

# 基于人工智能生成技术的城市街道空间感知与未来风貌预测

王天莲<sup>1,2</sup>

(1. 天津大学 建筑学院, 天津, 300072; 2. “建筑文化遗产传承信息技术” 文化和旅游部重点实验室, 天津, 300072)

**【摘要】**街道空间是居民公共生活的载体。伴随人工智能技术的推广, 融化了原本存在于各个独立专业领域之间的壁垒, 赋予传统街道空间的感知与设计更多的可能性。研究建立街道地域化特征评价指标模型, 以香港尖沙咀片区为例, 将城市街道的地域化特征以多个元变量来定义, 并以变量的增减与权重变化来量化城市街道风貌特征。借助语义分割、seaborn 等数字化工具定量分析城市在历史进程中地域化风格组成与变迁特征, 并通过代入相关假设来对未来的城市风貌变化做出预测。利用生成式 AI 工具批量学习历史与当下建筑风格, 通过调整 AI 模型的权重实现多个元风格的融合与迁移, 并以此来达到对未来城市地域化风貌的假设与预测。AIGC 技术在街道风貌生成的应用可帮助使用者设计和评估城市街道设计方案, 为街道空间和建筑形态设计提供重要依据。

**【关键词】**人工智能生成; AIGC; 深度学习; 街道空间感知; 街景图像; 风格迁移

**【中图分类号】**TU984

**【文献标识码】**A

从 Web1.0 时代的信息单向传递, 到 Web2.0 时代的人可以接收并传递信息, 如今我们已进入了人与信息全新连接并实现人机交互的 Web3.0 时代。人工智能与语义网络的构建使得内容消费需求进一步增长, 个性化需求凸显, AIGC 作为时代全新的生产工具带来了新的转机。

AIGC (Artificial Intelligence Generated Content) 即利用人工智能技术自动生成内容, 是继专业生成内容 (PGC) 和用户生成内容 (UGC) 之后的一种新型内容生成方式。AIGC 是基于生成对抗网络 GAN、大型预训练模型等人工智能技术, 利用已有数据寻找规律, 并通过适当的泛化能力生成相关内容的技术集合。

## 1 AIGC: 内容生产力的革命

AIGC 的出现是一场技术的革新, 更是一种内容生产方式的变革。利用人工智能模型进行内容生成, 不仅在生产效率上极大提升, 同时也通过知识的重新组合而创造出新的独特价值与独立视角。

### 1.1 AIGC 的发展历程

AI 技术的发展大概可分为四个阶段 (图 1): 萌芽阶段 (1950s-1990s), 沉淀积累阶段 (1990s-2010s), 快速发展阶段 (2010s-2021 年), 井喷式发展阶段 (2022 年)<sup>[1]</sup>。

在早期的萌芽阶段, AI 以逻辑推理为主, 其主要聚焦于认知层面, 在科技水平的限制下仅进行小范围的实验。在沉淀积累阶段, 人工智能技术从实验场景转向生产应用场景, 伴随着算力设备 (GPU, TPU) 性能的提升, 普及的互联网为人工智能算法提供了海量的训练数据基础, 使得人工智能开始聚焦感知、认知和决策。进入快速发展阶段, 各类深度学习算法不断进行迭代, 生成内容及应用场景更加广阔, AI 聚焦学习环节, 重点关注大模型的建设, 其能力覆盖学习和执行, 生成效果具备标准化和自主的能力。2020 年被称为 AIGC 的元年, 扩散模型的广泛应用使得人工智能具备商业化的基础, AI 技术聚焦于

人机交互, 并重点关注人类对人工智能的训练及反馈。人工智能从实验模型扩展至商业应用, 开启了时代的新篇章。

### 1.2 AIGC 的应用场景

#### 1.2.1 AIGC 在设计领域中的应用

AIGC 的本质是场景与内容, 主要是基于数据、算法、算力三个要素的耦合共振。海量的数据为训练算法的精准度提供基础; 神经网络、深度学习等算法是挖掘数据智能化信息的有效途径; 算力是基础设施, 计算机芯片等载体为计算提供基本的运算性能。

