



武汉大学学报(信息科学版)

Geomatics and Information Science of Wuhan University

ISSN 1671-8860, CN 42-1676/TN

《武汉大学学报(信息科学版)》网络首发论文

题目：点云压缩研究进展与趋势
作者：张卉冉，董震，杨必胜，黄荣刚，徐大展
收稿日期：2020-12-26
网络首发日期：2022-03-05
引用格式：张卉冉，董震，杨必胜，黄荣刚，徐大展. 点云压缩研究进展与趋势[J/OL]. 武汉大学学报(信息科学版).
<https://kns.cnki.net/kcms/detail/42.1676.TN.20220302.1358.002.html>



网络首发：在编辑部工作流程中，稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定，且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式（包括网络呈现版式）排版后的稿件，可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定；学术研究成果具有创新性、科学性和先进性，符合编辑部对刊文的录用要求，不存在学术不端行为及其他侵权行为；稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准，正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性，录用定稿一经发布，不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容，只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

出版确认：纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊（光盘版）》电子杂志社有限公司签约，在《中国学术期刊（网络版）》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版，以单篇或整期出版形式，在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊（网络版）》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物（ISSN 2096-4188，CN 11-6037/Z），所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

引用格式：

张卉冉, 董震, 杨必胜, 等. 点云压缩研究进展与趋势[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2021, DOI: 10.13203/j.whugis20210103 (ZHANG Huiran, DONG Zhen, YANG Bisheng, et al. Progress and Perspectives of Point Cloud Compression[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2021, DOI: 10.13203/j.whugis20210103)

点云压缩研究进展与趋势

张卉冉^{1, 2}, 董震^{1, 2}, 杨必胜^{1, 2}, 黄荣刚^{3, 4}, 徐大展⁵

1 武汉大学, 测绘遥感信息工程国家重点实验室, 湖北, 武汉, 430079

2 时空数据智能获取技术与应用教育部工程研究中心, 湖北 武汉, 430079

3 中国科学院精密测量科学与技术创新研究院大地测量与地球动力学国家重点实验室, 湖北 武汉, 中国, 430071

4 城市空间信息工程北京市重点实验室, 北京, 中国, 100038

5 浙江省测绘科学技术研究院, 浙江 杭州, 中国, 310012

摘要：三维点云为物理世界精细数字化提供了高精度的三维表达方式，广泛应用于三维建模、智慧城市、自主导航系统、增强现实等领域。然而，点云的数据海量、非结构化、密度不均等特点给点云的存储和传输带来了巨大挑战。因此在有限的存储空间容量和网络传输带宽中实现低比特率、低失真率的点云压缩具有着重要的理论意义和实用价值。围绕点云压缩中的研究现状、标准框架和评价指标，阐述国内外点云压缩算法研究工作、运动图像专家组（Moving Picture Experts Group, MPEG）压缩标准框架以及几何和属性信息质量评价指标的最新进展，分析比较三种开源点云压缩算法在点云压缩公开数据集下的性能表现，并对点云压缩的主要发展方向趋势予以展望。

关键词：三维点云；压缩算法；几何信息编码；属性信息编码；点云质量评价

中图分类号：P237.3

文献标识码：A

以激光扫描为代表的主动采集装备在易操作性、机动灵活性、智能化、高效化等方面日益成熟，利用三维成像技术采集密集点的空间坐标、色彩纹理和反射强度等信息，可高保真的快速重建被测目标的三维实体，在工程测量、生物医学、智慧城市、虚拟现实（Virtual Reality, VR）、增强现实（Augmented Reality, AR）等科学与工程研究中发挥十分重要的作用^[1-4]。随着多平台、多分辨率采集设备的性能逐渐提高，三维成像传感器能够从三维场景中获取具有空间位置和属性信息的海量点集，得到多细节层次的点云模型，给用户以生动逼真的可视化体验，具有极强的交互式 and 沉浸式效果。

然而，点云模型通常包含几十万至数千万空间域的点，在不经压缩的情况下，对于每帧一百万个点的点云模型，30 帧/秒的传输速率占用总带宽为 3.6 千兆比特每秒，这给存储空间容量和网络传输带宽带来了负担与挑战^[5]，因此对点云数据压缩编码的研究具有重要意义。

早期，由于计算机计算能力和点云采集效率的限制，基本沿用构建网格的方法，或按需下采样来实现对点云模型的压缩与传输，导致时空压缩性能较低和几何属性特征信息丢失。当前，研究人员主要以计算机图形学和数字信号处理为出发点，通过对点云数据实施分块操作^[6-10]或结合视频编码技术

收稿日期：2020-12-26

项目资助：城市空间信息工程北京市重点实验室资助项目（2020208）；湖北省自然科学基金（2021CFB352）。

第一作者：张卉冉，硕士，主要从事三维激光扫描数据处理方面的研究。zhr1013@whu.edu.cn

通讯作者：董震，博士，主要从事三维激光扫描数据处理与应用、3D 计算机视觉与模型重建的理论与方法研究。dongzhenwhu@whu.edu.cn

^[11-13]对点云压缩方法进行优化。运动图像专家组(Moving Picture Experts Group, MPEG)于2017年发出了点云压缩的提案征集邀请^[14],并于2018年发布统一的点云模型压缩编码研究框架—TMC13^[15]。然而目前还没有一种方法能适应指数级增加的点云数据容量,以及在高压缩比、低失真率和计算成本三者之间达到平衡。因此,有效提升点云几何信息和属性信息压缩编码的效率,既能有效应对海量点云数据的存储和传输,也能按需保留宏观信息和细节特征,在点云数据处理与应用中贯穿始终。本文围绕点云压缩编码的核心,重点阐述点云几何和属性压缩研究进展、点云压缩公开数据集、点云压缩公开基准算法性能评价等三个方面,最后对点云压缩的重要发展方向予以展望。

1 点云压缩研究进展

点云压缩编码方案的需求与日俱增,全球最具影响力的MPEG和国内外学者共同致力于研究点云压缩标准框架,力求建立完善的点云压缩系统,有效应对多源、多尺度场景点云数据的压缩任务^[16]。文献[17, 18]分别从空间维度压缩技术和MPEG标准化框架角度出发,对当前的点云压缩方法进行调研与概述。

1.1 点云压缩方法分类

点云压缩任务按照不同的标准可以将方法划分成不同的类型,主要有以下标准:

(1) 根据还原质量分类, (2) 根据处理方法分类, (3) 根据空间维度分类, (4) 根据信息类型分类。

表1 点云压缩方法分类汇总

Tab.1 Summary and classification of point cloud compression methods

文献	信息类型	还原质量	处理方法	数据结构	空间维度	变换方式
Huang et al., 2006 ^[19]	几何&属性	有损	传统方法	树	三维	无
Hubo et al., 2006 ^[20]	几何	有损	传统方法	树	一维	无
Botsch et al., 2007 ^[21]	几何&属性	有损	传统方法	面片	一维	无
Sim & Lee 2008 ^[22]	几何&属性	有损	传统方法	体素	三维	无
Schnabel et al., 2008 ^[23]	几何	有损	传统方法	面片	一维	无
Park & Lee 2009 ^[24]	几何	有损	传统方法	树&面元	二维	无
Ochotta & Saupe 2010 ^[25]	几何	有损	传统方法	面片	二维	DCT
Daribo et al., 2011 ^[26]	几何	有损	传统方法	线元	一维	无
Kammerl et al., 2012 ^[27]	几何&属性	无损&有损	传统方法	树&体素	三维	无
Smith et al., 2012 ^[28]	几何	有损	传统方法	树	二维	无
Jiang et al., 2012 ^[29]	几何	有损	传统方法	树	二维	无
Daribo et al., 2012 ^[30]	几何	有损	传统方法	线元	一维	无
Elseberg et al., 2013 ^[31]	几何	无损	传统方法	树	一维	无
LASzip, 2013 ^[32]	几何&属性	无损	传统方法	体素	一维	无
Fan et al., 2013 ^[33]	几何&属性	有损	传统方法	树	三维	层次变换
Digne et al., 2014 ^[34]	几何	有损	传统方法	面片	三维	块变换
Zhang et al., 2014 ^[35]	几何&属性	有损	传统方法	图	三维	图变换
Morell et al., 2014 ^[36]	几何	有损	传统方法	面元	二维	无
Ahn et al., 2015 ^[37]	几何	有损	传统方法	面片	三维	无
Golla & Klein 2015 ^[38]	几何&属性	有损	传统方法	面片	三维	块变换
Houshiar & Nuchter 2015 ^[39]	几何&属性	有损	传统方法	面片	二维	无
Bletterer et al., 2016 ^[40]	几何	无损&有损	传统方法	面片	三维	块变换
Cohen et al., 2016 ^[41]	几何&属性	有损	传统方法	块	三维	块变换

