

# 轨道交通站点周边建成环境设计如何促进共享单车-地铁接驳

费凡<sup>1</sup>, 陈熙隆<sup>1</sup>, 黄睿丰<sup>1</sup>, 袁小茜<sup>1</sup>, 杨辰颖<sup>1</sup>, 周新刚<sup>\*1,2</sup>

**摘要:** 共享单车为世界各地的交通模式发展带来了深刻的变化, 被认为是解决地铁“最后一公里”问题的有力工具。本研究旨在研究建成环境对于共享单车接驳地铁出行的影响。通过利用包括上海共享单车骑行数据在内的多个开源数据, 表征不同领域的建成环境特征。比较线性回归与多种机器学习算法等不同模型对于骑行接驳次数的预测准确度, 配合SHAP可解释性分析讨论机器学习结果。结果表明, 建筑高度对于骑行接驳有着显著的积极影响。研究进一步关注到了分类路网密度、夜间灯光指数对于骑行促进的潜在阈值。同时, 文章还深入不同研究变量关系, 关注到例如不同商住分离指数下用地、POI等指标存在的复杂非线性关系。

**关键词:** 共享单车; 共享单车-地铁接驳; 共享交通; 建成环境; 机器学习

**Keywords:** Bike Sharing; Bicycle-metro Integration; Sharing Transport; Built Environment; Machine Learning

## 引言

共享单车对于碳中和等可持续发展目标, 与使用者自身的身体健康, 都有积极的影响[1,2]。地铁系统作为现代社会重要的日常出行方式, 被视为解决日常交通负荷的重要手段。同时, 地铁出行选择受到共享单车的正面促进[3,4], 两种交通方式的融合已成为城市交通研究的重要方向。

---

<sup>1</sup>同济大学建筑与城市规划学院

<sup>2</sup>自然资源部国土空间智能规划技术重点实验室

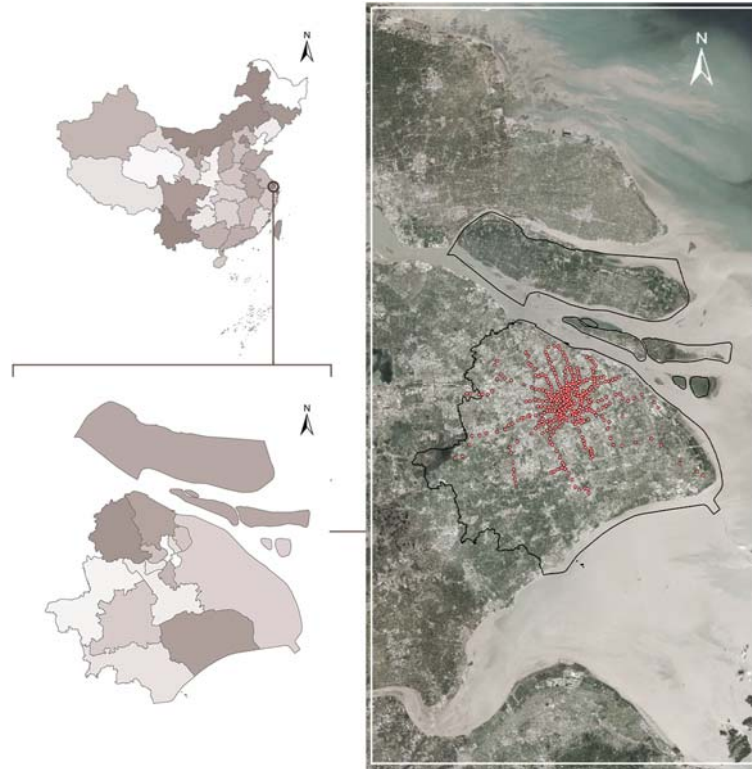


图1 上海区位及2018年地铁站分布（图片来源：作者自绘）

现有研究已从共享单车对地铁客流量的影响[5]、自行车-地铁接驳出行的场景及特征[6]等方面对共享单车-地铁融合出行进行了探索。部分研究具体分析了城市建成环境层面影响共享单车-地铁接驳的因素，并发现这些影响往往随时间和空间的变化而变化[7-9]。

当前，许多研究正转向分析骑行接驳特征的影响因素。李等人发现共享单车日客流量与接驳地铁出行的共享单车骑行距离负相关，与地铁日客流量等正相关[10]；李和杜等人则从公共交通特征上讨论了此类出行时间，提出该因变量与主干道长度正相关，与支路长度负相关[11]；胡等人的研究则发现，出行次数与高校等周边兴趣点（Point of Interest, POI）数量正相关[12]。这些影响因素大多聚焦于道路特征、土地利用特征和城市站点特征，较少研究建筑本身的形态（如占地面积和建筑高度）对地铁与共享单车接驳出行的影响。

