

面向精准城市设计方案的时空活力数智推演方法*

A Computational Framework for Spatiotemporal Urban Vitality Modeling in Precision Urban Design

叶 宇 徐嘉豫 刘雨轩 林中杰 石 邢

YE Yu, XU Jiayu, LIU Yuxuan, LIN Zhongjie, SHI Xing

关键词 计算性城市设计；精准更新；时空活力

Keywords: computational urban design; precise urban regeneration; spatiotemporal vitality

中图分类号 TU984 文献标志码 A
DOI 10.16361/j.upf.202603003
文章编号 1000-3363(2026)03-0021-08

作者简介

叶 宇，同济大学建筑与城市规划学院长聘教授，高密度人居环境生态与节能教育部重点实验室副主任，上海市量子城市空间智能创新重点实验室规划分中心成员，yye@tongji.edu.cn
徐嘉豫，同济大学建筑与城市规划学院博士生
刘雨轩，同济大学建筑与城市规划学院博士生
林中杰，美国宾夕法尼亚大学魏茨曼设计学院终身教授、城市设计项目主任
石 邢，同济大学建筑与城市规划学院副院长、长聘教授，高密度人居环境生态与节能教育部重点实验室主任，通信作者，20101@tongji.edu.cn

提 要 随着我国城市发展转向存量提质，塑造高品质城市活力已成为城市设计与更新的重要目标。而现有城市活力研判主要依赖建成后的观测与评价，难以支撑设计阶段的方案优化。融合城市多源数据与机器学习算法，提出面向精准城市设计方案的时空活力推演方法。该方法结合高精度建成环境数据与LBS数据，基于长短期记忆网络构建时空活力推演模型，通过输入城市设计方案指标，实现街块尺度、小时精度的活力曲线输出。进一步通过迁移实验与实证应用，验证了该方法的跨城市适配能力与应用路径。研究旨在引入时空活力视角，为城市设计方案优化与活力营造提供量化计算方法支撑。

Abstract: As China's urban development shifts toward enhancing the quality of the existing built environment, fostering urban vitality has become a key objective of urban design and renewal. However, existing urban vitality assessments mainly rely on post-development observations, limiting their ability to support the optimization of urban design proposals during the planning stage. This study integrates multi-source urban data with machine learning algorithms and proposes a computational framework for spatiotemporal urban vitality modeling. The framework combines fine-grained built environment data and Location-Based Service (LBS) data and employs a Long Short-Term Memory (LSTM) neural network architecture to capture spatiotemporal vitality patterns. Based on the design indicators of urban design proposals, this approach enables the generation of block-scale vitality curves at an hourly temporal resolution. Furthermore, transfer experiments and practical applications are conducted to validate the method's cross-city adaptability and practical applicability. By introducing a spatiotemporal vitality perspective into urban design evaluation, this study provides a quantitative approach to support urban design optimization and vitality enhancement.

* 国家重点研发计划项目“基于文脉保护的城市风貌特色塑造理论与关键技术”（项目编号：2023YFC3805500）；上海市基础研究特区计划“基于多模态知识增强大模型的城市风貌特色塑造”（项目编号：22TQ1400300）；同济院2023年自主课题（揭榜挂帅类）“风貌赓续导向的建筑智能优化工具研究：基于AIGC”（项目编号：2023J-JB05）；中央高校基本科研业务费专项资金资助“面向未来建筑的理论认知智能体建构：基于多模态知识图谱与大语言模型”（项目编号：2025-1-ZD-02）

1 高质量发展导向驱动下的活力塑造需求

新时代城市的内涵式发展路径对城市更新中空间效益的精准提升提出了更高要求。精准城市设计则正是响应此发展需求的重要方法,旨在精准分析城市本底、精确把握人群需求、精细研判设计方案^[1],从而实现城市空间的精准优化。

活力塑造始终是城市发展的核心目标之一^[2],且近年来进一步呈现出全时段、多维度的特征。如上海市在“十四五”规划中提出聚焦城市时空活力提升,积极发展多样化的全时段活动。因此,当前亟须解析城市时空活力特性并推演其动态规律的方法,为城市的活力塑造提供科学支撑^[3]。

高精度城市大数据的涌现和算法的发展为城市的动态推演提供了新的可能^[4]。一方面,精细化的建成环境数据为城市空间本底表征提供了更全面、更详细的信息,进一步推动了城市空间的量化精细解析^[5]。同时,多种时空数据能够对城市中人群的活动进行精准、长周期的记录,为城市活力的规律解析提供了分析依据^[6]。另一方面,以机器学习、深度学习为代表的智能化分析技术,为挖掘城市中的复杂规律提供了强大的分析工具^[7-9]。例如长短期记忆网络(Long Short-Term Memory, LSTM)等深度学习模型,能够捕捉数据中的时序依赖性,为高精度的时空规律推演提供了可能^[10-11]。基于此发展趋势,城市设计领域已具备将时空活力分析从现状识别与经验研判转向数据驱动方案优化的技术条件。

2 城市活力的研究发展趋势

2.1 城市活力理论与测度

城市活力是城市设计研究与实践关注的核心议题之一。雅各布斯^[12]最早提出“城市活力”的概念,并指出不同时段街道上的居民活动是城市活力的基础。后续研究^[13]进一步拓展了城市活力的内涵,认为其表现为空间中经济活动、文化消费和公共生活等多样活动的集聚。城市活力是城市空间对居民活动的吸引

与承载能力的集中体现,也是建成环境、功能组织与城市生活相互作用的结果。由此,在存量品质提升的背景下,活力进一步成为衡量城市空间能否支撑高质量日常生活的重要评估维度^[14]。

