文章编号：1003-1421(2026)02-0108-11
引用格式：刘志勇，吕布克，符兴邦，等.基于兴趣点数据的城市公共交通出行空间特征与驱动因素分析[J].铁道运输与经济，2026，48(2)：108-118.
LIU Zhiyong，LYU Buke，FU Xingbang，et al. Spatial Characteristics and Driving Factor Analysis of Urban Public Transportation Travel Based on Points of Interest Data[J]. Railway Transport and Economy，2026，48(2)：108-118.

基于兴趣点数据的城市公共交通出行空间特征与驱动因素分析

刘志勇[1]，吕布克[1]，符兴邦[1]，梁世斌[2]，姚恩建[1]

(1.北京交通大学 交通运输学院，北京 100044；2.内蒙古自治区测绘地理信息中心，内蒙古 呼和浩特 010010)

摘 要：城市公共交通是缓解交通拥堵、减少环境污染的重要出行方式。探究建成环境与公共交通客流分布的互动关系对于引导公共交通体系健康发展至关重要。研究探究城市兴趣点影响作用下的公共交通出行空间分布特征，基于北京市轨道交通客流数据、地面公交客流数据、城市兴趣点空间数据构建实证案例，应用泰森多边形空间剖分方法，将北京市六环以内的研究区域划分为基本分析单元，进而采用地理加权回归模型量化不同场景下多类城市兴趣点与公共交通客流OD之间的空间相关性。研究结果表明，公共交通“日出”与“夜归”流线之间具有空间守恒性，地铁出行OD较公交出行OD展现出更强的空间异质性，各类城市兴趣点对于公共交通出行的吸引能力表现出差异性，研究结果可为城市空间资源配置、公共交通网络规划提供决策依据。

关键词：城市公共交通；地理加权回归；兴趣点；出行特征；空间影响作用
中图分类号：U121；U293.5 **文献标识码**：A **DOI**：10.16668/j.cnki.issn.1003-1421.20240729005

Spatial Characteristics and Driving Factor Analysis of Urban Public Transportation Travel Based on Points of Interest Data

LIU Zhiyong[1]，LYU Buke[1]，FU Xingbang[1]，LIANG Shibin[2]，YAO Enjian[1]

(1. School of Traffic and Transportation, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China; 2. Inner Mongolia Autonomous Region Surveying and Mapping Geographic Information Center, Hohhot 010010, Inner Mongolia, China)

Abstract: Urban public transportation is an important travel mode for alleviating traffic congestion and reducing environmental pollution. Exploring the interactive relationship between the built environment and the distribution of public transportation passenger flow is crucial for guiding the healthy development of the public transportation system. This paper explored the spatial distribution characteristics of public transportation travel guided by Points of Interest (POI). Based on passenger flow data from Beijing's rail transit and ground-level buses, as well as POI data, this paper constructed empirical cases and adopted the Thiessen polygon spatial partitioning method to divide the research area within the Sixth Ring Road of Beijing into basic analysis units. Then, geographically

收稿日期：2024-07-29
通信作者：姚恩建(1971—)，男，贵州遵义人，北京交通大学交通运输学院教授。
基金项目：国家自然科学基金项目(52302383)；北京市科协青年人才托举工程项目(BYESS2023137)

weighted regression (GWR) was employed to quantify the spatial correlation between multiple types of POI and public transportation origin-destination (OD) points under various scenarios. The results indicate that there exists spatial conservativeness between the “morning departure” and “evening return” of public transportation trips, and the spatial heterogeneity of subway OD patterns is stronger than that of bus OD patterns. Each type of POI exhibits different attractiveness to public transportation trips. The results can provide decision-making support for urban spatial resource allocation and public transportation network planning.

Keywords: Urban Public Transportation; Geographically Weighted Regression; Point of Interest; Travel Characteristic; Spatial Effect

0　引言

公共交通是城市出行的重要支撑，在北京、上海、广州等大型城市，轨道交通与地面公交满足了近半数的机动化出行需求[1]。城市公共交通出行时空数据[2]是开展公共交通线路规划、站点选址等工作的基础[3]，而用地类型是公共交通出行的重要驱动因素[4-5]。因此，研究城市公共交通出行与建成环境的空间耦合关系，对于深入解析公共交通出行空间特征、提升公共交通线网布局合理性、协同配合城市空间发展布局具有重要意义。

国内外学者围绕多方式出行与建成环境的互动关系展开了广泛的研究。主要研究方法包括统计回归和机器学习2个范式。统计回归模型是使用最常见的方法，被广泛应用于公共交通时空分析。杨静等[6]构建了地理加权回归模型，Gutiérrez等[7]构建了距离衰减加权回归模型，申犁帆等[8]构建了广义自回归条件异方差模型，黄承锋等[9]对比了最小二乘回归与地理加权回归模型，Wang等[10]构建了时空地理加权回归模型，Jun等[11]应用逐步回归法和混合地理加权回归。可以看出，此类研究在关注变量量化关系的基础上，不断挖掘讨论空间要素之间的互动关系。

机器学习是另一种分析出行客流与建成环境关系的常用方法。Zhang等[12]基于梯度提升决策树分析了建成环境对出行链决策的影响。Liu等[13]基于XGBoost模型探究了公交乘客数量和建成环境之间的关系。Li等[14]基于梯度提升回归树方法研究了地铁乘客数量和站点数量、路网密度等建成环境之间的关系。然而，此类方法往往停留在解析量化关系的层面上，对于要素的空间特征解析不够深入。

近年来，越来越多的研究讨论城市兴趣点(Point of Interest，POI)与居民出行之间的关联。与传统的建成环境数据相比，POI数据更新快、精度高，能更加准确地描述建成环境的实际情况，近年来成为关注的热点[15]。有些研究针对单一出行方式讨论POI的影响作用：Gao等[16]探究了POI、路网等空间要素对共享单车距离衰减系数的影响；Zhao等[17]探究了共享单车调度与POI等因素的关系；Bao等[18]结合智能卡数据和POI数据，讨论了共享单车出行的模式和目的特征。Zhu等[19]探究了包括POI在内的建成环境对出租车乘客数量的影响；Qian等[20]结合POI数据探究了纽约市出租车客流态势变化的空间异质性。Xiang等[21]探究了POI影响下的城市轨道交通客流空间异质性；Chen等[22]探究了POI对于地铁客流量的时空影响。

