



移动通信网络的中性集故障诊断方法研究

张婷, 齐小刚

引用本文:

张婷, 齐小刚. 移动通信网络的中性集故障诊断方法研究[J]. 智能系统学报, 2020, 15(5): 864–869.

ZHANG Ting, QI Xiaogang. Research on neutral set fault diagnosis method for mobile communication networks[J]. *CAAI Transactions on Intelligent Systems*, 2020, 15(5): 864–869.

在线阅读 View online: <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201906031>

您可能感兴趣的其他文章

SFEP文本因果关系提取及其与SFN转化研究

Causality extraction of SFEP text and its conversion to SFN

智能系统学报. 2020, 15(5): 998–1005 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201907021>

少故障数据条件下SFEP最终事件发生概率分布确定方法

Determination method of target event occurrence probability in SFEP under the condition of less fault data

智能系统学报. 2020, 15(1): 136–143 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201911002>

空间故障树与因素空间融合的智能可靠性分析方法

Intelligent reliability analysis method based on space fault tree and factor space

智能系统学报. 2019, 14(5): 853–864 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201807022>

多层信息网络故障定位综述

Survey of fault localization in multilayer information networks

智能系统学报. 2019, 14(1): 44–56 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201804062>

改进D-S证据理论在电动汽车锂电池故障诊断中的应用

Application of improved D-S evidence theory in fault diagnosis of lithium batteries in electric vehicles

智能系统学报. 2017, 12(4): 526–537 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201605001>

基于脑连接网络的阿尔茨海默病临床变量值预测

Prediction of clinical variables in Alzheimer's disease using brain connective networks

智能系统学报. 2017, 12(3): 355–361 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201607020>



关注微信公众号, 获取更多资讯信息

DOI: 10.11992/tis.201906031

网络出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/23.1538.TP.20191012.1608.004.html>

移动通信网络的中性集故障诊断方法研究

张婷¹, 齐小刚^{1,2}

(1. 西安电子科技大学 数学与统计学院, 陕西 西安 710071; 2. 西安电子科技大学 宁波信息技术研究院, 浙江 宁波, 315200)

摘要: 随着故障诊断技术从面向网络设备逐渐向面向用户、面向业务的转变, 故障识别能力和故障处理能力的不断提高, 快速、准确地检测重大故障并及时收集重大故障信息, 对缩短故障时长、提高工作效率、提升网络服务水平都具有重大意义。基于中性集故障诊断方法, 本文提出一种故障特征权重和阶段数据权重的计算方法, 并将此方法应用于移动通信网络的话音业务的故障诊断过程中。根据收集到的数据的统计分析结果, 判断移动通信网络中未知故障样本的故障类型。通过举例分析, 验证了本文所提出的故障特征权重和阶段数据权重设计方法的优越性。

关键词: 故障诊断; 中性集; 不确定性; 移动通信网络; 话音业务; 特征权重; 阶段数据权重; 故障类型

中图分类号: TP277 **文献标志码:** A **文章编号:** 1673-4785(2020)05-0864-06

中文引用格式: 张婷, 齐小刚. 移动通信网络的中性集故障诊断方法研究 [J]. 智能系统学报, 2020, 15(5): 864-869.

英文引用格式: ZHANG Ting, QI Xiaogang. Research on neutral set fault diagnosis method for mobile communication networks[J]. CAAI transactions on intelligent systems, 2020, 15(5): 864-869.

Research on neutral set fault diagnosis method for mobile communication networks

ZHANG Ting¹, QI Xiaogang^{1,2}

(1. School of Mathematics and Statistics, Xidian University, Xi'an 710071, China; 2. Xidian-Ningbo Information Technology Institute, Ningbo 315200, China)

Abstract: With the change in network fault diagnosis technology—from equipment-oriented to user-oriented and business-oriented, with continuous improvement of fault identification ability and fault handling ability—rapid and accurate detection of major faults and timely collection of major fault information are of great significance to shortening the fault time, improving work efficiency, and raising the network service level. Based on the neutral set fault diagnosis method, this paper proposes a method for calculating the fault feature weight and phase data weight. Then, the method is applied for the fault diagnosis of voice service in mobile communication networks. The fault magnitude of unknown fault samples in mobile communication networks is judged according to the statistical analysis result of the collected data. The superiority of the proposed design method for fault feature weight and stage data weight is verified through the analysis of an example.

