引文格式：王泽朝,周鸿运,吴政,等. 利用LSTM-Transformer的城市小区入住率预测[J]. 地理空间信息, 2026, 24(6):117-123. doi:10. 3969/j.issn. 1672-4623.2026.06.021

利用 LSTM-Transformer 的城市小区入住率预测
——以济南市为例

王泽朝[1]，周鸿运[2]，吴　政[1*]，马照亭[1]，戴昭鑫[1]
（1. 中国测绘科学研究院，北京 100036；2. 龙门石窟研究院，河南 洛阳 471000）

摘　要：在当今存量时代，城市居民的住房需求趋向多样化、个性化。城市小区入住率预测不仅对于房地产开发商、政府和城市规划者至关重要，而且能够揭示城市区域的经济活力、人口迁移趋势及社会发展潜力。通过手机信令数据结合多尺度的社会经济数据等，以济南市为例，提出了基于LSTM-Transformer的城市小区入住率预测模型，期望能填补现有入住率预测研究中的空白，并探讨了该市小区入住率的空间分布特征。实验结果表明，该模型在预测精度上优于其他传统模型，具有较高的可靠性。研究发现，济南市小区入住率呈现出由中心城区向外递减的趋势，且中东部地区入住率高于西南部。空间分布上，济南市存在入住率高值和低值聚集区，呈现出从市中心到外围由“高—高”向“低—低”聚集模式的转变。本研究构建的预测框架不仅为存量时代下的房地产精准营销提供数据支撑，也为政府优化城市公共资源配置、识别城市收缩风险及推动智慧城市精细化管理提供了科学依据和决策参考，具有显著的社会应用价值。

关键词：入住率；AOI；LSTM-Transformer模型；时间序列预测
中图分类号：P208　　**文献标志码：**B　　**文章编号：**1672-4623（2026）06-0117-07

Occupancy Rate Prediction of Urban Community Based on LSTM-Transformer: A Case Study of Jinan City, Shandong Province, China

WANG Zechao[1], ZHOU Hongyun[2], WU Zheng[1], MA Zhaoting[1], DAI Zhaoxin[1]
(1. Chinese Academy of Surveying and Mapping, Beijing 100036, China;
2. Longmen Grottoes Academy, Luoyang 471000, China)

Abstract: In the current stock era, the housing demand of urban residents tends to be diversified and personalized. The occupancy rate prediction of urban neighborhoods is not only important for real estate developers, governments and urban planners, but also can reveal the economic vitality, population migration trend and social development potential of urban areas. In this paper, based on mobile phone signaling data combined with multi-scale socio-economic data, taking Jinan city, Shandong Province, China for example, we proposed an urban occupancy prediction model based on LSTM-Transformer, which was expected to fill in the gaps in the existing research, and explored the spatial distribution characteristics of occupancy rate in the city. The experimental result shows that the model is better than other traditional models in terms of prediction accuracy and has high reliability. The residential occupancy rate of Jinan City shows a decreasing trend from the central city to the outside, and the occupancy rates of the central and eastern areas are higher than that of the southwest. In terms of spatial distribution, there are high-value and low-value gathering areas in Jinan City, showing a change from “high-high” to “low-low” gathering mode from the downtown to the periphery. The prediction framework constructed in this study not only provides data support for precision real estate marketing in the stock era, but also provides scientific basis and decision-making reference for the government to optimize urban public resource allocation, identify urban shrinkage risks, and promote fine-grained management of smart cities, which has significant social application value.

Key words: occupancy rate, AOI, LSTM-Transformer model, time series prediction

城市化加速了人口流动与住房需求多样化，使城市入住率研究成为城市管理的重要工具。现有研究主要基于夜间灯光数据（易受噪声干扰）和市政服务数据（成本高、获取难），且多关注建筑密度、POI密度、GDP等静态因素，忽略了房价、空气质量等动态感知因素，同时研究尺度较大、时序信息关注不足[1-5]。

本文基于手机信令数据，融合多尺度社会经济大数据、空气质量监测数据、POI数据及路网数据，考虑小区入住率的时间滞后性[6-8]，构建LSTM-Transformer预测模型，以全面评价模型精度并分析案例城市小区

项目来源：国家重点研发计划资助项目（2024YFB2505804）；中央级公益性科研院所基本科研业务费资助项目（AR2504）。
第一作者简介：王泽朝（2001—），硕士研究生，主要研究方向为智慧城市大数据挖掘与分析，E-mail：casm_wangzz@163.com。
通信作者：吴政（1982—），博士，主要研究方向为时空大数据智能感知、管理与计算理论方法以及时空大数据知识挖掘与推理理论，E-mail：wuzheng@casm.ac.cn。

