



一种基于支持向量机的服务质量评估方案

曹瑞彤, 曹 旭

(中国联合网络通信集团有限公司 北京 100033)

摘 要:随着运营商网络规模的不断增大,网络上所承载的业务种类和数量都出现了飞速增长。在这种情况下,承载业务的服务质量(QoS)难以简单依靠网络管理者提供保障,带有学习能力的智能化网络管理系统将成为未来发展的主流。针对这一背景,提出了一种基于支持向量机的业务 QoS 评估方案,实现了带有学习能力的自适应的业务 QoS 评估,通过对实际样本进行分析证明了本方案的有效性。研究内容对未来智能化网管系统的发展有很强的借鉴意义。

关键词:机器学习;服务质量评估;支持向量机;智能网管系统

doi: 10.3969/j.issn.1000-0801.2014.02.017

A Scheme of QoS Evaluation Based on Support Vector Machine

Cao Ruitong, Cao Xu

(China United Network Communications Group Co., Ltd., Beijing 100033, China)

Abstract: With the fast growing scale of the operator's network, the type and amount of services on the network have emerged in rapid growth. In such a circumstance, the bearer QoS has been difficult to guarantee simply by administrator. Therefore, the intelligent network management system with learning ability will become the mainstream of future development. A QoS evaluation scheme based on support vector machine was proposed to achieve QoS evaluation with learning ability. The application of real cases demonstrates the effectiveness of this scheme. The scheme proposed will give a strong reference of the future development of intelligent network management system.

Key words: machine learning, QoS evaluation, support vector machine, intelligent network management system

1 引言

随着通信产业的发展,用户所感受到的业务体验越来越重要。研究表明,仅 2 s 的服务时延就可能带来点击量 3.75% 的损失以及用户满意度 4% 的下降,给业务提供商和运营商造成巨大的损失。随着网络规模和复杂程度的不断增长,简单地对网络关键性能指标(KPI)进行分析已经无法有效评估用户真实的服务体验。因此,自适应性更强的带有自主学习功能的智能网管受到越来越多的关注。

保障业务用户体验的核心难点之一是对服务体验的

准确评估。目前,服务质量(quality of service, QoS)是广泛采用的一种业务体验评估方式。然而当前对于 QoS 的定义依然模糊,由于研究角度不同,不同的标准组织对于 QoS 的定义也不尽相同,ITU、ISO、IETF 对于 QoS 进行了各不相同的定义,使得具体应用这些标准对 QoS 评估遇到很大的困难。

目前,对于业务 QoS 的评估一般可以分为主观评估方法和客观评估方法两种。主观评估方法通过用户直接对服务进行打分实现对 QoS 的评估,可以获得较为可靠的结果,但由于不同的评估者可能存在较大差异,为了避免用户评价随机性的影响,需要较大的样本数量才能获得合理



的评估结果,这大大增加了 QoS 评估的时间和成本;客观评估方法通过对比网络 KPI 实现对业务 QoS 的评估,是目前运营商进行业务质量评估的常用方法。但由于不同地区的网络环境和业务承载区别较大,同一套 QoS 评估方法无法普遍适用于不同地区的网络,也给运营商的业务质量管理带来新的挑战。

智能网管的目标就是通过对采集样本的自主学习,准确评估各种环境、业务特点的网络所承载的业务带给用户的确切体验,并可以针对环境和业务变化做出自适应调整,降低网络管理过程中人为因素的影响,从而提升运营商的网络管理水平。

本文针对这一要求提出了一种基于支持向量机的业务 QoS 评估方法,该方法通过对小样本的统计学习获取业务 QoS 的判别模式,从而实现自适应的 QoS 判决。通过对一组实际 VoIP 业务样本进行分析对比,验证了本文所提方法的准确性。

2 QoS 评估的机器学习模型

机器学习是智能网管中的核心技术,目前已经广泛应用于生产和生活的多个领域。通过机器学习,系统可以在错误时实现自我校正,通过经验改善自身的性能甚至自动获取和发现需要的知识。对于这类问题,机器学习的任务就是通过对一些给定样本的学习,推理出 QoS 分类的定量准则。由于实际中的 QoS 分类面带有高度的非线性,准确学习到 QoS 分类需要大量样本和较高的学习难度。从实用性来考虑,QoS 评估的机器学习过程就是在准确性和学习难度之间进行折中。

为了解决上述问题,引入近似正确(probably approximately correct, PAC)学习的概念,不再需要机器学习到零误差的评估,只对评估错误大小进行限制。或者说,只需要机器学习到大概正确的 QoS 评估方式,这样就较好地满足了准确性与学习难度的折中。

