

移动流媒体用户 QoE 评估模型

熊丽荣 金 鑫

(浙江工业大学计算机科学与技术学院 杭州 310023)

摘 要 HAS(HTTP Adaptive Streaming)能够实现流畅播放和视频质量的平衡,为用户提供更好的服务质量体验。大多数基于 HAS 的流媒体用户体验质量(Quality of Experience, QoE)模型考虑了当前系统或网络条件,但对用户所处环境的客观影响、用户心理因素的考虑较少。面向移动流媒体客户端的应用场景,从客观感知影响参数和心理效应影响参数两个方面来考虑移动端流媒体的 QoE 影响因素,设计用户 QoE 评估模型。提出移动设备抖动状态检测和用户观看位置检测方法,并将设备抖动状态、用户观看位置与流媒体服务质量相结合,再根据心理学系列位置效应来综合评估用户的质量体验情况。最后通过实验证明了所提的用户 QoE 模型能够提供准确有效且符合用户实际体验的 QoE 评估结果。

关键词 HAS, QoE, 移动流媒体, 客观感知, 心理效应

中图法分类号 TN919.85 **文献标识码** A

QoE Evaluation Model of Mobile Streaming Media

XIONG Li-rong JIN Xin

(School of Computer Science and Technology, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310023, China)

Abstract HTTP adaptive streaming can keep balance between smooth playback and video quality. Most of the HAS-based streaming media QoE models concern more about the current system or network conditions, but less about the user's media equipment status and psychological experience. In this paper, the QoE evaluation model was designed to classify the influence factors into two categories: objective perception impact parameter and psychological effect influence parameter. We proposed the mobile device jitter status detection method and user viewing position detection method. Based on the mobile device status, user's viewing position and streaming media service quality, psychological effects of serial positioning approach is used to evaluate QoE score. Finally, it is proved that the QoE model can provide accurate and effective QoE evaluation results according to the actual user experience.

Keywords HAS, QoE, Mobile streaming media, Objective perception, Psychological effects

1 引言

随着网络带宽的不断增加,人们对媒体信息的需求也不断增长,尤其是移动视频业务在整个移动互联网的数据流量中正占据越来越大的比重。第 38 次 CNNIC 报告显示^[1],截至 2016 年 6 月,移动端的网络视频用户量为 4.40 亿,85.7% 的视频用户分布在移动端,移动端用户规模半年的增长率为 8.7%,主流视频网站移动端的流量占整体流量的 70% 左右,且有进一步增长的趋势。

HAS 技术结合了传统的流媒体技术和 HTTP 渐进式下载播放的特点,已经成为视频业务技术的发展趋势。移动流媒体用户体验(QoE)描述了用户与服务或应用程序交互的主观感受。它需要综合服务层面、用户层面、环境层面的影响因素,直接反映了用户对服务的认可程度^[2]。

在服务层面上,由于底层使用了可靠的 TCP 协议,视频质量下降的主要原因在于重传的数据包延迟到达,从而造成缓冲区填充的视频片段质量剧烈下降,因此影响服务视频质

量的应用层 QoS 参数包括视频初始缓冲时间、码率等级、码率切换等^[3]。同时视频服务质量也受网络带宽、丢包和时延等因素的影响^[4]。

在环境层面上,服务器的运行环境包括服务器软硬件环境,它直接决定了服务器提供服务的能力,对用户体验产生了一定的影响^[5-6]。而用户通过移动设备屏幕所得到的视觉感受会受许多因素的影响,如观看距离、设备尺寸、视角、环境光强度等^[10]。

在用户层面上,QoE 是用户在某个环境中使用服务时对服务的主观感受,仅根据服务和环境层面的参数来测量 QoE 的方式忽略了用户因素对实际体验质量的影响。用户因素主要包括用户类型、用户的兴趣爱好、用户心理、用户当前的心情和使用业务的目的等^[7-8]。

随着移动设备的不断发展,大量的传感器被应用在移动设备上。利用传感器感知使用者的体验状态、设备所处环境等^[10-12],可以更加准确地评估用户的体验质量。

本文综合服务层面、用户层面、环境层面的影响因素,对

本文受浙江省重大科技专项重大工业项目(2012C11026-2)资助。

熊丽荣(1973—),女,硕士,副教授,CCF 会员,主要研究方向为服务计算和计算机网络,E-mail: lilybear@zjut.edu.cn;金鑫(1991—),男,硕士生,主要研究方向为服务计算、计算机网络,E-mail: 449059895@qq.com。

