

価値観に基づくユーザモデルを用いた情報推薦手法に関する検討

服部 俊一^{1*} 高間 康史¹
Shunichi Hattori¹, Yasufumi Takama¹

¹ 首都大学東京大学院システムデザイン研究科

¹ Graduate School of System Design, Tokyo Metropolitan University

Abstract: 本稿では、ユーザの価値観に基づくユーザモデルを用いた情報推薦手法を提案し、その特性について検討する。本稿において価値観とは、ユーザがどの属性を重視してアイテムへの評価を決定するかという属性毎の価値判断、いわば「こだわり」を表す要素とする。価値観に基づくユーザモデルを内容ベースフィルタリングと組み合わせ効用ベース推薦を実現する手法を提案し、その特性について考察する。

1 はじめに

本稿では価値観に基づくユーザモデルを用いた情報推薦システムを提案し、その特性について考察を行う。情報化技術の発展による情報量の増大に伴い、利用者にとって有用な情報を見つけ出す情報推薦システムが情報フィルタリングの一手法として注目されている。しかし、代表的な手法である協調フィルタリング [11] を用いた既存の情報推薦システムでは、新規に利用を始めたユーザや最近追加されたアイテムに対しての情報の少なさから、推薦の精度が低くなってしまうという cold-start 問題が指摘されている [14]。一方、書籍であれば著者やジャンルなど、アイテムの属性値に関する情報をモデリングし推薦に用いる手法は内容ベースフィルタリング [9] と呼ばれ、特定の属性値に対する嗜好をユーザモデルとして構築できれば適切な推薦が可能である。嗜好情報はユーザが明示的に与える場合と、ユーザの行動情報からシステムが推定する場合があり、ユーザの負担の観点からは後者が望ましいとされる。しかし、ショッピングサイトなどで取り扱われている多様なジャンルに属するアイテムを推薦対象とした場合、膨大な嗜好・行動情報を獲得しなければ多くの属性値に対して十分な情報を集めることは困難である。

一方、個人の嗜好や消費行動を推定するための概念として「価値観 (Personal Values)」が挙げられる。価値観は個人の嗜好や消費行動に間接的な影響を与える要素であり、マーケティングや商品開発の分野では広く活用されている。価値観はアイテムの好き嫌いや良し悪しではなく、どの要素を重視するかという、アイ

テムの属性に対する価値判断を表す要素であることから、これを用いることでより少ない情報でユーザの嗜好や特性を推論することが可能になると考える。しかし、ユーザの価値観のモデル化およびそれに基づく情報推薦システムまだ確立されていない。

本稿では価値観と繋がり深い要素としてユーザの「こだわり」に着目した情報推薦システムを提案する。前述のように、ユーザは自分の持つ価値観に基づき重視する属性について評価を行い、最終的にそのアイテムを受け入れるかどうかを決定すると考えられる。このような属性に対する価値判断はユーザの「こだわり」と表現することもできる。ユーザがアイテムのどの要素を重視しているかを推論することによってユーザの価値観をモデリングし、それに基づいてユーザの価値判断を反映させたアイテムを推薦する。本稿では、属性に対する評価がアイテムの評価に与える影響を測る指標である評価一致率 [3] に基づき、ユーザが重視する属性の集合としてユーザモデルを構築する。得られたユーザモデルを内容ベースフィルタリングと組み合わせ効用ベース推薦 [5] として用いることで、従来よりも少ない情報でユーザの価値判断に合致したアイテムを推薦するシステムの実現が期待できる。本稿ではユーザのこだわりを反映したユーザモデルを用いた情報推薦システムの概要およびシステム構成について述べ、その特性について考察する。

2 関連研究

2.1 情報推薦手法

情報推薦を行うためにはユーザやアイテムの特性をモデリングし、その結果に基づき推薦対象となるアイテムをフィルタリングする必要がある。既存の情報推薦

*連絡先：首都大学東京大学院
システムデザイン研究科情報通信システム学域
〒191-0065 東京都日野市旭が丘 6-6
E-mail: shattori@krectmt3.sd.tmu.ac.jp

手法の多くは協調フィルタリング (Collaborative Filtering) と内容ベースフィルタリング (Content-Based Filtering) に分類することができる [12]. それぞれの手法の特徴について以下に述べる.

