

「人の属性」ごとに異なる嗜好傾向を考慮した推薦システムの提案

本村佳菜子[†] 波多野賢治[†]

[†] 同志社大学 文化情報学部 〒 610-0394 京都府京田辺市多々羅都谷 1-3

E-mail: †big0155@mail4.doshisha.ac.jp, ††khatano@mail.doshisha.ac.jp

あらまし 現在，ユーザの嗜好に適したアイテムを効果的に推薦するシステムに関して盛んに研究が行われている．いくつかのアイテムの購入経験などから類似嗜好ユーザを発見する方法を用いる協調フィルタリング手法は推薦システムの有力な手法の一つである．しかしながら従来の協調フィルタリングを用いた手法では，ユーザの性別や文理などの「人の属性」によって，同じアイテムを好むユーザ同士であっても別のアイテムに対する嗜好が異なることが考えられうるという問題点が解決されていない．そこで，本稿では従来の協調フィルタリングに加えて「人の属性」に基づく異なる嗜好傾向を考慮し，同じ「人の属性」を持つユーザ同士で協調フィルタリングを行うことにより，より精度の高いアイテムの推薦を目指す方式を提案し，その評価を行った．

キーワード 推薦システム，協調フィルタリング，ヘアスタイル，ユーザ属性

A Recommendation System considering Difference of Preference Tendency based on User's Attributes

Kanako MOTOMURA[†] and Kenji HATANO[†]

[†] Faculty of Culture and Information Science, Doshisha University

1-3 Tatara-Miyakodani, Kyoutanabe, Kyoto 610-0394, Japan

E-mail: †big0155@mail4.doshisha.ac.jp, ††khatano@mail.doshisha.ac.jp

Abstract In recent years, developing recommendation systems becomes an active area of research. This is because the recommendation systems can give users a number of items in electronic commerce sites. The collaborative filtering techniques work well in the recommendation systems; however, it does not take into account “user’s attributes” (e.g. men and women, arts and sciences). In this paper, we propose a collaborative filtering technique considering user’s preference behavior based on their attributes for developing effective recommendation systems. Our experiments showed that our recommendation system could recommend more appropriate items than conventional ones.

Key words Recommendation systems, Collaborative filtering, Hair style, User’s attribute

1. ま え が き

近年，固有の URL を持つ Web サイトの数が 1 兆を突破したと Google が発表していることからわかるように^(注1)，世界中からアクセス可能な Web サイト数が急激に増加している．そのため，個人にとって有益な情報が Web 上のどこに存在しているのかを把握することが困難になってきている．そこで，膨大なデータの中から効果的に個人に適した情報を推薦することを可能にするために，情報推薦技術に関して盛んに研究が行われている [2] [3] ．

情報推薦においてアイテムを提示する方式には内容フィルタリング (Content-based filtering) 及び協調フィルタリング (Collaborative filtering) の二種類がある [6] ．内容フィルタリングはアイテムやユーザのコンテンツ情報を基に推薦を行う手法であり，協調フィルタリングはアイテムの購入経験などを元にユーザ同士の類似度やアイテム同士の類似度を計算し，推薦を行う手法である．これらの方式により，Web ページの推薦やネットショッピングサイトなどの分野で効果的に商品の推薦が行われるようになってきている．最近になって商品の機能やデザイン，価格帯などのアイテムに付与された属性 (以下，アイテム属性と表記) を考慮することで，従来手法では推薦できなかったアイテムを推薦可能にする研究が行われている [5] ．一方で，ユーザの属性を考慮する推薦システムに関する研究はアイ

(注1): The Official Google Blog: <http://googleblog.blogspot.com/2008/07/we-knew-web-was-big.html> 2008 年 7 月

テム属性を考慮する研究と比較し、数が少ない。

ユーザに関連する情報を考慮する情報推薦の研究として、ユーザの状況を考慮する研究が行われている[4]。ユーザの状況を考慮することにより、状況に基づくユーザの一般的な嗜好を反映することが可能となっているが、よりユーザ個人に依存した情報推薦を行うには、ユーザの男女や理系文系などの属性(以下、ユーザ属性と表記)そのものを考慮する手法が考えられる。従来手法では、ユーザのユーザ属性に基づく嗜好、つまり同じアイテムを好むユーザ同士であってもユーザの属性に基づく趣味嗜好により、別のアイテムに対する嗜好が異なる可能性があるということに関して考えられてきていない。

