

人本尺度的街道空间品质测度 ——结合街景数据和新分析技术的大规模、高精度评价框架

Human-scale Quality on Streets:
A Large-scale and Efficient Analytical Approach Based on Street View Images and New Urban Analytical Tools

叶宇 张昭希 张啸虎 曾伟
Ye Yu, Zhang Zhaoxi, Zhang Xiaohu, Zeng Wei

摘要：本研究针对城市微更新的实际需求，结合街景数据和新分析技术提出了面向人本尺度的街道空间品质测度操作框架。研究以上海杨浦区和虹口区为案例，基于街景图像数据，运用机器学习算法对街道空间要素进行提取，进而使用神经网络算法训练评价模型，构建大规模且精细度高的街道场所品质测度。与此同时，通过叠加sDNA的空间网络可达性分析结果，建立以“品质评价”与“可达性分析”为维度的评价矩阵，找出分析区域中“具有更新潜力的街道”，为城市微更新提供精细化技术支持。

Abstract: This study provides an operational framework about street quality measurement by the means of large-scale data analysis at the humanistic scale and the results can be regarded as the benchmark for the renewal of urban street space. Taking Hongkou District and Yangpu District of Shanghai as an example, based on Street View Images (SVI) data, this paper takes advantage of machine learning to extract spatial feature, then uses neural network (ANN) to measure the quality of street places with wide distribution and fine resolution. Besides that, an evaluation matrix established by overlapping analysis will combine quality evaluation with network accessibility analysis (sDNA). Finally, we find out those “potential streets” and provide fine theoretical foundation for urban micro-renewal.

关键词：空间品质；可达性；机器学习；人本视角；街景数据；街道

Keywords: Street Quality; Accessibility; Machine Learning; Human-centered Perspective; Street View Image; Street

国家自然科学基金 (51708410)，上海市浦江人才计划 (17PGC107)，住房城乡建设部科学技术计划与北京未来城市设计高精尖创新中心开放课题资助项目 (UDC2017010412)

作者：叶宇，同济大学建筑与城市规划学院助理教授，硕士生导师
张昭希（通信作者），同济大学建筑与城市规划学院硕士。
zhangzhaoxi527@163.com
张啸虎，新加坡一麻省理工联合研究中心 (SMART) 博士后
曾伟，中科院深圳先进技术研究院副研究员

1 人本尺度下的新需求

1.1 人本尺度的街道空间品质：需求与难点

伴随中国城市发展从高速城镇化向新型城镇化的转变，推动以人为核心的城市建设已成为共识。在宏观政策强调以人为本的背景下，人本尺度的城市空间品质成为当前关注的重点之一^[1]。人本尺度 (human-scale) 指人可以看得见、摸得着、感受得到的与人体密切相关的城市尺度，是对目前网格、街区和地块等尺度的深化和必要补充。与此同时，人们对于城市空间品质的关注从“形态导向”转向“生活导向”，对城市设计的实施与管控也从“二维平面”转向“三维空间”。“空间品质为导向、三维化分析为视角、精细化控制为抓手”是城市规划与导控的新特征，也是我国整体建成环境步入人性化、精细化发展阶段的必然需求。这一转型也对人本尺度的分析提出了更高的要求。

对人本尺度下的街道空间品质的思考并非新近出现。作为对功能主导的现代主义城市规划与设计的反思，以雅各布斯 (Jacobs)^[2] 和列斐伏尔 (Lefebvre)^[3] 等为代表的先驱者早在1960年代就开始对人本尺度空间特征及其社会与经济效应进行讨论。杨·盖尔 (Gehl)^[4]、威廉姆·怀特 (Whyte)^[5] 和凯文·林奇 (Lynch)^[6] 等人对于城市空间特征如何更好地作用于城市品质与活力不断总结。这类定性总结对目前研究仍有指导意义，但由于缺乏量化基础数据与评价指标的深入研究，不利于进一步协助精细化的设计实践与管控。

面对城市双修、微更新、美丽街区等人本尺度下的城市设计实践需求，街道空间品质研究需要的是：(1) 连续、大规模、高精度的街道空间特征测度，而非少量的几个街道剖面；(2) 利用街道空间特征与场所品质的自动化评价模型，实现大规模数据的快速、准确评价。只有解决以上两个问题，才能够真正助力于人本尺度的街道空间品质导控实践。

1.2 新技术、新数据和人本视角下的新可能

新技术新方法的涌现有助于解决以往相对模糊、主观的城市空间品质评价，有助于改变由于基础数据条件制约所导致的设计尺度过大、指标不细的现状^[7]。伴随开放数据（open data）在城市空间分析中的普遍运用，街景图像（SVI）正成为多源城市数据的重要补充。由于街景图像更贴近个人视角，可以给使用者 360 度的街道全景空间信息，正逐步应用于人本视角街道空间品质研究^[8]，例如 Google 街景数据已被用于精细化城市三维模型构建^[9]、街道安全感的评价^[10]以及街景绿色可见度的量化分析等方面^[11]。国内也展开了一系列基于街景图片的研究^[12]。

过去由于缺乏有效技术，对于街景图像的利用多为小规模、人工化的比较分析。随着计算机领域的发展和诸多机器学习算法的引入，运用深度卷积神经网络构架（deep convolutional neural network architecture）来实现准确的街景图片的深度处理，有效识别天空、人行道、车道、建筑、绿化等多种要素已成为可能^[13]，例如剑桥大学开发的 SegNet 工具^[14]。除此之外，由于建成环境特征之间并不是简单线性关系，社会学统计分析在建成环境研究中效度比较有限，目前少数研究已开始尝试将机器学习技术运用到研究设计与数据分析中，可以更好地处理复杂建成环境特征之间的相互关系，如支持向量机（support vector machine）、随机森林（random forest）等，取得了不错的效果^[15]。

