

基于 Real-ESRGAN 的 VR 眼镜 3D 视频超分辨率研究

林海¹ 陈国珍¹
LIN Hai CHEN Guozhen

摘要

为解决目前低分辨率 VR 视频观看体验差的问题, 文章设计了一套依托 Real-ESRGAN 算法的 VR 眼镜 3D 视频超分辨率处理方案。研究过程中加入 RRDB 网络架构, 再结合 VR 视频本身的技术特点, 搭建出经过优化的处理流程, 具体包括分块处理机制、GPU 内存调度优化、视频质量与文件体积的平衡策略, 以及错误恢复与容错处理机制, 最终做到高效、稳定地提高 VR 视频的质量。经实验验证, 跟现有同类处理方法相比, 这套方法在 PSNR、SSIM 及 LPIPS 等核心客观评价指标上都表现出更好的性能, 其中高分辨率 VR 内容的处理成功率达到 95%, 明显优于其他对比方法, 该方案在视觉呈现效果、立体一致性以及处理稳定性三个方面都超过现有技术, 尤其在高分辨率、长时间 VR 内容的处理场景中优势更突出, 为提高 VR 内容观看体验给出了切实可行的技术支撑。

关键词

虚拟现实; 超分辨率; Real-ESRGAN; 3D 视频; RRDB 网络

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2026.05.044

0 引言

在虚拟现实 (VR) 技术飞速发展的当下, VR 眼镜作为核心终端设备, 已逐步渗透到娱乐、教育、医疗等多个行业领域。但 VR 视频要实现良好的沉浸式观看效果, 对分辨率有着较高要求, 目前市面上的低分辨率 VR 内容普遍存在“屏门效应”与视觉模糊等问题, 极大地影响了用户的实际使用体验。近年来, 随着 VR 硬件设备的不断升级, 诸如 Oculus Quest 2 所提供的单眼 1 832 px×1 920 px、HTC Vive Pro 2 的单眼 2 448 px×2 448 px, 使得市场对高质量 VR 内容的需求变得更为迫切。

传统的视频插值与超分辨率处理技术, 使用 VR 视频处理时会碰到不少难题: 一方面, VR 视频大多用全景或立体 3D 格式, 具有独有的几何特征和视差信息, 跟普通视频存在明显区别; 另一方面, 高分辨率 VR 视频要做实时处理, 对计算资源的供给提出了更高要求。除此之外, VR 观看环境中用户的视觉感知更加敏锐, 图像质量哪怕有微小波动, 都可能让用户产生不适感或者眩晕, 这也对超分辨率算法的运行稳定性提出了更严格的要求。

近年来, 深度学习技术在图像与视频超分辨率领域取得了突破性进展^[1], 其中, 围绕生成对抗网络 (GAN) 的相关

方法, 比如 SRGAN^[2] 与 ESRGAN^[3], 在自然图像超分辨率处理任务中表现突出。Real-ESRGAN^[4] 作为 ESRGAN 的改进版本, 借助引入更贴合实际场景的退化模型和更有优势的网络架构, 进一步提高了超分辨率处理的效果。但要注意的是, 这些方法原本就是为普通图像和常规视频设计的, 没有充分考虑 VR 视频的特殊处理需求, 很难直接适配 VR 场景的应用。

基于此, 本文以 Real-ESRGAN 视频修复算法为基础, 研发了一套专门适配 VR 眼镜 3D 视频的超分辨率处理方案。该方案在注重提升视频质量的同时, 对整个处理流程进行了针对性优化, 最终实现了 VR 视频超分辨率的高效、稳定处理。本研究的主要贡献为: (1) 构建了一套适用于 VR 视频的超分辨率处理流程, 结合 VR 内容的核心特点完成了多方面优化设计; (2) 设计了基于分块处理的内存优化方案, 有效解决了高分辨率 VR 视频处理过程中遇到的内存受限问题; (3) 提出了兼顾视频质量与文件大小的编码策略, 能够灵活适配不同场景下的 VR 应用需求; (4) 通过大量对比实验, 验证了该方法在各类 VR 内容处理中的有效性, 并与现有主流方法进行了详细的性能对比分析。

