

이커머스 환경에서 구매와 공유 행동을 이용한 기기 중심 개인화 상품 정보 추천 기법

권준희*

Device-Centered Personalized Product Recommendation Method using Purchase and Share Behavior in E-Commerce Environment

Kwon, Joon Hee

〈Abstract〉

Personalized recommendation technology is one of the most important technologies in electronic commerce environment. It helps users overcome information overload by suggesting information that match user's interests. In e-commerce environment, both mobile device users and smart device users have risen dramatically. It creates new challenges. Our method suggests product information that match user's device interests beyond only user's interests. We propose a device-centered personalized recommendation method. Our method uses both purchase and share behavior for user's devices interests. Moreover, it considers data type preference for each device. This paper presents a new recommendation method and algorithm. Then, an e-commerce scenario with a computer, a smartphone and an AI-speaker are described. The scenario shows our work is better than previous researches.

Key Words : E-Commerce, Personalized Recommendation, Device, Behavior

I. 서론

2000년대 중반부터 떠오른 이커머스(e-commerce) 서비스는, 2020년 코로나19의 영향으로 지속적인 증가세를 보이고 있다. 온라인 쇼핑 월별 소매 판매액은 2020년 9월 전년 동월 대비 27.6% 증가하는 등, 코로나19 시기 동안 성장 속도가 급속도로 빨라지고 있다[1].

이커머스 서비스의 성장에 따라 소비자들은 수많

은 상품들 중 원하는 상품을 선택해야 하는 정보 과부하(information overload) 문제에 직면하게 되었다. 이커머스 환경에서 개인화 상품 정보 추천 서비스는 이러한 정보 과부하 문제를 해결할 수 있는 중요한 기술로 꾸준히 연구가 진행되고 있다[2].

소비자가 이커머스 추천 서비스를 이용하는 동기 중 하나는 언제 어디서나 편리하게 원하는 상품을 구매함으로써 시간과 노력의 편의적 효익이 높아진다는 점이다[3]. 이에 따라 최근의 이커머스 환경이 과거와 크게 다른 점 중 하나는, 컴퓨터 이외의 다양한

* 경기대학교 AI컴퓨터공학부 교수

기기를 사용하여 언제 어디서나 상품을 구매한다는 점이다. 스마트폰을 중심으로 한 모바일 기기의 대중화는 편의성이라는 특성에 의해 컴퓨터 기기를 중심으로 한 이커머스 환경을 빠르게 모바일 이커머스(mobile e-commerce) 환경으로 변화시키고 있다[4, 5]. 최근에는 스마트폰 이외에도 다양한 스마트 기기가 확산되기 시작하면서 새로운 이커머스 환경으로 진화하고 있다. 가장 최근의 연구로는 AI스피커를 이용한 음성 커머스(voice commerce)에 대한 연구가 있다[6].

하지만 컴퓨터 이외의 다른 기기를 고려하는 최근의 연구들에서도 단일 기기 중심의 연구에 집중되어 있다. 이러한 문제점을 극복하기 위해서 본 논문에서는 이커머스 환경에서 다양한 기기를 사용하는 각 사용자의 기기별 사용 행동을 이용한 새로운 상품 정보 추천 기법을 제안한다. 제안 기법에서는 사용자마다 다른 기기 사용 정도를 고려하여 기기별로 서로 다른 개수의 상품 정보가 추천된다.

최근의 이커머스 환경에서는 상품을 구매하는 행동 이후에도 해당 상품 정보를 공유하는 행동이 추가된다는 특성을 가진다. 이는 이커머스 환경에서 상품을 구매할 때까지의 소비자의 행동 패턴 유형을 분류한 소비자 구매 행동 모델을 통해서도 알 수 있다. 소비자 구매 행동 모델 중 최근 가장 많이 사용하는 AISAS 모델이 과거의 모델과 보이는 큰 차이점 중 하나는 상품 구매 행동 후에 공유 행동이 이루어진다는 점이다[7].

이를 고려하여 본 연구에서는 사용자의 구매 행동과 공유 행동을 기기별로 서로 다르게 고려한다. 또한, 각 기기별 사용자 데이터 타입 선호도를 함께 고려함으로써 각 사용자에게 적합한 상품 정보가 기기별로 다르게 추천된다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 제안 기법과 관련된 기존의 연구들을 살펴본다. 3장에서는 기기 중심 상품 정보 추천 기법을 제안하고 알고리

즘을 설명한다, 또한, 제안된 기법을 이커머스 시나리오를 통해 설명하고 평가한다. 마지막으로 4장에서 결론을 맺는다.

II. 관련연구

이커머스는 인터넷을 중심으로 한 컴퓨터 네트워크를 사용하여 상품을 구매하고 마케팅하는 일련의 모든 과정을 의미한다[8]. 이커머스 서비스의 성장에 따라 소비자들은 수많은 상품들 중 원하는 상품을 선택해야 하는 정보 과부하 문제가 발생하게 되었다. 이에 따라 이러한 문제를 해결하는 상품 정보 추천 기술이 요구된다[2]. 추천 기법은 개인화된 추천 기법과 개인화되지 않은 추천 기법으로 분류된다. 최근의 이커머스 환경에서는, 모든 사용자에게 동일한 상품을 추천하는 개인화되지 않은 추천 기법에 비해 각 사용자들의 특성을 고려한 개인화된 상품 정보 추천 기법이 요구된다. 개인화된 추천 기법은 사용자들의 과거 소비 행동에 기반하여 각 사용자에게 적합한 상품 정보를 추천한다[9].

개인화된 추천 기법은 내용 기반 필터링(content-based filtering) 기법과 협업 필터링(collaborative filtering) 기법으로 크게 분류된다. 내용 기반 필터링 기법은 상품에 대한 설명과 사용자 프로파일을 이용해 과거에 사용자가 좋아했던 상품과 유사한 상품을 추천한다. 이에 비해 협업 필터링 기법은 상품에 대한 선호도가 유사한 다른 사용자가 선택한 상품을 추천한다[10].

