

融合多源地理数据与机器学习的新能源汽车充电站选址规划研究

——以郑州中心城区为例

王泽晗, 赵磊娜*

重庆交通大学数学与统计学院, 重庆

收稿日期: 2025年11月16日; 录用日期: 2025年12月9日; 发布日期: 2025年12月22日

摘要

为解决新能源汽车充电站紧缺问题, 提出一种融合多源地理数据与机器学习的充电站选址方法。网格化郑州中心城区, 通过多阶段统计从2025年POI中筛选出7类与充电站分布具有显著协同效应的类别。运用SHAP方法, 解析决策树模型中各类POI的特征贡献并进行空间协同分析。构建空间扩散模型, 从空间邻域视角评估候选点的综合得分并排序。制定一种分层选址策略, 从1440个网格中筛选出297个有效候选点, 同时覆盖繁华区域与非繁华区域。为城市充电基础设施规划提供了数据驱动的决策支持。

关键词

选址方法, 空间邻域, 机器学习, 充电站, POI

Integrating Multi-Source Geospatial Data and Machine Learning for Electric Vehicle Charging Station Siting

—With a Case Study of Zhengzhou's Central Urban Area

Zehan Wang, Leina Zhao*

School of Mathematics and Statistics, Chongqing Jiaotong University, Chongqing

Received: November 16, 2025; accepted: December 9, 2025; published: December 22, 2025

*通讯作者。

文章引用: 王泽晗, 赵磊娜. 融合多源地理数据与机器学习的新能源汽车充电站选址规划研究[J]. 应用数学进展, 2025, 14(12): 413-426. DOI: 10.12677/aam.2025.1412518

Abstract

To address the shortage of electric vehicle charging stations, the paper proposes a site selection method integrating multi-source geospatial data and machine learning. First, the central urban area of Zhengzhou is gridded, and 7 types of POI with significant synergistic effects on the distribution of charging stations are screened out from the 2025 POI data through a multi-stage statistical analysis. Then, the SHAP method is applied to interpret the feature contribution of each POI type in the decision tree model and conduct spatial synergy analysis. A spatial diffusion model is constructed to evaluate and rank the comprehensive scores of candidate sites from the perspective of spatial neighborhoods. Finally, a hierarchical site selection strategy is formulated, and 297 valid candidate sites are selected from 1440 grids, covering both bustling and non-bustling areas, providing data-driven decision support for the planning of urban electric vehicle charging infrastructure.

Keywords

Site Selection Method, Spatial Neighborhood, Machine Learning, Charging Station, POI

Copyright © 2025 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

在新能源汽车保有量快速攀升的趋势下, 充电基础设施的配套建设愈发显得迫切而关键。如何对充电基础设施进行合理规划与建设是大规模推广电动汽车的重要保障, 也是当前加快电动汽车发展的紧迫任务[1]。围绕充电站选址问题, 学术界已逐步构建起一个多层次、多角度的研究框架。现有成果大致可归纳为三个从局部到整体的视角。

其一, 聚焦于电力系统内部平衡的微观视角。Aguilar 等[2]分析了电动汽车无序充电可能导致的电压跌落、变压器过载及功率损耗等问题, 并提出智能充电、动态电价与调度策略等多种技术手段以保障电力系统的稳定与平衡; 何国彬等[3]则以系统网损、负荷波动和电压稳定为优化目标, 通过配置电池储能系统实现削峰填谷、平抑负荷波动, 显著提升了配电网的稳定性与经济性。其二, 立足于“车-路-网”系统协同的中观视角。Deng 等[4]综合考虑道路网络与配电网的耦合效应, 在满足交通需求的同时最小化对电网的影响, 实现了交通网络与电力系统的协同优化; 高润天等[5]则构建了电力-交通耦合模型, 通过综合考虑道路阻抗、交通流量及充电站排队时间实施动态路径规划, 建立交通网与配电网的协同优化机制。其三, 融合多准则决策与空间分析的综合视角。Gönül 等[6]提出了一种结合多准则决策方法与聚类优化的电动汽车充电站选址框架, 采用加权和法整合专家意见, 对交通密度、未来发展潜力等六个选址准则进行权重分配; Tang 等[7]构建了多目标选址模型, 旨在同时最小化投资者成本(土地、建设与运营支出等)和最大化用户满意度(涉及寻站时间与排队时间)。

近年来, 充电需求在空间上的关联性也逐渐引起重视, 强调一个区域的充电潜力不仅由其自身条件决定, 也受到周边区域的显著影响。例如, Soczówka 等[8]将波兰格利维策市划分为无数个边长为 300 米的规则六边形网格, 在迭代选择潜力最高的六边形后, 排除其一级和二级邻域内的所有六边形, 强制让选出的站点在空间上分散开来, 通过空间排斥规则来实现公平性选址。Zhou 等[9]将研究区域划分为边长