然而，既有研究缺乏对于城市轨道交通与地面公交协同运营的考虑，且常采取栅格化构造空间单元的处理方式。本研究提出“空间单元划分-地理加权回归-出行与用地耦合”研究框架，基于北京市公共交通出行与POI数据，采用泰森多边形[23]的空间分析单元划分法，构造地理加权回归(Geographically Weighting Regression，GWR)模型[24]，有效量化地铁与公交出行的空间特征及其驱动要素，对于分析和优化城市公共交通空间格局具有重要的理论和实践意义。

1　案例区域与数据基础

1.1　案例区域

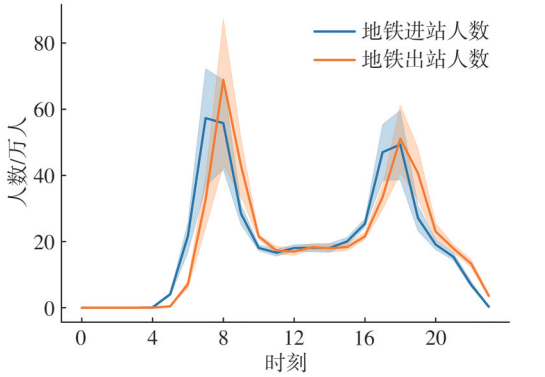
以北京市六环内区域作为研究区域，占地面积约2 268 km^2。该区域包括东城区、西城区、朝阳区、海淀区、丰台区和石景山区的大部分空间，以及通州区、顺义区、大兴区、昌平区的部分空间。

1.2　数据基础

使用的研究数据包括以下几方面。

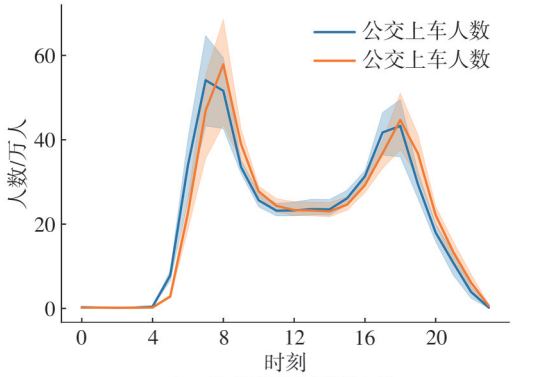
（1）北京市公共交通刷卡数据。该数据集记录

了城市轨道交通与地面公交的用户出行信息，覆盖2016年5月15—21日为期一周的时间范围，具体包括乘客搭乘地铁或公交车的起点站名、终点站名、起点时间、终点时间、用户唯一标识符等信息。基于此类数据，可以获取各个地铁站点、公交站点在不同时段的客流发生与吸引分布情况。地铁、公交日均客流人数折线图如图1所示。图1中可以看出该时间范围内，每日地铁进出站客流与公交上下车刷卡流量的小时变化趋势。蓝色和橙色的实线分别代表进站、出站的流量，阴影部分代表95%置信区间的流量范围，直观地反映了不同时间段的客流波动情况。



a　地铁日均进出站人数

a　Average daily passengers entering and exiting the subway



b　公交日均上下车人数

b　Average daily passengers entering and exiting buses

图1　地铁、公交日均客流人数折线图

Fig.1　Average daily passenger flow for the subway and buses

（2）北京市POI数据。案例POI数据来源于高德地图API，采集于2016年，因而时间维度能够与公共交通刷卡数据保持一致。此POI数据集记录了高德地图API中20个大类POI的分布情况，不同类型POI之间不存在相互包含的关系。为了适应本研究案例分析需求，筛选其中与交通出行相关且规模较大的8类POI，包括商务住宅、公司企业、娱乐服务、科教文化、医疗保健、生活服务、住宿服务、金融保险。各类POI及其子类POI如表1所示。

表1　各类POI及其子类POI

Tab.1　Each type of POI and its sub-POI

POI种类	POI含义与子类	数量
公司企业	包含工厂、公司、企业等	76 312
金融保险	包含银行、证券公司、保险、财务公司等	12 898
科教文化	包含学校、科研机构、图书馆、科技馆、文化宫等	35 335
商务住宅	包含住宅区、产业园区、楼宇等	21 093
生活服务	包含物流速递、美容美发店、营业厅、邮局等	96 456
医疗保健	包含医院、诊所、药店、医药保健销售店等	17 546
娱乐服务	包含购物、餐饮、体育休闲、风景名胜等	294 522
住宿服务	包含酒店、宾馆、旅馆招待所等	12 809

（3）北京市公共交通线网数据。该数据来源于高德地图API，包括2016年地铁与公交站名、站点经纬度、地铁与公交线路等数据。在完成数据清洗和验证后，研究实际使用了北京市六环区域内262个地铁站点与5 152个公交站点进行案例研究。

2　研究方法

2.1　泰森多边形空间剖分方法

基于泰森多边形(Thiessen Polygon)空间剖分方法，划分基本空间分析单元。泰森多边形又称沃洛诺伊图(Voronoi Diagram)，是一种空间单元格划分方法[25]。泰森多边形的空间意义在于，将空间整体划分为空间单元，且对于任意一个空间单元，该单元中的任意一点到该单元核心点的距离小于到其他单元核心点的距离。假设一个空间中存在平面区域A，有点集$P \in A$，且点$P_i \in P$，则平面区域A中以点P_i为核心点的泰森多边形T_i可以定义为

$$T_i = \{x \in X | d(x, P_i) \leqslant d(x, P_j) \quad i \neq j\} \tag{1}$$

式中：x是泰森多边形T_i中任一点且$P_i \in T_i$；X是所有点x组成的集合；$d(x, P_i)$表示点x到核心点P_i的距离，$d(x, P_j)$表示点x到核心点P_j的距离，且$i \neq j$。

选取北京市六环内区域为空间整体，选取北京市六环内的262个地铁站点作为核心点，建立泰森多边形，将六环内区域划分为262个基本空间分析单元，得到北京市六环区域的泰森多边形划分结果如图2所示。鉴于地铁站点是城市公共交通网络的主要节点，因而围绕地铁站点构造的各个泰森多边

形可以被视为稳定的公交客流服务范围，具备特定的公交服务能力、土地利用特征以及客流出行分布。统计各个基本空间分析单元中的时段客流信息与POI聚集信息，为后续空间地理加权回归模型的构建提供数据基础。

