

从数字城市到数字孪生城市

陈宝权
北京大学

关键词：数字城市 智慧城市 数字孪生城市

城市是人类文明进步的结晶，是社会经济发展到一定历史阶段的产物。随着城市化进程的不断推进，人口和资源迅速向城市集中。目前发达国家的城市化率已达到80%的平均水平；2019年末，我国常住人口城市化率也首次超过60%，成为世界上城市人口最多的国家。城市化虽然提高了人们的生活水平，但同时也带来了一系列的社会和环境问题。各大城市普遍出现了以人口膨胀、交通拥堵、资源紧缺、环境污染、生态破坏、事故频发等为特征的“城市病”。此外，城市的空间结构和社会环境尤为复杂，繁华城市的中心人口密度大、人员结构复杂、流动性大、犯罪率高，成为城市发展的不稳定因素，给城市管理和公共安全防御带来极大的困难。这些问题已成为制约城市健康、可持续发展的难题，如何有效破解城市发展的困境是各国城市管理者面临的历史性难题。

近20年来，随着信息化应用的普及，城市信息化应运而生，“数字城市”“智慧城市”“数字孪生城市”等新型城市建设发展理念相继被提出，成为提升城市治理水平、破解城市发展难题的有效手段与技术方

数字城市 自从1998年美国时任副总统戈尔提出“数字地球”的概念以后，此概念被引申到城市，“数字城市”成为城市信息化的热点。国内外专家学者逐渐认识到城市数字化战略是解决城市病问题、推动城市可持续发展的重要武器。相应地，各大城市纷纷开展数字城市建设，构建以城市地理空间数据为基础的虚拟数字化城市平台，对现实城市中的各种基础设施、自然资源、社会资源以及人文经济等数据进行直观展示。这一阶段主要解决城市地理空间相关物理实体的

数字化与信息化问题。

智慧城市 2008年底，在全球金融危机的背景下，IBM发表了《智慧地球：下一代领导人议程》，开始在全球各地推销“智慧地球”“智慧城市”等新概念与技术，之后IBM在迪拜、芝加哥等全球多个城市开展实践应用。由于这些理念与产业及时代的发展紧密联系，立即在IT界、经济界、工业界等领域引起了巨大的反响，引爆全球的智慧城市研究与建设浪潮。智慧城市的内涵是指在城市发展过程中，采集城市地理、环境、人口、经济、社会文化、生活等各种综合信息，然后集成、互联、统计、分析这些数据，并且使其系统化、结构化和智能化，为城市运营和发展提供更好的指导和管控能力，让城市变得更加智能，其中城市多源数据获取是基础，数据关联、分析与理解是关键。

数字孪生城市 近年来提出的数字孪生城市是数字孪生技术在城市层面的应用与推广，通过对现实城市各实体和要素的数字化与实时感知，在网络空间中重建一个与之一一对应的虚拟城市(digital twin city)，形成物理维度上的现实城市和信息维度上的虚拟城市同生共存、虚实交融的格局，通过对虚拟城市进行观测、分析、推演和操作，实现对现实城市的模拟、监控、诊断、预测和控制，解决城市发展与治理过程中面临的问题。

研究实践与关键技术

从数字城市到智慧城市再到数字孪生城市，是城市信息化建设经历的三个发展阶段，体现了城市管理

与服务理念的逐步完善与进化。从我国城市发展实践来看,数字城市主要解决城市自然、人文和社会等信息的数字化和网络化问题,智慧城市主要是通过物联网和云计算等技术解决城市信息的互联互通,实现全面感知、泛在互联与智能服务,而数字孪生城市强调在城市全面感知与数字化基础上,通过构建虚拟的镜像城市进行模拟仿真进而对现实城市给予反馈和指导。

