

一种基于 QoS 的 QoE 到 SLA 映射方法

倪萍 廖建新 朱晓民 万里

(北京邮电大学网络与交换技术国家重点实验室 北京 100876)

(东信北邮信息技术有限公司 北京 100083)

摘要: 该文提出一种算法 IQoE2QoS(Improved QoE to QoS), 采用模糊理论的方法计算 QoE 到 QoS 的映射。该算法有 3 重目标: 从大量的经验数据中通过计算互信息量方式总结被统计指标之间的关联程度。在大量经验数据的基础上通过多指标模糊判定理论将用户感知映射到应用层用户 QoS 参数。考虑了用户的 QoE 和 QoS 的双向映射, 并且阐述了得到的 QoE 如何自然映射到 SLA(Service Level Agreement)。通过仿真表明, IQoE2QoS 算法对用户经验的分类准确度是线性回归算法的 2 到 3 倍。

关键词: 网络管理; 用户感知; 服务质量; 机器学习; 模糊理论; 业务等级协商

中图分类号: TP393.07

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2010)06-1463-06

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2008.01486

A Method of QoE mapped to SLA Based on QoS

Ni Ping Liao Jian-xin Zhu Xiao-min Wan Li

(State Key Laboratory of Networking and Switching Technology,

Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876, China)

(EBUPT Information Technology Co., Ltd, Beijing 100083, China)

Abstract: In this paper an algorithm called IQoE2QoS(Improved QoE to QoS) is presented. This algorithm focus on QoE how to map to QoS based on fuzzy theory. IQoE2QoS presented has three targets: it can give the association degree among indications through calculating the entropy in large data sets. Its purpose is to translate user perception acquired from large experience datasets into pieces of metrics which can be used in lower level QoS. In this paper, a proposition not only illustrating the mapping between QoE and QoS but also the mapping between QoE and SLA is proposed. Emulation shows that IQoE2QoS can improve classification accuracy two to three times than line regression algorithm.

Key words: Network management; Quality of Experience(QoE); Quality of Service(QoS); Machine learning; Fuzzy theory; Service level agreement

1 引言

在目前的大多数反映用户体验的研究集中在物理层、节点层、网络层以及端到端之间的两两映射, 应用层和用户层的映射较少^[1]。例如在文献[2]中是从ATM层到IP层映射的讨论。文献[3]中对业务的KPI(Key Performance Indicator)到KQI(Key Quality Indicator)的映射进行了研究, 但是其指标之间的关联性设定靠高级专家经验值设定, 然后利用AHP(Analytic Hierarchy Process)算法计算其置信度以验证经验值的可信度。文献[4]利用传感器网

络得到用户的QoE和底层网络指标参数, 然后利用粗糙集理论进行映射, 同本文所提算法具有很高的相似性, 但是在文献[4]中并没有考虑到如何在QoE的基础上映射到SLA(Service Level Agreement), 因为在映射到SLA时需要解决知识爆炸问题和对未知知识进行预先归类的能力。在文献[5]中展示了从网络层到传输层QoS参数映射方法, 文献[6]中主要是对应用层QoS参数到网络层QoS的参数映射, 阐述了具体应用对网络层QoS参数值的需求, 但是没有考虑到用户的感知参数, 即QoE(Quality of Experience)。文献[7,8]中对用户业务的感知进行了讨论, 通过实验阐述了应用层同用户层的关系, 但是没有给出用户层QoS指标所对应的用户感知映射算法。文献[9]中研究了QoE和QoS的关联模型, 给出了他们之间的关系模型, 但是仅仅是关系模型,

2008-11-14 收到, 2010-04-15 改回

国家杰出青年科学基金(60525110), 国家 973 计划项目(2007CB307100, 2007CB307103), 新世纪优秀人才支持计划(NCET-04-01111)和电子信息产业发展基金资助课题

