「정보시스템연구」 제28권 제1호
한국정보시스템학회
2019년 3월, pp. 97～114

http://dx.doi.org/10.5859/KAIS.2019.28.1.97

딥러닝을 이용한 온라인 리뷰 기반 다속성별 추천 모형 개발*

이륜경** · 정남호*** · 홍태호****

〈목 차〉

Ⅰ. 서론
Ⅱ. 이론적 배경
2.1 리뷰 기반 추천시스템
2.2 다속성 기반 추천시스템
2.3 RBM을 이용한 추천시스템
Ⅲ. 연구모형
3.1 데이터 수집
3.2 텍스트 마이닝을 이용한 속성 추출
3.3 다속성별 상품 추천
Ⅳ. 연구모형의 타당성 검증
4.1 데이터 수집
4.2 텍스트 마이닝을 이용한 속성 추출
4.3 레스토랑 속성 추출
4.4 레스토랑 속성별 문장 분류
4.5 다속성별 상품 추천
Ⅴ. 연구결과 및 향후 연구과제
참고문헌
<Abstract>

Ⅰ. 서 론

IT 기술의 발달에 따라 사람들은 전자상거래 사이트나 블로그, SNS 등의 여러 유형의 온라인 플랫폼을 통해 상품을 판매하거나 구매한다. 소비자는 상품 구매 전, 온라인 플랫폼을 이용하여 상품의 만족도를 파악하고 리뷰 확인을 통해 정보를 얻을 수 있으며, 소비자에게 적합하며 알맞은 상품을 찾을 수 있다(Saleha and Kim, 2016). 소비자들은 자신의 판단에 따라 결정을 내리지 않으며, 상품에 대한 결정 과정이나 최종 결정에 있어서 타인들의 영향을 받게 된다. 기업들은 상품, 서비스, 브랜드 등에 대한 이미지가 고객들 사이의 의사소통이나 상호작용 과정에 의해서 많은 영향을 받는 것을 잘 알고 있다(Blazevic et al., 2013). 따라서 소비자들은 상품에 대한 자신의 경험이나 의견을 실시간으로 온라인 리뷰를 이용하여 공유하고

* 이 논문은 2016년 대한민국 교육부와 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임. (NRF-2016S1A3A2925146)
** 부산대학교 경영학과, kaispaper@gmail.com(주저자)
*** 경희대학교 호텔경영학과, nhchung@khu.ac.kr
**** 부산대학교 경영학과, hongth@pusan.ac.kr(교신저자)

(Maslowska et al., 2017), 다른 소비자들의 상품에 대한 의사결정에 많은 영향력을 줄 수 있다.

온라인 여행사의 추천정보가 구매의사결정과 재사용의도에 영향을 미치는지를 검증하는 연구(정남호, 엄태휘, 2017)와 리뷰를 활용한 추천시스템 연구들이 진행되고 있다. 그리고 대부분의 추천시스템은 사용자의 선호 상품을 추론하기 위해 평점을 활용한다(Chen et al., 2015). 평점은 정량적 데이터로 사용자의 선호도를 나타내지만 실제적인 사용자의 선호도를 반영하는 것으로 보기에는 어렵다(Zhang et al., 2014). 따라서 사용자의 만족 및 불만족 정보를 파악할 수 있는 리뷰 데이터를 활용하여 추천시스템이 개발되고 있으며(Chen et al., 2015), 이러한 리뷰는 상품과 관련한 고객의 선호도 및 생각에 대한 신뢰할 수 있는 정보를 가지고 있으므로 추천시스템에서 활용하기에 유용하다(최준연 등, 2013; 전병국과 안현철, 2015). 그리고 리뷰는 상품에 대한 품질, 가격과 같은 상품의 속성에 대한 구체적인 정보를 포함하기도 한다. 상품의 속성은 고객이 상품을 구매함에서 효과적인 의사를 결정할 수 있도록 도움을 줄 수 있는 요인으로(문혜선, 2015), 상품의 품질이나 서비스, 가격 등을 나타낸다. 이와 같이 상품의 속성을 추천시스템에서 활용할 경우, 추천을 정확하게 제공할 수 있다(Nilashi et al., 2015). 따라서 리뷰 내의 속성 정보를 활용하여 상품의 속성별 추천을 진행할 경우, 추천 정확도 및 추천 성능을 높일 수 있다. 그리고 속성별 평점이 없더라도 리뷰 내의 작성된 상품의 속성 정보를 활용하여 속성별 추천을 수행할 수 있다.

본 연구는 온라인 리뷰로부터 상품의 속성을 추출하고, 상품의 속성별로 추천 정보를 제공하고자 한다. 그리고 딥러닝 기법을 활용하여 제안 모형의 정확도 및 성능을 향상시키고자한다.

Ⅱ. 이론적 배경

2.2 리뷰 기반 추천시스템

사용자 생성 리뷰(user-generated review)는 상품에 대한 정보 및 의견을 표출하거나 공유할 수 있는 중요한 매개체이다(Guy et al., 2017). 사용자는 이러한 리뷰를 통해 사용 경험이나 후기, 상품의 만족 및 불만족 이유에 대해 표현한다(Chen et al., 2015). 이러한 리뷰는 상품 구매에서 사용자들의 구매 결정 및 매출 영향에서 중요한 요인으로 구성된다(김진화 등, 2011). 최근에는 리뷰의 중요성을 바탕으로 사용자가 작성한 리뷰 정보를 활용한 리뷰 기반 추천시스템이 개발되고 있다(Chen et al., 2015). 리뷰는 신뢰성 높은 상품 관련 정보 및 사용자의 생각을 상세하게 포함하여 추천시스템에 유용할 수 있으며(전병국과 안현철, 2015), 추천시스템에서 활용할 경우, 상품에 대한 평점 정확도 및 추천 관련 알고리즘을 개선할 수 있다(Chen et al., 2015).

텍스트 데이터 및 리뷰를 활용한 연구와 관련하여 Hariri et al.(2011)은 tripadvisor.com으로부터 호텔의 리뷰를 수집하여 LDA를 적용하여 관련 토픽 및 키워드를 추출하였다. 리뷰로부터 여행 유형을 추출하여 평점, 문맥 점수를 예측하고 K-NN(K-Nearest Neighbors)에 적용

하여 리뷰의 유용성을 산출을 통해 Top-N의 상품 리스트를 제시하였으며 추천시스템의 성능이 향상된 것을 확인하였다. Zhang et al.(2013)은 Youku.com과 Amazon.com에서 이모티콘 및 리뷰 데이터를 수집하였으며, 리뷰의 전반적인 감성을 추출하여 리뷰의 긍정, 부정을 분류하였다. 긍정 및 부정 리뷰에 대하여 각각 1과 -1의 평점을 부여하여 가상 평점을 구성한 후, 해당 평점을 바탕으로 협업필터링을 수행하였으며, 성능이 향상된 것을 확인하였다. 전병국 & 안현철(2015)은 스마트폰의 어플에 대하여 평점과 사용 후기를 설문지를 통해 수집하였으며, 리뷰 데이터를 TF-IDF에 적용하여 리뷰들의 유사도를 계산하였다. 평점 및 리뷰 유사도 정보를 모두 활용하여 협업필터링을 진행하였으며, 전통적인 협업필터링에 비해 개선된 성능을 나타내는 것을 확인하였다.

