

설명가능한 그래프 신경망을 활용한 리뷰 콘텐츠 기반의 유용성 예측모형*

김은미

부산대학교 경영연구원
(keunmi100@pusan.ac.kr)

야오즈옌

부산대학교 경영학과BK21 디지털금융 교육연구단
(yaoziyan@pusan.ac.kr)

홍태호

부산대학교 경영대학
(hongth@pusan.ac.kr)

.....

온라인 리뷰의 역할이 중요해짐에 따라 유용한 리뷰를 선별하기 위해 많은 연구들이 이루어져 왔다. 유용한 리뷰는 고객들이 유용하다고 인지하는 리뷰이며, 평점, 리뷰길이, 리뷰내용 등에 영향을 받는 것으로 많은 연구에서 검증되었다. 유용한 리뷰는 소비자들의 투표에 의한 ‘좋아요’ 수에 의해 결정되며 유용성 투표가 많을수록 소비자의 구매의사결정에 중요한 영향을 미치는 것으로 간주된다. 그러나 최근에 작성되어 많은 고객들에게 노출되지 않은 리뷰는 상대적으로 ‘좋아요’ 수가 적을 수 있으며, 투표에 응하지 않아 ‘좋아요’ 수가 없을 수도 있다. 따라서 유용한 리뷰를 판단하기 위해 ‘좋아요’ 수에 의존하기 보다는 리뷰 내용을 기반으로 유용한 리뷰를 분류하고자 한다. 리뷰의 텍스트는 리뷰 유용성에 가장 큰 영향을 미치는 요인으로, 토픽 모델링, 감정분석 등 텍스트 마이닝 기법을 적용하여 리뷰 텍스트에 포함된 콘텐츠와 감정의 영향을 다양하게 분석하고 있다. 본 연구에서는 글로벌 영화정보 사이트인 IMDb의 영화리뷰를 활용하여 리뷰 콘텐츠 기반의 리뷰 유용성 예측모형을 제안한다. 설명가능한 그래프 신경망인 GNN(Graph Neural Network)을 적용하여 리뷰 유용성 예측모형을 구축하고, 설명가능한 인공지능을 통해 예측모형의 한계인 모형의 해석에 대한 문제를 해결한다. 설명가능한 그래프 신경망은 리뷰들 간의 연결관계도 확인할 수 있어 유용한 리뷰 또는 유용하지 않은 리뷰에 대해 보다 신뢰할 수 있는 정보를 제공할 수 있을 것이라 기대한다.

주제어 : 리뷰 유용성, 리뷰 콘텐츠, 예측모형, GNN, XAI

.....

논문접수일 : 2023년 12월 6일 논문수정일 : 2023년 12월 19일 게재확정일 : 2023년 12월 19일
원고유형 : Regular Track 교신저자 : 야오즈옌

1. 서론

온라인 리뷰는 제품이나 서비스에 대한 다양한 정보를 포함하고 있으며, 잠재고객의 의사결정에 영향을 미치는 중요한 요인이다(Narwal & Nayak, 2020). 잠재고객의 대부분은 상품 및 서비스에 대한 불확실성과 위험을 줄이기 위해 구매를 결정하기 전에 온라인 리뷰를 참고한다. 온라인 리뷰 플랫폼에서는 고객의 투표를 활용하

여 방대한 리뷰들 중 유용한 리뷰를 구별하여 제공하고 있다. 소비자들은 각 리뷰에 대해 도움이 되었다면 ‘좋아요’ 버튼을 통해 투표에 참여할 수 있으며, 고객의 투표수가 많을수록 소비자의 구매의사결정에 중요한 영향을 미치는 것으로 간주된다. 그러나 고객 투표수에 의해 결정되는 ‘좋아요’ 수는 최근에 작성되었거나 투표에 응하지 않는 경우도 많아 ‘좋아요’ 수만으로는 유용한 리뷰를 판단하는 데 무리가 있다(Cao et al.,

* 이 논문은 2022년 대한민국 교육부와 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임 (NRF-2022S1A5B5A16055001)

2011). 따라서 고객 투표로 이루어진 ‘좋아요’ 수가 아닌 리뷰의 특성으로 유용한 리뷰를 선별할 수 있는 새로운 방법 필요하다.

유용한 리뷰는 소비자의 의사결정에 도움을 주며 정보 과부하의 위험을 줄이고, 소비자의 쇼핑경험을 개선하여 판매를 증가시킬 수 있다(Saumya et al., 2023). 리뷰 유용성에 미치는 영향요인으로 리뷰의 평점, 리뷰길이, 리뷰내용 등이 많은 연구에 의해 검증되었다(Liu & Park, 2015; Mudambi & Schuff, 2010; Siering et al., 2018). 특히 리뷰의 텍스트 특성은 리뷰 유용성에 가장 큰 영향력을 보이는 것으로 나타났다(Liu & Park, 2015). 리뷰 텍스트는 평점에 나타나지 않는 감성 및 감정뿐 아니라 제품 및 서비스에 대한 다양한 속성도 언급하고 있어 유용한 리뷰 선별에 중요한 역할을 한다. 만약 많은 리뷰 중에 어떤 리뷰가 유용한 리뷰인지 미리 알 수 있다면 정보 과부하에 대한 문제를 해결할 수 있으며, 고객들의 의사결정에도 도움을 줄 수 있을 것이다. 리뷰 유용성 예측은 유용성 투표를 실시하지 않더라도 유용한 리뷰를 선별할 수 있으며, 최근에 작성되어 ‘좋아요’ 수가 적은 경우에도 리뷰의 유용성을 판단할 수 있다. 리뷰 유용성을 예측하기 위해 리뷰 유용성의 영향요인을 기반으로 예측모형들이 구축되어 왔다(Du et al., 2021; Krishnamoorthy, 2015). 예측모형에 대한 성과향상을 위해 기계학습, 딥러닝 등 다양한 기법들이 활용되고 있으며, 리뷰 텍스트의 특징을 적용하기 위해 합성곱 신경망(Convolution Neural Network: CNN) 기법이 활발하게 활용되고 있다(류동엽 등, 2023; Olmedilla et al., 2022; Saptono & Mine, 2022; Zheng et al., 2023). 최근에는 데이터를 그래프 구조로 표현하여 복잡한 관계를 모델링하는 그래프 신경망(Graph Neural Network)기법이 각광받고 있다. 그래프 신경망은

인접한 노드들과의 연결관계를 함께 고려하여 이웃들의 정보를 보다 잘 반영할 수 있어 예측문제에서도 우수한 성과를 보인다(Hamilton et al., 2017). 그러나 유용성 예측모형에는 아직 적용되지 않았으며, 리뷰들 간의 관계를 보다 잘 이해하기 위해 본 연구에서는 그래프 신경망을 적용하여 예측모형을 구축해 보고자 한다.

