

이용자 추천 서비스: 추천 알고리즘의 소개

이수상 _ 부산대학교

1. 추천과 추천시스템

1) 추천

국어연구원의 [표준국어대사전]에서 ‘추천(推薦)’은 “어떤 조건에 적합한 대상을 책임지고 소개함”이라고 정의하고 있다. [Cambridge Dictionary]에 따르면, 영어단어의 ‘recommendation’은 “a suggestion or advice that someone or something is good, right, or suitable for a particular purpose”로 뜻풀이되고 있다. “특정한 목적에 부합하는 사람 또는 사물을 제안 또는 조언”으로 번역할 수 있다. 정리하면, 추천은 어떤 조건(또는 특정한 목적)에 적합한 대상(사람 또는 사물)을 소개(제안, 조언)하는 것으로, 추천자가 책임을 질 정도로 추천대상이 적합하여야 한다. 여기서 ‘책임’을 강조하는 것은 추천의 대상이 수요자(피추천자)에게 적합한 것이어야 함을 의미한다. 결국 추천이라 행위는 추천자(사람 또는 기계)가 수요자에게 추천의 대상(사람이나 사물)을 제시하는 것으로, 추천의 조건(목적)에 따라 추천자는 적합한 추천대상을 선별하여야 하며, 수요자도 그것의 적합성을 평가하는 기제가 있어야 한다. 즉 추천은 추천자, 선별기법, 추천대상, 수요자, 평가의 5가지 구성요소를 가지는 행위이다.

우리는 일상생활에서 다양한 대상들을 추천하고, 추천받는다. 도서, 드라마, 영화, 음악, 음식, 식당, 상품, 직업, 배우자 등 추천대상은 매우 다양하다. 일상생활에서의 추천은 대체로 “내가 사용해 보았는데, 그것 참 좋더라, 너도 한번 사용해 봐라”와 같이 사용경험을 공유하고자 하는 행위이다. 특정한 대상을 선택하고자 할 때 선택에 도움이 되기도 하지만, 딱히 요구가 없었는데도 추천을 받을 수 있다. 그리고 추천이 상대의 성향을 고려하기도 하고, 그것을 의식하지 않

기도 한다.

이러한 상황을 구체적으로 정리하면 다음과 같다. ‘영화의 추천’을 사례로 설명 하자. 한 개인이 특정한 영화를 보고난 후 긍정적인 가치를 느꼈을 경우(선호태도가 긍정적이라고 함), 타인에게 그 영화를 이야기하면서 추천을 한다. 이것은 선호태도에 대한 사회적 동의(social proof)를 구하는 행위이며, 타인은 동의 여부를 판단한다. 물론 타인이 요청(“뭐 좋은 영화 없어?”)한 것에 대한 응답으로, 또는 그런 요청이 없는데도 추천자가 의도적으로 추천(“어제 OOO 영화 봤는데 좋더라, 한번 보라”)할 수도 있다. 한편, 특정 영화의 마케팅을 위해 그 영화를 타인에게 추천하는 것은 좀 더 적극적인 추천행위이다. 이 경우, 해당 영화 자체의 가치적 속성을 많이 강조해야하며, 타인은 영화의 가치적 특성이 자신의 관심사에 부합하는 경우, 그 추천을 받아들여지게 된다. 추천자(개인)와 수요자(타인) 간의 사회적 동의보다 대상(영화)의 속성이 수요자(타인)의 관심사에 부합해야 한다. 최근 부각되고 있는 추천시스템은 후자의 추천행위처럼 좀 더 즉각적인 추천이며, 대체로 기계처리(알고리즘)를 기반으로 한다.

