

针对工业控制拓扑的确定性局部多点故障检测方法

梁若舟, 赵曦滨, 万海

(清华大学软件学院, 北京 100084)

摘要: 针对现有网络故障检测方法不能同时满足检测时间确定、检测开销低、多点故障检测能力及工业控制网络拓扑适应性等 4 种能力, 提出了一种基于布尔网络测绘的时间敏感网络多点故障检测方法。该方法分为离线准备阶段和在线检测阶段。离线准备阶段, 检测流生成算法基于网络拓扑生成一组检测流集合。该检测流集合对网络拓扑的边进行覆盖。在线检测阶段, 检测包按照预定义路径周期性地从源节点发送到控制器。随后控制器根据每个检测包的到达状态来推断发生故障的链路。实验结果表明, 与现有方法相比, 所提方法能够在确定的时间内准确地识别出多个故障链路, 并且生成的检测路径集更少, 满足上述的 4 种能力。

关键词: 布尔网络测绘; 多点故障检测; 时间敏感网络; 工业控制网络

中图分类号: TP393

文献标识码: A

DOI: 10.11959/j.issn.1000-436x.2021202

Deterministic local multi-point fault detection method for industrial control topology

LIANG Ruozhou, ZHAO Xibin, WAN Hai

School of Software, Tsinghua University, Beijing 100084, China

Abstract: In view of the fact that the existing network fault detection algorithms cannot meet the four requirements of determination of detection time, low detection overhead, multi-point fault detection ability and topology adaptability of industrial control network at the same time, a multi-point fault detection method of time sensitive network based on Boolean network mapping was proposed. The method was divided into offline preparation phase and online detection phase. In the offline preparation phase, the detection flow generation algorithm generated a set of detection flows based on the network topology. The detection flow set covered the edges of the network topology. In the online detection phase, the detection packet was sent periodically from the source node to the controller according to the predefined path. Then, the controller inferred the failed link according to the arrival state of each detection packet. The experimental results show that, compared with the existing methods, the proposed method can accurately identify multiple failed links in a certain time, and generate fewer detection path sets to meet the above four requirements.

Keywords: Boolean network tomography, multi-point fault detection, time-sensitive networking, industrial control network

1 引言

时间敏感网络(TSN, time-sensitive networking)

是一种确定性传输网络。它确保了可靠、确定和实时的网络数据传输, 满足了工业控制应用对实时性、确定性的需求。TSN 根据预先计算的调度表传

收稿日期: 2021-04-02; 修回日期: 2021-07-15

通信作者: 赵曦滨, zxb@tsinghua.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(No.62076146, No.U1801263, No.U20A6003, No.U19A2062); 国家重点研发计划基金资助项目(No.2018YFB1703404); 广东省重点领域研发计划基金资助项目(No.2020B010164001)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (No.62076146, No.U1801263, No.U20A6003, No.U19A2062), The National Key Research and Development Program of China (No.2018YFB1703404), The Research and Development Program in Key Areas of Guangdong Province (No.2020B010164001)

输实时数据。调度表是根据网络拓扑结构和应用数据传输要求获得的。当网络发生故障（如链路故障）时，网络拓扑会发生改变，从而导致调度表失效，引起实时数据传输服务的降级。当网络发生故障时，为了重新计算调度表，TSN 需要对发生故障的链路或节点进行定位，以获得最新的网络拓扑。调度表的重新配置将中断实时数据传输。因此，需要在确定的时间内尽快获得最新的网络拓扑。

工业场景下的故障检测是一类非常重要的问题，其中包括过程层的异常检测^[1]和网络层的故障检测。过程层的异常检测主要关注工业生产过程中的数据是否正常。Wuest 等^[2]使用有监督机器学习的方法检测异常。由于工业过程数据具有高维、复杂和非线性等性质，Huang 等^[3]提出使用核字典学习的方法解决这一问题。针对真实工业场景中标签较少的问题，Huang 等^[4]使用半监督字典学习方法为过程监控提供有效模型。网络层的故障检测主要关注网络中的链路故障的发现和定位。对于网络故障检测目前已有很多研究。主流的方法可分为两类。第一类采用局部状态感知技术。网络设备向其邻居发送链路层发现协议数据（LLDPDU, link layer discovery protocol data unit）以获取其他设备的状态，然后将收集到的状态信息发送到网络的控制节点。第二类采用检测流进行故障检测。一组检测包从端节点发送，通过预定义的路径覆盖网络中的每个链路，最后到达控制节点。控制节点再根据每个检测包的到达状态（到达或丢失）来推断每个链路的状态。第二类方法又可以细分为以下 3 种。1) 基于概率的检测方法。通过发送多轮检测包来计算每条检测路径的丢包率，进而推断每条链路的拥塞概率^[5-7]，文献[8]采用基于概率的贝叶斯网络检测方法来定位故障链路。2) 基于布尔观测模型的方法^[9-13]，称为布尔网络测绘。布尔网络测绘模型如图 1 所示，针对图 1(a)的网络拓扑，生成了 4 条检测流 $p_1 \sim p_4$ 。检测流对应的检测矩阵如图 1(b)所示。矩阵的每一行代表一条检测流，行中元素为 1 代表该条流覆盖对应边，为 0 则代表该条流未覆盖对应边。例如， p_1 覆盖边 A 和 B，未覆盖 C、D 和 E。对应行则为(1,1,0,0,0)。检测矩阵的列代表对应边的故障编码。例如，边 B 的故障编码为(1,1,0,0)，表示若边 B 发生故障，则通过路径 p_1 和 p_2 的包会丢失（列元素为 1 表示包丢失），通过路径 p_3 和 p_4 的包会顺利到达（列元素为 0 表示包未丢失）。3) 针

对特定拓扑结构的方法。例如，针对环形拓扑的多点故障检测方法^[14]。

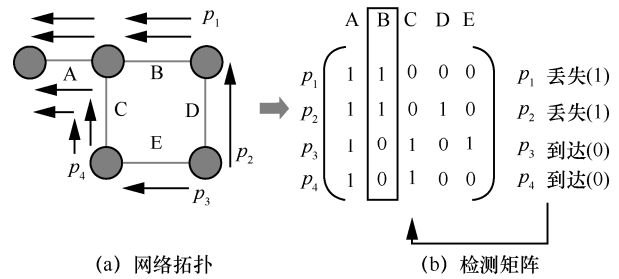


图 1 布尔网络测绘模型

Duffield^[15]提出的方法是检测网络故障的经典方法。它通过检测不同端到端路径的状态来推断单个链路是拥塞还是失败。文献[16]提出了一种应用于一般网络拓扑中布尔网络测绘问题的经典方法，主要分为两类：非自适应检测和自适应检测。非自适应检测^[17-19]在链路故障检测过程中并行地发送所有数据包。自适应检测^[10,20-22]根据已经获得的检测数据包的结果依次建立检测路径。

如何优化检测路径集也是研究热点。一些研究的目的是寻找最小检测路径集。这是一个 NP-hard 问题。Zeng 等^[23]提出了一种网络故障自动检测系统 ATPG (automatic test packet generation)，通过读取路由配置和拓扑结构来生成一组最小的数据包。但由于其迭代检测策略，无法实现时间确定性检测。Bai 等^[10]提出了一种利用二元观测模型进行网络监测的两阶段方法，但它只适用于单点检测。Chan 等^[19]提出了一种针对不同拓扑结构的非自适应组测试，并行发送最小数量的预先确定的数据包。但是该方案对拓扑的连通性有严格要求，例如，为了识别 s 个故障，网络拓扑的边连通度需大于或等于 $2(s+1)$ 。

此外， K 点可检测 (K -identifiable) 性质也是一个研究热点。文献[17]讨论了识别最多 d 个缺陷项所需的最少 m 条路径数的基本界问题，介绍了 4 种不同场景的随机路径构造。文献[13]考虑给定 m 条检测路径、网络拓扑、路由方案和路径长度约束的最大可识别项目数的上界。这些文献旨在证明 K -identifiable 性质，但并没有给出一种实用、有效的检测路径集的构造方法。

