能信頼システムにおける中間的な心的状態である知覚した透明性と制御感が、態度(満足度)や継続利用意図とどのように関連しているかを、従来の受容モデルを基にして明らかにする。

また、これまでの研究では、ユーザが初めて利用する推薦システムに対して、実験室実験の中での短時間の利用で知覚した推薦性能や信頼を扱うことが一般的であった。しかし、短時間の利用経験では、ユーザが推薦システムの性能に対して、安定した知覚を形成するには不十分であると考えられ、継続利用意図についても自信のある判断には至っていない可能性がある。つまり、ある程度の期間継続して利用している推薦システムに対する性能の知覚と、推薦システムへの態度や継続利用意図との関係については、依然として明らかにされていない。本研究は大規模な社会調査によりモデルの検証を行うことを目指し、多くのユーザがある程度の期間利用していると思われる推薦システムを対象にする。具体的には動画共有サービスとして人気のある YouTube と TikTok を対象にする。

我々は先行研究で、信頼信念(能力、親切性、公平性)と、知覚した透明性と制御感から推薦受容傾向を予測することをしてきた[34]が、従来の推薦システムにおける受容のモデルでは、受容に関連する心理尺度として満足度と継続利用意図を用いるのが一般的であった。しかし、我々の先行研究では満足度を計測していなかったこと、また、継続利用意図を独自に作成した1つの質問で尋ねていたことから信頼性が高いモデルとは言えなかった。そのため、本研究では従来の推薦システム受容モデルの研究で用いられた心理尺度と質問項目を踏襲して、新たな社会調査を実施することで、より信頼性の高いモデル探索を行うことにした。

本稿では、組織的信頼モデルにおける信頼信念を構成する能力、親切性、公平性と、説明可能推薦システムで重要となる評価観点である透明性と制御感を、中間的な心的状態と捉え(これらを本稿では、推薦システムの性能(以降、推薦性能)に対する評価の観点と呼ぶ)、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受容、すなわち総合的な評価である態度(満足度)と継続利用意図に関係するかどうかを明らかにする。すなわち本研究の目的は、長期的な推薦システムの利用において、これまでに提案されている推薦システムの受容モデルが機能するかを確認し、さらに TAM に上記の5つの評価観点を組み込んだモデルを提案し、その妥当性を示すことである。なお、本稿では、最終的に共

分散構造分析をする前の基礎的な分析として、推薦性能への知覚と総合的な評価の 2 変数間の関係を相関分析で明らかにし、総合的な評価を推薦性能への知覚から予測できるかどうかを回帰分析で明らかにする。

2 方法

2.1 調査の概要

本研究では、推薦システムへの 5 つの推薦性能の評価観点に対する知覚と、総合的な評価である態度(満足度)と継続利用意図の関係を明らかにするため、これらを質問紙(調査票)で尋ねる。なお、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受けた後に行った。

対象サービスの利用者層に対して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実施した。調査票は Google Forms を用い、心理尺度は全て 1:“全く当てはまらない”から 7:“非常によく当てはまる”の 7 段階のリッカート尺度で作成した。TikTok を対象にした調査と YouTube を対象にした調査は、それぞれの間 1 か月ほどの間を設けて、別に実施した。具体的には、TikTok の調査は 2025 年 7 月 18 日より、YouTube の調査は 2025 年 8 月 11 日より開始した。調査対象者の参加条件は YouTube (または TikTok) を利用した経験があることである。募集人数は、それぞれ 1,500 人である。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(YouTube/TikTok)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、信頼のできない回答を除くために、干支と西暦の不一致や、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、受容に関する心理尺度として態度(満足度)(以降、「満足度」と継続利用意図の 2 つを扱う。また、推薦性能の評価観点への知覚の心理尺度として PU, PEOU, 透明性, 制御感, 能力, 親切性, 公平性の 7 つを扱う。なお、能力, 親切性, 公平性は、信頼信念の構成要素として捉えられるが、これとは別に総合的な信頼の尺度も過去に提案されており、推薦システムに対する信頼の研究で用いられている[35]。本研究では、推薦性能に対する評価の観点の一

