

基于分布式移动平台的云游戏网络效率智能感知

王泓懿 李洋 杨晶 等
清华大学

引言

近年来,随着电子设备飞速升级换代,游戏软件的硬件配置的要求与限制也在不断增加。为使用户获得更丰富、便利的游戏体验,游戏即服务(Game as a Service, GaaS)的概念逐渐活跃于计算机科学与云计算领域,它是指通过云技术将交互式游戏部署于云端以视频的形式按需提供给消费者娱乐^[1],云游戏(cloud gaming)则是这个概念的代表性技术。而由于移动设备的便利性和普及性,移动云游戏(mobile cloud gaming)更是受到广大移动用户的青睐。移动云游戏是一种向移动用户提供多平台游戏的新方式,即在高性能的云服务器上执行计算复杂的交互式游戏,将渲染好的游戏场景以视频流的形式,通过互联网流式传输给在移动设备上使用轻量级应用客户端的游戏玩家,并将输入设备的控制事件发回云服务器进行交互。移动云游戏技术将计算从性能相对较弱的移动设备转移到了高性能的云端服务器上,使用户可以在低成本和低能耗的移动设备上便利地体验高质量游戏服务。

移动云游戏技术涉及云服务器游戏渲染、视频流压缩处理、流媒体网络传输、移动应用客户端输入等多实体复杂交互,其核心技术实现通常被云游戏应用开发商视为商业机密。相应地,移动云游戏的体验质量(Quality of Experience, QoE)、性能瓶

颈及其对高速网络资源的利用效率已成为学术界与工业界密切关注和探索的焦点,例如来自阿里的团队对移动云游戏的云端渲染能力进行了测试并尝试使用共享GPU池优化性能^[2],来自上海交通大学的团队则面向更通用的安卓系统云渲染开展测量并借助云原生系统进行优化^[3]。

为深入探究移动云游戏的网络效率,我们将100部智能手机分散部署于全国各地,通过安卓调试桥(Android Debug Bridge, ADB)构建了一个分布式移动测试平台。基于该平台,我们对目前最先进的移动云游戏应用之一“云·原神”^[4]开展了全面测量,提出了主被动结合的智能自动化测量方法,实现了对云游戏网络效率的智能自动化感知,并在不影响测量结果可靠性的情况下大幅提高了测试效率。

