引文格式:李华蓉,梁渝清,赵一,等.利用顾及数据平衡的随机森林方法构建室内地标显著度评价模型[J].武汉大学学报(信息科学版),2026,51(1):158-170.DOI:10.13203/j.whugis20250021

Citation:LI Huarong,LIANG Yuqing,ZHAO Yi,et al.Indoor Landmark Salience Evaluation Model Using Random Forest with Data Balance Consideration[J].Geomatics and Information Science of Wuhan University,2026,51(1):158-170.DOI:10.13203/j.whugis20250021

利用顾及数据平衡的随机森林方法构建室内地标显著度评价模型

李华蓉[1] 梁渝清[1] 赵 一[2] 赵 芹[1] 王 鑫[1]

1 重庆交通大学智慧城市学院,重庆,400074

2 重庆市设计院有限公司,重庆,400015

摘 要:针对室内兴趣点(point of interest,POI)显著度评价问题,提出了一种基于数据平衡的随机森林(random forest,RF)模型。鉴于现有模型在处理数据不均衡及模拟显著度与影响指标之间复杂非线性关系方面的局限性,聚焦视觉、语义和结构三大维度,构建了包含34项特征的指标体系。通过合成少数类过采样技术(synthetic minority over-sampling technique,SMOTE)有效缓解数据不平衡和基于重要性权重的特征优化,形成了随机森林评价模型。实验结果表明,该模型在室内POI数据集上展现出卓越的性能,其准确率、精确度、召回率、加权$F1$分数和曲线下面积分别达到了0.987、0.984、0.987、0.987和0.999;与未进行数据均衡处理的RF模型相比,性能提升了一倍;与其他模型(如支持向量机、遗传规划算法)相比,性能分别提升了15%和5%,且在测试集上也显示出了良好的泛化性能。

关键词:POI显著度;随机森林模型;SMOTE;贝叶斯优化;特征选择

中图分类号:P208 **文献标识码**:A **收稿日期**:2025-04-20

DOI:10.13203/j.whugis20250021 **文章编号**:1671-8860(2026)01-0158-13

Indoor Landmark Salience Evaluation Model Using Random Forest with Data Balance Consideration

LI Huarong[1] *LIANG Yuqing*[1] *ZHAO Yi*[2] *ZHAO Qin*[1] *WANG Xin*[1]

1 School of Smart City, Chongqing Jiaotong University, Chongqing 400074, China

2 Chongqing Architectural Design Institute, Chongqing 400015, China

Abstract: **Objectives**: With the continuous expansion of urban complexes, subterranean infrastructures, and multilevel transportation hubs, building interiors have become increasingly three-dimensional and intricate. As a consequence, traditional GPS signals are severely attenuated by floor slabs, rendering them inadequate for reliable indoor positioning. In this context, indoor points of interest (POI) have emerged as pivotal spatial anchors for seamless navigation and location-based services, and the rigorous selection of salient indoor POI has consequently become a prominent research focus. **Methods**: To address the challenge of quantifying indoor POI saliency, we propose a data-balance-aware enhanced random forest (RF) framework. The existing approaches suffer from evident shortcomings in class imbalance and in capturing the highly nonlinear dependencies between saliency and multi-dimensional predictors. Therefore, a comprehensive indicator set comprising 34 fine-grained features is systematically constructed from three complementary perspectives, including visual saliency, semantic saliency, and spatial saliency. The synthetic minority over-sampling technique (SMOTE) was employed to mitigate class imbalance, and a feature selection scheme driven by importance weighting was subsequently implemented. The final RF model, trained on the rebalanced

基金项目:重庆市研究生联合培养基地建设项目(JDLHPYJD2020005);重庆市自然科学基金面上项目(CSTB2023NSCQ-MSX0880,CSTB2022NSCQ-MSX1625)。

第一作者:李华蓉,博士,副教授,研究方向为室内地图可视表达的研究。990020040625@cqjtu.edu.cn

and optimized feature space, delivers high accuracy and strong generalization for indoor POI saliency evaluation. **Results:** Empirical research results show that the proposed model demonstrates outstanding performance on the indoor POI dataset. The accuracy, precision, recall, weighted $F1$ score, and area under the curve have reached 0.987, 0.984, 0.987, 0.987, and 0.999, respectively. Compared with the RF model without data balancing, the performance of the proposed model has been doubled. Compared with other traditional models, such as support vector machine and genetic programming, the performance of the proposed model has been increased by 15% and 5%, respectively. Moreover, the proposed model exhibits good generalization performance on the test set. **Conclusions:** We introduce a data-balance-aware RF model, offering a unified framework for indicator selection, imbalanced-sample treatment, and robust model construction in indoor POI saliency assessment, thereby conferring both theoretical and practical impetus to high-precision indoor positioning and intelligent navigation services.

Key words: POI saliency; RF model; SMOTE; Bayesian optimization; feature selection

随着社会经济和城市化进程的飞速发展,大型购物中心作为现代城市商业的重要组成部分,其建设需求和投资规模迅速增长[1-2]。同时,建筑规模和内部空间结构日趋复杂多元,不断加重用户空间认知负担[3-5]。因此,研究复杂的室内环境,向消费者传达有效的空间信息,进而辅助其掌握准确的空间定位和方向信息具有重要意义[6]。地标作为关键的空间参考点,在用户寻路与导航时发挥着重要作用:一方面,地标在构建认知地图的过程中起到锚点作用[7];另一方面,在建立对室内空间环境的结构化认知中,室内地标是最基本也是最重要的空间要素[8-11]。基于地标的寻路导航关键就是选取合适的地标,而选取地标的主要依据是兴趣点(point of interest,POI)的显著度值[12-13]。POI显著度值的高低反映了其在环境中被用户注意到的可能性,高显著度的POI更有可能被作为导航参考点。

目前,提取地标的主要方法涵盖了回归、排序和分类模型的建立,旨在选取显著度较高、排名靠前和被分类为一级地标的POI,以引导用户导航。在线性回归模型方法中,文献[10]构建了等权线性回归模型,将每个指标的权重均设为相同值,文献[14]使用概念框架对3个特征所构成的模型进行评估,文献[15]将可见性纳入结构特征范畴,文献[16]基于认知空间、可供性理论和空间句法提出了一种地标提取方法。随后,学者们意识到指标贡献具有异质性。文献[17]依据POI在路线上的位置来确定其结构显著性,文献[18]根据不同属性为POI分配不同权重,文献[19]采用支持向量机(support vector machine,SVM)构建线性模型,文献[20]根据地标影响的最远距离和相对空间距离确定视觉显著性大小。为了进一步客观赋权,层次分析法(analytic hierarchy process,AHP)被引入到指标权重的确定过程。文献[21]提出了基于AHP和实例计算的室内地标显著度评价模型。后续研究融入环境及用户情境,对模型进行改进。文献[22]在AHP基础上引入自然语言-情感分析和指标间相关权重法,构建了情感地标显著性综合评价模型。文献[23]针对传统室内地标提取方法进行改进,提出了地震情景下的室内应急疏散指示地标综合显著度模型。近年来,非线性方法逐渐兴起。文献[24]建立随机森林(random forest,RF)、多层感知机两个非线性模型进行研究,证明了它们相比于先前所建立的线性模型具有更好的性能。在排序和分类模型方面,文献[25]采用遗传规划算法(genetic programming,GP)构建了室内地标显著度非线性模型,根据显著度值进行排序,并从排序结果中识别最显著的地标。文献[26]提出了一种依赖于熟悉度的梯度提升排序模型,便于在室内环境中为熟悉和不熟悉的用户选择合适的地标;文献[27]采用模糊层次复合加权排序确定决策点处对象排名。文献[28]基于大数据提出了一种基于RF的城市地标提取方法。文献[29]运用费歇尔判别法建立显著度线性判别式,并根据POI显著度预测值完成地标等级分类。

