



ELSEVIER

Contents lists available at ScienceDirect

Engineering

journal homepage: www.elsevier.com/locate/eng



Research
Smart City—Review

人工智能赋能情景规划——构建智慧与韧性城市视角

郝海燕^{a,*}, 汪琰^b, 陈嘉宇^c

^a Division of Computational Social Science, School of Humanities and Social Science, The Chinese University of Hong Kong (Shenzhen), Shenzhen 518172, China

^b Department of Urban and Regional Planning, College of Design, Construction and Planning, University of Florida, Gainesville, FL 32601, USA

^c Department of Construction Management, School of Civil Engineering, Tsinghua University, Beijing 100084, China

ARTICLE INFO

Article history:

Received 5 September 2023

Revised 14 May 2024

Accepted 23 June 2024

Available online 6 July 2024

关键词

情景规划

智慧城市

人工智能

城市韧性

摘要

情景规划是帮助城市应对不确定性的重要工具,其基于当前决策预测未来结果,从而减轻不利情景的负面影响。面对新兴颠覆性技术和气候变化叠加的挑战,城市亟须提升韧性。情景规划的重要性在此背景下愈发凸显。然而,传统的情景规划实践主要依赖专业知识和判断,这些可能在应对未来情景复杂性方面存在局限。因此,本研究探讨了人工智能(AI)技术赋能情景规划实践中的整合路径。基于跨学科视角(涵盖工程学、计算机科学和城市规划领域),本文系统梳理了相关研究,识别出AI在情景规划三大核心环节的潜在应用:①规划方案生成;②情景构建;③规划方案评估。随后,本研究系统探讨了AI技术融入情景规划过程中面临的主要挑战及可能的应对策略,特别强调了规划专家在该转型过程中的关键作用。最后,本文提出了该领域未来的研究方向。本研究旨在推动情景规划实践的发展,助力构建在复杂、充满不确定性的未来环境中也能蓬勃发展的更具韧性的城市。

© 2024 THE AUTHORS. Published by Elsevier LTD on behalf of Chinese Academy of Engineering and Higher Education Press Limited Company. This is an open access article under the CC BY-NC-ND license (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/>).

1. 引言

城市规划通常采用“预测-规划”方法应对未来挑战。在这种方法中,通常选取以单一理想未来状态或趋势(如预测人口规模)为基础,推演城市发展变化,并据此规划基础设施和土地利用方案以适应预期的未来情境[1]。这种方法在稳定可预测的环境中行之有效[1]。然而,城市发展中的高度不确定性和复杂性可能使得这种单一预测的方法效果有限[2]。城市是由多元异质要素构成的复杂系统,各要素间存在动态非线性相互作用,由此产生的自组织、反馈等复杂行为特征,使得可靠的城市发展预测难以

实现。此外,当代城市面临极端气候事件、颠覆性技术创新、人口动态变化等多重挑战,这些因素不仅加剧了城市环境的复杂性,更大幅降低了城市未来发展轨迹的可预测性。情景规划通过帮助利益相关者分析当前决策如何在不同假设情景下产生不同的未来结果,为应对这些挑战提供了有利措施[3–4]。这些分析能够指导城市规划与管理实践,规避不良发展结果,进而提升城市韧性。因此,近几十年来学界和实务界对情景规划重要性的认识与日俱增[3,5–6]。

现行的情景规划实践通常遵循以下流程:由专家团队与利益相关方协作识别未来变化的关键驱动因素(如环境

* Corresponding author.

E-mail address: haohaiyan@cuhk.edu.cn (H. Hao).

变化或经济发展等), 基于这些驱动因素构建替代情景, 并依据多元标准(如可持续性、公平性和经济可行性等)评估现有或备选规划方案在各情景下的表现。在此过程中, 特别强调利益相关方的参与协作, 以确保提出的情景和规划方案立足当地实际, 并满足社区的需求和价值取向。尽管这一过程会运用计算机辅助工具进行数据分析与可视化, 但整个过程仍由规划专业人员主导, 这种以专业人员为核心的方式可能存在若干局限。例如, 替代情景或规划方案的提出可能过度倾向规划专业人员的领域知识与视角, 导致认知盲区和疏漏。利益相关方也可能未充分考虑潜在的不确定性——无论是“不易察觉的‘黑天鹅’事件”还是“房间里的大象”[7]。此外, 面对由多重驱动因素交织影响未来发展的复杂情景, 规划专业人员常常难以进行有效分析。因此, 现行情景规划通常仅能考虑有限数量的情景或规划方案。

本文认为, 人工智能(AI)是突破现有情景规划实践局限的潜在解决方案, 有助于建设智慧韧性城市。AI与城市规划的融合近年来备受关注, 因其可能为这一领域带来革命性变革[8-12]。例如, 规划从业人员期望AI能替代初级规划人员完成一些枯燥且重复性的工作, 譬如交通流量统计或方案草图绘制[12-14]。一些学者还分析了利用大语言模型(如ChatGPT)进行项目规划的优势、劣势、机会与威胁(即SWOT), 或通过社交媒体分析调研公众意见[15-16]。本文认为AI可通过以下方式赋能情景规划。

- 其一, AI具备创造性和非常规的思维能力。例如, AlphaGo在与韩国围棋选手李世石的历史性对局中, 它所下的“第37步”是令全世界围棋专家震惊的“神之一手”, 这最终助其赢得比赛。这一案例表明, AI能够在复杂情境中突破人类专家的常规策略局限。当AI应用于情景规划时, 或可生成类似于围棋中“妙手”的创新型方案, 或者构想超越人类专家认知边界的情景。

- 其二, AI算法可自动化分析大量相关数据, 显著提升情景规划效率。这种能力使得纳入更广泛的驱动因素和情景成为可能, 从而拓展情景规划的广度与深度。

- 其三, AI模型(如深度学习)擅长捕捉复杂系统中的隐性动态关联, 这一特性已在气候科学、生态学、地理学等领域得到验证[17-19]。当AI模型应用于情景规划时, 能够捕捉城市中人类难以识别和表述的复杂模式和发展趋势, 从而在构建未来情景和评估规划方案时提供更精准的决策支持[20-21]。

尽管潜力巨大, 现有情景规划实践尚未融合AI技术, 这主要源于多数规划从业者对AI认知不足, 也不清楚其

在该领域的应用前景。本文旨在探讨AI与情景规划实践的融合路径。需要说明的是, 近期虽已有若干聚焦AI城市规划应用的优秀综述文献[11,16,22], 但本文的独特性在于: 本文聚焦于城市规划中一种特定的方法——情景规划, 并深入剖析AI技术的融合机理。此外, AI涵盖了多种技术, 本文仅聚焦于深度学习与强化学习(RL)两大技术体系。

本文后续章节的结构安排如下: 第2节概述AI技术可赋能的情景规划中的三大核心环节; 第3节介绍支撑情景规划各环节的AI技术; 第4节探讨AI赋能情景规划中各利益相关方的作用; 第5节分析AI赋能城市情景规划所面临的挑战及应对路径; 第6节列举推动该领域未来发展的研究方向; 第7节总结全文。

2. 情景规划的关键要素及现有实践的局限性

Chakraborty和McMillan[3]提出一套情景规划类型学习体系。但该体系更侧重实践应用, 而对方法本身的探讨相对较少。本研究参考其成果[3], 构建了一个凸显AI可赋能情景规划核心环节的框架(图1)。该框架强调了情景规划过程中四大核心环节——规划方案生成、情景构建、规划方案评估与利益相关方参与, 并展示它们在情景规划流程中的相互作用关系。

2.1. 规划方案生成

规划方案生成一系列供利益相关方评估的备选方案。本文将“规划方案”定义为地方政府可自主调控并能针对不同未来情景进行修改的要素集合, 其表现形式包括但不限于交通网络设计、土地使用分区管制、建筑规范标准、政策措施及投资策略等。尽管具有可调整性, 规划方案的生成仍需考量资源供给、资金约束、地理屏障及既有设计等多重限制条件。由于制定详细规划方案耗时费力, 因此现行情景规划实践通常仅产出单一或有限数量的规划方案[3,23]。AI技术可通过自动化算法生成多样化、合理且具有创意的备选方案, 在显著减轻规划人员工作负荷的同时, 有效拓展方案生成的可能性空间。

2.2. 情景构建

情景构建环节的产出是一系列可供研判的未来情境。学界对情景的精确定义尚存争议: 根据文献[24], 情景是“描述在既定背景下未来不同层面的假设性图示”。参考文献[25]中, 作者总结了情景的六大关键属性: 未来导向性、外部情境性、叙事描述性、合理可行性、系统集合性

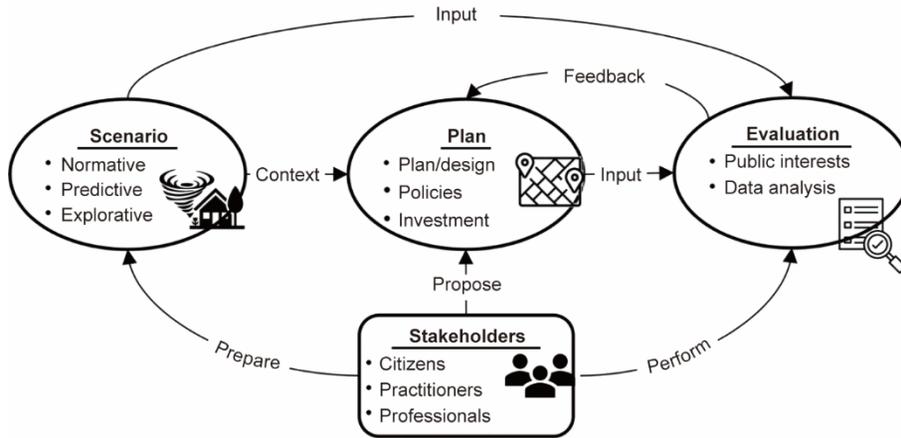


图1. 情景规划中核心环节及其相互关系的框架图解。

和比较差异性。其中，未来导向性与外部情境性的特征意味着，情景是由地方利益相关方难以掌控的外部驱动力所影响的、有意义的未来替代性图景。因此，本研究特别将“情景”定义为：地方利益相关方难以控制但积极应对或适应的可能未来。文献中常见的情景示例包括极端事件（如海平面上升、全球变暖）、技术革新（如自动驾驶汽车市场渗透率提升）以及人口结构变化（如人口老龄化）等。

