

딥러닝과 오피니언 마이닝을 이용한 광고 효과 분석 시스템 설계*

이효정⁰¹ 이지완¹ 양유정¹ 조민지¹ 이보현¹ 이해원² 김윤희

¹숙명여자대학교 컴퓨터과학전공, ²홍보광고학과

{hyojeong5663, jiwan0705, a92983469, minjiican, ibhsos29, sieunk129, yulan00}@gmail.com

A Design of an Advertisement Analysis System using Deep Learning and Opinion Mining

Hyojeong Lee⁰¹ Jiwan Lee¹ Youjeong Yang¹ Minji Cho¹ Bohyun Lee¹ Hyewon Lee² Yoonhee Kim

¹Dept. of Computer Science, ²Dept. of Public Relations & Advertising,

Sookmyung Women's University

요 약

소셜 네트워크 서비스의 발달로 웹상에서 광고들에 대한 다양한 의견 데이터들이 쌓임에 따라, 이를 활용하는 분석 시스템에 대한 연구들이 진행되고 있다. 그러나 파워 블로거 또는 서포터즈의 리뷰와 같은 상업성 리뷰가 증가하는 요즘, 기존 연구들은 이를 구분하지 않아 분석 결과를 신뢰할 수 없다는 단점이 있다. 또한 기존 연구에서는 반어법 규칙을 고려하지 않아 문맥에 맞지 않는 분석을 할 수 있다는 단점이 있다. 본 연구에서는 정제된 리뷰 데이터를 기반으로 광고 효과를 분석하여 신뢰성을 향상시키며, 반어법 규칙을 고려하여 리뷰 데이터의 잘못된 의미 도출을 방지한다. 실험 결과 80%의 정확도로 상업성 리뷰 데이터를 정제함을 확인하였고, 반어법 검출 알고리즘을 통해 반어법이 사용된 문장을 검출할 수 있음을 확인하였다.

1. 서 론

광고의 효과를 분석하는 것은 더욱 영향력 있는 광고 제작에 있어서 중요하다. 이에 관해 지속적인 연구가 이루어져왔지만, 광고주가 광고 모델의 인지도와 같은 수많은 변수를 고려하여 자신의 브랜드에 적합한 광고를 구상하는 것은 쉽지 않다. 또한 매출액으로 광고 효과를 파악하는 방법으로는 해당 광고에 대한 사람들의 실제 반응과 그로 인한 브랜드 이미지 변화를 알기 어렵다.

소셜 네트워크 서비스(Social Network Service, SNS)의 발달로 웹상에서 광고에 대한 다양한 의견들이 쌓임에 따라, 이를 활용하는 분석 시스템에 대한 연구들이 진행되고 있다. 그러나 파워 블로거나 서포터즈의 리뷰와 같은 상업성 리뷰가 증가하는 요즘, 기존 연구들은 이를 구분하지 않아 분석 결과를 신뢰할 수 없다는 단점이 있다. 본 연구에서는 기계학습을 이용하여 정제된 리뷰 데이터를 기반으로 광고 효과를 분석하여 신뢰성을 향상시킨다. 또한 리뷰 데이터의 만족도 분석에 있어서, 기존 연구에서는 반어법 규칙을 고려하지 않아 문맥에 맞지 않는 분석을 할 수 있다는 단점이 있다. 본 연구에서는 반어법 규칙을 고려하여, 리뷰 데이터의 잘못된 의미 도출을 방지하는 AdAS_DLDM (Advertisement Analysis System using Deep Learning and Opinion Mining)을 제안한다. 본 논문에서 제안한 시스템을 언급할 시 약자인 AdAS를 사용한다.

AdAS의 주요 기능은 SNS의 리뷰 데이터를 수집하는 크롤러, 상업성 리뷰를 정제하는 상업성 리뷰 필터, 반어법을 고려하여 리뷰의 감정을 분석하는 만족도 분석기이다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장은 관련 연구, 3장은 AdAS의 개요와 기능 설계, 4장에서는 기능 실험 결과를 설명하고 5장으로 결론을 맺는다.

