

doi:10.3969/j.issn.1001-893x.2013.07.002

# 一种新的卫星通信网流量预测算法<sup>\*</sup>

秦红祥<sup>1,2</sup>, 杨 飞<sup>1,2,\*\*</sup>

(1. 国家移动卫星通信工程技术研究中心, 南京 210002; 2. 熊猫电子集团有限公司, 南京 210002)

**摘 要:**在通信网络的设计中,使用基于流量预测的网络规划已成为 LTE 发展的必然趋势。与地面网络不同,卫星网络由于受资源受限和拓扑时变的不利影响,其流量预测算法必须能兼顾精度和效率,这令传统的地面网络预测方法已不再适用。为了解决以上问题,提出了一种新的基于小波回声状态网络的流量预测算法,该算法通过小波多尺度分解的信号处理方法屏蔽了网络流量的噪声,而后结合了无反馈的回声状态网络联合进行预测。仿真证明,新算法相比传统算法能大幅提升网络流量的预测精度和运行效率,为卫星网络的流量规划提供了强有力的决策支持。

**关键词:**卫星通信网;流量规划;小波回声状态网络;多尺度分解

**中图分类号:**TN915      **文献标志码:**A      **文章编号:**1001-893X(2013)07-0835-05

## A New Traffic Flow Prediction Algorithm for Satellite Communication Network

QIN Hong-xiang<sup>1,2</sup>, YANG Fei<sup>1,2</sup>

(1. NERC for Mobile Satellite Communications, Nanjing 210002, China;

2. Nanjing Panda Electronics Company Limited, Nanjing 210002, China)

**Abstract:** In the design of a communication network, it has become an inevitable trend with LET development to use traffic flow prediction method for network planning. Due to suffer from the constrained resource and changeable topology, the traffic flow prediction algorithm of the satellite networks which is different from terrestrial networks, should fully take into account the accuracy and efficiency, so the traditional prediction methods for terrestrial networks are no longer fit for application. In order to resolve this problem, a new traffic flow prediction algorithm based on wavelet and echo state networks is proposed in this paper. The new algorithm uses the signal processing method based on multi-scale decomposition of wavelet to shield the noise of the network traffic, and it combines with the non-feedback echo state network to predict. The simulation results show that the new algorithm can greatly improve the prediction accuracy and running efficiency of network traffic compared with traditional algorithms, so it provides a more scientific decision support for satellite communication network traffic planning.

**Key words:** satellite communication network; flow planning; wavelet echo state network; multi-scale decomposition

## 1 引 言

随着信息技术的飞速发展,卫星通信作为最重要的通信方式之一,无论是在军用和民用上均占有着举足轻重的地位。而在卫星通信系统的构建中,

卫星网络由于具有全球覆盖、接入简便、带宽按需分配等传统地面网络无法比拟的优势,已被广泛地应用于气象预测、环境监测、定位导航、广播电视和网络通信等方面,且即将成为 NGI(Next-Generation Internet)中重要的组成部分<sup>[1-3]</sup>。

<sup>\*</sup> 收稿日期:2013-03-02;修回日期:2013-05-31      Received date:2013-03-02;Revised date:2013-05-31

基金项目:国家高技术研究发展计划(863 计划)项目(2012AA01A507)

Foundation Item:The National High Technology Research and Development Program(863 Program) of China(2012AA01A507)

<sup>\*\*</sup> 通讯作者:yangfei800103@163.com      Corresponding author:yangfei800103@163.com

流量规划是在通信网络设计中对流量进行科学分配的方法,也是当前通信网络规划中亟待解决的重点和难点。而实际应用中,由于卫星网络带宽资源有限,故采用较优的分配流量方法以提升卫星网络的利用率变得尤为重要,同时也令流量规划问题成为了卫星通信网络系统设计中极为关键的组成部分<sup>[4-5]</sup>。传统的流量分配方法均是基于对网络流量的历史信息进行静态分析后进行规划设计的,而随着卫星通信网络用户数的日益快速递增,网络流量已呈现出较大的不确定特征,这使传统的流量分配方法产生了严重的滞后性和不适性。其结果必将加剧网络资源分配的不平衡性,令通信链路上产生的拥塞加重,从而导致网络的故障率、延时和 QoS 均难以保障。为了解决以上问题,近年来流量分配方法的研究已从传统的静态分配方式逐步地向具有预测性的动态分配方式转变,如何快速、准确对未来短时甚至长时的网络流量进行预测成为了卫星通信网络流量规划的关键<sup>[6-10]</sup>。

