

설명 가능 인공지능 기술을 적용한 인천광역시 범죄 예측 및 요인 분석

김다현, 김유경, 김현희
동덕여자대학교 정보통계학과

20191772@dongduk.ac.kr, ahdahd0321@gmail.com, heekim@dongduk.ac.kr

Crime Prediction and Factor Analysis of Incheon Metropolitan City Using Explainable Artificial Intelligence

Da-Hyun Kim, You-Kyung Kim, Hyon-Hee Kim
Dept. of Statistics and Information Science, Dongduk Women's University

요 약

본 연구는 범죄를 발생시키는데 관련된 여러가지 요인들을 기반으로 범죄 예측 모델을 생성하고 설명 가능 인공지능 기술을 적용하여 인천 광역시를 대상으로 범죄 발생에 영향을 미치는 요인들을 분석하였다. 범죄 예측 모델 생성을 위해 XG Boost 알고리즘을 적용하였으며, 설명 가능 인공지능 기술로는 Shapley Additive exPlanations (SHAP)을 사용하였다. 기존 관련 사례들을 참고하여 범죄 예측에 사용된 변수를 선정하였고 변수에 대한 데이터는 공공 데이터를 수집하였다. 실험 결과 성매매단속 현황과 청소년 실종 가출 신고 현황이 범죄 발생에 큰 영향을 미치는 주요 요인으로 나타났다. 제안하는 모델은 범죄 발생 지역, 요인들을 미리 예측하여 제시함으로써 범죄 예방에 사용되는 인력자원, 물적자원 등을 용이하게 쓸 수 있도록 활용할 수 있다.

1. 서론

경찰청이 공개한 경찰범죄통계에 따르면, 2021 년 전체 범죄의 발생건수는 1,429,826 건이며, 지난 5 년 간 검거건수와 검거인원 모두 대체로 감소 추세이나, 2019 년 소폭 증가하였다. 시시 때때로 급변하는 사회적 환경에 발맞춰 스마트 치안(SMART Policing)이 적용되는 추세이다. 스마트 치안이란 전략적 관리, 분석과 연구, 그리고 과학기술을 합친 용어로서 문제 해결을 위해 시계열 및 공간적 빅데이터를 활용하여 문제 해결에 적용하는 것으로 미국, 중국, 일본, 영국 등을 중심으로 다양한 모델이 구축되고 있다. 우리나라는 최근 형사 소송법 개정을 통해 경찰이 주요 범죄 수사의 주체로 사회적 역할이 변화하여 책임감이 증대되고 국민적 기대감이 높아진 상황이다. 이에 따라 주체적인 수사 및 제도와, 과학기술이 적용된 질 높은 치안 서비스의 중요성이 요구된다. [1, 2]

본 연구는 치안 데이터를 활용하여 범죄 예측 모델을 개발하고, 인천광역시를 대상으로 구별 범죄 위험 지역을 예측하였다. 이를 위해 XGBoost 알고리즘[3]을 적용하였으며, 범죄 발생에 주요 요인을 선별하기 위해서 설명 가능 인공지능 기술 중 한 알고리즘인

SHAP[4]을 활용하였다. 이 과정에서 XAI SHAP, XGBoost 알고리즘을 사용하여 범죄 원인 예측 모델을 구성하였다. 이를 바탕으로 치안 지수에 영향을 주는 변수들을 분석하고, 그 결과에 따라 인천시 내 위험 지역을 예측하였다.

논문은 다음과 같이 구성된다. 제 2 장에서는 데이터 수집 및 전처리에 대해 서술하고 제 3 장에서 범죄 예측 모델을 자세히 설명한다. 제 4 장에서는 범죄 발생에 대한 주요 요인을 분석하며 마지막으로 제 5 장에서 결론을 맺는다.

