

이커머스를 위한 인공지능 개인화 상품 추천 백서

개인화 상품 추천 기술은 어디까지 왔을까?
최신 인공지능 추천 알고리즘 철저 해부



왜 이커머스 기업은 개인화 상품 추천에 주목해야 하는가?

초기 상품 추천의 유형과 한계

추천 상품 전시 : MD 추천, 인기 상품 추천

인구통계학적 분류를 통한 추천

본격적인 개인화 추천의 시작

협업 필터링 (Collaborative Filtering)

콘텐츠 기반 필터링 (Contents Based Filtering)

국내 이커머스 서비스에 적합한 상품 추천 시스템의 필요성

그루비 시즌2의 인공지능(AI) 개인화 상품 추천

고도화된 협업 필터링 (User Based, User to User)

딥러닝 기반 연관 상품 추천 (함께 본 / 함께 담은 / 함께 구매한 연관 상품 추천)

딥러닝 기반 유사 고객 선호 상품 추천

딥러닝 기반 유사 상품 추천

딥러닝 기반 다음에 볼 상품 추천

RFM 세그먼트별 선호 상품 추천

유사 취향 고객 선호 상품

개인화 추천

검색어 추천

통계형 상품 추천

전략적인 상품 추천 활용

상품 추천 최적화

타겟팅 믹스

백서를 마치며

왜 이커머스 기업은 상품 추천에 주목해야 하는가?

다양한 상품 확보, 즉 상품 구색을 갖추기 위한 소싱(Sourcing) 역량은 이커머스 기업에 있어서 필수 불가결한 경쟁요소다. 다만 이커머스 서비스(온라인 쇼핑몰)가 취급하는 상품과 정보량이 급증하면서 이로 인해 고객이 상품 선택에 어려움을 겪거나 피곤함을 느낀다면 매우 아이러니한 일이 아닐 수 없다. 이러한 상황에서 각각의 고객 성향과 필요에 잘 맞는 상품을 추천해 주거나 참신함을 느낄 수 있는 상품을 추천해 주는 것은 고객에게 보다 나은 쇼핑 경험을 제공하여 충성도를 높이고 궁극적으로는 매출 향상을 위한 중요한 서비스 전략이 된다.

이커머스 공룡기업 아마존의 경우 2000년대 초반부터 개인화 상품 추천을 시작했는데 매출의 약 30%가 이러한 추천을 통해 나오고 있다. 넷플릭스 또한 데이터 분석을 통한 추천 시스템으로 연 매출 4조 원의 기업으로 성장할 수 있었다.

본 백서에서는 초기의 상품 추천 유형과 한계를 짚어보는 것을 시작으로 딥러닝 등의 인공지능 기술을 활용한 최신의 다양한 상품 추천의 동작 원리 및 비즈니스 현장에서의 활용전략까지 소개한다. 만약 이커머스 서비스 전략의 중요한 한 축이 되는 추천 시스템의 도입이나 개선을 고민하는 마케터나 서비스 운영자라면 이 백서를 통해 해답의 실마리를 찾는 계기가 될 것이다.

초기 상품 추천의 유형과 한계

추천 상품 전시_MD 추천, 인기 상품 추천

(주)플래티어는 지난 15년간 국내 대기업 고객사를 중심으로 수 백여 개에 이르는 이커머스 사이트 시스템 구축 및 운영을 진행해왔다. 이커머스 사이트 구축 시 반드시 고려되어야 하는 사항 중 하나가 추천 상품 전시영역의 개발이다. 10여 년 전의 이커머스 서비스의 상품 추천 기능은 MD가 직접 고른 상품이나 신상품 또는 판매 실적이 좋은 인기 상품을 전시할 수 있도록 하는 것이었다.

이러한 상품 전시 기능을 현재 시점의 상품 추천 개념에 포함할 지에 대한 논의는 차치하더라도 이 역시 아직 유효한 방법의 하나인 것만은 분명하다. 왜냐하면 이커머스 운영자의 의도를 직접적으로 반영할 수 있고 그들의 직관이나 경험에서 오는 상품 추천의 감각을 무시할 수 없기 때문이다.

다만, 한계점도 분명히 있다. 첫째 모든 상품 추천 영역에서 이러한 방법을 사용하는 것은 지극히 공급자 입장의 정보 전달일 뿐만 아니라 그 대상 고객이 불특정 다수일 수밖에 없다는 것이다. 둘째 MD나 마케터가 직접 개입해야 하는 만큼 투입해야 하는 업무 부담이 크다. 셋째는 고객이 좋아할 만한 상품을 잘 뽑아낼 수 있는 훌륭한 인사이트를 가지고 있는 MD도 있지만 그렇지 않은 MD도 있다는 것이다. 게다가 상품 유형이나 특성 상 MD의 직관이나 경험이 도움이 되지 않는 경우도 있다. 바꾸어 말하면 이러한 상품 추천에 의한 매출 성과는 MD나 마케터별로 또는 상품 유형별로 편차가 클 수밖에 없는 구조라는 것을 의미한다.

인구통계학적 분류를 통한 추천

다음으로 등장한 추천은 인구통계학적 분류에 따른 추천이다. 이 추천은 고객을 성별, 연령대, 거주 지역, 직업 등을 기준으로 분류해서 특정 그룹에서 좋아하는 상품을 추천해 주는 형태다. 특히 이커머스 서비스에서는 회원가입을 통해 이러한 고객 프로파일 정보를 얻을 수 있기 때문에 이를 토대로 한 분류나 타겟팅은 CRM(Customer Relationship Management) 상품 추천 유효성의 근거가 되었다.

최근 몇 년 새 많은 이커머스 서비스의 상품 상세 페이지에 ‘20대 여성이 좋아하는 상품’과 같은 타이틀로 제공되는 추천 목록이 바로 이러한 방식이라고 볼 수 있다. 인구통계학적 분

류나 타겟팅은 대부분의 마케터나 MD들이 잘 이해하고 있는 개념 중의 하나이기 때문에 이를 활용한 상품 추천을 선호하기도 한다.

다만 이 역시 다음과 같은 한계점을 가지고 있다. 첫째 회원 고객을 대상으로 하므로 성별, 연령 등의 프로파일이 일치하지 않는 비회원 고객에게는 효과가 적을 수 있다. 또한, 고객들의 이커머스 서비스 이용 상황을 보면 로그인을 하고 사용하는 회원 고객보다 로그인하지 않거나 비회원 고객, 신규 고객의 비중이 작지 않기 때문에 이에 따른 기회 손실이 클 수밖에 없다. 국내 이커머스의 경우 고객 연령과 성별에 대해 비교적 정확한 데이터를 확보할 수 있지만 그 이외의 직업, 취미, 수입, 가족관계 등에 대한 추가적인 고객 프로파일을 회원가입 통해 취득하는 것은 앞으로 점점 더 어려워질 것이다.

둘째 이커머스 서비스를 사용 중인 현재 시점의 고객이 원하는 것과 프로파일이 과연 일치할 것인가 하는 부분이다. 예를 들어 20대 여성이 어버이날 가까운 시점에 부모님께 선물할 가방을 고르고 있는 상황이 그렇다. 극단적인 예시일 수 있으나 이커머스 서비스에서는 이러한 상황이 적지 않게 발생한다. 프로파일보다도 현재 시점에 사이트에서 고객이 하는 행동이 가지고 있는 의미나 의도 파악이 더 중요할 수도 있다는 것을 생각해 봐야 한다.

셋째 최근의 이커머스 고객들은 모바일이라고 하는 지극히 개인적인 디바이스를 통해 쇼핑을 즐긴다. 이러한 이용행태가 가지는 특징에 주목해 볼 필요가 있는데 인구통계학적 프로파일이 대변할 수 없는 고객 심리가 상품 구매 의사결정에 더 크게 작용한다는 점이다. 백화점에서는 연령대 별로 층별 의류 매장 구성을 하는 경우가 있다. 남들의 시선을 의식하는 고객이라면 특정 층의 매장에 발을 들이기조차 쉽지 않을 수 있다.

