

一种新的无线传感器网络业务流预测方法

陈 珂¹, 邹 权², 彭志平¹, 柯文德¹

(1 广东石油化工学院 计算机与电子信息学院, 广东 茂名 525000;

2 厦门大学 信息科学与技术学院, 福建 厦门 361005)

摘 要: 针对无线传感器网络容易受噪音干扰的问题, 在以往的工作基础上提出了一种新的业务流预测算法 CAWP(Cellular Annealing-based Wavelet Prediction). 该算法首先利用小波变换对业务流进行分解, 并将其小波系数作为抗体群. 同时, 采用定义的元胞演化规则代替免疫克隆退火中的交叉和变异操作, 以获得下一时刻最优的小波系数. 最后, 通过仿真实验对比分析了该算法与其他算法之间的性能状况, 结果表明 CAWP 具有较好的适应性.

关键词: 无线传感器网络; 预测; 小波; 元胞; 退火

中图分类号: TP393

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2013)10-0021-04

A Novel Traffic Prediction Method for Wireless Sensor Network

CHEN Ke¹, ZOU Quan², PENG Zhi-ping¹, KE Wen-de¹

(1 College of Computer and Electronic Information, Guangdong University of
Petrochemical Technology, Maoming 525000, China;

2 School of Information Science and Technology, Xiamen University, Xiamen 361005, China)

Abstract: In order to mitigate the interference problem by noise in wireless sensor network, a novel traffic prediction algorithm CAWP (Cellular Annealing-based Wavelet Prediction) is proposed. In this algorithm, traffic is decomposed by wavelet transform, which wavelet coefficients are seen as antibody group. Then, the crossover and mutation operation are replaced with cellular evolution rules, and the optimal wavelet transform in the next moment is got. Finally, a simulation was conducted to study the performance in those algorithms. The results show that CAWP has good suitability.

Key words: wireless sensor network; prediction; wavelet; cellular; annealing

1 引言

随着无线传感器网络的迅速发展, 实际业务流性能越发受到关注. 如何减少噪音对业务流的干扰并进行有效预测, 逐渐成为当前研究的热点. 目前, 业务流预测的主要方法分为短相关和长相关方法. 短相关方法以自回归或自回归滑动平均等线性模型为典型代表^[1], 而长相关方法的典型代表有 FARIMA 模型、小波变换和神经网络, 它主要用来刻画实际业务流的分形特性. FARIMA 模型具有刻画大尺

度和小尺度特性的优势, 因此能够较好地描述实际业务流的长相关和短相关特性. 文献[2]中利用 FARIMA 模型减少业务流时延, 提出了一种概率上限的预测算法. 文献[3]中结合小波技术和蚁群算法, 通过建立 Back Propagation 网络权值以提高预测精度, 解决了传统预测模型对训练数据依赖程度高的缺点. 文献[4]中利用混沌理论针对小时间尺度业务流建立了在线模糊预测算法, 并采用最小二乘法有效地解决了时变特性. 文献[5]中利用小波变换技术刻画了实际业务流的非平稳特性, 并提出了满足非

收稿日期: 2012-11-20; **修回日期:** 2013-01-31

基金项目: 国家自然科学基金项目(61001013, 61272382); 广东省科技计划项目(2012B010100037); 广东省自然科学基金项目(10252500002000001, S2012010009963)

平稳特性的预测模型.

针对上述问题,本文结合元胞自动机和免疫克隆退火算法^[6]提出一种新的业务流预测算法——元胞退火算法 CAWP (Cellular Annealing-based Wavelet Prediction). 该算法采用元胞演化规则来替代免疫克隆退火中的交叉和变异操作,以此提高预测精度,并通过仿真实验验证该方法的有效性.