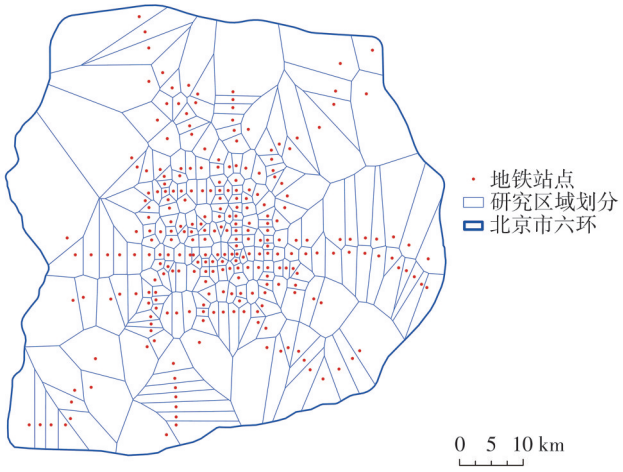


图2　北京市六环区域的泰森多边形划分结果

Fig.2　Thiessen polygon partitioning result of Sixth Ring Area in Beijing

2.2　地理加权回归模型

使用GWR模型量化土地利用特征对于公共交通出行的影响作用。GWR模型是一种经典的地理空间回归模型，能够测度地理位置变化对于回归系数造成的影响，针对各个解释变量构造多个局部回归系数[26]。GWR模型数学形式为

$$y_i = \beta_0(u_i,\ v_i) + \sum_{j=1}^{p}\beta_k(u_i,\ v_i)X_{ik} + \varepsilon_i \tag{2}$$

式中：y_i是位于空间i点的被解释变量；$(u_i,\ v_i)$表示第i个样本点的经纬度坐标；$\beta_0(u_i,\ v_i)$是截距项；$\beta_k(u_i,\ v_i)$是第i个样本点上第k个解释变量的回归参数；ε_i为残差，且服从正态分布。

在简化空间坐标后，可以简化为

$$y_i = \beta_{i0} + \sum_{k=1}^{p}\beta_{ik}x_{ik} + \varepsilon_i \tag{3}$$

使用加权最小二乘法对GWR模型参数进行估计，求解最优参数值以使加权误差项达到最小化。

$$E = \sum_{j=1}^{n} w_{ij}\left(y_j - \beta_{i0} - \sum_{k=1}^{p}\beta_{ik}x_{ik}\right)^2 \tag{4}$$

式中：w_{ij}为空间点i和j之间的权重，在GWR模型中，该权重与i和j之间的距离成反比，表征两点之间的相互作用随着空间距离的增加而衰减。

基于Bi-Square函数对w_{ij}进行估计，函数中的邻域类型设定为相邻元素数量型。w_{ij}具体计算公式为

$$w_{ij} = \begin{cases}\left[1 - \left(d_{ij}/b\right)^2\right]^2 & d_{ij} \leqslant b \\ 0 & d_{ij} > b\end{cases} \tag{5}$$

式中：b为带宽(Bandwidth)；d_{ij}为样本点i与观测点j之间的距离；在Bi-Square函数下，若观测点j位于样本点i的带宽b之内则计算其权重，否则其权重设定为0。

最佳带宽b使用Golden Search方法确定，该方法基于赤池信息量准则(Akaike Information Criterion，AIC)，通过不断调整带宽使得AIC达到最小，从而逐步逼近最佳带宽。

$$AIC = 2m - 2\ln L \tag{6}$$

式中：m为GWR模型的参数数量；L为模型的似然函数，且假设模型的残差服从独立正态分布。

在样本量不充分时，可以使用AICc准则完成计算。

$$AICc = AIC + \frac{2m(m-1)}{n-m-1} \tag{7}$$

式中：n为GWR模型涵盖的观测点数量。

2.3　空间特征识别建模

基于多场景GWR建模，解析城市土地利用特征与公共交通出行之间的空间关联性。通过划分交通方式为公交/地铁，划分出行时段为早高峰/晚高峰，划分出行方向为进站方向/出站方向，以3个维度的二元分类构建8个公共交通出行场景。交通方式与出行方向的信息可以从公共交通刷卡数据中直接获取并分类；出行时段的早晚高峰划分，则根据实际客流统计，确定早高峰时段为6:30—8:30，晚高峰时段为17:00—19:00。

在各个出行场景下，空间单元内的公共交通站点客流量被设置为GWR模型的被解释变量(即Y_i)，用于反映稳定服务范围内的站点客流输入/输出能力。为了保证GWR模型具有良好的解释能力、控制空间单元面积差异带来的影响，本研究在各场景下选用各空间单元内8类POI密度(个/km^2)作为解释变量(即X_{ik}，且k=8)。使用POI密度作为解释变量增强了不同区域之间的可比性，更好地刻画了不同功能设施的局部空间分布特征。通过差异化场景下的

GWR模型结果分析，能够揭示地铁与公交出行分布的时空特征，识别POI对于公共交通出行的影响作用。

3　案例分析结果

3.1　GWR模型结果统计

全局回归分析结果如表2所示，可以得到8个出行场景下GWR模型的拟合情况及其统计显著性。

表2　全局回归分析结果

Tab.2　Global regression analysis results

出行场景	拟合优度R^2	*AICc*	伪t值统计的调整临界值	邻域数量
地铁早高峰进站	0.574	5 024.754	2.698***	65
地铁晚高峰进站	0.810	4 883.499	2.710***	63
地铁早高峰出站	0.792	4 730.288	2.710***	63
地铁晚高峰出站	0.511	4 831.569	2.698***	65
公交早高峰进站	0.362	5 032.655	2.504*	105
公交晚高峰进站	0.377	4 929.530	2.480*	111
公交早高峰出站	0.387	4 905.377	2.488*	109
公交晚高峰出站	0.400	4 782.859	2.492*	108

注：“***”代表置信水平达到0.01；“*”代表置信水平达到0.05。

使用拟合优度R^2来评估GWR模型的拟合优度。经统计，地铁出行场景GWR模型平均R^2约为0.70，公交出行场景GWR模型平均R^2约为0.38，在解析复杂空间关系的研究中，R^2达到这一水平说明模型具备较好的解释能力。此外，地铁出行场景GWR模型R^2普遍高于公交出行，说明地铁客流与POI之间的空间关联关系更为稳定可靠。

使用伪t值统计量的调整临界值(Adjusted Critical Value of Pseudo-t Statistics)对各个出行场景下GWR模型的统计显著性进行检验。结果显示，各个场景下GWR模型的伪t值均大于0.05或0.01显著性水平下的临界值，说明模型结果具备显著的统计意义。

