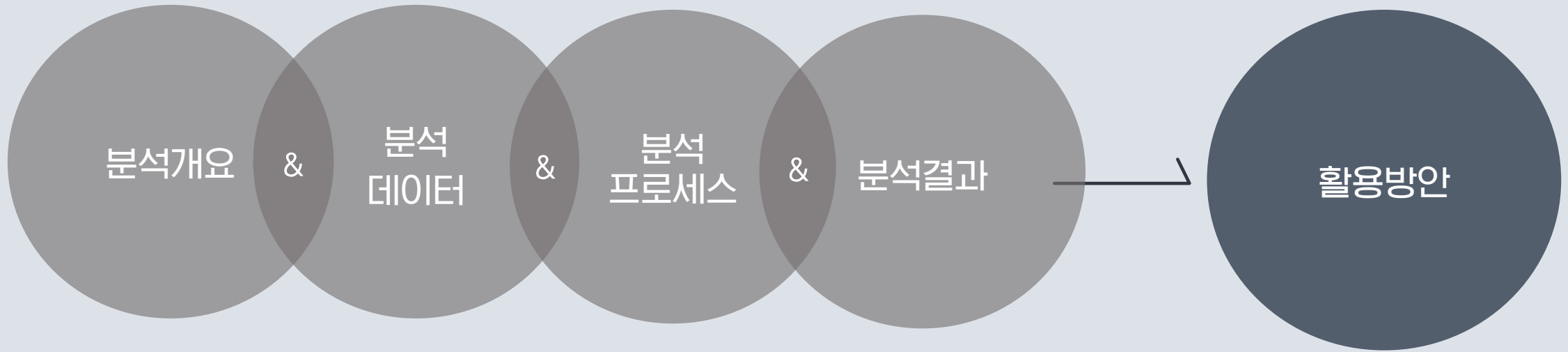


‘청년’인구 유출 방지를 위한 도시 구성 요소 분석

Index



- ◆ 분석배경 및 목적
- ◆ 분석 방향

- ◆ 활용데이터
- ◆ 데이터 설명
- ◆ 전처리

- ◆ 분석 및 모델링
- ◆ 분석내용

- ◆ 결과해석
- ◆ 시사점

- ◆ 활용방안
- ◆ 기대효과

분석 개요



1.



1. 분석개요-분석배경

다양한 사회이슈

- 다양한 공모전 주제를 통한 사회이슈 탐색



1. 분석개요-분석배경

다양한 사회이슈

- 다양한 공모전 주제를 통한 사회이슈 탐색

“대전”

충청투데이 | 2019.09.25.

8월 대전 인구 순유출 전국 최다 -1.1%... 세종시는 5.6% 유입

대전과 세종지역 인구의 전국 최다 순유출, 순유입 기조가 이어지고 있다.전체 인구가동률은 취업·진학을 위해 거주지를 옮기는 경우가 많아지고 있다.대전과 세종시



대전일보 | 2021.07.28.

대전 인구 13개월째 순유출...한달 새 1100여명 빠져나가

대전 인구 감소는 지속될 것으로 전망된다. 2014년 이후 대전 인구 감소가 지속되고 있어서다. 2014년 8838명이 대전을 떠난 이후 2015년 2만 616명, 2016년 1만 6



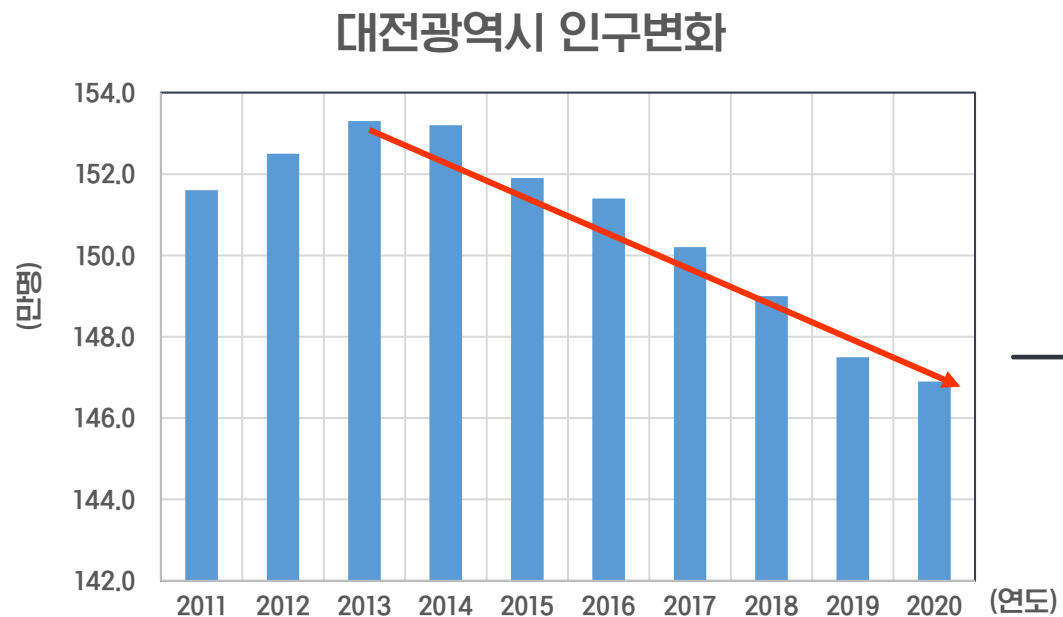
CMB대전방송

대전 떠나 세종으로... 대전 인구유출 가속화

한편, 대전광역시 인구 총 감소와 더불어 대전지역 내 인구 불균형 문제도 나타나고 있습니다. 2014년부터 4년간 유성구로 순유입된 규모는 연평균 8천 8백명 이었



1. 분석개요-분석배경



하락세가 시작된 2014부터 2020년까지
7년 동안 6.3만명 감소

Daejeon is U

대전시가 제안합니다

“대전의 인구 감소 문제, 시민의 의견을 듣습니다”

사람이 모이고,
살고싶은 대전이 되려면
무엇이 필요할까요?

토론기간 2020. 11. 1.(월) ~ 12.15.(화)
기획조정실 균형발전담당관(042-270-3532)
모바일 커피상품권 (아메리카노 1잔) 20개

대전광역시
DAEJEON METROPOLITAN CITY

대전 인구가
줄어드는 이유?

수도권, 세종시로 인구 유출!

더 나은 일자리, 주거환경을 찾아 타시도로 이동
(세종시로의 누적 이동 수 10만명 초과)

출생아 수 감소

‘20년 합계출산율 17개 시·도 중 15위 (0.79명)

‘대전 시소’ 댓글 크롤링
↓
대전광역시
인구변화 원인 및 영향요인 파악



인구변화 원인 및 영향요인 파악

1. 분석개요-분석방향



주제 | ‘청년’인구 유출 방지를 위한 도시 구성 요소 분석

워드클라우드 키워드 추출

청년

세종

일자리

정책

키워드 관련 영향요인 분석

- ◆ 청년이 원하는 대전
- ◆ 청년인구와 인프라 요소

결과 예측

- ◆ 귀무가설
인프라 요소가 청년 인구 증감에 영향을 미치지 않는다.
- ◆ 대립가설
인프라 요소가 청년 인구 증감에 영향을 미친다.

모델 개발

- ◆ 인프라 지수 생성

분석 데이터



2.



2. 분석데이터-활용데이터

데이터

- 2020세대관련데이터
- 대전시 인구 데이터
- 전국 시군구 코드
- 전국 영화시설 데이터
- 공연 예술 통합 전산망 데이터
- 시군구 위경도 데이터
- Kess 교육통계
- 각 시군구청 인구 구성 통계자료
- 사회스포츠 데이터
- 건강보험심사평가원 병원수
- 경찰청 경찰관서 데이터
- 소방청 시도 소방서 현황 데이터
- 기차역 데이터
- 상가(상권)정보 데이터

인프라 관련 데이터



소방서



경찰서



초중고



병원



교통시설



대학



상업시설



숙박시설



문화시설

인구 관련 데이터



전출입 인구

+



청년인구
(19-39세)

+



대전시 인구

기타 데이터



시군구 위치

2. 분석데이터-데이터설명

1. '청년'의 기준

대전광역시 청년 기본 조례
[시행 2021. 7. 30.] [대전광역시조례 제5675호, 2021. 7. 30., 전부개정]

“청년”이란 만 18세 이상 39세 이하

에 필요한 사항을 규정함을 목적으로 한다.

□ 제2조(청년의 범위) 「청년기본법」(이하 “법”이라 한다) 제3조제1호 단서에 따라 “청년”이란 만 18세 이상 39세 이하인 사람을 말한다.

□ 제3조(시장의 책무) ① 대전광역시장(이하 “시장”이라 한다)은 청년의 권익증진과 발전을 위하여 성인지적 관정을 고려하여 필요한 제도를 시행하여야 한다.

② 제1항에 따른 시책을 원활하게 수행하기 위하여 필요한 재원을 안정적으로 확보하도록 노력하여야 한다.

③ 시장은 대전광역시(이하 “시”라 한다) 각종 위원회에 청년 참여를 보장하고 정책 결정과정에서 청년의 의사가 반영될 수 있도록 노력하여야 한다.

대전광역시의 ‘청년’ 조례를 기준으로
청년인구 데이터 범위 19세~39세로 선정

2. 주민등록인구

각 지자체에서 발행하는 청년인구 관련
통계, 보고서 등의 기초 자료와 동일하게
‘주민등록데이터’를 활용

3. 인프라 선정

* [참고] 2020서울도시연구

생활인프라 특성이 1인 가구 분포와 삶의 질에 미치는 영향*

문하늬**·송나경***

Influence of Living Infrastructures on the Distribution
of Single-person Households and Quality of Life*

Hani Moon**·Na Kyoung Song***

공원, 시설, 주거 등 생활 인프라
만족도와 삶의 질 비례

⇒ 인구 밀집도에 영향

청년이 원하는 인프라

⇒ 일자리

⇒ 일자리는 인구 밀집도의 영향

⇒ 인구 밀집은 사회적 인프라가 갖춰진 곳

이라는 가설 설정 후,
청년인구와 함께 사회적 인프라를 연구 대상으로 선정

2. 분석데이터-수집 및 전처리

1. 인프라 데이터 수집 : 선정한 15개 인프라 요소 (개수)를 시군구 별로 수집

시군구	병원	사회스포츠	대학교	초중고	공항	소형상업 시설(음식 점_카페_ 학원_편의 점)	대형상업 시설	...
서울_종로구	496	28	3	60	0	5730	24	...
서울_중구	572	16	2	48	0	5383	62	...
...



광주_행정기관,법원 교도소,문화시설(영...
대구_행정기관,법원 교도소,문화시설(영...
대전_행정기관,법원 교도소,문화시설(영...
부산_행정기관,법원 교도소,문화시설(영...
서울_행정기관,법원 교도소,문화시설(영...
세종_행정기관,법원 교도소,문화시설(영...
울산_행정기관,법원 교도소,문화시설(영...
인천_행정기관,법원 교도소,문화시설(영...

...

