2022 서울과학기술대학교 데이터마이닝

팀프로젝트

서울시 상권 매출액 예측

결과 발표 #22.05.26 Thu

232, Gongneung-ro, Nowon-gu, Seoul, Republic of Korea

7조
김동주, 김범수, 김석희, 박지혜

Agenda

1. 분석 배경 & 목적
2. 데이터 획득
3. 데이터 분석
4. 기대 효과와 의의 및 한계점, 추후 개선 방안
5. 참고 문헌 & github repo

1. 분석 배경 & 목적

1-1. 분석 배경

- **“코로나 직격탄… 음식점업 폐업률 18.1% 달해”**

  (22.02, 문화일보)

- **“코로나로 외식업 연매출 평균 683만원 줄어”**

  (22.05, 동아일보)

매년 높은 수치를 기록하는 폐업률,

예측하기 힘든 매출량으로

창업을 망설이는 예비창업자 多

서울시 자치구별 폐업률

출처 : 행정안전부 지방인허가 데이터

폐업률=폐업업체/(총 영업업체+폐업업체)

구별	2019	2020	전년 대비 증감(%P)
강남구	11.2%	11.1%	-0.1%
강동구	9.7%	9.2%	-0.5%
강북구	7.1%	7.2%	0.0%
강서구	8.8%	9.5%	0.7%
관악구	9.3%	10.2%	0.9%
광진구	9.3%	9.0%	-0.3%
구로구	9.6%	8.8%	-0.9%
금천구	8.3%	7.7%	-0.6%
노원구	10.8%	9.0%	-1.8%
도봉구	9.3%	8.1%	-1.2%
동대문구	10.0%	8.6%	-1.4%
동작구	8.3%	12.4%	4.1%
마포구	12.9%	10.9%	-2.0%
서대문구	13.0%	10.4%	-2.6%
서초구	10.0%	10.0%	0.0%
성동구	4.3%	4.8%	0.5%
성북구	5.8%	6.4%	0.6%
송파구	10.2%	9.9%	-0.3%
양천구	10.9%	10.1%	-0.8%
영등포구	7.2%	4.5%	-2.7%
용산구	5.5%	5.7%	0.2%
은평구	12.0%	10.7%	-1.3%
종로구	4.2%	5.2%	1.0%
중구	3.1%	3.0%	-0.1%
중랑구	7.6%	7.5%	-0.1%
총합	8.9%	8.5%	-0.4%

1-2. 분석 목적

회귀 모델 및 공공 상권 정보 데이터를 활용해,

상권 매출액 예측

2-1. 데이터 획득

- (기존 존재 서비스) 서울시에서 제공하는
  '우리마을 가게 상권분석 서비스' :
  과밀화된 골목상권에 창업하고자 하는
  소상공인들을 위해, 창업위험도를 알려주는 서비스.

- 과밀지수, 활성도지표 등 골목상권별 포화도와
  활성도, 안정성 등을 예측하여
  창업 시 위험도를 쉽게 알 수 있도록
  여러 비교분석 지표를 개발 및 도입하여
  예비창업자의 위험 부담을 줄이고자 출범한 서비스.