此外，各个模型邻域数量有所差异，主要表现为地铁出行场景最佳邻域数较低，而公交出行场景最佳邻域数较高。这一现象说明POI对于2种出行方式的影响具有异质性和非平稳性。地铁出行场景下邻域数均值为64，公交出行场景下邻域数均值约为108，说明为了捕捉某个空间单元内的地铁出行局部特征，需要考虑其相邻64个空间单元的信息，而为了捕捉某空间单元内公交出行的局部特征，则需要考虑其相邻108个空间单元的信息。工作日不同场景客流量与POI密度的回归系数如图3所示，回归系数按正、负划分为红、蓝2色，可以看出，不同场景、不同POI对于地铁或者公交出行的正负影响存在较大差异。因此，单一、均等地考量POI对于公共交通出行的诱导作用是不可取的，而差异化、多维度的场景分析则有助于客观揭示POI与公共交通出行之间的关联关系。

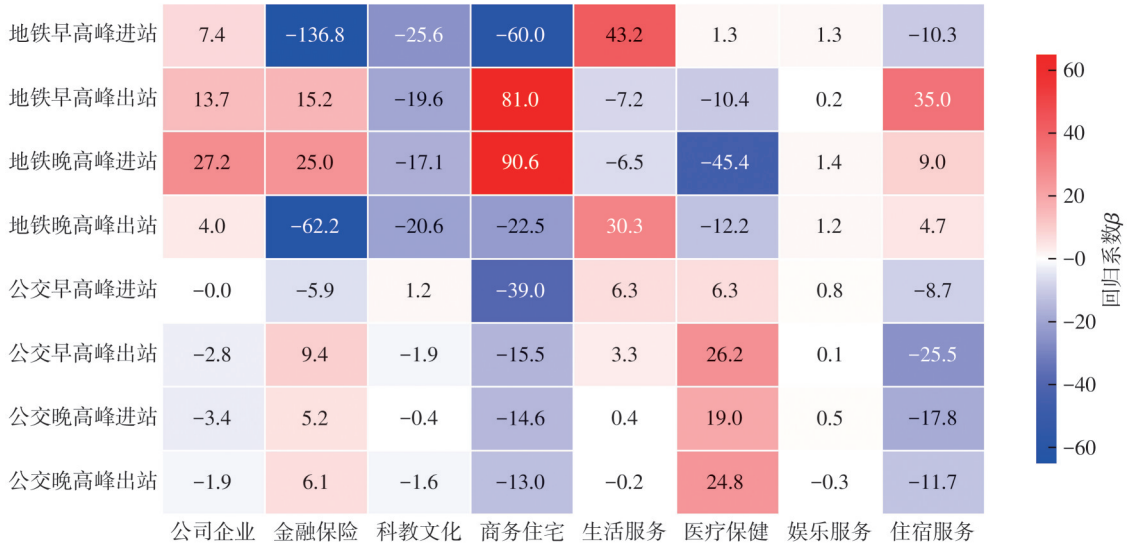


图3　工作日不同场景客流量与POI密度的回归系数

Fig.3　Regression coefficients of passenger flow and POI density under different scenarios on weekdays

此外，本研究也对比讨论地铁与公交融合客流在POI影响下的分布特征。基于GWR模型探究早高峰进站、早高峰出站、晚高峰进站、晚高峰出站4个场景下8类POI对于地铁与公交融合客流的影响，得到工作日不同场景地铁公交总客流量与POI密度的回归系数如图4所示。结果显示，POI对于融合流量的影响与POI对于地铁或公交单种出行方式的影响具有显著差异。这一结果强调了分别探究地铁和公交2种出行方式与POI之间的关系的重要性。因此，本研究将有针对性地对多样化场景下的地铁与公交出行空间特征进行讨论。

3.2　出行时段与方向特征分析

从出行时段和方向维度，挖掘地铁出行与公交出行的空间特征。鉴于各类POI对于公共交通出行的时段与方向特征影响较为一致，以生活服务POI为例，分析多场景GWR模型识别出的一般性规律。生活服务类POI诱导下地铁出行GWR模型局部回归参数如图5所示，生活服务类POI诱导下公交出行GWR模型局部回归参数如图6所示。图5、图6中各空间单元按照局部回归系数的正负性划分为红蓝2色，颜色的深浅表征局部影响的程度。

对比图5a和图5d可知，在生活服务POI诱导下，地铁出行的早高峰进站与晚高峰出站回归参数分布几乎保持一致。同理，对比图5b和图5c可知，地铁出行的早高峰出站分布与晚高峰进站分布几乎保持一致。这说明地铁出行在POI作用下的“日出”与“夜归”流线之间保持着流量守恒，需求闭合的现象较为显著。类似的，对比图6a和图6d、图6b和图6c，能够发现POI诱导下的公交出行同样展现出流量守恒、需求闭合的空间特征。

进一步，对比图5a和图5b反映的生活服务POI对于地铁早高峰进出站客流量的影响作用，可以发现进站与出站场景下局部拟合参数分布具有较大差异，早高峰进站流量的拟合参数外侧大中心小，早高峰出站流量的拟合参数外侧小中心大，说明POI诱导下的地铁出行起讫点分布具有空间异质性，且早高峰时段的客流终点表现出向心特征。类似地，对比图5c和图5d反映的地铁出行晚高峰进出站客流情况，可以发现晚高峰进站流量的拟合参数外侧小中心大，晚高峰出站流量的拟合参数外侧大中心小，说明晚高峰时段的客流终点在POI的诱导下呈现出离心特征。

然而，不同于地铁出行，公交出行的早高峰向心性与晚高峰离心性并不显著。对比图6a和图6b展示的公交出行早高峰进站与出站情况，或对比图6c和图6d展示的公交出行晚高峰进站与出站情况，容易发现公交出行起讫点的空间异质性不强，且公交客流终点没有展现出显著的日间向心和夜间离心的特征。

地铁和公交出行起讫点分布展现出差异化的特征，其原因可能在于地铁支撑着长距离城市出行，而公交则支撑着短距离城市出行。因此，地铁出行起讫点的空间异质性高于公交出行，较大的起讫点空间跨度使得地铁出行在不同时段展现出较为明显的方向性。