通信作者: 倪萍 niping@ebupt.com

并没有给出QoE和QoS之间确定的模式关系。文献[10]研究了端到端之间通过叠加网络布局优化的方式来提高用户的QoE,但是并没有用户的参与来说明用户的使用感受得到高的满意度,只是证明了网络性能的提高。

另一类研究集中在心理学领域,并且提出了一些心理学测量方法来估计用户的QoE^[11],文献^[12]提出对用户层的QoE进行心理学方法测试,并且利用多元回归分析^[13]的方法将应用层参数映射到用户层参数,但是预测准确度较低,这由本文的实验对比结果可知。

文献[14]主要强调的是通过同用户协商的方式确定网络服务质量同用户感知之间的映射,因为其定义有一定模糊性,很难清楚定义出不同用户享受的等级服务范围。文献[15]定义了不同业务的不同网络指标的范围值,但是只是孤立的指标范围值,没有考虑指标之间的关联约束条件。文献[16,17]描述了SLA的协商流程,但是并没有给出这个SLA是如何同用户协商的,只研究了服务器之间的协商和映射关系。文献[18]提出了一种'see-what-I-see'的测试方法,然后评估系统丢包率,延迟等参数同视频质量的关系,但是只是一种简单的评估,没有对整个数据集进行进一步的分析以得到丢包率、延迟同用户QoE的关系。本文利用已知学习集计算经验指标范围值之间的相关性,同时对于QoE本身的模糊性采用模糊理论通过有监督学习的方式将应用层需要的QoS映射到用户层的QoE,利用解模糊化重新将QoE映射回应用层QoS,从而实现双向映射,本文在进行QoE到QoS映射时考虑了QoE到SLA之间的自然过度映射,为用户提供了具有强说服力、高可信度、易理解的SLA模式。结构图如图1所示。

本文集中于图1中QoE层和应用层QoS之间的映射研究并且在这个基础上如何自然映射到SLA。在图1中,QoE和应用层QoS之间实现了双层映射,然后会由应用层将QoS参数向下传递,以便下层实现,在应用层QoS参数向下映射后通常由可区分服务^[19,20]的方式保证参数的实现,QoE到SLA的映射

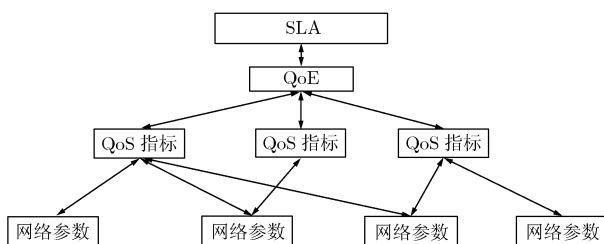


图1 QoS, QoE, SLA关系图

主要在OoS到QoE的映射基础上完成。

本文利用世纪前线(<http://benchmark.avl.com.cn/intro.html>)的测试直通车进行测试以便说明本文的IQoE2QoS算法,在世纪前线直通车中定义了如表1所示网络状况应用层指标。

表1 用户感知指标定义

试连次数(try)	延迟(delay)	丢包率(loss)	用户满意度(S)
-----------	-----------	-----------	----------

注:表中用户满意度为类别标志(try, delay, loss),即为相应用户满意度的指标集合。

2 IQoE2QoS 算法

在IQoE2QoS算法中,首先需要计算各个指标之间的关联度,通常来说用户满意度对某个指标的变化越敏感越代表此指标对用户满意度的分类越重要,即相对于其他指标权重越大。本文利用信息论中的互信息量来计算单个指标同用户满意度的互信息量,互信息量越高代表用户满意度分类对本指标的值变化越不敏感^[21],即本指标相对其他指标的权重越小。

