

사용자 리뷰 분석을 통한 호텔 평가 항목별 누락 평점 예측 방법론*

이동훈** · 부현경*** · 김남규****

Predicting Missing Ratings of Each Evaluation Criteria for Hotel by Analyzing User Reviews*

Donghoon Lee** · Hyunkyung Boo*** · Namgyu Kim****

■ Abstract ■

Recently, most of the users can easily get access to a variety of information sources about companies, products, and services through online channels. Therefore, the online user evaluations are becoming the most powerful tool to generate word of mouth. The user's evaluation is provided in two forms, quantitative rating and review text. The rating is then divided into an overall rating and a detailed rating according to various evaluation criteria. However, since it is a burden for the reviewer to complete all required ratings for each evaluation criteria, so most of the sites requested only mandatory inputs for overall rating and optional inputs for other evaluation criteria. In fact, many users input only the ratings for some of the evaluation criteria and the percentage of missed ratings for each criteria is about 40%. As these missed ratings are the missing values in each criteria, the simple average calculation by ignoring the average 40% of the missed ratings can sufficiently distort the actual phenomenon. Therefore, in this study, we propose a methodology to predict the rating for the missed values of each criteria by analyzing user's evaluation information included the overall rating and text review for each criteria. The experiments were conducted on 207,968 evaluations collected from the actual hotel evaluation site. As a result, it was confirmed that the prediction accuracy of the detailed criteria ratings by the proposed methodology was much higher than the existing average-based method.

Keyword : Big Data, Review Analysis, Text Mining, Topic Modeling

Submitted : October 18, 2017

1st Revision : November 20, 2017

Accepted : November 26, 2017

* 본 논문은 2017년 한국IT서비스학회 추계학술대회 최우수 논문으로, Fast track 심사를 거쳐 최종 게재 승인되었습니다.

** 국민대학교 비즈니스IT전문대학원 박사과정

*** 국민대학교 비즈니스IT전문대학원 석사과정

**** 국민대학교 경영정보학부 부교수, 교신저자

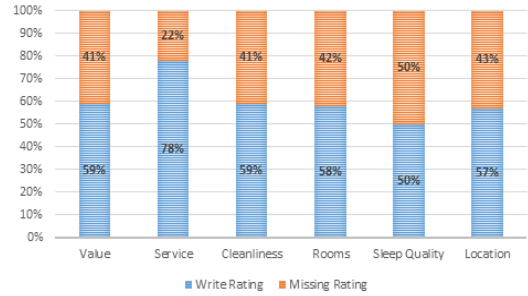
1. 서 론

최근 대부분의 온라인 전자 상거래 사이트는 구매자가 구매한 제품, 서비스 등을 정량적으로 평가하고, 자세한 내용을 텍스트로 작성하도록 권장한다. 이로 인해 직접적인 대인 관계에 국한되어 있던 전통적인 마케팅에서의 구전(WOM) 채널이, 현재는 친구, 가족 뿐 아니라 불특정 다수의 소비자를 포함하는 온라인 채널로 확장(Gauri et al., 2008) 되었다. 사용자는 온라인 채널을 통해 거의 모든 회사, 제품, 그리고 서비스에 대한 다양한 출처의 구전 정보를 쉽게 얻을 수 있으며, 이러한 환경에서 사용자의 온라인 리뷰는 구전을 생성하는 가장 강력한 도구(Patrali, 2001; Duan et al., 2008)로 자리 잡고 있다.

대부분의 사이트에서 사용자의 평가는 정량적인 평점과 리뷰 텍스트의 두 가지 형태로 제공된다. 또한 정량적인 평점은 해당 상품에 대한 전체 평점 뿐 아니라, 다양한 평가 기준에 따른 세부 평점으로 구성된다. 예를 들어 가장 대표적인 호텔 평가 사이트인 TripAdvisor의 경우 각 호텔에 대해 사용자가 평가한 텍스트 리뷰와 전체 평점(Overall Rating) 뿐 아니라, ‘가격’, ‘서비스’, ‘청결도’, ‘객실’, ‘침대의 퀄리티’, ‘입지’의 6개 세부 항목에 각각에 대한 평점 정보를 제공한다.

하지만 이러한 세부 항목에 대한 평점을 모두 입력하도록 강요하는 것은 평가자에게 큰 부담을 주게 되므로, 대부분의 사이트는 전체 평점은 필수 입력, 세부 항목 평점은 선택 입력 항목으로 요구하고 있다. 또한 TripAdvisor와 같은 일부 사이트의 경우, 내부 정책에 따라 사용자가 평점을 입력할 수 있는 세부 항목 평가의 개수를 임의로 제한한다. 예를 들어 어떤 사용자에게는 가격, 서비스, 청결에 대한 평점만을 입력할 수 있는 기회를 제공하고, 다른 사용자에게는 서비스, 객실, 침대, 장소의 평점만을 입력할 수 있는 기회를 제공한다. 이러한 이유로 대부분의 사용자는 전체 세부 항목 중 일부에 대한 평점만을 입력하게 되며, 각 세부

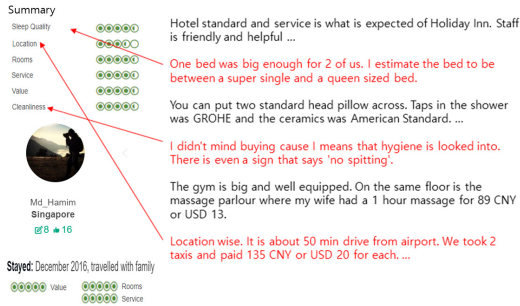
항목별 평점 누락 비율은 약 40%를 차지할 정도로 높게 나타나고 있다. <Figure 1>은 TripAdvisor의 평가 258,593건에 대해, 각 세부 항목 별 평점 누락 비율을 그래프로 나타낸 것이다.



<Figure 1> Missing Ratio of Ratings for Each Evaluation Criteria

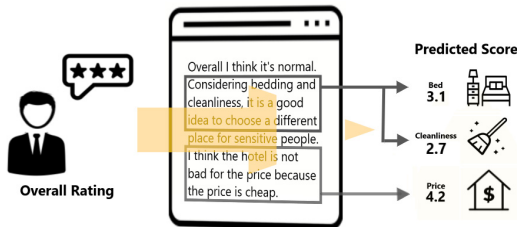
<Figure 1>에서 세부 항목별 평점 누락 비율은 최소 22%에서 최대 50%에 이를 정도로, 매우 높은 비율로 세부 항목의 평점 기입 누락이 발생함을 알 수 있다. 이러한 누락 평점은 각 세부 항목 별 관점에서 보면 결측값에 해당하며, 평균 40%에 달하는 결측값을 무시한 단순 평균은 실제 현상을 충분히 왜곡할 수 있다는 한계를 갖게 된다. 그럼에도 불구하고 대부분의 사이트들은 결측값에 대한 적절한 고려 없이 유효 값에 대한 평균만으로 해당 세부 항목의 평점을 요약하여 제공하고 있다.

따라서 본 연구에서는 사용자가 의도적으로, 또는 사이트 정책에 의해 미기입한 세부 항목별 평점을 예측하여 기입함으로써, 높은 비율의 결측값을 무시한 채 단순 평균을 제시하는 현재 서비스 방식의 한계를 극복할 수 있는 방안을 제시하고자 한다. 구체적으로 본 연구에서는 사용자가 입력한 텍스트 리뷰를 분석하여, 그 내용에 따라 누락된 세부 항목의 평점을 예측하고자 한다. 예를 들어 <Figure 2>는 사용자가 텍스트 리뷰에서 ‘침대’와 ‘청결도’에 대해 많은 내용을 언급하고 있음에도 불구하고, ‘가격’, ‘객실’, ‘서비스’의 기준에 대해서만 평점을 부여하고 ‘침대’, ‘장소’, ‘청결도’에 대해서는 평점을 기입하지 않은 경우를 보이고 있다.



