

基于机器学习方法的实证研究，评估QoS/QoE的相关性

M.Sajid Mushtaq, Brice Augustin和Abdelhamid Mellouk

法国巴黎第一大学克雷泰尔分校Val de Marne图像、信号和智能

系统 (LISSI) 实验室, 法国

E2E服务的运输基础设施和网络控制 (TINCS) 小组

摘要-- 新兴多媒体服务的出现给云服务提供商带来了新的挑战，他们必须对终端用户的体验做出快速反应，并提供更好的服务质量（QoS）。云服务提供商应该使用这样一个智能系统，它能以有效的方式对收集到的信息进行分类、分析和适应，以满足终端用户的体验。本文研究了在云网络上的视频流传输背景下，不同的因素如何促进体验质量（QoE）。影响QoE的重要参数有：网络参数、视频特征、终端特征和用户资料类型。我们描述了不同的方法，这些方法通常用于以平均意见得分（MOS）的形式收集QoE数据集。然后，机器学习（ML）方法被用来对使用这些方法收集的初步QoE数据集进行分类。我们评估了六个分类器，并确定了最适合QoS/QoE相关任务的分类器。

Index Terms--QoE, QoS, Machine Learning, Data classification models.

I. 简介

互联网上的超媒体服务正在以这样一种方式增长，它们已经成为全球互联网流量的主导。许多新的多媒体服务（如高清（HD）视频、互动视频游戏）需要更多的处理能力，因此云计算的概念通过在远程数据中心管理这些服务来改善终端用户的体验。由于这种趋势，大量的远程数据中心已经出现，这是由快速和可靠的互联网网络的可用性实现的。在云计算中，许多应用和服务都可以在远程向用户提供。因此，用户期望有更好的网络具有高质量标准的服务质量（QoS）[1]。

体验质量（QoE）的概念最近在云计算网络中得到了更多的关注。它的主要目标不仅是考虑和评估网络QoS，而且要让它离终端用户最近，以便更好地估计服务的感知质量。事实上，网络服务提供商的目标是在使用最少网络资源的情况下提供良好的用户体验。对于网络服务提供者来说，考虑每个网络因素对用户感知的影响也是至关重要的，因为他们的业务高度依赖于用户的满意度。

视频流媒体服务目前在互联网流量中占有主要份额。为了满足用户的高期望值，有必要采取以下措施

彻底分析视频流服务，以找出（技术和非技术）参数对用户满意度的影响程度。在这些因素中，人们可以找到代表QoS的网络参数。延迟、抖动和丢包是QoS的主要参数，它们对用户（不）满意有很大影响。除了网络参数，其他一些外部环境因素对用户的感知质量也有很大影响，如视频参数、终端类型和心理因素。

为了评估多媒体内容的质量，研究人员提出了两种方法：主观和客观方法。主观方法是由国际电信联盟（ITU）和视频质量专家组（VQEG）提出的，它包括一组人在特定的控制环境下观看不同的视频序列，并对其质量进行评级。平均意见得分（MOS）是一个主观测量方法的例子，用户通过给出5到1的5个不同的分数来评价视频质量，其中'5'是最好的，'1'是最差的质量。另一方面，客观方法使用人类期望的不同模型，并试图以自动化的方式估计视频流媒体服务的性能，而不涉及人类。例如，一些方法依赖于编码过程和数据包交付延迟造成的视频信号失真。

本文分析了QoS和其他参数对视频流服务QoE的影响。我们提出了一个主观测量的测试平台，以便以MOS评分的形式收集QoE数据集，并评估不同参数（延迟、抖动、丢包、视频类型、用户情况和终端特征）对感知质量的影响。基于这些数据集，我们评估了机器学习（ML）方法如何帮助建立一个准确和客观的QoE模型，将低级参数与（高级）质量联系起来。ML方法成功地适用于这种类型的问题，因为ML的主要应用是数据挖掘。数据分类的概念在ML中很重要，以下方法在这个领域被广泛使用。Naive Bayes (NB), Support Vector Machines (SVM), k NN, Decision Tree (DT), Random Forest (RF) and Neural Networks (NNet)。在我们的研究中，我们使用ML方法对原始数据集进行分类，以MOS得分的形式收集。我们在六个分类器上分析数据集，以寻找最适合QoS/QoE相关任务的分类器。由于QoE纯粹与终端用户有关，我们可以

