

文章编号: 1006-2475 (2009) 06-0009-04

一种基于多播推测丢包率的算法

林文, 林俊武

(厦门大学通信工程系, 福建 厦门 361005)

摘要:网络层析是近年新兴的一个网络研究领域,它利用端到端的性能测试结果推导网络内部性能特征或拓扑结构,克服了传统网络测量技术的一些缺陷。丢包率层析的主要方法是利用最大似然估计(MLE),但是计算复杂度高且计算时间较长;基于伪似然估计(PMLE)方法可以较快估计各链路丢包率,但是在非叶节点链路的误差较大。为了克服以上缺点,本文基于多播网络的端对端测量,结合MLE和PMLE提出一种推算网络内部各链路的丢包率算法。通过仿真证实该算法估测的结果能真实地反应网络内部丢包趋势,在推测精度较好的情况下,计算量减少,计算复杂度降低。

关键词:网络层析;丢包率;多播

中图分类号: TP311 **文献标识码:** A

An Algorithm of Network Loss Ratio Based on Multicast

LIN Wen, LIN Jun-wu

(Department of Communication Engineering, Xiamen University, Xiamen 361005, China)

Abstract: Network tomography is an emerging network research area in recent years. They use end-to-end performance measurement result to derive network internal performance distribution or topology, thus it overcomes traditional network measurement's shortcomings. The arithmetic described in this paper is based on multicast network tomography end-to-end measurement, computing the loss rate. Through comparison and simulation, it is obtained that the loss inferences correctly show the network loss trend.

Key words: network tomography; loss rate; multicast

0 引言

Internet是一个庞大的分布式网络,并且规模不断扩大,伴随着网络的规模和复杂度的不断增加,网络测量(Network Measurement, NM)对于网络管理来说是一个非常重要的组成部分。传统的一些测量方法需要内部路由器之间的合作,因特网是个复杂的结构,由于各种因素,一些不同组织或部门不愿意共享各自的网络状态,在这种缺少合作的条件下,网络层析技术(Network Tomography, NT)^[1-2]成为研究热点,只需利用端对端的性能测量结果,就能推测网络内部链路或节点的性能参数,如:丢包率、传输延迟、拓扑结构^[3-4]等,既能获得端对端的性能,又能获得链路级

性能参数。不需要网络节点的参与,也不需要网络中部署测量设备,保证了因特网用户的信息安全,减少了测量信息的传输。

丢包率层析是网络层析的一个重要研究方向,Caceres提出了采用组播技术引入丢包率的相关性^[5],在拓扑已知的情况下采用最大似然估计方法估计多播树的链路丢包率,这种方法能很好地对链路级丢包进行估计,但由于一些网络并不完全支持多播协议,Mark Coates和Robert Nowak^[6]等提出了基于单播的包对(在极短的时间内发送包对中的包)进行丢包率估计,包对中的探测包在严格队尾丢包的情况下,极大的概率同时被丢弃或是成功传输,用这种包对产生近似多播的效果。

收稿日期: 2009-04-28

作者简介:林文(1984-),男,福建福州人,厦门大学通信工程系硕士研究生,研究方向:通信网络信号处理;林俊武(1977-),男,福建莆田人,博士研究生,研究方向:通信网络信号处理。

经过初期较缓慢的发展,现在多播服务已经变成网络运营商必须提供的一种服务,多播的用途越来越广泛,在许多场合都要用到多播功能,例如,多点语音会议、多点数据会议、多媒体会议、语音广播、准点播电视等。对基于多播网络性能测量的研究有其更实际的意义。

基于多播的丢包率估计主要采用 MLE (Maximum Likelihood Estimation) 方法,它可以分为 DEMLE (Direct Estimator) 算法和 EM-MLE (Expectation Maximum Algorithm) 算法^[7],研究表明 EM-MLE 比 DEMLE 具有更精确的结果。EM 算法迭代计算丢包率估计值,适合于推导非完全数据的极大似然估计值,但是它需要较多迭代次数。而且随着网络规模的增加,计算量和计算复杂度急剧增加。Wei Ping 和 Hui Tian 等人^[9-10]提出几种基于 PMLE 的快速算法,不利用似然估计,只通过数值运算推测丢包率,但是跟 DEMLE 算法一样,在远离叶节点的链路丢包率误差较大。

