文章编号:1673-0291(2026)03-0105-10 DOI:10.11860/j.issn.1673-0291.20250052

基于加权欧氏距离相似度模型的交通小区级空间形态预测建模

任 智[a,b],程 鑫[a,b],钟 鸣[b],崔 苇[b],潘晓锋[b]
(武汉理工大学a.交通与物流工程学院,b.智能交通系统研究中心,武汉 430063)

摘 要:针对现有空间形态预测研究大多聚焦于大尺度、粗分类、二维平面的层面,难以捕捉交通小区级用地的异质性特征及三维空间形态的问题,提出基于加权欧氏距离相似度模型的交通小区级空间形态预测模型.首先,根据各精细类型用地占比与容积率将交通小区分为高密度居住区、中密度居住区、低密度居住区、工业区等15个类别.然后,构建巢式Logit模型,分析人口与就业密度及基于综合交通计算的各类可达性对交通小区类别的影响.最后,将巢式Logit模型的参数结果作为欧氏距离相似度模型中变量的权重,构成加权欧氏距离相似度模型,预测交通小区三维空间形态.研究结果表明:巢式Logit模型的整体拟合度ρ^2为0.46;加权欧氏距离相似度模型预测的各精细类型的用地占比和容积率的平均绝对误差分别为0.062和0.592,预测精度优于传统未加权的欧氏距离相似度模型;根据交通小区类别的不同,其影响因素存在显著性差异;高密度居住区的形成更多依赖于服务型经济和人口集聚效应,而非工业活动;中密度居住区的形成反映了产城融合的特点;低密度居住区的形成主要依赖于人口分布.

关键词:综合交通;空间形态;巢式Logit模型;加权欧氏距离相似度模型
中图分类号:U121 **文献标志码**:A

Predictive modeling of spatial morphology at traffic analysis zone level based on weighted Euclidean distance similarity model

REN Zhi[a,b], *CHENG Xin*[a,b], *ZHONG Ming*[b], *CUI Ge*[b], *PAN Xiaofeng*[b]
(a. School of Transportation and Logistics Engineering, b. Intelligent Transportation Systems Research Center, Wuhan University of Technology, Wuhan 430063, China)

Abstract: To address the limitations of existing spatial morphology prediction studies, which predominantly focus on large scales, coarse classifications, and two-dimensional perspectives, making it difficult to capture the heterogeneous characteristics of land use and three-dimensional spatial morphology at the Traffic Analysis Zone (TAZ) level, this study proposes a TAZ-level spatial morphology prediction model based on a weighted Euclidean distance similarity model. First, based on the proportions of fine-grained land-use types and Floor Area Ratios (FAR), TAZs are categorized into 15 types, includ-

收稿日期:2025-04-02;**修回日期**:2025-07-01
基金项目:国家自然科学基金(52172309)
Foundation item: National Natural Science Foundation of China (52172309)
第一作者:任智(1993—),男,湖北武汉人,博士生.研究方向为土地利用与交通整体规划建模. **email**:renzhi@whut.edu.cn.
通信作者:钟鸣(1971—),男,内蒙古赤峰人,教授,博士,博士生导师. **email**:mzhong@whut.edu.cn.

引用格式:任智,程鑫,钟鸣,等.基于加权欧氏距离相似度模型的交通小区级空间形态预测建模[J].北京交通大学学报,2026,50(3):105-114.
REN Zhi, CHENG Xin, ZHONG Ming, et al. Predictive modeling of spatial morphology at traffic analysis zone level based on weighted Euclidean distance similarity model[J]. Journal of Beijing Jiaotong University, 2026, 50(3): 105-114. (in Chinese)

ing high-density residential, medium-density residential, low-density residential, and industrial areas. Subsequently, a nested Logit model is developed to analyze the impact of population density, employment density, and various types of accessibility (calculated based on a multimodal transportation system) on TAZ categorization. Finally, the parameter results from the nested Logit model are applied as variable weights within the Euclidean distance similarity model, forming a weighted Euclidean distance similarity model to predict the three-dimensional spatial morphology of TAZs. The results indicate that the overall goodness-of-fit ρ^2 of the nested Logit model is 0.46. The mean absolute errors for the proportions of fine-grained land-use types and FARs predicted by the weighted Euclidean distance similarity model are 0.062 and 0.592, respectively, demonstrating higher prediction accuracy than the traditional unweighted model. Furthermore, the influencing factors vary significantly across different TAZ categories. The formation of high-density residential areas relies more on service-oriented economies and population agglomeration effects than on industrial activities; medium-density residential areas reflect the characteristics of industry-city integration; the formation of low-density residential areas primarily depends on population distribution.

Keywords: multimodal transportation; spatial morphology; nested Logit model; weighted Euclidean distance similarity model

随着城市化进程的不断加快,越来越多的人口向城市聚集[1].城市人口的增长导致了建设用地需求的增加.为实现城市高质量发展,需要合理规划和高效利用城市土地资源[2-4].在该背景下,土地利用和空间形态预测的研究具有重要意义,它不仅能为交通规划和城市规划提供科学依据,还能有效指导土地资源的集约利用.土地利用和空间形态预测已成为现代城市发展研究的核心议题之一,近年来众多研究人员都对其进行了探索[5-8].

在土地利用时空格局演变预测研究中,文献[9]运用信息熵和偏移份额分析法分析了2005年至2016年南京市土地利用结构时空格局差异,并构建了经济计量模型探讨驱动因素.文献[10]利用遥感和地理信息系统(Geographic Information System, GIS)数据量化了外环路沿线城市扩张造成的土地覆盖变化.文献[11]基于土地利用数据,通过土地利用变化、景观生态学和元胞自动机-马尔科夫链模型,定量研究了银川市土地利用景观格局变化特征,并对土地利用变化进行模拟预测.文献[12]结合遥感和GIS技术研究考察了北京城市快速发展带来的土地利用时空变化.研究发现,随着时间的推移,平原大量减少,城市建设用地急剧扩张,环路系统的向外扩展与人口分布不均是土地利用时空格局变化的主要驱动力.文献[13]基于中国1981年至2015年城市建设用地面积和人口数据,综合运用滑动T检验、核密度估计和基尼系数等方法,识别中国城市建设用地转型的关键节点,并揭示其时空特征.

