

推薦システムにおける意外性向上のための潜在的嗜好の抽出 Extraction of Latent Preferences for Improving Serendipity in Recommender System

前田 優[†] 白川 真一[†] 大原 剛三[†]
Suguru Maeda Shinichi Shirakawa Kouzou Ohara

1. はじめに

インターネットの普及に伴い、個人・団体が容易に情報を発信し、収集できるようになり、Web 空間上には大量の情報が存在するようになった。しかしその反面、ユーザにとって大量の情報から自分の目的に合うものを探し出す作業は困難になりつつある。そのため、推薦システムという技術が重要視されている[1]。推薦システムは、主に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) の 2 つの手法を基に実現されている。協調フィルタリングでは類似ユーザが好むアイテムは推薦対象ユーザも好むと仮定し、推薦対象ユーザと嗜好パターンが類似するユーザを調べ、類似ユーザが高い評価を与えているアイテムを対象ユーザに推薦する。一方、内容ベースフィルタリングでは、ユーザが過去に高評価を与えたアイテムの特徴に基づきユーザの嗜好に合うアイテムを選択する。このように推薦システムはユーザの嗜好を考慮しつつ、ユーザに必要と思われるアイテムを選択する。

推薦システムを評価するための指標としては、推薦アイテム集合に対する精度や再現率、ユーザが各アイテムに付ける評価値 (点数) の予測値に対する誤差などが用いられる。また、推薦アイテムには意外性 (serendipity) や目新しさ (novelty) が必要であるということが指摘されている[1]。ここで、意外性や目新しさといった指標は、推薦アイテムの思いがけなさや予見できなさといった、推薦アイテムが対象ユーザにとって思いがけない新たな情報であるかを評価するものである。精度や再現率といった指標は、ユーザが実際にアイテムに与えた評価値を利用することで、定量的に評価することが可能である。一方、意外性や目新しさといった指標は、主観的な指標であるため、ユーザがアイテムに対して与えた評価値を用いて定量的に評価することが難しい。

以上のような背景の下、本研究ではユーザ自身が気付いていない、もしくは意識していないアイテムの特徴に対する嗜好を潜在的嗜好と呼び、潜在的嗜好を抽出することで推薦結果の意外性の向上を図る。具体的には、まずアイテムの各特徴に対するユーザごとの嗜好度をユーザプロファイルとして抽出し、ユーザ間の類似度を協調フィルタリングで用いられるピアソン相関を利用して定義する。そして、対象ユーザと類似するユーザの各特徴に対する嗜好度に基づき、現時点では嗜好が明確でない対象ユーザの嗜好度、すなわち本論文における潜在的嗜好を推定し、アイテムの推薦に利用する。また、提案システムの有用性を評価するために、実際に被験者から収集した映画に対する評価値データを用い、提案手法と通常の協調フィルタリングによる推薦結果の持つ意外性を比較する。

2. 推薦システムの概要

2.1 推薦システムの実現法

推薦システムで主に利用されている 2 つの手法として、協調フィルタリングと内容ベースフィルタリングを概説する。これらのうち、協調フィルタリングは他のユーザの評価履歴を用いて対象ユーザにアイテムを推薦する手法である[1]。その実現法は幾つかあるが、以下ではユーザ間の類似性に着目し、アイテムに対する評価履歴をそのまま利用するユーザベースのメモリベース法に焦点を絞って議論する。ユーザベースのメモリベース法による協調フィルタリングは、ユーザ群とアイテム群に対して定義される評価値行列を用いて、推薦対象ユーザが未評価であるアイテムに対して付けるであろう評価値を予測し、その予測値を基に推薦リストを作成する手法である。推薦対象ユーザが未評価であるアイテムの評価値は、アイテムの評価傾向に基づいたユーザ間類似度をピアソン相関を用いて算出し、そのアイテムに対する他ユーザの評価値をそのユーザとの類似度で重み付けした値を用いて推定する。