在此基础上，诸多研究证实了机器学习模型与 SHAP 方法对自变量与因变量存在的非线性关系的解释能力[13]。相比传统线性回归，机器学习模型能够满足更多类型的相关性回归要求，而 SHAP 因其广泛适用性与局部精确性，在解释机器学习模型的自变量关系时有出色的表现[14-16]。因而，相关模型和方法被广泛应用于相关研究中。在分析地铁客流量时，习等人发现不同影响因素的空间异质性，各因素影响程度形成了圈层结构[17]，刘等人则进一步提出在 600m 缓冲区下机器学习可达到最佳的模型拟合度[18]；在骑行方面，季等人分析骑行距离与建成环境的关系，结果表明路网形态做出的贡献高达 54.3%，自行车道仅占 28.33%[19]。然而，在地铁与骑行接驳方面应用相关方法的论文较少，仅谷等人以北京为案例，利用 GBRT-SHAP 模型识别并分析影响接驳使用的关键因素。目前对于该场景下机器学习模型的优劣性比较还较缺乏，在实际问题中的应用也较少[20]。

在案例选择上，本研究着重关注上海轨交系统与共享单车的接驳问题。共享单车-地铁融合已成为上海市居民日常出行的基本模式，上海共有 20%-30% 的地铁出行使用了无桩共享单车接

驳[21,22]。因此，本文以上海为研究对象，分析 2018 年上海各地铁站周边建成环境特征、尤其是建筑特征指标对骑行接驳的影响，比较了线性回归与各类不同机器学习模型的预测准确度，利用 SHAP 模型分析各自变量与因变量的非线性关系。在此基础上，我们进一步分析其内在原因，尝试为促进骑行接驳提供建设性意见。

## 1 方法论

### 1.1 数据参考与预处理

在研究城市自行车交通时，建筑环境的几个关键因素对促进骑行行为至关重要。这些元素一方面影响骑行体验，而且还影响了潜在骑行意愿的发生频率。在既有研究中，建筑环境的关键因素主要包括以下几个方面内容：1.街道设计和基础设施：例如受保护的自行车道、路网布置密度与模式及周边建筑造成街谷环境[23]。2.土地利用多样性：混合土地利用通过提供无障碍目的地来鼓励骑自行车，这对于休闲骑行至关重要[24]。3.公共交通与生活服务系统：靠近公共交通增强了骑行潜力，因为它促进了多式联运，更多的目的地分布也促进交通行为的发生。对于服务系统活力的概念，夜间灯光数据与城市多样性指数的整合显示出很强的相关性，可以被用于代表城市服务系统的多样性程度[25]。4.环境质量与街区形态：建筑物高度会显著影响城市自行车动态，影响安全、行为和基础设施的有效性。城市中自行车路线的美观质量等因素也会显著影响骑行行为[26]。这些环境品质要素与设计导则紧密联系，是城市设计工作中重点关注的内容。综合以往研究的论述，我们最终选择了路网数据、POI 数据、夜间灯光数据、建筑投影面积与高度以及土地使用分类作为该研究的数据参考。

因此，本研究主要采用的数据来源和预处理方式如下：

(1) 共享单车出行数据选取上海市 2018 年 8 月 26 日-9 月 9 日的共享单车出行数据，筛选出其中工作日出行数据，剔除 9 月 7 日天气等因素影响导致的异常数据，共保留 9 天的共享单车出行数据，含出行起止时间、位置等信息。

(2) POI 数据来自北大开放研究数据平台。选取 2018 年上海市 POI 数据，含 POI 对应场所名称、经纬度、分类等信息。

(3) 路网数据来自 OpenStreetMap。选取上海市最新路网矢量数据，含道路分级信息。根据上海市道路实际情况，将其重新分类为快速路与主干路、慢行道路与支路、其他道路 3 类。

(4) 夜间灯光数据来自 Harvard Dataverse。选取 2018 年夜间灯光强度栅格数据，分辨率约 500m。

(5) 建筑基底面积与高度数据来自 Global Human Settlement Layer (GHSL) 数据集。选取 2018 年建筑基底面积与高度栅格数据，分辨率 100 米。

(6) 用地数据来自 Gong 等发布的全国范围的地块尺度的城市土地利用图数据集。数据为矢量格式，含一级类、二级类用地属性等信息。

### 1.2 指标体系构建与计算方式

对于接驳行为，参照《城市轨道交通沿线地区规划设计导则》规定，提取骑行起点或终点在地铁站周边半径 50m 范围内的共享单车出行数据，并按骑行起止时间进一步分类为早高峰（7:00-9:00）、晚高峰（17:00-19:00）、非早晚高峰接驳。

