

TV Program Recommender System Using Viewing Time Patterns

방한별 · 이혜우 · 이지형[†]
Hanbyul Bang, HyeWoo Lee, and Jee-Hyong Lee[†]

성균관대학교 정보통신대학 전자전기컴퓨터공학과
Department of Electrical and Computer Engineering, Sungkyunkwan University

요약

오늘날 수많은 TV 프로그램들이 방송됨에 따라 TV 프로그램을 추천해주는 추천 시스템에 관한 연구가 시작되었으며, 추천의 정확도를 더욱 높이기 위한 연구가 현재도 활발히 진행 중이다. 추천 시스템은 장르, 줄거리 등과 같은 메타데이터를 사용하여 TV 프로그램을 추천하거나, TV 프로그램에 대한 시청자의 선호도를 계산하여 TV 프로그램을 추천한다. 본 논문에서는 추천의 정확도를 높이고자 시청비율, 종료시간과의 관계, 최근시청이력 등 시청시간의 여러 패턴을 추가로 사용하여 선호도 계산에 활용하는 협업 필터링 TV 프로그램 추천 시스템을 제안한다. 연구의 효용성을 검증하기 위해 시청시간패턴의 모든 요소를 선호도 계산에 활용한 경우와 단순히 시청자가 가장 많이 시청하는 채널을 추천하는 경우의 협업 필터링 추천 결과를 비교하였다. 실험을 통해 시청시간패턴 모든 요소를 같이 선호도 계산에 활용한 경우의 성능이 증가한 것을 확인할 수 있었다.

키워드 : TV 프로그램, 추천 시스템, 시청시간패턴, 협업 필터링

Abstract

As a number of TV programs broadcast today, researches about TV program recommender system have been studied and many researchers have been studying recommender system to produce recommendation with high accuracy. Recommender system recommends TV program to user by using metadata like genre, plot or calculating users' preferences about TV programs. In this paper, we propose a new TV program Collaborative Filtering Recommender System that exploits viewing time pattern like viewing ratio, relation with finish time and recently viewing history to calculate preference for high-quality of recommendation. To verify usefulness of our research, we also compare our method which utilizes viewing time patterns and baseline which simply recommends TV program of user's most frequently watched channel. Through this experiments, we show that our method very effectively works and recommendation performance increases.

Key Words : TV Program, Recommender System, Viewing time Patterns, Collaborative Filtering

Received: Mar. 22, 2015
Revised : Apr. 5, 2015
Accepted: Sep. 15, 2015
[†]Corresponding author
john@skku.edu

1. 서론

디지털방송이 보편화됨에 따라 채널들과 그에 따른 TV프로그램 수가 지속적으로 증가하고 있다. 이에 따라 시청자들은 많은 TV 프로그램을 제공받게 됐으나, 그 중 시청자가 직접 원하는 TV 프로그램을 찾아 선택해 시청해야 하는 부담이 가중되었다. TV 프로그램의 채널, 장르, 제목 등을 검색하여 해당 TV 프로그램을 시청을 할 수 있게 하는 것은 가능하나 시청자가 시청을 원하는 TV 프로그램이 정해져 있지 않은 경우 검색을 이용할 수 없고, 또한 이는 다양한 TV 프로그램을 효율적으로 제공하지 못한다. 이러한 문제를 해결하기 위해 시청자가 현재 시청하기를 원하는 TV 프로그램을 검색하여 찾아주는 방식이 아닌, 시청자의 취향을 고려하여 시청자가 시청하기를 선호할 것 같은 TV 프로그램을 추천해주는 추천시스템에 관한 연구가 지속되고 있다[1-6].

대부분의 추천시스템 연구들은 추천하려는 콘텐츠의 특성이나 해당 콘텐츠에 대한 사용자들의 평점을 활용한다. 이와 같이 일반적인 추천시스템은 특성, 평점과 같은 정적인 데이터만을 추천에 사용할 뿐, 시간과 같은 동적인 데이터를 사용하지 않는 경향이 있다.

