

도시재생정책에 대한 감성분석: 감천문화마을 방문객 리뷰를 중심으로[†]

홍순구¹ · 유승의² · 안순재³

¹동아대학교 경영정보학과 · ²³동아대학교 스마트 거버넌스 연구센터

접수 2019년 8월 23일, 수정 2019년 9월 23일, 게재확정 2019년 9월 24일

요 약

본 연구는 감천문화마을을 방문한 국내관광객들의 댓글을 이용한 감성분석을 통해 정부가 추진하고 있는 도시재생 정책에 대한 평가의 지능화를 목적으로 한다. 이를 위해 구글 지역리뷰 41,496건의 댓글을 수집 후 형태소, 음절, 그리고 자소를 결합한 Multi-channel CNN 모델을 활용하여 분석하였다. Multi-channel CNN 모델의 정확도는 86.68%로 단일로 구성된 모델들보다 높은 정확도를 보였다. 감성분석의 결과 긍정과 부정 비율이 8:2로, 감천문화마을의 도시재생정책에 대해 긍정 감성이 높게 나타났다. 또한 각각의 긍정문장과 부정문장을 분류하고 TF-IDF가중치 모델을 활용하여 긍정과 부정의 감성을 발생시킨 주요 요인들을 도출하였다. 본 연구의 공헌도로 학술적으로는 감성분석을 적용한 정책평가를 제시하였다는 점에서 향후 후속 연구를 유발할 것으로 예상된다. 실무적으로는 정부정책의 새로운 평가 방법으로서 방문객들의 댓글을 분석하여 정부사업의 성공여부를 판별할 수 있는 기초자료로 활용할 수 있다.

주요용어: 감성분석, 감천문화마을, 도시재생정책, 빅데이터 분석, 정책평가, TF-IDF 가중치모델.

1. 서론

우리나라의 많은 지역도시들은 도시기반시설의 부족, 지역산업의 쇠퇴, 노후시설의 증가와 정비 지체, 지역의 유·무형 자산의 방치 등으로 지역도시의 성장 동력 및 자생력이 쇠퇴하는 문제를 겪고 있다. 정부는 이러한 문제를 해결하고 도시의 경쟁력 및 삶의 질 향상을 목적으로 도시재생정책을 추진하고 있다 (Song, 2010).

정부의 도시재생정책 중 하나인 부산 감천문화마을은 2009년부터 지역경제 르네상스사업의 일환으로 시작되었다. 감천문화마을은 지역적·역사적 특성이 더해져 도심 보존과 재생이라는 개념을 바탕으로 부산시와 지역주민이 뜻을 같이하여 생활 친화적 도시의 문화마을로 재탄생하고 있다 (Kim, 2014). 2019년 부산광역시 조사에 따르면 감천문화마을을 찾는 관광객은 해마다 꾸준히 늘어나 2017년 대비 2018년 기준 59.5%가 증가하였다. 부산의 대표적 관광명소로 자리 잡은 감천문화마을의 사례는 문화콘텐츠를 접목한 도시재생정책의 성공 사례로 손꼽힌다 (Kim, 2014). 그러나 Kim (2014)의 연구에 나타

[†] 이 논문 또는 저서는 2018년 대한민국 교육부와 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(NRF-2018S1A3A2075240).

¹ (49236) 부산광역시 서구 구덕로 225, 동아대학교 경영정보학과 교수.

² 교신저자: (49236) 부산광역시 서구 구덕로 225, 동아대학교 스마트 거버넌스 연구센터, 박사.

E-mail: juim0928@dau.ac.kr

³ (49236) 부산광역시 서구 구덕로 225, 동아대학교 스마트 거버넌스 연구센터, 박사.

났듯이 새로운 콘텐츠의 부족, 접근의 어려움, 다른 유사 관광지의 등장 등의 문제가 대두되고 있다. 정부가 도시재생정책을 원활하게 추진하기 위해서는 추진 과정에서 사업의 성과 등을 점검하고 환류하기 위한 평가 및 모니터링 방안이 필요하다.

기존의 정부정책에 대한 평가는 전문가에 의한 평가로 많은 시간과 비용이 수반되며 평가자의 주관이 개입될 수 있는 여지가 있다. 최근 이러한 문제점을 해결할 수 있는 대안으로 빅데이터 분석기법이 떠오르고 있고 특히 SNS 작성자들의 감성까지 분석하는 감성분석 (Sentiment analysis) 연구가 활기를 띠고 있다. 감성분석은 경영학, 사회학뿐만 아니라 컴퓨터공학 등 그 영역을 확대 (Park 등, 2007)하고 있는 반면, 정책 분야에서는 감성어휘의 응용을 위한 연구는 많지 않다. 그 이유로는 온라인상에서 시민들이 특정 정책에 대한 토론 참여가 활발하지 않아 정책 토론에 대한 텍스트 데이터를 수집하기가 매우 어렵고 그 내용도 대부분 부정적인 단어 혹은 비속어가 많기 때문이다. 정책평가 (Policy evaluation)는 과정이나 결과를 이해하고 그 가치를 판단하는 사회적인 과정 (Lee 등, 2008)으로 주제에 따라 자체평가, 내부평가, 외부평가로 나눌 수 있다 (Choi와 Yeo, 2010).

