

基于故障树与贝叶斯网络的呼吸机故障智能诊断

马建川¹, 种银保¹, 郎朗¹, 肖晶晶¹, 王晴¹, 范莉萍¹, 刘香君²

1. 中国人民解放军陆军军医大学第二附属医院医学工程科, 重庆 400000; 2. 中国人民解放军第32572部队, 贵州 安顺 561000

【摘要】为了快速准确地找出呼吸机故障原因,迅速排除故障,恢复设备的正常运行,本文采用基于故障树和贝叶斯网络的方法对呼吸机常见故障进行分析。首先通过对呼吸机结构原理的综合分析,结合文献案例搭建呼吸机故障树,进行定性分析;利用贝叶斯网络对呼吸机故障进行定量分析;最后用实际维修案例进行验证。结果表明,该方法得到的推理结果与实际结果相符性达到84.54%,为建立呼吸机故障静态数据库并进行故障智能诊断提供了理论依据,具有一定的推广价值。

【关键词】呼吸机;故障树分析;贝叶斯网络;故障诊断

【中图分类号】R318.6

【文献标志码】A

【文章编号】1005-202X(2021)09-1129-07

Intelligent fault diagnosis of ventilator based on fault tree and Bayesian network

MA Jianchuan¹, CHONG Yinbao¹, LANG Lang¹, XIAO Jingjing¹, WANG Qing¹, FAN Liping¹, LIU Xiangjun²

1. Department of Medical Engineering, the Second Affiliated Hospital of Army Medical University, Chongqing 400000, China; 2. Unit 32572 of the Chinese People's Liberation Army, Anshun 561000, China

Abstract: In order to find out the cause of the ventilator fault quickly and accurately, troubleshoot the fault and restore the normal operation of the equipment quickly, a method based on fault tree and Bayesian network is used for analyzing the common faults of the ventilator. Based on the comprehensive analysis on the structural principle of the ventilator, combined with literature cases, a fault tree of the ventilator is established for qualitative analysis; and the ventilator faults are quantitatively analyzed by Bayesian network. Finally, the actual maintenance cases are used for validation. The results show that the reasoning results obtained by the proposed method are consistent with the actual results, with a consistency up to 84.54%, which provides a theoretical basis for the establishment of static database of ventilator faults and intelligent fault diagnosis, with certain value of promotion.

Keywords: ventilator; fault tree analysis; Bayesian network; fault analysis

前言

在现代临床医学中,呼吸机作为一种可以代替、控制或改变人的正常生理呼吸的急救设备,已经广泛用于因为各种原因导致的呼吸衰竭、呼吸支持治疗、急救复苏以及大手术期间的麻醉呼吸管理,在现代医学领域内占有十分重要的位置。2019年12月新冠疫情爆发后,呼吸机作为生命急救设备,在抢救新冠确诊患者时发挥了不可替代的作用。根据测算,

在新冠疫情中,全国对呼吸机的总需求量约为3.2万台,但是呼吸机生产周期长,对于专业医疗设备制造商,生产一台呼吸机需要花费40 d的时间;而且造价昂贵,每台在(20~40)万元不等。

保障呼吸机的正常运行至关重要。呼吸机在使用过程中会因为零部件失效、配件使用频率高或人为操作失误等原因造成各种故障,阻碍呼吸机正常的工作。据不完全统计,呼吸机的故障率高达6.86%^[1]。因此,在呼吸机需求量大,生产周期长,造价昂贵,故障率高的严峻形势下,如何保证在呼吸机发生故障时快速准确地找到故障原因和故障点,迅速排除故障,恢复设备的正常运行具有重要意义。

故障树分析法(Fault Tree Analysis, FTA)是一种可以自上而下进行故障诊断演绎的方法,它的优点是可以系统全面地分析故障的根本原因。自1962年贝尔实验室发明FTA以来,它已经被广泛用于故障

【收稿日期】2021-05-09

【基金项目】国家重点研发计划(2016YFC0103100);军队卫勤专项资助项目(20WQ005)

【作者简介】马建川,硕士,研究方向:医疗设备故障智能诊断, E-mail: 1253010852@qq.com

【通信作者】种银保,教授,研究方向:医疗设备故障智能诊断, E-mail: chongyinbao@163.net

诊断^[2]。这种方法以专家经验知识为基础,使故障诊断和可靠性分析在一定程度上能够容忍数据的误差,可以降低获得精准概率值的难度。但许多复杂系统存在着多种原因导致故障发生,或上层事件和下层事件之间没有明确因果关系的情况,而故障树中的逻辑门只能对故障或正常状态进行确定性的逻辑关系描述。因此,在故障的定量分析过程中,FTA无法很好地将复杂系统的逻辑状态描述出来,同时FTA的计算量很大,但是概率方法就很适合对复杂系统进行描述。