つの候補として、これについても分析する。以下では、本研究で採用した心理尺度の詳細を説明する。

満足度は、対象システムに対して、満足している度合いを表す。本研究では、機能やサービス、経験などに対する満足度を尋ねる Flavián ら[36]が提案している尺度を採用した。

継続利用意図は、これからもこのシステムを使っていきたいというユーザの意思である。本研究では、対象のシステムを使用する価値があると感じているかと、継続して利用したいと感じているかを尋ねる Hsu らの心理尺度[37]と、商品やコンテンツの発見のために対象のシステムを利用する意図の程度を尋ねる Benbasat らの心理尺度[24]の 2 つを合わせて、本研究の対象ドメインである動画共有サービスにおける推薦機能に合うように修正した尺度を用いた。

PU は技術がどれだけ役に立つと感じているかを表す。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(PU のみ)の質問項目[38]を採用した。

PEOU は技術をどれほど容易に使えと感じているかを表し、Armentano らの論文[38]、Pu と Chen の論文[39]、Lengyel の論文[40]の 3 つの論文を調査した。しかし、いずれの論文も特定の推薦システムに特化した質問項目になっていたため、これらを参考に YouTube と TikTok の推薦機能の両方で用いることができる質問項目を 5 人の研究者にて議論を行うことで作成した。

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[41]を、YouTube と TikTok の推薦機能に適応するように修正して利用した。

制御感とは自分の嗜好を推薦システムに伝えることができるか、それが伝わったことを確認できるか、推薦システムが学習した嗜好モデルを変更できるかを表す。本研究では、Pu らが開発した評価尺度[31][39]を、YouTube と TikTok の推薦機能に適応するように修正して利用した。

能力は推薦システムを人間のようなお薦めエージェントとみなしたときのお薦めする力(お薦めするアイテムのドメインに関する知識の有無も含む)を表す。本研究では、Benbasat らが提案する能力の評価尺度[24]を採用し、これを YouTube と TikTok の推薦機能に適応するように修正して利用した。

親切性は推薦システムのアルゴリズムが、どれだけ自分のために推薦をしているかを表す。本研究では、Benbasat らが信頼(Trust)に関連する可能性がある評価指標として提案した親切性(Benevolence)の評価尺度[24]を採用した。

公平性は推薦システムのアルゴリズムが、どれだけ誠実に公平な推薦をしているかを表す。本研究では、Benbasat らが提案している公平性(Integrity)の評価尺度[24]を採用し、さらにKomiak の論文[42]から、上記論文に入っていない質問項目を追加した。そして、これを YouTube と TikTok の推薦機能に適応するように修正して利用した。

信頼は直接的にかつ多様な観点で質問されている Lee ら[35]が提案した信頼の尺度を採用し、YouTube 及び TikTok 用に編集したものを尋ねた。

3 調査結果

3.1 尺度の信頼性の検証

分析で用いる尺度は複数の質問により測定しているため、各尺度の内的一貫性を確認するためにクロンバックの α 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 推薦性能の知覚と満足度及び継続利用意図との相関分析

PU, PEOU, 透明性, 制御感, 能力, 親切性, 公平性, 信頼の 8 つの評価観点への知覚と、満足度及び継続利用意図との関係を、それぞれ前者の知覚の 8 つの観点ごとにスピアマンの順位相関係数による相関分析を行なった結果を表 1, 2 に示す。無相関検定では、いずれも有意差が確認された ($p < .001$)。満足度と継続利用意図の相関係数は YouTube が 0.80 ($p < .001$)、TikTok が 0.79 ($p < .001$) であった。結果を見ると YouTube と TikTok とでは、ほぼ変わらないことがわかる。知覚の尺度の中では、PU と信頼の 2 つにおいて、満足度及び継続利用意図と相関が高いことがわかる。

