

TAVE 11기 project presentation

상권 치안 수준에 따른 카페 폐업 예측 모델

TAVE 11기 - 뷔스팅

"정혜정, 서해원, 정윤주, 한유진, 허윤빈"

INDEX

01 프로젝트 소개

- 프로젝트 주제 및 목표
- 프로젝트 진행 중 사용 데이터 소개

02 프로젝트 진행과정 01. 전처리 & EDA

- 전처리 과정
- 각 변수별 EDA 결과
- EDA 결과에 따른 추가적인 전처리 과정

03 프로젝트 진행과정 02. 모델

- XGB Classifier
- Random Forest
- KNN
- Logistic Regression

04 결론

- 각 모델 별 결과
- 프로젝트 결론
- 추후 보강할 점
- 출처 및 코드



01

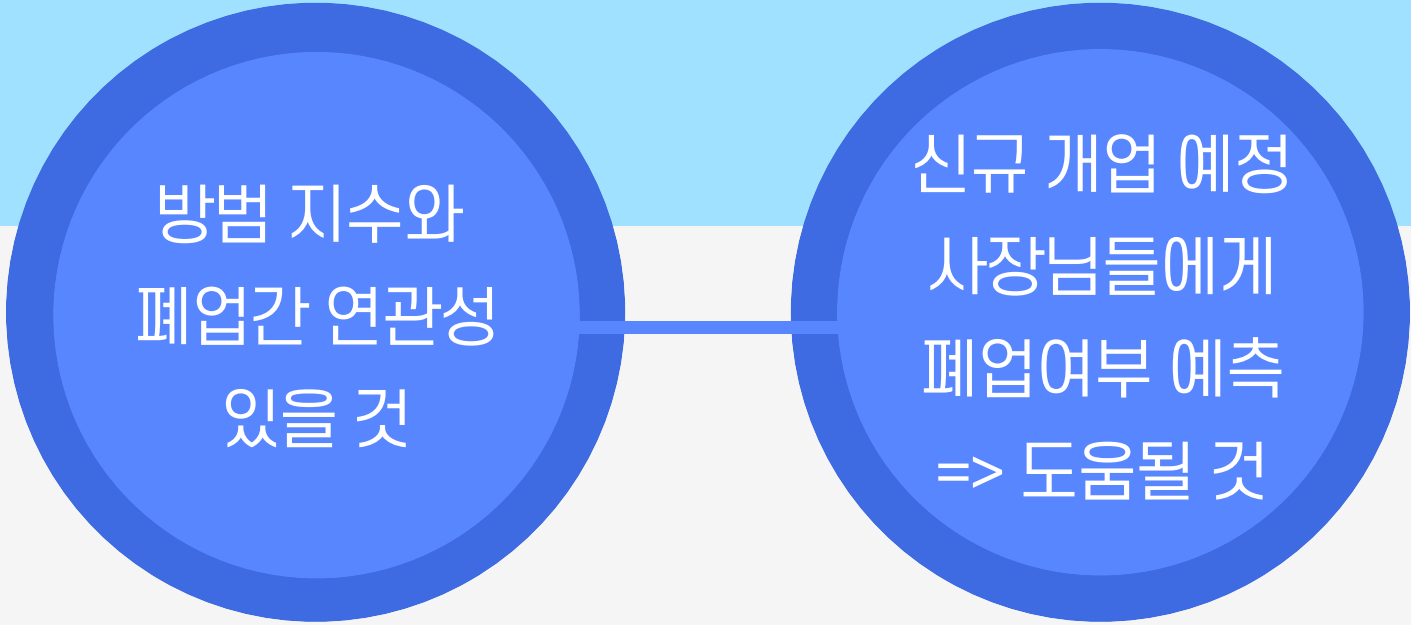
프로젝트 소개

- 프로젝트 주제 및 목표
- 프로젝트 진행 중 사용 데이터 소개

상권 치안수준에 따른 카페 폐업 예측 모델



KT 잘나가게 '내가게 상권'



- KT 잘나가게 홈페이지 : 특정 위치 가게의 상권인구, 주변수단, 유동인구 추이, 해당 지역 사건(트렌드) 등을 한번에 제공

페이지에서는 단순히 정보를 제공하고 있으나 이를 확장하여, 각 변수들을 통해 새로운 위치에 가게를 개업할 때, '폐업여부를 알려주는 모델을 만든다면, 개업 위치 선정에 도움이 될 것'이라 생각

특히, 특정 위치의 치안 수준이 폐업 여부에 영향을 줄 것이라 생각에, 치안수준에 따른 카페 폐업 예측 모델 제작을 주제로 프로젝트 진행

사용 DATA / 변수 설명

치안 수준에 따른 폐업 여부 예측 모델에 사용될 변수(DATA) 출처 및 소개

공공데이터포털



영업 중 점포 데이터

- 2023년 기준 영업 중 점포 위치 및 업종 데이터
- 소상공인시장진흥공단_상권정보



폐업 점포 데이터

- 2020 - 2023년 사이 폐업한 점포 위치 및 업종 데이터



국가철도공단_수도권 역위치

- 서울시 메트로1~9호선에서 운영 하는 노선의 역 위치
- 철도운영기관명, 역/선명, 위경도

서울 열린데이터 광장



서울시 주요 공기업 리스트 정보

- 서울시내 주요 공기업 리스트들의 명칭, 주소
- 2015년 이후 공기업 업데이트 없음



서울시 대학 및 전문대학 DB 정보

- 서울시내 대학 및 전문대학의 종류별 학교명 및 상태, 주소 등 관련 정보



도로명 주소를 바탕으로 위경도
코드로 추출해 사용

스마트 치안 빅데이터 플랫폼



상권안전지수

- 범죄발생건수를 통해 추정한 서울시 상권별 안전지 (범주형)



상권활성화지수

- 상권활성화지수, 상권활성화지수등급, 행정동코드명, 매출지수, 인프라 지수, 가맹점 지수, 인구지수, 금융지수

사용 DATA / 변수 설명


치안 수준에 따른 폐업 여부 예측 모델에 사용될 변수(DATA) 출처 및 소개

서울시 상권분석 서비스



지역, 상권별 현황 사이트

- 점포수, 연차별 생존율(1,3,5년), 신생기업 생존율, 평균영업기간, 개폐업수, 인구수(유동,주거,직장), 소득/가구수, 임대시세
- 개폐업수 제외 모든 변수 크롤링
- 1,2,3,4분기 데이터 큰변화 없음 -> 4분기 데이터로 통합하여 사용
- 행정동명 단위의 데이터

 크롤링 데이터와 행정동명 match 필요 있었음

서울특별시

제로페이 서울사랑상품권 서울Pay+ 자동 이관 안내

서울소식 응답소 정보공개 분야별정보

서울시 상권분석서비스

뜨는 상권 나는 사장 나도 곧 사장 지역·상권별 현황 자가진단 이용안내

도움말 ⓘ 로그인 ⓘ 챗봇

Beta

지역분석

점포수	신생기업 생존율	연차별 생존율	평균영업기간
개폐업수(률)	인구수	소득/가구수	임대시세

기준분기

조회분기

생활밀접업종

2022년 ▾

4분기 ▾

동분기 ▾

전체 ▾

전체 ▾

02

프로젝트 진행과정

01. 전처리 & EDA

- 전처리 과정
- 각 변수별 EDA 결과
- EDA 결과에 따른 추가적인 전처리 과정

전처리 과정

사용 데이터 간 label 설정 및 변수 내용 간 통일을 위한 과정

1. 폐업, 영업 데이터 병합 후, 각 가게별 위도, 경도 추가

- 폐업 데이터와 영업 데이터 병합
- 병합된 폐영업 데이터 - 주소를 바탕으로 위도, 경도 추가 (geopy.geocoders package 활용)

