

112 신고 접수 분류 자동화를 위한 BertGCN 모델 활용 성능 실험

이수연^{1, 2}, 권은정², 변성원², 박현호², 이민정², 정의석²

¹경찰대학, ²한국전자통신연구원

20200064@police.ac.kr, {ejkwon, swbyon, hyunhopark, minjunglee, esjung}@etri.re.kr

Performance Test using BertGCN model to automatically classify 112 calls

Suyeon Lee^{1, 2}, Eun-Jung Kwon², Sung-Won Byon², Hyeonho Park²,

Minjung Lee², Eui-Suk Jung²

¹Korean National Police University, ²ETRI

요약

본 논문에서는 112 신고 대화 내용을 요약한 데이터로 활용하여 신고내용에 따른 접수분류를 자동으로 구분하기 위해 학습된 딥러닝 모델의 성능 실험 결과를 기술한다. 신고내용에 따라 접수분류를 예측하기 위해 BERT(Bidirectional Encoder Representations from Transformer)와 GCN(Graph Convolutional Network)를 결합하여 학습하는 BertGCN 모델을 사용하였으며 데이터 세트의 종류, Bert와 GCN의 결합 비율을 조절하여 모델의 성능을 확인하였다. 개발된 112 신고 접수분류 예측 기술을 통해 현장 경찰관들의 대응력을 높일 수 있다.

I. 서론

112 신고가 들어왔을 때, 현장 경찰관은 112 신고가 담고 있는 내용에 따라 접수분류를 구분하고 상황에 맞게 적절히 대응해야 한다. 현재 경찰에서는 112 신고가 접수되었을 때 내용을 바탕으로 경찰관이 직접 접수분류를 진행하고 있지만 112 신고를 사람이 직접 접수분류를 구분하는 것은 비효율적이다. 본 논문에서는 112 신고내용을 바탕으로 범죄 사건 종류를 자동으로 분류하는 기술을 제안한다. 사용되는 데이터는 112 신고 데이터이며 접수분류 별 112 신고 분포를 파악하는 분석 절차를 수행하였다. 또한, 접수분류를 예측하기 위해 BertGCN 기반 딥러닝 모델을 사용하였다. 112 신고내용을 바탕으로 접수분류를 자동으로 파악하여 현장 경찰관들이 사건에 효과적으로 대응할 수 있도록 의사결정을 지원하는 시스템을 구축한다면 스마트 치안에 활용될 수 있다.

II. 112 신고 데이터 분석

112 신고 데이터는 대화 발화문, 대표발화문, 신고내용, 접수분류로 구성되어 있다. 대화 발화문은 접수자와 신고자의 대화를 모두 기록한 자료이고 대표발화문은 대화 발화문 중 주요한 내용을 포함하는 한 문장을 뽑은 데이터이며 신고내용은 대화 발화문을 간략하게 정리한 것이다. 대화 발화문과 신고내용은 결측치가 없는 반면 대표발화문은 결측치가 있어 대표발화문을 학습에 사용하지 않았다. 접수분류는 현장 경찰관이 신고에 알맞은 대응을 할 수 있도록 신고내용을 분류한 것이다. 접수분류는 총 58가지로 교통사고, 폭력, 주거침입, 소음 등을 포함한다. [표1]은 실험에 사용된 데이터 세트의 예시로 상위 3개의 데이터를 제시하였다. [그림 1]은 접수분류 별 신고 건수 분포도로, 접수분류 별 신고 건수를 오름차순으로 정렬하여 상위 10개 항목을 제시한 것이다.