반면에 이커머스 서비스를 이용하는 고객은 이런 부담이 전혀 없다. 게다가 지극히 개인적인 모바일 디바이스에서의 사용자 경험은 더욱더 그러하다. 그 때문에 이커머스 서비스에서 ‘40대 남성에게 인기 있는 상품입니다’라는 문구는 자칫 잘못하면 40대 초반이나, 젊은 감각을 추구하는 고객에게는 매우 거슬리는 문구가 될 수도 있다. 특정 연령대, 직업, 수입 등의 평균을 기준으로 분류하거나 타겟팅 한 상품 추천이 향후 이커머스 서비스에서 영향력을 키워 갈 가능성은 작다. 이러한 이유로 각각의 이커머스 서비스에서는 고객 행동이 가지는 의도나 심리에 주목한 분석과 개인화 상품 추천이 더 주목을 받게 된다.

초기 상품 추천의 한계



추천 상품 전시

- ▶ 공급자 입장의 일방적 추천
- ▶ 업무 담당자의 부담
- ▶ 담당자별 추천 성과 편차

인구통계학적 분류 추천

- ▶ 회원정보 보유 고객 대상
- ▶ 현재 고객 니즈 반영 곤란
- ▶ 고객 의도 심리 파악 곤란

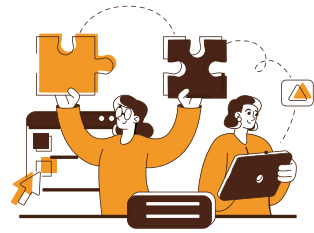
협업 필터링 (Collaborative Filtering)

앞서 이야기한 상품 추천의 한계를 보완하기 위해 개인화 상품 추천 개발에 관심이 높아지게 되었는데 가장 대표적인 것이 협업 필터링과 콘텐츠 기반 필터링이다. 협업 필터링의 경우 아마존이 이 방식을 활용한 상품 추천을 한 것으로 유명하다. (다만 협업 필터링 개념 자체는 이미 1980년대부터 연구되어 왔기 때문에 이커머스 비즈니스 현장에서의 효과 검증까지 꽤 시간이 걸린 셈이다.)

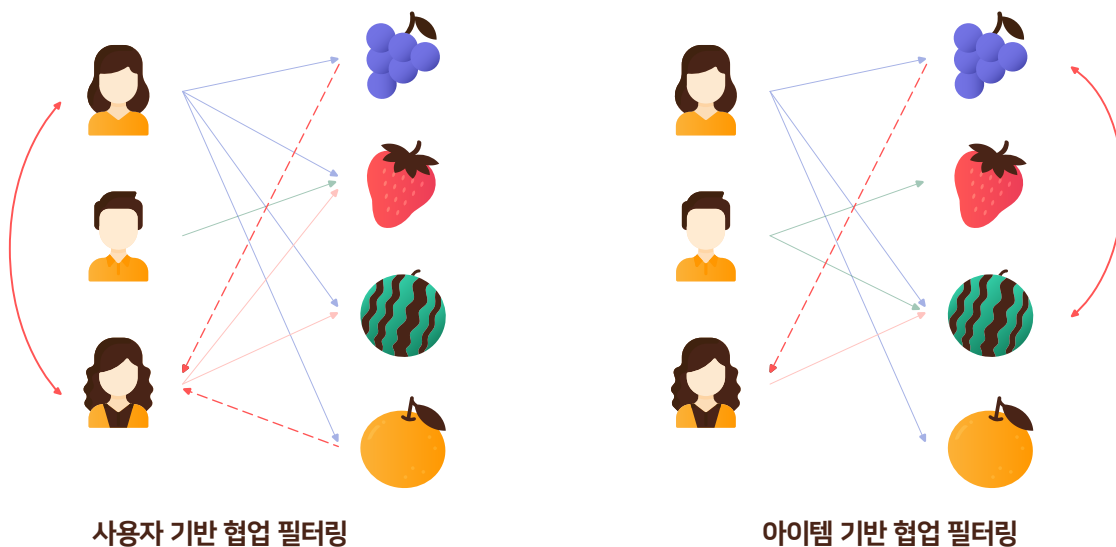
협업 필터링은 이커머스 서비스를 사용하는 특정 고객과 유사한 고객을 찾아내거나 유사한 속성을 가진 상품을 찾아내는 두 가지 방식으로 상품을 추천한다. 예를 들어, 수지가 포도, 딸기, 수박, 오렌지를 모두 구매했다고 하자. 은우가 딸기와 수박을 구매했다면 은우는 구매 패턴에 있어서 수지와 가장 유사한 고객이 되는 것이고 이때 은우는 수지가 구매한 포도와 오렌지를 마음에 들어 할 것이라고 예상하여 상품을 추천하게 된다. 이를 사용자 기반 (User Based, User to User) 협업 필터링이라고 한다. 반면 아이템 기반 협업 필터링(Item Based, Item to Item)은 특정 상품을 기준으로 유사한 상품을 찾아내어 추천한다. 예를 들어 포도를 구매한 사용자가 수박을 구매한 경우가 많다면, 수박을 구매하는 사람에게 포도를 추천하는 것이다.

협업 필터링에도 약점이 존재하는데 가장 많이 알려진 것은 콜드 스타터 (Cold Starter) 문제이다. 데이터가 없는 신규 고객이나, 열람 또는 구매 이력이 부족한 상품들에 대한 추천 성능이 떨어지는 것을 의미한다. 협업 필터링의 경우 일정 규모 이상의 데이터가 확보된 시점부터 성능을 발휘하게 되는 지연 리스크를 감내해야 하기도 한다.

본격적인 개인화 추천의 시작



협업 필터링 상품 추천 방식



콘텐츠 기반 필터링 (Contents Based Filtering)

또 한 가지의 개인화 추천 알고리즘으로 많이 알려진 것은 콘텐츠 기반 필터링이다. 콘텐츠 기반 필터링은 콘텐츠(상품) 자체의 특성을 분석하여 고객에게 적합한 상품을 추천해주는 방식인데 콘텐츠의 항목을 분석한 프로파일과 사용자의 선호도를 분석한 프로파일을 추출하여 유사성을 계산한다.

예를 들어 음악이라면 장르, 비트, 작곡자, 제작연도 등의 항목을 추출하고 사용자가 선호한 음악의 특색을 바탕으로 해당 사용자의 프로파일을 준비한다. 이러한 음악의 특성과 사용자 프로파일을 비교함으로써 사용자가 선호할 만한 음악을 추천할 수 있다. 콘텐츠 기반 필터링의 경우 주로 뉴스, 음악과 같은 콘텐츠 추천 시에 많이 사용되고 있다.

이 추천을 설명하는 데에 있어서 음악이나 뉴스, 영화의 예시가 자주 등장하는 데에는 그만한 이유가 있다. 앞서 이야기한 장르, 비트, 작곡자, 제작연도 등 비교적 속성 분류에 대한 개념이나 체계가 잘 되어 있는 경우가 더 유리하기 때문이다. 다만 이커머스 서비스에서는 범용적인 상품 속성 체계를 정의하는 것이 매우 어렵거나 속성 분류 작업 자체에 많은 코스트가 소요될 수 있는 리스크가 있다. 그럼에도 불구하고 이러한 추천 방식의 장점은 예를 들어 이커머스 서비스상에서의 사용 이력 등의 데이터가 없는 고객이라도 상품 추천이 가능하다는 점이다.

본격적인 개인화 추천의 선봉장이 된 이 두 가지 추천 방식은 일부 약점을 가지고 있지만, 다양하게 변형되거나 기술적인 고도화를 거치면서 문제점을 극복하고 있고 현재까지도 우수한 성능을 보여주고 있다.

국내 이커머스 서비스에 적합한 상품 추천 시스템의 필요성

상품 추천으로 성과를 올리기 위해서는 추천 방식(알고리즘)이 가진 특성과 약점 등을 잘 파악하는 것도 중요하지만 그에 앞서 국내 이커머스 상황에 대한 이해가 반드시 전제되어야 한다.

