

基于最大伪似然准则估计的故障链路诊断*

陈清, 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: 识别网络内部的故障链路对提升网络性能具有重要参考价值。研究了树型拓扑下基于端到端测量的故障链路诊断问题, 提出一种最大伪似然估计方法估计链路先验故障概率, 把树型拓扑划分为一系列具有两个叶节点的子树, 并使用期望最大化(EM)算法最大化每个子树的似然函数, 求出链路先验概率。仿真实验表明, 该方法与现有的联立方程组求解方法估计精度相当, 但是大大降低了算法时间复杂度, 证明了该方法的有效性。

关键词: 故障链路诊断; 端到端测量; 最大伪似然估计; 期望最大化算法

中图分类号: TP393.0 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-3695(2012)04-1514-04

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2012.04.087

Lossy link identification based on maximum pseudo likelihood estimation

CHEN Qing, ZHANG Zhi-yong, HU Guang-min

(School of Communication & Information Engineering, University of Electronic Science & Technology of China, Chengdu 611731, China)

Abstract: Identifying internal lossy link has a great reference value to enhance the performance of the network. This paper studied the lossy link diagnostic problems of tree topology which based on end-to-end measurement, proposed a method of maximum pseudo likelihood criterion to estimate the prior probability of the link. The method first divided the tree topology into a series of two-leaf-node subtree, and then used the EM algorithm to maximize the likelihood function for each subtree to get the link prior probability. Simulation results show that, compare with current simultaneous equations method, the new method does not reduce the precision, but greatly reduces the time complexity of algorithm, that demonstrate the validity of the method.

Key words: lossy link identification; end-to-end measurement; maximum pseudo likelihood estimation; EM algorithm

快速、准确地定位网络内部的低性能链路对于维护网络性能、提升网络服务质量有着重要意义。最简单、直接的方法是通过网络内部节点间的协作直接监测链路性能参数, 但是出于安全因素的考虑, 内部节点通常不协作, 因此直接监测的难度较大。网络层析技术(network tomography)^[1,2]可以在没有中间节点协作的条件下, 通过主动发送端到端探测包或被动收集有用的信息来估计网络内部性能参数, 是近年来备受关注的网络测量新技术之一。

采用网络层析技术识别故障链路的思路最早由 Padmanabhan 等人^[3]和 Duffield 等人^[4]提出。他们假设链路先验故障概率相同且远小于 1, 能在一定网络环境下仅通过单个时隙的端到端数据准确地诊断出故障链路, 但是实际网络中链路的带宽、负载等不尽相同, 因此假设各条链路的先验故障概率相同会引入较大的误差。针对上述问题, Nguyen 等人将测量周期划分为若干时隙, 根据历史时隙的端到端测量值估计出链路的先验故障概率^[5-8]。文献[5]采用线性方程组描述链路故障概率和观测数据之间的关系, 通过求解该线性方程组估算链路的先验故障概率。该方法能够准确地估计出链路故障的先验概率, 但随着网络规模增大, 线性方程组的维数迅速增加, 算法的效率明显下降。同时, 赵佐等人^[9,10]引入二元分离模型描述链路状态, 在已知链路是小先验概率的前提下, 将故障链路检测问题转换为最大后验估计问题或极大似然估计问题, 给本

文启发了思路。针对现有方法的不足, 本文提出一种基于最大伪似然估计的新方法求解链路故障概率。

1 模型和框架

1.1 网络模型

与大多数文献类似, 本文考虑一个给定源节点和一组接收节点对应的逻辑树模型 $T=(V, E)$ 。其中: V 是节点集, E 是链路集。 V 由根节点(探测包发送节点) 0 、叶节点 L 和内部节点 I 组成。除根节点外的任意节点 $v \in V \setminus \{0\}$, 都有唯一的父节点 $f(v)$ 。为简单起见, 把从根节点 0 到叶节点 a 的路径记为 $p(0, a)$, 链路 $(f(v), v) \in E$ 记为 $e(v)$ 。根节点 0 到叶节点的路径集合用 P 表示。记 n_v 、 n_e 和 n_p 分别表示节点数、链路数和路径数。定义路由矩阵 $D_{n_p \times n_e}$, 若路径 $p(i) \in P$ 包含链路 $e(j)$, 则 $D_{ij} = 1$, 反之 $D_{ij} = 0$ 。记 $p(i)$ 为链路 $e(v)$ 出现故障的先验概率。用 N 表示历史总时隙数。

