

文章编号:1001-9081(2006)09-2206-03

一种基于神经网络的网络流量组合预测模型

冯海亮, 陈 涤, 林青家, 陈春晓

(山东大学 信息科学与工程学院, 山东 济南 250100)

(fenghl@mail.sdu.edu.cn; dichen@sdu.edu.cn)

摘 要: Internet 流量是具有相关和非平稳特性的时间序列, 文中通过对过去一些流量模型的分析, 构建了一种新的预测模型。该模型首先使用小波方法对网络流量进行预处理, 然后分别使用线性神经网络和 Elman 神经网络进行预测, 以保证能够描述流量的相关和非平稳性, 最后把两种预测的结果通过 BP 神经网络合成为最终预测结果。通过对不同流量的一步预测和多步预测仿真, 验证了组合模型比单一模型具有更高的预测精度。

关键词: 流量; 相关; 非平稳; 神经网络; 预测

中图分类号: TN915.01 **文献标识码:** A

Combined prediction model of Internet traffic based on neural network

FENG Hai-liang, CHEN Di, LIN Qing-jia, CHEN Chun-xiao

(School of Information Science and Engineering, Shandong University, Jinan Shandong 250100, China)

Abstract: The Internet traffic is correlated and non-stationary time series. By analyzing some past traffic models, a new prediction model was established. In this model, Internet traffic was pretreated with wavelet method at first. Then, linear NN (Neural Network) and Elman NN were used respectively to make prediction. Therefore, the correlation and non-stationary characteristics of the traffic could be described. Finally, the two predictions were combined into the final result through BP neural network. Through one-step and multi-step prediction simulations on different kinds of traffic respectively, it is verified that the combined model can predict more precisely than the individual model.

Key words: traffic; correlation; non-stationary; NN(Neural Network); prediction

0 引言

为了满足目前日益膨胀的互联网通信量的要求, 必须要对当前的高速宽带网络进行有效管理^[1]。网络流量预测模型的建立是网络管理的基础工作之一, 一个准确度高的预测模型不但可以准确地提供将来的流量数据, 而且可以应用于拥塞控制, 接入控制和网络带宽的分配等许多方面^[2,3]。

一个预测模型应当具备精确地刻画流量特性的能力, 例如短相关、长相关、非平稳等。目前的流量模型大致可以分为平稳和非平稳两类^[4]。平稳的流量模型又分短相关和长相关两种。短相关模型包括 Poisson 模型、Markov 模型、ARMA 模型等, 长相关模型包括 FARIMA 模型^[5]、fGn 模型等。非平稳模型包括神经网络模型、小波模型^[6]等。其中 ARMA 模型、FARIMA 模型、神经网络模型、小波模型可以实现预测功能, 非常具有实用价值。通过组合模型^[7]预测流量可以拟和多个模型的优点, 更准确的刻画流量特性, 目前这方面的工作仍在讨论中, 主要目标是确定合适的网络单元及其结构。

流量的非平稳性会降低模型的训练精度和延长训练周期, 但小波变换会将非平稳的流量分解为多个平稳性较好的分量。所以, 本文设计的这种神经网络组合模型与其他组合模型相比, 不但针对流量特性采用了新的网络单元, 而且加入了小波对流量的预处理(图 1)。预测模型部分由线性神经网络、Elman 神经网络和 BP 神经网络构成。其中, 前两种神经网络分别具有实现线性数据预测和非线性数据预测的功能, 可以保证流量的相关和非平稳特性。BP 神经网络可以拟和两个网络的预测结果, 起到减小误差的作用。通过对多种流量的预测仿真验证了该组合模型的预测精度有了极大的提高。