目前,地面网络的网络流量预测算法已受到了广泛关注,出现了如历史平均、时间序列分析、非线性分析、人工智能等。其中基于人工智能的方法由于建模简单、鲁棒性强,成为了理论研究和工程应用的热点<sup>[11-12]</sup>。例如,支持向量机已在实际地面网络的流量预测中应用,其预测结果能较好地用于流量分配的策略中。然而,卫星网络相比地面网络,其可用资源的有限性和拓扑结构的时变性(如低轨卫星对地固定点可见时间仅在10 min内)更为显著,这令传统地面网络流量预测算法移植用于卫星网络流量预测时将不可避免地面面临预测精度和运行效率的挑战<sup>[9]</sup>。为此,本文提出了小波回声状态网络(Wavelet Echo State Networks, WESN)用于卫星网络的流量预测。文中先利用小波多尺度分解的信号处理方式降低网络流量的不确定性,再利用回声状态网络预测精度高和收敛速度快的优点对重构后网络流量的各尺度分量分别进行预测后将结果累加。在对实际网络流量预测的仿真试验中,相比传统算法,所提算法在性能上兼顾了预测精度高和训练速度快这两大优点,较好地满足了卫星通信网络流量的预测要求,为卫星通信网络的流量规划提供了强有力的决策支持。

## 2 回声状态网络模型

回声状态网络(Echo State Networks, ESN)是德

国科学家 Jaeger 等人在文献[13]中提出的一种新型机器学习方法。由于具有训练效率高、鲁棒性好、泛化能力强等优势,ESN 被广泛应用于电力、交通、环境等多个支柱行业的预测预报中。通过下面 ESN 模型的简要介绍,可以了解到它的独特优势。

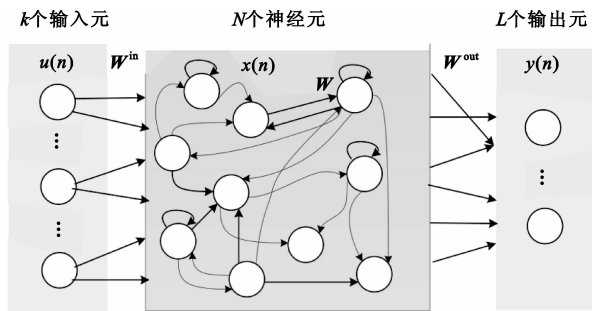


图 1 ESN 结构  
Fig.1 Construction of ESN

ESN 作为一种特殊的离散递归神经网络,但其结构上却不失一般性,如图 1 所示,在采样时刻 n 的前端输入层、隐含层以及输出层的值可分别表示为

$$u(n) = (u_1(n), u_2(n), \cdots, u_K(n))^T$$

$$x(n) = (x_1(n), x_2(n), \cdots, x_N(n))^T$$

$$y(n) = (y_1(n), y_2(n), \cdots, y_L(n))^T$$

其中, K、N 和 L 分别代表输入元、神经元以及输出元的维数。不同于传统的神经网络, ESN 的隐含层是由大规模稀疏且随机连接的神经元组成,也称为动力储备池。在这种特殊连接方式下,储备池中的大规模的神经元可以将输入信号映射至高维空间,从而为 ESN 提供了强大的动力,可以充分地逼近输入信号。其状态方程和输出方程可表示为

$$x(n) = f(W^{in}u(n) + Wx(n-1)) \tag{1}$$

$$y(n) = f^{out}(W^{out}x(n)) \tag{2}$$

其中, W<sup>in</sup>、W 和 W<sup>out</sup> 分别为输入连接权值矩阵、神经元内部连接权值矩阵和输出连接权值矩阵, f 和 f<sup>out</sup> 分别为选用 Sigmoid 和正切函数作为内部激活函数和输出激活函数。而 W<sup>in</sup> 和 W 的各权值系数是服从[0,1]均匀分布的随机数,在由初始化产生后,整个训练过程中将保持不变。由式(1)可见,当前时刻动力储备池的状态总是与前若干个时刻的状态相关,这种特有的短时记忆特性,使得 ESN 非常适合对相关性较强的平稳时间序列进行预测。