云游戏网络效率智能感知系统

我们提出了主被动结合的自动化测量方法,整体架构如图1所示。前述分布式移动测试平台搭载了该自动化测量方法,构成了一套针对云游戏网络效率的智能感知系统。

智能化感知

为了实现“云·原神”的大规模测量,测量工具需要满足以下三个条件:(1)轻量级测量。由

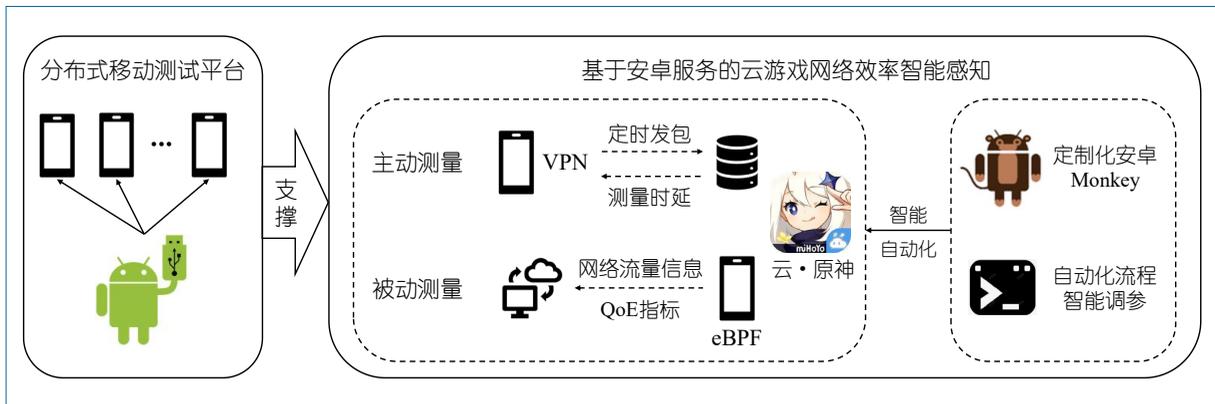


图1 云游戏网络效率智能感知方法架构图

于移动设备资源有限，测量工具不应该额外占用太多系统资源，否则会影响被测量应用的正常使用。

(2) 全面化信息采集。为深入研究移动云游戏网络效率，我们需要多维数据支持，包括关键性能指标、网络环境数据、软硬件环境等，具体测量数据列表如表1所示。由于“云·原神”是闭源应用，因此无法在服务器或应用内插桩收集数据，故难以同时测量到这些数据。

(3) 智能化测量。为充分探究移动云游戏的网络效率，我们需要进行大规模的数据采集和分析，因此测量方法需要足够智能高效，能够自主应对多变的应用环境。

表1 测量数据列表

关键性能指标	帧率、有效带宽、端到端时延、耗电量、丢包率
网络环境数据	网络类型
软硬件环境数据	操作系统版本、CPU频率、内存大小、应用视频编解码方式
应用设置	帧率、分辨率
其他	CPU占用、内存占用、流量消耗

为同时达到以上三个目标，我们提出了主被动结合的智能自动化测量方法：对于部分网络环境数据（丢包率、端到端时延），采用主动探测的方式；对于其他数据，则先借助安卓系统服务进行测量，再通过零拷贝的超低开销方式将测量数据传输至数据存储服务器。同时，我们定制化修改了安卓系统服务中的自动测试模块，并在其中集成了这套测量方法，由此实现了大规模测量。

由于应用客户端与服务器端的整个交互过程对于第三方测试者来说完全是黑盒，安卓系统服务也无法直接获取应用内的端到端时延和丢包率，因此我们通过主动测量的方式获取这两项数据。为了更进一步了解两端交互的特性，我们开展了小规模抓包实验。结果表明，虽然“云·原神”会和多个服务器建立连接，但是正式进入游戏后，只会有一个服务器向客户端频繁发送用户数据报协议（User Datagram Protocol, UDP）。结合UDP协议传输速度较快、常用于视频传输的特性，可以推断该服务器主要负责传输渲染完成的游戏场景，是核心业务服务器。因此，我们在测量中首先根据客户端接收到的互联网流反向定位核心服务器地址，之后主动发包探测端到端时延及丢包率。

被动测量的数据则借助安卓系统服务收集：在测试开始前，我们使用ADB获取设备的操作系统版本、CPU频率、内存大小、当前网络连接类型以及应用的分辨率设置。耗电量则是借助ADB指令在测量完成后采集。需要注意的是，安卓的耗电量测试准确度与设备是否充电紧密相关。为精准测量应用耗电情况，测量开始前应当先将设备置于非充电模式下（可以利用ADB指令自动完成），这一点很容易被第三方测试者忽视，致使耗电数据采集失败。应用视频编解码方式无法直接利用ADB指令获取，而云游戏核心技术实现又未开源，因此难以通过解析应用安装包获得。幸运的是，应用在视频编解码时会调用安卓的MediaCodec方法，而同一

