

认知无线网络中基于时间序列预测的冲突分解算法

杨双懋, 郭伟, 唐伟

(电子科技大学 通信抗干扰技术国家级重点实验室, 四川 成都 611731)

摘 要: 针对认知无线网络提出了一种新的基于业务模型预测的冲突分解算法, 该算法利用认知节点对用户业务的感知能力对业务进行建模, 使用模型预测冲突报文数, 同时结合树形分解算法来分解报文冲突。理论分析和仿真结果都表明, 在真实的自相似业务背景下, 该算法能提高认知网络的系统吞吐率和降低平均分解周期, 从而使系统的整体性能得到改善。

关键词: 认知网络; 冲突分解; 时间序列; 媒体接入控制

中图分类号: TP393

文献标识码: A

文章编号: 1000-436X(2011)11-0051-08

Collision resolution algorithm based on time-series forecasting for cognitive wireless networks

YANG Shuang-mao, GUO Wei, TANG Wei

(National Key Laboratory of Science and Technology on Communications, University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu 611731, China)

Abstract: A novel prediction-based collision resolution algorithm for self-similar traffic in cognitive wireless networks was formulated. The packet collision was resolved by combining the tree splitting scheme and the prediction theory. Through theoretical analysis and simulation experiments, the proposed prediction-based collision resolution algorithm performs better than the binary-tree splitting algorithm in terms of network throughput and collision resolution period.

Key words: cognitive networks; collision resolution; time series; media access control

1 引言

近年来, 无线通信快速增长, 各种业务需求也急剧增加, 而传统的网络元件(包括节点、协议栈、用户行为规则)由于缺乏有效的情景认知机制, 难以对业务需求和传输环境的动态变化做出自适应调整。认知网络(cognitive networks)是基于认知无线电技术发展起来的一种新型的自适应数据传输网络^[1], 使得网络元件具有感知、学习和重配置的能力, 以达到优化网络性能的目的。认知网络的自适

应能力主要体现在通过认知过程来实现对环境变化和用户需求进行感知和响应。而传统的研究热点主要集中在对认知无线电技术中的频谱分配、频谱感知和优化无线电发射参数集等领域, 这些都是对网络环境变化的认知和决策过程。

同时, 认知网络中也应该考虑对用户需求进行感知学习和推理, 使得网络能够尽快甚至事先适应用户需求的变化, 以提高网络的性能。对用户需求的感知和学习就是对网络业务的测定、评价和建模。由于无线信道是一个共享的传输介质, 当多个

收稿日期: 2011-07-30; 修回日期: 2011-11-08

基金项目: 国家科技重大专项(2010ZX03005-002); 国家重点基础研究发展计划(“973”计划)基金资助项目(2009CB320405)

Foundation Items: The National Science and Technology Major Project of the Ministry of Science and Technology of China (2010ZX03005-002); The National Basic Research Program of China (973 Program)(2009CB320405)

用户同时在信道上通信时可能出现碰撞,将导致系统的吞吐率下降,采用冲突分解算法(collision resolution algorithm)可以高效地进行随机多址接入^[2-4]。其基本思想是:如果系统中出现碰撞,那么让新到达的分组在系统中等待,当参与碰撞的分组均被成功传输后,再让新分组传输。

传统的冲突分解算法都局限在 MAC(media access control)层内设计碰撞避免的运行机制,并进行参数选取。目前,经典的冲突分解算法有树形冲突分解算法^[2,5,6]和 FCFS(first-come first-serve splitting algorithm, 先到先服务冲突分解算法)冲突分解算法^[7]。在树形冲突分解算法中,碰撞的分组按照某一概率随机地进入左时隙或右时隙,且保证左时隙的优先级比右时隙高,即只有当左时隙分解成功后,才能进入右时隙的分解。树形冲突分解由于完全基于随机的方式,当发生冲突的分组数比较多时,系统的时隙利用率不高,文献[5]中提出了改进型的二叉树形冲突分解算法,需要对树形分解算法中的左时隙进行侦听,并根据侦听到的信道状态(由左时隙判断出右时隙一定为冲突空闲或成功传输)进行控制,使其在之后的时隙(右时隙)一定发生空闲或冲突时的无效分解提前完成,该算法提高了系统性能。该算法要求冲突节点事先知道每一次冲突的报文的数量,然而该参数在目前的通信系统中难以获得和在冲突节点间共享,所以该算法难发实用意义不高。FCFS 冲突分解算法基本思想是:把发生碰撞的分组冻结在碰撞窗口中,然后将碰撞分组按照产生时间先后顺序进行分解,保证先到达的分组先成功传输。FCFS 冲突分解算法是基于时间调度,可以减少空闲时隙,但是当碰撞分组中存在产生间隔比较小的分组时,用时间条件分解将需要进行多次分解。