2. 행정동명 통일

ex) 노량진 제1동과 같이 제0동 끝 -> 노량진동으로 통일

일원2동 -> 개포3동 : 행정구역 이름 변경때문. 제일 최신 버전이 개포3동

오류2동 & 향동 : 향동이 오류2동이 분할되어 나온 동이므로, 오류2동으로 합침

행정동 - binary encoding활용하여, 텍스트를 encoding해줌

3. 크롤링 데이터

- 1) 소득분위, 생존율 등 변수를 integer 형태로 변환
- 2) 둔촌1동 제거 (폐영업데이터에는 없음)

4. 위치 기반 카페, 대학, 공공기관, 지하철, 버스정류장 개수 추가

각 변수별 EDA 결과

```
In [134]: data.info()

<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 20886 entries, 0 to 20885
Data columns (total 26 columns):
#   Column                                     Non-Null Count  Dtype
---  -
0   폐업여부                                   20886 non-null  object
1   소득분위                                   20886 non-null  int64
2   가구수                                    20886 non-null  int64
3   1년 생존율                                20886 non-null  float64
4   3년 생존율                                20886 non-null  float64
5   5년 생존율                                20886 non-null  float64
6   최근 10년 기준 평균영업기간              20886 non-null  float64
7   최근 30년 기준 평균영업기간              20886 non-null  float64
8   임대시세                                   20886 non-null  float64
9   유통인구                                   20886 non-null  int64
10  주거인구                                   20886 non-null  int64
11  직장인구                                   20886 non-null  int64
12  방법지수                                   20886 non-null  int64
13  반경500_카페개수                          20886 non-null  int64
14  반경500_지하철역개수                      20886 non-null  int64
15  반경500_정류장개수                       20886 non-null  int64
16  반경500_공공기관개수                     20886 non-null  int64
17  반경500_대학개수                         20886 non-null  int64
18  반경1000_대학개수                        20886 non-null  int64
19  상권활성화지수등급                       20886 non-null  float64
20  상권활성화지수                           20886 non-null  int64
21  매출지수                                 20886 non-null  float64
22  인프라지수                              20886 non-null  float64
23  가맹점지수                              20886 non-null  float64
24  인구지수                                 20886 non-null  float64
25  금융지수                                 20886 non-null  float64
dtypes: float64(12), int64(13), object(1)
memory usage: 4.1+ MB
```

[변수별 info]

범주형 : 폐업여부

연속형 : 소득분위, 가구수, 1/3/5년 생존율, 최근 10/30년 평균 영업기간, 임대시세, 유통인구, 주거인구, 직장인구, 방법지수, 편의시설 개수, 상권활성화 지수(등급), 매출지수, 인프라지수, 가맹점지수, 인구지수, 금융지수



연속형 변수들 간 상관관계를 파악
-> 다중공선성 해결 및 변수 관계 파악

각 변수별 EDA 결과

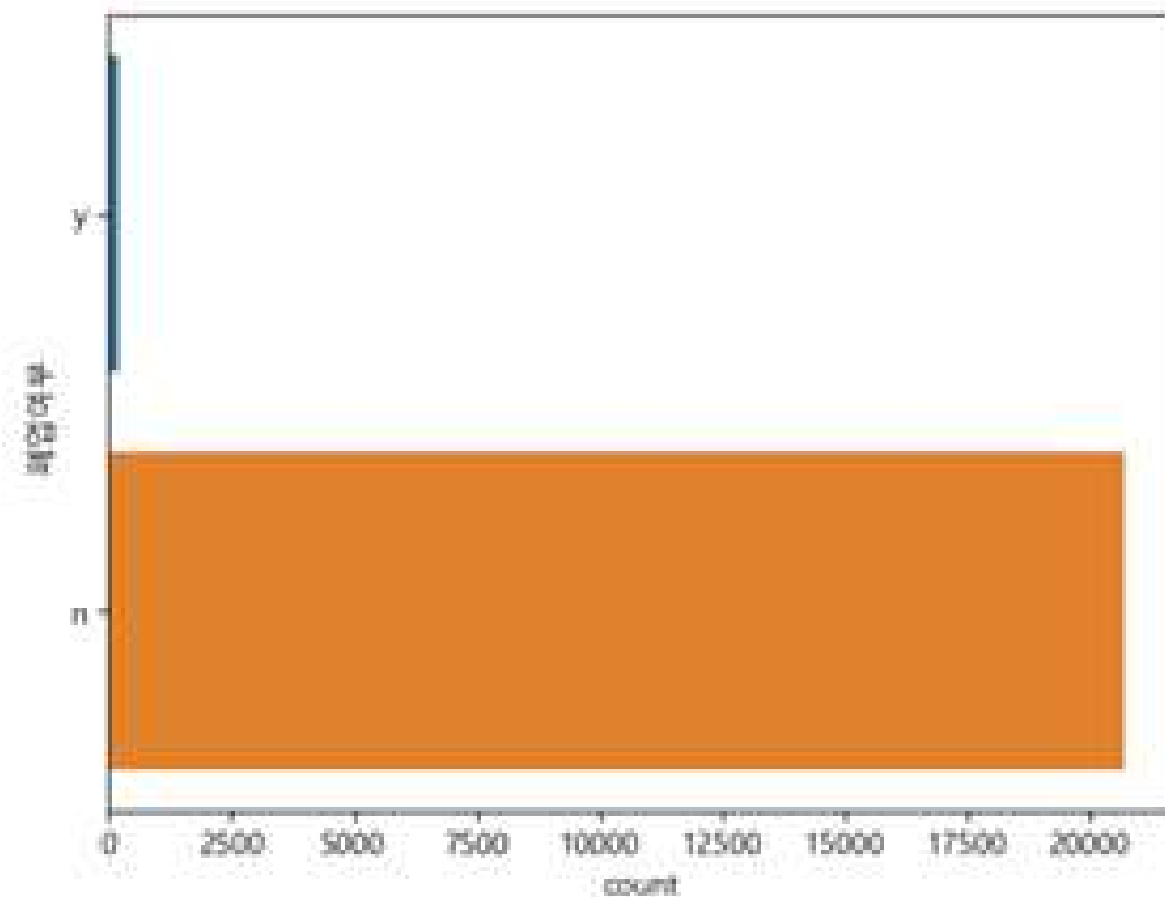
2) 종속변수 파악

```
In [138]: data["폐업여부"].value_counts()
```

```
Out[138]: n    20709  
         y      177  
         Name: 폐업여부, dtype: int64
```

```
In [140]: sns.countplot(y="폐업여부", data=data)
```

```
Out[140]: <AxesSubplot: xlabel='count', ylabel='폐업여부'>
```