随着多源城市数据的涌现,城市活力测度逐渐由现场观察和人工调研转向大规模连续测度。尽管城市活力具有丰富的内涵和多样的表现形式,城市空间中的居民活动仍被视为活力的直接体现与核心表征^[2]。相关研究主要采取两类测度逻辑:一类是基于功能供给和感知、消费行为等数据对活力进行间接测度。如基于POI数据反映城市功能密度^[15],利用社交媒体数据反映公众感知^[16],通过大众点评等消费数据体现消费活动规律^[17]等。另一类逻辑则基于手机信令、LBS(Location Based Service)等人群分布数据对活力进行直接表征。其中,LBS数据能够提供小时级、数十米级的人群分布信息,支持对活力时空动态的精细刻画。相关研究利用LBS揭示了城市活力呈现出的昼夜节律以及功能时段差异,进一步推动了城市活力从静态空间分布描述转向动态时空规律解析^[18-19]。

2.2 城市活力的影响机制

探究建成环境与活力的关联,是有效塑造活力的关键前提。既有研究表明,建成环境通过影响居民的行为活动进而影响城市活力。具体而言,建成环境对城市活力的影响路径主要包括塑造空间认知并引导行为、承载日常活动、影响空间可达性等三类,而其影响机制则呈现出复杂的非线性与空间异质性。

影响路径方面。首先,建成环境通过塑造居民的行为模式进而影响城市活力。具体而言,街道网络、街块尺度、建筑体量等城市形态要素共同影响着居民对空间的认知和日常使用方式^[20]。既有研究^[13]认为,人本尺度的街区、密路网和连续街道界面有利于促进步行、停留和交往行为,从而提升空间活力。其次,建成环境通过提供特定类型和容量的承载空间影响城市活力。建筑功能、土地利用等功能要素决定空间所支持的活动类型^[21],建筑密度与建筑面积等要素则决定活动的承载规模^[22]。两者共同塑造居住、就业、消费等人群行为规律,

进而影响城市活力的水平与分布^[23]。最后,交通区位与可达性、交通设施和步行环境等建成环境因素决定空间之间的联系效率,进而影响人群的到访、聚集与活动,是影响活力的重要因素^[23]。

影响机制方面。机器学习与空间回归模型的应用进一步揭示了建成环境作用于城市活力的非线性特征与空间异质性。其一,建成环境要素对活力的影响并非简单线性关系。基于XGBoost、GBDT等机器学习模型和SHAP等可解释性方法的研究发现,部分建成环境要素对活力的作用存在阈值效应,即其影响强度会随指标水平变化而发生阶段性转变^[24]。同时,不同建成环境要素之间还存在协同或拮抗关系,共同影响城市活力^[25]。其二,建成环境对活力的影响具有空间异质性。亦有研究^[26-27]利用地理加权回归、多尺度地理加权回归等空间回归模型,揭示了建成环境要素对活力的影响方向与强度随空间和尺度变化而改变。

2.3 现状局限与本研究目标

综上,现有城市活力研究仍存在两方面局限。一方面,既有研究通常选取不同空间尺度、活力表征和影响因素,研究结论难以直接转化为普适性的设计指引。另一方面,建成环境对活力的作用机制具有非线性、交互性和空间异质性,使得研究结论中复杂影响机制的实践应用存在瓶颈。因此,活力通常需要在空间建成并投入使用后才能被观测,难以有效支撑城市设计阶段的方案比选与设计优化。

基于上述局限,本研究提出如下研究问题:如何在城市设计阶段,基于通用的方案设计指标,对设计方案预期的时空活力进行推演。由此,本研究旨在构建适用于城市设计方案的时空活力推演方法,实现街块尺度的时空活力曲线推演。该方法以城市设计方案指标为输入,输出街块尺度、小时精度的时空活力曲线,为设计方案研判与优化提供量化支撑。

3 研究框架与研究对象

3.1 研究框架

研究共包括指标体系构建与数据处

理、模型构建与训练、模型迁移与应用等三个部分。首先，基于领域核心中英文文献，采用大语言模型（LLM）开展语义分析，提取与时空活力相关的建成环境影响因素。在此基础上利用多源城市数据提取街块建成环境特征和时空活力曲线。其次，以街块建成环境特征为模型输入、街块时空活力特征为模型输出，构建时空活力推演预训练模型。最后，通过跨城市样本开展迁移实验，并应用于设计方案的比选场景。见图1。

3.2 研究范围与研究对象

研究选取上海市外环线内中心城区街块作为模型构建与预训练样本。上海市中心城区是典型的高密度城市建成区，包含历史街区、现代商务区等多样化的城市功能与空间形态，为模型训练提供了丰富的样本。在迁移与应用验证阶段，进一步选取扬州市中心城区街块作为目标城市样本，用于开展跨城市模型微调与迁移适配验证。扬州作为与上海在城市规模、空间结构和活力量级上存在差异的城市，可用于检验模型在不同城市能级下的适配能力。

本研究以城市道路围合成的单个街块为研究单元，街块是城市形态肌理构成的基本单元，也是城市更新与城市设计中的重要空间控制单元^[28]。经过数据处理，上海市外环内共有4827个有效街块纳入模型训练，扬州市中心城区共有445个街块用于模型迁移与验证。

4 时空活力推演方法构建

4.1 指标体系构建与数据处理

在模型构建阶段，采用大语言模型辅助的系统性文献语义挖掘方法对核心文献进行分析，旨在遴选出与城市活力显著相关的建成环境特征指标作为模型输入。首先，以“活力”与“影响”为关键词于中国知网筛选北大核心、南大核心等中文核心库中的中文文献，以“vitality”与“influence”为关键词于SCI和SSCI核心库收集英文核心文献。共收集158篇核心文献，并提取出百余万字正文内容用于语义分析。

