

基于故障定位集的医疗器械电路故障在线检测方法

刘海天

(海安市人民医院 医学装备科, 江苏 南通 226600)

摘要:考虑到传统方法在检测医疗器械电路故障时存在漏检率和误检率高、故障信号采集质量差的问题,提出一种基于故障定位集的医疗器械电路故障在线检测方法。利用电路故障函数,提取出医疗器械电路故障信息特征,根据医疗器械运行过程中电路故障定位集特征信息的状态方程,计算出电路故障定位集的后验概率估计,构建医疗器械电路故障定位集模型。在此基础上,利用小波变换分解医疗器械电路故障信息,获取离散小波系数,通过重构医疗器械电路故障信息,定位医疗器械电路故障位置,实现对医疗器械电路故障在线检测。实验结果表明:所提方法不仅可以降低电路故障的漏检率和误检率,还可以在故障信号采集的信噪比方面提高故障信号采集质量。

关键词:故障定位集;在线检测;电路故障;医疗器械;小波变换;分布函数

中图分类号:TP391 **文献标志码:**B **文章编号:**1671-5276(2022)03-0240-04

Line Fault Detection Method of Medical Device Circuit Based on Fault Location Set

LIU Haitian

(Department of Medical Equipment, Hai'an people's Hospital, Nantong 226600, China)

Abstract: As traditional methods have high detection missing rate and false detection rate, and poor quality of fault signal collection when detecting medical device circuit failures, a medical device circuit failure online detection method based on fault location set is proposed. Circuit fault function is applied to extract the medical device circuit fault information characteristics. According to the state equation of the circuit fault location set feature information in operation of the medical device, the posterior probability estimation of the circuit fault location set is calculated, and the medical device circuit fault location set mode is built. On this basis, wavelet transform is used to decompose medical device circuit fault information to obtain discrete wavelet coefficients. By reconstructing medical device circuit fault information, the position of medical device circuit faults is located to realize the online detection of medical device circuit fault. Experimental results show that the proposed method can not only reduce the missed detection rate and false detection rate of circuit faults, but also can improve the quality of fault signal collection in terms of the signal-to-noise ratio of the fault signal collection.

Keywords: fault location set; online detection; circuit failure; medical apparatus and instruments; wavelet transform; distribution function

0 引言

随着我国医学的不断发展和进步,医疗器械得到了广泛的应用,但同时面临着昂贵的医疗器械维修费用。很多医院为了保证医疗器械的正常运转,不得不培养专业的医疗器械维修人员,造成相关医疗器械维修的费用不断地增加,导致医院的经营成本不断地上升。为了有效解决上述问题,很多医院开始寻找相关的解决方案^[1]。医疗器械的故障主要源于电路的故障,而电路故障的发生大部分由于频繁地使用错误的操作流程导致医疗器械内部混乱,最终导致医疗器械的某些部件不能正常运转,造成检测的数据不准确,从而出现误诊的状况^[2]。如果医疗器械的故障是因为输出电流引起的电流故障,不能得到及时修复,严重时会对机器造成不可逆的损害,使整个设备无法修

复。为了保证医疗器械在运行过程中的稳定性能,保证检查结果的准确性,需要对电路故障进行实时检测,及时排除医疗器械故障,以免带来重大损失^[3]。

董煜等^[4]为了准确地对电路相位误差进行检测,提出了一种基于移动信号的电路检测法。首先,对电路的相位误差进行固定频率的模拟,并将延长移动信号替换电路的相位信号,利用滤波器对电路运行过程中产生的信号进行有效提取,将强噪声内的移动信号剥离,实现对电路相位误差的检测。实验结果表明,基于移动信号的电路相位误差检测方法,可以有效地克服高噪声环境,但是存在较高的漏检率。褚若波等^[5]提出了一种基于高频信号的电路故障可视化识别方法,首先利用多层卷积神经网络构建电路运行线路图,并提取电路运行特征,结合高频耦合滤波对电路运行过程中故障信号进行采集,并利用高频信号进行标记,将电路运行过程中的数据进行合理化分析,并