2.2 다속성 기반 추천시스템

상품에는 품질, 가격, 서비스 등과 같은 상품의 속성 정보나 이를 구성하는 기준이 존재한다. 그리고 이러한 기준을 통해 사용자의 선호도를 측정할 수 있다(구민정과 안현철, 2018). 상품의 속성 및 기준을 기반으로 구성된 다속성 기반의 추천시스템은 상품의 여러 속성에 대한 사용자 선호 정보를 제공하고 전체 평점을 이용한 추천시스템과 같이 사용자들에게 유용한 상품을 찾아 정보를 제공하는 것을 목표로 한다(Adomavicius and Kwon, 2007). 상품의 속성별 평가 정보를 활용할 경우, 사용자가 상품을 좋아하는 구체적인 이유를 파악할 수 있다(구민정과 안현철, 2018). 그리고 상품이나 사용자에 대한 정보를 풍부하게 활용이 가능해(Adomavicius and kwon, 2007), 추천 정확도를 향상시킬 수 있다. 또한 상품의 속성과 관련한

<표 1> 리뷰 기반의 추천시스템 연구

연구	데이터	연구방법
Hariri et al.(2011)	호텔 리뷰 데이터	LDA K-NN(UBCF, IBCF)
Zhang et al.(2013)	중국 미디어 사이트의 리뷰 데이터	Sentiment Analysis K-NN(UBCF, IBCF) Matrix Factorization
전병국과 안현철 (2015)	스마트폰앱 관련 리뷰 설문 데이터	TF-IDF K-NN(UBCF)
조승연 등(2015)	전자상거래 사이트의 평점, 리뷰 데이터	LDA SVR(Support Vector Regression)
Siering et al.(2018)	항공사 평가 리뷰 데이터	Sentiment Analysis NN(Neural Network) NB(Naïve Bayes) SVM(Support Vector Machine)

정확한 추천 정보를 사용자에게 제공할 수 있다(Nilashi et al., 2015).

Yang et al.(2016)은 영화에 대한 리뷰 및 평점 데이터를 Matrix Factorization 방식을 활용하여 추천시스템을 구축하였다. 리뷰를 속성별로 분류하여 감성분석을 수행하였고, 속성을 바탕으로 사용자 선호도나 총 평점을 통합하여 평점을 예측을 진행하였다. 이를 통해 예측 정확도에 있어서 효과적이며 우수한 것을 확인하였다. Son and Kim(2017)은 영화에 대한 평점 정보를 이용하여 다속성 네트워크를 사용한 콘텐츠 기반 필터링 방법을 제안하였으며, 타 알고리즘에 대하여 정확도가 뛰어난 것을 확인하였다. 대부분의 속성을 고려한 추천시스템 연구들이 기존의 추천시스템의 정확도에 비하여 향상된 결과를 나타내는 것을 확인하였다.

2.3 RBM을 이용한 추천시스템

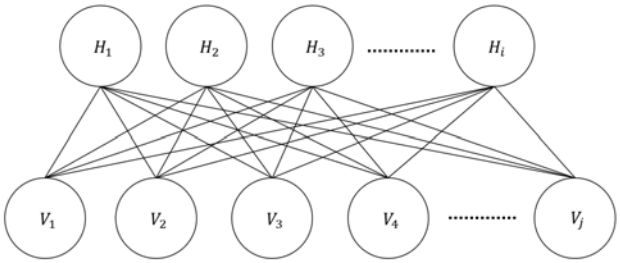
RBM(Restricted Boltzmann Machines)은 하나의 가시층과 하나의 은닉층으로 구성된 딥러닝 기반의 비지도 학습(unsupervised learning) 모형이다. 초기의 RBM은 DBN(Deep Belief Networks)에서 가중치 조절을 위해 사용하였지만, 무작위로 변수에서 종속성을 구조화하여 표현하는 것이 강력하여 최근에는 기계학습기반의 분류, 협업필터링 등에서 사용되고 있다(Zhang et al., 2018).

RBM은 가시층(visible layer)과 은닉층(hidden layer)의 2개의 층으로 구성된 구조이며, 각 층 내부적으로는 연결되어있지 않다는 특징이 있다(Teh and Hinton, 2001). 따라서 RBM의 출력값은 층의 연결 강도에 따라 달라진다. <그림 1>은 RBM의 구조를 도식화하여 나타낸 것으로 H는 은닉층의 노드를 의미하고, V는 가시층의 노드를 의미한다.

RBM은 협업필터링 수행이 가능하며(Zhang et al., 2018), RBM을 이용하여 협업필터링을 수행할 경우에는 데이터 희박성(data sparsity) 문제를 개선하고 지속적으로 학습을 수행하여 추천의 정확도를 향상시킬 수 있다. 또한 사용자가 평가한 평점의 패턴 학습을 통해 평점 데

<표 2> 다속성 기반 추천시스템 연구

연구	데이터	연구방법
Adomavicius and Kwon (2007)	영화 평점 데이터	K-NN (UBCF, IBCF)
Nilashi et al. (2015)	호텔 평점 데이터	Principal Component Analysis Expectation Maximization Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System
Yang et al.(2016)	영화, 호텔 평점, 리뷰 데이터	LDA Matrix Factorization
Son and Kim (2017)	영화 평점 데이터	CBF-MN (Content-based filterling - Multiattribute network)
구민정과 안현철 (2018)	레스토랑 관련 평점 설문 데이터	K-NN



<그림 1> RBM의 구조

이터를 전체적으로 재구성할 수 있다.

RBM을 이용한 협업필터링은 사용자-상품 매트릭스(user-item matrix)를 이용한다. 이와 관련한 평점은 1에서 K 의 범위로 구성되며, 결측값은 0으로 나타낸다(Georgiev and Nakow, 2013). 가시층 V는 실제 부여된 평점으로 구성되며 소프트맥스(softmax)를 사용하여 모델링을 수행하고, 은닉층 H와 전체적으로 연결된다. 그리고 가시층에 대한 모델링을 수행한 후, 평가되지 않은 평점에 대해 평점을 추론한다.