2) 추천시스템

일반적인 추천시스템은 사용자의 과거 히스토리에 기반을 두어 사용자 프로파일을 생성하고, 이 프로파일 정보를 통해 다른 유사한 사용자들이 좋아하는 아이템이나, 혹은 사용자가 좋아하는 아이템과 유사한 아이템을 추천한다(정연오 등, 7).¹⁾ 추천시스템의 관점에서 추천행위의 구성요소를 정리하여 보자. 추천자는 추천시스템 그 자체이며, 추천대상은 아이템(item)이며 그 속성은 메타정보로 표현된다. 사용자(user)는 아이템을 사용한 경험이 있거나(사용경험자), 그 아이템의 경험이 없지만 추천을 받을 의사가 있는 사람(수요자)들을 의미한다. 사용자의 경험 즉, 사용기록(transaction)은 추천대상을 사용(구매, 평가 등)한 이력정보이며, 사용경험자와 수요자가 사용기록을 공유하는 방식에 따라 추천기법(algorithm)은 달라진다. 추천기법은 추천대상의 선별기법이며, 그 결과의 추천대상은 수요자에 의해 적합성이 평가(evaluation)된다.

1) 정연오, 이성우, 이지형. 2013. 개인화된 전문가 그룹을 활용한 추천 시스템. 한국지능시스템학회 논문지, 23(1): 7-11.

2. 추천기법의 유형

추천기법 즉 추천 알고리즘은 추천시스템의 핵심요소이다. 추천은 사용자의 경험적 가치를 수요자와 공유하도록 하는 것이며, 추천대상의 아이템은 다양한 필터링 방법으로 선별한다. 필터링(filtering)은 복수의 항목들 중에서 적당한 항목을 선택하는 기술(서봉원, 19)이며²⁾, 추천에서 필터링은 특정 조건(목적)에 부합하는 추천대상 아이템들을 선별(추출)하는 행위이다.

아이템들을 필터링하는 기준은 대체로 다음의 2가지 데이터를 기반으로 한다. 첫째, 성향에 따라 사용자들을 연관성 있는 집단들로 구분하고, 특정 집단의 구성원들이 사용한 아이템들을 확인하고, 미사용 아이템들을 사용경험이 없는 구성원(수요자)들에게 추천하는 방식이다. 둘째, 아이템들을 속성에 따라 연관성 있는 집단으로 구분하고, 그것들을 사용한 사용자 집단을 확인하여, 그 집단에서 아직 사용하지 않은 아이템들을 구성원들이 사용하도록 하는 방식이다. 사용자 집단이든 아이템 집단이든 유사한 집단을 구분하는 것이 관건인데, 대체로 사용기록을 활용한다. 그러나 아이템의 사용기록이 없으면, 다른 기준으로 필터링을 해야 한다. 사용기록을 어떤 수준으로 확보하고 활용하는가에 따라 추천기법이 달라질 수 있지만, 사용기록의 활용 여부에 따라 추천기법의 유형을 구분하면 다음과 같다.

〈표 1〉 추천기법의 유형 구분

		사용자 성향	아이템 속성
사용기록 미활용		인구통계학적 규칙에 의한 추천	콘텐츠 기반 필터링
사용기록 활용	규칙 적용	-	연관규칙에 의한 추천
	협업 필터링	사용자 기반 협업 필터링	아이템 기반 협업 필터링

1) 인구통계학적 규칙에 의한 추천

전자상거래의 초기단계와 같이 사용기록(구매자와 구매리스트)이 없을 경우, 사용기록으로 사용자의 성향을 분석하여 추천하는 것은 불가능하다. 따라서 유사한 성향을 가진 사람들을 그룹화하여 개별 분석이 가능한 인구통계학적 필터링

2) 서봉원. 2016. 콘텐츠 추천 알고리즘의 진화, 방송트렌드&인사이트. 5: 19-24.

추천을 할 수밖에 없다. 사용자가 입력한 개인정보(지역, 나이, 성별, 수입 등)에 따라 인구통계학적 특성(예를 들어, 서울, 부산, 울산 지역 등)으로 사용자들의 집단을 구분한다. 그리고 사용자 집단의 구성원이 특정한 아이템을 구매하면, 다른 구성원들에게도 해당 아이템을 추천하도록 추천대상으로 필터링한다. 예를 들어 지역/나이/성별에 따라 구분된 사용자 집단 G의 한 사용자가 상품 A를 구매하면 집단 G에 속한 다른 사용자들에게 상품 A를 추천하는 방식이다.