对于接驳环境，参照相关研究关注的建成环境特征、结合数据可达性，从道路、建筑、功

能等方面总结 10 项指标进行描述。考虑到慢行交通舒适距离、城市建成环境连续性等因素，既有研究讨论公共交通站点周边建成环境特征对骑行选择的影响时，研究范围半径多采用 200-500m[27,28,29,30,31,32]。由于上海城市开发建设、地铁线网密度较高，本次研究半径可取较小值[32]。参照《上海市 15 分钟社区生活圈规划导则》提出在站域半径 200-300m 范围内集中布置就业空间、街坊尺度控制在 200m 以内等要求，考虑本次分析对城市开发建设的指导意义，选取 200m 为本次分析半径。在 ArcGIS Pro 中设定缓冲区，进行如下处理以获取对应指标：

(1) 对路网数据，为避免多车道矢量数据独立对路网密度计算的影响，经栅格化、核密度分析、重采样，得到快速路与主干路、慢行道路和支路的道路密度指数。对同一类型道路，密度指数越高，则对应道路密度越高。

(2) 对夜间灯光、建筑基底面积、建筑高度栅格数据，在缓冲区范围内取样计算得接驳环境范围内平均夜间灯光强度、平均建筑高度，由栅格精度计算得建筑密度。

(3) 对 POI 数据、用地数据，与缓冲区相交统计得接驳环境范围内居住类、服务类 POI 数量及一级类下居住用地、商业用地面积。

(4) 定义商住分离指数为接驳环境范围内居住用地、商业用地面积的标准差，其值越大，则商住分离程度越高。

表 1 研究自变量、因变量（表格来源：作者自绘）

因变量	自变量
早高峰接驳次数	快速路、主干路密度指数
晚高峰接驳次数	慢行道路、支路密度指数
非早晚高峰接驳次数	夜间灯光强度
总接驳次数	建筑密度
	平均建筑高度
	居住类 POI 数量
	服务类 POI 数量
	居住用地面积
	商业用地面积
	商住分离指数

### 1.3 研究流程

(1) 数据获取和预处理。对原始数据清洗并计算得研究所需指标。

(2) 相关性分析与变量选择。进行皮尔逊相关性分析，保留与因变量相关性显著 ( $p < 0.05$ ) 的自变量。

(3) 数据规范化。根据描述性统计结果，对自变量，由于原始数据尺度差异较大，故进行归一化处理，以减少对模型预测精度的影响；对因变量，由于原始数据表现为长尾分布，故进

行 Box-Cox 变换，具体公式如下：

$$y^{(\lambda)} = \begin{cases} \frac{y^{(\lambda)} - 1}{\lambda}, & \lambda \neq 0 \\ \ln(y), & \lambda = 0 \end{cases} \dots\dots(1)$$

其中  $\lambda$  为参数。变换可提升数据分布的正态性，从而满足多元线性回归的正态性假设、减少偏态分布对模型预测的影响。变换使用 scipy 包提供的 boxcox 方法进行， $\lambda$  由方法内部计算。

(4) 模型训练和评估。使用 Python 拟合多元线性回归模型与训练备选机器学习模型，采用  $R^2$ 、MSE、MAE 等指标，使用 5 折交叉验证评估模型预测性能。备选机器学习模型包括：AdaBoost、LightGBM、XGBoost、极端随机树、随机森林、支持向量回归。

(5) 模型解释和分析。使用 SHAP (SHapley Additive exPlanations) [14] 框架，对预测性能最佳的模型进行可解释性分析，由此讨论建成环境特征与接驳出行的关系。



图2 研究流程图示 (图片来源: 作者自绘)

## 2 数据结果

### 2.1 自变量相关性分析、共线性分析

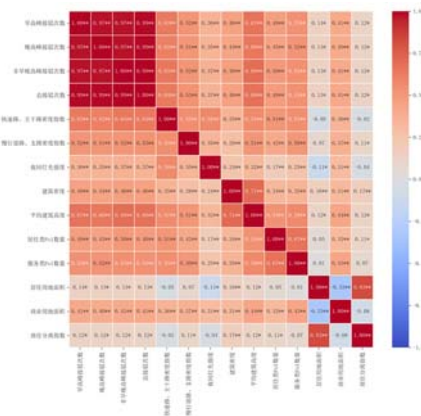


图3 各变量的皮尔逊相关系数 (\*\*表示  $p < 0.01$ , \*表示  $p < 0.05$ ) (图片来源: 作者自绘)

从图3可以看出，大部分自变量与因变量之间都有一定的相关性，且自变量之间相关系数

均不超过 0.8。进一步分析表 2 可知，自变量平均 VIF 为 2.6，小于 10，表明基本不存在多重共线性，有利于线性回归。

表 2 自变量多重共线性分析（表格来源：作者自绘）

自变量	VIF
快速路、主干路密度指数	2.517346103
慢行道路、支路密度指数	1.728536197
夜间灯光强度	1.618934864
建筑密度	2.12529683
平均建筑高度	3.33469511
居住类 POI 数量	2.035498593
服务类 POI 数量	2.300408166
居住用地面积	4.571936113
商业用地面积	1.95534921
商住分离指数	3.815544051