<Figure 2> Reviews of Each Evaluation Criteria with Missing Ratings

본 연구에서는 리뷰에 대한 토픽 모델링을 통해 리뷰의 내용을 구조화하고, 구조화된 리뷰와 전체 평점에 기반을 두어 누락된 세부 항목 평점을 예측하는 방법론을 제안하고자 한다(<Figure 3> 참조).



<Figure 3> Proposed Methodology Outline

<Figure 3>은 본 연구의 동기 및 제안 방법론의 개요를 보이고 있다. 일반적으로 호텔의 전체 평점은 사용자 평가의 대표적인 척도로 사용되지만, 이 값이 호텔 평가 세부 항목 각각의 평점을 의미하지는 않는다. 예를 들어 위 그림과 같이 전체 평점은 3.0점이지만 ‘가격’에 대한 평점은 4.2, ‘청결도’에 대한 평점은 2.7로 각 세부 항목별 평점이 크게 차이나는 경우도 비일비재하다. 따라서 본 연구에서는 전체 평점뿐 아니라 텍스트 리뷰로부터 추출한 세부 항목에 대한 사용자의 평가 정보를 함께 활용하여 미기입된 세부 항목의 평점을 예측하는 방법론을 제안하고자 한다.

본 논문의 이후 구성은 다음과 같다. 우선 다음 장인 제 2장에서는 평점 사이트 및 평점 예측에 대한 연구 동향을 살펴보고, 토픽 모델링의 기본

개념 및 활용 사례를 살펴본다. 제 3장에서는 토픽 모델링 및 인공신경망 모델을 사용하여, 전체 평점 및 리뷰 텍스트로부터 세부 항목별 평점을 예측하는 방법론을 제안한다. 또한 제 4장에서는 제안 방법론의 실무 적용 가능성을 평가하기 위해 TripAdvisor에서 제공하는 130개 호텔 258,593건의 평가에 대해 실험을 수행하고, 그 과정 및 정확도 분석 결과를 소개한다. 마지막 장인 제 5장에서는 본 연구의 기여, 한계 및 향후 연구 방향을 제시한다.

2. 관련 연구

2.1 평가 사이트에 대한 연구 동향

온라인 리뷰를 적극적으로 활용하여 가치를 창출하고자 하는 시도가 업계를 중심으로 활발하게 이루어지고 있을 뿐 아니라, 온라인 리뷰가 전자상거래의 각 참여자에게 직/간접적으로 미치는 영향에 대한 연구가 학계에서 활발하게 수행된 바 있다. 특히 구매자가 평가한 제품, 서비스 등의 평점과 리뷰가 잠재 소비자의 구매 결정에 미치는 영향을 확인하기 위한 연구(Patrali, 2001; Ghose and Panagiotis, 2006; Davis and Khazanchi, 2007; Park et al., 2007; Duan et al., 2008; Gauri et al., 2008; Lee et al., 2008; Mudambi and Schuff, 2010)가 다수 수행되었다. 또한, 가격 비교 사이트의 사용자 리뷰 분석을 통해 각 상품별 주요 특징들을 자동으로 도출하고, 이에 대한 가중치를 리뷰와 평점을 활용하여 제공함으로써 사용자 구매 의사 결정을 지원하는 방법을 제안한 연구(Son and Chun, 2017), Amazon.com의 온라인 리뷰 데이터를 분석하여 전문 비평가의 리뷰가 소비자의 구매 결정에 영향을 줄 수 있음을 확인한 연구(Ghose and Panagiotis, 2007)도 수행된 바 있다.

이와 관련하여 온라인 리뷰 및 평점과 제품 판매의 상호 관계를 비교한 많은 연구도 수행되었다. 구체적인 예로는 Amazon.com의 온라인 서적 리뷰

에 대한 감성 분석을 통해 서적 판매 실적의 상호 관계를 도출한 연구(Hu et al., 2014), 온라인 리뷰 페이지의 양과 리뷰의 조회수가 신제품 판매에 미치는 영향을 조사한 연구(Cui et al., 2012), 소비자 특성을 고려한 소비자 평점이 판매 성과에 미치는 영향에 대한 연구(Song et al., 2014), 소매 전자 상거래 사이트에서 온라인 리뷰 서비스가 제품 판매에 미치는 영향을 측정된 연구(Davis and Khazanchi, 2007)를 들 수 있다. 본 연구에서 다루고 있는 호텔 서비스업 분야에 대해서도 많은 연구가 수행되었으며, 그 예로는 여행자의 인식과 태도 및 예약 의도에 대한 방문자의 영향을 조사한 연구(Casalo et al., 2015), 온라인 호텔 리뷰가 호텔 객실 예약 수에 미치는 영향을 평가한 연구(Ye et al., 2009), 호텔 리뷰가 소비자의 의사 결정 및 기대에 미치는 영향을 조사한 연구(Aurelio and Minazzi, 2013) 등을 들 수 있다.

이 외에도 추천 시스템 분야에서도 온라인 평점과 리뷰가 널리 사용되고 있다. 예를 들어, 영화 선호도를 예측하는 추천 시스템을 위해 사용자 평점 기록을 활용한 연구(Wang et al., 2016), 콘텐츠 기반 예측 평점을 활용하는 추천 시스템에 대한 연구(Oh et al., 2014), Netflix에 제공한 사용자의 과거 영화 평가 정보를 사용하여 사용자별 개인 성향을 반영해 영화 평가 점수를 예측한 연구(Lee et al., 2009) 등이 수행되었다.

2.2 평점 예측에 대한 연구 동향

일반적으로 텍스트 마이닝 분야에서의 평점 예측 및 예측 정확도 개선 등에 관한 연구는 다양한 도메인에서 발생하는 소비자 리뷰를 중심으로 이루어진다. 예를 들어 의료 사이트인 Remds.com에서 제공되는 35,000개의 사용자 리뷰에 대한 인공신경망 분석을 통해 온라인 의사 등급을 예측한 연구(Sharma et al., 2016), 식당 평점 및 리뷰 데이터에 대한 감성 분석을 통해 평점 예측 품질을 향상시키기 위한 연구(Gayatree et al., 2009),

TripAdvisor의 호텔 리뷰에 Aspect Rating을 이용하여 리뷰어의 잠재 의견을 파악한 뒤 평점 예측의 정확도를 개선한 연구(Gupta et al., 2010; Wang et al., 2011)와 사용자의 감성 표현을 고려한 평점 예측 연구(Tang et al., 2015; Seo et al., 2017)등이 있다.

특히, 영화 도메인에서는 영화 평가 리뷰를 활용한 평점 예측 연구가 활발하게 진행되고 있다. 구체적으로 사용자 리뷰로부터 도출한 단어-쌍의 평균 평점과 표준편차를 이용해 평점을 예측한 연구(Yoon and Kim, 2011), Twitter와 같은 소셜 네트워크 서비스와 텍스트 마이닝을 결합한 연구(Ha et al., 2014) 등을 들 수 있다. 또한 영화 평점 예측 정확도의 향상을 위해 리뷰어와 영화 정보를 통합하여 감성 분석(Sentiment Analysis)을 실시한 연구(Li et al., 2011), 리뷰어와 대상 제품의 관계를 고려하여 정서를 표현한 환경을 이용한 연구(Augustine and Pathak, 2007), 악의적인 영화 평가자 필터링을 통해 왜곡된 영화 평점을 보정한 연구(Kim et al., 2013)가 수행되었다.