2.1 指标权重计算

指标关联度计算的主要目的是计算出相应指标对于分类来说所携带的信息量。即哪些指标对于分类信息来说信息熵较大。这里指标权重计算主要是为2.3节中的未知模式分类和模糊判定理论的应用做准备。设在某类服务中指标集为 $I = \{I_1, I_2, \dots, I_m\}$,对于数值连续性指标进行离散化。对于每个指标 I_i 的属性取值离散化后得到语言参数集合 $I_i = \{a_{i1}, a_{i2}, \dots, a_{im}\}$ 则根据文献[22]计算平均互信息量如式(1)所示。

$$I(S, I_i) = H(S) - H(S | I_i) \quad (1)$$

$I(S, I_i)$ 表示 I_i 所能提供的对于分类信息 S 的信息量大小, $H(S | I_i)$ 指在指标 I_i 下,对分类存在的不确定性,即相对于用户满意度指标 S 的不确定性。

根据式(1)可以得到 $I(S, I_i)$,归一化后得到指标权重为 $w_i = \frac{I(S, I_i)}{I(S, I_1) + I(S, I_2) + \dots + I(S, I_n)}$ 。

本文采用MOS(Mean Opinion Score)^[22]对用户感知质量进行评价。结合世纪前线(<http://benchmark.avl.com.cn/intro.html>)的测试直通车进行测试。

对测试数据以50ms为周期、以0.05为单元统计MOS值的分布情况,作出折线图如图2,图3,图4所示。

从图2中可以看出,在0到200ms之间大多数

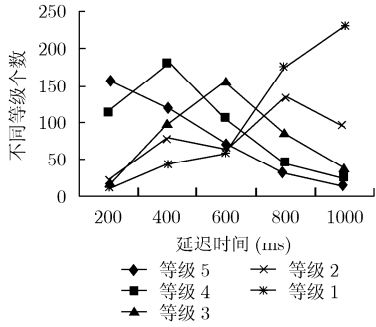


图2 延迟数据统计图

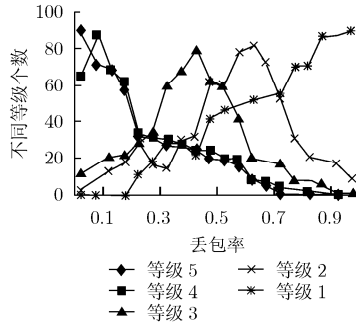


图3 丢包率统计图

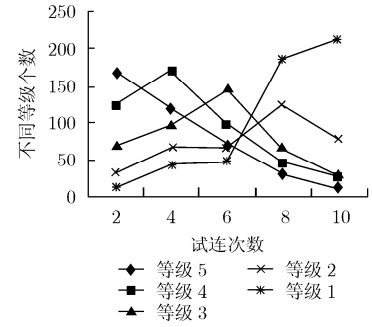


图4 试连次数统计图

满足 MOS=5 的满意度, 200 到 500 ms 之间的 MOS=4, MOS=3, MOS=2 没有较明确的数值量化变化值, 在 500 ms 以后, MOS 值明显下降, 根据图 2 的延迟数据统计将延迟分为 3 级, 如式(3)所示。

对单个指标根据图 2, 图 3, 图 4 得到经验离散化如式(2)-式(4)所示。同时本文在仿真部分对 try, delay, loss 所得到的统计经验分类点进行了重新划分, 并且得到了不同的准确度对比曲线, 从而确定这里定义的统计分界点的可信度。

$$\text{try} = \begin{cases} 1, & 0 \leq \text{try} \leq 3 \\ 2, & 3 < \text{try} \leq 5 \\ 3, & 5 < \text{try} \end{cases} \quad (2)$$

$$\text{delay} = \begin{cases} 1, & 0 < \text{delay} \leq 200 \\ 2, & 200 < \text{delay} \leq 500 \\ 3, & \text{delay} > 500 \end{cases} \quad (3)$$

$$\text{loss} = \begin{cases} 1, & 0 \leq \text{loss} \leq 10\% \\ 2, & 10\% < \text{loss} \leq 40\% \\ 3, & \text{loss} > 40\% \end{cases} \quad (4)$$

式中, 用 1, 2, 3 代表不同指标不同范围的好坏程度, 则三元组(try, delay, loss)的组合方式为 $3 \times 3 \times 3 = 27$ 种方式,