병원 / 기차역 / 소방서 / 경찰서 / 대학교 / 숙박시설 / 공항 / 초 · 중 · 고 / 대형상업시설
행정기관 / 문화시설 / 법원 · 교도소 / 터미널 / 사회스포츠 / 소형상업시설

2. 데이터 통합 : 청년 인구수 데이터 + 시군구 인프라 수 통합

행정구역	2021년07월_거주자_20~24세	...
대전광역시	101,619	...
대전광역시 동구	15,740	...
대전광역시 중구	14,838	...
대전광역시 서구	34,352	...
대전광역시 유성구	24,448	...
대전광역시 대덕구	12,241	...



시군구	청년인구	병원	사회스포츠	대학교	초중고	공항	소방서	경찰서	소형상업 시설(음식 점_카페_ 학원_편의 점)	대형상업 시설	...
서울_종로구	32,943	496	28	3	60	0	1	23	5730	24	...
서울_중구	28,277	572	16	2	48	0	1	17	5383	62	...

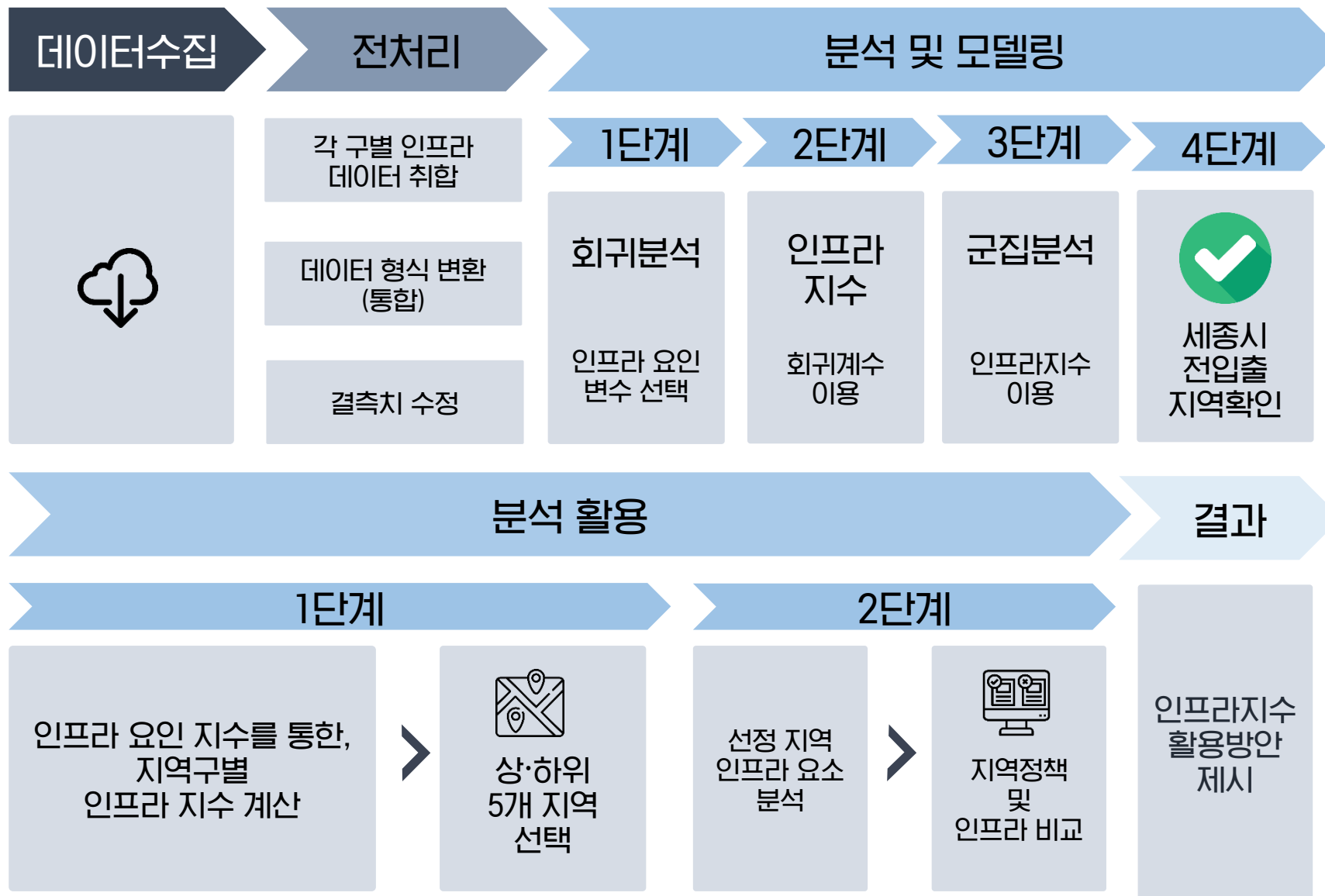
시군구별_인프라수_청년수.csv



분석 프로세스

3.

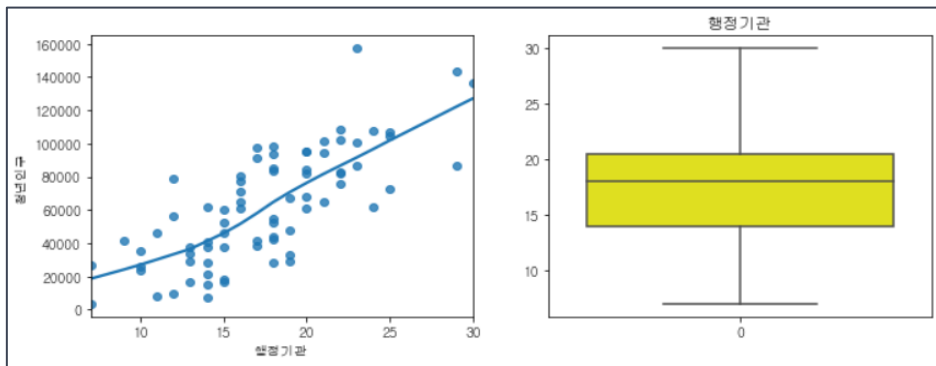
3. 분석프로세스-분석 및 모델링



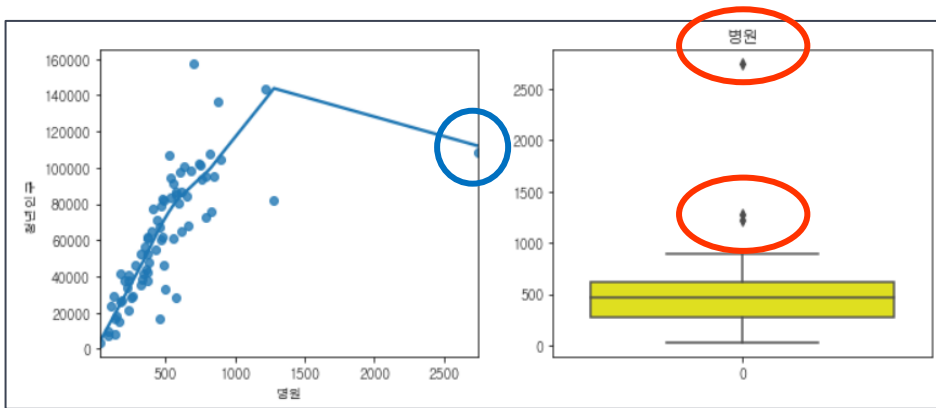
3. 분석내용-회귀분석

1. 데이터 특징

◆ 선형관계 및 이상치 확인



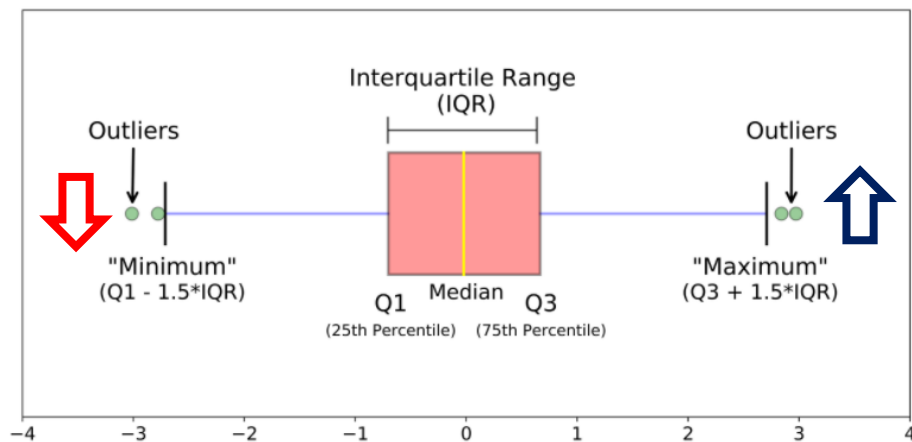
→ 이상치 값이 존재하지 않는 '행정기관' 청년인구와 **선형 0**
= **유의한 요인**



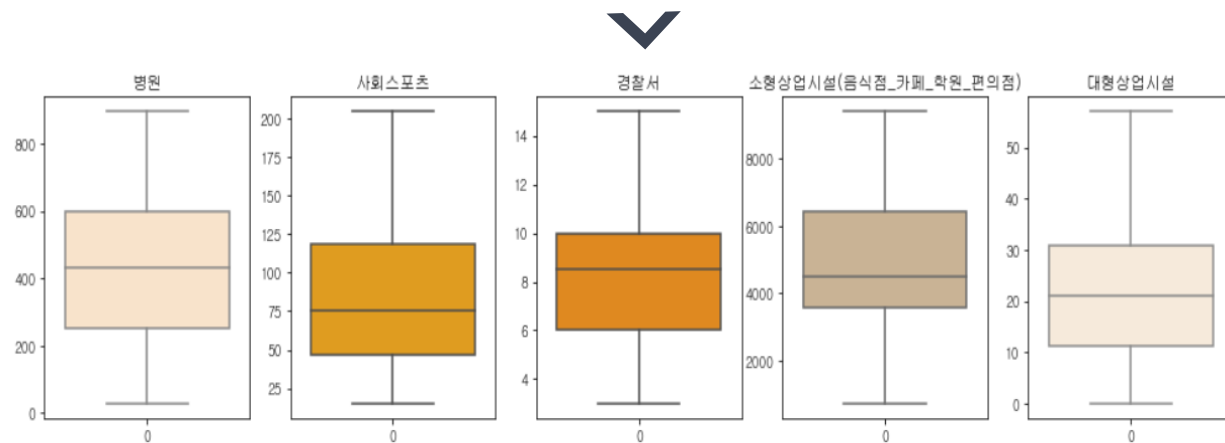
→ 이상치로 인해 선형관계 **설명력 저하**
회귀 모형 **왜곡** 가능성