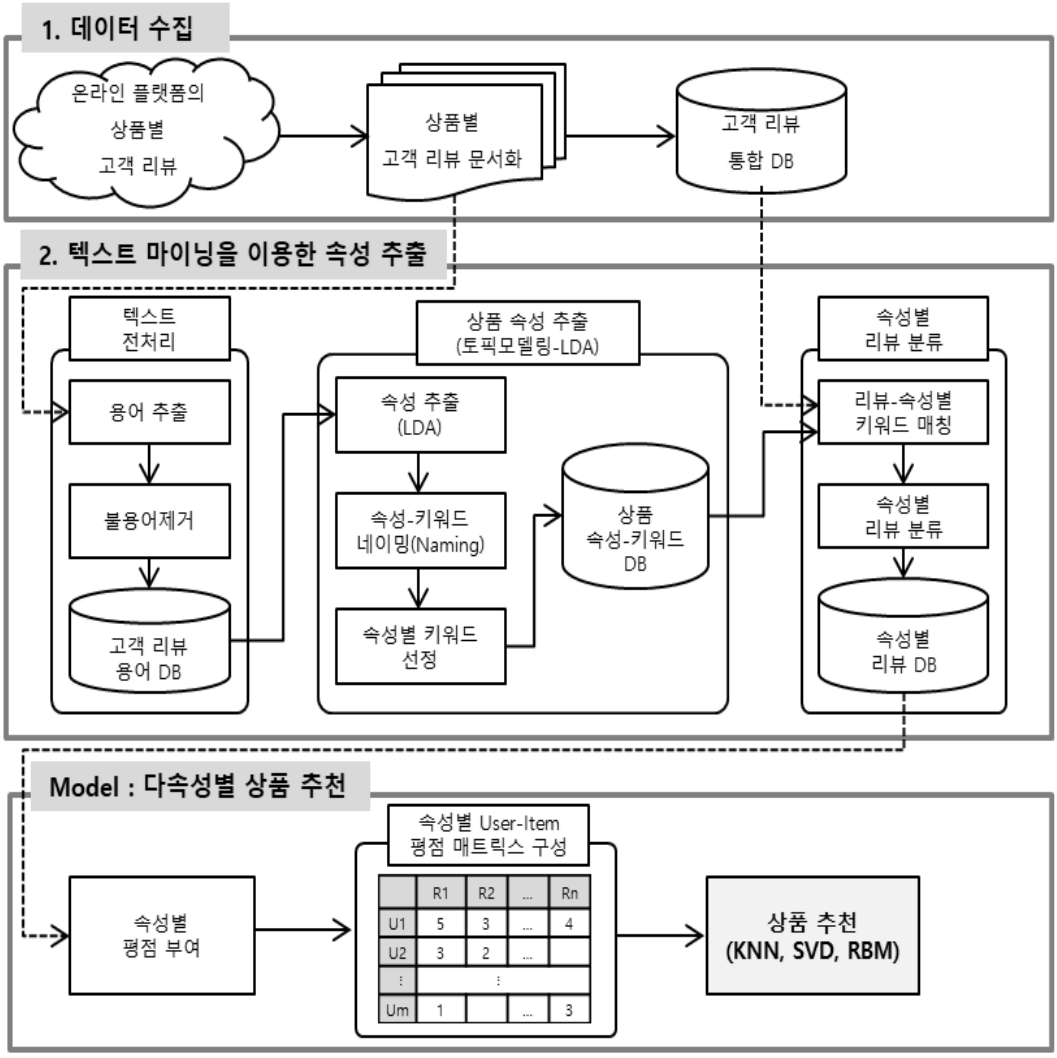
RBM을 이용한 협업필터링 연구와 관련하여, Salahutdinov et al.(2007)은 RBM을 이용해 협업필터링을 수행하는 방법에 대한 연구를 제안하였으며, 데이터 희박성의 문제를 RBM 내부적으로 해결하는 방법에 대해 제시하였다. 그리고 Netflix 데이터를 통해 모형 검증을 수행하였으며, SVD를 이용한 모형에 비해 향상된 성과를 나타내는 것을 확인하였다. Georgiev and Nakow(2013)는 영화 데이터와 RBM을 이용하여 총 4가지의 모형을 제안하였다. 사용자 기반 및 아이템 기반, 이 둘을 혼합한 하이브리드 기반, 유사 이웃 알고리즘과 아이템 기반의 협업필터링을 결합한 모형을 제시하여 비교 및 분석을 진행하였다. 실험을 통해 RBM을 이용한 하이브리드 모형의 성능이 우수한 것을 증명하였다. 여러 연구를 통해 RBM을 이용한 협업필터링이 타 기법을 활용한 모형에 비해 향상된 성능을 나타내는 것을 확인하였다.

Ⅲ. 연구모형

본 연구는 리뷰 데이터에 딥러닝 기법을 활용하여 속성별 상품을 추천하는 모형을 제안한다. 먼저 상품에 대한 리뷰 데이터를 수집하고, 리뷰로부터 상품의 속성별 정보를 추출한다. 추출된 속성을 바탕으로 리뷰를 각 속성별로 분류한 후, 다속성별 상품 추천을 수행한다. 본 연구 모형은 ‘데이터 수집’과 ‘텍스트 마이닝을 이용한 속성 추출’, ‘다속성별 상품 추천 모형’의 3단계로 구성된다. 이러한 과정들을 도식화하여 나타내는 연구모형은 <그림 2>와 같다.

3.1 데이터 수집

‘데이터 수집’ 단계는 온라인 플랫폼으로부터 상품의 리뷰를 크롤링하여 데이터를 수집하는 단계이다. 본 연구에서는 ‘레스토랑 리뷰’ 데이터를 이용하기 위하여 tripadvisor.com으로부터 한국, 미국, 프랑스, 중국의 레스토랑 리뷰



<그림 2> 딥러닝을 이용한 온라인 리뷰 기반 다속성별 추천 모형

를 수집하였다. 상품별로 수집된 리뷰를 문서화하고, 이를 통합하여 고객 리뷰 통합 DB를 구성한다.

3.2 텍스트 마이닝을 이용한 속성 추출

'텍스트 마이닝을 이용한 속성 추출'단계는 수집한 리뷰 데이터를 활용하여 속성을 추출하는 단계이다. 전체 리뷰 데이터를 LDA에 적용하여 상품의 속성을 추출할 수 있다. 추출한 속성을 바탕으로 리뷰를 각 속성별로 분류한다. 해당 단계는 '텍스트 전처리', '상품 속성 추출', '속성별 리뷰 분류'의 3가지 단계로 구성된다.

'텍스트 전처리' 단계를 통해 리뷰 데이터를

이용하여 용어를 추출하고 불용어를 처리한다. 그리고 '고객 리뷰 용어 DB'에 저장하여 '상품 속성 추출' 단계를 수행한다. '상품 속성 추출' 단계를 통해 리뷰 용어 데이터를 토픽모델링 기법중 하나인 LDA에 적용하여 상품의 고유한 속성을 추출한다. 해당 추출 작업을 완료한 후, '속성-키워드 네이밍(Naming)' 작업을 수행한다. 이는 LDA를 통해 구성된 각 토픽별 키워드를 통해 토픽별로 알맞은 상품의 속성명을 정해주는 작업이다. 상품이 가진 고유의 속성에 대한 정보나 문헌 연구를 통해 구성된 상품 속성을 바탕으로 알맞은 속성명 매칭이 가능하다. 해당 작업을 완료한 후, 속성별로 알맞은 키워드를 선정할 수 있다. 키워드 선정 작업을 완료한 다음, 상품의 속성과 속성별 키워드 정보를 '상품 속성-키워드 DB'에 저장한다. 본 연구에서는 레스토랑 속성과 관련하여 속성 및 키워드를 추출하여 '상품 속성-키워드 DB'에 저장하였다. '속성별 리뷰 분류'는 '상품 속성-키워드 DB'를 바탕으로 사용자가 작성한 리뷰를 속성별로 분류한다. 그리고 각 속성별 키워드가 포함된 문장들을 추출하는 작업을 수행한 후, 속성별로 리뷰를 분류하는 '속성별 리뷰 분류' 작업을 진행하여 '속성별 리뷰 DB'에 저장한다. 그리고 사용자의 리뷰로부터 추출한 속성을 파악하여 '다속성별 상품 추천'을 수행한다.

