



전주시 데이터를 활용한 ‘전기차 충전소’ 최적입지 선정

분석 결과보고서

2022. 07. 04



이젠 IT 아카데미

이준혁

〈 목 차 〉

I 프로젝트 배경

1.1 프로젝트 배경	1
-------------------	---

II 프로젝트 결과

2.1 분석에 사용한 데이터	2
2.2 1차 법정동 군집분석 결과	2
2.3 2차 입지 분석 결과	4
2.3.1. 인후동1가	4
2.3.2. 중화산동2가	6
2.3.3. 효자동2가	7

III 분석

3.1 분석 개요	8
3.2 분석 데이터	10
3.3 분석 방법	12
3.4 분석 결과	20

III 기대효과 및 한계점

4.1 기대효과	49
4.2 한계점	49
4.2.1 기술적	49
4.2.2 데이터 품질	49
4.2.3 데이터 수집	49

I. 프로젝트 배경

□ 1.1 프로젝트 배경

- 유럽연합(EU)이 친환경 정책에 집중 행보를 보이면서 우리나라 또한 유럽연합의 정책 동향을 지속적으로 파악 중이다.
- 친환경 정책 중 탄소 감축 입법안 등에 따라 자연스럽게 친환경 자동차 시장의 규모가 2배 이상 급격히 확대되었음

시급한 개선이 필요한 전기차 충전 정책

단위: %

전기차 충전시설 보급 확대 40

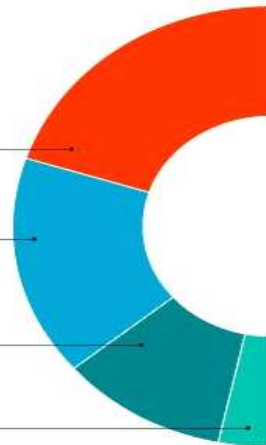
미흡한 전기차 충전시설 관리 32

급속충전기 보급 확대 21

전기차 충전시설 정보의
실시간 확인 7

자료: 소프트베리

The JoongAng



<그림 1 : 개선이 필요한 자동차 충전 정책> <출처 : 중앙일보(2022.02.15.)>

- 우리나라 또한 친환경 자동차에 대한 보조금 지원 등 많은 정책이 이루어져 급격하게 커진 탓에 <그림 1>과 같은 문제점들이 제기되었음
- 전기 자동차의 수요량이 증가함에 따라 전기 자동차 충전소가 지속해서 확대될 것으로 예상함
- 전주 시내 전기 자동차 충전시설 보급 확대를 돕기 위해 빅데이터를 활용하여 전기 자동차 충전소 입지 추천을 시각화하는 지도형식 웹 개발

II. 프로젝트 결과

□ 2.1 분석에 사용한 데이터

- 2.1.1 법정동별 건물수 데이터를 정규화
- 2.1.2 위 데이터를 상관분석, 주성분이 2개인 차원으로 PCA 실행
- 2.1.3 최종 결과

```
=====
PC1 구성
카페          0.339392
주차장        0.092730
식당          0.512461
편의점        0.391139
대형마트      0.026280
car           0.311160
공공기관      0.424589
영화관        0.058634
people        0.423537
dtype: float64
=====
PC2 구성
카페          -0.067713
주차장        -0.105108
식당          0.027989
편의점        -0.010707
대형마트      0.974847
car           -0.052527
공공기관      -0.104788
영화관        0.051925
people        0.129257
dtype: float64
```

* 제 1주성분 : ‘식당’, ‘people(인구수)’, ‘공공기관’, ‘편의점’, ‘카페’ 변수를 군집분석에 사용하기로 결정

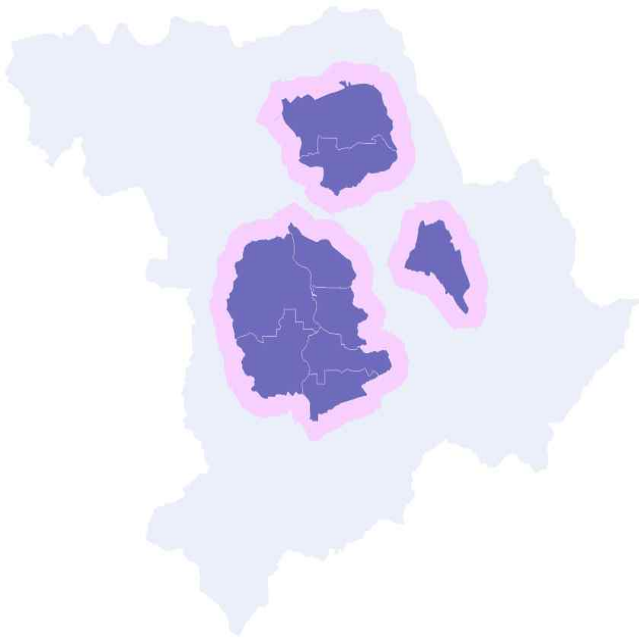
* 제 2주성분 : ‘대형마트’ 변수를 군집분석에 사용하기로 결정

< 주성분 분석 결과 >

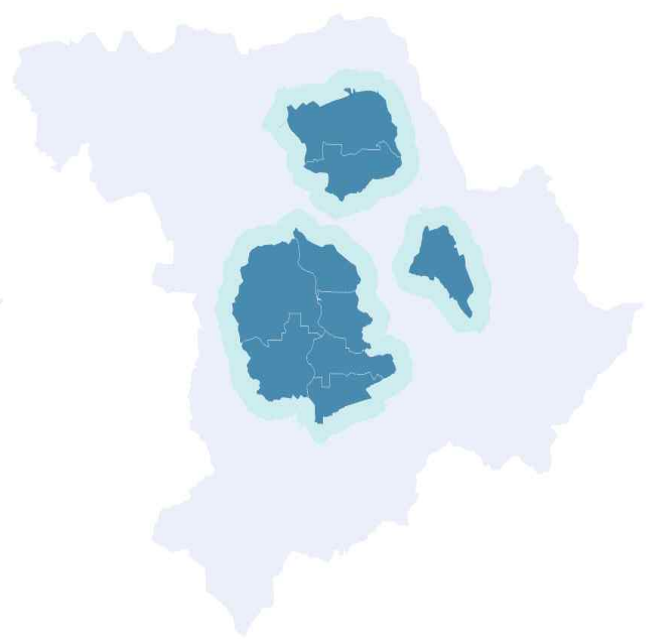
□ 2.2 1차 법정동 군집분석 결과

- 다양한 알고리즘(계층적 군집분석, K-Medoids, K-Means, GMM)을 사용하여 군집분석을 실행

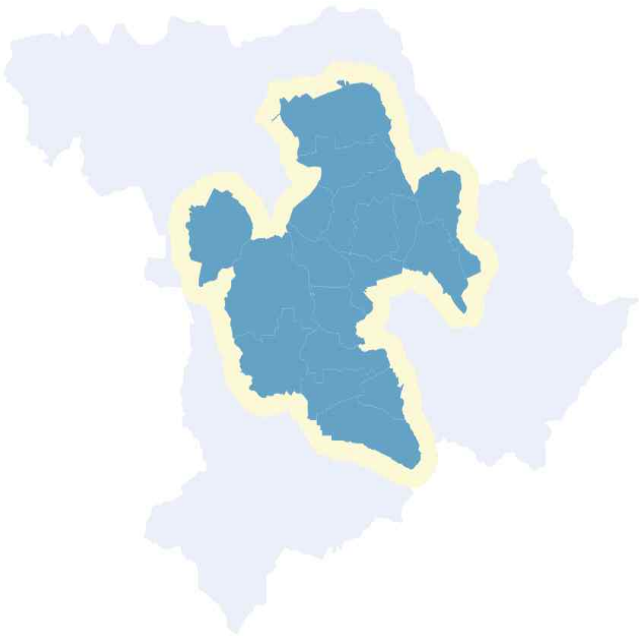
○ 알고리즘 결과



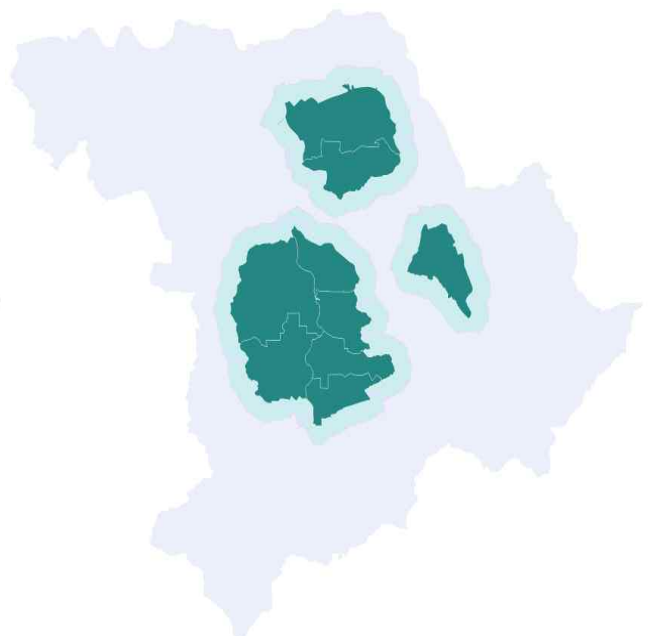
< Gaussian Mixture Model >



< Hierarchical Clustering >



< K-Medoids Clustering >



< K-Means Clustering >

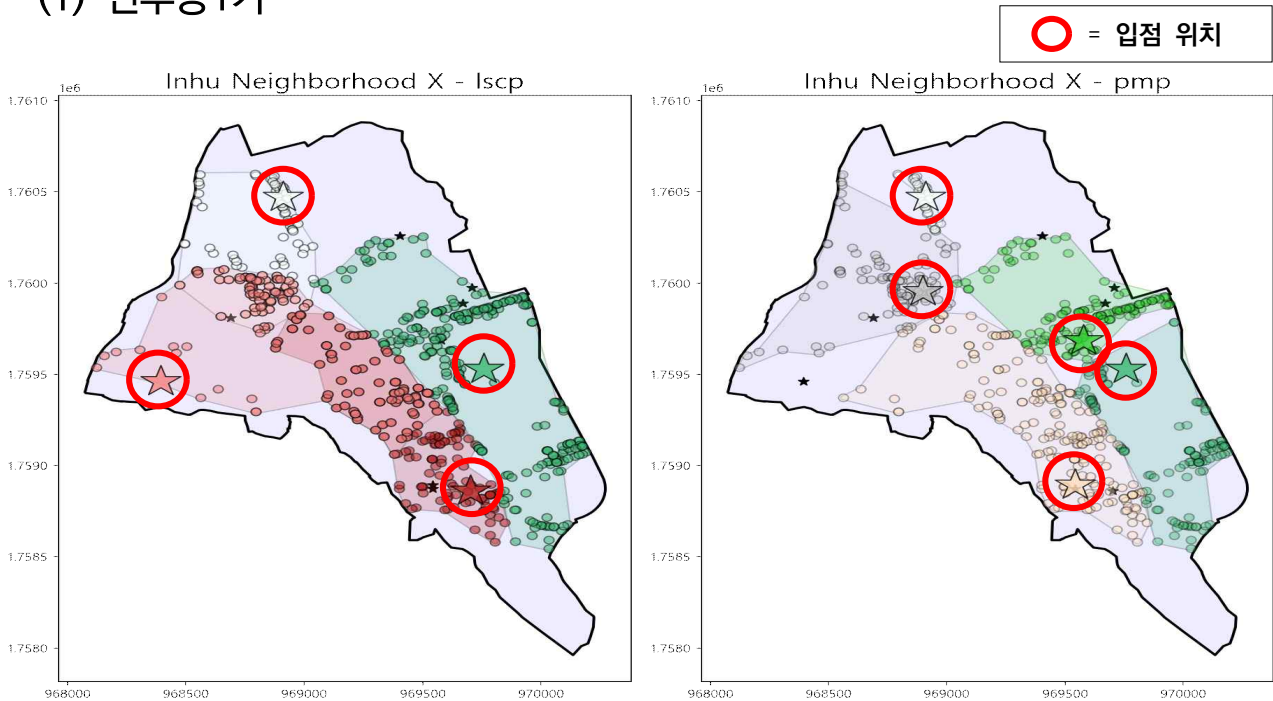
○ 최종 결정된 법정동

인후동1가	중화산동2가	효자동2가
-------	--------	-------

□ 2.3 2차 입지 분석 결과

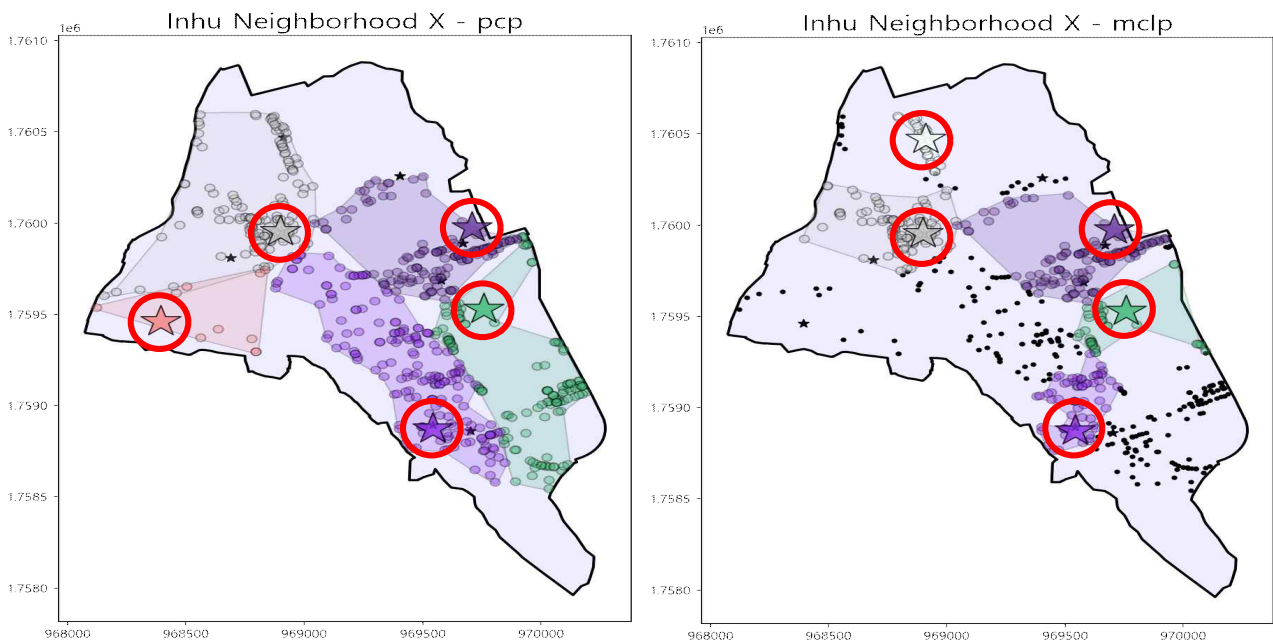
○ 다양한 공간 최적화 모델(LSCP, PMP, PCP, MCLP)를 사용하여 입지 분석을 실행

(1) 인후동1가



< 인후동1가 LSCP >

< 인후동1가 PMP >



< 인후동1가 PCP >

< 인후동1가 MCLP >

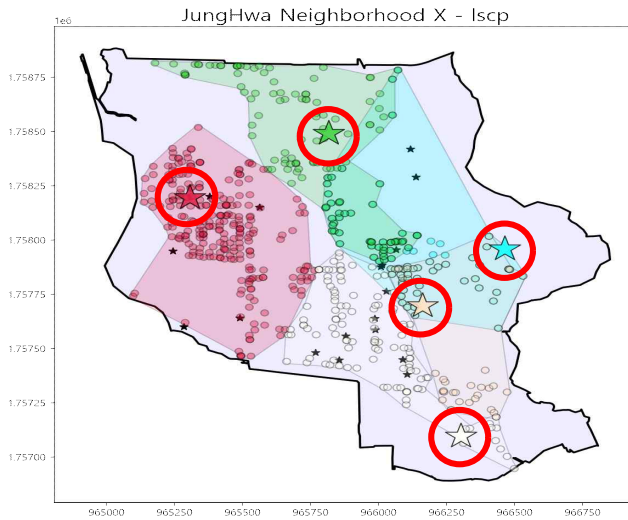
○ 최종결과 (MCLP)

	pname		padd	pdong	pfcate	plat	plon
402	팽나무4길 공영주차장	전북 전주시 덕진구 인후동1가	781-7	인후동1가	주차장	35.835600	127.155625
403	전주아중현대아파트 주차장	전북 전주시 덕진구 인후동1가	858-2	인후동1가	주차장	35.831795	127.165153
404	아중지구 산림청옆 공영주차장	전북 전주시 덕진구 인후동1가	907-2	인후동1가	주차장	35.825882	127.162799
405	인후3동진버들 주차장	전북 전주시 덕진구 인후동1가	807-6	인후동1가	주차장	35.835826	127.164604
406	주차장	전북 전주시 덕진구 인후동1가	791	인후동1가	주차장	35.840265	127.155736