入住率的时空分布特征[10-16]。

1 研究区概况及数据来源

1.1 研究区概况

本研究以济南市（图1）为案例城市进行研究。济南市，别称“泉城”，是山东省省会，位于山东省的中部，地貌类型主要有低山、丘陵、平原和沿黄低洼四部分，泉群众多、水量丰沛，被称为天然的岩溶泉水博物馆。住房是民生之要，济南市持续健全保障和改善民生制度体系，不断推进建设好房子、好小区、好社区、好城区的“四好”建设[17]，不断满足人民的美好住房需求。研究和预测省会城市的小区入住率，能够帮助各方做出更加科学合理的决策，促进城市的可持续发展，并有效应对未来可能出现的各种挑战。

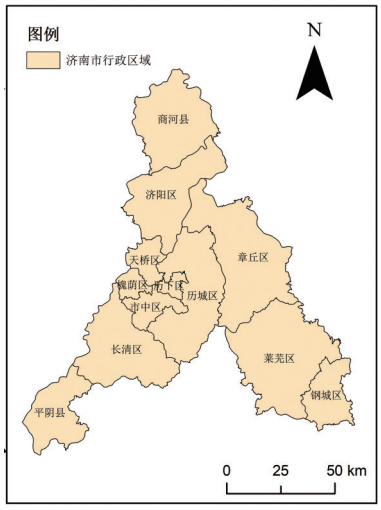


图1 济南市行政区域

审图号：GS(2025)5996

1.2 研究框架与数据来源

本文的研究框架针对城市小区入住率的预测主要分为4个部分：首先利用济南市手机信令数据对济南市小区入住率进行估算并根据现有研究数据进行修正；其次构建与济南市城市小区入住率相关的指标体系；再次，根据指标体系构建小区入住率预测数据集，以数据集作为测试数据进行预测模型训练，验证模型的可行性；最后，结合预测数据与实采数据，对济南市部分小区的住房入住率进行验证，并通过空间自相关判断城市不同入住率小区的空间聚集情况，分析其空间分布特征。

研究主要使用的数据包括：①手机信令数据[18]；②济南市居住小区兴趣面（Area of Interest，AOI）数据；③夜间灯光强度数据[19]：NPP-VIIRS夜间灯光数据；④近地表污染物$PM_{2.5}$浓度数据；⑤济南市POI数据；⑥济南市路网数据[20]；⑦济南市小区房价数据。

2 研究方法

2.1 城市小区入住率修正模型构建

对手机信令原始数据进行数据清洗，有效处理无效数据、乒乓数据、漂移数据，从而得到较高质量的轨迹点数据。将轨迹数据进行时空汇聚并提取有效的出行信息，进而得到停驻点信息、出行OD、居住基站等信息。统计夜间8点至次日早晨7点之间的人口数据，确定最佳人口停驻时间段，计算常驻人口总数。通过连接城市小区矢量数据计算获得小区的实际入住率信息。同时利用济南市现有研究的小区入住率以及实采小区实际入住率对本研究计算所得入住率进行修正，构建基于手机信令数据的城市实际小区入住率修正模型，其中小区入住率的计算公式如式（1）所示。

$$HOR_c = \frac{\alpha \frac{pop_c}{avg_{pop}}}{H} \tag{1}$$

式中，HOR_c为小区入住率；pop_c为该小区的实际居住人口；avg_{pop}为城市户均人口数（其中济南市为2.69）；α为修正因子，由于济南市城区与农村之间差异较大，本文选取的AOI为城区内小区AOI，因此加入修正因子来调节小区的实际户均人口，本文经过多次实验得出α为1.79；H为小区的实际户数。

因为小区入住率（HOR_c）的最大值为1，所以将小区入住率（HOR_c）大于1的值均设置为1，如式（2）所示。

$$HOR_c = \begin{cases} 1, HOR_c > 1 \\ HOR_c, HOR_c < 1 \end{cases} \tag{2}$$

2.2 指数体系构建

现有国内外研究已经逐渐关注到小区入住率的多维度影响因素，但大多数研究基于多维静态因素，如建筑密度、GDP、人口流动等自然、社会因素，忽略了居民在选择住房时考虑的住房经济、居住环境[21]、社会心理等部分因素，对部分因素随时间的动态变化欠缺考虑。居民居住行为存在聚居情况，高入住率往往带来正向的反馈，提升小区的吸引力，而低入住率则可能导致一系列负面影响[22-23]。基于此，本文充分考虑居民在社会心理、自然环境、社会经济以及居民福利的4个维度，共8个指标作为预测小区入住率的关键因子（见表1）。其中，前期入住率反映小区的受欢迎程度；地面高程反映小区的所在区域的地势条

