

甘欣悦 余天唯 龙瀛 GAN Xinyue, SHE Tianwei, LONG Ying

街道建成环境中的城市非正规性

基于北京老城街景图片的人工打分与机器学习相结合的识别探索

Understanding Urban Informality in Street Built Environment

Combining Manual Evaluation with Machine Learning in Processing the Beijing Old City's Street-view Images

摘要 基于街景图片数据，通过将人工打分与机器学习结合，文章试图建立城市非正规性这一非物质环境要素在街道中的空间表征识别与评价方法体系。在北京老城街道的实证分析中，对于街道上哪些建成环境要素更能准确反映城市非正规性，基于人工打分的图像识别结果比机器学习的结果更加准确。城市非正规性在北京老城街道中的空间表征间接反映出北京老城非正规性就业群体和居民日常生活行为发生地点的微观空间分布特征。经过街景图片与实际地点的比对，三种类型的街道不具有城市非正规性特征：一是两侧已经过老旧平房改造，现状为现代居住小区或单位用房的街道；二是历史上达官显贵居住的地区，现留存有较多文保单位；三是环境较为破败的胡同，其中没有商贩经营，也没有居民自发在街道上形成的休闲空间。这一结论可作为后续城市非正规性和城市贫困关联研究的基础。

关键词 城市非正规性；公共空间；大数据；深度学习；北京

ABSTRACT By combining the models of manual evaluation and machine learning, in the case of Beijing old city's street-view images, this paper tries to formulate a methodology that identifies and analyzes urban informality. The paper has two main findings. The first is that manual evaluation is more accurate than machine learning in terms of physical features that manifest urban informality in street built environment. The second is that spatial representation of urban informality in Beijing old city indicates the microscopic spatial distribution of informally employed groups and local residents' daily activities. By comparing street-view images and corresponding locations, it is identified that three types of street

built environments have no sign of urban informality: former historical districts that have become new urban blocks through regeneration process; areas once inhabited by the privileged class in the past and left with large amount of historic heritages; run-down laneways with no activity of street vendors and recreational space for local residents. The conclusion of the study lays the foundation for future research of the relationship between urban informality and urban poverty.

KEY WORDS Urban Informality; Public Space; Big Data; Deep Learning; Beijing

中图分类号：TU17; C39

文献标识码：A

文章编号：1005-684X(2017)06-0032-006

1 研究背景

如何理解城市非正规性在街道建成环境中的空间呈现？伴随市场化改革和城市化浪潮，城镇内部的就业结构正发生着重大的变革，在城镇特别是特大城市地区出现了大规模的城市非正规就业人群^[1]。城市街道成为上述群体在特大城市中谋求生存机会的重要空间载体，为门槛较低的经济业态提供了生存空间。这些小生意人、街头叫卖小贩等从事街头经济的群体^[2]、个体工商户和未统计就业人群（自我就业、灵活就业、农民工等）^[3]，经营规模普遍较小，职业门槛较低，在城市街道上聚集，有违法占用街道或违反城市管理条例经营店铺的行为，从而有意识或无意识地改变着街道的建成环境和街道上的日常生活^[4]。另一方面，街道两旁的居民，以及聚集在街道上的商贩基于自己的日常生活体验和生活需要，不断按照自己的意愿改变街道的建成环境。

关于街道层面的城市非正规性，现有研究主要采用社会学研究方法诸如现场访谈、参与观察等，与环境行为学调研方法相结合^{[5][6]}，通过连续几个月对街道上的不同时间段的公共活动数量和街道景观变化进行影像记录，对活动类型和数量进行统计，而后绘制行为地图，来描述城市中特定地区的非正规性特征^[7]^{[8][9]}。由于人力所限，这种方法一般用于对某一特定区域内一条或数条街道的长期实地调研，缺乏对城市非正规性在城市整体街道建成环境层面的宏观认知和空间识别的研究。新数据环境的形成，地图、图像处理的技术突破，以及相关领域测度技术的介入，为街道空间相关维度的大规模量化识别与测度提供了可能^[10]。为进一步拓展城市街道在非正规性这一社会空间维度上的大规模量化识别与评价，本文基于既有文献和现场观察，首先建立城市非正规性在街道建成环境中的表征的评价指标体系，然后将基于街景图片的人

工打分与机器学习这两种方法相结合，对北京老城历史街区城市非正规性进行量化识别与评价。本文试图回答以下两个研究问题：第一，如何基于街景图片数据测量“城市非正规性”这一本是难以测度甚至是不可测量的非物质环境要素；第二，如何较为准确地识别呈现城市非正规性特征的街道在城市中的空间分布特征，为北京老城街道环境分类化整治与改善提供支撑。

2 文献综述

新兴街景图片海量数据的出现为街道研究提供了重要的数据源，可作为测量建成环境（如社区、街道）的有效手段^{[11][12]}。目前，基于街景图片的街道建成环境测量手段主要分为人工主观评价和机器学习的智能评价方法，内容主要包括对物质空间形态测量和对街道空间感知的相关维度的评价，通过对建成环境的测度来反映相应地区的社会经济状况。

1. 北京老城胡同评价样本空间分布
2. 基于街景图片的城市非正规性在街道建成环境中的识别与评价方法体系
3. 通过现场观察建立城市非正规性在街道中的空间表征评价指标体系

1. The spatial distribution of evaluated samples among Hutong in Beijing old city
2. The methodology to identify and analyze urban informality in street built environment based on street view pictures
3. Constructing the indicator system about the spatial representation of urban informality through field observation



