

多路径网络中流量均衡的优化算法

蔡凌 汪晋宽 王翠荣

(东北大学信息科学与工程学院 沈阳 110004)

摘要 在向下一代互连网络演进的过程中,多路径网络已经成为提高网络性能及可靠性的有效手段。在网络中,可选用的多条路径提供了流量流向的通路,然而如何有效地均衡各条路径的流量,提高网络的性能,是多路径网络必须解决的一个重要问题。针对丢包率比较敏感的应用需求,如 VOIP,将预测思想与最优化理论相结合,研究了在多路径网络环境下的流量均衡问题。流量均衡算法首先预测每条路径的丢包率,并以减少所有路径丢包率之和及达到最优的资源利用率为目标,将流量均衡问题转化为最优问题。理论分析及仿真实验表明,该算法能有效地降低网络丢包率,提高网络性能。

关键词 多路径网络,流量均衡,优化,预测

中图分类号 TP393.02 **文献标识码** A

Optimization Based on Traffic Balance over Multipath Network

CAI Ling WANG Jin-kuan WANG Cui-rong

(School of Information Science & Engineering, Northeastern University, Shenyang 110004, China)

Abstract During the migration to next generation network, multipath network may be used for improving reliability and robustness. The chose multipath in network is the paths which supply the traffic to transfer. How to balance the traffic availability is one of the most important problems in multipath network to improve the performance. To loss rate-sensitive traffic, such as VOIP (Voice over Internet Protocol), this paper provided an algorithm to solve the problem of balancing the traffic in multipath network by prediction and optimization theory. The algorithm predicts the packet loss rate of each and every path at first, then aiming at the minimum sum of the packet loss rate and achieving the optimal utilization ratio of resources, it converts a traffic balancing problem into optimization problem. The experimental results demonstrate that the proposed algorithm can perform well on QOS, such as packet loss rate.

Keywords Multipath network, Traffic allocation, Optimization theory, Prediction

下一代互联网演进的一个重要趋势是 IP 网络将成为语音、视频等应用的主要承载。对于这些实时性的业务而言,由于 IP 网络采用最短路径尽力而为的服务模式,由此引发的丢包、延迟、抖动等使实时应用的服务质量不能满足人们需求,成为限制其发展的瓶颈。多路径已被证明是解决这种瓶颈的有效途径^[1,2],是提高网络服务质量及可靠性的有效手段。而快速发展的下一代 Internet 架构,如 GENI^[3]计划、Planet-Lab^[4]实验床、CABO^[5]模型等都为多路径网络的部署孕育着土壤。随着 Cisco 的 IOS 的开放,灵活的多路径网络流量均衡算法的实施也成为可能。

目前支持多路径的路由协议,如 OSPF 及 IS-IS,主要采用等代价多路径路由 (ECMP) 实现流量均衡,其缺点在于均衡算法固定,无法跟随网络的变化实现动态调节。而网络自身的特点决定其必然具有动态的属性,因此对于网络的研究分析更适宜采用动态的方法。通过分析多路径网络的实际运行过程可知,在很多情况下流量在一定的时间段内具有相对的稳定性,因此可利用预测算法预测下一时间段内流量^[6,7],

并将该预测结果用于指导流量的分配。预测可提前感知网络状态,降低长延时、高丢包率、低吞吐量,甚至降低路由器崩溃等不良服务质量的概率。在对网络状态的研究分析中, QoS 指标如延时、丢包、吞吐量等,仍是作为反映网络性能的重要参数,由于在很多情况下丢包率的变化对延时、吞吐量等的改变有着直接的影响^[8-10],即对延时、吞吐量等问题的研究都可以归结为对丢包率的分析,因此本文主要以丢包率作为预测参数。

在网络动态管理中,优化理论已逐步成为有效手段^[11-15]。它已在流量管理的分析及设计环节被成功地使用,并对解决拥塞控制问题给出了具有指导性的设计思路。在流量工程领域,它亦被用于分析流量工程协议。优化理论已在流量管理、拥塞控制、流量工程等问题解决中扮演着重要的角色。

基于上述分析,本文提出一种将预测思想与优化理论相结合的动态流量均衡算法,首先采用一次指数平滑法预测每条链路的丢包率,然后将多路径流量均衡问题转化为最优化

到稿日期:2009-08-14 返修日期:2009-10-19 本文受国家自然科学基金(06273078),河北省科技厅博士基金项目(554701303)资助。

蔡凌(1980-),女,博士生,讲师,主要研究方向为网络路由、流量工程等,E-mail:cailing9852@126.com;汪晋宽(1957-),男,博士,教授,博士生导师,主要研究方向为自适应信号处理、流量工程等;王翠荣(1963-),女,博士,教授,主要研究方向为网络路由、QoS、传感器网络等。

