

一种新的故障链路识别算法 RPI

张志勇* 胡光岷

(电子科技大学通信与信息工程学院 成都 611731)

摘要: 针对目前大多数故障链路识别算法不能兼顾良好稳定性和低计算复杂性的问题, 该文提出一种基于参考路径的故障链路识别算法RPI(Reference Path based lossy link Identification algorithm)。该算法根据路径间的性能差异, 从经过同一链路的所有路径中选取一部分作为该链路的参考路径, 然后采用启发式方法根据参考路径间的性能相关性识别该链路的状态。相较已有算法, RPI更充分地利用了测量数据的可用信息, 具有更好的稳定性, 同时启发式估计策略保证了算法的低计算复杂性。仿真结果表明RPI能够在多种网络场景下较同类算法更精确地识别出故障链路。

关键词: 网络监测; 故障链路识别; 网络层析成像; 端到端测量

中图分类号: TP393.07

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2011)08-1924-06

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2010.01224

A Novel Algorithm for Lossy Link Identification

Zhang Zhi-yong Hu Guang-min

(School of Communication and Information Engineering,

University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu 611731, China)

Abstract: Most present lossy link identification algorithms do not achieve both high stability and low computation complexity. A novel Reference Path based lossy link Identification algorithm (RPI) is proposed to address this problem. RPI first selects reference paths from the paths passing through a link according to the measured performance differences, and then employs a heuristic method to infer the state of the link based on the correlation of its reference paths. Compared with other algorithms, RPI has high stability because of using the information of measurement data sufficiently. It also achieves low computation complexity due to the heuristic link state inference method. Simulation results show that RPI can identify lossy links more accurately than other algorithms.

Key words: Network monitoring; Lossy link identification; Network tomography; End-to-end measurement

1 引言

监测网络内部链路的性能是网络管理和维护工作的重要方面之一。随着网络规模增大, 网络环境的复杂化, 直接对网络内部链路的性能参数进行监测存在诸多困难。网络层析成像技术仅通过端到端测量来估计网络内部性能参数(如链路丢包率, 链路时延分布, 网络拓扑结构等), 不需要内部节点协作, 具有普遍的适用性, 因此受到广泛的关注^[1-3]。采用多播包作为探测报文的层析成像方法能够通过较少数量的探测包获得比较精确的估计结果, 但是无法获得网络对于单播包的性能参数, 某些网络甚至并不支持多播探测^[4]。单播网络层析成像使用时间上相近的多个单播包模拟多播包在共享链路上的传输特征, 获得探测包之间的报文级相关性, 从而估计

网络内部性能参数。然而, 单播网络层析成像普遍存在探测包数量过多, 求解不稳定, 多解性强等问题, 在实际大规模网络中面临着可扩展性的挑战。

实际上并不是所有的网络管理和维护工作都需要获得链路性能参数的精确值。多数情况下, 监控网络性能是否达到服务等级协议(SLAs)的要求, 识别造成服务质量下降的链路更加重要^[5]。针对实际需求和传统网络层析成像技术的不足, 许多学者采用一般的单播包进行端到端测量, 来识别网络内部性能较差的链路^[6-14]。通常以传输率作为衡量参数, 称传输率低于某个门限的链路为“故障链路”。

Duffield^[6]提出的基于启发式策略的最小一致故障集合(Smallest Consistent Failure Set, SCFS)算法受到广泛关注^[7,8]。SCFS 根据测量值将所有端到端路径划分为正常路径和故障路径, 并且认为只有故障路径经过了故障链路, 然后寻找和路径状态匹配且故障链路数最少的解。该方法能根据端到端数

2010-11-08 收到, 2011-04-08 改回

电子科技大学中央高校基本科研业务费资助课题

*通信作者: 张志勇 zzy5602@gmail.com

据快速估计各链路的状态,但是对路径进行划分时,不同故障程度的故障路径被同等对待,使得同一路径经过多条故障链路时,仅有最靠近源节点的故障链路能被正确识别。文献[9]提出了3种算法识别故障链路,其中采用吉布斯采样的贝叶斯估计法(Bayesian Inference using Gibbs Sampling, Gibbs)性能最佳。该方法通过吉布斯采样获得服从链路丢包率后验分布的样本,再综合这些样本估计链路状态。Gibbs比较充分地利用了端到端数据,检测率较高;但吉布斯采样过程的计算复杂度很高,应用于大规模网络中存在困难^[8,9]。上述方法工作于单个测量周期,文献[10-13]则通过较长时间的测量,将测量过程划分为多个时隙,根据多个时隙的端到端数据估计链路故障的先验概率。这类方法的测量时间更长,网络参数可能发生变化,从而影响估计结果。