目前 AIGC 的应用场景已经从间接的观察、预测, 扩展到直接的生成与决策, 从原来的固定化模板的复制到智能化的多元内容自主生成<sup>[2,3]</sup>。主要包括文本生成、音频生成、图像生成、视频生成, 以及图像、视频、文本之间的跨模态生成等 (图 2)。由 OpenAI 基于 GPT-3.5 开发的大型语言模型聊天机器人 ChatGPT 可以实现从文本到文本的生成; 由谷歌推出的 Imagen, 一个文本到图像的扩散模型, 具有前所未有的摄影现实主义程度和深刻的语言理解水平; 由 Preferred Networks 推出的 Crypko 可以创作上半身动漫形象; 谷歌推出的 DreamFusion 可以根据给定的文本创建 3D 模型; Murf AI 推出的人类语音生成器可以在几分钟内发出录音室质量的声音; 除此之外, AIGC 与虚拟数字人的结合, 推动了数字人实现语音生成、动画生成、音视频合成显示等多模态交互。

#### 1.2.2 建筑与城市设计中的 AIGC 技术

在建筑和城市设计领域中的 AIGC 技术在数字化和信息化的基础上不断发展, 伴随着地理信息系统的广泛应用, 数字化设计、计算机视觉等技术帮助设计师在分析、模拟及呈现上进行辅助设计。尤其是机器识别和深度学习技术的广泛运用, 使得 AIGC 技术贯穿建筑设计的全生命周期。

在设计之初, 通过对现状条件进行量化解析, 实现了对城市发展规律的挖掘, 以数据化呈现理性认知。例如唐芃等<sup>[4]</sup>利用 OSM 城市地理信息数据获取场地基础数据, 对场地肌理的融合度进行分析, 实现对历史街区肌理的量化评价; 卷积神经

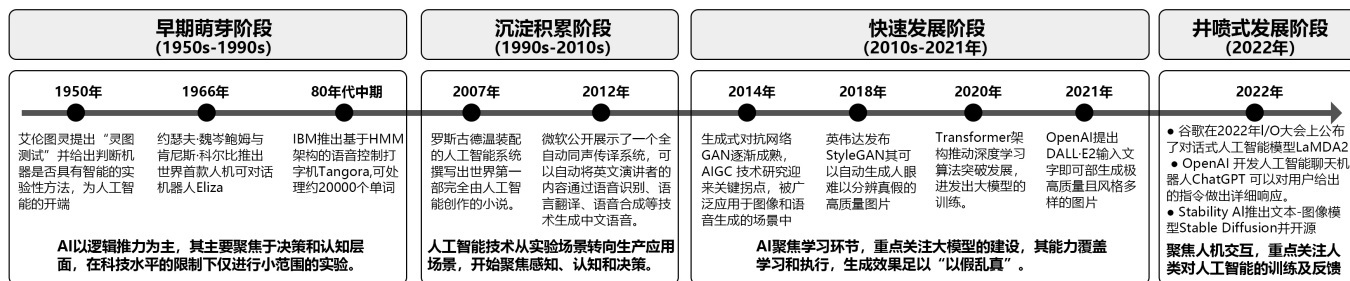


图1 AI技术的发展历史

资料来源：作者自绘



图2 AIGC的应用场景

资料来源：作者自绘

网络也可以在城市尺度上借助卫星图进行自动化的城市区块类型识别，将卷积神经网络的应用拓展到城市形态规划领域。

在设计方案阶段，通过生成式设计工具，如元胞自动机、多智能体模型和生成对抗网络实现模拟与生成式演算，为设计方案提供更多可能的选择。哈佛大学 Stanislas Chaillou 团队通过使用 ArchiGAN 进行公寓平面的生成，先生成建筑轮廓，再通过平面户型不同的数据标记和学习，实现从功能分区生成建筑平面；刘宇波<sup>[5]</sup>等使用 SchGAN 对小学校园和大学校园分别进行了训练，对于较为简单的小学校园，直接通过输入边界约束条件生成小学校园布局，而对于更为复杂的大学校园，第一步先生成功能分区图，再通过功能分区图生成建筑布局图，用户可以通过调整周边条件以及功能分区，生成不同的校园布局方案；小库团队利用二维图像风格迁移技术对优秀设计的案例图片进行分类整理，辅助设计师进行概念方案的效果图生成；李飏等<sup>[6]</sup>以 Cube1001 生成工具进行元胞自动生成建筑设计的探究，通过定义元胞周边相邻细胞的状态，来决定建筑单元是否拥有合理的采光条件，从而确定各单元体的位置和院落的虚实变化。

在方案生成后的模拟评估阶段，主要对建筑性能进行评估，并对环境性能分析进行优化。SMG 团队在阿里巴巴总部的设计方案中，利用遗传算法得到开窗的采光系数、能耗等参数的全局最优解，辅助设计师调整立面设计优化；张竞宇等<sup>[7]</sup>通过建立住宅智能节能设计平台，进行能耗模拟与节能优选，作为搜索和判断所有生成方案中最优空间形态的依据。同时利用生成对抗网络进行图像识别生成，通过深度训练实现平面图的识别与渲染，极大增加了设计人员在后期出图的效率。Phillip Isola 等通过利用 pix2pix 网络实现了从图像到图像的转换，实现从标签图合成相片和从线稿图重构对象，并可以给图片上色训练。

