

回帰分析による推薦システムの性能に対する知覚と 推薦受容傾向の関係の理解

木村 有那¹ 井野 泰輔¹ 濱崎 雅弘² 後藤 真孝² 土方 嘉徳¹

概要: 人工知能による推薦や判断を導入したサービスが普及するとともに、ユーザは提示された記事やコンテンツを吟味することなく消費する「推薦過信」の問題がおきつつある。我々は、推薦過信に陥っていないかどうかを知るための参考となる心理尺度として、推薦結果を受け入れやすい傾向にあるかどうかを測定する推薦受容傾向尺度を開発してきた。本稿では、従来から推薦システムのユーザ評価で用いられてきた推薦性能に対する知覚評価から、推薦受容傾向尺度の値を予測できるかどうかを大規模社会調査により明らかにする。YouTube と TikTok における推薦機能を対象にした社会調査をクラウドソーシングサービス上で別々に実施し、それぞれ 1298 人の回答を得た。これらの回答を重回帰分析により分析したところ、推薦受容傾向は、推薦システムに対する能力と親切性、透明性により予測できることがわかった。

キーワード: 推薦システム, 推薦受容傾向, 信頼, 推薦過信

1. はじめに

近年のインターネット技術の普及と発達にともない、情報量が増加し続けている。情報が溢れる中で、「人々の関心や注目（アテンション）」の獲得が経済的価値を持つようになるというアテンションエコノミーが発展している[1]。そのような中、アイテムに対するユーザの興味を予測することにより、特定のユーザ（個人または企業）に適したアイテム（製品またはサービス）を推薦するプログラムである推薦システムが多く用いられてきた。

しかし、多くの企業はユーザの注意を自社のサービスに引き付けたいため、ユーザに常に推薦を提供するようになってきている。例えば、動画共有サービスの YouTube では、現在視聴している動画の横に、それに関連した動画が必ず表示されている。また、動画共有サービスの TikTok では、「レコメンド」で動画を見ることが標準の使い方になっている。そのため我々は、ユーザはシステムから推薦された記事やコンテンツを、それらのジャンルや思想、価値観の偏りなどを吟味することなく、消費し続ける可能性があると考えている。我々は、この問題を『推薦過信問題』と呼ぶ。哲学者の Harari も、推薦機能をはじめとする人工知能（AI）の意思決定に対してユーザが無防備であることを問題視しており[2]、推薦への過信は無視できない問題である。動画のようなコンテンツの共有・視聴のためのサービスだけでなく、SNS においても推薦機能が提供されており、無限スクロールのインタフェースで投稿を閲覧することができるようになってきている。これらは、ユーザの好奇心を煽るスロット効果をもたらしていると言える[3][4]。このように推薦機能によるコンテンツ閲覧の増大は、多くのドメインで起こりうると言え、それが行き過ぎるとコンテンツを閲覧し続ける中毒になる可能性がある。

推薦過信問題を防ぐためには、ユーザ自身に推薦過信に陥っていることを気づかせる必要がある。しかし、従来、ユーザが推薦システムに対して過度な信頼を抱いているかどうかを測定する心理尺度は開発されていなかった。そこで我々は、先行研究にて推薦システムが出力する結果に対する信頼を表す心理尺度「推薦受容傾向尺度」を提案し、それを測定するための質問群を提案してきた[5][6][7]。従来の推薦システムに対する信頼に関連する心理尺度では、推薦結果に対する浅い信頼の程度までしか尋ねていないため、我々の心理尺度では、より深い信頼の状態までを尋ねるようにした。また、深い信頼を直接尋ねることは難しいため、推薦システムに対する利用態度や、特定の状況での推薦アイテムに対する消費の傾向を尋ねるようにした。

推薦受容傾向は、推薦結果の最終的な受け入れ傾向を表しているため、推薦システムに対する総合的なユーザの評価を表している。ユーザは、総合的な信頼の評価を行う前に、推薦の正確さや推薦結果の透明性など、具体的な推薦性能を知覚し、評価していると思われる。そうだとすれば、ユーザの推薦性能に対する知覚と、推薦受容傾向の間には、何らかの相関があるはずである。そこで本研究では、多くの人に利用されている推薦システムを対象にして（具体的には、動画共有サービスである YouTube と TikTok を対象にする）、大規模な社会調査を行うことで、これらの関係を明らかにする。

