

뉴스 데이터로부터 식품위해정보 자동 추출을 위한 인공지능 기술

AI-based system for automatically detecting food risk information from news data

백유진¹ · 이지현¹ · 김남희² · 이현주³ · 주재걸^{1*}

Yujin Baek¹, Jihyeon Lee¹, Nam Hee Kim², Hunjoo Lee², and Jaegul Choo^{1*}

¹한국과학기술원 인공지능 대학원, ²김남희연구소, ³캠아이넷
¹Graduate School of AI, KAIST, ²N Kim lab, ³Chem.I.Net Inc.

Abstract

A recent advance in communication technologies accelerates the spread of food safety issues once presented by the news media. To respond to those safety issues and take steps in a timely manner, automatically detecting related information from the news data matters.

This work presents an AI-based system that detects risk information within a food-related news article. Experts in food safety areas participated in labeling risk information from the food-related news articles; we acquired 43,527 articles in which food names and risk information are marked as labels. Based on the news document, our system automatically detects food

names and risk information by analyzing similarities between words within a text by leveraging learned word embedding vectors. Our AI-based system shows higher detection accuracy scores over a non-AI rule-based system: achieving an absolute gain of +32.94% in F1 for the food name category and +41.53% for the risk information category.

Key words: artificial intelligence, word embedding, risk information, food safety issues

서론

최근 디지털 미디어 기술의 발달로 국내외 식품안전 관련 이슈가 뉴스를 통해 보도되고 빠르게 확산되

*Corresponding author: Jaegul Choo, Graduate School of AI, KAIST, Daejeon, 34141, Korea
Tel: +82-42-350-1813
E-mail: jchoo@kaist.ac.kr
Received July 19, 2021; revised August 11, 2021; accepted August 11, 2021

고 있다. 식품 위해 이슈에 대한 신속한 대응과 관리를 위해서는 뉴스 데이터로부터 위해정보의 원인이 된 식품 및 위해인자의 정보를 자동으로 검출하여 국내 발생 및 노출 빈도 등을 파악하는 것이 중요하다. 이를 위해 본 연구에서는 인공지능 기술을 기반으로 뉴스 문서 내 식품안전 위해정보를 자동 검출할 수 있는 기술을 제안한다. 본 연구를 위해 식품안전 관련 전문가 6인이 참여하여 식품안전정보원으로부터 확보한 국내외 식품안전 관련 뉴스에서 식품 위해 관련 정보(식품 명칭 및 위해 인자)를 추출하는 데이터 레이블링을 수행하였고, 이를 통해 43,527건의 인공지능 학습용 데이터를 구축했다. 뉴스 문서 내 식품 위해정보에 대한 자동 검출 시스템은 단어 간 유사도에 기반하여 동작하며 각 단어가 식품 위해 관련 범주(식품 명칭 및 위해 인자)와 가지는 유사도가 사전에 설정한 임계 수치 이상일 때 해당 범주로 분류했

다. 이를 위한 단어 간 유사도 학습은 자연어처리 분야에서 활용되는 인공지능 기반 기술인 워드임베딩(Mikolov 등, 2013)을 이용하여 수행되었다.

인공지능 기반 식품위해정보 자동 검출 시스템을 개발하기 위한 전체 파이프라인은 그림 1과 같으며 크게는 1) 데이터 확보, 라벨링, 전처리를 통한 학습용 데이터셋 구축, 2) 인공지능 모델 학습, 3) 결과 산출 및 성능 평가의 단계로 나뉜다. 각 단계에 대한 수행 내용과 절차는 본문에서 상술한다.

본론

1. 학습용 데이터 구축

인공지능 기반 식품위해정보 자동 검출 시스템을 개발함에 있어 신뢰할 수 있는 양질의 데이터를 확보



그림 1. 인공지능 기반 식품위해정보 자동 검출 시스템 개발 파이프라인

백화점서 판매한 유명 **어묵** 회사 제품서 **곰팡이**

::==::

백화점 식품 매장에서 판매된 국내 유명 **어묵** 제조회사 제품에서 **곰팡이**가 발견됐다.대구시 수성구에 사는 주부 A씨는 지난 9일 집 근처 백화점 식품매장에서 D 업체가 만든 조끼 **어묵** 한 봉지(420g)를 구매했다. 집에서 반찬을 만들기 위해 봉지를 열어 내용물을 꺼내자 **어묵** 6장 모두 **곰팡이**가 슬어있었다.해당 제품 유통기한은 7월 11일로 표기돼 있었다. A씨는 유명 업체가 만든 식품이 허술하게 관리되고 있다는 사실에 불쾌한 마음이 들어 해당 업체에 항의했다. D 업체 관계자는 "다른 계열은 거의 문제가 없는데 여름철에는 가끔 **어묵** 제품이 상했다는 신고가 들어온다"며 "냉장제품이다 보니 유통과정에서 문제가 생겨 **곰팡이** 같은 게 생길 수도 있다"고 해명했다.대구 수성구는 "제조회사에 책임이 있는지 백화점 매장에 문제가 있는지 조사해서 과태료나 행정 처분할 계획"이라며 "소비자들도 식품을 살 때 꼼꼼하게 살펴볼 것을 권한다"고 밝혔다.

Entity Labels DOCS

You can use entity labels (attributes) to tag your entities. Apply the entity label(s) to all entity types, or to a selected entity type only.