LV et al., 2016 ^[42]	几何	有损	传统方法	树&面片	三维	无
Dado et al., 2016 ^[43]	几何&属性	无损&有损	传统方法	树	三维	无
Queiroz et al., 2016 ^[44]	属性	有损	传统方法	块	三维	层次变换
Mekuria et al., 2016 ^[45]	属性	无损&有损	传统方法	块	二维	块变换
Cohen et al., 2016 ^[46]	几何&属性	有损	传统方法	图	三维	图变换
Zhang et al., 2017 ^[47]	属性	有损	传统方法	面片	三维	DCT
Hou et al., 2017 ^[48]	属性	有损	传统方法	块	三维	图变换
Queiroz & Chou 2017 ^[49]	属性	有损	传统方法	体素	三维	高斯过程变换
Tu et al., 2017 ^[50]	几何	有损	传统方法	面片	三维	块变换
Wang et al., 2017 ^[51]	几何	有损	传统方法	块	三维	DCT
Cui et al., 2017 ^[52]	几何&属性	有损	传统方法	块	三维	块变换
Cohen et al., 2017 ^[53]	几何	有损	传统方法	面片	三维	层次变换
Milani 2017 ^[54]	几何	有损	传统方法	树	三维	块变换
Zhu et al., 2017 ^[55]	几何	无损	传统方法	树	三维	无
He et al., 2017 ^[56]	几何	有损	传统方法	面片	三维	块变换
Gu et al., 2017 ^[57]	几何&属性	有损	传统方法	块	一维	DCT
Shao et al., 2017 ^[58]	几何&属性	有损	传统方法	树	三维	图变换
Xu et al., 2018 ^[59]	属性	有损	传统方法	面片	三维	块变换
PCL, 2018 ^[60]	几何&属性	无损&有损	传统方法	树&体素	三维	无
Xu et al., 2018 ^[61]	属性	有损	传统方法	图	三维	图变换
Zhang et al., 2018 ^[62]	属性	有损	传统方法	面片	三维	块变换
Kathariya et al., 2018 ^[63]	几何	有损	传统方法	树	三维	无
Dricot et al., 2018 ^[64]	几何	有损	传统方法	树	二维	无
Sandri et al., 2018 ^[65]	属性	有损	传统方法	树	三维	层次变换
Garcia & Queiroz 2018 ^[66]	几何	无损	传统方法	树	三维	无
Cao et al., 2018 ^[67]	几何	有损	传统方法	面片	二维	DCT
Sheikhi-Pour et al., 2018 ^[68]	几何&属性	有损	传统方法	面片	二维	DCT
Sevom et al., 2018 ^[69]	几何&属性	有损	传统方法	面片	二维	DCT
Filali et al., 2018 ^[70]	几何	有损	传统方法	树	二维	无
Krivokuća et al., 2018 ^[71]	几何&属性	有损	传统方法	体积	三维	块变换
Shao et al., 2018 ^[72]	属性	有损	传统方法	树&图	三维	图变换
MPEG, 2018 ^[73]	几何&属性	无损&有损	传统方法	树&块	三维	块变换
Rente et al., 2018 ^[74]	几何	有损	传统方法	图	三维	图变换
Imdad et al., 2019 ^[75]	几何	有损	传统方法	面元	二维	无
Sun et al., 2019 ^[76]	几何	无损&有损	传统方法	面片	三维	块变换
Gustavo et al., 2019 ^[77]	属性	有损	传统方法	树	三维	块变换
Li et al., 2019 ^[78]	几何&属性	有损	传统方法	面片	二维	块变换
Kathariya et al., 2019 ^[79]	属性	有损	传统方法	树	三维	层次变换
Quach et al., 2019 ^[80]	几何	有损	深度学习	块	三维	块变换
Dricot & Ascenso 2019 ^[81]	几何	有损	传统方法	树&面元	二维	无
Dricot & Ascenso 2019 ^[82]	几何	有损	传统方法	树&面元	二维	无

Gu et al., 2019 ^[83]	属性	有损	传统方法	树&图	三维	图变换
Fujihashi et al., 2019 ^[84]	属性	有损	传统方法	图	三维	图变换
Yan et al., 2019 ^[85]	几何	有损	深度学习	体素	三维	无
Wang et al., 2019 ^[86]	几何	有损	深度学习	体素	三维	无
Chou et al., 2019 ^[87]	属性	有损	传统方法	体积	三维	块变换
Krivokuca et al., 2019 ^[88]	几何	有损	传统方法	体积	三维	块变换
Huang & Liu 2019 ^[89]	几何	有损	深度学习	体素	三维	无
Gu et al., 2020 ^[90]	属性	有损	传统方法	树&图	三维	图变换
Guarda et al., 2020 ^[91]	几何	有损	深度学习	块	三维	块变换
Wei et al., 2020 ^[92]	属性	有损	传统方法	树	三维	无
Park et al., 2020 ^[93]	几何&属性	有损	传统方法	面片	二维	无
Zhang et al., 2020 ^[94]	几何	有损	传统方法	树	三维	无
Pavez et al., 2020 ^[95]	属性	有损	传统方法	树&图	三维	图变换
Feng et al., 2020 ^[96]	几何	有损	深度学习	面片	二维	无
Quach et al., 2020 ^[97]	属性	有损	深度学习	面片	二维	无
Huang et al., 2020 ^[98]	几何	有损	深度学习	树	三维	无
Maurice et al., 2020 ^[99]	几何	有损	深度学习	树	三维	无
Wen et al., 2020 ^[100]	几何	有损	深度学习	树&面片	三维	无
Nguyen et al., 2020 ^[101]	几何	无损	深度学习	树&体素	三维	无
Wang et al., 2020 ^[102]	几何	无损	深度学习	树	三维	无
Milani 2020 ^[103]	几何	有损	深度学习	体素	三维	无
Ma et al., 2020 ^[104]	属性	无损	传统方法	树	三维	无

表1根据不同的分类标准对当前点云压缩方法进行了汇总。

根据信息还原质量的高低,点云压缩分为无损压缩和有损压缩。无损压缩通过识别并消除统计冗余,使数据结构更加紧凑,解码后的点云与原始点云相同,包括点的数量、各点关联的属性信息。这种方法为尽可能地保持原有数据的特征,使得压缩性能较有限。有损压缩通过量化删除了非必要、视觉上无用的信息,从而减小了数据量,使得原始点云数据和解码后的点云数据之间存在一些差异。这种方法使用了适当的率失真控制,因而在感知数据质量和比特率之间进行了折衷。

根据处理方法的不同,点云压缩分为传统压缩方法和基于深度学习的压缩方法。传统方法基于点云的结构划分进行一系列的预测编码去除了一部分冗余,继而通过变换与量化将空间域的点云变换到频域并压缩变换系数,最后经过熵编码进一步压缩得到

比特流。这类方法在表示过程中仍然隐藏着大量的冗余信息,如重复的局部结构、形状特征明显的物体类别,期望在压缩过程中利用此冗余信息来进一步降低比特率。深度学习方法通过卷积神经网络将点云数据编码为隐藏表示,再量化隐藏特征,基于学习熵模型和熵编码将上下文输入的情况下每个符号出现的概率压缩并产生比特流,因而需要训练大量的点云数据样本以获得编码器端和解码器端非线性变换。基于深度学习的点云压缩方法可以更好地适应局部结构复杂性,因此具有作为未来基准编码工具的潜力。

根据空间维度的特点,点云压缩分为一维遍历压缩、二维映射压缩和三维去相关压缩,基于维度的划分方法直接决定了点数据的访问容易度,从而影响压缩效率。一维压缩方法通过利用各点之间的距离邻域关系来构建基于树的连接,然后顺序遍历生成树各节点将几何数据转换为一维,适应预测的

信号,这种方法提供了相对简单的实现方式,但未完全考虑三维空间相关性使压缩性能受到很大限制。二维压缩方法将点云解释为3D空间中的二维离散流形,通过映射、网格划分和图像编码对点云进行编码,这种压缩方法涉及到映射过程,导致信息部分失真。三维压缩方法采用稳定结构对点云所在的空间进行分解,再对该结构进行预测与变换以减少冗余,并对上述结果进一步编码即可实现点云压缩,这种方法考虑了点云的分布特性、获取与应用,已成为压缩方法的最主要研究方向。

根据信息类型的差异,点云压缩分为几何信息压缩和属性信息压缩,其中后者通常涉及预处理,且需要与几何信息建立对应关系。方法流程表现为,首先基于不同的数据结构对点云进行结构化处理,如:树、线元、面元和块等,继而进行一系列的预测编码、变换编码、量化、熵编码操作,最终获得比特流。下面的章节将从几何压缩和属性压缩的角度对当前的主流方法进行综述。

1.2 几何信息压缩

点云几何压缩方法多基于树结构或块结构组织划分点云,通过对结构化的点云进行描述与编码,文献[27]提出了一种基于八叉树的几何编码方法,首先在相邻帧之间作异或(XOR)运算,然后用八叉树编码 XOR运算的结果。该方法既能取得较高的压缩效率,也能有效降低编码计算复杂度,是点云库(Point Cloud Library, PCL)中推荐的点云压缩框架算法。文献[55]利用二叉树结构将无序点云划分为子空间,然后通过旅行商算法预测各子空间内部的几何信息,最后通过浅层神经网络的无损压缩算法PAQ完成预测残差编码。但是仅使用树结构或块结构的编码方式压缩未充分利用点云之间的空间相关性,导致大量冗余信息被编码,大大限制了压缩性能。