2. 心理尺度の概要

推薦システムへの信頼を表す心理尺度として、推薦受容傾向尺度[5][6][7]を用いる（文献[5][6]では「推薦過信尺度」と名付けていたが、文献[7]でその意図を明確にするために改めて「推薦受容傾向尺度」と名付けた）。本研究では、推薦受容傾向は、推薦システムに対する人の総合的なポジティブな態度と考え、それは推薦システムのより明示的な特性、すなわち推薦性能に対する認知（知覚）から総合的

1 関西学院大学
Kwansei Gakuin University

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

に導かれると仮定する。推薦性能に対する認知の特性としては、従来の推薦システムの評価研究で用いられてきたものを取り上げる。

新しい技術を用いた製品やサービスを顧客が受け入れるかどうかを、技術がどれだけ役に立つと感じているか (PU: perceived usefulness) と、技術をどれほど容易に使えると感じているか (PEOU: perceived ease of use) から予測するモデルに、TAM (Technology Acceptance Model) がある[8]。本研究では、PU と PEOU を推薦性能に対する認知の1つとして取り上げる。

推薦システムの研究分野では、推薦結果に対する説明付けの研究が多く行われている[9]。それらの研究では、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がユーザに理解できるかどうかを表す透明性 (Transparency) の評価指標が重視されている[10]。また、推薦アルゴリズムに対する介入を行えるようにしたり、学習した興味のモデル (プロファイル) を編集できるようにしたりする試みが行われている[11]。このような介入を行えるようにした推薦システムでは、推薦システムを制御可能と知覚されているかどうかを表す評価指標である制御感 (Control) が重要となる[10]。本研究では、透明性と制御感も、推薦性能に対する認知の1つとして取り上げる。

推薦システムや知的エージェントの信頼性評価においては、能力 (Competence) と公平性 (Integrity) と親切性 (Benevolence) という信頼を構成する3要素が用いられることも多い[12][13][14][15]。これらは、対人関係の信頼形成において最も重要な信頼の三要素として提案されたものである[16][17]。推薦システムを人間のようにお薦めをするエージェントとみなすこともできるが、能力 (Competence) は、そのお薦めをする能力 (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) を表している。また、公平性 (Integrity) 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、親切性 (Benevolence) 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している。本研究では、能力、公平性、親切性も、推薦性能に対する認知の1つとして取り上げる。

3. 調査方法

3.1 調査方法・概要

我々の研究は、推薦システムの特性に対する認知 (知覚) が、推薦システムの出力する推薦結果に対する受容傾向 (信頼) とどれだけ相関するのかを明らかにすることが目的である。そのためには、それぞれの認知や傾向について定量的に取得する必要がある、その取得を社会調査により行う。アンケートで、推薦システムの性能に対する認知や推薦受

容傾向に関するデータを取得するためには、調査対象者がそのサービスを長く利用しており、推薦結果への受け入れの傾向がある程度決まっている必要がある。そこで、多くのユーザに長く利用されている既存の特定のサービスとして、YouTube と TikTok の2つの推薦機能を取り上げ、それぞれについて別々に社会調査を行った。

対象サービスの利用者層に対して幅広く尋ねるために、クラウドソーシングサービスの1つである Crowd Works でアンケートを行った。アンケートは、Google Forms で作成した。調査対象者は、対象サービス (YouTube/TikTok) を利用したことのある人とした。調査対象者には、YouTube 版と TikTok 版のどちらのアンケートにも参加することを許し、それぞれ 1300 人に対して調査を行った。YouTube 版は 2023 年 5 月 23 日から、TikTok 版は 2023 年 7 月 9 日からアンケート調査を開始し、回答者には報酬として 160 円を支払った。

3.2 アンケート詳細

3.2.1 推薦システムへの信頼

本研究の目的変数は、推薦受容傾向である。我々が文献 [5][6][7] で開発した推薦受容傾向尺度を用いる。推薦受容傾向尺度の質問項目は、短いコンテンツの推薦を想定して設計しているが、TikTok でのコンテンツの選択はスクロール操作に依存しているため、TikTok 版にはそのインターフェースに合うように修正したものを利用する。実際に用いた質問項目を付録に示す。その計 11 項目に、1: “全く当てはまらない” から 7: “非常によく当てはまる”、または 1: “全くない” から 7: “非常によくある” の7段階で回答する。