이 중 협업 필터링 기법은 아마존(Amazon.com)에서 핵심 기술로 사용한 후 최근 많은 이커머스 시스템에서 가장 널리 사용되는 기법이다[11]. 협업 필터링(collaborative filtering) 기법은 사용자 기반(user-based) 협업 필터링과 아이템 기반(item-based) 협업 필터링으로 분류된다[10, 12]. 이 중 가장 많이

사용되고 있는 아이템 기반 협업 필터링 기법은 사용자가 선호하는 기존의 상품들과 예측하고자 하는 상품과의 유사도를 계산하여 사용자의 선호도를 예측한다. 아이템 기반 협업 필터링 기법에서 사용되는 예측 선호도 계산 방법 중 가중치 합에 의한 계산식은 식 (1)과 같다. 사용자 u 의 상품 i 에 대한 예측 선호도 $P(u,i)$ 에서, $S_{i,j}$ 는 상품 i 와 j 간의 유사도를 의미하며, $R_{u,j}$ 는 상품 j 에 대한 사용자 u 의 선호도를 의미한다[13].

$$P(u,i) = \frac{\sum_{\text{모든 유사아이템}, N(S_{i,N} \times R_{u,N})} N(S_{i,N} \times R_{u,N})}{\sum_{\text{모든 유사아이템}, N(|S_{i,N}|)} N(|S_{i,N}|)}$$

2022년 6월 통계청의 온라인 쇼핑 동향에 따르면, 모바일 쇼핑 거래액이 12조에 달하면서 전년 동월 대비 15.8%가 증가되었다[14]. 이는 스마트폰을 중심으로 한 모바일 기기의 대중화에 따른 현상이다. 최근에는 사물 인터넷 환경의 도래와 함께 스마트폰 이외의 다양한 스마트 기기가 확산되기 시작하고 있다. 이에 따라, 최근의 상품 정보 추천 기법은 사용자에게 국한하는 것이 아닌, 사용자의 기기를 고려한 기기 중심 개인화 상품 정보 추천 기법으로 발전하고 있다. 기기 중심 개인화 상품 정보 추천 기법에 대한 연구들은 다음과 같다.

[15]에서는 모바일 기기에서 각 사용자의 위치 정보를 획득할 수 있는 기기 특성을 추천 기법에 적용하였다. 해당 연구에서는 모바일 기기로부터 획득한 사용자의 위치 정보와 해당 위치에서 사용하는 기기에서의 온라인 쇼핑 행동에 기반한 다중 소스 연합 기술을 이용한 추천 기법을 제안하였다. [16]에서는 모바일 기기의 상황 정보와 소셜 정보를 이용한 상황 인식 모바일 여행 이커머스 개인화 추천 기법을 제안하였다. 이 연구는 모바일 기기의 상황 인식을 이용하여 상품을 구매하는 시간과 위치와 같은 상황 정보

와, 사용자들간 친구 관계와 같은 소셜 정보를 함께 이용하여 이를 기존의 협업 필터링 기법에 통합한 방법을 제안하였다. [5]에서는 컴퓨터 기반 이커머스 추천 기법과는 다른 모바일 기기의 특수성을 고려한 모바일 이커머스 추천 시스템을 제안하였다. 이 연구에서는 모바일 기기의 디스플레이 크기 제한점과 함께 빠른 추천이 요구되는 점을 고려하여 연관 규칙 분석 알고리즘을 개선한 추천 기법을 제안하였다. 그러나, 해당 연구들은 모바일 기기만을 고려하고 있다는 문제점을 가진다.

모바일 기기 이외의 스마트 기기 중 최근 가장 관심(1)심이 되고 있는 기기 중 하나인 AI 스피커를 기반으로 한 음성 커머스 서비스도 사용되기 시작하고 있다. 대표적인 예로는 아마존의 알렉사(Alexa), 구글의 홈(Home)을 이용한 음성 쇼핑 서비스가 있다[17]. 해당 연구에서는 음성을 이용한 사용자와의 대화를 통해, 시각과 손을 활용해야 했던 상품 추천 기법보다 편리하게 상품을 구매할 수 있다는 장점을 가진다. 그러나, 해당 연구들은 단일 기기만을 고려하고 있다는 문제점을 가진다.

사물 인터넷 환경의 확산으로, 다양한 여러 개의 기기를 이용한 정보 서비스에 대한 연구도 시작되고 있다. 사용자들의 상품 구매 결정 과정에서 기기의 사용 특성을 활용한 연구가 있다. 해당 연구에서는, 스마트폰과 같은 모바일 기기를 이용하여 일반적인 상품 정보를 즉각적으로 얻은 후, 상세 정보는 컴퓨터를 이용하면 상품 구매 결정에 효과적임을 보인다 [18]. 최근 연구로는 여러 개의 기기를 사용하는 정보 서비스 환경에서 참여 기기의 사용 특성을 고려한 정보 서비스에 대한 연구가 있다. 이 연구에서는, 사용자의 기기별 데이터 타입 선호도 $preference(d_i, u)$ 를 이용하여 참여 기기들의 특성을 반영하는 개인화된 정보를 제공한다. 데이터 타입 선호도 $preference(d_i, u)$ 는 기기 d 에서 정보 i 의 데이터 타입 i 에 대한 사용자 u 의 선호도이다[19]. 그러나, 다양한 여러 개의 기기

별로 서로 다른 사용자별 구매 행동을 고려한 개인화 상품 정보 추천 기법에 대한 연구는 진행되지 못하고 있다.

이커머스 환경에서 기기 중심 개인화 상품 정보 추천을 위한 기존의 기법들은 다음과 같은 문제점을 가진다. 첫째, 스마트폰과 같은 모바일 기기만을 중심으로 한 개인화 상품 정보 추천 기법에 대한 연구가 대부분 활발히 진행되어 왔다. 둘째, 최근 스마트폰 이외의 스마트 기기를 중심으로 한 이커머스 서비스에 대한 연구가 진행되고 있으나, 단일 기기를 중심으로 한 이커머스 서비스에 대한 연구에 국한되고 있다. 셋째, 다양한 여러 개의 기기를 고려한 연구도 함께 진행되고 있지만 개인화 상품 정보 추천 기법에 대한 연구는 아직까지 진행되고 있지 않다.