1.2 性能模型

故障链路诊断的目标不是得到链路的传输率估计值, 而是诊断出传输率低于某个预设门限值的链路, 即故障链路。用 t_l 表示传输率的门限值, $a_{e(i)}$ 表示链路 $e(i)$ 传输率, 若 $a_{e(i)} \geq t_l$, 则 $e(i)$ 为正常链路, 反之为故障链路。 t_l 的值可以根据需求而改变。通常以 $(t_l)^d$ 作为判断路径状态的门限值, 其中 d 为路

收稿日期: 2011-07-29; 修回日期: 2011-09-09 基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60872033)

作者简介: 陈清(1987-), 男, 四川内江人, 硕士研究生, 主要研究方向为故障链路诊断(chenqing8717@163.com); 张志勇(1985-), 男, 重庆人, 博士研究生, 主要研究方向为网络测量、网络性能监测; 胡光岷(1966-), 男, 四川眉山人, 教授, 博导, 主要研究方向为网络信号处理、网络行为学及安全。

径经过的链路数。

随机过程 $X_i = \{x_i(l)\}$ 表示链路 $e(i)$ 在第 l 个时隙的状态, $Y_a = \{y_a(l)\}$ 表示路径 $p(0, a)$ 在第 l 个时隙的状态。本文基于以下两个基本假设: a) 空间独立性, 如果 $i, j \in V$ 且 $i \neq j$, 那么 $x_i(l)$ 和 $x_j(l)$ 是相互独立的; b) 平稳和各态历经性, 即 X_i 平稳且各态历经。

定义概率质量函数(probability mass function, PMF) $\alpha = \{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_{|E|}\}$, α 表示所有链路联合状态概率, $|E|$ 是链路数。

2 最大伪似然估计

2.1 伪似然函数

在每个时隙中需要从网络中的源节点向所有的目的节点发送不同的单播探测包, 然后统计得到该时隙的所有路径的状态信息。对应于树状的网络中, 就需要从根节点 0 向所有的叶子节点 $l \in L$ 发送探测包, 这个过程实际上将树状网络分成了一系列只有两个叶子节点的子树分别测量。基于这一特点, 可以采用最大伪似然的方法进行估计。最大伪似然的方法在网络层析成像领域最早应用在链路的时延估计和 OD 流估计中, 它的基本思想是将全局问题划分成一系列的子问题, 并且忽略子问题间的相关性, 然后分别最大化各子问题的似然函数来获取需要估计的参数。最大伪似然估计的优点是可以平衡计算的复杂度和估计的精确度。

本文中 $T_{a,b}$ 表示以 0 为根节点, a, b 为叶节点的子树, 用 $T_s = \{T_{a,b}; 1 \leq a < b \leq |D|\}$ 表示 T 中所有这些子树的集合。如图 1(a) 所示, 若从根节点 0 向叶节点 1, 2 发送探测包, 那么对应的子树如图 1(b) 所示。本文中, 子树的共享链路、左边链路和右边链路分别用 c, u 和 v 表示(如图 1(b) 所示)。子树的链路可由原树的多条链路组成, 如图 1(b) 中的 c 由 (0, 1) 和 (1, 2) 两条链路组成。由于本文考虑逻辑拓扑, 因此对于该子树可看成一条链路。

在 $T_{a,b}$ 两个叶节点上获得的一系列观测值用 $Y_{a,b} = \{y_a(l), y_b(l)\}_{l=1}^N$ 表示, 其中 N 是总的历史时隙数; 所有子树叶节点观测数据的集合用 $Y = \{Y_{a,b}; 1 \leq a < b \leq |D|\}$ 表示, 其中 $|D|$ 表示叶节点数。