이와 관련하여 평점 예측 알고리즘의 성능을 비교한 많은 연구(Yew and Yee, 2007; Marovic et al., 2011; Bao and Xia, 2012; Persson, 2015)도 수행되었다. 예를 들어, 등급이 매겨지지 않은 영화에 대한 특정 사용자의 평가를 예측하기 위해 다양한 알고리즘을 비교한 연구(Bao and Xia, 2012), IMDb의 사용자 평가 데이터 분석을 통해 영화 평점을 예측한 다양한 알고리즘의 성능을 비교한 연구(Marovic et al., 2011)가 대표적인 예이다.

2.3 토픽 모델링 관련 연구 동향

토픽 모델링은 대량의 텍스트 묶음에 숨겨진 토픽 구조를 찾아내는 알고리즘을 통해 코퍼스를 요약, 시각화, 탐색 및 이론화 하는 일련의 과정(Blei, 2012)을 의미한다. 즉, 대량의 문서 집합에 포함된 문서 간 유사도에 기반을 두어 키워드 및 토픽을 추출하는 기법으로, 텍스트뿐만 아니라, 유전자 데

이터, 이미지 및 소셜 네트워크 등 다양한 분야에 널리 활용되고 있다. 토픽 모델링의 주요 알고리즘으로는 SVD를 활용하여 단어-문서 기반의 행렬을 생성한 후 가중치를 적용한 뒤 문서를 분류하는 LSA(Latent Semantic Analysis)(Landauer et al., 1998), 확률론적 방법을 사용한 통계 모델인 pLSA (probabilistic Latent Semantics Analysis)(Hofmann, 1999), pLSA와 유사하나 문서 토픽 및 토픽 키워드 추출에 대해서는 디리클레 분포를 사용한 LDA (Latent Dirichlet Allocation)(Blei et al., 2003), 가우시안 시계열 모델을 사용한 DTM(Blei and Lafferty, 2006) 등이 있다.

특히 토픽 모델링은 다양한 분야에서 사용자 리뷰 분석에 널리 적용되고 있다. 대표적인 예로는 LSA 토픽 모델링을 활용하여 영화 평가 및 리뷰 요약 시스템을 제안한 연구(Liu et al., 2012), 평점 시스템 신뢰성 향상을 위해 토픽 모델링을 활용하여 주관적인 리뷰를 객관화한 연구(Liu and Kim, 2015) 등이 있다. 또한 Epinions.com의 전자 제품 관련 사용자 평가를 대상으로 토픽 모델링을 수행하여 제품 등급을 예측한 연구(Moghaddam and Martin, 2011)도 수행된 바 있다.

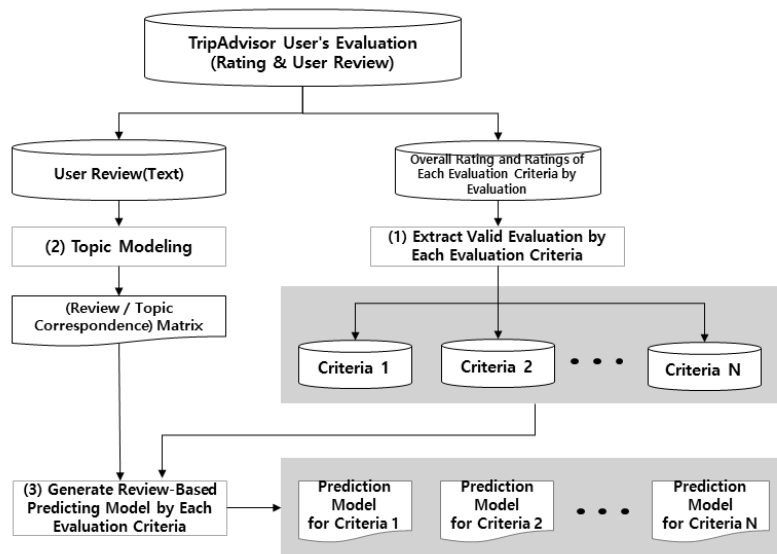
3. 리뷰 분석을 통한 세부 항목 누락 평점 예측 방법론

3.1 연구 모형

본 장에서는 사용자 리뷰에 대한 분석을 통해 각 리뷰에서 누락된 세부 항목에 대한 평점을 예측하는 방법론을 소개한다. 제안 방법론의 전체 개요는 <Figure 4>와 같다.

<Figure 4>의 좌측 부분은 텍스트로 기술된 사용자 리뷰를 분석하는 흐름을 나타내며, 우측 부분은 전체 평점 및 세부 항목별 평점으로 구성된 정형 데이터를 분석하는 흐름을 나타낸다. 우측의 단계 (1)은 각 세부 항목별 유효 평가를 추출하는 과정, 즉 세부 항목별로 평점이 누락된 평가를 제외하는 과정을 나타낸다. 이 과정을 통해 세부 항목 수에 해당하는 데이터 집합이 생성되며, 이 과정은 제 3.2절에서 자세히 소개한다.

단계 (2)는 사용자 리뷰에 대한 토픽 모델링을 통해 리뷰를 구조화하는 과정을 나타내며, 단계 (3)은 위의 단계 (1)과 (2)를 통합하여 각 세부 항목별 평점 예측 모델을 생성하는 과정을 나타낸다.



<Figure 4> Overall Research Model

즉, 단계 (2)의 구조화된 리뷰와 단계 (1)의 전체 평점을 입력(Input) 변수로 사용하고 단계 (1)의 세부 항목의 평점을 목표(Target) 변수로 사용하여 모델을 학습한다. 단계 (2)와 단계 (3)의 과정은 제 3.3절에서 자세히 소개한다.

본 장의 이후 부분에서는 가상의 예를 사용하여 제안 방법론을 설명하고, 제안 방법론을 실제 데이터에 적용한 실험 결과는 제 4장에서 제시한다.

3.2 세부 항목별 유효 평가 추출

본 절에서는 전체 사용자 평가로부터 각 세부 항목별 유효 평가만을 추출하는 과정을 소개한다. 호텔 평가 데이터는 호텔 ID, 평가 ID, 전체 평점, 세부 평점, 그리고 리뷰로 구성되어 있으며, 리뷰를 제외한 모든 구성 요소는 정형 데이터로 분류된다. <Table 1>은 호텔 평가 데이터의 예이다.

<Table 1>에서 호텔 ID는 평가의 대상이 되는 호텔의 식별자, 평가 ID는 각 평가에 부여되는 고유 식별자를 나타낸다. 전체 평점은 해당 평가가 호텔에 대해 부여한 전반적인 점수를 나타내며, 세부 평점은 세부 항목별로 사용자가 부여한 점수를 나타낸다. 마지막으로 리뷰는 비정형 데이터 부분으로, 단계 (1)에서는 사용되지 않는다.

전체 평점과 세부 평점은 일반적으로 1점~5점 사이의 척도로 입력하게 되며, 전체 평점은 세부

<Table 1> Example of User's Evaluation

Item	Evaluation	
Hotel ID	H1	
Evaluation ID	R1	
Overall Rating	5	
Ratings of Evaluation Criteria	Value	5
	Service	4
	Location	
	Rooms	3
	Sleep Quality	
	Cleanliness	
Review	Rooms are spacious and appropriate for both leisure and business ...	