불균형 체크

0초

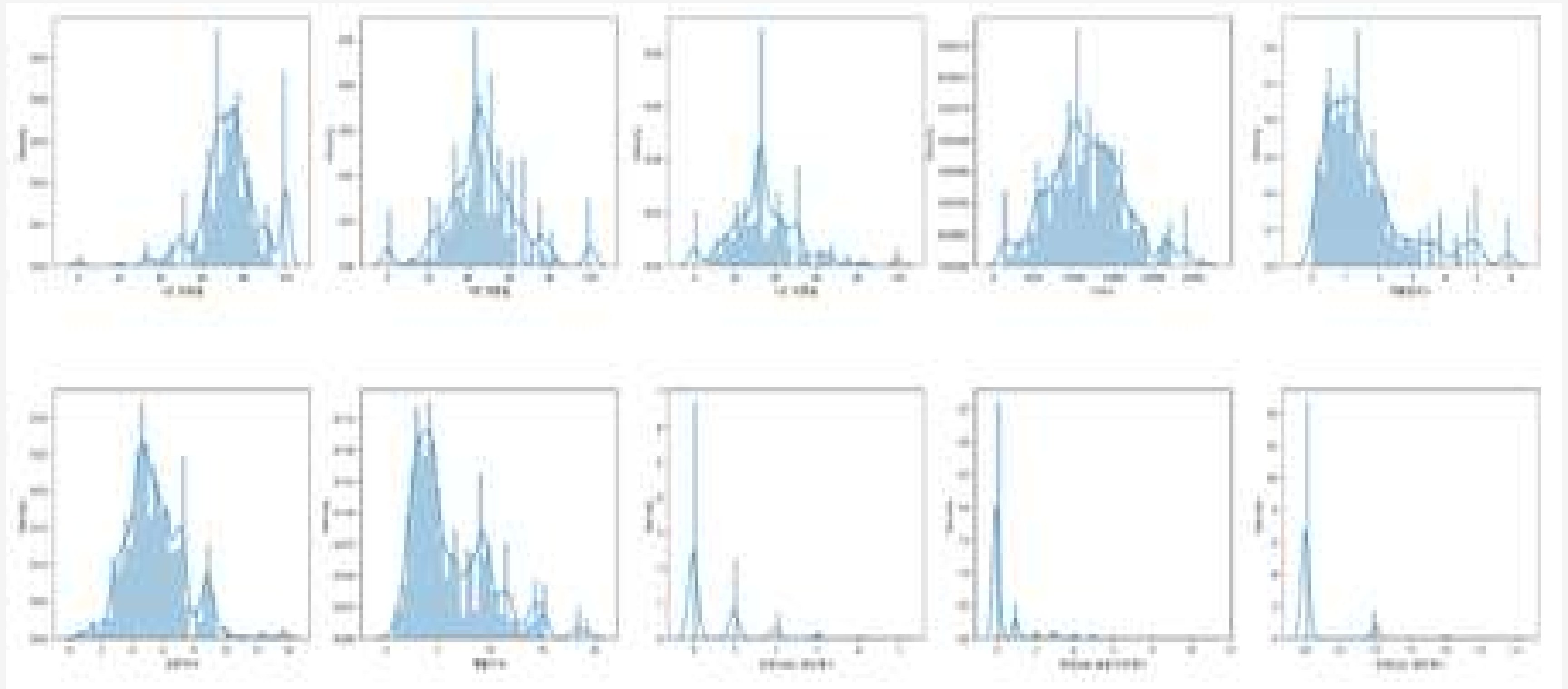
```
neg, pos = np.bincount(result['폐업여부'])  
total = neg + pos  
print('Examples:\n      Total: {}\n      Positive: {} ({:.2f}% of total)\n'.format(  
      total, pos, 100 * pos / total))  
#불균형 심각함 - 폐업한 경우가 전체의 0.85% (=0.0085)
```

```
Examples:  
Total: 20886  
Positive: 177 (0.85% of total)
```