2) 연관규칙에 의한 추천

연관규칙(association rule)은 데이터들의 발생빈도를 사용하여 각 데이터 간의 연관관계를 밝히는 방법을 말한다. 예를 들면 슈퍼마켓에서 '시리얼'을 구매하는 고객들이 '우유'도 같이 구매하는 경우, 두 상품 간에는 연관관계가 있다고 분석하는 것과 같다. 이처럼 사용자의 구매빈도의 패턴에서 파악하는 연관관계의 가장 대표적인 기법이 'Apriori 알고리즘'이다.

Apriori 알고리즘을 이용한 추천의 과정을 세분하면 다음과 같다. ① 아이템들의 사용기록을 확보한다. ② 사용기록을 토대로 동시출현(동시구매) 빈도가 높은 빈발 아이템 집합(frequent item set)들을 판별하기 위해 지지도(support)를 계산한다. ③ 아이템 집합 간의 연관성의 강도를 측정하기 위해 신뢰도(confidence)를 계산한다. ④ 생성된 규칙이 실제 효용가치가 있는지를 판별하기 위해 향상도(lift)를 계산한다. ⑤ 동시구매의 패턴이 강한 연관규칙(지지도, 신뢰도, 향상도)을 가지는 아이템 집합을 찾아서 추천을 한다. 예를 들어, '시리얼'을 구매하는 고객은 '우유'를 동시에 구매하고 '라면'을 구매하는 고객은 '계란'과 '참치캔'을 동시에 구매하는 패턴이 나오면, 이들을 기반으로 '시리얼'을 구매하는 다른 고객들에게 '우유'를 추천하고, '라면'을 구매하는 고객들에게는 '계란'과 '참치캔'을 추천하는 방식이다.

Apriori 알고리즘은 구현하기 쉽고, 어느 정도 만족할 만한 결과를 보여준다. 그러나 아이템의 개수가 많아지면 계산의 복잡도가 엄청나게 증가하는 단점이 있다.³⁾

3) 출처: <https://ratsgo.github.io/machine%20learning/2017/04/08/apriori/> [인용일: 2018.01.05.]

3) 콘텐츠 기반 필터링(Content-based Filtering, CBF)

콘텐츠(아이템)의 특성을 기술하는 메타정보를 기반으로 유사한 콘텐츠의 집단을 구분하여 추천하는 방식이다. 이러한 메타정보는 영화의 줄거리, 뉴스의 내용, 상품의 설명텍스트 등과 같이 대체로 텍스트 데이터에서 파악한다. 각 콘텐츠의 텍스트에서 속성정보를 가공해야 하는데, 속성정보는 주로 텍스트에서 추출한 단어리스트, 또는 단어가방(bag of words)으로 표현된다. 각 콘텐츠의 특성을 표현하는 단어들(자질, features)을 식별하고, 단어들의 출현빈도를 확인하여, 이를 벡터(vector)로 표현한 것이다. 즉, 각 콘텐츠는 단어의 벡터로 표현하며, 그 벡터형태의 메타정보를 이용하여 사용자(수용자)는 원하는 아이템들을 선택하게 된다. 사용자가 원하는 바를 기술한 것을 사용자 프로파일이라 하며, 이 또한 단어들로 표현한다. 사용자 프로파일은 사용자가 사용(선호)했던 콘텐츠들에서 자주 나타나는 속성정보로 만들 수 있다. 아무튼 콘텐츠(내용) 기반 필터링은 사용자 프로파일의 단어들(사용자의 단어벡터)과 콘텐츠의 단어벡터들(콘텐츠 프로파일이라고도 함)과 유사성을 비교하여 적합한 콘텐츠들을 찾아내는 방식이다. 적합성의 정도에 따라 필터링된 결과의 순위화도 가능하다.