布尔网络测绘通过求解布尔代数中的一组线性方程组，通过端到端测量推断链路拥塞状态。一些研究集中在如何高效、准确地求解布尔代数中的

模型。Chen 等^[5]开发了一个学习估计方案来推断网络中的拥塞链路。文献[6]考虑了利用链路时延变化的多路径路由方案，提出了一种贪婪算法求解拥塞路径，同时兼容时延方差。类似地，文献[7]提出了一个扩展的状态空间模型，通过自上而下的贪婪算法来识别拥塞链路。然而，上述算法是对拥塞链路的概率估计，并不能确定性地识别链路故障。

在工业控制拓扑的应用场景中，一种理想的链路故障检测方法应具有以下性质。

- 1) 确定性检测。此处的确定性有两层含义：①拓扑发现所用的时间是有界的；②方法检测到的链路状态是确定性的，而不是概率性的。
- 2) 网络负载优化。检测方法应使用尽可能少的检测包，以减少带宽消耗。
- 3) 多点故障检测。检测方法应尽可能多地发现故障。
- 4) 适用于工业控制拓扑。工业控制拓扑具有局部连通度高、整体连通度低的特点。例如，在图 2 所示的工业控制拓扑中，在路径 $S_0-S_1-S_8-S_{12}-S_{16}-S_{20}-S_{24}$ 中只能实现单点故障检测，但在局部如 Car_1 中可以实现多点故障检测。

目前的方法并不能完全满足工业控制拓扑链路故障检测的上述 4 个性质。具体而言，它们具有以下不足之处。

- 1) 检测时间不确定。基于概率的检测方法^[5-7]预测链路失效或拥塞的概率，不能满足确定性检测

的要求。基于布尔网络测绘的方法^[9-13]需要多轮迭代检测，存在检测时间不确定的问题。

- 2) 未对网络负载优化。当前方法未对生成的检测包数量进行优化，影响性能。

- 3) 无法应对多点故障检测场景。Bai 等^[10]提出的基于二元观测模型进行网络监测的两阶段方法只能应用于单点故障检测。

- 4) 无法适应工业控制拓扑特点。当前方法未针对工业控制拓扑整体连通度低、局部连通度高的特点进行优化，降低了对于局部高连通度部分的检测能力。

针对以上不足之处，本文提出了一种针对工业控制拓扑的确定性局部多点故障检测方法。该方法的基本思路如下。

首先，根据当前网络拓扑结构，识别网络中连通度较低的主干部分和连通度较高的簇，对主干部分使用单点故障检测方法生成检测流，对簇使用多点故障检测方法生成检测流。然后利用检测流优化算法减少检测流的数量。每个检测流从某个节点开始，经过指定的路由，最后到达 TSN 控制器。

其次，为每个检测流分配一个传输周期和最坏时延，并在此基础上生成检测流的 TSN 调度表。当网络运行时，每个检测包从起始节点按照预定的时间周期与检测流一起周期性地发送，并到达 TSN 控制器。当故障发生时，一些检测包将无法到达 TSN 控制器。TSN 控制器定期收集每个检测包的到达或

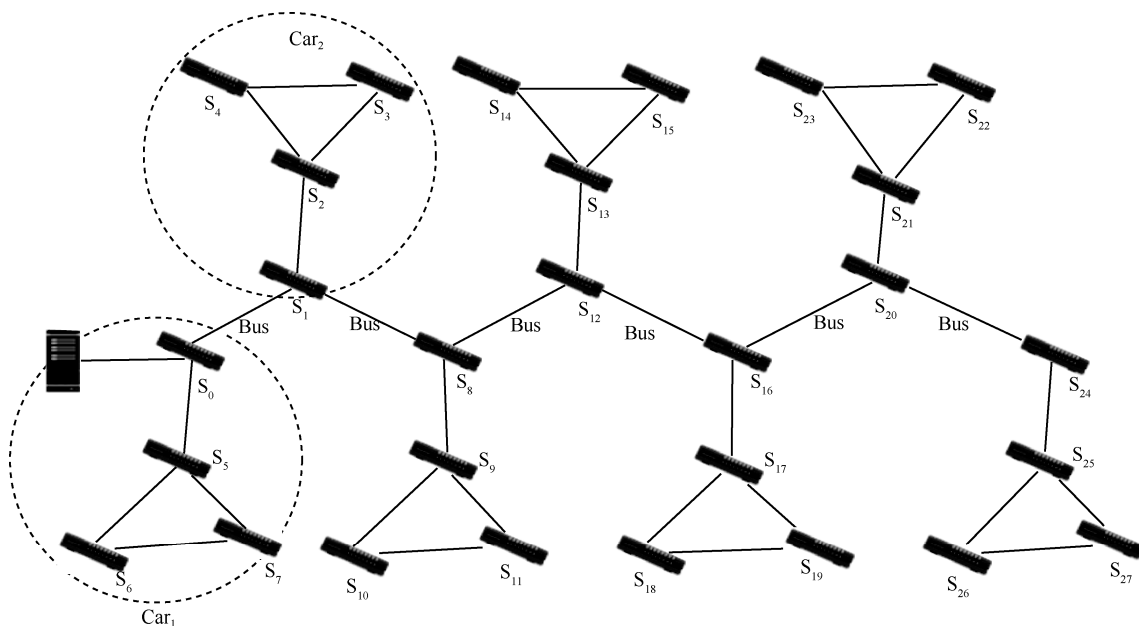


图 2 一种工业控制拓扑

故障状态信息, 并使用拓扑发现算法获得链路状态和网络拓扑。

此外, 为了保证整个故障检测过程的时间确定性, 检测流需要在确定的时间范围内到达控制器。本文将检测流实现为 TSN 数据流, 从而实现了检测流传输的时间确定性。IEEE 802.1Qav 标准中阐述了队列及转发协议能够确保传输时延控制在一定的范围内; IEEE 802.1Qbv 标准中使用了时间感知整形器, 保障业务流消息的传输时延是确定的; IEEE 802.1Qch 标准中引入了周期性排队与转发机制。上述 3 个标准可以保证检测流在确定的时间内到达控制器节点。IEEE 802.1 Qca 标准定义的路径控制和保留, 以及 IEEE 802.1CB 标准定义的帧复制和消除可以控制每个检测流的路由。

本文贡献总结如下。

1) 基于工业控制拓扑的场景, 本文提出了一种基于布尔网络测绘的确定性局部多点故障检测方法。本文提出的检测框架可以针对工业拓扑主干连通度低、局部连通度高的特点, 生成近似最优的检测路径集, 实现局部多点故障检测。利用 TSN 的确定性传输机制, 该检测过程时间上界是确定的。

2) 本文进行了全面的实验来评估所提检测方法。与已有的故障检测方法相比, 所提方法能够在确定的时间内准确地识别出多个故障链路, 生成的最小检测路径集优于随机游走法和 NACGT (non-adaptive combinatorial group testing)^[18]法。

2 系统模型与问题定义

2.1 网络模型

网络拓扑被定义为一个无向图 $G(V, L)$ 。所有交换机和端节点的集合由顶点 $V = \{v_i | i = 0, 1, 2, \dots, n\}$ 表示。所有物理链路的集合由边 $L = \{l_i | i = 0, 1, 2, \dots, m\}$ 表示。

所有通过物理链路连接的顶点都可以直接通信, 并且物理链路是全双工的。链路连接节点 $v_i \in V$ 和节点 $v_j \in V$ 。因此, 物理链路也可以表示为 $l_{v_i \rightarrow v_j}$ 。本文假设交换机和节点不会发生故障, 仅物理链路可能发生故障。链路有 2 种状态: 故障链路和正常链路。所有故障链路的集合称为故障链路集, 表示为 $F \subseteq L$ 。

检测路径由一系列相邻的链路组成, 并且不包含环, 定义为 p 。检测路径表示为路径所经过的物理链路集 $\{l_{v_0 \rightarrow v_1}, l_{v_1 \rightarrow v_2}, \dots, l_{v_i \rightarrow v_{i+1}}\}$ 。如果链路 l_j 被检测