从技术角度来看,数字城市的一大核心技术是城市场景三维建模,智慧城市的关键技术是城市数据感知与计算,而数字孪生城市侧重于模拟仿真。近十多年来,在科技部 863、973 等项目支持下,笔者团队在这些技术领域开展了系列研究,包括“基于车载激光扫描的大规模城市场景三维建模”、智慧城市一期“数据获取与动态感知技术研究”、智慧城市二期“城市多源密集型动态运行数据呈现技术与服务系统”和“城市大数据的计算理论与方法”等。下面着重介绍我们在数字孪生城市建设中所涉及的关键技术,如城市场景三维建模、人物行为仿真以及物理模拟和城市仿真等方面的研究尝试和相关成果。

城市场景三维建模

早期我们主要关注城市场景中常见的两类物体——建筑物和植物的三维建模,相关研究成果笔者曾于 2016 年撰文介绍^[1],这里不再赘述,在此重点介绍我们后续在城市场景主动渐进式构建方面的工作。

近年来,智慧城市应用的不断深入对城市三维建模提出了更高的要求——场景规模越来越大、颗粒度越来越细、更新频率越来越高。复杂城市场景的几何丰富多样,各类物体非常繁杂,场景不断变化更新,这些特点给三维模型的重建带来了相应的技术挑战:(1)针对同类别的物体,如何构建共性特征和先验知识来化繁为简,从而提高同类物体处理的有效性;(2)如何对场景建立一个主动式扫描机制来实现无监督的三维建模;(3)如何提取几何的内在规则并通过紧密的规则来描述变化多样的几何。

为解决上述问题,我们提出城市场景渐进式构建与表达理论,利用城市中既有语义信息进行快速建模,按需实现城市对象及场景的多尺度建模,并利用大量

的多源异构数据进行主动渐进式建模。具体而言,城市环境中的几何、影像、图表、文字等多源数据具有互补性,能够消除诸如激光扫描等单一数据源的不完整性;智能机器人(单机机器人以及多机器人)具有主动探索性、信息获取稳定可控等特点,能够消除人工扫描移动路径不稳定、大规模场景扫描过程耗时耗力等问题。多源信息与主动获取的结合为生成更为全面的城市场景信息、更高精度的三维场景几何模型提供了有力保障。此外,三维场景中的几何或者纹理特征(比如连续性、对称性、重复性等)往往蕴含着结构、功能和领域等语义信息,语义样本、先验规则等知识对于城市场景的渐进式建模起着非常重要的指导作用。

单机器人主动渐进式构建

我们提出一种以物体为中心的场景分析方法精细化重建场景,驱动机器人进行迭代式场景分析与主动式验证,减少物体间遮挡及物体自遮挡,进而获取更加精细完整的三维场景^[2]。具体而言,该算法结合机器人在线获取的知识以及基于图割(graph-cut)的分割算法,实现对场景的在线分析;基于初始物体分割,评估场景物体置信度,驱动机器人主动对低置信度场景进行交互以验证并提高分割结果正确性,渐进式构建精细化室内场景。

然而,上述基于机器人的场景重建方法通常需要对三维物体建模,从模型理解的角度识别单一物体,从而延伸至整个场景空间。城市场景具有多样性,难以对所有场景事先建模,因此,如何利用移动机器人自动重建未知城市场景是一个亟待解决的问题,其难点在于需要平衡探索效率以及重建精度之间的关系。为此,我们提出了一种时变张量场驱动的未知室内场景自动重建策略^[3],在规划机器人移动路径时,对城市场景对象进行约束和更新,生成机器人路径指导其进行探索,并提出一种对张量场的时空优化,使得机器人路径在空间上尽量平滑;该过程既考虑了快速探索的全局效率,也引入了局部平滑以获取高质量的扫描精度(扫描路径及重建结果见图1)。该策略的核心思想在于,利用时变张量场指导机器人移动,并以二维机器人移动路径为约束求解三维相机。我们在 MIT-67

和 NYU 数据集上对算法进行了测试评估, 相比现有最好方法, 未知场景识别率分别提高了 4.1% 和 1.3%。该方法不仅识别效果好, 而且场景重建计算效率更高。基于单机器人的相关重建算法已进一步拓展应用于城市室外场景重建, 如地面机器人场景扫描 (如图 2) 以及基于无人机路径规划的室外场景重建 (如图 3)。