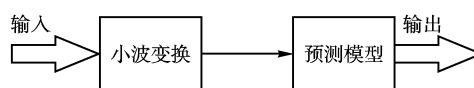


图 1 小波变换对流量的预处理

1 网络流量的小波预处理

网络流量是一种非平稳的时间序列信号, 小波分解^[8]后的流量在频率成分上比原始流单一, 并且对流量作了平滑, 因此分解后的流量平稳性要比原始的流量好得多, 平稳性高的输入信号有助于提高模型的预测精度。对于流量的小波分解和重构借助 Mallet 算法实现, 其中关键的离散小波变换是用频率缩放后的小波函数 $\psi(t)$ 以及时间平移后的尺度函数 $\phi(t)$ 来表示原来的信号 $X(t)$, 选择适当的小波函数和尺度函数, 对 $j, k \in \mathbf{Z}$ 使

$$\psi_{j,k}(t) = 2^{j/2} \psi(2^j t - k) \quad (1)$$

$$\phi_{j,k}(t) = 2^{j/2} \phi(2^j t - k) \quad (2)$$

成为正交基, 则信号 $X(t)$ 可以表示为

收稿日期: 2006-03-27; 修订日期: 2006-05-16

基金项目: 山东省自然科学基金资助项目(Y2001G05); Cisco 教育科研资助计划资助项目(PO135006928)

作者简介: 冯海亮(1982-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向: 网络流量的特性分析与建模; 陈涤(1961-), 男, 教授, 主要研究方向: 网络通信系统; 林青家(1965-), 男, 博士研究生, 主要研究方向: 流量的分析与控制; 陈春晓(1982-), 女, 硕士研究生, 主要研究方向: 流量的分析与控制。

$$X(t) = \sum_k u_{0,k} \phi_{0,k}(t) + \sum_{j=0}^{\infty} \sum_k w_{j,k} \psi_{j,k}(t) \quad (3)$$

$$\text{其中: } w_{j,k} = \int x(t) \cdot \psi_{j,k}(t) dt \quad (4)$$

$$u_{j,k} = \int x(t) \cdot \phi_{j,k}(t) dt \quad (5)$$

并且,尺度系数和小波系数存在如下迭代关系:

$$u_{j-1,k} = 2^{-1/2} (u_{j,2k} + u_{j,2k+1}) \quad (6)$$

$$w_{j-1,k} = 2^{-1/2} (u_{j,2k} - u_{j,2k+1}) \quad (7)$$

2 组合神经网络预测模型框架

传统的平稳流量模型(例如 FARIMA 模型)不能描述流量的非平稳特性,但是可以刻画短相关和长相关特性。而神经网络作为一种非平稳模型,正好可以弥补平稳模型不能刻画流量非平稳性的缺陷。过去对于流量预测模型的研究是采用单一模型或者组合模型来刻画出流量的原始特性。其中组合模型的构建通常是用 FARIMA 模型刻画长相关、短相关特性,神经网络刻画非平稳性,最后将两种模型的结果优化组合。本文设计了一种新的神经网络组合模型(图2),用线性神经网络实现线性预测,可以节省常用的 FARIMA 模型差分参数 d 的计算,用适合于预测功能的 Elman 网络刻画流量的非平稳性,BP 网络用来拟和数据,减小误差。模型的构建和训练步骤如下:

(1) 对输入信号 $x(t)$ 做小波变换,分解为不同频率成分的分量。

(2) 把各个分量分别通过线性神经网络和 Elman 网络做预测训练。

(3) 把线性神经网络输出结果重建为源信号预测值 $x_1(t)$,把 Elman 神经网络输出结果重建为源信号预测值 $x_2(t)$ 。

(4) $x_3 = \frac{1}{2}(x_1(t) + x_2(t))$ 经过 BP 网络的误差修正,最终得到预测输出。

试验结果也证明了该模型在对于流量预测的有效性。后面将介绍该组合模型各网络的功能和实现。

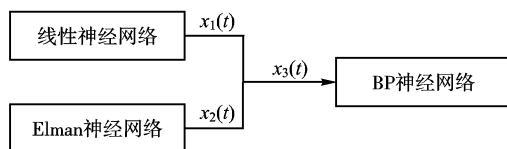


图2 新的神经网络组合模型

3 模型中的神经网络单元

神经网络是由大量的处理单元(神经元)互联而成的网络,神经网络的信息处理通过神经元的相互作用来实现,网络的学习速度和识别精度取决于各神经元连接权系数的动态演化过程。神经元的工作过程我们可以通过如下数学表达式来概括:

$$y_i(t) = f \left\{ \left[\sum_{j=1}^n \omega_{ij} x_j(t) \right] - T_j \right\} \quad (8)$$