在本文中，我们将 "云服务提供商 "和 "网络服务提供商 "这两个词交替使用，以分析核心网络和云网络的整体效果。因此，在本文中，我们交替使用 "云服务提供商 "和 "网络服务提供商 "的术语。

本文其余部分的结构如下：我们在第二节讨论了相关工作。第三节包含了对影响QoE的指标的讨论。第四节简要介绍了ML数据挖掘技术并讨论了六种ML分类方法。第五节是关于评估视频QoE的不同环境方法。第六节重点介绍了测试平台的实验设置，并讨论了实验细节。我们在第七节中介绍了我们的结果，并在第八节中总结了本文。

II. 相关的工作

大量的研究工作已经实现了将QoS与QoE相关联，以寻求对用户娱乐程度的把握。还开发了一些其他技术来评估和预测用户的QoE，以便为终端用户提供更好的服务质量。为此，已经进行了许多测试平台研究，涉及不同的工具、设备和方法。在[5]中，提出了一个测试平台实验，以探索网络QoS如何影响HTTP视频流的QoE。在[6]中，实施了一个测试平台，在十个参与者的帮助下收集数据，将流状态数据与视频质量评级联系起来。这些数据集被用来开发自愈网络，即有能力检测视频流媒体QoE的退化，做出反应并解决网络问题。[7]通过控制网络的QoS参数（丢包、抖动、延迟）来研究QoE-QoS的相关性。

因为主观活动从本质上讲，在规模和参与者的数量上相当有限，所以不可能涵盖所有可能的配置和参数值。然而，在[8]中提出了一个QoE预测模型，用于主要基于有限的主观测试的未见过的情况。这个模型减少了对繁琐的主观测试的需求，但代价是降低了准确性。为了克服[8]的缺点，[9]中提出了一个基于学习的预测模型。在[10]中，提出了一种使用主观质量反馈的机器学习技术。该技术被用来建立与网络和应用层相关的不同QoS参数与网络服务的QoE之间的依赖关系，并被总结为一个准确的QoE预测模型。

III. 影响QE的指标

QoE在本质上是非常主观的，因为它与用户的观点和它自己的 "好质量 "概念有关。然而，设计一个自动策略来尽可能真实地测量它是非常重要的。测量QoE的能力将使网络运营商在一定程度上了解网络性能在可靠性、可用性、可扩展性、速度、准确性和效率方面对整个客户满意度的贡献。作为一个起点。

有必要精确识别影响QoE的因素，然后尝试定义测量这些因素的方法。我们将这些因素分为四种类型，具体如下。

A. 网络参数

QoE受到QoS参数的影响，而QoS参数高度依赖于网络元素。关键因素是数据包丢失、抖动和延迟。每个单独或综合因素的影响都会导致视频流的阻塞、模糊甚至停电等不同程度的质量下降。

数据包丢失对呈现给终端用户的视频质量有直接影响。数据包丢失是由于网络拥堵和数据包延迟到达应用缓冲区而发生的。如果发生丢包，那么视频解码器就难以正确解码视频流。这导致了视频质量的下降。

抖动是另一个重要的QoS参数，对视频质量有很大影响。它被定义为数据包到达终端用户缓冲区的时间差异。当数据包通过不同的网络路径到达同一目的地时，就会发生抖动。它导致抽搐和视频屏幕冻结。

然而，通过在终端用户处增加一个大的接收缓冲区，延迟视频的播放时间，抖动的影响可以在一定程度上被抵消或减少。通过增加一个更大的缓冲区，网络抖动的容忍度会很高，但仍有一个播放限制来容忍其影响。当数据包不按顺序到达时，在缓冲时间到期后，这个数据包会被应用程序丢弃。在这种情况下，抖动的影响与丢包相同[2]。

