

서울시 추가 응급실 공급과 인력 재배치를 통한 사망자 수 최소화

강동완, 김시온, 김영욱



INDEX

01 추진배경

02 현황분석 & 목표설정

03 잠재요인 설정

04 데이터분석

05 모델링 및 평가

06 활용방안 및 기대효과





01

추진배경

- 중증환자의 적정시간 내 미도착하는 경우의 비율이 최근들어 매년 증가하고 있음
- 그 이유는?
= 우편의 케이스처럼
구급차 뱅뱅이가 발생

【표-1】 2018~2022년 【중증 응급환자】 적정 시간 내 응급실 미도착 현황 (단위: 명)

구분	중증 응급환자		
	환자 수	적정 시간 내 미도착	
		환자 수	비율
2018년	299,483	141,316	47.2%
2019년	313,588	148,227	47.3%
2020년	278,705	134,901	48.4%
2021년	278,926	141,783	50.8%
2022년(잠정 치)	281,036	146,543	52.1%
합계	1,451,738	712,770	49.1%

※ 국립중앙의료원 제출자료, 최혜영의원실 재구성

자료=더불어민주당 최혜영 의원실

용인 '응급실 이송 중 사망' 사고



5월 30일 70대 남성 A씨 이송 과정

오전 0:28 ✖ 경기도 용인시 교통사고 발생

0:38 119 구급대원 도착 및 구조, 이송 시작

0:50 ① 주변 대형병원 3곳, 수용불가 통보

1:20 ② 신갈강남병원 도착해 응급처치

③ 대형병원 8곳, 수용불가 통보

2시간 1:46 ④ 의정부성모병원, 수용 가능 통보

18분 2:30 의정부로 이송 중 구급차내 심정지

소요 2:46 병원 도착 후 사망 판정

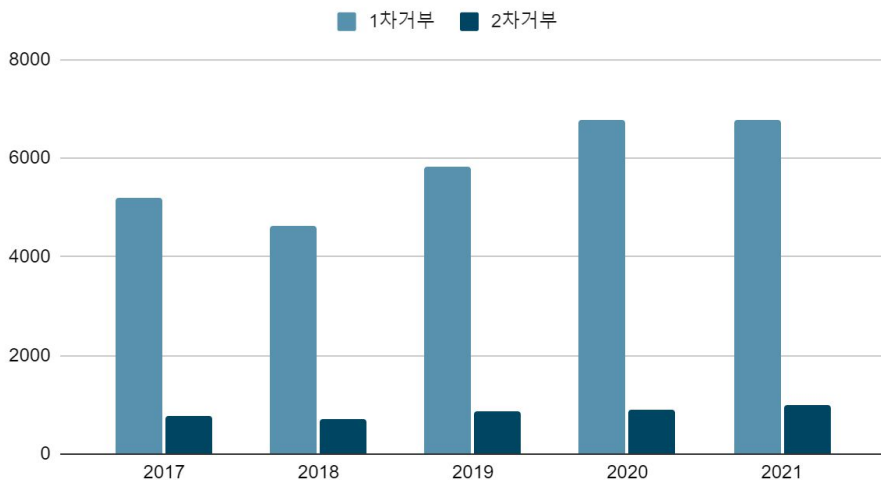
02

현황분석 및 목표설정

현황분석

- 병원의 병상거부로 인한 재이송으로 이른바 ‘구급차 뱅뱅이’로 인한 사망자 (2022년 1~7월 : 198명 / 서울 26명)가 매년 발생하고 있음

병원의 거부로 인한 재이송



- ‘전문의 부재’가 가장 비중이 높은 사유로 집계되었고, 2순위인 ‘병상부족’과 합계하면 전체 사유의 50%에 해당하는 사유를 차지함
>>> 인프라 부족이 가장 큰 이유로 지목

[표-2] 2018~2022년 사유별 119 구급대 재이송 현황 (단위: 건, %)

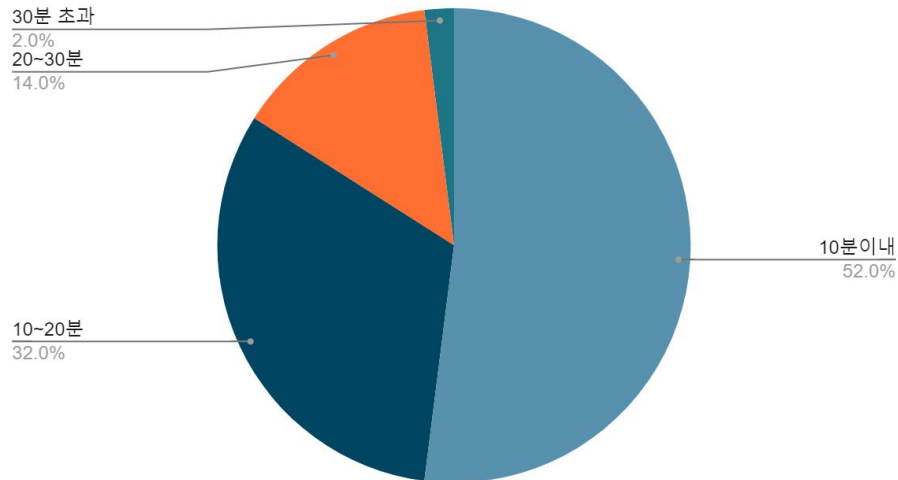
재이송 사유		1차 재이송		2차 재이송		계	
합계		31,673	100	5,545	100	37,218	100
전문의 부재		10,498	33.1	1,186	21.4	11,684	31.4
병상 부족	소계	5,222	16.5	508	9.2	5,730	15.4
	응급실	3,408	10.8	290	5.2	3,698	9.9
	수술실	32	0.1	2	0.0	34	0.1
	중환자실	779	2.5	91	1.6	870	2.3
	입원실	1,003	3.2	125	2.3	1,128	3.0
환자/보호자 변심		1,491	4.7	231	4.2	1,722	4.6
1차 응급 처치		800	2.5	95	1.7	895	2.4
의료 장비 고장		551	1.7	54	1.0	605	1.6
주치자 등		418	1.3	42	0.8	460	1.2
기타		12,693	40.1	3,429	61.8	16,122	43.3

현황분석

- 구급차가 출동해서 현장 도착하는데 걸리는 시간에 비해 출동 ~ 병원 도착시간의 경우 시간이 시간의 크기가 커지고 있음

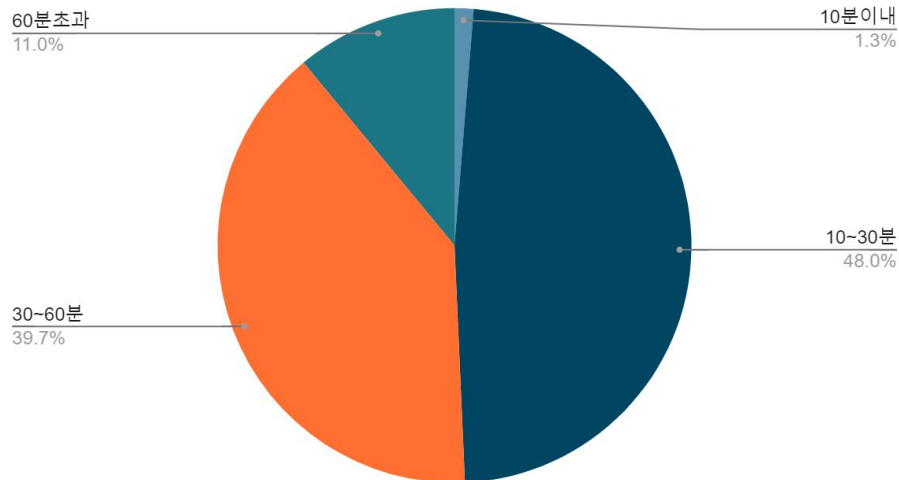
22년도 평균 : 10분

구급차 출동부터 현장 도착 시간



22년도 평균 : 30분

출동~병원 도착시간



현황분석

- 일반 구급차 이송의 경우도 현장도착시간과 출발시간, 병원도착까지 걸리는 시간이 해마다 상승하고 있는 것을 알 수 있음

연도별	이송인원	소요시간(분)			
		신고~현장도착	현장도착~현장출발	현장출발~병원도착	신고~센터귀소
'22년	1,996,688 +9.5%	10분	7분 +1분	13분	69분 +3분
'21년	1,823,819 +12.5%	10분 +1분	6분	13분 +2분	66분 +8분
'20년	1,621,775	9분 +1분	6분	11분 +1분	58분 +8분
'19년	1,860,071 -12.8%	8분	5분 +1분	10분	50분