综上所述,地标显著度模型的发展经历了从简单到复杂、从线性到非线性的迭代,并逐渐融合数据驱动智能算法。当前,研究者利用机器学习技术和庞大的数据集深度训练模型,使模型能自主发掘地标显著度与多维度评价指标之间的复杂关系,从而显著提高预测精度与跨场景适用性。然而,数据驱动模型的精确度高度依赖于数据集质量,而室内POI数据通常存在类别不平衡问题,这限制了模型性能,模型可能会过度偏向多数类别,削弱对少数类的辨识能力,影响评估

的全面性与准确性。因此,本文聚焦视觉、语义和结构三大核心维度,构建了包含色相、饱和度、明度、百度搜索计数等34项指标的评价体系;选取大型室内购物中心作为实验对象,收集了130个POI样本数据,并采用少数类过采样技术(synthetic minority over-sampling technique,SMOTE)缓解数据不平衡问题;运用RF模型探索这些指标与POI显著度之间的复杂非线性关系,构建并验证室内POI显著度评价模型,确保其在室内地图导航中的有效性和可靠性。

1 室内POI显著度评价指标体系

室内POI要素的显著程度与要素自身的特征紧密相关,在显著度评价模型中量化为一系列的显著度指标。基于前人的研究,并充分考虑室内环境中地标的独有特点,本文从视觉、语义、结构三方面选择34个特征因子作为研究的输入变量。

1.1 视觉显著度

空间对象的视觉显著度是指其相比于环境中其他对象所具有的突出且鲜明的视觉吸引力,来源于目标POI与周围其他对象在视觉属性上的对比,主要通过获取POI的视觉特征数据来计算空间对象的视觉属性值,以评估是否符合地标选取。因此,根据大型室内商场空间的店铺对象属性特征,对相关指标进行筛选和扩展,选取色相、饱和度、明度、立面宽度、店铺大小、形状比率、招牌特征7个指标来衡量室内POI的视觉显著度,如表1所示。

表1 视觉显著度指标

Table 1 Visual Salience Indicators

视觉特征/变量	量化方法	取值范围
色相(H)/X_1	图像处理	[0,180]
饱和度(S)/X_2	图像处理	[0,255]
明度(V)/X_3	图像处理	[0,255]
立面宽度/X_4	实地调查	(0,∞)
店铺大小/X_5	实地调查	(0,∞)
形状比率/X_6	实地调查	(0,1]
招牌特征/X_7	实地调查	1,2,3

1)色相(H)、饱和度(S)、明度(V)。基于HSV颜色体系原理,H表示颜色的种类,与颜色名称相对应(如红、绿、蓝等),取值范围是[0,180];S表示颜色的强度或纯度,取值范围为[0,255],0代表灰色,255代表纯色;V则表示颜色的明暗程度,取值范围为[0, 255],0代表黑色,255代表最亮的颜色。本文使用OpenCV库中的cvtColor函数将店铺图像转换为HSV颜色空间并输出H、S、V三通道的平均值,作为其量化数值。需要注意的是:店铺图像采集时应站立于通道正中、距离POI的就近轮廓线10 m的位置,拍摄角度为45°,对POI进行图像采集,图1为实地调查采集POI图像示例。

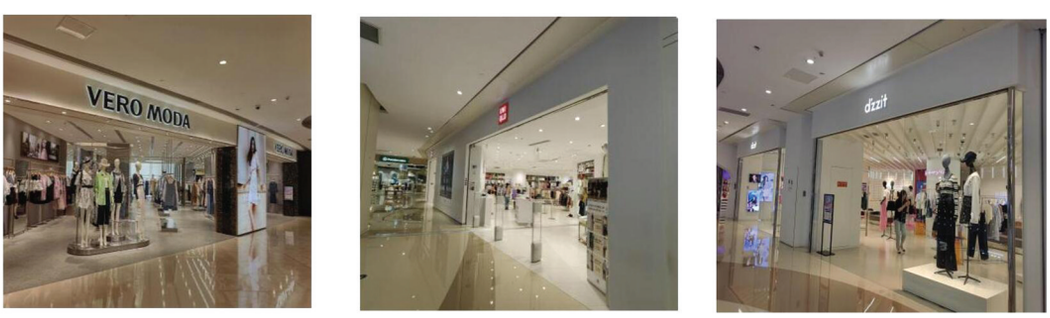


图1 室内POI图像

Fig. 1 Indoor POI Images

2)立面宽度、店铺大小和形状比率。这3个指标主要用于描述室内POI本身的几何特征。室内POI的主入口均具有宽度和高度信息,如图2所示。立面宽度为POI靠近过道的店铺可视面的宽度l_{POI};店铺大小则为主入口的面积,即宽度l_{POI}与高度h_{POI}的乘积;形状比率为高度与宽度的比值。

3)招牌特征。店面招牌的独特装饰,主要包括店铺招牌上装饰明亮的发光二极管(light emitting diode,LED)照明灯牌或门前摆放品牌相关的大海报。采用定序量表法将招牌特征等级由高到低划分为:店铺有LED灯和大海报的赋值为3,只有LED灯或者大海报之一的赋值为2,二者均无的赋值为1。

1.2 语义显著度

语义显著度作为内源性因素影响着用户对

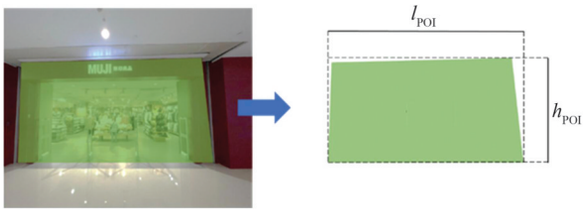


图2　室内POI主入口的参数

Fig. 2　Parameters of Main Entrance for Indoor POI

信息的关注度和理解深度,表示地物的语义特征[30]。城市环境的相关研究中通常从建筑用途、历史地位和可辨识性等功能特征角度来描述或量化其语义特征指标[31]。基于上述考虑,本文选取中文文本、外文文本、百度搜索计数、搜狗搜索计数、必应搜索计数、百度地图POI、高德地图POI、功能差异性、唯一性共计9个指标来衡量室内POI的语义显著度(见表2)。

表2　语义显著度指标

Table 2　Semantic Salience Indicators

认知特征/变量	量化方法	取值范围
中文文本/X_8	实地调查	0,1
外文文本/X_9	实地调查	0,1
百度搜索计数/X_{10}	百度搜索引擎	[0,∞)
搜狗搜索计数/X_{11}	搜狗搜索引擎	[0,∞)
必应搜索计数/X_{12}	必应搜索引擎	[0,∞)
百度地图POI/X_{13}	百度地图APP	0,1
高德地图POI/X_{14}	高德地图APP	0,1
功能差异性/X_{15}	实地调查	0,1
唯一性/X_{16}	实地调查	0,1

1)中文文本、外文文本。店铺名称的中文、外文文本类型。店铺名称具有指定类型文本时赋值为1,无则赋值为0,即当地标含有中文/外文文字,该属性的值为1,反之则为0。

2)百度搜索计数、搜狗搜索计数、必应搜索计数。POI名称在相应搜索引擎上的检索数量。

3)百度地图POI、高德地图POI。POI是否出现在导航地图上,在百度/高德地图上显示的POI赋值为1,反之为0。

4)功能差异性。POI的功能与周围POI是否存在功能上的差异,依据商品类别将其划分为美妆、美食、服装、电子产品。若与相邻POI存在功能差异则赋值为1,反之为0。

5)唯一性。POI的名称在同一室内场景中是否唯一。同一商场内名称唯一的POI赋值为1,不唯一则为0。例如,在协信星光商场中同时有安踏和安踏(童装)两个同名品牌店铺,因此这两个POI不唯一,该指标量化值都表为0。

1.3　结构显著度

结构显著度主要反映室内POI在空间环境中具有的空间角色或位置的重要程度,位于决策点附近的POI具有较高的显著性,对于商业建筑室内空间而言,重要决策点包括出入口、交汇口、休息区、直梯、扶梯(如图3所示),不同决策点的类型会对寻路者的行走方向产生一定的引导作用,从而对POI的感知范围和吸引力程度造成差异性。考虑空间店铺对象与重要决策点之间的空间位置、距离关系、结构特征、邻域特征、方向朝向等要素,选取视线深度、距离深度、角度深度、整合度、进出口方位数和独立性作为结构显著度的指标。

