

2단계 군집방법을 이용한 최적 전기차 충전소 배치 연구

(Research Optimal Electric Vehicle Charging Station Allocation Using a Two-Step Clustering Approach)

황성필*, 나인섭**

(Sung Pil Hwang, In Seop NA)

요약

본 연구는 전기차 급속충전소의 지역 간 불균형 해소를 위해 나주시를 대상으로 최적 입지를 선정하였다. ‘최적 입지’는 전기차 이용자가 충전이 필요한 시점에 불필요한 이동 없이 접근 가능한 공간으로 정의하며, 수요 대응성과 정책 실행 가능성을 함께 고려하였다. 입지 후보는 급속충전기가 없는 24시간 개방 공공시설 67개소로 한정하였다. 공급·수요 측면 총 6개 변수에 대해 가중치를 부여하여 점수를 산출하였으며, DBSCAN과 K-Means 2단계 군집 기법을 적용하여 공간적 최적 입지를 분석하였다. DBSCAN은 고품질 핵심 입지 도출에 효과적이었고, K-Means는 도심과 농촌 지역 간 균형 잡힌 분포에 강점을 보였다. 두 기법을 결합한 2단계 군집 방식은 평균 점수와 공간 형평성 측면 모두에서 우수한 성과를 보였다. 본 연구는 정량적 평가 기반의 군집화 접근을 통해 전기차 충전 인프라의 형평성과 실효성 확보를 위한 정책적 대안을 제시하였다.

■ 중심어 : 전기차 충전소 ; 입지선정 ; DBSCAN ; K-Means ; 공간불균형 ; 나주시

Abstract

This research aims to resolve the regional imbalance of electric vehicle (EV) fast-charging stations by identifying optimal sites in Naju City. “Optimal location” refers to a site accessible without unnecessary travel at the time of charging demand, reflecting both user needs and policy feasibility. 67 public facilities without fast chargers and open 24 hours were selected as candidate sites. Six key variables reflecting both supply and demand were scored with weighted normalization. DBSCAN and K-Means two-step clustering were applied to identify spatially optimal locations. DBSCAN was effective in extracting high-quality core locations, while K-Means ensured spatial equity across urban and rural areas. The combined two-step clustering approach produced superior results in terms of score and spatial fairness. This study provides a data-driven policy tool for strategic EV charging infrastructure placement.

■ keywords : EV charging station ; location optimization ; DBSCAN ; K-Means ; spatial imbalance ; Naju

I. 서론

탄소중립 실현과 지속가능한 교통체계로의 전환을 위한 국가 정책이 본격화됨에 따라 전기차(EV)의 보급은 빠르게 확산되고 있다. 그러나 전기차 충전 인프라는 특히 농촌 및 외곽 지역에서 접근성이 낮아 지역 간 충전 인프라 불균형이 심

화되고 있다. 그림 1에서 보여지는 것과 같이, 나주시 역시 급속충전소가 도심에 편중되어 있어 외부 방문객 및 농촌 지역 주민은 충전을 위해 장거리 이동을 감수해야 하며, 이는 충전 편의성 저하뿐 아니라 전기차 이용률 저하로도 이어지고 있다[1,2].

기존 연구들은 충전소 입지 선정시 설치 용이성을

* 준회원, 전남대학교 데이터사이언스대학원

** 종신회원, 전남대학교 데이터사이언스대학원, 문화콘텐츠학부

이 논문은 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원(RS-2023-00242528)을 받아 수행된 연구되었습니다.

이 논문은 2025년도 데이터사이언스대학원 졸업프로젝트 보고서의 내용을 수정 보완 하였습니다.

접수일자 : 2025년 07월 16일

게재확정일 : 2025년 08월 06일

교신저자 : 나인섭 e-mail : ypencil@hanmail.net

중심으로 분석하는 경향이 있었으나, 최근에는 충전 수요를 반영한 입지 분석의 중요성이 대두되고 있다. 따라서 본 연구는 충전소의 설치 가능성과 함께 실질적인 수요 대응성 및 정책 적용 가능성을 고려한 ‘최적 입지’를 도출하는 것을 목적으로 한다. 본 연구에서 정의하는 최적 입지란, ‘전기차 이용자가 충전이 필요한 시점에 불필요한 이동 없이 접근 가능한 지점’이며, 이를 정량적으로 평가하고 공간적 군집 특성을 고려하여 도출하고자 한다[3,4].

설치 후보지는 나주시 내 24시간 무료 개방 가능한 공공시설 중 급속충전기가 미설치된 67개소로 한정하였다. 후보로 선정한 시설은 행정 협조가 용이하고, 전기 및 주차 인프라가 이미 갖추어져 있어 정책 실행 측면에서 현실적인 후보지로 평가된다. 본 연구는 단순한 미설치 지역 탐색을 넘어서, ‘누구에게 어떤 점에서 최적인가’를 기준으로 입지를 선정함으로써 도시·농촌 간 충전 인프라 불균형을 해소하고자 한다[5,6].

전기차 충전소의 입지 선정 문제는 수요 예측, 공급 불균형 해소, 행정 실행 가능성 등 복합적인 요인이 작용하는 다차원적 문제이다. 본 연구에서는 이러한 문제에 대응하기 위해 정량화된 점수 기반의 공간 군집 분석을 위해 K-Means와 DBSCAN(Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise)을 이용한 2단계 군집기법을 적용하였다[7,8].

K-Means 알고리즘은 사전에 설정한 군집 수에 따라 데이터의 중심점을 기준으로 유사한 입지들을 군집화하는 방식으로, 행정 단위와의 정합성이 높고 정책 실행 단위로 활용하기에 용이하다. 서울시를 대상으로 한 선행연구에서도 AHP 기반 가중치를 부여한 점수 기반 분석 후 군집화를 통해 충전소 최적 입지를 제안하였으며, 이는 실질적인 수요를 반영한 입지정책 수립에 효과적임을 입증하였다[9].

반면, DBSCAN은 사전 군집 수 설정 없이 밀도 기반으로 클러스터를 자율 형성하며, 노이즈를 구분해낼 수 있다는 장점이 있다. 특히 외곽 농촌 지역처럼 저밀도 데이터에서도 유의미한 입지를 탐색할 수 있어 보완적인 분석 도구로 유용하다[10,11].

이러한 군집화 기반 입지 선정 방식은 기존 단순 점

수 순위에 따른 입지 선정보다 지역 간 수요 격차와 공간적 응집도를 함께 고려할 수 있어 공공 인프라 배치 정책에 적합하다. 공공체육시설, 전동휠체어 충전소, 쓰레기통 위치 선정, EV 충전소 위치 최적화 연구 등에서도 군집 분석 기법은 실효성을 입증받은 바 있다[12].

따라서 본 연구에서 적용한 K-Means와 DBSCAN을 이용한 2단계 군집 분석은 전기차 충전소의 최적 입지 선정이라는 목적에 부합하는 타당한 방법론으로 평가된다.

II. 선행연구

1. 전기차 급속충전소의 최적 입지 선정

김지규 외[13]는 서울시를 대상으로 전기차 급속충전소의 입지를 최적화하기 위해 가중점수 기반 평가 모형과 공간 분석 기법을 수요 기반으로 적용하였다. 저자들은 기존 충전소 설치가 공공부지 중심으로 단순 배치되어 있는 문제를 지적하며, 충전 수요에 부합하는 위치선정을 통해 이용률을 제고하고자 하였다.

이 연구에서는 총 6개의 평가 요소를 활용하여 분석 지표를 구성하였으며, 변수는 전기차 등록 대수, 인구 밀도, 도로 접근성, 교통량, 상업시설 밀도, 생활인구로 구성되었다. 각 변수에 대해 AHP(Analytic Hierarchy Process)를 통해 가중치를 도출하였고, 이를 기반으로 정규화 및 가중합 방식으로 식 (1)과 같이 통합 점수를 산정하였다.

$$S_j = \sum_{i=1}^n w_i^* x_{ij} \quad (1)$$

여기서 S_j 는 위치 j 의 종합 점수, x_{ij} 는 지표 i 의 정규화 값, w_i 는 AHP로 도출된 가중치이다.

