

개인 성향 추출을 위한 딥러닝 기반 SNS 리뷰 분석 방법에 관한 연구

박우진¹, 이주오¹, 이형걸¹, 김아연¹, 허승연¹, 안용학^{2*}
¹세종대학교 컴퓨터공학과 학생, ²세종대학교 컴퓨터공학과 교수

A Study on SNS Reviews Analysis based on Deep Learning for User Tendency

Woo-Jin Park¹, Ju-Oh Lee¹, Hyung-Geol Lee¹,
Ah-Yeon Kim¹, Seung-Yeon Heo¹, Yong-Hak Ahn^{2*}
¹Student, Department of Computer Engineering, Sejong University
²Professor, Department of Computer Engineering, Sejong University

요약 본 논문에서는 개인의 성향을 추출하기 위한 딥러닝 기반의 SNS 리뷰 분석 방법을 제안한다. 기존의 SNS 리뷰 분석 방법은 대부분이 가장 높은 가중치를 기반으로 처리되기 때문에 여러 관심사에 대한 다양한 의견을 반영하지 못하는 문제점이 있다. 이를 해결하기 위해 제안된 방법은 음식을 대상으로 한 SNS의 리뷰에서 사용자의 개인적인 성향을 추출하기 위한 방법이다. YOLOv3 모델을 사용하여 분류체계를 작성하고, BiLSTM 모델을 통해 감성분석을 수행한 후 집합 알고리즘을 통해 다양한 개인적 성향을 추출한다. 실험 결과, YOLOv3 모델의 경우 Top-1 88.61%, Top-5 90.13%의 성능을 보여주었으며, BiLSTM 모델의 경우 90.99%의 정확도를 보여주었다. 또한, SNS 리뷰 분류에서의 개인 성향에 대한 다양성을 히트맵을 통해 시각화하여 확인하였다. 향후에는 다양한 분야에서의 개인 성향을 추출하여 사용자 맞춤 서비스나 마케팅 등에 활용될 것으로 기대된다.

주제어 : SNS, 딥러닝, 감성분석, 객체 인식, YOLOv3, BiLSTM

Abstract In this paper, we proposed an SNS review analysis method based on deep learning for user tendency. The existing SNS review analysis method has a problem that does not reflect a variety of opinions on various interests because most are processed based on the highest weight. To solve this problem, the proposed method is to extract the user's personal tendency from the SNS review for food. It performs classification using the YOLOv3 model, and after performing a sentiment analysis through the BiLSTM model, it extracts various personal tendencies through a set algorithm. Experiments showed that the performance of Top-1 accuracy 88.61% and Top-5 90.13% for the YOLOv3 model, and 90.99% accuracy for the BiLSTM model. Also, it was shown that diversity of the individual tendencies in the SNS review classification through the heat map. In the future, it is expected to extract personal tendencies from various fields and be used for customized service or marketing.

Key Words : SNS, Deep Learning, Opiniom Mining, Object Detection, YOLOv3, BiLSTM

*This research was supported by the Korean MSIT(Ministry of Science and ICT), under the National Program for Excellence in SW (2015-0-00938), supervised by the IITP (Institute of Information & communications Technology Planning&evaluation).

*Corresponding Author : Yonghak Ahn(yohans@sejong.ac.kr)

Received August 31, 2020

Accepted November 20, 2020

Revised October 6, 2020

Published November 28, 2020

1. 서론

최근 들어 모바일 기기의 대중화와 가상 공동체 규모의 증가로 인해 SNS(Social Network Services/Sites)는 사람들 간의 소통과 커뮤니티의 주요 수단으로 자리 잡고 있다. 특히, 오프라인에서의 관계와 상관없이 온라인상에서의 공통 관심사를 공유하기 위한 커뮤니티 형성도 다수 등장하기 시작했으며, 이를 통해 개인들의 다양한 정보를 게시하고 공유하고 있다[1,2].

이 중 사람들의 주된 관심사인 '맛집 검색' 등과 같은 정보는 SNS 해시태그(hashtag)를 통해 공유되고 재생산되고 있다. 해시태그란 단어나 구절 앞에 “#”을 붙이는 것으로, 포스트의 주제와 메시지를 축약하여 전달하기 위해 사용된다. 사용자들은 자신이 갔던 음식점 또는 맛집에 대한 의견, 감정 등의 표현 수단으로 해시태그를 사용하며 이러한 해시태그는 사용자의 관심사나 감정을 대변하기 때문에 이를 분석하는 연구가 다양하게 수행되고 있다[3-5].