上述方法大都将路径简单地划分为“正常”或“故障”两种状态,未能充分利用端到端数据。事实上,一方面,链路会影响经过它的所有路径的传输性能,从而导致这些路径的端到端传输性能之间具有一定程度的相关性。另一方面,正常链路对路径性能的损害很小,路径的传输性能下降主要由它经过的故障链路引起。由于每条链路对所有经过它的路径的影响一致,因此性能差异大的路径必然包含着不同的故障链路。对于某条链路而言,经过它的所有路径中性能较差的那部分很可能经过了其他故障链路,因此只有性能较好的那部分路径可作为判断其状态的参考。本文将这些路径称为该链路的“参考路径”,首先设计了寻找参考路径的算法,然后提出基于参考路径的故障链路识别方法RPI(Reference Path based lossy link Identification algorithm)。RPI按照性能由好到坏的顺序分批处理网络中所有端到端路径,同时利用路径之间的性能相关性和差异性,在不同网络场景下具有比同类算法更高的精度及更好的稳定性。

2 模型和假设

2.1 网络模型

和文献[6,9]类似,RPI基于单个时隙的测量数据识别故障链路,因此测量时间较短,所需探测包较少,不会给网络造成较大的额外负载。为获得端到端数据,由一个给定源节点向一组目的节点发送一般单播包,再计算各条端到端路径对探测包的端到端传输率。倘若网络拓扑在测量期间不发生变化,所有端到端路径将汇聚成以源节点为根,目的节点为叶的树,该树状拓扑可以通过traceroute等工具

测量得到。用有向树 $T=(V,L)$ 表示网络的逻辑拓扑^[2],其中 V 是 T 的节点集, L 是 T 的边集。记 $s \in V$ 为 T 的根节点, $R \subset V$ 为 T 的叶节点集合。边集 L 由 $|V|-1$ 个有序节点对组成,每个有序对 $(j,k) \in L$ ($j \in V \setminus R, k \in V \setminus \{s\}$)对应节点 j 到 k 的链路,节点 j 为 k 的父节点(节点 k 为 j 的子节点),记为 $j=f(k)$ 。另外,任意两个节点 j, k 的最近公共祖先节点记为 \hat{j}, \hat{k} 。 $T(k)$ 表示以节点 k 为根的子树,子树 $T(k)$ 的叶节点集用 $R_{T(k)}$ 表示。值得注意的是,RPI可以直接推广到多源多目的的情况。

将和根节点连接的链路称为根链路,和叶节点连接的链路称为叶链路。链路 (j,k) 又记作 l_k ($\forall k \in V \setminus \{s\}$),链路 l_k 的传输率用随机变量 α_k 表示, l_k 的丢包率即为 $1-\alpha_k$ 。划分链路“正常”或“故障”的门限为 t_l ,若 $\alpha_k < t_l$,则 l_k 是故障链路,否则 l_k 是正常链路。 t_l 由实际需求决定,是事先确定的参数。

探测报文从节点 j 传输到节点 k 经过的路径记为 $p_{j,k}$,其传输率记为 $\beta_{j,k}$ 。 $j=s, k \in R$ 时, $\beta_{j,k}$ 可以直接测得, $\{\beta_{s,r} | r \in R\}$ 缩写为 $\beta_{s,R}$ 。 $h(j,k)$ 表示路径 $p_{j,k}$ 的跳数,即 $p_{j,k}$ 包含的链路数。对于路径 $p_{j,k}$ 上的链路 l_i 而言,称 $p_{j, f(i)}$ 包含的链路为 l_i 的上游链路, $p_{i,k}$ 包含的链路为 l_i 的下游链路。经过链路 l_k 的端到端路径称为 l_k 的“所属路径”,用 $D(l_k)$ 表示这些路径构成的集合。