본 연구의 목적은 부산 감천문화마을 방문객들 즉 외부 참여자의 관점에서 바라본 도시재생정책의 성과를 감성분석을 통해 평가하는 것이다. 세부적인 연구로 첫째, 부산 감천문화마을 관광객들의 댓글을 대상으로 정부의 도시재생정책이 얼마나 효율성을 가져오고 있는가를 분석한다. 둘째, 구글 지역 리뷰 데이터를 대상으로 감성분석을 실시하여 부산 감천문화마을 관광객들의 긍정과 부정을 판별한다. 셋째, TF-IDF (Term frequency - inverse document frequency) 가중치 모델을 활용하여 긍정·부정의 댓글에 잠재적인 긍정과 부정의 주요 요인들을 밝힌다.

2. 선행연구

2.1. 오피니언 마이닝: 감성분석

소셜 미디어는 SNS를 기반으로 급속히 성장하여 개인의 경험, 의견, 정보 등이 다양하게 생산·공유되고 있으며, 소셜 미디어가 생산하는 대량의 텍스트로부터 사용자가 필요로 하는 정보를 빠르게 찾아내고, 의미 있는 정보를 유출해내는 텍스트 분석기술이 지속적으로 발전 해오고 있다.

현재까지 텍스트 분석에 적용되는 기술들 중 오피니언 마이닝 기술을 활용한 대표적인 것으로 감성분석 (Sentiment analysis)을 들 수 있다 (Fang과 Zhan, 2015).

감성분석은 사람들의 태도, 의견, 성향과 같은 데이터를 활용하여 특정 주제에 대한 긍정 혹은 부정을 분류하는 것으로 문서의 주제가 무엇인지 찾아내는 것 보다는 문서의 저자가 주제에 대해 가지고 있는 감정을 판별하는 것이다 (Choi 등, 2016; Kim 등, 2013). 이러한 감성분석은 자연어처리 (Natural language processing; NLP) 분야에서 개인의 감성, 감정 또는 의견을 추출하고 분석하는 연구로 가장 주목 받고 있는 분석방법이다 (Liu, 2012). 특히 소셜 미디어 등과 같은 온라인으로 수집된 정형 또는 비정형 텍스트에 대하여 긍정과 부정의 선호도를 판별하는데 유용하다. 감성분석에 대한 연구는 국내와 해외에서 2000년 초반부터 지금까지 다양한 기법을 적용한 연구들이 활발하게 연구되고 있고 연구 분야는 소셜 미디어, Twitter, 블로그 등을 적용한 영화리뷰, 제품리뷰, 여행리뷰, 주가 관련 이슈 등 이다.

2.2. 감성분석 연구의 접근방법

감성분석 연구를 위한 접근방법을 분류하면 크게 어휘기반 (Lexicon-based approach)과 기계학습 기반 (Machine learning approach)의 접근방법으로 나눌 수 있다 (Chung과 Ahn, 2019). 어휘 기반의 접근방법은 감성 텍스트를 좋음, 나쁨, 기쁨, 슬픔 등과 같은 효과단어 (Affect word)에 기반을 두어 카테고리를 분류한다. 이런 분류는 긍정과 부정을 표현하는 단어세트를 적용하고 잘 알려진 감성 어휘를 사용하여 텍스트 내에 포함된 단어들의 출현빈도로 긍정표현과 부정표현을 판별한다 (Martin-Valdivia 등, 2013). 어휘기반은 사전기반 (Dictionary-based approach)과 말뭉치 기반 (Corpus-based approach)으로 나눌 수 있다 (Kumar와 Sebastian, 2012).

어휘기반의 분석방법 중 가장 대표적인 것은 사전을 기반으로 하는 사전기반 접근방법이다. 이는 특정 도메인으로부터 수집된 텍스트를 분석하여 단어들을 추출하고 사전을 구축한 후 문서를 분류하고 판별하는데 구축된 사전을 활용하는 기법이다 (Hong 등, 2016). 말뭉치 기반 접근방법은 어휘항목 (Lexical item)과 연어 (Collocation)를 기반으로 말뭉치 사전을 구축하고 분석하는 기법이다 (Nam, 2014). 가장 대표적인 한국어 연구는 서울대학교 언어학과에서 구축한 한국어 감성분석 코퍼스 (Korean sentiment analysis corpus; KOSAC)로 서술자의 주관성 태그, 목적 태그, 그리고 작은 단위의 핵심 주관 표현들을 주석으로 하는 시드 (Seed)태그로 구성하여 긍정 및 부정어휘, 주관성 유형 및 강도에 따라 사전을 구축하였다 (Kim 등, 2013).

기계학습을 기반으로 하는 접근방식은 텍스트의 긍정과 부정을 분류할 때 사전에 분류된 학습데이터 셋 (Training set)을 이용하는 방식이다. 기계학습 접근방식에서 가장 많이 활용되고 있는 기법은 말뭉치로부터 함수를 만들어내는 지도학습 기법 (Supervised learning method)과 비지도학습 기법 (Unsupervised learning method)으로 분류된다. 지도학습은 데이터에 대한 레이블 (Label) 또는 명시적인 정답이 주어진 상태에서 컴퓨터를 학습시키는 방법으로 (Ghiassi와 Lee, 2018) 데이터를 분류하거나 값을 예측하는데 사용된다 (Kumar와 Sebastian, 2012). 비지도학습은 데이터에 대한 레이블 또는 명시적인 답이 없는 경우 학습시키는 방법론이고 데이터에서 어떠한 관계 (Relationships)를 찾아내고 특성이 비슷한 관계를 군집화한다 (Medhat 등, 2014).

