

http://dx.doi.org/10.7236/JIWIT.2012.12.3.75

JIWIT 2012-3-11

강화 학습 알고리즘을 통한 하이브리드 필터링 이미지 추천 시스템

Reinforcement Learning Algorithm Based Hybrid Filtering Image Recommender System

심 연*, 신학철**, 김대기***, 홍요훈****, 이필규*****

Yan Shen, Hak-Chul Shin, Daegi Kim, Yo-Hoon Hong, Phill-Kyu Rhee

요 약 인터넷이 발달하고 접할 수 있는 데이터가 폭증하면서 데이터들에서 사용자는 자신의 기호에 맞는 정보를 찾기가 점점 힘들어 진다. 추천 시스템은 사용자의 기호에 맞는 정보들을 추출하는데 큰 도움을 줄 수 있다. 본 연구는 강화 학습 알고리즘을 기반으로 한 하이브리드 추천 시스템을 사용하여 사용자의 선호도 예측에 대한 정확도를 향상 시켰다. 본 연구는 2000장의 이미지로 테스트를 진행하였다. 테스트 할 때 평균 절대 오차를 구하여 분석한 결과 제안하는 시스템이 협업적 필터링, 내용 기반 필터링, 단순 하이브리드 필터링의 성능보다 더 우수한 것으로 나타났다.

Abstract With the advance of internet technology and fast growing of data volume, it become very hard to find a demanding information from the huge amount of data. Recommender system can solve the delemma by helping a user to find required information. This paper proposes a reinforcement learning based hybrid recommendation system to predict user's preference. The hybrid recommendation system combines the content based filtering and collaborate filtering, and the system was tested using 2000 images. We used mean abstract error(MAE) to compare the performance of the collaborative filtering, the content based filtering, the naive hybrid filtering, and the reinforcement learning algorithm based hybrid filtering methods. The experiment result shows that the performance of the proposed hybrid filtering performance based on reinforcement learning is superior to other methods.

Key Words : Recommender system, reinforcement learning, hybrid filtering, content based filtering, collaborative filtering

1. 서 론

최근에 들어 인터넷을 포함하는 IT기술의 발달 및 보

급으로 접할 수 있는 정보/콘텐츠의 수와 종류도 급격히 증가 하였지만, 그 방대한 볼륨으로 인하여 오히려 원하는 정보/콘텐츠를 찾거나, 구매하기가 더욱 어려워졌다.

*준회원, 인하대학교 컴퓨터정보공학과

**준회원, 인하대학교 컴퓨터정보공학과

***준회원, 인하대학교 컴퓨터정보공학과

****정회원, (주) 세창인스트루먼트

*****정회원, 인하대학교 컴퓨터정보공학과

접수일자 2012년 5월 11일, 수정완료 2012년 6월 2일

게재확정일자 2012년 6월 8일

Received: 11 May 2012 / Revised: 2 June 2012 /

Accepted: 8 June 2012

*****Corresponding Author: pkrhee@inha.ac.kr

Dept. of computer engineering, Inha University, Korea

인터넷과 통신기술의 발달은 정보 검색기술 발전, 수많은 데이터 중에 사용자가 선호할 만한 정보, 콘텐츠, 또는 아이템을 자동으로 제거하는 추천시스템도 인터넷의 역사와 함께 발전한 것이다. 추천 시스템은 사용자가 좋아할 것 같은 상품을 추천 해주는 시스템으로서, 배경화면, 음악, 영화 관련된 사이트, 인터넷 쇼핑몰에서 상품 추천, 웹이나 모바일에서 고객 맞춤 서비스 추천 등에 널리 응용되고 있다.

추천 시스템은 크게 협력적 필터링 기반 추천시스템, 내용 기반 추천 시스템, 하이브리드 추천시스템으로 분류 가능하다.^[11]