## 3 卫星网络流量的预测模型

卫星网络流量预测的研究中存在着以下两个难点:其一,根据用户的网络行为可知,虽然网络流量

宏观上具有较好的自相似特性,然而微观上却仍含有一定的不确定性,即随机性,我们将它定义为流量数据在广义上的噪声,这些噪声成分一定程度上影响了网络流量的可预测性,令现有模型(包括 ESN)的预测精度难以满足实际需要;其二,以往经典的流量预测方法,如 BP 神经网络、ARMA 等,在对地面网络的流量进行动态预测时,能通过对算法进行改进从而以复杂度为代价换取较高的预测精度。而前述已提及,由于卫星网络系统能量供给、计算资源和存储资源都十分有限,因此实际中可行的卫星网络流量分配算法在动态预测过程中必须同时在精度和运行效率上具有极高的性能,这令以往地面网络流量的预测算法无法通过简单的移植用于卫星通信系统。

为了解决以上难点,本文提出了基于 WESN 的卫星网络流量预测算法。此算法充分利用小波多尺度分解特性,屏蔽了流量数据中噪声成分的干扰,而后再利用 ESN 精度高和训练速度快的优点,从而在精度和运行效率上满足卫星网络流量预测的需要。算法流程如图 2 所示。

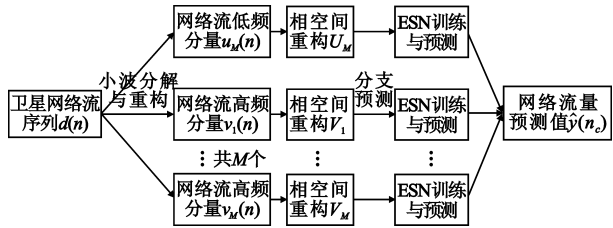


图 2 WESN 算法流程图  
Fig.2 Process diagram of WESN algorithm

(1)卫星网络流量的小波分解与重构

利用 Mallat 分解算法<sup>[14]</sup>,对交通流进行  $M$  层离散二进小波分解,得到网络流量  $d(n)$  在多尺度分解下的特征系数:

$$\begin{cases} p_{M,k} = \langle d(n), \phi_{M,k}(n) \rangle \\ q_{j,k} = \langle d(n), \varphi_{j,k}(n) \rangle \end{cases}, k \in Z \quad (3)$$

则原卫星网络流量  $d(n)$  可表示为

$$d(n) = \sum_k p_{M,k} \phi_{M,k}(n) + \sum_{j=1}^M \sum_k q_{j,k} \varphi_{j,k}(n) \quad (4)$$

其中,  $j$  为分解层数的序号,  $k$  为时间平移指数,  $j \in [1, 2, \dots, M]$ 。而  $\phi_{M,k}(n)$  和  $\varphi_{j,k}(n)$  为母小波  $\phi(n)$  和尺度函数  $\varphi(n)$  经过伸缩和平移获得:

$$\begin{cases} \phi_{M,k}(n) = 2^{-M/2} \phi(2^{-M} \cdot n - k) \\ \varphi_{j,k}(n) = 2^{-j/2} \varphi(2^{-j} \cdot n - k) \end{cases} \quad (5)$$

且  $p_{M,k}$  和  $q_{j,k}$  分别为卫星网络流量经过分解后第  $j$  层中含有低频分量信息的近似系数和高频分量信息的细节系数,可通过低通滤波器  $h(t)$  和高通滤波器  $g(t)$  分别与  $j-1$  层的近似系数  $p_{j-1,k}$  求卷积,再进行下 2 采样,即

$$\begin{cases} p_{M,k} = \sum_t p_{M-1,k} \cdot h(t - 2k) \\ q_{j,k} = \sum_t p_{j-1,k} \cdot g(t - 2k) \end{cases} \quad (6)$$