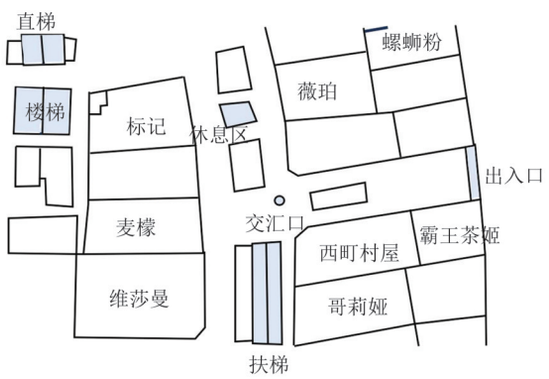


图3　室内空间中重要决策点示意图

Fig. 3　Schematic Diagram of Key Decision Points in Indoor Spaces

1)视线深度、距离深度和角度深度。视线深度是指室内空间中研究区域距离决策点可见需要转折的次数,距离深度是指研究点至决策点之间的最短路程,角度深度是指研究区域距离决策点可见需要转折的最小角度。例如图4中,亮黄色直梯区域为决策点,灰色区域为障碍物。能直接与决策点通视的区域记为一个视线深度(蓝色区域);不能直接与决策点通视,但通过一个视线深度区域可以与决策点通视的区域记为两个视线深度(绿色区域)。依此类推,空间内的区域均可获得确定的视线深度,如图4中展示了空间距离相同决策点(直梯)的视线深度、距离深度和角度深度。

2)整合度。中心空间的全局拓扑深度值的倒数。如图5所示,每个圆圈代表一个POI,连接相邻的POI形成拓扑图,圆圈内的数字代表从中心空间(如直梯)出发,到达该POI的最短拓扑步数(一条线段代表一个拓扑步数),所有的数字之和为中心空间在整个空间的全局拓扑总深度(直梯)=1+2+3+1+2+2=11。则整合度为1/拓

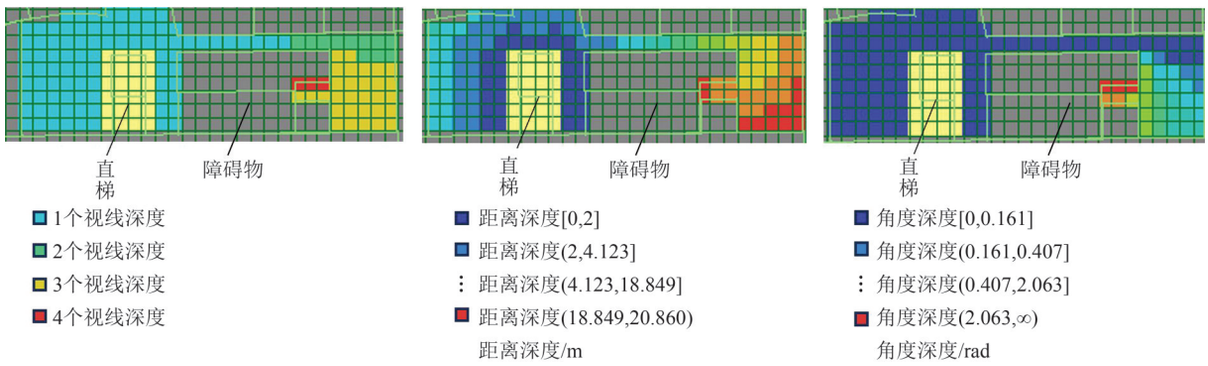


图4 深度指标示意图

Fig. 4 Diagram of Depth Metrics

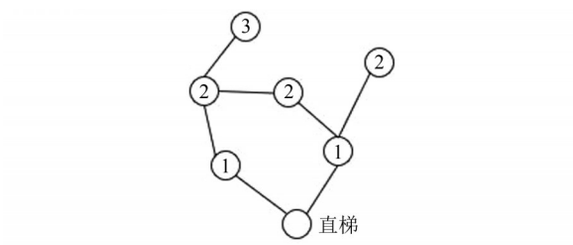


图5 以直梯为中心进行空间重映射的拓扑示意图

Fig. 5 Topological Diagram of Space Remapping Centered on a Straight Elevator

扑总深度(直梯)=1/11=0.091。整合度反映空间的可达性,整合度越大,该空间的可达性越高,反之越低。

3)进出口方位数。大型室内商场POI店铺所处空间位置和布局有所差异,其店铺规划的进出口数也相应有所变化。因此,将店铺的进出口方位由高到低分为4个等级,采用定序量表法为商场店铺进出口的方位数赋值为4到1,其中4表示方位数最多,1表示方位数最少。例如,赋值为4的店铺通常位于无遮挡的道路中庭,有4个进出口,此类店铺属于开放式结构,从商场的不同方向都能轻易到达;而赋值为1表示有且仅有1个进出口。

4)独立性。描述POI之间的分布状态,即某POI与周围相邻特征体的直接连接数量。某POI周围直接相连的相邻POI较少时,表示其独立性较高,从而更为显著[32]。POI相邻个数由被重叠的共用面决定,将POI的独立程度由高到低分为4个等级:没有相邻POI、有一个相邻POI、有两个相邻POI、有3个相邻POI,采用定序量表法分别赋值为4、3、2、1。视线深度、距离深度、角度深度、整合度这4类指标采取空间句法理论知识,利用DepthMapX软件获取,具体情况如表3所示。

表3 结构显著度指标

Table 3 Structural Salience Indicators

结构特征/变量	决策点					量化方法	取值范围
	出入口	交汇口	休息区	直梯	扶梯		
视线深度	X_{17}	X_{18}	X_{19}	X_{20}	X_{21}	DepthMapX软件	$1,2,\cdots,n$
距离深度	X_{22}	X_{23}	X_{24}	X_{25}	X_{26}	DepthMapX软件	$[0,\infty)$
角度深度	X_{27}	X_{28}	X_{29}	X_{30}	X_{31}	DepthMapX软件	$[0,\infty)$
整合度			X_{32}			DepthMapX软件	$(0,1)$
进出口方位数			X_{33}			实地调查	1,2,3,4
独立性			X_{34}			实地调查	1,2,3,4

2 基于RF的POI显著度评价方法

2.1 方法流程

图6显示了本文方法流程,主要包括4个阶段:数据收集、均衡化处理、基于重要性的特征空间优化、基于RF的模型训练与评估。首先,招募216名志愿者在典型室内商场中开展室内地标认知实验,将实验中POI的回忆人次数作为该POI的显著度值,根据§1室内POI显著度评价指标体系中对评价指标的定义,提取室内POI所需的特征值,并对数据进行标准化处理;其次,采用层次聚类法(hierarchical agglomerative clustering, HAC)对数据分类,采用SMOTE算法对数据进行均衡化处理以得到平衡后的数据集,并按8:2

的比例划分训练集和测试集;然后,利用RF算法获取评价指标的重要性权重值,并基于权重值对特征空间进行优化,从34个指标中遴选出最优指标;最后,基于最优指标,采用RF分类算法来构建室内POI显著度的模型,并利用贝叶斯方法优化模型参数,获得最优模型;在测试阶段,用构建的模型计算测试场景中每个POI显著度的分类,并验证模型的预测精度。