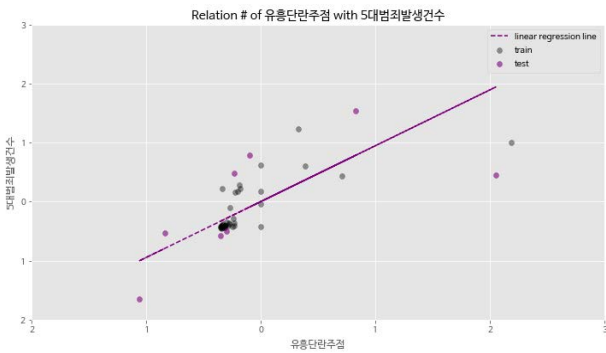
2. 데이터 수집 및 전처리

본 논문은 2020 - 2021 년도를 기준으로 공공데이터포털(data.go.kr)과 KOSIS 국가데이터포털(kosis.kr)에서 5 대범죄, 청소년 범죄/가출, 외국인 수, 인구밀도, 남녀 성비, 유흥/단란주점, 성매매, 유통인구, 시간대별 범죄 신고 접수, 공시지가 등을 키워드로 사용하여 범죄 데이터를 수집했다.

훈련 데이터로 서울 25 개 지역과 15 개 도의 데이터를 사용하였으며 총 40 개이다. 5 대 범죄 발생건수를 종속변수로 선정하고 성매매단속현황, 재산범죄발생건수, 청소년 5 대범죄검거현황, 청소년

실종 가출신고 현황, 외국인 수, 인구밀도, 남녀 성비, 유흥 단란 주점 수로 총 8 개의 요인 변수를 선정하였다. 서울은 구 별로 데이터를 수집하였고 나머지는 시/도 별로 데이터를 수집하였다. 테스트 데이터로 인천 광역시 총 8 개의 데이터를 예측 모델에 적용하였다.

청소년 5 대범죄검거현황은 인천광역시와 서울특별시를 제외하고 공식 데이터가 존재하지 않아 전국 평균값으로 결측치를 대치하여 사용하였으며, 성매매단속현황에 존재하는 결측치는 평균값을 사용하여 대체하였다. 그리고 데이터가 가진 feature 들의 차이가 컸기 때문에 Z-Score Normalization 를 이용하여 정규화를 진행하였다.



[그림 1]

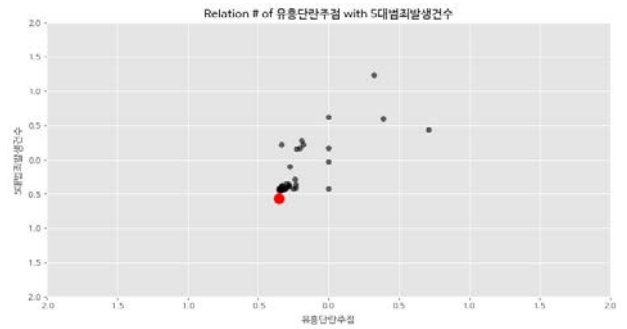
[그림 1]에서 검은색 점은 훈련 데이터, 보라색 점은 테스트 데이터를 나타내며, 회귀 분석을 적용하여 데이터의 추세를 살펴보았다. 보라색 직선의 방정식은 유흥단란주점 수가 많을수록 5 대 범죄 발생건수가 증가하는 경향을 볼 수 있다.

3. 범죄 예측 모델

XGBoost[3]는 약한 분류기(Classifier)만을 쌓아 복잡한 분류기를 만들 수 있는 괄목할 만한 성능의 알고리즘이다. 평가 함수 (Evaluation function)를 포함한 다양한 커스텀 최적화로 유연성이 좋다. 따라서 피처가 많지 않은 경우, 이와 같은 부스팅 알고리즘이 처리 속도와 이해도 면에서 이점이므로 본 연구는 XGBoost 알고리즘을 사용하였다. XGBoost 의 선형회귀모델로 범죄 발생 건수를 예측하였으며 주요 변수 요인을 추출하고 시각화를 진행하기 위해 SHAP(Shapley Addictive exPlanations)를 사용하였다. SHAP[4]이란 로이드 새플리(Lloyd Stowell Shapley)가 만든 이론 위에 피처간 독립성을 핵심 아이디어로 사용하는 높은 활용도의 XAI 기법이다. 새플리 값은 전체 결과를 뽑아내는 데 각 피처가 얼마나 영향을 주었는지를 수치로 표현 가능해 개별 특성을 파악할 수 있다. 가령 범죄 예제에서 성매매 단속현황의 수가 높기 때문에