基于条件概率的贝叶斯网络(Bayesian Network, BN)是运用概率定理进行推理的一种方法,更加适合复杂系统的故障分析和判断。BN和FTA在推理机制和系统状态描述方面都极为相似。与FTA相比,BN具有描述事件多态性和故障逻辑关系非确定性的能力。但是BN的搭建涉及领域专家的专业知识,是BN在故障诊断应用中的“瓶颈”^[3-4]。因此,基于FTA构建的BN方法更为广泛地应用到故障诊断领域中。姚成玉等^[5]和刘晓洁等^[6]提出基于T-S故障树和BN的模糊可靠性评估方法,将T-S故障树、BN和模糊集合理论进行融合,并将该方法应用于运输车

的液压系统,为系统进行故障诊断提供了可靠依据。Zheng等^[7]在建立的故障树基础上进行BN的搭建,并开发了故障诊断系统,利用该系统,工程师可以对起重机进行快速准确的故障诊断^[7]。受上述研究的启发,本文综合故障树和BN的优点,提出一种基于FTA和BN相结合的呼吸机智能故障诊断方法。

1 呼吸机原理和工作过程

1.1 呼吸机原理结构

呼吸通过人体内肺泡的舒张和收缩来完成氧气的吸入和呼出,而呼吸机的工作原理主要是通过机械的外力方式来建立压力差,从而实现强制的人工呼吸过程^[8-9]。呼吸机主要由4部分组成,见图1。

(1)图形用户界面(Graphics User Interfaces, GUI)。接受呼吸参数的输入以及对患者监测参数进行显示,同时对呼吸输送系统进行监测和通信,主要由CPU板、LED线路板、触摸框板、背光板、按键板、液晶显示屏和报警器等组成。

(2)呼吸输送系统(Breath Delivery Unit, BDU)。按照设定的参数,提供给病人一定流速、压力及呼吸频率的混合气流,并监测相关的呼吸参数。由吸气