콘텐츠 기반 필터링 추천의 핵심은 첫째, 콘텐츠의 메타정보인 자질벡터를 어떻게 파악하고 모델링하는가 하는 문제이다. 콘텐츠에서 자질(단어들)은 자연어처리(NLP)로 추출하며, 자질벡터는 가장 단순한 TF-IDF 기법에서부터 잠재의미 분석(Latent Semantic Analysis), LDA(Latent Dirichlet allocation), word2vec 등의 기법들로 표현할 수 있다. 둘째, 어떻게 콘텐츠를 추천하는가 하는 문제이다. ① 수요자의 관심(사용자 프로파일)과 콘텐츠들의 메타정보를 비교하여, 매칭되는 콘텐츠들만 필터링하여 추천하는 방식이 있으며, 정보검색 기법과 유사하다. ② 콘텐츠의 메타정보를 기반으로 유사한 콘텐츠들을 분류한 다음, 동일 범주 내 콘텐츠들을 특정한 사용자 집단에게 추천하는 방식이 있다. 후자의 방식에서는 기계학습 기반의 아이템 범주화, 클러스터링(군집화), 네트워크 분석 등과 같은 콘텐츠들을 유사집단으로 분류하는 기법을 사용한다. 기계학습 기반의 아이템 범주화는 콘텐츠의 자질벡터 표현 방식, 분류기 기법(나이브 베이즈, kNN, 의사결정나무, SVM, 신경망 등)의 선택에 따라 다양한 기법들로 구현한다. 콘텐츠 클러스터링 기법들도 다양하며, 콘텐츠를 연관성에 따라 네트워크를 구성하여 유사집단을 구분할 수도 있다.

콘텐츠 기반 필터링 추천의 장점은 사용기록이 없어도 정확도가 높은 추천이 가능하다는 점이며, 단점은 추천의 과정이 너무 복잡하다는 점이다.

4) 협업 필터링

협업 필터링(collaborative filtering; CF)에서 ‘협업’은 특정 사용자 집단의 유사한 사용행위를 의미하며, ‘협업 필터링’은 협업에서 파악한 정보를 기반으로 추천대상을 추출하여 수요자에게 추천한다는 의미이다. 사용자 집단의 유사한 행위는 사용기록을 통해 파악한다. 협업 필터링은 Amazon의 상품(도서) 추천, Netflix의 비디오 추천, GroupLens의 뉴스 추천, MovieFinder의 영화 추천 등에서 사용하는 알고리즘이다. Amazon은 사용자의 상품평가(별점 또는 텍스트) 데이터를 활용하여 연관성이 높은 상품을 추천한다. Netflix은 전 세계 수천만명의 고객이 비디오(영화) 감상 후 입력한 비디오 평가 데이터를 바탕으로 각 고객에 맞는 비디오를 추천한다. 협업 필터링은 사람들의 사용패턴을 사용하므로 사회 필터링(social filtering)이라고도 한다. 성향이 비슷한 사람들은 선호하는 것들도 비슷할 것이라는 가설을 전제로 한다.

추천대상의 추출을 위한 협업 필터링은 2가지 접근 방식이 있다. 첫째, 사용기록에 따라 유사한 사용자 집단을 분류하고 그들이 사용한 아이템들을 공유하도록 하는 필터링(사용자 기반 협업 필터링, user-based CF)이고, 둘째, 사용기록에서 유사한 아이템 집단을 분류하여 그 아이템들을 사용자들에게 공유하도록 하는 필터링(아이템 기반 협업 필터링, item-based CF)이다. 유사한 사용자 집단과 아이템 집단을 분류하는 방식은 콘텐츠 기반 필터링에서 언급한 범주화(분류) 방법을 사용한다. 콘텐츠 기반 필터링은 아이템 기반 협업 필터링과 처리과정이 유사하지만, 사용기록을 사용하는가 하는 여부에 차이가 있다.