3.2.2 推薦システムへの知覚の変数

本研究の説明変数は、推薦システムの性能に対する認知 (知覚) である。この認知には、PU、PEOU、透明性、制御感、公平性、親切性、能力の7つの観点を含んでいる。PU については、Armentano らが提案した推薦システムに対する TAM の PU を測定する質問[18]を、本研究の実験対象のサービスに合うように修正して7項目で尋ねる。PEOU については、これまで多くの研究で用いられているものの、その多くはそれぞれの研究で実験対象とする推薦システムに特化した質問項目となっている。そのため、Armentano ら [18]、Pu と Chen [10]、Lengyel [19]の3つの論文を参考に、本研究の実験対象のサービスに合うように、4項目で新たに作成した。

透明性に関しては、Wang が開発した透明性 (Perceived Agents Transparency (PAT)) の評価尺度[15]を参考にして、質問のそれぞれの観点を整理して明確化することで、新たに5項目の質問を作成した。制御感についても、Pu と Chen [10]、Pu ら[20]の2つ論文で提案されている質問を参考に、質問のそれぞれの観点を整理して明確化することで、

新たに6項目の質問を作成した。

信頼の三要素である公平性は、Komiak [13], Benbasat と Wang [14]の論文で提案された尺度を対象サービスに合うように修正し、5項目で尋ねる。親切性は、Benbasat と Wang の提案した尺度[14]を採用する。この尺度だけでは、質問が3つと少ないため、Komiak [13]と Wang [15]の2つの論文に共通して含まれていた“help”という項目を加えた計4項目の質問を、対象サービスに適応するように修正し尋ねる。能力については、Benbasat と Wang が提案した質問項目[14]を対象サービスに合うよう修正して使用する。

これらの質問項目には、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回答する。

3.2.3 その他の心理尺度

その他に、影響を与える可能性のある変数として、動画選択方法に関する質問や対象サービスの利用動機に関する質問、対象サービスの利用期間の質問やパーソナリティに関する質問、商品ドメインへの関与に関する質問や製品消費に関する質問、批判的思考力に関する質問を尋ねた。

3.2.4 デモグラフィック指標

デモグラフィック指標は、性別(3択から選択式)、年齢(ドロップダウンリストにて選択式)、学歴(6択から選択式)の4つについて質問した。

3.3 調査実施

Crowd Worksにて、対象サービス(YouTube/TikTok)それぞれ1300人を募集したが、承認作業の手違いによりどちらも1298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、以下の手順で、YouTube版で計68人、TikTok版で計52人の回答者を削除した。

- (1) 干支と西暦(信頼できない回答者のフィルタリング用に尋ねていた)の回答間で矛盾がある回答者を削除(YouTube版11人、TikTok版19人を除去)
- (2) 視聴時間に関する矛盾がある回答者を削除(具体的には、1日あたりの対象サービスの視聴時間が、ソーシャルメディア(対象サービスを含む)の視聴時間を上回る回答者を削除)(YouTube版55人、TikTok版31人を除去)
- (3) パーソナリティに関する質問に全て同じ回答をしている回答者を削除(YouTube版1人、TikTok版1人を除去)
- (4) SNSと対象サービスを利用したことがない回答者を削除(YouTube版1人、TikTok版1人を除去)

その結果、残った各々1230人と1246人の回答を信頼できるものとした。

4. 調査結果

4.1 尺度の妥当性の検証

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、表1, 2のように、YouTubeについては0.805~0.997, TikTokについては0.805~0.925の高い一貫性を確認した。

4.2 推薦受容傾向と推薦性能の認知との相関分析

推薦システムの性能に対する認知(知覚)と推薦受容傾向との関係を、前者の認知の7つの観点ごとに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($p < .01$)。YouTubeとTikTokとでは、結果がほぼ変わらないことがわかる。認知の尺度の中では、TAMのPU、能力、親切性の3つにおいて、推薦受容傾向尺度と相関が高いことがわかる。

表1 YouTubeの一変数ごとの内的一貫性と相関係数

	クロンバック α 係数	相関係数
推薦受容傾向尺度	0.911	
PU	0.997	0.570**
PEOU	0.810	0.233**
透明性	0.871	0.287**
制御感	0.896	0.207**
親切性	0.836	0.413**
能力	0.853	0.408**
公平性	0.805	0.292**

