

セレンディピティ評価に個人独自の嗜好を組み込んだ情報推薦システムの提案

Proposal of information recommendation system

incorporating individuals' unique preferences in serendipity evaluation

堂本 晴斗[†] 打矢 隆弘[†] 内匠 逸[†]
Haruto Domoto Takahiro Uchiya Ichi Takumi

1. はじめに

近年、急激なインターネットの普及によって、膨大な数の情報が世界中に存在している。そのため、ユーザにとって有益である情報がネットワーク中に埋没してしまい、容易に見つけることが困難となっている。そこで各ユーザにあった情報提供を行うために情報推薦システムを利用する。従来の情報推薦システムには、一度アイテムを選択すると、似たようなアイテムしか推薦されなくなるという問題がある。これにより、ユーザの推薦に対する「飽き」が生じ、推薦効果が著しく低下する。

本研究では、ユーザの飽きを解消するために情報推薦において意外性を表す指標である「セレンディピティ」に着目する。セレンディピティの評価には先行研究[1]では考慮されていなかった対象ユーザ独自の嗜好も加味することとする。そしてセレンディピティと推薦精度の双方が高くなる推薦手法を複数提案し、比較検討を行うことで提案手法の有効性を調査する。

2. セレンディピティ

近年推薦精度に基づき選出された推薦アイテムが必ずしもユーザを満足させられるものではないとの見方があり、推薦精度以外の指標であるセレンディピティが用いられている[2]。セレンディピティを向上させることで、偶然の中から発見される価値の高いもの、自力では見つけられそうにないものを推薦することが可能となる。またセレンディピティは 2 つに分類することができ、探していたものを偶然発見する擬セレンディピティと探していないものを偶然発見するセレンディピティが存在する[3]。今回はユーザの飽きを解消することを目的とするため、探していないものを偶然発見するセレンディピティを対象とする。

3. ユーザベース協調フィルタリング

従来の推薦手法としてユーザベース協調フィルタリングが存在する。この推薦手法は、対象ユーザと嗜好が類似したユーザを求め、そのユーザが好んだアイテムを対象ユーザに推薦する手法である。嗜好が類似したユーザは、ユーザがアイテムを評価した値から類似度を求めることで発見できる。ユーザの評価した値から推薦アイテムを決定するため、ユーザの嗜好を反映した推薦が可能である。

4. 提案手法

4.1 概要

提案手法の流れを図 1 に示す。まずユーザ評価値(実測値)からユーザベース協調フィルタリングを用いて対象ユーザが評価していないアイテムの予測評価値を計算する。そして図 1 中の変更部分を 3 通りの方法で試す。そして作

成された推薦アイテムリストから上位 100 個のアイテムを推薦し、推薦されるアイテムを比較することで 3 通りの提案手法の有効性を調査する。

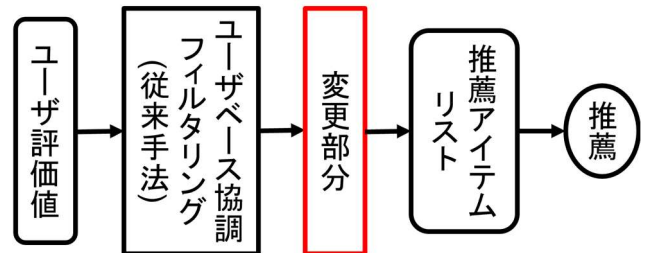


図 1 提案手法の流れ

4.2 実験データセット

本研究では、データセットとして Movielens(データ数: 約 10 万)を使用する。これはユーザが action や comedy といったジャンルタグの付いた映画に対して評価しているものである。最小値は 0.5, 最大値は 5 であり, 0.5 刻みで評価されている。

4.3 各種提案手法

表 1 のデータを用いて 3 通りの方法を示す。実測値はデータセット中の値, 予測評価値はユーザベース協調フィルタリングで算出した値である。

表 1 所持データ

actual_all	全ユーザの実測値
actual_you	対象ユーザの実測値
pre_all	全ユーザの予測評価値
pre_you	対象ユーザの予測評価値
count	各映画の全ユーザから評価された回数
Like	実測値が 3 より大きい映画
pre_Like	予測評価値が 3 より大きい映画

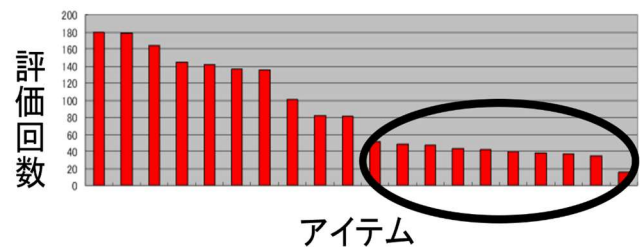


図 2 ランキング算出機構

4.3.1 提案 1: ランキング算出機構[1]

先行研究[1]で使用されたランキング算出機構を使用する。これはアイテム毎の評価された回数を保持している。図 2 の黒丸で囲われた、評価された回数が少ないアイテムは従来手法では推薦されにくい。周知されていないが価値の高いアイテムが存在する可能性が高い。そこでこれらの評価された回数が少ないアイテムに重みを付け、優先的に推薦する方法がランキング算出機構である。