2. 관련 연구

본 장에서는 AdAS와 관련된 연구에 대해 살펴본다. Ott의 논문[1]에서는 리뷰 내용으로만 상업성을 판단하였다. 이를 위해 실제 사용자가 작성한 리뷰와 허위로 작성한 상업성 리뷰를 데이터로 하여 기계 학습을 적용하였다. 이를 실제 상업성 리뷰로 실험한 결과 정확도가 60%에 머무르는 한계점을 보였다. Mukherjee의 논문[2]에서 제시한 이것의 원인은 허위와 실제 상업성 리뷰의 단어의 도메인과 등장 패턴의 차이였다. [2]에서 분석한 결과, 실제 상업성 리뷰는 일반 리뷰에 비해 특정 어휘의 높은 빈도를 보였다.

김 문지의 논문[3]에서는 온라인 리뷰 데이터를 이용한 콘텐츠 만족도 분석 시스템을 설계하였다. 부사어와 부정어 규칙을 적용하여 감정 표현 단어에 강도를 부여하였으며, 기존 시드 어휘들보다 연관성이 높아지는 단어들에 시드 어휘 집합에 추가하였다. 하지만 [3]에서는 한국어 문법의 반어법 규칙을 고려하지 않아 부정확한 결과가 도출될 수 있다.

* 이 논문은 2017년도 정부의 재원으로 한국과학창의재단(2017년도 학부생 연구 프로그램)의 지원을 받아 수행된 연구임 (No. 2-1706-0048).

3. 리뷰 데이터 기반 광고 효과 분석 시스템

3.1 개요

AdAS는 리뷰 데이터를 기반으로 단시간 내에 광고 효과를 분석해주는 자동화된 시스템이다. 그림 1은 AdAS의 시스템 아키텍처를 나타낸다. 사용자로부터 분석하고자 하는 광고의 이름과 리뷰 데이터 수집 기간을 입력 받으면 데이터 크롤러(Data Crawler)는 해당하는 리뷰를 수집한다. 상업성 리뷰 데이터 필터(SPAM Filter)를 통해 데이터들을 정제하고 정제된 리뷰 데이터에 반어법 규칙을 고려한 오피니언 마이닝(Opinion Mining)을 적용하여 만족도를 도출한다. 오피니언 마이닝에는 형태소 분석기(Lexical Analyzer)와 감정 사전 구축기(Sentiment Dictionary Builder)가 이용되며, 구축된 감정 사전(Sentiment Dictionary)을 기반으로 감정 분석(Sentiment Analysis)을 진행한다. 분석된 결과는 사용자에게 표 또는 그래프로 전달된다.

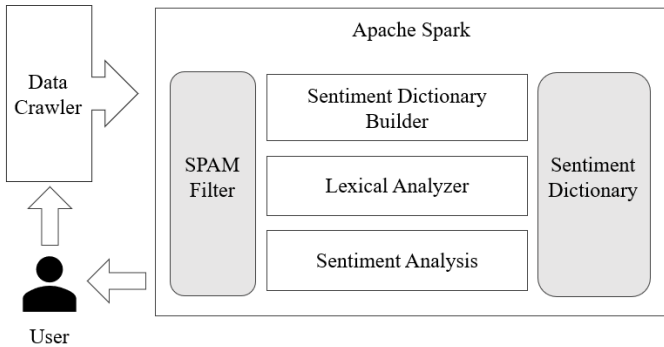


그림 1 AdAS의 시스템 아키텍처

3.2 기능 설계 및 개발

(1) 상업성 리뷰 데이터 정제

상업성 리뷰 필터에는 대용량 스트리밍 데이터를 신속히 처리하는 스파크 시스템을 사용한다. 스파크 서브 프로젝트 기계학습 라이브러리[4]를 사용하여 분류 모델을 학습할 수 있다. 본 연구의 상업성 리뷰 필터 모델 학습은 아래의 과정을 따른다.

