

推薦システムのO-I-Pモデルにおける ユーザ行動とパーソナリティに関する基礎調査

吉田翔吾郎 井口晃一 土方嘉徳 酒田信親

大阪大学大学院基礎工学研究科

yoshida@hlab.sys.es.osaka-u.ac.jp hijikata@sys.es.osaka-u.ac.jp

概要 近年、ユーザの心理学的な特徴（パーソナリティ）を推薦システムの設計に取り入れようという試みがあり、その有効性は認められてきている。しかし、このような研究はまだ始まったばかりで、推薦システムの各プロセス（O-I-P モデル）におけるユーザの行動とパーソナリティの関係については多くのことが明らかになっていない。本研究では、O-I-P モデルの最初のプロセスであるアイテムへの評価値の入力に焦点を当て、ユーザのパーソナリティとの関係を調査する。調査の結果、ユーザのパーソナリティは評価付けのために閲覧するアイテムの量や評価値の偏りと相関があることが確かめられた。我々の調査結果は、パーソナリティベースの推薦システムの発展に貢献すると考えている。

キーワード 推薦システム, パーソナリティ, Big Five モデル, O-I-P モデル

1 はじめに

情報化技術の進展によって個人や団体が容易に情報を発信できるようになり、誰もが大量の情報を得ることができるようになった。その結果、情報過多 [14] と呼ばれる状況が生じた。この状況に対処するため、利用者にとって有用な情報を見つけ出す推薦システムが考案された。

推薦システムはデータの入力、嗜好の予測、そして推薦の提示の三つのプロセスで推薦を行う。これは、O-I-P モデル (Output-Input-Process model) [12] と呼ばれる。従来の研究では、推薦結果の質やユーザエクスペリエンスを高めるために、複数の推薦アルゴリズムを組み合わせる取り組みや、ユーザのシステム利用時の状況（コンテキスト情報）を考慮する取り組みが行われてきた。各プロセスの設計は、推薦結果の質やユーザエクスペリエンスに大きな影響を与えられている [18, 19, 20]。

近年、ユーザの心理的な特徴（以下、パーソナリティ）を推薦システムの設計に取り入れようという試みがある。ここでパーソナリティとは、「個々の人間の内面を包括的に表現する心理学的概念であり、個人の資質と環境との相互作用から形成され、人間の行動を規定するもの」を指す [2]。このような嗜好と行動を特徴づける一貫した傾向が各個人に存在するのであれば、これをうまく利用することでユーザプロファイルの質を高め、推薦システムの性能を向上させることができるかもしれない。このパーソナリティを利用したシステムはパーソナリティベースの推薦システムと呼ばれ、実際に推薦結果の個人化やその質、ユーザエクスペリエンスを高めることができると報告されている [8, 10]。パーソナリティベース

の推薦システムの有効性は近年認められてきているが、その研究の歴史はまだ浅い。推薦システムの基本的なフレームワークである O-I-P モデルの、各プロセスにおけるユーザの行動とパーソナリティの関係については多くのことが明らかになっていない。これらの関係が明らかになることで、推薦システムの設計においてパーソナリティを導入することの効果や、導入の方法に関する洞察が得られるだろう。本研究はこれらの関係を明らかにすることを目的とし、我々はこれによって今後のパーソナリティベースの推薦システムの発展に貢献できると考えている。

本稿では、O-I-P モデルの最初のプロセスである“データの入力”におけるユーザの行動と、パーソナリティの関係に焦点を当てる。データの入力のプロセスでは、ユーザのパーソナリティによって評価値の揺らぎ、評価値の偏り、評価付けの量、評価値の分散、そして評価付けにかかる時間の5つの項目がそれぞれ異なると思われる。また、我々はパーソナリティを定量的に扱うモデルとして、実用的で信頼性の高い Big Five モデル [5] と呼ばれる既存のモデルを利用する。このモデルは、パーソナリティを5つの因子で表現する。それは、Neuroticism (神経症傾向), Extraversion (外向性), Openness to Experience (開放性), Agreeableness (調和性), そして Conscientiousness (誠実性) の5つである。つまり本稿は、データの入力のプロセスにおける5つの項目と、ユーザのパーソナリティにおける5つの因子の関係を調査する。

