

# 能量感知的点云视频流传输与边缘卸载联合优化

刘威, 朱雨乐, 付晨, 王希

(华中科技大学电子信息与通信学院, 湖北 武汉 430074)

**摘要:** 针对点云视频流媒体传输需要调度各类计算和传输资源, 而现有工作较少考虑终端显示设备的计算任务带来的能耗问题, 提出了一种移动边缘计算辅助的点云视频流传输方案, 根据接入带宽和点云视频内容将部分计算任务从终端卸载到边缘完成。该方案建立了一个联合优化模型, 在网络资源、终端和边缘算力资源的约束下, 最大化用户观看体验收益并最小化终端设备能耗。实验表明, 相比于对比方案, 所提方案在不同条件下均可提升用户观看质量并降低终端设备能耗。

**关键词:** 点云视频流; 能量感知; 移动边缘计算; 联合优化

**中图分类号:** TN919.82

**文献标志码:** A

**DOI:** 10.11959/j.issn.1000-436x.2024098

## Joint optimization of transmission and edge offloading for energy-aware point cloud video streaming

LIU Wei, ZHU Yule, FU Chen, WANG Xi

School of Electronic Information and Communications, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China

**Abstract:** The transmission of point cloud video streaming requires the scheduling of various computing and transmission resources. Existing research rarely considers the energy consumption issues caused by the computing tasks of terminal display devices. To solve this problem, a point cloud video streaming transmission scheme assisted by mobile edge computing (MEC) was proposed, which offloaded part of computing tasks to the MEC server based on the access bandwidth and point cloud video content. A joint optimization model was established in this scheme to maximize the quality of user's viewing experience and minimize the energy consumption of terminal device under the constraints of network resources, terminal and edge computing resources. Experimental results show that the proposed scheme can improve the viewing quality of users and reduce the energy consumption of terminal equipment compared with the contrast scheme under different conditions.

**Keywords:** point cloud video streaming, energy-aware, MEC, joint optimization

### 0 引言

点云视频作为一种新兴的流媒体, 能够为观看者提供沉浸式的6自由度观看体验。与其他类型的视频不同, 点云视频的每一帧都包含了一个三维(3D, three dimensional)点云场景, 在互联网上对

其进行传输所需要的网络带宽超过了终端设备的承受能力<sup>[1]</sup>。假设每个点云帧有20万个点, 每个点均包含颜色和位置信息, 那么在30 FPS (frame per second) 下播放该视频所需要的带宽将高达720 Mbit/s<sup>[2]</sup>。此外, 点云数据压缩的复杂性, 如八叉树<sup>[3]</sup>、投影<sup>[4]</sup>等技术, 增加了点云视频解码播

收稿日期: 2024-02-05; 修回日期: 2024-04-19

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(No.61977064); 国家重点研发计划基金资助项目(No.2021YFC3340802)

**Foundation Items:** The National Natural Science Foundation of China (No.61977064), The National Key Research and Development Program of China (No.2021YFC3340802)

放对终端设备的计算能力和硬件性能的要求。因此,如何在有限的网络带宽和算力资源条件下实现点云视频流畅的传输和播放,成为点云视频领域的热门研究问题<sup>[5-6]</sup>。

为了减小传输的数据量,Gül等<sup>[7]</sup>根据点云视频的用户观看特性,将传输的内容对用户的观看行为进行了适应,只传输所预测的用户即将观看的部分内容。Han等<sup>[2]</sup>综合了点云切块、点云下采样等级区分和网络自适应传输等技术,提出了一种点云视频传输方案ViVo(visibility-aware mobile volumetric video streaming),该方案使用3种可见性优化有效减少了点云视频传输对带宽的需求,是目前最具代表性的点云视频传输方案。考虑到视区预测误差对后续视频流传输策略的影响,Li等<sup>[8]</sup>设计了一个基于深度强化学习的点云视频传输系统,以提升用户的平均观看质量。此外,在转码传输领域,Liu等<sup>[9]</sup>根据用户视口将3D点云数据转换成多个2D视图画面传输给用户端,以用户的观看体验质量(QoE, quality of experience)为代价,弥补了用户运动造成的播放画面偏差。

然而,上述研究未考虑到点云视频在终端解码并渲染显示的能耗。事实上,点云视频的每一帧在终端设备,例如头戴式显示器上的解码过程需要进行大量复杂的空间计算。对于计算资源有限的终端设备来说,这不仅会带来极高的能耗以及严重的发热,影响设备的性能和电池的寿命,还会影响用户的观看体验<sup>[10]</sup>。因此,本文将点云视频传输过程中的终端设备能耗引入方案整体设计中,以更合理地评价用户的观看体验质量。

移动边缘计算(MEC, mobile edge computing)是缓解终端算力不足的一种重要技术架构。MEC利用网络边缘处的存储和计算资源,使得终端设备能够将计算复杂度较高的任务卸载至MEC服务器完成。该技术已在多种视频传输方案中发挥了重要作用。Liu等<sup>[11]</sup>通过引入MEC,并结合自适应比特率(ABR, adaptive bit rate)算法,最大程度地保证了用户观看虚拟现实视频的内容质量。Hsu等<sup>[12]</sup>考虑到用户在观看360°全景视频的视口限制,提出了一种基于预测视口的启发式算法,以优化MEC服务器的缓存和计算决策。仿真结果表明,该算法能够为用户提供更好的观看体验。Huang等<sup>[13]</sup>基于MEC服务器中视频片段缓存和转码以及资源分配

的联合优化框架,提出了一种联合优化算法,有效提高了用户端的吞吐量、接收视频质量和视频片段的命中率。然而,目前仍缺少通过引入MEC服务器降低点云视频传输开销与终端设备能耗的研究。

针对点云视频的传输问题,本文主要工作介绍如下。

1) 结合MEC辅助流媒体传输的研究和点云视频在终端具有密集计算的特性,在远程服务器与终端之间的基站中引入了MEC服务器,以卸载终端设备的部分计算任务,如点云内容优化和解码。