1 相关工作

1.1 超分辨率技术概述

超分辨率技术从整体上可划分为传统处理方法与基于深度学习的处理方法两大类。传统方法包括双线性插值、双三次插值^[5]以及基于字典的处理方法^[6], 这类方法的计算流程相对简单, 但处理效果存在明显局限; 基于深度学习的超分辨率方法, 如 SRCNN^[7]、VDSR^[8]、EDSR^[9]等, 通过神经网络

1. 湛江幼儿师范专科学校 广东湛江 524300

[基金项目] 广东省学习型社会建设 (继续教育) 质量提升工程项目 (JXJYGC2024G317); 湛江幼儿师范专科学校产教融合创新平台项目 (ZY24PYPT03)

络自主学习低分辨率图像到高分辨率图像的映射关系,相比传统方法,处理效果得到了显著提升。

SRCNN 是早期的深度学习超分辨率技术,利用三层卷积网络做到超分辨率的端到端处理,为后续相关研究打下了基础,之后,VDSR 技术引入更深的网络结构以及残差学习机制,进一步提高了图像重建的质量。EDSR 则通过去掉批归一化层、扩大网络规模,大幅增强了超分辨率处理的性能。不过这些方法都围绕单帧图像处理展开,没能充分挖掘并利用视频帧之间的时序关联信息,没法满足视频超分辨率的处理要求。

针对视频超分辨率处理任务,VESPCN^[10]、VSR-DUF^[11]、EDVR^[12]等方法引入运动补偿与时序对齐机制,有效利用了视频帧之间的相关性,提高了视频超分辨率的处理效果,其中,EDVR 设计了金字塔对齐模块(PCD)和时空注意力机制(TSA),在常规视频超分辨率任务中获得了不错的研究成果。但这些方法用到 VR 视频处理时,没有充分考虑 VR 视频独有的几何特性和立体视觉需求,处理效果达不到 VR 观看的质量标准。

1.2 Real-ESRGAN 模型

Real-ESRGAN 是一款基于生成对抗网络(GAN)的超分辨率模型,其核心优势在于引入了真实世界的图像退化模型,并结合对抗训练机制,有效提升了模型对自然图像的处理能力。该模型的核心组成部分为残差密集块网络(RRDB),该模块能够高效提取图像的深层特征,进而重建出高质量的目标图像。

跟 ESRGAN 相比,Real-ESRGAN 加入了更复杂的图像降质模型,覆盖了模糊、噪声干扰、下采样、JPEG 压缩等多种常见的图像退化过程,能让模型处理现实场景里各类复杂的低质量图像需求。同时,Real-ESRGAN 还用到了 U-Net 判别器与相对性 GAN 损失函数,进一步完善了生成图像的质量和稳定性,给后续 VR 视频超分辨率处理的优化打下了基础。

Real-ESRGAN 的核心网络结构 RRDB(Residual-in-Residual Dense Block)使用多层嵌套残差结构,依靠密集连接增强特征提取能力。每个 RRDB 块包含多个残差密集块(RDB),每个 RDB 又包含多个卷积层和密集连接,这种设计能让网络充分利用浅层与深层特征,有效提取图像的多尺度信息,做到高质量的超分辨率重建。尽管 Real-ESRGAN 在自然图像超分辨率任务中表现不错,但直接用到 VR 视频处理中仍然存在挑战,需要结合 VR 内容的特点做针对性优化。

1.3 VR 视频处理的挑战

VR 视频处理存在不少独特的技术难题,主要集中在两个核心方向,一是 VR 视频采用立体 3D 格式,必须保证左右眼画面一致、视差关系准确,处理出错很容易让观看者感