딥러닝을 적용한 예측모형은 높은 예측성과에도 불구하고 예측결과에 대한 설명력이 부족하다는 한계점이 존재한다. 예측모형에 의해 유용한 리뷰라고 예측되었지만 왜 유용한 리뷰라고 예측하였는지 혹은 왜 유용하지 않은 리뷰라고 하였는지에 대한 설명이 어렵다. 예측결과에 대한 근거를 설명할 수 있다면 예측모형에 대한 결과를 보다 신뢰할 수 있으며 문제에 대한 개선방향을 제시할 수 있을 것이다. 류동엽 등(2023)은 리뷰 유용성 예측모형을 제안하고 XAI(eXplainable Artificial Intelligence)를 적용하여 모형의 결과에 대해 설명할 수 있는 방법론을 제시하였으며, 예측결과를 기반으로 리뷰 유용성에 영향을 미칠 수 있는 단어를 확인하였다. 그러나 단어 임베딩 기반으로 예측모형을 구축하여 리뷰 콘텐츠에 내재되어 있는 의미는 예측모형에 반영되지 않았다. 따라서 본 연구에서는 리뷰의 콘텐츠를 기반으로 유용성 예측모형을 구축하기 위해 최근 각광받고 있는 기법인 그래프 신경망을 적용하고, 예측모형을 해석하기 위해 GNN Explainer을 적용한다. IMDb.com에서 제공하는 영화리뷰를 활용하여 로짓, 인공신경망, CNN, GNN으로 예측모형을 구축하여 예측성적을 비교하고, GNN 모형에 설명 가능한 인공지능을 적용한다. 설명가능한 GNN은 예측모형에 영향을 미치는 변수들의 중요도와 더불어 어떤 노드가 중요한지도 판단할 수 있어 노드 정보와 그래프 구조를 동시에 파악할 수 있다.

설명가능한 인공지능을 적용한 유용한 리뷰 예측모형에 대한 해석은 보다 신뢰할 수 있는 예측 결과를 제공할 수 있으며 사용자의 의사결정에도 도움을 줄 수 있다.

2. 이론적 배경

2.1 리뷰 콘텐츠 기반의 유용성 예측

온라인 리뷰는 평점, 텍스트, 이미지 등과 같이 다양한 형식으로 제품 및 서비스에 대한 다양한 정보를 제공한다. 그중 리뷰 텍스트에 관한 요인은 다른 영향 요인보다 리뷰 유용성에 더 큰 영향을 미치는 것으로 나타났다(Liu & Park, 2015). 소비자는 리뷰의 평점과 같이 간단한 정보로만 제품 및 서비스에 대한 특성을 파악하기 어려우며, 리뷰 텍스트를 통해 보다 구체적인 정보를 파악할 수 있다(Ghose & Ipeirotsis, 2010). 리뷰 텍스트가 리뷰 유용성에 중요한 요인으로 밝혀지면서, 최근 리뷰 유용성에 관한 연구는 리뷰 텍스트를 중심으로 토픽 모델링, 감정분석 등 텍스트 마이닝 기법을 적용하여 다양하게 이루어지고 있다. Eslami et al. (2018)은 리뷰에 대한 감성분석을 통해 부정적인 리뷰가 긍정적인 리뷰보다 더 유용하다고 하였으며, Wang et al. (2019)은 감정이론을 기반으로 8가지의 감정으로 리뷰의 내용을 분류하였으며, 리뷰 유용성에 미치는 영향을 분석하였다. Fresneda and Gefen (2019)은 리뷰 단어에 대한 TF-IDF 결과에 의해 리뷰 정보 엔트로피 증가라는 요인을 제안하고, 리뷰 유용성에 미치는 영향을 검증하였다. Heng et al. (2018)은 토픽 모델링을 적용하여 온라인 리뷰에서 4개의 토픽을 추출하였으며, 그중 3개의 토픽이

리뷰 유용성에 영향을 미치는 것을 확인하였다.

리뷰 유용성 예측은 소비자의 의사결정에 도움이 되며, 정보 과부하의 위험을 줄이고 소비자의 쇼핑경험을 개선함으로써 판매를 증가시킬 수 있다(Saumya et al., 2023). 리뷰 유용성 예측을 위해 리뷰 콘텐츠가 다양하게 활용되고 있으며, 예측성고를 향상시키기 위해 기계학습과 딥러닝이 많이 사용되고 있다(Du et al., 2021). Zheng et al. (2023)은 온라인 리뷰의 유용성을 정확하게 예측하기 위해 텍스트와 이미지를 포함한 다중모드 메시지를 기반으로 BERT(Bidirectional Encoder Representations from Transformers), LSTM(Long Short-Term Memory), CNN, MobileNet 등을 적용하여 예측모형을 구축하였으며, 예측 정확도를 향상시켰다. Liu et al. (2021)은 5가지 성격 특성을 적용하여 리뷰어의 성격특성을 분석하였으며, 리뷰어의 특성으로 예측모형을 구축하였다. Krishnamoorthy (2015)는 리뷰의 텍스트 내용을 분석하여 언어 카테고리 특징을 추출하고, 리뷰 메타데이터, 주관성 및 가독성 관련 특징을 활용하여 SVM(Support Vector Machine), RF(Random Forest)를 적용하여 리뷰 유용성 예측모형을 개발하였으며, 제안된 모델이 경험제품의 리뷰 유용성을 잘 예측할 수 있다고 하였다. Olmedilla et al. (2022)은 온라인 리뷰의 유용성을 예측하기 위해 CNN을 사용하였으며, 유용한 리뷰와 유용하지 않은 리뷰의 문맥적 특성에 차이가 있다는 것을 확인하였다.

2.2 그래프 신경망

그래프 신경망(Graph Neural Network: GNN)은 그래프 구조에 사용하는 신경망으로 노드(node)와 노드 간의 연결성을 나타내는 엣지(edge)로

구성된 그래프 데이터의 학습에 우수한 성능을 보여준다(Scarselli et al., 2008). 데이터를 효과적으로 표현할 수 있다는 장점 때문에 딥러닝 분야에서 특히 각광을 받고 있다(Zhou et al., 2020). GNN은 연결된 엣지와 이웃이 되는 노드들의 특성을 이용하여 각 노드의 상태를 학습하고, 노드 임베딩(embedding)을 사용하여 다음 상황을 예측한다. 즉, 중심 노드와 엣지로 연결된 이웃 노드들의 정보를 결합하여 정보를 업데이트 한다(Hamilton et al., 2017).