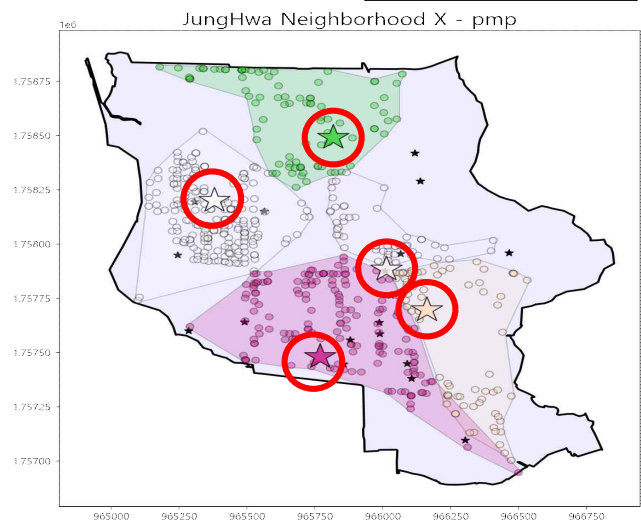
< 인후동1가 최종 결과 >

(2) 중화산동2가

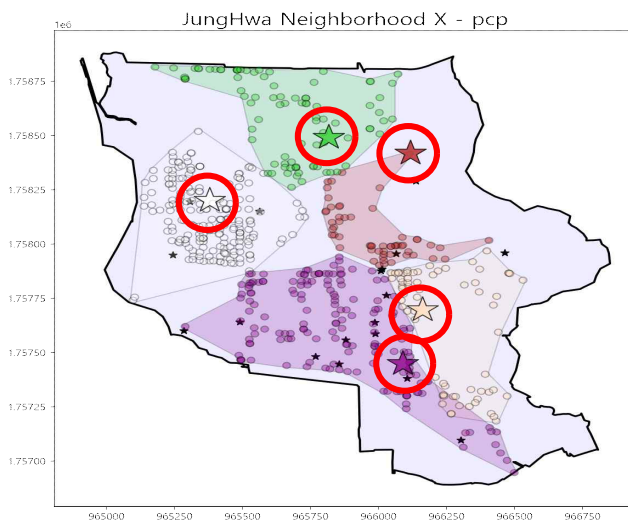
○ = 입점 위치



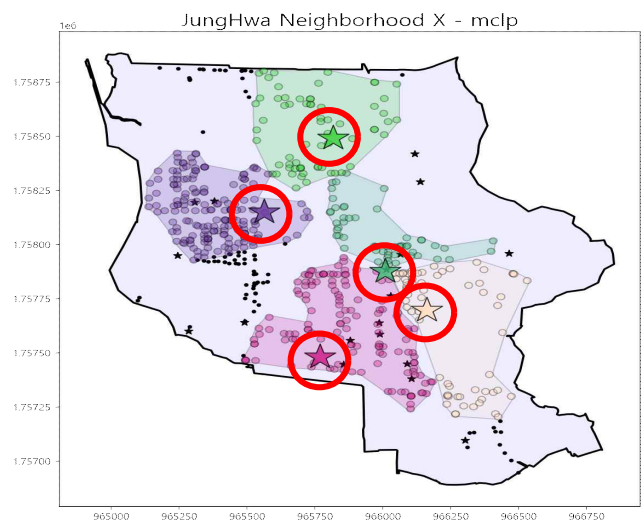
< 중화산동2가 LSCP >



< 중화산동2가 PMP >



< 중화산동2가 PCP >



< 중화산동2가 MCLP >

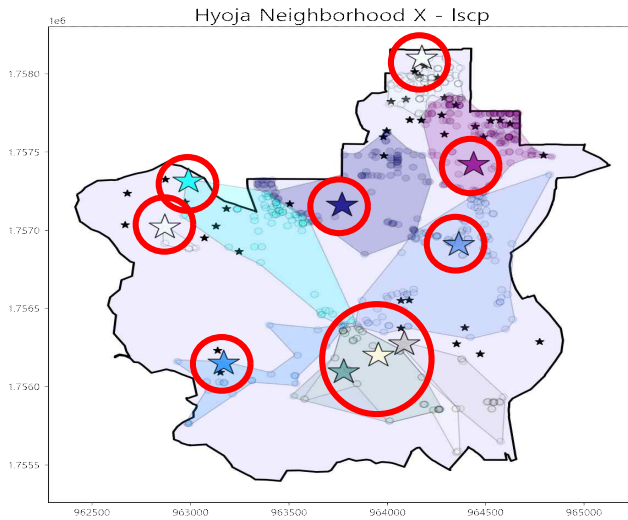
○ 최종결과 (MCLP)

	pname	padd	pdong	pfcate	plat	plon
8651	근영여고 앞 공영주차장	전북 전주시 완산구 중화산동2가 651-6	중화산동2가	주차장	35.816772	127.123729
8658	주차장	전북 전주시 완산구 중화산동2가 570-1	중화산동2가	주차장	35.822315	127.121573
8659	전주병원 주차장	전북 전주시 완산구 중화산동2가 166	중화산동2가	주차장	35.815159	127.125430
8661	공용주차장	전북 전주시 완산구 중화산동2가 644-3	중화산동2가	주차장	35.813209	127.121072
8663	주차장	전북 전주시 완산구 중화산동2가 591-5	중화산동2가	주차장	35.819228	127.118780

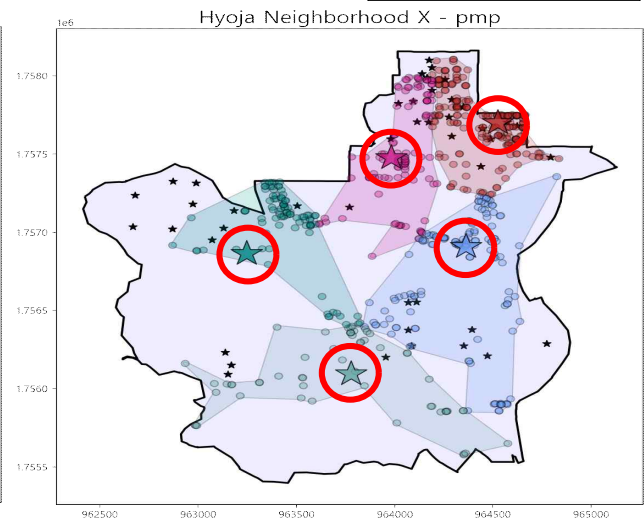
< 중화산동2가 최종 결과 >

(3) 효자동2가

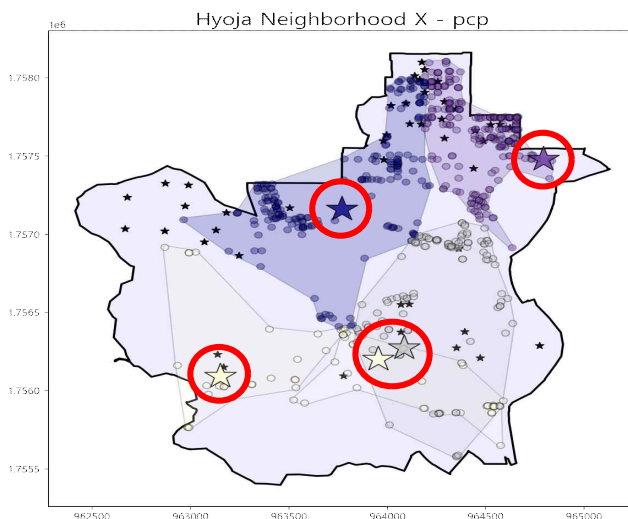
○ = 입점 위치



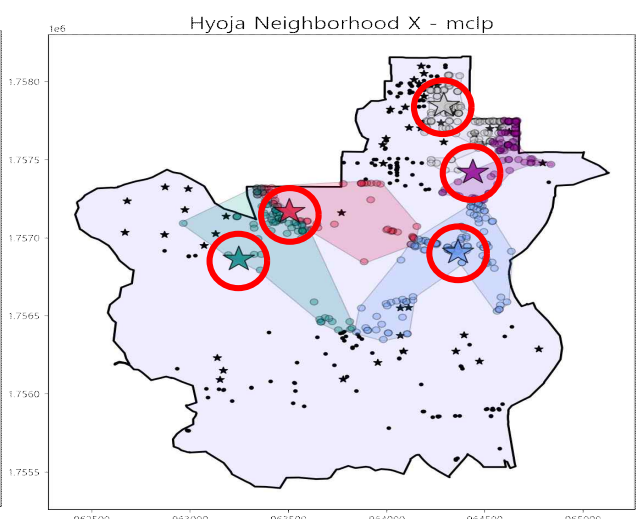
< 효자동2가 LSCP >



< 효자동2가 PMP >



< 그림 46 : 효자동2가 PCP >



< 효자동2가 MCLP >

○ 최종결과 (MCLP)

	pname	padd	pdong	pfcate	plat	plon
12663	노외공영주차장	전북 전주시 완산구 효자동2가 1237-8	효자동2가	주차장	35.816469	127.104692
12677	전주대평생교육원 주차장	전북 전주시 완산구 효자동2가 1311-1	효자동2가	주차장	35.810304	127.096009
12682	주차장	전북 전주시 완산구 효자동2가 1158-20	효자동2가	주차장	35.812614	127.106333
12688	현우빌딩 주차장	전북 전주시 완산구 효자동2가 1352	효자동2가	주차장	35.808004	127.105539
12709	전주비전대학교 주차장6	전북 전주시 완산구 효자동2가 1070	효자동2가	주차장	35.807542	127.093195

< 효자동2가 최종 결과 >

III. 분석

1 분석 개요

□ 3.1.1 분석 주제

- 전주시 데이터를 활용하여 전기차 충전소 최적 입지 제공

□ 3.1.2 분석 배경

- 전기차 확산 추세에 따라 전기차 충전소 인프라 재정비

□ 3.1.3 분석 수행

- 국토교통부, 전라북도 차량등록과 등의 데이터를 확보하여 수행

□ 3.1.4 분석 방법

- 데이터 분석 : 주성분분석(PCA)
- 1차 군집 : 계층적 군집 분석(Hierarchical Clustering),
K-중앙자 군집 분석(K-medoids Clustering),
K-평균 군집 분석(K-means Clustering),
가우시안 혼합 모델(Gaussian Mixture Model)
- 2차 군집 : LSCP(Location Set Covering Problem),
PMP(P-Median Problem)
PCP(P-Center Problem)
MCLP(Maximal Covering Location Problem)

□ 3.1.5 분석 도구

- Python 3.8.8, Spyder 4.2.5, Eclipse 2019-12(4.14.0), QGIS 3.24.3, Jupyter Notebook 6.3.0, Excel

□ 3.1.6 수행 기간

- 2022-06-06 ~ 2022-07-04 (4주)

□ 3.1.7 분석 대상

- 현황 분석
 - * 지역별, 연도별 전기차 현황 정보 및 충전소 현황 정보
- 입지 분석
 - * 다양한 데이터 분석모델을 통해 충전소 입지 선정 시각화
- 데이터 수급 기관
 - * 공공데이터 포털, 국가공간정보포털, 한국전력공사, 국토교통부, 전주시청 , 카카오 맵 등

□ 3.2.1 분석 데이터 목록

구분	데이터명	분석데이터	기간	제공기관
미가공 데이터	행정안전부_지역별(법정동) 성별 연령별 주민등록 인구수_20220531.csv	법정동별 성별 연령별 주민등록 인구수	2022/05	공공데이터 포털 (https://www.data.go.kr)
	전라북도_전기차 현황_20190620.csv	전라북도 전기차 현황	2019/06	공공데이터 포털 (https://www.data.go.kr)
	LSMD_ADM_SECT_UMD_전북	행정구역-읍면동(법 정동)	2022/06	국가공간정보포털 (http://data.nsdi.go.kr)
	전주시 덕진구 법정동코드 조회자료.xls	전주시 덕진구 법정동 코드	2022/06	행정표준코드관리시스템 (https://www.code.go.kr)
	전주시 완산구 법정동코드 조회자료.xls	전주시 완산구 법정동 코드	2022/06	행정표준코드관리시스템 (https://www.code.go.kr)
	YYYYDDMMHHmm_place.csv	전주시 법정동별 건물 데이터	2022/06	카카오맵 Open API
가공 데이터	YYYYDDMMHHmm_place_group.csv	place.csv를 그룹별로 합계를 계산한 데이터	2022/06	직접 작성
	YYYYDDMMHHmm_final_data.csv	주성분 분석 후 place_group.csv 에서 설명력이 높은 변수들로만 추출한 데이터	2022/06	직접 작성
	YYYYDDMMHHmm_mM_pca_2.csv	final_data에서 MinMaxScaler를 사용하고 주성분 2개로 PCA한 데이터	2022/06	직접 작성
	군집_donglist.txt	군집분석 후 출력됐던 법정동들의 집합	2022/06	직접 작성
	군집_donglist_dic.txt	군집_donglist를 dictionary 형태로 전환 후 개수 집합	2022/06	직접 작성

□ 3.2.2 DB Exerd

○ Place (장소정보)

장소				place
논리 이름*	물리 이름*	도메인	데이터 타입	널 허용
장소 번호	pno	N/A	INTEGER	N·N
장소 이름	pname	N/A	VARCHAR(60)	NULL
장소 주소	padd	N/A	VARCHAR(60)	NULL
도로명 주소	pnewadd	N/A	VARCHAR(60)	NULL
동 이름	pdong	N/A	VARCHAR(30)	NULL
img url 주소	pimg	N/A	VARCHAR(256)	NULL
카테고리 대분류	ptcate	N/A	VARCHAR(30)	NULL
카테고리 소분류	plcate	N/A	VARCHAR(30)	NULL
카테고리1	pcated1	N/A	VARCHAR(30)	NULL
카테고리2	pcated2	N/A	VARCHAR(30)	NULL
카테고리3	pcated3	N/A	VARCHAR(30)	NULL
카테고리4	pcated4	N/A	VARCHAR(30)	NULL
카테고리5	pcated5	N/A	VARCHAR(30)	NULL
전화번호	ptel	N/A	VARCHAR(30)	NULL
위도	plat	N/A	VARCHAR(30)	NULL
경도	plon	N/A	VARCHAR(30)	NULL
utm_k_x	utm_k_x	N/A	VARCHAR(30)	NULL
utm_k_y	utm_k_y	N/A	VARCHAR(30)	NULL

○ Crawling (기사수집)

크롤링				crawling
논리 이름*	물리 이름*	도메인	데이터 타입	널 허용
기사번호	cr_no	N/A	INTEGER	N·N
기사제목	cr_word	N/A	VARCHAR(256)	NULL
기사주소	wordcount	N/A	INTEGER	NULL

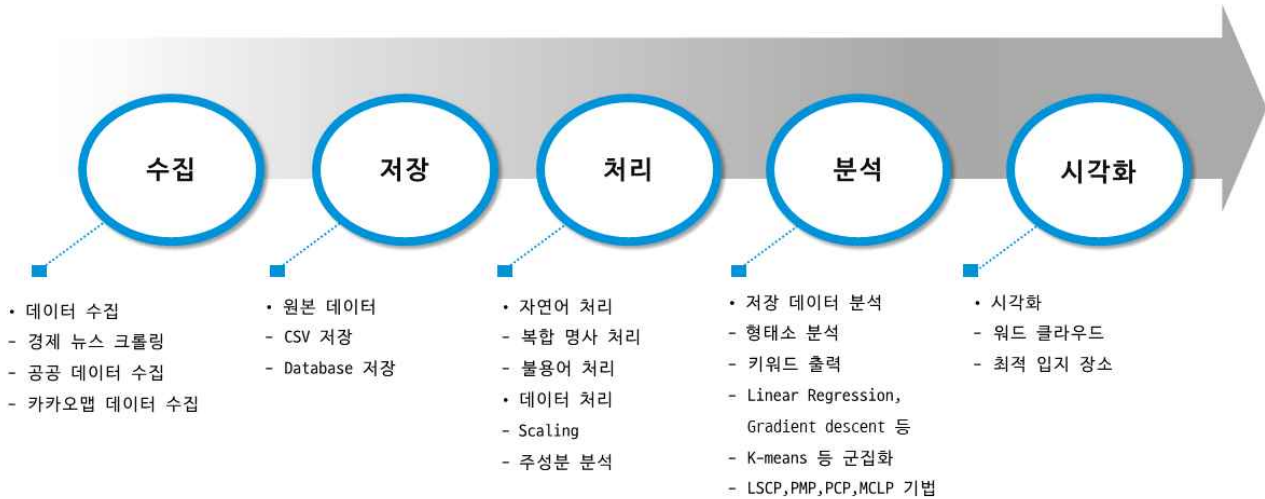
○ Chart (시각화 자료)

차트	chart			
논리 이름*	물리 이름*	도메인	데이터 타입	널 허용
 지역번호	ano	N/A	BIGINT	N-N
 시군구명	goo	N/A	VARCHAR(256)	NULL
 읍면동명	dong	N/A	VARCHAR(256)	NULL
 인구수	people	N/A	INTEGER	NULL
 충전소 개수	charger	N/A	INTEGER	NULL
 전기차 대수	car	N/A	INTEGER	NULL
 주소	addr	N/A	VARCHAR(256)	NULL
 전기차 예측값	pcar	N/A	INTEGER	NULL
 급속 충전기	qcharger	N/A	INTEGER	NULL

○ Building (건물정보)

최종결과				building
논리 이름*	물리 이름*	도메인	데이터 타입	널 허용
장소 번호	bno	N/A	INTEGER	N·N
장소 이름	bname	N/A	VARCHAR(60)	NULL
장소 주소	badd	N/A	VARCHAR(60)	NULL
동 이름	bdong	N/A	VARCHAR(30)	NULL
카테고리 대분류	bfcate	N/A	VARCHAR(30)	NULL
위도	blat	N/A	VARCHAR(30)	NULL
경도	blon	N/A	VARCHAR(30)	NULL

□ 3.3.1 분석 프로세스



○ 3.3.1.1 데이터 수집

* 프로젝트 목적에 맞게 분석하기 위해서 관련 기사 크롤링과 관련된 데이터 정보를 수집하고 데이터를 정확하게 활용하기 위해 전처리

→ 전기차 충전소 입지조건, 표준분석 모델 프로세스 분석 및 전주시 정책 방안 검토, 각 기관 필요 데이터 수집 후 활용하기 위해 데이터 전처리

* 전주시 전기차 충전소 입지선정 요인으로 동별 세대수, 전기차 보유량 같은 인구 관련 변수를 입지 선정요인으로 포함하고자 함

* 각 법정동의 카페, 편의점, 주차장 등 건물관련 변수를 카카오에서 제공하는 Open API를 이용하여 법정동별로 수집

* 수집한 데이터의 컬럼을 추출하고 전주시에 맞게 추출하는 등 적절하게 정제

○ 3.3.1.2 저장

* Python에서 전처리한 데이터를 csv파일 형태로 저장하고, MySQL을 연결하여 DB에 저장하는 방식을 사용

○ 3.3.1.3 처리

- * 수집한 데이터를 Min-Max Scale(정규화), Standard Scale(표준화) 하여 모델 적합
- * Scale 처리한 데이터를 주성분 분석(PCA), 상관분석을 통해 차원축소

