

一种基于小波卡尔曼滤波的 MPLS 流量预测算法

韩志杰¹, 王汝传², 段晓阳¹

(1. 河南大学 计算机与信息工程学院, 河南 开封 475004;

2. 南京邮电大学 计算机学院, 江苏 南京 210003)

摘 要: MPLS 网络流量具有不确定性和突发性的特征, 针对该特征分析了现有网络流量预测模型的不足, 并提出了一种更具针对性的基于小波和卡尔曼滤波的流量预测模型。利用卡尔曼滤波目标的小波变换系数, 通过与多尺度分析方法相结合, 设计和实现了具备实时性和递归性, 同时具有多尺度分析能力的小波—卡尔曼滤波混合流量预测模型。通过仿真模拟实验, 结果表明 MPLS 流量预测算法相对于传统流量预测模型具有较好的实时性和预测精度, 而且算法的复杂度也比较低。

关键词: MPLS; 小波; 卡尔曼滤波; 故障恢复

中图分类号: TP393

文献标识码: A

文章编号: 1673-629X(2010)11-0025-04

A Novel MPLS Traffic Prediction Algorithm Based on Wavelet and Kalman Filter

HAN Zhi-jie¹, WANG Ru-chuan², DUAN Xiao-yang¹

(1. College of Computer and Information Engineering, Henan University, Kaifeng 475004, China;

2. College of Computer, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210003, China)

Abstract: The MPLS network traffic is of uncertainties and abruptness. For these characteristics, analyzed insufficiency of the current prediction models of the network traffic, and proposed a traffic prediction model based on wavelet and Kalman filter, which presented more efficiently. Using the wavelet coefficients of the Kalman filter target state and combining with the method of multi-scale analysis, designed and implemented a method which had not only real-time and recursiveness, but also the wavelet with multi-scale analysis capabilities - Kalman filter mixed traffic prediction model. Did the simulation experiments, and the results show the MPLS traffic prediction algorithm has better prediction accuracy and real-time compared to the traditional traffic prediction model, and the algorithm complexity is lower.

Key words: MPLS; wavelet; Kalman filter; fault recovery

0 引言

MPLS(Multi-Protocol Label Switching, 多协议标签交换协议)是 IP 和 ATM 融合的技术^[1-4], 它在 IP 中引入了 ATM 的技术和概念, 同时拥有 IP 和 ATM 的优点和技术特征。流量预测算法是 MPLS 网络流量模型的核心和关键问题, 传统的网络流量预测模型可

分为线性预测模型和非线性预测模型^[5-7]。线性预测模型由于要求网络流量为均匀分布且具备周期性特征, 显然不适于 MPLS 网络流量预测, 神经网络作为非线性预测模型能够有效自适应处理 MPLS 网络流量的非线性变化特征, 且不需要数学模型, 但是其运算复杂性较大, 无法进行实时网络流量预测。在文献[8]中, 在电力预测中以及天气预报等动态随机预测中, 将卡尔曼滤波和小波分析相结合以充分地发挥各自的优秀特性, 有效提高了预测精度, 降低了预测误差。在文献[9]中, 在经济指标预测方面, 通过采用小波卡尔曼滤波预测模型, 有效地提高了预测精度。在文献[10]中, 介绍了 MPLS 在 NS2(Network Simulator II)仿真平台中的设计与分析, 而文献[11]通过对 NS2 的扩展, 使用 NS2 模拟环境对 MPLS 流量工程进行性能评估和测试。

在对上述研究工作的基础上, 基于文献[4]所提出

收稿日期: 2010-03-17; 修回日期: 2010-06-13

基金项目: 国家自然科学基金(60973139, 60903181, 60773041); 省级现代服务业发展专项资金、江苏省高校自然科学基金基础研究项目(08KJB520006, 09KJB520009); 国家和江苏省博士后基金(0801019C, 20090451240, 20090451241); 江苏省六大高峰人才项目(2008118); 江苏省计算机信息处理技术重点实验室基金(2010)