路径 p_i 经过, 则 $l_j \in p_i$ 。如果 $\exists l_k \in p_i, l_k \notin p_j$, 则 $p_i \neq p_j$ 。

因此, 本文的目标是通过一组检测路径 $P = \{p_i | i = 0, 1, 2, \dots, z\}$ 来识别故障链路集 F , 其中 z 表示检测路径的数目。

2.2 布尔测绘图和检测矩阵

用布尔形式来表示物理链路的状况, $x_i=0$ 表示链路正常, $x_i=1$ 表示链路故障。因此, 物理链路 l_i 的状态可定义为

$$x_i = \begin{cases} 1, & l_i \text{ 故障} \\ 0, & l_i \text{ 正常} \end{cases} \quad (1)$$

用一个布尔状态向量来表示整个网络的链路状态, 链路状态向量为 $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_m) \in \{0, 1\}^m$ 。

给定一个检测路径 $p = \{l_{v_i \rightarrow v_{i+1}}, \dots, l_{v_{j-1} \rightarrow v_j}\}$, 如果目标顶点 v_j 成功接收到从源顶点 v_i 发送的检测包, 则对应的路径 p 的状态为正常, 表示为 $y_i=0$; 否则为故障, 表示为 $y_i=1$ 。因此, 路径 p_i 的状态定义为

$$y_i = \begin{cases} 1, & j, l_j \in p_i, l_j = 1 \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (2)$$

用一个布尔状态向量来表示所有检测流的状态, 检测路径的状态向量为 $\mathbf{y} = (y_1, y_2, \dots, y_z) \in \{0, 1\}^z$ 。

相应地, 可以得到链路状态向量和检测路径状态向量之间的关系为

$$\mathbf{y}_j = \vee_{l_i \in p_j} x_i \quad (3)$$

其中, \vee 是逻辑或运算。

布尔检测矩阵可以根据一系列检测路径 P 有效地推断链路的状态 \mathbf{x} (故障或正常)。布尔检测矩阵 \mathbf{R} 是一个 $z \times m$ 的矩阵。如果链路 l_j 被检测路径 p_i 遍历, 则 $R_{i,j} = 0$ 。布尔检测矩阵 \mathbf{R} 的第 i 行表示一个检测路径 p_i , 而第 j 列表示链路 l_j 的二维编码向量 $\mathbf{b}(l_j) \triangleq R_{*,j}$ 。式(3)转换成矩阵形式为

$$\mathbf{y} = \mathbf{R} \vee \mathbf{x} \quad (4)$$

2.3 K -identifiable 性质

本节讨论一个检测矩阵 \mathbf{R} 可以识别最多 K 个故障链路的充要条件。

假设网络中有 K 个故障链路 ($|F| = K$)。不失一般性地, 给定链路状态向量 \mathbf{x} , 其中 $\|\mathbf{x}\|_0 = K$, 则

检测路径状态向量 \mathbf{y} 可以表示为

$$\mathbf{y} = \bigvee_{i \in \{j | x_j = 1 \wedge x_j \in \mathbf{x}\}} \mathbf{b}(l_i) \quad (5)$$

也就是说, 对所有在故障链路集合中的链路 l_i 的二维编码向量 $\mathbf{b}(l_i) (l_i \in F)$ 执行逻辑或运算。

布尔检测矩阵 \mathbf{R} 满足 K -identifiable 性质, 它的含义是: 如果网络中最多有 K 个故障链路, 则由式(4)计算的所有 \mathbf{y} 的结果都是不同的。这个结论可以描述为定理 1^[11]。

定理 1 给定一组检测路径 P 和一个链路 $l_i \in L$, 如果对于任何 2 个故障集 F_1 和 F_2 , $F_1 \cap \{l_j\} \neq F_2 \cap \{l_j\}$, 且 $|F_i| \leq K (i \in \{1, 2\})$, 满足

$$\bigvee_{l_i \in F_1} \mathbf{b}(l_i) \neq \bigvee_{l_j \in F_2} \mathbf{b}(l_j) \quad (6)$$

则称 l_i 相对于 P 满足 K -identifiable 性质。

扩展定理 1 来研究单点故障识别问题, 考虑 $K=1$, 则得到引理 1。

引理 1 链路 l_i 相对于 P 满足 1-identifiable 性质, 当且仅当 $\mathbf{b}(l_i) \neq \mathbf{0}$, 且 $\forall l_i \neq l_j, \mathbf{b}(l_i) \neq \mathbf{b}(l_j)$ 。即其二维编码不为空, 且与任何其他链路的二维编码不同。

对于一个满足 K -identifiable 性质的检测矩阵, 如果存在不超过 K 条故障链路, 那么所有故障链路都可以通过 z 条检测路径进行准确识别和定位。

2.4 局部 K 点可检测性质

在工业控制网络中, 由于全局网络的边连通度较低, 不满足 K -identifiable 性质, 但局部网络往往具有较高的边连通度。因此, 更常用的情况是一个网络满足局部 K 点可检测 (local- K -identifiable) 性质。

将彼此具有 $K+1$ 边连通度的一系列节点定义为一个簇, 用 $C = \{c_i | i = 0, 1, 2, \dots, r\}$ 表示一个网络中所有簇的集合, c_r 表示其中一个簇。簇内节点两两相连的形成的链路称为簇内链路, 用 L^c 表示。簇内链路状态向量表示为 \mathbf{x}^c , 簇内检测路径状态向量表示为 \mathbf{y}^c , 对应的簇内故障链路集合表示为 F^c 。

假设簇内有 K 个故障链路 ($|F^c| = K$)。不失一般性地, 给定簇内链路状态向量 \mathbf{x}^c , 其中 $\|\mathbf{x}^c\|_0 = K$, 则检测路径状态向量 \mathbf{y}^c 可以表示为

$$\mathbf{y}^c = \bigvee_{i \in \{j | x_j^c = 1 \wedge x_j^c \in \mathbf{x}^c\}} \mathbf{b}(l_i) \quad (7)$$

也就是说, 对所有在簇内故障链路集合中的链路 l_i 的二维编码向量 $\mathbf{b}(l_i) (l_i \in F^c)$ 执行逻辑

或运算。

如果一个簇 C 满足 local- K -identifiable 性质, 它的含义为, 如果簇内最多有 K 个故障链路, 则由式(7)计算的所有 \mathbf{y}^c 的结果都是不同的。通过引申定理 1, 该结论可以描述为引理 2。

引理 2 给定一组检测路径 P 和一个链路 $l_j \in L^c$, 如果对于任何 2 个故障集 F_1^c 和 F_2^c , $F_1^c \cap \{l_j\} \neq F_2^c \cap \{l_j\}$, 且 $|F_i^c| \leq K (i \in \{1, 2\})$, 满足

$$\bigvee_{l_i \in F_1^c} \mathbf{b}(l_i) \neq \bigvee_{l_j \in F_2^c} \mathbf{b}(l_j) \quad (8)$$

则称 l_i 在簇 c_r 内相对于 P 满足 local- K -identifiable 性质。

2.5 问题定义

由于全局网络的边连通度较低, 可能不满足 K -identifiable 性质。这会使一些网络仅可以进行单点故障检测。但事实上, 网络的稠密是不均匀的, 局部比较密集的网络可以实现多点故障检测。可以将这些比较稠密的局部网络识别为簇, 对每个簇进行多点故障识别。因此, 需要设计一种有效的检测矩阵构造方法, 使用尽可能少的检测路径, 使每个簇满足 local- K -identifiable 性质。该约束优化问题定义为

