

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

土田愛佳[†] 三輪玲佳[†] 土方嘉徳[†]

濱崎雅弘[‡] 後藤真孝[‡]

[†] 関西学院大学商学部 〒662-8501 兵庫県西宮市上ヶ原一番町 1-155

[‡] 産業技術総合研究所 〒305-8568 茨城県つくば市梅園 1-1-1 中央第二

E-mail: [†] contact@soc-research.org

あらまし 推薦システムが多くのオンラインサービスに導入されており、人々は何度もその推薦にさらされるあまり、それらを何の疑いもなく受け入れるようになっていくかもしれない。本稿では、このようなユーザの推薦システムに対する態度を「推薦過信」と呼び、ユーザが推薦過信に陥っているかどうかを測定するための心理尺度を開発する。開発した尺度を YouTube の推薦機能を利用しているユーザに対して適用し、その尺度の信頼性を確認した。開発した過信の測定尺度は、質問項目に対する回答の一貫性があることを確認し、過信と関係があると思われる総合的な信頼度と TAM の 2 つの知覚評価と相関があることが分かった。また、提案尺度を用いた分析により、サービスの利用頻度が高いユーザ群は、過信の程度も高いことが分かった。

キーワード 推薦システム, 信頼, 過信, 心理尺度, TAM (Technology Acceptance Model)

Proposal of an Overtrust Scale of Users in Recommender Systems

Aika TSUCHIDA[†] Reika MIWA[†] Yoshinori HIJIKATA[†]

Masahiro HAMASAKI[‡] Masataka GOTO[‡]

[†] School of Business Administration, Kwansei Gakuin University

[‡] National Institute of Advanced Industrial Science and Technology (AIST)

E-mail: [†] contact@soc-research.org

Abstract Recommender systems have been used in many online services, and people have been exposed to such recommendations frequently that they may have come to accept them without any consideration. In this paper, we call such an attitude of users toward recommender systems "recommendation overtrust" and develop a psychological scale to measure whether users fall into recommendation overtrust or not. The developed scale is applied to users who use the recommendation function of YouTube, and the reliability of the scale is confirmed. The developed scale was found to be consistent with the responses to the questionnaire items, and correlated with the overall trust and the two metrics in TAM. It was also found that user group with high frequency of the service has relatively high value in the developed scale.

Keywords Recommender systems, Trust, Overtrust, Psychological trait, TAM (Technology Acceptance Model)

1. はじめに

推薦 (レコメンド) は、多くの商用サイトやオンラインサービスにおいて必要不可欠なものとなっている。推薦サービスの成否は、ユーザが推薦結果を受け入れてくれるかどうかにかかっている。推薦の精度や鮮度、人気度などが、商品やコンテンツ (以降、一般化して「アイテム」と呼ぶ) の推薦結果の受容性 (受け入れてもらいやすさ) に影響すると言われている [1]。また、推薦精度を高くするだけでなく、未知のアイテムを推薦結果に含めることでユーザの満足度が向上することがユーザ実験により示されており [2]、推薦結果の新規性 (Novelty) [3] も推薦結果の受容性に影響を与え

る可能性がある。また近年、推薦システムに対するユーザの信頼が注目されている [4,5]。推薦結果の精度や多様性は、推薦システムに対するユーザの信頼に影響を与えることが分かっており [6]、信頼と受容性の間には関係がある可能性がある。

また、推薦結果を提示するためのインタフェースも、ユーザの推薦システムに対する信頼に影響を与えることが分かっている。Berkovsky らは、ユーザ実験により、インタフェースの種類とユーザの信頼度の関係を明らかにした [7]。その結果、ジャンル別の一覧表示スタイルがユーザの信頼に影響を与えることがわかった。また、彼らは米国、ロシア、フランス、日本の 4 カ国

で、インタフェースの種類と信頼の程度に違いがあるかどうかを調査した。その結果、国（文化）に関係なく共通して信頼と関連するインタフェース種類と、国によって信頼に影響を与えるかどうか異なるインタフェース種類が特定された[8]。