3.3 満足度と推薦システムの性能の知覚との回帰分析

次に、満足度をどれだけ予測できるかを調べるため、ステップワイズ法による重回帰分析を行なった。ただし PU は、我々の過去の研究でも、信頼に関連する尺度として、推薦受容傾向尺度の構成概念の妥当性検証(収束的妥当性の検証)で用いられて、なおかつ推薦受容傾向尺度と高い相関が確かめられていることから[43]、明示的な性能に対する知覚というよりも、総合的な評価尺度の意味の方が強い[6][7]。そのため、PU と PEOU (PUと共に TAM を構成する一因子であるため)は、分析から除外することにした。また、信頼の尺度は、Benbasat らや Pu の従来研究[24][31]では直接的に信頼を測定していないことから、本研究においても、補足的な心理尺度と位置付け、分析から除外することにした。そこで、

表 1 YouTube の一変数ごとの相関係数

	満足度	継続利用意図
PU	0.83 ***	0.71 ***
PEOU	0.45 ***	0.47 ***
透明性	0.40 ***	0.32 ***
制御感	0.35 ***	0.24 ***
能力	0.56 ***	0.42 ***
親切性	0.60 ***	0.49 ***
公平性	0.50 ***	0.38 ***
信頼	0.83 ***	0.71 ***

* p 値<.05, ** p 値<.01, *** p 値<.001

表 2 TikTok の一変数ごとの相関係数

	満足度	継続利用意図
PU	0.82 ***	0.71 ***
PEOU	0.45 ***	0.50 ***
透明性	0.46 ***	0.38 ***
制御感	0.35 ***	0.28 ***
能力	0.60 ***	0.49 ***
親切性	0.63 ***	0.55 ***
公平性	0.55 ***	0.44 ***
信頼	0.79 ***	0.67 ***

* p 値<.05, ** p 値<.01, *** p 値<.001

透明性, 制御感, 能力, 親切性, 公平性の 5 つの推薦性能の評価観点の知覚から、満足度を説明するものを探索した。

その結果、YouTube においては 4 つの説明変数が採択され、表 3 のように、透明性は $\beta=0.0679$ ($p=6.77e-03$)、能力は $\beta=0.183$ ($p=2.86e-07$)、親切性は $\beta=0.405$ ($p<2e-16$)、公平性は $\beta=0.0963$ ($p=1.79e-03$) となった。モデルの適合度を表す指標は調整済み R^2 値=0.4451, $p<2.2e-16$, F 値=244.5 となった。

一方、TikTok においては 5 つの説明変数が採択され、表 4 のように、透明性は $\beta=0.105$ ($p=4.62e-04$)、制御感 $\beta=-0.0734$ ($p=1.11e-02$)、能力は $\beta=0.194$ ($p=3.01e-07$)、親切性は $\beta=0.410$ ($p<2e-16$)、公平性は $\beta=0.121$ ($p=2.27e-04$) となった。モデルの適合度を表す指標は調整済み R^2 値=0.4835, $p<2.2e-16$, F 値=208.1 となった。この結果から、どちらのサービスにおいても透明性, 能力, 親切性, 公平性が満足度の予測に寄与することが分かった。

3.4 継続利用意図と推薦システムの性能の知覚との回帰分析

次に、継続利用意図をどれだけ予測できるかを調べるため、ステップワイズ法による重回帰分析を行なった。ここでも同様に TAM の PU と PEOU, 信頼の尺度は説

表 3 YouTube の満足度を目的変数としてステップワイズ法を用いた重回帰分析結果 (推薦システムへのユーザの知覚で TAM と信頼の尺度を除いた全ての変数を説明変数としたときの分析結果)

変数名	標準化偏回帰係数	標準誤差	t 値	p 値
切片	3.11e-16	2.14e-02	0.00	1.00
透明性	6.79e-02	2.50e-02	2.71	6.77e-03 **
能力	1.83e-01	3.54e-02	5.16	2.86e-07 ***
親切性	4.05e-01	3.73e-02	10.86	<2e-16 ***
公平性	9.63e-02	3.08e-02	3.13	1.79e-03 **

R^2 値=0.4469, 調整済み R^2 値=0.4451, p 値<2.2e-16

表 4 TikTok の満足度を目的変数としてステップワイズ法を用いた重回帰分析結果 (推薦システムへのユーザの知覚で TAM と信頼の尺度を除いた全ての変数を説明変数としたときの分析結果)