2. 전처리

- ◆ IQR 방식
- ◆ 이상치 값 제거



→ 최댓값보다 크거나, 최솟값보다 작은 값 = **이상치**로 간주



→ 이상치 제거

3. 분석내용-회귀분석

3. 단순선형회귀분석

♦ 최소자승법, OLS(Ordinary Least square)를 활용한 선형 회귀분석

OLS Regression Results

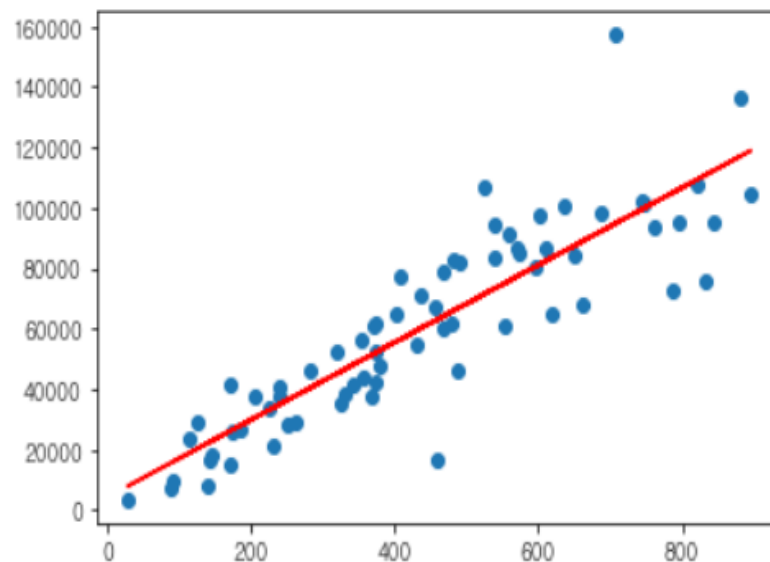
Dep. Variable:	청년인구	R-squared:	0.768
Model:	OLS	Adj. R-squared:	0.765
Method:	Least Squares	F-statistic:	225.7
Date:	Tue, 24 Aug 2021	Prob (F-statistic):	2.74e-23
Time:	19:51:22	Log-Likelihood:	-775.16
No. Observations:	70	AIC:	1554.
Df Residuals:	68	BIC:	1559.
Df Model:	1		
Covariance Type:	nonrobust		

	coef	std err	t	P> t	[0.025	0.975]
const	4363.5337	4215.503	1.035	0.304	-4048.372	1.28e+04
병원	127.9380	8.516	15.022	0.000	110.944	144.932

Omnibus:	13.422	Durbin-Watson:	1.694
Prob(Omnibus):	0.001	Jarque-Bera (JB):	33.652
Skew:	0.450	Prob(JB):	4.93e-08
Kurtosis:	6.276	Cond. No.	1.10e+03

♦ 회귀식

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_i + \epsilon_i, (i = 1, \dots, n)$$



β_0 : 절편(Intercept coef)
 β_1 : 회귀계수(speed coef)
(기울기)
 ϵ : 오차항

⇒ 병원 1개가 증가할 때,
‘청년인구’ 는 약 127명 증가한다.

3. 분석내용-회귀분석

4. 다중회귀분석

- 다중공선성
- VIF(분산팽창요인)

VIF Factor	features	VIF Factor	features
0 42.889284	병원	0 22.163345	병원
1 7.763838	사회스포츠	1 6.145740	사회스포츠
2 3.944488	대학교	2 3.251386	대학교
3 42.314056	초중고	3 17.906317	초중고
4 1.403912	공항	4 6.409601	소방서
5 6.926375	소방서	5 20.001964	경찰서
6 22.337219	경찰서	6 8.762683	대형상업시설
7 113.683464	소형상업시설(음식점_카페_학원_편의점)	7 4.156092	숙박시설
8 9.137270	대형상업시설	8 29.716231	행정기관
9 4.926637	숙박시설	9 1.549628	법원_교도소
10 2.127224	기차역	10 4.761723	문화시설(영화_공연_미술관박물관)
11 30.749268	행정기관		
12 1.746011	법원_교도소		
13 8.191079	문화시설(영화_공연_미술관박물관)		
14 2.017844	버스터미널		

*소형상업시설 ⇒ 다른 변수들과 강한 상관관계

*다중공선성 존재

- 유의미하지 않은 변수(공항, 기차역, 버스터미널) 제거
 - 다른 변수들과 강한 상관관계를 가진 '소형상업시설' 제거
- ⇒ VIF 재확인

• 단순회귀분석 결과

	R-squared	coef	P> t
병원	0.768	127.9380	0.000
초중고	0.488	542.8646	0.000
경찰서	0.351	7283.9404	0.000
소형상업시설	0.640	13.1770	0.000
행정기관	0.560	5017.1700	0.000

* 의미 있는 변수

3. 분석내용-회귀분석

4. 변수선택법

- ◆ AIC를 기준으로 AIC 값이 최소가 되는 모형 선택
- ◆ 후진소거법

OLS Regression Results

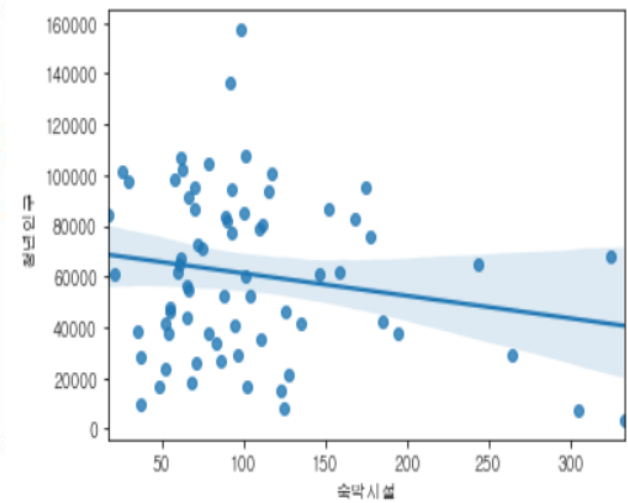
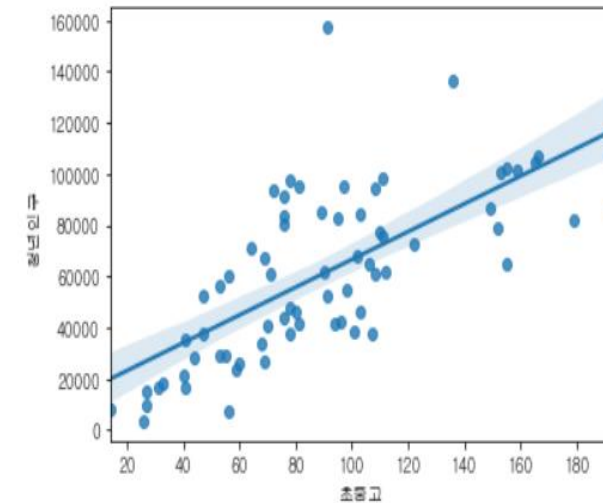
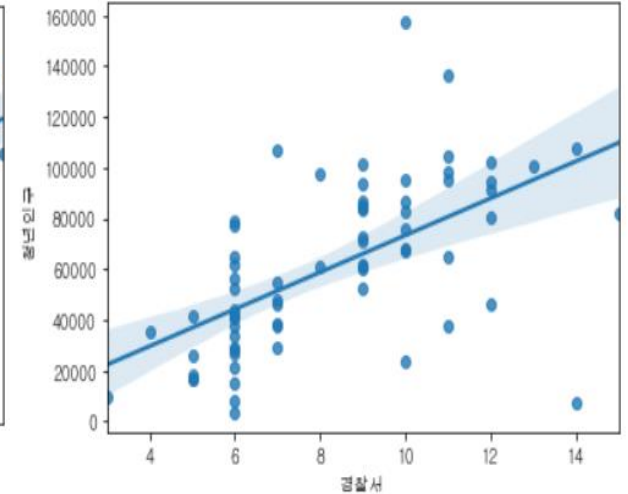
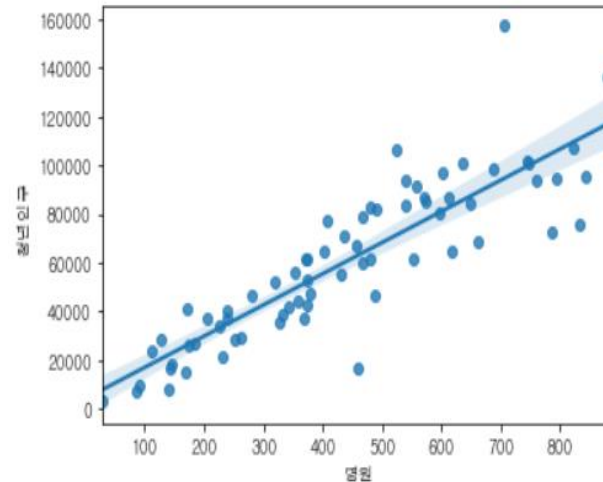
Dep. Variable:	청년인구	R-squared:	0.833
Model:	OLS	Adj. R-squared:	0.820
Method:	Least Squares	F-statistic:	63.84
Date:	Wed, 25 Aug 2021	Prob (F-statistic):	1.48e-23
Time:	12:45:12	Log-Likelihood:	-763.72
No. Observations:	70	AIC:	1539.
Df Residuals:	64	BIC:	1553.
Df Model:	5		
Covariance Type:	nonrobust		

	coef	std err	t	P> t	[0.025	0.975]
경찰서	1798.4478	813.389	2.211	0.031	173.517	3423.378
법원_교도소	-3835.8495	838.205	-2.087	0.041	-7508.086	-163.613
병원	100.1137	10.232	9.784	0.000	79.673	120.554
숙박시설	-55.4001	25.813	-2.146	0.036	-106.968	-3.833
초중고	153.2371	56.315	2.721	0.008	40.735	265.739
const	-4139.8346	5982.079	-0.692	0.491	-1.61e+04	7810.741

Omnibus:	37.370	Durbin-Watson:	1.631
Prob(Omnibus):	0.000	Jarque-Bera:	1.462
Skew:	1.462		
Kurtosis:	9.613		

→ 선택된 변수 모두 p-value 값이 0.05 미만으로 모두 통계적으로 유의미한 변수

→ 선택된 변수 모두 p-value 값이 0.05 미만으로
모두 통계적으로 유의미한 변수



병원, 초중고, 경찰서

→ 청년인구와 양의 상관관계

숙박시설, 법원_교도소

→ 청년인구와 음의 상관관계

3. 분석내용-인프라지수

1. 전처리

	coef	std err	t	P> t	[0.025	0.975]
경찰서	1798.4478	813.389	2.211	0.031	173.517	3423.378
법원_교도소	-3835.8495	1838.205	-2.087	0.041	-7508.086	-163.613
병원	100.1137	10.232	9.784	0.000	79.673	120.554
숙박시설	-55.4001	25.813	-2.146	0.036		
초중고	153.2371	56.315	2.721	0.008		
const	-4139.8346	5982.079	-0.692	0.491		