2.1 基于街景图片的人工打分方法在城市街道空间测度与评价中的运用

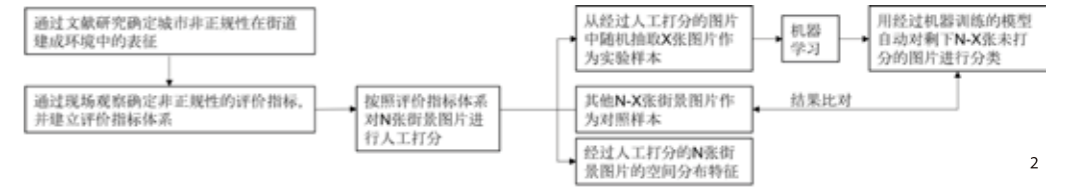
基于街景图片的人工打分方法始于里德·尤因等人通过建立评价指标体系对街道空间品质进行主观评价，后发展出对不同年份街道空间品质变化情况进行测量，以及评价指标体系的扩展。里德·尤因（Reid Ewing）等人曾提出运用街景图片来对街道环境品质进行人工评价的方法，他们对美国各地 48 条商业街进行视频拍摄并进行照片剪辑，将街道的城市设计品质转化为一系列具可操作性的定义，建立评价体系，然后由专家对剪辑后的图片进行主观评分，来测量街道空间品质^[13]。唐婧娴等通过构建“街道空间、品质评估、品质变化、特征识别、影响因素分析”的研

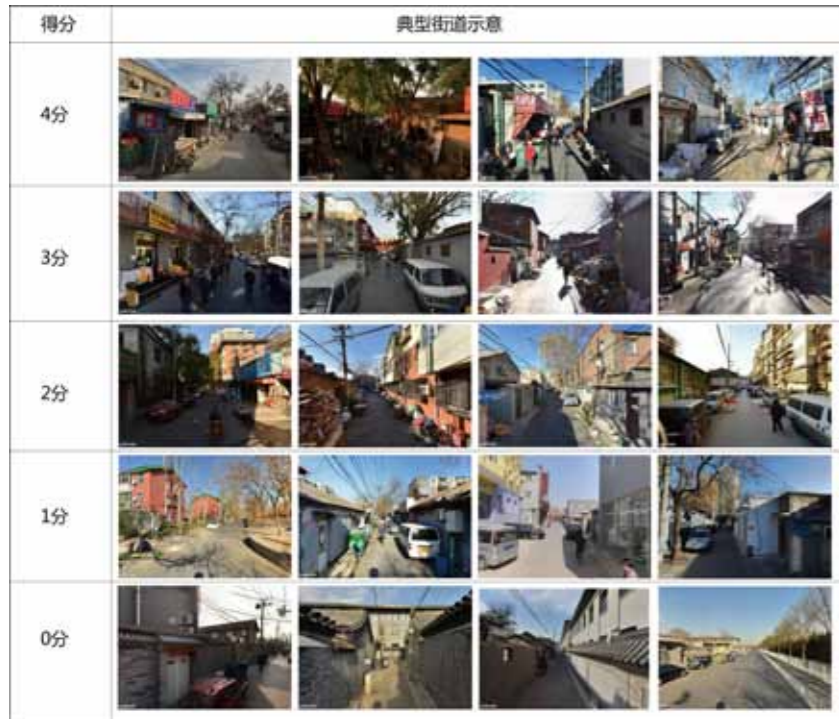
究框架，利用北京市 2005—2013 年已有建设用地上的居住类土地出让信息，获取其周边多年份的街景图片，通过人工感知的方式确定评价指标体系，首次客观识别街道空间品质的变化情况^{[14][15]}。基于上述研究框架，李诗卉等基于 2013 年和 2016 年百度街景照片，通过对居住界面、道路界面和商业界面相关指标进行人工评价，对北京东南历史文化街区街道空间品质及其动态变化进行了测度^[16]。茅明睿等基于公众对北京城市街道环境的评价结果，用腾讯街景地图对每个评价点抓取了八个方向的街景照片，利用其中路面铺装、无障碍性、停车占道、设施占道、视线遮挡、步行尺度、可达性、魅力空间、绿化景观等指标，探寻公众对每个地点在可步行性方面给予正负面评价

的原因，以发现北京不同区域、不同街道存在的可步行性方面的主要问题^[17]。周琅等利用腾讯街景图片，结合其他数据来源，借鉴 Walk Score 评价指标体系，通过人工判别和自动计算的方式对成都街道可步行性状况展开大规模评价^[18]。总体上，国内外已有上述新兴文献利用人工打分方法基于街景图片围绕城市空间品质的测度和空间变化问题开展研究。

2.2 基于街景图片的机器学习方法在城市街道空间测度与评价中的运用

随着人工智能领域机器视觉技术取得大量进展，基于相关技术和街景数据的空间感知研究近几年开始涌现^{[19][20]}，显示了大范围街道空间品质的智能评价成为可能。例如，尼克希尔·奈克（Nikhil Naik）





4

等人在 2014 年开发了计算机图像算法程序“Place Pulse 1.0”，通过在线众包的方式，对美国 4 个城市 4109 张街景图片进行了 20 万次对比。作者将对比结果进行排序，得出四个城市在安全性（safety）、独特性（unique）、社会阶层（class）方面的排名，并且训练用于预测更大范围内街道安全性等特征的回归模型^[21]，并进一步在“Place Pulse 2.0”中对全球 28 个国家，56 个城市超过 11 万张街景图片进行了 117 万次对比，指标扩展到安全性（safe）、独特性（unique）、社会阶层性（class）、活力（lively）、富有（wealthy）、美观（beautiful）六个维度^[22]。菲利普·塞尔塞斯（Philip Salesses）等运用“place pulse”提供的数据库，用同样的方法对纽约、波士顿、林兹和萨斯伯格四个城市的城市不公平性（inequality）进行了测度^[23]。还有研究者利用机器学习方法和 36 万张百度街景建筑立面照片，对北京五环内街道的建筑立面品质和建筑界面延续性进行了大规模测评^[19]。