국내의 이커머스 상황은 어떠할까? 종합 쇼핑몰, 브랜드(자사몰) 쇼핑몰 등의 데이터를 살펴보다도 일정 규모 이상의 방문자 트래픽과 상품 구색을 가지고 있음에도 불구하고 인기상품, 히트상품의 매출 의존도가 낮지 않은 경우가 있다.

실제로 이커머스 서비스 현장의 마케터나 MD 중에는 상품 추천 시스템에 대해 회의적인 태도를 보이는 경우가 종종 있다. ^(*)상품 추천 시스템 도입 이후 일시적으로 성과를 보았지만, 시간이 지날수록 인기 상품 위주의 추천과 크게 다를 바 없었다고 하는 것이다. 그런데 여기서 담당자들에게 다음과 같은 질문을 해보면 의외의 상황을 파악할 수 있게 된다.

* 2016년 5월 국내 최초로 온사이트 마케팅 솔루션 서비스를 시작한 플레이어의 그루비는 지금까지 200여 개의 이커머스 고객사와 협업하면서 매월 2억 건 이상의 이커머스 사용자 고객 데이터를 분석하고 있다. 또한 다양한 이커머스 서비스 현장의 운영자, 담당자들의 상품 추천에 대한 의견을 인터뷰했다.

Q. 자사 서비스에 적합한 상품 추천을 찾기 위해 몇 가지 알고리즘을 검증해 보셨나요?

협업 필터링, 통계형 추천 등 기본적인 몇 가지를 사용해 봤을 뿐이다. 새로운 알고리즘이나 추천 방식에 대한 지식 습득도 쉽지 않고, 적용하기는 더욱 쉽지 않다.

Q. 고객 행동이나 특성을 고려한 상품 추천 전략을 실행해 보셨나요?

페이지 특성 별(예를 들어 메인 페이지, 카테고리 페이지, 상품 페이지 등)로 각기 다른 추천 알고리즘을 적용하는 경우도 드물지만, 방문 고객의 행동 패턴 등의 데이터를 근거로 타겟팅 하여 상품 추천을 활용하는 경우는 거의 없다.



이러한 답변들을 정리해보면 국내의 경우 대부분의 이커머스 기업들은 아직까지 자사 서비스나 자사 고객에게 최적화된 본격적인 개인화 상품 추천을 진행하고 있다고 볼 수 없다. 기존의 적용 중인 상품 추천 시스템이 다양한 최신 알고리즘을 업데이트하지 못했거나, 자체 조직 내에서의 개발이 실패한 데 그 원인이 있기도 하다.

최근 선두 이커머스 기업 조직(특히 C레벨은)에서는 인공지능의 활용이나 개인화 전략의 중요성을 더욱 강조하며 이를 자사 경쟁력으로 삼으려 한다. 제대로 된 개인화 상품 추천 시스템은 이러한 경쟁력 확보에 있어서 이커머스 기업들이 해결해야 할 우선 과제는 틀림없다.

그루비 시즌2의 인공지능(AI) 개인화 상품 추천

(주)플래티어의 그루비 사업부에서는 지난 2년간 온사이트 마케팅 서비스를 통해 확보한 이커머스 고객 사들의 빅데이터를 분석하는 것을 시작으로 국내 이커머스 상황에 맞는 추천 시스템 개발에 매진해 왔다. (*주)그루비 시즌2의 개인화 상품 추천 시스템은 실시간 통계분석 및 머신러닝 및 딥러닝 등의 최신 인공지능 기술을 활용한 총 21종의 추천 알고리즘을 제공한다.

다양한 알고리즘을 통해 각각의 이커머스 기업들은 자사 서비스 및 고객 특성에 맞는 상품 추천 방식을 찾아내어 비즈니스 성과를 극대화할 수 있다. 또한 상품 추천 방식의 최적화 과정 역시 업무 담당자의 검증 부담을 최소화하기 위해 인공지능 기술을 적용하고 있다.

그뿐만 아니라 그루비의 고객 타겟팅 기능과 연계하여 특정 고객 행동이나 성향에 맞는 보다 정교한 상품 추천 전략을 구사할 수 있는 특징을 가지고 있다. 이는 동일한 추천 시스템을 쓰더라도 이커머스 서비스 기업의 분석 및 타겟팅 역량에 따라 추천 시스템을 통한 차별성과 경쟁력을 확보할 수 있는 것을 의미한다. 그루비 시즌2가 제공하는 주요 추천 알고리즘의 특징 및 활용 전략을 소개한다.

* 플래티어의 지난 15년간의 이커머스 도메인 지식과 경험을 바탕으로 이커머스 기업 고객의 니즈를 지속적으로 파악했고, 석사급 이상의 전문 데이터 사이언티스트와 빅데이터 시스템 개발자들이 약 1년여간의 노력을 기울여 그루비 시즌2의 인공지능 개인화 상품 추천 기능을 개발했다.

다양한 그루비 시즌2 추천 방식에 의한 실제 상품 추천 결과

특정 고객 데이터를 기준으로 분석한 각각의 알고리즘별 추천 결과다. 추천 상품의 다양성을 확인할 수 있는데 다양한 추천 알고리즘 중 고객이 어떤 추천 알고리즘에 반응할지에 대한 예측도 인공지능을 통해 이루어진다.

아이템 베이스 상품 추천 결과

<현재 세션 기준>

기준 상품



현재 보고 있는 상품

함께 본 상품



함께 담은 상품



<과거 이력 데이터 포함>

기준 상품



현재 보고 있는 상품

과거에 본 상품

딥러닝 기반 유사상품



딥러닝 기반 다음에 볼 상품



사용자 베이스 상품 추천 결과

<과거 이력 데이터 포함>



추천 타겟 고객의
구매 리스트

인공지능 추천 방식

구매 패턴 유사 고객
선호 상품



개인화 추천



유사 취향 고객
선호 상품



RFM 세그먼트 별
선호 상품



딤러닝 기반
유사 고객 선호 상품



통계형 추천 방식

많이 본 상품 TOP 5



실시간 많이 본 상품
TOP 5



고도화된 협업 필터링 (User Based, User to User)

앞서 설명한 바와 같이 협업 필터링은 최근까지 가장 많이 쓰이는 추천 알고리즘 중의 하나이며, 그 성능이 이미 검증되었다. 다만, 이커머스 적용에 있어서 한계점(특히, 유저 기반 협업 필터링)이었던 부분을 그루비 시즌2에서는 개선하고 있다.

유저 기반 협업 필터링에서는 고객의 상품에 대한 선호도를 알아내기 위해 가급 다양한 이커머스를 고객 데이터를 활용하는 것이 중요하다. 이러한 선호도를 바탕으로 고객 간의 유사도를 계산할 때 보다 정확히 상품 추천을 할 수 있기 때문이다. 그래서 고객의 상품 구매 여부(구매 이력) 이외에도 상품에 대한 평점, 댓글, 찜 여부 등의 데이터가 추가되는 것이 좋을 수 있다. 그러나 현실적으로 이러한 추가 데이터의 경우, 상품에 따라 또는 이커머스 서비스별로 편차가 크다고 하는 약점이 있다. 그래서 대부분의 상품 추천의 경우, 단순히 상품 구매 여부(구매 이력)를 기준으로 유사도를 계산한다.