## 2.2 算法比较



图 4 各回归预测算法决定系数（ $R^2$ ）、平均绝对误差（MAE）、均方误差（MSE）比较（图片来源：作者自绘）

我们选取常用的三个统计度量，分别是决定系数、平均绝对误差、均方误差对不同模型预测的准确度进行比较。其中， $R^2$ （决定系数，Coefficient of determination）用于度量因变量的变异中可由自变量解释部分所占的比例；MAE（平均绝对误差，Mean Absolute Error）用以表示预测值和观测值之间绝对误差的平均值；MSE（平均平方误差，Mean Squared Error）通过计算预测值与实际值之间差值的平方的平均值来衡量误差。

可以看出，在综合三项指标的比较中，尽管总体上各模型预测准确度均表现出了相对不错的预测能力，但各模型表现仍有差异。其中，极端随机树与支持向量回归的三项指标都表现突出，高于线性回归的结果。因而，我们最终选用预测准确度最高的极端随机树进行进一步分析。

## 2.3 线性回归结果

表 3 线性回归各自变量相关系数与模型整体 F 值、P 值、 $R^2$ （表格来源：作者自绘）

变量		早高峰接驳次数		晚高峰接驳次数		非早晚高峰接驳次数		总接驳次数	
		系数	p	系数	p	系数	p	系数	p
变量	截距项	-0.13	0.78	-0.24	0.62	0.12	0.79	0.40	0.50
	快速路、主干路密度指数	4.21	0.00	4.21	0.00	4.59	0.00	5.58	0.00
	慢行道路、支路	1.06	0.09	1.09	0.10	0.80	0.21	1.43	0.08
	夜间灯光强度	0.04	0.97	0.10	0.94	0.16	0.90	0.26	0.87
	建筑密度	-0.08	0.93	-0.36	0.72	-0.35	0.72	-0.23	0.86
	平均建筑高度	3.64	0.00	3.87	0.00	4.20	0.00	4.95	0.00
	居住类 POI 数量	0.30	0.69	-0.04	0.96	0.57	0.46	0.53	0.59
	服务类 POI 数量	0.57	0.34	0.66	0.30	0.59	0.33	0.69	0.37
	居住用地面积	2.60	0.00	2.58	0.00	2.41	0.00	3.27	0.00
	商业用地面积	2.36	0.00	2.35	0.00	2.27	0.00	2.98	0.00
商住分离指数	-1.38	0.02	-1.33	0.04	-1.21	0.05	-1.67	0.03	
F		48.66		43.38		53.17		50.77	
p		0.00		0.00		0.00		0.00	
R <sup>2</sup>		0.59		0.56		0.61		0.60	

由线性回归结果（表 3）可以看出，早高峰、晚高峰、非高峰时间段中，各自变量系数未出现明显差异。平均建筑高度、快速路和主干路密度指数对于骑行的贡献相对突出。居住面积与商业用地面积也与骑行接驳有正相关关系。

## 2.4 建成环境与骑行结果的分析

### 2.4.1 摘要图分析

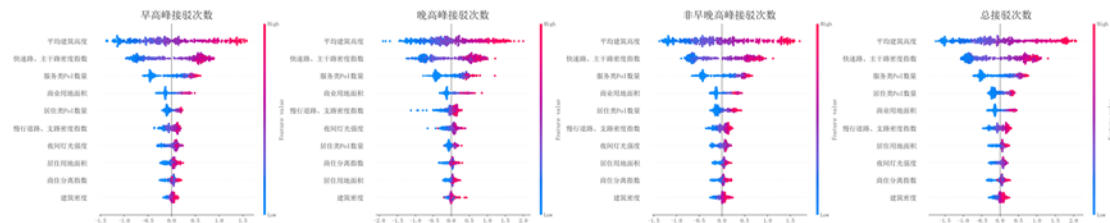


图 5 各时段 SHAP 摘要图（图片来源：作者自绘）

前述分析已经发现各时间段自变量特征无显著区分，故本部分着重利用 SHAP 可解释性分析深入比较各自变量对因变量的非线性影响关系。由图 5 仍可以得知，各时间段自变量影响特征并无显著差异。

分析总接驳次数的摘要图（图 5）可以发现，平均建筑高度、快速路和主干路密度指数、服务类、居住类 POI 数量是影响骑行的主要特征指标。相反，传统规划中所强调的适宜骑行的慢行道路和支路密度指数并未表现出较大的正向贡献。各指标均对地铁站骑行接驳有正向影响。部分指标例如建筑密度、慢行道路和支路密度指数、夜间灯光强度等在指标较大时，出现了较为明显的阈值，即在特定水平后进一步增加指标对骑行的正向影响不显著。