作者简介:刘海天(1985—),男,江苏南通人,本科,研究方向为医疗器械维修及管理。

将其转化为适用可视化分析的数据,实现对电路故障可视化的识别。结果显示,该方法虽然可以提高电路故障检测精度,但是故障信号采集质量较低。

基于以上研究背景,本文利用故障定位集设计一种医疗器械电路故障在线检测方法,从而保证医疗器械电路的安全性。

1 医疗器械电路故障在线检测方法设计

1.1 构建医疗器械电路故障定位集模型

将电路故障定位集描述为 $\mathbf{X} = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$, 医疗器械运行过程中电路故障定位集 $\mathbf{X}$ 的数量为 n , $\mathbf{X}$ 中电路故障定位集的特征分布为维矢量 $\mathbf{p}$ 。如果 $\mathbf{X}$ 中含有 c 个电路故障类别,那么第 i 个电路故障类别可以用 $c_i = \{c_1, c_2, \dots, c_i\}$ 来表示。当医疗器械运行过程中电路故障定位集不平稳时,则得到故障信号样本集 $\{x(t_1), \dots, x(t_n)\}$ 特征分布函数和 $\{x(t_1 + \tau), \dots, x(t_n + \tau)\}$ 特征分布函数之间的关联关系^[6],利用式(1)给出电路故障函数 $f(x)$ 的表达式:

$$f(x) = (\theta(k) - c(k)) \mathbf{X} c_i \quad (1)$$

式中: $\theta(k)$ 代表医疗器械电路故障点; $c(k)$ 代表医疗器械电路故障定位集的样本。利用模糊度函数的特性,确定电路故障定位集的频谱特征^[7],得到电路故障数据的特征变量 V 值和故障定位集之间的关系。根据医疗器械电路故障特征向量定位集 $\mathbf{R}_i$ 和 $\mathbf{R}_j$,得到医疗器械电路故障特征向量的函数映射为 $\mathbf{f}_R: \mathbf{R}_i \rightarrow \mathbf{R}_j$,假设 $m_i \in R_i$,得到医疗器械电路故障信息提取方程:

$$G_T = \frac{f(x)(x+\varphi)\gamma}{\psi} \quad (2)$$

式中: x 代表故障定位集中电路故障数据的起始频率; ψ 代表故障定位集的训练样本; φ 代表故障定位集的瞬时幅度; γ 代表医疗器械发生电路故障时的谐振幅度。

如果 R 为故障定位集中电路故障特征的信任关系,故障定位集内含有 4 个信任关系组 (E_i, E_j, d, t) ,其分类属性为 $A = \{A_1, A_2, \dots, A_m\}$,则医疗器械运行过程中电路故障定位集特征信息 $P_i(t)$ 的状态方程式为

$$P_i(t) = G_T \sum_{n=1}^k \frac{A}{\varphi} R \frac{1}{\psi} \quad (3)$$

医疗器械电路故障定位集是由 α 个电路故障数据样本组成,被称为电路故障数据样本集^[8],并且每个电路故障样本集中都含有 m 个指标,则 j 个电路故障样本集中的指标特征向量为 $\mathbf{x}_j = \{x_1, x_2, \dots, x_j\}$,由下式计算出电路故障定位集的后验概率估计 $p_j(k)$,即

$$p_j(k) = \frac{P_i(t) \mathbf{p}(\gamma | \alpha, \theta)}{\sum_{j \in N(k)} (V_j(k) - V_j(k) P_i(t))} \quad (4)$$

为了构建医疗器械电路故障定位集模型,运用时频分析法^[9],对医疗器械电路故障定位集的特征进行提取,构建医疗器械电路故障定位集模型:

$$\mathbf{x}_i = f_i(\mathbf{x}_i, u_i) p_j(k) D(\mathbf{x}_i, V_j) \quad (5)$$

式中: $\mathbf{x}_i \in R^n$ 代表医疗器械电路故障定位集模型的特征状态矢量; $u_i \in R^m$ 表示故障定位集的特征。通过上述步骤,完成对医疗器械电路故障定位集模型的构建。

1.2 定位医疗器械电路故障

为了实现对医疗器械电路故障的定位,利用小波变换对医疗器械电路故障信息进行换算,完成对故障信息的有效辨别,最终实现对电路故障的准确定位。

在利用小波变换进行医疗器械电路故障的定位中,假设 $\varphi(t)$ 为小波离散函数,那么得到变换函数 $\varphi_{f,g}(t)$ 为

$$\varphi_{f,g}(t) = \frac{1}{\sqrt{f}} \varphi\left(\frac{t-g}{f}\right) \quad (6)$$

式中: f 代表变换因子; g 表示移动因子; $\varphi_{f,g}(t)$ 是通过小波变换 $\varphi(t)$ 得到的。通过对 f 和 g 进行小波变换,得到小波变换函数^[10]。设 $y(t)$ 为电路运行故障信号,依据式(6),利用 $\varphi(t)$ 对 $y(t)$ 进行离散小波变换,得到小波变换的系数为

$$T_y(f, g) = \frac{1}{\sqrt{f}} \int y(t) \varphi\left(\frac{t-g}{f}\right) \quad (7)$$