6_위해인자_명칭	A string	6_위해인자_명칭	Optional description
5_식품_명칭	A string	5_식품_명칭	Optional description

그림 2. 레이블링 작업 결과물 예시

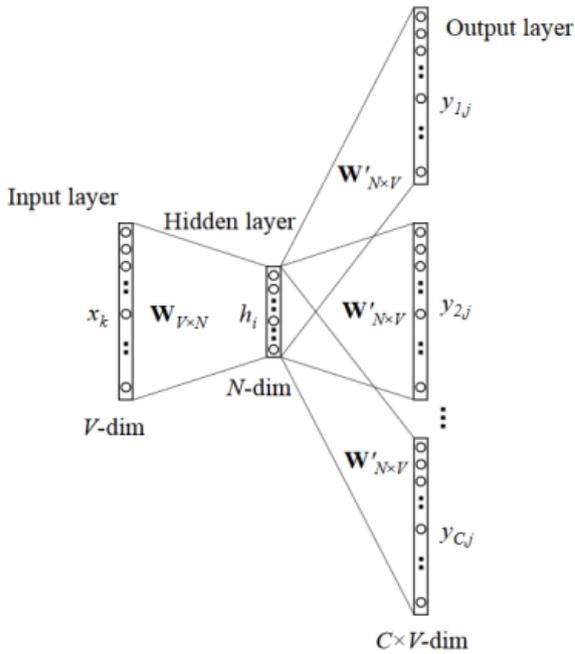
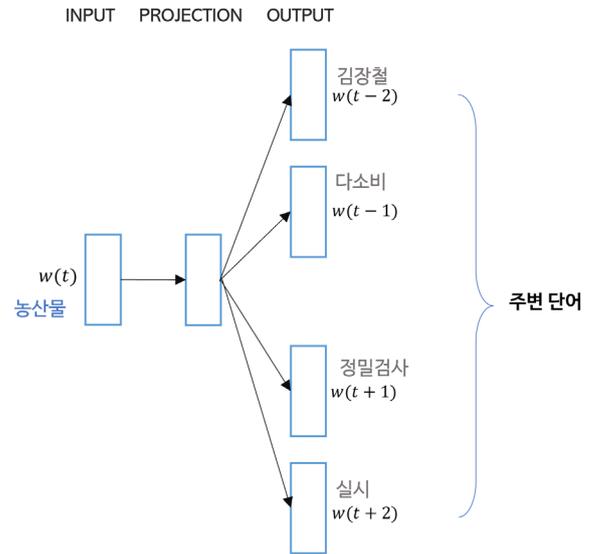


그림 3. 본 연구에서 사용한 Skip-gram의 구조 (Mikolov 등, 2013)

하는 과정이 선행되어야 하며, 이는 시스템 산출물의 품질을 결정짓는 요인이다. 따라서, 본 연구에서는 식품안전 관련 전문가 6인이 참여하여 식품안전 관련 뉴스에서 검출할 정보의 항목(식품 명칭, 위해 인자)을 선별하는 레이블링 작업을 수행하여 양질의 데이터를 구축하였다. 데이터원으로 식품안전정보원이 약 7년(2013년 1월~2020년 4월)에 걸쳐 수집한 국내의 식품안전 관련 기사 총 181,341건을 확보하였고, 각 뉴스 기사에서 식품 명칭, 위해 인자를 레이블링하는 작업을 거쳐 총 43,527건의 학습 데이터를 구축하였다. 이를 위해, 웹기반 협업용 레이블링 툴인 Tagtog¹ 플랫폼을 활용하여 레이블링을 진행하였으며, 그림 2에서 볼 수 있듯이 문서 내 식품 명칭과 위해 인자에 해당하는 단어 및 문구에 대해 분류에 맞도록 표시하는 방식으로 레이블을 확보하였다.

¹ <https://www.tagtog.net/>



예시 문장: “김장철 다소비 **농산물** 정밀검사 실시”

그림 4. 워드임베딩 학습 예시

2. 단어 간 유사도 산출을 위한 워드임베딩 학습

본 연구에서는 뉴스 문서 내에서 검출하고자 하는 항목(식품 명칭 및 위해 인자)과 연관도가 높은 문구를 자동 검출하기 위해, 문서를 구성하는 문구 간의 유사도와 이를 토대로 문구와 검출 항목 간의 유사도를 산출하는 과정을 수행한다. 문구 간 유사도 산출을 위해 워드임베딩을 사용한다. 워드임베딩은 단어를 인공지능 모델이 인식할 수 있는 형태로 변환하는 대표적인 자연어 처리 기법으로서, 단어를 각 차원이 실수값을 가지는 고유한 다차원 밀집 벡터(dense vector)로 변환하여 단어 간 유사도 연산, 관계 추론 등을 가능하게 한다 (Pennington 등, 2014; Joulin 등, 2016).

워드임베딩은 문장 내에서 단어의 동시 출현(co-occurrence)을 기반으로 학습되며, 동시에 출현한 단어들 간의 유사도가 높도록 학습된다. 주변 단어로 중심 단어를 학습하거나 중심 단어로 주변 단어를 학



어목	소르빈산	곰팡이
떡볶이	안식향산	벌레
떡	데히드로초산	이취
냉면	삭카린나트륨	탄화물
고추장	소르빈산칼륨	이취 확인
젓갈	사이클라민산나트륨	구더기
돈가스	무수아황산	침전물
된장	사이클라메이트	부유물
식빵	안식향산나트륨	균열
즉석조리식품	소브산	물때
김밥	무수아황산 잔류량	거품

습하는 형태로 벡터를 업데이트 하며, 파라미터가 학습되는 방식은 일반적인 딥러닝 모델 학습과 유사하게 수행된다 (Mikolov 등, 2013). 랜덤으로 초기화된 벡터에서 시작하며 예측값과 실제 값의 차이를 최소화하는 방향으로 학습이 진행된다. 그림 3은 본 모델에서 활용한 Skip-gram의 구조를 나타내며 중심 단어가 주어졌을 때 주변 단어를 예측하도록 학습이 이루어진다.

