

# 대규모 언어모델 기반의 뉴스 감정 모델을 이용한 선거 보도 뉴스의 감정 프레임 분석

근월\*, 장한문  
강원대학교 미디어커뮤니케이션학과

## Analysis of Emotional Framing in Election Coverage News Using a Large-Scale Language Model-Based News Sentiment Model

Yue Jin\*, Hanwen Zhang

Department of Media & Communication, Kangwon National University

**요약** 현재 대규모 데이터와 자연어 처리 모델을 활용한 뉴스 감정 분석 기술은 큰 진전을 이루었으나, 분야 간 및 언어 간 감정 모델 전이 테스트의 실용화는 아직 초기 단계에 있다. 본 연구는 9,788개의 경제 뉴스 데이터 세트를 활용하여 다양한 언어에 적합한 뉴스 감정 분류 모델(중립, 긍정, 부정)을 개발했다. 다섯 가지 다국어 대규모 언어 모델을 사용하여 경제 뉴스 감정 분류 모델을 훈련하고 최적의 모델을 선정하였다. 뉴스 프레임 이론을 적용하여 200개의 정치 선거 뉴스를 분석하고, 경제 뉴스 감정 분류 모델을 사용하여 200개의 정치 뉴스를 감정 분류하여 전이 테스트 능력을 평가하였다. 분석 결과, XLM-Roberta(cross-lingual language model - roberta) 모델이 최적의 경제 뉴스 감정 분류 모델로 선정되었으며, 정확도는 89%에 달했다. 정치 선거 뉴스의 50.5%가 부정적인 내용을 포함했으며 경제 뉴스 모델을 사용한 정치 뉴스의 감정 분류 정확도는 중립 85.25%, 긍정 78.95%, 부정 86.14%였다. 이러한 결과는 경제 및 정치 분야 뉴스의 감정 분류가 다른 분야 뉴스로 확장될 수 있는 가능성을 보여주며, 뉴스 감정 분석의 시간과 비용을 절감하고 감정 분류의 주관성을 줄일 수 있음을 시사한다.

**Abstract** Recent advancements in news sentiment analysis using large-scale language models show promise, but cross-domain and cross-language sentiment model transfer remain nascent. This study examines the adaptability of sentiment models across domains by using a dataset of 9,788 economic news articles to develop a model for sentiment classification (neutral, positive, negative) for different languages. The economic news sentiment classification model was trained using five multilingual large-language models, with Cross-lingual Language Model-Roberta (XLM-Roberta) achieving the best performance at 89% accuracy. Using news framing theory, the sentiments expressed in 200 political election news articles were analyzed. The economic news sentiment model was then applied to these political articles to test its transferability. Results indicate that negative content comprised 50.5% of the political news. The model's prediction accuracies for political news were 85.25% for neutral sentiment, 78.95% for positive, and 86.14% for negative. These findings suggest that sentiment classification models developed for economic news can be effectively transferred to political news, highlighting the potential for broader application across different news domains. This approach could save time and costs in sentiment analysis, and can reduce subjectivity in classification.

**Keywords** : Election, Financial News, Large-scale Language Processing Model, News Frame, Sentiment Classification

\*Corresponding Author : Yue Jin(Kangwon National Univ.)

email: jinyue0709@kangwon.ac.kr

Received May 27, 2024

Accepted August 2, 2024

Revised June 28, 2024

Published August 31, 2024

## 1. 서론

현대 뉴스 전파 연구 분야에서 감정 분류는 점차 중요한 연구 주제로 부각되고 있다. 뉴스 프레임 이론은 뉴스의 제시 방식이 수용자의 사건 이해와 감정 반응에 영향을 미친다고 주장한다. 먼저, 뉴스 감정 가치는 보도가 그 언어로 표현하는 감정적 태도, 예를 들어 긍정적, 부정적, 또는 중립적 태도에 관심을 둔다. 뉴스 감정 분석은 대중의 감정을 이해하는 데 도움을 주며 신문사가 콘텐츠를 개선하고 보도 전략을 조정하는 데에 필요한 기반을 제공한다[1].

뉴스 보도는 사실을 객관적으로 제시하지 않는다. 미디어가 공중의 의견을 형성할 수 있는 영향력 있는 방법 중 하나는 특정한 방식으로 사건과 이슈를 구성하는 것이다[2]. 같은 사건에 대한 다른 보도 관점은 완전히 상이한 결과를 나타낼 수 있다. 이러한 보도의 관점은 종종 기자나 신문의 특정 관점, 정치적 성향에 의해 영향을 받는다. 따라서 뉴스에서 프레임을 식별하는 방법은 거의 없다. 한 가지 방법은 귀납적 방법으로 뉴스 보도를 분석할 때 사전에 정의된 프레임을 고려하지 않는다[3]. 분석 과정에서 프레임은 자료로부터 도출된다. 귀납적 방법을 사용한 연구는 표본 크기가 지나치게 작아 재현 가능성이 낮다는 비판을 받아왔다[4]. 두 번째 방법은 연역적 방법이다. 조사 전에 정의하고 조작화 프레임을 사용하여 분석한다. 이 방법은 기존 연구를 먼저 검토한 후 프레임을 도출하고 그 맥락에서 프레임을 분류하고 분석한다[2].

기술 발전에 따라 다언어 감정 분류 모델 BERT(bidirectional encoder representations from transformers)와 Canine-C(characters and n-grams as input network - character-level) 등이 뉴스의 감정 분석에 널리 적용된다. 이러한 모델들은 대규모 다언어 텍스트에서 언어의 일반적인 특성을 학습하고, 특정 유형의 데이터 세트에서 미세 조정(fine-tuning)을 통해 최적화함으로써 다양한 언어의 감정 표현을 정확하게 식별할 수 있다. 현재 많은 학자가 대규모 자연 언어 모델(NLP: Natural Language Processing, 이하 NLP)을 사용하여 뉴스 제목 뒤에 숨겨진 감정 가치를 탐구하고 있다. 예를 들어, 2021년에는 야노시 예레 대학이 BERT를 기준으로 사용하고 VADER(valence aware dictionary and sentiment reasoner), TextBlob, 순환 신경망(RNN: Recurrent Neural Network, 이하 RNN)과 같은 다른 세 가지 도구를 사용하여 동기간 주식 변동과 감

정 결과를 혼련 및 검증하는데 이 도구들이 중립적 부분 없이도 감정 가치를 결정할 수 있음을 발견하였다[5]. 또 다른 학자들은 사전 혼련된 문장을 기반으로 하고 사전을 활용하여 금융 뉴스 미디어에서 제목을 식별하고 금융 뉴스 제목의 감정을 예측할 수 있는 개선된 BERT 모델인 SEntFiN을 개발하였다. 이 모델은 금융 뉴스 제목의 감정을 94%의 정확도로 예측할 수 있다[6].