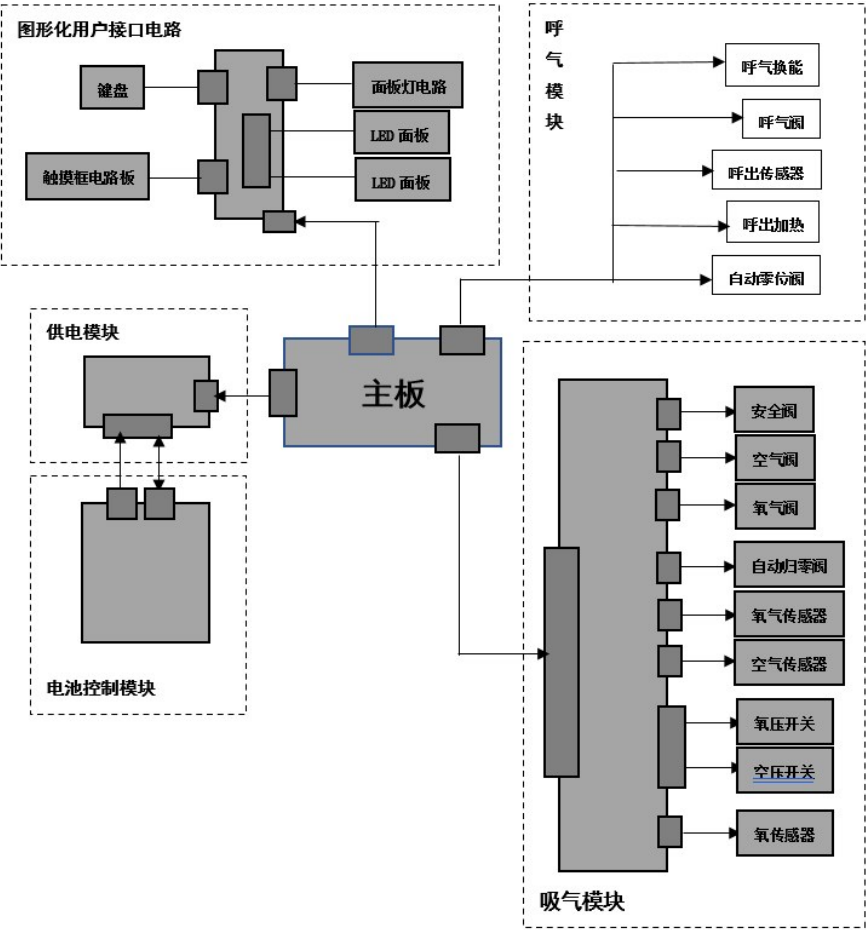


图1 呼吸机结构原理

Fig.1 Schematic diagram of a ventilator

模块和呼气模块组成,其中,吸气模块包括减压阀、比例电磁阀、安全阀、校零电磁阀、氧气传感器、压力传感器、流量传感器等;呼气模块包括校零电磁阀、压力传感器、流量传感器和呼气阀等。

(3)后备电源系统(Backup Power Source, BPS)。当交流电电压较低或丢失后,后备电源系统会自动启动,为GUI和BDU提供不间断稳压电源,保证设备至少可以正常运行30 min,方便临床继续治疗和抢救。

(4)空气压缩机。主要由运转电机、储气管和散热装置组成,工作时空气经由压缩机经过散热器降温后通过过滤器、干燥棒过滤掉多余水分,后经过三通阀分两路,一路进入气瓶储存,另一路供给主机。

1.2 呼吸机的工作过程

通过管路外接一定压力的中央供氧和空气,将气体输送至系统BDU的吸气模块中;气体通过干燥、过滤、减压和流量传感器监测后,输送到比例电磁阀PSOLS,按设定的氧浓度进行混合。混合后的气体通过过滤器、湿化器和积水杯输送至病人处。呼出的废气则通过积水杯、过滤器进入BDU的呼气模块中,经过干燥、灭菌和监测,最后经呼出阀排至大气中^[10]。

2 基于BN的故障树搭建

2.1 呼吸机故障树的建立

FTA是将系统内造成严重后果的故障事件或事故作为顶事件置于故障树最顶端,然后找出系统内可能发生的零部件失效或故障、环境变化和人为失误等因素与系统故障之间的联系,并用树状的逻辑图进行表示^[11]。最后对各基本事件赋予先验概率值,进行定性和定量的分析。

本文建立的呼吸机故障树将呼吸机不能正常工作作为顶事件,在知网上搜集呼吸机故障的相关文献,以呼吸机无法正常工作作为标准筛选出124篇文献,通过对文献的阅读整理,总结出221例呼吸机故障案例,并结合呼吸机的结构组成和工作原理,划分为背光板故障、CPU板故障、空压机故障、按键板故障、电路接触不良故障、气体输送故障和气体监测故障共7个故障树中间事件,34个故障基本事件,所绘成的故障树如图2所示。其中,相对故障率为基本事件的案例数与故障案例总数的比值,即:

相对故障率=基本事件案例数/故障案例总数×100%

呼吸机故障事件及其概率值见表1。

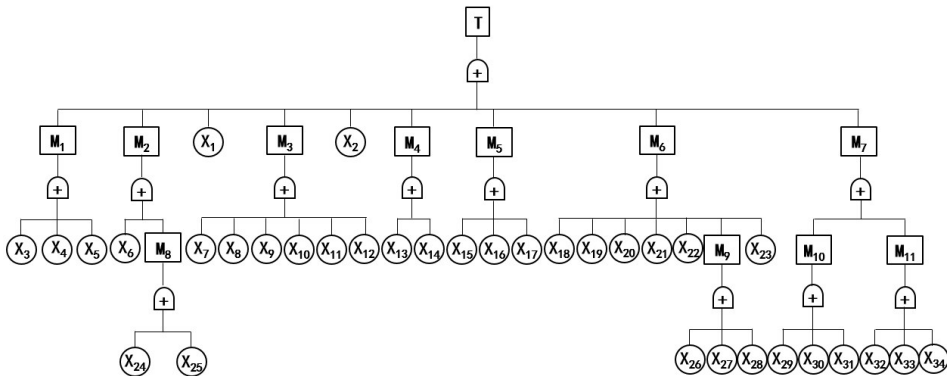


图2 呼吸机故障树
Fig.2 Fault tree of the ventilator

通过表1可以发现,在34个基本事件中,相对故障率高的事件分别为呼出端流量传感器故障(10.41%)、氧电池失效(9.05%)、比例电磁阀故障(9.05%)、呼出阀故障(8.60%)、空气流量传感器故障(8.60%)、通讯电缆故障(6.79%)、氧气流量传感器故障(6.33%)、进气阀过滤器故障(4.98%)。

