

전기차 충전소 설치 최적화를 위한 통계적 및 공간분석 기법 적용

박성진

University of Wisconsin-Madison

Computer Science & Data Science

(seongjinpark99@gmail.com)

1. 서론

최근 전기차 보급이 전 세계적으로 급증함에 따라, 전기차 충전 인프라의 효율적 구축이 중요한 사회·경제적 과제로 대두되었다. 단순히 설치 개수를 늘리는 문제가 아니라, 이용자의 접근성을 보장하고 운영 효율을 극대화하며 미래 수요 예측에 따른 적절한 분포를 유지하는 것이 필수적이다. 이에 따라, 기존 충전소 분포와 지역별 수요를 체계적으로 분석하고, 추가 설치가 필요한 지역을 도출하는 연구가 활발히 이루어지고 있다.

본 연구는 한국전력공사의 전기차 충전소 설치 현황 데이터, 국가교통 데이터 오픈마켓의 2021년 추정 교통량 데이터(총 연간 통행량, ALL_AADT), 그리고 2025년 2월 28일 기준 전기차 등록 현황 데이터를 결합하여, 전국 단위 한국전력공사 전기차 충전 인프라의 분포를 정량화하였다. 각 지역의 교통량과 전기차 등록 대수를 정규화하여 수요 지수를 산출하고, 전체 충전소 수를 비례 배분하여 이상적 충전소 배분을 도출한 후, 실제 설치 현황과의 격차(공급-수요 격차, Gap)를 산출하였다. Gap이 양수인 지역을 대상으로 교통량 데이터 기반 후보 좌표와 수요 가중치를 반영한 K-Means 군집화 기법을 적용하여 추가 설치 후보 위치를 도출함으로써, 인프라 불균형 해소 및 정책 지원 방안을 모색하였다.

2. 관련 연구

전기차 보급 확산에 따라 충전 인프라의 효율적 배치가 중요한 연구 주제로 부상하였다. 여러 학자들은 전기차 충전소 위치 선정 문제를 다목적 최적화 문제로 정의하고, 다양한 모델 및 알고리즘을 제안하였다.

2.1 위치 최적화 모델

p-중앙(p-Median) 및 p-중심(p-Center) 모델:
p-중앙 모델은 수요 지점과 충전소 간 총 이동 거리를 최소화하는 것을, p-중심 모델은 최대 서비스 거리를 최소화하는 것을 목표로 한다. Hodgson et al. (1996)은 이 모델들을 교통 인프라 계획에 적용하여 효율성과 형평성의 균형을 모색하였으며, Felipe et al. (2014)와 Chung & Kwon (2015)는 전기차의 주행 범위를 고려한 확장 모델을 제시하였다.

Maximal Covering Location Problem (MCLP):
주어진 예산 내에서 최대 수요를 커버할 수 있도록 충전소 위치를 선정하는 모델로, Chung & Kwon (2015)와 Capar et al. (2013)의 연구에서 활용되었다.

2.2 데이터 기반 클러스터링 기법

K-Means 및 계층적 클러스터링:
Chen et al. (2013)은 교통량, 인구 밀도, 토지 이용 데이터를 결합하여 K-Means 클러스터링으로 충전소 후보지를 도출하였고, Wi et al. (2015)는 가중치 기반 퍼지 클러스터링을 통해 불확실성을 반영한 위치 선정 모델을 제안하였다. 본 연구 역시 수요 기반 K-Means

군집화를 통해 공급-수요 격차가 양수인 지역의 추가 설치 후보를 도출하였다.

2.3 GIS 및 통합 접근

GIS 활용:

Lee et al. (2014)은 서울시 교통 흐름과 GIS 를 결합해 최적 충전소 밀도를 산출하였으며, Xiong et al. (2018)은 실시간 교통 데이터를 활용해 동적 수요 예측 모델을 개발하였다.

다목적 최적화:

Zhang et al. (2017)과 Park et al. (2020)은 다목적 최적화 모델을 적용하여 설치 비용, 환경 영향, 사용자의 편의성 등을 동시에 고려한 접근법을 제시하였다.