件；$PM_{2.5}$浓度反映小区所在地区的空气质量情况；房价反映居民的居住成本；路网密度反映市民出行的便利程度；夜间灯光强度反映地区的经济发展强度；公共交通站点、学校、医疗服务设施反映生活圈设施配套情况。本文的研究尺度为AOI单元，而居民区的AOI边界并不规则，因此对各栅格影像数据进行重采样，重采样大小为50 m×50 m；计算各类POI设施及路网的核密度。数据预处理完成后通过ArcGIS区域统计的形式将相应指标数据汇算至AOI单元，通过归一化后形成预测数据集，其中归一化方法为最大值最小值归一化。

表1　影响因素指标表

一级指标	二级指标	计算方法
社会心理	前期入住率	—
自然环境	地面高程	DEM数据经过重采样后通过ArcGIS进行区域统计
	$PM_{2.5}$浓度	$PM_{2.5}$浓度栅格数据经过重采样后通过ArcGIS进行区域统计
社会经济	房价	—
	路网密度	对路网数据进行核密度计算，生成核密度栅格数据后通过ArcGIS进行区域统计
	夜间灯光强度	夜间灯光强度栅格数据经过重采样后通过ArcGIS进行区域统计
居民福利	公共交通站点核密度	对公共交通站点POI数据进行核密度计算，生成核密度栅格数据后通过ArcGIS进行区域统计
	学校核密度	对学校POI数据进行核密度计算，生成核密度栅格数据后通过ArcGIS进行区域统计
	医疗服务设施核密度	对医疗服务设施POI数据进行核密度计算，生成核密度栅格数据后通过ArcGIS进行区域统计

2.3　耦合LSTM与Transformer模型的城市住宅区实际住房使用率预测模型

长短期记忆网络（long short-term memory，LSTM），LSTM模型是一种通过门控改进的循环神经网络，设计用来解决传统RNN在处理长序列数据时的梯度消失和梯度爆炸问题[23]。Transformer模型基于自注意力机制（Self-attention）的架构，擅长捕获序列中不同部分之间的全局关系[24]。Transformer模型的结构包含了编码器和解码器两部分，其中编码器是主要的部分，被用于语言的编码和特征提取。

虽然LSTM可以适应时间序列的数据，但它在处理每一个时间步时都依赖于前一个时间步的输出，因此无法很好地并行化。而Transformer模型原生架构并非专为时间序列数据设计，可能无法充分利用时间动态特性。通过结合LSTM和Transformer，可以让LSTM捕捉局部时间依赖性，而Transformer的自注意力机制则有助于更好地捕捉长程全局上下文依赖[25]。这种结合可以在预测任务中显著提高模型对长序列的处理能力。在已有数据基础的支撑下，将二者结合，从时间角度构建预测模型，通过LSTM独特的门控机制有效地学习时序特征，利用Transformer模型全面捕捉各个时间点的全局信息，提升模型的并行能力，同时在LSTM层后加入全连接层，全连接层在LSTM层捕获序列数据的长期依赖关系后，进一步学习数据中的非线性关系及高级特征，并将其映射到更合适的输出空间，从而提高模型在对城市住宅区住房使用率进行预测时的性能。

1）将输入的时序数据集 H 分解成不同的时间序列切片 $H^{'}$，将切片送入至模型中，首先将输入的特征映射到高维空间，其表达式如式（3）所示：

$$\mathrm{src}=\mathrm{Embedding}\left(H^{'}\right)\times\sqrt{d_{\mathrm{mod}\,el}} \tag{3}$$

式中，$H^{'}$为输入特征；$d_{\mathrm{mod}\,el}$为模型的维度；

2）通过位置编码为输入序列添加位置信息，得到 PE_{src}。

3）将添加过位置信息的时序数列 PE_{src} 送入到多头注意力机制中。首先，输入 PE_{src}，通过3个可学习的权重矩阵 $\boldsymbol{W}_Q$、$\boldsymbol{W}_K$、$\boldsymbol{W}_V$，分别线性变换为查询（Query）、键（Key）和值（Value），其表达式如式（4）、式（5）、式（6）所示：