尽管“情景”的定义较为复杂，目前尚未形成一套标准化的情景构建规则[25–26]。直觉逻辑法（intuitive logic, IL）可能是使用最广泛的情景构建方法，但其形式并不固定，通常是一群人就未来可能性进行头脑风暴。随着计算建模与仿真技术的发展，当前已开始运用计算机辅助工具构建情景——这类情景不限于叙事性描述，还可呈现建模仿真技术生成的量化结果或可视化图景。

城市情景规划中涉及的情景大致可分为三类：规范性（理想型）情景、预测性情景和探索性情景[3–4,27–29]。规范性情景代表了偏好或理想的目标，即“希望发生什么”，旨在激励规划者制定战略，实现这些目标。构建规范性情景通常借助研讨会或德尔菲法，通过专家小组就理想的未来状态达成共识。随后采用回溯法从理想的未来倒推，识别达成该结果所需的关键步骤。预测性情景则刻画最有可能发生的未来，代表“将会发生什么”。预测性情景的构建通常依赖时间序列预测或数据驱动的建模方法，推演出最有可能的未来发展路径，通过主动干预规避不利的未来。与之相对，探索性情景探索了各种不确定的未来，代表“可能发生什么”[3,27]。近年来，研究越来越重视探索性情景在应对未来不确定性方面的重要作用[28–30]。

然而，尽管存在上述方法，现有的情景构建实践仍仅考虑了一个或两个关键驱动要素。例如，气候科学家通常

基于碳排放量和社会经济发展水平来定义情景[31–32]。城市规划者通常使用聚焦双驱动因素的 2×2 矩阵，划分四种不同的情景用于规划方案评估。然而，现实世界中，城市发展受到多种驱动因素的影响，这些因素彼此交织、相互作用。此外，现行情景规划过度聚焦于呈现单一理想愿景的规范性情景（如美国住房和城市发展部推行的可持续社区倡议[3]）并努力将其变为现实[33]，却未能充分考量未来城市的复杂性和不确定性[34]。

AI可通过整合多元驱动因素及其相互作用来辅助情景构建，从而更全面地反映真实城市发展的复杂性。此外，AI能高效生成多样化的探索性情景，推动规划实践突破规范性与预测性情景的局限，更好地为应对未来的不确定性做好准备。

2.3. 规划方案评估

在规划方案评估环节，通过参照预设标准，对拟议方案在假设情景下的表现进行分析和评估。这些标准通常体现公众利益，如公平性、系统效率、可持续性、经济活力和生活质量等维度。评估方法既可采用意见调查等定性分析，也可运用数据驱动仿真、规划支持系统等计算机辅助定量分析[23,35–36]。评估结果为随后的规划方案生成和修改提供反馈，并在迭代过程中优化拟议方案，实现公众利益最大化（图1）[23]。

AI可从以下维度提升评估效能：在定性评估方面，AI能动态可视化呈现候选方案的多情景表现；在定量评估方面，AI可整合更广泛的量化指标体系，并通过自动化数据分析流程，提升评估的科学性与效率。

3. AI赋能情景规划

目前关于AI在情景规划中应用的文献较为匮乏且分

散，主要是因为这是一个新兴的领域。因此，本节将介绍一些可能有助于城市情景规划关键步骤（如图1所示的规划方案生成、情景构建和规划方案评估）的AI技术。

3.1. 规划方案生成

AI在规划方案生成中的应用，主要通过以下两种机制助力智慧韧性城市建设：其一，基于数据驱动与逻辑推演，生成既符合专业严谨性又超越人类思维局限的长期规划方案，其中可能包含应对城市挑战的创新性解决方案；其二，通过RL等算法，针对即将发生的灾害事件（如台风、暴雨），优化城市系统运行的应急决策，从而有效降低此类事件的负面影响。

3.1.1. 基于生成式深度学习模型的备选规划方案生成

生成式深度学习模型，如生成对抗网络（GAN）和变分自编码器（VAE），能够在学习训练样本的潜在分布后生成与训练样本高度相似的仿真示例。GAN通过生成器（将随机输入转化为仿真样本）与判别器（区分真实与仿真样本）的对抗训练，直至生成器能够生成与真实样本无差的仿真样本。VAE则使用编码器-解码器架构，编码器将输入映射到一个低维隐含空间，并正则化该空间使其遵循正态分布。解码器随后从隐含空间中重建输入数据。该模型通过最小化输入与重建样本的差异以优化模型。GAN和VAE中的生成器、判别器、编码器和解码器都通过深度学习模型，如卷积神经网络（CNNs），实现特征提取与样本重建。模型训练完成后，GAN生成器或VAE解码器可以使用随机输入，生成与训练数据中的真实样本相似的未见样本。

这两种模型已广泛应用于计算机视觉任务，用于生成二维（2D）图像。在规划方案生成中，这些模型可以通

过将现实空间规划方案格网化处理，并进行校准，以生成道路网络[37–39]、建筑轮廓[40–42]、土地利用[43]和设施分布[44–45]的2D空间布局，结果可作为情景规划的输入。

这些传统生成式模型应用于规划方案生成存在一个明显缺陷，即其输出结果具有随机性，用户无法控制。然而，现实世界中的规划方案通常需要考虑周围地理、建成环境等约束条件。这个缺陷可以通过条件生成模型来弥补，如Conditional GAN和Conditional VAE。此类模型允许用户输入附加指导信息（即条件）来控制模型生成预期规划[46–47]（图2）。这些模型在训练时将条件（或标签）与训练样本一起作为输入。所谓“条件”可以是一个简单的独热编码向量（one-hot vector），如用于表明地形类型（平坦或山地），也可以是图像文本等复杂多源数据。在创建未见样本时，条件也将作为附加信息输入生成器和解码器。例如，文献[48]中使用Conditional GAN来生成特定道路拓扑结构的路网，该模型可以指定生成的道路是适用于平坦地形还是丘陵地形。在文献[45]中，作者使用Conditional VAE在生成的规划中考虑人为指令（如绿地率）。这一研究领域——使用条件生成模型，控制考虑实际约束条件的规划方案生成——的发展，亟需更多研究将城市规划方案解析为算法可处理的结构化要素（即可输入至模型的“条件”），如各种量化指标体系或类型学分类框架。

此外，Image2Image或Pixel2Pixel是一种特殊的Conditional GAN，它能够实现从源图像（如彩色编码掩膜）到目标图像的像素级转换[49]。例如，已有研究采用该方法生成单个或多个城市街区的建筑基底方案，其输入数据为街区边界轮廓[40–42]。这种方法可能更适合于中观尺度的规划项目，比如涉及几个城市街区的改造项目。在文

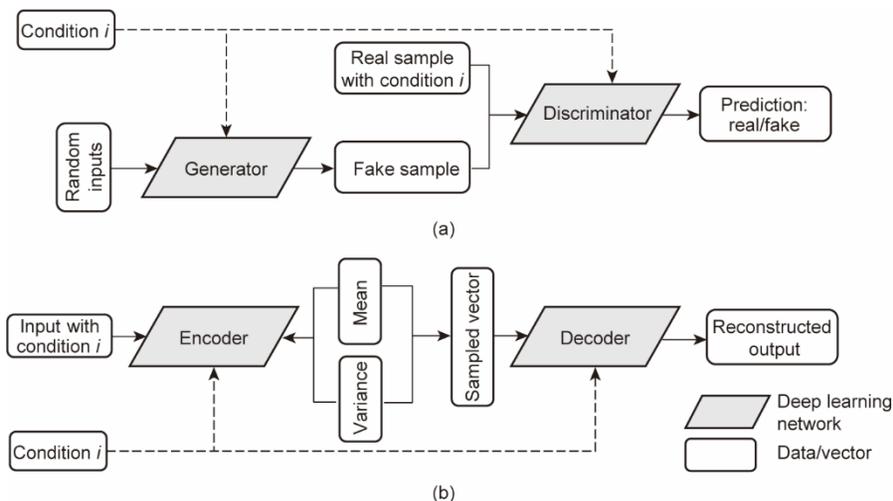


图2. 条件生成对抗网络（conditional GAN）（a）和条件变分自编码器（conditional VAE）（b）的典型架构。

献[43]中,作者通过整合历史土地利用数据与地铁站规划等城市规划数据,运用 Image2Image 方法预测未来土地利用格局。

除了2D规划之外,近期的研究还探索了GAN在生成三维(3D)模型方面的应用。例如,一些研究人员提出了城市生成对抗网络(Urban-GAN),它能够参考数据库中的典型城市形态,在城市街区内生成2.5D的建筑轮廓[50]。在文献[51]中,作者提出了一种流程,可以从单张街景图像中生成一个3D虚拟城市。这一流程使用了 Conditional GAN 来创建代表虚拟城市外观的地形图和风格模板。虽然GAN和VAE通常借助CNNs[52],并应用于图像和光栅等网格数据,但近期的研究也将生成式模型与图卷积网络(GCNs)相结合,用于路网结构和兴趣点(POI)分布等图结构数据的生成[39,44]。