改进方法沿用树结构或块结构编码近似值的核心思想,加入三角形表面模型^[82]、

平面表面模型^[56,75]或聚类算法^[76]对层间预测和残差计算进行指导。为了提高压缩计算效率,文献[74]首次提出了分层压缩的概念,首先利用八叉树结构实现点云的粗粒度编码和表达,然后在加强层(Enhancement Layer, EL)通过图形傅立叶变换(Graph Fourier Transform, GFT)实现点云细节的压缩和重建,是目前压缩效率最高的点云几何信息压缩方法。此外,文献[36]提出针对城市大场景的点云压缩框架,首先对整个点云中最大的平面进行迭代检测,然后使用Delaunay三角剖分法对平面进行分解最后对三角形以及平面的面积和点数进行编码。文献[71]将几何形状隐式表示为符号距离函数的水平集,对近乎平坦的表面采用较少系数表示,而为复杂的曲面保留更多系数,然后对基系数进行量化和熵编码。

参考深度神经网络在图像和视频压缩方面取得的进展,从理论上讲,可以在压缩过程中利用基于超先验引导与隐空间表达冗余信息来进一步降低比特率。文献[80]和文献[89]首次提出了基于深度学习的点云几何压缩方法,首先利用神经网络编码器学习点云的高阶隐含向量,然后利用算数编码、行程长度编码等熵编码方法对隐含向量进行编码,最后利用神经网络解码器重建三维点云。基于卷积神经网络(Constitutional Neural Networks, CNN)已广泛用于特征提取、目标检测、图像编码等,文献[91]提出CNN与自动编码器(AutoEncoder, AE)结合的压缩方法,能有效利用相邻点之间的冗余,并表示出对数据编码的适应性。为了提高隐含向量编码的压缩比,文献[86]提出基于变分编码器(Variational Auto-encoder, VAE)的点云压缩方法,通过学习隐含向量的超先验,使得熵模型的编码概率与隐含向量的边缘概率更加吻合,从而减少算术编码的内存消耗。

1.3 属性信息压缩

属性压缩以减少点云属性之间的冗余

为目的, 主要依靠重建后的几何信息来进行, 一般来说首先基于几何信息在三维空间层次划分, 然后在压缩性能和保真度之间达到平衡, 进行后续的预测、变换编码。在压缩时根据实际需要选择合适的预测、变换算法非常关键, 学者们的研究方向大致分为两类: 基于信号处理技术, 结合图像视频编码技术对点云进行去相关操作; 和基于图变换的思想, 对点云数据进行分块、分层来处理。

以信号处理为主导的点云属性压缩通常参考信号处理方法以及图像视频编码技术, 以实现点云数据的预测编码和变换编码。文献[41]基于视频编码中帧内预测的平面(planar)模式进行点云属性编码, 首先将点云空间划分为基本单元块, 然后沿着被预测块的三个正交基方向寻找邻接的单元块, 根据邻接块中点云的属性结合最近邻算法, 得到被预测块邻接面上的属性值, 最后借鉴 planar 模式求出被预测块内各点的属性预测值。文献[46]在几何编码的前提下引入的基于联合图像专家组(Joint Photographic Experts Group, JPEG)的压缩方法, 按照深度优先遍历的顺序将点云属性值映射到结构化的网格上, 继而进行属性预测编码、离散余弦变换(Discrete Cosine Transform, DCT)和熵编码。

为了提升信号处理点云模型的压缩性能, 学者提出利用图形学的方法, 以进一步利用点云数据的相关性进行编码。基于图变换的研究内容包括空间划分合理性和各子图维度均匀性, 文献[35]首次提出了基于图变换(Graph Transform, GT)的点云属性压缩方法, 首先通过树结构对点云空间进行体素划分, 并利用体素的相邻关系构造图形拉普拉斯矩阵, 然后对拉普拉斯矩阵做特征值分解获得图变换矩阵 GT, 并利用 GT 对属性冗余信息进行去相关性处理实现点云属性压缩。为了降低 GT 方法的复杂度, 文献[44]提出了一种区域自适应分层变换(Region-Adaptive Hierarchical Transform, RAHT)的压缩算法, 通过在子

带(sub-band)中对系数进行压缩编码取得与 GT 相当的峰值信噪比, 同时显著降低了计算复杂度。为了进一步探索点云属性的统计特性, 文献[49]采用平稳高斯过程(Gaussian Process Transforms, GPT)对点云属性建模, 显著提高了点云属性压缩的性能。文献[61]和文献[62]为了减小属性预测的残差, 分别使用了 K 均值聚类算法和均值漂移算法对点云数据进行聚类, 由于在聚类的时候将属性信息相似的点集中在一起, 从而优化属性预测的残差大小, 提高预测的准确性。

深度学习的快速发展, 带动了数据压缩方面技术的发展, 且有部分表现效果在图像和视频压缩方面远超过传统方法, 为点云压缩带来极大的借鉴意义。文献[97]提出了基于深度学习网络的点云属性方法, 首先将点云属性映射到一个折叠的二维流形空间, 然后利用传统的熵编码算法进行压缩, 最后利用神经网络解码器恢复三维点云。基于深度学习的点云属性压缩方法可以更好地适应局部几何复杂性, 因此具有作为未来基准编码工具的潜力。

2 点云压缩公开数据集

MPEG 点云压缩标准框架公布了三种通用的点云测试数据集^[105]: 用于表示静态对象和场景的静态点云, 用于沉浸式视频和 VR 应用的动态点云, 用于自动驾驶与导航的动态获取点云。所有的测试序列均可在 MPEG 的官方网站下载获取^[106]。

对于静态点云和动态点云, 主要由微软公司^[107]和 8i 公司^[108], 采用激光扫描仪、红外线深度摄影机等手段获取目标的几何信息, 多个传感器或成像摄像机以每秒传输帧数 30(frames per second, fps)的速度获取目标的属性信息, 包括捕获颜色信息并计算立体深度。

对于动态获取点云, 采用安装有惯性传感器(Inertial Measurement Unit, IMU)、

全球导航卫星系统 (Global Navigation Satellite System, GNSS)、激光雷达和 RGB 摄像机的移动式测绘系统。其中, GNSS 和 IMU 用于确定车辆的实时位置, 激光雷达用于捕获目标的几何信息, 而 RGB 摄像机则通过拍摄图像或视

频序列获得目标的属性信息。通过多源数据融合、冗余点和离群点去除等预处理步骤, 最终获得的点云数据包括三维坐标代表的几何信息以及与每个点相关联的颜色、反射率等属性信息。



图1 静态点云和动态点云数据示意图

Fig.1 Static and dynamic point cloud test set provided by MPEG

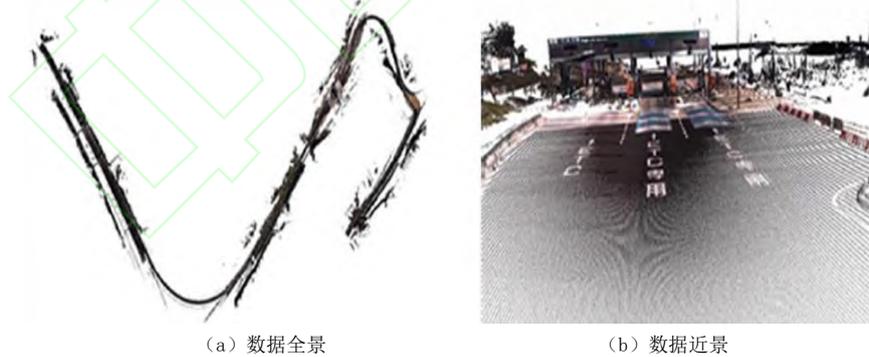


图2 动态获取点云数据示意图

Fig.2 Dynamically acquired point cloud test set provided by MPEG

3 点云压缩评价指标

压缩效率和重建质量是点云压缩算法性能评价的两项重要指标^[109]。在压缩效率方面, 根据压缩文件比特数进行衡量, 针对点云数据通常使用存储每个点所占的比特位数 (Bits Per Point, BPP) 来比较, BPP

越低压缩则效率越高。

在重建质量评价方面, 采用点云在三维空间中的坐标 (x, y, z) 和颜色属性 (RGB 或 YUV) 以及其他可选属性来评价原始点云和解码点云之间几何位置或属性表达的相似性。其中主观评价主要指目视评价, 客观评

价包括几何信息评价和属性信息评价，前者主要采用 Cloud to Cloud (C2C) 获得的峰值信噪对解码点云的几何质量进行评估^[110]，后者将原始点云的属性值与解码后的点云中最近点的属性值进行比较，获得对应的峰值信噪比^[111]。具体包括以下指标：

- 1) 对称均方根距离：以原始点云为参考，计算解码点云基于几何距离的平均距离误差的最大值。

$$d_{rms}(V_{or}, V_{dec}) = \sqrt{\frac{1}{K} \sum_{\substack{v_o \in V_{or} \\ v_d \in V_{dec}}} \|v_o(i) - v_d(k)\|^2} \quad (1)$$

$$sRMS(V_{or}, V_{dec}) = \max(d_{rms}(V_{or}, V_{dec}), d_{rms}(V_{dec}, V_{or})) \quad (2)$$

其中， V_{or} 和 V_{dec} 分别表示原始点云和解码点云， $v_o(i)$ 和 $v_d(k)$ 分别表示原始点云和对应的最邻近解码点云， K 是原始点云中的点数， $\|\dots\|$ 表示两个值之间的欧氏距离。最近点之间的平均距离 d_{rms} 针对原始点云中所有点计算，也针对对应解码点云中所有点计算，因此有必要计算对称距离。