3. 방법 제안 및 적용

본 연구는 전국 단위 데이터를 대상으로 한국전력공사 전기차 충전소 최적화를 위해 다음의 과정을 수행하였다.

3.1 수요 지수 산출

3.1.1.교통량 데이터 정규화

국가교통 데이터 오픈마켓에서 제공된 각 행정구역(읍·면·동 단위)의 "총 연간 통행량" (ALL_AADT)을 데이터 집합 내 최대값으로 나누어 0 과 1 사이의 정규화된 값을 산출하였다.

$$\text{정규화된 교통량 지표} = (\text{해당 구역의 총 연간 통행량 (ALL_AADT)}) / (\text{전체 구역 중 최대 총 연간 통행량 (ALL_AADT)})$$

3.1.2. 전기차 등록 현황 데이터 정규화

2025년 2월 28일 기준 전기차 등록 대수를 전체 데이터 중 최대 등록 수로 나누어 정규화하였다.

$$\text{정규화된 전기차 등록 수} = (\text{해당 지역의 전기차 등록 대수}) / (\text{전체 지역 중 최대 전기차 등록 대수})$$

3.1.3. 수요 지수 계산

정규화된 교통량 지표와 정규화된 전기차 등록 수에 동일 가중치(각 1.0)를 부여하여 단순 합산, 지역별 상대적 수요 지수를 산출하였다.

예:
$$\text{수요 지수} = (\text{정규화된 총 연간 통행량 (ALL_AADT)}) + (\text{정규화된 전기차 등록 수})$$

정규화 과정을 통해 척도가 통일되어, 두 지표의 단순 합산만으로도 지역별 수요 차이를 효과적으로 반영할 수 있었다.

3.2 이상적 충전소 배분 및 공급-수요 격차 계산

3.2.1.이상적 충전소 수 산출

한국전력공사 전기차 충전소 설치 현황 데이터로부터 전체 설치 충전소 수(약 4,614 개)를 집계하였다. 전체 충전소 수를 각 지역의 수요 지수가 전체 수요 합에서 차지하는 비율로 배분하여 이상적 충전소 수를 도출하였다.

$$\text{Ideal Count}_{\text{지역}} = \text{Total Charging Stations} \times \frac{\text{Demand Index}_{\text{지역}}}{\sum \text{Demand Index}}$$

3.2.2.실제 충전소 수 집계 및 Gap 계산

전기차 충전소 설치 현황 데이터의 주소 정보를 활용하여, 각 지역별 실제 설치 충전소 수를 집계하였다. 공급-수요 격차는 아래 식으로 계산되었다.

$$\text{공급-수요 격차 (Gap)} = \text{이상적 충전소 수} - \text{실제 설치 충전소 수}$$

격차가 양수인 지역은 추가 설치 필요성이 있는 것으로 판단된다.

3.3 추가 설치 후보 위치 도출: K-Means 클러스터링 기법 적용

3.3.1 후보 좌표 선정

교통량 데이터의 " 시도 시군구 읍면동 " 주소를 결합하여 전체 주소(Full Address)를 생성하고, Nominatim(지오코딩 API)을 통해 각 주소의 위도(위도)와 경도(경도)를 산출하였다. 산출된 좌표를 후보 데이터로 활용하며, 각 좌표에는 정규화된 "총 연간 통행량" (ALL_AADT) 값을 수요(가중치)로 부여하였다.

3.3.2 수요 기반 K-Means 군집화

공급-수요 격차가 양수인 각 지역에 대해, 추가 설치가 필요한 충전소 수(반올림 처리된 정수값)를 클러스터 수로 설정하고, 해당 지역 내 후보 좌표를 대상으로 K-Means 군집화를 수행하였다. 군집화 시, 각 좌표의 정규화된 ALL_AADT 값을 표본 가중치로 적용하여, 수요가 높은 위치가 클러스터 중심 계산에 더 큰 영향을 미치도록 하였다.