多机器人场景主动渐进式构建

面向城市大规模场景的智能机器人自动扫描和重建需求, 我们提出了基于最优质量传输 (Optimal

Mass Transport, OMT) 理论的多机器人协同探索以及主动渐进式重建位置城市场景模型的算法^[4]。最优质量传输理论的目标是求出两个分布 (或者说集合) 之间的映射关系, 使得该映射在给定的度量下代价最低。在多机器人扫描重建问题中, 我们把机器人看作是场景扫描任务的“供给方”, 未知环境看作是场景扫描任务的“需求方”, 而机器人实际执行扫描任务所需要的代价 (如移动距离) 作为映射的度量。以此为基础, 我们通过求解最优质量传输, 可得到机器人和扫描任



图1 基于单机器人的城市室内场景自动重建及路径规划图

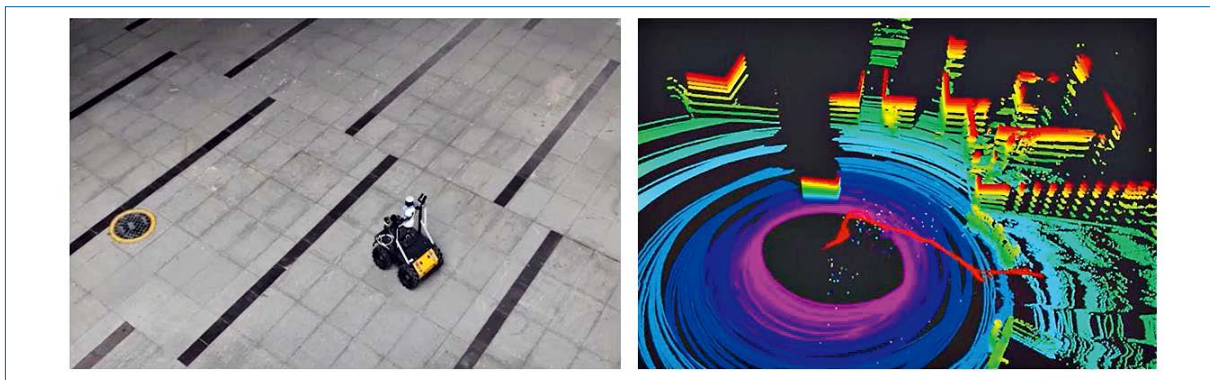


图2 基于单机器人的城市室内外场景自动扫描及所获取场景点云



图3 基于无人机路径规划的城市室外场景重建

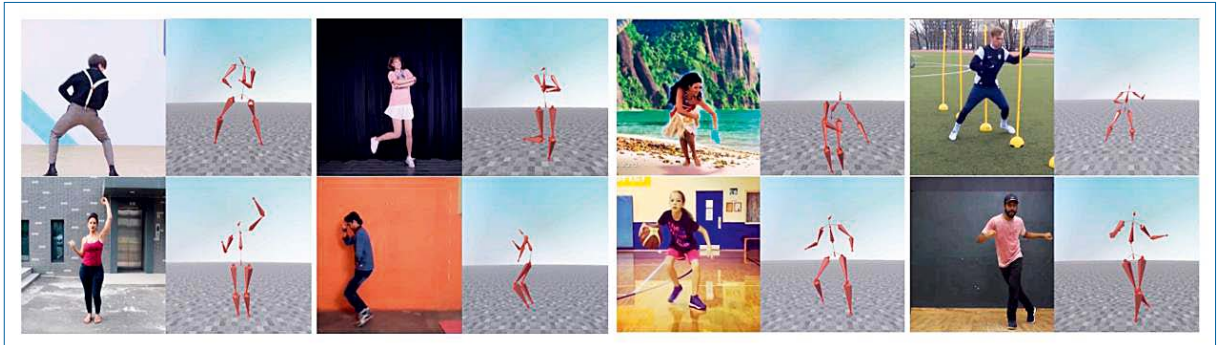


图4 基于骨骼一致性的视频人体运动估计方法

务之间的映射，使扫描代价最低。通过优化这个目标，我们可以计算出高效的机器人协同扫描策略，自动化地为大规模未知场景重建三维模型。该方法现已开源到机器人操作系统领域最大的开源平台——ROS，可为多机器人高效率三维场景重建、高质量三维场景重建发挥重要作用。