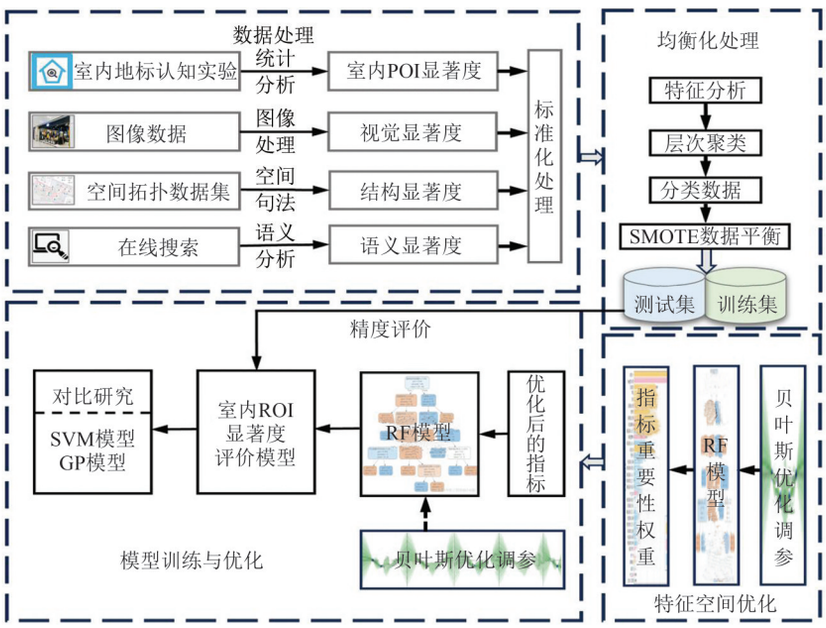
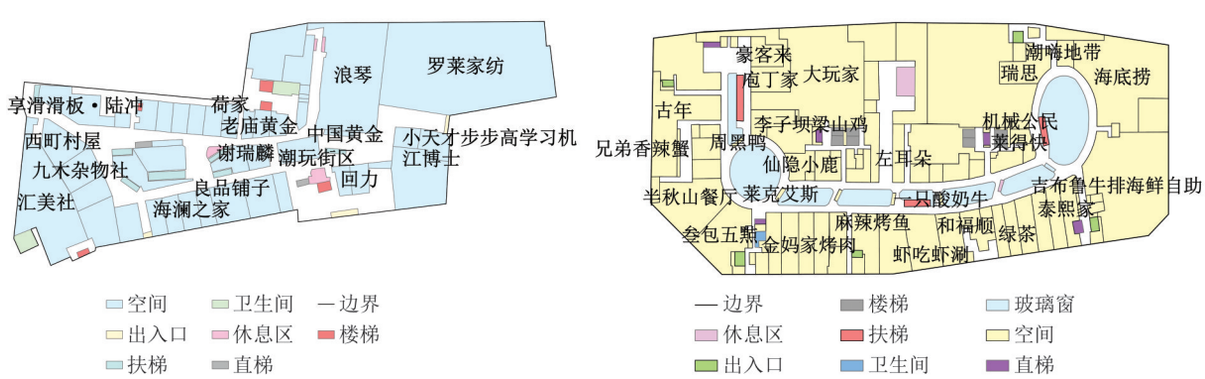


图6　基于SMOTE数据平衡和RF特征选择的分类模型构建流程

Fig. 6　Process of Building a Classification Model Based on SMOTE Data Balancing and RF Feature Selection

2.2　数据收集

为了确定室内POI的显著度值,选取距离学校约5 km的两个大型室内商场(协信星光时代广场,0.96 km^2,4个楼层,包含约120个POI;巴南万达广场,1.2 km^2,4楼层,包含约200个POI)作为实验场所,如图7所示。招募本校对实验场地具有相同熟悉程度的大三学生共216人(协信星光138人、万达78人)作为被试者开展室内地标认知实验,实验结束后要求被试者记录能够回忆的室内POI名称(实验的开展过程参阅文献[29]),共收集了2 319个答案(星光1 756个、万达635个)。显著度值可定义为该POI的回忆次数与总人数的比值,比如名为"阿迪达斯"的POI的回忆次数为123,则该POI的显著度值为123/138=0.89。



(a) 协信星光时代广场F1层平面图　　(b) 巴南万达广场F3层平面图

图7　实验场所

Fig. 7　Experimental Sites

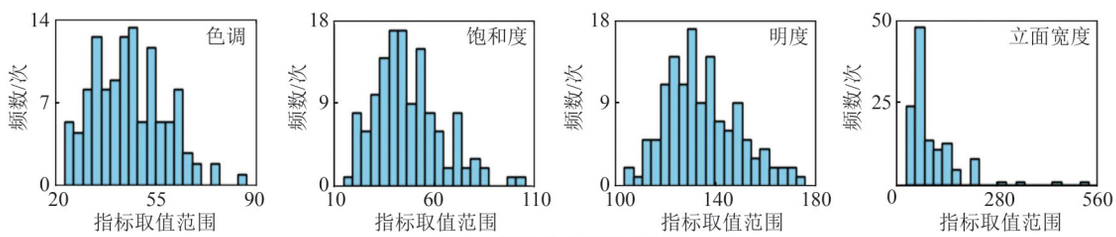
对所有数据进行统计、计算和排序,得到实验场所中被试者回忆记录的POI共计130个(星光49个、万达81个),随后收集这130个POI的图像和语义数据,并制作实验场地的网路数据集。根据上文所定义的指标定量方法计算每个POI的34个显著性指标。为保障所有输入数据具有相同的重要性,采用标准差标准化方法对连续型数据进行预处理(枚举型数据保持不变),部分

POI显著度值及指标标准化处理结果如表4所示。图8(a)为数据标准化前直方图分布情况,图8(b)为数据标准化后直方图分布情况。连续型数据标准化前后分布形态未发生显著改变。

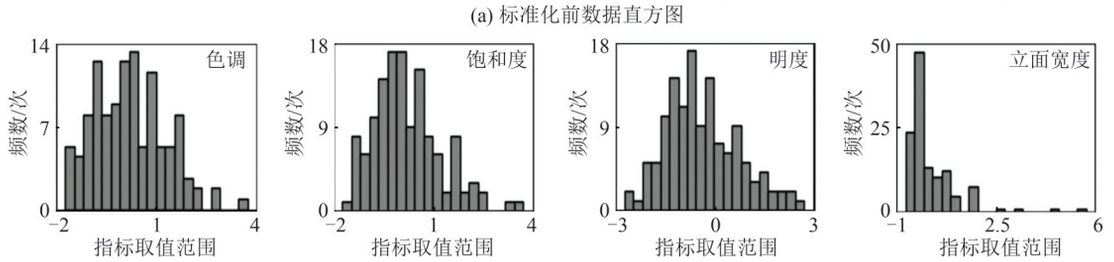
表4 室内POI样本数据标准差标准化结果统计(部分)

Table 4 Partial Statistics of Normalization Results for Indoor POI Sample Data(Part)

POI	Y	X_1	X_2	…	X_{32}	X_{33}	X_{34}
全棉时代	2.313	−0.978	0.381	…	−0.283	1	2
名创优品	1.109	−1.061	0.250	…	0.901	1	1
纽玩餐厅	1.007	−1.804	1.740	…	1.010	1	2
设计者造型	0.645	−1.474	−0.595	…	0.021	1	0
耐克	1.715	−0.639	−0.369	…	−0.679	1	2
卡西欧	−1.803	1.016	−0.501	…	−0.280	1	0
吉加吉	−1.931	0.845	−1.560	…	−0.636	1	2



(a) 标准化前数据直方图



(b) 标准化后数据直方图

图8 数据分布验证

Fig. 8 Data Distribution Verification

POI显著度(Y值)处于[−2,3]之间,为后续进行分类,采用HAC进行显著度分级。HAC算法的基本思想是先计算样本之间的距离,每次先将距离最近的点合并到同一个类,再计算类与类之间的距离。按照层次聚类,将显著度值分级划分,最终显著度分级结果如表5所示。

表5 显著度分级结果

Table 5 Significance Level Classification Results

类别	显著度	分级	样本个数
1	1.54,2.31	一级显著	7
2	0.57,1.43	二级显著	27
3	−0.73,0.53	三级显著	77
4	−1.93,−0.82	四级显著	19