2.3 基于街景图片数据对城市社会空间进行测量的相关研究进展

当前，相关学者开始关注如何通过街景图片将建成环境的量化测度与城市社会和经济空间维度进行关联。例如菲利普·塞尔塞斯等利用街道安全性、独特性和社会阶层的感知来测度城市的不公平性，并且发现对纽约街道安全性和社会阶层的测度与该片区杀人案的数量显著相关^[23]。尼克希尔·奈克等通过计算机图像识别街景图片的方法量化美国五个城市连续数年的建成环境变化，并通过和相应的社会经济指标关联来研究社会经济的变化是早于、晚于还是和建成环境的变化同时发生^[24]。杰克琳·黄（Jackelyn Hwang）利用谷歌街景图片，用社区的美观程度和破败程度测度芝加哥社区绅士化进程。“美观”指的是用绘画覆

盖立面的涂鸦、立面的美化，以及公共空间的美化。相应地，“破败”则指的是凌乱的空地、缺失的空间秩序和不断损坏的建筑结构^[25]。

综上所述，基于街景图片对街道建成环境进行测量的现有研究为城市非正规性的空间识别提供了较好的研究基础，然而当前研究大量集中在对街道物质空间形态和环境感知的方面，有关建成环境和社会经济特征的研究比较少。因此，“城市非正规性”作为城市社会空间概念，研究它在物质空间中的表征及其与其他社会经济指标的关联，对基于街景图片数据的城市建成环境特征和社会经济特征的关联研究具有较大意义。此外，人工评价的方法难以应用于多城市、大规模的街景图片测评，而单纯用机器学习的方法则缺乏对测度结果准确性的验证过程。因此笔者认为，有必要探索人工打分和机器学习相结合，研究城市非正规性，并将两者的结果进行相互验证的研究方法。

3 城市街道非正规性的识别与评价方法体系

3.1 数据来源

为了突出北京老城街道独特的历史环境特征，本文选取北京老城 62.5 km² 范围内胡同及传统街巷作为研究对象，道路宽度通常在 20m 以下。其中，“胡同”指的是北京老城沿南北干道的东西两侧平行排列的城市次干道，形成于元大都时期，部分地区因地形原因方向略有变化^[26]。截至 2014 年，北京老城范围内共有胡同及传统街巷有 2 048 条，本研究选取其中道路连续不断头、南北或东西通达，且有街景点覆盖的街道共 841 条作为评价样本（图 1）。以 2013 年腾讯街景图片为数据来源，在 841 条胡同中共获取 1 886 个街景点，每个街景点取四个方向的街景图片，共得到 7 544 张街景图片，人工筛选出非胡同的街景照片，

4. 人工打分结果图片示例

5. 人工打分和机器学习结果不一致的典型街景图片示例

4. Sample street view pictures about the results of manual evaluation

5. Sample street view pictures about the inconsistency of results between Manual Evaluation and Machine Learning

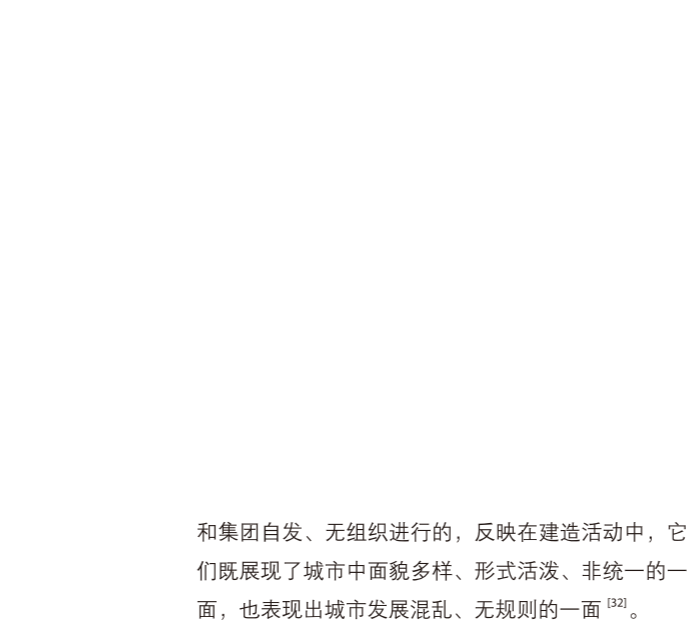
共保留胡同街景照片 6 142 张。

3.2 基于街景图片的城市非正规性在街道建成环境中的识别与评价方法体系建立

为了将城市非正规性概念转变为可操作性定义，本文首先通过文献调研和研究地段的实际情况探勘，确定城市非正规性在街道建成环境中的表征，并进一步通过现场观察确定非正规性的评价指标，然后对街景图片进行全样本人工打分，并从中随机抽取一部分图片作为机器学习的训练模型，用训练好的模型对剩下部分图片进行自动识别，最后将机器学习和人工打分的结果进行比对（图 2）。

3.2.1 基于文献研究确定城市非正规性在街道建成环境中的表征

城市非正规性（urban informality）目前尚没有统一的定义。狭义的“非正规性”（informality）作为一个和城市贫民窟相关联的概念，一般指“非正规就业和非正规的人类住区（informal employment and informal human settlements）”^[27]。近年来，相关学者拓宽了传统意义上认为的城市非正规性只适用于发展中国家和贫民窟的狭义理解。“非正规性”广义的定义包括：作为一种组织形式，非正规性代表了无组织、无控制的劳动力^[28]；从法律的角度来讲，非正规性被认为是国家法律、管制和政策限制的对立面——正规和非正规的根本区别在于其是否遵循法律或管制^[29]；从规划过程角度来讲，非正规性被认为是正规的规划控制、设计和建造的缺失^[30]。非正规性在空间上如何反映？王晖、龙元等认为非正规的就业状况、社会组织、经济行业、行为规则及社会活动都会在空间中留下投影，构成多层次、复杂的城市空间的非正规性现象^[31]。张庭伟认为“非正规”的社会经济活动往往是在不同历史发展阶段中由不同居民