用户 QoE 进行综合评估。其主要贡献包括:1)在用户层面和环境层面考虑设备抖动情况和用户观看位置的同时,加入了心理学系列位置效应,并针对不同的视频长度对系列位置效应量化方法进行了改进;2)在服务层面综合考虑了码率等级、码率切换幅度、码率切换次数等因素。最后整合该 QoE 评价方法,设计了一个 QoE 反馈系统。

本文第 2 节对流媒体 QoE 评价的研究现状进行了论述;第 3 节详细阐述了本文提出的移动流媒体 QoE 评价模型的量化及评估方法;第 4 节通过实验描述了本文 QoE 模型的可行性及优势;第 5 节展示了移动流媒体用户 QoE 评估系统;最后总结全文,并提出下一阶段的研究方向。

2 相关工作

用户体验质量(Quality of Experience, QoE)是一种以用户认可程度为标准的服务评价方法。QoE 的影响因素对 QoE 的评估研究起着重要作用,可分为主观因素和客观因素两类。客观因素包括业务的应用层参数(如编解码类型、帧率等)和网络层参数(如网络的吞吐率、时延、丢包率、抖动、误码率等),以及服务或应用的配置和质量保证(如终端设备、服务定价等)。主观因素包括个人喜好、用户的期望值、身心状态及所处环境等与用户本身相关的一些不可控性因素^[2,18]。

林闯等^[2]综述了用户体验质量的模型与评价方法,归纳了用户体验质量的影响因素、量化方法,并将 QoE 评价方法归纳为基于统计学的评价方法、基于心理学的评价方法及基于人工智能学的评价方法。

基于服务质量的 QoE 评价通过研究 QoS 与 QoE 之间的关联模型,间接地利用传统的服务质量(Quality of Service, QoS)参数进行评分。文献[4]将当前视频质量等级、视频码率切换次数作为 QoE 评分的正、负评价影响系数。Mitra K 等^[9]提出了基于隐马尔科夫(Hidden Markov Model, HMM)的评估模型,该模型以会话为单位描述用户对服务的体验质量,然后对用户的每次体验进行 MOS 评分,将离散处理的 QoS 参数作为 HMM 模型的观测向量,但是 HMM 模型建立在用户的前一次体验对当前用户体验造成的影响的基础之上,而实际中用户可能不会在短时间内进行多次连续的体验,这使得基于 HMM 的评估模型的优越性不高。Cherif W 等^[3]鉴于神经网络对模拟主观性强的用户的体验质量较为契合,选取分辨率、网络时延抖动和码率为影响参数,利用前向反馈神经网络来评估不同运动场景的视频流业务质量。这种机器学习的方法容易陷入局部极值问题,从而导致模型准确度不高。

康亚谦等^[18]综合考虑视频内容特征(亮度、颜色)、应用层参数(编码比特率、帧率、分辨率)、网络层参数(丢包率)和终端参数(如屏幕尺寸等)参数,设计基于径向基函数神经网络 RBFN 的无参考质量评估模型。该模型具有评估准确度高、时间复杂度低的优点。

上述方法虽然提升了 QoE 的评估准确性,但是忽略了主观因素对实际体验质量的影响。

用户使用设备的环境对观看体验有着较大的影响。例如用户在使用移动设备观看视频的情况下,距离屏幕越远,对视频清晰度的要求越低^[10];设备抖动时会严重影响用户观看视频的体验^[11]等。Nam H 等^[12]指出视频与移动设备匹配的重

要性:在无线网络环境下,由于移动设备计算能力、存储容量等的影响,流媒体视频播放器会丢弃大量成功交付的视频内容,浪费大量的网络资源。

基于用户心理学的 QoE 研究也得到关注。Khorsandro S 等^[7]利用心理学的韦伯-费希纳定理研究了视频流业务 QoE 与丢包之间的关系,但是该定理建立在理想假设的基础上,缺少对服务质量层相关参数的探讨,存在一定的局限性。刘前红等^[13]对 DASH 业务 QoE 评估的研究成果表明,视频片段码率等级的分布对用户体验有十分重大的影响。Shen Y 等^[8]总结了文献[13]的研究成果,提出了一种基于心理学的系列位置效应量化方法以评价用户 QoE。但是该方法未考虑视频长度对系列位置效应的影响。