연구사례로 Xia, et al^[5]는 정보검색과 협력적 필터링 추천방법을 통합하여 지능적인 에이전트 프레임워크를 구현하였다. Fab^[6]는 하이브리드 추천 시스템으로 웹 페이지를 추천해 주었는데 협력적 필터링과 내용 기반 추천 시스템을 결합하는 방법으로 데이터를 확장할 때 생기는 문제점을 해결하였다. Ahn^[10]은 협력적 필터링에서 초기에 잘 안 되는 “cold-start” 성능을 올리기 위하여 탐구적인 유사도 측정방식을 도입하여 하이브리드 추천시스템을 제안하였다. Charalampos^[9]는 신경망 이론과 협력적 필터링을 결합하는 새로운 방식을 사용하여서 신경망 이론으로 잠재적인 패턴을 인식하여 추천 하는 방법을 제안하였다. Basu^[2]등은 내용기반 필터링과 협력적 필터링을 접목한 영화 추천 시스템을 구축했다. Kyusik Park^[3]등은 TV프로그램을 추천하는 추천시스템을 구현하였다. 그들은 내용 기반 추천 방식과 협력적 필터링을 조합 한 실험에 의하여 가중치 값을 결정하여 추천의 성능을 향상하는 방법을 제안하였다. Shepitsen 등^[4]은 태그를 바탕으로 추천 웹 페이지들을 수집하고, 태그 정보로 구성된 사용자의 프로 파일과 태그 클러스터를 이용하여 개인화 추천 웹 페이지들을 제시하였다.

본 논문에서 제안하는 방식은 사용자의 상황에 따른 하이브리드 추천 방식으로 협력적 필터링 기반의 추천 엔진과 내용 기반 추천 엔진으로부터 추천을 받아 사용자의 상황에 맞는 가중치를 적용하여 추천의 정확성을 향상시키는 방법을 적용하였다. 본 논문은 내용 기반의 추천엔진과 협력적 필터링 추천 엔진을 결합한 하이브리드 추천시스템을 구축하여 이미지 조회 사이트를 구현하여 추천 시스템을 테스트 하였다. 하이브리드 추천 시스템은 협력적 기반 추천 시스템과 내용 기반의 추천 시스템의 단점을 보완함으로써 추천 시스템의 성능을 높일

수 있다. 하이브리드 추천시스템은 협력적 필터링의 “cold start”, 희소성 문제를 내용 기반 필터링으로 보완하므로 더욱 효율적인 추천을 할 수 있게 되었다. 본 논문이 제안하는 방법은 하이브리드 추천 시스템으로 강화학습을 이용하여 가중치 값을 조정하여 협력적 필터링과 내용 기반 추천 엔진으로부터 추천을 통합하여 결과를 보여주었다. 본 논문은 2000개의 이미지로 테스트를 진행하였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장은 관련연구에 대하여 설명을 하였고 3장은 제안하는 하이브리드 추천 시스템 구조에 대하여 4장에서는 실험 및 결과에 대하여 설명하였고 결론을 지었다.

II. 관련연구

1. 추천 시스템

추천시스템은 최초로 “사람들이 추천을 제공하며 시스템이 통합하여 적당한 사람에게 보여 준다”고 정의되어 있다.^[2] 추천 시스템은 사용자에게 사용자가 선호하는 콘텐츠 또는 정보를 제공해주는 시스템으로서, 인터넷의 음악, 영화 사이트 콘텐츠 추천, 인터넷 쇼핑몰에서 상품 추천, 모바일 단말기의 고객 맞춤 서비스 추천 등에 널리 사용되고 있다. 인터넷이 발달하면서 접할 수 있는 정보 및 콘텐츠의 수와 종류도 증가로 수많은 아이템 중에 사용자가 선호할 만한 아이템을 자동으로 추천해주는 시스템도 함께 발전한 것이다. 추천 시스템은 정보 검색 시스템 혹은 검색 엔진으로 “개인화” 혹은 “흥미, 유용성”으로 구분되었다.

판매자나 구매자 모두 추천 시스템으로 인하여 부가가치를 제공하였다. 판매자의 입장에서는 대량 맞춤을 통하여 일대일 마케팅이 가능하고 웹 개인화 서비스가 가능하여 고객의 충성도를 높일 수 있고 또한 고객의 입장에서는 현재 시장 정보 과부하의 현상을 완화하고 완성도를 높일 수 있다. 그 특성으로 인해 많이 상용화 되고 있다. 아래의 도표는 지금까지 개발된 많은 추천 검색 엔진을 예시하고 있다.