このように推薦における信頼は、主に推薦結果の受容性を高める要因の1つとして様々な研究が行われてきた。しかし近年、人工知能を使った製品やサービスが一般的になると共に、推薦機能をはじめとする人工知能の意思決定に対してユーザが無防備すぎる問題が指摘されている [9]。特に、ニュースサイトやコンテンツサービスでは、記事やコンテンツの閲覧時に、常にそれに関連する情報が提示されている。また、それらのサービスでは、提供する記事やコンテンツの数が増大し続けている。そのため、ユーザの行動として、自ら目的を持って記事やコンテンツを検索するのではなく、大量の情報がある中、まずはシステムのお薦めを試してみるというスタイルが定着しつつある。単にお薦めを試してみるというだけなら良いが、徐々にユーザは提示された記事やコンテンツのジャンルや思想、価値観の偏りを吟味することなく、それらを消費し続ける可能性がある。我々は、この問題を「推薦過信」と呼ぶ。

そのため、より推薦システムを積極的に使ってくれることを目的にして、それに対する信頼を測定するだけではなく、より深刻な信頼の状態、すなわち推薦システムに対する「過信」を測定する必要がある。そこで、本研究では、推薦システムに対する過信を測定する尺度（以降、「推薦過信尺度」）を提案する。これまで、過信の状態を扱った研究が存在しないため、既存の推薦システムに対して、現在のユーザがどの程度依存してしまっているのかは分からない。そこで、本研究では過信を測定する2種類の尺度を提案する。1つは、推薦結果に対するユーザの態度 (attitude) を一般的な状況を想定して尋ねるものである（被推薦態度による尺度）。もう1つは、予想外の推薦結果に対する反応の経験を尋ねるものである（意外性反応による尺度）。前者は、広く過信の状態を測定できるのに対して、後者は、例えば意に反した推薦結果さえも安易に受け入れてしまうといった、より深刻な過信の状態を詳細に測定できることを期待するものである。

また、広く利用されている動画共有サービスである YouTube の動画推薦機能を利用して、この尺度の信頼性を検証する。これにより、ある程度の長い期間、サービスを利用しているユーザを対象にして、推薦機能に対する過信の程度を取得し、尺度の信頼性を評価することができる。この検証のために、クラウドソーシングサービスの1つである CrowdWorks において、631

人の YouTube ユーザに対してアンケート調査（以降、「評価実験」と呼ぶ）を行った。評価実験の結果、被推薦態度による尺度も意外性反応による尺度も、高い回答の一貫性を確認でき、推薦過信を測定する尺度として利用可能なことが示された。

本稿では、2章で開発した推薦過信尺度と、それを測定するためのアンケート項目を紹介し、3章で尺度の信頼性を検証するためのアンケート調査（評価実験）について説明する。4章で推薦過信尺度の信頼性の検証結果を示す。最後に5章でまとめを述べる。

2. 推薦過信の測定尺度

2.1 推薦過信とは

ユーザが推薦システムに対して過度に信頼している状態を「推薦過信」と呼ぶ。本研究では、推薦過信に陥っている程度を測定するために2種類の尺度を提案する。1つは、一般的な信頼の度合い（例えば、Berkovsky らの総合的な信頼性 (overall trust)) よりもやや強い信頼の度合いを測定するための尺度である（2.2節にて説明）。もう1つは、前者よりも強い信頼の度合いを測定するための尺度である（2.3節にて説明）。

2.2 被推薦態度による尺度

一般的な信頼の度合いを測定する尺度として、例えば Berkovsky らの総合的な信頼性 (overall trust)) がある[7]。Berkovsky らは、推薦システムに対してユーザが抱いた信頼性を、推薦システムが持つ当該ドメインへの知識 (competence)、推薦の正確さ (benevolence)、推薦の公平性 (integrity)、推薦の透明性 (transparency)、再利用意図 (intention to re-use)の5つの観点と、総合的な信頼性 (overall trust) で尋ねている。本研究では、このような一般的な信頼性の程度よりも、強い信頼の度合いを測定する。測定の方法は、一般的な推薦状況における推薦結果に対する態度について複数の質問項目で尋ねるものである。この方法による尺度を「被推薦態度による尺度」と呼ぶ。この尺度を測定するための質問の内容を以下に示す。

Q1: 自分は推薦されたアイテム（動画）は、とりあえず視聴してみることにしている

Q2: 次々とおすすめアイテム（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

これらの質問に対して、7段階のリッカート尺度（1-7の得点）により評価付けを行ってもらう。これらの質問項目に対する得点の総和により過信の程度を測定する。3章の尺度の評価調査においては、YouTubeという動画サービスを対象としたため、実際に尋ねた質問においては、「アイテム」という語を「動画」という語に置き換えて尋ねている。

