

# 「FRESH! by CyberAgent」のチャンネル登録状況を利用した推薦システム

藤田俊<sup>1</sup> 竹渕瑛一<sup>2</sup> 速水治夫<sup>3</sup>

概要： FRESH! by CyberAgent とは、映像配信プラットフォームの一つである。番組を配信するチャンネルには様々なジャンルが存在するが、チャンネルの数は膨大であるため、どのようなチャンネルが存在するのか全貌を知るのには困難である。ほとんどの場合、実際に番組を視聴して気に入ったチャンネルを登録し、登録したチャンネルのみの番組を視聴しがちになる。また、新しいチャンネルの番組を視聴しようと思っても、どのチャンネルがユーザにとって面白いのかわからず、その結果、ユーザの嗜好に合った新しいチャンネルの存在を知る機会を失い、視聴の幅が狭まってしまっている問題がある。本研究では、ユーザの視聴の幅を広げるために、視聴したことのあるチャンネルを5段階評価を付けて登録し、登録状況に基づき、未登録のチャンネルの評価値を推測し、ユーザの好みに合わせたチャンネルを推薦するシステムを提案する。実験により、本研究はチャンネルの登録状況から、ユーザに対して5~9種類のおすすめのチャンネルを提示することによって新たなチャンネルの存在を知る機会を提供できることを確認した。

キーワード： FRESH! by CyberAgent, 推薦システム, 協調フィルタリング

## 1. はじめに

FRESH! by CyberAgent[1] (以下 FRESH! とする。)とは、株式会社サイバーエージェントが提供する映像配信プラットフォームである。配信されている番組は生放送や過去の番組があり、誰でも気軽に視聴できる。番組を配信するチャンネルには様々なジャンルが存在する。しかし、チャンネルの数は膨大であるため、どのようなチャンネルが存在するのかを知ることが困難である。ほとんどの場合、実際に番組を視聴して気に入ったチャンネルを登録し、登録したチャンネルのみの番組を視聴しがちになる。その結果、ユーザの嗜好に合ったその他のチャンネルの存在を知る機会を失い、視聴の幅が狭まってしまっている問題がある。

これらの問題を解決するために、本研究ではユーザの視聴の幅を広げるために、お気に入りのチャンネルを登録し、登録状況に基づきユーザの好みに合わせたチャンネルを推薦するシステムを提案する。

以下、第2章では研究対象の現状、第3章では問題点と解決策、第4章では協調型推薦アルゴリズム、第5章では試作システム、第6章では評価実験および考察について記述し、第7章で結論を述べる。

## 2. 研究対象の現状

### 2.1 FRESH! by CyberAgent

FRESH!上で配信される番組は1回の配信の長さ、配信のタイミング、番組のカテゴリまで多様であり、2017年1月7日までに約2300チャンネルが開設されている。ほぼ毎日、多くの番組が放送されている中で、どの番組を見るかは、

普段視聴しているチャンネルの番組であるか、または、新しいチャンネルの番組を視聴する場合は、チャンネルが配信する番組の詳細(図1)、ハッシュタグ(#freshlive)が付加された Twitter のツイート等の限られた情報から視聴したいと思う番組を直感的に選ぶこととなる。また、新しいチャンネルを知る手段として、FRESH!の関連チャンネル(図2)という視聴しているチャンネルと同じカテゴリの番組を新しく配信した5チャンネルを紹介する機能が存在する。



図1 チャンネルが配信する番組の詳細(画面右)



図2 視聴チャンネルの関連チャンネル(画面右下)

1 神奈川工科大学大学院博士前期課程情報工学専攻

2 神奈川工科大学大学院博士後期課程情報工学専攻

3 神奈川工科大学情報学部情報メディア学科

## 2.2 推薦システム

推薦システム[2]とは、ユーザの嗜好に応じてそれぞれ異なるリストを提示するソフトウェアシステムである。代表的な推薦システム用いた Web サイトとして Amazon[3]が挙げられる。Amazon では、商品ごとに「この商品を買った人はこんな商品も買っています」と推薦リストが提示されている。