### 2.4.2 SHAP 值分布图分析

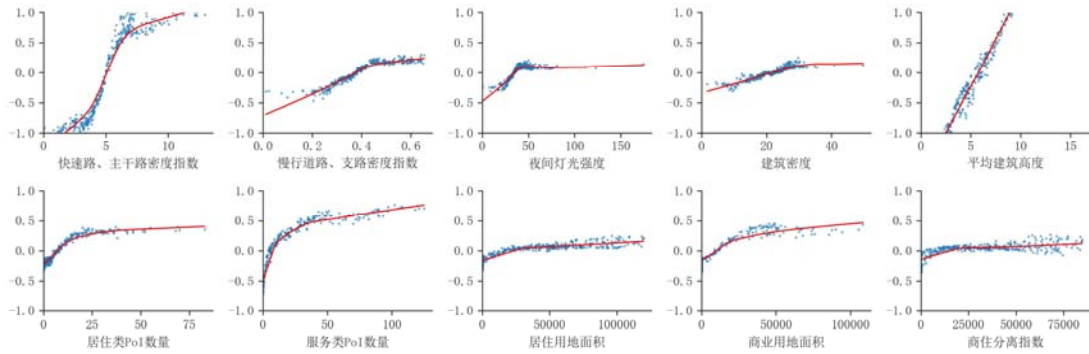


图 6 总接驳次数各自变量 SHAP 值分布图（图片来源：作者自绘）

在本部分，我们聚焦于总接驳次数中各变量具体的非线性变化特征。

由图 6 可知，平均建筑高度有着最显著的线性特点与最大斜率，且不存在阈值。随着平均建筑高度的增加，地铁站周边骑行接驳会显著增加。经济指标中，夜间灯光强度在 50 左右趋向平缓，这意味着地铁站周边经济活力达到一定强度后，其对于骑行接驳促进的贡献趋向于一个定值。骑行指标中，快速路、主干路密度指数对骑行接驳增加的影响表现出了先增后减的趋势，慢行道路和支路密度指数则在 0.45 左右出现了相对明显的阈值。POI 与用地、商住分离指数对骑行接驳的贡献则表现出先增加后持平的趋势。

### 2.4.3 依赖图分析

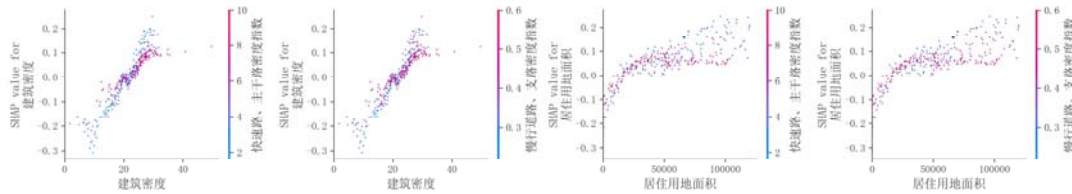


图 7 总接驳次数建筑密度、居住用地与道路密度指数依赖图（图片来源：作者自绘）

在本部分，我们选取依赖图中几个比较有代表性的图表，揭示多变量之间的复杂互动与非线性关系。

慢行道路和支路密度指数、快速路和主干路密度指数在部分依赖图中表现出了类似的特征。例如，当地铁站周边建筑密度较高时，与较高的道路密度相比，较低的道路密度反而能促进地铁站骑行接驳。在地铁站周边居住用地面积较大时，较低的道路密度也表现出了对于地铁站骑行接驳更强的促进作用。

## 3 讨论与建议

机器学习模型揭示了地铁站周边部分自变量与因变量之间显著的非线性趋势与阈值特征，这些统计结果反映了城市设计中人为因素对共享单车的接驳选择的深刻影响。因此，我们将结合 SHAP 分析中的统计特征，从定量角度深入讨论这些建成环境要素影响共享单车接驳的实际意义。

首先关注于各建成要素与预测变量间的单调趋势，全部 10 个自变量均在摘要图中呈现显著的正向预测趋势，各变量的 SHAP 值分布图也支持这一结论。其中，平均建筑高度对接驳频次有最大的正向贡献。一些研究指出较高的建筑物高度通常与人口密度的增加相关，这可能导致对骑行等高效和可持续的交通选择的需求增加。在人口稠密的地区，由于目的地的临近，骑自



行车是短途通勤的便捷选择，赵等人在北京的研究也认为，更高的目的地可达性通常是建筑物较高的区域的特征，这样的环境通常为骑行者提供更直接的路线和更短的出行时间[33]。同时，拥有较高的建筑物的区域也通常意味着较好的街道连通性，这进一步提高了附近人员选择骑行接驳的意愿[34]。快速路和主干路密度指数、慢行道路和支路密度指数对预测变量的正向贡献也同时能佐证这一结论，无论道路类型如何，增加连通性和可达性都能够极大地促进骑行选择的发生。