평점과는 별개로 입력받게 된다. 즉 세부 평점의 평균으로 전체 평점을 계산하는 것이 아니라, 세부 평점과 무관하게 사용자가 전체 평점을 부여할 수 있다. 또한 전체 평점은 일반적으로 필수 입력 항목이기 때문에 결측값이 없는 반면, 세부 평점은 선택 입력 항목인 경우가 많아서 결측값이 다수 존재하게 된다. 예를 들어 <Table 1>에 제시된 평가의 경우 '입지', '침대', 그리고 '청결도'에 대한 평점이 누락되었음을 알 수 있다.

본 절에서는 세부 항목별로 평점이 누락된 평가를 제외하여 유효 평가만을 추출하는 과정을 소개한다. <Table 2>는 이 과정의 설명을 위한 결측값을 다수 포함한 평가 10건의 예이다.

<Table 2> Example of 10 Evaluation with Missing Ratings

Review	Value	Service	Location	Rooms	Sleep Quality	Cleanliness	Overall
R1	5	4		3			5
R2		4	5		2	1	4
R3	5			3	4	5	5
R4	2	2	3		1	1	2
R5	5		4	5			5
R6	3	3			3	4	3
R7		5		5		4	4
R8	3			2		3	3
R9	4	4	5	4	4		5
R10	3			3		4	4

제안 방법론에서는 세부 항목별로 예측 모델을 수립하며, 이를 위해 세부 항목별로 학습 집합을 구축한다. 이 때 평점이 누락된 평가의 경우, 해당 세부 항목의 학습 집합에서 제외한다. 예를 들어 <Table 2>의 예에서, 세부 항목 ‘가격’의 예측 모델 수립에는 8개의 평가가 사용되며, 해당 항목의 평점이 누락된 ‘R2’와 ‘R7’은 사용되지 않는다. 한편 세부 항목 ‘서비스’의 예측 모델 수립에는 6개의 평가가 사용되며, ‘R3’, ‘R5’, ‘R8’, ‘R10’은 사용되지 않는다. 이처럼 각 세부 항목의 예측 모델 수립에 사용되는 평가의 수, 즉 유효 평가의 수는 상이하게 나타날 수 있으며, <Table 2>에 제시된 평가에 대한 세부 항목별 유효 평가의 수가 <Table 3>에 요약되어 있다.

<Table 3> Example of Valid Evaluation for Each Evaluation Criteria

Evaluation Criteria	Valid Evaluation	Number of Valid Evaluation
Value	R1, R3, R4, R5, R6, R8, R9, R10	8
Service	R1, R2, R4, R6, R7, R9	6
Location	R2, R4, R5, R9	4
Rooms	R1, R3, R5, R7, R8, R9, R10	7
Sleep Quality	R2, R3, R4, R6, R9	5
Cleanliness	R2, R3, R4, R6, R7, R8, R10	7

3.3 세부 항목별 누락 평점 예측 모델 생성

본 절에서는 토픽 모델링을 통해 사용자 리뷰를 정형 데이터로 구조화하고, 이를 활용하여 누락된 세부 항목의 평점을 예측하는 모델을 생성하는 과정을 소개한다. 우선 사용자의 리뷰를 구조화하기 위해 전체 리뷰에 대한 토픽 모델링을 수행한다. 토픽 모델링의 개념과 원리는 이미 많은 연구에서 자세히 소개되고 있으므로, 본 논문에서는 주요 입력 및 산출물에 대한 예를 제시하여 해당 과정을 간략히 설명한다.

토픽 모델링을 통해 전체 리뷰로부터 주요 토픽을 도출하고, 각 리뷰의 토픽에 대한 대응도를 토픽 가중치(Topic Weight) 형태로 산출할 수 있다. 예를 들어 리뷰 10건으로부터 주요 토픽 5개를 도출하고, 이들 리뷰와 토픽 간의 가중치를 산출한 예가 <Table 4>에 나타나 있다. <Table 4>는 4개 토픽에 대한 각 리뷰의 대응도(T1~T4)와 <Table 2>에서 해당 리뷰가 호텔에 부여한 전체 점수를 함께 나타내고 있다.

<Table 4> Topic Correspondence of User’s Review

Review	T1	T2	T3	T4	Overall
R1	0.15	0.35	0.51	0.25	5
R2	0.07	0.12	0.24	0.68	4
R3	0.45	0.75	0.12	-0.48	5
R4	0.42	-0.16	0.71	0.81	2
R5	0.12	-0.19	0.41	0.04	5
R6	0.32	0.65	-0.09	0.24	3
R7	0.81	0.45	-0.14	-0.32	4
R8	0.73	0.16	0.38	0.18	3
R9	0.01	0.19	0.77	0.13	5
R10	0.24	0.58	0.74	-0.41	4

다음으로 <Table 4>에 제시된 5개의 항목을 입력으로 사용하여, 각 세부 항목별 평점 예측하는 모델을 생성하는 과정을 소개한다. 예측 모델 생성을 위한 학습은 각 세부 항목별 유효 평가에 대해서 동일한 방법으로 반복 수행된다. 예를 들어 세부 항목 ‘입지’의 평점 예측 모델 생성에 필요한 입력 및 목표 변수는 <Table 5>와 같다.

<Table 5> Input and Target Variables of Prediction Model for Each Criteria

Review	Input					Target
	T1	T2	T3	T4	Overall	Location
R2	0.07	0.12	0.24	0.68	4	5
R4	0.42	-0.16	0.71	0.81	2	3
R5	0.12	-0.19	0.41	0.04	5	4
R9	0.01	0.19	0.77	0.13	5	5

<Table 5>는 전체 리뷰 10건 중 세부 항목 ‘입지’의 유효 평가에 해당되는 리뷰인 R2, R4, R5, R9에 대한 정보만을 포함한다. 또한 토픽 가중치 T1~T4와 전체 평점을 입력으로 하여 목표 변수인 ‘입지’의 평점을 예측하므로, 이를 통해 생성되는 모델은 다음과 같이 정의된다.

$$f:(T_1, T_2, T_3, T_4, Overall) \rightarrow (Location)$$

이와 같은 모델 생성이 다른 5개의 세부 항목에 대해서도 유사한 방식으로 수행되며, 구체적인 모델 학습은 인공신경망, 의사결정나무 등 기존의 예측 기법을 통해 이루어질 수 있다.

본 장에서는 전체 평점과 사용자 리뷰를 활용하여 세부 항목별 점수를 예측하는 방법론을 간단한 가상 예를 통해 소개하였다. 다음 장인 제 4장에서는 실제 데이터에 대한 실험을 통해 제안 방법론의 실제 적용 가능성 및 성능을 평가한다.

4. 실험

4.1 실험 개요

본 절에서는 제안한 방법론을 실제 데이터 분석에 적용하기 위한 실험 개요를 소개한다. 데이터 수집 및 분석을 위해 <Table 6>과 같은 시스템 환경을 구성하였다. 시스템 환경은 20대의 수집기 서버와 1대의 분석 및 데이터베이스 서버로 총 21대의 서버를 구성하였으며 실험에 사용된 SW로는 호텔별 사용자 평가 정보 수집을 위해 자체적으로 개발한 Java 기반의 TripAdvisor Crawler가 사용되었고 데이터 저장을 위해 MySQL을 사용하였다. 텍스트 분석을 수행하기 위해서는 상용 프로그램인 SAS Enterprise Miner를 사용하였으며 이 외, 각 SW와 HW의 자세한 사양은 <Table 6>에 자세히 제시되어 있다.