그러므로 선호도에 영향을 주는 동적 데이터의 값이 변해도 선호도 점수에 영향을 끼치

본 연구는 미래창조과학부 및 정보통신기술진흥센터의 산업융합원천기술개발사업(정보통신)의 일환으로 수행된 연구결과임(10041244, 스마트TV 2.0 소프트웨어 플랫폼). 또한, 본 연구는 미래창조과학부 및 정보통신기술진흥센터(IITP)의 SW컴퓨팅산업원천기술개발사업의 일환으로 수행되었음 (B0101-15-0559, 디지털 소상공인 지원을 위한 지역 비즈니스 전략 분석 및 맞춤형 영상홍보 창작 SW 플랫폼 개발)
This is an Open-Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

지 않는다. 본 논문에서는 동적 데이터인 시간을 선호도에 반영시켜 추천 성능을 높이기 위해 시청비율, 종료시간과의 관계, 최근시청이력 등 동적인 시청시간패턴을 기반으로 계산된 선호도 점수를 활용하는 협업 필터링 TV 프로그램 추천 시스템을 제안한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 TV 프로그램 추천 시스템에 관련된 연구들을 소개하고, 3장에서는 본 논문에서 제안한 방법의 배경 지식이 되는 협업 필터링 추천 시스템과 SVD 기법에 대해 설명한다. 다음으로 4장에서는 본 논문에서 제안하는 ‘시청시간패턴을 활용한 TV 프로그램 추천 시스템’에 대해 설명한다. 5장에서는 실험을 통하여 해당 시스템의 효용성을 입증한 후, 마지막으로 6장에서는 본 논문에 대한 결론을 제시한다.

2. 관련 연구

본 장에서는 TV 프로그램 추천 시스템과 관련된 기존 연구들과 그 한계점에 대해 논의한다.

대부분의 기존 연구에서 사용하는 방법은 콘텐츠나 사용자의 특성을 활용하는 방법이다. Hyunho Yoon, et al.[7]은 사용자의 TV 프로그램에 대한 선호도를 구함에 있어 장르, 채널, 인물의 정보를 사용하는 협업 필터링 추천 시스템을 제안하였고, Sangwon Yoo, et al.[8]은 장르, 출연자, 키워드 등의 메타데이터를 특성으로 활용하여 사용자 정보를 모델링을 하는 내용 기반 TV 프로그램 추천시스템을 제안하였다.

하지만 이와 같은 기법들은 채널, 장르와 같은 TV 프로그램의 정적인 메타데이터만을 사용하기 때문에, TV 프로그램이 시간의 영향을 받는 콘텐츠 입에도 불구하고 동적 데이터인 시간 데이터의 값이 변해도 선호도 점수에 영향을 끼치지 않는다는 문제가 있다.

시간이라는 특성을 반영하여 추천에 적용시킨 연구도 진행되었다[9, 10]. 이들은 대부분의 TV 프로그램이 정해진 날짜와 시간에 방영된다는 점에 유추하여서, 시청하려는 시간과 TV 프로그램의 방영시간을 고려해 (time-aware) 시청자의 선호도를 계산하는 추천 방법을 사용하였다. 그러나 여기서 반영된 시간은 특정 시간대(timeslot)에서의 시청유무만을 이용해 선호도를 계산하였을 뿐, 시청자의 시청시간의 변화 등을 파악하고 분석하지 않았다. 따라서 시청자의 특정 시간마다의 시청유무를 파악하는 것을 넘어서 시청자의 시청시간패턴을 파악하는 새로운 기법이 필요하다.

3. 배경 지식

본 장에서는 추천 시스템 중 본 논문에서 사용하는 협업 필터링 기법과 존재하지 않는 선호도 값을 구하기 위한 행렬 분해 기법인 SVD 기법에 대해 살펴본다.

3.1 협업 필터링 추천 시스템

추천 시스템이란 데이터 분석 기술을 이용해 사용자가 관심을 가지는 아이템을 사용자에게 추천해주는 것이다. 그 중 협업 필터링(Collaborative Filtering) 추천 시스템은 대표적인 추천 시스템 중 하나이다. 이는 사용자의 취향과 유사한 취향을 갖는 유사 취향 사용자의 취향을 바탕으로 타겟 사용자가 선호할 것이라고 예측되는 아이템을 추천하게 된다[11]. 협업 필터링 추천 시스템은 아이템에 대한 사용자들의 선호도 혹은 평점으로 이루어진 사용자-아이템 행렬(user-item matrix)을 기반으로 추천이 이루어진다.