利用各层的近似系数  $p_{M,k}$  和各层的细节系数  $q_{j,k}$  进行卫星网络流量的单支重构,即可得  $M+1$  个分量,则重构后的网络流可重新表示为这  $M+1$  个分量的线性加和:

$$d(n) = u_M(n) + \sum_{j=1}^M v_j(n) \quad (7)$$

其中,  $u_M$  为低频分量,含有卫星网络流量的主信息;  $v_j$  为高频分量,含有卫星网络流量的次信息以及噪声成分。

(2)卫星网络各分量的相空间重构

通过各分量的相空间重构分析,可以确定 ESN 训练中的输入-输出关系:

$$\begin{cases} V_j(n_j) = (v_j(n_j), v_j(n_j - \tau_j), \dots, v_j(n_j - (m_j - 1)\tau_j))^T \\ U_M(n_{M+1}) = (u_M(n_{M+1}), u_M(n_{M+1} - \tau_{M+1}), \dots, \\ u_M(n_{M+1} - (m_{M+1} - 1)\tau_{M+1}))^T \end{cases} \quad (8)$$

其中,  $m_j$  和  $\tau_j$  分别为各分量的嵌入维数和延迟时间,各分量对应的采样点的序号为  $n_j = (m_j - 1)\tau_j + 1, \dots, b$ 。

(3)ESN 的训练和预测

将式(8)得到的多个卫星网络的流量分量分别对应地输入多个 ESN 进行训练和预测,则这  $M+1$  个输入-期望输出对可分别表示为

$$\begin{cases} u_j(n_j) = V_j(n_j) \\ y_j(n_j) = V_j(n_j + 1) \end{cases} \quad (9)$$

$$\begin{cases} u_{M+1}(n_{M+1}) = U_M(n_{M+1}) \\ y_{M+1}(n_{M+1}) = U_M(n_{M+1} + 1) \end{cases} \quad (10)$$

将式(9)和(10)的  $u \rightarrow y$  作为各 ESN 的输入-输出对代入式(1)和(2)进行训练和预测,可得各分量的预测值  $Y_j(n_c)$  和  $\bar{Y}_M(n_c)$ ,其中序号  $n_c = a + 1, a + 2, \dots, b$ ,因此可得卫星网络流量的最终预测值为

$$\hat{y}(n_c) = \bar{Y}_M(n_c) + \sum_{j=1}^M Y_j(n_c) \quad (11)$$

4 模型性能仿真

4.1 实验数据

Hao 等学者对美国卫星主干网和 Abilene(美国教育网)的网络流量进行跟踪后证实:鉴于卫星网络在功能上与地面网络等同,故此两种网络所承载的流量具有相同或相似的网络特性<sup>[9]</sup>。为此,本文以地面网络中北京某大学的主服务器流量数据为仿真对象,其采样周期为10 s,共 600 个采样点,如图 3 所示。仿真实验选取前 480 个采样数据作为预测模型的训练样本,后 120 个数据作为预测样本。

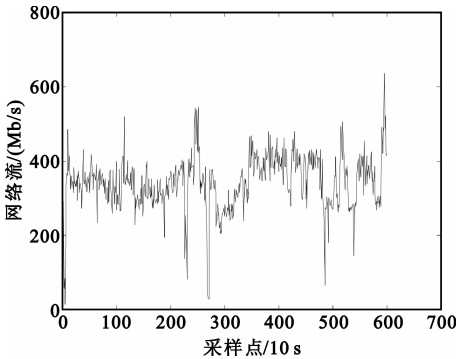


图 3 主干网的网络流量  
Fig.3 Network traffic of backbone

4.2 仿真的评价指标

为了能定量描述卫星网络流量预测算法的精度和效率,本文引入两个指标来评估模型的性能,即采用均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)度量模型预测精度,训练所耗时间评定模型的运行效率。

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{(b-a)} \sum_{n_c=a+1}^b (\hat{y}(n_c) - y(n_c))^2} \quad (12)$$

其中,  $\hat{y}(n_c)$  为实际预测值,  $y(n_c)$  为期望预测值,  $a+1$  为测试样本的起始点,  $b$  为测试样本的结束点。