叶节点观测到的一系列丢包情况是该路径上所有链路丢包情况共同作用的结果。如果某一探测包在路径上的所有链路都成功传输, 那么该路径的叶节点就能够接收到该探测包, 否则就无法接收到。因此, 叶节点 a 上观测到的丢包情况和路径 $p(0, a)$ 经过的链路的丢包情况有以下关系:

$$y_a(l) = \bigoplus_{e(m) \in p(0, a)} x_m(l) \quad (1)$$

其中: \oplus 为逻辑与运算。

另一方面, 如果已知路径 $p(0, a)$ 和该路径上某一条链路 $e(j)$ 的丢包情况, 那么两者之间应满足:

$$x_j(l) \oplus y_a(l) = y_a(l) \quad (2)$$

对于子树 $T_{a,b}$, 若已知两个叶节点丢包情况的一组观测值 $\{y_a(l), y_b(l)\}$, 用 $s_c(l)$ 表示共享链路状态, 则由式(2)得 $s_c(l) \oplus y_a(l) = y_a(l)$ 和 $s_c(l) \oplus y_b(l) = y_b(l)$; 用 $S_u(l, s_c) = \{s_i; s_i(l) \oplus s_c(l) = y_a(l)\}$ 表示已知共享链路的状态为 $s_c(l)$ 的条件下链路 u 可能状态的集合; 用 $S_v(l, s_c) = \{s_i; s_i(l) \oplus s_c(l) = y_b(l)\}$ 表示已知共享链路的状态为 $s_c(l)$ 的条件下链路 v 可能状态的集合。那么, 子树 $T_{a,b}$ 的似然函数可以写成以下

形式:

$$F_{a,b}(Y_{a,b} | \alpha) = \prod_{l=1}^N P[s_c(l)] \left\{ \sum_{s_u(l) \in S_u(l, s_c)} P[s_u(l)] \right\} \left\{ \sum_{s_v(l) \in S_v(l, s_c)} P[s_v(l)] \right\} \quad (3)$$

忽略子树间的相关性, 则树 T 的全局伪似然函数可表示为

$$L_T(Y | \alpha) = \prod_{T_{a,b} \in T_s} F_{a,b}(Y_{a,b} | \alpha) \quad (4)$$

由于对于任何子树 $T_{a,b}$, $F_{a,b}(Y_{a,b} | \alpha) \geq 0$ 。因此, 如果能最大化各子树的似然函数, 那么全局伪似然函数也将最大, 而相应的 α 就是所有链路状态先验概率(PMF)的估计值。最大化子树似然函数最直接的方法是对式(3)求导, 并求解式(5)。

$$\frac{\partial F_{a,b}(Y_{a,b} | \alpha)}{\partial \alpha} = 0 \quad (5)$$

由于问题的复杂性, 直接对式(5)进行求解非常困难。一种替代的方法是使用 EM 算法^[3,11,12], 通过迭代的方式极大化似然函数。

2.2 期望最大化(EM)算法

期望最大化算法, 又称 EM 算法, 它分为 E 步和 M 步两个步骤。E 步计算最大似然函数值, M 步计算出使得 E 步似然函数最大的参数值, 并用于下一次 E 步计算中, 如此不断地迭代。

使用 EM 算法最大化子树似然函数的具体步骤如下:

a) 输入。 $T_{a,b}$ 两个叶节点上获得的一系列观测值 $Y_{a,b} = \{y_a(l), y_b(l)\}_{l=1}^N$, 初始值 $\alpha^{(0)} = \{\alpha_c^{(0)}, \alpha_u^{(0)}, \alpha_v^{(0)}\}$ 。

b) 迭代。令 t 次迭代后, α 的值为 $\alpha^{(t)}$ 。

E 步: 估计各链路上在所有 N 个时隙内状态值为 1 的期望值:

$$\hat{E}_{j,1}^{(t+1)} = \sum_{l=1}^N p^{(t)}[x_j(l) = 1 | Y_{a,b}(l), \alpha^{(t)}] \quad (6)$$