목표 설정



데이터 분석

서울시의 응급관련
데이터들을 비교 분석하여
부족한 인력, 시설을 확인



인프라 추가 및 인력
재배치를 통해 응급체계
강화

병원의 전원을 감소 : 3%
구급차 재이송을 감소 : 5%



머신러닝 모델링

교통관련 모델생성

1) 교통사고 발생시 병원
예상 도착시간 예측

2) 교통량 예측을 활용한
교통사고 발생여부 예측



적정시간 내
응급실 도착률 5% ↑
이송도중 사망자 수 감소



03

잠재요인 설정

잠재요인 설정

문제 : 응급환자 이송 과정 에서의 구급차 뱅뱅이 > 적정시간 내 미도착으로 인한 사망자 증가



인구밀집



응급실 환자 분포



응급실 보유 현황



응급실 의료인력 현황



응급 장비 배치현황

잠재요인	분석가능성	중요도
인구밀집	5	4
응급실 환자 분포	5	4
응급실 보유 현황	5	5
의료 인력 현황	5	5
응급 장비 배치 현황	4	4

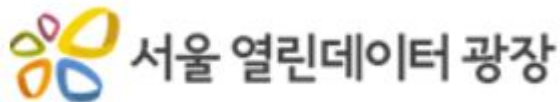


04

데이터 분석

데이터 수집 방법

공공 데이터



웹 스크레이핑

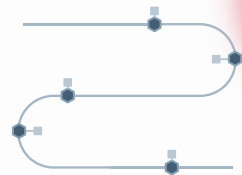
- 보도자료
- 기사



-응급의료통계연보 2021

DW.NEMC.or.kr
응급의료모니터링시스템

데이터 분석 - 전처리 및 시각화 계획



이용자 관점 - 응급환자



1. 인구밀도
2. 응급실 환자 분포



공급자 관점 - 의료기관



1. 응급실 보유 현황
2. 응급실 관련 인력 및 장비 보유현황



그 외 - 교통상황



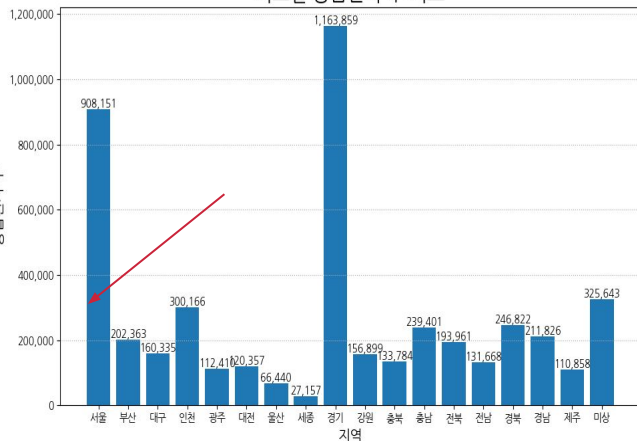
데이터 분석 : 이용자 관점

1. 인구밀도 : 서울 - 전국

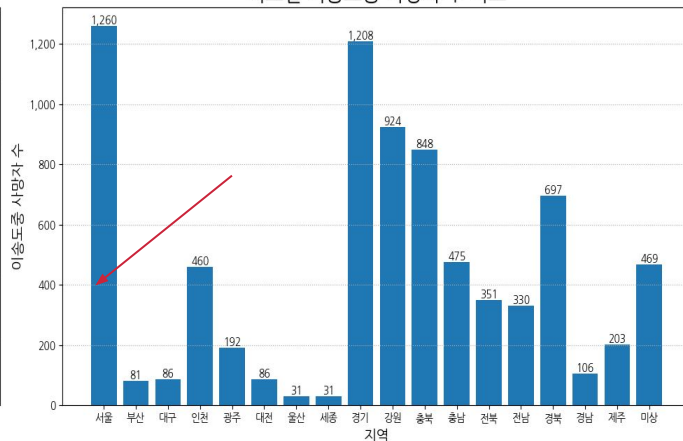
- 시도별 이송도중 사망자 수가 서울이 압도적으로 높음

>>> 서울시의 **높은 인구밀도**가 영향을 주고 있는가?

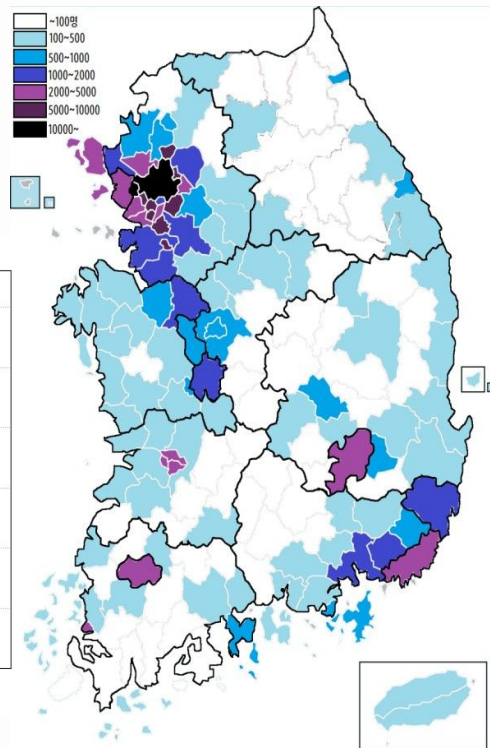
시도별 응급환자 수 비교



시도별 이송도중 사망자 수 비교



전국 지역별 인구밀도

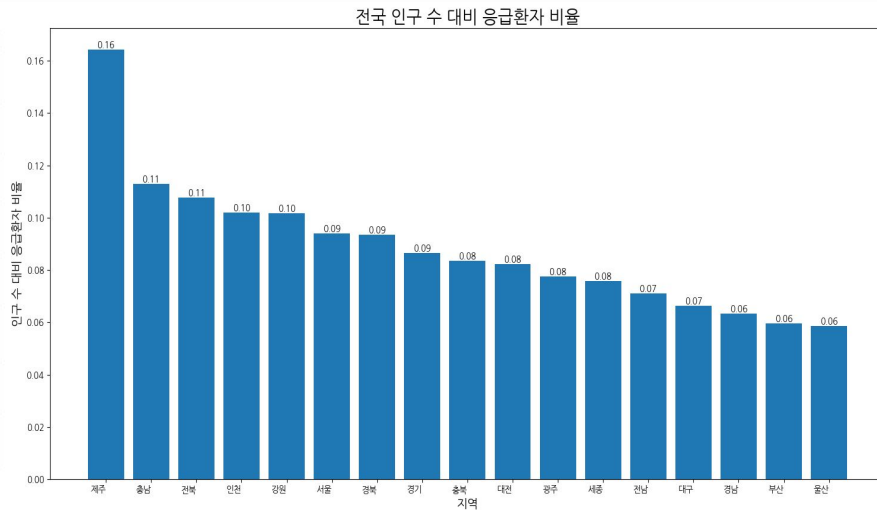
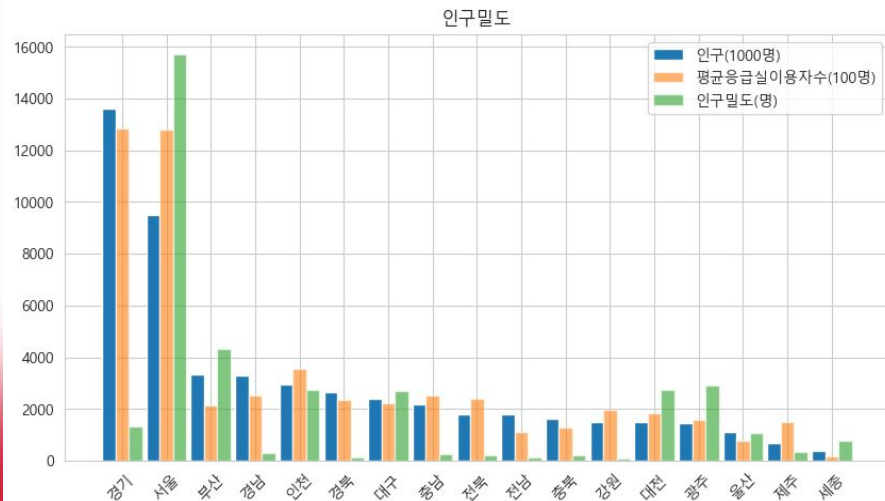


데이터 분석

1. 인구밀도

- 서울시의 인구 밀도는 전국 최고수준
이러한 인구밀도가 이송도중 사망자 수에 어느정도 영향을 미치는 것으로 예상

>>> 인구밀도가 높은 지역에 시설과 인력이 추가로 필요하지 않을까?