2. 데이터 획득

2-1. 데이터 획득

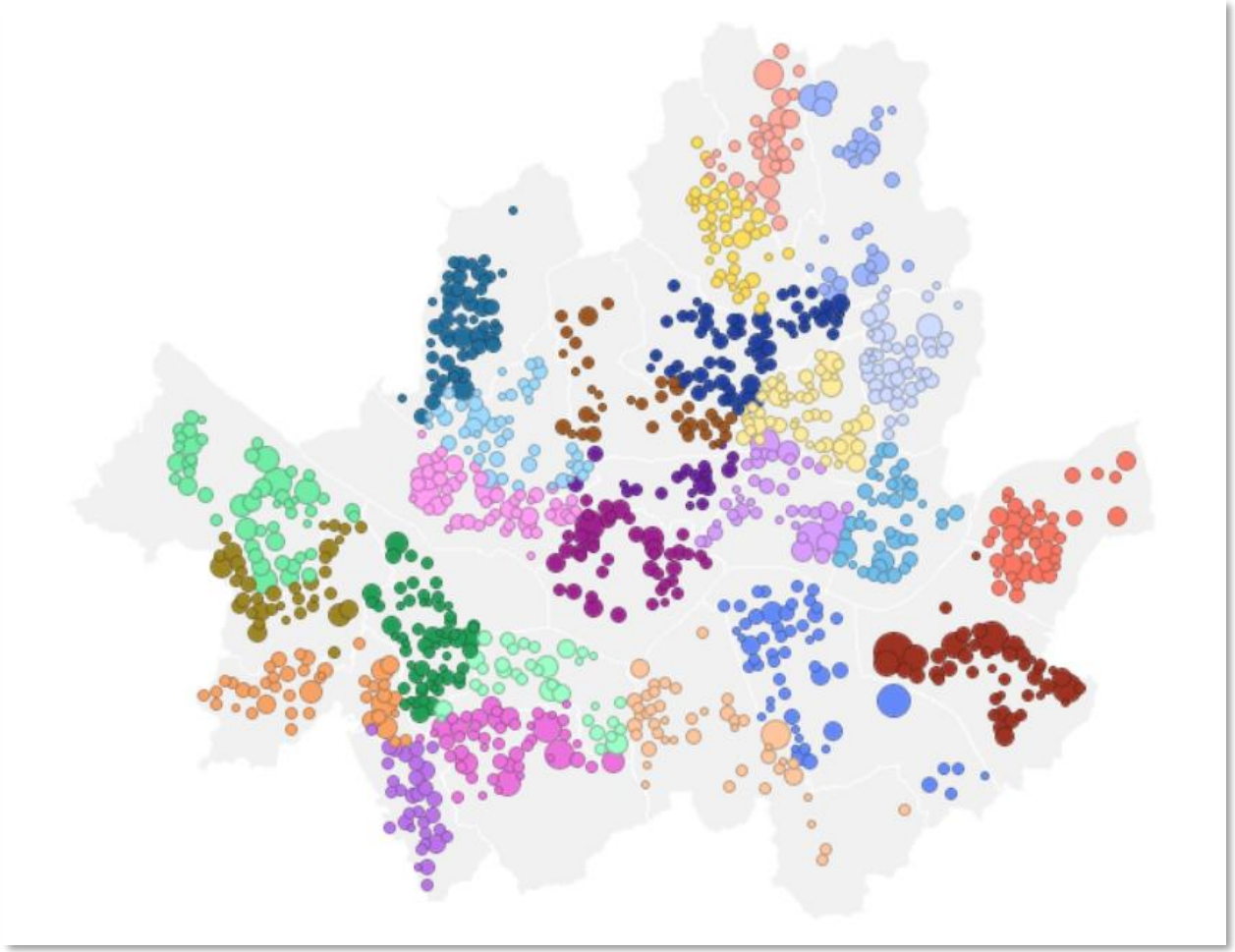
- 해당 서비스는 공공데이터로 개방되어 있는
  약 19개의 데이터셋을 기반으로 분석 및 구축되었으며,
  본 프로젝트에 해당 데이터셋들을 사용.

일반행정	서울시 우리마을가게 상권분석서비스(상권영역)	공공데이터
일반행정	서울시 우리마을가게 상권분석서비스(상권-아파트)	공공데이터
일반행정	서울시 우리마을가게 상권분석서비스(자치구별 상권변화지표)	공공데이터
일반행정	서울시 우리마을가게 상권분석서비스(상권-생활인구)	공공데이터
일반행정	서울시 우리마을가게 상권분석서비스(상권-직장인구)	공공데이터
일반행정	서울시 우리마을가게 상권분석서비스(상권배후지-직장인구)	공공데이터
일반행정	서울시 우리마을가게 상권분석서비스(상권배후지-소득소비)	공공데이터
일반행정	서울시 우리마을가게 상권분석서비스(상권배후지-추정매출)	공공데이터
일반행정	서울시 우리마을가게 상권분석서비스(상권배후지-아파트)	공공데이터
일반행정	서울시 우리마을가게 상권분석서비스(행정동별 상권변화지표)	공공데이터
일반행정	서울시 우리마을가게 상권분석서비스(상권-상권변화지표)	공공데이터
일반행정	서울시 우리마을가게 상권분석서비스(상권-점포)	공공데이터
일반행정	서울시 우리마을가게 상권분석서비스(상권배후지-점포)	공공데이터
일반행정	서울시 우리마을가게 상권분석서비스(상권-집객시설)	공공데이터
일반행정	서울시 우리마을가게 상권분석서비스(상권배후지-집객시설)	공공데이터
일반행정	서울시 우리마을가게 상권분석서비스(상권배후지-생활인구)	공공데이터
일반행정	서울시 우리마을가게 상권분석서비스(상권배후지-상주인구)	공공데이터
일반행정	서울시 우리마을가게 상권분석서비스(상권-상주인구)	공공데이터
일반행정	서울시 우리마을가게 상권분석서비스(상권-소득소비)	공공데이터