其中: $j = c, u, v$ 。各条链路状态为 1 的条件概率为 $p^{(t)}(x_j(l) = 1 | Y_{a,b}^k(l))$, 可以通过上下行信息传递算法^[13]计算得到。信息传递算法的思想是假设一条链路已知的条件下, 推断其余两条链路可能的状态, 并计算相应的概率。对于三条链路, 具体的计算式子如下:

链路 c :

$$p^{(t)}[x_c(l) = 1 | Y_{a,b}(l), \alpha^{(t)}] = \alpha_{c,1}^{(t)} \alpha_{c,y_a(l)}^{(t)} \alpha_{c,y_b(l)}^{(t)} \quad (7)$$

链路 u :

$$p^{(t)}[x_u(l) = 1 | Y_{a,b}(l), \alpha^{(t)}] = \alpha_{u,1}^{(t)} \alpha_{c,y_a(l)}^{(t)} \left[\sum_{r \in Y_a(l) = y_b(l)} \alpha_{v,r}^{(t)} \right] \quad (8)$$

链路 v :

$$p^{(t)}[x_v(l) = 1 | Y_{a,b}(l), \alpha^{(t)}] = \alpha_{v,1}^{(t)} \alpha_{c,y_b(l)}^{(t)} \left[\sum_{r \in Y_b(l) = y_a(l)} \alpha_{u,r}^{(t)} \right] \quad (9)$$

M 步: 更新 θ 。

$$\alpha_{j,1}^{(t+1)} = \frac{\hat{E}_{j,1}^{(t)}}{N} \quad j = c, u, v \quad (10)$$

EM 算法通过 E、M 两个步骤不断地更新 α , 使得子树似然函数的值不断逼近一个极大值。当迭代停止时, 相应的 $\alpha^{(t+1)}$ 即为 α 的估计值。本文在仿真中把初始值设为 $\alpha^{(0)} = 1/(K-1)$, 并把 $\|\alpha^{(t+1)} - \alpha^{(t)}\|_2^2 < \rho$ 设为迭代停止条件(ρ 为给定的门限)。

2.3 链路 PMF 的拆分

EM 算法估计的是各子树逻辑链路状态的 PMF,而子树的逻辑链路可能由原树的多条链路组成,这使得原树的某些链路的 PMF 不能直接估计得到。例如图 1(a)所示的树,子树 $T_{1,2}$ 的共享链路(0,2)由原树的(0,1)和(1,2)两条链路组成,其中链路(0,1)是子树 $T_{5,6}$ 的共享路径。链路(0,1)和(0,2)的 PMF 分别可以通过最大化 $T_{3,4}$ 和 $T_{4,5}$ 的似然函数估计得到,而(1,2)的 PMF 不能直接获得,因此链路 PMF 的拆分就变得必要了。

链路 PMF 的拆分可以抽象为图 2 所示的问题:记 α_0 、 α_1 分别表示链路(0,2)(0,1)状态为 1 的概率。链路(1,2)是需要估计的,用 α_2 表示链路(1,2)状态为 1 的概率,则根据链路的空问独立性可得 $\alpha_0 = \alpha_2\alpha_1$,从而求出链路(1,2)状态为 1 的概率。至此,就可以采用基于极大伪似然的准则估计出链路状态的先验概率。