→ 이상치 제거
→ 선정된 변수 정규화

2. 예측모델

Pycaret 라이브러리

	Model	MAE	MSE	RMSE	R2	RMSLE	MAPE	TT (Sec)
huber	Huber Regressor	10303.9875	2.294686e+08	13937.6024	0.7031	0.2893	0.2809	0.023
llar	Lasso Least Angle Regression	10829.8079	2.342462e+08	14220.3719	0.6979	0.2894	0.2904	0.016
lasso	Lasso Regression	10830.9103	2.342289e+08	14220.3314	0.6979	0.2895	0.2905	0.017
lar	Least Angle Regression	10831.0643	2.342256e+08	14220.2948	0.6979	0.2895	0.2905	0.018
lr	Linear Regression	10831.0661	2.342257e+08	14220.2956	0.6979	0.2895	0.2905	0.015
ridge	Ridge Regression	10837.5551	2.336926e+08	14198.1848	0.7006	0.2887	0.2906	0.015
br	Bayesian Ridge	10857.3512	2.338915e+08	14207.9939	0.7011	0.2897	0.2919	0.017
et	Extra Trees Regressor	12182.1499	2.903084e+08	16050.7743	0.6432	0.3101	0.2946	0.395
catboost	CatBoost Reg							
knn	K Neighbors Reg							
rf	Random Forest Reg							
gbr	Gradient Boosting Reg							
en	Elastic Net							
omp	Orthogonal Matching Pursuit							
ada	AdaBoost Reg							
lightgbm	Light Gradient Boosting Machine	13547.9123	3.183262e+08	17131.9627	0.5915	0.4021	0.4144	0.02
par	Passive Aggressive Regressor	15030.9230	4.838758e+08	20000.9875	0.3730	0.3820	0.3500	0.020
dt	Decision Tree Regressor							

```
voting = blend_models(models, optimize = 'MAE')
voting = tune_model(voting,
                    optimize = 'MAE',
                    choose_better = True,
                    n_iter = 30)
voting = finalize_model(voting)
```

voting.score(X,y)
0.8300148369855345

→ 하위 5개 모델로 voting 방식 예측 모델 제작 및 평가

voting.weights

```
[0.8300000000000001,
0.29000000000000004,
0.9400000000000001,
0.19,
0.09999999999999999]
```

가장 가중치가 높은 모델 Lasso regression 선택
→ 지수를 위한 coef 구하기

3. coef를 사용한 지수 제작

Score : 0.83 RMSE : 13760

교차검증RMSE : 15528

```
df['청년인프라지수'] = df[need_list[0]] * coef[0] + df[need_list[1]] * coef[1] + df[need_list[2]] * coef[2] + df[need_list[3]] * coef[3] + df[need_list[4]] * coef[4]
df['청년인프라지수'] /= 100
df.sort_values(by=['청년인프라지수'], axis=0, ascending=False)
```

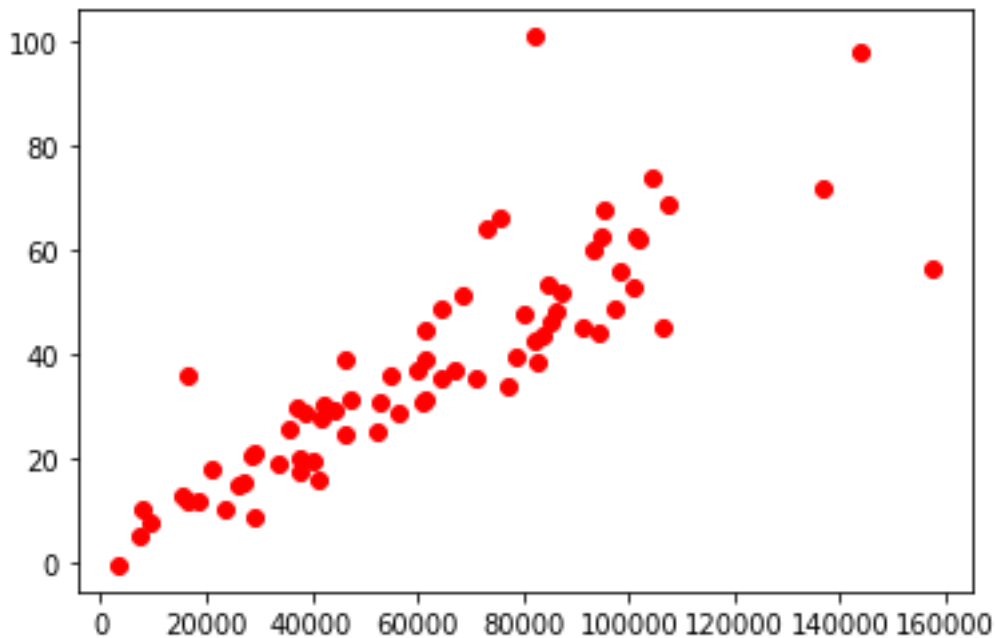
시군구	청년인구	병원	사회스포츠	대학교	초중고	공항	소방서	경찰서	소형상업시설(음식점, 카페, 학원, 편의점)	대형상업시설	숙박시설	기차역	행정기관	법원, 교도소	문화시설, 영화/공연/미술관/박물관	버스터미널	청년인프라지수
서울_강남구	108355.0	2741	261.0	0	119.0	0	1	16	15163	55	139	10	22.0	0.0	94.0	0.0	215.077866
서울_서초구	81935.0	1279	172.0	1	80.0	0	1	13	8169	29	80	0	20.0	6.0	62.0	3.0	100.847534
서울_송파구	143645.0	1215	108.0	1	139.0	0	1	11	8807	46	52	1	29.0	2.0	37.0	0.0	97.972185
대전_서구	104642.0	896	66.0	3	165.0	0	2	11	9410	42	79	2	25.0	4.0	29.0	2.0	73.619063
서울_강서	136535.0	880	143.0	1	136.0	1	1	11	7638	34	92	1	30.0	0.0	17.0	0.0	71.484186

3. 분석내용-인프라지수

4. 단순지수

$$= \text{sum}(\text{인프라수} * \text{coef}) / 100$$

(y: 지수 x: 청년인구)

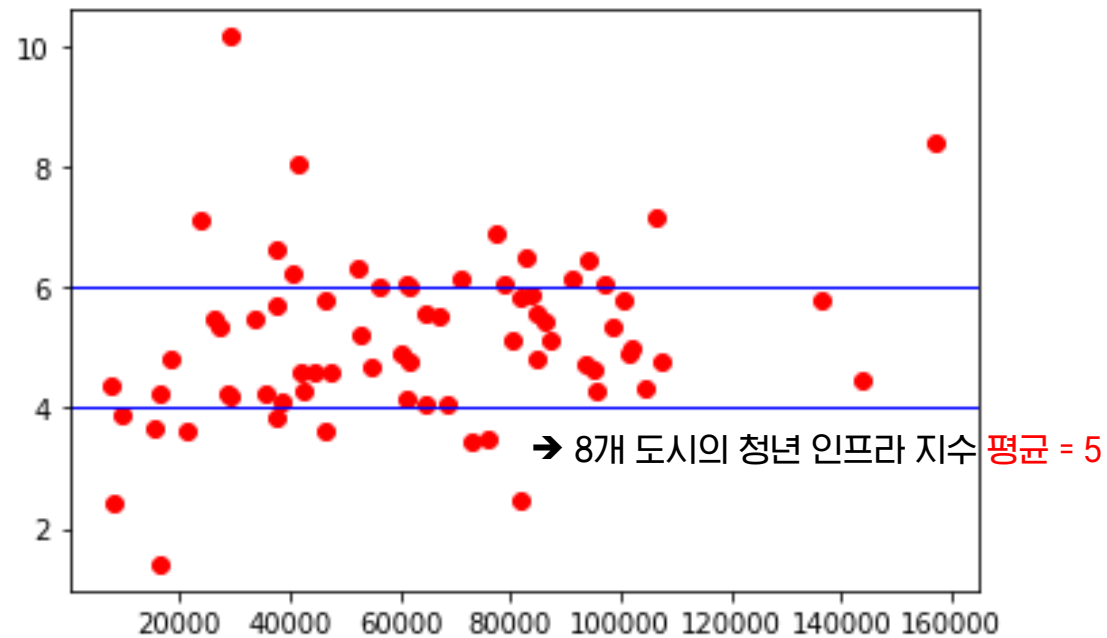


→ 인프라 지수와 청년인구 서로
선형관계를 보임

5. 청년 인프라 지수

$$= \text{청년인구} / \text{sum}(\text{인프라수} * \text{coef}) / 3.3$$

(y: 지수 x: 청년인구)



→ 지수가 5에 근접할수록 인프라 대비
적정 청년 인구수 거주할 것으로 판단 가능

3. 분석내용-군집분석

1. 전처리

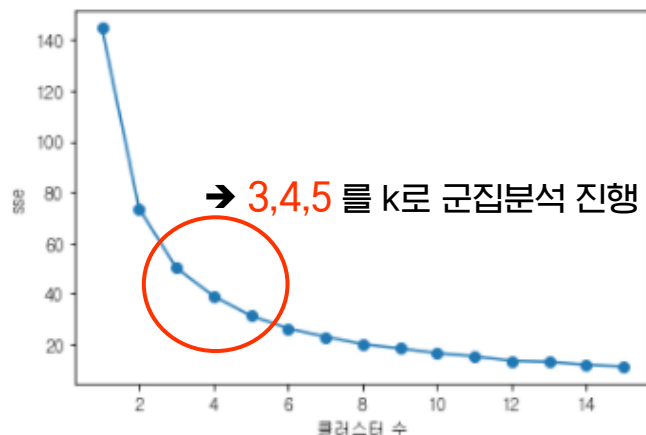
이상치 데이터 index1: Index(['서울_서초구', '서울_강남구', '서울_송파구'], dtype='object', name='시군구')
이상치 데이터 index2: Index(['서울_강남구'], dtype='object', name='시군구')
이상치 데이터 index3: Index(['서울_종로구'], dtype='object', name='시군구')
이상치 데이터 index4: Index(['서울_강남구'], dtype='object', name='시군구')
이상치 데이터 index5: Index(['서울_중구'], dtype='object', name='시군구')

→ 병원, 사회스포츠, 경찰서, 소형상업시설, 대형상업시설의 이상치 제거

```
df_copy = df_copy.drop(['인천_옹진군']) # 인프라지수가 -18인 특이값 제거
```