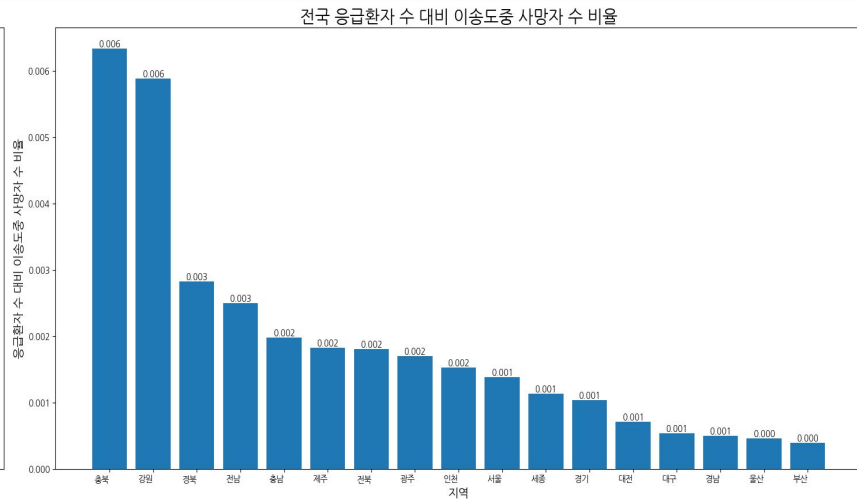
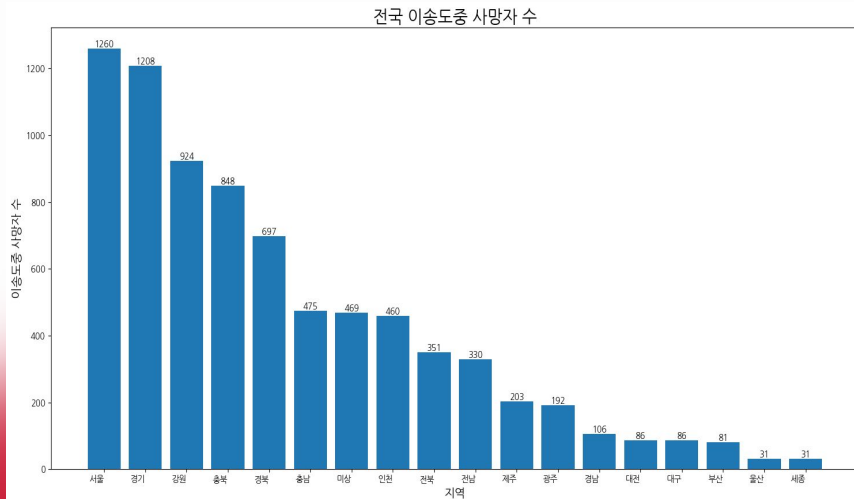


데이터 분석

2. 인구 대비 응급환자 비율

- 서울, 경기 지역은 인구 수가 많아 이송도중 사망자 수가 많지만, 상대적으로 강원, 충북 지방이 이송도중 사망자 수 비율이 높다는 걸 알 수 있음

>>> 인구밀도보다는 어떠한 인프라를 갖췄는지가 중요하지 않을까?



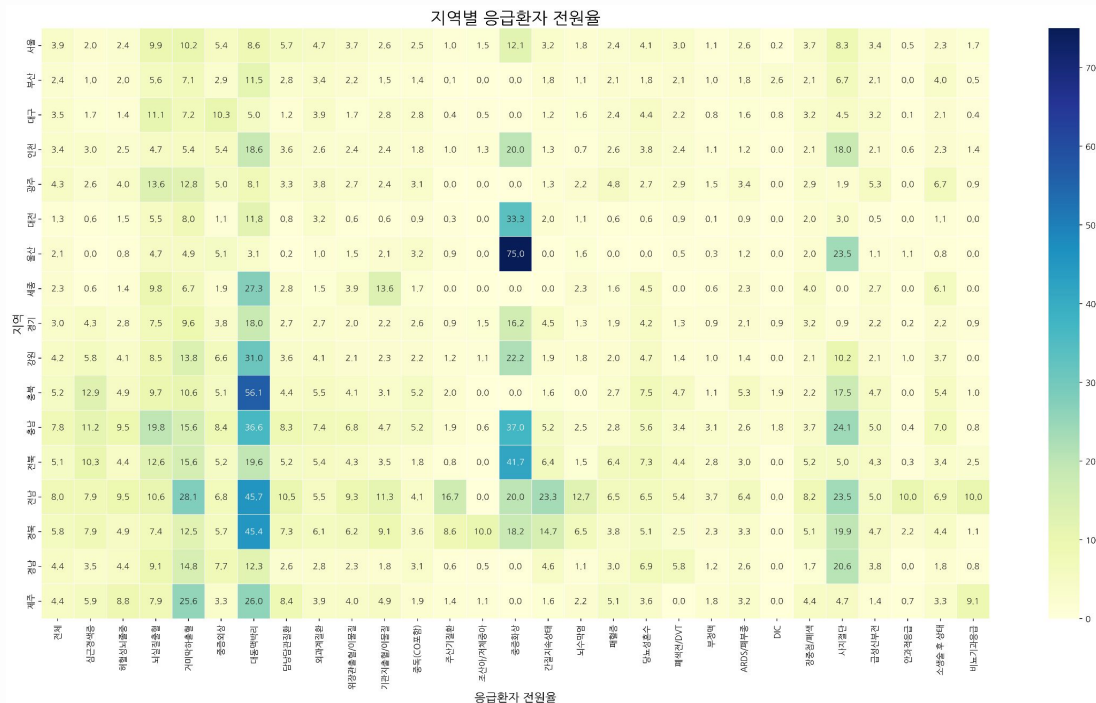
데이터 분석

2. 응급환자 전원율

- 특정 질환에서의 전원율이 더 높은 것을 알 수 있음

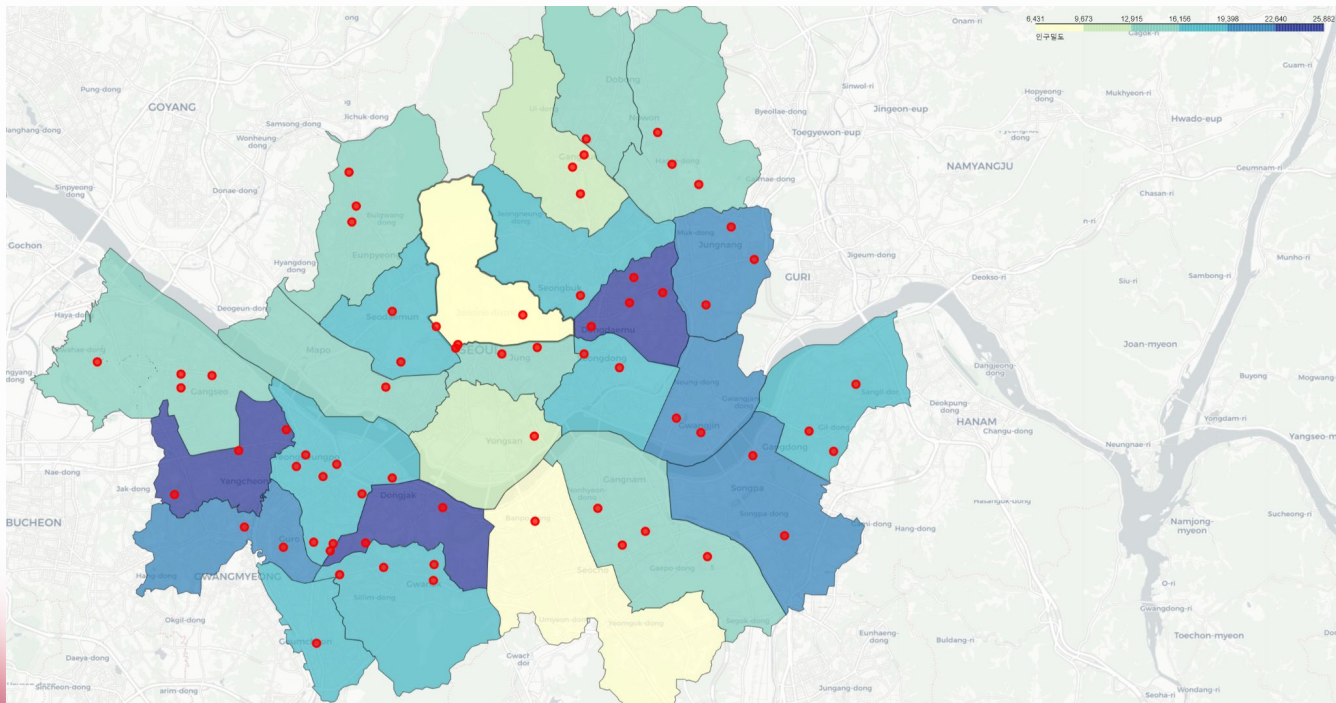
- 강원, 충북, 충남 등의 지방에서의 전원율이 더 높은 것을 알 수 있음

>>> 인프라 개선 필요
(응급센터 및 인력 확보 등)