式中: f, g 和 t 代表小波变换过程中的常数。所以式(7)是持续的小波变换信号,也就是说医疗器械电路故障信号是持续的。

利用医疗器械电路故障信号的持续性特点,对小波变换函数进行解析^[11],根据离散小波函数,对不同故障情况下的医疗器械电路故障信号进行计算:

$$T_y(2^l, 2^l t) = \frac{1}{\sqrt{2^l}} T_y(f, g) \quad (8)$$

式中: l 为不同故障情况下医疗器械电路故障的权值; $T_y(2^l, 2^l t)$ 为不同故障情况下的小波变换系数。

下面用小波函数对医疗器械电路故障信息进行重构^[12],实现对医疗器械电路故障的准确定位。则任意的医疗器械电路故障位置 $h(t)$ 均可表示为

$$h(t) = h_i(t) + z_i(t) + T_y(2^l, 2^l t) c_{l,v} \quad (9)$$

式中: $h_i(t)$ 表示邻近医疗器械电路故障点的信号。设 $\varphi(t)$ 为小波基函数,则 $c_{l,v}$ 为邻近医疗器械电路故障定位点的小波系数,其可分解为

$$c_{l,v} = \langle h(t), \varphi_{l,v}(t) \rangle \quad (10)$$

根据公式(10)的分解,对不同故障情况下电路故障信息进行重构^[13],定位医疗器械电路故障的准确位置为

$$h(t) = \sum_l \sum_v O_l c_{l,v} \varphi_{l,v}(t) \quad (11)$$

式中: O_l 代表电路故障点位置信息。

根据以上步骤完成医疗器械电路故障的定位。

1.3 设计医疗器械电路故障检测算法

在对医疗器械电路故障进行检测时,通过故障定位集的采集和分析,实现医疗器械电路故障的检测。具体的步骤如下:

假设,由 $\mathbf{x}_i$ 和 $\mathbf{y}_i$ 代表医疗器械运行过程中的电路故障信号,则利用式(12)获得医疗器械运行信号的基频振动:

$$\mathbf{x}_i(t) = \frac{f(x) \times (\mathbf{x}_i \cdot \mathbf{y}_i)}{S_j(t) \times a_{ij}} \otimes n_i(t) \quad (12)$$

式中: $S_j(t)$ 代表第 j 个电路故障信号; a_j 代表 $S_j(t)$ 在第 i 个测点上的故障信号; $n_i(t)$ 代表检测因子。

定义 $X(t)$ 为已知的电路故障信息,对 $X(t)$ 进行小波变换, $S(t)$ 代表变换后的电路故障信号,则由式(13)提取电路故障信号特征:

$$E_r = \frac{X(t) \mp S(t)}{B_g \times q_z} \times H_d \quad (13)$$

式中: B_g 代表提取出的电路故障特征数量; q_z 代表故障信号的周期; H_d 代表故障信号的位置点。

将医疗器械电路故障的检测信息描述为 μ_o , a_j 代表检测信息的数目, L_d 代表电路故障检测信息矩阵, Δ 代表在 L_d 个电路数据中检测出故障信息的个数。用故障定位集计算出电路故障检测结果^[14],表述为

$$\Delta \lambda_k = \frac{\mu_o \times a_j \times L_d}{\Delta \times \Phi(i, t)} \oplus E_r \quad (14)$$

用 $\hat{\sigma}^2$ 代表电路故障检测信息方差, $C(U)$ 代表小波变换函数, ψ 代表电路故障信息的独立分量, $Y(t)$ 表示故障信息的白化信号,得到故障信息检测数据为

$$z(p_j) = \frac{Y(t) \times \hat{\sigma}^2}{C(U)} \times \frac{\Delta \lambda_k}{\psi \times Y(t)} \cdot \Phi(i, t) \quad (15)$$

将 $o_n(M)$ 定义为电路故障信息的功率谱函数^[15],完成医疗器械电路故障的检测为

$$w_g = \frac{\Delta \lambda_k}{o_n(M)} \times \Phi^n(i, t) \times z(p_j) \quad (16)$$

综上所述,完成对医疗器械电路故障检测算法的设计,实现了医疗器械电路故障的检测。

2 仿真实验分析

2.1 数据来源

为了验证基于故障定位集的故障检测方法在实际应用中的性能,以某医院医疗监护仪为实验对象,在CPU为intel(R) q4800,频率为2.66 GHz,计算机内存为512 GB,仿真编程环境为matlab 2019, Windows 10系统的仿真环境下进行一次仿真实验分析,在仿真环境下搭建医疗器械电路故障信号检测的仿真平台。实验数据来自不同医疗器械的电路信号记录,并在电路故障中添加噪声干扰,采集了实验数据,如图1所示。

