

自相似流量下自适应 AQM 算法性能研究

陈柏秀, 谭献海, 朱效稳

(西南交通大学 信息科学与技术学院, 四川 成都 610031)

摘 要:针对目前网络流量存在的自相似特性,提出了一种自相似流量下的主动队列管理算法——IARED 算法。该算法首先根据网络流量的自相似和长相关特性,利用自相似流量的自相关函数来设置平均队列长度计算公式的权值,再根据当前平均队列长度与目标队列长度变化率和当前平均队列长度与上一时刻平均队列长度变化率两个参数来动态调整最大丢包率。仿真实验结果表明,该算法能很好地适应自相似网络的流量变化,可以很好地控制队列长度,降低丢包率和保持较低的排队延迟。

关键词:自相似流量;拥塞控制;主动队列管理;自适应 RED 算法

中图分类号:TP393

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2009)09-0028-04

Research on Performance of Adaptive AQM Algorithm of Self-Similar Traffic

CHEN Bai-xiu, TAN Xian-hai, ZHU Xiao-wen

(School of Information Science and Technology, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031, China)

Abstract: Aimed at the self-similar characteristic of network traffic, an improved adaptive AQM algorithm for self-similar traffic, namely IARED, is proposed. Based on the self-similarity and long-range dependence of the network traffic, the algorithm uses the autocorrelation function to set the average queue length and dynamically adjust the maximum packet dropping/marketing probability according to two parameters, namely the change ratio of the current average queue length versus target queue length and change ratio of current average queue length versus last average queue length. The simulation results show that the improved algorithm can accommodate the change of the self-similar traffic and control the queue length very well, so as to decrease the packet loss rate and keep low queue delay.

Key words: self-similar traffic; congestion control; active queue management; adaptive random early detection

0 引言

随机早期检测(RED)作为最常用的 AQM 算法,能有效地提高带宽利用率和减小平均队长,但它也存在一些缺陷,性能与参数设置密切相关,静态参数设置只适应特定网络环境,其参数设置问题是一个没有很好解决的问题。自适应随机早期检测(ARED)虽然解决了 RED 的参数敏感性问题,但其自身也带来了参数设置问题,ARED 中固定的调节参数不能反映网络流量变化的幅度,故不能快速地适应动态的网络环境。最近的大量研究结果表明,现代网络业务的一个关键特性是分形或自相似特性^[1,2],即网络流量在绝大部分时间尺度范围内具有统计相似性(高度相关)和重尾

特性(高变化或突发)。而现存的 AQM 算法都是以短相关性流量为研究背景,对于具有长相关特性的自相似流并不适合。基于以上原因,提出了一种自相似流量下的 AQM 算法—IARED 算法(Improved Adaptive Random Early Detection),该算法参照 ARED 算法思想,同时引入自相似流量的长相关特性,并可以动态地调整参数^[0]。仿真实验结果表明该算法能很好地适应自相似网络的流量变化,可以很好地控制队列长度,降低丢包率和保持较低的排队延迟。

1 RED 与 ARED 的基本工作原理及存在的问题

RED(Random Early Detection)^[3]算法主要分为两个部分。首先是计算平均队列长度,以此作为对拥塞程度的估计;另一个就是计算丢弃包的概率。RED 在计算平均队长 Q_{avg} 时,采用了指数加权滑动平均(Exponential Weighted Moving Average, EWMA)的低

收稿日期:2008-12-16;修回日期:2009-03-05

基金项目:国家自然科学基金(60572143);西南交通大学科学研究基金(2005A03)

作者简介:陈柏秀(1983-),女,湖北武汉人,硕士研究生,研究方向为计算机网络;谭献海,副教授,博士,研究方向为计算机网络。

通滤波器带权值的方法:

$$Q_{avg} = Q_{avg} \times (1 - w_q) + Q_{current} \times w_q \quad (1)$$

其中, w_q 为权值, $Q_{current}$ 为采样测量时实际队列长度。

RED 设置两个与队列长度相关的阈值: \min_{th} 和 \max_{th} 。当有包达到路由器时, RED 计算出当前的平均队长 Q_{avg} 。若 Q_{avg} 小于 \min_{th} , 则不丢包; 当 $\min_{th} \leq Q_{avg} \leq \max_{th}$ 时, 计算出概率 P , 并以此概率 P 丢弃新到达的包; 当 $Q_{avg} > \max_{th}$ 时, 所有的包都被丢弃, 计算概率 P 的方法如下:

$$P_b = P_{max} \times (Q_{avg} - \min_{th}) / (\max_{th} - \min_{th}) \quad (2)$$

$$P = P_b / (1 - \text{count} \times P_b) \quad (3)$$

P 不仅和 Q_{avg} 有关, 还与从上一次丢包开始到现在进入队列的包的数量 count 有关。随着 count 的增加, 下一个包被丢弃的可能性也在缓慢增加。这主要是为了在到来的包之间均匀间隔地丢包, 避免连续丢包, 从而避免对突发流的偏见和产生全局同步现象。

ARED^[4] 对 RED 进行了很小的改动, 并保留了 RED 的基本结构, 只需调节参数 \max_p 从而保持平均队长在 \min_{th} 和 \max_{th} 之间, 消除了 RED 的队列延时问题和参数敏感性问题。ARED 虽然解决了 RED 的参数敏感性问题, 但其自身也带来了参数设置问题。 α 、 β 设置太大, \max_p 振荡过于频繁, 不利于网络性能稳定; α 、 β 设置太小, \max_p 就要经过多次调整才能达到期望值。

2 自相似流量下 IARED 算法

2.1 IARDE 算法平均队列长度计算公式的权值计算

考虑到 Internet 数据的突发本质, RED 在计算平均队长 Q_{avg} 时, 采用了指数加权滑动平均的低通滤波器带权值的方法。这样由于 Internet 数据的突发本质或者短暂拥塞导致的实际队列长度暂时的增长将不会使得平均队长有明显变化, 从而“过滤”掉短期的队长变化, 尽量反映长期的拥塞变化。自相关性是目前网络流量的主要特性, 它表示当前的网络状态与之前的网络状态之间的关系, 而自相似流量的自相关函数表现为长相关性。基于以上考虑, 可以利用自相似流量的自相关函数来设置平均队列长度计算公式的权值^[5,6], 这样更能体现当前平均队列长度与上一时刻平均队列长度的关系。

对于严格二阶自相似的分形高斯过程, 其自相关函数为:

$$\gamma(k) = \frac{1}{2}((k+1)^{2H} - 2k^{2H} + (k-1)^{2H}) \quad (4)$$

其中 H 为 Hurst 参数, $\frac{1}{2} < H < 1$ 。将 $(1 \pm \frac{1}{k})^{2H}$ 在二

阶上作 Taylor 展开, 并取前面三项得:

$$(1 \pm \frac{1}{k})^{2H} \approx 1 \pm \frac{2H}{k} + \frac{2H(H-1)}{2k^2} \quad (5)$$

从式(4)、(5)可得

$$\gamma(k) \approx H(2H-1)k^{2H-2} \quad (6)$$

以式(6)的自相关函数 $\gamma(k)$ 作为式(1)中的权值 w_q , 设流量到达的时间间隔为 k , 得:

$$Q_{avg} = [1 - H(2H-1)k^{2H-2}]Q_{avg} + H(2H-1)k^{2(H-2)}Q_{current} \quad (7)$$

参数 H 被称为 Hurst 参数或自相似参数, 它是自相似程度的一个主要度量。更确切的说, Hurst 参数是一种随机现象的持续性的度量。 H 值越大, 说明长程相关性越强, $\gamma(k)$ 的值越大, 根据式(1), 平均队列长度越依赖于前一预测周期的平均队列长度。对于典型的自相似流量, $H = 0.75 \sim 0.9$, $\gamma(k)$ 取值范围约为 $0.01 \sim 0.1$, 作为计算平均队列长度的权值较合适。