针对现有的移动流媒体用户 QoE 评价方法缺乏对心理层面、用户和设备所处的环境因素以及服务质量层面的综合考虑,本文提出了面向移动端流媒体的用户 QoE 评价。通过移动设备传感器来检测获得用户的观看位置和设备抖动状态,然后综合服务质量、用户观看位置、设备抖动状态以及心理学系列位置效应因素,通过量化、聚合来获得整体 QoE 评价。

3 移动流媒体用户 QoE 评估模型

本文基于 DASH 协议设计了一种基于用户心理效应的 QoE 评价方法。该方法采用基于系列位置效应的量化方法^[8],从心理学系列位置效应的首因效应和近因效应出发,对视频片段按照播放顺序设置权重系数,再结合视频质量、码率切换情况、设备状态和观看距离对用户 QoE 进行综合评价。

3.1 用户观看位置和设备抖动状态检测方法

本文首先基于移动设备传感器分别测量流媒体业务过程中的用户观看距离和设备稳定性,具体方法如下。

(1)用户观看位置。通过加速度传感器匹配特征值的方法估算用户观看位置。根据相关研究的调研和精确测量^[14],存在 4 种用户占比最大的观看位置(Lap-case, Table-case, Hand-case, Table-moving)。本文提取移动设备与水平面夹角的角度,以及 4 种观看状态下的三轴加速度特征,得到对应的用户观看距离。通过实验可知,4 种观看状态下的三轴加速度特征分别为:Lap-case($X:1.2, Y:0, Z:8.5$, 单位: m/s^2), Table-case($X:6, Y:0, Z:4.8$, 单位: m/s^2), Hand-case($X:7.3, Y:0, Z:4.2$, 单位: m/s^2), Table-moving($X:9.1, Y:0, Z:1.8$, 单位: m/s^2),对应的观看距离分别为 0.32m, 0.22m, 0.12m, 0.60m,使用这些特殊状态的观看距离来匹配用户的实际观看距离。若加速度传感器输出的实时三轴加速度符合上述的某种特征值(误差 ± 0.5),则将其判断为相应的观看位置。

(2)设备抖动状态。采用文献[15]的设备稳定性检测算法,通过加速度传感器实时监测设备抖动状态。首先定义一个 n 秒的滑动窗口;然后定义计数器 c_d ,一旦设备在滑动窗口内发生至少 2s 的持续加速度变化则计为一次抖动, $c_d = c_d + 1$ 。为了避免轻微抖动对检测的影响,只有当加速度变化幅度超过阈值 T_G 时计数器才会增加,定义 $T_G = 2m/s^2$ 。若在滑动窗口时间 n s 内未检测到抖动,则将计数器 c_d 重置。若抖动计数器 $c_d > 2$,则判定当前用户具有较差的观看体验。

3.2 移动流媒体用户 QoE 影响因素映射方法

综合各种流媒体 QoE 影响因素^[3-4,10-11],网络 QoS 因素将直接影响流媒体的服务质量。由于移动设备的网络不稳

定,直接采用网络 QoS 参数会影响 QoE 评估准确性,因此本文将流媒体服务质量作为流媒体业务质量的评价指标;再通过移动设备传感器检测设备稳定性以及用户观看位置,并将其作为主观因素的评价指标。

流媒体服务质量包括流媒体业务过程中的视频质量等级、视频质量切换等级差。本文采用的映射算法如下。

视频质量 η 表示每个媒体片段等级与最高的视频质量等级的比值(见式(1)),用于评价每个片段的质量。

$$\eta_i = \frac{Q_i}{N} \quad (1)$$

其中, Q_i 表示第 i 片段的视频质量等级, N 表示 MPD 中最高质量等级。

视频质量切换等级差 φ 表示每个媒体分片在发生质量等级切换时的上下切换幅度(见式(2)),主要用于评价因视频质量等级的大幅度跳变而造成的感官体验影响。

$$\varphi_i = \frac{|Q_i - Q_{i-1}|}{N} \quad (2)$$

其中, Q_{i-1} 表示上一片段的视频质量等级。

设备稳定性和用户观看距离可以根据用户观看位置和设备抖动状态检测方法获得,相应的映射算法如下。

获取当前视频片段时刻用户的观看位置 σ ,如式(3)所示:

$$\sigma_i = \begin{cases} 0.12, & \text{Hand-case} \\ 0.22, & \text{Table-case} \\ 0.32, & \text{Lap-case} \\ 0.60, & \text{Table-moving} \end{cases} \quad (3)$$