2.2 多指标模糊判定理论的应用

利用表 1 的指标, 根据式(2)-式(4)进行相关矩阵的构建, 在上面的例子中因为每个指标有 3 种离散化值, 所以构建的矩阵个数为应为 $3 \times 3 \times 3 = 27$ 个, 覆盖所有的指标组合。这里标号矩阵 1 到 27, 其中矩阵元素是在学习集中某个指标某个范围内属于某类别的统计个数。对每个指标组合构建模糊映射, 设指标组合: $(\text{try}_i, \text{delay}_i, \text{loss}_i)$ 为第 i 个离散化后指标组合, 则在各类别中包含 try_i 的个数表示如下: $\text{try}_i = \{\text{try}_{i1}, \text{try}_{i2}, \text{try}_{i3}, \text{try}_{i4}, \text{try}_{i5}\}$, 其中 try_{ij} 表示单因素 try_i 属于类 j 的个数, 归一化表示为 try_{i1}

$= \frac{\text{try}_{i1}}{\text{try}_{i1} + \text{try}_{i2} + \text{try}_{i3} + \text{try}_{i4} + \text{try}_{i5}}$, 同理可得其他归一化结果, 生成模糊映射矩阵如表 2 所示。

表 2 模糊矩阵表

指标	类别				
	1	2	3	4	5
try_i	try_{i1}	try_{i2}	try_{i3}	try_{i4}	try_{i5}
delay_i	delay_{i1}	delay_{i2}	delay_{i3}	delay_{i4}	delay_{i5}
loss_i	loss_{i1}	loss_{i2}	loss_{i3}	loss_{i4}	loss_{i5}

在生成矩阵后利用先前计算的权重计算判别每个指标组合的类别范围。

$$\text{resultVector} = (w_1, w_2, w_3)$$

$$\circ \begin{pmatrix} \text{try}_{i1} & \text{try}_{i2} & \text{try}_{i3} & \text{try}_{i4} & \text{try}_{i5} \\ \text{delay}_{i1} & \text{delay}_{i2} & \text{delay}_{i3} & \text{delay}_{i4} & \text{delay}_{i5} \\ \text{loss}_{i1} & \text{loss}_{i2} & \text{loss}_{i3} & \text{loss}_{i4} & \text{loss}_{i5} \end{pmatrix} \quad (5)$$

式中 \circ 表示模糊合成关系。 resultVector_j 为指标组合 $(\text{try}_i, \text{delay}_i, \text{loss}_i)$ 所属于某一类的隶属度, 则 $\text{Max}(\text{resultVector}_1, \dots, \text{resultVector}_5)$ 返回最大隶属度值所对应的类别号即该指标组合所属的类别。

2.3 未知知识模糊归类

系统未知知识指学习集中没有出现的知识集合。

从计算权重的方法可以看出, 权重大的指标的变化对系统所处的服务等级具有较大的影响, 每个指标分界点的正确划分至关重要, 对于指标划分是否正确以及可信本文在仿真实验部分进行了论证, 保证了指标分界点划分的准确性。

若要完成系统未知知识的归类需要对所有知识进行等级排序, 这里等级排序的结果根据通过学习方式得到各个指标的权重来决定。得知整个知识集后, 对整个指标空间进行排序, 将总知识空间用矩阵表示

$$\text{Knowledge} = \begin{pmatrix} c_{11} & \cdots & c_{i1} & \cdots & c_{n1} \\ \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ c_{1n} & \cdots & c_{in} & \cdots & c_{nn} \end{pmatrix} \quad (6)$$

其中 c_{im} 表示第 n 个指标在第 i 个指标组合中的离散化值。则得到矩阵(7)。

$$V = (w_1, w_2, \dots, w_n) * \begin{pmatrix} c_{11} & \cdots & c_{i1} & \cdots & c_{n1} \\ \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ c_{1n} & \cdots & c_{in} & \cdots & c_{nn} \end{pmatrix} \\ = \begin{pmatrix} c_{11} \cdot w_1 & \cdots & c_{i1} \cdot w_1 & \cdots & c_{n1} \cdot w_1 \\ \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ c_{1n} \cdot w_n & \cdots & c_{in} \cdot w_n & \cdots & c_{nn} \cdot w_n \end{pmatrix} \quad (7)$$