2) 考虑到终端设备发热对用户观看体验质量的影响,使用用户观看过程中的点云视频质量等级和终端设备总能耗对用户的观看体验质量进行合理评价。

3) 将点云视频流的传输过程抽象为3个约束条件,并设计了一种基于贪心优化的卸载决策算法,在提高用户观看体验质量的同时降低终端设备的能耗。

## 1 能量感知的MEC辅助点云视频传输方案

### 1.1 传输方案设计

针对相关研究的不足之处,本文提出一种能量感知的MEC辅助点云视频传输方案。为了更好地阐述该传输方案的工作流程,图1展示了其各个模块及数据流,具体说明如下。

#### 1) 远程服务器

点云帧在传输前需要在空间中将整帧点云切分为等大的点云块,服务器将每个点云块根据空间位置分配编号并进行点云编码。每一帧的切块编号、数据量等信息将被存入媒体表示描述(MPD, media presentation description)中,以便后续的计算选择和自适应传输。另外,在远程服务器上可通过下采样来调整切块的点云密度等级(PDL, point cloud density level),进而获得不同视觉等级的点云帧。

远程服务器存储了不同点云视频的多个PDL版本,MEC服务器根据用户点播内容向远程服务器请求所需要的点云视频数据和MPD。本文假设远程服务器与MEC服务器以高速有线网络连接,MEC服务器可以提前缓存用户请求的点云视频内容,因此忽略从远程服务器到MEC服务器的传输问题。

#### 2) MEC服务器

本文方案中,点云视频在传输前,首先在

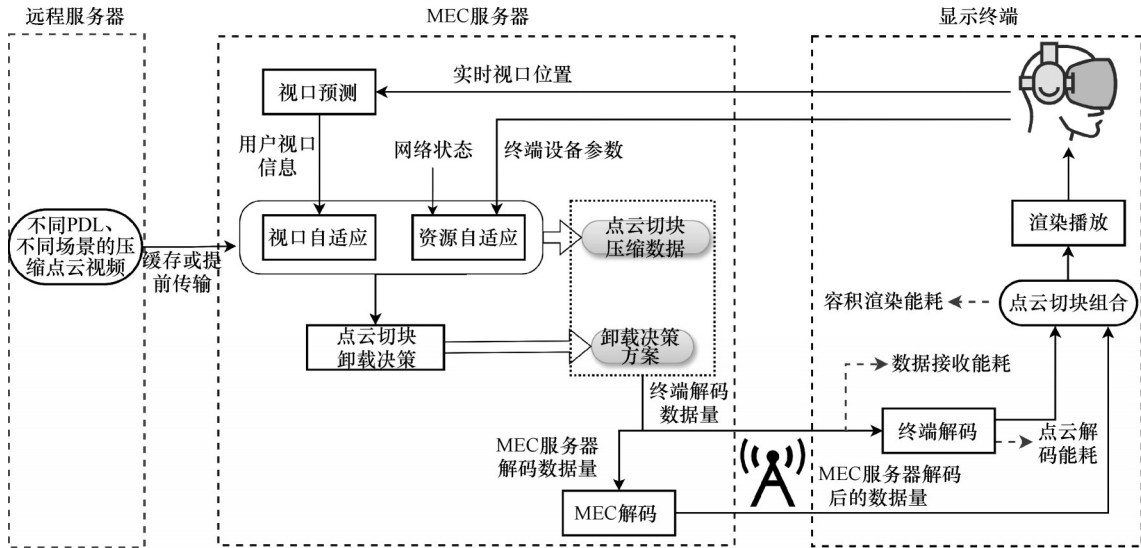


图1 能量感知的MEC辅助点云视频流传输方案的各个模块及数据流

MEC 服务器上进行用户视口适应，即在预测视口后根据视口与切块的距离进行默认 PDL 选择，并对视口可见范围边缘的切块 PDL 进行降级，去除被遮挡的和范围外的点云切块。然后使用点云视频 ABR 算法，考虑传输数据量与网络容量等动态变化资源，对切块 PDL 继续降级。若视口适应后的切块 PDL 不满足传输的资源条件，则整体降低所有点云切块的 PDL<sup>[2]</sup>，以保证用户观看在空间上的感知一致性。

### 3) 显示终端

在点云视频每一帧的传输过程中，显示终端会接收到一部分已在 MEC 服务器完成解码的点云切块，以及另一部分未解码的压缩点云切块，终端将对其进行解码。由于每个点云切块在空间中是独立的，因此终端将解码后的所有点云切块在虚拟空间中进行组合渲染，即可获得点云视频的一个点云帧。点云视频播放过程中，终端将向 MEC 服务器反馈用户在虚拟空间中的实时视口位置，用于预测未来帧的用户视口信息。

需要强调的是，与 ViVo 等点云传输方案相比，本文方案将视口预测、视口自适应、资源自适应和部分点云解码的计算任务迁移至 MEC 服务器完成，在终端仅保留部分解码和渲染播放的功能，缓解了终端的算力和能耗压力。

本文在引入 MEC 进行计算和决策的同时，也需要考虑一个新问题：MEC 服务器如何进行点云帧等级的选择和切块卸载传输的决策，才能够在避免引起传输卡顿的情况下，提高用户观看的点云视

频质量等级 (QL, quality level) 并降低终端的能耗。

## 1.2 面向终端能耗优化的点云视频卸载传输建模

本文方案需要根据算力、网络等一系列资源约束进行点云帧降级，即选择一个合适的点云切块质量清单  $\{s_i\}_{QL}$  进行传输，并做出卸载决策。因此，首先讨论视频传输过程中存在的约束条件。

### 1.2.1 瞬时约束

令点云压缩率为  $\rho (0 < \rho < 1)$ ，时隙长度为一帧的播放时长  $T_f$ ，则时隙内传输的点云数据大小为

$$l(t) = \sum_{i=1}^{d^3} \left[ (1 - \eta_i) s_i(t) + \frac{\eta_i s_i(t)}{\rho} \right] \quad (1)$$

其中， $t \in \Psi$ ， $\Psi$  表示点云视频传输过程中每一帧的时隙集合； $d$  为点云帧切割深度； $\eta_i \in \{0, 1\}$ ， $\eta_i = 1$  和  $\eta_i = 0$  分别表示切块  $i$  在 MEC 服务器和终端设备上解码； $s_i$  为 2 次 PDL 降级后第  $i$  个点云切块的数据量大小，单位为 bit。