これに対して内容ベースフィルタリングでは、アイテムが持つ特徴とユーザの嗜好を比べることにより推薦するアイテムを決定する。アイテムを記述する各特徴に対するユーザの嗜好度を算出し、集約したものを一般にユーザプロファイルと呼ぶ。内容ベースフィルタリングでは、ユーザがアイテムを評価するごとにユーザプロファイルを更新し、推薦時には各アイテムとユーザプロファイルを比較し、ユーザが好む特徴を多く有するアイテムを推薦する。

2.2 関連研究

Ziegler らは推薦リスト内のアイテムの種類を多様化することで意外性が間接的に高まると仮定し、アイテム間の類似度を求め、意図的に類似度の低いアイテムを推薦リストに追加する手法を提案した [2]。Herlocker らはユーザが利用することが自明であるアイテムを除き、特定のユーザに好まれるアイテムは意外性が高いと考え、各アイテムに対して対象ユーザが好む確率、他のユーザが好む確率を定義し、その値を利用することで当該アイテムの意外性を推定している[3]。村上らは、ユーザが好むアイテムのうち習慣的な行動の対象とならないアイテムがユーザにとって意外性が高いと仮定し、あるアイテムをユーザが好むと思われる度合いとユーザがそのアイテムを習慣的に利用する度合いを定量化し、その差によりアイテムの意外性を推定している[4]。Ta らは、推薦対象となるアイテムをいくつかのジャンルに分けたとき、ユーザが知っているジャンルと知らないジャンルに分け、ジャンル間の関連度および各ジャンルにおけるユーザ間類似度を用いて知らないジャンルにおける潜在的な嗜好を予測している[5]。

[†] 青山学院大学 Aoyama Gakuin University

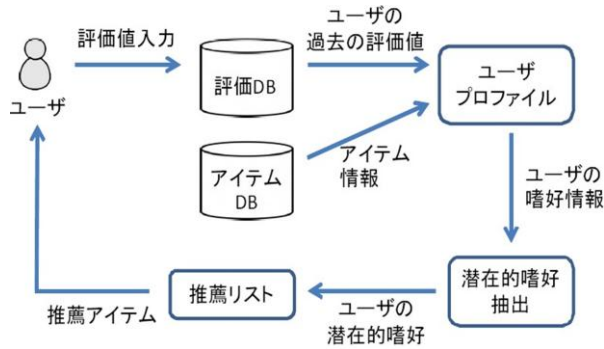


図1 提案システム概要図

このように、推薦リストの多様化、ユーザーが興味を持つことが自明でないアイテムの推定、ユーザーの習慣的な行動の利用など様々なアプローチで意外性の向上が試みられている。一方、本研究では、アイテムの特徴のうち推薦する時点ではユーザーが好むかどうか不明確であるものに着目し、その特徴に対する対象ユーザーの嗜好度を推定し、推薦に利用する点でこれらの既存研究とは異なる。また、文献[5]におけるユーザーの潜在的嗜好は、ユーザーが見ないジャンルの映画（アイテム）に対する嗜好を指すのに対し、本研究における潜在的嗜好はアイテムがもつ特徴のうち、ユーザーが好むか嫌うか明確でないものに対する嗜好を指す点異なる。また、文献[5]の手法はアイテムのもつ特徴のうちジャンルにだけ着目し、基本的には協調フィルタリングを用いているのに対し、本論文で提案する手法は協調フィルタリングを用いて特徴に対する嗜好を推定し、内容ベースフィルタリングの枠組みを用いて推薦するアイテムを決めるという意味でハイブリッド型推薦システムとみなすことができる。

3. 提案手法

提案システムの概要を図1に示す。提案システムでは、評価データベース（評価DB）に蓄積されるユーザーのアイテムに対するこれまでの評価情報、およびアイテムデータベース（アイテムDB）中に保存されている各アイテムの特徴を用いてユーザープロフィールを作成する。アイテムの推薦時には、ユーザープロフィールからユーザーの潜在的嗜好を抽出し、推薦リストを作成する。潜在的嗜好の抽出には、協調フィルタリングにおける評価値推定法を利用し、推薦リストの作成には内容ベースフィルタリングを用いる。以下、本研究で用いるユーザープロフィールと潜在的嗜好の定義、および潜在的嗜好の抽出方法と推薦リストの作成法について述べる。