3.1.2. 备选规划方案生成——元胞自动机与深度神经网络的耦合应用

城市规划学者利用元胞自动机(CA)来预测城市发展。CA基于空间格网(即元胞)数据运行,通过学习历史土地利用数据以及关键设施分布、道路邻近度、水域距离、地形特征和人口密度等驱动因素(图3),获取元胞状态变迁的规则,继而根据习得规则、元胞自身及相邻元胞的前序状态来更新元胞状态(如土地利用类型)。近期研究已将这种方法扩展至支持任意形状的矢量数据(如点、面要素),发展出基于矢量的元胞自动机或图结构的元胞自动机。模型构建完成后,研究者可以手动调整状态变迁规则或设置约束条件,生成对应不同城市发展政策的规划方案[53-54]。

先前的研究常使用回归模型或马尔可夫链对元胞状态变迁规则进行建模[53,55]。近年来,一些研究开始使用深度学习模型,如人工神经网络(ANNs)[54-56]、CNN[57-58]和GCN[59-60]来学习元胞状态变迁规则。这些深

度学习模型能够整合更多变量来刻画城市发展的多元驱动力:CNNs和GCNs能够捕捉元胞之间的空间相互作用,并考虑其相互作用的空间异质性影响[58,60]。其中,CNNs专为格网数据(即图像像素数据)设计,使它们天然适配基于栅格数据的元胞自动机[57-58]。而基于图结构的神经网络模型则可通过邻接矩阵存储矢量单元间的拓扑关系(如邻接性或邻近性),实现与基于矢量的元胞自动机的耦合[59-60]。

3.1.3. 基于强化学习的应急规划方案生成

虽然城市情景规划多侧重于制定应对未来不确定性的长期规划方案,但关于韧性规划的研究也提出采用灵活的城市设计或管理策略来应对短期可预见的不利事件,比如即将来临的台风[61]。现有研究提出了各种方法来实现灵活规划,如多功能空间营造、城市系统动态调控等多种弹性规划方法[61-63]。然而,无论是空间功能的切换,还是城市系统或设施运行的动态控制,均涉及对将至的不利事件做出迅速决策的优化问题。这为RL等AI模型在辅助城市应急决策方面提供了应用场景。

RLL是一种训练智能体根据环境刺激做出序列决策的AI方法,尤其适用于最优决策随时间、环境变化而变化的应用场景。图4展示了RL的一般架构。RL已在诸如自动驾驶汽车(AVs)和人形机器人等领域广泛应用。当RL应用于城市研究中时,学者们探索利用RL对不同的城市系统进行动态调控,如排水系统[64]、能源网络[65]和交通控制[66],以应对不断变化的环境条件和需求。以智慧能源系统为例,RL智能体可以充当中央控制器,接收地表温度空间分布等环境输入,根据策略模型输出行动指令(如开启或关闭额外的发电厂)。这些行为会产生相应的后果(例如,是否满足市民的用电需求),这些后果被编码为奖励/惩罚信号,驱动RL算法持续优化策略模型。常用的RL算法包括Q学习表格法(即Q学习)及结合

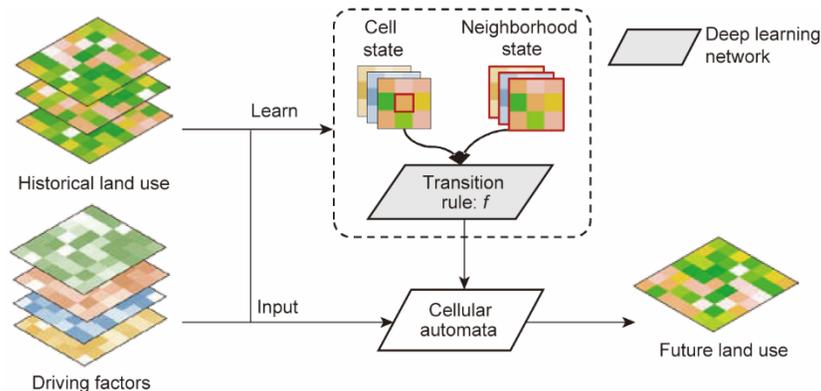


图3. 用于预测未来土地利用情况的基于深度学习的元胞自动机(CA)总体架构。

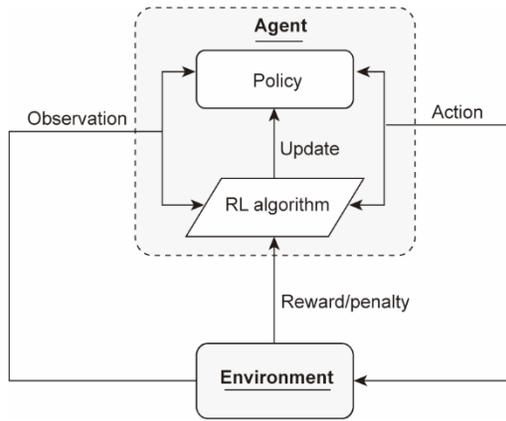


图4. 强化学习 (RL) 的一般架构。

ANN、CNN等深度强化学习模型的方法。

3.2. 情景构建

AI能够以多种方式助力情景构建，推动智慧与韧性城市的发展。AI可以与人类协作，识别潜在风险，补足人工研判的认知盲区。AI可以生成具有挑战性的情景，以“调试”现有的城市规划和管理实践。此外，AI可以生成逼真的不利事件的光影场景，供利益相关者进行质性评估。

3.2.1. 基于大语言模型的描述性情景构建

最近的一篇论文[67]创新性地探讨了利用AI聊天机器人（如ChatGPT）构建描述性情景的方法。作者特别强调了AI辅助情景构建的优势，即成本低、效率高。在实验中，研究者让ChatGPT完成“撰写三种未来交通情景”的指令，发现其回复极富想象力。参考文献[67]，我们也提示ChatGPT“列举五种可能显著改变城市空间使用方式且规划者应考量的未来情景”。得到的回复包括以下五个趋势：①远程办公的普及程度增加；②电子商务的发展；③人口老龄化；④可持续交通转型；⑤智慧城市持续发展[68]。这些趋势是近期城市规划中的焦点领域，需规划者重点关注。可以理解，AI可能综合了大量讨论这些问题的网络文章、新闻和博客信息，形成以上回答。如文献[67]指出，这些由AI聊天机器人产生的回答可作为城市情景规划的“原素材”，经规划者人工筛选、评估与完善后使用。

我们进一步以佛罗里达州迈阿密市为具体语境重复提问。除了自动驾驶、极端天气事件和保障房等普适性议题外，回复中还特别提到了海平面上升、洪涝灾害和旅游业影响，这恰恰折射出迈阿密作为海滨旅游城市易受海平面上升与河流洪水影响的地域特性。

3.2.2. 基于生成式模型的时空事件情景构建

除了如3.1.1节所讨论的生成空间规划方案外，生成式模型还能构建突发灾害情景，以测试备选规划方案，为易受灾害影响的城市提供韧性策略。例如，学者们使用生成式模型模拟能耗、交通流等城市时空动态，辅助调试现有的城市规划和管理实践[69–70]。在文献[69]中，作者使用条件生成对抗网络infoGAN可控生成可再生能源产量的时序特征，而文献[70]则应用LSTM-GAN模型来生成交通流的时空分布。

研究人员也已提出多种生成极端事件情景的方法。例如，在文献[71]中，作者提出了一种基于GAN的方法，通过学习含有台风路径的历史卫星图像，来生成台风路径，包括台风中心与云系结构。为克服极端事件样本稀缺性，一些学者将GAN模型与极值理论（EVT）相结合，开发出能生成极端天气或气候参数（如极端高温和暴雨）时空分布的生成模型[72–73]。特别是，使用深度学习模型而非传统的数值模型，能够更好地捕捉不同气象和空气动力学变量（如气压、温度和降水）之间的空间相关性，从而生成更逼真的极端事件情景，用于城市情景规划[73–74]。

3.2.3. 面向定性评估的高拟真情景构建

情景生成在城市规划以外的其他任务中也发挥着重要作用。例如，计算机科学领域学者们开发出多种生成光影逼真场景的方法，用于训练和调试AV算法[75–77]。这些方法可以利用特定的编码语言或叙述性文本，生成包含静物/动态物体结构化布局、道路拓扑以及环境条件（如光照和天气条件）的高拟真交通场景[75,77]。所生成的场景可涵盖AV在实际运行中难以采集到的具有挑战性的罕见工况[77]。当应用于城市情景规划时，这类方法能呈现规划方案在常态与灾害情景下的表现，使利益相关方能够有效地审查和评估方案的性能。

3.3. 规划方案评估

规划方案评估的核心在于评估逻辑，它使规划者能够在假定的情景下研判所提规划方案的性能。这种逻辑的建立有很多方法，既可采用定性的直观逻辑，也可运用统计模型与数值模拟等定量方法[6,35]。AI的引入使得规划方案的评估能够整合更多的变量与多元标准。通过将基于智能体的建模（ABM）与AI技术相结合，可实现自下而上的评估，捕捉城市中各主体间复杂且非线性的交互作用，从而为智慧与韧性城市的发展提供更全面的规划方案评估。