표 1. 추천 시스템 상용 엔진
Table 1. Commercial Engine of Recommender System

이름	설명
MeeMix	음악 추천 엔진
Taboola	개인화 비디오 추천 엔진
Hunch	다양한 카테고리를 지원하는 개인화 추천 엔진
Boxee	추천 시스템 그리고 영화 음악 티비 등을 기재하는 소셜 네트워킹 플랫폼
Filmaster	영화 추천 시스템
SweetRS	사탕 캔디 추천 시스템
Strends Recommender	일반 목적으로 사용되는 추천 플랫폼
Ping	애플 회사의 음악추천 시스템, iTunes의 소셜 네트워킹 플랫폼
introAnalytics.com	온라인 데이터, 소셜 미디어, e-commerce 추천 시스템
Easyrac	일반 목적의 추천 시스템 오픈 소스

추천 시스템의 초기 방식은 인기 순위 중에서 상위 랭킹에 해당하는 콘텐츠 혹은 사람이 많이 보는 콘텐츠를 추천해 주는 방식이었다. 그러나 이러한 방식은 개개인의 취향이나 특성을 하나도 고려하지 않았기에 추천에 대한 사용자들의 만족도가 높지 않았다. 이러한 문제점을 개선하고자 많은 추천 시스템들이 연구되었는데 1990년대 중반 이후 추천 시스템의 연구 방향은 크게 콘텐츠 기반 필터링 추천과 협력적 필터링 그리고 하이브리드 추천으로 나뉘었다.^[11]

2. 강화학습

강화학습은 에이전트가 특정한 목적을 달성하기 위해 환경과 상호 작용을 통해 학습을 수행하는 학습 방법이다. 환경에는 많은 상태들이 존재하며 이 상태에 대해 에이전트가 어떤 행동을 결정할 때 이 행동이 목적 달성을 위해 좋은지 혹은 그렇지 못하지 여부를 판단하여 보상 받게 된다. 이러한 과정들을 반복하여 목적을 달성하기 위한 많은 정보를 수집하게 될수록 보다 좋은 결과를 얻게 된다.

에이전트가 환경과 상호작용 할 때 상태, 행동, 보상이라는 세 가지 요소들을 활용하는데 이때의 환경 모델은 Markov Decision Process(MDP)이다. MDP는 마코브 속성을 만족하며 이는 시간 t+1에서는 시간 t의 상태와 행동에 의존하는 속성을 의미한다. 이러한 보상을 통해 미래의 최적화된 상태와 행동을 결정하기 위해 일반적으로 많이 사용되는 강화학습의 알고리즘은 Q-학습 방법으로 다음과 같은 수식으로 표현 할 수 있다.

$$Q(s_t, a_t) \leftarrow Q(s_t, a_t) + \alpha_t(s_t, a_t)[R_{t+1} + \gamma \max_{a_{t+1}} Q(s_{t+1}, a_{t+1}) - Q(s_t, a_t)]^{[1]}$$

Q-학습은 상태 s와 행동 a에 대한 보상이 이루어지며 기존 t시간에 결정되었던 Q값을 이용해 현재 t+1시간에 가장 최적이라고 기대되는 상태와 행동을 취하게 된다. 이때 기대되는 다음의 상태와 행동은 최적은 아니지만 지금까지 모인 정보에 의하면 최적이라고 판단 할 수 있는 상태를 선택하게 된다. 이렇게 상태공간을 탐험하기 위한 전략으로 사용된 e-Greedy정책은 (1-e)%의 비율만큼 각 시도에서 Q값이 가장 큰 행동을 선택하며 e%의 비율로 임의의 행동을 선택하게 된다.

본 논문에서는 개개인의 특화된 맞춤형 추천 서비스의 성능을 향상하기 위하여 강화학습을 사용하였다. 시스템에서 많은 사람이 선호하는 아이템을 추천할 경우 평균적인 만족도는 높아지지만 모든 사람을 만족 시킬 수는 없기 때문에 이러한 개인별 만족도를 높이기 위해서는 사용자의 선호도에 따라 맞는 구성이 필요하기 때문이다.

III. 제안하는 추천 시스템

1. 협력적 필터링

협력적 필터링은 아이템 기반의 협력적 필터링과 사용자 기반의 협력적 필터링으로 나뉜다. 본 논문은 사용자 기반의 협력적 필터링을 사용하였다. 사용자 기반의 협력적 필터링은 사용자 사이의 유사도를 계산한 뒤 유사도를 통하여 선호도를 구한다. 사용자 사이의 유사도 계산 방식은 코사인 유사도 방식을 사용하였다. 얻어낸 유사도로 선호도 예측하는 방식은 간단 하지만 성능이 좋고 가장 널리 사용되는 가중치 평균 방식을 사용하였다.