Keywords: fault diagnosis; neutral set; uncertainty; mobile communication network; voice service; feature weight; phase data weight; fault type

21 世纪, 随着经济的快速发展, 移动通信网络也开始得到了持续的发展, 越来越多的业务种

收稿日期: 2019-06-18. 网络出版日期: 2019-10-14.

基金项目: 国家自然科学基金项目 (61572435, 61877067); 教育部-中国移动联合基金项目 (MCM20170103); 西安市科技创新项目 (201805029YD7CG13-6); 宁波市自然科学基金项目 (2016A610035; 2017A610119).

通信作者: 张婷. E-mail: 1819798371@qq.com.

类也开始出现在移动通信领域中。移动通信网络的一项最大功能就是信息传输, 如果传输线路产生故障, 就会影响网络运行质量。因此, 故障诊断技术作为网络管理的核心逐渐成为研究的热点^[1]。

对通信网络进行故障诊断的目的是识别和修复通信系统中的故障, 已广泛应用于各种通信网

络中,在设备正常运行过程中对预防事故起着重要作用^[2-3]。Tan等^[4]对现有的两种多层线性故障检测方法进行了论述,并提出了一种新的基于原始贡献概念的多层线性故障检测方法,用于多层线性特征提取算法下的故障诊断和识别,为故障诊断提供了一个通用的框架。Zhou等^[5]介绍了一种动态分布式故障定位模型D2FL,采用两跳邻居认证协议,该模型只需十几KB的缓存即可独立于包传输速率,远小于动态故障定位所需的缓存。张成等^[6]考虑了故障传播模型,提出了一种基于增量贝叶斯疑似度的启发式故障定位算法,将算法的复杂度降低为多项式级别。Chen等^[7]采用一种创新的机器学习算法,将特征提取集成到学习过程中,提出了一种故障分类与定位相结合的集成框架。在故障诊断领域已有很多研究成果,然而这些方法大多数不能针对多种类型的故障进行诊断^[8-9]。

已有的多数研究中,均是针对网络中的故障位置进行判断,然而在确定故障位置之前对故障类型进行判断不仅有利于快速地定位故障,而且有助于为网络提供可靠的修复策略。Jiang等^[10]提出了一种将经典变量分析(CVA)和费雪判别分析(FDA)方法相结合的故障诊断方案(CVA-FDA),该方法首先采用CVA对数据进行预处理,再利用FDA对故障进行分类。然而,该方案是按置信度来对故障进行分类,判断结果可能是某个数据点的统计值落在两个不同的故障事件的阈值内。为了准确判断某个故障分别对每种故障类型的支持程度,基于中性集的概念^[11-13],Jiang等^[14]提出一种基于多阶段故障模板数据的中性集故障诊断方法,对未知故障样本的故障类型进行识别,然而,此方法中未具体定义5个阶段数据权重与未知故障样本的故障特征权重计算方法,在其应用中是假设阶段数据权重与故障特征权重分别相同。Xu等^[15]提出的方法仅适用于5个阶段数据的最大和最小平均值,很难处理具有不确定性的多阶段故障数据。在此基础上,本文分别提出了故障特征权重和阶段数据权重的计算方法,并根据收集的故障模板数据,对移动通信网络中话音业务的故障类型进行判断。

1 移动通信网络故障定义及分类

1.1 故障诊断定义

网络故障可以定义为网络不能在用户期望的时间范围内将信息按用户要求完整、正确地在网络中传输的状态或事件。

故障诊断主要任务有:故障检测、故障类型

判断、故障定位及故障恢复等。故障检测是指与系统建立连接后,周期性地向下位机发送检测信号,通过接收的响应数据帧,判断系统是否产生故障。故障类型判断是系统在检测出故障之后,通过分析原因,判断出系统故障的类型。故障定位是在前两部分的基础上,细化故障种类,诊断出系统具体故障部位和故障原因,为故障恢复做准备。故障恢复是整个故障诊断过程中最后也是最重要的一个环节,需要根据故障原因,采取不同的措施,对系统故障进行恢复。

本文主要是根据故障数据的统计结果,对移动通信网络中未知故障样本的故障类型进行判断。

1.2 故障分类

移动通信网络故障按严重程度可以分为3个类型:一级重大故障(E_1)、二级重大故障(E_2)、一般网络故障(E_3)。

通信网络根据故障原因可以分为业务故障和设备故障。业务故障包括5种故障:话音业务、数据业务、互联互通业务、IMS业务、集团客户业务。设备故障包括10种故障:传输网、承载网、无线接入网、交换网、语音增值平台、数据网、网管网、电源、TD网、LTE网。