3.3.1. 基于 ABM 与 AI 协同的自下而上的规划方案评估

ABM 为复杂系统建模提供了一种强大的自下而上的方法，已在城市研究中得到广泛应用[78]。在 ABM 框架中，智能体通过相互交互以及与周围环境的交互做出决策。其群体行为可以捕捉城市系统的非线性特征、反馈机制、临界点效应、层级结构及自组织现象等复杂特性[78–79]。因此，ABM 可用于评估不同规划方案的跨情景表现。例如，一些学者使用 ABM 来检验在不同场景下（如按需出行服务的不同市场渗透率）的路缘空间分配策略[80–82]。针对共享自动驾驶汽车（Shared AV）的兴起，有学者通过 ABM 来探索相关停车策略，包括停车位数量和停车位置（如路边闲置或巡航至邻近停车场）[83–86]。其他研究也使用 ABM 来检验不同气候适应策略[87]和城市形态[88]的有效性。

传统 ABM 中，智能体的行为通常是通过一组预设的规则显性编码的，或者从经验分布中采样得到的。近期，一些学者开始将机器学习或深度学习模型与 ABM 相结合[89–90]。特别是，RL 通过训练智能体在与动态环境交互时做出最优决策，可无缝集成到 ABM 以优化智能体行为。这种方法特别适用于评估涉及 AV 或网约车的规划方案，因为这些主体的行为本身就需要通过 RL 等先进算法来优化。尽管计算机科学领域的许多研究已经探索了 RL 在 AVs 和共享出行平台中的应用，但尚未有专门的研究结合 RL 和 ABM 评估相关规划方案，如容纳闲置 AV 或网约车的路缘空间规划。

也有部分研究人员将 ABM 和 RL 相结合来研究人类行为[91–92]。然而，假设人类能如机器人一样持续做出最优决策并不现实。我们最近发现了一项具有启发性的研究[93]，其中作者通过迭代查询 ChatGPT 来了解智能体的日程安排、行为、决策和感知，从而开发出“生成式智能体”。鉴于 ChatGPT 这样的大语言模型是从大量涵盖人类行为的网络数据中学习的，其生成的智能体行为能更真实反映人类在不同情境下的反应。尽管 ABM 与 AI 协同的跨情景自下而上规划方案评估研究具有巨大潜力，但目前对这一方向仍缺乏探索。

3.3.2. 基于捕捉城市复杂动态的可泛化深度学习模型的规划方案评估

规划者常采用多种统计方法（如回归模型）来分析不同方案在各种情景下的表现。然而，无论是传统统计模型还是深度学习模型，均假定模型所应用的样本与训练数据遵循相同的分布。这一假设限制了它们在情景规划中的应用，因为未来情景可能大幅偏离模型训练所依赖的历史数

据[29]。相比之下，深度学习模型因参数量更大、更容易过拟合训练数据分布，其长期预测能力更为受限。因此，我们常看到深度学习模型用于预测“近期未来”，如未来几小时或几天的交通状况，此时城市的社会和建成环境条件并未发生剧烈变化，而鲜少用于长期预测。

计算机科学领域的学者已认识到深度学习模型在泛化能力方面面临的挑战，并努力解决这一问题。他们使用“归纳性偏好”（inductive bias）一词来指代 AI 模型在关系推理中所依赖的偏向性假设。这种偏向性假设使得开发的模型在某些任务上更具泛化能力，但在其他任务上则不然[94]。许多深度学习模型都表现出不同程度的归纳性偏好。例如，像 CNN 和 RNN 这样在局部或序列上重复使用相同规则，比线性层具有更强的归纳性偏好[94]。类似地，基于图的深度学习模型在图的节点或边上重复使用相同的函数，也表现出较强的归纳性偏好。在此基础上，文献[95]受人类认知过程启发，提出进一步增强模型归纳性偏好的策略以提升深度学习模型的泛化能力。例如，使用注意力机制来实现动态连接，以及使用正则化技术确保模型参数的稀疏性。

除了理论解释外，已有部分实证研究尝试利用深度学习模型来评估不同情景下规划方案的有效性。例如，文献[35]中提出的 GMEL 模型可用于预测假设情景下（如新建一条自行车道或一座高层建筑）人类出行模式的变化。其他研究者还使用基于图的深度学习模型来比较路缘管理政策或建成环境的变化对不同路缘空间使用方式的影响[96]。

3.3.3. 整合 AI 与扩展现实以实现更具沉浸感的参与式规划方案评估

除了基于仿真和建模的方法来定量比较不同规划方案在各情景下的表现外，将专家反馈和社区参与纳入规划过程也至关重要[97]。近期的研究已探索了利用虚拟现实（VR）实现沉浸式、参与式规划的方法[98–99]。在这些研究中，参与者在 VR 环境中评估不同的规划方案。AI 技术可以通过自动化生成 VR 影像中的 3D 景观和建成环境，或通过为草图方案添加细节以提升可视化效果，助力这一过程[13,100]。例如，Kelly 等[100]提出的 FrankenGAN 模型，能够为粗糙的体量模型添加多尺度细节，同时允许用户通过级联 GANs 控制风格、几何形态与纹理特征。输出结果可导入 VR 环境中供参与者评估。

其他扩展现实（XR）技术也已被探索用于规划方案评估。例如，麻省理工学院（MIT）城市科学小组开发了一个交互平台，将生成式模型与实体用户界面（TUI）相

结合，使参与者能实时观察规划干预措施的效果[101]。此外，一些学者还研究了利用混合现实（MR）技术，实现参与者与候选规划方案的实时现场可视化交互[102]。

基于现有文献，本文在表1中总结了传统情景规划方法与AI赋能的情景规划方法的优、缺点。

4. AI赋能规划实践中人类利益相关者的角色定位

随着AI技术在城市情景规划中的多元化应用潜力不断显现，关于人类利益相关者角色定位的讨论也在持续进行。

一些学者关注决策过程中的人类和AI的协作。例如，文献[103]中提出的智能设计框架明确了不同利益相关者如何与AI算法协作，以生成和评估城市规划方案。该框架将规划过程分为两个层级：①总体设计过程：人类规划

师运用计算工具来引导设计问题与解决方案的协同演化；②专项方案生成：利用计算工具和人工智能技术来生成和优化具有明确定义设计问题的规划方案。在此过程中，可以纳入人类定义的约束条件，如建筑物之间的距离，以引导规划方案的生成。类似地，文献[14]中提出了一种简单的人类与AI协作 workflow，强调规划师应主导概念性工作（如设置评估标准），而将烦琐计算与优化任务交由AI工具辅助完成。规划领域的其他学者也表达了类似的观点[12–13]。

受到自动驾驶汽车五个自主性级别的启发，学者们[16]提出随着AI的日益普及，人类在规划制定中的角色的演变路径。这包括“规划者参与环节”，即规划者在规划过程中承担主要责任，而AI主要作为工具辅助；“规划者介入环节”，即AI主体扮演重要角色，规划者协助AI做出关键规划决策；以及“规划者脱离环节”，即规划者不再直接参与规划过程，仅需评估规划结果，调整输入AI

表1 传统情境规划方法与AI赋能情境规划方法的对比

Aspect	Conventional scenario planning	AI-empowered scenario planning
Plan generation	Plans are generated through manual processes and relying on professionals' expertise <ul style="list-style-type: none"> – <i>Merits</i>: the plans are well-crafted and tailored to the local context – <i>Demerits</i>: the process is effort-taking and can only return a limited number of plans; it may also be limited by human biases and subjectivity 	Plans are created with the assistance of AI algorithms <ul style="list-style-type: none"> – <i>Merits</i>: the process is fast and can generate abundant candidate plans; it may generate innovative plans out of humans' imagination – <i>Demerits</i>: the generated plan may not closely tailor to the local social, cultural, and environmental contexts
Scenario construction	Scenarios are constructed based on experts' knowledge and judgment <ul style="list-style-type: none"> – <i>Merits</i>: the scenarios are crafted to local context and suggest the most possible or preferred futures. – <i>Demerits</i>: it can only consider a limited number of scenarios driven by one or two influential factors; it is also limited in the consideration of rare scenarios and susceptible to human biases and subjectivity 	Scenarios are constructed with the assistance of automated AI approaches <ul style="list-style-type: none"> – <i>Merits</i>: it can produce realistic scenarios for rare events; consider more driving factors and multi-variate correlations; and provide better visualization effects – <i>Demerits</i>: it poses challenges to the development of algorithms
Plan evaluation	Human experts conduct qualitative and quantitative analyses to evaluate the performance of candidate plans across scenarios <ul style="list-style-type: none"> – <i>Merits</i>: it fully leverages human experts' domain knowledge and experiences; and can account for criteria that are difficult to be quantified – <i>Demerit</i>: the process can be slow and only a limited number of plans and scenarios are analyzed. The analysis may neglect the complex nature of urban systems 	AI algorithms and models are used to analyze data and evaluate plans <ul style="list-style-type: none"> – <i>Merits</i>: it can take many criteria into plan evaluation; AI models can capture the complex and non-linear interactions of urban systems for more accurate predictions – <i>Demerits</i>: it is challenging to represent certain criteria in numeric format and add to models. AI algorithms are also subject to low transparency and unclear accountability issues, making them less trustful for high-stake decision-making
Stakeholder involvement	The process is predominated by human stakeholders, and computer-aided tools are used for analytic and visualization tasks	It depends on the different levels of adoption of AI. For the low adoption level, AI agents are also treated as computer-aided tools or intelligent assistants. For the high adoption level of AI, humans are expected to craft the inputs and evaluate the outputs of AI algorithms, leaving the strenuous tasks completed automatically by AI