## 2 基于 AIGC 技术的街道空间感知

街道空间是城市公共空间的重要组成部分，容纳了日常活动与公共交流，是居民生活场景的“发生器”。随着时间的流逝，街道风貌特征是时代变迁的直接表征，历时性的变化情况和共时性的空间结构在街道空间“舞台”上共同呈现。关注街道空间品质，提高人居生活环境的舒适度已成为当前规划设计的核心。

### 2.1 现状问题：街道空间感知亟需高效的量化模型

目前对于街道空间的感知主要分为“定形”、“定性”和“定量”三个方向。“定形”的方式主要关注街道空间的几何形态与拓扑关系，从规划的角度对城市路网、街道布局及建筑密度等进行宏观把控，并对街道空间的宽度、密度、深度等单一指标进行参数计算。“定性”研究主要从美学视角关注街道的立面风貌，从认知视角将街道空间与人的情感、审美等感官体验进行联系，建立居民心理感受与街道空间品质的评价。“定量”研究包括运用语义差别法等数学模型对形态感知进行量化，通过获取兴趣点数据辅助城市设施布局及业态分布，通过层次分析法对各个评价因子进行整合量化。

街道空间的感知涉及多个要素和指标的控制，仅靠单一的“定形”分析，难以实现对其风貌的整体性评价。“定性”的感知方式主要依靠研究者的实地调研，将调研时的真实感受与场所品质评价相联系，并通过问卷调查等方法获得居民感受的一手数据。该方法需要大量的人工调研成本，调研者的主观判断将直接影响评价体系的结果。同时，街道空间是一个动态变化的过程，研究其风貌不应局限于某一静态的时间点，还应在历史维度中分析其演变特征，并从中分析影响街道空间变化的因素，实现跨时间尺度的动态观察。

因此，如何连续、大规模和准确地量化街道的空间特征，如何对街道空间进行客观的评估，建立全面的感知模型，同时实现在时间维度上的对比分析，如何结合分析数据对未来街道空间的风貌进行预测，这将是研究需要解决的问题。

### 2.2 解决策略：AIGC 技术为街道空间感知带来新途径

AIGC 通过利用生成对抗网络 (GAN)、扩散模型 (Diffusion Model) 等算法，实现了对数据的学习生成式设计，其强大的自主性和高效性为街道空间感知带来新途径。