为了避免上述问题,本文研究了一种基于 MLE 和 PMLE 的改进算法,综合简单的数值运算和 EM 算法,更快速精确的推测网络丢包率。通过仿真证明了该算法在保证精度的情况下,简化算法,可以极大地减少算法的计算量。

1 网络和丢包模型

在描述算法的时候,我们需要建立相应的网络模型和丢包模型。假设丢包率符合贝努利模型,设 $N = (V, E)$ 表示一个逻辑多播树,包括一系列的节点 V , 一系列的链路 E 。 (j, k) 表示一条从节点 j 到节点 k 路径。节点 j 的子节点集合 $d(j)$; 对于每个节点 j , 除了根节点 0 , 都有一个父节点 $f(j)$ 。

根节点 $0 \in V$ 代表探测包的源节点,一系列的叶节点 $R \in V$ 表示接收节点。一个探测包从根节点发送,当探测包到达节点 j , 探测包将被复制并向所有的节点 j 的子节点发送。当一个探测包通过一条链路 k 时,探测包可能丢失的概率是 $a_k = 1 - \bar{a}_k$, 通过率则是 \bar{a}_k 。

利用一个随机过程 $X = (X_k)_{k \in V}$ 描述逻辑树发送的一系列探测包过程。每个 X_k 等于 0 或 1, 其中 1 表示一个探测包到达节点 k , 0 表示探测包未到达节点 k 。从根节点发送的探测包到达所有叶节点的情况可以利用 $X_R = (X_k)_{k \in R}$ 表示,在链路通过率为 $a = (a_k)_{k \in V}$ 条件下,探测包分布概率可以表示为 $p(x; a) = \text{Pa}(X_R = x)$ 。

2 丢包率层析算法

本文的方法是分两步对链路丢包率进行估计,首先对于所有的叶节点链路的丢包率可以从端节点的观测值直接估计,然后进一步对中间节点的丢包率进行估计,估计时采用 EMLE 和 EM 算法。

2.1 叶节点链路丢包率估计

利用上述的丢包模型,如图 1(a)所示,两层多播树包含根节点、内部结点、叶节点以及节点之间的连接,其中 (k, i) 和 (k, j) 属于叶链路, (s, k) 属于中间链路,丢包率 (a_k, a_i, a_j) 是网络内部丢包特性。 s 节点发送多播探测包,目的节点是 i 和 j 。假设源节点 s 发送 n 个探测包, n_i^1 表示节点 i 收到的探测包的个数, n_j^1 表示节点 j 收到探测包的个数, $n_{i,j}^1$ 表示节点 i 和 j 同时收到探测包个数, $n_{i,j}^0$ 表示节点 i 和 j 同时没有收到探测包的个数。

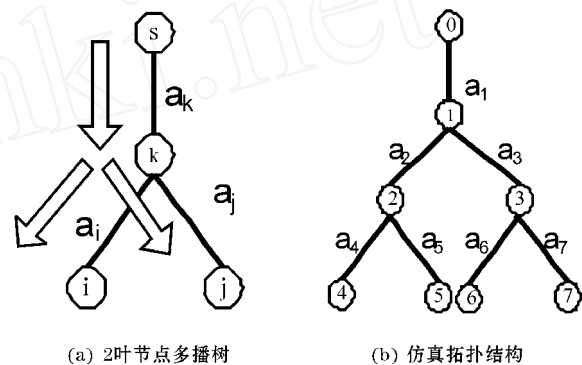


图 1 两种不同的多播树

对于图 1(a)的 2 层多播树,当 i, j 两节点中任何一个节点有接收到探测包时, k 节点一定收到探测包; 当 i, j 两节点没有同时收到探测包时, 有两种情况: (1) 在 (s, k) 链路中丢失, k 节点没有收到数据包。(2) 在 (k, i) 和 (k, j) 链路中同时丢失, k 节点有收到数据包。 $n_{i,j}^0$ 表示为:

$$n_{i,j}^0 = n(1 - a_k) + na_k(1 - a_i)(1 - a_j) \quad (1)$$

设 R 表示因为第二种情况而导致 i 和 j 两节点没有同时收到探测包的个数, 则:

$$R = na_k(1 - a_i)(1 - a_j) = n_{i,j}^0 - n(1 - a_k) \quad (2)$$

当 n 足够大的时候, 对于路径 (s, i) 的丢包率估计值为 $\hat{a}_k \hat{a}_i = \frac{n_i^1}{n}$, 同理可得 $\hat{a}_k \hat{a}_j = \frac{n_j^1}{n}$, $\hat{a}_k \hat{a}_i \hat{a}_j = \frac{n_{i,j}^1}{n}$, 综合三个等式可得:

$$\hat{a}_k = \frac{n_i^1 * n_j^1}{n * n_{i,j}^1} \quad (3)$$

由 (2) 式和 (3) 式可得:

$$R = \frac{n_i^1 * n_j^1}{n_{i,j}^1} - (n_i^1 + n_j^1 - n_{i,j}^1) \quad (4)$$

则对于叶链路 (k, i) 丢包率的估计如下:

$$\hat{a}_i = \frac{n_i^1}{n_{f(i)}^1} = \frac{n_i^1}{n_i^1 + n_j^1 - n_{i,j}^1 + R} \quad (5)$$

将 R 用等式 (3) 替代, 可得出叶链路 (k, i) 丢包率估计:

$$\hat{a}_i = \frac{n_i^1}{n_{f(i)}^1} = \frac{n_i^1}{n_i^1 + n_j^1 - n_{i,j}^1 + R} = \frac{n_i^1}{\sum_{k=1}^n X_i^{(k)} - X_j^{(k)}} \quad (6)$$

同理可以求出叶链路 (k, j) 的丢包率:

$$a_j = \frac{n_j^1}{n_{f(j)}^1} = \frac{n_j^1}{n_i^1 + n_j^1 - n_{i,j}^1 + R} = \frac{n_{i,j}^1}{n_i^1}$$

因此, 对于所有的叶链路, 本文首先从可观测到的叶节点报文丢失情况直接推测出叶链路的丢包率。

2.2 中间链路丢包率

根据 2.1 中的算法计算叶链路的丢包率, 对于中间链路, 为了保证远离叶节点的链路的估计精度, 本文在已知叶链路的丢包率的基础上采用 EM 算法进行推测中间链路丢包率。为了减少 EM 算法的迭代次数, 本文在选择 EM 算法的初始值时采用 EMLE 估算各中间链路的丢包率初始值。EM 算法是一种极大似然估计的有效算法, 适合不完全数据的参数估计, 对于中间节点 $\forall k \in U \setminus R$, 本文采取 EM 算法^[10]推测中间链路的丢包率, 设 n_k 表示 k 节点接收到的探测包数, 对数似然函数为:

$$L(x; a) = \log p(x; a) = \sum_{k \in U \setminus R} (n_k \log a_k + (n_{f(k)} - n_k) \log \bar{a}_k) \quad (7)$$

极大似然函数的解形式如下:

$$\frac{\partial L(x; a)}{\partial a_k} = 0 \quad k \in U \setminus R$$

由以上可得:

$$\hat{a}_k = n_k / n_{f(k)} \quad k \in U \setminus R \quad (8)$$

EM 算法步骤:

(1) 初始化。

为了减少 EM 迭代的次数, 利用 EMLE 初始化中间链路丢包率 $\hat{a}^{(0)}$:

$$\hat{a}_j^{(0)} = \frac{n_{i,j}^1}{n_i^1} = \frac{\sum_{k=1}^n X_i^{(k)} - X_j^{(k)}}{\sum_{k=1}^n X_j^{(k)}} \quad i, j \in U \setminus (R, 0)$$

$$\hat{a}_j^{(0)} = \frac{\sum_{k=1}^n X_i^{(k)}}{n} \quad j = 0$$

$$X_i = X_{d(i)} \in R, \quad X_j = X_{d(j)} \in R$$

(2) E-step。

假设当前链路传输概率估计值 $\hat{a}^{(l)}$, 计算对数似然函数的数学期望值:

$$Q(a; \hat{a}^{(l)}) = E_{\hat{a}^{(l)}} [L(X; a) | X_R] = \sum_{k \in U \setminus R} \hat{n}_k \log a_k + (\hat{n}_{f(k)} - \hat{n}_k) \log \bar{a}_k$$