3. 데이터 분석

3-1. EDA

- 총 19개의 데이터셋 중, 프로젝트의 목표인
  매출액 예측에 도움이 될 수 있는
  주요 데이터셋으로 생각되는
  데이터셋의 분포를 시각화를 통해 선제 분석.



매출액 데이터의 지역구 별 분포 파악

(원의 크기는 매출액에 비례)

3. 데이터 분석

3-1. EDA

- 개방된 19개의 공공데이터셋 중, 15개의 데이터셋을 채택하여 사용하였다.
  - 상권의 매출액을 예측하는 데 있어, 활용할 수 있는 데이터셋을 선별하여 사용하였다.

- 각 데이터셋이 포함하고 있는 변수들을 병합하기 위해, 아래 3개의 행 정보 데이터를 통해 병합하였다.
  - 상권코드, 분기, 년도 (해당 데이터셋들은 대부분 17~21년도의 데이터로 이루어져 있다.)
  - 병합 결과, 38개의 feature 존재.

상권배후지-추정매출

상권구분코드	상권구분코드명	상권코드	상권코드명	서비스업종코드	서비스업종코드명	기당매출금액	기당매출건수	주중매출비율	주말매출비율	일별매출비율	간대별매출비율	남성매출비율	여성매출비율	령대별매출비	주중매출금액	주말매출금액	일별매출금액	간대별매출금액	남성매출금액	여성매출금액	령대별매출금	주중매출건수	주말매출건수	일별매출건수	간대별매출건	성연령대별매	점포수

상권-추정매출

상권구분코드	상권구분코드명	상권코드	상권코드명	서비스업종코드	서비스업종코드명	기당매출금액	기당매출건수	주중매출비율	주말매출미율	일별매출비율	배출비율z	남성비율	여성비율	령대별매출비	주중매출금액	주말매출금액	일별매출금액	간대별매출금액	남성매출금액	여성매출금액	령대별매출금	주중매출건수	주말매출건수	일별매출건수	간대별매출건	성연령대별매	점포수

상권배후지-소득소비

상권구분코드	상권구분코드명	상권코드	상권코드명	평균소득금	소득구간코드	지출총금액	료품지출총금	신발지출총금	용품지출총금	료비지출총금	교통	여가	문화	교육	흥지출총금액

상권-소득소비

상권구분코드	상권구분코드명	상권코드	상권코드명	평균소득금	소득구간코드	지출총금액	료품지출총금	신발지출총금	용품지출총금	료비지출총금	교통	여가	문화	교육	흥지출총금액

상권배후지-아파트

상권구분코드	상권구분코드명	상권코드	상권코드명	아파트단지수	66제곱미터이	적66제곱미이	적99제곱미이	적132제곱미	적165제곱미	가격1억미만	트가격1억세	가격4억세대	파트평균면	파트평균시가

상권-아파트

상권구분코드	상권구분코드명	상권코드	상권코드명	아파트단지수	66제곱미터이	적66제곱미이	적99제곱미이	적132제곱미	적165제곱미	가격1억미만	트가격1억세	가격4억세대	파트평균면	파트평균시가

상권배후지-생활인구

상권구분코드	상권구분코드명	상권코드	상권코드명	총생활인구수	성생활인구수	성생활인구수	대별생활인구	대별생활인구	일별생활인구	요일별시간대	요일별시간대	대별생활인구수

상권-생활인구

상권구분코드	상권구분코드명	상권코드	상권코드명	총생활인구수	성생활인구수	성생활인구수	대별생활인구	대별생활인구	일별생활인구	요일별시간대	요일별시간대	대별생활인구수

