

بهینه‌سازی مشترک لایه‌بندی و تخصیص توان برای ویدیو VR مقیاس‌پذیر در شبکه‌های 6G

مبثنی بر یادگیری تقویتی عمیق

جونچائو یانگ، هوی ژانگ، ونکسین جیائو، ژی‌وئی گو، فایز القحطانی، عمرو طلبه، یو شن

Journal of Systems Architecture 162 (2025) 103401

کلمات کلیدی

کدگذاری ویدیو مقیاس‌پذیر



واقعیت مجازی



شبکه‌های 6G



زمان‌بندی منابع



یادگیری تقویتی عمیق



مقدمه و پیشینه

↗ رشد فناوری VR

- تقاضای رو به رشد برای پهنای باند و توان محاسباتی
- پیش‌بینی بازار جهانی VR/AR: **بیش از 100 میلیارد دلار** تا سال 2024
- فروش هدست‌های VR در سال 2021: **11.1 میلیون دستگاه**

⚠ چالش‌های کلیدی

- نیاز به پهنای باند بالا: ویدیو VR حاوی **10 برابر** داده بیشتر از ویدیوی معمولی
- تأخیر کم: محدوده **17-20 میلی‌ثانیه** برای تجربه کاربری باکیفیت
- محدودیت توان محاسباتی دستگاه‌های موبایل VR



60 فریم بر ثانیه (fps) برای جلوگیری از سرگیجه ناشی از تفاوت‌های شبیه‌سازی

6G شبکه‌های نسل آینده برای پشتیبانی از انتقال ویدیو VR با تأخیر کم

بیان مسئله و چالش‌ها

💡 نیاز به راه‌حل جامع

- ✓ چارچوب همکاری ابر-لبه-پایانه
- ✓ کدگذاری مقیاس‌پذیر مبتنی بر Tile
- ✓ بهینه‌سازی مشترک لایه‌بندی و تخصیص توان
- ✓ یادگیری تقویتی عمیق برای تصمیم‌گیری



🔗 محدودیت‌های مکانیزم انتقال

- تحقیقات فعلی بر **کاهش مصرف پهنای باند** تمرکز دارند
- عدم بهره‌گیری کامل از ویژگی‌های فضایی-زمانی محتوای VR
- کمبود طراحی جامع برای تحویل محتوای VR با تأخیر کم و کارایی بالا

🔧 بهینه‌سازی تخلیه محاسباتی فشرده

- تحقیقات فعلی بر **تخلیه وظایف محاسباتی** تمرکز دارند
- شکاف در بهینه‌سازی تخصیص توان محاسباتی با توجه به ویژگی‌های منحصر به فرد VR
- تأخیر اضافی ناشی از تخلیه محاسباتی برای کاربران VR

چارچوب همکاری ابر-لبه-پایانه

ترمینال VR بی‌سیم: پردازش، نمایش، تعامل و ارتباطات

شبکه دسترسی: اتصال دوگانه (mmWave و Sub-6G)

سرورهای لبه: کش و منابع محاسباتی با موتور هوش مصنوعی

سرور ابر: ERP، کدگذاری مقیاس‌پذیر و کش فعال

کاهش تأخیر از طریق کش فعال در لبه و تخصیص بهینه منابع

کدگذاری مقیاس‌پذیر مبتنی بر Tile

فریم‌های ویدیو 360 درجه به بخش‌های فضایی (Tiles) تقسیم می‌شوند

هر Tile به لایه‌های متعدد (لایه پایه و لایه‌های تقویتی) کدگذاری می‌شود

لایه پایه: کیفیت پایه برای تمام محتوا

لایه‌های تقویتی: کیفیت بهبود یافته برای محدوده دید کاربر

انتخاب لایه‌ها و Tiles مناسب بر اساس دید کاربر و شرایط شبکه



اجزای الگوریتم DRL ⚙️

❏ **فضای حالت:** دید کاربر، وضعیت پهنای باند، فضای کش، تأخیر

👉 **فضای عمل:** انتخاب Tiles و لایه‌ها، تخصیص توان محاسباتی

🏆 **تابع پاداش:** بهینه‌سازی کیفیت ویدیو در دید کاربر

🧠 **شبکه Actor:** تولید سیاست برای انتخاب عمل بر اساس حالت

📊 **شبکه Critic:** ارزیابی کیفیت عمل و ارائه بازخورد

الگوریتم A3C ⚙️

◀ **Asynchronous Advantage Actor-Critic** برای بهینه‌سازی مشترک

◀ چندین عامل توزیع‌شده با محیط تعامل کرده و به صورت دوره‌ای پارامترها را به اشتراک می‌گذارند

◀ مناسب برای معماری توزیع‌شده سرورهای لبه و ابر

◀ عامل‌های لبه به‌طور مداوم سیاست تخصیص منابع را برای بهبود تجربه کاربر یاد می‌گیرند

$$\max_{\pi(A_t|S_t)} \sum_{u,n,m,t} f^{k,u}_{n,m}(t) [\lambda Q(D^{u,b}_{n,m}(t)) + \beta Q(D^{u,e}_{n,m}(t))]$$