이후 K-Means 군집 알고리즘을 적용하여 서울시 내 유사 특성을 지닌 지역들을 그룹화하고, 각 클러스터의 평균 점수를 기반으로 설치 우선순위를 설정하였다. 실험 결과, 도심 밀집 지역뿐 아니라 외곽 일부 생활권에서도 충전 수요에 비해 공급이 부족한 지역이 확인되었으며, 이를 통해 행정 단위 기반의 실질적인 입지 제안이 가능함을 입증하였다[13].

이 연구는 전기차 수요를 반영한 실질적 분석 구조

와 AHP 기반 가중치 설정, 군집 분석의 결합의 과학적 증명을 통해 정책 실현 가능성을 높였다는 점에서 실용적 의미가 크다. 다만 충전소 설치 후보지의 행정적 제약, 전력 인프라 수용 가능성, 토지 이용 제약 등은 반영되지 않았다는 점에서 물리적 실행 조건에 대한 후속 검토가 필요하다.

2. 밀도기반 군집분석을 활용한 충전소 위치 최적화

윤소현 외[14]는 밀도기반 군집분석 알고리즘(DBSCAN: Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise)을 활용하여 실외 공중전화부스를 전동휠체어 사용자용 충전소로 전환하기 위한 최적 입지를 분석하였다. 이 연구는 교통 약자의 이동권 보장을 위한 실외 충전 인프라 확대의 필요성을 제기하며, 특히 고령 장애인과 전동휠체어 사용자와 같은 취약 교통 계층의 이동 경로와 접근 편의를 고려한 충전소 입지 모델을 제시하였다[14].

논문에서 사용된 분석방법은 요인평정법(FRM: Factor Rating Method)을 기반으로 구성된 수요지수 점수가 활용되었다. 해당 지수는 통행 밀도, 이용자 이동 경로, 행정동별 접근성 등 다양한 요인을 반영하여 정량화되었다. DBSCAN 알고리즘의 핵심 파라미터인 이웃 탐색 ϵ (입실론)과 MinPts(최소이웃 수)는 실험적으로 결정되었고, 군집 내 수요지수 평균이 가장 높은 군집을 우선 입지로 선정하였다. 이후 공중전화부스의 실존 위치 데이터와 매칭을 통해 행정 실현 가능성이 높은 후보지를 도출하였다.

연구 결과, 도심 지역뿐만 아니라 외곽 지역에서도 수요가 밀집된 구간이 확인되었으며, DBSCAN이 가지는 자율적 군집 형성과 노이즈 구분 기능이 저밀도 지역 내 유효한 입지 탐색에 효과적임을 보였다. 이 연구는 전통적인 중심기반 군집화(K-Means 등)로는 간과될 수 있는 비정형 수요 구간의 군집화를 가능케 하였다는 점에서 의미가 있으며, 실제 인프라 전환 가능성이 있는 위치 기반 입지 추천을 시도했다는 점에서도 실용적 기여도가 높다. 다만, DBSCAN의 파라미터 선택에 대한 기준이 경험적이며, 공공시설 전환에 따

른 행정적 제약과 예산 조건은 분석 범위에서 제외되었다는 한계가 있다.

3. 로드밸런싱을 고려한 전기차 충전소 입지 선정

권오성[15]은 제주도를 사례로 하여, 전기차 충전소의 수요-공급 불균형 해소를 목적으로 로드밸런싱 개념을 도입하였다. 해당 연구는 특정 충전소에 수요가 과도하게 집중되는 것을 방지하기 위한 분석 모형을 제안하였다. 공영주차장 82곳을 후보지로 설정하고 최대 부하율을 최소화하는 혼합정수계획모형(MILP)을 수립하였다. 충전소별 수요는 식 (2)와 같이 계산되었다.

$$D_k = V_k * P_k * T \quad (2)$$

여기서 D_k 는 후보지 k 의 수요, V_k 는 해당 경로의 전기차량 수, P_k 는 피크 시간대 충전소 방문 확률, T 는 평균 충전 시간이다. 운전자의 충전소 선택 행태는 단순히 최단거리 충전소로 수렴하지 않고, 일정 거리 내 우회 가능한 다른 충전소도 선택지로 고려할 수 있도록 설정되었으며, 이는 실질적인 운전자 행동을 반영한 모델링 방식으로 평가된다[15].

MILP 모형은 총 예산 제약 조건과 각 충전소의 최대 부하율 제한 조건을 포함하였고, 최적해 계산은 IBM의 상용 최적화 솔버인 CPLEX(고성능 수학 최적화 프로그램)를 활용하여 수행되었다. 하지만 실제 해 탐색의 계산 복잡도가 높아짐에 따라, 계산 효율을 높이기 위해 자체 개발한 휴리스틱 알고리즘이 병행 적용되었으며, 이 알고리즘은 CPLEX보다 훨씬 짧은 시간 내에 유사한 수준의 결과를 산출함으로써 빠른 계산 성능을 입증하였다. 실험 결과에 따르면, 허용 우회 거리의 범위가 커질수록 특정 후보지가 반복적으로 선택되는 경향이 나타났고, 예산 규모가 증대됨에 따라 설치 가능한 충전소의 수가 확장되면서 입지 분포가 보다 넓게 분산되는 결과가 도출되었다.

이 연구는 충전소의 개별 수요만을 고려하는 기존 방식과 달리, 충전소 간의 부하 균형이라는 정량적 목표를 설정하고 이에 기반한 네트워크 수준의 입지 전략을 제시하였다는 점에서 의의가 크며, 로드밸런싱

개념의 실무 적용 가능성을 제시 하였다. 다만 입지 후보지를 사전에 고정하고 분석을 수행한 점, 전력 인프라 수용 가능성이나 부지 확보 가능성 등 실제 행정·물리적 제약 조건이 모형에 반영되지 않았다는 점은 후속 연구에서 보완이 필요하다.

4. 맞춤형 K-Means 알고리즘을 이용한 충전소 입지 최적화

Adullahi 외[16]는 중국 시안을 대상으로 전기차 충전소의 입지를 최적화하기 위해 맞춤형 K-Means 클러스터링 알고리즘을 개발하였다. 해당 알고리즘은 전통적인 K-Means 알고리즘에 패널티(Penalty) 항을 추가하여 수요가 낮은 지역의 과도한 설치를 방지하고, 수요 중심의 공간 분포를 최적화하는 데 중점을 두었다. 주요 변수는 EV 충전 수요, 인구 밀도, 에너지 소비량, 기존 충전소 분포였으며, 클러스터링 목적함수는 식 (3)과 같다.

$$Loss = \sum_{i=1}^n \|x_i - \mu_{ci}\|^2 + \lambda \sum_{j \in L} P_j \quad (3)$$

여기서 P_j 는 저수요 지역에 부여된 패널티 값, λ 는 가중 조정 계수이다. 해당 모델은 파이썬 기반의 Folium 시각화 도구를 활용하여 군집 결과를 지도 기반으로 시각화하였으며, 실제 도로망 반영을 통해 실용성을 강화하였다. 분석 결과, 패널티 항이 포함된 알고리즘은 일반 K-Means에 비해 과밀 지역의 중복 설치를 줄이고, 수요 분포에 적합한 설치 위치를 도출하는 데 더 효과적인 것으로 나타났다. 이 연구는 단순 군집화에 정책 현실성을 부여한 모델이라는 점에서 의의가 있으나, 군집 수 설정에 대한 객관적 기준이 부족하고, 실현 가능성에 대한 제약 조건은 미반영되었다는 한계가 있다[16].

III. 나주시 전기차 충전소 최적 입지 선정

1. 데이터

가. 데이터 출처 및 수집

본 연구에서는 나주시의 전기차 충전소 최적 입지 선정을 위해 네개의 공간 기반 공공데이터를 수집하였다. 수집된 데이터는 수요 및 공급의 균형적 분석을

고려하여 충전소 및 충전기 현황, 내비게이션 검색건수, 전기차 등록현황, 관광지 방문객 현황으로 구성하였다.

첫째, 충전소 및 충전기 현황 데이터는 한국환경공단 무공해차 통합누리집(www.ev.or.kr)을 통해 확보하였다. 해당 데이터는 2024년 기준 전국 공용 전기차 충전기의 정보를 포함하고 있으며, 나주시 관내 데이터만을 추출하여 총 1,488건의 충전기 데이터를 수집하였다. 항목으로는 운영기관, 충전소ID, 충전소명, 주소, 충전기상태, 충전기타입, 충전용량, 시설구분(대), 시설구분(소), 이용가능시간, 이용자제한, 편의제공이 있다. 연구에서는 <표 1>과 같이 충전소명, 시설구분(대), 이용가능시간, 이용자 제한, 충전용량을 사용하였다.