상권배후지-직장인구

상권구분코드	상권구분코드명	상권코드	상권코드명	총직장인구수	성직장인구수	성직장인구수	대별직장인구	령대별직장인	령대별직장인구수

상권-직장인구

상권구분코드	상권구분코드명	상권코드	상권코드명	총직장인구수	성직장인구수	성직장인구수	대별직장인구	령대별직장인	령대별직장인구수

상권배후지-상주인구

상권구분코드	상권구분코드명	상권코드	상권코드명	총상주인구수	성상주인구수	성상주인구수	대별상주인구	령대별상주인	령대별상주인	총가구수	아파트가구수	아파트가구수

상권_상주인구

상권구분코드	상권구분코드명	상권코드	상권코드명	총상주인구수	성상주인구수	성상주인구수	대별상주인구	령대별상주인	령대별상주인	총가구수	아파트가구수	아파트가구수	상권코드명

상권배후지-집객시설

상권구분코드	상권구분코드명	상권코드	상권코드명	집객시설수	관공서수	은행수	종합병원수	일반병원수	약국수	유치원수	초등학교수	고등학교수	대학교수	백화점	슈퍼마켓	극장	숙박시설	공항	철도	버스터미널	지하철역	버스정거장수

상권-집객시설

상권구분코드	상권구분코드명	상권코드	상권코드명	집객시설수	관공서수	은행수	종합병원수	일반병원수	약국수	유치원수	초등학교수	고등학교수	대학교수	백화점	슈퍼마켓	극장	숙박시설	공항	철도	버스터미널	지하철역	버스정거장수

상권영역

상권구분코드	상권구분코드명	상권코드	상권코드명	엑스좌표값	와이좌표값	시군구코드	행정동코드

3-2. 데이터 전처리

- 1) missing data 처리
  - 15개의 데이터셋들을 파악할 때에 한 데이터셋에서 변수 4개에 대해, 17년도 1분기 데이터가 없는 것을 발견.
  - 나머지 2~4분기 데이터셋을 비교해본 결과, 데이터의 분포가 대체로 비슷하여 2분기의 데이터를 1분기의 데이터로도 사용.

3-2. 데이터 전처리

Regression 진행 전 절차로, feature extraction 진행.

- 2) 상관성 분석 – correlation 계수
  - 15개의 데이터셋을 병합하기 전, 각 데이터셋에 대해 상관성 분석을 진행.
    - 한 데이터셋 내의 각 변수 간의 correlation 계수를 구하여 변수 선별을 일차적으로 진행.
  - 모든 데이터셋에 대해 correlation 값을 구해본 결과, 각 값들은 대부분 절댓값이 0에 가깝거나, 0.8 이상으로 나오는 두 가지의 경우로 나뉘었다.
  - 이에 후자의 경우, 대표되는 변수만을 선별하여 regression에 사용하고자 하였다.
    - Correlation의 절댓값이 높다면, 해당 변수가 타 변수를 잘 설명할 수 있다는 특성을 활용.

Ex) 상권_집객시설 데이터셋에서의 상관성 분석 – correlation 계수 0.8 이상 경우 존재 X

	관공서_수	은행_수	의료기관_수	교육기관_수	상점_수	극장_수	숙박_시설_수	교통기관_수
관공서_수	1	0.161663	0.105761	0.037052	0.105043	0.292254	-0.064351	0.145743
은행_수	0.161663	1	0.084998	-0.022163	0.051801	-0.090391	0.037799	0.031163
의료기관_수	0.105761	0.084998	1	0.174153	0.107557	-0.10071	0.051713	0.391193
교육기관_수	0.037052	-0.022163	0.174153	1	0.014804	0.048487	0.003037	0.175366
상점_수	0.105043	0.051801	0.107557	0.014804	1	-0.034796	-0.013142	0.072291
극장_수	0.292254	-0.090391	-0.10071	0.048487	-0.034796	1	0.533648	0.324992
숙박_시설_수	-0.064351	0.037799	0.051713	0.003037	-0.013142	0.533648	1	0.131955
교통기관_수	0.145743	0.031163	0.391193	0.175366	0.072291	0.324992	0.131955	1

Ex) 상권배후지_소득소비 데이터셋에서의 상관성 분석 – correlation 계수 0.8 이상 경우 존재 다수, 변수 선별 진행

	소득_구간_코드	지출_총금액	식료품_지출_총금액	의류_신발_지출_총금액
소득_구간_코드	1	-0.138888	-0.225858	-0.124707
지출_총금액	-0.138888	1	0.981693	0.997665
식료품_지출_총금액	-0.225858	0.981693	1	0.970945
의류_신발_지출_총금액	-0.124707	0.997665	0.970945	1