为了避免出现卡顿，应在每个时隙内完成当前帧所需的计算和传输任务，因此本文施加了 3 个瞬时约束

$$l(t) \leq r(t) T_f, t \in \Psi \quad (2)$$

$$\sum_{i=1}^{d^3} [\eta_i s_i(t)] \leq c_f T_f, t \in \Psi \quad (3)$$

$$\sum_{i=1}^{d^3} [(1 - \eta_i) s_i(t)] \leq c_l T_f, t \in \Psi \quad (4)$$

其中， $r(t)$  为时隙  $T_f$  内网络的传输速度， $c_f$  为 MEC 服务器解码速率， $c_l$  为终端解码速率。式(2)~式(4)分别表示网络资源、边缘算力资源和终端算力资源对卸载传输的约束。

### 1.2.2 问题建模

本文借鉴 Han 等<sup>[2]</sup>的工作, 定义不同 PDL 的 5 级点云质量作为观看点云视频的 QL。视口优化后 QL 默认为最大值 5, 资源自适应时对 QL 进行降级, 最小值为 1。定义用户观看点云视频时, 每一帧的观看体验收益为每个时隙的瞬时 QL 值

$$Q(t) = QL(t), t \in \Psi \quad (5)$$

如图 1 所示, 终端能耗主要由数据接收能耗、点云解码能耗以及容积渲染能耗 3 个部分组成。对于数据接收能耗  $E_t(t)$ , 令终端接收数据的功率为  $P_t$ , 则有

$$E_t(t) = \frac{P_t l(t)}{r(t)} \quad (6)$$

对于点云解码能耗  $E_d(t)$ , 首先要确定解码时长与传输点云内容的关系。本文在 8iVFBv2<sup>[14]</sup>和 8iVSLF<sup>[15]</sup>点云数据集中随机抽取 40 帧使用 MPEG-GPCC (geometry-based point cloud compression)<sup>[16]</sup>进行同质量等级解码测试, 结果如图 2 所示。结果表明, 对于相同的质量等级, GPCC 解码时长随数据量的增加线性增加, 即在相同硬件条件和相同编码等级的情况下, 终端解码速率  $c_l$  和 MEC 服务器解码速率  $c_f$  可以视作固定的常数。

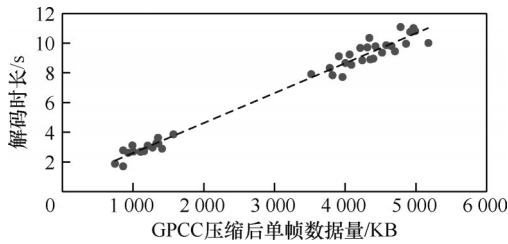


图2 GPCC 解码时长随数据量变化

令终端设备解码功率为  $P_d$ , 则有

$$E_d(t) = P_d \frac{\sum_{i=1}^{d^3} [(1 - \eta_i) s_i]}{c_l} \quad (7)$$

无线播放终端的渲染能耗  $E_r(t)$  与其 CPU 性能相关。将终端的处理能力定义为  $z_c$ ,  $z_c$  以 CPU 每秒执行的分片轮次为单位。将一个 CPU 轮次可以处理的数据量表示为  $b_z$ , 单位为 bit/周期。令终端容积渲染功率为  $P_r$ , 则有

$$E_r(t) = \frac{P_r \sum_{i=1}^{d^3} s_i}{\rho z_c b_z} \quad (8)$$

在一个时隙内, 终端总能耗  $E(t)$  为

$$E(t) = E_t(t) + E_d(t) + E_r(t) \quad (9)$$

本文的点云视频卸载传输联合优化问题可以描述为在网络资源、终端算力和边缘算力资源约束条件下, 最大化用户观看点云视频的体验收益  $Q(t)$  并最小化终端设备能耗  $E(t)$ , 即问题 P1.1。

$$(P1.1) \begin{cases} \max_{s_i, \eta_i} Q(t) \\ \min_{s_i, \eta_i} E(t) \end{cases} \quad \text{s.t. 式(2)~式(4)} \quad (10)$$

## 2 能量感知的点云视频卸载传输决策

对于问题 P1.1, 在每一个时隙中  $Q(t)$  的增大会伴随着数据量的增大, 从而导致能耗的增多, 这意味着这 2 个优化目标无法同时达到最优解。但在点云视频流媒体服务的背景下, 首先应该保证观看点云视频的质量, 然后再去寻找使终端能耗更小的卸载传输决策。因此本文的优化问题可以拆分为 2 个子问题。

1) 根据卸载传输方案的约束条件确定最大化观看体验的点云切块质量清单  $\{s_i\}^*$ 。在  $\{s_i\}^*$  确定的条件下, 可能会存在多种卸载方案满足约束, 此时可以获得一组卸载决策的解空间  $\{s_i, \eta_i\} \in \Omega$ 。由于解空间  $\Omega$  中  $\{s_i\} = \{s_i\}^*$  为确定值, 因此令解空间  $\Omega$  中的  $\{\eta_i\} \in \Theta$  为有效决策空间。

2) 在有效决策空间  $\Theta$  中寻找最优解, 即可满足终端能耗最小的目标。

拆分的 2 个子问题可以描述为 P2.1 和 P2.2。

$$(P2.1) \begin{cases} \max_{s_i, \eta_i} Q(t) \\ \text{s.t. 式(2)~式(4)} \end{cases} \quad (11)$$

问题 P2.1 的解空间  $\Theta$  作为 P2.2 的约束, 再对 P2.2 进行求解。

$$(P2.2) \begin{cases} \min_{\eta_i} E(t) \\ \text{s.t. } \begin{cases} \{\eta_i\} \in \Theta \\ \{s_i\} = \{s_i\}^* \end{cases} \end{cases} \quad (12)$$

为了解上述的优化问题, 以下 2 个因素至关重要: 如何确定 P2.1 的非空解空间; 如何在离散解空间的众多选择中, 找到一组接近理论最优目标的解。本节将设计算法, 对上述子问题依次进行求解。