협업 필터링에서 가장 많이 쓰이는 방법은 메모리 기반 협업 필터링 방법(Memory-based CF)이다. 메모리 기반 협업 필터링 방법에서는 선호도 점수를 사용하여 유사 취향 사용자와 타겟 사용자간의 유사성을 계산해 평가되어지지 않은 부분을 예측한다. 일반적으로 사용자간의 유사성을 파악하기 위한 측정지표로 피어슨 상관 계수(Pearson Correlation Coefficient)와 코사인 유사도(Cosine Similarity)가 사용된다[12, 13].

사용자 a 와 b 의 피어슨 상관 계수 유사도 $corr_{a,b}$ 은 식 (1)처럼 정의될 수 있다.

$$corr_{a,b} = \frac{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (r_{a,i} - \bar{r}_a)(r_{b,i} - \bar{r}_b)}{\sqrt{\sum_{i=1}^m (r_{a,i} - \bar{r}_a)^2 \sum_{i=1}^m (r_{b,i} - \bar{r}_b)^2}} \quad (1)$$

여기서 $r_{a,i}$ 와 $r_{b,i}$ 는 사용자 a, b 의 아이템 i 에 대한 평점, \bar{r}_a 와 \bar{r}_b 는 사용자 a, b 의 평점들의 평균값을 나타낸다.

사용자 a 와 b 의 코사인 유사도 $cos_{a,b}$ 은 식 (2)처럼 정의될 수 있다.

$$cos_{a,b} = \frac{\vec{a} \cdot \vec{b}}{\|\vec{a}\| \|\vec{b}\|} \quad (2)$$

여기서 \vec{a}, \vec{b} 는 각각 사용자 a, b 의 아이템에 대한 평점을 벡터화 시킨 것으로, 두 벡터 사이 각의 코사인값을 두 벡터의 유사도를 구하는 데 사용하였다.

유사도를 구한 후, 사용자가 평가하지 않은 아이템에 대한 선호도 점수 예측값을 유사도를 이용하여 구한다. 이 때 사용자 a 의 아이템 i 에 대한 예측 선호도는 아래 식 (3)과 같다.

$$P_{a,i} = \bar{r}_a + \frac{\sum_{u=1}^n (r_{u,i} - \bar{r}_u) \times w_{a,u}}{\sum_{u=1}^n w_{a,u}} \quad (3)$$

\bar{r}_a : 사용자 a 의 평점 평균

\bar{r}_u : 사용자 u 의 평점 평균

$w_{a,u}$: 사용자 a 와 다른 사용자 u 의 유사도

그러나 메모리 기반 협업 필터링은 초기에 모든 아이템에 대한 평가가 이루어질 수는 없어, 선호도 점수가 없게 되는 평가 희소성 (Sparsity) 상황이 발생하게 되고, 정확한 추천을 기대할 수 없게 된다.

모델 기반 협업 필터링 추천 방법은 SVD (Singular Value Decomposition), PCA (Principal Component Analysis) 등을 이용해 구하지 못한 평가 값을 예측하는 방법이다. 모델 기반 추천 방법은 희소성 문제 해결에 있어서 좋은 성능을 내는 장점이 있기 때문에 선호도 점수가 희박한 상황에 사용하는 것이 유리하다[14]. 본 논문에서는 모델 기반 협업 필터링 방법 중 SVD를 활용한 추천 시스템을 사용한다.

3.1 SVD (Singular Value Decomposition)

SVD는 행렬을 분해하는 대표적인 기법 중 하나이다. 협업 필터링에서 규모가 크고 선호도 점수가 희박한 사용자-아이템 행렬을 그대로 사용하게 되면 성능이 떨어지기 때문에, SVD를 이용하여 근사행렬을 취함으로써 잠재적이고 중요한 요소를 파악해 추천 시스템의 성능을 향상시키게 된다.

SVD를 이용해 행렬 A 를 아래 식 (4)과 같이 분해가 가능하다.

$$A = U\Sigma V^T \quad (4)$$

$$A^T A = V\Lambda_1 V^T, \quad n \times n \text{ symmetric matrix}$$

$$A A^T = U\Lambda_2 U^T, \quad m \times m \text{ symmetric matrix}$$

$$\Sigma = \sqrt{\Lambda}, \quad \text{singular value of } A$$

행렬 A 가 $m \times n (m > n)$ 크기의 행렬일 때, 행렬 Σ 는 행렬 A 에 대한 고유값 (singular value)을 갖는 $m \times n$ 대각행렬 (diagonal matrix)이다. 행렬 U, V 는 각각 $m \times m, k \times n$ 크기의 직교행렬 (orthogonal matrix)으로, 각각 다른 고유값을 기반으로 한다. SVD를 통해 분해된 행렬들을 그림으로 나타내면 다음과 같다.