其中:

$$\hat{n}_k = \sum_{X_R} n(X_R) * P(X_k = 1 | X_R = x_R)$$

(3) M-step。

$$a^{(l+1)} = \operatorname{argmax}_a Q(a, \hat{a}^{(l)})$$

最大值极点公式已由 (8) 给出, 使用 \hat{n}_k 代替 n_k 。

(4) 迭代。

在步骤 (2) ~ (3) 之间迭代直到满足终止条件。

3 仿真试验

为了证明算法的有效性, 本文通过 NS2^[11] 进行仿真试验。构造 8 节点的二叉树拓扑结构, 如图 1 (b) 所示, 根据实际网络拓扑分布特点, 内部链路的带宽和延迟大于边缘链路。内部链路参数: 带宽 3Mbps, 延迟 30ms; 边缘链路参数: 带宽 1Mbps, 延迟 10ms。每个路由传输的缓冲区大小为 20 个数据包, 支持多播路由, 采用的拥塞避免算法为 RED (Random Early Detection)。RED 可以有效地避免 TCP 同步重发的发生, 缓解瞬时拥塞对网络造成的影响。背景流量以 TCP 为主, 同时包含适当的 UDP, UDP 流量采用符合 Pareto 分布的开关型模型。试验中使用 CBR 和 Poisson 模型探测包, 探测包大小对于链路带宽不大于 1%。采用滑动事件窗口技术, 滑动窗口长度 20s, 每次向前滑动 10s。

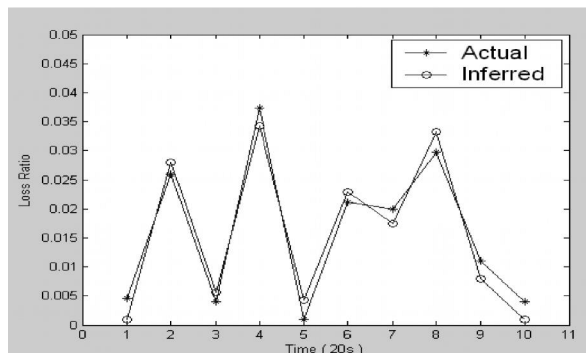


图 2 叶节点丢包率估计

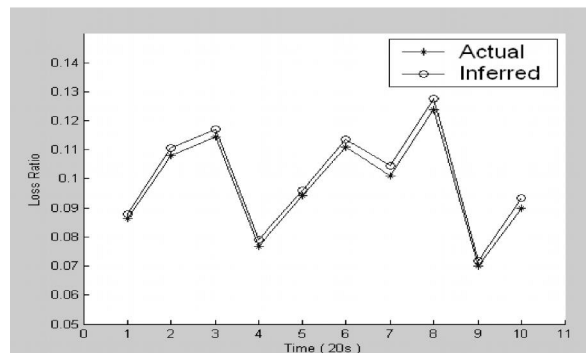


图 3 中间节点丢包率估计

表 1 三种方案丢包率估计精度比较

	a_1	a_2	a_3	a_4	a_5	a_6	a_7
True view	0.9069	0.9854	0.9880	0.9137	0.8478	0.9394	0.8670
FMLE	0.7312	0.8967	0.8892	0.9053	0.8312	0.8215	0.8545
EM-MLE	0.9038	0.9821	0.9843	0.9104	0.8451	0.9359	0.8657
Inferred	0.9032	0.9818	0.9844	0.9098	0.8447	0.9348	0.8643

