

基于小波神经网络的 IP 网络流量预测

黄伟 何晔 夏晖

(中石化管道储运公司华东管道设计研究院 徐州 221008)

摘要 采用小波神经网络对网络流量数据的时间序列进行建模与预测。针对 BP 神经网络预测准确率不太理想的情况,将小波理论引入 BP 神经网络,引用小波理论中多分辨分析技术对基于 BP 神经网络的模型进行改进,建立了基于小波神经网络的 IP 网络流量预测模型。该模型利用小波多分辨分析分解信号,再用已分解的信号序列来训练 BP 神经网络。实验结果表明,小波神经网络比 BP 神经网络对网络流量的预测结果精度更高、性能更好,利用小波神经网络预测网络流量是一种可行、有效的方法。

关键词 IP 网络,流量预测,服务质量,BP 网络,小波神经网络,多分辨分析,时间序列

Internet Traffic Prediction Based on Wavelet Neural Network

HUANG Wei HE Ye XIA Hui

(The Department of Communication, Pipeline Design & Research Institute of East China, Xuzhou 221008, China)

Abstract The time series of network traffic data is modeled and forecasted based on wavelet neural network. According to the situation that the network prediction based on BP neural network is not well exact, the wavelet theory was introduced into BP neural network. On the basis of wavelet theory in reference multi-resolution analysis techniques to improve the model based on BP neural network, the IP network traffic forecasting model based on wavelet neural network was built. We used wavelet multi-resolution analysis techniques to decompose the traffic signal and then employed the decomposed component sequences to train the BP neural network. The results of the experiment prove that the wavelet neural network is superior to the BP neural network method in prediction performance. And wavelet neural network is the suitable and effective method for forecasting Internet traffic.

Keywords IP network, Prediction of traffic, Quality of service, BP network, Wavelet neural network, Multi-resolution analysis, Time series

1 引言

随着以 IP 为核心技术的互联网的飞速发展和网络上主机数量的不断增加,网络流量的需求正在不断地挑战网络的传输能力,而造成传输时延过大,时延抖动,分组丢失,甚至出现网络拥塞。巨大的业务压力和传输需求,造成了网络传输质量的下降。为了给用户提供可靠优质的服务,网络的 QoS 控制已成为近年来研究的热点。实现网络 QoS 控制需要及时了解网络当前的运行状况,以便及时采取相应的措施,这就需要进行网络流量测量,因此网络流量测量是实施有效的 QoS 控制的基础,网络流量预测技术也受到越来越多的重视。

在过去的几十年里,网络流量预测算法一直是国内外众多研究学者关注的热点,先后提出了多种预测算法。最初认为网络流量是服从 Poisson 分布或近似为 Markov 过程,一般多采用基于自回归(AR)或自回归滑动平均(ARMA)的预测模型,而近年来对网络流量研究发现网络流量具有自相关的特性,Poisson 过程已不能完全描述网络流量的特性。薛可等提出的自回归求和滑动平均模型(ARIMA)基于 ARMA 模

型,通过若干次差分使序列更平稳,较传统随机模型能更好地描述 Internet 多构性、突发连续性和自相似性等特征。它作为线性预测的代表得到了广泛的应用,但实验结果表明该模型的预测误差随着预测步骤的增大而逐渐积累,所以只适合于短期预测。人工神经网络具有学习、记忆和计算等智能处理功能,是处理大规模问题的一种强有力的工具。神经网络的预测方法由于能够刻画出网络流量的非线性特征而显示出比线性预测方法更优异的性能,同时由于神经网络在训练过程中已记忆信号的“非线性”变化规律,预测步数对预测结果的影响比较小,也适用于长期预测。一般主要有 Elman 神经网络、BP 神经网络、BRF 神经网络。具有反向传播(BP)学习能力的多层 BP 神经网络只要有足够可用的隐神经元就可以逼近任何多变量函数,由于结构简单、可调参数多、训练算法多、可操控性好,因此 BP 网络应用最广。但由于网络流量数据变化范围大,却使得 BP 网络存在着易陷入局部极小和收敛速度慢等缺陷。本文将小波理论引入神经网络中,利用小波的多分辨率特性构造了多分辨小波神经网络,将信号分解成不同变化频率的子序列,经神经网络学习后再进行小波重构。由于利用了小波分解,使得神经网络输入数据的震荡范