III. 기기 중심 상품 정보 추천 기법

3.1 정보 추천 기법

3.1절에서는 이커머스 환경에서 기기별 사용자 행동을 이용한 기기 중심 상품 정보 추천 기법을 제안하고 설명한다. 본 절에서 설명되는 추천 기법은 사용자의 기기별 상품 구매와 공유 행동을 이용하여, 기기별로 서로 다른 개인화된 상품 정보를 추천한다는 점에서 기존의 추천 기법들과 차별화된다.

본 논문에서는 협업 필터링 추천 기법에 대한 기존 연구[13]과 기기별 데이터 타입 선호도를 이용한 기기 중심 개인화 기법에 대한 기존 연구[19]가 적용된다. 첫째, 기존 연구[13]은 많은 이커머스 시스템에서 가장 널리 사용되고 우수성이 입증된 개인화 추천 기법 중 하나이기 때문에 본 논문의 추천 기법에 적용한다. 이를 위해, [13]에서 제시된 식(1)을 적용하여 상품 정보 i 에 대한 사용자 u 의 예측 선호도 $P(u_i)$ 가 계산된다. 둘째, 기존 연구 [19]는 단일 기기만을 고려

하는 대부분의 연구들과는 다르게 여러 개의 기기를 고려하는 기기 중심 개인화 기법에 대한 최근 연구이기 때문에 본 논문에 적용한다. 이를 위해, [19]에서 제안한 기기 d 에서 정보 i 의 데이터 타입 i_d 에 대한 사용자 u 의 선호도 $preference(d, i, u)$ 를 사용한다.

또한, 본 연구에서는 기기별 사용자 행동을 알기 위해, 사용자가 실제로 구매한 상품 구매와 공유 행동 이력을 이용한다. 이 때, 최근의 이커머스 환경에서는 구매 이후에 공유 행동이 추가된다는 점을 고려하여, 본 연구에서는 사용자 행동 중 기기별 상품 구매 행동과 공유 행동을 함께 고려한다.

기존 연구 [13]과 [19]에 비교할 때 본 연구의 차별점은 다음과 같다. 첫째, 기존 연구 [13]은 추천 기법의 우수성에도 불구하고 사용자를 중심으로 하고 있어, 기기 중심 추천이 가능하지 않다는 문제점을 가진다. 이에 비해, 본 연구는 [13]의 우수한 추천 기법을 활용하면서도, 사용자의 기기별로 서로 다른 상품 정보 추천이 가능한 기기 중심 개인화 추천 기법이라는 점에서 차별화된다. 둘째, 기존 연구 [19]는 여러 개의 기기를 고려하는 기기 중심 개인화 기법이지만, 이커머스 환경을 고려하지 않는다는 문제점을 가진다. 이에 비해, 본 연구는 [19]의 기기별 데이터 타입 선호도를 이용한 기기 중심 개인화 기법을 활용하면서도, 기기별 구매와 공유 행동을 고려함으로써 이커머스 환경에 적합한 기기 중심 개인화 추천 기법이라는 점에서 차별화된다.

제안하는 추천 기법은 5단계로 구성된다. 1단계에서는 사용자의 기기별 데이터 타입 선호도를 고려하여 데이터 타입 선호도가 낮은 정보는 후보 정보에서 제외한다. 각 정보에 대해, 기기별 데이터 타입 선호도 $preference$ 값이 임계치값 δ 보다 작은 정보는 후보 정보에서 제외한다.

2단계에서는 사용자의 기기에서 추천할 정보의 개수를 계산한다. 기존의 추천 기법에서는 각 사용자마다 서로 다른 기기 사용 정도를 고려하지 않아, 기기

별로 정해진 개수 k 개의 정보가 추천된다. 최근의 이커머스 환경에서는 다양한 기기를 사용하여 상품 구매를 한다. 이 때, 각 사용자마다 상품 구매를 위해 사용하는 기기 사용 정도는 달라진다. 예를 들어 스마트폰을 이용하여 대부분의 상품을 구매하는 사용자도 있지만, 상품 구매시 스마트폰을 거의 사용하지 않는 사용자도 존재한다. 이 때, 각 사용자의 스마트폰에서 추천되는 상품 정보의 개수에는 차이가 필요하다.

이러한 부분을 고려하여 본 연구에서는 고정된 k 개가 아닌 사용자 u 의 기기 d 마다 서로 다른 개수 $k(u,d)$ 개의 상품 정보가 추천되며, 식 (2)와 같다. 식 (2)의 $BW(u,d)$ 는 사용자 u 가 기기 d 를 이용하여 상품을 구매한 정도이며, 식 (3)에서 이에 대한 계산식을 보인다. 여기서 $BF(u)$ 는 사용자 u 가 구매한 상품 전체 개수이고, $BF(u,d)$ 는 사용자 u 가 기기 d 를 이용하여 구매한 상품 전체 개수이다.

$$k(u,d) = k \times BW(u,d) \quad (2)$$

$$BW(u,d) = \frac{BF(u,d)}{BF(u)}$$

$$n(u,d) = k(u,d) \times \omega$$

$$(1 \leq \omega \leq \frac{N}{k(u,d)}) \quad (4)$$

3단계에서는 2단계로부터 계산된 추천 상품 정보 개수에 따라 후보 상품 정보를 추출한다. 이 단계에서는 사용자 u 의 기기 d 에 대해, 사용자 u 의 상품 정보 예측 선호도값 상위 $n(u,d)$ 개의 정보를 후보 정보로 추출한다. n 의 계산식은 식 (4)와 같다. 여기서, N 은 상품 정보 전체 개수이며, ω 는 임계치값으로 식 (4)에서 제시된 범위 내에서 설정한다.