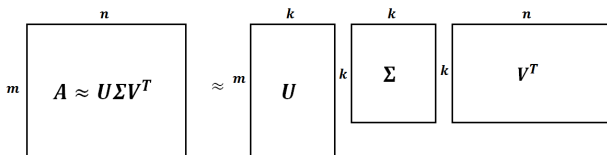


그림 1. SVD 기법을 활용한 행렬 구조

Fig. 1. Matrices Structure by using SVD Technique

본 논문에서는 제안 기법을 이용하여 선호도를 계산한 후 성능 향상을 위해 SVD를 이용하여 근사행렬을 취함으로써 사용자-아이템 행렬에서 구해지지 못한 예측값을 구하게 된다.

4. 제안 방법

본 논문에서는 동적 데이터인 시청시간패턴을 활용하는 협업 필터링 TV 프로그램 추천 시스템을 제안한다. 여기서 시청시간 패턴을 다양한 관점에서 바라보고, 이를 선호도를 계산하는데 활용하였다. 선호도 계산을 위해 시청시간패턴을 아래 3가지로 나누어 고려하였다.

4.1 시청비율

시청자 u_i 가 TV 프로그램 p_j 의 k 번째 회차를 시청하였을 때 시청비율을 식 (5)와 같이 정의한다.

$$ratio(i, j, k) = \frac{Vet_{i,j,k} - Vst_{i,j,k}}{Pet_{j,k} - Pst_{j,k}} \quad (5)$$

- Pst : TV 프로그램 방영 시작시간 (Program start time)
- Pet : TV 프로그램 방영 종료시간 (Program end time)
- Vst : TV 프로그램 시청 시작시간 (Viewing start time)
- Vet : TV 프로그램 시청 종료시간 (Viewing end time)

똑같은 TV 프로그램을 같은 횟수로 시청하더라도 더 많은 시간을 시청하였을 때 더 선호도가 높을 것이라는 가정 하에 시청 비율로 선호도를 매긴다. 이 때 시청시간이 아닌 시청 비율로 매기는 이유는 TV 프로그램마다의 총 방영시간이 다르기 때문이다.

시청자 u_i 의 TV 프로그램 p_j 에 대한 시청비율 기반 선호도 $R_{ratio}(i, j)$ 는 TV 프로그램 p_j 의 전체 방영 회차에 대한 시청 비율의 평균으로 식 (6)과 같다.

$$R_{ratio}(i, j) = \frac{1}{N} \sum_k ratio(i, j, k) \quad (6)$$

그림 2는 시청비율 기반 선호도의 예로 총 방영시간이 1시간 30분인 TV 프로그램을 30분 시청했을 때 시청비율 기반 선호도는 $ratio(i, j, k) = \frac{1}{3}$ 이다.

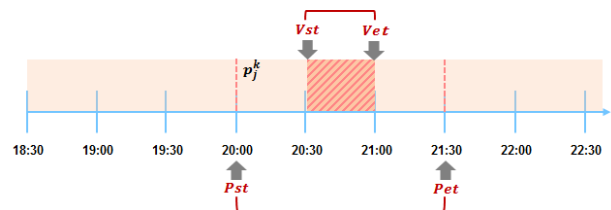


그림 2. 시청비율 기반 선호도의 예

Fig. 2. Example of $ratio(i, j, k)$

4.2 종료시간

시청자가 TV 프로그램 시청을 일찍 종료했다는 것은 해당 TV 프로그램에 대한 흥미도가 떨어진 것으로 간주할 수 있다. 그래서 본 논문에서는 TV 프로그램 시청 종료시간과 TV 프로그램 방영 종료시간의 차이가 클수록 해당 프로그램에 대한 선호도가 낮다는 가정 하에 시청자 u_i 의 TV 프로그램 p_j 에 대한 k 회차의 종료시간 기반 선호도를 식 (7)과 같이 정의한다.

$$finish(i, j, k) = 1 - \frac{Pet_{i,j,k} - Vet_{i,j,k}}{runningTime(j, k)} \quad (7)$$

$runningTime(j, k)$
 = $Pet_{j,k} - Pst_{j,k}$: 프로그램 총 방영시간

선호도를 평준화시키기 위해 TV 프로그램 방영 종료시간과 TV 프로그램 시청 종료시간의 차를 TV 프로그램 총 방영시간으로 나누어 주었다. 이 때 TV 프로그램 총 방영시간은 TV 프로그램 방영 종료시간과 TV 프로그램 방영 시작시간의 차로 계산할 수 있다.