そこで、本稿ではより精度の高い推薦を行うことを目指し、既に行われているアイテム属性を考慮する手法に加え、男女や理系文系などの嗜好が異なるユーザの属性(以下、ユーザ属性と表記)をも考慮する手法を提案し、推薦精度が向上するかどうかを検証する。

そのためユーザ属性を分け、被験者と同じユーザ属性をもつユーザとの協調フィルタリングを行う推薦システムと、従来手法であるユーザ属性を考慮せず協調フィルタリングを行う推薦システムをそれぞれ実装し、これら二つの推薦システムを用いて有用性を検証する。

以下、2. で従来の情報推薦に関する関連研究に関して述べ、3. で提案手法に関して述べ、4. で提案手法と従来手法に関する評価実験を行った結果に関して述べ、最後に 5. でまとめる。

2. 関連研究

情報推薦システムにおいてアイテムを推薦する際、ユーザに適した情報を抽出するために用いられる内容フィルタリングにはコンテンツ情報が付加されていないアイテムは推薦不可能という問題や、コンテンツを再分割できないといった問題が存在する。また協調フィルタリングには新しく開設された Web ページやまだアイテムの購入経験がないユーザに対する推薦ができないというコールドスタート問題やユーザの思考の変化に弱いという問題が存在する。そこで内容フィルタリングと協調フィルタリングの問題点を解決するために Jung らはそれらを相互に組み合わせ、Web ページの推薦において双方の欠点を補う研究を行っている[1]。この研究では各アイテムにコンテンツ情報を付加させておき、それらを元に協調フィルタリングを行うことができない段階では、内容フィルタリングを行い、アイテムを推薦することで協調フィルタリングの問題であるコールドスタート問題に対応している。またその一方で、協調フィルタリングによって得られるユーザの興味を新たにコンテンツ情報として付加し、より精度の高い Web ページの推薦を目指している。

また、石野らはそれぞれのアイテム属性が顧客の購買行動においてどのように貢献するのかを計算し、求めた貢献度を元に協調フィルタリングを行い、従来の協調フィルタリング手法では対応できなかった発売前の新商品に関して推薦を可能としている[5]。推薦するアイテムのブランドや性能、デザイン、価格帯などの属性に対する顧客の嗜好に着目し、商品を属性ベク

トルで表現し、重みづけをすることで商品のどのような要素がユーザにとって魅力的に働いているのかを把握している。そしてその結果分かるユーザが重視する要素を元に新商品に付加されたコンテンツ情報と比較し、ユーザに新商品の推薦を行う手法を提案している。この石野らによるアイテム属性を考慮した研究では、従来の推薦システムにおける問題点であったコールドスタート問題を解決し、より適切な推薦を可能としている。

一方、奥は従来の協調フィルタリングにおいて考慮されたユーザの嗜好だけでなく、ユーザの状況(以下、ユーザコンテキストと表記)に基づいてアイテムを推薦する手法を提案している[4]。同じアイテムを推薦されても、ユーザコンテキストによってユーザの行動は変化する。例えば誕生日に大勢の友達と居る時にホールケーキが推薦されれば購入する可能性は高いが、何のイベントもない一人きりの時に同じホールケーキが推薦されても、ユーザはケーキを購入する可能性は低い。このようにユーザコンテキストに応じて変化するユーザの価値判断基準を考慮した結果、協調フィルタリングを用いた推薦システムの問題点とされているユーザの思考の変化に弱いという問題点を解決し、推薦システムの性能を向上させている。

これら先行研究において、アイテム属性やユーザコンテキストを考慮することで一般的なユーザの嗜好を反映することが可能となり、その結果推薦システムの性能の向上が見られている。しかし、推薦システムの性能はユーザに大きく依存しており、ユーザ個人に適したアイテムの推薦を行うためには、より個人に依存したユーザの情報を考慮する必要がある。そこで、ユーザコンテキスト以上にユーザ個人に依存するであろうユーザ属性を考慮した推薦システムを実装することで、より一層の推薦システムの性能向上が考えられる。つまり、従来考慮されてこなかった同じアイテムを好むユーザ同士であっても、そのユーザの性別などのユーザ属性が異なれば別のアイテムに対する嗜好が異なる可能性を考慮することで、より一層の推薦システムの精度向上を図る。