更严格来说,考虑样本集合 X 上包含的一种概念 C , QoS 评估的过程就是推导假设空间 H 。任取 ε, δ 满足 $0 < \varepsilon < 1/2, 0 < \delta < 1/2$, 若 QoS 评估的结果以至少 $1-\delta$ 的概率输出,假设 $h \in H$ 并使 $P_{\text{err}}(h) < \varepsilon$, 则认为 QoS 评估过程通过 PAC 学习得到结果 C 。如图 1 所示,对于一组样本数据,符号“+”和“-”表示业务的 QoS 需求得到满足的正例和反例。机器学习的目标是输出一个可行的分类,使得其对于样本的划分错误率尽可能低,或者对目标概念进行

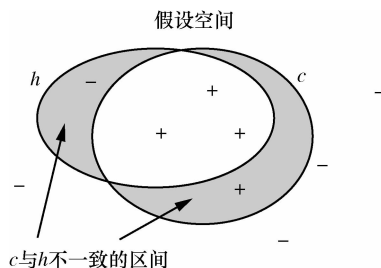


图 1 近似正确学习示意

PAC 学习。

从而可以得到 QoS 评估所需要的样本数量的估计值,即在给定准确性参数 ε, δ 时,所需 QoS 评估的样本数量 m 需要满足下列条件:

$$m \geq \frac{1}{\varepsilon} (\ln H + \ln \frac{1}{\delta}) \quad (1)$$

从式(1)可以看到样本数量与 QoS 评估准确性之间的关系。在实际应用中,样本数据的取得总是受限的。为了在训练样本数量有限的情况下,取得较好的评估效果,寻找一种可以适用于小训练样本的机器学习手段显得十分重要。在第 3 节中,将通过引入支持向量机的思想提升小样本条件下的 QoS 评估性能。

3 基于支持向量机的 QoS 评估方法

电信业务 QoS 评估的主要困难就是由于缺乏有效手段获得用户的真实业务体验,导致用来学习的样本数量较少。为了解决这一困难,引入支持向量机的思想。支持向量机是建立在统计学习理论上的一种机器学习方法,其目的是在样本数量有限的情况下,通过样本向高维空间的映射简化问题,并获得更好的假设推广能力。

将样本视为 n 维实空间中的点,就可以通过 $n-1$ 维的超平面对样本进行分类,对于业务 QoS 评估问题,设模式集为 $X \in \{\omega_i, i=1,2\}$, 即:若 $x_i \in \omega_1$, 认为业务体验满足用户需求;若 $x_i \in \omega_2$, 认为业务体验不满足用户需求。

设最优分类面可以表示为 $d(x) = w^T x + b = \omega_1 x_1 + \omega_2 x_2 + \dots + \omega_n x_n = 0$ 。此方程为一个超平面 π , 系数矢量 $\omega_0 = (\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_n)^T$ 是该平面的法矢量,即 $\omega_0 \perp$ 平面 π , 平面 π 可以表示为:

$$\frac{\omega_0^T}{\|\omega_0\|} x = \frac{-\omega_n}{\|\omega_0\|} \quad (2)$$

两类分类样本距界面的距离为 $1/\|\omega_0\|$, 如图 2 所示。在图 2 中,两条虚线间的距离为不同类型训练数据之间的最

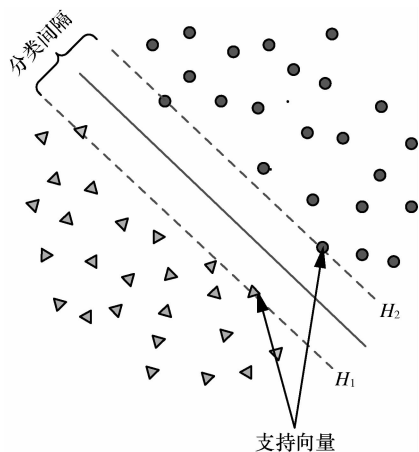


图 2 最优分类面示意

小距离,支持向量机的学习目标是找到最优的分类面使 $1/\|w\|$ 最大。对于最优分类面,支持向量就是分类间隔边缘的训练样本点。

在实际情况下,业务的 QoS 分类面更可能是非线性的。为了使用支持向量机方法,可以通过采用非线性的内积核函数增强支持向量机的表征能力,即通过空间变换的方式将非线性空间中的样本变换到线性空间中处理。实现这一空间变换的方法是采用内积函数,即 $x=(x_1,\cdots,x_n)\rightarrow\Phi(x)=\Phi_1(x),\cdots,\Phi_n(x),d<n$,其含义如图 3 所示。可见,通过采用支持向量机可以有效提升业务 QoS 评估的表征能力。