3.3 다속성별 상품 추천

'다속성별 상품 추천' 모형은 리뷰로부터 추출한 속성을 바탕으로 추천을 수행하는 단계로, 리뷰에서 추출된 속성들에 한하여 추천을 진행한다. 예를 들어, 레스토랑과 관련하여 사용자 1이 '서비스' 속성에 대해 리뷰를 작성하였다면, '서비스' 속성에 대해 리뷰를 작성한 타 사용자를 찾아 레스토랑 추천을 수행한다. 다른 예시로는 사용자 2가 '음식'+'가격' 속성에 대하여 리뷰를 작성하였다면, 타 사용자 중에서 '음식'+'가격' 속성에 대해서 리뷰를 작성한 사용자들을 찾아 레스토랑 추천을 수행한다. 상품의 속성과 관련하여, 여러 개의 속성에 대한 속성 조합 구성이 가능하다. 본 연구에서 활용한 레스토랑 속성의 경우, 총 6가지로 구성되며 이는 총 63개의 속성조합으로 분류할 수 있다. 이러한 대표 속성을 통해 분류되는 속성 식은 다음과 같다.

$$ {}_nC_1 + {}_nC_2 + {}_nC_3 + \cdots\cdots + {}_nC_{n-2} + {}_nC_{n-1} + {}_nC_n \qquad \text{식 (1)} $$

n : 상품의 속성 개수

Ⅳ. 연구모형의 타당성 검증

4.1 데이터 수집

본 연구에서는 레스토랑, 관광지 등에 대한 정보를 제공하는 tripadvisor.com 사이트로부터 레스토랑 리뷰를 크롤링하여 활용하였다. 한국, 미국, 프랑스, 중국의 주요도시에 위치한 2,000개의 레스토랑을 대상으로 2004년 6월부터 2018년 8월에 작성된 영어 리뷰 및 평점, 리뷰 작성자 정보 등을 포함한 총 510,248건의 리뷰를 수집하였다. Tripadvisor.com의 평점은 5점 척도로 구성된다. 이러한 평점은 상품의 전반적인 평가 내용을 반영하고 상품의 전체적인 속

성에 대하여 만족 여부 판단이 가능하다. 하지만 평점 3점은 'grey sheep' 문제와 관련하여 사용자의 상품에 대한 만족 및 불만족 입장이 아니라 중립적인 입장을 나타내어 추천 활용이 용이하지 않다는 문제를 가진다(Khusro et al., 2016). 따라서 본 연구에서는 3점이 부여된 데이터는 제외하였다. 또한, 수집된 리뷰를 실험에 활용하기 위해 전처리 작업을 진행하였다. 레스토랑 별로 작성된 총 리뷰의 개수가 전체 레스토랑의 평균 리뷰 수보다 적거나 중복된 리뷰가 존재할 경우에는 해당 리뷰를 삭제하였다. 따라서 총 510,248개의 리뷰 데이터를 대상으로 전처리를 한 결과 총 261,843개의 리뷰를 연구에 활용하였다.

4.2 텍스트 마이닝을 이용한 속성 추출

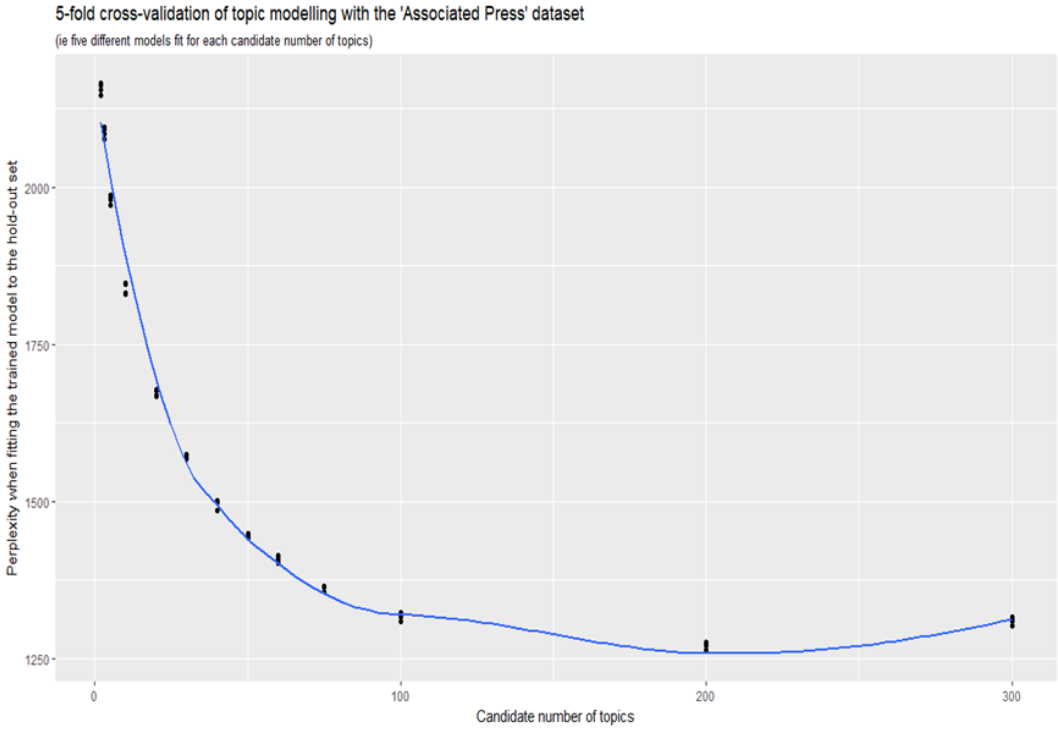
상품의 속성은 상품의 구매자가 의사 결정을 효과적으로 할 수 있도록 도움을 주는 요인으로 상품의 선택 여부를 결정함에서 중요한 요소이다. 고객들이 레스토랑을 선택하는 선택 속성들은 다양하게 구성된다(문혜선, 2015). 이정실(2013)은 레스토랑의 선택 속성을 5가지로 정의하였으며, 이는 '장소', 및 '분위기', '음식', '서비스', '위생'으로 구성된다. Rhee et al.(2015)은 4가지의 속성을 제시하였으며, 이는 '음식', '서비스', '가격', '분위기'로 구성된다고 하였다. 본 연구는 문헌 연구를 통해 고객들의 레스토랑 선택 속성을 총 6가지로 재구성하여 '음식', '분위기', '서비스', '가격', '위생', '위치'로 구성하였다. '음식'은 맛, 양 그리고 음식의 질 등을 나타내며 '분위기'는 전반적인 레스토랑의 분위기를 나타낸다. '서비스'는 직원의 친절함이나 이벤트, 예약 서비스 등의 정보를 나타내며, '가격'은 음식이나 서비스에 따른 가격의 적절성이나 구체적인 가격 정보 등을 나타낸다. '위생'은 음식이나 시설 등에 대한 청결도 및 위생 상태를 나타내며, '위치'는 레스토랑의 접근성이나 위치 정보를 바탕으로 구성된다.