2.2 IARED 算法的丢弃概率计算

RED 算法的主要问题就是对参数设置敏感, 参数变化对其性能影响大, 使其无法跟随网络状态的变化而自适应的变化, 而 ARED 算法虽然消除了 RED 算法的队列延迟和参数敏感性问题, 但自身又带来了另外的参数 (α 、 β) 设置问题。基于这一点提出了一种新的方案。网络队列状态变化主要从两个方面体现出来^[7-10]。一是当前队列长度与目标队列长度的比值: $\text{change_tar} = Q_{avg}/Q_{target}$, 它反应了当前时刻队列长度与目标队长的偏差, 可作为调整 \max_p 的依据。另一个是当前平均队列长度与上一时刻的平均队列长度比值: $\text{change_pre} = Q_{avg}/Q_{pre}$, 它反应了平均队列长度的变化, 在一定程度上可以用来预测下一时刻平均队列长度的变化趋势。在文中, \max_p 的调整依赖这两个值的变化。利用这两个参数的变化调整 \max_p 时, 会有四种情况出现。

(1) 当 $\text{change_tar} > 1$ 时, 并且 $\text{change_pre} > 1$ 时, 说明平均队列长度在下一时刻可能进一步大于目标队长, 此时快速增加 \max_p , 使平均队列长度向目标队长靠近;

(2) 当 $\text{change_tar} > 1$ 并且 $\text{change_pre} < 1$ 时, 说明平均队列长度会进一步减少, 但仍大于目标队长, 此时缓慢增加 \max_p ;

(3) 当 $\text{change_tar} < 1$ 并且 $\text{change_pre} > 1$ 时, 表明平均队列长度将进一步增大但仍可能小于目标队长, 此时缓慢降低 \max_p ;

(4) 当 $\text{change_tar} < 1$ 并且 $\text{change_pre} < 1$, 表明平均队列长度将进一步减少并少于目标队长, 此时快速减少 \max_p , 使 $\max_p = 0.01$ 。

在多次仿真实验中发现,第二种情况总是从第一种情况过渡而来,所以第二种情况的 \max_p 值应在第一种情况的 \max_p 值的基础上先减少再缓慢增加。根据以上分析,IARED 算法中 \max_p 的计算方法如下:

```

 $Q_{pre}$ :上一时刻的平均队列长度
 $Q_{target} = (\min_{th} + \max_{th})/2$  // 目标队列长度
For each packet arrival
Calculate the average queue size  $Q_{avg}$ ;
change_tar =  $Q_{avg}/Q_{target}$ ;
change_pre =  $Q_{avg}/Q_{pre}$ ;
 $a = fabs(1 - change\_tar) * fabs(1 - change\_pre)$ ;
//fabs() 为取绝对值函数
 $b = change\_tar * change\_pre$ ;
if((change_tar >= 1) && (change_pre >= 1))
 $\max_p = \gamma * \max_p * b^{\lambda}$ ;
else if
((change_tar >= 1) && (change_pre < 1))
 $\max_p = \max_p * 0.85 + 0.08 * a$ ;
else if
((change_tar < 1) && (change_pre >= 1))
 $\max_p = \max_p * b$ ;
else if
((change_tar < 1) && (change_pre < 1))
 $\max_p = 0.01$ ;
 $Q_{pre} = Q_{avg}$ ;
End for
 $\max_p = [0.01, \min(\gamma * \max_p * b^{\lambda}, 1)]$ 
 $\gamma = 1.5, \lambda = 1.2$ 
    
```

在现有的 AQM 算法中,为了适应在平均队列长度小于 \max_{th} ,而实际队列长度大于 \max_{th} 时出现的突发流量。在设置参数时往往使缓冲区长度远大于 \max_{th} ,当平均队列长度达到或大于 \max_{th} 时,在这种情况下算法才开始以概率 P 标记到达的包,减少实际队列长度从而减小平均队列长度,而实际队列长度此时可能已经达到一个很大的值了,这将会花费大量时间使平均队列长度低于 \max_{th} ,这样就会减少路由器的吞吐量和降低链路利用率。基于以上考虑,文中在算法中又做一点改动,算法采用当平均队列长度大于 \max_{th} 而实际队列长度小于目标队列长度时,没有必要丢弃所有到达的包,利用(2)(3)两式计算其丢弃概率,而在平均队列长度大于 \max_{th} 且实际队列长度大于目标队列长度时,才全部丢弃所有到达的包。

3 仿真设置与性能分析

3.1 仿真参数设置

算法主要是针对 Floyd 提出的 ARED 算法进行改

进,ARED 算法与 IARED 算法仿真参数设置如下:
 $\min_{th} = 5, \max_{th} = 15, Q_{target} = 10$, 初始化 $\max_p = 0$.
 1,而 ARED 中 $\alpha = 0.01, \beta = 0.9$, IARED 算法中 $\gamma = 1.5, \lambda = 1.25$.