的初始目标和最终目的，以及维护和升级 AI 算法。

此外，鉴于城市规划常涉及高风险决策，这些决策可能会对不同社区和群体产生不均衡的利益影响，因此人类利益相关者应在建立伦理规则方面发挥关键作用，以确保 AI 算法的伦理性。这可以通过多种方式实现，如让人类利益相关者设定 AI 算法的目标，或评估 AI 算法输出的结果。

最近，一些学者提出了“AI 封装”的概念，即通过明确 AI 算法的操作环境或应用情境来为其设置边界或约束，确保其遵循伦理原则、法律要求和社会规范[104–105]。这种 AI 封装的设计是一个需要计算机科学、城市规划、社会科学、法律等多领域专家共同参与的社会-技术过程[105]。

5. 规划者在情景规划中使用 AI 的技术挑战与解决方案

5.1. AI 算法的低透明度

限制 AI 算法在城市情景规划中应用的一大主要障碍是其“黑箱”特性，即用户不知道已开发的 AI 模型是如何做出决策的。这种透明度的缺失阻碍了规划师对模型输出结果的信任，特别是考虑到城市规划常常涉及对市民福祉产生重大影响的高风险决策[106]。

解决这一局限性的一个策略是提高黑箱 AI 算法的可解释性。如果用户能够理解 AI 算法的工作原理以及哪些变量在决策过程中起到了关键作用，他们就可以识别出由不合理逻辑驱动的决策，对其进行进一步审查。这种方法被称为可解释 AI (eXplainable AI, XAI) 或解释型 AI (interpretable AI) [107–109]，已在医疗、金融和刑事司法等领域逐渐应用，在这些领域中，领域专家可以审查模型的解释结果，以决定是否接受输出的决策[109]。针对不同任务和深度学习结构，已经提出了多种 XAI 方法，包括 SHAP、DeepLIFT 和 LIME 等[108,110]。但需要注意的是，让人类专家参与审查 AI 算法输出可能会引入“确认偏差”[111]。

除了 XAI，研究人员还可以考虑使用“灰箱”模型来提高 AI 算法的可解释性。灰箱模型是指其设计参照某些领域中已建立的定律、理论或原则的模型[105,112]。通过结合领域知识，灰箱模型可以在提供类似白箱模型的可解释性的同时，实现与其他黑箱模型相似的高性能。最近多项采用深度学习建模城市动态的研究展示了此类灰箱设计。例如，Hao 和 Wang [113]构建了一个 GCN-LSTM 模型

来预测热带风暴期间城市出行扰动，其结构借鉴了描述复杂网络化系统如何响应外力影响的一个数学模型[114]。在另一项研究中，受计量地理学领域的重力模型的启发，研究者提出了一种基于图注意力网络 (GAT) 的模型，用于捕捉商业中心与周边社区的客流联系[115]。此外，许多学者已经认识到，基于图的深度学习模型 (如 GCN 和 GAT) 在建模城市交通系统时效果更佳，因为这些系统本身就具有图结构和高度空间相关性[70,96,112]。例如，Diffusion-GCN 等模型凭借其独特的架构，可以更准确地捕捉交通堵塞或空气污染等城市事件中的空间扩散现象[70,112,116]。

5.2. AI 算法责任归属不明

限制 AI 算法在城市规划等高风险决策中应用的另一个障碍是责任归属不明晰。正如 AV 开发者无法预测 AV 在面临“电车难题”等伦理困境中的选择。然而，无论算法最终采取何种决策，都会引发一个问题：谁应该对由此造成的损失负责？是算法开发者、AV 销售商、制造商，还是普通公众？AI 在城市规划中的应用同样存在诸多如“电车难题”这样显性或隐性冲突，即最终被采纳的规划方案会优先保障某些群体的权益而以损害其他群体的权益为代价。

前述 AI 封装概念为此提供一种可能的解决方案。例如，允许 AV 在城市街道上不受限制地行驶，其可能会与其他道路使用者发生冲突，进而引发道路安全问题。然而，如果我们对 AV 的运行进行封装，比如：指定 AV 专用车道 (即对运行环境进行封装)；沿车道安装 AV 更易识别的专用传感器 (即对输入进行封装)，或限制 AV 在特定情景下可执行的操作范围 (即对输出进行封装)，那么 AV 的运行就能大幅简化，道路安全也能得到保障。类似封装也可运用到 AI 赋能的城市规划实践中，通过对算法运行的情境，输入和输出进行封装，以确保程序的运行更加可控且符合伦理。

5.3. AI 模型开发对高质量数据的需求

AI 模型的开发需要大量的数据[117]，尤其是为了捕捉复杂的时空城市动态 (如经济、交通和能源) 以支持情景规划。这需要持续收集跨城市、跨时间段的高质量、细粒度的数据。这种大规模的城市动态数据的归档，需要在数据采集、清理、存储和管理方面投入大量的工作，由于城市感知与计算技术的进步，这些工作直到近年才具备可行性。然而，各个城市在整合这些先进技术方面进展不一，导致城市数据收集、归档存在地域差异，进而造成了

城市创新发展的不均衡。这些差异不仅加剧了城市间既有的不平等，也为开发能在不同规模城市中运行的可泛化AI模型带来了挑战。此外，不同的城市可能会采用不同的数据收集和管理标准，这进一步复杂化了AI模型开发和验证。为了应对这些挑战，地方规划专业人员可以与数据科学家协作，制定标准化的数据采集、归档和管理规范，以支持AI应用的开发。同时，还应该考虑采用低成本方法来弥合不同城市之间的创新差距。

5.4. AI模型验证不足

传统AI算法开发采用训练-测试-验证流程，即将一个大型数据集随机分成三个子集用于模型的开发和验证。然而，对于为情景规划开发的AI算法来说，这种验证方法可能并不充分，因为未来情景所代表的社会和环境条件可能与用于模型开发的数据所反映的条件不同。除了在3.3.2节中讨论的用于开发可泛化深度学习模型的方法之外，还可以考虑以下两种针对用于情景规划的AI算法的额外验证方法。

第一种方法是从大量城市和事件中收集数据。验证集应包含从与训练集或测试集完全不同的城市或事件中收集的数据，从而检验模型是否具备跨城市应用的能力，并筛选泛化能力最强的模型用于情景规划。在难以获取不同城市数据的情况下，一个可行的折中方案是使用来自同一城市但涵盖较长时期的数据。在这段时期内城市发生了重大变化，如政策变化或建成环境的更新。使用变化发生前的数据开发模型，使用变化发生后的数据对模型进行验证。通过这种方式，用户可以检验所开发的模型是否能够有效泛化到可能发生变化的未来情景中。

5.5. 规划行业中应用率低

尽管AI在城市规划领域展现出巨大潜力，但现有规划行业对AI技术的应用率仍然较低[9]。其中一个原因是规划师对于工作岗位被替代的担忧。目前，AI普遍被视为规划辅助工具，协助完成繁重且定义明确的任务，而人类规划师仍主导整体流程[103,118]。AI的整合应用可使规划师更专注于需要人类创新的工作[14,118]。这可能会减少对基础规划岗位的需求，但同时也会在规划领域创造新的就业机会，比如数据库管理和AI算法测试或验证等岗位。这一转型过程可能类似于地理信息系统(GIS)工具的普及，GIS工具的出现减少了对户外土地测量员的需求，却同步催生了GIS专员等新岗位。新一代规划师应该积极提升自己的技能，为这一职业转型做好准备。

6. 未来AI赋能情景规划研究前景

基于对现有文献的回顾，本文提出五个有助于AI在城市情景规划中的应用、助力智慧韧性城市建设的研究方向。

(1) **城市情景规划集成平台开发**。尽管既有研究针对情景规划的不同环节提出各种AI赋能技术，但目前仍缺乏专用的集成平台或软件来整合不同方法，以便于部署。虽然一些专业软件程序(如ArcGIS)包含了某些机器学习算法，但它们在融合更先进的AI算法方面进展缓慢。Xkool科技公司是这一领域的先驱[118]，致力于将AI融入城市规划和建筑设计实践。该公司开发了一系列基于AI的云产品，以协助城市、街区和建筑层面的规划与设计。这些工具可以通过整合考虑未来不确定性和逆境的情景分析，以及通过提供与其他现成的AI算法(如插件)的灵活连接，来进一步改进，从而支持利益相关方的投资与决策。

(2) **规划领域AI伦理应用标准化**。除了缺乏专业软件之外，还有必要对规划领域中应用的人工智能算法的透明度、责任界定和泛化能力等问题的处理流程进行标准化。虽然欧洲一些理事会在为AV运营制定伦理标准方面取得了进展[119]，但在其他地区 and AI应用领域，这方面的进展却相对较少。在为规划领域制定标准时，“AI封装”的概念是一个很有前景的起点，帮助专业人士考虑AI程序的应用情境、输入质量和允许的输出生成。这些标准还应该明确人类利益相关方在流程各个阶段的参与方式。