人物行为仿真

城市因人而存在，对人的行为仿真是数字孪生城市中最核心的元素之一。在宏观层面，准确可靠的人群仿真可以有效预测城市中人群运动的整体风貌，并为城市规划、建筑设计、救灾防护、大型活动预演等提供可量化的验证手段。在微观层面，城市中人的外貌、行为、决策方式等具有丰富的多样性，同时人与城市环境中的车辆、城市设施等其他主体也有着大量的互动。对这些人物运动和交互的建模仿真更加准确的群体仿真的基础，对于数字城市微观层面的应用，例如自动驾驶系统的训练和验证、虚拟现实环境中的可交互角色等，也有着非常重要的意义。

数据驱动的方法是实现高真实感人物行为仿真的可靠途径之一。对这类方法而言，高质量、大范围的人物运动数据非常关键。在影视、游戏等工业领域中，人物运动的数据通常来自于专业的动作捕捉系统。这类系统往往价格昂贵，对运动的种类和空间约束较大，同时运动捕捉的对象偏重于演员的“表演”，难以采集自然状态下的人物行为动作。基于视频的人体姿态重建技术则可以有效地避免这些问题。对于城市环境来说，从手机、相机到安防监控，单目视频的来源非常广泛，为获取人物运动提供了很好的数据来源。然而从单目视频中进行三维人体姿态重建是一项非常困难的工作，需要解决诸如从二维到三维映射所带来的多义性、全局运动缺失等问题。使用深度学习的方法是解决这些问题的有效手段之一，例如我们近期的工作通过在网络中引入角色的骨骼结构^[5]，有效地减少了人体姿态估计的多义性问题，实现了非常准确的单视角三维运动重建（如图4）。进一步地，由于真实世界中人物的运动受到物理规律的约束，因此通过显式地引入物理约束，有望更加有效地恢复或修正重建中



图5 基于自监督学习的自动骨骼结构估计和蒙皮绑定方法



图6 基于物理仿真和强化学习的人物运动生成方法

缺失的全局信息，这也是近期研究的热点方向之一^[6]。

城市中每个人都是不同的。不同的体型外貌、身体状态、习惯情绪等所带来的是高度非均质化的个体集合。为了在数字城市中生成同样高度非均质化的人物行为仿真，我们需要解决人物建模、运动合成、运动迁移等多个阶段的问题。

近年来基于视觉的三维重建技术有了很大的进步，甚至在一些工作中我们可以很方便地通过视频对特定人物创建三维模型。为了让三维模型运动起来，我们需要对其绑定合适的关节骨骼结构，而这一过程往往需要专业的技术和大量的调试。利用深度学习可以简化这一过程，例如利用大量的样本进行监督学习以实现自动的蒙皮绑定^[7, 8]。我们利用自监督学习的方法实现了自动的骨骼结构估计和蒙皮绑定^[9]（如图5），进一步降低了训练过程的数据要求，同时实现了质量更高的模型变形效果。即使利用了高效的运动捕捉方法，采集人的所有动作在技术上也是不可行的。因此重用已有的动作数据来合成新的运动在人物行为仿真中非常重要。传统的方法通常利用状态机对结构化的数据进行整合利用^[10]，而近年来从无结构的运动中学习生成模型进行运动合成，也在运动的可控性和运动质量上取得了很好的效果^[11]。另一方面，基于物理仿真和运动控制的方法可以生成物理真实且可实时交互的运动仿真，不过对复杂运动实现运动控制是一个非

常困难的问题。我们在这方面的一些工作^[12, 13]通过对运动数据的模仿学习有效地降低了运动控制的实现难度，为进一步实现更为实用的运动控制方法打下了基础（如图6）。