데이터 분석 : 공급자 관점

3. 서울시 자치구별 인구밀도 당 응급실 위치 현황

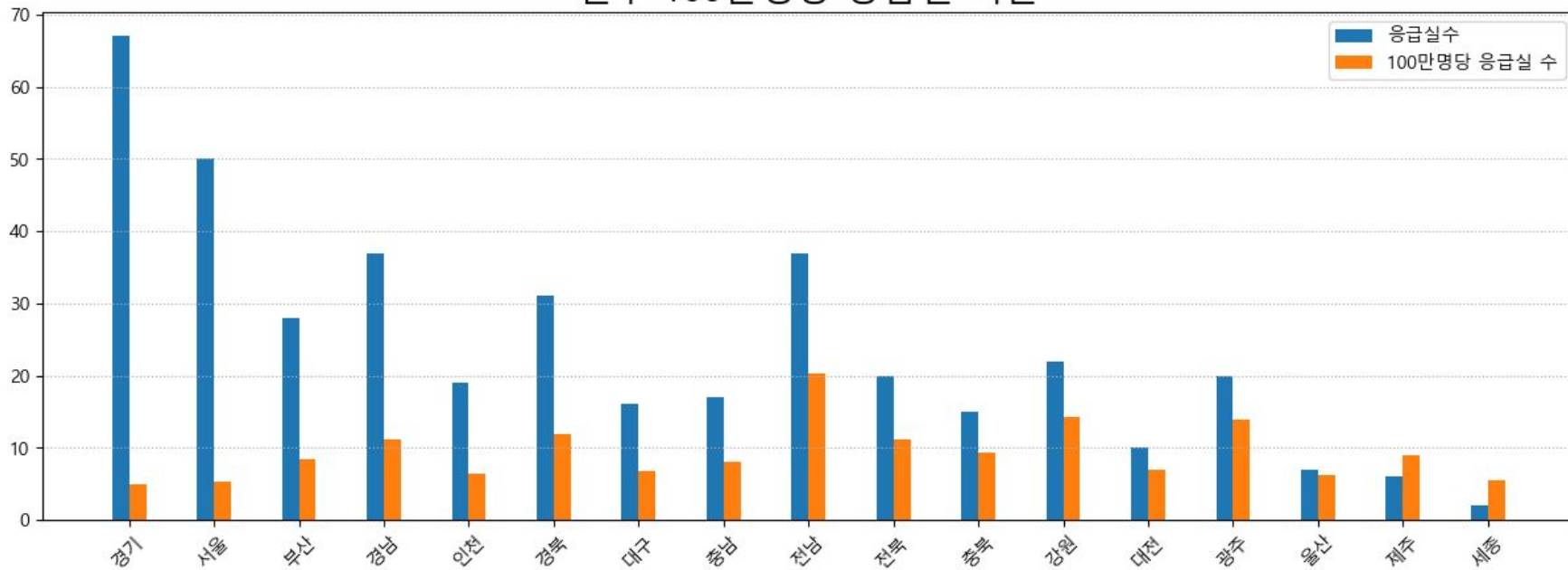


데이터 분석

3. 응급실 보유수

- 서울 응급실 수는 전국 2번째, 인구 100만명당 수는 최하위권

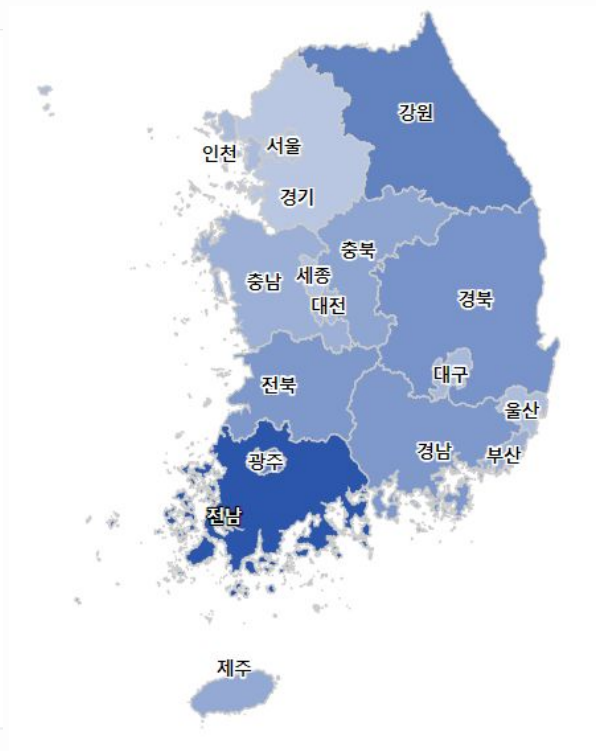
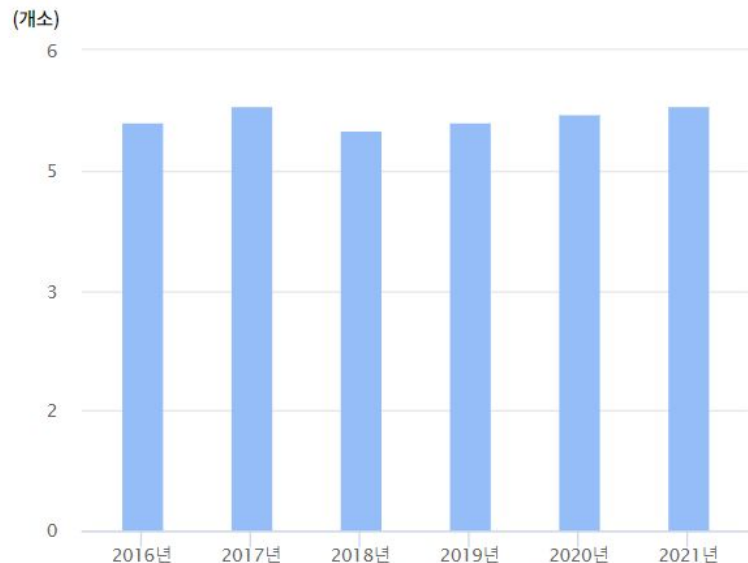
인구 100만명당 응급실 비율