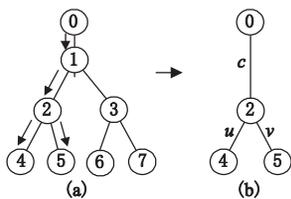


图1 树拆分

图2 链路PMF拆分

3 仿真分析

3.1 仿真环境介绍

为了验证本文方法的有效性,本文使用 NS2 搭建仿真平台。采用类似图 1 的树状网络拓扑结构,其中略去若干内部节点和叶子节点。

由根节点向叶子节点发送普通单播探测包。探测包的大小为 125 KB,探测包的类型为 CBR,同时开启随机抖动,节点间的链路带宽设置为 100 M,延时为 10 ms。每 10 s 统计一次观测数据(统计所有叶子节点收到探测包数目,计算路径的传输率,得到路径的状态),即单位时隙大小为 10 s。采用文献[14]的丢包模型 LMI,正常链路的传输率范围为[0.99,1],故障链路的传输率范围为[0,0.95]。本文仿真中时隙数有 10、30、50、70 四种。每个时隙内设置一定比例的链路为故障链路,不同时隙的故障链路不同;每个时隙设置的故障链路比例有 3%、5%、10% 三种。

3.2 误差累积

以 300 个节点模型为例说明。在相同的网络环境下,设定不同的故障链路百分比或不同的时隙数,按照 EM 算法和联立方程组求解两种方法估计链路状态的先验概率。为了比较性能,首先计算估计出的概率值同真实值的误差,然后绘制出误差累积量分布函数,即误差在各个范围内所占的比例。容易得出曲线上升的速度越快,对应算法的误差累积量越小(估计误差小的链路占的百分比多)。

结合图 3~5 可知,在不同链路故障率或不同时隙条件下,EM 算法的精度均略优于联立方程组求解方法。但是两种方法均能准确地估计出链路发生故障的先验概率,绝大多数链路故障先验概率的估计值误差都不高于 10%。由于两种方法均是根据历史时隙数据估计得到链路故障的先验概率,只是作为诊断当前时隙故障链路的参考,算法精度的细微差别对于最终诊断结果影响不大,后续的仿真结果也证明了这个推断。

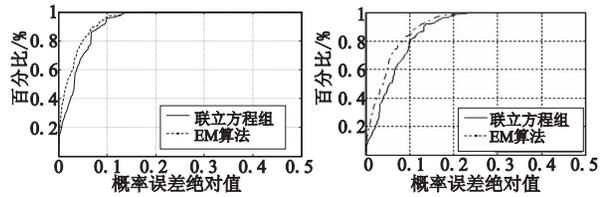


图3 300节点, 30时隙, 5%故障率

图4 300节点, 30时隙, 10%故障率

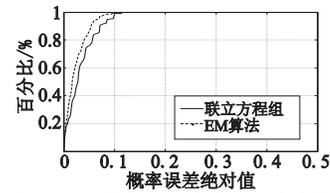


图5 300节点, 50时隙, 5%故障率

此外,结合图 3 和 4,当时隙数相同时,故障链路百分比越低,误差累积曲线上升越快,即两种算法均在网络状况较好时效率精度较高;结合图 3 和 5,当故障链路百分比相同时,随着时隙数的增加,各算法的精度都有所提高,但是精度上升的幅度比较小,对最终的诊断结果影响不大。

3.3 性能比较

本文比较了网络状况相同的情况下,EM 算法求解与联立方程求解两种方法分别随节点数、故障链路率、时隙数三个参数变化而发生的性能变化。为了更加准确地描述算法性能,下文给出的仿真参数均为 15 组仿真数据的统计平均值。

由图 6 可以看出,在节点数一定时,EM 算法求解方法的检测率(DR)和误检率(FBR)略优于联立方程组求解方法,但是差别不大,这是因为这两种方法估计得到的链路故障的先验概率只是作为 CLINK 算法诊断当前时隙故障链路的参考,细微的误差对最终结果的影响很小。随着节点数的增加,两种方法的检测率和误检率变化并不明显,但是 EM 算法的耗时近似于线性增长,联立方程组方法近似于指数增长。当网络规模较大时,EM 算法求解方法的诊断耗时明显低于求解联立方程组的方法,具有更好的实用性和可扩展性。

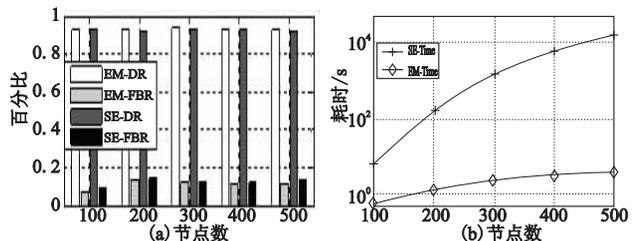


图6 算法性能比较(时隙数30, 故障链路比例5%)