人的运动受到体型、状态、情绪、习惯等影响而展现出多种多样的风格。运动重定向和运动风格迁移技术是在人物行为仿真中展现多样性的重要方法（如图7）。我们提出的运动重定向方法^[14]可以自动适应不同的骨骼结构，自动地将运动数据在不同人物模型上展现出来。而通过解耦相机和骨骼结构等信息，我们甚至可以基于视频输入实现视角和模型切换的效果^[15]。另一方面，人的运动风格往往很难用语言和符号准确地描述，而我们的工作^[16]可以从一段运动中解耦内容和风格的抽象表达，从而通过观察一个人的运动，自动将其中的运动风格迁移到其他的运动中。在数字城市仿真中，这些方法可以有效地生成高度多样性的人物行为，从而实现更加贴近真实的仿真。

城市模拟仿真

数字孪生城市的核心功能是借助动态仿真技术，在虚拟环境中快速且无风险地模拟城中的人、事、物在不同环境和决策下的行为，为城市的规划和运行提供依据。城市模拟仿真大致可以分为物理模拟、个人行为模拟、城市群体（人、车）流动的建模与仿真等。

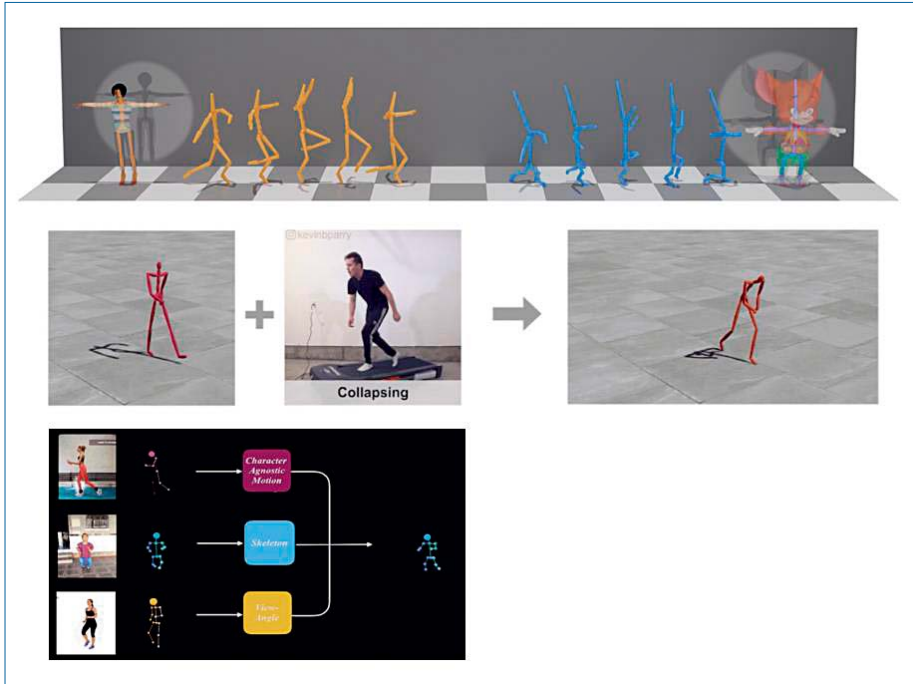


图7 基于运动参数解耦的（上）骨骼结构间人物运动重定向；（中）人物运动风格迁移；以及（下）角色无关的运动特征表示及2D运动与视角重定向

物理模拟

物理模拟是基于城市场景模型对城市的暴雨积水、危险物泄露、毒气扩散、火灾扑救、气象预报等进行模拟。例如，应用计算流体力学的方法^[17, 18]，以高性能计算机为依托，使用数字城市提供的城市地理几何数据和气象部门提供的实时天气条件，可以快速模拟由突发性污染源产生的污染物在城市楼群街区内（包括封闭或半封闭的公共场所内）的传输和扩散。在短时间内模拟出污染物的分布及其随时间的演化，并实时地演示动态分布图，可以为应对措施的抉择提供依据和参考，并向公众提供相关的信息。