$$Q=PE_{\mathrm{src}}\times\boldsymbol{W}_Q \tag{4}$$

$$K=PE_{\mathrm{src}}\times\boldsymbol{W}_K \tag{5}$$

$$V=PE_{\mathrm{src}}\times\boldsymbol{W}_V \tag{6}$$

将计算所得的 Q、K、V 输入至多头注意力机制当中，输出特征向量，并将其进行拼接，最终得到局部的特征 $\boldsymbol{W}$，其表达式如式（7）所示：

$$\boldsymbol{W}=\mathrm{MultiHeadAttention}\left(Q,K,V\right) \tag{7}$$

4）将输出的 $\boldsymbol{W}$ 送入LSTM模块中，进一步特征抽取，其表达式如式（8）所示：

$$Y_t^m=\mathrm{LSTM}\left(\boldsymbol{W},U_m,Y_{t-1}^m,E_m\right) \tag{8}$$

式中，$\boldsymbol{W}$ 为输入特征向量；$\boldsymbol{U}_m$为LSTM中的可训练参数矩阵；Y_{t-1}^m为上一时刻的隐藏状态；E_m为LSTM的超参数。

5）为进一步获得时间序列中的高级特征，将输出的 Y_t^m 送入全连接层进行下一步特征提取，通过ReLU函数激活，其表达式如式（9）所示：

$$\mathrm{dense}_{\mathrm{output}}=\mathrm{ReLU}\left(\boldsymbol{W}_{\mathrm{dense}}\times Y_t^m+b_{\mathrm{dense}}\right) \tag{9}$$

式中，$\boldsymbol{W}_{\mathrm{dense}}$ 和 b_{dense}为全连接层的权重和偏置。

6）最终将全连接层所输出的特征矩阵送入输出层，进行降维激活处理，得到预测结果。其表达式如式（10）所示：

$$\text{output}=\boldsymbol{W}_{\text{output}}\times\text{dense}_{\text{output}}+b_{\text{output}} \tag{10}$$

式中，$\boldsymbol{W}_{\text{output}}$ 和 b_{output} 为输出层的权重和偏置。

2.4 模型评价指标

为了保证预测模型的准确度，全面评价模型的训练效果，实现城市住房使用率的精准预测，本文选取了平均绝对误差（mean absolute error，MAE），均方根误差（root mean square error，RMSE）以及可决系数 R^2。3种指标的计算公式如式（11）、如式（12）、如式（13）下：

$$\text{MAE}=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left|y_i-\hat{y}_i\right| \tag{11}$$

$$\text{RMSE}=\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left(y_i-\hat{y}_i\right)^2} \tag{12}$$

$$R^2=1-\frac{\sum_{i=1}^{n}\left(y_i-\hat{y}_i\right)^2}{\sum_{i=1}^{n}\left(y_i-\bar{y}\right)^2} \tag{13}$$

式中，$\hat{y}_i$ 为 y 的预测值；$\bar{y}$ 为 y 的平均值；MSE可以反映模型预测值与真实值的偏离程度；MAE 为误差绝对值累加的平均值；R^2 可以反映预测与真实值的拟合程度，R^2 越大且越接近于1则模型拟合效果越好。

3 结果与讨论

3.1 手机信令估算精度验证

现有研究通常通过夜晚实地抽样、居民楼用水用电数据、夜间灯光数据等进行数据检验，所用方法为皮尔逊相关系数法与线性回归[8]。本文将通过与济南市现有研究以及夜晚实地抽样的方法对所得数据进行两轮的精度检验。在研究山东半岛的空置率的文章中，济南市的空置率约为24.52%[26-27]，本文通过计算得出的空置率约为22.78%，仅相差约1.74%.研究测度的小区入住率与夜晚实地抽样所得的入住率的皮尔逊相关系数为0.934，通过了显著水平0.01的双尾实验（见表2）；两者线性回归也通过了显著性检验，R^2 为0.872。因此住房空置率估算的准确度较高。

3.2 性能对比及消融实验

借助深度学习框架实现LSTM-Transformer耦合模型，在Python3.8.5软件环境下进行实验，硬件设施为AMD Ryzen 7 6800H with Radeon Graphics CPU。采用随机梯度下降（stochastic gradient descent，SGD）优化器计算均方误差损失函数（MSE Loss）[28]，设置学习率为0.000 85，动量为0.99，系统随机以8∶2的比例将2.2.2中构建的数据集分为训练集和测试集，且最终实现2 500个Epoch。为了验证LSTM-Transformer模型的有效性，本文采用其余4种不同的模型（线性回归模型（linear regression model，LR）、门控循环网络模型（gated recurrent unit，GRU）、LSTM、Transformer）对城市小区入住率进行训练，并最终评估它们的准确度。如图2所示，随着训练次数的增加，5种模型的损失值逐渐趋于稳定状态，且本文构建的模型输出的损失值最低。