GNN은 노드 분류(node classification), 링크 예측(link prediction), 그래프 분류(graph classification) 등에 적용할 수 있으며, 노드의 클래스 분류는 노드 임베딩을 통해 노드를 분류하는 문제이다. 일반적으로 그래프의 일부만 매핑되었을 때 준지도 학습을 수행한다(Kipf & Welling, 2016). 링크 예측은 그래프의 노드들 사이의 연관성이 얼마나 있을지 예측하는 것으로, 페이스북 친구 추천, 유튜브나 넷플릭스의 영상 추천 등이 있다. 그래프 분류는 이미지 분류와 비슷하지만 그래프를 분류하며, 화학, 생의학, 물리학 분야 등에서 적용할 수 있다. GNN은 다양한 분야에서 우수성이 확인되고 있으며, 현우창 등(2023)은 온라인 플랫폼에서 온라인 의견에 대한 사기 탐지를 위해 그래프 신경망 모델을 적용하고, 타기법에 비해 정확하며 설명력도 제공하였다. 김성수 등(2023)은 대출자 간의 네트워크 정보를 반영하여 채무불이행을 예측하기 위해 그래프 신경망을 적용하였다. 범주형 변수의 맥락적 정보를 추출하여 그래프 신경망과 결합한 모델을 제안하였으며, 제안 모형이 다양한 머신러닝을 활용한 결과보다 우수한 성능을 보였다. Jiang and Luo (2022)는 교통예측 분야에 GNN이 적용된 연구를 검토하였으며, GNN이 다양한 분야에서 우수

한 성능을 보고 주고 있음을 확인하였다. Liu et al. (2023)은 사용자의 선호도를 종합적으로 고려하여 사용자의 다음 목적지를 예측하는데 GNN을 적용하였으며, 우수한 성과를 확인하였다.

그래프 신경망은 강력한 데이터 처리 능력으로 다양한 분야에 적용되고 있으나 리뷰 유용성 예측에는 아직 적용되지 않았다. 리뷰에 대한 영향력이 커짐에 따라 유용한 리뷰를 정확하게 선별하는 것이 중요해졌으며, 영상 분류, 추천 시스템, 헬스 비즈니스 등의 분야에 광범위하게 적용되고 있는 GNN을 리뷰 유용성 예측모형에 적용해 봄으로써 GNN의 적용가능성을 확인하고자 한다.

2.3 설명가능한 인공지능

설명가능한 인공지능(eXplainable Artificial Intelligence: XAI)은 블랙박스 모형인 인공지능의 결과에 대해 해석을 제공할 수 있다. 예측 모형에 대한 해석을 요구하는 곳이 많아지면서 설명가능한 인공지능을 위해 다양한 방법론이 연구되고 있다(Coussement & Benoit, 2021). XAI는 출력결과에 대해 신뢰성과 투명성을 높이며, 복잡한 예측모형에 대한 이해를 쉽게 해준다(Jain et al., 2022).

XAI 알고리즘은 일반적으로 모델 자체를 해석하는 방법(interpreting model)과 왜 그런 결정을 했는지에 대해 데이터로 설명하는 방법(explaining decision)으로 구분된다. XAI는 특성 중요도(feature importance), 필터 시각화(filter visualization), 대리 분석법(surrogate analysis) 등을 적용할 수 있다. 특성 중요도는 입력 데이터가 모델의 결과에 얼마나 큰 영향을 미치는지 분석하는 기법으로, 입력 데이터의 특정 값을 임의의 값으로 치환했을 때 원래 입력 데이터보다 예측 에러가 얼마나 더

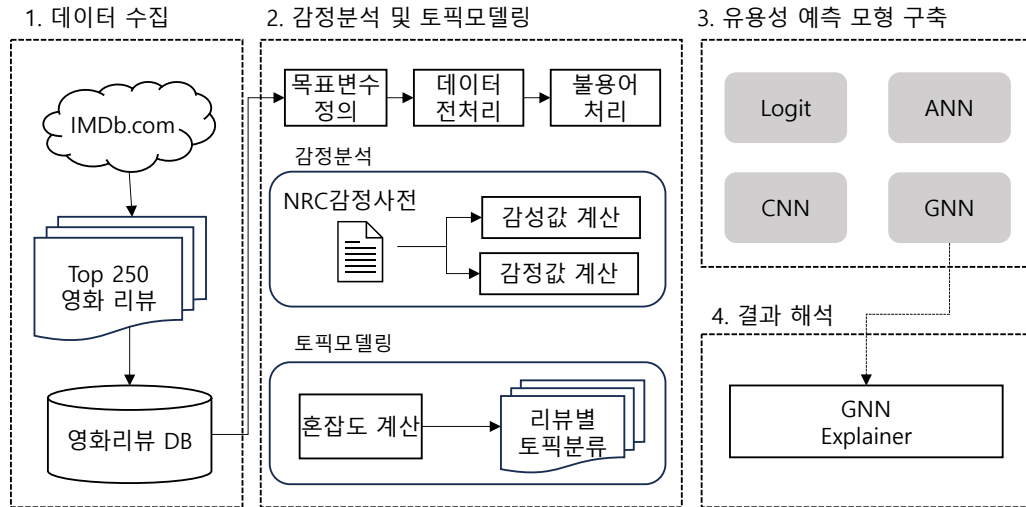
커지는가를 측정하는 방법이다. 필터 시각화는 학습이 완료된 신경망 모형에 데이터를 입력하여 은닉층이 입력 데이터에 어떻게 반응하는지 시각적으로 나타내는 방법으로, 기존에 확인하기 어려웠던 은닉층에 대한 관찰이 가능하다. 대리 분석법은 원래 모델을 흉내내는 대체 모델을 만들어 프로토타입이 동작하는지 판단하는 분석법이다.

예측모형의 결과를 설명하기 위해 SHAP와 LIME 기법이 많이 적용되고 있다(Li, 2022). SHAP(Shapley Additive exPlanations)는 Lundberg et al. (2018)에 의해 제안된 기법으로, 게임이론의 샤플리 값(shapley value)을 기반으로 전체 성과를 위해 각 변수가 얼마나 기여했는지 수치로 표현한다. LIME(Local Interpretable Model-agnostic Explanations)은 Ribeiro et al. (2016)에 의해 제안된 기법이며, 개별 예측 결과를 설명한다. 입력값 중에 변화의 정도는 약하지만 예측값에 영향을 크게 미치는 변수를 탐색하고 수치로 나타낸다. 류동엽 등(2023)은 잠재된 리뷰 텍스트 특성을 추출하기 위해 단어 임베딩을 기반으로 딥러닝 기법을 적용하였으며, SHAP와 LIME를 적용하여 예측모형에 영향을 미치는 단어를 탐색하였다. 그래프 신경망에도 XAI가 적용되고 있으며, 설명가능한 GNN은 인접 행렬에 마스킹 방법을 적용하여 최적의 부분 그래프(subgraph)를 찾아 모델의 예측을 설명한다(Ying et al., 2019). XAI를 적용한 많은 연구들에서 SHAP와 LIME를 적용하여 예측모형에 대한 결과를 해석하고 있으나(홍태호 등, 2023; Adak et al., 2022; Azzone et al., 2022; Craja et al., 2020), 어떤 클래스에 의해서 결과가 나왔는지의 관계를 확인할 수 없어 최근 설명가능한 GNN이 많이 활용되고 있다. Ying et al. (2019)는 GNN에 대한 예측결과를 설명하기 위해 GNN Explainer를 제안하였으며, 일관되고 간결한 설명을 제공

하며, 중요한 그래프 구조 및 노드의 특성을 식별하여 설명 정확도에서도 우수한 성능을 보인다고 하였다.