1.3 故障业务特征

本文主要针对话音业务故障进行研究,话音业务数据的采集主要基于4个业务特征:

B_1 : 在本地网话音业务中,与本地用户话音通信中断持续时长;

B_2 : 在省际长途话音业务中,与省际的单向或双向长途呼叫中断持续时长;

B_3 : 在省际漫游话音业务中,与3个以上省的省际漫游不畅,业务影响持续时长;

B_4 : 在国际长途话音业务中,至所有国际方向IDD、IP电话业务质量下降持续时长。

2 中性集故障诊断方法

2.1 SNWA 算子

Smarandache介绍了中性集的概念^[16],是对Zadeh提出的经典FS(模糊集合)^[17]、Atanassov提出的IFS(直观模糊集)^[18]以及Turksen提出的IV-IFS(区间值直观模糊集)^[19]进行的扩展。

Peng等^[20]提出了一种简化的中性集信息聚合算子,如基于简化中性集概念的SNWA(简化中性加权平均)算子,其定义如下:

定义 假设 $x_i = (s_i, h_i, t_i), i = 1, 2, \dots, n$ 是一个中性集集合,则

$$\text{SNWA}(x_1, x_2, \dots, x_n) = w_1 x_1 + w_2 x_2 + \dots + w_n x_n = \left\langle 1 - \prod_{i=1}^n (1 - s_i)^{w_i}, \prod_{i=1}^n (h_i)^{w_i}, \prod_{i=1}^n (t_i)^{w_i} \right\rangle$$

$$i = 1, 2, \dots, n$$

式中: $w = (w_1, w_2, \dots, w_n)$ 是 $x_i (i = 1, 2, \dots, n)$ 的权重向量, $w_i \in [0, 1]$ 。

2.2 故障诊断算法

基于中性集故障诊断算法, 本文提出了新的故障特征权重向量和阶段数据权重向量的计算方法, 并对移动通信网络中的话音业务故障类型进行判断, 具体步骤如下。

1) 分别收集各特征下各故障类型的多阶段数据。

移动通信网络故障类型向量为 $E = \{E_1, E_2, E_3\}$, 未知故障样本的特征向量为 $B = \{B_1, B_2, B_3, B_4\}$, 产生一个故障类型未知的故障样本 (M)。在每个特征下, 分别收集每个故障类型的 5 个阶段数据。分别选择 5 个时间段, 在每个阶段通过在时间间隔 (T) 内连续采集, 得到每个特征下每个故障类型的各阶段数据。

2) 根据每个特征下的每个故障类型的多阶段数据, 为一个未知的故障样本生成简化的中性集。

分别对收集到的各阶段数据建立一个正态分布模型, 通过计算其均值 (μ) 和方差 (σ^2) 得出其分布模型, 表示为 $N(\mu, \sigma^2)$ 。分别对每个特征下各个故障类型的 5 个阶段数据, 生成 5 个正态分布模型。

正态分布函数表示数据的分布概率密度。简化中性集的隶属度定义为未知故障样本 (M) 与故障类型 (E_i) 分布交点垂直坐标最大值与未知故障样本 (M) 峰值的比值。

$$s = \frac{y_c}{y_M}$$

式中: y_c 为未知故障样本 (M) 与故障类型 (E_i) 分布交点纵坐标最大值; y_M 为样本 M 的分布峰值。

本文中假设非隶属度和隶属度相互依赖。不确定性隶属度指的是所收集到的信息的不确定性程度, 不确定性隶属度和非隶属度定义分别为

$$t = 1 - s$$

$$h = s \lg\left(\frac{1}{s}\right) + t \lg\left(\frac{1}{t}\right)$$

由隶属度、非隶属度以及不确定性隶属度共同构成了简化的中性集 $x = (s, h, t)$ 。

3) 对每个特征下的各个故障类型进行聚合, 并生成简化的中性集。

根据阶段数据权重向量 $W_S = \{w_{s1}, w_{s2}, w_{s3}, w_{s4}, w_{s5}\}$, 利用 SNWA 算子分别对每个特征下各个故障类型的中性集的 5 个阶段进行融合。例如, 将