### 2.1 点云切块质量等级选择

在实际系统中,  $\{s_i\}$  的解空间, 即点云视频质量等级选择非常有限。因此, 本文将遍历所有可能的切块组等级选择来寻找解空间  $\Theta$ 。

对问题 P2.1 而言, 选择最大 QL 的  $\{s_i\}$  等价于最大化  $Q(t)$ , 因此本文采用降序遍历, 在任意存在  $\{\eta_i\}$  解的  $\{s_i\}_{\text{QL}}$  停止遍历, 并选择此组点云切块进行传输。由于每一组  $\{\eta_i\}$  的长度为  $d^3$ , 则  $\{\eta_i\}$  有  $\sum_{j=0}^{d^3} \frac{d^3!}{j!(d^3-j)!}$  种解。当  $d=3$  时, 解的个数达到了  $10^8$  个, 所以无法直接遍历所有可能的  $\{\eta_i\}$  来验证其解的存在性或获得有效解空间。

在此场景下, 可以依靠分析约束条件进行求解, 将每个约束与卸载数据量建立联系。在 MEC 服务器上的卸载数据量  $o$  可以表示为

$$o = \sum_{i=1}^{d^3} (\eta_i s_i) \quad (13)$$

对于每一组  $\{s_i\}_{\text{QL}}$ ,  $o$  是由  $\{\eta_i\}$  卸载决策所决定的离散量, 下文将根据每个约束的边界条件获得其卸载数据量的极值, 并依据各极值条件的关系判断是否存在非空集合  $\Theta$ 。

### 1) 网络资源约束

由于在实际传输过程中时隙  $T_f$  为 100 ms 以下的极小值, 因此对于网络资源约束, 本文在一个时隙内将  $r(t)$  看作确定量, 则不等式右侧在某一个时隙内为定值, 其含义为当前时隙所能传输的数据量上限, 即  $l_{\max} = r(t)T_f$ 。

由式(1)可知, 实际传输数据量  $l(t)$  由两部分组成, 第一部分为终端解码数据量  $\gamma_l$ , 满足  $\gamma_l = \sum_{i=1}^{d^3} [(1 - \eta_i) s_i(t)]$ , 第二部分与 MEC 服务器解码数据量  $o$  相关。定义卸载数据量为  $o_t$ , 则式(2)可以表示为

$$\gamma_l + \frac{o_t}{\rho} \leq l_{\max} \quad (14)$$

对于每一组  $\{s_i\}_{\text{QL}}$ , 其需要解码的总数据量  $\gamma_a$  是确定的, 为  $\gamma_a = \sum_{i=1}^{d^3} s_i$ , 因此可以用 MEC 服务器解码数据量  $o_t$  表示终端解码数据量  $\gamma_l$

$$\gamma_l = \gamma_a - o_t \quad (15)$$

根据式(14)和式(15), 网络资源约束, 即式(2)可以表示为卸载数据量的约束

$$o_t \leq \frac{\rho(l_{\max} - \gamma_a)}{1 - \rho} \quad (16)$$

### 2) 边缘算力约束

在边缘算力约束中, 其不等式右侧表示一个时

隙内的 MEC 服务器解码数据量上限, 记为  $\delta_f$ 。由于 MEC 服务器解码速率固定, 因此  $\delta_f$  为定值。不等式左侧为卸载数据量为  $o_f$ , 则式(3)可以表示为

$$o_f \leq \delta_f \quad (17)$$

### 3) 终端算力约束

与边缘算力约束类似, 在终端算力约束中定义一个时隙内终端设备解码数据量上限为  $\delta_l$ , 卸载数据量为  $o_l$ , 则式(4)可以表示为

$$o_l \geq \gamma_a - \delta_l \quad (18)$$

综上所述, 若 3 个瞬时约束同时成立, 即解区间  $\Theta$  存在, 则需满足

$$\min \{o_{l_{\max}}, o_{f_{\max}}\} \geq o_{l_{\min}} \quad (19)$$

若不满足此条件, 则证明当前点云切块质量清单  $\{s_i\}_{\text{QL}}$  的选择使得  $\Theta$  为空集, 需要继续降级。

因此, 问题 P2.1 的有效解空间为整体  $o \in [o_{l_{\min}}, \min \{o_{l_{\max}}, o_{f_{\max}}\}]$ , 令  $o$  取值在该区间内的卸载决策为  $\{\eta_i\}^*$ , 则区间内满足约束的多个  $\{\eta_i\}^*$  组成了有效决策空间  $\Theta$ 。算法 1 呈现了完整的点云切块质量等级选择算法过程。

### 算法 1 点云切块质量等级选择算法

**输入**  $m$  组点云切块数据量列表  $\{s_i\}_{\text{QL}}$ ,  $\text{QL} \in \{1, 2, \dots, m\}$ , 感知网络传输速率  $r$ , MEC 服务器解码速率  $c_f$ , 终端解码速率  $c_l$ , 时隙长度  $T_f$ , 点云压缩率  $\rho$

**输出** 最大化观看体验的点云切块质量清单  $\{s_i\}^*$

- 1) 初始化  $\text{QL} \leftarrow m$
- 2) while  $\text{QL} > 1$  do // 进行降级试探
- 3) 选择  $\{s_i\}_{\text{QL}}$  作为卸载传输试探的点云切块数据量
- 4) 根据式(16)计算  $o_{l_{\max}}$
- 5) 根据式(17)计算  $o_{f_{\max}}$
- 6) 根据式(18)计算  $o_{l_{\min}}$
- 7) if  $\min(o_{l_{\max}}, o_{f_{\max}}) \geq o_{l_{\min}}$  then // 满足  $\Theta$  解空间存在约束
- 8) break
- 9) end if
- 10)  $\text{QL} \leftarrow \text{QL} - 1$
- 11) end while
- 12)  $\{s_i\}^* \leftarrow \{s_i\}_{\text{QL}}$
- 13) return  $\{s_i\}^*$

