# 교통사고 피해량 예측

-교통사고 피해량이 높은 상황은?

조원: 김현주 박태우 이승후 정윤호 한재현

### 목차

- 1. 프로젝트 개요
  - 1.1 프로젝트 배경
  - 1.2 프로젝트 목표
- 2. 모델 개발
  - 2.1 데이터 수집
  - 2.2 데이터 탐색
  - 2.3 데이터 전처리
  - 2.4 데이터 분할
  - 2.5 모델 선택 및 튜닝
- 3. 결론 및 시사점

프로젝트 개요

### 프로젝트 배경

- -교통사고는 매년 많은 인명과 재산 피해를 발생시키는 사회적 문제
- -2022년 경상 이상의 피해를 입은 인원은 25만명 가량으로 결코 적은 숫자가 아님
- -피해를 최소화하기 위해서는 피해량이 높아지는 특성들을 파악 하고 대비책을 마련하는 것이 필요

#### 프로젝트 목표

- -교통사고 피해량과 관련된 **데이터를 수집하고 분석**하여 피해량에 영향을 미치는 **주요 특성을 파 악**
- -머신러닝 알고리즘을 적용하여 **교통사고 피해량 예측 모델을 개발**
- -학습된 모델을 기반으로 교통사고 피해량 예측 결과를 분석하고 해석
- -예측 결과를 토대로 **사고 예방 및 관리에 도움이 되는 시사점을 도출하고, 정책 수립 및 대책 마련에 활용할 수 있는 방안을 제시**

모델 개발

#### 데이터 수집







- 1.데이터 제공 기관: 도로교통공단 교통사고분석시스템
- -데이터 출처 https://taas.koroad.or.kr/gis/mcm/mcl/initMap.do?menul d=GIS GMP AGS TMM
- -데이터 수집 기간: 2020년 1월 1일부터 2022년 12월 31 일까지
- -데이터 수집 위치: 서울특별시 내 교통사고 발생 지역
- -10만개의 행/22개의 열로 구성

#### 데이터 탐색 – 범주

사고번 호	사고일 시	요일	시군구	사고내 용	사망자 수	중상자 수	경상자 수	부상신 고자수	사고유 형	법규위 반	노면상 태	기상상 태	도로형 태	가해운 전자 차 종		가해운 전자 연 령	가해운 전자 상 해정도	피해운 전자 차 종	피해운 전자 성 별		피해운전 자 상해 정도
2020010 1001000 01	2020년 1월 1일 00시	수요일	서울특 별시 양 천구 목 동	경상사 고	0	0	1	0	차대사 람 - 기 타	안전운 전불이 행	건조	맑음	단일로 - 기타	이륜	남	56세	상해없 음	보행자	남	25세	경상

1.성별(2~3): 남, 여, NAN(피해자)

2.사고내용(4): 경상사고, 중상사고, 부상신고사고, 사망사고

3.기상상태(6): 맑음, 흐림, 눈, 비, 안개, 기타

4.상해정도(6~7): 상해 없음, 부상신고, 경상, 중상, 사망, 기타불명, NAN(피해자)

5.노면상태(7): 건조, 서리/결빙, 적설, 젖음/습기, 침수, 해빙, 기타

6.요일(7): 월~일

7.도로형태(11): 단일로, 교차로, 주차장, 미분류 등등

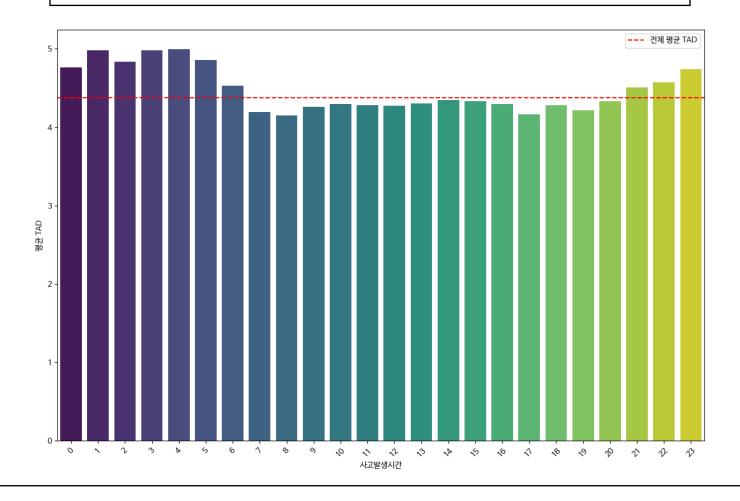
8.법규위반(11): 안전운전불이행, 중앙선침범, 신호위반, 안전거리미확보 등