随着电子装备的日益普及，电磁辐射安全和电磁频谱管理已经成为智慧城市建设需要考虑的重要因素。电磁干扰不仅仅会影响广播、通信和信息等设备的正常运行，造成通信网络系统数据丢失等故障，在电磁干扰现象较为严重时还会造成仪器误动作，导致控制失效，引发灾难性后果；对生活在城市中的生物而言，电磁干扰还会诱发心血管系统和神经系统等方面的疾病，造成大面积的植物死亡。应用基于多物理场

耦合的电磁模拟技术^[19]实现城市环境中电磁射线解析寻迹和空间场强的快速、高效求解，可以为城市电磁环境的精确预测和有效监管提供重要依据。

随着城市化进程的高速发展，植物景观设计不仅能对人类提供新鲜空气和优雅环境，还可以用来缓解城市热岛效应、城市内涝等问题。随着传感器技术和动作捕捉技术的飞速发展以及相应理论的不完善，人们不仅能获得植物的静态几何信息，也能很容易地获取真实世界中植物

不同尺度下的动态信息，比如在外部扰动下的瞬时运动^[20]或者整个生长周期的形态变化^[21]。在此基础上，可以通过数据驱动的方法对植物的生长规则或不同生命阶段的动力学属性进行建模，为农林业应用、城市景观设计提供有力工具。

城市仿真

城市仿真（计算）指利用3D仿真技术和物联网接入，在网络空间构建一个与物理世界相匹配的孪生城市。它以城市三维模型为基准，将不断获取的城市数据做时空精准耦合；以交互可视仿真作为手段，分析和挖掘城市大数据，提取知识和智能，并用这些智能对城市治理进行运营、决策。由于城市大数据来源于部门数据、传感数据、社交网络数据等感知数据，主要包括影像、几何、文本、物理属性等多模态数据。由于城市空间环境的复杂性和社会环境的动态多变性，城市大数据具有海量、高维、多源、异构、动态、模糊、全局稀疏、局部冗余甚至互相矛盾的特点，而数据间又存在广泛的关联性，这给城市大数据的分析、理解和应用带来了极大的困难。如何构建一种面向复

杂事件的全关联、多层次、可度量、可拓展的城市大数据计算理论模型，直接对城市未来发展进行推演和预测，是一个亟待解决的问题。为此，我们提出统一的时空框架——全息表达模型，用于描述多源异构、高度分散、低秩关联的城市数据。该模型包含数据层、语义层、知识层等三个层次，理想情况下，该模型可包含整个数据空间中所有的集合及其关联语义关系。然而在现实条件下，

该模型无法获取整个空间的数据及其语义关联。因此，我们进一步提出准全息数据表达，并在此基础上提出面向事件的准全息计算模型^[22]，两者之间的关系如图8所示。该模型构建了不同尺度数据与事件表达之间的映射关系，从而支持对数据源完备性的评估与反馈，进而对城市事件所需数据的动态更新进行指导。比如，搭建的数字孪生平台可以通过出租车的轨迹信息发现有道路发生拥堵，但是因为无法获得拥堵现场的数据，不能推断出拥堵的原因；在这种情况下，平台会根据发生的事件类型，建议调取额外的数据源信息（比如地图数据、手机卫星信号数据等）进行自动判别分析，智能地发现拥堵发生的原因：汽车修理点密集造成的出租车大量聚集，或是大型商场导致的人流密集。