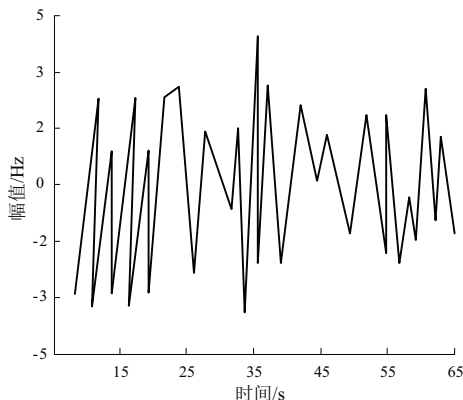


图1 实验数据

2.2 设置实验指标

医疗器械电路故障检测实验分两个阶段进行,先用漏检率和误检率指标衡量医疗器械电路故障的检测效果。漏检率指的是检测人员在医疗器械电路故障检测中未发现的电路故障信号占总故障数量的比例;误检率指的是检出电路故障与医疗器械电路故障检测总数之比。在实验第二阶段,用信噪比指标衡量医疗器械电路故障信号的检测质量,计算公式为

$$S_{NR} = 10 \log \frac{\sum_{i=1}^N |f(i)|^2}{\sum_{i=1}^N |f(i) - \bar{f}(i)|^2} \quad (17)$$

式中: $f(i)$ 表示电路故障发生信号函数; $\bar{f}(i)$ 表示电路故障产生信号强度。

2.3 结果分析

为验证基于故障定位集的故障检测方法的优点,引入基于改进证据理论的故障检测方法和基于多层卷积神经网络的故障检测方法作对比,利用图1的数据样本,测试了3种方法的医疗器械电路故障漏检率,结果如图2所示。

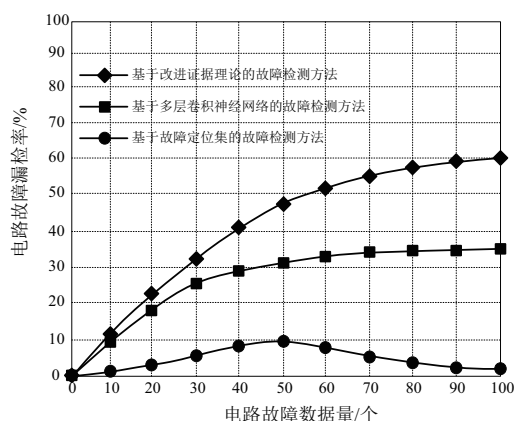


图2 医疗器械电路故障漏检率测试结果

从图2的结果可以看出,基于改进证据理论的故障检测方法在检测医疗器械电路故障时的漏检率偏高,当电路故障数据量超过60个时,漏检率高达50%,随着故障数据量的增加,最大漏检率达到了60%;采用基于多层卷积神经网络的故障检测方法时,电路故障漏检率较低,在0~35%之间,明显低于基于改进证据理论的故障检测方法;采用本文方法时,当电路故障数据量为50个时,电路故障漏检率达到最大值为10%,随着故障数据量的增加,漏检率开始下降,说明故障定位集的建立可以准确定位到故障的位置,降低了漏检率。

电路故障误检率测试结果如图3所示。

从图3的结果可以看出,基于改进证据理论的故障检测方法和基于多层卷积神经网络的故障检测方法在电路故障误检率方面的测试结果都比较高,分别在0~80%之间和0~50%之间,而本文方法在检测医疗器械电路故障时的误检率在0~20%之间,当电路故障数据量超过50个