随后，调用Gemini-2.5大语言模型进行语义分析，提取出文献明确提出的

城市活力影响因素，并进行去重与语义合并，遴选出1708个影响指标。为验证提取过程准确性，对样本文献按中英文文献进行分层抽样，选取20篇文献作为校验样本。随后，由3名具有城市设计研究背景的专业人员独立阅读样本文献，提取其明确表述的城市活力影响因素，形成专家标准结果。以“文献—影响因素”对应关系作为评价单元，将大语言模型提取结果与专家标准结果进行比对评价，分别从语义提取准确性、指标提取完整性和多轮抽取稳定性等三个维度

评价提取质量^[29-30]（表1）。

在此基础上，通过大语言模型对1708个指标进行语义聚类并进行人工校核，共分为12个维度。最后对影响因素指标进行归类和频次统计，不同维度所属的典型指标与指标频次占比如表2所示。

参考既有研究对于城市活力影响机制的解析结论，结合城市设计方案控制因素与指标量化可行性，选取功能容量^[5,23]、交通区位^[31-32]、空间形态^[13,20,33]、自然要素^[34]、街块建设控制^[13,20,35]等五个维度作

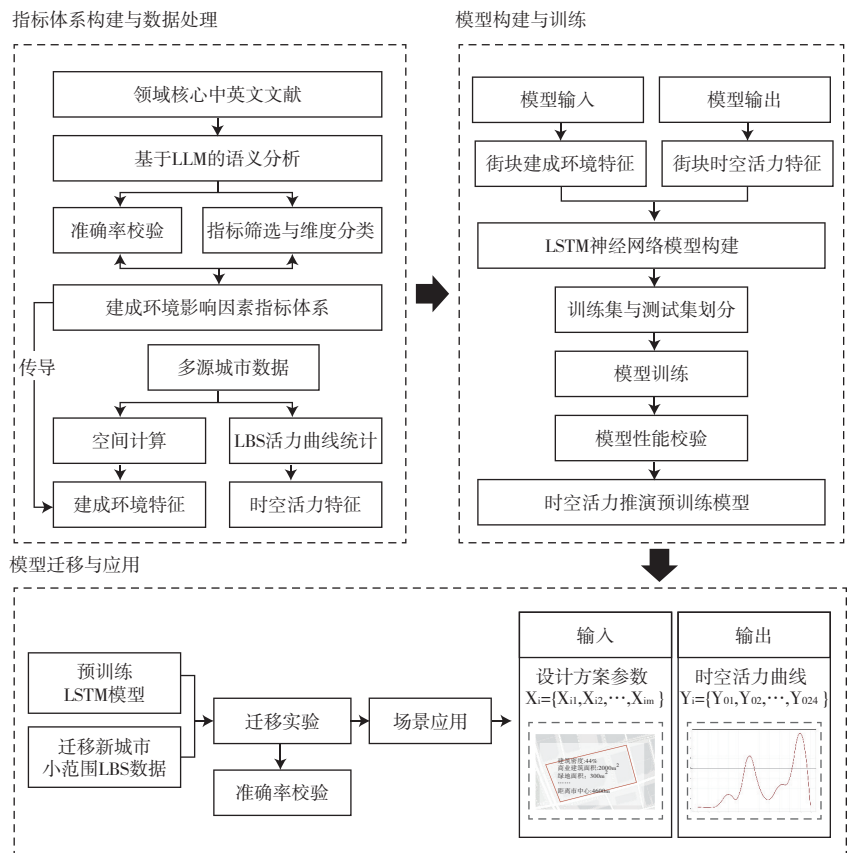


图1 研究框架
Fig.1 Research framework

表1 语义分析验证指标

Tab.1 Validation metrics of semantic analysis

评价维度	计算指标与计算方式	指标值 / %
语义提取准确性	准确率 = $\frac{\text{LLM准确提取因素数量}}{\text{LLM提取因素总量}}$	95.58
指标提取完整性	召回率 = $\frac{\text{LLM准确提取因素数量}}{\text{专家提取因素总量}}$	87.10
多轮抽取稳定性	Jaccard相似系数 = $\frac{3\text{轮提取交集因素数量}}{3\text{轮提取并集因素数量}}$	92.07

为输入数据，表征街块的建成环境特征。具体指标名称及计算方式如图2所示。功能容量由各类功能的占地面积或建筑面积组成，采用百度地图AOI（Area of Interest）数据对建筑功能总面积进行分类统计。交通区位维度由路网密度、地铁口数量、路网等级和距市中心距离构成，表征街坊在城市中的交通与位置特征。路网等级利用GIS软件进行统计，计算街坊30 m缓冲区内高架及快速路、城市主干路、城市次干路、城市支路、郊区乡镇道路的长度占比，形成五维数组。自然要素由街坊内的绿地与公园面积表征。空间形态包括街坊面积和建筑高度、建筑平面面积与建筑总面积的统计值，反映街坊及其建筑的三维形态特征。街坊建设控制由建筑密度和容积率构成，分别反映街坊的建筑覆盖程度与开发容量水平。

输出数据为街坊24小时的活力值，采用百度慧眼提供的LBS数据表征，统计街坊覆盖范围内逐小时人数作为其时空活力值。

4.2 模型构建与训练

4.2.1 模型总体架构

为根据设计方案的建成环境特征推演时空活力曲线，构建基于长短期记忆网络的编码器—解码器（encoder-decoder）模型架构（图3）。编码器（encoder）旨在将输入的建成环境指标编码成固定长度、信息浓缩的综合特征向量。解码器（decoder）则接收向量，通过LSTM模型层输出目标街坊的24小时时空活力曲线。LSTM作为一种循环神经网络，能够捕捉时间序列中的依赖关系，尤其适合推演时间序列数据，被广泛用于行为轨迹^[11]、降雨量^[10]等各类与物理空间相关的时空数据预测。