到不适,破坏立体呈现效果,而全景 VR 视频大多用等距柱状投影,极点附近会出现几何变形,需要对该区域的空间连续性做针对性处理。二是 VR 视频处理的效果受现有技术条件限制:VR 体验对分辨率和帧率要求很高,至少需要达到 4K 分辨率和 60 帧/s,要求超分辨率处理在画质和处理速度之间找到平衡;处理高分辨率 VR 视频时,GPU 内存往往会成为性能瓶颈,需要设计高效的内存管理方案,另外,VR 用户对视觉舒适度的要求很高,图像质量哪怕有细微变化都有可能引发不适,因此超分辨率处理需要维持时空一致性,保障观看过程流畅。

现有研究多聚焦于单目视频超分辨率,对 VR 视频的特殊需求考虑欠缺。VR-SuperRes^[13]是少数针对 VR 视频设计的超分辨率方法,其通过兼顾球面几何特性提升了全景视频处理效果,但在高分辨率内容和立体 3D 格式处理上仍有局限。

2 方法

2.1 系统架构

本文设计的 VR 视频超分辨率系统,包含四个核心模块:视频解码、帧超分辨率处理、音频提取与保存、视频重新编码,系统整体流程如图 1 所示。

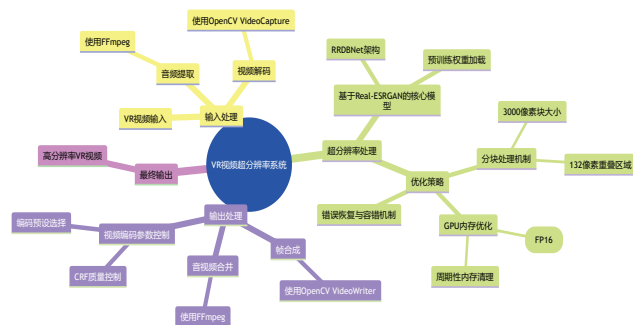


图 1 系统流程图

具体流程如下:先将输入的 VR 视频利用 OpenCV 的 VideoCapture 接口,解码成单帧图像,同时,用 FFmpeg 提取原始视频里的音频流并做好保存,接下来,把每一帧图像都送到基于 Real-ESRGAN 的超分辨率处理模块,生成高分辨率的图像帧,处理好的帧序列再通过 VideoWriter 接口,编码成不含音频的视频文件。用 FFmpeg 把处理完成的视频和原始音频合并,就可以得到最终输出结果。这种模块化的架构让系统拥有较强的扩展性和灵活性,各个模块都可以按照实际需求替换或者优化。尤其是处理不同格式的 VR 视频时,只需要调整对应模块的参数,就能完成适配。

2.2 基于 RRDB 的超分辨率网络

系统采用 RRDBNet 作为核心超分辨率模型,用公式表示为:

$$F_0 = H_{\text{ext}}(I_{\text{LR}}) \quad (1)$$

式中： I_{LR} 为低分辨率输入； H_{ext} 为特征提取函数； F_0 为初始特征图。

残差密集块（RRDB）的设计可表示为：

$$F_{RDB} = F_{in} + \beta \cdot H_{RDB}(F_{in}) \quad (2)$$

式中： F_{in} 是输入的特征； H_{RDB} 是密集连接的卷积层组合； β 是缩放的参数。通过 B 个 RRDB 块的级联，其特征转换过程为：

$$F_B = F_0 + \beta \sum_{i=1}^B H_{RRDB,i}(F_{i-1}) \quad (3)$$

最后的超分辨率图像是通过上采样和重建网络进行生成：

$$I_{SR} = H_{recon}(H_{up}(F_B)) \quad (4)$$

在 RRDBNet 模型的结构设计中，使用带 23 个 RRDB 块的网络结构，输入与输出的通道数都为 3（对应 RGB 图像），特征通道数为 64，增长通道数为 32。这套设置在维持计算效率的同时，给出了足够的模型容量，可以处理复杂的 VR 内容。