机器学习与街景图像的结合，改变了以往街道基础数据难以获取、街景图像难以高效利用的情况。机器学习技术的相关算法的运用，不仅能够为空间品质研究提供精细化的基础数据，也能在保证精细化的同时快速处理大规模数据，解决了传统数据所面临的大规模则难精细化，而局部精细化的数据又难以代表全局的情况，使得测度以往“不可测”的空间品质在技术上成为可能（图 1）。

2 概念界定：街道空间品质与空间可达性

对于人本尺度下的街道研究而言，人与街道是两个不能忽视的主体，人对街道的空间感知和在街道中的活动是人与

街道产生联系的两种主要方式。以往研究中的许多理论已经证实感知与品质有密切的联系，如泰尔的“空间分数”（space score）^[16]、凯文·林奇的“感官品质”（sensuous qualities）^[17]等。同时，街道物质环境与形态特征对街道活力和人的行为也有影响，如罗杰·特兰西克（Roger Trancik）^[18]研究城市肌理对城市活动的激发，迈克·巴蒂（Michael Batty）^[19]利用街道空间网络分析来反映街道空间的可达性等。在本次针对杨浦区和虹口区的研究中，将借助于品质和可达性两个维度，来评价街道对人活动的影响程度。

2.1 街道空间品质

本研究中，“场所品质”代表的是一种空间感受，是人 对建筑环境的感知体验，它是一个与周围环境物理特征高度相关的无形价值，是城市设计理论中衡量街道环境的指标之一。本研究中所纳入的要素是基于经典城市设计理论和现有机器学习算法两方面考虑。具体来说，首要因素是这些特征要素被相关城市设计理论所提及的频率，以及这些因素是否容易被转译为可操作性要素。其次的考虑则是这些要素是否能被现有的相关算法所测度。

本研究首先回顾了与空间品质相关的系列经典研究。例如，简·雅各布斯就提到了多样性的重要，罗杰·特兰西克则突出了封闭性、连续性和建筑界面的影响。常被讨论到的空间要素还有街廓尺度、天空可见度、和谐感、可步行性、街道家具、绿视率、道路机动化、路段形态、建筑界面等^[20,21]。随后使用排除法开展分析，部分难以被转化为可操作性要素的品质特征，例如和谐感被排除。与此同时，我们也对于以 SegNet、DeepLab^[22]、YOLO^[23] 等为代表的机器学习算法开展分析，来选取现有分析技术可支持测度的关键要素。最终选取了六个有可操作性的空间特征要素：街道绿视率、天空可见度、建筑界面、步行空间、道路机动化程度、多样性。

如图 2 所示，这六类要素可大体囊括尤因和汉迪（Ewing & Handy）^[24]所提出的，与街道空间相关联的主要城市设计品

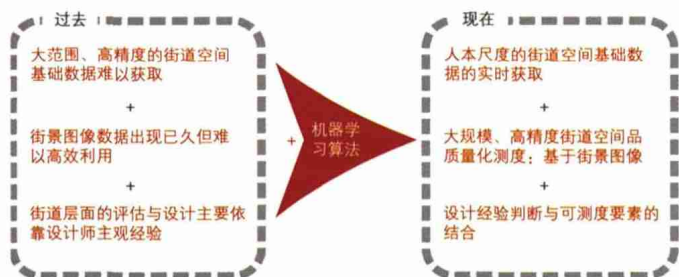


图 1 新技术、新数据为空间品质研究带来的潜力

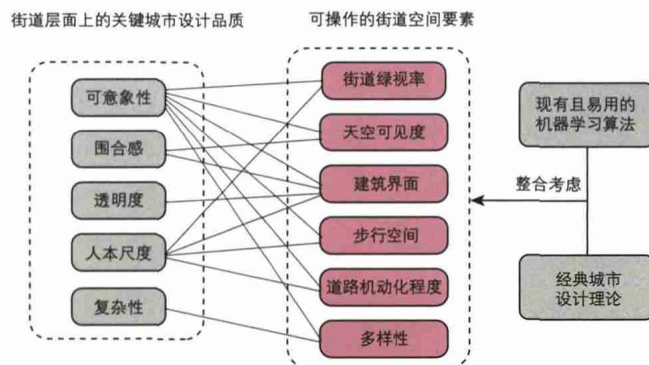


图 2 有可操作性的空间特征要素的选择

质。其对于人本尺度 (human scale)、围合度 (enclosure) 和复杂性 (complexity) 这三个品质可实现直接反应。虽然现有的机器学习算法难以利用低分辨率的街景图像数据实现透明度 (transparency) 的直接测度, 即测度街墙的窗墙比。但这一品质依然直接与建筑界面在街景图像中的占比相关联。而可意向性 (imageability), 正如尤因和汉迪所定义的, 是其他多种城市设计品质的综合反映, 该品质往往与其他品质协同出现, 所以暂时忽略这一点不会对品质测度产生较大影响。

2.2 可达性

良好的步行可达性是城市活动的空间基础, 可达性较早被用来描述场所间相互靠近和分离的状态, 被认为是一种空间的“机会潜力”, 衡量了空间中个体到街道网络中另一点的成本距离, 评价其满足某种社会交往活动的难易程度, 从而吸引着人们参与到城市空间中。较多的经典城市设计理论中都有对可达性的深入讨论^[25]。随着技术的不断进步, 很多学者通过对城市肌理的拓扑分析和基于图论的抽象分析, 探索城市网络的空间结构, 以及其对社会生活与行为活动的影响。例如英国伦敦大学建立的空间句法 (Space Syntax) 理论和模型, 利用空间整合度、选择度等来衡量空间连接关系; 英国卡迪夫大学建立的 sDNA (Spatial Design Network Analysis, <http://www.cardiff.ac.uk/sdn>) 以交叉路口为端点, 将街道描述为节点与边的网络, 利用“中间性” (betweenness) 来衡量每条街道的可达性。