在城市建设用地量预测方面的研究中,文献[14]把灰色预测与神经网络组合起来,通过历史数据预测城市建设用地量.文献[15]通过对影响城市建设用地主要因素的研究,提出一种基于小波神经网络的城市建设用地预测模型,并提出相应的网络学习算法.文献[16]运用多元线性回归模型、灰色模型和神经网络模型对山西省晋城市建设用地量进行预测,并比较了不同模型的优劣性.文献[17]基于随机森林和云计算,开发了澳大利亚首个30 m分辨率多类别土地利用变化模型,并预测了2030年建设用地增量.文献[18]使用生成斑块土地利用模拟(Patch-generating Land Use Simulation, PLUS)模型预测了2035年武汉市不同情景下包含城镇用地在内的土地利用结构.文献[19]运用元胞自动机-马尔科夫链模型预测了2031年印度尼西亚望加锡市的土地利用变化格局.研究结果表明,建设用地的扩张与人口增长、经济需求和地区收入呈正相关.文献[20]采用PLUS模型对杭州市2001年至2019年城镇用地、耕地、草地等7类土地利用变化进行了预测,发现相较于人口与自然因素,经济与政策要素对城市变迁具有更强驱动力.

综上,现有的土地利用时空格局演变及建设用地量预测研究基本在大尺度、粗分类、二维平面上进行,其模型往往基于均质化假设,难以捕捉交通小区级用地的异质性特征(如不同密度居住区、商业区的形成机制差异)及三维空间形态.这种局限性导致在精细化规划决策支持中适用性不足.此外,现有研究考虑的交通因素大多为交通网络密度或者到交通基础设施的距离等,虽然能从一定程度上表征交

通要素,但无法体现居民通过综合交通系统获取各种资源的便利程度.因此,本文引入各类可达性指标表征综合交通驱动因素,根据各精细类型的用地(如居住、商业、工业等)占比及涉及垂直维度的容积率(Floor Area Ratio, FAR)对交通小区(Traffic Analysis Zone, TAZ)进行分类,构建基于加权欧氏距离相似度的城市交通小区级空间形态预测模型,从而预测交通小区各精细类型的用地占比及FAR.加权欧氏距离相似度模型是巢式Logit模型和传统欧氏距离相似度模型的结合.通过巢式Logit模型量化和分析不同影响因素的分异权重,揭示不同交通小区类别在空间形态形成过程中的驱动机理及其异质性,从而更精准地捕捉不同空间形态的关键影响因素.

1　研究区及数据概况

1.1　研究区简介

作为湖北省的省会,武汉市不仅是该地区的政治、经济和文化中心,还在交通、科技和教育等领域占据重要地位.本文选取武汉市的主城区为研究区域,涉及江岸区、江汉区、硚口区、汉阳区、武昌区、洪山区、青山区7个行政区的整个或部分区域.武汉市主城区位于长江和汉江交汇处,城市地理位置优越、交通便利,是长江中游城市群的重要组成部分.

以天然屏障(如水体)及道路为边界,将武汉市主城区划分成599个交通小区,并作为研究对象,如图1所示.

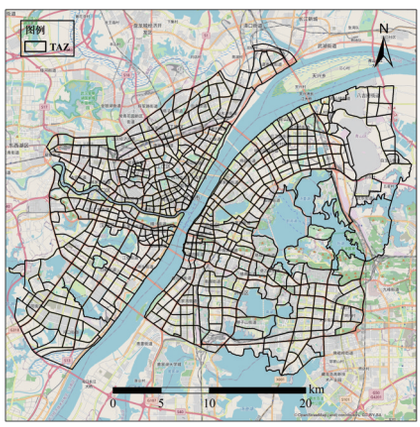


图1　武汉市主城区599个交通小区

Fig.1　599 TAZs in the main urban area of Wuhan

1.2　数据概况

研究数据主要包括综合交通网、精细类型用地、建筑物矢量数据等.其中,武汉市基础道路网数据来源于武汉市规划研究院,常规公交站点和线路及轨道交通站点和线路数据均通过高德地图获取.通过ArcGIS软件对偏移的公共交通站点和线路进行校正.运用Cube Voyager交通规划软件构建综合交通系统模型,从而计算交通小区级的各类可达性;武汉市主城区精细类型用地和建筑物矢量数据分别来源于武汉市自然资源和规划局、武汉市规划研究院.通过ArcGIS软件计算各交通小区各精细类型用地面积及建筑面积,从而计算各精细类型用地占比及FAR.利用空间消费系数模型[21]计算得到各交通小区人口与分类型就业数据.

2　研究方法

在变量计算与选取的基础上,进行交通小区逐层分类,构建巢式Logit模型和加权欧氏距离相似度模型,从而预测包含各类用地占比和FAR的交通小区级空间形态,其技术路线如图2所示.图2中:变量计算通过收集的多源数据和Cube Voyager、ArcGIS等多个软件实现;变量选取基于共线性检验和相关性分析;交通小区通过用地和FAR的特征,进行从粗到细的4层逐步分类;巢式Logit模型通过考虑人口、就业密度及各类可达性等关键变量识别交通小区的类别;加权欧氏距离相似度模型基于巢式Logit模型中变量的参数估计实现权重的赋值.

2.1　空间形态分类方法

城市内部会形成不同的功能区,如居住区、商业区、工业区等.不同功能区的空间形态具有不同的特征.因此,通过4层分类结构,得到交通小区的最终分类:第1层依据土地利用结构进行分类,即通过考虑各个交通小区的建设用地、水域及其他非建设用地占比情况,分为城建区、水域区、农林区;第2层依据城市建设用地的开发进程进行分类,即考虑已开发和未开发用地的占比情况,分为初生期、成长期、基本成熟期、完全成熟期;第3层依据已开发用地中精细类型的用地结构进行分类,即考虑居住、商业、工业等用地占比情况,分为居住区、商业区、住商区、工业区、工业居住区、公服区、公服居住区、公园绿地区、交通场站区、综合区、空闲地;第4层依据精细类型用地的开发强度进行分类,即考虑主导类型的FAR,分为高密度开发区、中密度开发区、低密度开发区.