최종적으로 도출된 클러스터 중심 점들이 추가 설치 후보 위치로 결정되었다.

3.3.3 후보 데이터 부족 시 대체 처리

만약 특정 지역 내 후보 좌표의 수가 추가 설치 필요 수보다 부족한 경우, 해당 지역 내 후보 좌표들의 수요 가중치에 따른 가중 평균을 계산하여 대표 후보 위치를 도출하였다.

4. 실험

본 장에서는 제안한 방법론의 적용 과정을 데이터 전처리, 통계 및 군집 분석, 그리고 결과 시각화 단계별로 설명합니다.

4.1 데이터 전처리

먼저, 전기차 충전소 설치 현황, 교통량, 전기차 등록 데이터를 기반으로 데이터를 가공하였습니다. 전기차 충전소 데이터는 좌표계를 EPSG:4326(위도/경도)로 통일하고, 주소 정보를 활용하여 시/도 단위의 지역 정보를 추출하였습니다.

```
[1] EV 충전소 GeoDataFrame (gdf)
-----
형태: (4614, 12)
컬럼: ['field1', 'field2', 'field3', 'field4', 'field5', 'field6', '_GC_TYPE', '_CLEANADDR', 'geometry', 'region', 'lat', 'lon']
샘플 데이터 (처음 3개행):
   field1  field2  field3  field4  field5  field6  \
0  전체  가평충전소  경기도 가평군 가평읍 대곡리 213-5  1  0  SM3 Z.E,테슬라
1  전체  가평충전소  경기도 가평군 가평읍 대곡리 316  2  0  BMW i3,스마트EV,볼트EV
2  전체  가평하수도사업소  경기도 가평군 가평읍 달전리 364  1  0  SM3 Z.E,테슬라

   _GC_TYPE  _CLEANADDR  geometry  region  \
0  정  경기도 가평군 가평읍 대곡리 213-5  POINT (127.51669 37.82366)  경기도
1  정  경기도 가평군 가평읍 대곡리 316  POINT (127.58722 37.82585)  경기도
2  정  경기도 가평군 가평읍 달전리 364  POINT (127.52045 37.81625)  경기도

   lat  lon
0  37.823665  127.516698
1  37.825832  127.587218
2  37.816248  127.520453
```

<그림1> 데이터셋 구조: 전기차 충전소 설치 현황(처음 3개행)

교통량 데이터의 경우, 시도, 시군구, 읍면동 정보를 결합한 전체 주소를 생성한 후 Nominatim 지오코딩을 통해 각 주소의 위도와 경도를 산출하였으며, 결측치는 제거하여 후보 좌표를 확보하였습니다.

```
[3] 교통량 데이터 (traffic_merged)
-----
형태: (3427, 18)
컬럼: ['sido_code', 'sigungu_code', 'end_code', 'week_type', 'ALL_AADT', 'PSCR_AADT', 'BUS_AADT', 'FGCR_AADT', 'area_code', 'sido', '읍면동', '시군구', '소분류', '읍면동', 'full_address', 'coords', 'lat', 'lon']
샘플 데이터 (처음 3개행):
   sido_code  sigungu_code  end_code  week_type  ALL_AADT  PSCR_AADT  BUS_AADT  \
0  11000  11010  1101853  weekday  13484  11442  576
1  11000  11010  1101854  weekday  8751  7851  247
2  11000  11010  1101855  weekday  9787  8477  482

   FGCR_AADT  area_code  sido  소분류  읍면동  full_address  \
0  1385  11018530  서울특별시  11010.0  종로구  11018530.0  서지동  서울특별시  종로구  서지동
1  644  11018540  서울특별시  11010.0  종로구  11018540.0  상암동  서울특별시  종로구  상암동
2  828  11018550  서울특별시  11010.0  종로구  11018550.0  부암동  서울특별시  종로구  부암동

   coords  lat  lon
0  (37.5738317, 126.97838418681389)  37.573832  126.978384
1  (37.58964, 126.98112)  37.589640  126.981120
2  (37.5949682, 126.9657272)  37.594968  126.965727
```

<그림2> 데이터셋 구조: 교통량 데이터 (처음 3개행)

전기차 등록 데이터는 2025년 2월 28일 기준 각 지역별 전기차 등록 대수를 반영할 수 있도록 가공하였습니다.

