

基于BP神经网络QoS到QoE映射模型

吴玉峰 李 建 阮雅端 陈启美

(南京大学通信技术研究所 南京 210046)

摘要: 随着互联网的发展,基于语音和视频的网络应用服务层出不穷,人们开始不仅仅满足于知道网络 QoS 参数,更加关注网络服务的好坏,即 QoE 评价指标。目前常用的视频 QoE 评价的方法是基于图像评价的算法如 PSNR 算法、VQM 评价算法等。这些算法需要原始视频图像进行对比,较为复杂,实时性差。本文研究了一种基于 BP 神经网络的 QoS 到流媒体 QoE 映射模型,使用抖动和丢包两个网络 QoS 参数作为输入层神经元,基于 VQM 算法的 QoE 评价值作为输出层神经元。使用若干组 QoS 和 QoE 数据训练该 BP 神经网络,分别使用单隐层 BP 神经网络和多隐层 BP 神经网络进行效果对比,之后使用该神经网络和 QoS 参数对 QoE 评价值进行预测,并与 QoE 实际值比较验证。得到基于 BP 神经网络的 QoS 到 QoE 的映射模型。该模型较为简单,拟合度高,RMS 误差较小。

关键词: QoE 评价;QoS-QoE 映射;多隐层;BP 神经网络

中图分类号: TP393.06 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.4030

QoS-QoE mapping model based on back propagation neural network

Wu Yufeng Li Jian Ruan Yajuan Chen Qimei

(Communication Technique Research Center of Nanjing University, Nanjing 210046, China)

Abstract: With the development of the Internet, People care more about the QoE (Quality of Experience) score of these services instead of the network parameter. While the QoE assessment of IPTV service based on image analysis like PNSR and VQM need full reference video to calculate the MSE with poor real time performance and also complicated. This paper had a research on the QoS to QoE mapping model based on the BPANNs, including the training and predict the QoE assessment using QoS parameter, then verification this model. Turn out that this QoS-QoE mapping model is well performed with high accuracy and fitting index.

Keywords: QoE assessment; QoS-QoE mapping model; hidden layer; BPANNs

1 引言

随着互联网技术的快速发展,网络规模及复杂度也不断增加,各种基于互联网的应用不断涌现,如 VOIP、流媒体业务等。网络服务提供商(ISP)和服务提供商(ICP)都希望提高网络应用的服务质量,以提高用户体验,因此需要一个能准确反应网络性能的量化指标。

网络 QoS 参数包括时延、吞吐量、丢包率、误码率以及抖动等。这些指标反映了传输层的传输质量好坏,然而并未考虑到应用层的网络服务如语音,流媒体服务质量。即用户体验质量 QoE(Quality of experience)指标。QoE 指标反映了用户对于网络应用的满意程度。国际电信联盟对于 QoE 的定义为:终端用户对于应用或者服务的主观可接受程度^[1]。QoE 的影响因素包括服务、用户、环境三个层面。

流媒体服务 QoE 的评价方法是将视频进行帧切割,使用基于图像分析的算法对图像质量进行评价,包括全参考、半参

考、无参考评价算法,比较常用的有 PSNR、NTIA 的 VQM 算法等。然而基于图像分析的流媒体视频 QoE 测量计算较为复杂,计算时大量占用带宽,且实时性差。而 QoS 参数延迟,丢包率,抖动等测量方法已较为成熟。所以研究两者之间的关系较为热门,即通过 QoS 参数到 QoE 评价的映射模型来对 QoE 进行预测。从而得到网络应用层服务质量。

本文提出了一种基于 BP 神经网络的 QoS 到 QoE 的映射模型。使用抖动和丢包率二维矩阵作为输入层神经元,与之对应的 QoE 评价参数作为输出层神经元。分别对单隐层和双隐层 BP 神经网络训练,并进行验证。拟合优度高,实时性强。