*폐업 데이터가 0.85%로 매우 불균형
: oversampling method인 SMOTE적용하자 !*

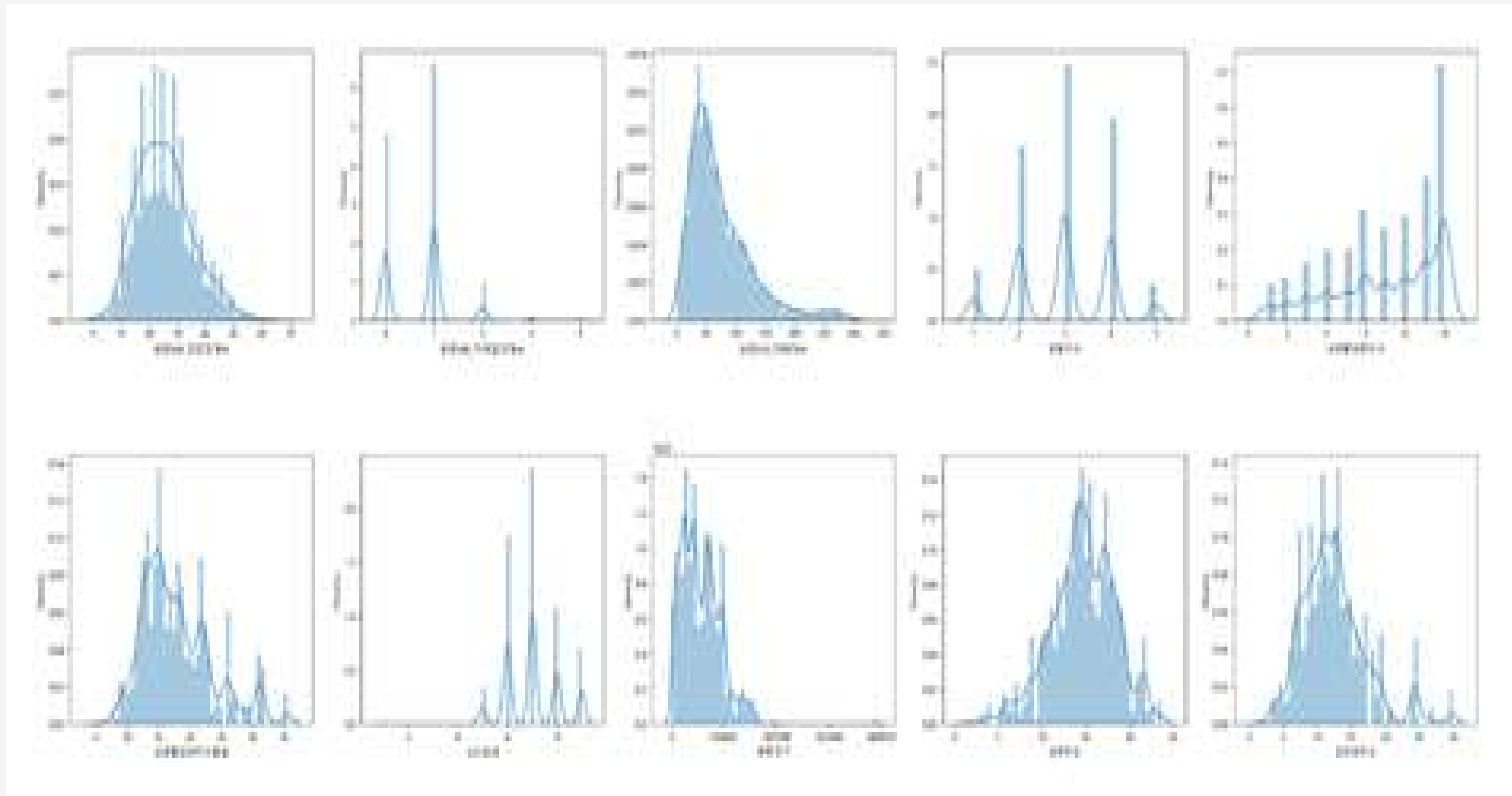
각 변수별 EDA 결과

변수별 dist plot



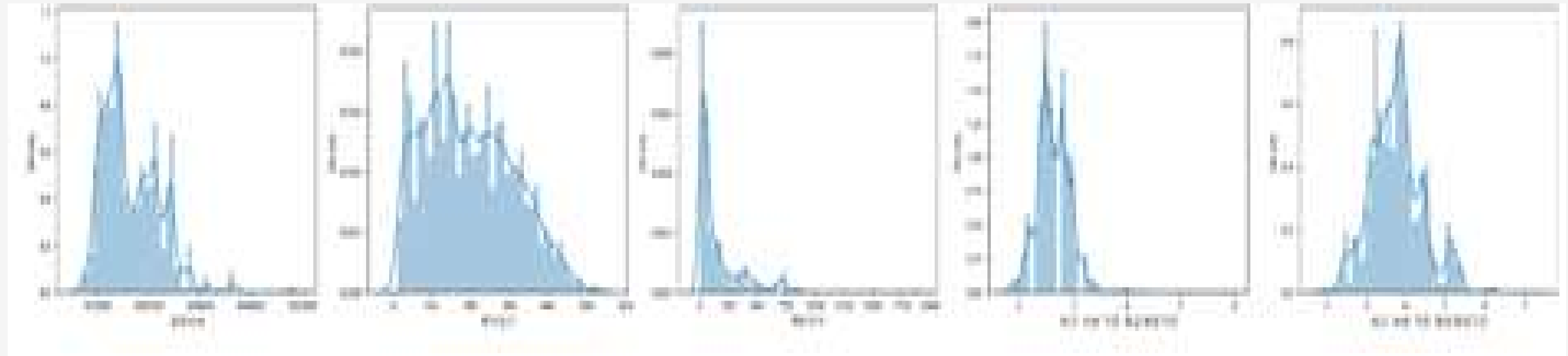
각 변수별 EDA 결과

변수별 dist plot



각 변수별 EDA 결과

변수별 dist plot



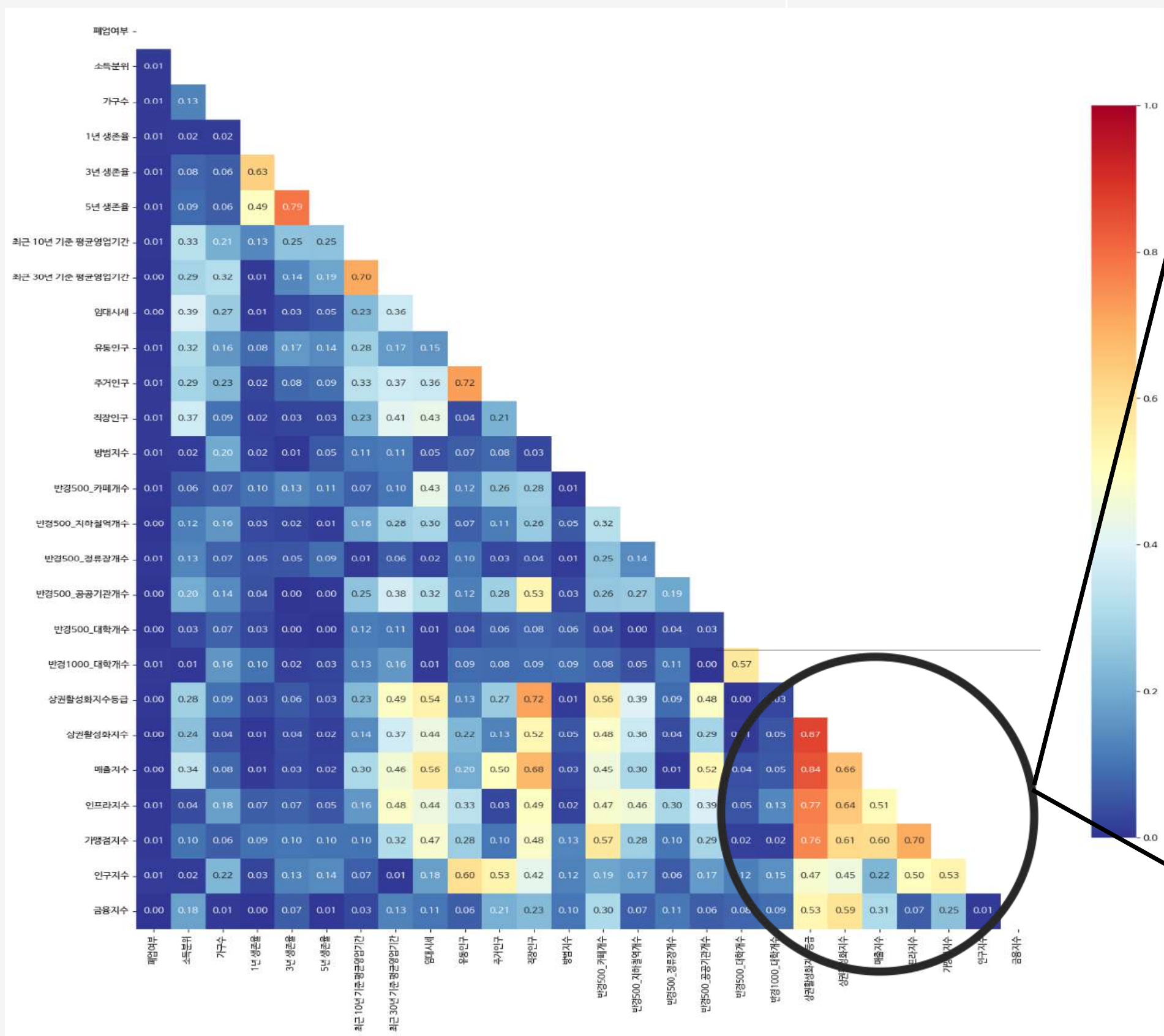
전체적으로 분포가 정규분포 처럼 생겼으나, 몇몇 지수에서 왼쪽으로 치우친 형태가 나옴
=> 경제지수와 연결되어 있기 때문이라고 생각

분포 형태가 아닌 경우는 범주형으로 봐야할 것

각 분포 상 이상치 존재 - 이상치 자체가 특정 행정동의 특성을 나타내는 경우가 많음
ex) 서교동 주변 카페 개수, 잠실의 임대료 ... etc
=> 이상치 처리 X

각 변수별 EDA 결과

변수별 correlation map



1. 1/3/5년 생존율의 상관관계가 높음
 - 3가지 분포 중 가장 skewed되어 있지 않은 3년 생존율 선택
2. 공공기관개수, 직장인구 제거
 - 두가지 변수의 분포 유사
 - 둘과 관련된 다른 변수들간 상관관계가 높음 (둘간 상관관계도 높음)
 - 직장인구의 경우, 공공기관 + 사기업 따라서 공공기관개수 의미 X
3. 주거인구 삭제
 - 주거인구, 유동인구간 높은 상관관계
 - 특정 주변 주거자뿐 아니라 행정동 방문자가 카페 사용자일 가능성 높으므로 두가지를 반영하는 유동인구만 사용
4. 반경 500m 이내 대학개수 삭제
 - 반경 500m의 결과와 1000m 결과 유사
 - 대학 크기를 고려했을 때 1000m가 합리적이라고 판단
5. 상권활성화지수등급 삭제 & 다른 경제 지수 삭제
 - 지수와 등급간 높은 상관관계
 - 상권활성화지수와 다른 경제지수 간 높은 상관관계 -> 상권활성화 지수 사용시 차원 축소도 가능하므로 !

각 변수별 EDA 결과

PCA 해석

	Features	VIF
0	폐업여부	1.009471
1	소득분위	62.529372
2	가구수	9.113669
3	1년 생존율	42.562229
4	3년 생존율	27.409906
5	5년 생존율	14.105935
6	최근 10년 기준 평균영업기간	172.501704
7	최근 30년 기준 평균영업기간	117.248363
8	임대시세	20.785267
9	유동인구	13.087208
10	주거인구	24.111448
11	직장인구	5.261454

12	방범지수	10.662753
13	반경500_카페개수	6.052884
14	반경500_지하철역개수	3.015157
15	반경500_정류장개수	9.911233
16	반경500_공공기관개수	1.988415
17	반경500_대학개수	1.677938
18	반경1000_대학개수	2.309081
19	상권활성화지수등급	1915.934819
20	상권활성화지수	40.879423
21	매출지수	110.051685
22	인프라지수	245.412823
23	가맹점지수	9.291396
24	인구지수	154.672439
25	금융지수	189.941896

VIF (다중공선성) 체크

VIF>10이면 다중공선성 있는 것
=> 빨간 직사각형 모두 10 초과

10은 초과하지 않더라도 90이상인 값들이 많음

=> PCA나 변수 선택 필요

- 1. 상관관계를 통한 변수 선택
- 2. PCA를 통한 변수선택

2가지 방법을 사용할 것.