4.3.2 提案 2: $\max(\text{pre_you} - \overline{\text{pre_all}})$

これは対象ユーザの予測評価値と全ユーザの予測評価値の平均の差が大きいものを推薦する方法である。これによって他の人は好きではないが対象ユーザは好むアイテムを推薦することができ、対象ユーザの嗜好に特化した推薦が期待できる。

4.3.3 提案 3: $\text{similar}(\max(\text{actual_you} - \overline{\text{actual_all}}))$

これは対象ユーザの実測値と全ユーザの実測値の平均の差が大きいものに類似したものを推薦する方法である。アイテム毎の類似度はピアソンの相関係数を用いて算出する。これによって他の人は好きではないが対象ユーザは好むアイテムを推薦することができ、対象ユーザの嗜好に特化した推薦が期待できる。

4.4 評価指標

今回はセレンディピティと推薦精度を評価する。

4.4.1 セレンディピティ

セレンディピティは構成要素を評価することが一般的であり、主に新規性、多様性、有用性、意外性で構成される[4]。有用性は推薦精度で評価することができる。また今回は被験者実験ではないため意外性の計測が難しい。そのため本実験ではセレンディピティの指標として新規性と多様性を評価する。

新規性として個人独自の嗜好を考慮する。他のユーザがあまり好まないアイテムは通常の方法では推薦されにくい[5]。そのためこれらのアイテムは目新しさがあり、掘り出し物が存在する可能性がある。個人独自の嗜好は以下の方法で評価する。

$$P(i) = \frac{\text{Like ではないユーザ数}}{\text{全ユーザ}}$$

各アイテム*i*に対して $P(i)$ を計算する。そして推薦アイテム中の $P(i) \geq 0.5$ のアイテムの割合を評価する。

多様性は推薦アイテムのジャンルのばらつきを評価するためにエントロピーを使用する。

4.4.2 推薦精度

推薦精度は推薦アイテム中の pre_Like の割合を評価する。

5. 実験結果

提案手法の結果を表 2 に示す。

まずは新規性について確認する。提案 2 と提案 3 は従来手法よりも高い値となり、個人独自の嗜好を反映することに成功したことが示された。これは、他者はあまり好まないが対象ユーザは好むアイテムを推薦するようにしたことによって起ると考えられる。一方でそのようなことを考慮しなかった提案 1 は従来手法と同様の 0% となった。

次に多様性について確認する。多様性に関してはすべての提案手法で従来手法よりも高い値となり、エントロピー

表 2 実験結果

	セレンディピティ		推薦精度
	新規性	多様性	
従来手法	0%	3.152	
提案 1	0%	3.590	100%
提案 2	82%	3.590	83%
提案 3	46%	3.582	75%

が増加したことが示された。これは各手法において従来手法では推薦されなかったアイテムが推薦されるようになったことに起因すると考えられる。

以上のことから新規性と多様性がともに従来手法よりも向上した提案 2 と提案 3 においてセレンディピティが向上したといえる。

続いて推薦精度について確認する。提案 1 は推薦精度が 100% と高いことが確認できた。これは評価された回数は少ないが予測評価値が高いものを推薦する方法としたことに起因すると考えられる。一方で提案 2 と提案 3 の推薦精度は 83%、75% と、提案 1 に比べて低くなっている。これは対象ユーザの予測評価値、実測値は高いが、他のユーザの予測評価値、実測値が低いものを推薦する方法のため、対象ユーザの予測評価値が低いものからも推薦されてしまったことが原因と考えられる。

以上のことをまとめると、提案 2 と提案 3 はセレンディピティが向上し、提案 1、提案 2、提案 3 の順で推薦精度が高いことが示された。このことからセレンディピティが向上した提案のうち、最も推薦精度が高い提案 2 の“対象ユーザの予測評価値と全ユーザの予測評価値の平均の差が大きいものを推薦する方法”が最も適した方法であることが示され、提案 2 が最も有効であると考えられる。

6. まとめ

ユーザの推薦に対する飽きの解消のためにセレンディピティに着目した。そしてセレンディピティを評価するために新規性と多様性を利用した。新規性では個人独自の嗜好を評価し、多様性では推薦映画のジャンルのばらつきを評価することとした。そしてセレンディピティと推薦精度を評価指標として、従来手法と 3 つの提案手法を比較することで最も優れた推薦手法を調査した。実験の結果、“対象ユーザの予測評価値と全ユーザの予測評価値の平均の差が大きいものを推薦する方法”が最も適した方法であることが示された。今後は実際にユーザがシステムを使用し、アンケートなどで評価する実験を行う。

参考文献

- [1] Haruto Domoto, Takahiro Uchiya, Ichi Takumi, “Development of a Hybrid Information Recommendation System Considering Serendipity”, Proc. of GCCE2023, pp.1065-1066, 2023.
- [2] 奥健太, “セレンディピティ指向情報推薦の研究動向”, 知能と情報, Vol.25, No.1, pp.2-10, 2013.
- [3] Royston M. Roberts, “Serendipity: Accidental Discoveries in Science”, John Wiley & Sons, Inc., 1989.
- [4] Reza et al, “Serendipity in Recommender Systems: A Systematic Literature Review”, Journal of Computer Science and Technology, 36 (2), 2021.
- [5] 吉川 大弘 他, “推薦システムにおける Serendipity (意外性) に関する評価指標”, 第 28 回ファジィシステムシンポジウム, pp.286-291, 2012.