아래의 사용기록 예시로 추천과정을 간략하게 소개하면 다음과 같다(오진호, 유한조, p.3 참조하여 재구성).⁴⁾ 이 사례는 사용자가 아이템에 평점의 형태로 남긴 사용기록을 사용한다. ① 사용자 2와 사용자 3은 4가지 아이템에 대한 선호도가 유사하다. 그런데, 사용자 2는 아이템 A를 사용하지 않았기에, 이것을 추천할 수 있다. ② 아이템 C와 아이템 D는 유사한 사용평판을 나타내고 있다. 그래서 아

4) 오진호, 유한조. 2014. 추천시스템, 정보과학회지, 32(1): 53-58.

아이템 C는 사용자 5에게 추천하더라도 부정적일 것이라 유추할 수 있으며, 아이템 D는 선호적이기에 사용자 4에게 추천할 수 있다.

	아이템 A	아이템 B	아이템 C	아이템 D
사용자 1	좋음	나쁨	좋음	좋음
사용자 2		좋음	나쁨	나쁨
사용자 3	좋음	좋음	나쁨	나쁨
사용자 4	나쁨		좋음	
사용자 5	좋음	좋음		나쁨

이 경우, 세부적인 기능은 다음과 같다. ① 유사집단의 분류 기능으로, 사용자 전체를 유사집단으로 분류하거나 아이템 전체를 유사집단으로 분류하여야 한다. ② 추천 기능으로, 추천대상은 아이템이며, 추천을 받는 피추천자는 수요가 있는 사용자이다. 전자는 유사집단 분류 즉, 자동분류(범주화, 군집화 등) 기능이고, 후자는 말 그대로의 추천 기능이다. 유사집단의 분류는 사용자 기반 방식에서는 사용자 집단을, 아이템 기반 방식에서는 아이템 집단을 자동분류하게 된다. 추천도 마찬가지로 사용자 기반 방식에서의 추천과 아이템 기반 방식에서의 추천이 다르다. 사용자 기반 방식에서는 유사 사용자 집단에 속한 사용자들이 선호한 아이템들을 추천하며, 아이템 기반 방식에서는 유사 아이템 집단의 아이템들을 사용한 사용자들을 파악하고, 그것을 사용하지 않은 사용자들에게 추천한다.

사용기록 데이터에서 사용자들이 많으면, 사용자 기반의 방식은 아이템의 선호도가 비슷한 사용자 집단을 잘 구분하기에 추천의 정확성도 높아진다. 물론 사용자가 많아 사용기록이 방대하면, 유사집단을 분류하는데 그만큼 시간이 많이 걸리는 비효율의 문제가 발생할 수 있다. 이 경우의 대안이 아이템 기반 방식이며, 방대한 사용자들의 유사도를 계산하지 않는 장점이 있다. 그러나 사용기록 데이터가 충분하지 않으면 아이템들의 유사집단이 제대로 분류되지 않아 추천의 정확도가 떨어질 수 있다.

협업 필터링은 사용자들이 아이템들에 대한 선호를 표현(평점이나 텍스트) 사용기록을 토대로 추천하는 알고리즘이기에 사용기록을 어떻게 구하는지가 중요한 문제이다. 그리고 사용자 정보를 정확하게 식별하여야 한다. 물품거래 사이트

(Amazon, Netflix 등)처럼 사용자가 로그인을 통해 거래를 하는 경우나 모바일과 같이 사용자 확인이 잘되는 경우에는 사용자 ID를 확보할 수 있다. PC 사용 환경의 경우 한 PC에 여러 명이 사용할 수 있어 사용자를 식별할 수 있는 조건이 매우 중요하다. 사용자가 정확히 식별되고 사용기록이 다양하면 보다 정교한 개인화된 추천이 가능하다.