黄伟(1979—),男,工程师,主要研究方向为中石化长输管道通信设计;何晔(1982—),男,硕士,主要研究方向为中石化长输管道通信设计;夏晖(1980—),男,工程师,主要研究方向为中石化长输管道的设计。

围变小,加快了神经网络的收敛速率,各不同变化频率的信号序列分别进行训练学习,使得预测的精确度更高。

2 小波神经网络模型

IP 网络流量是一种离散时间序列的数据。设第 K 时刻的流量为 X_k , 则 $X_k = f(X^k)$ 。其中 $X^k = (X_{k-1}, \dots, X_{k-r})^T$, $f(x)$ 为一非线性连续函数。 $f(x)$ 刻画了生成这一时间序列的动态机制。只要找到合适的 $f(x)$, 就能对这一时间序列做出适当的预测。我们所要做的是确定一个合适的网络使得这个网络逼近 $f(x)$ 。把实际的时序观测值 $X_n, X_{n+1}, \dots, X_{n+m}$ 这 m 个数据输入网络, 输出是下一时刻的预测值 X'_{n+m+1} 。

2.1 多分辨分析理论

多分辨分析(Multi-resolution Analysis MRA), 又称为多尺度分析, 是建立在函数空间上的概念。MRA 不仅为正交小波基的构造提供了一种简单的方法, 而且为正交小波变换的快速算法提供了理论依据。

考虑 $L^2(R)$ 上的一个闭子空间序列 $V_j (j \in Z)$, 根据多分辨理论可知, 空间 V_0 可以分解为:

$$V_0 = W_1 \oplus V_1 = W_1 \oplus W_2 \oplus V_2 = \dots = W_1 \oplus W_2 \oplus \dots \oplus W_j \oplus V_j \quad (1)$$

其中,

$$V_{j-1} = V_j \oplus W_j, V_j = \text{span}\{2^{-j/2} \phi(2^{-j}t - k)\}, W_j = \text{span}\{2^{-j/2} \psi(2^{-j}t - k)\}, j \in Z, \phi(t), \psi(t)$$

分别为尺度函数和小波函数, 子空间 $W_1, W_2, \dots, W_j, V_j$ 相互正交。图 1 是基于多分辨分析的小波分解的频率空间示意图, 即将原频率空间分解为一系列反映细节的高频子空间 $W_i (i=1, 2, \dots, j)$ 和一个反映概貌的低频子空间 V_j , 小波函数的频域具有带通特性, 常称为带通滤波器, 尺度函数在频域上具有低通特性, 常称为低通滤波器。

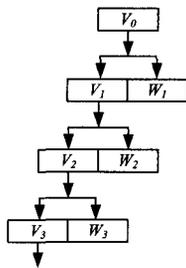


图 1 小波分解频率空间

对于函数 $f(t) \in V_0$, 可进行连续分解:

$$f(t) = f_w^1(t) + f_w^2(t) + \dots + f_w^j(t) + f_v(t) \quad (2)$$

式中, $f_w^i(t) \in W_i (i=1, 2, 3, \dots, j)$, $f_v(t) \in V_j$ 用尺度函数和小波函数作为基函数, $f(t)$ 可表示为:

$$f(t) = \sum_{m=1}^j \sum_{k=1}^{M_d} d_{m,k} \psi_{m,k}(t) + \sum_{i=1}^{M_c} c_{j,i} \phi_{j,i}(t) \quad (3)$$

式中, 尺度函数 $\phi_{j,i}(t) = 2^{-j/2} \phi(2^{-j}t - i)$ 是在分辨率为 j (最精分辨率) 时不同位移下的正交基函数, 构成对未知函数 $f(t)$ 在最粗分辨率下的逼近, 小波函数

$$\psi_{m,k}(t) = 2^{-m/2} \psi(2^{-m}t - k) \quad (4)$$

是 $f(t)$ 细节的正交基函数。当 $j \rightarrow \infty$ 时, 式(3)变为正交小波变换表达式:

$$f(t) = \sum_{m=1}^{\infty} \sum_{k=1}^{\infty} d_{m,k} \psi_{m,k}(t) \quad (5)$$