计算每一列和 $w = (w_1, w_2, \dots, w_n)$ 的马氏距离, 并且将其结果按照由大到小排序, 这样可以模糊得到系统的知识所属等级排序, 用 OV 表示。

定义 1 若系统当前指标组合状态 $S = \{S_1, \dots, S_l, S_i, S_j, \dots, S_k\}$, S_i 代表第 i 个指标组合。S 中的元素为按照 OV 定义的顺序进行排序的结果, 若 $\text{Level}(S_n)$ 代表 S_n 所属的业务等级, 则对于未知模式 S_{um} 所属的业务等级定义为 $\text{Level}(S_{um}) = \min(\text{Level}(S_{l_nei}), \text{Level}(S_{r_nei}))$, S_{l_nei} 、 S_{r_nei} 分别代表 S_{um} 在当前系统指标组合中的左邻居和右邻居, 若 $\text{Level}(S_{l_nei})$ 较小则称 S_{l_nei} 是 S_{um} 的模糊同等级。设出现新的知识模式为 S_{um} , 通过查找总知识表可以发现其为 (c_{i1}, \dots, c_{in}) , 在现有知识集中根据排序的系统全局知识 OV 将知识模式 S_{um} 插入现有知识集中, 现有集合为按照 OV 进行排序的集合, 则插入后设为 $(S_k, \dots, S_j, S_i, S_l, \dots, S_m)$, 则 S_i 在此集合中将被暂定为 S_i , S_j 中等级较小者的模糊同等级, 这里的向下定义也是为了实现 SLA 映射的需要, 显然业务等级满足用户使用感受的角度来说这种方式付出较多的资源, 最大限度满足了不同等级用户的需求, 以免引起不必要的纠纷, 在以后的循环学习中 S_i 将最终被归类到正确的等级中, 从而可以自动调解系统资源的分配。

显然, 在统计发现指标组合同业务等级关系时会同权重指标组合排序存在矛盾, 即理想的状态是按照马氏距离 S_i, S_j, S_k 由小到大来排序, 其业务等级也应该为 $\text{Level}(S_i) > \text{Level}(S_j) > \text{Level}(S_k)$, 由于某个模式存在的实例数较少可能引起不正确的统计结果。

2.4 QoE 到 SLA 的映射

本文中实现的 QoE 到 SLA 的映射, 使得当运营商同用户协商时只要求用户说明其所需的服务等级即可, 服务等级对应到 QoE, QoE 根据互映射理论可以映射到 QoS 需求。很多研究中虽然得到了系

统的 QoE 但是并不能直接应用到 SLA 协商中, 因为 SLA 协商的前提必须知道系统所有可能出现的状况即知识总空间。另外, 对于新模式所处的 SLA 缺乏可预测性, 比如回归算法中通过学习集可以较准确地预测一个学习集中已出现模式所处的服务等级, 并且可以验证准确性, 但是对于新的模式的预测具有较低的准确度和可验证性, 具有较低的准确度主要是很多时候人的感知并不是线性的, 即并没有对数这样的线性特性。可验证性指预测新模式的服务等级是否符合所处的真实服务等级是不可知的, 服务等级的不可知性导致了 SLA 服务的风险性。而在本文所提方法中, 利用模糊同等级消除了系统的这种不确定风险性, 并且随着时间的推移最终新模式找到其对应正确的服务等级。