2 理论研究

2.1 网络 QoS 参数确定

RFC2544 标准^[2]确立了网络 QoS 基本参数:接入延迟、网络传输速率、丢包率、背靠背。这些参数从传输层面

定量描述主干网络的健康程度。不同的QoS对于不同的网络应用有不同的影响,文献[3]使用了ANOVA分析法分析了这些参数,得出各QoS参数对于流媒体应用的影响,得出抖动和丢包率对于流媒体应用影响较大。但并未给出定量描述。中国国家广电总局监测中心的研究人员提出IPTV的测量指标MDI(media delivery index)^[4],使用DF和MLR参数来评价测量指标MDI。DF即延迟因素,MLR即丢包率。抖动是延迟的变化量,恒定的延迟对视频包的传输并无影响,但是延迟的变化会造成帧失序从而影响视频质量。丢包率是指在一定的负载下,由于缺乏资源而未能被转发的包占应该转发的包数的百分比。丢包对于流媒体视频影响较为显著,是因为丢包不仅影响了所在帧的视频接受端解码还影响了相关帧的解码,还对相关帧的编解码产生影响,从而导致传播损伤。

当研究流媒体QoS到QoE评价时,普遍采用延迟和丢包两个参数^[5],文献[6]使用了二元回归方程的方法计算QoE模型。本文也采用抖动和丢包率两个QoS参数作为输入,研究QoS到流媒体应用QoE的映射模型。

2.2 流媒体应用QoE评价

QoE的量化较为广泛采用的是国际电信联盟ITS提出的平均主观分数MOS值评估^[7],量化为1到5分的数值指标。MOS值与QoE评价对应如表1所示:

表1 MoS值与QoE评价对应

MoS值	QoE评价
5	优秀
4	良
3	普通
2	差
1	不可接受

目前比较常用的QoE评价方法有PSNR算法,即用逐个像素对比的方法计算被测图像和原始图像的偏差,其测试结果与主观评价结果的一致性较差,不能完全反应人眼的主观感觉。并且还需要原始视频进行对比,实时性不够。

美国国家电信和信息管理局(NTIA)提出了视频质量度量(VQM)算法及其模型^[8]。

VQM客观测试标准是利用统计学原理模拟实际的人眼视觉系统,在提取参考图像和测试图像中人眼能够感知的特征值如亮度、色彩、时域空域变化等信息的基础上,计算得出视频质量客观评价价值,该评价价值为人眼感知的模糊、块失真、不均匀/不自然运动、噪音和错误块等损伤的综合反映,其值位于0到1之间,值越小越好^[9]。

为验证这些客观测试标准与主观评价结果的一致性,视频质量专家组(VQEG)在2003年进行的第二次视频质量专题测试中,对上述客观算法与主观算法的关联性进行了验证测试。

Yubing Wang^[10]在文章中给出了VQM客观分数与主

观质量(DMOS)之间的对应关系。

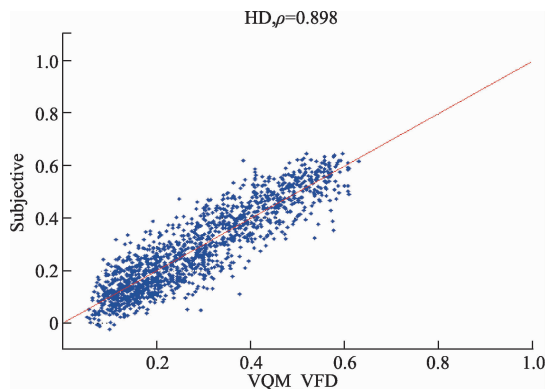


图1 VQM算法与主观评价

由图1可见,VQM客观分数和人眼主观感受(DMOS)之间是线性关系的。由于VQM的评价结果DMOS取值在0到1之间(数值越小,代表人眼的主观感受越好)。可以将DMOS值通过式(1)转换为MOS值:

$$Mos = 5 - DMOS \times 4 \tag{1}$$

作为BP神经网络的QoE输出层参数。

3 QoS到QoE映射的BP神经网络

由于QoS参数对于应用QoE评价的映射模型为多元非线性,难以使用数学方法准确建模,因此本文采用BP神经网络表达该非线性状态方程。

BP神经网络是一种按误差逆传播算法训练的多层前馈网络^[11],它模仿动物神经网络的行为特征,由大量神经元互相连接构成,具有加权、求和与转移的功能。结构如图2所示:

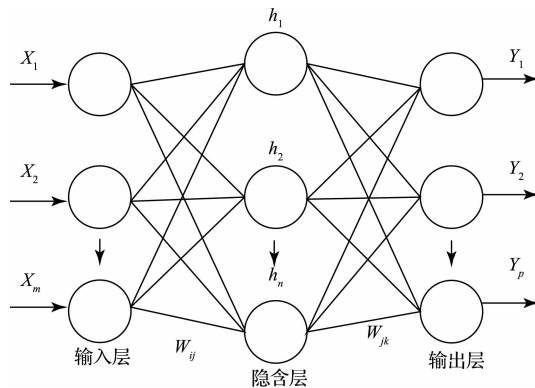


图2 神经网络拓扑结构图

图2中, $x_1, x_2 \dots x_n$ 为输入层神经元; $y_1, y_2 \dots y_p$ 为输出层神经元, $h_1, h_2 \dots h_n$ 为隐含层神经元的拟合值,1个隐含层有k个神经元, w_{ij} 和 w_{jk} 为输入层—隐含层、隐含层—输出层权值。可见,BP神经网络可以看做一个黑盒非线性模型见下方^[12]。

QoS到QoE映射的BP神经网络训练过程包括以下几步:

1)初始化神经网络

根据系统输入层矩阵 (x_1, x_2) 采用网络QoS参数抖动

(jitter)和丢包率(packetloss)二维矩阵作为输入层神经元,确定隐含层节点数,给定学习速率,确定隐含层激励函数:

$$hf(x) = \frac{1}{1 + e^x} \quad (2)$$

2) 隐含层映射计算

根据二维输入层矩阵,输入层和隐含层间的权值 W_{ij} 以及神经元阈值 q 计算隐含层神经元值:

$$H_1 = hf\left(\sum_{i=1}^m w_{ij}x_i - q_i\right) \\ j = 1, 2, \dots, n \quad (3)$$

式中: n 为隐含层节点数, $hf(x)$ 为隐含层激励函数, H 为第 n 个隐含层神经元值。

3) 输出层映射计算

根据隐含层神经元值 H , 权值 w_{jk} 和神经元阈值 r 计算输出层神经元 Y_k :

$$Y_k = \sum_{i=1}^n H_i W_{jk} - r_k \\ k = 1, 2, \dots, p \quad (4)$$

式中: p 为输出层神经元数。

4) 计算误差

将 Y_k 与实际的 QoE 评分比较, 计算误差 e_k :

$$e_k = Y_k - QoEscore_k \\ k = 1, 2, \dots, p \quad (5)$$

5) 更新权值

根据步骤 4 的误差更新输入层-隐含层, 隐含层-输出层权值 W_{ij} 和 W_{jk} 。

$$W_{ij} = W_{ij} + \eta H_j (1 - H_j) x_i \sum_1^n W_{jk} e_k \\ i = 1, 2, \dots, m; j = 1, 2, \dots, n; \quad (6)$$

$$W_{jk} = W_{jk} + \eta H_j e_k \\ j = 1, 2, \dots, n; \quad (7)$$

6) 阈值更新

根据误差更新阈值

$$r_j = r_j + \eta H_j (1 - H_j) x_i \sum_1^n W_{jk} e_k \\ j = 1, 2, \dots, n; \quad (8)$$

得到训练完毕的 BP 神经网络。

BP 神经网络训练完毕后可以使用 QoS 参数即延迟和丢包二维数组作为输入层神经元预测 QoE 参数。拟合优度 R^2 和平均误差 σ 的计算公式如下:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^m (e_i - t_i)^2}{\sum_{i=1}^m (e_i - \bar{e})^2} \quad (7)$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^m (e_i - t_i)^2} \quad (8)$$

