

기계학습 기반의 범죄 유형 및 범죄위험스코어 예측 기술 성능 향상 연구

안다영, 백명선*, 박원주*, 이용태*
한양대학교 ERICA, *한국전자통신연구원

helloda0@hanyang.ac.kr, *{sabman, wjpark, ytleee}@etri.re.kr

A Study on the Performance Improvement of Crime Risk Score Estimation Technique based on Machine Learning

Dayoung Ahn, Myung-Sun Baek*, Wonjoo Park*, Yong-Tae Lee*
Hanyang Univ. ERICA, *ETRI

요 약

본 논문은 기존 심각 범죄의 효과적 대응을 위한 기계학습 기반 범죄유형 및 범죄위험스코어 예측 기술의 성능 향상을 위한 새로운 모델을 제안한다. 기계 학습을 통해 범죄유형을 예측하고 그 결과 값을 범죄위험스코어 예측에 이용한다. 예측 기술 성능의 향상으로 오류율을 낮춰 더 높은 신뢰성을 확보할 수 있고, 이 기술의 연구 목적인 심각 범죄의 효과적 대응에 기여하는 것이 가능하다.

I. 서 론

심각 범죄의 빈도가 증가하면서 효과적인 대응을 위해 빅데이터/인공지능 기반 ICT 기술을 활용한 지능형 치안 관련 기술의 개발이 활발히 진행중에 있다[1]-[2]. 그의 일환으로 기계학습 기반의 범죄 유형 및 범죄위험스코어 예측 기술에 관한 연구[3]가 진행되었다. 이 연구에서는 범죄 위험 심각도를 수치화하여 범죄위험스코어를 설계하였다. 또한 신고 접수 단계에서 범죄유형, 범죄위험스코어를 예측하고 제공하는 시스템을 개발하였다. 개발된 시스템을 활용하여 신고 접수 경찰은 즉시 출동 여부/인력 배치 등 효과적인 초동 대응을 수행할 수 있다.

본 연구는 이전 연구 기술의 성능을 향상시키는 것에 목적을 두고 진행되었다. 모델 두 개를 이용하여 범죄위험스코어를 예측하고, 모델의 오류율을 줄인다. 이로써 시스템의 더 높은 신뢰성을 확보하는 것이 가능하다.

II. 구조

그림 1 은 성능 향상을 위해 제안된 범죄유형 및 범죄위험스코어 예측 시스템의 구조도이다. 기존과 마찬가지로 텍스트 형식의 Reference data 로부터 WordRank[4], TF-IDF[5]를 이용한 Keyword 를 추출하여 Dictionary 를 구축한다. 구축된 Dictionary 와 Reference data 를 이용하여 Training dataset 과 Test dataset 을 생성한다. Training dataset 을 바탕으로 범죄 유형을 예측하는 Model1 을 생성하고 범죄위험스코어를 예측하는 Model2 를 생성한다. Model1 과 Model2 가 서로 독립적이었던 이전 연구와는 다르게 본 연구에서는 Model1 에서 예측한 결과를 범죄위험스코어 예측에 활용한다. Model1 을 이용하여 범죄유형을 예측하고 해당 결과를 Model2 로 입력하여, Model2 를 위한 새로운 Feature 로 사용한다.

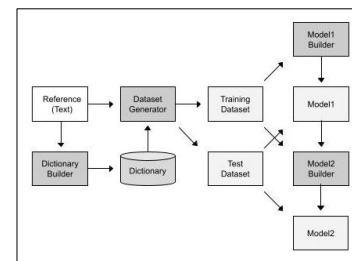


그림 1. 범죄유형/범죄 위험스코어 예측 시스템 구조도

2.1 범죄유형 예측을 위한 SVM

지도 학습 모델인 서포트 벡터 머신(Support Vector Machine, SVM)을 활용하여 범죄유형 예측 모델을 생성한다. SVM 중에서도 분류 문제를 위한 SVC(C-Support Vector Classification)를 이용한다. SVM 은 기존에 범죄유형 예측을 위해 사용되던 CNN 모델에 비해 계산량이 현저하게 적다는 특징이 있다. 개발된 모델에서는 마진을 최대화하여 일반화 능력을 향상시켰으며 K-Fold 교차 검증과 Grid Search 방법을 적용하여 최적의 하이퍼파라미터를 찾는다. SVM 은 C 값이 10 인 Linear Kernel 로 구현되었다.