3.1 ユーザプロフィールの作成

ユーザーがこれまでにアイテムに与えた評価値に基づきユーザープロフィールを作成する。ユーザーが良い評価を与えているアイテムが持つ特徴をユーザーは好み、逆に低い評価を与えているアイテムが持つ特徴はユーザーが好んでいないと仮定する。そこで、ユーザーがアイテムに与える評価値と、評価値の定義域の中央値との差をユーザーの嗜好の度合い（以下、嗜好度）として特徴ごとに累積する。このようにしてユーザープロフィールを作成する。このとき、定義域の中央値より低い評価値が与えられた場合の嗜好度は負の値となることに注意されたい。

表1 各ユーザーのプロファイルの例

ユーザー	特徴					
	f_1	f_2	f_3	f_4	f_5	f_6
u_1	1	0.5	-0.5	-1	0	0
u_2	1	0.5	0	-0.5	1	-0.5
u_3	0.5	0.5	-0.5	-0.5	1	-1

表2 ユーザー u_1 のユーザープロフィールを予測した例

特徴	f_1	f_2	f_3	f_4	f_5	f_6
嗜好度	1	0.5	-0.5	-1	0.872	-0.872

一方、評価したアイテム数が異なるユーザー間のユーザープロフィールを比較する必要があるため、提案手法ではユーザープロフィール中の嗜好度を正の値をもつものは最大値が1となるように、負の値をもつものは最小値が-1となるように正規化する。具体的には、全アイテムの特徴の集合を $F = \{f_1, f_2, \dots, f_l\}$ 、全ユーザーの集合を $U = \{u_1, u_2, \dots, u_n\}$ 、特徴 $f_k \in F$ に対して累積されたユーザー $u_a \in U$ の嗜好度を r_{ak} としたとき、正規化後のユーザー u_a のプロフィール $P_a = (p_{a1}, \dots, p_{al})$ における各特徴に対する嗜好度 p_{ak} は以下のように求められる。

$$p_{ak} = \begin{cases} \frac{r_{ak}}{\max P_a^+} & (p_{ak} > 0) \\ -\frac{r_{ak}}{\min P_a^-} & (p_{ak} < 0) \end{cases}$$

本研究では、上記のように正規化した嗜好度 p_{ak} のうち、その絶対値 $|p_{ak}|$ がある閾値 $\alpha (0 < \alpha \leq 1)$ 未満である場合、その特徴 f_k に対するユーザー u_a の嗜好は不明確であると仮定する。そして、このような嗜好が不明確な特徴に対するユーザーの嗜好度を推定したものを潜在的嗜好とし、推薦に利用する。

3.2 ユーザ間類似度

提案手法では上記のような考えの下、潜在的嗜好を推定するために、まず、協調フィルタリングと同様にピアソン相関を用いて対象ユーザーと他ユーザー間の類似度を定義する。ただし、ここではアイテムに対する評価値に対してではなく、アイテムにおける各特徴に対する対象ユーザーと他ユーザーの嗜好度からピアソン相関を計算する。ユーザー u_i のプロフィールにおける嗜好度の平均を $\bar{p}_i$ としたとき、ユーザー u_a と u_b 間の類似度 S_{ab} を以下の式により算出する。

$$S_{ab} = \frac{\sum_{k \in F_{ab}} (p_{ak} - \bar{p}_a)(p_{bk} - \bar{p}_b)}{\sqrt{\sum_{k \in F_{ab}} (p_{ak} - \bar{p}_a)^2} \sqrt{\sum_{k \in F_{ab}} (p_{bk} - \bar{p}_b)^2}}$$

ここで、 F_{ab} はユーザー u_a と u_b の嗜好度が共に 0 でない特徴の集合とする。

例として表1のような3名分のユーザープロフィールがある場合に、ユーザー u_1 と u_2 の類似度 S_{12} を計算すると以下のようになる。

$$S_{12} = \frac{(1-0)(1-0.25) + \dots + (-1-0)(-0.5-0.25)}{\sqrt{(1-0)^2 + \dots + (-1-0)^2} \sqrt{(1-0.25)^2 + \dots}} = 0.989$$