款应用在不同设备上通常采用同样的编解码方式。因此我们向安卓源码加入打点日志，截获了应用调用编解码方法的上下文信息，进而获取到云游戏应用的视频编解码方式。

其余被动测量数据（有效带宽、流量消耗、帧率、CPU 占用、内存占用）需要在测量过程中以每秒一次的频率采集和记录，考虑到移动设备资源有限，数据测量、传输、记录的开销必须很低，以免影响云游戏的正常运行。为避免过多占用移动设备的存储空间，我们在测量中将采集到的数据实时发送到数据存储服务器上记录。具体来说，有效带宽和流量消耗在移动设备端利用系统内核的扩展伯克利包过滤器（eBPF）进行收集，帧率、CPU 占用、内存占用则利用对应系统服务收集。移动设备利用 Unix 域套接字通信机制，在内核态完成与数据存储服务器的通信连接，再借助安卓 Binder 进程通信机制，将这些数据以零拷贝的超低开销传输至服务器。通过上述努力，被动测量工具在百元机上的资源消耗不到 1%，达到了轻量级测量的目标。

此外，为了能够智能高效地开展测量，我们对安卓系统服务中的自动测试模块进行了定制化修改，使其能够智能调整参数适配测试流程，自动处理移动云游戏测量前、中、后的复杂场景。具体来说，安卓原生的自动化测试模块通过模拟各种用户操作与应用交互，但是它不能识别应用场景及画面，只能完全随机地生成输入事件，无法按照我们的预期流程实现测量。我们在该模块中集成了安卓系统的辅助功能服务，使其能够提取当前应用页面上所有交互控件的完整信息。我们进一步利用少量人力识别并记录了整个测量流程上的关键页面及主要操作，如启动页面上的登录操作、游戏进行中的人物交互等。借此，测试模块能够判断测试流程的进展情况，并且自动产生该页面上需要的行为。

由于游戏运行流程并非一成不变，所以我们并不是向测试模块提供了一套完全固定的行为集合，而是让它根据提取到的控件信息智能化调整操作。具体来说，在云游戏测量开始前，必须要先完成账号登录的操作，而登录场景会随登录次数、登录设

备的不同而变化。针对这个问题，我们在自动测试模块中引入了页面上下文感知功能，通过判断页面中是否包含“密码”“协议”等字样，使它能够自主完成账号和密码输入、协议或条款的同意等复杂的行为。特别是，由于云游戏资源有限而玩家众多，正式进入游戏前通常需要排队等待，等待时长波动很大（0~30 分钟）。为避免等待场景导致时间浪费或测量时长不够，修改后的测试模块可以提取等待时长提示控件中的具体时间，自主休眠至进入游戏后再启动测量。在测试过程中，云游戏通常会检测用户的使用情况，长时间无交互可能会导致游戏自动退出，致使测量失败。因此，我们针对云游戏场景加入了定期交互功能，测试模块能够根据当前页面上的控件内容智能选择交互方式，仅挑选技能、对话等类型的控件交互，而不会点击菜单等控件，保证游戏在线的同时避免误触关键控件影响测量。在测试完成后，该模块会对收集到的大量数据进行流水线化的后处理和分析，记录数据采集的情况，并根据预先设定的规则（包括数据有效性及数据收集量）智能地判断是否需要重新测量。

规模化部署测量

云游戏核心理念之一是使用户能够在性能较低的设备上同样享受高质量的游戏服务，所以云游戏在不同配置设备上的表现差异也是云游戏技术研究的重点。为此，我们将 100 部配置多样的智能手机分散部署于全国各地，通过 ADB 搭载了主被动测量方案及定制化自动测量工具，构建了一个分布式移动测试平台。该平台上的移动设备共涵盖了 15 种不同的软硬件配置组合，分布于全国 9 个城市，能够全面评估当前云游戏设计在不同软硬件条件和网络条件下的表现。我们将“云·原神”的游戏分辨率和帧率设置为用户最常使用的标清和 60 FPS，并在每部设备上连续进行 5 分钟的测量，测量时间覆盖了全天各时段。我们选定画面持续变动的场景进行测量，在这种情况下，云端会持续按固有频率进行渲染，单位时间内向客户端传输的数据量基本稳定，不会受到客户端操作的影响。