그림 4의 “김장철 다소비 농산물 정밀검사 실시”라는 예시 문장과 같이 하나의 중심 단어(농산물)가 주어질 때, 그 단어 주변의 문맥을 나타내는 단어들(김장철, 다소비, 정밀검사, 실시)이 무슨 단어일지

그림 5. 식품안전 관련 단어 간 유사도 분석 예시

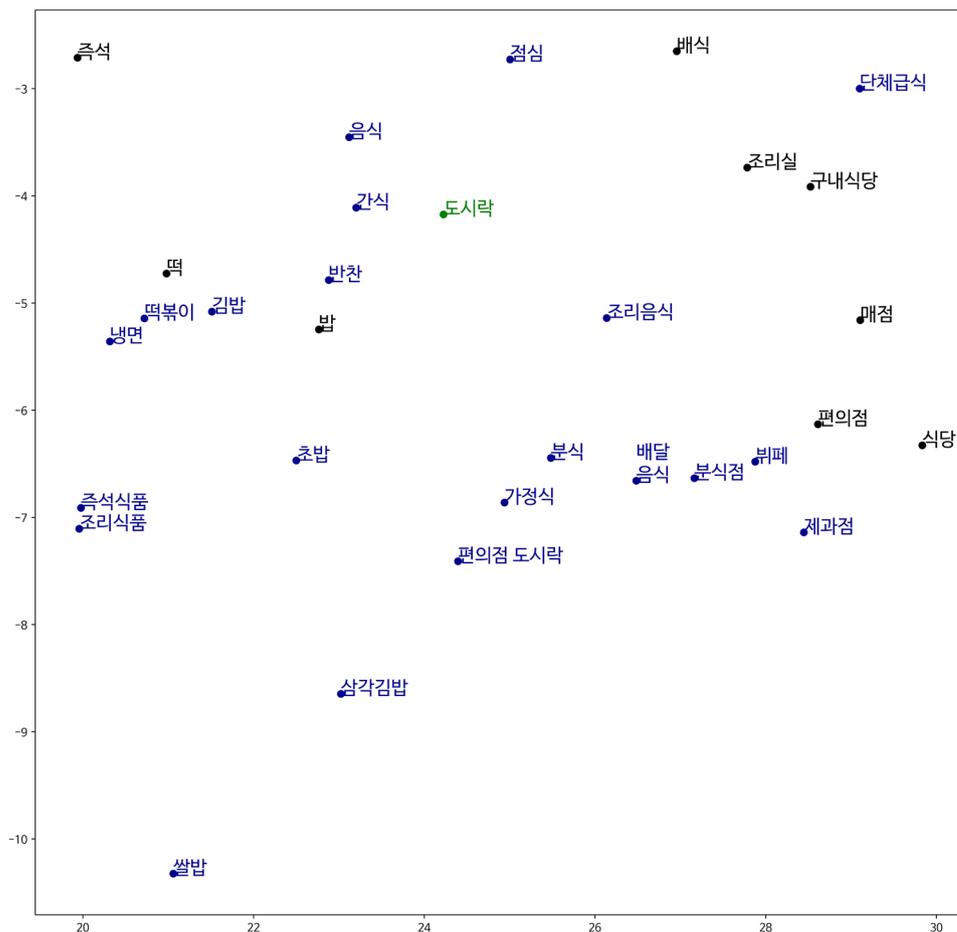


그림 6. '도시락'과 유사도가 높은 30개 문구 추출 및 시각화

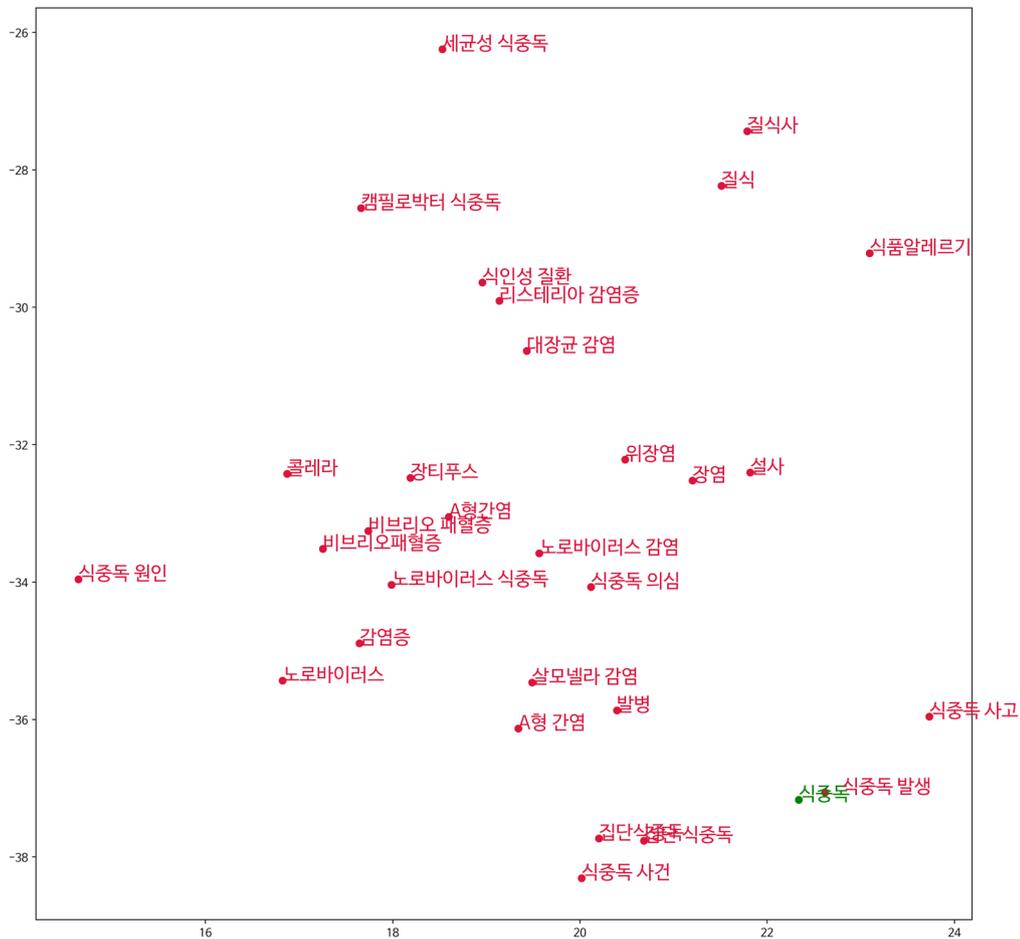


그림 7. '식중독'과 유사도가 높은 30개 문구 추출 및 시각화

를 예측할 수 있도록 워드임베딩 모델이 학습된다.