当前利用路网模型对可达性进行定量描述已经是衡量城市形态的普遍方式, 如叶宇等结合空间句法和量化城市形态分析测度形态要素在空间活力上的影响权重^[26]等。因此, 基于“人的感知和活动”主导下的“品质与可达性”的研究理念, 本研究针对街道品质要素与街区路网两个方面协同展开。

3 研究设计

本次研究围绕上海市杨浦区和虹口区展开, 研究区域总面积 84.06 km², 包括 20 个街道办的上千条街道, 运用街景

数据和机器学习技术, 实现对于大样本街景图像的品质测度, 进而结合街道可达性方面的叠加分析, 挖掘街道特征, 为街道微更新提供一种科学性的操作框架。本研究目的在于利用客观分析对街道现状问题进行评估, 解决城市微更新的需求, 对街道环境改善提供精准支撑。

3.1 研究对象

杨浦区和虹口区位于上海人口集中的中心城区, “宜居宜业”是其基本的城市定位。目前, 杨浦区正展开“美丽杨浦”和“美丽街道”社区实践计划, 虹口区也面临着旧区改造的综合治理问题。通过精细化的管理推进社区品质提高是他们目前对城市微更新的迫切需求。

3.2 分析框架与技术路线

本研究步骤包含数据搜集、特征提取、品质评分、叠加分析和街道评价五个阶段 (图 3)。研究于 2017 年夏季对杨浦区和虹口区的所有街道街景图片开展了收集, 采样点平均间距约为 40m, 一共选取了 57 863 个采样点, 每个采样点抓取前、后视角的百度街景图像数据共 11 万余张 (图像分辨率为 480×360 像素)。

(1) 数据搜集与处理——大规模图片获取: 包含街景数据的抓取与清理。为防止街道图片的变形, 结合 OSM 数据和 GIS 在爬取前对每个采样点视角进行基于路网拓扑结构的计算, 保证所有街景图像能平行于街道的空间长轴方向。随后通过 Python 经 HTTP URL 调用百度街景的 API (<http://api.map.baidu.com/lbsapi/>), 输入视线水平和垂直方向的角度以及视点位置数据, 获取每一个样本点的街景视图, 坐标、角度等信息。清洗数据是为了避免冬季街景对整体空间品质产生干扰。

(2) 特征提取——大规模街景图像分析: 使用机器学习算法 SegNet 对街景图像中绿视率、天空可见度、建筑界面、道路机动化程度、步行空间、多样性这六个关键空间特征进行提取, 获得街景中各个空间要素的量化测度。其可操作性定义依次为: 绿色植被、天空、建筑界面、机动车道、步行道、

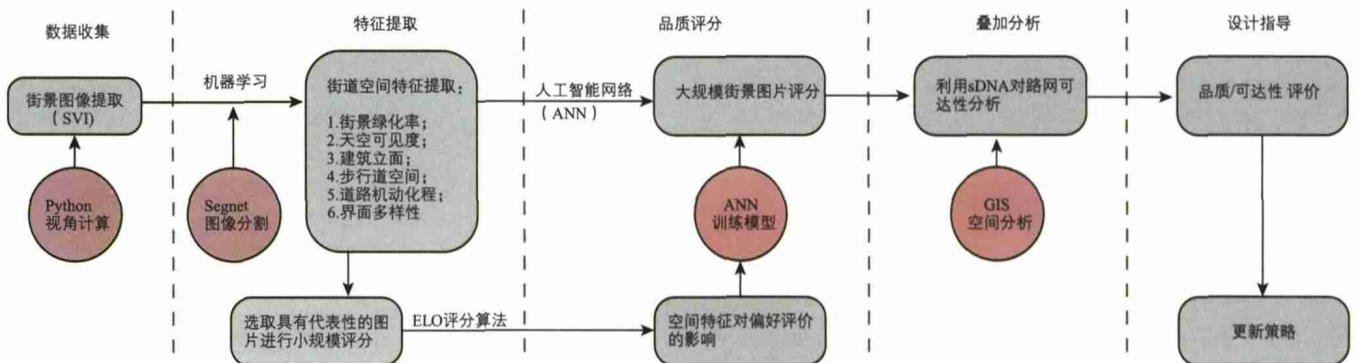


图 3 分析框架

栅栏灯杆等街道设施及家具在街景图像中像素点的比例。

(3) 品质评分——小规模评价分数获取与大规模分数计算：小规模评价分数获取是通过邀请专家对于样本图片进行两两比对，所得到的结果用于评价模型训练，进而运用训练完成的评价模型实现大规模的品质分数计算。

(4) 叠加分析——品质与可达性叠加分析：将机器学习的评分结果赋值于每条街道，并结合街道的可达性分析对街道空间进行综合评价；最终通过分析不同等级评价下街道的品质特征来提出街道更新的措施。

(5) 街道评价——两个维度、四格矩阵：利用以“品质”与“可达性”为维度的评价矩阵对街道进行分类：高品质高可达性街道、高品质低可达性街道、低品质高可达性街道、低品质低可达性街道；并针对性讨论每类街道的空间特征与改造潜力。

4 分析

4.1 基于机器学习和街景数据的街道空间品质评价

本次研究中品质评价采用 Ye et al. 近期提出的分析框架^[27]，结合街景数据和机器学习算法开展大规模品质评价，具体包括专家打分与模型训练两个部分。首先，选取有经验的城市设计师开展小样本打分。在操作上为了保证样本照片的代表性与有效性，样本照片选取上考虑了整体采样点的空间和数量分布情况初选了 1 500 张代表性街景图片，同时进行明度、彩度、光线等方面的自动校准，减少图片本身光环境的潜在影响，之后再通过人工选择，剔除偶发因素，选出最具有上海街道空间特征的街景图片 502 张。打分程序基于 JAVA 语言编写，记录其两两比较结果，再利用 ELO 评分算法 (Elo rating system) 将两两对比结果转化为样本照片的量化分值。转化过程中，赋予每个样本照片初始分值 1 000，然后根据每次比较的结果更新分数。当结果通过多次迭代趋于稳定后得到所有样本照片的最终评分 (图 4)。