これ以降の本稿の構成は以下の通りである。2章ではパーソナリティを扱う推薦システムについての関連研究を紹介する。3章ではO-I-Pモデルとパーソナリティについて、詳細を述べる。4章では我々が行った実験につ

いて述べる。5章で我々の分析の結果および考察を述べ、6章で結論と今後の課題について述べる。

2 関連研究

推薦システムにおいてパーソナリティを扱う研究について、本稿で扱う O-I-P モデルの各プロセスに関連するものを紹介する。ここで紹介する研究は全て、パーソナリティを我々と同様の Big Five モデルで表現している。

まず、データの入力のプロセスに関連する研究を紹介する。Hu と Pu は、従来の推薦システムで一般的に用いられるレーティングによる方法とパーソナリティに関する質問を行う方法の二種類を比較している [9]。比較のための指標としては、perceived accuracy と user effort (精神的、時間的負担)、そして user loyalty (もう一度使いたいと思うか) を比較している。被験者実験の結果、perceived accuracy については差が見られなかった。しかし、ユーザが知覚する精神的な負担や実際に嗜好抽出にかかった時間については、パーソナリティに関する質問を行う方法がレーティングによる方法よりも良い結果が得られた。さらに、user loyalty についても、被験者の 53% がこの方法をもう一度利用したいと考えており (レーティングによる方法を支持したのは 13%)、パーソナリティに関する質問を行う方法がレーティングによる方法よりも良い結果が得られた。

次に、嗜好の予測のプロセスに関連する研究を紹介する。Hu と Pu は [9] の結果を踏まえて、パーソナリティベースの音楽推薦システムを提案しており、その有用性について議論している [8, 10]。また、彼らは協調フィルタリングにパーソナリティのスコアを組み合わせることでコールドスタート問題の改善に取り組んでおり、これを実現している [11]。

最後に、推薦の提示のプロセスに関連する研究を紹介する。Masthoff らは、パーソナリティの因子のうち、Openness to Experience による推薦結果の多様性への影響について調査している [16]。彼らの実験では、被験者はシステムとして振る舞い、架空の友人に対して書籍を推薦した。実験の結果、Openness to Experience が高い相手に対しては書籍のジャンルを多様化させる傾向があり、Openness to Experience が低い相手に対しては書籍のテーマを多様化させる傾向があることが示された。

上述したように、O-I-P モデルの各プロセスにおいてパーソナリティを取り入れた研究は近年になって行われてきているが、Big Five モデルの各因子が与える影響については我々が知る限り未だ調査されていない。我々の調査結果は、将来のパーソナリティベースの推薦システムの設計のための重要な知見となると考えている。

3 O-I-P モデルと Big Five モデル

本研究は、O-I-P モデルの各プロセスにおけるユーザの行動とパーソナリティの関係について調査を行う。本章ではまず、パーソナリティを定量的に表現するために我々が利用する Big Five モデルについて詳細を述べる。次に、O-I-P モデルについて詳細を述べる。

3.1 Big Five モデル

人間のパーソナリティを表現するためのモデルとして、Big Five モデルと呼ばれるモデルが存在する。このモデルは既存の様々なモデルの中でも実用的で信頼性が高いモデルであり [15]、本研究ではこのモデルを利用する。Big Five モデルは、表 1 に示されるような形容詞群から得られた因子であり [21]、人間のパーソナリティを以下の 5 つの因子で表現する。