الگوریتم‌های مقایسه‌شده

Baseline: MPEG DASH با GRU برای پیش‌بینی دید [1]

Proposed-Fixed: اتصال دوگانه و محاسبات لبه با انتخاب تصادفی [2]

Proposed-AC بدون VP: الگوریتم AC بدون پیش‌بینی دید [3]

Proposed-AC با VP: الگوریتم AC با پیش‌بینی دید [4]

Proposed-A3C بدون VP: الگوریتم A3C بدون پیش‌بینی دید [5]

Proposed-A3C با VP: الگوریتم A3C با پیش‌بینی دید [6]

معیارهای ارزیابی: QoE، PSNR، تأخیر متوسط

تنظیمات شبیه‌سازی

استفاده از HTC Vive و ردیاب چشم (aSee) برای ثبت حرکات واقعی کاربران

شبیه‌سازی شبکه با استفاده از NS-3

منبع ویدیو VR با رزولوشن 4K از مجموعه داده [10]

کدگذاری با استفاده از Kvazaar HEVC encoder

6 سرور MEC

8-16 کاربر VR

8x4 Tiles

3 ویدیو VR

تأخیر مجاز: 60ms

حداکثر 3 لایه



معیارهای عملکرد

کیفیت تجربه (QoE): بهبود 18-25% در مقایسه با الگوریتم‌های پایه

تأخیر: کاهش 15-22% در تأخیر انتها به انتها

مقیاس‌پذیری: عملکرد پایدار با افزایش تعداد کاربران (8-16)

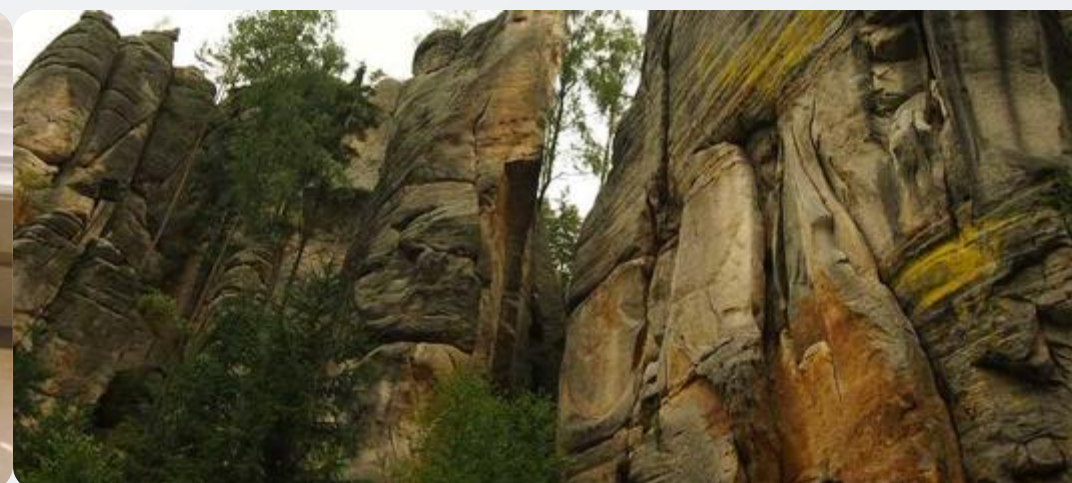
انطباق‌پذیری شبکه: سازگاری با ظرفیت‌های مختلف لینک‌های Sub-6G و mmWave

تأخیر متوسط با الگوریتم A3C در مقایسه با 41ms در الگوریتم پایه **32ms**

یافته‌های کلیدی

- الگوریتم A3C با پیش‌بینی دید بهترین عملکرد را در میان تمام روش‌ها دارد
- بهبود قابل توجه QoE متوسط برای کاربران VR در مقایسه با الگوریتم‌های پایه
- کاهش تأخیر در شرایط مختلف ظرفیت لینک Sub-6G و موج میلی‌متری
- افزایش توان محاسباتی MEC و UE به بهبود بیشتر QoE و کاهش تأخیر کمک می‌کند

بهبود متوسط QoE در مقایسه با الگوریتم‌های پایه **23%**



تحقیقات آینده ↗

بهینه‌سازی پیشرفته‌تر پیش‌بینی دید کاربر با استفاده از مدل‌های یادگیری عمیق 🔍

توسعه چارچوب‌های همکاری چندلایه برای شبکه‌های 6G 🧑‍🔬

ادغام با فناوری‌های جدید مانند محاسبات کوانتومی در لبه ⚙️

گسترش به کاربردهای ترکیبی AR/VR در متاورس 🌐

پتانسیل بالای روش برای کاربردهای واقعی در سرویس‌های استریم VR نسل آینده 💡

مشارکت‌های اصلی ⭐

چارچوب بهینه‌سازی مشترک انتخاب لایه و تخصیص توان ⚡

الگوریتم A3C برای بهینه‌سازی منابع لبه و پایانه ⚡

ارزیابی جامع عملکرد در شرایط شبکه و محاسباتی مختلف ⚡

مقیاس‌پذیری روش با افزایش تعداد کاربران VR ⚡

بهبود 23% در QoE و کاهش 32ms در تأخیر انتها به انتها 📈