본 연구에서는 식품안전정보원으로부터 확보한 국내외 식품안전 관련 기사 약 18만 건을 활용해 워드임베딩 학습을 수행하였고, 학습 결과로 얻은 밀집 벡터 간 연산을 통해, 식품안전 관련 문서에 등장하는 단어 간 유사도 및 단어와 식품위해정보 항목(식품 명칭 및 위해 인자)과 유사도를 산출하는 데 활용하였다. 그림 5는 식품안전 관련 문서에 등장하는 문구 간 유사도를 분석한 예시로 '어묵', '소르빈산', '곰팡이'와 유사도가 높은 상위 10개의 문구를 나타낸다. '어묵'과 유사한 문구로 '떡볶이', '떡', '냉면' 등이 추출되었고 추출된 문구들은 '어묵'과 의미상

유사도가 높은 분식류에 포함되는 식품이며 워드임베딩 학습 시 문서에서 높은 빈도로 동시에 등장하였기에 유사도가 높도록 학습이 이뤄진 것을 확인할 수 있다. '소르빈산'과 '곰팡이'의 예시에서도 연관도 높은 단어들이 추출된 것을 알 수 있다.

학습된 식품안전 관련 분야에 대한 워드임베딩 결과를 효과적으로 나타내기 위해 t-SNE(t-distributed stochastic neighbor embedding) 시각화를 수행하였다(Van der Maaten과 Hinton, 2008). 이를 통해 고차원의 워드임베딩 벡터를 차원축소를 통해 2차원 벡터로 변환해 각 문구들 간의 유사도를 시각적으로 확인 가능하도록 하였으며, 그림 6과 그림 7에서 각각

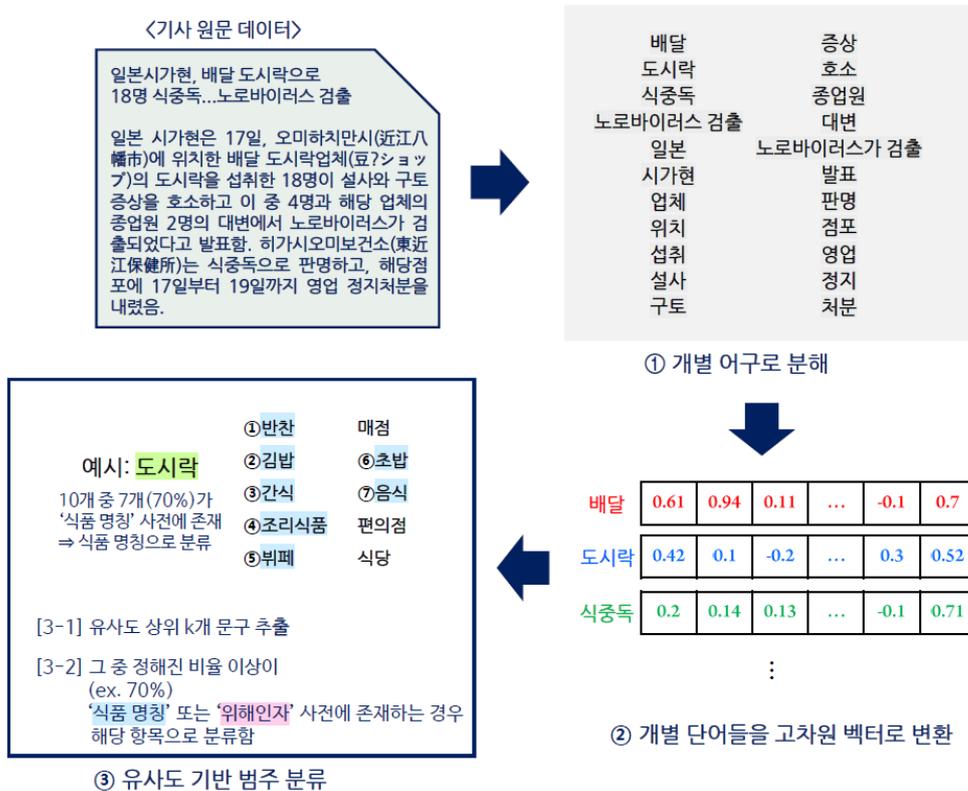


그림 8. 인공지능 기반 식품 명칭 및 위해인자 자동화 검출 과정

표 1. 인공지능 알고리즘을 적용한 검출 모델 및 비적용 모델 성능 비교 [k (=10), threshold (=70%)을 적용함]

모델	항목	정밀도	재현율	F1 ²
인공지능 적용 모델	식품 명칭	0.7670	0.8400	0.8018
	위해 인자	0.7641	0.6849	0.7223
인공지능 비적용 모델	식품 명칭	0.3170	0.9270	0.4724
	위해 인자	0.1955	0.7142	0.3070

‘도시락’, ‘식중독’을 예시로 각 단어와 유사도가 높은 30개의 문구를 추출하여 각 문구에 대한 2차원 벡터를 평면 상에 표시하였다. 각 문구는 식품안전 전문가의 검토를 통해 식품 명칭으로 분류된 바 있다면 파란색으로, 위해 인자로 분류된 바 있다면 빨간색, 그 외의 경우엔 검은색으로 표시하였다. ‘도시락’은 식품 명칭이고 ‘식중독’은 위해 인자로서 그림에서 분포한 점의 색깔에서 볼 수 있듯 각 분류 항목끼리 가까이 위치한 것을 알 수 있다.