由表5可知,根据层次聚类算法得到显著度分级结果,一级显著其显著度相对较高,并且一级显著的POI数量占总体比例较少,其类别中POI数量仅有7个,二级显著的数量为27个,三级显著的POI数量最多,有77个,四级显著的数量为19个。本文通过认知实验采集到的POI显著度值呈现出不均衡的分布特征[28]:高显著度值POI在样本总数中仅占少数部分。这种不均衡的分布情况在聚类结果中也得到了体现:高显著度类别的数量远远少于低显著度类别的数量。因此,后文采用SMOTE方法对数据进行均衡化处理。

2.3 基于SMOTE算法的数据均衡处理

SMOTE算法是过采样算法中的经典算法,被广泛应用于各种机器学习和数据挖掘任务中,尤其是在不平衡数据集的分类问题上。其核心思想在于通过插值方式生成新的少数类样本,而不是简单地复制现有的少数类样本,这样可以在一定程度上增加少数类样本的多样性,避免过拟合。SMOTE算法实现步骤如下:

1)对于少数类中的每个样本。该算法基于K近邻思想,找出该样本的K个最近邻近样本(通

过交叉验证,从2~6中获取最优K值为4)。

2)样本生成规则。从K个最近邻中随机选择一个,并在这个样本和它的邻居之间的连线上随机选择一点作为新的样本点。

3)重复过程。重复上述过程直到生成足够数量的合成样本,使得少数类和多数类之间的分布更加平衡。

图9展示了部分连续型数据与枚举型数据在SMOTE均衡前后的分布直方图。可以看出,经过SMOTE技术对少数类样本进行过采样处理后,连续型数据以及枚举型数据的整体分布都与原始数据的分布高度一致。这表明SMOTE算法在对数据进行样本扩充的同时,有效地保留了原始数据的分布特征,从而确保了数据在后续建模分析过程中能够更好地反映真实的样本分布情况。经过SMOTE均衡化之后,数据集长度为308,各级别显著度地标的占比均为25%,处于平衡状态,且每个显著度级别的地标样本数量均扩展至与多数样本数量一致,即每个类别均包含77个样本,如表6所示。

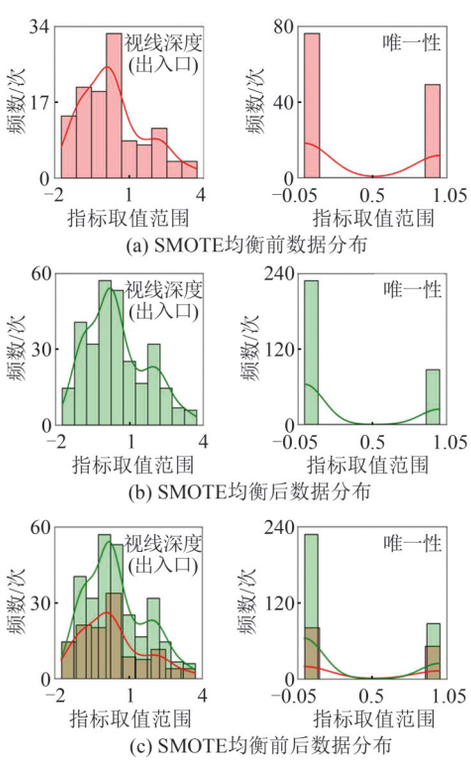


图9　SMOTE前后数据分布(部分)

Fig . 9　Data Distribution Before and After SMOTE(Part)

2.4　RF模型原理及评价指标

RF是一种集成学习方法,基于Bagging思想构建多棵决策树以提升分类性能。其关键步骤包括:(1)有放回地从原始数据集中抽取样本;(2)在每个节点,随机选择特征子集进行分裂;(3)重复上述过程,直至满足预设条件;(4)将决策树集成形成最终模型。RF模型的关键参数包括决策树的数量($N_{estimators}$)、树的最大深度(N_{max})、节点分裂最少需要分割的样本数(N_{split})和叶子节点上所需的最小样本数(N_{leaf})。

表6　SMOTE均衡后各级别占比

Table 6　Proportions of Each Level After SMOTE Balancing

SMOTE均衡化数据集	各级别样本占比/%	各级别样本个数
一级显著	25	77
二级显著	25	77
三级显著	25	77
四级显著	25	77

在评估分类模型时,混淆矩阵是基础工具,根据实际与预测类别的关系区分为真正例(true positive,TP)、真负例(true negative,TN)、假正例(false positive,FP)和假负例(false positives,FN)。基于此,可计算准确率、精确度、召回率、加权$F1$分数和曲线下面积(area under the curve,AUC)等指标。准确率表示整体正确分类的比例;精确度指正类预测中实际为正类的比例;召回率反映实际正类中被正确识别的比例;加权$F1$分数是根据每个类别在数据集中的真实样本数量占总样本数量的比例对每个类别的$F1$分数进行加权平均;AUC值通过受试者工作特征曲线(receiver operating characteristic curve,ROC)下面积衡量模型的区分能力,越接近1表示模型效果越好;混淆矩阵通过矩阵形式展示了模型对样本进行分类的结果,帮助理解模型在不同类别上的表现。

3　构建室内POI显著度评价模型实验与分析

采用Python语言,利用Sklearn库提供的RandomForestRegressor类实现基于RF算法的室内POI显著度评价模型的搭建,实验过程包括SMOTE数据均衡、基于贝叶斯优化方法的参数设置和评价结果分析。

3.1　模型训练

在机器学习领域,参数调优对于提升模型的精确度和泛化能力至关重要。贝叶斯优化作为一种高效的全局优化技术,通过构建概率模型指导超参数搜索。该方法首先基于历史数据训练高斯过程模型,预测目标函数值及其不确定性,

并使用采集函数确定下一个采样点,以此迭代更新模型直至找到最优参数组合。

本文采用BayesSearchCV对RF模型进行参数调优。在原始数据集(130个兴趣点样本,34个特征变量)上优化了4个关键参数:$N_{estimators}$、N_{max}、N_{split}和N_{leaf},最终确定最佳参数组合为(638,42,28,22);在SMOTE均衡后的数据集上训练得到的最佳参数组合为(1 159,42,28,3),具体结果如表7所示。

表7 参数搜索范围

Table 7 Parameter Search Range

关键参数	寻优范围	RF最优参数	SMOTE-RF最优参数
$N_{estimators}$	[10,2 000]	638	1 159
N_{max}	[1,100]	42	42
N_{split}	[2,30]	28	28
N_{leaf}	[1,30]	22	3

3.2 评价结果分析

图10和图11分别呈现了经SMOTE方法进行数据平衡处理后的SMOTE-RF模型与未进行数据平衡处理的RF模型,在训练集和测试集上的性能表现及ROC曲线的对比。结果表明,无论是在训练集还是测试集上,各项性能指标均显著提升。具体而言,在训练集上,模型的准确率、精确率、召回率和加权$F1$分数分别从59.62%、35.54%、59.62%和44.53%提升至92.28%、92.52%、92.28%和92.33%;而在测试集上,这些指标也分别提升了27.79%、52.74%、27.79%和42.70%,提升幅度均高于20%,这表明SMOTE算法对模型有显著的改进作用。