4단계에서는 3단계로부터 추출된 사용자의 기기별 후보 정보에 대해 기기 기반 예측 선호도 DP 를 계산한다. 식(5)는 상품 정보 i 에 대한 사용자 u 의 기기 d

에서의 예측 선호도 $DP(u,d,i)$ 의 계산식을 보인다. 예측 선호도 DP 는 사용자의 기기 사용 특성을 고려한 상품 예측 선호도로, $DW(u,d,i)$ 는 사용자 u 가 기기 d 를 사용하여 상품 i 를 구매할 때의 예측 선호도 가중치를 의미한다. 식 (6)은 예측 선호도 가중치 DW 에 대한 계산식을 보인다.

식 (6)의 DW 는 3개 요소를 고려한다. 첫째, 기기 d 를 이용하여 상품 정보 i 를 구매한 정도 $BW(d,i)$, 둘째, 기기 d 를 이용한 상품 정보 i 에 대한 공유 정도 $SF(d,i)$, 셋째, 기기 d 에서 상품정보 i 의 데이터 타입 i_t 에 대한 사용자 u 의 선호도 $preference(d,i_t,u)$ 이며, 이들 3개 요소는 α, β, γ 를 이용하여 각 요소 가중치 정도를 설정한다.

$$DP(u,d,i) = DW(u,d,i) \times P(u,i) \quad (5)$$

$$DW(u,d,i) = \alpha \times BW(d,i) + \beta \times SF(d,i) + \gamma \times preference(d,i_t,u)$$

$$(\alpha + \beta + \gamma = 1) \quad (6)$$

$$BW(d,i) = \frac{BF(d,i)}{BF(d)} \quad (7)$$

$$SF(d,i) = \frac{SF(d,i)}{SF(d)} \quad (8)$$

식 (7)에서, $BF(d)$ 는 상품 정보 i 에 대한 구매 전체 개수이고, $BF(d,i)$ 는 기기 d 를 이용한 상품 정보 i 의 구매 개수이다. 식 (8)에서 $SF(d)$ 는 상품 정보 i 에 대한 공유 전체 개수이고, $SF(d,i)$ 는 기기 d 를 이용한 상품 정보 i 의 공유 개수이다.

5단계는 4단계로부터 계산된 후보 상품 정보별 기기 기반 예측 선호도 DP 를 사용하여 상위 $k(u,d)$ 개의 정보를 결과 상품 정보로 추천한다.

<표 1> 추천 알고리즘

1. Algorithm.
2. Begin
3. Input
4. $ItemInfo(u)$: 사용자 u 의 상품 정보 전체 집합
5. δ : 데이터 타입 선호도 임계치 값
6. w : 후보 상품 정보 개수 임계치 값
7. T : 데이터 타입 집합
8. $preference(d,T,u)$: $\{ preference(d,t,u) \mid t \in T \}$
9. Output
10. $ResultKSet(u,d)$: 사용자 u 의 기기 d 에서의 추천 정보 결과 집합
11. Method
12. $CandidateSet(u,d) = getCandidate(ItemInfo(u), preference(d,T,u), \delta)$
13. compute $k(u,d)$
14. $CandidateNSet(u,d) = getN(CandidateSet(u,d), k(u,d), w)$
15. for ($i \in CandidateNSet(u,d)$)
16. $ResultNSet(u,d) = ResultNSet(u,d) \cup \{i, DP(u,d,i)\}$
17. $ResultKSet(u,d)=getK(ResultNSet(u,d), k(u,d))$
18. return $ResultKSet(u,d)$
19. End.

<표 1>은 제안된 기법을 이용하여 사용자 u 의 기기 d 에서 상품 정보를 추천하는 알고리즘을 보인다. 여기서 $getCandidate$ 는 사용자 u 의 기기 d 에서 데이터 타입 선호도가 낮은 정보를 후보 정보에서 제외하는 함수이고, $getN$ 은 사용자 u 의 기기 d 에서 추천할 상품 정보 예측 선호도값 상위 $n(u,d)$ 개의 후보 정보를 추출하는 함수이다. 또한, $getK$ 는 사용자 u 의 기기 d 에서 추천할 상위 $k(u,d)$ 개의 상품 정보를 후보 정보로부터 추출하는 함수이다.

3.2 시나리오

본 절에서는 이커머스 시나리오를 통해 제안된 기법을 설명하고 평가한다. 상품을 구매하려고 하는 김영우씨는 제안 기법을 사용하여 상품 정보를 추천받

<표 2> 전체 상품 정보

상품 정보	P	데이터타입
		텍스트
		음성
i03	0.04	동영상
i04	0.14	음성
i05	0.25	이미지
i06	0.46	동영상
i07	0.06	이미지
i08	0.54	텍스트
i09	0.27	이미지
i10	0.22	음성
i11	0.05	이미지
i12	0.21	동영상
i13	0.65	동영상
i14	0.41	이미지
i15	0.07	동영상
i16	0.29	텍스트
i17	0.11	동영상
i18	0.12	동영상
i19	0.08	음성
i20	0.51	동영상
i21	0.15	텍스트
i22	0.03	동영상
i23	0.02	이미지
i24	0.09	동영상
i25	0.32	음성

고자 한다. <표 2>는 김영우씨의 상품 정보 전체를 나타낸다. 여기서 P 는 각 상품 정보에 대한 예측 선호도를 의미한다. 예측 선호도는 기존의 아이템 기반 협업 필터링 기법에서 사용되는 방법을 그대로 사용하여 계산되어 있다고 한다.