ユーザごとに推薦商品のリストを提示する条件として、システムがユーザの情報を知っている必要がある。先述した Amazon では、システムがユーザの商品の購入、閲覧記録を用いて、ユーザがどの商品に対して興味を持つか推測している。

また、推薦システムはおすすめの商品を推薦するためだけではなく、学生の掲示物のブックマーク傾向と掲示物の相関を利用した学務情報の推薦[4]やユーザの機能実行履歴を利用したソフトウェア機能の推薦[5]、トレンド情報を分析することでユーザの興味・関心に合わせた就職情報の推薦[6]といった幅広い対象に対して推薦をすることが可能である。

推薦システムには複数の方式が存在し、ユーザからの事前登録情報を利用するチェックボックス方式[7]、運営者が設定したルールに基づくルールベース方式[7]、ユーザの行動履歴に基づく自動レコメンド方式[7]が存在する。チェックボックス方式はアンケート情報などを用いて、ユーザから評価情報を取り込んで情報推薦に利用する方式である[8]。ルールベース方式は、運営者がユーザの特性情報の各分類属性に対応する情報推薦のルールを設定できる点が特徴である[8]。自動レコメンド方式は、他の2方式が手動で情報推薦を行うのに対して、自動的に推薦を行うため、ユーザ・運営者双方に負担がかからない点が特徴である[9]。

## 2.1 協調フィルタリング

協調型推薦アルゴリズム[2]とは、同じ商品を購入した情報（以下、アイテムとする）を閲覧したユーザのように、過去に同じアイテムに興味を持ったユーザは、将来的に同じようなアイテムに興味を持つであろうという考え方に従い、興味があると予測されるアイテムを推薦するアルゴリズムである。この手法は、膨大な集合の中から最も有望なアイテムをフィルタリングすることを意味し、ユーザがお互いを協調することから、この技術は協調フィルタリングと呼ばれる。協調フィルタリングの特徴として、アイテムの構成情報を必要としないことが挙げられる。基本的な協調フィルタリングの手法として、ユーザベースの最近傍推薦手法とアイテムベースの最近傍手法の2つの手法が存在し、予測制度を向上させるために、2つの手法で得た値を加重平均によって融合する手法[10][11]や、推薦内容に意外性を持たせるために、データの中から価値のある組み合わせを見つけ出すアソシエーション分析を用いた協調フィル

タリングに推薦を行うユーザと異なる評価をしたユーザの嗜好情報を利用する手法[12]、時間などにより変動する評価値に対応するため、従来の協調フィルタリングなどの推薦結果に基づいた相対的評価に評価履歴を付加し、パラメータを用意することで評価値を調整する手法[13]など、様々な手法が研究されている。

## 3. 問題点と解決策

### 3.1 現状の問題点

2.1節で述べたように、FRESH!は番組を配信するチャンネルの数が非常に多く、どのようなチャンネルが存在するのかを知ることが困難である。そのため、視聴者は過去に視聴したチャンネルのみの番組を視聴しがちになる。また、新しいチャンネルの番組を視聴しようと思っても、どのチャンネルが自分にとって面白いのかわからない。その結果、ユーザの嗜好に合った他のチャンネルを知る機会を失い、番組視聴の幅を狭めている。また、関連チャンネル機能は、ユーザの嗜好に合うチャンネルを紹介する機能ではないため、視聴の幅を広げることが困難である。

### 3.2 解決の着眼点

以上の問題点を解決するため、ユーザが過去に視聴したチャンネルの評価を登録し、他のユーザの評価から、視聴ことのないチャンネルを薦めるシステムを提案する。詳しくは、ユーザが過去に視聴したチャンネルを5段階評価で登録し、多くのユーザの評価情報を基に協調フィルタリングを用いることで未視聴のチャンネルの推薦リストを提示する。本研究では、FRESH! by CyberAgentのチャンネルを推薦に有効な手法を検証するために、恣意的な重み付けをせず、ユーザベースの最近傍推薦手法とアイテムベースの最近傍手法の2つの手法を用いる。試作システムにより、過去に視聴したことのあるチャンネルを記録すると共に新たなチャンネルの番組を見る機会を提供できる。