이러한 연구로는 딥러닝을 이용한 SNS 분석기반 개인 관심사 추출 방법[6], 딥러닝 기반 비정상 배달음식 리뷰 이미지 감지 시스템[7], 텍스트 마이닝 기법을 활용한 편의점 이용 고객의 트위터 리뷰에 대한 감성 분석[8] 등이 있다.

하지만 SNS 분석기반 추출 방법은 여러 관심사에 대한 다양한 의견을 추출하기보다는 의견 중 가장 높은 가중치를 갖는 의견만을 추출하고, 배달음식 리뷰 방법은 리뷰에 대한 이미지만을 분석 대상으로 선정함으로써 관련 텍스트 데이터에 대한 분석 내용을 반영하지 못하는 문제점을 가지고 있다. 또한, 텍스트 마이닝 기법을 활용한 방법은 편의점을 대상으로 이용 고객의 만족도에 따른 긍정/부정에 대한 결과값만을 도출함으로써 개인적 성향에 따른 세분화된 의견 수렴이 어렵다는 문제점을 가지고 있다.

이러한 문제점을 해결하기 위해 본 논문에서는 딥러닝의 객체 인식 기술 및 감성분석 기술을 사용하여 SNS 리뷰를 분석해 개인의 다양한 성향을 추출할 수 있도록 한다. 제안된 방법은 이미지 분류를 위해 객체 인식을 이용하여 약 42,300개의 음식 이미지 데이터 및 종류를 카테고리화(categorizing)하여 모델을 설정하고, 텍스트 분류를 위해 감성분석을 이용하여 109,734개의 리뷰 데이터를 학습 후 집합 알고리즘을 통해 성향을 추출한다.

2. 관련연구

2.1 Opinion Mining

빅 데이터 시대의 SNS 사용자들은 다른 사용자가 생성한 데이터를 단순히 소비하는 데 그치지 않고 생산자의 역할을 적극적으로 수행한다. SNS 데이터 분석 대상으로는 크게 2가지가 있는데, 데이터베이스에 일정한 형태로 저장하는 정형 데이터와 문서, 영상, 이미지 등 정해진 규칙이 없는 비정형 데이터로 구분된다. 빅 데이터에서 85% 이상이 비정형 데이터이며, 오피니언 마이닝은 주로 이러한 비정형 데이터를 분석한다.

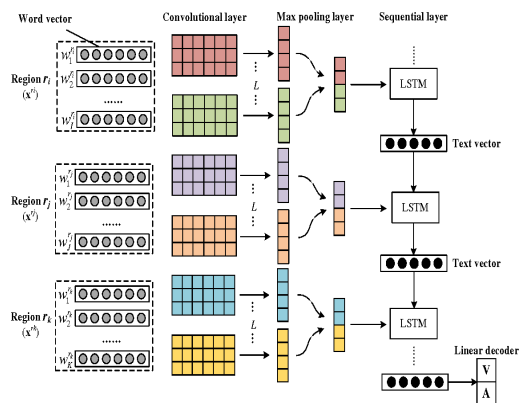


Fig. 1. Process of opinion mining using LSTM

오피니언 마이닝은 대개 감성분석이라고 불리며, 기존에 연구되어 왔던 감성분석은 대상 문서에 포함된 감성을 긍정/부정 혹은 긍/부정의 비율로만 나타내므로 그 결과가 단조롭다. 또한 감성분석에서는 SNS 분석에 광범위하게 사용 가능한 감성사전이 제한적이거나 영문 위주로 만들어진 것들이 대부분이다. 따라서 본 논문에서는 감성사전을 따로 구축하지 않고 단어의 빈도를 활용하여 다양한 감성 정도를 수치화하여 적용한 감성분석 모델을 제안한다.

2.2 객체 인식 연구

2012 ImageNet Challenge에서 합성곱 신경망(CNN: Convolutional Neural Network)이 기존의 방식을 압도적으로 뛰어넘는 성능을 보여주게 되면서[9], 딥러닝을 이용한 객체 인식 기술이 학계의 주목을 받게 되고 주류가 되었다. 한편, 영상에서 객체 검출에 대한 문제는 CNN을 통해 어느 정도 성공하였지만, 객체가 어디

에 존재하는지 찾는 건 또 다른 문제였다. 이러한 문제를 해결하기 위해 R-CNN(Region-based CNN)[10]이 등장하였고, R-CNN의 단점으로 지목되는 느린 검출 속도를 보완하기 위해 Fast-R-CNN[11]이 개발되었다. 하지만 여전히 객체의 후보 영역 검출에 딥러닝을 이용할 수 없었다. Faster R-CNN[12]에서는 이를 해결하였는데, 이는 검출 속도를 향상시키며 객체 인식을 딥러닝만 이용하여 구현할 수 있게 되었다. YOLO(You Only Look Once)[13]는 Faster R-CNN의 속도 문제를 해결하기 위해 등장하였는데 YOLO는 객체 인식 속도를 실시간에 가깝게 발전시켰다. YOLO의 첫 모델이 제시된 이후로 YOLOv2[14], YOLOv3[15] 등으로 발전되어 왔다.