표 1. 충전소 및 충전기 현황

NO	충전소명	시설구분 (대)	...	충전용량
1	공산공영주차장	주차시설	...	급속
2	월현대산근린공원	기타시설	...	완속
3	종합스포츠파크	교육문화	...	급속
4	LG화학나주공장	공동주택	...	완속
5	롯데마트나주점	상업시설	...	급속
...	...	...	...	...
1487	성북현대아파트	공동주택	...	완속
1488	성북현대아파트	공동주택	...	완속

둘째, 내비게이션 검색건수 데이터는 한국관광공사에서 운영하는 관광 빅데이터 플랫폼인 한국관광 데이터랩을 통해 수집하였다. 이 데이터는 사용자들이 내비게이션 앱에서 목적지로 검색한 장소 이력을 기반으로 하며, <표 2>와 같이 장소명, 중·소분류 카테고리, 검색건수, 주소 등의 정보를 포함하고 있다. 총 371건의 데이터를 확보하였으며, 주소 기반으로 위도와 경도를 추출하여 공간 분석이 가능하도록 처리하였다.

표 2. 내비게이션 검색건 수

NO	관광지명	중분류	...	검색건수
1	나주역	기타관광	...	135,615
2	골드레이크CC	레저스포츠	...	56,324
3	해피니스CC	레저스포츠	...	53,312
4	느리지전망관람대	문화관광	...	46,769
5	국립나주박물관	문화관광	...	31,005
...	...	...	...	...
370	도움목장	체험관광	...	3
371	호두농원	체험관광	...	3

셋째, 전기차 등록 현황 데이터는 나주시로부터 법정동 단위로 제공받았으며, <표 3>과 같이 총 47개 법정동의 국산 전기차 수, 외산 전기차 수, 전기 화물차 수 등의 데이터가 있다. 각 행정동의 전기차 보급 정도를 파악하고 수요를 정량화하기 위한 기반 자료로 활용되었다.

표 3. 법정동별 전기차 현황

NO	법정동	계	승용국산	승용외산	화물
1	토계동	2	1	1	0
2	송월동	72	62	10	0
3	남평읍	56	33	22	1
4	산포면	22	15	6	1
...	...	...	...	...	...
46	왕곡면	18	15	3	0
47	대호동	22	14	7	1

넷째, 관광지 방문객 데이터는 나주시 관광과의 내부 통계 자료를 수집하였으며, <표 4>와 같이 총 32개의 주요 관광지에 대한 연간 방문객 수, 주소, 장소명 등의 정보를 포함한다. 이 데이터는 지역 내 관광 수요를 반영하는 지표로 활용하였다.

표 4. 관광지 방문객 데이터

관광지명	주소	행정동	방문객수
금성관	나주시 금성관길 8	성북동	164,033
향포돛배	나주시 등대길 80	영산동	21,568
빛가람 전망대	나주시 호수로 77	빛가람동	207,620
느리지수국꽃길	동강면 옥정리 산1	동강면	36,564
국립나주 박물관	반남면 고분로 747	반남면	332,029
...	...	...	...
불회사	다도면 다도로 1224-142	다도면	73,665
산림자원 연구소	나주시 산포면 다도로 7	산포면	66,210

2. 데이터 전처리

본 연구에서는 수집된 데이터를 기반으로 군집 분석 및 최적 입지 모델을 설계하기 전, 데이터의 품질을 확보하고 분석의 정확도를 높이기 위해 일련의 전처리 과정을 수행하였다. 전처리는 크게 결측값 처리, 위치 좌표 정제, 공공시설 필터링, 변수 정규화, 파생변수 생성의 단계로 구분되며, 이는 실질적인 분석 수행 전 데이터의 일관성과 활용 가능성을 확보하기 위한 기초 작업으로 진행되었다[17].

우선, 충전기별 이용현황 데이터 중 일부에서 주소 정보가 누락된 데이터가 있어, 해당 항목에 대해서는 주소를 복원한 후, 범정부 시스템을 활용하여 행정동명과 위·경도 좌표를 생성하였다. 이 과정은 공간 분석 기반의 시각화 및 좌표 매칭 정확도 향상을 위한 중요한 단계로, 누락값으로 인한 분석 오류를 방지하고자 하였다[18,19].

위치 정보의 정확도 향상을 위해 모든 데이터에 대해 좌표 보정 작업이 병행되었다. 각 데이터셋에 포함된 주소 데이터를 이용해서 행정동, 위도, 경도 등의 좌표값을 추출하였으며, 이를 GIS 기반의 공간 분석 및 시각적 클러스터링 과정에 활용하였다. 이와 같은 위치 기반 정보는 이후 군집 간 거리 계산, 관광지 인접성 산정 등의 핵심 변수 산출 과정에도 적용되었다.

또한 충전소 및 충전기 데이터를 기반으로 한 입지

후보지 선정 과정에서는 <표 5>의 조건을 모두 만족하는 경우에 한하여 입지 후보지로 선정하였다.

표 5. 충전소 후보지 필터링 조건

조건구분	적용 기준
시설 유형	공공시설
운영 시간	24시간
이용 제한	이용 제한 없음
급속 충전기 여부	급속 충전기 수 = 0

이 조건은 실질적으로 전기차 충전소가 설치 가능한 현실적 공간 조건을 반영하기 위한 기준으로 설정되었으며 총 67개의 후보지를 도출하였다. 각 후보지에는 위도 및 경도 좌표를 포함하여 지도 기반의 공간 분석이 가능하도록 구성하였다.

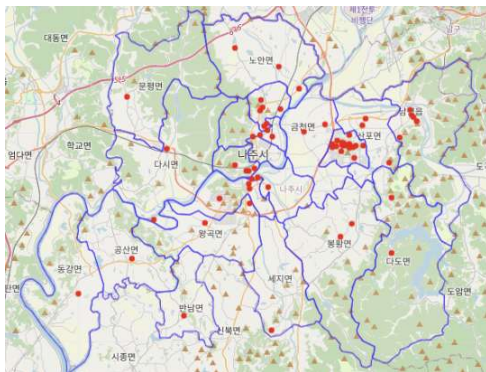


그림 2. 충전소 후보지

후보지 주변의 잠재 수요를 정량적으로 파악하기 위해 내비게이션 검색 데이터를 활용하였다. 각 후보지 좌표를 중심으로 반경 5km 이내의 내비게이션 검색 장소들을 탐색하고, 이들의 개수를 '검색지수', 총 검색건수를 '검색건수'로 정의하였다. 거리 계산에는 위도·경도 좌표를 이용하여 지구 곡률을 반영하는 거리 계산 알고리즘을 적용하였으며, 반경 5km는 일반적인 차량 생활권과 행정적인 서비스 반경을 고려하여 설정하였다. 또한, 관광지 방문객 데이터를 통해 후보지 인근의 유동 인구 및 외부 유입 가능성을 수요 변수로 반영하였다. 후보지를 기준으로 반경 5km 이내에 존재하는 관광지들의 연간 방문객 수를 합산하였으며, 이를 '관광지 방문객 수' 변수로 정의하였다. 이는 해당 입지 주변의 실질적인 외부 수요를 반영한 공간적

지표로 활용되었다.

한편, 전기차 등록 현황 데이터는 법정동 기준으로 제공되었으나, 본 연구의 단위인 행정동 기준의 분석을 위해 법정동 47개를 20개 행정동으로 사상하여 전기차 수를 재산정하였다. 이를 통해 각 행정동별 전기차 등록 수와 이를 기준으로 한 충전소 및 급속기 비율(전기차 대비 충전소 수, 전기차 대비 급속기 수)을 계산할 수 있었다.