特征 B_i 下基于故障类型 E_i 的中性集做如下处理。

$$x_{ii} = \text{SNWA}(x_{ii}^1, x_{ii}^2, x_{ii}^3, x_{ii}^4, x_{ii}^5) =$$

$$w_{s1} x_{ii}^1 + w_{s2} x_{ii}^2 + w_{s3} x_{ii}^3 + w_{s4} x_{ii}^4 + w_{s5} x_{ii}^5$$

4) 将每种故障类型的所有特征聚合生成简化的中性集。

根据故障特征的权重向量为 $W_B = \{w_{B1}, w_{B2}, w_{B3}, w_{B4}\}$, 通过 SNWA 算子来分别融合各个故障类型的 4 个故障特征中性集。例如, 基于故障类型 E_i 的故障特征中性集可以做如下聚合处理:

$$x_i = \text{SNWA}(x_{i1}, x_{i2}, x_{i3}, x_{i4}) =$$

$$w_{B1} x_{i1} + w_{B2} x_{i2} + w_{B3} x_{i3} + w_{B4} x_{i4}$$

5) 确定未知故障样本的故障类型。

考虑到未知故障样本和故障类型的模糊性, 采用去模糊化方法来直观反映故障诊断结果, 并可以减少诊断过程中的计算量。计算公式为

$$C_i = s_i + h_i \frac{s_i}{s_i + t_i}$$

式中 C_i 表示从未知故障样本数据中提取的信息对每种故障类型的支持程度。因此, 所有故障类型的排列顺序可以根据它们的支持度降序来确定。

2.3 阶段数据权重定义

在通信网络的实际运行过程中, 故障的发生、故障诊断及故障的修复通常是同步进行的, 系统的某一部分发生故障的同时, 另一部分可能正处于修复状态。考虑到通信网络的故障发生与故障修复的同步性, 在不同时间段所收集的数据所包含的信息量不同, 应对不同阶段的数据设置不同大小的权重。

采用统计方法对阶段数据的权重进行定义, 5 个阶段数据距离故障样本数据的收集时间分别为 1、2、4、8、16 min。在这 5 个阶段, 分别从通信网络中收集同样数量的故障数据。在故障样本数据收集时刻, 分别统计这 5 个阶段的故障数据中未成功修复的故障数量 (即仍然处于故障状态的数据量), 分别计算这 5 个阶段未成功修复的故障在总的故障数据中所占的比例, 将其比例作为该阶段数据的权重。

阶段向量表示为 $S = \{s_1, s_2, s_3, s_4, s_5\}$, 假设分别从每个阶段收集的故障数据个数均为 m 。到故障样本收集时刻, 5 个阶段收集的 m 个故障中分别有 $m_i (i = 1, 2, 3, 4, 5)$ 个数据仍然处于故障状态, 则阶段 s_i 的权重表示为

$$w_{si} = \frac{m_i}{\sum_{k=1}^5 m_k}$$

式中: w_{si} 为阶段 s_i 的权重; m_i 为在故障样本数据收集时刻, 阶段 s_i 所收集的故障数据中未修复的

故障数量。阶段数据权重向量表示为 $\mathbf{W}_S = \{w_{s1}, w_{s2}, w_{s3}, w_{s4}, w_{s5}\}$ 。

2.4 故障特征权重定义

在移动通信网络中,不同的业务特征由于受到其采集环境的影响,数据采集的准确率也不同。例如,在国际长途话音业务中,受到天气、环境、气候等的影响,采集到的数据比本地网话音业务中所收集的数据误差更大。

在本文中,根据历史故障事件中每种业务所采集的数据准确率来定义其业务特征权重。根据前一次故障事件的故障数据,针对每种特征的业务分别采集相同个数的数据,然后分别计算每种业务特征中采集的正确数据量与4种业务特征正确数据量之和的比值,称为各个业务特征采集数据的准确率,将准确率作为该业务特征的权重。权重计算公式为

$$w_{Bi} = \frac{r_i}{\sum_{k=1}^4 r_k}$$

式中: w_{Bi} 为业务特征 B_i 的权重; r_i 为针对业务特征 B_i 所采集的数据中正确的数据量。设故障特征权重向量为 $\mathbf{W}_B = \{w_{B1}, w_{B2}, w_{B3}, w_{B4}\}$ 。