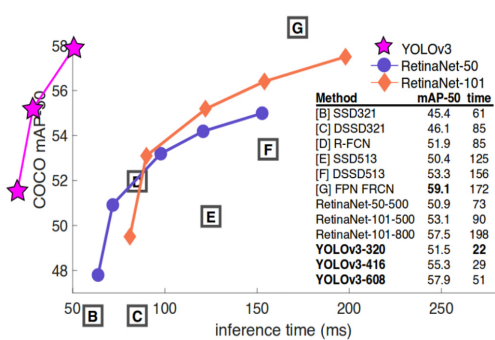


Fig. 2. Comparing object detections based on time and mAP

YOLOv3는 YOLOv2를 바탕으로 발전된 모델로 YOLOv2가 이미지에서 작은 크기의 객체를 검출하기 어려운 점을 해결하기 위하여 3개의 다른 크기의 예측 Bounding Box를 사용하여 예측하는 방식이다. 또한, 예측시에 Softmax Cross Entropy 대신 Binary Cross Entropy를 다중분류에 적용함으로써 조금 더 복잡한 도메인에 대한 예측성능을 높였다[16]. 본 논문에서는 객체 인식기술인 YOLOv3 모델을 이용하여 음식 이미지에 대한 분류 모델을 제안한다.

3. SNS 리뷰 분석 시스템 설계 및 구현

3.1 시스템 구성도

본 논문에서 개발한 SNS 리뷰 분석을 위한 개인적 성향 추출 방법의 전체적인 구조는 Fig. 3과 같다.

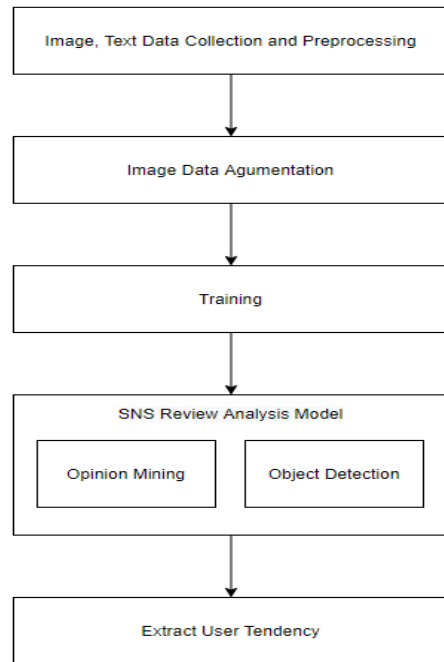





Fig. 3. Structure of proposed system

먼저, 딥러닝 모델 구축을 위해 이미지 및 텍스트 데이터를 수집 후 정제과정을 통해 관련 없는 데이터를 삭제한다. 이미지 데이터의 개수의 제약 문제는 이미지를 증식하여 해결한 후 각 데이터를 이용하여 감성분석 및 객체 인식 모델을 학습한다. 입력된 리뷰 데이터는 구축된 모델을 통해 카테고리가 분류되고 각각의 카테고리는 집합 알고리즘을 거쳐 사용자의 개인적 성향을 추출하는 구조이다.

3.2 데이터 수집 및 정제

객체 인식 모델 구축을 위한 이미지 데이터 수집의 경우 Python의 BeautifulSoup, Selenium 라이브러리와 네이버 검색 API, Bing Image Search API를 이용하여 일반적으로 사람들이 쉽게 접할 수 있는 음식인 비빔밥, 비빔국수, 불고기 등 총 42개의 음식 종류에 해당하는 이미지 총 10만 건을 크롤링하였다. 수집한 42개의 음식 종류 및 이미지는 Table 1과 같다. 수집한 이미지 중 정확한 음식 이미지만을 분류하여 총 12,967개의 이미지 데이터를 수집하였다.