1 km 的规则网格,在每个网格内精准分析居民区的充电需求,建立了能够模拟多种充电行为的决策模型,实现在精细化网格单元上的充电基础设施规划。

然而,现有分析方法仍存在值得完善之处。第一,影响因素的选择多凭经验或简单统计,未能严格检验不同地点与充电需求的空间关联;第二,多聚焦于空间单元的静态内部属性,却系统性忽视了单元间的动态空间交互。对这种具有明确衰减特征的空间相互作用,仍缺少精确的量化方法与模型集成。第三,现有研究对边界欠发达区域的充电设施建设缺乏针对性探讨,致使非繁华区域充电设施建设存在空白,其潜在充电需求未能得到有效覆盖。针对上述不足,本文从以下三个方面进行针对性改进。第一,以互信息(Mutual Information, MI)、提升度(Lift)及 P 值(P-Value)为核心统计指标,对地理系统中的兴趣点(Points of interest, POI)进行筛选与检验,只保留与充电站空间分布密切相关且通过显著性验证的类别。第二,构建兼顾一阶与二阶邻域衰减效应的空间权重模型,从空间邻域视角评估选址点的综合得分并排序;第三,基于得分区间的占比特征,构建一种分层选址方法,在优先保障高分段区域选址需求的基础上兼顾低分段区域的充电服务缺口,系统性提升充电站选址的精准度与规划方案的整体合理性。

2. 数据处理

2.1. 研究区域与数据源

2.1.1. 研究区域概况

郑州地处嵩山东麓、黄河之滨,是国家明确支持建设的国家中心城市,也是正在加快建设的新能源汽车之城。其中,郑州市主城区集聚了全市主要的商业中心、行政机构、高校园区和交通枢纽,日均车流量大,电动化出行需求旺盛,对充电基础设施的布局密度、服务效率和智能化水平提出了更高要求。因此,选取郑州市五大主城区作为研究对象,不仅有助于精准把握高密度城区充电设施供需特征,还能对郑州市其他县市乃至河南省其他地市提供可复制、可推广的规划经验与实施路径,对推动全省新能源汽车与充电基础设施协同发展具有重要的引领和参考价值。

2.1.2. 数据来源及处理方法

高德地图开放平台将 POI 划分为多个涵盖餐饮服务、购物、汽车服务、风景名胜的一级类别,并进一步细分为若干二级子类。如表 1 所示,每个 POI 通常包含类型、名称、经纬度等属性信息,将与人们日常生活密切相关的各类地理实体抽象为带有地理坐标的点[10]。获取 Shapefile 文件格式的河南省行政区划矢量数据后,将其导入 ArcGIS 中,通过字段筛选提取出郑州市五大主城区的边界范围,并将其以 1 km [9]为边长划分为 1440 个有效网格单元。通过空间连接统计落入每个网格内的各类 POI 的数量,以每个网格是否含有充电站作为二元目标变量构建特征矩阵,便于后续通过显式量化邻域影响进行选址分析。

Table 1. Examples of POI by category and their associated information

表 1. 各类别 POI 及相关信息举例

名称(例)	区域	一级类别	二级子类	lon_wgs84	lat_wgs84
星巴克	二七区	餐饮服务(food)	咖啡厅	113.640086	34.651821
樱桃沟景区	二七区	风景名胜(tourism)	景区	113.58942	34.613915
利明眼镜	中原区	购物(shopping)	专卖店	113.560834	34.810287
新文道考研	中原区	科教文化(education)	培训机构	113.498546	34.811633
豫车汇	金水区	汽车服务(service)	汽车养护/装饰	113.802736	34.815737
汇众汽修	金水区	汽车维修(fix)	汽车维修	113.633467	34.769105

续表

上汽大通	惠济区	汽车销售(sale)	汽车销售	113.64334	34.86784
毛庄社区	惠济区	住宅区(living)	住宅区	113.618927	34.871276
幸福港养生馆	管城回族区	生活服务(life)	生活服务场所	113.765026	34.744536
北下街派出所	管城回族区	政府机构(government)	公检法机构	113.663899	34.754356
开迈斯充电站	二七区	充电站(charging)	充电站	113.636116	34.662418

2.2. 特征提取

采用一种逐步深入的筛选策略来系统性识别真正与充电站存在稳定关联的 POI。首先, 将作为非参数的相关性度量的互信息用于初步筛选。然后, 利用提升度指标能够对初筛特征进行深度评估, 将分析焦点集中于那些具有明确正向协同效应的 POI。最后, 采用基于重采样的统计显著性检验对前述关联进行信度确认, 评估观测到的关联模式是否可能由随机因素导致, 确保最终输出的特征集兼具高关联强度与统计稳健性。

2.2.1. 初步筛选——基于互信息(MI)

互信息起源于 Claude Shannon [11] 在 1948 年提出的信息论, 通过评估已知一个变量后另一个变量不确定性的减少程度有效地衡量变量间的相互依赖关系。对于离散变量, 其互信息 $I(X;Y)$ 的计算公式如下:

$$I(X;Y) = \sum_{x \in X} \sum_{y \in Y} P(x,y) \log \frac{P(x,y)}{P(x)P(y)}$$

其中 $P(x,y)$ 为变量 X 与 Y 的联合概率分布, $P(x)$ 和 $P(y)$ 分别为其边缘概率分布。本研究将充电站 POI 的分布视为随机变量 Y , 将其他各类别 POI 的分布视为随机变量 X 。所有候选 POI 与充电站 POI 之间的互信息值如图 1 所示。可见, 不同类别的 POI 与充电站布局的关联强度存在显著差异。其中, 生活服务、餐饮服务和住宅区的 MI 得分最高, 表明这些类别与充电站的空间共现性最强, 与实际需求高度吻合。生活服务 and 餐饮服务的相关地点是车主在充电等待期间进行高频次、短时长活动的主要目的地, 住宅区则