○ 3.3.1.4 분석

- * 다양한 군집분석 알고리즘을 활용해 행정구를 군집화한 후 결과를 바탕으로 필요한 법정동 후보 선정
- * 선정된 각 법정동 내에서 위치 적합성을 고려한 공간 최적화 모델 구현 후 최종 입지 후보 선정

○ 3.3.1.5 시각화

- * 공간 최적화 모델에서 선정된 주차장의 현황을 파악하여 현실성을 고려한 전주시 전기차 충전소 최종 입지를 선정 후 입지지도 시각화

□ 3.3.2 분석 내용 및 방법

○ 3.3.2.1 현황 분석

(1) 탐색적 자료분석(Exploratory Data Analysis:EDA)

- * 탐색적 자료분석은 간단한 그림과 수를 통해 데이터가 무엇을 말하는지 살펴보기 위해 데이터를 살펴보는 분석(John W.Tukey, 1970)
- * 수집된 변수들의 경향성을 파악하기 위해 법정동별 세대 수, 전기차 보유량 등을 변수로 설정하여 진행
- * 의미가 비슷한 변수들의 시각화 비교를 통해 자료를 대표할 수 있는 변수들을 선택하고자 함

○ 3.3.2.2 변수 추출

- * 본격 입지 분석에 앞서, 전주시 전기차 충전소의 입지 선정요인의 후보로 수집된 변수들의 유의성과 상관성을 파악

(1) 주성분 분석(Principal Component Analysis:PCA)

- * 주성분 분석 : 고차원의 데이터를 저차원의 데이터로 환원시키는 기법을 말한다.
(출처 : Wikipedia)
- * 본 과제에서는 변수가 많아 다중공선성(Multicollinearity)이 예상되므로 주성분 분석을 통해 주성분을 대표하는 변수들을 추출하여 다중공선성 문제를 파악하고자 함
- * 각 차원의 데이터가 동일한 범위 내의 값을 갖도록 하기 위해 정규화(Normalization), 표준화(Standardization)를 선행

(2) 상관 분석(Correlation analysis)

- * 상관분석 : 두 변수 간에 어떤 선형적 관계를 갖고 있는 지를 분석하는 방법을 말한다. (출처 : Wikipedia)
- * 변수들이 많다고 느껴 분석을 통해 중요도와 관계성을 파악하고 군집분석에 사용될 최종 변수를 추출하기 위해 사용
- * Python의 matplotlib를 이용하여 산점도와 변수들의 상관관계수 확인

○ 3.3.2.3 군집분석

- * 군집분석에 앞서 주성분 분석 결과로 선택한 변수들의 범위를 통일시키고자 스케일링(Scaling)을 실시. 이 때, 모든 변수들을 군집화에 사용할 것이므로 적절한 방법으로 Python의 sklearn.preprocessing의 **MinMaxScaler**, **StandardScaler**함수 선택
- * 계층적 군집분석에서는 다양한 방법을 사용한 덴드로그램을 이용하여 군집수 결정
- * 계층적 군집분석을 제외한 나머지 군집분석에서는 Pyhon의 yellowbrick.cluster의 **KElbowVisualizer** 함수를 이용하여 군집수 결정

(1) 계층적 군집분석(Hierarchical Clustering)

- * 계층적 군집분석 : 분류할 집단에 특정 대상을 배정하여 동일 집단에 속한 대상이 유사성을 갖도록 함으로써 집단 간의 차이를 명확하게 하는 데 이용되는 통계 기법 (출처 : Wikipedia)
- * 군집간 거리 정의에 따라 군집 생성 방법이 다르므로 최단 연결법(Single Linkage), 최장 연결법(Complete Linkage), 평균 연결법(Average Linkage), Ward 연결법(Ward's Linkage) 실행
- * 관측 벡터간의 유사성(Similarity) 또는 근접성(Proximity)을 측정하여 83개 법정동을 적절하게 군집화 하고자 사용, 군집 분석 실시 후 데이터 특성인 '법정동별 차이'에 입각해 군집방법과 군집개수 결정
- * 변수들이 연속형이고 두 종류의 스케일링(Scaling)을 선행했으므로 다변량 데이터들의 개체간 거리 측도(Distance Measure)로 유클리드 거리(Euclidean Distance) 선택
- * Python의 'scipy.cluster.hierarchy' 라이브러리의 덴드로그램을 관찰하여 군집 개수 조정

(2) K-Means 군집분석

- * k-평균 군집분석 : 주어진 데이터를 k개의 클러스터로 묶는 알고리즘으로, 각 클러스터와 거리 차이의 분산을 최소화 하는 방식으로 동작한다. (출처 : Wikipedia)
- * Python의 'yellowbrick.cluster' 라이브러리의 'KElbowVisualizer' 함수를 사용하여 Elbow, Silhouette method 그래프를 그려 군집의 개수를 결정

(3) K-Medoids 군집분석

- * k-중앙자 군집분석 : K-means와 유사한 군집분석으로 실제 데이터 포인트를 중심으로 선택하는 방식으로 동작한다. (출처 : Wikipedia)
- * 'KElbowVisualizer' 방법으로 적절한 군집 개수를 정한후, 개체들을 재배치할 목적으로 활용

(4) 가우시안 혼합 모델(Gaussian Mixture Model: GMM)

- * 가우시안 혼합 모델 : 관찰된 변수와 잠재 변수의 결합 분포를 가우시안 분포로 정의하고 관찰된 변수들의 분포는 모든 잠재 변수에 대한 주변화(marginalize)함으로써 관찰된 변수의 복잡한 분포를 잠재 변수를 사용하여 더 단순하게 표현하는 혼합 모델이다. (출처 : Wikipedia)
- * 공분산 타입을 결정하는 파라미터를 다양하게 변경하며 가우시안 혼합 모델을 학습하여 가장 적합하다고 판단되는 결과를 선정

○ 3.3.2.4 공간 최적화 모델(Spatial Optimization Model)

- * 선택된 입지 후보 법정동 내에서 실질적인 전기차 충전소 선정을 위해서는 공간 최적화 모델이 필요하다고 판단, 따라서 이하 모델들에 대한 실험을 실시하여 최적의 충전소 위치를 선정하고자 함, 실험에는 법정동 데이터, 전주시 건물 데이터가 활용됨

(1) LSCP(Location Set Covering Problem)

- * Toregas et al. (1971)에 의해 처음으로 소개된 입지 모델로 특정한 지리적 범위 내에 모든 수요를 커버할 수 있는 최소한의 시설물 배치를 목적
- * 본 실험에서는 수요포인트를 법정동 내 식당, 편의점, 카페로 시설물 배치 포인트를 법정동 내 주차장으로 배치하여 수요 충족을 위한 포인트 개수와 법정동을 추정하고자 함

$$\begin{aligned}
 & \text{Minimize } \sum_{j \in J} x_j \\
 & s.t \sum_{j \in N_i} x_j \geq 1 \quad \text{for all } i \in I \\
 & x_j \in \{0, 1\} \quad \text{for all } j \in J
 \end{aligned}$$

문자	의미
i	수요 포인트 index
j	설비지역 포인트 index
I	수요 포인트 집합
J	설비지역 포인트 집합
x	설비 후보 지역 중 위치 j 에 설치되면 1, 아니면 0
y	적어도 하나의 설비로 그 포인트가 커버되면 1, 아니면 0

(2) PMP(P-Median Problem)

* 공장, 창고, 물류센터 또는 공공시설 등을 설치할 수 있는 후보입지가 주어져 있다고 가정하고 각 후보입지는 소비자 수요 발생지역을 나타내며 각 시설로부터 각 소비자에게 제품을 수송할 때 소요되는 단위 당 수송비와 수송거리 가 주어져 있다고 가정할 때, 최소의 수송비용으로 모든 소비자의 수요를 충족시킬 수 있는 p 개 이하의 시설 설치 입지를 결정하는 문제로서, 경찰서, 소방서, 전화국, 공공의료 시설, 환경처리시설 등과 같은 공공시설이나 백화점, 대형할인매장, 자동차영업소 등과 같이 경쟁사들과의 경쟁이 치열할 민간시설의 입지선정 문제나 통신 및 전력 수송 집선장치 위치선정 문제, 파이프라인 시스템 설계문제 등과 같은 많은 응용분야에서 자주 발생하는 문제이다. (출처 : Park, Bora, LEE, Kyu Jin, & Choi, Keechoo. (2013). 휴리스틱 P-Median 알고리즘을 이용한 자전거주차장 최적입지선정. 대한토목학회논문집, 33(5), 1989-1998. <https://doi.org/10.12652/KSCE.2013.33.5.1989>)

* 본 실험에서는 수요포인트를 법정동 내 식당, 편의점, 카페로 시설물 배치 포인트를 법정동 내 주차장으로 배치하여 수요 충족을 위한 포인트 개수와 법정동을 추정하고자 함

Inputs:

h_i = 수요지 i 의 수요량

d_{ij} = 수요지 i 와 시설물의 입지점 j 의 거리

p = 시설물의 수

Decision variables:

$x_j =$ 1, 만약 노드 j 에 시설물이 설치되면,
0, 그렇지 않으면.

$y_{ij} =$ 1, 만약 노드 j 에 시설물이 노드 i 의
총수요를 충족시키면,
0, 그렇지 않으면.

$$\text{Subject to } \text{Min} \sum_i \sum_j h_i d_{ij} y_{ij} \quad (1-1)$$

$$\sum_j y_{ij} = 1 \quad (\text{for all } i) \quad (1-2)$$

$$\sum_j x_j = p \quad (1-3)$$

$$y_{ij} \leq x_j \quad (\text{for all } i, j) \quad (1-4)$$

$$y_{ij} \in 0,1 \quad (\text{for all } i, j) \quad (1-5)$$

$$x_j \in 0,1 \quad (\text{for all } j) \quad (1-6)$$

(3) PCP(P-Center Problem)

* 주어진 P facilities에서 모든 수요가 포함되는 최소 적용 거리를 찾습니다. 사실상 모든 고객의 최대 수요를 가장 가까운 시설로 최소화하는 방법이다. (출처 : Management Science 461)

* 본 실험에서는 수요포인트를 법정동 내 식당, 편의점, 카페로 시설물 배치 포인트를 법정동 내 주차장으로 배치하여 수요 충족을 위한 포인트 개수와 법정동을 추정하고자 함

Inputs:

h_i = 수요지 i 의 수요량

d_{ij} = 수요지 i 와 시설물의 입지점 j 의 거리

p = 시설물의 수

Decision variables:

$x_j =$ 1, 만약 노드 j 에 시설물이 설치되면,
0, 그렇지 않으면.

$y_{ij} =$ 1, 만약 노드 j 에 시설물이 노드 i 의
총수요를 충족시키면,
0, 그렇지 않으면.

$\min W$

s.t.

$$\sum_{j \in J} y_{ij} = 1, \quad i \in I$$

$$\sum_{j \in J} x_j = p,$$

$$y_{ij} \leq x_j, \quad i \in I, j \in J$$

$$\sum_{j \in J} d_{ij} y_{ij} \leq W, \quad i \in I$$

$$x_j \in \{0, 1\}, \quad j \in J$$

$$y_{ij} \in \{0, 1\}, \quad i \in I, j \in J$$

(4) MCLP(Maximal Covering Location Problem)

* Church & ReVelle(1974)이 제시한 모델로 주어진 시설물의 개수로 지역 수요를 최대한 커버할 수 있도록 하는 것이 목적.

* 본 실험에서는 수요포인트를 법정동 내 식당, 편의점, 카페로 시설물 배치 포인트를 법정동 내 주차장으로 배치하여 수요 충족을 위한 포인트 개수와 법정동을 추정하고자 함

$$\begin{aligned}
 & \text{Maximize } \sum_{i \in I} w_i y_i \\
 & s.t \quad y_i \leq \sum_{j \in N_i} x_j \quad \text{for all } i \in I \\
 & \quad \sum_{j \in J} x_j = K \\
 & x_j, y_i \in 0, 1 \quad \text{for all } i \in I, j \in J
 \end{aligned}$$

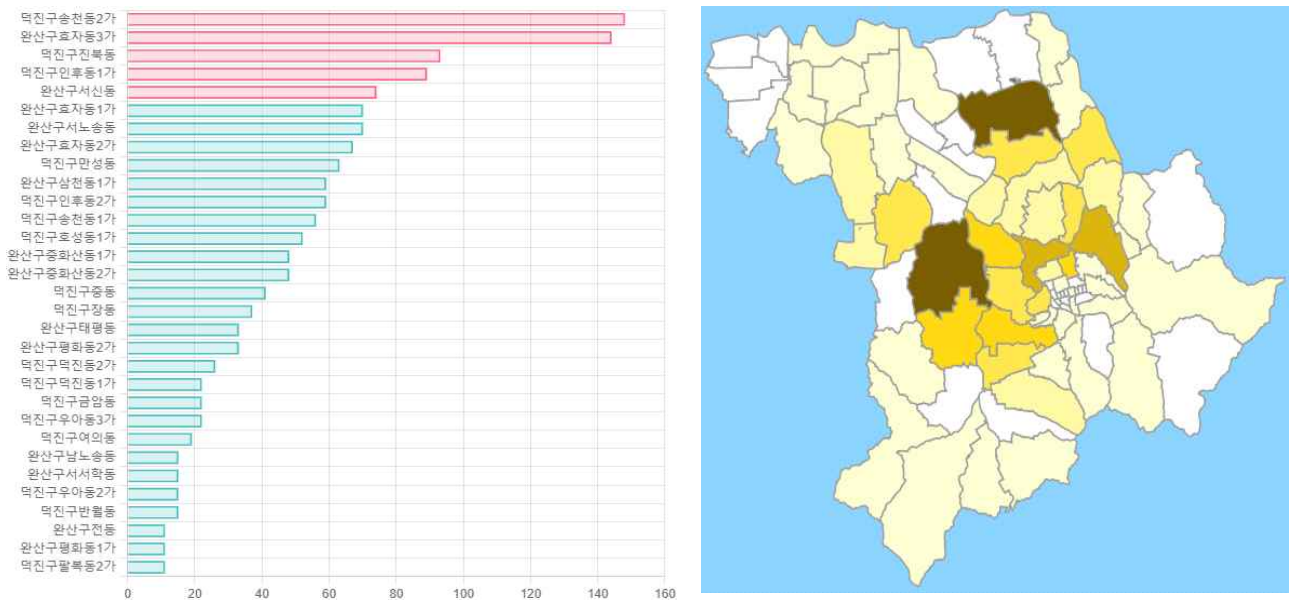
문자	의미
i	수요 포인트 index
j	설비지역 포인트 index
I	수요 포인트 집합
J	설비지역 포인트 집합
K	설치해야하는 설비 개수
x	설비 후보 지역 중 위치 j 에 설치되면 1, 아니면 0
y	적어도 하나의 설비로 그 포인트가 커버되면 1, 아니면 0
w	입지 선정 지수=가중치

□ 3.4.1 현황 분석

○ 3.4.1.1 탐색적 자료분석

(1) 동별 전기차 등록 현황

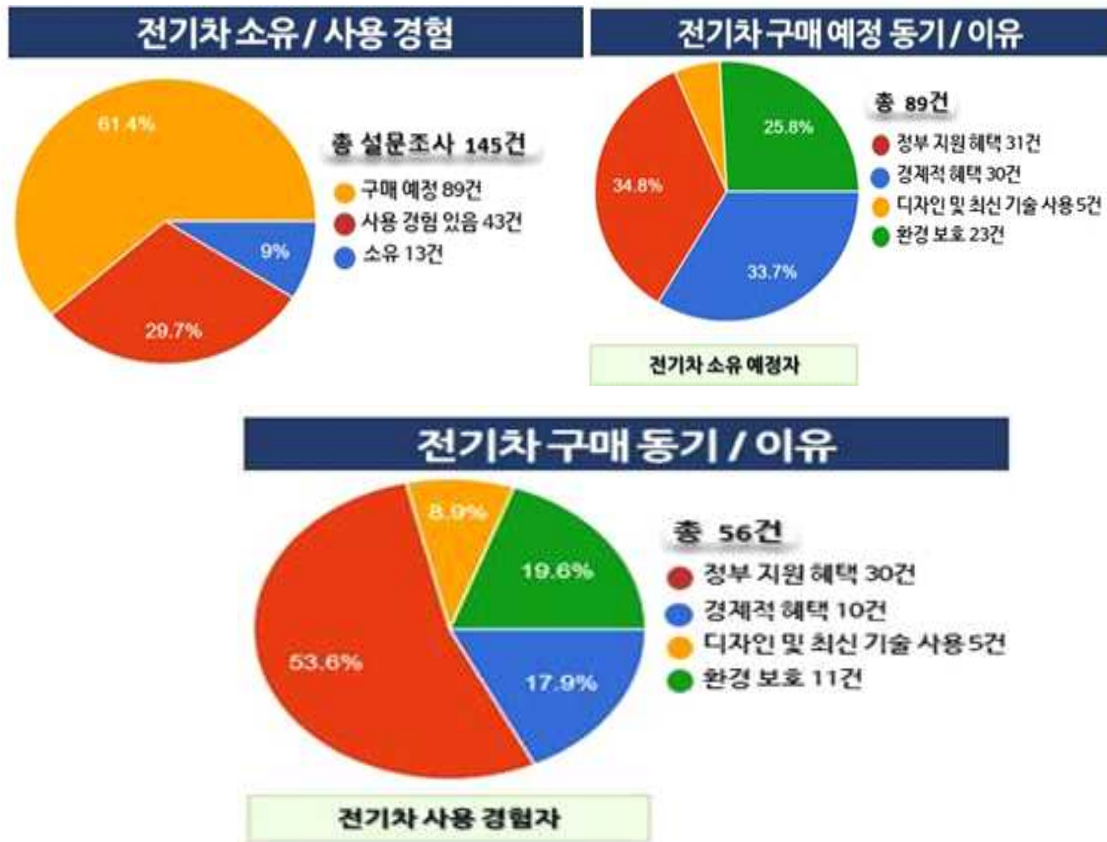
* 전주시 동별로 전기차 등록 주소지 기준으로 유동인구가 높은 상위 5곳은 붉은 색으로 시각화