算法 1 的算法复杂度仅为  $O(m)$ , 即只与 QL 数

量  $m$  有关。而远程服务器存储的点云 PDL 通常只有几级, 因此执行算法 1 产生的时延极小, 这对时延要求较高的点云视频传输服务是可以接受的。

## 2.2 面向终端能耗优化的卸载决策算法

在确定了当前时隙点云帧的点云切块等级后, 则存在点云切块数据  $\{s_i\}^*$  需要被卸载解码和传输。问题 P2.2 可以理解为在有效解空间  $\Theta$  中选择一组卸载决策  $\{\eta_i\}$  与确定的  $\{s_i\}^*$  共同作用使得终端能耗最小。

分析能耗计算式, 可以得到卸载数据量  $o$  与终端能耗之间的关系。  $E(t)$  由 3 个部分构成, 其中渲染能耗  $E_r(t)$  仅与  $\{s_i\}$  有关, 与卸载决策  $\{\eta_i\}$  无关, 因此可以认为在问题 P2.2 的时隙内,  $E_r(t)$  为常数  $L$ 。而  $E(t)$  的前两部分与卸载数据量有关, 根据式(1)、式(6)、式(7)和式(13), 可以得到在某个时隙内的  $E_r$  和  $E_d$  分别为

$$E_t = \frac{P_t}{r} (\gamma_a - o + \frac{o}{\rho}) \quad (20)$$

$$E_d = \frac{P_d}{c_l} (\gamma_a - o) \quad (21)$$

根据式(9)、式(20)和式(21), 可得时隙内的终端总能耗为

$$E = \left[ \frac{(1-\rho)P_t}{r\rho} - \frac{P_d}{c_l} \right] o + \left( \frac{P_d}{c_l} + \frac{P_t}{r} \right) \gamma_a + L \quad (22)$$

由式(22)可知, 在每个时隙内终端总能耗与卸载数据量呈线性关系。当  $\frac{(1-\rho)P_t}{r\rho} - \frac{P_d}{c_l} < 0$  时, 离散值  $o$  在逼近其上界  $\min \{o_{t_{\max}}, o_{f_{\max}}\}$  时取得能耗最小值。根据式(13)和解空间  $\Theta$  的取值, 可将问题 P2.2 转化为

$$\begin{aligned} & \max_{\eta_i} \sum_{i=1}^{d^3} (\eta_i s_i) \\ \text{s.t.} & \begin{cases} \sum_{i=1}^{d^3} (\eta_i s_i) \leq \min \{o_{t_{\max}}, o_{f_{\max}}\} \\ \eta_i \in \{0, 1\} \\ \{s_i\} = \{s_i\}^* \end{cases} \end{aligned} \quad (23)$$

该问题可以看作背包问题的一种。考虑到点云视频频低时延的要求, 本节提出一种基于贪心优化的卸载决策算法, 以求得逼近理论值的次优解, 如算法 2 所示。

**算法 2** 基于贪心优化的卸载决策算法

**输入** 传输的数据量列表  $\{s_i\} = \{s_i\}^*$ , 传输

卸载量上界  $o_{t_{\max}}$ , 边缘卸载量上界  $o_{f_{\max}}$ , 点云帧切块深度  $d$

**输出** 卸载决策  $\{\eta_i\}_{\text{opt}}$

1) 初始化卸载决策  $\{\eta_i\}$

2) 初始化背包容积上限  $V = \min \{o_{t_{\max}}, o_{f_{\max}}\}$

3) for  $i = 1 \rightarrow d^3$  do // 贪心迭代局部最优解

4) if  $s_i \leq V$  then

5)  $\eta_i \leftarrow 1$

6)  $V \leftarrow V - s_i$

7) end if

8) end for

9)  $\{\eta_i\}_{\text{util}} \leftarrow \{\eta_i\}$

10) 将  $\{s_i\}^*$  降序排序得到  $\{s_i\}_{\text{desc}}^*$

11)  $\{s_i\} \leftarrow \{s_i\}_{\text{desc}}^*$ , 执行步骤 1)~步骤 9), 得到  $\{\eta_i\}_{\text{desc}} \leftarrow \{\eta_i\}$

12) 将  $\{s_i\}^*$  升序排序得到  $\{s_i\}_{\text{asc}}^*$

13)  $\{s_i\} \leftarrow \{s_i\}_{\text{asc}}^*$ , 执行步骤 1)~步骤 9), 得到  $\{\eta_i\}_{\text{asc}} \leftarrow \{\eta_i\}$

14)  $\{\eta_i\}_{\text{opt}} \leftarrow \arg \max_{\{\eta_i\} = \{\eta_i\}_{\text{util}}, \{\eta_i\}_{\text{desc}}, \{\eta_i\}_{\text{asc}}} \sum_{i=1}^{d^3} (\eta_i s_i)$

15) return  $\{\eta_i\}_{\text{opt}}$

算法 2 中分别以最大效用、最大收益与最小开销进行贪心迭代。为了更加逼近全局最优解, 在此采用 3 种次优解中的最佳方案作为当前时隙的卸载传输方案  $\{\eta_i\}_{\text{opt}}$ 。

同理可得, 当  $\frac{(1-\rho)P_t}{r\rho} - \frac{P_d}{c_l} > 0$  或  $\frac{(1-\rho)P_t}{r\rho} - \frac{P_d}{c_l} = 0$  时, 当前时隙的传输卸载方案为  $\{\eta_i\}_{\text{opt}}$ 。

## 3 实验验证

### 3.1 仿真实验配置

#### 3.1.1 数据集与实验参数

##### 1) 实验数据集

本文使用的点云视频数据集 8iVFBv2<sup>[14]</sup> 和 8iVSLF<sup>[15]</sup> 来自 8i Labs, 分别包含不同场景下的 4 个长度为 300 帧的点云视频和 6 个高分辨率点云内容。本文在 2 个数据集中随机抽取 40 帧进行解码测试, 以确定解码时长和传输点云内容的关系。为模拟传输过程, 本文对 8iVFBv2 数据集的每一帧点云分别进行不同程度的点云下采样, 以构造每帧

点云的 5 级 PDL<sup>[2]</sup>, 同时使用 MPEG-GPCC 编码器进行编码, 以获得点云压缩切块的传输数据量。

本文使用的用户视口行为数据集<sup>[17]</sup>包含 16 名男性、10 名女性共 26 名观众观看 8iVFBv2 点云视频的用户视口数据。为了获得传输过程中的用户预测视口, 本文使用真实视口数据和线性回归预测模型, 以预测窗口为 10、预测步长为 5 对用户视口进行预测。