在城市大数据中，街景图像的出现为街道空间的感知带来大量图像数据的基础，成为分析街道空间风貌的主要图片数据来源。通过网络爬取带有地理信息坐标的街景图片，可实现短

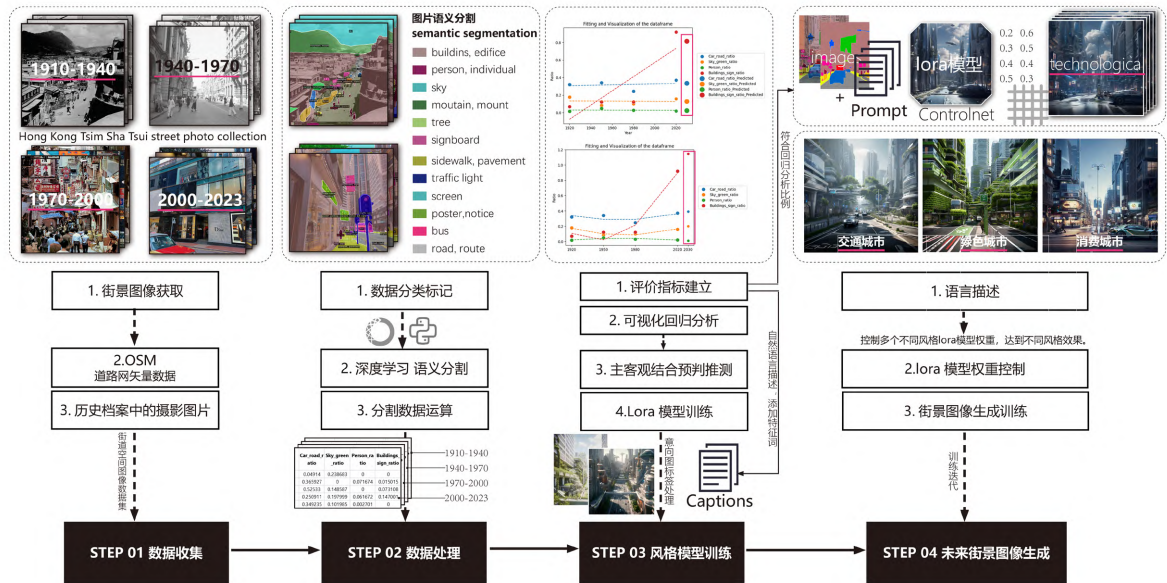


图 3 研究流程

资料来源：作者自绘

时间、大规模地对某一地区图像资源数据的获取。之后再通过构建街景图像语义分割模型，对组成街景图片的各个要素（建筑、天空、绿化、道路等）进行精确分割，并计算各个要素的占比、比值及要素边界数量，从而实现街道空间感知的量化分析。

其中主要运用 AIGC 技术中深度学习，将图像分割为具有标注语义信息的像素<sup>[8]</sup>。同时借助生成对抗网络（GAN），以一种无监督的方式对解析后的数据分布进行学习，通过多次迭代实现对街景风貌的聚类分析。基于深度学习的决策支持技术可基于对建筑图像信息的识别，支持设计者制定建筑形态风格设计决策，应用卷积神经网络建模技术，可建立建筑形态风格设计决策支持模型，通过对建筑形态风格训练集的学习，使之掌握不同风格的建筑形态构成规律，从而支撑设计者展开不同风格的建筑形态创作。

王浩翼<sup>[9]</sup>等利用机器学习中的深层生成模型将组成街道元素进行分割，判断出特定的环境要素与居民偏好的关系，进而通过训练生成对抗神经网络模拟街道实景，形成不同风格的街道立面图像；徐小童<sup>[10]</sup>等从居民在街道空间中的心理感受出发，将街景要素与评价维度（美观、活力、安全、富裕、无趣等）建立联系，建立综合的街道品质评价标准；王昭雨，庄惟敏<sup>[11]</sup>等将图像深度学习应用于历史街区更新实践中，通过对不同年份街区图像的获取，结合深度学习技术实现了对历史街区的动态化评估；Liang 等<sup>[12]</sup>利用街景图像揭示城市视觉环境的时空演变，通过聚类分析从时间和空间演变的两个维度发掘城市街道空间的变化规律，将时间要素引入了街道空间的感知中，实现了对街道视觉特征变化的历时性分析；Chen 等<sup>[13]</sup>结合使用传统地理空间遥感数据和街景图像对街道公共开放空间进行自动评估，从主观和客观两个角度的指标进行研判，并结合计算机视觉技术（CV）算法对街道公共空间的视觉特征进行检索，结合从 SVI 中提取的特征，构建深度学习模型来预测人类对城市建成环境的感知。

本文通过获取街景图片和历史图像，作为连续、大规模和

准确地量化街道的空间特征的基础数据集。利用深度学习构建语义分割模型，对街道空间进行客观的量化评估，建立全面的感知量化模型。利用 AIGC 技术，调整模型权重对生成街道风格化图像，从时间维度实现了对街道空间的历时性分析与未来风貌预测。

2.3 研究流程

研究设计包括以下四个步骤（图 3）：①获取研究对象区域的街景图片、道路网矢量数据和历史档案中的摄影图片作为基础的图片数据集；②利用深度学习的语义分割对数据进行分类标记，将图像中的各个要素进行颜色区分；③建立街景要素的评价指标，并对样本集进行可视化分析；④根据评价指标结合主观预判，确定未来城市空间风格，并训练 lora 模型，生成未来街道空间图像。

3 利用深度学习对街道空间进行量化解析

3.1 街道空间图像数据获取

随着互联网的发展，获取街道空间图像的数据来源十分广泛，主要包括社交网站的用户上传图片、街景地图、无人机倾斜摄影图片、历史档案的照片记录等途径。

以图片分享为主的社交媒体平台，如小红书、微博等，所包含的图片信息量大，清晰度高，用户在上传时会进行地理坐标的标注，并对图像进行关键词的描述，通过标签可对图像进行快速的筛选。但由于博主在上传图片主要以分享日常生活等形式，所拍摄内容极易关注街道空间中的某一单一要素，如路灯、店招、路牌等，难以获得对整个街景全貌描述的图片，因此对本研究的价值较小。无人机倾斜摄影主要以获取街道空间鸟瞰视角为主，对于人视点数据的获取，飞行器容易受到街道行人和车辆的干扰，难以快速获取街景图片。街景图像的开源数据在近些年得到广泛应用，为批量化描述街道空间提供基础，在数据规模、获取容易性和数据质量上具有极大优势。但无论是百度街景还是谷歌街景数据库，都仅包含近十年左右的数据，