<Table 6>의 시스템을 통해 뉴욕시에 존재하는 130개의 호텔을 무작위로 선정하여 해당 호텔의 리뷰 전체를 수집하였으며, 그 결과 총 258,593건의 평가 데이터를 수집 하였다(<Table 7> 참조).

<Table 6> System Environment

HW : Crawler Server(20 machines)	
OS	Windows7(64bit)
CPU	Intel I5-3479 3.20 Chz
RAM	4GB
HDD	500GB
HW : DB & Analysis Server(1 machine)	
OS	Windows7(64bit)
CPU	Intel I7-4770 3.40 Ghz
RAM	12GB
HDD	4TB
SW	
Web Crawler	Java-based TripAdvisor Crawler (self-produced)
DBMS	MySQL 5.7 version
JAVA/JVM	Java 1.8 version
SAS Enterprise Miner	SAS 9.4 version

<Table 7> Information of Experiment Data

Item	Number	
Number of Evaluation	258,593	
Number of reviews in English	207,968	
Number of Hotels	130	
Number of Users	185,357	
Evaluation Criteria	Value, Service, Location, Rooms, Sleep Quality, Cleanliness	
Valid Evaluation Criteria (6)	77,946	37.5%
Valid Evaluation Criteria (5)	18,645	9.0%
Valid Evaluation Criteria (4)	6,860	3.3%
Valid Evaluation Criteria (3)	60,613	29.1%
Valid Evaluation Criteria (2)	990	0.5%
Valid Evaluation Criteria (1)	741	0.4%
Valid Evaluation Criteria (0)	42,173	20.3%

TripAdvisor의 호텔 평가 리뷰는 영문뿐만 아니라 한국어, 중국어, 일본어, 러시아어 등 다양한 언어로 작성된다. 본 실험에서는 수집된 평가 중 영문으로 리뷰를 작성한 평가만을 실험 대상으로

선정하였으며, 이에 따라 최종적으로 207,968건의 평가를 실험에 사용하였다. TripAdvisor는 가격, 서비스, 입지, 객실, 침대, 청결도 등 총 6개의 세부 항목에 대한 평점을 관리하며, 이들 세부 항목은 평점이 미기입된 결측값을 다수 포함한다. 전체 영문 평가 중 6개 세부 항목 모두에 대한 평점이 기입된 평가는 37.5%에 불과하며, 단 하나의 세부 항목에도 점수를 기입하지 않은 평가도 20.3%에 달하는 것으로 나타났다. 세부 항목기재 건수별 평가의 비율은 <Table 7>에 자세히 제시되어 있다.

4.2. 세부 항목별 호텔 유효 평가 추출 결과

본 절에서는 수집된 호텔 평가 정보로부터 각 세부 항목별 유효 평가만을 추출하는 실험 과정

및 결과를 소개한다. 수집한 호텔 평가 정보는 제 3.3절에서 언급한 바와 같이 정형 데이터인 전체 평점 및 세부 항목별 평점과 비정형 데이터인 사용자 리뷰로 분리된다. <Table 8>은 평가 정보로부터 분리된 평점(a)과 사용자 리뷰(b)의 일부를 나타낸다. 평점은 호텔 ID, 평가 ID, 평가 작성일, 전체 평점, 세부 평점(가격, 서비스, 입지, 객실, 침대, 청결도)으로 구성되고, 리뷰는 평가 ID와 사용자 리뷰로 구성된다. <Table 8(a)>에서 세부 항목별 평점은 미기입된 결측값을 다수 포함하고 있다. 따라서 각 세부 항목별 예측 모델 생성을 위해 세부 항목별로 결측값을 제거하여 유효 평가 집합을 생성한다. 예를 들어 <Table 9>는 세부 평가 항목 중 하나인 ‘입지’의 유효 평가 집합을 나타낸다.

<Table 8(a)> Separated Evaluation Information-Rating(Partial)

Hotel ID	Evaluation ID	Date	Overall	Value	Service	Location	Rooms	Sleep Quality	Cleanliness
474	230633	2011-09-14	5	4	5	4	4	N/A	N/A
474	230659	2011-09-15	5	5	5	4	5	N/A	N/A
474	231031	2010-10-13	5	5	5	5	N/A	5	5
474	230827	2011-06-03	4	3	5	N/A	N/A	4	5
474	230870	2011-04-24	5	4	5	5	N/A	4	5
501	246129	2010-07-28	5	N/A	N/A	2	N/A	3	3
501	253477	2008-12-06	1	1	N/A	5	N/A	N/A	4
501	244729	2014-07-08	5	N/A	5	4	N/A	N/A	5

<Table 8(b)> Separated Evaluation Information-User Reviews(Partial)

Evaluation ID	User Review
230633	My partner and I stayed at Distrikt for nine nights in April/May after the excellent reviews on TripAdvisor...
230659	We were so pleasantly surprised with this hotel. While the location seems a bit out of the way ...
231031	I stayed at the Distrikt Hotel for 4 nights in October. I picked this hotel because of price and location for my first trip to NYC.
230827	My third time to NYC. Excellent location, clean with friendly & professional staff.
230870	This is a fantastic hotel. The location cannot be beat.
246129	I normally do lots of research before traveling. I chose Hotel Elysee based on their reputation for good service.
253477	The location is excellent but killed by 3 negative things : 1) Very old and insufficient furniture, we paid 600 USD ...
246129	Pros: excellent complimentary breakfast, free wifi, excellent comfort Cons ...

<Table 9> Results of Valid Evaluation Extraction of Criteria 'Location'(Partial)

Hotel ID	Evaluation ID	Date	Overall	Value	Service	Location	Rooms	Sleep Quality	Cleanliness
474	230633	2011-09-14	5	4	5	4	4	N/A	N/A
474	230659	2011-09-15	5	5	5	4	5	N/A	N/A
474	231031	2010-10-13	5	5	5	5	N/A	5	5
474	230827	2011-06-03	4	3	5	N/A	N/A	4	5
474	230870	2011-04-24	5	4	5	5	N/A	4	5
501	246129	2010-07-28	5	N/A	N/A	2	N/A	3	3
501	253477	2008-12-06	1	1	N/A	5	N/A	N/A	4
501	244729	2014-07-08	5	N/A	5	4	N/A	N/A	5

<Table 10> Number of Valid Evaluations by Each Evaluation Criteria

Evaluation Criteria	Number	Evaluation Criteria	Number
Value	127,439	Rooms	124,125
Service	164,825	Sleep Quality	106,898
Location	121,812	Cleanliness	127,802
Total Number	207,968		

유효 평가 추출은 각 세부 항목별로 동일한 방법을 통해 반복 수행되며, <Table 10>은 세부 항목별로 도출된 유효 평가의 수를 나타낸다.

4.3 세부 항목별 평점 예측 모델 생성 결과

본 절에서는 리뷰 분석을 통한 누락 평점 예측 모델 생성의 실험 과정 및 결과를 소개한다. 비정형 데이터인 사용자 리뷰의 토픽 대응도를 도출하기 위하여 <Table 8(b)>의 리뷰 207,968건을 대상으로 총 25개의 토픽의 대응도를 도출하였다. <Table 11>은 토픽 모델링을 통해 도출된 사용자 리뷰의 토픽 대응도 결과 중 일부를 나타낸다.

