

网络诊断技术研究综述

许晓佳 王永才 李德英

A survey on network tomography technology

XU Xiaojia, WANG Yongcai, LI Deying

引用本文:

许晓佳,王永才,李德英. 网络诊断技术研究综述[J]. 智能科学与技术学报, 2023, 5(2): 163-179.

Xiaojia XU,Yongcai WANG,Deying LI. A survey on network tomography technology[J]. Chinese Journal of Intelligent Science and Technology, 2023, 5(2): 163-179.

您可能感兴趣的其他文章

区块链技术综述：在下一代智能制造中的应用

A survey on application of block chain in next generation intelligent manufacturing

智能科学与技术学报. 2023. 5(2): 200-211

网络诊断技术研究综述

许晓佳¹, 王永才^{1,2}, 李德英¹

(1. 中国人民大学信息学院, 北京 100872;

2. 警务物联网应用技术公安部重点实验室, 北京 100048)

摘要: 网络诊断是一种高效且方便的通过端到端路径的性能测量来推断网络内部状态的方法, 在有线和无线网络的链路测量和故障定位中得到了广泛应用。对网络诊断的4种基础模型布尔网络诊断技术、可加网络诊断技术、带宽网络诊断技术、随机网络诊断技术的模型基础进行了总结分析。系统梳理了网络诊断技术中的关键问题, 主要包括监视器放置、信标服务放置、路径构建和数据分析、网络诊断中可识别性, 以及不保证识别性时的网络诊断攻击等。同时梳理了基于网络编码的网络诊断、基于神经网络的网络诊断和网络功能虚拟化中节点故障定位等网络诊断领域的新研究和新问题。最后, 基于网络诊断技术的发展现状, 分析探讨了未来网络诊断技术的发展趋势。

关键词: 网络诊断; 网络测量; 监视器放置; 路径构建; 可识别性; 秩亏问题

中图分类号: TP393

文献标志码: A

doi: 10.11959/j.issn.2096-6652.202316

A survey on network tomography technology

XU Xiaojia¹, WANG Yongcai^{1,2}, LI Deying¹

1. School of Information, Renmin University of China, Beijing 100872, China

2. Key Laboratory of Police Internet of Things Application Ministry of Public Security, Beijing 100048, China

Abstract: Network tomography is an efficient and convenient tool to infer the internal state of a network through end-to-end path measurement. It has been widely used in link measurement and fault location of wired and wireless networks. This paper summarized and analyzed the model foundation of four basic models of network tomography, boolean network tomography technology, additive network tomography technology, bandwidth network tomography technology and the stochastic network tomography technology. This paper systematically combed the key problems in network tomography technology, including monitor placement, beacon and service placement, path construction and data analysis, the problem of identifiability, and attack in network tomography when identification was not guaranteed. At the same time, the new research and new problems in the field of network tomography such as network tomography with network coding, neural network tomography and node fault location method in NFV were sorted out. Finally, based on the development status of network tomography technology, the future development trend of network tomography was analyzed and discussed.

Key words: network tomography, network measurement, monitor placement, path construction, identifiability, rank deficiency problem

收稿日期: 2023-02-13; 修回日期: 2023-03-24

通信作者: 王永才, ycw@ruc.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金项目 (No.61972404, No.12071478)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (No.61972404, No.12071478)

0 引言

网络化系统和设备正变得越来越普遍和复杂,及时准确地了解网络的内部状态,如带宽、丢包率、链路时延、抖动等,是网络管理的一项重要要求。但随着网络功能虚拟化(NFV)和软件定义网络(SDN)的发展,许多组件变为虚拟的,难以直接访问网络内部状态。传统的网络管理方式,如特殊的诊断工具^[1]、路由追踪、流量监控^[2]等需要通过访问内部组件、获取节点或链路状态来发现潜在异常的方法变得难于使用。

Vardi^[3]是较早研究路由拓扑推断问题的人之一,由于网络推断与医用CT成像具有相似性,他创造了术语:网络诊断。通过端到端路径性能解析链接或节点性能,从而推断网络内部状态。网络诊断可以取代直接测量网络内部元素的方法,成为一种重要的解决方案^[4-8]。与传统的直接测量内部元素相比,网络诊断在网络中部署一些监视器,通过测量监视器之间的路径的端到端性能推理网络内部节点或链接状态,其优势在于端到端性能测量易于直接获取,测量方便可行,成本更低。

网络诊断这一新的网络管理方式也激发了一系列关键理论、关键问题和网络诊断新模型的研究,例如如何以最低成本部署监视器^[9-10];如何设计优化的测量路径以保证在低成本的情况下实现准确、可靠的网络内部状态诊断^[11];如何针对不同类型的网络内部状态诊断的需求,例如延迟、丢包率、带宽、设备故障等设计合理的网络诊断模型和网络诊断方法。

早期的网络诊断工作侧重于可加类型网络诊断模型,主要基于测量路径的测量结果设计网络诊断算法,恢复网络节点或链路的最可能的网络状态。研究的主要问题包括监测点的部署、测量路径的设计、网络诊断算法、网络诊断的安全性等问题。Shih等人^[12]研究了基于单播边测量的链路延迟分布估计。Adams等人^[13]研究了基于端到端多播和单播观测的内部拓扑结构;Xi等人^[14]介绍了双广播的检测方式;Duffield等人^[7]将背对背单播流作为探测路径来推断链路的丢包率。近年来,网络诊断技术得到了飞速的发展,涌现出面向布尔网络诊断、可加网络诊断、带宽网络诊断、随机网络诊断等新模型,以及网络诊断的攻击、防御等新问题。近年涌现出基于网络编码的网络诊断、基于神经网

络的网络诊断和网络功能虚拟化中的网络故障定位等一些新的前沿工作。

也有一些早期工作对网络诊断进行了总结和对比。文献[15]较早地对网络诊断技术进行综述,从网络链路级参数的推理、网络拓扑结构识别和网络起讫点流量强度估计3个方面分析了网络诊断的研究。之后的工作^[16]总结了网络诊断使用的主要端到端测量方法和技术,根据不同参数对链路性能刻画程度的不同,将链路性能参数的网络诊断方法分为定量参数推断方法和定性参数推断方法,并针对不同类型参数的估计问题,概括分析了已有算法的特点。文献[17]介绍了网络诊断中监测节点部署、测量路径构建和测量数据分析的关键技术。但由于网络诊断技术在模型与新方法等方面的快速发展,现有综述工作尚缺少对网络诊断的新模型、前沿技术和关键问题的系统梳理,也缺少对现有方法的垂直比较和详细分析介绍。本文整理了网络诊断的传统问题和几个前沿问题,并做了详细的梳理和介绍。

本文主要针对不同类型的网络诊断的新模型、关键技术和算法以及新问题进行系统梳理和分析,主要贡献如下。

(1) 总结梳理了布尔网络诊断技术、可加网络诊断技术、带宽网络诊断技术和随机网络诊断技术的网络诊断模型和核心问题。

(2) 分析整理网络诊断技术中的关键问题,主要包括监视器放置和信标服务放置、路径构建和数据分析、“可识别性”问题、针对可识别问题的新解决方案、在不保证可识别性情况下的新兴攻击问题等。

(3) 总结介绍了新型的基于网络编码的网络诊断、基于神经网络的网络诊断和NFV中节点故障定位方法等网络诊断领域新问题。基于网络诊断技术发展现状与对比分析结果,分析探讨未来网络诊断技术的发展趋势。

图1梳理了本文的主要结构。本文第1节分别阐述了布尔网络诊断技术、可加网络诊断技术、带宽网络诊断技术、随机网络诊断技术的模型和基础。第2、3节详细介绍了网络诊断监视器放置、信标服务放置,以及网络诊断的路径构建和数据分析相关算法。第4节阐述了网络诊断中较为关键的“可识别性”问题,并对不可识别带来的风险进行详细分析。第5节介绍了基于网络编码的网络诊

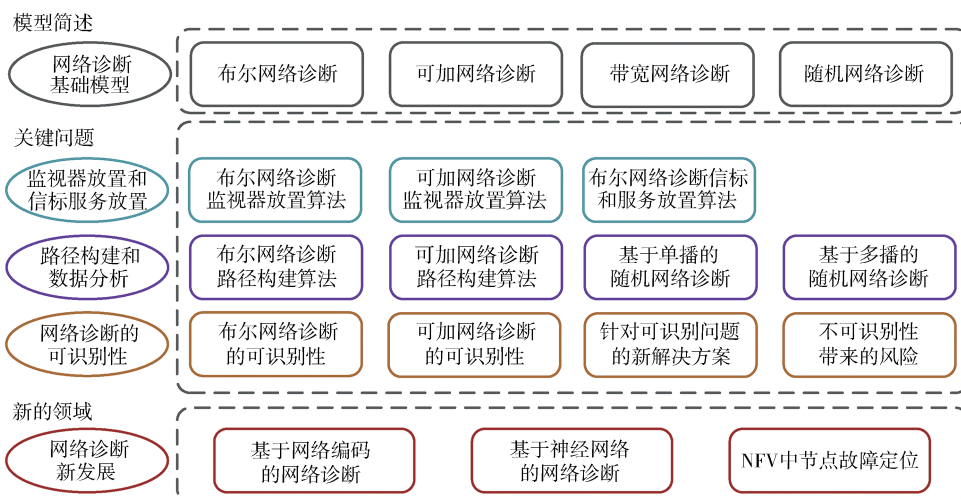


图1 本文的主要结构

断、基于神经网络的网络诊断和NFV中节点故障定位方法等网络诊断领域的新发展。第6节对本文工作进行总结并探讨网络诊断的未来发展。

1 网络诊断的基础模型

本文将网络诊断的基础模型大致划分为4类：布尔网络诊断、可加网络诊断、带宽网络诊断和随机网络诊断。表1对网络诊断的4种模型进行了概括，说明了各个模型适用的问题。

下面对网络诊断中一些基础概念进行阐述，这些概念是了解网络诊断的基础。

- 时延 (latency)：指数据从网络或链路的一端传送到另一端所需要的总时间，一般由发送时延、传播时延、处理时延和排队时延4个部分构成。

- 带宽 (bandwidth)：指在固定的时间内可传输的资料数量，代表在传输路径中可以传递数据的能力。

- 丢包率 (loss)：指在网络传输过程中丢失报文占传输报文的百分比，这是路径上链路的乘法

性能指标。

- 延迟变化 (packet delay variation)：又称延迟抖动 (jitter)，是路径上链路的加法性能指标。如图2所示，发送方和接收方之间的延迟变化是连续数据包之间发送方和接收方延迟的差值。 t_i^s 是发送方第*i*个数据包的时间戳， t_i^r 是接收方第*i*个数据包的时间戳。 $PDV = (t_2^r - t_2^s) - (t_1^r - t_1^s) = (t_2^r - t_1^r) - (t_2^s - t_1^s)$ 。一条路径上的端到端的延迟变化是每条链路上的延迟变化的和。

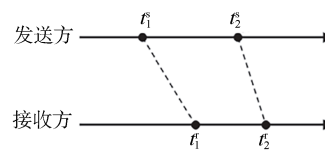


图2 延迟抖动的例子 [20]