(3) **用于沉浸式规划评估的多感官生成/元宇宙构建**。定性规划评估的一个有趣研究方向是将生成式模型与XR技术相结合，为参与者的评估创造更具互动性和沉浸感的情景，以此助力参与式规划。虽然在这一方向已经取得了一定进展[101-102]，但目前仍缺乏集成软件或平台来整合各种方法并自动化整个过程，包括用于规划方案、情景生成的AI，用于可视化的XR以及用于评估的参与式规划。除了为XR生成具有前瞻性的输入内容外，AI还可以生成视觉与听觉等多感官协同刺激，为参与者提供更具沉浸感的体验。然而，这一主题尚未得到充分的探讨。沿着这个研究方向继续推进，一个研究前景是元宇宙与参与式规划的结合，即先根据拟议的规划(如社区公园)构建元宇宙，然后邀请附近的居民体验元宇宙并与其他居民“互动”。用户可以在虚拟环境中体验拟议公园的设施和活动，并为其在现实世界中建造之前提供宝贵的反馈，以改进设计。这种方法类似于软件开发中的β测试，为城市规划提供了一种更具包容性的方式。

(4) 衔接现有城市与未来城市的平稳过渡规划方案。

众多研究已展示了潜在的未来情景，如 Shared AV 的普及会显著改变城市居民对城市空间的使用模式，进而改变城市的土地利用格局。学界也针对这些变化展开了相应的规划探讨，比如，在 AV 普及后可将城市内部的停车场迁至郊区[83,86]。然而，目前尚缺乏一套科学、系统的方法，用以指导我们如何平稳且有序地将现有城市空间布局逐步过渡到预定的未来城市空间布局。相反，现有的规划在应对技术变革等引发的空间规划调整时，往往呈现出一种“增量式”特点。例如，在路边临时划定接送区域以适应增长的按需出行服务。因此，在城市逐步向未来城市布局过渡的过程中，如何确保这一过程的平稳性、可持续性，以满足未来居民和技术的需求，并赢得公众的广泛接受，无疑将成为未来研究的一个重要议题。

(5) 将城市视为在复杂且具有挑战性的情况下进行临时决策的机器人。智慧城市倡议往往将城市视为一个智慧平台，不同的智能系统可以像智能手机用户从应用商店购买手机应用程序一样加载到该平台上。然而，应对未来挑战（如极端事件）需要不同城市系统（包括智能系统）的协作。这使我们思索下一代智慧城市倡议是否应将城市视为巨型机器人，其中不同的城市系统根据内部和外部刺激相互作用并共同运作。这种城市的“机器人视角”鼓励未来的研究和实践将深度强化学习（广泛应用于机器人技术）纳入临时城市决策中，并帮助城市应对新出现的逆境，就像自动驾驶汽车不断躲避道路障碍一样，进而实现更高的城市韧性。

7. 结论

本研究探讨了 AI 与城市情景规划的交叉领域，阐明了人工智能在变革智慧城市和韧性城市目标规划、管理和评估自动化方面的潜力。通过对跨学科文献的回顾，本研究展示了 AI 如何赋能城市情景规划的不同环节，同时识别了潜在挑战并讨论了可能的解决方案。讨论进一步延伸至对未来研究和实践的建议，强调了建立集成人工智能赋能情景规划系统的必要性、推进程序的标准化、利用元宇宙进行参与式规划、实施可持续转型规划以及接受智慧城市“机器人视角”的概念。来自不同学科的专业人士和利益相关者之间的协作对于实现这些建议至关重要。随着 AI 赋能传统的规划流程，人类利益相关方可以将更多注意力放在解决这种整合的伦理和包容性方面，从而建设更加智慧且具韧性的城市。

致谢

本研究得到香港中文大学(深圳)大学发展基金(UDF01003238)及佛罗里达大学研究生院奖学金项目的资助。本文中所表达的任何观点、发现、结论或建议均为作者本人观点,不一定反映香港中文大学(深圳)和佛罗里达大学的观点。

Compliance with ethics guidelines

Haiyan Hao, Yan Wang, and Jiayu Chen declare that they have no conflict of interest or financial conflicts to disclose.

References

- [1] Quay R. Anticipatory governance: a tool for climate change adaptation. *J Am Plann Assoc* 2010;76(4):496–511.
- [2] Chakraborty A, Kaza N, Knaap GJ, Deal B. Robust plans and contingent plans scenario planning for an uncertain world. *J Am Plann Assoc* 2011;77 (3):251–66.
- [3] Chakraborty A, McMillan A. Scenario planning for urban planners: toward a practitioner’s guide. *J Am Plann Assoc* 2015;81(1):18–29.
- [4] Peterson GD, Cumming GS, Carpenter SR. Scenario planning: a tool for conservation in an uncertain world. *Conserv Biol* 2003;17(2):358–66.
- [5] Wilkinson A, Kupers R, Mangalagiu D. How plausibility-based scenario practices are grappling with complexity to appreciate and address 21st century challenges. *Technol Forecast Soc Change* 2013;80(4):699–710.
- [6] Stojanovic M, Mitkovic P, Mitkovic M. The scenario method in urban planning. *Facta Universitatis—series. Architect Civil Eng* 2014;12(1):81–95.
- [7] Taleb NN. *The black swan: the impact of the highly improbable*. Sydney: Penguin; 2008.
- [8] As I, Basu P, Talwar P. *Artificial intelligence in urban planning and design: technologies, implementation, and impacts*. Amsterdam: Elsevier; 2022.
- [9] Andrews C, Cooke K, Gomez A, Hurtado P, Sanchez T, Shah S, et al. *AI planning: opportunities and challenges and how to prepare*. Chicago: American Planning Association; 2022.
- [10] Wasserman D, Flaxman M. *Artificial intelligence and planning practice*. Chicago: American Planning Association; 2022.
- [11] Sanchez TW, Shumway H, Gordner T, Lim T. The prospects of artificial intelligence in urban planning. *Int J Urban Sci* 2023;27(2):179–94.
- [12] Hurtado P, Shah S, DeAngelis J, Gomez A. 2023 trend report for planners. Chicago: American Planning Association; 2023.
- [13] Ye X, Du J, Ye Y. MasterplanGAN: facilitating the smart rendering of urban master plans via generative adversarial networks. *Environ Plan B Urban Anal City Sci* 2022;49(3):794–814.
- [14] Zheng Y, Lin Y, Zhao L, Wu T, Jin D, Li Y. Spatial planning of urban communities via deep reinforcement learning. *Nat Comput Sci* 2023;3 (9):748–62.
- [15] Wang Y, Gao S, Li N, Yu S. Crowdsourcing the perceived urban built environment via social media: the case of underutilized land. *Adv Eng Inform* 2021;50:101371.
- [16] Peng ZR, Lu KF, Liu Y, Zhai W. The pathway of urban planning AI: from planning support to plan-making. *J Plann Educ Res*. In press.
- [17] Gil Y, Garijo D, Khider D, Knoblock CA, Ratnakar V, Osorio M, et al. Artificial intelligence for modeling complex systems: taming the complexity of expert models to improve decision making. *ACM Trans Interact Intell Syst* 2021; 11 (2):1–49.
- [18] Ha S, Jeong H. Unraveling hidden interactions in complex systems with deep learning. *Sci Rep* 2021;11(1):12804.
- [19] Yu S, Ma J. Deep learning for geophysics: current and future trends. *Rev Geophys* 2021;59(3):e2021RG000742.