除此之外，一些针对城市微气候的研究指出，高楼两侧的街谷、阴影等环境因素之间的相互作用可以抵消高温的负面影响，这会使得发生在建筑更高的地区的骑行更具吸引力[35]。较高的建筑物所产生的阴影能避免阳光直射、影响地表温度，从而使骑行更加舒适，因而鼓励自行车交通。

对于 POI 数量对接驳频次的正向贡献，服务行业的兴趣点首先代表着自行车交通可能的目的地，这会吸引更多骑自行车者前往服务类 POI 高度集中的地区[36]。此外，其他研究也指出服务业 POI 的密集区域通常与城市中心重合，这些地区拥有更稠密的通勤人口、更发达的非机动车设施，在这些区域骑自行车是一种实用而高效的交通方式[37,38]。

其次，我们关注自变量在预测骑行频次时呈现的非线性特征和变化阈值，来尝试解读建成环境与共享单车接驳之间的因果联系。在分布图中，夜间灯光强度对预测变量的正向贡献在 50 左右趋向平缓，这说明经济与人群活力等要素的高度集中不一定能带来对应的骑行促进。张等人的案例也表明，城市人口密度对促进自行车运动有阈值影响，而且证明了保持每平方公里超过 22,000 人的人口密度可以有效延长骑行距离[39]。这种阈值可能源于步行与骑行的接驳竞争，当建成环境的出行需求或经济容量足够大时，步行较骑行拥有更高的通勤效率，因而服务类、居住类 POI 数量的贡献增长出现了逐步放缓的趋势。此外，道路密度指数出现了 S 形曲线特征，张等人也发现存在有利于骑车的路网密度范围为 3 至 6 公里/平方公里。此情景下，路网可提供足够的连接来支持骑行，同时其环境复杂性仍处于适合骑行的区间[39]。

在多变量的复杂互动关系上，我们考虑居住和商业两种用地模式。当用地组成较单一时，居住用地比商业用地更能吸引骑行接驳。多项研究提出，单一住宅区周边往往拥有更多的专用自行车道与社区基础设施，通常更有利于骑行[40,41]。此外，我们发现当地铁站周边建筑密度较高时，较低的道路密度反而能促进骑行接驳。陈等人的研究猜想这是由于共享自行车对轨道交通站缓冲区的扩大效应，高密度城区较为通达简单的路网能够增加地铁站乘客覆盖范围[42]。另外，高密度地区更低的路网密度往往意味着更大的道路宽度，这些道路上更可能拥有专用的行车道，从而使我们统计到更多的共享单车接驳。

挖掘建成环境与接驳频次之间的影响机理，有助于从计算性角度指导城市设计。首先，较高的建筑高度通过积聚人流、提供更集中的目的地选择及提供更遮阳的街道微环境从而促进骑行。这提示我们在城市设计中适当在地铁站周边提高开发强度，是促进共享单车接驳的有效法则。另一方面，在街道设计中，设置非机动车道能直接促进骑行；此外，兼顾骑行道路与地铁站之间的连通性、设置便于共享单车驻车的停车点，以扫清地铁站到自行车道间“最后 50 米”的骑行困难，也能够促进骑行接驳。在更大的设计尺度上，持续提高路网密度并不能始终促进骑行选择，而过多的路口交叉点与过高的道路复杂度反而会给骑行造成障碍。总的来讲，模型揭示的非线性关系提醒城市设计者始终注意复杂建成环境中的多影响因素，在规划设计中根据

城市基础条件综合考虑建筑开发强度和路网布置、考虑适当的用地混合，从而保障道路接驳与骑行条件的通达顺畅、促进人口与业态的适当集中，这些都是促进城市中共享单车与轨道交通接驳的有效手段。

## 结语

本研究利用上海共享单车骑行数据、GHSL 建成环境数据、NPP-VIIRS 夜间灯光数据、OSM 路网数据、土地利用数据、POI 数据等数据集，使用线性回归与其他机器学习方法，结合SHAP 可解释性分析，分析了各类建成环境指标对于地铁站周边骑行接驳次数的影响关系。研究得出了以下结论：1.建筑高度、路网密度和 POI 数量是影响地铁站周边骑行的最重要因素。2.部分指标对于骑行接驳存在正向促进的“阈值”现象，例如骑行道路路网密度、夜间灯光强度、建筑密度等。3.部分指标间存在较为明显的非线性互动关系，例如在高建筑密度前提下，较低的各类路网密度反而能促进地铁站周边骑行接驳。综合以上结论，我们提出了开发强度、路网布置、道路接驳、骑行条件等方面的设计建议，以期为今后的规划设计方案提供有意义的指导。