3. 연구 프레임워크

본 연구에서는 리뷰의 유용성 예측을 위해 리뷰의 콘텐츠를 활용하여 예측모형을 구축하고, 예측 결과에 대한 설명을 위해 GNN Explainer를 적용한다. <그림 1>은 본 연구의 프레임워크이며, 데이터 수집, 감정분석 및 토픽 모델링, 예측모형 구축, 결과 해석의 4단계로 이루어진다. 데이터 수집은 IMDb.com에서 상위 250개의 영화리뷰를 python으로 크롤링하여 리뷰 데이터를 수집한다. 수집된 리뷰 데이터에서 고객의 총 투표수가 10 이상인 리뷰만을 대상으로 한다(Liu et al., 2021). IMDb의 영화리뷰에는 리뷰에 대한 고객의 투표수를 총 투표수와 그중 몇 명이 유용하다고 했는지를 나타낸다. 고객의 총 투표수가 10 이상인 리뷰 중 과반수 이상이 유용하다고 하면 유용한 리뷰, 그렇지 않으면 유용하지 않은 리뷰로 분류한다. 리뷰 데이터에 대한 전처리 과정을 거친 후 감정분석과 토픽 모델링을 수행하여 모형구축을 위한 입력변수를 도출한다. 감정분석은 NRC 감정 사전을 활용하여 긍정 및 부정과 8가지의 감정(분노, 두려움, 기대, 신뢰, 놀람, 슬픔, 기쁨, 혐오)으로 분류하며, 토픽 모델링은 혼잡도를 기반으로 토픽 수를 결정하고, 각 리뷰별 토픽의 비중을 계산한다. 유용성 예측모형에서는 리뷰 콘텐츠를 기반으로 도출한 입력변수로 예측모형을 구축한다. 로짓, 인공신경망, CNN, GNN을 적용하여 예측모형을 구축하고 예측성적을 비교한다. 마지막 4 단계에서는 예측모형의 결과에 대한 해석을 위해



〈그림 1〉 연구 프레임워크

GNN 모형에 GNN Explainer를 적용하여 분류결과에 대한 결과를 해석하고, 예측모형에 대한 신뢰도를 높인다.

나머지는 유용하지 않은 리뷰로 분류하였다(Fan et al., 2019; Saumya et al., 2018). 유용한 리뷰는 11,963개이며, 유용하지 않은 리뷰도 11,963개로 무작위 추출하여 총 23,926개를 분석에 사용하였다.

4. 실험 및 결과

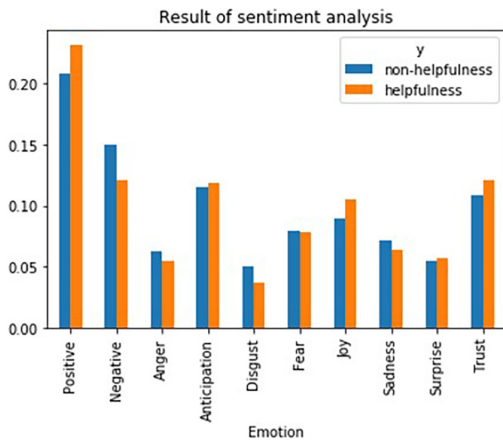
4.1 데이터

본 연구에서는 리뷰 콘텐츠에 기반한 리뷰 유용성 예측모형을 제안하고, 설명가능한 그래프 신경망을 적용하기 위해 IMDb에서 제공하는 상위 250에 대한 영화리뷰를 크롤링하였다. 총 336,428개의 리뷰를 수집하였으며, 그중 사용자에게 의한 투표수가 10보다 적은 리뷰는 분석에서 제외하여 보다 강건한 예측모형을 구축하고자 한다(Liu et al., 2021). IMDb에서는 리뷰에 대한 고객의 투표수를 총 투표수와 유용하다고 한 투표수를 모두 제공하고 있어 고객의 투표수 중 60% 이상의 고객이 유용하다고 하면 유용한 리뷰로 분류하였으며,

4.2 감정분석

감정분석은 텍스트 데이터에 내재된 다양한 감정을 추출하는 방식이다. 본 연구에서는 온라인 리뷰에 포함된 감정 단어를 추출하고 분류하기 위해 NRC 감정사전을 활용하여 어휘기반의 감정분석을 수행하였다. NRC 감정사전은 Plutchik (1960)의 감정 바퀴 모형에 따라 8가지 기본 감정(분노, 두려움, 기대, 신뢰, 놀람, 슬픔, 기쁨, 혐오)과 두 가지 감성(부정 및 긍정)에 대한 영어 단어 목록으로, 감정에 대한 강도 점수도 함께 제공한다(Mohammad, 2017). 감정분석 결과는 <그림 2>와 같다. 긍정적인 감정이 유용하지 않은 리뷰보다 유용한 리뷰에 많이 나타났으며, 부정적인 감정은 유용하지 않은 리뷰에서 많이 나타났다. 기대

(anticipation), 기쁨(joy), 놀람(surprise), 신뢰(trust)와 같은 긍정적인 감정은 유용한 리뷰에서 높게 나타났으며, 분노(anger), 두려움(fear), 슬픔(sadness), 혐오(disgust)와 같은 부정적인 감정은 유용하지 않은 리뷰에서 높게 나타났다. 유용한 리뷰와 유용하지 않은 리뷰 모두 긍정적인 감정이 가장 높게 나타났으며, 세부감정에서는 기대와 신뢰에 대한 감정이 높게 나타났다. 이는 영화에 대한 고객들의 반응이 전반적으로 긍정적이며, 믿고 볼 수 있는 신뢰할 수 있는 상위 250에 대한 영화리뷰의 요인도 작용한 것이라 판단하였다.