2.5 故障诊断准确率

故障诊断准确率为未知样本的故障诊断结果中与实际故障类型相符合的样本个数与总的样本个数的比值,表达式为

$$R = \frac{n_r}{N} \times 100\%$$

式中: R 为故障诊断准确率; n_r 为诊断结果与实际故障类型相符合的样本个数; N 为未知故障样本总个数。

故障诊断的准确率能直观反映故障诊断模型的性能。 R 越大,表示模型越优越。

3 仿真实验与结果分析

本文以某城市移动通信网络为例,验证本文提出的特征权重向量与阶段数据权重向量的计算方法的优越性。分别产生10个未知故障样本: $M_i, i = 1, 2, \dots, 10$, 每个故障样本确定了有4个故障特征: B_1, B_2, B_3, B_4 , 分别收集各故障特征下关于各个故障样本的数据。根据大量统计数据,受到气候和人为因素的影响,该地区4种话音业务的数据采集准确率分别为0.4、0.3、0.2、0.1。因此,定义话音业务特征权重向量为 $\mathbf{w}_B = \{0.4, 0.3, 0.2, 0.1\}$ 。根据该地区的历史故障事件中的故障数据统计结果,计算出阶段数据权重向量为 $\mathbf{w}_S = \{0.4, 0.3, 0.15,$

$0.1, 0.05\}$ 。

对于每个阶段 $S_i, i = 1, 2, 3, 4, 5$ 的数据,在10 s的时间间隔内连续收集30个观测值。基于本文提出的特征权重向量与阶段数据权重向量定义方法,采用中性集故障诊断算法来判断故障类型,并将诊断结果与Jiang等^[14]所采用的权重向量设计方法下的诊断结果进行对比。

故障诊断的对比结果如表1中所示,正确性表示诊断结果与样本的实际故障类型一致与否,“正确”表明诊断结果与实际相符,“错误”则表示诊断结果与实际不符合。从计算结果可以看出,在本文中所定义的故障特征权重向量与阶段权重向量计算方式下,故障诊断准确率为90%。而在Jiang等^[14]提出的方法下的故障诊断准确率仅为30%。当未知故障样本对某一故障类型 E_i 的支持度最大时,表示该未知故障样本的诊断类型为 E_i 。

表1 本文的方法与Jiang等^[14]的方法下10个未知故障样本的诊断结果对比

Table 1 Comparison of the diagnosis results of 10 unknown fault samples under the method of this paper and the method of Jiang et al

| 未知故障样本 | 模型 | 故障类型 | | | 诊断结果 | 正确性 |
|----------|--------------------------|-------|-------|-------|-------|-----|
| | | E_1 | E_2 | E_3 | | |
| M_1 | 本文的方法 | 1 | 2 | 3 | E_1 | 正确 |
| | Jiang的方法 ^[14] | 1 | 2 | 3 | E_1 | 正确 |
| M_2 | 本文的方法 | 2 | 1 | 3 | E_2 | 正确 |
| | Jiang的方法 ^[14] | 2 | 3 | 1 | E_3 | 错误 |
| M_3 | 本文的方法 | 3 | 1 | 2 | E_2 | 正确 |
| | Jiang的方法 ^[14] | 1 | 3 | 2 | E_1 | 错误 |
| M_4 | 本文的方法 | 1 | 2 | 3 | E_1 | 正确 |
| | Jiang的方法 ^[14] | 3 | 1 | 2 | E_2 | 错误 |
| M_5 | 本文的方法 | 1 | 3 | 2 | E_1 | 正确 |
| | Jiang的方法 ^[14] | 1 | 3 | 2 | E_1 | 正确 |
| M_6 | 本文的方法 | 3 | 2 | 1 | E_3 | 正确 |
| | Jiang的方法 ^[14] | 3 | 1 | 2 | E_2 | 错误 |
| M_7 | 本文的方法 | 1 | 3 | 2 | E_1 | 正确 |
| | Jiang的方法 ^[14] | 1 | 3 | 2 | E_1 | 正确 |
| M_8 | 本文的方法 | 2 | 1 | 3 | E_2 | 正确 |
| | Jiang的方法 ^[14] | 1 | 2 | 3 | E_1 | 错误 |
| M_9 | 本文的方法 | 3 | 2 | 1 | E_3 | 错误 |
| | Jiang的方法 ^[14] | 3 | 1 | 2 | E_2 | 错误 |
| M_{10} | 本文的方法 | 3 | 2 | 1 | E_3 | 正确 |
| | Jiang的方法 ^[14] | 3 | 1 | 2 | E_2 | 错误 |