각 변수별 EDA 결과

PCA 해석

PCA 결과 해석을 위해 특성별 변수 나뉘춤

1. 상권특성 PCA

- a. 임대시세, 방범지수, 반경 500/1000m 이내 지하철, 정류장, 공공기관, 대학 개수, 매출지수, 인프라지수, 금융지수

2. 경쟁업체 특성 PCA

- a. 1,3,5년 생존율, 최근 10,30년 평균영업기간, 반경 500m 이내 카페 개수, 가맹점지수

3. 소비자 특성 PCA

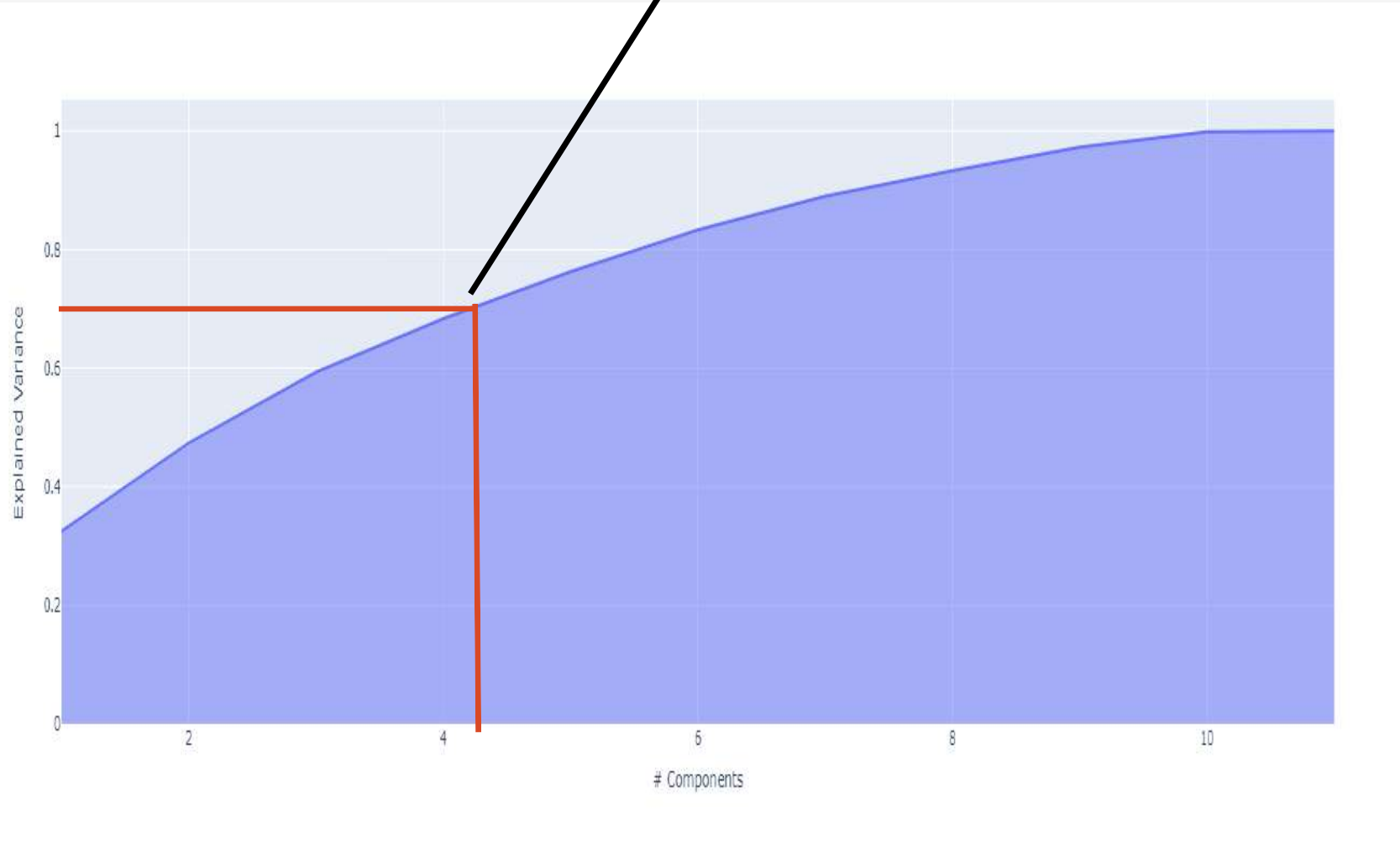
- a. 가구수, 유동인구, 주거인구, 직장인구, 인구지수

각 변수별 EDA 결과

PCA 해석

상권특성 PCA

보통 전체 분산의 70%이상 설명하는 PCA 선택
=> 5개 선택 / 90% 이상 설명 : 8개 선택



	PC1	PC2	PC3	PC4	PC5	PC6	PC7	PC8
임대시세	0.3581	-0.0728	0.0582	0.0403	0.4912	0.1272	-0.4309	0.5885
방법지수	-0.0277	-0.1833	-0.1222	0.9351	-0.1469	-0.1574	0.0794	0.1080
반경500_지하철역개수	0.2904	0.0391	-0.2399	-0.1508	0.2309	-0.7114	0.4642	0.2130
반경500_정류장개수	0.0961	0.1704	-0.6218	-0.1231	-0.5632	0.0681	-0.2642	0.3721
반경500_공공기관개수	0.3349	-0.0585	-0.1929	-0.0328	-0.0424	0.5701	0.6404	0.0451
반경500_대학개수	0.0113	0.6583	0.0997	0.2044	0.1385	0.0952	0.0824	0.0951
반경1000_대학개수	0.0388	0.6787	0.0251	0.1304	0.0696	0.0361	0.0150	-0.0862
매출지수	0.4476	-0.1328	0.1651	0.1247	0.0232	0.2047	0.0006	-0.0579
인프라지수	0.4201	0.0859	-0.2571	0.0205	0.0068	-0.1651	-0.2975	-0.5587
금융지수	0.1955	0.0856	0.6072	-0.0890	-0.5565	-0.2026	0.0644	0.2730
상권활성화지수	0.4986	-0.0286	0.1666	0.0475	-0.1752	-0.0519	-0.1138	-0.2226