1.1 布尔网络诊断模型

快速定位出网络中存在问题的网络元素对于快速恢复网络服务很重要，网络运营商可以迁移受影响的服务或重新规划路由。部分网络系统的监

表1 网络诊断的各个模型

类型	性能度量	适用问题
布尔网络诊断 ^[18]	将链路或节点故障指标等内部性能度量建模为未知的布尔常数	部分网络系统不需要精确掌握具体数值，只需要掌握设备状态，从端到端布尔测量中推断未知参数的二进制状态。
可加网络诊断 ^[11]	将平均链路延迟等可加的内部性能度量建模为未知常数	每个端到端测量等于对应测量路径上的链路度量的总和，从端到端的路径测量推断出单个链路的度量。
带宽网络诊断 ^[19]	将带宽这一内部性能度量建模为未知的常数	每个端到端测量等于对应测量路径上的链路的最小带宽，从端到端的路径测量推断出单个链路的带宽。
随机网络诊断 ^[20]	将瞬时链路延迟等内部性能度量建模为有未知分布的随机变量	每个端到端测量是从相应路径性能度量的分布中提取的随机实现。

控并不总是需要精确地掌握如延迟、丢包率等具体数值,有时只需要掌握服务或设备的状态。如故障定位(正常/失败)和拥塞定位(拥塞/不拥塞),它们的测量值都是二进制的。在这种情况下,用布尔方程系统建模变得更加方便,因为每个未知参数将只有两个状态。因此,布尔网络诊断旨在从端到端布尔度量中推断未知参数的二进制状态。

给定一个网络拓扑 $G=(V,L)$, 其中 V 和 L 是节点和链路的集合, $|V|=n$, $|L|=m$ 。给定一组测量路径 P 和路由矩阵 R 。路由矩阵 R 揭示了探测路径如何覆盖 G 中的元素(节点或链路)。以节点为例,路由矩阵 $R=\{r_{ij}\}_{p_i \in P, v_j \in V}$ 表示,如果 V 中的 $v_j \in V$ 在路径 $p_i \in P$, 则 $r_{ij}=1$, 否则 $r_{ij}=0$ 。设 $W=\{w_j\}_{v_j \in V}$ 表示节点状态向量, $S=\{s_i\}_{p_i \in P}$ 表示路径状态向量。 $w_j=1$ 和 $s_i=1$ 分别表示节点 v_j 和路径 p_i 成功, $w_j=0$ 和 $s_i=0$ 分别表示节点 v_j 和路径 p_i 失败。它们形成一个布尔线性系统:

$$S=R \odot W \quad (1)$$

其中 $\odot$ 表示布尔矩阵乘积, $s_i = \bigvee_{v_j \in V} (r_{ij} \wedge w_j)$, $p_i \in P$ 。

图3是一个有8个节点的网络,其中有3个监视器 ($m_1 \sim m_3$), 5个非监视器的普通节点 ($v_1 \sim v_5$)。布尔网络诊断在3个监视器之间构造4条测量路径。生成的路由矩阵 R 如图4所示。

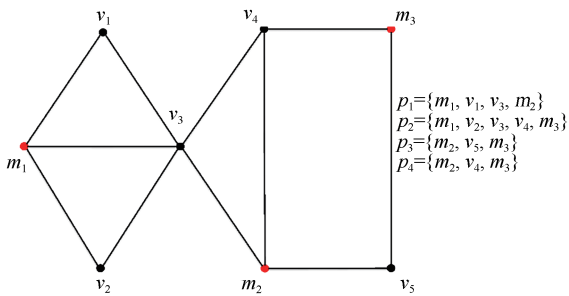


图3 布尔网络诊断实例

$$\begin{aligned} p_1 &= \{m_1, v_1, v_3, m_2\} \\ p_2 &= \{m_1, v_2, v_3, v_4, m_3\} \\ p_3 &= \{m_2, v_5, m_3\} \\ p_4 &= \{m_2, v_4, m_3\} \end{aligned} \Rightarrow R = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \end{pmatrix}$$

图4 布尔网络诊断的 R 矩阵

具体看这个布尔网络诊断的实例,每个节点的故障对应的故障路径集不同,该例具有1-可识别

性^[18]。但是节点集 $\{v_1, v_2\}$, $\{v_1, v_3\}$, $\{v_2, v_3\}$ 和 $\{v_1, v_2, v_3\}$ 发生故障时,对应的故障路径集都为 $\{p_1, p_2\}$, 因此该例不具有2-可识别性^[18]。优化监视器的放置,测量路径的构建,信标放置和服务放置是布尔网络诊断中持续研究的几个方向。

1.2 可加网络诊断模型

有效监控网络性能对于网络运营商建立可靠的通信网络至关重要。可加网络诊断仅测量选定监视器之间的端到端路径性能,然后通过求解状态恢复函数^[10-11,21-23]推断链路和节点的内部状态。它避免了直接计量方法内部测量开销大、测量成本高的问题。

给定一个网络拓扑 $G=(V,L,X)$, 其中 V 和 L 是节点和链路的集合, $|V|=n$, $|L|=m$ 。集合 X 表示链路权值,其中 $x_i \in X$ 是描述链路 i 性能的未知链路度量,如时延和丢包率。这些链路度量是可加的,时延是直接可加的,丢包率或包传输率在对数形式下也是可加的,这是表示重要性能度量的规范模型^[10-11,24-26]。

在网络中,用于注入和提取探测包的顶点集合的子集被定义为监视器集合 $M=\{m_i\}$ 。网络诊断的探测路径 p_i 被定义为从源监视器 s_i 开始到目标监视器 d_i 结束的一系列链路。探测路径的度量用 y_i 表示。 $P=\{p_i\}$ 是路径的集合, $Y=\{y_i\}$ 是路径度量的集合。路由矩阵 $R=\{r_{ij}\}_{p_i \in P, l_j \in L}$ 揭示了探测路径如何覆盖 L 中的链路。如果 L 中的链路 $l_j \in L$ 在路径 $p_i \in P$, 则 $r_{ij}=1$, 否则 $r_{ij}=0$ 。网络诊断是解方程 $R\hat{x}=Y$ 找到一个解 $\hat{x}$, $\hat{x}$ 表示估计的链路度量。

当路由矩阵 R 列满秩时,即 $\text{rank}(R)=m$ 为唯一识别条件时,该线性方程具有唯一解。然而,由于 $m \gg n$ 和拓扑问题,生成满足识别条件的探测路径是困难的。对于这种困难,用户一般采用具有 $\text{rank}(R) < m$ 的路由矩阵。在这种情况下,通常使用伪逆 (pseudo-inverse)^[25-26] 来计算 $\hat{x}$:

$$\hat{x} = (R^T R)^{-1} R^T Y \quad (2)$$

链路状态也可以通过恢复的链路度量来诊断。

如图5所示,是一个有8个节点、11条链路 ($l_1 \sim l_{11}$) 和3个监视器 ($m_1 \sim m_3$) 的网络拓扑。3个监视器用于识别链路性能,网络诊断在3个监视器之间构造6条测量路径。生成的路由矩阵 R 如图6所示。

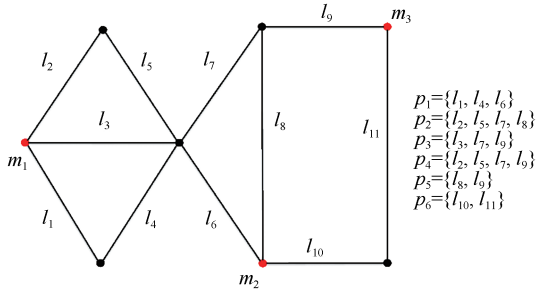


图5 可加网络诊断实例

$$\begin{aligned}
 & m_1 \rightarrow m_2: \\
 & p_1 = \{l_1, l_4, l_6\} \\
 & p_2 = \{l_2, l_5, l_7, l_8\} \\
 & m_1 \rightarrow m_3: \\
 & p_3 = \{l_3, l_7, l_9\} \\
 & p_4 = \{l_2, l_5, l_7, l_9\} \\
 & m_2 \rightarrow m_3: \\
 & p_5 = \{l_8, l_9\} \\
 & p_6 = \{l_{10}, l_{11}\}
 \end{aligned}
 \Rightarrow R = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 1 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 1 & 0 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 1 & 0 & 1 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 1 \end{pmatrix}$$

图6 可加网络诊断的R矩阵

假设 x_i 为链路 l_i 的链路度量（如时延和丢包率）， y_j 为路径 p_j 的路径测量。然后得到下面的线性方程组：

$$\begin{cases} x_1 + x_4 + x_6 = y_1 \\ x_2 + x_5 + x_7 + x_8 = y_2 \\ x_3 + x_7 + x_9 = y_3 \\ x_2 + x_5 + x_7 + x_9 = y_4 \\ x_8 + x_9 = y_5 \\ x_{10} + x_{11} = y_6 \end{cases} \quad (3)$$

通过对上述线性方程的高斯消元，可以推导出 $x_8 = (y_5 + y_2 - y_4)/2$ ， $x_9 = (y_5 + y_4 - y_2)/2$ 。在给定的例子中，上述结果表明 l_8 和 l_9 是可识别的。即通过路径间端到端的测量，可以准确推出 l_8 和 l_9 的链路度量。如何优化监视器的放置和测量路径的构建是可加网络诊断中持续研究的两个方向。

1.3 带宽网络诊断模型

从端到端路径的带宽推断内部链路的带宽，即带宽网络诊断，是网络诊断问题中长期存在的开放问题。它的困难在于现有的数学工具不能直接用一组最小方程求解反问题。虽然布尔网络诊断可以识别链路故障或链路拥塞，但它和带宽网络诊断有很大的不同。基于布尔网络诊断的故障定位（正常/失败）和拥塞定位（拥塞/不拥塞），它们的测量值都是二进制的，而带宽网络诊断是从端到端的路径带宽推断出单个链路的带宽值^[19]。

给定一个网络拓扑 $G=(V,L)$ ，其中 V 和 L 是节点和链路的集合， $|V|=n$ ， $|L|=m$ 。给定一组测量路径 P 和路由矩阵 R 。 $l_{j,k} \in L$ 表示顶点 v_j 和顶点 v_k 之间的链路。路由矩阵 R 揭示了探测路径如何覆盖 G 中的链路。路由矩阵 $R=\{r_{i,j,k}\}_{p_i \in P, l_{j,k} \in L}$ 揭示了探测路径如何覆盖 L 中的链路。如果 L 中的链路 $l_{j,k} \in L$ 在路径 $p_i \in P$ ，则 $r_{i,j,k}=1$ ，否则 $r_{i,j,k}=0$ 。用未知的 $x_{e,f}$ 代表顶点 v_e 和 v_f 之间的链路 $l_{e,f}$ 的带宽，如果顶点 v_e 和 v_f 之间没有链路，则 $x_{e,f}=0$ 。 G 为无向图，因此 $x_{e,f}=x_{f,e}$ 。用 b_i 表示路径 p_i 的带宽。由于带宽的特性，得出以下的最小方程：

$$b = R \wedge x \quad (4)$$

其中 $\wedge$ 表示取最小值的运算。

图7所示的带宽网络诊断实例中，有一个8个节点的网络拓扑，其中有2个监视器（ m_a 和 m_b ）和6个非监视器的普通节点（ $v_1 \sim v_6$ ）。2个监视器用于获取不同路径的带宽，带宽网络诊断在两个监视器之间构造4条测量路径。生成的路由矩阵 R 如图8所示。