시청자 u_i 의 TV 프로그램 p_j 에 대한 종료시간 기반 선호도는 전체 방영 회차에 대한 종료시간 기반 선호도의 평균으로 식 (8)과 같다.

$$R_{fin.}(i, j) = \frac{1}{N} \sum_k finish(i, j, k) \quad (8)$$

4.3 최근시청이력

같은 TV 프로그램에 대해 같은 횟수의 시청이력을 가지고 있어도 최근 방영된 회차를 많이 볼수록 높은 가중치를 주는 방법이다. 한 프로그램의 최근 5회분 중의 시청비율로 이를 계산한다. 시청자 u_i 의 TV 프로그램 p_j 에 대한 최근 방영된 5회분 중 시청한 횟수를 $recentCnt(i, j)$, 총 방영횟수를 $totalCnt(i, j)$ 라고 하였을 때, 최근시청이력 선호도는 식 (9)로 표현된다.

$$\omega_{recent}(i, j) = \begin{cases} \frac{recentCnt(i, j)}{5} & (5\text{회 이상 방영}) \\ \frac{recentCnt(i, j)}{totalCnt(i, j)} & (5\text{회 미만 방영}) \end{cases} \quad (9)$$

그림 3은 최근시청이력 가중치의 예로 다른 사용자의 시청이력을 비교한 것이다. 사용자 1의 경우 2회차, 5회차를 시청하였고, 이 때 최근 5회분 중 1회만을 시청하였으므로 $\omega_{recent}(1, j) = \frac{1}{5}$ 이다. 사용자 2의 경우 7,8회차를 연속으로 시청하였고, 이 때 7,8회차가 모두 최근 5회분에 속하므로 $\omega_{recent}(2, j) = \frac{2}{5}$ 으로 똑같이 2회분을 봤을 때 사용자 2가 더 높은 가중치를 가지게 된다.

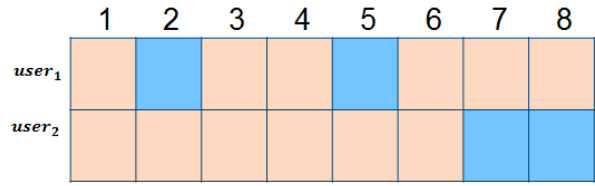


그림 3. 최근시청이력 가중치의 예
 Fig. 3. Example of $\omega_{recent}(i, j)$

시청비율 기반 선호도와 종료시간 기반 선호도의 합에 최근 시청이력 가중치를 주게 될 때, 시청자 u_i 의 TV 프로그램 p_j 에 대한 최종적인 선호도를 구하면 다음 식 (10)과 같다.

$$R(i, j) = \omega_{recent}(i, j) \times (R_{ratio}(i, j) + R_{fin.}(i, j)) \quad (10)$$

5. 실험

이 장에서는 본 논문에서 제안한 시청시간패턴을 활용한 TV 프로그램 추천 시스템의 성능 평가를 위한 실험 환경과 성능 평가 결과를 확인하고 분석한다.

5.1 실험 환경

실험 데이터는 전국 멀티미디어 통합 조사기관인 TNmS¹⁾가 수집한 6개월간의 3,318명의 시청자 개인 시청기록과 KBS1, KBS2, MBC, SBS 4개의 지상파 채널의 TV 프로그램 방영 데이터를 사용하였다. 전처리 과정으로 채널을 돌리는 과정 등의 짧은 시청 시간은 시청하지 않은 것으로 처리하기 위해 10분 미만의 시청 기록은 삭제하였다.