2.1.1 協調フィルタリング

協調フィルタリングは多くのユーザの嗜好情報を過去の行動という形で記録し, そのユーザと嗜好の類似した他のユーザの嗜好情報を用いてユーザの嗜好を推測する手法である [11]. 協調フィルタリングの利点は, アイテムの属性情報がなくても推薦が行えること, および処理が手軽であることであり, これらの理由からショッピングサイトなどで現在最も広く利用されている手法である. 一般に, 協調フィルタリングにより精度の高い推薦を行うためには, 多数のユーザに情報推薦システムが利用され, 多くのアイテムに関する行動情報が収集可能であることが必要となる. そのため, 推薦システムを新たに利用し始めたユーザや新規に追加されたアイテムに対しては行動情報の少なさから類似する嗜好を持つユーザを発見できず, 推薦の精度が低くなってしまいうという欠点がある. これは cold-start 問題 [14] と呼ばれる. また, 推薦対象として膨大なアイテムが存在し, その多くにおいてユーザとの関係が希薄である場合, ユーザに関する情報が十分確保されていても精度の高い推薦を行うことは困難である. これは sparsity 問題 [7] と呼ばれ, cold-start 問題と併せて協調フィルタリングを用いた情報推薦手法全般に共通する課題とされている.

協調フィルタリングにおいて, cold-start 問題および sparsity 問題に関する研究は広く行われている. 代表的な手法として, 嗜好パターンが類似するユーザをモデル化することで精度の向上を実現するモデルベース法が挙げられ, Breese らはクラスタモデルを用いて実装している [1]. モデルベース法以外のアプローチもいくつか行われており, Park らはユーザに加えて filterbot と呼ばれるロボットがアイテムへの評価を行うことで, ユーザ・アイテムの情報が少ない状態でも推薦に必要な情報を収集可能にする手法を提案している [10]. Lee らはユーザ同士の友人関係を類似度として利用することで, ユーザのアイテムの関係が希薄になる状態の改善を試みている [7]. また, Yildirim らはランダムウォークを用いてユーザ・アイテム間の類似度を求め, アイテムの推薦を行う手法を提案している [17]. これらはユーザの行動情報の少なさを友人関係などの間接的な情報で補うアプローチであるが, ユーザの嗜好や価値判断といった, ユーザの意思決定に直接関わる要因とは性質が異なると思われる.

2.1.2 内容ベースフィルタリング

内容ベースフィルタリングはアイテムの内容とユーザの嗜好情報を比較し, その関連度に基づいてフィルタリングを行う手法である [9]. アイテムの内容には評価のポイントとなる属性の値が用いられ, 本稿ではこれを属性値と呼ぶ. 例えば映画では監督や俳優の名前, ジャンル (アクションやコメディなど) が属性値となる. 内容に基づくフィルタリングは協調フィルタリングと比べ, システムを使い始めたばかりのユーザでも特定の属性値に対する嗜好情報が得られれば精度の高い推薦が可能であるという利点があり, 楽曲推薦などで活用されている [18]. しかし, ショッピングサイトなど多様なジャンル・アイテムを取り扱う際には, アイテムの属性値は膨大なパターンが存在するため, ユーザとアイテムの属性値との関係が希薄になってしまうケースも多いと考える. そのため, 多様なジャンル・アイテムを推薦対象とした場合, 多くの属性値に対して推論を行うのに十分な情報を集めることは困難であり, 協調フィルタリング同様に cold-start 問題および sparsity 問題が課題となる.