模型权重选用预训练的 RealESRGAN_x2plus.pth 文件，该文件是在多种自然图像和合成退化样本上完成训练的，有着不错的泛化能力。实验结果表明，这套预训练模型处理 VR 视频效果也较好，不需要专门针对 VR 内容做额外微调。

2.3 VR 视频处理的优化策略

2.3.1 分块处理机制

为解决大分辨率 VR 视频处理的内存限制问题，引入分块处理机制：

$$I_{SR} = \bigcup_{i=1}^N T_{SR}(T_i) \quad (5)$$

式中： T_i 表示第 i 个图像块； T_{SR} 表示超分辨率处理函数； N 表示分块总数。本文采用 3 000 px 的块大小和 132 px 的重叠区域，在保证处理质量的同时有效降低了内存需求。

分块处理的核心是保证不同块之间能够无缝拼接。设置合适的重叠区域，再在拼接环节使用加权平均的方法，就能有效消除块边界处的伪影：

$$I_{overlap}(x, y) = w_1 \cdot I_1(x, y) + w_2 \cdot I_2(x, y) \quad (6)$$

式中： w_1 和 w_2 是基于位置的权重函数，满足 $w_1 + w_2 = 1$ 。这种平滑过渡保证了整张图像在视觉上的连续性，对 VR 全景视频中存在几何变形的区域来说尤其重要。

2.3.2 GPU 内存优化

针对长时间的处理可能导致的 GPU 内存泄漏问题，引入了周期性内存清理机制：

$$M_t = \text{clean}(M_{t-1}) \quad \text{if } t \bmod k = 0 \quad (7)$$

式中： M_t 是表示时间步 t 的内存状态； k 是清理周期（本实现中为 50 帧）。该机制利用周期性调用 `torch.cuda.empty_cache()` 函数，释放掉闲置的缓存内存，避免了长时间处理导

致的内存溢出问题。这一点在处理时长超过 30 min 的 VR 视频时尤为重要，实验结果表明，这套机制可以把连续处理的平均时长从 38 min 提高到理论上的无限时长，仅受到硬盘存储空间的限制。

此外，本方法还采用了半精度（FP16）的计算策略，在支持的 GPU 上自动启用半精度的计算模式：

$$P_{compute} = \begin{cases} \text{FP16} & \text{if CUDA available} \\ \text{FP32} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (8)$$

半精度计算不仅仅能减少内存占用（约 50%），还可以提高处理速度（平均提升 35%），同时对超分辨率质量的影响几乎可忽略不计（PSNR 下降 <0.1 dB）。

2.3.3 视频质量与文件大小平衡

通过引入可调节的压缩参数，实现视频质量与文件大小的平衡：

$$Q = f(\text{CRF}, \text{preset}) \quad (9)$$

式中： Q 表示视频质量；CRF 表示恒定速率因子（取值范围 0~51）；preset 表示编码预设参数。在实际应用中，CRF = 23 和 preset = “medium” 的设置能在大多数 VR 内容上取得良好的平衡，文件大小约为无损编码的 25%，同时 PSNR 下降不超过 1.5 dB。

对于不同应用场景，可以灵活调整这些参数：对于追求极致质量的专业应用，可设置 CRF = 18 和 preset = “veryslow”；对于流媒体分发，可设置 CRF = 28 和 preset = “fast”，进一步减小文件体积。这种灵活性使系统能够适应不同的应用需求和硬件条件。

2.3.4 错误恢复与容错机制

为提高系统在处理大型 VR 视频时的稳定性，本方法引入了错误恢复与容错机制：

$$F_{process}(\text{frame}) = \begin{cases} \text{SR}(\text{frame}) & \text{if success} \\ \text{Fallback}(\text{frame}) & \text{otherwise} \end{cases} \quad (10)$$