그루비 시즌2에서도 상품 구매 여부(구매 이력)를 기준으로 고객 사용자 간의 유사도를 계산하되, 특정 상품의 구매와 비구

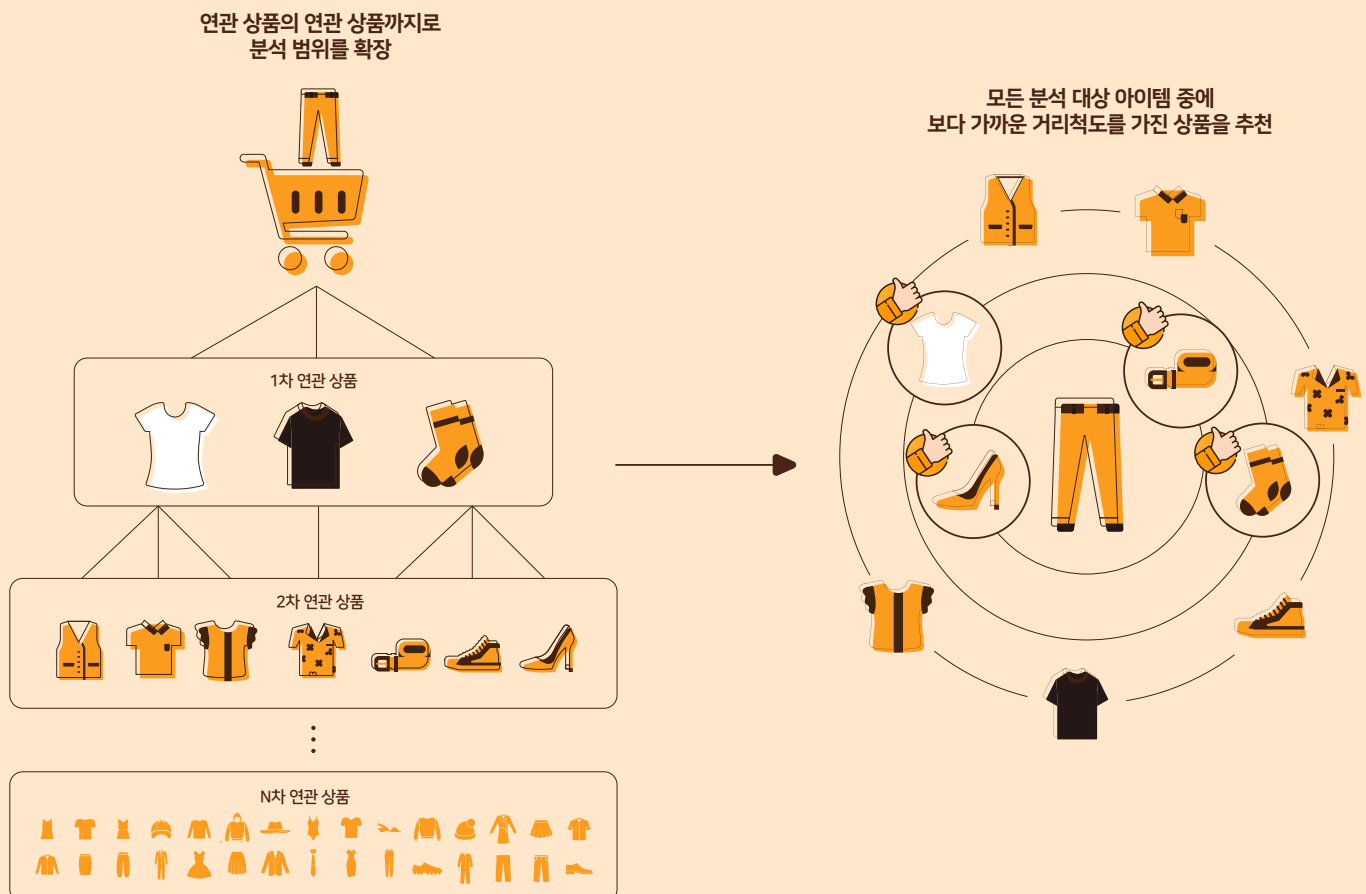
매 여부만으로 판단하는 것이 아닌 가중치를 계산할 수 있는 방식을 추가했다. 예를 들면 같은 양말을 구매한 고객은 유사하다고 판단하는 것이 아니라, 같은 양말을 구매한 고객 중에서도 상품의 구매 횟수, 함께 구매했던 상품 등의 데이터까지 계산하여 보다 더 구매 패턴이 유사한 고객을 찾아내어 상품을 추천하는 것이다. 즉 동일한 양말을 구매했으면 1점, 아니면 0점이 아닌, 동일한 양말을 구매했더라도 0.5점, 0.8점과 같이 가중치가 적용된 점수가 매겨져 더욱 정확한 추천을 할 수 있게 된다.

딥러닝 기반 연관 상품 추천 (함께 본 / 함께 담은 / 함께 구매한 연관 상품 추천)

미국의 드럭스토어 오스코의 ‘맥주와 기저귀의 상관관계’에 대한 분석이 있는데 고객의 장바구니를 분석한 결과, 매주 수요일 오후 5시부터 7시 사이 고객들이 ‘기저귀를 담는 사람은 맥주도 산다’는 패턴을 밝혀낸 것이다. 연관 상품 추천은 이처럼 고객이 함께 봤거나, 함께 장바구니에 담았거나, 함께 구매한 상품을 기준으로 상관성을 계산하여 추천하는 방식을 일컫는다. 예를 들어 고객들이 청바지와 함께 장바구니에 담은 상품을 빈도순으로 살펴보니 흰색 티셔츠, 검정 티셔츠, 양말이었다고 하면 청바지를 담은 고객에게 이 상품들이 추천 대상이 되는 것이다.

그루비 시즌2에서는 딥러닝 알고리즘을 활용하여 연관 상품의 분석 범위를 극대화한다. 청바지와 함께 장바구니에 담았던 빈도가 높은 흰색 티셔츠, 검정 티셔츠, 양말 각각의 연관 상품까지 분석 대상으로 삼아 그 범위를 확장하는 것이다. (실제로는 연관 상품 계층의 깊이만큼 N 차원의 연관 상품까지 분석하여 모든 상품 간의 유사도를 계산한다.)

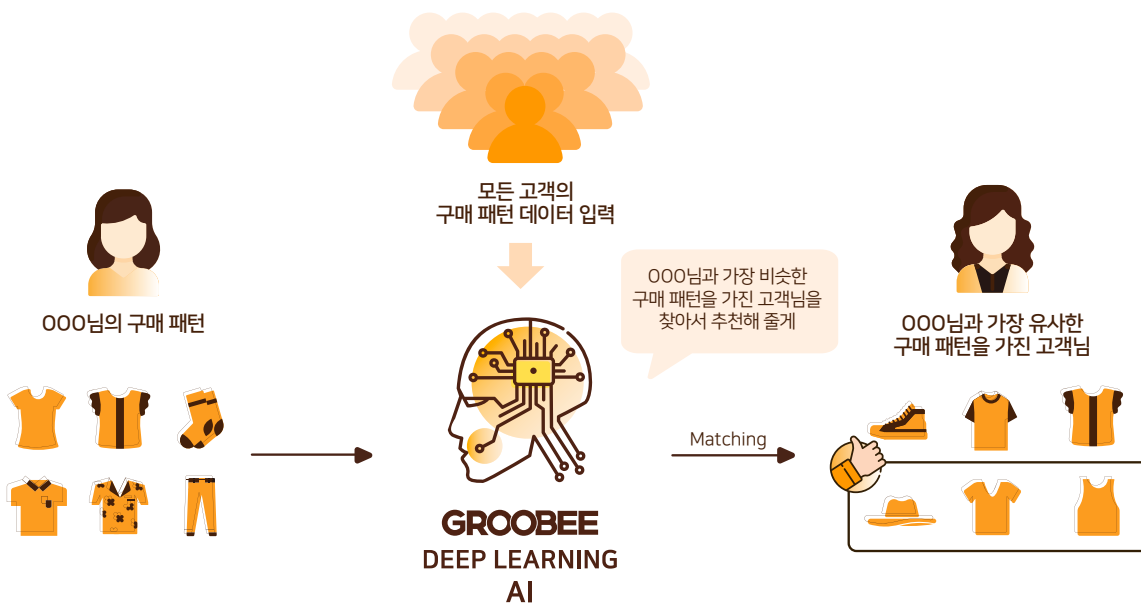
이러한 딥러닝 알고리즘이 적용된 연관 상품 추천은 비유하자면 일반적으로는 형제나 자매끼리 생김새가 닮은 경우가 많지만, 간혹 형제 자매보다 사촌끼리 더 닮거나, 딸이 엄마보다 이모와 더 닮은 경우까지 찾아내는 개념이라고 볼 수 있다.



딥러닝 기반 유사 고객 선호 상품 추천

‘미인은 어떤 모습입니까?’라는 질문에 일반적으로 사람들은 ‘눈이 크다’, ‘얼굴은 계란형이다’ 등의 대략적인 특징을 이야기할 것이다. 반면 수많은 사람의 얼굴을 관찰해 온 성형외과 의사라면 미인의 평균적인 코의 각도, 눈매의 길이, 미간의 간격, 이마부터 턱까지의 길이, 턱의 곡선, 피부 톤 등 미인을 대표하는 얼굴에 대한 보다 자세한 특징을 잘 알고 있을 것이다.