内容ベースフィルタリングにおいてこれらの問題に取り組んでいる研究として, 関らのコンテキストを考慮した飲食店推薦システムが挙げられる [15]. 情報推薦のための行動情報取得はシステムの利用ログなどから自動的に行動情報を収集する暗黙的手法と, アイテムや属性値に対する好き嫌いをユーザに直接回答してもらう明示的手法の2つに分類することができる [6]. 暗黙的手法はユーザの負担が低いというメリットがあるが, 対象ユーザの行動情報を十分収集する必要がある. これに対し, 関らは事前に蓄積されたアイテムのコンテキスト情報から, 求めるコンテキストをユーザが明示的に指定することで新規ユーザでも適切な推薦結果が得られるとしている. しかし, アイテムに関しては事前に十分な量の行動情報を獲得する必要があることから, 新規アイテムを適切な推薦対象として扱うことは難しいと考える. ユーザ・アイテム双方に対して cold-start 問題および sparsity 問題を解決するためには, 少量の行動情報から推薦アイテムを獲得する手法が必要と考える. そこで本稿では, 次節に述べる価値観に着目する.

2.2 価値観に基づく嗜好・消費行動の推論

価値観は消費者の嗜好や行動に強く影響を及ぼすと考えられており, マーケティングの分野では古くから利用されている. Rokeach は消費者の嗜好に関わる価値観を 18 の要素に分類した Rokeach Value Survey [13] と呼ばれる調査方法を提案し, 多くの調査で利用されている. Vinson らは, 保守的な価値観を持つ大学と革

新たな価値観を持つ大学、それぞれに所属する学生の間に有意な嗜好の差があることをアンケート調査により明らかにしている [16]。近年でも、Holbrook が消費・購買行動に影響を与える価値観を 8 つに分類する [4] など、消費者の嗜好と価値観は関連の深いテーマとして研究および調査が進められている。Web インテリジェンスの分野においても、価値観はユーザの嗜好と関連の深い要素として利用されている。宮尾らはアンケートによりユーザの価値観を調査し、ユーザが持つ価値観に最適化された機能を持つ SNS プロトタイプを構築している [8]。また、Hattori らは、ユーザの嗜好と価値観の関連をアンケートにより調査し、情報推薦への適用可能性について考察している [2]。

価値観を情報推薦システムに適用することを考えた場合、価値観はユーザがアイテムのどの要素を重視して評価を決定しているかという、アイテムの属性に対する価値判断、いわば「こだわり」を表す要素であると言える。例えば映画の場合、アイテムの属性としてストーリーや監督、出演俳優などが挙げられる。ストーリーに対して強いこだわりを持つユーザの場合、俳優や監督に対する良し悪しは映画の全体的な評価にあまり影響を与えず、主にストーリーを好むかどうかの評価に強く影響すると考えられる。このような属性に対する価値判断をモデリングすることができれば、より少ない情報でユーザの嗜好や特性を推論することが可能になると考える。

3 価値観に基づく情報推薦システム

本節では、価値観と繋がり深い要素としてユーザの「こだわり」に着目した情報推薦システムの概要について述べる。価値観は物事の優先順位や重み付けを表すものであることから、本稿では情報推薦における価値観を、図 1 に示すように「どの属性を重視してアイテムの評価を決定するか」を判断するための基準として定義する。この属性に対する価値判断はユーザの「こだわり」と表現することができる。従来手法では著者の名前やアクションなどのジャンル名といった属性値に対する好みからモデリングを行うが、提案手法ではアイテムの属性に対するこだわりの強さをモデリングする。ユーザが強いこだわりを持つ属性ほど、その属性に対する評価は安定してアイテムの評価に影響しており、少数の評価情報から適切な推薦が可能になると考える。