3.2 仿真结果分析

为了证实 IARED 算法的性能,采用 OPNET 仿真工具,各算法的仿真参数设置如 3.1 节,仿真中使用的流量来自贝尔实验室采集的因特网流量^[2]数据。因为自相似流量在不同时间尺度下的统计特性不一样,又由于自相似流量具有长程相关性,所以文中采用自相似流量在时间尺度为 100ms 时的 H 参数值。仿真运行时间都为 400s。

仿真使用的流量 H 参数值为 0.8256,讨论 ARED 和 IARED 算法在同一流量下的性能。仿真图横轴均为仿真时间。

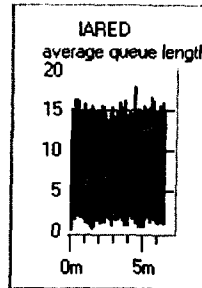


图 1 IARED 平均队长

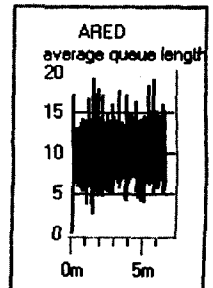


图 2 ARED 平均队长

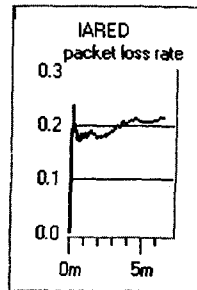


图 3 IARED 丢包率

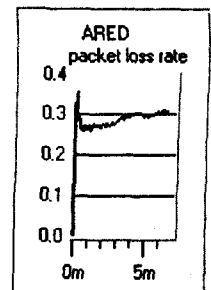


图 4 ARED 丢包率

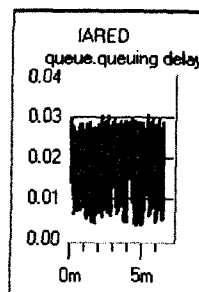


图 5 IARED 排队时延

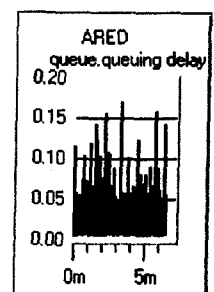


图 6 ARED 排队时延

图 1 至图 6 分别是 IARED 和 ARED 算法在同一流量下的平均队长、丢包率和排队延迟的仿真

结果图,从图 1 和图 2 可以看出 IARED 算法比 ARED 算法平均队列长度变化平稳,有效控制了队列的波动,同时仿真也对 IARED 和 ARED 算法的瞬时队列进行了比较,IARED 算法的实际队长都不超过 22,而 ARED 算法的瞬时队长一度达到了 60,其实际队列长度波动很大,这说明 IARED 算法能很好地适应突发流量,降低实际队长从而降低平均队长,减少丢包。从而使队列管理达到低延迟和低抖动,如图 5 和图 6, IARED 算法的排队延迟明显低于 0.03s,而 ARED 算法的平均排队延迟大于 0.05s。从图 3 和图 4 可看出, IARED 算法的丢包率在 0.2 左右,不超过 0.21,而 ARED 算法的丢包率达到了 0.3。从以上分析, IARED 算法的各项性能均优于 ARED 算法。

4 结束语

鉴于 RED 和 ARED 对自相似网络环境适应的不足之处,提出了一种自相似流量下的主动队列管理算法—IARED 算法。根据网络流量自相似性的特点,利用自相似流量的自相关函数来设置平均队列长度计算公式的权值,利用平均队列长度与目标队列长度的变化率和平均队列长度与上一时刻的平均队列长度的变化率两个参数动态改变 \max_p 。仿真实验结果表明该算法能很好地适应自相似网络的流量变化。同时明显降低丢包率和保持较低的排队延迟。算法也存在不足之处,算法必须预先知道自相似流量的 H 参数值,后期的研究工作是如何将自相似流量的 H 值在线测量