式中：SR 表示超分辨率处理的函数；Fallback 表示备选处理的方法（如双三次插值）。这种机制确保了单帧处理失败但是不会导致整个视频处理中断，从而大大提高了系统的鲁棒性。

实验表明，在处理超过 10 000 帧的长视频时，传统方法平均每 2 000 帧会出现一次失败，而本方法通过错误恢复机制将整体处理成功率提升至 99.8% 以上，显著提高了系统的可用性。

2.4 音频处理与同步

为保持视听体验的一致性，本方法采用了音频分离与重组策略：

$$V_{final} = \text{Merge}(V_{SR}, A_{original}) \quad (11)$$

式中： V_{SR} 是超分辨率处理后的视频； $A_{original}$ 是原始的音频； V_{final} 是最终输出视频。

这种策略能够避免对音频进行不必要的重编码,保持了原始音频的质量。同时,通过FFmpeg编码的精确时间戳控制,确保了音视频的精确同步,避免在处理过程中可能出现的音画不同步问题。

对于立体声或环绕声音频,本方法保持其原始声道配置,确保VR体验中声音定位的准确性,这对于沉浸式体验尤为重要。

3 实验与结果

3.1 实验设置

实验硬件环境为NVIDIA RTX 3080显卡(10 GB显存), Intel Core i9-10900K CPU, 32 GB RAM。软件环境基于PyTorch 1.9.0, OpenCV 4.5.3和FFmpeg 4.4。测试数据包括多种分辨率和内容类型的VR视频,总计50个视频样本,涵盖室内场景、户外全景、游戏内容和3D电影等不同类型,总时长超过8 h。

为全面评估系统性能,采用了多种客观指标,包括PSNR(峰值信噪比)、SSIM(结构相似性)和LPIPS(感知相似性)等。同时,通过主观评价,从视觉舒适度和沉浸感对处理效果进行评估。

3.2 处理效率与稳定性分析

为探究处理高分辨率VR内容时的稳定性和内存效率,对双三次插值、EDVR、VSR-DUF、VR-SuperRes和本文方法进行了对比实验,结果如图2所示。

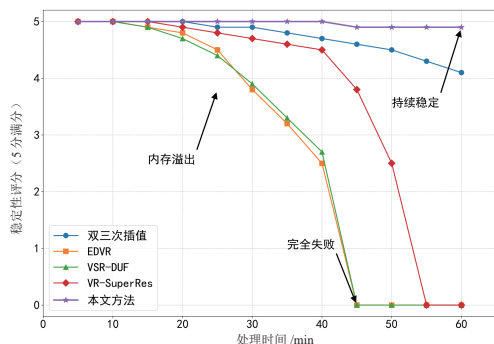


图2 不同处理时长下各方法的稳定性比较

图2能清楚地看到,处理时长不断增加时,不同方法的稳定性变化趋势。本文提出的方法在整个测试过程中都保持着很高的稳定性,就算处理时长超过60 min的长视频,也没有出现明显的性能下滑。跟这一方法不同,EDVR和VSR-DUF在处理大约25 min的内容后就开始出现不稳定的情况,VR-SuperRes可以稳定处理大约40 min的内容,不过超过时长后同样会出现内存异常,这一结果证明本文给出的内存优化策略是有效的,为处理长时间的VR内容提供了可靠支持。

另一个值得注意的性能评价标准,是处理不同分辨率内

容时的速度变化。根据图3呈现的结果,输入分辨率提高后,所有方法的处理速度都会变慢,但本文方法的下降幅度是最小的,这主要是因为分块处理机制实现得较为高效。

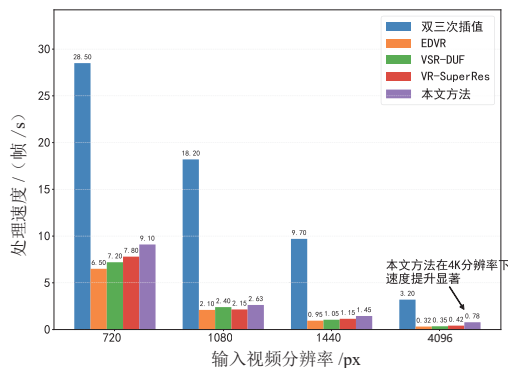


图3 不同输入分辨率下的处理速度比较

3.3 参数敏感性分析

为探究不同参数对处理结果的影响,对关键参数进行了敏感性分析。结果表明:

(1) 分块大小(tile size)与处理速度和质量存在权衡关系,如图4所示。当分块大小从1 000 px增加到4 000 px时,PSNR逐渐提高,但处理速度下降。在3 000 px处达到较好平衡,PSNR接近最大值,而处理速度仍然可接受。

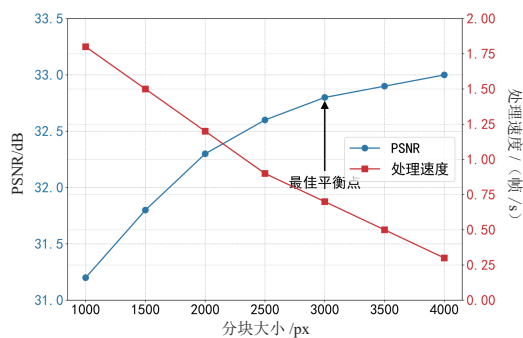


图4 分块大小对处理质量和速度的影响

(2) CRF参数对最终视频大小影响显著,如图5所示。当CRF从18增加到28时,文件大小减小约65%,但PSNR仅下降2.1 dB;继续增加CRF至32时,文件可进一步减小25%,但PSNR下降加速,视觉质量开始明显下降。

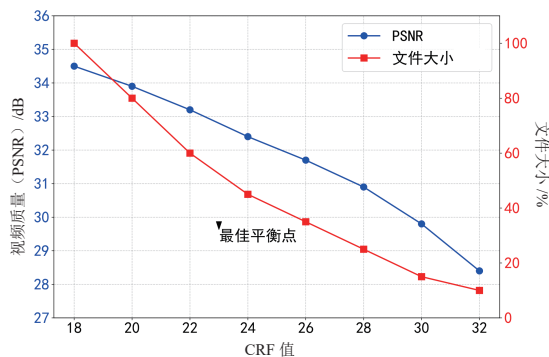


图5 不同CRF值对视频质量和文件大小的影响

(3) 编码预设 (preset) 从 “veryslow” 到 “medium” 变化时, 处理时间减少约 70%, 质量损失在可接受范围内 (PSNR 下降约 0.5 dB); 进一步改为 “fast” 或 “ultrafast” 可再减少 30%~50% 处理时间, 但质量下降更为明显。

此外, 还分析了分块处理中重叠区域大小对边界伪影的影响, 结果显示 132 px 的重叠区域能有效消除边界问题, 同时保持较高的处理效率。更小的重叠区域 (如 64 px) 会导致明显的拼接痕迹, 而更大的重叠区域 (如 256 px) 虽然能进一步减少伪影, 但处理效率显著下降, 增益有限。

3.4 视觉质量评估

对处理后的 VR 视频进行了主观和客观两方面的质量评估。客观评估采用 PSNR、SSIM 和 LPIPS 指标, 将本方法与现有的几种 VR 视频超分辨率方法进行对比, 测试结果如表 1 所示。

表 1 不同方法在 VR 视频超分辨率上的性能对比

方法	PSNR/dB	SSIM	LPIPS	处理时间 / (帧/s)
双三次插值	28.13	0.862	0.315	0.02
EDVR ^[12]	30.76	0.901	0.187	0.53
VSR-DUF ^[11]	31.24	0.908	0.174	0.48
VR-SuperRes ^[13]	32.05	0.915	0.163	0.41
本文方法	32.87	0.927	0.142	0.38