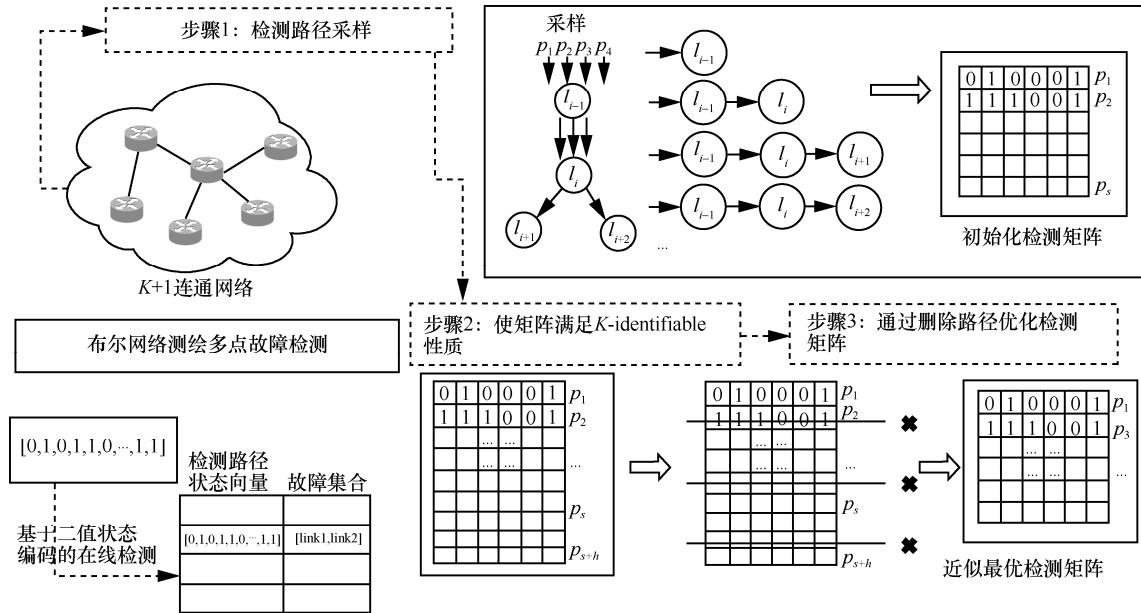
$$\begin{aligned} & \arg \min_{\mathbf{R}} (z) \\ & \text{s.t. } \mathbf{R}^c \mathbf{x}_i^c \neq \mathbf{R}^c \mathbf{x}_j^c, \forall \mathbf{x}_i^c \neq \mathbf{x}_j^c \in F^c, \forall c_r \in C \\ & \mathbf{y} = \mathbf{R}\mathbf{x}, \\ & \mathbf{y}^c = \mathbf{R}^c \mathbf{x}^c, c_r \in C, \\ & \mathbf{R} = \mathbf{R}^0 \cup \mathbf{R}^1 \cup \dots \cup \mathbf{R}^r \end{aligned} \quad (9)$$

其中, C 表示网络中簇的集合; \mathbf{R}^c 表示检测簇 c_r 的局部检测矩阵; \mathbf{R}^e 表示检测非簇链路的局部检测矩阵; $F^{c_r, K} = \{\mathbf{x}^c \mid \|\mathbf{x}^c\|_0 \leq K\}$ 表示簇 c_r 中最多有 K 个故障链路的所有故障链路集合; z 表示布尔检测矩阵 \mathbf{R} 的总行数, z 也是检测流的总数量, 它等于各个分簇的检测流与非簇检测流的数量之和。

3 确定性多点故障检测机制

本节详细介绍确定性多点故障检测方法, 方法流程如图 3 所示。该方法分为两部分: 离线检测矩阵计算和在线故障检测。

离线检测矩阵计算的目标是构造一个检测矩阵, 该矩阵在满足 K -identifiable 性质的前提下,



所需的检测流数尽可能少。此阶段进一步分为 3 个步骤。

步骤 1 基于马尔可夫链 (MC, Markov chain) 采样算法, 提出了改进的基于马尔可夫链的采样算法, 以得到一组初始检测路径 (用 P_0 表示)。由初始检测路径 P_0 所构成的检测矩阵被表示为初始检测矩阵 R_0 。

步骤 2 检查 R_0 是否满足 K -identifiable 性质。如果是, 则转到步骤 3; 如果不满足, 则使用构造性算法使其满足。本文提出了一种构造性算法, 称为矩阵修补算法。该算法的原理是: 构造新的检测路径并将其添加到 P_0 , 直到检测矩阵满足 K -identifiable 性质。通过该步骤获得的一组检测路径被表示为 P_1 , 其相应的检测矩阵被表示为 R_1 。

步骤 3 本文采用一种迭代策略, 在保持 K -identifiable 性质不变的情况下, 安全地删除 P_1 中的检测路径, 然后用更少的路径得到满足定理 1 的一组近似最优检测路 P_{opt} 和近似最优检测矩阵 R_{opt} 。

在线故障检测在得到近似最优检测矩阵 R_{opt} 后, 沿着从 R_{opt} 派生的路径, 并行地周期性发送检测包, 根据一定时间内检测包到达控制器的状态来获得路径状态向量 y , 并使用式(5)求解链路状态向量 x 。在实际的检测过程中, 只需要将向量 y 存储为 Key, 而将向量 x 对应的故障链路集合 F 设置为 Value, 即可在线性时间内找到所有的故障链路。

因此, 确定性多点故障检测机制的关键算法是改进的基于马尔可夫链的采样算法 (用于获取初始检测矩阵) 和矩阵修补算法 (基于初始检测矩阵获取满足 K -identifiable 性质的检测矩阵)。

3.1 改进的基于马尔可夫链的采样算法

本文提出的检测方法需要得到一个可以直接满足 K -identifiable 性质的检测路径集。一个简单的思想是采样。由于不可能枚举所有合法的检测路径, 因此传统的基于概率的采样方法 (如高斯分布抽样) 是不适用的。一种实用的方法是随机游走采样。随机游走采样的本质是一阶马尔可夫链, 因此本文将其记为 MC-采样 (Markov chain sampling)。

MC-采样不能以高概率直接获得满足 K -identifiable 性质的初始检测矩阵。因此, 需要一种具有引导性的随机游走抽样方法。该方法能以较大的概率获得满足 K -identifiable 性质的初始检测矩阵。

如果链路 l_i 被大量的检测路径经过, 那么 l_i 发生故障, 这些路径都将受到影响。如果检测路径之间的重叠度太大, 则一条链路发生故障, 将降低其他检测路径的检测能力。因此, 每个链路通过的路径数应该相对平均, 并且每个检测路径之间的重叠应该降低。本文提出的 Weighted-MC 采样算法如图 4 所示。

每个状态跳转到邻居节点、跳回父节点或停留在其自身的概率与候选邻居链路的通过检测路径数有关。如果该链路已经通过大量检测路径, 则其

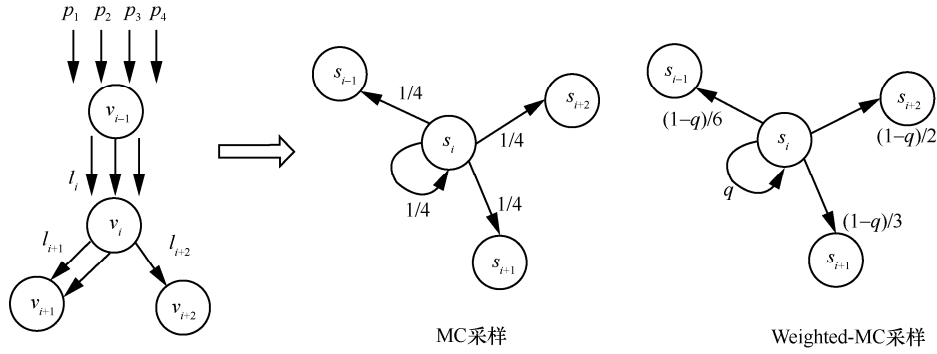


图 4 Weighted-MC 采样算法

跳转的概率将降低。设当前节点 i 共有 t 个邻居节点，对这 t 条边按照通过的检测路径数目降序排列，当前节点到相邻节点的概率为

$$q_{ij} = \frac{n_{i(t-j)}}{\sum_k n_{ik}}(1-q) \quad (10)$$

其中， q_{ij} 表示节点 i 到节点 j 的转移概率， n_{ik} 表示通过以 i 和 k 为节点的边路径数量， q 表示节点到自身的转移概率。图 4 中，当前状态 s_i 对应节点 v_i ，其父节点是 v_{i-1} ，邻居节点是 v_{i+1} 和 v_{i+2} 。