云游戏网络效率分析

接下来将从网络类型、设备配置、地理位置三个维度，对“云·原神”的关键性能指标展开分析，并将其与其他云游戏平台进行小规模对比分析。

整体分析

从整体上看，“云·原神”的有效带宽均值为0.59 MB/s，且95%的情况下有效带宽低于1 MB/s，这与游戏页面上的观测结果一致。端到端时延均值为22.60 ms，尾部时延在60 ms以内，能够保障用户的使用体验^[2]。“云·原神”应用在不同的网络环境和设备配置下，单位时间的能耗差异巨大（最低为0.01 mAh/min，最高为186.52 mAh/min），平均帧率为57.49 FPS，接近我们预设的60 FPS。

网络类型

在这100部移动设备中，连接Wi-Fi、4G和5G的分别有49部、25部和26部，图2展示了三种网络类型下“云·原神”的测量结果。可以看出，5G网络的平均有效带宽最高，这主要是因为5G网络拥有更高的频谱资源。时延方面，由于Wi-Fi连接的稳定性优于蜂窝网络，其平均端到端时延最低。另一方面，连接Wi-Fi的移动设备的单位时间能耗最高，这可能是因为Wi-Fi信号的强度比蜂窝网络更大，设备在连接Wi-Fi时需要更多的能耗来保持与路由器之间的稳定连接。三种网络环境下4G丢包率最高，不过轻微的丢包没有明显影响应用正常运行。此外，5G网络下的帧率表现最差。这可能是由于5G频率较高、波段较短，更容易受到建筑物