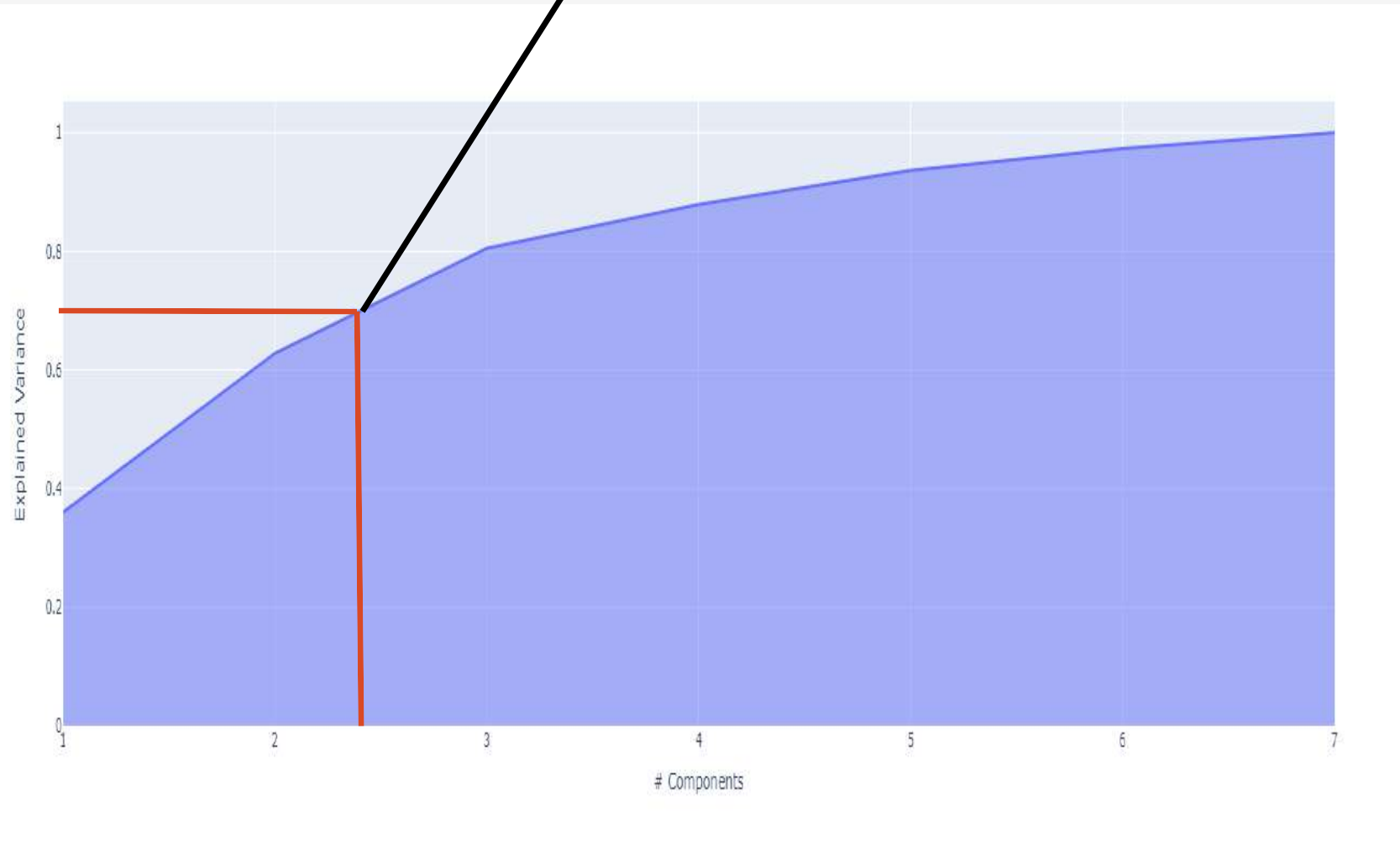
- PC1 : 직장가 카페 (공공기관 다수 포진, 임대시세 높음, 매출지수와 인프라지수 높음)
- PC2 : 대학가 카페 (대학개수 높음)
- PC3 : 주거밀집지역 카페(교통 접근성이 낮고 소비자들의 잠재구매력이 높은 카페)
- PC4 : 치안이 좋은 지역 카페
- PC5 : 임대시세 거품이 심한 지역 카페(임대시세에 반해 버스의 접근성 낮음, 소비자의 잠재구매력 낮음)
- PC6 : 역세권 아닌 직장가 카페(지하철역개수 낮음)
- PC7 : 임대세시가 낮은 직장가 카페
- PC8 : 역세권 아닌 대학가 카페(대학내부 카페로 추정)

각 변수별 EDA 결과

PCA 해석

경쟁업체 특성 PCA

보통 전체 분산의 70%이상 설명하는 PCA 선택
=> 3개 선택 / 90% 이상 설명 : 5개 선택



	PC1	PC2	PC3	PC4	PC5
1년 생존율	0.4495	-0.1528	-0.3068	0.7772	0.0506
3년 생존율	0.5581	-0.1024	-0.2246	-0.1925	-0.0599
5년 생존율	0.5344	-0.0652	-0.1803	-0.5615	-0.0520
최근 10년 기준 평균영업기간	0.3353	0.3956	0.4738	0.1660	0.2446
최근 30년 기준 평균영업기간	0.2491	0.5422	0.3612	-0.0167	-0.0111
반경500_카페개수	-0.1417	0.4397	-0.5674	-0.0938	0.6746
가맹점지수	-0.0794	0.5640	-0.3820	0.0834	-0.6900

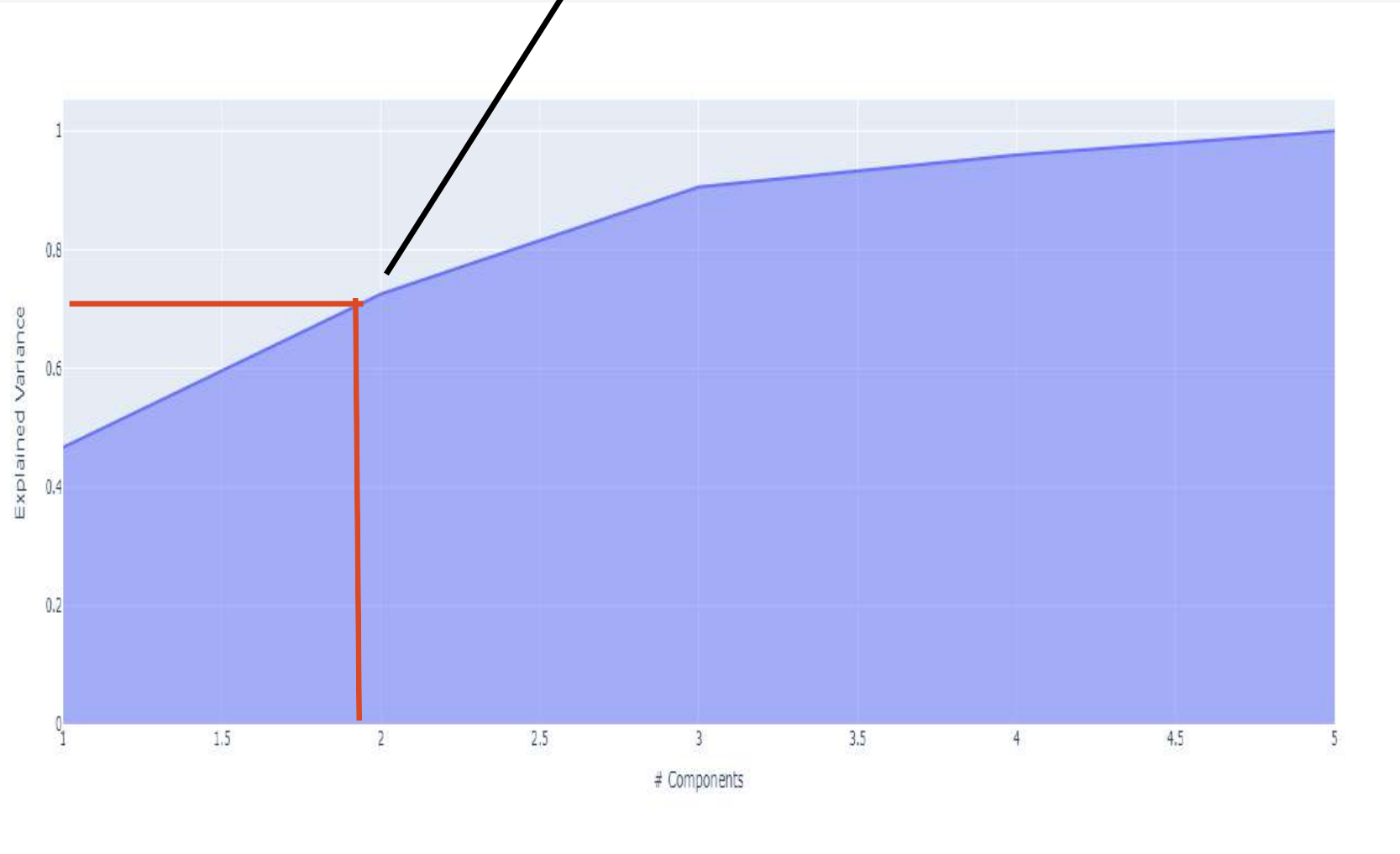
- PC1 : 일반적인 상권 카페 (카페수와 가맹점지수 0에 가까움)
- PC2 : 경쟁 치열한 상권의 카페(가맹점 다수, 생존율 낮음)
- PC3 : 경쟁 적은 상권의 카페(카페와 가맹점 음수, 생존율 낮지만 영업기간 높음)
- PC4 : 상권이 자주 바뀌는 카페(1년 생존율만 높고 그외 수치는 낮음)
- PC5 : 개인카페 위주 상권의 카페(카페개수 많음, 가맹점지수 낮음)

각 변수별 EDA 결과

PCA 해석

소비자 특성 PCA

보통 전체 분산의 70%이상 설명하는 PCA 선택
=> 2개 선택 / 90% 이상 설명 : 3개 선택



	PC1	PC2	PC3
가구수	0.2517	-0.2261	-0.9302
유동인구	0.5731	-0.0803	0.2692
주거인구	0.5622	-0.2664	0.2034
직장인구	0.0472	0.8458	-0.1346
인구지수	0.5385	0.3951	-0.0523

PC1 : 주거지역 카페
PC2 : 직장가 카페
PC3 : 인구수가 상대적으로 적은 지역 카페 (주택가)

추가적인 전처리 과정

PCA 선택시 다중공선성 해결됨

=> 모델 적합시 PCA, PCA X version 두가지 데이터를 사용해 모델에 적합할것.