作者简介: 韩志杰(1979-), 男, 河南周口人, 博士研究生, 研究方向为计算机软件理论、计算机网络、信息安全与对等计算; 王汝传, 教授, 博士生导师, 研究方向为计算机软件、计算机网络和网络、信息安全、无线传感器网络、移动代理和虚拟现实技术等。

的预测模型,针对 MPLS 网络流量自身的特殊性,即网络流量的不确定性和突发性,提出了 MPLS 网络流量的预测模型。利用将卡尔曼滤波目标状态的小波变换系数,通过多尺度分析方法相结合,设计和实现了具备实时性和递归性,同时具有多尺度分析能力的小波-卡尔曼滤波混合流量预测模型(Wavelet-Kalman Filtering Hybrid Model for Estimating and Forecasting)。

1 MPLS 网络流量预测模型

传统网络流量预测模型^[12]如式(1)所示,利用卡尔曼滤波和小波分析,对其进行展开和推导,获得本算法的预测模型:

$$\frac{d}{dt}P_n(t) = (N + 1 - n)\lambda P_{n-1}(t) + (n + 1)\mu P_{n+1}(t) - [(N - n)\lambda + n\mu]P_n(t) \quad (1)$$

其中 $P_n(t)$ 为时间为 t 时 n 个报文到达的概率, λ 为 ON 时间均方指数, μ 为 OFF 时间均方指数,在此生灭过程中,共计有 $N + 1$ 个状态。

据(1)得到 Kalman 预测模型(如式(2)、(3)所示)和 Kalman 估计模型(如式(4)~式(6)所示):

$$\tilde{x}(k) = \hat{x}(k-1) + B\bar{u}(k-1) \quad (2)$$

$$\tilde{P}(k) = \tilde{P}(k-1) + B^2Q(n-1) \quad (3)$$

$$\hat{x}(k) = \tilde{x}(k) + K(k)[y(k) - C(\tilde{x}(k))] \quad (4)$$

$$K(k) = \tilde{P}(k)C/[\tilde{P}(k)C^2 + R(k)] \quad (5)$$

$$\tilde{P}(k) = [1 - K(k)C]\tilde{P}(k) \quad (6)$$

这里 $B = D/C$

$$\left\{ \begin{aligned} C &= \frac{\gamma}{\lambda + \mu} [1 - e^{-(\lambda + \mu)T}] \\ D &= \frac{\gamma}{\lambda + \mu} [(\lambda + \mu)T - (1 - e^{-(\lambda + \mu)T})] \\ \bar{u} &= \frac{N\lambda}{\lambda + \mu} \end{aligned} \right\} \quad (7)$$

$Q(k)$ 和 $R(k)$ 为系统噪声和测量噪声, $\tilde{P}(k)$, $\tilde{P}(k-1)$ 为预测误差和估计误差, $\bar{u}(k)$ 为系统噪声均方差, $K(k)$ 为滤波增益,在式(1)~式(7)的基础上,推导 MPLS 网络流量预测模型为:

$$P_L(t) = B(t) + W(t) + v(t) \quad (8)$$

其中, $P_L(t)$ 为网络流量总量, $B(t)$ 为网络流量平稳部分, $W(t)$ 为周期性变化部分, $v(t)$ 为随机变化部分,且有:

$$B(t) = Cx(t) \quad W(t) = Du(t) \quad (9)$$

针对 $B(t) = Cx(t)$ 进行离散小波分解,得到:

$$B(t) = \sum_{m=1}^{2^L} bc_{s,m}^L \phi_{L,m}(t) + \sum_{j=L}^{M-1} \sum_{m=1}^{2^j} bd_{s,m}^j \psi_{j,m}(t) \quad (10)$$

$\phi_{L,m}(t)$, $\psi_{j,m}(t)$ 分别为尺度函数和小波函数, 2^L 为最细尺度,且有:

$$bc_{s,m}^L = \langle B(t), \phi_{L,m}(t) \rangle, bd_{s,m}^j = \langle B(t), \psi_{j,m}(t) \rangle \quad (11)$$