图4 研究范围与重要点

资料来源：作者自绘

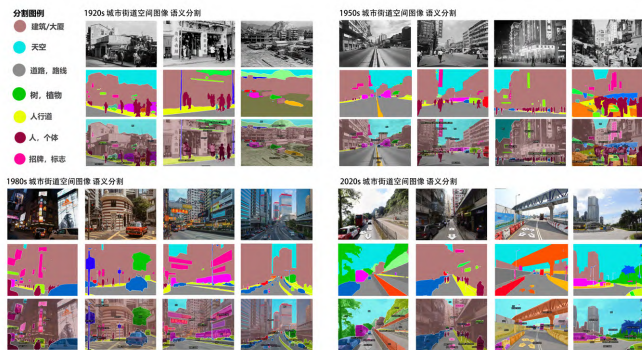


图5 街景图像语义分割

资料来源：作者自绘

对于更早期的历史图片数据仍存在空白。

因此研究主要采用百度街景图像作为主要的数据集，通过开源网络爬取全景静态图数据。同时利用 OSM (Open Street Map) 获取香港九龙半岛尖沙咀片区道路网矢量数据，将街景图片与真实的道路地理坐标一一对应，输出带有位置信息的图片基础数据。由于百度街景地图的“时光机”功能的局限性，仅可获取 2014 年、2017 年和 2020 年的图像数据，更早期的数据，需要利用历史档案中的摄影图片进行补充。借助香港历史博物馆中的电子资源，可获取香港早年街区风貌的历史图片，对已有历史图片的数据集进行补充。同时借助搜索引擎中“以图搜图”的功能，可以进一步扩大历史图片数据库。

最终研究以每 50m 为间隔点，爬取香港尖沙咀片区 11 条街道的街景图像 1141 张（2020 年数据 612 张，2014 年数据 529 张），选取重要点 5 个，并获取 1920 年代、1950 年代、1980 年代和 2000 年代有效的历史街景照片 214 张。该数据集不仅包含了街区某一时间的街景图像信息，还包含不同年代的综合情况，实现了对街道空间的历时性分析的数据基础（图 4）。

### 3.2 街道空间图像语义分割

利用卷积神经网络 (CNN) 对获取的街道图像进行语义分割，将要素类别与图片的每个像素关联，实现对构成街道空间的各个要素（建筑、绿化、车辆等）精准识别，并以不同 RGB 颜色数值进行区分标记，以便后续建立评价指标模型。研究采用深度学习的 SegNet 模型算法，选取与城市景观相关的 ADE20K 数据集，进行 150 种语义标签标注类别（图 5）。

王天莲：基于人工智能生成技术的城市街道空间感知与未来风貌预测

### 3.3 街道空间评价指标建立

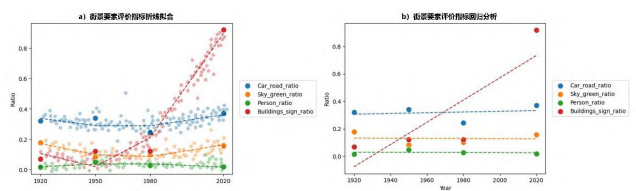
首先对街道构成要素的占比进行分析。选取车与道路占比、天空与绿化占比、人的占比、招牌与建筑的占比四类作为街道空间的评价指标（图 6）。计算方法为分割图中的特征颜色像素与整张图像素的比值。车与道路的占比反映出街道空间的交通情况，进而可以感知街道空间的可行性；天空与绿化的占比反映街道空间的绿视率和天空可见度，感知空间的开敞程度与视觉体验；人的占比反映出街道的人群密度，感知街道空间的活力；建筑与招牌的占比反映出街道的围合程度，进而区分生活型街道与商业性街道的属性。

|                      | 1920     |                      | 1950     |                      | 1980     |                      | 2020     |
|----------------------|----------|----------------------|----------|----------------------|----------|----------------------|----------|
| Car_road_ratio       | 0.320033 | Car_road_ratio       | 0.340045 | Car_road_ratio       | 0.244085 | Car_road_ratio       | 0.371914 |
| Sky_green_ratio      | 0.177910 | Sky_green_ratio      | 0.082399 | Sky_green_ratio      | 0.100058 | Sky_green_ratio      | 0.159106 |
| Person_ratio         | 0.015149 | Person_ratio         | 0.048504 | Person_ratio         | 0.028105 | Person_ratio         | 0.019647 |
| Buildings_sign_ratio | 0.070227 | Buildings_sign_ratio | 0.122019 | Buildings_sign_ratio | 0.121818 | Buildings_sign_ratio | 0.918967 |