提案手法が従来の内容ベースフィルタリングと異なる点は、以下に示す 3 点に分類できる。

(1) **属性の利用**： 著者の名前などの属性値ではなく、「著者」「ジャンル」といった属性をモデリングに用いる。内容ベースフィルタリングで多様な

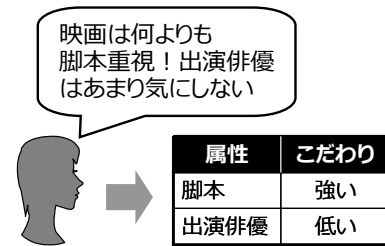


図 1: 属性に対するこだわりの例

アイテムを取り扱う場合、大量に存在する属性値に対して十分な量の評価を収集することは困難であり、特に新規ユーザにおいて属性値との関係が希薄になってしまうと考えられる。属性数は属性値数よりはるかに少数であるため、新規ユーザに対しても各属性に対して推薦に必要な量の評価を収集することができると考える。

(2) **評価に与える影響度を推論**： アイテムの内容に関する好き嫌いではなくアイテムの評価に与える影響度を推論する。内容ベースフィルタリングでは暗黙的に評価を収集することが多いが、あるアイテムを好むからといってそのアイテムの属性値全てに満足しているとは限らず、属性値レベルでは間違った推論を行ってしまう可能性がある。提案手法では、価値観に基づいてアイテムへの評価に強い影響を与える属性を推論することで、ユーザの価値判断に合致するアイテムをより短期間で取得可能になると考える。

(3) **ユーザへの負荷軽減**： 従来の内容ベースフィルタリングで明示的に情報収集を行う場合、大量の属性値が存在することから全ての値に対して評価を問うことはユーザにとって負担が大きい。(1)でも述べたとおり、属性数は属性値と比較してはるかに少数であるため、推薦システムとの対話により属性に対する評価を収集する場合においても、ユーザに大きな負担をかけることなく情報を収集することが可能になると考える。

属性に対するユーザのこだわりを情報推薦システムに用いることで、内容ベースフィルタリングにおけるモデリングへの貢献が期待できる。すなわち、上記 (2) で述べたようにユーザがこだわりを持つ属性に絞ってユーザの評価を収集することで、より少数の情報から嗜好情報を獲得可能となることが期待できる。また、(3) で述べたように属性値について全て評価を行うことはユーザに対する負荷の観点から困難であるが、属性値よりも少数の属性に対してはそれほど負荷をかけずに評価可能と考える。加えて、効用ベース推薦における貢献度の暗黙的取得も期待できる。効用ベース推薦では、

各属性のとり値がアイテムの評価に与える影響を効用関数としてモデル化する [5]。しかし効用関数を明示的に獲得することはユーザに高い負担を課すことに繋がり、暗黙的に算出する場合でも多くのシステム利用履歴が必要となる。この問題に対し、提案手法で用いるユーザモデルはユーザが重視する属性を表したものであるため、効用関数の代替として利用可能と考える。

3.1 推薦システム構成

図2に示すように、本システムは「評価抽出モジュール」「ユーザモデリングモジュール」「情報推薦モジュール」と呼ぶ3つのモジュールから構成される。それぞれのモジュールの概要について以下に述べる。

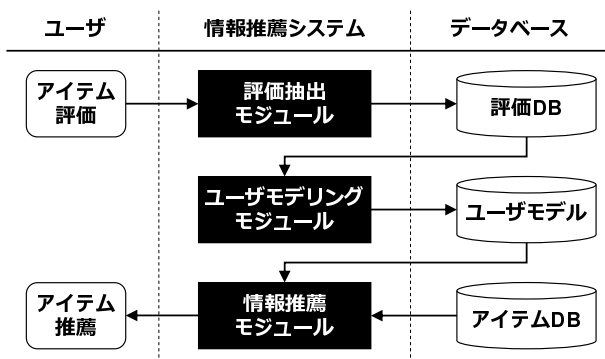


図2: 情報推薦システム構成図

3.1.1 評価抽出モジュール

本モジュールでは、システム上でユーザが行った評価（アイテムの総合評価および各属性への評価）を取得し、評価DBに保存する。評価DBはユーザ毎に作成され、ユーザの評価としてアイテム及びアイテムの属性に対する評価極性（好評または不評）を保持する。