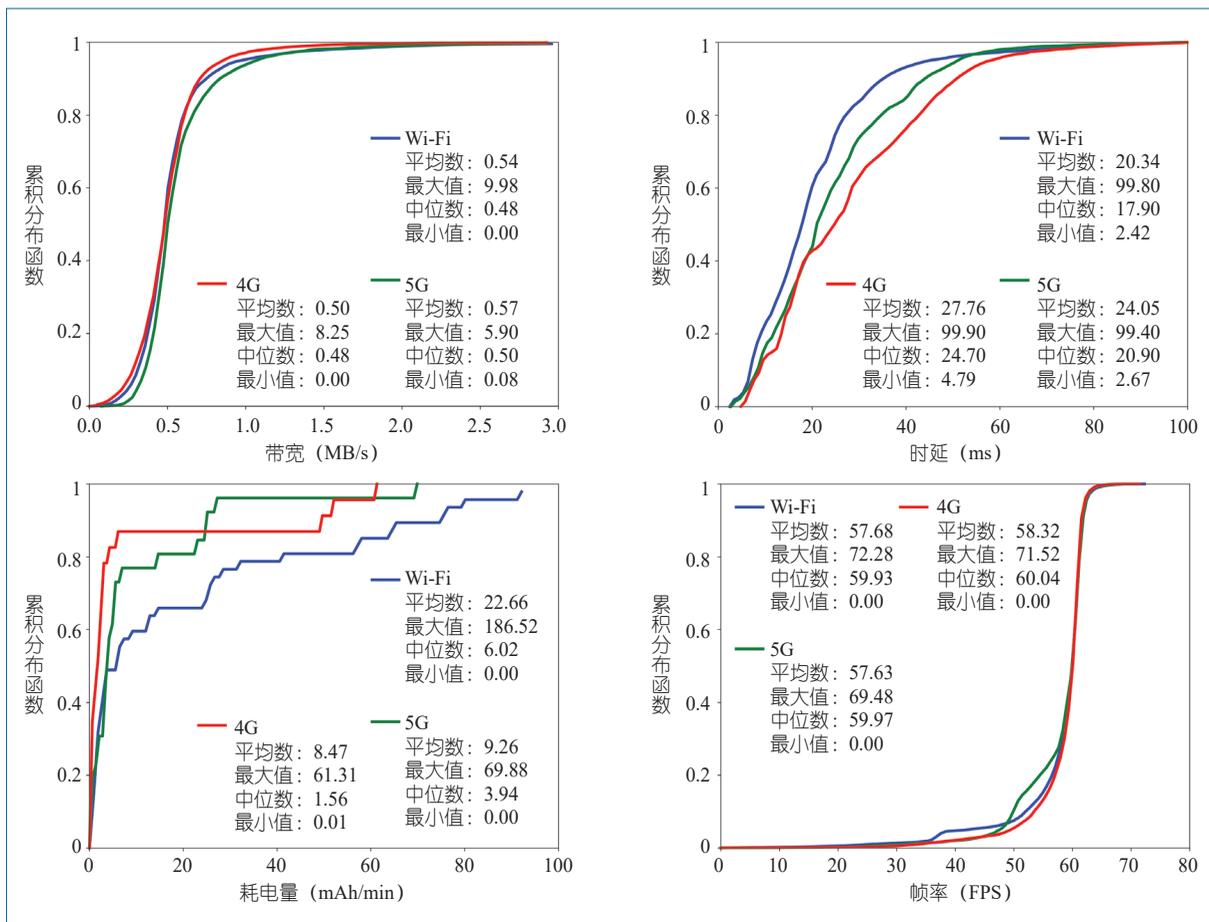


图2 “云·原神”在不同网络类型下的表现

产生的复杂多径干扰^[3]、人口稠密导致的负载均衡困境^[5]等问题的影响，导致其连接稳定性略差于基础设施发展完善的4G和Wi-Fi。

设备配置

对于不同的软硬件配置，“云·原神”在带宽、时延、丢包率和帧率上均表现接近，即便是在配置较低的设备上，平均时延依然能保持在30 ms以下，平均帧率接近设定的60 FPS，可见“云·原神”具备了低端设备的适配能力。不过，不同设备的单位时间能耗相差悬殊，相比于低端设备和高端设备，中端设备上的能耗反而更高。这可能是因为高端设备倾向于采用更省电的硬件配置，低端设备采用性能略差的硬件配置，所以两者运行中的能耗也较低。

地理位置

我们将100部移动设备部署在9个一线或新一线城市中（广州、深圳、南京、成都、上海、武汉、北京、昆明、杭州），整体上来说，“云·原神”在不同城市中的带宽、时延、丢包率及帧率表现接近。值得注意的是，部署在昆明的设备有效带宽的均值并不低，但端到端时延的均值略高，这可能是因为昆明的用户量少于其他城市，资源竞争不激烈，因此带宽比较高。但是昆明距离“云·原神”服务器集群较远，因此时延略高。受此影响，这些设备与服务器的连接稳定性也较差，因此平均帧率略低。由此可见，虽然不同城市的网络资源对于“云·原神”来说都比较充足，但是由于服务器集群主要集中于一线城市附近，因此在部分地区用户体验仍然有待提升。

多平台对比

为探究其他云游戏平台的用户体验，我们对网易云游戏和腾讯先锋进行了小规模测量。在三种网络类型下对“原神”游戏进行了30分钟测试。结果显示，网易云游戏在5G网络下时延最高、帧率最低，这可能与5G连接不稳定有关，显示出该平台应对不稳定网络的能力较弱。腾讯先锋Wi-Fi连接时延明显增加，这可能是由于测试时Wi-Fi拥塞。不过在Wi-Fi环境下，

其帧率依然达到了设置的30 FPS，表明在这种配置下游戏对网络要求较低。对比发现，网易云游戏和腾讯先锋的丢包率低于“云·原神”，但网易云游戏的时延和帧率均不如“云·原神”，这可能因为“云·原神”仅针对一款游戏，进行了大量针对性优化。整体来看，目前网络资源基本能满足云游戏需求，但各平台应对不稳定网络的能力仍需改进。

优势互补建模

基于上述测量发现，我们试图通过数据驱动的优势互补建模（complementary modeling）进一步分析当前最先进的移动云游戏技术在网络效率方面的设计利弊。