时,电路故障误检率开始逐渐降低,当电路故障数据量为100个时,电路故障误检率只有8%,说明文中方法能够避免电路故障出现错误检测的现象。

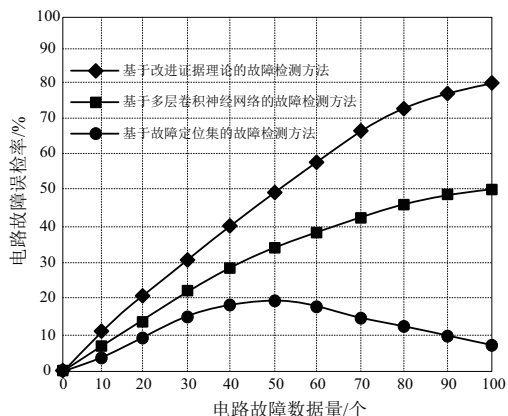


图3 医疗器械电路故障误检率测试结果

3种方法的医疗器械电路故障信号采集的信噪比测试结果如图4所示。

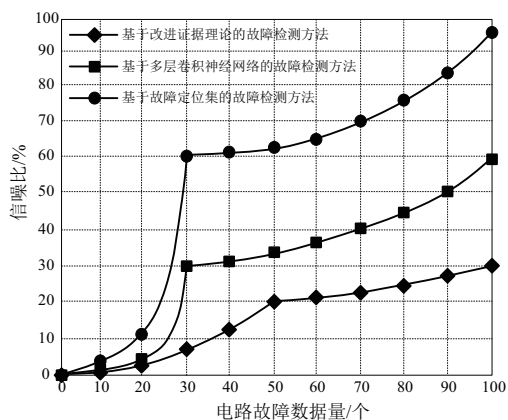


图4 医疗器械电路故障信号采集的信噪比测试结果

从图4的结果可以看出,在采集医疗器械电路故障信号的信噪比测试中,当电路故障数据量超过50个时,基于改进证据理论的故障检测方法才达到20%的信噪比,当电路故障数据量超过30个时,基于多层卷积神经网络的故障检测方法和基于故障定位集的故障检测方法得到的信噪比就达到了30%和60%。随着电路故障数据量的增加,文中方法在采集医疗器械电路故障信号的信噪比仍然在迅速上升,当电路故障数据量超过100个时,采集医疗器械电路故障信号的信噪比高达96%,说明文中方法可以保证医疗器械电路故障信号的检测质量。

3 结语

本文提出了基于故障定位集的医疗器械电路故障在线检测方法。经过实验测试发现,该方法在漏检率和误检率测试中,提高了电路故障的检测效果,还可以通过提高电路故障信号采集的信噪比,保证医疗器械电路故障信号的检测质量。但是本文的研究存在很多需要改进的地方,在今后的研究中,希望可以将LMD算法应用到故障检测中,缩短故障的检测时间,提高检测效率。

参考文献:

- [1] 谈恩民,李峰. 结合LMD云模型和ABC-LSSVM的模拟电路故障诊断[J]. 电子测量与仪器学报,2020,34(2):80-87.
- [2] 杨俊杰,刘思扬,孙旭,等. 多重交错并联开路电路故障检测[J]. 中国电机工程学报,2019,39(11):3336-3344.
- [3] 邓勇,胡徐松. 基于EMD和SPS的容差模拟电路故障诊断[J]. 电子测量与仪器学报,2020,34(2):67-72.
- [4] 董煜,董昱. 基于改进证据理论的轨道电路故障诊断方法[J]. 铁道科学与工程学报,2019,16(6):1535-1542.
- [5] 褚若波,张认成,杨凯,等. 基于多层卷积神经网络的串联电弧故障检测方法[J]. 电网技术,2020,44(12):4792-4798.
- [6] 姜艳妹,孙安琪,张孟逸. 粒子群优化三相桥式整流电路故障诊断[J]. 计算机应用,2019,39(增刊1):60-64.
- [7] 胡鸿志,岑德炼,徐翠峰,等. 基于CS优化神经网络的模拟电路故障诊断[J]. 计算机工程与设计,2019,40(4):1151-1155.
- [8] 肖金山,夏荣斌,孔令刚. 快速形状上下文算法在道岔控制电路故障诊断中的应用[J]. 铁道科学与工程学报,2019,16(8):2091-2099.
- [9] 孙健,胡国兵,王成华. 基于随机投影和NB网络的模拟电路故障诊断[J]. 仪器仪表学报,2019,40(2):105-112.
- [10] 肖晓晖. 基于改进果蝇优化算法优化SVM的模拟电路故障诊断[J]. 电子测量与仪器学报,2019,33(5):57-64.
- [11] 颜学龙,汪斌斌. 自适应狼群算法优化ELM的模拟电路故障诊断[J]. 计算机工程与科学,2019,41(2):246-252.
- [12] 高明哲,许爱强,唐小峰,等. 基于多核多分类相关向量机的模拟电路故障诊断方法[J]. 自动化学报,2019,45(2):434-444.
- [13] 熊魁,岳长喜,刘冬梅,等. 基于IGWO算法优化的SVM模拟电路故障诊断[J]. 微电子学与计算机,2019,36(1):16-21.
- [14] 莫太平,靳鹤,石鹏,等. 基于小波包和SGD-XGBoost的模拟电路故障诊断方法[J]. 微电子学与计算机,2019,36(4):38-42.
- [15] 王熙乾,高雪莲,史丽鹏. 基于WOA-PNN算法的电力电子电路故障诊断分析[J]. 微电子学,2020,50(2):232-235.

收稿日期:2021-09-22