同様に、 u_1 と u_3 との類似度 S_{13} は 0.949 と計算できる。

3.3 潜在的嗜好の抽出とユーザプロファイルの補完

次に、算出したユーザ間類似度と他ユーザの嗜好度を用いて、 $|p_{ak}| < \alpha$ であるユーザ u_a の特徴 f_k に対する潜在的嗜好を次式によって推定する。

$$\hat{p}_{ak} = \bar{p}_a + \frac{\sum_{b \in U} S(u_a, u_b)(p_{bk} - \bar{p}_b)}{\sum_{b \in U} S(u_a, u_b)}$$

例えば表 1 における、ユーザ u_1 の特徴 f_5 に対する嗜好度をユーザ u_2 と u_3 の嗜好度から推定すると以下ようになる。

$$\hat{p}_{15} = 0 + \frac{0.989 \times (1 - 0.25) + 0.949 \times (1 - 0)}{0.989 + 0.949} = 0.872$$

次に、このように推定した潜在的嗜好を用いてユーザプロファイルを補完する。具体的には、ユーザ u_a の潜在的嗜好を考慮したプロファイル $\hat{p}_a = (\hat{p}_{a1}, \dots, \hat{p}_{an})$ とし以下の様にして補完する。

$$\hat{p}_{ak} = \begin{cases} \hat{p}_{ak} & (|p_{ak}| < \alpha) \\ p_{ak} & (\text{otherwise}) \end{cases}$$

例として、表 1 の ユーザ u_1 のプロファイルを補完した結果を表 2 に示す。ユーザ u_1 は特徴 f_5 、特徴 f_6 を好むかどうか自身のプロファイルからは判別出来ない状態であったが、ユーザ u_2 とユーザ u_3 の嗜好度とそれらのユーザとの類似度から、特徴 f_5 は潜在的に好む特徴、特徴 f_6 は潜在的に嫌う特徴であると予測が出来る。

3.4 推薦リストの生成方法

嗜好度を用いて補完したユーザプロファイルと、アイテムごとの特徴を比べることにより、推薦リストを作成する。そのために、各アイテム v_j とユーザプロファイルの距離を求める。アイテム v_j が特徴 e_k を持つ場合を $\delta_{jk} = 1$ 、持たない場合を $\delta_{jk} = 0$ とした場合、ユーザ u_a のプロファイル $\hat{p}_a$ とアイテム v_j の距離 D_{aj} を以下の式により算出する。

$$D_{aj} = \frac{\sqrt{\sum_{f_k \in F} (1 - \hat{p}_{ak})^2 \times \delta_{jk}}}{\sqrt{\sum_{f_k \in E} \delta_{jk}}}$$

上記の式はユークリッド距離の計算式を利用している。また、各アイテム v_j がもつ特徴に差があるために、その数の平方根で全体を割っている。

4. 評価実験

4.1 実験設定

10 名の被験者に対して、映画タイトルに対する評価を収集し、ユーザプロファイルを生成した。具体的には、日本国内歴代総合興行収入ランキング[6] 1 位から 100 位までの映画 100 タイトルについて、見たことがある映画についてはその評価値、見ていない映画についてはその映画を見たいかどうかを質問し、その答えを収集した。評価値は 1 から 5 までの 5 段階とし、面白いと感じた映画を 5、つまらないと感じた映画を 1 として評価してもらった。映画に対する特徴については allcinema[7] という映画情報が掲