3. 提案手法

本稿では内容フィルタリングと協調フィルタリングを組み合わせ、既にその有用性が検証されているアイテム属性を利用するだけでなく、ユーザの異なる属性によって異なる嗜好傾向を踏まえ、ユーザ属性を考慮した推薦システムの実装を行い、提案手法の有用性の検証を行う。

推薦システムの実装は推薦するアイテムにヘアスタイルを用いて行った。その理由はファッション誌の売上冊数の比較から男性と女性では見た目に対する嗜好が異なると判断でき、男女というユーザ属性に基づく異なる嗜好が存在すると考えられるためである。また、見た目の要素としてファッション誌などでしばしば取り上げられるファッション、メイク、ヘアスタイルの中でヘアスタイルは見た目を変化させるために染色や散髪を含むことから、他の二つ以上にユーザに適した推薦を行う必要がある。そのため、個人に向けた確かな推薦を行う必要があり、推薦システムの実装には適した題材であると言えるためである。

実装したヘアスタイル推薦システムではアイテム属性として

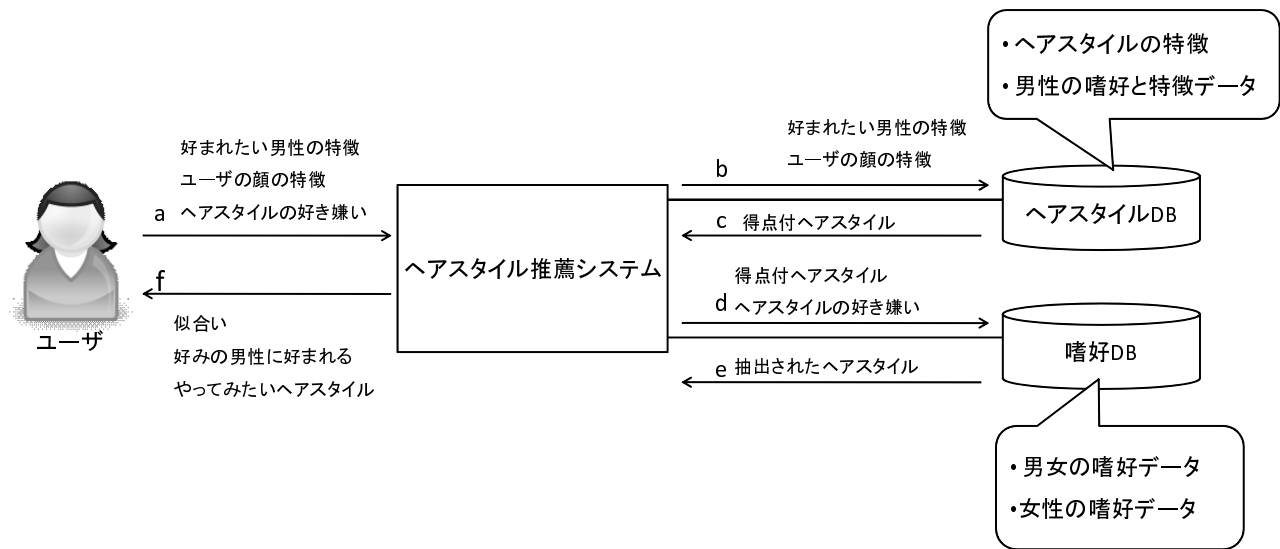


図1 推薦システム全体図

各ヘアスタイルに男性の嗜好データ（好きか嫌いかの5段階評価、及び普段向けか特別なシーン向けかの5段階評価）、身長や年齢などの嗜好データに使用した男性の特徴を付加する。また、協調フィルタリングに使用するために女性のヘアスタイルに対する嗜好データを取得する。

本稿で構築したヘアスタイル推薦システムの構成は図1に示す通りである。この推薦システムは、ユーザーが「好まれたい男性の特徴」と「ユーザー自身の顔の特徴」「ヘアスタイルの好き嫌い」を入力することでユーザーに「似合い、好まれたい男性に好まれる、やってみたいヘアスタイル」を出力することを目的とした推薦システムである。以下にシステムにおける処理の流れを述べる。