Neuroticism (神経症傾向) 精神的な不安定さに関係し、感情のコントロールが下手である。

Extraversion (外向性) コミュニケーション能力の高さに関係し、積極的に他者と関わることができる。

Openness to Experience (開放性) 知的好奇心の高さに関係し、新しい経験を追い求める。

Agreeableness (調和性) 集団における調和性の高さに関係し、周囲と協力して活動できる。

Conscientiousness (誠実性) 内面的な真面目さに関係し、物事を正確に行うことができる。

上記 5 つの因子は、推薦システムを利用するユーザの行動に対してそれぞれ影響を与える可能性がある。本稿では、後述する O-I-P モデルのプロセスにおけるユーザの行動と、これら 5 つの因子の関係について調査を行う。

3.2 O-I-P モデル

O-I-P モデルとは、推薦システムにおける 3 つのプロセス (データの入力、嗜好の予測、推薦の提示) を表現したモデルであり、推薦システムは一般的にこれらの各プロセスを経て推薦を実現している。本稿では最初のプロセスであるデータの入力に焦点をあてて実験を行う。以下では、データの入力のプロセスの詳細について述べる。

3.2.1 データの入力

データの入力のプロセスでは、ユーザプロフィールを作成するために、ユーザは自身の嗜好データ (自身の好みに関する情報) を推薦システムに入力する。一般的には、アイテムに対する好みの度合いを数値尺度 (採点法) で表現することで獲得する。この方法にはその簡易性から、大量の評価値を得られるという利点があり、嗜好データの獲得方法として多く利用されている。しかし

表 1 Big Five モデルの 5 つの因子と各因子に関する形容詞項目

神経症傾向	悩みがち	不安になりやすい	心配性	気苦労の多い
	弱気になる	傷つきやすい	動揺しやすい	神経質な
	くよくよしない	悲観的な	緊張しやすい	憂鬱な
外向性	話し好き	無口な	陽気な	外向的
	暗い	無愛想な	社交的	人嫌い
	活動的な	意思表示しない	積極的な	地道な
開放性	独創的な	多才な	進歩的	洞察力のある
	想像力に富んだ	美的感覚の鋭い	頭の回転の速い	臨機応変な
	興味の広い	好奇心が強い	独立した	飲み込みの早い
調和性	温和な	短気	怒りっぽい	寛大な
	親切な	良心的な	協力的な	とげがある
	かんしゃくもち	自己中心的	素直な	反抗的
誠実性	いい加減な	ルーズな	怠惰な	成り行きまかせ
	不精な	計画性のある	無頓着な	軽率な
	勤勉な	無節操	几帳面な	飽きっぽい

一方で、その評価値には揺らぎ [1, 3, 6, 7] や偏り [17] が存在するという欠点もある。揺らぎとは、同一の被験者が同じアイテムに評価値を付けた場合、そのタイミングにより評価値が異なり、一貫性が保たれない現象である。また偏りとは、被験者によって評価値の分布に偏りが生じる現象のことであり、例えばある被験者がアイテムに与えた評価値が全て「好き」の方へ偏っているような状況を指す。これらはどのユーザにおいても生じ得るが、揺らぎの程度や偏りの傾向はユーザによって異なると思われる。そしてその違いは、ユーザのパーソナリティと大きく関係するかもしれない。この他にも、ユーザのパーソナリティによって程度や傾向が異なると思われる項目として、評価値を付けるアイテムの量、評価値の分散、および評価付けにかかる時間などが挙げられる。

評価値の分散とは、ユーザが付けた各アイテムの評価値が、その平均からどれほど散らばっているのかを表す。我々は、以上 5 つの項目（評価値の揺らぎ、評価値の偏り、評価付けの量、評価値の分散、評価付けにかかる時間）とユーザのパーソナリティの関係について調査する。

4 実験

本稿では O-I-P モデルの最初のプロセスであるデータの入力に焦点を当て、ユーザのパーソナリティとの関係を調査する。この調査を行うために、我々は被験者実験を行った。本章では、我々が行った実験の詳細について述べる。