根据式(5)构成的小波神经网络, 是用小波函数作为网络

基函数逼近非线性函数; 在函数逼近过程中是将原信号投影到不同尺度下的小波空间上, 当尺度 j 取有限值时, 丢失的是原信号的低频信息。当 j 取足够小的尺度时, $\sum_{i=1}^{\infty} c_{j,i} \phi_{j,i}(t)$ 能够任意逼近 $f(t)$, 由此构造的小波网络, 是以尺度函数作为网络基函数的, 是将原信号投影到尺度为 j 的尺度函数对应的空间上, 当 j 有限时, 将丢失原信号的高频信息。

经上述分析可知, 小波理论对信号的多分辨分析就是将原信号分别投影到不同尺度下对应的尺度函数空间 $\{V_j\}$ 和小波函数空间 $\{W_j\}$ 上。从频域角度分析看, 多分辨小波网络包含的频域信息最广, 把信号分解为两部分, 一部分对应较大尺度的尺度空间, 包含原信号缓变信号, 即低频信息, 另一部分由各较小尺度下的小波空间组成。因此由式(3)构造的小波网络能充分体现多分辨的优越性, 对信号的逼近过程是由粗到细的过程。

由此可见, 对于任意函数 $f(t) \in V_0$, 我们可以将它分解为细节部分 W_1 和大尺度逼近部分 V_1 , 然后将大尺度逼近部分 V_1 进一步分解。如此重复就可得到任意尺度(或分辨率)上的逼近部分和细节部分。

2.2 多分辨小波神经网络

2.2.1 小波神经网络的结构形式

小波神经网络是小波分析理论与神经网络理论相结合的产物。目前, 小波分析和神经网络结合主要有两种途径:

“松散型”结合, 即小波分析作为神经网络的前置处理手段, 为神经网络提供输入特征向量, 如图 2(a)所示, 信号经小波变换后, 再输入给常规神经网络以完成分类、函数逼近等功能。

“紧致型”结合, 即小波分析和神经网络直接融合, 将常规单隐层前馈神经网络的隐节点激活函数采用小波函数, 相应的输入层到隐层的权值及隐层阈值分别由小波函数的伸缩与平移参数所代替, 如图 2(b)所示。

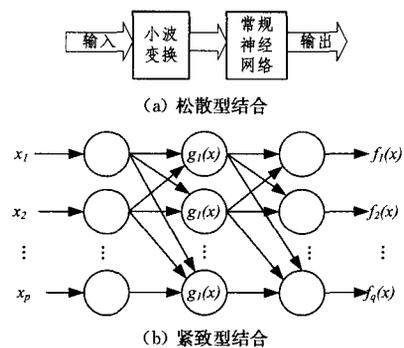


图 2 小波神经网络的结构形式

2.2.2 多分辨小波神经网络模型的网络结构

小波理论对时间序列进行分解预测在理论上是可行的。数据界的研究成果已经证明, 任何用傅立叶变换解决的问题都可以用小波变换来实现, 这种变换并不损失任何东西, 只是改变了我们通常观察问题的视角。如果把流量曲线看作不同的信号分量叠加(这些流量分量可以是不同的频域信号, 也可以是时域信号), 各个分量分别预测, 最后将各个分量预测结果重新叠加, 就得到预测的结果。利用小波方法进行流量预测的实质是将流量分为各个小波级数的分量叠加, 之后按照叠加原理来完成预测。本文采用的是“松散型”小波神经网络。“松散型”小波神经网络应用于预测, 是先对原始序列进