（図1-a）ユーザーに「好まれたい男性の特徴」、「ユーザー自身の顔の特徴」、提示される四つの「ヘアスタイルの好き嫌い」を入力してもらう。

（図1-b）図1-aで入力した「好まれたい男性の特徴」、「ユーザー自身の顔の特徴」、を元にヘアスタイルの特徴、男性の嗜好と特徴データがアイテム属性として格納されたヘアスタイルデータベースにアクセスする。

（図1-c）髪長さや色情報を元に推薦に適したヘアスタイルに関して、女性が好まれたい男性に好まれやすいシーン別のヘアスタイル得点を計算する。このとき、ヘアスタイル得点は男性の嗜好データを元に計算している。

（図1-d）図1-cで計算した得点付ヘアスタイルとユーザーが図1-aで入力した「ヘアスタイルの好き嫌い」を元に嗜好データベースにアクセスする。この嗜好データベースへのアクセスを元に、協調フィルタリングを行い、類似嗜好ユーザーが好まないヘアスタイルに関しての得点を下げる。この時、以下の二つのデータベースへのアクセスにより提案手法の性能を評価する。

- ユーザー属性を考慮せずに男女の嗜好データが混在したデータベースへアクセスし、協調フィルタリングを行うシステム（以下、男女と表記）
- ユーザー属性を考慮し、女性嗜好データベースへアクセス

し協調フィルタリングを行うシステム（以下、女と表記）（図1-e）嗜好データベースへのアクセスを経て、類似嗜好ユーザーが好まないヘアスタイルを除いた得点付ヘアスタイルが抽出される。

（図1-f）図1-eにより抽出されたヘアスタイルは得点の高いものから似合い、好みの男性に好まれるやってみたいヘアスタイルと言えるので得点順にユーザーに出力する。

4. 評価実験

図1-dでアクセスするデータベースごとに二つのヘアスタイル推薦システムを実装した。従来手法であるユーザー属性を考慮しない推薦システムと本提案手法である、協調フィルタリングを行う際にユーザーと同じユーザー属性を持つ女性ユーザーとの協調フィルタリングを行う推薦システムの推薦精度に関して性能評価を行い、比較することで提案手法の有用性を検証する。

性能評価では25人のユーザーに実際にシステムを使用してもらうことで、推薦されたヘアスタイルがユーザーの要求をどの程度満たしているのかをシステム毎に比較する。

性能評価は以下の二つの側面から行った。一つは推薦されたヘアスタイルのうち上位5件以内のみに着目し、システムの評価基準である適合率と再現率の調和平均、いわゆるF値を算出し推薦される上位のヘアスタイルが適切かどうかを順位にこだわらず評価した[8]。本提案手法では、推薦されるアイテムが複数であり、推薦される順位自体はユーザーが好ましい印象を与えたいと考えている男性の嗜好に基づいているので、女性の嗜好と順位における整合性は低いと考えられ、推薦順位第1位、第2位、と考慮せずに評価を行うことが適切であると考えられるため、順位を考慮しない推薦順位上位のアイテムに対する評価実験を行った。もう一つは情報検索システムにおいてシステムの精度の指標としてよく用いられる11点平均適合率を元に作成した11点再現率-適合率グラフを用いたものである[8]。この方法により、推薦された上位のアイテムに対しても、推薦されなかったアイテムに対してもアイテムの推薦順位を考慮して評

価を行った．一般的な推薦システムにおいて，ユーザは推薦される上位のアイテムのみチェックする傾向があるため，推薦順位第1位のみの順位が重視される傾向にある．また，推薦システム全体の評価をも行うことが望ましいと考えられるため，この評価実験を行った．

4.1 上位5件以内の F 値

推薦された上位5件以内のヘアスタイルに対する F 値を用いた性能評価のために女性ユーザにシステムを使用してもらい，各推薦システムが提示した上位5件以内のヘアスタイルに対し，そのヘアスタイルが好きかどうかを○か×の二択で評価してもらった．さらに同時に推薦システムに使用している全ヘアスタイルデータに対して試して良いヘアスタイルを回答してもらうことで，試して良いヘアスタイル数をカウントした．