在仿真实验中, Jiang等^[14]的诊断方法下,错误诊断结果的产生主要源于其所采用的阶段权重向量与特征权重向量的计算未考虑模型的应用背

景。在多数实际应用环境中, 5 个数据阶段所包含的信息量不同。且 Jiang 等^[14]的方法未考虑外界环境的干扰及收集数据所使用的技术和设备的实用性对所收集数据造成的误差。

本文对 Jiang 等^[14]的诊断方法进行了改进, 设计了阶段权重向量与特征权重向量的计算方式。诊断结果中的误诊现象主要是由于故障样本对两个故障类型的支持度较接近。由于本文的模型是基于统计方法对历史故障数据的分析来确定权重向量, 由于统计方法本身所具有的概率特性和不确定性, 当某个样本对两种故障类型的支持度接近时, 会导致误诊。

表 2 中显示了在本文的诊断方法下, 故障样本 M_9 分别对 3 种故障类型的支持度, M_9 的实际故障类型为 E_2 。从表中可以看出, 故障样本 M_9 对 E_2 和 E_3 的支持度很接近, 此误诊是由历史统计数据的概率特性和不确定性所导致的。

表 2 未知故障样本 M_9 对 3 种故障类型的支持度排序
Table 2 Unknown fault sample M_9 's support ranking for the three types of fault

| 故障类型 | 支持度 | 排序 |
|-------|--------|----|
| E_1 | 0.0196 | 3 |
| E_2 | 0.4011 | 2 |
| E_3 | 0.4155 | 1 |

从表 1 的对比中可以看出, 本文提出的故障特征权重向量与阶段权重向量设计方法的优越性, 它考虑了针对不同故障特征所采集的数据的准确率, 同时考虑了不同阶段所采集的数据所包含的信息量的不同。

Jiang 的方法^[14]中在阶段权重向量与业务特征权重向量的定义中, 是分别假设 5 个阶段的数据权重均为 0.2, 且业务特征权重为平均分配, 未考虑模型在不同应用场景下的适用性。在移动通信网络中, 由于故障告警数据的突发性和时效性, 部分故障会在发生后的一段时间内自动修复或人工修复。距离故障样本收集时间间隔越长的故障数据, 其在故障样本收集时刻已经被修复的可能性越大, 其所包含的信息量越少, 权重也就越小。此外, 基于移动通信网络的特性, 其极易受到外界自然环境、人为因素等的影响而降低收集数据的准确率。本文通过对历史故障数据的分析, 根据不同业务特征下所收集数据的准确率来确定特征权重向量, 准确率越高, 其所对应的业务特征的权重越大。因此, 基于已有的历史故障数据, 采用统计学方法计算阶段权重向量和特征

权重向量更适用于移动通信网络的故障诊断, 且诊断的准确率更高。

4 结束语

在已有的基于多阶段数据的中性集故障诊断方法基础上, 考虑了收集到的数据的准确率及其所包含的信息量, 本文设计了一种故障特征权重和阶段权重的计算方法, 并将此方法应用于移动通信网络中的话音业务故障诊断中。该方法的重点是权重向量的设计和简化中性集的生成, 目标是降低故障类型信息和未知故障样本信息的不确定性。最后, 本文通过仿真实验验证了本文提出的故障特征权重及阶段权重的设计方法的优越性。将权重向量的设计方法应用于中性集故障诊断方法中, 很好地处理了故障诊断中采集到的信息的不确定性, 而且为多故障类型及其特征之间的复杂对应关系提供了一种方法。此外, 本文中所采用的故障诊断算法需要处理的数据量较大, 然而在实际的网络故障诊断过程中, 可以将部分特征维进行合并。未来研究的目标是寻找一种有效的方法来对故障特征进行降维处理, 以减少需要处理的数据量, 降低运算的复杂度。

参考文献:

- [1] 周畅. 计算机网络中的故障定位研究 [J]. 软件工程, 2016, 19(12): 1-4.
ZHOU Chang. A study on the fault localization technology in the computer network [J]. Software engineering, 2016, 19(12): 1-4.
- [2] GLOWACZ A, GLOWACZ Z. Diagnosis of stator faults of the single-phase induction motor using acoustic signals [J]. Applied acoustics, 2017, 117: 20-27.
- [3] GAI Jingbo, HU Yifan. Research on fault diagnosis based on singular value decomposition and fuzzy neural network [J]. Shock and vibration, 2018: 8218657.
- [4] TAN Ruomu, CAO Yi. Multi-layer contribution propagation analysis for fault diagnosis [J]. International journal of automation and computing, 2019, 16(1): 40-51.
- [5] ZHOU Fanfu, QI Zhengwei, YAO Jianguo, et al. D2FL: design and implementation of distributed dynamic fault localization [J]. IEEE transactions on dependable and secure computing, 2018, 15(3): 378-392.
- [6] 张成, 廖建新, 朱晓民. 一种基于增量贝叶斯疑似度的事件驱动故障定位算法 [J]. 电子与信息学报, 2009, 31(6): 1501-1504.
ZHANG Cheng, LIAO Jianxin, ZHU Xiaomin. An event-driven fault localization algorithm based on incremental

- bayesian suspected degree[J]. *Journal of electronics & information technology*, 2009, 31(6): 1501–1504.
- [7] CHEN Y Q, FINK O, SANSAVINI G. Combined fault location and classification for power transmission lines fault diagnosis with integrated feature extraction[J]. *IEEE transactions on industrial electronics*, 2018, 65(1): 561–569.
- [8] TAY F E H, SHEN Lixiang. Fault diagnosis based on rough set theory[J]. *Engineering applications of artificial intelligence*, 2003, 16(1): 39–43.
- [9] BIAN Tian, ZHENG Haoyang, YIN Likang, et al. Failure mode and effects analysis based on D numbers and TOPSIS[J]. *Quality and reliability engineering international*, 2018, 34(4): 501–515.
- [10] JIANG Benben, ZHU Xiaoxiang, HUANG Dexian, et al. A combined canonical variate analysis and Fisher discriminant analysis (CVA–FDA) approach for fault diagnosis[J]. *Computers & chemical engineering*, 2015, 77: 1–9.
- [11] ALI M, SMARANDACHE F. Complex neutrosophic set[J]. *Neural computing and applications*, 2017, 28(7): 1817–1834.
- [12] ZHANG Xiaohong, BO Chunxi, SMARANDACHE F, et al. New operations of totally dependent-neutrosophic sets and totally dependent-neutrosophic soft sets[J]. *Symmetry*, 2018, 10(6): 187.
- [13] ALI M, SMARANDACHE F, KHAN M. Study on the development of neutrosophic triplet ring and neutrosophic triplet field[J]. *Mathematics*, 2018, 6(4): 46.
- [14] JIANG Wen, ZHONG Yu, DENG Xinyang. A neutrosophic set based fault diagnosis method based on multi-stage fault template data[J]. *Symmetry*, 2018, 10(8): 346.
- [15] XU Xiaobin, ZHOU Zhe, WEN Chenglin. Data fusion algorithm of fault diagnosis considering sensor measurement uncertainty[J]. *International journal on smart sensing and intelligent systems*, 2013, 6(1): 171–190.
- [16] SMARANDACHE F. A unifying field in logics: neutrosophic logic. *Neutrosophy and neutrosophic logic*[J]. *Multiple-valued logic*, 2002, 8(3): 385–438.
- [17] ZADEH L A. Fuzzy sets[J]. *Information and control*, 1965, 8(3): 338–353.
- [18] ATANASSOV K T. Intuitionistic fuzzy sets[J]. *Fuzzy sets and systems*, 1986, 20(1): 87–96.
- [19] TURKSEN I B. Interval valued fuzzy sets based on normal forms[J]. *Fuzzy sets and systems*, 1986, 20(2): 191–210.
- [20] PENG Juanjuan, WANG Jianqiang, WANG Jing, et al. Simplified neutrosophic sets and their applications in multi-criteria group decision-making problems[J]. *International journal of systems science*, 2016, 47(10): 2342–2358.

作者简介:



张婷, 硕士研究生, 主要研究方向为信息通信网络的级联失效与故障诊断技术, 故障诊断方法及其在通信网络中的应用, 参与中国移动联合基金项目。



齐小刚, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为系统建模与故障诊断, 申请发明专利 47 项 (授权 19 项), 登记软件著作权 4 项。发表学术论文 100 余篇。