问题,在此基础上将链路的预测丢包率及利用率引入目标函数,再利用粒子群优化算法求解目标函数最小时每条路径的均衡比例。

1 均衡算法执行模型

本文提出的均衡算法执行模型如图1所示。每条链路的丢包率及利用率都是基于主动探测获得的。模型中所有中间节点都具有发送和接收两种功能。当履行发送职能时,由测量单元模块发送探测包,由转发模块转发应用流;当执行接收任务时,承载着每个探测周期接收节点收包数信息的探测包则由发送节点的测量模块接收并传递给预测模块。预测模块根据每周该链路的发包数和收包数计算出相应的丢包率,并由连续多个探测周期的丢包率预测下一预测周期的丢包率,将下一预测周期的预测信息发送给源节点。源节点将所有预测信息传递给转发模块。而对链路利用率信息的处理,则是在每个预测周期即将结束时,中间节点将测量的链路利用率分别通过探测包发送给源节点,源节点将链路利用率的信息由测量模块经过预测模块传递至转发模块,转发模块则根据预测的丢包率及链路利用率信息进行粒子群优化,并以优化解为依据重新调整均衡策略。

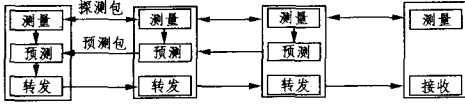


图1 负载均衡算法执行模型

2 流量均衡算法

2.1 符号约定

t_s :探测周期;

t_p :预测周期,每个预测周期由 n 个探测周期组成;

b :源与目标节点间的某条路径;

l :链路;

c_l :链路 l 的有效容量,即链路带宽与背景流量占用带宽之差;

sr_i :源与目标节点间第 i 条流的流量;

$send_i^j(m)$:链路 l 在某预测周期 t_p 的第 m 个探测周期 t_s 中转发第 i 条流的包数量;

$recv_i^j(m)$:链路 l 在某预测周期 t_p 的第 m 个探测周期 t_s 中收到第 i 条流的包数量;

lp_i^j :在第 j 个预测周期 t_p 中链路 l 关于第 i 条流的丢包率;

LP : lp_i^j 的集合;

p_b^j :在第 j 个预测周期 t_p 时路径 b 关于第 i 条流的转发比例;

P : p_b^j 的集合;

Ψ^i :链路丢包率关于第 i 条流的加权矩阵,如果路径 b 包含链路 l ,则 $\Psi_b^i = \frac{lp_l^i}{\sum_{l \in b} lp_l^i}$,否则 $\Psi_b^i = 0$ 。

2.2 预测算法

本文通过统计分析当前预测周期内任意链路的丢包情况,分别预测下一周期每条链路的丢包率。丢包率的预测是在该预测周期即将结束时完成。每一预测周期包含 n 个探测

周期。在每个探测周期中,链路 l 关于转发第 i 条流的包的数量为 $send_i^j(m)$,转发成功的包的数量为 $recv_i^j(m)$, $send_i^j(m)$ 与 $recv_i^j(m)$ 的初值均设为 0。

定义1 探测周期 j 内链路 l 关于第 i 条流的平均丢包率 $los_i^j(m)$ 为:

$$los_i^j(m) = \frac{send_i^j(m) - recv_i^j(m)}{send_i^j(m)} \times 100\%$$

本文采用一次指数平滑法进行链路丢包率的预测,根据当前实际值 $los_i^j(n)$ 与前一预测值分别以不同权值 β 和 $1-\beta$ 计算加权平均数,并将其作为下周期的预测值 lp_i^j ,计算公式为:

$$lp_i^j = \beta los_i^j(n) + (1-\beta) lp_i^{j-1} \quad (1)$$

加权系数 β 的取值对预测效果有直接的影响,在本文中 β 分别取 0.1~0.9 的 9 个数值,利用这 9 个值分别对某段时间内的历史数据进行预测估计,并对历史真实值与预测值进行比较。通过比较预测误差,选取误差最小时所对应的 β 值。

定义2 在某一预测周期中,每条路径关于第 i 条流的丢包率为该路径中所有链路丢包率的加权之和,即路径 b 关于第 i 条流的丢包率为 $\sum_l (\Psi_b^i lp_l^j)$ 。

定义3 路径 b 的丢包率为该路径上所有 cbr 流量丢包率之和,即 $\sum_i \sum_l (\Psi_b^i lp_l^j)$ 。

2.3 流量均衡问题的描述

流量均衡的目的首先在于提高网络的 QoS 性能,即希望获得较短的端到端的延时、较少的丢包率、较大的带宽。由于连续丢包的产生会导致网络延时的增加、带宽利用率的降低,因此有效降低丢包率甚至是消除丢包将对提高网络 QoS 性能起到良好的促进作用。基于此种分析可知,QoS 性能的提高问题可以转化为优化问题,即优化网络,使丢包率最小。