延迟被定义为数据包从源头到最终目的地的接收所需的时间。延迟对用户观看视频时的感觉有直接影响。如果延迟超过一定的阈值，那么它的影响就是冻结和丢失视频块。延迟值的阈值根据多媒体服务的性质而变化。

B. 视频特征

视频的特点对QoE有直接影响。视频的特点是以帧和分辨率、编解码器和内容类型来定义的。网络服务提供商根据可用带宽降低视频流服务的比特率，这强烈影响了感知质量。这两个因素的影响在[3]中提出。这项工作表明，这两个参数对用户在使用视频流媒体服务时的满意度也有很大影响。

视频内容的类型也会影响用户的意见。如果是 "有趣的 "视频内容，用户会有更大的容忍度，低质量不会像无聊的内容那样影响用户的体验。在[4]中，作者发现，如果用户对视频内容表现出足够的兴趣，那么他们甚至可以接受极低的帧率。在这项研究中，我们选择了一组对足球感兴趣的参与者。参与者给出了非常高的接受率（80%），尽管他们观看的是每秒只有6帧的视频。这个结果清楚地表明，如果对足球有足够的兴趣

课题，那么人类的视觉系统可以容忍相对粗暴的中断，用户可以容忍非常低质量的视频流。

未经压缩的视频需要大量的存储和带宽，以便在网络上流传。因此，大量的视频编解码器被开发出来（H.262、H.263、H.264、WVVID、WMV3等），以有效和高效的方式压缩视频，从而保持视频的可接受质量。每个编解码器都有自己的标准方式来压缩视频内容，提供各种视频质量等级。视频编解码器的质量水平解释了编解码器对用户感知的重要影响。

C. 终端类型

消费者的电子设备在很大程度上随着电信业新进展的快速增长而扩大，它们为现代多媒体服务提供了大量的产品。这些新一代的设备有不同的尺寸，处理能力，先进的功能，使用和许多其他方面。我们可以把这些设备分为三类。个人电脑、移动设备和电视（TV）。所有这些终端设备都会影响用户在使用视频流服务时的满意度。例如，在一个配备小屏幕的低处理终端上发送高清视频流是毫无意义的。

IV. 机器学习分类方法

机器学习（ML）涉及到程序和算法的设计和开发，这些程序和算法有能力自动改善它们的性能，要么是它们自己长期的经验，要么是由其他程序提供的早期数据。ML提供的一般功能是训练、识别、概括、适应、改进和智能性。有两种类型的ML。

即无监督学习和有监督学习。无监督指的是在没有标签的数据中找到隐藏的结构，以便将其分类为有意义的类别，而监督学习则假设数据库的类别结构或层次结构已经知道。他们需要一组标记的类别，并返回一个函数，将数据库映射到预先定义的类别标签。换句话说，它是在寻找从外部提供的实例中进行推理以产生一般假设的算法。它对未来的实例进行预测，以建立一个代表数据分布的简明模型。在我们的案例中，我们考虑的是监督学习，由于我们数据集的离散性，我们对分类方法感兴趣。我们在数据集上应用了六种ML数据分类方法，它们是Naive Bayes（NB）、Support Vector Machines（SVM）、k Nearest Neighbours（k-NN）、Decision Tree（DT）、Random Forest（RF）和Neural Networks（NNet）。

1 奈何贝叶斯

天真贝叶斯（NB）分类器是一个概率模型，它使用术语和类别的联合概率来估计测试文件中给出的类别的概率。该分类器的天真部分来自于简化的

假设在一个给定的类别中，所有的术语都有条件地相互独立。由于这种独立性假设，每个术语的参数可以单独学习，因此这简化并加快了计算操作[12]。

2 支持向量机

支持向量机（SVM）是一种非常强大的分类方法，用于解决两类模式的识别问题。它分析数据并试图识别模式，从而可以进行分类。这里的想法是在两个类之间找到最佳的分离超平面，通过最大化这两个类的最近点之间的余量。