2.3 意外性反応による尺度

より強い強度の信頼を測定するためには、ユーザが期待するアイテムが推薦されている状況を想定しているだけでは不十分である。たとえ、自分が意図しないアイテムが推薦されても、それを受け入れる傾向があるかどうかを測定する必要がある。そこで、予想外の推薦結果に対する反応の経験を尋ねることで、過信の程度を測定する。この方法による尺度を「意外性反応による尺度」と呼ぶ。この尺度を測定するための質問の内容を以下に示す。

Q1: 興味がなかった既に知っているアイテムが推薦されたときに、それを選択することはありますか？

Q2: 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を、選択することはありますか？

Q3: 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をとりあえず選択し、興味がなければすぐに消費を止めるということはありますか？

Q4: 推薦されなければ自分から消費しようとは思っていなかったようなアイテムを選択してしまうことはありますか？

Q5: 推薦されたアイテムを消費しているうちに、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？

Q6: 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であったけど、最後はそのアイテムを選択してしまったことはありますか？

Q7: もともと興味がなかったジャンルに関するアイテムを消費してしまった後、それに関連するアイテムが推薦された時、それらを選択することはありますか？

これらの質問に対して、7段階のリッカート尺度（1-7の得点）により評価付けを行ってもらう。これらの質問項目に対する得点の総和により過信の程度を測定する。なお、3章の尺度の評価調査においては、YouTube

という動画サービスを対象としたため、以下に示す質問に置き換えて尋ねた。

Q1: 興味がなかった既に知っているコンテンツの動画が推薦されたときに、それを視聴することはありますか？

Q2: 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動画（そのジャンルに属するもの）を、視聴することはありますか？

Q3: 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りますか？

Q4: 推薦されなければ自分から見ようとは思っていなかったような動画を見てしまうことはありますか？

Q5: 推薦された動画を見ていううちに、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？

Q6: 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やコンテンツの動画であったけど、最後はその動画を視聴してしまったことはありますか？

Q7: 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、それらを視聴することはありますか？

3. 評価実験の方法

3.1 評価実験の概要

開発した推薦過信尺度の信頼性を評価するために、アンケート調査を行った。評価対象の推薦サービスが決まっていないうちに、ユーザは推薦システムに対する信頼を評価することができない。そこで、本調査においては、推薦サービスとして YouTube における動画推薦機能を対象とした。YouTube は、すでに多くのユーザが長期間利用していると思われ、評価対象として適していると考えた。YouTube における動画推薦機能は、YouTube のサービスにアクセス後にトップページに表示されるお薦め動画の表示機能と、特定の動画を再生中に画面の右端に表示される関連お薦め動画の機能の2つで構成される。本調査では、YouTube の推薦機能は、この2つを指すものとした。2021年4月22日に、クラウドソーシングサービスの1つである CrowdWorks 上で、上記のアンケート調査を行った。631人が回答し、回答者には150円を支払った。

提案する推薦過信尺度の信頼性を評価するために、2つの方法を採用する。1つ目は、対象の尺度に対する回答の一貫性の検証である。これには、クロンバックの α 係数 (Cronbach's alpha) を用いた。これは、複数の質問により一つの評価尺度を得る方法に対して、回

答者の回答の一貫性を測定するものである。回答の一貫性が高いほど、良い質問項目で構成されていることが分かる。また、個々の質問項目間の相関も確認する。2つ目は、類似する心理尺度や関連すると思われるユーザ行動との相関（関係）の有無の検証である。前者の検証により、ある概念に関する尺度を獲得するための質問群に一貫性があるかどうかは明らかにできるが、その尺度が目的の概念を表すことができているかどうかまでは分からない。目的の概念を表す尺度は、新しいものであるため、直接的にその意味的な妥当性を検証することはできないが、類似する概念を表す既存の尺度や、目的の概念と高い相関があることが期待されるユーザ行動と相関（関係）があることを示すことができれば、間接的に妥当性を確認することができる。

これには、一般的な信頼の評価尺度である Berkovsky らの信頼性評価尺度のうちの overall trust [7] と、Technology Acceptance Model (TAM) [10] の知覚指標を用いた。TAM は、新技術を採用した製品をユーザが受け入れて使用するかどうかを2つの知覚評価から推定するモデルである。知覚評価の1つは perceived usefulness (PU) で、ユーザが感じる製品の有用性を意味する。もう1つは perceived ease of use (PE) で、ユーザが感じる製品の使いやすさを意味する。また、ユーザ行動として、推薦機能への信頼と関係があると思われるサービス (YouTube) の利用頻度を採り上げる。