3. 자동 검출 성능 평가

인공지능 기반 식품 명칭 및 위해 인자 자동 검출 과정을 도식화하면 그림 8과 같다. 새로운 뉴스 기사 텍스트가 입력으로 주어지면 해당 기사를 1) 각각의 어구로 분해하고 2) 개별 문구들에 대한 워드임베딩 벡터로 변환한 후 3) 유사도 분석을 수행한다. 그

² F1은 정밀도와 재현율의 조화평균으로 산출되는 검출 성능 지표이다.

달걀에 산란일자 표시까지, 전북도 위생관리 적극 강화

==:

전북도가 안전한 달걀 공급을 위해 농장에 대한 안전관리와 함께 달걀 유통 투명성 확보에 적극 나서기로 했다. 전북도 농림축산식품국은 앞으로 식용란수집판매업자가 스스로 **가축사육 시설별**로 6개월에 1회 이상 살충제(**피프로닐**, **비펜트린** 등) 성분 검사를 의무적으로 실시토록 하겠다고 24일 밝혔다. 케이지와 사료통에 남아있는 **살충제 성분**이 **달걀**에서 검출되지 않도록 축사 내 살충제 성분 제거작업을 위해 농가당 600만원을 지원도 이루어진다. 유통 투명성 확보를 위해 달걀껍데기에 생산자고유번호 및 사육환경 표시를 시행 중이며, 내년 2월 23일부터는 산란일자 표시도 시행된다. 생산일자와 함께 사육환경 번호 표시도 병행하며 환경은 총 4가지(①방사 ②평사 ③개선 케이지(0.075m²/마리) ④기존 케이지(0.05m²/마리))로 표시된다. 2019년 4월 25일부터 소비자가 달걀을 직접 구매하는 마트 등에 납품하는 달걀은 신설된 업종인 식용란선별포장업소에서 처리가 의무화 된다. 또 달걀 유통 활성화 및 위생·안전검사 거점으로 활용하기 위해 김제 지역에 2019~2020년 2년간 사업비 60억원(국비18억, 농식품부 공모사업)을 투자해 현대화된 **계란유통센터**를 설치할 계획이다. 계란유통센터는 공판장으로, 1일 100만개 이상의 처리가 가능한 규모로 계열화, 브랜드화 유도하여 영세한 유통구조를 개선해 농가 소득향상이 기대되고 있다. 최재용 전북도 농축수산물국장은 "전북도는 달걀에 대한 안전성 강화(일제검사와 축사환경개선사업) 및 유통투명성 확보(표시사항 준수유도, 식용란선별포장업 허가, 유통센터 설치) 등 개선된 제도의 조기 정착을 통해 안전하고 위생적인 달걀을 공급할 계획"이라고 밝혔다.

[식품 명칭]

모델 검출: 가축, 달걀, 식품, 계란

주석 분류: 식용란, 달걀, 식품, 계란

- 정밀도: 3/4
- 재현율: 3/4

[위해 인자]

모델 검출: 비펜트린, 살충제, 살충제 성분

주석 분류: 피프로닐, 비펜트린, 살충제

- 정밀도: 3/3
- 재현율: 2/3

그림 9. 정밀도 및 재현율 산출 예시

림 8의 예시와 같이 각 문구(예시: 도시락)와 유사도가 높은 상위 k개 문구에서 일정 비율 이상이 레이블링을 통해 추출한 식품 명칭(위해 인자) 사전에 존재하는 경우 해당 어구를 식품 명칭(위해 인자)으로 분류하였다. 본 연구에서는 k=10 및 70%의 비율을 기준으로 검출하였다.

검증용 데이터 200건에 대해 자동 검출 성능을 측정된 F1 성능 지표를 기준으로 식품 명칭의 경우 0.8018, 위해 인자의 경우 0.7223의 정확도를 보였다(표 1). F1 성능 지표는 정밀도(precision) 지표와 재현율(recall) 지표의 조화평균으로 산출되는데, 식품 명칭과 위해 인자 검출에 대한 각 지표의 측정치는 표 1 상단 인공지능 적용 모델에서 확인 가능하다.

정밀도와 재현율에 대한 산출은 문자열이 완전히 같거나 문자열이 포함되는 경우를 기준으로 수행되었다. 정밀도는 모델이 자동 검출한 문구들 중 맞게 검출한 문구의 비율이고, 재현율은 전문가 레이블링을 통해 분류된 문구들 중 모델이 검출한 문구의 비율을 의미하며 그림 9는 성능 지표 산출의 구체적인 예시를 나타낸다. 그림 9의 좌측은 모델에 입력된 뉴스 기사문이고, 우측은 각 정보 항목에 대해 모델이 검출한 문구와 레이블링에서 해당 항목으로 분류된 문구이다. 좌측 기사문에 모델 검출에 해당하는 문구에는 사각형 박스를, 전문가 레이블링으로 분류된 문

구는 유색의 배경색깔로 표시하였다. 이 중 대표적으로 위해 인자 정밀도의 산출 예시를 살펴보면, 모델이 자동 검출한 문구 3개(살충제; 비펜트린; 살충제 성분) 중 레이블링의 분류와 정확히 일치하는 문구 2개(살충제; 비펜트린)와 문자열 일부를 포함하는 문구 1개(살충제 성분)를 합하여 총 3개를 맞게 검출하였으므로 정밀도는 1.0을 갖게 된다.