지출_총금액 변수가

식료품_지출_총금액 변수 및

의류_신발_지출_총금액 변수를 대표

3-3. 모델링

1) 데이터셋 분할

- Training dataset
  - 17년도 1분기 ~ 21년도 2분기 데이터셋
- Validation dataset
  - 21년도 3분기 데이터셋
- Testing dataset
  - 21년도 4분기 데이터셋

3-3. 모델링

2) 앞서 전처리 및 import한 데이터셋을 통해 Linear regression 진행

MAE, RMSE

- 오차 계산 방법론, 대체로 값이 작을수록 좋은 성능

R_square

- 결정계수 (원자료에 대한 회귀선의 설명력)
- 값이 1에 가까울수록, 예측이 실제를 비슷하게 설명

$$R^2 = \frac{SSR}{SST} = \frac{\sum(\hat{y}_i - \bar{y})^2}{\sum(y_i - \bar{y})^2}$$

3-3. 모델링

2) 앞서 전처리 및 import한 데이터셋을 통해 Linear regression 진행

```
performance for TRAIN--------
train MAE :  2191918759.671748
train RMSE :  35544464401.714925
train R_square :  0.5614943026057684
performance for VAL--------
val MAE :  2279884116.456788
val RMSE :  38884711162.715774
val R_square :  0.4730787755886081
```

- 그 결과, 약 0.47의 R_square 값을 validation dataset에 대한 값으로 획득.

- 성능을 높이기 위해, dimension을 줄이기 위한 후처리를 진행 후 다시 학습을 진행.

3-3. 모델링

3) vif, p-value, PCA를 통한 다중공산성 측정 및 feature extraction

	VIF Factor	features
0	20.8	t_household
1	16.3	income_range
2	-0.0	t_spent
3	1.9	office
4	1.5	bank
5	2.9	medical
6	1.3	edu
7	1.2	store
8	4.0	traffic
9	4.8	office_b
10	6.4	bank_b

3-1) 다중공산성 측정 알고리즘인 VIF를 통해 도출한 계수가 10이상인 경우,
해당 feature들에 대해서 extraction을 진행해볼 가치가 있다.

앞서 전처리한 데이터셋에 대해 VIF를 적용한 결과,
그 계수가 10을 넘기는 변수들을 제거 및 linear regression 적용 후,
앞서 사용한 비교분석 지표인 RMSE, R_squared 값의 변화를 관찰.

3-3. 모델링

3) vif, p-value, PCA를 통한 다중공산성 측정 및 feature extraction

```
performance for VAL--------
val MAE :  2279884116.456788
val RMSE :  3888471162.715774
val R_square :  0.4730787755886081
```

```
performance for vifVAL--------
val MAE :  2346696084.4283543
val RMSE :  4017940740.1925507
val R_square :  0.43740614847863246
```

그 결과, 성능이 감소 (오차값 증가 및 R2 계수 감소) 하여, VIF를 적용해 변수를 제거하는 과정을 배제.

3-3. 모델링

3) vif, p-value, PCA를 통한 다중공산성 측정 및 feature extraction

3-2) 다른 다중공산성 측정 알고리즘인 p-value를 통한 dimension reduction 시도

- 비슷한 방식으로, P 값이 0.05 를 넘어가면 변수 제거를 고려해볼만 하다.

	coef	std err	t	P>|t|
t_household	3.435e+05	6.09e+04	5.640	0.000
income_range	1.262e+08	1.68e+07	7.493	0.000
t_spent	0.3484	0.045	7.783	0.000
office	1.948e+08	3.4e+07	5.729	0.000
bank	1.529e+09	5.1e+07	29.961	0.000
medical	9.572e+08	1.9e+07	50.381	0.000
edu	-9.496e+07	4.98e+07	-1.905	0.057

3-3. 모델링

3) vif, p-value, PCA를 통한 다중공산성 측정 및 feature extraction

마찬가지로, 변수 제거 후 학습을 진행해본 결과,

```
performance for VAL--------
val MAE :  2279884116.456788
val RMSE :  38884711162.715774
val R_square :  0.4730787755886081
```

```
performance for pVAL--------
val MAE :  2280845288.454243
val RMSE :  38970530729.069104
val R_square :  0.4707503639921334
```

다시 한 번 성능이 감소 (오차값 증가 및 R2 계수 감소) 하여, p-value를 적용해 변수를 제거하는 과정을 배제.