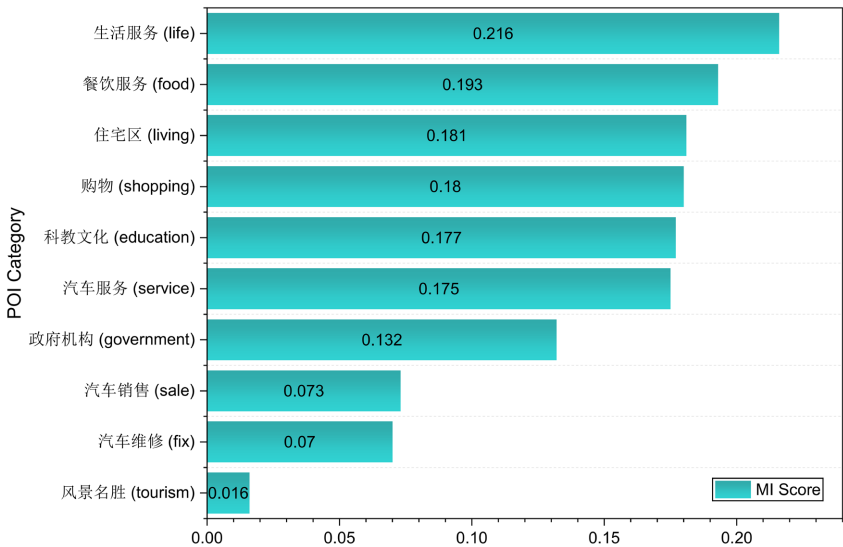


Figure 1. MI scores between various POI categories and charging station layout

图 1. 各类别 POI 与充电站布局之间的互信息值

对应了居民充电的刚性需求, 共同构成了充电站选址的核心影响因素。购物、科教文化和汽车服务等场所通常能吸引车辆较长时间的停留, 与充电所需的时间窗口相匹配, 因此成为充电站布局的良好补充锚点。相比之下, 政府机构的关联性中等, 而汽车销售、汽车维修和风景名胜的得分均低于 0.075, 这表明用户很少会专程为了前往这些地点而规划充电行程, 其充电行为更多是结合其他主要出行目的发生的。除此之外, 风景名胜区或因分布稀疏、季节性强的特点与日常充电行为的普遍关联性较低。依据 MI 得分排名, 筛选出前 7 个 POI 类别(life, food, living, shopping, education, service, government)作为关键特征, 用于后续的充电站需求预测与选址模型构建。

2.2.2. 关联强度分析——基于提升度(Lift)

通过互信息筛选出 7 类 POI 后, 为进一步排除那些虽具信息量但关联可能微弱或不稳定的 POI, 引入提升度与统计显著性检验进行第二轮特征精选, 以确保输入后续模型的每一个特征都兼具预测能力与实际解释意义。提升度源于关联规则分析, 在本文背景下用于量化各类 POI 与充电站之间的关联强度。其定义为在已知存在充电站 A 的条件下, 另一个特定类别 B 出现的条件概率与 B 在所有区域出现的背景概率的比值:

$$\text{Lift}(A, B) = \frac{P(B|A)}{P(B)}$$

当 $\text{Lift} = 1$ 时, 二者相互独立, $\text{Lift} > 1$ 表明二者存在正相关, 且值越大关联性越强。对筛选出的 7 类 POI 进行分析, 结果如表 2 所示。所有类别的提升度均大于 1, 证实了它们与充电站存在正向关联。其中, 汽车服务和科教文化展现出最强的针对性关联, 意味着在这些地点周边建设充电站的效率与转化潜力最高。而住宅区与餐饮服务作为核心生活场景, 也表现出强劲的驱动能力。

2.2.3. 统计显著性检验——基于 P 值(P-Value)

然而, 提升度值可能受随机波动影响, 无法区分其是否具有统计显著性。为解决此问题, 我们引入 P 值进行统计检验, 确保上述关联的非偶然性。P 值衡量的是零假设(即充电站与目标 POI 独立无关)成立的可能性。一个很小的 P 值(如 $P < 0.05$)意味着我们观察到的强协同效应在随机情况下极难发生, 从而为拒绝零假设、确认协同关系的真实性提供了强有力的统计证据[12]。计算各类 POI 与充电站关联的 P 值后, 7 个类别的 P 值均远低于常规显著性水平。这一结果以极高的统计置信度拒绝了对立假设, 证明所观察到的提升度并非由随机抽样误差导致, 而是反映了真实的、普适的关联规律。

Table 2. Results of MI, Lift and P-Value
表 2. 互信息, 提升度与显著性分析结果

序号	类别	互信息	提升度	显著性分析
1	life	0.216	1.180	0.0
2	food	0.193	1.286	0.0
3	living	0.181	1.294	0.0
4	shopping	0.180	1.181	0.0
5	education	0.177	1.303	0.0
6	service	0.175	1.433	0.0
7	government	0.132	1.278	0.0

综合提升度与 P 值的分析结果, 成功保留互信息初筛的 7 类 POI 作为关键特征。这一严格的筛选过程, 净化了特征集, 有效分离出兼具预测力与强健性的核心 POI 类型。精选后的特征集将作为核心输入, 进入下一阶段的建模与分析。