2.5 IQoE2QoS 算法

IQoE2QoS 算法如表 3。

表 3 IQoE2QoS 算法

输入: 系统的当前状态。
输出: 预测的服务等级。
(1)利用指标统计图划分指标的合理范围, 离散化系统指标, 得到离散化学习集。
(2)利用学习集计算各个指标之间的权重关系。
(3)利用 2.2 节阐述计算当前所有模式应该所属的服务等级。
(4)如果(系统当前状态包含在已有模式集合中) 则根据当前模式判定目前的系统所提供的服务等级。
如果(系统当前状态不包含在已有模式集合中)则根据 2.3 节阐述对未知模式进行提前模糊归类, 即输出模糊预测服务等级。
(5)在指定时间间隔内重复(1), (2), (3), (4) 直到知识表状态稳定(稳定指很长的时间内没有新模式出现)。
(6) 更新现有知识表。

3 系统仿真

利用世纪前线的测试直通车进行测试, 测试过程如下, 在不同的时间段利用校园网络对测试网站世纪前线进行测试, 10 个同学记录下当时访问测试网站的主观感觉, 人的感知度按照 MOS 值分别生成用户满意度得分, 同时利用世纪前线提供的工具得到对应的网络延迟, 试连成功次数, 丢包率日志信息。日志信息分为两部分, 一部分为学习集, 一部分为测试集。利用学习集提取出知识模式, 利用测试集对知识模式进行验证。准确度用 ar 表示,

在测试集中, (try, delay, loss, S)4 元组是否包含在 S 所指的 QoE 正确类别中, 若是则认为是正确的, 若不是则认为是错误的。则

$$\text{ar} = \frac{\text{测试集中类别 } S \text{ 分类正确的个数}}{\text{测试集中属于 } S \text{ 类别总个数}} \quad (8)$$

利用学习集根据本文提到的 IQoE2QoS 算法得到指标之间的权重比值为 try:delay:loss=1:5:4 提取出类别分类及其各类别对应的指标组合重要度范围,在实际中,如文献[4]所述,try 可被忽略,达到降维的目的。利用测试集计算 IQoE2QoS 算法得到各个分类准确度如图 5 所示,最终分类结果如表 4 所示。

同时将本文的数据集用文献[9]中提到的多元线性回归预测的方法进行预测,预测结果的准确度同 IQoE2QoS 算法的准确度结果进行对比。

利用多元回归分析得到预测方程为

$$MOS=5-3.621 \times \text{丢包率}-0.0052 \times \text{延时}-0.2 \times \text{试连次数} \quad (9)$$

对于 MOS 值若测试集中预测同用户感知一致那么就认为预测是准确的,则对每一等级得到预测值准确度为

$$ar1 = \frac{\text{对某一等级预测准确的个数}}{\text{对某一等级预测总数}} \quad (10)$$

对比结果如图 5 所示。从图 5 可以看出,本文提出的 IQoE2QoS 算法对于用户 QoE 映射到应用层 QoS 有很高的预测准确率,但是在中间类别部分明显预测准确率降低,这主要是因为中间部分数据敏感度比较高,从图 5 中可以看到本文提出的 IQoE2QoS 算法分类准确度远远高于文献[9]中提到的线性回归预测方法。

另外本文利用调节因子系数对统计经验值进行

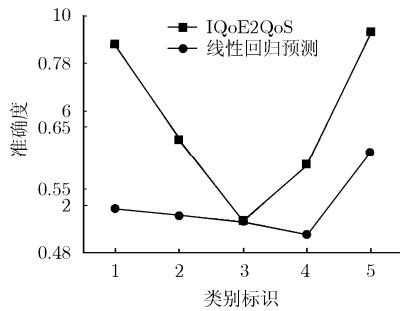


图 5 分类准确度

调整,延迟调节因子为 α , β , 丢包率调节因子为 ε , δ , 调整后公式如式(11)和式(12)所示。

$$\text{delay} = \begin{cases} 1, & 0 < \text{delay} \leq 200 + \alpha \\ 2, & 200 + \alpha < \text{delay} \leq 500 + \beta \\ 3, & \text{delay} > 500 + \beta \end{cases} \quad (11)$$

$$\text{loss} = \begin{cases} 1, & 0 \leq \text{loss} \leq 10\% + \varepsilon \\ 2, & 10\% + \varepsilon < \text{loss} \leq 40\% + \delta \\ 3, & \text{loss} > 40\% + \delta \end{cases} \quad (12)$$