表2 皮尔逊相关系数表

	指标	入住率估计值	入住率实际值
入住率实际值	皮尔逊相关性	0.934**	1
	显著性（双尾）	<0.001	—
	平方和与叉积	2.680	2.054
	协方差	0.050	0.038

注：*、**、***分别表示小于0.05、0.01、0.001的显著性水平。

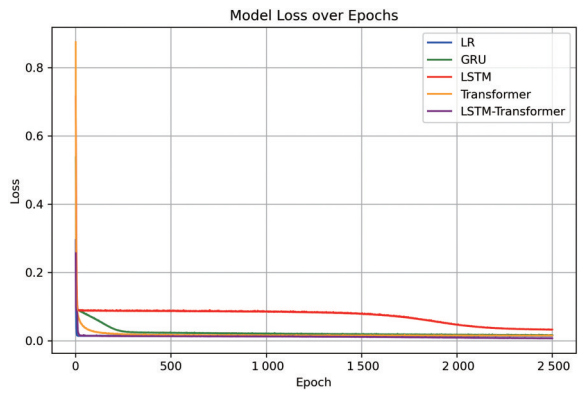


图2 各模型loss值的收敛情况

对比传统的LR、GRU、LSTM、Transformer以及提出的LSTM-Transformer模型在验证中的MAE、RMSE、R^2。由表3显示，尽管Transformer模型在训练过程中已经有了不错的拟合度，但在性能和效率方面仍有提升空间。相比之下，本文提出的模型展示了更为优异的性能，其平均 R^2 达到了0.863 0，平均MAE为0.061 1，平均RMSE为0.107 8，这凸显了LSTM-Transformer模型在拟合数据时的误差更小，预测能力更强，且该模型更加适合城市小区入住率的预测。

为了量化每个因素的影响，本文借助Lee等[29]在量化不同影响因素的影响度时所用的分析方法，即通过从数据集中删除一个变量并重复模型的训练过程，基于9个不同版本的数据集确定每个变量对模型性能的影响。丢弃不同变量后，统计模型输出的RMSE值，若产生更低的RMSE值就意味着丢弃的因子可能

表3　各个模型对比结果

模型	LR	GRU	LSTM	Transformer	LSTM-Transformer
MAE	0.074 2	0.088 6	0.136 6	0.070 7	0.0611
RMSE	0.123 8	0.134 4	0.175 2	0.124 4	0.1078
R^2	0.824 2	0.786 0	0.630 9	0.824 1	0.8630

注：其中各项评价指标均为多次实验后的平均值。

不是预测城市小区入住率的强有力指标。因此在保证模型结构、超参数等不变的条件下，对本文所选的影响因素进行了消融实验，其中结果如图3所示。由于9个不同版本的实验都比原来的实验得出了更高的RMSE值，因此每个因素都对城市小区入住率产生了影响，其中认为RMSE值越高则其对城市小区入住率的影响越高。

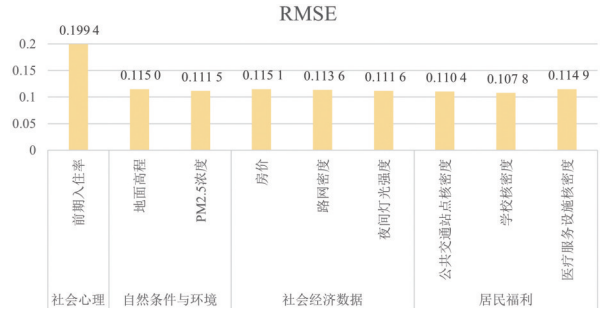


图3　消融实验后得到的RMSE值

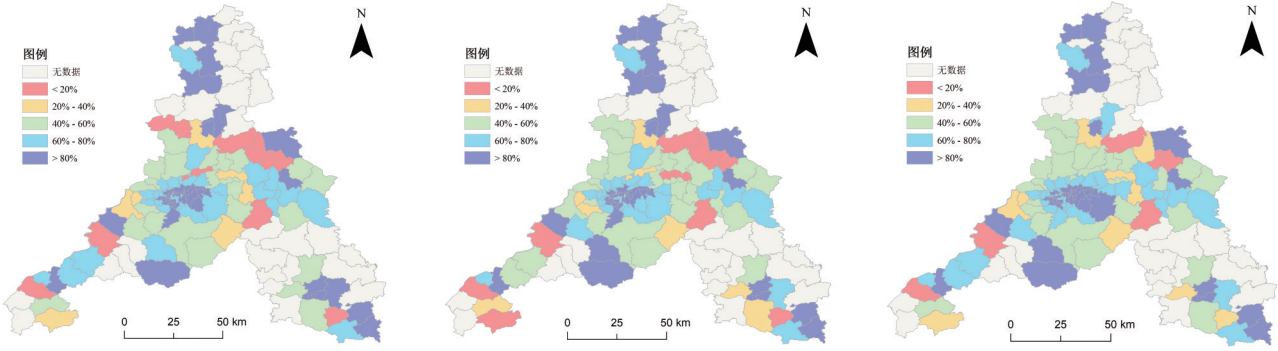
由图3可知，城市小区的住宅入住率与前几个月的入住率及其相关，出现了较强的依赖性。其中与预期相符的是，房价为影响小区入住率的第二位因素，这体现了人们在选择居住地时，对房价的考虑更多的高于其他因素。值得注意的是，地面高程在济南市小区的入住率预测中的影响仅次于房价，并且其RMSE与房价相差较小，这说明济南市地面高程在居民选择小区的过程中也发挥了不可小觑的作用，且经过实地走访发现，济南市小区在地面起伏较低的地段入住率更高。学校的核密度对济南市小区入住率的影响最小，其中更可能的原因是综合全年龄段人群，学校或许不是人们选择住房的首要因素。