9.차종(12~14): 보행자, 이륜, 승용, 승합, 원동기, 자전거, 건설기계, 화물 등

10. 사고유형(17): 차대사람, 차대차, 차량단독 등

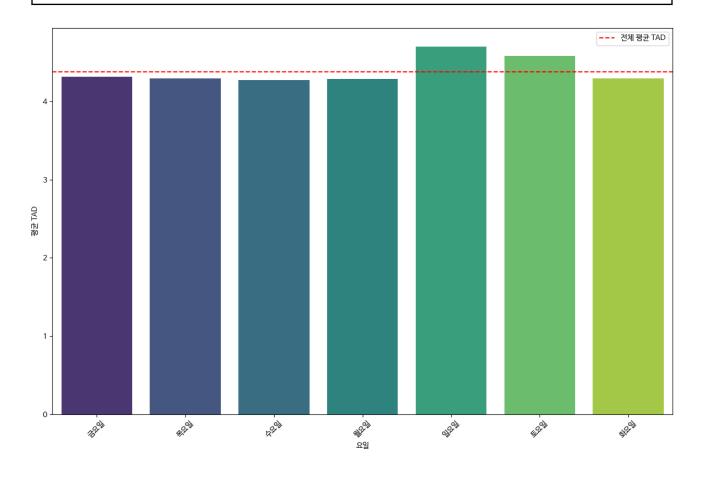
11. 시군구(466): 서울시 XX구 XX동

### 데이터 탐색 – 시각화 -1-



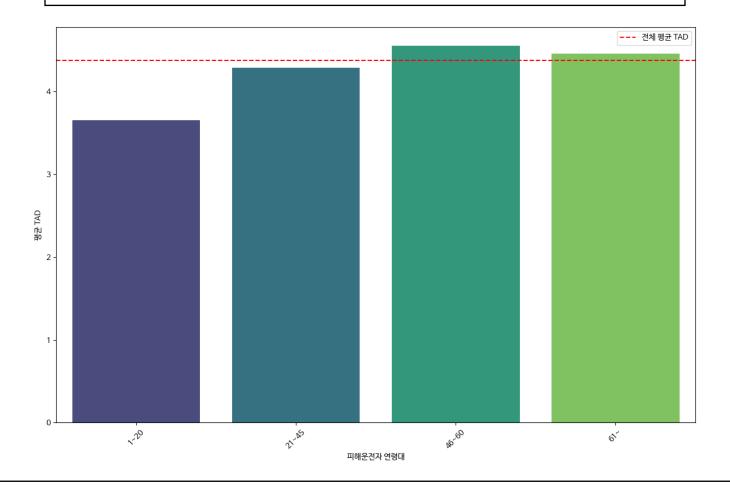
주간 시간대보다 야간 시간대의 교통사고 피해량이 증가

### 데이터 탐색 – 시각화 -2-



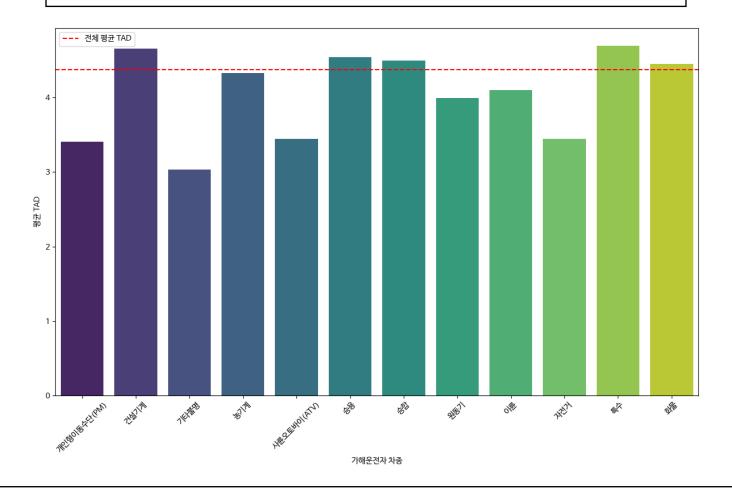
평일보다 주말에 교통사고 피해량이 증가

### 데이터 탐색 – 시각화 -3-



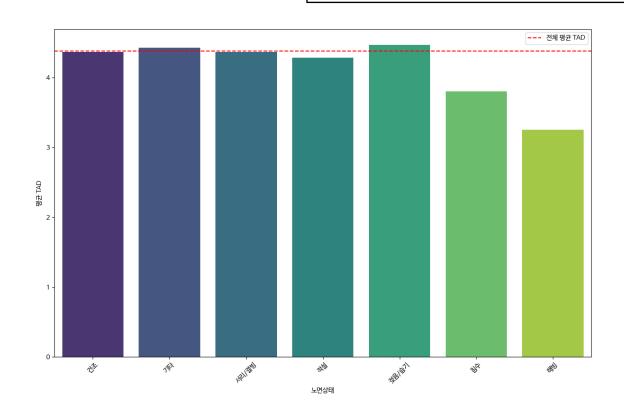
피해자의 연령이 46세를 넘었을때 피해량이 증가

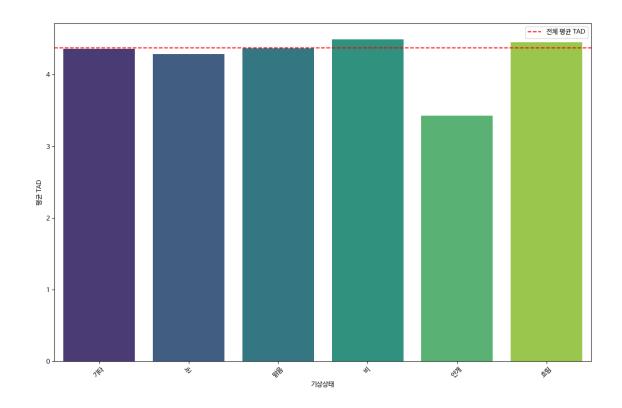
### 데이터 탐색 – 시각화 -4-



가해운전자의 차종에 따라 피해량 차이 발생

### 데이터 탐색 – 시각화 -5-





노면/기상상태가 매우 안 좋을때(눈/안개)보다 좋을때(맑음) 피해량이 증가

데이터 전처리

#### 결측치 처리

사고번호	사고일시	요일	시군구	사고내용	사망자수	중상자수	경상자수	부상신고 자수	사고유형	l 법규위반	노면상태	기상상태	도로형태	가해운전 자 차종	가해운전 자 성별	가해운전 자 연령	가해운전 자 상해 정도	피해운전 자 차종	-1 1114	피해운전 자 연령	피해운전 자 상해 정도