[2] EV 등록 데이터 (ev_reg_dict)

형태: 딕셔너리, 항목 수: 17

항목 예시 (처음 5개):

서울: 84172
 인천: 55919
 경기: 155103
 강원: 21287
 충북: 25932

<그림3> 데이터셋 구조: 전기차 등록 현황 데이터 (처음 5개)

4.2 전처리 과정:

EV_Charging_geo 데이터는 GeoPandas를 이용해 불러온 후 좌표계를 EPSG:4326(위도/경도)로 통일하고, 주소에서 시/도 정보를 추출하여 지역 변수로 저장하였다.

전기차 등록 현황 데이터는 딕셔너리로 변환하여 지역별 수요 산출에 사용되었다.

교통량 데이터는 area_code.csv와 병합한 후, "시도 시군구 읍면동" 형식의 전체 주소를 생성하고, Nominatim 지오코딩을 통해 위도(위도)와 경도(경도)를 산출하여 후보 데이터로 활용하였다.

충전소 지역별 개수 (상위 5개):

region
 경기도 859
 서울특별시 586
 경상남도 418
 경상북도 375
 전라남도 266

Name: count, dtype: int64

[1] 교통량 평균(mean) 기준 상위 5개 지역

region	mean	sum
서울	15011.835714	6304971
인천	11637.953846	1512934
경기	10891.197125	5304013
대구	9376.576923	1218955
부산	8680.375635	1710034

[2] EV 등록 데이터 상위 5개 지역

경기 155103
 서울 84172
 인천 55919
 제주 49690
 경남 48510
 dtype: int64

<그림3> 데이터셋 구조: 지역별 통계 (처음 5개행)

4.3 통계적 및 군집 분석 적용

수요 지수 산출:

교통량 데이터와 전기차 등록 데이터를 각각 정규화한 후 동일 가중치로 합산하여 지역별 수요 지수를 산출하였으며, 이를 기반으로 전체 충전소 수(4,614 개)를 비례 배분하여 이상적 충전소 수를 계산하였다.

공급-수요 격차 (Gap) 계산:

이상적 충전소 수와 각 지역의 실제 설치 충전소 수의 차이를 산출하여, Gap 이 양수인 지역을 추가 설치 대상 지역으로 선정하였다.

K-Means 군집화를 통한 추가 후보 위치 도출:

양수 Gap 이 있는 지역의 교통량 데이터 후보 좌표에 대해 정규화된 ALL_AADT 값을 가중치로 적용해 K-Means 군집화를 수행, 도출된 클러스터 중심점을 추가 설치 후보 위치로 선정하였다.

4.4 결과 시각화 및 분석

막대차트 시각화:

추가로, 바 차트를 이용하여 각 지역별로 실제 설치된 충전소 수, 이상적으로 배분된 충전소 수, 그리고 공급-수요 격차(Gap)를 한눈에 비교하였다. 이 막대차트는 'Actual', 'Ideal', 'Gap'의 세 가지 항목을 그룹화하여 지역별 불균형 정도를 직관적으로 보여주었으며, 특히 서울, 경기, 부산과 같이 Gap 이 크게 나타나는 지역에서의 추가 설치 필요성을 명확하게 확인할 수 있도록 하였다.