3.3　模型预测结果验证

通过上述过程检验了模型的可靠性后，估算了济南市2024年部分小区的入住率，其中根据实地调查拍照、走访的形式随机摸查了高档小区、中档小区、宿舍等多种类型的小区。本文从众多实测小区中抽取了55个小区，以验证模型预测的有效性，结果显示，绝大多数小区2024年实际入住率与预测入住率基本一致，个别小区例如东盛花园南区、东篱花园、潘田馨苑、景和山庄预测值与实际值不相符。其中东盛花园南区1994年建成，东篱花园2002年建成，实地采集数据过程中发现，小区居住人口多为老年人，因此移动手机数据可能并不精确，采集信息时缺少老年人的部分人口数；潘田馨苑2015年建成，但所处位置较为偏远，实采过程中发现该小区占地位置较大，另还有在建的新小区，因此在爬取小区数据时可能存在小区户数偏高，实际投入使用户数较少的问题，经过2 a的数据训练，出现了入住率降低的预测趋势；景和山庄与2020年建成，实地走访过程中发现，该小区所处的地势较高，楼房崭新较为高档，近几年逐渐投入使用，但房价较高，住户较少，其中模型预测出了较高的入住率，或许与小区周围配套设施逐渐配齐，近2 a入住率逐渐增高有关。本文根据预测值与实际值计算了两值之间的MAE、RMSE与R^2，其中MAE为0.056，RMSE为0.095 2，R^2为0.757 1，验证了结果的有效性，且证明了模型的预测精度较高。

3.4　济南市小区入住率的空间分布格局

图4为本文计算出的济南市街道尺度小区入住率空间分布图，以2023年1月、3月、11月为例，可知济南市各地区中心城区街道的小区入住率较高，并由各地区中心向外逐渐降低，中东部地区的入住率高于西南部地区；新年后，中心城区的小区入住率逐渐升高，市郊地区的小区入住率逐渐降低，这与我国新年



（a）2023年1月　　（b）2023年3月　　（c）2023年11月

图4　济南市街道尺度小区入住率空间分布

审图号：GS(2019)1822

回老家过节的习俗有关；11月学校人口数较为稳定，其中以大学城为代表的长清区入住率较高。

城市入住率高的地区往往是交通便捷、生活便利、经济活跃、环境优美的综合体现。这些地区不仅适合家庭居住，也为投资者提供了较好的发展前景。其空间分布对城市发展格局的调整、提升居民幸福指数等具有重要的意义。为进一步分析街道尺度下济南市小区入住率的空间分布情况，采用热点分析法[30]探讨了其空间分布格局。经过实验研究发现，Getis-Ord Gi*指数显示在1%的置信水平下，济南市街道尺度中存在入住率高值聚集区和低值聚集区。利用ArcGIS软件对城市小区入住率分布情况进行空间可视化，如图5所示，结果表明“高—高”聚集的街道数量比“低—低”聚集的街道数量多，且“高—高”聚集类型的街道单元比较集中，多分布在济南市天桥区、市中区。“高—高”这种空间聚集类型表示该街道的小区入住率高，且周围街道的也较高，这表明它们之间相似度较高。其核心动力源于优质公共资源的强附着力，学校与医疗设施的极高核密度形成了稳定的居住刚需，即使房价较高，其入住率仍保持高位，反映了资源配置对居住选择的决定性影响；“低—低”空间聚集类型的街道表明这一类街道的小区入住率较天桥区、市中区较低，小区使用活力有待加强。除受地形坡度限制导致建设成本高外，主要由于该区域路网密度及公共交通配套尚不完善，导致居住便利性较低，形成了入住率的洼地；整个分布呈现从市中心到外围由“高—高”向“低—低”模式的转变。