4.1 実験概要

我々の実験は 21 歳から 25 歳までの 16 名（男性 15 名、女性 1 名）の被験者によって行われた。彼らは日本の大学に通う日本国籍の学生であり、システム工学を専攻している。はじめに、被験者らは O-I-P モデルの入力

のプロセスとして、評価付けのタスク（レーティング実験）を行う。このタスクは、揺らぎの測定のために一定の期間を空けて二度行われる。次に、被験者らは、個人のパーソナリティを測定するため、質問紙法による性格検査を行う。最後に、被験者らは、レーティング実験におけるアイテムのドメインに関する興味の度合いやレーティング実験における心的負担について尋ねる事後アンケートへ回答する。以上を踏まえ、我々の被験者は以下のプロセスで実験を行う。

1. レーティング実験（1 回目）
2. レーティング実験（2 回目）
3. 性格検査
4. 事後アンケート

それぞれの実験タスクの詳細は以下の節で述べる。

4.2 レーティング実験

本実験では、被験者に対して約 3000 個のアイテムを提示し、レーティングを行ってもらう。提示するアイテムのドメインとしては、映画を選択した。映画は性別や年齢に関係なく一般的に人々に親しまれているドメインである。被験者はこれに対して一定の知識を有している可能性が高いため、十分な量のレーティングが得られると思われる。また、映画は被験者にとって「好き」や「嫌い」といった好みの判断がしやすいドメインだと思われる。したがって、映画は我々の実験に適したドメインであると考えられる。

実験を行うにあたって、被験者には推薦システムの利用を開始する状況を想定してこの実験を行うよう指示した。具体的には、以下の説明を被験者全員に与えた。



図1 実験で用いたインタフェース

“推薦システム（Amazonの「あなたへのおすすめ」など、ユーザの嗜好に合ったアイテムをシステム側で予測し、提示するシステム）の多くは、ユーザの興味や嗜好に合ったアイテムを推薦するために、あらかじめユーザの嗜好に関するデータを取得します。多くの場合、ユーザに複数のアイテムを表示し、各アイテムに対する興味の度合いを多段階の評価値として入力してもらうことでこのデータを取得します。推薦システムはこの評価値データをもとに、ユーザへアイテムを推薦します。”これにより、推薦システムに対する被験者の最低限の知識を保証し、レーティングに対する動機も統一している。その他、レーティングを行うアイテムの個数や、それにかかる時間についての制約は設けない。レーティングを開始してからこれを終えるまでを1セッションとし、この1セッションにかかる時間を測定する（時間はシステム側で暗黙的に測定し、被験者には時間を測定している旨を伝えない）。また、レーティングの方式には多段階の尺度（リッカート尺度 [13]）で評価値を与える方式や好きなアイテムのみを選択する方式（バイナリ値）などが存在するが、我々はパーソナリティと評価値の偏りや分散の関係を調査するために7段階のリッカート尺度を採用する。そして、パーソナリティと評価値の揺らぎの関係を調査するために、各被験者は同様の実験を2回行う（最低10日間の間隔をあける）。

図1に我々の実験で用いたインタフェースを示す。「実験開始」のボタンを押すことで実験（セッション）が開始され、多数のアイテムがウィンドウに表示される。表示されるアイテムに関する情報は、その商品名と商品パッケージである。被験者はウィンドウをスクロールすることで次々とアイテムを閲覧し、7段階のレーティングを行うことができる。レーティングを終了するタイミングは被験者自身で決めることができるが、これは「実験終了」ボタンを押すことで行われる。

3.2.1節で述べた通り、入力のプロセスにおいて評価付けにかかる時間、評価付けの量、評価値の分散、評価値の偏り、および評価値の揺らぎの5つの項目に関して、ユーザごとに違いが生じると考えられる。これら5つの項目に関して、いくつかの指標が考えられるものがある。例えば、揺らぎに関して、2回の評価値の相関を揺らぎとして採用する場合と、2回の評価値の差を揺らぎとして採用するのでは、パーソナリティとの相関関係が異なる可能性がある。そこで、いくつかの項目に関しては複数の算出方法を用意する。我々が調査する5つの項目を以下に定義する。