3-3. 모델링

3) vif, p-value, PCA를 통한 다중공산성 측정 및 feature extraction

3-3) PCA를 통해 feature extraction 적용 후 학습 진행. (n_components = 0.95 로 설정)

```
Original shape: (19598, 38)
Reduced shape: (19598, 27)
```

38개에서 27개로, 총 11개의 변수 제거.

```
performance for VAL--------
val MAE :  2279884116.456788
val RMSE :  3888471162.715774
val R_square :  0.4730787755886081
```

```
performance for pcaVAL--------
p MAE :  2324603286.4577384
p RMSE :  3918378208.4358964
p R_square :  0.4649422828371264 6
```

다시 한 번 성능이 감소 (오차값 증가 및 R2 계수 감소) 하여, PCA를 적용해 변수를 제거하는 과정 또한 배제.

3-3. 모델링

4) Training dataset에 대한 모델 평가

앞서 3가지의 dimension reduction 방법론을 통해 성능을 증가시키지 못하여,

Correlation 계수를 구한 후 전처리 과정을 거친 초반의 데이터셋을 평가에 사용.

```
performance for VAL--------
val MAE :  2279884116.456788
val RMSE :  3888471162.715774
val R_square :  0.4730787755886081
```

```
performance for TRAIN--------
train MAE :  2191918759.671748
train RMSE :  3554464401.714925
train R_square :  0.5614943026057684
```

```
performance for test--------
test MAE :  2305539790.4288864
test RMSE :  3755264948.9428883
test R_square :  0.5111749733098415
```

3-4. 후처리

Clustering 및 군집별 학습/예측

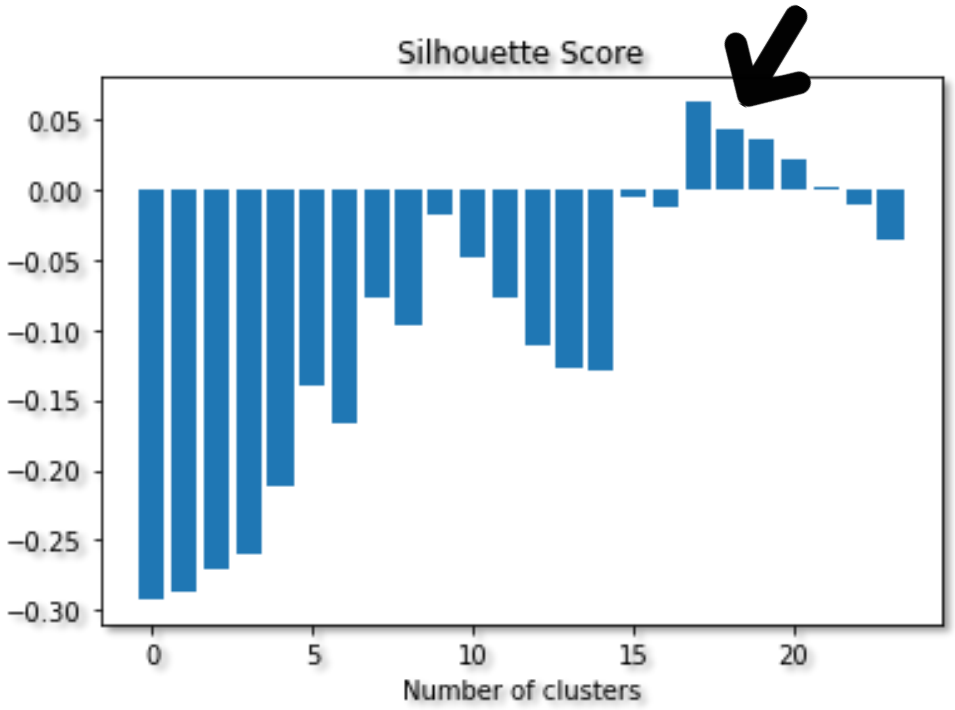
- K-means를 활용한 군집화 진행 후, 비슷한 특성을 가진 각 군집에 대해 linear regression을 별개로 진행하여 발전된 결과 도출을 도모.
- 17년도 1분기 데이터에 대한 클러스터링 진행, 타 시기의 데이터셋에 대해 같은 상권코드를 가진 데이터에 같은 label을 부여.
    - 상권 코드가 같은 상권은 같은 클러스터를 가질 것이라 판단