3. 决策树训练与分析

决策树是一种经典的、解释性强的机器学习算法, 选择最大程度降低节点不纯度的特征进行分裂, 从而构建出分类或回归模型[13]。在评估此类分类模型时, 若数据存在类别分布不平衡, 传统的准确率指标将严重失真, 因为其结果会被样本量占绝对优势的多数类所主导[14]。本数据集中, 正样本(有充电站)占比 43.6%, 负样本(无充电站)占比 56.4%, 存在一定的不平衡性, 因而采用受试者工作特征(Receiver Operating Characteristic, ROC)曲线下面积(AUC)作为核心评估指标。AUC 通过度量 ROC 曲线下面积来量化分类器的性能, 其值越高, 模型对含充电站与不含充电站网格的判别能力越强, 通常认为 $AUC \geq 0.8$ 即表明模型具有优秀的判别能力[14]。使用 AUC-ROC 评价决策树能够更全面、准确地衡量其在不平衡数据上的综合性能, 确保模型在实际应用中的有效性与可靠性。

3.1. 决策树模型构建

模型以精选出的 7 类 POI 特征作为输入, 预测区域是否存在充电站。以 80% 作为训练集, 20% 作为测试集对数据集进行划分, 采用分层抽样以保持正负样本比例在训练集和测试集中的一致性。采用网格搜索结合 5 折交叉验证对决策树的关键超参数进行系统调优, 选用适用于类别不平衡场景的 F1 分数作为调参依据。最终确定的最佳参数组合为: 最大树深度设为 4, 叶节点最小样本数为 10, 内部节点分裂所需的最小样本数为 30。自动调整正负类别的损失权重, 缓解因充电站分布稀疏导致的类别不平衡问题。结果如下:

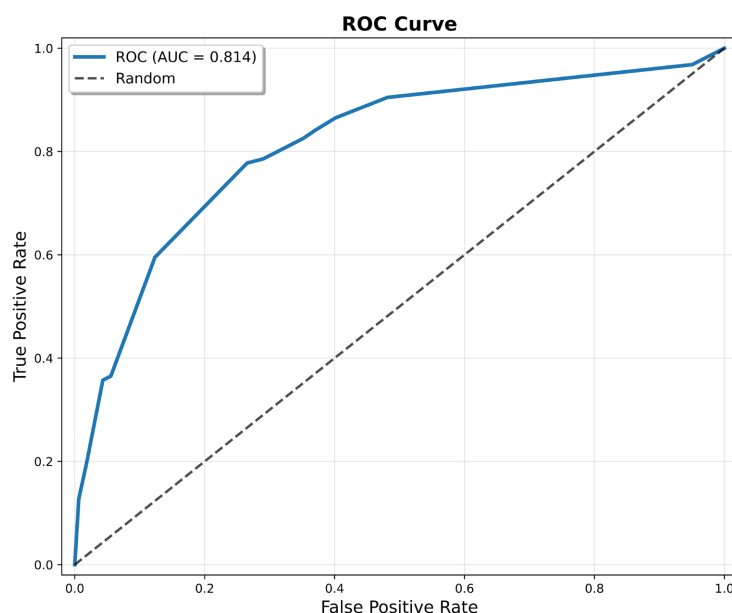


Figure 2. ROC curve of the decision tree model (AUC = 0.814)

图 2. 决策树模型的 ROC 曲线(AUC = 0.814)

(1) 如图 2 所示, AUC 达到 0.814, 表明模型具有优秀的判别能力, 能够有效区分含充电站与不含充

电站的区域。(2) 针对含充电站的正类网格, 模型的 F1 分数为 0.72, 精确率 0.70, 召回率 0.75, 在保证较高查全率的同时维持了合理的预测精度, 进一步验证了其在实际选址场景中的适用性。这为识别影响充电站布局的关键 POI 因素提供了直观、可信的解释框架, 为后续利用 SHAP 进行特征贡献度解析提供了可靠的模型基础。

3.2. SHAP 分析

为量化不同 POI 类别对充电设施布局潜力的相对贡献, 采用 SHAP (SHapley Additive exPlanations) 方法对训练完成的决策树进行全局特征重要性评估。一个正的 SHAP 值表明该特征在此次预测中起到了正向推动作用, 反之, 负值则意味着其产生了抑制效果。相较于决策树模型自带的内置特征重要性, SHAP 提供了更为丰富和精细的洞察。

3.2.1. 决策树分析

全局特征重要性排序(图 3(a))表明, 生活服务、汽车服务、科教文化是前三名的重要特征。相比之下, 住宅区与政府机构的 SHAP 值接近于零, 显示其作为预测因子的判别力较弱。原因在于住宅区的部分充电行为依赖于私人充电桩, 而政府机构的规律性通勤车流则缺乏足够的波动以催生显著的公共需求。而其特征贡献力分布(图 3(b))显示, 生活服务虽全局重要性最高, 但 SHAP 值广泛分布于正负区间, 表明其作用方向呈现显著分化, 同时存在促进与抑制充电需求的潜在机制, 其特征影响力具有显著的场景依赖性。购物与餐饮服务的 SHAP 值集中分布于正半轴, 均表现为稳定的正向驱动因子。相比之下, 住宅区与政府机构的 SHAP 值紧密聚集于零值附近, 判别力最弱, 为低贡献特征。