Table 1. Collected food categories

No	Category	Image
1	Bibimbap	
2	Bibimguksu	
⋮	⋮	⋮
42	Yukhoe	

감성분석 모델 구축을 위한 텍스트 데이터 수집의 경우 네이버 검색 API를 이용하여 정의한 14개의 텍스트 카테고리에 해당하는 블로그 음식점 리뷰 총 13만 건을 수집하였다. 14개의 카테고리는 음식에 대한 표현과 장소에 대한 분위기 등을 범주에 두어 나누었으며 카테고리 목록 및 해당 카테고리에 대한 검색 키워드는 Table 2와 같다. 수집한 데이터 중 내용이 중복되거나 빈 공백으로 채워져 있는 것, 한글 외의 부호를 제거한 후 정제하여 총 121,927건의 음식점 리뷰를 추출하였다.

Table 2. Text categories and search keywords

No	Category	Search Keyword
1	단맛	달콤한, 달달한, 달짝지근한, ...
2	신맛	새콤한, 새콤한, 시큼한, ...
3	담백한 맛	고소한, 깔끔한, 담백한, ...
4	매운맛	매콤한, 얼큰한, 얼얼한, ...
5	감칠맛	맛깔나는, 계속 먹고 싶은, ...
6	식감	바삭한, 쫄득한, 쫄깃한, ...
7	따뜻한	따끈한, 뜨끈한, 따뜻한, ...
8	차가운	시원한, 더위가 날아가는, ...
9	가성비	저렴한, 무집한, 합리적인 ...
10	데이트	연인과 가기 좋은, 기념일, ...
11	감성	낭만적인, 분위기 좋은, ...
12	교훈적인	역사적인, 전통적인, ...
13	활동적인	축제 같은, 익사이팅, ...
14	조용한	평온한, 평화로운, 힐링되는, ...

3.3 데이터 증식

이미지 데이터의 경우 Table 3과 같이 음식 종류에 따라서 준비할 수 있는 개수가 많게는 573개로부터 적게는 107개의 이미지로 개수의 편차가 크다.

Table 3. The number of selected image data

Category	Number of Data	Category	Number of Data
Bibimbap	107	Donkkas	289
Bibimguksu	396	Galbijjim	300
Bulgogi	339	Kimchijjigae	573
Carobrnara	221	⋮	⋮
Curry	172	Yukhoe	164

이러한 학습이미지 개수의 제약문제를 해결 할 수 있는 방법 중에는 데이터 증식(Data Augmentation) 기법 [17]이 있다. 본 논문에서는 Zoom(원본 이미지 확대, 축소), Flip(원본 이미지 좌우 대칭, 상하 대칭), Rotation(원본 이미지 기울이기), Shift(원본 이미지 상하좌우로 이동)를 음식 이미지에 무작위로 적용하여 학습 이미지의 개수를 늘렸다. 즉, 42개의 음식 카테고리 각각의 이미지 개수를 1100개로 추가 생성하여 총 47,000개의 이미지로 데이터 증식을 하였으며 해당 데이터 모두 Annotation 작업을 적용하였다.

3.4 SNS 리뷰 분석 모델

본 논문에서 제시한 SNS 리뷰 분석 모델은 객체 인식 모델인 YOLO v3와 감성분석 모델인 BiLSTM으로 구성되어 있다. 객체 인식 모델에서는 음식 이미지 분류를 위해 여러 버전의 YOLO 모델 중에서 YOLOv3 모델을 사용하였다. YOLO v3에서 사용된 Darknet 아키텍처는 Darknet-53으로 불리며 이전 버전인 YOLOv2에서 사용하던 아키텍처인 Darknet-19에서 확장된 구조이다. Darknet-53은 총 53개의 층으로 이루어져 있으며 아키텍처의 구조는 Fig. 4와 같다. 기존의 Darknet-19에서 최신 알고리즘이 반영된 요소가 부족함을 판단하여 Residual Block에 대한 부분이 추가된 구조이다. YOLOv3에서는 Darknet-53의 아키텍처 두 개를 이용하여 총 106개의 Layer를 활용하여 학습하게 된다. 본 논문에서 학습을 진행한 클래스는 총 42개로 이며 마지

막 컨볼루션 레이어의 필터 수는 141개이다. YOLOv3 모델에 대한 파라미터로 Batch size는 64, Learning rate는 0.001, Max epoch size는 200,000, Classes는 42로 진행하였다. 미리 학습된 가중치 모델로 Darknet-53을 사용하여 추가 학습을 진행하였다.