딥러닝 기반 유사 고객 선호 상품 추천은 앞서 예를 든 성형외과 의사와 같이 딥러닝 모델이 지속, 반복적인 학습을 통해 전체 고객을 대표하는 핵심적이고 상세한 구매 패턴(특징)을 추출하고 이 패턴을 기준으로 특정 고객과 유사도가 가장 높은 고객의 선호 상품을 추천한다.



딥러닝 기반 유사 상품 추천

앞서 설명한 딥러닝 기반 연관 상품 추천은 고객 사용자가 현재 이커머스 서비스 접속 상태에서 상품을 장바구니에 담거나, 구매하거나 하는 현재 세션에서의 실시간 행동 데이터에 근거하여 상품을 추천한다. 반면 딥러닝 기반의 유사 상품 추천은 연관 상품 추천과 비슷한 딥러닝 알고리즘이 사용되지만, 고객의 현재 세션뿐만 아니라 축적된 과거의 상품 열람, 구매 등의 이력까지 포함하여 유사한 상품을 계산하여 추천한다.

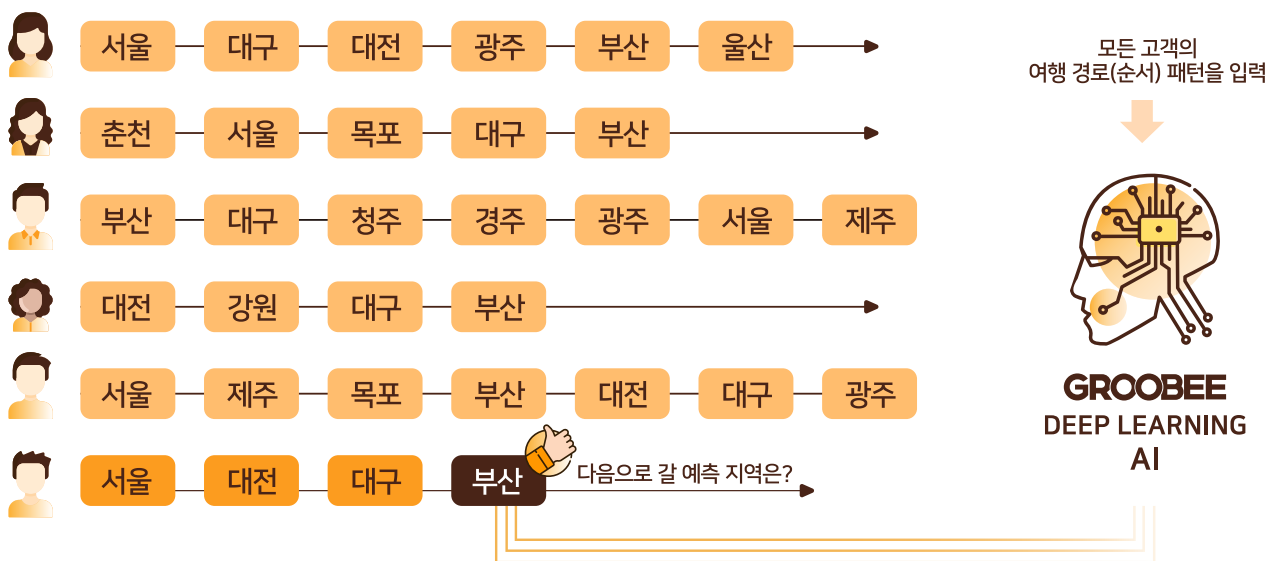
상품 유형 및 고객 행동에 따라 각각의 추천 방식 중 효과가 좋은 것을 테스트해 보는 것이 중요할 수 있다. 예를 들면 반복적 구매가 예상되는 상품과 단발성 구매가 예상되는 상품, 중복 방문, 중복 구매 패턴이 있는 고객과 그렇지 않은 고객 중에 어느 추천 방식이 적합할지 등을 검증해 보는 것이다.

딥러닝 기반 다음에 볼 상품 추천

고객들은 사이트에 접속한 후 어떤 경로를 거쳐 상품을 구매하게 될까? 단 하나의 상품을 구매 하더라도 고객마다 다양한 탐색 경로와 접근 경로, 즉 ‘구매 경로(순서)’가 존재한다. 예를 들어 카테고리를 거쳐서 A 상품 페이지를 보고 A 상품을 구매하는 고객, 메인 페이지에서 A 상품 페이지, B 상품 페이지, C 상품 페이지를 보고 A 상품을 구매하는 고객 등이다.

고객들의 상품을 열람하고 구매에 이르는 경로(순서)를 파악하게 되면 특정한 상품 열람 패턴과 유사한 다른 고객들의 데이터를 통해 현재 보고 있는 상품 이후에 어떤 상품을 보게 될지 딥러닝 알고리즘을 통해 예측할 수 있다. 즉, 현재 보고 있는 상품을 기준으로 다음에 볼 확률이 높은 상품을 추천하는 것이다.

이 추천의 경우 처음 이커머스 서비스를 방문하여 축적된 이력 데이터가 없는 고객이라고 하더라도 접속 중인 현재 세션에서 하나 이상의 상품을 열람한 즉시 곧바로 다음에 볼 확률이 높은 상품을 추천해 줄 수 있는 장점이 있다. 즉, 추천 시스템의 문제점으로 널리 알려진 콜드 스타터에 대응할 수 있는 추천 방식이다.



RFM 세그먼트 별 선호 상품 추천

RFM 분석은 Recency(최근 방문), Frequency(방문 빈도), Monetary(구매 금액)를 기준으로 고객을 분류하는 기법으로 마케터들에게 널리 알려진 분석 방법이다. 그루비 시즌2의 RFM 세그먼트별 선호 상품 추천은 RFM을 특정할 수 있는 변수를 가지고 머신러닝을 통해 클러스터링(군집화)을 진행하고 각 고객이 해당하는 클러스터 별로 선호도가 높은 상품을 추천해 준다.

각각의 이커머스 서비스별로 군집의 개수 및 군집의 성향은 달라질 수 있으나 RFM 분석을 통한 대표적인 군집 유형을 분석하여 정의(라벨링) 한다면 아래의 그림과 같이 설명할 수 있다.



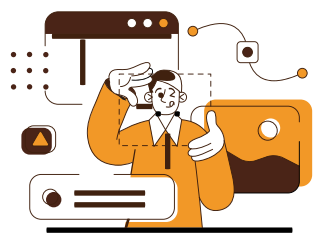
그루비 시즌2에서는 RFM 분석 기반의 자동 고객 타기팅 기능이 추가되어 각각의 클러스터에 맞는 프로모션 캠페인을 전략을 실행하고 이를 통한 고객들의 클러스터 간 이동이 어떻게 진행되는지에 대한 분석 기능도 제공될 예정이다.