また、本システムにおいて評価・推薦対象となるアイテムは映画を対象とし、Wikipedia日本語版¹の情報をLOD (Linked Open Data) 形式で公開しているDBpedia²を情報源としてアイテムDBを構築する。本アイテムDBでは表1に示すように、アイテム毎に属性および属性値を保持する。属性は「ジャンル」「出演俳優」などのように評価や好みのポイントとなる観点をあらわし、表1に示すようにあらかじめ決められた6つの要素からなる。属性値は「ジャンル」であれば「アクション」や「サスペンス」, 「出演俳優」であれば俳優の名前のように、各属性がとる値を表す。

表1: アイテムが持つ属性・属性値

属性	属性値
ジャンル	ジャンル名(サスペンス等)
監督	製作総指揮, 監督名
出演俳優	俳優名
脚本	脚本家名
演出	演出家, 映像監督名
音楽	作曲家名

3.1.2 ユーザモデリングモジュール

本モジュールでは、アイテムの属性に対するユーザのこだわりを評価一致率 RMRate (Rating Matching Rate) [3] と呼ぶ指標を用いてモデリングする。ユーザのこだわりは、ある属性に対する評価がアイテム全体に対する評価に与える影響の度合いに表れると考える。そこで、アイテムに対する評価極性に加えて各属性に対する評価極性を抽出して属性毎にアイテムの評価に与える影響度を評価一致率として算出する。ユーザ u がアイテム i に対して行った評価 $e_{ui} \in E_u$ において、あるアイテム i の極性 $p_{item}(u, i)$, および i の属性 j の極性 $p_{attr}(u, i, j)$ が一致するかどうかを調べ、一致する評価の回数（アイテムの個数）を $O(u, j)$, 一致しない回数を $Q(u, j)$ とする。この時、ユーザ u における属性 j の評価一致率 $P(u, j)$ は式(1)で算出される。これにより、ユーザのこだわりを表すユーザモデルは属性数を m とすると m 次元のベクトルとして表される。

$$P(u, j) = \frac{O(u, j)}{O(u, j) + Q(u, j)} \quad (1)$$

作成するユーザモデルでは、あるユーザが行った評価からそれぞれの属性に対する評価一致率を計算し、属性ごとに保持する。例として、ユーザがある2種類のデジタルカメラに対して評価を行った結果を表2に示す。また、表2の評価に基づいて属性ごとに評価一致率を計算した例を表3に示す。表3の計算例に示す属性「操作性」「バッテリー」のような評価一致率が高い属性はユーザが強いこだわりをもっており、アイテムの評価に影響を与える「推薦時に重要度の高い属性」とであると推論される。一方で、評価一致率はアイテムおよび属性での評価極性が一致するかどうかを示すものであることから、評価一致率が0.5前後、またはそれ以下の属性に対してユーザが持つこだわりは弱いと考えられる。そのため、表3の「デザイン」「画質」はアイテムの評価にそれほど影響を及ぼさず、「推薦時に重要度の低い属性」とであると推論される。