2.2 基本假设

同大多数文献类似,假定被测网络具有以下性质^[6-14]:

(1)路由稳定性:逻辑拓扑 T 在测量周期内不发生变化。RPI基于单个时隙的测量数据,测量时间较短,相比基于多时隙的方法^[10-13],RPI对路由稳定性的依赖更弱。

(2)链路丢包独立性:任意两条链路 l_j 和 l_k 的丢包事件相互独立,即随机变量 α_j 和 α_k 相互独立。文献[6]的工作验证了该假设的合理性。

(3)链路丢包一致性:发往不同目的节点的报文经过同一条链路时,在该条链路上几乎必然(almost surely, a.s.)服从相同的丢包概率。记 $\alpha_{k,r}$ 为发往 r ($\forall r \in R: l_k \in p_{s,r}$)的数据包在链路 l_k 上的传输率,则有 $\alpha_{k,r} = \alpha_k$ a.s.。由大数定理可知该结论成立,文献[11]验证了当统计样本数量足够多时,该假设成立。

3 故障链路识别

首先分析了单时隙端到端数据中可用来估计内部链路状态的信息,发现相交路径的传输性能之间不仅具有相关性,也可能由于各自经过了不同的故障链路而具有差异性。在此基础上,提出参考路径

的概念以及为链路选择参考路径的方法,并研制了基于参考路径的故障链路识别算法RPI。

3.1 路径端到端性能特征

识别故障链路的已知信息包括网络拓扑和路径的端到端传输率。网络拓扑反映了路径和链路之间的包含关系,路径的端到端传输率是它所经过的链路状态的综合体现。如果某条链路发生故障,它的所有所属路径的端到端传输率都会降低。因此,即使不采用具有报文级相关性的探测包,具有共享链路的不同路径也会在性能级体现出一定程度的相关性。文献[6]已经揭示了这一特征。另一方面,由于实际大规模网络的复杂多样化,不同故障链路的故障程度和不同路径包含的故障链路数不同,从而导致路径性能下降的程度也存在差异。由于正常链路对路径性能的损害极小,路径性能下降程度之间的差异必然由不同故障链路集引起。比如,性能下降更严重的路径可能包含更多故障链路或者故障程度更严重的链路。

如图1所示, l_j 位于 l_k 的上游, $D(l_k) \subset D(l_j)$ 。若链路 l_j 和 l_k 都是故障链路,其余链路都是正常的,那么 $D(l_k)$ 中路径的传输率必然要比 $D(l_j) \setminus D(l_k)$ 中路径的传输率更低。若忽略路径性能之间的差异,将 $D(l_j)$ 中的路径无差别地判定为故障路径,仅有 l_j 能被正确识别,而 l_k 将被漏检。即同一路径上存在多条故障链路时,上游故障链路会屏蔽下游故障链路。

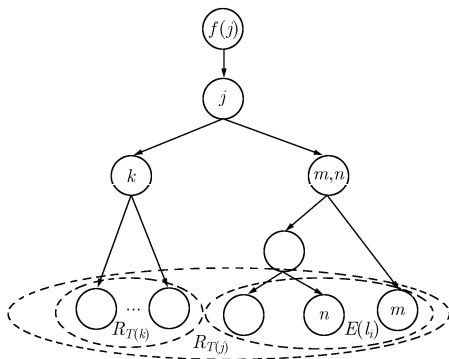


图1 以 l_j 为根链路的树状拓扑

为解决此类问题,考虑到 $D(l_k)$ 中路径与 $D(l_j)$ 中其他路径之间存在性能差异,对路径按照传输率进行分类,作为反映不同链路状态的依据。对于链路 l_j ,能够准确反映其状态的路径显然不包括那些经过了 l_j 下游故障链路的路径,故应以 $D(l_j)$ 中传输率较高的部分路径作为参考。将这部分路径称为 l_j 的参考路径,用 $E(l_j)$ 表示 l_j 的参考路径集。估计出 l_j 的状态后,可将已用过的路径从网络中移除,利用余下路径判断其余链路的状态。