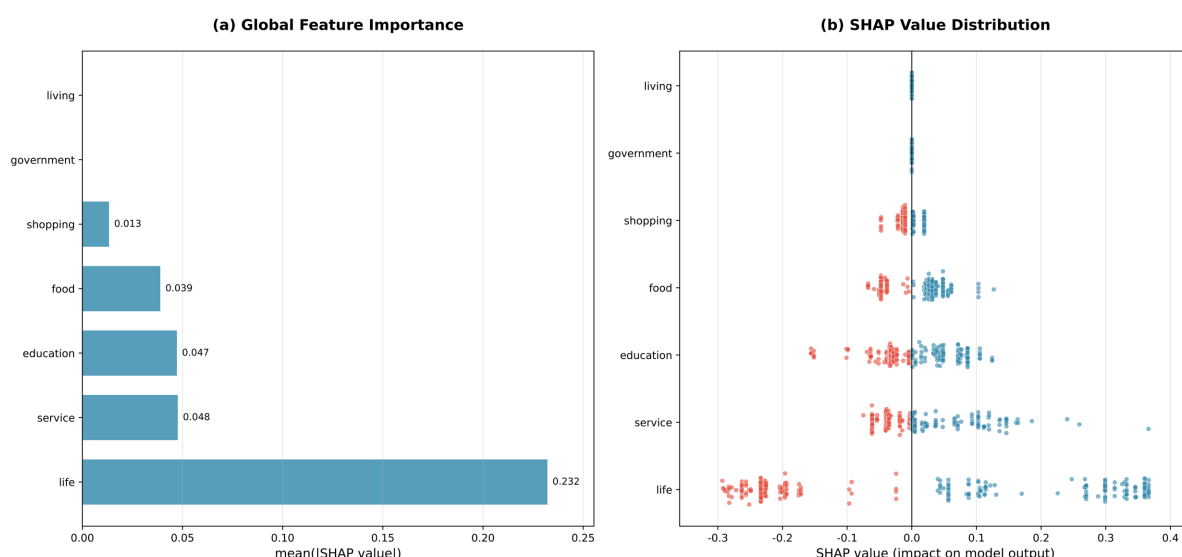


Figure 3. Model interpretation with SHAP

图 3. 基于 SHAP 的模型解释

3.2.2. 空间协同分析

为深入理解各类 POI 对充电需求潜力的影响机制, 选取对平均贡献最大的生活服务、汽车服务和科教文化进一步绘制 SHAP 依赖图进行空间协同分析。图 4(a)表明, 生活服务呈现典型的倒 U 型曲线, 在数量小于 5 时贡献为负, 在 50~150 的数量内贡献最大, 超过后增益趋于平缓, 且正向效应在汽车服务密集区域更为突出。图 4(b)表明, 汽车服务的 SHAP 值随数量增加而持续上升, 但在科教文化数量较高的

区域增幅更明显,说明两者存在正向交互效应。图 4(c)表明,科教文化的边际贡献并非单调递增,当数量低于 20 时,其 SHAP 值为负,表明孤立的科教文化地点不具吸引力。而在 20~80 的区间内,其正向作用显著增强,且在生活服务密集区域表现更优,反映出功能协同的重要性。

这些发现共同描绘出如下机制:(1) 生活服务的最优密度约为 50~150 个,超过后增益减弱,且其正面作用在汽车服务充足区域更强。(2) 汽车服务的正向效应在科教文化密集区域显著增强,二者存在协同效应。(3) 科教文化在适中数量时最有效,且其正向作用在生活服务丰富的区域更强。

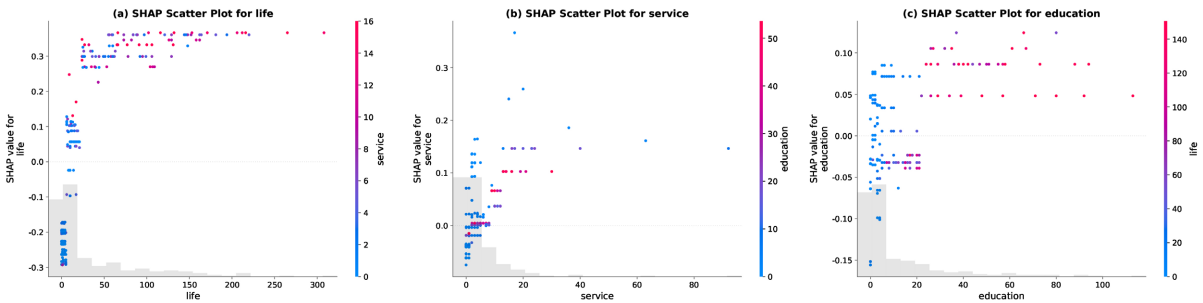


Figure 4. SHAP-based analysis of interaction effects among the Top 3 features
图 4. 基于 SHAP 的 Top 3 特征交互效应分析

3.3. 相对权重构建

为构建综合评分权重,我们将图 3(a)中的数值进行归一化处理,确保在权重分配过程中,具有显著双向影响的特征不会被低估。如表 3 所示,住宅与政府机构的平均 SHAP 值接近于零,表明其对模型预测的边际贡献不显著。这一统计结果暗示,它们作为独立特征在区分充电需求潜力时缺乏有效的判别能力,而生活服务、汽车服务、科教文化等功能复合区域则因人流密集、活动时长充足等原因更可能催生充电行为。在后续网格评分体系中,仅保留具有显著正向贡献的五类 POI,集中探讨具有明确影响的 POI 类型。

Table 3. Relative weight results
表 3. 相对权重结果

序号	类别	SHAP 值	相对权重	备注
1	life	0.232161	0.6122	-
2	service	0.047645	0.1256	-
3	education	0.047197	0.1245	-
4	food	0.038907	0.1026	-
5	shopping	0.013325	0.0351	-
6	living	0.000000	0.0000	暂不考虑
7	government	0.000000	0.0000	暂不考虑