考虑到品质与空间特征之间的交互关系较为复杂，简单线性回归分析不太适合，而机器学习领域的人工神经网络分析 (ANN) 在处理多重交互关系上更有优势，因此运用 ANN 来训练评价模型。评价模型采用交叉验证 (k-fold cross validation) 来进行模型选择，重复运用随机产生的子样本进行训练和验证。最终所生成的评价模型的预测错误率 (percent incorrect predictions) 为 0.21。这一评价模型对城市空间品质评估在理论上已接近于设计师主观经验判断，但可以快速高效的历遍分析区域的所有街道，开展大规模且精细化的品质评价。抽取杨浦区和虹口区的街景数据，共有 57 863 个数据点，将这些点的机器学习分数赋予其所在的街道，计算每条街道的品质平均分。结果如图 5 所示，品质评分高的街道较多集中在五角场街道、四平路街道、控江路街道和曲阳路街道。整体来看，交通型主干道的品质评分低于次干道和支路，如淞沪路、黄兴路、四平路的评分均不高；校园周边整体街道品质评分较高，如复旦大学、同济大学、上海外

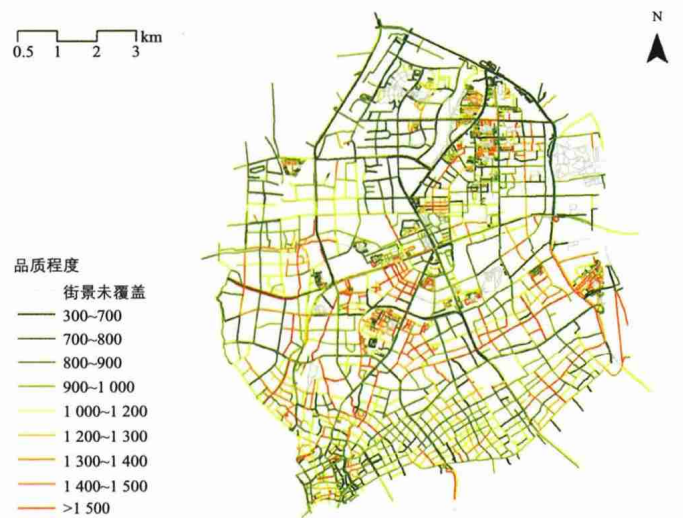


图 5 杨浦区与虹口区街道品质评价



图 4 图片打分过程

国语大学周边；而黄浦江沿岸区域的环境品质有待提升。

考虑到街道品质是一种无形、难以被测度的环境感知特征，其最为有效的验证方式是将机器学习的品质评价与专业人士的共识开展比较。因此，在品质评价的有效性校核上，我们将机器学习获得的品质评分结果与《上海街道设计导则》^①中提及的高品质街道作对比（表1）。分析发现评分结果与现有人们对实际街道的真实认知是具有一致性的。如苏家屯路、大学路、曲阳路和抚顺路等，在《上海街道设计导则》中作为具有借鉴意义的案例出现，在机器学习中也获得了较高的分数。同时，淞沪路街道作为较低街道高宽比的案例也在导则中被提及，与其较低的品质分数也表现出一致性。

4.2 基于 sDNA 的可达性分析

本研究使用 sDNA 的 ArcGIS 插件来测度路网可达性。中间性分析是通过计算每一个连接点在规定的半径中连接每一组街道的最短路径的数量来判断路径的中心性。如果一个连接点有更多的最短路径通过，说明它承载交通的潜力更好，则判断它更适合为中心。这类分析是可以根据不同半径进行筛选，依据目前上海的出行半径，以测度距离 800 m 为步行出行的计算半径（图 6），新江湾居住区、五角场商圈、上海音乐谷、同济大学校园附近均具有较好的步行可达性，对于一些旧小区和老新村，虽然整体步行可达性水平不高，但与车行可达性相比还是有所提升，说明更适宜步行。

4.3 品质与可达性的叠加分析

结合街道品质的测度和空间网络可达性的测量的叠加分析，目的在于利用“可达性—品质”的评价维度来对街道空间现状进行评判，讨论哪些街道属于品质高可达性高的街道，具有较好的场所空间品质，哪些街道虽然步行可达性强但品

质不尽如意的，说明虽然其步行活动潜力较好，但在感知品质方面仍需要提升，进而发现可达性与品质的矛盾并对于方案提供支撑。本次叠加分析中，以杨浦区与虹口区整体步行可达性的中位值为界将可达性分为“可达性高”与“可达性低”，并且以全上海空间品质测度结果的中位值为界将空间品质分为“品质高”与“品质低”^[27]，两个维度整合可将街道划分成四大类^②：品质高/可达性高；品质高/可达性低；品质低/可达性高；品质低/可达性低，其分布及构成如图 7 和表 2 所示：

(1) 品质高(H)/可达性高(H)：此类街道环境品质和步行可达性评分较高，具有较好的空间潜力。如杨浦区较多集中在五角场国定路、政修路附近；新江湾体育场附近；同济大学，密云路附近；邯郸路、运光路附近。虹口区较多集中在曲阳路、西宝兴路、四川北路附近。



图 6 杨浦区与虹口区街道可达性评价

表 1 机器学习品质评分与实际案例的比较

《上海街道设计导则》中提及的杨浦区/虹口区街道	街道特征	机器学习评分结果
临潼路（霍山路—惠民路段）	提篮桥文化历史风貌区，建筑界面整齐，围合感较好	1 416
苏家屯路（阜新路—锦西路段）	景观休闲道路，丰富的社区开放公共空间和街道景观	1 478
大学路	底层商业与街道设施的合理布置，使得空间得到较好的统筹利用	1 155
曲阳路（邯郸路—中山北二路段）	街道界面整齐，绿化程度较高，提供开阔的视角	1 016
政通路（黑山路—国和路段）	提供安全、舒适慢行环境	1 393
玉田路（东体育会路—曲阳路路段）	交通稳静化结合路边景观设施，形成安全、舒适的步行环境	1 008
抚顺路（鞍山路—铁岭路段）	社区空间微改造，通过创意家具和环境设计，增加街道公共空间感	1 721
淞沪路（翔殷路—政通路段）	街道的 H/W=1 : 3，说明街道的围合感较低	783