→ 옹진군의 인프라 지수 -18 제거 (이상치 영향)
→ 정규화 진행

2. 클러스터 결정



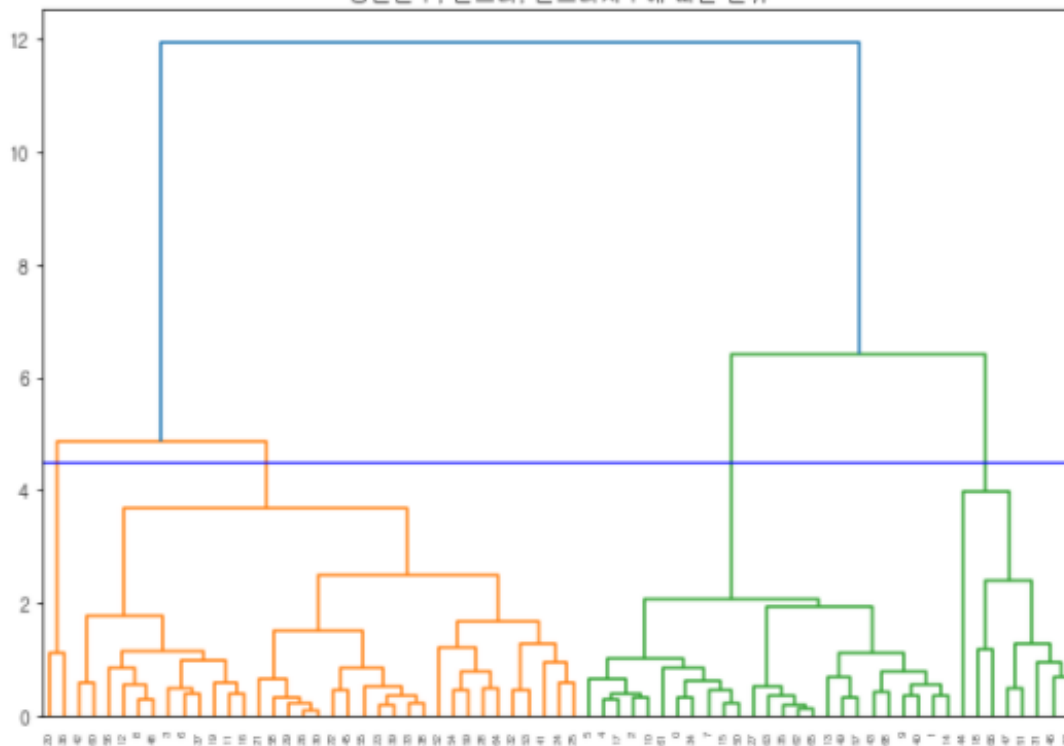
- ◆ Elbow 기법
- ◆ 군집의 개수 결정

3. 계층적 군집분석

- ◆ 계층적 트리 모형 이용
- ◆ 개별 개체들을 순차적, 계층적으로 유사한 개체 및 그룹과 통합하여 군집화 수행

* 인프라지수 활용

청년인구, 인프라, 인프라지수에 따른 분류



*개체들이 순차적으로 군집화된 결과

3. 분석내용-군집분석

3. 계층적 군집분석

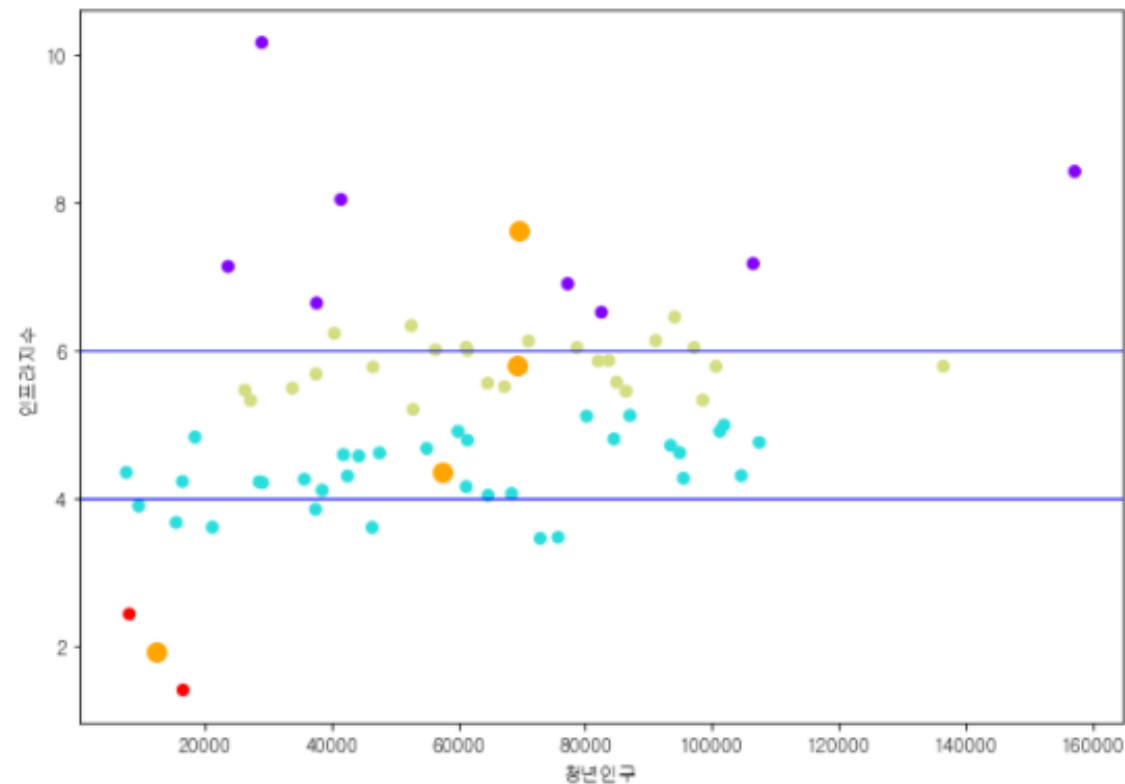
◆ 군집 설명력 가장 높은 k=4를 채택

	청년인구	청년인프라지수
군집1	69407.125000	7.626403
군집2	57373.970588	4.355682
군집3	69323.760000	5.803177
군집4	12291.000000	1.920906

→ 각 군집의 인프라 요소(개수)로 인한
인프라 지수 차이 확인 가능

→ 인프라 지수에 따라 평균(5)에
근접할 수록 인프라 대비 청년인구의 적정 거주

◆ 군집 분류



- 군집 4: 청년인구와 인프라지수 모두 평균보다 낮은 도시
- 군집 2: 청년인구는 평균보다 낮고 인프라지수는 평균인 도시
- 군집 3: 청년인구와 인프라지수 모두 평균인 도시
- 군집 1: 청년인구는 평균이고 인프라지수가 평균 보다 높은 도시

3. 분석내용-세종시

◆ 세종시 전출입 요인

세종시 전/출입 데이터 생성

	out_cd	in_cd	이동-총인구
73	11110	36110	140
320	11140	36110	83
562	11170	36110	190
806	11200	36110	181
1054	11215	36110	159
1302	11230	36110	195
1550	11260	36110	150
1797	11290	36110	246
2046	11305	36110	116
2293	11320	36110	121
2538	11350	36110	227
...			

세종시 전/출입 데이터
+
전국 시군구 중심점 데이터
↓
Flowmap.blue 시각화

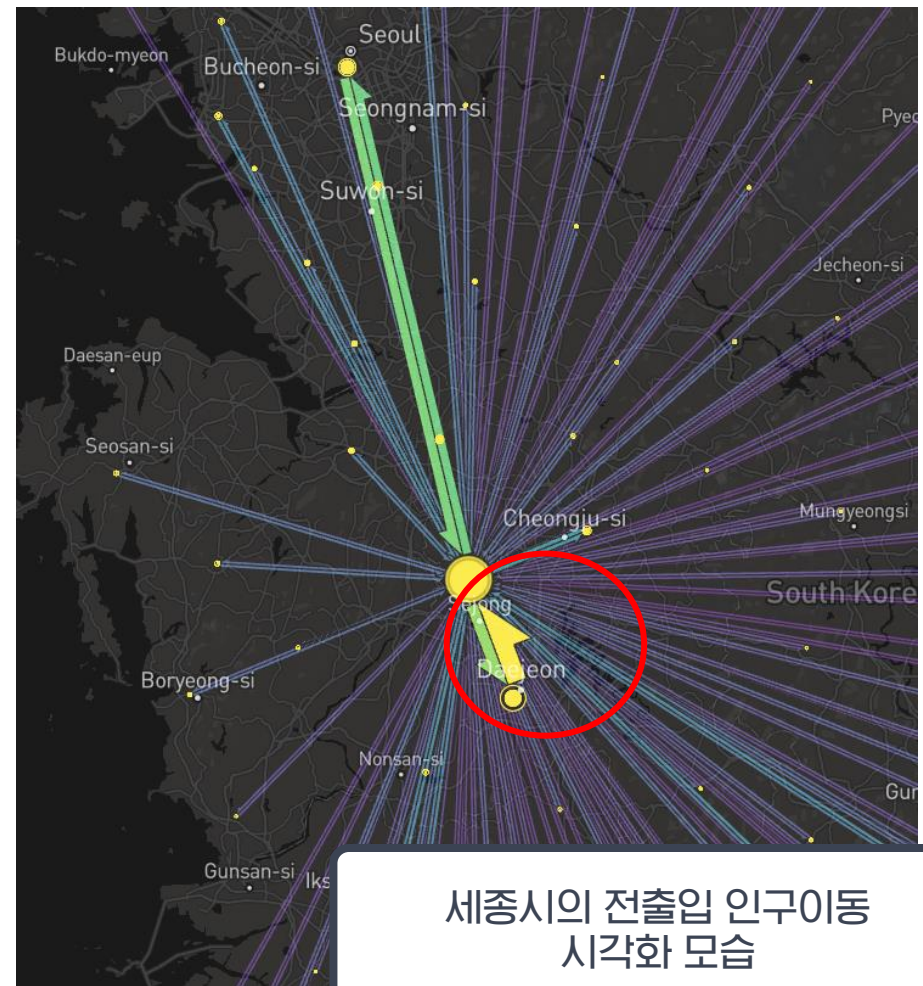
Flowmap.blue 시각화

id	name	lat	lon
11110	종로구	37.59492045	126.9773171
11140	중구	37.56014287	126.9959683
11170	용산구	37.53138556	126.9799076
11200	성동구	37.55103004	127.0410588
11215	광진구	37.54672166	127.0857458
11230	동대문구	37.58195725	127.0548482

origin	dest	count
11110	36110	140
11140	36110	83
11170	36110	190
11200	36110	181
11215	36110	159
11230	36110	195

출발지/도착지 데이터를 통해
이동 데이터 시각화

Location 탭 : 시군구 중심 좌표
Flow 탭 : 전출입 이동자 데이터



세종시의 전출입 인구이동
시각화 모습

대전광역시 관련 유출/유입 정도
한눈에 확인 가능

분석 결과



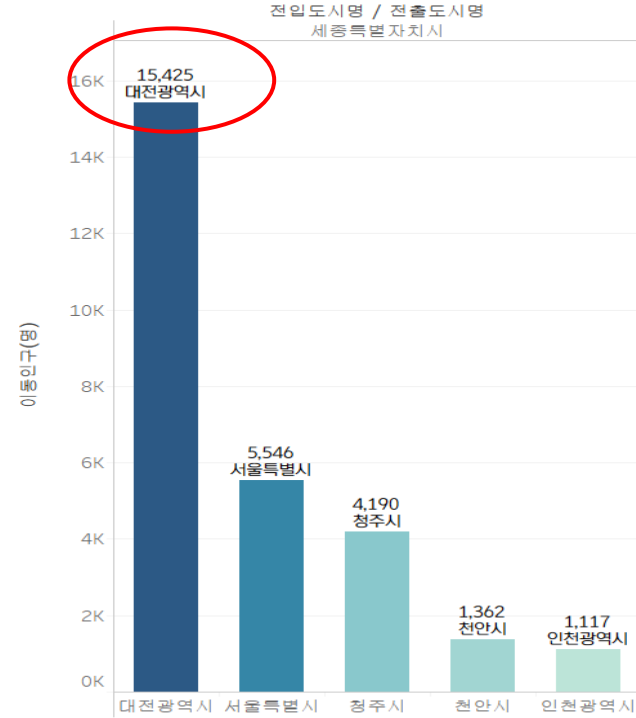
4.