SVM对数据进行分类，这些数据在其原点域有可能是线性可分离的，也有可能不是。如果数据是线性可分离的，就可以使用简单的线性SVM。当数据通过超平面在其原域中是不可分离的，那么它可以被投射到一个高维度的Hibert空间。通过使用核函数，有可能在高维空间中对数据进行线性分离[14]。

3 K-最近的邻居

k-Nearest Neighbours（k-NN）方法是一种基于实例的ML方法，与其他ML分类方法相比，它被认为是一种非常简单的方法。

在有监督的统计模式识别中，k-NN方法往往比其他方法表现得更好。在抽取训练样本时，不需要对分布进行预先假设。它的工作方式非常简单明了：为了对任何新的测试样本进行分类，它将新的测试样本与训练集中的所有其他样本进行比较。这些邻居的类别标签被用来估计测试样本的类别。换句话说，它计算新测试样本与最近的训练样本的距离，然后在这一点上找出样本的分类[15]。

4 决策树

决策树（DT）是一种用于创建模型的方法，根据几个输入变量来预测目标变量的值。决策树的结构由以下元素组成。（1）内部节点，测试一个属性；（2）分支，对应于属性值；（3）叶子节点，分配一个分类。

实例的分类是从根节点开始的，根据特征值，树被排序到一些叶节点。它是一个简单的分类器，可以有效地对新数据进行分类并紧凑地存储它们。它具有降低复杂性和自动选择特征的能力。由于它的树状结构，分类预测的信息可以很容易地被解释。最后，与k-NN分类器相比，DT的准确性受用户定义的因素影响较小[16]。

5 随机森林

随机森林（RF）是一个集合分类器，它使用多个DT的模型来获得更好的预测性能。它建立在许多分类树的基础上，并使用自举样本技术来训练每棵树。

训练数据集。这种方法只搜索一个随机的变量子集，以便在每个节点上找出一个分裂。对于分类，输入向量被提交给RF中的每棵树，每棵树为一个类别投票。最后，RF选择得票数最高的类别。它有能力处理比其他方法更大的输入数据集[17]。

6 神经网络

神经网络（NN）是一个由大量单元（神经元）以连接模式连接起来的结构。互联是用来将信号从一个神经元发送到另一个神经元。神经网络的计算是基于计算的基本单元之间的信息传播。每个单元的可能性都很小，但它们的相互连接允许复杂的整体计算。

神经网络的行为由其结构决定：细胞的数量、它们的连接方式和分配给每个连接的权重。两个神经元之间的每个连接都以其权重为特征，它衡量第一个神经元对第二个神经元的影响程度。权重在训练期间被更新。

这种方法具有解决多变量非线性问题的能力。当它应用于大量的训练数据集时，其性能会有所下降[17]。

v. QoE评估的实验环境

QoE评估本质上是主观的，因为它试图与用户在使用服务时的真实感知相匹配。本节讨论了两种不同的收集QoE数据集的方法：一种是人群来源，另一种是受控环境方法。

A. 众包方式

在这一部分，我们考虑了众包方法，这有助于收集大量的QoE测试。这种方法允许大量的用户远程参与。在众包中，人们将视频测试任务分配给大量的匿名用户，他们可以从世界的不同地区参与。为此，我们可以使用目前互联网上提供的各种各样的视频流服务。在这项研究中，我们选择了YouTube，因为它被认为是最著名的视频流网站之一。根据[13]，在2010年5月，每天有146亿条视频被提供。

在这种情况下，我们提出了一个框架，用于记录用户在使用互联网上的视频服务时，以反馈的形式表示满意程度。该框架检测网页上YouTube视频的存在，并自动添加一个按钮，当用户对正在观看的视频不满意时，就会被要求点击这个按钮。该插件还存储了QoE值，这些值被用来建立一个异质用户、设备和情况的大型数据集。在未来的工作中，这个数据集将被用于增强视频服务的QoS/QoE相关模型。图1显示了远程用户通过IP网络（互联网）参与的框架结构。