行小波分解,再以各尺度小波系数作为输入,应用 BP 神经网络进行预测,然后通过小波重构合成时间序列的预测值。其模型结构如图 3 所示。



先对 t 时刻的原始序列 $f(t)$ 进行小波分解,分解尺度为 n , $a_n(t)$ 为 t 时刻第 n 层低频系数序列, $d_n(t)$ 为 t 时刻第 n 层高频系数序列, $a_n(t), d_1(t), d_2(t) \dots d_n(t)$ 作为神经网络的输入,再分别对每一层小波系数用神经网络模型进行预测,得到 $a_n(t+T), d_1(t+T), d_2(t+T) \dots d_n(t+T)$ 共 $n+1$ 个预测值,最后将这些预测值合成就得到 $f(t+T)$, 即 $t+T$ 时刻的预测值。

根据以上假设,使用小波分析的变换对数据进行多分辨率分解,即利用小波分解的特点,根据变化的频度将序列中变化频率不同的成分分解出来。在这种情况下,进一步利用人工神经网络的历史记忆特性,通过历史相关数据样本的训练,得到一个能够泛化的神经网络,在此基础上我们就可以对每个子序列进行预测,而且可以根据每个序列变化的特性,用更有针对性的预测算法对每个序列进行预测,从而提高各子序列的预测精度。最后可以将所有子序列叠加起来,从而得到整体的预测效果。这样,比直接对原数据序列使用神经网络的方法要好,因为原数据序列的频谱较大,数据振荡的范围也较大,这对神经网络训练的收敛,稳定都是不利的。

这样处理带来的一个主要的优点是,它使多种方法进行组合预测成为可能,由于小波分解可以使影响流量值大小的因素相对集中起来,因此分解后的小波分量具有明显的规律性,这就使得我们便于针对不同的规律采用不同的预测技术,从而可以达到提高预测精度的同时缩短预测时间的目的,提高整个模型的效率。

3 仿真与预测

3.1 多分辨率分析

在某证券内部网络上进行了部署,将采集 IP 流量数据进行预处理。本次实验将收发字节数作为输入,选取了前 360 个样本数据即半小时的数据,将这些数据导入 Matlab 并利用它生成小波分解所需的信号文件,如图 4 所示。