① 《上海街道设计导则》由上海市规划和国土资源管理局于 2016 年 7 月发布，导则针对上海街道现状，提出了街道设计的目标指引与设计策略，是目前描述上海街道的最具公信力手册之一。

② 这里所说的“高”与“低”并不是绝对意义上的高低，而是针对研究对象而言的相对高低情况。

(2) 品质高(H) / 可达性低(L) : 此类街道较多集中在老里弄住宅和老新村周边, 如长白新村街道、延吉新村街道。以延吉新村街道中部分生活性街道为例, 具有较好的街道高宽比, 街道围合感较好, 同时街道绿化率较高, 并且建筑底层连续性较好, 所以场所感较好, 品质评分较好。但周边路网较疏, 步行可达性并不强。

(3) 品质低(L) / 可达性高(H) : 此类街道具有较好的步行可达性, 较多集中在新建区域(如新江湾城区域), 新建区域与老住区的交接处。以四平路街道中某交通型主干道的部分路段为例, 相距约 56 m, 界面高度约 18 m, 高宽比近似于 1 : 3, 加上步行道空间缺少基本的街道设施和行道树绿化, 局部建筑围合不足, 造成街道品质评分不高。此类街道是城市空间更新中需要重点关注的街道, 被较多市民所使用而品质较低。

(4) 品质低(L) / 可达性低(L) : 这一类型也是在微更新中需要加以注意的一类街道, 其在可达性和空间品质上均需要提高。其主要集中在黄浦江沿岸, 三条城市主干道(大连路和黄兴路, 江浦路)以及临平路附近。以大桥街道中部

分老住区周边生活性街道为例, 一方面, 其周边建筑较为老旧, 且建筑层高有限, 对街道的围合作用较小, 围墙和空地不利于形成街道空间, 街道宽度较窄, 街道绿化缺乏, 所以街道的场所感较差。另一方面, 小街小巷与城市整体路网并未形成体系, 小街巷的可达性不强。所以在更新中, 应首先关注于完善街道功能, 改造建筑界面和街道绿化, 提高街道品质与活力, 并且逐步完善步行网络。

对比四种类型街道的空间特征均值, 发现对杨浦区和虹口区街道来说, 建筑界面、机动化程度的空间要素视觉均值在四类街道中大体一致。然而, 另外四个空间特征差异较大: 天空可见度、街道绿视率、多样性和步行道空间(图8)。可见, 这四种空间特征对街道品质的影响较大。高品质街道往往具有较高的绿视率、多样性和空间围合感(即天空可见度的反比), 同时街道绿化可以加强街道的遮蔽感, 加强空间围合, 同时也降低天空可见度。由此可见, 在案例区域的街道更新改造中, 提高街道绿视率、加强空间围合度、多样性应成为提升空间品质的主要策略。

由于相关测度均为量化指标, 因此品质测度亦可以街道办为管控单元来加以分析, 为精细化管控落地提供管控和政策上的进一步支撑。通过对每个街道办中四种类型街道的占比进行归类, 使得评估导控落地(图9)。根据各个街道办中每种类型街道的占比将 20 个街道办分为 5 类。类别一: “品质高与可达性低” 占主要比例, 包括平凉路街道、江浦路街道、延吉新村街道、大桥街道、欧阳路街道、广中路街道; 此类街道的更新方向在于提高步行的可达性。类别二: “品质高可达性低” 与 “品质低可达性低” 占主要比例, 包括控江路街道、定海路街道; 此类街道品质差异较大, 需要在提高可达性的同时, 对街道品质进行全面评估。类别三: “品质高可达性高” 与 “品质高可达性低” 占主要比例, 包括四平路街道、五角场街道、凉城新村街道; 此类街道品质水平较好, 需要对可达性进行评估, 加强步行网络。类别四: “品质高可达性高” 占主要比例, 包括长白新村街道和曲阳路街道; 此类街道具有较好的潜力, 可对街道特色进行加强。类