<Table 12>는 총 25개의 토픽에 대하여 각 토픽을 구성하는 주요 키워드를 정리한 것이다. 또한 <Table 9>, <Table 11>, <Table 12>를 통해 실제 리뷰에서는 세부 항목에 대한 내용을 다루고 있지만 해당 항목의 정량적인 평점은 부여하지 않은 평가가 존재함을 일부 확인할 수 있다. 예를 들어 평가 244729의 경우 토픽 'T25'의 가중치가 0.116으로 다른 토픽에 비해 비교적 높게 나타난다(<Table

<Table 11> Topic Correspondence of Review(Partial)

Evaluation ID	Topic Correspondence				
	T1	T2	...	T24	T25
230633	0.108	-0.047	...	0.106	0.121
230659	0.058	-0.052		0.053	0.012
231031	0.015	0.013		0.064	0.096
230827	0.019	-0.074		0.051	0.146
230870	0.121	-0.018		0.043	0.121
246129	0.018	0.013		0.025	0.035
253477	0.014	0.115		0.062	0.051
244729	0.096	0.031		0.052	0.116

11> 참조). 한편 'T25'는 'bed', 'night' 등 주로 '침대'와 관련된 내용을 다루고 있지만(<Table 12> 참조), 해당 평가 244729의 경우 세부 항목 '침대'에 대한 평점을 기입하지 않았음을 알 수 있다(Table 9). 이는 사용자가 '침대'에 대한 의견을 리뷰에는 기재하였지만, 단순한 실수 또는 TripAdvisor의 정책에 의해 해당 항목의 평점을 기입하지 않은 것으로 해석할 수 있다.

<Table 13>은 <Table 9>의 세부 항목 '입지'의 유효 평가 추출 결과와 <Table 11>의 내용을 통합한 것으로, 향후 누락된 세부 항목 평점을 예측하는 모델의 학습 및 평가 데이터로 사용된다. 구체적으로 각 세부 항목별로 Training Set, Validation Set, Test Set을 각각 구성하였으며, 각 set에 포함된 평가는 호텔과 기간의 편중(Bias)없이 고르게 분포되어 있다. 예측 모델은 구간형(Interval) 변수 예측에 널리 사용되는 인공신경망(Artificial Neural Network)을 통해 생성하였으며, 이에 대한 성능은 다음 절에서 분석한다.

<Table 12> Main Keywords by Each Topic

Topic	Topic Keywords				
T1	block	subway	street	walk	station
T2	shower	bathroom	door	bed	room
T3	desk	day	manager	door	experience
T4	breakfast	coffee	morning	fruit	buffet
T5	bar	lobby	night	drink	rooftop
T6	view	floor	state	building	room
T7	price	city	value	hotel	location
T8	minute	day	walk	hotel	reception
T9	stay	staff	block	time	making
T10	place	people	thing	home	distance
T11	service	customer	location	food	room
T12	night	noise	floor	street	window
T13	time	square	year	block	back
T14	elevator	floor	minute	lobby	stair
T15	coffee	tea	lobby	maker	facility
T16	area	city	hotel	lobby	breakfast
T17	day	block	floor	pool	wine
T18	business	trip	year	center	property
T19	hotel	block	street	boutique	review
T20	suite	family	bed	year	area
T21	room	location	staff	breakfast	distance
T22	manhattan	hotel	distance	night	minute
T23	restaurant	distance	food	concierge	bar
T24	city	staff	wine	weekend	experience
T25	bed	night	city	hotel	size

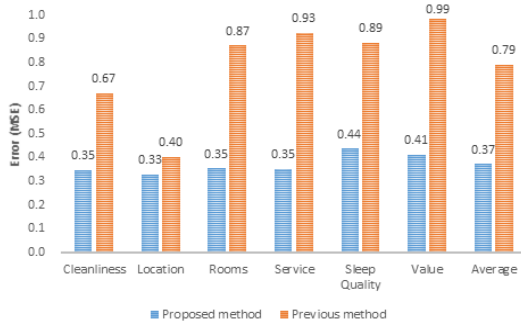
<Table 13> Learning Data of Prediction Model for Criteria 'Location'(Partial)

Evaluation ID	Input					Target
	T1	T2	...	T25	Overall	Location
230633	0.108	-0.047		0.121	5	4
230659	0.058	-0.052		0.012	5	4
231031	0.015	0.013		0.096	5	5
230870	0.121	-0.018	...	0.121	5	5
246129	0.018	0.013		0.035	5	2
253477	0.014	0.115		0.051	1	5
244729	0.096	0.031		0.116	5	4

4.4 실험 결과 분석

본 절에서는 제안 방법론의 성능을 분석한다. 제안 방법론에 의한 세부 항목의 예측값과 해당 항목의 실제 값과의 차이에 대한 평균 제곱 오차(MSE : Mean-Squared Error)를 예측 정확도의 평가 척도로 사용하였다. 즉 Training Set과 Validation Set으로부터 예측 모델을 생성하고 이를 Test Set에 적용하여, Test Set에서 나타난 MSE 값을 제안 방법론의 예측 오차로 측정하였다.

본 연구에서 다루고 있는 주제인 세부 항목 평점의 누락값 예측은 기존 연구에서 거의 다루어지지 않았다. 따라서 제안 방법론의 성능을 상대 비교할 수 있는 적합한 기존 방법론이 존재하지 않으므로, 본 절에서는 평가 사이트에서 일반적으로 사용하는 방식인 평균 기반 결측값 대체 방식과 제안 방법론의 성능을 비교한다. TripAdvisor 등 대부분의 평가 사이트는 세부 항목의 평점이 누락된 경우 해당 평점을 각 평가별로 명시적으로 대체하여 제시하지 않는다. 예를 들어 6개의 항목 중 2개 항목의 평점이 미기입된 평가에 대해서는, 평점이 기입된 4개 항목의 점수만을 공개한다. 한편 특정 호텔에 대한 특정 세부 항목의 평점 평균을 산출할 때는, 미기입 값을 제외하고 평점이 기입된 평가에 대해서만 평균을 계산한다. 이는 곧 해당 항목의 미기입 값을 해당 항목의 전체 평균으로 대체한 것과 동일한 효과를 나타내므로, 기존 사이트는 전체 평균으로 해당 항목의 결측값을 대체하는 방식을 택한 것으로 이해할 수 있다. 따라서 본 연구에서는 기존 방식의 경우 Training Set과 Validation Set으로부터 각 호텔의 세부 평가 항목별 평균을 산출하고, 이 값을 Test Set에서 해당 호텔의 세부 항목 평점의 예측값으로 사용하였다. 또한 제안 방법론의 성능 평가와 마찬가지로, Test Set에서 나타난 MSE 값을 기존 방법론의 예측 오차로 측정하였다. 총 6개의 세부 항목에 대해 예측 모델의 성능을 기존 기법과 비교한 결과가 <Figure 5>에 제시되어 있다.



<Figure 5> Comparison of Prediction Error of Proposed Methodology

<Figure 5>에서 제안 방법론에 의해 예측한 세부 항목 평점의 MSE가 평균 기반 대체에 비해 모든 항목에서 낮게 나타남을 확인할 수 있다. 또한 오차 개선의 정도도 매우 커서 항목별로 최소 0.07에서 최대 0.57까지 MSE가 감소한 것을 알 수 있으며, 전체적으로 약 53% $((0.79-0.37)/0.79)$ 의 개선률을 보이는 것으로 나타났다. 이렇듯 본 연구에서 제안한 예측 모델의 성능은 기존의 평균 기반 세부 평가 항목 결측값 대체 방식에 비해 매우 우수한 것으로 평가할 수 있다.