获取当前视频片段时刻设备的抖动情况 τ ,如式(4)所示:

$$\tau_i = \begin{cases} 0, & \text{stable} \\ 1, & \text{instable} \end{cases} \quad (4)$$

3.3 系列位置效应量化方法及优化

采用基于 HAS 的系列位置效应量化方法^[8],将心理学中的近因效应和首因效应的影响程度与视频播放时间建立映射关系,如式(5)~式(7)所示:

$$f(t) = \frac{1}{1+\theta^2 t^2} + \frac{1}{1+\delta^2 (t-T)^2}, 0 \leq t \leq T \quad (5)$$

$$f_i = \int_{(i-1)\Delta T}^{i\Delta T} \frac{1}{1+\theta^2 t^2} + \frac{1}{1+\delta^2 (T-t)^2} dt, 1 \leq i \leq K \quad (6)$$

$$\omega_i = \frac{f_i}{\sum_{i=1}^K f_i} = \frac{\arctan \frac{\nu}{1+\nu^2(K-i)(K-i+1)} + \arctan \frac{\rho}{1+\rho^2 i(i-1)}}{\arctan(\rho K) + \arctan(\nu K)} \quad (7)$$

其中, $f(t)$ 表示 t 时刻的影响强度函数,近因效应因子 θ 表示首因效应的影响程度,近因效应因子 δ 表示近因效应的影响程度, t 表示当前时刻, T 表示整个视频业务的结束时刻; f_i 表示第 i 片段视频的影响强度; ω_i 表示通过离散和归一化后的每个视频片段的影响权重, $\rho = \theta \Delta T$ 为离散后的首因因子, $\nu = \delta \Delta T$ 为离散后的近因因子, K 表示总的视频片段数。

首因效应随着视频流长度的增加而衰弱,近因效应的效果则增加。随着视频流长度增加,第一印象逐渐变模糊,而由于前期和中期的回忆质量变模糊,因此近因效应影响下的后期回忆质量影响变得突出。本文通过量化求得首因效应和近因效应的影响强弱因子,即首因因子 ρ 和近因因子 ν ,如式(8)和式(9)所示:

$$a = \sum_{i=1}^m \omega_i = \frac{\arctan(\rho m) + \arctan(\frac{\nu m}{1+\nu^2 K(K-m)})}{\arctan(\rho K) + \arctan(\nu K)}$$

$$= \frac{1}{\pi} \arctan(\rho m)$$

$$b = \sum_{i=N-n+1}^N \omega_i = \frac{\arctan(\nu n) + \arctan(\frac{\rho n}{1+\rho^2 K(K-n)})}{\arctan(\rho K) + \arctan(\nu K)}$$

$$= \frac{1}{\pi} \arctan(\nu n) \quad (8)$$

$$\rho = \frac{1}{m} \tan(\pi a), 0 \leq a \leq 0.5$$

$$\nu = \frac{1}{n} \tan(\pi b), 0 \leq b \leq 0.5 \quad (9)$$

其中, a 表示首因效应影响起始 m 个片段的权重比例, b 表示近因效应影响末尾 n 个片段的权重比例, $K > 30$ 。

如何动态地判断首因效应和近因效应的影响强弱对 QoE 评估体系具有极大的意义,因此本文分析上述参数 a, b 的取值并进行了递增实验,结果如图 1 所示。由实验可知,随着首因权重比例的减少及近因权重比例的增加,首因效应逐渐减弱,而近因效应逐渐增强。由此可以确定 a, b 与视频长度之间的相关性,根据视频长度动态改变 a, b 的取值,从而改变首因效应和近因效应的权重大小。