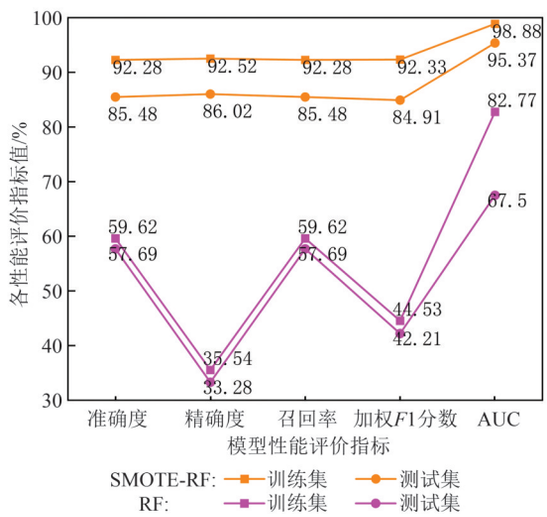


图10 RF与SMOTE-RF模型性能对比

Fig. 10 Performance Comparison Between RF Model and SMOTE-RF Model

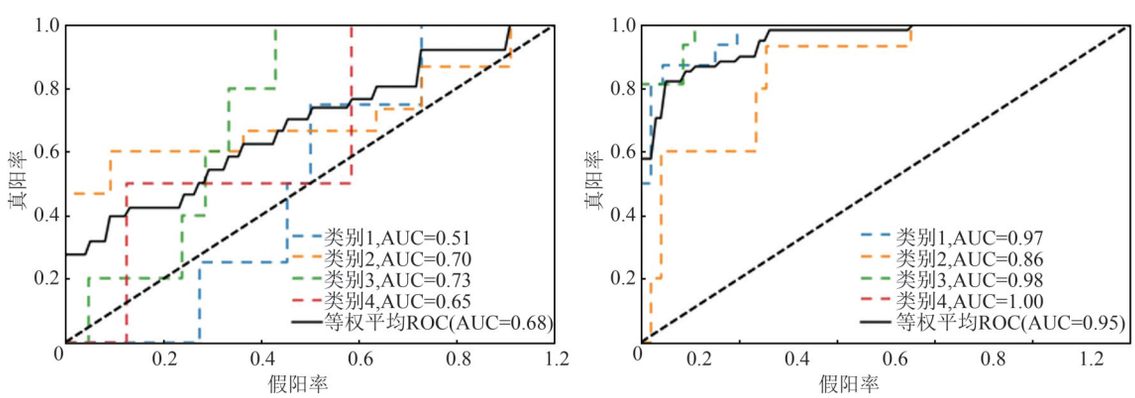


图11 RF与SMOTE-RF模型ROC曲线

Fig. 11 ROC Curves of RF Model and SMOTE-RF Model

图10中的ROC曲线显示,原始RF模型的AUC为68%,而经过SMOTE处理后的SMOTE-RF模型的AUC为95%。计算两个模型AUC值的统计学差异,得到p值为0.03(小于0.05)。这一结果表明,两个模型在分类性能上的差异具有统计学意义,再结合AUC值的比较可知后者的分类效果优于前者。

图12为RF与SMOTE-RF模型分别在训练集与测试集的混淆矩阵。混淆矩阵的结果表明,原始RF模型在多数类别上的表现优于少数类别,且存在将样本错误分类为多数类别的倾向,这显著降低了模型的整体性能。相比之下,SMOTE-RF模型在训练集和测试集上均展现出更优的分类效果,尤其是在少数类别的识别上取得了显著进步。

图13揭示了34个特征值在POI显著度评估中的重要性分布。其中,店铺大小(X_5)、必应搜索计数(X_{12})、立面宽度(X_4)、明度(X_3)、色相(X_1)以及百度搜索计数(X_{10})的权重处于较高水平,显示出这些特征对POI显著度具有显著影响,并在

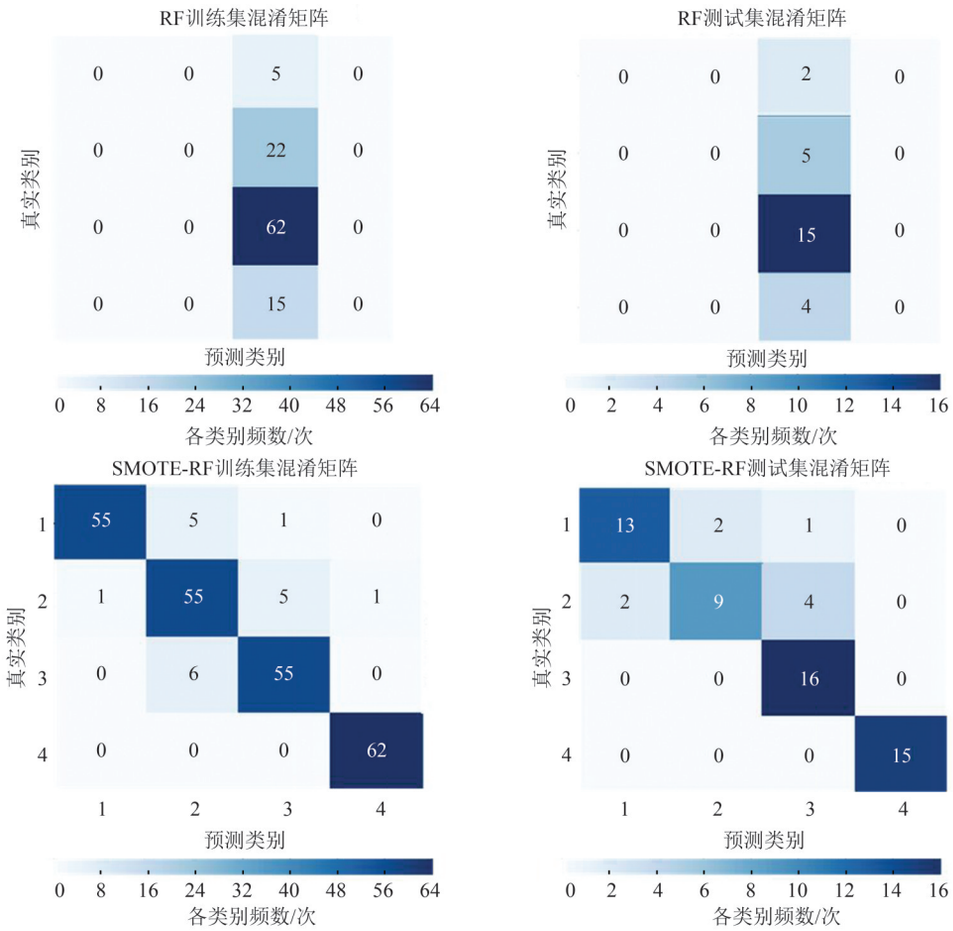


图 12　RF 与 SMOTE-RF 模型混淆矩阵对比

Fig. 12　Comparison of Confusion Matrices Between RF Model and SMOTE-RF Model

地标提取过程中扮演着关键角色。进一步分析发现,在排名前 10 的特征中,有 50% 为视觉显著度指标,这一比例表明用户在选择地标时,更倾向于关注那些直观易于视觉感知的特征。相对地,在排名后 10 的特征中,结构显著度指标占据了 60% 的比例,且仅有一个指标排名进入前 10,这可能意味着在地标提取过程中,用户对结构性特征的关注度相对较低。综合所有特征的排名情况,视觉显著度指标整体上排名较为靠前,平均排名为 9.14,高于语义显著度的平均排名 16.44 与结构显著度平均排名 21.27,说明用户在地标提取过程中,对视觉层面特征给予更高的重视。

为研究各特征对室内 POI 显著度的影响,根据图 11 所示结果,逐渐减少最不重要的特征,观察模型性能的变化趋势(如图 14 所示)。模型性能随特征剔除数量呈现先上升、后下降的变化趋势。当模型中剔除前 7 个不重要的特征后,各项精度评价指标均达到了最优。删除 20 个指标后,模型评价指标均向不利方向发生急剧变化。由此可见,为了提高模型效率并达到较高的分类精度,可以将店铺大小、必应搜索计数、高德地图 POI 等 27 个重要性较高的显著性指标作为 SMOTE-RF 模型的输入特征。基于这些最优指标,采用 SMOTE-RF 算法构建了最优的室内 POI 显著度评价模型,其在测试集和训练集上的性能表现如表 8 所示。

为了验证本文方法的可行性,与文献[19]提出的 SVM 算法和文献[25]提出的 GP 算法进行对比分析。表 8 展示了不同方法在准确率、精确度、召回率、加权 $F1$ 分数以及 AUC 等方面的计算结果。分析结果表明,本文方法在所有性能指标上均优于 SVM 和 GP,具体表现在:与 SVM 方法相比较,各指标均提高近 15%;与 GP 模型相比较,各指标均提高 5% 以上;而且在测试集上也显示出了良好的泛化性能。计算 SMOTE-RF 模型与 SVM、GP 模型之间的 p 值均为 0.02(小于 0.05),证明本文模型与 SVM、GP 模型在性能上具有显著性差异。