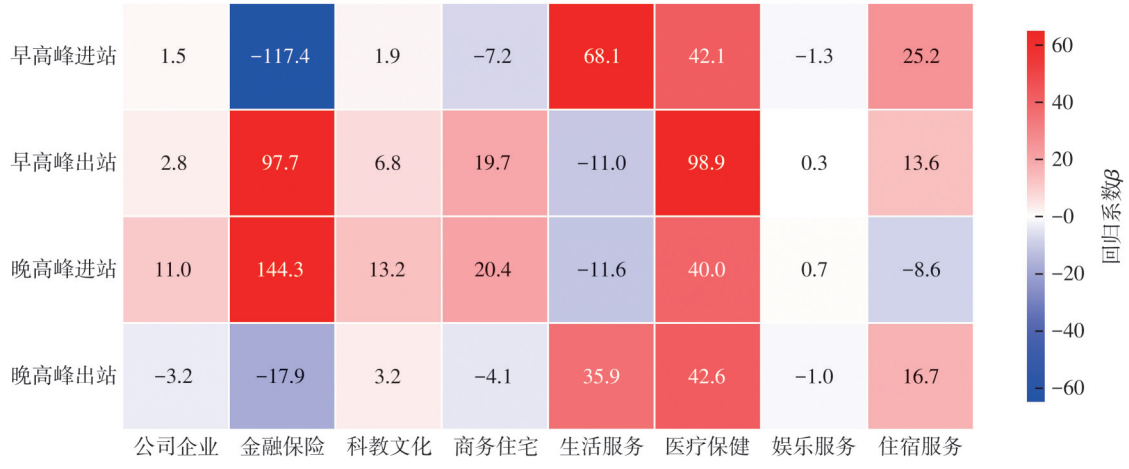
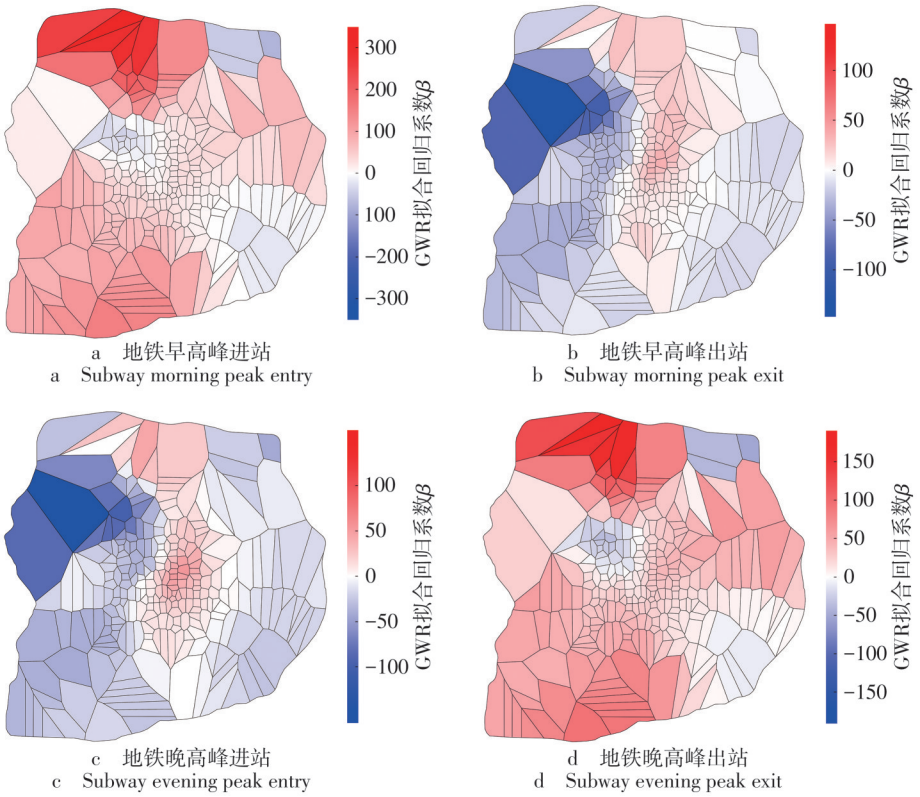


图4　工作日不同场景地铁公交总客流量与POI密度的回归系数

Fig.4　Regression coefficients of total passenger flow of the subway and buses and POI density under different scenarios on weekdays



a　地铁早高峰进站
a　Subway morning peak entry

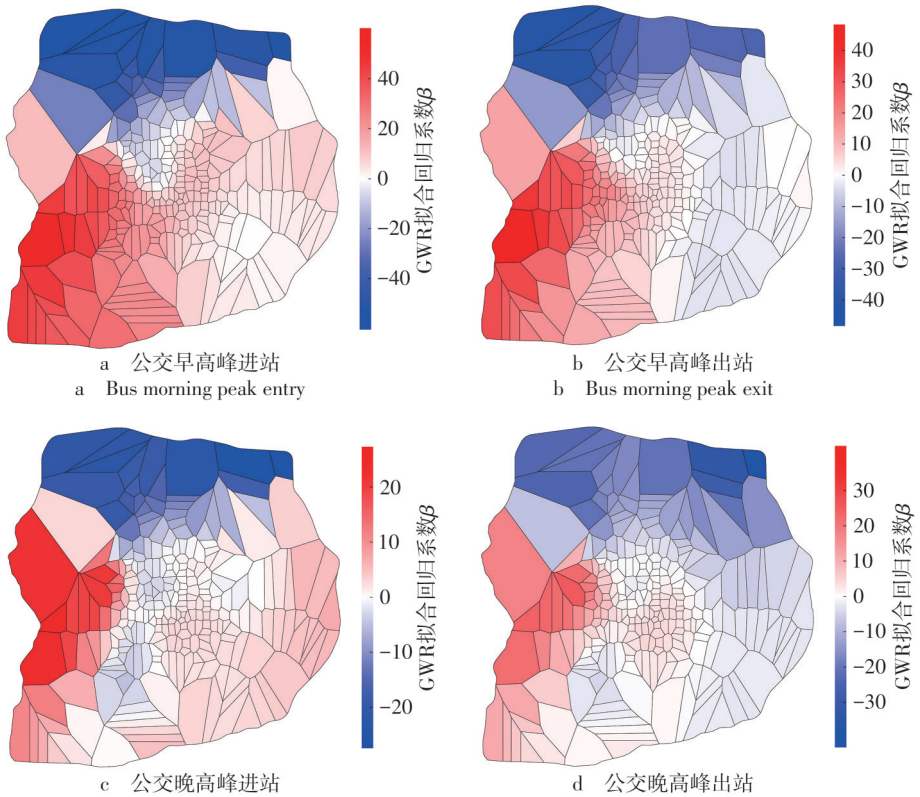
b　地铁早高峰出站
b　Subway morning peak exit

c　地铁晚高峰进站
c　Subway evening peak entry

d　地铁晚高峰出站
d　Subway evening peak exit

图5　生活服务类POI诱导下地铁出行GWR模型局部回归参数

Fig.5　Local GWR regression parameters for subway passenger flow induced by life service POI



a　公交早高峰进站
a　Bus morning peak entry

b　公交早高峰出站
b　Bus morning peak exit

c　公交晚高峰进站
c　Bus evening peak entry

d　公交晚高峰出站
d　Bus evening peak exit

图6　生活服务类POI诱导下公交出行GWR模型局部回归参数

Fig.6　Local GWR regression parameters for bus passenger flow induced by life service POI