- 2) 对称 Hausdorff 距离：表示要评估的两个互为邻域的点云之间最大的几何距离。

$$Hausd(V_{or}, V_{dec}) = \max(\|v_o(i) - v_d(k)\|) \quad (3)$$

$$sHausd(V_{or}, V_{dec}) = \max(Hausd(V_{or}, V_{dec}), Hausd(V_{dec}, V_{or})) \quad (4)$$

- 3) 几何信息峰值信噪比：以原始点云作参考，考虑了原始点云的边界框最大宽度和对称均方根距离，计算基于几何形状的位置偏差。

$$BB_{width} = \max((x_{max} - x_{min}), (y_{max} - y_{min}), (z_{max} - z_{min})) \quad (5)$$

$$gPSNR = 20 \log_{10}(BB_{width} / sRMS(V_{or}, V_{dec})) \quad (6)$$

其中， BB_{width} 表示原始点云边界框的最大宽度，几何信息峰值信噪比越大，压缩失真越小。此外，几何信息评价也会用到 Cloud to Surface (C2S) 质量评估指标和

Cloud to Plane (C2P) 质量评估指标，前者通过考虑与原始点云关联的一些参考曲面来评估解码后的点云质量，后者通过考虑与原始点云关联的一些参考曲面来评估解码后的点云质量。C2S 和 C2P 质量评估指标均考虑到被比较的点对相关联表面的相关性，主要缺点是它们取决于所使用的特定表面重构算法。

- 4) 属性信息峰值信噪比：以颜色为例，将原始点云的每个颜色分量与解码后的云中最近点的颜色进行比较，从而得出 YUV 颜色空间中每个分量的峰值信噪比 cPSNR。

$$d_y(V_{or}, V_{dec}) = \sqrt{\frac{1}{K} \sum_{\substack{v_o \in V_{or} \\ v_d \in V_{dec}}} \|y(v_o(i)) - y(v_d(k))\|^2} \quad (7)$$

$$cPSNR_y = 20 \log_{10} \frac{255}{d_y(V_{or}, V_{dec})} \quad (8)$$

其中，默认采用 8 位颜色表示，因此该公式使用 255 作为峰值信号， d_y 表示原始云和解码后的云之间在平均颜色误差方面的差异，变量 $y(\dots)$ 是每个点的亮度值， K 是原始点云中的点数， $\|\dots\|$ 表示两个值之间的欧氏距离，属性信息峰值信噪比越大，压缩失真越小。

此外，图像压缩质量评价会用到信息保真度准则 (Information Fidelity Criterion, IFC)^[112]、视觉信息保真度 (Visual Information Fidelity, VIF)^[113]和结构相似性 (Structural Similarity, SSIM)^[114]作为评估指标，其中 IFC 和 VIF 在信息保真度上引入了图像与人眼之间的联系，SSIM 则从综合亮度、对比度和结构三方面评估解压缩后图像的失真情况，是符合人眼视觉系统特性的客观评判标准。

4 点云压缩基准算法性能测试

4.1 实验数据

为了测试 PCL、MPEG、Draco 三种开源点云压缩算法的性能，本实验在 MPEG 提供

的点云测试序列中选择了四个具有颜色属性的单帧点云模型进行测试，所选模型均以 .ply 文件格式存储。如图 3 所示，四个人

像模型具有不同的采集特点和表面特征，点云数据具有平滑的表面和均匀的区域，没有明显的孔区域。所选的点云模型如下：



图 3 MPEG 单帧点云测试序列示意图。

Fig.3 Single-frame point cloud test set provided by MPEG

4.2 基准算法介绍

目前国内外开源的点云压缩算法主要包括 PCL 库中基于八叉树的点云压缩框架^[60]、Chrome Media 团队的 Draco 开源 3D 图形压缩库^[115]以及 MPEG 提出的 G-PCC 点云压缩平台^[73]。

4.2.1 PCL 点云压缩框架

PCL 库提供了点云压缩方案，它允许对所有文件格式的点云进行压缩编码。如图 4 所示，PCL 压缩过程包括读取、采样、编码、解码、存储等，方法首先使用八叉树数据结构在空间上划分点云来进行初始化，然后对单位块之间的数据进行相关性分析，通过二进制流对该结构进行序列化，继而使用点位置编码来编码点的附加信息，例如颜色、法线等，最后采用熵编码进行进一步压缩获得比特流。

4.2.2 Draco 点云压缩框架

Google 的 Chrome Media 团队于 2017 年 1 月发布了 Draco 开源压缩库，旨在改善三维图形的存储和传输。Draco 为两种格式的数据提供压缩方案，只包含顶点信息的 .ply 文件格式，和包含顶点信息和面信息的 .obj 文件格式。其中，顶点信息指该点的

物体坐标、法线向量、纹理坐标等；面的信息指的是由顶点围成面，即一系列顶点索引的集合，包括各顶点及连接信息、纹理坐标、颜色信息、法线和其他与几何相关的任何通用属性。如图 5 所示，Draco 整体思路是网格的连接信息和顶点的几何属性信息进行分别编码，针对面信息采用 edge breaker 算法压缩连接信息^[116]，对于各顶点的基本信息写入缓冲区，其中几何信息采用 kd 树结构组织并序列化，而属性信息采用平行四边形差分方式压缩。随后对顶点的几何信息、属性信息以及面信息进行预测编码、变换编码、量化、熵编码，其中熵编码采用 rANS (Asymmetric Numeral Systems) 算法^[117]。

4.2.3 G-PCC 点云压缩框架

MPEG 于 2019 年提出了 G-PCC 标准框架，该方法分为几何压缩和属性压缩两部分，其中属性压缩是要依靠重建后的几何信息来进行，因此基于 G-PCC 框架的点云压缩是先进行几何压缩，包括坐标变换、体素化、基于八叉树的几何结构分析，以及对所得结构进行算术编码，然后进行属性压缩，包括区域自适应层次转换、预测转换和提升转换。如图 6 所示，G-PCC 压缩涉及三部分操作：预处理、几何压缩和属性压缩。

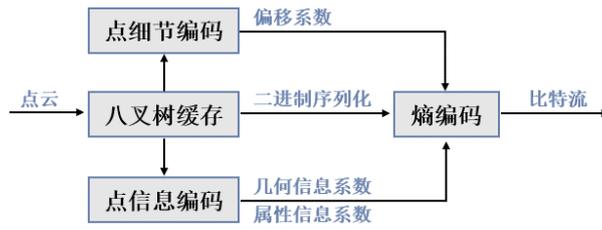


图 4 PCL 静态点云编码流程

Fig.4 PCL reference encoder diagram



图 5 Draco 点云编码流程

Fig.5 Draco reference encoder diagram

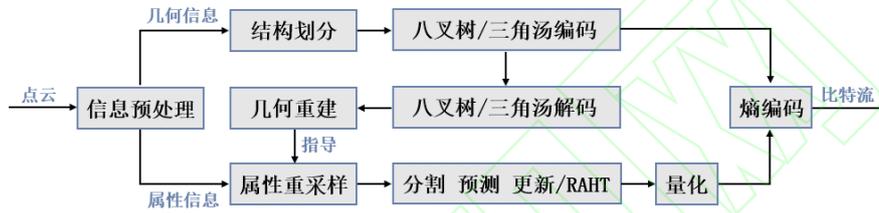


图 6 G-PCC 点云编码流程

Fig.6 G-PCC reference encoder diagram

4.3 性能比较与分析

本文实验采用 MPEG 中四个具有颜色属性的静态点云测试序列，采用 2.20GHz、i7-8750CPU 以及 8GRAM 的笔记本本电脑，分别实现 PCL 库、Draco 3D 图形库以及 G-PCC 平台的静态点云压缩方法。

首先，本文尝试对 MPEG 提供的点云测试序列进行无损压缩，即不对几何信息和属性信息进行近似或量化，具体表现为：(1) 在 PCL 压缩中选择细节编码模式，且不对属

性信息进行量化，(2) 在 G-PCC 压缩模式选择 octree-predictive 模式，将参数设置为 Lossless Geometry - Lossless Attributes 默认值，(3) 在 Draco 压缩中选择最高压缩等级和不进行量化压缩模式。采用耗时、各点所占比特位数、几何峰值信噪比和属性峰值信噪比 (Y 通道) 作为编码性能的衡量指标，得到的分析结果如表 2 所示。以 Andrew 为例，可视化结果如图 7 所示。

表 2 三种点云无损压缩算法的性能比较

Tab.2 Comparison of lossless compression among G-PCC, Draco and PCL

测试序列	点数	方法	耗时 (s)	各点所占比特位数 (bit)	几何峰值信噪比 (dB)	Y 通道峰值信噪比 (dB)
Andrew	1248018	Draco	0.238	13.35	73.99	47.05
		PCL	0.900	13.30	61.86	41.46
		G-PCC	4.452	12.52	74.18	48.41
Longdress	857966	Draco	0.169	13.34	72.70	46.94
		PCL	0.598	12.92	62.43	38.82
		G-PCC	2.843	12.79	74.01	48.20
Redandblack	757691	Draco	0.150	12.98	71.64	47.46
		PCL	0.539	12.08	62.76	44.79

		G-PCC	2.468	10.52	72.74	48.09
Soldier	1089191	Draco	0.223	11.49	70.46	47.03
		PCL	0.767	11.51	63.01	43.08
		G-PCC	3.421	10.16	72.57	47.87