<그림 2 : 동별 전기차 등록 현황 >

송천동 2가 (148대), 효자동 3가 (144대), 진북동 (93대), 인후동1가 (89대), 서신동(74대)

(2) 전기차 관련 설문조사

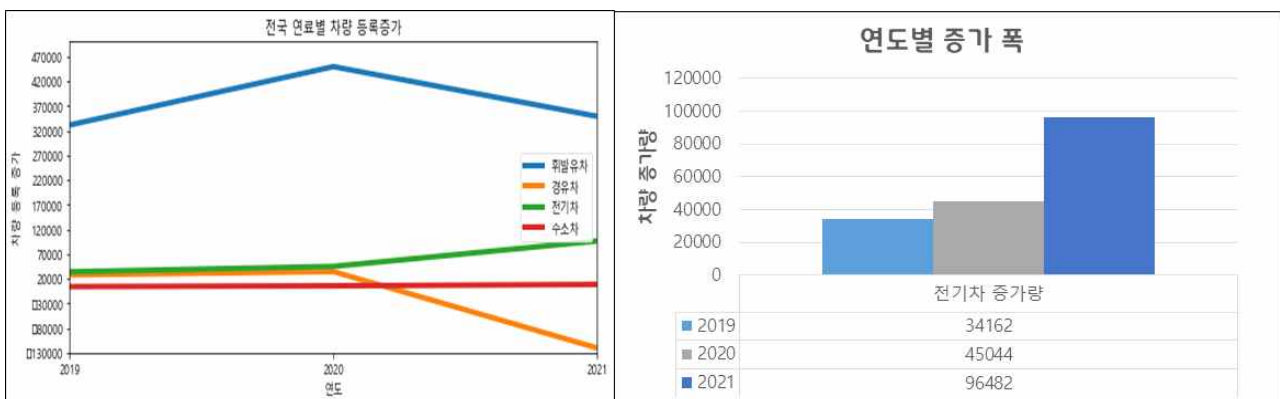


< 출처 : 중앙일보(2022.02.15.) >

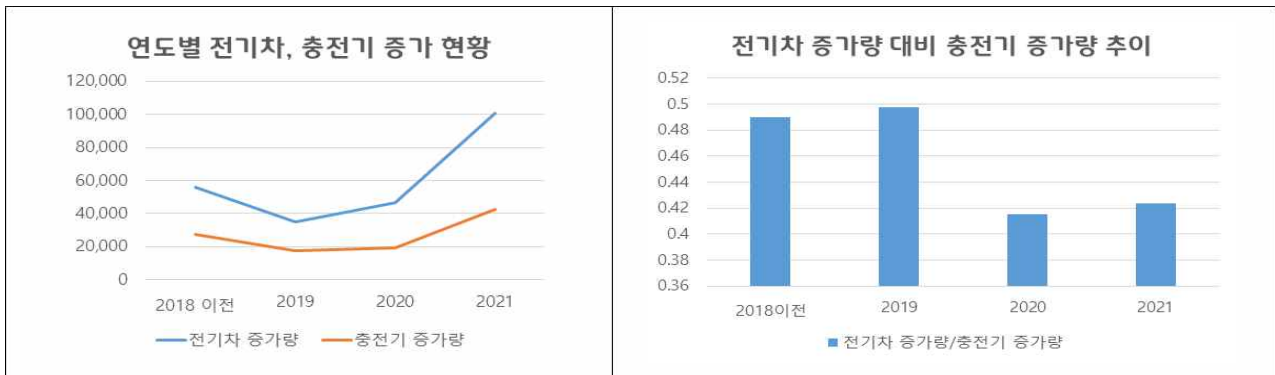
* 중앙일보에서 전북에서 시행한 전기차 관련 설문조사 결과 전기차에 대한 긍정적인 평이 많았다

(3) 연도별 전기차 등록 현황

* 2019년 대비 2021년에 전기차 등록 수가 약 3배 증가하였음



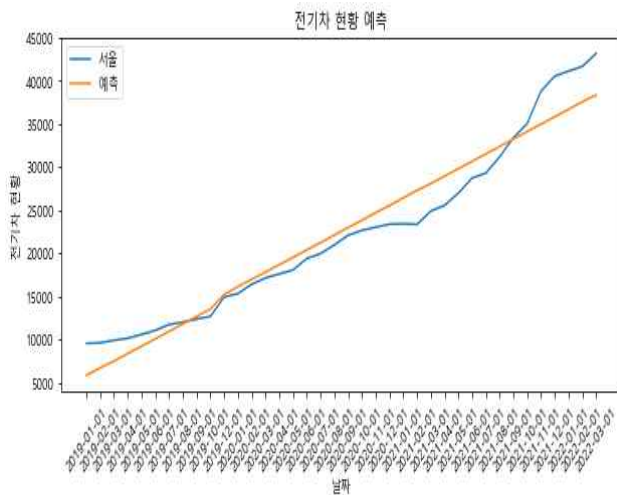
(4) 연도별 전기차, 충전기 증가 현황



* 충전기 또한 증가 추세지만, 완속 충전 기준이고 2019년에 비해 증가폭이 크게 줄었음

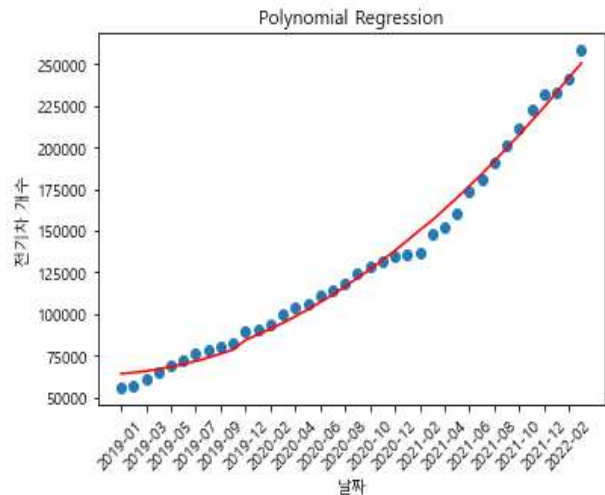
(5) 회귀분석을 통한 전기차 증가량 예측

* 선형 회귀분석



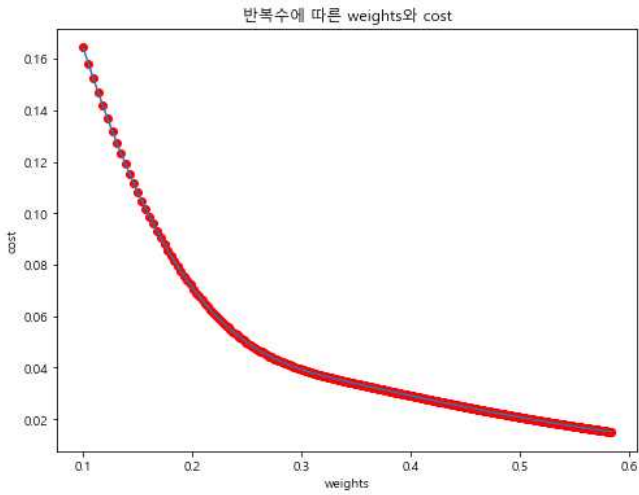
< 그림 3 : 선형 회귀분석 >

* 다항 회귀분석

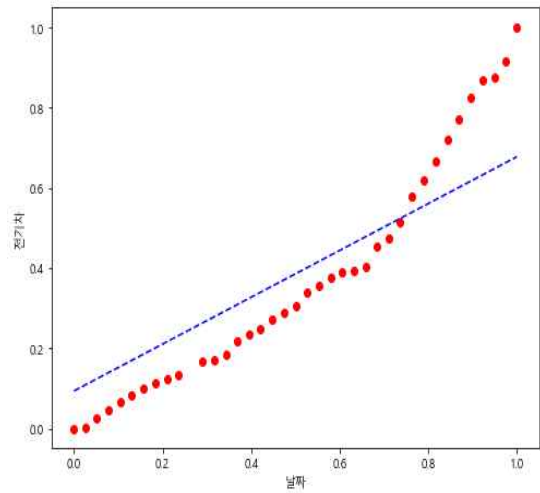


< 그림 4 : 다항 회귀분석 >

* 경사하강법을 이용한 선형회귀 분석



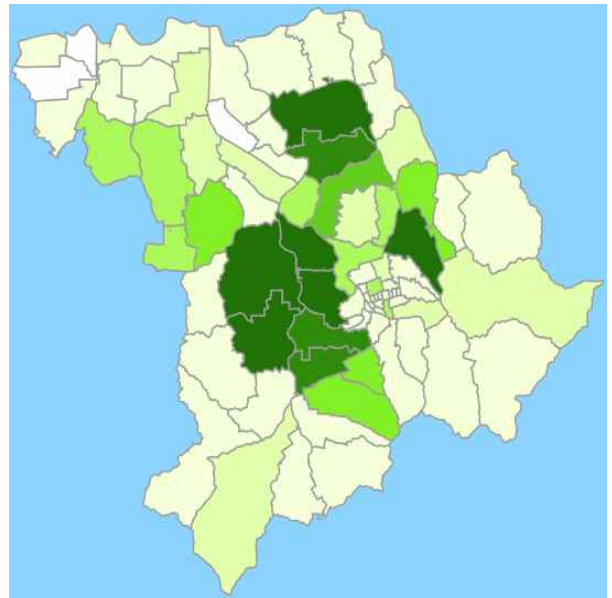
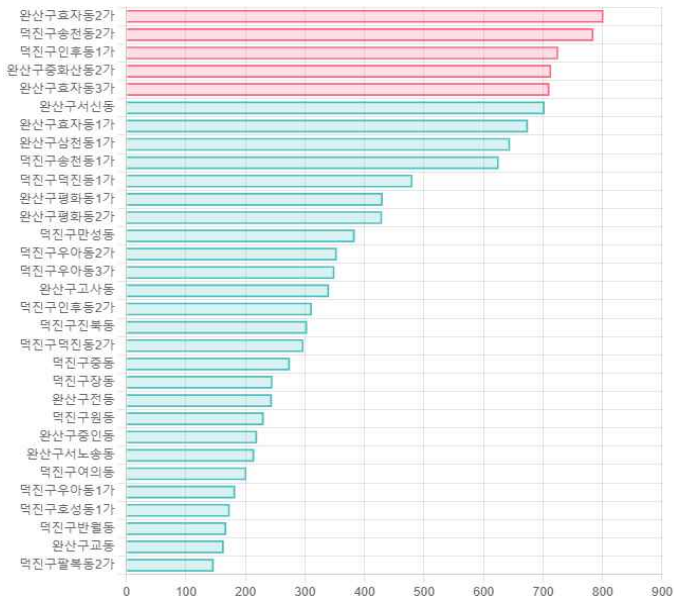
< 그림 5 : 반복에 따른 오류 변화 그래프 >



< 그림 6 : 경사하강법 이용 선형회귀 >

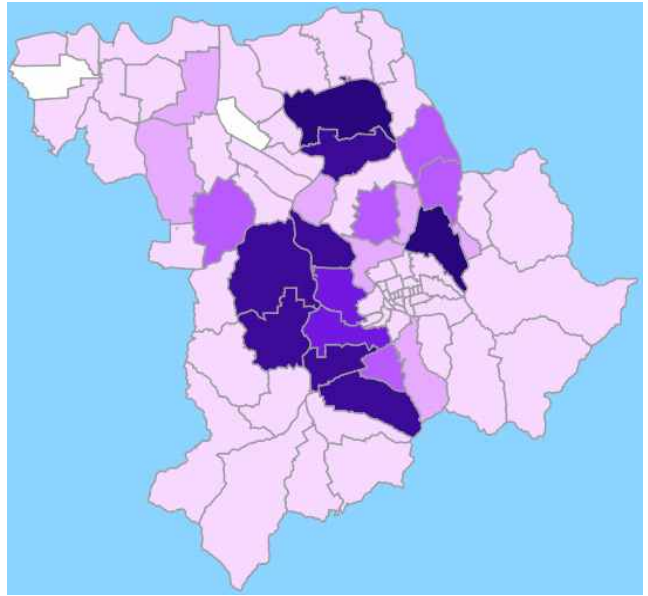
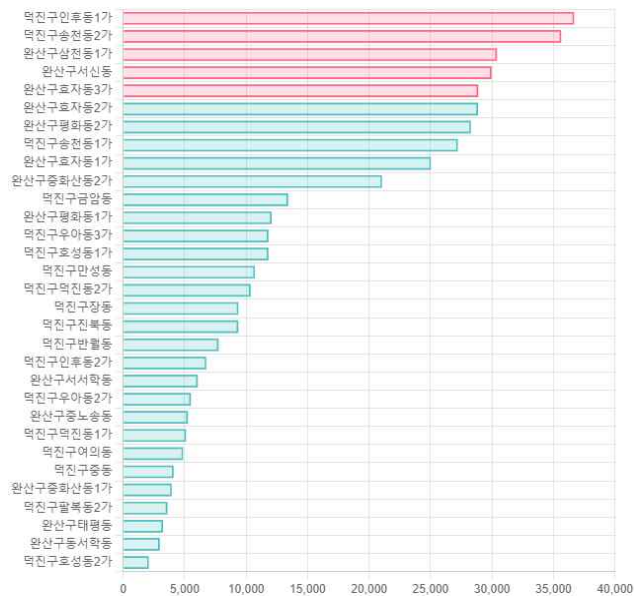
* 다양한 회귀분석을 통해 회귀선이 우상향으로 계속 증가하는 것으로 보아 시간이 지남에 따라 전기 자동차의 수요량은 증가할 것으로 예상된다.

(6) 동별 전기차 충전소 개수 현황



< 그림 7 : 동별 전기차 충전소 >

(7) 동별 인구수 현황



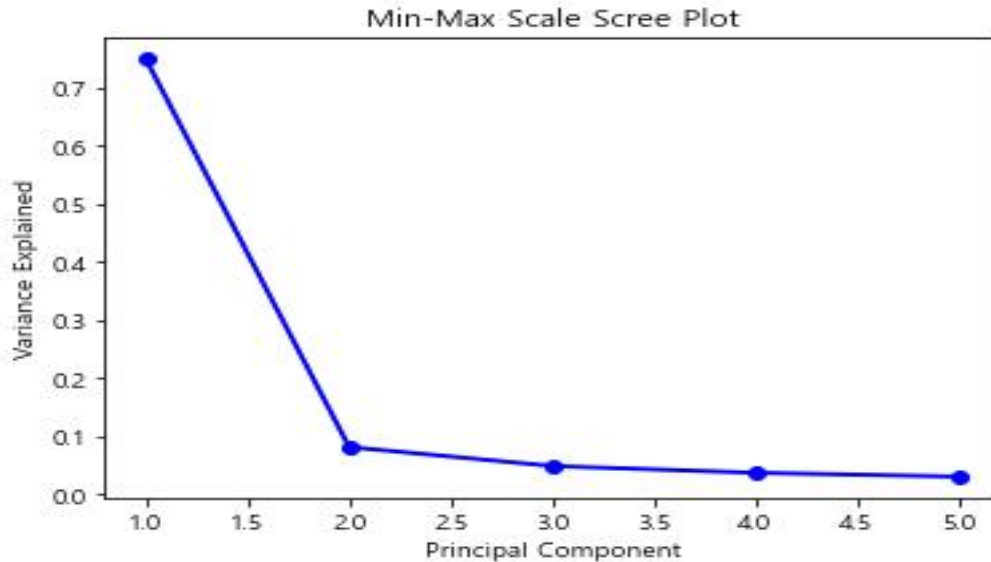
< 그림 8 : 동별 인구수 >

□ 3.4.2 변수 추출

○ 3.4.2.1 주성분 분석

* 3.4.2.1.1 변수를 Min-Max Scaling(정규화)한 데이터

(1) 스크리그림(Scree Plot)을 통해 분석에 포함시킬 주성분 개수 확인



< 그림 9 : 정규화 스크리 그림 >

* 제 2주성분까지의 설명 가능한 분산(Variance)의 합이 <그림 10>이고, 제 2 주성분 이후부터 분산의 기울기가 줄어들므로 주성분의 개수는 2개가 적당하다고 판단.

```
...: x = df_scaled_mM.iloc[:, :-2].values
...: n_comp = 2 # 주성분을 2개로 설정
...: pca = PCA(n_components=n_comp)
...: pca_fit = pca.fit_transform(x)
...: print(sum(pca.explained_variance_ratio_))
0.8326530017279976
```

< 그림 10 : 분산의 합 >

(2) 각 주성분에 기여하는 변수들 파악

* 주성분 분석 결과를 보면서 각 주성분에서의 계수의 절댓값이 큰 변수만을 채택

* 제 1주성분(PC1)에는 ‘식당’, ‘people(인구수)’, ‘공공기관’, ‘편의점’, ‘카페’ 변수가 큰 영향을 주므로 제 1주성분에 크게 영향을 주는 5개의 변수를 군집분석에 사용하기로 결정