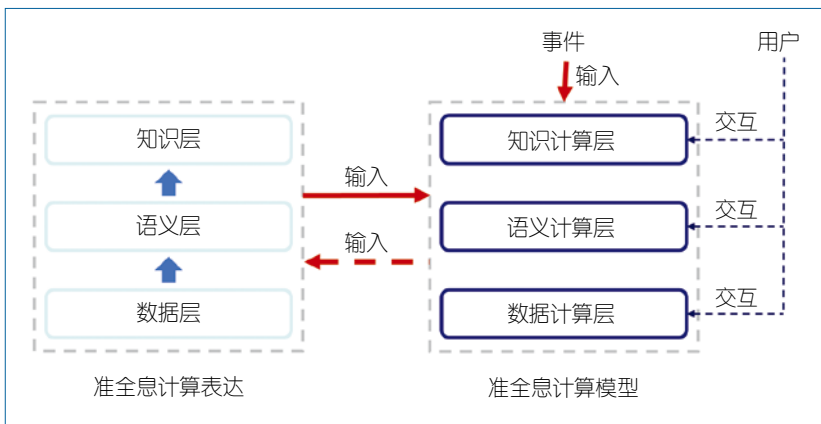


图8 准全息数据表达与准全息数据计算模型

测以及电力线巡检等应用，为客户 AMM 集团节省了5万个人时，电力线检测准确率高达 96.6%，电线杆准确率达到 82.0%，显著高于现有的其他方法。此外，我们所提出的基于高清图像的城市三维场景自动重建方法，已成功应用于深圳市勘察研究院有限公司近一万平方米城市三维场景重建项目中；双方进一步合作，从基于智能机器人的城市场景主动渐进式构建、融合语义分析的城市三维数字底座高效构建、基于城市三维数字底座的多源信息一致性表达、面向数字孪生城市的三维数字底座多源信息融合与维护等方面开展城市大数据计算落地研究，以实现准确、精细、高效、智能的部件级城市三维实景自动构建以及数字孪生城市三维数字基础与多源信息无缝融合的目标。

典型应用实践

应用实践方面，针对城市三维场景的高效分析问题，我们提出了三维点云表征方法 PointCNN，该方法在 ModelNet40 数据集上分类任务的准确率达到 91.7%，刷新了当时点云处理 5 项数据集及任务的世界纪录，成为点云深度学习方面的经典方法，对应开源代码在 Github 平台获赞超 1100 次，该点云学习计算框架被地理信息系统（GIS）全球市场的领导者美国环境系统研究所公司（Environmental Systems Research Institute，简称 ESRI 公司）集成到著名的地理信息系统 ArcGIS 中，用于城市三维场景建模、植被生长检

结语

数字城市、智慧城市以及数字孪生城市到目前为止还没有公认的定义和确定的描述，尤其是数字孪生城市作为一种新提出的概念，其内涵必将随着城市的发展和技术的进步不断丰富。本文仅就个人理解，结合笔者团队十多年来的工作实践，探讨了从数字城市到智慧城市再到数字孪生城市的关键技术，并对相关工作进行回顾。未来的数字孪生城市将对城市传感、模拟仿真、分析决策提出越来越高的要求。随着虚实融合的深入，人机智能得到高度融合，城市的智能化将达到一个前所未有的水平。 ■

致谢: 本文的撰写得到了中国科学院深圳先进技术研究院程章林研究员、北京电影学院王滨研究员和北京大学刘利斌研究员的帮助, 表示感谢。



陈宝权

CCF 会士、理事, CCCF 专题主编。北京大学博雅特聘教授、前沿计算研究中心执行主任。北京市未来影像高精尖创新中心首席科学家。IEEE Fellow。主要研究方向为计算机图形学与数据可视化。
baoquan@pku.edu.cn