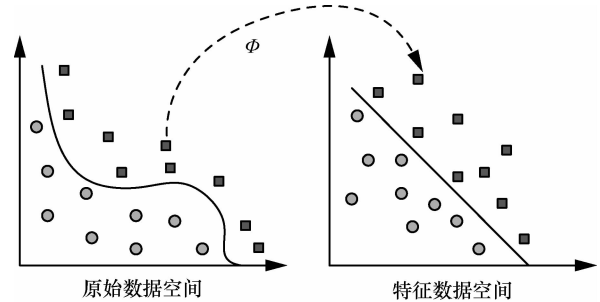


图 3 空间变换示意

4 本文方案的验证与比较

4.1 QoS 评估系统的设计方案

在实际情况下,业务的 QoS 分类面是高度非线性的,同时可以利用的训练样本数量十分不足,在这种情况下,为了实现对 QoS 的准确评估,可以采用支持向量机的方法,即对于输入数据 $X=\{x_1,x_2,\cdots,x_n\}$,构造变换函数 $K(x_i,x_j)$,得到变换矩阵如下:

$$K=\begin{bmatrix} K(x_1,x_1) & K(x_1,x_2) & \cdots & K(x_1,x_n) \\ K(x_2,x_1) & K(x_2,x_2) & \cdots & K(x_2,x_n) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ K(x_n,x_1) & K(x_n,x_2) & \cdots & K(x_n,x_n) \end{bmatrix} \tag{3}$$

显然, K 是对称矩阵,可以用正交矩阵 V 实现对角变换 $K=V\Lambda V^T$ 。变换后对角线上的元素分别对应 K 的特征值 λ_i ,每个对角元 λ_i 对应矩阵 V 的第 i 列,矩阵 K 的元素可以写为:

$$K_{ij}=K(x_i,x_j)=\sum_{k=1}^n\lambda_kv_{ik}v_{jk}=\sum_{k=1}^n\lambda_k\varphi_k(x_i)\varphi_k(x_j)=\langle\varphi_k(x_i),\varphi_k(x_j)\rangle \tag{4}$$

这样就实现了输入函数的 Hilbert 空间映射变换,并增强了函数表示的非线性,此过程如图 4 所示。

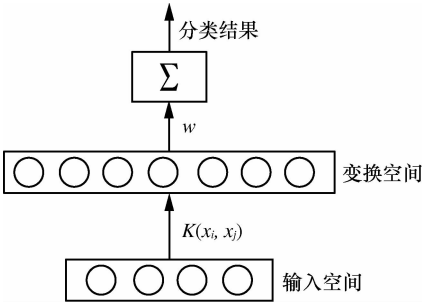


图 4 支持向量机的工作流程

这样,就可以对输入参数进行空间变换,提高系统的表征能力,从而实现对 QoS 的评估。为了适应业务 QoS 评估需求的多样性,本系统采用高阶可再生的高斯核函数 $K(x,z)=\exp\{-\gamma\|x-z\|^2\}$ 对样本数据进行空间变换。

4.2 与传统方法的比较

为了对本文所提方法进行验证,采用实际网络中的 VoIP 业务样本进行系统的性能验证。目前,语音质量通用的评定方法是基于 MOS(mean opinion score)值,这是 ITU-T 提出的语音业务质量的评价体系,即对语音质量给出 1~5 分的评分,参考评分标准见表 1。

通常情况下,MOS 值低于 3 分时,认为通话质量较差,即业务的 QoS 不能满足用户需求。从实际角度出发,终端的信道情况、无线资源管理方式、射频性能等因素都可能对语

表 1 MOS 值分类说明

分数	等级	描述
5	优	不易察觉的失真
4	良	刚可察觉的失真
3	中	察觉的明显失真,稍显噪音
2	差	有一些噪音,但不明显令人反感
1	劣	极大噪音,令人反感



音的 MOS 评分造成影响。本文忽略这些因素对于语音质量的影响,即认为语音质量只与可以监测到的网络性能参数相关。

为了验证本文所提方案的性能,选取 3 000 个路测 VoIP 业务的样本数据,通过该业务的信号强度、接收误码率、业务传输时延、业务传输抖动 4 个参数对该业务的用户体验进行评估。认为 MOS 值大于 3 分的样本是满足用户业务需求的样本,而小于 3 分的样本则没有满足用户业务需求。采用支持向量机对样本进行分类,结果如图 5 所示。在图 5 中,为了便于呈现,只对传输时延和传输抖动的业务用户体验进行分类。可以看到,支持向量机给出的分类面呈现明显的非线性,表明支持向量机具有较好的非线性分类能力。