* 제 2주성분(PC2)에는 ‘대형마트’가 큰 영향을 주므로 제 2주성분에 크게 영향을 주는 1개의 변수를 군집분석에 사용하기로 결정

* 두 주성분에 주는 영향력이 낮은 나머지 변수들은 분석에서 제외

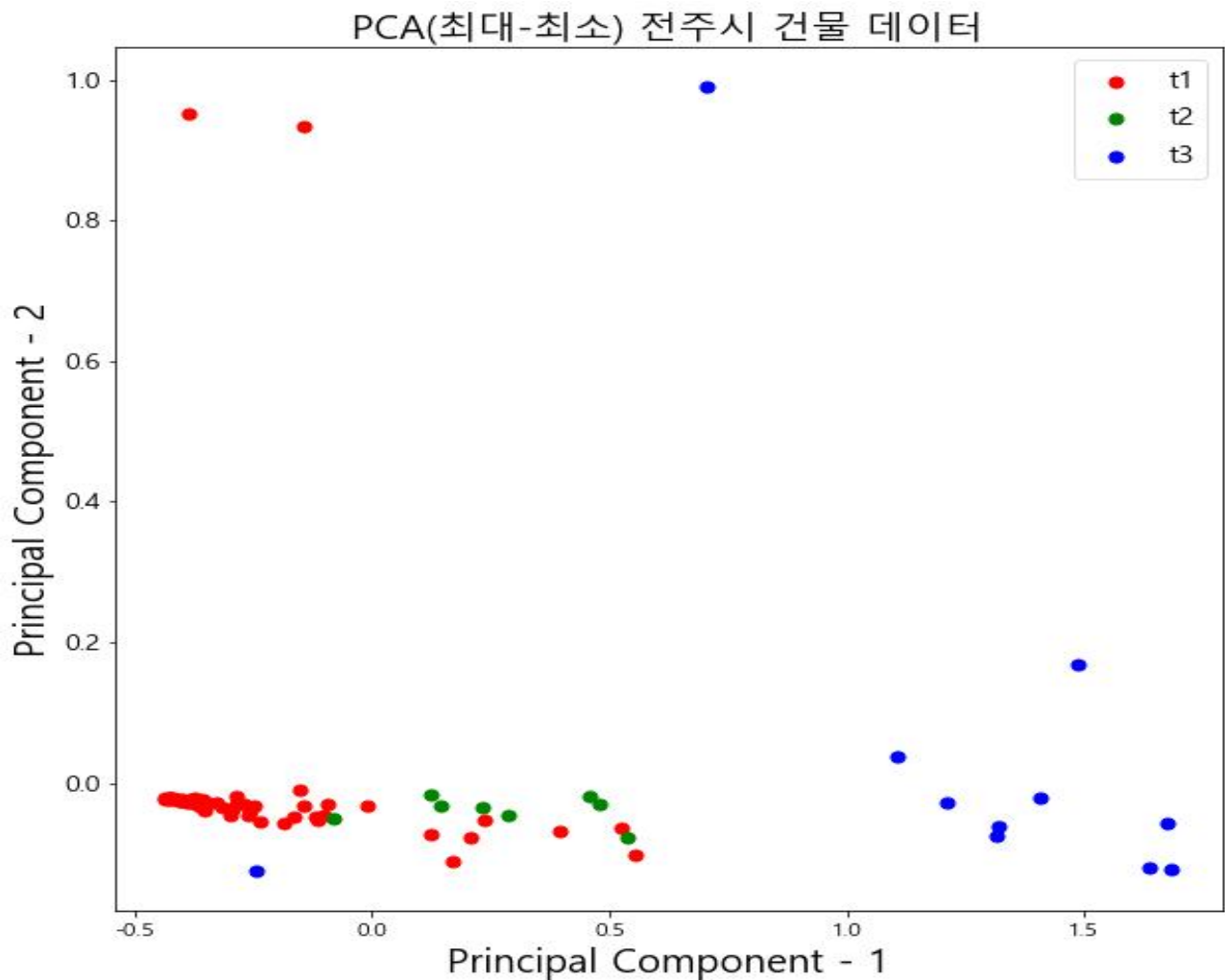
```
=====
PC1 구성
카페          0.339392
주차장        0.092730
식당          0.512461
편의점        0.391139
대형마트      0.026280
car           0.311160
공공기관      0.424589
영화관       0.058634
people        0.423537
dtype: float64
=====
PC2 구성
카페          -0.067713
주차장       -0.105108
식당          0.027989
편의점       -0.010707
대형마트      0.974847
car          -0.052527
공공기관     -0.104788
영화관       0.051925
people        0.129257
dtype: float64
```

< 그림11 : 주성분 분석 결과 >

(3) 분석한 주성분이 얼마나 잘 표현하는지 산점도로 확인

* 데이터 분류 확인을 위해 임의로 충전소의 개수(x)

$x < 10$: t1, $10 \leq x < 20$: t2, $x \geq 20$: t3로 설정

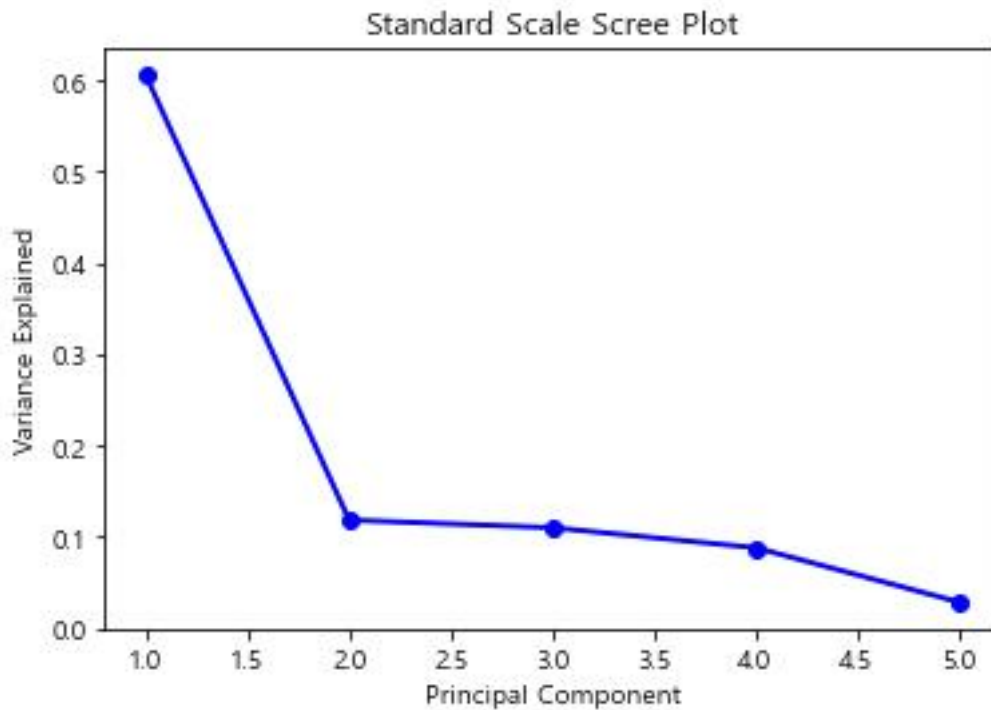


< 그림12 : 주성분 결과 산점도 >

* 산점도의 결과를 보아 주성분 분석이 데이터를 잘 표현한다고 판단.

* 3.4.2.1.2 변수를 Standard Scaling(표준화)한 데이터

(1) 스크리그림(Scree Plot)을 통해 분석에 포함시킬 주성분 개수 확인



< 그림13 : 표준화 스크리 그림 >

* 제 3주성분까지의 설명 가능한 분산(Variance)의 합이 <그림 14>이고, 제 3 주성분 이후부터 분산의 기울기가 줄어들므로 주성분의 개수는 3개가 적당하다고 판단.

```
....: n_components = 3 # 주성분을 3개로 설정
....: x = df_scaled_st.iloc[:, :-2].values
....: pca = PCA(n_components=n_components)
....: pca_fit = pca.fit_transform(x)
....: print(sum(pca.explained_variance_ratio_))
0.8346396942751926
```

< 그림14 : 분산의 합 >

(2) 각 주성분에 기여하는 변수들 파악

* 주성분 분석 결과를 보면서 각 주성분에서의 계수의 절댓값이 큰 변수만을 채택

* 제 1주성분(PC1)에는 ‘people(인구수)’, ‘식당’, ‘편의점’, ‘카페’, ‘공공기관’, ‘car(자동차 등록수)’ 변수가 큰 영향을 주므로 제 1주성분에 크게 영향을 주는 6개의 변수를 군집분석에 사용하기로 결정

* 제 2주성분(PC2)에는 ‘대형마트’, ‘영화관’, ‘주차장’이 큰 영향을 주므로 제 2주성분에 크게 영향을 주는 3개의 변수를 군집분석에 사용하기로 결정

* 제 3주성분(PC3)에는 ‘영화관’, ‘대형마트’가 큰 영향을 주므로 제 3주성분에 크게 영향을 주는 2개의 변수를 군집분석에 사용하기로 결정

* 두 주성분에 주는 영향력이 낮은 나머지 변수들은 분석에서 제외

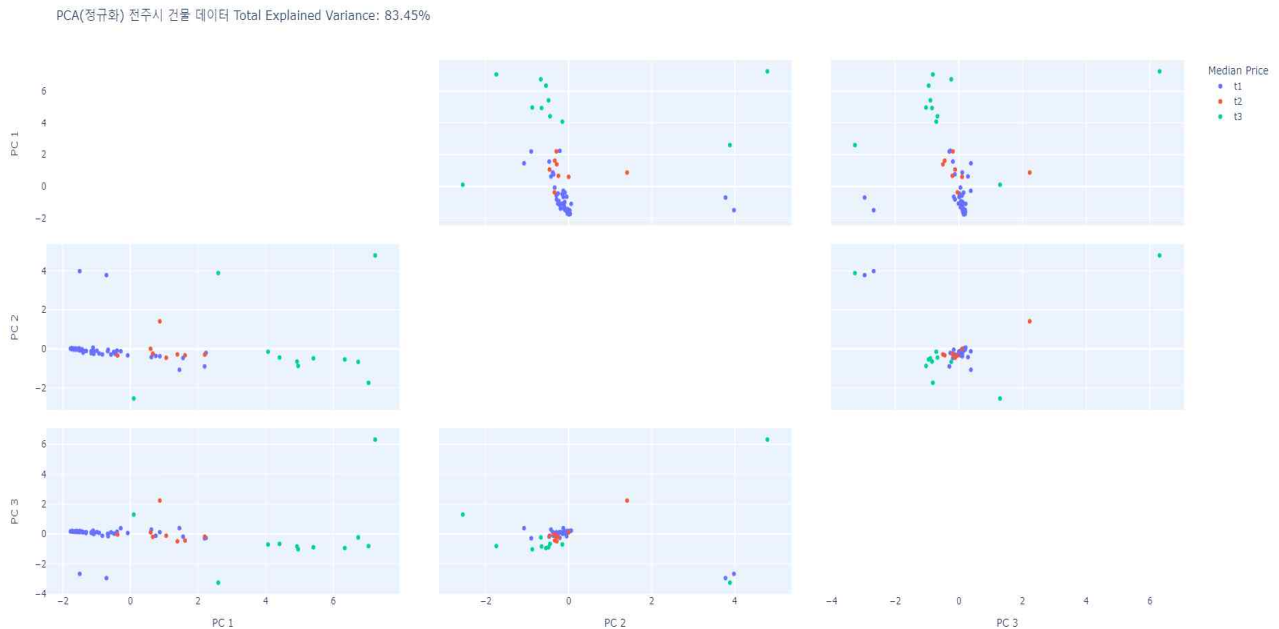
PC1 구성	
카페	0.396057
주차장	0.199811
식당	0.404232
편의점	0.399040
대형마트	0.032717
car	0.378023
공공기관	0.386697
영화관	0.153176
people	0.404485
dtype: float64	
PC2 구성	
카페	-0.080229
주차장	-0.339126
식당	-0.000267
편의점	-0.049498
대형마트	0.747800
car	0.099626
공공기관	-0.164195
영화관	0.519258
people	0.101921
dtype: float64	
PC3 구성	
카페	-0.069022
주차장	0.154394
식당	-0.106051
편의점	-0.052449
대형마트	-0.539200
car	0.185669
공공기관	-0.242114
영화관	0.756495
people	-0.035880
dtype: float64	

< 그림15 : 주성분 분석 결과 >

(3) 분석한 주성분이 얼마나 잘 표현하는지 산점도로 확인\

* 데이터 분류 확인을 위해 임의로 충전소의 개수(x)

$x < 10 : t1, 10 \leq x < 20 : t2, x \geq 20 : t3$ 로 설정



< 그림16 : 주성분 결과 산점도 >

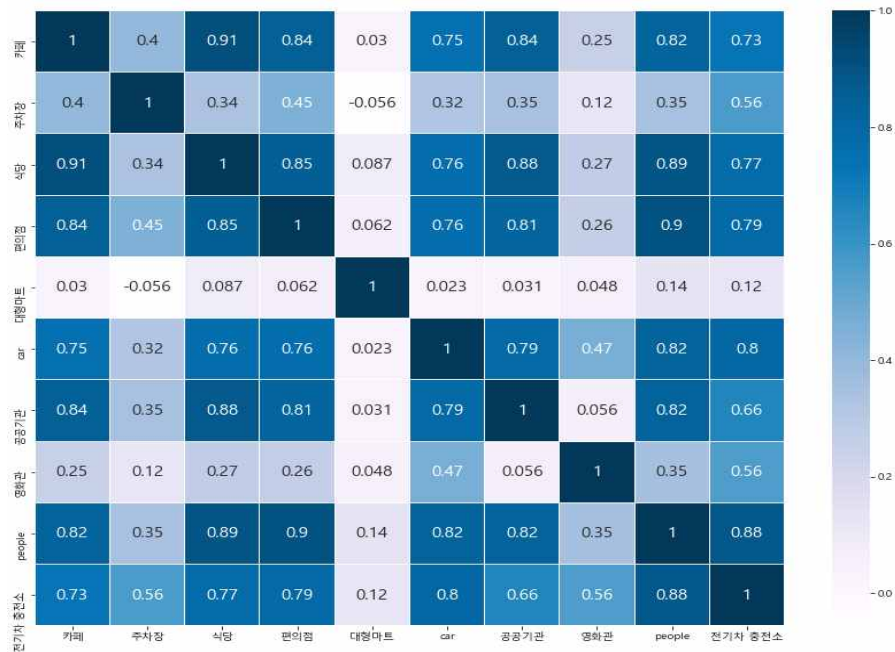
* 산점도의 결과를 보아 주성분 분석이 데이터를 잘 표현한다고 판단.

* 3.4.2.1.3 최종 결정

○ 판단 결과 앞으로 군집분석에서는 Min-Max Scaler(정규화)를 적용한 데이터를 주성분이 2개인 PCA한 데이터를 사용함.