2.3. 단어의 벡터화 연구

감성분석 연구에서 언어 표현의 복잡성은 자연어처리 분야에서 큰 난제 중 하나이다. 한국어와 영어를 비교할 때 감성분석 기술과 자연어 처리의 연구 진행은 다소 차이가 있다. 이는 한국어라는 언어 자체의 복잡성 및 형태소 구조 (Morpheme Structure)때문이다. 한국어는 주어나 명사의 생략으로 모호한 문장이 많고 어순이 영어에 비해 자유로워 구문의 구조와 의미를 분석하는데 더욱 복잡한 형태소 구조로 되어 있다 (Park 등, 2018). 또한 복잡한 형태소를 분해한 후, 각각의 품사를 결정해야하는 복잡성이 더해진다 (Chung과 Ahn, 2019). 이를 해결하기 위해, 최근 감성분석에 기계학습 기반 연구와 딥러닝을 적용한 연구에서는 '단어의 벡터화 (Vector)'에 대한 연구가 가장 활발하게 진행되고 있고 대표적인 기술로는 CNN (Convolutional neural networks)과 RNN (Recurrent neural networks)이 있다.

최근 언어학 분야에서 문자의 분류와 워드 임베딩 (Word embedding)을 통한 단어의 벡터화를 위해 자연어처리에서도 CNN을 이용한 연구가 활발히 연구되고 있다 (Goldberg 등, 2014; Park 등, 2018). 특히 한국어는 다른 나라의 언어와 달리 복잡하다. 이를 극복하고자 한국어 텍스트 분류는 형태소기반과 어절 기반으로 연구되고 있다. Kim (2014)은 한국어의 텍스트 분류 및 처리를 위해 어절 기반의 CNN 분류기법을 적용하는 것을 제안하였지만 한글 텍스트에서는 띄어쓰기 기준의 어절 기반 분석을 할 때 분석하기 어려운 단어 혹은 미학습 단어 (Out of vocabulary)가 등장하는 문제가 발생한다. 따라서 최근 한글 텍스트 분석에서는 의미를 가지는 가장 작은 단위인 형태소를 가장 많이 사용하고 있다. 최근

연구인 Kim과 Lee (2016)는 Konlpy의 Twitter 형태소 분석기를 사용하여 네이버 영화 리뷰를 형태소로 나누어 Word2Vec을 학습시킨 후 CNN 입력 값으로 사용하였다.

본 연구에서는 선행연구에서 우수한 것으로 밝혀진 기계학습 접근법을 활용하고 CNN기반의 단어 벡터화를 적용한 감성분석을 연구한다.

2.4. TF-IDF 가중치 모델

본 연구에서는 감천문화마을을 방문한 관광객 댓글의 감성분석을 통하여 긍정과 부정으로 분류한다. 또한 분류되어진 긍정과 부정을 나타내는 각각의 문장들 속에서 긍정과 부정의 원인이 되는 핵심어들을 추출하기 위해 TF-IDF를 이용한다. TF-IDF는 텍스트 마이닝에서 이용하는 가중치 모델로 문서 내부의 단어들 간 상대적 중요도를 표현하기 위해 고안되었다 (Lee와 Kim, 2009). TF-IDF의 값이 큰 단어는 그 단어가 속한 문서의 주제 또는 의미를 판별할 가능성이 크기에 주요 키워드를 추출할 수 있는 척도로 활용할 수 있다.

3. 연구방법론

감성분석에 딥러닝을 적용하는 연구가 활기를 띠고 있는데 그 이유는 딥러닝을 적용한 모델은 데이터셋으로부터 스스로 학습하기 때문에 감성단어 사전이나 파서 (Parser) 등 연구에 소요되는 상당한 분량의 수작업을 덜어주는 장점이 있기 때문이다 (Mikolov 등, 2013). 감성분석과 같은 텍스트를 이용한 분석에는 텍스트를 컴퓨터가 분석 가능한 형태로 표현해 주는 것이 필요하다. 이전까지는 주로 감성분석에서 사용된 단어 출현 빈도수를 기반으로 한 벡터화 방식의 텍스트 표현방식을 사용하였다. 본 연구에서는 특정 문장의 감성정보를 딥러닝 모델 중 하나인 CNN을 활용하여 학습한 후 문장을 벡터로 표현하는 방식을 제안한다. 이는 CNN을 이용하여 문장을 벡터화하게 되면 문장에 출현하는 단어들에 대한 정보를 기반으로 문장이 분리되고 벡터값에 따라 감성에 대한 속성이 반영되므로 감성이 표현된 문장을 효과적으로 추출할 수 있기 때문이다 (Park 등, 2018).