5. 결 론

다양한 온라인 채널을 통한 사용자의 온라인 평가는 구전을 생성하는 가장 강력한 도구로 자리 잡고 있다. 많은 평가 사이트는 평가 대상에 대해 세부 항목별 평점을 제공하지만, 세부 항목별 평점이 누락되는 비율이 일반적으로 매우 높게 나타난다. 각 대상에 대한 세부 항목별 평균은 이러한 결측값을 제외한 상태에서 집계되므로, 약 40%에 달하는 결측값을 고려하지 않은 단순 평균은 실제 현상을 충분히 왜곡할 수 있다는 한계를 갖는다. 따라서 본 연구에서는 전체 평점과 함께 텍스트 리뷰로부터 추출한 세부 항목에 대한 사용자의 평가 정보를 함께 분석하여 이를 통해 미기입된 세부 항목의 평점을 예측하는 방법론을 제안하였으며, 그 결과 제안 모델이 기존 평균 기반 결측값 대체 방식에 비해 약 53%의 성능 개선 효과를 보임을 확인하였다.

본 연구는 학술적/실무적으로 다음과 같은 의의를 갖는다. 우선 학술적으로 본 연구는 정형 데이터와 비정형 데이터를 통합하여 예측 모델을 생성하는 방법론을 제안하였다. 최근 텍스트 분석에 대한 수요가 증가함과 동시에 텍스트 분석의 유용성 및 정확성에 대한 의구심도 커지고 있는 상황에서, 구조화된 텍스트와 기존의 정형 데이터를 동시에 활용하는 방식으로 다양한 분야에서 많은 후속 연구가 수행될 수 있을 것이다. 또한 제안 방법론을 통해 미기입된 세부 항목 평점을 예측하여 각 평가별로 제시함으로써 해당 사이트의 서비스 만족도를 향상시킬 수 있으며, 이는 본 연구의 실무적 기여로 인정받을 수 있다.

이러한 기여에도 불구하고 본 연구는 향후 다음의 측면에서 보완이 필요하다. 무엇보다 본 연구는 호텔이라는 특정 도메인의 한 사이트에서 수집한 데이터를 대상으로 실험을 수행하였다. 향후 더욱 다양한 도메인의 다수 사이트에 대한 실험을 통해, 제안 방법론의 성능을 보다 엄밀하게 검증할 필요가 있다. 또한 본 실험에서는 성능의 비교가 각 평가별로 이루어졌는데, 향후 각 호텔에 대한 다수의 평가 결과를 종합한 결과, 즉 호텔 단위의 평점 예측에 대한 성능의 비교도 반드시 수행되어야 한다.

References

- Augustine, A. and M. Pathak, "User Rating Prediction for Movies", University of Texas at Austin, 2007.
- Aurelio G.M. and R. Minazzi, "Web Reviews Influence on Expectations and Purchasing Intentions of Hotel Potential Customers", *International Journal of Hospitality Management*, Vol.34, 2013, 99-107. doi : <http://dx.doi.org/10.1016/j.ijhm.2013.02.012> (Downloaded August 30, 2017).
- Bao, Z. and H. Xia, "Movie Rating Estimation and Recommendation", CS229 2012 Project, Stan-

- ford University, 2012.
- Blei, D.M., "Probabilistic Topic Models", *Communications of the ACM*, Vol.55, No.4, 2012, 77-84. doi : 10.1145/2133806.2133826 (Downloaded August 30, 2017).
- Blei, D.M. and J.D. Lafferty, "Dynamic Topic Models", *ICML '06 Proceedings of the 23rd International Conference on Machine Learning*, 2006, 113-120.
- Blei, D.M., A.Y. Ng, and M.I. Jordan, "Latent Dirichlet Allocation", *Journal of Machine Learning Research*, Vol.3, 2003, 993-1022.
- Casalo, L.V., C. Flavian, M. Guinaliu, and Y. Ekinici, "Do Online Hotel Rating Schemes Influence Booking Behaviors?", *International Journal of Hospitality Management*, Vol. 49, 2015, 28-36.
- Cui, G., H.K. Lui, and X.N. Guo, "The Effect of Online Consumer Reviews on New Product Sales", *International Journal of Electronic Commerce*, Vol.17, No.1, 2012, 39-58.
- Davis, A. and D. Khazanchi, "The Influence of Online Word of Mouth on Product Sales in Retail E-commerce : An Empirical Investigation", *Proceedings of the 13th Annual Americas Conference on Information Systems*, Vol.13, No.3, 2007, 2149-2157.
- Duan, W.J., G. Gu, and A.B. Whinston, "Do Online Reviews Matter?-An Empirical Investigation of Panel Data", *Decision Support Systems*, Vol.45, No.4, 2008, 1007-1016.
- Gauri, D.K., A. Bhatnagar, and R. Rao, "Role of Word of Mouth in Online Store Loyalty", *Magazine Communications of the ACM*, Vol. 51, No.3, 2008, 89-91.
- Gayatree, G., N. Elhadad, and A. Marian, "Beyond the Stars : Improving Rating Predictions Using Review Text Content", *Twelfth International Workshop on the Web and Databases*, 2009.
- Ghose, A. and G.I. Panagiotis, "Designing Ranking Systems for Consumer Reviews : The Impact of Review Subjectivity on Product Sales and Review Quality", *Proceedings of the International Conference on Decision Support Systems*, 2006.
- Ghose, A. and G.I. Panagiotis, "Designing Novel Review Ranking Systems : Predicting the Usefulness and Impact of Reviews", *Proceedings of the Ninth International Conference on Electronic Commerce*, 2007, 303-310.
- Gupta, N., G.D. Fabbriozio, and P. Haffner, "Capturing the Stars : Predicting Ratings for Service and Product Reviews", *Proceedings of the NAAACL HLT 2010 Workshop on Semantic Search*, Los Angeles, California, 2010, 36-43.
- Ha, H.S., H.J. Kim, S.W. Choi, and S.R. Yoon, "Comparing and Predicting Movie Rating Using Social Network Service", *Proceedings of Korean Institute of Information Scientists and Engineers*, 2014, 276-278.
- (하현석, 김한주, 최성운, 윤성로, "소셜 네트워크 서비스를 활용한 영화 평점 비교 및 예측", *한국정보과학회 학술발표논문집*, 2014, 276-278.)
- Hofmann, T., "Probabilistic Latent Semantic Indexing", *Proceedings of the 22nd Annual International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval*, Berkeley, California, 1999, 50-57. doi : 10.1145/312624.312649 (Downloaded August 30, 2017).
- Hu, N., N.S. Koh, and S.K. Reddy, "Ratings Lead You to the Product Reviews Help You Clinch It? The Mediating Role of Online