技术引入到算法中,而不必预先测量流量的 H 值。

参考文献:

- [1] Leland W E, Willinger W, Taqqu M S, et al. On the self-similar nature of Ethernet traffic (extended version) [J]. IEEE/ACM Trans. Networking, 1994,2(1):1-15.
- [2] Lawrence Berkeley National Laboratory. The Internet Traffic Archive[EB/OL]. 1989. <http://ita.ee.lbl.gov/html/traces.html>.
- [3] Floyd S, Jacobson V. Random early detection gateways for congestion avoidance[J]. IEEE/ACM Trans. on Networking, 1993,1(4):397-413.
- [4] Feng W, Kandlur D, Saha D, et al. A Self-configuring RED Gateway[C]// IEEE INFOCOM'99. New York, USA: [x. n.], 1999:1320-1328.
- [5] 汪浩,严伟. 基于自相似聚合业务流量的 AQM 算法性能评价[J]. 软件学报, 2006,17(9):1958-1968.
- [6] 舒炎泰,董林芳,高德云. 基于自相似业务的 RED 算法性能研究[J]. 计算机工程, 2006,32(22):104-106.
- [7] Alemu T, Jean-Marie A. Dynamic Configuration of RED Parameters[J]. IEEE Communications Society Globecom, 2004,3:1600-1604.
- [8] 黄迎春,李向胃,邱保右. 一种改进的 RED 算法[J]. 计算机工程, 2007,33(1):117-119.
- [9] 汪岩,安建平,金鸿玲. 一种基于自相似流量速率估计的主动队列管理算法[J]. 计算机应用, 2005,25:23-28.
- [10] 温显晖,朱祥华,张勇. 自相似流量的主动队列管理算法[J]. 电子与信息学报, 2006,28(7):1303-1307.

(上接第 27 页)

参考文献:

- [1] Gopalsamy K. Stability of artificial neural networks with impulses[J]. Applied Mathematics and Computation, 2004,154: 783-813.
- [2] Li Chuandong, Liao Xiaofeng. Global robust asymptotical stability of multi-delayed interval neural networks: An LMI Approach[J]. Physics Letters A, 2004,328:452-462.
- [3] Xu Daoyi, Yang Z C. Impulsive delay differential inequality and stability of neural networks[J]. J. Math. Anal. Appl, 2005,305:108-120.
- [4] Wang min, Xiong Qiyuan, Zhou Bingxiao, et al. Global exponential stability of cellular neural networks with mixed delays and impulses[J]. Chaos, Solitons and Fractals, 2007,34:896-902.
- [5] Huang Zai-Tang, Yang Qi-Gui, Luo Xiao-shu. Exponential stability of impulsive neural networks with time-varying delays[J]. Chaos, Solitons and Fractals, 2008,35:770-780.
- [6] Guan Z H, Chen G R. On delayed impulsive Hopfield neural networks[J]. Neural Networks, 1999,12:273-280.
- [7] Zhang Yu, Sun Jitao. Stability of impulsive neural networks with time delays[J]. Physics Letters A, 2005,348:44-50.
- [8] Guan Z H, James L, Chen G. On impulsive auto-associative neural networks[J]. Neural Networks, 2000,13:63-69.
- [9] Wu Wei, Cui Baotong. Global robust exponential stability of delayed neural networks[J]. Chaos, Solitons and Fractals, 2008,35:747-754.
- [10] Li Y K, Lu L. Global exponential stability and existence of periodic solution of Hopfield-type neural networks with impulses[J]. Physics Letters A, 2004,333:62-71.
- [11] 季策,张化光. 具有参数的时滞 Hopfield 神经网络的鲁棒稳定性[J]. 电子学报, 2005,33:115-118.
- [12] Liao Xiaofeng, Wong Kwok-wo, Leung C. Hopf bifurcation and chaos in a single delayed neuron equation with nonmonotonic activation function[J]. Chaos, Solitons & Fractals, 2001,28:1535-1547.
- [13] 张恩彪,江成顺. 具时滞脉冲细胞神经网络的全局指数稳定性[J]. 动力学与控制学报, 2006,4(1):88-91.