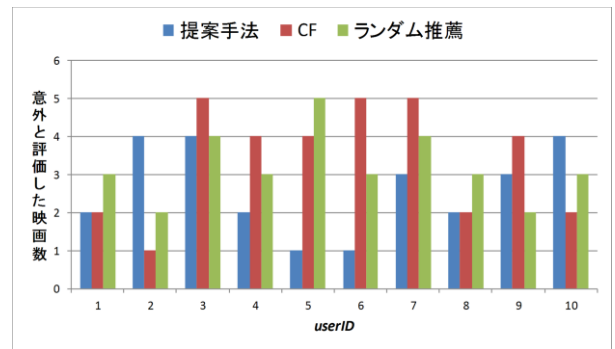


図 2 意外と評価された映画数

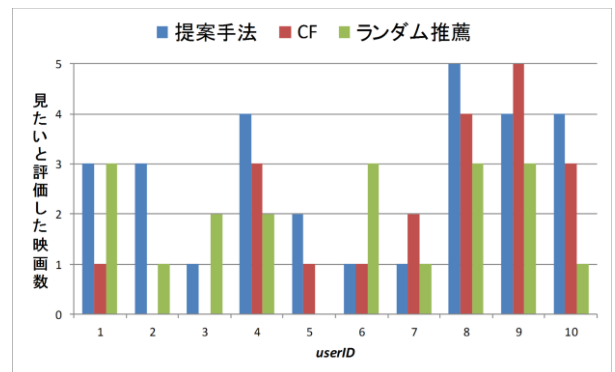


図 3 見たいと評価された映画数

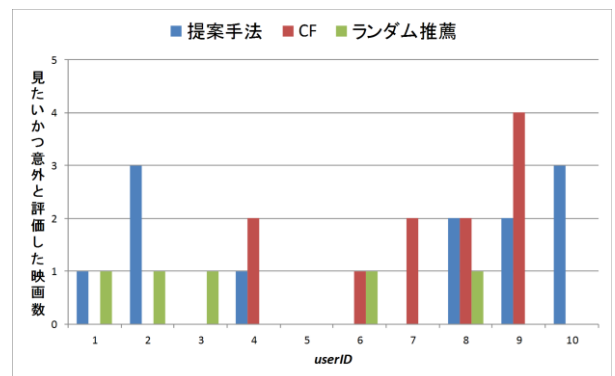


図 4 見たいかつ意外と評価された映画数

載されている Web サイトから制作国、配給元、ジャンル、キャストについての情報を収集して用いた。生成したユーザプロファイルの次元数は 51、映画ごとの特徴数の平均は 6.6、見たことのある映画タイトル数の平均は 46.2 となった。

実験方法としては、上記のユーザプロファイルを用いて提案手法により各被験者に対して映画を推薦し、その意外性を協調フィルタリング、およびランダム選択の 2 つの手法の推薦結果と比較した。具体的には、各手法が推薦した上位 5 本、合計 15 本の映画をランダムに被験者に提示し、それぞれについて「推薦されると思わなかった」かどうかを回答してもらった。また、潜在的嗜好を規定する閾値 α の値は 0.3 とした。

4.2 実験結果

被験者ごとに各手法の推薦結果のうち「意外」と評価された映画の数を図 2 に示す。この図から、「意外」と評価された映画数が最も多い手法が提案手法である被験者が 2 人であるのに対し、協調フィルタリングである被験者は 4 人、ランダム推薦である被験者は 3 人であることがわかる。また、「意外」と評価された映画数の平均は、提案手法が 2.6、協調フィルタリングが 3.4、ランダム推薦が 3.2 となり、提案手法による推薦結果よりも既存手法である協調フィルタリングによる推薦結果の方が意外性が高い結果となった。一方、手法ごとに被験者が「見たい」と評価した映画の数を調べると図 3 のようになった。図 3 より、「見たい」と評価された映画数が最も多い手法が提案手法である被験者は 5 人、協調フィルタリングである被験者は 2 人、ランダム推薦である被験者は 2 人であることがわかる。これらの結果から、協調フィルタリングによる推薦結果は「意外」とであると評価されるものが多いものの、実際には被験者にとって関心のないものが推薦されたために「意外」と評価されたことが推察される。そこで、被験者によって「見たい」と評価され、かつ「意外」とであると評価されている推薦結果数を集計した。その結果を図 4 に示す。提案手法と協調フィルタリングの結果を比べると、被験者ごとにバラつきがあるものの、被験者により「見たい」かつ「意外」と評価された推薦結果の総数は、提案手法で 12、協調フィルタリングで 11 となった。今回の実験では被験者数が 10 名と少ないためこの差から両手法の優劣について議論することは難しいが、協調フィルタリングで「意外」かつ「見たい」と思う映画をまったく推薦できていない被験者に対して、提案手法では推薦できている被験者が 3 人いることから、提案手法がユーザにとって興味があり、かつ意外であるアイテムを推薦することにある程度有効であるといえる。