2.2 범죄위험스코어 예측을 위한 CNN

합성곱 신경망(Convolution Neural Network, CNN)을 이용하여 범죄위험스코어 예측 모델을 생성한다. 이 모델은 그림 2 처럼 Convolution layer, Dense layer, Flatten layer 와 Dropout layer 로 구성된다. Convolution layer 와 Dense layer 에서는 활성화 함수로 Relu 가 사용되었고 과대적합을 방지하기 위하여 Dropout layer 를 이용한다. Optimizer 로 Rmsprop 가 사용되었고 Loss 함수로 MSE(Mean Squared Error)가 사용되었다.

표 1. 모델 별 범죄유형 예측 정확도(Accuracy)

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	전체
DNN	0.98	0.95	0.97	0.97	0.86	0.79	0.80	0.93	0.66	0.50	0.91	0.94	0.73	0.69	0.47	0.50	1.00	0.40	0.88	1.00	1.00	0.88
CNN	0.95	0.89	0.98	0.96	0.98	0.74	0.73	0.97	1.00	0.71	0.93	0.86	0.71	0.70	0.57	0.57	0.89	0.75	1.00	1.00	1.00	0.90
M1	0.99	0.89	0.97	1.00	0.93	0.87	0.88	0.94	1.00	0.89	0.99	0.93	0.82	0.67	0.40	0.57	0.89	0.80	1.00	0.89	0.91	0.94

표 2. 모델 별 범죄위험스코어 예측 오류율(MAPE)

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	전체
DNN	13.6	19.8	36.1	21.6	26.0	13.9	10.9	17.5	24.0	41.0	37.9	32.4	25.2	25.0	35.1	39.5	36.3	22.9	22.8	19.4	87.6	24.6
CNN	8.3	11.9	58.9	13.3	15.6	8.7	7.8	12.3	42.3	34.8	28.3	32.8	18.4	17.8	21.3	34.0	64.8	17.6	11.4	31.9	75.4	21.0
M2	4.7	15.9	11.4	6.4	7.9	6.8	6.7	7.8	21.3	8.7	10.4	11.5	9.0	10.1	13.9	24.3	46.4	12.8	5.6	33.0	66.0	9.1

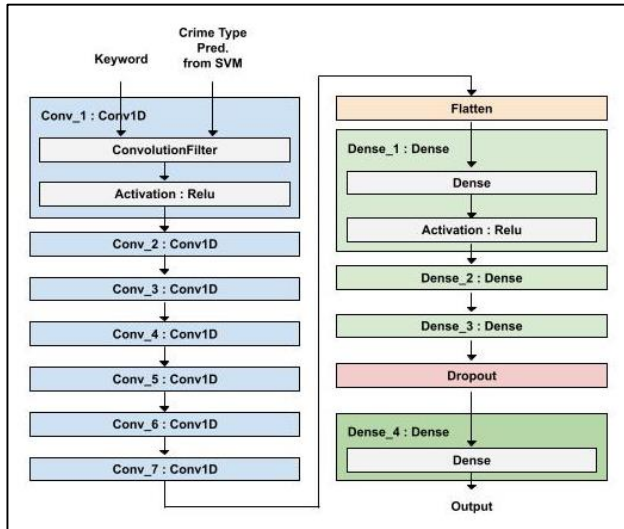


그림 2. 범죄위험스코어 예측 모델인 CNN Layer 구조

앞서 구현한 SVM 모델의 범죄유형 예측 결과를 Input Dataset의 새로운 Feature로 생성한다. 이때 예측 결과는 One-Hot Encoding이 적용된 형태로 삽입된다.