其次,为了测试以上三种开源方法在不同几何信息有损条件下的性能,我们尝试对PCL、G-PCC和Draco方法实施相似的比特率范围,具体表现为:(1)在PCL压缩中不进行细节编码且不对属性信息进行量化,将八叉树分辨率参数设置为2到16,(2)在G-PCC压缩模式中选择octree-predictive模式,将位置量化比例设置为0.5至0.05,将其他参数设为默认值,(3)在Draco中坐标量化保留位数设置为8-14。得到点云测试序列在几何形状与位置的率失真性能曲线结果如图8所示,其横轴表征点云数据平均每点几何信息编码的码率,纵轴表征各点云压缩的几何峰值信噪比。

最后,为了测试以上三种开源方法在不同属性信息有损条件下的性能,我们同样尝试对PCL、G-PCC和Draco方法实施相似的比特率范围,具体表现为:(1)在PCL压缩中进行细节编码,将属性量化保留位数设置为3-6,(2)在G-PCC压缩模式中选择octree-predictive模式,将量化步长设置为10-40,将其他参数设置为默认值,(3)在Draco中属性量化保留位数设置为3-6。得到点云测试序列在Y通道下率失真性能曲

线结果如图9所示,其横轴表征点云数据平均每点属性信息编码的码率,纵轴表征各点云压缩的属性峰值信噪比。

从以上实验结果得出如下结论:从压缩效率来看,在以上三种实验条件下G-PCC表现出明显优势,在有损压缩条件下压缩效率Draco较PCL高,而在无损压缩条件下PCL比Draco更优;从信息失真情况来看,G-PCC和Draco在不同有损压缩的条件下也能够保持一定的重建精度,他们在几何信息和属性信息方面表现出的保真性能较PCL更好;从压缩、解压缩耗时来看,Draco均优于另外两种压缩方法,PCL次之,而G-PCC有较大的提升空间。

综上所述,G-PCC点云压缩方法拥有更优越的率失真性能,而相比G-PCC点云压缩项目而言,Draco的压缩效率比较低,但是压缩、解压速度方面更占优势。由此可见,G-PCC和Draco能为不同任务提供具有竞争力的解决方案,以满足各种应用要求,其中G-PCC更适合用在存储空间有限且高保真度要求的情况下,Draco更能应对实时性要求高的任务。



图7 无损压缩重建点云的主观比较图。

Fig.7 Subjective comparison of reconstructed 3D point cloud after lossless compression

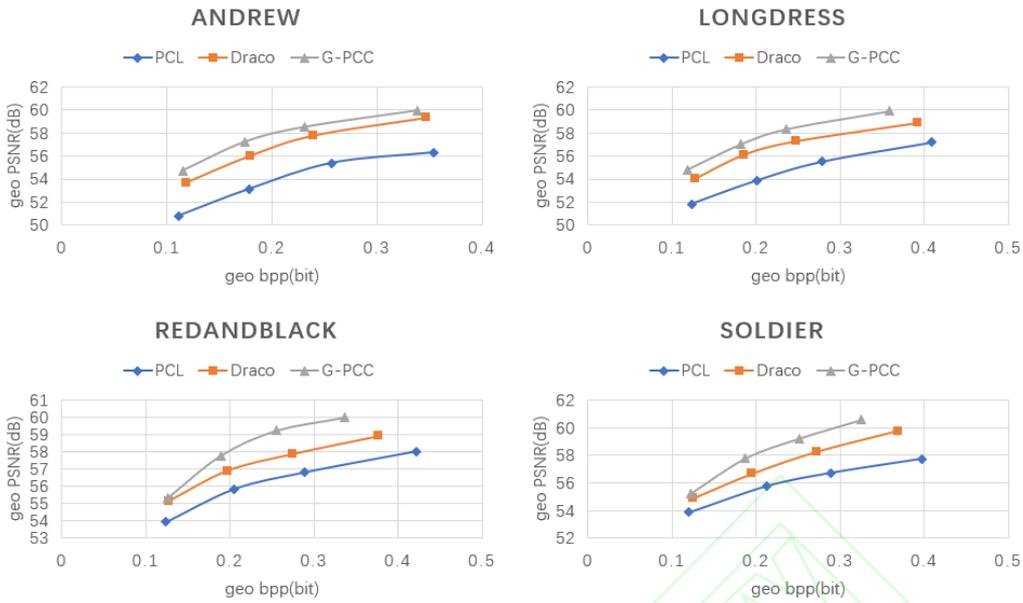


图 8 Andrew、Longdress、Redandblack 和 Soldier 在几何有损压缩后的 RD 曲线

Fig.8 RD curves for Andrew, Longdress, Redandblack and Soldier after lossy geometry compression

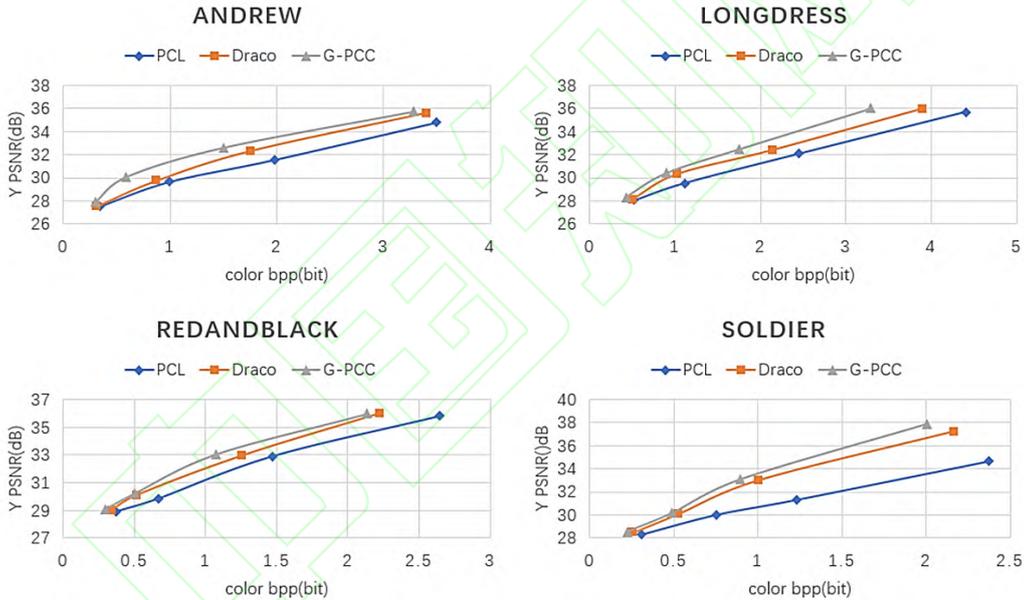


图 9 Andrew、Longdress、Redandblack 和 Soldier 在属性有损压缩后的 RD 曲线

Fig.9 RD curves for Andrew, Longdress, Redandblack and Soldier after lossy attribute compression

5 点云压缩展望

在三维采集技术、传感器技术及计算机处理技术综合化、多样化的背景下，点云数据获取的效率与质量逐步提高，采集的成本不断降低，得以对三维场景进行精细数字化，从而广泛应用于增强现实、远程通信、智能交通、数字地球等新兴产业。一方面，点云数据容量呈指数级增加；另一方面，点云的非结构化、密度不均以及真实场景中目标实体间的相似性等现象使得点云大数据的存

储管理、计算分析等面临更大的挑战，推动点云压缩编码算法的改进和创新。

针对点云压缩过程中存在计算复杂度高、无法精细刻画数据分布、难以利用场景先验信息做针对性压缩、重建点云存在细节丢失和全局形变等问题，未来有以下几种发展趋势：

(1) 顾及特征同质与信息均衡的点云超体素生成方法，在特征同质与信息均衡的损失函数约束下，完成点云等信息熵的超体

素划分,并以此代替等尺寸的单位体素作为点云压缩的基本单元,既提高点云压缩的效率,又降低点云压缩的失真率;

(2) 创建基于局部细节差分 and 全局相似性约束的渐进式点云压缩方法,针对点云的空间分布情况,自适应划分点云空间域,通过不同分辨率的层次结构提高细节重构能力,有效降低解码后的数据失真率;

(3) 发展融合超先验引导与稀疏编码的点云隐含空间表达方法,利用高维空间隐含向量的稀疏编码表达点云,并利用超先验知识指导点云编码过程,使得熵模型的编码概率与隐含向量的边缘概率更加吻合,从而减少算术编码的内存消耗,以此提升数据压缩比;

(4) 创建基于空间连续函数的点云表达与压缩方法,对点云的几何和属性信息采用合适的体积函数进行表达,并对其进行量化和熵编码,从而充分结合点云数据的几何信息和属性信息,实现兼顾点云几何和属性的联合压缩;

(5) 提出更加合理的点云质量评价指标,计算点云压缩产生的几何信息和属性信息损耗,既能从主观上评价压缩对点云可视化效果的影响,也能从客观角度反映压缩对下游任务(如,场景理解,模型重建等)的影响;

(6) 丰富点云压缩测试数据集(如,手持式、地面基站、车载测量系统、无人机测量系统等),完善点云压缩算法在沉浸式远程实时通信、交互式 VR、文化遗产展示与修复、动态地图与智能交通等科学与工程研究等案例的应用研究;

(7) 改进预测编码、变换编码及熵编码技术方案,合理选择量化参数和码率控制模式,从而实现率失真优化的点云压缩标准框架,有效填补国标和行标的空白;