## 4. 協調型推薦アルゴリズム

### 4.1.1 ユーザベースの最近傍手法[2]

ユーザベースの最近傍手法とは、類似する評価値を持つユーザの類似度から評価値を予測する手法である。ユーザベースの最近傍手法では、類似するユーザを決定する際に、ピアソンの相関係数を用いる。与えられた評価値におけるユーザ a とユーザ b の類似度  $\text{sim}(a,b)$  は、式 1 で定義される。

$$\text{sim}(a,b) = \frac{\sum_{p \in P} (r_{a,p} - \bar{r}_a)(r_{b,p} - \bar{r}_b)}{\sqrt{\sum_{p \in P} (r_{a,p} - \bar{r}_a)^2} \sqrt{\sum_{p \in P} (r_{b,p} - \bar{r}_b)^2}} \quad (1)$$

$P$ : チャンネルの集合

$r_{a,p}$ : ユーザ a がチャンネル p につけた評価値  
 $\bar{r}_a$ : ユーザ a の評価値の平均

ピアソンの相関係数は-1~1の値をとり、1が最も対象ユーザと類似している。また、この計算ではユーザの評価値と平均の差分を用いて計算することで、評価付け尺度に対するユーザの解釈の違いを考慮している。ユーザ A と各ユーザの類似度を算出した結果を図3に示す。

|       | アイテム 1 | アイテム 2 | アイテム 3 | アイテム 4 | アイテム X | ユーザ A との類似度 |
|-------|--------|--------|--------|--------|--------|-------------|
| ユーザ 1 | 3      | 1      | 2      | 3      | 3      | 0.85        |
| ユーザ 2 | 4      | 3      | 4      | 3      | 5      | 0.70        |
| ユーザ 3 | 3      | 3      | 1      | 5      | 4      | 0.00        |
| ユーザ 4 | 1      | 5      | 5      | 2      | 1      | -0.79       |
| ユーザ A | 5      | 3      | 4      | 4      | ?      |             |

図3 ユーザ A と各ユーザの類似度[14]

類似度が0より大きいユーザのアイテム X につけた評価を類似度で加重平均して評価を推測する。ユーザ a の未評価アイテム p に対する評価  $\text{pred}(a,p)$  は式2で定義される。この手法によるユーザ A の未視聴アイテム X に対する予測評価値は4.87である。

$$\text{pred}(a,p) = \bar{r}_a + \frac{\sum_{b \in N} \text{sim}(a,b) \times (r_{b,p} - \bar{r}_b)}{\sum_{b \in N} \text{sim}(a,b)} \quad (2)$$

N: 類似しているユーザの集合

#### 4.1.2 アイテムベースの最近傍手法[2]

アイテムベースの最近傍手法とは、各アイテム間の類似度を用いることで評価値を予測する手法である。アイテムベースの最近傍手法では、各アイテムの評価値ベクトルを計算し、未評価アイテムに類似した評価値を持つアイテムを抽出する。類似アイテムを見つけるために、ユーザ評価値の平均を評価値から引く調整コサイン類似度を用いる。アイテム a と未評価アイテム b の類似度  $\text{sim}(a,b)$  は式3で定義される。未評価アイテム X と各アイテム間の類似度を図4に示す。

$$\text{sim}(a,b) = \frac{\sum_{u \in U} (r_{u,a} - \bar{r}_u)(r_{u,b} - \bar{r}_u)}{\sqrt{\sum_{u \in U} (r_{u,a} - \bar{r}_u)^2} \sqrt{\sum_{u \in U} (r_{u,b} - \bar{r}_u)^2}} \quad (3)$$