評価付けにかかる時間 評価付けを開始し、評価付けを終了するまでの時間（ms）と定義する。実際には、4章で詳細を述べる実験システムにおける、“実験開始”のボタンをクリックしてから“実験終了”のボタンをクリックするまでの時間を計測する。

評価付けの量 (1) 評価のために閲覧したアイテムの個数と、(2) 実際に評価付けされたアイテムの個数の2つの指標を用いる。

評価値の分散 ユーザが付けた各アイテムの評価値が、その平均からどれほど散らばっているのかを表す。

評価値の偏り (1) ユーザが付けたアイテムの平均値、(2) 評価値の高評価（7段階中5-7）の割合、および(3) 評価値の低評価（7段階中1-3）の割合の3つの指標を用いる。

評価値の揺らぎ (1) 2回の評価値の相関と、(2) 2回の評価値の差の二乗の平方根の2つの指標を用いる。

上記の通り、本研究の調査では、レーティング実験の結果から5つの項目に関する9の指標を算出する。5.1章の分析では、算出された9つの指標とパーソナリティとの関係を調査する。

4.3 性格検査

ユーザが持つパーソナリティを定量的にモデル化するため、我々はNEO-FFI (NEO Five Factor Inventory) [4] と呼ばれる検査を利用して5つの因子の度合いを測定する。我々の実験の被験者は日本人の学生であるため、実際にはサクセス・ベル株式会社¹が提供する日本語版のNEO-FFIを使用した。表2にこの検査の内容の例を示す。

NEO-FFIはパーソナリティの5つの因子それぞれに対し12項目の質問が用意されており、全部で60問の質問で構成されている。NEO-FFIの回答者は各質問に対し5段階のリッカート尺度で回答する。各質問に対し

¹<http://www.saccess55.co.jp/>

表 2 NEO-FFI の検査内容の例

因子	質問内容 (5 段階で回答)
神経症傾向	いつも何か気がかりである どうでもいいことを気にする方である くよくよ考え込む方である
外向性	どちらかというにぎやかな性格である 人前で話すのは苦手である あまり自分の意見を主張しない方である
開放性	独立した考えを持っている 新しいことに興味がある 同じことを繰り返したくない
調和性	思いやりがある方である 相手の立場に立って考える方である 人助けのためならやっかいなことでもやる
誠実性	どちらかというに怠惰な方である 軽率に物事を決め、行動する方である 仕事や勉強には精力的に取り組む

る 5 段階の回答は 0 点から 4 点までの得点に対応しており、この得点を足し合わせることで各因子の得点が素点として算出される。この素点は、成人男性（もしくは成人女性）の平均と標準偏差から、T-スコア（偏差値）に変換される。このスコアは、成人男性（あるいは成人女性）の平均が 50 となるような値となっている。我々はこのスコアを、各因子の度合いの強さを表す値として扱う。我々の被験者に対する各因子の基本統計量を表 3 に示す。日本語版 NEO-FFI の提供者であるサクセス・ベル株式会社の調査によると、大学生のパーソナリティの平均は成人のパーソナリティの平均に比べて精神症傾向が高く、誠実性が低いことがわかっている。この傾向は、我々の被験者にもあてはまるため、一般的な大学生のパーソナリティを有していると考えられる。

表 3 被験者のパーソナリティのスコアに関する基本統計量

	N	E	O	A	C
平均	60.4	50.0	53.5	48.9	43.6
標準偏差	12.5	14.1	11.7	13.7	14.8

4.4 事後アンケート

被験者の実験に対する心的負担や、実験のドメインである映画への興味を尋ねている。映画への興味の度合いを尋ねる質問としては、“あなたは映画が好きですか？”という質問を 7 段階（7 に近いほど好き）で尋ねたところ、被験者 16 人中 14 人の回答が 5 以上であり、我々の被験者のほとんどが映画を好むことがわかった。