4. 분석결과-결과해석

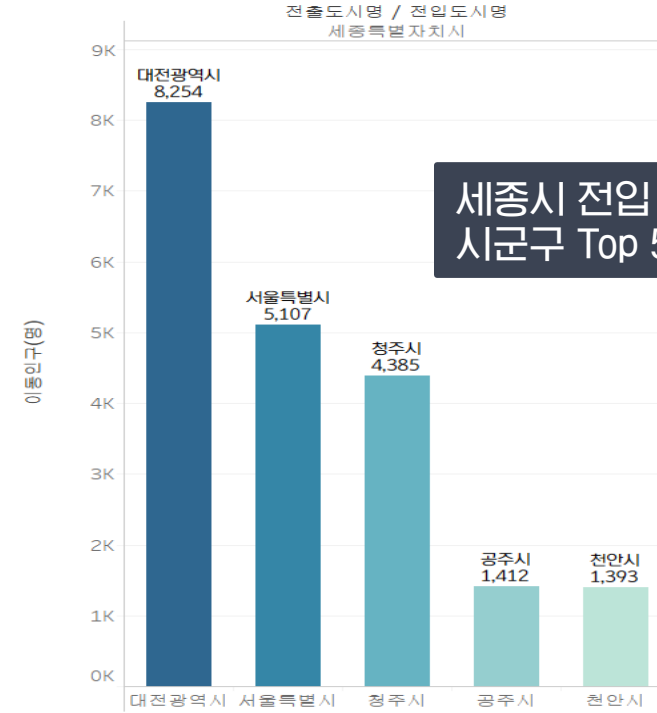
1. 세종시 영향

[표1] 타 도시에서 세종시 전입 Top5



전입도시명별로 구분된 각 전출도시명(으)로 이동인구(명)의 합계입니다.

[표1] 세종시에서 타 도시 전출 Top5



전출도시명별로 구분된 각 전입도시명(으)로 이동인구(명)의 합계입니다.

세종시 전입 도시 Top 5 지역 중 1위 '대전'
시군구 Top 5 지역 중 3곳 '대전'

*데이터 : 세종시-전출입 도시 top5

전출도시명	전입도시명	이동인구(명)	전출도시명	전입도시명	이동인구(명)
대전-유성구	세종특별자치시	6048	세종특별자치시	대전-유성구	3309
대전-서구	세종특별자치시	4940	세종특별자치시	청주-흥덕구	2431
공주시	세종특별자치시	2029	세종특별자치시	대전-서구	2408
청주-흥덕구	세종특별자치시	1826	세종특별자치시	공주시	1412
대전-중구	세종특별자치시	1610	세종특별자치시	대전-대덕구	895

세종시가 대전시 인구에 미치는
영향력 유무 증명

4. 분석결과-결과해석

인프라 지수 생성 모델 식

회귀분석기반
변수 선정

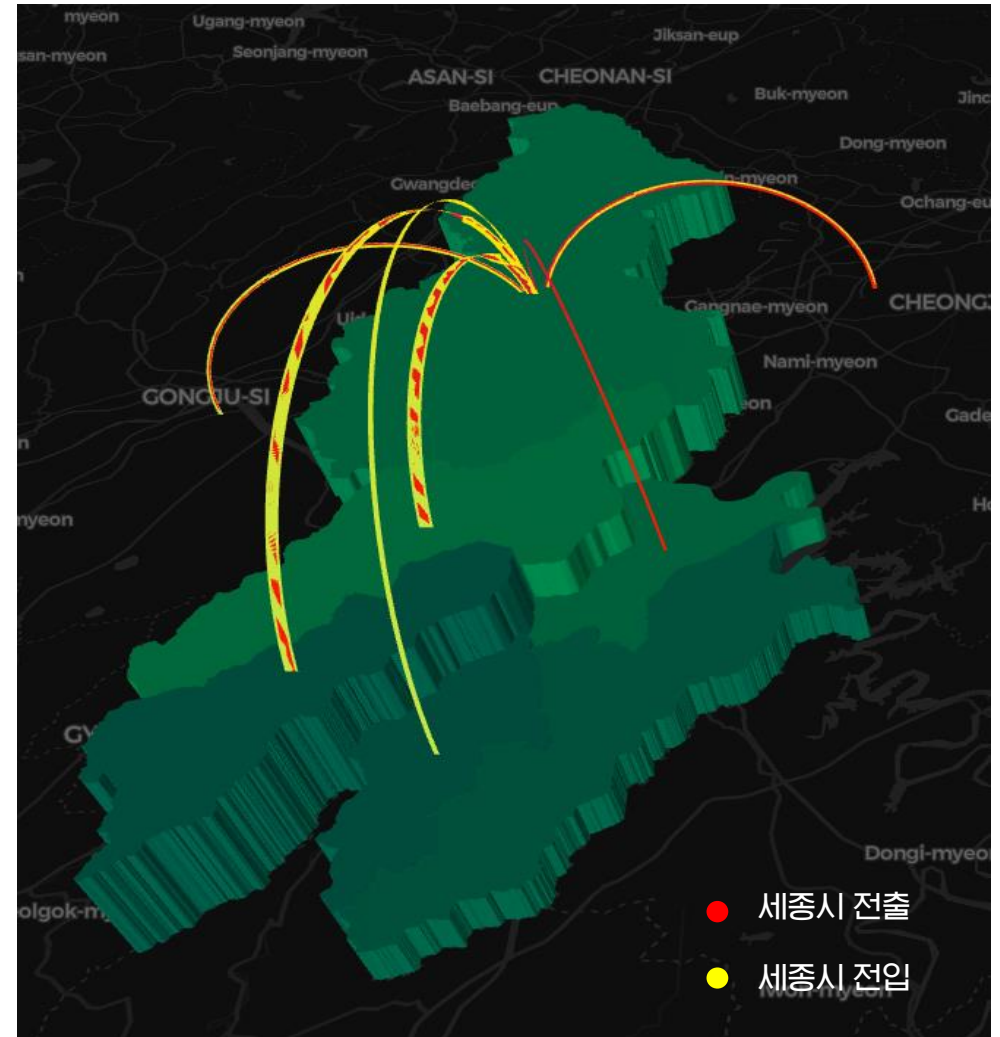
- ◆ 경찰서
- ◆ 법원-교도소
- ◆ 숙박시설
- ◆ 초중고
- ◆ 병원

인프라 지수

$$\begin{aligned} &= \text{청년인구} / (4365.1 \times \text{경찰서} - 7213.4 \times \text{법원, 교도소} \\ &\quad + 23298.1 \times \text{병원} - 3241.2 \times \text{숙박시설} + 8772.8 \times \text{초중고}) / 3.3 \end{aligned}$$

* 최대값 10 맞추기 위해 사용

세종시 전출입 최다 도시 지수 시각화

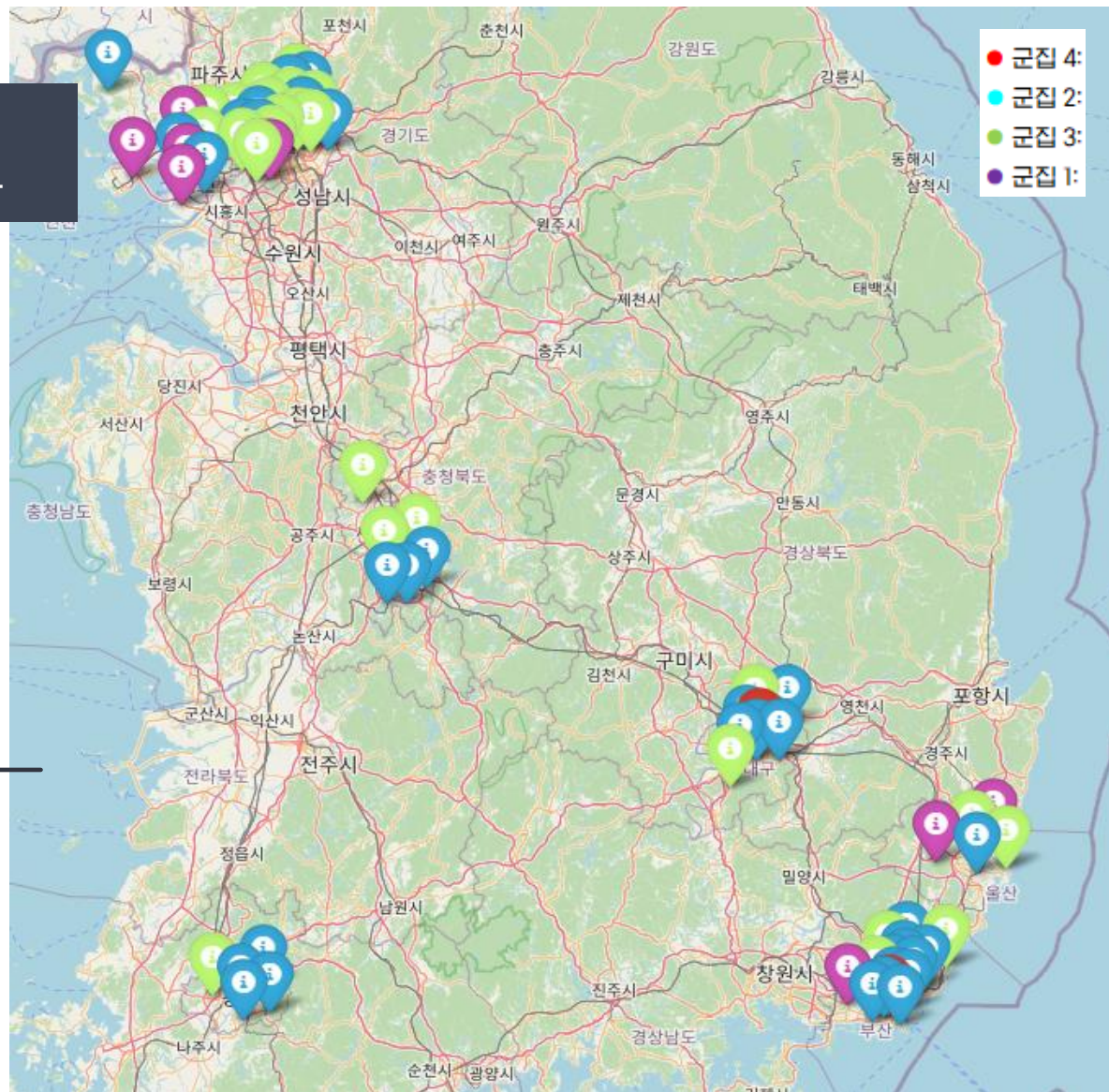


4. 분석결과-결과해석

군집 구성요소

- 대부분의 광역시는 군집2로 분류
- 인프라에 비해 청년인구가 부족한 것으로 판단

서울의 청년인구 과잉
&
이외 광역시 청년인구
유입 필요성 ↗



활용
방안



5.