금융 뉴스와 정치 뉴스는 주목하는 핵심 영역에서 현저한 차이가 있다. 금융 뉴스는 시장 동향, 경제 정책, 기업 활동에 중점을 두는 반면, 정치 뉴스는 정부 결정, 정당 활동, 국가 거버넌스에 집중한다. 이러한 차이에도 불구하고 이 두 유형의 뉴스는 여러 면에서 중요한 공통점을 가지고 있다. 경제 정책과 정치적 결정은 대중의 일상 생활과 국가의 발전 방향에 큰 영향을 미치기 때문에 모두 높은 공공 영향력과 사회적 중요성을 가지고 있다[7]. 둘째, 금융 뉴스와 정치 뉴스는 정확한 데이터 분석에 의존한다. 경제 데이터, 선거, 여론조사 등 복잡한 상황을 이해하고 현명한 결정을 내릴 수 있도록 돕기 위해서는 수용자에게 제공되는 뉴스 보도가 필수적이다.

글로벌화가 급속히 진전됨에 따라 뉴스의 전파와 영향력은 단일 언어나 문화에 국한되지 않게 되었다. 이에 따라 다언어 뉴스 감정 분석의 개발이 특히 중요해졌다. 이는 비슷한 뉴스 사건에서 다양한 문화와 지역의 감정 반응과 차이를 더 잘 이해하고 비교할 수 있을 의미한다. 다언어 모델과 첨단 자연 언어 처리 기술을 채택함으로써 다양한 언어의 뉴스 콘텐츠에 대한 정확한 감정 분석을 수행할 수 있다[8]. 이를 통해 뉴스 보도의 전 세계적 적응성과 영향력을 향상시킬 수 있다. 이러한 기술은 미디어 기관이 콘텐츠를 최적화하고 문화 간 소통을 강화하는 데 도움을 주며 전 세계 공공 정책의 수립과 국제 관계의 이해에 대한 지원을 제공한다.

이 연구에서는 영어와 한국어 경제 뉴스를 혼련 데이터로 사용하여 다언어 모델을 통해 감정 분류기를 혼련하였다. 연구의 목적은 뉴스 보도에서의 감정 경향(중립, 긍정, 부정)을 판별하고, 혼련이 완료된 후에 이 모델이 다른 유형의 뉴스(예: 정치 뉴스)에 대한 전이 적용 능력을 추가로 탐구하는 것이다. 정치 뉴스에서는 한국과 미국의 선거 뉴스를 분석 표본으로 선택하였다. 한국과 미국은 민주 국가이고 정치적 성향 때문에 보수당 대표 신문인 조선일보와 진보당 신문인 한겨레를 연구 대상으로 선정하였다. 발행 부수가 가장 많은 <조선일보>는 보수신문, 국민주 신문으로 창간된 <한겨레> 진보신문의 대표로 구분된다[9]. 미국에서는 좌파를 대표하는 <월스트

리트 저널)과 우파를 대표하는 <뉴욕 타임스>를 선택하였다.

선거 뉴스는 항상 정치 뉴스에서 큰 주목을 받는다. 선거는 정치 뉴스에서 중요한 위치를 차지하며 이는 국가의 정치 운영과 사회 안정에 직접적으로 영향을 미치는 것뿐만 아니라 국민의 정치 참여를 증진시키고 정보의 투명성을 확보하고 정책을 추진하는 데 중요한 역할을 한다. 이러한 연구 설계는 다언어 경제 뉴스로 훈련된 모델이 정치 뉴스를 처리할 때의 효과성과 적응성을 평가하기 위해 구상되었다. 이를 통해 모델의 일반화 능력과 다른 유형의 뉴스 분야에서의 실제 응용 가치를 검증하고자 한다.

## 2. 자료 및 방법

### 2.1 선거 보도의 뉴스 프레임

뉴스 보도는 중립을 유지해야 한다는 기본 원칙을 따라야 하지만, 인간적 요소와 외부 영향으로 인해 뉴스의 감정 표현은 항상 중립적이지 않을 수 있다. 뉴스의 감정은 중립적인 뿐만 아니라 부정적이거나 긍정적인 경향도 있을 수 있다. 뉴스 프레임 이론에 따르면, 이러한 감정은 중립 프레임(objective frame), 부정 프레임(critical frame), 그리고 긍정 프레임(supportive frame)으로 매핑될 수 있다. Table 1에는 세 가지 뉴스 감정 프레임의 출처를 나타내었다. 중립 프레임은 선거 과정과 후보자에 대해 중립을 유지하며, 객관적이고 사실에 기반한 보도를 제공하여 수신자가 스스로 판단할 수 있게 한다. 부정 프레임은 후보자, 정당 또는 정책에 대한 비판적 접근을 포함하여, 조사 보도, 사실 확인, 권력 감시를 강조하며 후보자의 문제나 정치 스캔들을 폭로한다. 긍정 프

Table 1. Types of News Frames and Corresponding Sources

News frame	Ventilating fan	Sources
Objective Frame	Aday, S.[10].	The framesetting effects of news: An experimental test of advocacy versus objectivist frames.
Critical Frame	Walker, H. M., Reed, M. G., & Fletcher, A. J. [11].	Wildfire in the news media: An intersectional critical frame analysis.
Supportive Frame	Kim, Geun-sik., Lee, Sun-woo. [12].	Analyzing the effects of message framing on nuclear acceptance

레이미는 후보자의 장점, 정책의 이점, 지지자의 입장을 강조하며 후보자가 유권자의 지지를 얻기 위한 노력을 중점적으로 보도한다.

### 2.2 데이터셋의 훈련

Table 2에는 공개된 다언어 경제 뉴스 데이터셋의 구성을 제시하였다. 이 데이터셋은 금융 뉴스 및 기업 보도 자료로부터 추출된 4,894개의 문장을 포함하고 있다[13]. 이 문장들은 상업 교육 배경을 가진 16명의 주석자에 의해 긍정적, 부정적, 또는 중립적으로 라벨링되었다. 영문 문장들을 한국어로 번역함으로써 데이터셋은 9,788개의 기록으로 확장되었다. 후속 데이터 훈련을 용이하게 하기 위해 데이터셋 내의 감정 라벨(긍정, 부정, 중립)은 해당하는 숫자 식별자로 변환되었다. 이 단계는 모델의 최종 분류기가 이 라벨들을 올바르게 처리할 수 있도록 보장한다. 데이터셋은 훈련 시 8:1:1의 비율로 훈련 세트, 검증 세트 및 테스트 세트로 나누어졌다.