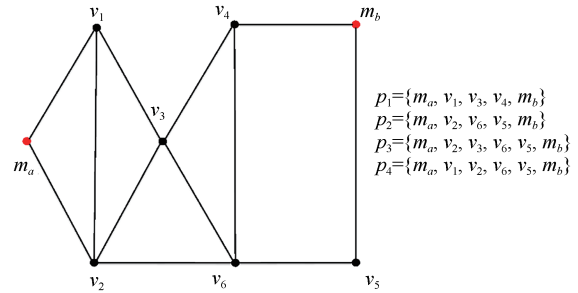


图7 带宽网络诊断实例

$$\begin{aligned}
 & p_1 = \{l_{a,1}, l_{1,3}, l_{3,4}, l_{4,b}\} \\
 & p_2 = \{l_{a,2}, l_{2,6}, l_{6,5}, l_{5,b}\} \\
 & p_3 = \{l_{a,2}, l_{2,3}, l_{3,6}, l_{6,5}, l_{5,b}\} \\
 & p_4 = \{l_{a,1}, l_{1,2}, l_{2,6}, l_{6,5}, l_{5,b}\}
 \end{aligned}
 \Rightarrow R = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 0 & 0 \end{pmatrix}$$

$$x = (x_{a,1}, x_{1,3}, x_{3,4}, x_{4,b}, x_{a,2}, x_{2,6}, x_{6,5}, x_{5,b}, x_{2,3}, x_{3,6}, x_{1,2})$$

图8 带宽网络诊断的R矩阵

假设 $x_{e,f}$ 为链路 $l_{e,f}$ 的带宽， b_i 为路径 p_i 的路径带宽。得到如下线性方程组：

$$\begin{cases} x_{a,1} \wedge x_{1,3} \wedge x_{3,4} \wedge x_{4,b} = b_1 \\ x_{a,2} \wedge x_{2,6} \wedge x_{6,5} \wedge x_{5,b} = b_2 \\ x_{a,2} \wedge x_{2,3} \wedge x_{3,6} \wedge x_{6,5} \wedge x_{5,b} = b_3 \\ x_{a,1} \wedge x_{1,2} \wedge x_{2,6} \wedge x_{6,5} \wedge x_{5,b} = b_4 \end{cases} \quad (5)$$

在带宽网络诊断中，需要考虑如何在给定 R 和 b 的情况下，推断出 x 的值，将在后续的关键技术中

介绍。

1.4 随机网络诊断模型

由于网络诊断得到的测量结果通常是多个元素（节点或链路）的状态函数，为了求解单个元素的性能，需要反演这些函数^[27]。而我们感兴趣的指标通常是持久的性能指标，如丢包率和延迟变化。测量结果是关于丢包率或延迟的实例的函数，反演需要对测量中的随机性具有鲁棒性。通过将每个元素的性能建模为一个未知概率分布的随机变量，可以应用统计技术从路径测量估计该分布的参数。在网络诊断中常用的统计学方法有：期望最大值算法^[14,28-29]、贝叶斯估计^[30-32]和极大似然估计^[33-34]。还有一些派生方法：如文献[35]中提出的基于EM迭代的伪似然法，文献[36]中提出的极大化对数似然方法。

随机网络诊断的测量采集主要有两种方式：单播和多播^[15,37]。对于单播通信，发送方将每个包发送给单个接收方；在多播模式下，发送端可以同时向一组节点发送相同的数据包。单播和多播的路由树如图9所示。

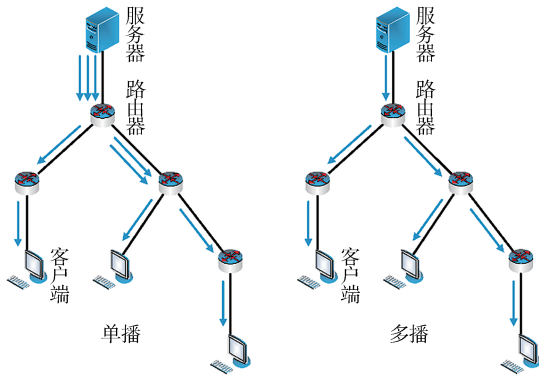


图9 单播和多播的路由树

在配置多播路由协议的网路中，源节点每次向一组目的节点发送单一的多播探测报文；中间路由节点在接收到多播探测报文后，首先对其进行复制，然后分别向相应的下一跳端口转发。进行端到端单播测量时，源节点在一个测量时刻向两个目的节点发送两个紧邻在一起的探测包，那么从源节点离开后，这两个紧邻的探测包在共享路径上将经历相似甚至是完全相同的时延过程。

给定一个网络拓扑 $G = (V, L)$ ，一组测量路径 P 和路由矩阵 R 。路由矩阵 R 揭示了探测路径如何覆盖 G 中的元素（节点或链路）。以链路为例，路由

矩阵 $R = \{r_{ij}\}_{p_i \in P, l_j \in L}$ 表示，如果 L 中的链路 $l_j \in L$ 在路径 $p_i \in P$ ，则 $r_{ij} = 1$ ，否则 $r_{ij} = 0$ 。在运行过程中，探测数据包被注入到路径上。考虑一个概率模型，每个探测包都通过路径集 P 上的任意一条路径 p_i 发送，探测包被分配到路径 p_i 的概率为 ϕ_{p_i} ， $\phi_{p_i} \geq 0$ ， $\sum_{p_i \in P} \phi_{p_i} = 1$ ， $\Phi = (\phi_{p_i})_{p_i \in P}$ 定义为探测包分配。

给定一组参数未知的链路度量分布 Θ ， $\Theta = (\theta_{l_j})_{l_j \in L}$ ，随机网络诊断的目标是通过探测路径上相应性能度量的观测来推断 Θ 。用 $f_{p_i}(x; \Theta)$ 表示路径度量 x 的条件概率，假设探测包在路径 p_i 上发送，链路参数为 θ 。随机网络诊断就是从观测 $(x, p_i) = (x_t, p_{it})_{t=1}^N$ 来推断 Θ ，其中 x_t 是第 t 个探测包的探测结果， p_{it} 是被探测路径 p_i 的标识，假设探测包得到的性能在探测包和链路之间是独立的，即观测是独立同分布的，每个值的分布如下：

$$f(x, p_i; \Theta, \Phi) = \phi_{p_i} f_{p_i}(x; \Theta) \quad (6)$$

链路度量中有两种不同的度量：丢包率和延迟变化。

在随机网络诊断中，当未知的链路度量是丢包率时，我们的目标是通过观察探测路径上的端到端丢包率来估计单个链路上的丢包率。链路丢包率 = $1 - \text{链路成功率}$ 。因为链路成功率更容易计算，用 θ 表示链路成功率。每个探测包的探测结果 x 表示探测包是否成功到达目的地，成功到达则 $x = 1$ ，未到达则 $x = 0$ 。假设同一探测包在不同链路路上的损失和同一链路上不同探测包的损失都是独立的。观测模型为：

$$f(x, p_i; \Theta, \Phi) = \phi_{p_i} \left(\prod_{l_j \in p_i} \theta_{l_j} \right)^x \left(1 - \prod_{l_j \in p_i} \theta_{l_j} \right)^{1-x} \quad (7)$$

在随机网络诊断中，当未知的链路度量是延迟变化时，用 θ 表示链路延迟变化。我们的目标是根据观测到的路径上端到端的延迟变化 x 来估计 Θ 。假设链路 $l_j \in L$ 上的延迟变化符合正态分布 $\mathcal{N}(0, \theta_{l_j})$ ，均值为零，未知方差为 θ_{l_j} 。假设同一探测包在不同链路上所经历的延迟变化与同一链路上不同探测包所经历的延迟变化都是独立的，观测模型为：

$$f(x, p_i; \Theta, \Phi) = \phi_{p_i} \frac{1}{\sqrt{2\pi \sum_{l_j \in p_i} \theta_{l_j}}} \exp \left(-\frac{x^2}{2 \sum_{l_j \in p_i} \theta_{l_j}} \right) \quad (8)$$

图10通过一个简单的例子展示了基于费雪信息矩阵的丢包率测量设计，使用路径 p_1 、 p_2 和 p_3 上的端到端损耗来推断链路 l_1 和 l_2 的丢包率。

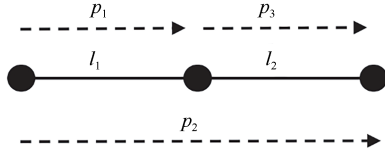


图10 随机网络诊断实例^[20]

随机给出探测包分配和实际丢包率进行说明。

假设3个候选探测包分配 $\Phi = (\phi_{p_1}, \phi_{p_2}, \phi_{p_3}) = (1/3, 1/3, 1/3)$ ，链路实际丢包率为 $\Theta = (0.5, 0.5)$ ，则由费雪信息矩阵的逆的对角元素的平均值给出的丢包率估计的克拉美罗下界（Cramer-Rao lower bound, CRLB）为0.6。假设3个候选探测包分配 $\Phi = (\phi_{p_1}, \phi_{p_2}, \phi_{p_3}) = (3/20, 0, 17/20)$ ，链路实际丢包率为 $\Theta = (0.5, 0.5)$ ，则根据费雪信息矩阵的逆的对角元素的平均值给出的丢包率估计的克拉美罗下界为0.98。假设3个候选探测包分配 $\Phi = (\phi_{p_1}, \phi_{p_2}, \phi_{p_3}) = (1/3, 1/3, 1/3)$ ，链路实际丢包率为 $\Theta = (0.99, 0.5)$ ，则根据费雪信息矩阵的逆的对角元素的平均值给出的丢包率估计的克拉美罗下界为0.21。

基于上述的网络诊断的基础模型，下文首先介绍网络诊断的第一个关键问题：监视器的放置和信标服务放置方法，将分别讨论在不同的网络诊断模型中，这一问题的现有研究方法。

2 网络诊断的监视器放置和信标服务放置

2.1 布尔网络诊断监视器放置算法

监视器的位置在布尔网络诊断中扮演着关键角色。然而，与监视器的放置策略独立于链路度量的具体值的可加网络诊断不同，布尔网络诊断的可行的监视器放置策略依赖于可能的链路（或节点）状态。现有工作^[9,24,38]通过指定一个正整数 k 来捕捉这种依赖性， k 表示监控系统设计处理的最大并发链路（或节点）故障数。算法的目标是通过放置最少数量的监视器，确保最多 k 个链路（或节点）故