3-4. 후처리

Clustering 및 군집별 학습/예측

- MinMax Scaling 진행
- 여러 k 값에 대한 K-Means clustering 후, 군집 평가 지표인 silhouette score를 통해 k 결정
- 학습 및 평가
- 클러스터링 라벨 별 데이터셋 각각에, 앞서 진행한 dimension reduction 시도 및 평가
    - VIF, p-value, PCA
- label 별 데이터셋 각각 매출 최종 예측

3-4. 후처리



- DBSCAN을 사용해 실루엣스코어 측정
- 그 값이 두 번째로 높으며 가장 적절히 나뉜 군집화 결과 채택
  - Agglomerative Clustering

    (n_clusters=2,linkage="ward")

- 같은 상권코드를 가지는 데이터에 같은 label을 부여,

  각 군집별로 (2개의 클러스터, label = 0 / label = 1)

  dimension reduction 및 평가 등 이후 과정 진행

3-4. 후처리

- Label == 0 인 dataset (클러스터) 에 대해 학습 및 평가를 진행해본 결과,

  MAE는 다소 증가하였으나 RMSE 감소 및 R2 증가 결과를 도출하였다.

```
performance for VAL--------
val MAE :  2279884116.456788
val RMSE :  3888471162.715774
val R_square :  0.4730787755886081
```

```
performance for VAL--------
val MAE :  2607754739.790089
val RMSE :  3667465232.5989814
val R_square :  0.5896852298515 24
```

3-4. 후처리

- 앞서 사용하였던 dimension reduction 방법론을 적용한 결과, 평가 결과에 있어 다시 한 번 더 나은 결과를 도출하지 못했다.
- Dimension reduction을 적용하지 않은 label == 0 의 데이터셋에 대한 최종 예측 결과,

```
performance for test--------
test MAE :  2305539790.4288864
test RMSE :  3755264948.9428883
test R_square :  0.5111749733098415
```

```
performance for test--------
test MAE :  2592758288.2099996
test RMSE :  3693424832.8788104
test R_square :  0.6048680126082132
```

- 오차값이 소폭 증가하였으나 R2가 상당히 큰 폭으로 증가한 결과물을 도출할 수 있었다.

3-4. 후처리

- Label == 0 인 데이터셋에 대해 같은 과정을 반복한 결과,

  (p-value 이용 변수 제거 후 VIF 이용 변수 제거) 실험이 평가 성능을 증가시켜 이를 적용한 데이터셋에 대해 최종 예측을 진행.

```
performance for test--------
test MAE :  2305539790.4288864
test RMSE :  3755264948.9428883
test R_square :  0.5111749733098415
```

```
performance for test--------
test MAE :  2071024859.3063238
test RMSE :  3664658386.4731975
test R_square :  0.33699369737036255
```

- 그 결과, 오차값이 다소 감소하였으나 R2가 상당히 큰 폭으로 감소하는 결과를 도출하였다.