	2020년 1월 1일 04시	수요일	서울특별 시 성북 구 동선 동1가	경상사고	0	0	1	0	차량단독 - 전도전 복 - 전 도	· 안전운전 불이행	건조	맑음	교차로 - 교차로부 근	이륜	남	37세	경상				

- 1. 결측치 발생 -> 차량단독사고의 경우 피해자가 없음
- 2. 처리 방법
- -피해운전자 차종/성별/연령 -> 차량단독사고라는 별도의 범주를 만들어 처리
- -피해운전자 상해정도 -> 피해자가 없으므로 상해 없음으로 처리

#### 범주형 데이터 처리 -1-

사고번 호	사고일 시	요일	시군구	사고내 용	사망자 수	중상자 수	경상자 수	부상신 고자수	사고유 형	법규위 반	노면상 태	기상상 태	도로형 태	가해운 전자 차 종	가해운 전자 성 별	가해운 전자 연 령	가해운 전자 상 해정도	피해운 전자 차 종	피해운 전자 성 별		피해운전 자 상해 정도
	2020년 1월 1일 00시	수요일	서울특 별시 양 천구 목 동	경상사 고	0	0	1	0	차대사 람 - 기 타	안전운 전불이 행	건조	맑음	단일로 - 기타	이륜	남	56세	상해없 음	보행자	남	25세	경상

- 1. 사고일시 -> datetime으로 변환 ->시간 정보만 남김 ->주간 시간대와 야간 시간대로 구분
- 2. 요일 -> 평일과 주말로 구분
- 3. 시군구 -> 범주가 많아 구 정보만 저장(서울특별시 양천구 목동 -> 양천구)
- 4. 노면/기상상태: 일반(건조/맑음)상황과 위험(비/흐림), 매우위험(눈,안개) 상황으로 나눔
- 5. 연령: 미성년층/청년층/중장년층/노년층으로 범주화
- 6. 차종: 보행자(피해자)/소형(오토바이, 자전거 등)/중대형(승용, 화물 등)으로 범주화
- 7. 이후 범주형 데이터가 있는 특성들은 원-핫 인코딩 적용

