

论文引用格式:

三维点云编码通信进展

元辉¹, 丁丹丹^{2✉}, 张伟³, 高伟⁴, 徐异凌⁵, 刘祺⁶, 苏洪磊⁶, 刘昊⁷,
马展⁸, 杨铀⁹, 刘文予⁹

1.山东大学, 济南 250061; 2.杭州师范大学, 杭州 311121; 3.西安电子科技大学, 西安 710071; 4.北京大学深圳研究生院, 深圳 518055; 5.上海交通大学, 上海 200230; 6.青岛大学, 青岛 266071; 7.烟台大学, 烟台 264005; 8.南京大学, 南京 210093; 9.华中科技大学, 武汉 430074

摘要: 三维点云是三维视觉的最直接描述方式, 应用领域广泛。近几年, 随着传感、计算、通信技术的巨大进步, 三维点云的应用场景越来越多, 这也导致三维点云的数据量剧增, 对现有的存储设备和通信系统带来巨大挑战。产业界和学术界纷纷关注到该问题, 并围绕三维点云编码通信系统展开了深入的研究。本文首先从产业界出发, 对比国际MPEG标准与国内AVS标准的技术路线演进, 阐述基于投影、八叉树及预测树等传统框架与新兴人工智能编码架构的异同。其次, 本文从压缩编码、采样增强、质量评价、传输控制四个方面全面梳理学术界在三维点云编码通信系统方面的研究进展。在压缩编码方面, 重点探讨端到端深度学习架构在几何与属性压缩上的突破; 在采样增强方面, 分析针对稀疏非结构化数据的上下采样策略以及几何与颜色联合质量增强技术; 在质量评价方面, 归纳从点对点度量到多模态融合、以及基于码流分析的低复杂度评价新范式; 在传输控制方面, 论述精细化码率控制算法以及面向不可靠信道的联合信源信道编码与语义通信的最新成果。此外, 本文深刻剖析国内外研究差异, 指出虽国际标准体系较为成熟且生态完善, 但国内在人工智能驱动的压缩算法、无参考质量评价等领域已展现出显著创新优势。最后, 对未来发展趋势进行研判, 以期为该领域的研究人员和工程技术人员提供一定的参考。本文提及的算法已汇总至<https://github.com/3DPCC/Point-Cloud-Coding-and-Transmission>。

关键词: 点云压缩; 点云处理; 编码标准; 点云采样; 属性质量增强; 质量评价; 码率控制联合信源信道编码; 三维点云

Research Progress of 3D point cloud coding and communication

Hui Yuan¹, Dandan Ding^{2✉}, Wei Zhang³, Wei Gao⁴, Yiling Xu⁵, Qi Liu⁶, Honglei Su⁶, Hao Liu⁷, Zhan Ma⁸, You Yang⁹, Wenyu Liu⁹

1. Shandong University, Jinan 250061, China; 2. Hangzhou Normal University, Hangzhou 311121, China; 3. Xidian University, Xi'an 710071, China; 4. Peking University Shenzhen Graduate School, Shenzhen 518055, China; 5. Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200230, China; 6. Qingdao University, Qingdao 266071, China; 7. Yantai University, Yantai 264005, China; 8. Nanjing University, Nanjing 210093, China; 9. Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China

Abstract: Three dimensional (3D) point clouds constitute the quintessential digital representation of the physical world and serve as the foundational data format for the burgeoning era of spatial computing and digital transformation which is being accelerated by breakthroughs in high precision sensing and high performance computing and next generation communication networks. These

收稿日期: ; 修回日期:

基金项目: 国家自然科学基金(62571303,62222110,62571174,62401307,62501518,62571288,62172259); 山东省泰山学者计划(tsqn202103001); 山东省自然科学基金(ZR2022ZD38,ZR2023QF111,ZR2024MF118)的资助
Supported by: National Natural Science Foundation of China under Grants 62222110,62571303,62401307,62501518,62571288,and 62172259; the Taishan Scholar Project of Shandong Province (tsqn202103001); the Shandong Provincial Natural Science Foundation under Grant ZR2022ZD38, ZR2023QF111, and ZR2024MF118.

data play an indispensable role in a diverse array of frontier applications ranging from the precise environmental mapping required for autonomous driving and the preservation of cultural heritage to the immersive interactive experiences of virtual reality and the complex simulations found in digital twins and deep space exploration. Fundamentally a point cloud is a massive collection of disordered data points where each individual point encapsulates precise geometric coordinates alongside a rich set of attributes such as color and reflectance and surface normals which allows for a high fidelity reconstruction of 3D scenes that far surpasses the capabilities of traditional 2D imagery. However this comprehensive spatial representation comes at the cost of an enormous data volume. For instance, a single frame of a large-scale scene can contain millions of points with high-precision geometry and attribute information, creating a staggering amount of data that poses severe challenges to existing storage capabilities and transmission bandwidth. Consequently, high-efficiency 3D point cloud coding and communication systems have become a critical research focus for both industry and academia to enable the scalable deployment of 3D visual services. This paper provides a comprehensive review of the state-of-the-art developments in this field, systematically analyzing advancements from industrial standardization efforts to cutting-edge academic research. First, from an industrial perspective, the paper elucidates the technical evolution and architectural differences between international and domestic standards. The Moving Picture Experts Group leading the international standardization effort through the development of two distinct frameworks known as Video-based Point Cloud Compression (V-PCC) and Geometry-based Point Cloud Compression (G-PCC). The V-PCC was conceived to leverage the mature and highly optimized hardware ecosystem of existing video codecs by projecting 3D data onto 2D planes which generates occupancy and geometry and attribute maps that can be compressed using standards like High Efficiency Video Coding making it an ideal solution for dense and dynamic content such as telepresence and volumetric video. Conversely the G-PCC addresses the unique characteristics of sparse data typical of LiDAR sensors by employing native 3D coding structures including octrees and prediction trees to model geometry directly in spatial domain without projection while utilizing sophisticated techniques like the Region Adaptive Hierarchical Transform to compress attributes. Parallel to these international developments the Audio Video Coding Standard Workgroup of China (AVS) has made significant strides in establishing domestic standards that compete on the global stage by introducing novel optimizations specifically tailored for LiDAR scenarios such as spherical coordinate prediction trees that better align with the scanning mechanisms of sensors and semantic aware coding strategies that prioritize objects of interest. Secondly, the paper comprehensively surveys academic research progress across four dimensions of the communication system: compression coding, sampling and enhancement, quality assessment, and transmission control. In the realm of compression coding, the paper highlights the paradigm shift from traditional signal processing to deep learning architectures. For geometry compression, research has evolved from simple octree-based entropy coding to sophisticated methods utilizing voxel-based autoencoders, sparse convolutions, and Transformers, which effectively capture long-range spatial dependencies and local geometric details to achieve superior rate-distortion performance. For attribute compression, which often consumes the majority of the bitstream, the paper discusses the progression from Region-Adaptive Hierarchical Transform (RAHT) and lifting schemes to learnable transforms and joint geometry-attribute coding frameworks that exploit the correlation between spatial structures and color information to reduce redundancy. Regarding sampling and enhancement, the review analyzes strategies for handling the sparse, unstructured, and non-uniform nature of point clouds. It covers up-sampling algorithms that reconstruct dense surfaces from sparse inputs and quality enhancement techniques—such as graph signal processing and neural network-based filtering—that mitigate compression artifacts and restore visual fidelity. In the domain of quality assessment (QA), the paper traces the development of metrics from simple geometric measures like point-to-point (p2p) and point-to-plane (p2pl) distances to complex perceptual evaluations. It emphasizes the recent surge in projection-based and multi-modal fusion methods, and particularly highlights the critical advancement of No-Reference (NR) quality assessment using deep learning, an area where domestic researchers have shown significant leadership by developing models that accurately predict human visual perception without requiring pristine reference data. For transmission control, the paper discusses mechanisms to ensure reliable delivery over bandwidth-constrained and error-prone networks, including fine-grained rate control algorithms that dynamically adjust quantization parameters based on content analysis, and Joint Source-Channel Coding (JSCC) schemes that optimize the trade-off

between compression efficiency and error resilience. Furthermore, the review explores emerging research on semantic communication, which proposes a shift from signal-level fidelity to semantic-level understanding, optimizing transmission for machine vision tasks rather than mere reconstruction. The paper also critically analyzes the disparity between domestic and international research landscapes. While the international community, led by MPEG, maintains a more mature standardization ecosystem with comprehensive software libraries and datasets, Chinese researchers have established a significant innovative advantage in AI-driven compression algorithms, particularly for dynamic and LiDAR point clouds, as well as in blind quality assessment methodologies. Finally, the paper offers forward-looking predictions on future development trends, suggesting that research will increasingly focus on improving attribute compression efficiency to match geometry coding gains, reducing the computational complexity of deep learning models for real-time edge deployment, developing unified frameworks that integrate sampling, compression, and enhancement, and evolving towards semantic-aware communication architectures that support the next generation of intelligent systems. This paper aims to provide a comprehensive and in-depth technical reference for researchers and engineers, fostering further innovation in the rapidly evolving field of 3D point cloud coding and communication. The methods mentioned are linked at: <https://github.com/3DPCC/Point-Cloud-Coding-and-Transmission>.

Key words : point cloud compression; point cloud processing; coding standard; point cloud sampling; attribute quality enhancement; quality assessment; rate control; joint source-channel coding; 3D point cloud

0 引 言

随着高精度传感、高可靠通信、高性能计算等技术的快速发展，在生产、生活中，人们对高质量三维视觉的需求也越来越强烈。三维点云是三维视觉的最直接描述方式，已广泛应用于深空/海探测、自动驾驶、增强/虚拟现实、数字孪生、医学影像、沉浸式通信等领域。它直接记录了三维空间中每个点的几何坐标和属性信息，即 $\mathcal{P} = \{\mathbf{p}_i \in \mathbb{R}^{M \times 1}, i = 1, 2, \dots, N\}$ ，其中 N 表示点的数量， M 表示每个点的信息维度，通常包括三维几何坐标和若干属性信息。以色度属性为例，三维点云中的每个点可以记录为六维向量 $\mathbf{p}_i = \{x, y, z, r, g, b\}$ 。然而，高质量的三维点云数据量极大，这严重限制了其广泛应用。仅以 100 万点的三维点云为例，若用 12bit 表示每个几何坐标，用 8bit 表示每个颜色属性，该点云的数据量已经高达 60Mbits。而现实应用中，大型场景的高精度点云通常有上亿点，若考虑动态场景，按每秒 30 帧采集，其数据量更是天文数字。因此，三维点云的高效压缩编码势在必行，也是推动三维视觉走向大规模应用的关键。

$$\mathbf{p}_i = (x, y, z, r, g, b) \in \mathbb{R}^{N \times 6}$$

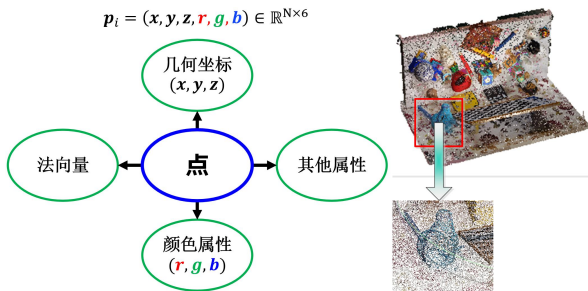


图 1. 三维点云示例

Fig.1 Example of 3D point cloud

三维点云的编码通信的核心是压缩编码，然后在压缩编码得到的码流上进一步采用信道编码来保障通信可靠性，并最终通过增强处理的方式提高重建质量。从发展历程上看，三维点云压缩编码经历了从基于几何结构建模与内容分析的传统方法到基于端到端深度学习的智能方法的演进过程 (Ma 等, 2023; Hong 等, 2025; Huang 等, 2023)。早期研究采用体素化方法将三维点云表示为八叉树 (Octree) 结构，对三维点云进行空间分层表示，进而实施熵编码进行压缩。该类方法的基本实现方法可参考开源点云库 (point cloud library, PCL) 的压缩功能模块。此外，Google 在 2017 年也发布了开源三维点云压缩软件 Draco (Google, 2018)，极大地满足了早期的应用需求。然而随着时代的发展，高精度三

维点云数据的大规模涌现，Draco 和 PCL 的压缩编码效率已难以满足应用需求。

为进一步提高三维点云的压缩编码效率，运动图像专家组 (moving picture experts group, MPEG) 在 2017 年启动了三维点云编解码国际标准的制定工作，并先后推动了基于视频的点云压缩标准 (video-based point cloud compression, V-PCC) 和基于几何的点云压缩标准 (geometry-based point cloud compression, G-PCC)，如图 2 所示。在早期的标准制定过程中，MPEG 期望采用 V-PCC 和 G-PCC 分别应对稠密点云 (主要面向沉浸式通信、高精度场景建模等场景) 和稀疏点云 (主要面向自动驾驶等激光雷达有关的应用场景)；但在标准制定过程中，一系列新技术的涌现，使得 G-PCC 也非常适用于稠密点云的压缩编码。因此，相较于 V-PCC，G-PCC 备受关注，并且其技术依然在持续演进过程中。近几年基于端到端深度学习的三维点云智能压缩编码方法也取得了巨大的进步，其编码性能 (特别是几何信息的编码性能) 已经可以媲美甚至超越最新的 G-PCC 和 V-PCC 标准。因此，MPEG 又在 2024 年启动了基于人工智能的三维点云压缩编码 (artificial intelligence-based point cloud compression, AI-PCC) 标准制定工作 (MPEG 3D Graphics Coding and Haptics Coding, 2024)，并已确定基本框架和参考软件。与此同时，我国的数字音视频编解码技术标准工作组 (audio video coding standard, AVS) 也展开了对三维点云编码标准的制定工作。目前 AVS 的第一代三维点云压缩标准 AVS-PCC 已完成标准草案，其编码框架类似 G-PCC。此外，AVS 也在 2019 年启动了 AI-PCC 标准的制定工作，目前也处于提案征集 (call for proposal, CFP) 阶段，技术路线尚未固化，参考软件仍在开发中。总体而言，在三维点云压缩编码方面，AVS 较 MPEG 整体落后 2-3 年。

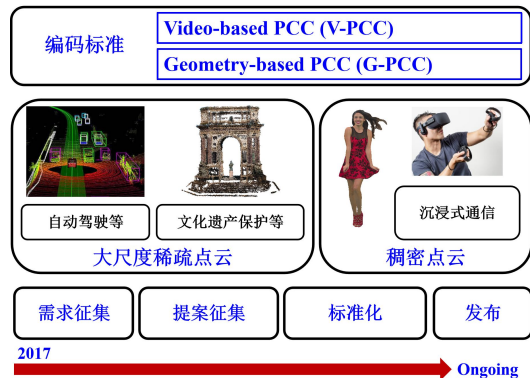


图 2. MPEG 三维点云编码标准制定过程简介
Fig.2 Overview of the MPEG 3D point cloud coding

standardization process

产业界的编码标准化研究之外,学术界也围绕三维点云编码通信系统展开了深入的理论研究,内容不仅涵盖压缩编码还包括编码通信系统所必须的采样增强处理、质量评价、传输控制等内容。近几年,随着人工智能技术的发展,基于深度学习的研究范式的普及,三维点云的压缩编码、采样增强、质量评价、传输控制等方法的性能取得了突破性进展;若仅衡量压缩率和重建质量,学术界相关成果的性能已经远超产业界的编码标准,能够有效支撑并进一步促进产业界编码标准的持续演进。

在应用方面,智能网联车辆的部署、城市级三维数字地图与数字孪生的建设、以及沉浸式远程实时交互(例如三维数字人的远程交互)的迫切需求有力驱动着三维点云压缩编码从理论研究与标准制定走向工程落地。首先,厂商在云端与终端集成三维点云编解码器,使得三维点云作为数字媒体资产可以被更方便地存储;其次,三维点云编解码器可以被广泛嵌入到三维引擎、浏览器中,用以在带宽受限环境下加速三维模型的分发;再次,边端计算能力的提升可以促成“边端数据采集压缩+云端任务推理”的应用架构,例如在深空/海探测、智能网联汽车等场景,边端可进行高效地局部特征压缩编码,进而大幅度减少带宽需求、提升系统响应速度。

总而言之,三维点云压缩编码可以有效降低海量三维数据的存储与传输成本,促进三维数据服务的普及。例如,在智慧城市、文化遗产保护、远程协同设计等领域,三维点云编码通信能够直接推动新型服务与商业模式的产生,从而带来产业链上游(传感器制造)与下游(云端服务、终端应用)的协同增长。此外,三维点云编码通信还能够为空间计算赋能,其发展成度将影响未来人机交互与智能系统的形态与规模。

本文将重点从压缩编码、采样增强、质量评价、传输控制等几个方面全面梳理三维点云编码通信系统相关的研究进展,以期对该领域的学术研究和工程应用人员提供参考。

1 国际研究现状

1.1 产业界(国际标准组织)研究进展

2017年,MPEG启动了三维点云压缩标准的制定工作,并形成2个标准:V-PCC(Li等,2024)和G-PCC(Zhang等,2024)。V-PCC已于2021年正式发布,而G-PCC第一代标准则于2023年正

式发布。目前MPEG仍在持续开发第二代G-PCC标准,暂命名为Enhanced G-PCC,乃至专门针对稠密点云的第三代标准,暂命名为Solid G-PCC。

如图3所示,V-PCC在编码过程中,首先估计每帧三维点云的法线信息(Hoppe等,1992),并依据法向信息对三维点云进行分割,每个分割块也称为子单元,进而逐块地进行二维投影。在块生成过程中,需记录块辅助(Atlas)信息,即块的位置与尺寸,否则无法重建。因此Atlas信息需要经过无损压缩,形成Atlas码流。块生成后,三维块被投影至二维空间。投影后的二维块位置用于引导三维点云重建和几何(Geometry)图生成,故这些二维块的位置被记录并构成占用(Occupancy)图(Lin等,2021)。Occupancy图像的像素值仅包含0和1,表示占位状态,可通过二维视频编解码器(Sullivan等,2012;Bross等,2021)进行压缩。Geometry图存储了从投影平面到点云表面各个点的深度值。其生成不仅需要原始点云,还需要Atlas信息和Occupancy图。因为Geometry信息仅填充占用区域,未占用区域仍为空白,边界区域像素差异显著,导致压缩效率较低。为此,V-PCC设计了图像填充模块(Kim等,2018;Graziosi,2019;Faramarzi等,2019),通过平滑操作填充空白区域,从而提高其压缩效率。属性(Attribute)图的生成与Geometry图的生成略有不同,尽管该过程同样需要Atlas信息、Occupancy信息和Geometry信息。具体而言,除原始点云和Atlas信息外,Attribute图的生成还需要压缩重建后的Occupancy信息和Geometry信息,而不是原始的Occupancy信息和Geometry信息。主要原因在于,在解码端,属性的重建需要基于重建的几何结构。因此,如果直接依据原始Occupancy信息和Geometry信息生成Attribute图会导致编解码器不一致。Attribute图生成后的后续处理与Geometry图相同,即图像填充与压缩编码。Atlas信息、Occupancy图、Geometry图及Attribute图分别压缩后,通过多路复用器将对应流进行组合,生成最终压缩比特流。在V-PCC的解码过程中,解复用器首先将混合压缩比特流拆分为Atlas流、Occupancy流、Geometry流和Attribute流。随后,解码器将上述流分别解压为Atlas信息、Occupancy图、Geometry图和Attribute图。由于Occupancy图标注了二维块的位置,Atlas信息记录了分割过程,二者共同辅助Geometry图重建三维点云的几何结构。在重建几何结构之后,采用Attribute图完成属性的重建。

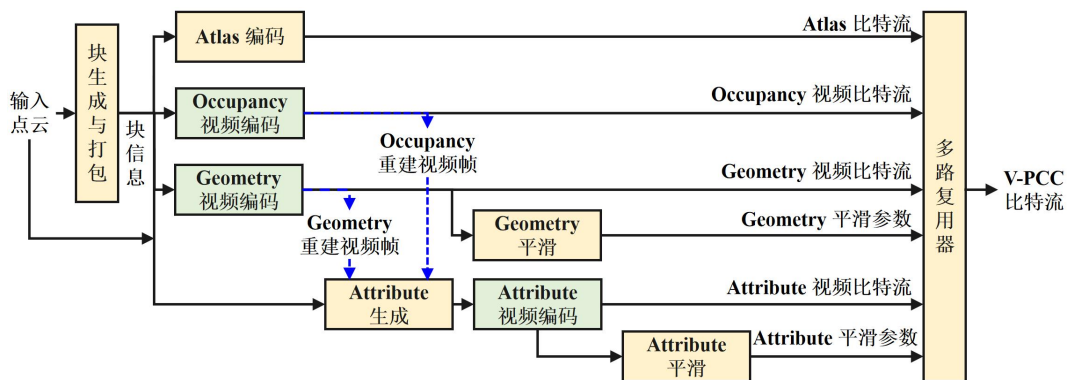


图 3. V-PCC 编码流程示意图
Fig.3 Schematic diagram of the V-PCC coding process

如图 4 所示, G-PCC 通过在编码器中整合多种几何与属性编码工具 (Lasserre 等, 2019; Gao 等, 2019; Lasserre 等, 2018; MPEG 3D Graphics Coding and Haptics Coding, 2022; Graziosi 等, 2020), 直接应对三维点云的三维空间结构, 而不需要进行三维到二维的投影。正在制定的第二代 Enhanced G-PCC 标准新增了帧间编码、新型八叉树编码 (Schnabel 等, 2006)、Trisoup 编码 (Lasserre, 2022) 以及动态最优二值化与实时更新 (optimal binarization with update on-the-fly, OBUF) 熵编码模块 (Lasserre 等, 2019) 等新功能。在几何编码之前, 可选地执行预处理, 将点的位置表示为非负整数。若采用八叉树几何编码, 则八叉树表示法会将预处理点云所占的三维空间迭代划分为八个子空间, 直至到达叶节点, 如图 5 所示。

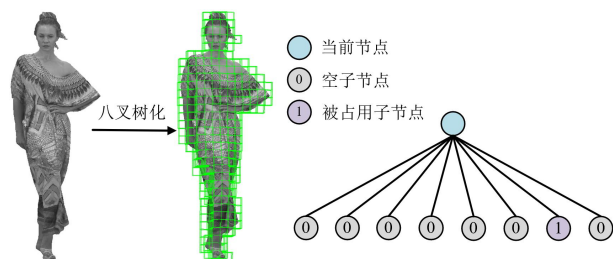


图 5. 八叉树示意图

Fig.5 Schematic diagram of octree

为实现灵活的几何表示, G-PCC 同时支持四叉树 (quad tree, QT) (Finkel 等, 1974) 和二叉树 (binary tree, BT) (Mäkinen, 1991) 划分方案。通过这种分层表示, 待编码的几何坐标被转换为八叉树节点的占位编码, 其中邻域之间存在相关性 (Lasserre 等, 2018)。八叉树节点的占用信息采用基于上下文模型的算数熵编码方法进行编码。由于预先编码节点在预定义位置提供的占用信息十分复杂, 第一代 G-PCC 标准采用了配置简化算法, 效率不够高。第二代 Enhanced G-PCC 标准则采用了动态 OBUF (Lasserre 等, 2019), 找到八叉树节点的父邻居和兄弟邻居, 直接将所有邻居的占用信息进行拼接, 形成简化但又高效的上下文模型。在八叉树编码达到特定深度后, Trisoup 方法 (Lasserre, 2022) 通过将局部的三维几何体表示为最多与每个体素块 (即八叉树节点) 的边相交一次的曲面, 来概念化每个体素块内的几何结构。用一个位向量来指示曲面顶点在体素块的边上的存在位置, 同时将顶点沿边方向的位置传递至解码器。解码器通过顶点构造非平面多边形, 组织成三角形集合, 从而在体素块内构建表面。在 Enhanced G-PCC 和 Solid G-PCC 标准中, 每个体素块还引入了一个质心顶点, 并将其编码为顶点重力中心的漂移值, 以更精确表征块内曲面曲率。随后通过光线追踪技术将三角形体素化为点, 实现点云重建。

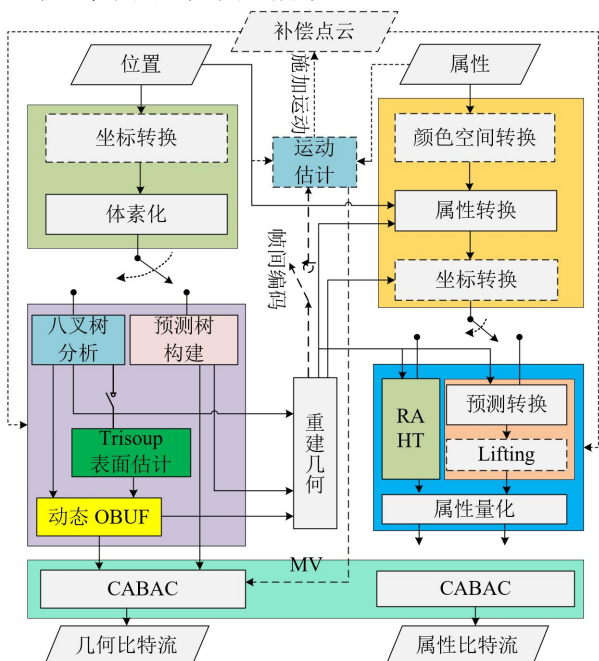


图 4. G-PCC 总体框架
Fig.4 Overall framework of G-PCC

由于基于八叉树的几何编码在稀疏点云（通常来自激光雷达）中表现不佳，G-PCC 采用了基于预测树（Gao 等，2019）的几何编码方法。该方法基于激光雷达点云的固有特性构建预测树，其中点云中的每个点都与树中的一个节点相关联，如图 6 所示。然后，通过深度优先搜索（Tarjan，1972）顺序遍历树结构，即可对预测树进行预测编码。针对旋转激光雷达获取的点云，G-PCC 考虑了该类点云的采集特性，采用一种改进的预测树构建方法，即角编码模式，进行预测编码。该方法将旋转激光雷达描述为 N 个仰角固定的激光器，它们以相对恒定的角速度围绕 z 轴旋转。将笛卡尔坐标系 (x, y, z) 转换为角表示法 (r, φ, i) ，其中 r 表示点距， φ 表示方位角， i 表示激光索引。相较于笛卡尔坐标表示法，角表示法更能反映点与点之间的空间关系。

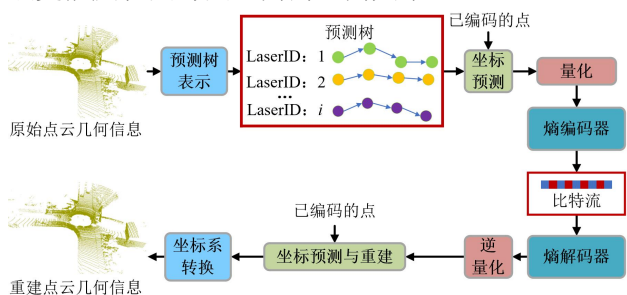


图 6. 预测树示意图

Fig.6 Schematic diagram of the prediction tree

在属性编码之前，G-PCC 首先会以原始点云的属性信息对编码且重建的几何信息重新着色，进而对重新着色的属性信息进行压缩编码。G-PCC 提供

多种属性编码方法，可高效压缩具有不同特征的属性信息。区域自适应分层变换（region-adaptive hierarchical transform, RAHT）（Queiroz 等，2016）是一种分层次带变换，类似于 Haar 小波的自适应变体，如图 7 所示。基于分层树结构，同一父节点内已占用体素的属性将沿各维度递归转换：某层级直流系数（direct current, DC）将传递至下一层级的变换过程，而所有交流系数（alternating current, AC）则由算术编解码器进行编码。为进一步提升 RAHT 中交流系数的编码效率，Enhanced G-PCC 提出了针对交流系数的变换域内预测工具，称为上采样 RAHT，并对上采样属性进行变换以获得预测的编码系数，进而实施预测残差编码。除了 RAHT 外，G-PCC 还包含一种名为预测变换的属性编码方法，其本质是基于插值的分层预测。该方法通过称为细节级别（level of details, LoDs）的从粗到细的多层结构实现最近邻预测算法（Yang 等，2020）。提升变换是预测变换的另一种扩展方法，它在预测变换基础上增加了更新算子和自适应量化。该方法首先逆向遍历 LoDs 为每个细节层的点赋权重，随后在预测过程中根据权值和预测残差更新预测器，从而实现更精准的预测，所得预测残差又根据权重进行自适应量化。此外，Enhanced G-PCC 标准进一步完善了两种方法的近邻搜索过程，并引入了多种帧间预测工具，使得近邻查找时可以引入精准的帧间近邻作为预测器。

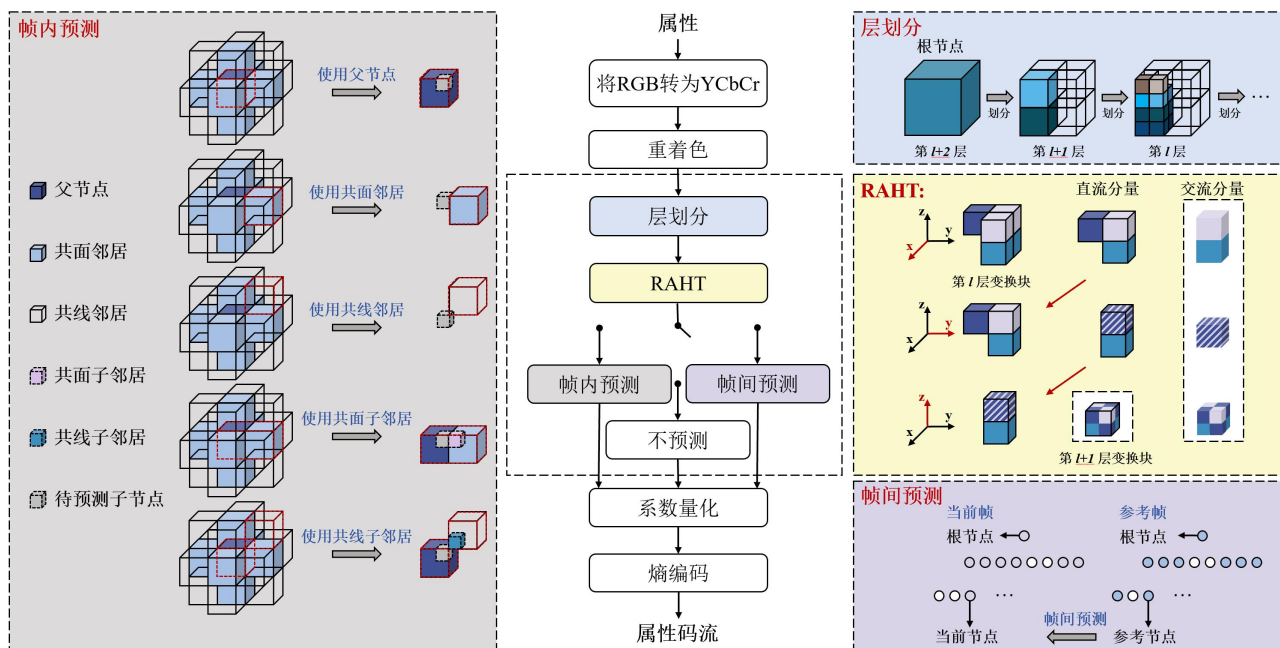


图 7. RAHT 示意图

Fig.7 Schematic diagram of RAHT

表 1 国际几何压缩编码研究归纳

Table 1 Overview of international geometry compression research

方法	任务类型	基础架构	发表期刊或会议
Wiesmann 等人 (Wiesmann 等, 2021)	几何有损	自编码器	RAL
Quach 等人 (Quach 等, 2019)	几何有损	自编码器	ICIP
Quach 等人 (Quach 等, 2020)	几何有损	自编码器	MMSP
Kawai 等人 (Kawai 等, 2025)	几何有损	自编码器	ICCCI
Guarda 等人 (Guarda 等, 2020)	几何有损	自编码器	ICMEW
Ghafari 等人 (Ghafari 等, 2025)	几何有损	自编码器	TMM
Huang 等人 (Huang 等, 2024)	几何有损	自编码器	ICMEW
Akhtar 等人 (Akhtar 等, 2024)	几何有损	自编码器	TIP
Tu 等人 (Tu 等, 2019)	几何有损	二维投影	Access
Tu 等人 (Tu 等, 2016)	几何有损	二维投影	ICITS
Tu 等人 (Tu 等, 2019)	几何有损	二维投影	ICRA
RIDDLE (Zhou 等, 2022)	几何有损	二维投影	CVPR
Krivokuca 等人 (Krivokuca 等, 2020)	几何有损	其余架构	TIP
Tzamaras 等人 (Tzamaras 等, 2022)	几何有损	其余架构	TIP
VoxelDNN (Nguyen 等, 2021)	几何无损	体素	ICASSP
MSVoxelDNN (Nguyen 等, 2021)	几何无损	体素	ICMEW
CNet (Nguyen 等, 2023)	几何无损	体素	TCSVT
OctSqueeze (Huang 等, 2020)	几何无损	八叉树	CVPR
MuSCLC (Biswas 等, 2020)	几何无损	八叉树	NeurIPS