由于逐层分类对数据样本量要求过大,选取最细化的第3层精细类型用地结构层与第4层精细类型用地开发强度层作为研究对象,最终形成高密度居住区、中密度居住区、低密度居住区、商业区、高密度住商区、中密度住商区、低密度住商区、工业区、工业居住区、公服区、公服居住区、公园绿地区、交通场

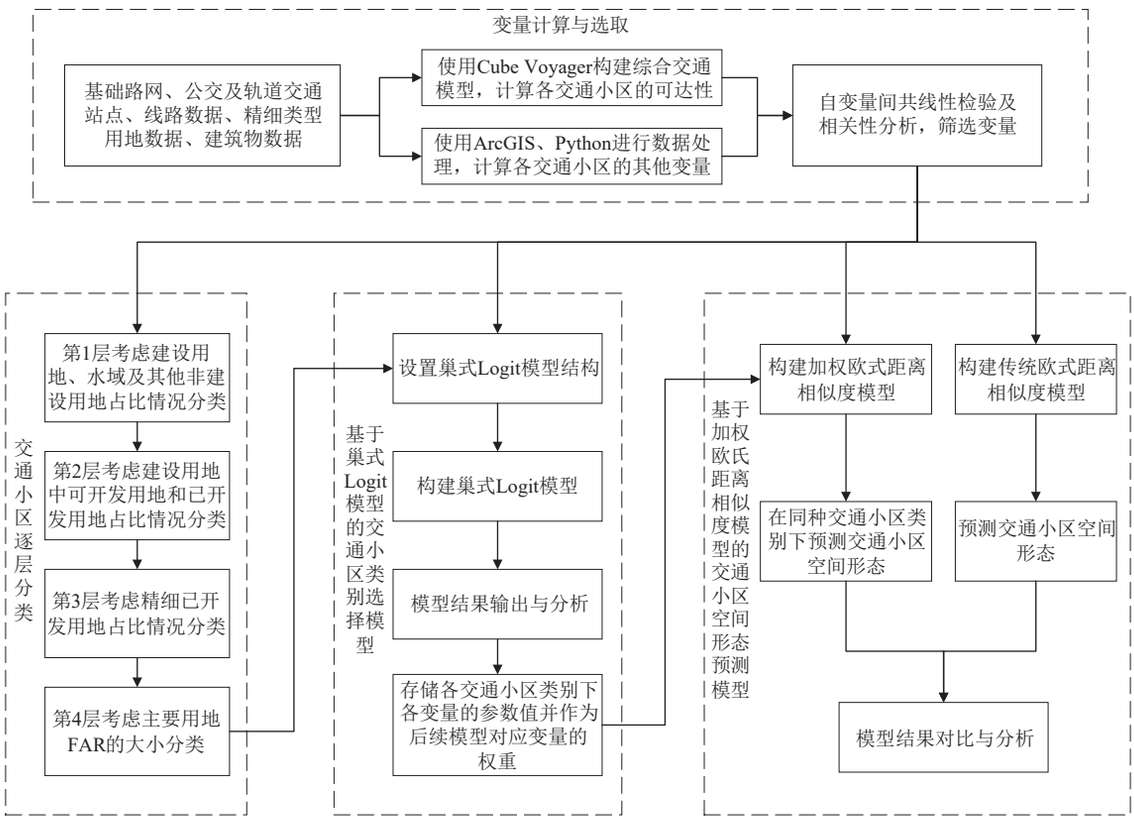


图2 城市交通小区级空间形态预测技术路线图

Fig.2 Technical flowchart for urban spatial morphology prediction at the TAZ level

站区、综合区、空闲地的15个类别.标记每个样本的所属分类后,将数据输入决策树模型中,并依照分类变量进行分裂,得到各交通小区类别的ROC曲线下的面积(Area Under the Curve,AUC),如表1所示.表1中,AUC的取值范围为0~1,其值越接近于1,代表模型性能越好.

表1 各交通小区类别的ROC曲线下的面积

Tab.1 Area under ROC curve for each TAZ category

类别	AUC	类别	AUC
低密度居住区	0.993 8	公园绿地区	0.999 0
低密度住商区	1.000 0	交通场站区	0.998 3
高密度居住区	0.982 7	空闲地	0.991 2
高密度住商区	0.996 6	商业区	0.998 3
工业居住区	0.961 6	中密度居住区	0.985 8
工业区	0.982 0	中密度住商区	0.997 5
公服居住区	0.988 4	综合区	0.934 9
公服区	0.991 9	—	—

以15个类别中较为典型的高密度居住区、中密度居住区、低密度居住区及公服区类别为例,交通小区类别的分布情况如图3所示.图3中,黑色加粗的轮廓为对应类别的交通小区.