障的唯一定位，即 k 可识别性。尽量减少监视器的数量有助于降低监视器的部署和协调成本。

对于链路的故障定位，文献[9]提出的监视器放置算法能够在路径中不包含重复链路的路由机制中实现 k 边可识别性，所提出的算法是多项式时间可解的。Ahuja等人^[9]通过使用监视循环和监视路径来唯一地确定共享风险链路组（shared risk link group, SRLG）故障。作者证明了，当使用单个监控位置时，为了定位所有的SRLG故障（最多达 k 条链路），一个网络必须是 $k+2$ 边连通的。对于小于 $k+2$ 边连通的网络，作者推导了设置监控位置来唯一定位任何SRLG故障（最多达 k 条链路）的充要条件。仿真结果也验证了所提出的监控技术和解决方案的有效性。文献[38]证明了在任意的可控路由机制中实现 k 边可识别性是NP难的，其提出的贪婪启发式的监视器放置算法能够在任意的可控路由机制中实现 k 边可识别性。但是Cho等人^[38]提出的算法只适合处理较小的 k ，当 k 很大时，算法复杂度会达到指数级。这两种算法放置的监视器数量不一定是最低数量的监视器，可能会大于理论上需要的监视器数量的最小值，因此利用最低数量的监视器实现 k 边可识别性仍然是有待研究的问题。

对于节点的故障定位，需要考虑监视器也可能出现故障的情况。Ma等人^[24]提出了一个适用于任何路由机制的、通用的、监视器布置的贪婪算法MNMP（maximum node-identifiability monitor placement），它增量地选择监视器以优化特定的目标函数。通常这种贪婪的方法会导致次优解，但是文献[24]证明了该算法在任意的可控路由机制下是最优的，并得到了在不包含重复链路的路由机制下和不包含环的路由机制下的上界和下界。

对于可加网络诊断，本文总结了可加网络诊断的相关监视器放置算法。

2.2 可加网络诊断监视器放置算法

为了唯一地识别链路度量值，线性无关测量路径的数量必须与链路数量相等。在测量路径必须是无环路径的约束下，Ma等人^[10]认为通常不可能通过使用两个监视器来识别所有的链路指标，但如果拓扑满足一组充要的连接条件，则与任何监视器无关的所有内部链路的度量可以被两个监视器识别。这些条件自然扩展为使用3个或3个以上监视器确定所有链路指标的充要条件。根据这些条件，文献[10, 39]提出了放置最少数量的监视器，以识

别所有链路度量的有效算法MMP (minimum monitor placement)。

同时, Ma等人^[6]研究了在通信网络中放置给定数量的监视器, 从监视器的端到端的测量中识别最大数量的链路度量的问题。之前的研究表明, 所有链路度量的完全识别可能需要大量监视器, 受此启发, 文献[6]专注于使用有限数量的监视器进行部分识别。首先文献[6]提出一种有效的算法DAIL (determination of all identifiable links), 用于确定给定监视器位置的所有可识别链路。在此算法的基础上, 开发了一个多项式时间算法GMMP (greedy maximal identifiability monitor placement) 来增量地放置监视器, 使每个新放置的监视器最大限度地增加额外可识别链路的数量。

Gao等人^[40]研究了在通信网络中, 通过使用端到端无环路径测量来确定一组感兴趣的链路的细粒度的链路度量。由于将一个节点分配为监视器通常需要不可忽略的操作成本, 因此专注于最优监视器分配, 即分配最小数量的监视器以识别所有感兴趣的链路。通过将网络建模为连通图, 文献[40]提出了一种高效的优先链路诊断方法Scalpel。Scalpel通过两阶段图裁剪算法对原始图进行裁剪, 并重用现有方法在裁剪后的图中分配监视器。修剪后的图中的最优监视器分配也是原图中的最优监视器分配。Dong等人^[41]提出了一种最优监视器分配 (optimal monitor assignment, OMA) 算法。OMA首先将表示网络拓扑的图划分为多个图分支, 然后仔细地在每个图组件分支和多个图分支的边界上分配监视器。文献[41]从理论上证明了OMA的最优性: 由

OMA分配的监视器能够识别所有感兴趣的链路, 并且由OMA分配的监视器数量最少。

Ren等人^[42]研究了在端到端路径测量下, 确保存在任意 k 个链路故障时的可识别性的拓扑条件。Ren等人^[42]提出了 k -可识别性的概念并提出了保证 k -可识别性的充要拓扑条件。基于理论基础, 文献[42]提出一种多项式时间算法IDK (identification of k -identifiable links), IDK可以在有指定的监视器的情况下, 找出哪些链路是 k -可识别的。同时文献[42]提出一种有效的多项式时间的监视器放置算法MPK (monitor placement for maximal k -identifiability), MPK可以给出使 k -可识别的链路数量最大化的监视器放置方案。

He等人^[43]考虑了在可能发生拓扑变化的通信网络中放置最少数量的监视器, 以从路径度量中识别可加的链路度量的问题。文献[43]提出了一套健壮的监控部署算法FMP (feasible monitor placement), FMP考虑了不同的性能-复杂性, 以保证对多种可能的拓扑的网络可识别性。与考虑单一拓扑的现有监控布局算法不同, FMP保持了跨多个拓扑的可识别性。通过将问题转化为一个广义碰撞集问题, 作者证明了最优布局是NP难的, 但可以用贪心启发式近似为对数因子, 并且可以在几种特殊情况下精确求解。之后, He等人^[44]提出了一个具有亚线性复杂度的动态三连通分解算法TED (triconnected decomposition after edge deletion), 用于计算监视器放置算法所需的输入, 这是第一个可以处理边删除的算法。TED算法可以辅助监视器放置算法, 但也可以独立使用。

表2 可加网络诊断的监视器放置算法

类型	测量路径	网络类型	研究问题	算法复杂度
MMP ^[10]	无环路径	静态	放置最少数量的监视器, 以识别所有链路度量	$O(V + L)$
GMMP ^[6]	无环路径	静态	放置给定数量的监视器, 以识别最大数量的链路度量	$O(V ^4 + V ^3 L)$
Scalpel ^[40]	无环路径	静态	分配监视器, 以识别所有感兴趣的链路	$O(V + L)$
OMA ^[41]	无环路径	静态	分配最小数量的监视器, 以识别所有感兴趣的链路	$O(V + L)$
MPK ^[42]	无环路径	静态	放置监视器, 使 k -可识别链路的数量最大化	$O(V ^6)$
FMP ^[43]	无环路径	动态	在拓扑变化的网络中放置最少监视器, 识别链路度量	$O(V ^2)$

布尔网络诊断的信标放置问题不同于监视器放置问题, 是布尔网络诊断中的一类独立的问题。同时, 随着网络系统的复杂化, 布尔网络诊断的服务

放置问题应运而生。

2.3 布尔网络诊断信标和服务放置算法

在IP网络环境中, 还有另一种类型的监控节

点被称为信标^[45-46]。信标类似于监视器,因为它们都启动探测并收集测量结果。信标和监视器的不同之处在于,监视器是每对链路之间进行端到端测量,而每个信标独立地使用往返探测包进行测量。例如,一个信标 m 向一个非信标节点 v 发送一个探测,该非信标节点 v 需要将探测返回给 m 。这可以通过ICMP回声请求和回声应答报文来实现。这使得信标放置问题从根本上不同于监视器放置问题,因为每个信标独立地监视一组链路,而不依赖于其他信标的测量。这种跨信标的解耦大大简化了放置问题。

每个信标和所有探测目的地之间的路径能形成一个树状拓扑,被称为路由树。当所有信标的路由树覆盖了所有链路时,任何单链路故障都可以被信标检测到并唯一定位。这也意味着定位单链路故障的信标放置问题可以转换为集合覆盖问题。利用集合覆盖问题的已知结果,很容易证明信标放置问题是NP难的,可以通过Bejerano等人^[47]提出的贪婪算法得到近似结果。用于监测链路故障的信标放置和用于健壮地链路监测的信标放置^[47]是不同的问题,但是后者可以表述为一个广义集合覆盖问题,包含了原集合覆盖问题作为特例,因此其结果仍然成立。对于多链路故障定位,Nguyen等人^[48]观察到它本质上要求信标能够在一跳内探测所有链路,这相当于NP难顶点覆盖问题。文献[48]将问题转化为一个选择最小数量信标集的问题,这样每个选择的路径都可以被信标探测到,并提出了多链路故障定位的信标放置问题的贪婪算法。

电信网络从简单的数据管道转变为嵌入了许多服务的复杂分布式系统。增加的复杂性引入了许多新的故障(例如软件故障和策略冲突),这些都超出了系统中传统故障检测机制的范围。为了解决这一挑战,研究人员提出使用布尔网络诊断从端到端连接状态检测和定位网络内故障。因为它显示在服务层中,各种网络服务的客户端和服务端之间的端到端连接状态提供了最准确的网络状态度量。

虽然客户端位置通常不能由网络提供商控制,但服务器位置可以通过用软件实现的虚拟服务取代硬件实现的固定服务来控制,即网络功能虚拟化。NFV允许网络提供商将虚拟化服务放置在网络的不同位置,从数据中心的服务器到客户场所的网络节点。虽然服务放置传统上专注于优化服务质量(QoS),但使用客户端到服务器的连接状态来定位故障意味着服务放置的不同性能度量。He等人^[49]

考虑在存在故障的电信网络中放置服务的问题。与现有的专注于优化服务质量的服务放置算法相比,文献[49]考虑了从客户端到服务器之间的端到端连接状态监控失败的性能,并研究了在QoS约束下优化监控性能的服务放置算法。基于覆盖率、可识别性和监测失败的可区分性的新性能度量,文献[49]将服务布局问题制定为一组组合优化,这些度量作为目标函数。作者证明了所有这些优化都是NP难的。作者证明了覆盖和可区分性的目标问题可以被转换为矩阵约束下的子模最大化,这个性质允许它们被贪婪算法近似为一个常数因子。虽然可识别性目标不具有此性质,但它可以通过基于可识别性的高可识别性区域的放置来近似。

网络诊断的第二个关键问题是路径构建和数据分析方法,下文将分别介绍在不同的网络诊断模型中,这一问题的现有研究方法。

3 网络诊断的路径构建和数据分析

3.1 布尔网络诊断的路径构建算法

给定一组监视器,路径构建问题主要是选择探测成本最小的路径构建,并保障在这些路径上的测量能提供理想的监测故障的能力。现有的工作集中于监测链路故障,具体的工作在成本衡量和监测能力的定义方面有所不同。在不可控路由机制下,路径集包含由网络底层路由协议指定的监视器之间的路径。不可控路由机制下的路径构建问题可以简化为通过选择相应的起点终点对来选择探测哪些路径的问题。Nguyen等人^[48]提出的PS(probe selection)算法能通过选择探测路径的最小子集来保持区分不同故障集的能力。最小探测路径选择问题是NP难问题。Stanic等人^[50]提出的算法思想可应用于最大冗余路径停用问题(redundant monitor deactivation problem, RMDP)。即跳过对最大路径子集的监控,同时保留对故障的识别能力。最大冗余路径停用问题是最小探测路径选择问题的一个特例。