2 AWNNP 预测算法

传统的 BLUE 算法基本思想是通过判断过去时刻的丢包概率和链路状态,来对网络的拥塞情况进行管理. BLUE 维持了一个丢包概率 P 用来标记队列中的包,当缓冲区溢出造成队列丢包时, BLUE 将增大丢包概率 P ,从而加快向发送端反馈拥塞信息的速度. 当链路空闲或者队列为空时,那么就减小丢包概率 P ,从而减缓向发送端反馈拥塞信息的速度,以此提高链路利用率. BLUE 算法描述如下:

在图 1 所示的无线传感器网络拓扑结构中,假设每个节点结构和功能相同,均处于半双工模式,并且采用 MAC 层协议进行同步. 令节点 S 为业务流发送端, $F_i (i = 1, 2, \dots, n)$ 为中继节点,节点 R 为业务流接受端,节点 K 为 F_i 的干扰噪音源(对节点 S 和 R 不产生干扰). 中继节点在同一时隙获得来自发送端的实际业务流和干扰源的噪音,将其传送给接受端. 在某时刻 t ,发送端 S 将实际业务流为 $Y(t)$ 分别传送给中继节点 F_i , F_i 将获得的实际业务流和干扰源的噪音一起传送给接受端 R . 令节点 K 对 F_i 的噪音为 ϵ_i ,接受端 R 收到的业务流 $Y(t)$ 表示为

$$Y(t) = \omega_1 P_1 Y(t) + \omega_2 P_2 \epsilon_i + \xi \quad (1)$$

式中, P_1 为节点 S 与 F_i 的发送功率均方根, ω_1 为 S 与 F_i 之间的信道, ω_2 为 K 与 F_i 之间的信道, P_2 为节点 K 到 F_i 的发送噪音功率均方根, ξ 为信道高斯白噪声.

为了能够在节点 R 处还原出节点 S 发送的实际业务流,这里需要对实际业务流进行预测. 通过分析与实际到达业务流之间的误差,可以进行有效融合和校对. 作者曾经结合小波神经网络和蚁群算法提出如下预测算法 AWNNP (Ant colony-based Wavelet Neural Network Prediction),具体流程如图 2 所示. 该算法首先采用小波变换获得实际业务流的小波系数和尺度系数,以降低噪音的影响. 其次,将分解之后的小波系数和尺度系数作为样本数据,通过神经网络来进行训练(训练过程采用蚁群算法进行替换),最后将训练后的新样本数据进行小波

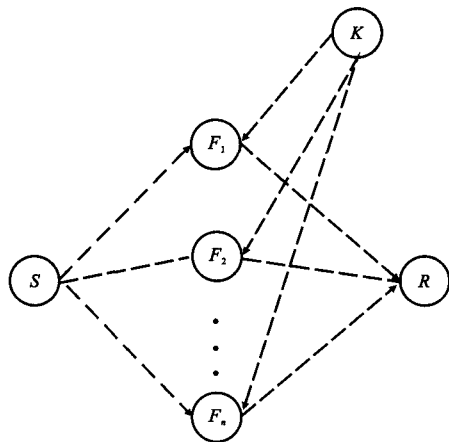


图 1 无线传感器网络拓扑结构

重构,获得实际业务流的预测值. 在此基础上,结合小波变换和元胞退火方法提出一种新的预测算法.