参考文献

- [1] 陈宝权, 万国伟. 大规模城市场景建模与理解 [J]. 中国计算机学会通讯, 2016, 12(8):13-19.
- [2] Xu K, Huang H, Shi Y, et al. Autoscanning for coupled scene reconstruction and proactive object analysis[J]. *ACM Trans. Graph*, 2015, 34(6), Article 177.
- [3] Xu K, Zheng L, Yan Z, et al. Autonomous reconstruction of unknown indoor scenes guided by time-varying tensor fields[J]. *ACM Trans. Graph*, 2017, 36(6), Article 202.
- [4] Dong S, Xu K, Zhou Q, et al. Multi-robot collaborative dense scene reconstruction[J]. *ACM Trans. Graph*, 2019, 38(4), Article 84.
- [5] Shi M, Aberman K, Aristidou A, et al. MotioNet: 3D Human Motion Reconstruction from Monocular Video with Skeleton Consistency[J]. *ACM Trans. Graph*, 2021, 40(1): 1-15.
- [6] Shimada S, Golyanik V, Xu W, et al. PhysCap: physically plausible monocular 3D motion capture in real time[J]. *ACM Trans. Graph*, 2020, 39(6): 1-16.
- [7] Liu L, Zheng Y, Tang D, et al. NeuroSkinning: automatic skin binding for production characters with deep graph networks[J]. *ACM Trans. Graph*, 2019, 38(4), 114:1-114:12.
- [8] Xu Z, Zhou Y, Kalogerakis E, et al. RigNet: neural rigging for articulated characters[J]. *ACM Trans. Graph*, 2020, 39(4).
- [9] Li P, Aberman K, Hanocka R, et al. Learning skeletal articulations with neural blend shapes. In *ACM SIGGRAPH 2021 Papers* (to appear), ACM, Virtual Event.
- [10] Kovar L, Gleicher M, Pighin F. Motion graphs[J]. *ACM Trans. Graph*, 2002, 21, (3): 473-482.
- [11] Sebastian Starke, Yiwei Zhao, Taku Komura, and Kazi Zaman. 2020. Local motion phases for learning multi-contact character movements. *ACM Trans. Graph*. 39, 4 (July 2020), 54:54:1-54:54:13.
- [12] Libin Liu and Jessica Hodgins. 2017. Learning to Schedule Control Fragments for Physics-Based Characters Using Deep Q-Learning. *ACM Trans. Graph*. 36, 4 (June 2017), 42a:1.
- [13] Libin Liu and Jessica Hodgins. 2018. Learning basketball dribbling skills using trajectory optimization and deep reinforcement learning. *ACM Trans. Graph*. 37, 4 (July 2018), 142:1-142:14.
- [14] Kfir Aberman, Peizhuo Li, Dani Lischinski, Olga Sorkine-Hornung, Daniel Cohen-Or, and Baoquan Chen. 2020. Skeleton-aware networks for deep motion retargeting. *ACM Trans. Graph*. 39, 4 (July 2020), 62:62:1-62:62:14.
- [15] Kfir Aberman, Rundi Wu, Dani Lischinski, Baoquan Chen, and Daniel Cohen-Or. 2019. Learning character-agnostic motion for motion retargeting in 2D. *ACM Trans. Graph*. 38, 4 (July 2019), 75:1-75:14.
- [16] Kfir Aberman, Yijia Weng, Dani Lischinski, Daniel Cohen-Or, and Baoquan Chen. 2020. Unpaired motion style transfer from video to animation. *ACM Trans. Graph*. 39, 4 (July 2020), 64:64:1-64:64:12.
- [17] Ziyin Qu, Xinxin Zhang, Ming Gao, Chenfanfu Jiang, Baoquan Chen. Efficient and Conservative Fluids Using Bidirectional Mapping, *ACM Transactions on Graphics (Proc. SIGGRAPH)*, Volume 38, Issue 4, 2019.
- [18] Liangwang Ruan, Jinyuan Liu, Bo Zhu, Shinjiro Sueda, Bin Wang and Baoquan Chen. Solid-Fluid Interaction with Surface-Tension-Dominant Contact, *ACM Transactions on Graphics (Proc. SIGGRAPH)*, 2021.
- [19] Xingyu Ni, Bo Zhu, Bin Wang and Baoquan Chen. A level-set method for magnetic substance simulation, *ACM Transactions on Graphics (Proc. SIGGRAPH)*, Volume 39, Issue 4, 2020.
- [20] Bin Wang, Longhua Wu, Kangkang Yin, Uri Ascher, Libin Liu and Hui Huang. Deformation Capture and Modeling of Soft Objects. *ACM Transactions on Graphics (Proc. SIGGRAPH)*, Volume 34 Issue 4, 2015.
- [21] Jianwei Guo, Shibiao Xu, Dong-Ming Yan, Zhanglin Cheng, Marc Jaeger and Xiaopeng Zhang. Realistic Procedural Plant Modeling from Multiple View Images, *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, Volume 26, 2018.
- [22] Baoquan Chen, Qiong Zeng, Zhanglin Cheng. Quasi-holography computational model for urban computing. *Visual Informatics*, Volume 34 81-86, 2019.