值得注意的是,有可能 $D(l_j)$ 中所有的路径都经过了 l_j 下游的故障链路(比如 $l_k, l_{m,n}$ 同时为故障链路),从而导致位于 l_j 下游的故障链路总存在被漏检的。倘若 l_j 此时是正常链路,它还可能被误判为故障链路。在没有额外信息的情况下,该问题是无法解决的。但由于当前网络中链路都比较可靠,这种情况发生的概率很小,而且随着节点 j 的子节点增多迅速变小。即便出现这种情况,由于 $E(l_j)$ 中的路径性能相对较好,因此 l_j 下游被漏检的故障链路依然具有相对较好的性能,对网络总体性能的危害较小,那些故障严重的链路依然会被检测到。

3.2 获得参考路径集

上文定性描述了参考路径的概念,但是并未给出定量的判决标准。某链路的参考路径在它的所属路径中性能较好,因此端到端传输率最大的所属路径属于它的参考路径集。将其他所属路径的端到端传输率和这条路径比较,根据门限可以判别其他所属路径是否参考路径。

以图1为例,在寻找 l_j 的参考路径时,倘若 $p_{s,m} \in D(l_j)$ 是链路 l_j 的所属路径中传输率最高的路径,则有 $p_{s,n} \in E(l_j)$ 。对 $\forall n \in R_T(j) \setminus \{m\}$, $\beta_{s,n} < \beta_{s,m}$ 成立,倘若 $\beta_{s,n}$ 和 $\beta_{s,m}$ 相差不大,就可以将 $p_{s,n}$ 加到 $E(l_j)$ 中。 $p_{s,n}$ 和 $p_{s,m}$ 在节点 m,n 处分离,由假设(3)知它们在 $p_{s,m,n}$ 上的传输率几乎相同,因此 $\beta_{s,n}$ 和 $\beta_{s,m}$ 之间的差距主要是由于子路径 $p_{m,n,n}$ 和 $p_{m,n,m}$ 之间的性能差异引起的。为定量地衡量 $\beta_{s,n}$ 和 $\beta_{s,m}$ 相差多大时,不能将 $p_{s,n}$ 作为 l_j 的参考路径,考虑到 $p_{m,n,n}$ 不包含故障链路时, $\beta_{m,n,n} \geq t_l^{h(m,n,n)}$, $p_{m,n,n}$ 包含故障链路时, $\beta_{m,n,n} < t_l$ 。但由于 $t_l > t_l^{h(m,n,n)}$,不可能找到一个完美的门限来判断 $p_{m,n,n}$ 是否包含故障链路。参照文献[14]的思路,以 $(t_l^{h(m,n,n)} + t_l)/2$ 作为门限,记 $t_h(n) = \beta_{s,m} \cdot (t_l^{h(m,n,n)} + t_l)/2$,若 $\beta_{s,n} \geq t_h(n)$,则认为路径 $p_{s,n}$ 也是链路 l_j 的参考路径。

3.3 故障链路识别算法

在根据参考路径判断链路的状态之前,可以使用下述性质排除必定正常的链路:当假设(2)满足时,路径传输率等于组成它的各链路传输率的乘积,因此对任意路径 $p_{s,r}$,如果 $\beta_{s,r} \geq t_l$,那么 $p_{s,r}$ 经过的链路必然全为正常链路。首先将端到端传输率高于 t_l 的路径从网络中移除,从而缩小网络规模。原始的树形拓扑被分离成多个相互独立的子树(每棵子树只允许包含一条根链路,否则就将其拆分成根节点相同而根链路不同的多个子树),再对各个子树分别处理。由于余下子树根链路的所有所属路径端到端传输率都小于 t_l ,无法准确判定这些路径是否经过了故障链路以及经过了哪些故障链路。根据3.1节

的分析可知, 根链路的参考路径最忠实地反映了它的状态, 因此综合根链路所有参考路径的端到端传输率对其进行判断。一旦确定了根链路的状态, 就将它的所有参考路径从对应子树中移除, 得到若干新的子树, 再寻找新子树的根链路的参考路径并推断其状态。如此反复, 直到识别出所有链路的状态。

某个子树 T' 可能具有多个叶节点, 也可能只有一个叶节点(此时 T' 只包含一条链路)。对这两种情况按照不同方式处理, 以确定其根链路的状态:

(1)对于具有多个叶节点子树 T' , 记其根链路为 l_j , 首先找出链路 l_j 的参考路径集 $E(l_j)$, 然后采用启发式方法估计 l_j 的状态。认为如果 $E(l_j)$ 中超过半数的路径的端到端传输率小于路径门限 $t_p(r) = (t_i^{h(s,r)} + t_i)/2$, 那么这些路径是故障路径, 由路径之间的相关性知, l_j 是引起这些路径故障的原因。由于不存在能够准确区分路径是否经过故障链路的路径门限, 因此参照文献[14]选取路径门限的方式, 以一种折中的方式选择 $(t_i^{h(s,r)} + t_i)/2$ 作为路径门限, 其中 $h(s,r)$ 为参考路径 $p_{s,r}$ 的跳数。

(2)如果 T' 由单条链路 l_r 构成, l_r 必然是 $p_{s,r}$ 在原始树 T 中的最后一跳。根据 l_r 的上游链路的状态, 可分为两种情况: 若 $p_{s, f(r)}$ 不包含故障链路且 $\beta_{s,r'} < t_i^{h(s,r')}$, 则 l_r 必然是故障链路; 否则, 假设路径 $p_{s,m}$ 为 $D(l_{f(r)})$ 中传输率最高的路径, 那么显然有 $m \neq r'$ 且 $p_{f(r'),m}$ 经过的所有链路都已被识别为正常链路, 因此, 若 $\beta_{s,r'} < \beta_{s,r'} \cdot t_i$, 则 l_r 是故障链路。

4 性能评估

以下两个度量常被用作评估故障链路识别算法的性能: 检测率(Detection Rate, DR), 即正确识别的故障链路数与实际故障链路数的比值; 误检率(False Positive detection Rate, FPR), 即被误判为故障链路的正常链路数与算法输出的所有故障链路数的比值。用 F 表示实际的故障链路集合, X 表示故障链路识别算法估计的故障链路集合, 则以上两个度量可表达为: $DR = |F \cap X| / |X|$; $FPR = |X \setminus F| / |X|$ 。

SCFS^[6]和 Gibbs^[9]方法是两个工作于单时隙的经典算法, 通过仿真实验比较 RPI 与 SCFS, Gibbs 在不同网络场景下的性能表现。SCFS 需要的输入包括路径的端到端传输率, 链路门限 t_i 和与 t_i 有关的路径门限 t_p 。参照文献[6], 选取适当的 t_p , 使得映射到二元状态空间后的路径状态满足“分离”条件。Gibbs 以各条路径上成功传输和丢弃的探测包数作为输入。根据 Gibbs 采样法对链路丢包率迭代采样 2000 次, 但仅统计后 1500 次采样的样本, 以

消除初值的影响。倘若某条链路超过 99% 的样本值小于链路门限 t_i , 该链路就被判定为故障链路。

仿真网络的节点数 $|V|$ (包括源节点和所有目的节点) 由 100 到 1000 变化, 为各个规模的网络随机生成 10 个独立的树形拓扑, 非叶节点的子节点数在 2 到 10 之间随机取值。用正常链路比例 f 描述整个网络的故障程度, f 的取值从 0.95 到 0.70 变化。对于每个树状网络, 随机指定其中 $(1-f) \times |L|$ 条链路作为故障链路, 再根据链路丢包模型指定各链路的传输率。测量时间内, 源节点向目的节点各发送大约 5000 个探测包。