3.2 矩阵修补算法

当 2 个链路状态向量 \mathbf{x} 通过检测矩阵 \mathbf{R}_0 映射到同一路径状态向量 \mathbf{y} 时，初始检测矩阵 \mathbf{R}_0 不能满足 K -identifiable 性质。解决该问题的一个方法是添加新路径。本节阐述了一种矩阵修补算法，通过构造新的检测路径，使初始检测矩阵满足 K -identifiable 性质。

定理 2 假设在 $(K+1)$ -边连通图中构造了满足 K -identifiable 性质的检测矩阵 \mathbf{R} ，如果存在 2 个不同的链路状态向量 \mathbf{x} 和 \mathbf{x}' ，它们被检测矩阵 \mathbf{R} 映射到相同的检测路径状态向量 \mathbf{y} ，则可以构造一个新的检测路径来区分 \mathbf{x} 和 \mathbf{x}' 。

证明 假设由 \mathbf{x} 和 \mathbf{x}' 表示的故障链路集是 F_i 和 F_j ， $F_j \supseteq F_i$ 。 F_i 和 F_j 之间有 3 种关系： $F_i \subset F_j$ ， $F_i \cap F_j = \emptyset$ ， $F_i \cap F_j \neq \emptyset, F_i \not\subset F_j$ 。

1) $F_i \subset F_j$ 。由于检测矩阵最多能识别 K 个故障链路，因此 $|F_i| \leq K$ 。对于任何一个故障链路 $l \in F_j - F_i$ ， l 至少有一条新的路径可以路由到控制器而不经 F_i 中的链路。因为在消除了 F_i 中的所有链路之后，整个网络的边连通度仍然为 1。通过引

入一条新的检测路径，被 \mathbf{x} 映射的检测路径状态向量变为 $[\mathbf{y}, 0]$ ，而被 \mathbf{x}' 映射的检测路径状态向量变为 $[\mathbf{y}, 1]$ 。由此，可以区分 F_i 和 F_j 。

2) $F_i \cap F_j = \emptyset$ 和 $F_i \cap F_j \neq \emptyset, F_i \not\subset F_j$ 同理可证。

因此，本文提出矩阵修补算法，如图 5 所示，枚举所有链路状态向量 \mathbf{x} ，根据初始检测矩阵 \mathbf{R}_0 将链路状态向量映射到检测路径状态向量 \mathbf{y} ，然后对具有相同映射关系的每对向量 $\langle \mathbf{x}, \mathbf{x}' \rangle$ ，构造新的检测路径来区分它们。构造新的检测路径的方法如下：首先寻找一条链路 l ， l 只属于 \mathbf{x} 对应的故障集 F_i 或者 l 只属于 \mathbf{x}' 对应的故障集 F_j ，若 $l \in F_j$ ，则从控制点 v_0 开始进行广度优先搜索，找到一条从 v_0 到 l 的路径 p ， p 上所有边均不属于 F_j ；若 $l \in F_i$ ，则从控制点 v_0 开始进行搜索，找到一条从 v_0 到 l 的路径 p ， p 上所有边均不属于 F_j 。矩阵修补算法得到的检测路径 p 即为满足要求的新的检测路径。

	p_1	p_2	p_3	p_4	p_5	p_6	p_{new}
y_1	1	1	0	1	0	1	0
y_2	1	1	0	1	0	1	1

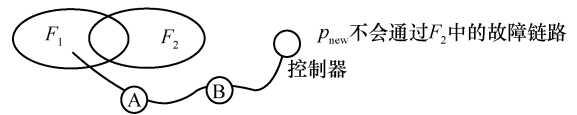


图 5 矩阵修补算法

4 确定性局部多点故障检测机制

并不是所有的拓扑都满足 K -identifiable 性质，一些拓扑整体的边连通度不高，可能仅能满足 1-identifiable 性质，但局部具有较高的边连通度，可以形成一个局部的簇，如列车通信网络。针对这

种拓扑, 如果仍使用确定性多点故障检测机制, 则会将问题降级为单点故障检测问题, 损失了整个网络故障识别的能力。本文提出的方法能够在网络中连通度较高的局部使用确定性多点故障检测, 在连通度较低的主干网络实现单点故障检测, 提升了网络整体的故障检测能力。

本文将这种网络抽象为图 6 所示的网络拓扑。整个网络抽象为边连通度较低的树干和边连通度较高的簇。图 6 中的 \times 表示该链路发生故障。如果链路 l_i 发生故障, 则无论簇内的链路状态如何, 经过簇内的检测路径均会被 l_i 影响, 不能到达控制器。因此, 整个网络降级为单点故障检测。

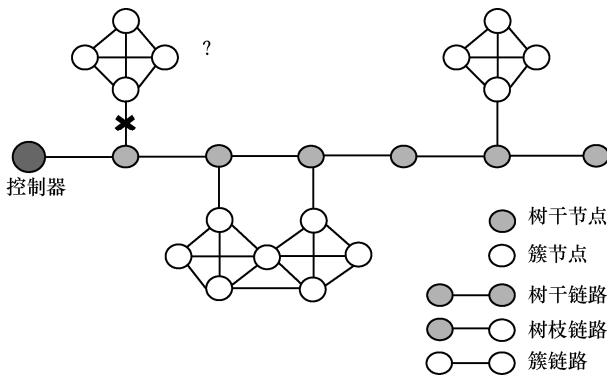


图 6 连通度不均匀的网络拓扑

本文的目的是设计一种确定性局部多点故障检测机制, 降低 K -identifiable 性质对该拓扑的约束, 从而满足树干单点检测、簇内多点检测的性质, 即满足 local- K -identifiable 性质。基于此, 将网络中的节点分为两类, 链路分为三类具体描述如下。

1) 树干节点 v^{tree} , 指一系列边连通度较低的节点。树干节点可以理解为一个网络的交通枢纽, 会以较高的流量被检测路径所经过。

2) 簇节点 $v^{\text{non-tree}}$, 指一系列边连通度较高的节点。本文将一个网络中的非树干节点都看作是簇节点。

3) 树干链路 l^{tree} , 树干节点和树干节点相连的链路称为树干链路。

4) 树枝链路 l^{branch} , 树干节点和簇节点相连的链路称为树枝链路。

5) 簇链路 l^{cluster} , 簇节点和簇节点相连的链路称为簇链路。

与全局性确定性多点故障检测机制相同, 该机制主要分为两个阶段: 离线检测矩阵计算阶段和在线故障检测阶段。

离线检测矩阵计算的目标是构造一个检测矩阵, 使在同一个簇内的链路满足 local- K -identifiable 性质, 不在任何簇内的节点满足单点故障检测性质, 同时, 其所需的检测流数目尽可能少。此阶段进一步分为以下步骤。

步骤 1 对网络拓扑进行预处理, 通过基于流量的树干节点识别算法识别出所有的树干节点, 然后对剩余的节点进行分簇, 形成 r 个簇 $C = \{c_0, c_1, \dots, c_r\}$, 使具有较高连通度的节点们被分到一个簇内。

步骤 2 对包含树干链路、树枝链路的簇外链路进行检测矩阵的生成。将生成的检测矩阵称为簇外检测矩阵 $R^{\bar{c}}$ 。该检测能满足对簇外链路的单点故障识别 ($K=1$)。

步骤 3 对簇外检测矩阵 $R^{\bar{c}}$ 中的每一条连接簇的检测路径, 利用针对簇的随机游走采样算法, 对簇进行延伸检测, 生成若干新的检测路径, 称为初始簇检测路径 (用 P_0^c 表示)。由初始簇检测路径 P_0^c 所构成的检测矩阵被表示为初始簇检测矩阵 R_0^c 。

步骤 4 计算该簇的边连通度为 $K+1$, 检测 R_0^c 是否满足 local- K -identifiable 性质。如果满足, 则跳转至步骤 3。如果不满足, 则使用针对簇的矩阵修补算法对该簇进行修补, 通过构造新的检测路径并将其添加到 P_0^c 直至该簇满足 local- K -identifiable 性质。将通过该步骤获得的检测路径表示为 P_1^c , 相应的检测矩阵表示为 R_1^c 。