根据上面设置的仿真环境,采集 10 次不同时间段的观测数据,再根据上述算法推测出各链路的丢包率估计值,图 2 说明该方法估计对于叶节点丢包率的估计结果和实际丢包率非常接近,图 3 则说明了该方法对于非叶节点的丢包率估计也非常准确。

从表 1 中的结果可以看出,FMLE 算法对于非叶节点链路的丢包率估计精度较差;EM-MLE 对于所有的链路的丢包率估计都比较准确;本文提出的方法对所有的丢包率估计精度和 EM-MLE 相当。

EM-MLE 和本文的方法在估计各个链路的丢包率上都非常精确,但是 EM 算法的复杂度较大,它每次迭代的计算复杂度是 $O(E * L)$, L 表示逻辑树的层数, E 表示估计链路的数量。EM-MLE 利用 EM 算法去估计所有的链路的丢包率。本文的方法对于数量较多的叶节点链路采用较精确的数值分析方法估算丢包率,在此基础上对于其余链路采用 EM 算法,解的空间将减半,并且计算复杂度较小。在对中间链路采用 EM 算法进行丢包估计的时候,采取 FMLE 快速估算 EM 算法的初始值,这样极大地减少 EM 算法的迭代次数,收敛更快。本文的方法在保证精度的情况下,尽量简化算法,具有更小的计算量和计算复杂度,利用这种方法可以极大地提高效率。

4 结束语

为了克服 EM-MLE 和 FMLE 算法的不足,本文介绍了一种新的推断丢包率的算法。对于大多数的叶节点,本文采用一种较精确的 FMLE 估计丢包率,然后再对中间链路采用 EM 算法。本文算法的计算复杂度小于 EM-MLE。对于中间链路采用 EM 算法时,本文通过 FMLE 快速估计各链路的初始值,减少了 EM 算法的迭代次数。通过仿真实证该方法具有较高的精确度和较小的计算量。

参考文献:

- [1] Castro R, Coates M, Liang G, et al Network tomography: Recent developments [J]. Statistical Science, 2004, 19 (3): 499-517.
- [2] Coates M, Hero A O, Nowak R, et al Internet tomography [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2002, 19(3): 47-65
- [3] Tsang Y, Coates M, Nowak R. Network delay tomography [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2003, 15 (8): 2125-2136
- [4] Castro R, Coates M. Maximum Likelihood Identification of Network Topology Form End-to-End Measurement [R]. USA: Rice Univ, 2002: 21-29.
- [5] Harfoush K, Bestavros A, Byers J. Robust Identification of Shared Losses Using End-to-End Unicast Probes [R]. In Technical Report BUCS-2000-013, Boston University, 2000
- [6] Coates M, Nowak R. Network loss inference using unicast end-to-end measurement [C] // Proc. ITC Conf. IP Traffic, Modeling and Management Monterey, CA, 2000.
- [7] Coates M, Nowak R. Unicast Network Tomography Using EM Algorithms [R]. Rice university, Tech Rep. TR-0004, 2000.
- [8] Cáceres R, Duffield N G, Horowitz J, et al Multicast-based inference of network-internal loss characteristics [J]. IEEE Transactions in Information Theory, 1999, 45: 2462-2480.
- [9] Bu T, Duffield N, Presti F L, et al Network tomography on general topologies [C] // Proceedings of the 2002 ACM SIGMETRICS International 2002
- [10] Bovei Xi, George Michailidis, Vijayan N Nair. Estimating network loss rates using active tomography [J]. Journal of the American Statistical Association, 2006, 101 (476): 1430-1448
- [11] Zhu W P, Geng Z. A bottom-up inference of loss rate [J]. Computer Communications, 2005, 28 (4): 351-365.
- [12] Hui Tian, Hong Shen. Multicast-based inference of Network-internet loss performance [C] // ISPAN. 2004: 288-293.
- [13] Stoica P, Selen Y. The expectation-maximization algorithm [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 1996, 21 (1): 112-114.
- [14] The University of Southern California. The network simulator: Building Ns [ED/OL]. <http://www.isi.edu/nsnam/ns-build.html>, 2009-04-28.