表1 各アイテムの適合性

	推薦されたもの	推薦されなかったもの
○	w	x
×	y	z

適合率は推薦されたヘアスタイルのうち女性ユーザの評価が○であったヘアスタイルを式(1)の P として計算する．また再現率は，女性ユーザが試して良いと評価されたヘアスタイル中で○評価であったヘアスタイルの割合を式(1)の R として計算する．

$$P = \frac{w}{w+y}, \quad R = \frac{w}{w+x} \quad (1)$$

本評価実験ではユーザごとに試して良いヘアスタイル数が異なったため，適合率のみを用いた評価では適切な評価を行うことができない恐れがあったため， F 値をユーザごとに算出し，評価を行う． F 値は適合率，再現率を基に式(2)を用いて算出する．

$$F = \frac{1}{\frac{1}{P} + \frac{1}{R}} = \frac{PR}{P+R} \quad (2)$$

算出した F 値をシステムの精度の高さとして，システムを評価する．

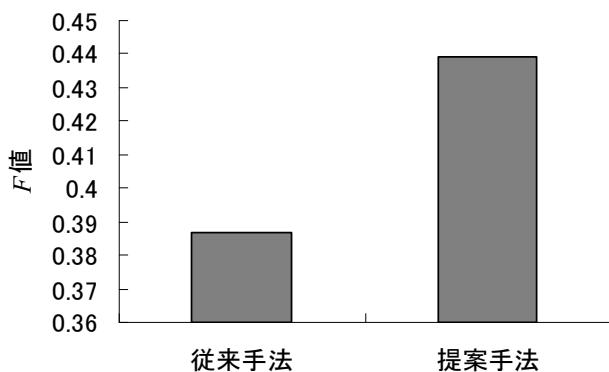


図2 ヘアスタイル推薦システムの F 値

図2より，実装した推薦システムを比較すると，ユーザと同

ユーザ属性となる女性との協調フィルタリングを用いた推薦システムの F 値は従来手法であるユーザ属性を考慮しない推薦システムよりも推薦性能が高かった．このように図2から性能の違いは確認できるか，有意に高い推薦性能であるかどうかの判定はできない．

提案手法と従来手法の比較を行う際に，それぞれの手法において取得したデータを用いて，データの解析を行い，従来手法と比較して提案手法が有用であることを分析し，立証する必要がある．つまり，実験で取得した標本に基づき，世間一般に通じるかどうかの推論を行う必要がある．そこで， F 値を用いて平均の差の検定を行い，従来手法と比較した際の提案手法の推薦精度の高さを検証していく[7]．二つの異なる手法により取得したデータを比較する際「二つの異なる手法により取得したデータには差がある」という仮説を立て，差があるのか無いのかを検証する．そのためには「二つの異なる手法により取得したデータには差がない」という相反する仮説を立て，検証を行った結果その仮説が棄却されれば，背理法に基づき「二つの異なる手法により取得したデータには差がある」と言うことができる．この時，棄却を前提とした差が無いという仮説は無帰仮説（以下， H_0 と表記）と呼ばれ， H_0 を棄却した際に採択される仮説は対立仮説（以下， H_1 と表記）と呼ばれる．

例えば五回サイコロを振った結果，奇数の目が四回，偶数の目が一回出た時，このサイコロは奇数の目が出やすいかどうかを検証する．この時， H_0 は「サイコロの出目の奇数偶数の傾向には差がない」となり， H_1 は「サイコロの出目の奇数偶数の傾向には差がある」となる．サイコロの出目のうち，五回奇数になる確率は $(\frac{1}{2})^5 \times (\frac{1}{2})^0 = 0.0313$ である．また，四回が奇数になる確率は $(\frac{1}{2})^4 \times (\frac{1}{2})^1 \times {}_5C_1 = 0.125$ である．つまりこれらを足し合わせ，2倍にした時 (H_0 が「差がない」であるために，サイコロの出目が五回偶数，もしくは四回偶数になる時も計算しなくてはならない) の確率は 0.313 である．これは，心理学の分野でしばしば用いられる判断の基準である 0.0500 (5%) と比較して大きい． H_0 の元で計算された確率が基準値（以下，有意水準と表記）以下である場合，有意水準の小さな確率でしか生起しないはずの事柄が実験において生起したことから，不合理であるとし， H_0 を棄却するのである．しかしながら今回は計算された値が有意水準よりも大きいため，この「サイコロの出目の奇数偶数の傾向には差がない」という結果となる．この検定は偶数が出やすい場合と奇数が出やすい場合の両方を想定している．このような検定を両側検定と呼ぶ．例えば H_0 を「サイコロの出目は奇数の方が出やすい」とし， H_1 は「サイコロの出目は偶数の方が出やすい」した場合は，奇数の方が出やすいと一方向の差のみを想定した仮説であるので，片側検定を行う．片側検定を行う際には，サイコロの出目のうち，五回奇数になる確率 $(\frac{1}{2})^5 \times (\frac{1}{2})^0 = 0.0313$ と，四回が奇数になる確率 $(\frac{1}{2})^4 \times (\frac{1}{2})^1 \times {}_5C_1 = 0.125$ を足し合わせた 0.156 を用いて検定を行う．計算された確率 0.156 は有意水準である 0.0500 よりも大きいので， H_0 は棄却されないため，五回サイコロを振り，内四回奇数になったとき，そのサイコロは有意に奇数が出やすいとは言えない，と結論付けられる．