时间序列模型^[8]作为研究网络业务的工具已经有了很好的应用背景^[9]和理论支撑^[10, 11],因此传统的业务模型多采用具有短时相关性(short-range dependence)泊松模型或者 Markov 过程来模拟网络业务,包括在上述经典冲突分解算法的仿真中都采用了泊松模型来刻画业务。但是最近的研究发现,实际网络中的用户业务呈现出自相似性(self-similarity)和长时相关性(long-range dependence)^[9-11],由于这些经典方法没有考虑网络中用户业务需求的特征,往往把用户的数据业务模型简单地假设为符合泊松过程的话音类业务,因而这些算法在实际网络中的性能并不理想,特别是当用户业务具

有自相似性时候,业务在不同时间尺度上都具有很强的突发性,经典算法的效率将显著下降^[12],所以需要传统的冲突分解算法进行改进。

本文主要考虑对用户需求进行建模,利用时间序列对用户业务的属性进行预测,然后将预测结果结合冲突分解算法对信道进行合理调度,从一个新的视角解决认知无线网络中用户与资源的利用率,增大系统吞吐率。本文安排如下:第 2 节是认知无线网络系统模型;第 3 节介绍一种基于 FARIMA 模型的用户业务建模和预测方法;第 4 节提出一种基于时间序列预测的冲突分解算法;第 5 节是仿真结果的说明和比较;第 6 节是结束语。

2 认知无线网络系统模型

本文研究通信信道共享的认知无线网络。如图 1 所示,网络中存在 N 个认知用户,记为 i_1, i_2, \dots, i_N 。考虑用户 i_1, i_2, \dots, i_{N-1} 产生数据业务,并将数据发送至用户 i_N 。存在一个或者多个具有较高运算能力认知辅助基站(或者由运算能力很强的 i_N 充当),该基站将通过一个全局公共控制信道来收集用户业务信息,实现对业务的建模和预测,并将预测结果结合冲突分解算法对认知用户如何使用信道进行合理调度,可靠地交换控制信息等功能。在认知网络的条件下,该公共控制信道可被看作是一个交互认知流的专用信道。整个网络采用分时系统,设所有待发送报文长度相等,且每个报文都只需要占用一个时隙就可以发送完毕,且假定收发双方是严格同步的,使得报文都是在时隙起始时开始发送,本时隙完毕时结束发送。

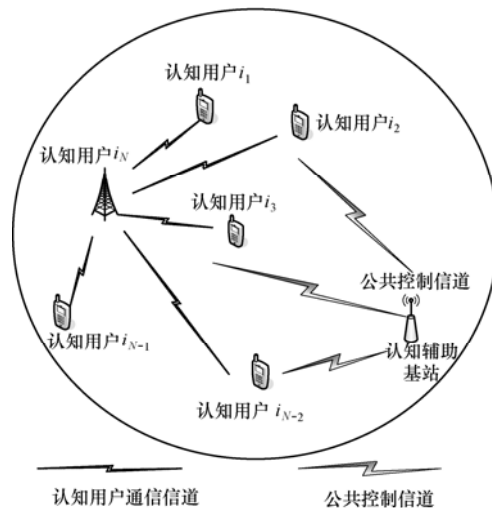


图 1 网络结构示意图

在任何一个时隙内，当且仅当只有一个用户发送报文时，该报文被正确接收；而当有 2 个或以上用户在同一时隙内发送报文时发生冲突，报文都不能被正确接收，接收方将得不到任何报文的信息。并且在一个时隙完毕的时候，每个用户能够获得该时隙的状态信息反馈，包括空闲(用 0 表示)、成功发送(用 1 表示)以及报文冲突(用 e 表示)。

现有许多研究中认为，用户业务时间序列满足泊松过程。然而，文献[9~11]指出，实际网络中的用户业务时间序列具有自相似与长相关特征，不能简单地采用泊松过程来拟合，需要用更精确的数学模型来描述。而在这些数学模型中，用户业务的特征参数变化范围较大，在动态复杂网络中，如何实现信道资源的高效利用、保障业务的 QoS 是一个需要利用认知网络技术来解决的难点。在认知网络中，用户具有感知、学习和决策的认知能力，通过测量或者预测网络环境参数，实现网络的动态决策，达到适应网络环境、优化网络性能的目标。

本文基于认知过程对用户业务的特征进行感知、学习，并在此基础上，在链路层进行决策，高效分解报文冲突，以提高网络性能。

3 基于 FARIMA 模型的用户业务预测

3.1 用户业务时间序列的拟合模型

时间序列^[8]中能用来拟合用户业务的有多种模型，例如具有短时相关性的泊松过程、Markov 过程、Markov-modulated Poisson Process、AR (autoregressive)、MA(moving average)、ARMA (autoregressive moving average) 和 ARIMA (autoregressive integrated moving average)过程等。而这些模型都不能处理网络中长相关特性。另一方面，长相关模型，例如 FBM(fractional brownian motion)和 FGN (fractional gaussian noise)等，又缺乏刻画业务短时相关性的能力。因此，本文采用了可以同时描述业务长相关和短相关特性 FARIMA(p, d, q)(fractional autoregressive integrated moving average, 分数自回归求和滑动平均)来对用户业务拟合建模。