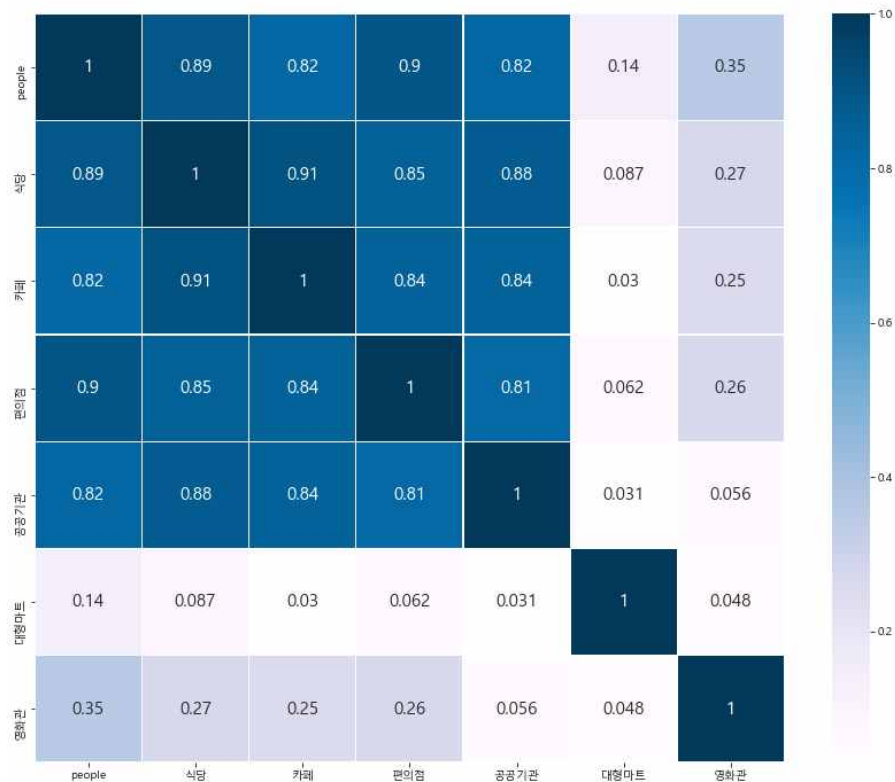
○ 3.4.2.2 상관 분석

* 기존의 데이터와 최종 결정된 데이터의 상관관계 행렬을 통해 변수들 간 상관관계 파악



< 그림17 : 기존 데이터 히트맵>

최종 데이터셋 Correlation of Features



< 그림18 : 최종 데이터 히트맵>

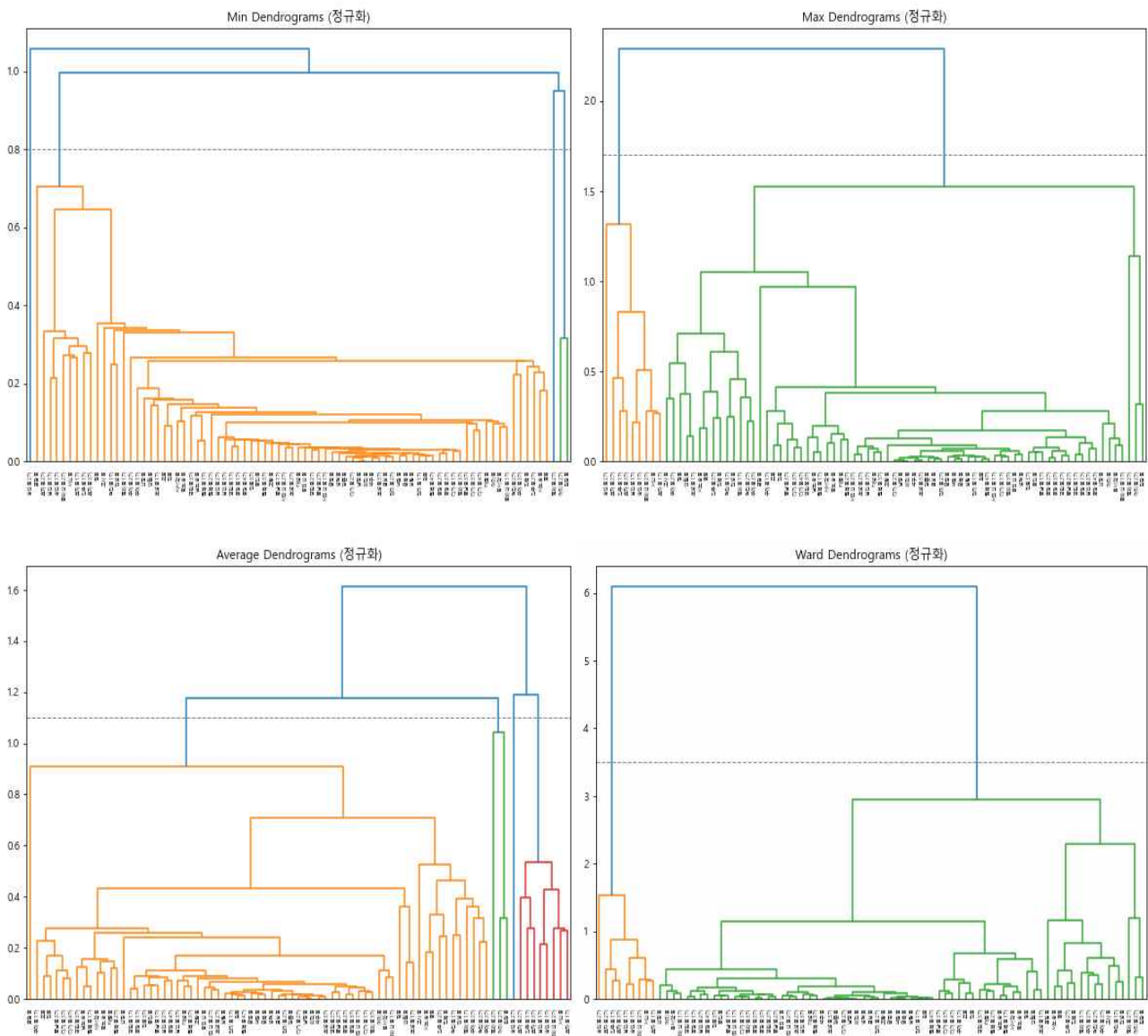
□ 3.4.3 입지 대상 법정동 선정

○ 3.4.3.1 계층적 군집분석 결과 및 시각화

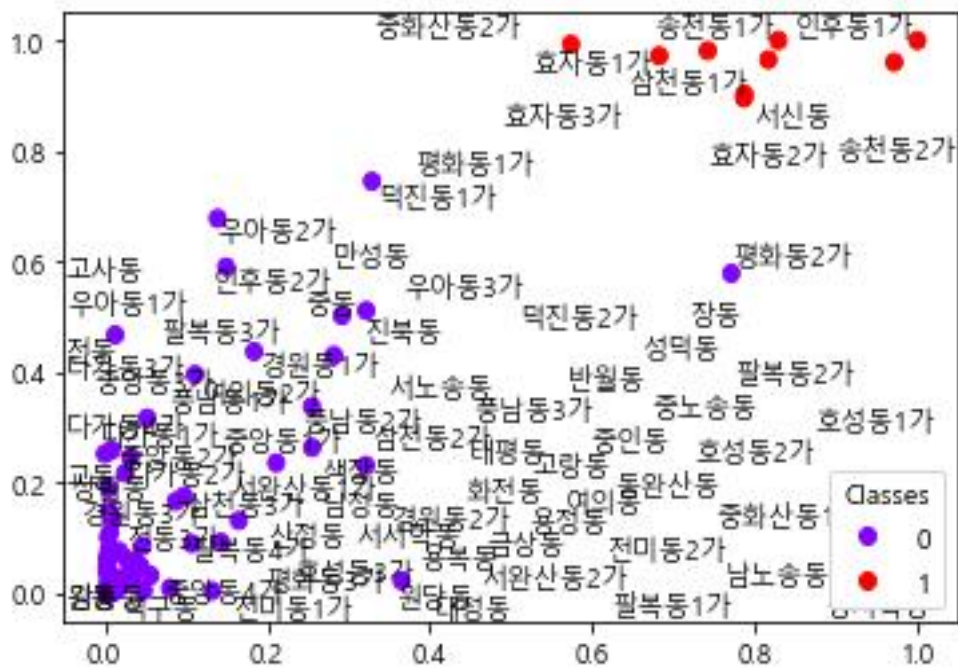
* 3.4.3.1.1 변수를 Min-Max Scaling(정규화)한 데이터

○ 최단연결법은 법정동별 차이를 충분히 반영하지 못하며 나무구조그림(Dendrogram)에서 군집을 결정할 경계선을 판단하기 어렵다.

○ 평균, 최장, Ward 연결법 모두 법정동의 특성을 잘 반영하였지만 군집 간 거리가 더 먼 Ward 연결법을 선택, 군집개수는 군집간의 거리를 최대화하면서도 군집 내 거리를 크지 않게 유지하는 2개로 결정



○ 군집 결과



< 그림19 : 계층적 군집분석 결과 >

```

.... df_simple = df.loc[cluster.labels_ == 1]
.... labels_s = df_simple.index
.... print(labels_s)
Index(['삼천동1가', '서신동', '송천동1가', '송천동2가', '인후동1가', '중화산동2가', '효자동1가', '효자동2가',
      '효자동3가'],
      dtype='object')

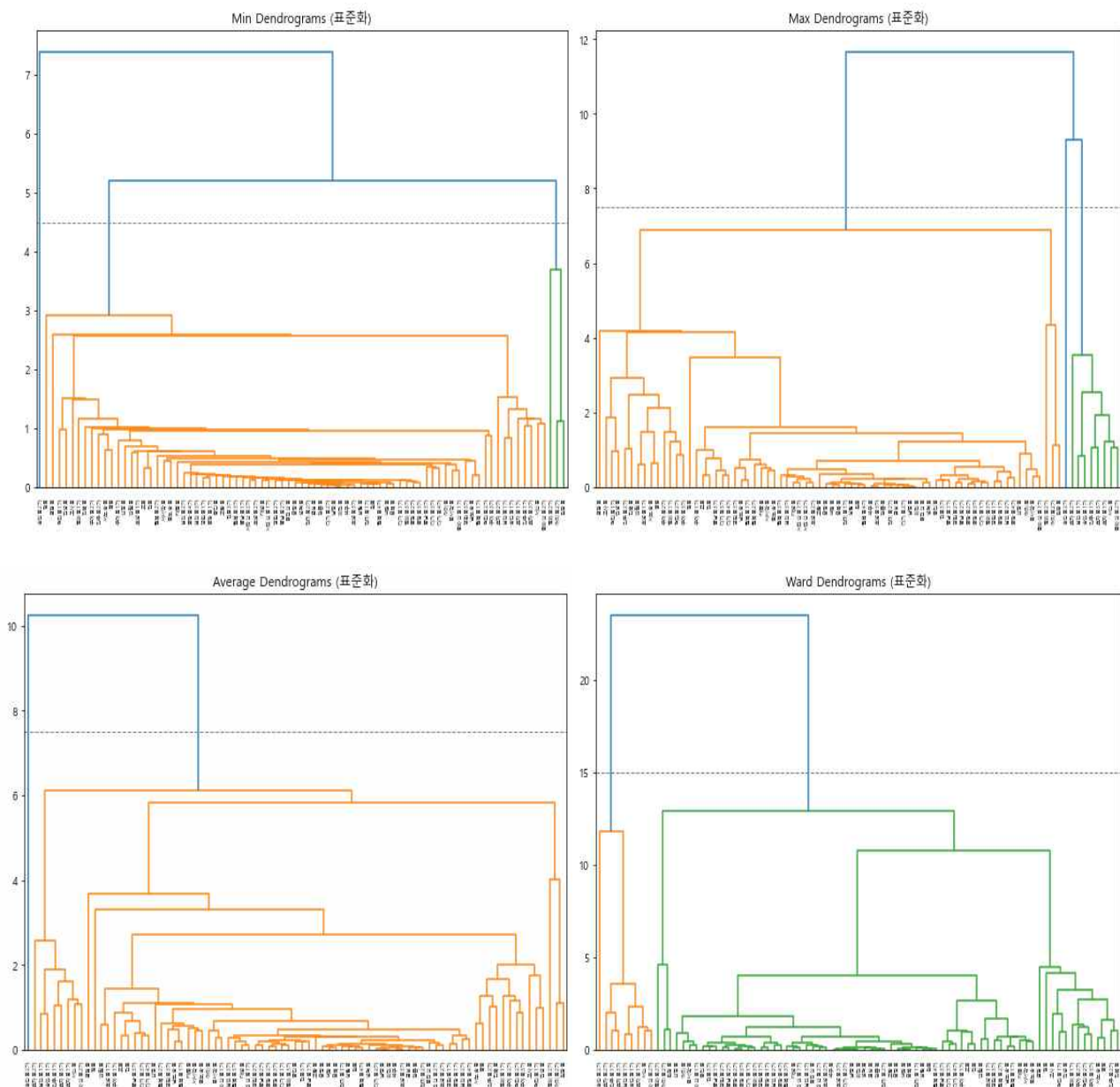
```

< 그림20 : 계층적 군집분석 결과 >

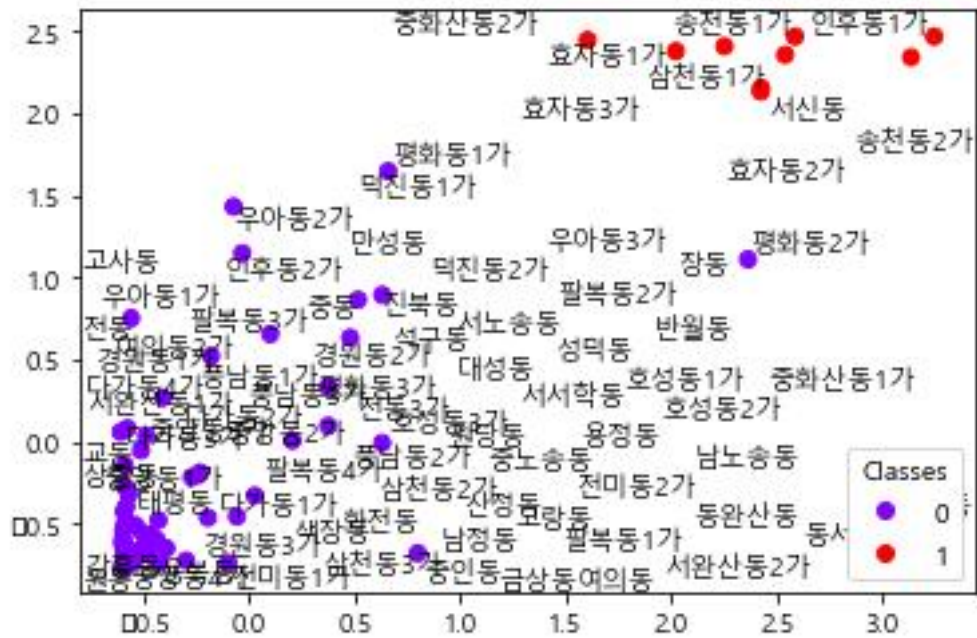
* 3.4.2.1.2 변수를 Standard Scaling(표준화)한 데이터

○ 최단연결법은 법정동별 차이를 충분히 반영하지 못하며 나무구조그림(Dendrogram)에서 군집을 결정할 경계선을 판단하기 어렵다.

○ 평균, 최장, Ward 연결법 모두 법정동의 특성을 잘 반영하였지만 군집 간 거리가 더 먼 Ward 연결법을 선택, 군집개수는 군집간의 거리를 최대화하면서도 군집 내 거리를 크지 않게 유지하는 2개로 결정



○ 군집 결과



< 그림21 : 계층적 군집분석 결과 >

```

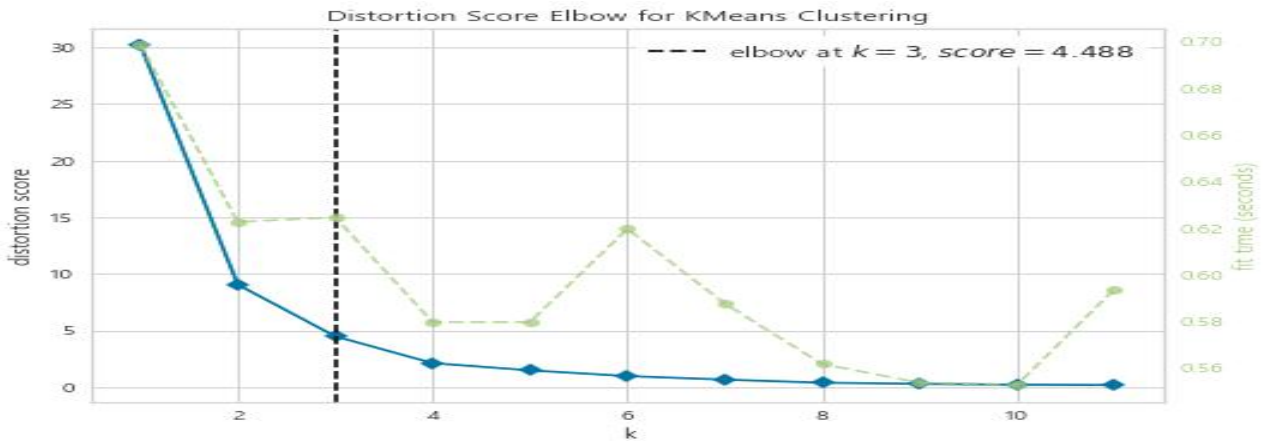
...: df_simple = df.loc[cluster.labels_ == 1]
...: labels_s = df_simple.index
...: print(labels_s)
Index(['삼천동1가', '서신동', '송천동1가', '송천동2가', '인후동1가', '중화산동2가', '효자동1가', '효자동2가',
      '효자동3가'],
      dtype='object')

```

< 그림22 : 계층적 군집분석 결과 >

○ 3.4.3.2 K-means 군집분석 결과

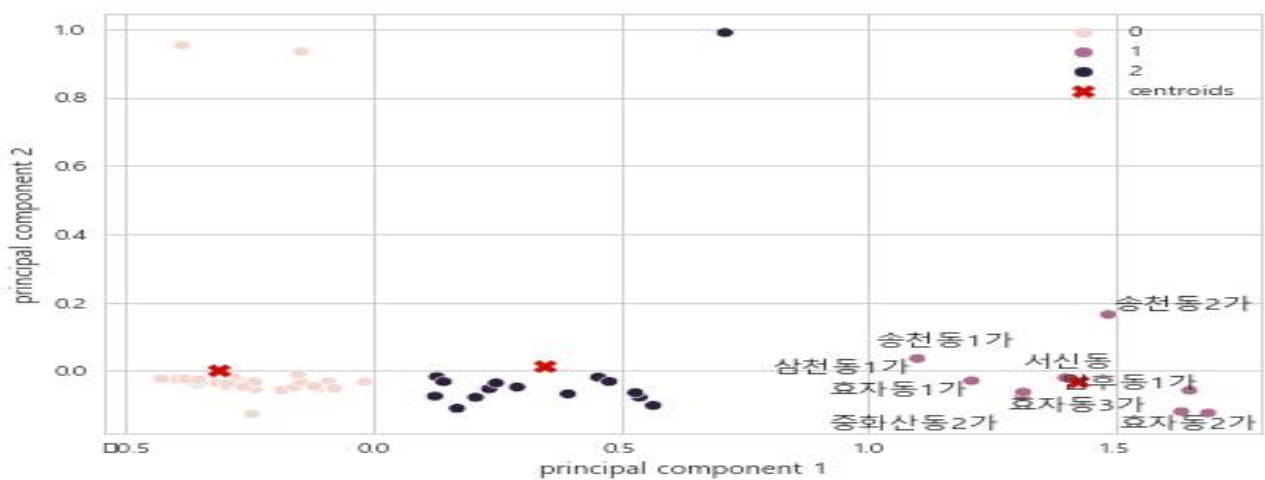
* 군집 수를 결정하기 위해 Elbow, Shilhouette method를 이용하여 개수 결정



< 그림 22 : Eblow, Shilhouette method Plot >

* <그림 22>의 결과에 근거하여 군집 수를 3개로 설정하여 K-Means 군집분석 실행 (이후 K-medoids, GMM모두 군집수를 3개로 설정하여 실행함)