¹<http://ja.wikipedia.org/>

²<http://ja.dbpedia.org/>

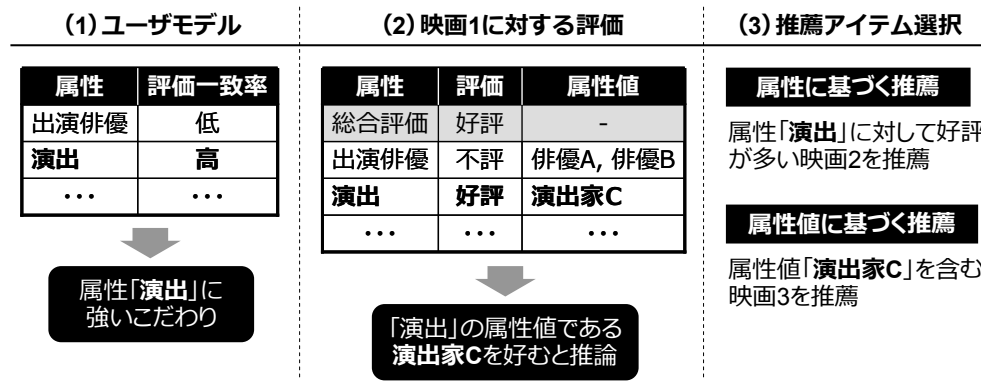


図 3: ユーザモデルを用いた推薦アイテムの選択例

表 2: アイテムへの評価例

(1) アイテムAへの評価		(2) アイテムBへの評価	
属性	極性	属性	極性
総合評価	好評	総合評価	不評
監督	不評	監督	好評
出演俳優	不評	出演俳優	不評
脚本	好評	脚本	不評
音楽	好評	音楽	不評

表 3: 評価一致率の計算例

属性	一致	不一致	評価一致率
監督	0	2	0.00
出演俳優	1	1	0.50
脚本	2	0	1.00
音楽	2	0	1.00

3.1.3 情報推薦モジュール

本モジュールでは、ユーザモデリングモジュールで作成されたユーザモデルを用いて推薦アイテムを選択し、ユーザへ提示する。提案する推薦手法は属性に基づく推薦と属性値に基づく推薦の2つに大別される。

属性に基づく推薦では、ユーザが強いこだわりを持つ属性に対して多くのユーザから「好評」と評価されているアイテムを評価DBから検索し、推薦対象として選択する。例えば、図3(1)に示すユーザモデルのように属性「演出」に高い評価一致率を持つユーザの場合、同じ属性である「演出」に対して多くのユーザが高い評価をしているアイテムを推薦対象として選択する。

一方、属性値に基づく推薦では、ユーザが好評と評価したアイテムの属性に対して強いこだわりを持って

いる場合その属性が持つ値を好むと推論し、その属性値を含む他のアイテムを推薦候補として選択する。例えば、図3(1)に示す属性「演出」に強いこだわりを持つユーザが、図3(2)のようにあるアイテムの属性「演出」に対して好評と評価した場合、そのアイテムの属性値である演出家Cが関わっている他の映画3を推薦対象として選択する。従来の内容ベースフィルタリングでは属性値に対する評価を暗黙的に収集することから、ユーザが好むと評価したアイテムの全属性が持つ値を好むと推論する。そのため、ユーザが好まない属性値も好むと推論されてしまい、間違った推薦結果をユーザに提示してしまう可能性がある。提案するユーザモデルにおいて高い評価一致率を持つ属性はアイテムの評価に与える影響が強いことから、ユーザが高い評価一致率を持つ属性に対して「好評」と評価した場合は、アイテムへの総合評価に関わらずその属性に含まれる値を好む可能性が高いと推論することができる。このような推論により総合評価が好評・不評どちらのアイテムからもユーザの嗜好情報を獲得することが可能となり、より少数の情報から適切な推薦アイテムの推定が可能になると考える。

4 おわりに

本稿では、ユーザがどの属性を重視してアイテムへの評価を決定するかという属性毎の価値判断、いわばユーザの「こだわり」に基づく情報推薦システムを提案し、従来手法との特性の違いについて考察した。また、現在開発を進めている推薦システムについてその概要およびシステム構成を示した。今後は提案したユーザモデルに基づく情報推薦システムの実装を進め、被験者実験により価値観に基づく情報推薦手法の有用性を実証する。

また、本稿では価値観のモデリングのためユーザがこだわりをもつ属性を推論する手法を提案したが、今

後はユーザのこだわりに加えてその評価傾向についても分析を行う。全ての属性をバランス良く評価するユーザや特定の属性に強いこだわりを持つユーザなど、評価傾向に基づきユーザをいくつかのタイプに分類することで、ユーザに対して新たな着眼点の提示や意外性のあるアイテムの推薦が可能になるのではないかと考える。