인공지능 알고리즘의 유효성을 확인하기 위해, 인공지능 기반 유사도 알고리즘을 적용하지 않은 모델의 성능을 측정된 결과를 표 1의 하단부 인공지능 비적용 모델에 제시하였다. 해당 결과를 통해 인공지능 알고리즘이 적용되지 않은 모델이 검출한 문구들은 높은 비율로(식품 명칭 68.30%, 위해 인자 80.45%) 전문가 레이블링 결과와 일치하지 않음을 알 수 있으며, 낮은 정밀도로 인해 F1 성능지표 또한 인공지능 기반 모델 대비 낮은 수치를 기록한 것을 알 수 있다. 위와 같이 표 1에서의 비교를 통해 식품 명칭 및 위해 인자를 검출함에 있어 인공지능 기반 알고리즘을 적용하는 것이 성능 향상에 기여함을 확인하였다.

인공지능 기반 모델에서 뉴스 문서 내 개별 문구들에 대해 식품 명칭과 위해 인자 항목과의 유사도를 기준으로 검출함에 있어, 각 문구들과 상위 유사도를 가지는 k개의 문구들을 추출하여 그 중 일정 비율(threshold) 이상이 식품 명칭 또는 위해 인자 사전



k값에 따른 성능지표의 변화

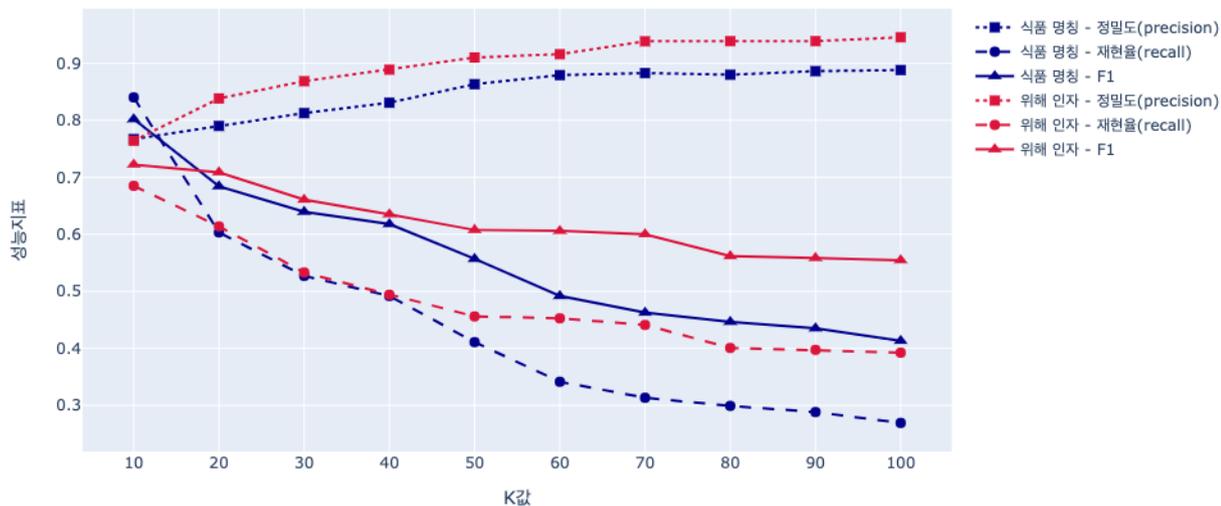


그림 10. k값의 변화에 따른 성능 지표의 추이

threshold값에 따른 성능지표의 변화

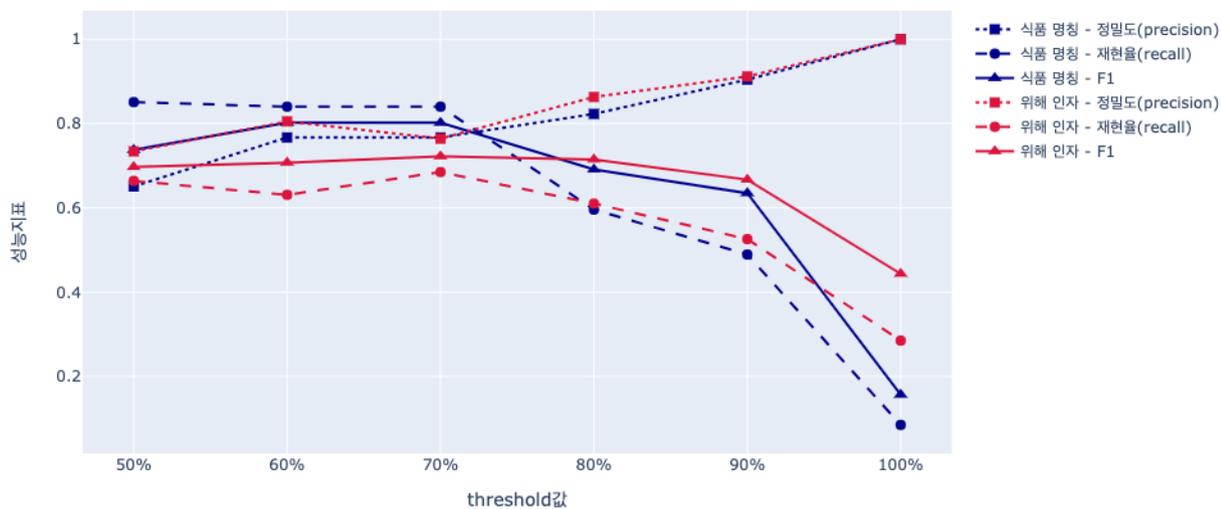


그림 11. Threshold 변화에 따른 성능 지표의 추이

에 해당하는 문구일 경우 해당 항목으로 분류한다고 서술한 바 있다. k 및 threshold 값의 변화에 따른 성능의 추이를 그림 10과 그림 11에서 확인할 수 있다.