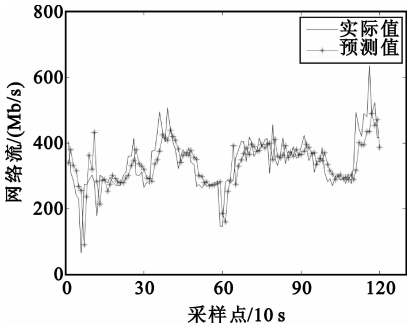
4.3 实验结果与分析

BP 神经网络和 ARIMA 时间序列模型作为经典的预测算法,常被用于公共参考标准来评价新模型的性能。本文将 BP、ARIMA、ESN 在相同条件下完成流量预测,并与 WESN 的性能对比,从而验证新算法的有效性。其中, WESN 模型中小波基选取 ‘db35’, 分解尺度  $M$  设置为 3,且用于预测多路分量的多个 ESN 子模型的参数如表 1 所示。所有仿真实验均在 Intel i5 - 2400、双核 3.1 GHz、内存 2 GB 的 MATLAB 2009 计算环境下测试完成。

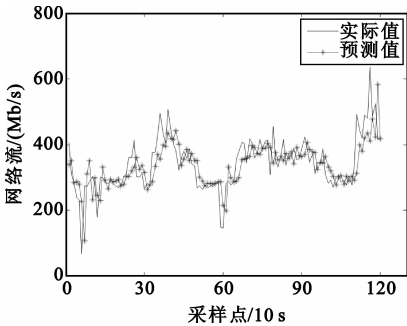
表 1 WESN 的参数设置

Table 1 Parameters setting of WESN

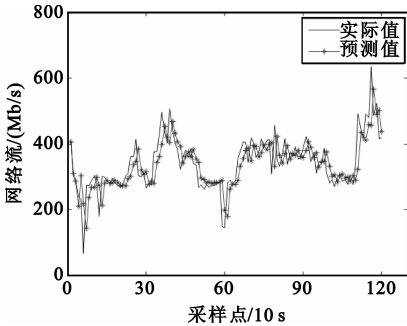
| 储备池规模 | 谱半径 | 输入比例因子 | 稀疏度 |
|-------|-----|--------|-----|
| 30    | 0.5 | 0.1    | 10% |



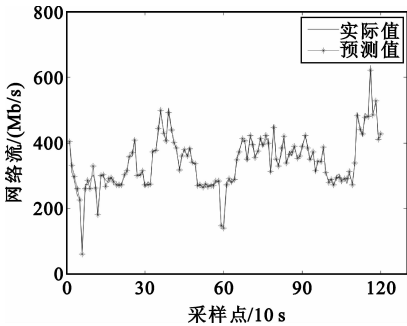
(a) BP



(b) ARIMA



(c) ESN



(d) WESN

图 4 各算法的网络流量预测结果  
Fig.4 Network traffic prediction result of each algorithm

图 4 给出了 4 种算法的网络流量预测结果,从宏观上可见,前 3 种模型的预测性能相差甚微,且都

有较大的预测误差,而本文所提的 WESN 模型却具有良好的预测性能(实际值与预测值基本重合),故其精度能远高于前 3 种预测模型。

为了能更进一步地量化评价各算法的预测性能,我们将上述的实验重复执行了 30 次后,取预测误差结果和训练时间的统计平均值。

表 2 给出了各个模型的预测误差和训练时间的统计平均值。显然,WESN 模型在误差指标 RMSE 上远低于其余模型,然而在训练时间上却相比 ESN 略有增加,但相比 BP 等复杂算法,其运行效率仍占有绝对优势,故本文提出的预测算法仅以较少量的复杂度换取了较大幅度的精度提高,能更好地满足实际卫星网络流量预测的需要。

表 2 各算法的预测性能

| Table 2 The prediction performance of each algorithm |       |        |
|------------------------------------------------------|-------|--------|
| 模型                                                   | RMSE  | 训练时间/s |
| BP                                                   | 59.01 | 6.43   |
| ARIMA                                                | 53.25 | /      |
| ESN                                                  | 56.76 | 0.24   |
| WESN                                                 | 7.79  | 0.84   |

备注:ARIMA 是离线式训练方式,故不讨论其训练时间。

5 结 论

文中首先讨论了流量预测在卫星系统网络规划中的重要性,然后考虑了实际中卫星网络的流量预测对精度和效率的客观要求,提出了小波和 ESN 结合的 WESN 算法,并通过仿真实验证明了新算法与 BP、ARIMA、ESN 算法相比,不但能大幅提升流量预测(RMSE 误差指标减少近 10 倍),且可兼顾高效的运行效率,从而有效地解决了以往精度和效率两者之间的矛盾,实现了卫星环境中仅消耗较低硬件资源即可获得高性能的网络流量预测结果。