定义4 网络丢包率为每条路径的丢包率与流量分配比例之积的总和,即 $\sum_i \sum_b p_b^j * (\sum_l \Psi_b^i lp_l^j)$ 。

定义5 在第 j 个预测周期 t_p 中链路 l 的有效负载容量为 $\sum_{i \in b} sr_i * p_b^j$ 。

定义6 链路 l 的链路利用率为 $u_l = \sum_{i \in b} sr_i * p_b^j / c_l$ 。

优化目标是实现下一预测周期网络丢包率最小,其目标函数为 $\min \sum_i \sum_b p_b^j * (\sum_l \Psi_b^i lp_l^j)$ 。为了确保链路负载不超出链路的有效容量,限制条件为 $\sum_{i \in b} sr_i * p_b^j \leq c_l$ 。对于第 i 条流量来说,每条路径分配的比例之和应恒等于 1,即 $\sum_b p_b^j = 1$ 。

由于网络中可选用的多条路径的跳数、链路利用率等不尽相同,因此只以丢包率最小作为流量分配的原则可能会造成在多条路径跳数相同的情况下上一预测周期丢包率很小甚至无丢包现象的路径。经过调节后链路利用率接近 1 而其余路径的负载较小的状况,导致均衡算法执行后分配的不合理性;当多条路径跳数不完全相同时,跳数较多的路径在初始状态下的丢包率比其他跳数较少的路径的丢包率较小的条件下,造成其成为主转发路径的现象,而其对应的延时也将相应地延长。

定义7 链路关于转发第 i 条流的代价函数为 $f_i = n * (u_i)^n$,路径关于第 i 条流的代价函数为该路径上所有链路代价函数之和,即 $\sum_l f_i$ 。

链路代价函数用于刻画链路利用率的惩罚度。当前链路利用率越高,其惩罚程度就越深,避免了下一周期对该链路的

利用加深,同时可避免对上一周期利用率较低的链路的流量随意增加。分析路径的代价函数可知,不但可以直接反映出每条链路的利用情况,同时可间接地反映出路径的跳数。

以最小化模型为例,流量均衡优化的目标函数表达式为:

$$\begin{aligned} \min & \sum_i \sum_b p_b^i * (\sum_l (\Psi_b^l p_l^i + f_l^i)) \\ \text{subject to} & \sum_{i \in b} sr_i * p_b^i \leq c_{l_i} \quad \forall l \\ & \sum_b p_b^i = 1 \quad \forall b \end{aligned} \quad (2)$$

$$p_b^i \geq 0$$

variable p_b^i

由于求最优解的过程中需要满足链路容量及分配比例之和的约束条件,而粒子群算法易于编程实现,收敛速度快,且在解决复杂非线性函数优化等实际问题中获得了成功的应用,因此本文采用自适应的粒子群算法来求解负载均衡的优化问题。

2.4 粒子群算法

通过对生物群体的观察和研究发现,生物群体内个体间的合作与竞争等复杂性行为产生的群体智能,往往能为某些特定的问题提供高效的解决方法。Kennedy 等人受鸟群觅食行为的启发,于 1995 年提出一种粒子群优化算法。算法最初的设想是仿真简单的社会活动,研究并解释复杂的社会行为,后来该算法用于优化问题的求解。

本文使用 $k = m * n$ 个小数表示一个粒子 x_q ,代表一个均衡方案,其中 m 表示路径的条数, n 表示流量的个数。粒子群初始化的目的在于产生一定规模的粒子。显然,任何优化方案都是负载均衡的一个有效解。产生初始种群的算法如下。

算法 1 初始粒子群 PS 的产生算法

输入:粒子群规模 N ;

输出:PS。

Begin

(1) $PS \leftarrow \emptyset$;

(2) While ($|PS| < N$)

(3) For ($i=1; i \leq n; i++$)

{

For ($b=1; b \leq m; b++$)

{

$p_b^i = rand()$

/* $rand()$ 是介于 $[0,1]$ 之间的随机数 */

$X = XU p_b^i$;

}

}

(4) $PS \leftarrow PS \cup X$;

(5) Goto (2);

(6) Output PS;