参考文献

- [1] J. S. Breese, D. Heckerman, and C. Kadie, "Analysis of Predictive Algorithms for Collaborative Filtering," *Uncertainty in Artificial Intelligence* 14, pp. 43-52, 1998.
- [2] S. Hattori and Y. Takama, "Investigation about Applicability of Personal Values for Recommender System," *Journal of Advanced Computational Intelligence and Intelligent Informatics (JACIII)*, Vol. 16, No. 3, pp.404-411, 2012.
- [3] S. Hattori and Y. Takama, "User and Item Modeling Methods Using Customer Reviews towards Recommender System Based on Personal Values," 2012 International Workshop on Intelligent Web Interaction (IWI-2012), S3204, 2012.
- [4] M. B. Holbrook, "Consumer value: a framework for analysis and research," Routledge, 1999.
- [5] D. Jannach, M. Zanker, A. Felfernig, G. Friedrich, 田中克己 (訳), 角谷和俊 (訳), 情報推薦システム入門 -理論と実践-, 共立出版, 東京, pp.98-103, 2012.
- [6] 神尾 敏弘, 推薦システムのアルゴリズム (2), 人工知能学会誌 23 巻 1 号, pp.89-103, 2008.
- [7] S. Lee, J. Yang and S. Y. Park, "Discovery of Hidden Similarity on Collaborative Filtering to Overcome Sparsity Problem," *Proceedings of discovery science: 7th international conference, DS 2004, (LNAI 3245)*, pp. 396-402, 2004.
- [8] 宮尾 和樹, 原田 利宣, SNS サイトの分類とユーザの価値観に基づくプロトタイプの構築, *デザイン学研究*, 55 巻 1 号, pp.81-90, 2008.
- [9] F. Pachet, P. Roy nad D. Cazaly, "A Combinatorial Approach to Content-based Music Selection," *Proceedings of IEEE Multimedia Computing and Systems International Conference 1999*, pp. 457-462, 1999. *IEEE Multimedia*, vol. 7, pp. 44-51, 2000.
- [10] S. T. Park, D. Pennock, O. Madani, N. Good and D. DeCoste, "Naive filterbots for robust cold-start recommendations," *KDD '06 Proceedings of the 12th ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining*, pp. 699-705, 2006.
- [11] P. Resnick, N. Iacovou, M. Suchak, P. Bergstrom, and J. Riedl, "GroupLens: An Open Architecture for Collaborative Filtering of Netnews," *Proceedings of ACM 1994 Conference on Computer Supported Cooperative Work*, pp.175-186, 1994.
- [12] D. Riecken, "Personalized Views of Personalization," *Communications of the ACM*, Vol. 43, No. 8, pp. 26-28, 2000.
- [13] M. Rokeach, "The Nature of Human Values," New York: The Free Press, 1973.
- [14] A. I. Schein, A. Popescul, L. H. Ungar and D. M. Pennock, "Methods and metrics for cold-start recommendations," 25th Annual ACM SIGIR Conference, pp. 253-260, 2002.
- [15] 関匠吾, 中島伸介, 張建偉, アイテム利用時のユーザコンテキストを考慮した情報推薦システムの提案, 第 3 回データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム (DEIM 2011) , B1-1, 2011.
- [16] D. E. Vinson, J. E. Scott, and L. M. Lamont, "The role of personal values in marketing and consumer behavior," *The Journal of Marketing*, Vol. 41, No. 2, pp. 44-50, 1977.
- [17] H. Yildirim and M. S. Krishnamoorthy, "A random walk method for alleviating the sparsity problem in collaborative filtering," *RecSys '08 Proceedings of the 2008 ACM conference on Recommender systems*, pp. 131-138, 2008.
- [18] 吉井和佳, 後藤真孝, 音楽推薦システム, *情報処理*, 50 巻 8 号, pp. 751-755, 2009.