3.2 アンケートの内容

アンケート調査には、提案する推薦過信尺度に関する質問に加えて、推薦システムに対する従来の信頼性評価尺度である Berkovsky らの信頼性評価尺度 (6項目に対する7段階のリッカート尺度) と、TAM の知覚指標 (それぞれを直接尋ねる1つの質問項目に対する7段階のリッカート尺度)、サービス (YouTube) の利用頻度を含めた。また、SNS の利用頻度に関する質問、パーソナリティであるビッグファイブの評価尺度 (TIPI) [11] も尋ねた。これらは、より詳細な分析 (本稿には含めていない) を行うために尋ねた。

なお、動画の視聴傾向に関する質問は、日頃 YouTube で視聴する動画の投稿者カテゴリ (アーティスト (音楽家、歌手)、芸能人 (芸能人、スポーツ選手など)、ネット有名人 (YouTuber)、一般人、企業・組織、その他) と、動画のジャンル (音楽、ゲーム実況、ネタ・おもしろ・お笑い動画、トーク動画、ノウハウ・勉強動画、vlog (日常、旅行、ルーチン、食べ物など)、その他) において、合計が10割になるように比率を回答してもらった。

3.3 回答のフィルタリング

得られた回答から、信頼できない回答を、以下の条件により削除した (実際には、ユーザ単位で削除)。

- (1) よく視聴する動画のタイプの回答において、その割合の合計が「間違いの箇所がない」または「誤差が1割で間違えている箇所が2つ以下しかない」または「誤差が2割で間違えている箇所が1つしかない」以外のユーザを削除 (61人除去)
- (2) 視聴 (利用) 頻度に関する矛盾があるユーザを削除 (43人除去)
- (3) 信頼性評価尺度と TIPI において全て同じ選択肢を採用しているユーザを削除 (20人除去)
- (4) 連続する関連質問項目への回答間で矛盾があるユーザを削除 (5人除去)

また、YouTube の利用頻度が1か月に1回未満のユーザが1名いたので、その回答も削除した。上記のフィルタリングの結果、501人の回答者が残った (除去率 20.6%)。

3.4 統計分析手法の決定

分析に用いる統計的手法を決定するために、被推薦態度による尺度と意外性反応による尺度のそれぞれについて、尺度の回答値 (4つまたは7つの質問の回答値の総和) について、コルモゴロフ・スミルノフ検定を行い正規性の判定を行った。その結果、被推薦態度による尺度においては p 値が 0.0203 となり、意外性反応による尺度においては p 値が 0.0016 となり、正規性がないことが分かった。そこで本評価では、ノンパラメトリックな統計分析手法を採用することにした。

4. 評価結果

4.1 回答の一貫性に関する結果

4.1.1 被推薦態度による尺度

被推薦態度による尺度についてのクロンバックの α 係数は 0.78 になった。比較的高い値になったことから、回答に一貫性があることが分かる。また、質問項目間のスピアマンの順位相関係数を表1に示す。それぞれの質問間には中程度の相関が確かめられた (有意水準 5% の無相関検定)。また、この尺度 (4つの質問の回答値の総和) のヒストグラムを図1に示す。この尺度は、すべての質問に中位 (実際の値は 4) よりも高い値を付けると、合計値は 20 以上の値となる。このヒストグラムから、尺度の値が 20 以上になっているユーザが一定数存在することが分かる。このことから、YouTube には、推薦機能に対してかなり信頼しているユーザがいることが分かった。