Table 2. Composition of the Training Set by Language and Sentiment Category

	Korean (50%)	English (50%)
Neutral (0)	2881	2881
Positive (1)	1391	1391
Negative (2)	622	622

### 2.3 훈련모델 선정 및 훈련과정

현재 다양한 언어 모델 개발에서는 장거리 문제를 극복하는 장점을 지닌 Transformer 구조가 널리 사용되고 있다. RNN과 비교할 때, Transformer는 긴 시퀀스 처리의 도전을 효과적으로 극복할 수 있다. RNN에서는 정보가 시퀀스에 따라 단계적으로 전달되며, 다양한 언어 텍스트를 처리할 때 시퀀스의 시작과 끝 사이의 의존성을 포착하기 어렵다. Table 3은 본 논문에서 사용된 다섯 가지 대규모 언어 모델과 그들의 파라미터 양을 제시하였다. Table 3에서 볼 수 있듯이, 모델 크기 측면에서 Multilingual BERT의 파라미터가 가장 크며, 가장 작은 파라미터 모델은 DistilBERT(distilled bidirectional encoder representations from transformers)이다. Twitter-XLM(Twitter cross-lingual language model)과 XLM-Roberta(cross-lingual language model - RoBERTa)는 파라미터 양이 동일하며, Canine-C의 파라미터 양은 평균 수준이다.

Table 3. Introduction to NLP Models and Parameters Used

Model Name	Parameter (Million)
Multilingual BERT	340
DistilBERT	66
Twitter-XLM	270
XLM-Roberta	270
Canine-C	121

Table 4에는 각 모델의 장점 및 한계를 제시하였다. Multilingual BERT는 방대한 파라미터 양으로 인해 다양한 언어의 복잡한 의미 구조를 더 잘 이해하고 생성할 수 있어, 다중 언어 이해 및 변환 작업에서 뛰어난 성능을 보인다. 그러나 이는 더 많은 계산 자원과 시간을 요구하기 때문에 자원이 제한된 환경에는 적합하지 않을 수 있다. 반면에, DistilBERT는 BERT의 경량화 버전으로, 지식 증류 기술을 통해 파라미터 양을 줄여 계산 부담을 경감한다. 이로 인해 상대적으로 높은 성능을 유지하면서도 빠른 응답이 필요한 응용 프로그램에 더 적합하다. 그러나, 일부 복잡한 언어 처리 작업에서는 원본 BERT와 동일한 정확도를 달성하지 못할 수 있다. Twitter-XLM과 XLM-Roberta는 파라미터 양이 동일하며, 이 두 모델은 언어 간 이해 및 생성을 최적화하기 위해 설계되었다. Twitter-XLM은 특히 소셜 미디어 텍

Table 4. advantages and limitations of NLP Models

Model Name	Advantages	Limitations
Multilingual BERT	Excellent for multiple languages with a single model.	May not perform as well for low-resource languages.
DistilBERT	Faster and smaller than BERT, efficient for deployment.	Reduced model size may lead to lower accuracy.
Twitter-XLM	Specialized for social media text, robust in handling informal language.	Limited to languages and data types similar to training conditions.
XLM-Roberta	Outperforms BERT in multilingual settings, very high accuracy.	More resource-intensive, requires significant computational power.
Canine-C	Handles character-level inputs for deep understanding of morphology.	Newer model with less community vetting compared to others.

스트에 최적화되어 비공식적 언어와 약어를 더 잘 처리한다. 반면 XLM-Roberta는 더 큰 규모의 사전 학습과 더 세밀한 조정을 통해 더 정확한 다중 언어 모델 성능을 제공하며, 특히 자원이 풍부한 언어와 자원이 부족한 언어 처리의 균형에서 우수한 성능을 보인다. Canine-C는 비교적 새로운 모델로, 문자 수준의 입력 처리 메커니즘을 사용한다. 이는 중국어, 일본어, 한국어와 같이 복잡한 문자 시스템을 포함하는 언어를 더 세밀하게 처리할 수 있게 해주며, 형태적 변화가 풍부한 언어 텍스트를 더 잘 이해하고 생성할 수 있다. 그러나 새로운 모델이기 때문에 실제 적용에서의 성능과 안정성은 더 많은 연구와 검증이 필요하다[14-18].

Multilingual BERT를 예로 들면 Fig. 1과 같이 다양한 언어의 대규모 데이터셋에서 사전 훈련을 통해 일반적인 언어 표현 능력을 학습하는 과정을 제시하였다. 이를 통해 다양한 언어의 텍스트를 이해하고 처리할 수 있게 되었다. 이러한 능력은 국제 뉴스 분류와 같이 다양한 언어 배경의 데이터를 처리해야 하는 시나리오에 특히 적합하다. Fig. 1은 BERT가 텍스트 데이터를 어떻게 처리하여 감정 분류를 수행하는지를 명확하게 보여주었다. 모델의 가장 하단에서는 다양한 언어의 텍스트가 토큰화되어 여러 토큰(tok1, tok2, ..., tokN)으로 변환되고, 특별한 시작(CLS: Classification token, 이하 CLS)과 구분(SEP: Separator token, 이하 SEP) 토큰이 추가된다. 이 토큰들은 이후 임베딩 벡터(E1, E2, ..., EN)로 변환되며 임베딩 벡터는 토큰의 초기 의미 정보를 포착한다. ECLS(ECLS: Episodic Classification Token, 이하 ECLS)는 전체 입력 시퀀스의 집약된 표현으로 BERT 레이어를 거쳐 처리된 후 특히 분류 작업에 사용된다. BERT 레이어에서는 이 임베딩 벡터가 여러 계층의 자기 주의(self-attention) 및 피드포워드 네트워크를 통해 추가로 처리되어 새로운 표현(T1, T2, ..., TN, TSEP)을 출력한다. TCLS(즉, Fig. 1의 C)(TCLS: Temporal Classification Token, 이하 TCLS)는 ECLS에서 모든 Transformer 계층을 거쳐 처리된 결과로, 전체 입력 시퀀스의 문맥 정보를 포함하며 최종 분류를 위한 핵심 표현이다. 모델의 최상위에서 TCLS는 일련의 밀집층(dense layers)으로 보내져 BERT 레이어에서 온 정보를 더욱 처리하고 통합하여 분류에 사용될 최종 특징을 형성한다. 마지막으로 분류층을 통해 모델은 긍정적, 부정적, 중립적의 세 가지 감정 카테고리를 출력한다.