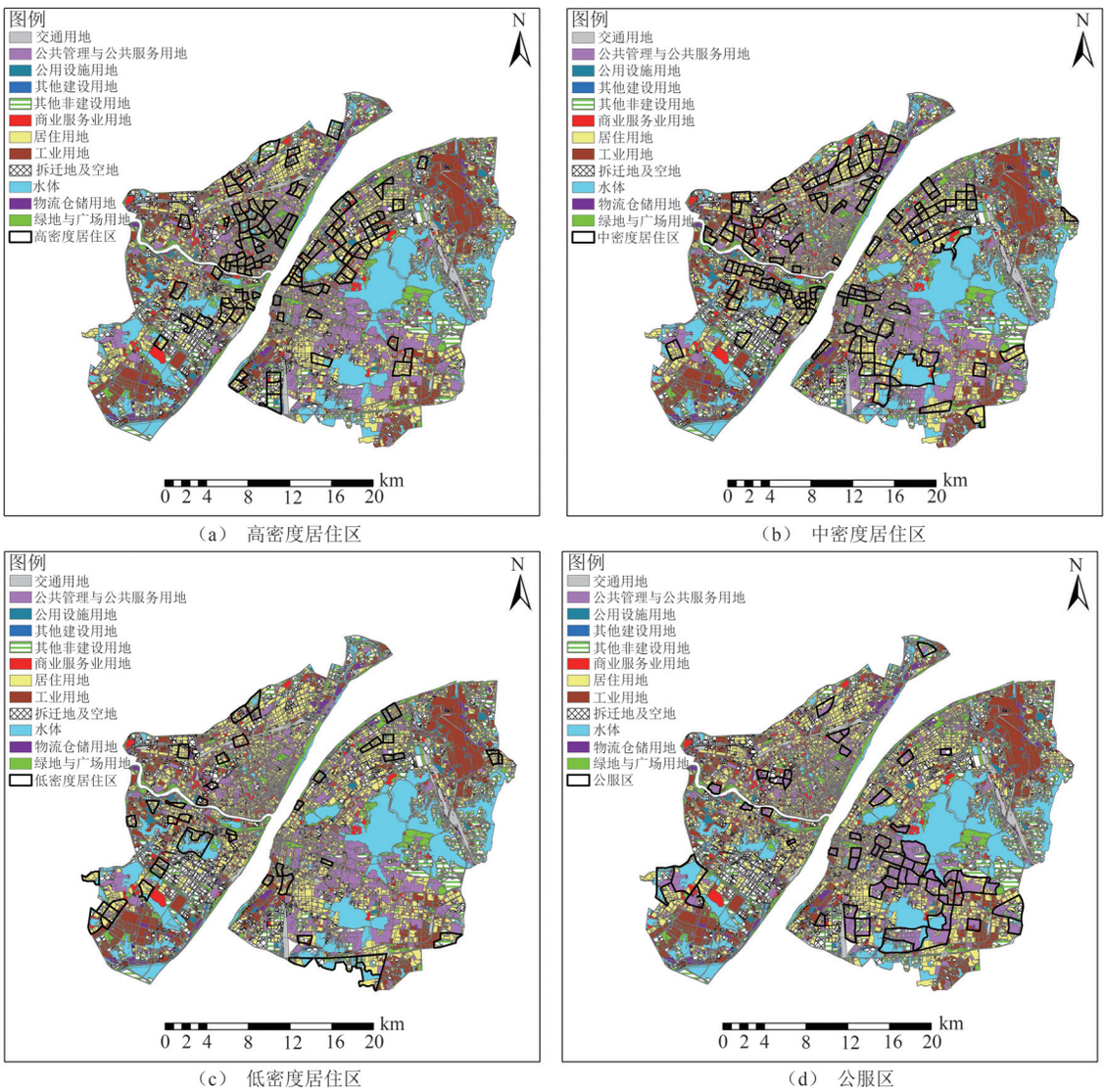
2.2 可达性度量

可达性指一定时间内通过各种交通方式并考虑交通阻抗下能够获得的机会的数量[22].不同类别的机会(如就业机会、服务机会等)将产生不同类别的可达性(如就业可达性、服务可达性等),其表达式为

$$\mathrm{ACC}_{ih}=\ln\left(1+\sum_{j=1}^{n}\sum_{s=1}^{m}\mathrm{e}^{W_{ij}^{s}}\times O_{jh}\times B\right) \quad (1)$$

式中:i和j均为交通小区;ACC_{ih}为交通小区i第h类可达性;n为交通小区数量;m为交通方式数量;W_{ij}^{s}为交通小区i到交通小区j通过交通方式s的交通效用;O_{jh}为交通小区j第h类机会的数量;B为时间阈值哑变量,如果交通小区之间的出行时间超过阈值,则取值为0,反之取1.

在可达性计算中,考虑轨道交通、常规公交、出租车、私家车、非机动车、步行6种交通方式.对于常规公交和轨道交通,单方式往往不能直接到达目的地.因此,针对这两种公共交通方式,采用了组合出行的方式,即上公交前、下公交后、公交与公交之间的换乘、上地铁前、下地铁后、地铁与地铁之间的换乘、地铁与公交之间的换乘,均使用步行的方式.各交通方式的效用函数W_{ij}^{s}包含的交通阻抗如表2所示.表2中:IVT为在车内的乘车时间;WT为上车前的等车时间;WK为上车前及下车后的步行时间;FA为乘车所需的费用;TR为同种公共交通工具之间换乘所需的步行时间;RB为轨道交通与常规公交换乘所需的步行时间.



（a）　高密度居住区　　（b）　中密度居住区

（c）　低密度居住区　　（d）　公服区

图 3　典型交通小区类别分布情况

Fig.3　Distribution of typical TAZ categories

表 2　各交通方式的效用函数包含的交通阻抗

Tab.2　Transportation impedances included in utility functions for each transportation mode

交通方式	IVT	WT	WK	FA	TR	RB
轨道交通	√	√	√	√	√	√
常规公交	√	√	√	√	√	—
出租车	√	√	—	√	—	—
私家车	√	√	—	√	—	—
非机动车	√	√	—	—	—	—
步行	—	—	√	—	—	—

注:√代表此类交通方式的效用函数包含此类交通阻抗.

2.3　交通小区类别选择建模

巢式Logit模型是在多项式Logit模型基础上的重要扩展.该模型通过引入“巢式结构”改进传统多项式Logit模型的独立性假设,能够更精准地表征具有层次关联的离散选择行为.巢式Logit模型将选项划分为若干互斥的巢(子集),不同巢之间保持独立性,而同一巢内的选项允许存在相关性,从而有效突破了独立性无关替代假设的局限性.

在城市功能区的规划场景中,政府的决策往往呈现由宏观到微观的逐步推进.例如,先确定功能区的战略定位(如居住主导或产业优先),再在细分类别中进行选择.巢式Logit模型通过分层建模的方式,能够模拟这种“先粗分后细分”的决策逻辑,揭示规划者对不同层级影响因素的权衡机制.

通过巢式结构设计,形成上下两层决策机制,如图4所示.图4中:上层进行交通小区主要功能类别的选择(如居住区或住商区);下层在既定功能类别下进行开发强度的精细化类别选择(高/中/低密度).