本文使用的 5G 网络数据集是萨拉热窝大学的公开数据集<sup>[18]</sup>, 用来模拟真实移动显示终端接入网络的下载速率。

## 2) 实验参数设置

除公开数据集以及标准参数外, 本文其他仿真实验参数如表 1 所示。

表 1 仿真实验参数

参数	值
时隙长度/ms	33.33
点云切割深度	4
点云视频播放帧率/FPS	30
终端设备渲染功率/W	5
终端设备点云解码功率/W	4
终端设备接收数据功率/W	0.01
MEC 服务器点云解码速率/(Gbit·s <sup>-1</sup> )	5
终端设备点云解码速率/(Mbit·s <sup>-1</sup> )	200
终端设备计算能力/(cycle·s <sup>-1</sup> )	0.5×10 <sup>9</sup>
终端单次计算渲染数据量/(kbit·cycle <sup>-1</sup> )	0.06

本文仿真实验中, 设置时隙长度为点云视频一帧的非卡顿播放时长, 用户观看视频长度为 8iVFBv2 数据集中完整视频的长度, 即 10 s。同时, 本文假设在每个时隙内 MEC 服务器和终端设备对于同一帧内多个点云切块的传输、解码、渲染等不同任务可以在多个进程中并行执行, 且可以保证包的到达顺序。

### 3.1.2 对比方案

本节将对比本文方案与前文中介绍的点云视频传输方案 ViVo<sup>[2]</sup>, 以及同样使用 MEC 服务器的转码传输方案 Vues<sup>[9]</sup>。

ViVo 在终端设备上执行点云解码等计算密集操作, 在被终端算力限制观看质量的同时没有考虑终端能耗的问题; Vues 在 MEC 服务器上点云帧编码为 2D 视图, 并动态调整传输视图的数量和质量, 虽然有效减少了带宽消耗, 但视频观看体验也受到了影响。

### 3.1.3 实验指标

由于本文的优化目标为最大化观看质量  $Q$  的同时降低终端能耗  $E$ , 因此定义终端效用

$$\kappa = \frac{Q}{E} \quad (24)$$

为用户观看点云视频过程中终端的能量效率。终端效用  $\kappa$  越大, 则终端设备消耗单位能量使用户看到的视频质量等级越高。

除了终端效用外, 本文还将对比 2 个点云视频观看过程中的具体可观测值: 点云视频的质量等级 QL 和终端能耗  $E$ 。

### 3.2 单会话瞬时性能分析

本节实验选择用户视口数据集<sup>[17]</sup>中用户 24 观看点云视频 soldier 场景的轨迹作为输入, 同时在 5G 网络数据集<sup>[18]</sup>中选取 B\_2020.02.13\_13.57.29.csv 文件模拟传输过程中的真实网络波动, 以每一帧为决策粒度详细展示本文方案与 ViVo 对网络和算力资源使用的细节, 来验证本文方案的有效性。视频传输过程中单会话瞬时性能对比如图 3 所示。

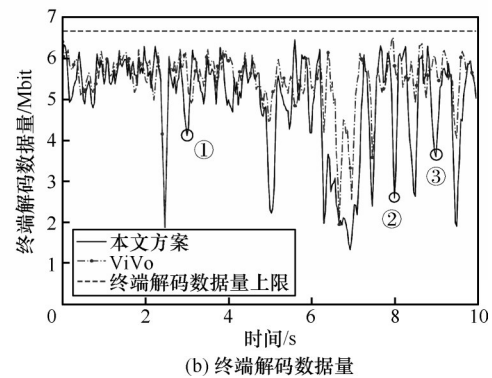
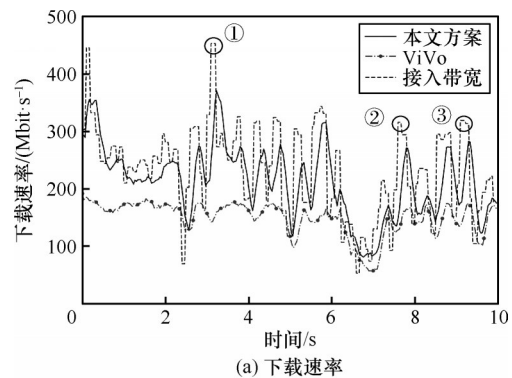


图 3 视频传输过程中单会话瞬时性能对比

由图 3 可知, 2 种方案都可以完成对网络资源波动的适应, 且基本将终端设备的点云解码能力饱

和使用,当在第70帧和第200帧左右网络容量急剧下降时,才较大程度地减少了终端解码数据量。但相比于ViVo,本文方案的终端解码数据量出现大幅降低的次数更多,如图3(b)中的①~③所示。这是由于当接入带宽激增时,MEC服务器能够替终端设备分担更多的解码计算任务。该现象说明了本文方案的有效性。

### 3.3 不同接入带宽下会话平均性能分析

本节实验在5G数据集中随机选取多段网络波动,并放大网络波动的均值,以模拟更高速率的接入带宽。为减少单一网络波动带来的影响,本节将在不同接入带宽均值下重复多次实验,实验结果如图4所示。