4.3 레스토랑 속성 추출

상품의 속성 추출을 위해 토픽모델링 기법인 LDA를 활용하였다(양낙영 등, 2018). LDA를 통해 상품의 속성이나 속성에 해당하는 키워드를 추출하였고, LDA를 통해 구성할 속성(토픽)의 개수 K를 선정하기 위하여 혼잡도를 산출하여 속성(토픽)의 개수를 200개를 선정하였다. <그림 3>은 각 속성의 개수 별, 혼잡도를 나타낸다. 따라서 200개의 속성을 선정할 경우, 가장 낮은 혼잡도를 나타내는 것을 확인하였으며 200개 이상의 경우, 혼잡도가 다시 증가하는 것을 확인하였다.

토픽 모델링을 바탕으로 구성된 토픽들은 전체적인 용어에 대한 분포로 구성된다(Shi et al., 2016). Shi et al.(2016)은 50개의 토픽에 대해 각 토픽별 상위 5개의 키워드를 추출하였다. 이와 같이 본 연구에서도 200개의 속성(토픽)에 대하여 상위 5개 키워드를 추출하였다. 추출한 속성 및 키워드를 바탕으로 속성별 명칭을 지정하는 '속성-키워드 명명화(naming)' 작업을 수행한 후, 레스토랑의 알맞은 속성 및 키워드를 추출한다.

하나의 속성(토픽)은 여러 속성에 대한 키워드로 구성될 수 있다. 예를 들어 속성(토픽) 1이



<그림 3> 토픽의 개수별 혼잡도

<표 3> 레스토랑 속성 및 키워드(일부)

속성	키워드
음식(food)	sauce, pasta, meatball, veal, chicken
가격(price)	price, reasonable, fair, good, quality
음식/서비스(food/service)	good, food, service, choice, nice
서비스(service)	quick, service, friendly, fast, bite
위생(cleanliness)	floor, restaurant, clean, door, bathroom
음식/분위기/서비스 (food, atmosphere, service)	excellent, service, food, superb, ambience
위치(location)	street, walk, easy, station, find

wine, bottle, glass, euro, bill의 키워드로 구성되어있을 경우, 이는 '가격'과 '음식' 속성을 명칭으로 지정 가능하다. 해당 경우에는 '가격'과 '음식' 속성의 모든 키워드를 언급한 두가지 속성에 대한 키워드로 전부 사용하지 않으며, 속성의 의미와 일치하는 키워드를 바탕으로 분류한다. 따라서 wine, bottle. glass 키워드는 '음식' 속성으로 분류하며, euro, bill 키워드는 '가격' 속성으로 분류 가능하다. 만일, 추출된 속성의 키워드가 기존의 정의한 속성과 매칭되지

않은 경우에는 해당 속성을 제외하고 사용한다. 따라서 본 연구에서는 총 200개의 속성(토픽)에서 177개의 속성(토픽)을 선정하여 활용하였다. 레스토랑의 속성(토픽) 및 키워드의 구성에 대한 예시는 <표 3>과 같다.

4.4 레스토랑 속성별 문장 분류

레스토랑의 6가지 속성에 맞추어 각 속성별로 사용자 리뷰를 분류한다. 문장 분류를 위해 속성별 키워드를 활용한다. 예를 들어, <표 3>의 '위생' 속성과 관련하여 clean이 포함된 리뷰 문장의 경우에는 '위생' 속성에 대한 리뷰로 분류된다. 또한 '가격' 속성과 관련하여 reasonable 키워드가 포함된 리뷰의 문장은 '가격' 속성에 대한 리뷰로 분류된다. 정확한 분류를 위해 속성별로 공통된 키워드는 제외하고 분류작업을 수행한다. 261,843개의 전체 리뷰에서 각 속성별로 분류된 리뷰의 수는 <표 4>와 같다.

<표 5>는 하나의 리뷰를 속성별로 분류한 결과이다. 해당 리뷰의 작성자는 호텔의 음식 관련 정보나 위치, 서비스와 관련하여 직원에 대한 친절도 및 가격 정보를 리뷰를 이용하여 나타내었지만, 위생이나 분위기에 대하여 서술하지 않았다. 따라서 레스토랑의 6가지 속성을 기반으로 리뷰를 분류할 때, '위치', '분위기' 속성을 제외하고 '음식', '서비스', '가격', '위치'에 대해서만 분류를 수행한다.

4.5 다속성별 상품 추천

리뷰에 포함된 레스토랑의 속성 정보를 활용하여 '다속성별 레스토랑 추천' 수행이 가능하

<표 4> 속성별로 분류된 리뷰 수

음식 (food)	분위기 (atmosphere)	서비스 (service)	가격 (price)	위생 (cleanliness)	위치 (location)
256,399	141,388	215,632	90,604	41,687	133,896

<표 5> 속성별로 분류된 리뷰 결과(예시)

전체 리뷰	속성	분류된 리뷰
Very small bistro nearby my hotel. excellent food and service. Typical French cooking. The owner is the host and is very attentive to his guests. Prices are reasonable.	음식 (food)	excellent food and service. Typical French cooking.
	분위기 (atmosphere)	
	서비스 (service)	excellent food and service. The owner is the host and is very attentive to his guests.
	가격 (price)	Prices are reasonable.
	위생 (cleanliness)	
	위치 (location)	Very small bistro nearby my hotel.

다. tripadvisor.com은 레스토랑의 전반적인 평점 정보는 제공하지만, 레스토랑의 구체적인 음식 및 가격과 같은 속성 정보는 제공하지 않는다. 따라서 본 연구에서는 속성별 평점 구성을 위해, 각 리뷰의 추출된 속성을 바탕으로 속성별 평점에 대해 해당 리뷰에 부여된 총 평점을 부여하였다. 예를 들어, <표 5>의 사용자가 레스토랑에 대한 평점으로 4점을 부여하였다면, '음식'+'서비스'+'가격'+'위치'의 속성을 중심으로 평가하고 평점을 부여하였다고 판단할 수 있다. 따라서 본 연구는 사용자의 리뷰에서 추출한 속성과 평점을 이용하여 다속성별 레스토랑을 추천하고자 한다. 본 연구에서는 6가지의 레스토랑 속성을 제시하였으며, 총 63개의 속성을 분류하였다.