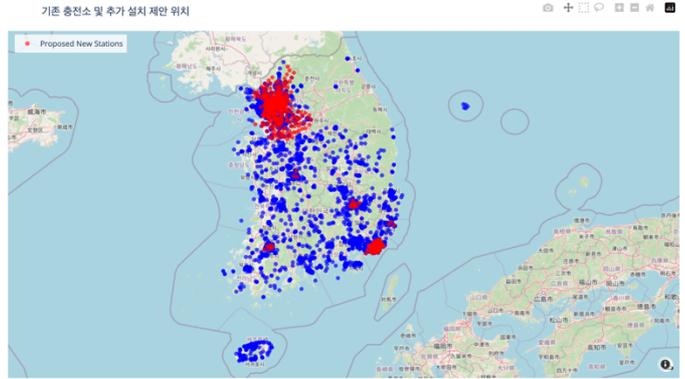
지역별 충전소 수: 실제 vs 이상적인 (Supply-Demand Gap)



<그림 4> 지역별 충전소 수: 실제 vs 이상적인 (Supply-Demand Gap) 바 그래프

지도 시각화:

Plotly Express 및 Plotly Graph Objects 를 활용하여, 전국의 기존 충전소(파란색 점)와 추가 후보 위치(빨간색 별표)를 지도 위에 표시하였다.



<그림 5> 기존 충전소 및 추가 설치 제안 위치 (빨간색: 추가 설치 제안 위치, 파란색 : 기존 충전소 위치)

실험 결과 요약:

주요 도심 지역(서울, 경기, 부산)에서 공급-수요 격차가 크게 나타났으며, Gap 이 양수인 지역에 대해 총 703 개의 추가 후보 위치가 도출되었다. 후보 위치는 수요가 집중된 영역에 효과적으로 산출되어, 추가 설치의 시급성을 반영하였다.

```

=====
Supply-Demand Gap Analysis (수치):
=====

```

	Ideal	Actual	Gap
강원	NaN	NaN	NaN
강원특별자치도	NaN	261.0	NaN
경기	1081.118274	859.0	222.118274
경남	269.977662	418.0	-148.022338
경북	221.798000	375.0	-153.202000
광주	114.643513	108.0	6.643513
대구	247.822454	237.0	10.822454
대전	142.456049	139.0	3.456049
부산	330.681517	195.0	135.681517
서울	905.814390	586.0	319.814390
세종	30.782564	72.0	-41.217436
울산	65.431535	62.0	3.431535
인천	352.586562	190.0	162.586562
전남	164.106548	266.0	-101.893452
전북	157.418549	NaN	NaN
전북특별자치도	NaN	205.0	NaN
제주	205.407299	215.0	-9.592701
충남	185.247902	213.0	-27.752098
충북	138.707181	213.0	-74.292819

<그림 6> 지역별 충전소 수: 실제 vs 이상적인 (Supply-Demand Gap) 수치

5. 실험 평가

5.1 정량적 평가

1. 지역별 공급-수요 격차 (Gap) 수치 평가:

서울: 이상적 충전소 수는 약 905.81 개였으나, 실제 설치된 충전소는 586 개로, 319.81 개의 부족 현상이 도출되었다.

기존 충전소 및 추가 설치 제안 위치



<그림 6> 강남 지역 기존 충전소 및 추가 설치 제안 위치 (빨간색: 추가 설치 제안 위치, 파란색 : 기존 충전소 위치)

경기도: 이상적 충전소 수가 약 1,081.12 개에 달하는 반면, 실제 859 개의 충전소가 설치되어 222.12 개의 Gap 가 발생하였다.

부산: 이상적 330.68 개 대비 실제 195 개로 약 135.68 개의 Gap 가 나타났다.

일부 지역(예: 경남, 경북, 전남)은 실제 설치량이 이상적 수치보다 많아 음의 격차가 계산되었는데, 이는 해당 지역에 과잉 설치 또는 지역 분류의 문제를 시사한다.

전체 데이터 집계 결과, 전국 한국전력공사의 전기차 충전소 총합은 4,614 개였으며, 이상적 충전소 배분은 전체 충전소 수와 일치하도록 산출되었음을 확인하였다.

2. 추가 설치 후보 위치 산출 건수:

공급-수요 격차가 양수인 지역에 대해, K-Means 군집화 기법을 적용한 결과 총 703 개의 추가 설치 후보 위치가 도출되었다.