범죄 위험도가 높다고 추정된다면 그 수치를 인위적으로 감소시켰을 때 범죄 지수의 변동을 예측한 다음, 이를 원래 범죄 지수에서 빼면 그 차이가 범죄 지수에 이바지하는 정도라고 추론하는 식이다. 본 연구에 전체 feature 에 사용된 XGBoost 예측 모델의 MSE(Mean Squared Error)의 값은 약 0.6 의 값이 나왔다.

4. 주요 요인 분석



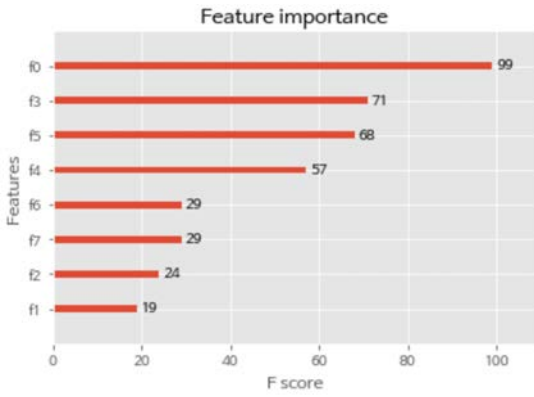
[그림 2]

[그림 2]는 중구의 유흥단란주점의 수와 5 대범죄발생건수간의 관계를 나타낸다. 중구는 인천에서 5 대 범죄발생건수가 두번째로 낮은 지역이다. 그림 2 에서 볼 수 있는 바와 같이 유흥단란주점수가 낮으면 범죄 건수도 적게 나타난다. 따라서 유흥단란주점수는 범죄 건수에 영향을 미치는 요인으로 볼 수 있다.



[그림 3]

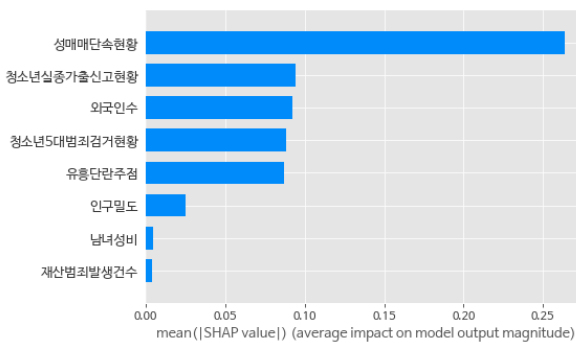
[그림 3]은 중구에 대한 새플리 영향력을 플롯으로 나타낸 것이다. 그림 3 에서 파란색은 범죄 발생 건수에 부정적인 영향을 준 변수이고 붉은색은 범죄 발생 건수에 긍정적인 영향을 준 변수이다. 성매매단속현황은 범죄건수 예측에 가장 부정적인 영향을 주는 것을 알 수 있다. 비슷한 조건의 다른 구에 비해 성매매단속현황 수가 상대적으로 적기 때문에 범죄 건수 감소에 영향을 주었다고 볼 수 있다.



[그림 4]

[표4]는 XG Boost 모델을 학습시킨 뒤 feature 중요도를 추출한 그래프이다. 그 결과 f0: 성매매단속현황, f3 : 청소년실종가출신고현황, f5 : 인구밀도, f4 : 외국인수, f6 : 남녀성비, f7 : 유흥단란주점, f2 : 청소년5대범죄검거현황, f1 : 재산범죄발생건수 순서로 변수의 중요도가 추출 되었다.