2.2 BN的定量分析

BN是综合利用概率论和图论进行不确定事件分析和推理的有效工具,是描述变量间概率关系的图形模式^[12]。BN中的节点代表着变量,节点间的有向边从原因指向结果,构成一个有向无环图。BN分

析根据根节点的先验概率求得叶节点的发生概率,再反向求得根节点的后验概率。其中,先验概率是根据以往的经验推算出事件发生的概率,是由原因推理结果;后验概率则是判断多种原因中某一原因造成事件发生的概率,是由结果反推原因^[13]。

2.2.1 后验概率的求解 以图3的BN模型为例,从X到Y,表示原因X导致结果Y。 $P(X)$ 表示事件X发生的概率, $P(X|Y)$ 表示事件Y发生的情况下事件X发生的概率, $P(Y|X)$ 表示为后验概率,即事件X发生的条件下事件Y发生的概率。由全概率公式可得:

$$P(X) = P(X|Y) \cdot P(Y) \tag{1}$$

表1 呼吸机故障事件及其概率值

Tab.1 Fault events and probability values of the ventilator

编码	事件名称	相对故障率/%	编码	事件名称	相对故障率/%
T	呼吸机无法正常工作	100.00	X ₁₂	电源故障	0.45
M ₁	背光板故障	5.43	X ₁₃	电路板短路	1.36
M ₂	CPU板故障	7.69	X ₁₄	按键积水	0.90
M ₃	空压机故障	4.96	X ₁₅	屏幕连接线故障	0.45
M ₄	按键板故障	2.26	X ₁₆	电源接触不良	1.81
M ₅	接触不良	9.05	X ₁₇	通讯电缆故障	6.79
M ₆	气体输送故障	29.44	X ₁₈	中央供氧故障	0.90
M ₇	气体监测故障	38.00	X ₁₉	回路管路故障	0.90
M ₈	电路板故障	4.98	X ₂₀	比例电磁阀故障	9.05
M ₉	过滤器故障	7.69	X ₂₁	湿化器故障	1.36
M ₁₀	流量传感器故障	25.34	X ₂₂	集液杯故障	0.90
M ₁₁	氧电池故障	12.66	X ₂₃	呼出阀故障	8.60
X ₁	触摸框老化	1.36	X ₂₄	保险丝故障	2.26
X ₂	软件故障	1.81	X ₂₅	整流桥堆短路	2.72
X ₃	背景灯接触故障	1.36	X ₂₆	进气阀过滤器故障	4.98
X ₄	灯管故障	0.90	X ₂₇	干燥管过滤器故障	1.81
X ₅	高压板故障	3.17	X ₂₈	排气端过滤器故障	0.90
X ₆	焊脚虚焊	2.71	X ₂₉	氧气流量传感器故障	6.33
X ₇	启动电容故障	1.81	X ₃₀	空气流量传感器故障	8.60
X ₈	继电器故障	0.90	X ₃₁	呼出端流量传感器故障	10.41
X ₉	轴承故障	0.90	X ₃₂	氧电池失效	9.05
X ₁₀	风机叶片故障	0.45	X ₃₃	氧电池接口破裂	0.90
X ₁₁	电机故障	0.45	X ₃₄	氧浓度失准	2.71

进而可以求得后验概率为:

$$P(Y|X)=\frac{P(X|Y)\cdot P(Y)}{P(X)}$$

(2)

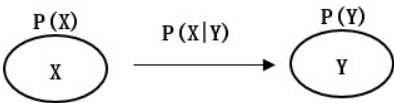


图3 贝叶斯网络模型
Fig.3 Bayesian network model

2.2.2 基本事件重要度的求解 基本事件的重要度主要包括结构重要度和概率重要度。结构重要度是从故障树的结构上对各基本事件的重要程度进行分析,不考虑各基本事件的发生概率,是一种定性的重要度分析。概率重要度是指第*i*个基本事件不可靠的变化引起系统不可靠度变化的程度^[14],属于定量的重要度分析。可用公式表达为:

$$\Delta g_i(t)=\frac{\partial g\left[F_s(t)\right]}{\partial F_i(t)}=\frac{\partial F_s(t)}{\partial F_i(t)}$$