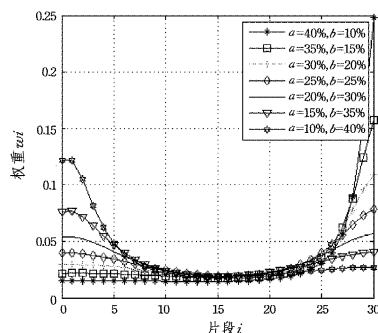


图 1 a, b 权重比例递增实验的对比图

根据德国心理学家艾宾浩斯(H. Ebbinghaus)的记忆遗忘曲线公式 $y = 1 - 0.56x^{0.06}$ ^[16] 可得,在 $K \geq 136$ 后对首因的影响已经相对较弱,而近因的影响逐渐增强并占据主导地位,因此拟合出 a, b 随视频长度变化的一次线性函数,如式(10)所示。实验结果如图 2 所示,随着视频长度的增长,首部视频片段的权重逐渐减弱,尾部视频片段的权重逐渐增强,证明使用该方式能够根据视频长度动态地改变首因效应和近因效应的影响程度。

$$a = \begin{cases} -0.0034K + 0.406, & 10 \leq K \leq 136 \\ 0.1, & K > 136 \end{cases} \quad (10)$$

$$b = 0.5 - a$$

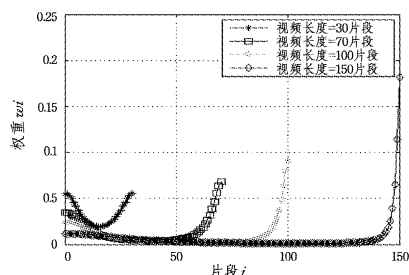


图 2 不同视频长度的首因、近因效应权重变化

3.4 移动流媒体用户 QoE 评价方法

根据上述映射方式,设定每个分段的 QoE 评估得分如式(11)所示:

$$QoE_{seg_i} = c * \eta_i + d * \phi_i + e * \tau_i + g * \sigma_i + h \quad (11)$$

其中, c, d, e, g, h 为相应的调和系数。

采用系列位置效应量化方法,获得了各个媒体片段对整体体验的系列位置效应权重系数 ω_i 。定义权重向量 $W = (\omega_1, \omega_2, \omega_3, \dots, \omega_N)$, 片段评分向量 $S = (s_1, s_2, s_3, \dots, s_N)$, 其中 $s_i = QoE_{seg_i}$ 。

整个自适应流媒体服务的整体质量体验 QoE 的计算公式如式(12)所示:

$$QoE_{s,p} = \bar{S} \times \bar{W}^T + \phi * Sn(N) \quad (12)$$

其中, $Sn(N)$ 表示整个视频播放过程中片段发生质量等级切换的总次数, ϕ 为调和参数。

4 实验及结果

本文以 MPEG-DASH 标准的 Android 开源库 Exoplayer 为实验平台,搭建 Web 服务器,利用网络带宽控制器 Traffic Control(TC)实现带宽控制。实验数据选用预编码为 7 种不同码率 $R = \{100, 200, 350, 500, 700, 900, 1100\}$ Kbps 的“Big Buck Bunny”¹⁾和“Elephants Dream”²⁾,时长 600s,每个视频

片段都采用 AVC 编码,持续时间 2s。

ITU-R 在 Single-stimulus(SS)主观评价模型^[17]中规定 MOS 主观评价模型测试需要至少 15 位平均年龄 25 岁以上的人员参与(男性至少 6 人,女性至少 9 人),MOS 的评分范围为 1~5。我们征集了 30 位非专业的实验人员参与实验,统一使用三星 GALAXY A5 安卓手机作为实验设备,不限观看人员的姿势和观看期间行为,待实验人员观看完测试样本视频后对所观看内容进行打分。通过线性回归拟合对两种视频数据取均值的方法获得各个调和系数, $c = 0.823, d = -0.063, e = -0.889, g = 0.06, h = 3.657, \phi = -0.905$ 。由此验证了用户体验质量与视频质量等级、观看位置呈正相关的关系,而与切换次数、切换等级差、设备状态呈负相关的关系。

最后本文设置了 4 种码率变化类型来验证该 QoE 模型估算的准确性,4 种码率变化类型包括:码率上升型、码率下降型、凸型码率变化和凹型码率变化,具体如表 1 所列。以对同一类型码率变化在相同实验情况下进行 10 次实验取平均的方式计算每种码率变化类型的 MOS 评分、由 QoE_{avg} 计算平均数的传统方式得到的 QoE_{avg} 评分、采用基于心理学因素得出的 QoE_p 评分^[8]和本文方法得出的 $QoE_{s,p}$ 评分,结果如图 3 所示。