変数名	標準化偏回帰係数	標準誤差	t 値	p 値
切片	1.20e-17	2.16e-02	0.00	1.00
透明性	1.05e-01	3.00e-02	3.51	4.62e-04 ***
制御感	-7.34e-02	2.88e-02	-2.54	1.11e-02 *
能力	1.94e-01	3.76e-02	5.15	3.01e-07 ***
親切性	4.10e-01	3.88e-02	10.57	<2e-16 ***
公平性	1.21e-01	3.28e-02	3.70	2.27e-04 ***

R^2 値=0.4858, 調整済み R^2 値=0.4835, p 値<2.2e-16

明変数から取り除いて分析を行った。その結果、YouTube においては 3 つの説明変数が採択され、表 5 のように、透明性は $\beta=0.0670$ ($p=0.0165$) 能力は $\beta=0.0944$ ($p=0.0136$)、親切性は $\beta=0.439$ ($p<2e-16$) となった。モデルの適合度を表す指標は調整済み R^2 値=0.3043, p 値<2.2e-16, F 値=178 となった。一方、TikTok においては 4 つの説明変数が採択され、表 6 のように透明性は $\beta=0.101$ ($p=2.15e-03$)、制御感は $\beta=0.0985$ ($p=2.04e-03$)、能力は $\beta=0.121$ ($p=2.67e-03$)、親切性は $\beta=0.499$ ($p<2e-16$) となった。モデルの適合度を表す指標は調整済み R^2 値=0.3702, p 値<2.2e-16,

表 5 YouTube の継続利用意図を目的変数としてステップワイズ法を用いた重回帰分析結果 (推薦システムへのユーザの知覚で TAM と信頼の尺度を除いた全ての変数を説明変数としたときの分析結果)

変数名	標準化偏回帰係数	標準誤差	t 値	p 値
切片	-4.54e-16	2.39e-02	0.00	1.00
透明性	6.70e-02	2.79e-02	2.40	0.0165 *
能力	9.44e-02	3.81e-02	2.47	0.0136 *
親切性	4.39e-01	3.93e-02	11.19	<2e-16 ***

R^2 値=0.306, 調整済み R^2 値=0.3043, p 値<2.2e-16

表 6 TikTok の継続利用意図を目的変数としてステップワイズ法を用いた重回帰分析結果 (推薦システムへのユーザの知覚で TAM と信頼の尺度を除いた全ての変数を説明変数としたときの分析結果)

変数名	標準化偏回帰係数	標準誤差	t 値	p 値
切片	2.67e-17	2.39e-02	0.00	1.00
透明性	1.01e-01	3.29e-02	3.08	2.15e-03 **
制御感	-9.85e-02	3.18e-02	-3.09	2.04e-03 **
能力	1.21e-01	4.03e-02	3.01	2.67e-03 **
親切性	4.99e-01	3.95e-02	12.64	<2e-16 ***

R^2 値=0.3724, 調整済み R^2 値=0.3702, p 値<2.2e-16

F 値=163.5 となった。この結果から、どちらのサービスにおいても透明性、能力、親切性が継続利用意図の予測に寄与することがわかる。

4. 議論

本研究では、YouTube と TikTok の利用者を対象に、推薦システムの性能に対する知覚と、満足度および継続利用意図との関係を検証した。その結果、TAM における PU と PEOU、すなわち利便性や使いやすさに加え、信頼信念を構成する能力や親切性、説明可能推薦システムで重視される透明性が、両サービスに共通して主要な予測因子となることが確認された。なかでも親切性の標準化偏回帰係数が高かった。これは、「自分の嗜好に合った親切な結果が提示されている」と認識するこ

とが、推薦システムの受容に大きく関係することを意味する。このように、推薦システムへの満足度や継続利用意図は、より詳細な推薦性能の評価観点への知覚で説明できることが明らかになった。