표 6. 데이터 전처리 전후 비교표

구분	전처리 전	전처리 후
충전소 및 충전기 데이터	1,488건, 주소 정보	후보지 67개소 선정 충전소별 위도, 경도 생성
내비게이션 검색 데이터	371건, 주소 정보	장소별 위경도 생성 후보지별 검색지수 및 검색건수 변수 생성
전기차 등록 데이터	법정동 단위 47곳	행정동 단위 20곳 전기차당 충전소 비율 및 급속기 비율 변수 생성
관광지 방문객 데이터	주소 정보	관광지별 위경도 생성

3. 탐색적 데이터 분석

본 연구에서는 후보지별 변수 간 특성과 상관관계를 파악하기 위해 탐색적 데이터 분석을 수행하였다. EDA(Exploratory Data Analysis)는 변수들 간의 기초 통계량(평균, 분산 등)을 파악하고, 변수 간 상호작용과 상관관계를 시각화하여 모델링 이전의 구조적 이해를 높이는 데 목적이 있다.

분석 대상 변수는 <표 7>과 같이 총 6개로 구성되며, 이는 수요와 공급의 균형 및 정책적 우선순위에 기초하여 선정되었다.

표 7. 주요 변수의 평균 및 분산

변수명	평균	분산
도심외 여부	0.537313	0.252375
전기차당 충전소 비율	0.337457	0.180975
전기차당 급속기 비율	0.162211	0.106936
검색지수	10.626866	28.116241
검색건수	77,531.328358	1.330083e+09
관광지 방문객 수	0.252375	1.039376e+10

변수 간의 관계를 파악하기 위해 상관관계 분석을 수행하였으며, 피어슨 상관계수를 기반으로 한 히트맵 결과는 다음과 같다.

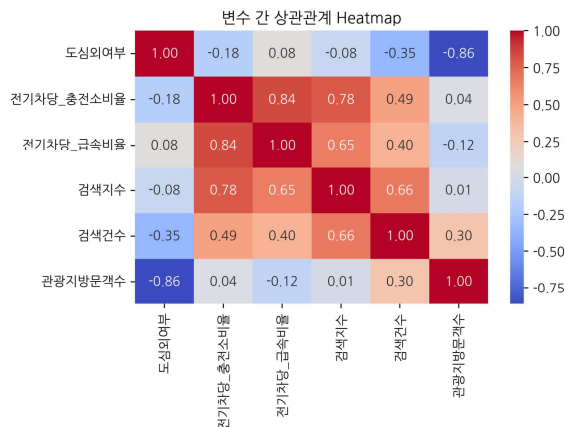


그림 3. 변수 간 상관관계 히트맵

히트맵 분석 결과, 검색건수와 관광지 방문객 수는 서로 높은 양의 상관관계를 가지는 것으로 나타났으며, 이는 유입 수요가 높은 지역일수록 실제 방문자 수도 많은 경향이 있음을 시사한다. 반면 도심외 여부와 다른 변수들 간의 상관계수는 상대적으로 낮은 수준으로, 농촌 여부 자체보다는 그 외 정량 변수들이 입지 특성에 미치는 영향이 더 크다는 해석이 가능하다.

또한, 각 변수의 상대적 중요도를 고려하여 분산 기반의 가중치를 산정하였으나, 도심외 여부가 과도하게 높은 가중치(약 39%)를 차지하는 문제가 발생하였다. 이는 모델 결과가 지나치게 농촌 지역으로 편중될 가능성을 초래하므로, 본 연구에서는 정책적 판단에 따

라 <표 8>과 같이 수동 조정 방식의 가중치를 도입하였다.

표 8. 변수별 조정 가중치

변수명	설명	조정 가중치
도심외 여부	농촌 우선 고려	0.15
전기차당 충전소 비율	공급 밀도	0.20
전기차당 급속기 비율	급속기 부족 반영	0.15
검색지수	관심 장소 밀도	0.15
검색건수	수요 강도 반영	0.15
관광지 방문객 수	실제 유입 수요	0.20

이러한 가중치는 후속 군집화 알고리즘(DBSCAN, K-Means)에서 각 후보지에 대한 종합 점수를 산정할 때 사용되며, 객관적 수치와 정책적 균형을 함께 고려할 수 있도록 설계되었다. 각 후보지의 최종 점수는 여섯 개 변수의 정규화된 값을 기반으로, 변수별 가중치를 곱하여 모두 합산하는 방식으로 산정된다. 이를 수식으로 표현하면 식 (4)와 같다.

$$S_j = \sum_{i=1}^n w_i^* x_{ij} \quad (4)$$

여기서 S_j 는 후보지 j 의 최종 점수, x_{ij} 는 변수 i 에 대한 후보지 j 의 정규화된 값, w_i 는 변수 i 에 부여된 가중치를 의미한다. 이 산정 방식은 다차원적 변수 간의 영향력을 균형 있게 반영한다.

4. 2단계 군집 방법

가. DBSCAN

DBSCAN(Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise)은 Ester 등[20]에 의해 제안된 비지도 학습 기반의 클러스터링 알고리즘으로, 밀도를 기반으로 군집을 형성하고, 잡음(noise)을 자동으로 구분해낼 수 있는 알고리즘이다.

이 알고리즘은 사용자로부터 두 개의 파라미터, 즉 반경 ϵ (epsilon)과 최소 이웃 수 MinPts(minimum points)를 입력받아 각 점의 ϵ -이웃 내 점 개수에 따라 점을 핵심점(Core Point), 경계점(Border Point), 잡음

점(Noise Point)으로 분류하고 이들을 연결하여 군집을 형성한다.

DBSCAN의 주요 개념은 다음과 같다. 먼저, 핵심점은 반경 ε 내에 MinPts 이상의 이웃을 가지는 점이다. 핵심점은 군집의 중심으로 사용되며, 군집을 확장시키는 기준이 된다. 경계점은 ε 반경 내에 MinPts 미만의 이웃을 가지지만, 다른 핵심점의 이웃에 포함되는 점이다. 반면, 잡음점은 어느 핵심점의 ε -이웃에도 속하지 않는 점으로, 클러스터 밖에 존재한다. 이와 같은 분류는 점의 위치에 따라 군집 형성 여부를 판단하는 DBSCAN의 핵심 메커니즘이다.

수학적으로, 한 점 p 의 ε -이웃은 다음과 같이 정의된다.

$$N_{\varepsilon}(p) = \{q \in D \mid dist(p, q) \leq \varepsilon\} \quad (5)$$

여기서 $N_{\varepsilon}(p)$ 는 데이터셋 D 에서 점 p 로부터 거리 ε 이하에 위치한 모든 점 q 의 집합을 의미하며, $dist(p, q)$ 는 점 p 와 q 사이의 거리를 나타낸다. 본 연구에서는 거리 계산에 일반적으로 사용되는 유클리드 거리(Euclidean distance)를 적용하였으며, 이는 다음과 같이 정의된다.

$$dist(p, q) = \sqrt{(p_x - q_x)^2 + (p_y - q_y)^2} \quad (6)$$

두 점 $p = (p_x, p_y)$ 와 $q = (q_x, q_y)$ 사이의 거리를 계산하는 데 사용된다. 이 정의를 바탕으로 DBSCAN은 핵심점, 경계점, 잡음점을 구분하여 공간적 밀도 기반 군집화를 수행한다. 다음 그림은 DBSCAN의 핵심 개념을 시각적으로 설명하고 있으며, 핵심점, 경계점, 잡음점의 구조를 직관적으로 보여준다.

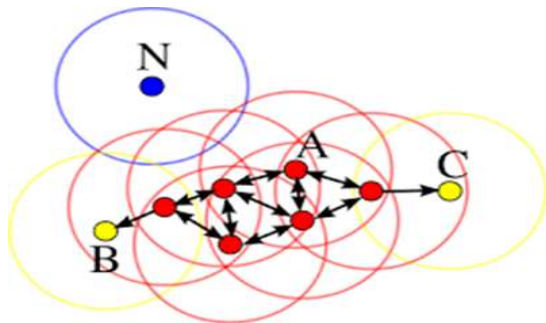


그림 4. DBSCAN 클러스터 모델

그림 4에서 중심에 있는 점 A는 반경 ε 내에 충분한 이웃이 존재하므로 핵심점이며, 점 B와 C는 경계점으로 볼 수 있다. 점 N은 어떤 핵심점의 이웃에도 포함되지 않으므로 잡음점으로 간주된다. DBSCAN은 이와 같이 데이터의 분포 밀도를 기준으로 클러스터를 형성하므로, 클러스터 수를 사전에 정할 필요가 없고, 비구형 클러스터나 이상치가 포함된 데이터에도 유연하게 대응할 수 있는 장점이 있다[21].