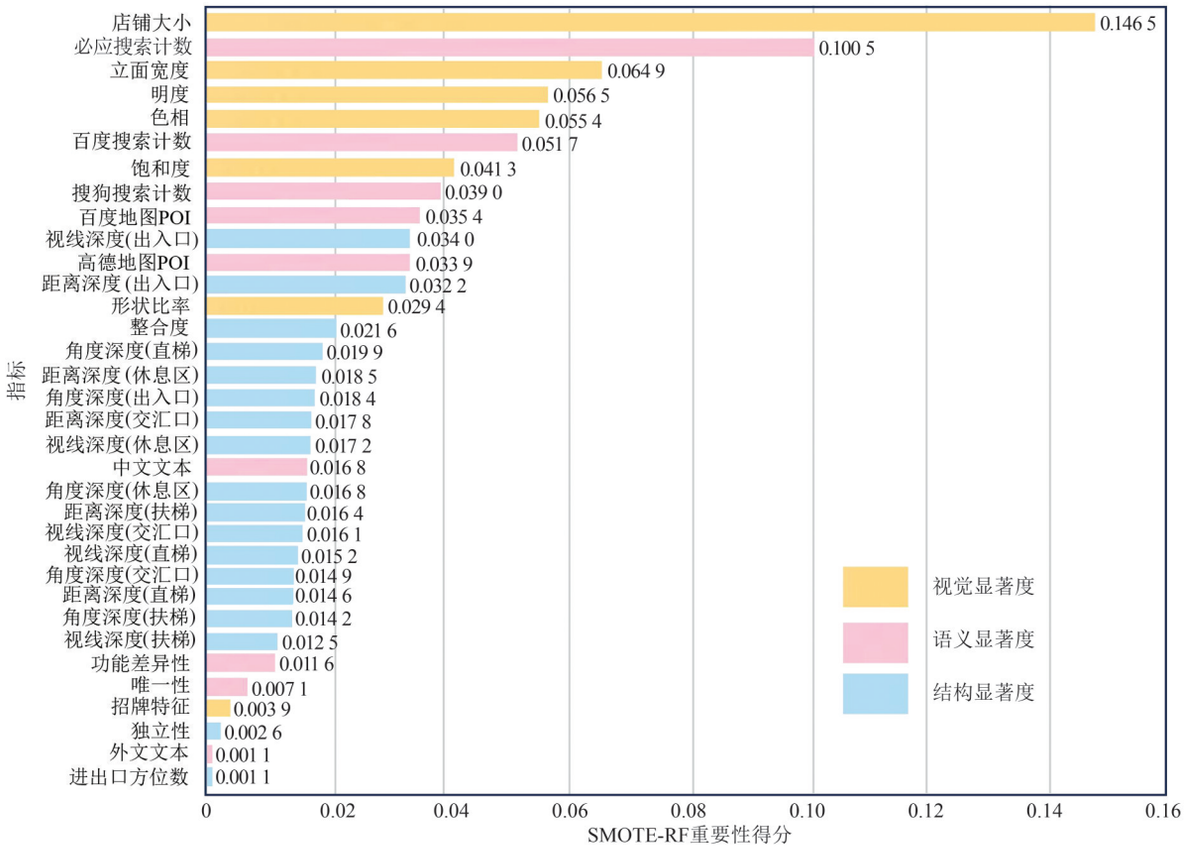


图13 SMOTE均衡后的特征重要性排序

Fig. 13 Feature Importance Ranking After SMOTE Balancing

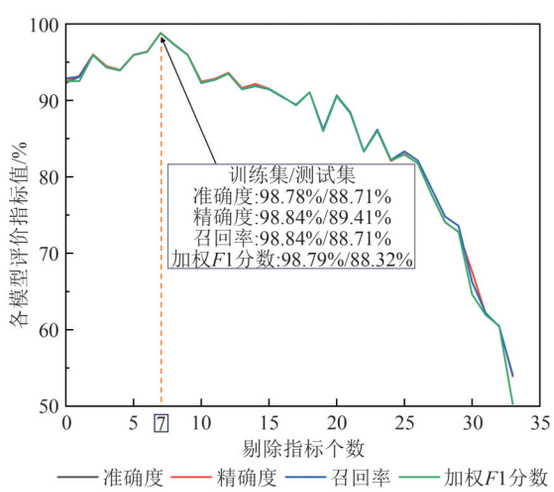


图14 基于特征选择的训练集精度变化

Fig. 14 Changes in Training Set Accuracy Based on Feature Selection

4 结 语

本文聚焦视觉、语义和结构三大核心维度，构建了包含色相、饱和度、明度、百度搜索计数等34项指标的评价体系。选取大型室内购物中心作为实验对象，通过RF算法构建室内POI显著度评价模型。在数据层面上，利用SMOTE算法进行数据均衡化处理；在算法上，基于贝叶斯优化寻找模型的最优参数组合；在特征集上，基于特征重要性进行特征空间优化，最终获得最优室内POI显著度评价模型。实验结果表明，基于数据平衡及特征优化的RF模型在室内POI数据集上表现良好。该模型在多个关键评价指标上均达到了较高水平：准确率0.987、精确度0.984、召回率0.987、加权$F1$分数0.987和AUC值0.999。通过对比实验分析发现，相较于基准模型，本文模型展现出以下突出优势：(1)与未经数据均衡处理的RF模型相比，各项性能指标提升幅度达100%；(2)较SVM和GP模型分别提升15%和5%的性能表现。更重要的是，模型在独立测试集上的稳健表现验证了其较好的泛化能力。这些结果充分证明了本文方法在解决室内POI识别问题上的有效性，为相关领域的研究提供了新的技术思路和方法参考。

综上，本文可以为研究者们关于室内POI显著度评价指标体系的选择、不均衡数据的处理和模型的构建提供科学依据，对推动室内定位导航服务的发展具有重要的意义。但是，在研究中也发现一些有待改进的方面，首要的是样本集数量不足且分布不均，虽然通过SMOTE方法解决了该问题，但SMOTE方法是基于分类数据的，增

表 8　各方法精度评价

Tab. 8　Accuracy Evaluation of Various Methods

方法	训练集/测试集				
	准确率	精确度	召回率	加权 $F1$ 分数	AUC
本文方法	0.987/0.887	0.984/0.894	0.987/0.887	0.987/0.883	0.999/0.973
SVM	0.804/0.709	0.800/0.716	0.804/0.709	0.798/0.697	0.908/0.885
GP	0.800/0.806	0.746/0.803	0.895/0.836	0.813/0.820	0.901/0.830

加了模型过拟合的风险。在接下来的研究中应围绕这一问题,采集更多的POI以增加样本数据集;并尝试采用其他基于连续数据的均衡化方法。其次是特征空间优化主要依据重要性权重值,但相关性分析已经揭示了特征间存在明显的线性关系。因此,在未来的研究中,可以考虑将特征的重要性与相关性结合起来,以实现更精细化的特征筛选。

参　考　文　献

[1] 杨阳. 商业建筑空间环境寻路认知机制及设计策略研究[D]. 武汉:华中科技大学,2020.
YANG Yang. Research on Indoor and Outdoor Environment Design of Commercial Buildings in Modern Hankou [D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2020.

[2] 胡珺璇. 近代汉口商业建筑室内外环境设计研究:以江汉路原鸿彰永绸缎店为例[D]. 武汉:华中科技大学, 2021.
HU Junxuan. Research on Indoor and Outdoor Environment Design of Commercial Buildings in Moder [D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2021.