图6 街道空间构成要素占比

资料来源：作者自绘

其次对街景构成要素指标进行拟合分析。通过对不同年代街景语义分割图片数据的分析，结合上述四类评价指标，利用机器学习的 seaborn 与 matplotlib 工具形成各要素评价指标的折线拟合图，进而清晰反映各要素的增减情况与变化幅度。同时对不同年代指标进行线性回归分析，探究在时间维度下各要素的占比变化（图 7）。由分析结果可知，香港尖沙咀片区的街道空间绿化比例在不断增加，同时建筑在街道空间的占比也不断上升，街道开阔度下降，直接影响人在街道空间中的视觉感知与空间体验感降低。在回归分析中，对比不同年代的变化情况，建筑物的比例显著升高，其余指标在不断上升，但变化较为平缓。



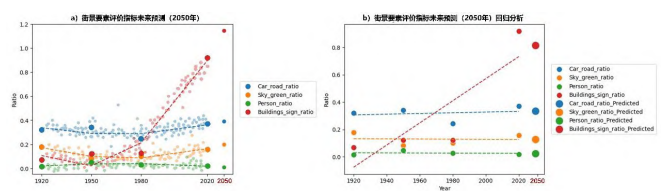
A) 评价指标折线拟合图

B) 评价指标回归分析

图7 街景要素评价指标分析

资料来源：作者自绘

最后通过深度学习对未来街道构成要素进行预测。基于深度学习算法，对已有历史年代数据的变化情况进行学习，进而可以预测出未来（2050 年）各个分类要素的变化情况与具体比例（图 8）。对于各个指标的预测，直接影响未来街道空间风貌的形成，为未来街道空间规划提供数据支撑。



A) 评价指标未来预测折线拟合图

B) 评价指标未来预测回归分析

图8 街景要素评价指标未来预测

资料来源：作者自绘

## 4 利用扩散模型对街道空间未来风貌预测

当代城市的地域性风格是个难以定义与捕捉的变化体。不同时期，同样的城市倾向于展现出丰富多变的风格，其地域性特征也在随着时间的推移而发生转变。如何基于不同的假设去预测城市的未来风格成为一个富有挑战也颇为有趣的话题。如若将一个城市的地域化特征以多个元变量来定义，那么城市风貌的变迁便是这些变量的增减与权重变化后所带来的结果。

研究通过对街景图像的语义分割，构成要素的识别评价指标的建立实现了对街道空间的量化感知，以直观的数据描述城市风貌。借助深度学习模型，对未来街道的发展进行预测，下文将以扩散模型为基础，以量化结果为依据生成街道的未来风貌形态图片。

### 4.1 图像生成工具：Stable Diffusion

Stable Diffusion 是由 Stability AI 公司在 2022 年发布的用于图像自主生成的扩散生成模型，并提供了开源的大模型供用户进行个性化的模型训练。其主要基于扩散模型（diffusion model）的生成算法，扩散模型通过增加噪声破坏训练数据来学习，然后找出如何逆转这种噪声过程以恢复原始图像，实现了短时间内仅利用文字描述或参考图像，就生成不同风格的图片。研究在开源大模型 sd-v1-5 的基础上，通过调节具体邻域的细分权重，训练 Lora 模型进行街道空间的风格化预测。

### 4.2 风格迁移：模型风格化训练

根据评价指标对未来风格进行假设预判。结合客观评价指标的线性回归分析与主观假设，在未来城市街道空间中，当车与道路中的占比不断扩大时将导向“交通城市”；当天空与绿化的占比扩大将形成“绿色城市”，当建筑与商业店招的占比不断扩大将形成“消费城市”。因此研究将针对这三种街道空间的风格进行模型训练。

构建模型训练集。根据假设的三种未来的街道空间风格，准备相关意向风格图片。首先对训练集意向图片的分辨率调整为统一大小。接着对每张图像进行标签标注，主要使用 stable diffusion 中的 train 命令进行自动打标，生成自然语义的描述，再用 Booru Dataset Tag Manager 进行人工添加标签，以便在后续模型训练中帮助计算机进行分类。