4. 기대 효과와 의의 및 한계점, 추후 개선 방안

4-1. 기대 효과와 의의 및 한계점

기대 효과

- 기존에 존재하는 위험도 예측 서비스를 넘어, 전반적인 예상 매출액을 알려줄 수 있는 서비스 제공

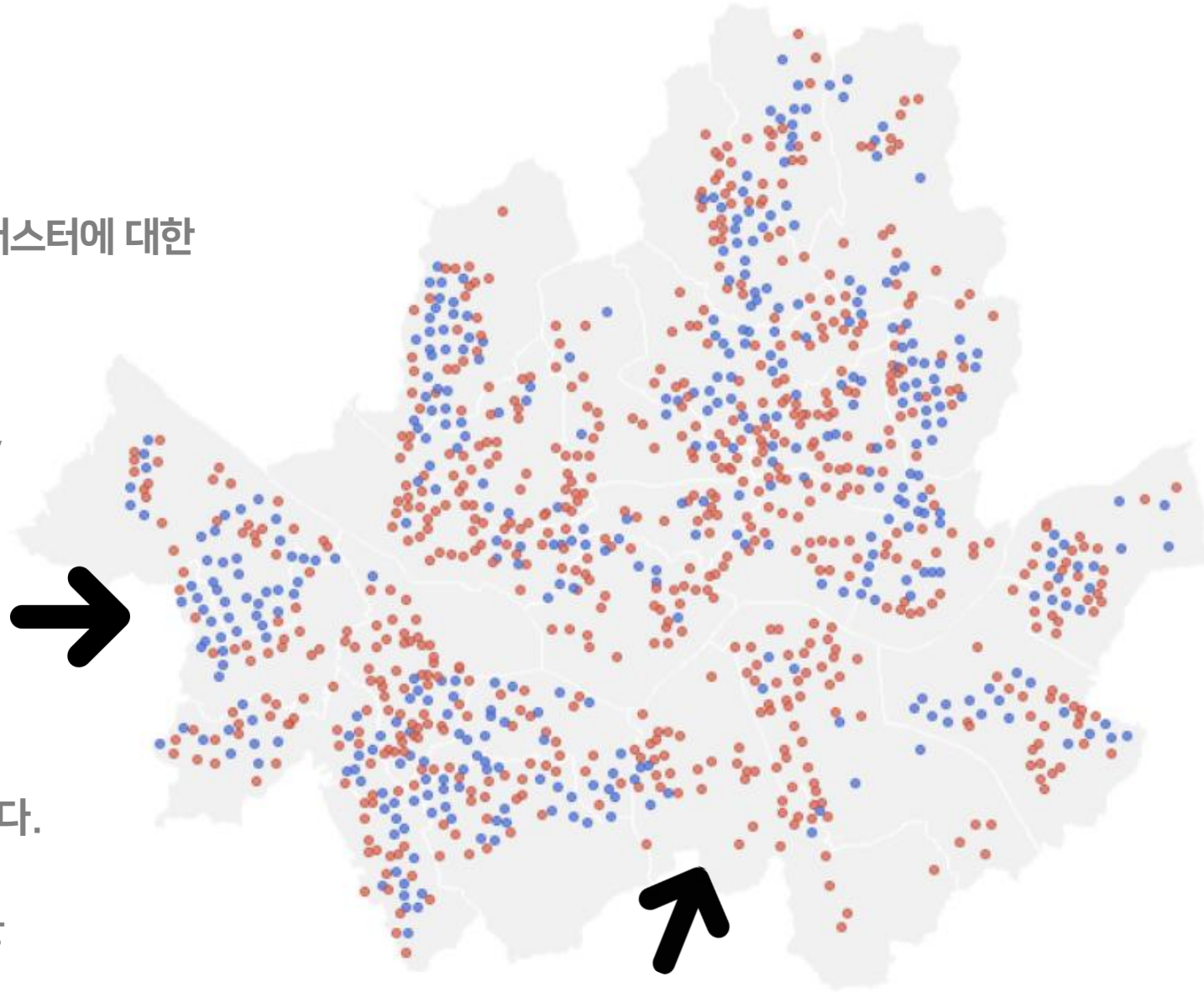
의의 및 한계점

- Label로 0을 가진 특성의 데이터들에 대해서, 예측을 준수하게 해낼 수 있는 모델 구축에 성공
- Lable로 1을 가진 특성의 데이터들에 대해서, 동일 모델이 예측을 잘 해내지 못함

4-2. 한계점, 추후 개선 방안

한계점 및 추후 개선 방안

- 사용한 데이터셋의 feature의 개수가 많아, 각 클러스터에 대한 특징 파악에 실패했다.
  - 시각화를 통해 직관적으로 이를 파악해본 결과,
    푸른색 점으로 표시된 cluster 0의 경우
    강서구 등을 포함한 주거단지의 경우가 많았고
    붉은색의 점으로 표시된 cluster 1의 경우
    강남구 등을 포함한 상가/직장단지의 경우가 많았다.



- 추후 연구를 통해, 해당 클러스터들이 가지는 특성을 더 자세히 파악할 수 있다면, 소비자 맞춤 예측 정보를 제공할 수 있으리라 생각된다.

5. 참고 문헌 & github repo

참고 문헌

“코로나 직격탄… 음식점업 폐업률 18.1% 달해” (22.02, 문화일보)
(http://www.munhwa.com/news/view.html?no=2022022301072003355002)
“코로나로 외식업 연매출 평균 683만원 줄어” (22.05, 동아일보)
(https://www.donga.com/news/article/all/20220523/113565577/1)

Github repo

- https://github.com/sukkykim/2022_Seoultech_DataMining_team7

THANK YOU