[3] 李雯洁, 邹涵, 胡沐驰, 等. 基于数字交互技术的商业建筑设计研究[J]. 居舍, 2023(36): 96-98.
LI Wenjie, ZOU Han, HU Muchi, et al. Research on Commercial Building Design Based on Digital Interactive Technology [J]. *Ju She*, 2023 (36): 96-98.

[4] 方志祥, 姜宇昕, 管昉立. 融合可视与不可视地标的行人相对定位方法[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2021, 46(5): 601-609.
FANG Zhixiang, JIANG Yuxin, GUAN Fangli. Pedestrian Relative Positioning Method Based on Visible and Invisible Landmarks[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2021, 46(5): 601-609.

[5] 应申, 庄园, 黄丽娜, 等. 性别和认知差异对三维空间寻路结果的影响[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2020, 45(3): 317-324.
YING Shen, ZHUANG Yuan, HUANG Lina, et al. Impact of Gender, Cognitive Differences in 3D Scenes on Wayfinding[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2020, 45(3): 317-324.

[6] 史富义, 贾润泽, 陈淑媛, 等. 基于体验式消费的商业空间改造策略研究:以南京新街口中央商场为例[J]. 城市建筑, 2023, 20(24): 178-180.
SHI Fuyi, JIA Runze, CHEN Shuyuan, et al. Research on the Reconstruction Strategy of Commercial Space Based on Experiential Consumption: A Case of Nanjing Xinjiekou Central Shopping Mall[J]. *Urbanism and Architecture*, 2023, 20(24): 178-180.

[7] KIM K, LEE K. Handling Points of Interest (POIs) on a Mobile Web Map Service Linked to Indoor Geospatial Objects: A Case Study[J]. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 2018, 7(6): 216.

[8] DONG W H, QIN T, LIAO H, et al. Comparing the Roles of Landmark Visual Salience and Semantic Salience in Visual Guidance During Indoor Wayfinding [J]. *Cartography and Geographic Information Science*, 2020, 47(3): 229-243.

[9] 李佳田, 吴华静, 高鹏, 等. 一种复合Voronoi几何特征的地标提取新方法[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2020, 45(9): 1448-1454.
LI Jiatian, WU Huajing, GAO Peng, et al. Landmark Extraction *via* Composite Features of Voronoi Diagram[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2020, 45(9): 1448-1454.

[10] RAUBAL M, WINTER S. Enriching Wayfinding Instructions with Local Landmarks[C]//International Conference on Geographic Information Science, Boulder, Colorado, USA, 2002.

[11] OHM C, MÜLLER M, LUDWIG B. Displaying Landmarks and the User's Surroundings in Indoor Pedestrian Navigation Systems[J]. *Journal of Ambient Intelligence and Smart Environments*, 2015, 7(5): 635-657.

[12] 朱海红, 温雅, 毛凯, 等. 室内地标提取的POI显著度定量评价模型[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2018, 43(3): 336-341.
ZHU Haihong, WEN Ya, MAO Kai, et al. A Quantitative POI Salience Model for Indoor Landmark Extraction [J]. *Geomatics and Information*

Science of Wuhan University, 2018, 43(3): 336-341.

[13] SORROWS M E, HIRTLE S C. The Nature of Landmarks for Real and Electronic Spaces[C]//International Conference on Spatial Information Theory, Stade, Germany, 1999.

[14] CADUFF D, TIMPF S. On the Assessment of Landmark Salience for Human Navigation[J]. *Cognitive Processing*, 2008, 9(4): 249-267.

[15] RöSER F, KRUMNACK A, HAMBURGER K, et al. A Four Factor Model of Landmark Salience: A Newpproach[C]//The 11th International Conference on Cognitive Modeling, Berlin, Germany, 2012.

[16] LYU H, YU Z H, MENG L Q. A Computational Method for Indoor Landmark Extraction [M]// Krisp J M. Progress in Location-Based Services. Cham: Springer International Publishing, 2014.

[17] KLIPPEL A, WINTER S. Structural Salience of Landmarks for Route Directions[C]//International Conference on Spatial Information Theory, Ellicottville, NY, USA, 2005.

[18] DUCKHAM M, WINTER S, ROBINSON M. Including Landmarks in Routing Instructions[J]. *Journal of Location Based Services*, 2010, 4(1): 28-52.

[19] GÖTZE J, BOYE J. Learning Landmark Salience Models from Users' Route Instructions[J]. *Journal of Location Based Services*, 2016, 10(1): 47-63.

[20] LI L, MAO K, LI G Z, et al. A Landmark-Based Cognition Strength Grid Model for Indoor Guidance [J]. *Survey Review*, 2018, 50(361): 336-346.

[21] ZHU L T, ŠVEDOVÁ H, SHEN J, et al. An Instance-Based Scoring System for Indoor Landmark Salience Evaluation[J]. *Geografie*, 2019, 124(2): 103-131.

[22] 朱利涛,沈婕,王兴,等. 基于用户生成内容的大型商场情感地标提取方法[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2024, 49(9): 1693-1701.
ZHU Litao, SHEN Jie, WANG Xing, et al. An Extraction Method of Emotional Landmarks in Large Malls Based on User-Generated Content[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2024, 49(9): 1693-1701.

[23] 张钊,杜萍,刘涛,等. 地震情境下室内应急疏散指示地标提取[J]. 测绘科学, 2024, 49(3):174-184.
ZHANG Zhao, DU Ping, LIU Tao, et al. A Landmark Extraction Method for Indoor Emergency Evacuation Under Earthquake Scenarios[J]. *Science of Surveying and Mapping*, 2024, 49(3): 174-184.

[24] LI H R, CHEN T, ZHAO Y, et al. Research on Indoor POI Salience Evaluation Model Based on Machine Learning[J]. *Survey Review*, 2025, 57(403): 330-342.

[25] HU X K, DING L, SHANG J G, et al. Data-Driven Approach to Learning Salience Models of Indoor Landmarks by Using Genetic Programming[J]. *International Journal of Digital Earth*, 2020, 13(11): 1230-1257.

[26] ZHOU Z Y, WEIBEL R, HUANG H S. Familiarity-Dependent Computational Modelling of Indoor Landmark Selection for Route Communication: A Ranking Approach[J]. *International Journal of Geographical Information Science*, 2022, 36(3): 514-546.

[27] DUBEY R K, SOHN S S, THRASH T, et al. Identifying Indoor Navigation Landmarks Using a Hierarchical Multi-Criteria Decision Framework [C]//The 12th ACM SIGGRAPH Conference on Motion, Interaction and Games, Newcastle, UK, 2019.

[28] 巩玥. 基于随机森林的城市地标提取[D]. 武汉: 武汉大学, 2020.
GONG Yue. Research on Urban Landmarks Extraction Based on Random Forests Classifier[D]. Wuhan: Wuhan University, 2020.

[29] 李华蓉,郑嘉欣,李天童. 室内POI显著度评价的Fisher判别法模型[J]. 测绘学报, 2023, 52(4): 679-688.
LI Huarong, ZHENG Jiaxin, LI Tiantong. An Indoor Fisher Discriminant Model for Indoor POI Salience Evaluation [J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2023, 52(4): 679-688.

[30] 陈杰,戴欣宜,周兴,等. 双LSTM驱动的高分遥感影像地物目标空间关系语义描述[J]. 遥感学报, 2021, 25(5): 1085-1094.
CHEN Jie, DAI Xinyi, ZHOU Xing, et al. Semantic Understanding of Geo-Objects' Relationship in High Resolution Remote Sensing Image Driven by Dual LSTM [J]. *National Remote Sensing Bulletin*, 2021, 25(5): 1085-1094.

[31] NOTHEGGER C, WINTER S, RAUBAL M. Selection of Salient Features[J]. *Spatial Cognition & Computation*, 2004, 4(2): 113-136.

[32] 毛凯. 面向室内外寻路的地标认知强度网格模型研究[D]. 武汉: 武汉大学, 2017.
MAO Kai. Research on Landmark Cognitive Intensity Grid Model for Indoor and Outdoor Pathfinding [D]. Wuhan: Wuhan University, 2017.