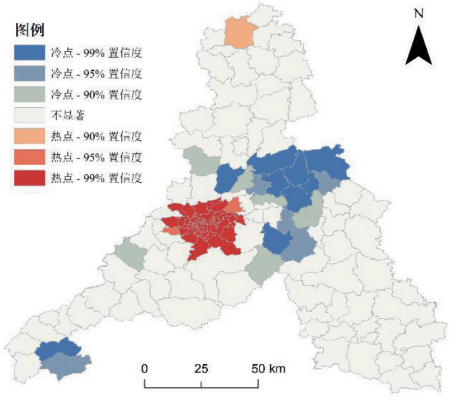


图5 街道尺度小区入住率

审图号：GS(2019)1822

3.5 济南市小区入住率预测预警

在城市发展的动态进程中，对济南市城市小区入住率展开长时段预测具有深远且多维度的重要意义。本文利用2023年3月至11月多个时间节点的济南市小区入住率数据预测了2024年1月至9月的小区入住率。空置率超过15%通常被视为房地产市场或商业地产中的一个重要警戒线，可能反映出供需失衡、经济下行或其他结构性问题。因此本研究以入住率为85%为标准，对低于85%的小区为预警小区进行了分析。总体来看，济南市部分区县住房市场呈现显著动态变化。槐荫区、市中区和天桥区预警小区数量持续攀升，其中天桥区预警小区从1月的113个增至9月的140个，增幅达23.9%，住房市场压力凸显；历下区则与之相反，预警小区数量同期从151个降至133个，降幅11.9%，市场状况明显改善。空间分布上，中心城区与外围区县差异显著。历下区、市中区等传统核心区预警小区绝对数量多，但占总小区数比例相对较低；钢城区、济阳区等外围区域预警小区虽少，占比却居高不下，面临结构性挑战。历城区尤为特殊，预警小区数量常年维持在294~300个，与高入住率小区数量近乎持平，供需矛盾突出。从市场健康度来看，历下区表现稳健，高入住率小区数量超430个且呈上升趋势；天桥区和章丘区高入住率小区数量持续下降，市场健康状况堪忧。

3.6 实际应用建议与研究的局限性

本文在研究小区入住率时忽略了年龄结构对其的影响，且在利用AOI数据匹配小区点数据时，出现了小区点与AOI数据错位的情况，即数据采集时出现了因为技术不足而产生的误差，经过手动校准后并没有将全部AOI数据以及小区点数据校准全面，遗弃了部分数据，忽略了这部分数据对研究结果产生的影响。手机信令数据在捕捉老年及其学龄前儿童等群体方面存在盲区。在东盛花园等人口老龄化较严重的社区，预测值可能低于实际居住水平，未来需引入电力大数据或水耗数据等进行多源的交叉验证。由于城市之间存在差异，本文仅以济南市小区的数据作为案例进行了研究，在接下来的研究中，会聚焦我国各大城市，加入更多合理的影响因素，重点排查年龄结构等对城市小区入住率的影响，提高爬取技术，校准小区点与AOI小区面，进而更加精准的研究小区的入住率，为今后的城市规划等提供有效的数据支撑。

4 结 语

房地产市场从“增量时代”转向“存量时代”，研究小区入住率意义重大。本文利用手机信令移动数据计算济南市小区平均入住率，选取DEM、$PM_{2.5}$、房价、路网密度、夜间灯光强度、公共交通站点核密度、学校核密度、医疗服务设施核密度8个影响因

子，构建基于LSTM-Transformer的预测模型。

主要结论：①LSTM-Transformer模型预测效果最优，MAE为0.061 1，RMSE为0.107 8，R^2为0.863 0；②济南市中心城区街道入住率较高，由中心向外逐渐降低，中东部高于西南部；③Getis-Ord Gi*指数显示存在高值和低值聚集区，空间分布呈“高—高”向“低—低”聚集模式转变；④2024年1—9月各区县入住率显著分化，槐荫区、市中区和天桥区预警小区数量攀升，历下区持续下降，市场需结构性调控。

参考文献

[1] 宋少伟. 北京市公共租赁住房入住率研究[D]. 北京:北京建筑大学,2020

[2] Zou Y,Xie W,Lou S,et al. Prediction Model Establishment for Residential Community Occupancy Considering Urban Environment[J]. Journal of Building Engineering,2024,96:110463