* 군집 결과 확인



< 그림 23 : K-means 시각화 >

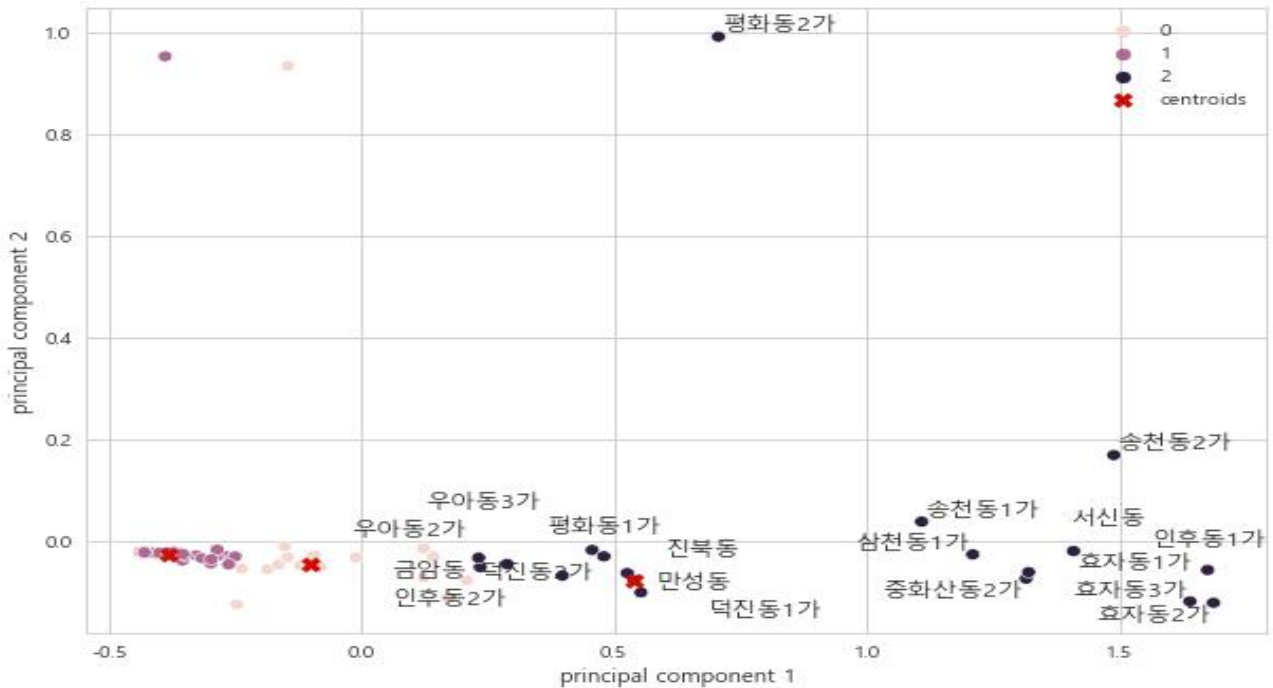
```
...: df_simple = df.loc[kmeans.labels_ == 1]
...: labels_s = df_simple.index
...: print(labels_s)
Index(['삼천동1가', '서신동', '송천동1가', '송천동2가', '인후동1가', '중화산동2가', '효자동1가', '효자동2가',
      '효자동3가'],
      dtype='object')
```

< 그림 24 : K-means 결과 >

○ 3.4.3.3 K-medoids 군집분석 결과

* <그림 22>의 결과에 근거하여 군집 수를 3개로 설정하여
K-medoids 군집분석 실행

* 군집 결과 확인



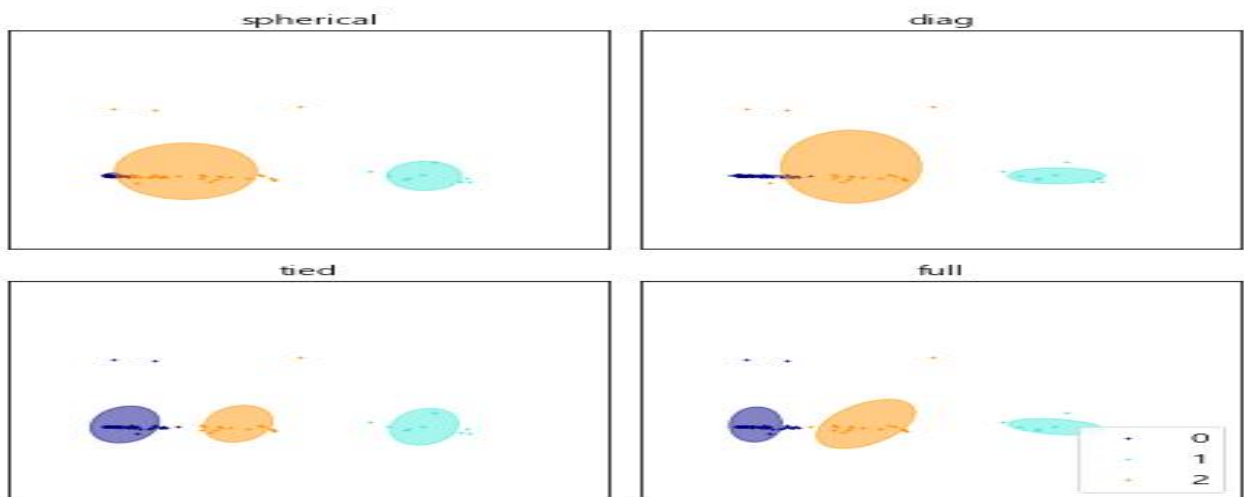
< 그림 25 : K-medoids 결과 >

```
...: df_simple = df.loc[kmedoid.labels_ == 2]
...: labels_s = df_simple.index
...: print(labels_s)
Index(['금암동', '덕진동1가', '덕진동2가', '만성동', '삼천동1가', '서신동', '송천동1가', '송천동2가',
      '우아동2가', '우아동3가', '인후동1가', '인후동2가', '중화산동2가', '진북동', '평화동1가', '평화동2가',
      '효자동1가', '효자동2가', '효자동3가'],
      dtype='object')
```

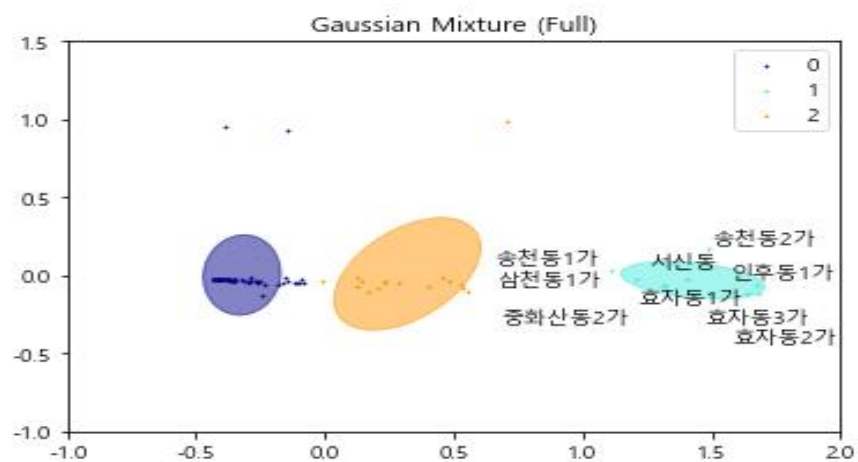
< 그림 26 : K-medoids 결과 >

○ 3.4.3.4 가우시안 혼합 모델

- * 주성분 분석 결과로 도출된 주요 변수들을 사용해 가우시안 혼합 모델을 학습시킴
- * <그림 22>의 결과에 근거하여 군집 수를 3개로 설정하여 가우시안 혼합 모델 실행
- * cov_type을 'spherical', 'diag', 'tied', 'full'별로 실행시켜 최적의 모델인 'full'을 선택함.



< 그림 26 : 가우시안 혼합 모델 결과 >



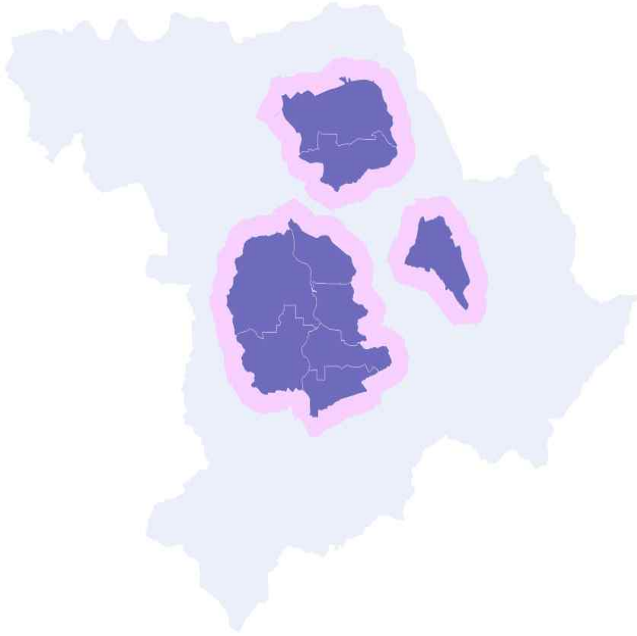
< 그림 27 : 가우시안 혼합 모델 결과 >

```
...: df_simple = df.loc[gmm_full.predict(data) == 1]
...: labels_s = df_simple.index
...: print(labels_s)
Index(['삼천동1가', '서신동', '송천동1가', '송천동2가', '인후동1가', '중화산동2가', '효자동1가', '효자동2가',
      '효자동3가'],
      dtype='object')
```

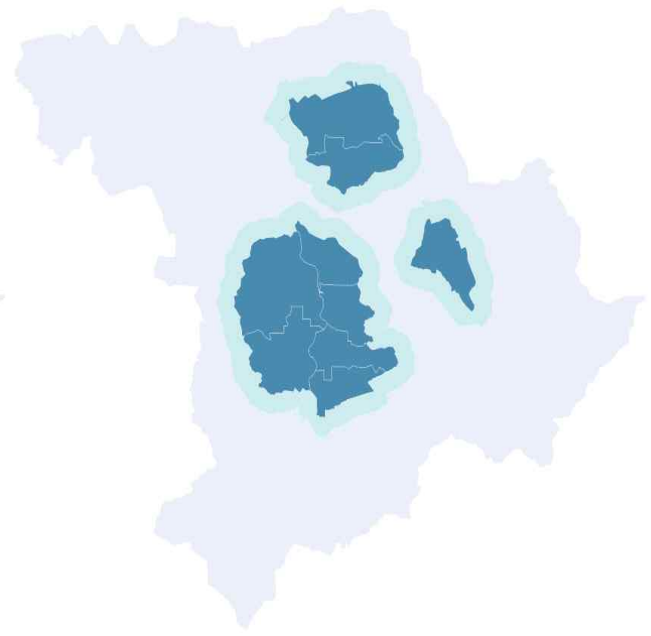
< 그림 28 : 가우시안 혼합 모델 결과 >

○ 3.4.3.5 최종 법정동 군집분석 결과

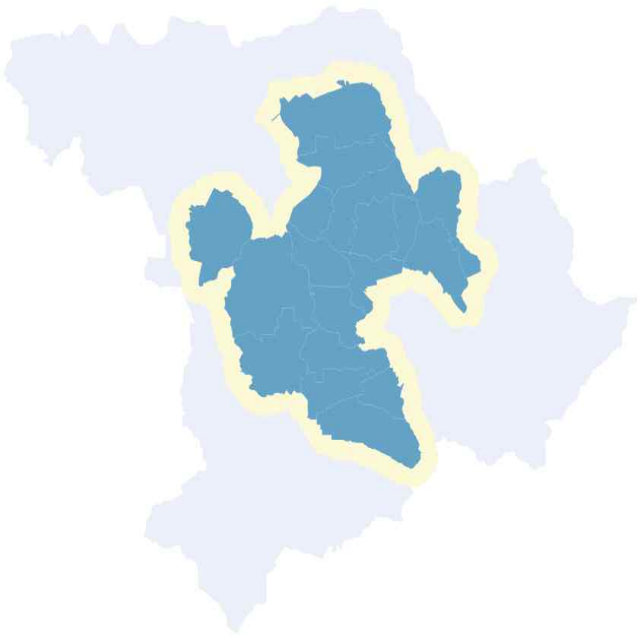
* 네 가지 군집 분석 결과를 토대로(계층적 군집분석에서 데이터의 차이가 없어서 한가지만 사용) 최종 법정동 결정



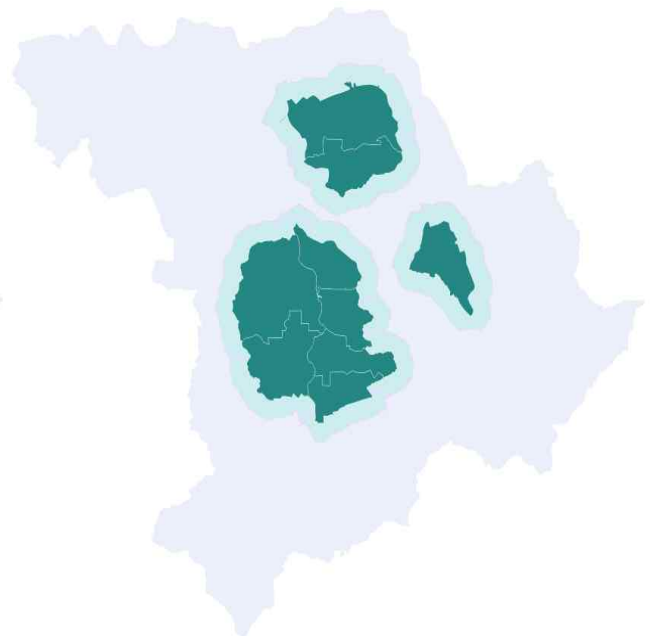
< 그림 29 : Gaussian Mixture Model >



< 그림 30 : Hierarchical Clustering >



< 그림 31 : K-Medoids Clustering >



< 그림 32 : K-Means Clustering >

* 최종 결정된 법정동

인후동1가	중화산동2가	효자동2가
-------	--------	-------

□ 3.4.4 우선 입지 위치 선정

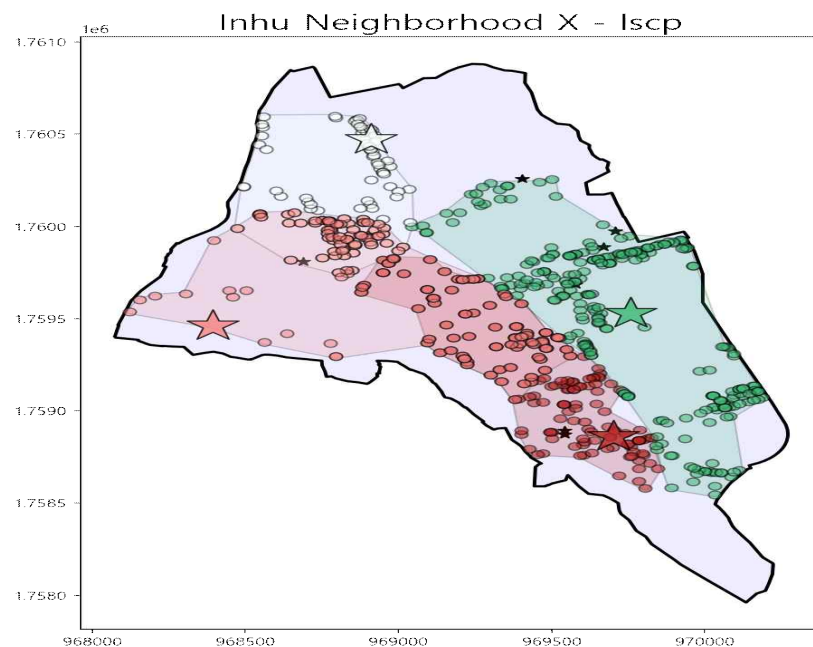
* 선정된 법정동 내에서의 모든 수요를 만족시킬 수 있는 전기차 충전소 개수와 대략적인 입지 파악하기 위해 LSCP 모델을 사용하여 분석 진행

* 전주시 '식당', '카페', '편의점'을 수요포인트로, '주차장'을 설비 후보지역으로 선정하여 분석 진행

* 각 동 경계를 바탕으로 치대한 모든 수요를 만족시킬 수 있는 주차장 좌표를 도출, 각 법정동마다 평균적으로 3~5개씩 관측됨

○ 3.4.4.1 인후동1가

(1) LSCP

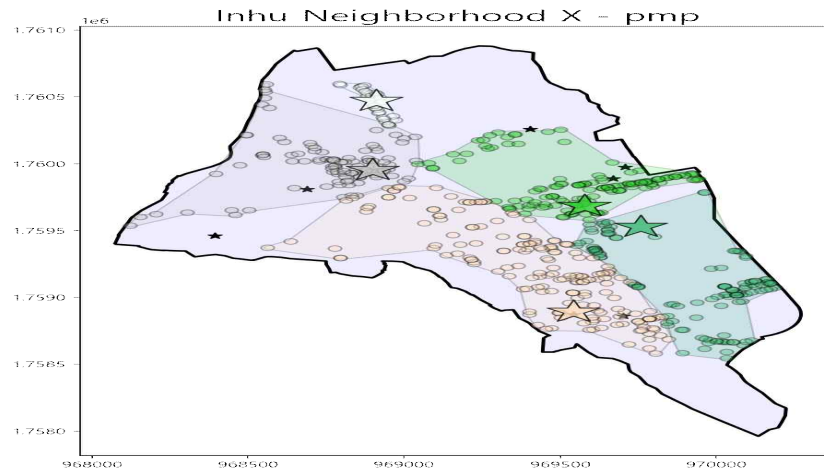


< 그림 33 : 인후동1가 LSCP >

* 시각화 결과에서 별 모양인 지점들은 전기차 충전소로 적합한 지점이며, 같은 색의 영역이 그 지점의 Coverage 영역.

* LSCP 모델 최적화 결과는 법정동 선정에 있어서 참고 사항이 될 수는 있으나 현실적인 솔루션이 될 수 없다고 판단.

(2) PMP

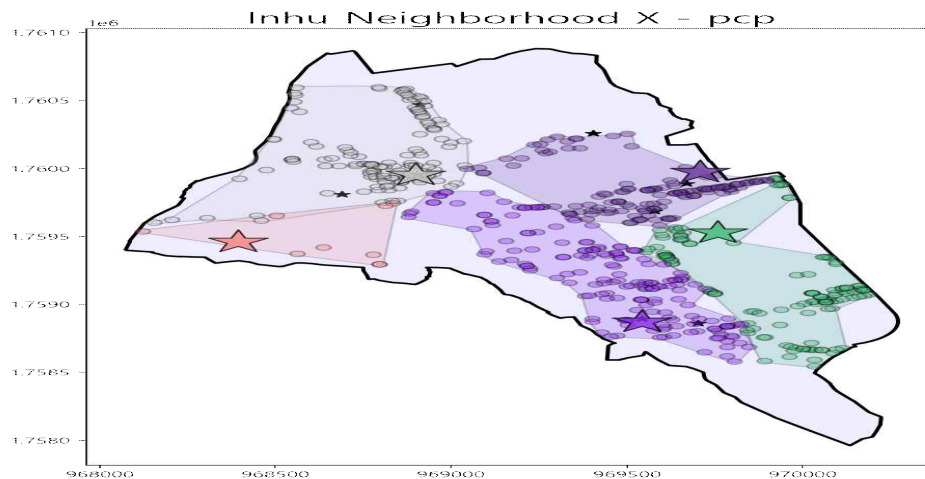


< 그림 34 : 인후동1가 PMP >

* 시각화 결과에서 별 모양인 지점들은 전기차 충전소로 적합한 지점이며, 같은 색의 영역이 그 지점의 Coverage 영역.