在编码器部分，基于不同维度建成环境要素的逻辑层次与交互性^[24]，将输入的建成环境变量按照特征分为功能容量、交通区位、自然要素、空间形态、街坊建设控制等五个维度。各维度特征向量被独立传入两个全连接层构建的编码器模块进行特征提取，随后经过拼接（concatenate）操作汇集并输入融合层。最终，融合层将生成综合特征向量，全面表征该街坊建成环境特征，并作为

表2 核心文献中城市活力影响因素频次与占比

Tab.2 Frequency and proportion of influencing factors of urban vitality in the core literature

序号	维度名称	频次	占比 / %	典型影响因素表述
1	功能容量	445	19.91	设施密度、功能面积、功能混合度等
2	交通区位	435	19.46	地铁站点、路网可达性、区位中心等
3	空间形态	236	10.56	建筑平均高度、建筑围合度等
4	管理运营	166	7.43	活动举办、政策干预、空间治理等
5	自然要素	165	7.38	公园、绿地、水体、植被覆盖等
6	街坊建设控制	145	6.49	建筑密度、容积率等
7	人口特征	134	6.00	年龄结构、人口密度等
8	微观空间品质	125	5.59	场地设施、铺地设计、灯光设计等
9	视觉品质	121	5.41	街道美观度、绿视率等
10	经济特征	111	4.97	人均收入、平均房价等
11	社会文化	108	4.83	历史底蕴、居民幸福感、建筑风格等
12	物理环境舒适度	44	1.97	空气质量、风环境、光热环境等

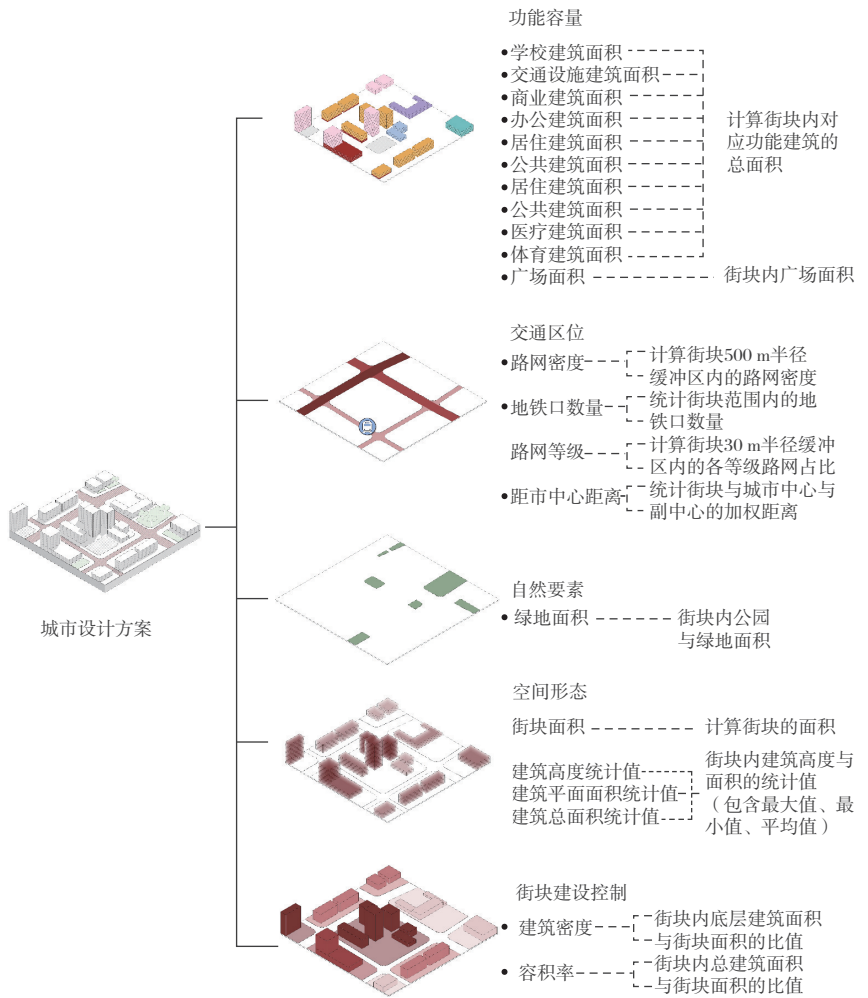


图2 指标体系组成与计算方法

Fig.2 Indicator system composition and calculation methods

解码器的核心输入。见图3(a)。

在解码器部分,综合特征向量被分别传入两个计算分支。在第一分支中,该向量被复制24次形成序列,为每个时刻的推演值提供输入(X_t)。LSTM层通过遗忘门、输入门和输出门,对内部记忆单元进行更新,生成该时刻输出的隐藏状态(h_t),并经Dense层映射得到各时刻活力值 Y_t ,从而生成活力时序特征,即曲线形状。在第二分支中,综合向量经过全连接层计算该街块的活力总量。最终解码器利用活力总量作为绝对值约束条件,时序特征作为曲线形态约束,输出街块时空活力曲线。见图3(b)。

4.2.2 模型训练

在训练阶段,将全部数据样本按照8:2的比例随机划分为训练集与测试集。模型采用Adam优化器,并以平均绝对误差(MAE)作为损失函数指导参数优化。为提高训练效率并防止过拟合,引入早停机制与学习率(LR)动态调整两种策略。当验证集损失达到最优值(第48轮)后,模型经过设定的观察期终止训练并保存最佳轮次权重。