式中: e_i 为第 i 组预测值, t_i 为第 i 组实测值, \bar{e} 为测试值的平均。

4 实验及结果

4.1 实验准备

本实验使用实验室开发的网络评测软件测量 RFC2544 标准定义的网络基本参数包括抖动, 丢包率在外的多项 QoS 参数; 使用基于 RTP 协议的流媒体服务器进行视频传输, 使用 VQM 软件测量源视频和目的视频得到 DMoS 转化为 MOS 值作为 QoE 量化指标。共 270 组包括 QoS 参数即抖动和丢包, 以及对应 QoE 的 MoS 值数据。

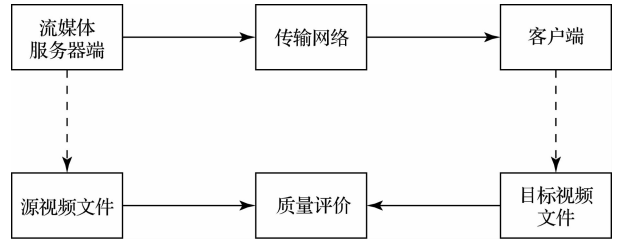


图 3 测试系统架构

测量服务器端到客户端的抖动 jitter 和丢包 packetloss 参数, 抖动为延迟的间隔, 采用 20 次延迟之间的平均间隔作为抖动, 单位为 ms; 丢包率以百分比为单位。

首先使用 260 组预先测得的数据对 BP 神经网络进行训练, 使神经网络具有联想记忆能力, 训练完毕之后可以通过 QoS 参数对 QoE 预测, 之后使用 10 组预先测得的数据对该映射模型进行验证, 拟合优度和平均误差。

4.2 BP 神经网络训练与验证

使用 260 组抖动 jitter 和丢包 packetloss 二维矩阵作为输入层神经元数据和 QoE 评价分数作为输出层神经元数据训练 BP 神经网络。即:

$$BPANNs = \text{train}(QoS, QoEscore, n_{hl}) \quad (9)$$

得到训练完毕的 BPANNs。其中 n_{hl} 为隐含层神经元节点数, 将两者归一化后用于训练 BP 神经网络。

式中: n_{hl} 需满足:

$$n_{hl} \leq m + 1 \quad (10)$$

$$n_{hl} \leq \sqrt{m + n} + a \quad (11)$$

$$n_{hl} \leq \log_2 m \quad (12)$$

取 $n_{hl} = 1$ 。

训练完毕后, 用 10 组 QoS 数据带入神经网络得到 QoE 预测值对 BP 神经网络模型进行验证, 分别使用为单隐含层 BP 神经网络, 双隐含层 BP 神经网络的对比验证:

$$QoEscore = \text{sim}(BPANNs, QoS) \quad (13)$$

式中: $QoEscore$ 即 QoE 指标的预测值, $BPANNs$ 为训练好的 BP 神经网络, QoS 参数为抖动和丢包作为输入数据, 得到 QoE 的预测值, 并与实际值对比。其结果如下:

BP 神经网络模型的拟合优度大于 0.9, 但平均误差较大, 大于 0.6。

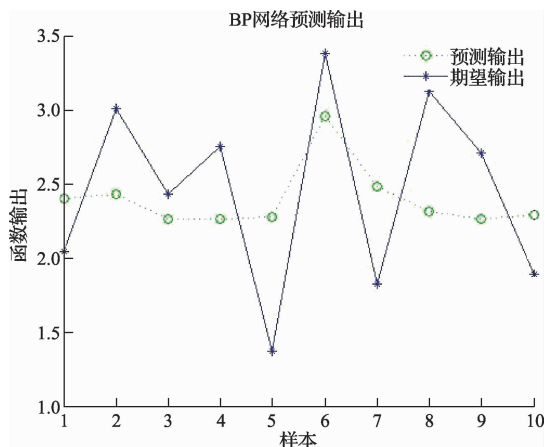


图4 单隐含层测试结果

为了进一步提高该BP神经网络的预测准确度,使用了双隐含层节点数 $n_{hi} = 1$ 的BP神经网络作为改进和对对比验证:

$$BPANN_S = train(QoS, QoEScore, [2 \ n_{hi}]) \quad (14)$$

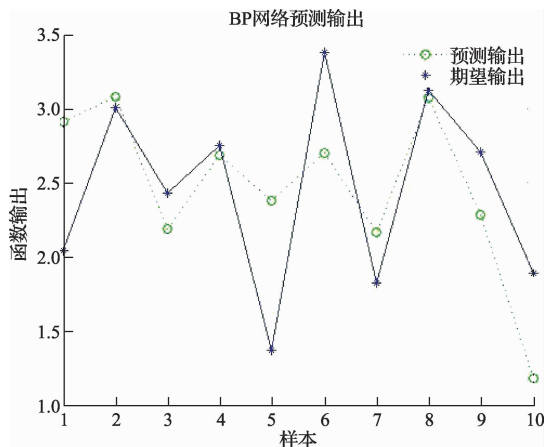


图5 双隐含层测试结果

该模型的拟合优度为0.914,平均预测误差在0.4左右。能较好的预测QoE评价指标。

表2 实验结果对比

使用模型	回归方程	BP神经网络	
		单隐含层	双隐含层
拟合优度	大于0.9	0.904	0.914
平均误差	0.5	0.636	0.428

由此可见,双隐含层BP神经网络和单隐含层BP神经网络和回归模型相比,预测精度提高,但是复杂度及训练时间有所增加。

5 结 论

本文分析了网络QoS参数包括延迟,带宽,传输速率,抖动,并分析现有的QOE评价方法,然后分别使用分析了从网络QoS参数到QOE评价指标的映射,提出了一种基于BP神经网络的QoS到QoE的映射模型,并对分别对单隐含层和双隐含层BP神经网络进行了训练,并验证了效果。该模型拟

合优度大于0.9,平均误差在0.428,除了本文研究内容,还可以进一步分析其他网络应用服务和QoS参数的关系。

参考文献

- [1] ITU-T: Definition of quality of experience (QoE) [S]. International Telecommunication Union, Liaison Statement, Ref. : TD 109rev2 (PLEN/12), Jan 2007.
- [2] BOLLA R, BRUSCHI R. RFC 2544 performance evaluation and internal measurements for a Linux based open router [C] // 2006 Workshop on High Performance Switching and Routing. IEEE, 2006: 6 pp.
- [3] 何智星. IP网络的QoS测量和QOE测量 [D]. 电子科技大学, 2008.
- [4] 王建刚. IP电视的监测方法和指标 [J]. 现代电视技术, 2005(9): 52-54.
- [5] 唐亮. 网络QoE模型与测试技术研究 [D]. 北京邮电大学, 2013.
- [6] 张大陆, 张起强, 胡治国, 等. IP网络中视频流QoE评价模型 [J]. 现代电视技术 2005(9): 52-54.
- [7] 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, 35(1): 2012.
- [8] PINSON M H, WOLF S. Fast low bandwidth model: A reduced reference video quality metric [R]. NTIA Technical Memo TM-13-497, 2013, 6.
- [9] PINSON M H, STAELENS N, WEBSTER A. The history of video quality model validation [C] // 2013 IEEE 15th International Workshop on Multimedia Signal Processing (MMSp). IEEE, 2013: 458-463.
- [10] WANG Y B. Survey of objective video quality measurements [J]. Computer science faculty publications 2006.
- [11] 李萍, 曾令可, 税安泽, 等. 基于MATLAB的BP神经网络预测系统的设计 [J]. 计算机应用与软件, 2008, 25(4): 149-150.
- [12] 苏高利, 邓芳萍. 论基于MATLAB语言的BP神经网络的改进算法 [J]. 科技通报, 2003, 19(2): 130-135.

作者简介

吴玉峰(通讯作者), 1989年出生, 硕士研究生, 主要研究领域为网络通信。

E-mail: wyf890522@hotmail.com

李建, 1990年出生, 硕士研究生, 主要研究领域为计算机网络。

阮雅端, 1964年出生, 教授, 讲师, 主要研究领域为计算机网络, 图像与视频处理。

陈启美, 1949年出生, 南京大学电子与工程学院教授, 博士生导师, 主要研究方向为视觉监控, 图像与视频处理。