对于可加网络诊断,本文总结了可加网络诊断的测量路径构建算法。

3.2 可加网络诊断的测量路径构建算法

Gopalan等人^[51]研究了利用线性独立的监控环和监控路径识别可加性链路度量的问题。文献[51]证明了三边连通性是使用一个监视器和使用监控环路来识别链路度量的充要条件。文献[51]给出了一个多项式时间算法来计算线性无关环路集(con-

struct linearly independent cycles)。这是第一次在网络拓扑上推导出识别可加的链路度量的充分性条件,并开发多项式时间算法来计算线性无关的环路和路径。文献[52]研究了任意无向网络中利用测量节点识别可加性链路度量并在它们之间建立路径或环路的问题。对于给定的测量节点位置,定义并推导了网络的链路秩 (compute link rank),即测量节点之间可以建立的线性独立环路或路径的最大数量。

网络诊断中通常避免包含环路,在测量路径不包含环路的前提下, Ma 等人^[11]研究了识别测量路径中单个链路度量的问题。由线性代数可知,当线性无关测量路径的数量等于链路数量时,所有链路度量都可以唯一标识。但从所有可能路径收集测量值是低效的,所有可能路径的数量以 n 为指数增长,但线性独立路径的数量最多为 n 。文献[11]研究了构建线性无关的测量路径的算法 STPC (spanning tree-based path construction) 和计算链路度量

的高效算法 STLI (spanning tree-based link identification)。文献[11]证明了当存在一组线性独立的测量路径时,必然存在一组 3 个成对独立的生成树。并利用这一特性开发了算法 STPC,该算法在无须检查所有候选路径的条件下,可以在监视器之间构造一组线性独立的无环路径。

Tati 等人^[21]研究了在已知故障分布的条件下,在探测成本预算约束下,最大化对故障的健壮性的路径选择优化问题。文献[21]中证明了该问题是 NP 难问题,并提出了一种保证近似比的 RoMe (robust measurements) 算法。由于估计期望秩通常是困难的,作者提供了一个可以有效地估计的界。考虑到故障的分布未知的情况,文献[21]提出了一种强化学习算法,使用 RoMe 作为子程序来解决优化问题。Pepe 等人^[53]提出了一种能对网络提供全面监控覆盖的合理选择最小端到端探测链路集的算法。

表3

可加网络诊断的测量路径构建算法

类型	测量路径	网络类型	研究问题	算法复杂度
CLIC ^[51]	有环路径	静态	使用一个监视器和使用监控环路来识别链路度量的问题	$O(V ^2)$
CLR ^[52]	有环路径	静态	使用测量节点识别链路度量并在它们之间建立路径的问题	$O(V ^2)$
STPC ^[11]	无环路径	静态	构建可识别测量路径中单个链路度量的测量路径的问题	$O(V L)$
RoMe ^[21]	无环路径	静态	在成本约束下最大化对已知故障的健壮性的路径选择问题	$O(2^L L P ^4)$
PC ^[53]	无环路径	静态	选择能对网络全面监控覆盖的最小端到端测量路径的问题	$O(V (L + V \log(V)))$

网络诊断的数据分析是通过将每个元素的性能建模为一个未知概率分布的随机变量,应用统计技术从路径测量估计该分布的参数。下文讨论基于单播的随机网络诊断和基于多播的随机网络诊断。

3.3 基于单播的随机网络诊断

Coates 等人^[28]主要研究基于端到端时延测量的内部时延估计和定位问题。开发了一种 EM 算法来计算在观测期内,网络动态是平稳的情况下的内部延迟分布的最大、最小值。对于时变情况,提出一种序列蒙特卡罗方法,能够跟踪非平稳的延迟特性。

Duffield 等人^[54]探索使用端到端单播流量作为测量探头来推断链路级的丢失率。利用了早期的工作,基于端到端多播流量测量对链路级的丢失率进行了有效的估计。设计的实验基于将数据包的条带传输给两个或多个接收器的概念(条带内的连续数据包之间的传输没有延迟)。这些条带的目的是确

保接收机观测到的相关性,尽可能地与用遵循相同路径到达接收器的假想多播探测器取代条纹所观测到的结果相匹配。

He 等人^[20]提出的解决方案基于费雪信息矩阵(FIM),给出了被探测路径提供的关于链路参数的信息度量。基于 FIM 信息,该框架在可用路径中找到探测包的最佳分配,从而使估计误差最小化。已经测试了两个说明性的应用:丢包率和包延迟变化(即抖动)。

3.4 基于多播的随机网络诊断

Caceres 等人^[33]提出使用端到端测量多播流量来推断网络内部特征。基于多播接收器观测到的网损,提出了一种内部链路网损率的极大似然估计方法,并通过模拟验证了这些技术。Lo 等人^[55]介绍了如何使用端到端多播测量来推断逻辑多播树中的网络内部延迟。在时延独立的假设下,推导出一种

算法,从实测的端到端时延分布来估计每个链路的离散时延分布和利用率。对估计量的统计性质进行研究,并表明它是强一致和渐近正态的。在模型模拟中,验证了推断的准确性和收敛性,与分析预测的实际值一致。

Duffield等人^[56]展示了如何利用多播流量的端到端延迟测量来估计逻辑多播树每个链路上的数据包延迟方差。Caceres等人^[57]提出并评估了两类基于端到端损耗测量的多播拓扑推断算法。一类是分组算法,分组算法利用一组接收器的公共路径上的损失估计,并选择损失最大的节点集作为兄弟节点。对二叉损失树团、二叉损失树修剪和一般损失树3种算法进行讨论。另一类是最大似然分类器,最大似然分类器利用链路损耗估计量是最大似然估计量的性质,选择观测数据的最大似然拓扑作为估计量。对算法准确性进行比较,并对算法计算复杂度进行讨论。

网络诊断的第3个关键问题是网络诊断的可识别性问题,下文将分别介绍在不同的网络诊断模型中,这一问题的现有研究方法和进展。

4 网络诊断的可识别性

网络诊断中的“可识别性”问题,它表明网络的内部状态是否可以通过端到端外部路径测量唯一地恢复。例如,要恢复可加的链路度量,如延迟或对数形式的丢包率,唯一状态恢复的条件是路由矩阵的秩等于链路数^[21]。但由于链路的数量可能非常大,这种可识别性条件通常很难满足,除非探测路径的数量不小于链路的数量,这将构成非常高的测量成本。

在不保证可识别性的情况下,可以注意到网络诊断有被攻击的风险。文献[26]考虑通过向一些路径测量注入延迟来降低网络性能,并且网络诊断不能定位攻击者。文献[25]引入了替罪羊攻击问题。它们引入了选择替罪羊攻击、最大伤害攻击和混淆替罪羊攻击。此外,后门感染路由器^[58]和节点捕获攻击^[59]的存在可以通过影响数据包的分发和路径测量来进行上述替罪羊攻击。

现有的防御策略通常部署在主机系统上,直接检测特定受害者的异常情况。但是,对于成功发起替罪羊攻击的条件以及如何防范替罪羊攻击,尚未有文献进行过研究,网络诊断中替罪羊攻击的研究仍处于开放状态。

4.1 布尔网络诊断的可识别性

Ma等人^[18]研究了布尔网络诊断如何应用于一般网络拓扑中的节点故障定位。定义了节点故障的最大可识别性(maximal identifiability)来度量给定拓扑中可唯一定位的同时发生的节点故障的最大数量。作者在不同探测方案下,根据网络拓扑、监视器的位置、测量路径的约束以及同时发生故障的最大数量,提出了故障定位的充要条件,证明了用多项式时间算法可以有效地求出条件和最大可识别性的边界。在实践中,网络管理员可能只对网络操作至关重要的节点子集感兴趣。Ma等人^[60]继续研究了一个与文献[18]类似的问题,其目标是确保仅从全局拓扑中确定关键节点的一个子集的可识别性。

与以前的工作不同,Bartolini等人^[61]在给定监视路径的数量和网络拓扑的不同约束(路由方案和最大路径长度)的情况下,提供了最大可识别节点数的上界。这些上界代表了布尔网络诊断故障可识别性的基本限制。作者的分析为在各种网络设置下,如何设计拓扑结构和相关监控方案来实现最大的可识别性提供了一些见解。Galesi等人^[62]研究了拓扑性质对最大可识别性的影响。在关于拓扑和监视器放置的标准假设下,作者证明了对于特定类型的网络拓扑(如树、有界度图和d维网格图等),故障节点的最大可识别性的严格上界和下界。作者同时研究了嵌入下的可识别性。当网络拓扑建模为有向无环图时,Galesi等人^[62]建立了最大可识别性、可嵌入性和维数之间的关系。

下面介绍可加网络诊断中链路的可识别性。

4.2 可加网络诊断的可识别性

很多的学者研究了从秩亏路由矩阵中正确恢复内部状态的优化算法。这些方法大致可以分为以下几类:(1)研究不同类型网络状态恢复的可行性和条件;(2)恢复算法设计;(3)路由矩阵设计,在有限的探测预算下提高识别性能;(4)以有限的监控成本优化监控部署,提高识别性能。

识别所有链路度量需要一个秩等于链路数量的路由矩阵,但是由于链路数量很大,很难找到满足这个条件的路由矩阵,而且还有拓扑依赖问题^[10]。路由矩阵的秩不足会引起解的模糊性。Chen等人^[8]观察到任意一组测量值通常不足以识别所有的链路的测量值,并提出了一般矩量法来估计链路分布。Nguyen等人^[63]提出通过使用布尔代数学习先验的

小集合度量来解决歧义问题。拥塞的概率可以通过使用布尔代数的性质从一组测量中唯一地确定。Tati等人^[21]研究了在已知故障分布的条件下,在探测费用预算约束下,最大化对故障的健壮性的路径选择优化问题^[21]。证明了该问题是NP难问题,并提出了一种保证近似比的RoMe算法。

另一个分支是研究监视器的布置和探测路径的设计,以确保识别特性。Xia等人^[64]证明,如果网络是有向的(链路在不同的方向上有不同的度量),链路度量不能全部被识别,除非每个非孤立的节点都是一个监视器。当网络是无向网络时,Gopalan等人^[51]是第一个提出当探测路径可能包含环时,网络拓扑上识别链路度量的充要条件。证明了三边连通性是利用一个监视器和利用监控环路识别链路度量的充分必要条件。

但在网络诊断中,通常避免包含环的路径。此外,Alon等人^[65]描述了识别可加和非可加链路度量所需的最小测量路径数。它们允许探测路径包含重复的链路。在探测路径必须不含环的条件下,Ma等人^[10]证明不可能用两个监视器识别所有的链路度量,同时证明了识别网络拓扑SG\$中所有的链路度量的充要条件是扩展图SG_{ex}\$是3点连通的。(SG_{ex}\$是在SG\$上添加两个虚拟监视器Sm'_1, m'_2和2k\$条在每一对虚拟-实际监视器之间的虚拟链路。)