令 X_t 表示用户业务的时间序列。令 B 表示时延算子，即 $BX_t = X_{t-1}$ 。令 d 表示分数差分阶数，且 $d \in (-0.5, 0.5)$ ，分数差分算子 ∇^d 的二项展开式可

以表示为

$$\nabla^d = (1 - B)^d = \sum_{k=0}^{\infty} \binom{d}{k} (-B)^k \quad (1)$$

其中， $\binom{d}{k} = \Gamma(d+1)/[\Gamma(k+1)\Gamma(d-k+1)]$ ， Γ 代表伽玛函数，定义算子 $g(k) = (-1)^k \binom{d}{k}$ ，则根据伽玛函数的性质，可以得到分数差分算子的迭代计算方式为 $g(0) \equiv 1, g(1) = -d, \dots, g(k) = \frac{k-1-d}{k} g(k-1)$ 。

于是 FARIMA(p, d, q) 可以表示如下

$$\Phi(B)\nabla^d X_t = \Theta(B)a_t$$

其中，非负整数 p 为自回归阶数，非负整数 q 为滑动平均阶数， $\{a_t\}$ 为零均值且方差为 σ^2 的维纳过程， $\Phi(B)$ 与 $\Theta(B)$ 为没有公共解的复变量多项式，表示为

$$\begin{cases} \Phi(B) = 1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p \\ \Theta(B) = 1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q \end{cases}$$

当 $0 < d < 0.5$ 时，FARIMA(p, d, q) 呈现出长相关性，且其描述自相关性的参数 Hurst 参数 $H = 0.5 + d$ ；当 $d = 0$ 时，FARIMA(p, d, q) 退化成 ARMA(p, q)，只呈现出短时相关性。

3.2 分数差分阶数 d 的估计

对于自相似过程，仅用 Hurst 参数 H 就可描述其尺度伸缩特性，因此，对自相似性的检验主要就是对 Hurst 参数的估计。目前主要的 Hurst 参数的估计方法有基于聚集过程的方差法^[13]、经典的时域 R/S(rescaled adjusted range statistics)分析法^[14]、频域的周期图法^[15]、基于最大似然(maximum likelihood)估计的 Whittle 估计法^[16]和小波域内基于小波系数的 Abry-Veitch 小波法^[17]等，虽然这些方法时间计算复杂度不同，但是准确度都不太高。对于需要精确估计 Hurst 参数的场合，即根据 Hurst 参数计算分数差分阶数 d 再用于对自相似序列去除长程相关性的时候，上述方法都不能非常精确的估计出分数差分阶数。因此，本文将 R/S 分析法和搜索法相结合，提出了一种限定搜索法。

限定搜索法的思想是先使用 R/S 分析法估计出序列分数差分阶数 d 的粗估计 \hat{d} ，然后在粗估计的邻居域内从小到大不断改变 \hat{d} 的值，用来对序列接

照式(1)进行分数差分滤波, 计算滤波后序列的自相关函数序列的平方和, 把得到最小平方和的 \hat{d} 作为该序列分数差分参数 d 。

对于长度为 N 的序列 W_t , 其 K 点协方差函数估计量, 自相关函数估计量和自相关函数序列的平方和用如下公式计算:

$$\hat{\gamma}(k) = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^{N-k} W_j W_{j+k}, \quad k=1, 2, \dots, K \quad (2)$$

$$\hat{\rho}(k) = \hat{\gamma}(k) / \hat{\gamma}(0), \quad k=1, 2, \dots, K \quad (3)$$

$$M = \sum_{j=1}^K \hat{\rho}^2(j) \quad (4)$$

于是限定搜索法的具体算法如下。

1) 给定分数差分参数 d 的邻域大小 ed , 自相关函数序列的平方和 M 的精度 ef , 搜索步长 $step$ 的初始长度是 $ed/2$ 。

2) 用 R/S 分析法估计出 d 的粗估计值 \hat{d} , 指定搜索范围是 $\hat{d} \pm ed$, 则当前搜索点取为 $d_c = \hat{d} - ed$ 。

3) 计算当前搜索点 d_c 的自相关函数序列的平方和 M_1 , 即利用式(1)对序列 X_t 进行分形滤波后得到 W_t , 再用式(4)计算滤波后序列的 M_1 。