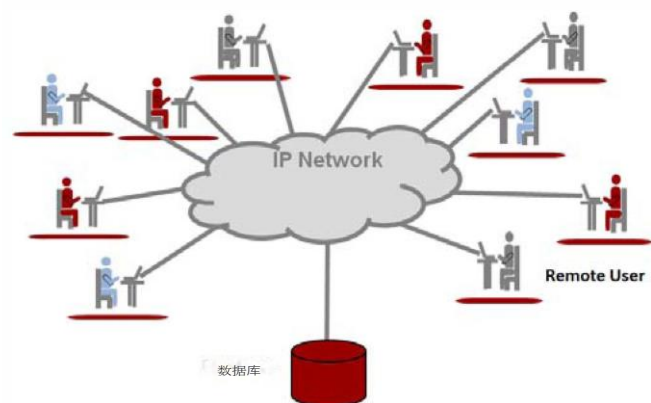


图1 框架

该框架设置包含以下项目。

- 一个Firefox插件被开发出来并安装在终端用户的设备上，以运行实时实验。特别是，该插件能够检测网页中是否存在视频，并自动添加一个按钮，用户可以在对视频质量不满意时点击该按钮。
- 大量的远程志愿者被邀请在他们的机器上在线观看视频序列。
- 每个视频可以有不同的特点，并经历各种现实的QoS参数。
- 在视频过程中，以及在视频结束后，用户根据他们的感觉对视频的质量（MaS）进行评分。
- 所有反馈信息都存储在数据库中，用于分析QoE参数。

B. 受控环境方法

与众源方法平行，我们还采取了一种正交的方法，即环境完全受控。国际电联已经提供了在受控环境中进行这种主观测试的指南，包括选择代表服务用户的参与者[11]。

为了分析不同参数对用户视频流中的感知质量的影响，在45人的参与下进行了一次主观测试。参与者观看视频流并对不同视频的质量进行评分。在接下来的章节中，将分析MaS和不同的低层次参数之间的关系。

在这个测试平台实验中，QoS参数（丢包、抖动和延迟）以一种完全受控的方式变化。此外，它们对用户感知的影响以MOS的形式被记录下来。此外，还观察了另一个参数，即条件性损失。条件性丢失反映了在当前数据包已经丢失的情况下下一个数据包的丢失概率。由于大多数实时应用对偶尔的数据包损失表现出一定的容忍度，这个指标有助于将损失集中在序列的单一部分，使损失成为偶然的。

对于我们的实验，相关的参数和它们的选定值在表1中给出。

表1 QoS指标

参数	价值
延迟	0ms, 30ms, 60ms,100ms 120ms
抖动	0ms, 4ms, 8ms, 16ms, 32ms
损失	0%至5%，步长为0.5%。
条件性损失	0%，30%，60%，90%。

在这个实验中，我们考虑用户的参与，根据ITU-R Rec.BT.500-11。事实上，为了获得一个

参与者应该是非专家，在这个意义上；根据这个建议的主观记号在他们的正常工作中，不应该直接关注图像或视频质量。用户特征也被储存起来用于分析，其中包括用户的参与情况，如年龄、性别、对视频流的熟悉程度，以及对视频内容的兴趣。终端用户设备是戴尔台式机英特尔core duo处理器，2 GB内存，显示器尺寸设置为1024 x 740。使用Mozilla Firefox作为网络导航员。

表2 用户特征

用户资料	价值观
年龄18至30岁	
性别	男性、女性
熟悉	
视频流	很少，每周，每天

对内容感兴趣 感兴趣，不感兴趣

本实验选择了25个高清和非高清视频流，具有不同的运动复杂度（高、交替和低）。这些视频具有相同的帧率（每秒25帧）和视频编解码器（H.264），它们与不同的兴趣领域有关（如政治、体育、新闻、社会生活、商业广告和动画片）。在我们的实验分析中，我们使用NetEm作为网络仿真器来控制QoS参数。这个工具有能力模拟广域网的特性。