4.2.3 模型性能评估

为验证模型的有效性,将其与线性回归模型、XGBoost模型等常用模型进行对比。各模型采用相同的训练集与测试集划分,并以街块建成环境特征作为输入、24小时时空活力曲线作为输出。模型间性能比较采用原始活力值进行评价,以反映模型对实际活力规模的推演能力。采取平均绝对误差(MAE)、均方根误差(RMSE)、基于形状的距离(SBD)等3个指标,从误差值与曲线拟合程度两方面对模型性能进行评价。结果[图4(a)]显示,本研究构建的模型在综合精度上优于其他模型。

在此基础上,为进一步检验模型在城市设计实际研判场景中的表现,引入传统“人工经验判断”作为性能评估基准。具体而言,挑选4个典型复合功能街块,召集8位城市设计领域专家,基于街块功能、设计指标、现场照片等多维度调研信息独立绘制各街块24小时活力曲线。鉴于人工难以精准预估活力绝对量级,专家组统一采用相对标准刻画活力变化趋势。为保证不同评价主体之间的可比性,所有曲线均采用归一化处

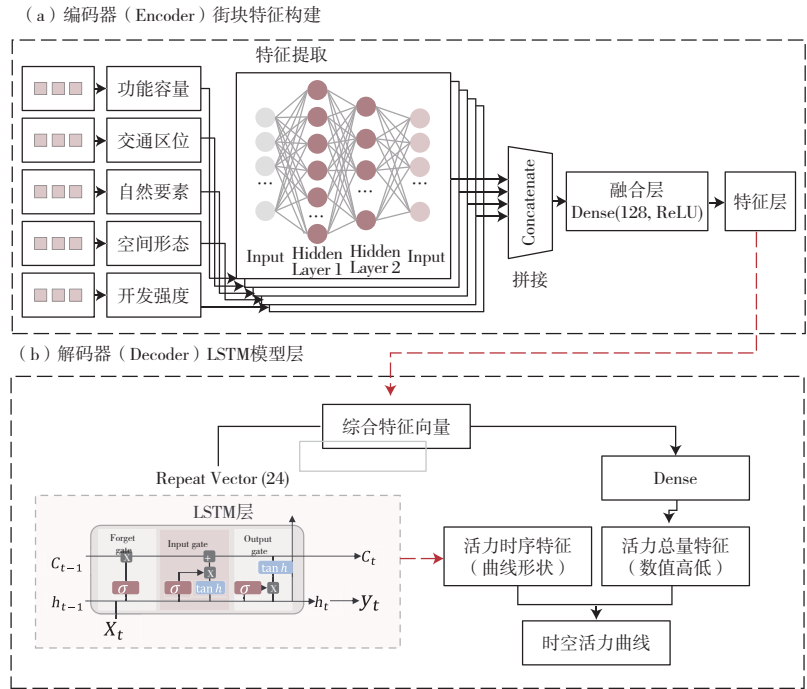


图3 模型架构图示

Fig.3 Model architecture

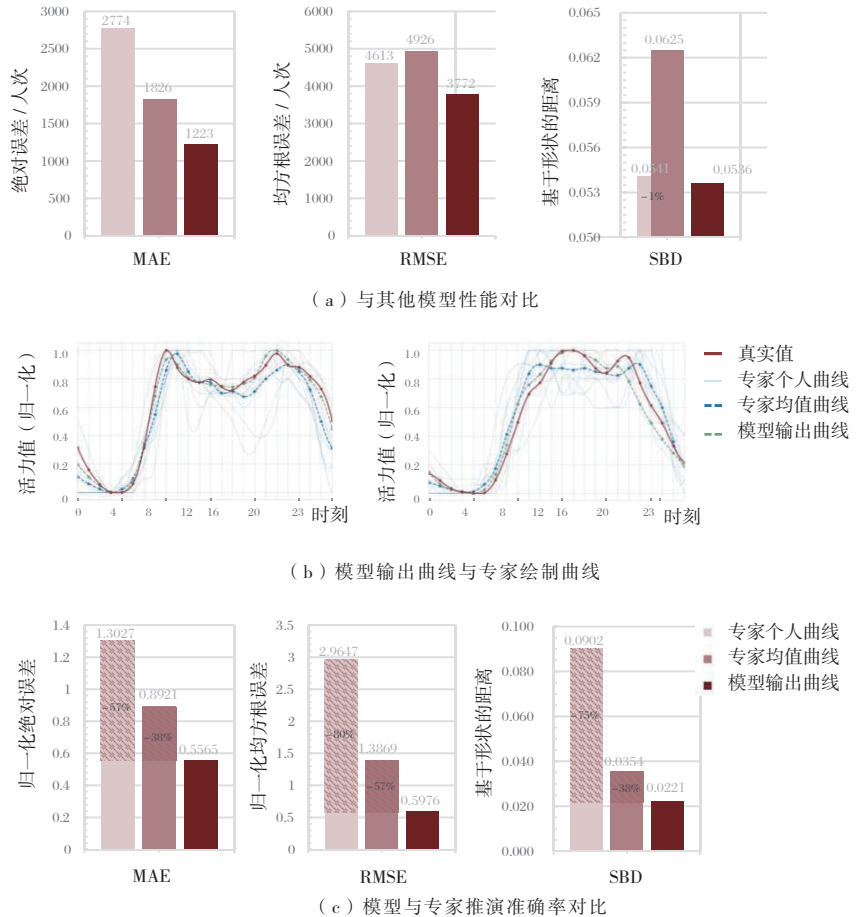


图4 模型性能评估结果

Fig.4 Model performance evaluation results

理，并基于归一化平均绝对误差（NMAE）、归一化均方根误差（NRMSE）及基于形状的距离（SBD）进行比较。对比结果[图4(b)]显示，单一专家的推演曲线呈现显著的离散性，在活力峰值时刻及波动幅度上存在较大个体偏差，难以客观、稳定地研判城市时空活力的动态趋势。与此同时，专家群体均值曲线展现出了与真实值高度一致的趋势拟合能力，表明城市设计领域的经验判断在转化为集体认知时往往具备较高的参考价值。然而，在以高频迭代为特征的现代城市设计推敲环节，频繁召集多领域专家进行反馈与集体研判面临较高成本，难以在实际工程闭环中常态化应用。