특히 본 연구에서 Single-channel CNN기반의 분석이 아닌 형태소, 음절, 그리고 자소를 함께 분석하는 Multi-channel CNN을 이용하여 감성 분석 연구를 진행한다. Park 등 (2018)은 영어 구어체 문장을 분류 할 때 단어와 글자 (Character)를 동시에 사용하는 Multi-channel CNN이 단어 기반 CNN 혹은 글자 기반 CNN보다 뛰어나다는 것을 확인하였다. Zhang 등 (2016)은 감성분류에서 Word2Vec, Glove, Syntactic 등의 워드 임베딩을 Multi-channel CNN을 통하여 동시에 사용 할 때 하나의 워드 임베딩을 사용하는 것보다 성능이 향상되었음을 증명하였다. Shin 등 (2017)은 한국어 텍스트 분류의 비정형 텍스트 연구에서 텍스트의 품질을 저하시키는 오타나 비문 등이 가지는 문제를 한글 자모 단위 기반의 CNN을 제안하여 품질이 낮은 텍스트에서도 분류의 정확도를 향상시키는 결과를 보였다.

또한 최근에 Mo 등 (2018)은 한국어 감성분석에서 문장의 자소와 형태소를 동시에 사용하여 영화 리뷰의 감성을 분류하였다. 그러나 이들 연구에서는 문장의 음절을 고려하지 않았고 온라인 댓글 중에서 비교적으로 정형화가 되어 있으며 문장의 길이가 긴 편인 네이버 영화 리뷰 데이터만을 실험한 단점이 있다. Kim 등 (2016)은 텍스트의 분류 시 ‘형태소’, ‘음절’, 그리고 ‘자소’를 모두 고려했을 때 가장 최적의 결과를 확인하였다. 그리고 Park 등 (2018)은 같은 도메인의 데이터로 학습시켜야 결과가 좋음을 확인하였다. 따라서 본 연구에서는 같은 도메인의 데이터로 학습시키고 Multi-channel CNN을 적용하여 정확도를 향상시키고자 한다.

3.1. 데이터 셋 처리 및 실험방법

3.1.1. 훈련데이터 셋 수집

본 연구에서는 세계 최대 지도 서비스인 구글맵에서 지역리뷰 데이터를 수집하였다. 한국관광청의 추천 지역명소를 파이썬 (Python) 기반의 크롤러를 이용하여 수집한 데이터는 총 34곳의 한국명소에 대한 지역 리뷰와 평점이다. 이렇게 선정된 한국명소의 지역리뷰로 총 90,542개가 수집되었고 이 중 외국어로 작성된 32,178건, 1단어로 이루어진 14,755 건, 감천문화마을 지역리뷰 2,113건을 제외한 41,496건을 모델구축을 위한 학습 및 검증데이터로 사용하였다. 전체 41,496건 중 80% 정도의 32,000여건의 데이터는 모델 학습에 사용하고 나머지 20%에 속하는 6,500여건의 데이터는 모델 검증에 사용하였다. 감성분석 대상과 같은 도메인의 텍스트를 사용하면 정확도가 향상된다는 선행연구 (Park 등, 2018) 결과를 기반으로 비슷한 도메인 위주로 데이터를 수집하였다. 본 연구에서 획득된 데이터는 관광객들이 작성한 댓글과 함께 평가한 평점을 대상으로 한다. 평점은 전체 1~5점까지로 평점이 높을수록 관광객들이 긍정적 감성으로 파악할 수 있고 낮을수록 부정적인 감성으로 파악할 수 있다. 본 연구는 평점이 1에서 3인 데이터는 부정데이터, 평점이 4와 5인 데이터는 긍정데이터로 분류하여 레이블 하였다. 총 리뷰 41,496건 중 부정리뷰 데이터는 10,826건, 긍정리뷰 데이터는 30,670건이다.

3.1.2. 형태소, 음절, 자소 벡터 추출

단어 벡터는 단어를 실수 (Real number) 원소로 이루어진 여러 차원의 벡터로 변환한 것이다. 변환된 단어 벡터들은 의미적 (Semantic), 문법적 (Syntactic) 성질이 비슷한 경우 벡터 공간상에서 유클리디안 (Euclidean) 거리나 코사인유사도 (Cosine similarity) 거리가 가까운 벡터들로 표현된다. 신경망 (Neural networks) 을 이용하여 단어를 벡터로 표현하는 대표적인 방식으로는 2013년 구글에서 공개한 Word2Vec (Mikolov 등, 2013a; Mikolov 등, 2013b) 외에, 2014년 Stanford 대학 NLP 연구진에 의해 제안된 Glove, 2016년 Facebook 연구진에 의해 제안된 fastText 등이 있다. 이 중 Word2Vec 모델은 내부적으로 CBOW (Continuous bag-of-words)나 Skip-Gram 이라는 신경망 구조를 이용해 단어들의 벡터 표현을 학습하게 된다. CBOW는 컨텍스트 단어들로부터 타겟 단어를 예측한다. Skip-Gram 구조는 타겟 단어로부터 컨텍스트 단어들을 역으로 예측한다. CBOW는 Skip-Gram 보다 훈련에 소요되는 시간이 짧고 고빈도 단어에 대한 정확도가 높은 반면에, Skip-Gram은 훈련데이터의 양이 적을 때나 저빈도 단어에 대한 정확도가 요구될 때 적합하다 (Mikolov 등, 2013a; Mikolov 등, 2013b).