- 1) 리뷰 데이터 수집 및 상업성과 일반 리뷰로 분류
- 2) 데이터를 학습에 적합한 형태로 변환
- 3) 데이터를 학습용, 검증용으로 분배
- 4) 적합한 학습 알고리즘[5] 선택 및 구현
- 5) 학습 조건 조절 후 모델 학습 및 검증
- 6) 위 과정을 원하는 정확도 도출 시까지 반복
- 7) 학습 완료 시 모델 저장 후 시스템에서 활용

본 연구에서는 5) 단계까지 수행하였으며 결과는 다음과 같다. 일반 리뷰에는 Ham, 상업성 리뷰에는 Spam 태그를 포함시킨다. 이 때 상업성 리뷰에 자주 등장하는 키워드를 조사하여 ‘지인’, ‘무상’, ‘제공(된)’, ‘작성(된)’, ‘해당’, ‘체험’, ‘체험 포스팅’이 포함된 리뷰를 상업성으로 판단하였다.

(2) 만족도 분석

정제된 리뷰 데이터는 만족도 분석을 위해 오피니언 마이닝을 적용한다. 반어법 규칙을 고려해서 의미 도출을 방지하며, 그림 2는 AdAS 반어법 검출 알고리즘이다.

우선, 문맥 파악을 위해서 각 문장 별로 감정 점수를 부여하여 극성을 파악한다(02-03). 이 때 감정 점수는 [3]의 감정 사전을 기반으로 측정하였다. 그 후, 문장 별 감정 점수를 총합하여 전체 텍스트의 감정을 파악한다(04-05). 이 때, 전체 텍스트의 감정과 반대되는 문장은 반어법일 가능성이 높으므로 각 문장을 따로 저장하여 둔다(06-08). 저장한 각 문장과 앞 뒤 문장의 극성이 반대일 경우 저장한 문장을 반어법으로 처리한다(10-18). 이 때 앞 뒤 문장을 몇 개까지 고려할 것인지가 핵심이다.

Algorithm: Irony Detection Algorithm

Input: String text[]

Output: int result[]

```

01: sentence_scores[], total_score, ironies[], N, result[]
02: for each sentence in text do
03:   sentence_scores[] ← ReduceForScore(sentence)
04: for each score in sentence_scores do
05:   total_score += score
06: for each score in sentence_scores do
07:   if (isOppositeSign(score, total_score))
08:     ironies[index] ← true
09: for each score in sentence_scores do
10:  if (isTrue(ironies[index]))
11:    check_sign = 1
12:    for each score in sentence_scores[index±N] do
13:      check_sign *= score
14:      if (check_sign > 0)
15:        if (isOppositeSign(score, check_sign))
16:          result[] ← index
17: return result[]
    
```

그림 2 반어법 검출 알고리즘

예를 들어 그림 3은 크롤링한 데이터 중 반어법을 나타내고 있는 리뷰에 알고리즘을 적용한 사례이다. 전체 감정 점수는 (+3)으로 긍정임을 보여주지만 전반적인 문맥으로 보았을 때에는 부정에 가깝다. 이 때 부정적인 감정을 띠는 문장은 2번과 6번이다. 2번 문장은 부정적인 문장이지만 앞 문장이 긍정이 아니므로 반어법이 아니다. 이에 반해 6번 문장은 6번의 앞 뒤 문장인 5번과 7번 모두 긍정적이고 6번은 부정적인 문장이므로 반어법으로 판단한다.

‘에워드’ 검색 시 블로그 리뷰		감정점수
1	에워드, 워터프루프, 아이펜슬임,	0
2	... 근데 내 기준 비쌌 ...	-1
3	패키지 너무 귀엽다 ... 여심 저격 ...	+1

4	… 휴대용으로 다니기 좋은 것 …	+1
5	세상에… 넘나 좋은 것	+1
6	… 잘가 쓰레기통으로 …	-1
7	디자인은 예쁘니까 … 추천 드립니다	+2
전체 감정 점수		+3