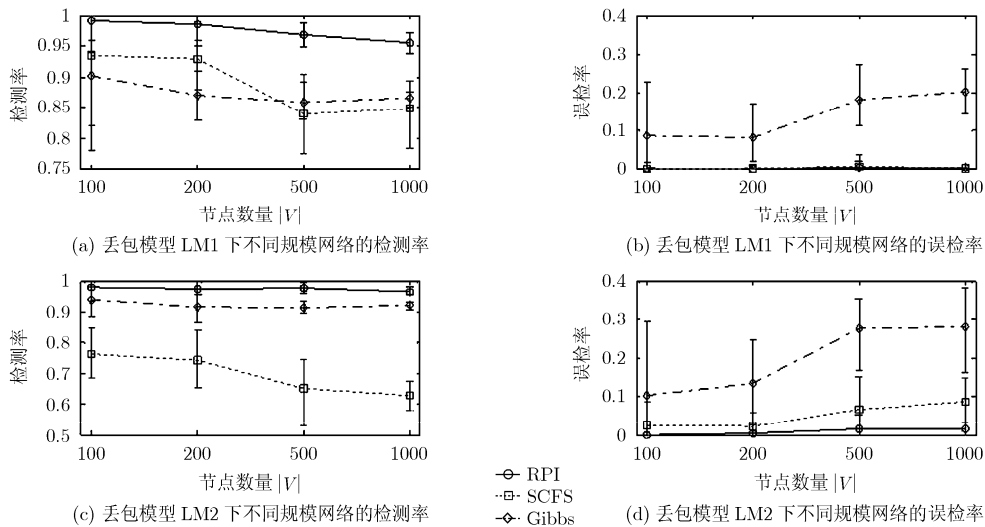
指定故障链路时, 对每个树状网络随机操作 10 次, 使故障链路的位置分布具有一般性。因此各个规模的网络在同样的故障程度下, 拥有 10×10 次独立的仿真, 下文的检测率和误检率是这 100 次实验的平均值。在指定各链路的传输率及链路门限时, 采用文献[6,9]的两种丢包模型(LM): 对于 LM1, 正常链路和故障链路的传输率分别在区间 $[0.99, 1.00]$ 和 $[0.90, 0.95]$ 上均匀分布, 链路门限 $t_i = 0.97$, SCFS 算法所需的路径门限 $t_p = 0.95$; 对于 LM2, 正常链路和故障链路的传输率分别在区间 $[0.99, 1.00]$ 和 $[0, 0.99]$ 上均匀分布, 链路门限 $t_i = 0.95$, SCFS 算法所需的路径门限 $t_p = t_i^h$ (其中 h 为路径跳数)。

4.1 网络规模

为了比较 RPI 和 SCFS, Gibbs 3 种方法在不同网络规模下的识别结果, 将正常链路比例 f 固定, 绘制出性能变化图。4.2 节将考查 f 发生变化对各算法性能的影响, 因此本组实验仅展示 f 取 0.95 的结果。

图 2 是基于 LM1 和 LM2 的仿真结果, 可以发现随着网络规模增大, 3 种算法的检测率都有所下降, 误检率都有所上升。其中 RPI 和 Gibbs 的检测率下降程度十分微弱, 受网络规模的影响极小, 而 SCFS 的检测率则在网络规模变大时迅速降低。当节点数量达到 1000 个时, RPI 依然能够保持 95% 以上的检测率, 明显高于其余两种方法。对于误检率而言, RPI 和 SCFS 则明显优于 Gibbs。对于 LM1 模型, SCFS 和 RPI 很少存在误检。对于 LM2 模型, RPI 存在少量误检, 且随着网络规模的增大, 误检率上升幅度极为缓慢, 在节点数量达到 1000 个时, 多次仿真的误检率最大值都低于 5%, SCFS 的误检率上升则较为明显, 但是仍然明显低于 Gibbs 的误检率。

随着网络规模增大, 路径跳数随之增加, 从而导致同一条路径上存在多条故障链路的概率增大。SCFS 无法同时识别出同一条路径上的多条故障链

图2 正常链路比例 $f=95\%$ 时的仿真结果

路，因此在大规模网络中检测率明显下降。Gibbs 方法的本质是根据链路丢包率的后验分布采样，识别精度基本不受路径跳数的影响，性能比较稳定，但是由于 Gibbs 采样是一个计算复杂性很高的过程，在节点数量较多时，该方法实用性很差。RPI 通过引入参考路径的方法很好地解决了识别同一路径上的多条故障链路的问题，充分利用了路径之间的性能差异，因此取得了良好的检测效果；同时，RPI 采用和 SCFS 类似的启发式策略估计链路状态，计算复杂性和 SCFS 相当。

另外，SCFS 在 LM2 模型下的误检率比 LM1 模型下的误检率高，这是因为对于不同的丢包模型，SCFS 将路径状态映射到二元空间上引入的误差也不同。RPI 则避免对路径状态进行映射，直接通过参考路径的端到端测量值估计链路状态，受丢包模型的影响较小。