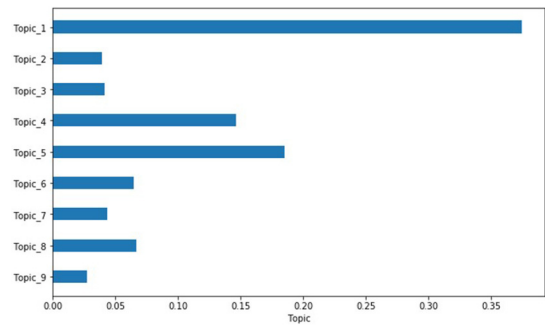


〈그림 2〉 감정분석 결과

4.3 토픽 모델링

토픽 모델링은 구조화되지 않는 데이터를 분석할 수 있는 분석도구로 문서 집합에서 토픽을 추출하고 문서별 토픽의 분포를 도출할 수 있다. Shi et al. (2016)은 토픽 모델링에 의해 추출된 토픽 결과를 기계학습의 입력변수로 사용할 수 있다고 하였으며, 본 연구에서도 토픽에 대한 확률값을 예측모형의 입력변수로 활용하고자 한다. 토픽 모델링을 위한 토픽 수를 결정하기 위해 응

집도(coherence)와 혼잡도(perplexity)를 활용하였다. 응집도는 토픽이 얼마나 의미 있고 일관성 있게 나누어졌는지를 나타내는 지표로 높을수록 좋으며, 혼잡도는 낮을수록 좋은 모델이다. 최적의 k를 찾기 위해 k를 2부터 30까지 변화시켜 가며 응집도와 혼잡도를 기준으로 최적의 k 값을 찾았다. k는 9로 나타났으며, 각 리뷰를 9개의 토픽에 속할 확률값으로 나타내었다. 리뷰의 각 토픽에 대한 비율은 <그림 3>과 같다. 토픽 1에 대한 비율이 가장 높게 나타났으며 다음으로 토픽 5, 토픽 4에 대한 비율이 높게 나타났다.



〈그림 3〉 리뷰에 대한 토픽별 비율

각 토픽에 대해 추출된 단어는 <표 1>과 같다. 토픽별로 추출된 단어를 기반으로 토픽명을 부여하였으며, 가장 비율이 높았던 토픽 1은 ‘영화감상’으로 토픽명을 부여하였다. like, time, really, movies, good 등과 같은 단어가 추출되어, 일반적인 영화 감상평과 관련된 긍정적인 느낌을 나타내는 단어가 추출되었다. 토픽 5는 war, life, world, death, powerful 등과 같은 단어가 추출되었으며, 전쟁 영화와 관련된 단어들로 구성되어 ‘전쟁’이라고 토픽명을 부여하였다. 토픽 4는 man, old, life, family 등의 가족 및 삶과 관련된 영화의 토픽으로 해석되어 ‘가족’이라는 토픽명을 부여하였다.

〈표 1〉 토픽별 추출단어

번호	토픽명	단어
1	영화 감상	like, time, really, movies, good, great, see, watch, story, much
2	캐릭터 및 스토리	like, people, even, much, really, good, think, way, character, make
3	영화 분석	films, story, time, also, characters, many, work, every, performance, great
4	가족	man, old, back, scene, wife, life, father, young, family, home
5	전쟁	war, life, world, people, man, list, see, story, death, powerful
6	슈퍼 히어로	batman, dark, michael, knight, joker, trilogy, bruce, bale, wellles, luke
7	수상 및 평가	best, great, oscar, also, picture, ever, performance, cast, academy, actor
8	애니메이션	story, animation, love, animated, life, pixar, characters, kids, children, toy
9	액션 및 서부	action, max, western, mad, terminator, leone, john, bill, road, van

4.4 리뷰 유용성 예측모형

리뷰 콘텐츠 기반의 리뷰 유용성 예측모형을 구축하기 위해 10개의 감성 및 감정값과 9개의 토픽 확률값을 입력변수로 하여 예측모형을 구축하였다. 입력변수에 대한 기술통계값은 <표 2>와 같다.

예측모형을 구축하기 위해 훈련용 데이터와 검증용 데이터를 4:1로 분할하여 로짓, 인공신경망, CNN, GNN으로 예측모형을 구축하였다. 인공신경망은 은닉노드를 1에서 30까지 변화시켜가며 가장 우수한 성과를 나타내는 모형을 선정하였다. CNN은 합성곱 계층(convolution layer), 풀링 계층(pooling layer), 완전 연결층(fully connected layer)으로 이루어진 기본적인 구조를 적용하였다(Hosaka, 2019). 과적합 방지를 위해 드랍아웃 계층을 포함하였으며, 활성화 함수는 기울기 소실 방지를

위한 ReLu 함수를 사용한다. 그래프 신경망은 모형구축을 위해 노드에 대한 정보와 노드들 간의 연결관계가 필요하다. 노드들 간의 연결정보는 각 특성들 간의 유클리드 거리를 계산하여 유사도를 기준으로 노드들의 연결 정보를 반영하였다. 그래프 신경망에서의 활성화 함수는 ReLu 함수를 적용하고 5-fold 교차검증을 실시하였으며, 예측모형의 결과는 <표 3>과 같다. 리뷰 유용성 예측모형에 많이 적용되고 있으며 우수한 성과를 보여주는 CNN의 예측성도가 68.02%로 나타났으며, 본 연구에서 제안한 GNN을 적용한 예측모형은 68.11%로 나타났다.

〈표 2〉 입력변수의 기술통계량

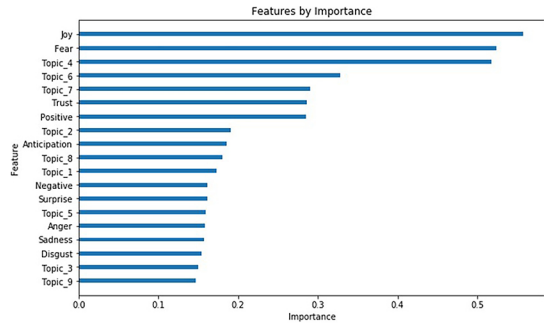
변수		평균	표준편차
감성	긍정	0.220	0.107
	부정	0.135	0.089
감정	분노	0.059	0.047
	기대	0.117	0.082
	혐오	0.044	0.044
	두려움	0.079	0.058
	기쁨	0.097	0.060
	슬픔	0.068	0.052
	놀람	0.056	0.047
	신뢰	0.114	0.066
내용	토픽1	0.374	0.285
	토픽2	0.040	0.097
	토픽3	0.042	0.098
	토픽4	0.146	0.173
	토픽5	0.185	0.197
	토픽6	0.065	0.129
	토픽7	0.043	0.092
	토픽8	0.067	0.110
	토픽9	0.027	0.067

〈표 3〉 유용성 예측모형 성과

	로짓	인공 신경망	CNN	GNN
학습용	67.67%	68.12%	70.00%	70.09%
검증용	67.52%	67.70%	68.02%	68.11%