U: ユーザの集合

$r_{u,a}$ : ユーザ u がアイテム a につけた評価値

$\bar{r}_u$ : ユーザ u の評価値の平均

|              | アイテム 1 | アイテム 4 | アイテム 3 | アイテム 2 | アイテム X |
|--------------|--------|--------|--------|--------|--------|
| ユーザ 1        | 3      | 3      | 2      | 1      | 3      |
| ユーザ 2        | 4      | 3      | 4      | 3      | 5      |
| ユーザ 3        | 3      | 5      | 1      | 3      | 4      |
| ユーザ 4        | 1      | 2      | 5      | 5      | 1      |
| ユーザ A        | 5      | 4      | 4      | 3      | ?      |
| アイテム X との類似度 | 0.80   | 0.42   | -0.76  | -0.91  |        |

予測評価値

図4 アイテム X と各アイテムの類似度[14]

調整コサイン類似度は-1から1までの値をとり、1が最も類似しているアイテムとなる。アイテム間の類似度を求めた後、0より大きいアイテムにユーザ A が付けた評価を類似度で加重平均する。ユーザ u のアイテム p に対する評価値の予測は式4である。この手法によるユーザ A の未視聴アイテム X に対する予測評価値は4.66である。

$$\text{pred}(u,p) = \frac{\sum_{i \in P} \text{sim}(i,p) \times r_{u,i}}{\sum_{i \in P} \text{sim}(i,p)} \quad (4)$$

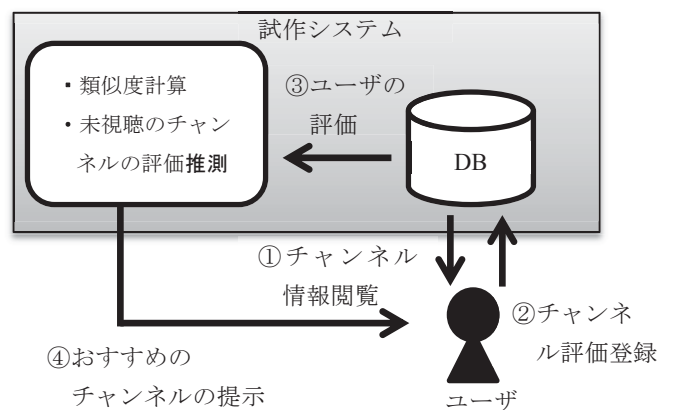
P: 類似しているアイテムの集合

## 5. 試作システム

### 5.1 システム概要

試作システムは、FRESH!を利用し、新しいチャンネルを発見したい人を対象とする。

システム全体の概要図を図5に示す。



システムの利用者は、まずユーザを登録する。次に、システム内に登録されているチャンネルの情報を閲覧すること

ができ、ユーザが過去に視聴したことのあるチャンネルを5段階評価で登録できる。その後、ユーザが登録した評価情報を基にシステム側で類似度の計算を行い、未視聴のチャンネルの評価を推測する。その結果をおすすめのチャンネルとしてユーザごとに異なる推薦リストを提示する。

## 5.2 画面遷移図

試作システムの画面遷移図を図6に示す。

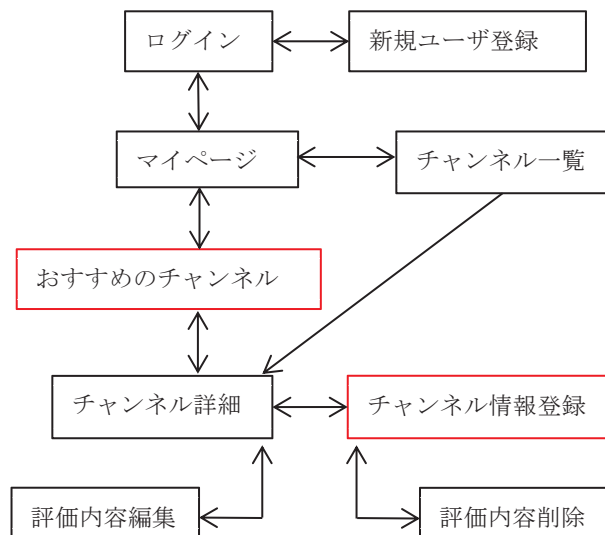


図6 画面遷移図

ユーザはチャンネル一覧からチャンネルを選択することでチャンネル詳細に遷移し、5段階評価をつけてチャンネル情報を登録することができる。登録したチャンネル情報を基に予測評価値を求め、その結果をおすすめのチャンネルとして提示される。