사용자 i와 u의 아이템 추천 결과 값은 벡터로 표시가 되고 결과 값 간의 유사도는 다음과 같이 코사인 거리에 의해서 계산 한다.

$$\cos(\theta) = \frac{u \cdot v}{\|u\| \|v\|} = \frac{\sum_{i=1}^n u_i \times v_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (u_i)^2} \times \sqrt{\sum_{i=1}^n (v_i)^2}}$$

유사도를 계산한 뒤 유사도에 아래와 같이 가중치를 부여한다.

$$\text{가중치} = W_{uv} = \left(\frac{C_{uv} - L}{1 - |L|} \right)^2$$

다음 단계는 선호도 예측인데 weighted average 방식은 다음과 같다.

$$p_{ui} = \frac{\sum_{v=1}^n w_{uv} \times r_{vi}}{\sum_{v=1}^n w_{uv}}$$

여기서 u는 사용자이고 v는 이웃 사용자이며 n은 이웃사용자의 수이고 p는 이미지 i에 대한 사용자 u의 예상 평점이고 w는 사용자 a 와 u의 유사도이고 r은 이미지 i에 대한 사용자 u의 평점이다.

2. 내용 기반 필터링

이미지 선호도 계산 및 업데이트

이미지 i에 대한 사용자 u의 선호도를 최근 2주에 이 이미지를 조회 기록을 참조하여 결정한다. 그러므로 $i=1,2,3,\dots, N$, 여기서 N은 모든 조회한 이미지의 개수이다. Fi중에서 제일 많이 사용된 이미지를 $Maxi(Fi)$ 라고 정의한다. 조회한 이미지들에게 가중치를 부여한다.

아래와 같이 이미지 i에 대한 사용자 u의 선호 점수 (item preference score)를 계산 할 수 있다.

$$IPS_i^U = \frac{F_i * w_i}{\max_i(F_i)}$$

다음 단계로 사용자의 관심사항을 보여주기 위하여 이번 주와 지난주 기록을 동시에 고려한다. 즉 업데이트 하는 사용자 u가 이미지 i를 선호하는 선호도는 s번째 주와 s-1번째 주의 평균을 취한다.

$$IPS_{update_i}^U = \frac{IPS_i^U(week_{s-1}) + IPS_i^U(week_s)}{2}$$

장르 선호도 계산 및 업데이트

장르 선호도는 한 사용자가 한 개 장르에 대한 선호도 계산이다. 사용자 u가 매 장르마다 사용한 장르마다 개수를 라고 설정한다. 여기서 $S=1,2,3,\dots,T$ 인데 T는 장르의 수이다. 제일 많이 본 장르는 $MAXs(Fs)$ 라고 설정한다. 사용자 u에 대하여 장르 선호도도 이미지 선호도와 같은

방법으로 계산 한다.

내용 기반 필터링은 사용자의 이미지 선택 기록을 통하여 사용자의 취미를 예측한다. 내용 기반 필터링은 개인의 취향과 장르 선호도를 곱해서 높은 수치 순으로 추천해준다. 이미지 i에 대한 사용자 u의 최종 선호도는 다음 λ 과 같이 계산된다.

$$\lambda_{u-i}^{\omega} = \alpha_{u-i}^{\omega} * \beta_{u-p}^{\omega}$$

여기서 λ 는 내용 기반 필터링으로 이미지 i에 대한 번째 주의 최종 선호도이다. α 는 사용자 u가 이미지 i에 대한 최종 선호도이고 β 는 사용자 u가 장르 p에 대한 최종 선호도이다.

3. 강화 학습을 이용한 하이브리드 추천 시스템

하이브리드 추천시스템은 협력적 필터링에서 나타나는 “cold start”와 희소성 문제를 해결하기 위하여 내용 기반 필터링을 융합한다. 하이브리드 추천 시스템이라도 사용자가 바뀔 때 마다 성능이 불안정한 경우가 발생한다. 본 논문에서는 이러한 문제를 해결하기 위하여 하이브리드 추천 시스템에 강화 학습 알고리즘을 적용한다. 제안하는 강화학습 기반의 추천 알고리즘은 사용자마다 다른 가중치를 적용 할 수 있기 때문에 보다 정확한 추천을 해줄 수 있는 장점을 가지게 된다.