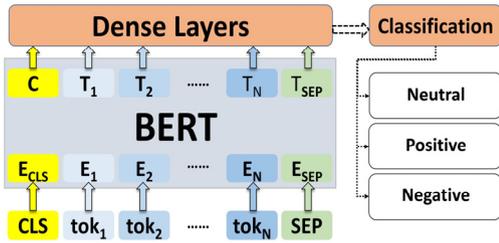


Fig. 1. Emotion classification flowchart for Multilingual BERT model

이 모델들은 다양한 작업의 요구와 특성을 충분히 고려하여 이루어졌다. 예를 들어, Multilingual BERT와 XLM-Roberta는 강력한 다언어 처리 능력을 갖추고 있어 다언어 환경에서의 텍스트 이해와 분류 작업에 매우 적합하다. DistilBERT는 모델 크기가 작으면서도 BERT의 성능에 근접하기 때문에 자원이 제한된 환경에서 사용하기에 적합하다. Canine-C의 독특한 점은 문자 수준 정보를 처리하는 능력으로 언어 구조의 차이가 큰 상황에서 우수한 성능을 발휘한다. 이 5가지 모델을 사용할 때는 종단 작업을 긍정적, 부정적, 중립적 의 세 가지 카테고리로 분류하여 적용한다. 훈련은 NVIDIA Tesla P100을 사용하여 가속되며, epoch은 100으로 설정하고 최대 토큰 길이는 128로 설정된다.

## 2.4 모델의 성능과 마이그레이션 테스트의 성능 평가 방법

모델 성능 평가는 Eq. (1)에서 정밀도, Eq. (2)에서 정확도, Eq. (3)에서 재현율, Eq. (4)에서 F1 점수, 총 4가지 지표를 사용하여 이루어졌다. 이러한 지표를 계산하기 위해 각 카테고리별로 참양성(true positive), 거짓양성(false positive), 참음성(true negative), 거짓음성(false negative)의 수를 결정하였다[19].

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{Total\ samples} \quad (1)$$

Where, Accuracy represents the proportion of correctly classified instances, TP denotes the number of true positives, TN denotes the number of true negatives, and Total samples represents the total number of instances in the dataset.

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (2)$$

Where, Precision represents the ratio of correctly predicted positive instances to the total

predicted positives, TP denotes the number of true positives, and FP denotes the number of false positives.

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (3)$$

Where, Recall represents the ratio of correctly predicted positive instances to the total actual positives, TP denotes the number of true positives, and FN denotes the number of false negatives.

$$F1\ Score = 2 \times \frac{Recall \times Precision}{Recall + Precision} \quad (4)$$

Where, F1 Score represents the harmonic mean of Precision and Recall, providing a balance between the two metrics, with Recall as defined above and Precision as defined above.

경제 뉴스 감정 분석 모델의 정치 뉴스 분야로의 전이 적용성을 평가하기 위해, 본 논문에서는 한미 네 신문사의 선거 뉴스를 수집하여 감정 분석을 수행하였다. 한국 뉴스는 빅카인즈(www.bigkinds.or.kr)를 통해 수집하였고, 미국 뉴스는 월스트리트 저널(www.wsj.com)과 뉴욕 타임스(www.nytimes.com) 홈페이지에서 선거 뉴스를 수집하였다. 2024년은 한국과 미국 모두 선거가 있는 해로, 양국에서 중요한 이슈이다. 선거 뉴스는 전체 정치 뉴스에서 무시할 수 없는 부분이므로 선거 관련 뉴스를 수집하고 분석하였다.

본 논문에서는 단순 무작위 샘플링(simple random sampling)을 채택하여 <조선일보>, <한겨레>, <월스트리트 저널>, <뉴욕 타임스>에서 각 50개의 기사를 선택하여 총 200개의 뉴스를 일관성 테스트에 사용하였다. 인공지능 감정 분석 결과는 실제 감정 라벨로 사용되었으며, 선택한 다섯 가지 모델 중 가장 우수한 모델에 대한 정밀도 테스트를 수행하였다. 모델의 정밀도 테스트는 식 (1)부터 식 (4)까지의 계산 분석을 통해 수행하였다.

## 3. 연구결과 및 해석

### 3.1 경제신문 훈련 결과

Fig. 2는 다섯 가지 모델의 훈련 과정에서의 손실 감소 결과를 제시하였다. Multilingual BERT와 XLM-RoBERTa의 손실 감소 속도가 가장 빠르며 그 뒤를 DistilBERT와 CANINE-C가 뒤따른다. 즉, 이들 모

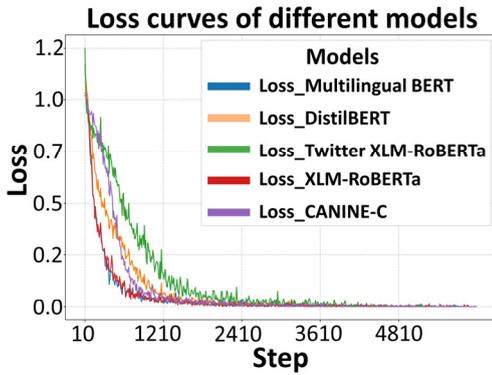
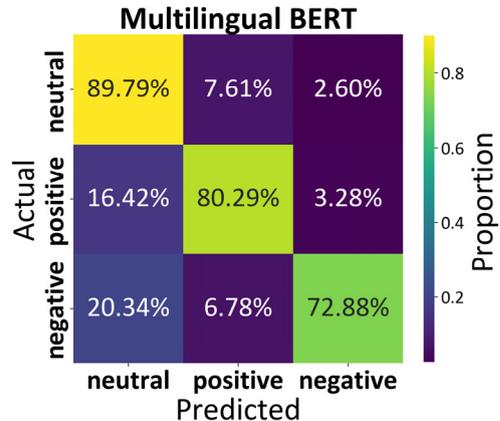