(3)

其中, $\Delta g_i(t)$ 为概率重要度; $F_i(t)$ 为元器件的不可靠度; $g\left[F_s(t)\right]$ 为顶事件发生的概率; $F(t)=\left[F_1(t), F_2(t), \cdots, F_n(t)\right]$; $F_s(t)$ 为系统的不可靠度, $F_s(t)=P(T)=g\left[F(t)\right]$ 。

由全概率公式:

$$\begin{aligned} P(T) &= P\left[X_i(t)=1\right] \cdot P\left[T \mid X_i(t)=1\right] + \\ &\quad P\left[X_i(t)=0\right] \cdot P\left[T \mid X_i(t)=0\right] \\ &= F_i(t) g\left[1_i, F(t)\right] + \left[1-F_i(t)\right] g\left[0_i, F(t)\right] \end{aligned}$$

(4)

从而可以得出基本事件的概率重要度为:

$$\begin{aligned} \Delta g_i(t) &= g\left[1_i, F(t)\right]-g\left[0_i, F(t)\right]= \\ &\quad E\left[\Phi\left(1_i, X(i)\right)-\Phi\left(0_i, X(t)\right)\right] \\ &= P\left\{\left[\Phi\left(1_i, X(t)\right)-\Phi\left(0_i, X(t)\right)\right]=1\right\} \end{aligned}$$

(5)

FTA 向 BN 的转化不仅是简单的映射,而是要突破 FTA 本身的局限性,获得更好的故障分析和诊断能力^[15]。将 FTA 转化为 BN 的步骤如图 4 所示。

2.3 条件概率表的更新

利用 BN 可视化软件 GeNIe^[16]将故障树转化为

BN 后,把求得的各个基本事件的相对故障率输入到 BN 中作为先验概率,同时,为各个非根节点指定对应发生故障的条件概率,从而对根节点进行条件概率的更新。

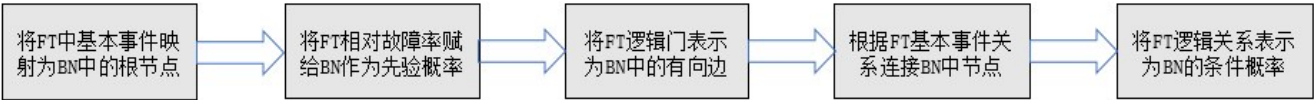


图 4 FTA 向 BN 的转化
Fig.4 Conversion from fault tree analysis to Bayesian network

3 BN 的分析和验证

3.1 结果分析

为了便于比较,将每个基本事件的先验概率和后验概率列于表 2 中。对比表 2 中的两种概率值,可以发现,每个基本事件的后验概率和先验概率是不相同的。通过根节点的先验概率求得的后验概率对于故障诊断具有不完全可靠性,但是可以作为基本事件概率重要度的关键参考。概率重要度可以反映出节点故障发生的重要程度,同时也能反映出呼吸机可靠性的薄弱环节^[17]。本文主要考虑基本事件的后验概率和概率重要度,如果两个参数给出基本事件排序相同,则对于使用后验概率和概率重要度的策略就很直观^[18-19]。然而当两种参数给出不同的排列顺序,则需要综合考虑后验概率和概率重要度。表 2 结合故障现象给出 7 个中间事件下的基本事件序列。以表 2 中的背光板故障为例,当背光板出现故障时,结合后验概率和重要度的序列,最先检查高压板是否出现故障;若是能够排除高压板的故障,再依照后验概率和概率重要度的次序检查背景灯接触故障和灯管故障等,直至故障排除,设备恢复正常运行。

3.2 结果验证

笔者利用厂家 2017~2020 年的呼吸机维修记录进行验证,共整理出 328 条维修记录,将这些记录按照已建立的故障树事件进行分类,并和 BN 诊断后的结果进行比较。结果发现,背光板故障、CPU 板故障、按键板