(8) 点云深度学习方法和理论仍处于发展阶段,如何应对小规模数据集和点云的非结构化性质、提高网络的卷积效率、解耦高低频信息等也是点云数据压缩的未来发

展方向。

相信在可预见的未来,在人工智能、云计算、5G 通讯等技术的支撑下,点云压缩不但可以保证高压比和低失真率,还可以结合 GPU 并行计算能力加速点的选取,使得高效、实时地渲染和传输密集点云成为可能,从而为测绘应用、地球科学研究、智慧城市、数字地球、AR/VR 等提供更有力的数据支撑。

6 结语

三维成像技术的迅速发展,使得快速生成高精度、高密度的点云模型成为可能,为有限的存储空间和传输带宽带来巨大压力,学术界和工业界对标准点云压缩编码方案的需求与日俱增。如何在保证低失真率、高压比的情况下,提升点云压缩编码的效率,成为当前点云模型压缩编码的研究目标。本文围绕点云压缩的核心,重点对国内外点云压缩算法的研究工作进行总结与说明,并在常用的测试数据上对三种开源点云压缩框架进行比较分析,最后对点云压缩的重要发展方向予以展望。

参考文献(References)

- [1] LI Deren. From Geomatics to Geospatial Intelligent Service Science[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2017, 46(10): 1207-1212. (李德仁. 从测绘学到地球空间信息智能服务科学[J]. 测绘学报, 2017, 46(10): 1207-1212.)
- [2] LI Deren, MA Jun, SHAO Zhenfeng. Innovation in the Census and Monitoring of Geographical National Conditions[J]. GEOMATICS AND INFORMATION SCIENCE OF WUHAN UNIVE, 2018, 43(1): 1-9. (李德仁, 马军, 邵振峰. 论地理国情普查和监测的创新[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2018, 43(1): 1-9.)
- [3] LI Bo-yang, GENG Nan, ZHANG Zhi-yi. A Line Structured Light 3D Scanning System Based on Binocular Stereo Vision[J]. Computer Simulation, 2015(6):241-246. (李博阳, 耿楠, 张志毅. 基于机器视觉的激光条纹扫描系统[J]. 计算机仿真, 2015(6):241-246.)
- [4] Meng ZY, Qian L. Cultural Relics Fine Modeling Based on Point Clouds[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2011(12):44-47. (孟志义, 钱林. 基于点云数据的文物精细建模[J]. 测绘通报, 2011(12):44-47.)

- [5] LI Ming, CHEN Yilin, PAN Xiaoying. Real-time Kinect point cloud data transmission in telemedicine applications[J]. Journal of Xi'an University of Posts and Telecommunications, 2016, 21(1):33-37. (李明, 陈怡霖, 潘晓英. 远程医疗中Kinect点云数据的实时传输[J]. 西安邮电大学学报, 2016, 21(1):33-37.)
- [6] Ju Qiaoqiao, Wang Lingwen. An algorithm for point cloud data reduction based on adaptive slicing[J]. Geotechnical Investigation & Surveying, 2017, 45(9):62-66. (琚俏俏, 王令文. 基于自适应切片的点云压缩算法[J]. 工程勘察, 2017, 45(9):62-66.)
- [7] Thanou D, Chou P A, Frossard P. Graph-based motion estimation and compensation for dynamic 3D point cloud compression[C]// IEEE International Conference on Image Processing. IEEE, 2015.
- [8] Thanou D, Chou P, Frossard P. Graph-based compression of dynamic 3D point cloud sequences[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2016:1765-1778.
- [9] Bletterer A, Payan F, Antonini M, et al. Point Cloud Compression using Depth Maps[J]. Electronic Imaging, 2016, 2016(21):1-6.
- [10] Anis A, Chou P A, Ortega A. Compression of dynamic 3D point clouds using subdivisional meshes and graph wavelet transforms[C]// IEEE International Conference on Acoustics. IEEE, 2016.
- [11] Yang R, Yan N, Li L, et al. Chain Code-Based Occupancy Map Coding for Video-Based Point Cloud Compression[C]. Visual Communications and Image Processing (VCIP), Macau, 2020, 479-482.
- [12] Queiroz R L D, Chou P A. Motion-Compensated Compression of Dynamic Voxelized Point Clouds[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2017, PP(99):1-1.
- [13] Li L, Li Z, Liu S, et al. Efficient Projected Frame Padding for Video-based Point Cloud Compression[J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2020, PP(99):1-1.
- [14] MPEG 3DG, Call for proposals for point cloud compression v2, ISO/IEC JTC 1/SC 29/WG 11 N16763, 2017.
- [15] MPEG, "PCC Core Experiments 0.1 on Convergence between TMC1 and TMC3" ISO/IEC JTC1/SC29/WG11 MPEG, N 17352, Jan. 2018.
- [16] YANG Bisheng, LIANG Fuxun, HUANG Ronggang. Progress, Challenges and Perspectives of 3D LiDAR Point Cloud Processing[J]. 2017, 46(10): 1001-1595 (杨必胜, 梁福逊, 黄荣刚. 三维激光扫描点云数据处理研究进展,挑战与趋势[J]. 测绘学报, 2017, 46(10): 1509-1516.)
- [17] Cao C, Preda M, Zaharia T. 3D Point Cloud Compression: A Survey[C]// The 24th International Conference on 3D Web Technology. 2019.
- [18] Graziosi D, Nakagami O, Kuma S, et al. An overview of ongoing point cloud compression standardization activities: video-based (V-PCC) and geometry-based (G-PCC)[J]. APSIPA Transactions on Signal and Information Processing, 2020, 9.
- [19] Huang Y, Peng J, Kuo C C J, et al. Octree-Based Progressive Geometry Coding of Point Clouds[C]. Symposium on Point Based Graphics, Boston, Massachusetts, USA, 2006. Proceedings. Eurographics Association, 2006.
- [20] Hubo E, Mertens T, Haber T, Bekaert P. The Quantized kd-Tree: Efficient Ray Tracing of Compressed Point Clouds[C]. IEEE Symposium on Interactive Ray Tracing, Salt Lake City, UT, 2006, pp. 105-113.
- [21] Botsch M, R. Pajarola (editors, Schnabel R, et al. A Parallely Decodeable Compression Scheme for Efficient Point-Cloud Rendering[C]. Symposium on Point Based Graphics. DBLP, 2007.
- [22] Sim J Y, Lee S U. Compression of 3-D Point Visual Data Using Vector Quantization and Rate-Distortion Optimization[J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2008, 10(3):305-315.
- [23] Schnabel R, Möser S, Klein R. Fast vector quantization for efficient rendering of compressed point-clouds[J]. Computers & Graphics, 2008, 32(2):246-259.
- [24] Park S B, Lee S U. Multiscale Representation and Compression of 3-D Point Data[J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2009, 11(1):177-183.
- [25] Ochotta T, Saupe D. Image-Based Surface Compression[J]. Computer Graphics Forum, 2010, 27(6):1647-1663.
- [26] Daribo I, Furukawa R, Sagawa R, et al. Point cloud compression for grid-pattern-based 3D scanning system[C]. Visual Communications and Image Processing (VCIP), Tainan, 2011, 1-4.
- [27] Kammerl J, Blodow N, Rusu R B, et al. Real-time Compression of Point Cloud Streams[C]. Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). IEEE, 2012.
- [28] Smith J, Petrova G, Schaefer S. Progressive encoding and compression of surfaces generated from point cloud data[J]. Computers & Graphics, 2012, 36(5):341-348.
- [29] Jiang W, Tian J, Cai K, et al. Tangent-plane-continuity maximization based 3D point compression[C]. 19th IEEE International Conference on Image Processing, Orlando, FL, 2012, 1277-1280.
- [30] Daribo I, Furukawa R, Sagawa R, et al. Adaptive arithmetic coding for point cloud compression[C]. 3DTV-Conference: The True Vision - Capture, Transmission and Display of 3D Video (3DTV-CON). IEEE, 2012.
- [31] Elseberg J, Borrmann D, Nuechter A. One billion points in the cloud: an octree for efficient processing of 3D laser scans[J]. ISPRS Journal of