由图 7、8 可以看出,随着链路故障率的提高,网络状况变差,网络环境不稳定因数增加,由于 CLINK 诊断算法不适用于网络状况较差环境的特点,EM 算法求解和联立方程组求解两种方法的精度有较为明显的下降,且前者精度略优;随着时隙数的增加,EM 算法求解和联立方程组求解两种方法的链路故障先验概率的精度提高,从而使得最终诊断结果更加准确。同时,两种算法的耗时并不随链路故障率或时隙数的变化而发生明显变化。在相同网络状况下,EM 算法耗时明显低于联立方程组求解方法。

4 结束语

本文针对现有的多时隙故障链路诊断方法的不足,结合最大伪似然准则的基本思想,提出了用 EM 算法求解链路故障的先验概率的方法。通过 NS2 平台仿真结果验证,EM 算法求解

方法在诊断精度上略优于现有的联立方程组求解方法,同时在算法复杂度和耗时上明显优于后者,论证了该方法的有效性。但是,该方法的误检率仍然偏高,使得网络维护人员耗费大量代价于实际为正常链路的“故障链路”上。因此,在保持甚至提高检测精度的基础上,研究怎样降低故障链路诊断算法的误检率将是今后工作的重点。

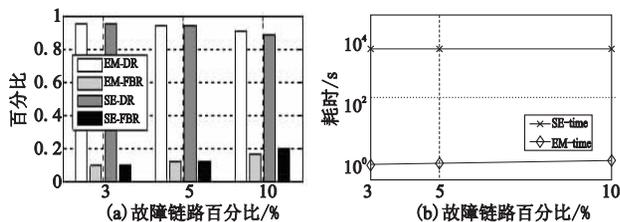


图7 算法性能比较(节点数300,时隙数30)

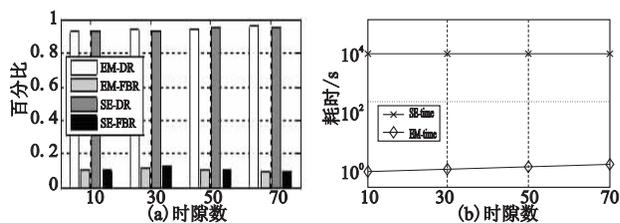


图8 算法性能比较(节点数300,故障链路比例5%)

参考文献:

- [1] COATES M, HERO A, NOWAK R, *et al.* Internet tomography[J]. *IEEE Signal Process Magazine*, 2002, 19(3): 47-65.
- [2] CASTRO R, COATES M, LIANG Gang, *et al.* Network tomography: recent developments[J]. *Statistical Science*, 2004, 19(3): 499-517.
- [3] PADMANABHAN V N, QIU Li-li, WANG H J. Server-based Inference of internet performance[C]//Proc of IEEE INFOCOM. 2003.
- [4] DUFFIELD N G, PRESTI F L, PAXSON V, *et al.* Network loss

(上接第 1513 页)

4 结束语

由于 CPS 有别于传统系统, CPS 各节点既可以作为数据的终端节点,也可以是网络的路由节点; CPS 具有无线链路动态特性、时变特性、干扰不规则性和丢失特性; CPS 节点移动性带来的链路不稳定、节点能量的有限性、占空比较低、节点之间的连通性是间歇性。同时, CPS 节点均具有连网能力,可多层次多规模连网,具有自我判断、自我控制以及自我调节的能力,能够动态重组和重识别。本文提出的基于节点间空间相关性的数据传输策略,仿真模拟实验表明,基于节点间空间相关性的方法,能以较低的数据传输开销和传输延迟获得较高的数据传输成功率以及较长的网络寿命。

参考文献:

- [1] ZIMMER T C, BHAT B, MUELLER F, *et al.* Time-based intrusion detection in cyber-physical systems[C]//Proc of the 1st ACM/IEEE International Conference on Cyber-Physical Systems. New York: ACM Press, 2010: 66-72.
- [2] PAROLINIY L, TOLLAZ N, SINOPOL B, *et al.* A cyber-physical systems approach to energy management in data centers[C]//Proc of the 1st ACM/IEEE International Conference on Cyber-Physical Systems. New York: ACM Press, 2010: 168-177.

tomography using striped unicast probes[J]. *IEEE/ACM Trans on Networking*, 2006, 14(4): 697-710.