하지만 DBSCAN은 ε 와 MinPts의 설정에 매우 민감하여, 적절한 파라미터 설정이 이루어지지 않으면 클러스터가 과도하게 분할되거나 병합되는 문제가 발생할 수 있다. 또한, 데이터 밀도가 고르지 않은 경우나 고차원 공간에서는 성능이 저하될 수 있다는 한계도 존재한다.

나. K-Means

K-Means 알고리즘은 데이터를 미리 정의된 수 K 개의 군집으로 나누는 대표적인 비지도 학습 방식의 군집화 기법이다. 이 알고리즘은 군집 중심(centroid)을 기준으로 데이터를 반복적으로 재분류하며, 군집 내 거리 차이를 최소화하는 방식으로 클러스터 구조를 형성한다. K-Means 알고리즘은 먼저 초기 중심점 K 개를 무작위로 설정한 후, 각 데이터를 가장 가까운 중심점에 할당하여 군집을 형성한다. 이후, 형성된 각 군집의 중심점을 다시 계산하고, 이 과정을 반복하면서 중심점이 더 이상 변화하지 않거나 사전에 설정된 최대 반복 횟수에 도달하면 알고리즘이 종료된다. 이러한 반복적인 최적화 과정을 통해 군집이 점차 수렴하게 된다. 이 알고리즘의 최종 목표는 각 군집 내 데이터 포인트들이 중심점과 얼마나 가까운지를 측정하는 오차 제곱합(SSE: Sum of Squared Errors)을 최소화하는 것이다. 이는 식 (7)로 표현된다[22].

$$\arg \min_c \sum_{i=1}^K \sum_{x \in c_i} \|x - \mu_i\|^2 \quad (7)$$

여기서 K 는 클러스터 수, C_i 는 i 번째 클러스터, x 는 해당 군집에 속한 데이터 포인트, μ_i 는 i 번째 클러스터의 중심점이다. 각 중심점 μ_i 는 해당 군집 내 모든 데이터의 평균으로 계산되며, 식 (8)과 같다.

$$\mu = \frac{1}{|C_i|} \sum_{x \in C_i} x \quad (8)$$

K 값의 결정은 K-Means의 가장 핵심적인 과제로, 클러스터 수가 너무 적으면 중요한 구조가 무시될 수 있고, 너무 많으면 과적합이 발생할 수 있다. 본 연구에서는 이러한 K 값 선정의 타당성을 확보하기 위해 실루엣 지수 활용하였다.

실루엣 지수는 각 데이터가 같은 군집 내의 다른 데이터들과 얼마나 가까이 밀집되어 있는지를 나타내는 응집도(cohesion)와, 다른 군집과 얼마나 잘 분리되어 있는지를 나타내는 분리도(separation)를 함께 고려하는 지표이다. 개별 데이터의 실루엣 계수는 식 (9)와 같이 정의된다[23].

$$s(i) = \frac{b(i) - a(i)}{\max(a(i), b(i))} \quad (9)$$

여기서 $a(i)$ 는 i 번째 데이터가 속한 군집 내 다른 점들과의 평균 거리, $b(i)$ 는 가장 가까운 다른 군집 내 점들과의 평균 거리이다. 실루엣 지수는 전체 데이터에 대해 $s(i)$ 값을 평균하여 계산되며, 값이 1에 가까울수록 군집화 품질이 우수함을 의미한다.

본 연구에서는 다양한 K값에 대해 실루엣 지수를 계산한 후, 가장 높은 값을 기록한 $K=10$ 을 최적 클러스터 수로 선정하였다. 이후 각 군집 내에서 종합 점수가 가장 높은 후보지를 대표 입지로 선정함으로써, K-Means 기반의 공간적 최적 입지 분석을 수행하였다. 이 과정은 군집 중심 기반으로 행정적으로 적용 가능성이 높고, 공간적 불균형 해소에 기여할 수 있는 결과를 도출하는 데 효과적인 방법으로 작용하였다.

IV. 실험 및 결과

1. DBSCAN 알고리즘을 활용한 공간적 최적 입지 분석

전기차 충전소의 입지는 고정된 군집 수를 가정하는 중심 기반 알고리즘보다는, 데이터 자체의 밀도 구조를 반영할 수 있는 DBSCAN이 보다 효과적인 대안이 될 수 있다. DBSCAN은 데이터의 지역적 밀도에 따라 자율적으로 군집을 형성하고, 밀도가 낮은 지점은 잡음(Noise)으로 간주하여 배제

함으로써 도심과 농촌이 혼재된 분석 환경에서 정책적 판단에 유용한 군집 정보를 제공할 수 있다 [24].

가. 하이퍼파라미터 설정 및 탐색

DBSCAN은 ε 과 MinPts 두 가지 주요 하이퍼파라미터 설정에 따라 군집의 수와 품질이 민감하게 변화한다. 이에 따라 본 연구에서는 ε 값을 0.08부터 0.11까지 0.01 간격으로, MinPts를 5부터 10까지 설정하여 총 24개의 조합을 실험하였다. 각 조합에 대해 군집 수, 잡음비, 실루엣 지수를 측정하였고, 이를 기반으로 군집 품질과 실무 활용 가능성을 동시에 고려하였다.

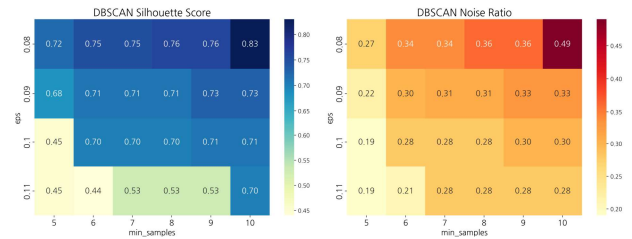


그림 5. 실루엣 지수 & 잡음비 히트맵

그림 5는 실험한 각 조합의 실루엣 지수와 잡음비를 시각화한 히트맵이다. 왼쪽의 히트맵은 각 DBSCAN 하이퍼파라미터 조합에 따른 실루엣 지수를 시각화한 것으로, 이는 클러스터 내 응집도와 클러스터 간 분리도를 종합적으로 고려한 군집 품질 지표이다. 반면 오른쪽 히트맵은 동일한 실험 조합에서 전체 데이터 중 노이즈로 분류된 비율을 나타낸다.

가장 높은 실루엣 지수는 $\varepsilon = 0.08$, MinPts = 10 조합에서 0.83을 기록하였다. 그러나 해당 조합의 경우 전체 데이터의 약 49%가 노이즈로 분류되어, 실무 적용 시 정보 손실 우려가 존재하였다. 이에 따라 본 연구는 실루엣 지수가 0.76이면서 노이즈율이 36%로 비교적 안정적인 $\varepsilon = 0.08$, MinPts = 8 조합을 최적 파라미터로 선정하였다.

이를 통해 단순히 클러스터 품질이 높은 조합뿐만 아니라, 실제 적용 가능성(정보 손실 최소화)을 함께 고려할 수 있도록 하였다. 본 연구에서는 전기차 수요와 관련된 다양한 지표를 종합적으로 반영하기 위해, <표 9>와 같은 가중치를 적용하여 각 후보지의 종합 점수를 산정하였다.

표 9. 변수별 조정 가중치

지표명	가중치
전기차당 충전소 비율	0.20
전기차당 급속기 비율	0.15
검색지수	0.15
검색건수	0.15
관광지 방문객 수	0.20
도심의 여부	0.15

나. 군집 결과 및 해석

선정된 최적 파라미터($\epsilon = 0.08$, MinPts = 8)를 기반으로 DBSCAN을 수행한 결과, 총 3개의 유의미한 군집과 34개의 노이즈 후보지가 도출되었다. 아래 산점도는 후보지의 위치를 X좌표와 Y좌표 기준으로 시각화한 결과이며, 색상은 군집 ID를 나타낸다.