협업 필터링 기반 추천의 문제점은 다음과 같다. 첫째, 콜드 스타트(cold start) 문제도 중요하다. 기존에 기록이 없던 새로운 아이템이나 사용자가 추가되면, 추천이 가능할 만큼의 충분한 사용기록이 확보될 때까지는 적절한 추천이 될 수 없다. 아이템의 콜드 스타트 문제와 사용자의 콜드 스타트 문제로 나누어볼 수 있다. 둘째, 사용기록이 너무 많을 경우, 적용해야 하는 알고리즘이 많고, 처리시간도 길어져, 효율적인 알고리즘 계산이 어려울 수 있다. 규모성(scalability)의 문제라고 하며, 알고리즘의 복잡도를 낮추거나 계산속도를 빠르게 하는 조치가 필요하다. 셋째, 대체로 일부의 사용자들만이 사용기록을 남기며 한 사용자가 모든 아이템들을 사용(거래)할 수 있는 상황이 아니므로, 사용자와 아이템에 사용기록은 기본적으로 희소벡터로 표현된다. 이것을 희소성 문제(sparsity problem)라고 하며, 희소벡터를 기반으로 하는 추천의 경우 추천의 신뢰성이 낮을 수 있다. 넷째, 사용자들의 아이템들에 대한 선호의 불균등 문제이다. 사용자들은 소수의 인기있는 아이템들만 선호하고, 대다수의 비인기 아이템들은 선호데이터가 거의 없을 경우를 말한다. 이러한 현상을 인기 편향성(popularity bias)의 문제 또는 롱테일(long tail)의 문제라고 하며, 편향된 데이터를 기반으로 하는 추천 알고리즘의 계산결과를 신뢰할 수가 없게 된다.

3. 추천시스템의 진화

Amazon이나 Netflix에서 처음 추천 서비스를 제공할 때는 순수한 협업 필터링 기술을 적용하였다. 요즘은 사용기록의 양도 많고, 추천처리의 속도도 빨라야 하므로 추천기술들이 진화하고 있다.⁵⁾ 이처럼 대용량의 사용기록을 토대로 실시간 분석하기 위하여 고급 수준의 기계학습 기술이나 딥러닝을 활용하는 인공지

5) 이성규. 2016. 언론사가 알아야 할 알고리즘② 협업 필터링 추천, <http://www.bloter.net/archives/263722> [인용일: 2018.01.05.]

능 기술들을 적용하고 있다. 고급 수준의 기계학습 기술을 적용한 다음/카카오의 루빅스와 인공지능 기술을 적용한 네이버의 AiRS 등이 그러한 사례들이다. 그리고 아직은 초기단계이지만, 인공지능 기반 추천시스템을 탑재한 로봇도 등장하고 있다.

이러한 진화 방식은 기존의 다양한 추천 알고리즘을 융합적으로 적용하는 모델 기반 협업 필터링(model-based CF) 추천기술이라고 할 수 있다(조현재, 이필규, 102; 서봉원, 21-23).^{6) 7)} 유사집단을 구분하고 추천대상을 필터링하는데, 인공지능 기술들을 적용하는 방향으로 진화하고 있는 것이다. 어쩌면 인공지능을 가장 잘 활용할 수 있는 분야가 추천시스템이며, 개인화 추천 서비스일 것이다. 인공지능기술로 개인별 취향에 맞는 콘텐츠를 필터링하게 된다. 도서관이나 정보센터의 콘텐츠 추천이나 큐레이션 서비스 영역에서 관심을 가져야 할 기법이다. 관련된 국내의 3가지 사례들에 대해 간략히 살펴보면 다음과 같다.

1) 카카오의 맞춤형 뉴스 추천

카카오는 ‘루빅스’라는 개인 맞춤형 추천 알고리즘을 적용하여, 사람의 편집에 의한 뉴스배열의 편향성을 탈피하고, 알고리즘에 의해 뉴스를 자동으로 배열하는 뉴스추천 서비스를 시작하였다.⁸⁾ 루빅스(RUBICS)는 ‘Real-time User Behavior-based Interactive Content recommender System’의 약어이며, 실시간으로 사용자의 행위를 분석하고 상호작용적으로 뉴스 콘텐츠를 추천하는 알고리즘이라는 것이다.