4. 候选点排序及选址决策

4.1. 空间扩散模型构建

4.1.1. 邻域系统构建

传统的静态评估方法仅依赖单一网格特征,难以反映空间关联性。为克服这一局限,提出一种融合

空间邻域效应的评分模型。前文中已将研究区域划分为 1440 个边长为 1 km 的有效网格, 在此基础上将每个网格记为 $g_{i,j}$, 其中 $i=1,2,\dots,m$ 表示南北方向索引(行), $j=1,2,\dots,n$ 表示东西方向索引(列), 具体空间位置如图 5 所示。对任意网格 $g_{i,j}$, 定义其邻域如下。

一级正交相邻邻域: $N_1(i,j) = \{(i-1,j), (i+1,j), (i,j-1), (i,j+1)\}$ 。

二级对角相邻邻域: $N_2(i,j) = \{(i-1,j-1), (i-1,j+1), (i+1,j-1), (i+1,j+1)\}$ 。

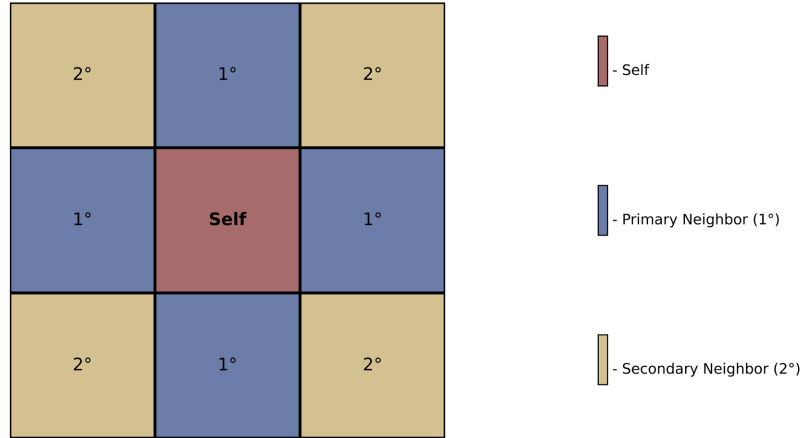


Figure 5. Schematic diagram of various levels of neighborhood

图 5. 各级邻域示意图

4.1.2. 得分系统构建

设共有 K 类 POI, 第 k 类在网格 $g_{i,j}$ 中的数量为 $n_{i,j}^{(k)}$, ω_k 为其对应的权重得分。定义网格 $g_{i,j}$ 的自身得分为其内部所有 POI 的加权总和, 即:

$$S_{i,j} = \sum_{k=1}^K \omega_k \cdot n_{i,j}^{(k)}$$

依据距离衰减理论, 空间实体间的相互作用强度与地理距离呈负相关, 近距离邻域的影响效应占比更高, 远距离邻域的影响则逐步衰减。为此, 定义网格的综合得分为:

$$S_{i,j} = s_{i,j} + 0.5 \sum_{(p,q) \in N_1(i,j)} s_{p,q} + 0.25 \sum_{(p,q) \in N_2(i,j)} s_{p,q}$$

其中, 0.5 表示所有一级邻域贡献分数的 50%, 0.25 表示所有二级邻域贡献分数的 25%。

4.2. 网格得分排序

在完成所有网格的综合评分后, 剔除其中已建设充电站的网格, 保留剩余 812 个不含充电站的网格, 对各网格依据总得分从高到低进行全局降序排列。图 6 展示了无充电站网格的得分分布情况, 得分高于 200 分的网格仅占总数的约 4.56%, 而有 63.3% 网格得分低于 25 分。尽管这些低分区域当前缺乏充电基础设施, 但其作为潜在需求盲区, 仍具备长期发展价值。

4.3. 分层选址策略

针对不同等级网格在需求特征上的差异, 突破传统仅依赖高分值的单一选址标准, 提出一种分层渐进式充电站选址策略。在优先布局需求热点区域的同时, 兼顾服务覆盖的均衡性与薄弱区域的补充需求, 具体如表 4 所示, 共得到 297 个选址候选点。选出得分前 50 名的区域作为优先建设点, 具体如图 7 所示。

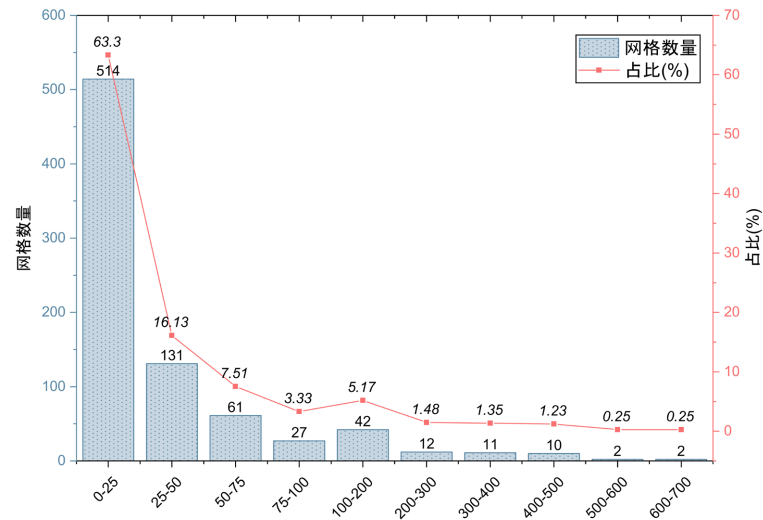


Figure 6. Score distribution of grids without charging stations
图 6. 无充电站网格的得分分布

Table 4. Hierarchical site selection strategy
表 4. 分层选址策略

类别	网格得分	策略	原因	选取个数
1	[200, 700)	全部建设	优先城市核心区	37
2	[25, 200)	建设前 50%	覆盖部分中等潜力区域	131
3	[0, 25)	建设前 25%	填补基础设施空白	129