4.5 리뷰 유용성 예측모형

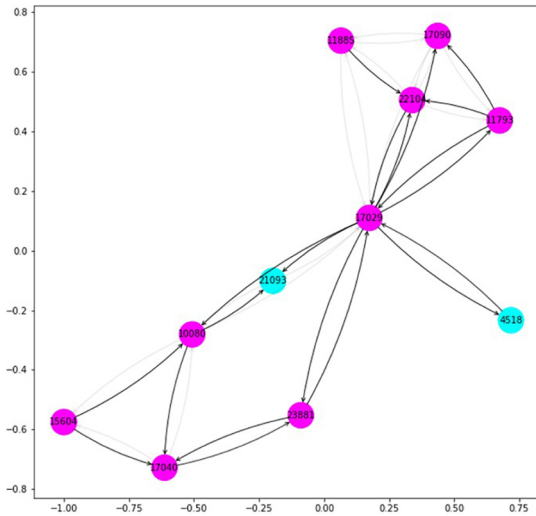
예측모형의 결과를 해석하기 위해 설명가능한 인공지능을 적용하였다. 예측모형에서 예측성과가 가장 우수한 GNN에 GNN Explainer를 적용하여 모형의 결과를 해석하였다. 모형구축에 사용된 입력변수들의 중요도는 <그림 4>와 같다. 기쁨, 두려움에 대한 감정 요인이 가장 중요한 변수로 나타났으며, 리뷰의 주제를 나타내는 토픽에서는 토픽명이 ‘가족’인 토픽 4의 중요도가 가장 높게 나타났다. 토픽 4는 토픽 모델링 결과에서 상대적으로 비중이 높았으며, 가족영화와 관련된 주제이다. 삶과 가족에 대한 내용으로 많은 관객들의 공감을 얻을 수 있는 주제이기 때문인 것으로 보인다. 반면 예측모형에 영향이 적은 변수로는 슬픔, 혐오, 토픽 3, 토픽 9인 것으로 나타났다. 슬픔, 혐오와 같은 부정적인 감정은 리뷰 유용성에 미치는 영향이 미비하며, 두려움을 제외한 나머지 부정적인 감정들은 긍정적인 감정보다 예측모형에 미치는 영향이 낮게 나타났다. 토픽 3은 영화에 대한 전체적인 분석과 관련된 주제이며, 토픽 9는 액션 및 서부영화와 관련된 주제이다. 영화에 대한 분석과 액션 및 서부에 대한 주제는 토픽 모델링 결과에서도 비중이 낮았으며, 예측모형에서도 중요도가 낮게 나타났다.



〈그림 4〉 변수별 중요도

GNN은 변수들의 중요도와 함께 노드들의 연결 관계도 확인할 수 있어 어떤 노드에 의해 결과기도 출되었는지 파악이 가능하다. 노드는 각 리뷰를 나타내며, 실제 유용한 리뷰는 핑크색, 유용하지 않은 노드는 민트색으로 나타난다. <그림 5>는 노드 23881의 결과가 어떤 노드에 의해 도출되었는지를 그래프로 보여주며, 노드 23881은 실제 유용한 리뷰이고 유용하다고 예측된 리뷰이다. 주변 노드들과의 연결 관계를 보면 노드 23881은 노드 17029와 노드 17040에 의해 영향을 받고 있다. 노드 23881의 리뷰내용은 “the best movie I have ever seen.”, “I found this film depressing and emotionally draining, but cannot wait to watch it again.” 과 같이 영화감상에 대한 긍정적인 내용을 담고 있다. 영향을 받는 노드 17029의 리뷰도 “Outstanding job from everyone involved, especially the actor that played the captain, brilliant!” 와 같은 긍정적인 감정의 리뷰를 제공하며, 노드 17040에서도 great, excellent 등의 단어가 등장하고 “The last was definitely the best.”, “I give it 9.5/10 stars; just barely on the edge of a perfect 10, but not quite.”와 같이 긍정적인 내용의 평가를 하고 있음을 확인할 수 있다. 노드 23881에 영향을 주는 17040 노드는 3개의 노드(15604, 10080, 23881)

에 의해 영향을 받고 있음을 확인할 수 있다. 설명가능한 GNN은 예측모형에 대한 변수의 중요도를 파악할 수 있으며 예측모형에 의한 결과가 어떤 노드에 의한 것인지 해석할 수 있다.



〈그림 5〉 노드 23881 그래프

5. 결론

본 연구에서는 그래프 신경망을 적용하여 리뷰 유용성 예측모형을 제안하였다. 온라인 리뷰의 유용성 여부는 일반적으로 고객의 투표수에 의해 결정되고 있으나, 최근에 작성된 리뷰이거나 많은 고객들이 투표에 응하지 않는 경우가 많아 투표만으로 유용한 리뷰를 선별하는데 무리가 있다. 리뷰의 텍스트 정보는 리뷰의 유용성에 중요한 영향을 미치며, 리뷰의 텍스트 정보를 반영하기 위해 감성 및 감정분석과 토픽 모델링 결과를 예측모형의 입력변수로 활용하였다. NRC 감성사전을 기반으로 긍정 및 부정적인 감성값

과 8가지의 감성값을 계산하고, 토픽 수는 9개로 하여 각 리뷰에 대해 9개 토픽에 대한 비중을 계산하였다. 로짓, 인공신경망, CNN, GNN으로 예측모형을 구축한 결과 GNN의 예측성도가 가장 우수하게 나타났다. 예측모형에 대한 해석을 위해 GNN 모형에 GNN Explainer를 적용하여 그래프로 모형의 결과를 해석하였다.

본 연구의 학술적 기여도는 다음과 같다. 첫째, 최근 딥러닝에서 각광받고 있는 그래프 신경망을 리뷰 유용성 예측모형에 최초로 적용하였으며, 리뷰 유용성 예측에 많이 활용되고 있는 CNN만큼 우수한 성과를 확인하였다. GNN은 각 노드들 간의 연결관계를 그래프로 나타내어 예측모형에 의한 결과가 어떤 노드의 영향을 받은 것인지 쉽게 확인이 가능하다. 이는 향후 다른 분야에도 적용할 수 있을 것이다. 둘째, 리뷰 유용성 예측모형의 입력변수로 리뷰 텍스트의 정보를 반영하기 위해 텍스트 마이닝의 결과를 활용하였다. 리뷰의 텍스트에는 평점으로는 확인하기 어려운 다양한 정보를 내포하고 있으며, 많은 연구에서 리뷰 텍스트가 리뷰 유용성에 가장 영향을 많이 미친다고 하였다. 리뷰 유용성 예측모형을 활용하면 최근에 작성된 리뷰의 유용성 여부도 확인할 수 있으며, 소비자들이 리뷰 유용성에 대한 투표를 하지 않더라도 유용한 리뷰에 대한 분류가 가능하다.

실무적 기여도는 다음과 같다. 첫째, 리뷰 유용성 예측모형으로 최근에 작성된 리뷰에 대한 유용성을 확인할 수 있다. 고객의 투표에 의한 '좋아요' 수가 많은 리뷰는 고객들에게 유용한 정보를 제공할 수 있지만 너무 오래전에 작성되었다면 잠재고객들이 공감하기 어려울 수 있다. 리뷰 유용성 예측모형은 최근에 작성된 리뷰의 유용성도 판단할 수 있어 최근에 작성된 리뷰 중

유용한 리뷰를 추출하여 제공할 수 있다. 최근에 상품 및 서비스를 구매한 고객이 작성한 리뷰를 확인하여 잠재고객들에게 최신정보를 제공할 수 있을 것이다. 둘째, 설명가능한 GNN에 의해 도출된 결과는 고객관리 및 판매촉진에 활용될 수 있다. 리뷰 콘텐츠를 기반으로 도출된 변수의 중요도는 제품이나 서비스에 대한 평가에서 잠재고객들이 중요하게 생각하는 요인이다. 판매업체는 변수 중요도를 통해 잠재고객들의 구매의사결정 과정에 중요한 리뷰의 특징을 파악할 수 있으며, 이는 잠재고객을 만족시킬 수 있는 리뷰를 추천하고 최종적으로 구매로 이루어질 수 있도록 할 수 있다. 셋째, 온라인 플랫폼은 리뷰 유용성 예측모형을 통해 고객에게 투표를 받지 않더라도 유용한 리뷰를 제공할 수 있다. 고객은 번거로운 절차가 줄어드는 것으로, 온라인 플랫폼 사용에 대한 고객 만족도를 높일 수 있을 것이다. 게다가 온라인 리뷰 플랫폼은 온라인 리뷰 텍스트의 감정과 토픽의 중요도에 의해 리뷰 추천 시스템을 개선할 뿐아니라 온라인 구전 관리 및 고객관계관리에도 도움이 될 수 있다.