进一步的定量评估[图4(c)]显示，本研究构建的LSTM模型在趋势捕捉上优于多专家群体共识的基准水平，并且在综合精度上具有优势。该模型有效规避了个体主观判断的偏差，同时突破了传统集体研判的效率瓶颈，为城市设计方案预期活力的评估提供了更为稳健、快速的计算反馈。

5 模型迁移与应用

5.1 跨城市模型迁移路径

既有研究表明城市人群活动规律与建成环境特征之间存在内在关联，为模型的跨城市迁移可能性提供了理论基础。然而，受城市能级、人口规模及空间结构差异的影响，不同城市间的时空活力量级与分布模式存在显著异质性。中小城市往往缺乏支撑深度学习模型训练所需的大规模数据集，因此本研究采取迁移学习方法，对上海预训练模型进行微调并验证其准确度。

具体而言，收集扬州市中心城区445个街坊单元普通工作日的逐小时LBS数据及建成环境指标作为小样本微调训练数据，并采用渐进式参数空间搜索方法进行微调优化。第一阶段首先锁定除末端全连接层外的原模型全部权重，通过20轮次的迭代实现数据量级基准适配；第二阶段解锁全量参数，以极低的学习率进行全局微调。微调模型性能指标（表3）显示，微调模型在扬州数据集上展现出较强的泛化能力。

5.2 应用场景：城市设计方案比选

5.2.1 城市设计场景概况与方案指标

为阐明模型在城市设计方案比选中的应用方式，选取扬州老水厂片区城市设计项目作为实证场景。该片区是更新过程中的重要启动节点，亟须通过功能置入、空间优化和公共活动组织提升周边以居住用地为主的片区活力，以此带动周边片区品质提升。由此，活力塑造是该项目方案推敲中的重要目标，将其作为时空活力推演方法的应用验证场景。

将场地现状及前期功能策划阶段的四个城市设计初步方案作为模型输入对象。各方案在功能配置、建筑密度、容积率和空间形态等方面存在差异，需要

在设计初期进行多方案比选。根据前文构建的指标体系，分别提取现状与各方案的建成环境特征，并将其转化为模型可识别的方案指标输入。场地现状、方案构成及主要输入指标见图5。

5.2.2 方案时空活力推演与评估

基于扬州数据的微调模型，对场地现状及四种更新方案开展时空活力推演，以量化评估不同城市设计策略的活力提升效果（图6）。结果表明，相较于功能单一的现状场地，各更新方案均显著提升了整体空间活力，但其时段分布和持续性存在差异。方案一以居住主导的复合社区为主要特征，活力曲线在上午达到峰值后整体保持平稳，夜间活力延续