VI. 实验设置

实验装置由三个重要元素组成：一个视频流媒体服务器、一个视频客户端和网络模拟器（NetEm），它模拟了一个核心和云网络。服务器和客户端之间的流量是通过网络模拟器转发的。该模拟器在专用连接中引入了人工延迟、抖动和丢包。客户端是建立在Windows环境下的，而流媒体服务器和整形器是建立在Windows环境下的。

(NetEm)被配置在一个Linux上。实验设置如图2所示。

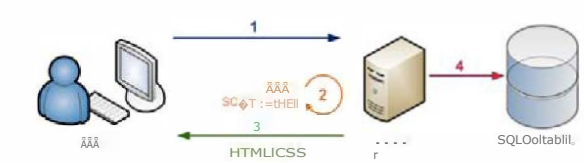


图2 实验设置

我们在服务器端存储了25个视频，客户可以通过一个专门为流媒体视频配置的私人网站到达这些视频。在会话期间，当客户端改变视频时，QoS参数设置也会根据预先定义的值随机改变。最后，在客户端共串流了25个视频，每次都使用不同的参数组合。

在客户端，用户连接到网站，阅读实验的描述。在视频流程开始之前，用户还要填写一份表格，填写她的个人信息（年龄、性别等）。用户不知道视频上的QoS参数设置，他们被要求在观看每个视频后对感知的质量进行评分。评价是通过从MaS的五个质量等级中挑选一个来完成的，可能还会加上不同的备注：在可视化过程中遇到的问题，用户对质量的个人容忍度，以及她对视频主题的个人兴趣。

在这个实验中，总共有45个用户参与，其中20个是女性，25个是男性参与者。他们中的大多数属于18至30岁的年龄组。我们在数据库中收集了25*45=1125个样本，这意味着我们有1125个不同的参数组合，每个组合都与一个MaS值有关。然而，在对数据集进行深入研究后，我们减少了这个数字，以平均重复的线条，并试图消除寄生虫的线条。这种清理对于下一阶段是必要的，该阶段包括训练学习模型和评估其准确性。

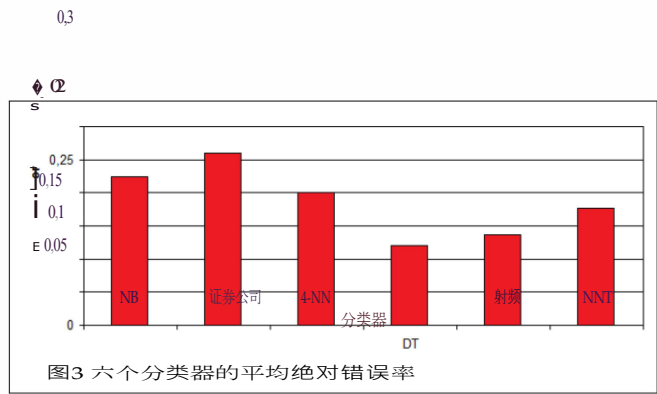
VII. 结果

最初，由控制实验产生的数据集被处理并清除了任何寄生虫信息。因此，我们有一个数据集，准备应用于数据分析。作为我们的ML工具的输入，我们正在考虑所有九个参数，它们是性别、观看频率、兴趣、延迟、抖动、损失、条件损失、运动复杂性和分辨率。为了尽量减少偏差，我们进行了4-