图7 杨浦区与虹口区街道品质与可达性叠加分析

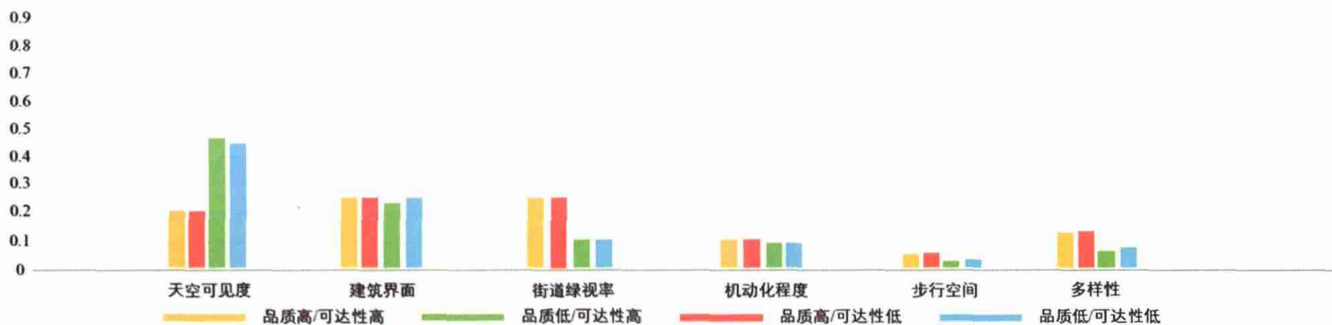


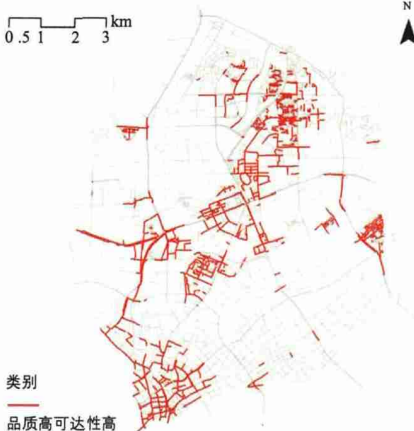
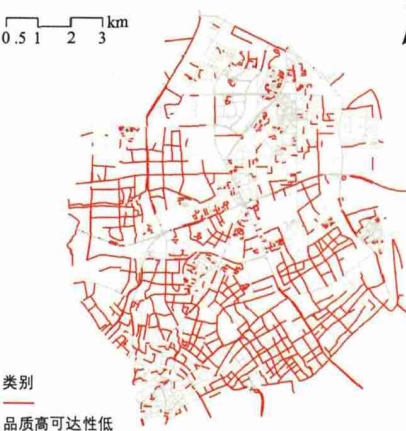


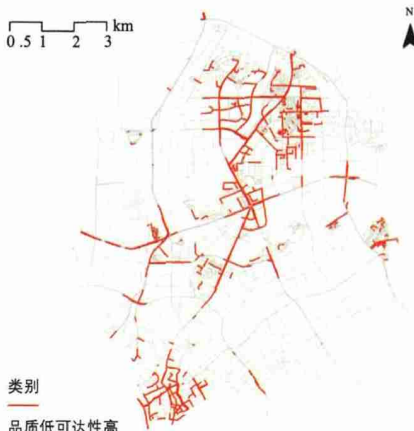



图8 四种类型街道的空间要素均值对比

表2 四种类型街道的典型图片与分布

品质高 / 可达性高	品质高 / 可达性低
	
<p>比例 =18.4%</p>	<p>比例 =38.3%</p>
 <p>类别 品质高可达性高</p>	 <p>类别 品质高可达性低</p>
品质低 / 可达性高	品质低 / 可达性低
	
<p>比例 =14.6%</p>	<p>比例 =28.9%</p>
 <p>类别 品质低可达性高</p>	 <p>类别 品质低可达性低</p>

别五：各类型街道表现平均，并没有在品质和可达性上有明显特征，需根据实际情况评估（表3）。

5 讨论与展望

5.1 人本视角的街道空间品质测度

以人为本一直是城市规划的核心关注所在，但过去由于技术和数据的限制，以人为本意味着必须依赖专家的手工分析和主观经验，难以大规模快速运用于实践。本研究针对这一问题，提出了一种基于开放数据且高效、快捷的空间品质量化测度框架。前述分析显示，通过运用机器学习技术结合大样本的街景数据和小样本的打分评价，可以快速实现对于较大尺度下的高精度街道空间品质评价，并针对性地对于各个区乃至各条街道的空间品质给出数值测度和直观的可视化展示，这是以往专家主观经验判断所难以实现的。本研究的突破性在于助推人本导向规划与城市设计实践落地的有力探索（图10）。

5.2 大规模分析与精细化测度的兼顾

本研究的另一贡献是实现了大规模分析范围与人本尺度分析精度的共存。传统城市尺度下的大规模的分析难以兼顾精细化尺度上的分析结果，否则在工作量和时间成本上难以承受；而精细化尺度上的传统分析手段往往耗时费力，在广场、街区等小尺度上开展尚可，难以在城市尺度上批量运用。因此城市规划与设计实践中不得不面临两难选择，要么侧重于城市尺度分析而相对忽视精细化尺度的数据，要么基于小片区的精细化分析来预估整体城市的情况。

本研究在新技术和新数据支持下实现了对大尺度全景图解的高精度分析，在开展城市尺度的空间分析时依然能保证高精度的结果，有望揭示以往受制于分析尺度或分析精度所未能发现的潜在规律。需要注意的是，这类分析、支持技术不同于城市规划领域关注大尺度交

通和功能的大数据城市模型，也不同于建筑领域关注构型的参数化设计，其分析尺度兼具人本尺度的分析精度和城市尺度的分析范围，能够立足人本感受，开展城市尺度的分析，大规模而不失精细化；在分析数据上也不强求规划意义上的海量大数据，而更需要的是高精度、可解析、小而美的数据形式；在分析目标上强调技术与设计的融合，以科学、量化的形式来

支撑更好的设计实现。

虽然目前这些探索依然处于萌芽状态，相对分散且小规模，但正在迅猛发展和体系构建之中。这一方向上的进步，有望为城市规划与设计带来从基础数据获取、空间分析方法、空间影响测度到结果可视化与交互的全过程革新，进而满足当前新型城镇化背景下对于城市空间品质的新需求^[28]。