交通小区i选择类别t的概率为

$$P_{it}=P_{ia}\times P_{it|a} \tag{2}$$

式中:P_{it}为交通小区i选择类别t的概率;P_{ia}为交通

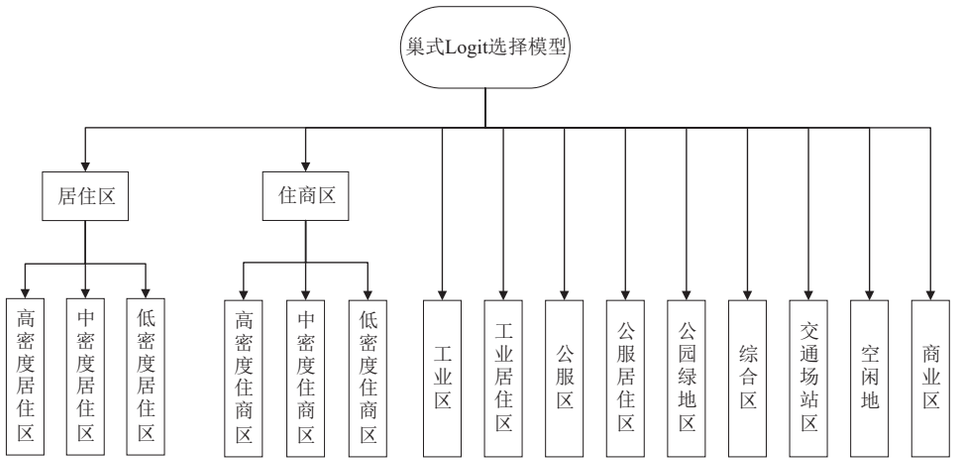


图4 巢式Logit模型结构

Fig.4 Structure of the nested Logit model

小区i选择巢a的概率；$P_{it|a}$为交通小区i在巢a中选择类别t的条件概率.

上层巢a的选择概率为

$$P_{ia}=\frac{e^{V_{ia}+\lambda_a I_{ia}}}{\sum_{g=1}^{q} e^{V_{ig}+\lambda_g I_{ig}}} \tag{3}$$

式中：V_{ia}为交通小区i选择巢a的固定效用；I_{ia}为巢a的包容值；λ_a为巢a的包容系数；g为上层的某个巢；q为上层巢的数量.

上层巢a的包容值为

$$I_{ia}=\ln\left(\sum_{c\in a} e^{V_{ic}/\lambda_a}\right) \tag{4}$$

式中：c为巢a中的某个类别；V_{ic}为交通小区i选择下层某个类别c的固定效用.

在巢a中选择类别t的条件概率为

$$P_{it|a}=\frac{e^{V_{it}/\lambda_a}}{\sum_{c\in a} e^{V_{ic}/\lambda_a}} \tag{5}$$

式中：V_{it}为交通小区i选择下层类别t的固定效用.

与开发商的空间开发原则（利润最大化原则）不同，政府遵循公共利益优先原则，同时还要考虑经济发展与环境保护等，从而涉及人口与社区的发展、产业布局、服务设施的配套、交通供给等方面.因此，交通小区类别选择模型的影响因素选取为交通小区的人口密度、就业密度及可达性.就业密度包括工业、公共管理与公共服务、公用设施、交通、商业服务业、物流仓储的就业密度.可达性包括就业可达性、教育可达性、顾客可达性、服务可达性.交通小区类别选择行为的效用函数U_{it}为

$$U_{it}=\omega_t\times \mathrm{POP}_{it}+\sum_{d=1}^{6}\eta_{td}\times \mathrm{EMP}_{itd}+\sum_{h=1}^{4}\theta_{th}\times \mathrm{ACC}_{ith}+\varepsilon_a+\varepsilon_{at} \tag{6}$$

式中：POP_{it}为人口密度；ω_t为人口密度的待估参数；EMP_{itd}为第d类就业密度；η_{td}为第d类就业密度的待估参数；ACC_{ith}为第h类可达性；θ_{th}为第h类可达性的待估参数；ε_a为功能类别选择为巢a的误差项；ε_{at}为功能类别选择为巢a的条件下开发强度类别选择为t的误差项.

2.4 交通小区空间形态预测建模

欧氏距离是广泛使用的距离度量方法，在多维特征空间中可以度量不同样本的相似性程度.然而，传统的欧氏距离将各个特征平等对待，这种特征权重均质化的假设和做法可能导致重要特征被低估或噪声特征被放大的情况，从而影响模型精度.因此，在传统欧氏距离模型的基础上，构建加权欧氏距离模型，使得不同的特征根据其重要性使用不同的权重，解决传统欧氏距离模型的单一权重的问题.加权欧氏距离模型应用于土地利用[23]、车联网[24]、光谱学[25]、电器监测[26]、水质监测[27]等领域解决单一权重问题.

在巢式Logit模型中，参数估计值代表各个解释变量对因变量选择概率的影响强度，反映每个特征在决策过程中的重要性，这与加权欧氏距离中的权重的作用一致.因此，将巢式Logit模型中参数的估计值作为加权欧氏距离模型的权重，使得距离度量更加科学合理地体现交通小区之间的相似程度.

基于输入待预测交通小区的各自变量特征及自变量特征的权重，待预测交通小区与样本库中每一个交通小区的加权欧氏距离D_{xy}为

$$D_{xy}=\sqrt{\sum_{r=1}^{b}\beta_r(x_r-y_r)^2} \tag{7}$$

式中：x_r与y_r分别为待预测交通小区x与样本库中交通小区y的第r个特征的值；β_r为第r个特征的权

重;b为特征的数量.

通过计算找到D_{xy}最小的交通小区,即加权欧氏距离相似度最大的交通小区,将其空间形态作为待预测交通小区的空间形态预测结果,从而实现交通小区空间形态的预测.

3　研究结果与分析

3.1　交通小区类别选择结果与分析

利用BIOGEME开源库构建巢式Logit模型,通过最大似然估计法进行模型参数估计.模型结果显示,模型拟合度ρ^2为0.46.由于ρ^2大于0.4,因此模型拟合符合要求[28].