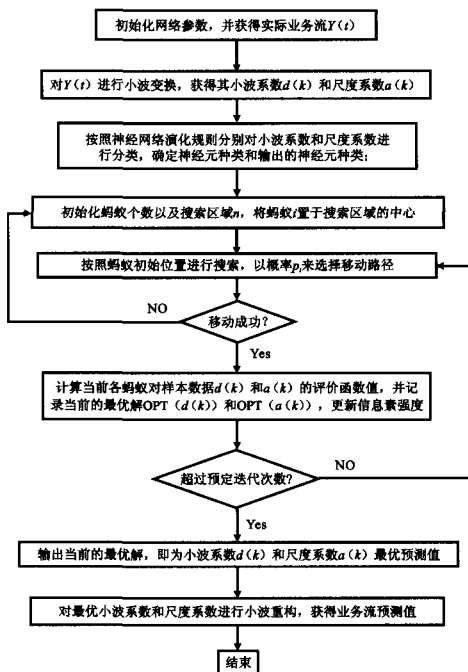


图 2 AWNNP 算法流程图

3 CAWP 预测算法

免疫克隆退火算法通过有效控制温度来获得最优解,将初始解进行分裂,并基于抗原和抗体的亲和度函数对分裂获得的结果不断进行变异和交叉,直至温度接近零,从而产生新的抗体群. 免疫克隆退火算法在低温时具有较好的保优性能,在高温时能够避免陷入局部极值,但却存在收敛过慢、效率较低等缺点. 本文利用元胞自动机来克服模拟退火算法的缺点,将定义的元胞演化规则替换变异和交叉操作,以达到快速收敛的目的,同时降低了算法的运算量. 本文提出的元胞退火算法 CAWP 描述如下:

(1) 在某时刻 t 初始化到达业务流 $Y(t)$, 及其相关参数: 初始温度 t 、种群规模 N 、变异概率 p_1 和交叉概率 p_2 等参数;

(2) 根据式(2) 对业务流 $Y(t)$ 进行小波变换, 获得其小波系数 $d(k)$ 和尺度系数 $a(k)$:

$$\begin{cases} a(k+1) = 2^{-1/2}(a(k) + d(k)) \\ a(k+1) = 2^{-1/2}(a(k) - d(k)) \end{cases} \quad (2)$$

(3) 将小波系数 $d(k)$ 视作退火算法中的抗体群, 计算抗体群中第 k 个抗体的亲和度 $f(k)$:

$$f(k) = 1/(1 + e^{d(k)}) \quad (3)$$

(4) 根据上述亲和度 $f(k)$, 利用式(4) 对第 k 个抗体进行克隆得到抗体群 B :

$$N' = \sum_{k=1}^n \left\lfloor \frac{\lambda N}{1+k} \right\rfloor \quad (4)$$

式中, $\lfloor \cdot \rfloor$ 表示向下取整, n 为小波系数个数, λ 为克隆权重系数, N' 为规模数;

(5) 对 B 中抗体 r 执行变异操作, 其变异操作满足元胞演化规则, 并产生新的子抗体 r_1 以及临时抗体群 C , 同时将 r_1 作为当前最优解;

(6) 随机对 C 内的抗体 r_1 和 r_2 执行交叉操作, 其交叉操作满足定义的元胞演化规则, 获得子抗体 r_3 和 r_4 , 以及新的抗体群 D ;

(7) 判断当前温度 t 是否为零, 如果是则退火过程完成, 此时得到的抗体群 D 即为下一时刻最优的小波系数 $d'(k)$, 跳转到步骤(8), 否则令 $k = k+1$, $t = t(N-k)/N$, 跳转到步骤(3);

(8) 结合尺度系数 $a(k)$, 利用式(2) 对新的小波系数和尺度系数进行重构, 获得实际业务流的预测值 $Y'(t)$;

(9) 令 $t = t+1$, 判断当前循环是否结束, 如果是则跳转到步骤(2), 继续预测下一时刻业务流, 否则跳转到步骤(10);

(10) 算法结束。

假设元胞结构采用 Moore 型, 如图 3 所示。中心元胞视作当前抗体, 其状态取为适应度值, 在下一时刻该节点状态为周围八个元胞状态以及自身状态的最大值。

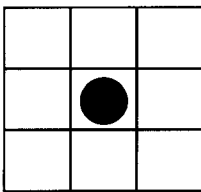


图3 元胞结构示意图

对于交叉和变异过程中所采用的元胞演化规

则, 本文根据元胞亲和度、变异概率 p_1 和交叉概率 p_2 给出定义:

(1) 在当前时刻, 假设中心元胞 k 和临域元胞 j 的亲和度分别为 $f(k)$ 和 $f(j)$, 首先判断 $\text{rand}()$ 与 $\min\{1, e^{f(k)-f(j)}\}$ 之间的关系:

① 如果 $\min\{1, e^{f(k)-f(j)}\} \leq \text{rand}()$, 保持当前元胞状态;