唯一地识别每条链路的度量,就要求线性无关的测量路径的数量必须等于链路的数量。这说明可识别性取决于网络的拓扑结构。在稀疏网络中,保证可识别性需要选出大量的监视器进行配合,这通常是不现实的。看到这一困难, Ma等人^[6]考虑使用有限数量的监视器的部分识别问题,该问题通过优化有限数量的监视器的放置来最大化可识别链路的数量,在确定线性时间内所有可识别链路的算法的基础上,开发了一种有效的贪婪算法,该算法增量地放置监视器以最大限度地增加可识别链路的数量。He等人^[43]考虑了可能拓扑变化的监视器布局优化问题,从路径度量中识别可加的链路度量。推导出一套鲁棒的监控布局算法,该算法具有不同的性能-复杂性权衡,保证了网络对多种可能拓扑的可识别性。文献[24]考虑了定位节点故障的最佳监视器放置,并研究了探测机制对唯一定位节点故障所需的监视器数量的影响。此外,在给定监测集的情况下,文献[11, 53]研究了测量路径的优化问

题。文献[11]开发了构建线性无关的测量路径和计算链路度量的高效算法。文献[53]提出了一种能对网络提供全面监控覆盖的合理选择最小端到端探测链路集的算法。

4.3 针对可识别问题的新解决方案

4.3.1 基于边界的可加网络诊断

网络诊断通过端到端测量来推断内部网络连接的绩效指标。该领域中的现有结果主要是基于布尔值的,即检查链路是否可识别,并在可识别链路上返回准确值。如果链路无法识别,基于布尔的解决方案不会给出链路的性能结果。但是很多时候,对于拥塞检测或异常检测,只需要知道链路度量的大致范围。这促进了设计用于推断链路度量范围的算法的发展。

Feng等人^[66]将基于布尔的网络诊断扩展到基于边界的可加网络诊断,对于不可识别的链路导出了下界和上界。作者开发了一种有效的算法来获取最紧的总误差界,并提出了一种可以显著减少导出最紧总误差界所需的测量路径总数的解决方案。作者提出了一种增量地部署监视器的方法,以便每个部署的监视器最大限度地减少总错误边界。与随机监控部署和最大化可识别链路总数的监控部署相比,作者的监控部署方法有显著优势。

之前的结果表明,识别所有链路度量可能需要大量的监视器。受此启发, Li等人^[67]专注于计算一组感兴趣的链路性能边界,即基于边界的网络诊断。作者开发了一种有效的获得所有感兴趣链路的最紧上界和下界的解决方案。基于此解决方案,作者进一步提出了一种将新的监视器置于现有的监视器之上,从而使感兴趣的链路的边界最大限度地收紧算法。Li等人^[67]从理论上证明了所提算法的有效性,并基于真实的网络拓扑对算法进行了实验。

同时,对于带宽网络诊断的可识别性问题,也有基于边界的带宽网络诊断的研究。

4.3.2 基于边界的带宽网络诊断

早期网络诊断方法的目的是对网络每个链路的性能进行点估计。当人们意识到之前的方法在实践中容易出错时,研究转向了布尔网络诊断,在这种方法中,每个链路都被估计为好或坏(链路的表现低于给定阈值为坏链路)。布尔方法更实用,但其分辨率过于粗糙。Zarifzadeh等人^[68]提出了一种新的诊断框架,它结合了上述两个领域的优点:仍然区分好链路和坏链路,但也能推断出每个坏链路的

性能估计范围。作者将range tomography框架应用于两个路径性能度量函数中,即考虑了可加的链路度量(如延迟、对数形式下的丢包率等)和由单个瓶颈链路决定的路径上最小的链路度量(如容量、可用带宽等),并针对每个问题提出了一个有效的算法。

Feng等人^[19]设计了一个多项式时间算法CTB(calculate the tightest bounds)来系统地解决从端到端路径的带宽推断内部链路的带宽这个问题。该算法返回所有可识别链路的确切带宽值,以及给定测量路径集的不可识别链路的最紧密误差界。在没有预先给出测量路径的情况下,作者证明了建立测量路径的难易度,这些测量路径可用于推导不可识别链路的全局最紧密误差界。因此,作者开发了一种用于测量路径构建的强化学习(reinforcement learning, RL)方法,该方法利用了带宽诊断的特殊知识,并集成了离线训练和在线预测。基于真实和仿真网络的评估结果表明,与其他路径构建方法相比,基于RL的路径构建方法可以构建更小的测量路径,使链路带宽的平均误差范围大大减小。

4.4 不可识别性带来的风险

当不能保证识别时,通常使用伪逆和文献[8,63]中提出的方法来恢复链路状态。最近的研究注意到,当可识别属性不满足时,有被攻击的风险。Zhao等人^[25]引入了替罪羊问题,提供了理论和实验结果来分析针对网络诊断的替罪羊的可行性。主要考虑指定受害者攻击、最大伤害攻击和混淆替罪羊攻击。Chiu等人^[26]考虑通过在网络诊断不能定位攻击者的情况下注入延迟到一些路径测量来降低网络性能。对真实拓扑的评估表明,所提出的攻击可以显著降低通信性能,而不被网络层析定位。并制定了新的组合优化来设计最优的攻击策略。Zhao等人^[69]进一步研究了恶意节点如何操纵端到端测量,使合法节点成为替罪羊,并提出了检测和定位这些攻击的条件。

替罪羊攻击可以由丢包攻击实现,它通过丢弃或延迟数据包来破坏网络。丢包攻击主要包括黑洞攻击^[70]和灰洞攻击^[71]。黑洞攻击是一种吸引并丢弃所有路由到恶意节点报文的攻击,而灰洞攻击是一种选择性转发攻击,只丢弃特定的报文。现有的防御策略通常部署在主机系统上,直接检测特定受害者的异常。例如,包标记和过滤机制可以标记合法的报文,这样受害的边缘路由器就可以对攻击

流^[72]进行过滤。有一个IP回溯机制,可以追溯到伪造IP包的真正来源^[73]。流量监控用于检测异常包^[74]的转发,并设计了新的策略来检测丢弃或错误路由包^[75]的路由器。替罪羊攻击的防御难度和防御成本未知,目前有一些新提出的防御方法^[69,76]。这是一个实际问题。

最后,本文将介绍网络诊断在新领域的新发展。

5 网络诊断的新发展

5.1 基于网络编码的网络诊断

传统的网络诊断只需要内部节点来支持包转发,这使得推断问题有很高的挑战性,因为转发行为没有记录在包中。如果内部节点支持网络编码^[77],即将来自不同传入链路的数据包组合在一起,然后转发到传出链路,则连接点(即有多个传入链路的节点)的转发行为将记录在数据包中,这大大简化了推理问题。该思想已被应用于网络拓扑推断和各种链路性能指标,与传统的基于转发的测量相比,网络编码网络诊断的优势是提高了精度,降低了复杂性。相关的综述^[78]系统地介绍了基于网络编码的网络诊断。

基于网络编码的网络诊断主要用于拓扑推断^[79-80]、链路丢包率推断^[81-82]和链路延迟推断^[83]。文献[79]第一个将网络编码与拓扑推断和网络诊断联系起来。文献[80]发现每个节点接收到的编码报文所跨越的子空间揭示了网络的拓扑信息,可用于无源拓扑恢复。文献[81]第一次在覆盖网络中使用网络编码来推断链路丢包率,有带宽消耗少、估计准确性高和实现复杂度低等优点。文献[82]首先将网络编码中的子空间性质应用于无线传感器网络中的链路损耗推断问题。文献[83]提出了一种新的延迟相关估计方法来估计不需要精确同步和复杂协作的终端主机之间的延迟相关性。

同时基于网络编码的网络诊断也可以用于瓶颈发现^[84]和故障定位^[85]。文献[84]将传统的网络诊断范围扩展到点对点环境下的瓶颈发现,利用观察到的结果给出避免网络编码点对点网络中的瓶颈和聚类的拓扑管理的算法。文献[85]第一个展示了如何使用嵌入在随机网络编码中的编码系数,在不消耗额外的探测开销的情况下,来推断故障模式。

同时,值得注意的是,网络编码允许中间节点对接收到的信息进行编码并转发,接收节点通过相

应的解码获得原始信息。在网络诊断中实现网络编码带来的理论利益,需要探测源和内部节点的网络编码能力之间的广泛协调,涉及大量数学运算,计算复杂度较高,这限制了这种技术的适用性。

5.2 基于深度神经网络的网络诊断

Ma 等人^[86]首次提出了一种基于深度神经网络的通用轻量级断层扫描框架 (NeuTomography),用于网络监测任务,仅使用节点对子集的端到端路径测量,而不需要对网络进行任何额外的假设。建立了路径增强层析成像 (path augmented tomography, PAT) 算法,利用估计的性能边界作为增强的输入数据来提高性能预测精度。虽然没有网络拓扑的先验知识,但作者建立了一种利用所提出的层析框架重建网络拓扑的方法。大量使用真实数据的实验证实了 NeuTomography 在预测路径性能方面具有较高的准确性。Sartzetakis 等人^[87]提出了一种新的用于网络诊断的机器学习公式。结果表明,与其他方法相比,该方法的估计精度有了显著提高。特别是当未知网络链路数量很高并且针对给定的源目标有许多不同的路由决策时,具有更好的估计精度。

Ibraheem 等人^[88]提出了一种新的基于网络诊断和深度学习来推断网络延迟性能的车载网络监测方法。使用测量路径的子集作为输入来训练模型,并估计网络中剩余路径的延迟。此外,作者使用从部分网络诊断推断的度量来估计未测量路径的性能。结果表明,通过只测量网络的端到端子集,可以准确估计整体性能。之后 Ibraheem 等人^[89]将文献[88]中估计未测量路径的延迟方法扩展到推断链路级延迟性能,并提出了基于 DNN 的代数网络诊断和基于 DNN 的网络诊断两种方法,并比较了两种方法各自的优势。

5.3 NFV 中节点故障定位

NFV 的快速发展,使得通信网络可以通过部署在一般信息技术硬件上的虚拟网络功能 (virtual network function, VNF) 提供网络内服务。现有的 NFV 研究主要集中在如何从提供者的角度提供 VNF,很少从用户的角度对提供的资源进行验证。Lin 等人^[90]通过开发一个推理框架来研究 NFV,从而迈出了解决这一问题的第一步。作者的框架推断了由 VNF 实例形成的覆盖的结构和状态,测量流的入口/出口点,以及它们路径上的临界点 (分支/连接点)。这项工作还从根本上推进了拓扑推理的发展,考虑了具有一般度量路径的一般拓扑,以及服务链

的信息。基于真实网络拓扑的评估表明,作者提出的解决方案相比现有解决方案显著提高了精度,而且服务链信息在揭示底层拓扑结构方面至关重要。

6 总结与讨论

本文系统地梳理了网络诊断技术的基础,包括布尔网络诊断技术、可加网络诊断技术、带宽网络诊断技术和随机网络诊断技术的模型基础。总结分析了网络诊断技术中的关键算法:监视器放置和信标服务放置算法以及路径构建和数据分析算法。提出并分析了网络诊断中的“可识别性”问题。在不保证可识别性的情况下,可以注意到网络诊断有被攻击的风险。在网络诊断中,引入了基于边界的网络诊断这一新技术来识别链路度量的大致范围。同时介绍基于网络编码的网络诊断、基于神经网络的网络诊断和 NFV 中节点故障定位等网络诊断领域的新研究和新问题。