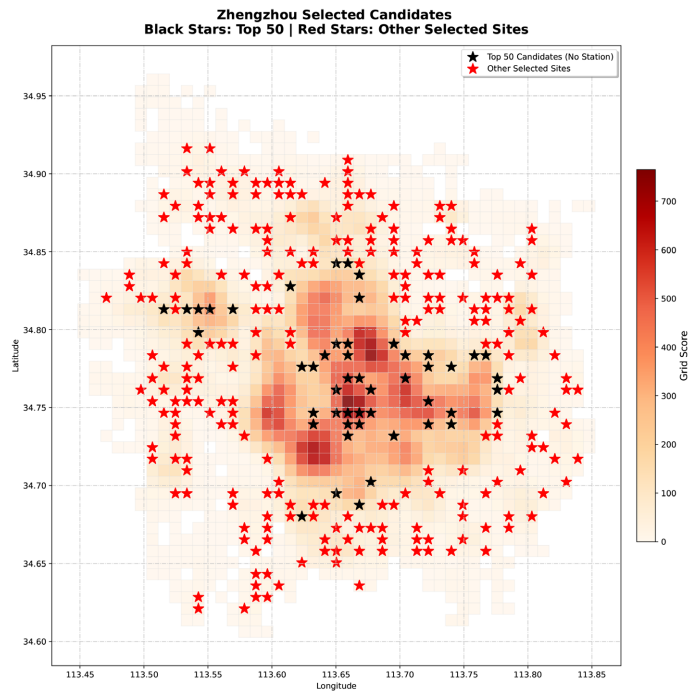


Figure 7. Distribution of candidate sites for charging stations in Zhengzhou main urban area
图 7. 郑州主城区充电站候选点分布图

5. 结论

具体结论如下:

(1) 识别出七类与充电站分布显著相关的 POI, 即生活服务、餐饮服务、住宅区、购物、科教文化、汽车服务与政府机构; 而汽车销售、汽车维修及风景名胜未呈现显著关联;

(2) 揭示了 POI 影响充电站选址的三类关键机制: 生活服务的贡献呈倒 U 型曲线, 在 50~150 的数量区间内达到最优, 并与汽车服务形成互补; 汽车服务与科教文化之间存在显著协同效应; 科教文化达到一定规模(数量 > 20)后方可发挥积极作用, 且其效能依赖于生活服务的支撑;

(3) 提出一种融合空间邻域效应的选址模型及分层选址策略, 将所有有效网格按充电潜力划分为高、中、低三个等级, 从中分别遴选出 37、131 与 129 个候选网格, 并进一步输出得分前 50 名的优先建设点位, 为城市充电基础设施规划提供分级决策支持。

尽管本研究提出的数据驱动方法能够在信息有限的条件下高效识别充电设施的潜在布局区域, 但仍存在进一步完善的空间。一方面, 当前模型主要依托统计分析与机器学习进行特征筛选和潜力评估, 尚未引入经典的运筹学区位优化框架。未来可在此基础上, 构建包含多目标(如最大化服务人口或车辆覆盖率、最小化用户平均充电距离及建设成本)的优化模型, 并将电网容量、土地利用限制、建设成本等现实约束作为硬性或软性条件纳入求解过程, 从而提升选址方案的系统性与工程可行性。另一方面, 后续验证工作可结合地方政府或电网企业发布的实际建设数据将候选点与城市电网规划图、国土空间规划图进行空间叠加分析, 并辅以实地踏勘或专家评议, 剔除现实中不可行的候选点, 推动研究成果更好地服务于实际规划。