## 参考文献

- [1] Macmillan, A., Connor, J., Witten, K., Kearns, R. A., Rees, D., & Woodward, A. (2014). The societal costs and benefits of commuter bicycling: Simulating the effects of specific policies using system dynamics modeling. *Environmental Health Perspectives*, 122(4), 335-344.
- [2] Yang, L., Shen, Q., & Shen, J. (2020). Assessing the impacts of bike-sharing on carbon neutrality in China' s urban transportation. *Environmental Science & Technology*, 54(7), 4571-4580.
- [3] Ma, X., Liu, C., & Wang, Y. (2019). Bike-sharing systems and congestion: Evidence from Chinese cities. *Journal of Transport Geography*, 77, 1-10.
- [4] Fishman, E. (2016). Bikeshare: A review of recent literature. *Transport Reviews*, 36(1), 92-113.
- [5] Ma, Ting, Chao Liu, and Sevgi Erdoğ an. "Bicycle sharing and public transit: Does capital bikeshare affect metrorail ridership in Washington, DC?." *Transportation research record* 2534.1 (2015): 1-9.
- [6] Zhong, Jiaming, Zhaocheng He, and Jiemin Xie. "Revealing the travel community in the integrated system of free-floating bike and metro." *Sustainable Cities and Society* 97 (2023): 104760.
- [7] Wang, Zijia, et al. "Spatiotemporal characteristics of bike-sharing usage around rail transit stations: Evidence from Beijing, China." *Sustainability* 12.4 (2020): 1299.
- [8] Li, Wenxiang, et al. "Exploring the spatial variations of transfer distances between dockless bike-sharing systems and metros." *Journal of transport geography* 92 (2021): 103032.
- [9] Guo, Yuanyuan, Linchuan Yang, and Yang Chen. "Bike share usage and the built environment: a review." *Frontiers in public health* 10 (2022): 848169.
- [10] Li, Wenxiang, et al. "Exploring the spatial variations of transfer distances between dockless bike-sharing systems and metros." *Journal of transport geography* 92 (2021): 103032.
- [11] Li, Xuefeng, Mingyang Du, and Jingzong Yang. "Factors influencing the access duration of free-floating bike sharing as a feeder mode to the metro in Shenzhen." *Journal of Cleaner Production* 277 (2020): 123273.
- [12] Hu, Songhua, et al. "Examining factors associated with bike-and-ride (BnR) activities around metro stations in large-scale dockless bikesharing systems." *Journal of Transport Geography* 98 (2022): 103271.
- [13] <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2212095524002025>
- [14] Lundberg, Scott M., and Su-In Lee. "A unified approach to interpreting model predictions." *Advances in neural information processing systems* 30 (2017).
- [15] Lundberg, Scott M., Gabriel G. Erion, and Su-In Lee. "Consistent individualized feature attribution for tree ensembles." *arXiv preprint arXiv:1802.03888* (2018).
- [16] Lundberg, S., & Lee, S.-I. (2020). The Shapley Value for Machine Learning. \*ACM SIGKDD Explorations Newsletter\*.
- [17] Xi, Y.; Hou, Q.; Duan, Y.; Lei, K.; Wu, Y.; Cheng, Q. Exploring the Spatiotemporal Effects of the Built Environment on the Nonlinear Impacts of Metro Ridership: Evidence from Xi'an, China. *ISPRS Int. J. Geo-Inf.* 2024, 13, 105. <https://doi.org/10.3390/ijgi13030105>