目前,网络诊断中存在大量开放性问题值得进一步研究,网络诊断的完善与应用仍是网络测量领域的研究热点。应用网络诊断的一个问题是不可识别性带来的风险,现有研究^[25-26]证明了现有网络诊断方法在对抗环境中的脆弱性。对提高网络可识别性的同时降低网络诊断成本进行研究,能够实现了对网络诊断方法的优化和提升。

应用网络诊断的另一个问题是现有解决方案的网络模型假设过于简单。现有的大多数工作都假设路由在测量过程中是固定的,链路性能是稳定的。然而在实践中,这些假设仅在网络负载较轻时才大致成立。对具有实际意义的链路参数进行研究,以及对更复杂的结合链路性能的时空相关性的模型的研究,将大大提高网络诊断的适用性。

参考文献:

- [1] PRASAD R, DOVROLIS C, MURRAY M, et al. Bandwidth estimation: metrics, measurement techniques, and tools[J]. IEEE Network, 2003, 17(6): 27-35.
- [2] 周爱平,程光,郭晓军. 高速网络流量测量方法[J]. 软件学报, 2014, 25(1): 135-153.
- [3] ZHOU A P, CHENG G, GUO X J. High-speed network traffic measurement method[J]. Journal of Software, 2014, 25(1): 135-153.
- [4] VARDI Y. Network tomography: estimating source-destination traffic intensities from link data[J]. Journal of the American Statistical Association, 1996, 91(433): 365-377.
- [5] BU T, DUFFIELD N, PRESTI F L, et al. Network tomography on general topologies[C]//Proceedings of the 2002 ACM SIGMETRICS International Conference on Measurement and Modeling of Computer Sys-

- tems. New York: ACM, 2002: 21-30.
- [5] ZHAO J, GOVINDAN R, ESTRIN D. Sensor network tomography[J]. ACM SIGCOMM Computer Communication Review, 2002, 32(1): 64.
 - [6] MA L, HE T, LEUNG K K, et al. Monitor placement for maximal identifiability in network tomography[C]//Proceedings of IEEE INFOCOM 2014 - IEEE Conference on Computer Communications. Piscataway: IEEE Press, 2014: 1447-1455.
 - [7] DUFFIELD N, LO PRESTI F, PAXSON V, et al. Network loss tomography using striped unicast probes[J]. IEEE/ACM Transactions on Networking, 2006, 14(4): 697-710.
 - [8] CHEN A, CAO J, BU T. Network tomography: identifiability and Fourier domain estimation[C]//Proceedings of IEEE INFOCOM 2007 - 26th IEEE International Conference on Computer Communications. Piscataway: IEEE Press, 2007: 1875-1883.
 - [9] AHUJA S S, RAMASUBRAMANIAN S, KRUNZ M. SRLG failure localization in all-optical networks using monitoring cycles and paths [C]//Proceedings of IEEE INFOCOM 2008 - The 27th Conference on Computer Communications. Piscataway: IEEE Press, 2008: 700-708.
 - [10] MA L, HE T, LEUNG K K, et al. Identifiability of link metrics based on end-to-end path measurements[C]//Proceedings of the 2013 conference on Internet measurement conference. New York: ACM, 2013: 391-404.
 - [11] MA L, HE T, LEUNG K K, et al. Efficient identification of additive link metrics via network tomography[C]//Proceedings of 2013 IEEE 33rd International Conference on Distributed Computing Systems. Piscataway: IEEE Press, 2013: 581-590.
 - [12] SHIH M F, HERO A. Unicast inference of network link delay distributions from edge measurements[C]//Proceedings of 2001 IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing. Proceedings (Cat. No.01CH37221). Piscataway: IEEE Press, 2002: 3421-3424.
 - [13] ADAMS A, BU T, FRIEDMAN T, et al. The use of end-to-end multi-cast measurements for characterizing internal network behavior[J]. IEEE Communications Magazine, 2000, 38(5): 152-159.
 - [14] XI B W, MICHAILIDIS G, NAIR V N. Estimating network loss rates using active tomography[J]. Journal of the American Statistical Association, 2006, 101(476): 1430-1448.
 - [15] 钱峰, 胡光岷. 网络层析成像研究综述[J]. 计算机科学, 2006, 33(9): 12-17.
QIAN F, HU G M. A survey of network tomography technologies[J]. Computer Science, 2006, 33(9): 12-17.
 - [16] 潘胜利, 张志勇, 费高雷, 等. 网络链路性能参数估计的层析成像方法综述[J]. 软件学报, 2015, 26(9): 2356-2372.
PAN S L, ZHANG Z Y, FEI G L, et al. Survey on network tomography for link performance parameter evaluation[J]. Journal of Software, 2015, 26(9): 2356-2372.
 - [17] 李惠康, 高艺, 董玮, 等. 网络断层扫描: 理论与算法[J]. 软件学报, 2021, 32(2): 475-495.
LI H K, GAO Y, DONG W, et al. Network tomography: theory and algorithm[J]. Journal of Software, 2021, 32(2): 475-495.
 - [18] MA L, HE T, SWAMI A, et al. Node failure localization via network tomography[C]//Proceedings of the 2014 Conference on Internet Measurement Conference. New York: ACM, 2014: 195-208.
 - [19] FENG C Y, AN J W, WU K, et al. Bound inference and reinforcement learning-based path construction in bandwidth tomography[J]. IEEE/ACM Transactions on Networking, 2022, 30(2): 501-514.
 - [20] HE T, LIU C, SWAMI A, et al. Fisher information-based experiment design for network tomography[J]. ACM SIGMETRICS Performance Evaluation Review, 2015, 43(1): 389-402.
 - [21] TATI S, SILVESTRI S, HE T, et al. Robust network tomography in the presence of failures[C]//Proceedings of 2014 IEEE 34th International Conference on Distributed Computing Systems. Piscataway: IEEE Press, 2014: 481-492.
 - [22] QIAO Y, JIAO J, RAO Y, et al. Adaptive path selection for link loss inference in network tomography applications[J]. PLoS One, 2016, 11(10): e0163706.
 - [23] GU Y, JIANG G F, SINGH V, et al. Optimal probing for unicast network delay tomography[C]//2010 Proceedings IEEE INFOCOM. Piscataway: IEEE Press, 2010: 1-9.
 - [24] MA L, HE T, SWAMI A, et al. On optimal monitor placement for localizing node failures via network tomography[J]. Performance Evaluation, 2015, 91: 16-37.
 - [25] ZHAO S Q, LU Z, WANG C. When seeing isn't believing: on feasibility and detectability of scapegoating in network tomography[C]//Proceedings of 2017 IEEE 37th International Conference on Distributed Computing Systems (ICDCS). Piscataway: IEEE Press, 2017: 172-182.
 - [26] CHIU C C, HE T. Stealthy DGoS attack: degrading of service under the watch of network tomography[C]//Proceedings of IEEE INFOCOM 2020 - IEEE Conference on Computer Communications. Piscataway: IEEE Press, 2020: 367-376.
 - [27] 李贵山, 蔡皖东. 网络断层扫描技术的研究与发展[J]. 测控技术, 2008, 27(2): 1-4.
LI G S, CAI W D. Research and development of network tomography [J]. Measurement & Control Technology, 2008, 27(2): 1-4.
 - [28] COATES M J, NOWAK R D. Network tomography for internal delay estimation[C]//Proceedings of 2001 IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing. Proceedings (Cat. No.01CH37221). Piscataway: IEEE Press, 2002: 3409-3412.
 - [29] SHIH M F, HERO A O. Unicast-based inference of network link delay distributions with finite mixture models[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2003, 51(8): 2219-2228.
 - [30] GUO D, WANG X D. Bayesian inference of network loss characteristics with applications to TCP performance prediction[C]//Proceedings of IEEE Workshop on Statistical Signal Processing. Piscataway: IEEE Press, 2004: 530-533.
 - [31] GUO D, WANG X D. Bayesian network loss inference[C]//Proceedings of 2003 IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, 2003. Proceedings. (ICASSP '03). Piscataway: IEEE Press, 2003: VI-33.
 - [32] ZHANG J Z. Origin-destination network tomography with Bayesian inversion approach[C]//Proceedings of 2006 IEEE/WIC/ACM International Conference on Web Intelligence (WI 2006 Main Conference Proceedings)(WI'06). Piscataway: IEEE Press, 2007: 38-44.
 - [33] CACERES R, DUFFIELD N G, HOROWITZ J, et al. Multicast-based inference of network-internal loss characteristics[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1999, 45(7): 2462-2480.
 - [34] COATES M, CASTRO R, NOWAK R, et al. Maximum likelihood network topology identification from edge-based unicast measurements [C]//Proceedings of the 2002 ACM SIGMETRICS international conference on Measurement and modeling of computer systems. New York: ACM, 2002: 11-20.
 - [35] LIANG G, YU B. Maximum pseudo likelihood estimation in network tomography[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2003, 51(8): 2043-2053.
 - [36] TSANG Y, COATES M, NOWAK R D. Network delay tomography[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2003, 51(8): 2125-2136.