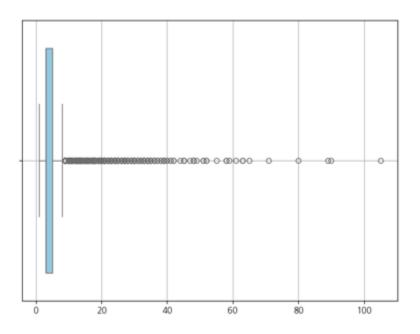
### 범주형 데이터 처리 -2-

TAD	시군구	평일/주말_주 말	평일/주말_평 일	시간대_야간	시간대_주간	법규위반_과속	법규위반_교차 로운행방법위 반	법규위반_기타	법규위반_보행 자보호의무위 반	법규위반_불법 유턴	법규위반_신호 위반	법규위반_안전 거리미확보	법규위반_안전 운전불이행	법규위반_중앙 선침범	법규위반_직진 우회전진행방 해	법규위반_차로 위반
3	양천구	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0
3	노원구	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0
9	용산구	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0
3	영등포구	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0
19	구로구	0	1	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0
16	강서구	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0
9	양천구	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0
12	노원구	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0
3	도봉구	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0
6	강북구	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0
3	동대문구	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0
1	마포구	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0
3	노원구	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0
5	서초구	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0
3	성북구	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0
6	용산구	0	1	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0
10	강남구	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0
6	중구	0	1	0	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0

### 피쳐 엔지니어링

- 1. 종속변수로 쓰일 TAD 특성 생성(부상신고자수, 경상자수, 중상자수,사망자수에 각각 가중치를 주고 생성)
- 2. 미사용 특성 제거: 사고번호(단순 ID), TAD에 포함된 특성(부상신고자수, 경상자수, 중상자수, 사망자수)

### 이상치 처리 & 스케일링



종속변수로 쓰일 TAD의 분포를 확인 결과 이상치 처리 필요하다 판단해 Z점수 기반으로 이상치 처리 그 이후 MinMaxScaler로 종속변수 스케일링 진행

### 데이터 분할

1.X: 원핫 인코딩 이후 특성(85) - 불명확한 특성 제거(ex: 사고유형\_차량단독 – 기타) -시군구 특성(외부데이터 없이 독립적으로 쓰이기 힘듬)

2.Y(TAD\_scaled): 스케일링 진행한 교통사고 피해량

3.정확도를 높이기 위해 훈련 70% 테스트 30% 사용/랜덤 시드는 42로 설정

모델 선택 및 튜닝

### 모델 선택 및 튜닝 -1-

모델	R2 RANK	MSE RANK	MAE RANK
CatBoost	1	1	2
XGBoost	1	1	2
Random Forest	3	3	1
Decision Tree	4	4	2
Linear Regression	5	5	5
Ridge Regression	5	5	7
K-Nearest Neighbors	7	7	6

지표를 고려해 튜닝을 진행할 모델 선정
->CatBoost/XGBoost/Random Forest/Decision Tree

### 모델 선택 및 평가 -2-

01 기본 XGBoost 모델 성능

테스트 세트 R2 점수: 0.2892

테스트 세트 MSE: 6.3556

테스트 세트 MAE: 1.2120

02 이상치 제거+스케일링 이후 XGBoost 모델 성 능

테스트 세트 R2 점수: 0.4439

테스트 세트 MSE: 0.01706

테스트 세트 MAE: 0.07956

### 모델 선택 및 평가 -3-

#### 랜덤서치를 이용해 하이퍼파라미터 최적화 진행

#### 최적화된 파라미터

RF

'n\_estimators': 200, 'min\_samples\_split': 5, 'min\_samples\_leaf': 4, 'max\_features': 'sqrt', 'max\_depth': 20, 'bootstrap': False

**XGB** 

'subsample': 0.7, 'n\_estimators': 300, 'min\_child\_weight': 1, 'max\_depth': 10, 'learning\_rate': 0.05, 'gamma': 0.1, 'colsample\_bytree': 0.8}

DT

'min\_samples\_split': 5, 'min\_samples\_leaf': 7, 'max\_features': None, 'max\_depth': 9

CB

'learning\_rate': 0.05, 'l2\_leaf\_reg': 9, 'depth': 4

## 모델 선택 및 평가 -4-

지표	RandomForest	XGBoost	DecisionTree	CatBoost
훈련 세트 R2 점수	1	3	2	4
테스트 세트 R2 점수	2	3	4	1
훈련 세트 MSE	4	3	1	2
테스트 세트 MSE	3	1	2	4
훈련 세트 MAE	4	3	1	2
테스트 세트 MAE	3	1	2	4