	Type	Filters	Size	output
1x	Convolutional	32	3x3	256x256
	Convolutional	64	3x3/2	128x128
	Convolutional	32	1x1	
	Convolutional	64	3x3	
2x	Residual			128x128
	Convolutional	128	3x3/2	64x64
	Convolutional	64	1x1	
	Convolutional	128	3x3	
8x	Residual			64x64
	Convolutional	256	3x3/2	32x32
	Convolutional	128	1x1	
	Convolutional	256	3x3	
8x	Residual			32x32
	Convolutional	512	3x3/2	16x16
	Convolutional	256	1x1	
	Convolutional	512	3x3	
4x	Residual			16x16
	Convolutional	1024	3x3/2	8x8
	Convolutional	512	1x1	
	Convolutional	1024	3x3	
	Residual			8x8
	Avgeool		Global	
	Connected		1000	
	Softmax			

Fig. 4. Darknet-53 architecture

감성분석 모델의 경우 리뷰에 대한 카테고리 분류를 위해 양방향 LSTM 모델인 BiLSTM 을 사용하였다. 다음 Fig. 5는 제안한 감성분석 모델의 구조이다.

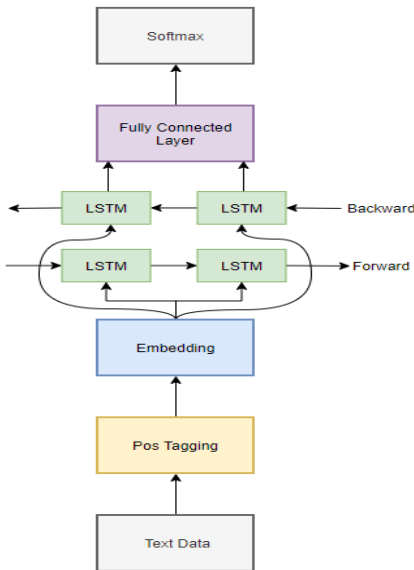


Fig. 5. Structure of opinion mining model

전처리된 텍스트는 한국어 정보 처리를 위한 패키지인 KOnlpy의 Twitter 라이브러리를 사용하여 수집된 데이터를 단어로 분리하고 품사를 태깅한다. 리뷰가 너무 짧은 경우 명확한 분류가 어렵기 때문에 형태소 분석 후 토큰이 5개 이상인 리뷰만 분석 대상으로 사용하였다. 리뷰로부터 형태소가 태깅된 단어들을 추출하고 추출된 단어들을 Word2Vec의 Skip-gram 방식[18]을 통해 벡터들로 임베딩한다. 본 논문에서는 Skip-gram 방식에서 한번에 학습할 단어의 개수를 뜻하는 window의 크기를 5로 지정하여 모델을 생성하였다. 임베딩 과정에서 정확도를 높이기 위해 출현 빈도가 10번 미만인 단어는 분석에서 제외하였으며, 임베딩 벡터의 크기는 300으로 진행하였다. 벡터화된 데이터는 128개의 뉴런으로 생성된 양방향 LSTM 층을 지나게 된다. LSTM의 설정은 분류 문제에서 모델 성능의 향상을 위해 입력 게이트는 forward로, 출력 게이트는 backward로 설정하였으며 이를 양방향으로 설정한 이유는 더 빠른 속도로 완전한 학습을 하기 위함이다. LSTM 이후에는 Fully Connected Layer를 거치게 하여 특정 학습용 데이터에 학습이 치우치는 현상을 막는다. 그 후 Softmax 함수를 적용해 출력값의 총합이 1이 되도록 정규화한 뒤 분류한다.

3.5 개인적 성향 추출

본 논문에서는 제안한 YOLOv3 모델과 BiLSTM 모델을 이용하여 SNS 리뷰 카테고리 추출 후 집합 알고리즘을 통해 사용자의 성향을 추출한다. 해당 과정은 다음 Fig. 6과 같다.

```

Algorithm ExtractingInterest(A,B)
input element A is top1 image category
      array B is top3 text categories
output array result is user tendency

1. result ← [ ]
2. for i ← 0 to len(B)
   C ← combination of B and i
   result ← result + {A+C}
end for
3. return result
    
```

Fig. 6. Pseudo-code of the algorithm

성향 추출을 위한 첫 번째 단계는 구축된 모델을 통한 입력값 설정이다. 원소 A에는 분류된 상위 첫 번째 이미지 카테고리를 저장하며 배열 B에는 분류된 상위 3개의 텍스트 카테고리를 저장 후 A와 B를 입력값으로 한다.