End

算法在种群的基础上初始化粒子的随机位置与速度。粒子 x_q 的空间位置表示为 $x_q = (x_{q_1}, x_{q_2}, \dots, x_{q_k})$,是优化问题的一个潜在解,即代表一种均衡方案。将其代入优化目标函数,计算出相应的适应值,即可衡量 x_q 的优劣。同时,粒子 x_q 具有的飞行速度表示为 $v_q = (v_{q_1}, v_{q_2}, \dots, v_{q_k})$,表示路径均衡转发比例的调节位移,即根据当前速度对原有比例进行更新。具体而言,在每一次迭代中,粒子是通过两个极值来更新其速度与位置:一个为个体极值,即粒子从算法迭代初始到当前迭代搜索所生成的最优解 $pBest$,用 $p_q = (p_{q_1}, p_{q_2}, \dots,$

$p_{q_k})$ 表示;另一个为全局极值,即整个种群目前找到的最优解 $gBest$,用 p_g 表示。

对每个粒子而言,其第 d 维粒子对自身速度和位置的更新表达式如下:

$$v_{q_d}(t+1) = w * v_{q_d}(t) + rand() * c_1 * (p_{q_d} - x_{q_d}(t)) + rand() * c_2 * (p_g - x_{q_d}(t)) \quad (3)$$

$$x_{q_d}(t+1) = x_{q_d}(t) + v_{q_d}(t+1), d=1, \dots, k$$

式中, $v_{q_d}(t)$ 是粒子在 t 时刻的速度, $x_{q_d}(t)$ 是粒子在 t 时刻的位置, $rand()$ 是介于 $[0,1]$ 之间的随机数, w 为惯性权因子, c_1, c_2 为学习因子。粒子在解空间内不断跟踪个体极值和全局极值并进行搜索,直到满足迭代停止条件,即达到规定的迭代次数或满足规定的误差标准。

由于粒子群算法根据适应值大小确定粒子的优劣,适应值一般由目标函数值度量,本文将约束条件引入粒子群算法中,建立另一适应值。目标函数表达式为

$$F_{fitness} = \min \sum_i \sum_b p_b^i * (\sum_l (\Psi_b^l p_l^i + f_l^i))$$

$$F_{violation} = \sum_{u=1}^{n'} a_u * \max(0, (\sum_{i \in b} sr_i * p_b^i - c_{l_i})) + \sum_{v=1}^{m'} d_v * |\sum_b p_b^i - 1| \quad (4)$$

式中, $F_{fitness}$ 为目标函数适应值; $F_{violation}$ 对应所求问题的约束条件,反映每个粒子与边界的接近程度,称之为违反值。则每个粒子的优劣将由适应值与违反值,即双适应值函数共同决定。 a_u, d_v 分别为每个不等式约束与等式约束的权系数,根据约束条件平均违反值相等,且归一化为 1 的特点, a_u, d_v 可按照如下关系计算:

$$a_u * (\sum_{k=1}^M \max(0, (\sum_{i \in b} sr_i * p_b^i - c_{l_i}))) / N = 1 / (n' + m') \quad (5)$$

$$d_v * (\sum_{k=1}^M (|\sum_b p_b^i - 1|)) / N = 1 / (n' + m')$$

式中, n', m' 分别代表不等式约束与等式约束的个数。

对于某些约束优化问题,其最优解位于约束边界上,此时最优解附近的不可行解的适应值很可能优于位于可行域内部的某一行解的适应值,而这类不可行解对寻找最优解很有帮助。因此,可让一部分接近边界的不可行解与可行解进行比较,以便在群体中保留一定比例的不可行解粒子。

定义 8 不可行解的比例调节函数 $\epsilon = \frac{2 + p_{set}}{2 + p_{uer}} * \epsilon, \epsilon > 0$ 。

p_{set} 为设定值, p_{uer} 为某一次迭代的不可行解所占比例。当 p_{uer} 小于设定值 p_{set} 时,适当增大 ϵ ;当 p_{uer} 大于设定值 p_{set} 时,适当减少 ϵ 。利用双适应值判断粒子优劣时,双适应值粒子竞争的算法见算法 2。

算法 2 粒子群双适应值粒子竞争算法

输入:第 $n-1$ 次迭代时粒子的个体极值 p_q^{n-1} 及种群极值 p_g^{n-1} ;

输出:第 n 次迭代时的个体极值 p_q^n 及种群极值 p_g^n 。

Begin

(1) $p_q^n \leftarrow \emptyset, p_g^n \leftarrow \emptyset$;

(2) DO

(3) For $q=1$ To particle swarm size

/* q 代表第 q 个粒子 */

(4) Update velocity and position using expression 5

/* 用式(5)更新粒子的速度与位置 */

(5) Calculate the $F_{fitness}$ and $F_{violation}$ of the q th particle;

(6) If $F_{fitness}(p_q^{n-1}) > F_{fitness}(x_q^n)$ Then

$$p_q^n = x_q^n, fBest_p = F_{fitness}(p_q^n);$$

/* p_q^n 代表第 q 个粒子目前为止找到的最佳位置,
 $fBest_p$ 表示最佳位置所对应的适应值 */

(7) If $F_{violation}(x_q^n) > \epsilon$, Then $m = m + 1$;
 /* m 代表该次迭代时不可行解的个数 */

(8) Output p_q^n

(9) Next q ;

(10) While max size of particle swarm is met.