1. train, test set 나눈 후(test size : 40%), train set에 SMOTE(oversampling) 처리
2. train set에 대해 grid search 이용하여 cross validation (cv=3) 진행
3. 모델 성능은 confusion matrix를 활용해 평가할 것

03

프로젝트 진행과정

02. 모델

- XGB Classifier
- Random Forest
- KNN
- Logistic Regression

XGB Classifier

confusion matrix

X1

1. 전체 변수 사용 & PCA X

```
[[6772 1514]
 [  34   35]]
정확도: 0.8147
정밀도: 0.0226
재현율: 0.5072
f1 score: 0.0433
ROC: 0.8082
```

X2

2. 전체 변수 사용 & PCA O

```
[[6543 1743]
 [  31   38]]
정확도: 0.7877
정밀도: 0.0213
재현율: 0.5507
f1 score: 0.0411
ROC: 0.7904
```

X3

3. 일부 변수 사용 & PCA X

```
[[8240   46]
 [  68    1]]
정확도: 0.9864
정밀도: 0.0213
재현율: 0.0145
f1 score: 0.0172
ROC: 0.7728
```

X4

4. 일부 변수 사용 & PCA O

```
[[8146  140]
 [  65    4]]
정확도: 0.9755
정밀도: 0.0278
재현율: 0.0580
f1 score: 0.0376
ROC: 0.7588
```

정확도 : 실제값과 동일하게 예측한 비율
재현율이 높으면 정밀도가 낮다는 trade off 존재

trade off를 고려해 재현율 & 정밀도 함께 고려한 것이
f1 score(높을 수록 좋음)
ROC : 민감도와 특이도를 바탕으로 한 graph value

Random Forest

confusion matrix

X1

1. 전체 변수 사용 & PCA X

```
[[ 6693 1593]
 [   43   26]]
정확도: 0.8042
정밀도: 0.0161
재현율: 0.3768
f1 score: 0.0308
ROC: 0.7657
```

X2

2. 전체 변수 사용 & PCA O

```
[[ 6609 1677]
 [   41   28]]
정확도: 0.7944
정밀도: 0.0164
재현율: 0.4058
f1 score: 0.0316
ROC: 0.7722
```

X3

3. 일부 변수 사용 & PCA X

```
[[ 6566 1720]
 [   40   29]]
정확도: 0.7893
정밀도: 0.0166
재현율: 0.4203
f1 score: 0.0319
ROC: 0.7779
```

X4

4. 일부 변수 사용 & PCA O

```
[[ 6342 1944]
 [   32   37]]
정확도: 0.7635
정밀도: 0.0187
재현율: 0.5362
f1 score: 0.0361
ROC: 0.7812
```


KNN

confusion matrix

X1

X2

X3

X4

1. 전체 변수 사용 & PCA X

2. 전체 변수 사용 & PCA O

3. 일부 변수 사용 & PCA X

4. 일부 변수 사용 & PCA O

[[8217 69]
[67 2]]

정확도 0.9837
정밀도 0.0282
재현율 0.0290
f1 score: 0.0286
ROC: 0.5248

[[8199 87]
[67 2]]

정확도: 0.9816
정밀도: 0.0225
재현율: 0.0290
f1 score: 0.0253
ROC: 0.5246

[[8207 79]
[67 2]]

정확도: 0.9825
정밀도: 0.0247
재현율: 0.0290
f1 score: 0.0267
ROC: 0.5240

[[8186 100]
[64 5]]

정확도: 0.9804
정밀도: 0.0476
재현율: 0.0725
f1 score: 0.0575
ROC: 0.5236

Logistic Regression

confusion matrix

X1

1. 전체 변수 사용 & PCA X

```
[[ 6807  1479]
 [   38    31]]
정확도: 0.8184
정밀도: 0.0205
재현율: 0.4493
f1 score: 0.0393
ROC: 0.8017
```

X2

2. 전체 변수 사용 & PCA O

```
[[ 6652  1634]
 [   27    42]]
정확도: 0.8012
정밀도: 0.0251
재현율: 0.6087
f1 score: 0.0481
ROC: 0.8074
```

X3

3. 일부 변수 사용 & PCA X

```
[[ 6621  1665]
 [   29    40]]
정확도: 0.7972
정밀도: 0.0235
재현율: 0.5797
f1 score: 0.0451
ROC: 0.8056
```

X4

4. 일부 변수 사용 & PCA O

```
[[ 6585  1701]
 [   30    39]]
정확도: 0.7928
정밀도: 0.0224
재현율: 0.5652
f1 score: 0.0431
ROC: 0.7968
```

04 결론

- 각 모델 별 결과
- 프로젝트 결론
- 추후 보강할 점
- 출처 및 코드

각 모델별 결과

최종 모델 선정

f1 score와 ROC를 함께 고려했을 때 최고의 모델이라고 판단

	XGBClassifier					RandomForest				
	정확도	정밀도	재현율	f1 score	ROC	정확도	정밀도	재현율	f1 score	ROC
X1	0.8147	0.0226	0.5072	0.0433	0.8082	0.8042	0.0161	0.3768	0.0308	0.7657
X2	0.7877	0.0213	0.5507	0.0411	0.7904	0.7944	0.0164	0.4058	0.0316	0.7722
X4	0.9864	0.0213	0.0145	0.0172	0.7728	0.7893	0.0166	0.4203	0.0319	0.7779
X5	0.9755	0.0278	0.058	0.0376	0.7588	0.7635	0.0187	0.5362	0.0361	0.7812
	KNN					로지스틱회귀				
	정확도	정밀도	재현율	f1 score	ROC	정확도	정밀도	재현율	f1 score	ROC
X1	0.9837	0.0282	0.029	0.0286	0.5248	0.8184	0.0205	0.4493	0.0393	0.8017
X2	0.9816	0.0225	0.029	0.0253	0.5246	0.8012	0.0251	0.6807	0.0481	0.8074
X4	0.9825	0.0247	0.029	0.0267	0.524	0.7972	0.0235	0.5797	0.0451	0.8056
X5	0.9804	0.0476	0.0725	0.0575	0.5236	0.7928	0.0224	0.5652	0.0431	0.7698

프로젝트 결론

```
[[6772 1514]
 [ 34  35]]
정확도: 0.8147
정밀도: 0.0226
재현율: 0.5072
f1 score: 0.0433
ROC: 0.8082
```

정확도약 81%로, 폐업 데이터가 불균형한 것에 비해 높다고 판단

다른 모델들에 비해 f1 score가 높았으며, X2 XGB Classifier에 비교했을 때, ROC, f1 score 두가지를 모두 고려했을 때, X1(전체 변수 & PCA 사용 X)일 때 결과가 best