次に、提案手法による推薦結果と協調フィルタリングによる推薦結果の差に関して、どのような傾向があるのか考察する。実際に収集したデータを詳細に検証したところ、協調フィルタリングに関しては、推薦対象被験者とアイテムの評価傾向が類似する被験者の評価値を利用するため、被験者が「見たい」と評価している映画に対して類似する被験者の評価数が少ない場合にはうまく機能せず、そのような映画が推薦されにくい結果となっていた。一方、提案手法では映画の特徴に対する被験者の嗜好を蓄積し利用しているため、全体的に評価数が少ない映画であっても、被験者が好むと推定された特徴を持つようであれば推薦リストに加えられる結果となっていた。ただし、同時に、提案手法では推薦対象被験者だけではなく全体的に評価数が少ない特徴に関しては、他の被験者の嗜好度も低く、予測した嗜好度が低い値となるため推薦にあまり寄与しない特徴となっていること、つまり潜在的嗜好がうまく推定できていないことも確認できた。これが提案手法による推薦結果に対する意外性に偏りが生じた原因と考えられる。以上の議論をまとめると、提案手法では潜在的に好んでいると推定されるべき特徴に対する類似ユーザによる評価数の少なさが、協調フィルタリングでは推薦されるべき映画に対する類似ユーザによる評価数の少なさが問題になると考えられる。このことから、協調フィルタリングによる推薦結果と提案手法による推薦結果を組み合わせることにより、ユーザが興味をもち、かつユーザにとって意外であるような

アイテムをより多く推薦できることが期待でき、今後はそのような推薦方式について取り組む必要がある。

5. 結論

本研究では、推薦システムがユーザに提示するアイテムの意外性を向上させるために、ユーザプロフィールに記述されるアイテムの特徴に対するユーザの嗜好度を他ユーザのプロフィールに基づいて推定し、ユーザ自身が気付いていない潜在的な嗜好を考慮する推薦手法を提案した。また、被験者実験を通して、提案手法が推薦アイテムの意外性の向上に寄与し得ることを示した。

今後の課題としては、提案手法と協調フィルタリングによる推薦結果を適切に組み合わせること、および推定した潜在的嗜好を直接用いてユーザごとのアイテムに対する意外度を定量化することが挙げられる。そのような意外度を推薦リストの作成アルゴリズムに組み込むことで、推薦結果の意外性が向上することが期待できる。また、ユーザプロフィールの生成に関しては、アイテムに対する評価情報だけではなく、ユーザ個人の年齢や性別などのデモグラフィック情報も積極的に利用すべきである。一方、本研究では被験者の主観的判断によって推薦結果の意外性を評価したが、今後は客観的、かつ定量的な評価方法を検討する必要がある。

参考文献

- [1] 神島敏弘, “推薦システムのアルゴリズム”, 人工知能学会誌, Vol.22, No.6, pp.826-837 (2007).
- [2] Ziegler, C., McNee, S., Konstan, J., and Lausen, G., “Improving Recommendation Lists Through Topic Diversification”, Proceedings of the 14th international conference on World Wide Web, pp.22-32 (2005).
- [3] Herlocker, J., Konstan, J., Terveen, L., and Riedl, J., “Evaluating Collaborative Filtering Recommender Systems”, CM Transactions on Information Systems, Vol.22, No.1, pp.5-53 (2004).
- [4] 村上知子, 森紘一郎, 折原良平, “推薦の意外性向上のための手法とその評価”, 人工知能学会論文誌, Vol.24, No.5G, pp.428-436 (2009).
- [5] Ta Son Tung, 奥健太, 服部文夫, “利用者の潜在的嗜好を予測する協調フィルタリングの検討”, 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論文集, F7-5, (2011).
- [6] 映画ランキングドットコム: 日本国内歴代総合興行収入ランキング 1 位-100 位, <http://www.eiga-ranking.com/boxoffice/japan/alltime/total/1.html> (2012).
- [7] Stingray: allcinema: <http://www.allcinema.net> (2012).