数据集划分

我们首先整理了所有测量采集到的数据维度，其中设备配置相关维度包括设备的CPU频率、内存、操作系统版本等，网络设置相关维度主要为网络类型，时空维度包括测量时间与测量地点，QoE指标相关维度包括有效带宽、端到端时延、丢包率和能耗。需要注意的是，云游戏应用的清晰度和帧率都被统一设置为标清和60 FPS，且帧率很大程度上受带宽、时延和丢包率影响，因此QoE指标相关维度不将分辨率和帧率纳入建模。

我们将每一个QoE指标相关的维度（有效带宽、端到端时延、丢包率和能耗）都按照实际数据分布的范围划分成三个长度相等的区间，映射为该QoE指标维度的三个等级（低、中、高）。我们根据这四个维度划分出来的等级对其他测量条件维度分别标注构建了四个“条件-QoE等级”标注数据集。

建模分析

我们基于标注数据集对比了多种分类建模算法的效果，包括逻辑斯蒂回归^[6]、岭回归^[7]、随机森林^[8]和多层感知机^[9]。其中逻辑斯蒂回归是基于L2惩罚，岭回归的正则项系数设为1，随机森林的决策树数量

为 50、计算属性的 Gini 系数，多层感知机有两层隐藏层，每层 50 个神经元，采用修正线性单元 (ReLU) 激活函数和 Adam 权重优化器，最大迭代轮数为 100。数据集按 4 : 1 的比例拆分成训练集和测试集。

模型效果对比如表 2 所示。可以看出，在有效带宽标注、端到端时延标注和丢包率标注方面，随机森林模型都有较好的拟合效果，在能耗标注方面则是岭回归拟合得更佳，但岭回归在有效带宽标注数据集上表现最差。因此我们为有效带宽标注、端到端时延标注和丢包率标注选择的是随机森林建模，为能耗标注选择的是岭回归建模。

表2 分类建模算法在四个不同标注的数据集上的准确率对比

	有效带宽标注	端到端时延标注	丢包率标注	能耗标注
逻辑斯蒂回归	85%	79%	95%	95%
岭回归	80%	79%	95%	100%
随机森林	85%	84%	95%	95%
多层感知机	85%	79%	95%	95%

我们根据分类建模结果发现，在有效带宽方面，使用 4G 网络或 Wi-Fi 的设备的云游戏应用的有效带宽 QoE 等级一般高于使用 5G 网络的设备，某种程度上是因为 5G 网络连接的稳定性和可靠性不如 4G 和 Wi-Fi^[10, 11]，移动云游戏应用开发者应对 5G 网络环境下的连接和游戏画面设置等进行针对性优化。在端到端时延方面，5G 和 Wi-Fi 的 QoE 等级明显优于 4G，这是因为 5G 和 Wi-Fi 的网络性能和数据传输速度均优于 4G。在丢包率方面，硬件配置和操作系统版本较低的手机面临着较差的丢包率 QoE 等级（即丢包率相对较高），而三种网络类型下的丢包率 QoE 等级表现相近，建议云游戏应用开发者针对低配移动设备定制化设置连接和游戏画面。在能耗方面，Wi-Fi 连接下的设备能耗的 QoE 等级相对较差，即单位时间内能耗较高，此外部分特定配置的手机也存在明显的高能耗情况，建议云游戏应用开发者针对 Wi-Fi 连接并考虑设备硬件配置，定制应用的功能调用（如降低游戏画面的复杂度或减少数据流的频率）以降低能耗。另外，设备的地理位置与 4 个 QoE 相关指标均无明显关联。