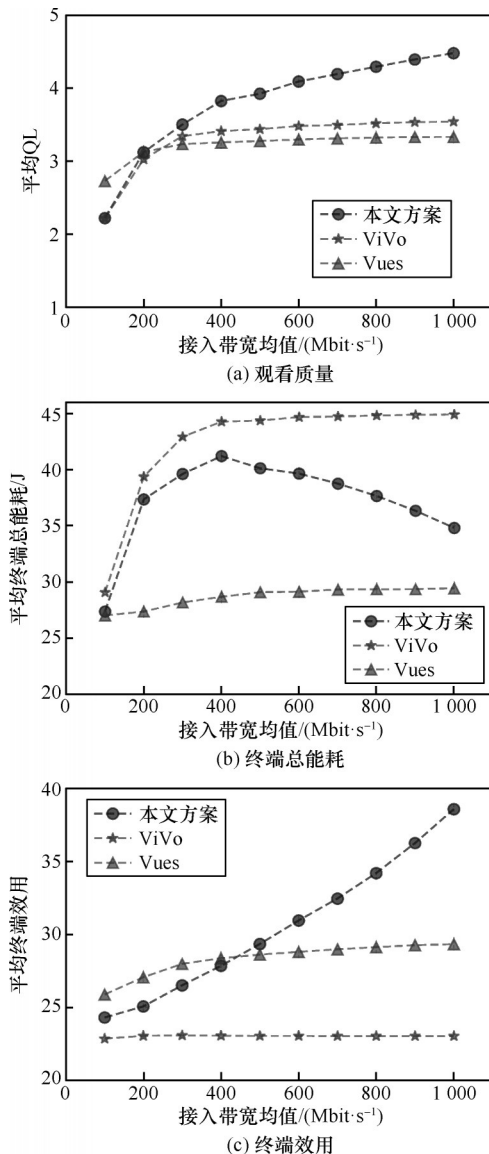


图4 不同接入带宽下的观看质量、终端总能耗和终端效用对比

如图4(a)和图4(b)所示,在接入带宽达到400 Mbit/s后,ViVo受终端算力资源影响,平均QL基本不再上升,终端总能耗缓慢增大并趋于稳定。由于Vues将3D点云内容编码为2D视图进行传输,不仅降低了带宽需求,也减少了终端的解码计算量。因此Vues的终端总能耗始终保持在较低的水平,平均QL在较低接入带宽下表现更好,但无法利用更大的接入带宽来提升QL。本文方案在接入带宽增加时可以利用MEC服务器的计算资源突破终端算力的瓶颈,因此QL随着接入带宽的增大不断提升,且终端总能耗在400 Mbit/s处出现了拐点,随着接入带宽的增加不断下降。这是由于网络资源出现了冗余,MEC辅助解码的数据量迅速增加,其对终端解码数据量的辅助作用大于QL提升所带来的数据量增加。

图4(c)展示了在不同接入带宽下各方案的平均终端效用对比。随着接入带宽均值的增加,Vues的平均终端效用缓慢增加后趋于稳定;ViVo的平均终端效用几乎没有变化,维持在23左右;本文方案的平均终端效用显著上升。尽管Vues在较低接入带宽下表现出了更好的终端效用,但平均QL也受到了明显的限制,对于更注重观看体验的用户来说是难以忍受的。本文方案的平均终端效用与ViVo相比提升了9.7%~70.2%,并在大于500 Mbit/s的接入带宽下优于Vues。这说明本文方案在不同接入带宽下均能有效提高用户观看质量、降低终端总能耗,且接入带宽均值越大,提升效果越显著。

### 3.4 不同点云视频内容下会话平均性能分析

本节实验使用8iVFBv2点云视频数据集<sup>[14]</sup>的4个场景作为输入,其比特率如表2所示。

场景名称	原始数据比特率/(Gbit·s <sup>-1</sup> )
redandblack	3.46
loot	3.94
longdress	4.32
soldier	5.52

本节实验在相同网络环境和相同用户视口轨迹下比较各方案在不同点云视频内容下的表现,实验结果如图5所示。

如图5(a)和图5(b)所示,随着场景比特率的增大,所有方案的平均QL均有所下降,终端总能耗

有所增加。与对比方案相比，本文方案在所有场景下的平均 QL 均为最大，终端总能耗小于 ViVo 方案，略大于 Vues 方案。这是因为对于比特率更小的点云视频，相同网络情况下将存在更大的网络冗余，因此 MEC 服务器可以辅助解码更多的点云切块以进一步降低终端能耗，提高点云视频 QL。

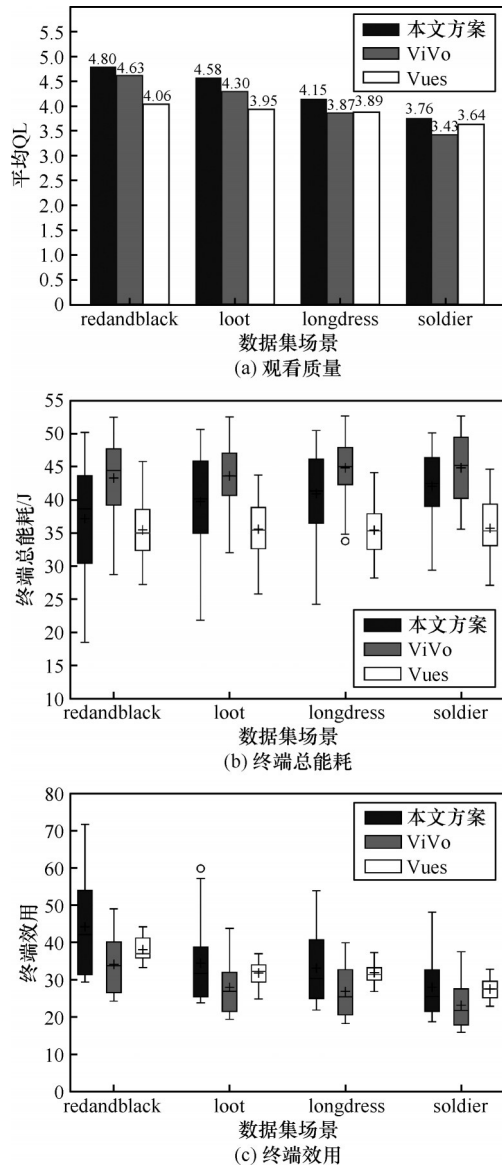


图5 不同点云视频内容下的观看质量、终端总能耗和终端效用对比

图 5(c)展示了不同点云视频内容下各传输方案的终端效用对比。在 4 个场景下，本文方案终端效用的均值和中位数均高于对比方案或接近最大值。其中，在 redandblack 场景下，本文方案的终端效用增加最明显，相比于 ViVo 和 Vues，均值分别提升了 28.6% 和 16.1%。结合表 2 可知，点云视频场