针对 MPLS 网络流量的自相似特征,利用小波分析系数进行处理^[6],这里处理过程为 BWT(Base Wavelet Transform),尺度因子为 $u(k) = bc_{s,m}^L/bd_{s,m}^j$,且 $u(k) \geq 1$ 。其中 $u(k)$ 的分布约为正态分布,且均方为 0,分布概率函数定义为 $N(j)$,BWT 过程具体包括以下:

1) 在最小尺度 j 上,由 $N(j)$ 产生随机变量 $u(j)$, bc_j ,得到:

$$bd_j = bc_j/u(j) \quad (12)$$

2) 重复上述步骤直到 $j = 0$,得到:

$$WB = [bc_0^0 \ bd_0^0 \ bd_0^1 \ bd_1^1 \ bd_1^0 \ bd_1^2 \ bd_2^2 \ \cdots \ bc_{2^{M-1}-1}^{M-1}]^T \quad (13)$$

针对 $W(t) = Du(t)$ 进行离散小波变换,即:

$$W(t) = \sum_{m=1}^{2^L} ac_{s,m}^L \phi_{L,m}(t) + \sum_{j=L}^{M-1} \sum_{m=1}^{2^j} ad_{s,m}^j \psi_{j,m}(t) \quad (14)$$

其中 $\phi_{L,m}(t)$, $\psi_{j,m}(t)$ 分别是尺度函数和小波函数, 2^L 为最细尺度,且:

$$bc_{s,m}^L = \langle W(t), \phi_{L,m}(t) \rangle, bd_{s,m}^j = \langle W(t), \psi_{j,m}(t) \rangle \quad (15)$$

得到:

$$WA = [ac_0^0 \ ad_0^0 \ ad_0^1 \ ad_1^1 \ ad_1^0 \ ad_1^2 \ ad_2^2 \ \cdots \ ac_{2^{M-1}-1}^{M-1}]^T \quad (16)$$

根据上述模型可得:

$$Z(k) = W^T WBW^T WAW(k) \quad (17)$$

其中 W_k^T 为 $\phi_{M,r}(t)$ 尺度函数的系数矩阵的逆阵,在此求得 KF 方程为:

$$\begin{cases} X(k) = \Phi(k, k-1)X(k-1) + J(k) \\ Z(k) = C(k)X(k) + V(k) \end{cases} \quad (18)$$

其中转移阵 $\Phi(k, k-1)$ 为 $I_{N \times N}$, I 为单位阵,

$$J(k), V(k) \text{ 为白噪声模型, } X(k) = \begin{bmatrix} WB \\ WA \end{bmatrix}$$

$Z(k)$ 为 k 周期内顺序获得的测量值序列 $z(k_1)$, $z(k_2), \dots, z(k_N)$ 集合, Z_k^1 表示 $1, 2, \dots, k$ 周期所有时刻的测量值序列集合,整体流量预测算法流程如图 1 所示。

Step 1: 如式(18)测量方程和状态方程;

Step 2: 得到初值 $= \hat{X}, P_0, K_0$;

Step 3: 第 $(k-1)$ 周期

(1) 得到 $\hat{X}(k-1 | k-1), P(k-1 | k-1)$

(2) 计算 $\hat{X}(k | k-1), P(k-1 | k-1)$

其中, $\hat{X}(k | k-1) = E\{X(k) | Z_k^{k-1}\}, P(k | k-$

1) $= E\{[X(k) - \hat{X}(k|k-1)][X(k) - \hat{X}(k|k-1) - 1)]^T\}$

(3) $\hat{X}(k|k-1)$ 小波重构,得到第 k 周期 $S(k)$ 的预测值:
 $\hat{S}(k|k-1) = E\{S(k) | Z_1^{k-1}\}$

Step 4: 在第 (k) 周期内,依次取得 $Z(k)$ 的值;

Step 5: 根据 Step 3 和 Step 4,获得状态 $X(k)$ 基于 Z_1^k 的估计值,相应地估计误差协方差阵。即:
 $\hat{X}(k|k) = \hat{X}_e(k|k_N) = E\{X(k) | Z_1^k\}$