相关工作

随着云游戏技术的快速发展，用户对应用体验的要求也越来越高。为提升云游戏的用户体验，工业界和学术界做出了许多努力。有的研究从网络传输方面入手，提出了低延迟拥塞控制^[12, 13]、边缘计算^[14]等技术。考虑到除了端到端时延外，视频编解码的时间也会影响应用性能，因此部分研究提出了针对云游戏的实时视频编解码器^[15, 16]。此外，也有不少人正在研究和探索“零时延”云游戏技术，比如基于动作的视频预提取^[17]、基于图像的帧预测^[2]等。不过，上述技术多数尚未发展成熟，无法应用于云游戏的实际开发中。比如 ZGaming 技术^[2]虽然通过图像预测达到了零时延，但是预测结果很难与真实画面完全一致，这对许多游戏用户来说是难以接受的。

为探究真实场景中云游戏的用户体验，许多学者在各种环境下开展了测量工作。有的工作^[18]探究了不同云游戏平台在不同 TCP 竞争流下的码率及时延，发现不同平台的表现有明显差异。还有一些工作重点关注云游戏的交互时延^[19, 20]，将其拆分为网络时延、处理时延、游戏本身时延、渲染时延四个部分，并在多个平台上对每一部分进行了测量和比较。多梅尼科 (Domenico) 等人^[21]则通过对 Stadia、GeForce Now 和 PS Now 三款云游戏平台的测量对比，发现 Stadia 和 GeForce Now 使用了 RTC 协议传输视频流，而 PS Now 则依赖于标准的 WebRTC 接口，这导致后者所需带宽明显低于前两个平台。

已有研究主要是针对 PC 端云游戏应用进行的小规模测量，针对移动端云游戏的测量却很少。然而，移动设备快速而广泛的普及使其成为了云游戏的主要载体之一。相较于前人工作，本文使用上百部智能手机针对移动云游戏进行了大规模自动化感知及测量，揭示了其网络效率的真实情况。

总结

随着移动设备的广泛普及和云计算技术的迅猛发展，移动云游戏已经在移动应用市场上占有一席

之地。但伴随着移动云游戏的兴起，其真实的用户体验质量、性能瓶颈及其对高速网络资源的利用效率备受学术界与工业界的关注，但相关研究工作却很有限。为了智能感知移动云游戏的网络效率并弥补上述知识欠缺，我们构建了一个分布式移动测试平台，并对一款目前最先进的移动云游戏应用开展了智能自动化感知与测量。测量结果反映了当前最先进的移动云游戏技术的网络效率的真实情况，并启发我们对移动云游戏的网络效率进行数据驱动的优势互补分类建模。我们的测量方法具有一定的普适性，且建模分析结果为提高云游戏体验质量提供了见解。可以看到，当前云游戏应用对现在快速发展的网络资源的利用仍然不够充分：面对5G的不稳定性缺乏风险规避，影响用户的体验，而Wi-Fi环境下又依然存在较高功耗，与轻量级的目标相悖。相信云游戏厂商完善上述问题后能够进一步扩展应用市场，将“游戏即服务”的概念进一步丰富完善。 ■