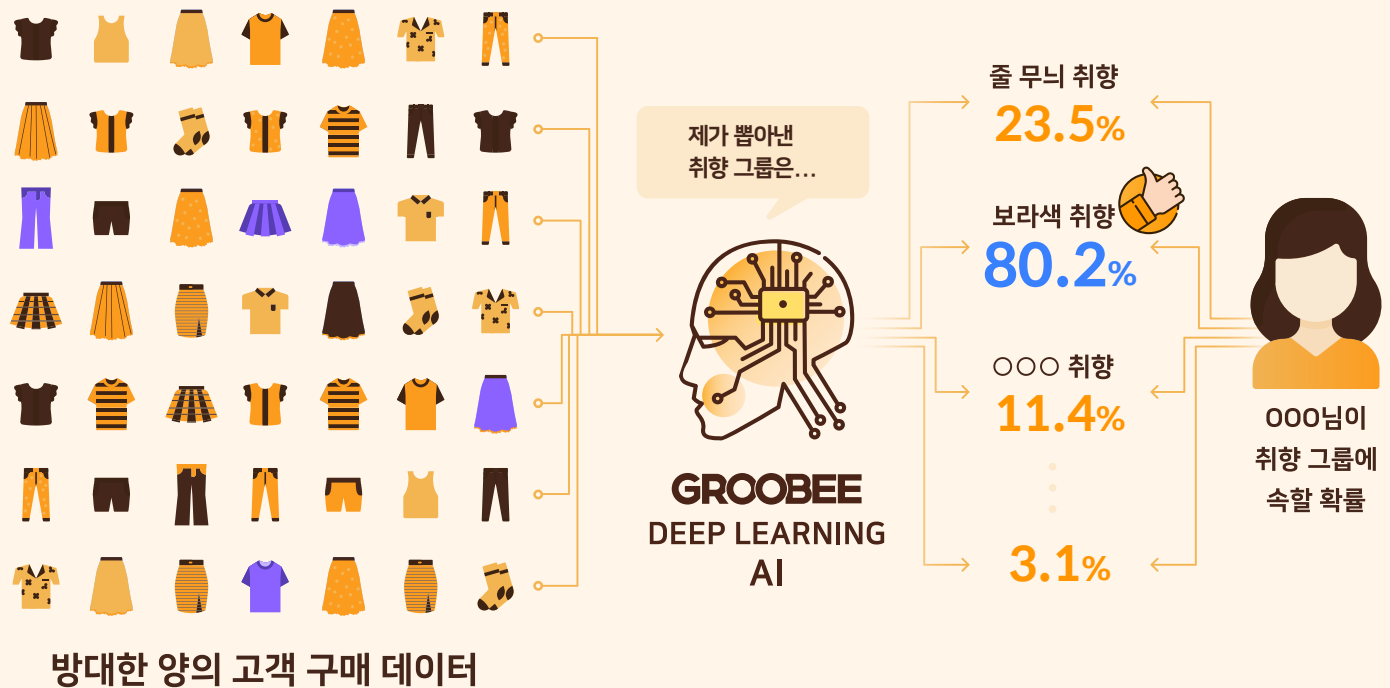
유사 취향 고객 선호 상품

인공지능이 활용되는 분야 중에 우리가 일상생활에서 사용하는 언어의 의미를 분석하여 컴퓨터가 처리하도록 하는 자연어 처리라고 하는 기법이 있다. 이 자연어 처리 기법을 활용하여 방대한 양의 뉴스 빅데이터 속에서 주요한 주제(토픽)를 뽑아내어 주제별로 기사를 분류하기도 한다. 이와 같은 머신러닝 알고리즘을 상품 추천에도 응용한 것이 '유사 취향 고객 선호 상품 추천'이다. 이커머스 고객들의 상품 열람, 구매 등의 데이터에서 주요 주제를 뽑아내고, 각 주제 클러스터에 고객이 속할 확률을 계산하게 된다. (이때 인공지능이 뽑아낸 주제를 그루비 시즌2의 추천에서는 취향이라고 표현한다.) 특정 취향 클러스터에 속할 확률이 높은 고객에게 해당 클러스터에 속한 고객들에게 선호가 높았던 상품을 추천하는 것이다.

실제 인공지능은 사람이 명확하게 이해할 수 있는 주제만을 뽑아내지는 않지만, 이해를 쉽게 하기 위해 예를 들자면 아래 그림의 개념과 같다. 패션 쇼핑몰에서 의류 상품을 구매한 고객들의 데이터를 보면 사람이 한눈에 판단하여 그 취향 특징을 뽑아내기 어려울 수 있으나 인공지능은 줄무늬 취향, 레이스 취향, 보라색 취향 등을 뽑아낸다는 것이다.

'유사 취향 고객 선호 상품 추천'은 패션, 뷰티 등의 특정 카테고리 상품을 중심으로 하는 버티컬 이커머스 서비스 등에서 그 성능을 더 발휘할 것으로 예상된다.





개인화 추천

그루비의 개인화 추천은 머신러닝 중에서도 분류 기법의 알고리즘을 사용하고 있다. 상품 특성과 고객 특성(구매, 방문 횟수, 빈도, 조회 상품, 총 구매 금액 등)을 반영하는 데이터를 동시에 사용하여 분석을 진행하며 특정 고객이 구매할 확률이 가장 높은 상품을 추천하는 방식이다.

상품 특성과 고객 특성을 동시에 사용한다는 개념은 다음과 같이 설명할 수 있는데 예를 들어 점심 메뉴를 고른 고객이 구매할 확률이 가장 높은 저녁 메뉴를 찾아내기 위해 음식의 특성과 고객의 특성 두 가지를 동시에 활용하여 분석하는 것이다. 점심 메뉴에 대한 특성은 음식의 칼로리, 염도, 3대 영양소의 정도 등이라면 고객 특성은 성별, 연령, 체중 등이 될 수 있을 것이다.

최종적으로는 저녁 메뉴의 후보들 중 가장 구매 확률이 높은 상품을 추천하는 방식이므로 이와 같은 추천 알고리즘을 사용하게 된다면, 각각의 개별 고객에게 가장 정확한 추천을 해 줄 수 있다는 장점이 있다. 반면에 예상외의 발견(세렌디피티)으로 재미를 주는 추천 경험을 제공하기는 어렵다.

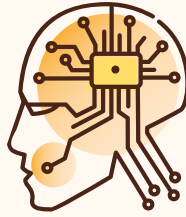
ooo님이 선택할 확률이
높은 저녁 메뉴는요...



000님의 특성 분석

성별 : 남
연령 : 20대
키 : 175cm
몸무게 : 72kg

입력



GROOBEE DEEP LEARNING AI

입력



000님의 점심 메뉴 특성 분석

열량 : 934.8 kcal
단백질 : 42.4 g
지질 : 42.1 g
나트륨 : 1275.5 mg



78.5%
비빔밥



63.1%
김치찌개 백반



40.0%
오므라이스

검색어 추천

그루비의 주요 고객사 데이터를 분석해 보면 특히 모바일 등에서 적극적으로 검색 기능을 사용하는 고객이 그렇지 않은 고객보다 구매 전환율이 높은 경우를 종종 볼 수 있다. 이커머스 서비스 내에서의 검색 행위는 고객 스스로가 적극적인 사용자임을 나타내는 시그널로 이해해야 한다. 반면 이러한 고객들이 검색 결과에 만족하지 못하면 이탈할 가능성도 커진다.

검색어 추천 알고리즘은 고객이 이커머스 서비스 내에서 검색을 진행할 시 이탈을 최소화하고 추가적인 상품 정보를 제공하는 것을 목적으로 하는 추천이다.

고객이 키워드를 검색하면 해당 키워드와 동일하거나 해당 키워드가 포함된 키워드를 검색했던 다른 고객들이 검색 이후 많이 보거나 구매한 상품을 검색 결과와 더불어 추천한다. 향후 그루비 시즌2는 검색 이후에 사이트 내에서 보이는 고객의 행동 패턴, 검색 결과에 대해 반응하는 속도 등과 변수를 고려해 추천에 적용하는 알고리즘을 개발할 예정이다.

통계형 상품 추천

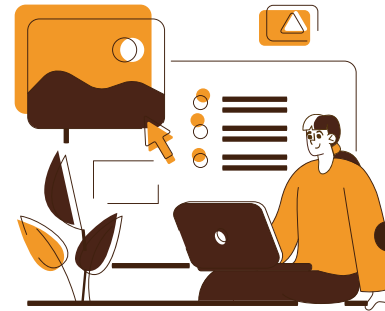
일별(24시간) 고객들의 상품 열람, 클릭, 구매 등의 빈도를 기준으로 한 통계 데이터를 기준으로 상품을 추천한다. 전통적인 추천 방식에 해당하지만, 각각의 이커머스 서비스의 고객 특성이나 상품 특성상 여전히 유효할 수 있다.

실시간 많이 구매한 상품, 실시간 많이 본 상품의 경우는 최근 1시간 동안의 집계 결과를 반영하여 고객이 더욱 다이내믹한 상품 추천을 경험할 수 있도록 했다.