巢式Logit模型关于各类别参数的估计结果如表3、表4所示.由表3可知:①对于不同交通小区类别,不同影响因素的重要性有显著差异.②对于高密度居住区,人口密度和公服就业密度具有显著的正向影响,即人口密度和公服就业密度越大,该交通小区形成高密度居住区的概率就越大.这说明高密度居住区通过高效利用土地资源形成了人口的集聚效应,这种集聚效应能够吸引更多人口和就业机会,形成良性循环.同时,公共服务设施和就业机会的集中是吸引居民的重要因素,居民倾向于选择生活便利、公共服务设施和就业机会较多的区域.③对于中密度居住区,除了人口密度和公服就业密度以外,工业就业密度也具有显著的正向影响.这表明对于同一种功能区,根据不同开发密度进行分类和分析是十分必要的.造成该结果的原因是,与处于城市核心地段的高密度居住区不同,中密度居住区靠近工业区或产业园区,工业发展为居民提供了就业机会,吸引了中等规模的人口.此外,中密度居住区的形成反映了产城融合的特点,即居住功能与工业生产功能的结合,也是城市扩展和产业转移的结果.④对于低密度居住区,仅人口密度具有显著的正向影响.这表明低密度居住区的形成主要依赖于人口分布,而与公共服务和工业就业几乎无关.造成该结果的原因是,低密度居住区几乎都是城中村或别墅区,其特征均为建筑低矮,吸引人群居住.不同的是,城中村租金较低,吸引大量中低收入群体和外来务工人员;别墅区由于环境优美,为高收入人群居住的最佳场所.此外,城中村的公共服务设施(如教育、医疗等)通常不完善,且缺乏高质量的就业机会;别墅区通常处于偏远、宁静的地带,其居民更注重居住环境的舒适性和私密性,而非就业或公共服务的便利性.因此,无论对于城中村还是别墅区的低密度居住区,公服就业密度和工业就业密度的影响均不显著.对于城市规划和交通规划而言,城中村区域的建筑陈旧、基础设施落后、土地利用效率低下,需要作为城市更新和改造的重点对象;别墅区应注重保护居住环境的质量,控制开发强度,避免过度城市化对低密度居住区的侵蚀.

表3　各密度居住区及住商区参数估计结果

Tab.3　Parameter estimation results for residential areas of different densities and residential-commercial areas

影响因素	高密度居住区	中密度居住区	低密度居住区	高密度住商区	中密度住商区	低密度住商区
人口密度	62.3***	43.5***	20.7***	69.8***	15.1	4.3
工业就业密度	41.4	46.6**	20.6	32.6	30.1	53.5
公服就业密度	58.7**	51.9**	41.6	62.0**	43.8	51.3**
顾客可达性	−10.1	−7.09	−10.4	−1.44	−8.7	−19.0
服务可达性	14.8	5.54	6.45	13.8	29.6**	28.2

注:**代表5%的显著水平;***代表1%的显著水平.

表4　其他典型区参数估计结果

Tab.4　Parameter estimation results for other typical areas

影响因素	工业区	工业居住区	公服居住区	公园绿地区	交通场站区	综合区
人口密度	−13.3	38.7***	38.5***	−8.1	1.7	13.5**
工业就业密度	70.0***	66.4***	50.1**	30.3	44.9	45.1
公服就业密度	48.5**	51.1**	64.4***	57.5**	47.8**	52.5**
顾客可达性	−11.0	−19.3***	−7.7	−12.0**	−6.6	−14.6***
服务可达性	6.6	1.3	23.1**	10.2	1.1	3.3

注:**代表5%的显著水平;***代表1%的显著水平.

模型结果的差异表明了对于不同的交通小区类别,其空间形态预测需要对不同的变量赋予不同的权重.

3.2　交通小区空间形态预测结果与分析

基于传统欧氏距离相似度模型及基于加权欧氏

距离相似度模型的交通小区空间形态预测误差如表5所示.由表5可知:传统欧氏距离相似度模型预测精细类型用地占比的平均绝对误差(Mean Absolute Error,MAE)为0.073,FAR的MAE为0.611;加权欧氏距离相似度模型预测精细类型用地占比的MAE为0.062,FAR的MAE为0.592;相较于传统欧氏距离相似度模型,加权欧氏距离相似度模型精度有显著提升,即根据各影响因素重要程度的不同而赋予不同的权重,更有利于实现交通小区级空间形态的精准预测.

表5 传统与加权欧氏距离相似度模型预测误差

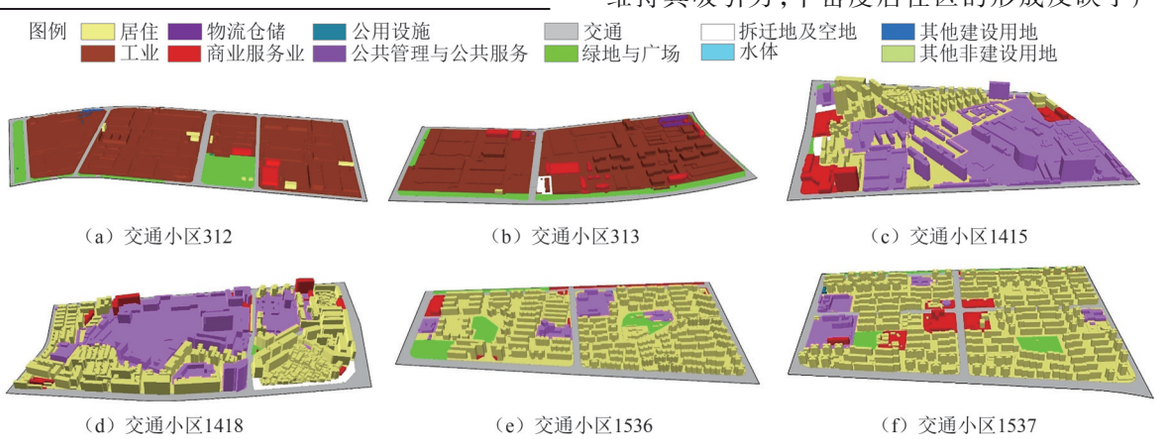
Tab.5 Prediction errors of the traditional and weighted Euclidean distance similarity models

各类型空间形态	传统模型绝对误差		加权模型绝对误差	
	平均值	中位数	平均值	中位数
居住用地占比	0.127	0.099	0.102	0.076
商业服务业用地占比	0.044	0.022	0.038	0.024
工业用地占比	0.077	0.038	0.056	0.031
公共管理与公共服务用地占比	0.081	0.036	0.052	0.031
交通用地占比	0.072	0.048	0.055	0.043
物流仓储用地占比	0.025	0.002	0.024	0.002
公用设施用地占比	0.025	0.008	0.025	0.008
其他建设用地占比	0.002	0.000	0.002	0.000
绿地与广场用地占比	0.070	0.029	0.050	0.025
拆迁地及空地占比	0.121	0.066	0.101	0.057
水体占比	0.066	0.008	0.065	0.011
其他非建设用地占比	0.054	0.000	0.053	0.001
居住FAR	0.895	0.586	0.744	0.460
商业服务业FAR	1.618	0.881	1.675	0.885
工业FAR	0.677	0.369	0.617	0.348
公共管理与公共服务FAR	0.701	0.403	0.645	0.393
交通FAR	0.135	0.026	0.151	0.028
物流仓储FAR	0.349	0.004	0.365	0.001
公用设施FAR	0.464	0.177	0.437	0.170
其他建设用地FAR	0.045	0.000	0.048	0.000