표1. 실험에 사용된 데이터 세트의 예시

	대화발화문	대표 발화문	신고내용	접수분류
0	접수자 : 네 112입니다.\n 신고자 : 여기 누가 폭행하고있어요!\n접수자 : 어...	신고자 : 노숙자분들이신데 두명에서 한명을 발로 차면서 폭행하고있어요	노숙자 두명이 한명을 일방적으로발로폭행//폭행하는 사람(동통한 채격 파란색 옷)	폭력
1	접수자 : 네 112입니다.\n 신고자 : 공무집행방해자 때문에 산고하게 됐습니다...\n	신고자 : **구청 흡연 단속반인데 대상자가 신원을 밝혀지 않고 있어요	**구청 흡연단속반//신원을 밝혀지 않는다고	기타경범
2	접수자 : 네 112입니다.\n 신고자 : 여기 데이트폭력 신고종 하려 합니다\n접수...	신고자 : 젊은 남자가 여자한테 심한 욕을 하고 어깨치면서 때리고있어요	(320. F.T.X) 젊은 남자가 여자에게 심한 욕을 하고 어깨를 치면서 때리고 ...	FTX

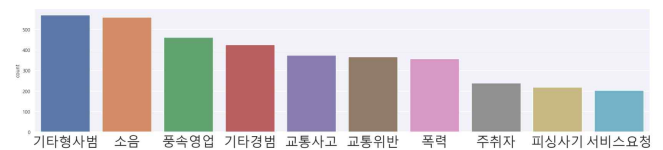


그림1. 112 신고 데이터 접수분류 별 신고 건수

III. 예측 모델 및 성능검증

1. BertGCN 모델 구조

본 논문에서는 112 신고 별 접수분류를 구분하기 위해 텍스트 분류에서 강점을 보이는 딥러닝 모델인 BertGCN 모델을 활용하였다. 대규모의 말뭉치로 사전학습을 하여 문맥 이해에서 뛰어난 성과를 보이는 BERT의 장점과 주변 노드의 정보를 반영하여 이상치에 둔감하며 레이블이 있는 데이터의 학습이 레이블이 없는 데이터에도 영향을 주어 좋은 결과가 나타나는 GCN의 장점을 모두 가지고 있는 모델이다 [1]. 텍스트 데이터를 문장 안의 단어와 문장을 노드로 설정하며 문장 노드의 임베딩을 BERT 모델을 활용하여 표현한다. TextGCN의 방식을 따라 단어 간 엣지는 Positive Pointwise Mutual Information(PPMI), 단어와 문장 간의 엣지

는 Term Frequency - Inverse Document Frequency(TF-IDF)를 활용하여 설정한다 [2]. 노드와 엣지를 설정한 후 GCN을 거치고 활성화 함수를 통과한다. 이후 GCN 모델과 BERT 모델의 예측값을 활용하여 선형보간법으로 최종 예측값을 도출한다. [그림2]는 BertGCN의 구조를 보여준다.

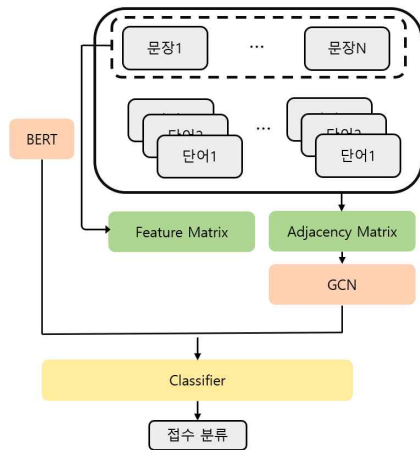


그림2. BertGCN 모델 구조

배치 사이즈는 128, BERT 모델의 학습률은 0.0001로 설정하였다. Optimizer로는 Adam을 사용하였으며 평가지표로는 Accuracy와 Negative Log-likelihood Loss를 사용하였다.

2. 실험 전 과정

본 논문에서는 112 신고내용을 58개의 클래스로 분류하기 위한 다중 분류 딥러닝 모델을 구축하였다. 전체 데이터 세트 중 20%를 랜덤으로 추출하여 시험 데이터 세트로 사용하였으며 남은 80%의 데이터 세트 중 90%를 훈련 데이터 세트로, 10%를 검증 데이터 세트로 사용하였다. 대량의 말뭉치로 사전 학습된 multilingual cased BERT 모델을 불러왔으며 태스크에 적합한 모델을 만들고자 112 데이터를 추가로 학습하여 파인튜닝을 진행하였다 [3].