* p 値<.05, ** p 値<.01

表2 TikTokの一変数ごとの内的一貫性と相関係数

	クロンバック α 係数	相関係数
推薦受容傾向尺度	0.905	
PU	0.925	0.593**
PEOU	0.805	0.300**
透明性	0.852	0.300**
制御感	0.871	0.192**
親切性	0.815	0.417**
能力	0.873	0.444**
公平性	0.815	0.301**

* p 値<.05, ** p 値<.01

4.3 推薦受容傾向尺度と推薦システムの性能の認知との回帰分析

4.3.1 全説明変数を考慮した結果

次に、推薦システムの性能に対する認知の7つの観点から、推薦受容傾向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。その結果、YouTube においては3つの説明変数が採択され、表3のように、PU $\beta=0.568$ ($p<.05$)、透明性 $\beta=0.061$ ($p=0.024$) となった。モデルの適合度を示す指標は、調整済み R^2 値 $=0.327$, $p<.05$ となっている。一方、TikTok においては3つの説明変数が採択され、表4のように、PU $\beta=0.579$ ($p<.05$)、親切性 $\beta=0.093$ ($p=0.009$)、公平性 $\beta=-0.091$ ($p=0.003$) となった。モデルの適合度を示す指標は、調整済み R^2 値 $=0.356$, $p<.05$ となっている。この結果からどちらのサービスにおいても、PU の影響が非常に強かったことがわかる。一方で、PU 以外の知覚の尺度においては、YouTube では透明性が、TikTok では親切性が弱く影響するという異なる結果になった。

表3 YouTube の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認知で全ての変数を説明変数としたとき)

変数名	標準化偏回帰係数	標準誤差	t 値	p 値
切片	4.84e-16	2.34e-02	0	1
透明性	6.10e-02	2.70e-02	2.256	0.024*
PU	5.68e-01	2.77e-02	20.536	<2e-16**
PEOU	-5.28e-02	2.73e-02	-1.93	0.054

R^2 値 0.329, 調整済み R^2 値 0.327, p 値 < 2.2e-16

表4 TikTok の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認知で全ての変数を説明変数としたとき)

変数名	標準化偏回帰係数	標準誤差	t 値	p 値
切片	3.24e-16	2.27e-02	0	1
PU	5.79e-01	3.30e-02	17.57	<2e-16**
公平性	-9.13e-02	3.06e-02	-2.979	0.003**
親切性	9.32e-02	3.56e-02	-2.621	0.009**

R^2 値 0.357, 調整済み R^2 値 0.356, p 値 < 2.2e-16

4.3.2 TAM の説明変数を除いたときの結果

PU は、我々の過去の研究でも、推薦受容傾向尺度と高い相関が確かめられていることと、そもそも TAM の PU は、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) で用いられていたため、明示的な性能に対する認知というよりも、機能の便利さという総合的な尺度の意味の方が強い[6][7]。そこで、TAM 以外の推薦受容傾向尺度を説明する変数を探索するため、TAM の説明変数を除いたステップワイズ法を用いた重回帰分析を行った。

まず、YouTube においては3つの説明変数が採択され、表5のように、能力 $\beta=0.220$ ($p<.05$)、親切性 $\beta=0.214$ ($p<.05$)、透明性 $\beta=0.111$ ($p<.05$) となった。モデル全体の適合度を示す指標は、調整済み R^2 値 $=0.208$, $p<.05$ となっている。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、親切性 $\beta=0.283$ ($p<.05$)、能力 $\beta=0.204$ ($p<.05$)、透明性 $\beta=0.120$ ($p<.05$)、制御感 $\beta=-0.064$ ($p<.05$) となった。モデルの適合度を示す指標は、調整済み R^2 値 $=0.232$, $p<.05$ となっている。以上の結果より、どちらのモデルにおいても能力と親切性、透明性の3つが、推薦受容傾向尺度の予測に役立つことがわかる。

表5 YouTube の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認知で TAM を除いた変数を説明変数としたとき)

変数名	標準化偏回帰係数	標準誤差	t 値	p 値
切片	2.87e-16	2.54e-02	0	1
透明性	1.11e-01	2.83e-02	3.924	9.20e-05**
能力	2.20e-01	3.57e-02	6.15	1.05e-09**
親切性	2.14e-01	3.54e-02	6.042	2.02e-09**