총 63가지의 속성에서 '분위기'+'위생'+'위치'+'가격' 속성과 '위생'+'가격'+'위치' 속성은 리뷰가 존재하지 않았다. 따라서 리뷰를 가지는 속성은 총 61개로 구성되었다. 총 261,843개의 리뷰에서 261,036개의 리뷰가 속성별로 분류되었으며 어떠한 속성으로도 분류되지 않은 리뷰는 총 807개로 구성되었다. 하지만 61개 속성을 바탕으로 261,036개의 리뷰를 분류할 경우, 각 속성별로 존재하는 리뷰의 수는 적어진다. 가장 많은 리뷰를 가지는 속성은 '분위기'+'음식'+'위치'+'서비스' 속성으로 34,248개가 존재하였으며, '위생'+'가격'과 '분위기'+'위생'+'가격' 속성의 경우에는 2개의 리뷰로 가장 적은 수의 리뷰로 구성되는 것을 확인하였다. 리뷰수가 적은 속성의 경우에는 상품의 수에 비하여 사용자가 구매 및 이용한 상품의 수가 매우 적어 상품에 대한 평가 정보가 매우 적은 것을 의미하는 데이터 희박성(data sparsity)문제를 가지게 된다(Adomavicius and Tuzhilin, 2005). 따라서 본 연구에서는 실험 가능한 충분한 데이터 수를 가지는 속성에 대해서 실험을 진행하였다. 총 63개의 속성 중에서 18개의 속성 조합을 이용하여 추천을 수행하였다. 추천 수행이 가능한 속성 및 속성별 데이터의 수는 <표 6>과 같다.

<표 6> 레스토랑 속성별 데이터 요약

속성	데이터 개수
음식	14,831
분위기, 음식	6,426
음식, 위치	7,036
음식, 가격	3,560
음식, 서비스	26,345
분위기, 음식, 위치	4,013
분위기, 음식, 서비스	28,910
음식, 위치, 서비스	21,612
음식, 가격, 서비스	13,620
분위기, 위생, 음식, 서비스	4,701
분위기, 음식, 위치, 서비스	34,248
분위기, 음식, 가격, 서비스	14,338
위생 음식, 위치, 서비스	3,593
음식, 위치, 가격, 서비스	13,123
분위기, 위생, 음식, 위치, 서비스	8,926
분위기, 위생, 음식, 가격, 서비스	2,985
분위기, 음식, 위치, 가격, 서비스	22,867
분위기, 위생, 음식, 위치, 가격, 서비스	8,167

본 연구에서 제안하는 모형의 성과를 확인하기 위하여 총 평점 데이터를 이용한 모형과 와 각 속성별로 분류한 모형을 비교 및 분석하였다. 그리고 실험에 앞서 평점에 대한 정규화 작업을 수행하였다.

딥러닝 기반의 RBM을 적용하기 위해 학습률(learning rate) 및 에폭(epoch), 은닉층의 노드 수 등에 대해 파라미터 값을 설정하였다. 학습률은 0.01로 설정하였으며, 에폭은 100에서 1000 사이의 값으로 구성하였다. 그리고 은닉층의 노드 수는 200, 400, 600, 800, 1000으로 구성 및 선정하여, 여러 파라미터에 대한 학습을 통해 최적의 파라미터를 선정하였다. 그리고 좋은 성과를 나타내는 파라미터 값을 선정하여 추천을 수행하였다.

본 연구에서는 RMSE(Root Mean Square Error), MAE(Mean Absolute Error), MAPE(Mean Absolute Percent Error) 지표를 이용하여 모형의 성능을 평가하였다. RMSE, MAE, MAPE는 예측 평점의 정확도 평가를 위해 사용한다(Shani and Gunawardana, 2011). RMSE는 모형의 성능 측정을 위한 표준 통계 척도이며(Chai and Draxler, 2014), 실제 평점과 예측 평점 사이의 차이에 대한 평균을 통해 성과 측정을 수행한다(Cremonesi et al., 2010). MAE 또한 모형 평가에서 유용하게 사용되는 측정 방법으로(Chai and Draxler, 2014), 실제 평점과 예측된 평점 사이의 차에 대한 평균의 절대 오차를 측정한다(Herlcker et al., 2004). 마지막으로 MAPE(Mean Absolute Percentage Error)는 정확도의 오차를 백분율로 측정하는 지표이다.

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(y_i - \hat{y}_i)^2}$$

$$\text{MAE} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}|y_i - \hat{y}_i|$$

$$\text{MAPE} = 100 \times \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left|\frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i}\right|$$

y_i: 실제 평점

$\hat{y}$: 예측 평점

본 연구는 K-NN(K-Nearest Neighbors), SVD(Singular Value Decomposition), RBM(Restricted Boltzmann Machines)의 3가지 추천 기법을 이용하여 실험을 진행하였다. <표 7>은 추천 기법에 따른 실험 결과로, 본 연구에서는 속성 조합에 대하여 성과 비교를 진행하고 분석을 하기 위해 속성 조합의 평균값을 계산하였다.

<표 7>의 실험 결과를 통해 본 연구에서 제안하는 모형이 추천 기법에 따라 개선된 성과를 보이는 것을 확인하였다. 하지만 본 연구에서 제안하는 모형에서 SVD 기법을 활용할 경우, 성능이 떨어진 것을 확인하였다. 총 평점을 이용한 모형은 K-NN에 비해 SVD 이용 모형의 성능이 향상된 반면, 본 연구에서 제안하는 속

<표 7> 실험 결과

종류	총 평점 기반 모형			속성별 분류 모형		
성과지표	K-NN	SVD	RBM	K-NN	SVD	RBM
RMSE	0.199	0.18	0.158	0.179	0.206	0.09
MAE	0.121	0.108	0.096	0.108	0.117	0.068
MAPE	16.9%	16.4%	8.5%	14.7%	17.5%	6.6%

성별로 분류한 모형의 경우에는 SVD 모형의 성능이 떨어지는 것을 확인하였다. 하지만 딥러닝 기법인 RBM을 이용한 모형에서는 가장 작은 오류율을 나타내는 것을 확인하였다. 총 평점 기반의 모형의 경우, K-NN과 SVD를 활용하였을 경우 오류율이 각 16.9%와 16.4%가 나오는 반면에 RBM을 이용하였을 경우에는 오류율이 8.5%로 감소하는 것을 확인하였으며, 본 연구에서 제안하는 속성별 분류 모형에서도 RBM을 이용하였을 경우, 타 추천 기법에 비해 성능이 가장 좋은 것을 확인하였다. 속성별 분류 모형에서 K-NN 및 SVD는 오류율이 각각 14.5%, 17.5%로 구성되지만 RBM의 경우에는 6.6%로 가장 낮게 나타났다.