3.3　公共交通方式特征分析

从出行方式维度，识别POI影响下地铁出行与公交出行的差异性。对比图5和图6可以发现，在同一出行时段、同一进出站方向下，POI对于地铁出行和公交出行的空间影响显著不同，说明特定POI影响下地铁和公交具有差异化的客流生成和客流吸引特征。

此外，对比图5和图6中GWR模型局部拟合参数的变化范围(即最大值与最小值)可知，POI对于地铁出行影响的正负性一般高于公交出行，说明POI与高峰时段地铁出行之间的空间关联性相对较强，而POI与高峰时段公交出行之间的空间关联性相对较弱。考虑地铁与公交自身运能不同，可能导致这一结果；但是，考虑到GWR模型能够识别POI与客流之间的相关性，且北京市地铁与公交客运量差异尚不悬殊[1]，因而上述结果仍然具备合理性。

3.4　POI客流吸引能力分析

本研究进一步探究各类POI客流吸引能力及其日变化趋势。POI的客流吸引能力使用GWR模型局部拟合参数在各区域正值的均值表示，分析该指标在早高峰进站、早高峰出站、晚高峰进站、晚高峰出站4个时序场景下的变化情况，以描述POI客流吸引能力的日变化趋势。

地铁出行场景下各类POI客流吸引能力的日变化情况如图7所示。鉴于高峰期客流以通勤目的为主，因此早高峰出站区域与晚高峰进站区域可以被视为客流在日间的主要驻留区域，早高峰进站区域与晚高峰出站区域可以被视为客流在夜间的主要驻留区域。那么，在各个子图中，若4个指标点依次呈现“低—高—高—低”的变化趋势，则说明该POI的日间客流吸引力较强；若4个指标点依次呈现“高—低—低—高”的变化趋势，则说明该POI的夜间客流吸引力较强。由图7可以看出，公司企业、金融保险、商务住宅3类POI具有较强的日间吸引力，说明城市居民往往采取地铁出行方式抵达这些区域完成日间工作与活动；生活服务、医疗保健、娱乐服务3类POI则具有较高的夜间吸引力，说明这3类POI密度高的区域对夜间地铁客流的驱动作用更强。

公交出行场景下各类POI客流吸引能力的日变化情况如图8所示。类似地，本研究能够识别日间/夜间公交客流吸引力较强的POI。结果显示，公司企业、商务住宅2类POI具备较高的夜间客流吸引力，说明这两类POI对于夜间的公交客流具有较强的驱动作用。这可能是公司企业周边往往配套了居住区域，商务住宅也包含了居住属性，所以这两类POI密度较高的区域可以成为夜间公交客流的出行终点。

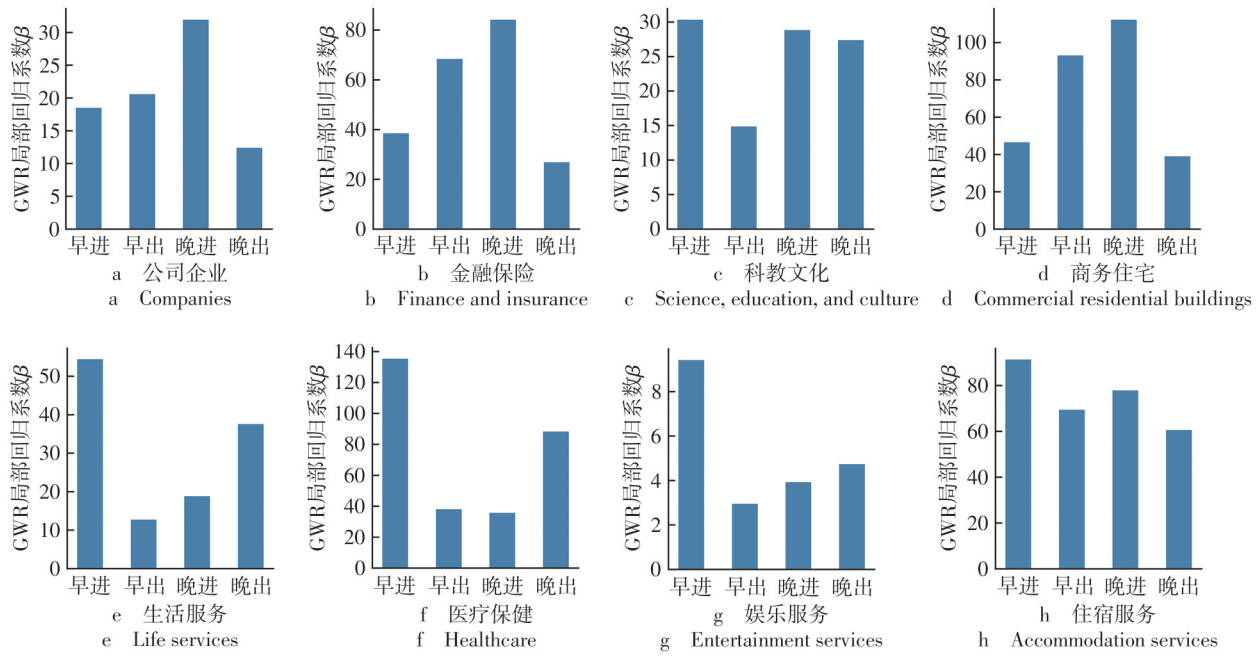


图7　地铁出行场景下各类POI客流吸引能力的日变化情况

Fig.7　Daily changes of passenger attraction ability of various types of POI for the subway