III. 모의실험 및 결과

3.1 데이터

범죄유형, 범죄 내용(텍스트)이 담긴 KICS 가상 범죄 데이터를 Reference data로 이용한다. Training, Test dataset은 범죄유형, 키워드 벡터, 범죄위험스코어로 이루어져있다. 범죄위험스코어는 이전 연구에서 설계된 범죄위험스코어 계산식을 통해 데이터가 생성된다[3].

3.2 실험 결과

표 1과 표 2는 이전 연구에서 구현한 DNN(Deep Neural Network), CNN 모델과 본 연구에서 구현한 모델의 성능을 비교하기 위한 표이다. 제 1행의 1~21은 절도, 체포감금, 손괴 등 21개의 범죄 유형을 나타낸다. 표 1에서 M1은 Model1이고, 표 2에서 M2는 Model2를 뜻한다.

분류 모델인 Model1은 성능을 평가하기 위한 지표로 Accuracy를 사용한다. 표 1에서와 같이 제안된 추정 모델이 대부분의 범죄 유형에 대해서 기존의 CNN/DNN 모델보다 우수한 성능을 달성할 수 있다. 샘플 전체의 평균 정확도 또한 Model1이 0.94로 우수하다.

회귀 모델인 Model2는 MAPE(Mean Absolute Percentage Error)로 성능을 평가한다. MAPE는 평균 절대 백분율 오차로 0에 가까울수록 오류율이 낮다고 할 수 있다. 표 2에서도 표 1과 마찬가지로 대부분의 범죄 유형에 대하여 Model2가 우수한 성능을 달성할 수 있으며, 전체 샘플의 평균 MAPE 또한 기존 DNN과

CNN 대비 약 12 퍼센트 정도 우수한 성능을 제공하는 것이 가능하다.

IV. 결론

본 연구에서는 기존 범죄유형과 범죄위험스코어의 예측 성능을 향상시킬 수 있는 새로운 모델을 제안하였다. 새롭게 제안된 모델은 기존 모델보다 우수한 성능을 제공할 수 있으며, 특히 범죄 유형을 예측하는 Model1의 예측 결과를 범죄위험스코어를 추정하는 Model2에 적용하여 효과적으로 Model2의 성능을 향상시켰다. 이를 통해 범죄위험스코어를 예측 시 Model1의 예측 값을 Model2에 활용하는 것은 효과적이라는 것을 확인할 수 있다. 또한 이 기술의 연구 목적인 심각 범죄의 효과적 대응에 기여할 수 있다.

범죄위험스코어 예측 오류율이 범죄유형마다 격차가 있는 것을 확인할 수 있는데 향후 Dataset이 충분히 늘어난다면 지금보다 성능이 더 좋아질 것으로 기대된다.

ACKNOWLEDGMENT

이 논문은 2021년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 정보통신기획평가원의 지원을 받아 수행된 연구임 (No.2018-0-00440, 위험 상황 초기 인지를 위한 ICT 기반의 범죄 위험도 예측 및 대응 기술 개발)

참고 문헌

- [1] 방준성, 박원주, 윤상연, 신지호, 이용태, “지능형 치안 서비스 기술 동향”, [ETRI] 전자통신동향분석, vol. 34, no. 1, pp. 111-122, 2019. 2.
- [2] 이상운, 염경록, 황재원, 박원주, 장광호, 이용태, “치안정보 분석을 위한 데이터뱅크 설계에 관한 연구”, 대한전자공학회 학술대회, pp. 697-698, 2019. 11.
- [3] 백명선, 이용태, 장광호, 이희조, 박원주, “심각범죄의 효과적 대응을 위한 기계학습 기반의 범죄유형 및 범죄위험스코어 예측 기술 연구”, 한국통신학회 종합 학술 발표회 (하계) 2020, pp.512-513, 2020. 8.
- [4] 김현중, 조성준, 강필성, “KR-WordRank: WordRank를 개선한 비지도학습 기반 한국어 단어 추출 방법”, 대한산업공학회지, vol. 40, no. 1, pp. 18-33, 2014. 2.
- [5] 박대서, 김화중, “TF-IDF 기반 키워드 추출에서의 의미적 요소 반영을 위한 결합벡터 제안”, 한국정보기술학회논문지, vol. 16, no. 2, pp. 1-16, 2018