1.2 学术界研究进展

1.2.1 压缩编码

点云通常由数万甚至上百万个离散点构成, 数据体量庞大, 存储与传输成本极高。然而, 与像素呈规则排列的图像、视频数据不同, 点云的几何信息在三维空间中呈现稀疏且不规则的分布, 使其压缩编码极具难度与挑战性。目前, 为了构建高效的点云压缩方法, 学术界已开展广泛且深入的探索研究。

1) 几何有损编码方法。

目前, 基于自编码器的范式以及基于二维投影的范式被广泛应用于点云几何有损编码中。其中基于自编码器的范式首先在编码端通过神经网络模型提取点云几何信息的潜在表示并将其熵编码, 在解码端则通过神经网络模型将解码的潜在表示映射为重建点云。基于二维投影的范式则类似 V-PCC 编码标准, 将点云投影为二维图像, 随后利用先进的图像或视频编码器将其编码。

如图 8 所示, 在基于自编码器的压缩范式中, 德国伯恩大学 C. Stachniss 团队 (Wiesmann 等, 2021) 提出利用自编码器压缩大规模地图点云, 从而解决机器人在复杂场景下的导航问题。法国巴黎-萨克雷

大学 Frédéric Dufaux 团队 (Quach 等, 2019) 提出了失真和比特率联合优化的损失函数, 该损失函数通过预设的权重参数来调节失真与比特率在损失函数中所占的比重, 从而满足对率失真性能的灵活需求。随后, 该团队 (Quach 等, 2020) 在自编码器的基础上引入熵模型来建模潜在表示的概率分布, 进一步提高点云压缩的效率, 同时进一步探究了率失真平衡参数的设置, 熵模型及自编码器深度对率失真性能的影响。日本工学院 Hideaki Kimata 团队 (Kawai 等, 2025) 针对点云密度较低的区域编码效率较低的问题, 提出了卷积与通道方向注意力机制, 实现了点云低密度区域的高效编码。IEEE Fellow、葡萄牙里斯本大学 F. Pereira 团队 (Guarda 等, 2020) 针对自编码器模型需要训练和存储多个不同比特率模型的问题, 对瓶颈层的潜在表示进行显式量化, 从而有效减少需要训练和存储的深度模型数量。他们随后提出利用图卷积来增强邻域关系, 并基于 Transformer 模型发掘点云的长程几何依赖 (Ghafari 等, 2025)。瑞士洛桑联邦理工学院 Ebrahimi 团队 (Huang 等, 2024) 从相邻点云帧中提取特征, 用于建模当前帧潜在表示的条件熵, 从而实现动态点云的高效编码。美国 Qualcomm 高通

公司 Akhtar 团队 (Akhtar 等, 2024) 提出了几何信息的帧间编码方法。该方法通过引入潜在表示预测网络, 使用已编码帧来预测当前帧的潜在表示并对潜在表示的残差进行编码。

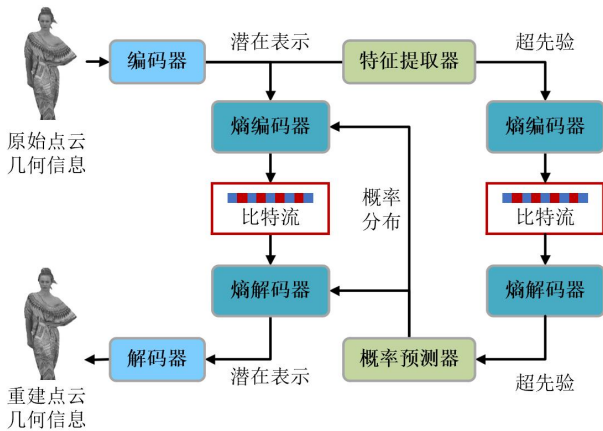


图 8. 基于自编码器的编码范式
Fig.8 Autoencoder-based coding paradigm

受 V-PCC 编码标准的启发, 有损压缩的另一种范式是将点云转化为二维图像再进行压缩, 如图 9 所示。日本名古屋大学 K. Takeda 团队 (Tu 等, 2019) 结合激光雷达的标定参数将点云转换为深度图, 并利用图像编码工具来提高压缩性能。他们还提出一种基于 U 型网络的实时流式点云压缩方法 (Tu 等, 2016)。该方法直接利用激光雷达传感器输出的原始数据包, 将三维点云信息无损存储于二维矩阵中, 并将流式点云数据转换为类视频格式, 并通过指定部分帧作为参考帧对其余激光雷达帧进行插值预测, 从而大幅提高编码速度。随后, 他们 (Tu 等, 2019) 还提出将雷达点云无损重构为激光雷达采集的原始数据, 实现更加紧凑有序表示, 然后基于循环神经网络和残差块实现雷达点云的渐进式压缩。美国 Waymo 公司的 Dragomir Anguelov 团队 (Zhou 等, 2022) 提出将雷达点云转化为深度图, 然后按光栅扫描顺序逐像素预测, 并将预测值与原始值之间的残差熵编码。

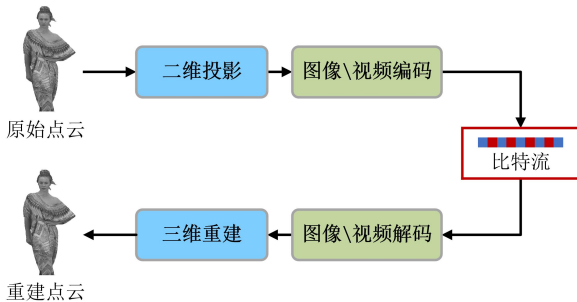


图 9. 基于二维投影的编码范式
Fig.9 2D projection-based coding paradigm

上述两种范式之外的方法同样实现了点云几何信息的高效压缩。美国 Google 公司 Philip A. Chou 团队 (Krivokuća 等, 2020) 提出了一种基于体积函数的方法, 采用 B 样条小波基将几何结构表示为水平集, 从而提高点云的压缩效率。西班牙巴塞罗那自治大学 Joan Serra-Sagristà 团队 (Tzamarías 等, 2022) 开发了一种基于快速游程编码的帧内无损几何压缩方法, 编码速度相比 G-PCC 快 1.8 倍。

2) 几何无损编码方法。

几何信息的无损编码主要包括基于体素的方法与基于八叉树的方法两类。基于体素的方法首先将点云无损地体素化, 然后通过已编码体素的占用情况 (0: 空体素、1: 实体素) 预测当前待编码体素的占用概率, 并基于此概率熵编码当前体素的实际占用。而基于八叉树的方法则是将体素化的点云进一步表示为八叉树的形式, 随后对八叉树每个节点的占用情况 (合计 256 种可能情况) 进行熵编码, 如图 10 所示。

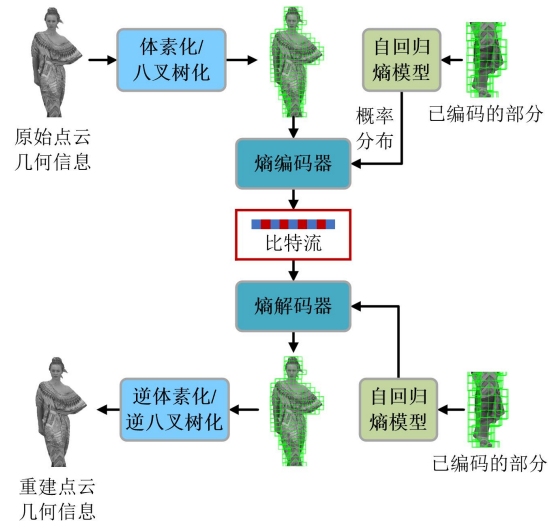


图 10. 基于八叉树体素的编码范式

Fig.10 Octree-voxel-based coding paradigm

在基于体素化的编码方法中, 法国巴黎-萨克雷大学 P. Duhamel 团队 (Nguyen 等, 2021) 提出了基于体素概率分布预测的编码方法 VoxelDNN, 通过自回归模型预测体素的占用概率, 进而对几何信息进行无损编码。然而, VoxelDNN 需要逐点解码点云, 解码速度较慢。因此, 该团队进一步提出了 MSVoxelDNN (Nguyen 等, 2021), 采用由粗到细的体素化划分顺序, 逐层进行预测编码, 显著降低了编码的时间复杂度。IEEE Fellow、德国弗里德里希-亚历山大-埃尔朗根-纽伦堡大学 André Kaup 团队 (Nguyen 等, 2023) 提出了可以无损编码几何和属性信息的方法 CNet。该方法通过带有掩码的稀疏卷

积构建熵模型，显著降低了编码端的复杂度。然而，这种方法也需要逐点解码点云，解码速度较慢。

由于八叉树是表示体素化点云的常用方法，因此，研究人员又基于八叉树结构，对每个节点内子节点的分布情况进行预测，得到 8 个子节点隶属于某种分布（合计 256 种分布）的概率信息，进而实施熵编码。美国 Uber 公司 Huang 团队（Huang 等，2020）提出了基于多层感知机的上下文模型

OctSqueeze。该模型利用祖先节点作为上下文预测节点占据概率分布，进而提高编码效率。然而，该方法缺少对同层信息以及帧间信息的利用。随后，美国 Uber 公司 Raquel Urtasun 团队（Biswas 等，2020）通过引入帧间上下文，利用祖先节点与前一帧的邻近节点信息以及当前帧的近邻点信息来预测待编码节点占用情况的概率分布，进一步提高了编码效率。

表 2 国际属性压缩编码研究归纳

Table 2 Overview of international attribute compression research

方法	任务类型	基础框架	发表期刊或会议
Zhang 等人 (Zhang 等, 2014)	属性有损	传统方法	ICIP
Queiroz 等人 (Queiroz 等, 2016)	属性有损	传统方法	TIP
Cohen 等人 (Cohen 等, 2016)	属性有损	传统方法	DCC
Dado 等人 (Dado 等, 2016)	属性有损	传统方法	Comput. Graph. Forum
Sandri 等人 (Sandri 等, 2019)	属性有损	传统方法	TIP
Krivokuća 等人 (Krivokuća 等, 2019)	属性有损	传统方法	TIP
Pavez 等人 (Pavez 等, 2020)	属性有损	传统方法	ICIP
Quach 等人 (Quach 等, 2020)	属性有损	传统方法	ICIP
Krivokuća 等人 (Krivokuća 等, 2021)	属性有损	传统方法	TMM
Sridhara 等人 (Sridhara 等, 2022)	属性有损	传统方法	ICASSP
Hong 等人 (Hong 等, 2022)	属性有损	传统方法	DCC
Molenaar 等人 (Molenaar 等, 2023)	属性有损	传统方法	Comput. Graph. Forum
Sandri 等人 (Sandri 等, 2019)	属性有损	传统方法	ICIP
Isik 等人 (Isik 等, 2022)	属性有损	学习方法	Front. Signal Process.
Do 等人 (Do 等, 2023)	属性有损	学习方法	ICASSP
Do 等人 (Do 等, 2024)	属性有损	学习方法	ICASSP
Sandri 等人 (Sandri 等, 2019)	属性有损	学习方法	SPL
Souto 等人 (Souto 等, 2021)	属性无损	传统方法	SPL
NF-PCAC (Pinheir 等, 2023)	属性无损	传统方法	ICASSP
Nguyen 等人 (Nguyen 等, 2023)	属性无损	学习方法	TCSVT
Pinheiro 等人 (Pinheiro 等, 2024)	属性无损	学习方法	ICASSP

3) 属性有损编码方法。

属性有损编码方法可分为传统方法与基于学习的方法。传统方法一般对点云属性进行预测以获得残差，再使用各类变换进一步去相关，最终进行量化与熵编码。美国微软雷德蒙德研究院 Loop 团队提出了基于图变换的点云属性压缩方法（Zhang 等，2014），该方法在局部邻域上构图并采用图变换对信号进行去相关处理，在性能上明显优于逐点预测编码的方法。美国 Google 公司的 Philip A. Chou 团队提出区域自适应层次变换属性编码方法（Queiroz 等，2016），使用了一种类似于 Haar 小波自适应变体的分层子带变换，每个子带对应一个拉普拉斯分布，

将此分布的拉普拉斯参数传输给解码器，以低复杂度取得显著节省了编码码率。该方法经过改造后被 G-PCC 编码标准采纳，也就是前文提及的 RAHT 编码方法。日本三菱电机研究实验室 Cohen 团队提出三维块内预测结合形状自适应离散余弦变换的属性编码方法（Cohen 等，2016），把图像/视频的块内预测推广到稀疏点云块，并针对三维点云提出了形状自适应离散余弦变换，显著提升了属性编码效率。荷兰代尔夫特理工大学 Eisemann 团队，提出基于体素的几何与属性联合压缩方法（Dado 等，2016），通过映射将几何结构与体素数据解耦，并应用有向无环图原理对拓扑结构进行编码，兼顾了实时渲染、

低内存与编码性能,适于大规模体素内容的有损/近无损压缩。美国 Google 公司和巴西巴西利亚大学 Sandri 团队提出全光点云的 RAHT 属性编码方法 (Sandri 等, 2019), 将 RAHT 应用到每个体素的全光信息, 并提出了基于柱面投影、基于平面边界和基于球面边界的三种不同视角压缩方法, 大量测试表明所提方法的性能远优于对独立视角的颜色属性进行压缩的方法。美国 Google 公司的 Philip A. Chou 团队提出体函数表征的体积式属性压缩方法 (Krivokuća 等, 2019), 利用 B-样条小波基对几何形状和属性的提函数进行编码, 该方法将之前的 RAHT 推广到了更高阶并显著优于 RAHT 基线性能。美国南加州大学的 Pavez 团队提出用于属性编码的区域自适应图傅里叶变换 (Pavez 等, 2020), 是一种通过组合局部空间的块变换形成的多分辨率变换, 在嵌套划分子区域上以归一化拉普拉斯特征向量做块变换并逐层上传, 实现了复杂度与性能的权衡, 在相同编码码率的条件下, 较 RAHT 可使重建点云质量最高提升 2.5 dB。法国巴黎-萨克雷大学的 Frédéric Dufaux 团队提出折叠映射的属性压缩方法 (Quach 等, 2020), 将点云属性映射到二维网格上, 之后使用传统的二维图像编码器进行压缩编码, 性能上逼近 G-PCC 的属性编码性能。美国 Google 公司和法国国家信息与自动化研究所的 Philip A. Chou 团队提出了全光点云六维表示方法 (Krivokuća 等, 2021), 将 RAHT 和图傅里叶变换 (graph fourier transform, GFT) 扩展到所提出的六维表示中, 能够对沿空间和角度维度定义的全光信号进行联合、不可分离的变换编码, 在“空间视角”六维点云上进行不可分离的联合变换, 显著提升属性压缩效率。美国南加州大学 Antonio Ortega 团队提出色度子采样的属性压缩方法 (Sridhara 等, 2022), 将色度采样整合到基于几何的点云编码器中, 在规则的三维网格上使用了不同的采样模式, 以不同速率对点云进行采样, 平均码率节约 10-15%且重建主观质量保持良好。该团队还提出用于动态点云属性压缩的基于块的分数体素运动估计方法 (Hong 等, 2022), 以分数体素插值和块级补偿提升跨帧属性预测准确度, 显著节约编码码率。荷兰代尔夫特理工大学的 Eisemann 团队提出了有损点云属性编码方法 (Molenaar 等, 2023), 基于贪心策略迭代输入颜色, 用改进的霍夫变换增量构建线段拟合颜色, 结合插值权重量化和端点编码, 在保证属性质量的同时适

配交互式编辑需求。美国 Google 公司和巴西巴西利亚大学的 Ricardo Queiroz 团队提出基于 RAHT 的兴趣区域 (region of interest, ROI) 点云属性编码方法 (Sandri 等, 2019), 将失真加权与 RAHT 权重对齐, 确定变换的权重应设置为失真度量的权重, 实验证明 ROI 区域主客观质量显著提升。基于学习的方法普遍采用端到端可训练的网络结构, 通过学习空间邻域和属性之间的非线性映射关系, 在统一的率失真优化框架下实现属性特征的自适应预测、变换与熵编码。美国 Google 公司的 Isik 团队提出基于可学习体积函数的属性压缩方法 (Isik 等, 2022), 称为 LVAC。该方法将空间划分为块来对体积函数进行建模, 并通过神经网络表示每个块上的体积函数, 在相同编码码率的条件下, 较 G-PCC, 可使点云重建质量提升 2dB 以上。美国约克大学和美国 Google 公司的 Philip A. Chou 团队在基于体积函数的属性压缩方法基础上结合几何注意力 (Do 等, 2023), 以前馈网络在高阶空间中引入几何注意力预测细层系数, 在真实世界三维点云上的实验结果表明, 在相同编码码率的条件下, 较 G-PCC, 可使重建点云质量提升 1-2 dB。该团队之后还在基于体积函数的属性压缩方法基础上采用多项式双边滤波预测 (Do 等, 2024), 进一步提高了编码效率。

4) 属性无损编码方法。

巴西巴西利亚大学和美国 Google 公司的 Ricardo Queiroz 团队提出整数化 RAHT (Sandri 等, 2019), 给出定点的整数实现以保证真正无损与计算一致性, 在保持压缩效率的同时显著降低实现成本。该团队之后又提出基于分层树集合分割的 RAHT 系数嵌入式无损可伸缩编码方法 (Souto 等, 2021), 通过截断完整的比特流实现更高的压缩率, 相比常规的游程长度编码熵编码的组合方式更高效。美国 InterDigital 公司的 Pinheiro 团队提出一种基于正则化流的无损属性压缩方法 NF-PCAC (Pinheiro 等, 2023), 以可逆流替代变分自编码器 (variational auto encoder, VAE) 瓶颈精细建模条件概率, 与第一代 G-PCC 标准的性能相当。荷兰代尔夫特理工大学 Eisemann 团队提出了无损点云属性编码方法 (Molenaar 等, 2023), 先将颜色数组按 128 个连续条目划分为小块并由图形处理器 (graphics processing unit, GPU) 工作组并行处理, 通过计算每块各颜色通道最小最大值归一化颜色、采用参考帧压缩、优化存储参考颜色及位掩码辅助索引, 实

表 3 国际采样增强研究归纳

Table 3 Overview of international sampling and enhancement research

方法	类别	基础框架	发表期刊或会议
Eldar 等人 (Eldar 等, 1997)	下采样	传统方法	TIP
Alexa 等人 (Alexa 等, 2003)	上采样	学习方法	TVCG
Lipman 等人 (Lipman 等, 2007)	上采样	学习方法	TOG
Preiner 等人 (Preiner 等, 2014)	上采样	学习方法	TOG
Borges 等人 (Borges 等, 2022)	上采样	学习方法	TIP
Akhtar 等人 (Akhtar 等, 2022)	上采样	学习方法	TIP
Dell'Eva 等人 (Dell'Eva 等, 2022)	上采样	学习方法	3DV
Kathariya 等人 (Kathariya 等, 2024)	上采样	学习方法	VCIP
Dinesh 等人 (Dinesh 等, 2020)	上采样	学习方法	ICASSP
Dinesh 等人 (Dinesh 等, 2022)	上采样	学习方法	TIP
Heimann 等人 (Heimann 等, 2021)	上采样	学习方法	MMSp
Cho 等人 (Cho 等, 2023)	上采样	学习方法	Access
Guarda 等人 (Guarda 等, 2025)	上采样	学习方法	TMM
Yamamoto 等人 (Yamamoto 等, 2016)	质量增强	学习方法	ICIP
Dinesh 等人 (Dinesh 等, 2019)	质量增强	学习方法	MMSp
Watanabe 等人 (Watanabe 等, 2023)	质量增强	学习方法	ICASSP
Irfan 等人 (Irfan 等, 2021)	质量增强	学习方法	Access
Talha 等人 (Talha 等, 2024)	质量增强	学习方法	MMSp
Kathariya 等人 (Kathariya 等, 2024)	质量增强	学习方法	ICIP

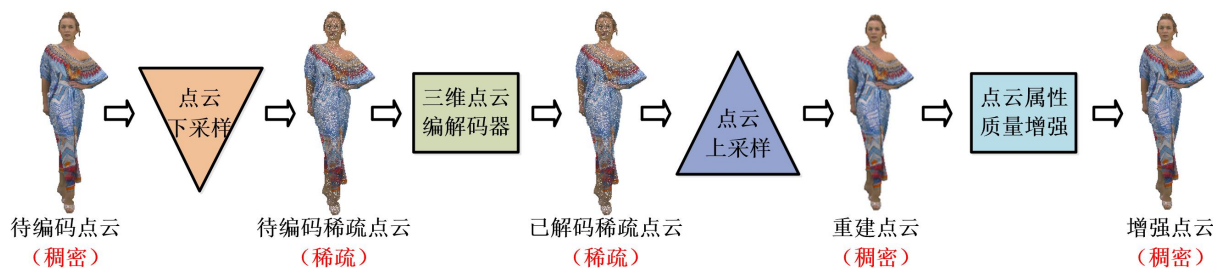


图 11. 基于采样增强的编码系统示意

Fig.11 Schematic diagram of the sampling-augmentation-based coding system

现了超 20GB/s 的压缩速度,在低分辨率场景下压缩比可与现有方法媲美且支持随机访问解码。

采用端到端深度学习的范式,德国弗里德里希-亚历山大-埃尔朗根-纽伦堡大学 André Kaup 团队提出基于稀疏张量的无损几何与属性联合概率建模方法,构建基于自回归上下文的算术熵编码方法 (Nguyen 等, 2023),与第一代 G-PCC 标准相比,可显著降低编码码率。美国 InterDigital 公司的 Pinheiro 团队提出 RNF-PCAC (Pinheiro 等, 2024),采用复杂度较低的可逆神经网络以极低的复杂度实现属性的无损压缩。

1.2.2 采样增强

采样与增强处理是三维点云编码通信系统中的关键环节,其核心作用是通过优化三维点云的几何结构、纹理分布,从“源数据优化(预处理)”和“编码后修复(后处理)”两个维度提升编码效率。预处

理技术通常包含三维点云下采样等方法(在保留关键几何特征的前提下减少点数,进而降低编码码率);后处理技术则针对解码重建的三维点云,采用上采样、质量增强等操作提升三维点云的重建质量,如图 11 所示。

1) 采样方法。

三维点云下采样旨在对目标三维点云进行数据筛选,减少点的数量。三维点云下采样方法通常分为两种:传统方法和基于学习的方法。

传统方法一般通过分析三维点云几何先验,建立统计模型,进而对点集进行筛选。最远点采样 (Eldar 等, 1997) 通过不断选取待采样点集内距采样点集最远的点,逐点地实现点云下采样;随机采样以生成随机索引的方式选取三维点云中的点。基于学习的方法采用深度神经网络,依据三维点云的空间特性及下游任务(分类、分割、编码等),对

三维点云进行自适应下采样。三维点云上采样通常是指给定一个稀疏的低分辨率三维点云，生成稠密的高分辨率三维点云，进而在解码端提升三维点云的质量。

针对三维点云的几何信息，德国达姆施塔特工业大学 Alexa Marc 团队首先在移动最小二乘表面上生成 Voronoi 图，然后在该图对应的节点上进行插值 (Alexa 等, 2003)。以色列特拉维夫大学 David Levin 团队提出基于局部最优投影算子的非参数上采样方法 (Lipman 等, 2007)。奥地利格拉茨工业大学 Preiner Reinhold 团队提出基于高斯混合模型的局部最优投影变体，该变体能在保留几何特征的同时，高效地对含噪点云进行上采样 (Preiner 等, 2014)。巴西巴西利亚大学 Ricardo Queiroz 团队采用分形几何理论，通过学习不同分辨率下点云的相似性实现了对体素化点云的上采样 (Borges 等, 2022)。美国密苏里大学堪萨斯城分校 Zhu Li 团队对体素化的三维点云使用三维稀疏卷积进行空间插值 (Akhtar 等, 2022)。意大利博洛尼亚大学 Anthony 团队采用球面混合高斯模型实现了任意倍率的点云上采样 (Dell'Eva 等, 2022)。

对于颜色信息，加拿大西蒙弗雷泽大学 Bajić Ivan V. 团队通过结合三维点云法向量，提出基于图全变分的三维彩色点云上采样方法 (Kathariya 等, 2024)；随后，该团队又提出基于局部耦合的最近点迭代策略对三维彩色点云进行局部上采样 (Dinesh 等, 2020)。德国弗里德里希-亚历山大-埃朗根-纽伦堡大学 Heimann Viktoria 团队通过构建最小生成树将三维点投影到二维平面，为高分辨率点生成颜色 (Dinesh 等, 2022)；随后，他们利用加权频率基函数的优化系数对颜色进行插值处理。美国密苏里大学堪萨斯城分校 Zhu Li 团队使用稀疏卷积对多尺度体素化的三维点云颜色信息进行由粗到细的渐进式插值 (Heimann 等, 2021)。巴基斯坦信息技术大学 Iqbal Javed 团队用多尺度注意力提取器获得特征，结合邻域引导颜色特征与专属数据集，实现彩色 3D 点云上采样 (Cho 等, 2023)。葡萄牙电信研究院 F. Pereira 团队提出基于数据驱动的几何和颜色联合采样编码方法，在编码端使用体素化方式下采样待编码点云并送入编码器中进行编码，在解码端使用类似 U-Net 的上采样神经网络插值出高分辨率彩色点云 (Guarda, 2025)。

2) 质量增强方法。

日本东京农工大学 Yuichi Tanaka 团队将图像领域的 Multi-Wiener SURE-LET 去卷积方法推广至图信号处理领域，提出了一种基于图谱域的点云属性去模糊算法 (Yamamoto 等, 2016)，通过维纳滤波、子带分解与阈值处理，有效恢复模糊纹理，在多种三维模型上显著提升了三维点云的颜色重建质量。加拿大西蒙菲莎大学与美国约克大学 Ivan V. Bajic 团队提出了一种基于凸图信号平滑先验的三维点云颜色质量增强方法 (Dinesh 等, 2019)。该方法针对点云在采集过程中颜色信息受到高斯噪声污染的问题，通过构建 k 最近邻图来捕捉点云几何与颜色之间的关联性，并利用图拉普拉斯正则化作为先验，将去噪问题建模为最大后验概率估计问题。美国南加州大学 Antonio Ortega 团队提出了一种基于三维块相似性的图滤波点云颜色质量增强方法 (Watanabe 等, 2023)。该方法提出基于信号功率的自适应滤波器选择策略，自动确定低通滤波器的迭代次数以平衡去噪强度与细节保留。意大利都灵理工大学 Enrico Magli 团队提出了一种基于 k 近邻图的几何质量增强方法 (Irfan 等, 2021)。该方法针对点云几何噪声问题，利用颜色与几何之间的相关性，构建一个结合几何坐标与 RGB 颜色的六维特征空间来生成 k 最近邻图，并通过 Tikhonov 正则化或全变分正则化进行凸优化，使噪声点沿图结构向真实表面平滑移动。此外，该团队还提出了一种基于谱图小波变换的几何与颜色联合质量增强方法 (Irfan 等, 2021)。该方法基于几何信息与颜色属性之间的相关性，利用平滑信号能量集中在低频的特性，采用数据驱动的自适应软阈值处理谱图小波系数以去除噪声，最后通过逆变换得到去噪后的点云。美国密苏里大学堪萨斯城分校 Zhu Li 团队提出了基于稀疏卷积的点云属性去块效应方法 (Talha 等, 2024)。该方法通过稀疏卷积技术结合图傅里叶变换，将点云的属性进行去块效应处理，从而提高了三维点云的重建质量。此外，该团队还提出了 TSF-Net3D (Kathariya 等, 2024)，将视频编解码领域的 TSF-Net 方法扩展到三维点云属性增强。TSF-Net3D 采用稀疏卷积与多尺度特征学习，在三个尺度上进行特征提取，并通过通道级 Transformer 结构实现高效的信息聚合，有效去除了 G-PCC 压缩引入的颜色伪影。

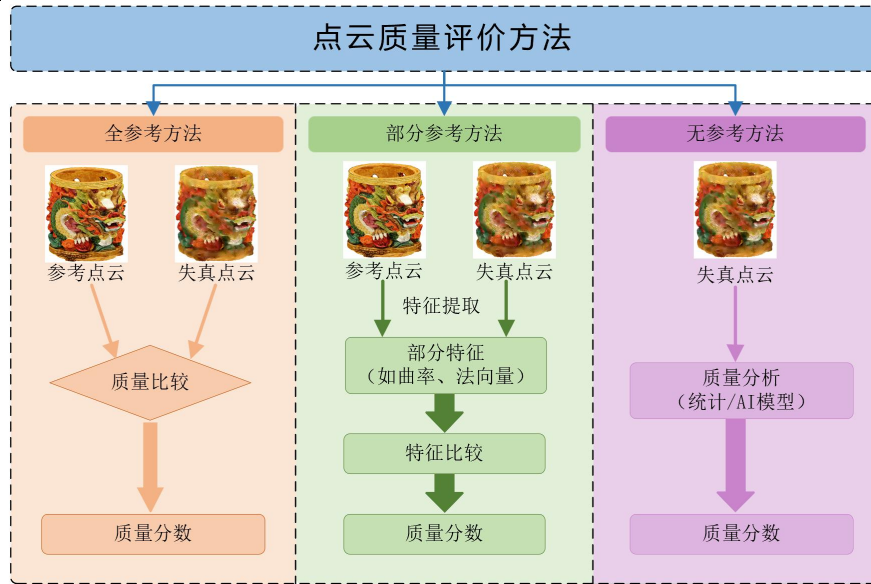


图 12. 三维点云质量评价方法示意

Fig.12 Schematic diagram of 3D point cloud quality assessment methods

1.2.3 质量评价

在三维点云的压缩编码与传输过程中不可避免地会受到各类失真影响，导致几何变形、颜色退化或空间分布不均等问题，严重影响用户的主观视觉体验。因此，研究客观、准确且高效的点云质量评价方法成为保障三维点云编码通信系统性能的关键。近年来，国际学术界围绕全参考（full-reference, FR）、部分参考（reduced-reference, RR）与无参考（no-reference, NR）三种评价范式展开了广泛而深入的研究，涌现出一批基于点（point-based）、基于投影（projection-based）及多模态（multi-modal）的创新性点云质量评价方法，如图 12 所示。

1) 全参考质量评价。

全参考质量评价需要同时获取原始参考点云和失真点云进行比较分析。

在基于点的方法研究中，美国 Google 公司 Philip A. Chou 团队率先提出了点到点（point-to-point, p2p）距离方法（Mekuria 等，2016），通过计算点云间欧氏距离来度量几何失真。随后，日本三菱电机研究实验室的 Tian 团队提出了基于点到平面（point-to-plane, p2pl）距离的几何失真度量方法（Tian 等，2017）。该方法创新性地利用点到平面距离衡量几何失真，在多尺度下分析局部平面结构，可以有效反映点云的几何保真度。动态图像专家组 MPEG 三维图形组已将 p2p 和 p2pl 作为点云几何失真度量的标准方法（MPEG 3DG Group, 2019）。瑞士洛桑联邦理工学院多媒体信号处理组的 Ebrahimi 团队则提出了基于角度相似性的点云质量评价方法（plane-to-plane, pl2pl）（Alexiou 等，2018），通过衡量局部邻域内法向量之间的角度变

化来捕捉点云的感知失真。法国里昂大学 LIRIS 实验室 Guillaume Lavoué 团队将基于网格结构失真测量（mesh structure distortion metric, MSDM）的方法扩展至三维点云，提出了基于局部曲率统计特性的质量评价方法，称为 PC-MSDM（Meynet 等，2019）。针对现有研究多关注几何失真而忽视颜色退化的局限，荷兰数学与计算机科学中心的 Pablo Cesar 团队提出了基于颜色统计的点云质量评价方法（Viola 等，2020），通过提取参考与失真点云的颜色统计特征来量化颜色损伤，并可与几何质量指标融合生成全局质量评分。巴西巴西利亚大学计算机科学系的 Mylène C. Q. Farias 团队（Diniz 等，2020；Diniz 等，2020；Diniz 等，2020；Diniz 等，2021；Diniz 等，2021；Diniz 等，2022）在该领域做出了系列贡献，先后提出了基于多距离、局部二值模式、局部亮度模式、感知颜色距离模式、基于颜色与几何纹理描述符的 BitDance 方法以及基于几何感知纹理描述符的质量评价方法。这些方法针对点分布不均的特点，改进了传统的图像特征描述符以适应点云邻域结构，通过提取并比较参考与失真点云的特征统计量实现质量评价。其中，BitDance 方法适用于几何与颜色退化程度不一致的场景；基于几何感知纹理描述符的方法则特别设计了能够融合局部几何结构信息的纹理描述符，提取几何感知纹理特征统计量，并结合优化的距离度量与回归模型构建客观质量预测框架。此外，法国里昂大学 LIRIS 实验室的 Guillaume Lavoué 团队还提出了 PCQM 方法（Meynet 等，2020），将几何特征与颜色特征进行最优加权融合。葡萄牙里斯本高等技术学院与电信研究所的 João Ascenso