本文着重提出一种兼顾精度和效率的高性能预测算法,为卫星网络的流量规划、路由设计以及网络异常行为的监测提供重要依据。然而,文中仅是抛砖引玉式地讨论了卫星网络流量在单步短时(10 s)的预测,而长期的流量预测同样也是卫星网络设计的关键,这也将是笔者未来研究工作的重心。

参考文献:

[1] Li J C, An Y, Wang B H, et al. ERSVC: An Efficient Routing Scheme for Satellite Constellation Adapting Vector Composition[J]. Procedia Computer Science, 2012, 10: 984 – 991.

[2] Elbert B R. The satellite communication application handbook [M]. Norwood, USA: Artech House, 2004.

[3] Chen C. Advanced routing protocol for satellite and space networks[D]. Atlanta, USA: Georgia Institute of Technolo-

gy, 2005.

[4] Hadjadi-Aoul Y, Ahmed T. Challenges, opportunities, and solutions for converged satellite and terrestrial networks[J]. IEEE Wireless Communications Magazine, 2011, 18(1): 46 – 52.

[5] Wang H. Efficient and robust traffic engineering in a dynamic environment[D]. New Haven, USA: Yale University, 2008.

[6] Gamvros I, Raghavan S. Multi – period traffic routing in satellite networks[J]. European Journal of Operational Research, 2012, 219(3): 738 – 750.

[7] Agarwal S, Nucci A, Bhattacharyya S. Measuring the shared fate of IGP engineering and inter-domain traffic[C]//Proceedings of the 13th International Conference on Network Protocols. Boston MA: IEEE, 2005: 30 – 39.

[8] 龙飞. 卫星网络鲁棒 QoS 路由技术研究[M]. 北京: 国防工业出版社, 2010.

LONG Fei. The research for robust QoS routing of satellite network [M]. Beijing: National Defense University Press, 2010. (in Chinese)

[9] Ekici E, Akyildiz I F, Micallef D B. Datagram routing algorithm for LEO satellite networks[C]//Proceedings of 2000 IEEE International Conference on Computer Communications. Tel-Aviv, Israel: IEEE, 2000: 500 – 508.

[10] 肖楠, 梁俊, 张基伟. 中国低轨卫星星座组网设计与规划[J]. 电讯技术, 2010, 50(12): 14 – 18.

XIAO Nan, LIANG Jun, ZHANG Ji-wei. Design and Scheme of China's LEO Satellite Constellation Network[J]. Telecommunication Engineering, 2010, 50(12): 14 – 18. (in Chinese)

[11] Chabaa S, Zeroual A, Antari J. Identification and Prediction of internet traffic using artificial neural networks[J]. Intelligent Learning Systems & Application, 2010(2): 147 – 155.

[12] Liu X W, Fang X M, Qin Z H, et al. A short-term forecasting algorithm for network traffic based on chaos theory and SVM[J]. Journal of network and systems management, 2011, 19(4): 427 – 447.

[13] Jaeger H, Haas H. Harnessing nonlinearity: Prediction of chaotic time series with neural networks[J]. Science, 2004, 304(5667): 78 – 80.

[14] Mallat S. A theory for multi-resolution approximation; the Wavelet Approximation[J]. IEEE Transactions on PAMI, 1989, 11: 674 – 693.

作者简介:



秦红祥(1970—),男,湖北人,1999 年于解放军理工大学获工学硕士学位,现为高级工程师,主要从事卫星移动通信网络设计和规划、卫星信号处理方面研究;

QIN Hong-xiang was born in Hubei Province, in 1970. He received the M. S. degree from PLA University of Science and Technology in 1999. He is now a senior engineer. His research interests include satellite mobile communication network design and planning,

and signal processing for satellite.

杨 飞(1979—),男,湖北人,2012 年于北京邮电大学获工学博士学位,现为工程师、讲师,主要从事卫星移动通信与个人通信、智能信息处理方面研究。

YANG Fei was born in Hubei Province, in 1979. He received the Ph.D. degree from Beijing University of Posts and Telecommunications in 2012. He is now a lecturer and also an engineer. His research interests include satellite mobile communication and personal communication, and intelligent information processing.

Email: yangfei800103@163.com