Ⅴ. 연구결과 및 향후 연구과제

본 연구는 온라인 플랫폼에서 리뷰를 수집하고, 수집한 리뷰 데이터를 LDA에 적용하여 각 상품의 속성을 추출하였다. 본 연구에서는 레스토랑 데이터를 이용하여 연구를 수행하였으며, 문헌연구를 통해 레스토랑의 속성을 6가지로 구성하였다. 그리고 수집한 리뷰 데이터를 LDA에 적용함으로써 '속성-키워드 명명화(naming)' 작업과 '속성별 키워드 선정' 작업을 수행하였다. 이를 통해 구성된 레스토랑 속성 및 키워드를 바탕으로 속성별 키워드에 해당하는 문장을 분류하여, 리뷰로부터 상품의 속성을 추출한다. '다속성별 상품 추천' 모형은 리뷰로부터 추출한 속성을 바탕으로 추천을 수행하는 모형이다. 실험을 통해 속성별로 분류하지 않고, 전체 평점 데이터를 사용한 모형에 비하여 각 속성별로 분류하여 추천을 수행하는 본 연구에서 제안하는 모형이 추천 기법에 따라 개선된 성과를 나타내는 것을 확인하였다. 그리고 추천 기법과 관련하여 K-NN과 SVD에 비해 딥러닝 기법인 RBM을 이용한 모형이 향상된 성과를 나타내는 것을 확인하였다.

본 연구의 공헌도는 다음과 같다. 첫째, 속성별 평점이 제공되지 않더라도 리뷰를 대상으로 텍스트마이닝을 수행하여 리뷰의 내용을 다속성별로 평점을 추정하여 추천할 수 있는 방법을 제시하였다. 즉, 기존에는 리뷰전체에 대한 만족도만으로 해당 레스토랑을 추천하였지만, 제시된 방안으로는 레스토랑의 6가지 속성별로 나누어서 추천함으로써 사용자의 선호도를 세분화하여 측정하고 분석할 수 있었다. 또한, 기존에 속성별 추천을 위해서는 리뷰작성시 속성별로 평가를 별도로 하여야하는 번거로움이 발생하고, 많은 고객들에게 이러한 리뷰방식은 외면을 받아왔다. 한지만, 본 연구에서 제시된 방법을 통해 고객은 리뷰를 한번만 작성하고 리뷰분석에는 속성별로 분석하여 세분화된 추천을 함으로써 고객들의 리뷰작성과 활용의 효율성을 극대화할 수 있었다. 둘째, 딥러닝 기법을 활용하여 협업필터링을 수행함으로써, 모형의 성능이나 추천 정확도를 향상시켰다. 추천모형의 연구에서는 딥러닝 기법을 적용할 때 가장 어려운 점은 방대한 계산량으로 많은 시간이 필요하다는 단점이 있었다. 하지만, 최근의 컴퓨팅 환경을 고려할 때, 딥러닝을 본 연구처럼 적용하여 추천모형을 개발하는 것이 가능하여졌다. 이와 더불어, 딥러닝을 적용하였을 때 투입된 자원만큼 성과가 높음을 실증분석을 통해 유의성을 증명하였다. 셋째, 고객 리뷰를 6가지

속성으로 나누어서 토픽분석을 수행하였다. 전처리 후 총 261,843개의 리뷰를 6가지 속성 및 속성 조합별 토픽분석을 수행하였다. 향후, 분석된 속성별 토픽을 대상으로 감성분석 등의 연구토대를 마련하여, 리뷰를 대상으로 세분화된 분석방법을 제시하였다. 마지막으로 기존의 추천시스템은 계량화된 데이터에 대부분 의존하였지만, 텍스트로 구성된 온라인 리뷰를 대상으로 추천시스템을 개발하였다. 텍스트기반의 데이터가 폭발적으로 증가하는 인터넷 환경을 고려하며 본 연구의 방법은 상품 및 서비스에 대한 온라인 리뷰뿐만 아니라 SNS 등의 리뷰 분석에도 다양한 속성별 분석을 통해 세분화된 추천을 할 수 있는 토대를 개발하였다.

본 연구의 한계로는 첫째, tripadvisor.com에서 상품의 속성별 평점 정보를 제공하지 않아 실제 속성별 평점 데이터 활용이 어려웠다. 둘째, 전처리를 통해 총 261,843개의 리뷰를 레스토랑의 63개 속성으로 분류하다보니 추천을 진행에 있어 희소한 데이터 양으로 인하여 추천이 불가능한 경우가 존재하였다. 셋째, 상품의 도메인과 리뷰의 언어를 레스토랑 및 영어로 제한하여 연구를 진행하였기 때문에 레스토랑과 영어에 제한적인 모형으로 구성되었다. 따라서 타 도메인 및 언어에 대해 적용하거나 활용하기 어렵다.

따라서 향후 연구에서는 긍, 부정에 대한 감성 정보를 반영하여 추천시스템을 구현할 경우, 보다 정확한 추천 정보를 제공할 수 있을 것으로 예상한다. 그리고 실제 속성별 평점 데이터를 수집하여 연구에 활용함으로써, 속성별 평점 예측 및 정확한 속성별 추천 연구를 진행할 수 있을 것이다. 마지막으로 도메인 및 언어에 대해 범위를 확장하여 추천시스템을 개발하는 것도 의미가 있을 것으로 예상된다.

참고문헌

구민정, 안현철, “종합 평점과 다기준 평점을 선택적으로 활용하는 협업필터링 기반 하이브리드 추천시스템,” 지능정보연구, 제24권, 제2호, 2018, pp.85-109.

김진화, 변현수, 이승훈, “온라인 리뷰를 활용한 사용자 이해 및 서비스 가치 증대,” 정보시스템연구, 제20권, 제2호, 2011, pp. 21-36.

문혜선, “레스토랑 서비스 선택속성이 고객의 감정반응 및 만족도에 미치는 영향 연구 - 레스토랑 유형별 차이 비교 -,” 호텔관광연구, 제17권, 제4호, 2016, pp. 203- 218.

양낙영, 김성근, 강주영, “텍스트마이닝 방법론과 메신저UI를 활용한 융합연구 촉진을 위한 연구자 및 연구분야 추천시스템의 제안”, 정보시스템연구, 제27권 제4호, 2018, 71-96.

이정실, “AHP를 이용한 패밀리 레스토랑의 선택속성에 따른 선택 대안 평가에 관한 연구,” 관광레저연구, 제25권, 제4호, 2013, pp. 153-168.

전병국, 안현철, “사용자 리뷰 마이닝을 결합한 협업 필터링 시스템: 스마트폰 앱 추천에의 응용,” 지능정보연구, 제21권, 제2호, 2015, pp. 1-18.

정남호, 엄태휘, “온라인 여행사의 추천정보가

구매의사결정과 재사용의도에 미치는 영향", 정보시스템연구, 제26권, 제3호, 2017, 149-169.

조승연, 최지은, 이규현, 김희웅, "고객 온라인 구매후기를 활용한 추천시스템 개발 및 적용," Information Systems Review, 제17권, 제3호, 2015, pp. 77-93.

최준연, 이석기, 조영빈, "추천 시스템의 예측 정확도 향상을 위한 고객 평가정보의 신뢰도 활용법," 한국콘텐츠학회논문지, Vol. 13, No. 7, 2013, pp. 379-385.

Adomavicius, G. and Tuzhilin, A., "Toward the next generation of recommender systems: A survey of the state-of-the-art and possible extensions," IEEE Transactions on Knowledge & Data Engineering, Vol. 17, No. 6, 2005, pp. 734-749.