3. 실험 과정

3.1 데이터 세트로 대화 발화문과 신고내용을 사용했을 때의 비교

대화 발화문은 접수자와 신고자의 통화내용을 모두 포함하는 내용이며 신고내용은 전체 대화 내용 중 주요한 내용을 추출한 것이다. 사용 데이터를 제외한 기타 하이퍼파라미터에 변화를 주지 않고 실험을 진행한 결과, Epoch 10을 기준으로 신고내용을 데이터로 사용하였을 때 정확도가 0.59, 손실이 2.03, 대화 발화문을 데이터로 사용했을 때 정확도가 0.56 손실이 1.69이다. 신고내용을 데이터로 사용하였을 때 대화 발화문을 사용한 것에 비해 성능지표인 Accuracy와 Loss 모두에서 더 좋은 결과를 보였다. [그림3]과 [그림4]는 대화 발화문과 신고내용을 각각 활용했을 때의 Epoch 별 Accuracy와 Loss를 시각화한 결과이다.



그림3. Test Accuracy

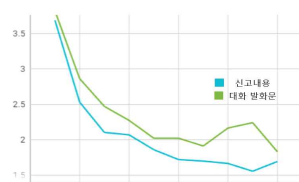


그림4. Test Loss

3.2 BERT와 GCN 결합 비율 조절

BERT와 GCN의 결합 비율을 조절하여 모델 성능을 비교해보았다. Epoch 별 Accuracy와 Loss는 [그림5]와 [그림6]에서 확인할 수 있으며 Epoch가 10일 때의 Accuracy와 Loss를 결합 비율 별로 나타낸 것은 [표2]와 같다. 그 결과 BERT와 GCN을 1:9로 결합하였을 때 Test Accuracy가 가장 높으며 BERT와 GCN을 9:1로 결합하였을 때 Test Loss가 가장 낮았다.

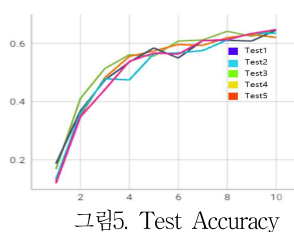


그림5. Test Accuracy

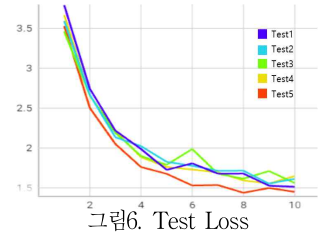


그림6. Test Loss

표2. 결합 비율 별 Test Accuracy와 Test Loss

BERT: GCN	Test Accuracy	Test Loss
(Test1) 1:9	0.6476	1.514
(Test2) 3:7	0.6347	1.613
(Test3) 5:5	0.6456	1.562
(Test4) 7:3	0.6204	1.647
(Test5) 9:1	0.6440	1.451

IV. 실험 결과 및 결론

112 신고데이터 접수분류를 위해 BertGCN 모델을 사용해본 결과, 대화 발화문을 데이터로 사용했을 때보다 신고내용을 데이터로 사용할 때 성능이 더 좋았다. 또한, BERT와 GCN의 결합 비율을 조정하여 실험해본 결과, BERT와 GCN의 결합 비율을 1:9로 하였을 때 성능이 가장 높음을 확인할 수 있었다.

ACKNOWLEDGMENT

이 논문은 2023년도 정부(경찰청)의 재원으로 지원받아 수행된 연구결과임 [내역사업명: 112 긴급출동 의사결정 지원 시스템 / 연구개발과제번호: PR08-03-000-21]

참 고 문 헌

- [1] Yuxiao Lin, Yuxian Meng, Xiaofei Sun, Qinghong Han, Kun Kuang, Jiwei Li, Fei Wu, "BertGCN: Transductive Text Classification by Combining GCN and BERT," ACL, May, 2021.
- [2] Liang Yao, Chengsheng Mao, Yuan Luo, "Graph convolutional networks for text classification," AAAI, January, 2019.
- [3] 한인규, 권은정, 변성원, 박현호, 정의석, 윤준호. "112 신고 데이터를 활용한 BERT 사전학습모델 특징 융합 파인튜닝 성능평가," 한국 인공지능 학술대회 논문집 pp.350-351, 2022.