- Review Sentiments on Product Sales”, *Decision Support Systems*, Vol.57, 2014, 42-53.
- Kim, G.M., M.H. Ahn, and Y.H. Lee, “Prediction of Movies based on Naver DB Information and Filtering Malicious Rating Markers”, *Proceedings of Korean Institute of Industrial Engineers*, 2013, 1651-1662.
- (김경민, 안무혁, 이윤호, “네이버 DB정보 기반 영화 평점 예측 및 악의적 평점 기록자 Filtering”, *대한산업공학회 춘계공동학술대회논문집*, 2013, 1651-1662.)
- Landauer, T.K., P.W. Foltz, and D. Laham, “An Introduction to Latent Semantic Analysis”, *Discourse Processes*, Vol.25, No.2-3, 1998, 259-284. doi : <http://dx.doi.org/10.1080/01638539809545028> (Downloaded August 30, 2017).
- Lee, J., D.H. Park, and I. Han, “The Effect of Online Negative Online Consumer Reviews on Product Attitude : An Information Processing View”, *Electronic Commerce Research, and Applications*, Vol.7, No.3, 2008, 341-352.
- Lee, S., T.R. Jeon, G.D. Baek, and S.S. Kim, “A Movie Rating Prediction System of User Propensity Analysis based on Collaborative Filtering, and Fuzzy System”, *Journal of Korean Institute of Intelligent Systems*, Vol.19, No.2, 2009, 242-247.
- (이수진, 전태룡, 백경동, 김성신, “협업적 필터링 및 퍼지시스템 기반 사용자 성향분석에 의한 영화 평가 예측 시스템”, *한국지능시스템학회논문지*, 제19권, 제2호, 2009, 242-247.)
- Li, F., N. Liu, H. Jin, K. Zhao, Q. Yang, and X. Zhu, “Incorporating Reviewer, and Product Information for Review Rating Prediction”, *22nd International Joint Conferences on Artificial Intelligence*, Vol.3, 2011, 1820-1825.
- Liu, C. and N. Kim “Methodology for Improving the Reliability of the Rating System for Leisure Activity Information Sites : Focusing on a Movie Information Site”, *Journal of Tourism & Leisure Research*, Vol.27, No.7, 2015, 187-200.
- (류 신, 김남규, “여가활동 정보 사이트의 평점 시스템 신뢰성 향상 방안”, *관광레저연구*, 제27권, 제7호, 2015, 187-200.)
- Liu, C.L., W.H. Hsaio, C.H. Lee, G.C. Lu, and E. Jou, “Movie Rating and Review Summarization in Mobile Environment”, *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-Part C : Applications and Reviews*, Vol.42 No.3, 2012, 397-407.
- Marovic, M., M. Mihokovic, M. Miksa, S. Pribil, and A. Tus, “Automatic Movie Ratings Prediction Using Machine Learning”, *Proceedings of the 34th International Convention*, 2011, 1640-1645.
- Moghaddam, S. and E. Martin, “ILDA : Interdependent LDA Model for Learning Latent Aspects and Their Ratings from Online Product Reviews”, *Proceedings of the 34th International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval*, 2011, 665-674.
- Mudambi, S.M. and D. Schuff, “What Makes a Helpful Online Review? A Study of Customer Reviews on Amazon.com”, *Journal MIS Quarterly Archive*, Vol.34, No.1, 2010, 185-200.
- Oh, B.H., J.H. Yang, and H.J. Lee, “A Hybrid Recommender System based on Collaborative Filtering with Selective Utilization of Content-based Predicted Ratings”, *Journal of KISS : Software and Applications*, Vol.41, No.4, 2014, 289-294.
- (오병화, 양지훈, 이현진, “콘텐츠 기반 예측 평점을

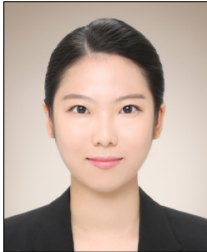
- 선택적으로 활용하는 협력적 필터링 기반 복합 추천 시스템”, *정보과학회논문지 : 소프트웨어 및 응용*, 제41권, 제4호, 2014, 289-294.)
- Park, D.H., J. Lee, and I. Han, “The Effect of Online Consumer Reviews on Consumer Purchasing Intention : The Moderating Role of Involvement”, *International Journal of Electronic Commerce*, Vol.11, No.4, 2007, 125-148.
- Patrali, C., “Online Reviews: Do Consumers Use Them?”, *Advances in Consumer Research*, Vol.28, No.1, 2001, 129-133.
- Persson, K., “Predicting Movie Ratings : a Comparative Study on Random Forests and Support Vector Machines”, Dissertation, 2015.
- Seo, S.Y., J. Huangy, H. Yangy, and Y. Liu, “Representation Learning of Users, and Items for Review Rating Prediction Using Attention-based Convolutional Neural Network”, 3rd International Workshop on Machine Learning Methods for Recommender Systems, Houston, Texas, 2017.
- Sharma, R.D., S. Tripathi, S.K. Sahu, S. Mittal, and A. Anand, “Predicting Online Doctor Ratings from User Reviews Using Convolutional Neural Networks”, *International Journal of Machine Learning, and Computing*, Vol.6, No.2, 2016, 149-154. doi : 10.18178/ijmlc.2016.6.2.590 (Downloaded August 30, 2017).
- Son, S.B. and J.H. Chun, “Product Feature Extraction and Rating Distribution Using User Reviews”, *Journal of Society for e-Business Studies*, Vol.22, No.1, 2017, 65-87. (손수빈, 전종훈, “사용자 리뷰를 이용한 상품 특징 추출 및 평점 분배”, *한국전자거래학회지*, 제22권, 제1호, 2017, 65-87.)
- Song, C.H., B.C. Kim, and K.D. Park, “Impact of Consumer Rating on Mobile Application Sales : A Comparison between Korean, and American Consumers”, *Korean Management Review*, Vol.43, No.5, 2014, 1493-1518. (송치훈, 김병조, 박경도, “소비자 평점이 모바일 애플리케이션 구매에 미치는 영향-한국과 미국 소비자와의 비교를 중심으로”, *경영학연구*, 제43권, 제5호, 2014, 1493-1518.)
- Tang, D., B. Qiny, T. Liuy, and Y. Yang, “User Modeling with Neural Network for Review Rating Prediction”, *Proceedings of the Twenty-Fourth International Joint Conference on Artificial Intelligence*, 2015.
- Wang, B., Y. Huang, and X. Li, “Combining Review Text Content, and Reviewer-Item Rating Matrix to Predict Review Rating”, *Computational Intelligence, and Neuroscience*, 2016. doi : 10.1155/2016/5968705 (Downloaded August 29, 2017).
- Wang, H., Y. Lu, and C.X. Zhai, “Latent Aspect Rating Analysis without Aspect Keyword Supervision”, *Proceedings of the 17th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery, and Data Mining (KDD '11)*, 2011, 618-626.
- Ye, Q., R. Law, and B. Gu, “The Impact of Online User Reviews on Hotel Room Sales”, *International Journal of Hospitality Management*, Vol.28, No.1, 2009, 180-182. doi : http://dx.doi.org/10.1016/j.ijhm.2015.05.005 (Downloaded August 30, 2017).
- Yew, J.L. and W.T. Yee, “Variational Bayesian Approach to Movie Rating Prediction”, Association for Computing Machinery, 2007.
- Yoon, D.M. and K.J. Kim, “Prediction of Rating Score from Short Comments on Movies Using Word-Rating Correlation Analysis”, *Proceedings of the HCI KOREA*, 2011, 484-486. (윤두밈, 김경중, “단어-평점 상관관계 분석을 통한 단문 영화평 평점 예측”, *한국HCI학회 학술대회*, 2011, 484-486.)

◆ About the Authors ◆



Donghoon Lee (donghoonlee@kookmin.ac.kr)

Donghoon Lee received the B.S. degree in Computer Science from Korea National Open University in 2010 and Master degree in Business IT from Kookmin University in 2012. He is a Ph.D. candidate in Business IT at Kookmin University. His current research interests include text mining, data mining, and ontology.



Hyunkyung Boo (brainaboo@kookmin.ac.kr)

Hyunkyung Boo received the B.S. degree in Information Statistics from Gangneung-Wonju National University in 2015. After that she is studying the master course in Business IT at Kookmin University. Her current research interests include text mining, data mining and machine learning.



Namgyu Kim (ngkim@kookmin.ac.kr)

Professor Namgyu Kim received the B.S. degree in Computer Engineering from Seoul National University in 1998 and Ph.D. degree in Management Engineering from Korea Advanced Institute of Science and Technology (KAIST) in 2007. He has been working for Kookmin University since then. His current research interests include text mining, data mining, and data modeling.