5. まとめ

本研究は、大規模調査を通じて推薦システムの性能に対する知覚と利用者の満足度・継続利用意図との関係を明らかにした。分析の結果、能力、親切性、透明性が両サービス(YouTube, TikTok)に共通して受容の予測に貢献し、推薦システムの継続利用意図を促進する上で重要となる可能性が示唆された。中でも親切性の予測への貢献が大きかった。この知見は、TAM を補完する形で信頼信念と透明性の両方が予測に貢献することを示し、この拡張モデルが推薦システムの長期的な利用の文脈にも適用可能であることを示した。一方で、本論文では、これらの推薦性能の評価観点への知覚や、受容に関連する心的状態が、どのような心的プロセスを経て説明されるのかについては、十分に検証することができなかった。今後は、共分散構造分析により、従来研究で提案されてきた TAM をはじめとする信頼形成のモデルが、長期的な推薦システムの利用でも機能するかどうかを検証する予定である。

謝辞

本研究の一部は JST CREST JPMJCR20D4 の支援を受けた。

参考文献

- [1] Jannach, D., Zanker, M., Felfernig, A., & Friedrich, G.: Recommender Systems: An Introduction, Cambridge University Press, p. 352, 2010.
- [2] Kamishima, T.: Algorithms of Recommender Systems, <https://www.kamishima.net/archive/recsysdoc.pdf>, 2016.
- [3] Burke, R.: Hybrid recommender systems: Survey and experiments. *User modeling and user-adapted interaction*, Vol. 12, pp. 331-370, 2002.
- [4] Su, X. & Khoshgoftaar, T.M.: A Survey of Collaborative Filtering Techniques. *Advances in Artificial Intelligence*, Wiley, 2009.
- [5] Koren, Y., Bell, R., & Volinsky, C.: Matrix Factorization Techniques for Recommender Systems, *Computer*, Vol. 42, No. 8, pp. 30-37, 2009.
- [6] Zhang, S., Yao, L., Sun, A., & Tay, Y.: Deep learning based recommender system: A survey and new perspectives. *ACM computing surveys (CSUR)*, Vol. 52, No. 1, pp. 1-38, 2019.
- [7] Konstan, J.A., & 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.
- [8] Murphy-Hill, E., & Murphy, G. C.: Recommendation delivery: Getting the user interface just right. In *Recommendation systems in software engineering*, Springer, pp. 223-242, 2013.
- [9] Jameson, A., Willemsen, M. C., & Felfernig, A.: Individual and group decision making and recommender systems, *Recommender systems handbook*, Springer, pp. 789-832, 2022.
- [10] Sakuma, H., Hori, A., Murashita, M., Kondo, C., & Hijikata, Y.: YouTubers versus VTubers: Persuasiveness of human and virtual presenters in promotional videos, *Frontiers in Computer Science*, Vol. 5, No. 17, p. 12, 2023.
- [11] Hijikata, Y., Okubo, K., & Nishida, S.: 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)*, pp. 353-356, 2015.
- [12] Zhang, Y., & Chen, X.: Explainable recommendation: A survey and new perspectives, *Foundations and Trends in Information Retrieval*, Vol. 14, No. 1, pp. 1-101, 2020.
- [13] Matsushima, R., Hijikata, Y., & Berkovsky, S.: 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, 2024.
- [14] Balog, K., & Radlinski, F.: 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, 2020.
- [15] 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, *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*, Vol. 121, No. 363, pp. 1-6, 2022.
- [16] Davenport, T.H., & Beck, J.C.: *The attention economy: Understanding the new currency of business*, Harvard Business Review Press, 2001.
- [17] Gray, C.M., Kou, Y., Battles, B., Hoggatt, J., & Toombs, A.L.: The dark (patterns) side of UX design, In *Proceedings of 2018 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems (CHI'18)*, Paper No. 534, pp. 1-14, <https://doi.org/10.1145/3173574.3174108>, 2018.
- [18] Kemp, S.: Digital 2025: Global Overview Report, *Datareportal*, <https://datareportal.com/reports/digital-2025-global-overview-report>, 2025
- [19] Passi, S., & Vorvoreanu, M.: Overreliance on AI: Literature review, *Microsoft Technical Report MSR-TR-2022-12*, Microsoft Corporation, 2022.
- [20] Vasconcelos, H., Jörke, M., Grunde-McLaughlin, M., & Gerstenberg, T.: Explanations can reduce overreliance on AI systems during decision-making, *arXiv*. <https://arxiv.org/abs/2212.06823>, 2022.
- [21] Davis, F.D.: Perceived usefulness, perceived ease of use, and user acceptance of information technology, *MIS Quarterly*, Vol. 13, No. 3, pp. 319-340, <https://doi.org/10.2307/249008>, 1989.