5. 활용방안-지수활용

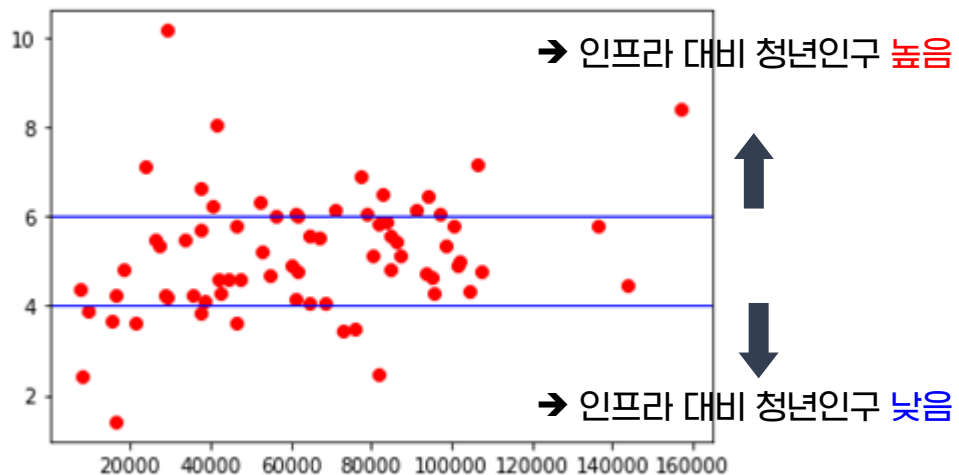
1. 세종/대전

◆ 세종시 전출입 top5 중 대전 인프라지수

* 청년인구수 세종 : 64602명
대전 : 78707명

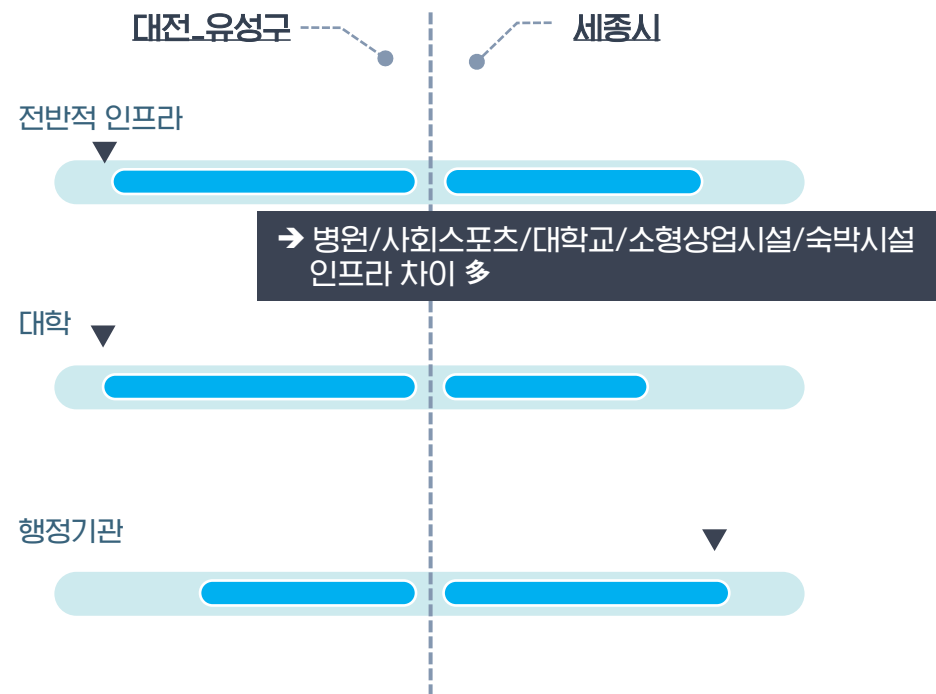
전출도시명	전입도시명	인프라지수	전출도시명	전입도시명	인프라지수
대전-유성구	세종시	6.040362086	대전-유성구	대전-유성구	6.040362086
대전-서구		4.307267103	청주-흥덕구	청주-흥덕구	
공주시			대전-서구	대전-서구	4.307267103
청주-흥덕구			공주시	공주시	
대전-중구		4.301410879	대전-대덕구	대전-대덕구	5.489834297

◆ 세종시 인프라 지수 = 5.556881571



2. 인프라 비교

고시원 or 대학가 or 주거밀집지역일 경우,
해당지역의 거주 청년들은 거주지역을 벗어나
주변 인프라를 사용할 가능성 높음



지수 활용 ⇒ 인프라 대비 청년 인구가 적정한지 파악 가능
한계점 ⇒ 인프라 비교 시, 데이터 추가 확인 필요

5. 활용방안_지수활용

3. 청년유출

청년 유출 심한 지방자치단체 20곳 1986~90년생 인구 변화
(단위: 명)



군집	시군구	청년인구	청년인프라지수
NaN	인천_강화군	7579.0	4.350970
군집2	대구_서구	29105.0	4.212656
	대구_수성구	72909.0	3.458098
	부산_영도구	16436.0	4.227702
	부산_사하구	54995.0	4.674851
	부산_금정구	44260.0	4.572486
	부산_서구	18425.0	4.828268
군집3	부산_사상구	40407.0	6.233003
	울산_동구	26280.0	5.464600
	대전_대덕구	33792.0	5.489834

→ 청년유출 심각 지자체 대부분 인프라 지수 < 5

→인프라 지수가 정상임에도 청년유출 심각 도시 존재

4. 비교

청년 유출 심한 지자체 주요 균형발전사업 (단위: 원)

사업명	2021년 본예산 세출
산모신생아 건강관리	12억6500만
생활SOC 기반 조성 사업	45억
해양쓰레기 정화사업	1억8200만
지역사회서비스 투자사업 (지역개발형·지원)	7억2178만
방문도우미 사업	1억9364만
2021 지역방역일자리사업 시설 및 부대비	7244만
지역공동체일자리 사업 - 취약계층 집수리지원사업 1개 사업, 마을가꾸기 및 지역유희공간시설 활용사업 5개 사업, 관광자원 활용사업 1개 사업	2억711만
일자리창출사업	
일자리창출사업	
사회보험료	

“인프라 구성은 적당하나,
잘 운영되지 않는 청년정책이
오히려 청년유출을 야기”

Q 청년디지털 일자리 채용으로 들어가서 정규직 전환되신분 있으신가요?

2,266 | 2021-03-20 작성

이번에 면접보고 온 곳에서 계약직 6개월 후에 정규직 전환이라고 말씀하셨는데 아직 청년 디지털 일자리에 대한 언급은 없으셨지만 그게 아닌지싶더라고요. 근데 취업 관련 커뮤니티나 특방 같은 곳에서 청년 디지털 일자리사업을 약용해서 정규직으로 전환시켜준다고 하고 6개월 후에 정규직 전환을 안해주고 또 새로 사람을 뽑는다는 소리가 있어서 아직 계약서를 본것도 아니고 단기간으로 인원이 너무 적어집니다.....ㅠ

6개월 동안 피 빨리면서 일하면 운이 아주 좋으면... 정규직 될수도 있으나...

약용으로 일하려고 한게 아닌데말입니다...

6개월 일하는동안 타사 정규직 계속 지원을 추천합니다.

적일수있는데 혹시 이런식으로 정규직 전환되신분이 계신지 궁금하네요 ㅠ

타사 지원을 한다는건 본인의 포폴이나 능력을 계속

→ 제대로 운영되지 않는 청년 정책은
청년에게 ‘불안 요소’

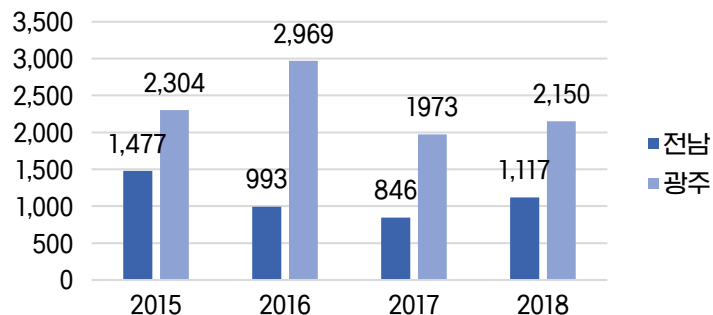
2021-03-21 수정 | 신고

5. 활용방안-기대효과

1. 기대효과

- 지역주도형 청년 일자리 사업
- 지역 인프라

(억) 광주·전남 청년인력 유출효과

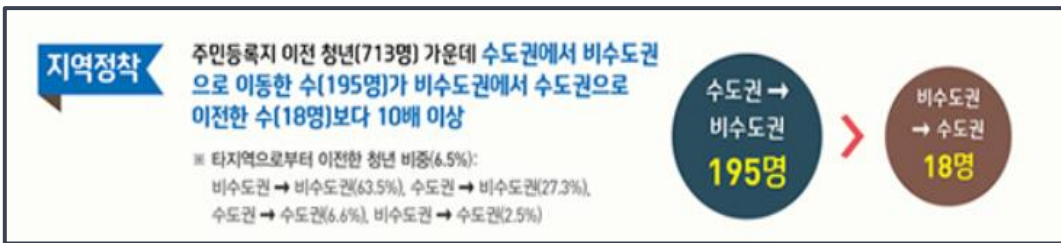


- 광주·전남지역 청년(20대~30대) 전입 인구 < 전출인구
- 청년 인구 유출로 인해 **매해 수천억**에 달하는 경제적 **손실**

적응 위한 활동 사전직무교육 운영지원

지역 거주 및 활동 지원

지역 내 정규직 전환 및 창업지원, 취업연계를 통한 청년 일자리 창출



구분	전남 마을로	경북 도시청년 시골파견제
사업기간	2017. 11. ~ 2023. (21까지 2,000명 선발, '23까지 지원)	2017. 2. 8. ~ 2020. 7. (2018.8~ 국비사업)
사업목적	마을사업장 청년고용 및 정착지원	도시청년의 지역유입을 통한 일자리창출과 지역활력 촉진
대상연령	만 18~39세	만 15~39세
'19년 참여인원	1,000명 (기존 500명, 신규 500명)	200명 (2년차 100명, 신규 100명)
취·창업 분야	시·군이 추천한 마을사업장 195개	게스트하우스, 카페, 디자인 상품제작 등
지원내용	청년인건비(월180~200만원), 교통·숙박비(월30만원), 직무교육, 청년 교류 활동 지원, 사업장 컨설팅 등	정착비 및 사업화 자금* 지원 (연 30백만원/인), *사업화자금(간접지원), 정착활동비(자율지원)
지원기간	최대 2년	최대 2년
성과	195개 사업장, 500명 취업	도의 지역청년 74명 증가, 평균경쟁률 6.3대 1

(출처=행정안전부 보도자료)

광주 청년 일경험 드림

2013 ~ (계속)

청년고용 및
신규서비스 제공

만 19~34세

1,000명
(500명 6개월씩 2기수 운영)

공공기관, 민간기업,
청년창업기업, 사회복지,
사회적경제, 공익활동 6개 분야

청년 인건비(광주 생활임금 시간당
10,090원 적용),
일경험 직무현장 제공,
상담 및 교육, 네트워크 프로그램

사업에 따라 다양(1년 내)