보강할 점

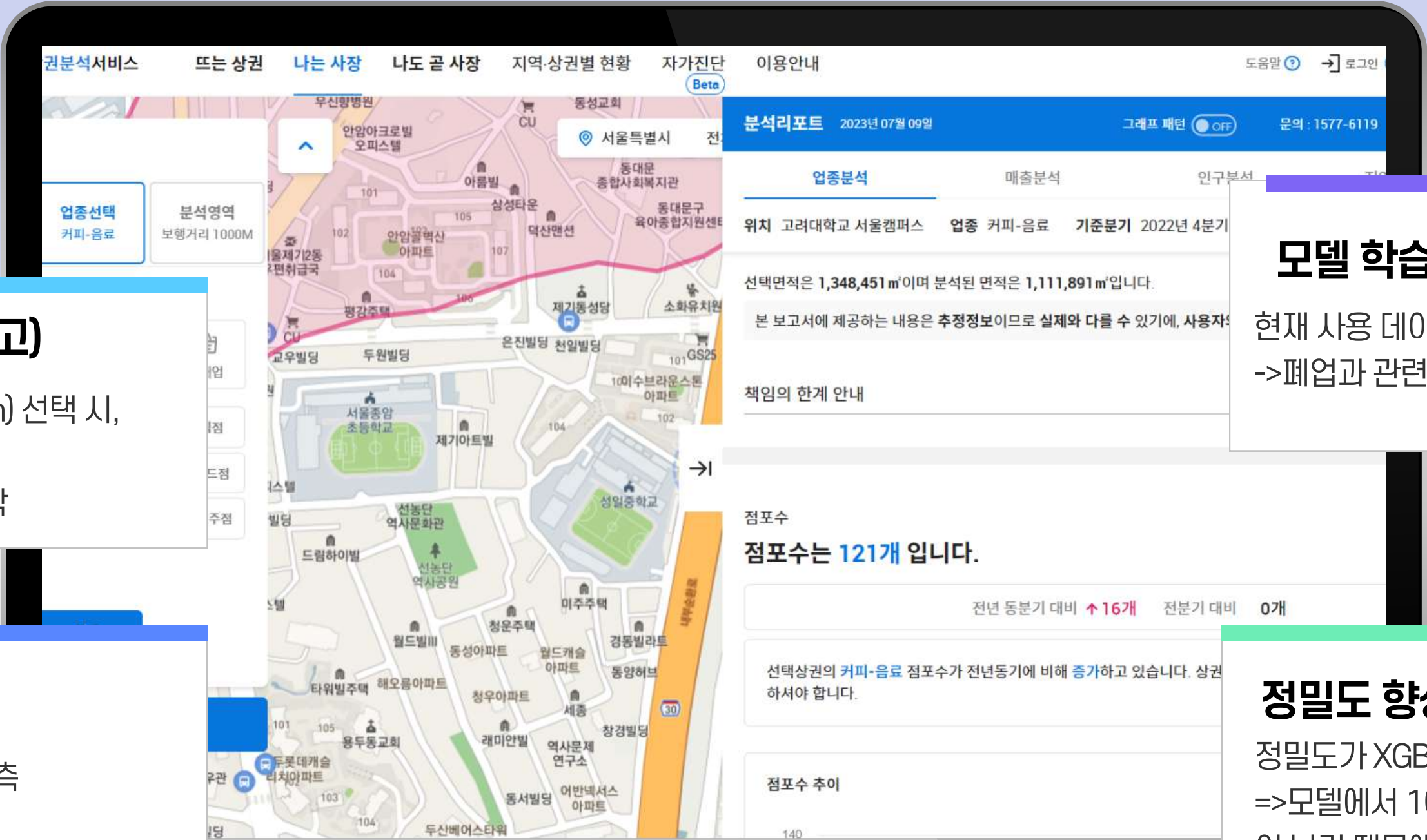
예측 모델 기반 시나리오성

서울시 상권분석서비스(참고)

점포 위치, 업종, 분석영역(도보 ~km) 선택 시,
분석 리포트 제공
여기서 폐업 여부를 추가한 형태제작

폐업 여부

XGB Classifier를 통한 폐업 여부 예측



모델 학습 DATA 수집

현재 사용 데이터 불균형 매우 심해 폐업 데이터 부족
->폐업과 관련된 데이터 추가 필요

정밀도 향상

정밀도가 XGB Classifier에서 낮았음
=>모델에서 1이라고 예측했을 때, 실제로 1일 확률
이 낮기 때문에 이를 보완해 나갈 것

보강할 점

예측 모델 기반 시나리오성

<

>

↺

나는 사장

점포위치
고려대학교 서울캠퍼스

업종선택
커피-음료

분석영역
보행거리 1000M

업종

전체

외식업

서비스업

소매업

한식음식점

중식음식점

일식음식점

양식음식점

제과점

패스트푸드점

치킨전문점

분식전문점

호프-간이주점

커피-음료

적용

분석하기

오피스텔

아름빌

삼성타운

덕산맨션

동대문 종합사회복지관

동대문구 육아종합지원센터

안암골벽산 아파트

평강주택

제기동성당

소화유치원

교우빌딩

두원빌딩

은진빌딩

천일빌딩

GS25

10이수브라운스톤 아파트

서울중앙초등학교

제기아트빌

선농단역사문화관

선농단역사공원

드림하이빌

미주주택

경동빌라트

월드캐슬 아파트

동양허브

청운주택

월드빌III

동성아파트

청우아파트

세종

창경빌딩

타워빌주택

해오름아파트

윤두동교회

레이안빌

→

업종분석

매출분석

인구분석

지역(배후지)분석

위치

고려대학교 서울캠퍼스

업종

커피-음료

기준분기

2022년 4분기

선택면적은 1,348,451㎡이며 분석된 면적은 1,111,891㎡입니다.

본 보고서에 제공하는 내용은 추정정보이므로 실제와 다를 수 있기에, 사용자의 책임 하에 활용하시기 바랍니다.

책임의 한계 안내

점포수

점포수는 121개 입니다.

전년 동분기 대비

↑ 16개

전분기 대비

0개

선택상권의 커피-음료 점포수가 전년동기에 비해 증가하고 있습니다. 상권이 발달하는 시기인 경우 입지선정에 신중하셔야 합니다.

출처 및 코드

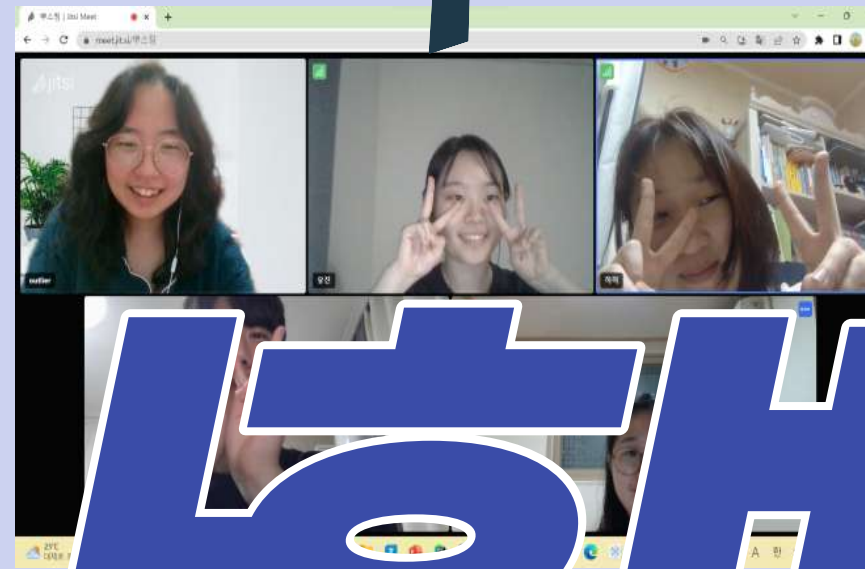
출처

<https://golmok.seoul.go.kr/owner/owner.do#>
<https://jalnagage.kt.co.kr/push/#SYpopulation>
<https://www.data.go.kr/>
<https://data.seoul.go.kr/>
<https://www.bigdata-policing.kr/>

코드

<https://fork-collision-452.notion.site/e93f9325104346b4ba08a99249bd8344> #부스팅 노션

2023.05.14 ~ 2023.07.11



귀찮아도

-부스팅-