表3 扬州微调模型性能指标

Tab.3 Performance metrics of fine-tuned model for Yangzhou

指标名称	NMAE (归一化平均绝对误差)	NMSE (归一化均方误差)	SBD (基于形状的距离)
性能指标	0.348 3	0.225 3	0.120 9

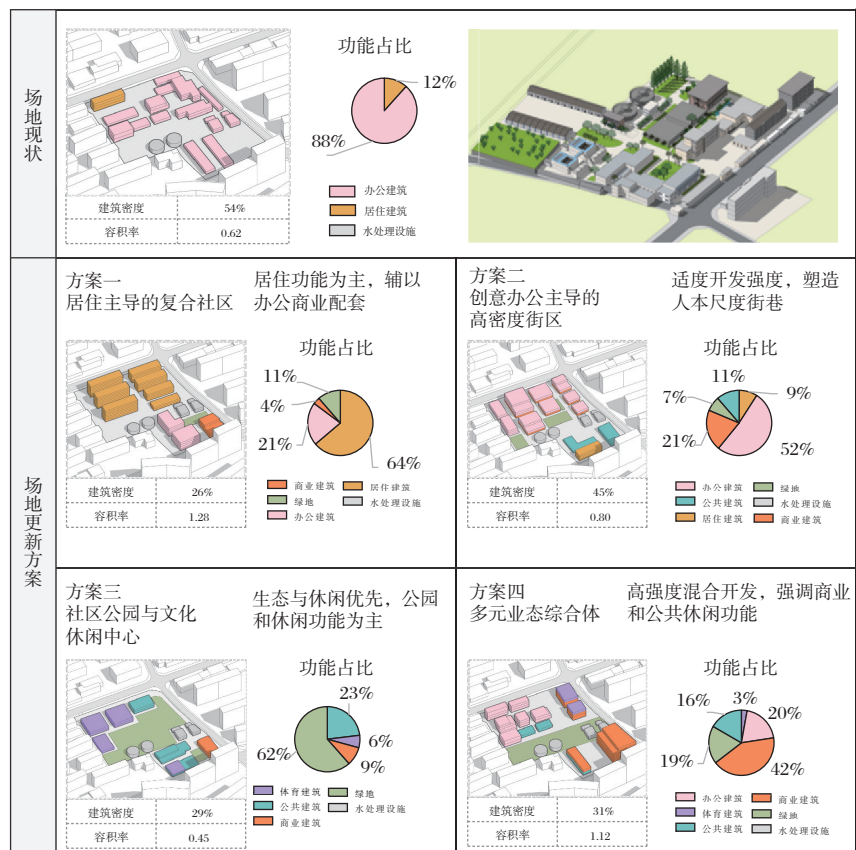


图5 场地现状与更新方案对比

Fig.5 Comparison of current site conditions and renewal proposals

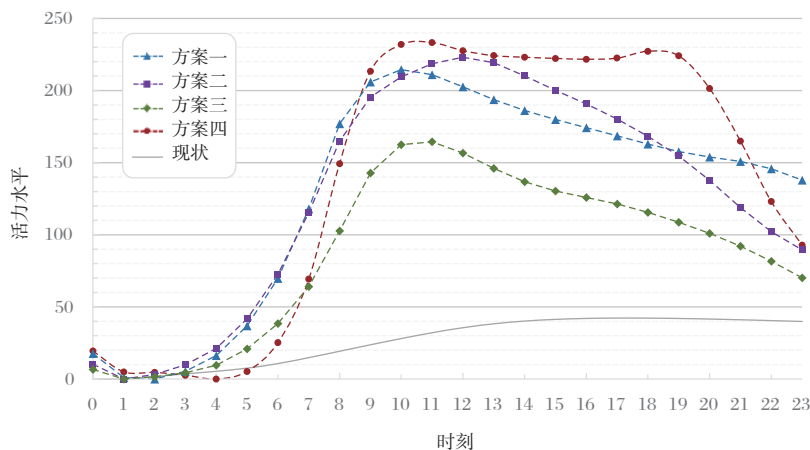


图6 城市更新方案活力曲线推演结果

Fig.6 Generated vitality curves for urban renewal proposals

性较强。方案二以创意办公主导的高密度街区为主要特征,呈现较明显的单峰特征,18时后活力衰减较快,说明办公功能主导的空间在全时段活力维持方面仍需依赖业态组织与后续运营补充。方案三以社区公园与文化休闲功能为主,因绿地占比较高、建设强度较低,主要发挥生态与公共服务补充作用,对活力总量的提升相对有限。方案四通过多元业态和混合功能的引入,形成了较稳定的日间活力平台,且夜间活力衰减时间相对较晚,在活力持续性方面表现较好。

模型推演的活力曲线直观揭示了各类更新策略所对应时空活力模式差异,为城市设计师提供了前置性的量化分析依据。在方案比选过程中,设计团队结合活力的时段分布、持续性特征与片区功能提升目标进行综合研判。该片区作为片区更新的重要启动节点,其设计目标在于通过功能置入提升活力,并带动周边居住用地区域的活力与空间品质提升。在这一目标下,方案四所呈现出的日间高活力平台和较好的夜间延续性,与片区“提能级、特色化”的设计导向具有较高契合度,因此该功能布局方案被作为后续深化的重要参考。综上,该方法能够将不同设计策略的预期时空活力差异进行前置推演,为特定项目目标下的方案综合研判提供量化支撑。

6 结论与讨论

6.1 结论

本文构建了面向街块尺度城市设计方案的时空活力推演方法,主要形成以下结论:首先,该模型能够捕捉街块建成环境特征与时空活力之间的关系,推演精度优于线性模型等常规模型,并在活力趋势判断上达到专家群体共识水平。相较于专家经验判断,该方法能够减少偶然性主观偏差并具有更高的反馈效率,可为设计阶段的高频方案推敲提供稳定的计算支撑。其次,迁移实验与实证应用表明,该方法具有跨城市迁移能力,并可应用于城市设计方案比选场景,为多方案比选和设计调优提供量化依据。

6.2 讨论

研究仍有进一步拓展空间。首先,城市设计是多目标协同与多维价值权衡的过程。本文主要围绕时空活力建立推演方法,尚未将经济可行性、公共服务供给与运营成本等因素纳入统一的研判体系。后续研究可在活力推演的基础上,进一步拓展空间品质、环境绩效、经济效益和社会公平等指标的评估,从而形成更综合的城市设计方案评估框架。其次,本文模型目前主要通过模型精度和曲线拟合效果验证其有效性,未来可结合可解释性方法,进一步识别不同设计指标对活力曲线特征的影响,增强模型

的解释力。

传统城市设计方案的定量评估多聚焦于光、热、风等物理环境要素,其核心在于对确定物理规律的模拟。随着我国城市建设转向存量提质,对方案更多维度的研判需求将进一步增强。本文以城市活力这一复杂社会现象为例,探索了基于多源城市数据与深度学习模型开展定量推演的技术路径。随着城市大数据、可解释性算法和多模态人工智能技术的持续发展,同类思路可延伸至更多维度,推动城市设计方案评价从经验判断走向多维计算支撑。未来,更多城市领域的专业经验将有望转化为可量化、能解析的研判与设计优化依据,城市设计将更科学、更精细地服务于高品质、人性化的城市发展目标。