지역리뷰 데이터는 모바일로 작성된 경우가 많아 오타나 신조어 등이 많이 포함되어 있다. 따라서 정확도 향상을 위해서 파이썬 기반의 맞춤법 교정기인 py-hanspell을 사용하여 지역리뷰 데이터의 맞춤법과 띄어쓰기를 보정하였다. 형태소, 음절, 자소 벡터를 추출하기 위해 OKT (Open Korean text) 형태소 분석기를 사용하여 단어의 토큰화가 아닌 형태소 (Morpheme) 단위로 형태소 토큰화 (Morpheme tokenization) 를 수행하였다. 그리고 리뷰데이터를 형태소 및 음절 단위로 분해하고 유니코드 기준으로 자소 단위로 분해하였다. 파이썬의 Gensim 라이브러리 사용하여 Word2Vec 모델 중 CBOW와 Skip-Gram을 적용하여 형태소, 음절, 자소 벡터추출 후 훈련데이터의 정확도를 비교하였다.

3.1.3. Single-channel CNN과 Multi-channel CNN 모델

각각의 Single-channel CNN 모델은 수집된 지역리뷰를 분해하여 형태소, 음절, 자소단위로 분해된 지역리뷰를 입력 값으로 가지는 형태소기반 CNN 모델, 음절기반 CNN 모델, 자소기반 CNN 모델로 구분된다.

첫째, 형태소기반 CNN 모델은 Kim (2014)이 주장한 CNN 모델을 기반으로 형태소를 입력 값으로 가진다. 수집된 지역리뷰는 OKT 형태소 분석기를 통해 형태소 단위로 분해한다. 파이썬의 Gensim 라

의 출력은 Max-Pooling을 거쳐서 하나의 행렬로 연결되어 Softmax 층을 거쳐서 문장을 분류한다. 본 연구에서 제안하는 Multi-Channel CNN모델은 형태소, 음절, 자소기반을 모두 포함하는 모델이다. 또한 2가지 조합으로 이루어진 형태소 + 음절기반, 형태소 + 자소기반, 음절 + 자소기반 모델들도 함께 비교한다.

3.1.4. 모델별 학습결과

아래 Table 3.2는 모델별 학습결과로 Multi-channel CNN 모델이 형태소 Word2Vec 방법에 상관없이 가장 높은 정확도를 보였다. 의미를 가지는 최소 단위인 형태소가 음절이나 자소기반의 CNN 모델보다 감성분류 정확도가 더 높았다. Multi-channel CNN 모델은 형태소기반 CNN의 큰 문제점인 미학습 단어문제가 해결되어 정확도가 높은 것으로 보인다. 특히 구어체 문장이나 오타를 포함하는 문장에서 Multi-channel CNN이 효과적이라는 선행연구 (Kim 등, 2018)의 제안을 본 연구의 결과에서도 확인할 수 있었다.

Table 3.1 Training results of single/multi-channel CNN model (Accuracy: %)

Model	Word2Vec :	Word2Vec :
	CBOW	Skip-Gram
Single-channel CNN (morpheme)	73.03	72.89
Single-channel CNN (syllable)	62.03	62.03
Single-channel CNN (phonemes)	61.59	61.59
Multi-channel CNN (morpheme + syllable)	75.66	73.82
Multi-channel CNN (morpheme + phonemes)	82.41	81.26
Multi-channel CNN (syllable + phonemes)	68.02	66.79
Multi-channel CNN (morpheme + syllable + phonemes)	86.68	85.72

4. 연구결과

4.1. 감천문화마을 방문객의 지역리뷰 감성 분류 결과

감성분석 결과는 아래 Table 4.1과 같다. 전체 2,113건 중 긍정이 1,694건 (80.17%)이고 부정이 419건 (19.83%)으로 분류되었다. 이런 결과를 볼 때 부산 감천문화마을을 찾은 관광객들은 부정보다 긍정적인 감성을 더 많이 갖는 것으로 파악되었다.

Table 4.1 Sentiment analysis of visiting reviews

Sentiment	Positive	Negative	Total
Number (case)	1,694	419	2,113
Percent(%)	80.17	19.83	100

4.2. TF-IDF 가중치를 활용한 키워드 추출과 분석

감성분석 결과 긍정과 부정의 요인을 밝혀내기 위하여 TF-IDF 분석을 실시하였다.

4.2.1. 데이터 정제 및 형태소 분석

텍스트로부터 정확한 단어추출을 위해 몇 가지 규칙을 적용하여 데이터를 정제하였다. 첫째, 문장에서 의미가 없는 한 글자의 단어는 제거하였다. 예를 들어, ‘과’, ‘식’, ‘한’과같이 하나의 단어로는 의미가 없는 단어는 제거하였다. 하지만 ‘육’, ‘길’ 등과 같은 의미가 있는 글자들은 그대로 사용하였다. 둘째, 특수문자 및 감정을 표현하는 감탄사와 이모티콘은 제거하였다. 예를 들어, ‘^ㅎ’, ‘:D’, ‘ㅠㅠ’, ‘♥♥’ 등이 있다. 셋째, 신조어를 제거하였다. 예를 들어, ‘멘붕’, ‘대박’, ‘오저요’, ‘에바’ 등과 같은 단어들이 포함된다. 넷째, 외국어를 제거하였다. 하지만 명백히 해석이 되는 단어는 번역하여 썼다. 예를 들어, ‘경험’을 나타내는 ‘experience’와 ‘행복’이라는 의미의 ‘happiness’와 같은 글은 번역하여 제거되지 않았다. 다섯째, 문장의 문법과 띄어쓰기를 실행하였다. 댓글은 각각의 개인이 작성한 글로 문법적인 오류와 띄어쓰기가 발생하기 때문이다. 예를 들어, ‘엽서파는곳이야주좋아요’는 ‘엽서 파는 곳이 아주 좋아요’ 등으로 띄어쓰기를 하였다. 여섯째, 단어의 표준화를 하였다. 예를 들어, ‘버블’은 ‘거품’이란 단어로, ‘그닥’은 ‘그다지’, ‘넘’은 ‘너무’ 등으로 통일시켰다.