团队则提出了基于广义 Hausdorff 距离、马氏距离以及改进 PSNR 的多种点云几何质量评价方法 (Javaheri 等, 2020; Javaheri 等, 2020; Javaheri 等, 2020), 并进一步提出了基于点分布的几何与颜色联合质量评价方法 (Javaheri 等, 2021)。该方法利用马氏距离的尺度不变特性, 分别度量点在几何和颜色上的局部分布失真, 并通过融合两者构建联合质量指标, 实现了对点云几何结构与颜色信息退化的综合评价。瑞士洛桑联邦理工学院多媒体信号处理组 Alexiou 团队开发了面向点云结构相似性的 PointSSIM 方法 (Alexiou 等, 2020), 其设计思想类似于经典的结构相似性指数 (structural similarity index, SSIM)。法国奥尔良大学 PRISME 实验室的 Frédéric Dufaux 团队则探索了基于卷积神经网络 (convolutional neural network, CNN) 和支持向量回归 (support vector regression, SVR) 的机器学习方法 (Chetouani 等, 2021; Chetouani 等, 2022), 通过提取几何、曲率和颜色差异特征进行质量预测。该团队还提出了基于深度特征交叉的质量评价方法 (Tliba 等, 2022), 采用双分支残差置换不变神经网络实现端到端的全参考质量预测。日本 KDDI Research 公司与美国南加州大学的 Antonio Ortega 团队提出了基于 SVR 的全参考点云质量评价方法 (Watanabe 等, 2023), 系统性地采用几何与颜色失真相关的五类全参考指标作为支持向量回归器的输入, 构建了有效的质量预测模型。

在基于投影的研究方向上, 瑞士洛桑联邦理工学院 Ebrahimi 团队提出了基于体素化投影的质量评价方法 (Torlig 等, 2018), 通过实时将三维点云体素化并投影到二维平面, 生成可交互的二维视图, 利用成熟的 2D 图像质量度量模型对投影图像进行评价。加拿大女王大学的 Javaheri 团队针对传统投影类指标存在的参考图像与失真图像投影错位问题, 提出了基于几何与颜色联合投影的质量评价方法 (Javaheri 等, 2022)。该方法通过协同对齐几何与颜色的投影视图, 显著提升了主观感知与客观评分的相关性。瑞士洛桑联邦理工学院 Ebrahimi 团队在此基础上发展了多尺度点云结构相似性质量评价方法 MS-PointSSIM (Lazzarotto 等, 2023), 在不同体素化精度下对参考与失真点云进行多尺度结构相似性计算。荷兰数学与计算机科学中心 Pablo Cesar 团队提出了基于主成分分析 (principal components analysis, PCA) 描述符的 PointPCA 方法 (Alexiou 等, 2024), 针对几何与纹理数据分别进行 PCA 分

解, 提取具有感知相关性的局部形状与外观统计特征。该团队进一步扩展了这一工作, 提出了 PointPCA+方法 (Zhou 等, 2023), 仅在几何数据上应用 PCA, 并通过更高效的计算方式和特征选择模块增强评价性能。美国南加州大学与美国 KDDI Research 公司的 Antonio Ortega 团队则首次将谱图小波 (spectral graph wavelets, SGW) 引入点云质量评价 (Watanabe 等, 2024), 提取参考与失真点云在坐标和颜色信号上的 SGW 系数并进行比较, 构建了新的质量测度。

多模态全参考评价方法代表了更综合的研究方向。巴西巴西利亚大学的 Mylene C. Q. Farias 团队提出了融合投影、几何与纹理相似性的点云质量评价方法 (Freitas 等, 2023)。该方法将点云投影为三维空间中的 2D 流形, 生成包含纹理信息的纹理图, 并采用多尺度旋转不变的主导旋转局部二值模式提取统计特征以计算纹理相似性, 同时使用纯几何距离度量几何相似性, 最后通过堆叠回归器融合实现质量预测。

2) 部分参考质量评价。

部分参考质量评价方法仅需从参考点云中提取有限的辅助信息进行质量评价。荷兰数学与计算机科学中心的 Pablo Cesar 团队从参考点云中提取几何、颜色和法向量的统计特征作为辅助信息, 在接收端评价压缩编码导致的视觉质量退化 (Viola 等, 2020)。摩洛哥穆罕默德五世大学的 Hocine Cherifi 团队则提出了基于马氏距离的点云质量评价方法 (Laazoufi 等, 2022), 通过提取参考与失真点云的几何及感知属性 (如熵、均值、标准差、偏度、峰度等) 构建特征向量, 利用马氏距离计算两特征向量间的感知差异, 并采用随机森林回归器预测质量得分。

3) 无参考质量评价。

无参考点云质量评价方法在原始参考点云不可用的情况下进行盲评, 近年来受到越来越多的关注。

在基于点的研究中, 法国奥尔良大学 PRISME 实验室与法国巴黎-萨克雷大学 Aladine Chetouani 团队提出了基于深度学习的无参考点云质量评价方法 (Chetouani 等, 2021), 从局部邻域块中提取几何距离、局部曲率和亮度值等低层特征, 再利用深度神经网络学习这些特征到主观平均意见分 (mean of opinion scores, MOS) 之间的映射关系。法国巴黎-萨克雷大学 Frédéric Dufaux 团队则提出了基于表示学习优化的无参考评价方法 (Tliba 等, 2022), 通过端到端深度网络从随机选取的少量远距离局部点

表 4 国际质量评价研究归纳

Table 4 Overview of international quality assessment research

方法	几何编码	基础框架	发表期刊或会议
Mekuria 等人 (Mekuria 等, 2016)	全参考	传统方法	ISO/IEC
Tian 等人 (Tian 等, 2017)	全参考	传统方法	ICIP
动态图像专家组 MPEG 三维图形组 (MPEG 3DG Group, 2019)	全参考	传统方法	ISO/IEC
Alexiou 等人 (Alexiou 等, 2018)	全参考	传统方法	ICME
Meynet 等人 (Meynet 等, 2019)	全参考	传统方法	QoMEX
Viola 等人 (Viola 等, 2020)	全参考	传统方法	SPL
Diniz 等人 (Diniz 等, 2020)	全参考	传统方法	ICIP
Diniz 等人 (Diniz 等, 2020)	全参考	传统方法	QoMEX
Diniz 等人 (Diniz 等, 2020)	全参考	传统方法	MMSP
Diniz 等人 (Diniz 等, 2021)	全参考	传统方法	EI
Diniz 等人 (Diniz 等, 2021)	全参考	传统方法	SPL
Diniz 等人 (Diniz 等, 2022)	全参考	传统方法	Computers & Graphics
Meynet 等人 (Meynet 等, 2020)	全参考	传统方法	QoMEX
Javaheri 等人 (Javaheri 等, 2020)	全参考	传统方法	QoMEX
Javaheri 等人 (Javaheri 等, 2020)	全参考	传统方法	ICIP
Javaheri 等人 (Javaheri 等, 2020)	全参考	传统方法	SPL
Javaheri 等人 (Javaheri 等, 2021)	全参考	传统方法	MMSP
Alexiou 等人 (Alexiou 等, 2020)	全参考	传统方法	ICMEW
Chetouani 等人 (Chetouani 等, 2021)	全参考	传统方法	MMSP
Chetouani 等人 (Chetouani 等, 2022)	全参考	传统方法	EI
Tliba 等人 (Tliba 等, 2022)	全参考	传统方法	QoE-VMA
Watanabe 等人 (Watanabe 等, 2023)	全参考	传统方法	ICIPCW
Torlig 等人 (Torlig 等, 2018)	全参考	传统方法	SPIE
Javaheri 等人 (Javaheri 等, 2022)	全参考	传统方法	Access
Lazzarotto 等人 (Lazzarotto 等, 2023)	全参考	传统方法	MMSP
Alexiou 等人 (Alexiou 等, 2024)	全参考	传统方法	EURASIP
Zhou 等人 (Zhou 等, 2023)	全参考	传统方法	ICIPCW
Watanabe 等人 (Watanabe 等, 2024)	全参考	传统方法	ICIP
Freitas 等人 (Freitas 等, 2023)	全参考	传统方法	The Visual Computer
Viola 等人 (Viola 等, 2020)	部分参考	传统方法	SPL
Laazoufi 等人 (Laazoufi 等, 2022)	部分参考	传统方法	SITIS
Chetouani 等人 (Chetouani 等, 2021)	无参考	学习方法	ICMEW
Tliba 等人 (Tliba 等, 2022)	无参考	学习方法	ICIP
Watanabe 等人 (Watanabe 等, 2023)	无参考	传统方法	ICIPCW
Bourbia 等人 (Bourbia 等, 2023)	无参考	学习方法	CBMI
Tliba 等人 (Tliba 等, 2023)	无参考	学习方法	ICAASP
Tliba 等人 (Tliba 等, 2023)	无参考	学习方法	GRETSI
Bourbia 等人 (Bourbia 等, 2022)	无参考	学习方法	QoMEX
Bourbia 等人 (Bourbia 等, 2022)	无参考	学习方法	VISIGRAPP
Bourbia 等人 (Bourbia 等, 2023)	无参考	学习方法	Access
Messai 等人 (Messai 等, 2023)	无参考	学习方法	ICIPCW

表 4 国际质量评价研究归纳 (续)

Table 4 Overview of international quality assessment research (continued)

方法	几何编码	基础框架	发表期刊或会议
Tliba 等人 (Tliba 等, 2024)	无参考	学习方法	ICASSP
Zhou 等人 (Zhou 等, 2024)	无参考	学习方法	QoE-VMA
Zhou 等人 (Zhou 等, 2024)	无参考	学习方法	ACM MM
Chatterjee 等人 (Chatterjee 等, 2024)	无参考	学习方法	IPTA
Gupta 等人 (Gupta 等, 2025)	无参考	学习方法	ICIP

云块中提取特征,充分挖掘点云内在结构特性。日本 KDDI Research 公司与南加州大学的 Antonio Ortega 团队提出了基于支持向量回归的无参考评价方法 (Watanabe 等, 2023),在无参考场景下基于点云构建图结构并提取图特征用于质量预测。摩洛哥穆罕默德五世大学的 Mohammed El Hassouni 团队提出了面向几何失真的多流无参考点云质量评价方法 (Bourbia 等, 2023),采用端到端的点基多流模型,融合点云的法向量、曲率和几何坐标以捕捉几何退化特征。法国巴黎-萨克雷大学 Frédéric Dufaux 团队还提出了基于图神经网络的 PCQA-GraphPoint 方法和基于 Transformer 架构的新型评价方法 (Tliba 等, 2023; Tliba 等, 2023)。前者通过构建点云局部邻接图利用图神经网络 (graph neural networks, GNN) 学习点之间内在的几何结构依赖关系;后者则通过注意力机制学习局部语义关联,并在多层级上自适应融合几何与颜色信息。荷兰数学与计算机科学中心的 Pablo Cesar 团队系统考察了常用于全参考点云质量评价的几何与纹理特征在无参考场景下的适用性 (Smitskamp 等, 2023)。摩洛哥穆罕默德五世大学 LRIT 实验室的 Mohammed El Hassouni 团队提出了基于一维卷积神经网络的无参考评价方法 (Laazoufi 等, 2024, 将 ImageNet 预训练的二维卷积神经网络模型迁移至一维卷积神经网络以提取语义特征。该团队还提出了基于 3D 视觉显著性与自然场景统计 (natural scene statistics, NSS) 引导的多任务深度学习无参考评价方法 (Bourbia 等, 2024; Bourbia 等, 2025),将 NSS 特征估计作为辅助任务,与主质量预测任务共同训练,通过多任务学习机制增强模型对点云自然性与退化特征的联合表征能力。

基于投影的无参考评价研究中,摩洛哥穆罕默德五世大学 LRIT 实验室 Mohammed El Hassouni 团队提出了基于 Transformer 与视觉显著性的方法 (Bourbia 等, 2022),通过多视角渲染生成点云的二维投影,并结合显著性图加权突出人眼关注区域。

他们还提出了基于卷积神经网络的无参考投影式评价方法 (Bourbia 等, 2022),将点云多视角投影为二维图像,并利用基于 VGG-16 的深度卷积神经网络结合迁移学习提取视觉特征。随后,该团队进一步提出了基于多视角投影与深度卷积神经网络的评价方法 (Bourbia 等, 2023),通过透视投影将点云渲染为多个 2D 视图,并将其分割为图像块输入 CNN。法国里昂大学的 Yann Gavet 团队则创新性地引入频率幅值作为表征压缩引起的空间退化模式的指标,结合几何与颜色信息,并采用轻量级混合深度模型实现特征提取与质量预测 (Messai 等, 2023)。Frédéric Dufaux 团队针对深度网络在投影图像识别中偏向全局语义而忽略局部退化细节的问题,提出了兼顾表征抽象与局部细节保留的质量评价方法 (Tliba 等, 2024),采用双分支监督与无监督联合训练策略。

多模态无参考评价方法代表了该领域的前沿方向。荷兰数学与计算机科学中心的 Pablo Cesar 团队提出了视觉显著性引导的多模态无参考点云质量评价方法 ViSam-PCQA (Zhou 等, 2024)。该方法将点云投影为二维纹理、深度和法向图,并基于纹理图生成显著性图,结合深度信息进行优化,随后利用 Transformer 融合三个模态的高层特征。他们还提出了多任务引导的多模态无参考评价方法 M3-Unity (Zhou 等, 2024),通过几何、颜色等四种跨维度模态表征点云,引入注意力机制建立三维与二维局部块间的内外关联。比利时鲁汶大学的 Last Author 团队提出了多模态混合的无参考点云质量评价框架 MHyNet-PC (Chatterjee 等, 2024),融合二维与三维双模态特征。美国德克萨斯大学奥斯汀分校与瑞典爱立信研究院的 Alan C. Bovik 团队则首次将多模态大模型 (large multimodal model, LMM) 引入三维点云质量评价 (Gupta 等, 2025),通过融合文本描述、二维投影图像和三维点云视图等多种模态信息,实现端到端的质量预测。

1.2.4 传输控制

三维点云的传输控制主要包括两个方面。一是在给定信道带宽的条件下,如何控制编码器的参数,使得编码码流符合目标码率,即码率控制,如图 13 所示;二是设计联合信源信道编码方法(即狭义上的语义通信),使得编码码流能够有效抵抗信道噪声,如图 14 所示,避免“悬崖效应”,即信道噪声过大导致终端接收的码流完全无法解码,仅当信道的信噪比大于某个阈值后,终端码流才可正确解码。

1) 码率控制。

在码率控制方面,美国纽约州立大学和罗格斯大学团队 Yao Liu 团队联合提出了一种基于频域的低延时码率分配方法(Wang 等, 2023),通过将动态点云数据转换为一维频域向量,并使用两个单层线性回归模型来估计几何和属性信息的码率,以实现比特分配。美国密苏里大学堪萨斯城分校 Zhu Li 团队提出了一种针对 V-PCC 的码率控制方法(Li 等, 2020),首先提出了几何和属性之间的视频级比特分配算法,并依次进行图像组(group of picture, GOP)级,帧级和基本单元级比特分配;然后在基本单元级层面,对未占用像素的基本单元不分配比特并忽略其失真;最后在同一层级结构内,寻找上一帧中内容相似的对应基本单元来更新码率模型,提高预测精度。Kenji Nonaka 团队提出一种基于 G-PCC 八叉树编码的码率控制方法(Hanaoka 等, 2025),引入自适应最小均方算法(least mean squares, LMS),利用帧间相关性更新码率模型参数,在此基础上提出动态量化步长控制策略,根据码率误差的变化趋势调整 LMS 的更新步长,实现精确的码率控制。

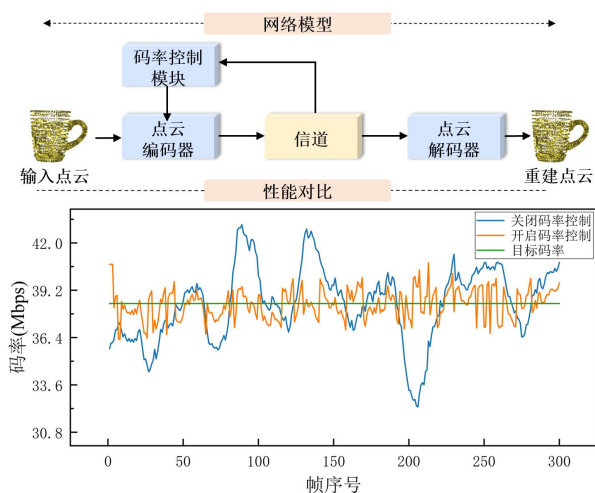


图 13. 码率控制示意图
Fig.13 Schematic diagram of rate control

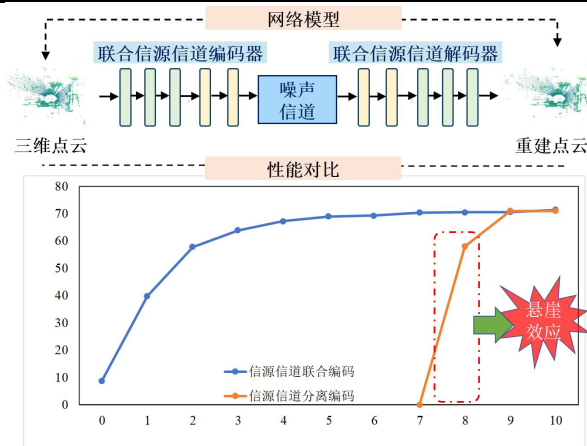


图 14. 联合信源信道编码
Fig.14 Joint source-channel coding

2) 联合信源信道编码。

在联合信源信道编码方面, Deniz Gündüz 团队首次提出了针对三维点云的联合信源信道编码技术(Bian 等, 2024),设计了一种新颖的信噪比(signal-to-noise ratio, SNR)自适应模块,使得训练后的模型在不同 SNR 条件下都能得到较高的重建质量。Takashi Watanabe 团队提出了基于图自编码器架构的三维点云联合信源信道编码方法(Ibuki 等, 2025),并通过模拟调制直接映射到传输符号,并包含非均匀丢弃机制,提供无速率特性,使点云质量能够随着可用带宽的增加而渐进式增强。

2 国内研究进展

2.1 产业界(国内标准组织)研究进展

国内产业界在点云压缩领域也开展了系统性研究,逐步构建起以传统编码方法为基础、端到端深度学习方法为前沿的技术体系,并依托中国音视频编解码标准工作组(audio video coding standard workgroup of china, AVS)推动技术标准制定工作。当前,国内研究主要聚焦于物体点云压缩与雷达点云压缩两个任务方向,形成了“传统方法夯实基础、深度学习引领创新、标准建设推动落地”的发展格局。

在国内,点云压缩的标准化工作主要由 AVS 工作组主导,旨在建立自主可控的三维点云编码标准,减少对 MPEG G-PCC 等国际标准的依赖。AVS 点云压缩标准已形成较为完整的几何与属性压缩框架,涵盖静态与动态点云的编码需求。

在几何编码方面, AVS 采用“八叉树划分”与“预测树”相结合的混合策略。八叉树方法通过隐式分区生成占用码,结合上下文自适应二进制算术编码算法(context adaptive binary arithmetic coding, CABAC)实现高效压缩,尤其适用于稀疏点云。为

提升编码效率, AVS 引入了孤立点模式和平面模式, 分别优化稀疏区域与近似平面区域的表示。预测树则适用于低延迟场景, 通过邻近点的空间预测减少冗余信息。为进一步提升复杂几何结构的压缩性能, 北京大学高伟团队提出了基于几何预测树的残差编

码优化方法 (Qin 等, 2022), 显著提升了率失真性能。值得注意的是, AVS PCC 在设计过程中充分考虑了雷达点云数据特点, 北京大学李革团队针对高楼密集、道路交错等典型场景优化了码率控制方案 (Wang 等, 2023)。

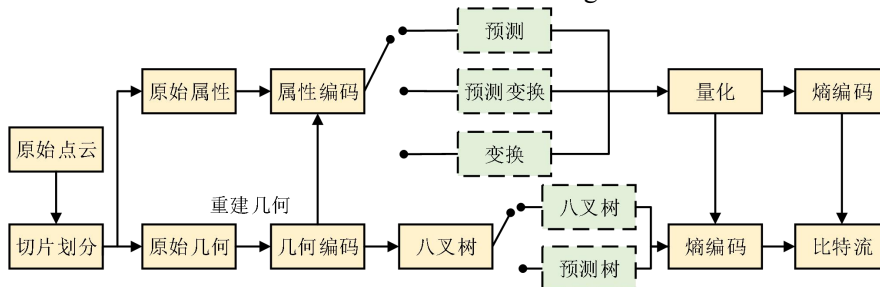


图 15. AVS 三维点云编码标准结构示意图

Fig.15 Structure of the AVS 3D point cloud coding standard

在属性编码方面, AVS 支持多层变换方法与插值预测方法。多层变换方法基于 Hilbert 或 Morton 空间填充曲线构建层级结构, 利用小波变换提取 DC 和 AC 系数进行逐层编码; 插值预测方法则在空间邻域内进行属性预测, 结合跨属性预测与 LoD 结构提升压缩效率。北京大学深圳研究生院高伟团队提出了基于自适应上下文模型的点云属性熵编码方法 (Ma 等, 2021)、基于变换系数的属性熵编解码器 (Ma 等, 2021), 以及针对点云颜色属性的熵编码方案 (Ma 等, 2021; Ma 等, 2021), 有效提升了属性压缩的精度与效率。此外, 在标准中还创新性地提出了“语义辅助压缩”机制, 即在编码前引入轻量级语义分割网络, 识别车辆、行人、建筑等关键语义类别, 并根据不同类别设定差异化的量化参数与编码模式。该方法在保持关键目标质量的同时, 显著降低了整体码率, 尤其适用于自动驾驶等对目标识别精度要求高的场景。此外, AVS PCC 标准草案配套提供了开源测试模型与参考软件 (《信息技术 时空图形数据编码 第 2 部分: 点云》, 2024), 极大降低了产业界的技术接入门槛, 加速了技术落地与生态构建。

此外, AVS 也正在探索制定基于端到端深度学习的点云压缩标准, 称为 AVS AI-PCC, 以期突破传统方法在率失真性能上的瓶颈。围绕 AI-PCC 北京大学深圳研究生院、腾讯公司、鹏城实验室、西安电子科技大学、山东大学等提出多种创新编码方案, 积极推动 AVS AI-PCC 标准制定工作。典型架构采用分层潜变量模型与自回归先验, 通过编码器将点云映射为低维潜在表示, 解码器负责重建几何结构, 并利用超先验网络建模潜在特征的空间相关性, 实现高效熵编码。AVS AI-PCC 当前的重点研究方向包括: 基于超分轻量级上采样网络的压缩、码率控制优化、基于隐式神经表示的压缩, 以及面

向渲染的压缩。在具体技术提案中, 多项研究成果已进入标准探索实验 (engineering estimate, EE) 阶段。例如, 提案 (AVS 点云标准组, 2025) 提出基于轻量化超分网络的点云几何无损压缩算法, 通过内容自适应的上采样实现高效重建; 提案 (AVS 点云标准组, 2025; AVS 点云标准组, 2024) 进一步优化该框架, 形成多版本技术报告, 推动标准化进程。在动态点云压缩方面, 提案 (AVS 点云标准组, 2025; AVS 点云标准组, 2025) 提出基于动态路由的几何压缩与码率控制方法, 最终结合非均匀八分组技术, 实现了统一的有损与无损压缩方案。在前沿探索上, 提案 (AVS 点云标准组, 2025) 提出基于隐式神经表示的动态点云无损压缩, 利用神经网络隐式表达点云几何结构, 具备高重建精度与低存储开销的潜力。同时, 提案 (AVS 点云标准组, 2025) 聚焦于面向渲染的属性压缩, 通过优化颜色、反射率等属性的编码策略, 显著提升虚拟现实 (virtual reality, VR) /增强现实 (augmented reality, AR) 场景下的视觉质量与沉浸感。为支撑算法评估与标准化进程, 北京大学深圳研究生院高伟团队构建了端到端的动态点云压缩数据集与基准测试平台 (Xie 等, 2025), 为各类算法的公平比较与持续优化提供了重要支撑。该平台涵盖多种典型场景与评价指标, 已成为 AVS AI-PCC 标准评估的核心工具。相较于 G-PCC 和 V-PCC, 目前的代表性方案可以使压缩效率提升约 30%~50% (Ma 等, 2025; Li 等, 2024)。针对自动驾驶中雷达点云的特殊结构, 一些代表性研究工作强调“场景驱动”与“实时优先”, 力求在压缩效率与编解码延迟之间取得平衡。2025 年 7 月, AVS 启动 AI-PCC 的提案征集 (call for proposals, CFP) (AVS 点云标准组, 2025) 与通

用测试条件 (common test conditions, CTC) (AVS 点云标准组, 2025) 制定, 明确以 KITTI、Ford、Livox 等典型雷达数据集为测试基准, 推动深度学习方法在该领域的应用。在几何压缩方面, 中山大学郭裕兰与鹏城实验室联合团队 (AVS 点云标准组, 2025) 提出基于体素重稠密化的实时压缩方法, 通过“下采样-特征提取-上采样”流程, 在保证实时性的前提下实现接近 20% 的 BD-rate 增益。另一类方法利用 LiDAR 的球面扫描特性, 将点云转换至球坐标系建模。山东大学元辉团队 (AVS 点云标准组, 2025) 提出的 LPCM 方案设计预测树结构捕捉角度间的长期相关性, 并引入变分半径压缩与差异化量化策略, 显著提升失真性能。在动态点云压缩方面, 中山大学郭裕兰、北京大学深圳研究生院高伟、鹏城实验室联合团队等人 (AVS 点云标准组, 2025) 提出基于相关性扩散的分层预测八叉树方法, 通过树状迭代匹配机制建立跨帧节点对应关系, 有效挖掘时间维度的结构相似性, 实现高效动态压缩。在属性压缩方面, 北京大学深圳研究生院李革和鹏城实验室联合团队 (AVS 点云标准组, 2024) 提出基于分层注意力的属性编码方案, 利用希尔伯特排序实现点云有序化处理, 结合注意力网络建模反射率等属性的概率分布, 支持无损与有损编码模式。北京大学深圳研究生院李革和鹏城实验室联合团队 (AVS 点云标准组, 2025) 则提出一种基于 LoD 的属性压缩方法, 将点云划分为多个细节层次, 构建多级参考集作为上下文, 显著提升熵模型的准确性。此外, 针对雷达点云分布不均的特性, 隐式压缩思路展现出独特优势。北京大学深圳研究生院李革和鹏城实验室联合团队 (AVS 点云标准组, 2025) 提出的基于隐式压缩的增强层, 可用于低码率雷达点云的后处理, 进一步提升重建质量。总体来看, 国内在雷达点云压缩编码领域已形成以深度学习为核心、兼顾实时性与压缩效率的技术路径, 在特定应用场景下达到国际先进水平。

综上所述, 中国在点云压缩领域的研究已形成系统化、协同化的发展格局。以 AVS 标准体系为牵引, 传统编码方法在几何与属性压缩方面持续优化, 夯实了技术基础。以北京大学深圳研究生院、腾讯公司、鹏城实验室、西安电子科技大学、中山大学、南京大学、山东大学等为代表的高校与企业联合攻关, 在端到端深度学习压缩算法上取得突破性进展, 尤其在自动驾驶雷达点云压缩领域展现出独特优势。未来, 随着 5G/6G 通信、车路协同与元宇宙等应用

的深入普及, 点云压缩技术将面临更高实时性、更低码率与更强语义理解能力的挑战。同时, AVS 标准的持续迭代与开源生态的完善, 将为点云技术的规模化应用提供坚实支撑, 助力中国在全球三维视觉编码通信领域占据领先地位。

2.2 学术界研究进展

2.2.1 压缩编码方法

点云作为三维世界的核心数字载体, 其数据的无序性与稀疏性给高效压缩带来了本质挑战, 国内研究者们为此贡献了大量开创性工作 (Wang 等, 2025; Gao 等, 2025)。纵观国内研究发展脉络, 针对点云压缩的探索主要围绕两条主线展开: 几何信息编码与属性信息编码。

1) 几何有损编码方法。

自编码器是一种经典的编码范式, 目前在点云几何有损编码领域已得到广泛的研究。自编码器在编码端使用堆叠的神经网络模型提取待编码信源的潜在表示, 然后借助熵模型建模该潜在表示的概率分布实现潜在表示的高效熵编码; 在解码端, 则基于神经网络模型对潜在表示的映射来重建点云。然而, 点云数据与传统的图像数据存在本质区别, 它缺乏规整的网格结构, 这使得传统的卷积神经网络难以直接应用。为了应对这一挑战, 研究者们开始探索一种直接处理原始点集的方法。因此, 不依赖于结构化预处理、直接在三维空间中对稀疏无序的点进行操作的“点模型”, 成为一种直接且符合数据本质的解决方案。

这一思路的奠基之作是 PointNet 与 PointNet++。它们通过共享的多层感知机独立处理每个点, 再利用对称函数 (如最大池化) 聚合全局信息, 巧妙地解决了点集的无序性问题。这一思路为直接从点云中学习特征开辟了道路, 国内后续的大量研究工作都深受其启发, 核心思想均是围绕如何更有效地利用点间相关性来提取局部特征, 并最终实现数据压缩。

在此基础上, 国内研究团队展开了丰富的探索。例如, 北京大学李革团队首次将变分自编码器引入点云几何压缩领域 (Yan 等, 2019)。随后, 浙江大学刘勇团队在自编码器架构的基础之上融入多尺度特征提取与分层重建的思想 (Huang 等, 2019)。北京大学高文院士团队提出了另一种多尺度端到端的几何压缩框架 (Xu 等, 2022), 利用 Point Transformer 提取全局特征, 再通过多尺度邻居嵌入策略捕捉细节, 最后在解码端借助基于局部和全局特征的图形

空间扩展进行高质量重建。上海交通大学徐异凌团

表 5 国内几何压缩编码研究归纳

Table 5 Overview of domestic geometry compression research

方法	任务类型	基础框架	发表期刊或会议
Yan 等人 (Yan 等, 2019)	几何有损	点	ArXiv
Huang 等人 (Huang 等, 2019)	几何有损	点	ACM MM
Xu 等人 (Xu 等, 2022)	几何有损	点	ICIP
Gao 等人 (Gao 等, 2021)	几何有损	点	ICIP
Liang 等人 (Liang 等, 2022)	几何有损	点	ICMR
Zhang 等人 (Zhang 等, 2022)	几何有损	点	APCCPA
Shen 等人 (Shen 等, 2024)	几何有损	点	TMM
You 等人 (You 等, 2021)	几何有损	点	ACM MMAsia
IPDAE (You 等, 2022)	几何有损	点	APCCPA
Huang 等人 (Huang 等, 2023)	几何有损	点	ICIG
He 等人 (He 等, 2022)	几何有损	点	CVPR
msLPCC (Wang 等, 2024)	几何有损	点	AAAI
Pointsoup (You 等, 2024)	几何有损	点	IJCAI
Wang 等人 (Wang 等, 2021)	几何有损	体素	TCSVT
PCGCv2 (Wang 等, 2021)	几何有损	体素	DCC
PCGFormer (Liu 等, 2022)	几何有损	体素	VCIP
Lu 等人 (Lu 等, 2024)	几何有损	体素	Electron. Lett.
SAS-VAE (Chen 等, 2024)	几何有损	体素	TBC
Yu 等人 (Yu 等, 2023)	几何有损	体素	ICME
Yu 等人 (Yu 等, 2025)	几何有损	体素	TMM
SparsePCGC (Wang 等, 2022)	几何有损	体素	TPAMI
UniPCGC (Wang 等, 2025)	几何有损	体素	AAAI
D-DPCC (Fan 等, 2022)	几何有损	体素	IJCAI
Xia 等人 (Xia 等, 2023)	几何有损	体素	ACM MM
DPCC-STTM (Zhou 等, 2024)	几何有损	体素	DCC
patchDPCC (Pan 等, 2024)	几何有损	体素	AAAI
AdaDPCC (Zhang 等, 2025)	几何有损	体素	AAAI
FMT-DPCC (Deng 等, 2025)	几何有损	体素	ArXiv
ScanPCGC (Deng 等, 2024)	几何有损	体素	ICASSP
ViewPCGC (Zheng 等, 2024)	几何有损	体素	ACM MM
RENO (You 等, 2025)	几何有损	体素	CVPR
suLPCC (Wang 等, 2025)	几何有损	体素	TII
DeepPCC (Zhang 等, 2024)	几何有损	体素	TETCI
YOGA (Zhang 等, 2023)	几何有损	体素	ACM MM
Unicorn (Wang 等, 2025)	几何无损及有损	体素	TPAMI
Sun 等人 (Sun 等, 2019)	几何有损	二维投影	RAL
Sun 等人 (Sun 等, 2020)	几何有损	二维投影	RAL
Zhao 等人 (Zhao 等, 2022)	几何有损	二维投影	TBC
Li 等人 (Li 等, 2019)	几何有损	二维投影	TIP
Li 等人 (Li 等, 2020)	几何有损	二维投影	TMM