두 번째 단계는 여러 성향을 조합하기 위해 배열 B의 부분집합을 C에 저장한다. 또한 텍스트 뿐만 아니라 이미지에 대한 성향을 반영하기 위해 A와 C를 합친 하나의 문자열을 결과배열에 저장한다. 배열 B의 모든 부분 집합을 순환할때까지 두 번째 과정을 반복한다. 그 후 결과 배열을 반환하여 사용자의 다양한 개인적 성향을 추출하는 방식이다.

4. 실험 및 결과

본 실험에서는 제안한 모델에 대한 성능을 확인하기 위한 실험환경은 다음과 같다.

Table 4. Experiment environment

OS	Windows 10 Home
CPU	Intel i7-8550U
RAM	16GB
GPU	NVIDIA GTX 1050
Storage	SSD 256GB

4.1 실험 데이터

본 논문의 실험을 위해 YOLOv3 모델의 경우 총 47,000개의 음식 이미지 데이터 중 90% 학습데이터로 사용하였으며 나머지 10%를 테스트 데이터로 사용하였다. BiLSTM 모델의 경우 수집한 텍스트 데이터 총 121,927건의 음식점 리뷰 중 90%를 학습데이터로 사용하였으며 나머지 10%를 테스트 데이터로 사용한다. Table 5는 각 모델에서 사용한 학습 및 테스트 데이터의 개수를 나타낸다.

Table 5. The number of training data and test data in YOLOv3 , BiLSTM model

	Train Data Set	Test Data Set
YOLOv3 Model	42,300	4,700
BiLSTM Model	109,734	12,193

4.2 실험 결과

YOLOv3 모델 평가를 위해 이미지 분류 모델 평가에 사용되는 Top-N 정확률을 이용한다. Top-N 정확률 실험은 평가결과가 상위 N값에 속하는 빈도를 측정하는 실험이며, Top-1 정확률은 평가 결과 정답이 가장 상위 예

측결과와 일치하는 정확률, Top-5 정확률은 상위순위 5개의 평가 결과에 정답이 포함되는 정확률이다. Fig 7은 Epoch 별 구축된 YOLO 모델에 테스트 데이터를 사용하여 측정한 평가 결과이다. 50,000 Epoch에 걸쳐 학습된 모델의 경우 Top-1의 경우 84.23%, Top-5의 경우 87.16%이며 100,000 Epoch의 경우 Top-1 정확률을 88.61%이고 Top-5 정확률은 90.13%이다. 50,000 Epoch 모델보다 100,000 Epoch 모델이 더 좋은 성능을 내었으며 150,000 Epoch의 경우 Top-1의 경우 86.45% Top-5는 88.58%로 전보다 성능이 하향되는 결과를 내었다. 따라서 가장 높은 성능을 보여주는 100,000 Epoch의 모델을 최종 모델로 선정하였다.

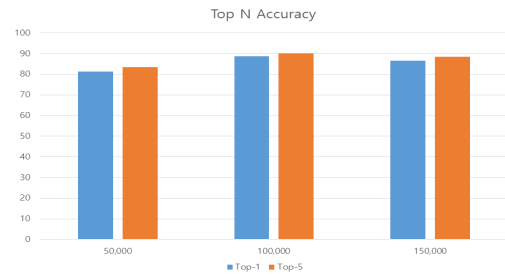


Fig. 7. Top N accuracy for each epoch

BiLSTM 모델의 평가를 위해 분류 성능 평가 지표라고 불리는 Precision(정밀도), Recall(재현율), Accuracy(정확도), F-measure를 사용한다. 이는 분류분석에서 흔하게 사용하는 것들로 이미 여러 선행연구에서 사용되고 있는 지표들이다. 제안된 평가지표의 수식은 다음과 같다.

$$Precision = \frac{True\ Positive}{True\ Positive + False\ Positive} \quad (1)$$

$$Recall = \frac{True\ Positive}{True\ Positive + False\ Negative} \quad (2)$$

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (3)$$

$$F-measure = \frac{2(Precision \times Recall)}{Precision + Recall} \quad (4)$$

식 (1)에서 (3)까지 나오는 TP(True Positive)는 텍스트 카테고리의 정답을 정확하게 예측한 경우를 말하고, TN(True Negative)는 카테고리의 오분류를 정확하게 예측한 경우를 말한다. FP(False Positive)는 카테고리를 오분류 한 경우이며, FN(False Negative)는 오분류된 카테고리를 정답이라고 예측한 경우를 말한다. 식 (1)과

대부분의 음식 리뷰에서 해당 수치가 두드러졌다. 교혼적인, 조용한, 활동적인 등과 같은 장소에 대한 분위기를 나타내는 카테고리에서는 대부분 현저히 낮은 수치를 보여주었다.