- [20] Son TH, Weedon Z, Yigitcanlar T, Sanchez T, Corchado JM, Mehmood R. Algorithmic urban planning for smart and sustainable development: systematic review of the literature. *Sustain Cities Soc* 2023;94:104562.
- [21] Kamrowska-Zaluska D. Impact of AI-based tools and urban big data analytics on the design and planning of cities. *Land* 2021;10(11):1209.
- [22] Sharifi A, Allam Z, Bibri SE, Khavarian-Garmsir AR. Smart cities and sustainable development goals (SDGs): a systematic literature review of co benefits and trade-offs. *Cities* 2024;146:104659.
- [23] Lempert R, Syme J, Mazur G, Knopman D, Ballard-Rosa G, Lizon K, et al. Meeting climate, mobility, and equity goals in transportation planning under wide-ranging scenarios: a demonstration of robust decision making. *J Am Plann Assoc* 2020;86(3):311–23.
- [24] Pillkahn U. Using trends and scenarios as tools for strategy development: shaping the future of your enterprise. New York City: John Wiley & Sons, Inc.; 2008.
- [25] Spaniol MJ, Rowland NJ. Defining scenario. *Futures Foresight Sci* 2019; 1(1): e3.
- [26] Khakee A. Scenario construction for urban planning. *Omega* 1991;19 (5):459–69.
- [27] Börjeson L, Höjer M, Dreborg KH, Ekvall T, Finnveden G. Scenario types and techniques: towards a user's guide. *Futures* 2006;38(7):723–39.
- [28] Avin U, Goodspeed R. Using exploratory scenarios in planning practice: a spectrum of approaches. *J Am Plann Assoc* 2020;86(4):403–16.
- [29] Abou Jaoude G, Mumm O, Carlow VM. An overview of scenario approaches: a guide for urban design and planning. *J Plann Liter* 2022;37(3):467–87.
- [30] Ange K, Dwyer C, Rooney K, Mierzejewski E. Next generation scenario planning: a transportation practitioner's guide. Washington, DC: Federal Highway Administration; 2017.
- [31] Riahi K, Rao S, Krey V, Cho C, Chirkov V, Fischer G, et al. RCP 8.5—a scenario of comparatively high greenhouse gas emissions. *Clim Change* 2011; 109(12):33–57.
- [32] O'Neill BC, Kriegler E, Riahi K, Ebi KL, Hallegatte S, Carter TR, et al. A new scenario framework for climate change research: the concept of shared socioeconomic pathways. *Clim Change* 2014;122(3):387–400.
- [33] Sherman SA, Chakraborty A. Beyond plans: scenario planning as a tool for regional capacity building. *J Am Plann Assoc* 2022;88(4):524–36.
- [34] Hopkins L, Zapata M. Engaging the future: forecasts, scenarios, plans, and projects. Cambridge: Lincoln Institute of Land Policy; 2007.
- [35] Peregrino AA, Pradhan S, Liu Z, Ferreira N, Miranda F. Transportation scenario planning with graph neural networks. 2021. arXiv:2110.13202.
- [36] Goodspeed R, Hackel C. Lessons for developing a planning support system infrastructure: the case of southern California's scenario planning model. *Environ Plan B Urban Anal City Sci* 2019;46(4):777–96.
- [37] Hartmann S, Weinmann M, Wessel R, Klein R. StreetGAN: towards road network synthesis with generative adversarial networks. In: Proceedings of the International Conferences in Central Europe on Computer Graphics, Visualization and Computer Vision; 2017 May 29–Jun 2; Plzen, Czech Republic. München: Fraunhofer-Gesellschaft; 2017.
- [38] Kempinska K, Murcio R. Modelling urban networks using Variational Autoencoders. *Appl Netw Sci* 2019;4(1):114.
- [39] Owaki T, Machida T. RoadNetGAN: generating road networks in planar graph representation. *Commun Comput Inform Sci* 2020;1332:535–43.
- [40] Shen J, Liu C, Ren Y, Zheng H. Machine learning assisted urban filling. RE: anthropocene, design in the age of humans. In: Proceedings of the 25th International Conference on Computer-Aided Architectural Design Research in Asia, CAADRIA 2020; 2020 Aug 5–8; Bangkok, Thailand. Hong Kong: The Association for Computer-Aided Architectural Design Research in Asia; 2020.
- [41] Tian R. Suggestive site planning with conditional GAN and urban GIS data. In: Proceedings of the 2020 DigitalFUTURES; 2020 Jul 5; Shanghai, China. Berlin: Springer; 2021.
- [42] Fedorova S. GANs for urban design. 2021. arXiv:2105.01727v1.
- [43] Sun S, Mu L, Feng R, Wang L, He J. GAN-based LUCC prediction via the combination of prior city planning information and land-use probability. *IEEE J Sel Top Appl* 2021;14:10189–98.
- [44] Wang D, Fu Y, Wang P, Huang B, Lu CT. Reimagining city configuration: automated urban planning via adversarial learning. GIS: In: Proceedings of the ACM International Symposium on Advances in Geographic Information Systems; 2020 Nov 3–6; Washington, DC, USA. NewYorkCity: Association for Computing Machinery; 2020.
- [45] Wang D, Liu K, Johnson P, Sun L, Du B, Fu Y. Deep human-guided conditional variational generative modeling for automated urban planning. In: Proceedings of the IEEE International Conference on Data Mining; 2021 Dec 7–10; Auckland, New Zealand. New York City,: IEEE; 2021.
- [46] Mirza M, Osindero S. Conditional generative adversarial nets. 2014. arXiv: 1411.1784v1.
- [47] Chen X, Duan Y, Houthoofd R, Schulman J, Sutskever I, Abbeel P. InfoGAN: interpretable representation learning by information maximizing generative adversarial nets. arXiv:1606.03657. 2016.
- [48] Fang Z, Qi J, Fan L, Huang J, Jin Y, Yang T. A topography-aware approach to the automatic generation of urban road networks. *Int J Geogr Inf Sci* 2022; 36 (10):2035–59.
- [49] Isola P, Zhu JY, Zhou T, Efros AA. Image-to-image translation with conditional adversarial networks. In: Proceedings of the 30th IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, CVPR 2017; 2017 Jul 21–26; Honolulu, HI, USA. New York City: IEEE; 2017.
- [50] Quan SJ. Urban-GAN: an artificial intelligence-aided computation system for plural urban design. *Environ Plan B Urban Anal City Sci* 2022;49(9):2500–15.
- [51] Kim S, Kim D, Choi S. CityCraft: 3D virtual city creation from a single image. *Vis Comput* 2020;36(5):911–24.
- [52] Radford A, Metz L, Chintala S. Unsupervised representation learning with deep convolutional generative adversarial networks. In: Proceedings of the 4th International Conference on Learning Representations (ICLR 2016); 2016 May 2–4; San Juan, Puerto Rico. New York City: Curran Associates, Inc.; 2016.
- [53] Hao H, Wang Y. Disentangling relations between urban form and urban accessibility for resilience to extreme weather and climate events. *Landsc Urban Plann* 2022;220:104352.
- [54] Kim Y, Newman G. Advancing scenario planning through integrating urban growth prediction with future flood risk models. *Comput Environ Urban Syst* 2020;82:101498.
- [55] Berberoğlu S, Akin A, Clarke KC. Cellular automata modeling approaches to forecast urban growth for adana, Turkey: a comparative approach. *Landsc Urban Plann* 2016;153:11–27.
- [56] Liu X, Liang X, Li X, Xu X, Ou J, Chen Y, et al. A future land use simulation model (FLUS) for simulating multiple land use scenarios by coupling human and natural effects. *Landsc Urban Plann* 2017;168:94–116.
- [57] He J, Li X, Yao Y, Hong Y, Jinbao Z. Mining transition rules of cellular automata for simulating urban expansion by using the deep learning techniques. *Int J Geogr Inf Sci* 2018;32(10):2076–97.
- [58] Zhai Y, Yao Y, Guan Q, Liang X, Li X, Pan Y, et al. Simulating urban land use change by integrating a convolutional neural network with vector-based cellular automata. *Int J Geogr Inf Sci* 2020;34(7):1475–99.
- [59] Grattarola D, Livi L, Alippi C. Learning graph cellular automata. In: Proceedings of the 35th Conference on Neural Information Processing Systems (NeurIPS 2021); 2021 Dec 6–14; Online. New York City: Curran Associates, Inc.; 2021.
- [60] Guan X, Xing W, Li J, Wu H. HGAT-VCA: integrating high-order graph attention network with vector cellular automata for urban growth simulation. *Comput Environ Urban Syst* 2023;99:101900.
- [61] Wardekker JA, de Jong A, Knoop JM, van der Sluijs JP. Operationalising a resilience approach to adapting an urban delta to uncertain climate changes. *Technol Forecast Soc Change* 2010;77(6):987–98.
- [62] Yildirim Y, Keshavarzihaghighi G, Aman AR. Sustainable responses of an urban park for disaster resilience: a case study of hurricane harvey. *Int J Sustain Dev World Ecol* 2021;28(8):720–32.
- [63] Li S, Wu T. Deep reinforcement learning-based decision support system for transportation infrastructure management under hurricane events. *Struct Saf* 2022;99:102254.
- [64] Zhang X, Tian W, Liao Z. Towards coordinated and robust real-time control: a decentralized approach for combined sewer overflow and urban flooding reduction based on multi-agent reinforcement learning. *Water Res* 2023; 229: 119498.
- [65] Yang T, Zhao L, Li W, Zomaya AY. Reinforcement learning in sustainable energy and electric systems: a survey. *Annu Rev Control* 2020;49: 145–63.
- [66] Mannion P, Duggan J, Howley E. An experimental review of reinforcement learning algorithms for adaptive traffic signal control. In: McCluskey T, Kotsialos A, Müller J, Klügl F, Rana O, Schumann R, editors. *Autonomic Road Transport Support Systems*. Berlin: Springer; 2016. p. 47–66.
- [67] Spaniol MJ, Rowland NJ. AI-assisted scenario generation for strategic planning. *Futures Foresight Sci* 2023;5(2):e148.
- [68] AssistantChatGPT. AI-powered language model trained by OpenAI [Internet]. San Francisco: OpenAI. Available from: <https://OpenaiCom/Blog/Openai-Api/n.d>.
- [69] Dong W, Chen X, Yang Q. Data-driven scenario generation of renewable energy production based on controllable generative adversarial networks with interpretability. *Appl Energy* 2022;308:118387.
- [70] Wang HW, Peng ZR, Wang D, Meng Y, Wu T, Sun W, et al. Evaluation and