表 5 国内几何压缩编码研究归纳 (续)

Table 5 Overview of domestic geometry compression research (continued)

方法	任务类型	基础框架	发表期刊或会议
Xiong 等人 (Xiong 等, 2021)	几何有损	二维投影	TCSVT
Xiong 等人 (Xiong 等, 2022)	几何有损	二维投影	TMM
R-PCC (Wang 等, 2022)	几何有损	二维投影	ICRA
Zhao 等人 (Zhao 等, 2022)	几何有损	二维投影	TCSVT
VoxelContext-Net (Que 等, 2021)	几何无损	八叉树	CVPR
OctAttention (Fu 等, 2022)	几何无损	八叉树	AAAI
OctFormer (Cui 等, 2023)	几何无损	八叉树	AAAI
Fan 等人 (Fan 等, 2023)	几何无损	八叉树	TCSVT
ECM-OPCC (Jin 等, 2024)	几何无损	八叉树	ICASSP
EHEM (Song 等, 2023)	几何无损	八叉树	CVPR
Sun 等人 (Sun 等, 2024)	几何无损	八叉树	JETCAS
Sun 等人 (Sun 等, 2024)	几何无损	八叉树	SPL
PVContext (Zhang 等, 2024)	几何无损	八叉树	ArXiv
GAEM (Cui 等, 2025)	几何无损	八叉树	TCSVT
GCFI-Net (Wang 等, 2025)	几何无损	八叉树	TMC
TopNet (Wang 等, 2025)	几何无损	八叉树	CVPR
STAEM (Song 等, 2023)	几何无损	八叉树	ICME
Zuo 等人 (Zuo 等, 2023)	几何无损	八叉树	VCIP
Sun 等人 (Sun 等, 2023)	几何无损	八叉树	VCIP
DAPCC (Cui 等, 2025)	几何无损	八叉树	TGRS
DuOct (Cui 等, 2024)	几何无损	八叉树	ICRA
Lin 等人 (Lin 等, 2023)	几何无损	八叉树	ICASSP
Song 等人 (Song 等, 2021)	几何无损	八叉树	ICME

队则提出一种基于神经图采样的编码方法 (Gao 等, 2021), 通过点对点的欧几里得距离为每个点构建局部图, 在编码端利用多尺度邻域聚合方法提取潜在特征, 并借助超先验模型进行熵编码。

然而, 研究者们很快发现, 仅仅依赖固定的局部聚合操作, 难以捕捉点与点之间更长程、更复杂的依赖关系。为了突破这一瓶颈, 引入注意力机制与 Transformer 成为关键一步。例如, 中山大学梁凡团队提出一种完全由多层感知机和注意力模块组成的自编码器 (Liang 等, 2022), 验证了注意力机制作为核心构件的潜力。随后, 杭州师范大学丁丹丹团队提出将 Transformer 模块嵌入到多尺度架构中, 使其能在不同尺度下提取并增强用于熵编码的有效特征 (Zhang 等, 2022)。同济大学吴俊团队 (现复旦大学) 则进一步深化了这种思想, 其提出的基于关系感知的 Transformer 结构能够在几何与特征双重空间中聚合邻居关系, 并通过基于注意力的反卷

积模块解决重建点云中的局部重复模式问题 (Shen 等, 2024)。

尽管“点模型”在网络结构上不断演进, 但也暴露出其表达能力和可扩展性的局限。当点云规模从数千跃升至数百万级别时, 依赖固定半径或邻居数量的局部聚合操作, 无论在计算成本还是在捕捉宏大全局结构的能力上, 都面临显著挑战。

为了应对这一挑战, 国内的一些研究者们开始采用基于分块 (patch-based) 的策略, 这种方法通过将庞大点云分解为多个独立的、小规模局部块进行处理, 有效缓解了点模型在处理大规模数据时的扩展性问题。例如, 南京航空航天大学高攀团队提出一种基于分块策略的自编码器 (You 等, 2021), 使用最远点采样与 k 最近邻算法进行块划分, 并对每个块独立编解码。其改进版本 IPDAE (You 等, 2022) 中, 进一步引入八叉树编码压缩中心点、利用可学习上下文模型进行熵编码、乃至通过对抗性

网络优化重建均匀性,形成了一套成熟的压缩流程。针对激光雷达点云的数据特性,深圳大学王妙辉团队则提出了一种有序分块算法(Huang等,2023),保证了块处理的高效与并行。

在解决核心问题的同时,一些研究也向着更具体、更实际的应用场景分化。例如,复旦大学薛向阳团队提出一种能够保留局部密度信息的编码方法(He等,2022),通过精巧的嵌入方式和上采样模块设计,解决了现有工作中常见的点簇集聚问题。深圳大学谢伍媛团队提出的msLPCC框架(Wang等,2024),通过多层解耦实现了可伸缩的重建质量,满足了不同应用场景的带宽需求。南京航空航天大学高攀团队提出的Pointsoup方法(You等,2024),则从传统的Trisoup编码器中汲取灵感,在实现高性能的同时,将极低的解码延迟作为核心优化目标。

面对包含数百万个点的大规模点云,将无序点云体素化构建为规整的三维体素,是一种更具扩展性的处理思路。

例如,南京大学马展团队的早期工作提出了一种端到端的点云几何学习压缩框架(Wang等,2021),将点云中的点表示为三维空间中的体素,随后通过堆叠的三维卷积提取紧凑的潜在特征,最后使用熵模型和算术编码器来对隐空间变量进行编码。然而,传统的三维卷积对感受野内的所有体素进行操作以预测其占用状态(0或1),而不区分体素是否被占用,这导致了高昂的计算复杂度。针对该问题,南京大学马展团队提出了PCGCv2(Wang等,2021),首次将稀疏张量以及对应的稀疏卷积引入到点云几何编码领域中。三维点云的稀疏张量表示使得点云数据格式有了更简洁的定义,与传统的三维卷积相比,稀疏卷积只计算存在点的坐标,使得计算复杂度大大降低,为高效处理大规模体素化点云开辟了新的道路。

在PCGCv2提出的多尺度稀疏卷积网络基础框架之上,后续研究从不同角度进行了深化和拓展。例如,杭州师范大学丁丹丹团队提出了PCGFormer(Liu等,2022),在多尺度稀疏卷积网络基础上引入了基于k最近邻算法的局部自注意力机制,克服了固定卷积核在捕捉稀疏、不规则点云局部结构上的局限。长春理工大学韩成团队通过引入级联残差模块与稀疏注意力模块,同时强化了网络在局部细节和全局结构两个层面的特征学习(Lu等,2024)。福州大学赵铁松团队提出的SAS-VAE(Chen等,2024)实现了一种非对称的设计,采用一个复杂的

多尺度编码器来强化特征提取,并匹配一个精简的解码器以降低计算开销。并且,该框架还能根据点云分辨率自适应调整网络深度,实现了计算资源的动态平衡。与此同时,中山大学梁凡团队提出一种面向大规模点云的深度残差压缩网络(Yu等,2023),通过引入连接编码器和解码器的长程残差连接,允许网络将浅层信息直接传递给解码层。在此基础上,该团队进一步提出了一种分层失真学习压缩框架(Yu等,2025),通过设计一套双重残差补偿机制将这一思想进行了深化和解构,从而有效缓解了深度网络因信息丢失而导致的性能退化。

另一方面,为了更有效地利用跨尺度的信息,南京大学马展团队提出了SparsePCGC(Wang等,2022),该方法不再单纯依赖网络采样聚合邻域信息,而是将点云构建为多尺度的稀疏张量,并利用尺度间预测方法,使用低尺度信息来预测高尺度的占据概率。随后,北京大学高伟团队提出的UniPCGC(Wang等,2025)方法改进了SparsePCGC中的均匀分组策略,其采用的非均匀分组编码方案,缓解了首个分组因缺少上下文参考而导致编码比特率过高的问题,并通过引入速率调制和动态稀疏卷积,解决了以往方法不支持速率和复杂度动态调整的局限。随着研究的深入,动态点云压缩成为了新的焦点。

例如,上海交通大学徐异凌团队提出了一种端到端的动态点云压缩框架D-DPCC(Fan等,2022),将传统的运动估计与运动补偿流程迁移到深度特征空间中进行。随后,该团队进一步提出了一种改进方法(Xia等,2023),将D-DPCC中一次性的运动估计与运动补偿过程,升级为一个由粗到精的分层预测框架,从而更精确地捕捉帧间时域关联性。中国科学院大学张新峰团队提出了DPCC-STTM(Zhou等,2024),打破了先前工作仅依赖单个参考帧进行预测的局限,通过引入多个历史参考帧并利用基于Transformer的时空建模网络来更充分地学习和利用帧间的时域信息。山东大学肖梦白团队则提出了一种基于分块思想的动态点云压缩框架patchDPCC(Pan等,2024),回避了先前工作中对整个点云帧进行体素化和特征提取的思路,转而将动态点云序列预先分割为有时域关联性的、固定点数的小块,并以这些块为单位进行处理,通过特征传递机制利用块与块之间的时域相似性进行编码。随后,北京大学高伟团队提出了一种自适应动态点云压缩框架AdaDPCC(Zhang等,2025),将计算

复杂度同时纳入优化目标, 通过一个内置多路径的可伸缩网络动态平衡压缩效果与计算开销, 并提出基于几何锚点的运动补偿新方法以提升预测效率。哈尔滨工业大学赵德斌团队提出了 FMT-DPCC (Deng 等, 2025), 通过运用时空对齐策略取代显式运动向量来隐式模拟连续时间变化, 并设计了一种支持双向运动参考和分层编码的随机访问参考策略, 从而实现了帧级并行压缩。

此外, 另有一些研究则尝试跳出原有的三维空间处理框架, 通过重构压缩问题本身来寻求突破。例如, 北京大学李革团队提出的 ScanPCGC (Deng 等, 2024) 将整个三维点云沿特定坐标轴切割为一系列二维切片, 并通过一个基于稀疏卷积的深度熵模型将这些前序切片作为上下文, 来预测当前切片中体素的占有概率。其另一项工作 ViewPCGC (Zheng 等, 2024) 则创新性地引入点云的二维视图影像作为多模态辅助信息, 在编码、建模和解码的全流程中指导点云压缩。而为了满足实时应用的需求, 南京大学马展团队提出了 RENO (You 等, 2025), 该方法绕开了以往研究工作中耗时的多阶段推理过程, 转而通过一个单次推理的预测网络利用前一个尺度的信息作为上下文直接对稀疏占用编码进行压缩, 显著提升了处理速度。深圳大学谢伍媛团队提出的 suLPCC (Wang 等, 2025) 则揭示了一个全新的方向, 其编码不再以人类视觉为目标, 而是根据自动驾驶中不同的下游任务进行优化。

基于二维投影的几何编码方法则是另一种广泛应用的有损编码范式, 如图 9 所示, 这类方法巧妙地发展已逾几十年的视频编码技术中汲取灵感。研究者们发现, 通过将无序、稀疏的三维点云投影或转化为有序的二维图像, 便可以利用成熟的视频编码框架来处理点云数据。

例如, 香港科技大学刘明团队率先提出了一种基于聚类的点云压缩方法 (Sun 等, 2019), 通过将点云分割为地表、物体等具有几何意义的区域, 并借鉴视频编码中的深度建模模式进行整体预测, 以消除空间冗余。随后, 该团队进一步引入视频编码器中的帧内/帧间压缩架构, 提出一种动态点云编码方法 (Sun 等, 2020), 将点云序列分解为帧内编码帧和帧间编码帧, 并以卷积长短期记忆网络 (convolutional long short-term memory, ConvLSTM) 代替传统运动估计, 通过深度学习来预测和移除时间冗余。同时, 电子科技大学陈建文团队也提出了一套完整的端到端实时序列压缩系统 (Zhao 等,

2022), 以定制化方案全面取代传统模块, 以一个双向预测深度网络代替传统运动估计来高效移除时间冗余, 并以一种新颖的自适应浮点编码代替传统图像编码器来高效压缩空间冗余。

另一方面, 随着 MPEG V-PCC 逐渐成为业界的主流标准, 其框架在应用中暴露的固有缺陷, 也迅速成为国内学者的研究重心, 催生了一系列旨在修复与增强该框架的系统性工作。例如, 中国科学技术大学李厚强团队针对 MPEG V-PCC 标准中因三维投影而破坏运动连续性的核心缺陷, 提出了一种以三维校正二维的运动预测方法 (Li 等, 2019), 利用原始的三维几何信息为二维视频帧计算出精准的运动矢量, 从而修复投影过程丢失的时间关联性。同时, 为解决 V-PCC 标准中空白像素填充的优化难题, 该团队提出了一种基于目标分离的精细化填充策略 (Li 等, 2020), 将空白像素依据其最终用途分为两类: 对需参与三维重建的像素, 从原始点云中回溯真实数据进行填充以追求高保真度; 对纯粹的编码冗余像素, 则创新性地残差域进行填充平滑, 以追求最低码率。此外, 针对 V-PCC 不适应网络流媒体传输的难题, 上海交通大学徐异凌团队提出了一种为流媒体而生的压缩方案 (Zhu 等, 2020), 颠覆了 V-PCC 以物体表面法向为核心的局部打包逻辑, 转而采用全局视图优先的投影策略, 以牺牲部分极限压缩率为代价, 换取了对网络应用至关重要的视角独立解码与自适应传输能力。为解决 V-PCC 标准计算复杂度过高的核心问题, 南京邮电大学高浩团队提出了一种由占用图指导的快速编码方法 (Xiong 等, 2021), 将 V-PCC 处理流程中用于三维重建的占用图转而作为指导二维视频编码的先验地图, 在几乎不损失压缩质量的前提下, 大幅降低了编码时间。更进一步, 该团队提出一种高效几何表面编码方法 (Xiong 等, 2022), 通过校准视频编码器率失真优化的失真度量以对齐三维表面质量, 并为远近层预测加入了物理约束, 解决了编码器与点云几何特性的不匹配问题。

此外, 也有部分国内研究者们开始探索以任务驱动为核心的压缩思路。例如, 香港科技大学刘明团队提出了一种针对下游任务的编码方案 R-PCC (Wang 等, 2022), 引入任务重要性作为新的量化标准, 通过关键点提取来识别同时对同时定位与地图构建 (simultaneous localization and mapping, SLAM)、三维检测等下游任务最关键的区域, 并对其高精度压缩, 同时对次要区域则进行大尺度量化, 从

而在保证下游任务性能的同时,实现更高的压缩率。与此同时,电子科技大学陈建文团队提出了一种基于场景感知的压缩系统(Zhao等,2022),通过语义分割来理解场景,并可根据下游任务的需求,在编码时主动移除移动物体等有害信息,在节省比特的同时,更能主动提升数据对于下游任务的可用性。

2) 几何无损编码方法。

八叉树提供了一种高效的空間划分结构,它通过递归地将立方体空间划分为八个子块,并用一个八位二进制占用码来记录子块的占据状态,从而将无序的点云转化为一种具有清晰层级关系的结构。基于八叉树模型的压缩任务,便是利用算术编码等熵编码器对这一系列占用码进行无损编码,而压缩效率则直接取决于熵模型能否根据上下文,精准地预测下一个占用码的概率分布。深度学习方法的引入,正是为了构建更强大的上下文预测模型来驱动这个熵模型。

为此,国内的研究团队进行了广泛的探索,在基于八叉树模型的点云压缩领域中取得了显著进展。例如,北京理工大学鲁国团队(现上海交通大学)提出了VoxelContext-Net(Que等,2021),结合了八叉树的高效数据组织能力和体素方法的空間建模能力,利用周围的体素信息来预测八叉树节点的占用符号。随后,北京大学高伟团队提出的OctAttention(Fu等,2022)在思路实现了关键突破,该方法设计了一种树状注意力,将预测上下文从父节点扩展至兄弟及祖先节点,这种自回归模型带来了卓越的压缩性能。然而,其逐点串行预测的模式也造成了解码无法并行的致命缺陷,成为后续研究着力解决的核心瓶颈。

针对这一瓶颈,国内研究者们从多个角度提出了一系列创新方案。例如,中山大学黄凯团队提出的OctFormer(Cui等,2023)改进了注意力机制的运用方式,将节点序列分割为非重叠窗口并在窗口间共享注意力结果,同时不再依赖兄弟节点的真实占用信息,显著提升了处理速度。上海交通大学徐异凌团队则提出了一种基于多尺度隐变量的八叉树压缩框架(Fan等,2023),将封装兄弟和祖先依赖关系的分层隐变量作为旁路信息发送到解码端,使得解码器无需等待兄弟节点,直接利用隐变量进行概率预测,实现了同层八叉树节点的并行编解码。随后,清华大学王岩团队则提出了ECM-OPCC(Jin等,2024),采用分段约束的多组编码策略,将同一层级的节点划分为若干个可并行处理的段,在每

个段内部进行分组串行预测,这种设计在保留部分自回归模型性能优势的同时,引入了高度的并行性,从而显著提升了解码效率。与此同时,北京大学李革团队提出了一种基于八叉树的高效分层熵模型EHEM(Song等,2023),通过分层注意力将计算复杂度从二次方降低为线性,并参考棋盘格的思想采用分组上下文策略,系统地解决了性能与效率的双重挑战。

在效率问题得到初步解决后,研究的焦点再次回归到性能本身。例如,山东大学元辉团队提出一种优化和增强现有八叉树上下文模型的通用方法(Sun等,2024),通过引入上下文特征残差和直接预测子节点具体占用情况的并行分支,有效缓解了现有方法中上下文差异过小和传统交叉熵损失不准确的问题。在此基础上,该团队进一步将预测任务分解为“预测占用节点的数量”和“预测占用节点的位置”两个独立子问题(Sun等,2024),而后通过一个并行的注意力模块专门预测占用节点数量,并将该信息作为先验知识注入主网络,使模型可以更专注于节点位置的分类任务。哈尔滨工业大学刘贤明团队提出了一种创新的混合上下文模型PVContext(Zhang等,2024),利用体素上下文保留局部几何细节,同时借助点上下文的稀疏特性维持全局形状信息,在不牺牲细节的前提下极大扩展了有效上下文信息范围。中山大学黄凯团队提出了一种图驱动的注意力熵模型GAEM(Cui等,2025),通过构建节点间的父图和距离图来捕捉不同层级和空間距离上的节点关系,并利用一个图卷积模块来增强节点特征表达。国防科技大学汪汉云团队则提出了一种全局-局部跨空間-通道特征交互网络GCFI-Net(Wang等,2025),结合CNN和Transformer模块来同时处理点云的局部和全局特征。在此基础上,该团队进一步提出的TopNet(Wang等,2025)实现了更深层次的融合,不再简单拼接模块,而是利用CNN结构深度重构了Transformer的核心组件,从而在提升性能的同时显著降低了参数量,实现了更优的效率与性能平衡。

随着基础模型的成熟,国内的研究工作开始向更复杂的现实场景拓展。在动态点云压缩领域,研究者们普遍认识到,有效利用时空上下文信息是提升压缩效率和重建精度的关键。例如,北京大学李革团队提出了STAEM(Song等,2023),通过在前一参考帧中构建大规模時間上下文池来捕捉帧間的时序依赖,并利用基于图网络的模块学习点云的几

何结构, 最终通过一个时空注意力模型进行特征聚合与预测。中山大学梁凡团队则提出了一种面向多样化上下文的熵模型 (Zuo 等, 2023), 为不同来源的上下文信息构建并行的多路处理架构, 分别提取并最终融合这些信息以实现高效编码。此外, 北京工业大学尹宝才团队也提出了一种时空上下文熵模型 (Sun 等, 2023), 利用 k 最近邻算法在前一帧中寻找相关节点作为时间上下文, 并结合基于 Octant 位置的分组编码策略, 为预测提供更丰富的混合上下文。随后, 中山大学黄凯团队提出了 DAPCC (Cui 等, 2025), 通过依赖度计算来匹配当前帧与参考帧的八叉树节点, 从而建立时序关联并引入动态信息。此外, 部分研究开始面向特定数据与任务。例如, 中山大学黄凯团队提出的 DuOct (Cui 等, 2024) 采用双八叉树策略来应对激光雷达点云的疏密不均问题。清华大学王岩团队则在八叉树模型的基础之上引入了二维相机影像作为多模态信息 (Lin 等, 2023), 利用影像预测的深度图像来辅助八叉树占用码的预测。北京大学高伟团队提出了一种分层几何聚合框架 (Song 等, 2021), 不再将点云视为单一数据, 而是基于内容属性将其分层, 对具有规律性的地表层采用高斯混合模型进行整体拟合与参数化, 对离散的物体层则通过三维打包消除其空间稀疏性。

3) 属性有损编码方法。

早期研究中, 国内学者大多致力于从预测、变换与量化等经典信号处理环节入手, 对点云压缩的基础工具进行优化与革新。例如, 西北工业大学万帅团队聚焦于 G-PCC 标准中的近无损编码, 提出了一种基于率失真优化的量化参数级联算法 (Wei 等, 2023), 不再将 LoD 中的各层视为独立, 而是首次为点云压缩建立了“层间依赖”的率失真模型, 用以精确描述上层量化误差如何向下层传导, 并基于此为每一层自适应地推算出最优量化参数。针对传统帧内压缩预测信息仅限于局部邻域的瓶颈, 香港城市大学侯军辉团队提出一种基于图预测的属性压缩方案 (Gu 等, 2020), 从已编码区域中智能地选取几何特征最相似的代表点, 与当前块共同构建图, 并基于该图结构从已知点属性中预测当前块的属性。针对解决点云属性因结构不规则而难以用传统变换有效压缩的难题, 华侨大学曾焕强团队提出了一种几何引导稀疏表示方案 (Gu 等, 2019), 将不规则的点云块都视为一个虚拟的、规则信号的几何采样, 并求解该虚拟信号的稀疏变换系数来紧凑地表示原始属性。山东大学元辉团队提出针对三维点云颜色

属性的混合编码框架 (Liu 等, 2022)。该框架首先依据点云的颜色分布将其划分为多个子点云, 对每个子点云采用 K 维树 (k -dimensional tree, KD-Tree) 依据几何信息将其划分为多个编码块, 随后采用基于虚拟自适应采样的稀疏表示降低颜色冗余, 最后提出率失真优化策略进一步提升颜色编码效率。除此之外, 国内学者也致力于将深度学习与传统编码框架相结合, 以实现优势互补。例如, 中山大学郭裕兰团队提出了 3DAC (Fang 等, 2022), 在传统 RAHT 编码技术基础上, 通过神经网络改进熵模型, 并引入跨颜色通道信息作为上下文, 以提升编码效率。在此基础上, 北京大学李革团队提出的 GroupAC (Zhang 等, 2025) 则从另一维度进行了深化, 它不再关注通道间的依赖, 而是通过将同层系数分组, 挖掘了同一通道内、空间相邻的组间上下文, 为熵模型提供了更具局部几何特征的先验。杭州师范大学丁丹丹团队提出了一种可扩展的双层属性压缩框架 ScalablePCAC (Zhang 等, 2023), 利用传统 G-PCC 编码的基础层作为先验参考, 辅助一个基于稀疏张量的深度编码器对增强层进行压缩。此外, 山东大学元辉团队还针对 G-PCC 的 RAHT 变换方法提出了新的跳跃编码模式 (Wang 等, 2025), 通过率失真优化的方式自适应地将叶节点的 RAHT 变换系数全部置零, 进而提高编码效率。该团队还分析了不同细节层级的色差属性重要性, 提出了色差分量的跳跃编码模式 (Wang 等, 2025)。为进一步提高 G-PCC 的编码性能, 该团队针对预测残差的渐进式量化和自适应量化方法 (Guo 等, 2024) 终被第二代 G-PCC 编码标准采纳。

基于深度学习的有损属性编码方法则大多采用自编码器结构学习编解码变换与熵模型。例如, 中国科学技术大学刘东团队提出了 Deep-PCAC (Sheng 等, 2021), 将点云按固定点数分块, 并运用多层感知机和卷积神经网络学习编解码变换。南京大学马展团队提出了一种多尺度属性编码框架 SparsePCAC (Wang 等, 2022), 利用稀疏张量表示和稀疏卷积来编码点云属性。中山大学张云团队提出了一种端到端深度学习点云属性压缩框架 TSC-PCAC (Guo 等, 2024), 以变分自编码器为骨架融合注意力机制和稀疏卷积模块来高效提取特征信息。与此同时, 中山大学梁凡团队提出了一种可并行的上下文模型 (Huang 等, 2024), 将特征分为锚点与非锚点, 通过先解码锚点, 再利用其上下文

并行解码所有非锚点，同时利用跨切片注意力模块
提取高

表 6 国内属性压缩编码研究归纳

Table 6 Overview of domestic attribute compression research

方法	任务类型	基础框架	发表期刊或会议
Wei 等人 (Wei 等, 2023)	属性有损	传统方法	TMM
Gu 等人 (Gu 等, 2020)	属性有损	传统方法	SPL
Gu 等人 (Gu 等, 2019)	属性有损	传统方法	TIP
Liu 等人 (Liu 等, 2022)	属性有损	传统方法	TCSVT
3DAC (Fang 等, 2022)	属性有损	学习方法	CVPR
GroupAC (Zhang 等, 2025)	属性有损	学习方法	ICMR
ScalablePCAC (Zhang 等, 2023)	属性有损	学习方法	TMM
Wang 等人 (Wang 等, 2025)	属性有损	学习方法	TCSVT
Wang 等人 (Wang 等, 2025)	属性有损	学习方法	SPL
Guo 等人 (Guo 等, 2024)	属性有损	学习方法	TII
Deep-PCAC (Sheng 等, 2021)	属性有损	学习方法	TMM
SparsePCAC (Wang 等, 2022)	属性有损	学习方法	MIPR
TSC-PCAC (Guo 等, 2024)	属性有损	学习方法	TBC
Huang 等人 (Huang 等, 2024)	属性有损	学习方法	ICASSP
PCAC-GAN (Mao 等, 2024)	属性有损	学习方法	CVM
SPAC (Mao 等, 2025)	属性有损	学习方法	TIP
Zhang 等人 (Zhang 等, 2024)	属性有损	学习方法	ICASSP
CST-PCAC (Huo 等, 2025)	属性有损	学习方法	DCC
Li 等人 (Li 等, 2025)	属性有损	学习方法	TCSVT
Xu 等人 (Xu 等, 2020)	属性有损	学习方法	TCSVT
RO-PCAC (Huo 等, 2025)	属性有损	学习方法	TCSVT
CrossPCAC (Wang 等, 2023)	属性无损	学习方法	DCC
PoloPCAC (You 等, 2024)	属性无损	学习方法	ArXiv
ConPCAC (Zhang 等, 2025)	属性无损	学习方法	TCSVT
HA-PCAC (Chen 等, 2025)	属性无损	学习方法	DCC
LOD-PCAC (Zhao 等, 2025)	属性无损	学习方法	TIP
HK-PCAC (Hou 等, 2025)	属性无损	学习方法	TMM
SerLiC (Zhu 等, 2025)	属性无损	学习方法	ICML
DeepPCC (Zhang 等, 2024)	属性有损	学习方法	TETCI
YOGA (Zhang 等, 2023)	属性有损	学习方法	ACM MM
Unicorn (Wang 等, 2025)	属性无损及有损	学习方法	TPAMI

质量的上下文信息，使得该方法在实现远超传统自回归模型解码速度的同时，保有极具竞争力的压缩性能。山东大学元辉团队提出了基于生成对抗网络的点云属性压缩方法 PCAC-GAN (Mao 等, 2024)，通过基于稀疏卷积的生成器-判别器框架学习点云颜色等属性的分布特征。此外，该团队还提出一种渐进式的属性压缩框架 SPAC (Mao 等, 2025)，利

用快速傅里叶变换将点云属性信号分解并逐层提取出高频细节，从而实现渐进式编解码，在静态点云上取得了目前最好的压缩性能。北京大学李革团队则提出一种基于属性引导图傅里叶变换的点云属性压缩方案 (Zhang 等, 2024)，通过对几何与属性弱相关块进行基于属性特征的二次划分，优化了图的构建，使其更能反映属性的真实关联。西安电子科

交通大学张伟团队提出了 CST-PCAC (Huo 等, 2025), 通过结合尺度内注意力和跨尺度注意力, 有效地扩展了模型的感受野并增强了特征表示能力。此外, 上海交通大学熊红凯团队提出一种基于几何感知提升方案的属性压缩方法 (Li 等, 2025), 首次将经典信号处理中的可逆提升变换范式引入到端到端的学习压缩框架中, 并通过基于几何感知的自适应分裂与交叉注意力机制使其能够适应不规则点云。

另一方面, 一些国内团队做了另外的探索。例如, 北京大学马思伟团队针对动态点云属性的压缩难题, 提出了一种基于广义图傅里叶变换的预测编码框架 (Xu 等, 2020), 将动态点云序列构建为一个包含帧内空间连接和帧间时间连接的时空图, 并基于此推导出最优的预测变换, 同时消除数据在空间维度和时间维度上的相关性, 实现了高效的帧间属性编码。西安电子科技大学杨付正团队提出 RO-PCAC (Huo 等, 2025), 该方法不再以点云重建保真度为目标, 而是通过一个可微分渲染器, 直接优化最终渲染图像的质量, 并由网络负责学习对最终视觉效果最有利的属性编码方式。

4) 属性无损编码方法。

无损属性压缩方法的研究在近年来也取得了显著进展。例如, 南京大学马展团队提出 CrossPCAC (Wang 等, 2023), 在属性编码的过程中使用跨尺度、跨组和跨颜色相关性来获得更准确的概率估计。南京航空航天大学高攀团队提出了一种高效通用的无损点云属性压缩方法 PoLoPCAC (You 等, 2024), 通过渐进式随机分组策略将整个点云分解为多个序列化的点集, 并将无损压缩重新定义为一个基于组的自回归预测问题。随后, 杭州师范大学丁丹丹团队提出一种基于空间分解的无损条件熵模型 ConPCAC (Zhang 等, 2025), 采用基于几何坐标的空间分解进行分组, 并引入 G-PCC 作为初始组的编码器, 后续组则在此基础上进行条件编码。北京大学李革团队提出一种无损属性压缩框架 HA-PCAC (Chen 等, 2025), 通过希尔伯特索引构建从粗到精的多分辨率层次, 并设计分层注意力网络来学习跨尺度的依赖关系。北京大学高伟团队提出的 LOD-PCAC (Zhao 等, 2025) 同样继承了这一思路, 通过构建一个融合了当前精细层级的局部信息与前一个粗糙层级的全局信息的参考集, 实现了高效的跨层级、跨尺度上下文融合, 极大地增强了模型对点云密度变化的鲁棒性。

此外, 部分研究开始针对特定的数据类型进行

深度探索, 尤其是激光雷达点云。例如, 上海交通大学徐异凌团队提出一种无损激光雷达点云反射率压缩框架 HK-PCRC (Hou 等, 2025), 通过构建一个基于 k 最近邻算法的深度分层上下文模型来精准预测反射率的概率分布。于此同时, 杭州师范大学丁丹丹团队提出了 SerLiC (Zhu 等, 2025), 从传感器的工作机理出发, 通过扫描序列化策略将三维空间问题转化为高效的一维序列建模, 并借助序列和窗口级的双重并行化机制极大地提升了处理效率。

5) 几何属性联合编码方法。

与此同时, 随着几何编码与属性编码技术的不断成熟, 国内一些研究者们也开始探索几何属性联合编码的研究。例如, 杭州师范大学丁丹丹团队提出了一种基于深度学习的端到端的几何属性联合编码方案 DeepPCC (Zhang 等, 2024), 通过引入多尺度邻域信息聚合机制并结合了稀疏卷积与局部自注意力, 在自动编码器的结构下有效地捕获点云内部的空间相关性, 以实现几何和属性信息的高效无损压缩。另一方面, 通过结合传统编码器和深度学习, 该团队提出了一种更为实用的混合编码方案 YOGA (Zhang 等, 2023), 利用成熟的 G-PCC 标准编码器对降采样的点云基本层进行编码, 再通过一个基于多尺度稀疏卷积的神经网络对增强层信息进行精细优化, 从而巧妙地嫁接和利用了传统方法与基于学习的方法的各自优势, 在保证高效性能的同时, 也兼顾了模型的轻量化与灵活性。