- Photogrammetry and Remote Sensing, 2013, 76(FEB.):76-88.
- [32] Isenburg, Martin. LASzip: lossless compression of LiDAR data[J]. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 2013, 79(2):209-217.
- [33] Fan Y , Huang Y , Peng J . Point cloud compression based on hierarchical point clustering[C]. 2013 Asia-Pacific Signal and Information Processing Association Annual Summit and Conference. IEEE, 2013.
- [34] Julie, Digne, Raphalle, et al. Self-similarity for accurate compression of point sampled surfaces[J]. Computer Graphics Forum, 2014, 33(2):155-164.
- [35] Zhang C, Florêncio D, Loop C. Point cloud attribute compression with graph transform[C]. IEEE Int. Conf. Image Process. Paris, France, 2014, Oct.
- [36] Morell V , Orts S , Cazorla M , et al. Geometric 3D point cloud compression[J]. Pattern Recognition Letters, 2014, 50:55-62.
- [37] Ahn J K , Lee K Y , Sim J Y , et al. Large-Scale 3D Point Cloud Compression Using Adaptive Radial Distance Prediction in Hybrid Coordinate Domains[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2015, 9(3):422-434.
- [38] Golla T , Klein R . Real-time point cloud compression[C]. IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots & Systems. IEEE, 2015:5087-5092.
- [39] Houshiar H, Nuchter A. 3D point cloud compression using conventional image compression for efficient data transmission[C]. In Proceedings of the 2015 XXV International Conference on Information, Communication and Automation Technologies (ICAT) (ICAT '15). IEEE Computer Society, USA, 1-8.
- [40] Bletterer, Arnaud, Payan, et al. Point Cloud Compression using Depth Maps[J]. Electronic Imaging, 2016.
- [41] Cohen R A , Tian D , Vetro A . Point Cloud Attribute Compression Using 3-D Intra Prediction and Shape-Adaptive Transforms[C]. Data Compression Conference. IEEE Computer Society, 2016:141-150.
- [42] LV Shuai, DA Feipeng, HUANG Yuan. A Fast and Lossy Compression Algorithm for Point-Cloud Models Based on Data Type Conversion[J]. Journal of Graphics, 2016, 37(2): 199-205. (律师, 达飞鹏, 黄源. 基于数据类型转换的点云快速无损压缩算法[J]. 图学学报, 2016, 37(2): 199-205.)
- [43] Dado B , Kol T R , Bauszat P , et al. Geometry and Attribute Compression for Voxel Scenes[J]. Computer Graphics Forum, 2016, 35(2):397-407.
- [44] De Queiroz R , Chou P A . Compression of 3D Point Clouds Using a Region-Adaptive Hierarchical Transform[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2016, 25(8):3947-3956.
- [45] Mekuria R , Blom K , Cesar P . Design, Implementation and Evaluation of a Point Cloud Codec for Tele-Immersive Video[J]. IEEE Transactions on Circuits & Systems for Video Technology, 2016:1-1.
- [46] Cohen R A , Tian D , Vetro A . Attribute compression for sparse point clouds using graph transforms[C]. IEEE International Conference on Image Processing. IEEE, 2016.
- [47] Zhang X , Wan W , An X . Clustering and DCT Based Color Point Cloud Compression[J]. Journal of Signal Processing Systems, 2017.
- [48] Hou J , Chau L P , He Y , et al. Sparse representation for colors of 3D point cloud via virtual adaptive sampling[C]. IEEE International Conference on Acoustics. IEEE, 2017.
- [49] De Queiroz R , Chou P A . Transform Coding for Point Clouds Using a Gaussian Process Model[J]. IEEE Transactions on Image Processing A Publication of the IEEE Signal Processing Society, 2017:3507-3517.
- [50] Tu C , Takeuchi E , Miyajima C , et al. Continuous point cloud data compression using SLAM based prediction[C]. Intelligent Vehicles Symposium. IEEE, 2017.
- [51] Wang L , Wang L , Luo Y , et al. Point-cloud Compression Using Data Independent Method - A 3D Discrete Cosine Transform Approach[C]. IEEE International Conference on Information & Automation. IEEE, 2017.
- [52] Cui L , Xu H Y , Jang E S . Hybrid color attribute compression for point cloud data[C]. IEEE International Conference on Multimedia and Expo (ICME). IEEE, 2017.
- [53] Cohen R A , Krivokuca M , Feng C , et al. Compression of 3-D point clouds using hierarchical patch fitting[C]. IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). IEEE, 2017.
- [54] Milani S. Fast point cloud compression via reversible cellular automata block transform[J]. IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). IEEE, 2017, 4013-4017.
- [55] Zhu W , Xu Y , Li L , et al. Lossless point cloud geometry compression via binary tree partition and intra prediction[C]. IEEE 19th International Workshop on Multimedia Signal Processing (MMSP). IEEE, 2017.
- [56] He C , Ran L , Wang L , et al. Point set surface compression based on shape pattern analysis[J]. Multimedia Tools and Applications, 2017, 76(20):20545-20565.
- [57] Gu S , Hou J , Zeng H , et al. Compression of 3D point clouds using 1D discrete cosine transform[C]. International Symposium on Intelligent Signal Processing and Communication Systems (ISPACS). 2017.
- [58] Shao Y, Zhang Z, Li L, et al. Attribute compression of 3D point clouds using Laplacian sparsity optimized graph transform[C]. IEEE Visual Communications and Image Processing (VCIP), St. Petersburg, FL,

- 2017, 1-4.
- [59] Xu Y , Wang S , Zhang X , et al. Rate-distortion optimized scan for point cloud color compression[C]. Visual Communications & Image Processing. IEEE, 2018.
- [60] Point cloud library, 2018, [Online] Available: <http://pointclouds.org/>.(Accessed January 2018).
- [61] Xu Y , Wei H , Wang S , et al. CLUSTER-BASED POINT CLOUD CODING WITH NORMAL WEIGHTED GRAPH FOURIER TRANSFORM[C]. Icassp IEEE International Conference on Acoustics. IEEE, 2018.
- [62] Zhang K , Zhu W , Xu Y , et al. Point Cloud Attribute Compression via Clustering and Intra Prediction[C]. 2018:1-5.
- [63] Kathariya B , Li L , Li Z , et al. Scalable Point Cloud Geometry Coding with Binary Tree Embedded Quadtree[C]. IEEE International Conference on Multimedia and Expo (ICME). IEEE, 2018.
- [64] Dricot A , Pereira F , Ascenso J . Rate-Distortion Driven Adaptive Partitioning for Octree-Based Point Cloud Geometry Coding[C]. 2018:2969-2973.
- [65] Sandri G , De Queiroz R , Chou P A . Compression of Plenoptic Point Clouds Using the Region-Adaptive Hierarchical Transform[J]. 2018:1153-1157.
- [66] Garcia D C , Queiroz R L D . Intra-Frame Context-Based Octree Coding for Point-Cloud Geometry[C]. 25th IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). IEEE, 2018.
- [67] Cao K , Xu Y , Cosman P C . PATCH-AWARE AVERAGING FILTER FOR SCALING IN POINT CLOUD COMPRESSION[C]. IEEE Global Conference on Signal and Information Processing (GlobalSIP). IEEE, 2018.
- [68] Shekhi-Pour N , Schwarz S , Vadakital V K M , et al. Efficient 2D Video Coding of Volumetric Video Data[C]. 7th European Workshop on Visual Information Processing (EUVIP). 2018.
- [69] Sevom V F , Schwarz S , Gabbouj M . Geometry-Guided 3D Data Interpolation for Projection-Based Dynamic Point Cloud Coding[C]. 7th European Workshop on Visual Information Processing (EUVIP). 2018.
- [70] Filali A , Ricordel V , Normand N , et al. Rate-Distortion Optimized Tree-Structured Point-Lattice Vector Quantization for Compression of 3D Point Cloud Geometry[C]. International Conference on Image Processing (ICIP). 2019.
- [71] Krivokuća M , Koroteev M V , Chou P . A Volumetric Approach to Point Cloud Compression[J]. 2018.
- [72] Shao Y , Zhang Q , Li G , et al. Hybrid Point Cloud Attribute Compression Using Slice-based Layered Structure and Block-based Intra Prediction[C]. ACM Multimedia Conference. ACM, 2018.
- [73] Emerging MPEG Standards for Point Cloud Compression[J]. Emerging and Selected Topics in Circuits and Systems, IEEE Journal on, 2018.
- [74] Rente, Oliveira P D , Brites, et al. Graph-Based Static 3D Point Clouds Geometry Coding[J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2019.
- [75] Imdad U , Asif M , Ahmad M , et al. Three Dimensional Point Cloud Compression and Decompression Using Polynomials of Degree One[J]. Symmetry, 2019, 11(2).
- [76] Sun X , Ma H , Sun Y , et al. A Novel Point Cloud Compression Algorithm Based on Clustering[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2019, 4(2):2132-2139.
- [77] Gustavo, Sandri, Ricardo, et al. Compression of Plenoptic Point Clouds[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2019, 28(3):1419-1427.
- [78] Li L , Li Z , Zakharchenko V , et al. Advanced 3D Motion Prediction for Video Based Point Cloud Attributes Compression[C]. Data Compression Conference (DCC). 2019.
- [79] Kathariya B , Zakharchenko V , Li Z , et al. Level-of-Detail Generation Using Binary-Tree for Lifting Scheme in LiDAR Point Cloud Attributes Coding[C]. Data Compression Conference (DCC). 2019.
- [80] Quach M , Valenzise G , Dufaux F. Learning Convolutional Transforms for Lossy Point Cloud Geometry Compression. 2019 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP), Taipei, Taiwan, 2019, pp. 4320-4324.
- [81] Dricot A , Ascenso J . Hybrid Octree-Plane Point Cloud Geometry Coding[C]. 2019 27th European Signal Processing Conference (EUSIPCO). IEEE, 2019.
- [82] Dricot A , Ascenso J . Adaptive Multi-level Triangle Soup for Geometry-based Point Cloud Coding[C]. IEEE 21st International Workshop on Multimedia Signal Processing (MMSp). IEEE, 2019.
- [83] Gu S , Hou J , Zeng H , et al. 3D Point Cloud Attribute Compression Using Geometry-Guided Sparse Representation[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2019, PP(99):1-1.
- [84] Fujihashi T , Koike-Akino T , Watanabe T , et al. HoloCast: Graph Signal Processing for Graceful Point Cloud Delivery[C]. International Conference on Communications (ICC). IEEE, 2019.
- [85] Yan W , Shao Y , Liu S , et al. Deep AutoEncoder-based Lossy Geometry Compression for Point Clouds[J]. 2019.
- [86] Wang J , Zhu H , Ma Z , et al. Learned Point Cloud Geometry Compression[J]. 2019.
- [87] Chou P A , Koroteev M , Krivokuca M . A Volumetric Approach to Point Cloud Compression, Part I: Attribute Compression[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2019:1-1.
- [88] Krivokuca M , Chou P A , Koroteev M . A Volumetric Approach to Point Cloud Compression, Part II: Geometry Compression[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2019, 29.
- [89] Huang T , Liu Y . 3D Point Cloud Geometry Compression on Deep Learning[C]. In Proceedings of the 27th ACM International Conference on