5

和集团自发、无组织进行的，反映在建造活动中，它们既展现了城市中面貌多样、形式活泼、非统一的一面，也表现出城市发展混乱、无规则的一面^[32]。

此外，从日常生活的视角，相关学者受米歇尔·德赛图（Michel de Certeau）和亨利·列斐伏尔关于日常生活研究的启发，认为日常生活为现代城市中非正规的实践提供了重要的视角^[9]。“日常”反映了城市中个体的日常生活体验，这种体验强烈地影响着街道景观和城市面貌，比如贩卖、闲逛、乞讨、街头广告和滑板运动^[30]。这种日常生活体验的物质领域被称为“日常空间”。“日常空间”和经过仔细规划的、官方指定的空间相对立，并且在大多数现代城市的公共空间中都能够被发现^{[33][34]}。其出现形式包括宅院前的街头摊贩、食物售卖，社区自发进行的街道改造等，是发生在政府规划条例之外，且对城市建成环境影响的非正规实践^[35]。这种从个体的维度反映城市的非正规性^[36]，并强调在日常生活中基于空间使用价值的、个体对城市建成环境的灵活改造和使用的实践被称为日常城市主义^{[33][34]}。

综上所述，城市非正规性在街道建成环境中的表征主要体现在三个方面。第一，非正规就业群体在城市中的聚集带来空间的改变。改革开放以后，在北京老城中一些为当地居民服务的第三产业（如餐饮、理发、修理、日用品、集贸市场等）在旧城历史居住区迅速发展，其就业人群以流动人口为主^{[37][38]}，他们租赁历史街区中的沿街居民住宅后将其用作商业店面。第二，设计导则和政府主导的改造活动未覆盖的区域中存在自下而上的空间改造，包括基于个人和团体的需求或偏好进行的空间改造。第三，日常生活实践（包括贩卖、乞讨、街头涂鸦、滑板运动、社区自发而进行的立面改造等）对街道的改变。

3.2.2 通过现场观察建立城市非正规性在街道中的空间表征评价指标体系

由于以上三个方面无法直接转化为可操作性定义，且没有相关的先验性的评价指标体系可供使用，即研究者无法预判非正规就业群体和日常生活实践对街道空间的改变结果，也无法知晓经过和没有经过设



计导则控制的街道空间有什么区别。因此，需要首先通过现场观察的方法来确定城市非正规性在街道中的空间表征的评价指标体系。城市社会学的芝加哥学派认为直接观察是获得知识进步的基础，认为观察城市公共空间不只是为了提取变量，更重要的是关注在街道上的视觉、听觉效果和人的实际感受^{[39][40][41]}。

本文选取北京老城什刹海历史文化保护区和国子监、雍和宫历史文化保护区作为现场观察的片区，在片区内随机抽取 20 条胡同进行现场调研后发现，传统的、以居住为主的北京老城胡同立面特点为青砖、灰瓦、深红色和深绿色的木门窗。非正规就业群体在胡同中聚集后，从事的商业经营业态主要包括餐饮、理发、贩卖食品、修理日用品；其建成环境特征主要表现为：同一条街道上样式、颜色互不统一的广告牌和立面门窗，材质以有别于传统建筑材料的金属材质为主。大多数的商户都会将经营范围延伸至街道上，如占用街道公共空间摆摊或摆放室外座椅，并由此造成街道通行宽度变窄。总体而言，改变街道空间的日常生活实践包括流动摊贩、立面涂鸦、居民住房的加建（从建筑使用的材质和建筑结构可以判断）、居民在街道上自发形成休闲区域（包括在街道上摆放座椅、布置花盆花架、搭建储物空间）。

与此相反，经过设计导则控制和政府整治的街道，其建成环境与上述街道截然不同。以什刹海烟袋斜街为例，烟袋斜街分别在 2001 年、2005 年作为传统特色商业街区进行过街道基础设施和沿街立面的整治^[42]，其街道建成环境特征表现为整齐的地面铺装，统一材质、色彩的广告牌、建筑屋顶与立面，统一摆放的花盆、路灯等。上述街道不属于具有非正规性特征的街道。此外，一些正在被拆除的地区，虽然其空间面貌较为混乱和破败，但是由于其中无人居住，也无人进行商业活动，因此该类地区的街道也不属于具有非正规性特征的街道。

通过现场观察的方法，可以将城市非正规性在街道层面的空间表征转化为可操作性定义，从而确定评价指标体系。通过样片参照，我们对城市非正规性在街道中的空间表征按五个维度进行打分。凡是街景图