데이터 분석

3. 응급기관 수

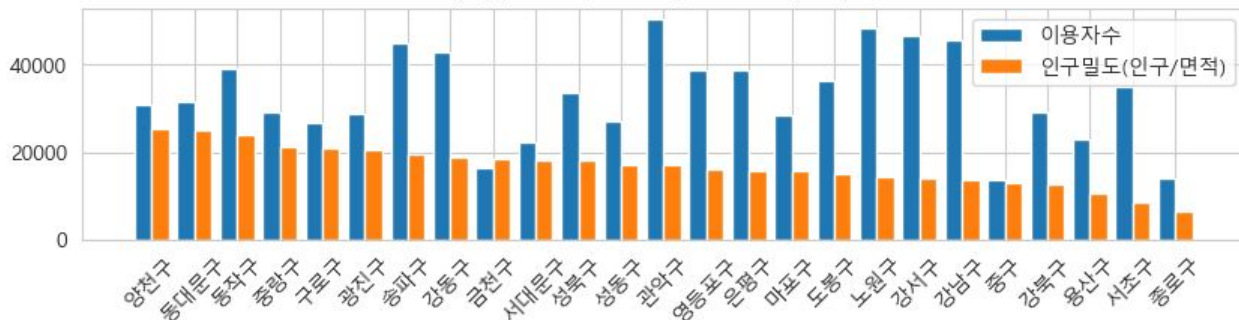
인구 백만명당 기관 수 > 서울



데이터 분석

3. 자치구별 응급실 이용자

자치구별 인구밀도 와 응급실 이용자 수

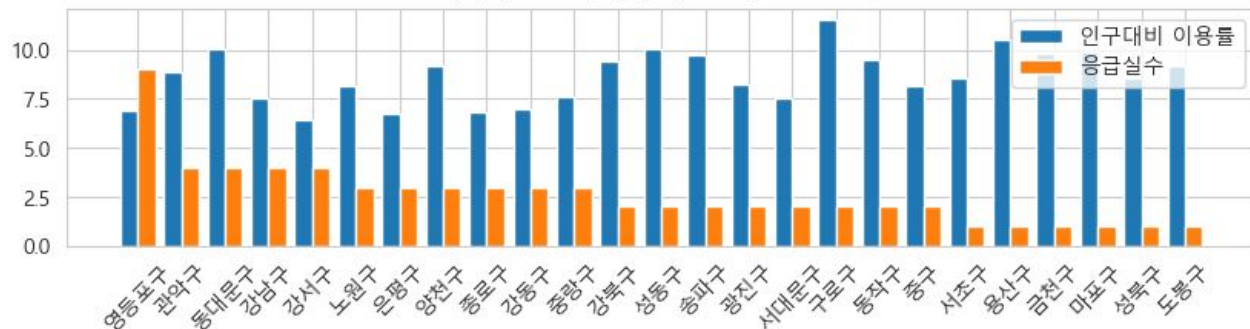


인구밀도 대비
공급 불균형



응급실 이용률 높은 지역
응급실 수 부족
> 서초구(1) / 구로구(2) 등

자치구별 인구대비 이용률과 응급실 수



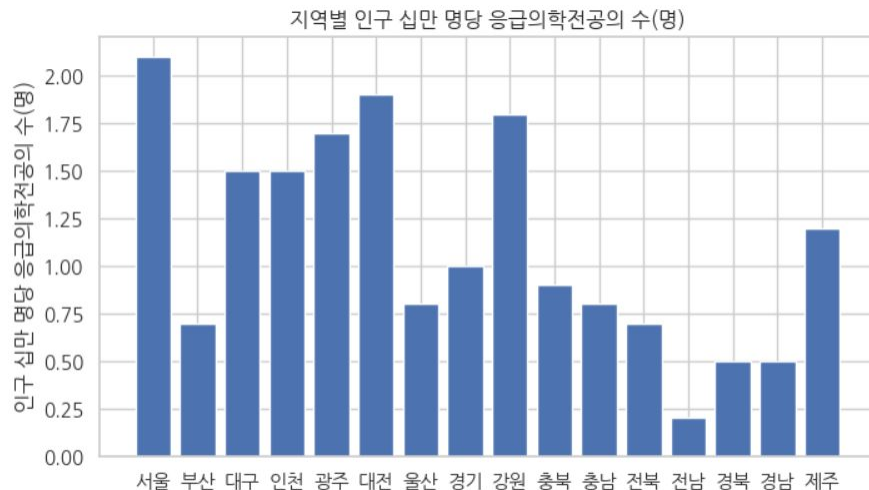
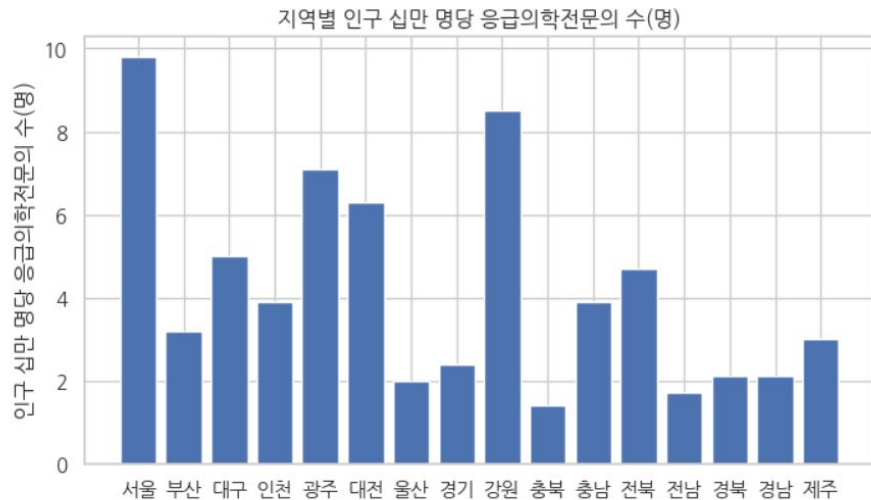
적절하게 공급되어
있지 않은것이
현 서울시의 실태!

데이터 분석

4. 응급실 전문의, 전공의 수

- 지역별 응급실 전문의와 전공의의 경우 타 도시에 비해 많은 인력이 확보되어 있음
 - 그런데 왜 인력부족이 문제로 제기 되는가?

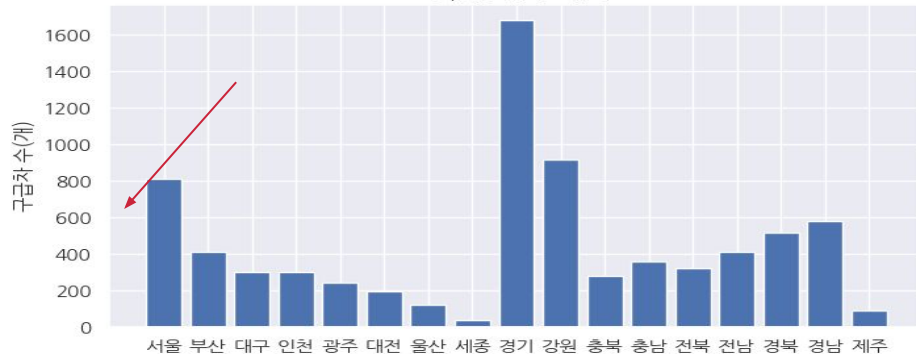
>>> 절대치 부족? 다른 이유가 있다면?



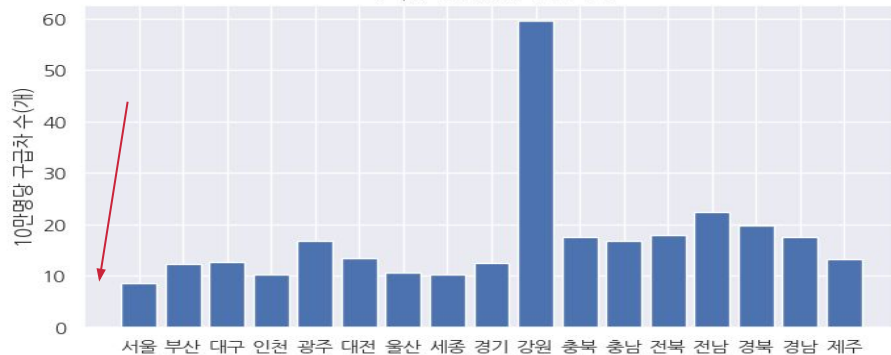
데이터 분석

4. 구급차 보유 현황과 관련 인력(탐승인력)

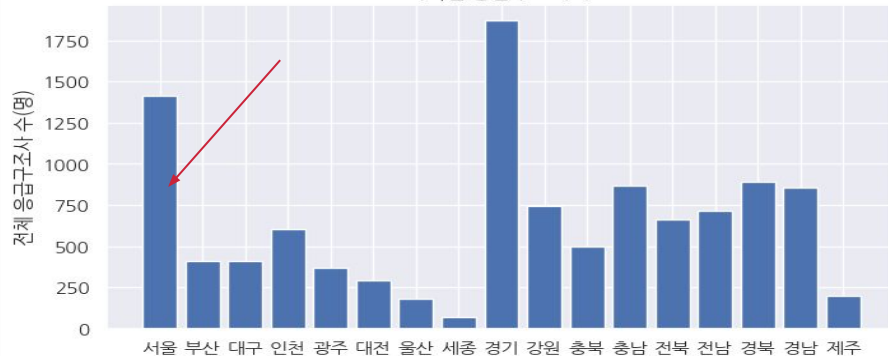
지역별 구급차 보유 수



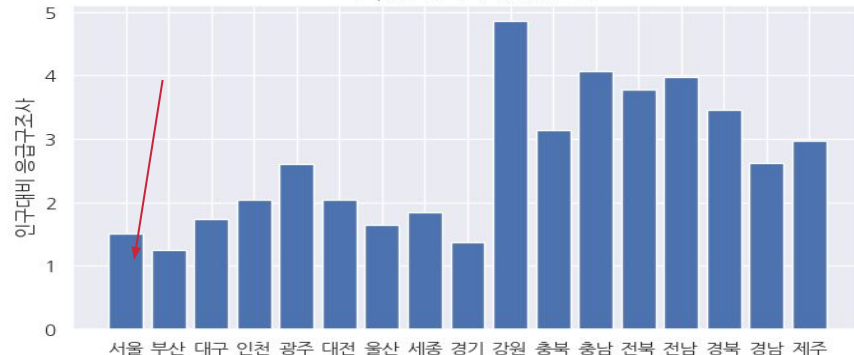
지역별 10만명당 구급차 수



지역별 응급구조사 수

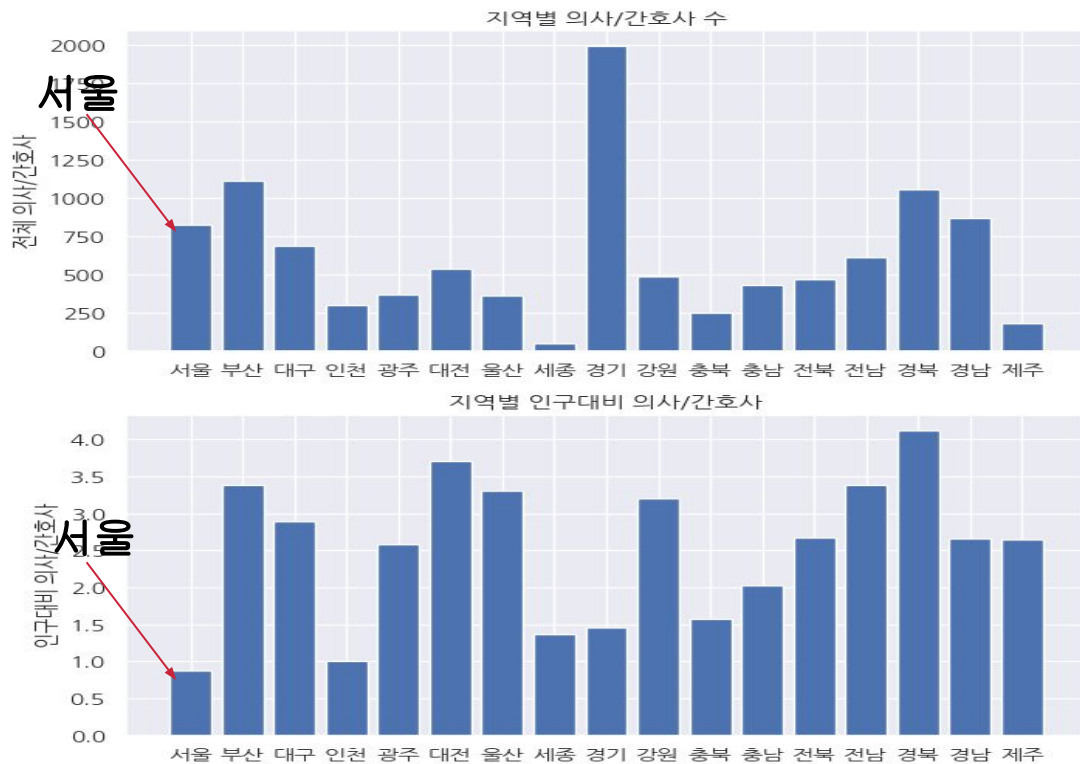


지역별 인구대비 응급구조사



데이터 분석

4. 구급차 탑승 인력



- 인구대비 구급차수는 적음
> 물리적 한계(교통상황)을 고려하면 납득할 수 있는 수치.