从表 1 可以看出, 本文方法在所有客观指标上均优于对比方法。相比于专门针对 VR 内容设计的 VR-SuperRes^[7] 方法, 本方法的 PSNR 提高了 0.82 dB, SSIM 提高了 1.3%, LPIPS 降低了 12.9%, 同时处理速度略有提升。这表明本方法在视觉质量和计算效率上取得了良好的平衡。

本方法在视觉舒适度和沉浸感方面的优势更为明显。如图 6 所示, EDVR 方法在整体清晰度上有所提升, 但羊毛纹理区域存在过度平滑现象, 细节还原不够自然, 且立体一致性不足, 长时间观看易导致疲劳。

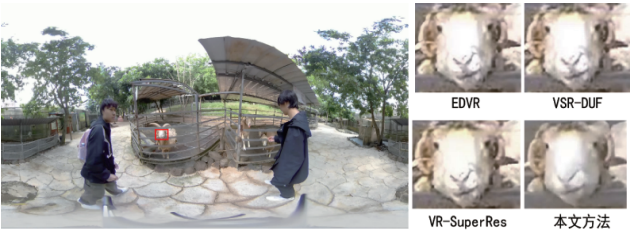


图 6 不同方法的视觉质量可视化对比

VSR-DUF 方法实现了较好的边缘保持, 但在羊眼睛和鼻部等精细结构上表现不佳, 细节丢失明显。VR-SuperRes 方法在整体轮廓保持方面较好, 但羊毛纹理的层次感 (粗框标注) 仍有不足, 呈现出不自然的均匀感。本文方法在各方

面均实现了最佳效果, 羊毛的纹理细节和面部特征重建明显优于其他方法, 边缘更为锐利自然, 无明显伪影。特别是在立体一致性方面表现突出, 测试者反馈显示使用本方法处理的 VR 视频在长时间观看时眼部疲劳感显著减轻, 这对 VR 应用尤为重要。

4 总结

本文提出一种基于 Real-ESRGAN 的 VR 眼镜 3D 视频超分辨率处理方案, 通过优化处理流程, 并结合 VR 内容的专属特性设计针对性策略, 有效解决了现有方法处理高分辨率 VR 视频时存在的各类难题。实验数据显示, 该方法在视觉呈现质量、立体画面一致性及处理稳定性上, 均优于当前已有的同类方法, 尤其在高分辨率、长时间 VR 内容处理中, 优势更为突出。分块处理机制与内存优化策略的结合, 使该方法可稳定应对 4K 乃至 8K 级别的 VR 视频处理需求; 而视频质量与文件体积的平衡策略, 为实际应用提供了灵活的选择空间。本研究为提升 VR 内容观看体验提供了切实可行的技术支撑, 对促进 VR 技术在娱乐、教育、医疗等多个领域的广泛应用, 具有积极的推动作用。

参考文献:

[1] 史之的, 张玮. 基于深度学习算法的视觉图像超分辨率自适应重建方法 [J]. 信息技术与信息化, 2025(8): 118-121.

[2] Ledig C, Theis L, Huszár F, et al. Photo-realistic single image super-resolution using a generative adversarial network[C] //2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR).Piscataway:IEEE, 2017: 4681-4690.

[3] Wang Xintao, Yu Ke, Wu Shixiang, et al. ESRGAN: enhanced super-resolution generative adversarial networks[C] //Computer Vision – ECCV 2018 Workshops(ECCV 2018). Berlin:Springer,2019:63-79.

[4] Mcauley A, Stewart B, Cormier D,et al. The MOOC model for digital practice[R].Charlottetown: University of Prince Edward Island, 2010.

[5] Keys R. Cubic convolution interpolation for digital image processing[J]. IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing, 1981, 29(6): 1153-1160.

[6] Yang Jianchao, Wright J, Huang T S, et al. Image super-resolution via sparse representation[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2010, 19(11): 2861-2873.