* PMP 모델 최적화 결과는 법정동 선정에 있어서 참고 사항이 될 수는 있으나 현실적인 솔루션이 될 수 없다고 판단.

(3) PCP

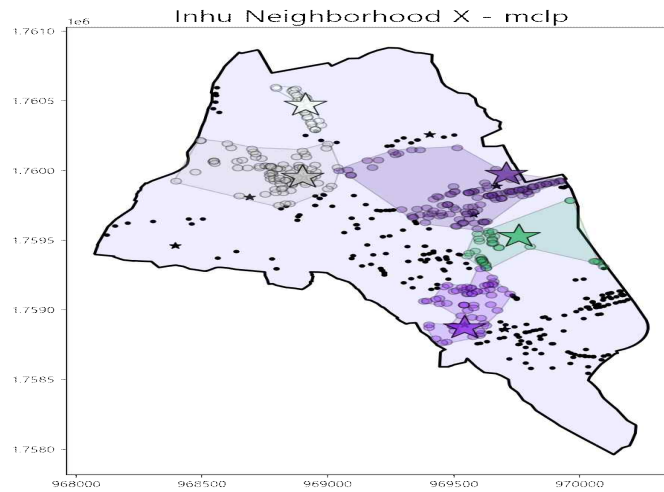


< 그림 35 : 인후동1가 PCP >

* 시각화 결과에서 별 모양인 지점들은 전기차 충전소로 적합한 지점이며, 같은 색의 영역이 그 지점의 Coverage 영역.

* PCP 모델 최적화 결과는 법정동 선정에 있어서 참고 사항이 될 수는 있으나 현실적인 솔루션이 될 수 없다고 판단.

(4) MCLP



< 그림 36 : 인후동1가 MCLP >

* 반경 300m로 실험했으며, 그림에서 별은 법정동 내 주차장 후보들 중 모델에 의해 선정된 입지

(5) 모델별 비교

	stats	lscp	pmp	pcp	mclp
0	abs_min	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
1	abs_max	1246.686038	1299.523600	1219.347691	297.573683
2	mean_means	747.969143	223.690933	344.327813	69.334661
3	mean_stds	330.760099	192.637412	258.391669	56.873628

< 그림 37 : 인후동1가 모델 비교 >

* MCLP가 가장 적합하다고 판단.

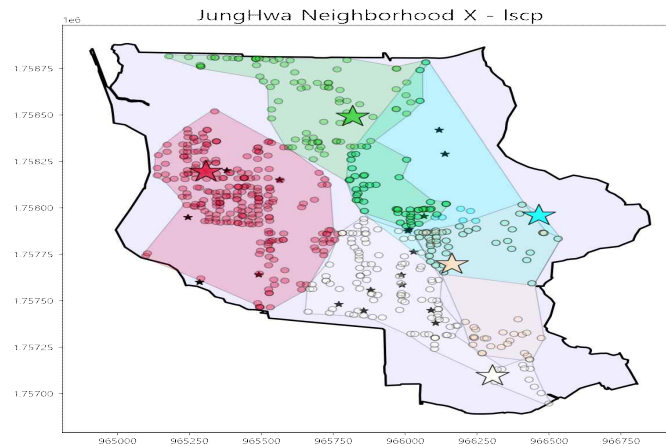
(6) 최종결과

	pname	padd	pdong	pfcate	plat	plon
402	팽나무4길 공영주차장	전북 전주시 덕진구 인후동1가 781-7	인후동1가	주차장	35.835600	127.155625
403	전주아중현대아파트 주차장	전북 전주시 덕진구 인후동1가 858-2	인후동1가	주차장	35.831795	127.165153
404	아중지구 산림청영 공영주차장	전북 전주시 덕진구 인후동1가 907-2	인후동1가	주차장	35.825882	127.162799
405	인후3동진버들 주차장	전북 전주시 덕진구 인후동1가 807-6	인후동1가	주차장	35.835826	127.164604
406	주차장	전북 전주시 덕진구 인후동1가 791	인후동1가	주차장	35.840265	127.155736

< 그림 38 : 인후동1가 최종 결과 >

○ 3.4.4.2 중화산동2가

(1) LSCP

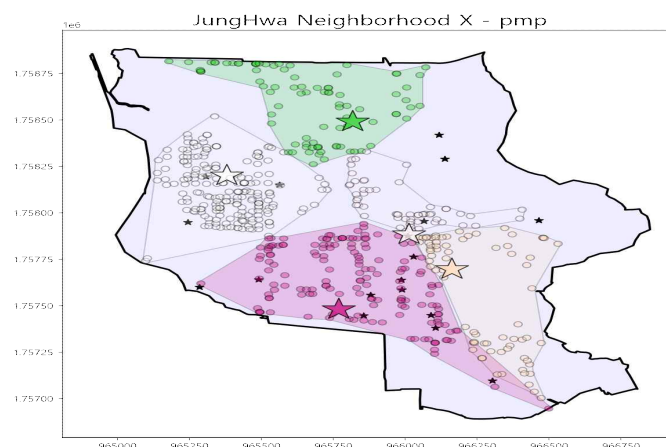


< 그림 39 : 중화산동2가 LSCP >

* 시각화 결과에서 별 모양인 지점들은 전기차 충전소로 적합한 지점이며, 같은 색의 영역이 그 지점의 Coverage 영역.

* LSCP 모델 최적화 결과는 법정동 선정에 있어서 참고 사항이 될 수는 있으나 현실적인 솔루션이 될 수 없다고 판단.

(2) PMP

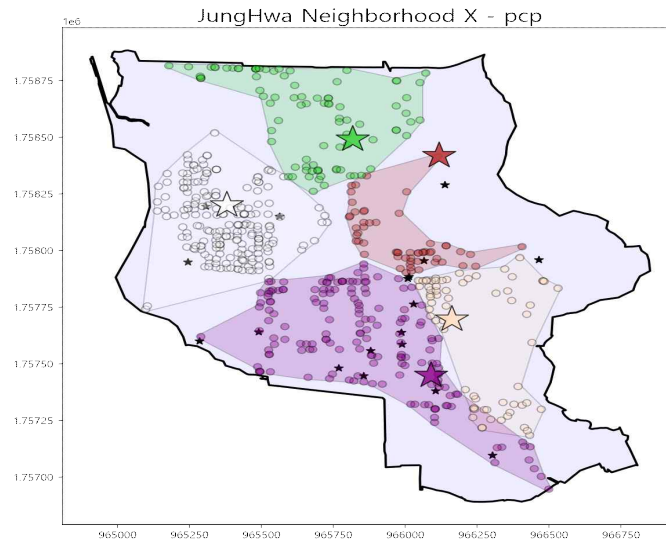


< 그림 40 : 중화산동2가 PMP >

* 시각화 결과에서 별 모양인 지점들은 전기차 충전소로 적합한 지점이며, 같은 색의 영역이 그 지점의 Coverage 영역.

* PMP 모델 최적화 결과는 법정동 선정에 있어서 참고 사항이 될 수는 있으나 현실적인 솔루션이 될 수 없다고 판단.

(3) PCP

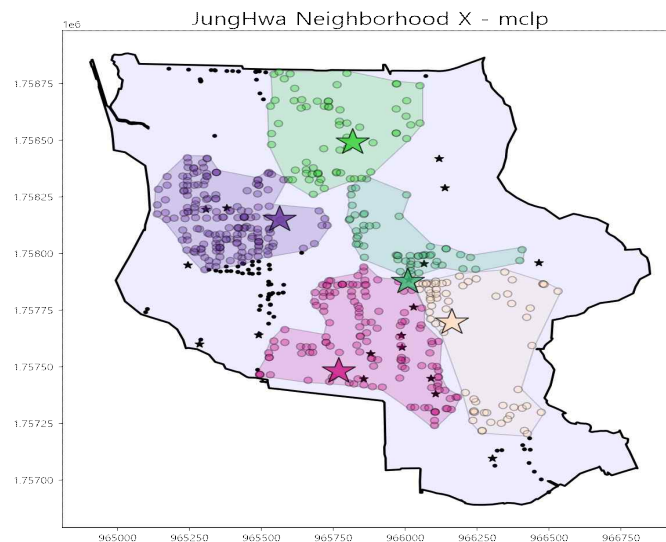


< 그림 40 : 중화산동2가 PCP >

* 시각화 결과에서 별 모양인 지점들은 전기차 충전소로 적합한 지점이며, 같은 색의 영역이 그 지점의 Coverage 영역.

* PCP 모델 최적화 결과는 법정동 선정에 있어서 참고 사항이 될 수는 있으나 현실적인 솔루션이 될 수 없다고 판단.

(4) MCLP



< 그림 41 : 중화산동2가 MCLP >

* 반경 300m로 실험했으며, 그림에서 별은 법정동 내 주차장 후보들 중 모델에 의해 선정된 입지

(5) 모델 별 비교

	stats	lscp	pmp	pcp	mclp
0	abs_min	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
1	abs_max	1197.146898	1225.255738	1151.016663	299.935282
2	mean_means	500.117026	181.158290	180.539265	115.479364
3	mean_stds	323.568070	184.301892	171.397666	71.210361

< 그림 42 : 중화산동2가 모델 비교 >

* MCLP가 가장 적합하다고 판단.

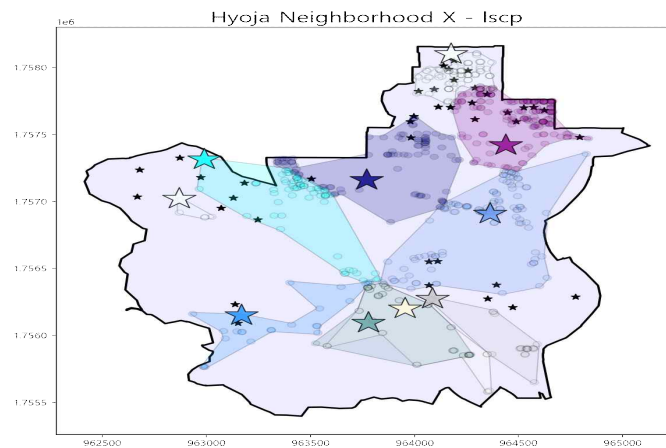
(6) 최종결과

	pname	padd	pdong	pfcate	plat	plon
8651	근영여고 앞 공영주차장	전북 전주시 완산구 중화산동2가 651-6	중화산동2가	주차장	35.816772	127.123729
8658	주차장	전북 전주시 완산구 중화산동2가 570-1	중화산동2가	주차장	35.822315	127.121573
8659	전주병원 주차장	전북 전주시 완산구 중화산동2가 166	중화산동2가	주차장	35.815159	127.125430
8661	공용주차장	전북 전주시 완산구 중화산동2가 644-3	중화산동2가	주차장	35.813209	127.121072
8663	주차장	전북 전주시 완산구 중화산동2가 591-5	중화산동2가	주차장	35.819228	127.118780

< 그림 43 : 중화산동2가 최종 결과 >

○ 3.4.4.3 효자동2가

(1) LSCP

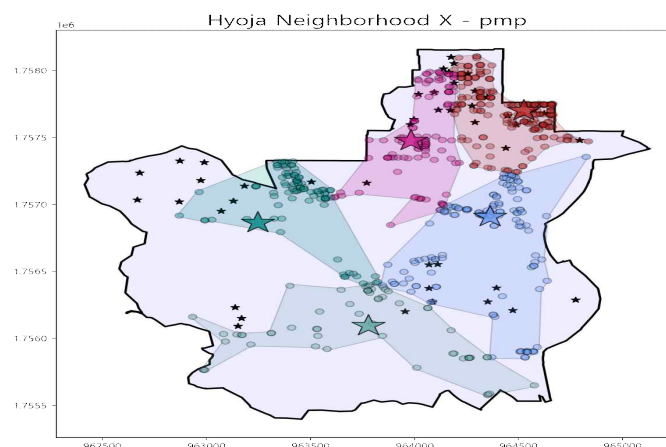


< 그림 44 : 효자동2가 LSCP >

* 시각화 결과에서 별 모양인 지점들은 전기차 충전소로 적합한 지점이며, 같은 색의 영역이 그 지점의 Coverage 영역.

* LSCP 모델 최적화 결과는 법정동 선정에 있어서 참고 사항이 될 수는 있으나 현실적인 솔루션이 될 수 없다고 판단.

(2) PMP

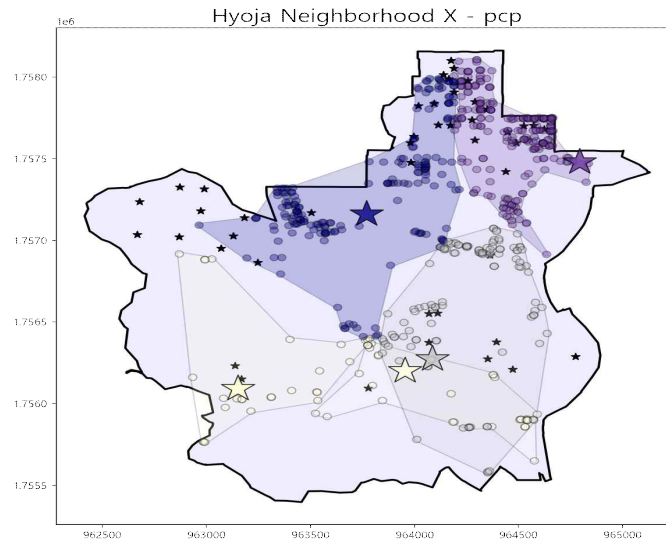


< 그림 45 : 효자동2가 PMP >

* 시각화 결과에서 별 모양인 지점들은 전기차 충전소로 적합한 지점이며, 같은 색의 영역이 그 지점의 Coverage 영역.

* PMP 모델 최적화 결과는 법정동 선정에 있어서 참고 사항이 될 수는 있으나 현실적인 솔루션이 될 수 없다고 판단.

(3) PCP

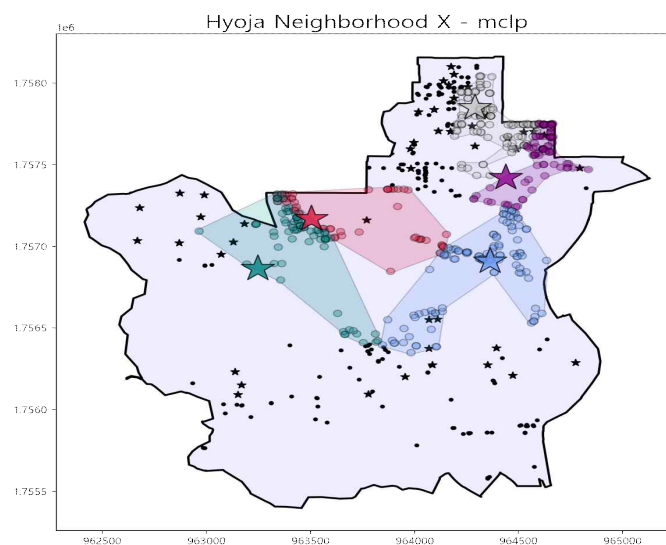


< 그림 46 : 효자동2가 PCP >

* 시각화 결과에서 별 모양인 지점들은 전기차 충전소로 적합한 지점이며, 같은 색의 영역이 그 지점의 Coverage 영역.

* PCP 모델 최적화 결과는 법정동 선정에 있어서 참고 사항이 될 수는 있으나 현실적인 솔루션이 될 수 없다고 판단.

(4) MCLP



< 그림 47 : 효자동2가 MCLP >

* 반경 300m로 실험했으며, 그림에서 별은 법정동 내 주차장 후보들 중 모델에 의해 선정된 입지

(5) 모델 별 비교

	stats	lscp	pmp	pcp	mclp
0	abs_min	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000
1	abs_max	588.813099	1688.345740	1244.739469	295.641173
2	mean_means	200.411755	363.694810	642.582413	105.692156
3	mean_stds	126.617273	356.620215	325.503118	87.335686

< 그림 48 : 효자동2가 모델 비교 >

* MCLP가 가장 적합하다고 판단.

(6) 최종결과

	pname		padd	pdong	pfcate	plat	plon
12663	노외공영주차장	전북 전주시 완산구 효자동2가	1237-8	효자동2가	주차장	35.816469	127.104692
12677	전주대평생교육원 주차장	전북 전주시 완산구 효자동2가	1311-1	효자동2가	주차장	35.810304	127.096009
12682	주차장	전북 전주시 완산구 효자동2가	1158-20	효자동2가	주차장	35.812614	127.106333
12688	현우빌딩 주차장	전북 전주시 완산구 효자동2가	1352	효자동2가	주차장	35.808004	127.105539
12709	전주비전대학교 주차장6	전북 전주시 완산구 효자동2가	1070	효자동2가	주차장	35.807542	127.093195

< 그림 43 : 효자동2가 최종 결과 >

IV. 기대효과 및 한계점

1 기대효과

□ 4.1.1 문제점 개선 방안

- (전기차 보급 증가) 전기차 운전자의 충전 환경 개선에 기여함에 있어서 전기차 보급에 긍정적 영향을 미칠것
- (전기차 충전소 전국화) 전기차 운전자를 위한 충전소가 부족한 상황에서 전기차 충전소의 전국적인 확대
- (예산 효율화) 공간, 운영비, 인력 등 사용가능한 자원의 효율적인 활용으로 인한 신속한 설치 및 효과적인 예산 활용

2 한계점

□ 4.2.1 기술적

- 실질적인 전기차 충전소의 수용 한계 인원, 충전기 타입 등 세부 사항을 고려하지 못함.

□ 4.2.2 데이터 품질

- 수집하여 사용한 공공데이터 내에 연도가 오래되어있지만 갱신이 안된 데이터가 다수 존재했음.

□ 4.2.3 데이터 수집

- 더 다양한 데이터들을 입지선정 알고리즘 내부 계수에 반영한다면 현재 보다 최적화된 결과를 얻을 수 있을 것으로 사료됨