## 5.3 システムの機能

### 5.3.1 チャンネル登録

チャンネル登録を行うには、チャンネル一覧から自分が視聴したことのあるチャンネルを選択することでチャンネル詳細に遷移し、5段階の評価をつけてチャンネル情報を登録することができる。登録したチャンネルはマイページにて一覧で表示されるため、ユーザが過去にどのようなチャンネルを視聴していたかがわかる。

また、登録したチャンネル情報は後述のおすすめのチャンネルで、予測評価値を求めるための類似度計算に用いられる。

### 5.3.2 おすすめのチャンネル

5.3.1項で登録したチャンネル情報を基に、4.1.1項及び4.1.2項で述べた2種類の協調型推薦アルゴリズムを用いて未視聴のチャンネルの予測評価値を求め、その結果を基に

ユーザにおすすめのチャンネルを一覧で提示する。提示されたチャンネルには、予測評価値をおすすめ度として表示しているため、ユーザが新しいチャンネルを視聴するための参考にすることができる。

## 6. アンケート評価

### 6.1 評価方法

評価実験は、FRESH!を利用しており、新しいチャンネルを発見したいと考えている6人の20代の男性の神奈川工科大学の学生に、実際に試作システムを使用してもらい、システムの使用状況および機能性をアンケートで調査した。

まず、システムの使用状況について以下の項目で調査した。

- (1) 評価登録したチャンネル数
- (2) ユーザ間類似度を用いたおすすめチャンネルで提示されたチャンネルの数
- (3) チャンネル間類似度を用いたおすすめチャンネルで提示されたチャンネルの数

次に、システムの機能性について以下の項目を5段階評価で調査した。

- (1) チャンネル登録はしやすいと思ったか
- (2) ユーザ間類似度を用いたおすすめチャンネルで視聴したいと思うチャンネルは見つかったか
- (3) チャンネル間類似度を用いたおすすめチャンネルで視聴したいと思うチャンネルは見つかったか
- (4) ユーザ間類似度を用いたおすすめチャンネルで提示されたチャンネル数は適切か
- (5) チャンネル間類似度を用いたおすすめチャンネルで提示されたチャンネル数は適切か
- (6) 今後もこのようなシステムを利用してみたいと思うか

また、ユーザ間類似度を用いたおすすめチャンネルとチャンネル間類似度を用いたおすすめチャンネルのほうが参考になったかを調査した。

また、感想および意見を自由記述で調査した。

### 6.2 評価結果

#### 6.2.1 システムの使用状況調査結果

システムの使用状況調査結果を表1に示す。

なお、表の値は、各項目におけるユーザが評価登録したチャンネルの数及び、ユーザ間類似度を用いた手法及び、チャンネル間類似度を用いたおすすめチャンネルで提示されたチャンネルの数を示す。

表1 システムの使用状況調査結果

| 評価項目                     | A | B | C | D | E | F | 平均  |
|--------------------------|---|---|---|---|---|---|-----|
| (1)評価登録したチャンネル数          | 8 | 6 | 6 | 6 | 5 | 6 | 5.5 |
| (2)ユーザ間類似度で提示されたチャンネル数   | 9 | 0 | 7 | 6 | 8 | 0 | 5.0 |
| (3)チャンネル間類似度で提示されたチャンネル数 | 5 | 4 | 4 | 1 | 5 | 4 | 3.8 |

表1の結果より、各実験協力者は5~8チャンネルを登録し、ユーザ間類似度を用いた手法では、6~8チャンネルが推薦されたが、一部のユーザにはチャンネルの推薦が行えなかったことがわかる。一方で、チャンネル間類似度を用いた手法では、1チャンネルのみ推薦された実験協力者Dを除いて、全員が4, 5チャンネルが推薦されたことがわかる。