그루비 시즌2의 총 21가지 추천 방식

인공지능 추천 방식 (12종)		통계형 추천 방식 (9종)	
추천 알고리즘 유형	알고리즘명	데이터 조회 기간	알고리즘명
연관 상품 추천 (딤러닝 활용)	함께 본 상품 함께 담은 상품 함께 구매한 상품	일(24h) 기준	많이 본 상품 TOP N 많이 담은 상품 TOP N 많이 구매한 상품 TOP N 주문 전환율 TOP N 추천 유입률 TOP N 추천 클릭률 TOP N 할인을 높은 상품 TOP N
고도화된 협업 필터링 추천	구매 패턴 유사 고객 선호 상품 유사 상품		
딤러닝 추천	딤러닝 기반 유사 고객 선호 상품 딤러닝 기반 유사 상품 딤러닝 기반 다음 볼 상품		
클러스터링 추천	RFM 세그먼트별 선호 상품		
자연어 처리 x 클러스터링 추천	유사 취향 고객 선호 상품		
개인화 추천(분류기법)	개인화 추천	실시간(1h) 기준	실시간 많이 본 상품 TOP N 실시간 많이 구매한 상품 TOP N
검색어 추천	검색어 추천		

전략적인 상품 추천 활용



지금까지 그루비 시즌2에서 제공하는 다양한 개인화 상품 추천 방식(알고리즘)에 대해 알아보았다. 여러 이커머스 서비스가 놓인 상황, 고객 특성에 따라 어떤 추천 방식이 가장 우월하다고 단정 지을 수는 없다. 이와 같은 측면을 고려하여 자사에 가장 최적화된 전략적인 상품 추천의 활용이 중요하다.

상품 추천 최적화

다양한 추천 방식(알고리즘)이 준비되어 있어도 예를 들면 메인 페이지 상품 추천 영역에는 어떤 추천 방식이 가장 효과가 좋을지 마케터나 운영자 입장에서는 고민일 수밖에 없다. 기간별로 각기 다른 추천 방식을 하나하나 검증해 나가는 것 또한 매우 고단한 일이 될 수 있다.

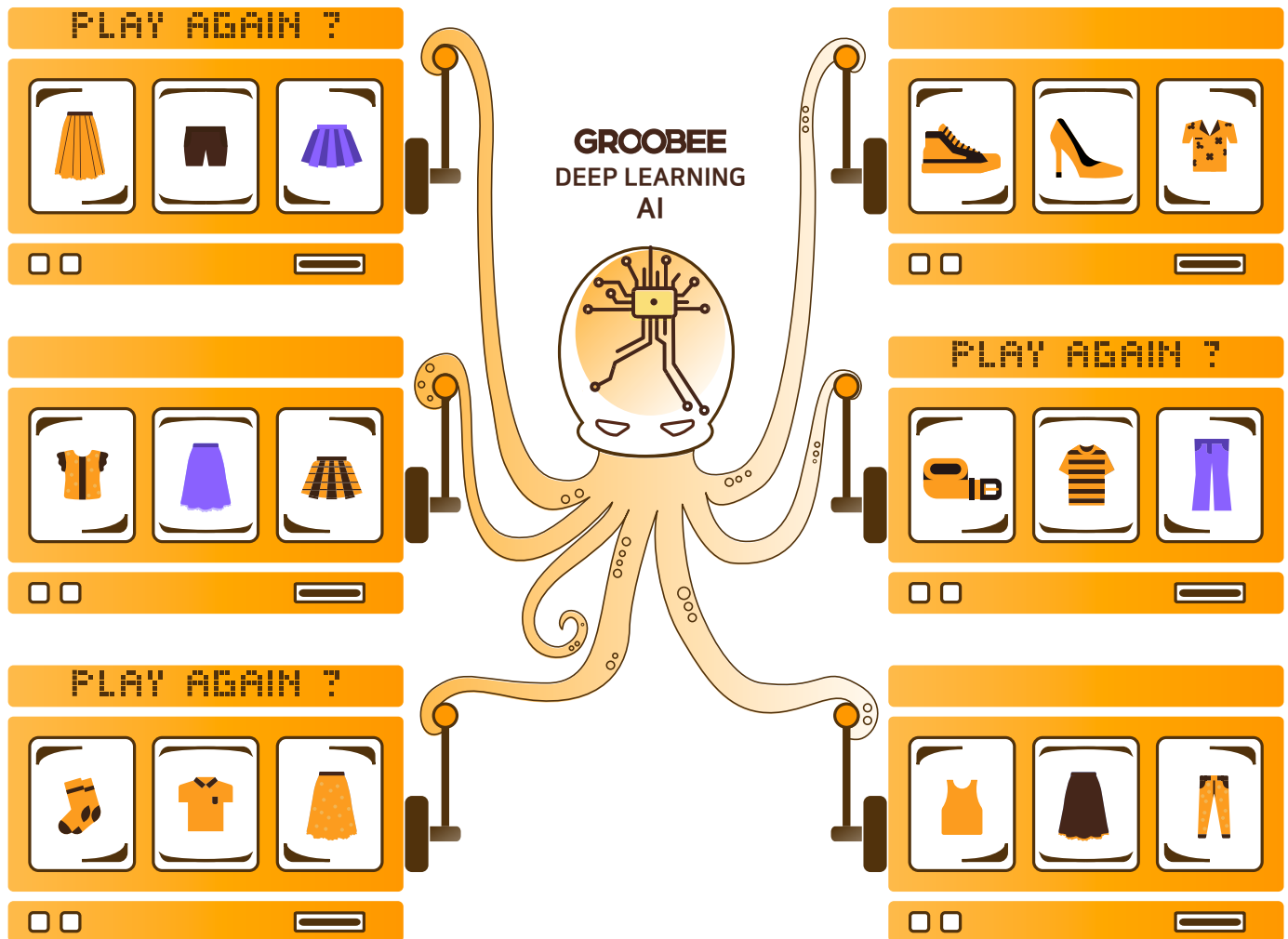
그래서 그루비 시즌2에서는 다양한 추천 방식을 동일한 추천 영역에서 동시에 노출하되 보다 높은 성과가 예상되는 추천 방식을 인공지능이 자동으로 선택해 주는 자동 최적화 기능이 탑재되었다. MAB(Multi-Armed Bandit) 알고리즘을 활용하는 이 기능은 기본적으로 전환 손실의 최소화, 전환 기회의 최대화를 실현한다.

추천 상품을 클릭하거나, 추천 상품의 구매가 이루어질 때마다 실시간으로 가장 성과가 좋다고 예측되는 추천 방식에 의한 상품 노출량을 적절하게 늘려준다. 이때 마케터나 운영자는 이 추천 영역을 통해 얻고자 하는 성과가 상품 뷰를 늘리는 것(상품 노출, 클릭)인지, 구매 전환인지 등에 대한 목표를 정하기만 하면 되는데 이렇게 설정한 성과 목표에 맞는 자동 최적화가 진행된다.

그루비 시즌2가 제공하는 총 21가지의 추천 방식을 동시에 비교하면서 자동 최적화를 진행

할 수도 있다. 다만, 이 경우 이커머스 서비스의 상품 수나, 트래픽에 따라 성과 최적화에 시간이 소요될 수 있다. 따라서 마케터나 운영자가 이해하고 있는 상품 추천 영역 페이지의 특성이나, 해당 페이지를 방문하는 고객 특성을 고려하여 통계형 추천 방식과 딥러닝 추천 방식을 비교하거나, 유저 기반 추천 방식과 아이템 기반 추천 방식을 비교하거나, 현재 세션 데이터 기반 추천 방식과 과거 이력 데이터 기반 추천 방식을 비교하는 등의 상이한 특성을 가진 추천 방식 몇 가지를 선택하여 자동 최적화를 진행할 수도 있다.