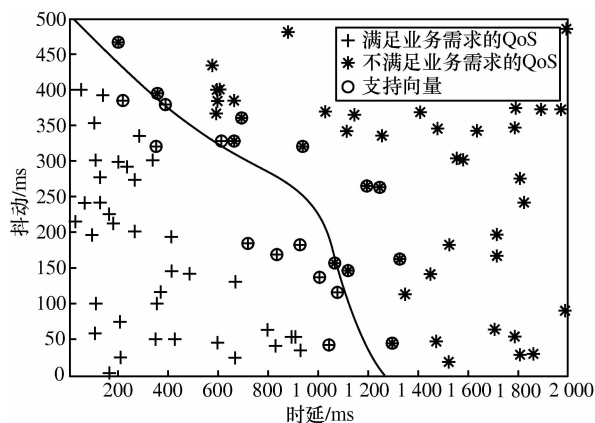


图 5 采用支持向量机的分类结果

将样本数据分为 10 组,与采用固定参数阈值的 QoS 评估方案进行对比。固定分类的 QoS 评价方法认为,当出现下列任一情况时,用户的语音业务体验无法保障:RSS 低于 -107 dBm;误码率 (BER) 大于 2%;时延大于 2 000 ms;抖动大于 500 ms。将两种算法进行对比,结果如图 6 所示。

从图 6 中可以看到,传统方法没有考虑参数间的相关性,对于 QoS 评估的准确性较差;采用支持向量机的 QoS 评估方法,可以较大地提高 QoS 评估的准确性。虽然对于 VoIP 业务而言,用户实际感受到的服务质量并不完全取决于网络参数,然而实践表明,采用支持向量机的 QoS 评估方法可以达到 90% 左右的评估准确率,已经基本满足运营商对于用户服务质量评估的需求,同时也证明本文所提方案已经具有一定的实用价值。

5 结束语

随着网络运营业务种类和数量的不断增长,保障用户感受到的服务体验已经成为运营商竞争力的核心。为了有效保障用户体验,客观准确地评估用户实际获得的业务服

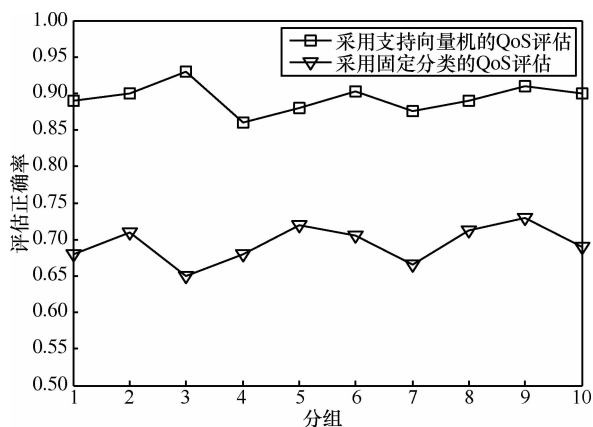


图 6 和固定分类方法的性能对比结果

务质量已经成为网络管理的重要挑战。然而,如何自适应地实现在各种实际网络环境中的业务 QoS 评估还没有一套成熟的解决方案。本文基于这一背景,将机器学习的思想引入网络管理领域,首先分析了网络管理中 QoS 评估的机器学习模型,继而提出了一种基于支持向量机的 QoS 评估方法,最后给出了实际系统的实现方案并进行了方案验证及对比。本文的研究成果对未来发展智能网络管理系统有较强的参考和借鉴意义。

参考文献

- 1 ITU-T Recommendation G.1000. Quality of Service: a Framework and Definitions, 2011
- 2 赵其刚,王建成,彭虎. NGN 运营网络及其 QoS 问题. 成都:西南交通大学出版社,2008
- 3 Ingo S, Andreas C. Support Vector Machines. Springer-Verlag, New York, 2008
- 4 RFC2990. Next Step for IP QoS Architecture, 2000
- 5 RFC3260. New Terminology and Clarifications for DiffServ, 2009

[作者简介]



曹瑞彤,女,中国联合网络通信集团有限公司中级经济师,主要研究方向为通信技术及通信经济发展。

曹旭,男,中国联合网络通信集团有限公司中级工程师,主要研究方向为计算机网络技术、IT 信息化运维管理。

(收稿日期:2014-01-20)