$P(k|k) = P_e(k|k_N)$ 及 $S(k)$ 基于 Z_1^k 的估计值:
 $\hat{S}(k|k) = \hat{S}(k|k_N)$

Step6 :重复 Step 3~5,处理所有周期。

2 仿真实验

仿真的主要目的是验证流量预测模型用来预测真 MPLS 网络流量的性能,采用了 Matlab 6.5 平台进行比较仿真验证,具体仿真步骤如下所示:

(1) 在 MPLS 网络中进行网络流量采集,采样流

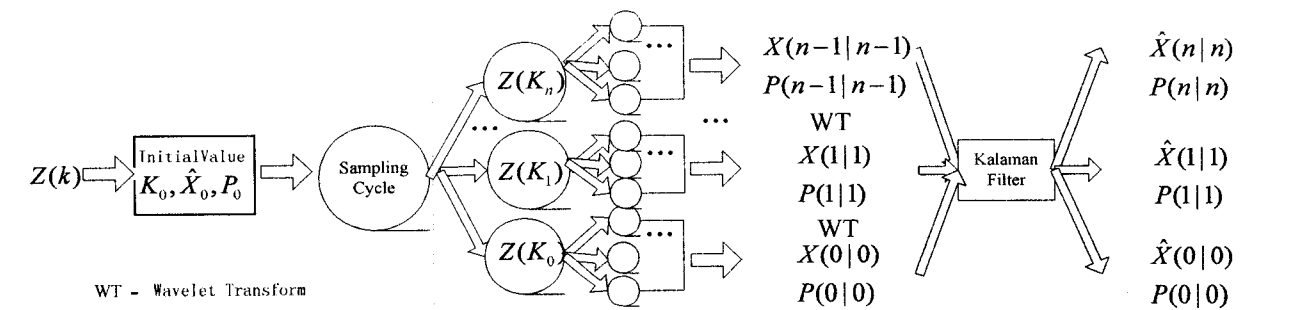


图 1 MPLS 流量预测算法示意图

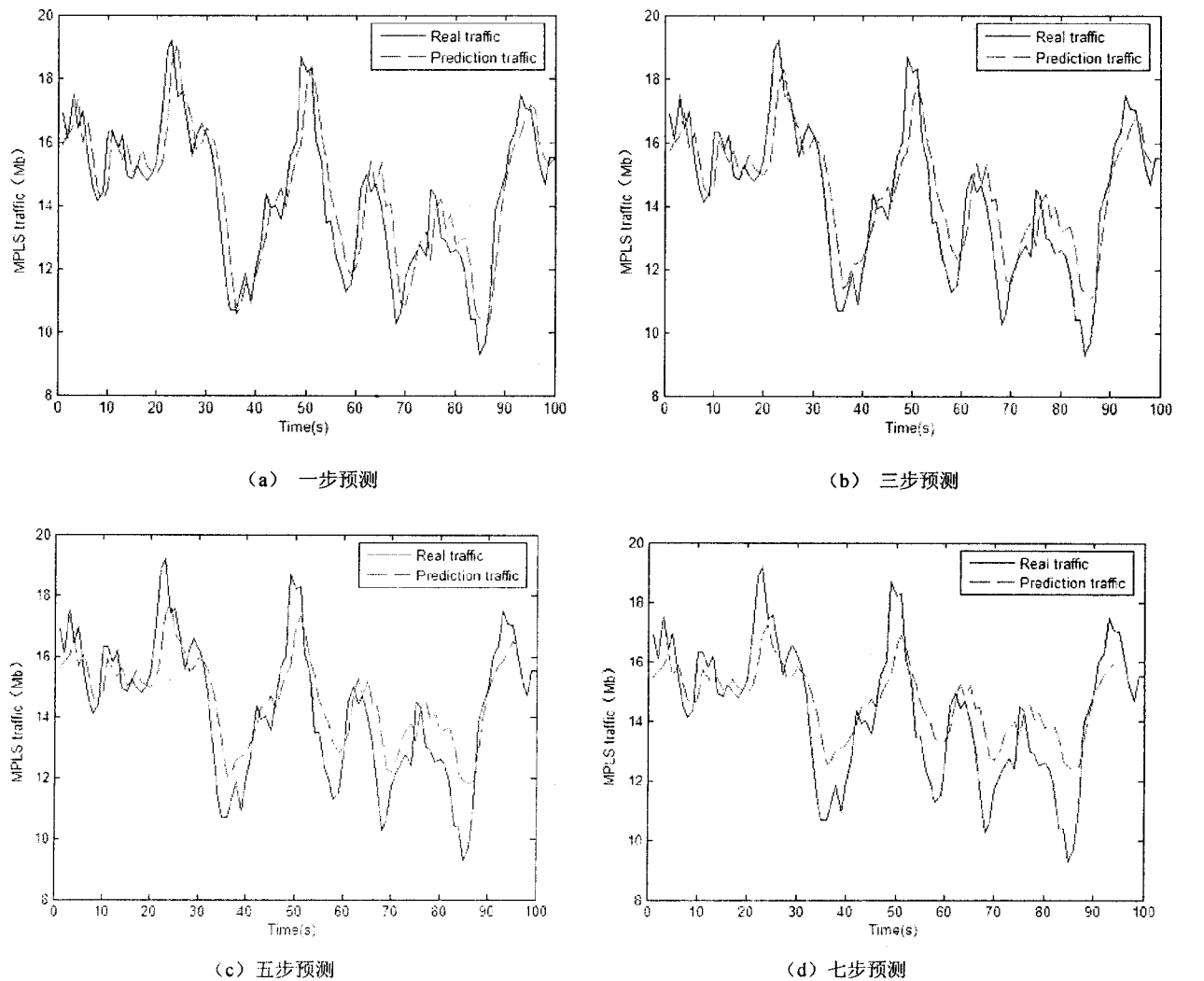


图 2 MPLS 流量预测图

量数据的采集是每隔 1 秒采集一个数据,第一次采集了 256 组数据。

(2) 在 Matlab 6.5 中,分别实现小波卡尔曼滤波流量预测模型。

(3) 把步骤(1)中所采集得到的 MPLS 网络流量样本序列化为矩阵,代入 WKHEFA 网络流量预测进行流量预测仿真,分别进行 1 步预测、3 步预测、5 步预测、7 步预测。

(4) 将仿真结果利用 Matlab 6.5 绘图工具绘制成图。仿真结果如图 2 所示。

从图中可以看出,WKHEFA 预测模型一步预测曲线和真实 MPLS 网络流量曲线的拟合度较好,表示预测误差小、精度高,相对准确地预测出 MPLS 网络流量;随着预测步长增大,预测曲线相对偏离真实 MPLS 网络流量曲线,表明预测误差增大和预测精度下降。仿真结果表明,WKHEFA 预测模型可以用来进行实时 MPLS 网络流量预测,主要基于如下原因:WKHEFA 是在卡尔曼滤波的基础上引入小波变换过程,相对于传统的线性预测模型如 AR,MA,ARMA 等模型,卡尔曼滤波不需存储和计算大量的网络流量历史数据,只是基于实时的更新信息,也即是“新息”,便可以保证其预测精度;WKHEFA 运算复杂度与非线性预测模型如神经网络等相比,复杂度较低,便于实时预测。

3 结束语

文中针对 MPLS 网络流量的特征,结合小波与卡尔曼滤波提出了一种新的实时网络流量预测方法,并在 Matlab 6.5 仿真平台中实现,仿真结果表明,具备较

好的预测精度,误差率低。

参考文献:

- [1] 刘正茂,王永骥. MPLS: ATM 与 IP 结合的新模式[J]. 河北省科学院学报, 2003, 20(1): 45 - 47.
- [2] 孟祥迪,郭静寰,熊木地. 电信级路由器的 MPLS 技术原理及性能测试[J]. 计算机技术与发展, 2006, 16(10): 207 - 210.
- [3] 刘广义,周海军,林孝康. MPLS 关键技术研究[J]. 计算机工程与应用, 2002(15): 130 - 133.
- [4] 陈勇,陈建勋,张勇. 基于 MPLS 流量工程的网络仿真技术[J]. 武汉科技大学学报, 2006, 29(3): 273 - 276.
- [5] Awduche D, Malcolm J, Agogbua J, et al. Requirements for Traffic Engineering over MPLS[S]. RFC 2702, 1999.
- [6] Swallow G. MPLS advantages for traffic engineering[J]. IEEE Communications Magazine, 1999, 37(12): 54 - 57.
- [7] Xiao Xipeng, Hannan A, Bailey B, et al. Traffic engineering with MPLS in the internet[L]. IEEE Network, 2000, 14(2): 28 - 33.
- [8] Zheng Tongxin, Girgis A, Makram B. A hybrid wavelet - Kalman filter method for load forecasting[J]. Electric Power Systems Research, 2000, 54(1): 11 - 17.
- [9] 任慧玉. 最优估计与小波分析理论在经济分析中的应用研究[D]. 河南: 河南大学, 2004.
- [10] 李海霞,宋玲. 基于 NS2 的 MPLS 仿真模拟技术分析[J]. 计算机技术与发展, 2006, 16(12): 26 - 28.
- [11] 李蓬,黄河. 基于 NS2 的 MPLS 流量工程仿真研究[J]. 计算机技术与发展, 2008, 18(9): 53 - 56.
- [12] Kolarov A, Atai A, Hui J. Application of Kalman filter in high - speed networks[C]//GLOBECOM '94. San Francisco, U. S. A: [s. n.], 1994: 624 - 628.
- [7] 蔡剑卿. 基于 FPGA 的改进 Turbo 译码器的设计与实现[J]. 福建电脑, 2009(11): 133 - 134.
- [8] 赵旦峰,焉晓贞. 一种改进 Turbo 码译码器的 FPGA 设计与实现[J]. 电子技术应用, 2008, 34(3): 32 - 35.
- [9] 张桂华,桑会平,姬红兵. 基于 FPGA 的 Turbo 码译码算法实现[J]. 系统工程与电子技术, 2008, 30(8): 1584 - 1587.
- [10] Pietrobon S S, Barbulescu A S. A simplification of the modified bahl decoding algorithm for systematic convolutional codes [C]//Proc. Int. Symp on Inform. Theory and its Applie. Sydney, NSW: [s. n.], 1994: 1073 - 1077.
- [11] Robertson P, Villebrun E, Huber P. A comparison of optimal and sub - optimal MAP decoding algorithms operating in the log domain[C]//Proc. ICC'95. Seattle, USA: [s. n.], 1995: 1009 - 1013.
- [12] Hagenauer J, Hoehner P. A viterbi algorithm with soft - decision outputs and its applications[C]//Proc. Globecom'89. [s. l.]: IEEE, 1989: 1680 - 1686.

(上接第 24 页)

参考文献:

- [1] Berrou C, Glavieux A, Thitimajshima P. Near Shannon limit error - correcting coding and decoding: Turbo - codes (1) [C]//Proc. ICC'93. Geneva, Switzerland: [s. n.], 1993: 1064 - 1074.
- [2] 刘东华. Turbo 码原理与应用技术[M]. 北京: 电子工业出版社, 2000.
- [3] 邢莉,王忠,李兴国. 基于 Matlab 的 Turbo 码仿真研究[J]. 现代电子技术, 2009(3): 19 - 21.
- [4] 彭芳芳. OFDM 系统中的 Turbo 码编译码技术研究及实现[D]. 重庆: 重庆大学, 2009.
- [5] 张中培,周亮,靳蕃. 低复杂度 Turbo 码译码并行实现[J]. 电子学报, 2001(2): 272 - 274.
- [6] 王坤,张青青,冯加建. Turbo 码高速译码器设计[J]. 现代电子技术, 2008, 31(18): 171 - 173.