景的比特率越低，本文方案的终端效用提升越大。

### 3.5 消融实验

为了验证基于贪心优化的卸载决策算法的有效性，本节在 3.2 节实验环境下进行消融实验，将卸载决策算法替换为随机选取点云块进行卸载，实验结果如表 3 所示。

表3 不同卸载算法结果对比

卸载算法	终端总能耗/J	终端效用
贪心优化	37.35	24.83
随机卸载	44.79	14.75

由于基于贪心优化的卸载决策算法能够最大程度地利用 MEC 服务器的算力资源，减少终端计算任务。因此，相比于随机卸载，本文方案能够在相同的点云切块质量清单下减少终端总能耗，提高终端效用。

## 4 结束语

点云视频庞大的数据量不仅限制了点云视频领域的发展，更使终端设备的能耗变得不可忽略。本文研究了点云视频传输中的视频质量等级和终端能耗的联合优化问题，提出了一种能量感知的 MEC 辅助点云视频传输方案，并基于网络和算力资源设计了点云切块解码任务卸载策略。实验结果表明，本文方案可以在提高用户观看体验质量的同时有效降低终端设备的能耗，且在不同网络带宽或不同点云视频内容下，相比于目前最具代表性的点云直传方案 ViVo 和转码传输方案 Vues 均具有相似或更好的表现。

考虑到 MEC 服务器已在各种视频传输场景中广泛使用，因此本文方案可应用于实际的商业 5G 场景，在 MEC 服务器能够承担的计算任务范围内提升用户的观看体验。

### 参考文献:

[1] WANG Y Z, ZHAO D, ZHANG H H, et al. Bandwidth-efficient mobile volumetric video streaming by exploiting inter-frame correlation[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2024, doi: 10.1109/TMC.2024.3367750.

[2] HAN B, LIU Y, QIAN F. ViVo: visibility-aware mobile volumetric video streaming[C]//Proceedings of the 26th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking. New York: ACM Press, 2020: 1-13.

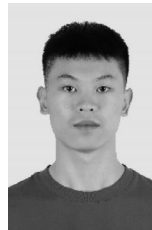
[3] CUI M Y, LONG J H, FENG M J, et al. OctFormer: efficient octree-

- based transformer for point cloud compression with local enhancement[J]. Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2023, 37(1): 470-478.
- [4] SHI Y A, VENKATRAM P, DING Y F, et al. Enabling low bit-rate mpeg V-PCC-encoded volumetric video streaming with 3D subsampling[C]//Proceedings of the 14th ACM Multimedia Systems Conference. New York: ACM Press, 2023: 108-118.
- [5] LI J, ZHANG C, LIU Z, et al. Optimal volumetric video streaming with hybrid saliency based tiling[J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2023, 25: 2939-2953.
- [6] LIU J H, ZHU B X, WANG F X, et al. CaV3: cache-assisted viewport adaptive volumetric video streaming[C]//Proceedings of the 2023 IEEE Conference Virtual Reality and 3D User Interfaces (VR). Piscataway: IEEE Press, 2023: 173-183.
- [7] GÜL S, POBORSKI D, BUCHHOLZ T, et al. Low-latency cloud-based volumetric video streaming using head motion prediction[C]//Proceedings of the 30th ACM Workshop on Network and Operating Systems Support for Digital Audio and Video. New York: ACM Press, 2020: 27-33.
- [8] LI J, WANG H Y, LIU Z, et al. Toward optimal real-time volumetric video streaming: a rolling optimization and deep reinforcement learning based approach[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2023, 33(12): 7870-7883.
- [9] LIU Y, HAN B, QIAN F, et al. Vues: practical mobile volumetric video streaming through multiview transcoding[C]//Proceedings of the 28th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking. New York: ACM Press, 2022: 514-527.
- [10] DU J B, YU F R, LU G Y, et al. MEC-assisted immersive VR video streaming over terahertz wireless networks: a deep reinforcement learning approach[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2020, 7(10): 9517-9529.
- [11] LIU Y W, LIU J X, ARGYRIOU A, et al. MEC-assisted panoramic VR video streaming over millimeter wave mobile networks[J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2019, 21(5): 1302-1316.
- [12] HSU C H. MEC-assisted FoV-aware and QoE-driven adaptive 360° video streaming for virtual reality[C]//Proceedings of the 2020 16th International Conference on Mobility, Sensing and Networking (MSN). Piscataway: IEEE Press, 2020: 291-298.
- [13] HUANG X Y, HE L J, WANG L J, et al. Towards 5G: joint optimization of video segment caching, transcoding and resource allocation for adaptive video streaming in a multi-access edge computing network[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2021, 70(10): 10909-10924.
- [14] D'EON E, HARRISON B, MYERS T, et al. 8i voxelized full bodies - a voxelized point cloud dataset[R]. 2017.
- [15] KRIVOKUĆA M, CHOU P, SAVILL P. 8i voxelized surface light field (8iVSLF) dataset[R]. 2018.
- [16] KRIVOKUĆA M, CHOU P A, KOROTEEV M. A volumetric approach to point cloud compression - part II: geometry compression[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2020, 29: 2217-2229.
- [17] SUBRAMANYAM S, VIOLA I, HANJALIC A, et al. User centered adaptive streaming of dynamic point clouds with low complexity tiling[C]//Proceedings of the 28th ACM International Conference on Multimedia. New York: ACM Press, 2020: 3669-3677.
- [18] RACA D, LEAHY D, SREENAN C J, et al. Beyond throughput, the next generation: a 5G dataset with channel and context metrics[C]//Proceedings of the 11th ACM Multimedia Systems Conference. New York: ACM Press, 2020: 303-308.

## [作者简介]



刘威 (1977-), 男, 湖北武汉人, 博士, 华中科技大学教授、博士生导师, 主要研究方向为多媒体网络、物联网、智能感知等。



朱雨乐 (2001-), 男, 安徽阜阳人, 华中科技大学硕士生, 主要研究方向为多媒体网络等。



付晨 (1998-), 男, 内蒙古赤峰人, 华中科技大学硕士生, 主要研究方向为多媒体网络、沉浸式媒体等。



王希 (1998-), 女, 湖北武汉人, 华中科技大学博士生, 主要研究方向为多媒体网络、沉浸式视频等。