4) 计算搜索点 $d_c + step$ 的自相关函数序列的平方和 M_2 。

5) 比较 M_1 和 M_2 的值, 如果 $|M_1 - M_2| < ef$, 则算法结束, 返回 d_c 作为分数差分参数 d 的值; 如果 $|M_1 - M_2| \geq ef$ 且 $M_1 > M_2$, 则令 $d_c = d_c + step$, 跳到步骤 3); 如果 $|M_1 - M_2| \geq ef$ 且 $M_1 \leq M_2$, 则令 $step = -step/2$, 跳到步骤 3)。

对于精度 K , 可以根据序列的自相关函数估计量是否显著趋于 0 来决定, 例如当 $k \geq K_0$ 时, $\hat{\rho}(k) \approx 0$, 则可以取 $K = K_0$ 。另外 ed 和 ef 2 个精度需求可以根据当前数据量和最终精度要求在实际运用中灵活调整。通过上述限定搜索法, 可以比较快速的计算出较精确的分数差分阶数 d 。

3.3 基于 FARIMA 模型的用户业务时间序列预测算法

文献[8]中介绍了多种基于时间序列预测的方法和模型, 但是对于网络业务的预测, 必须要求是在时域中进行, 并且为了满足实时性的需求, 预测方法不能过于繁琐和复杂。因此, 本文中的预测方式采用了比较成熟 FARIMA 模型, 该模型能够实现最优线性预测。同时, FARIMA 模

型要求输入的时间序列必须是零均值平稳序列, 实际的用户业务序列却往往不满足零均值的要求。传统的去均值的方法就是直接减去均值, 然而该类方法不能减小序列的波动。因此, 为了减小用户业务序列的波动, 本文中提出了分段去均值的方法。

设非零均值序列 X_t 的长度为 N , 按照长度 t_N 把 X_t 分为 L 段, 则对于 X_t 中每一个元素有:

$$X_t((l-1)t_N + m) = X_t((l-1)t_N + m) - \frac{1}{t_N} \sum_{j=1}^{t_N} X_t((l-1)t_N + j), \quad (5)$$

$$l=1, 2, \dots, L, \quad m=1, 2, \dots, t_N$$

本文采用如下步骤为用户业务进行建模和预测。

1) 对给定的业务流按照式(5)的方法进行去均值处理, 得到一个零均值的业务数据序列 X_t 。

2) 采用 3.2 节给出的算法估计出序列的分数差分阶数 d 。

3) 采用式(1)对 X_t 进行分数差分滤波, 得到一个 ARMA(p, q)序列 W_t 。

4) 利用 AIC(akaike information criterion)准则^[7]对序列 W_t 定阶, 得到 p 和 q 的非负整数值。

5) 利用近似最大似然估计得到序列 W_t 的所有参数 $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q, \phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p, \sigma^2$ 。

利用上述步骤可以完成对用户业务的建模, 得到了用户业务的 FARIMA(p, d, q)模型参数。因为 FARIMA 是线性模型, 可以基于最小均方误差得到线性预测的结果。利用用户业务建模阶段步骤 3)中的获得的 ARMA(p, q)序列 W_t , 计算 W_t 的 h 步预测值 $\hat{W}_t(h)$:

$$\begin{aligned} \hat{W}_t(1) &= E(W_{t+1}) \\ &= E(\phi_1 W_t + \phi_2 W_{t-1} + \dots + \phi_p W_{t-p+1} + \\ &\quad a_{t+1} - \theta_1 a_t - \theta_2 a_{t-1} - \dots - \theta_q a_{t-q+1}) \\ &= \phi_1 W_t + \phi_2 W_{t-1} + \dots + \phi_p W_{t-p+1} - \\ &\quad \theta_1 a_t - \theta_2 a_{t-1} - \dots - \theta_q a_{t-q+1} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
\hat{W}_i(2) &= E(W_{i+2}) \\
&= E(\phi_1 W_{i+1} + \phi_2 W_i + \dots + \phi_p W_{i-p+2} + \\
&\quad a_{i+2} - \theta_1 a_{i+1} - \theta_2 a_i - \dots - \theta_q a_{i-q+2}) \\
&= \phi_1 \hat{W}_i(1) + \phi_2 W_i + \dots + \phi_p W_{i-p+2} - \\
&\quad \theta_1 a_{i+1} - \dots - \theta_q a_{i-q+2} \\
&\dots\dots \\
\hat{W}_i(h) &= E(W_{i+h}) \\
&= E(\phi_1 W_{i+h-1} + \phi_2 W_{i+h-2} + \dots + \phi_p W_{i-p+h} + a_{i+h} - \\
&\quad \theta_1 a_{i+h-1} - \theta_2 a_{i+h-2} - \dots - \theta_q a_{i-q+h}) \\
&= \phi_1 \hat{W}_i(h-1) + \phi_2 \hat{W}_i(h-2) + \dots + \phi_p W_i + \dots + \\
&\quad \phi_p W_{i-p+h} - \theta_h a_i - \dots - \theta_q a_{i-q+h}
\end{aligned}$$