以3个交通小区(编号分别为312、1415、1536)为例,利用ArcScene软件展示该3个交通小区通过加权欧氏距离相似度模型输出得到的最相似的交通小区(编号分别为313、1418、1537)的三维空间形态,如图5所示.由图5可知:交通小区312与通过加权欧氏距离相似度模型输出得到的最相似的交通小区313,其空间形态均以工业空间为主,同时也包含小部分绿地、低密度居住及低密度商业等空间;交通小区1415与通过加权欧氏距离相似度模型输出得到的最相似的交通小区1418,其空间形态均以高密度居住、高密度公共管理与公共服务的空间为主,同时也包含小部分的高密度商业、绿地等空间;交通小区1536与通过加权欧氏距离相似度模型输出得到的最相似的交通小区1537,其空间形态均以高密度居住的空间为主,同时也包含小部分的绿地、高密度公共管理与公共服务及高密度商业等空间.

4 结论

1)巢式Logit选择模型的整体拟合度ρ^2为0.46.根据交通小区类别的不同,其影响因素具有显著性差异.高密度居住区的人口密度和公服就业密度对其类别的形成具有显著的正向影响;中密度居住区的人口密度、公服就业密度及工业就业密度对其类别的形成具有显著的正向影响;低密度居住区的人口密度对其类别的形成具有显著的正向影响.高密度居住区的形成更多依赖于服务型经济和人口集聚效应,而非工业活动,城市规划应注重提升该类区域的公共服务质量和多样性,优化交通和基础设施,以维持其吸引力;中密度居住区的形成反映了产城融



(a)交通小区312 (b)交通小区313 (c)交通小区1415

(d)交通小区1418 (e)交通小区1536 (f)交通小区1537

图5 加权欧氏距离相似度模型预测交通小区空间形态结果

Fig.5 Predicted spatial morphology of TAZs based on the weighted Euclidean distance similarity model

合的特点,即居住功能与工业生产功能的结合,城市规划应注重优化该类区域的工业用地与居住用地的布局,避免工业活动对居住环境造成负面影响(如污染、噪声等);低密度居住区的形成主要依赖于人口分布,城市规划应注重对城中村进行改造,在此过程中可以引入公共服务设施和就业机会,促进城中村从单一居住功能向高密度、混合功能转变.此外,城市规划应注重保护别墅区居住环境的质量,控制开发强度,避免过度城市化对低密度居住区的侵蚀.

2)加权欧氏距离相似度模型预测精细类型用地占比的MAE为0.062,FAR的MAE为0.592.与传统的欧氏距离相似度模型相比,加权欧氏距离相似度模型在精细类型用地占比和FAR方面均具有更高的预测精度.将以工业空间为主,以高密度居住、高密度公共管理与公共服务空间为主,以高密度居住空间为主的3个交通小区为例,通过加权欧氏距离相似度模型输出得到的最相似的交通小区与3个交通小区的空间形态相比,均呈现空间形态的高度一致性.

研究成果可为城市规划和交通规划提供更为精细的决策支持.在后续工作中,将收集多个年度的精细类型用地与建筑物数据,分析土地利用面积、容积率、人口与就业、可达性等指标的动态变化,揭示城市空间的动态演变规律.

参考文献(References):

[1] TWISA S, BUCHROITHNER M F. Land-use and land-cover (LULC) change detection in wami river basin, Tanzania[J]. Land, 2019, 8(9): 136.

[2] 段琳琼, 郝铭, 赵修研, 等. 黄河流域城市高质量发展与城市土地利用效率耦合协调时空演化分析[J]. 区域经济评论, 2024(2): 119－129.
DUAN Linqiong, HAO Ming, ZHAO Xiuyan, et al. Patio-temporal evolution analysis of coupling coordination between urban high-quality development and urban land use efficiency in the Yellow River Basin[J]. Regional Economic Review, 2024(2): 119－129. (in Chinese)

[3] 陶德凯, 唐凯旋, 罗吉. 基于SBM-Undesirable模型的长三角地区城市建设用地效率时空演变研究[J]. 现代城市研究, 2024(4): 86－93.
TAO Dekai, TANG Kaixuan, LUO Ji. Research on spatiotemporal evolution of urban construction land efficiency in the Yangtze River Delta Region based on SBM-undesirable model[J]. Modern Urban Research, 2024(4): 86－93. (in Chinese)

[4] 龙花楼, 屠爽爽. 论乡村重构[J]. 地理学报, 2017, 72(4): 563－576.
LONG Hualou, TU Shuangshuang. Rural restructuring: Theory, approach and research prospect[J]. Acta Geographica Sinica, 2017, 72(4): 563－576. (in Chinese)

[5] CHEN Z Z, HUANG M, ZHU D Y, et al. Integrating remote sensing and a Markov-FLUS model to simulate future land use changes in Hokkaido, Japan[J]. Remote Sensing, 2021, 13(13): 2621.

[6] LIANG X, GUAN Q F, CLARKE K C, et al. Mixed-cell cellular automata: A new approach for simulating the spatio-temporal dynamics of mixed land use structures[J]. Landscape and Urban Planning, 2021, 205: 103960.

[7] WANG J, ZHANG J P, XIONG N N, et al. Spatial and temporal variation, simulation and prediction of land use in ecological conservation area of western Beijing[J]. Remote Sensing, 2022, 14(6): 1452.