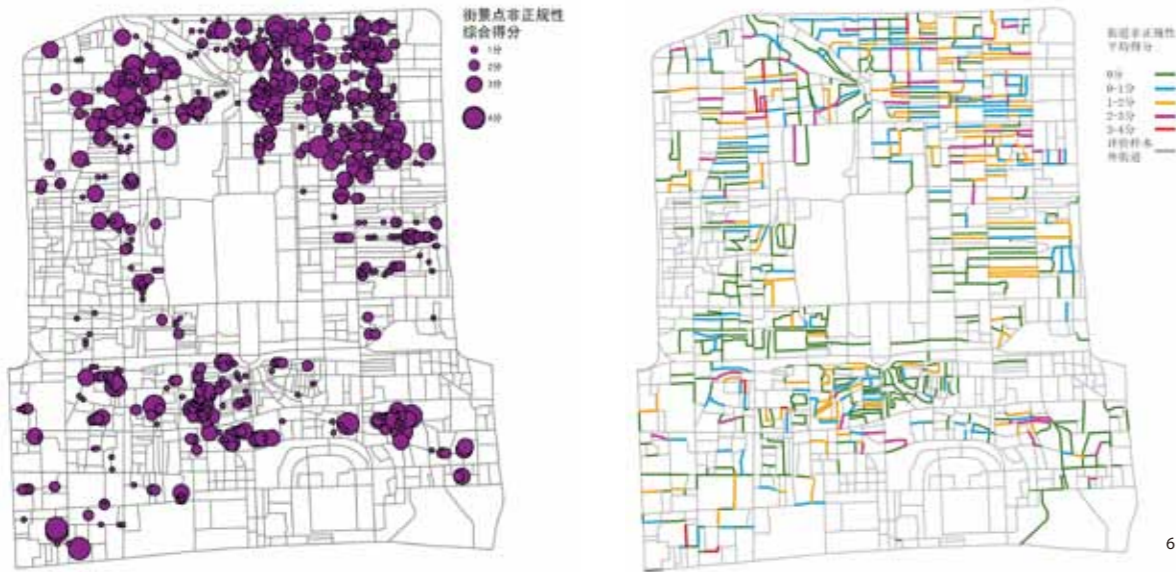
片出现如下任一特征者记 1 分，包括样式、颜色互不统一或材质与传统建筑材料不和谐的广告牌，有别于传统建筑样式的立面改造，沿街商贩超出门店经营或沿街摊贩，沿街有房屋加建，居民自行摆放的座椅、花架、搭建的储物空间等。一张街景图片总分最高 5 分，最低 0 分（图 3）。

3.2.3 人工打分和机器学习相结合的街道非正规性识别与评价

人工打分由两名专业研究人员完成。以现场调研后提供的样片为数据库，首先随机抽取 400 张图片，两名研究者对这 400 张图片分别进行打分。随后，筛选出两者挑选评分结果差异较大的图片，通过讨论统一两位研究人员的评判标准，再重新对数据集中所有街景图片进行打分。6 142 张街景图片经过人工打分后，从其中随机抽取 3 572 张用于模型训练，剩下 2 570 张用于比较模型预测的结果。

本研究利用了基于残差网络的卷积神经网络模型对街景图片进行分类。近几年，在计算机视觉领域，深度卷积网络迅速发展，从最开始 5 层的“LeNet”到后来 22 层的“GoogleNet”，神经网络不断加深，识别准确率不断提高，但网络深度的大幅增加却也带来了瓶颈——当神经网络深度增加时，识别率先上升然后迅速降低。而 2015 年何开明等提出的深度残差卷积神经网络，成功缓解了由网络加深带来的这种退化问题，使网络学习能力显著提高^[43]。残差网络通过构造网络时加入“shortcut”连接，即每层的输出不是传统神经网络当中输入的映射，而是映射和输入的叠加，解决了深度网络的退化现象，大大提高了网络性能。因此本研究采用残差神经网络方法对街景图片进行分类，以提高图片识别的准确率。

由于用于模型训练的街景图片中具有非正规特征的图片相对较少，所以我们首先通过左右翻折的方式扩充图片集以解决图片的非平衡问题，同时随机减去一定数量人工打分为 0 分的图片。经过对图片的预处理，最终我们将 2 000 张标记好的街景图片作为数据集，并以 4:1 的比例分为训练集和验证集。训练模型时，所有经过人工打分后具有非正规性特征的图片被



6

归为一类，标记为1；剩余图片归为一类，标记为0。经过切割和尺寸压缩后每张图片尺寸为 $128 \times 128 \times 3$ （图像宽的像素个数 \times 图像高的像素个数 \times 通道个数）。模型训练在caffe框架上实现，经过200 epoch后收敛，最终得到79%的验证集准确率。

4 北京老城街道非正规性评价与识别结果

4.1 基于人工打分和机器学习相结合的城市非正规性在胡同中的空间表征与评价结果

对6142张街景照片进行人工打分后，1118张街景图片呈现非正规性特征，5024张图片不具有非正规性特征。5项指标出现次数从大到小依次为广告牌626次，沿街建筑加建127次，居民杂物、花架搭建以及自行摆放的座椅120次，传统立面改造65次，超出门店经营或摊贩53次。将每张街景图片各项指标得分进行相加，发现所有打分街景图片最高四分。得四分的街景图片具有广告牌混杂、明显外摆摊和摊贩、居民杂物堆放较多、传统立面改造较明显的特征。分值越低，街道景观越单一，各街道景观要素之间差异性越小（图4）。

用经过机器训练的模型自动对2570张已进行人工打分的图片进行分类，然后比较人工打分和机器学习方法的结果，发现两种方法判定结果一致的有1689张，占65.7%。判定不一致的有881张，其中含有697张是人工标记为不具有非正规性特征的图片，而模型判定为具有非正规性特征；其余184张情况相反。

根据机器学习模型输出的判定为非正规的可能性（probability），得到模型对该次判断的自信度（模型输出值越接近1对判定为非正规越有把握，反之越接近0对判定正规越有把握），即：

$$\text{confidence} = \begin{cases} \text{probability, if prediction} = \text{具有非正规性特征的图片} \\ 1 - \text{probability, if prediction} = \text{不具有非正规性特征的图片} \end{cases}$$

根据模型自信度排序，发现模型自信度越高的图片集中人工打分和模型分类结果重合率越高。结果如下：

$$\begin{cases} \text{confidence} \geq 90\%, \text{重合率为 } 70.0\% \\ \text{confidence} \geq 75\%, \text{重合率为 } 68.5\% \\ \text{confidence} \geq 60\%, \text{重合率为 } 67.1\% \end{cases}$$