- 응급구조사 비율은 구급차 보유 비율 보다 더 나은 편.

- 그러나 구급차 탑승인력 중 지역별 의사/간호사의 경우 서울시가 전체 인력이 매우 부족함
인구대비 인력은 처참한 수준!

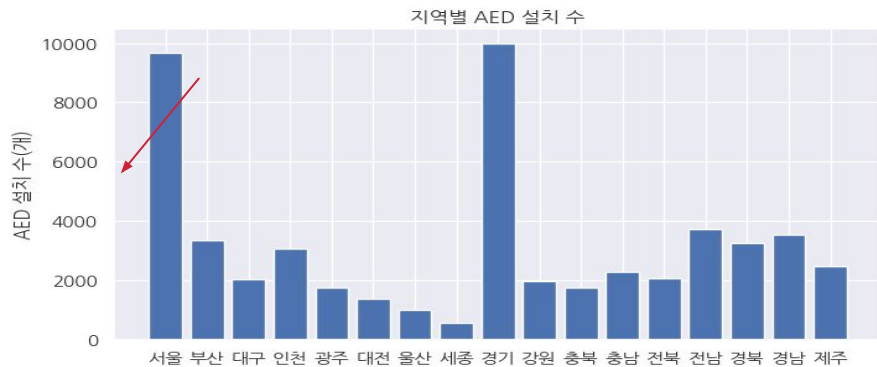


! INSIGHT

서울시 구급차 뱅뱅이 사망의 핵심 원인중 하나가 이 인력공급의 부족이 아닌지?

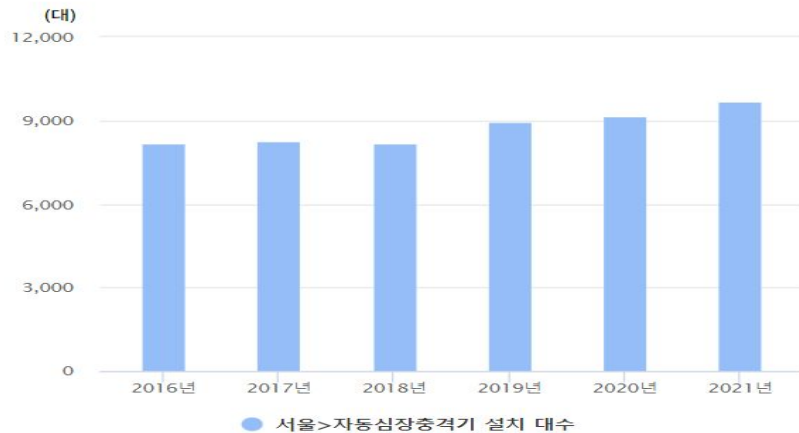
데이터 분석

4. AED 설치현황



- 인구 만 명당 AED 설치현황
 - 서울시 = 10.2 / 전국평균 = 10.4
 - > 서울시 인구 X 0.2 만큼 추가확보 필요
 - = 서울시도 해마다 설치 수를 확대하는 추세

자동심장충격기 설치 대수 > 서울

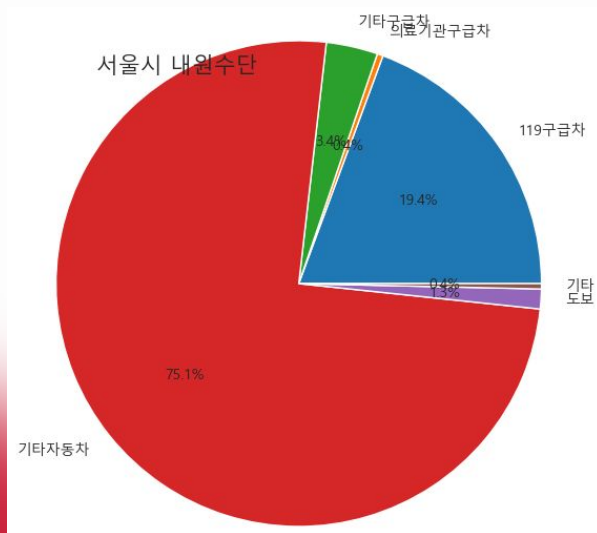


데이터 분석

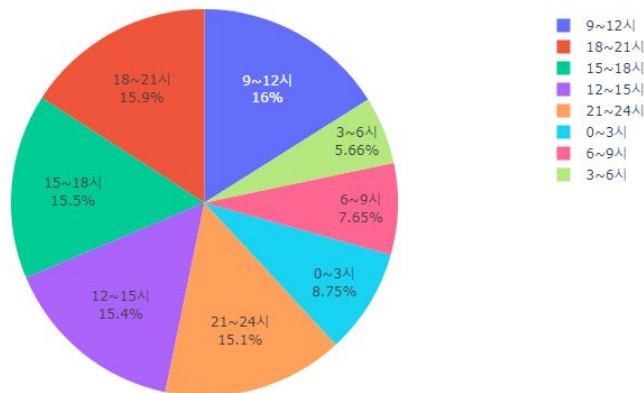
5. 교통 - 내원수단

- 자차의 비율이 높음 > 의료기관의 구급차가 매우 적음
- 내원 시간은 고르게 분포

>>> 이송도중 사망자 수를 줄이기 위해서는 교통 상황에 대한 인지 필요



서울 5년 평균(2017~21년) 응급실 내원시간

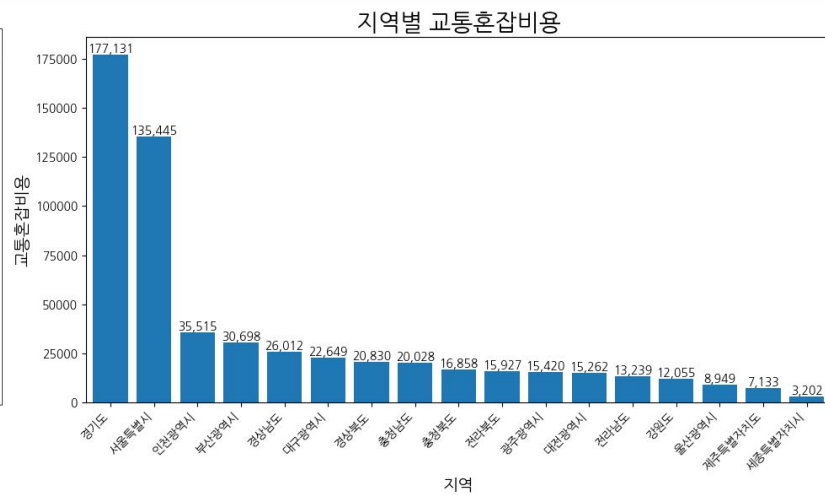
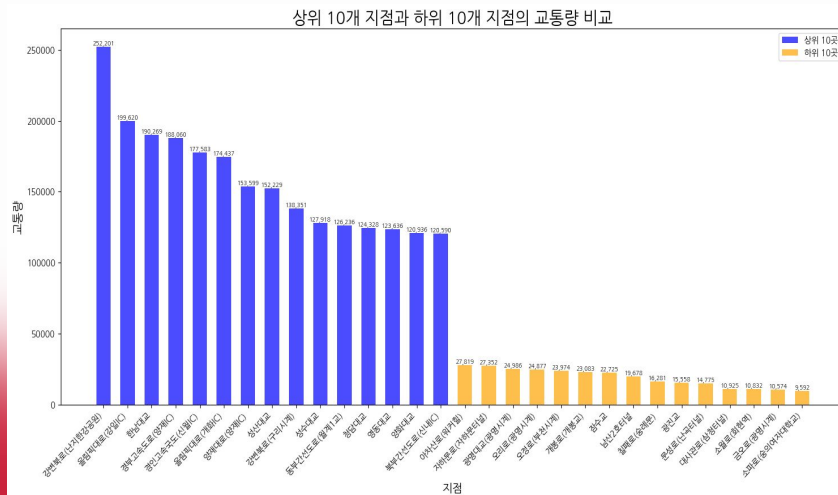


데이터 분석

5. 교통관련

- 총 129개 지점에서 교통량 산출
- 상위 10 지점, 하위 10지점 교통량 격차가 큰 편
- 교통혼잡비용 서울, 경기가 압도적으로 높음

>>> 교통관련 문제가 이송도중 사망자 수에 큰 영향을 준다고 예상



데이터 분석결론



초기 설정 잠재요인



인구밀집



응급실 환자 분포



응급실 보유 현황



응급실 의료인력
현황



응급 장비 배치현황



요인분석 결론



인구 밀집도가 높은 지역(서울) 중
밀집도 높은 자치구의 인프라 개선

How?