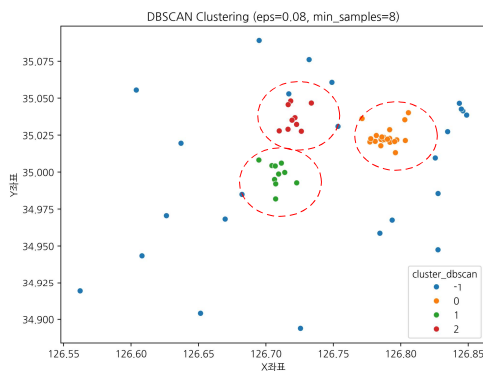


그림 6. DBSCAN 군집화 결과

다. 최적 입지 후보 도출 결과

각 군집에 대해 전기차 수, 충전소 수, 급속 충전기 비율, 도시의 여부, 검색 건수 및 관광객 수 등 총 6개 지표를 기반으로 가중치 합산 방식으로 종합 점수를 산정하였다. 본 연구에서 적용한 가중치는 아래와 같다.

각 군집 내에서 가장 높은 점수를 받은 후보지를 최종 입지로 선정하였다. <표 10>은 각 군집의 대표 입지에 대한 정보를 요약한 것이다.

표 10. DBSCAN 최종 입지 및 종합 점수

클러스터	장소명	행정동명	종합점수
0	산포면사무소	산포면	0.424735
1	나주소방서 이창119안전센터	이창동	0.829400
2	남산시민공원주차장	금남동	0.610616



그림 7. DBSCAN 최종 입지

최종적으로 그림 7의 지도는 선정된 최적 입지 3곳을 시각화한 결과이다. 각 군집에서 최고 점수를 받은 입지를 나타낸다. 이 결과는 향후 나주시의 급속 충전소 입지 결정에 있어, 공간적 효율성과 수요 중심의 전략적 배치 측면에서 중요한 참고자료로 활용될 수 있을 것으로 기대된다.

2. K-Means를 이용한 최적 입지 분석

본 절에서는 공간적 거리 기반으로 군집 중심을 반복적으로 조정하여 데이터를 분할하는 대표적인 중심 기반 알고리즘인 K-Means를 활용하여, 전기차 충전소의 최적 입지를 도출하였다. K-Means는 간단한 계산 구조와 직관적인 군집 해석이 가능하다는 장점이 있으며, 특히 지역 내 후보지가 명확한 군집 중심을 형성할 때 효과적으로 작동한다[25].

가. 최적 군집 수(K) 결정

K-Means는 사전에 지정한 군집 수(K)를 기준으로 데이터를 분할하므로, 적절한 K값을 설정하는 것이 중요하다. 본 연구에서는 엘보우 방법과 실루엣 지수를 함께 활용하여 최적 군집 수를 결정하였다. 군집 수를 2~10 범위로 변화시키며 클러스터링을 수행한 후,

관성(Inertia) 및 실루엣 계수를 계산하고 시각화하였다.

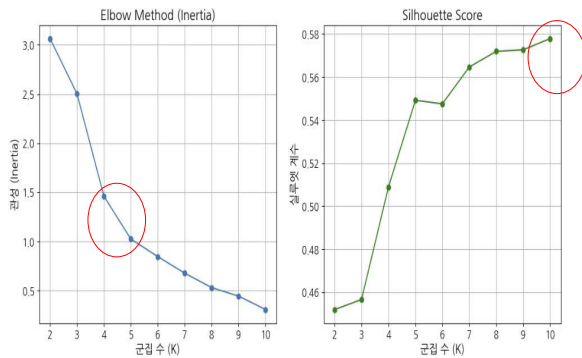


그림 8. KMeans 최적 군집 수 탐색 결과

엘보우 방법 결과, 관성이 급격히 감소하는 구간은 $K=4$ 였으며, 실루엣 지수는 $K=10$ 에서 최대값(0.578)을 나타냈다. 이와 같이 실루엣 계수가 점진적으로 증가하다가 안정화되는 양상을 보이는 점을 고려하여, 본 연구에서는 $K=10$ 을 최적의 군집 수로 채택하였다.

나. 군집 결과 및 해석

선정된 $K=10$ 을 바탕으로 KMeans 클러스터링을 수행하였으며, 결과는 아래와 같이 시각화되었다. 각 점은 후보지를 나타내며, 색상은 군집을 구분한다.

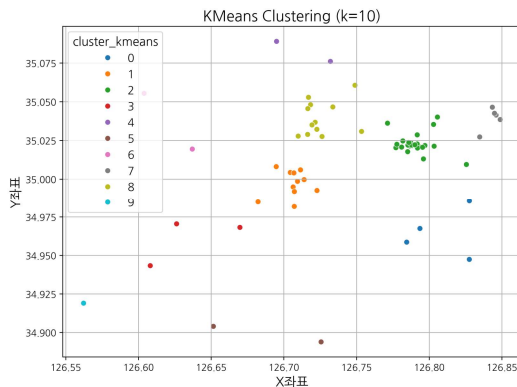


그림 9. KMeans 클러스터링 결과

해당 결과는 DBSCAN과는 달리 모든 후보지가 하나의 군집에 소속되며, 노이즈(비할당 지점)가 존재하지 않는 특징을 보였다. 이는 중심 기반 알고리즘의 특성으로, 군집 간 간격이 균등하고 데이터가 고르게 분포되어 있을 경우 효과적으로 작동한다.

다. 최종 입지 후보 도출

군집별로 종합점수 계산을 위해 앞서 정의한 6개 변

수에 <표 9>와 같은 가중치를 적용하였다. 각 군집에서 해당 종합점수가 가장 높은 후보지를 최종 입지로 선정하였다. 결과는 <표 11>과 같다.

표 11. 최종 입지 후보지 및 종합 점수

클러스터	장소명	행정동명	종합점수
0	빛고을정신요양원	다도면	0.560985
1	나주소방서 이창119안전센터	이창동	0.829400
2	나주국립나주병원	산포면	0.452673
3	나주 공산면사무소	공산면	0.437978
4	나주 노안면사무소	노안면	0.432598
5	나주 반남면사무소	반남면	0.434464
6	나주 다시면사무소	다시면	0.280407
7	밝은마음병원	봉황면	0.600020
8	나주남산시민문화주차장	금남동	0.610616
9	주철현주차장	동강면	0.298279

라. 시각화 결과

최종 입지는 Folium 기반 지도 위에 표시하였다. 클러스터별로 색상을 부여하고, 각 후보지의 위치와 정보는 지도 우측 하단의 범례를 통해 확인할 수 있도록 구성하였다.

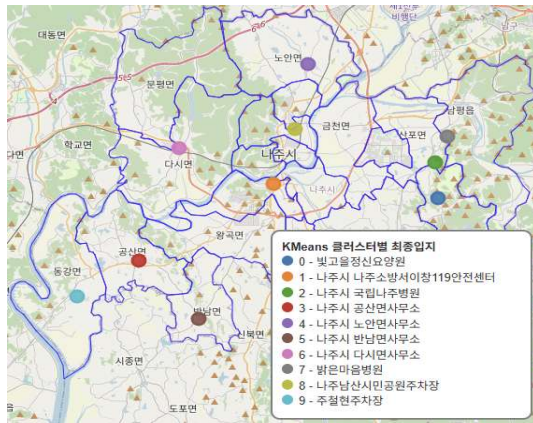


그림 10. K-Means 최종 입지

해당 시각화 결과는 나주시 전역에 걸쳐 충전소 입지가 고르게 분포되어 있으며, 중심과 외곽 지역 모두 일정 수준의 클러스터 중심 입지가 확보된 것으로 해석된다. 이는 DBSCAN 결과보다 해석이 직관적이고 적용 가능한 입지를 다양하게 제시하는 장점을 가진다.

3. 2단계 군집 기반 통합 입지 선정

본 절에서는 앞서 수행한 DBSCAN 및 K-Means 알고리즘의 군집화 결과를 통합한 2단계 군집 방식(2-Step Clustering Methodology)을 제안하고, 이를 기반으로 전기차 급속 충전소의 최적 입지를 도출하였다. DBSCAN과 K-Means는 각각 밀도 기반 탐색과 중심 기반 분산이라는 상이한 특성을 지니며, 단일 모델로는 군집 품질과 공간 분포 간 균형을 확보하는데 한계가 존재한다. 이에 따라 본 연구는 두 방식의 상보적 장점을 통합하여 실질적이고 형평성 있는 입지를 도출하고자 하였다.