4.2 故障链路比例

故障链路的比例反映了网络中发生故障的严重程度，图 3 是丢包模型 LM1 和 LM2 下，各算法在节点数量为 100 时，正常链路比例由 95% 变化到 70% 的仿真结果。可以发现随着网络故障程度加强，故障链路变多，SCFS 的检测率急剧下降，而 RPI 和 Gibbs 的检测率和故障链路数基本无关，体现出良好的稳定性。这是因为故障链路较多时，同一路径上很可能存在多条故障链路，从而使得 SCFS 的检测率下降，而 RPI 和 Gibbs 不受这类问题的影响，这和上节的分析是一致的。但是 RPI 的检测率明显高于 Gibbs，均在 97% 以上。

在实际网络维护过程中，高误检率比低检测率

更不受网络维护人员欢迎。和上节类似，Gibbs 的误检率明显高于另外两种方法，因为 Gibbs 根据链路丢包率的后验分布采样，并未解决链路状态的多解性问题^[15]，因此某条链路发生故障时，其下游链路的丢包率采样值很有可能偏大，从而导致这些下游链路被误检为故障链路。

4.3 链路故障标准

至此比较了不同网络规模和故障链路比例下 3 种方法的性能，验证了 RPI 能更精确地识别故障链路，并且不易受网络场景影响。图 4 是网络节点数为 1000，正常链路比例 $f=0.95$ ，LM2 模型的链路门限变化时 3 种方法的性能。

可以发现不论衡量故障链路的标准如何变化，RPI 都表现出较高的检测率和较低的误检率。但是随着链路门限减小，RPI 的检测率有所下降，这是因为倘若出现 3.3 节所述的第(2)种情况，即子树 T' 只包含一条链路 l_r 时，RPI 将正常子路径 $p_{f(r'),m}$ 的传输率 $\beta_{f(r'),m}$ 近似为 1。虽然 $p_{f(r'),m}$ 是正常子路径，但因为链路门限本身较小， $\beta_{f(r'),m}$ 与 1 的差距可能比较大，因此会引入误差，导致漏检链路增多。实际应用中，以丢包率高于 20% 作为评价链路故障与否的标准是很少见的。Gibbs 同样具有较高的检测率，但其误检率仍然远高于 RPI。SCFS 的表现则明显较差，这是因为 SCFS 首先根据路径门限 t_p 判断路径状态，再利用路径和链路状态之间的因果关系推断链路状态，若 t_p 较小，选取 $t_p = t_i^h$ 作为路径门限，固然可以满足“弱可分”条件，使得所有正常路径不会被误判，但是当网络拓扑树的深度较大时，许多故障路径被误判为正常路径，从而使得 SCFS 的估计结果产生严重偏差。