R^2 値 0.210, 調整済み R^2 値 0.208, p 値 < 2.2e-16

表6 TikTok の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認知で TAM を除いた変数を説明変数としたとき)

変数名	標準化偏回帰係数	標準誤差	t 値	p 値
切片	4.08e-16	2.48e-02	0	1
透明性	1.20e-01	3.23e-02	3.703	2.22e-04**
制御感	-6.35e-02	3.10e-02	-2.045	0.041*
能力	2.04e-01	3.42e-02	5.961	3.26e-09**
親切性	2.83e-01	3.34E-02	8.458	<2e-16**

R^2 値 0.234, 調整済み R^2 値 0.232, p 値 < 2.2e-16

5. 議論

本稿では、オンラインのアンケート調査により取得した大規模データを用いて、推薦システムの特性に対する認知 (知覚) と推薦システムの出力した推薦結果に対する受容傾向 (信頼) との関係を検討した。

まず、全ての変数を用いたステップワイズ法を用いた重回帰分析の結果 (表3, 表4) から、推薦受容傾向尺度を強く説明する変数が PU であることがわかった。つまり、システムの有用性の認知 (PU) が推薦システムにおける最終的な意思決定であるアイテム選択という行動に至る傾向 (推薦受容傾向) と高い相関があることがわかる。この結

果は、推薦受容傾向の向上には、ユーザの推薦システムに対する有用さの知覚が重要であることを示唆している。土方[7]は、開発した推薦受容傾向尺度の収束的妥当性の検証で、PU を信頼に近い心理尺度として扱っており、今回の調査結果は、それと同様の結果を得たと言える。

次に、PU 以外の推薦システムの特性に対する知覚の程度の中では、透明性(表3)と親切性(表4)が弱く影響していることがわかった。透明性は、従来から説明可能な推薦システムの研究分野で重視されてきた指標であるので[10]、その重要性が改めて確認されることになった。親切性は、従来から推薦システムのオフライン評価に用いられてきた適合率 (precision) や精度 (accuracy) の概念に近い。適合率や精度は、推薦システムの評価で最も重要視されてきた指標であるため[21]、親切性が推薦受容傾向と相関が高かったことは妥当な結果と言える。

推薦システムの使用経験の評価のために Pu と Chen が開発したフレームワークである ResQue (Recommender system's Quality of user experience) [10]に基づいて、ユーザの信頼と推薦システムの使用経験の評価を調べている論文[20]では、透明性が信頼に影響する結果となっていた。TAM を除いた場合の重回帰分析の結果(表5, 表6)において、透明性が推薦受容傾向と相関があったことは、このことから説明できる。

また、TAM を除いた場合の重回帰分析の結果(表5, 表6)では、YouTube と TikTok とともに、推薦受容傾向尺度の説明変数として親切性と能力の変数が特に強く影響する結果となったが、ここに公平性は変数として選択されなかった。Benbasat と Wang の論文[14]によると、公平性は親切性や能力の尺度よりも低い相関係数が算出されており、親切性や能力の尺度の方が、公平性の尺度よりもオンラインの推薦システムへの信頼を構成するのに重要な尺度だとしている。本研究でも、信頼と概念に近い推薦受容傾向尺度において、公平性の説明変数が採択されなかったことは、従来の知見を再確認したものと考えている。

6. まとめ

我々は、先行研究で開発された、推薦システムに対する過度な信頼を測定するための心理尺度である「推薦受容傾向尺度」を用いて、1230人のYouTube ユーザと、1246人のTikTok ユーザに対してアンケート調査を行った回答を分析し、ユーザの推薦システムに対する認知(知覚)が推薦受容傾向尺度とどのように関係するのかを明らかにした。

ステップワイズ法を用いた重回帰分析の結果としては、最初にTAMのPUとPEOUを含めた、全7つの推薦性能に対する認知の観点で分析した。その結果、PUが推薦受容傾向の高い予測因子となっていた。PUは、推薦受容傾向尺度の構成概念の妥当性の検証(収束的妥当性の検証)

で用いられていた尺度であるため、改めて推薦受容傾向が信頼に近い概念であることを再確認した。そこで、TAMのPUとPEOUを除いて分析をした結果、能力、親切性、透明性の3つが推薦受容傾向の高い予測因子になっていることがわかった。信頼される推薦サービスを設計するには、推薦システムが有能であり、なおかつ対象ユーザのための推薦結果になっているかを、いかにユーザに高い透明性を持って示すかが課題であることが浮き彫りになった。