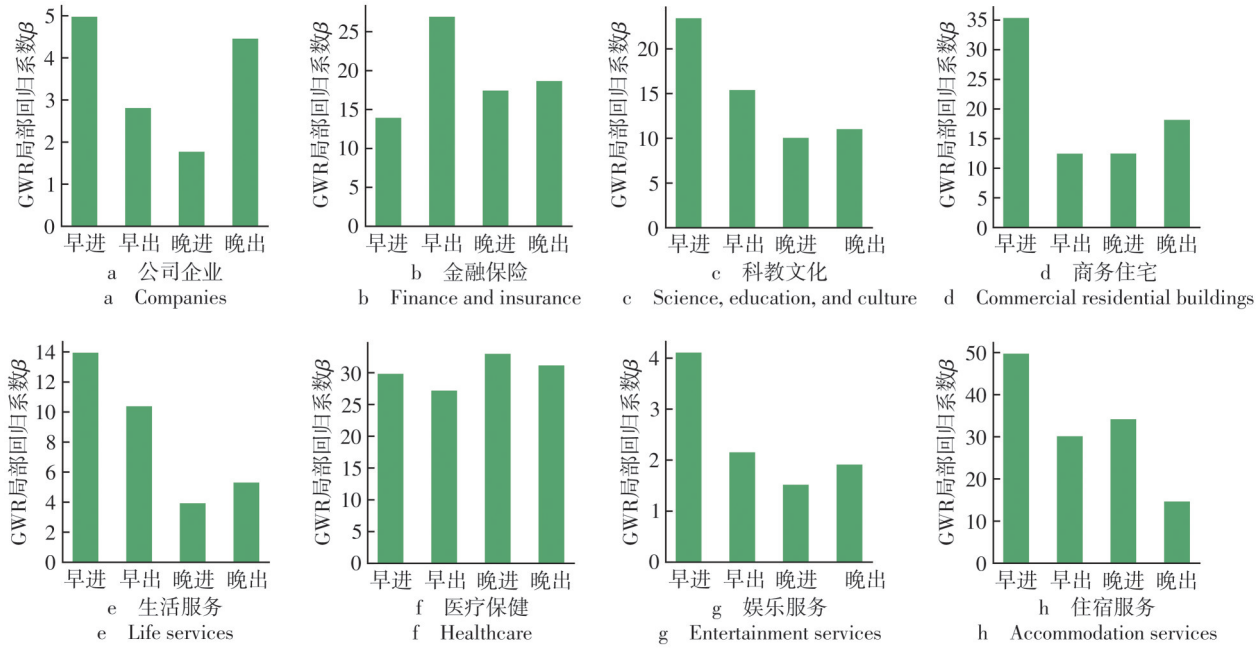


图8　公交出行场景下各类POI客流吸引能力的日变化情况

Fig.8　Daily changes of passenger attraction ability of various types of POI for buses

4　结论

以北京市六环内区域为研究区域，利用泰森多边形空间划分方法，基于北京市公共交通出行数据与POI数据构造实证案例，应用GWR模型探究差异化场景下POI对地铁和公交2种公共交通出行的影响作用，得到研究结论如下。

（1）GWR模型能够较好地解析不同场景下POI与公共交通出行之间的空间关联性，拟合优度与显著性检验结果证明了GWR模型的统计意义。地铁和公交作为2种主要的城市公共交通出行方式，二者之间存在着强竞争与强协作的关系，因而从单一出行方式角度讨论POI对客流的影响作用往往存在局限性，地铁/公交多场景对比分析则有助于精细化识别POI的公共交通客流驱动作用。

（2）在POI的影响作用下，不论地铁还是公交出行方式，“日出”与“夜归”客流之间具有空间守恒性。这说明采用公共交通的群体，尤其是通勤群体，具有较为规律的出行流线。早高峰采用地铁抵达日间活动区域的客流，晚高峰也倾向于采用地铁返回原来的区域，公交出行方式亦是如此。围绕这一特征，交通管理者可以识别出特定起讫点、特定时段、特定方式下的规律客流群体，从而面向既有公共交通体系开设“直达快线”和“大站快车”等线路，抑或开发定制化、需求响应型的公共交通服务产品，在出行强度较大的节点之间建立公共交通通道。

（3）在POI的影响作用下，地铁出行起讫点分布具有空间异质性，表现为早高峰客流的向心性与晚高峰客流的离心性；与地铁相比，公交出行起讫点分布的空间异质性尚不够显著。这在一定程度上说明地铁主要服务于长距离出行，帮助出行者完成主要方向的位移；而公交则主要服务于短距离出行，可以视为地铁出行方式的全链条补充。因此，对于连通城市核心区域的地铁线路而言，应强化其周边的公交线路的集散能力，从而在客流潮汐过程中保证地铁与公交的协同运营效果。例如，在地铁辐射不足的区域，增设公交支线；在出行集中区推广微循环公交，辅助地铁完成局部客流的汇聚与疏散。

（4）不同POI对地铁、公交2种公共交通客流吸引能力表现出差异性。对于地铁客流，公司企业、金融保险、商务住宅3类POI展现出显著的日间吸引力，生活服务、医疗保健、娱乐服务3类POI展现出显著的夜间吸引力；对于公交客流，公司企业、商务住宅2类POI展现出显著的夜间吸引力。因此，在城市空间资源配置的进程中，可以有意识地调整吸引力较强的POI的空间分布，从而均

衡城市公共交通的客流分布，通过城市规划的方式实现交通需求管理。与此同时，在POI客流吸引能力较强的区域，建议优先布局公共交通线路，提升公共交通服务覆盖范围与强度。

参考文献：

[1] 北京市交通发展研究院. 北京市交通发展研究报告(2023年)[R]. 北京：北京交通发展研究院，2023.

[2] 龙　瀛，孙立君，陶　遂. 基于公共交通智能卡数据的城市研究综述[J]. 城市规划学刊，2015(3)：70-77.
LONG Ying，SUN Lijun，TAO Sui. A Review of Urban Studies Based on Transit Smart Card Data[J]. Urban Planning Forum，2015(3)：70-77.

[3] ALSGER A，TAVASSOLI A，MESBAH M，et al. Public Transport Trip Purpose Inference Using Smart Card Fare Data[J]. Transportation Research Part C：Emerging Technologies，2018，87：123-137.

[4] 黄晓燕，曹小曙，殷江滨，等. 城市轨道交通和建成环境对居民步行行为的影响[J]. 地理学报，2020，75(6)：1256-1271.
HUANG Xiaoyan，CAO Xiaoshu，YIN Jiangbin，et al. The Influence of Urban Transit and Built Environment on Walking[J]. Acta Geographica Sinica，2020，75(6)：1256-1271.

[5] 孙晓黎，朱才华，马超群. 考虑步行影响范围的城市轨道交通客流需求预测[J]. 铁道运输与经济，2023，45(4)：133-140.
SUN Xiaoli，ZHU Caihua，MA Chaoqun. Passenger Flow Demand Forecast of Urban Rail Transit Considering Walking Influence Range[J]. Railway Transport and Economy，2023，45(4)：133-140.

[6] 杨　静，王月杏，周浪雅，等. 基于空间计量模型的城市土地利用对地铁客流影响研究[J]. 铁道运输与经济，2023，45(9)：81-88.
YANG Jing，WANG Yuexing，ZHOU Langya，et al. Study on Relationship between Urban Land Use and Subway Passenger Flow Based on Spatial Econometric Model [J]. Railway Transport and Economy，2023，45(9)：81-88.