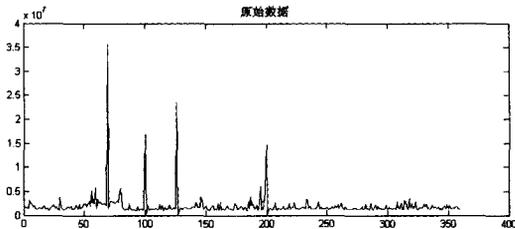


图 4 历史数据

在获得原始信号文件后,选择基本小波为 Haar,尺度为 5,对流量序列作多分辨率分析。

经过 5 层分解后的各层信号波形如图 5 所示。

图 5 所示的 5 个波形图分别为: a_5 为第 5 层逼近信号; d_5 - d_1 分别为第 5 层 - 第一层细节信号。分别保存分解后的

信号,将在下一节中讨论如何利用这些数据进行预测。

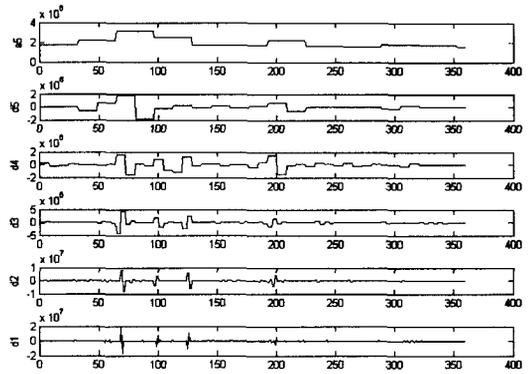


图 5 小波分解结果

3.2 神经网络预测

将上一小节小波分解的各分量,经预处理成为样本向量后输入 BP 神经网络预测模型,得出各分量的预测值如图 6 所示。

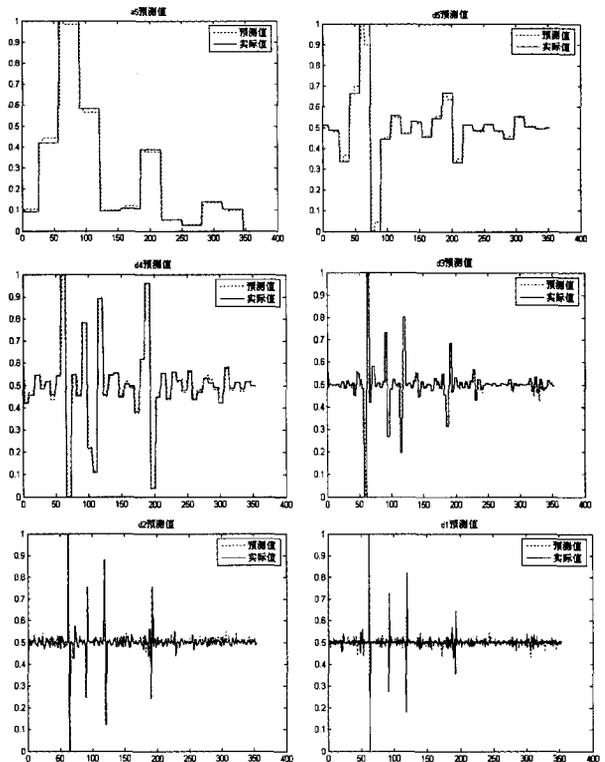


图 6 各分量预测结果

3.3 实验结果对比

分别预测出各分量后,对各分量的预测结果进行重构,得到最终的流量预测结果。

比较 BP 神经网络模型和小波神经网络模型,在网络中采集了 360 组数据,对数据进行一定的操作后,分别对两种网络进行测试,实验结果如图 7 所示。

比较实验结果,采用小波神经网络的测试,对 IP 流量的预测准确率能够达到 90% 以上;而采取 BP 神经网络的测试,对 IP 流量的预测准确率只达到了 70% 左右。会出现这个测试结果,是由于 BP 神经网络的收敛速度慢、计算结果不精确等局限性。将小波变换和 BP 神经网络相结合,能够弥补两

(下转第 330 页)

的分离获得了网络性能的飞跃。随着传统无线网络向认知无线网络的演进,无线网络将承载更多的认知信息,认知信息与业务和控制信息属性不同,混合承载将导致网络效率低下、处理复杂、演进困难。本文所提出新型的认知无线网络架构模型,能够更好地协调和支持网络的学习、推理、预测、融合、决策和重构等行为,使网络获得更多的自由度,可以在更高的层次上实现网络性能的再次飞跃。

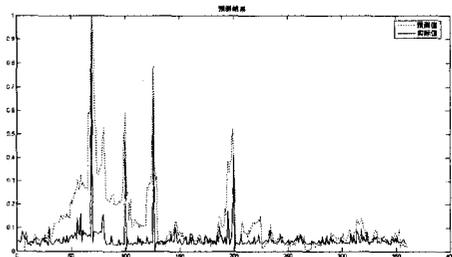
下一步研究方向是改进框架内部的认知协调功能,使得框架能够应用到实际的系统当中。

参考文献

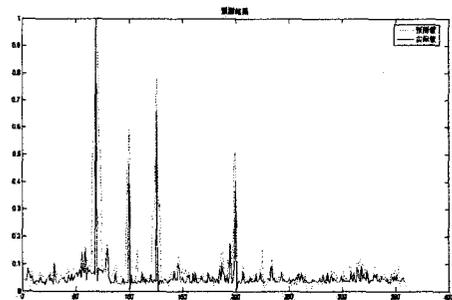
[1] Mitola J III. Cognitive Radio: An Integrated Agent Architecture

(上接第 298 页)