MAB의 개념



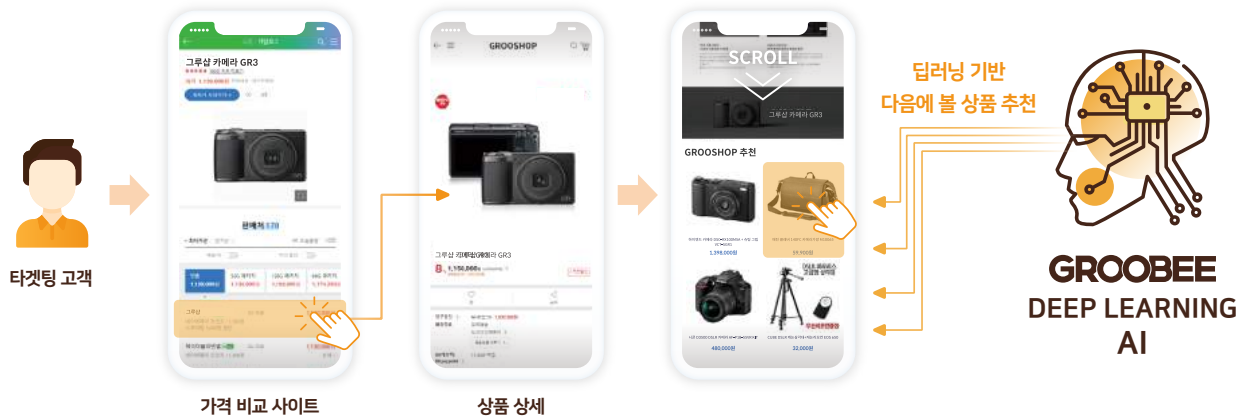
타겟팅 믹스

그루비 시즌2에서는 고객 타겟팅을 위한 70여 가지의 세그먼트 변수를 제공한다. 상품 추천과 고객 타겟팅을 조합하여 보다 정교하고 타사와 차별화된 전략적인 개인화 추천 서비스를 제공할 수 있다.

[타겟팅] 신규 방문 고객 X [추천 방식] 딥러닝 기반 다음에 볼 상품 추천

딥러닝 기반 다음에 볼 상품 추천은 앞서 설명한 대로 방문 또는 구매 등의 이력 데이터가 부족한 고객에게 있어서도 현재 세션의 상품 열람 행동에 따라 상품을 추천할 수 있는 장점이 있다. 그런데 이 경우에도 고객이 한 개 이상의 상품 페이지를 반드시 열람해야 하는 전제 조건이 있다.

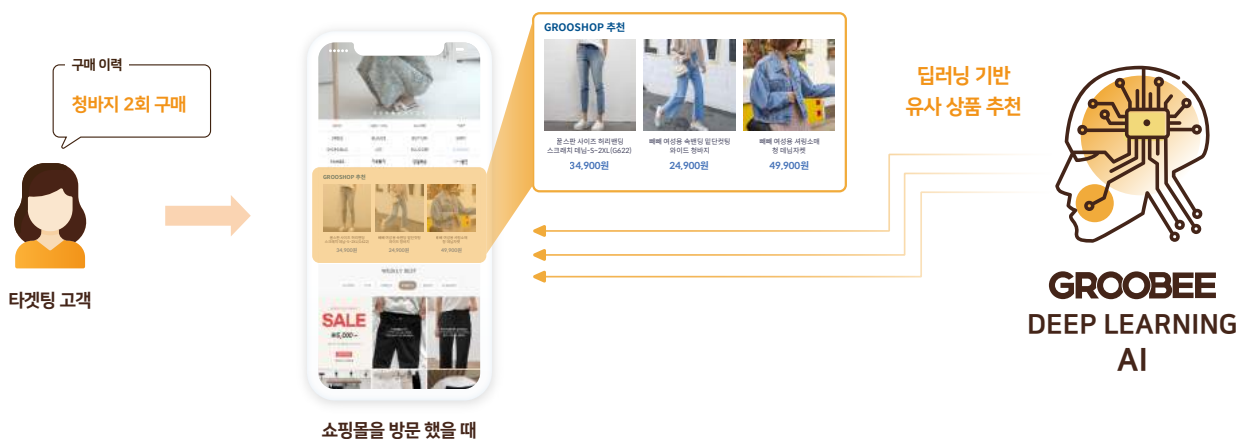
만약 이 추천 방식에 적합한 고객을 정교하게 타겟팅 할 수 있다면 그 추천 성과도 올라갈 것이다. 예를 들어 그루비의 세그먼트 변수를 가지고 가격 비교 사이트에서 이커머스 서비스로 유입한 첫 방문 고객을 타겟팅 했다면, 이 타겟팅 고객의 랜딩 페이지는 상품 상세 페이지가 될 것이고 이때 콜드 스타터에게 가장 적합한 추천 방식이 작동하게 되는 것이다.



[타겟팅] 청바지 관심 고객 X [추천 방식] 딥러닝 기반 연관 상품 or 딥러닝 기반 유사 상품

청바지에 관심이 있는 고객을 타겟팅 하는 방법은 다양하다. 고객이 이커머스 서비스에 접속 중인 상황에서 청바지 상품을 장바구니에 담았을 때는 딥러닝 기반 연관 상품이 적합한 추천 방식이 될 수 있다.

그런데 청바지를 두 번 이상 구매한 이력이 있다면 이 역시 청바지에 대한 관심이 높은 고객이라고 볼 수 있다. 이 고객이 다시 이커머스 서비스를 방문했을 때 딥러닝 기반 유사 상품 추천을 진행할 수 있다. 그루비 시즌2에서는 이처럼 특정 타겟 고객을 대상으로 각기 다른 상품 추천 방식을 적용할 수 있고 또한 두 개 이상의 추천 방식을 비교하여 최적화할 수 있다.



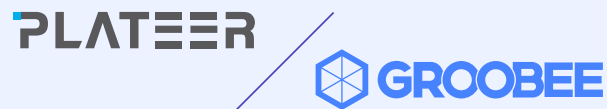
백서를 마치며

이커머스 개인화 상품 추천과 관련한 흐름과 기존 상품 추천 방식의 한계, 그리고 이러한 한계를 극복하기 위해 그루비 시즌2가 제공하는 다양한 추천 방식과 전략적 활용 방법 등을 살펴보았다.

‘이 추천 방식이 가장 효과가 좋습니다. 또는 이 알고리즘이 최선입니다.’라는 단순 명쾌한 해답을 얻고자 했던 마케터나 서비스 운영자분이라면 다소 실망했을 수도 있을 것이다. 그러나 과연 누구나가 좋다고 하는 추천 방식이나 알고리즘을 적용하여 어느 정도의 성과가 났다고 하더라도 그것이 과연 차별화된 경쟁력 있는 추천 서비스인가에 대해서는 곱씹어 볼 필요가 있다.

이커머스 업계에서 당분간 인공지능의 활용이나 개인화 서비스에 대한 화두는 쉽게 사라지지 않을 것이다. 그런데 이러한 화두의 중심은 아닐지라도 여전히 중요한 것은 이커머스 서비스를 운영하고 실행해야 하는 마케터나 서비스 운영자 여러분이다. 여러분의 경험과 노하우가 다양한 추천 방식이나 타겟팅을 조합하여 최적의 개인화 추천 서비스를 주도적으로 만들어낼 때 차별화된 경쟁력이 확보될 것이다. 그루비는 이를 위해 지속적으로 여러분과 소통하며 여러분이 필요로 하는 AI 개인화 추천 시스템으로 발전해 가고자 한다.

Introduce



플래티어는 2005년 첫걸음을 내디딘 이래 국내 최고 플랫폼 기술 리더로 성장하고 있는 기업입니다. 대형 이커머스 플랫폼 구축 및 운영을 주축으로 하여 빅데이터 기반 AI 마케팅 플랫폼, 소프트웨어 공학 기반 팀워크 플랫폼까지 사업 영역을 확장하고 있습니다. 그루비 사업부는 2016년 국내 최초 온사이트 마케팅 솔루션 '그루비(GROOBEE)'를 론칭했고, 플래티어의 빅데이터 기반 AI 마케팅 플랫폼 사업을 담당하고 있습니다. 그루비는 이커머스 고객사에게 차별화된 경쟁력을 제공해 드리는 최고의 AI 마테크 솔루션이 되기 위해 최선을 다하고 있습니다.

플래티어 | 그루비 사업부

 02-554-5854

 groobee.net

 groobee_mkt@plateer.com