しかし、この研究にも制約がないわけではない。一つは、ステップワイズ法を用いた重回帰分析の結果では多重共線性の問題や未観測の変数の問題もあることから、モデルの適合度は低い数値で算出された。そのため今後の研究では、推薦受容傾向尺度へのユーザの認知の働きを認知同士の因果関係を踏まえて分析することが課題である。またユーザのパーソナリティや利用時間などの心理・行動変数を調整変数としてモデルに組み込み、ユーザの気質や行動性質を考慮しつつ、推薦システムの性能への認知と推薦受容傾向との関係を確かめる発展も考えられる。

謝辞 本研究は、JST CREST JPMJCR20D4 の支援を受けたものである。

参考文献

- [1] Michael H. Goldhaber, "The Attention Economy and the Net", First Monday, Vol. 2, No. 4, 1997.
- [2] Yuval Noah Harari, "Reboot for the AI Revolution", Nature, Vol.550, pp.324-327, 2017.
- [3] Suzanne Zivnuska, John R. Carlson, Dawn S. Carlson, Ranida B. Harris, Kenneth J. Harris, "Social Media Addiction and Social Media Reactions: The Implications for Job Performance", The Journal of social psychology, Vol.159, No.6, pp. 746-760, 2019.
- [4] Alberto Monge Roffarello and Luigi De Russis, "Towards Understanding the Dark Patterns That Steal Our Attention", Extended Abstracts of the 2022 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems (CHI EA '22), No. 274, pp.1-7, 2022.
- [5] 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, Vol.121, No.363, pp.1-6, 2022.
- [6] 三輪 玲佳, 土田 愛佳, 土方 嘉徳, 濱崎 雅弘, 後藤 真孝, "推薦システムに対する過信尺度の因子分析", 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, HCS2022-46, Vol.122, No.166, pp.55-60, 2022.
- [7] 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.
- [8] Fred D. Davis, "Perceived Usefulness, Perceived Ease of Use, and User Acceptance of Information Technology", MIS Quarterly, Vol.13, No.3, pp.319-340, 1989.
- [9] Nava Tintarev and Judith Masthoff, "A Survey of Explanations in Recommender Systems", In Proceedings of the IEEE ICDE'07 Workshop on Web Personalisation, Recommender Systems and Intelligent User Interfaces (WPRSIU'07), pp.801-810, 2007.
- [10] Pearl Pu and Li Chen, "A User-Centric Evaluation Framework of Recommender Systems", In Proceedings of the ACM RecSys 2010 Workshop on User-Centric Evaluation of Recommender Systems and Their Interfaces (UCERSTI 2010), pp.14-21, 2010.
- [11] Yoshinori Hijikata, Yuki Kai, and Shogo Nishida, "A Study of User Intervention and User Satisfaction in Recommender Systems", Journal

- of Information Processing, Vol.22, No.4, pp.669-678, 2014.
- [12] Harrison McKnight, Vivek Choudhury, and Charles Kacmar, "The Impact of Initial Consumer Trust on Intentions to Transact with a Web Site: A Trust Building Model", The Journal of Strategic Information Systems, Vol.11, Nos.3-4, pp.297-323, 2002.
- [13] Sherrie Yi Xiao Komiak, "The Impact of Internalization and Familiarity On Trust and Adoption of Recommendation Agents", Ph.D Thesis, University of British Columbia, 2003.
- [14] Izak Benbasat and Weiquan Wang, "Trust In and Adoption of Online Recommendation Agents", Journal of the Association for Information Systems, Vol.6, No.3, pp.72-101, 2005.
- [15] Weiquan Wang, "Design of Trustworthy Online Recommendation Agents: Explanation Facilities and Decision Strategy Support", Ph.D Thesis, University of British Columbia, 2005.
- [16] Roger C. Mayer, James H. Davis, and F. David Schoorman, "An Integrative Model of Organizational Trust", The Academy of Management Review, Vol.20, No.3, pp.709-734, 1995.
- [17] C. Shawn Burke, Dana E. Sims, Elizabeth H. Lazzara, and Eduardo Salas, "Trust in Leadership: A Multi-Level Review and Integration", The Leadership Quarterly, Vol.18, No.6, pp.606-632, 2007.
- [18] Marcelo G. Armentano, Ingrid Christensen, and Silvia Schiaffino, "Applying the Technology Acceptance Model to Evaluation of Recommender Systems", Polibits, Vol.51, No.51, pp.73-79, 2015.
- [19] Daniel Lengyel, "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 (Portugal), 2021.
- [20] Pearl Pu, Li Chen, and Rong Hu, "A User-Centric Evaluation Framework for Recommender Systems", In Proceedings of the Fifth ACM Conference on Recommender Systems (ACM RecSys 2011), pp.157-164, 2011.
- [21] 土方 嘉徳, "推薦システムのオフライン評価手法", 人工知能学会学会誌, Vol.29, No.6, pp.658-689, 2014.