‘실시간’이라는 것은 그만큼 사용자와 상호작용을 한다는 의미를 갖고 있다. ‘사용자의 행위’란 사용자가 뉴스를 대하는 모든 행동들이며, 행동 데이터(behavioral data)로 기록한다. 뉴스 서비스의 경우, 이용자가 어떤 테마의 뉴스를 읽었는지 하는 것뿐만 아니라, 해당 뉴스를 읽은 시간이 얼마인지, 뉴스를 주로 이용하는 시간대는 언제인지 등을 파악한다. 그리고 관심 테마가 변화하는 과

6) 조현재, & 이필규. 2014. 클러스터링 기반 협업 필터링 알고리즘을 사용한 분산 추천 시스템. 한국인터넷방송통신학회 논문지, 14(1): 101-107.

7) 서봉원. 앞의 글.

8) 출처: <http://www.bloter.net/archives/263722> [인용일: 2018.01.05.]

정도 추적한다. 이처럼 뉴스 사용자의 다양한 개인적인 행위의 데이터를 기반으로, ‘멀티암드밴딧(Multi-Armed Bandit; MAB)’이라는 통계적 기계학습 기법을 수정한 알고리즘으로 적절한 뉴스를 추천한다(박승택 등, 16-18).⁹⁾ 멀티암드밴딧(MAB)은 개인화된 뉴스추천을 위한 것으로, 이용자들이 읽기 위해 선택할 가능성이 높은 뉴스가 무엇인지를 파악하는데 유용한 알고리즘이다. 카카오 개발팀은 뉴스 서비스에 맞도록 이 알고리즘을 수정하여 적용하였다고 한다.¹⁰⁾

그리고 카카오는 2017년 5월에 인공지능 기반 추천 플랫폼인 '토로스(TOROS)'를 공개하면서¹¹⁾ 맞춤형 추천 시스템을 강화하였다. 루빅스가 뉴스와 콘텐츠를 추천하는 시스템이라면, 토로스는 다음tv팟, 브런치, 카카오페이지 등 다양한 콘텐츠 플랫폼에 적용하려는 것이다. 루빅스와 토로스 모두 협업 필터링 기술과 콘텐츠 기반 필터링 등 다양한 기술들을 복합적으로 적용한 것이다.

2) 네이버의 AiRS(에어스)

AiRS(AI Recommender System, 에어스)는 네이버가 자체 연구개발한 추천시스템이다. AiRS에 사용된 핵심기술은 협업 필터링(CF)과 인공신경망 기술인 RNN(Recurrent Neural Network) 등이다. RNN은 콘텐츠 추천 수준을 더 끌어 올리고자 하는 것으로, 사용자들이 콘텐츠를 보는 순서를 분석하거나 최신 콘텐츠까지 적합하게 추천할 수 있도록 스스로 학습한다.¹²⁾ AiRS는 공기(air)처럼 항상 주변에 있으면서, 필요한 정보를 추천해 준다는 의미도 있다고 한다.¹³⁾

9) 박승택 등. 2017. 기계학습 기반의 뉴스 추천 서비스 구조와 그 효과에 대한 고찰 - 카카오의 루빅스를 중심으로, 사이버커뮤니케이션학보, 34(1): 5-48.

10) 카카오 정책지원파트. 2017. 카카오 뉴스 추천 AI 알고리즘 ‘루빅스’의 비밀, <https://brunch.co.kr/@kakao-it/57> [인용일: 2018.01.07.]

11) [미디어 혁신기] "카카오 AI 루빅스, 계속 진화... 열독한 기사 골라서 추천". http://biz.chosun.com/site/data/html_dir/2017/07/31/2017073100012.html [인용일: 2018.01.07.]