[7] GUTIÉRREZ J，CARDOZO O D，GARCÍA-PALOMARES J C. Transit Ridership Forecasting at Station Level：An Approach Based on Distance-Decay Weighted Regression[J]. Journal of Transport Geography，2011，19(6)：1081-1092.

[8] 申犁帆，王　烨，张　纯，等. 轨道站点合理步行可达范围建成环境与轨道通勤的关系研究：以北京市44个轨道站点为例[J]. 地理学报，2018，73(12)：2423-2439.
SHEN Lifan，WANG Ye，ZHANG Chun，et al. Relationship between Built Environment of Rational Pedestrian Catchment Areas and URT Commuting Ridership：Evidence from 44 URT Stations in Beijing[J]. Acta Geographica Sinica，2018，73(12)：2423-2439.

[9] 黄承锋，田少斌，李元龙，等. 交通驱动作用下成渝地区双城经济圈经济联系空间异质性分析[J]. 铁道运输与经济，2023，45(8)：96-102，112.
HUANG Chengfeng，TIAN Shaobin，LI Yuanlong，et al. Analysis of Spatial Heterogeneity of Urban Economic Connection Under Driving Effects of Traffic：A Case Study of Chengdu-Chongqing Economic Circle[J]. Railway Transport and Economy，2023，45(8)：96-102，112.

[10] WANG J，WAN F，DONG C J，et al. Spatio-Temporal Effects of Built Environment Factors on Varying Rail Transit Station Ridership Patterns[J]. Journal of Transport Geography，2023，109：103597.

[11] JUN M J，CHOI K，JEONG J E，et al. Land Use Characteristics of Subway Catchment Areas and Their Influence on Subway Ridership in Seoul[J]. Journal of Transport Geography，2015，48：30-40.

[12] ZHANG W J，LU D M，LIU H J，et al. Varying Built Environment Contexts and Trip Chain Decisions：A Multinomial-Choice Gradient Boosting Decision Trees Analysis[J]. Travel Behaviour and Society，2024，34：100684.

[13] LIU X，CHEN X H，POTOGLOU D，et al. Travel Impedance，the Built Environment，and Customized-Bus Ridership：A Stop-to-Stop Level Analysis[J]. Transportation Research Part D：Transport and Environment，2023，122：103889.

[14] LI L C，ZHONG L J，RAN B，et al. Analysis of the Relationship between Metro Ridership and Built Environment：A Machine Learning Method Considering Combinational Features[J]. Tunnelling and Underground Space Technology，2024，144：105564.

[15] 许泽宁，高晓路. 基于电子地图兴趣点的城市建成区边界识别方法[J]. 地理学报，2016，71(6)：928-939.
XU Zening，GAO Xiaolu. A Novel Method for Identifying the Boundary of Urban Built-Up Areas with POI Data[J]. Acta Geographica Sinica，2016，71(6)：928-939.

[16] GAO K，YANG Y，LI A Y，et al. Spatial Heterogeneity in Distance Decay of Using Bike Sharing：An Empirical Large-

Scale Analysis in Shanghai[J]. Transportation Research Part D: Transport and Environment, 2021, 94: 102814.

[17] ZHAO D, ONG G P, WANG W, et al. Effect of Built Environment on Shared Bicycle Reallocation: A Case Study on Nanjing, China[J]. Transportation Research Part A: Policy and Practice, 2019, 128: 73-88.

[18] BAO J, XU C C, LIU P, et al. Exploring Bike Sharing Travel Patterns and Trip Purposes Using Smart Card Data and Online Point of Interests[J]. Networks and Spatial Economics, 2017, 17(4): 1231-1253.

[19] ZHU P Y, HUANG J, WANG J E, et al. Understanding Taxi Ridership with Spatial Spillover Effects and Temporal Dynamics[J]. Cities, 2022, 125: 103637.

[20] QIAN X W, UKKUSURI S V. Spatial Variation of the Urban Taxi Ridership Using GPS Data[J]. Applied Geography, 2015, 59: 31-42.

[21] XIANG Y L, KRISHNA SINNIAH G, LI R W. Identify Impacting Factor for Urban Rail Ridership from Built Environment Spatial Heterogeneity[J]. Case Studies on Transport Policy, 2022, 10(2): 1159-1171.

[22] CHEN E H, YE Z R, WANG C, et al. Discovering the Spatio-Temporal Impacts of Built Environment on Metro Ridership Using Smart Card Data[J]. Cities, 2019, 95: 102359.

[23] AURENHAMMER F. Voronoi Diagrams: A Survey of a Fundamental Geometric Data Structure[J]. ACM Computing Surveys, 1991, 23(3): 345-405.

[24] BRUNSDON C, FOTHERINGHAM A S, CHARLTON M E. Geographically Weighted Regression: A Method for Exploring Spatial Nonstationarity[J]. Geographical Analysis, 1996, 28(4): 281-298.

[25] BURROUGH P A, MCDONNELL R A, LLOYD C D. Principles of Geographical Information Systems[M]. United Kingdom: OUP Oxford, 2015.

[26] 覃文忠. 地理加权回归基本理论与应用研究[D]. 上海：同济大学, 2007.

(责任编辑　刘宁馨)

(上接第48页)

2020, 42(6): 28-35.

[15] 高继宇. 基于粤港澳大湾区复杂互联互通场景的轨道交通计费和清分规则研究[J]. 城市轨道交通研究, 2024, 27(8): 85-89.
GAO Jiyu. Rail Transit Fare Calculation and Settlement Rules Based on Complex Interoperation Scenarios in Guangdong-Hong Kong-Macao Greater Bay Area[J]. Urban Mass Transit, 2024, 27(8): 85-89.

[16] 李　吴, 梁强升. 粤港澳大湾区轨道交通AFC票务清分互联互通研究[J]. 都市快轨交通, 2023, 36(3): 168-173.
LI Wu, LIANG Qiangsheng. Interconnection of AFC Fare Clearing System of Urban Rail Transit in Guangdong-Hong Kong-Macao Greater Bay Area[J]. Urban Rapid Rail Transit, 2023, 36(3): 168-173.

[17] 刘家俊. 基于多源数据的城市轨道交通清分方法研究[D]. 南京：东南大学, 2023.

[18] CHENG G, ZHAO S Z, XU S B. Estimation of Passenger Route Choices for Urban Rail Transit System Based on Automatic Fare Collection Mined Data[J]. Transactions of the Institute of Measurement and Control, 2019, 41(11): 3092-3102.

(责任编辑　金　晶)