Lora 模型训练。在 Auto DL 云平台上基于 kohya-ss 训练脚本进行模型训练，将具有标签和图像对应的训练集输入，通过每张素材图的训练步数（1000-1500 次）和学习率（0.01-0.03）来控制模型训练精度，并对输出的模型进行测试筛选（图 9）。

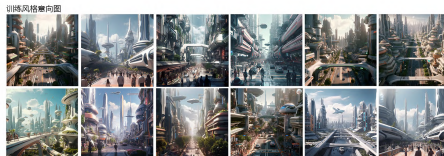
### 4.3 风貌预测：未来街景图像生成

通过 lora 模型训练形成街道空间的三种风格：“交通城市”“绿色城市”和“消费城市”。之后将模型载入 stable diffusion 中进行街景图像的生成式设计。研究选取广东道、金马伦道和东么地道三个点位街景图像作为底图，利用扩散控制网络（Control Net）辅助语义分割图的边缘分析，生成未来的街景图像，探索设计合理的城市要素，从而构建未来舒适、宜居的城市街道空间意象（图 10）。

#### 模型训练集 01——“交通城市”风格

语义标签描述词：  
sunset, a futuristic cityscape with a large, busy highway filled with cars and a train running down the middle.  
The city is filled with numerous skyscrapers, creating a dense urban environment.  
The highway is bustling with traffic, including numerous cars and a truck, while the train runs smoothly alongside it.  
The cityscape is a mix of modern architecture and technology, showcasing a vision of the future.

#### 训练风格意向图



#### 模型训练集 02——“绿色城市”风格

语义标签描述词：  
futuristic space in a jungle a futuristic rethink, in the style of minimalist cityscapes, majestic ports, white and green, terraced cityscapes, neo-academism, redshift, futuristic city by arthur anderson, in the style of metropolis meets nature, dark white and green, terraced cityscapes, seapunk, nebulous forms, zen-inspired exotic landscapes, symmetrical design seapunk, nebulous forms.

#### 训练风格意向图



#### 模型训练集 03——“消费城市”风格

语义标签描述词：  
Modern town commercial street The road after rain clean sky.  
The neon lights of the city flicker as rain pours down in sheets, casting an eerie glow over the dark alleyways and towering skyscrapers.  
The sound of hovercars zipping overhead mixes with the static of neon signs, creating a chaotic symphony of noise.  
colourful city lights, neon signs

#### 训练风格意向图



图 9 风格模型训练集与语义标签描述词

资料来源：作者自绘

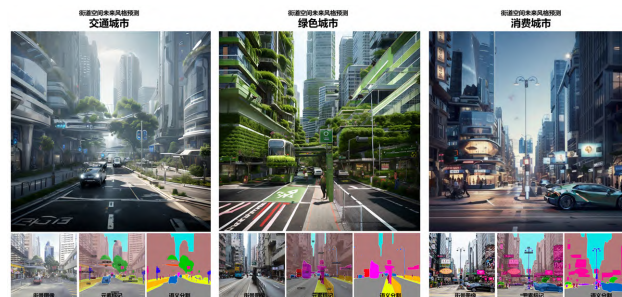


图 10 未来街景图像生成

资料来源：作者自绘

## 5 结语

研究基于深度学习技术对街道空间进行量化感知，通过获取不同时期的历史图片和街景图片作为基础数据集，利用 SegFormer 算法训练语义分割模型，进而得出街道各组成要素的占比。结合已有研究，以车与道路占比、天空与绿化占比、人的占比、招牌与建筑的占比作为街道空间的评价指标，对不同时期的街道空间进行评估。对各指标结果进行回归分析，发掘建筑与招牌的占比在时间序列上变化最大；构建时间序列预测模型，对 2050 年数值进行预测。基于量化数据，并结合主观假设，利用 AIGC 技术训练风格模型对未来的城市风貌变化做出预测。

研究着眼于实践应用场景，对多源数据进行灵活运用，可辅助未来的城市规划与城市更新，建立街道空间风貌决策支持模型，通过对街道空间风格训练集的学习，使之掌握不同风格的形态构成规律，为设计者提供更多方案的可能性。利用 AI 进行生成的街道风貌图片可以用于多种场景，例如电影、游戏的背景设计，生成的应用场景由智能复刻和虚拟仿真朝面向 2B、2C 领域的细化场景、虚拟陪伴、超个性化实时互动的延展领域过渡。未来的研究工作将进一步拓宽数据集和模型训练集，结合遥感影像图像和附带地理信息的倾斜摄影图像数据（建筑数据单体化）进行多源的数据综合测评研究。