本稿ではこの検定法に基づき、 t 分布の標本分布 [7] を用いて有意水準を推定し、対応のある 2 条件の平均の差の検定 (以下、 t 検定と表記) を行う。 t 検定を行う際に、まず H_0 と H_1 を立てる。図 2 より、提案手法は従来手法よりも推薦精度が高い傾向にあるので、本性能評価での H_0 は「提案手法の推薦精度は従来手法の推薦精度以下である」とし、 H_1 は「提案手法の推薦精度は従来手法の推薦精度より上である」として片側検定を行うだけで十分である。 t 検定では、 t 値を計算し、その値が表 3 に示す t 分布表における該当の自由度、有意水準の臨界値よりも小さければ H_0 が採択され、大きければ H_1 が棄却される。心理学の分野において有意水準は 5% が最もよく使用されるため、それに倣い今回使用する有意水準は 5% とする。

表 2 提案手法と従来手法の F 値

ID	提案手法	従来手法	D_i	D_i^2
1	0.500	0.400	0.100	0.0100
2	0.333	0.222	0.111	0.0123
3	0.200	0.200	0.000	0.000
4	0.200	0.200	0.000	0.000
5	0.364	0.364	0.000	0.000
6	0.250	0.250	0.000	0.000
7	0.235	0.235	0.000	0.000
8	0.333	0.333	0.000	0.000
9	0.300	0.300	0.000	0.000
10	0.400	0.400	0.000	0.000
11	0.286	0.214	0.0714	0.00510
12	0.222	0.222	0.000	0.000
13	0.454	0.455	0.000	0.000
14	0.444	0.444	0.000	0.000
15	0.375	0.000	0.375	0.141
16	0.400	0.400	0.000	0.000
17	0.800	0.800	0.000	0.000
18	0.300	0.133	0.167	0.0278
19	0.600	0.600	0.000	0.000
20	0.800	0.800	0.000	0.000
21	0.800	0.800	0.000	0.000
22	0.533	0.300	0.233	0.0544
23	0.600	0.600	0.000	0.000
24	0.450	0.200	0.250	0.0625
25	0.800	0.800	0.000	0.000

表 2 の D_i はユーザの提案手法による推薦システムと、従来手法による推薦システムの F 値の差である。この D_i と式 (3) を用いて、提案手法と従来手法の F 値の差を検定する。

$$t = \frac{\bar{D}}{\sqrt{\frac{n \sum_{i=1}^n D_i^2 - (\sum_{i=1}^n D_i)^2}{n^2(n-1)}}} \quad (3)$$

式 (3) により t 値を求めたところ、2.59 であった。

一方、提案手法と従来手法に関する t 値を表 3 に示した t 分布表において、自由度 24 (自由度は被験者の人数-1 によって算出される)、有意水準 5% の臨界値である 1.71 と比較すると、

表 3 t 分布表 (片側検定)

自由度	0.1 (10%)	0.05(5%)	0.025(2.5%)	0.01(1%)
22	1.32	1.72	2.07	2.51
23	1.32	1.71	2.07	2.50
24	1.32	1.71	2.06	2.49
25	1.32	1.71	2.06	2.49
26	1.31	1.71	2.06	2.48
27	1.31	1.70	2.05	2.47