[3] 孙聪,姬颖,陈永灏,等. 北京地区住宅入住情况对供暖耗热量的影响研究[J]. 区域供热,2023,42(6):152-158

[4] Wyatt P. Empty Dwellings:The Use of Council-tax Records in Identifying and Monitoring Vacant Private Housing in England[J]. Environment and Planning A:Economy and Space,2008,40(5):1171

[5] Tomita K,Akiyama Y,Baba H,et al. Estimating the Spatial Distribution of Vacant Houses with Machine Learning Using Municipal Data [C]//IGARSS 2022—2022 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium,2022:1276

[6] 张栋. 基于珞珈一号的住房空置率估算及影响因素研究[D]. 长沙:湖南师范大学,2021

[7] 王彤. 基于珞珈一号提取住房空置率的研究[D]. 武汉:武汉大学,2020

[8] 黄浩,赵慧敏. 基于吉林一号夜光影像的高精度住房空置率测度与影响因子研究[J]. 上海城市规划,2023,33(2):101-108

[9] 潘永婷. 基于市政服务数据的细粒度城市住宅空置感知研究[D]. 武汉:中国地质大学,2021

[10] 史煜. 基于电力大数据的用户住房空置预测研究及应用[D]. 呼和浩特:内蒙古大学,2022

[11] Yue X,Wang Y,Zhao Y,et al. Estimation of Urban Housing Vacancy Based on Daytime Housing Exterior Images:A Case Study of Guangzhou in China[J]. ISPRS International Journal of Geo-information,2022,11(6):349

[12] 杨鹏飞,潘竟虎. 基于多源数据和机器学习的住房空置空间格局识别[J]. 测绘科学,2023,48(10):147-158

[13] Mitra D,Chu Y,Cetin K. Cluster Analysis of Occupancy Schedules in Residential Buildings in the United States[J]. Energy and Buildings,2021,236:110791

[14] Hu S,Yan D,An J,et al. Investigation and Analysis of Chinese Residential Building Occupancy with Large-scale Questionnaire Surveys[J]. Energy and Buildings,2019,193:289-304

[15] 刘钊,曹雪玮,孙雪,等. 基于能源消纳的居民用能特征提取方法研究[J]. 电工技术,2021,42(5):152-154

[16] 卢楚杰,李思慧. 多传感器融合的建筑入住率感知模型研究[J]. 计算机应用与软件,2021,38(1):58-62

[17] 谷青. 托举安居梦想共筑品质泉城[N]. 济南日报,2024-09-27(T15)

[18] 俞艳,闫奇奇,阎程,等. 基于手机信令数据的宁波市医疗资源均等性评估[J]. 地理空间信息,2024,22(7):1-4

[19] 赵建才,王妍. 基于夜光遥感的江苏省城市格局动态发展研究[J]. 地理空间信息,2024,22(11):20-23

[20] 刘艺炫,左涛,雷倩芳,等. 基于复杂网络的西安主城区空间结构研究[J]. 地理空间信息,2024,22(1):49-52

[21] 刘伟. 正源·尚峰尚水源墅PM2.5时代购房者追捧“生态”房[J]. 安家,2013,13(5):224-225

[22] Kettle J. Review of Housing Markets and the Economy,Risk Regulation and Policy (2009)[J].Applied Spatial Analysis and Policy,2011,4(1):65-67

[23] Kasarda J D,Janowitz M. Community Attachment in Mass Society[J]. American Sociological Review, 1974, 39(3):328-339

[24] Hochreiter S,Schmidhuber J. Long Short-term Memory[J]. Neural Computation,1997,9(8):1735-1780

[25] Vaswani A,Shazeer N,Parmar N,et al. Attention Is all You Need[C]//Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems, Long Beach:Curran Associates Inc,2017:6000-6010

[26] Tan Z,Wei D,Yin Z. Housing Vacancy Rate in Major Cities in China:Perspectives from Nighttime Light Data[J]. Complexity,2020(1):5104578

[27] Yang D,Xiao B,Lu X,et al. Assessment and Driving Factor of Housing Vacancies in Shandong Peninsula Urban Agglomeration Based on Multi-source Remote Sensing Data[J]. Heliyon,2023,9(6):e16837

[28] 曹梦川,伍丹,杜朋轩. 随机梯度下降与批量梯度下降在枸杞生长模型优化中收敛速度的对比分析[J]. 现代农机,2024,42(6):75-77

[29] Lee J, Kim H. Commercial Vacancy Prediction Using LSTM Neural Networks[J]. Sustainability, 2021, 13(10):5400

[30] 罗虹,赵政权. 基于NPP-VIIRS的云南省城市经济空间格局演变[J]. 地理空间信息,2022,20(1):32-37