### 6.2.2 システムの機能性調査結果

システムの機能性調査結果を表2に示す。

各項目に対して、5段階評価での調査を行い、1が最も評価が低く、5が最も評価が高いことを示す。

表2 システムの機能性調査結果

| 評価項目                         | A | B | C | D | E | F | 平均  |
|------------------------------|---|---|---|---|---|---|-----|
| (1)チャンネル登録のしやすさ              | 5 | 2 | 3 | 4 | 4 | 5 | 3.8 |
| (2)ユーザ間類似度の参考度               | 3 | 1 | 4 | 4 | 4 | 1 | 2.8 |
| (3)チャンネル間類似度の参考度             | 5 | 3 | 5 | 4 | 5 | 4 | 4.3 |
| (4)ユーザ間類似度で提示されたチャンネル数は適切か   | 3 | 1 | 3 | 4 | 4 | 1 | 2.6 |
| (5)チャンネル間類似度で提示されたチャンネル数は適切か | 3 | 5 | 4 | 5 | 5 | 3 | 4.1 |
| (6)今後も利用してみたいと思うか            | 4 | 2 | 4 | 5 | 5 | 4 | 4.0 |

表2より、概ねチャンネル登録はしやすく、チャンネル間類似度を用いた手法では、実験協力者が視聴したいと思うチャンネル、が発見できたことがわかる。一方で、ユーザ間類似度を用いた手法では視聴したいと思うチャンネルが見つかったという実験協力者と表1でおすすめのチャンネルが提示されなかった実験協力者で評価が分かれたことがわかる。

また、ユーザ間類似度とチャンネル間類似度のどちらを用いたおすすめのチャンネルのほうが参考になったかの結果を表3に示す。

なお、この表の評価値は、1が最もユーザ間類似度を用いた手法が参考になったことを、5が最もチャンネル間類似度を用いた手法が参考になったことを示す。

表3 おすすめのチャンネルの手法の参考度比較

| 実験協力者 | ユーザ間 |   | チャンネル間 |   |   |
|-------|------|---|--------|---|---|
|       | 1    | 2 | 3      | 4 | 5 |
| A     |      |   |        |   | ○ |
| B     |      |   |        |   | ○ |
| C     |      | ○ |        |   |   |
| D     |      | ○ |        |   |   |
| E     |      |   |        | ○ |   |
| F     |      |   |        |   | ○ |

表3より、おすすめのチャンネルの参考度比較の回答では、チャンネル間類似度を用いたおすすめのチャンネルで提示されたチャンネルのほうが参考になったという回答が多いことがわかる。しかし、ユーザ間類似度を用いたおすすめのチャンネルのほうが参考になったという回答も存在することがわかる。

## 6.3 考察

### 6.3.1 システムの使用状況

システムの使用状況調査結果の項目(2)より、ユーザ間類似度を用いたおすすめのチャンネルでは、実験協力者A, C, D, Eには6~9件のチャンネルが提示されている。しかし、実験協力者B, Fにはチャンネルが提示できなかったことが分かる。これは、ユーザ間類似度を用いた手法において、チャンネルの登録量が少なく、チャンネルの推薦が行うことができなかったためであると考えられる。

システムの使用状況調査結果の項目(3)より、チャンネル間類似度を用いたおすすめのチャンネルでは、評価登録数に関係なく、概ね4~5件のチャンネルが提示されている。提示されたチャンネルの数が極端に低い実験協力者Dについては、登録したチャンネルに対する他の実験協力者が登録した類似チャンネルが少ないためであると考えられる。

### 6.3.2 チャンネル登録

システムの機能性調査結果の項目(1)より、概ねチャンネル登録はしやすいといえる。これは、チャンネルを選択し、評価値をプルダウンメニューで選択するのみで登録できる手軽さによる結果であると考えられる。しかし、「チャンネル数が多く初期の登録がやりにくく感じた」というユーザには評価が低い回答があった。試作システムを利用する上で、