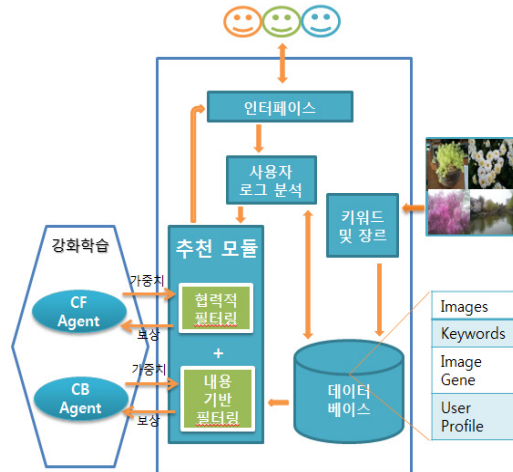


그림 1. 강화 학습 알고리즘 기반 하이브리드 추천 시스템 구조도

Fig. 1. Reinforcement learning based hybrid recommender system structure

그림 1과 같이 사용자는 인터페이스를 통하여 이미지를 조회하고 사용자가 선호하는 이미지를 추천받는다. 제안하는 추천 시스템은 사용자 로그를 분석하여 협력적 필터링과 내용기반 필터링을 결합하여 이미지를 추천해 준다. 이미지는 이름, 장르 및 키워드 별로 데이터베이스에 저장된다. 제안하는 추천시스템은 사용자의 로그를 분석하고 이미지 데이터 정보를 분석하며 강화학습 에이전트를 통하여 사용자마다 최적화된 가중치를 선택하여 결과 이미지를 추출하여 추천해준다.

강화학습을 통한 가중치 변화

모든 사용자는 두 개의 에이전트를 보유하며 이 에이전트는 협력적 필터링과, 내용기반 필터링의 가중치를 결정하기 위한 용도로 사용된다. 각 에이전트의 상태는 0에서 1사이의 값이 순차적으로 고르게 분포 되어 있으며 초기 상태는 중앙값인 0.5의 상태로 초기화 된다. 이 상태는 사용자의 만족도에 의해 결정되는 보상 값에 따라 변화되며 협력적 필터링에 대한 만족도와 내용기반 필터링에 대한 만족도를 이용해 두 에이전트를 학습시킨다. 이 과정을 반복수행 하면서 에이전트는 해당 사용자가 선호하는 협력적 필터링과 내용기반 필터링을 결정하게 되며 반복되는 수행 횟수가 많아질수록 개인의 선호도에 적합한 가중치를 결정해 준다.

Q-학습의 다음 상태와 행동을 결정하기 위한 정보를 저장하는 테이블은 임의의 값으로 초기화 되어 있으며 초기에는 만족할 만한 결과를 얻지 못한다. 하지만 상태와 행동에 대한 보상이 반복될수록 신뢰도가 높아지는데 여기에 사용되는 보상은 사용자가 선택한 만족도를 통해 적용되며 보상 값은 다음 테이블과 같이 주어진다.

표 2. 만족도 및 보상 값 기준
Table 2. Raking and Rewarding Table

만족도	5	4	3	2	1
보상값	2	1	0	-1	-2

강화학습은 특정 수준 이상이 되면 학습을 중단하게 되는데 한번 결정된 값은 빠른 시간 안에 쉽게 바뀌지 않기 때문이다. 또한 사용자의 실수나 잘못된 판단으로 발생할 수 있는 보상이 오히려 가중치를 더 나쁘게 조절할 수 있기 때문에 성능에 따른 보상의 시기를 조절한다. 최

근 만족도의 평균이 4점 이상일 경우 학습을 수행하지 않고 그 이하일 경우 학습을 수행한다.

IV. 실험 및 결과

1. 구현 환경

본 논문은 Windows 7 기반의 Apache Tomcat 7.0 서버를 사용하였고, 데이터베이스는 MySQL5.5을 사용하였다. 통합 개발 환경은 Eclipse Indigo이며, 사용된 서버 측 언어는 JSP 및 JAVA이다.

2. 실험 데이터 및 방법

실험 데이터

본 논문은 2000장의 풍경, 동물, 인물 등의 이미지로 테스트를 진행하였다.

이미지 조회 및 추천방법

이미지 조회 페이지는 키워드 검색을 통하여 관심 있는 이미지를 조회한다. 조회된 이미지 중에서 관심이 가는 이미지를 클릭하고, 사용자는 시스템이 추천한 이미지를 보고 마음에 드는지 들지 않는 지를 결정하여 1점부터 5점까지 점수 부여한다. 이에 따른 보상 값은 Table 2에 나와 있다.