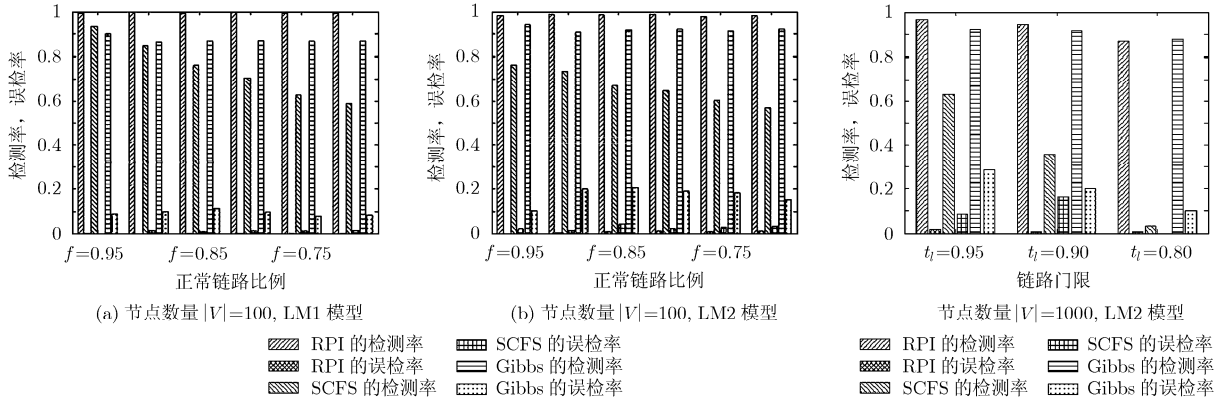


图3 节点数 $|V|=100$, 不同故障程度的仿真结果

图4 链路门限变化对性能的影响

5 结论

现有的启发式故障链路识别方法未能充分利用端到端测量数据, 不能适应复杂多变的网络环境; 基于后验分布采样的贝叶斯估计方法因为计算复杂性高, 应用于大规模网络存在困难。研究发现路径性能之间同时存在相关性和差异性, 二者都是对故障链路识别有用的信息。本文提出了一种新的故障链路识别算法 RPI, 该算法充分利用路径性能特征, 采用启发式策略估计链路状态, 适应多种网络场景, 同时具备传统启发式方法计算复杂性低的优点。仿真结果表明该算法对网络规模和网络故障程度不敏感, 在多种网络场景下都能比同类算法更准确地识别故障链路, 具有较强的实用性。

参考文献

[1] Chen A, Cao J, and Bu T. Network tomography: identifiability and fourier domain estimation [C]. IEEE INFOCOM, Anchorage, AK, United States, May 6-12, 2007: 1875-1883.

[2] Eriksson B, Dasarathy G, Barford P, *et al.* Toward the practical use of network tomography for internet topology discovery [C]. IEEE INFOCOM, San Diego, CA, United States, March 14-19, 2010: 1-9.

[3] 赵洪华, 陈鸣. 基于网络层析成像技术的拓扑推断[J]. 软件学报, 2010, 21(1): 133-146.
Zhao Hong-hua and Chen Ming. Topology inference based on network tomography[J]. *Journal of Software*, 2010, 21(1): 133-146.

[4] Duffield N G, Presti F L, Paxson V, *et al.* Network loss tomography using striped unicast probes [J]. *IEEE/ACM Transactions on Networking*, 2006, 14(4): 697-710.

[5] Sommers J, Barford P, Duffield N, *et al.* Accurate and efficient SLA compliance monitoring[C]. ACM SIGCOMM, Kyoto, Japan, August 27-30, 2007: 109-120.

[6] Duffield N G. Network tomography of binary network performance characteristics [J]. *IEEE Transactions on*

Information Theory, 2006, 52(12): 5373-5388.

[7] 赵佐, 蔡皖东. 基于简单网络断层扫描的失效链路定位研究[J]. 计算机科学, 2010, 37(1): 108-110.
Zhao Zuo and Cai Wan-dong. Localization problem of faulty links based on simple network tomography[J]. *Computer Science*, 2010, 37(1): 108-110.

[8] Lin Y, Liang B, and Li Bao-chun. Passive loss inference in wireless sensor networks based on network coding[C]. IEEE Infocom, Rio de Janeiro, Brazil, April 19-25, 2009: 1809-1817.

[9] Padmanabhan V, Qiu L, and Wang H. Server-based inference of internet link lossiness [C]. IEEE INFOCOM, San Francisco, CA, United States, March 30-April 3, 2003(1): 145-155.

[10] Ghita D, Nguyen H X, Kurant M, *et al.* Netscope: practical network loss tomography [C]. IEEE INFOCOM, San Diego, CA, United States, March 14-19, 2010: 1-9.

[11] Nguyen H X and Thiran P. Network loss inference with second order statistics of end-to-end flows [C]. ACM IMC, San Diego, CA, United States, October 24-26, 2007: 227-240.

[12] Nguyen H X and Thiran P. The boolean solution to the congested IP link location problem: theory and practice [C]. IEEE INFOCOM, Anchorage, AK, United States, May 6-12, 2007: 2117-2125.

[13] Ghita D, Argyraki K, and Thiran P. Network tomography on correlated links [C]. ACM IMC, Melbourne, Australia, November 1-3, 2010: 225-238.

[14] Nguyen H X and Thiran P. Using end-to-end data to infer lossy links in sensor networks [C]. IEEE INFOCOM, Barcelona, Spain, April 23-29, 2006: 1-12.

[15] Zhao Y, Chen Y, and Bindel D. Towards unbiased end-to-end network diagnosis [J]. *IEEE/ACM Transactions on Networking*, 2009, 17(6): 1724-1737.

张志勇: 男, 1985年生, 博士生, 研究方向为网络层析成像、网络测量。
胡光岷: 男, 1966年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为计算机通信网、网络行为学与安全。