利用得到的 $\hat{W}_i(h)$, 以及最近 t_N 点的均值, 可以得到 X_i 的 h 步预测值 $\hat{X}_i(h)$:

$$\begin{aligned}
\hat{X}_i(h) &= -\sum_{k=1}^{\infty} g(k) \hat{X}_i(h-k) + \sum_{i=1}^p \phi_i \hat{W}_{i+h-i} + \\
&\quad \sum_{j=1}^q \theta_j a_{i+h-j} + \frac{1}{t_N} \sum_{j=h-1}^{h-t_N} \hat{X}_i(j)
\end{aligned}$$

4 基于业务预测模型的树形冲突分解算法

本文所设计的基于业务模型预测的冲突分解算法的基本思想如下: 首先, 对用户业务时间序列进行感知, 提取其中的特征参数 (p, d, q) 。然后, 利用这些特征参数, 对用户业务时间序列进行在线学习, 对下一个时隙中报文数量进行实时预测。当冲突发生的时候, 执行冲突分解决策, 利用学习过程所预测得到的冲突时隙中的报文个数, 选择相应的算法进行冲突分解。具体步骤如下。

1) 设某时刻以前到达的业务已经发送完毕, 根据历史数据, 对该时刻以前到达的用户业务建立 FARIMA (p, d, q) 时间序列 X_i , 利用 3.3 节的公式可以得到 X_i 的 h 步预测值 $\hat{X}_i(h)$ 。

2) 利用 1) 中的预测器预测当前时隙中待发报文数 N , 若 $N \leq 2$, 则发送下一时隙中到达的报文, 如果发生冲突, 转入第 10) 步, 否则转到第 2) 步; 若 $N \geq 2$, 说明会有冲突发生, 将这些会冲突的节点编成一个组。

3) 该组中的每一个报文独立地做 N 点均匀分布试验, 若结果为 i ($i=1, 2, 3, \dots, N$), 选择第 i 个时隙发送信息。

4) 若第 i 时隙中无节点发送报文, 则该时隙空闲。

5) 若第 i 时隙中只有一个节点发送报文, 则该节点发送的信息分组发送成功。

6) 若第 i 时隙内有 2 个以上的待发报文, 则选择该时隙的节点所发送的信息分组冲突, 将该时隙内的节点将编成一个新组, 准备在后续过程中再次冲突分解。

7) 若出现 r 个空闲时隙, 说明预测结果不准确, 转入第 10) 步。

8) 若成功发送的报文数到达 k 个, 则终止冲突分解算法, 此时如果还有未发的待发报文, 全部进入下一时隙进行发送。

9) 若冲突分解过程中产生了 m 组新的冲突节点, 则可选择其所在时隙的序号大小来确定冲突分解的先后秩序, 然后重复第 10) 步和第 11) 步的过程。只有当序号在前的冲突节点组中的信息分组全部成功发送, 后续冲突的节点组才进行冲突分解, 分解过程到所有编组中的待发报文数为零后才停止本次冲突分解。

10) 将系统中发生冲突的节点编成一个组, 此时可以划分时隙为左右时隙, 称呼第一个时隙称为左时隙, 称呼第二个时隙为右时隙。

11) 对属于同一组的发生冲突的每一个报文独立地做 2 点均匀分布试验, 若结果为 '0', 则选择左时隙(第 1 时隙)发信息; 若结果为 '1', 则选择右时隙(第 2 时隙)发信息。

12) 单独占用左时隙发信的节点, 若报文分组发送成功后, 则停止试验。否则重复 10)、11) 的过程, 左时隙发信左子树的激活信源数为零后转向下一步。

13) 单独占用右时隙发信的节点, 若报文分组发送成功, 则停止试验。否则重复 10)、11)、12) 过程, 分解过程到编组中的待发冲突报文数为零时停止。

该冲突分解算法的基本思想是利用数学模型对过去的业务建模, 在每一次发送报文前利用模型预测当前时隙可能报文数 N , 若 $N \leq 2$, 则选择二叉树形算法进行分解, 若 $N \geq 2$, 则先选择 n 叉树形算法进行第一次分解, n 叉树形算法能快速分解大量的冲突报文到多个时隙中发送, 对自相似业务的突发性进行很好的适应, 当大量冲突报文分散到多个时隙后, 继续采用 n 叉树形分解会造成多个空闲

时隙, 此时对继续冲突的分组采用二叉树形算法进行分解。其间还可以考虑 2 个参数 r 和 k , 连续出现多个空闲时隙, 可能是系统发生反馈错误或者模型预测结果过大的情况, r 参数的设置可以防止算法进入死循环和浪费时隙资源, 连续出现多个成功发送的时隙后, 可以利用 k 防止模型预测结果过大而浪费时隙资源的情况, r 和 k 在实际系统中可以灵活使用, 及时根据系统运行状态进行调整。