- Multimedia (MM '19). Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, 890–898.
- [90] Gu S, Hou J, Zeng H, et al. 3D Point Cloud Attribute Compression via Graph Prediction[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2020, 27:176-180.
- [91] André F. R. Guarda, Rodrigues N M M, Pereira F. Point Cloud Coding: Adopting a Deep Learning-based Approach[C]. 2019 Picture Coding Symposium (PCS). IEEE, 2020.
- [92] Wei L, Wan S, Sun Z, et al. Weighted Attribute Prediction Based on Morton Code for Point Cloud Compression[C]. 2020 IEEE International Conference on Multimedia & Expo Workshops (ICMEW). IEEE, 2020.
- [93] Park J, Lee J, Park S, et al. Projection-based Occupancy Map Coding for 3D Point Cloud Compression[J]. *IEEE Transactions on Smart Processing and Computing*, 2020, 9(4):293-297.
- [94] Zhang X, Gao W, Liu S. Implicit Geometry Partition for Point Cloud Compression[C]. *Data Compression Conference (DCC)*. 2020.
- [95] Pavez E, Girault B, Ortega A, et al. Region adaptive graph fourier transform for 3d point clouds[J]. 2020.
- [96] Feng Y, Liu S, Zhu Y. Real-Time Spatio-Temporal LiDAR Point Cloud Compression[J]. 2020.
- [97] Quach M, Valenzise G, Dufaux F. Folding-based compression of point cloud attributes[C]. 2020.
- [98] Huang L, Wang S, Wong K, et al. OctSqueeze: Octree-Structured Entropy Model for LiDAR Compression. *IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Seattle, WA, USA, 2020, pp. 1310-1320.
- [99] Maurice Q, Giuseppe V, Frederic D. Improved Deep Point Cloud Geometry Compression[J]. 2020.
- [100] Wen X, Wang X, Hou J, et al. Lossy Geometry Compression Of 3d Point Cloud Data Via An Adaptive Octree-Guided Network[C]. *IEEE International Conference on Multimedia and Expo (ICME)*. IEEE, 2020.
- [101] Nguyen D T, Quach M, Valenzise G, et al. Learning-based lossless compression of 3D point cloud geometry[J]. 2020.
- [102] Wang J, Ding D, Li Zhu et al. Multiscale Point Cloud Geometry Compression[J]. 2020.
- [103] Milani S. A Syndrome-Based Autoencoder For Point Cloud Geometry Compression[C]. *IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*. IEEE, 2020.
- [104] Ma C, Li G, Zhang Q, et al. Fast Recolor Prediction Scheme in Point Cloud Attribute Compression. *IEEE International Conference on Visual Communications and Image Processing (VCIP)*. IEEE, 2020.
- [105] Schwarz S, Preda M, Baroncini V, et al. Emerging MPEG standards for point cloud compression[J]. *IEEE Journal on Emerging and Selected Topics in Circuits and Systems*, 2018.
- [106] "MPEG point cloud datasets," [Online]. Available: <http://mpegfs.intevry.fr/MPEG/PCC/DataSets/pointCloud/CfP>. [Accessed 17 August 2017].
- [107] C. Loop, Q. Cai, S. O. Escolano, and P. A. Chou, "Microsoft voxelized upper bodies - Avoxelized point cloud dataset," *ISO/IEC JTC1/SC29 Joint WG11/WG1(MPEG/JPEG) input document m38673/M72012*, 2016.
- [108] E. d'Eon, B. Harrison, T. Myers, and P. A. Chou, "8i voxelized full bodies - A voxelized point cloud dataset," *ISO/IEC JTC1/SC29 JointWG11/WG1 (MPEG/JPEG) input document WG11M40059/WG1M74006*, 2017.
- [109] MPEG Requirements Subgroup. Evaluation criteria for point cloud compression. Doc. ISO/IEC JTC1/SC29/WG11/N16332, Geneva, Switzerland, Jun. 2016.
- [110] Tian D, Ochimizu H, Feng C, et al. Geometric distortion metrics for point cloud compression[C]// 2017 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). IEEE, 2017.
- [111] Huynh-Thu Q, Ghanbari M. Scope of validity of PSNR in image/video quality assessment[J]. *Electronics letters*, 2008, 44(13): 800-801.
- [112] Sheikh H R, Bovik A C, De Veciana G. An information fidelity criterion for image quality assessment using natural scene statistics[J]. *IEEE Transactions on image processing*, 2005, 14(12): 2117-2128.
- [113] Sheikh H R, Bovik A C. Image information and visual quality[J]. *IEEE Transactions on image processing*, 2006, 15(2): 430-444.
- [114] Wang Z, Bovik A C, Sheikh H R, et al. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity[J]. *IEEE transactions on image processing*, 2004, 13(4): 600-612.
- [115] Draco. Accessed: January 21, 2020. [Online]. Available: <https://github.com/google/draco>.
- [116] Rossignac J. 3D compression made simple: Edgebreaker with ZipandWrap on a corner-table[J]. *Proceedings International Conference on Shape Modeling and Applications*, Genova, Italy, 2001, pp. 278-283.
- [117] Jarek D. Asymmetric numeral systems: entropy coding combining speed of Huffman coding with compression rate of arithmetic coding. 2013.

Progress and Perspectives of Point Cloud Compression

**ZHANG Huiran^{1, 2}, DONG Zhen^{1, 2}, YANG Bisheng^{1, 2}, HUANG Ronggang^{3, 4},
XU Dazhan⁵**

¹ State Key Laboratory of Information Engineering in Surveying Mapping and Remote Sensing, Wuhan University, Wuhan 430079, China

² Engineering Research Center for Spatio-temporal Data Smart Acquisition and Application, Ministry of Education of China, Wuhan University, Wuhan 430079, China

³ State Key Laboratory of Geodesy and Earth's Dynamics, Innovation Academy for Precision Measurement Science and Technology, Chinese Academy of Sciences, Wuhan 430071, China

⁴ Beijing Key Laboratory of Urban Spatial Information Engineering, Beijing 100038, China

⁵ Zhejiang Academy of Surveying & Mapping, Hangzhou 310012, China

Abstract: With the rapid development of the reality acquisition technologies, such as laser scanning and structured light scanning, point cloud has become a high-precision three-dimensional holographic representation for the physics world. As the third important data source, point cloud is very suitable for presenting 3D model and geographic and spatial information, and pushes forward an immense influence on smart city, autonomous driving application and augmented reality. However, the massive, unstructured, and uneven density of point cloud data brings challenges to onboard and offboard storage as well as real-time transmission. Hence, efficient compression methods, which balance between bit rate and quality, are mandatory for ensuring the storage and transmission of such data. This paper summarizes the state-of-the-art of domestic and foreign static point cloud compression algorithms, the standard specifications released by Moving Picture Experts Group (MPEG) and evaluation metrics for point cloud compression. First, we describe different families of approaches in details and summarize the basic technologies that are usually used in 3D point cloud compression. Moreover, we provide detailed description of three open source point cloud codec algorithms and their coding performances. Finally, the promising development tendency of the static point cloud compression is summarized.

Key words: 3D point cloud; compression; geometry coding; attribute coding; point cloud quality assessment

First author: ZHANG Huiran, master, specializes in point cloud data processing. Email: zhr1013@whu.edu.cn

Corresponding author: DONG Zhen, PhD. Email: dongzhenwhu@whu.edu.cn

Foundation support: The Fund of Beijing Key Laboratory of Urban Spatial Information Engineering (2020208); the Natural Science Foundation of Hubei Province (2021CFB352) .

网络首发:

标题: 点云压缩研究进展与趋势

作者: 张卉冉, 董震, 杨必胜, 黄荣刚, 徐大展

收稿日期: 2021-12-26

DOI: 10.13203/j.whugis20210103

引用格式:

张卉冉, 董震, 杨必胜, 等. 点云压缩研究进展与趋势[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2021, DOI: 10.13203/j.whugis20210103 (ZHANG Huiran, DONG Zhen, YANG Bisheng, et al. Progress and Perspectives of Point Cloud Compression[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2021, DOI: 10.13203/j.whugis20210103)

网络首发文章内容和格式与正式出版会有细微差别, 请以正式出版文件为准!

您感兴趣的其他相关论文:

基于 2D-3D 语义传递的室内三维点云模型语义分割

熊汉江, 郑先伟, 丁友丽, 张艺, 吴秀杰, 周妍

武汉大学学报·信息科学版, 2018, 43(12): 2303-2309.

<http://ch.whu.edu.cn/cn/article/doi/10.13203/j.whugis20180190>