表 1 被推薦態度による尺度の質問間の相関係数

	Q2	Q3	Q4
Q1	0.54*	0.33*	0.50*
Q2	---	0.41*	0.58*
Q3	---	---	0.37*

* p < .05

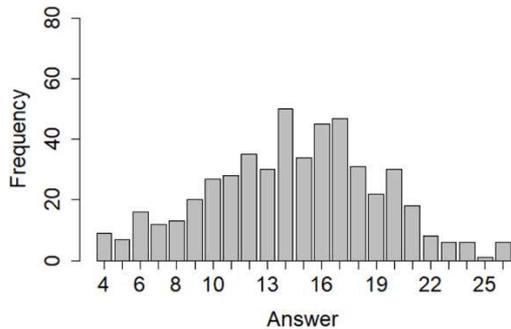


図 1 被推薦態度による尺度の値のヒストグラム

4.1.2 意外性反応による尺度

意外性反応による尺度についてのクロンバックの α 係数は 0.90 になった。高い値になったことから、回答に高い一貫性があることが分かる。また、質問項目間のスピアマンの順位相関係数を表 2 に示す。それぞれの質問間には中程度の相関が確かめられた（有意水準 5% の無相関検定）。また、この尺度（7 つの質問の回答値の総和）のヒストグラムを図 2 に示す。この尺度は、すべての質問に中位（実際の値は 4）よりも高い値を付けると、合計値は 35 以上の値となる。このヒストグラムから、尺度の値が 35 以上になっているユーザが一定数存在することが分かる。このことから、YouTube には、推薦機能に対して高い信頼を抱いているユーザがいることが分かった。

4.2 類似する心理尺度との相関

被推薦態度による尺度と意外性反応による尺度のそれぞれについて、Berkovsky らの信頼性評価尺度のうちの overall trust と、TAM の PU と PE の相関係数を算出し、無相関検定を行った。相関係数の算出には、スピアマンの順位相関係数を用いた。相関係数の値と無相関検定の結果（有意水準 5%）を表 3 に示す。被推薦態度による尺度はいずれの類似心理尺度とも 0.4 程度の相関があることが分かった。意外性反応による尺度は、PU と PE については 0.3 強の相関が、overall trust とは 0.25 強の相関があることが分かった。これらのことから、被推薦態度による尺度と意外性反応による尺度のいずれも、推薦に対する一般的な信頼尺度や、機能の受容に関する知覚評価と、相関があることが分かった。

表 2 被推薦態度による尺度の質問間の相関係数

	Q2	Q3	Q4	Q5	Q6	Q7
Q1	0.50*	0.42*	0.43*	0.43*	0.41*	0.48*
Q2	---	0.55*	0.66*	0.57*	0.56*	0.58*
Q3	---	---	0.61*	0.44*	0.45*	0.46*
Q4	---	---	---	0.61*	0.62*	0.60*
Q5	---	---	---	---	0.70*	0.73*
Q6	---	---	---	---	---	0.76*

* p < .05

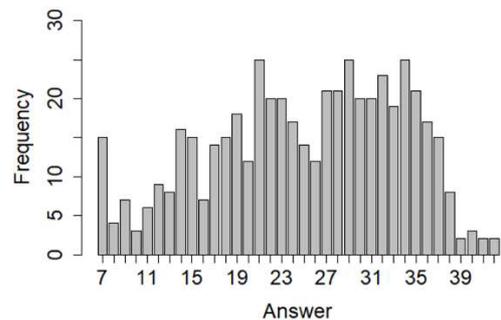


図 2 意外性反応による尺度の回答値のヒストグラム

表 3 推薦過信尺度と類似心理尺度との相関係数

	Overall trust	PU	PE
被推薦態度による尺度	0.42*	0.42*	0.41*
意外性反応による尺度	0.27*	0.34*	0.32*

* p < .05

被推薦態度による尺度と意外性反応による尺度を比べると、より軽度の過信を測定している被推薦態度による尺度の方が、一般的な信頼の尺度である Berkovsky らの overall trust との相関が高いことが分かる。この結果は、妥当なものであると言える。

4.3 サービス利用頻度との関係

YouTube の利用頻度との関係を確認する。YouTube の利用頻度は、以下の 2 つの質問で尋ねた。

Q1: あなたは YouTube を、どの程度の頻度で視聴しますか？（1. ほとんど見ることはない, 2. 1 年に 1 回程度, 3. 半年に 2-3 回程度, 4. 1 か月に 1 回程度, 5. 1 か月に 2-3 回程度, 6. 1 週間に 1 回程度, 7. 1 週間に 2-3 回程度, 8. ほぼ毎日, 9. 毎日かかさず）

Q2: 上記質問にて、「8. ほぼ毎日」、「9. 毎日かかさず」

表 4 サービス利用頻度ごとの推薦過信尺度の平均値

	群 1 毎日利用 しない	群 2 ほぼ毎日利 用 2h 未満	群 3 ほぼ毎日利 用 2h 以上
被推薦態度 による尺度	13.1	14.8	15.8
意外性反応 による尺度	22.5	25.9	27.3