본 연구의 한계점 및 향후 연구방향은 다음과 같다. 첫째, 리뷰 콘텐츠를 기반으로 예측모형을 구축하기 위해 영화리뷰 데이터를 사용하였으며, 상위 250개의 영화리뷰를 대상으로 하였다. 향후 연구에서는 영화를 장르별, 영화별 등으로 분류하여 영화의 리뷰 콘텐츠에 대한 특성을 활용할 수 있을 것이다. 둘째, 예측모형을 위한 목표변수를 선정하기 위해 본 연구에서는 10표 이상의 투표를 받은 리뷰를 대상으로 하여 60%이상의 고객이 유용하다고 하면 유용한 리뷰라고 분류하였다. 향후 연구에서는 유용한 리뷰에 대한 구분을 보다 명확하게 할 수 있는 방법이 필요할 것이다. 유용한 리뷰에 대한 투표수 비율을

조정하거나 유용한 리뷰의 투표수를 그대로 적용할 수 있을 것이다. 목표변수를 연속변수로 설정하여 투표수를 그대로 반영한다면, 정보의 손실을 최소화하여 보다 정확한 예측모형을 구축할 수 있으며, 평점, 가독성, 리뷰길이, 리뷰어 속성 등 선행연구에서 이미 입증된 리뷰 유용성에 영향을 미치는 요인들을 예측모형 구축에 반영하여 예측모형의 성과를 보다 향상시킬 수 있을 것이다. 또한 GNN을 적용하기 위해 유클리드 거리를 계산하여 가장 가까운 노드들을 연결하였으나 threshold에 대한 최적화를 탐색해 볼 수 있다. 향후 연구에는 노드들 간의 연결을 위해 최근접이웃법 등 다양한 방법을 적용해 볼 필요가 있다.

참고문헌(References)

[국내 문헌]

- 김성수, 배준호, 이주현, 정희주, 김희웅. (2023). TeGCN: 썬파일러 신용평가를 위한 트랜스포머 임베딩 기반 그래프 신경망 구조 개발. *지능정보연구*, 29(3), 419-437.
- 류동엽, 이흥철, 김재경. (2023). XAI 기법을 이용한 리뷰 유용성 예측 결과 설명에 관한 연구. *지능정보연구*, 29(2), 35-56.
- 현우창, 이인수, 서봉원. (2023). 그래프 신경망을 활용한 온라인 의견 사기 탐지. *정보과학회 논문지*, 50(11), 985-994.
- 홍태호, 원종관, 김은미, 김민수. (2023). 설명 가능한 인공지능과 CNN을 활용한 암호화폐 가격 등락 예측모형. *지능정보연구*, 29(2), 129-148.

[국외 문헌]

- Adak, A., Pradhan, B., & Shukla, N. (2022). Sentiment analysis of customer reviews of food delivery services using deep learning and explainable artificial intelligence: Systematic review. *Foods*, 11(10), 1500.
- Azzone, M., Barucci, E., Moncayo, G. G., & Marazzina, D. (2022). A machine learning model for lapse prediction in life insurance contracts. *Expert Systems with Applications*, 191, 116261.
- Cao, Q., Duan, W., & Gan, Q. (2011). Exploring determinants of voting for the “helpfulness” of online user reviews: A text mining approach. *Decision Support Systems*, 50, 511-521.
- Coussement, K., & Benoit, D. F. (2021). Interpretable data science for decision making. *Decision Support Systems*, 150, 113664.
- Craja, P., Kim, A., & Lessmann, S. (2020). Deep learning for detecting financial statement fraud. *Decision Support Systems*, 139, 113421.
- Du, J., Rong, J., Wang, H., & Zhang, Y. (2021). Neighbor-aware review helpfulness prediction. *Decision Support Systems*, 148, 113581.
- Eslami, S. P., Ghasemaghaei, M., & Hassanein, K. (2018). Which online reviews do consumers find most helpful? A multi-method investigation. *Decision Support Systems*, 113, 32-42.
- Fan, M., Feng, C., Guo, L., Sun, M., & Li, P. (2019, May). Product-aware helpfulness prediction of online reviews. In *The world wide web conference* (pp. 2715-2721).
- Fresneda, J. E., & Gefen, D. (2019). A semantic measure of online review helpfulness and the importance of message entropy. *Decision Support Systems*, 125, 113117.
- Ghose, A., & Ipeirotis, P. G. (2010). Estimating the helpfulness and economic impact of product reviews: Mining text and reviewer characteristics. *IEEE transactions on knowledge and data engineering*, 23(10), 1498-1512.
- Hamilton, W., Ying, Z., & Leskovec, J. (2017). Inductive representation learning on large graphs. *Advances in neural information processing systems*, 30.
- Heng, Y., Gao, Z., Jiang, Y., & Chen, X. (2018). Exploring hidden factors behind online food shopping from Amazon reviews: A topic mining approach. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 42, 161-168.
- Hosaka, T. (2019). Bankruptcy prediction using imaged financial ratios and convolutional neural networks. *Expert systems with applications*, 117, 287-299.
- Jain, D. K., Rahate, A., Joshi, G., Walambe, R., & Kotecha, K. (2022). Employing Co-Learning to Evaluate the Explainability of Multimodal Sentiment Analysis. *IEEE Transactions on Computational Social Systems*.
- Jiang, W., & Luo, J. (2022). Graph neural network for traffic forecasting: A survey. *Expert Systems with Applications*, 207, 117921.
- Kipf, T. N., & Welling, M. (2016). Semi-supervised classification with graph convolutional networks. *arXiv preprint arXiv:1609.02907*.
- Krishnamoorthy, S. (2015). Linguistic features for review helpfulness prediction. *Expert Systems with Applications*, 42(7), 3751-3759.
- Li, Z. (2022). Extracting spatial effects from machine learning model using local interpretation method: An example of SHAP and XGBoost. *Computers, Environment and Urban Systems*, 96, 101845.
- Liu, J., Chen, Y., Huang, X., Li, J., & Min, G. (2023).