设二叉树形分解算法分解 N 个冲突报文需要的平均时隙数为 $E(L_N)$, 根据文献[19], 可以得到如下公式:

$$E(L_N) = 1 + \sum_{i=2}^N \binom{N}{i} \frac{2(i-1)(-1)^i}{[1-0.5^i - (1-0.5)^i]} \quad (6)$$

并且有 $E(L_0) = 1$, $E(L_1) = 1$ 。

在二叉树形分解算法中, 采用完全随机的的方式决定某一分组是进入左时隙还是进入右时隙, 因此式(6)中的分组进入某个时隙的概率为 0.5。下面考虑用 n 叉树形算法对 N 个冲突报文进行第一次分解后的系统状态, 设 $Pr(j)$ 为某个时隙中含 j 个报文的概率, 则

$$Pr(j) = \binom{N}{j} \left(\frac{1}{n}\right)^j \left(1 - \frac{1}{n}\right)^{N-j}$$

因为只有当 $j=1$ 的时候系统才能成功分解出冲突报文, 考虑 $Pr(1)$ 的极值, 很容易求得当且仅当 $n=N$ 时, $Pr(1)$ 取得极大值, 所以本文采用的 n 叉树形算法对 N 个报文进行分解时都令 $n=N$ 。设 $\tilde{E}(L_N)$ 为 2 次树形分解(先进行 n 叉分解再进行二叉分解)中 N 个冲突报文的平均时隙数, 则

$$\tilde{E}(L_N) = 1 + N \sum_{j=0}^N Pr(j) E(L_j), N \geq 3$$

由上面的分析可以得到 2 次树形分解 $\tilde{E}(L_N)$ 和二叉树形分解算法 $E(L_N)$ 的对比表 1, 从表 1 中可以看出, 随着需要分解的报文数增加, 2 种算法所需要的分解时隙数都在增加, 但是对于基本的二叉树形冲突分解算法, 2 次树形分解算法所需要的平均时隙数均占优, 平均可以节约 10% 左右的时隙, 这就为本文的基于业务模型预测的冲突分解算法提供了理论支撑。

表 1 2 次树形分解 $\tilde{E}(L_N)$ 和二叉树形分解算法 $E(L_N)$ 比较

N	$E(L_N)$	$\tilde{E}(L_N)$
-----	----------	------------------

3	7.666 7	7.407 4
4	10.523 8	9.773 8
5	13.419 0	12.127 3
6	16.313 1	14.475
7	19.200 9	16.819 7
8	22.085 4	19.162 6
9	24.969 0	21.504 3
10	27.853 2	23.845 2

5 基于业务模型预测的冲突分解算法仿真

本文通过仿真验证了基于业务模型预测的冲突分解算法的性能。性能指标主要从考虑 3 个方面: 冲突分解过程中的吞吐率, 报文平均时延和平均冲突分解期。冲突分解过程中的吞吐率是指在冲突分解期中单位时间内(一个时隙)成功传输的平均分组数; 报文平均时延是指报文从产生到成功接收的平均时延; 平均冲突分解期是指完成一次冲突分解所需的平均时隙数。

仿真中业务轨迹采用了来自 ACM SIGCOMM 2004 会议的网络业务数据, 该数据可以在^[20]上获得。

实现基于自相似业务的冲突分解算法可以类比实现基于泊松到达模型业务的冲突分解算法。利用 MATLAB 实现了第 4 节中的网络模型和 2 次树形分解算法, 首先采集和处理来自 SIGCOMM'04 会议中匿名报文数据, 并且以此作为 MATLAB 中的冲突分解算法的业务来源。每次仿真将传输 10 000 个报文, 当全部报文成功分解后, 仿真停止。最后的仿真结果取 10 次仿真的平均值。

表 2 中是用户业务的基本参数, 其中 Hurst 指数是利用本文的限定搜索算法计算出, 这些轨迹都用来描述报文的到达时刻。其中 sig04_ver01 代表了从 ACM SIGCOMM'04 会议数据轨迹中随机选出的 10 000 个连续报文的到达时间戳。类似的, sig04_ver02 和 sig04_ver03 代表了 SIGCOMM'04 会议中的另外 20 000 个连续报文到达时间戳。此外, 仿真中的时隙长度是可调整的, 以便于考察不同到达率下算法性能。

表 2 仿真业务参数

业务名称	H 指数	均值	方差
sig04_ver01	0.975	0.015	4.48e-04
sig04_ver02	0.931	0.004 91	6.97e-05

sig04_ver03	0.939	0.005 95	0.358e-05
-------------	-------	----------	-----------