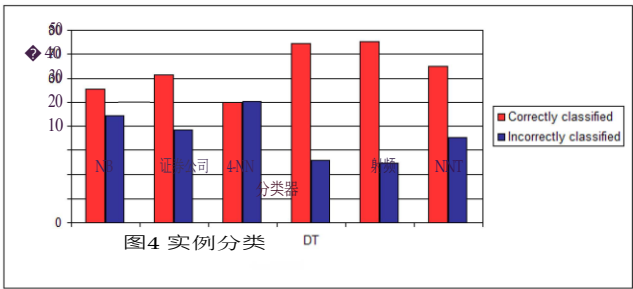
通过交叉验证来有效地估计错误率。我们采用以下程序：选择一个子样本作为测试数据，其余3个子样本作为训练数据。这个过程要重复4次，其中4个子样本中的每一个都被精确地用作测试数据。所有的结果被平均化，得到一个单一的估计值。在建模过程中，我们使用六个分类的

模型，以确定哪一个是最好的，并提供最佳模型。回顾一下，这六种分类模型是。Naives Bayes (NB)、4-NN (4-NN)、支持向量机 (SMV)、决策树 (DT)、随机森林 (RF) 和神经网络 (NNT)。

我们使用WEKA工具在数据集上运行这些不同的算法。这个工具给出了关于生成的分类模型的信息，以及它的性能和不完美的详细平均统计。我们考虑用平均绝对错误率来比较不同模型之间的错误率。结果如图3所示。在分类方面，该图显示，DT的绝对错误率最小，数值为0.126，其次是RF模型，数值为0.136。SVM的错误率最高，为0.26。结果清楚地表明，DT模型和RF模型是当前数据集上最可靠的模型。



为了选择最佳模型，我们还对六种算法进行了实例分类测试，以正确分类的实例数量来衡量。图4显示，有两种方法对应的分类效果最好。RF，有74.8%的正确分类实例，其次是DT模型，有74%的正确分类数据。最差的模型是4-NN模型，正确分类实例的比例为49%。这些结果再次清楚地表明，根据我们的数据集，DT和RF模型是最好的模型。



为了找到更多关于模型及其分类误差的细节，我们比较了DT和RF模型的效率。这些模型的效率是通过测量分类的统计分析数据来评估的。结果显示在表3中。

表3 射频和DT模型的平均加权情况

模型	TP	铅笔	精度	召回率	F-Measure
RF	0.753	0.078	0.752	0.753	0.752
税率	0.743	0.084	0.748	0.743	0.745

我们考虑了五个统计指标来比较DT和RF模型的性能，它们是：。真阳性 (TP)、假阳性 (FP)、精确性、召回率和F-measure。

- 1) *TP (真阳性)* 发生在统计测试拒绝一个真实假设的时候。这个措施的最佳值是1。
- 2) *FP (假阳性)* : 一个假值意味着拒绝假设。它的值应该接近于0，这意味着模型运行良好。
- 3) *精度*是指当一个 (随机选择的) 检索结果是相关的概率。
$$\text{精度} = TP / (TP + FP)$$
- 4) *召回率*是指在搜索中检索到一个 (随机选择的) 相关文件时的概率。
$$\text{召回率} = TP / (TP + FN)$$
- 5) *F-measure*是对测试准确性的衡量，其中F1得分的最佳值为1，最差的情况下其值为0。

$$F\text{-measure} = 2 * (Precision * Recall) / (Precision + Recall)$$

分类的结果可能是负面的，也可能是正面的。如果测试结果与现实相符，那么人们就认为做出了一个正确的决定。然而，如果测试的结果与现实不一致，那么就发生了错误。根据这些指标，我们在表3中得出结论，RF比DT模型略微适合QoS/QoE的相关性。

VIII. 结论

在本文中，我们从视频流服务的角度研究了QoS和QoE之间的关联性。ML分类器被用来对收集的数据集进行分类。在平均绝对错误率的情况下，我们观察到，与所有其他算法相比，DT具有良好的性能。为了选择最佳模型，还进行了实例分类测试，结果清楚地表明，RF和DT的性能大致处于同一水平。最后，为了评估DT和RF的效率，对分类进行了统计分析，结果显示RF的表现略优于DT。

鸣谢

这项工作得到了CELTIC欧洲项目IPNQSIS的资助。我们特别感谢我们的硕士生，来自SupCom学校 (突尼斯) 的Emna Rekik和Mayssa Iemel，感谢他们对这项工作的大力参与。