5 分析

5.1 結果

4.2 節で述べたレーティングにおける 9 つの指標とユーザのパーソナリティの 5 つの因子との関係を明らかにするため、相関分析を行った。この結果を表 4 に示す。この結果から、いくつかの項目について $p < .05$ の有意な相関が確認された。神経症傾向に注目すると、評価の平均値との間に有意な正の相関が確認され、低評価率との間に有意な負の相関が確認された。外向性に注目すると、アイテムの閲覧量との間に有意な負の相関が確認された。一方、開放性、調和性、および誠実性に関しては、有意水準 $p < .05$ で有意な相関は確認されなかった。

5.2 考察

5.1 節より、神経症傾向の高い人は、評価の平均値が高く、低評価をつけづらいことがわかった。3.1 節で述べたように、神経症傾向の高い人は精神的に不安定であり、感情のコントロールが苦手である。彼らは論理的な思考よりも感情に支配されやすいと考えられる。彼らは論理的な基準のもと評価を与えることができず、評価値に偏りが生じている可能性がある。実際の推薦システムにおいては、神経症傾向の高さに応じてレーティングの結果を正規化することで、ユーザの嗜好をより正確に取得できると考えられる。

また、5.1 節より、外向性の高い人は、レーティングにおいて閲覧するアイテムの量が少ないことが分かった。3.1 節で述べたように、外向性の高い人はじっとしていることが苦手であり、対人のコミュニケーションや活発な行動を好む傾向にある。彼らにとっては推薦システムにおいて嗜好を入力するというプロセスがつまらないものであり、あまり多くのアイテムを評価しようとしなないと考えられる。実際の推薦システムにおいては、外向性の高い人に対しては、多くのレーティングを得られるような工夫を行う必要がある。例えば、最低限レーティングに必要な個数を指定する方法が考えられる。

我々の結果では、開放性、調和性、および誠実性に関しては、ユーザのレーティング時のふるまいとの関係性は確認されなかった。現段階の調査では、被験者数が 16 人と少なく、相関分析における有意確率が非常に厳しくなってしまったことが原因であると考えられる。今後の調査では被験者数を増やし、パーソナリティとレーティングの関係についてより深い調査を行う。また、更なる調査によってパーソナリティとレーティングの関係がより明確になった場合には、O-I-P モデルの次のプロセスである嗜好の予測のプロセスにパーソナリティを導入することを試みる。

表 4 相関分析の結果

	(時間)	(量)		(分散)	(偏り)			(揺らぎ)	
	時間	閲覧量	評価量	分散	平均値	高評価率	低評価率	差の二乗平均	評価の相関
神経症傾向	.124	.213	-.037	-.163	.549*	.469	-.577*	-.291	.069
外向性	-.319	-.595*	.006	-.391	-.321	-.171	.161	.055	-.118
開放性	-.272	-.037	-.154	.114	-.358	-.274	.272	.062	.112
調和性	-.349	-.150	-.257	-.065	-.149	-.164	.160	.073	-.075
誠実性	.102	-.030	-.039	.263	-.164	-.258	.250	.426	-.165

* $p < .05$

6 おわりに

本稿では、推薦システムにおける O-I-P モデルの最初のプロセスであるデータの入力について、ユーザの行動とそのパーソナリティとの関係について調査した。その結果、神経症傾向と偏り、および外向性と量との間に関係があることが分かった。一方で、開放性、調和性、および誠実性に関しては、レーティング時のふるまいと関係がないことがわかった。本研究の結果は、パーソナリティの影響を考慮した推薦システムを構築するための結果としては不十分であり、更なる調査が必要である。さらに調査を続けることで、ユーザのパーソナリティに合わせた推薦を行うことを今後の展望とする。