테스트 세트 점수가 가장 높은 지표를 가진 XGBoost와 CatBoost를 앙상블

### 모델 선택 및 평가 -5-

01 기본 XGBoost 모델 성능

테스트 세트 R2 점수: 0.2892 테스트 세트 MSE: 6.3556 테스트 세트 MAE: 1.2120 02 이상치 제거+스케일링 이후 XGBoost 모델 성 능

테스트 세트 R2 점수: 0.4439 테스트 세트 MSE: 0.01706 테스트 세트 MAE: 0.07956

03 튜닝 이후 XGBoost 모델 성능

테스트 세트 R2 점수: 0.4509 테스트 세트 MSE: 0.01700 테스트 세트 MAE: 0.07952

### 모델 선택 및 평가 -6-

	XGBoost	CatBoost	Ensemble Voting
훈련 세트 R2 점수	1	3	2
테스트 세트 R2 점수	3	2	1
훈련 세트 MSE	1	3	2
테스트 세트 MSE	3	2	1
훈련 세트 MAE	1	3	2
테스트 세트 MAE	2	3	1

앙상블 이후 테스트 성능이 더 안정적이므로 Ensemble Voting(XGB+CB)를 최종 모델로 선택

#### 모델 선택 및 평가 -7-

01 기본 XGBoost 모델 성능

테스트 세트 R2 점수: 0.2892 테스트 세트 MSE: 6.3556

테스트 세트 MAE: 1.2120

02 이상치 제거+스케일링 이후 XGBoost 모델 성

테스트 세트 R2 점수: 0.4439 테스트 세트 MSE: 0.01706 테스트 세트 MAE: 0.07956

04 Ensemble Voting (XGBoost + CatBoost) 모델 성능

테스트 세트 R2 점수: 0.4603 테스트 세트 MSE: 0.01696 테스트 세트 MAE: 0.07945

03 튜닝 이후 XGBoost 모델 성능

테스트 세트 R2 점수: 0.4509 테스트 세트 MSE: 0.01700 테스트 세트 MAE: 0.07952

# 모델 선택 및 평가 -8-

실제값	예측값										
1	1.072669	3	3.164546	5	5.220693	7	6.405603	9	7.419353	11	9.426682
1	0.966015	3	3.517551	5	5.107208	7	7.134216	9	7.154394	11	8.694615
1	1.3001	3	3.067954	5	5.027007	7	5.32764	9	3.361445	11	8.191296
1	1.099362	3	3.842422	5	5.106604	7	5.585639	9	9.303794	11	8.173205
1	1.054285	3	4.254104	5	5.202935	7	7.407494	9	4.399295	12	8.400766
2	2.967765	4	3.511876	6	5.901167	8	7.999205	10	10.45905	12	8.990215
2	1.990854	4	5.757836	6	7.066812	8	8.885002	10	9.869545	12	8.752133
2	2.314415	4	5.192128	6	4.765941	8	5.284531	10	9.853115	13	11.75799
2	1.533225	4	5.497807	6	4.496521	8	3.610924	10	10.08807	13	12.49178
2	1.682724	4	5.060307	6	4.059387	8	8.214335	10	9.895368	13	10.39382

결과 및 시사점

### 결과 및 시사점 -1-

결과 도출을 위해 SHAP 라이브러리를 활용 -> 특성 중요도 출력

- → Voting 앙상블 모델의 직접적인 특성 중요도 출력은 불가능
  - → 개별의 모델(XGBoost/Catboost) 중요도의 평균을 출력