視聴したチャンネルを選択する際に、チャンネル一覧ページの検索機能が不十分であることが問題であると考えられる。今後、チャンネルを検索する手間を軽減する方法として、チャンネルごとに、カテゴリや詳細なタグ情報を付加し、新しい検索項目として利用することで、改善できると考えられる。

### 6.3.3 おすすめのチャンネル

システムの機能性調査の結果の項目(2), (3)より、ユーザ間類似度、チャンネル間類似度を用いたおすすめチャンネルで提示されたチャンネルは共に、概ねユーザの嗜好に合ったチャンネルを提示しており、システムの機能性調査の結果の項目(6)の結果からも、FRESH!のチャンネルの登録状況を利用したチャンネルの推薦は意義があると考えられる。実験協力者の感想として「次に登録しようと考えていたチャンネルがおすすめに表示されていた」、「関連したチャンネルが出てよかった」等が挙げられたことから、試作システムを通してユーザの嗜好に合ったおすすめチャンネルを発見できたといえる。

また、表3のおすすめのチャンネルの手法の参考度の比較より、ユーザ間類似度とチャンネル間類似度を用いたおすすめチャンネルの参考度を比較すると、チャンネル間類似度を用いたおすすめチャンネルの方が、参考になるという評価が多く、システムの機能性調査の結果の項目(2), (3)の結果からもチャンネル間類似度を用いたおすすめチャンネルの評価値の平均が高く、4.1.1項で述べたユーザ間類似度を用いた手法において生じた問題が存在することからも、FRESH!のチャンネルを推薦する場合において、チャンネル間類似度を用いた手法の方が優秀であることが分かる。

しかし、実験協力者の感想として、「ユーザ間類似度を用いた手法の方が知らないけど面白そうなチャンネルが見つかった」という感想もあった。この感想から、ユーザ間類似度を用いた手法では新しいチャンネルを発見しやすいという利点が存在することが考えられる。

一方、実験協力者の感想として、「似ているが、興味のないチャンネルが表示された」という感想もあった。これは、本研究で用いた手法はチャンネルの内容は一切考慮されずにおすすめのチャンネルが決定されるためである。今後、6.3.2項で述べた、チャンネルに付加させたタグ情報を、類似度の計算または、評価予測の計算で用いる、もしくは、類似した嗜好を持つ仮想ユーザを生成する手法[15]を用いることで、一層ユーザの嗜好に合ったチャンネルを推薦できると考えられる。

また、システムの機能性調査の結果の項目(4), (5)より、ユーザ間類似度、チャンネル間類似度共に、提示されたチャンネル数は、概ね適切であったといえる。しかし、今後ユーザが増えることで、提示されるチャンネル数が膨大に

なる可能性が考えられる。対策として、提示されるチャンネルの数を調整する設定をすることで解決できると考えられる。

## 7. おわりに

そこで、本研究ではFRESH! by CyberAgentでユーザが視聴したことがあるチャンネルを5段階評価で登録し、その情報を基に、未視聴チャンネルを推薦するシステムを提案した。未視聴チャンネルを推薦するにあたり、登録された評価情報から類似チャンネルを推定し、未視聴チャンネルの評価予測を求める手法として、ユーザベースの最近傍手法とアイテムベースの最近傍手法の二つの手法を用いた。

評価実験より、チャンネルの登録状況から、おすすめチャンネルを提示することによって新たなチャンネルの存在を知る機会を提供できたといえる。また、協調型推薦アルゴリズムはFRESH! by CyberAgentが提供するチャンネルの推薦において有用であり、ユーザの嗜好に合ったチャンネルの提示ができた。今後は、さらに未視聴チャンネルの評価予測の精度を上げつつ、新しいチャンネルが発見できるような協調型推薦アルゴリズムの実装を目指し、チャンネル検索の手間を軽減することで、FRESH! by CyberAgentを利用して、新しいチャンネルを発見したい人にとってより利用しやすく新しい発見ができるシステムを目指す。