- [22] 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.
- [23] Mayer, R. C., Davis, J. H. and Schoorman, F. D.: An integrative model of organizational trust, *Academy of Management Review*, Vol. 20, No. 3, pp. 709-734, 1995.
- [24] Benbasat, I., & Wang, W.: Trust in and adoption of online recommendation agents, *Journal of the Association for Information Systems*, Vol. 6, No. 3, pp. 72-101, <https://doi.org/10.17705/1jais.00065>, 2005.
- [25] Xiao, S., & Benbasat, I.: The impact of internalization and familiarity on trust and adoption of recommendation agents, Unpublished Working Paper, 2002.
- [26] Wang, W., & Benbasat, I.: Recommendation agents for electronic commerce: Effects of explanation facilities on trusting beliefs, *Journal of Management Information Systems*, Vol. 23, No. 4, pp. 217–246, 2007.
- [27] Wang, W., & 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.
- [28] McAllister, D. J.: Affect- and cognition-based trust as foundations for interpersonal cooperation in organizations, *Academy of Management Journal*, Vol. 38, No. 1, pp. 24–59, <https://www.jstor.org/stable/256727>, 1995.
- [29] Komiak, S.X., & Benbasat, I.: Understanding customer trust in agent-mediated electronic commerce, web-mediated electronic commerce, and traditional commerce, *Information Technology and Management*, Vol. 5, pp. 181-186, 2004.
- [30] Komiak, S. Y. X., & Benbasat, I.: The Effects of Personalization and Familiarity on Trust and Adoption of Recommendation Agents, *MIS Quarterly*, Vol. 30, No. 4, pp. 941-960, <https://doi.org/10.2307/25148760>, 2006.
- [31] Pu, P., Chen, L., & Hu, R.: 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>, 2011.
- [32] Lin, N. H., Chen, Y. Y., Chou, T. C., & Lin, C. Y. : 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)*, ACM, pp. 183-190, <https://doi.org/10.1145/3675669.3675684>, 2024.
- [33] Acharya, N., Sassenberg, A.-M., & Soar, J.: Consumers' behavioural intentions to reuse recommender systems: Assessing the effects of trust propensity, trusting beliefs and perceived usefulness, Available at SSRN: <https://ssrn.com/abstract=3869539> or <https://doi.org/10.2139/ssrn.3869539>, 2022.
- [34] 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.
- [35] Lee, S., & 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.
- [36] Flavián, C., Guinalfú, M., & 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.
- [37] Hsu, C. L., & 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.
- [38] Armentano, M. G., Christensen, I., & Schiaffino, S. : Applying the technology acceptance model to evaluation of recommender systems, *Polibits*, Vol. 51, No. 51, pp. 73-79, 2015.
- [39] Pu, P., & Chen, L.: A user-centric evaluation framework of recommender systems, *Proc. ACM RecSys 2010 Workshop on User-Centric Evaluation of Recommender Systems and Their Interfaces (UCERSTI)*, pp. 157–164, 2010.
- [40] 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, MSc Dissertation Universidade Católica Portuguesa and the ESCP Europe Paris, 2021.
- [41] Wang, W.: Design of trustworthy online recommendation agents: Explanation facilities and decision strategy support (Doctoral dissertation), University of British Columbia, 2005.
- [42] Komiak, S. Y. X.: The impact of internalization and familiarity on trust and adoption of recommendation agents (Doctoral dissertation), Division of Management Information Systems, University of British Columbia, 2003.
- [43] 土方 嘉徳, 三輪 玲佳, 土田 愛佳, 濱崎 雅弘, 後藤 真孝: 推薦過信への気づきのための推薦受容傾向尺度の提案と評価, *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 HCS2023-72*, Vol. 123, No. 242, pp. 15-20, 2023.