表 2 呼吸机故障事件序列
Tab.2 Sequence of the fault events of the ventilator

中间事件	基本事件	先验概率	后验概率	概率重要度
背光板故障	高压板故障	0.031 7	0.15	0.135 3
	背景灯接触故障	0.013 6	0.05	0.040 3
	灯管故障	0.009 0	0.05	0.040 3
CPU 板故障	保险丝故障	0.022 6	0.40	0.260 0
	整流桥堆短路	0.027 2	0.35	0.210 0
	焊脚虚焊	0.027 1	0.10	0.075 0
空压机故障	启动电容故障	0.018 1	0.09	0.069 6
	继电器故障	0.009 0	0.09	0.069 6
	轴承故障	0.009 0	0.09	0.069 6
	风机叶片故障	0.004 5	0.09	0.069 6
	电机故障	0.004 5	0.09	0.069 6
	电源故障	0.004 5	0.09	0.069 6
按键板故障	电路板短路	0.013 6	0.09	0.091 0
	按键积水	0.009 0	0.09	0.080 0
接触不良故障	电源接触不良	0.018 1	0.49	0.442 2
	屏幕连接线故障	0.004 5	0.07	0.043 2
	通讯电缆故障	0.067 9	0.07	0.043 2
气体输送故障	进气阀过滤器故障	0.049 8	0.35	0.299 2
	比例电磁阀故障	0.090 5	0.36	0.114 3
	干燥管过滤器故障	0.018 1	0.14	0.099 7
	呼出阀故障	0.086 0	0.32	0.093 1
	排气端过滤器故障	0.009 0	0.07	0.047 2
	中央供氧故障	0.009 0	0.04	0.007 3
	回路管路故障	0.009 0	0.04	0.007 3
	湿化器故障	0.013 6	0.04	0.007 3
	集液杯故障	0.009 0	0.04	0.007 3
气体监测故障	氧电池失效	0.905 5	0.54	0.436 0
	呼出端流量传感器故障	0.104 1	0.27	0.113 4
	氧浓度失准	0.027 1	0.18	0.094 0
	空气流量传感器故障	0.086 0	0.24	0.092 4
	氧气流量传感器故障	0.063 3	0.18	0.059 4
	氧电池接口破裂	0.009 0	0.06	0.028 0

故障和接触不良故障的基本事件序列一致,空压机故障、气体输送故障和气体监测故障的基本事件序

列与理论值不相符合,以气体输送故障和气体监测故障为例,比较结果如图5所示。

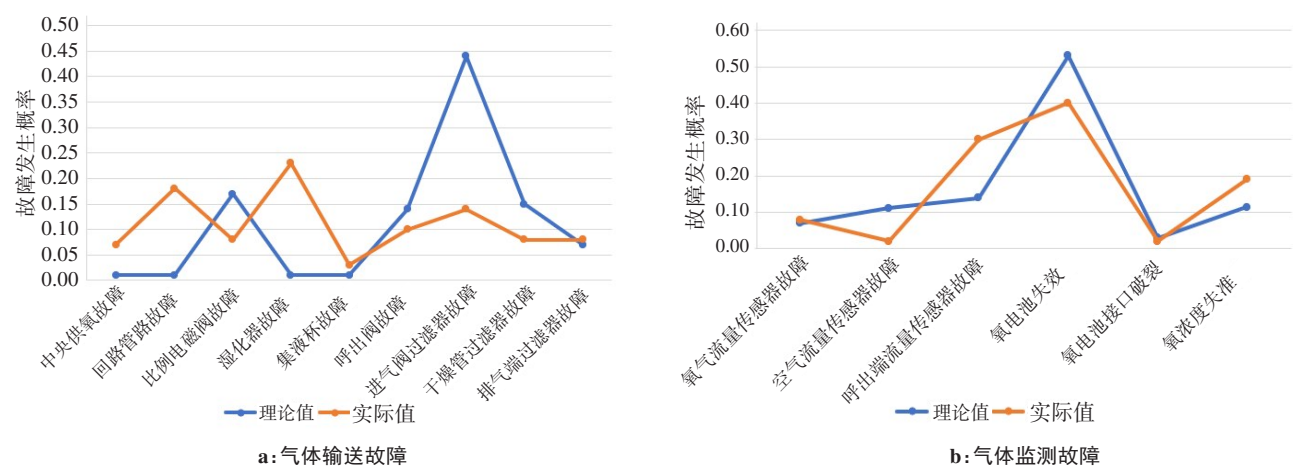


图5 结果对比
Fig.5 Comparison of results

利用冒泡排序^[20]的方法对7个中间事件下的基本事件的理论序列值和实际序列值进行分析比较,在Matlab中利用冒泡算法以理论序列值为标准,求得实际序列值与理论序列值的差值,得到的结果如表3所示。