1-2기 각 140명, 3기 250명,
4기 523명, 5-6기 각500명

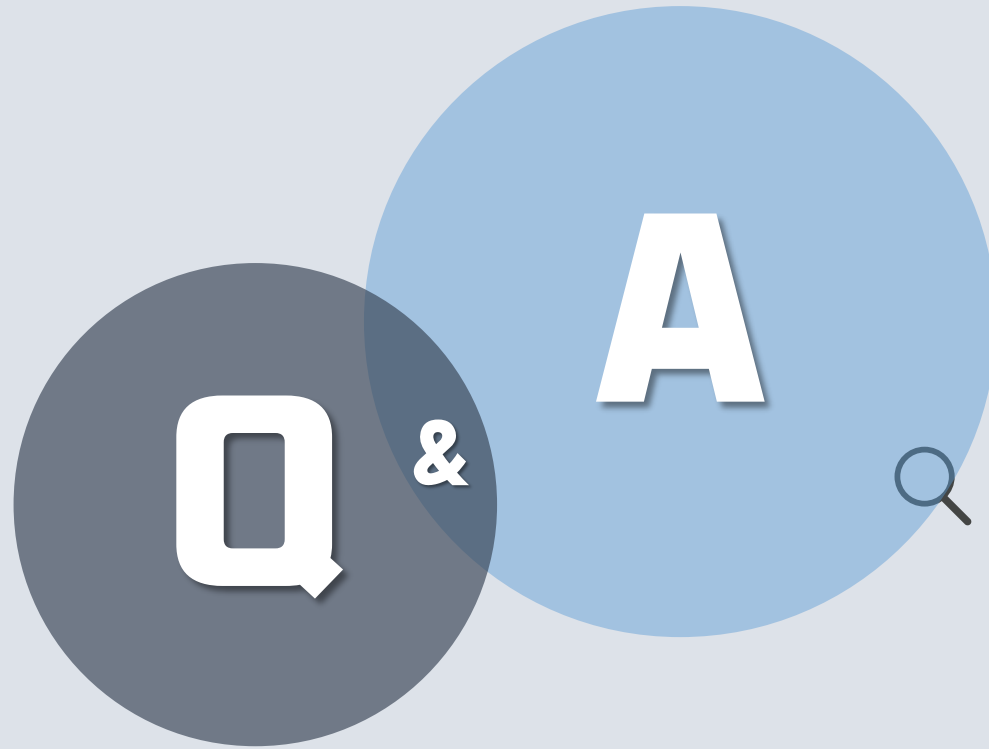
정책 & 인프라

청년인구 비수도권 분산 등 효과

지역정착 기여

이후 정책 운영이 원활하게 진행되는 광주의 현 인프라 지수=5점대

✓ 청년 정책의 운영 평가 지표로 활용 가능



감사합니다 😊

참고

1. 전처리

- ♦ 이상치 제거를 통해 병원, 문화시설 밀집지역 제거
- ♦ 인프라 수 편차 완화를 위한 정규화 실행

2. Bartlett과 KMO지수

```
# Bartlett의 테스트
from factor_analyzer.factor_analyzer import calculate_bartlett_sphericity
chi_square_value, p_value=calculate_bartlett_sphericity(fitted_df)
chi_square_value, p_value
```

(500.79777801197787, 2.716939404732303e-53)

```
# Kaiser-Meyer-Olkin (KMO)
from factor_analyzer.factor_analyzer import calculate_kmo
kmo_all, kmo_model=calculate_kmo(fitted_df)
kmo_model
```

0.671328872775548

→ KMO지수 0.6 이상으로 분석에 적합

```
# Bartlett의 테스트
from factor_analyzer.factor_analyzer import calculate_bartlett_sphericity
chi_square_value, p_value=calculate_bartlett_sphericity(fitted_df)
chi_square_value, p_value
```

(319.89626714475366, 1.941377709868332e-59)

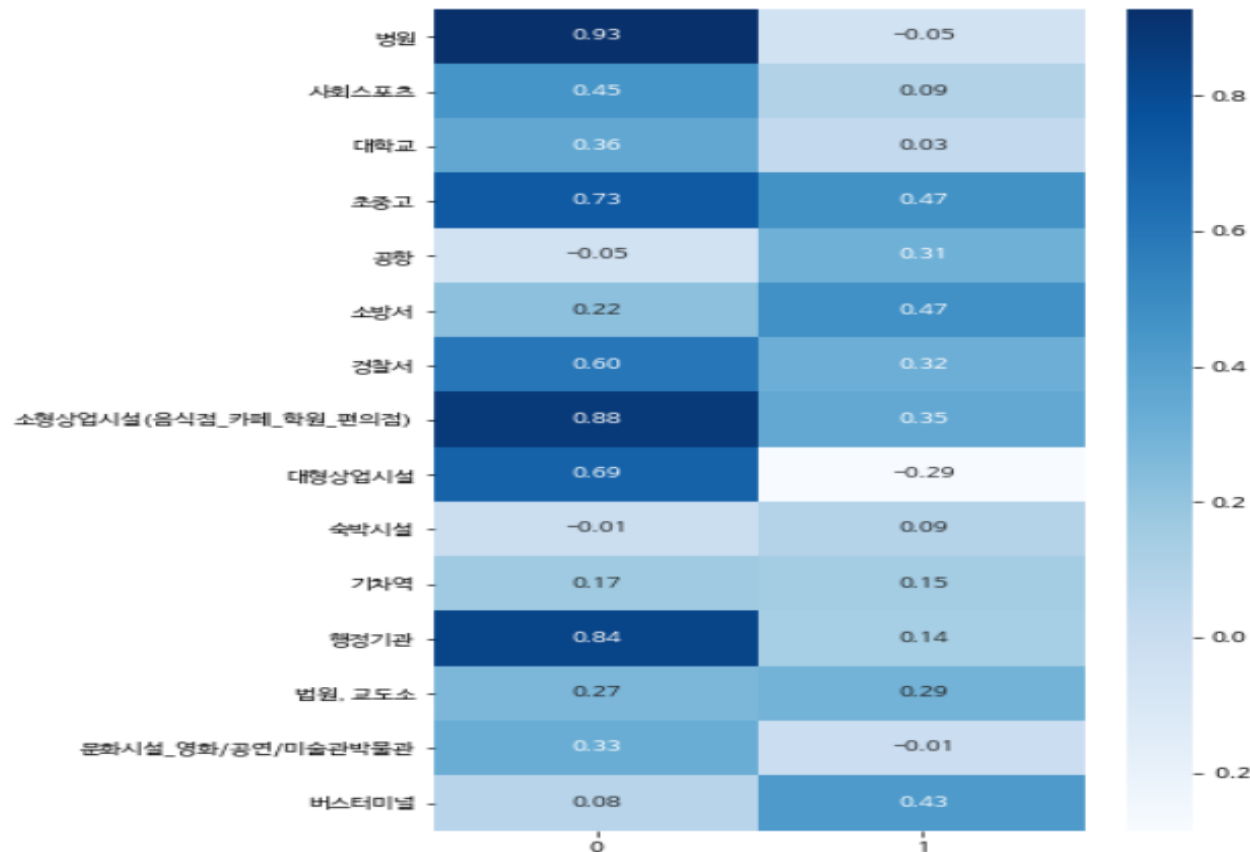
```
# Kaiser-Meyer-Olkin (KMO)
from factor_analyzer.factor_analyzer import calculate_kmo
kmo_all, kmo_model=calculate_kmo(fitted_df)
kmo_model
```

0.8336514142106952

→ 불필요한 요인 제거 성공

3. 요인분석(FA)

- ♦ 요인분석을 통해 적정 요인수 확인 후
- ♦ 불필요변수 제거 (value < 0.5)



```
df_set = df.drop(['시군구', '청년인구', '대학교', '공항', '소방서', '기차역',  
'법원, 교도소', '버스터미널', '숙박시설', '문화시설_영화/공연/미술관박물관', '사회스  
포츠'], axis=1)
```

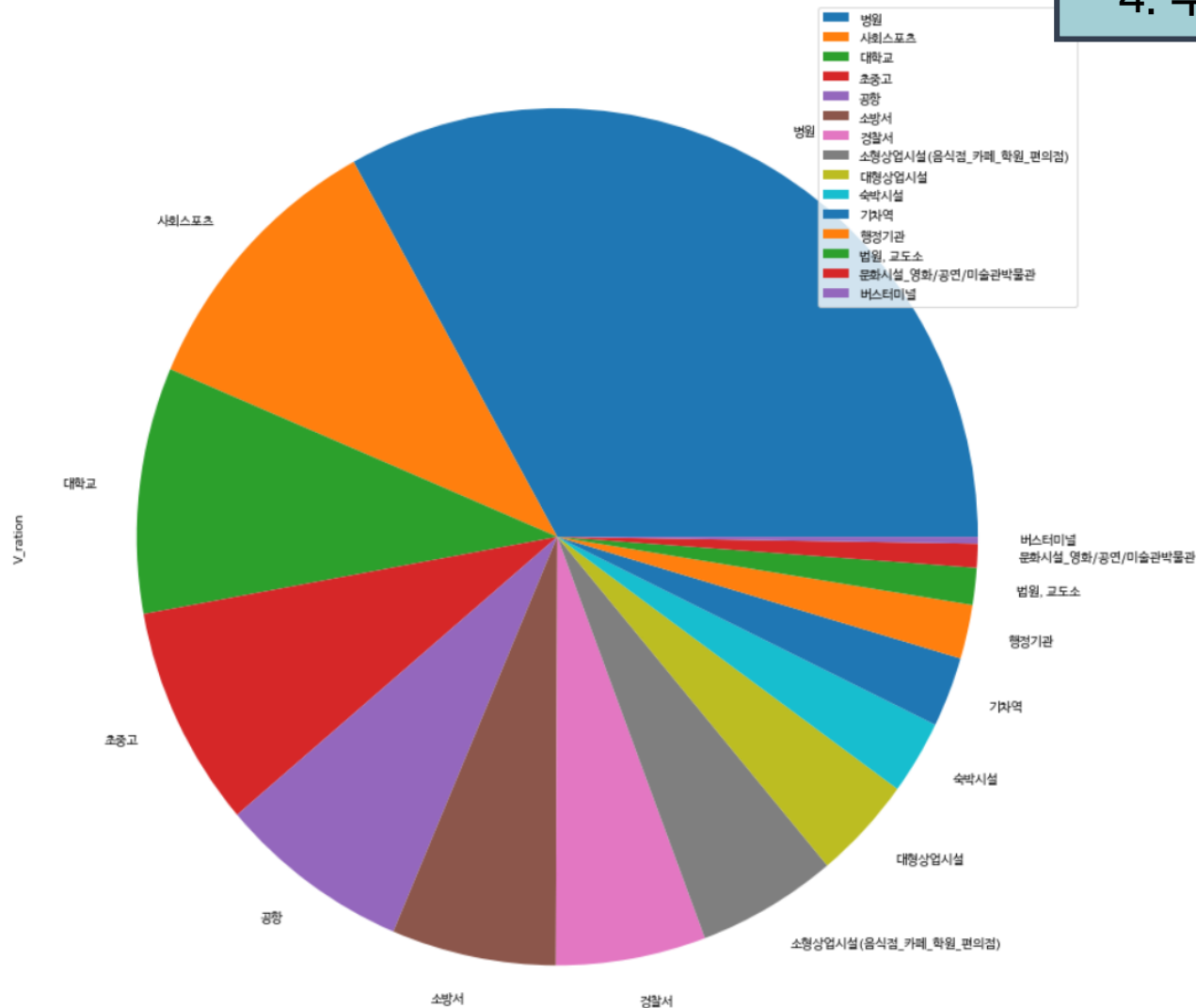
참고

4. 주요인분석(PCA)

해 적정 요인수 확인 후

♦ 불필요변수 제거 (value < 0.5)

♦ 병원이 청년인구에 큰 요인임을 확인



→ 불필요한 요인 제거 성공

포즈'], axis=1)