其中 $x_j(t)$ 表示 t 时刻神经元 j 接收的来自神经元 i 的输入信息, $y_j(t)$ 表示 t 时刻神经元 j 的输出信息, T_j 是神经元 j 的阈值, ω_{ij} 是神经元 i 到 j 的连接系数或称为权重, $f(\cdot)$ 为转移函数。最常用的转移函数为 S 函数,表达式为:

$$f(x) = \frac{1}{1 + \exp(-x)} \quad (9)$$

目前尚未有一种万能的神经网络可以包含所有网络的功能优点,所以预测网络流量这种复杂的信号,需要采用几种网络组合的方式实现。下面简要介绍一下该模型中的三种神经网络功能和实现。

3.1 线性神经网络

线性神经网络可以由一个或多个线性神经元组成,是一种层次性前馈网络,转移函数为线性函数,学习算法是“最小均方差(LMS)算法”。如果定义我们的预测训练样本为:

$$\{p_1, t_1\}, \{p_2, t_2\}, \dots, \{p_q, t_q\}$$

其中, p_q 为网络输入, t_q 为相应的期望输出,则本算法中定义的训练误差为:

$$MSE = \frac{1}{q} \sum_{k=1}^q e(k)^2 = \frac{1}{q} \sum_{k=1}^q (t(k) - p(k))^2 \quad (10)$$

LMS 算法就是通过调整线性神经网络的权重和阈值,使均方差最小。本文把该网络用作流量中线性关系数据预测的网络单元。

3.2 Elman 神经网络

Elman 神经网络^[9]是一种层次性反馈网络,一般分为四层:输入层、中间层(隐层)、承接层和输出层,传递函数可以采用线性或非线性函数,各层连接类似于前馈网络,承接层用来记忆隐层单元前一时刻的输出值,可以认为是一个一步延时算子。该网络采用了一种增加动量项的改进的“误差逆传播算法”(BP 算法),这种算法的基本思想是根据均方差函数 MSE 的负梯度方向来调整网络权重,加快收敛速度。其中权重调整表达式为:

$$\Delta W(t) = \eta \delta X + \alpha \Delta W(t-1) \quad (11)$$

其中: W 代表某层权矩阵, η 为学习速率, δ 为误差信号,一般有 $\alpha \in (0, 1)$ 为动量系数。增加的动量项 $\alpha \Delta W(t-1)$ 考虑了 $t-1$ 时刻的梯度方向,可以提高训练速度。

由于 Elman 网络的内部加入了网络本身处理动态信息的能力,把该网络用作流量中非线性关系数据预测的网络单元,可以保证流量的非平稳性特征。

3.3 BP 神经网络

BP 神经网络是一种层次性前馈网络,具有三层或三层以上的神经网络,转移函数为 S 函数,采用和 Elman 网络一样的学习算法。对于三层网络结构隐层单元的选择,根据 Kolmogorov 定理,如果输入单元为 N ,则隐层单元通常选择 $2N+1$ 个。把前两种网络预测结果简单取均值后作为 BP 神经网络的输入,该网络具有很好的函数逼近能力,训练后的 BP 网络可以减小预测流量的误差。

4 试验仿真分析

本文采用的视频流,其原始数据来自柏林工业大学的无线电通信网络小组(TNK),对 Formula1 和 Jurassic Park I 都使用了 Mpeg4 和 H.263 两种编码类型的视频流。而 TCP 流是来自 ACM SIGCOM 的 dec-pkt-1 流量。在小波变换时,采用时辨性能好的 Haar 小波作为小波基函数。根据本文提出的预测模型对典型流量进行了一步预测和多步预测。TCP 流的预测步长是 0.5s,视频流的预测步长为 1 帧(Frame)。

4.1 一步预测结果

先选取流量的一部分数据训练网络,另取一部分数据作为预测的源数据。通过对过去时间的数据分析可以预测下一个时间到来的数据。限于篇幅,仅给出部分示例图形,其中

图3、图4、图5分别表示的是联合模型的预测结果和真实流量的比较。通过考查绝对均值(MAE)、标准差(STD)、信误比(SER)和归一化均方误差(NMSE)这些参数来分析联合模型的性能。各类性能参数定义如下:

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |x(i) - y(i)| \quad (12)$$

$$STD = \frac{1}{N} \sqrt{\sum_{i=1}^N (|x(i) - y(i)| - MAE)^2} \quad (13)$$

$$SER = 10 \log_{10} \left[\frac{E(x(t)^2)}{E((x(t) - y(t))^2)} \right] \quad (14)$$

$$NMSE = \frac{\sum_{i=1}^N (x(i) - y(i))^2}{\sum_{i=1}^N x(i)^2} \times 100\% \quad (15)$$

其中 x 为源数据, y 为预测数据, N 为样本个数。

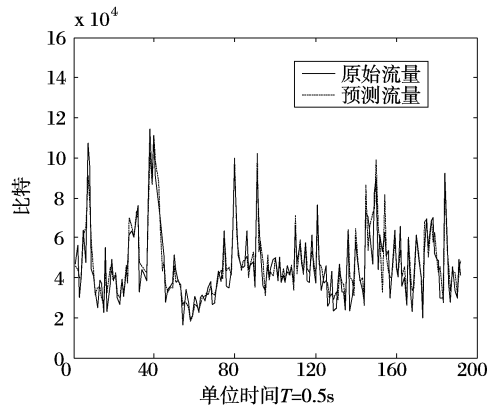


图3 TCP流 dec-pkt-1 的一步预测仿真比较

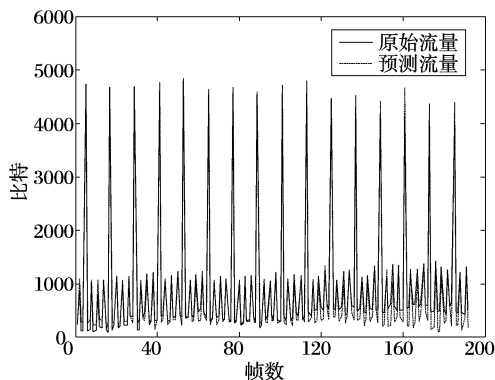


图4 MPEG4 格式 Formula1 流的一步预测仿真比较

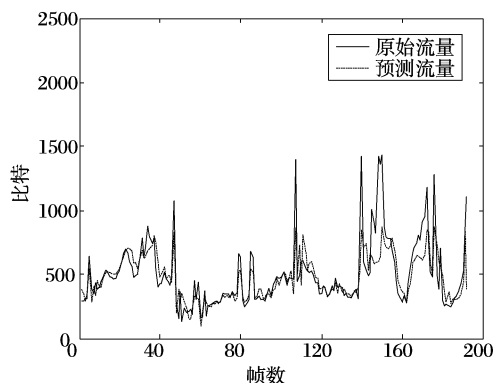


图5 H.263 格式 Formula1 流的一步预测仿真比较

表1给出了分别用线性网络、Elman网络、组合预测模型来预测流量的性能参数,通过数据可以看出组合的预测模型

对于各种流量的预测能力都有不同程度提高,特别是对试验中 MPEG 流量的预测精度提高程度最大。

表1 网络性能参数比较

参数名称	网络名称	Formula1 (Mpeg4)	Formula1 (H.263)	Park I (Mpeg4)	Park I (H.263)	Dec-pkt-1
STD	线性网络	745	92	208	873	5515
	Elman 网络	571	100	154	880	6081
	组合模型	97	64	97	507	4014
NMSE	线性网络	42.8%	4.8%	24.7%	5.4%	3.1%
	Elman 网络	21.6%	5.4%	14.9%	5.2%	3.6%
	组合模型	1.5%	2.1%	5.9%	1.9%	1.7%
SER	线性网络	3.68	13.19	5.98	12.68	15.11
	Elman 网络	6.64	12.63	8.25	12.84	14.40
	组合模型	18.32	16.83	12.28	17.16	17.81