Fig. 2. The learning process and loss reduction of each model during training

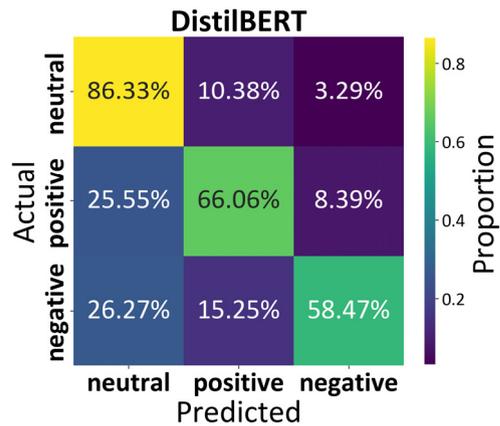
모델 학습 효율성과 수렴 속도 면에서 더 우수할 수 있음을 나타낸다. Twitter XLM-RoBERTa의 손실 곡선은 가장 천천히 하락하여 훈련 초기 단계에서 학습 속도가 느린 것을 보여준다. 모든 모델은 결국 안정되는 경향을 보이며 Multilingual BERT와 XLM-RoBERTa는 BERT 구조를 기반으로 하여 이 구조가 훈련 과정을 최적화하고 가속화하도록 설계되었다. 이들은 대규모 사전 훈련을 활용하여 새로운 데이터 세트에 더 빨리 적응할 수 있으므로 다양한 작업과 다언어 처리 작업에서 더 빠른 학습 속도를 보여준다. 반면, Twitter XLM-RoBERTa의 손실이 가장 느리게 감소하는 것은 Twitter XLM-RoBERTa가 주로 소셜 미디어 텍스트 처리를 최적화했기 때문일 수 있으며 광범위한 뉴스 콘텐츠 처리와는 다를 수 있다. 소셜 미디어 텍스트의 특성은 정치 뉴스와 언어 스타일 및 표현에서 상당한 차이를 보일 수 있으므로, 모델이 조정하고 학습하는 데 더 많은 시간이 필요할 수 있다.

Fig. 3에는 다섯 가지 모델의 감정 분류 작업에서의 정확도 결과를 제시하였다. XLM-RoBERTa 모델이 중립(89.97%), 긍정(88.32%), 부정(84.75%) 감정 인식에서 모두 뛰어난 성능을 보였음을 나타낸다. 특히 부정 감정 분류에서 84.75%의 높은 정확도를 달성하였다. 이에 비해 Multilingual BERT는 중립 감정 인식에서 높은 정확도(89.79%)를 보였지만 긍정과 부정 감정에서는 성능이 떨어졌다(긍정: 80.29%, 부정: 72.88%). DistilBERT는 중립 감정 인식에서 나쁘지 않은 성능(86.33%)을 보였지만 긍정(66.06%)과 부정(58.47%)에서의 분별 능력이 부족하여 XLM-RoBERTa에 미치지 못하였다. 마찬가지로 Twitter XLM-RoBERTa(중립: 87.20%, 긍정: 55.47%, 부정: 45.76%)와 CANINE-C(중립: 88.93%,

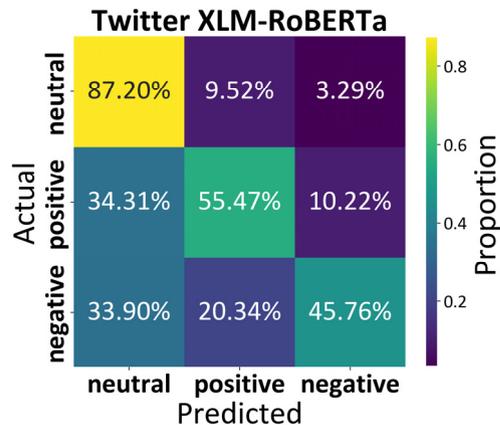
긍정: 65.69%, 부정: 66.10%)는 중립 감정 인식에서 어느 정도 성과를 보였으나, 긍정과 부정 감정에서의 정확도가 낮았으며 특히 Twitter XLM-RoBERTa의 부정 감정 인식은 45.76%에 불과하였다.



(a)



(b)



(c)

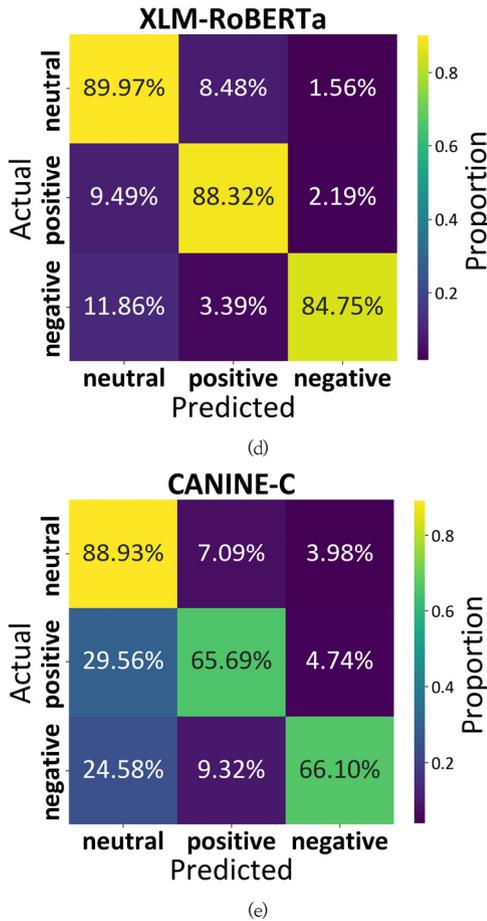


Fig. 3. Classification confusion matrix of each model (a) Multilingual BERT (b) DistilBERT (c) twitter XLM-RoBERTa (d) XLM-RoBERTa (e) CANINE C

Fig. 4는 각 모델의 정밀도(precision)(Fig. 4a), 재현율(recall)(Fig. 4b), F1 점수(f1-score)(Fig. 4c)를 가장 평균한 결과를 제시하였다. XLM-RoBERTa 모델은 모든 세 평가 지표에서 최고의 성능을 보였으며, 정밀도, 재현율, F1 점수 모두 0.89에 도달하였다. 이는 모든 모델 중에서 감정을 정확하게 식별하고 분류하는 능력이 가장 뛰어남을 나타낸다. 반면, Multilingual BERT는 정밀도에서는 좋은 성능(0.85)을 보였지만 재현율과 F1 점수는 다소 낮았다. DistilBERT(0.77), Twitter XLM-RoBERTa(0.72-0.73), 그리고 CANINE-C(0.79-0.80)의 성능은 상대적으로 약했으며, 특히 Twitter XLM-RoBERTa는 모든 지표에서 가장 낮은 점수를 받았다. 이러한 평가 지표를 종합할 때, XLM-RoBERTa는 식별 정확성, 커버리지, 전체적인 성능의 균형이 잘 맞고 전이의 혼동 행렬 결과를 고려하여 최적의 모델로 선정되었다.