12) [보도자료] 네이버의 인공지능 추천 시스템 ‘AiRS(에어스)’, 모바일 메인 뉴스판에도 적용(2017.02.20.)

13) 김범수. 2017. 네이버 AI 추천 시스템, 에어스(AiRS)의 작동 원리는?, 마이크로소프트웨어, 388: 218-223.

협업 필터링 기술은 비슷한 관심사를 가진 사용자 네트워크를 구축하고, 해당 구성원들이 많이 본 콘텐츠 중 관련도가 높은 콘텐츠를 우선 추천하는데 적용한다. 그런데 RNN이라는 인공신경망 기술은 사용자가 콘텐츠를 구독한 순서까지 기억해 시간이 지날수록 더욱 정교하게 콘텐츠를 분석하고, 생성된지 얼마 되지 않은 최신 콘텐츠까지 추천할 수 있는 기술이며, 궁극적으로 스스로 학습이 가능한 추천 시스템을 구현한다. 또한 AiRS는 지속적인 학습을 통해 고도화되기 때문에 추천 품질은 지속적으로 좋아지게 된다고 한다.¹⁴⁾ 이런 이유로 인해 AiRS는 인공지능 추천시스템의 대표적인 사례로 소개되고 있다.

한편, 네이버는 뉴스 등 콘텐츠 추천을 위한 AiRS 이외에도 쇼핑 분야에 적용되는 개인화된 상품 추천 시스템인 'AiTEMS(에이아이템즈)'를 자체개발하여 공개하였다. 에이아이템즈는 네이버의 여러 서비스에서 이루어지는 사용자의 행동 이력과 상품의 메타정보를 분석해 상품을 추천한다.¹⁵⁾ 또한 네이버는 자체 개발한 인공지능 플랫폼 '클로바(clova)'에 AiRS를 탑재한 콘텐츠 큐레이션 서비스인 디스코(DISCO)를 선보였다. 사용자는 디스코 앱에 관심 주제를 설정하고, 자신한테 보이는 콘텐츠에 대한 호불호(좋음, 싫음)를 피드백하면, 디스코가 사용자의 취향을 학습하고, 이를 바탕으로 고도화된 추천서비스를 제공한다. 이런 방식으로 사용자가 더 좋아할 만한 내용의 콘텐츠를 자동으로 분석해 맞춤 콘텐츠를 추천하는 것이다.¹⁶⁾

3) 쇼핑 도우미 인공지능(AI) 로봇

경기도 고양시에 있는 실내 쇼핑테마파크인 '스타필드 고양'의 토키킹덤(완구 전문점) 매장에 최근 휴머노이드형 쇼핑 도우미 로봇이 등장하였다. 로봇의 이름은 '나오(Nao)'이며, IBM이 개발한 인공지능 플랫폼인 '왓슨(Watson)'을 탑재하였고, 이마트가 자체개발한 서비스 프로그램을 제공한다고 한다. 나오가 제공

14) 위의 보도자료

15) 채반석. 2017. 네이버, 개인화 상품 추천 시스템 '에이아이템즈' 공개.
<http://www.bloter.net/archives/288812> [인용일: 2018.01.07.]

16) 채반석. 2017. 네이버, AI 기반 콘텐츠 큐레이션 서비스 '디스코' 출시,
<http://www.bloter.net/archives/281259> [인용일: 2018.01.07.]



하는 서비스는 매장에서 상품추천, 매장안내, 음성 퀴즈, 연주와 놀이 등이다. 현재로서는 단순한 체험 위주의 서비스이지만, 향후 왓슨의 인공지능 플랫폼과 머신러닝, 딥러닝 등의 기술을 통해 AI 분야를 더욱 발전시켜 결제 간소화 서비스 등까지 확대할 예정이라고 한다.¹⁷⁾

참고문헌

각주로 대신함

17) 장주영. 2017. 손님과 대화, 상품 추천 ... 인공지능 쇼핑 도우미 로봇 첫 선, <http://news.joins.com/article/21947797> [인용일 2018.01.07.]