4.2 多步预测结果

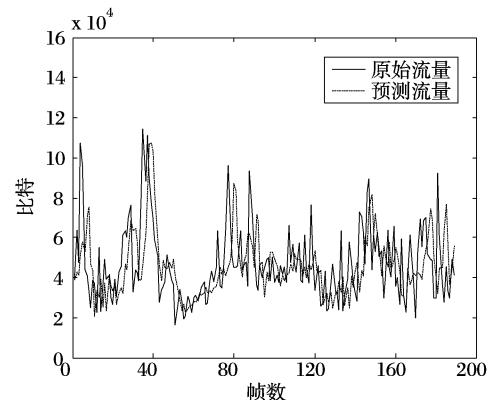


图6 TCP流 dec-pkt-1 的四步预测仿真比较

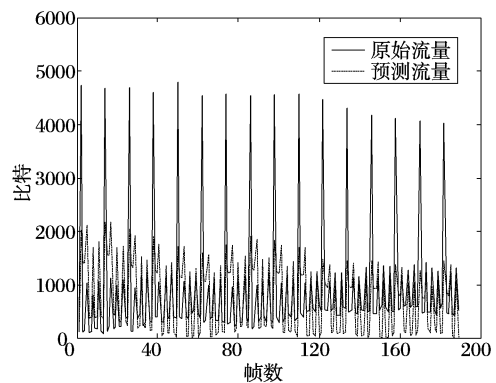


图7 MPEG4 格式 Formula1 流的四步预测仿真比较

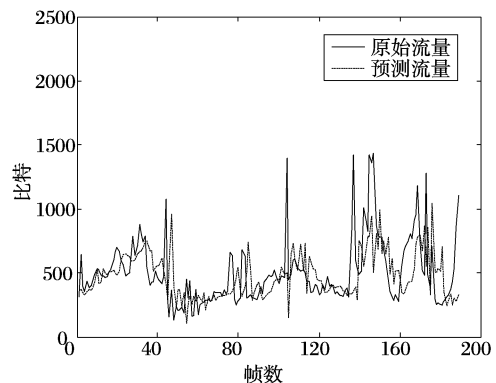


图8 H.263 格式 Formula1 流的四步预测仿真比较

仿照一步预测的试验,我们分析了对流量进行多步预测的仿真,发现预测步数越长,预测精度越低,预测能力将会减弱,但是该组合模型的预测精度仍然要比单一预测模型的预

(下转第 2228 页)

4 结语

本文将面向服务的体系结构引入 WebGIS 开发,从概念体系、层次结构、实现框架等几个方面设计了基于 SOA 的 WebGIS 的框架,并以此为基础设计开发了重庆市渝北区土地利用规划管理信息系统,划分并实现了粒度适中的 GIS Web 服务实体,在 .NET 环境下实现了该系统,将基于 SOA 的 WebGIS 框架的理论研究初步付诸于实践。实践表明,本文所设计的基于 SOA 的 WebGIS 框架对于 WebGIS 开发具有一定的参考性,满足了重庆市渝北区土地利用规划管理信息系统模块可重用性、功能易扩展等需求,对于同类系统的研发具有借鉴意义。基于 SOA 的 WebGIS 框架研究将会进一步深化分布式地理信息系统的概念,为实现分布式地理信息系统、打破 GIS 信息孤岛、实现弹性 WebGIS 提供强有力的支撑,具有深入研究价值。

参考文献:

- [1] 杨崇俊,王宇翔,王兴玲,等. 万维网地理信息系统发展及前景[J]. 中国图象图形学报, 2001, 6(9): 886-894.
- [2] 贾文珏,龚健雅,李斌. Web 要素服务的优化方法[J]. 测绘学报, 2005, 34(2): 168-174.
- [3] KWON OB. Meta web service: building web-based open decision support system based on web services[J]. Expert Systems with Applications, 2003, 24(4): 375-389.
- [4] MING-HSIANG T. A dynamic architecture for distributing geographic information services on the Internet[D]. Colorado: University of Colorado, 2001.
- [5] 沈志东,陈珉. 分布式对象技术在分布式 GIS 方面的应用[J]. 计算机工程, 2003, 29(4): 62-63, 66.
- [6] 刘伯超,马晓轩,葛声,等. 基于 Web 服务的软件服务体系结构的研究与实现[J]. 北京航空航天大学学报, 2004, 30(3): 263-266.
- [7] 杨涛,刘锦德. Web Services 技术综述——一种面向服务的分布式计算模式[J]. 计算机应用, 2004, 24(8): 1-4.
- [8] NARAYANAN S, MCILRAITH S. Analysis and simulation of Web services[J]. Computer Networks, 2003, 42(5): 675-693.
- [9] 叶钰,应时,李伟斋,等. 面向服务体系结构及其系统构建研究[J]. 计算机应用研究, 2005, (2): 32-34.
- [10] 朱海萍,李增智,杨怀洲. 基于面向服务体系结构 SOA 的业务管理研究[J]. 北京邮电大学学报, 2004, 27(增刊): 190-195.
- [11] 马众模,陈政,徐振宇,等. 安徽省级资源环境空间信息服务系统研究与开发[J]. 地理科学, 2003, 23(3): 342-347.
- [12] SMIAITEK G. SOAP-based web services in GIS/RDBMS environment[J]. Environmental Modelling & Software, 2005, 20(6): 775-782.
- [13] DOYLE A, REED C, HARRISON J, et al. Introduction to OGC Web Services [EB/OL]. http://ip.opengis.org/ows/010526_OWSWhitepaper.doc.
- [14] 杨勇,杨薇薇. Web 服务的一种通用集成模型的研究[J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2004, 32(1): 44-46.
- [15] 邬伦,唐大仕,刘瑜. 基于 Web Service 的分布式互操作的 GIS[J]. 地理与地理信息科学, 2003, 19(4): 28-32.
- [16] 桂智明,晏磊. 基于 XML Web Service 体系的网络地图服务[J]. 测绘通报, 2003, (1): 53-55.
- [17] LIANG SHL, CROITORU A, TAO CV. A distributed geospatial infrastructure for Sensor Web[J]. Computers & Geosciences, 2005, 31(2): 221-231.

(上接第 2208 页)

测精度高,试验结果为采用组合模型实现多步预测提供了依据。图 6、图 7、图 8 给出了联合模型四步预测的仿真结果。

5 结语

本文介绍了一种基于神经网络的流量组合预测模型。比较过去的组合模型,该模型加入了对流量的小波预处理过程,增强了预测模型输入信号的平稳性,并且对模型的网络单元做了一些改进,保证预测结果不但具有较高的预测精度而且保持流量的基本统计特性。通过比较组合模型和单一模型在不同流量的一步预测和多步预测仿真结果,验证了该模型的有效性。试验过程中发现,在不同的时间尺度上,模型的预测精度也不同,这与流量特性存在一定联系,进一步提高模型的多步预测精度、把模型应用到带宽分配和接入控制中将是本文的后续工作。

参考文献:

- [1] KHOTANZAD A, SADEK N. Multi-scale high-speed network traffic prediction using combination of neural networks[J]. Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks, 2003, (2): 1071-1075.
- [2] SADEK N, KHOTANZAD A. Dynamic Bandwidth Allocation Using A Two-Stage Fuzzy Neural Network Based Traffic Predictor[A]. International Joint Conference on Neural Networks, IJCNN'04[C], Budapest, Hungary, 2004.
- [3] CHEN BS, PENG SC, WANG KC. Traffic modeling, prediction and congestion control for high-speed networks: A Fuzzy AR Approach[J]. IEEE Trans. On Fuzzy System, 2000, (8): 491-508.
- [4] FENG HA, SHU YT. Study on Network Traffic Prediction Techniques[A]. Wireless Communications, Networking and Mobile Computing Proceedings[C], 2005, 2: 995-998.
- [5] SHU Y, JIN Z, ZHANG L, et al. Traffic Prediction Using FARIMA Models[A]. ICC'99[C], Vancouver, Canada. 1999.
- [6] ZHANG QH, BENVENISTE A. Wavelet Networks[J]. IEEE Trans on Neural Networks. 1992, 3(6).
- [7] KHOTANZAD A, ELRAGAL H, LU TL. Combination of artificial neural network forecasters for prediction of natural gas consumption[J]. IEEE Trans. Neural Networks, 2000, (11): 464-473.
- [8] ALARCON-AQUINO V, BARRIA JA. Multiresolution FIR neural-network-based learning algorithm applied to network traffic prediction[J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Part C, 2006, 36(2): 208-220.
- [9] CHENG YC, QI WM, CAI WY. Dynamic properties of Elman and modified Elman neural network[J]. International Conference on Machine Learning and Cybernetics, 2002, (2): 637-640.