参考文献

- [1] 叶宇,张华丽,陈星汉,等.精准更新导向下的数字化城市设计实践探索:以上海市陆家嘴水环为例[J].建筑师,2024(2):31-38.
- [2] 王建国.包容共享、显隐互鉴、宜居可期:城市活力的历史图景和当代营造[J].城市规划,2019,43(12):9-16.
- [3] Herzog O,袁烽,王兴平,等.“AI城市空间:变革、趋势与规划响应”学术笔谈[J].城市规划学刊,2026(2):1-8.
- [4] 吴志强,黄晓春,李栋,等.“人工智能对城市规划的影响”学术笔谈会[J].城市规划学刊,2018(5):1-10.
- [5] 叶宇,庄宇.城市形态学中量化分析方法的涌现[J].城市设计,2016(4):56-65.
- [6] 钮心毅,吴莞姝,李萌.基于LBS定位数据的建成环境对街道活力的影响及其时空特征研究[J].国际城市规划,2019,34(1):28-37.
- [7] 刘羿伯,吴梓溶,孙澄.面向新一代人工智能的城市设计:范式转型与数智赋能[J].城市规划学刊,2025(1):64-70.
- [8] 吴志强,吴涛,周咪咪,等.规划智能体:概念、系统建构与实践反思[J].城市规划学刊,2026(2):9-17.
- [9] 甘惟,吴志强,王元楷,等.AIGC辅助城市设计的理论模型建构[J].城市规划学刊,2023(2):12-18.
- [10] Qing X, Niu Y. Hourly day-ahead solar irradiance prediction using weather forecasts by LSTM[J]. Energy, 2018, 148: 461-468.
- [11] Alahi A, Goel K, Ramanathan V, et al. So-

- cial LSTM: human trajectory prediction in crowded spaces[C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Seattle, WA: IEEE, 2016: 961-971.
- [12] 雅各布斯. 美国大城市的死与生[M]. 金衡山, 译. 南京: 译林出版社, 2005.
- [13] 童明. 城市肌理如何激发城市活力[J]. 城市规划学刊, 2014(3): 85-96.
- [14] 张兵, 门晓莹, 叶斌, 等. “落实中央城市工作会议: 新规划实践探索”学术笔谈[J]. 城市规划学刊, 2025(5): 1-13.
- [15] 朱婷婷, 涂伟, 乐阳, 等. 利用地理标签数据感知城市活力[J]. 测绘学报, 2020, 49(3): 365-374.
- [16] Zhang Y, Li Y, Zhang E, et al. Revealing virtual visiting preference: differentiating virtual and physical space with massive TikTok records in Beijing[J]. Cities, 2022, 130: 103983.
- [17] Della S L. Multidimensional assessment for "culture-led" and "community-driven" urban regeneration as driver for triggering economic vitality in urban historic centers[J]. Sustainability, 2019, 11(24): 7237.
- [18] 塔娜, 曾屿恬, 朱秋宇, 等. 基于大数据的上海中心城区建成环境与城市活力关系分析[J]. 地理科学, 2020, 40(1): 60-68.
- [19] 钟炜菁, 王德. 上海市中心城区夜间活力的空间特征研究[J]. 城市规划, 2019, 43(6): 97-106.
- [20] Ye Y, Li D, Liu X. How block density and typology affect urban vitality: an exploratory analysis in Shenzhen, China[J]. Urban Geography, 2018, 39(4): 631-652.
- [21] 秦诗文, 杨俊宴, 冯雅茹, 等. 基于多源数据的城市公园时空活力与影响因素测度: 以南京为例[J]. 中国园林, 2021, 37(1): 68-73.
- [22] Montgomery J. Making a city: urbanity, vitality and urban design[J]. Journal of Urban Design, 1998, 3(1): 93-116.
- [23] 姜宇迪, 陆毅, 运迎霞, 等. 基于梯度理论的北京通勤圈城市活力特征与影响机制研究[J]. 城市规划学刊, 2023(6): 50-58.
- [24] Han Y, Qin C, Xiao L, et al. The nonlinear relationships between built environment features and urban street vitality: a data-driven exploration[J]. Environment and Planning B: Urban Analytics and City Science, 2024, 51(1): 195-215.
- [25] 吴莞姝, 马子迎, 郭金函, 等. 建成环境对街道活力的非线性效应: 基于XGBoost模型的多源大数据分析[J]. 中国园林, 2022, 38(12): 82-87.
- [26] 孙鸿鹤, 姜玉培. 建成环境对城市活力影响的空间异质性研究: 以南京中心城区为例[J]. 地理研究, 2024, 43(7): 1700-1714.
- [27] 杨春侠, 吕承哲. 基于GWR模型的滨水区慢行活力影响因子研究: 以上海市黄浦江沿岸典型滨水区为例[J]. 西部人居环境学刊, 2022, 37(3): 55-62.
- [28] 黄雨悦, 杨俊宴, 孙昊成, 等. 从静态耦合到动态交互: 中观尺度城市设计的智能化方法[J]. 城市规划学刊, 2025(3): 25-33.
- [29] 叶宇, 武静芬, 李翔宁. 人工智能赋能下的城市风貌评价理论知识图谱建构[J]. 世界建筑, 2024(10): 65-71.
- [30] 刘行兵, 曾又硕, 海本禄. 基于双层语义特征融合的高价值专利识别[J]. 计算机工程与设计, 2026, 47(5): 1366-1373.
- [31] 龙瀛, 周垠. 街道活力的量化评价及影响因素分析: 以成都为例[J]. 新建筑, 2016(1): 52-57.
- [32] 范雅婷, 章明. 时空分异下城市滨水更新始末的空间活力测度与影响要素研究[J]. 中国园林, 2023, 39(2): 77-83.
- [33] Pont M B, Haupt P. Spacematrix: space, density and urban form[M]. Rotterdam: Nai010 Publishers, 2021.
- [34] 刘颂, 赖思琪. 基于多源数据的城市公共空间活力影响因素研究: 以上海市黄浦江滨水区为例[J]. 风景园林, 2021, 28(3): 75-81.
- [35] 周钰, 赵建波, 张玉坤. 街道界面密度与城市形态的规划控制[J]. 城市规划, 2012, 36(6): 28-32.

修回: 2026-06