각 지역별로 추가로 설치해야 할 충전소 수(예: 서울에서는 약 320 개, 경기에서는 222 개 등)가 정수 반올림 처리된 값으로 산출되었으며, 해당 값에 따라 후보 위치가 산출됨을 확인하였다.

3. 가중치 반영 및 군집화 효과:

K-Means 군집화에 적용된 수요 가중치는 각 후보 좌표의 "총 연간 통행량"(ALL_AADT) 정규화값으로 제공되었으며, 이를 통해 수요가 높은 지역의 좌표가 클러스터 중심에 더 큰 영향을 미쳤다.

정량적 결과 상, 수요가 집중된 "서울", "경기" 등에서 다수의 추가 설치 후보가 산출된 점은, 가중치 기반 군집화의 효과를 나타낸다.

5.2 정성적 평가

1. 지도 및 시각화 평가:

지도 시각화 결과, 기존 전기차 충전소는 파란색 점으로, 추가 후보 위치는 빨간색 별표로 명확히 구분되어 나타났다.

특히, 서울과 경기 지역에서 후보 위치가 집중된 모습을 통해, 공급-수요 격차가 높은 지역에서 추가 설치 필요성이 시각적으로 확인되었다.

2. 후보 위치의 실용성 및 한계:

제안된 후보 위치들은 교통량 데이터에 기반한 읍·면·동 단위의 좌표를 활용하여 도출되었으므로, 일부 지역에서는 위치의 세부 분포가 부족할 수 있음이 드러났다.

또한, 일부 지역(예: "강원", "전북")에서는 데이터 매핑의 한계로 NaN 값이 발생하였으므로, 지역 분류와 관련하여 보완할 필요가 있음이 확인되었다.

3. 모델 및 데이터 개선 방안:

정량적 결과와 시각적 평가를 토대로, 추가 후보 위치 도출에는 후보 데이터의 해상도 한계가 영향을 미치는 것으로 평가되었다.

향후, 그리드 방식이나 POI(관심 지점) 기반의 후보 좌표 확충 및 세분화를 통해, 보다 현실적인 추가 설치 후보 위치 산출이 필요함을 제안한다.

5.3 종합 평가

본 연구의 실험 평가는 다음과 같이 정리할 수 있다.

정량적 측면에서는 공급-수요 격차 수치와 K-Means 군집화를 통해 산출된 후보 위치 건수가 전반적인 충전소 설치 불균형을 효과적으로 파악할 수 있음을 보여주었다.

정성적 측면에서는 지도 시각화 및 바 차트를 통해, 충전소 추가 설치가 시급한 주요 지역(예: 서울, 경기, 부산)을 명확하게 도출하였으며, 모델의 수요 반영 방식의 효과를 확인할 수 있었다.

다만, 후보 데이터의 해상도 한계 및 일부 지역의 데이터 매핑 오류 등 개선이 필요한 부분도 동시에 확인되었다.

종합적으로, 본 연구는 한국전력공사의 전국 전기차 충전소 최적화를 위한 통계적 및 공간 분석 방법론의 유효성을 입증하였으며, 제안된 방법이 정책 결정 지원 및 인프라 확충에 실질적인 기반을 제공할 수 있음을 시사한다.

6. 결론 및 향후 연구

6.1 결론

본 연구는 전기차 보급 확대에 따른 충전 인프라 구축 문제 해결을 위해, 한국전력공사의 전기차 충전소 설치 현황, 2021 년 교통량 데이터(총 연간 통행량, ALL_AADT), 그리고 2025 년 전기차 등록 현황 데이터를 활용하여, 전국 단위 전기차 충전 인프라의 수요 분석 및 최적 배분을 수행하였다.