그림 3 반어법 검출 알고리즘 적용 예시

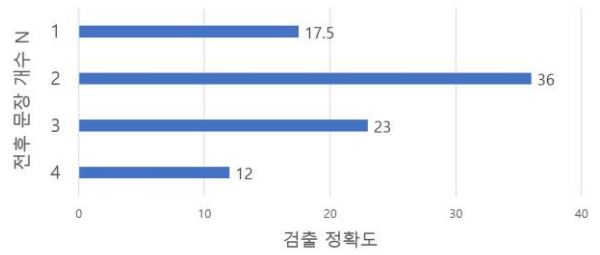


그림 4 N에 따른 반어법 검출 알고리즘 성능 비교

4. 실험 결과

4.1 실험 환경

AdAS는 Hadoop-2.7.4과 Spark-2.2.0 버전이 설치된 master 서버 1대와 slave 서버 2대를 기반으로 한다. 본 실험에서는 에워드, 메디힐 광고의 리뷰 데이터[6]를 사용하며 수집한 데이터는 표 1에서 정의한 바와 같다. 리뷰 데이터는 Java Jsoup 라이브러리[7]와 웹 디버깅 툴 Fiddler로 구현한 크롤러로 수집하며, 형태소 분석에는 KLT 형태소 분석기[8]를 사용한다.

표 1 수집한 데이터 정의

광고명	상업성	일반	Total	
에워드	마동석	8	87	95
	크리스탈	9	149	158
메디힐	42	204	246	
Total	59	440	499	

4.2 실험 결과

(1) 상업성 리뷰 데이터 정제

3.2절의 (1)에 이어서 특정 주제의 리뷰에 과적합을 방지하기 위해 에워드와 메디힐 상업성 리뷰 60건, 일반 리뷰 60건으로 학습용 데이터를 구성한다. 또한, 검증용 데이터는 에워드와 메디힐 일반 리뷰 100건으로 구성한다.

실제 데이터로 학습하기에 앞서 테스트 데이터로 검증을 수행하였다. 학습용 데이터는 메디힐 리뷰 60건으로 학습은 400회 진행하였다. 학습에 포함되지 않은 데이터 300건으로 실 정확도 80%임을 검증하였으며 이는 [1] 논문의 정확도보다 약 1.3배 높다.

(2) 만족도 분석

3.2절의 (2)에서 제안한 반어법 검출 알고리즘은 전체 감정 점수와 상반되는 문장의 전후 문장을 고려한다. 이 때 전후 문장의 개수 N에 따른 성능을 평가한다.

그림 4는 N이 1부터 4일 때 각각의 정확도를 나타낸 것이다. 표 1에서 정의한 리뷰 데이터 중 반어법이 포함된 20건을 대상으로 평가하였으며 반어법의 사용 여부는 3.2절 (2)의 그림 3과 같이 판단하였다. 검출 알고리즘을 적용한 결과 N이 2일 때 약 40%로 정확도가 가장 높았다.

5. 결 론

본 논문에서는 상업성 리뷰 필터를 이용하여 정제한 리뷰 데이터를 기반으로 단시간 내에 광고 효과를 분석해주는 자동화된 분석 시스템을 제안하였다. 4.1의 실험 환경에서 실험 결과, 80%의 정확도로 상업성 리뷰 데이터를 정제함을 확인하였고, 반어법 규칙 알고리즘을 통해 반어법이 사용된 문장을 검출할 수 있음을 확인하였다. 향후 연구로는 상업성 리뷰 데이터 정제와 만족도 분석의 정확도를 향상시킬 필요성이 있다.

참 고 문 헌

- [1] Ott, Myle, et al. "Finding deceptive opinion spam by any stretch of the imagination." Computational Linguistics: HLT, 2011.
- [2] Mukherjee, Arjun, et al. "What yelp fake review filter might be doing?." ICWSM. 2013.
- [3] 김문지, 송은정, 김윤희. "온라인 리뷰 데이터의 오피니언 마이닝을 통한 콘텐츠 만족도 분석 시스템 설계." 인터넷정보학회논문지, 17(3), 107-113, 2016.
- [4] 스파크 기계학습 라이브러리, <https://spark.apache.org/mllib/>
- [5] Krizhevsky, Alex, Ilya Sutskever, and Geoffrey E. Hinton. "Imagenet classification with deep convolutional neural networks." Advances in NIPS. 2012.
- [6] 네이버 블로그, <https://blog.naver.com/>
에워드 마동석, 2016.09.14-11.14.
에워드 크리스탈, 2015.09.01-11.01.
메디힐, 2016.10.01-2017.07.18.
- [7] Java Jsoup 라이브러리, <https://jsoup.org/>
- [8] 형태소 분석기, <http://nlp.kookmin.ac.kr/>