사고유형 차대사람		가해운전자 차종 분류	
길가장자리구역통행중	0.00099079	소형	1.951427016
보도통행중	-4.13E-05	중대형	0.138857446
차도통행중	0.02229931	가해운전자 성별	0.130037 110
횡단중	0.100108156	남	0.123691405
사고유형 차대차	0.100100130	q	0.060516421
정면충돌	-0.081193277	피해운전자 차종_분류	0.000310421
수돌	-1.765063915	보행자	0.759885671
측면충돌	0.535187415	소형	3.037295905
후진중충돌	0.360166179	중대형	-0.611720133
사고유형 차량단독	0.500100175	피해운전자 성별	0.011720133
공작물충돌	-0.275170219	남	4.585856924
도로외이탈 - 추락	0.000398726	q	-2.928322884
전도전복 - 전도	-0.006391187	평일/주말	2.320322001
전도전복 - 전복	-0.014042529	주말	0.136568725
주/정차차량 충돌	0.011012323	평일	-0.027066013
법규위반	Ŭ	시간대	0.027000013
과속	0.027375067	야간	-0.52369182
교차로운행방법위반	-0.124923527	주간	-0.243787567
보행자보호의무위반	1.57757102	가해운전자 연령대	0.2 137 07 307
불법유턴	0.022769483	노년층	-0.011756812
신호위반	0.680208629	미성년층	0.313364118
안전거리미확보	0.405823059	중장년층	0.129215839
안전운전불이행	-0.157861312	청년층	-0.020383932
중앙선침범	0.02185894	피해운전자 연령대	0.02030332
직진우회전진행방해	0.0125167	노년층	1.073489021
차로위반	-0.008465182	미성년층	2.00221866
노면상태 위험도	01000 105 102	중장년층	-0.091663143
건조	0.055304869	청년층	-0.062730494
위험(적설, 침수)	0.033716282		
젖음/습기	0.032863656		
기상상태_위험도			
맑음	0.121419692		
매우 위험(안개, 눈)	0.076264248	~ 쉬ᄀ ᄂᄋᄉᄅ ᄀ티ᄀ	피케라기 어기서이
위험(비, 흐림)	0.06845543	□01 숫자가 높을수록 교통사고	.끠애당과 연관성이
도로형태			1 "0 1 2 2 0 1
교차로 - 교차로부근	0.118009991	그 높음	
교차로 - 교차로안	-0.519096068	<u> </u>	
교차로 - 교차로횡단보도내	-0.070569232		
단일로 - 고가도로위	-0.045727316		
단일로 - 교량	-0.265683009	─02 +면 피해량이 올라가고 -	며 피해랴이 내러가
단일로 - 일반	0.035482292	02 포션 꿰에이의 필디기포 =	
단일로 - 지하차도(도로)내	-0.015505867		
단일로 - 터널	-0.027716311		
미분류 - 미분류	-0.013045427		
주차장 - 주차장	0.032259186		

### 결과 및 시사점 -2-

노면상태_위험도								
건조	0.055304869							
위험(적설, 침수)	0.033716282							
젖음/습기	0.032863656							
기상상태_위	험도							
맑음	0.121419692							
매우 위험(안개, 눈)	0.076264248							
위험(비, 흐림)	0.06845543							

01 기상 상황이 좋을 때 교통사고 피해량이 높아짐

02 기상 상황이 안 좋을 때는 운전자들이 서로 조심하고 감속 운전을 하기 때문으로 추정

03 이 데이터를 알리는 포스터나 캠페인을 통해 운전자들이 서로 조심하는 분위기 형성 필요

### 결과 및 시사점 -3-

사고유형_차대차	값
정면충돌	-0.081193
추돌	-1.765064
측면충돌	0.5351874
후진중충돌	0.3601662
도로형태	<u> </u>
교차로 - 교차로부근	0.11801
교차로 - 교차로안	-0.519096
교차로 - 교차로횡단 보도내	-0.070569

01 교차로 부근/측면충돌 피해량이 높음

02 후진중충돌도 높은 피해량인것을 고려할때 교차로부근에서 우선순위를 몰라 발생하는 사 고가 많다고 예측

03 운전면허시험 코스에 필수로 교차로를 넣거 나

교차로 교통사고를 감소시켜주는 회전교차로 도입등을 검토

#### 결과 및 시사점 -프로젝트 개선 방향-

- 1.외부 데이터를 도입해 시군구 데이터를 활용할 수 있었다면 더 좋은 결과를 얻을 수 있었을 것 EX)서울시 대중교통 탑승량 데이터를 시군구 데이터를 기준으로 범주화하여 특성으로 추가
- 2.각 모델의 하이퍼파라미터 자체에 대한 이해도가 높았더라면, 더 나은 튜닝이 가능했을 것
- 3.프로젝트 진행 속도를 조금 더 높여서 빠르게 모델 선택 과정까지 진행하고, 전처리 과정부터 다 시 검토하면서 성능을 비교했다면 개발 효율이 더 좋았을 것

#### 출처

#### 1.데이터

-https://taas.koroad.or.kr/gis/mcm/mcl/initMap.do?menuId=GIS\_GMP\_AGS\_TMM

#### 2.내용

- -교통사고 피해자수: http://www.newsmp.com/news/articleView.html?idxno=234147
- -회전교차로 도입: https://www.donga.com/news/Society/article/all/20220418/112935040/9

감사합니다!