5.2 실험

시청자 각 개인의 시청기록의 80%를 트레이닝 데이터로 사용하여 선호도를 구한 후, SVD를 이용해 사용자-아이템 행렬의 선호도 점수를 예측하였다. 그 후 20%를 테스트 데이터로 사용해 테스트 데이터와 동시간대 프로그램들의 선호도 중 가장 높은 값을 선택해 비교하였다. 본 논문의 제안 기법을 검증하기 위해 베이스라인(baseline)으로 시청시간패턴을 고려하지 않고 시청자가 가장 많이 시청한 채널을 추천하는 방식을 선택했다. 또한 좀 더 정확한 비교를 위해 시청비율 기반 선호도를 따로 사용한 경우, 종료시간 기반 선호도를 따로 사용한 경우, 최근 시청이력만을 고려한 경우와 본 논문에서 말한 시청시간패턴요소들을 모두 고려하여 선호도를 구한 경우, 총 5가지 경우를 비교하였다.

베이스라인과의 성능 비교를 위해 실험의 평가 척도로 예측 정확도(Precision)를 사용하였다. 예측 정확도는 식 (11)과 같다.

1) <http://www.tnms.tv>

$$Precision = \frac{tp}{tp + fp} \quad (11)$$

*Precision*은 추천한 TV 프로그램 중 추천에 성공한 TV 프로그램의 비율이며, 추천 시스템의 유효성을 측정하는 지표 중 하나로 값이 1에 가까울수록 높은 정확도를 보인다고 여겨진다. 여기서 *tp*는 실제 추천에 성공한 TV 프로그램의 개수이며, *fp*는 추천에 실패한 TV 프로그램의 개수이다.

5.3 실험 결과

표 1은 베이스라인과 시청시간패턴 각각을 고려한 방법과 최종적으로 우리가 제안한 방법에 따른 예측 정확도를 비교해 놓았다. ratio는 시청비율을 기반으로 한 방법, finish-time은 종료시간을 기반으로 한 방법, recent는 최근시청이력을 기반으로 한 방법이다. 시청시간패턴을 활용한 방법이 전반적으로 베이스라인보다 높은 예측정확도를 보였고, 시청비율과 종료시간을 기반으로 하여 최근시청기록을 가중치로 사용하는 본 논문의 제안방법이 약 39.4%로 가장 높은 예측 정확도를 보였다.

표 1. TV 프로그램 예측 정확도
Table 1. TV Program Precision

Method	Precision(%)
baseline	34.7
ratio	36.6
finish-time	36.35
recent	39.27
Joint preference	39.4

이로부터 정적인 데이터만을 이용한 추천 방식보다 동적인 시청시간패턴을 활용하여 추천에 적용시킨 추천 방식이 더 좋은 추천 결과를 도출해 낼 수 확인할 수 있었다. 또한 시간이라는 동적 데이터로부터 시청자의 TV 프로그램에 대한 성향이나 선호도 정도를 분석하고, 이를 추천 시스템에 사용할 수 있음을 알 수 있었다.

시청시간패턴 각각을 따로 사용하였을 경우보다 시청비율과 종료시간을 기반으로 하여 최근시청기록을 가중치로 사용하는 본 논문의 제안 기법이 가장 높은 예측 정확도를 높이는 것을 확인함으로써, 시청시간패턴을 다양한 측면에서 바라보고 활용한 것이 좋은 결과를 낼 수 있었다.

6. 결론 및 향후 연구

본 논문에서는 시청시간패턴을 선호도 계산에 활용하는 협업 필터링 TV 프로그램 추천 시스템을 제안하였다. 이를 위해 시청시간패턴으로 각 회차에 대한 시청비율을 이용한 시청비율 기반 선호도, 종료시간과 시청자의 시청 흥미도와와의 관계를 이용한 종료시간 기반 선호도를 구한 후 최근시청이력에 더 가중치를 주는 방식을 이용하였다. 실험을 통해 본 논문에서 제안

한 기법과 같이 시청시간패턴을 고려한 경우가 좋은 성능을 도출한 것을 확인할 수 있었다. 향후 연구에 있어서 다른 관점에서 시청시간패턴을 함께 비교하고 분석 및 연구함으로써 추천에 적용시키면 더욱 높은 예측 정확도를 기대할 수 있을 것이다.