通过仿真，得到了系统的吞吐率、报文平均时延和平均冲突分解期的曲线，其中 D_tree 代表使用的是本文所提出的基于业务模型预测的 2 次树形冲突分解算法， 2_tree 代表的是使用二叉树形分解算法。由图 2 的结果可以看出，当系统到达率比较小时，2 种分解算法的情况比较接近，当到达率增加到一定程度后，可以很明显的看到，二叉树算法的吞吐率比本文的基于预测的 2 次树形算法算法的吞吐率低，而且随着分组数目的增多，二叉树算法吞吐率在部分业务轨迹上表现出不稳定和下降，这种性能的下降除了二叉树算法本身的吞吐率约束之外，很重要的一个原因是由于单位时隙中存在大量突发性很强的分组，从而使二叉树算法无法快速和有效地将其分解开来，而这种突发性是自相似业务所具有的基本特征。

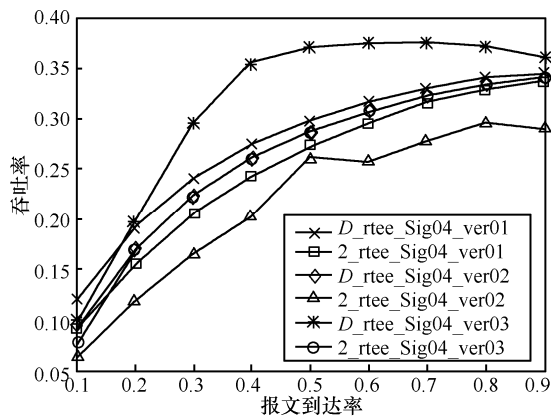


图 2 系统吞吐率曲线

从图 3 和图 4 的结果中更能进一步的说明本文算法的优势，随着分组到达率的增加和业务的突发性，二叉树分解每一次冲突所花费的平均时隙数和每一个报文的等待时延都在快速增加，这是因为二叉树算法在分解大量冲突报文时只能低效的反复的做掷硬币的实验，需要大量时隙才能有效分解冲突报文；而由于事先预测了可能到达报文数，本文的算法能够快速的将多个报文分解到多个时隙，大大避免了多个再次碰撞的时隙出现，使得平均冲突分解期增加比二叉树更为平缓，而报文平均等待时延也要小于二叉树算法。

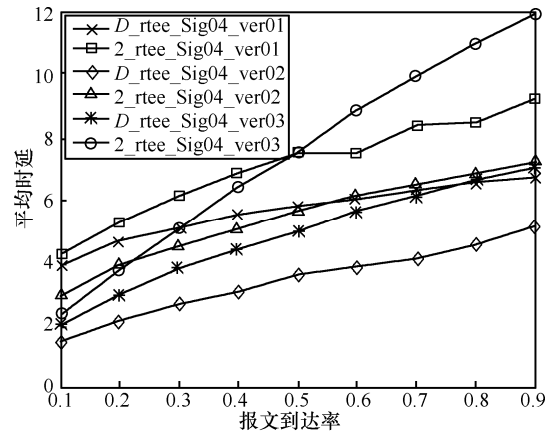


图 3 平均时延曲线

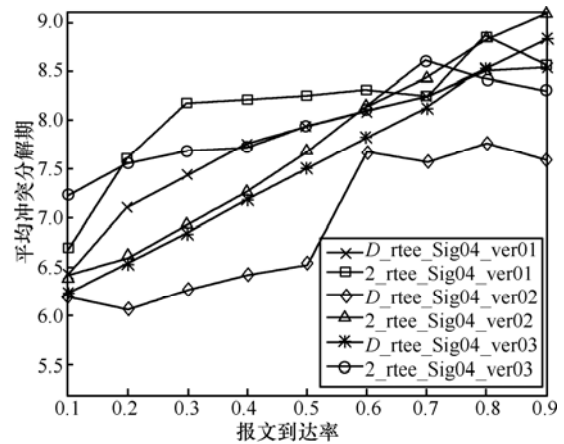


图 4 平均冲突分解期曲线

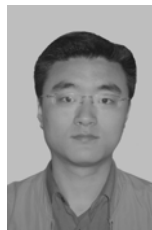
6 结束语

本文在认知网络的基础上提出了一种基于业务模型预测的冲突分解算法，该算法首先改进了常规的 FARIMA 建模和预测算法，提出一种将分段平均和限定搜索法与 FARIMA 建模和预测有机糅合的新算法，提高了模型的精确性。另一方面，该算法又结合了传统的 n 叉树形分解算法和二叉树形分解，并且利用认知节点对用户业务的感知能力对业务进行建模，按照业务预测的结果先对时隙中的多个报文按照 n 叉树快速分解，并对再次冲突的报文用二叉树进行分解，一方面避免了多次 n 叉树分解中大量空闲时隙的浪费，另一方面又避免了二叉树分解大量冲突报文时的低效。理论分析和仿真结果都表明，在真实的自相似业务背景下，该算法能提高认知网络的系统吞吐率和降低平均时延和平均分解周期，从而使得系统的整体性能得到改善。