AI 技术或可优化传统设计工作流的组织模式，或可辅助设

计师快速完成某个重要的节点任务，或可赋能设计师过往经验，以创造新的风格，并形成新的思维方式。但无论何种，都将成为对传统智慧的挑战，也将成为未来创新的契机。△

#### 【参考文献】

- [1] 詹希旒, 李白杨, 孙建军. 数智融合环境下 AIGC 的场景化应用与发展机遇 [J]. 图书情报知识, 2023,40(1):75-85, 55.
- [2] 刘智锋, 吴亚平, 王继民. 人工智能生成内容技术对知识生产与传播的影响 [J]. 情报杂志, 2023,42(07):123-130.
- [3] 祝智庭, 戴岭, 胡姣. 高意识生成式学习: AIGC 技术赋能的学习范式创新 [J]. 电化教育研究, 2023,44(06):5-14.
- [4] 唐芃, 王笑, 李金泽. 历史地段多尺度层级形态中的数字化解析及设计应用 [J]. 城市环境设计, 2022(01):250-257.
- [5] 邓巧明, 欧恒, 王子安, 等. 基于 GAN 模型生成总平面布局的二维图像识别与三维立体生成研究——以小学校园为例 [C]//2021 年全国建筑院系建筑数字技术教学与研究学术研讨会暨 DADA2021 数字建筑学术研讨会, 湖北武汉, 2021.
- [6] 李飏, 钱敬平. “细胞自动机”建筑设计生成方法研究——以“Cube1001”生成工具为例 [J]. 新建筑, 2009(03):103-108.
- [7] 张竞予, 刘念雄, 王珊珊, 等. 节能性能导向住宅建筑智能生成设计方法与工具平台 [J]. 建筑学报, 2022(02):22-27.

王天莲: 基于人工智能生成技术的城市街道空间感知与未来风貌预测

- [8] 陈淮源, 张广驰, 陈高, 等. 基于深度学习的图像风格迁移研究进展 [J]. 计算机工程与应用, 2021,57(11):37-45.
- [9] 王浩翼, 杨钧然, 吴子悦, 等. 机器学习视野下基于居民偏好的街道风格生成方法研究 [J]. 新建筑, 2022(6):19-24.
- [10] 徐小童, 龚华凤, 赵聪霄, 等. 基于居民心理感受的街道空间品质量化评价——以重庆市主城区街道为例 [J]. 华中建筑, 2021,39(11):70-75.
- [11] 王昭雨, 庄惟敏. 基于图像深度学习的街区更新后评估方法研究——以北京什刹海街区为例 [J]. 新建筑, 2022(03):5-8.
- [12] TAO Y A W Y. Measuring the Correlation between Human Activity Density and Streetscape Perceptions: An Analysis Based on Baidu Street View Images in Zhengzhou, China[J]. *Land*, 2022,11:400.
- [13] LIANG X A Z T. Revealing spatio-temporal evolution of urban visual environments with street view imagery[J]. *Landscape and Urban Planning*, 2023,237:104802.

作者简介: 王天莲 (1997-), 女, 天津大学建筑学院, 博士研究生, 研究方向为建筑设计及理论、生成式人工智能、数据驱动式设计。

收稿日期: 2023-11-05

## Urban Street Space Sensibility and Future Styles Prediction Based on AIGC Technology

WANG Tianlian

【Abstract】Street space is the carrier of residents' public life. Accompanied by the promotion of artificial intelligence technology, it melts the barriers that originally existed between various independent systems, and gives more possibilities to the perception and design of traditional street space. Taking the Tsum Sha Tsui area in Hong Kong as an example, the study defines the regionalized characteristics of urban streets in terms of a number of meta-variables and quantifies the characteristics of urban streetscape by increasing or decreasing the number of variables and changing their weights. Digital tools such as semantic segmentation and seaborn are used to quantitatively analyses the composition and change of the city's regionalized style in the historical process, and to predict the future change of the city's urban landscape by substituting relevant assumptions. Generative AI tools are used to learn current and historical styles, and the weights of the AI model are adjusted to integrate and migrate multiple meta-styles, and to make assumptions and predictions about the future of the city's localized styles. This application of AIGC technology in street style generation can help users to design and evaluate urban street design solutions and provide an important basis for the design of street space and building form.

【Keywords】AIGC; Artificial Intelligence; Deep Learning; Street Space Perception; Street View Images; Style Migration

## 更正

刊载于本刊 2023 年第 30 卷第 8 期中彩页 48 页《城市艺术与城市风貌作品选》作者简介中作者单位应为“伊犁师范大学”，特此更正，敬请以此为准！

本刊编辑部