**謝辞** 本研究を行うにあたって、システム開発にあたり多くの助言をいただいた研究室のメンバー、評価実験にご協力いただいた方々に厚く御礼申し上げます。

## 参考文献

- [1]“FRESH! -生放送がログイン不要・高画質で見放題”。  
<https://freshlive.tv/>, (参照 2017-01-11).
- [2]Dietmar Jannach, Markus Zanker, Alexander Felfernig, Gerhard Friedrich 著, 田中克己, 角谷和俊 監訳: 情報推薦システム入門—理論と実践—Recommender Systems: An Introduction, p.1-3, 13-21, 共立出版株式会社 (2012)
- [3]“Amazon.co.jp”. <http://www.amazon.co.jp/>, (参照 2017-01-11).
- [4]雲下泰宏, 大田剛 : ソーシャルネットワークに基づいた学務情報掲示板システムの提案, 情報処理学会第73回全国大会, No.4M-3, pp.619-620, (2011).
- [5]大杉直樹, 門田暁人, 森崎修司, 松本健一 : 協調フィルタリングに基づくソフトウェア推薦システム, 情報処理学会論文誌, Vol.45, No.1, pp.267-278, (2004).
- [6]志甫谷匠, 中島伸介, 角谷和俊 : トレンド分析および推薦対象コミュニティ推定に基づく情報推薦システムの提案, 情報処理学会研究報告, Vol.1009-DBS-149, No.24, pp.1-7, (2009).
- [7]市川祐介 : 利用者の好みをとらえ活かす嗜好抽出技術の最前線 - 2. ネットワーク上のユーザ行動に着目した嗜好抽出・情報推薦 1) 協調フィルタリングを用いたレコメンドサービスの導入事例と課題, 情報処理, Vol.48, No.9, pp.972-978, (2007).
- [8]寺野隆雄 : Web ダイナミクス-膨大で動的な Web 情報の知的処理に向けて - 2. Web 上の情報推薦システム, 情報処理,

- Vol.44, No.7, pp.696-701, (2003).
- [9]市川祐介, 田中明通, 川村亨, 中村敏郎 : 書籍販売サイト bk1 におけるレコメンドエンジン AwarenessNet の導入効果, 情報処理学会研究報告, 2005-GN-55, Vol.2005, No.30, pp.99-104, (2005).
- [10]山下晃弘, 川村秀憲, 飯塚博幸, 大内東 : ユーザ間・アイテム間協調フィルタリングの適応的な融合手法 — MovieLens での格付けデータに基づく検証 —, 情報処理学会研究報告, Vol2009-ICS-154, No.16, pp.105-110, (2009).
- [11]山下晃弘, 川村秀憲, 飯塚博幸, 大内東 : 推薦と格付けの相互作用に基づく推薦アルゴリズムの性能評価, 情報処理学会論文誌 数理モデル化と応用, Vol.2, No.2, pp.47-57, (2009).
- [12]伊藤寛明, 吉川大弘, 古橋武 : アイテムベース協調フィルタリングにおける意外性のあるアイテム推薦手法の検討, 情報処理学会第 76 回全国大会, No.4N-1, pp.609-610, (2014).
- [13]山内一騎, 當間愛晃, 赤嶺有平, 山田孝治, 遠藤聡志 : 情報推薦における評価履歴及び相対的評価に基づいた調整型評価手法の検討, 情報処理学会第 75 回全国大会, No.3C-8, pp.533-534, (2013).
- [14]清田雅子, 山田泰宏, 服部哲, 速水治夫 : テレビドラマの管理支援及び推薦システムの提案, 情報処理学会研究報告, Vol. 2013-GN-87, No.3, pp.1-6, (2013).
- [15]岩根良輔, 藤本典幸, 萩原兼一 : 協調フィルタリングを用いて個人の嗜好を反映するレシピ検索手法の提案, 情報処理学会研究報告, 2008-BIO-015, Vol.2008, No.126, pp.163-166, (2008).