표 5



[그림 5]

[그림 5]는 XAI SHAP 를 이용하여 shap values 를 막대 타입의 요약 플롯으로 나타낸 것이다. 성매매단속현황 - 청소년가출신고현황 - 외국인수 - 청소년 5 대범죄검거현황 - 유흥단란주점 - 인구밀도 - 남녀 성비 - 재산범죄발생건수 순으로 새플리 값의 절대값이 출력되었다. 위의 결과에 따르면 XGBoost 의 피쳐 중요도와 새플리 값은 서로 다르게 나타났다. 피쳐 중요도의 경우 피쳐가 모델에 미치는 영향을 측정하고, 음의 영향력(5 대범죄발생건수가 내려가는 요인)은 계산하지 않는다. 따라서 피쳐 중요도 기법은 실제 영향력보다 결과 예측에 특정 피쳐의 가치가 높게 책정될 수 있다. 그러나 새플리 값은 피쳐들이 서로 영향을 미칠 가능성을 고려해 음의 영향력을 계산할 수 있다.

범죄 지수 예측에는 피쳐별 의존성이 어느 정도 존재한다. 예를 들어 ‘유흥 단란주점’ 의 수는 ‘성매

매 단속현황’ 과 비례하고, ‘인구밀도’ 가 높다면 ‘외국인 수’ 또한 증가한다. 즉 범죄 건수를 예측하는 피쳐는 독립적이라기 보다는 서로 어느 정도 영향을 주고받는다. 그림 4 를 보면 ‘인구밀도’ 는 음의 영향을 주는 변수이다. 그러므로 피쳐 중요도는 이를 계산에 포함시키지 않아 중요성을 높게 측정한다. 실제로 그림 4 의 인구밀도는 범죄를 예측하는 피쳐 중 3 위를 기록하고 있다. 이처럼 예측에 부정적인 피쳐는 피쳐 중요도 계산 시 잘못된 결과가 나올 가능성이 있다. 따라서 이번 범죄 예측 데이터는 피쳐 중요도 계산법보다 SHAP 을 사용했을 때 정확한 영향력을 측정했다고 볼 수 있다.

5. 결론

본 연구를 통해 성매매 단속 현황이 높을수록, 청소년 실종 가출 신고 수가 높을수록 5 대 범죄 발생률도 높다는 것을 알 수 있었으며 재산 범죄 발생 건수와 5 대 범죄 발생건수는 거의 연관이 없다는 사실을 알아낼 수 있었다. 본 논문의 예측모델의 경우 실제로 미치는 영향력을 측정하여 파악할 수 있어 간단한 범죄건수 예측에서 나아가 범죄율을 감소를 위한 측면에서도 기여할 수 있다.

본 논문에서 제안한 데이터 기반 범죄 예측 방법을 활용하면 시민들은 범죄발생이 우려되는 예측 지역과 특정들로 얼마나 범죄 위험에 노출되어 있는지를 깨닫고 주의할 수 있다. 더불어 경찰에게는 급변하고 쏟아지는 범죄 지역 데이터를 예측하고 제공하여 범죄 발생 빈도가 높은 핫스팟을 중심으로 효율적인 경찰력 활용에 도움이 될 것이다.

향후 관련 연구에서는 보다 다양한 변수들과 실시간 데이터를 추가하여 보다 정확한 시스템을 구축하고, 구별 데이터에서 나아가 동,읍,리 과 같이 세분화된 단위의 구역들로 좁혀 진행해보고자 한다.

참고문헌

[1] 과학기술정보통신부(KISTEP) - [이슈분석 208호] 스마트 치안 최근 동향과 시사점, 2022
https://now.k2base.re.kr/portal/issue/ovsealIssued/view.do?poliIssueId=ISUE_00000000001004&menuNo=200046&pageIndex=

[2] 경찰청 - 경찰범죄통계
https://www.police.go.kr/www/open/public/public03_2018.jsp

[3]Chen T., Guestrin, C. XGBoost: A Scalable Tree Boosting System, In Proc. of KDD, 785-794, 2016

[4] 안재현, ‘XAI 설명 가능한 인공지능, 인공지능을 해부하다’, 과주시, 위키북스, 2020