重合率随“confidence”增加而递增的变化趋势，证明了模型判定标准与人工打分标准基本一致。

通过对比人工打分和机器学习判定不一致的街景图片发现，被机器学习判定为具有非正规性的图片，其中很大一部分包含停放在路旁的颜色不同的车辆，另外还有部分图片中出现的在胡同外围的高楼建筑、颜色鲜艳的标语、交通标志都会被机器识别为具有非正规性特征。被机器判定为不具有非正规性特征，而人工评价显示具有非正规性特征的图片包括居民沿街杂物的堆放、沿街建筑加建、临时建筑和距离视点较远的广告牌。计算机不能对上述建成环境要素进行识别。通过人工打分与机器学习结果的相互验证，一方面反映出基于人工主观性评价存在误差，另一方面反映出机器学习的内在弱点，即机器无法像人一样准确地对建筑结构和材料进行识别，反而会受到图片中物体颜色、形状等的干扰（图5）。

4.2 北京老城街道非正规性的空间分布规律

研究将街景图片的人工打分结果赋值在其所在街道上，得到北京老城城市非正规性在街道中的空间分布特征（图6）。在841条经过人工评价的胡同中，平均得分3-4分的胡同共11条，2-3分胡同共66条，1-2分胡同144条，0-1分胡同154条，不具有非正规性特征的胡同466条。

如图，非正规性特征较明显的地区在北京老城中主要包括：西城区新街口及以西片区，大栅栏地区西侧、香厂地区；东城区南北锣鼓巷地区，雍和宫地区东侧，东四三条至八条，张自忠路南地区，磁器口以南片区。通过对上述地区的街景图片比对可发现，非正规性特征较明显的地区一般具有如下特征：摊贩聚

集明显，居民日常生活服务类为主的商业聚集明显，沿街房屋加建较多。相反，在北京老城中非正规性特征不明显的地区主要分布在东城区东四南地区，西城区前门以西地区，阜成门内大街地区，什刹海北部地区。通过对上述地区的街景图片比对，结合文献资料发现，非正规性不明显的地区分为以下三类：第一类地区曾是达官显贵居住之所，现存文保单位集中，街道进行过更新改造，有经过设计的街道家具和绿植的布置；第二类地区中，胡同两边已不是传统的四合院为主的居民区，而是以多层住宅楼房为主的门禁小区或是单位用房；第三类是环境较为破败的胡同，其中没有商贩经营，也没有居民自发在街道上形成的休闲空间（图6）。

5 结论以及讨论

本文试图基于街景图片数据，对“城市非正规性”这一本难以测度甚至不可测量的城市社会空间概念进行大规模量化测度。通过将人工打分与机器学习的方法相结合，对北京老城城市非正规性在街道建成环境中的空间表征进行识别与测度，对两种方法的测度结果进行比对并相互验证。研究发现，首先，人工打分的优势在于研究者可以较为准确地判断图片中能够反映非正规性特征的空间要素，反观机器学习主要是对图片中物体的颜色、形状、文字等物理性特征进行识别，对整体环境要素的识别能力相对较弱。尤其在非物质空间，即城市社会空间的测量中，机器无法准确判断环境要素对特定的社会空间维度的反映，人工打分是基于经验判断的图像识别，往往较为准确。但是，在对图片进行人工评分，尤其是多个指标综合打分时，难以避免人为判断的主观性，打分者认知的差异会带来评分误差，而将人工打分的图片用于机器学习模型训练会进一步加大机器学习的误差。另外，人工打分难以对大规模的图片进行评分，而机器学习在大规模评分方面具有显著优势。第二，城市非正规性

- 北京老城城市非正规性在街道中的空间分布
- 北京老城城市非正规性空间表征明显和不明显的地区

- The spatial distribution of Urban Informality in Street Built Environment in Beijing old city
- The conspicuous and un conspicuous areas about the spatial representation of urban informality in Beijing old city



7

在北京老城街道中的空间分布特征间接反映出北京老城非正规就业群体、外来流动人口的微观空间聚集情况。不具有街道非正规性的历史地区共有三类：第一类是已经过老旧平房改造的地区，现状为现代居住小区或单位用房；第二类是历史上达官显贵集中居住的地区，现留存有较多文保单位，街道已进行整体修缮；第三类是环境较为破败的胡同，其中没有商贩经营，也没有居民自发在街道上形成的休闲空间。这一结论间接支撑了历史城区城市非正规性和老城区贫困情况之间的关联。第三，城市非正规性特征较为明显的街道大部分具有较高的街道活力，但也存在街道环境混乱的情况，因此，城市非正规性在北京老城中的空间分布特征可以为相关部门进行街道环境分类化整治和环境改善提供参考。

在后续的研究中，可以探索新的技术方法来训练模型进行机器学习，进行三角验证，以此降低机器学习结果与实际不符的概率，开展基于机器学习的城市非正规性空间表征的大规模识别，开展城市非正规性与城市贫困之间的关联研究。

参考文献：

- 张廷吉, 张磊. 城镇非正规就业与城市人口增长的自组织规律[J]. 城市规划, 2016, 40(10): 9-16.
- International Labour Office. Employment, incomes and equality: a strategy for increasing productive employment in Kenya; report of an inter-agency team financed by the United Nations development programme[M]. International Labour Office, 1973.
- 胡鞍钢, 马伟. 现代中国经济社会转型: 从二元结构到四元结构(1949—2009)[J]. 清华大学学报(哲学社会科学版), 2012(1): 56-57.
- 陈焯, 魏小春. 城市街道空间的非正规化演变——武汉市汉正街的案例(1988—2013年)[J]. 城市规划, 2013, 37(04): 74-80.
- Gehl J, Koch J. Life Between Buildings: Using Public Space[M]. Van Nostrand Reinhold, 2011.
- Whyte W H. The social life of small urban spaces[M]. Washington, DC: The Conservation Foundation, 1980.
- Kim A M. The Mixed-Use Sidewalk: Vending and Property Rights in Public Space[J]. Journal of the American Planning Association, 2012, 78(3):225-238.
- Elshestawty Y. Where the sidewalk ends: Informal street corner

encounters in Dubai[J]. Cities, 2013, 31(2):382-393.