4.2.2. 긍정·부정 문장에서 키워드 추출과 분석

수집된 감천문화마을 방문객의 지역리뷰를 감성 분류하여 각각 긍정리뷰와 부정리뷰로 분류하고 TF-IDF 가중치를 분석하였다. 분류된 긍정과 부정의 리뷰에서 추출된 상위 10개의 키워드와 스코어의 결과는 Table 4.2와 같다.

긍정리뷰에서 추출된 키워드 중 ‘어린왕자’, ‘벽화’, ‘볼거리’ 키워드는 감천문화마을의 주요 관광자원으로 많은 방문객들의 관심대상이 되고 있음을 알 수 있다. 특히 가장 높은 TF-IDF 스코어를 보인 키워드인 ‘사진’은 위에서 말한 ‘어린왕자’, ‘벽화’ 키워드와 함께 사용되어 감천문화마을의 대표 관광자원으로 방문객들에게 감천문화마을을 추억하게 하는 가장 좋은 관광컨텐츠임을 나타낸다. ‘추억’, ‘골목’ 키워드는 “추억이 저절로 생각나게 하는 곳”, “요즘 보기 드문 골목이 미로처럼 있는 동네”와 같은 문장에 주로 사용되었다. 이는 방문객들이 감천문화마을을 방문함으로써 과거의 추억과 경험을 떠올리는 긍정의 효과를 주는 것으로 파악된다. 또한, 마을의 원형을 보존하며 낙후지역을 발전시키려는 도시재생 정책의 성공적인 면을 보여준다고 할 수 있다.

Table 4.2 TF-IDF scores for positive and negative reviews

No	Positive review		Negative review	
	Keyword	TF-IDF score	Keyword	TF-IDF score
1	photo(사진)	0.8921	people(사람)	0.8881
2	people(사람들)	0.8623	spectacle(볼거리)	0.8751
3	alley(골목길)	0.8612	photo(사진)	0.8687
4	Le Petit Prince(어린왕자)	0.8577	parking(주차)	0.8544
5	spectacle(볼거리)	0.8443	hill(언덕)	0.8480
6	memory(추억)	0.8426	resident(주민)	0.8478
7	recommendation(추천)	0.8413	Le Petit Prince(어린왕자)	0.8232
8	scenery(풍경)	0.8311	business(상업)	0.8051
9	sightseeing(구경)	0.8172	toilet(화장실)	0.7950
10	wall painting(벽화)	0.7934	line(줄)	0.7942

긍정리뷰에서 ‘사람’ 키워드는 “언제가도 멋진 뷰와 시끌한 사람들 분위기는 늘 즐겁습니다.”, “사람도 많고 군것질거리도 많고 구석구석 볼거리도 많아요.”와 같은 문장에서 보듯이 감천문화마을이 관광객들이 많이 찾는 부산의 관광명소라는 것을 의미한다.

이와 반대로 부정적인 리뷰에서 가장 높은 TF-IDF 스코어를 보이는 ‘사람’ 키워드는 ‘사람이 많아 구경하거나 복잡하다’는 반응으로 긍정리뷰와는 확연한 차이를 보이고 있다. 이러한 부정적인 의견을 해결하기 위해서는 효율적인 관광동선을 개발하고 관광지도에 표현하여 적극적으로 홍보하는 것이 필요하다. 긍정적인 리뷰와 다르게 ‘볼거리가 없다’는 반응이 많았는데 이는 긍정적인 리뷰를 작성한 방문객들은 마을의 구석구석의 아기자기한 벽화나 아름다운 풍경들도 볼거리로 생각하는 반면 부정적인 리뷰를 작성한 방문객들은 어린왕자 조형물만을 대표적인 관광자원으로 생각해 볼거리가 없다는 의견을 보였다. 이러한 판단은 부정적인 리뷰에서 사용된 ‘어린왕자’, ‘사진’, ‘줄’, ‘시간’ 키워드와 함께 문장에서 사용되었다. 또한 어린왕자 조형물에서 사진을 찍는 데 줄이 너무 길어 시간이 오래 걸린다는 의견이 많았다. 또한, 어린왕자 조형물 외에는 다른 볼거리가 없다는 부정적인 의견과 관계가 있으며 대표 관광자원을 보다 많이 개발하여 방문객들이 한쪽으로 몰리는 현상을 줄일 필요가 있다.