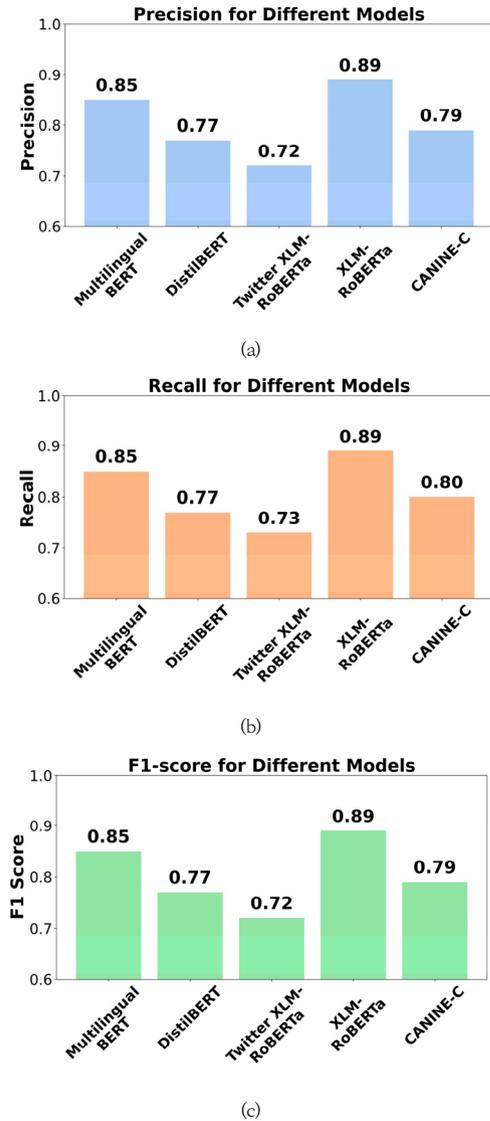


Fig. 4. Statistical results of 5 NLP models (a) Precision results (b) Recall results (c) F1-score results

### 3.2 선거 뉴스의 테스트 결과 및 프레임 분석

Table 5는 뉴스 프레임을 활용한 5개 저널의 뉴스에 대한 감정 분석 결과를 제시하였다. 전체적으로 분석된 뉴스 기사의 수는 200편이며, 이 중 부정적 뉴스가 50.50%로 가장 큰 비율을 차지하고 중립적 뉴스가 30.50%, 긍정적 뉴스가 19.00%를 차지하였다. 선거에 대한 일반적인 긍정적인 홍보와 달리, 부정적인 내용이 다른 정당을 비판하는 보도가 더 많은 것을 볼 수 있다. 이는 부정적인 감정이 수용자의 관심을 더 많이 끌기 때문이다. 정치

Table 5. News Frame and Attitude Frequency by Newspapers

News frame	Positive frame	Neutral frame	Negative frame	Total
THE CHOSUN Daliy	5 (10%)	14 (28%)	31 (62%)	50 (100%)
HANKYOREH	12 (24%)	17 (34%)	21 (42%)	50 (100%)
The Wall Street Journal	13 (26%)	19 (38%)	18 (36%)	50 (100%)
The New York Times	8 (16%)	11 (22%)	31 (62%)	50 (100%)
Total	38 (19%)	61 (30.5%)	101 (50.5%)	200 (100%)

커뮤니케이션 연구는 부정적인 뉴스가 지배적인 위치를 계속 유지하는 것을 논의하며, 사람들은 일반적으로 긍정적인 정보보다 부정적인 정보에 더 많은 관심을 가진다. 긍정적인 뉴스에 비해 부정적인 뉴스는 더 강렬하고 지속적인 반응을 유발하며, 소통뿐만 아니라 더 넓게는 정치 기관과도 관련이 있다[20]. 또한 수용자의 관심을 더욱 끌며, 같은 사건에 대해서도 뉴스 프레임이 달라질 수 있어 태도가 완전히 반대인 뉴스가 나타날 가능성이 있다.

1. **월스트리트 저널 (The Wall Street Journal):** 2024.04.11 'Biden Loses Support Among Black Men, WSJ Poll Finds', 월스트리트 저널의 여론 조사는 바이든이 중요한 지지 집단에서 지지율이 하락하고 있다는 것을 강조한다. 특히 민주당의 중요한 지지자인 흑인 남성 유권자들 사이에서의 지지율 하락은 바이든과 민주당의 선거 전망에 중대한 영향을 미칠 수 있다.

2. **뉴욕 타임스 (The New York Times):** 2024.04.11 'Biden's Cash Advantage', 한편 뉴욕 타임스는 바이든의 자금면에서의 우위를 부각시켰다. 일부 집단에서 지지율이 하락함에도 불구하고, 바이든은 여전히 경쟁자들에 비해 자금면에서 우위를 유지하고 있어 선거에서 경쟁력을 유지할 수 있는 능력이 있음을 의미한다.

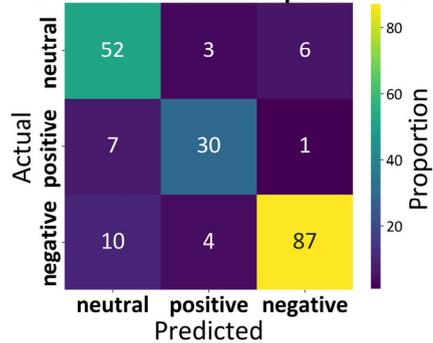
3. **한겨레 (HANKYOREH):** 2024.04.11 '민주당 단독으로도 압승 전망...개혁입법·특검법 다시 나설까', 한겨레는 한국 민주당이 향후 선거에서 단독으로 압도적인 승리를 거둘 것으로 예상하며, 개혁적인 입법과 특별검사법에 다시 나설 가능성에 대해서도 언급하였다.

4. **조선일보 (THE CHOSUN Daliy):** 2024.04.11 '선거 끝나도 끝난 게 아니다, 이재명의 공직선거법 리스크', 조선일보는 이재명의 공직선거법과 관련된 리스크

를 부각시켰다. 민주당에 관한 보도임에도 불구하고 한겨레는 정치 분석과 선거 예측에 더 중점을 두어 긍정적인 감정을 표현한 반면, 조선일보는 개별 정치인의 문제점과 논란에 보다 집중하고 있다. 보도의 내용과 각도, 그리고 다른 시각과 우선순위는 서로 다른 내용과 견해를 나타낸다.