② 如果 $\min\{1, e^{f(k)-f(j)}\} > \text{rand}()$, 则当前元胞执行变异操作, 根据式(5) 产生新的子抗体 r_1 :

$$r_1 = p_1 r + e^{f(k)-f(j)} \text{rand}() \quad (5)$$

其中, $\text{rand}()$ 为 0 到 1 之间的随机数;

(2) 判断交叉概率 p_2 与 $\text{rand}()$ 之间的关系:

① 如果 $p_2 \leq \text{rand}()$, 保持当前元胞状态;

② 如果 $p_2 > \text{rand}()$, 则根据式(6) 对抗体 k 和 j 执行交叉操作, 获得子抗体 k_1 和 j_1 :

$$\begin{cases} k_1 = p_2 k + j \times \text{rand}() \\ j_1 = p_2 j + k \times (1 - \text{rand}()) \end{cases} \quad (6)$$

③ 在下一时刻更新所有元胞状态:

$$f(k) = \max(0, f(k), f(k) + \Delta f) \quad (7)$$

其中, Δf 为该元胞在当前时刻的增量;

④ 在下一时刻更新抗体群规模数 N :

$$N = \max(N, \sum_{k=1}^n \left\lfloor \frac{\lambda N}{1+k} \right\rfloor, 1) \quad (8)$$

4 仿真实验

针对本文建立的预测算法 CAWP, 进行仿真实验。首先在 OPENT 中建立图 4 所示的拓扑结构, 并设置中继节点 F_i 的个数为 10, 节点 K 的噪音功率为 500 W, 节点 F_i 与 K 之间的距离分别设定为 10 m, 20 m, ..., 100 m。同时, 各链路容量为 10 Mb/s, 数据包均为 500 Byte, 延时 15 ms, 缓存大小为 200 packets。为了体现算法的有效性, 这里将以前提出的 AWNNP 预测算法和 FARIMA 预测算法^[2] 进行对比。在节点 S 产生长相关程度 $H=0.92$ 的业务流, 然后采用三种算法对节点 R 的接收业务流进行预测, 结果如图 5 所示。从图 5 可以看出, 本文提出的 CAWP 算法与实际业务流最为接近, 其误差率为 13.64%, 较之前提出的 AWNNP 算法和 FARIMA 算法的精度提高了分别为 3.23% 和 5.17%。

图 6 中给出了不同初始温度 t 下预测误差和小波分解层次之间的关系。从图中可以看出, 随着分解层次的增加, 预测误差先呈现降低趋势而后呈现上升趋势, 这说明并非仅仅加大小波分解层次能够获得最优性能。当分解层次较小时, 初始温度越大对应