[8] 廖美玉, 方秀琴, 蒋心远, 等. 黄河流域近40年土地利用/覆被时空变化特征[J]. 水土保持学报, 2024, 38(2): 165－177.
LIAO Meiyu, FANG Xiuqin, JIANG Xinyuan, et al. Spatiotemporal characteristics of land use/cover changes in the Yellow River Basin over the past 40 years[J]. Journal of Soil and Water Conservation, 2024, 38(2): 165－177. (in Chinese)

[9] 陈磊, 孙佳新, 姜海, 等. 南京市土地利用结构时空格局及驱动因素[J]. 水土保持研究, 2020, 27(1): 197－206.
CHEN Lei, SUN Jiaxin, JIANG Hai, et al. Spatiotemporal pattern and driving factors of land use structure in Nanjing City[J]. Research of Soil and Water Conservation, 2020, 27(1): 197－206. (in Chinese)

[10] PADMA S, LAKSHMI S V, PRAKASH R, et al. Simulation of land use/land cover dynamics using google earth data and QGIS: A case study on outer ring road, southern India[J]. Sustainability, 2022, 14(24): 16373.

[11] 张晓东, 刘乃静, 赵银鑫, 等. 银川市2000—2020年土地利用时空变化特征及预测[J]. 科学技术与工程, 2021, 21(24): 10156－10164.
ZHANG Xiaodong, LIU Naijing, ZHAO Yinxin, et al. Spatial and temporal variability characteristics and prediction of land use in Yinchuan from 2000 to 2020[J]. Science Technology and Engineering, 2021, 21(24): 10156－10164. (in Chinese)

[12] XIE Y C, FANG C L, LIN G C S, et al. Tempo-spatial patterns of land use changes and urban development in globalizing China: A study of Beijing[J]. Sensors, 2007, 7(11): 2881－2906.

[13] 瞿诗进, 胡守庚, 李全峰. 中国城市建设用地转型阶段及其空间格局[J]. 地理学报, 2020, 75(7): 1539－

1553.
QU Shijin, HU Shougeng, LI Quanfeng. Stages and spatial patterns of urban built-up land transition in China[J]. Acta Geographica Sinica, 2020, 75(7): 1539－1553.(in Chinese)

[14] 石海洋，康慕宁，邓正宏. 基于灰色BP网络的城市建设用地预测模型[J]. 计算机工程与应用，2010，46(1)：218－220.
SHI Haiyang, KANG Muning, DENG Zhenghong. Prediction model of urban construction land use based on grey BP network[J]. Computer Engineering and Applications, 2010, 46(1): 218－220.(in Chinese)

[15] 沈利华. 基于小波神经网络的城市建设用地预测[J]. 计算机应用与软件，2014，31(10)：180－182.
SHEN Lihua. Forecast of urban construction land based on wavelet neural network[J]. Computer Applications and Software, 2014, 31(10): 180－182.(in Chinese)

[16] 荣联伟，师学义，杨静. 土地利用规划中建设用地预测方法比较[J]. 中国人口·资源与环境，2014，24(增3)：199－203.
RONG Lianwei, SHI Xueyi, YANG Jing. Comparison of construction land prediction methods in land use planning[J]. China Population, Resources and Environment, 2014, 24(S3): 199－203.(in Chinese)

[17] CALDERÓN-LOOR M, HADJIKAKOU M, HEWITT R, et al. Integrated high-resolution, continental-scale land change forecasting[J]. Environmental Modelling & Software, 2023, 166: 105749.

[18] LIANG X, GUAN Q F, CLARKE K C, et al. Understanding the drivers of sustainable land expansion using a patch-generating land use simulation (PLUS) model: A case study in Wuhan, China[J]. Computers, Environment and Urban Systems, 2021, 85: 101569.

[19] ARIFIN T, NUR AMRI S, RAHMANIA R, et al. Forecasting land-use changes due to coastal city development on the peri-urban area in Makassar City, Indonesia[J]. The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science, 2023, 26(1): 197－206.

[20] XU L F, LIU X, TONG D, et al. Forecasting urban land use change based on cellular automata and the PLUS model[J]. Land, 2022, 11(5): 652.

[21] ZHONG M, YU B L, LIU S B, et al. A method for estimating localised space-use pattern and its applications in integrated land-use transport modelling[J]. Urban Studies, 2018, 55(16): 3708－3724.

[22] 任智. 综合交通驱动作用下的小区级土地利用形态预测建模研究[D]. 武汉：武汉理工大学，2021.
REN Zhi. Development of land use forecasting models driven by multimodal transportation system at traffic analysis zone level[D]. Wuhan: Wuhan University of Technology, 2021.(in Chinese)

[23] 张沁雨，李哲，彭道黎. 利用面向对象变化向量分析(OCVA)检测土地利用变化[J]. 中国农业大学学报，2019，24(6)：166－174.
ZHANG Qinyu, LI Zhe, PENG Daoli. Land use change detection based on object-oriented change vector analysis (OCVA)[J]. Journal of China Agricultural University, 2019, 24(6): 166－174.(in Chinese)

[24] 严嘉正，马占海，薛晓慧. 基于目录哈希树的车联网数据同步传输方法仿真[J]. 电子设计工程，2023，31(17)：109-112.
YAN Jiazheng, MA Zhanhai, XUE Xiaohui. Simulation of data synchronous transmission method of Internet of Vehicles based on directory hash tree[J]. Electronic Design Engineering, 2023, 31(17): 109－112.(in Chinese)

[25] 马媛，李日浩，张伟峰. 基于改进加权欧氏距离的光谱反射率重建样本选择方法研究[J]. 光谱学与光谱分析，2023，43(12)：3924－3929.
MA Yuan, LI Rihao, ZHANG Weifeng. Research on the training samples selection for spectral reflectance reconstruction based on improved weighted euclidean distance[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2023, 43(12): 3924－3929.(in Chinese)

[26] 陈家栋，张钊. 基于CUSUM和加权欧氏距离的电器分析监测装置设计[J]. 电子测量技术，2023，46(8)：154－161.
CHEN Jiadong, ZHANG Zhao. Design of appliances monitoring device based on CUSUM and weighted Euclidean distance[J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(8): 154－161.(in Chinese)

[27] 李太云，仝炳伟，李虹，等. 宁夏引黄灌区典型排域水质综合评价与主要影响因子分析[J]. 水电能源科学，2025，43(4)：84－88.
LI Taiyun, TONG Bingwei, LI Hong, et al. Comprehensive evaluation and main influencing factor of water quality in drainage areas of Ningxia Yellow River irrigation area[J]. Water Resources and Power, 2025, 43(4): 84－88.(in Chinese)

[28] LOUVIERE J J, HENSHER D A, SWAIT J D. Stated Choice Methods[M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2000.