부정적인 리뷰 중에 교통시설과 관련된 키워드는 ‘주차’, ‘언덕’, ‘버스’ 등이 있다. 대부분 리뷰들은 주차장과 주차공간의 부족을 언급하며 불편을 호소하였다. 존재하는 주차장들도 감천문화마을 아래쪽에 위치하여 주차 후 마을 입구까지 언덕을 올라와야 하는 불편함을 지적하였다. 정부는 대중교통인 마을버스 이용을 추천하고 있지만 “마을버스가 너무 콩나물시루처럼 승객을 실어 나르네요.”, “대형버스는 곡에 운전하니깐 부산시는 각성하세요.” 등 마을버스의 부족과 버스의 위험한 운전을 언급하였다. 이러한 부정적인 의견을 해소하기 위하여 정부는 주차시설의 확충이나 거리가 먼 주차장들로부터 왕복하는 셔틀버스의 운행, 마을버스의 증편, 운전기사의 안전교육 등이 필요하다. ‘상업’ 키워드는 여러 번 마을을 방문한 방문객들이 사용하였으며 ‘상업적’이라는 표현도 많았다. 이러한 의견과 관련된 리뷰에서는 공영주차장의 요금과 지도 강매, 상점에서의 바가지요금 등이 언급되었다. 이는 정부가 상점들의 정찰제 실시와 단속이 필요해 보인다. 환경개선과 관련된 키워드로는 ‘화장실’, ‘주민’ 키워드가 많이 언급되었으며 ‘화장실’ 키워드는 “화장실은 부족함-좀 지저분함.”, “첫째가 공중화장실 불결 우리가 봐도 문제 협소함.” 등에 사용되어 화장실의 부족과 위생상태 등을 지적하였다. 방문객들의 감천문화마을에 대한 긍정적인 이미지와 재방문을 유도하기 위해서는 화장실의 확충과 공공인력을 투입하여 청결한 화장실을 만들고 유지할 필요가 있다. 또한 ‘주민’ 키워드는 “동네주민들 불편하시겠다는 생각이 든다.”, “원래 거주하던 주민들에게는 오히려 불편이 더 많아진 부정적인 영향도 미쳤습니다.” 등 감천문화마을 주민들의 생활환경을 걱정하는 문장에서 사용되었다. 감천문화마을이 관광지이기도 하지만 거주민들의 생활터전임을 홍보하며 관광 에티켓 안내문을 만들어 거주민들의 생활불편을 해소해야 한다.

5. 결론 및 향후연구

본 연구에서는 빅데이터 분석 기법을 활용하여 정부가 추진하고 있는 도시재생사업의 정책을 평가하고자 하였다. 기존의 정책평가는 주로 전문가 또는 전문가관에서 평가지표를 바탕으로 근거하여 이루어졌으나 본 연구에서는 감성분석을 통해 방문객들이 직접 느낀 감정을 바탕으로 긍정과 부정을 분류하여 보다 자동적이고 효율적인 평가를 하였다는 차별성이 있다.

연구의 공헌도는 다음과 같다. 학술적으로는 본 연구에서 감성분석을 적용한 정책평가를 제시하였다는 점에서 향후 후속 연구를 유발할 것으로 예상된다. 또한 실무적으로는 정부정책의 새로운 평가 방법으로서 방문객들이 남긴 댓글을 분석하여 정부 사업의 성공여부를 판별할 수 있는 기초자료로 활용될 수 있을 것으로 사료된다.

본 연구가 가지는 한계점과 향후연구 과제는 다음과 같다.

첫째, 온라인 텍스트 데이터의 질적인 문제이다. 본 연구에서는 댓글의 작성자들이 자의적으로 작성한 특수기호와 신조어 등은 분석에서 제외시켰다. 하지만 특수기호, 약어, 그리고 신조어도 작성자의 감정을 표현하는 또 다른 방법으로 판단해야 한다. 따라서 향후 연구에서는 이러한 신조어, 약어 그리고

특수기호도 포함시킨 감성분석이 필요하다.

둘째, 온라인 텍스트 데이터의 양적인 문제이다. 정책분야에서 감성어휘 연구는 극히 드물다. 그 이유 중 하나는 온라인을 통한 정책토론에 시민 참여가 활발하지 않을 뿐만 아니라 토론이나 댓글에 참여하는 많은 참여자들은 정책의 평가보다는 자신의 불만 또는 비속어 등을 표현하는 경우가 많다. 분석 시 이러한 문장들을 제외시키면 연구에 적용할 수 있는 데이터의 양이 극히 줄어드는 문제가 발생된다.