▶ 응급실의 공급과 수요가 불균형
> 부족한 인프라 추가공급 (수요와 공급이
일치하지 않은 곳 위주로)

▶ 응급실 인력은 확보
구급차 탑승인력 매우 부족
> 인력 재배치를 통해서 이송 도중 문제 개선!



05

모델링 및 평가

모델링

모델링 방향

= 교통사고 구급출동 데이터를 활용 병원 예상 도착시간 예측

데이터 수집

- 서울소방재난본부
‘교통사고 구급출동 현황’
- 106개의 칼럼들이 존재
- 필요한 칼럼만 추출
신고시간, 병원 도착시간, 현장과의 거리,
날씨 등

20221122' 등록완료	질병의	운전자	중랑소방서망우119안전센터	특수일반	20220101	700	2022 겨울	1	1	1	0	7 토요일	20220101
20221113' 등록완료	질병의	자전거사고	마포소방서서교119안전센터	특수일반	20220101	2400	2022 겨울	1	1	1	0	24 토요일	20220101
20221117' 등록완료	질병의	운전자	강서소방서현장대응단	특수일반	20220101	2400	2022 겨울	1	1	1	0	24 토요일	20220101
20221121' 등록완료	질병의	보행자	양천소방서신정119안전센터	특수일반	20220101	14500	2022 겨울	1	1	1	1	45 토요일	20220101
20221119' 등록완료	질병의	오토바이사고	구로소방서공단119안전센터	특수일반	20220101	23800	2022 겨울	1	1	1	2	38 토요일	20220101
20221121' 등록완료	질병의	보행자	양천소방서신정119안전센터	특수일반	20220101	41600	2022 겨울	1	1	1	4	16 토요일	20220101
20221119' 등록완료	질병의	운전자	구로소방서공단119안전센터	특수일반	20220101	80000	2022 겨울	1	1	1	8	0 토요일	20220101
20221117' 등록완료	질병의	보행자	강서소방서발산119안전센터	특수일반	20220101	82700	2022 겨울	1	1	1	8	27 토요일	20220101
20221116' 등록완료	질병의	오토바이사고	관악소방서봉천119안전센터	특수일반	20220101	90000	2022 겨울	1	1	1	9	0 토요일	20220101
20221125' 등록완료	질병의	오토바이사고	강북소방서현장대응단	특수일반	20220101	94300	2022 겨울	1	1	1	9	43 토요일	20220101
20221107' 등록완료	질병의	오토바이사고	동대문소방서현장대응단	특수일반	20220101	114500	2022 겨울	1	1	1	11	45 토요일	20220101
20221123' 등록완료	질병의	보행자	서대문소방서현장대응단	특수일반	20220101	140100	2022 겨울	1	1	1	14	1 토요일	20220101
20221114' 등록완료	질병의	운전자	강남소방서개포119안전센터	특수일반	20220101	140700	2022 겨울	1	1	1	14	7 토요일	20220101
20221125' 등록완료	질병의	오토바이사고	강북소방서현장대응단	특수일반	20220101	140700	2022 겨울	1	1	1	14	7 토요일	20220101
20221112' 등록완료	질병의	보행자	은평소방서현장대응단	특수일반	20220101	142300	2022 겨울	1	1	1	14	23 토요일	20220101
20221102' 등록완료	질병의	보행자	동작소방서벽은119안전센터	특수일반	20220101	143400	2022 겨울	1	1	1	14	34 토요일	20220101
20221111' 등록완료	질병의	자전거사고	노원소방서현장대응단	특수일반	20220101	144600	2022 겨울	1	1	1	14	46 토요일	20220101
20221111' 등록완료	질병의	운전자	노원소방서월계119안전센터	특수일반	20220101	144900	2022 겨울	1	1	1	14	49 토요일	20220101
20221120' 등록완료	질병의	동승자	송파소방서가락119안전센터	특수일반	20220101	153700	2022 겨울	1	1	1	15	37 토요일	20220101
20221111' 등록완료	질병의	보행자	노원소방서상계119안전센터	특수일반	20220101	153800	2022 겨울	1	1	1	15	38 토요일	20220101
20221114' 등록완료	질병의	보행자	강남소방서수서119안전센터	특수일반	20220101	155900	2022 겨울	1	1	1	15	59 토요일	20220101

모델링

1) 데이터 전처리



기존의 칼럼들을 활용하여 새로운 칼럼들 생성

- 신고에서 출동시간
- 출동에서 도착시간
- 현장에서 병원 도착시간 - Target Variable

>> 시간, 날씨, 거리등의 데이터를 특성변수로 삼아

Target Variable을 예측하고자 함



모델링 - 1) 데이터 전처리

데이터 전처리



이상치 수정



결측치 제거

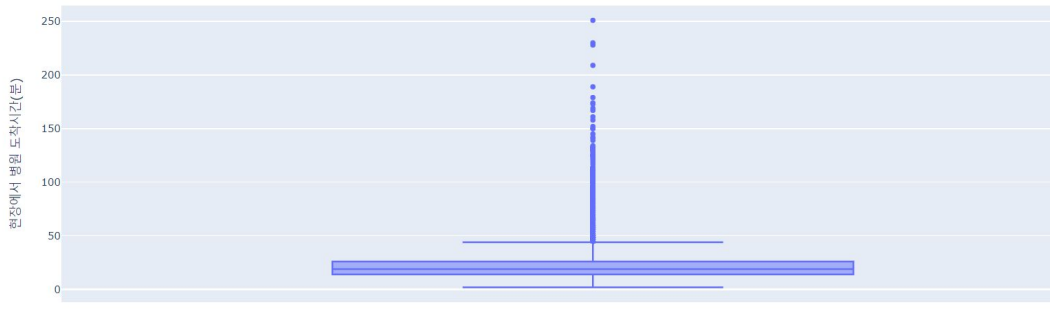
- TV(목표)가 없는 nan 값 제거
- 거리가 없는 경우도 제거

	출동시간 (h)	병원도착시간 (h)	계절	요일	현장까지의 거리 (km)	현장에서 병원까지의 거리 (km)
0	0	0.0	겨울	토요일	2.0	5.0
1	0	0.0	겨울	토요일	3.0	6.0
2	0	NaN	겨울	토요일	3.0	NaN
3	1	2.0	겨울	토요일	0.2	3.0
4	2	NaN	겨울	토요일	1.0	NaN

- 예외적 경우 제거 - 헬기 구급 출동의 경우

- 모델의 일반화를 위해 IQR과 ($q1=25\%$, $q3=75\%$ 로 설정) Upper_fence를 활용해 이상치를 Upper_fence로 대체함

Boxplot of 현장에서 병원 도착시간(분)



모델링 - 2) 모델 학습 및 시각화

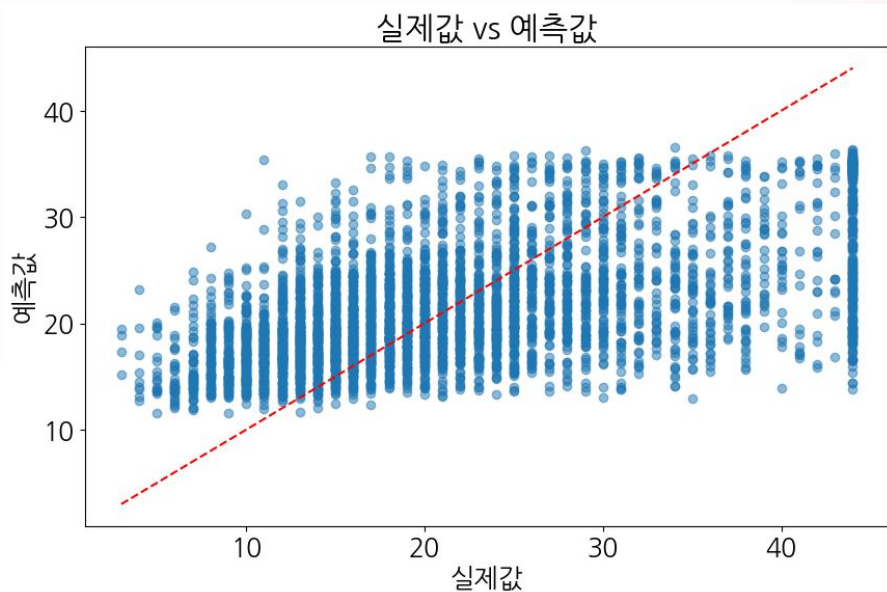
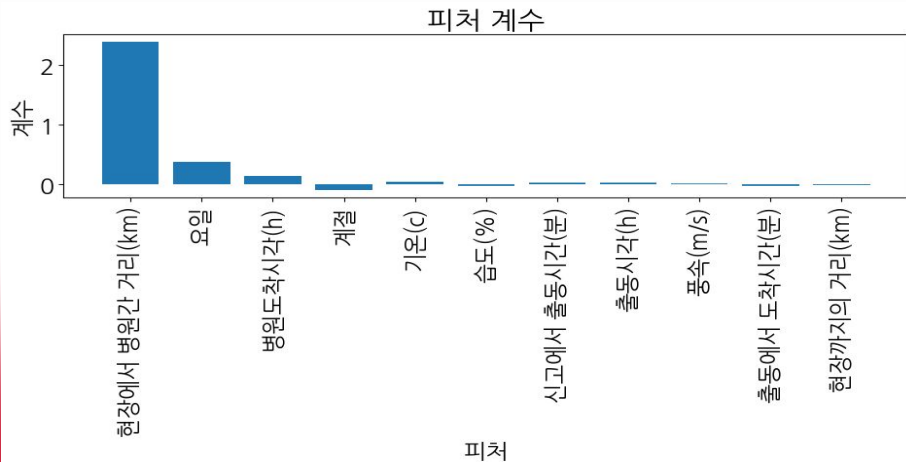
Hold out 분할 사용