그 외, 본 시나리오 설명을 위해 다음과 같은 몇 가지를 가정한다. 첫째, 김영우씨의 기기별 상품 구매 정도 BW 값은 '컴퓨터', '스마트폰', 'AI스피커'에 대해 각각 0.5, 0.4, 0.1이다. 둘째, 각 정보의 데이터 타입은 동영상, 이미지, 음성, 텍스트로 분류되며, <표

3>은 김영우씨의 기기별 데이터 타입 선호도를 보인다. 셋째, 데이터 타입 선호도를 고려한 후보 정보를 추출하기 위한 임계치값 δ 는 0.001 이라고 한다. 넷째, 식 (4)의 w 값은 2이고, 식 (6)의 α, β, γ 값은 각각 0.3, 0.3, 0.4이다. 다섯째, 추천되는 상품 정보의 최대 개수 k 는 20이다.

<표 3> 기기별 데이터타입 선호도

기기	데이터 타입	선호도
컴퓨터	동영상	0.6
	이미지	0.24
	음성	0.01
	텍스트	0.15
스마트폰	동영상	0.35
	이미지	0.52
	음성	0.12
	텍스트	0.01
AI스피커	동영상, 이미지	0
	음성	0.9
	텍스트	0.1

김영우씨는 퇴근길에 자신의 스마트폰을 이용하여 상품을 구매하기 위해 상품 정보 추천을 요청한다. 이제 3.1절의 단계별 프로세스에 따라 다음과 같이 처리된다. 첫째, 데이터 타입 선호도를 고려하여 데이터 타입 선호도가 낮은 정보는 후보 정보에서 제외한다. 스마트폰에서의 데이터 타입별 선호도는 모두 임계치값 δ 를 만족하므로 <표 2>에서 제외되는 정보는 존재하지 않는다.

둘째, 스마트폰에서 추천할 정보의 개수를 계산한다. 추천 정보 개수는 식 (2)에 의해 계산된다. 식 (2)에서 k 값은 20, 김영우씨의 스마트폰에서의 상품 구매 정도 BW 값은 0.4 이므로 스마트폰 기기에서의 추천 정보 개수는 8 이다.

셋째, 스마트폰에서 추천할 정보 개수에 따라 후보 상품 정보를 추출한다. 이제 식 (4)로부터 16개의 후보 정보를 추출하면 <표 4>와 같다. 해당 후보 정보

는 <표 2>로부터 예측 선호도 I 값이 높은 상위 16개의 정보이다.

<표 4> 후보 상품 정보(스마트폰)

상품 정보	BW	SW	DW
i01	0.23	0.12	0.109
i02	0.45	0.01	0.186
i04	0.42	0.49	0.321
i05	0.41	0.05	0.346
i06	0.41	0.08	0.287
i08	0.15	0.03	0.058
i09	0.55	0.04	0.385
i10	0.78	0.03	0.291
i12	0.25	0.17	0.266
i13	0.15	0.23	0.254
i14	0.47	0.26	0.427
i16	0.18	0.11	0.091
i18	0.72	0.63	0.545
i20	0.64	0.45	0.467
i21	0.23	0.25	0.148
i25	0.21	0.12	0.147

넷째, <표 4>의 후보 정보에 대해 기기 기반 예측 선호도를 계산한다. 이를 위해, 김영우씨가 스마트폰을 사용하여 상품을 구매할 때의 예측 선호도 가중치 DW 를 계산하는데, 식 (6)에 의해 계산되며 <표 4>에 나타난다. 여기서 BW 는 스마트폰을 이용하여 상품을 구매한 정도이며, SW 는 스마트폰을 이용한 상품 정보에 대한 공유 정도로 구매 로깅 정보와 공유 로깅 정보에 의해 계산되어 있다고 가정한다. 이제 식 (5)를 이용하여 김영우씨의 스마트폰 기반 예측 선호도 DP 를 계산한다.

다섯째, 예측 선호도 DP 를 사용하여, 상위 8개의 상품 정보를 추천한다. 김영우씨의 스마트폰에서의 최종 추천 결과는 <표 5>와 같다. 이제 김영우씨는 자신의 스마트폰을 이용하여 추천된 상품 'i20'을 구매하고, 상품 구매 후 구매 후기를 공유한다.

<표 5> 제안 기법을 이용한 최종 추천 결과 (스마트폰)

상품 정보	DP
i20	0.238
i14	0.175
i13	0.165
i06	0.132
i09	0.104
i05	0.087
i02	0.078
i18	0.065

<표 6> 후보 상품 정보(AI스피커)

상품 정보	BW	SW	DW
i02	0.09	0.11	0.42
i08	0.01	0.27	0.124
i16	0.2	0.01	0.103
i25	0.21	0.12	0.499

<표 7> 제안 기법을 이용한 최종 추천 결과 (AI스피커)

상품 정보	DP
i02	0.176
i25	0.16

퇴근 후 김영우씨가 집으로 귀가하자 AI스피커가 자동으로 켜지면서 음악을 들려준다. 음악을 들으면서 휴식을 취하던 김영우씨는 AI스피커를 이용해 상품 정보 추천을 요청한다. 첫째, 데이터 타입 선호도를 고려하여 만족하지 않는 정보는 후보 정보에서 제외한다. 김영우씨의 AI스피커에서는 이미지와 동영상 정보에 대한 선호도가 0으로 임계치값을 만족하지 않으므로 <표 2>의 후보 정보에서 제외한다. 해당 처리 단계에서 데이터 타입선호도를 고려한 후보 정보는 'i01', 'i02', 'i04', 'i08', 'i10', 'i16', 'i19', 'i21', 'i25' 로 총 9개의 정보가 추출된다.

둘째, AI스피커에서 추천할 정보의 개수를 계산한다. 식 (2)에서 k 값은 20, 김영우씨의 AI스피커에서의 상품 구매 정도 BW 값은 0.1 이므로 AI스피커 기기에서의 추천 정보 개수는 2 이다.

셋째, AI스피커에서 추천할 정보 개수에 따라 후보 상품 정보를 추출한다. <표 6>은 식 (4)로부터 추출된 4개의 후보 정보를 보인다.

넷째, <표 6>의 후보 정보에 대해 AI스피커 기반 예측 선호도를 계산한다. <표 7>의 DP 는 이렇게 계산된 예측 선호도 가중치를 나타낸다.