臨界値よりも大きいので、 H_0 「提案手法の推薦精度は従来手法の推薦精度以下である」が棄却され、 H_1 「提案手法の推薦精度は従来手法の推薦精度より上である」が採択される。つまり、この結果により提案手法により推薦される上位のヘアスタイルが適切かどうかを順位にこだわらず評価する場合、有意水準 5% とすると、有意に性能が良いといえることができる。

これは、ヘアスタイルのようなユーザ属性によって趣味嗜好が異なるアイテムを推薦する際に、異なるユーザ属性を区別せずに用いた為であると考えられる。つまりユーザ属性によってアイテムに対する趣味嗜好が異なる可能性がある場合、上位数件に関して順位を問わず評価する場合、ユーザと同じユーザ属性の人間のデータを協調フィルタリングに用いることが重要であることが確認できた。

4.2 11 点再現率 - 適合率グラフ

各推薦システムに関して 11 点再現率 - 適合率グラフを作成する。そのために推薦システムに入力されている全ヘアスタイルデータに対して女性ユーザが試して良いヘアスタイル数を調査し、各推薦システムが推薦するランキングを元に各ランキングにおける再現率と適合率の平均をそれぞれを算出した。この評価実験における適合率は式 (1) の P で計算され、一般的に提示されるアイテムの数が増えれば増えるほど値は減少する。また再現率は式 (1) の R で計算され、一般的に提示されるアイテムの数が増えれば増えるほど値は増大する。この適合率と再現率はトレードオフの関係になる。11 点再現率 - 適合率グラフでは、あらかじめ与えられている再現率レベル (0.0, 0.1, 0.2, ..., 0.9, 1.0) のそれぞれの値にふさわしい適合率 (以下、補間適合率と表記) を計算し、計算された補間適合率と再現率レベルの組を用いてグラフ化する。再現率レベル x における補間適合率 $P(x)$ は、上位から i 番目までの検索結果を用いて計算された再現率 R_i と適合率 P_i を元に、式 (4) を用いて求められる。

$$P(x) = \max P_i \quad (\text{ただし } x \leq R_i) \quad (4)$$

図 3 より、実装した二つの推薦システムを比較し、アイテムの推薦順位を考慮した推薦システム全体の精度の比較を行う。提案手法である同ユーザ属性となる女性との協調フィルタリングを用いた推薦システムでは、再現率の値を増大させても、つまり推薦されるアイテム数を増やしても、適合率の値が大きく減少していないことが分かる。これは推薦されるヘアスタイルが増えた時にも、ユーザの要求を満たしやすいことを示している。一方、従来手法であるユーザ属性を考慮せず協調

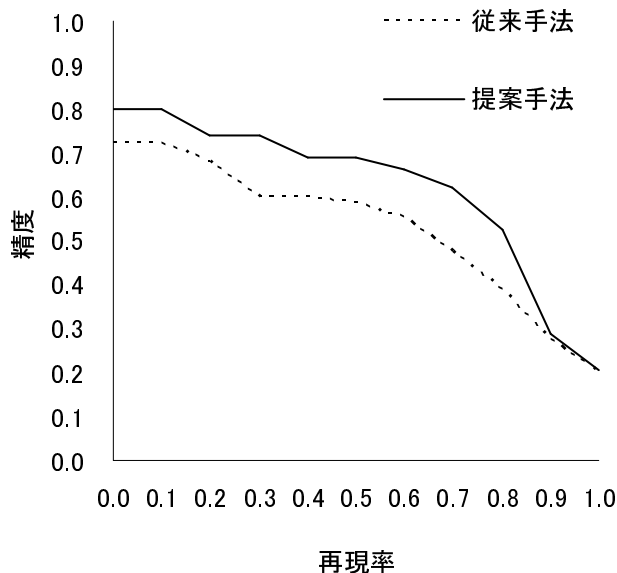


図 3 11 点再現率 - 適合率グラフ

フィルタリングを行う推薦システムは、11 点のどのポイントにおいても低い適合率を示している。これは、推薦するアイテムが少ない時でも、多い時でも変わらずユーザの要求を満たしにくい推薦を行っている傾向を示している。