- GNN-based long and short term preference modeling for next-location prediction. *Information Sciences*, 629, 1-14.
- Liu, Z., & Park, S. (2015). What makes a useful online review? Implication for travel product websites. *Tourism management*, 47, 140-151.
- Lundberg, S. M., Erion, G. G., & Lee, S. I. (2018). Consistent individualized feature attribution for tree ensembles. *arXiv preprint arXiv:1802.03888*.
- Mohammad, S. M. (2017). Word affect intensities. *arXiv preprint arXiv:1704.08798*.
- Mudambi, S. M., & Schuff, D. (2010). Research note: What makes a helpful online review? A study of customer reviews on Amazon. com. *MIS quarterly*, 34(1), 185-200.
- Olmedilla, M., Martinez-Torres, M. R., & Toral, S. (2022). Prediction and modelling online reviews helpfulness using 1D Convolutional Neural Networks. *Expert Systems with Applications*, 198, 116787.
- Plutchik, R. (1980). *Emotion: A Psychoevolutionary Synthesis*. NY Harper and Row.
- Ribeiro, M. T., Singh, S., & Guestrin, C. (2016, August). "Why should i trust you?" Explaining the predictions of any classifier. In *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD international conference on knowledge discovery and data mining*, 1135-1144.
- Saptono, R., & Mine, T. (2022, October). Best Approximate Distribution-based Model for Helpful Vote of Customer Review Prediction. In *2022 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC)*, 3427-3434.
- Saumya, S., Roy, P. K., & Singh, J. P. (2023). Review helpfulness prediction on e-commerce websites: A comprehensive survey. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 126, 107075.
- Saumya, S., Singh, J. P., Baabdullah, A. M., Rana, N. P., & Dwivedi, Y. K. (2018). Ranking online consumer reviews. *Electronic commerce research and applications*, 29, 78-89.
- Scarselli, F., Gori, M., Tsoi, A. C., Hagenbuchner, M., & Monfardini, G. (2008). The graph neural network model. *IEEE transactions on neural networks*, 20(1), 61-80.
- Shi, Z., Lee, G. M., & Whinston, A. B. (2016). Toward a Better Measure of Business Proximity. *MIS quarterly*, 40(4), 1035-1056.
- Siering, M., Muntermann, J., & Rajagopalan, B. (2018). Explaining and predicting online review helpfulness: The role of content and reviewer-related signals. *Decision Support Systems*, 108, 1-12.
- Wang, X., Tang, L. R., & Kim, E. (2019). More than words: Do emotional content and linguistic style matching matter on restaurant review helpfulness?. *International Journal of Hospitality Management*, 77, 438-447.
- Ying, Z., Bourgeois, D., You, J., Zitnik, M., & Leskovec, J. (2019). Gnnexplainer: Generating explanations for graph neural networks. *Advances in neural information processing systems*, 32.
- Zheng, T., Lin, Z., Zhang, Y., Jiao, Q., Su, T., Tan, H., ... & Law, R. (2023). Revisiting review helpfulness prediction: An advanced deep learning model with multimodal input from Yelp. *International Journal of Hospitality Management*, 114, 103579.
- Zhou, J., Cui, G., Hu, S., Zhang, Z., Yang, C., Liu, Z., ... & Sun, M. (2020). Graph neural networks: A review of methods and applications. *AI open*, 1, 57-81.

Abstract

The Prediction of the Helpfulness of Online Review Based on Review Content Using an Explainable Graph Neural Network

Eunmi Kim* · Yao Ziyan** · Taeho Hong***

As the role of online reviews has become increasingly crucial, numerous studies have been conducted to utilize helpful reviews. Helpful reviews, perceived by customers, have been verified in various research studies to be influenced by factors such as ratings, review length, review content, and so on. The determination of a review's helpfulness is generally based on the number of 'helpful' votes from consumers, with more 'helpful' votes considered to have a more significant impact on consumers' purchasing decisions. However, recently written reviews that have not been exposed to many customers may have relatively few 'helpful' votes and may lack 'helpful' votes altogether due to a lack of participation. Therefore, rather than relying on the number of 'helpful' votes to assess the helpfulness of reviews, we aim to classify them based on review content. In addition, the text of the review emerges as the most influential factor in review helpfulness. This study employs text mining techniques, including topic modeling and sentiment analysis, to analyze the diverse impacts of content and emotions embedded in the review text. In this study, we propose a review helpfulness prediction model based on review content, utilizing movie reviews from IMDb, a global movie information site. We construct a review helpfulness prediction model by using an explainable Graph Neural Network (GNN), while addressing the interpretability limitations of the machine learning model. The explainable graph neural network is expected to provide more reliable information about helpful or non-helpful reviews as it can identify connections between reviews.

Key Words : Review helpfulness, Review content, Prediction model, GNN, XAI

Received : December 6, 2023 Revised : December 19, 2023 Accepted : December 19, 2023

Corresponding Author : Yao Ziyan

* Institute of Management Research, Pusan National University

** Corresponding Author: Yao Ziyan

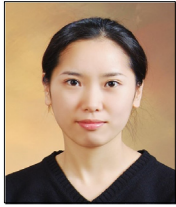
BK21 Digital Finance Education and Research Center, Pusan National University

2, Busandaehak-ro 63 beon-gil, Geumjeong-gu, Busan 46241, Korea

Tel: +82-51-510-2531, E-mail: yaoziyan@pusan.ac.kr

*** Business School, Pusan National University

저자 소개



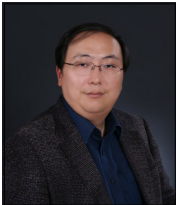
김은미

부산대학교 경영학과에서 석사학위와 박사학위를 취득하였다. 현재 부산대학교 경영연구원 연구교수로 재직하고 있으며 주요 관심분야는 비즈니스 애널리틱스, 딥러닝, 소셜 미디어, CRM 등이다. 주요 논문을 Expert Systems with Applications, Asia Pacific Journal of Information Systems, 인터넷전자상거래연구, 정보시스템연구, 지능정보연구, 지식경영연구 등에 게재하였다.



야오즈연

부산대학교 경영학과에서 석사학위와 박사학위를 취득하였다. 현재 부산대학교 경영학과 BK21 디지털금융 교육연구단 연수연구원으로 재직하고 있으며 주요 관심분야는 소셜 네트워크, 오피니언 마이닝, eWOM 등이다.



홍태호

현재 부산대학교 경영학과 교수로 재직 중이다. KAIST에서 경영정보시스템을 전공하여 공학석사와 공학박사를 취득하였다. 주요 관심분야는 비즈니스 애널리틱스, 딥러닝, 오피니언 마이닝, CRM 등이다. 주요 논문을 Expert Systems, Expert Systems with Applications, Information Processing & Management, Asia Pacific Journal of Information Systems, 지능정보연구, 정보시스템연구 등에 게재하였다.