다섯째, 예측 선호도 DP를 사용하여 상위 2개 정보를 추천한다. 김영우씨의 AI스피커에서의 최종 추천 결과는 <표 7>과 같다. 이제 김영우씨는 자신의 AI스피커를 이용하여 추천된 상품을 구매한다.

다음으로 김영우씨는 보다 본격적으로 상품을 구매하고자 자신의 컴퓨터에서 상품 정보 추천을 요청한다. 첫째, 김영우씨의 컴퓨터에서 데이터 타입별 선호도를 고려할 때 <표 2>의 후보 정보에서 제외되는 정보는 없다. 둘째, 컴퓨터에서 추천할 정보의 개수는 식(2)에 따라 10이다. 셋째, 컴퓨터에서 추천할 정보 개수에 따라 후보 상품 정보 20개를 추출하면 <표 8>과 같다. 넷째, <표 8>의 후보 정보에 대해 컴퓨터 기반 예측 선호도 DP를 계산한다. 다섯째, 예측 선호도 DP를 사용하여 상위 10개 정보를 추천한다. <표 9>는 컴퓨터에서 추천된 결과를 나타낸다. 추천 결과를 이용하여 김영우씨는 컴퓨터에서 상품을 구매하고, 구매 후기를 공유한다.

본 논문에서는 기존의 협업 필터링 기법과 비교를 통해 제안된 추천 기법을 평가한다. 제안 기법과 비교할 때, 기존의 협업 필터링 기법을 사용한 추천 결과는 <표 10>과 같다. 기존 기법은 <표 2>의 전체 상품 정보로부터 F 값이 높은 상위 20개의 정보를 추천한다.

추천 결과의 정확도 면에서 제안 기법과 기존의 협업 필터링 기법을 비교하면 다음과 같다. 첫째, 스마트폰 기기에서의 추천 결과 <표 5>와 <표 10>를 살펴보면 다음과 같다. <표 10>에서는 상품 정보 'i08' 이 추천되지만, <표 5>에서는 추천되지 않는다. 이는 'i08'의 예측 선호도 F 값이 0.54로 높지만, 스마트폰을

<표 8> 후보 상품 정보(컴퓨터)

상품 정보	BW	SW	DW
i01	0.4	0.07	0.201
i02	0.33	0.01	0.106
i04	0.14	0.38	0.16
i05	0.38	0.29	0.297
i06	0.61	0.87	0.684
i08	0.21	0.3	0.213
i09	0.07	0.22	0.183
i10	0.13	0.32	0.139
i12	0.18	0.65	0.489
i13	0.45	0.3	0.465
i14	0.07	0.4	0.237
i15	0.62	0.69	0.453
i16	0.63	0.26	0.327
i17	0.65	0.19	0.492
i18	0.45	0.54	0.537
i19	0.11	0.35	0.142
i20	0.3	0.7	0.54
i21	0.17	0.16	0.159
i24	0.28	0.28	0.228
i25	0.2	0.09	0.091

<표 10> 기존 기법을 이용한 최종 추천 결과

상품 정보	P
i13	0.65
i08	0.54
i20	0.51
i06	0.46
i02	0.42
i14	0.41
i25	0.32
i16	0.29
i09	0.27
i05	0.25
i10	0.22
i12	0.21
i21	0.15
i04	0.14
i01	0.13
i18	0.12
i17	0.11
i24	0.09
i19	0.08
i15	0.07

<표 9> 제안 기법을 이용한 최종 추천 결과 (컴퓨터)

상품 정보	DP
i06	0.315
i13	0.302
i20	0.275
i08	0.115
i12	0.103
i14	0.097
i16	0.095
i05	0.074
i18	0.064
i17	0.054

사용하여 상품을 구매할 때의 예측 선호도 가중치 *DW*가 0.058로 낮기 때문이다. 즉, 상품 정보 'i08'에 대해 스마트폰을 이용한 구매 정도 *BW* 값과 공유 정

도 *SW* 값이 각각 0.15, 0.03으로 낮고, 해당 상품 정보의 데이터 타입이 텍스트로 스마트폰에서의 텍스트 데이터 타입에 대한 선호도가 <표 3>에서 보는 것처럼 0.01로 매우 낮다. 상품 정보 'i08'은 높은 예측 선호도값에 비해, 스마트폰 기기에서는 선호되지 않는 상품 정보이다. 따라서, 스마트폰에서 기존 기법을 사용할 때는 제안 기법을 사용할 때와 비교할 때 추천 정확도가 떨어지는 것을 알 수 있다.

둘째, AI스피커 기기에서의 추천 결과 <표 7>과 <표 10>를 비교하면 다음과 같다. <표 10>에서는 i13, i20이 상위로 추천되지만, <표 7>에서는 추천되지 않는다. 이는 i13과 i20의 동영상 데이터 타입에 대한 AI스피커에서의 선호도가 0으로 후보 상품 정보에서

제외되기 때문이다. 그 외에도 <표 10>에서는 'i10'이 추천되지만 <표 7>에서는 추천되지 않는다. AI스피커에서의 상품 구매 정도는 0.1로 매우 낮아 추천 정보 개수에 따른 후보 상품 정보 <표 6>에서도 'i10'은 제외된 것을 관찰할 수 있다. 이에 비해 기존 협업 필터링 기법에서는 AI스피커에서 선호도가 전혀 없는 'i13', 'i20'을 추천하고, AI스피커에서의 상품 구매 정도를 고려하지 않아 20개의 불필요한 많은 정보를 추천한다. 이를 통해, AI스피커에서 제안 기법을 사용한 추천 기법이 기존 기법에 비해 추천 정확도가 높음을 알 수 있다.