步骤 5 采用迭代策略, 在保持该簇 local- K -identifiable 性质不变的前提下, 安全地删除 P_1^c 中的检测路径, 获得一组路径数量更少的近似最优簇检测路径 P_{opt}^c 和近似最优簇检测矩阵 R_{opt}^c 。

步骤 6 重复步骤 3~步骤 5 直至对所有的簇完成构造, 通过合并所有的检测路径, 得到最后的检测矩阵 R_{opt} 。

4.1 网络预处理

本节对网络拓扑进行预处理, 区分所有的树干节点、簇节点、树干链路、树枝链路和簇链路。然后针对簇链路和非簇链路分别生成检测路径。该过程分为两步: 首先识别出所有的树干节点, 然后对剩余的节点进行分簇。

分簇可以利用图论的理论知识, 将整张图进行分割。例如, 统计出节点与节点之间的边连通度, 用二维矩阵表示, 再利用相似度原理进行分割。但

节点与节点的边连通度计算本身具有较高复杂度，相似度分割也会使问题变得复杂。需要找到一个更加简便高效的树干识别和分簇算法。因此提出基于流量的树干节点识别算法和分簇算法。

4.1.1 基于流量的树干节点识别算法

基于流量的树干节点识别算法如图 7 所示。簇内的节点如果想与控制器通信，必须经过树干节点。因此，树干节点具有较高的流量。一个简便可行的方法是基于概率的原理，以任意节点为起始节点，利用广度优先搜索（BFS, breadth first search）算法寻找其到控制器节点的一条检测路径，并将路径上经过的节点流量均加 1。生成 W 条检测路径后，将所有节点按照被经过的次数降序排列，选取前 $|V|\delta$ 个节点作为树干节点，其中， $|V|$ 表示拓扑中节点个数； δ 表示选出节点的比例，是取值范围为 $(0,1)$ 的超参数。

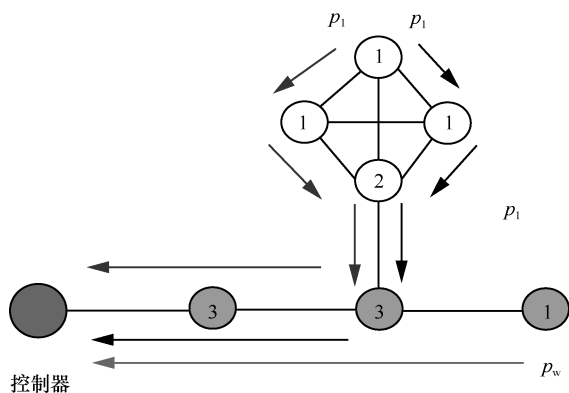


图 7 基于流量的树干节点识别算法

4.1.2 分簇算法

本节利用分簇算法对剩下的节点进行分簇，识别出所有的簇。分簇算法的思想很简单，将所有连通的簇节点划分为一个簇。因此，只要对所有的非簇节点遍历，利用 BFS 算法进行划分即可。

所有的非树干节点被分簇，标记每个簇的 ID 后，接下来对链路进行分类。链路的分类很简单，只需要遍历所有链路，确定该链路所连接的 2 个节点的类型即可。连接树干节点和树干节点的链路被划分为树干链路，链接树干节点和簇节点的链路被划分为树枝链路，链接簇节点和簇节点的链路划分为簇链路。

4.2 离线检测矩阵的计算

对所有的链路进行分类后，即可以生成检测矩阵。检测矩阵的生成步骤与确定性多点故障检测机

制相似，不同的是，需要对不同的链路分别进行检测矩阵的生成。首先，利用簇外检测矩阵生成算法对所有的树干链路和树枝链路进行检测矩阵的构造，使其满足单点故障检测性质。然后，利用针对簇的随机游走采样算法，针对簇的矩阵修补算法和针对簇的矩阵优化算法对簇链路进行检测矩阵的生成，使每个簇满足 local-K-identifiable。

4.2.1 初始检测矩阵生成

树干链路和树枝链路会形成类似树的结构。则该问题转化为用最少的检测路径对一棵树进行单点故障检测。簇外检测矩阵生成算法拓扑转化如图 8 所示。对每个树枝链路进行检测，需要生成一条以树干链路为始的检测流；同时，存在一些树干链路无法被区分。因此，该问题的实质是以每个叶子节点和单个子节点为出发节点，生成检测路径。在图 8 中，虚线圈出的节点为需要生成检测路径的出发节点。

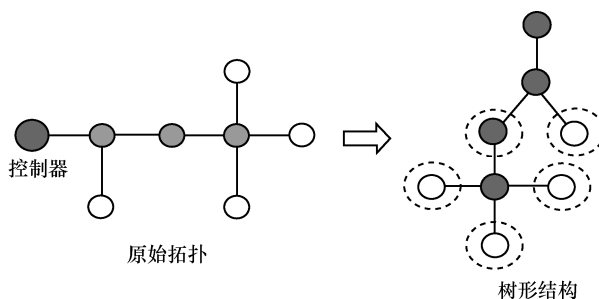


图 8 簇外检测矩阵生成算法拓扑转化示意

基于上一步生成的簇外检测矩阵，可以再对每一个簇的簇链路进行检测路径的构造。构造的方式与确定性多点故障检测机制相同，构造马尔可夫链，在簇内采用随机游走的策略，对检测路径进行采样，使其以较大的概率满足 local-K-identifiable 性质。

4.2.2 簇检测矩阵修补和优化

在生成了每个簇的初始检测矩阵 $R_0^{c_i}$ 后，需要保证每个簇满足 local-K-identifiable 的性质，因此需要使用针对簇的矩阵修补算法对不满足性质的簇矩阵进行修补，构造检测流使其满足性质。整体思路与确定性多点故障检测的矩阵修补算法相同：针对边连通度为 $K+1$ 的簇 c_i ，每个簇故障链路集 F^{c_i} ，至多能检测 K 个故障。如果有 2 个簇链路状态 x_{c_i} 和 x'_{c_i} ，若其经过 $R_0^{c_i}$ 映射到相同的簇检测路径状态向量 y^{c_i} ，则可以通过构造一条新的检测路径

来区分 x_{c_i} 和 x'_{c_i} 。

同样地，在生成了每个簇的修补检测路径 $R_{c_i}^q$ 后，可以通过迭代删边的策略，安全地删除每个簇中冗余的检测路径，使整个簇依然满足 local-K-identifiable 性质。因此，在确定性多点故障检测机制的矩阵优化算法的基础上，遍历每个簇检测矩阵中的每一条检测路径，若删除检测路径后该簇仍满足 local-K-identifiable 性质，则删除；否则，保留该检测路径。

4.3 在线故障检测

在生成了近似最优检测矩阵 R_{opt} 后，将检测矩阵转化为检测流，在网络中周期性地由终端节点发送至控制器节点，控制器节点通过收集一定时间内检测报文的到达情况生成路径状态向量 y 。接着可以根据 y ，反推出链路状态向量 x ，进而得出故障链路集 F 。在确定性多点故障检测机制中，根据式(4)，任何检测路径状态向量 y 对应于检测矩阵 R_{opt} 中任意 $k(k \leq K)$ 个二维编码 $b(l_i)$ 的“或”操作。但是，在确定性局部多点故障检测中，由于 R_{opt} 是由簇外检测矩阵（单点故障检测）和各个簇检测矩阵（多点故障检测）组成的，部分路径状态向量 y 是不存在的，因此不能直接反推出 x 。

本节提出离线含簇故障定位算法，枚举所有可能的链路状态向量 x ，通过 R_{opt} 映射得到所有合法的路径状态向量 y ，并将 y 存储为 Key，链路状态向量 x 所对应的故障链路集 F 存储为 Value。

步骤 1 簇外矩阵满足单点故障检测性质。因此遍历所有的树干链路和树枝链路，用 l^e 表示，假设该链路故障，则所有包含该链路的检测路径均失败，将检测路径对应的位数表示为 1，从而得到其对应的路径状态向量 y_0 。同时，将该链路放入故障链路集 F 中。该链路发生故障后，其相关联的簇内链路状态无法进行检测，因此将与之相关联的簇内链路均视为故障链路，放入故障链路集合 F 中，如图 9 中的虚线圈内链路所示。若所有的树干链路和树枝链路均未发生故障，则路径状态向量 y_0 表示为全零向量，故障链路集表示为空。