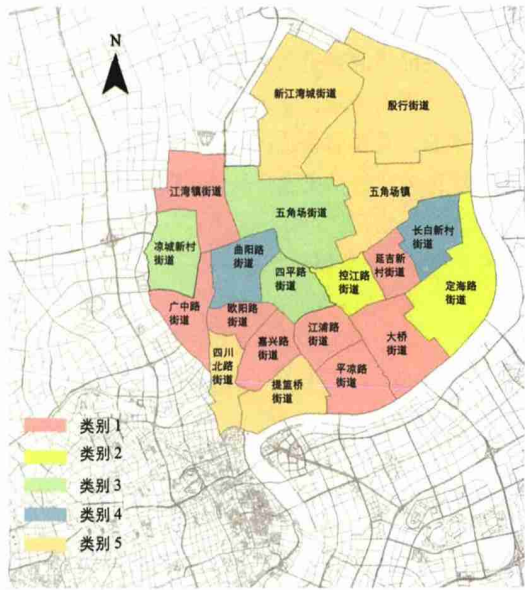


图9 街道办分类与典型街道办

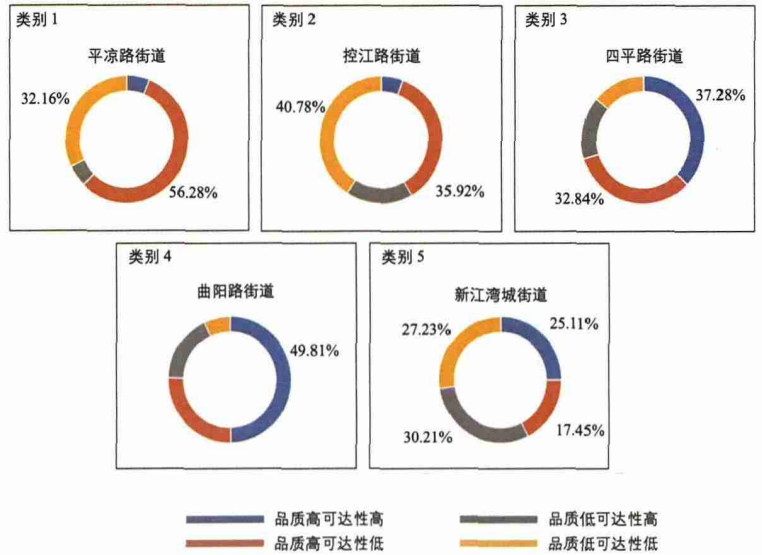


表3 四种街道在每个街道办中的占比

街道名称	品质高可达性高 / %	品质高可达性低 / %	品质低可达性高 / %	品质低可达性低 / %	类别
平凉路街道	6.03	56.28	5.53	32.16	1
江浦路街道	0.00	66.07	0.89	33.04	1
大桥街道	2.24	61.19	0.75	35.82	1
控江路街道	5.83	35.92	17.48	40.78	2
四平路街道	37.28	32.84	15.98	13.91	3
延吉新村街道	1.59	66.67	0.00	31.75	1
长白新村街道	53.77	19.86	19.52	6.85	4
定海路街道	10.78	42.51	10.78	35.93	2
五角场街道	36.33	30.83	22.94	9.91	3
五角场镇	32.71	21.50	27.48	18.32	5
新江湾城街道	25.11	17.45	30.21	27.23	5
殷行街道	38.62	13.50	26.69	21.19	5
提篮桥街道	34.60	22.29	28.45	14.66	5
四川北路街道	42.58	19.53	25.00	12.89	5
嘉兴路街道	20.20	44.95	14.14	20.71	1
欧阳路街道	7.69	56.41	8.97	26.92	1
广中路街道	23.03	40.00	15.76	21.21	1
曲阳路街道	49.81	25.67	17.62	6.90	4
凉城新村街道	23.58	33.02	18.87	24.53	3
江湾镇街道	16.53	41.95	18.64	22.88	1

5.3 城市规划与设计实践中的运用方向

作为一种技术支持下的城市分析，利用大数据和定量分析的方法研究城市空间已成为城市规划与城市设计方面的新领域。这一新分析方法在需要开展大规模分析且兼具人本尺度的规划设计上日渐展现优势，特别是总体城市设计和城市双修领域。首先在数据获取上，相比于人工踏勘拍照，利用街景照片研究城市空间品质与活力能大大节约时间和成本，在研究方法上，相对于传统的定性研究和利用审计的小规模定量研究，利用大规模街景数据获得更多的样本，结果更具有说服力。其次，在研究理念上，通过数据研究而非主观感受揭示城市问题，可以高效、快速、科学地实现问题导向下的城市分析，助力于城市规划和城市设计分析的科学化。

回到街区尺度，面对“十三五”中提出的城市空间更新的问题，大规模数据和精细化测度的方式更能助力于美丽街区建设和街道微更新等人本尺度规划实践，首先，它能基于全城的分析，对街块进行全面的评分，同时也能对街块自身的街道空间品质进行跟踪，找出问题所在，为街道更新的选点提供依据。同时，街景数据仍具有一定的可拓展性，在数据平台的支撑下，街景评价可以与公共参加结合，加强民众与城市空间的互动，通过记录民众通过对环境的评价，使得公众参与的城市微更新成为可能。

5.4 研究局限与未来探索

本研究的亮点在于利用大数据与机器学习来进行品质评价和与可达性的叠加分析，评估街道的品质与微更新潜力。但与此同时，受限于数据源与研究技术，本研究仍存在一定局限。一方面受到数据源的局限，由于街景数据是在车道上进行采集拍摄的，而人们日常使用的公共空间多与步行空间相结合，所以照片在视点与实际视点存在偏差。另一方面，受制于机器学习算法与街景数据分辨率的限制，部分同样对于空间品质有影响的关键要素未能纳入到本轮研究中，比如许多文献中都提到的“地标天际线”“整洁和维护”等，会

在一定程度上造成品质评价的误差和局限。未来计划引入新的分析算法来逐步解决这一缺陷。再次，本研究测度的导向是趋向于人本尺度和慢行交通的，因此对于交通性干道的评分往往较低。虽然确实这类干道的人本尺度感受不佳，但其作为功能性道路是完全符合要求的，后续研究中计划引入街道自身属性来开展更为全面的综合性评价。此外，当前研究仅使用SDNA计算的可达性而忽略了道路所在区域功能。城市功能分区、城市空间结构属性应在后续研究中加入进来。考虑到城市设计中高品质的街道营造需要更多地侧重各种公共活动中心、居住片区的需求，未来的相关分析应结合分析区域的公共活动中心、重要居住片区等属性开展分析，进一步筛选其中需要优先关注的品质提升街道。 **UPI**