从表3可以发现,背光板故障、CPU板故障、按键板故障和接触不良故障事件下的基本事件序列值的准确率为100%,空压机故障和气体监测故障事件下

的基本事件序列值的准确率在85%以上,气体输送故障事件下的基本事件序列值的准确率为58.33%。考虑到文献搜集和实际维修记录的数据量样本较小,而且不同品牌设备的同一故障所对应的数据存在一定的偏差,因此该方法具有一定的可行性。后期要继续扩大实验的数据量,完善补充数据的多样性,同时在现有的方法上继续改进。

表3 结果验证
Tab.3 Validation of results

中间事件	背光板故障	CPU板故障	空压机故障	按键板故障	接触不良故障	气体输送故障	气体监测故障	合计
理论序列值	X ₅ X ₃ X ₄	X ₂₄ X ₂₅ X ₆	X ₇ X ₈ X ₉ X ₁₀ X ₁₁ X ₁₂	X ₁₃ X ₁₄	X ₁₆ X ₁₅ X ₁₇	X ₂₆ X ₂₀ X ₂₇ X ₂₃ X ₂₈ X ₁₈ X ₁₉ X ₂₁ X ₂₂	X ₃₂ X ₃₁ X ₃₄ X ₃₀ X ₂₉ X ₃₃	
实际序列值	X ₅ X ₃ X ₄	X ₂₄ X ₂₅ X ₆	X ₇ X ₉ X ₈ X ₁₀ X ₁₂ X ₁₁	X ₁₃ X ₁₄	X ₁₆ X ₁₅ X ₁₇	X ₂₁ X ₁₉ X ₂₆ X ₂₃ X ₂₀ X ₂₇ X ₂₈ X ₁₈ X ₂₂	X ₃₂ X ₃₁ X ₃₄ X ₂₉ X ₃₀ X ₃₃	
准确率/%	100.00	100.00	86.67	100.00	100.00	58.33	93.33	84.54

4 结 论

本文提出了结合FTA和BN的方法,充分利用了BN可以快速诊断分析复杂系统的故障问题,弥补了FTA对于复杂系统计算繁琐的缺点。同时该方法也利用了先验知识,对数据量和数据质量要求不高。本文的主要贡献是将FTA和BN两种方法结合起来解决一种急救设备的智能故障诊断问题,该方法得到的推理结果与实际结果相符性达到84.54%,为建立呼吸机故障静态数据库并进行故障智能诊断提供了理论依据,具有一定的推广价值。

【参考文献】

[1] 吴萌.降低我院呼吸机故障率的研究[J].中国医疗设备,2017,32(7):94-96.
WU M. Research of reducing the failure rate of ventilator in our hospital[J]. China Medical Devices, 2017, 32(7): 94-96.

[2] KHALIL M A, AHMAD A, TUAN AMRAN T, et al. Failure analysis using functional model and bayesian network[J]. Chemical Product and Process Modeling, 2016, 11(4). DOI: 10.1515/cppm-2016-0007.

[3] 杨虹,汪厚祥,支冬栋,等.基于贝叶斯网络的故障树在机械设备中的应用[J].微计算机信息,2010,26(4):115-117.
YANG H, WANG H X, ZHI D D, et al. Application of fault tree based on Bayesian networks in equipment[J]. Microcomputer Information, 2010, 26(4): 115-117.

[4] 宫义山,高媛媛.基于故障树和贝叶斯网络的故障诊断模型[J].沈阳工业大学学报,2009,31(4):454-457.