表 1 4 种类型码率的分布表

码率变化类型	Seg. 1—Seg. 10	Seg. 10—Seg. 20	Seg. 20—Seg. 30	Seg. 30—Seg. 40	Seg. 40—Seg. 50	Seg. 50—Seg. 60	Seg. 60—Seg. 70
上升型	R1	R1	R3	R3	R4	R6	R6
下降型	R6	R6	R4	R3	R3	R1	R1
凸型	R1	R3	R6	R6	R4	R3	R1
凹型	R6	R3	R1	R1	R3	R4	R6

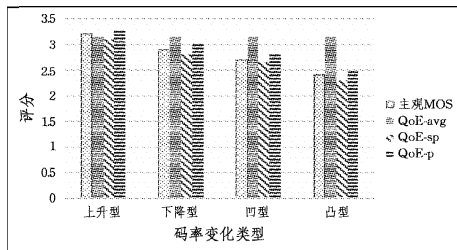


图 3 不同码率变化类型下的 4 种评分方式比较图

由图 3 可以看出,上升型码率变化方式获得的评分和用户体验质量最好。因为在较长的流媒体业务中近因效果显著,相比于其他 3 种变化方式,用户更愿意接受上升型码率变化。在凹型码率变化类型和凸型码率变化类型中,基于平均值的 QoE 评分 QoE_{avg} 与主观 MOS 评分的差值较大,未能反映出观看视频过程中心理学效应的影响。基于心理学但只考虑服务质量的 QoE_p 评价方式能够根据码率位置效应做出相应的评分,由于缺少对用户上下文(观看位置、设备抖动)的体验考虑,得出的 QoE 评分偏高。本文提出的 QoE 估算模型能够相对准确地估算各种码率变化类型下的用户体验质量。

5 移动流媒体用户 QoE 评估原型系统

本文设计了基于 DASH 协议的移动流媒体 QoE 原型系

统框架,包括内容准备模块、HTTP 服务器和客户端模块,如图 4 所示。

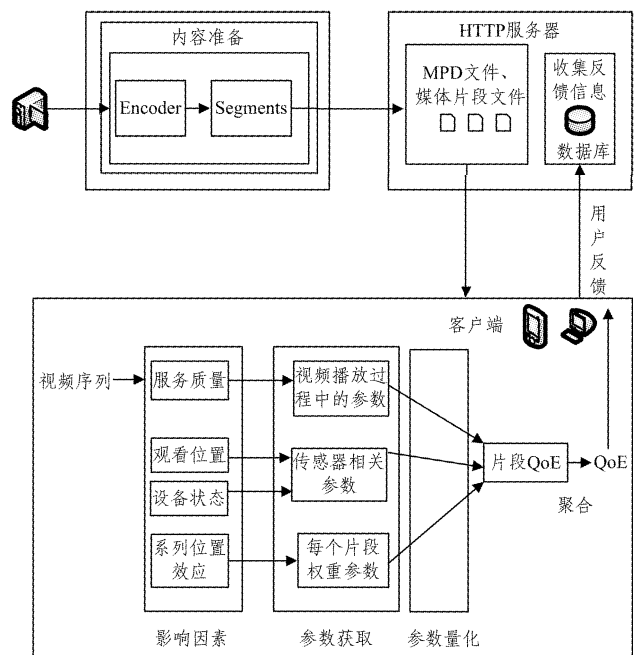


图 4 原型系统核心模块及流程

内容准备模块:将采集到的视频材料经过视频编码和视

¹⁾ http://www-itec.uni-klu.ac.at/ftp/datasets/mmsys12/BigBuckBunny/bunny_2s_480p_only

²⁾ <http://www-itec.uni-klu.ac.at/ftp/datasets/DASHDataset2014/ElephantsDream>

频分片处理生成 MPD 文件和媒体文件并存储于 HTTP 服务器中。

HTTP 服务器模块包括媒体内容存储以及移动客户端 QoE 反馈数据存储。

客户端模块通过 DASH 客户端请求的相应视频内容进行播放。在视频序列播放过程中,获取服务质量、观看位置、设备抖动状态以及系列位置效应相关参数来进行量化、聚合,以获得最终的用户 QoE 评分并反馈给服务器。图 5 给出了某次运行的终端界面。