다음 Fig. 10은 맛집 추천 웹사이트인 망고 플레이트에서 일부 캡처한 사용자의 리뷰이다.

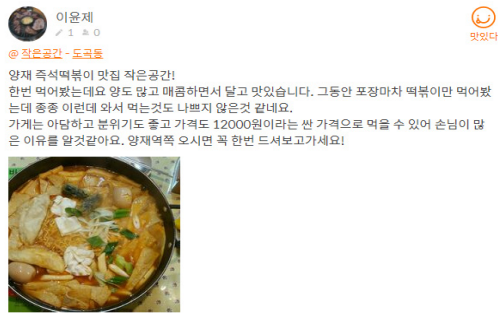


Fig. 10. Input data to be entered into the proposed model

해당 리뷰의 분류 결과는 이와 같다. 텍스트의 경우 분류된 상위 3개 카테고리로는 매운맛 32.78%, 감성 20.99%, 가성비 14.08% 등으로 나타났으며 이미지의 경우 떡볶이 93.12%로 분류되었다. 해당 카테고리들이 구현된 알고리즘을 통해 나온 최종 결과는 이와 같다. '매운맛 감성 가성비 떡볶이', '매운맛 가성비 떡볶이', '감성 가성비 떡볶이', '감성 떡볶이' 등으로 음식에 대한 종류뿐만 아니라 맛과 장소에 대한 분위기 등 사용자의 성향에 대한 여러 특징값을 반영함을 알 수 있다.

5. 결론

본 논문은 기존의 SNS 분석에 관한 연구에서는 관심사에 대한 다양한 의견을 추출하지 못하는 점, 이미지와 텍스트 두 가지 전부에 대한 분석내용을 반영하지 못하는 점을 해결하기 위해 이미지와 텍스트를 분석하여 개인적 성향을 추출하는 SNS 리뷰 분석 시스템을 제안하였다. 리뷰에서의 이미지 분석을 위해 YOLOv3 모델을 사용하였으며 일반적으로 사람들이 쉽게 접할 수 있는 음식을 선별하여 총 42가지의 음식 데이터를 학습시켰다. 또한, 텍스트에서 음식에 대한 표현과 장소에 대한 분위기를 포함한 14가지의 텍스트 카테고리를 분류하기 위해 BiLSTM을 기반으로 한 감성분석 모델을 구축하였다. 최종적으로, 구축된 모델에서 입력을 통해 분류된 카테고리는 집합 알고리즘을 통해 사용자의 성향을 추출하게

된다.

모델 성능 평가 결과 YOLOv3 모델의 경우 Top-1 정확률은 88.61%, Top-5 정확률은 90.13%이며, BiLSTM 모델의 경우 90.99%의 정확도를 보여주었으며 해당 지표를 통해 카테고리 분류에 있어서 높은 성능을 보여준다는 걸 알 수 있다. 또한, SNS 리뷰 분류에서의 개인 성향에 대한 다양성을 히트맵을 통해 시각화하여 확인하였으며 성향에 대한 여러 특징값을 반영함을 알 수 있었다. 하지만 본 논문에서는 정의한 이미지 카테고리 텍스트 카테고리의 조합으로만 사용자의 성향을 분류할 수 있어 일상, 문화 활동 등 다양한 범주의 SNS 게시글을 분석하지 못한다는 한계점이 있다.

향후에는 제안한 방법을 통해 음식뿐만 아니라 영화, 패션, 스포츠 등 다양한 분야의 SNS 게시글에 대한 사용자의 성향 분류로 확장된다면 해당 성향 분류를 통한 사용자 맞춤 서비스나 마케팅 등으로 활용될 것으로 기대된다. 나아가 제안하는 방법을 통해 사용자의 개인적 성향을 반영한 추천 플랫폼 설계에 관한 연구를 진행할 계획이다.