- GONG Y S, GAO Y Y. Fault diagnosis model based on fault tree and Bayesian network[J]. Journal of Shenyang University of Technology, 2009, 31(4): 454-457.
- [5] 姚成玉, 陈东宁, 王斌. 基于T-S故障树和贝叶斯网络的模糊可靠性评估方法[J]. 机械工程学报, 2014, 50(2): 193-201.
- YAO C Y, CHEN D N, WANG B. Fuzzy reliability assessment method based on T-S fault tree and bayesian network [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2014, 50(2): 193-201.
- [6] 刘晓洁, 吴家鑫. 贝叶斯网络在故障诊断中的应用[J]. 北京联合大学学报, 2014, 28(2): 60-63.
- LIUX J, WU J X. Application of Bayesian network in fault diagnosis [J]. Journal of Beijing Union University, 2014, 28(2): 60-63.
- [7] ZHENG Y, ZHAO F, WANG Z. Fault diagnosis system of bridge crane equipment based on fault tree and Bayesian network[J]. Int J Adv Manuf Tech, 2019, 105(2). DOI: 10.1007/s00170-019-03793-0.
- [8] 高加川. 呼吸机机械控制原理及控制方式探析[J]. 决策探索(中), 2020(12): 59.
- GAO J C. Analysis of mechanical control principle and control mode of ventilator [J]. Policy Research & Exploration (Middle), 2020(12): 59.
- [9] 刘剑龙. 呼吸机的工作原理与常见故障维修[J]. 医疗装备, 2020, 33(8): 138.
- LIU J L. Working principle of ventilator and common fault maintenance[J]. Chinese Journal of Medical Device, 2020, 33(8): 138.
- [10] 周赞. 呼吸机的原理、结构和维护保养方法[J]. 医疗装备, 2017, 30(12): 70-71.
- ZHOU Y. Principle, structure and maintenance method of ventilator [J]. Chinese Journal of Medical Device, 2017, 30(12): 70-71.
- [11] 李俭川, 胡笃庆, 秦国军, 等. 基于故障树的贝叶斯网络建造方法与故障诊断应用[J]. 计算机工程与应用, 2003(24): 225-228.
- LI J C, HU N Q, QIN G J, et al. Bayesian network construction method based on fault tree and its application in fault diagnosis[J]. Computer Engineering and Applications, 2003(24): 225-228.
- [12] 董超跃. 基于动态贝叶斯网络的动车组牵引传动系统可靠性分析[D]. 北京: 北京交通大学, 2020.
- DONG C Y. Reliability analysis of EmU traction drive system based on dynamic bayesian network [D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2020.
- [13] 王贝贝, 闫智浩, 吕浩, 等. 基于故障树-贝叶斯网络集成方法的涂装车间燃爆事故分析[J]. 安全, 2020, 41(10): 14-18.
- WANG B B, YAN Z H, LÜ H, et al. Analysis of explosion accident in the painting workshop based on fault tree-bayesian network integration method[J]. Safety, 2020, 41(10): 14-18.
- [14] 徐非骏, 王贺. 基于贝叶斯网络雷达伺服系统故障树分析[J]. 雷达科学与技术, 2019, 17(5): 564-568.
- XU F J, WANG H. Fault tree analysis of radar servo system based on bayesian network[J]. Radar Science and Technology, 2019, 17(5): 564-568.
- [15] 齐善明, 李磊, 杨欢. 基于故障树贝叶斯网络的装备故障诊断方法研究[J]. 舰船电子工程, 2012, 32(6): 112-114.
- QI S M, LI L, YANG H. Fault tree method of fault diagnosis equipment based on bayesian networks [J]. Ship Electronic Engineering, 2012, 32(6): 112-114.
- [16] 陈志煌, 刘国恒, 王莹莹, 等. 基于动态贝叶斯网络的水下连接器故障诊断[J]. 中国安全科学学报, 2020, 30(5): 81-87.
- CHEN Z H, LIU G H, WANG Y Y, et al. Fault diagnosis of subsea collet connector based on dynamic Bayesian network [J]. China Safety Science Journal, 2020, 30(5): 81-87.
- [17] 张梅, 许桃, 孙辉煌, 等. 基于模糊故障树和贝叶斯网络的矿井提升机故障诊断[J]. 工矿自动化, 2020, 46(11): 1-5.
- ZHANG M, XU T, SUN H H, et al. Fault diagnosis of mine hoist based on fuzzy fault tree and Bayesian network[J]. Industrial and Mining Automation, 2020, 46(11): 1-5.
- [18] 陈东宁, 侯安农, 姚成玉, 等. 一种新型动态贝叶斯网络分析方法[J]. 中国机械工程, 2020, 31(12): 1394-1406.
- CHEN D N, HOU A N, YAO C Y, et al. A novel dynamic bayesian network analysis method[J]. China Mechanical Engineering, 2020, 31(12): 1394-1406.
- [19] 刘强. 基于离散时间贝叶斯网络的采煤机液压系统可靠性分析[D]. 秦皇岛: 燕山大学, 2019.
- LIU Q. Reliability analysis of shearer hydraulic system based on discrete time Bayesian network [D]. Qinhuangdao: Yanshan University, 2019.
- [20] 宋美英. 基于C语言的冒泡排序算法探讨[J]. 现代计算机, 2011(23): 48-49.
- SONG M Y. Discussion on bubble sorting algorithm based on C language[J]. Modern Computer, 2011(23): 48-49.

(编辑:薛泽玲)