- [37] 李勇军, 蔡皖东, 王伟. 网络断层扫描技术综述[J]. 计算机工程, 2006, 32(13): 91-93.
- LI Y J, CAI W D, WANG W. A survey on network tomography[J]. Computer Engineering, 2006, 32(13): 91-93.
- [38] CHO S, RAMASUBRAMANIAN S. Localizing link failures in all-optical networks using monitoring tours[J]. Computer Networks, 2014, 58: 2-12.
- [39] MA L, HE T, LEUNG K K, et al. Inferring link metrics from end-to-end path measurements: identifiability and monitor placement[J]. IEEE/ACM Transactions on Networking, 2014, 22(4): 1351-1368.
- [40] GAO Y, WU W B, DONG W, et al. Preferential link tomography: monitor assignment for inferring interesting link metrics[C]//Proceedings of 2014 IEEE 22nd International Conference on Network Protocols. Piscataway: IEEE Press, 2014: 167-178.
- [41] DONG W, GAO Y, WU W B, et al. Optimal monitor assignment for preferential link tomography in communication networks[J]. IEEE/ACM Transactions on Networking, 2017, 25(1): 210-223.
- [42] REN W, DONG W. Robust network tomography: K-Identifiability and monitor assignment[C]//Proceedings of IEEE INFOCOM 2016 - The 35th Annual IEEE International Conference on Computer Communications. Piscataway: IEEE Press, 2016: 1-9.
- [43] HE T, MA L, GKELIAS A, et al. Robust monitor placement for network tomography in dynamic networks[C]//Proceedings of IEEE INFOCOM 2016 - The 35th Annual IEEE International Conference on Computer Communications. Piscataway: IEEE Press, 2016: 1-9.
- [44] HE T, GKELIAS A, MA L, et al. Robust and efficient monitor placement for network tomography in dynamic networks[J]. IEEE/ACM Transactions on Networking, 2017, 25(3): 1732-1745.
- [45] BULUSU N, HEIDEMANN J, ESTRIN D. Adaptive beacon placement [C]//Proceedings of 21st International Conference on Distributed Computing Systems. New York: ACM, 2001: 489-498.
- [46] KUMAR R, KAUR J. Practical beacon placement for link monitoring using network tomography[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2006, 24(12): 2196-2209.
- [47] BEJERANO Y, RASTOGI R. Robust monitoring of link delays and faults in IP networks[J]. IEEE/ACM Transactions on Networking, 2006, 14(5): 1092-1103.
- [48] NGUYEN H, THIRAN P. Active measurement for multiple link failures diagnosis in ip networks[C]// Proceedings of Passive and Active Network Measurement: 5th International Workshop. Berlin: Springer, 2004: 185-194.
- [49] HE T, BARTOLINI N, KHAMFROUSH H, et al. Service placement for detecting and localizing failures using end-to-end observations[C]//Proceedings of 2016 IEEE 36th International Conference on Distributed Computing Systems (ICDCS). Piscataway: IEEE Press, 2016: 560-569.
- [50] STANIC S, SUBRAMANIAM S, SAHIN G, et al. Active monitoring and alarm management for fault localization in transparent all-optical networks[J]. IEEE Transactions on Network and Service Management, 2010, 7(2): 118-131.
- [51] GOPALAN A, RAMASUBRAMANIAN S. On identifying additive link metrics using linearly independent cycles and paths[J]. IEEE/ACM Transactions on Networking, 2012, 20(3): 906-916.
- [52] GOPALAN A, RAMASUBRAMANIAN S. On the maximum number of linearly independent cycles and paths in a network[J]. IEEE/ACM Transactions on Networking, 2014, 22(5): 1373-1388.
- [53] PEPE T, PULERI M. Network Tomography: a novel algorithm for probing path selection[C]//Proceedings of 2015 IEEE International Conference on Communications (ICC). Piscataway: IEEE Press, 2015: 5337-5341.
- [54] DUFFIELD N G, LO PRESTI F, PAXSON V, et al. Inferring link loss using striped unicast probes[C]//Proceedings of Proceedings IEEE INFOCOM 2001. Conference on Computer Communications. Twentieth Annual Joint Conference of the IEEE Computer and Communications Society (Cat. No.01CH37213). Piscataway: IEEE Press, 2002: 915-923.
- [55] LO PRESTI F, DUFFIELD N G, HOROWITZ J, et al. Multicast-based inference of network-internal delay distributions[J]. IEEE/ACM Transactions on Networking, 2002, 10(6): 761-775.
- [56] DUFFIELD N G, LO PRESTI F. Multicast inference of packet delay variance at interior network links[C]//Proceedings of Proceedings IEEE INFOCOM 2000. Conference on Computer Communications. Nineteenth Annual Joint Conference of the IEEE Computer and Communications Societies (Cat. No.00CH37064). Piscataway: IEEE Press, 2002: 1351-1360.
- [57] CACERES R, DUFFIELD N G, HOROWITZ J, et al. Loss-based inference of multicast network topology[C]//Proceedings of the 38th IEEE Conference on Decision and Control (Cat. No.99CH36304). Piscataway: IEEE Press, 2002: 3065-3070.
- [58] LUCIAN C. Attackers slip rogue, backdoored firmware onto Cisco routers | PCWorld.
- [59] TAGUE P, POOVENDRAN R. Modeling node capture attacks in wireless sensor networks[C]//Proceedings of 2008 46th Annual Allerton Conference on Communication, Control, and Computing. Piscataway: IEEE Press, 2009: 1221-1224.
- [60] MA L, HE T, SWAMI A, et al. Network capability in localizing node failures via end-to-end path measurements[J]. IEEE/ACM Transactions on Networking, 2017, 25(1): 434-450.
- [61] BARTOLINI N, HE T, ARRIGONI V, et al. On fundamental bounds on failure identifiability by Boolean network tomography[J]. IEEE/ACM Transactions on Networking, 2020, 28(2): 588-601.
- [62] GALESI N, RANJBAR F. Tight bounds for maximal identifiability of failure nodes in Boolean network tomography[C]//Proceedings of 2018 IEEE 38th International Conference on Distributed Computing Systems (ICDCS). Piscataway: IEEE Press, 2018: 212-222.
- [63] NGUYEN H X, THIRAN P. The Boolean solution to the congested IP link location problem: theory and practice[C]//Proceedings of IEEE INFOCOM 2007 - 26th IEEE International Conference on Computer Communications. Piscataway: IEEE Press, 2007: 2117-2125.
- [64] XIA Y, TSE D. Inference of link delay in communication networks[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2006, 24(12): 2235-2248.
- [65] ALON N, EMEK Y, FELDMAN M, et al. Economical graph discovery [J]. Operations Research, 2014, 62(6): 1236-1246.
- [66] FENG C Y, WANG L N, WU K, et al. Bound-based network tomography with additive metrics[C]//Proceedings of IEEE INFOCOM 2019 - IEEE Conference on Computer Communications. Piscataway: IEEE Press, 2019: 316-324.
- [67] LI H K, GAO Y, DONG W, et al. Bound-based network tomography for inferring interesting link metrics[C]//Proceedings of IEEE INFOCOM 2020 - IEEE Conference on Computer Communications. Piscataway: IEEE Press, 2020: 1588-1597.
- [68] ZARIFZADEH S, GOWDAGERE M, DOVROLIS C. Range tomography: combining the practicality of Boolean tomography with the resolution of analog tomography[C]//Proceedings of the 2012 Internet Measurement Conference. New York: ACM, 2012: 385-398.
- [69] ZHAO S Q, LU Z, WANG C. Measurement integrity attacks against network tomography: feasibility and defense[J]. IEEE Transactions on

- Dependable and Secure Computing, 2021, 18(6): 2617-2630.
- [70] SEN J, KOILAKONDA S, UKIL A. A mechanism for detection of cooperative black hole attack in mobile ad hoc networks[C]//Proceedings of 2011 Second International Conference on Intelligent Systems, Modelling and Simulation. Piscataway: IEEE Press, 2011: 338-343.
- [71] SHARMA B. A distributed cooperative approach to detect gray hole attack in MANETs[C]//Proceedings of the Third International Symposium on Women in Computing and Informatics. New York: ACM, 2015: 560-563.
- [72] YAAR A, PERRIG A, SONG D. Pi: a path identification mechanism to defend against DDoS attacks[C]//Proceedings of 2003 Symposium on Security and Privacy. Piscataway: IEEE Press, 2003: 93-107.
- [73] YAO G, BI J, VASILAKOS A V. Passive IP traceback: disclosing the locations of IP spoofers from path backscatter[J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2014, 10(3): 471-484.
- [74] MIZRAK A T, SAVAGE S, MARZULLO K. Detecting compromised routers via packet forwarding behavior[J]. IEEE Network, 2008, 22(2): 34-39.
- [75] HUGHES J R, AURA T, BISHOP M. Using conservation of flow as a security mechanism in network protocols[C]//Proceedings of Proceeding 2000 IEEE Symposium on Security and Privacy. S&P. Piscataway: IEEE Press, 2002: 132-141.
- [76] CHIU C C, HE T. Stealthy DGoS attack against network tomography: the role of active measurements[J]. IEEE Transactions on Network Science and Engineering, 2021, 8(2): 1745-1758.
- [77] FRAGOULI C, SOLJANIN E. Network coding fundamentals[J]. Foundations and Trends® in Networking, 2006, 2(1): 1-133.
- [78] QIN P, DAI B, HUANG B X, et al. A survey on network tomography with network coding[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2014, 16(4): 1981-1995.
- [79] CZAP L, FRAGOULI C, PRABHAKARAN V M, et al. Secure network coding with erasures and feedback[C]//Proceedings of 2013 51st Annual Allerton Conference on Communication, Control, and Computing (Allerton). Piscataway: IEEE Press, 2014: 1517-1524.
- [80] HO T, LEONG B, CHANG Y H, et al. Network monitoring in multicast networks using network coding[C]//Proceedings of International Symposium on Information Theory, 2005. ISIT. Piscataway: IEEE Press, 2005: 1977-1981.
- [81] FRAGOULI C, MARKOPOULOU A. A network coding approach to overlay network monitoring[J]. 43rd Annual Allerton Conference on Communication, Control and Computing 2005, 2005, 2: 774-783.
- [82] GUI J, SHAH-MANSOURI V, WONG V W S. A linear algebraic approach for loss tomography in mesh topologies using network coding [C]//Proceedings of 2010 IEEE International Conference on Communications. Piscataway: IEEE Press, 2010: 1-6.
- [83] QIN P, DAI B, HUANG B X, et al. DCE: a novel delay correlation measurement for tomography with passive realization[J]. International Journal of Distributed and Parallel Systems, 2015, 6(2/3): 1-11.
- [84] JAFARISIAVOSHANI M, FRAGOULI C, DIGGAVI S, et al. Bottleneck discovery and overlay management in network coded peer-to-peer systems[C]//Proceedings of the 2007 SIGCOMM workshop on Internet network management. New York: ACM, 2007: 293-298.
- [85] JAFARI SIAVOSHANI M, FRAGOULI C, DIGGAVI S N. Subspace properties of network coding and their applications[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2012, 58(5): 2599-2619.
- [86] MA L, ZHANG Z, SRIVATSA M. Neural network tomography"[EB/OL]. 2020: arXiv: 2001.02942. <https://arxiv.org/abs/2001.02942>
- [87] SARTZETAKIS I, VARVARIGOS E. Machine Learning Network Tomography with partial topology knowledge and dynamic routing[C]//Proceedings of GLOBECOM 2022 - 2022 IEEE Global Communications Conference. Piscataway: IEEE Press, 2023: 4922-4927.
- [88] IBRAHEEM A, SHENG Z G, PARISIS G, et al. Neural network based partial tomography for In-vehicle network monitoring[C]//Proceedings of 2021 IEEE International Conference on Communications Workshops (ICC Workshops). Piscataway: IEEE Press, 2021: 1-6.
- [89] IBRAHEEM A, SHENG Z G, PARISIS G, et al. Internal network monitoring with DNN and network tomography for In-vehicle networks[C]//Proceedings of 2022 IEEE International Conference on Unmanned Systems (ICUS). Piscataway: IEEE Press, 2022: 928-933.
- [90] LIN Y L, HE T, WANG S Q, et al. Looking glass of NFV: inferring the structure and state of NFV network from external observations[J]. IEEE/ACM Transactions on Networking, 2020, 28(4): 1477-1490.

[作者简介]



许晓佳 (1998-), 女, 中国人民大学信息学院博士研究生, 主要研究方向为算法设计与分析、无线网络和图算法与应用。



王永才 (1978-), 男, 博士, 中国人民大学信息学院副教授、博士生导师, 主要研究方向为智能网络、组合优化算法与应用。



李德英 (1965-), 女, 博士, 中国人民大学信息学院教授、博士生导师, 主要研究方向为无线网络、移动计算和算法设计与分析。