(11) If
 $F_{violation}(p_q^n) < \epsilon \ \&\& \ F_{violation}(p_q^n) < \epsilon \ \&\& \ F_{fitness}(p_q^n) < F_{fitness}(p_q^n)$
 Then $p_g^n = p_q^n, fBest_g = F_{fitness}(p_q^n)$;
 /* p_g^n 代表全局最佳位置, $fBest_g$ 表示全局最佳位置所对应的适应值 */

(12) Else If $F_{violation}(p_q^n) > F_{violation}(p_q^n) > \epsilon$,
 Then $p_g^n = p_q^n, fBest_g = F_{fitness}(p_q^n)$;

(13) Else If $F_{violation}(p_q^n) < \epsilon \ F_{violation}(p_q^n) > \epsilon$,
 Then $p_g^n = p_q^n, fBest_g = F_{fitness}(p_q^n)$;

(14) Else $p_g^n = p_q^n, fBest_g = F_{fitness}(p_q^n)$

(15) Calculate p_{user} and ϵ .

(16) Output p_g^n .

End

根据前面的论述,下面给出基于预测及优化的均衡算法,即算法 3。

算法 3 流量均衡算法

输入: 路径的初始分配比例 P^0 , 惯性权因子 ω , 学习因子 c_1, c_2 , 迭代次数。

输出: 最优分配比例 P^j 。

Begin

(1) $LP \leftarrow Q$;
 /* 初始化每条链路的丢包率 */

(2) DO

(3) For ($j=1; j < M; j++$)
 /* j 代表第 j 个预测周期 */

(4) {
 For ($q=1; q < N; q++$)
 {
 Calculate lp_q^j and f_i
 /* 计算第 j 个预测周期中链路 l 关于第 i 条流的预测丢包率 lp_q^j 及代价 f_i */
 }
 }
 (5) Calculate $F_{fitness}^j$. If $F_{fitness}^j \leq F_{fitness}^{j-1}$,
 Then $P^j = P^{j-1}$, and goto (9);
 else goto (6).

(6) Initialize particle swarm PS using 算法 1
 /* 用算法 1 初始化粒子群 */

(7) Calculate the optimization value using 算法 2
 /* 用算法 2 求解最优解 */

(8) If termination criterion or convergence condition of 算法 2 are met, goto (9); else goto (7).

(9) Output P^j

(10) Next j .

(11) While experiment is finish.

End

3 实验及性能分析

3.1 实验环境

本文以 NS-2 为仿真实验平台,采用 Abilene 骨干网网络结构,如图 2 所示。选用 n9 为源节点, n10 为目标节点所经历的 3 条不等长路径 path0, path1, path2 作为研究对象,使其构成多路径不相交网络。3 条路径上的背景流量均用 pareto 流模拟自相似业务流,通过对每条路径上背景流量的调节,从而获得路径中链路有效容量的改变。本文设定 path0 有效容量最小, path2 最大。网络中链路的带宽均为 10Mb/s, 链路的传输延时均设为 10ms。实验过程中,网络需完成对 3 条 cbr 流量的转发,初始状态下,每条流按照等比例原则分配给 3 条路径,包大小为 210B, 所有流开始于 3s。算法中参数分别设置为探测周期 $t_s = 0.5s$, 预测周期 $t_p = 5s$, 种群规模 $M = 20$, 惯性权因子 $\omega = 0.4$, 学习因子 $c_1 = c_2 = 2$, 不可行解比例 $p_{set} = 0.2$, 违反值条件 $\epsilon = 0.25$, 代价函数 $f_i = 2 * (u_i^j)^2$ 。

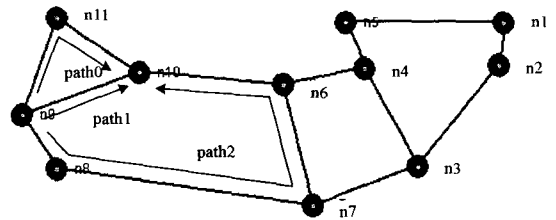


图 2 Abilene 骨干网网络拓扑结构

3.2 适应值及迭代次数

为了探讨算法的收敛速度,表 1 比较了当源需求按照以下 3 种情况变化时算法的适应值大小及迭代次数。

表 1 适应值及迭代次数与源需求的关系

实验条件	流量大小			适应值		迭代次数
	path0	path1	path2	优化前	优化后	
1	6M	7M	5M	2.301303	2.219343	178
2	6M	8M	5M	4.553815	3.918702	240
3	6M	9M	5M	7.011551	5.798966	283