图 5 原型系统运行界面

结束语 针对现有移动流媒体 QoE 评价体验的局限性,本文提出了一种基于心理学的用户 QoE 评价模型。通过心理学中的首因效应和近因效应为整个媒体业务进行权重分配;再使用服务质量因素中的码率等级、码率切换,结合用户的体验中的设备状态、观看位置来综合评价用户体验质量;最后利用线性回归分析法对用户评分结果进行分析从而得出线性回归方程。实验结果表明,本文的用户 QoE 评价模型能提供准确有效、符合用户实际体验的 QoE 评估结果。未来我们将扩大样本容量,考虑更多的分析方法来对用户评价模型进行更好的分析并进行算法的拟合。

参考文献

- [1] 中国互联网络信息中心. 第 38 次中国互联网络发展状况统计报告[R]. 2016.
- [2] 林闯,胡杰,孔祥震. 用户体验质量 (QoE) 的模型与评价方法综述[J]. 计算机学报, 2012, 35(1): 1-15.
- [3] CHERIF W, KSENTINI A, NÉGRU D, et al. A_PSQA: Efficient real-time video streaming QoE tool in a future media internet context[C]//2011 IEEE International Conference on Multimedia and Expo. IEEE, 2011: 1-6.
- [4] MOK R K P, CHAN E W W, CHANG R K C. Measuring the quality of experience of HTTP video streaming[C]//12th IFIP/IEEE International Symposium on Integrated Network Management (IM 2011) and Workshops. IEEE, 2011: 485-492.
- [5] MOLLER S, ENGELBRECHT K P, KUHNEL C, et al. A taxonomy of quality of service and quality of experience of multimodal human-machine interaction[C]//International Workshop on Quality of Multimedia Experience, 2009 (QoMEx 2009). IEEE, 2009: 7-12.
- [6] CRESPI N, MOLINA B, PALAU C E. QoE aware service delivery in distributed environment[C]//2011 IEEE Workshops of International Conference on Advanced Information Networking and Applications (WAINA). IEEE, 2011: 837-842.
- [7] KHORSANDROO S, NOOR R M, KHORSANDROO S. The role of psychophysics laws in quality of experience assessment: a video streaming case study[C]//Proceedings of the International Conference on Advances in Computing, Communications and Informatics. ACM, 2012: 446-452.
- [8] SHEN Y, LIU Y, LIU Q, et al. A method of QoE evaluation for adaptive streaming based on bitrate distribution[C]//2014 IEEE International Conference on Communications Workshops (ICC). IEEE, 2014: 551-556.
- [9] MITRA K, AHLUND C, ZASLAVSKY A. QoE estimation and prediction using hidden Markov models in heterogeneous access networks[C]//Telecommunication Networks and Applications Conference (ATNAC), 2012. Australasian. IEEE, 2012: 1-5.
- [10] BABABEKOVA Y, ROSENFELD M, HUE J E, et al. Font size and viewing distance of handheld smart phones[J]. Optometry & Vision Science, 2011, 88(7): 795-797.
- [11] WILK S, SCHÖNHERR S, STOHR D, et al. EnvDASH: An Environment-Aware Dynamic Adaptive Streaming over HTTP System[C]//Proceedings of the ACM International Conference on Interactive Experiences for TV and Online Video. ACM, 2015: 113-118.
- [12] NAM H, KIM K H, KIM B H, et al. Towards dynamic QoS-aware over-the-top video streaming[C]//2014 IEEE 15th International Symposium on World of Wireless, Mobile and Multimedia Networks (WoWMoM). IEEE, 2014: 1-9.
- [13] 刘前红. 基于 HTTP 的动态自适应流 (DASH) 的 QoE 研究[D]. 北京: 北京邮电大学, 2014.
- [14] YOUNG J G, TRUDEAU M, ODELL D, et al. Touch-screen tablet user configurations and case-supported tilt affect head and neck flexion angles[J]. Work, 2012, 41(1): 81-91.
- [15] WILK S, KOPF S, EFFELSBURG W. Video composition by the crowd: a system to compose user-generated videos in near real-time[C]//Proceedings of the 6th ACM Multimedia Systems Conference. ACM, 2015: 13-24.
- [16] EBBINGHAUS H. Memory: A contribution to experimental psychology[J]. Annals of Neurosciences, 1913, 20(4): 155-156.
- [17] ASSEMBLY ITU. Methodology for the subjective assessment of the quality of television pictures[M]//International Telecommunication Union, 2003.
- [18] 康亚谦. 无线视频流业务的用户体验质量估计模型及其应用[D]. 杭州: 浙江大学, 2014.