- [5] DUFFIELD N G, HOROWITZ J, TOWSLEY D. Multicast-based loss inference with missing data[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2002, 20(4): 700-713.
- [6] GHITA D, ARGYRAKI K, THIRAN P. Network tomography on correlated links[C]//Proc of the 10th Annual Conference on Internet Measurement. 2010: 225-238.
- [7] NGUYEN H X, THIRAN P. Network loss inference with second order statistics of end-to-end flows[C]//Proc of the 7th ACM SIGCOMM Conference on Internet Measurement. New York: ACM, 2007: 227-240.
- [8] GHITA D, NGUYEN H X, KURANT M, *et al.* Netscope: practical network loss tomography[C]//Proc of IEEE INFOCOM. 2010: 1-9.
- [9] 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): 108-117.
- [10] 赵佐,蔡皖东. 基于端到端测量的链路状态概率快速推断方法[J]. *华南理工大学学报:自然科学版*, 2010, 38(11): 110-115.
- [11] BU Tian, DUFFIELD N, PRESTI F L, *et al.* Network tomography on general topologies[C]//Proc of ACM SIGMETRICS. New York: ACM, 2010: 21-30.
- [12] JI Chuan-yi, ELWALID A. Measurement-based network monitoring and inference: scalability and missing information[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2002, 20(4): 714-725.
- [13] MAO Yong-yi, BANNIHASHEMI A H. Decoding low-density parity-check codes with probabilistic schedule[C]//Proc of IEEE Pacific RIM Conference on Communications, Computers, and Signal Processing. 2010: 119-123.
- [14] GUO Dong, WANG Xiao-dong. Bayesian inference of network loss and delay characteristics with applications to TCP performance prediction[J]. *IEEE Trans on Signal Processing*, 2003, 51(80): 2205-2218.

- [3] 罗俊海,周应宾,邓宵博. 物联网网关系统设计[J]. *电信科学*, 2011, 27(2): 105-110.
- [4] BENVENISTE A. Loosely time-triggered architectures for cyber-physical systems[C]//Proc of Conference on Design, Automation and Test in Europe. Leuven, Belgium: European Design and Automation Association, 2010: 3-8.
- [5] 许富龙,刘明,龚海刚,等. 延迟容忍传感器网络基于相对距离的数据传输[J]. *软件学报*, 2010, 21(3): 490-504.
- [6] GUESTRIN C, BODIK P, THIBAU R, *et al.* Distributed regression: an efficient framework for modeling sensor network data[C]//Proc of the 3rd International Symposium on Information Processing in Sensor Networks. New York: ACM Press, 2004: 846-851.
- [7] XU Ying-qi, LEE W C. Exploring spatial correlation for link quality estimation in wireless sensor networks[C]//Proc of the 4th Annual IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications. Washington DC: IEEE Computer Society, 2006: 200-211.
- [8] VURAN M C, AKYILDIZ I F. Spatial correlation based collaborative medium access control in wireless sensor networks[J]. *IEEE/ACM Trans on Networking*, 2006, 14(2): 316-329.
- [9] 潘立强,李建中,骆吉洲. 传感器网络中一种基于时空相关性的缺失值估计计算[J]. *计算机学报*, 2010, 33(1): 1-11.
- [10] VAHDAT A, BECKER D. Epidemic routing for partially connected Ad-hoc networks, Technical Report CS-200006[R]. Durham, NC: Duke University, 2000.