与此同时, 为构建一个能够应对多样化需求的普适统一的编码方案, 南京大学马展团队提出了一种多尺度条件编码驱动的多功能点云编码方案 Unicorn (Wang 等, 2025; Wang 等, 2025)。该方案借助一个统一的多尺度条件编码引擎, 首次将静态与动态点云、有损与无损模式、以及从稠密物体到稀疏场景的各类数据源, 全部整合进同一个框架内进行处理。为了实现这种广泛的适用性, Unicorn 引入了深刻的内容感知机制。例如, 在处理几何信息时, 它通过计算分形维度来判断点云内容的稀疏程度, 并自动选择针对性的重建策略, 以修复因压缩产生的点位移或点消失问题。在处理属性信息时, 它则通过对连续尺度间的属性残差进行编码, 实现了由粗到精的渐进式重建。这种设计哲学使得 Unicorn 摆脱了以往模型仅适用于特定数据类型的局限, 展现了卓越的泛化能力和领先的压缩性能。

2.2.2 采样增强

1) 采样方法。

对于三维点云下采样而言,国外的研究相对较早,但研究的深度不足。与之相反,国内相关的研究虽起步较晚,但在理论及性能等方面均已超过国外水平,处于国际领先地位。具体而言,香港城市大学侯军辉团队(Qian等,2023)将三维点云下采样问题转换为矩阵优化问题,通过学习采样矩阵对点云进行下采样。广东工业大学管贻生团队(Zhu等,2022)借助三维点云的空间曲率,分析其几何空间特性并进行自适应下采样。山东大学元辉团队(Chen等,2023)提出基于注意力机制的三维点云下采样方法以提升下游任务的精度;随后,该团队又提出基于贡献度的点云采样网络(Guo等,2025),该网络将采样视为Top-k选择过程,并借助最优传输问题的熵正则化,为Top-k操作构建了可微分近似。

相较于国外的三维点云上采样研究,当前国内的研究成果更为深入且高效。主流的三维点云上采样方法可分为两类:传统方法和基于学习的方法。

传统方法通过分析三维点云的结构先验知识,建立点集插值数学模型,进而对三维点云进行上采样。深圳视觉计算与视觉分析重点实验室黄惠(Huang等,2013)提出基于边缘感知重采样的点集插值策略,通过对远离边缘的点进行渐进式重采样实现局部几何插值。不同于传统方法,基于学习的方法凭借其强大的数值预测能力通常可以取得更好的上采样效果。针对三维点云几何信息,中国科学院大学Chi-Wing Fu团队(Yu等,2018)首次提出基于学习的三维点云上采样方法PU-Net,它采用多个独立的多层感知机插值出上采样特征,进而实现三维点云上采样;随后,他们(Li等,2021)又提出包含稠密三维点云生成子模块和几何补偿子模块的二阶上采样网络。香港城市大学侯军辉团队(Qian等,2021)提出基于可学习的线性估计理论上采样三维点云;随后,他们(Zeng等,2024)又提出将不规则分布的三维点云表征在规则的二维图像中,并使用图像插值算法实现三维点云的高效插值(Zhang等,2023)。哈尔滨工业大学刘贤明团队(Zhao等,2023)采用自监督学习的方式生成任意上采样倍数的插值点云。中国科学技术大学张举勇团队(Feng等,2022)使用神经场隐式地表征三维点云局部区域以实现点集上采样。复旦大学薛向阳团队(He等,2023)以迭代优化的方式生成高质量的三维上采样点云。南京理工大学肖亮团队(Qu等,2024)和西安电子科技大学姜光团队(Zhang

等,2025)提出使用条件概率模型对三维点云进行高效插值。杭州师范大学丁丹丹团队(Ding等,2021)提出在特征上采样阶段采用扰动学习策略生成了贴近点云表面的新点集。此外,山东大学元辉团队针对现有方法存在的点集黏连、易产生噪点等问题,分别提出基于频率感知(Liu等,2022)、几何相似性(Liu等,2025)、虚拟掩膜(Liu等,2024)和渐进式修正(Liu等,2022)的三维点云上采样方法;随后,他们(Liu等,2024)又提出基于采样的三维点云几何编码方法,以“下采样编码-上采样重建”的研究思路实现三维点云几何信息的紧表示。

2) 质量增强方法。

三维点云质量增强算法通过修复编码量化导致几何或颜色失真提升重建点云的几何和颜色细节,其通常被归类为传统算法和基于深度学习的方法。对于传统方法,山东大学元辉团队(Wang等,2021)提出了一种基于卡尔曼滤波的点云属性预测优化与质量增强方法,该方法在G-PCC框架下,利用卡尔曼滤波对预测变换(predictive transform, PT)中的属性值进行逐点优化,并在解码端对重建属性进行后处理滤波,显著提升了色度分量的压缩效率;在上述方案的基础上,该团队(Wei等,2025)继续将维纳滤波方法应用于三维动态点云颜色属性中,并提出基于Morton码的快速近邻搜索算法等一系列优化方案,且计算复杂度较低。中原大学Shin-Lun Chen团队(Lin等,2023)针对点云颜色噪声问题,提出了基于中值滤波与双边滤波的两种质量增强算法,先将RGB转换至YUV空间,再分别对YUV通道进行滤波处理,能够在保持几何结构不变的前提下有效进行颜色属性质量增强。宁波大学蒋刚毅、于梅团队(Tao等,2024)提出了一种基于多视图投影的联合几何与颜色的孔洞修复方法,该方法针对G-PCC Trisoup编码后的彩色点云在压缩过程中产生的三角形孔洞失真问题,通过将三维点云投影至六个正交方向的二维几何与颜色图谱,利用深度不连续性检测孔洞区域,并分别采用结合方向、距离和水平集距离的几何加权因子修复几何图谱,以及设计门控孔洞修复网络以保持语义信息的方式修复颜色图谱,最后通过逆投影重建修复后的点云。

基于学习的方法通常使用高效的神经网络提升质量增强的表现。山东大学元辉团队首先提出了一种基于3D到2D投影的质量增强方法,将失真的三维点云patch转换为二维图像块,并基于U-Net的结构设计质量增强网络(Xing等,2024)。为进一步

提高质量增强的性能, 该团队还提出了一种基于图神经网络的质量增强网络 (Xing 等, 2023), 利用几何信息作为辅助输入, 通过图卷积直接对三维

patch 进行高效的局部特征提取, 进而提高了重建点云的质量。此外, 该团队提出了 PCE-GAN (Guo 等, 2025),

表 7 国内采样与增强研究归纳

Table 7 Overview of domestic sampling and enhancement research

方法	类别	基础框架	发表期刊或会议
Qian 等人 (Qian 等, 2023)	下采样	学习方法	TCSVT
Zhu 等人 (Zhu 等, 2022)	下采样	传统方法	SPL
Chen 等人 (Chen 等, 2023)	下采样	学习方法	ICME
Guo 等人 (Guo 等, 2025)	下采样	学习方法	TVCG
Huang 等人 (Huang 等, 2013)	上采样	传统方法	TOG
PU-Net (Yu 等, 2018)	上采样	学习方法	CVPR
Li 等人 (Li 等, 2021)	上采样	学习方法	CVPR
Qian 等人 (Qian 等, 2021)	上采样	学习方法	TIP
Zeng 等人 (Zeng 等, 2024)	上采样	传统及学习方法	TPAMI
Zhang 等人 (Zhang 等, 2023)	上采样	学习方法	TPAMI
Zhao 等人 (Zhao 等, 2023)	上采样	学习方法	TPAMI
Feng 等人 (Feng 等, 2022)	上采样	学习方法	CVPR
He 等人 (He 等, 2023)	上采样	学习方法	CVPR
Qu 等人 (Qu 等, 2024)	上采样	学习方法	CVPR
Zhang 等人 (Zhang 等, 2025)	上采样	学习方法	CVPR
Ding 等人 (Ding 等, 2021)	上采样	学习方法	TIP
Liu 等人 (Liu 等, 2022)	上采样	学习方法	TIP
Liu 等人 (Liu 等, 2025)	上采样	学习方法	TVSVT
Liu 等人 (Liu 等, 2024)	上采样	学习方法	TCSVT
Liu 等人 (Liu 等, 2022)	上采样	学习方法	ICASSP
Liu 等人 (Liu 等, 2024)	上采样	学习方法	SCUT Journal
Wang 等人 (Wang 等, 2021)	质量增强	传统方法	VCIP
Wei 等人 (Wei 等, 2025)	质量增强	传统方法	TCSVT
Lin 等人 (Lin 等, 2023)	质量增强	传统方法	APSIPA ASC
Tao 等人 (Tao 等, 2024)	质量增强	传统及学习方法	TETCI
Xing 等人 (Xing 等, 2024)	质量增强	学习方法	TCE
Xing 等人 (Xing 等, 2023)	质量增强	学习方法	TIP
PCE-GAN (Guo 等, 2025)	质量增强	学习方法	TIP
Sheng 等人 (Sheng 等, 2022)	质量增强	学习方法	TIP
G-PCC++ (Zhang 等, 2021)	质量增强	传统及学习方法	ACM MM
ARNet (Zhang 等, 2025)	质量增强	学习方法	CVM
Zhang 等人 (Zhang 等, 2025)	质量增强	学习方法	TVCG
OCARNet (Gao 等, 2024)	质量增强	学习方法	TBC
Tao 等人 (Tao 等, 2024)	质量增强	传统及学习方法	TETCI
Liu 等人 (Liu 等, 2024)	质量增强	学习方法	AAAI

将点云属性质量增强建模为最优传输问题, 突破仅优化点对点失真的局限, 首次显式将人眼感知质量纳入点云质量增强框架: 一方面, 借助最小传输距

离并结合 WGAN-GP 计算的 Wasserstein 距离, 约束增强点云与原始点云的分布一致性并最大化二者互信息, 从而兼顾高感知质量与数据保真; 另一方面,

在网络设计中基于相邻 patch 的相关性构建扩展局部邻域,并引入 Transformer 建模长程全局关联,从而强化对边界区域的关注并扩大感受野。实验表明,该方法取得了目前的最优性能。中国科学技术大学李礼团队于提出了一种多尺度图注意网络,有效消除了 G-PCC 编码重建点云中的伪影 (Sheng 等, 2022)。该方法在点云几何坐标基础上构建图结构,进而采用切比雪夫图卷积来提取多尺度特征,从而在有效去除伪影的同时,保持了点云的纹理细节和几何结构完整性。杭州师范大学丁丹丹团队提出了 G-PCC++ (Zhang 等, 2021),首先对解码后几何进行线性插值,然后采用高斯距离加权映射进行重新着色的方案,并在此基础上结合属性增强网络进一步提高了三维点云的重建质量。此外,该团队提出了 ARNet (Zhang 等, 2025),一种面向 G-PCC 压缩点云属性的自适应环路滤波方法。该方法通过两阶段处理:首先由双流稀疏卷积网络生成多组最可能样本偏移量,再通过最小二乘准则进行线性组合,动态补偿压缩失真。该团队还提出一种结合全数据驱动和规则展开优化两种思路的点云属性增强方法 (Zhang 等, 2025),设计了基于多尺度特征聚合的 NeuralSAO,可有效补偿压缩失真带来的嵌套块效应;同时提出了基于双边滤波的 NeuralBF,通过轻量级神经网络自适应估计平滑参数,有效提升属性质量。上海交通大学徐异凌团队提出了 OCARNet (Gao 等, 2024),将 V-PCC 编码标准中的占位信息作为先验知识,引导神经网络重点关注占位区域的编码失真,进而显著提升三维点云的重建质量。宁波大学蒋刚毅团队基于多视角投影思路,针对 GPCC 标准的 Trisoup 编码方法,提出基于几何与属性空洞的联合修复方法 (Tao 等, 2024)。该方法首先将点云通过多视角投影映射到二维平面,然后设计了多视角投影下的三角孔洞检测方案,进而实现了空洞的修复。北京大学高伟团队提出了基于帧间运动预测的质量增强方法 (Liu 等, 2024)。该方法引入相对位置编码与运动一致性机制,对当前帧与参考帧进行精准对齐,有效提升动态点云重建质量。

2.2.3 质量评价

1) 主观评测方法与数据集构建。

国内上海大学黄正能团队首先对点云主观质量评价进行了研究 (Zhang 等, 2014),通过同时考虑人眼视觉系统对三维彩色模型中颜色和形状的视觉感知,建立了失真评价模型与主观质量之间合理的对应关系,给出了失真程度与主观分数的大致趋势

模型,然而本研究没有建立完善的数学模型限制了更进一步的探索。上海交通大学徐异凌团队研究了多种点云失真(包含降采样失真、几何和颜色噪声等)对主观质量的影响,利用渲染软件 CloudCompare 进行主观实验,构建了一个大规模的点云主观质量评价数据集 SJTU-PCQA (Yang 等, 2020)。青岛大学苏洪磊团队研究了 MPEG 的多种压缩失真产生的视觉降质,并将点云渲染成视频进行主观实验,构建了压缩点云云主观质量评价数据集 WPC (Su 等, 2019)。此后,青岛大学苏洪磊和山东大学元辉团队又开发了专门针对 V-PCC (Liu 等, 2021; Liu 等, 2022)、Octree-Lifting (Lv 等, 2024)、Octree-RAHT (Duan 等, 2024)、Trisoup-Lifting (Long 等, 2024)等压缩失真的点云主观质量评价数据集。中科院深圳先进研究院的张云团队采用具有六自由度的头戴式设备进行主观实验,对实验环境和测试条件给出了建议,在主观实验标准的制定中提供了不同的测试方法 (Wu 等, 2021)。

2) 全参考质量评价。

上海交通大学徐异凌团队针对人眼对高频结构失真的敏感性,基于图信号处理建立了客观质量评价指标 GraphSIM,通过构建局部图表达点云的质量感知特征,将点云间的图相似性建模为质量指标 (Yang 等, 2020)。随后,该团队进一步考虑人眼在观察物体时具有的多尺度特性,提出了 MS-GraphSIM 方法 (Zhang 等, 2021),通过对每个关键点所在球邻域进行低通滤波、下采样等处理,在不同的尺度下以图相似性分别表达点云的感知质量,通过综合不同尺度下的质量分数得到最终的评价结果。青岛大学苏洪磊团队模拟图像质量评价 IW-SSIM 方法的思路,用信息量加权点云投影图片的质量表示,从而降低了背景部分对质量评价结果的影响 (Liu 等, 2022)。此后,该团队又联合山东大学元辉团队在已建立的多视点视觉显著性的基础上,提出一种感知驱动的视点优化机制和一种新的视点显著区域覆盖指标,创新性地采用视觉显著性评估点云投影视角对质量的贡献 (Fang 等, 2025)。华侨大学曾焕强团队在点云质量评价中应用三维高斯差分获取三维边缘特征,然后将不同尺度下的边缘相似性结合生成失真点云的质量评分 (Lu 等, 2022)。上海交通大学徐异凌团队针对点云特征冗余的问题提出 TCDM (Zhang 等, 2023),将失真点云转换为参考点云的复杂度量化为感知质量将预

测编码过程中的残差项和预测项建模为质量评价指标，实现了更鲁棒的质量预测。

山东大学元辉和青岛大学苏洪磊团队提出一种以基于几何距离属性波动因子和属性块平均方差的

3) 部分参考质量评价。

表 8 国内质量评价研究归纳

Table 8 Overview of domestic quality assessment research

方法	参考方式	基础框架	发表期刊或会议
Zhang 等人 (Zhang 等, 2014)	方法与数据集构建	传统方法	ICALIP
SJTU-PCQA (Yang 等, 2020)	方法与数据集构建	传统方法	ICIP
WPC (Su 等, 2019)	方法与数据集构建	传统方法	ICIP
GraphSIM (Yang 等, 2020)	全参考	传统方法	TPAMI
MS-GraphSIM (Zhang 等, 2021)	全参考	传统方法	ACM MM
IW-SSIM (Liu 等, 2022)	全参考	传统方法	TVCG
Fang 等人 (Fang 等, 2025)	全参考	传统方法	SPL
Lu 等人 (Lu 等, 2022)	全参考	传统方法	SPL
Zhang 等人 (Zhang 等, 2023)	全参考	传统方法	TVCG
TCDM (Liu 等, 2021)	部分参考	传统方法	TIP
Su 等人 (Su 等, 2023)	部分参考	传统方法	TMM
PQA-Net (Liu 等, 2021)	无参考	学习方法	TCSVT
ResSCNN (Liu 等, 2023)	无参考	学习方法	TOMM
GPA-Net (Shan 等, 2023)	无参考	学习方法	TVCG
MM-PCQA (Zhang 等, 2022)	无参考	学习方法	ArXiv
LMM-PCQA (Zhang 等, 2024)	无参考	学习方法	ACM MM
Su 等人 (Su 等, 2025)	无参考	学习方法	TVCG
COPP-Net (Zhu 等, 2025)	无参考	学习方法	TBC
DQP-PCQA (Duan 等, 2025)	无参考	学习方法	TCSVT
Su 等人 (Su 等, 2023)	无参考	传统方法	TIP
Long 等人 (Long 等, 2024)	无参考	传统方法	TVCG
Lv 等人 (Lv 等, 2024)	无参考	传统方法	TVCG
Duan 等人 (Duan 等, 2024)	无参考	传统方法	ArXiv
Liu 等人 (Liu 等, 2022)	无参考	传统方法	TMM
Sang 等人 (Sang 等, 2025)	无参考	传统方法	TIP

线性感知质量评价模型，并取得了良好的评估性能 (Liu 等, 2021)。此后，该团队又提出了一种基于支持向量回归的点云质量度量方法 (Su 等, 2023)。该方法能够学习复杂的数据模式，从而有效地将特征映射到目标分数，并具有良好的泛化能力。该方法可以解决旨在模拟复杂人类视觉系统特性的模型在参数估计方面的挑战。

4) 无参考质量评价。

基于三维到二维的投影思路，山东大学元辉团队提出了第一种基于投影的模型 PQA-Net (Liu 等, 2021)，使用卷积神经网络提取多视角投影图像的多尺度特征，并通过多任务分支将提取的质量特征用

于预测失真类型及质量分数，将失真信息作为质量分数回归的补充。

基于三维空间结构分析的思路，上海交通大学徐异凌团队提出了一种基于稀疏卷积神经网络的质量预测模型 ResSCNN (Liu 等, 2023)，通过设计残差网络和多尺度融合模块，直接预测三维点云的感知质量。上海交通大学徐异凌团队提出了一种基于图卷积的方法 GPA-Net (Shan 等, 2023)，并结合坐标归一化机制，构建了一个包含主任务（质量回归）和两个辅助任务（失真类型预测与程度预测）的多任务框架，获取更鲁棒的质量感知特征。

基于二维投影与三维空间结构分析相结合的思路,上海交通大学翟广涛团队提出了 MM-PCQA (Zhang 等, 2022), 将三维点云切片进而提取表征局部几何失真的特征, 然后将三维点云投影为二维图像以提取纹理特征, 然后进行交互融合实现对点云感知质量的更充分表达。上海交通大学翟广涛团队进一步利用大模型构建了 LMM-PCQA (Zhang 等, 2024), 将质量标签转化为质量评价问题-答案对, 从而使大模型能够从点云的二维投影中推导出质量评级的逻辑值, 与大模型质量逻辑值结合回归为最终的质量分数。青岛大学苏洪磊和山东大学元辉团队设计了 3DTA 网络 (Su 等, 2025), 用于预测点云质量。3DTA 基于点云 Transformer, 但添加了一种适用于点云质量评价任务的双注意力机制, 以提升模型性能。模型结构简单, 能够接受灵活数量的点作为输入。此后, 该团队又提出了一个基于人类视觉感知机制的渐进式知识迁移网络来评价点云质量。该网络利用了局部和全局特征, 以及基于空间和通道注意力模块的注意力机制。此外, 该团队还提出了一个评价点云质量评价的网络 COPP-Net (Zhu 等, 2025)。具体而言, 该网络将点云分割成多个块, 并改进 PointNet++ 以生成每个块的精确纹理和结构特征。然后结合这些特征来预测每个块的质量。接着, 使用基于 Transformer 的关联分析网络对所有块的特征进行聚合分析, 以确定相关性权重。最后, 通过结合所有块的预测质量和相关性权重来计算整体质量评分。最近, 该团队又提出了一种基于深度网络的评价方法 DQP-PCQA (Duan 等, 2025)。该方法使用几何量化参数和属性量化参数, 并结合主观质量评分作为标签, 使得模型能够学习到更加鲁棒的感知质量特征。

上述无参考质量评价方法都是建立在源数据基础上, 需要对三维点云进行完全解码。而基于比特流的质量评价模型则可以仅对三维点云编码码流进行部分解码即可估计出三维点云的质量, 特别适合于实时性要求比较高的应用领域。青岛大学苏洪磊和山东大学元辉团队在这一方面进行了深入的研究, 分别针对 G-PCC 标准和 V-PCC 的各种编码配置, 比如 Trisoup-RAHT (Su 等, 2023)、Trisoup-Lifting (Long 等, 2024)、Octree-Lifting (Lv 等, 2024)、Octree-RAHT (Duan 等, 2024), 和 V-PCC (Liu 等, 2022; Sang 等, 2025), 开发了基于比特流的质量评价模型, 仅需要获取关键编码参数 (如几何量化

步长、属性量化步长、编码系数能量等) 即可对三维点云质量进行预测, 大大降低了计算复杂度。

2.2.4 传输控制

1) 码率控制。

在码率控制方面, 山东大学元辉团队 (Liu 等, 2021) 提出了一种基于模型的码率分配算法, 通过理论推导和统计分析, 建立了几何和属性的失真和码率模型, 将几何和属性联合码率分配问题转化有约束的凸优化问题, 并使用内点法求解出最优的几何和属性量化参数。与全搜索算法相比, 该方法在取得相似率失真性能的前提下, 极大的降低了时间复杂度。在此基础上, 该团队进一步提出了基于区域的精细码率控制算法 (Liu 等, 2020)。首先在前一项工作的基础上, 在几何与属性之间进行初步码率分配; 然后依据 V-PCC 的预处理结果, 将三维点云划分为七个区域; 分别对各区域的几何与颜色特性进行统计分析, 建立关于量化步长的区域级码率与失真模型; 将总体码率控制问题转化为带约束的凸优化问题, 并分别求解各区域的最优几何量化步长和颜色量化步长, 相对于前一项工作显著提升了重建点云的主观质量。为了进一步提高率失真性能, 该团队提出了基于多道编码和差分进化的 V-PCC 率失真优化编码方法 (Yuan 等, 2021), 首先, 在工作 (Liu 等, 2021) 的基础上, 考虑了点云的帧间依赖关系, 提出改进的率失真模型, 然后将率失真优化问题转化为多目标组合优化问题, 采用多道编码和改进的差分进化算法求解最优的量化步长, 实现了较高的码率控制准确度和率失真性能。针对当前质量评价标准与人眼感知质量不完全匹配的问题, 该团队又提出了一种基于 V-PCC 标准的线性点云质量感知模型 (Liu 等, 2021), 该模型以几何和属性量化步长为变量, 并通过原始点云提取的内容特征计算系数, 实现精确的重建点云质量度量 and 码率控制。南京航空航天大学高攀团队提出了一种给定码率约束下点云压缩率失真优化方法 (Gao 等, 2023), 建立考虑几何和属性失真相关性的整体失真计算模型, 拟合整体失真与几何和属性量化参数之间的关系, 并在码率约束下用增广拉格朗日方法求解量化参数, 提升了点云压缩的率失真表现。北京大学高伟团队针对 G-PCC 平台, 提出了一种针对激光雷达点云编码的码率控制算法 (Wang 等, 2023), 建立几何和属性的码率和失真模型, 以及整体的失真模型, 将比特分配问题转化为有约束的优化问题, 并在编码过程中更新模型参数, 具有较高的码率控制

精度。该团队针对 V-PCC 平台,提出了一种针对全帧内配置的码率控制算法 (Shen 等, 2021), 基于投影视频中的质量相关性来分配几何和属性视频之间的码率, 并设计了一种两遍 HEVC 编码方法, 提高了码率控制的准确性。在此基础上, 该团队又提出了一种基于失真传播模型的帧级比特分配方法 (Cai 等, 2025), 首先, 对 GOP 内的失真传播模型进行分析; 其次, 利用 4×4 最小编码单元的 skip 比例预测失真传播因子; 然后引入占用信息对模型进行修正以进一步提高压缩性能。该团队又提出了一种基于深度学习的动态点云压缩框架 (Zhang 等, 2025), 首先引入可伸缩编码框架, 在单一模型中集成多个编码路径, 其次设计了一个由粗到细的运动估计与补偿模块, 在帧间预测中逐步细化运动信息, 最后提出了一个内容自适应的精确码率控制模块, 根据点云内容特征动态选择编码路径, 实现对目标码率的精准控制。上海交通大学徐异凌团队针对 G-PCC 平台, 提出了一种低延时的面向雷达点云的码率控制算法 (Hou 等, 2024), 针对几何预测树配置, 将三种影响几何码率的量化参数映射为最小弧长这一表征量, 在此基础上建立幂函数形式的几何码率模型, 并给出在线参数更新策略以自适应内容变化; 针对属性 RAHT 配置, 引入以零系数占比为自变量的属性码率模型, 使用累积分布函数表示几何量化对属性码率的影响, 从而实现精确的码率控制。针对 V-PCC 平台, 该团队提出了一种基于跨模态失真的快速码率分配算法 (Yang 等, 2024), 通过建立点云域与投影图像域失真之间的关系构建失真和码率模型, 并使用凸优化求解量化参数。杭州师范大学丁丹丹团队针对 G-PCC 平台, 提出一种基于内容感知的码率控制方法 (Zhang 等, 2024), 在码率和失真模型的建模中, 将几何量化参数集成到属性的码率和失真模型中以提高预测精度, 通过预编码初始化模型参数后, 利用差分进化算法全局搜索最佳量化参数组合, 并提出 μ 更新策略来动态的更新模型参数。中国科学技术大学李礼团队提出了一种针对基于几何的激光雷达压缩的码率控制方法 (Li 等, 2023), 基于统计分析, 建立了几何和属性量化参数之间的幂函数关系, 以简化几何和属性之间的比特分配算法, 并使用预编码和计算点密度来估计模型参数。西安交通大学李凡团队提出了一种基于学习的 V-PCC 码率控制方法 (Wang 等, 2022), 设计了低延时的同步码率控制框架, 并用 CNN-LSTM 网络来预测基本单元级别的模型参数,

同时提出了一种基于 patch 的 QP 限幅方案, 以保证 patch 的质量平滑。

2) 联合信源信道编码。

清华大学陶晓明团队和新疆大学汪烈军团团队对当前基于深度学习的联合信源信道编码模型难以实现硬件集成的问题, 提出了一种联合语义-信道编码与调制方案 (Ying 等, 2025)。该方案使发送端能够直接生成用于调制的数字星座点, 以解决与现有数字通信系统兼容性的挑战。浙江大学史治国团队和杭州师范大学孙羽羿团队提出了由局部语义编码器、全局语义编码器、信道编码器、信道解码器和语义解码器五个关键组件构成的并行结构的通信系统 SemCom (Xie 等, 2024), 从而分别提取三维点云的全局信息和局部信息。上海交通大学徐异凌和徐胤团队提出了名为 PCST 的三维点云联合信源信道编码方法 (Zhang 等, 2025), 采用渐进式重采样框架, 利用稀疏卷积将点云数据投影到语义潜在空间, 并通过自适应的基于熵的方法来评估每个语义特征的重要性, 允许传输长度自适应变化。山东大学团队 (Chen 等, 2025; Hassan 等, 2025; Mekki 等, 2025) 提出 DeepJSCC-PCG 方案, 通过八叉树自适应体素化设计了基于三维卷积的联合信源信道编码方法。随后, 该团队在模型架构上进行了升级, 引入 Transformer 来增强语义特征提取和点云重建, 以解决传统八叉树方法特征提取效率低的问题, 并明确针对“悬崖效应”和“平坦效应”进行优化。最后, 为解决三维点云在无线网络中传输的能耗和动态信道下的稳定性挑战, 该团队提出了潜在空间功率控制 (latent space power control, LSPPC) 系统, 通过引入新颖的损失函数, 以同时优化重建精度、降低能耗并匹配目标信噪比, 通过 PointNet++ 和动态图卷积网络进行特征提取, 实现了更优的重建质量和更高效的功率利用率。北京邮电大学许晓东团队提出了在联合信源信道编码的基础上集成了模分多址 (model division multiple access, MDMA) 技术 (Liu 等, 2025), 构建了面向多用户的三维点云通信系统。

3 国内外研究进展比较

3.1 国际标准和国内标准对比

尽管国内在点云压缩领域取得了显著进展, 尤其在基于深度学习的端到端压缩编码方法上展现出

强劲势头, 但与国际主流标准组织 MPEG 相比, 仍存在明显差距, 主要体现在标准成熟度、技术生态建设与产业化应用三个方面。

MPEG 在点云压缩领域已建立成熟的标准体系, 涵盖 G-PCC 和 V-PCC 两大标准, 均被 ISO/IEC 正式采纳, 具备完整的规范文档、参考软件(如 TMC13、TMC2)和一致性测试流程。其标准迭代稳定, 覆盖静态、动态、稠密与稀疏等多种场景, 广泛应用于文化遗产数字化、沉浸式媒体传输等领域。相比之下, AVS-PCC 虽已完成首代标准草案, 但整体仍处于技术验证与框架构建阶段。目前 AVS AI-PCC 尚处于 CFP 阶段, 技术路线尚未固化, 参考实现仍在开发中, 标准成熟度整体落后 MPEG 约 2-3 年。

在技术生态方面, MPEG 展现出强大优势, 其参考软件开源、测试数据集丰富(如 8i、MSR、InterDigital 等)、评测流程公开, 吸引了全球数百个研究团队参与算法验证与性能比对, 形成了活跃的学术与产业协作生态。此外, MPEG 已启动基于深度学习的联合编码项目(如 MPEG AI-PCC), 并发布参考软件 TMAPv1, 推动人工智能方法的标准集成。AVS 尽管在特定技术点上实现突破, 在雷达点云压缩中提出球坐标预测树、相关性扩散匹配等创新方法, 但整体技术生态建设滞后。公开数据集有限、开源参考软件功能不全、国际评测参与度低, 制约了技术的广泛验证与传播。

从技术路径看, MPEG 的 V-PCC 利用现有视频编码框架进行映射压缩, 兼容性强压缩效率高, 但复杂度也高; G-PCC 则直接建模几何与属性数据, 压缩效率较高, 但计算复杂度相对较低(Gao 等, 2024)。相比之下, AVS AI-PCC 从立项之初即聚焦基于深度神经网络的几何重建与特征提取方法, 在稀疏 LiDAR 与密集动态点云场景中均表现出优于 MPEG 传统方法的压缩性能, 率先在编码效率上实现突破(Quach 等, 2022)。当前, AVS AI-PCC 的计算开销主要依赖 GPU 加速芯片, 这在当前车载与边缘计算平台日益普及的背景下具备落地可行性。此外, MPEG 在端到端雷达点云压缩中以体素化数据为主, 强调统一框架的通用性; 而 AVS 更注重实际应用场景与性能优化。

总体而言, MPEG 在点云压缩领域呈现“全面领先、生态主导”的格局, 而 AVS 则体现为“局部突破、追赶发展”的特点。国内在 AI 驱动的端到端压缩、特定场景优化方面具备创新优势, 但在标准成熟度、开源生态与国际影响力方面仍有短板。

3.2 国际和国内学术界研究对比

3.2.1 压缩编码

在该领域, 国外研究起步非常早。最开始, 国外图形学领域的研究人员首先意识到三维点云的数据量巨大需要压缩, 并提出了一些经典的压缩算法。然后, 在信号处理领域, Philip Chou 等多媒体数据压缩编码的领军人物采用图信号处理的方式设计了很多非常高效的三维点云压缩编码算法。国际标准组织也正是以 Philip Chou 提出的 RAHT 算法为核心开发了 G-PCC 压缩编码标准。然而随着人工智能时代的来临, 基于神经网络的相关算法井喷式涌现, 其性能也远超传统信号处理算法的性能。在这种时代浪潮下, 国内和国际研究机构总体上齐头并进, 但国内研究机构的成果更丰富多样, 性能也远超国际研究机构的成果。

3.2.2 采样增强

在三维点云的采样方面, 国外研究起步较早, 方法体系较为全面, 在基础理论方面有较多的原始创新; 国内则紧跟国际步伐, 特别是在近几年, 国内研究人员采用基于深度学习的方法在采样处理方面取得了突破性的进展, 性能远超国际同行。

在三维点云的质量增强方面, 特别是面向压缩失真的质量增强, 国内研究起步较早, 并在方法和性能上均取得了显著进展。但考虑到相关核心技术算法, 比如残差网络、生成对抗网络、维纳滤波、最优传输理论等, 依然来自国外的基础研究成果, 国内研究本质上依然是“从 1 到 100”的技术创新。

3.2.3 质量评价

质量评价可以从数据集建设和客观质量评价方法两个方面来对比。数据集建设方面, 无论是从原始点云的质量、失真点云的规模以及涵盖的失真类型的广泛分布程度上国内都领先于国际。而在客观质量评价方法方面, 国内与国际的起步几乎齐头并进, 但目前国内的研究成果在评价指标方面已经超越了国际上的研究成果, 特别是在基于比特流的降参质量评价模型上, 国内研究处于绝对领先地位。

3.2.4 传输控制

在码率控制方面, 国内研究起步较早, 且在算法性能上也处于领先地位, 特别是山东大学元辉团队在点云压缩编码制定的早期就认识到该问题的重要性, 并最早给出了几何-属性联合码率分配的可行方案。在联合信源信道编码方面, 国外研究机构起步较早, 也首次提出相关概念; 但是国内研究机构也迅速跟进, 虽然起步稍晚, 但是发展迅速。

总体而言,该领域的原始理论创新和问题发现大多来自国外研究机构;但是受益于人工智能时代深度神经网络对各行各业原有研究范式的颠覆式冲击,国内研究人员在该领域快速跟进,并已取得显著优势。

4 发展趋势与展望

得益于元宇宙、数字孪生、高精度测量、自动驾驶、机器人等行业地广泛需求,三维点云编码通信在最近几年受到越来越广泛地关注。该领域存在的压缩编码、采样增强、质量评价、传输控制等关键技术也取得了长足的进步。

产业界已经采用传统信号处理工具设计了高效的三维点云的压缩编码标准,未来的首要工作是大力宣传和推广标准的应用,使得三维点云的压缩编码标准像图像视频编码标准一样普及,进而推动社会发展。

在压缩编码方面,目前学术界提出的基于深度学习的几何信息压缩编码方法的性能已经远超国际标准,但是属性信息的压缩编码性能却依然不尽如人意,未来应着重研究提高属性信息压缩编码性能的新方法。此外,基于深度学习的压缩编码方法复杂度依然很高,严重限制了其产业化应用;未来还应关注低复杂度压缩编码方法的设计。

在采样处理方面,受到三维点云自身稀疏、不均匀等复杂几何特性的阻碍,采样得到的几何信息在局部复杂几何区域的细节失真依然较为明显。这种失真严重破坏了三维点云的局部相关性,进而影响后续颜色信息的采样。因此,如何深入挖掘几何先验知识,从数理层面精确解析几何复杂区域的颜色信息分布规律,运用前沿的数学模型与智能算法准确捕捉颜色与几何之间的非线性关系,构建完备且精准的几何-颜色关联模型是未来采样处理需要关注的突破点。

在质量增强方面,现有研究通常将几何信息和属性信息的增强分开处理,未来需要考虑几何和属性的联合质量增强方法,进一步提升重建点云的质量。同时,现有的方法的增强过程与编解码过程分开的,未考虑编解码器的率失真特征,未来可以将增强方法与编解码器进行联合优化。

在质量评价方面,目前已有的质量评价模型非常多,虽然效果都很不错,但是其计算和操作复杂度依然较高,严重制约了其广泛应用。因为未来的研究应该关注低复杂度、高性能的质量评价方法,

开发出类似 SSIM,乃至 PSNR 之类简单、便捷的质量评价方法,进而指导压缩编码、采样增强等算法的设计。

在传输控制方面,三维点云的码率控制方法依然受制于码率控制模型参数无法实时获取的难题,导致已有算法无法实时应用。未来应重点研究具备实用价值的实施码率控制算法。

在语义通信方面,未来应结合三维生成模型,面向多用户系统和多模态信息融合,考虑具体的通信场景,设计相应的通信系统。

致谢 特别感谢中国图象图形学学会图像视频通信专业委员会的邀请与指导;感谢参与文章编辑的孙倡、赵鸣潇、孟思宇、毛晓龙、郭甜、陈泽嘉、李利申、张兴健、竹家豪、郇泽鸿、金理想等同学;也衷心感谢国内外三维点云编码通信领域的全体研究人员,促进该方向发展的基础理论研究人员,以及促进该方向行业应用的技术研发人员!