王泓懿

清华大学软件学院博士研究生。主要研究方向为网络测量和机器学习。
hongyi-w21@mails.tsinghua.edu.cn



李洋

清华大学软件学院博士研究生。主要研究方向为网络测量和数据挖掘。
liyng14thu@gmail.com



杨晶

清华大学软件学院硕士研究生。主要研究方向为网络测量和机器学习。
yangj23@mails.tsinghua.edu.cn

其他作者：李振华 马小博 胡大强 廖志

参考文献

- [1] Cai W, Chen M, Leung V C M. Toward gaming as a service[J]. *IEEE Internet Computing*, 2014, 18(3): 12-18.
- [2] Li L, Yang B, Bao C, et al. DroidCloud: Scalable High Density AndroidTM Cloud Rendering[C]// *Proceedings of the 2020 ACM MM*. 2020: 3348-3356.
- [3] Tang D, Bao C, Yao Y, et al. CARE: Cloudified Android OSes on the Cloud Rendering[C]// *Proceedings of the 2021 ACM MM*. 2021: 4582-4590.
- [4] 中国信息通信研究院. 全球云游戏产业深度观察及趋势研判研究报告(2023年)[EB/OL]. [2024-01-10]. http://www.caict.ac.cn/kxyj/qwfb/ztbg/202305/t20230506_419368.htm.
- [5] Wu J, Guan Y, Mao Q, et al. ZGaming: Zero-Latency 3D Cloud Gaming by Image Prediction[C]// *Proceedings of the 2023 ACM SIGCOMM*. 2023: 710-723.
- [6] Xu X, Liu X, Xu Z, et al. Joint optimization of resource utilization and load balance with privacy preservation for edge services in 5G networks[J]. *Mobile Networks and Applications*, 2020, 25: 713-724.
- [7] Gharsallah A, Zarai F, Neji M. SDN/NFV-based handover management approach for ultradense 5G mobile networks[J]. *International Journal of Communication Systems*, 2019, 32(17): e3831.
- [8] Hosmer Jr D W, Lemeshow S, Sturdivant R X. Applied logistic regression[M]. John Wiley & Sons, 2013.
- [9] Tibshirani R. Regression shrinkage and selection via the lasso[J]. *Journal of the Royal Statistical Society Series B: Statistical Methodology*, 1996, 58(1): 267-288.
- [10] Breiman L. Random Forests[J]. *Machine Learning*, 2001, 45(1): 5-32.
- [11] Suter B W. The multilayer perceptron as an approximation to a Bayes optimal discriminant function[J]. *IEEE transactions on neural networks*, 1990, 1(4): 291.
- [12] Li Y, Lin H, Li Z, et al. A nationwide study on cellular reliability: measurement, analysis, and enhancements[C]// *Proceedings of the 2021 ACM SIGCOMM*. 2021: 597-609.
- [13] Yang X, Lin H, Li Z, et al. Mobile access bandwidth in practice: Measurement, analysis, and implications[C]// *Proceedings of the 2022 ACM SIGCOMM*. 2022: 114-128.
- [14] Alós A, Morán F, Carballeira P, et al. Congestion control for cloud gaming over UDP based on round-trip video latency[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 78882-78897.

- [15]Dai T, Zhang X, Guo Z. Learning-based congestion control for internet video communication over wireless networks[C]// Proceedings of the 2018 IEEE ISCAS.2018: 1-5.
- [16]Yates R D, Tavan M, Hu Y, et al. Timely cloud gaming[C]// Proceedings of the 2017 IEEE INFOCOM. 2017: 1-9.
- [17]Shi S, Hsu C H, Nahrstedt K, et al. Using graphics rendering contexts to enhance the real-time video coding for mobile cloud gaming[C]// Proceedings of the 19th ACM MM. 2011: 103-112.
- [18]Xu L, Guo X, Lu Y, et al. A low latency cloud gaming system using edge preserved image homography[C]// Proceedings of the 2014 IEEE ICME. 2014: 1-6.
- [19]Lee K, Chu D, Cuervo E, et al. Outatime: Using speculation to enable low-latency continuous interaction for mobile cloud gaming[C]// Proceedings of the 13th ACM MobiSys. 2015: 151-165.
- [20]Xu X, Claypool M. Measurement of cloud-based game streaming system response to competing TCP cubic or TCP BBR flows[C]// Proceedings of the 22nd ACM IMC. 2022: 305-316.
- [21]Chen K T, Chang Y C, Hsu H J, et al. On the quality of service of cloud gaming systems[J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2013, 16(2): 480-495.
- [22]Chen K T, Chang Y C, Tseng P H, et al. Measuring the latency of cloud gaming systems[C]// Proceedings of the 19th ACM MM. 2011: 1269-1272.
- [23]Di Domenico A, Perna G, Trevisan M, et al. A network analysis on cloud gaming: Stadia, Geforce Now and PS Now[J]. Network, 2021, 1(3): 247-260.