謝辞

本研究は科研費 (15K12150) の助成を受けたものである。

参考文献

- [1] Amatriain, X., Pujol, J. M. and Oliver, N.: I like it... i like it not: Evaluating user ratings noise in recommender systems, in *User Modeling, Adaptation, and Personalization*, pp. 247–258, Springer, 2009.
- [2] Burger, J., *Personality*, PSY 235 Theories of Personality Series, Cengage Learning, 2010.
- [3] Cosley, D., Lam, S. K., Albert, I., Konstan, J. A. and Riedl, J.: Is seeing believing?: how recommender system interfaces affect users' opinions, in *Proceedings of the SIGCHI conference on Human factors in computing systems*, pp. 585–592, ACM, 2003.
- [4] Costa, P. T. and McCrae, R. R.: The revised neo personality inventory (neo-pi-r), *The SAGE handbook of personality theory and assessment* **2**, pp. 179–198. 2008.
- [5] Goldberg, L. R. The structure of phenotypic personality traits., *American psychologist* **48**(1), p. 26. 1993.
- [6] Herlocker, J. L., Konstan, J. A., Terveen, L. G. and Riedl, J. T.: Evaluating collaborative filtering recommender systems, *ACM Transactions on Information Systems (TOIS)* **22**(1), pp. 5–53. 2004.
- [7] Hill, W., Stead, L., Rosenstein, M. and Furnas, G.: Recommending and evaluating choices in a virtual community of use, in *Proceedings of the SIGCHI conference on Human factors in computing systems*, pp. 194–201, ACM Press/Addison-Wesley Publishing Co., 1995.
- [8] Hu, R. Design and user issues in personality-based recommender systems, in *Proceedings of the fourth ACM conference on Recommender systems*, pp. 357–360, ACM, 2010.
- [9] Hu, R. and Pu, P.: A comparative user study on rating vs. personality quiz based preference elicitation methods, in *Proceedings of the 14th international conference on Intelligent user interfaces*, pp. 367–372, ACM, 2009.
- [10] Hu, R. and Pu, P.: A study on user perception of personality-based recommender systems, in *User Modeling, Adaptation, and Personalization*, pp. 291–302, Springer, 2010.
- [11] Hu, R. and Pu, P.: Enhancing collaborative filtering systems with personality information, in *Proceedings of the fifth ACM conference on Recommender systems*, pp. 197–204, ACM, 2011.
- [12] Konstan, J. A. and Riedl, J.: Recommender systems: Collaborating in commerce and communities, in *ACM CHI*, 2003.
- [13] Likert, R. A technique for the measurement of attitudes., *Archives of psychology* . 1932.
- [14] Maes, P. et al. Agents that reduce work and information overload, *Communications of the ACM* **37**(7), pp. 30–40. 1994.
- [15] Nunes, M. Recommender systems based on personality traits, *PhD. Uni. Montpellier* . 2008.
- [16] Tintarev, N., Dennis, M. and Masthoff, J.: Adapting recommendation diversity to openness to experience: A study of human behaviour, in *User Modeling, Adaptation, and Personalization*, pp. 190–202, Springer, 2013.
- [17] Weigend, A. S. Analyzing customer behavior at amazon.com, in *Proceedings of the Ninth ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, KDD '03, pp. 5–5, ACM, (New York, NY, USA), 2003.
- [18] 神島敏弘 推薦システムのアルゴリズム (1), *人工知能学会誌* **22**(6), pp. 826–837. 2007.
- [19] 神島敏弘 推薦システムのアルゴリズム (2), *人工知能学会誌* **23**(1), pp. 89–103. 2008.
- [20] 神島敏弘 推薦システムのアルゴリズム (3), *人工知能学会誌* **23**(2), pp. 248–263. 2008.
- [21] 和田さゆり 性格特性用語を用いた Big Five 尺度の作成, *心理学研究* **67**(1), pp. 61–67. 1996.