각 지역의 정규화된 교통량과 전기차 등록 데이터를 활용한 수요 지수 산출, 이상적 충전소 배분, 그리고 실제 설치 현황과의 공급-수요 격차(Gap) 계산을 통해, 인구 밀집 지역(서울, 경기, 부산)에서 충전소 부족

현상이 도출되었음을 확인하였다. Gap 이 양수인 지역에 대해, 교통량 데이터 기반 후보 좌표와 수요 가중치를 반영한 K-Means 군집화를 통해 총 703 개의 추가 설치 후보 위치를 산출하였으며, 이 결과는 전반적인 충전 인프라 불균형 해소 및 정책 지원에 실질적인 정보를 제공할 수 있음을 보여준다.

6.2 향후 연구

본 연구는 유의미한 결과를 도출하였으나, 다음과 같이 보완 및 확장이 필요하다.

1. 후보 데이터 해상도 개선:

읍·면·동 단위 후보 좌표의 한계를 극복하기 위해, 그리드 방식이나 도로망/관심 지점(POI) 데이터를 추가하여 후보 좌표를 세분화할 필요가 있다.

2. 복합 수요 가중치 모델 개발:

교통량과 전기차 등록 데이터 외에 인구 밀도, 상권, 이동 패턴 등 다양한 요소를 통합한 다중 요소 수요 모델을 도입해, 보다 정밀한 충전소 설치 수요 예측을 수행할 필요가 있다.

3. 고급 최적화 기법 적용:

단순 K-Means 군집화 외에 p-Median, p-Center, MCLP 등의 고급 최적화 모델을 통합하여, 설치 비용, 접근성, 전력망 영향 등을 함께 고려한 다목적 최적화 모델을 개발할 수 있다.

참고문헌(Reference)

1. Capar, I., Kuby, M., Leon, V. J., & Tsai, Y. (2013). An arc cover-path-cover formulation and strategic analysis of alternative-fuel station locations. *European Journal of Operational Research*, 227(1), 142–151. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2012.11.042>
2. Chen, T. D., Kockelman, K. M., & Khan, M. (2013). The electric vehicle charging station location problem: A parking-based assignment method for Seattle. *Transportation Research Record*, 2385(1), 28–36. <https://doi.org/10.3141/2385-04>
3. Chung, S. H., & Kwon, C. (2015). Multi-period planning for electric car charging station locations: A case of Korean Expressways. *European Journal of Operational Research*, 242(2), 677–687. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2014.10.029>
4. Felipe, A., Ortuño, M. T., Righini, G., & Tirado, G. (2014). A heuristic approach for the green vehicle routing problem with multiple technologies and partial recharges. *Transportation*

Research Part E: Logistics and Transportation Review, 71, 111–128.

<https://doi.org/10.1016/j.tre.2014.09.003>

5. Hodgson, M. J., Rosing, K. E., & Zhang, J. (1996). Locating vehicle inspection stations to protect a transportation network. *Geographical Analysis*, 28(4), 299–314.
<https://doi.org/10.1111/j.1538-4632.1996.tb00935.x>
6. Lee, C., Han, J., & Choi, K. (2014). GIS-based optimal site selection for electric vehicle charging stations: A case of Seoul. *Journal of the Korean Urban Geographical Society*, 17(3), 1–12.
7. Park, S., Lee, H., & Kim, J. (2020). Multi-objective optimization of electric vehicle charging stations considering power grid constraints. *Energies*, 13(15), 3916.
<https://doi.org/10.3390/en13153916>
8. Wi, Y. M., Lee, J. U., & Joo, S. K. (2015). Electric vehicle charging station placement using fuzzy clustering. *Journal of Electrical Engineering & Technology*, 10(3), 985–992.
<https://doi.org/10.5370/JEET.2015.10.3.985>
9. Xiong, Y., Wang, B., Chu, C. C., & Gadh, R. (2018). Electric vehicle driver clustering using statistical model and machine learning. *2018 IEEE Power & Energy Society General Meeting (PESGM)*, 1–5. <https://doi.org/10.1109/PESGM.2018.8586554>
10. Zhang, L., Shao, C., & Yang, F. (2017). A bi-level optimization model for charging station placement with EVs' spatial charging flexibility. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 8(6), 2595–2605. <https://doi.org/10.1109/TSG.2016.2521178>