付録

A.1 推薦受容傾向尺度の質問文

YouTube 版の質問文 (文献[5][6][7]で開発した質問項目)

- Q1: 自分はお勧め【アイテム(動画)】は、とりあえず【選択(視聴)】してみることにしている
- Q2: 次々とお勧め【アイテム(動画)】を選択することで、興味のある【アイテム(動画)】を探すことが多い
- Q3: 今まで見ていた【アイテム(動画)】とは関係のないジャンルの【アイテム(動画)】が推薦されても、それを【選択(視聴)】することがある
- Q4: 次にどのような【アイテム(動画)】が推薦されるかを楽しみにしている
- Q5: 興味がなかった既知っている【アイテム(動画)】が推薦されたときに、それを【選択(視聴)】することはありますか?
- Q6: もともと興味がなかったジャンルではあるが、推薦で初めて知った【アイテム(動画)】(そのジャンルに属するもの)を、【選択(視聴)】することはありますか?
- Q7: 自分の興味には合っていないけれども(合っているかどうかわからないけれども)、推薦された【アイテム(動画)】をとりあえず【選択(視聴)】し、興味がなければすぐに【消費(視聴)】を止めるということはあるですか?
- Q8: 推薦されなければ自分から【消費(視聴)】しようとは思っていなかったような【アイテム(動画)】を、【選択(視

聴)】してしまうことはありますか?

Q9: お勧め【アイテム(動画)】を【消費(視聴)】しているうちに、もともと好きでなかったジャンルを好きになったことはありますか?

Q10: 推薦結果で何度も表示されているうちに、もともと興味がなかったジャンルの【アイテム(動画)】であったけど、最後はその【アイテム(動画)】を【選択(視聴)】してしまったことはありますか?

Q11: もともと興味がなかった【ジャンルに関するアイテム(ジャンルやコンテンツに関する動画)】を【消費(視聴)】してしまった後、それに関連する【アイテム(動画)】が推薦された時、それらを【選択(視聴)】することはありますか?

TikTok 版の質問文 (修正した質問項目)

- Q1: 自分はお勧め動画は、スワイプして飛ばさずに、とりあえず視聴してみることにしている
- Q2: 常にお勧め(『レコメンド』の『おすすめ』)を表示してスクロールすることで、興味のある動画を探すことが多い
- Q3: これまで見ていた動画とは関係のないジャンルの動画が推薦されても、それを視聴することがある
- Q4: 次にどのような動画が推薦されるかを楽しみにしている
- Q5: もともと興味がなかったコンテンツの動画が推薦されたときに、それをスワイプして飛ばさずに視聴することはありますか?
- Q6: もともと興味がなかったジャンルの動画が推薦されたときに、それをスワイプして飛ばさずに視聴することはありますか?
- Q7: 自分の興味には合っていないけれども(合っているかどうかわからないけれども)、推薦された動画をスワイプして飛ばさずに、とりあえず視聴し、興味がなければすぐに視聴を止めるということはあるですか?
- Q8: 推薦されなければ自分から視聴しようとは思っていなかったような動画を、スワイプして飛ばさずに視聴することはありますか?
- Q9: お勧め動画を視聴しているうちに、もともと好きでなかったジャンルを好きになったことはありますか?
- Q10: お勧め(『レコメンド』の『おすすめ』)で何度も表示されているうちに、もともと興味がなかったジャンルであったけど、最後はそのジャンルの動画を視聴するようになったことはありますか?
- Q11: もともと興味がなかったジャンルやコンテンツに関する動画を、スワイプして飛ばさずに視聴してしまった後、それに関連する動画が推薦された時に、それらも視聴することはありますか?