그림 10에서는 threshold는 70%로 고정된 상태에서 k 값을 10부터 100까지 변화하며 정밀도, 재현율, F1 지표의 성능 추이를 나타내었는데, k값이 증가함

기사 원문 (모델 입력 데이터)	모델 출력값과 전문가 레이블링 비교	
<p>캐나다 공중보건청, 살모넬라 감염 조사 현황 (10.19)</p> <p>캐나다 공중보건청(FHAC)은 지역 공중 보건 담당자를 비롯한 캐나다 식품검사청(CFIA), 캐나다 보건부와 함께 5개 지역에서 발생한 살모넬라 식중독 사건을 조사하고 그 현황을 발표함. [감염자 발생 현황, 10월 19일 기준]- 감염자: 45명- 발생지역: 5개 지역(브리티시 컬럼비아 37건, 앨버타 6건, 사스캐처원 1건, 매니토바 1건, 퀘벡 1건)- 사망자: -- 입원환자: 9명 - 관련 회수: - [조사 요약]- 2018년 10월 19일까지 실험실에서 확인된 살모넬라(Salmonella Infantis) 감염 사례를 조사함.- 5개 지역, 총 45건이 보고되었으며, 퀘벡 주의 감염자는 발병 전 브리티시컬럼비아를 여행하였음.- 감염 사례는 2018년 6월 중순에서 9월 하순까지 발생했음.- 현재 조사가 진행 중이며, 감염자 상당수가 발병 전 오이를 섭취했다고 보고했음. 현재 발병과 관련된 회수 계통 없음.</p>	<p>식품 명칭</p> <p>모델 검출값</p> <p>주석 데이터</p>	<p>오이</p> <p>식품: 오이</p>
	<p>위해 인자</p> <p>모델 검출값</p> <p>주석 데이터</p>	<p>살모넬라 감염; Salmonella; Infantis; 살모넬라 식중독; 살모넬라</p> <p>Salmonella Infantis; 살모넬라</p>

그림 12. 검증용 뉴스 데이터에 대한 검출 예시 1

기사 원문 (모델 입력 데이터)	모델 출력값과 전문가 레이블링 비교	
<p>미국 미네소타주, 질면조 농장에서 N5N2형 조류인플루엔자 발생</p> <p>미국 미네소타주 중서부 질면조 농장의 질면조에서 경미한 형태의 조류인플루엔자가 확인되었으며 이는 2015년 치명타를 입혔던 것과는 다르며 공중 보건 또는 식품 안전에 위협을 끼치지 않는다고 지난 화요일 관계자는 전함. 세계동물보건기구는 지난 월요일, 경례 감시 검사를 통해 칸디오이 카운티의 4만 마리 질면조 무리에서 N5N2형 저병원성 바이러스 존재 사실을 확인했음. 해당 바이러스는 야생 조류에서 비롯되었음. 미네소타주 동물위생위원회는 해당 농장의 4개 헛간 중 13구획 숫질면조 1만 마리를 수용한 1곳만 피해를 입었다고 전했다. 이번 질면조 무리는 격리조치되어 있지만 어떠한 발병 징후도 보이지 않았다고 당국은 전했다.</p>	<p>식품 명칭</p> <p>모델 검출값</p> <p>주석 데이터</p>	<p>식품: 질면조; 조류</p> <p>식품: 질면조; 조류</p>
	<p>위해 인자</p> <p>모델 검출값</p> <p>주석 데이터</p>	<p>조류인플루엔자; 저병원성; 바이러스</p> <p>조류인플루엔자; N5N2형 저병원성 바이러스; N5N2형 조류인플루엔자</p>

그림 13. 검증용 뉴스 데이터에 대한 검출 예시 2

에 따라 정밀도 상승 및 재현율 하락을 보인다. k값은 개별 문구와 유사도가 높은 상위 k개의 문구들의 의미하므로, 이 수치를 증가시킨다는 것은 기존의 유사어들을 포함하여 더 많은 유사어들을 조사하는 것을 의미하며, 이 중 일정 비율(70%) 이상이 식품 명칭 혹은 위해 인자 사전에 포함되어야 한다는 것은 검출 조건이 까다로워지는 것을 의미한다. 따라서 모델이 까다로운 검출 조건을 만족시키는 결과물을 출력하기 때문에 이 중 전문가 레이블링과 일치하는 비율이 증가하게 되어 정밀도가 증가함을 볼 수 있다. 반대

로 k값의 증가에 따라 재현율의 하락을 확인할 수 있었는데, 이는 검출 조건이 까다로워짐에 따라 전문가 레이블링 중 극히 일부만을 검출해 내는 것으로 볼 수 있다. k값 증가에 따라 종합적인 지표인 F1 성능은 하락하였다.

그림 11에서는 k값은 10으로 고정된 상태에서 threshold를 50%에서부터 100%까지 증가시키면서 성능지표의 추이를 측정한 결과를 나타냈다. Threshold값의 증가는 10개의 유사어 중 더 많은 식품 명칭 혹은 위해 인자를 포함해야 하기 때문에 검