また、図 3 より性能の違いは確認できるが、有意に推薦性能が高いとは言えないので、4.1 と同様に平均の差の検定を行う。補間適合率を元に各ユーザの補間適合率平均を求め、その値を元に従来手法と提案手法の推薦精度の高さの違いを検証する。今回は F 値の検定と同じく t 検定を行う。 H_0 は「提案手法の推薦精度は従来手法の推薦精度以下である」として、 H_1 は「提案手法の推薦精度は従来手法の推薦精度より上である」として、片側検定を行う。今回利用する有意水準は 5% である。(3) 式を用いて、提案手法と従来手法の補間適合率平均値の差を検定した結果、求めた t 値は 2.32 であった。また、提案手法と従来手法に関する t 値を t 分布表において、自由度 24 (自由度は被験者の人数 - 1 によって算出される)、有意水準 5% の臨界値である 1.71 と比較すると、臨界値よりも大きいので、 H_0 「提案手法の推薦精度は従来手法の推薦精度以下である」が棄却され、 H_1 「提案手法の推薦精度は従来手法の推薦精度より上である」が採択される。つまり、この結果により従来手法と提案手法を比較すると、提案手法の推薦精度が有意に高いということを実証することができた。

以上の評価実験より、情報推薦技術における有力な方式である協調フィルタリングに関して、従来手法によるアイテムの推薦より高い精度でアイテムの推薦を行うことを目指した。そして既に行われているアイテム属性を考慮する手法に加え、従来考えられていなかったユーザの属性による分類を行い、ユーザ属性ごとに協調フィルタリングを行う手法を提案した。また、提案手法の推薦精度と比較対象として実装した推薦システムの

推薦精度を比較し、提案手法の有用性を検証した。

5. ま と め

本稿では、推薦されたヘアスタイルの上位 5 件以内のみに着目した順位を考慮しない推薦順位上位のアイテムに対する評価実験、及び 11 点再現率 - 適合率グラフを用いた順位を重視する推薦システム全体評価実験を経て、提案手法であるユーザ属性を考慮する手法は従来手法であるユーザ属性を考慮せずに異なるユーザ属性をもつユーザ同士を区別せずに用いる手法と比較し、有用であるということが確認できた。

今後の課題としては、提案手法であるユーザと同じユーザ属性を持つユーザとの協調フィルタリングと従来手法に基づくユーザ属性を考慮しない協調フィルタリングを行う推薦システムだけでなく、ユーザと異なる属性を持つユーザとの協調フィルタリングを行う推薦システムを実装し、それぞれの推薦システムの性能を比較することで、提案手法の有用性を検証する。

謝辞 本研究の一部は、日本学術振興会科学研究費補助金 若手研究 (B) (課題番号: 20700227) によるものである。ここに記して謝意を表す。

文 献

- [1] Kyoung-Yong Jung and Jung-Hyun Lee, "User preference mining through hybrid collaborative filtering and content-based filtering in recommendation system", IEICE Transactions on Information and Systems, Vol. E87-D, No.12, pp. 2781-2790, 2004.
- [2] 神場知成, 古関義幸, "ひとりひとりにオーダーメイドの情報を - パーソナライゼーション技術 -", 電子情報通信学会誌, Vol.82, No.4, pp. 354-359, 1999.
- [3] 奥健太, 中島伸介, 宮崎純, 植村俊亮, 加藤博一, "情報推薦におけるコンテキスト依存型ランキング方式の提案", 全国大会講演論文集, Vol. 2007, No.65, pp. 121-126, 2007.
- [4] 奥健太, "ユーザコンテキストを考慮した情報推薦方式に関する研究", PhD thesis, 奈良先端科学技術大学院大学, 2009.
- [5] 石野正彦, 八巻直一, 市川照久, "商品属性を用いたリコメンデーションシステムの提案", 情報処理学会 研究報告, Vol. IS-90, No.6, pp. 41-46, 2004.
- [6] 土方嘉徳, "情報推薦・情報フィルタリングのためのユーザプロファイリング技術", 人工知能学会論文誌, Vol.19, No.3, pp. 1-8, 2004.
- [7] 森敏昭, 吉田寿夫, "心理学のためのデータ解析テクニカルブック", 北大路書房, 1990.
- [8] 北研二, 津田和彦, 獅子堀正幹, "情報検索アルゴリズム", 共立出版, 2002.