[9] Yeo S J, Heng C K. An (extra) ordinary night out: Urban informality, social sustainability and the night-time economy[J]. Urban Studies, 2014, 51(4): 712-726.

[10] Liu M Y, Lin S, Ramalingam S, et al. Layered Interpretation of Street View Images[J]. Computer Science, 2015, 10: 393-396.

[11] Odgers C L, Caspi A, Bates C J, et al. Systematic social observation of children's neighborhoods using Google Street View: a reliable and cost-effective method[J]. Journal of Child Psychology & Psychiatry, 2012, 53(10):1009.

[12] Kelly C M, Wilson J S, Baker E A, et al. Using Google Street View to Audit the Built Environment: Inter-rater Reliability Results[J]. Annals of Behavioral Medicine A Publication of the Society of Behavioral Medicine, 2013, 45(1):108-112.

[13] 里德·尤因, 苏珊·汉迪, 江文婧, 等. 测量不可测的: 与可步行性相关的城市设计品质[J]. 国际城市规划, 2012, 27(5): 43-53.

[14] 唐婧娟, 龙瀛, 翟炜, 等. 街道空间品质的测度、变化评价与影响因素识别——基于大规模多时相街景图片的分析[J]. 新建筑, 2016(5): 110-115.

[15] 唐婧娟, 龙瀛. 特大城市中心区街道空间品质的测度——以北京二环路和上海内环为例[J]. 规划师, 2017, 33(2): 68-73.

[16] 李诗卉, 杨卓, 梁潇, 等. 东四历史街区: 基于多时相街景图片的街道空间品质测度[J]. 北京规划建设, 2016(6): 39-48.

[17] 茅明睿, 储妍. 规划云平台: “互联网+”规划公众参与的实践[R]. 北京市城市规划设计研究院, 2015.

[18] 周垠, 龙瀛. 街道步行指数的大规模评价——方法改进及其成都应用[J]. 上海市规划, 2017(1): 88-93.

[19] Liu L, Silva E A, Wu C, et al. A machine learning-based method for the large-scale evaluation of the qualities of the urban environment[J]. Computers, Environment and Urban Systems, 2017, 65: 113-125.

[20] 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.

[21] Naik N, Philipoom J, Raskar R, et al. Streetscore-predicting the perceived safety of one million streetscapes[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops, 2014: 779-785.

[22] Dubey A, Naik N, Parikh D, et al. Deep Learning the City: Quantifying Urban Perception at a Global Scale[M]. Springer International Publishing, 2016.

[23] Salesses P, Schechtner K, Hidalgo C A. The collaborative image of the city: mapping the inequality of urban perception[J]. Plos One, 2013, 8(7): e68400.

[24] Naik N, Kominers S D, Raskar R, et al. Do people shape cities, or do cities shape people? The co-evolution of physical, social, and economic change in five major US cities[R]. National Bureau of Economic Research, 2015..

[25] Hwang J, Sampson R J. Divergent Pathways of Gentrification: Racial Inequality and the Social Order of Renewal in Chicago Neighborhoods[J]. American Sociological Review, 2014, 79(4):726-751.

[26] 侯仁之. 元大都城与明清北京城[J]. 故宫博物院院刊, 1979(03): 3-21+38.

[27] Klumpner H, Brillembourg A, Tamayo A B. Urban Think Tank. Informal City: Caracas case[M]. Prestel, 2005: 39.

[28] McFarlane C. Rethinking Informality: Politics, Crisis, and the City[J]. Planning Theory & Practice, 2012, 13(1):89-108.

[29] Zhang L. The political economy of informal settlements in post-socialist China: The case of chengzhongcun(s)[J]. Geoforum, 2011, 42(4):473-483.

[30] Dovey K. Informal urbanism and complex adaptive assemblage[J]. International Development Planning Review, 2012, 34(4): 349-368.

[31] 王晖, 龙元. 第三世界城市非正规性研究与住房实践综述[J]. 国际城市规划, 2008, 23(6): 65-69.

[32] 张庭伟, 吴浩军. 关于东南亚城市发展研究的几个问题[J]. 规划师, 2008, 24(3): 79-85.

[33] Chase J, Crawford M, Kaliski J. Everyday Urbanism[M]. New York: Monacelli Press, 2008.

[34] Kamel N. “Learning from the Margin: Placemaking Tactics.” [A]//Mukhija V, Loukaitou-Sideris A. The Informal American City: Beyond Taco Trucks and Day Labor. Cambridge, MA: MIT Press, 2014:119-36.

[35] Mukhija V, Loukaitou-Sideris A. The Informal American City: Beyond Taco Trucks and Day Labor[M]. The MIT Press, 2014.

[36] Bunnell T, Harris A. Re-viewing informality: Perspectives from urban Asia[J]. International Development Planning Review, 2012, 34(4):339-348.

[37] 张敬淦. 北京规划建设五十年[M]. 北京: 中国书店, 2001.

[38] 曲蕾. 边缘化: 全球化背景下北京旧城历史街区的处境[J]. 北京规划建设, 2004(02): 68-71.

[39] Park R E. Introduction to the Science of Sociology[M]. Chicago: University of Chicago Press, 1921.

[40] Abbott A. Of Time and Space: The Contemporary Relevance of the Chicago School[J]. Social Forces, 1997(75):1149-1182.