- [18] Liu, Xiang, et al. "Effects of buffer size on associations between the built environment and metro ridership: A machine learning-based sensitive analysis." *Journal of Transport Geography* 113 (2023): 103730.
- [19] Ji, Shujuan, et al. "Understanding cycling distance according to the prediction of the XGBoost and the interpretation of SHAP: A non-linear and interaction effect analysis." *Journal of Transport Geography* 103 (2022): 103414.
- [20] Gu, Z., Qian, X., Chen, Q., & Wang, X. (2020). Exploring factors influencing bike sharing usage in Beijing: A station-level analysis using gradient boosting regression trees. *Sustainable Cities and Society*, 52, 101842. <https://doi.org/10.1016/j.scs.2019.101842>
- [21] <https://www.intelligenttransport.com/transport-news/30671/bike-sharing-lifestyles-shanghai/>
- [22] Zhang, Z., Qian, C., & Bian, Y. (2019). Bicycle – metro integration for the ‘last mile’ : Visualizing cycling in Shanghai. *Environment and Planning A: Economy and Space*, 51(7), 1420-1423. <https://doi.org/10.1177/0308518X18816695>
- [23] Ting, Zhou., Tao, Feng., Astrid, Kemperman. (2023). 1. Assessing the effects of the built environment and microclimate on cycling volume. *Transportation Research Part D-transport and Environment*, doi: 10.1016/j.trd.2023.103936
- [24] Suyang, Yuan., Weiwei, Dai., Yunhan, Zhang., Jianqiang, Yang. (2024). 2. Cycling Greenway Planning towards Sustainable Leisure and Recreation: Assessing Network Potential in the Built Environment of Chengdu. *Sustainability*, doi: 10.3390/su16146185
- [25] (2022). 2. Nighttime Vitality and Its Relationship to Urban Diversity: An Exploratory Analysis in Shenzhen, China. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, doi: 10.1109/jstars.2021.3130763
- [26] Hye-Sook, Shin., Costanza, Cagnina., Anahid, Basiri. (2022). 2. The Impact of Built Environment on Bike Commuting: Utilising Strava Bike Data and Geographically Weighted Models. *AGILE: GIScience series*, doi: 10.5194/agile-giss-3-15-2022
- [27] Faghih-Imani, A., Eluru, N., El-Geneidy, A. M., Rabbat, M., & Haq, U. (2014). How land-use and urban form impact bicycle flows: Evidence from the bicycle-sharing system (BIXI) in Montreal. *Journal of transport geography*, 41, 306-314.
- [28] Scott, D. M., & Ciuro, C. (2019). What factors influence bike share ridership? An investigation of Hamilton, Ontario’s bike share hubs. *Travel behaviour and society*, 16, 50-58.
- [29] Wang, X., Lindsey, G., Schoner, J. E., & Harrison, A. (2016). Modeling bike share station activity: Effects of nearby businesses and jobs on trips to and from stations. *Journal of Urban Planning and Development*, 142(1), 04015001.
- [30] Gao, K., Yang, Y., Li, A., & Qu, X. (2021). Spatial heterogeneity in distance decay of using bike sharing: An empirical large-scale analysis in Shanghai. *Transportation research part D: transport and environment*, 94, 102814.
- [31] Wang, Y., Zhan, Z., Mi, Y., Sobhani, A., & Zhou, H. (2022). Nonlinear effects of factors on dockless bike-sharing usage considering grid-based spatiotemporal heterogeneity. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 104, 103194.
- [32] Wei, B., & Zhu, L. (2023). Exploring the impact of built environment factors on the relationships between bike sharing and public transportation: A case study of New York. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 12(7), 293.
- [33] Pengjun, Zhao. (2014). The Impact of the Built Environment on Bicycle Commuting: Evidence from Beijing. *Urban Studies*, doi: 10.1177/0042098013494423
- [34] Jie, Gao. (2019). One size fits all? : The influence of built environment on active travel across population segments and geographical contexts.
- [35] Minglu, Qin., Haibin, Xu., Jiantuan, Huang. (2024). Investigating the Impact of Streetscape and Land Surface Temperature on Cycling Behavior. *Sustainability*, doi: 10.3390/su16051990
- [36] Wang, Y., & Xu, L. (2020). Analysis of urban points of interest and urban traffic from Shenzhen urban space optimization. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 424(1), 012003. <https://doi.org/10.1088/1755-1315/424/1/012003>
- [37] YU Wenhao, AI Tinghua. The Visualization and Analysis of POI Features under Network Space Supported by Kernel Density Estimation[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2015, 44(1): 82-90.
- [38] Wenhao, Yu., Tinghua, Ai. (2014). (3) The visualization and analysis of urban facility pois using network kernel density estimation constrained by multi-factors. *Boletim De Ciencias Geodesicas*, doi: 10.1590/S1982-21702014000400050
- [39] Yantang, Zhang., Xiaowei, Hu. (2024). (1) The nonlinear impact of cycling environment on bicycle distance: A perspective combining objective and perceptual dimensions. *Journal of Transport and Land Use*, doi: 10.5198/jtlu.2024.2434
- [40] Garang Z, Wu C, Li G, Zhuo Y, Xu Z. Spatio-Temporal Non-Stationarity and Its Influencing Factors of Commercial Land Price: A Case Study of Hangzhou, China. *Land*. 2021; 10(3):317. <https://doi.org/10.3390/land10030317>
- [41] Dong, G., Zhang, W., Wu, W., & Guo, T. (2011). Spatial heterogeneity in determinants of residential land price: Simulation and prediction. *Acta Geographica Sinica*, 66(6), 750-760. <https://doi.org/10.11821/xb201106004>
- [42] Chen, Z., & Chen, X. (2022). A shared bicycle-on-transit perspective on rail transit station accessibility and

ridership. In *Proceedings of the 2022 International Conference on Transportation and Development* (pp. 729-738). American Society of Civil Engineers. <https://doi.org/10.1061/9780784484265.091>

## 附录 研究数据来源

共享单车出行数据: <https://download.csdn.net/download/cc605523/15483509>

POI数据: <https://opendata.pku.edu.cn/dataset.xhtml?persistentId=doi:10.18170/DVN/WSXCNM>

路网数据: OpenStreetMap (<https://www.openstreetmap.org>)

夜间灯光数据: Havard Dataverse

(<https://dataverse.harvard.edu/dataset.xhtml?persistentId=doi:10.7910/DVN/YGIVCD>)

建筑基底面积与高度数据: GHSL (<https://human-settlement.emergency.copernicus.eu/>)

用地数据: Mapping essential urban land use categories in China (EULUC-China);preliminary results for 2018