1. 선형회귀 분석의 결과

MSE: 66.967

MAE: 6.374

R^2 : 0.3094

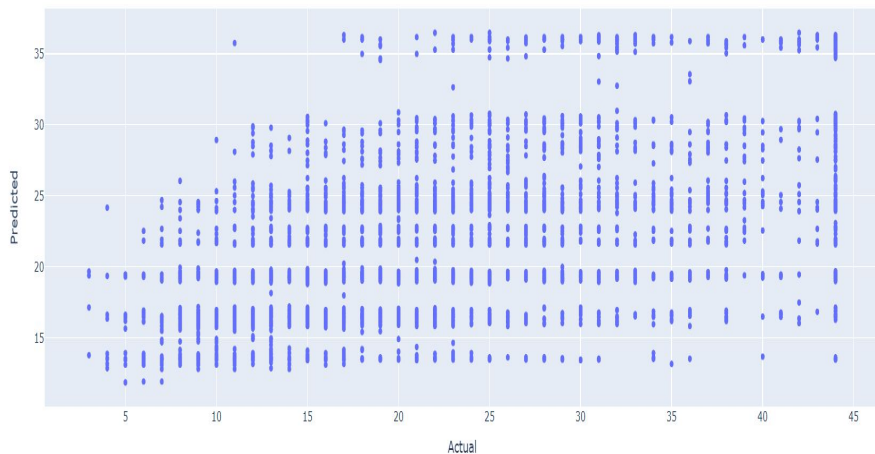


모델링 - 2) 모델 학습 및 시각화

2. 랜덤 포레스트의 결과

Mean Squared Error: 67.005
R² Score: 0.3090

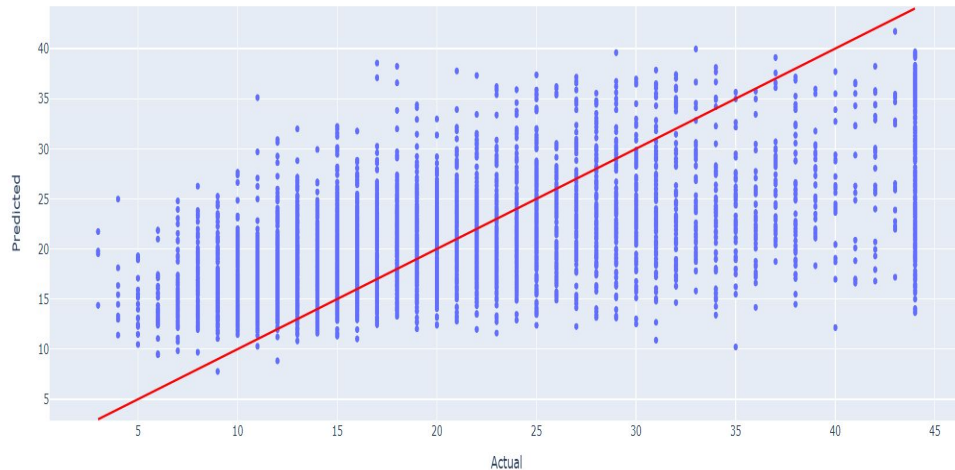
Random Forest Regression: Actual vs. Predicted



3. 캐트 부스트의 결과

Mean Squared Error: 65.308
R² Score: 0.327

Actual vs. Predicted Values



평가

더 개선할 점

기존 데이터에서 이상치와 결측치를 처리하니
MSE는 크게 개선되었으나 R2값의 개선폭이 아쉬움

MSE: 150 > 67

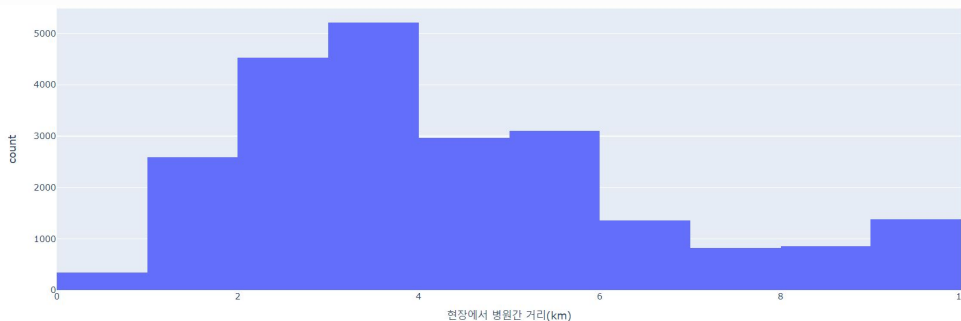
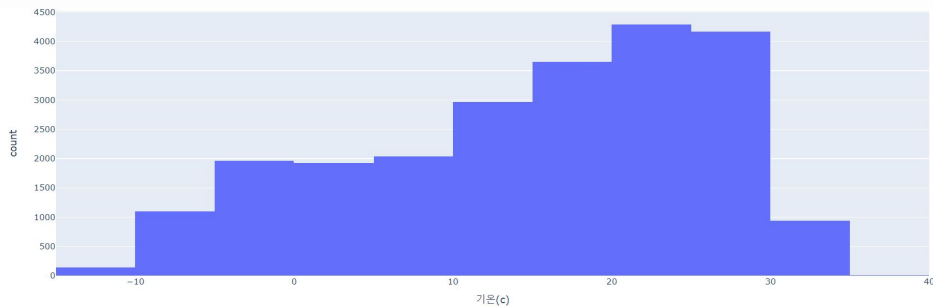
R²: 0.20 > 0.31

세가지 모델 중

CatBoost가 가장 성능이 높게 나옴

R2가 0.5이상일 경우 좋은 모델로 취급되는 것을
고려한다면 모델링의 개선이 필요함

- 칼럼별 히스토그램의 모양
> 로그변환을 시도해 정규분포의 형태로 만든다?
- 하이퍼 파라미터 조정을 위해 Random Search등을 적용한다면?





06

활용방안 및 기대효과



활용방안



데이터 분석을 통해 얻은 결론

부족한 인프라를 보충 (수요가 높은 지역에)

- 추가 응급실 확보
- 응급 인력 재배치

> 공공 부문 뿐만 아니라 민간의 협력도 반드시 함께 확보되어야 함

> 공공 의료를 우선시했던 영국의 NHS 체계 파산으로 인한 붕괴

= 어떻게? > 해당 자료를 활용하여 법 제정 & 의료 지원 확대 정책 건의, 민간 투자 유치





활용방안

모델링을 통해 얻은 결론



- 현장에서 병원까지의 도착시간에 영향을 미치는 변수들의 중요도는 거리, 요일, 병원 도착시간(주간, 야간) 순이었음
- 모델링의 결과를 통해서 도출 할 수 있는 결론은 거리단축을 위한 **병원 및 응급실 보급**과
- 요일과 시간대별로 **응급실 관련 인력과 장비(구급차) 등을 더욱 보충**할 필요가 있다는 것이었음
- 추후 모델링 개선의 여지가 필요함





기대효과

서울시 병원들의 응급진단
결과 전원을 감소



응급환자의 적정시간 내
응급실 도착률 증가

이송도중 1차 병원 도착시
구급차 재이송율 감소



이송도중 사망자 수 감소

“ 사립법인들이 대다수를 차지하거나 상위를 점령하고 있는
이 의료 체계 안에서, 어떻게 이윤으로부터 좀 멀리
떨어지거나, 정말 지역 사회를 위해서 제 몫을 다 할 수 있는
보건의료인은 어떻게 양성할 것이고, 성장은 어떻게 도울
것인가, 이런 설계부터 나와야 되는 거죠”

—임승관 / 경기도의료원 안성병원 원장

참고 문헌

○ 포털 사이트

- 국가통계포털
- 응급의료통계포털
- 서울 열린 데이터 광장

○ 보고서 및 논문

- 응급의료 통계연보 2021

○ 기사

<https://m.medigatenews.com/news/2857163642>

https://www.dailymedi.com/news/news_view.php?ca_id=2201&wr_id=889836

https://www.dailymedi.com/news/news_view.php?wr_id=900100

<http://www.damunhwanews.com/news/articleView.html?idxno=4299>

https://www.nfa.go.kr/nfa/news/pressrelease/press/?boardId=bbs_0000000000000010&mode=view&cntId=1744&category=&pageIdx=

<https://medigatenews.com/news/2329670661>



THANKS!

DO YOU HAVE ANY QUESTIONS?

CREDITS: This presentation template was created by [Slidesgo](#), and includes icons by [Flaticon](#), and infographics & images by [Freepik](#)