성능평가방법

추천의 성능평가방법은 MAE방법을 사용하였다. MAE방법^[8,9]은 추천 시스템에서 가장 많이 사용된 측정법이며 예측한 순위와 실제 순위의 차이를 보여준다. MAE를 구하는 방법은 다음과 같다.

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^N |P_i - R_i|}{N}$$

여기서 P는 예측한 순위이고 R은 실제 순위이다. N은 예측한 아이템의 개수이다.

3. 실험결과

본 논문은 10명의 사용자로부터 2000개의 이미지 데이터를 사용하여 테스트를 진행하였다. MAE(Mean Abstract Error) 을 계산하여 각각 협력적 필터링(CF)만

적용한 추천 시스템, 내용 기반 필터링(CB)만 적용한 추천시스템 그리고 협력적 필터링과 내용기반 필터링을 단순 결합한 하이브리드 추천 시스템(Hybrid) 마지막에 강화학습을 적용하여 파라미터를 조정한 하이브리드 추천 시스템의 순서로 실험을 진행하였다.

그림 2는 협력적 필터링(CF), 내용기반필터링(CB), 하이브리드(Hybrid), RL-hybrid를 각각 테스트 한 결과이다. 세로축은 MAE결과 값이고 가로축은 조회하고 평가를 한 이미지 개수이다. 그림 2를 보면 이미지 아이템 개수가 늘어날수록 예측 성능이 좋아진다.

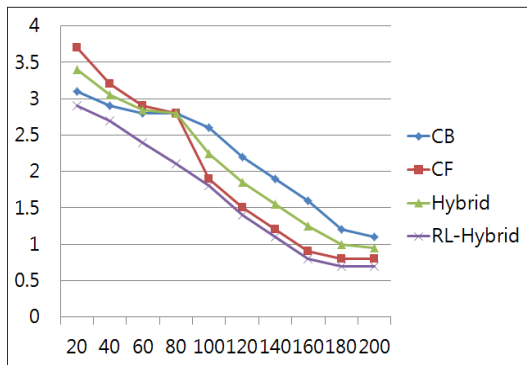


그림 2. 협력적 필터링, 내용 기반 필터링, 하이브리드, 제안하는 알고리즘의 MAE 결과 곡선

Fig. 2. MAE of Collaborative filtering, Content based filtering, Hybrid filtering, RL based Hybrid filtering

표 3. 실험 결과

Table 3. Experiment Result

	CB	CF	Hybrid	RL-hybrid
MAE	0.91	0.86	0.88	0.72

표 3은 실험 참가자들이 평가한 선호도와 예측 선호도를 평균을 구한 값이다. 정확도는 MAE가 0.72로 강화학습을 기반을 한 하이브리드 추천 시스템이 제일 높은 것으로 나타나고 있다.

V. 결론 및 향후 방향

본 논문에서는 하이브리드 추천시스템의 성능을 향상시키기 위하여 강화학습을 통한 추천 시스템을 제안하여 구현하였으며, 이를 실제 이미지 추천 시스템에 적용하여 그 효율성을 평가함으로써 시스템의 유효성을 검증

하였다.

제안하는 하이브리드 추천시스템은 협력적 필터링에서 나타나는 “cold start”와 희소성 문제를 해결하기 위하여 내용 기반 필터링을 융합 하였다. 하이브리드 추천 시스템이라도 사용자가 바뀔 때 마다 성능이 불안정한 경우가 발생한다. 본 논문에서는 이러한 문제를 해결하기 위하여 하이브리드 추천 시스템에 강화 학습 알고리즘을 적용하여 단점을 보완하였다.

본 논문은 협력적 필터링, 내용 기반 필터링, 단순 하이브리드 필터링, 강화 학습 알고리즘을 적용한 하이브리드 필터링을 비교 평가 하였다. 평균절대오차(MAE)를 사용하여 선호도 예측 정확도 실험에서 강화 학습 알고리즘을 적용한 하이브리드 추천시스템은 우수함을 나타내고 있다.