者在函数逼近方面的缺陷,综合两者的优点。因此,构建小波神经网络进行预测,识别准确率达到 90% 以上,弥补了 BP 神经网络预测精度不高的缺陷。



(a)BP 神经网络实验结果



(b)小波神经网络实验结果

图 7

结束语 网络流量预测是近年来的研究热点,在网络规划、流量管理等方面起着重要的作用,也是业务管理的主要研究内容之一。本文针对 BP 神经网络模型的不足,引用小波理论中多分辨分析技术对 BP 神经网络的预测模型进行改进,将小波变换独特的多分辨分析能力与神经网络的自学习自适应和非线性逼近功能相结合,建立了基于小波神经网络的预测模型。该模型弥补了 BP 神经网络和小波变换在函数逼近方面的缺陷,综合了两者的优点,大大地提高了对网络流量预测的精度,识别准确率在 90% 以上。由于在本文提出的预测模型中,对输入数据采取的是全部 IP 流统计和,并没有区分不同的业务类型,而不同的业务对网络服务质量的要求是不同的,所以下一步工作是区分不同业务建立预测模型。

参考文献

[1] Yu Guo-qiang, Zhang Chang-shui. Switching ARIMA model

for Software Defined Radio[D]. KTH Royal Institute of Technology, 2000

[2] Mitola J, Maguire G Jr. Cognitive Radio: Making software radio more personal[J]. IEEE Personal Communications Magazine, 1999, 6(4): 13-18

[3] FCC ET Docket No 03-322 Notice of proposed rule Making and order[OL]. 2003-12

[4] FCC, ET Docket No 02-135, Spectrum Policy Task Force[OL]. 2002-11

[5] <http://www.ieee802.org/22/>[OL]

[6] <http://grouper.ieee.org/groups/scc41/4/>[OL]

[7] <http://www.etsi.org>[OL]

based forecasting for traffic flow[J]. ICASSP 2004, (2): 429-432

[2] 韩良秀, 丛锁, 阎华, 等. 基于小波技术的网络流量特征刻画[J]. 小型微型计算机系统, 2001, 22(9)

[3] 张光胜, 李靖波, 窦文华, 等. 自相似网络流量预测研究[J]. 湖南大学学报, 2008, 35(6)

[4] 程光, 龚俭, 丁伟. 基于小波的网络流量分解模型[J]. 小型微型计算机系统, 2005, 3(26)

[5] Park K, Willinger W. Self-Similar Network Traffic and Performance Evaluation[M]. Wiley, 2000

[6] Park K, Kim G, Crovella M E. The Protocol Stack and Its Modulating Effect on Self-Similar Traffic, 2000

[7] 薛可, 李增智, 刘浏. 基于 ARIMA 模型的网络流量预测[J]. 微电子学与计算机, 2004, 21(7)

[8] 韩敏, 王晨, 席剑辉. 基于改进 RBF 神经网络的非线性时间序列预测[J]. 仪器仪表学报, 2003, 24(4 增刊)

[9] Yu Guo-qiang, Zhang Chang-shui. Switching ARIMA Model based forecasting for traffic flow[J]. ICASSP 2004, (2): 429-432

[10] Gao Chuan-shan, Han Liang-xiu, Cen Zhi-wei, et al. New Multi-fractal Traffic Model Based on the Wavelet Transform[C]// Proceedings of the ISCA 14th International Conference: Parallel and Distributed Computing Systems. Richardson, Texas USA, Aug. 2001

[11] 曹雪, 魏恒义, 程竹林, 等. 基于小波方法的 Internet 流量的预测建模[J]. 计算机工程, 2003, 9(29)

[12] 胡俊, 胡玉清, 肖巾卿. 基于小波变换的网络流量预测模型[J]. 计算机工程, 2008, 34(19)

[13] 冯海亮, 陈淦, 林青家, 等. 一种基于神经网络的网络流量组合预测模型[J]. 计算机应用, 2006, 9

[14] 陈哲, 冯天瑾. 小波分析与神经网络结合的研究进展[J]. 电子科学学刊, 2000

[15] 褚晓勇, 徐晨. 非线性逼近的自适应小波神经网络方法[J]. 工程数学学报, 2003, 20(2): 23-27

[16] Packard N, Crutchfield J, Farmer D, et al. Geometry from a Time Series Physical Review Letters, 2003, 45: 712-715

[17] Hecht-Nielsen R. Komogrov's mapping neural network existence theorem [J]. Proceedings of the international conference on Neural Networks, 1987, (3): 11-13

[18] 葛哲学, 孙志强. 神经网络理论与 MATLAB2007 实现[M]. 2007