通过式(11),式(12)的参数调节可得到图 6 各组的参数组合具有较高的准确度,最能说明用户当时的使用感受。即在实际使用 IQoE2QoS 时要通过动态调整网络参数,网络底层指标,以便最能反应用户的使用感受。

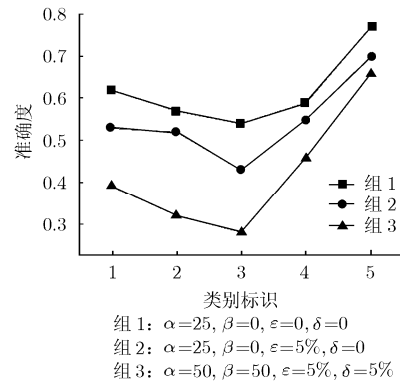


图 6 不同参数对比

最后,从表 4 中可以很明显的看出其中的(2,2,2)指标组合同实际分类结果不同,对数据集进行分析,发现属于(2,2,2)组合的学习集条数仅为 15 条,占整个数据集的 0.9%,显然,正常情况下表 4 中的实际分类排序结果同 2.3 节中提到的根据权重得到的知识所属等级排序结果具有很高的一致性。

4 结束语

本文首先利用机器学习的方式将 QoS 映射到 QoE,形成规则集,然后根据多指标模糊评价理论

表 4 IQoE2QoS 分类结果统计表

指标组合	满意度	指标组合	满意度	指标组合	满意度	指标组合	满意度	指标组合	满意度
(1,1,1)	5	(1,2,1)	4	(1,1,3)	3	(1,3,1)	1	(1,3,3)	1
(2,1,1)	5	(2,2,1)	4	(2,1,3)	3	(2,3,1)	1	(2,3,3)	1
(3,1,1)	5	(3,2,1)	4	(3,1,3)	2	(3,3,1)	1	(3,3,3)	1
(1,1,2)	5	(1,2,2)	3	(1,2,3)	2	(1,3,2)	1		
(2,1,2)	4	(2,2,2)	2	(2,2,3)	1	(2,3,2)	1		
(3,1,2)	4	(3,2,2)	3	(3,2,3)	1	(3,3,2)	1		

得到 QoE 到 QoS 的映射, 同时在对多指标模糊评价理论研究后发现其中的指标权重确定需要通过专家意见的方式, 主要原因是搜索整个权重组合空间寻找最优权重组合是一个不可计算问题。本文通过机器学习的方式结合信息论中的信息熵, 计算出各个指标同分类信息的互信息量, 从而来确定各个指标的权重比值, 此种方法客观, 实用性高。同时通过仿真计算预测准确度平均达到 72.6%, 远高于利用线性回归分析方法得到的预测结果 52.7%, 充分说明 IQoE2QoS 算法的正确性和有效性。