算法执行前,3 条 cbr 流均被等比例地分配给 3 条路径。path1 路径的有效容量最小,不能满足源流量所需的带宽,丢包不可避免,此时适应值反映了丢包率及链路利用率的影响。算法执行后,每条路径上转发 cbr 包的比例得到调整,所有路径的丢包率几乎为零,此时适应值的大小主要由链路利用率来决定。同时可以看出,随着流量的增加,迭代次数也由 178 次增加至 283 次。即源需求较少时,收敛速度较快,这是因为此时所需均衡的流量较少。

3.3 丢包率

图 3 给出了多路径网络平均丢包率在算法执行前后的变化趋势。横轴表示时间,纵轴表示网络的平均丢包率的百分数。在 3 种实验条件下,在算法执行前,由于拥塞,网络丢包率随着流量的增加而增加;但算法执行后,由于采用动态的探测、预测与调节机制,网络的平均丢包率得到很好的抑制。

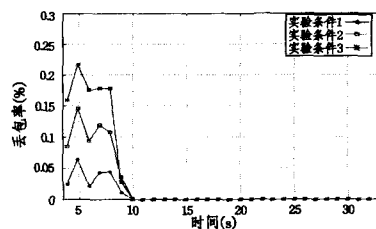


图 3 丢包率随时间的变化趋势示意图

3.4 延时

图 4 给出了多路径网络在 3s 至 13s 期间延时随发包数

的变化趋势。横轴记录着总的发包个数,纵轴表示网络的平均延时。在发包数小于 7.5×10^4 时,实验条件 1,2,3 所对应的网络平均延时分别为 0.0354s,0.0370s 和 0.0379s。通过算法优化后,3 种实验条件下的网络平均延时分别为 0.0121s,0.0150s 和 0.0163s,分别减少了 0.023s,0.022s 和 0.022s。

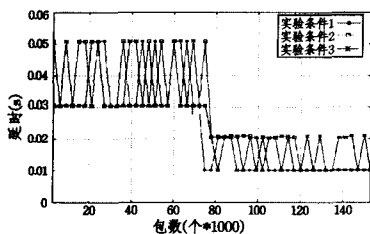


图 4 延时变化趋势图

3.5 吞吐量

图 5 给出了多路径网络中 3 条路径的吞吐量变化趋势。横轴表示时间,纵轴表示吞吐量,该值显示了路径中 cbr 流量的总吞吐量。在实验初始时,每条路径上平均分配的 cbr 流量分别为 6M。通过调节背景流量的大小,使 path1 的链路利用率接近 1,存在丢包。而其余两条路径负载较轻,有效容量相同。算法执行前,path1 的吞吐量已略微低于其余两条路径的吞吐量 6M。算法执行后,即 8s 后,通过算法的动态调节,path1 路径上的 cbr 流被分配至路径 path0 与 path2 中,路径 path1 拥塞的状况得到解决,路径上链路的利用率降低,吞吐量减少。从图中可以看出,在 path1 吞吐量减少的过程中,path0,path2 的吞吐量呈增加的趋势。由于 path0 的跳数为 2,而 path2 的跳数为 4,假设在所有链路状态相同的条件下,即链路利用率相等,由路径 path2 中所有链路构成的代价总和将明显大于 path0 中链路代价的总和,这将诱使更多比例的流量从路径 path0 中转发。因此算法执行后,尽管路径 path0 与 path2 中的有效容量相同,但由于路径 path0 中链路代价总和仍小于 path2 中代价之和,因此路径 path0 中分配的比例将多于 path2,最终导致路径 path0 的吞吐量的增量明显大于 path2 的增幅。

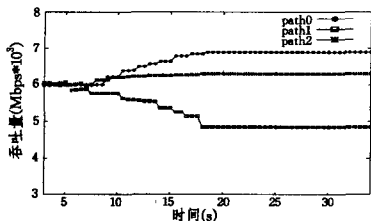


图 5 吞吐量随时间变化趋势图

3.6 链路失效的影响

图 6 给出的是链路失效对 3 条路径发送速率的影响示意图。实验中路径的失效与恢复都是通过对路径丢包率的分析获得。每条路径初始状态下所需转发的 cbr 流量为 4M,均工作在无丢包的环境下。设定 path1 的失效时间为 6~10s。从图中可以看出,在 8s 时,源节点探测出 path1 失效,因其丢包率十分严重,因此在下一时刻流量被分配给其余未受失效影响的路径 path0 与 path2。由于 path0 与 path2 的有效容量之和小于所需转发流量总和,因此 path0 与 path1 的容量利用率接近于 1。在 13s 时,源节点探测出 path1 失效恢复,流量