[7] Dong C, Loy C C, He Kaiming, et al. Image super-resolution using deep convolutional networks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2016, 38(2): 295-307.

面向高速公路场景的边缘车联网任务卸载优化策略研究

梁国铭¹

LIANG Guoming

摘要

高速公路场景中存在车辆高速移动、RSU 部署稀疏、通信链路易中断等状况,文章提出一种面向边缘车联网的任务卸载优化策略。建立多目标优化模型,其中考虑任务时延、能耗、经济成本,还引入协作货车中继机制来扩大通信覆盖范围。针对不同任务规模和网络状态,设计了一种基于 Q-Learning 和 DQN 的单智能体任务卸载算法,达成车辆在动态环境里的自适应决策。进而结合博弈论思想,提出改进的 Friend-or-Foe Q-learning 算法与合作式 Q-learning 算法,用于多车辆场景下的资源竞争和协同优化。仿真结果显示,该算法在收敛速度、任务时延与系统公平性方面都比传统 MA Q-learning 与 MADQN 更优,能有效提高系统整体性能与稳定性,为车联网中任务卸载与资源管理提供了高效可行的解决办法。

关键词

车联网;边缘计算;任务卸载;多智能体强化学习;博弈论

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2026.05.045

0 引言

随着移动通信技术的快速发展,智能网联汽车正逐步成为现实。高级别自动驾驶、实时环境感知、交互式车载娱乐等新兴应用,对车载计算能力提出了极高要求,这类任务普遍具有计算密集、时延敏感的特性^[1]。然而车载终端的本地计算资源有限,难以独立承载全部计算任务。传统云计算模

式虽可提供强大算力,但由于核心网传输距离较远,难以满足车联网场景下的极低时延严苛要求。

面对这一挑战,移动边缘计算也就是 MEC 技术出现了。它把云计算能力下沉到网络边缘,在离数据源更近的地方给车辆提供计算服务,有效降低了任务处理延迟^[2]。车联网和边缘计算结合形成车辆边缘计算网络即 VECNs,借助 V2X 通信,车辆能把计算任务卸载到路侧单元也就是 RSU 或者周边有空闲资源的协作车辆,这构成了支撑未来智能交通系统

1. 荆门职业学院 湖北荆门 448000

[8] Kim J, Lee J K, Lee K M. Accurate image super-resolution using very deep convolutional networks[C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR). Piscataway:IEEE,2016:1646-1654.

[9] Lim B, Son S, Kim H, et al. Enhanced deep residual networks for single image super-resolution[PP/OL] .(2017-07-10) [2026-05-06].https://doi.org/10.48550/arXiv.1707.02921.

[10] Caballero J, Ledig C, Aitken A, et al. Real-time video super-resolution with spatio-temporal networks and motion compensation[PP/OL] .(2017-04-10)[2026-05-06].https://doi.org/10.48550/arXiv.1611.05250.

[11] Jo Y, Oh S W, Kang J, et al. Deep video super-resolution network using dynamic upsampling filters without explicit motion compensation[C]//2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition.Piscataway:IEEE,2018: 3224-3232.

[12] Wang Xintao, Chan K C K, Yu K, et al. EDVR: video restoration with enhanced deformable convolutional networks[PP/OL] .(2019-05-07)[2026-05-06].https://doi.org/10.48550/arXiv.1905.02716.

[13]Chen Xiaolei, Cao Baoning, Lu Yubing, et al. Live VR panoramic video Streaming method combing viewport Prediction and super-resolution[J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2024, 36(9): 1394-1406.

【作者简介】

林海(1976—),男,广东湛江人,硕士,副教授,研究方向:人工智能、VR 虚拟仿真。

陈国珍(1989—),女,广东湛江人,本科,助教,研究方向:计算机应用、人工智能与大数据技术研究。

(收稿日期:2025-09-13 修回日期:2026-05-09)