参 考 文 献

- [1] Tasaka S and Ishibashi Y. Mutually compensatory property of multimedia QoS[C]. Conf. Rec. IEEE ICC, Pittsburgh, American, Apr. 2002: 1105-1111.
 - [2] Francis-Cobley P and Davies N. Performance implications of QoS mapping in heterogeneous networks involving ATM[C]. Proc. IEEE Int. Conf. ATM (ICATM'98), LA, American, Jun. 1998: 529-535.
 - [3] 倪萍, 廖建新, 王纯, 张成. 一种 KPI 到 KQI 的映射方法[J]. 电子与信息学报, 2008, 30(10): 2503-2506.
Ni Ping, Liao Jian-xin, Wang Chun, and Zhang Cheng. A general algorithm mapping KPI to KQI[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2008, 30(10): 2503-2506.
 - [4] Liu Li-yuan and Zhou Wen-an. The research of quality of experience evaluation method in pervasive computing environment. Proc Pervasive Computing and Applications, Tokyo, Japan, Aug. 2006: 178-182.
 - [5] Eduardo L. QoS support for multi-user sessions in IP-based next generation networks[J]. *Mobile Networks and Applications*, 2008, 13(3): 366-384.
 - [6] Shin J, Kim J, and Kuo C C J. Quality-of-service mapping mechanism for packet video in differentiated services network[J]. *IEEE Transaction on Multimedia*, 2001, 3(2): 219-231.
 - [7] Ghinea G and Thomas J. QoS impact on user perception and understanding of multimedia video clips[C]. Proc. ACM Multimedia'98, Bristol, Kingdom, Sep. 1998: 49-54.
 - [8] Ghinea G, Thomas J P, and Fish R S. Multimedia, network protocols and users -bridging the gap[C]. Proc. ACM Multimedia'99, Bristol, United Kingdom, Oct. 1999: 473-476.
 - [9] Kim Hyun-Jong and Lee Dong-Hyeon. The QoE evaluation method through the QoS-QoE correlation model. Networked Computing and Advanced Information Management, 2008 Fourth International Conference, Gyeongju, Sep. 2008, Vol .2: 719-725.
 - [10] Bart De Filip. End-to-end QoE optimization through overlay network deployment[C]. Proc Information networking, Pusan, South Korea, Jan. 2008: 1-5.
 - [11] Guilford J P. Psychometric Methods[M]. New York: McGraw-Hill, 1954: 25-79.
 - [12] Yoshihiro Ito. Quantitative assessment of user-level QoS and its mapping[J]. *IEEE Transaction on Multimedia*, 2005, 7(3): 156-162.
 - [13] Ning Chang. Estimating uncertainty of a measurement Process[J]. *Computational Intelligence for Measurement Systems and Applications*, 2007, 6(2): 9-13.
 - [14] TMF. GB917 v115, SLA management handbook[S]. 2001.02.
 - [15] Yoshihiro Ito. Quantitative assessment of user-level QoS and its mapping[J]. *IEEE Transaction on Multimedia*, 2005, 7(3): 120-135.
 - [16] Cao Yuanming and Wang Wendong. Initiator-domain-based SLA negotiation for inter-domain QoS-service Provisioning[C]. ICNS, Fourth International Conference on Networking and Services (ICNS 2008), Shanghai, China, 2008: 165-169.
 - [17] Piotr J. SLA monitoring and management framework for telecommunication services[C]. Networking and servicing, Washington, DC, USA, March, 2008: 170-175.
 - [18] Omneya Issa and Jean-Charles. A testbed for performance analysis of 'see-what-I-see' video calls and quality feedback[C]. Proceedings of the 11th Communications and Networking Simulation Symposium, Ottawa, Canada, 2008: 123-130.
 - [19] Nichols K, Blake S, Baker F, and Black D. Definition of the differentiated services field (DS field) in the IPv4 and IPv6 headers[S]. RFC2474, IETF, Dec. 1998.
 - [20] Blake S, Black D, Carlson M, Davies E, Wang Z, and Weiss W. An architecture for differentiated services[S]. RFC 2475, IETF, Dec. 1998.
 - [21] Quinlan J R. Induction of decision trees[J]. *Machine Learning*, 1986, 7(2): 369-380.
 - [22] Tasaka S and Ishibashi Y. Mutually compensatory property of multimedia QoS[C]. Conf. Rec. IEEE ICC2002, LA, USA, May, 2002, Vol. 2: 1105-1111.
- 倪萍: 男, 1978年生, 博士生, 研究方向为宽带通信网与网络管理、数据挖掘。
- 廖建新: 男, 1965年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为移动智能网、宽带智能网。
- 朱晓民: 男, 1974年生, 副教授, 硕士生导师, 研究方向为移动智能网、宽带智能网。
- 万里: 男, 1981年生, 博士生, 研究方向为宽带通信网与网络管理、数据挖掘。