得到重新分配。path2 的流量由上一周期的 4.8M 减少为 3.8M,path1 的流量上升为 3.2M,path0 的流量由 5.1M 变为 4.8M。path2 流量减少主要是由于该路径的跳数较多,链路代价之和较大,因此分配的流量将减少。比较 path0 与 path1 的流量可知,虽然 path0 的跳数大于 path1 的跳数,但由于 path0 的有效容量大于 path1,因此 path0 上分配的流量仍然大于 path1。

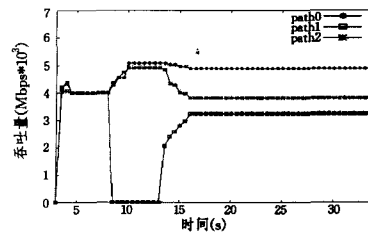


图 6 链路失效对吞吐量

结束语 在向下一代互联网络演进的过程中,多路径网络是保证数据包转发可靠性及鲁棒性的有效手段。然而网络的自身动态特性使得固定的均衡策略不能最大程度地发挥多路径的优势,因此本文采用动态的策略来解决流量均衡的问题。在对多路径丢包率预测的基础上,将多路径网络的流量均衡问题转化为最优化问题,并通过 PSO 算法来求解均衡的比例。实验结果表明,该算法既考虑了网络的静态特性,也兼顾了动态性能,满足了网络 QoS 特性。对实验结果的进一步分析可知,当多条路径的长度不相等时,若较短路径的有效容量能满足源需求,算法则更倾向于选择较短的路径来完成转发。而当较短路径之间的路径长度之差并不明显时,链路的有效容量将表现出其重要性。

参考文献

- [1] He J, Chiang M, Rexford J. Towards Internet - wide multipath routing [J]. IEEE Network Magazine, Special Issue on Internet Scalability, 2008, 22(2): 16-2
- [2] 周安福,刘敏,李忠诚. 报文分流最优策略研究[J]. 计算机研究与发展, 2009, 46(4): 541-548
- [3] GENI: Global Environment for Network Innovations[EB/OL]. <http://www.geni.net/>
- [4] <http://www.planet-lab.org/>
- [5] Feamster N, Gao L, Rexford J. How to lease the Internet in your spare time[J]. ACM SIGCOMM Computer Communications Review, 2007, 37(1): 61-64
- [6] Andreolini M, Casolari S. Load prediction models in Web-based systems[C]//Proceedings of the 1st International Conference on Performance Evaluation Methodologies and Tools. Pisa, Italy, USA: ACM, Oct. 2006
- [7] Mariyam M, Joel S, Band P, et al. A Machine learning approach to TCP throughput prediction[C]// ACM SIGMETRICS. San Diego, California, USA: ACM, 2007
- [8] Rossi P S, Romano G, Palmieri F, et al. Joint end-to-end loss-delay hidden Markov model for periodic UDP traffic over the Internet[J]. IEEE Transactions on Signal Process, 2006, 54(2): 530-541
- [9] Atiya A F, Goo Yoo S. Packet loss rate prediction using the sparse basis prediction model [J]. IEEE Transaction on Neural Network, 2007, 18(3): 950-954

(下转第 114 页)

和图 8 可知,ICMP 包数量基本等于 UDP 包数量,并且超出正常范围,SYN 包与 SYN+ACK 包的数量不匹配。这些都可作为异常触发条件,并由此判断攻击类型。

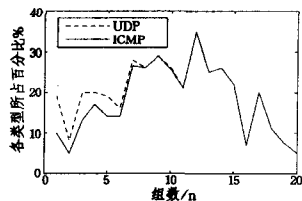


图 7 snort 攻击下 UDP 包与 ICMP 包的关系

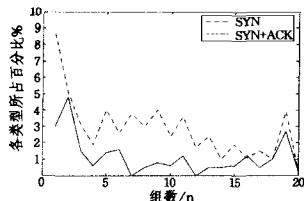


图 8 snort 攻击下 SYN 包与 SYN+ACK 包的关系

结束语 本文针对数据分布式存储的发展趋势,通过对网络数据包的分组统计,提出了一种基于分布式统计(DS)的时间序列方法来分析网络活动;使用平稳时间序列的 DARMA 模型对分类数据中的 ACK 序列建立分段模型,提出了一种分析单一节点和相邻节点之间数据相关性的方法。通过分析各类数据包之间的关系,对其所占比例给出经验阈值并确定置信区间,当统计结果出现异常时选择报警。最后使用 3 种攻击工具对建立的模型进行检测,结果表明此模型能够发现大规模及轻量级的 DoS 攻击,同时能够检测出针对某一特定协议的攻击。未来的工作将针对 ACK 序列在分布节点间的相关性进行研究,并确定前一个节点 DARMA 模型的最后一段与下一节点 DARMA 模型参数匹配的置信区间。