가. 2단계 군집 방식의 적용 절차

2단계 군집 방식은 DBSCAN과 K-Means 결과를 결합하는 절차를 따른다. 먼저 DBSCAN 결과 중 노이즈로 분류되지 않은 군집에서 종합점수가 가장 높은 입지를 1개씩 선정하였다. 이어서 K-Means 결과에서도 각 군집 내 최고 점수 입지를 선정하되, DBSCAN에서 이미 선택된 입지는 제외함으로써 중복을 방지하였다. 최종적으로 두 결과를 병합하고

출처(source)를 구분하여 총 11개의 최종 입지를 도출하였다.

이 과정은 단순 병합이 아닌, DBSCAN의 고품질 군집 특성과 K-Means의 공간적 균형 특성을 함께 반영한 통합 접근으로, 충전소 배치의 효율성과 형평성을 동시에 고려할 수 있도록 구성되었다.

나. 2단계 군집 방식 최종 입지 결과

<표 12>는 2단계 군집 방식에 따라 선정된 11개 입지의 정보를 요약한 것이다. 각 입지는 해당 군집 내에서 종합점수가 가장 높은 후보지이며, DBSCAN 또는 K-Means 결과에서 도출된 방식에 따라 출처가 구분된다.

표 12. 최종 입지 후보지 및 종합 점수

NO	장소명	행정동명	종합점수	모델
0	나주소방서이창119안전센터	산포면	0.424735	DBSCAN
1	나주소방서이창119안전센터	이창동	0.829400	DBSCAN
2	남산시민공원주차장	금남동	0.610616	DBSCAN
3	빛고을정신요양원	다도면	0.560985	K-means
4	나주국립나주병원	산포면	0.452673	K-means
5	나주공산면사무소	공산면	0.437978	K-means
6	나주노안면사무소	노안면	0.432598	K-means
7	나주반남면사무소	반남면	0.434464	K-means
8	나주다시면사무소	다시면	0.280407	K-means
9	밝은마음병원	봉황면	0.600020	K-means
10	주철현주차장	동강면	0.298279	K-means

해당 입지들은 그림 11과 같이 folium 기반 지도를 활용하여 시각화하였으며, 각 입지의 위치와 클러스터 구분을 색상 및 레이블로 표시하였다.

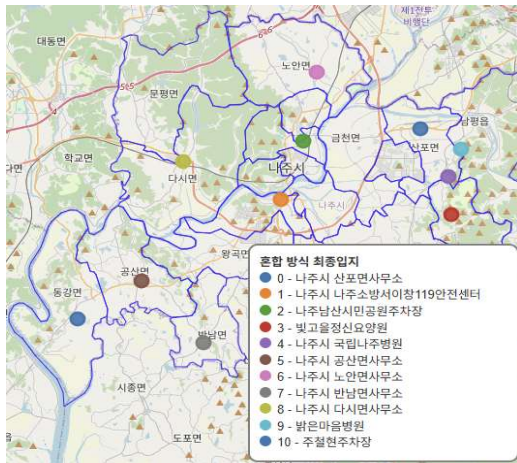


그림 11. 2단계 군집 방식 최종 입지

4. 군집화 방식 간 비교 분석

2단계 군집 방식의 효과성을 검증하기 위해 DBSCAN, K-Means, 2단계 군집 방식 각각의 결과를 정량적으로 비교하였다. 평가 지표는 입지 수, 평균 종합점수, 최고점 점수, 도심외 입지 비율이며, 그 결과는 <표 13>에 제시하였다.

표 13. 군집화 방식별 입지 평가 비교

모델	입지수	평균 종합점수	최고점 점수	도심외 입지비율
DBSCAN	3	0.6216	0.8294	0.67
K-Means	10	0.4937	0.8294	0.90
2단계 군집 방식	11	0.6216	0.8294	0.91

DBSCAN은 밀도 기반 알고리즘으로, 데이터 간 밀집도를 반영해 고품질의 핵심 입지를 도출하는 데 강점을 보였다. 도출된 입지들은 평균 종합점수에서 가장 높은 성과를 나타내며, 충전소 수나 급속기 비율, 관광객 유입 등 복합 요소를 반영한 점수 기반 최적 입지로 평가되었다. 그러나 군집 수가 적고, 전체 데이터 중 상당 비율이 노이즈로 처리되면서 실질적으로 활용 가능한 입지 수가 제한되는 문제가 있었다. 특히, 입지의 공간적 분포가 도심에 집중되어 지역 형평성 측면에서는 미흡한 결과를 보였다.

K-Means는 모든 후보지를 군집화 대상으로 활용함으로써 입지 수를 최대한 확보하고, 도심 외 지역을 포

함한 고른 지리적 분포를 실현하는 데 유리했다. 특히 도심 외 입지 비율이 가장 높아 공간적 형평성을 반영하기에는 적절한 구조를 갖추었다. 그러나 일부 군집은 낮은 종합점수를 기록하였으며, 이는 평균 점수 저하로 이어져 입지의 실효성과 전략적 우선순위에서 제한점이 나타났다.

이러한 한계를 보완하기 위해 제안된 2단계 군집 방식은 DBSCAN의 응집도 중심 고품질 입지와 K-Means의 공간 분산 기반 입지를 결합하였다. 그 결과, 평균 종합점수는 DBSCAN 수준에 근접하면서도, 입지 수는 K-Means 수준으로 확대되었고, 도심 외 지역의 입지 비율 또한 0.83으로 확보되어 효율성과 형평성 두 측면 모두에서 균형 잡힌 성과를 도출하였다.

종합적으로 볼 때, 2단계 군집 방식은 DBSCAN의 정확성과 K-Means의 분포 다양성을 상호 보완적으로 활용하여, 정책적으로도 충전소 입지 선정의 전략성과 수용 가능성을 동시에 만족시킬 수 있는 현실적인 접근법으로 판단된다. 이는 향후 공공시설 입지 선정, 기반시설 계획 등 다양한 공간 분석 문제에도 유연하게 적용 가능할 것으로 기대된다.

III. 결 론

본 연구는 나주시를 사례로 하여 전기차 충전소의 입지 불균형 문제를 해결하고, 수요 기반의 공간적 최적 입지를 도출하기 위해 K-Means, DBSCAN, 그리고 두 알고리즘을 결합한 2단계 군집 방식을 적용하였다. 총 67개의 공공시설(공영주차장, 도서관, 24시간 개방 공공기관 등)을 후보지로 설정하고, 전기차당 충전소 비율, 급속충전기 비율, 내비게이션 검색 지수 및 건수, 관광지 방문객 수, 도심 외 여부 등 6개의 주요 수요 변수를 가중 정규화하여 종합 점수를 산정하였다.

DBSCAN 알고리즘은 고밀도 구간을 중심으로 고품질 후보지를 도출하는 데 강점을 보였으며, 실제로 평균 종합 점수 기준에서 가장 높은 성과를 나타냈다. 그러나 노이즈(-1)로 처리되는 후보지 비율이 높아 전체 입지 수가 적고, 도심 지역에 결과가 집중되어 공간 분산성이 낮다는 한계가 있었다. 반면, K-Means는 모든

후보지를 군집화 대상으로 포함하고, 일정한 클러스터 수를 기반으로 입지를 도출함으로써 도심과 도심 외 지역을 균형 있게 반영하는 분포 특성을 보였다. 그러나 평균 종합 점수가 낮고, 일부 군집의 품질 편차가 컸다는 점은 개선이 필요한 요소로 나타났다.

이러한 두 방식의 장단점을 보완하고자, 본 연구는 2단계 군집방식을 제안하였다. 2단계 군집 방식은 DBSCAN의 고점수 입지를 우선 채택한 후, 중복되지 않는 K-Means의 고득점 입지를 보완적으로 포함시키는 방식으로 구성되었다. 그 결과 평균 종합 점수는 0.6216로 유지되면서도 입지 수는 11개, 도심 외 입지 비율은 0.91으로 확보되어, 고품질 입지 확보와 지역 형평성의 균형을 동시에 달성하였다.

이러한 결과는 2단계 군집 방식이 단일 군집화 알고리즘보다 실질적 정책 적용성과 공간적 수용성 측면에서 더 유효한 접근이라는 점을 보여주며, 전기차 충전 인프라 확대를 위한 입지 선정에 있어 실용적인 대안이 될 수 있음을 시사한다.