셋째, 컴퓨터 기기에서의 추천 결과 <표 9>와 <표 10>으로부터 다음과 같은 차이가 있음을 알 수 있다. <표 10>에서는 'i24'가 추천되지만, <표 9>에서는 추천되지 않는다. 이는 컴퓨터 기기에서의 상품 구매 정도에 따라 <표 10>과 달리 <표 9>에서는 10개의 정보만이 추천되기 때문이다. 상품 정보 'i02'에 대해서는 <표 10>에서는 추천되고 있지만, <표 9>에서는 추천되지 않는다. 이는 'i02'은 예측 선호도값이 0.42로 높지만, 컴퓨터에서의 예측 선호도 가중치 BI 값이 0.106으로 높지 않고 컴퓨터 기기에서의 상품 구매 정도에 따라 10개의 정보만 추천되기 때문이다. 이에 비해 기존 협업 필터링 기법은 김영우씨의 컴퓨터에서 선호되지 않는 'i02'를 추천하고 있어 제안 기법에 비해 추천 정확도가 떨어진다.

제안 기법이 기존의 협업 필터링 기법에 비해, 얼마나 효율적인지 비교하면 다음과 같다. 이를 위해, 추천을 위해 액세스한 후보 정보의 개수를 비교한다. 제안 기법에서의 후보 정보는 스마트폰, AI스피커, 컴퓨터에서 각각 <표 4>, <표 6>, <표 8>이다. 20개의 정보를 액세스하는 기존 기법에 비해, <표 4>는 16개로 0.8, <표 6>은 4개로 0.2, <표 8>은 20개로 1의 비율로 액세스 개수가 줄어들어 모든 기기에 대해 기존 기법보다 효율적임을 알 수 있다.

IV. 결론

인터넷과 스마트 기기의 빠른 성장과 함께 코로나 19의 영향으로 이커머스 환경에서의 개인화 상품 정보 추천 서비스에 대한 필요성은 계속해서 증가하고 있다. 최근의 이커머스 환경에서의 큰 변화 중 하나는 컴퓨터, 스마트폰, AI스피커 등 다양한 여러 개의 기기를 사용하여 상품 구매를 한다는 점이다. 그러나, 기존의 상품 정보 추천 기법에서는 기기를 고려하는 연구가 많지 않고, 기기를 고려하는 최근의 연구들도 단일 기기 중심으로 연구가 집중되어 있다.

본 논문에서는 다양한 여러 개의 기기를 사용하는 이커머스 환경에서 각 사용자의 기기 사용 행동을 이용한 새로운 상품 정보 추천 기법을 제안하였다. 본 논문은 기존의 추천 기법과 달리 다음과 같은 점에서 차별화된다. 첫째, 사용자마다 각 기기의 사용 정도가 서로 다른 점을 고려하여, 사용자의 기기별로 추천되는 상품 정보의 개수가 달라진다. 이를 위해 각 사용자의 기기별 상품 구매 행동을 사용한 방법을 제안하였다. 둘째, 기기별로 상품 정보 선호도가 서로 다른 점을 고려하여, 사용자의 기기별로 추천되는 정보가 달라진다. 이를 위해 각 사용자의 상품 구매 행동과 공유 행동을 기기별로 적용하고, 기기별 선호 데이터를 함께 고려한 방법을 제안하였다.

본 논문에서는 추천 기법을 단계별로 설명하고, 알고리즘을 제안하였다. 또한, 제안한 추천 기법을 컴퓨터, 스마트폰, AI스피커를 사용한 시나리오에 적용하고 설명하였다. 마지막으로, 시나리오를 통해 제안된 추천 기법이 기존의 추천 기법에 비해 추천 정확도가 높고, 효율적인 추천이 이루어짐을 보였다.

본 연구의 이론적 및 실무적 시사점은 다음과 같다. 첫째, 최근 기기 중심 개인화 상품 정보 추천 기법에 대한 연구가 활발히 이루어지고 있다. 그러나, 단일 기기 혹은 모바일 기기만을 중심으로 하여 연구가 진행되어 왔다. 본 연구는 이러한 연구들과 비교

할 때, 다양한 여러 개의 기기를 통해 상품을 구매하는 사용자에게 기기별 상품 구매와 공유 행동을 이용하여 개인화된 상품 정보를 보다 효과적으로 추천해주는 새로운 알고리즘을 제안하였다. 둘째, 사물 인터넷 시대의 도래로 이커머스 환경에서 다양한 여러 개의 스마트 기기가 일상 속에서 실제 사용되고 있다. 본 연구에서는 일상 속에서 사용하는 기기들을 사용한 상품 정보 추천 시나리오를 제안함으로써 본 연구가 이론적 연구에서 끝나지 않고 실무적으로 적용 가능할 수 있음을 보였다.

본 연구는 다음과 같은 연구 한계점을 가진다. 첫째, 시나리오를 이용하여 제안 기법의 효과를 분석하였으나 시나리오 데이터라는 한정적인 데이터만을 사용하여 객관성이 다소 부족하다는 문제점을 가진다. 차후 연구에서는 해당 연구를 확대하여 실제 사용자 데이터를 토대로 제한한 알고리즘을 분석하는 실험이 요구된다. 둘째, 컴퓨터, 스마트폰, AI스피커를 사용한 사용 사례를 통해 제안 기법의 효과를 분석하였으나, 기기의 종류와 개수가 한정적이라는 문제점을 가진다. 차후 연구에서는 기기의 종류와 개수를 확대하여 보다 다양한 기기에서의 기기 중심 실험이 필요하다.