参考文献(References)

- Akhtar A, Li Z and Van der Auwera G. 2024. Inter-frame compression for dynamic point cloud geometry coding. *IEEE Transactions on Image Processing*, 33: 584-594 [DOI: 10.1109/TIP.2023.3343096]
- Akhtar A, Li Z, Van der Auwera G, Li L and Chen J. 2022. PU-Dense: sparse tensor-based point cloud geometry upsampling. *IEEE Transactions on Image Processing*, 31(1): 4133-4148 [DOI: 10.1109/TIP.2022.3180904]
- Alexa M, Behr J, Cohen-Or D, Fleishman S, Levin D and Silva C T. 2003. Computing and rendering point set surfaces. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 9(1): 3-15 [DOI: 10.1109/TVCG.2003.1175093]
- Alexiou E and Ebrahimi T. 2018. Point cloud quality assessment metric based on angular similarity//*IEEE International Conference on Multimedia and Expo (ICME)*. San Diego, USA: IEEE: 1-6 [DOI: 10.1109/ICME.2018.8486512]
- Alexiou E and Ebrahimi T. 2020. Towards a point cloud structural similarity metric//*IEEE International Conference on Multimedia & Expo Workshops (ICMEW)*. London, UK: IEEE: 1-6: [DOI: 10.1109/ICMEW46912.2020.9106005]
- Alexiou E, Zhou X, Viola I and Cesar P. 2024. PointPCA: Point cloud objective quality assessment using PCA-based descriptors. *EURASIP Journal on Image and Video Processing*, 2024(1): 20 [DOI: 10.1186/s13640-024-00626-3]
- AVS Point Cloud Standard Group. 2024. Lightweight super-resolution network-based point cloud geometry compression algorithm v3. AVS M8643. (AVS 点云标准组. 2024. M8643, 基于轻量化超分辨率的点云几何压缩算法 v3)
- AVS Point Cloud Standard Group. 2024. Point cloud attribute coding scheme based on attention mechanism. M8945. (AVS 点云标准组.

2024. M8945, 基于注意力机制的点属性编码方案)
- AVS Point Cloud Standard Group. 2025. AVS deep learning point cloud coding common test conditions v2. N4075. (AVS 点云标准组. 2025. N4075, AVS 深度学习点云编码通用测试条件 v2)
- AVS Point Cloud Standard Group. 2025. Call for proposals for AVS deep learning point cloud coding. N4076. (AVS 点云标准组. 2025. N4076, AVS 深度学习点云编码提案征集书)
- AVS Point Cloud Standard Group. 2025. Dynamic routing-based dynamic point cloud geometry compression and rate control method. AVS M8792. (AVS 点云标准组. 2025. M8792, 基于动态路由的动态点云几何压缩与码控方法)
- AVS Point Cloud Standard Group. 2025. Dynamic routing-based dynamic point cloud geometry compression and rate control method. AVS M8921. (AVS 点云标准组. 2025. M8921, 基于动态路由的动态点云几何压缩与码控方法)
- AVS Point Cloud Standard Group. 2025. EE2_Rendering-oriented 3D point cloud attribute compression supplementary exploration experiment. AVS M9040. (AVS 点云标准组. 2025. M9040, EE2_渲染导向的 3D 点云属性压缩补充探索实验)
- AVS Point Cloud Standard Group. 2025. Lightweight super-resolution network-based point cloud geometry lossy compression algorithm. AVS M9146. (AVS 点云标准组. 2025. M9146, 基于轻量化超分辨率的点云几何有损压缩算法)
- AVS Point Cloud Standard Group. 2025. Lightweight super-resolution network-based point cloud geometry compression algorithm v4. AVS M8803. (AVS 点云标准组. 2025. M8803, 基于轻量化超分辨率的点云几何压缩算法 v4)
- AVS Point Cloud Standard Group. 2025. Lossless implicit neural representation of object point cloud geometry coordinates. AVS M8981. (AVS 点云标准组. 2025. M8981, 物体点云几何坐标的无损隐式神经表示)
- AVS Point Cloud Standard Group. 2025. Octree-based dynamic point cloud compression method based on correlation diffusion hierarchical prediction. M8816. (AVS 点云标准组. 2025. M8816, 基于相关性扩散分层预测的八叉树动态点云压缩方法)
- AVS Point Cloud Standard Group. 2025. Point cloud attribute coding scheme based on multi-level detail partitioning. M9140. (AVS 点云标准组. 2025. M9140, 基于多层细节划分的点云属性编码方案)
- AVS Point Cloud Standard Group. 2025. Real-time LiDAR point cloud lossless compression method based on dense aggregation and cross-scale propagation. M9170. (AVS 点云标准组. 2025. M9170, 基于重密集化和跨尺度传播的实时 LiDAR 点云无损压缩方法)
- Bian C, Shao Y and Gündüz D. 2024. Wireless point cloud transmission//Proceedings of the IEEE 25th International Workshop on Signal Processing Advances in Wireless Communications. Lucca, Italy: IEEE: 851-855 [DOI: 10.1109/SPAWC60668.2024.10694621].
- Biswas S, Liu J, Wong K, Wang S and Urtasun R. 2020. MuSCL: Multi sweep compression of LiDAR using deep entropy models//Neural Information Processing Systems. Vancouver, Canada: ACM: 22170-22181 [DOI: 10.5555/3495724.3497583]
- Borges T M, Garcia D C and de Queiroz R L. 2022. Fractional super-resolution of voxelized point clouds. IEEE Transactions on Image Processing, 31: 1380-1390 [DOI: 10.1109/TIP.2022.3141611]
- Bourbia S, Karine A, Chetouani A and El Hassouni M. 2022. Blind projection-based 3D point cloud quality assessment method using a convolutional neural network//VISIGRAPP (4: VISAPP). Kuala Lumpur, Malaysia: 518-525. [DOI: 10.5220/0010872700003124]
- Bourbia S, Karine A, Chetouani A and El Hassouni M. 2022. No-reference point clouds quality assessment using transformer and visual saliency//Proceedings of the 2nd Workshop on Quality of Experience in Visual Multimedia Applications. Lisbon, Portugal: 57-62 [DOI: 10.1145/3552469.3555713]
- Bourbia S, Karine A, Chetouani A and El Hassouni M. 2023. Multi-stream point-based model for blind geometric point cloud quality assessment//Proceedings of the 20th International Conference on Content-based Multimedia Indexing. La Rochelle, France: 224-228 [DOI: 10.1145/3617233.3617247]
- Bourbia S, Karine A, Chetouani A and El Hassouni M. 2023. No-reference 3D point cloud quality assessment using multi-view projection and deep convolutional neural network. IEEE Access, 11: 26759-26772 [DOI: 10.1109/ACCESS.2023.3247191]
- Bourbia S, Karine A, Chetouani A and El Hassouni M. 2024. Blind point cloud quality assessment via 3D visual saliency and point-based neural network//IEEE Thirteenth International Conference on Image Processing Theory, Tools and Applications (IPTA). Rabat, Morocco: IEEE, 01-06 [DOI: 10.1109/IPTA62886.2024.10755773]
- Bourbia S, Karine A, Chetouani A and El Hassouni M. 2025. NSS-MDL: Natural scene statistics-guided multi-task deep learning for no-reference point cloud quality assessment. Intelligent Systems with Applications, 27: 200570 [DOI: 10.1016/j.iswa.2025.200570]
- Bross, B., Wang, Y. K., Ye, Y., Liu, S., Chen, J., Sullivan, G. J., and Ohm, J. R. 2021. Overview of the versatile video coding (VVC) standard and its applications. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 31(10): 3736-3764 [DOI: 10.1109/TCSVT.2021.3101953]
- Cai Z, Gao W, Li G and Gao W. 2025. Distortion propagation model-based V-PCC rate control for 3D point cloud broadcasting. IEEE Transactions on Broadcasting, 71(1): 180-192 [DOI: 10.1109/TBC.2024.3511950]
- Chatterjee J, Creemers M, Coosemans J and Vega M T. 2024. MHyNet-PC: A multi-modal hybrid no-reference framework for point cloud quality assessment//IEEE Thirteenth International Conference on Image Processing Theory, Tools and Applications (IPTA). Rabat, Morocco: IEEE, 01-06 [DOI: 10.1109/IPTA62886.2024.10755762]
- Chen C, Yuan H, Liu H and Hamzaoui R. 2023. CAS-Net: Cascade attention-based sampling neural network for point cloud simplification//International Conference on Multimedia and Expo. Brisbane, Australia: 1991-1996 [DOI: 10.1109/ICME55011.2023.00341]
- C J W, Z L L, Ren L C, Sun Z Q, Zhang X F and Ma S W. 2023. Deep learning-based quality enhancement for 3D point clouds: a survey. Journal of Image and Graphics, 28(11):3295-3319. (陈建文, 赵丽

- 丽,任蓝草,孙卓群,张新峰,马思伟. 2023. 深度学习点云质量增强方法综述. 中国图象图形学报, 28(11): 3295-3319 [DOI: 10.11834/jig.221076.]
- Chen J, Zhu Y, Huang W, Lan C and Zhao T. 2024. Scale-adaptive asymmetric sparse variational autoencoder for point cloud compression. *IEEE Transactions on Broadcasting*, 70(3): 884-894. [DOI: 10.1109/TBC.2024.3437161]
- Chen Y, Zhang W, Li ., Wang J, and Li G. 2025. Hierarchical attention networks for lossless point cloud attribute compression//*Proceedings of the Data Compression Conference*. Snowbird, USA: IEEE, 362-362 [DOI: 10.48550/arXiv.2504.00481]
- Chen Z, Yuan H, Mekki H A S, Hassan M M G and Zhang G. 2025. DeepJSCC-PCG: Deep joint source channel coding for point cloud geometry. *IEEE Signal Processing Letters*, 32: 1-5 [DOI: 10.1109/LSP.2025.3620789]
- Chetouani A, Quach M, Valenzise G, and Dufaux F. 2021. Convolutional neural network for 3D point cloud quality assessment with reference//*IEEE 23rd International Workshop on Multimedia Signal Processing (MMSP)*. Tampere, Finland: IEEE, 1-6 [DOI: 10.1109/MMSP53017.2021.9733565]
- Chetouani A, Quach M, Valenzise G, and Dufaux F. 2021. Deep learning-based quality assessment of 3D point clouds without reference//*IEEE International Conference on Multimedia & Expo Workshops (ICMEW)*. Shenzhen, China: IEEE, 1-6 [DOI: 10.1109/ICMEW53276.2021.9455967]
- Chetouani A, Quach M, Valenzise G and Dufaux F. 2022. Learning-based 3D point cloud quality assessment using a support vector regressor//*Image Quality and System Performance*. San Francisco, USA: IS&T International Symposium on Electronic Imaging (EI 2022). [DOI : 10.2352/EI.2022.34.9.IQSP-385]
- Cho Y, Tariq R, Hassan U, Iqbal J, Basit A, Choo H, Hafiz R and Ali M. 2023. CloudUP-upsampling vibrant color point clouds using multi-scale spatial attention. *IEEE Access*, 11: 128569-128579 [DOI: 10.1109/ACCESS.2023.3332141]
- Cohen R A, Tian D and Vetro A. 2016. Point cloud attribute compression using 3-D intra prediction and shape-adaptive transforms//*Data Compression Conference*. Snowbird, USA: IEEE: 458-458 [DOI: 10.1109/DCC.2016.67]
- Cui M, Feng M, Long J, Wang Y, Zhang L and Liu Y. 2024. A du-ctree based cross-attention model for LiDAR geometry compression//*2024 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*. Snowbird, USA: IEEE: 3796-3802 [DOI: 10.1109/ICRA57147.2024.10610640]
- Cui M, Long J, Feng M, Li B and Kai H. 2023. OctFormer: Efficient octree-based transformer for point cloud compression with local enhancement//*Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*. Washington, DC, USA: AAAI: 470-478 [DOI: 10.1609/aaai.v37i1.25121]
- Cui M, Zhong Y, Feng M, Long J and Liu Y. 2025. DAPCC: Diverse attention-based entropy model for dynamic LiDAR point cloud compression. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* [DOI: 10.1109/TGRS.2025.3573206]
- Cui M, Zhong Y, Feng M, Long J and Liu Y. 2025. GAEM: Graph-driven attention-based entropy model for LiDAR point cloud compression. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology* [DOI: 10.1109/TCSVT.2025.3554300]
- Dado B, Kol T R, Bauszat P, Stamminger M and Krivanek J. 2016. Geometry and attribute compression for voxel scenes//*Computer Graphics Forum*. 35(2): 397-407 [DOI: 10.1111/cgf.12841]
- De Queiroz R L and Chou P A. 2016. Compression of 3D point clouds using a region-adaptive hierarchical transform. *IEEE Transactions on Image Processing*, 25(8): 3947-3956 [DOI: 10.1109/TIP.2016.2572618]
- De Queiroz R L and Chou P A. 2016. Compression of 3D point clouds using a region-adaptive hierarchical transform. *IEEE Transactions on Image Processing*, 25(8): 3947-3956 [DOI: 10.1109/TIP.2016.2575005]
- Dell'Eva A, Orsingher M and Bertozzi M. 2022. Arbitrary point cloud upsampling with spherical mixture of gaussians//*2022 International Conference on 3D Vision (3DV)*. IEEE: 465-474 [DOI: 10.1109/3DV57658.2022.00058]
- Deng J, An Y, Li T H, Wang Z and Zhang W. 2024. ScanPCGC: Learning-based lossless point cloud geometry compression using sequential slice representation//*ICASSP 2024—2024 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*. Seoul, Korea: IEEE: 8386-8390 [DOI: 10.1109/ICASSP48485.2024.10447944]
- Deng X, Meng X, Wang L, Zhang Y and Liu Q. 2025. Feature-aligned motion transformation for efficient dynamic point cloud compression. *arXiv e-prints: arXiv:2509.14591* [DOI: 10.48550/arXiv.2509.14591]
- Dinesh C, Cheung G and Bajić I V. 2019. 3D point cloud color denoising using convex graph-signal smoothness priors//*2019 IEEE 21st International Workshop on Multimedia Signal Processing (MMSP)*. Kuala Lumpur, Malaysia: IEEE: 1-6 [DOI: 10.1109/MMSP.2019.8901695]
- Dinesh C, Cheung G and Bajić I V. 2020. Super-resolution of 3D color point clouds via fast graph total variation//*ICASSP 2020—2020 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*. Barcelona, Spain: IEEE: 1983-1987 [DOI: 10.1109/ICASSP40776.2020.9053971]
- Dinesh C, Cheung G and Bajić I V. 2022. Point cloud video super-resolution via partial point coupling and graph smoothness. *IEEE Transactions on Image Processing*, 31: 4117-4132 [DOI: 10.1109/TIP.2022.3166644]
- Ding D, Qiu C, Liu F, Wang Y and Zhang H. 2021. Point cloud upsampling via perturbation learning. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 31(12): 4661-4672 [DOI: 10.1109/TCSVT.2021.3099106]
- Diniz R, Freitas P G and Farias M C Q. 2020. Local luminance patterns for point cloud quality assessment//*2020 IEEE 22nd International Workshop on Multimedia Signal Processing (MMSP)*. Tampere, Finland: IEEE: 1-6 [DOI: 10.1109/MMSP48831.2020.9287154]
- Diniz R, Freitas P G and Farias M C Q. 2020. Multi-distance point cloud quality assessment//*2020 IEEE International Conference on*

- Image Processing (ICIP). Abu Dhabi, United Arab Emirates: IEEE: 3443-3447 [DOI: 10.1109/ICIP40778.2020.9190956]
- Diniz R, Freitas P G and Farias M C Q. 2020. Towards a point cloud quality assessment model using local binary patterns//2020 Twelfth International Conference on Quality of Multimedia Experience (QoMEX). Athlone, Ireland: IEEE: 1-6 [DOI: 10.1109/QoMEX48832.2020.9123076]
- Diniz R, Freitas P G and Farias M C Q. 2021. Color and geometry texture descriptors for point-cloud quality assessment. *IEEE Signal Processing Letters*, 28: 1150-1154 [DOI: 10.1109/LSP.2021.3088059]
- Diniz R, Freitas P G and Farias M C Q. 2022. Point cloud quality assessment based on geometry-aware texture descriptors. *Computers & Graphics*, 103: 31-44 [DOI: 10.1016/j.cag.2022.01.003]
- Diniz R, Freitas P G and Farias M. 2021. A novel point cloud quality assessment metric based on perceptual color distance patterns. *Electronic Imaging*, 33: 1-11 [DOI: 10.2352/ISSN.2470-1173.2021.9.IQSP-256]
- Do T T, Chou P A and Cheung G. 2023. Volumetric attribute compression for 3D point clouds using feedforward network with geometric attention//ICASSP 2023—2023 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). Rhodes Island, Greece: IEEE: 1-5 [DOI: 10.1109/ICASSP49357.2023.10096559]
- Do T T, Chou P A and Cheung G. 2024. Volumetric 3D point cloud attribute compression: learned polynomial bilateral filter for prediction//ICASSP 2024—2024 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). Seoul, Korea: IEEE: 3915-3919 [DOI: 10.1109/ICASSP48485.2024.10445884]
- Duan D, Su H, Liu Q, Wang Y and Zhang L. 2025. DQP-PCQA: Deep quantization parameters bring new insight to point cloud quality assessment. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 35(12): 12251-12264 [DOI: 10.1109/TCSVT.2025.3588299]
- Duan D, Su H, Liu Q, Yuan H, Gao W, Song J and Wang Z. 2024. Perceptual quality assessment of octree-RAHT encoded 3D point clouds. *arXiv preprint arXiv:2410.06729* [DOI: 10.48550/arXiv.2410.06729]
- Eldar Y, Lindenbaum M, Porat M and Zeevi Y Y. 1997. The farthest point strategy for progressive image sampling. *IEEE Transactions on Image Processing*, 6(9): 1305-1315 [DOI: 10.1109/83.623193]
- Fan T, Gao L, Xu Y, Li Z and Wang D. 2022. D-DPCC: Deep dynamic point cloud compression via 3D motion prediction. Vienna, Austria : IJCAI : 898-904 [DOI: 10.48550/arXiv.2205.01135]
- Fan T, Gao L, Xu Y, Li Z and Wang D. 2023. Multiscale latent-guided entropy model for LiDAR point cloud compression. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 33(12): 7857-7869 [DOI: 10.1109/TCSVT.2023.3276788]
- Fan T, Gao L, Xu Y, Li Z and Wang D. 2023. Multiscale latent-guided entropy model for LiDAR point cloud compression. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 33(12): 7857-7869 [DOI: 10.1109/TCSVT.2023.3276788]
- Fang G, Hu Q, Wang H, Li Z and Liu Y. 2022. 3DAC: Learning attribute compression for point clouds//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. New Orleans, USA : IEEE: 14819-14828 [DOI: 10.1109/CVPR52688.2022.01440]
- Fang J, Liu Q, Su H, Duan D and Wang Z. 2025. Perception-weighted multi-view point cloud quality assessment with saliency-guided coverage analysis. *IEEE Signal Processing Letters*, 32: 2903-2907 [DOI: 10.1109/LSP.2025.3589945]
- Feng W Q, Li J, Cai H R, Luo X N and Zhang J Y. 2022. Neural points: point cloud representation with neural fields for arbitrary upsampling//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. New Orleans, USA: IEEE: 18633-18642 [DOI: 10.1109/CVPR52688.2022.01808]
- Finkel R A and Bentley J L. 1974. Quad trees: a data structure for retrieval on composite keys. *Acta Informatica*, 4(1): 1-9 [DOI: 10.1007/BF00288933]
- Freitas X G, Diniz R and Farias M C Q. 2023. Point cloud quality assessment: unifying projection, geometry, and texture similarity. *The Visual Computer*, 39: 1907-1914 [DOI: 10.1007/s00371-022-02454-w].
- Fu C, Li G, Song R, Gao W and Liu S. 2022. OctAttention: Octree-based large-scale contexts model for point cloud compression//Proceedings of the 36th AAAI Conference on Artificial Intelligence. New Orleans, USA: AAAI Press: 625-633 [DOI: 10.1609/aaai.v36i1.2022.13347]
- Gao L, Fan T, Wan J, Xu Y, Sun J and Ma Z. 2021. Point cloud geometry compression via neural graph sampling//Proceedings of the IEEE International Conference on Image Processing. Anchorage, USA: IEEE: 3373-3377 [DOI : 10.1109/ICIP42928.2021.9506631]
- Gao L, Li Z, Hou L, Xu Y and Sun J. 2024. Occupancy-assisted attribute artifact reduction for video-based point cloud compression. *IEEE Transactions on Broadcasting*, 70(2): 667-680 [DOI: 10.1109/TBC.2024.3353568]
- Gao P, Luo S and Paul M. 2023. Rate-distortion modeling for bit rate constrained point cloud compression. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 33(5): 2424-2438 [DOI: 10.1109/TCSVT.2022.3223898]
- Gao W, Gao W X, Mu X M, Peng C H and Li G. 2024. Overview and comparison of AVS point cloud compression standard. *APSIPA Transactions on Signal and Information Processing*, 14(2): 1-16 [DOI: 10.1561/116.20240066]
- Gao W, Xie L, Fan S, Li G, Liu S and Gao W. 2025. Deep learning-based point cloud compression: an in-depth survey and benchmark. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 47(11): 10731-10752 [DOI: 10.1109/TPAMI.2025.3594355]
- Gao Z, Flynn D, Tourapis A and Mammou K. 2019. [G-PCC][new proposal] predictive geometry coding. *ISO/IEC JTC1/SC29/WG11 MPEG2019/m51012: 1-1* [DOI: 10.1109/TPC.2019.2949385]
- Ghafari M, Guarda A F R, Rodrigues N M M and Pereira F. 2025. Scalable graph-guided transformer for point cloud geometry coding.

- IEEE Transactions on Multimedia, 27(99): 1-14 [DOI: 10.1109/TMM.2025.3598605]
- Google. 2018. Draco: 3D data compression library. [2025-10-16]. <https://google.github.io/draco/>.
- Graziosi D B. 2019. V-PCC new proposal (related to CE2.12): Harmonic background filling. ISO/IEC JTC1/SC29/WG11 MPEG2019/m46212: 1-1 [DOI: 10.1109/TMM.2022.3142528]
- Graziosi D, Nakagami O, Kuma S, Zaghetto A, Suzuki T and Tabatabai A. 2020. An overview of ongoing point cloud compression standardization activities: Video-based (V-PCC) and geometry-based (G-PCC). APSIPA Transactions on Signal and Information Processing, 9: e13 [DOI: 10.1017/ATSIP.2020.12]
- Gu S, Hou J H, Zeng H Q, Yuan H and Ma K K. 2019. 3D point cloud attribute compression using geometry-guided sparse representation. IEEE Transactions on Image Processing, 29: 796-808 [DOI: 10.1109/TIP.2019.2936738]
- Gu S, Hou J H, Zeng H Q and Yuan H. 2020. 3D point cloud attribute compression via graph prediction. IEEE Signal Processing Letters, 27: 176-180 [DOI: 10.1109/LSP.2019.2963793]
- Guarda A F R, Rodrigues N M M and Pereira F. 2020. Deep learning-based point cloud geometry coding: RD control through implicit and explicit quantization//Proceedings of the 2020 IEEE International Conference on Multimedia & Expo Workshops. London, UK: IEEE: 1-6 [DOI: 10.1109/ICMEW46912.2020.9106022]
- Guarda A F R, Ruivo M, Coelho L, Seleem A, Rodrigues N M M and Pereira F. 2025. Deep learning-based point cloud coding and super-resolution: a joint geometry and color approach. IEEE Transactions on Multimedia, 27: 914-926 [DOI: 10.1109/TMM.2023.3338081]
- Guo T, Chen C, Yuan H, Mao X, Hamzaoui R and Hou J. 2025. CS-Net: Contribution-based sampling network for point cloud simplification. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, 31(10): 9154-9165 [DOI: 10.1109/TVCG.2025.3591189]
- Guo T, Yuan H, Hamzaoui R, Wang X and Wang L. 2024. Dependence-based coarse-to-fine approach for reducing distortion accumulation in G-PCC attribute compression. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 20(9): 11393-11403 [DOI: 10.1109/TII.2024.3403262]
- Guo T, Yuan H, Liu Q, Su H, Hamzaoui R and Kwong S. 2025. PCE-GAN: A Generative adversarial network for point cloud attribute quality enhancement based on optimal tTransport. IEEE Transactions on Image Processing, 34: 6138-6151 [DOI: 10.1109/TIP.2025.3611178]
- Guo Z, Zhang Y, Zhu L, Wang H and Jiang G. 2024. TSC-PCAC: Voxel transformer and sparse convolution-based point cloud attribute compression for 3D broadcasting. IEEE Transactions on Broadcasting, 71(1): 154-166 [DOI: 10.1109/TBC.2024.3464417]
- Gupta S, Phillips G and Bovik A C. 2025. PIT-QMM: A large multimodal model for no-reference point cloud quality assessment//Proceedings of the 2025 IEEE International Conference on Image Processing. Anchorage, USA: IEEE: 2085-2090 [DOI: 10.1109/ICIP55913.2025.11084354]
- Hanaoka Y, Matsuzaki K, Unno K and Nonaka K. 2025. Rate control for point cloud compression with adaptive updates to the rate-quantization model//Proceedings of the 33rd European Signal Processing Conference. Palermo, Italy: IEEE: 790-794 [DOI: 10.23919/EUSIPCO59513.2025.11084354]
- Hassan M M G, Yuan H, Mekki H A S and Chen Z. 2025. Transformer-based semantic communication system for 3D point cloud Transmission//Proceedings of the IEEE International Workshop on Radio Frequency and Antenna Technologies. Shenzhen, China: IEEE: 496-500 [DOI: 10.1109/iWRFAT65352.2025.11102914]
- He Y, Ren X, Tang D, Zhang Y, Xue X and Fu Y. 2022. Density-preserving deep point cloud compression//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. New Orleans, USA: IEEE: 2333-2342 [DOI: 10.1109/CVPR52688.2022.00237]
- He Y, Tang D H, Zhang Y D, Xue X Y and Fu Y W. 2023. Grad-PU: arbitrary-scale point cloud upsampling via gradient descent with learned distance functions//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Vancouver, Canada: IEEE: 5354-5363 [DOI: 10.1109/CVPR52729.2023.00518]
- Heimann V, Spruck A and Kaup A. 2021. Frequency-selective mesh-to-mesh resampling for color upsampling of point clouds//Proceedings of the 23rd IEEE International Workshop on Multimedia Signal Processing. Tampere, Finland: IEEE: 1-6 [DOI: 10.1109/MMSP53017.2021.9733445]
- Hong H, Pavez E, Ortega A, Watanabe R and Nonaka K. 2022. Fractional motion estimation for point cloud compression//Proceedings of the 2022 Data Compression Conference. Snowbird, USA: IEEE: 369-378 [DOI: 10.1109/DCC52660.2022.00045]
- Hoppe H, DeRose T, Duchamp T, McDonald J and Stuetzle W. 1992. Surface reconstruction from unorganized points. SIGGRAPH Comput. Graph., 26(2): 71-78. [DOI: 10.1016/j.cviu.2018.01.009]
- Hou L, Fan T, Xu Y and Li Z. 2025. Lossless LiDAR point cloud reflectance compression with a deep hierarchical KNN context model. IEEE Transactions on Multimedia, 27: 5439-5451 [DOI: 10.1109/TMM.2025.3542987]
- Hou L, Gao L, Zhang Q, Xu Y, Hwang J N and Wang D. 2024. Rate control for geometry-based LiDAR point cloud compression via multi-factor modeling. IEEE Transactions on Broadcasting, 71(3): 1-13 [DOI: 10.1109/TBC.2024.3475808]
- Huang B, Lazzarotto D and Ebrahimi T. 2024. Temporal conditional coding for dynamic point cloud geometry compression//IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). Seoul, South Korea: IEEE: 7920-7924 [DOI: 10.1109/ICASSP48485.2024.10447562]
- Huang H, Wu S H, Gong M L, Cohen-Or D, Ascher U and Zhang H R. 2013. Edge-aware point set resampling. ACM Transactions on Graphics, 32(1): 1-12 [DOI: 10.1145/2421636.2421645]
- Huang L, Wang S, Wong K, Liu J and Urtasun R. 2020. OctSqueeze: octree-structured entropy model for LiDAR