본 논문의 한계점도 다수 존재한다. 우선, 이미지 추천에만 적용하였다는 점을 들 수 있다. 일반 쇼핑물의 상품 추천으로 다양한 적용 범위를 설정하여 본 연구 결과를 일반화 할 수 있다. 그리고 시스템을 활용화하기 위해서는 대량의 테스트 데이터를 이용하여 안정성을 확보해야 할 것이다.

참고 문헌

- [1] Richard S. Sutton and Andrew G. Barto, "Reinforcement Learning," The MIT Press, 1998.
- [2] Paul Renick and Hal R. Varian, "Recommender System," Communications of the ACM" Vol 40, No.3, March. 1997
- [3] Kyusik Park, Jongmoo Choi, and Donghee Lee, "A Single-Scaled Hybrid Filtering Method for IPTV Program Recommendation," 2010.
- [4] Shepitsen, A., Gemmell, J., Mobasher, B. and Burke, R., "Personalized Recommendation in Social Tagging Systems Using Hierarchical Clustering," Proceedings of the 2008 ACM conference on Recommender systems, Lausanne, Switzerland, 2008, pp. 259-266.
- [5] Xia, Z, "An Agent Framework for Recommendation," Proceedings of the 6th WSEAS Int. Conference on Telecommunications, Dallas, Texas, USA, March 2007, pp. 22-24.

- [6] BALABANOVIC, M, SHOHAM, Y, Fab, "Content-Based, Collaborative Recommendation," Communications of the ACM, New York, Vol. 40, No. 3, Mar. 1997, pp. 66-72.
- [7] G. Adomavicius, A. Tuzhilin, "Toward the next generation of recommender systems: a survey of the state-of-the-art and possible extensions," IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering 17 (6), 2005, pp. 734 - 749.
- [8] K. Goldberg, T. Roeder, D. Gupta, and C. Perkins, "Eigentaste: a constant time collaborative filtering algorithm," *Information Retrieval*, Vol. 4, No. 2, 2001, pp. 133 - 151.
- [9] J. L. Herlocker, J. A. Konstan, L. G. Terveen, and J. T. Riedl, "Evaluating collaborative filtering recommender systems," ACM Transactions on Information Systems, Vol. 22, No. 1, 2004 pp. 5 - 53.
- [10] Daniel Billsus and Micheal J. Pazzani., "Learning Collaborative Information Filters," Proceedings of the Fifteenth International Conference on Machine Learning, pp. 46-54, July 1998.
- [11] Francesco Ricci and Lior Rokach and Bracha Shapira, Introduction to Recommender Systems Handbook, Springer, 2011, pp. 1-35

※ 본 논문은 중소기업청에서 지원하는 2011년 산학연협력 기업부설연구소 지원 사업(00045700-1)의 연구수행으로 인한 결과물임을 밝힙니다.

저자 소개

심 연(준회원)



- 2011년 2월 인하대학교 컴퓨터정보공학과 졸업(학사)
- 2011년 3월 ~ 현재: 인하대학교 컴퓨터정보공학과 (석사)

<관심분야: 지능 컴퓨팅, 컴퓨터비전, 추천 시스템>

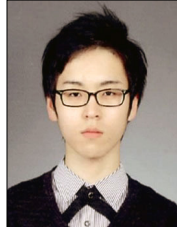
신 학 철(준회원)



- 2003년 ~ 2010년 : 인하대학교 컴퓨터정보공학 (학사)
- 2010년 ~ 현재 : 인하대학교 컴퓨터정보공학 (석사)

<관심분야: 영상처리, 패턴인식, 기계 학습>

김 대 기(준회원)



- 2010 ~ 현재 인하대학교 컴퓨터정보공학과 학사과정

<관심분야: 클라우드 컴퓨팅, 추천 시스템>

홍 요 훈(정회원)



- 1982.02 인하대학교(학사)/전자공학
- 1994.08 서강대학교/컴퓨터공학
- 2001.07 숭실대학교(박사)/컴퓨터공학
- 현재 세창인스트루먼트 연구소장

<관심분야: 웹플랫폼, 스마트생체계, 클라우드 컴퓨팅>

이 필 규(정회원)



- 1982.02 서울대학교(학사)/전기공학
- 1986.08 East Texas State Univ.(석사)/전산학
- 1990.12 Univ. of Louisiana (박사)/전산학
- 현재 인하대학교 컴퓨터정보공학과 정교수

<관심분야: 컴퓨터 비전, 패턴 인식, Big Data 컴퓨팅, Machine learning>