注：本文图片均为作者绘制。

参考文献

- [1] 龙瀛, 叶宇. 人本尺度城市形态: 测度、效应评估及规划设计响应 [J]. 南方建筑, 2016(5): 41-47.
- [2] JACOBS J. The life and death of great American cities[M]. New York: Random House, 1961.
- [3] LEFEBVRE H. 'Notes on the new town', introduction to modernity[M]. London: Verlso, 1962.
- [4] GEHL J. Life between buildings: using public space[M]. New York: Island Press, 1971.
- [5] WHYTE W H. The social life of small urban spaces[M]. The US: The Conservation Foundation, 1980.
- [6] LYNCH K. Good city form[M]. Cambridge: The MIT Press, 1984.
- [7] 龙瀛, 沈尧. 数据增强设计——新数据环境下的规划设计回应与改变 [J]. 上海城市规划, 2015(2): 81-87.
- [8] LIU X, SONG Y, WU K, et al. Understanding urban China with open data[J]. Cities, 2015(47): 53-61.
- [9] TORII A, HAVLENA M, PAJDLA T. From google street view to 3d city models[C]. ICCV Workshops, 2009: 2188-2195.
- [10] NAIK N, PHILIPOOM J, RASKAR R, et al. Streetscore-predicting the perceived safety of one million streetscapes[C]. 2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops, 2014: 793-799.
- [11] YE Y, RICHARD D, LU Y, et al. Measuring daily accessed street greenery: a human-scale approach for informing better urban planning practices[J].

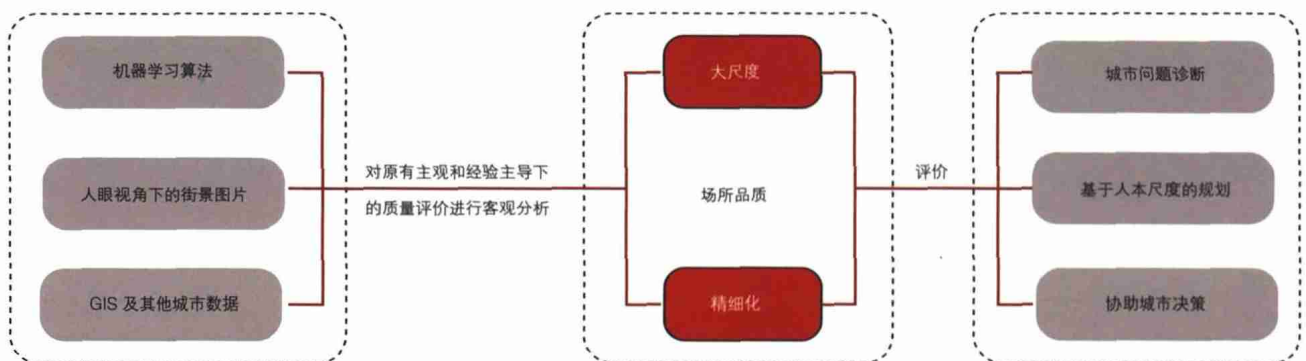


图 10 品质测度的未来发展展望

- Landscape and Urban Planning, DOI: 10.1016/j.landurbplan.2018.08.028.
- [12] 叶宇, 张灵珠, 颜文涛, 等. 街道绿化品质的人本视角测度框架——基于百度街景数据和机器学习的大规模分析[J]. 风景园林, 2018(8): 24-29.
- [13] SHEN Q, ZENG W, YE Y, et al. StreetVizor: visual exploration of human-scale urban forms based on street views[J]. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, 2018, 24(1): 1004-1013.
- [14] BADRINARAYANAN V, KENDALL A, CIPOLLA R. SegNet: a deep convolutional encoder-decoder architecture for image segmentation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2017(12): 2481-2495.
- [15] YAMAGATA Y, MURAKAMI D, YOSHIDA T. Urban carbon mapping with spatial bigdata[J]. Energy Procedia, 2017, 142: 2461-2466.
- [16] THEIL P. A sequence-experience notation for architectural and urban spaces[J]. Town Planning Review, 1961(32): 33-52.
- [17] BANERJEE T, SOUTHWORTH M. City sense and city design. writings and projects of Kevin Lynch[J]. Landscape Journal, 1996, 15(2): 167-168.
- [18] TRANCIK R. Finding lost space: theories of urban design[M]. The USA: John Wiley & Sons, 1986.
- [19] BATTY M. Building a science of cities[J]. Cities, 2012, 29(2): S9-S16.
- [20] KATZ P, SCULLY V, BRESSI T W. The new urbanism: toward an architecture of community[M]. New York: McGraw-Hill, 1994.
- [21] MONTGOMERY J. Making a city: Urbanity, vitality and urban design[J]. Journal of urban design, 1998, 3(1): 93-116.
- [22] CHEN L C, PAPANDREOU G, KOKKINOS I, et al. Deeplab: semantic image segmentation with deep convolutional nets, atrous convolution, and fully connected crfs[J]. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2018, 40(4): 834-848.
- [23] REDMON J, FARHADI A. YOLO9000: better, faster, stronger[C] // 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). IEEE, 2017: 6517-6525.
- [24] EWING R, HANDY S. Measuring the unmeasurable: urban design qualities related to walkability[J]. Journal of Urban Design, 2009, 14(1): 65-84.
- [25] 叶宇, 庄宇, 张灵珠, 等. 城市设计中活力营造的形态学探究——基于城市空间形态特征量化分析与居民活动检验[J]. 国际城市规划, 2016(1): 26-33.
- [26] 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.
- [27] YE Y, ZENG W, SHEN Q, et al. The visual quality of streets: a human-centred continuous measurement based on machine learning algorithms and street view images[J]. Environment and Planning B: Urban Analytics and City Science, forthcoming.
- [28] 叶宇, 戴晓玲. 新技术与新数据条件下的空间感知与设计运用可能[J]. 时代建筑, 2017(5): 6-13.

(本文编辑: 许玫)