References

- [1] Jinoh Oh, Sungchul Kim, Jinha Kim and Hwanjo Yu, "When to recommend: A new issue on TV show recommendation," *Information Sciences*, pp. 261-274, 2014.
- [2] Ana Belén Barragáns-Martínez, Enrique Costa-Montenegro, Juan C. Burguillo, Marta Rey-López, Fernando A. Mikic-Fonte and Ana Peleteiro, "A hybrid content-based and item-based collaborative filtering approach to recommend TV programs enhanced with singular value decomposition," *Information Sciences*, vol. 180, no. 22, pp. 4290-4311, 2010.
- [3] P. Cotter and B. Smyth, "PTV: Intelligent Personalized TV Guides," *Proceedings of the Seventeenth National Conference on Artificial Intelligence*, pp. 957-964, Austin, TX, USA, 2000.
- [4] Kaushal Kurapati, Srinivas Gutta, David Schaffer, Jacquelyn Martino and John Zimmerman, "A Multi-Agent TV Recommender," *Proceedings of the UM 2001 workshop "Personalization in Future TV"*, 2001.
- [5] Srinivas Gutta, Kaushal Kurapati, KP Lee, Jacquelyn Martino, John Milanski, J. David Schaffer and John Zimmerman, "TV Content Recommender System," *Proceedings of the 17th National Conference of AAAI*, 2000.
- [6] Ana Belén Barragáns Martínez, José J. Pazos Arias, Ana Fernández Vilas, Jorge Garcia Duque and Martin López Nores, "What's on TV Tonight? An Efficient and Effective Personalized Recommender System of TV Programs," *Consumer Electronics*, vol. 55, no. 1, pp. 286-294, 2009.
- [7] Hyunho Yoon, Yonggil Kang, Seongiin Lee and Soowon Lee, "User Preference based personalized Electronic Program Guide," *The Korean Institute of Information Scientists and Engineers*, vol. 32, no. 1, pp. 730-732, 2005.
- [8] Sangwon Yoo, Hongrae Lee, Hyungdong Lee and Hyoung-Joo Kim, "A Content-based TV Program Recommender," *The Korean Institute of Information Scientists and Engineers Transactions on Computing Practices*, vol. 9, no. 6, pp. 683-692, 2003.
- [9] Jinoh Oh, Youngchul Sung, Jinha Kim, Muhammad

Humayoun, Young-Ho Park and Hwanjo Yu, "Time-dependent user profiling for TV recommendation," *Cloud and Green Computing (CGC), 2012 Second International Conference on. IEEE*, pp. 783-787, 2012.

- [10] Roberto Turrin, Andrea Condorelli, Paolo Cremonesi and Roberto Pagano, "Time-based TV programs prediction," *1st Workshop on Recommender Systems for Television and Online Video*, 2014.
- [11] Badrul Sarwar, George Karypis, Joseph Konstan and John Riedl, "Item-based Collaborative Filtering Recommendation Algorithms," *Proceedings of the 10th international conference on World Wide Web. ACM*, pp. 285-295, 2001.
- [12] Jonathan L. Herlocker, Joseph A. Konstan, Al Borchers and John Riedl, "An algorithmic framework for performing collaborative filtering," *Proceedings of the 22nd annual international ACM SIGIR conference on Research and development in information retrieval. ACM*, pp. 230-237, 1999.
- [13] John S. Breese, David Heckerman and Carl Kadie, "Empirical Analysis of Predictive Algorithms for Collaborative Filtering," *Proceedings of the Fourteenth conference on Uncertainty in artificial intelligence*, pp. 43-52, 1998.
- [14] Xiaoyuan Su and Taghi M. Khoshgoftaar, "A Survey of Collaborative Filtering Techniques," *Advances in Artificial Intelligence*, vol. 4, pp. 1-20, 2009.



이혜우(HyeWoo Lee)

2014년 : 성균관대학교 컴퓨터공학과 학사
2014년~현재 : 성균관대학교 대학원 전자전기
컴퓨터공학과 석사과정

관심분야 : Deep Learning, Feature Extraction
Phone : +82-31-290-7987
E-mail : cdxplus@skku.edu



이지형(Jee-Hyong Lee)

1993년 : 한국과학기술원 전산학과 학사
1995년 : 한국과학기술원 전산학과 석사
1999년 : 한국과학기술원 전산학과 박사
2002년~현재 : 성균관대학교 컴퓨터공학과 교수

관심분야 : Fuzzy Theory and Application, Intelligent System,
Machine Learning
Phone : +82-31-290-7154
E-mail : john@skku.edu

저 자 소 개



방한별(Hanbyul Bang)

2015년 : 성균관대학교 컴퓨터공학과 학사
2015년~현재 : 성균관대학교 대학원 전자전기
컴퓨터공학과 석사과정

관심분야 : Recommender System, Machine Learning
Phone : +82-31-290-7987
E-mail : hbyul91@skku.edu