为支持此类后续分析, 本文已在附录中公开所有优先建设点(得分前 50 名)的经纬度坐标, 供相关研究者和规划部门参考使用。

参考文献

- [1] 马龙飞, 张宝群, 唐冀, 等. 多约束下电动汽车充电站运营商利益最大化的充电站配置策略[J]. 科学技术与工程, 2025, 25(26): 11202-11209.
- [2] Acedo Aguilar, J. and Wang, S. (2025) Impacts of Electric Vehicles on Traffic-Power Systems: A Review. *International Journal of Sustainable Transportation*, **19**, 103-120. <https://doi.org/10.1080/15568318.2024.2449436>
- [3] 何国彬, 杨金新, 施铭涛, 等. 基于多目标蜉蝣算法的电动汽车充电站联合储能系统最优规划方法[J]. 电力系统保护与控制, 2025, 53(15): 95-102.
- [4] Deng, M., Zhao, J., Huang, W., Wang, B., Liu, X. and Ou, Z. (2025) Optimal Layout Planning of Electric Vehicle Charging Stations Considering Road-Electricity Coupling Effects. *Electronics*, **14**, Article 135. <https://doi.org/10.3390/electronics14010135>
- [5] 高润天, 罗李子, 韩少华, 等. 电力-交通混合约束下电动汽车充电行为时空引导方法[J]. 浙江电力, 2025, 44(8): 24-33.
- [6] Gönül, Ö., Duman, A.C. and Güler, Ö. (2024) A Comprehensive Framework for Electric Vehicle Charging Station Siting along Highways Using Weighted Sum Method. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, **199**, Article 114455. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2024.114455>
- [7] Tang, M., Jiang, Y., Yu, S., Qiu, J., Li, H. and Sheng, W. (2025) Non-Dominated Sorting WOA Electric Vehicle Charging Station Siting Study Based on Dynamic Trip Chain. *Electric Power Systems Research*, **244**, Article 111532. <https://doi.org/10.1016/j.epsr.2025.111532>
- [8] Soczówka, P., Lasota, M., Franke, P. and Żochowska, R. (2024) Method of Determining New Locations for Electric Vehicle Charging Stations Using GIS Tools. *Energies*, **17**, Article 4546. <https://doi.org/10.3390/en17184546>
- [9] Zhou, H., Liu, F., Chen, H., Ni, Y., Yang, S. and Xu, W. (2024) Predicting Electric Vehicle Charging Demand in Residential Areas Using POI Data and Decision-Making Model. *IEEE Transactions on Electrical and Electronic Engineering*, **20**, 504-513. <https://doi.org/10.1002/tee.24220>
- [10] 陆鑫, 穆云飞, 郝璐, 司刚, 任博强, 刘晓楠. 考虑用户充电行为决策的多类型充电设施协同优化规划方法[J].

- 电力系统及其自动化学报, 2025, 37(12): 1-15.
- [11] Shannon, C.E. (1948) A Mathematical Theory of Communication. *Bell System Technical Journal*, **27**, 623-656. <https://doi.org/10.1002/j.1538-7305.1948.tb00917.x>
 - [12] Wasserstein, R.L. and Lazar, N.A. (2016) The ASA Statement on P-Values: Context, Process, and Purpose. *The American Statistician*, **70**, 129-133. <https://doi.org/10.1080/00031305.2016.1154108>
 - [13] Yu, P.L.H., Wan, W.M. and Lee, P.H. (2010) Decision Tree Modeling for Ranking Data. In: *Preference Learning*, Springer, 83-106. https://doi.org/10.1007/978-3-642-14125-6_5
 - [14] Hong, J. and Jeon, S.J. (2025) Efficient Decision Tree-Based Classification Models to Predict Safety Rating for Bridge Maintenance. *Journal of Infrastructure Systems*, **31**, 1-14. <https://doi.org/10.1061/jitse4.iseng-2524>

附 录

Table S1. Longitude and latitude coordinates and information of priority sites

表 S1. 优先建设点经纬度坐标及信息

序号	网格坐标	得分	lon_wgs84	lat_wgs84
1	23_19	690.26	113.659341	34.746613
2	24_19	632.68	113.668324	34.746613
3	23_22	542.31	113.659341	34.768754
4	28_22	530.27	113.704257	34.768754
5	22_21	488.39	113.650358	34.761375
6	30_20	478.00	113.722223	34.753994
7	23_18	476.63	113.659341	34.739232
8	22_19	473.61	113.650358	34.746613
9	25_19	461.14	113.677308	34.746613
10	24_18	445.31	113.668324	34.739232
11	25_21	433.94	113.677308	34.761375
12	20_18	429.10	113.632392	34.739232
13	24_22	414.24	113.668324	34.768754
14	21_24	404.97	113.641375	34.783511
15	11_28	374.67	113.551543	34.813018
16	23_25	373.82	113.659341	34.790889
17	32_19	368.04	113.740190	34.746613
18	30_18	366.35	113.722223	34.739232
19	23_24	364.42	113.659341	34.783511
20	23_17	334.67	113.659341	34.731849
21	22_25	318.05	113.650358	34.790889
22	27_25	315.36	113.695274	34.790889
23	10_28	309.47	113.542560	34.813018
24	24_29	305.91	113.668324	34.820393
25	27_17	302.76	113.695274	34.731849
26	28_24	298.76	113.704257	34.783511
27	20_19	286.68	113.632392	34.746613
28	30_23	274.24	113.722223	34.776133
29	32_18	249.14	113.740190	34.739232
30	30_24	245.88	113.722223	34.783511
31	25_13	245.18	113.677308	34.702314
32	20_23	234.36	113.632392	34.776133
33	10_26	229.08	113.542560	34.798266

续表

34	22_12	219.66	113.650358	34.694928
35	19_23	209.12	113.623409	34.776133
36	35_24	209.11	113.767139	34.783511
37	24_31	207.89	113.668324	34.835141
38	24_11	190.97	113.668324	34.687542
39	23_32	174.21	113.659341	34.842514
40	34_24	172.64	113.758156	34.783511
41	22_32	169.06	113.650358	34.842514
42	36_22	168.22	113.776122	34.768754
43	7_28	162.54	113.515611	34.813018
44	18_30	159.74	113.614426	34.827768
45	9_28	157.01	113.533577	34.813018
46	19_10	156.58	113.623409	34.680155
47	13_28	156.55	113.569510	34.813018
48	32_23	155.91	113.740190	34.776133
49	36_21	149.98	113.776122	34.761375
50	36_19	145.84	113.776122	34.746613