REFERENCES

- [1] H. Rheingold. (2012). *Net smart : how to thrive online*. Massachusetts. MIT Press.
- [2] J. S. Yoon & H. Y. Ryoo. (2019). Characteristics of Images in Image-based SNS and User Satisfaction - Focusing on Instagram and Pinterest -. *Journal of the HCI Society of Korea*, 14(1), 5-13. DOI : 10.17210/jhsk.2019.02.14.1.5
- [3] M. J. Nam, J. I. Kim & J. H. Shin. (2014). A User Emotion Information Measurement using Image and Text on Instagram-Based. *Journal of Korea Multimedia Society*, 17(9), 1125-1133. DOI : 10.9717/kmms.2014.17.9.1125
- [4] J. I. Kim, D. J. Choi, B. K. Ko, E. J. Lee & P. K. Kim. (2014). Extracting User Interests on Facebook. *International Journal of Distributed Sensor Networks*, 10(6), 1-5. DOI : 10.1155/2014/146967
- [5] C. H. Lee, D. H. Choi, S. S. Kim & S. W. Kang. (2013). Classification and Analysis of Emotion in Korean Microblog Texts. *Journal of Korean Institute of information Scientists and Engineers*, 40(3), 159-167.
- [6] H. T. Kim. (2018). *Extraction of individual interests based on SNS analysis using Deep Learning*. Master dissertation. Soongsil University. Seoul.
- [7] J. K. Son & D. Y. Won. (2019). A Study on Abnormal Delivery Food Review Image Detection System Based

on Deep Learning Algorithms. *Korea Software Congress 2019, 2019(12)*, 751-753.

- [8] H. J. Lee & J. Y. Choi. (2019). Sentiment Analysis of Twitter Reviews toward Convenience Stores Customer in Korea. *Academic Society of Global Business Administration, 16(4)*, 143-164.
- [9] A. Krizhevsky et al. (2012. December). ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks. *Neural Information Processing Systems Conference*. (pp. 1097-1105).
- [10] R. Girshick et al. (2014. June). Rich Feature Hierarchies for Accurate Object Detection and Semantic Segmentation. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR)*. (pp. 580-587).
- [11] R. Girshick. (2015. December). Fast R-CNN. *IEEE International Conference on Computer Vision(ICCV)*. (pp. 1440-1448).
- [12] S. Ren et al. (2017). Faster R-CNN: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 39(6)*, 1137-1149. DOI : 10.1109/tpami.2016.2577031
- [13] J. Redmon et al. (2016. June). You only look once: Unified, real-time object detection. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. (pp. 779-788).
- [14] J. Redmon & A. Farhadi. (2017. July). YOLO9000: Better, faster, stronger. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. (pp. 7263-7271).
- [15] J. Redmon & A. Farhadi. (2018). *Yolov3: An incremental improvement*.
- [16] B. Benjdira, T. Khursheed, A. Koubaa, A. Ammar & K. Ouni. (2019. March). Car detection using unmanned aerial vehicles: Comparison between faster r-cnn and yolov3. *IEEE 1st International Conference on Unmanned Vehicle Systems-Oman (UVS)*. (pp. 1-6).
- [17] L. Perez & J. Wang. (2017). *The effectiveness of data augmentation in image classification using deep learning*.
- [18] T. Mikolov, I. Sutskever, K. Chen, G. Corrado & J. Dean. (2013). *Distributed Representations of Words and Phrases and their Compositionality*.

박 우 진(Woo-Jin Park)

[학생회원]



- 2021년 8월 : 세종대학교 컴퓨터공학과 공학사 (졸업예정)
- 관심분야 : 딥러닝, App Service, Web Service
- E-Mail : dbslzld15@naver.com

이 주 오(Ju-Oh Lee)

[학생회원]



- 2021년 2월 : 세종대학교 컴퓨터공학과 공학사 (졸업예정)
- 관심분야 : 소프트웨어공학, 딥러닝, App Service
- E-Mail : xop4p@naver.com

이 형 겘(Hyung-Geol Lee)

[학생회원]



- 2021년 2월 : 세종대학교 컴퓨터공학과 공학사 (졸업예정)
- 관심분야 : App Service, AI, 데이터 분석
- E-Mail : rjf1138@naver.com

김 아 연(Ah-Yeon Kim)

[학생회원]



- 2021년 2월 : 세종대학교 컴퓨터공학과 공학사 (졸업예정)
- 관심분야 : 소프트웨어공학, Iot, 딥러닝
- E-Mail : ayun96@naver.com

허 승 연(Seung-Yeon Heo)

[학생회원]



- 2021년 2월 : 세종대학교 컴퓨터공학과 공학사 (졸업예정)
- 관심분야 : App Service, AI, 알고리즘
- E-Mail : dia0312@naver.com

안 용 학(Yong-Hak Ahn)

[정회원]



- 1997년 8월 : 경희대학교 컴퓨터공학과(공학석사)
- 2005년 2월 : 경희대학교 컴퓨터공학과(공학박사)
- 1999년 12월 : 한국통신정보기술 GIS 공학연구소 전임연구원
- 현재 : 세종대학교 컴퓨터공학과 교수

- 관심분야 : Computer Vision, Web Service, AI, DIP
- E-Mail : yohans@sejong.ac.kr