- compression//IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Seattle, USA, 1313-1323 [DOI: 10.1109/CVPR42600.2020.00139]
- Huang R and Wang M. 2023. Patch-wise LiDAR point cloud geometry compression based on autoencoder//Proceedings of the International Conference on Image and Graphics. Beijing, China: Springer: 299-310 [DOI: 10.1007/978-3-031-46311-2_2]
- Huang R, Yu P, Liao S and Liang F. 2024. Efficient point cloud attribute compression using rich parallelizable context model//Proceedings of the IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. Seoul, South Korea: IEEE: 8436-8440 [DOI: 10.1109/ICASSP48485.2024.10448389]
- Huang T and Liu Y. 2019. 3D point cloud geometry compression on deep learning//Proceedings of the 27th ACM International Conference on Multimedia. Nice, France: ACM: 890-898 [DOI: 10.1145/3343031.33510]
- Huo X, Hou J, Wan S and Yang F. 2025. Rendering-oriented 3D point cloud attribute compression using sparse tensor-based transformer. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 35(8): 8283-8298 [DOI: 10.48550/arXiv.2411.07899]
- Huo X, Zhang W and Yang F. 2025. CST-PCAC: learned point cloud attribute compression with cross-scale point transformer//Proceedings of the Data Compression Conference. Snowbird, USA: IEEE: 233-242 [DOI: 10.1109/DCC62719.2025.00031]
- Qin H X, Liu Z T, Tan B Y. Review on deep learning rigid point cloud registration. Journal of image and graphics, 2022, 27(2): 329-348 (秦红星, 刘镇涛, 谭博元. 深度学习刚性点云配准前沿进展. 中国图象图形学报, 2022,27(2):329-348) [DOI: 10.11834/jig.210556]
- Ibuki S, Okamoto T, Fujihashi T, Koike-Akino T and Watanabe T. 2025. Rateless Deep Joint Source Channel Coding for 3D Point Cloud. IEEE Access, 13: 39585-39599 [DOI: 10.1109/ACCESS.2025.3546514]
- Information technology - Spatiotemporal graphic data coding - Part 2: Point cloud. T/AI 128.2-2024, 2024. (《信息技术 时空图形数据编码 第2部分: 点云》, T/AI 128.2-2024, 2024)
- Irfan M A and Magli E. 2021. 3D Point Cloud Denoising Using a Joint Geometry and Color k-NN Graph//28th European Signal Processing Conference (EUSIPCO). Amsterdam, Netherlands: 585-589 [DOI: 10.23919/Eusipco47968.2020.9287341]
- Irfan M A and Magli E. 2021. Joint geometry and color point cloud denoising based on graph wavelets. IEEE Access, 9: 21149-21166 [DOI:10.1109/ACCESS.2021.3054171]
- Isik B, Chou P A, Hwang S J, Johnston N and Toderici G. 2022. Learned volumetric attribute compression for point clouds using coordinate-based networks. Frontiers in Signal Processing, 2: 1008812 [DOI: 10.48550/arXiv.2111.08988]
- Javaheri A, Brites C, Pereira F and Ascenso J. 2020. A generalized hausdorff distance based quality metric for point cloud geometry//Twelfth International Conference on Quality of Multimedia Experience (QoMEX). IEEE, 1-6 [DOI:10.1109/QoMEX48832.2020.9123087]
- Javaheri A, Brites C, Pereira F and Ascenso J. 2020. Improving PSNR-based quality metrics performance for point cloud geometry//IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). Abu Dhabi, United Arab Emirates : IEEE: 3438-3442 [DOI: 10.1109/ICIP40778.2020.9191233]
- Javaheri A, Brites C, Pereira F and Ascenso J. 2020. Mahalanobis based point to distribution metric for point cloud geometry quality evaluation. IEEE Signal Processing Letters, 27: 1350-1354 [DOI: 10.1109/LSP.2020.3010128]
- Javaheri A, Brites C, Pereira F and Ascenso J. 2021. A point-to-distribution joint geometry and color metric for point cloud quality assessment//IEEE 23rd International Workshop on Multimedia Signal Processing (MMSp). Tampere, Finland : IEEE, 1-6 [DOI: 10.48550/arXiv.2108.00054]
- Javaheri A, Brites C, Pereira F and Ascenso J. 2022. Joint geometry and color projection-based point cloud quality metric. IEEE Access, 10: 90481-90497 [DOI: 10.1109/ACCESS.2022.3198995]
- Jin Y, Zhu Z, Xu T, Lin Y and Wang Y. 2024. ECM-OPCC: Efficient context model for octree-based point cloud compression//Proceedings of the IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. Seoul, South Korea: IEEE: 7985-7989 [DOI: 10.1109/ICASSP48485.2024.10446374]
- Kathariya B, Akhtar A, Li Z and Van der Auwera G. 2024. PointCU: multiscale sparse convolutional learning for point cloud color upsampling//IEEE International Conference on Visual Communications and Image Processing. Tokyo, Japan: VCIP: 1-5 [DOI: 10.1109/VCIP63160.2024.10849879]
- Kathariya B, Li Z and Van der Auwera G. 2024. TSF-NET3D: TSF-NET for 3D point cloud attribute compression artifacts removal//IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). Abu Dhabi, United Arab Emirates: IEEE: 3334-3340 [DOI: 10.1109/ICIP51287.2024.10648101]
- Kawai Y, Inazu Y and Kimata H. 2025. Point cloud geometry compression with channel attentions for low density point cloud//7th International Conference on Computer Communication and the Internet (ICCCI). Tokyo, Japan: [DOI: 10.1109/ICCCI65070.2025.11158644]
- Mammou K, Kim J, Valentin V, Robinet F, Tourapis A and Su Y. 2018. CE2.12 related new: Sparse Linear model based Padding method for the texture images. ISO/IEC JTC1/SC29/WG11 MPEG2018/m44837
- Krivokuća M, Chou P A and Koroteev M. 2020. A Volumetric approach to point cloud compression-part II: Geometry Compression. IEEE Transactions on Image Processing, 29: 2217-2229 [DOI: 10.1109/TIP.2019.2957853]
- Krivokuća M, Koroteev M and Chou P A. 2019. A volumetric approach to point cloud compression—Part I: Attribute. IEEE Transactions on Image Processing, 28(10): 2203-2216 [DOI: 10.1109/TIP.2019.2908095]
- Krivokuća M, Miandji E, Guillemot C and Chou P A. 2021. Compression of plenoptic point cloud attributes using 6-D point clouds and 6-D transforms. IEEE Transactions on Multimedia, 23(2): 593-607 [DOI: 10.1109/TMM.2021.3129341]

- Laazoufi A, El Hassouni M and Cherifi H. 2022. 3D point cloud quality assessment method using Mahalanobis distance//16th International Conference on Signal-Image Technology & Internet-Based Systems (SITIS). Dijon, France: IEEE: 616-621 [DOI: 10.1109/SITIS57111.2022.00097]
- Laazoufi A, El Hassouni M and Cherifi H. 2024. Point cloud quality assessment using a one-dimensional model based on the convolutional neural network. *Journal of Imaging*, 10(6): 129 [DOI: 10.3390/jimaging10060129]
- Lasserre S and Flynn D. 2018. [PCC] Inference of a mode using point location direct coding in TMC3. ISO/IEC JTC1/SC29/WG11 MPEG2018/m42239
- Lasserre S and Flynn D. 2018. [PCC] Neighbour-dependent entropy coding of occupancy patterns in TMC3. ISO/IEC JTC1/SC29/WG11 MPEG2018/m42238
- Lasserre S and Flynn D. 2019. [GPCC] Planar mode in octree-based geometry coding. ISO/IEC JTC1/SC29/WG11 MPEG2018/m48906.
- Lasserre S, Flynn D and Qu S. 2019. [PCC] An overview of OBUF and neighbour usage for geometry coding. ISO/IEC JTC1/SC29/WG11 MPEG2018/m45811
- Lasserre S. 2022. [GPCC][TriSoup] Part 1 - Improving Trisoup: summary, results and perspective. ISO/IEC JTC1/SC29/WG7 m59288
- Lazzarotto D and Ebrahimi T. 2023. Towards a multiscale point cloud structural similarity metric//IEEE 25th International Workshop on Multimedia Signal Processing (MMSp). Poitiers, France : IEEE, 1-6 [DOI: 10.1109/MMSp59012.2023.10337634]
- Li D, Ma K, Wang J and Li G. 2024. Hierarchical prior-based super resolution for point cloud geometry Compression. 33: 1965–1976 [DOI: 10.1109/TIP.2024.3372464]
- Li G, Gao W and Gao W. 2024. MPEG video-based point cloud compression (V-PCC) standard//Li G, Gao W, Gao W. Point Cloud Compression: Technologies and Standardization. Singapore: Springer: 231–258 [DOI: 10.1007/978-981-97-1957-0]
- Li L, Li Z, Liu S and Li, H. 2020. Efficient projected frame padding for video-based point cloud compression. *IEEE Transactions on Multimedia*, 23: 2806-2819 [DOI: 10.1109/TMM.2020.3016894]
- Li L, Li Z, Liu S and Li H. 2020. Rate control for video-based point cloud compression. *IEEE Transactions on Image Processing*, 29: 6237-6250 [DOI: 10.1109/TIP.2020.2989576]
- Li L, Li Z, Liu S and Li H. 2023. Frame-level rate control for geometry-based LiDAR point cloud compression. *IEEE Transactions on Multimedia*, 25: 3855-3867 [DOI: 10.1109/TMM.2022.3167810].
- Li L, Li Z, Zakharchenko V, Chen J and Li H. 2019. Advanced 3D motion prediction for video-based dynamic point cloud compression. *IEEE Transactions on Image Processing*, 29: 289-302 [DOI: 10.1109/TIP.2019.2931621]
- Li R H, Li X Z, Heng P A and Fu C W. 2021. Point cloud upsampling via disentangled refinement//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Nashville, USA: IEEE: 344-353 [DOI: 10.1109/CVPR46437.2021.00041]
- Li X, Li S, Dai W, Li H, Kan N, Li C and Xiong H. 2025. Point cloud attribute compression with geometry-aware lifting-based multiscale networks. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology* [DOI: 10.1109/TCSVT.2025.3597448]
- Liang Z and Liang F. 2022. TransPCC: Towards deep point cloud compression via transformers//Proceedings of the International Conference on Multimedia Retrieval. Newark, USA: ACM, 1-5 [DOI: 10.1145/3512527.3531423]
- Lin T L, Bu H B, Chen Y C, Yang J R, Liang C F, Jiang K H and Yue X. 2021. Efficient Quadtree Search for HEVC Coding Units for V-PCC. *IEEE Access*, 9: 139109-139121 [DOI: 10.1109/ACCESS.2021.3118806]
- Lin W, Lee M, Chou H, Lin Y, Li K, Lin T and Chen S. 2023. 3D point cloud denoising based on color attribute//Proceedings of the Asia Pacific Signal and Information Processing Association Annual Summit and Conference. Taipei, Taiwan: IEEE: 1512-1516 [DOI: 10.1109/APSIPAASC58517.2023.10317301]
- Lin Y, Xu T, Zhu Z, Li Y, Wang Z and Wang Y. 2023. Your camera improves your point cloud compression//Proceedings of the IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. Rhodes, Greece: IEEE: 1-5 [DOI: 10.1109/ICASSP49357.2023.10095556]
- Lipman Y, Cohen-Or D, Levin D and Tal-Ezer H. 2007. Parameterization-free projection for geometry reconstruction. *ACM Transactions on Graphics*, 26(3): 22-es [DOI: 10.1145/1276377.1276405]
- Liu G, Wang J, Ding D and Ma Z. 2022. PCFormer: Lossy point cloud geometry compression via local self-attention//Proceedings of the IEEE International Conference on Visual Communications and Image Processing. Suzhou, China: IEEE: 1-5 [DOI: 10.1109/VCIP56404.2022.10008892]
- Liu H, Yuan H, Gao W and Chen C. 2024. Point cloud geometry coding framework based on sampling. *Journal of South China University of Technology (Natural Science Edition)*, 52(6): 148-156. (刘昊, 元辉, 高伟, 陈晨. 2024. 基于采样的点云几何编码框架. *华南理工大学学报(自然科学版)*, 52(6): 148-156) [DOI: 10.12141/j.issn.1000-565X.230188]
- Liu H, Yuan H, Hamzaoui R and Yan W Q. 2025. PU-GSM: a latent geometry-guided self-similarity model for point cloud upsampling. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology* 35(11): 11514–11526 [DOI: 10.1109/TCSVT.2025.3612698]
- Liu H, Yuan H, Hamzaoui R, Gao W and Li S. 2022. PU-Refiner: a geometry refiner with adversarial learning for point cloud upsampling//Proceedings of the IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. Singapore: IEEE: 2270-2274 [DOI: 10.1109/ICASSP43922.2022.9746373]
- Liu H, Yuan H, Hamzaoui R, Liu Q and Li S. 2024. PU-Mask: 3D point cloud upsampling via an implicit virtual mask. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 34(7): 6489-6502 [DOI: 10.1109/TCSVT.2024.3370001]
- Liu H, Yuan H, Hou J H, Hamzaoui R and Gao W. 2022. PUFA-GAN: a frequency-aware generative adversarial network for 3D point cloud

- upsampling. *IEEE Transactions on Image Processing*, 31: 7389-7402 [DOI: 10.1109/TIP.2022.3222918]
- Liu H, Yuan H, Liu Q, Hou J, Zeng H and Kwong S. 2022. A hybrid compression framework for color attributes of static 3D point clouds. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 32(3): 1564-1577 [DOI: 10.1109/TCSVT.2021.3069838]
- Liu Q, Su H, Chen T, Yuan H and Yang H. 2022. No-reference bitstream-layer model for perceptual quality assessment of V-PCC encoded point clouds. *IEEE Transactions on Multimedia*, 25: 4533-4546 [DOI: 10.1109/TMM.2022.3177926]
- Liu Q, Su H, Duan Z, Liu W and Wang Z. 2022. Perceptual quality assessment of colored 3D point clouds. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 29(8): 3642-3655 [DOI: 10.1109/TVCG.2022.3167151]
- Liu Q, Yuan H, Hamzaoui R and Su H. 2020. Coarse to fine rate control for region-based 3D point cloud compression//*Proceedings of the IEEE International Conference on Multimedia & Expo Workshops*. London, UK: IEEE: 1-6 [DOI: 10.1109/ICMEW46912.2020.9106052]
- Liu Q, Yuan H, Hamzaoui R, Su H and Yang H. 2021. Reduced reference perceptual quality model with application to rate control for video-based point cloud compression. *IEEE Transactions on Image Processing*, 30: 6623-6636 [DOI: 10.1109/TIP.2021.3096060]
- Liu Q, Yuan H, Hou J, Hamzaoui R and Su H. 2021. Model-based joint bit allocation between geometry and color for video-based 3D point cloud compression. *IEEE Transactions on Multimedia*, 23: 3278-3291 [DOI: 10.1109/TMM.2020.3023294]
- Liu Q, Yuan H, Su H, Liu H, Wang Y, Yang H and Hou J. 2021. PQA-Net: Deep no reference point cloud quality assessment via multi-view projection. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 31(12): 4645-4660 [DOI: 10.1109/TCSVT.2021.3100282]
- Liu W, Gao W and Mu X. 2024. Fast inter-frame motion prediction for compressed dynamic point cloud attribute enhancement//*Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*. Vancouver, Canada: AAAI: 3720-3728. [DOI: <https://doi.org/10.1609/aaai.v38i4.28162>]
- Liu X, Liang H, Bao Z, Dong C and Xu X. 2025. A semantic communication system for point cloud. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 74(1): 894-910 [DOI: 10.1109/TVT.2024.3456099]
- Liu Y, Yang Q, Xu Y and Yang L. 2023. Point cloud quality assessment: Dataset construction and learning-based no-reference metric. *ACM Transactions on Multimedia Computing, Communications and Applications*, 19(2): 1-26 [DOI: <https://doi.org/10.1145/3550274>]
- Long J, Su H, Liu Q, Yuan H and Yang H. 2024. Perceptual quality assessment of Trisoup-lifting encoded 3D point clouds. [DOI: 10.48550/arXiv.2410.06689]
- Lu S, Yang H and Han C. 2024. Point cloud geometry compression with sparse cascaded residuals and sparse attention. *Electronics Letters*, 60(6): e13139 [DOI: <https://doi.org/10.1049/el2.13139>]
- Lu Z., Huang H, Zeng H, Hou J and Ma K K. 2022. Point cloud quality assessment via 3D edge similarity measurement. *IEEE Signal Processing Letters*, 29: 1804-1808. [DOI: 10.1109/LSP.2022.3198601]
- Lv J, Su H, Liu Q, Yuan H and Yang H. 2024. No-reference bitstream-based perceptual quality assessment of octree-lifting encoded 3D point clouds. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 31(9): 5245-5258 [DOI: 10.1109/TVCG.2024.3443911]
- Ma C, Chen Y R, Zhang Q, Shao Y T, Wang J, Gao W and Li G. 2021. A new transform coefficient-based attribute entropy codec. *AVS M6584//Proceedings of the 78th AVS Meeting*. (马闯, 陈悦汝, 张琦, 邵慧婷, 王静, 高伟, 李革. 2021. 一种新的基于变换系数的属性熵编解码器. *AVS M6584*, 中国 AVS 工作组第 78 次会议)
- Ma C, Chen Y R, Zhang Q, Shao Y T, Wang J, Gao W and Li G. 2021. Adaptive context model-based point cloud attribute entropy coding. *AVS M6583//Proceedings of the 78th AVS Meeting*. (马闯, 陈悦汝, 张琦, 邵慧婷, 王静, 高伟, 李革. 2021. 基于自适应的 Context Model 的点云属性熵编码. *AVS M6583*, 中国 AVS 工作组第 78 次会议)
- Ma C, Chen Y R, Zhang Q, Shao Y T, Wang J, Gao W and Li G. 2021. CE10: Color attribute entropy coding. *AVS M6737//Proceedings of the 79th AVS Meeting*. (马闯, 陈悦汝, 张琦, 邵慧婷, 王静, 高伟, 李革. 2021. CE10: 颜色属性熵编码. *AVS M6737*, 中国 AVS 工作组第 79 次会议)
- Ma C, Zhang Q, Chen Y R, Shao Y T, Wang J, Gao W, Li G, He J, Liu Y, Liang F and Wang J. 2021. CE10: A new point cloud color attribute entropy coding method. *AVS M6394//Proceedings of the 77th AVS Meeting*. (马闯, 陈悦汝, 张琦, 邵慧婷, 王静, 高伟, 李革, 何坚, 刘伟, 梁凡, 王军. 2021. CE10: 一种新的点云颜色属性熵编码方法. *AVS M6394*, 中国 AVS 工作组第 77 次会议)
- Ma W, Zhang W, Wan S and Yang F. 2025. Rate-distortion optimized point cloud preprocessing for geometry-based point cloud compression. [DOI: 10.48550/arXiv.2508.01633]
- Mäkinen E. 1991. A survey on binary tree codings. *The Computer Journal*, 34(5): 438-443. [DOI: 10.1093/comjnl/34.5.438]
- Mao X, Yuan H, Guo T, Jiang S, Hamzaoui R and Kwong, S. 2025. SPAC: Sampling-based progressive attribute compression for dense point clouds. *IEEE Transactions on Image Processing*, 34: 2939-2953. [DOI: 10.1109/TIP.2025.3565214]
- Mao X, Yuan H, Lu X, Hamzaoui R and Gao W. 2024. PCAC-GAN: A sparse-tensor-based generative adversarial network for 3D point cloud attribute compression. *Computational Visual Media* [DOI: 10.26599/CVM.2025.9450409]
- Mekki H A S, Yuan H, Hassan M M G and Chen Z. 2025. DeepJSCC-based latent space power control for robust and efficient 3D point cloud transmission. *ETRI Journal*, accepted for publication (Early Access).
- Mekuria R, Li Z, Tulvan C and Chou P. 2016. Evaluation criteria for PCC (point cloud compression). *ISO/IEC JTC, 1: N16332*
- Messaï O, Bentamou A, Zein-Eddine A and Gavet Y. 2023. Activating frequency and VIT for 3D point cloud quality assessment without

- reference//IEEE International Conference on Image Processing Challenges and Workshops (ICIPCW). Kuala Lumpur, Malaysia : IEEE, 3636-3640. [DOI: 10.1109/ICIPC59416.2023.10328373]
- Meynet G, Digne J and Lavoué G. 2019. PC-MSDM: A quality metric for 3D point clouds//Eleventh International Conference on Quality of Multimedia Experience (QoMEX). Berlin, Germany : IEEE, 1-3. [DOI: 10.1109/QoMEX.2019.8743313]
- Meynet G, Nehmé Y, Digne J and Lavoué G. 2020. PCQM: A full-reference quality metric for colored 3D point clouds//Twelfth International Conference on Quality of Multimedia Experience (QoMEX). Athlone, Ireland : IEEE, 1-6 [DOI: 10.1109/QoMEX48832.2020.9123147]
- Molenaar M and Eisemann E. 2023. Editing compressed high-resolution voxel scenes with attributes. *Computer Graphics Forum*, 42(2): 235-243. [DOI: <https://doi.org/10.1111/cgf.14757>]
- MPEG 3D Graphics Coding and Haptics Coding. 2022. G-PCC codec description. ISO/IEC JTC1/SC29/WG7 N00271
- MPEG 3D Graphics Coding and Haptics Coding. 2024. TMAP v0 for AI-based point cloud coding. ISO/IEC JTC 1/SC 29/WG 7 N01060.
- MPEG 3DG Group. 2019. Common test conditions for point cloud compression. ISO/IEC JTC1/SC29/WG11, N18474.
- Nguyen D T and Kaup A. 2023. Lossless point cloud geometry and attribute compression using a learned conditional probability model. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 33(8): 4337-4348 [DOI: 10.1109/TCSVT.2023.3239321]
- Nguyen D T and Kaup A. 2022. Learning-based lossless point cloud geometry coding using sparse tensors//IEEE International Conference on Image Processing. Bordeaux, France: IEEE: 2341-2345 [DOI: 10.1109/ICIP46576.2022.9897827]
- Nguyen D T, Quach M, Valenzise G and Duhamel P. 2021. Learning-based lossless compression of 3D point cloud geometry//2021 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. Toronto, Canada: IEEE: 4220-4224 [DOI: 10.1109/ICASSP39728.2021.9414763]
- Nguyen D T, Quach M, Valenzise G and Duhamel P. 2021. Multiscale deep context modeling for lossless point cloud geometry compression//IEEE International Conference on Multimedia & Expo Workshops. Shenzhen, China: IEEE: 1-6 [DOI: 10.1109/ICMEW53276.2021.9455990]
- Pan Z, Xiao M, Han X, Yu D, Zhang G and Liu Y. 2024. patchDPCC: A patchwise deep compression framework for dynamic point clouds//Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence. Vancouver, Canada: AAAI: 4406-4414 [DOI: 10.1609/aaai.v38i5.28238]
- Pavez E, Girault B, Ortega A and Chou P A. 2020. Region adaptive graph Fourier transform for 3D point clouds//IEEE International Conference on Image Processing. Abu Dhabi, United Arab Emirates: IEEE: 2726-2730 [DOI: 10.1109/ICIP40778.2020.9191183]
- Pinheiro R B, Marvie J E, Valenzise G and Dufaux F. 2023. NF-PCAC: Normalizing flow based point cloud attribute compression//IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. Rhodes Island, Greece: IEEE: 1-5 [DOI: 10.1109/ICASSP49357.2023.10096294]
- Pinheiro R B, Marvie J E, Valenzise G and Dufaux F. 2024. Reducing the complexity of normalizing flow architectures for point cloud attribute compression//IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. Seoul, South Korea: IEEE: 1-5 [DOI: 10.1109/ICASSP48485.2024.10446754]
- Preiner R, Mattausch O, Arikan M, Pajarola R and Wimmer M. 2014. Continuous projection for fast L1 reconstruction. *ACM Transactions on Graphics*, 33(4): 1-13 [DOI: 10.1145/2601097.2601172]
- Qian Y, Hou J H, Kwong S and He Y. 2021. Deep magnification-flexible upsampling over 3D point clouds. *IEEE Transactions on Image Processing*, 30: 8354-8367 [DOI: 10.1109/TIP.2021.3115385]
- Qian Y, Hou J, Zhang Q, Zeng Y, Kwong S and He Y. 2023. Task-oriented compact representation of 3D point clouds via a matrix optimization-driven network. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 33(11): 6981-6995 [DOI: 10.1109/TCSVT.2023.3270315]
- Qin T, Zhao W B, Zhang J S, Zhang Q, An Y H, Yang X D, Shao Y T, Li G, Wang J, Gao W, Gao W. 2022. Optimization of residual coding based on geometric prediction tree. *AVS M7514//Proceedings of the 83rd AVS Meeting*. (秦泰, 赵文博, 张静书, 张琦, 安禹豪, 杨晓东, 邵蕙婷, 李革, 王静, 高伟, 高文. 2022. 对基于几何预测树的残差编码的优化. AVS M7514, 中国 AVS 工作组第 83 次会议)
- Qu W T, Shao Y T, Meng L W, Huang X S and Xiao L. 2024. A conditional denoising diffusion probabilistic model for point cloud upsampling//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Seattle, USA: IEEE: 20786-20795 [DOI: 10.1109/CVPR52733.2024.01964]
- Quach M, Pang J H, Tian D, Valenzise G and Dufaux F. 2022. Survey on deep learning-based point cloud compression. *Frontiers in Signal Processing*, 2: 846972 [DOI: 10.3389/frsip.2022.846972]
- Quach M, Valenzise G and Dufaux F. 2019. Learning convolutional transforms for lossy point cloud geometry compression//IEEE International Conference on Image Processing. Taipei, China: IEEE: 4320-4324 [DOI: 10.1109/ICIP.2019.8803413]
- Quach M, Valenzise G and Dufaux F. 2020. Folding-based compression of point cloud attributes//IEEE International Conference on Image Processing. Abu Dhabi, United Arab Emirates: IEEE: 1-5 [DOI: 10.1109/ICIP40778.2020.9191180]
- Quach M, Valenzise G and Dufaux F. 2020. Improved deep point cloud geometry compression//IEEE International Workshop on Multimedia Signal Processing. Tampere, Finland: IEEE: 1-6 [DOI: 10.1109/MMSP48831.2020.9287077]
- Que Z, Lu G and Xu D. 2021. VoxelContext-Net: An octree based framework for point cloud compression//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Nashville, USA: IEEE: 6042-6051 [DOI: 10.1109/CVPR46437.2021.00598]
- Sandri G P, de Queiroz R L and Chou P A. 2019. Compression of plenoptic point clouds. *IEEE Transactions on Image Processing*, 28:

- 3490-3504 [DOI: 10.1109/TIP.2018.2877486]
- Sandri G P, Figueiredo V F, Chou P A and de Queiroz R L. 2019. Integer alternative for the region-adaptive hierarchical transform. *IEEE Signal Processing Letters*, 26(9): 1036-1040 [DOI: 10.1109/LSP.2019.2931425]
- Sandri G P, Figueiredo V F, Chou P A and de Queiroz R L. 2019. Point cloud compression incorporating region of interest coding//*IEEE International Conference on Image Processing*. Taipei, China: IEEE: 4370-4374 [DOI: 10.1109/ICIP.2019.8803553]
- Sang W, Su H, Liu Q, Yuan H and Wang Z. 2025. Energy-adaptive bitstream-layer model for perceptual quality assessment of V-PCC encoded 3D point clouds. *IEEE Transactions on Image Processing*, 34: 1285-1296 [DOI: 10.1109/TIP.2025.3539465]
- Schnabel R and Klein R. 2006. Octree-based point-cloud compression//*Proceedings of the 3rd eurographics / IEEE VGTC conference on point-based graphics*. Boston, Massachusetts: Eurographics Association: 111-121 [DOI: 10.5555/2386388.2386404]
- Shan Z, Yang Q, Ye R, Zhang Y, Xu Y, Xu X and Liu S. 2023. GPA-Net: No-reference point cloud quality assessment with multi-task graph convolutional network. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 30(8): 4955-4967 [DOI: 10.1109/TVCG.2023.3282802]
- Shen F and Gao W. 2021. A rate control algorithm for video-based point cloud cCompression//*Proceedings of the International Conference on Visual Communications and Image Processing*. Munich, Germany: IEEE: 1-5 [DOI: 10.1109/VCIP53242.2021.9675449]
- Shen W, Zhang B, Xu H, Li X and Wu J. 2024. Multi-space point geometry compression with progressive relation-aware transformer. *IEEE Transactions on Multimedia*, 26: 8969-8980 [DOI: 10.1109/TMM.2024.3384057]
- Sheng X, Li L, Liu D, Xiong Z, Li Z and Wu F. 2021. Deep-PCAC: An end-to-end deep lossy compression framework for point cloud attributes. *IEEE Transactions on Multimedia*, 24: 2617-2632 [DOI: 10.1109/TMM.2021.3086711]
- Sheng X, Li L, Liu D and Xiong Z. 2022. Attribute artifacts removal for geometry-based point cloud compression. *IEEE Transactions on Image Processing*, 31: 3399-3413 [DOI: 10.1109/TIP.2022.3170722]
- Smitskamp G, Viola I and Cesar P. 2023. Evaluation of point cloud features for no-reference visual quality assessment//*15th International Conference on Quality of Multimedia Experience (QoMEX)*. Ghent, Belgium: IEEE: 147-152 [DOI: 10.1109/QoMEX58391.2023.10178459]
- Song F, Shao Y, Gao W, Wang H and Li T. 2021. Layer-wise geometry aggregation framework for lossless LiDAR point cloud compression. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 31(12): 4603-4616 [DOI: 10.1109/TCSVT.2021.3098832]
- Song R, Fu C, Liu S and Li G. 2023. Efficient hierarchical entropy model for learned point cloud compression//*Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Vancouver, Canada: IEEE: 14368-14377 [DOI: 10.1109/CVPR52729.2023.01381]
- Song R, Fu C, Liu S and Li G. 2023. Large-scale spatio-temporal attention based entropy model for point cloud compression//*Proceedings of the IEEE International Conference on Multimedia and Expo*. Brisbane, Australia: IEEE: 2003-2008 [DOI: 10.1109/ICME55011.2023.00343]
- Souto A L, Figueiredo V F, Chou P A and de Queiroz R L. 2021. Set partitioning in hierarchical trees for point cloud attribute compression. *IEEE Signal Processing Letters*, 28: 1903-1907 [DOI: 10.1109/ICME55011.2023.00343]
- Sridhara S N, Pavez E, Ortega A, Watanabe R and Nonaka K. 2022. Point cloud attribute compression via chroma subsampling//*IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*. Singapore, Singapore: IEEE: 2579-2583 [DOI: 10.1109/ICASSP43922.2022.9746352]
- Su H, Duanmu Z, Liu W, Liu Q and Wang Z. 2019. Perceptual quality assessment of 3D point clouds//*Proceedings of the IEEE International Conference on Image Processing*. Taipei, Taiwan: IEEE: 3182-3186 [DOI: 10.1109/ICIP.2019.8803298]
- Su H, Liu Q, Liu Y, Yuan H, Yang H, Pan Z and Wang Z. 2023. Bitstream-based perceptual quality assessment of compressed 3D point clouds. *IEEE Transactions on Image Processing*, 32: 1815-1828 [DOI: 10.1109/TIP.2023.3253252]
- Su H, Liu Q, Yuan H, Cheng Q and Hamzaoui R. 2023. Support vector regression-based reduced-reference perceptual quality model for compressed point clouds. *IEEE Transactions on Multimedia*, 26: 6238-6249 [DOI: 10.1109/TMM.2023.3347638]
- Su H, Liu Y, Liu Q, Yuan H and Hamzaoui R. 2025. Progressive knowledge transfer network based on human visual perception mechanism for no-reference point cloud quality assessment. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 31(10): 6915-6929 [DOI: 10.1109/TVCG.2025.3532651]
- Sullivan G J, Ohm J R, Han W J and Wiegand T. 2012. Overview of the high efficiency video coding (HEVC) standard. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 22(12): 1649-1668 [DOI: 10.1109/TCSVT.2012.2221191]
- Sun C, Yuan H, Li S, Lu X and Hamzaoui R. 2024. Enhancing context models for point cloud geometry compression with context feature residuals and multi-loss. *IEEE Journal on Emerging and Selected Topics in Circuits and Systems*, 14(2): 224-234 [DOI: 10.1109/JETCAS.2024.3367729]
- Sun C, Yuan H, Mao X, Lu X and Hamzaoui R. 2024. Enhancing octree-based context models for point cloud geometry compression with attention-based child node number prediction. *IEEE Signal Processing Letters*, 31: 1835-1839 [DOI: 10.1109/LSP.2024.3426918]
- Sun L, Wang J, Shi Y, Zhu Q, Yin B and Ling N. 2023. Octree-based temporal-spatial context entropy model for LiDAR point cloud compression//*Proceedings of the IEEE International Conference on Visual Communications and Image Processing*. Jeju, South Korea: IEEE: 1-5 [DOI: 10.1109/VCIP59821.2023.10402785]
- Sun X, Ma H, Sun Y and Liu M. 2019. A novel point cloud compression algorithm based on clustering. *IEEE Robotics and Automation*