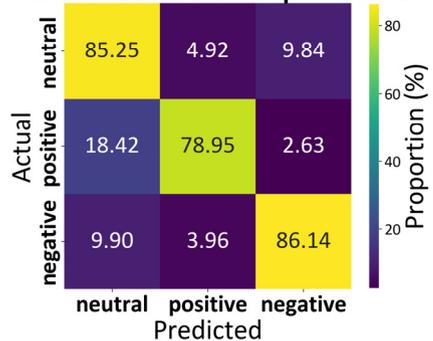
Fig. 5는 개발된 모델을 활용한 정치 뉴스의 감정 분류 정밀도 결과를 제시하였다. 중립 감정의 뉴스 제목 중 총 52개의 뉴스 제목이 올바르게 중립으로 인식되었으나 3개의 제목은 긍정으로, 6개는 부정으로 잘못 분류되었다. 긍정적 감정의 뉴스 제목 중 30개가 올바르게 인식되었으며 7개는 중립으로, 1개는 부정으로 잘못 판단되었다. 부정적 감정 뉴스 제목 중 87개의 뉴스 제목이 정확하게 식별되었으나, 10개가 중립으로, 4개가 긍정으로 잘못 분류되었다. 전반적으로 모델은 중립 감정 제목의 정확도가 85.25%, 긍정적 감정 제목의 정확도가 78.95%, 부정적 감정 제목의 정확도가 86.14% 차지하였다. 이 데

Confusion matrix result of political news



(a)

Confusion matrix result of political news



(b)

Fig. 5. Transfer test results for political news (a) accuracy results (b) Percentage accuracy results

이러는 모델이 정치 뉴스의 감정 분류를 처리하는 데 일정 수준의 정확성과 실용성을 가지고 있음을 나타내지만 모든 감정 카테고리에서 일부 뉴스가 잘못 분류되었다. 특히 중립 감정 뉴스의 잘못된 분류가 상대적으로 높다. 이는 모델이 특정 감정을 식별하는 데 있어서 개선의 여지가 있음을 시사한다.

#### 4. 결론

이 연구에서는 영어와 한국어로 된 9,788개의 경제 뉴스 텍스트를 훈련 데이터로 사용하고 다섯 가지 다언어 모델(Multilingual BERT, DistilBERT, Twitter-XLM, XLM-RoBERTa, Canine-C)을 이용하여 경제 뉴스를 위한 다언어 감정 분류기(중립, 긍정, 부정)를 훈련하였다. 사전 훈련된 모델의 사용 환경과 특성이 다르기 때문에 훈련 결과에 차이가 발생하였고, XLM-Roberta가 높은 수준의 균형 있는 감정 인식 능력으로 최적의 모델로 선택되었다(F1 점수: 0.89, 중립: 89.97%, 긍정: 88.32%, 부정: 84.75%). 또한, 이러한 모델들이 정치 뉴스에 어떻게 적용될 수 있는지 추가로 탐구하였다. 경제 신문 감정 분석 모델의 정치 신문 분야로의 전이 적용성을 평가하기 위해 한국과 미국의 선거뉴스 각 50개씩 총 200개의 기사를 수집하여 단순 무작위 추출방법으로 선정한 후, 인간의 감정 분석결과와 모델의 자동 인식 결과를 비교하였다. 이 모델은 정치 뉴스에서 중립 및 부정 뉴스를 잘 인식하는 것으로 나타났다. 각각 85.25%와 86.14%의 정확도를 보였지만 긍정 뉴스 인식은 다소 낮은 78.95%였다. 대부분의 기존 뉴스 연구는 인간의 감정 분석을 통해 이루어지므로 주관적 참여로 인해 뉴스 감정 판단이 완전히 객관적이지 않을 수 있다. 그러나 모델의 감정 판단은 인간의 주관적 판단을 배제하여 데이터를 보다 객관적으로 만들 수 있다. 또한, 모델은 효율성을 높여 연구자의 데이터 분류에 소요 시간과 난이도를 줄일 수 있다. 대량의 데이터에 대한 일관성 검사 시 인간은 통상적으로 샘플링 검사 방법을 사용하지만 샘플링 데이터 결과는 전체 데이터 결과와 일부 차이가 발생할 수 있으며, 모델을 사용하여 전체 데이터 검사를 수행하면 더 정확한 일관성을 얻을 수 있다.

이 모델은 경제 및 정치 뉴스의 프레임을 비교적 빠르고 정확하게 식별할 수 있다. 본 논문에서 연구한 선거 뉴스의 주된 뉴스 프레임은 부정적 보도로 인해 수용자에게 깊은 인상을 남기는 경향이 있다. 부정적인 인상은

해당 정당에 대한 불신을 유발하고 투표율을 감소시킬 수 있다. 따라서 뉴스 프레임 이론을 통해 미디어 보도의 경향을 조절할 수 있으며, 이는 정부와 기업이 다양한 뉴스 프레임을 효과적으로 활용하여 자신을 홍보하거나 경쟁자를 공격하는 데 유리하다. 또한, 감정 분석 모델을 통해 정부나 기업이 대량의 뉴스에 직면했을 때 현재 상황에서 뉴스의 태도 경향을 신속하게 파악하는 데 도움이 된다. 다언어 인식 능력은 정부나 기업이 국내 뉴스 경향을 주시하는 동시에 해외 보도의 전반적인 태도를 이해할 수 있게 해준다. 이는 정부나 기업의 공공 관계 처리 및 정책 방향 설정과 같은 중요한 과정에 큰 도움이 된다.

최근 은행이나 정부 기관은 경제 또는 정치 뉴스의 단일 감정 분류 모델을 이론 연구에만 국한하지 않고 빅데이터와 대규모 언어 모델을 통해 뉴스에서 시장이나 대중의 감정 변화를 실시간으로 분석하고 있다[21,22]. 그러나 다분야 및 다언어 융합 뉴스 감정 분석 모델은 아직 연구 초기 단계에 있다. 본 연구에서 사용된 경제 뉴스 다언어 모델은 정치 뉴스 감정 분석에서 뛰어난 성능을 보여주었지만, 여전히 몇 가지 한계점이 존재한다. 첫째, 경제 및 정치 뉴스에서 존재하는 미묘한 감정 표현을 정확하게 인식하는 데 한계가 있다. 그러므로, 앞으로 다양한 데이터 세트를 추가하는 것이 필요하다. 둘째, 본 연구는 경제 및 정치 뉴스의 전이 인식만을 다루었으며, 다른 분야의 뉴스에도 적용 가능 여부는 향후 다각적인 연구가 필요하다. 따라서 다분야에 걸친 광범위한 연구가 추가되어야 한다. 향후에는 더 많은 다양한 언어와 다양한 유형의 뉴스 데이터를 수집하여 통합 훈련을 시도하고, 이를 통해 미래에 보다 포괄적인 다언어 전 범주 뉴스 감정 분류 모델을 구축할 수 있기를 기대한다.