본 연구에서 제안된 입지 선정 결과가 실제 정책에 반영되어 충전소가 설치될 경우, 설치 이후의 운영 데이터를 기반으로 결과의 실효성을 검증하는 후속 연구가 필요하다. 특히 입지별 충전소 이용량, 충전 건수, 체류 시간 등의 데이터를 수집·분석하여, 사전 산정된 종합 점수와 실제 이용 수요 간의 상관성을 검토하고, 선정 모델의 예측 정확도를 평가할 예정이다. 이를 통해 최적화 모델의 신뢰성을 높이고 정책적 활용성을 더욱 강화할 수 있을 것이다.

또한 향후 연구는 다음과 같은 방향으로 확장될 수 있다. 첫째, 충전 수요의 계절별 변화나 시간대별 특성을 반영하기 위해 LSTM, Prophet 등 시계열 기반 예측 모델을 접목하는 방식이 고려될 수 있다. 둘째, DBSCAN의 핵심 하이퍼파라미터인 ϵ 와 MinPts에 대한 공간 조건 기반의 최적화 알고리즘을 적용하여, 노이즈 비율을 줄이고 지역 특성에 유연하게 대응할 수 있는 밀도 기반 군집화를 설계할 수 있다. 셋째, 본 연구의 분석 프레임워크를 타 지역에 적용함으로써, 전국 지자체의 충전소 입지 정책 수립을 위한 보편적 모형으로 확장하는 방향도 추진 가능하다.

결론적으로 본 연구는 수요 기반 공간 변수와 군집 알고리즘을 통합하여 전기차 충전소의 전략적 입지를 평가·선정한 사례로서, 데이터 기반 행정과 공간 형평성 확보를 동시에 지향하는 실질적 정책 지원 도구로 활용될 수 있는 가능성을 제시하였다.

REFERENCES

- [1] 장요한, 박선준. (2021). 전기차 충전 인프라 시장과 문제점 분석 연구, 한국교통연구원(KOTI).
- [2] 이승문, 김재경 외. (2016). 네트워크 기반의 전기차 동차 충전인프라 구축방안 연구 (KEEI 기본연구 보고서 16-08), 에너지경제연구원.
- [3] 김지규, 이동민, 김수환.(2022). 서울시 전기차 충전 수요를 고려한 급속충전소의 최적입지 선정 연구, 한국ITS학회 논문지.
- [4] Li, Y., Pei, W., Zhang, Q., Xu, D., & Ma, H.(2023). Optimal Layout of Electric Vehicle Charging Station Locations Considering Dynamic Charging Demand., *Electronics*.
- [5] 김경현, 구운모, “교통량 데이터를 활용한 전기차 충전소 위치 최적화 방안 연구,” *한국혁신학회지*, 제15권, 제4호, 61 - 91쪽, 2020년
- [6] 전형진, 박재국, 김형규, “GIS를 활용한 전기차 급속충전소 최적 입지 선정에 관한 연구,” *대한토목학회 정기학술대회 논문집*, 56 - 60쪽, 2022년
- [7] Magsino, E., Espiritu, F. M. M., & Go, K. D. (2024). Discovering Electric Vehicle Charging Locations Based on Clustering Techniques Applied to Vehicular Mobility Datasets, *ISPRS International Journal of Geo Information*, vol. 13, no. 10, 368.
- [8] 우현, 손용주, 최승연, “전기차 충전소 최적 입지 선정을 통한 충전 부하 분산 전략에 관한 연구,” *조명·전기설비학회논문지*, 제35권, 제9호, 24 - 31 쪽, 2021년
- [9] Yang, A., Zhang, J., Yang, H., Tao, K., Xu, M., & Zhao, Y. (2025). Optimization of Electric Vehicle Charging Station Layout Based on Hybrid K Means and DBSCAN Clustering, *Journal of Big Data*, vol. 6, no. 1, Article 59.
- [10] Wang, Y., Wu, J., & Zhang, X. (2022). Electric vehicle charging station accessibility and land use clustering: A case study of the Chicago region, *Journal of Urban Mobility*, 2, 100019.
- [11] 전형진, 박재국, 김형규, “GIS를 활용한 전기차 급속충전소 최적 입지 선정에 관한 연구,” *대한토목학회 정기학술대회 논문집*, 56 - 60쪽, 2022년
- [12] Khalife, A., Fay, T. A., & Göhlich, D. (2022). Optimizing public charging: An integrated approach based on GIS and multi criteria

decision analysis, *World Electric Vehicle Journal*, vol. 13, no. 8, 131.

- [13] 김지규, 이동민, 김수환, “서울시 전기차 충전수요를 고려한 급속충전소의 최적입지 선정 연구,” *한국ITS학회논문지*, 제21권, 제6호, 57 - 69쪽, 2022년
- [14] 윤소현, 김연우, 이정진, “밀도기반 군집분석을 활용한 전동휠체어 충전소 위치 최적화,” *한국멀티미디어학회논문지*, 제27권, 제2호, 178 - 189쪽, 2024년
- [15] 권오성, “로드밸런싱을 고려한 전기차 충전소 입지선정에 관한 연구,” *인하대학교 물류전문대학원 석사학위논문*, 2017년
- [16] Abdullahi, A. M., Li, H., & Wang, X. (2023). Location optimization of EV charging stations: A custom K-means cluster algorithm approach, *Applied Energy*, 347, Article 121349.
- [17] Cao, H., Zhang, L., Liu, Y., Huang, W., & Shen, Y. (2022). A spatial-temporal comparison of EV charging station clusters, *CCIS Preprint Series*.
- [18] Alsarhan, A., Alnatsheh, A., Aljaidi, M., Makkawi, T. A., Aljamal, M., & Alsarhan, T. (2024). Optimizing Electric Vehicle Charging Infrastructure through Machine Learning: A Study of Charging Patterns and Energy Consumption, *International Journal of Interactive Mobile Technologies*, vol. 18, no. 21, pp. 149 - 170.
- [19] Straka, M., & Buzna, Ľ. (2019). Preprocessing of GIS data for electric vehicle charging stations analysis and evaluation of the predictors significance, *Transportation Research Procedia*, 40, pp. 1583 - 1590.
- [20] Ester, M., Kriegel, H.-P., Sander, J., & Xu, X. (1996). A density-based algorithm for discovering clusters in large spatial databases with noise, *In Proceedings of the Second International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD'96)*, pp. 226 - 231. AAAI Press.
- [21] Sander, J., Ester, M., Kriegel, H.-P., & Xu, X. (1998). Density-based clustering in spatial databases: The algorithm GDBSCAN and its applications, *Data Mining and Knowledge Discovery*, vol. 2, no. 2, pp. 169 - 194.
- [22] Lloyd, S. (1982). Least squares quantization in PCM, *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. 28, no. 2, pp. 129 - 137.
- [23] Rousseeuw, P. J. (1987). Silhouettes: A graphical aid to the interpretation and validation of cluster analysis, *Journal of Computational and Applied Mathematics*, 20, pp. 53 - 65.
- [24] Kim, D.-W., Lee, K. H., & Lee, D. (2004). A new initialization method for K-means clustering, *In Proceedings of the 7th*

Pacific-Asia Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (PAKDD), pp. 396 - 405.

- [25] Monteagudo, R., González, J. A., Sánchez, M. I., Martínez, D., & Ortega, A. (2024). Optimal EVs charge station allocation considering residents dispersion, *IEEE Access*, 12, pp. 191074 - 191091.

저 자 소 개



황성필(준회원)

1999년 호남대학교 전자공학과 학사 졸업.

2023년 전남대학교 산업대학원 전자 컴퓨터공학과 수료.

2025년 전남대학교 데이터사이언스대학원 재학.

<주관심분야 : 공간정보 분석, 클러스터링, 스마트시티, 인공지능>



나인섭(종신회원)

1997년 전남대학교 전산학과 졸업(이학사).

1999년 전남대학교 전산통계학과 졸업(이학석사).

2008년 전남대학교 전산학과 졸업(이학박사).

2023년~현재 전남대학교 문화콘텐츠학부, 데이터사이언스대

학원 교수.

<주관심분야 : 인공지능, 시각지능, 영상처리, 패턴인식 객체(검출,분할,인식,추적,이해)>