と答えた方にお伺いします。1日当たりの YouTube の視聴時間はどれぐらいになりますか？（1. 30 分未満， 2. 30 分以上 1 時間未満， 3. 1 時間以上 2 時間未満， 4. 2 時間以上 3 時間未満， 5. 3 時間以上 5 時間未満， 6. 5 時間以上）

YouTube をほぼ毎日利用しているわけではないユーザ（群 1: 163 人），YouTube をほぼ毎日利用かつ 2 時間（2h）未満閲覧しているユーザ（群 2: 242 人），YouTube をほぼ毎日利用かつ 2 時間（2h）以上閲覧しているユーザ（群 3: 96 人）に分けて，被推薦態度による尺度と意外性反応による尺度の値が異なるかどうかを調べた。各群における，それぞれの尺度の平均値を表 4 に示す。クラスカルウォリス検定を行ったところ，被推薦態度による尺度では p 値が $5.66e-05$ ，意外性反応による尺度では p 値が $1.74e-05$ となり有意差が確認できた（"e-0n" の表記は， 10^{-n} を表す）。そこで，多重比較（ボンフェローニ補正によるウィルコクソンの順位と検定）を行ったところ，被推薦態度による尺度では，群 1-群 2，群 2-群 3，群 1-群 3 間の p 値がそれぞれ，0.00109, 0.479, $2.68e-04$ となり，意外性反応による尺度では p 値がそれぞれ， $6.35e-04$, 0.476, $5.68e-05$ となった。これらの結果より，YouTube をほぼ毎日利用しているわけではないユーザと，ほぼ毎日利用しているユーザの間には，過信の程度に差があることが分かった。

5. まとめ

本稿では，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として「推薦過信尺度」を開発し，その妥当性を検証した。推薦過信尺度には，一般的な推薦結果に対するユーザの態度から測定するものと，意外な推薦結果に対面したときのユーザの反応から測定するものの 2 種類を開発した。前者は，軽度の過信の程度を取得するためのもので，後者はより重度の過信の程度を取得するためのものである。アンケート調査の手法により，これらの尺度の信頼性を検証する評価実験を行った。その結果，両尺度とも被験者の回答の傾向には一貫性があり，また過信と類似する心理尺度である推薦システムに対する総合的な信頼尺度との

相関や，TAM (Technology Acceptance Model) における perceived usefulness (PU) と perceived ease of use (PE) の知覚評価との相関もあることが分かった。また，サービス (YouTube) の利用頻度が高いユーザは，これらの過信尺度の値が高いことが分かった。このことから，提案する推薦過信尺度は，ある程度の妥当性があると考えられる。

今後は，どのようなユーザが推薦システムに対して過信を抱きやすいのかや，過信に至る心理モデルを明らかにする予定である。

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] Gunawardana, A. and Shani, G., "Evaluating recommender systems", In Recommender Systems Handbook, pp. 265-308, 2015.
- [2] Hijikata, Y., Shimizu, T. and Nishida, S., "Discovery-oriented collaborative filtering for improving user satisfaction", Proc. of ACM IUI 2009, pp.67-76, 2009.
- [3] 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.
- [4] O'Donovan, J. and Smyth, B., "Trust in recommender systems", Proc. of ACM IUI 2005, pp. 167-174, 2005.
- [5] Massa, P. and Avesani, P., "Computing with Social Trust", Trust Metrics in Recommender Systems, Springer, pp. 259-285, 2009.
- [6] Pu, P. and Chen, L., "Trust building with explanation interfaces", Proc. ACM IUI 2006, pp. 93-100, 2006.
- [7] Berkovsky, S., Taib, R. and Conway, D. "How to recommend?: User trust factors in movie recommender systems", Proc. of ACM IUI 2017, pp. 287-300, 2017.
- [8] Berkovsky, S., et al., "Cross-cultural trust in recommender systems", Proc. of ACM UMAP 2018, pp. 285-289, 2018.
- [9] Harari, Y. N., Homo Deus: A Brief History of Tomorrow, Harper, 2017.
- [10] Davis, F. D., "Perceived usefulness, perceived ease of use, and user acceptance of information technology", MIS Quarterly, Vol. 13, No. 3, pp. 319-340, 1989.
- [11] Gosling, S. D., Rentfrow, P. J. and Swann Jr. W. B., "A Very Brief Measure of the Big Five Personality Domains", Journal of Research in Personality, Vol. 37, No. 6, pp. 504-528, 2003.