参考文献：

- [1] THOMAS R W, DASILVA L A, MACKENZIE A B. Cognitive net-works[A]. First IEEE International Symposium on New Frontiers in Dynamic Spectrum Access Networks (DySPAN'05)[C]. Baltimore, USA, 2005, 352-360.
- [2] CAPETANAKIS J. Tree algorithms for packet broadcast channels[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1979, 25(5): 505-515.
- [3] TSYBAKOV B S, MIKHAILOV V A. Free synchronous packet access in a broadcast channel with feedback[J]. Problemy Peredachi Informatsii, 1978, 14(4): 32-59.
- [4] JOHN M. A class of efficient contention resolution algorithms for multiple access[J]. IEEE Transactions on Communications, 1985, 33(2): 145-151.
- [5] 高飞, 郭彦平, 赵东风. 随机多址信道冲突分解算法及吞吐量分析[J]. 电子科技大学学报, 2001, 30(02):125-133.
GAO F, GUO Y, ZHAO D F. Analysis of improved contention resolution algorithms and throughput over RAC[J]. Journal of University of Electronic Science and Technology of China, 2001, 30(02):125-133.
- [6] 赵东风, 刘春花, 李莉等. 随机 N 叉树形隔离型冲突分解算法研究[J]. 云南大学学报(自然科学版), 2003, 25(02):101-104.
ZHAO D F, LIU C, LI L *et al.* Study on random n-ray trees algorithms of isolated conflict resolution for random access channels[J]. Journal of Yunnan University (Natural Sciences), 2003, 25(02):101-104.
- [7] BERTSEKAS D, GALLAGER R. Data Networks, 2nd Edition[M]. New Jersey: Prentice-Hal, 1992.
- [8] HAMILTON J D. Time-series Analysis[M]. New Jersey: Princeton University Press, 1994.
- [9] LELAND W E, WILLINGER W, TAQQU M S *et al.* On the self-similar nature of ethernet traffic[J]. Computer Communication Review, 1995, 25(1): 202-213.
- [10] LELAND W E, WILLINGER W, TAQQU M S *et al.* On the self-similar nature of ethernet traffic (Extended Version)[J]. IEEE/ACM Transactions on Networking, 1994, 2(1): 1-15.
- [11] HUANG C C, DEVETSIKIOTIS M, LAMBADARIS I *et al.* Modeling and simulation of self-similar variable bit rate compressed video: a unified approach[J]. Computer Communications Review, 1995, 25(4): 114-125.
- [12] YANG S M, GUO W, TANG W. Simulation of collision resolution algorithm based on self-similar traffic model[A]. International Conference on Communications, Circuits and Systems (ICCCAS'09) [C]. Chengdu, China, 2009, 182-186.
- [13] ZHANG H F, SHU Y T, YANG O. Estimation of hurst parameter by variance-time plots[A]. IEEE Pacific Rim Conference on Communications, Computers and Signal Processing[C]. Victoria, Canada, 1997, 883-886.
- [14] CLEGG R G. A practical guide to measuring the hurst parameter[J]. International Journal of Simulation: Systems, Science and Technology. 2006, 7(2):3-14.
- [15] LAU W C, ERRAMILLI A, WANG J L, *et al.* Self-similar traffic parameter estimation: a semi-parametric periodogram-based algorithm[A]. IEEE Global Telecommunications Conference (GLOBECOM'95)[C]. Singapore, 1995.2225-2231.
- [16] PALMA W. Long-Memory Time Series-Theory and Methods[M]. New Jersey: Wiley-InterScience, 2007.
- [17] ABRY P, VEITCH D. Wavelet analysis of long range dependent traffic[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1998, 44(1): 2-15.
- [18] BROCKWELL P J, DAVIS R A. Time Series: Theory and Methods[M]. 2nded, New York: Springer Verlag, 1991.
- [19] 盛敏, 李建东, 江帆. 应用于无线信道的混合型冲突分解算法[J]. 电子学报, 2005, 33(4):692-696.
SHENG M, LI J D, JIANG F. Hybrid collision splitting algorithm for wireless channel[J]. Acta Electronica Sinica, 2005, 33(4):692-696.
- [20] Sigcomm 2004 dataset[EB/OL]. <http://www.crawdad.org/meta.php?name=uw/sigcomm2004>. 2011.

作者简介:



杨双懋(1981-), 男, 四川都江堰人, 电子科技大学博士生, 主要研究方向为认知无线网络 MAC 算法。



郭伟(1964-), 男, 四川达州人, 电子科技大学教授、博士生导师, 主要研究方向为移动通信网、信号与信息处理。



唐伟(1980-), 男, 四川成都人, 博士, 电子科技大学讲师, 主要研究方向为无线多跳路由算法。