참고문헌

- 할 때, 다양한 여러 개의 기기를 통해 상품을 구매하는 사용자에게 기기별 상품 구매와 공유 행동을 이용하여 개인화된 상품 정보를 보다 효과적으로 추천해주는 새로운 알고리즘을 제안하였다. 둘째, 사물 인터넷 시대의 도래로 이커머스 환경에서 다양한 여러 개의 스마트 기기가 일상 속에서 실제 사용되고 있다. 본 연구에서는 일상 속에서 사용하는 기기들을 사용한 상품 정보 추천 시나리오를 제안함으로써 본 연구가 이론적 연구에서 끝나지 않고 실무적으로 적용 가능할 수 있음을 보였다.
- 본 연구는 다음과 같은 연구 한계점을 가진다. 첫째, 시나리오를 이용하여 제안 기법의 효과를 분석하였으나 시나리오 데이터라는 한정적인 데이터만을 사용하여 객관성이 다소 부족하다는 문제점을 가진다. 차후 연구에서는 해당 연구를 확대하여 실제 사용자 데이터를 토대로 제한한 알고리즘을 분석하는 실험이 요구된다. 둘째, 컴퓨터, 스마트폰, AI스피커를 사용한 사용 사례를 통해 제안 기법의 효과를 분석하였으나, 기기의 종류와 개수가 한정적이라는 문제점을 가진다. 차후 연구에서는 기기의 종류와 개수를 확대하여 보다 다양한 기기에서의 기기 중심 실험이 필요하다.
- pp.219-225.
- [3] 전병호 · 최재웅 · 김재영, “온라인 쇼핑 가치 특성이 구매만족과 재이용의도에 미치는 영향 연구,” 디지털산업정보학회 논문지, 제 13권 제 1호, 2017, pp.147-168.
- [4] 오영희 · 김형길 · 김재균, “모바일쇼핑몰의 서비스특성이 사용자만족과 고객충성도에 미치는 영향,” 인터넷전자상거래연구, 제 18권 제1호, 2018, pp. 227-244.
- [5] Yan Guo, Minxi Wang and Xin Li, “Application of an improved Apriori algorithm in a mobile e-commerce recommendation system,” Industrial Management & Data Systems, Vol. 117, No.2, 2017, pp.287-303.
- [6] Rakhmonova Maftuna Nabijan qizi, Xamroyev Doston D and Saida Safibullaeva Beknazarova, “Technology of Voice Commerce in E-Commerce,” Texas Journal of Multidisciplinary Studies, Vol. 7, 2022, pp.330-333.
- [7] Wu Jun, Shi Li, Yu Yanzhou, Ernesto DR Santibanez Gonzalezc, Hao Weiyi, Su Litao and Yunbo Zhang, “Evaluation of precision marketing effectiveness of community e-commerce—An AISAS based model,” Sustainable Operations and Computers, Vol. 2, 2021, pp. 200-205.
- [8] Ravi Kalakota, and Andrew B. Whinston, Electronic Commerce: A Manager’s Guide, Addison-Wesley, 1997.
- [9] Sarika Jain, Anjali Grover, Praveen Singh Thakur, and Sourabh Kumar Choudhary, “Trends, problems and solutions of recommender system,” Proceedings of International Conference on Computing, Communication & Automation, 2015, pp.955-958.
- [1] 최유경 · 이진국 · 김정욱, “코로나 19로 인한 유통산업 환경변화와 유통규제 전망,” 경제규제와 법, 제 14권 제 2호, 2021, pp.60-86.
- [2] Shahab Saquib Sohail, Jamshed Siddiqui and Rashid Ali, "Product Recommendation Techniques for Ecommerce-past, present and future," International Journal of Advanced Research in Computer Engineering & Technology (IJARCET), Vol.1, No.9, 2012,

- [10] Luo Ya, "The comparison of personalization recommendation for e-commerce," Physics Procedia, Vol. 25, 2012, pp. 475-478.
- [11] Greg Linden, Brent Smith, and Jeremy York, "Amazon.com recommendations: item-to-item collaborative filtering," IEEE Internet Computing, Vol. 7, No. 1, 2003, pp. 76-80.
- [12] Pushpendra Kumar and Ramjeevan Singh Thakur, "Recommendation system techniques and related issues: a survey," International Journal of Information Technology, Vol.10, 2018, pp.495-501.
- [13] Badrul Sarwar, George Karypis, Joseph Konstan and John Riedl, "Item-based collaborative filtering recommendation algorithms," Proceedings of the 10th international conference on the World Wide Web, 2001, pp.285-295.
- [14] 통계청, 2022년 6월 온라인쇼핑 동향, Available online: https://kostat.go.kr/portal/korea/kor_nw/1/12/3/index.board (accessed on 05 August 2022)
- [15] Yan Guo, Chengxin Yin, Mingfu Li, Xiaoting Ren, and Ping Liu, "Mobile e-Commerce Recommendation System Based on Multi-Source Information Fusion for Sustainable e-Business," Sustainability, MDPI, Vol.10, No.1, 2018, pp.1-13.
- [16] Huali Pan, and Zhijun Zhang, "Research on Context-Awareness Mobile Tourism E-Commerce Personalized Recommendation Model," Journal of Signal Processing Systems, Vol. 93, 2021, pp.147-154.
- [17] Katelyn Sorensen and Jennifer Johnson Jorgensen. "Hey Alexa, Let's Shop: Millennials' Acceptance of Voice-Activated Shopping," International Journal of E-Services and Mobile Applications (IJESMA), Vol.13, No.1, 2021, pp.1-14.
- [18] Sangman Han, Jin K.Han, Il Im, Sung In Jung, and Jung Won Lee, "Mapping consumer's cross-device usage for online search: Mobile-vs. PC-based search in the purchase decision process," Journal of Business Research, Vol.142, 2022, pp.387-399.
- [19] 권준희, "사물인터넷에서 참여 기기를 고려한 개인화 정보 검색 기법," 디지털산업정보학회 논문지, 제16권, 제1호, 2020, pp.21-31.

■ 저자소개 ■



권 준 희
(Kwon, Joon Hee_

2003년 3월~현재
경기대학교 시컴퓨터공학부 교수
2002년 숙명여자대학교 컴퓨터학과
(이학박사)
1994년 숙명여자대학교 전산학과(이학석사)
1992년 숙명여자대학교 전산학과(학사)

관심분야 : 사물 인터넷, 정보 검색, 추천
시스템, 소셜 네트워크 서비스,
공간 데이터베이스

E-mail : kwonjh@kyonggi.ac.kr

논문접수일 : 2022년 8월 10일
수 정 일 : 2022년 9월 1일
게재확정일 : 2022년 10월 17일