步骤 2 各个簇满足 local-K-identifiable 性质。因此，需要检查各个簇是否发生多点故障，如图 10

所示。对每个簇，假设该簇内的任意 $k(k \leq K)$ 个链路发生故障，将这些链路加入故障链路集 F 中，并将包含该 k 个链路的检测路径均视为失败，更新路径状态向量 y_0 中这些检测路径相应的位数为 1，得到新的路径状态向量 y_{update} 和 F_{update} 。遍历所有簇（不包括步骤 1 中的簇）后，即可得到最终的路径状态向量 y 和 F 。

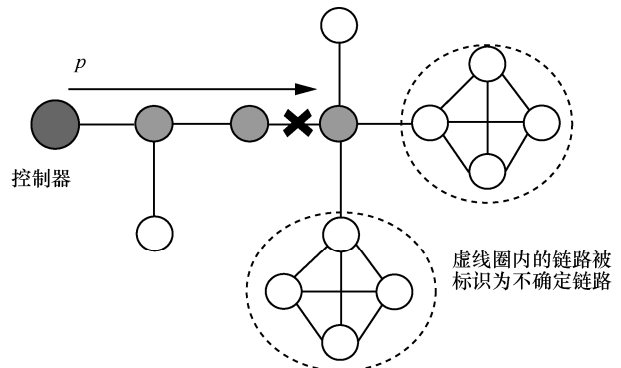


图 9 离线含簇故障定位算法步骤 1

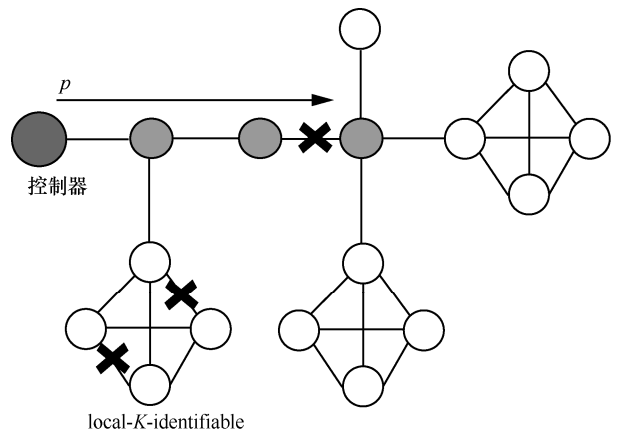


图 10 离线含簇故障定位算法步骤 2

5 系统验证

本文进行了一系列实验来验证本文方法的以下优势：1) 在不同的工业控制拓扑中，与基线方法相比，本文方法生成的检测路径数量更少；2) 随着链路数量的增加（即网络规模增大），本文方法能产生合理数量的检测路径。

5.1 仿真实验

本文仿真实验使用 Java 语言实现，并将网络抽象为节点、链接等对象；使用二元连通矩阵来表示拓扑结构，作为整个网络的输入，同时控制采样数、采样方法等变量，对最小检测路径数 z 和最大可识别故障 K 指标进行了评价。

5.2 基线方法

本文采用以下算法作为基线方法。

1) 随机游走。文献[17]介绍了一种随机游走构造方法来构造检测矩阵。其目标是设计一个最小行数的 $m \times n$ 布尔检测矩阵。从本质上说, 这是 MC-采样的概念。将这种方法应用到本文的实验场景中, 只需要保持采样直到满足 K -identifiable 或 local- K -identifiable。

2) NACGT^[18]。NACGT 适用于 $2K+1$ 边连通度的网络拓扑来检测至多 K 个故障。其思想是具有 $2K+1$ 边连通性的网络至少有 $K+1$ 个边不相交的生成树。因此, 至少有一个生成树不包含故障链路。使用树作为“跳板”来访问树外的链路。假设生成树完好无损, 当且仅当树外链路为故障链路时, 该检测包才会失败。

5.3 几种典型的工业控制拓扑

为了验证该方法在工业控制领域的通用性和正确性, 本文在 2 种不同的应用场景下进行了仿真。这些应用场景包括一种典型的工业网络——列车通信网络(如图 2 所示)、星形拓扑网络(如图 11 所示)和规模较大的工业控制网络。设置采样数为 $5m$, m 表示网络拓扑中链路的数量, 转移迭代步长为 50。列车通信网络由于拓扑关系, 最多只能实现全局 1-identifiable, 而 NACGT 方法不适用于这 3 种拓扑。

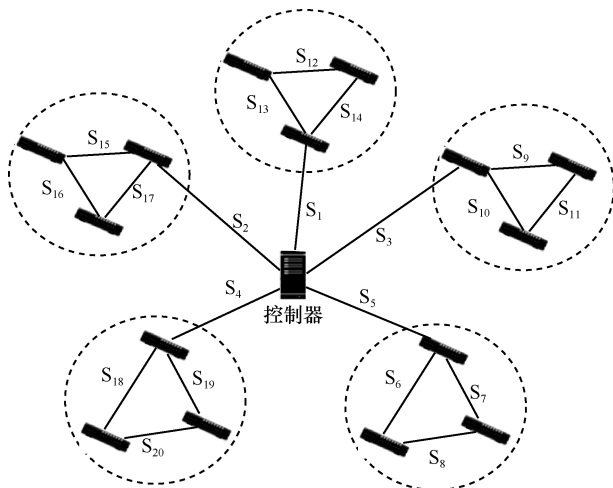


图 11 星形拓扑网络

列车通信网络的实验结果如表 1 所示。随机游走方法对应的最大 K 值为 1, 表示该方法只能适用于检测故障数量为 1 的情况, 而本文方法最大 K 值为 2, 表示本文方法可检测故障数量为 1 或者 2 的

情况, 所以相较于随机游走算法, 本文方法能够适用于更多检测场景, 有更强的检测能力。而本文方法最少检测路径多于随机游走, 是由于本文方法检测了更多情况。实验结果证明了本文方法能够实现多点故障检测, 同时也证明了本文方法针对整体连通度低但局部连通度高的情况, 有更强的检测能力。

表 1 列车通信网络的实验结果

方法	节点数量/个	链路数量/条	最大 K 值	最少采样数量/个	最少路径数量/条
随机游走	28	34	1	38	38
NACGT	28	34	—	—	—
本文方法	28	34	2	—	42

针对星形拓扑网络的实验结果如表 2 所示。随机游走于本文方法对应的最大 K 值都为 2, 但是本文方法生成的最少路径数量小于随机游走。实验结果证明了本文方法生成的检测流具有更高的效率, 能够更好地满足网络负载优化的要求。

表 2 星形拓扑网络的实验结果

方法	节点数量/个	链路数量/条	最大 K 值	最少采样数量/个	最少路径数量/条
随机游走	28	34	2	22	22
NACGT	28	34	—	—	—
本文方法	28	34	2	22	14

工业控制网络的实验结果如表 3 所示。随机游走于本文方法对应的最大 K 值都为 4, 但是本文方法生成的最少路径数量小于随机游走。实验结果证明了本文方法具有更高的效率, 能够更好地满足网络负载优化的要求。

表 3 工业控制网络的实验结果

方法	节点数量/个	链路数量/条	最大 K 值	最少采样数量/个	最少路径数量/条
随机游走	70	99	4	99	179
NACGT	70	99	—	—	—
本文方法	70	99	4	99	99

5.4 网络规模性能对比

本节研究最少检测路径数随链路数的增加而变化的趋势。本文使用具有不同车厢数的列车通信网络, 设置采样数为 $5m$, m 表示网络拓扑中链路的数量, 传输迭代步长为 50, 车厢数为 7~11 (对应的链路数为 35~55 条), 每节车厢的连通度设置