References

- Choi, S. and Yeo, J. (2010). A comparative analysis on policy evaluation methods: Focused on fair labeling & advertising act. *Survey Research*, **11**, 57-79.
- Choi, D., Choi, H. and Park, C. (2013). Classification of ratings in online reviews. *Journal of the Korean Data & Information Science Society*, **24**, 845-854.
- Chung, P. and Ahn, H. (2019). A sentiment analysis model for customer reviews considering sentence location. *The Journal of Internet Electronic Commerce Research*, **19**, 167-186.
- Elman, J. L. (1990). Finding structure in time. *Cognitive Science*, **14**, 179-211.
- Jo, S. and Sin, Y. (2017). Trends in object detection performance using deep convolutional neural networks. *Broadcasting and Media Magazine*, **22**, 96-110.
- Fang, X. and Zhan, J. (2015). Sentiment analysis Using product review data. *Journal of Big Data*, 2-5.
- Hong, T., Lee, T. and Li, J. (2016). Development of sentiment analysis Model for the hot topic detection of online stock forums. *Journal of Intelligence and Information Systems*, **22**, 187-204.
- Kim, G. and Lee, I. (2016). Korean movie review sentiment analysis using convolutional neural network. *Proceedings of Korea Computer Congress 2016 Proceedings*, 747-749.
- Kim, H. (2014). Urban regeneration strategy using cultural contents. *Planning and Policy*, **4**, 42-49.
- Kim, H., Yang, S., Kang, Y., Park, Y. and Kim, J. (2016). Machine learning approach to blood stasis pattern identification based on self-reported symptoms. *Korean Journal of Acupuncture*, **33**, 102-113.
- Kim, M., Jang, H., Jo, Y. and Shin, H. (2013). KOSAC: Korean sentiment analysis corpus. *Proceedings of Korea Computer Congress 2013*, 650-652.
- Kim, Y. (2014). Convolutional neural network for sentence classification. *Proceedings of the 2014 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP)*, 1746-1751.
- Kim, S., Lee, S., Lee, S. and Lee, H. (2013). A study of development for movie recommendation system algorithm using filtering. *Journal of the Korean Data & Information Science Society*, **24**, 803-813.
- Kumar, A. and Sebastian, T. M. (2012). Sentiment analysis on Twitter. *International Journal of Computer Science Issues*, **9**, 372-378.
- Liu, B. (2012). Sentiment analysis and opinion mining. *Synthesis Lectures on Human Language Technologies*, **5**, 1-167.
- Martin-Valdivia, M. T., Martinez-Camara, E., Perea-Ortega, J. M. and Urena Lopez, L. A. (2013). Sentiment polarity detection in Spanish reviews combining supervised and unsupervised approaches. *Expert Systems with Applications*, **40**, 3934-3942.
- Medhat, W., Hassan, A. and Korashy, H. (2014). Sentiment analysis algorithms and application: A survey. *Ain Shams Engineering Journal*, **5**, 1093-1113.
- Mikolov, T., Yih, W. T. and Zweig, G. (2013a). Linguistic regularities in continuous space word representations. In *Proceedings of the 2013 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies*, 746-751.
- Mikolov, T., Chen, K., Corrado, G. and Dean, J. (2013b). *Efficient estimation of word representations in vector space*, arXiv preprint arXiv:1301.3781.
- Mo, K., Park, J., Jang, M. and Kang, P. (2018). Text classification based on convolutional neural network with word and character level. *Journal of the Korean Institute of Industrial Engineers*, **44**, 939-955.
- Nam, K. (2014). Research trends and issues on corpus-linguistics-as-theory. *Korean Semantics*, **46**, 163-187.
- Noh, H., Lim, J., Bok, K. and Yoo, J. (2017). Hot topic prediction scheme using modified TF-IDF in social network environments. *Communications of the Korean Institute of Information Scientists and Engineers*, **23**, 217-225.
- Park, D., Lee, J. and Han, I. (2007). The effect of on-line consumer reviews on consumer purchasing intention: the moderating role of involvement. *International Journal of Electronic Commerce*, **11**, 125-148.

- Park, H., Song, M. and Shin, K. (2018). Sentiment analysis of Korean reviews using CNN - focusing on morpheme embedding. *Journal of Intelligence and Information Systems*, **24**, 59-83.
- Song, K. (2010). The study on analyzing the problems of urban improvement projects and improving the system for urban regeneration. *Journal of The Architecture Institute of Korea Planning & Design*, **26**, 307-314.
- Zhang, X., Zhao, J. and LeCun, Y. (2015). Character-level convolutional networks for text classification. *In Advances in neural information processing systems*, 649-657.

Sentimental analysis on urban regeneration policy: Focused on reviews of Gamcheon culture village[†]

Soongoo Hong¹ · Seungeui Ryu² · Soonjae Ahn³

¹Department of Management Information System, Dong-A University

^{2,3}Smart Governance Research Center, Dong-A University

Received 23 August 2019, revised 23 September 2019, accepted 24 September 2019

Abstract

This study conducted a sentiment analysis using comments from domestic tourists who visited the Gamcheon Culture Village to evaluate the government's urban regeneration project automatically and efficiently. For this purpose, 41,496 comments from the local review from Google Map were collected and analyzed using a Multi-Channel CNN model that combines morphemes, syllables, and phonemes. The accuracy of the Multi-Channel CNN model was 85.72 percent, which is higher than the accuracy seen in Single-Channel CNN model. In the sentiment analysis, the ratio between the positive and negative responses was eight to two, indicating overall positive opinion regarding the urban regeneration project that is taking place in the Gamcheon Culture Village. Furthermore, the main factors that generated the positive and negative sentiments were extracted by classifying each positive and negative sentence using the TF-IDF weighted model. This study has an academic contribution in that the suggestion of policy evaluation through the application of a sentiment analysis will induce future studies. Practically, this study suggested an analysis of the visitors' comments as a new method of evaluating government policies, which can be used as fundamental data that can determine the success of other government projects in the future.

Keywords: Big data analysis, Gamcheon culture village, policy evaluation, sentimental analysis, TF-IDF weighted model, urban regeneration policy.

[†] This work was supported by the Ministry of Education of the Republic of Korea and the National Research Foundation of Korea(NRF-2018S1A3A2075240).

¹ Professor, Department of Management Information System, Dong-A University, Busan, Korea.

² Corresponding author: Ph.D., Smart Governance Research Center, Dong-A University, Busan, Korea.
E-mail: juim0928@dau.ac.kr

³ Ph.D., Smart Governance Research Center, Dong-A University, Busan, Korea.