参考文献

- [1] Jarschel, D. Schlosser, S. Scheuring, T. Hossfeld, "An Evaluation of QoE in Cloud Gaming Based on Subjective Test", Innovative Mobile and Internet Services in Ubiquitous Computing (IMIS), pp.330-335, June 30 2011-July 2 2011.
- [2] M.Venkataraman, M.Chatterjee, "推断视频QoE 在实时", 网络, IEEE, 第25卷, 第1期, 第4-13页, 2000年1-2月。
- [3] Lucjan Janowski和Piotr Romaniak, "作为帧率和分辨率变化的函数的QoE", 在第三届国际会议论文集中未来多媒体网络会议 (FMN'IO), ACM 2010。
- [4] John D. McCarthy, M. Angela Sasse, and D. Miras. 尖锐还是平滑? : 比较流媒体视频的量化与帧率的影响。在SIGCHI计算系统中的人为因素会议 (CHI '04) 的论文集中。ACM。
- [5] K.P. Mok, Ricky, EW.W. Chan, R.K.C. Chang, "测量质量 of experience of HTTP video streaming," Integrated Network Management (IM), May 2011.
- [6] B French, JLin, T. Phan, AC.Dalal, "RTMP流的实时视频QoE分析," Performance Computing and Communications Conference (IPCCC), 2011 IEEE 30th International, vol., no, pp.I-2, 17-19 Nov. 2011.
- [7] T.H Truong, T.H Nguyen, H.T Nguyen, "论基于IMS的IPTV的体验质量和服务质量指标的关系 网络, "计算和通信技术、研究、创新和 和通信技术, 研究、创新和对未来的展望 (RIVF), 2012年 IEEE F.Agboma 和 A. Liotta, "QoE-aware QoS 管理", 《第六届移动计算和多媒体进展国际研讨会论文集》 (MoMM '08), ACM 2008。
- [8] V.Menkovski, A. Oredope, A. Liotta, and A. Cuadra." 预测多媒体流媒体的体验质量", 《第七届中国国际广播电台会议论文集》。
- [9] 移动计算和多媒体进展国际会议 (MoMM '09)。ACM.
- [10] V. Menkovski, G.Exarchakos, ALiotta" "机器学习方法经验质量意识网络", 智能网络和协作系统 (INCOS), 2010年第二届国际会议。 vol, no, pp.461-466, 24-26 Nov. 2010
- [11] R.I. ITU-T,910, "多媒体应用的主观视频质量评估方法, 1999年
- [12] 书。Antoine Cornuejols-Laurent Miclet."人工学徒: 概念和算法" EYROLLES, 2010.
- [13] D.K.Krishnappa, S.Khemmarat, M.Zink, "Planet YouTube Global, measurement-based performance analysis of viewer's experience watching user generated videos," Local Computer Networks, Annual. IEEE会议, 第948-956页, 2011年IEEE第36届本地计算机网络会议, 2011。
- [14] G.Zhang, W. Jin, L. Hu, "Radar emitter signal recognition based on support vector machines," Control, Automation, Robotics and Vision Conference, (ICARCV), vol.2, no., pp.826- 831 Vol.2, 6-9 Dec.
- [15] MJ.Islam, Q.M.I Wu, M. Ahmadi, M.A Sid-Ahmed, "Investigating the Performance of Naive- Bayes Classifiers and K- Nearest Neighbor Classifiers, " Convergence Information Technology, International Conference, pp.1541-1546, 21-23 Nov.
- [16] M.Pal, P.M. Mather, "用于土地利用分类的决策树和反向传播神经网络分类器的比较" IEEE国际地球科学和遥感协会 Symposium (IGARSS), vol.1, no., pp.503- 505 vol.1, 2002。
- [17] W.T. Aung, K.H.M Saw Hla, "Random forest classifier for multi category classification of web pages," IEEE Asia-Pacific Services Computing Conference (APSCC), pp.372-376, 7-11 Dec.