- prediction of transportation resilience under extreme weather events: a diffusion graph convolutional approach. *Transp Res Part C Emerg* 2020; 115: 102619.
- [71] Rüttgers M, Lee S, Jeon S, You D. Prediction of a typhoon track using a generative adversarial network and satellite images. *Sci Rep* 2019;9(1):6057.
- [72] Bhatia S, Jain A, Hooi B. ExGAN: adversarial generation of extreme samples. In: *Proceedings of the 35th AAAI Conference on Artificial Intelligence*; 2021 Feb 2–9; Online. Washington, DC: The Association for the Advancement of Artificial Intelligence; 2021.
- [73] Boulaguiem Y, Zscheischler J, Vignotto E, van der Wiel K, Engelke S. Modeling and simulating spatial extremes by combining extreme value theory with generative adversarial networks. *Environ Data Sci* 2022;1:e5.
- [74] Oyama N, Ishizaki NN, Koide S, Yoshida H. Deep generative model super resolves spatially correlated multiregional climate data. *Sci Rep* 2023; 13 (1): 5992.
- [75] Ahmed M, Saleh K, Abobakr A, Nahavandi S. Scenario generation-based training in simulation: pilot study. In: *Proceedings of the 2019 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics*; 2019 Oct 6–9; Bari, Italy. New York City: IEEE; 2019.
- [76] Li W, Pan CW, Zhang R, Ren JP, Ma YX, Fang J, et al. AADS: augmented autonomous driving simulation using data-driven algorithms. *Sci Robot* 2019; 4(28):eaaw0863.
- [77] Fremont DJ, Dreossi T, Ghosh S, Yue X, Sangiovanni-Vincentelli AL, Seshia SA. Scenic: a language for scenario specification and scene generation. In: *Proceedings of the 40th ACM SIGPLAN Conference on Programming Language Design and Implementation (PLDI)*; 2019 Jun 22–26; Phoenix, AZ, USA. New York City: Association for Computing Machinery; 2019. p. 63–78.
- [78] Crooks A, Heppenstall A, Malleson N, Manley E. Agent-based modeling and the city: a gallery of applications. *Urban Informatics*. Berlin: Springer; 2021.
- [79] Bonabeau E. Agent-based modeling: Methods and techniques for simulating human systems. *Proc Natl Acad Sci U S A* 2002;99(Suppl 3):7280–7.
- [80] Yu M, Bayram A. Management of the curb space allocation in urban transportation system. *Int Trans Oper Res* 2021;28(5):2414–39.
- [81] Wang Y, Hao H, Wang C. Preparing urban curbside for increasing mobility-on demand using data-driven agent-based simulation: case study of city of Gainesville, Florida. *J Manage Eng* 2022;38.
- [82] Jaller M, Rodier C, Zhang M, Lin H, Lewis K. Fighting for curb space: parking, ride-hailing, urban freight deliveries, and other users [supporting dataset]. Washington, DC: Bureau of Transportation Statistics; 2021.
- [83] Kondor D, Santi P, Le DT, Zhang X, Millard-Ball A, Ratti C. Addressing the “minimum parking” problem for on-demand mobility. *Sci Rep* 2020;10 (1):15885.
- [84] Winter K, Cats O, Martens K, van Arem B. Relocating shared automated vehicles under parking constraints: assessing the impact of different strategies for on-street parking. *Transportation* 2021;48(4):1931–65.
- [85] Yan H, Kockelman KM, Gurumurthy KM. Shared autonomous vehicle fleet performance: impacts of trip densities and parking limitations. *Transp Res D Transp Environ* 2020;89:102577.
- [86] Zhang W, Wang K. Parking futures: shared automated vehicles and parking demand reduction trajectories in Atlanta. *Land Use Policy* 2020;91:103963.
- [87] Han Y, Ash K, Mao L, Peng ZR. An agent-based model for community flood adaptation under uncertain sea-level rise. *Clim Change* 2020;162 (4):2257–76.
- [88] Lemoy R, Raux C, Jensen P. Exploring the polycentric city with multi-worker households: an agent-based microeconomic model. *Comput Environ Urban Syst* 2017;62:64–73.
- [89] Kavak H, Padilla JJ, Lynch CJ, Diallo SY. Big data, agents, and machine learning: towards a data-driven agent-based modeling approach. *Simulation Series* 2018;50.
- [90] Ale Ebrahim Dehkordi M, Lechner J, Ghorbani A, Nikolic I, Chappin E, Herder P. Using machine learning for agent specifications in agent-based models and simulations: a critical review and guidelines. *JASSS* 2023;26(1):9.
- [91] Sert E, Bar-Yam Y, Morales AJ. Segregation dynamics with reinforcement learning and agent based modeling. *Sci Rep* 2020;10(1):11771.
- [92] Song B, Xiong G, Yu S, Ye P, Dong X, Lv Y. Calibration of agent-based model using reinforcement learning. In: *Proceedings of the 2021 IEEE 1st International Conference on Digital Twins and Parallel Intelligence*; 2021 Jul 15–Aug 15; Beijing, China. New York City: IEEE; 2021.
- [93] Park JS, O'Brien J, Cai CJ, Morris MR, Liang P, Bernstein MS. Generative agents: interactive simulacra of human behavior. In: *Proceedings of the 36th Annual ACM Symposium on User Interface Software and Technology*; 2023 Oct 29 Nov 1; San Francisco, CA, USA. New York City: Association for Computing Machinery; 2023.
- [94] Battaglia PW, Hamrick JB, Bapst V, Sanchez-Gonzalez A, Zambaldi V, Malinowski M, et al. Relational inductive biases, deep learning, and graph networks. 2018. arXiv:1806.01261v3.
- [95] Goyal A, Bengio Y. Inductive biases for deep learning of higher-level cognition. *Proc R Soc A Math Phys Eng Sci* 2022;478(2226):0068.
- [96] Hao H, Wang Y, Du L, Chen S. Enabling smart curb management with spatiotemporal deep learning. *Comput Environ Urban Syst* 2023;99:101914.
- [97] Klosterman RE. Lessons learned about planning: forecasting, participation, and technology. *J Am Plann Assoc* 2013;79(2):161.
- [98] Maffei L, Masullo M, Pascale A, Ruggiero G, Romero VP. Immersive virtual reality in community planning: acoustic and visual congruence of simulated vs real world. *Sustain Cities Soc* 2016;27:338–45.
- [99] van Leeuwen JP, Hermans K, Jylhä A, Qanjer AJ, Nijman H. Effectiveness of virtual reality in participatory urban planning: a case study. In: *Proceedings of the 4th Media Architecture Biennale Conference*; 2018 Nov 13–16; Beijing, China. New York City: Association for Computing Machinery; 2018. p. 128–36.
- [100] Kelly T, Guerrero P, Steed A, Wonka P, Mitra NJ. Frankengan: guided detail synthesis for building mass models using style-synchronized GANs. *ACM Trans. Graph* 2018;37(6):1–14.
- [101] Alonso L, Zhang YR, Grignard A, Noyman A, Sakai Y, ElKatsha M, et al. CityScope: a data-driven interactive simulation tool for urban design. In: *Morales A, Gershenson C, Braha D, Minai A, Bar-Yam Y, editors. Unifying Themes in Complex Systems IX. ICCS 2018. Springer Proceedings in Complexity*. Berlin: Springer; 2018. p. 253–61.
- [102] Dan Y, Shen Z, Xiao J, Zhu Y, Huang L, Zhou J. HoloDesigner: a mixed reality tool for on-site design. *Autom Constr* 2021;129:103808.
- [103] Quan SJ, Park J, Economou A, Lee S. Artificial intelligence-aided design: smart design for sustainable city development. *Environ Plan B Urban Anal City Sci* 2019;46(8):1581–99.
- [104] Robbins S. AI and the path to envelopment: knowledge as a first step towards the responsible regulation and use of AI-powered machines. *AI & Society* 2020; 35(2):391–400.
- [105] Asatiani A, Malo P, Nagbøl PR, Penttinen E, Rinta-Kahila T, Salovaara A. Sociotechnical envelopment of artificial intelligence: an approach to organizational deployment of inscrutable artificial intelligence systems. *J Assoc Inf Syst* 2021; 22(2):325–52.
- [106] Rudin C. Stop explaining black box machine learning models for high stakes decisions and use interpretable models instead. *Nat Mach Intell* 2019;1 (5):206–15.
- [107] Murdoch WJ, Singh C, Kumbier K, Abbasi-Asl R, Yu B. Definitions, methods, and applications in interpretable machine learning. *Proc Natl Acad Sci U S A* 2019;116(44):22071–80.
- [108] Gunning D, Stefik M, Choi J, Miller T, Stumpf S, Yang GZ. XAI—explainable artificial intelligence. *Sci Robot* 2019;4(37):eaay7120.
- [109] Javed AR, Ahmed W, Pandya S, Maddikunta PKR, Alazab M, Gadekallu TR. A survey of explainable artificial intelligence for smart cities. *Electronics* 2023; 12(4):1020.
- [110] Barredo Arrieta A, Díaz-Rodríguez N, Del Ser J, Bénéto A, Tabik S, Barbado A, et al. Explainable Artificial Intelligence (XAI): concepts, taxonomies, opportunities and challenges toward responsible AI. *Inf Fusion* 2020;58:82–115.
- [111] Mehrabi N, Morstatter F, Saxena N, Lerman N, Galstyan A. A survey on bias and fairness in machine learning. *ACM Comput Surv* 2022;54(6): 1–35.
- [112] Chen B, Wang Y, Wang R, Zhu Z, Ma L, Qiu X, et al. The gray-box based modeling approach integrating both mechanism-model and data model: the case of atmospheric contaminant dispersion. *Symmetry* 2020; 12(2):254.
- [113] Hao H, Wang Y. Modeling dynamics of community resilience to extreme events with explainable deep learning. *Nat Hazards Rev* 2023;24 (2):04023013.
- [114] Barzel B, Barabási AL. Universality in network dynamics. *Nat Phys* 2013; 9 (10):673–81.
- [115] Hao H, Wang Y. A deep learning representation of spatial interaction model for resilient spatial planning of community business clusters. 2024. arXiv: 2401.04849v1.
- [116] Zhou H, Zhang F, Du Z, Liu R. Forecasting PM2.5 using hybrid graph convolution-based model considering dynamic wind-field to offer the benefit of spatial interpretability. *Environ Pollut* 2021;273:116473.
- [117] Wu AN, Stouffs R, Biljecki F. Generative Adversarial Networks in the built environment: a comprehensive review of the application of GANs across data types and scales. *Build Environ* 2022;223:109477.
- [118] Bruno E. Integrating AI and deep learning within design practice processes: XKool technology. *Ardeth* 2019;5:220–6.
- [119] Bonnefon JF, Černý D, Danaher J, Devillier N, Johansson V, Kovacikova T, et al. Ethics of connected and automated vehicles: recommendations on road safety, privacy, fairness, explainability and responsibility. Report. Luxembourg: Publications Office of the European Union; 2020.