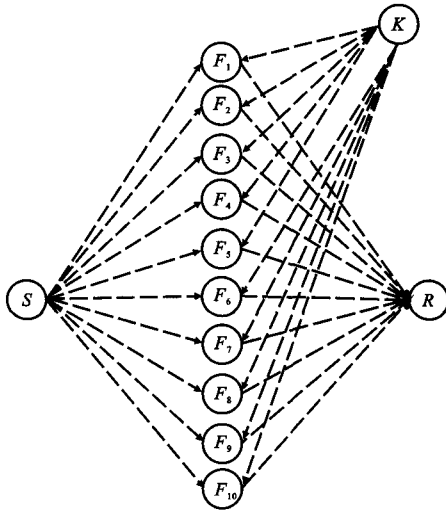


图 4 网络仿真结构

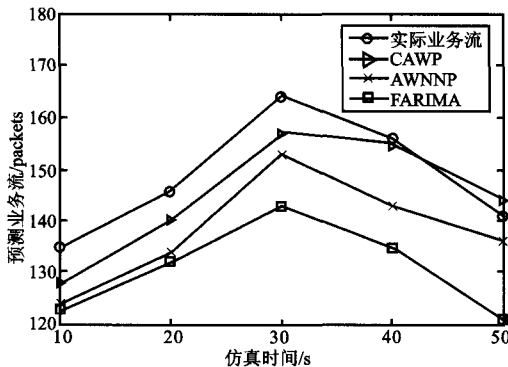


图 5 预测结果对比

的预测误差较小;当分解层次较小时,初始温度越大对应的预测误差较大.因为分解层次较小所获得的元胞状态的细节信息越少,初始温度越大能够使得对应的亲和度加快进化速度,而分解层次较大时情况正好相反.图 7 中给出了预测误差与初始温度 t 之间的关系,随着初始温度的增加预测误差先降低后增加,也验证了图 6 所得到的结论.

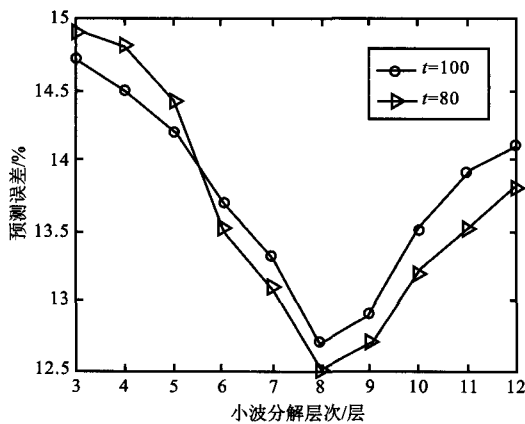


图 6 预测误差和小波分解层次之间的关系

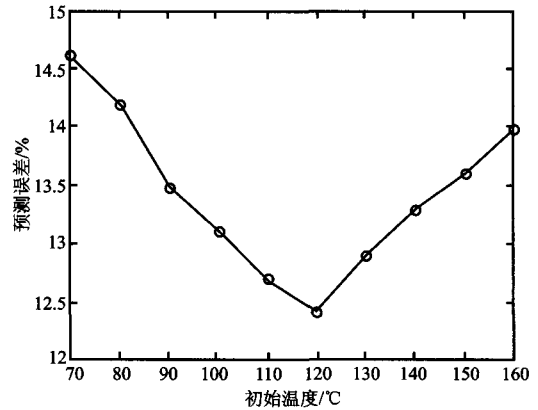


图 7 预测误差与初始温度之间的关系

5 结束语

本文在以往的研究基础上,结合元胞自动机和免疫克隆退火算法提出了一种新的业务流预测算法 CAWP. 该算法首先定义了元胞演化规则,以此代替免疫克隆退火算法中的交叉和变异操作. 通过仿真实验验证了该算法的有效性. 在后续研究中,可以考虑结合其他的智能方法(比如蚁群算法、鱼群算法以及遗传算法等),建立一套完整的无线传感器网络业务流刻画模型.

参考文献:

- [1] 刘震,王厚军,龙兵,等. 一种基于加权隐马尔可夫的自回归状态预测模型[J]. 电子学报, 2009, 37(10): 2113-2118.
- [2] 宋杨,涂小敏,费敏锐. 基于 FARIMA 模型的 Internet 时延预测[J]. 仪器仪表学报, 2012, 33(4): 757-763.
- [3] 李丹丹,张润彤,王传臣,等. 认知网络中基于蚁群算法的网络流量预测模型[J]. 电子学报, 2011, 39(10): 2245-2250.
- [4] 温祥西,孟相如,马志强,等. 小时间尺度网络流量混沌性分析及趋势预测[J]. 电子学报, 2012, 40(8): 1609-1616.
- [5] Alba E, Dorronsoro B. The exploration/exploitation tradeoff in dynamic cellular genetic algorithms[J]. IEEE Transaction on Evolutionary Computation, 2005, 9(2): 126-142.
- [6] 许鹏飞,苗启广,李伟生,等. 基于函数复杂度的自适应模拟退火和禁忌搜索新算法[J]. 电子学报, 2012, 40(6): 1218-1222.

作者简介:

陈珂男, (1964-), 硕士, 副教授. 研究方向为复杂网络和数据挖掘.