- Letters, 4(2): 2132-2139 [DOI: 10.1109/LRA.2019.2900747]
- Sun X, Wang S, Wang M, Wang Z and Liu M. 2020. A novel coding architecture for LiDAR point cloud sequence. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 5(4): 5637-5644 [DOI: 10.1109/LRA.2020.3010207]
- Sun X, Wang S, Wang M, Wang Z and Liu M. 2020. A novel coding architecture for LiDAR point cloud sequence. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 5(4): 5637-5644 [DOI: 10.1109/LRA.2020.3010207]
- Tao W, Jiang G, Yu M, Zhang Y, Jiang Z and Ho Y S. 2024. Multi-view projection based joint geometry and color hole repairing method for G-PCC Trisoup encoded color point cloud. *IEEE Transactions on Emerging Topics in Computational Intelligence*, 8(1): 892-902 [DOI: 10.1109/TETCI.2023.3291723]
- Tarjan R. 1972. Depth-first search and linear graph algorithms. *SIAM Journal on Computing*, 1(2): 146-160 [DOI: 10.1109/SWAT.1971.10]
- Tian D, Ochimizu H, Feng C, Cohen R and Vetro A. 2017. Geometric distortion metrics for point cloud compression//*IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*. Beijing, China: IEEE: 3460-3464. [DOI: 10.1109/ICIP.2017.8296925]
- Tliba M, Chetouani A, Valenzise G and Dufaux F. 2022. Point cloud quality assessment using cross-correlation of deep features//*Proceedings of the 2nd Workshop on Quality of Experience in Visual Multimedia Applications*, Lisbon, Portugal: ACM: 63-68. [DOI: 10.1145/3552469.3555710]
- Tliba M, Chetouani A, Valenzise G and Dufaux F. 2022. Representation learning optimization for 3D point cloud quality assessment without reference//*IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*. Bordeaux, France: IEEE: 3702-3706. [DOI: 10.1109/ICIP46576.2022.9897689]
- Tliba M, Chetouani A, Valenzise G and Dufaux F. 2023. A novel no-reference point clouds quality metric using transformer similar architecture//*GRETSI 2023 - XXIXème Colloque Francophone de Traitement du Signal et des Images*. Grenoble, France.
- Tliba M, Chetouani A, Valenzise G and Dufaux F. 2023. Pcq-graphpoint: Efficient deep-based graph metric for point cloud quality assessment//*ICASSP 2023-2023 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*. Rhodes Island, Greece: IEEE, 1-5. [DOI: 10.1109/ICASSP49357.2023.10096610]
- Tliba M, Chetouani A, Valenzise G and Dufaux F. 2024. Balancing representation abstractions and local details preservation for 3D point cloud quality assessment//*ICASSP 2024-2024 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*. Seoul, Korea: IEEE, 4335-4339. [DOI: 10.1109/ICASSP48485.2024.10448110]
- Torlig E M, Alexiou E, Fonseca T A, de Queiroz R L and Ebrahimi T. 2018. A novel methodology for quality assessment of voxelized point clouds//*Applications of Digital Image Processing XLI*. California, United States : SPIE, 10752: 174-190. []
- Tu C, Takeuchi E, Carballo A and Takeda K. 2019. Point cloud compression for 3D LiDAR sensor using recurrent neural network with residual blocks//*IEEE International Conference on Robotics and Automation*. Montreal, QC, Canada: 3274-3280. [DOI: 10.1109/ICRA.2019.8794264]
- Tu C, Takeuchi E, Carballo A and Takeda K. 2019. Real-time streaming point cloud compression for 3D LiDAR sensor using U-Net. *IEEE Access*, 7: 113616-113625 [DOI: 10.1109/ACCESS.2019.2935253]
- Tu C, Takeuchi E, Miyajima C and Takeda K. 2016. Compressing continuous point cloud data using image compression methods//*IEEE 19th International Conference on Intelligent Transportation Systems*. Rio de Janeiro, Brazil: IEEE: 1712-1719 [DOI: 10.1109/ITSC.2016.7795789]
- Tzamaris D E O, Chow K, Blanes I and Serra-Sagrasta J. 2022. Fast run-length compression of point cloud geometry. *IEEE Transactions on Image Processing*, 31: 4490-4501 [DOI: 10.1109/TIP.2022.3185541]
- Viola I and Cesar P. 2020. A reduced reference metric for visual quality evaluation of point cloud contents. *IEEE Signal Processing Letters*, 27: 1660-1664 [DOI: 10.1109/LSP.2020.3024065]
- Viola I, Subramanyam S and Cesar P. 2020. A color-based objective quality metric for point cloud contents//*Twelfth International Conference on Quality of Multimedia Experience (QoMEX)*. Athlone, Ireland: IEEE: 1-6 [DOI: 10.1109/QoMEX48832.2020.9123089]
- Wang J and Ma Z. 2022. Sparse tensor-based point cloud attribute compression//*Proceedings of the IEEE International Conference on Multimedia Information Processing and Retrieval*. CA, USA: IEEE: 59-64 [DOI: 10.1109/MIPR54900.2022.00018]
- Wang J, Ding D and Ma Z. 2023. Lossless point cloud attribute compression using cross-scale, cross-group, and cross-color prediction//*Proceedings of the Data Compression Conference*. Snowbird, USA: IEEE: 228-237 [DOI: 10.1109/DCC55655.2023.00031]
- Wang J, Ding D, Li Z and Ma Z. 2021. Multiscale point cloud geometry compression//*Proceedings of the Data Compression Conference*. Snowbird, USA: IEEE: 73-82 [DOI: 10.1109/DCC50243.2021.00015]
- Wang J, Ding D, Li Z, Feng X, Cao C and Ma Z. 2022. Sparse tensor-based multiscale representation for point cloud geometry compression. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 45(7): 9055-9071 [DOI: 10.1109/TPAMI.2022.3225816]
- Wang J, Xue R, Li J, Ding D, Lin Y and Ma Z. 2025. A versatile point cloud compressor using universal multiscale conditional coding-Part I: Geometry. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 47(1): 269-287 [DOI: 10.1109/TPAMI.2024.3462938]
- Wang J, Xue R, Li J, Ding D, Lin Y and Ma Z. 2025. A versatile point cloud compressor using universal multiscale conditional coding-Part II: Attribute. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 47(1): 252-268 [DOI: 10.1109/TPAMI.2024.3462945]
- Wang J, Zhu H, Liu H and Ma Z. 2021. Lossy point cloud geometry compression via end-to-end learning. *IEEE Transactions on*

- Circuits and Systems for Video Technology, 31(12): 4909-4923 [DOI: 10.1109/TCSVT.2021.3051377]
- Wang K and Gao W. 2025. UniPCGC: Towards practical point cloud geometry compression via an efficient unified approach//Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence. Vancouver, Canada: AAAI: 12721-12729 [DOI: 10.1109/VCIP53242.2021.9675412]
- Wang L, Sun J, Yuan H, Hamzaoui R and Wang X. 2021. Kalman filter-based prediction refinement and quality enhancement for geometry-based point cloud compression//Proceedings of the International Conference on Visual Communications and Image Processing. Munich, Germany: IEEE: 1-5 [DOI: 10.1109/VCIP53242.2021.9675412]
- Wang M, Huang R, Dong H, Lin D, Song Y and Xie W. 2024. msLPCC: A multimodal-driven scalable framework for deep LiDAR point cloud compression//Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence. Vancouver, Canada: AAAI, 5526-5534 [DOI: 10.1609/AAAI.V38I6.28362]
- Wang M, Huang R, Liu Y, Li Y and Xie W. 2025. suLPCC: A novel LiDAR point cloud compression framework for scene understanding tasks. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 21(5): 3816-3827 [DOI: 10.1109/TII.2025.3534400]
- Wang M, Huang R, Xie W, Ma Z and Ma S. 2025. Compression approaches for LiDAR point clouds and beyond: a survey. ACM Transactions on Multimedia Computing, Communications and Applications, 21(7): 1551-6857 [DOI: 10.1145/3715916]
- Wang S, Jiao J, Cai P and Wang L. 2022. R-PCC: A baseline for range image-based point cloud compression//Proceedings of the International Conference on Robotics and Automation. Philadelphia, USA: IEEE: 10055-10061 [DOI: 10.1109/ICRA46639.2022.9811880]
- Wang S, Zhu M, Li N, Xiao M and Liu Y. 2023. VQBA: Visual-quality-driven bit allocation for low-latency point cloud streaming//Proceedings of the 31st ACM International Conference on Multimedia. Ottawa, Canada: ACM: 9143-9151 [DOI: 10.1145/3581783.3612486]
- Wang T, Li F and Cosman P C. 2022. Learning-based rate control for video-based point cloud compression. IEEE Transactions on Image Processing, 31: 2175-2189 [DOI: 10.1109/TIP.2022.3152065]
- Wang X, Zhang Y, Liu T, Liu X, Xu K, Wan J and Wang H. 2025. TopNet: Transformer-efficient occupancy prediction network for octree-structured point cloud geometry compression//Proceedings of the Computer Vision and Pattern Recognition Conference. Nashville, USA: IEEE: 27305-27314 [DOI: 10.1109/CVPR52734.2025.02543]
- Wang X, Zhang Y, Liu X, Xu K, Wan J, Guo Y and Wang H. 2025. GCFL-Net: Global-local cross-spatial-channel feature interaction network for point cloud geometry compression. IEEE Transactions on Mobile Computing, 24(12): 13663-13677 [DOI: 10.1109/TMC.2025.3590775]
- Wang Y, Gao W, Mou X and Li G. 2023. Rate control implementation scheme for LiDAR point cloud sequences in AVS-PCC-PCRM. AVS M7893//Proceedings of the 86th AVS Meeting. (王洋, 高伟, 牟星名, 李革. 2023. AVS-PCC-PCRM 关于 LiDAR 点云序列的码率控制实现方案. AVS M7893, 中国 AVS 工作组第 86 次会议)
- Wang Y, Gao W, Mu X and Yuan H. 2023. Rate control optimization for joint geometry and attribute coding of LiDAR point clouds//Proceedings of the IEEE International Conference on Visual Communications and Image Processing. Jeju, South Korea: IEEE: 1-5 [DOI: 10.1109/VCIP59821.2023.10402779]
- Wang Z, Wei Y, Lee J, Hur H and Yuan H. 2025. Chroma subsampling for enhanced geometry-based point cloud compression. IEEE Signal Processing Letters, 32: 3255-3259 [DOI: 10.1109/LSP.2025.3597874]
- Wang Z, Wei Y, Yuan H, Zhang W and Li P. 2025. Rate-distortion optimized skip coding of region adaptive hierarchical transform coefficients for MPEG G-PCC. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 35(3): 2844-2853 [DOI: 10.1109/TCSVT.2024.3487543]
- Watanabe R, Nonaka K, Pavez E, Kobayashi T and Ortega A. 2024. Full-reference point cloud quality assessment using spectral graph wavelets//IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). Abu Dhabi, United Arab Emirates: IEEE: 3313-3319 [DOI: 10.1109/ICIP51287.2024.10647796]
- Watanabe R, Nonaka K, Pavez E, Kobayashi T and Ortega A. 2023. Graph-based point cloud color denoising with 3-dimensional patch-based similarity. IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). Rhodes Island, Greece: IEEE: 1-5 [DOI: 10.1109/ICASSP49357.2023.10095488]
- Watanabe R, Sridhara S N, Hong H, Pavez E and Ortega A. 2023. ICIP 2023 Challenge: Full-reference and non-reference point cloud quality assessment methods with support vector regression//IEEE International Conference on Image Processing Challenges and Workshops (ICIPCW). Kuala, Malaysia: IEEE: 3654-3658 [DOI: 10.1109/ICIP59416.2023.10328379]
- Wei L, Wan S, Wang Z C and Yang F Z. 2023. Near-lossless compression of point cloud attribute using quantization parameter cascading and rate-distortion optimization. IEEE Transactions on Multimedia, 26: 3317-3330 [DOI: 10.1109/TMM.2023.3309550]
- Wei Y X, Wang Z H, Guo T, Liu H, Shen L Q and Yuan H. 2025. High efficiency wiener filter-based point cloud quality enhancement for MPEG G-PCC. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 42(8): 1778-1790 [DOI: 10.1109/TGRS.2004.831865]
- Wiesmann L, Milioto A, Chen X Y L, Stachniss C and Behley J. 2021. Deep compression for dense point cloud maps. IEEE Robotics and Automation Letters. IEEE Robotics and Automation Letters, 6(2): 2060-2067 [DOI: 10.1109/LRA.2021.3059633]
- Wu X J, Zhang Y, Fan C L, Hou J H and Kwong S. 2021. Subjective quality database and objective study of compressed point clouds with 6DoF head-mounted display. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology. IEEE: 4630-4644 IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 31(12): 4630-4644 [DOI: 10.1109/TCSVT.2021.3101484]
- Xia S T, Fan T Y, Xu Y L, Hwang J N and Li Z. 2023. Learning dynamic point cloud compression via hierarchical inter-frame block matching//Proceedings of the 31st ACM International

- Conference on Multimedia. Ottawa, Canada: ACM: 7993-8003. [DOI: 10.1145/3581783.3613793]
- Xie L, Gao W X, Sun S K, Gao W, Li G. 2025. End-to-end dynamic point cloud compression dataset and benchmark. AVS M8994//Proceedings of the 93rd AVS Meeting. (谢良, 高文旭, 孙上焜, 高伟, 李革. 2025. 端到端动态点云压缩数据集与基准. AVS M8994, 中国 AVS 工作组第 93 次会议)
- Xie S Z, Yang Q Q, Sun Y Y, Han T X, Yang Z H and Shi Z G. 2024. Semantic communication for efficient point cloud transmission//Proceedings of the IEEE Global Communications Conference. Cape Town, South Africa: IEEE: 2948-2953 [DOI: 10.1109/GLOBECOM52923.2024.10901573]
- Xing J R, Yuan H, Hamzaoui R, Liu H and Hou J H. 2023. GQE-Net: A graph-based quality enhancement network for point cloud color attribute. IEEE Transactions on Image Processing, 32: 6303–6317 [DOI: 10.1109/TIP.2023.3330086]
- Xing J R, Yuan H, Zhang W, Guo T and Chen C. 2024. A small-scale image U-net-based color quality enhancement for dense point cloud. IEEE Transactions on Consumer Electronics, 70(1): 669–683 [DOI: 10.1109/TCE.2024.3367539]
- Xiong J, Gao H, Wang M H, Li H L and Lin W S. 2021. Occupancy map guided fast video-based dynamic point cloud coding. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 32(2): 813–825 [DOI: 10.1109/TCSVT.2021.3063501]
- Xiong J, Gao H, Wang M H, Li H L, Ngan K N and Lin W S. 2022. Efficient geometry surface coding in V-PCC. IEEE Transactions on Multimedia, 25: 3329–3342 [DOI: 10.1109/TMM.2022.3158809]
- Xu Y Q, Hu W, Wang S S, Zhang X F, Wang S Q, Ma S W and Gao W. 2020. Predictive generalized graph Fourier transform for attribute compression of dynamic point clouds. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 31(5): 1968–1982 [DOI: 10.1109/TCSVT.2020.3015901]
- Xu Y Q, Yin Q, Wang S S, Zhang X F, Ma S W and Gao W. 2022. Multi-scale end-to-end learning for point cloud geometry compression//Proceedings of the IEEE International Conference on Image Processing. Bordeaux, France: IEEE, 2107-2111 [DOI: 10.1109/ICIP46576.2022.9898058]
- Zheng Y J, Zhang R Q, Zhou H J, Qi J, Yu Z F and Huang T J. 2025. A literature review for neural networks-based encoding models of biological visual system. Journal of image and graphics, 2023, 28(2): 335-357. (张焱钧, 张润清, 周华健, 齐骥, 余肇飞, 黄铁军. 2025. 视觉基础模型研究现状与发展趋势. 中国图象图形学报, 30(01): 0001-0024) [DOI: 10.11834/jig.230911]
- Yamamoto K, Onuki M and Tanaka Y. 2016. Deblurring of point cloud attributes in graph spectral domain//IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). Phoenix, USA: IEEE:1559-1563 [DOI: 10.1109/ICIP.2016.7532620]
- Yan W, Shao Y T, Liu S, Li T H, Li Z and Li G. 2019. Deep autoencoder-based lossy geometry compression for point clouds. [2025-10-13]. [DOI: 10.48550/arXiv.1905.03691]
- Yang F, Sun Z, Wan S. 2020. [G-PCC] CE13.6 report on LoD generation scheme combined with NN search for predlift transform. ISO/IEC JTC1/SC29/WG11 MPEG2020/m53331.
- Yang H C, Zhang Y J, Yang Q, Shan Z Y, Xu Y L and Guan Y F. 2024. Cross-modal distortion approximation for fast bit allocation of video-based point cloud compression//2024 IEEE 26th International Workshop on Multimedia Signal Processing (MMSp). West Lafayette, USA: IEEE: 1-6 [DOI: 10.1109/MMSP61759.2024.10743667]
- Yang Q, Chen H, Ma Z, Xu Y L, Tang R J and Sun J. 2020. Predicting the perceptual quality of point cloud: A 3D-to-2D projection-based exploration. IEEE Transactions on Multimedia, 23: 3877–3891 [DOI: 10.1109/TMM.2020.3033117]
- Yang Q, Ma Z, Xu Y L, Li Z and Sun J. 2020. Inferring point cloud quality via graph similarity. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 44(6): 3015–3029 [DOI: 10.1109/TPAMI.2020.3047083]
- Ying J K, Qin Z J, Wang L J and Tao X M. 2025. Joint semantic-channel coding and modulation for point cCloud//ICC 2025 - IEEE International Conference on Communications. Montreal, Canada: IEEE: 3984-3989 [DOI: 10.1109/ICC52391.2025.11161502]
- You K and Gao P. 2021. Patch-based deep autoencoder for point cloud geometry compression//3rd ACM International Conference on Multimedia in Asia. Tokyo: ACM: 1-7 [DOI: https://doi.org/10.1145/3469877.349061]
- You K, Chen T, Ding D D, Asif M S and Ma Z. 2025. RENO: Real-time neural compression for 3D LiDAR point clouds//Proceedings of the Computer Vision and Pattern Recognition Conference. Nashville, USA: IEEE: 22172-22181 [DOI: 10.1109/CVPR52734.2025.02065]
- You K, Gao P and Li Q. 2022. IPDAE: Improved patch-based deep autoencoder for lossy point cloud geometry compression//Proceedings of the 1st International Workshop on Advances in Point Cloud Compression, Processing and Analysis. Lisbon, Portugal: ACM: 1-10 [DOI: 10.48550/arXiv.2208.02519]
- You K, Gao P and Ma Z. 2024. Efficient and generic point model for lossless point cloud attribute compression. [2025-10-13]. [DOI: 10.48550/arXiv.2404.06936]
- You K, Liu K, Yu L, Gao P and Ding D. 2024. Pointsoup: High-performance and extremely low-decoding-latency learned geometry codec for large-scale point cloud scenes//Proceedings of the Thirty-Third International Joint Conference on Artificial Intelligence. Jeju, South Korea: IJCAI: 5380-5388[DOI: 10.24963/ijcai.2024/595]
- Yu L Q, Li X Z, Fu C W, Cohen-Or D and Heng P A. 2018. PU-Net: point cloud upsampling network//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Salt Lake City, USA: IEEE: 2790-2799[DOI:10.1109/CVPR.2018.00295]
- Yu P, Zhang Y, Liang F, Li H and Guo Y. 2025. Hierarchical distortion learning for fast lossy compression of point clouds. IEEE Transactions on Multimedia, 27: 6031-6046[DOI: 10.1109/TMM.2025.3565958]
- Yu P, Zuo D, Huang Y, Huang R, Wang H, Guo Y and Liang F. 2023. Sparse representation based deep residual geometry compression network for large-scale point clouds//Proceedings of the IEEE

- International Conference on Multimedia and Expo. Brisbane, Australia: IEEE: 2555-2560 [DOI: 10.1109/ICME55011.2023.00435]
- Yuan H, Hamzaoui R, Neri F, Yang S and Wang T. 2021. Global rate-distortion optimization of video-based point cloud compression with differential evolution//Proceedings of the IEEE 23rd International Workshop on Multimedia Signal Processing. Tampere, Finland: IEEE: 1-6 [DOI: 10.1109/MMSP53017.2021.9733714]
- Zeng Y M, Hou J H, Zhang Q J, Ren S Y and Wang W P. 2024. Dynamic 3D point cloud sequences as 2D videos. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 46(12): 9371-9386 [DOI:10.1109/TPAMI.2024.3421359]
- Zhang B Q, Yang S, Chen H, Yang C, Jia J and Jiang G. 2025. Point cloud upsampling using conditional diffusion module with adaptive noise suppression//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Nashville, USA: IEEE: 16987-16996 [DOI: 10.1109/CVPR52734.2025.01583]
- Zhang C and Gao W. 2025. AdaDPCC: Adaptive rate control and rate-distortion-complexity optimization for dynamic point cloud compression//Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence. Vancouver, Canada: AAAI: 13188-13196 [DOI: 10.1609/aaai.v39i12.33439]
- Zhang C, Florencio D and Loop C. 2014. Point cloud attribute compression with graph transform//IEEE International Conference on Image Processing. Paris, France: IEEE: 2066-2070 [DOI: 10.1109/ICIP.2014.7025414]
- Zhang C, Liu M, Huang W, Xu Y, Xu Y and He D. 2025. Deep joint source-channel coding for wireless point cloud transmission//Proceedings of the IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. Hyderabad, India: IEEE: 1-5 [DOI: 10.1109/ICASSP49660.2025.10889738]
- Zhang G, Fu C, Xu Q, Liu S and Li G. 2025. GroupAC: Inter-group context modeling for point cloud attribute compression with RAHT//Proceedings of the International Conference on Multimedia Retrieval. Philadelphia, USA: ACM: 2113-2117 [DOI: 10.1145/3731715.3733479]
- Zhang G, Zhao W, Liu J, Bai Y, Jiang J and Liu X. 2024. PVCContext: Hybrid context model for point cloud compression. [2025-10-13]. <https://arxiv.org/abs/2409.12724>
- Zhang J, Chen T, Ding D and Ma Z. 2023. YOGA: Yet another geometry-based point cloud compressor//Proceedings of the 31st ACM International Conference on Multimedia. Ottawa, Canada: ACM: 9070-9081 [DOI: 10.1145/3581783.3613847]
- Zhang J, Chen T, Ding D and Ma Z. 2023. G-PCC++: Enhanced geometry-based point cloud compression//Proceedings of the 31st ACM International Conference on Multimedia. Ottawa, Canada: ACM: 1352-1363 [DOI: 10.1145/3581783.3613827]
- Zhang J, Chen T, You K, Ding D and Ma Z. 2025. ConPCAC: Conditional lossless point cloud attribute compression via spatial decomposition. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 35(7): 7210-7221 [DOI: 10.1109/TCSVT.2025.3540931]
- Zhang J, Chen Y, Liu G, Gao W and Li G. 2024. Efficient point cloud attribute compression framework using attribute-guided graph Fourier transform//Proceedings of the IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. Seoul, South Korea: IEEE: 8426-8430 [DOI: 10.1109/ICASSP48485.2024.10445988]
- Zhang J, Huang W, Zhu X and Hwang J N. 2014. A subjective quality evaluation for 3D point cloud models//Proceedings of the International Conference on Audio, Language and Image Processing. Shanghai, China: IEEE: 827-831 [DOI: 10.1109/ICALIP.2014.7009910]
- Zhang J, Liu G, Ding D and Ma Z. 2022. Transformer and upsampling-based point cloud compression//Proceedings of the 1st International Workshop on Advances in Point Cloud Compression, Processing and Analysis. Lisbon, Portugal: ACM: 33-39 [DOI: 10.1145/3552457.3555731]
- Zhang J, Liu G, Zhang J, Ding D and Ma Z. 2024. DeepPCC: Learned lossy point cloud compression. IEEE Transactions on Emerging Topics in Computational Intelligence, 9(2): 1897-1909 [DOI: 10.1109/TETCI.2024.3467192]
- Zhang J, Ma W, Ding D, Zhang J and Ma Z. 2024. Content-aware rate control for geometry-based point cloud compression. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 34(10): 9550-9561 [DOI: 10.1109/TCSVT.2024.3400527]
- Zhang J, Wang J, Ding D and Ma Z. 2023. Scalable point cloud attribute compression. IEEE Transactions on Multimedia, 27: 889-899 [DOI: 10.1109/TMM.2023.3331584]
- Zhang J, Zhang J, Ding D and Ma Z. 2025. ARNet: Attribute artifact reduction for G-PCC compressed point clouds. Computational Visual Media, 11(2): 327-342 [DOI: 10.26599/CVM.2025.9450380]
- Zhang J, Zhang J, Ding D and Ma Z. 2025. Learning to restore compressed point cloud attribute: A fully data-driven approach and a rules-unrolling-based optimization. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, 31(4): 1985-1998 [DOI: 10.1109/TVCG.2024.3375861]
- Zhang Q J, Hou J H, Qian Y, Zeng Y M, Zhang J Y and He Y. 2023. Flattening-Net: Deep regular 2D representation for 3D point cloud analysis. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 45(8): 9726-9742 [DOI: 10.1109/TPAMI.2023.3244828]
- Zhang W, Yang F, Xu Y and Preda M. 2024. Standardization status of MPEG geometry-based point cloud compression (G-PCC) edition 2//2024 Picture Coding Symposium (PCS). Taichung, Taiwan: IEEE: 1-5 [DOI: 10.1109/PCS60826.2024.10566443]
- Zhang Y, Yang Q, Xu Y. 2021. MS-GraphSIM: Inferring point cloud quality via multiscale graph similarity//Proceedings of the 29th ACM International Conference on Multimedia. Chengdu, China: ACM: 1230-1238 [DOI: 10.1145/3474085.3475294]
- Zhang Y, Yang Q, Zhou Y, Xu X, Yang L and Xu Y. 2023. TCDM: Transformational complexity based distortion metric for perceptual point cloud quality assessment. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, 30(10): 6707-6724 [DOI:

- 10.1109/TVCG.2023.3338359]
- Zhang Z, Sun W, Min X, Zhou Q, He J, Wang Q and Zhai G. 2022. MM-PCQA: Multi-modal learning for no-reference point cloud quality assessment. [2025-10-13]. <https://arxiv.org/abs/2209.00244>
- Zhang Z, Wu H, Zhou Y, Li C, Sun W, Chen C, Min X, Liu X, Lin W and Zhai G. 2024. LMM-PCQA: Assisting point cloud quality assessment with LMM//Proceedings of the 32nd ACM International Conference on Multimedia. Melbourne, Australia: ACM: 7783-7792 [DOI: 10.1145/3664647.3680946]
- Zhao L, Ma K K, Lin X, Wang W and Chen J. 2022. Real-time LiDAR point cloud compression using bi-directional prediction and range-adaptive floating-point coding. IEEE Transactions on Broadcasting, 68(3): 620-635 [DOI: 10.1109/TBC.2022.3162406]
- Zhao L, Ma K K, Liu Z, Yin Q and Chen J. 2022. Real-time scene-aware LiDAR point cloud compression using semantic prior representation. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 32(8): 5623-5637 [DOI: 10.1109/TCSVT.2022.3145513]
- Zhao W B, Liu X M, Zhai D M, Jiang J J and Ji X Y. 2023. Self-supervised arbitrary-scale implicit point clouds upsampling. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 45(10): 12394-12407 [DOI: 10.1109/TPAMI.2023.3287628]
- Zhao W, Gao W, Li D, Wang J and Liu G. 2025. LOD-PCAC: Level-of-detail-based deep lossless point cloud attribute compression. IEEE Transactions on Image Processing, 34: 3918-3929 [DOI: 10.1109/TIP.2025.3578760]
- Zheng H, Gao W, Yu Z, Zhao T and Li G. 2024. ViewPCGC: View-guided learned point cloud geometry compression//Proceedings of the 32nd ACM International Conference on Multimedia. Melbourne, Australia: ACM: 7152-7161 [DOI: 10.1145/3664647.3681225]
- Zhou X, Alexiou E, Viola I and Cesar P. 2023. PointPCA+: Extending PointPCA objective quality assessment metric//IEEE International Conference on Image Processing Challenges and Workshops (ICIPCW). Kuala Lumpur, Malaysia: IEEE: 1-5 [DOI: 10.1109/ICIPCW59416.2023.10328338]
- Zhou X, Qi C R, Zhou Y and Anguelov D. 2022. RIDDLE: LiDAR data compression with range image deep delta encoding//IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. New Orleans, USA: IEEE: 17212-17221 [DOI: 10.1109/CVPR52688.2022.01670]
- Zhou X, Viola I, Chen Y, Pei J and Cesar P. 2024. Deciphering perceptual quality in colored point cloud: Prioritizing geometry or texture distortion?//Proceedings of the 32nd ACM International Conference on Multimedia. Melbourne, Australia: ACM: 7813-7822 [DOI: 10.1145/3664647.3680566]
- Zhou X, Viola I, Yin R and Cesar P. 2024. Visual-saliency guided multi-modal learning for no reference point cloud quality assessment//Proceedings of the 3rd Workshop on Quality of Experience in Visual Multimedia Applications. Melbourne, Australia: ACM: 39-47 [DOI: 10.1145/3689093.3689183]
- Zhou Y, Zhang X, Ma X, Xu Y, Zhang K and Zhang L. 2024. Dynamic point cloud compression with spatio-temporal transformer-style modeling//Proceedings of the Data Compression Conference. Snowbird, USA: IEEE: 53-62 [DOI: 10.1109/DCC58796.2024.00013]
- Zhu J, You K, Ding D and Ma Z. 2025. Efficient LiDAR reflectance compression via scanning serialization//Proceedings of the Forty-second International Conference on Machine Learning. Vienna: JMLR
- Zhu L, Chen W, Lin X, He L and Guan Y. 2022. Curvature-variation-inspired sampling for point cloud classification and segmentation. IEEE Signal Processing Letters, 29(5): 1868-1872 [DOI: 10.1109/LSP.2022.3200585]
- Zhu L, Cheng J, Wang X, Liu S and Yang J. 2025. COPP-Net: No-reference point cloud quality assessment via weighted patch quality prediction. IEEE Transactions on Broadcasting, 71(4): 1079-1091 [DOI: 10.1109/TBC.2025.3597096]
- Zhu W, Ma Z, Xu Y, Li L and Li Z. 2020. View-dependent dynamic point cloud compression. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 31(2): 765-781 [DOI: 10.1109/TCSVT.2020.2985911]
- Zuo D, Yu P, Huang R, Huang Y, Sun W and Liang F. 2023. Diverse context model for large-scale dynamic point cloud compression//Proceedings of the IEEE International Conference on Visual Communications and Image Processing. Jeju, South Korea: IEEE: 1-5 [DOI: 10.1109/VCIP59821.2023.10402744]

作者简介

元辉, 男, 教授, 研究方向为多媒体通信与信号处理、视频编码、人工智能。E-mail: huiyuan@sdu.edu.cn

丁丹丹, 通信作者, 女, 副教授, 主要研究方向为视频编码、点云压缩、多媒体通信。Email: DandanDing@hznu.edu.cn

张伟, 男, 教授, 主要研究方向为视觉媒体的处理、编码、传输和渲染。E-mail: wzhang@xidian.edu.cn

高伟, 男, 北京大学信息工程学院助理教授、研究员, 主要研究方向为三维点云编码与处理。Email: gaowei262@pku.edu.cn

徐异凌, 女, 教授, 主要研究方向是视觉计算与通信、智能媒体处理与传输。Email: y1.xu@sjtu.edu.cn

刘祺, 女, 副教授, 研究方向为视觉信号质量评价。Email: sdqi.liu@gmail.com

苏洪磊, 男, 副教授, 研究方向为视觉信号质量评价。Email: suhonglei@qdu.edu.cn

刘昊, 男, 讲师, 主要研究方向为多媒体信号处理, 三维点云编码、采样及智能处理等。E-mail: liuhaoxb@gmail.com

马展, 男, 教授, 主要研究方向为计算成像、智能视频编码等。Email: mazhan@nju.edu.cn

杨铀, 男, 教授, 主要研究方向为计算成像、智能视频编码、图象智能处理。Email : yangyou@hust.edu.cn

刘文予, 男, 教授, 主要研究方向为计算机视觉、人工智能等。Email: liuwuy@hust.edu.cn