#### References

- [1] T. Spinde, L. Rudnitckaia, J. Mitrović, F. Hamborg, M. Granitzer, et al., "Automated identification of bias inducing words in news articles using linguistic and context-oriented features", *Information Processing & Management*, Vol.58, No.3, 102505, May. 2021. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ipm.2021.102505>
- [2] C. H. De Vreese, "News framing: Theory and typology", *Information design journal+ document design*, Vol.13, No.1, pp.51-62, Dec. 2005. DOI: <https://doi.org/10.1075/ididd.13.1.06vre>
- [3] W. A. Gamson, *Talking politics*, p.266, New York:

- Cambridge University Press, 1992, pp.55-178.
- [4] J. K. Hertog, D. M. McLeod, "A multiperspectival approach to framing analysis: A field guide, p.416, Framing public life, 2001, pp.139-162.
- [5] L. Nemes, A. Kiss, "Prediction of stock values changes using sentiment analysis of stock news headlines", *Journal of Information and Telecommunication*, Vol.5, No.3, pp.375-394, Feb. 2021.  
DOI: <https://doi.org/10.1080/24751839.2021.1874252>
- [6] A. Sinha, S. Kedas, R. Kumar, P. Malo, "SEntFiN 1.0: Entity-aware sentiment analysis for financial news", *Journal of the Association for Information Science and Technology*, Vol.73, No.9, pp.1314-1335, Mar. 2022.  
DOI: <https://doi.org/10.1002/asi.24634>
- [7] S. Boubaker, Z. Liu, L. Zhai, "Big data, news diversity and financial market crash", *Technological Forecasting and Social Change*, Vol.168, 120755. Jul. 2021.  
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2021.120755>
- [8] L. Khan, A. Amjad, N. Ashraf, H. T. Chang, "Multi-class sentiment analysis of urdu text using multilingual BERT", *Scientific Reports*, Vol.12, No.1, pp.5436, Mar. 2022.  
DOI: <https://doi.org/10.1038/s41598-022-09381-9>
- [9] K. S. Park, "A News Frame Analysis on Socially Controversial Issue: Comparing Three Korean Daily Newspapers Attitude on Lee Myung-bak Government's 'The Four Major Rivers Restoration Project'", *Korean Journal of Journalism and Communication Studies*, Vol.55, No.4, pp.5-26, Aug. 2011.
- [10] S. Aday, "The framesetting effects of news: An experimental test of advocacy versus objectivist frames", *Journalism & mass communication quarterly*, Vol.83, No.4, pp.767-784, Dec. 2006.  
DOI: <https://doi.org/10.1177/107769900608300403>
- [11] H. M. Walker, M. G. Reed, A. J. Fletcher, "Wildfire in the news media: An intersectional critical frame analysis", *Geoforum*, Vol.114, pp.128-137, Aug. 2020.  
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.geoforum.2020.06.008>
- [12] G. S. Kim, S. W. Lee, "Analyzing the effects of message framing on nuclear acceptance: focusing on the effects of positive/negative frames", *Korean Journal of Policy Analysis and Evaluation*, Vol.28, No.2, pp.185-220, Aug. 2018.
- [13] P. Malo, A. Sinha, P. Korhonen, J. Wallenius, P. Takala, "Good debt or bad debt: Detecting semantic orientations in economic texts", *Journal of the Association for Information Science and Technology*, Vol.65, No.4, pp.782-796, Nov. 2014.  
DOI: <https://doi.org/10.1002/asi.23062>
- [14] T. Pires, E. Schlinger, D. Garrette, "How multilingual is multilingual BERT?", *arXiv preprint*, arXiv:1906.01502, Jun. 2019.  
DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1906.01502>
- [15] V. Sanh, L. Debut, J. Chaumond, T. Wolf, "DistilBERT, a distilled version of BERT: smaller, faster, cheaper and lighter", *arXiv preprint*, arXiv:1910.01108, Oct. 2019.  
DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1910.01108>
- [16] M. E. Barmati, B. Said, "XLM-T for multilingual sentiment analysis in twitter using oversampling technique", *arXiv preprint*, arXiv:2104.12250, Apr. 2021.  
DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2104.12250>
- [17] B. Li, Y. He, W. Xu, "Cross-lingual named entity recognition using parallel corpus: A new approach using xlm-roberta alignment", *arXiv preprint*, arXiv:2101.11112, Jan. 2021.  
DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2101.11112>
- [18] J. H. Clark, D. Garrette, I. Turc, J. Wieting, "Canine: Pre-training an efficient tokenization-free encoder for language representation", *Transactions of the Association for Computational Linguistics*, Vol.10, pp.73-91, Jan. 2022.  
DOI: [https://doi.org/10.1162/tacl\\_a\\_00448](https://doi.org/10.1162/tacl_a_00448)
- [19] N. Japkowicz, M. Shah, Evaluating learning algorithms: a classification perspective, p.403, Cambridge University Press, 2011, pp.74-109.
- [20] S. Soroka, S. McAdams, "News, politics, and negativity", *Political communication*, Vol.32, No.1, pp.1-22, Feb. 2015.  
DOI: <https://doi.org/10.1080/10584609.2014.881942>
- [21] Y. Sairambay, A. Kamza, Y. Kap, B. Nurumov, "Monitoring public electoral sentiment through online comments in the news media: a comparative study of the 2019 and 2022 presidential elections in Kazakhstan", *Media Asia*, Vol.51, No.1, Jul. 2023.  
DOI: <https://doi.org/10.1080/01296612.2023.2229162>
- [22] M. Jaggi, P. Mandal, S. Narang, U. Naseem, M. Khushi, "Text mining of stocktwits data for predicting stock prices", *Applied System Innovation*, Vol.4, No.1, pp.13, Feb. 2021.  
DOI: <https://doi.org/10.3390/asi4010013>

근 월(Yue Jin)

[정회원]



- 2019년9월 ~ 2023년 2월 : 강원대학교 신문방송학과 (인문학석사)
- 2023년 3월 ~ 현재 : 강원대학교 미디어커뮤니케이션학과 박사

<관심분야>

뉴미디어, 헬스/위험커뮤니케이션

장 한 문(Hanwen Zhang)

[정회원]



- 2020년 9월 ~ 2023년 7월 : 중국 북화대학교 신문방송학과 (인문학 석사)
- 2023년 9월 ~ 현재 : 강원대학교 미디어커뮤니케이션학과 박사

〈관심분야〉

뉴미디어, 영상콘텐츠