为 2，实验结果如图 12 所示。随着链路数的增加，优化的近似最优矩阵的最小数目，即最少测量路径数线性增加。

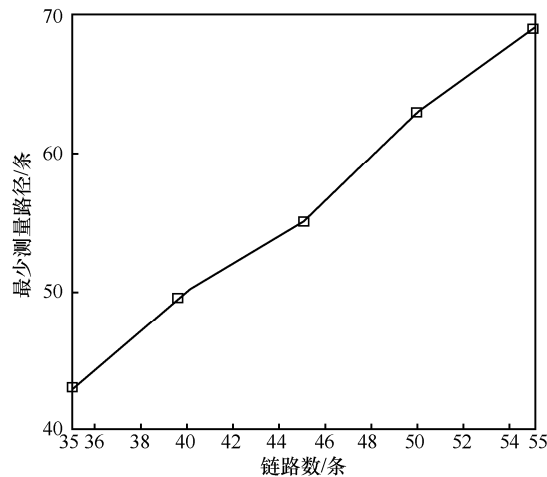


图 12 最少检测路径数与链路数关系（连通度为 2）

设置车厢数为 7~11（对应的链路数为 56~88 条），每节车厢的连通度设置为 3，实验结果如图 13 所示。随着链路数的增加，优化的近似最优矩阵的最小数目仍线性增加。

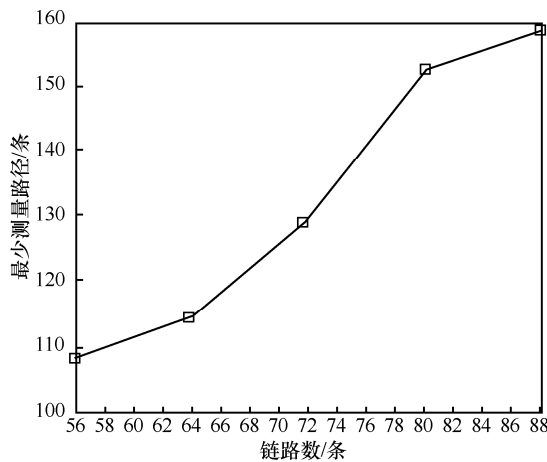


图 13 最少检测路径数与链路数关系（连通度为 3）

6 结束语

故障检测一直是研究的热点问题。它对于可靠和实时的数据传输尤其重要。基于 TSN 提出了故障检测方法的要求：确定性检测、网络负载优化、多点故障检测机制和适用工业控制网络。然而，现有的故障检测方法都不能很好地满足上述要求。本文设计了一个多点故障确定性检测方法来寻找近似最优的最小检测路径。本文方法能够弱化拓扑约

束，将单点故障检测功能升级为局部多点故障检测。算法分为离线检测矩阵计算阶段和在线故障检测阶段。离线检测矩阵计算阶段，预先生成检测路径集；在线故障检测阶段，控制器采集并检测检测包的到达状态，并基于布尔网络测绘模型进行故障检测和定位。最后通过仿真实验验证了本文方法的优越性。

参考文献：

- [1] LEE J M, YOO C, CHOI S W, et al. Nonlinear process monitoring using kernel principal component analysis[J]. Chemical Engineering Science, 2004, 59(1): 223-234.
- [2] WUEST T, IRGENS C, THOBEN K D. An approach to monitoring quality in manufacturing using supervised machine learning on product state data[J]. Journal of Intelligent Manufacturing, 2014, 25(5): 1167-1180.
- [3] HUANG K K, WU Y M, WANG C, et al. A projective and discriminative dictionary learning for high-dimensional process monitoring with industrial applications[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2021, 17(1): 558-568.
- [4] HUANG K K, WEN H F, JI H Q, et al. Nonlinear process monitoring using kernel dictionary learning with application to aluminum electrolysis process[J]. Control Engineering Practice, 2019, 89: 94-102.
- [5] CHEN J B, QI X, WANG Y C. An efficient solution to locate sparsely congested links by network tomography[C]//Proceedings of 2014 IEEE International Conference on Communications. Piscataway: IEEE Press, 2014: 1278-1283.
- [6] PAN S L, JIANG Q, NIE X Y, et al. Identification of congestion links under multipath routing with end-to-end measurements[C]//Proceedings of 2016 IEEE Symposium on Computers and Communication. Piscataway: IEEE Press, 2016: 646-650.
- [7] PAN S L, ZHANG Z Y, ZHOU Y J, et al. Identify congested links based on enlarged state space[J]. Journal of Computer Science and Technology, 2016, 31(2): 350-358.
- [8] KANDULA S, KATABI D, VASSEUR J P. Shrink: a tool for failure diagnosis in IP networks[C]//Proceedings of the 2005 ACM SIGCOMM Workshop on Mining Network Data. New York: ACM Press, 2005: 1-6.
- [9] YANG J, ZHENG K, SUN Z, et al. Link loss inference algorithm with minimal cover set and compressive sensing for unicast network measurements[J]. Journal of Information Hiding and Multimedia Signal Processing, 2018, 9(6): 1613-1627.
- [10] BAI L D, ROY S. A two-stage approach for network monitoring[J]. Journal of Network and Systems Management, 2013, 21(2): 238-263.
- [11] 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.
- [12] LI H K, GAO Y, DONG W, et al. Taming both predictable and unpredictable link failures for network tomography[J]. IEEE/ACM Transactions on Networking, 2018, 26(3): 1460-1473.
- [13] 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.

- [14] KOZAT U C, LIANG G F, KÖKTEN K. On diagnosis of forwarding plane via static forwarding rules in Software Defined Networks[C]//Proceedings of IEEE INFOCOM 2014 - IEEE Conference on Computer Communications. Piscataway: IEEE Press, 2014: 1716-1724.
- [15] DUFFIELD N. Network tomography of binary network performance characteristics[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(12): 5373-5388.
- [16] DU D Z, HWANG F K. Combinatorial group testing and its applications[M]. Singapore: World Scientific, 1993.
- [17] CHERAGHCHI M, KARBASI A, MOHAJER S, et al. Graph-constrained group testing[C]//Proceedings of 2010 IEEE International Symposium on Information Theory. Piscataway: IEEE Press, 2010: 1913-1917.
- [18] HARVEY N J A, PATRASCU M, WEN Y, et al. Non-adaptive fault diagnosis for all-optical networks via combinatorial group testing on graphs[C]//Proceedings of IEEE INFOCOM 2007 - 26th IEEE International Conference on Computer Communications. Piscataway: IEEE Press, 2007: 697-705.
- [19] CHAN C L, CHE P H, JAGGI S, et al. Non-adaptive probabilistic group testing with noisy measurements: near-optimal bounds with efficient algorithms[C]//Proceedings of 2011 49th Annual Allerton Conference on Communication, Control, and Computing. Piscataway: IEEE Press, 2011: 1832-1839.
- [20] PATTIPATI K R, ALEXANDRIDIS M G. Application of heuristic search and information theory to sequential fault diagnosis[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 1990, 20(4): 872-887.
- [21] WEN Y G, CHAN V W S, ZHENG L Z. Efficient fault diagnosis for all-optical networks: an information theoretic approach[C]//Proceedings of 2006 IEEE International Symposium on Information Theory. Piscataway: IEEE Press, 2006: 2919-2923.
- [22] MUKAMOTO M, MATSUDA T, HARA S, et al. Adaptive Boolean network tomography for link failure detection[C]//Proceedings of 2015

IFIP/IEEE International Symposium on Integrated Network Management. Piscataway: IEEE Press, 2015: 646-651.

- [23] ZENG H Y, KAZEMIAN P, VARGHESE G, et al. Automatic test packet generation[J]. IEEE/ACM Transactions on Networking, 2014, 22(2): 554-566.

[作者简介]



梁若舟（1995- ），男，山西晋中人，清华大学博士生，主要研究方向为网络安全、异常检测。



赵曦滨（1973- ），男，江苏扬州人，博士，清华大学副教授，主要研究方向为信息系统安全、工业网络及控制、企业信息化、人工智能、智能制造、知识自动化。



万海（1981- ），男，湖南郴州人，博士，清华大学副研究员，主要研究方向为实时系统、时间确定网络、可信系统等。