[41] Sampson R J, Raudenbush S W. Systematic Social Observation of Public Spaces: A New Look at Disorder in Urban Neighborhoods[J]. American Journal of Sociology, 1999, 105(3):603-651.

[42] 边兰春. 怀旧中的更新, 保护中的发展北京什刹海地区历史文化景观的保护与整治[J]. 城市环境设计, 2009(3): 16-31.

[43] He K, Zhang X, Ren S, et al. Identity Mappings in Deep Residual Networks[C]// European Conference on Computer Vision. Springer, Cham, 2016:630-645.

Synopsis

How to understand urban informality in street built environment? In the process of rapid urbanization, a large number of informal workers enter mega cities. Therefore, urban streets have become a vital space for those lower entry-level industries undertaken by these groups. On the one hand, informal workers agglomerate on streets, and illegally occupy streets with unregulated roadside business activities, changing daily life of the streets consciously or unconsciously. On the other hand, residents who live along the streets continuously change street built environment based on their own daily needs.

The existing studies about urban informality in street built environment mainly use qualitative research method, combining interview and participatory observation with environment-behavior study method, and on-going field studies of particular streets. However, such method has its limitation when identifying and analyzing spatial distribution of urban informality in large-scale space. The emergence of big data derived from street-view images has provided a vital source of data for street studies. Manual evaluation and Machine Learning based on data derived from street-view images as a survey tool has proved to be an effective way of cognizing built environment. However, through cognizing street-view images, most of these studies focus on physical spaces or environmental aspects of built environment, very few of them tend to establish the relationship between social conditions and built environment. Besides, manual evaluation and machine learning have their drawbacks to identifying and analyzing street-view images. Therefore, this paper aims for two main study objectives. The first is to explore new methodology that can combine manual evaluation with machine learning as a way to resolve the drawbacks to the two individual methods. The second is to cognize urban informality by means of street-view images, in which social aspects of street built environment in large-scale space are revealed. Originally such information was not able to be surveyed. It is expected to improve the clarity in describing aspects of spatial distribution of urban informality. The result is useful for categorical street renovation in the future.

The empirical research extracted data set from Tencent's street-view images of 841 streets in the area of 62.5 km² in Beijing old city. We obtained 1886 street-view locations with 4 images of each direction, 7544 street-view images in total. After filtering out some pictures manually, we arrived at a data set of

6142 Hutong images that are relevant to the research topic.

Summarized from previous literatures, street informality embodies three aspects: changes brought about by informal workers; reconstructions based on individual demands without government's guidance; changes resulted from daily-living behaviors, including peddling, mendicity, graffiti, street vendors, and façade reconstruction led by community.

However, these three representations of street informality are not practical for evaluation. This is because researchers cannot determine whether the street has been changed by informal employers and behaviors or not, and the difference between guided reconstruction and unauthorized reconstruction cannot be identified as well. Therefore, after careful field observation of streets in historic conservation areas in Beijing old city, we further developed the concept of street informality into operational guidelines to establish our evaluation system. In our research, street informality is graded in terms of five factors: billboards inconsistent with traditional style or material, façade reconstruction inconsistent with traditional style, vendors selling outdoor or randomly along the street, unauthorized construction additional to the houses along the street, and household objects placed outdoor by residents. Each image is graded by the number of factors identified, with a maximum score of 5 points and a minimum of 0 point.

Manual evaluation was conducted by two researchers, who first graded the 400 images randomly selected from the field observation, and then compared the results and discussed the ones with distinctively different scores, to unify the grading criteria followed by another round of grading. 6142 images were graded by these two researchers, in which 3572 were randomly selected to become the training set to train the machine learning model, while the rest of 2570 were used to compare the respective performances of manual evaluation and machine learning.

Through comparing the evaluation results conducted by the researchers and the model, pros and cons are identified in both evaluation methods. Firstly, the manual evaluation is better at accurately identifying informal factors, while machine learning model makes evaluation mostly based on physical features, like colors, shapes, etc., making it less effective in understanding overall environment. Especially when evaluating urban social space, which tends to be an issue, machine learning models cannot identify intangible factors. Secondly, although

empirical-based manual evaluation is relatively accurate in most of the cases, human subjectivity is still inevitable especially when the grading system is cross-referenced with multiple factors. Errors caused by cognitive differences between scorers can further increase the error of machine learning model. Thirdly, it's hard to conduct manual grading on a large amount of images, while machine learning model has great advantage under such circumstance.

The results of manual evaluation of street-view images were correlated with 841 streets in Arcmap, reflecting the spatial distribution of urban informality in street built environment in Beijing old city. Comparing the street-view images in relevant areas, the paper finds that the streets characterized with urban informality tends to have following features: firstly, there is more vendors on the street-level; secondly, street-level businesses are mostly petty trades; thirdly, there are more extensional buildings along the streets. By contrast, there are three types of street built environments which bear no sign of urban informality: firstly, former historical districts that have become new urban blocks through regeneration process; secondly, areas once inhabited by the privileged class in the past and left with large amount of historic heritages; thirdly, run-down laneways with no activity of street vendors and recreational space for local residents.

作者单位：清华大学建筑学院
中国人民大学信息学院
清华大学建筑学院
清华大学恒隆房地产研究中心
作者简介：甘欣悦，女，清华大学建筑学院 博士研究生
余天唯，女，中国人民大学信息学院 本科生
龙瀛，男，清华大学建筑学院，清华大学恒隆房地产研究中心 博士，副教授，博士生导师（本文通讯作者，ylong@tsinghua.edu.cn）
收稿日期：2017-11-15
基金项目：本文受国家自然科学基金面上项目“中国收缩城市的精细化识别、空间表征与规划机制研究”（项目编号：51778319）的资助