参 考 文 献

[1] 肖政宏,尹浩. 基于网络流量统计分析的入侵检测研究[J]. 微电子学与计算机,2006,23(5):76-78,82
 [2] 张淑英,刘淑芬. 基于移动代理的多层次分布式入侵检测网络预警系统[J]. 计算机应用研究,2006,23(50):13-15
 [3] 陈宁军,倪桂强,潘志松. 基于中间件的分布式网络异常检测系统[J]. 微电子学与计算机,2006,23(z1):15-17,19
 [4] 魏宇欣,武穆清. 智能网格入侵检测系统[J]. 软件学报,2006,17(11):2384-2394
 [5] 龚俭,彭艳兵,杨望. TCP 流的宏观平衡性[J]. 计算机学报,2006,29(6):1561-1571
 [6] Wang H N,Zhang D L,Shin K G. Detecting SYN Flooding Attacks[A]//Proceedings of IEEE Infocom 2002[C]. New York,

[7] Siris V A,Papagalou F. Application of Anomaly Detection Algorithms for Detecting SYN flooding attacks[A]//Proceedings of IEEE Global Telecommunications Conference[C]. Dallas,2004; 2050-2054
 [8] 任勋益,王汝传,王海艳. 基于自相似检测 DDoS 攻击的小波分析方法[J]. 通信学报,2006,27(5):6-11
 [9] 石江涛,王永纲,戴雪花. 自相似网络业务流量的研究与实现[J]. 通信学报,2005,26(6):112-117
 [10] 刘武,卢曦,胡保民. 一种以太网流量的仿真方法[J]. 光通信技术,2006,30(5):7-9
 [11] 闻勇,朱光喜. 自相似网络通信量的滑动平均预测[J]. 计算机科学,2006,33(6):32-34,38
 [12] Kherani A A,Kumar A. Long range dependence in network traffic and the closed loop behaviour of buffers under adaptive window control[J]. Performance Evaluation,2005,61(2/3):95-127
 [13] 杨荣根,龚乐君. 网络仿真中的自相似流量发生模型研究[J]. 中国制造业信息化,2006,35(19):9-11,15
 [14] 邹柏贤,姚志强. 一种网络流量平滑化方法[J]. 通信学报,2004,25(8):14-23
 [15] Basu S,Mukherjee A,Klivansky S. Time series models for Internet traffic[A]//Proceedings of INFOCOM[C]. San Francisco, CA, March 1996,2:611-620
 [16] Sang A, Li S Q. A predictability analysis of network traffic [A]// Proceedings of IEEE INFOCOM 2000 [C]. Tel-Aviv, Israel, March 2000:342-351
 [17] 龚俭,彭艳兵,杨望. 基于 Bloom Filter 的大规模异常 TCP 连接参数再现方法[J]. 软件学报,2006,17(3):434-444
 [18] 林白,李鸥,赵桦. 基于源端网络的 SYN Flooding 攻击双粒度检测[J]. 计算机工程,2005,31(10):132-134
 [19] 赵炯,周其刚,张树京. TCP 启动阶段的建模研究[J]. 计算机工程,2003,29(8):19-21,31
 [20] Arlitt M,Williamsong C. An analysis of TCP reset behavior on the Internet [J]. ACM SIGCOMM Communications Review, 2005,35(1):37-44
 [21] Yoo I S. Protocol anomaly detection and verification[A]//2004 IEEE Workshop on Information Assurance and Security[C]. New York,2004

(上接第 78 页)

[10] Ye D,Parlos A G. Predictive path switching control for improving the quality of service in real-time applications[J]. IEEE Journal Selected Topics in Signal Processing, 2007, 1(2): 308-318
 [11] Javed U,Suchara M,He J, et al. Multipath protocol for delay-sensitive traffic[C]//Proc. International Conference on Communication Systems and Networks. January 2009
 [12] Palomar D,Chiang M. A tutorial on decomposition methods for network utility maximization[J]. IEEE J. on Selected Areas in

Communications,2006,24(8):1439-1451

[13] He J,Suchara M,Bresler M, et al. Rethinking Internet traffic management:From multiple decompositions to a practical protocol [C]//Proc. CoNEXT. December 2007
 [14] Xu D,Chiang M,Rexford J. Link-state routing with hop-by-hop forwarding can achieve optimal traffic engineering[C]//Proc. IEEE INFOCOM. May 2008
 [15] Li R, Ying L, Atilla E. A unified approach to optimizing performance in network serving heterogeneous flows[C]// Proc. IEEE INFOCOM. 2009