기사 원문 (모델 입력 데이터)	모델 출력값과 전문가 레이블링 비교	
<p>바르다김선생, 산본걸 식중독 환자 발생관련 발 빠른 조치</p> <p>지난 7일에서 8일 사이, 바르다 김선생 산본걸을 이용한 고객 중 일부가 식중독으로 인해 병원에서 치료를 받은 사실이 알려졌다. 22일 바르다 김선생 본사는 금번 발생한 식중독과 관련해 고객의 피해에 대해 깊이 사과하고, 피해 고객들을 위한 전담팀을 구성해 사과와 함께 배상책에 관해 논의중인 것으로 알려졌다. (...중략...) 김 본부장은 "이번에 발생한 식중독의 정확한 원인은 역학조사 결과가 나와야 알겠지만 김밥의 경우 식중독을 유발하는 균은 대체로 계란지단에서 나오는 것이 대부분"이라며 "발생 확인 직후 시정 위생과·보건소가 진행한 현장 조사에서 계란지단의 대부분의 김밥 재료들이 본사가 안전성을 검증한 필수 식재료가 아닌 개별 구매한 재료들로 영업을 해왔던 것이 확인됐다"고 말했다. (...중략...) 김성태 바르다김선생 전국가매결주협의회장은 "대다수의 바르다 김선생 매장에서는 본사가 안전성을 검증해 공급하는 식재료를 사용하고 있다"며 "일부 매장이 본사의 매뉴얼을 준수하지 않거나 검증이 되지 않은 식재료를 별도로 구매한 후 사용해 사적 이익을 더 추구하려다 선의의 대다수 고객들이 피해를 보게 될 것이 우려된다. (...후략...)"</p>	식품 명칭	<p>모델 검증값</p> <p>김밥; 계란; 사과; 식재료</p>
	위해 인자	<p>모델 검증값</p> <p>식중독; 균</p> <p>주식 데이터</p> <p>계란지단; 식중독을 유발하는 균</p>

그림 14. 검증용 뉴스 데이터에 대한 검출 예시 3

출 기준이 까다로워짐을 의미하며 threshold값이 커짐에 따라 그림 10에서와 마찬가지로 정밀도의 상승 및 재현율의 하락이 나타났으며 F1 지표가 하락했다.

그림 12-14는 검증용 기사 문서 중 일부에 대해 각 기사의 원문과 모델이 검출한 식품 명칭, 위해 인자 문구들 및 전문가 레이블링 작업을 통해 각 항목으로 분류된 문구들을 비교하여 나타낸 예시이다. 비교를 용이하게 하기 위해 기사 원문의 모델 출력 문구와 주식 문구에 대해 각각 밑줄, 하이라이트 형식으로 표시하였고, 식품 명칭과 위해 인자 카테고리에서 각각 푸른 색과 붉은 색을 사용하여 구별하였다.

그림 14에서 모델은 ‘사과’를 식품 명칭으로 검출하였는데, 이는 개별 문구를 하나의 고유한 벡터로 변환하기 때문에 문맥에 따른 동음이의어를 구별하지 못한 경우로 볼 수 있다. 향후 모델 성능 제고 혹은 식품 명칭, 위해 인자 외의 카테고리에 대한 분류 모델로의 확장을 위해서는 주어진 기사에서 단어의 전후 문맥을 반영할 수 있는 Transformer 모델(Vaswani

등, 2017)에 기반한 BERT (Devlin 등, 2019) 언어모델 등을 활용하여 검출 정확도를 고도화할 수 있을 것이라 기대한다.

결론

본 연구에서는 인공지능 기술을 기반으로 뉴스 문서 내 식품안전 위해정보를 자동 검출할 수 있는 기술을 제안한다. 본 연구에는 식품안전 관련 전문가 6인이 참여하여 식품안전 관련 뉴스에서 식품 명칭, 위해 인자 등을 추출하는 데이터 레이블링 작업을 수행하였고, 이를 통해 43,527건의 인공지능 학습용 데이터를 구축하였다. 인공지능 기반 뉴스 문서 내 식품위해정보 자동 검출 시스템은 단어 간 유사도 분석에 기반하여 작동되며, 이를 위해 식품안전관련 기사 18만 건을 이용한 워드임베딩 학습을 수행하여 식품안전 뉴스 텍스트 내 단어 간 유사도 산출에 활용하였다.

성능 평가를 통해 인공지능 기반 식품안전 위해정

보 자동 검출 시스템의 식품 명칭, 위해 인자 각 항목 검출에 대한 F1 지표가 인공지능 기술을 적용하지 않은 규칙 기반 검출 시스템보다 32.94%, 41.53% 높아짐을 확인하였다. 인공지능 기반 식품 위해정보 자동 검출 기술을 적용함으로써 식품안전 관련 전문가가 수동으로 국내외 식품위해 관련 정보를 수집 및 분류하는 사회적 비용을 줄일 수 있으며, 실시간 추적을 통해 식품위해 이슈에 대한 신속한 대응에 기여할 수 있다.

감사의 글

본 연구는 2020년도 식품의약품안전처의 연구개발비(20162미래기374)로 수행되었으며 이에 감사드립니다.

References

- Mikolov T, Sutskever I, Chen K, Corrado GS, Dean J. Distributed representations of words and phrases and their compositionality. Vol. 2, pp. 3111-3119. In: Proceedings of the 26th International Conference on Neural Information Processing Systems (2013)
- Pennington J, Socher R, Manning C. Glove: global vectors for word representation. pp. 1532-1543. In: Proceedings of the 2014 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (2014)
- Joulin A, Grave E, Bojanowski P, Douze M, Jégou H, Mikolov T. Fasttext. zip: compressing text classification models. arXiv preprint arXiv:1612.03651. (2016)
- Van der Maaten L, Hinton G. Visualizing data using t-SNE. JMLR. 9: 2579-2605 (2008)
- Vaswani A, Shazeer N, Parmar N, Uszkoreit J, Jones L, Gomez AN, Polosukhin I. pp. 6000-6010. In: Proceedings of the 31th International Conference on Neural Information Processing Systems (2017)
- Devlin J, Chang MW, Lee K. Bert: pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding. Vol. 1, pp. 4171-4186. In: Proceedings of the 2019 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies (2019)
- Tagtog. 택톡 웹기반 텍스트 레이블링 툴. <https://www.tagtog.net/>