Adomavicius, G., and Kwon, Y. O., "New recommendation techniques for multicriteria rating systems," IEEE Intelligent Systems, Vol. 22, No. 3, 2007, pp. 48-55.

Blazevic, V., Hammedi, W., Garnefeld, I, Rust, R. T., Keiningham, T., Andreassen, T. W., Donthu, N. and Carl, Walter., "Beyond Traditional Word-of-Mouth: An Expanded Model of Customer-Driven Influence," Journal of Service Management, Vol. 24, No. 3, 2013, pp. 294-313.

Chai, T. and Draxler, R. R., "Root mean square error (RMSE) or mean absolute error (MAE)? – . Arguments against avoiding RMSE in the literature," Geosci Model Dev, Vol. 7, 2014, pp. 1247-1250.

Chen, L., Chen, G. and Wang, F., "Recommender systems based on user reviews: the state of the art," User Modeling and User-Adapted Interaction, Vol. 25, No. 2, 2015, pp. 99-154.

Cremonesi, P., and Koren, Y. and Turrin, R., "Performance of Recommender Algorithms on Top-N Recommendation," Proc. Fourth ACM Conference on Recommender Systems, 2010, pp. 39-46.

Georgiev, K. and Nakov, P., "A non-IID Framework for Collaborative Filtering with Restricted Boltzmann Machines," International conference on machine learning, 2013.

Guy, I., Avihai, M., Nus, A. and Raiber, F., "Extracting and Ranking Travel Tips from User-Generated Reviews," Proceedings of the 26th International Conference on World Wide Web, 2017, pp. 987-996.

Hariri, N., Mobasher, B., Burke, R. and Zheng, Y, "Context-aware recommendation based on review mining", Proceedings of the 9th Workshop on Intelligent Techniques for Web Personalization and Recommender Systems, 2011, pp. 30-36.

Herlocker, J. L., Konstan, J. A., Terveen, L. G.

and Riedl, J. T., “Evaluating Collaborative Filtering Recommender Systems,” ACM Trans. Information Systems, Vol. 22, No. 1, 2004, pp. 5-53.

Khusro, S., Ali, Z. and Ullah, I., “Recommender Systems: Issues, Challenges, and Research Opportunities,” In Information Science and Applications (ICISA), 2016, pp. 1179-1180.

Maslowska, E. and Malthouse, E.. C., and Viswanathan, V., “Do customer reviews drive purchase decisions? The moderating roles of review exposure and price,” Decision Support Systems, Vol. 98, 2017, pp. 1-9.

Nilashi, M., Ibrahim, O. B., Ithnin, N. and Sarmin, N. H., “A multi-criteria collaborative filtering recommender system for the tourism domain using Expectation Maximization (EM) and PCA-ANFIS,“ Electronic Commerce Research and Applications, Vol. 14, No. 6, 2015, pp. 542-562.

Rhee, H. T., Yang, S. B., Koo, C. M. and Chung, N. H., “How Does Restaurant Attribute Importance Differ by the Type of Customer and Restaurant? Exploring TripAdvisor Reviews,” E-Review of Tourism Research, 2015

Salakhutdinov, R., Mnih, A. and Hinton, G. E., “Restricted Boltzmann machines for collaborative filtering,” in Proceedings of the Twenty-fourth International Conference on Machine Learning, 2007, pp. 791-798.

Shani, G. and Gunawardana, A., “Evaluating recommender systems,” Recommender systems handbook, 2011, pp. 257-297.

Shi, Z., Lee, M. G. and Whinston, A. B., “Toward a better measure of business proximity: topic modeling for industry intelligence,” MIS Quarterly, Vol. 40, No. 4, 2016, pp. 1035-1056.

Siering, M., Deokar, A. V. and Janze, C., “Disentangling consumer recommendations: explaining and predicting airline recommendations based on online reviews,” Decision Support System, Vol. 107, 2018, pp. 52-63.

Son, J. E. and Kim, S. B., “Content-based filtering for recommendation systems using multiattribute networks,” Expert Systems with Applications, Vol. 89, 2017, pp. 404-412.

Teh, Y., W. and Hinton, G., E., “Rate-coded restricted boltzmann machines for face recognition,” In Advances in Neural Information Processing Systems, Vol. 13, 2001.

Yang, C., Yu, X., Liu, Y., Nie, Y. and Wang, Y., “Collaborative ltering with weighted opinion aspects,” Neurocomputing, Vol. 210, 2016, pp.

185-196.

Zhang, N., Ding, S., Zhang, J. and Xue, Y., “An overview on restricted Boltzmann machines,” Neurocomputing, Vol. 275, 2018, pp. 1186-1199.

Zhang, W., Ding, G., Chen, L., Li, C. and Zhang, C., “Generating virtual ratings from Chinese reviews to augment online recommendations,” ACM Transactions on Intelligent System Technology, Vol. 4, 2013, pp. 1-17.

Zhang, Z., Zhang, D. and Lai, J., “urCF: User Review Enhanced Collaborative Filtering,” Proceedings of the 20th Americas Conference on Information Systems, 2014.

이 륜 경 (Lee, Ryun-Kyoung)

동국대학교에서 정보통신공학을 전공하여 공학사를 취득하였고, 부산대학교에서 경영학 석사학위를 취득하였다. 주요 관심분야는 데이터 마이닝, 오피니언 마이닝, CRM 등이다.

정 남 호 (Chung, Namho)

성균관대학교 경영학부에서 MIS 전공으로 박사학위를 취득하고, 현재 경희대학교 호텔경영학과 교수로 재직 중이다. 주요 연구관심 분야는 스마트관광, 정보시스템 수용, 지식경영 등이다.

홍 태 호 (Hong, Taeho)

부산대학교 경영학과 교수로 재직하고 있다. KAIST에서 경영정보시스템을 전공하여 공학석사와 공학박사를 취득하였다. 주요 관심분야는 비즈니스 애널리틱스, 딥러닝, 오피니언 마이닝, CRM 등이다.

<Abstract>

Developing the online reviews based recommender models for multi-attributes using deep learning

Lee, Ryun-Kyoung · Chung, Namho · Hong, Taeho

Purpose

The purpose of this study is to deduct the factors for explaining the economic behavior of an Internet user who provides personal information notwithstanding the concern about an invasion of privacy based on the Information Privacy Calculus Theory and Communication Privacy Management Theory.

Design/methodology/approach

This study made a design of the research model by integrating the factors deducted from the computation theory of information privacy with the factors deducted from the management theory of communication privacy on the basis of the Dual-Process Theory.

Findings

According to the empirical analysis result, this study confirmed that the Privacy Concern about forms through the Perceived Privacy Risk derived from the Disposition to value Privacy. In addition, this study confirmed that the behavior of an Internet user involved in personal information offering occurs due to the Perceived Benefits contradicting the Privacy Concern.

Keyword: Dual-Process Theory, Communication Privacy Management Theory, Privacy Calculus Theory, Privacy Concern, Privacy Risk, Privacy Control

* 이 논문은 2019년 1월 15일 접수, 2019년 1월 30일 1차 심사, 2019년 3월 29일 게재 확정되었습니다.