

DOI:10.20033/j.1003-7241.(2026)03-0052-06

大型呼吸机故障信号的自动检测模块设计

梅江华

(南京脑科医院 设备科, 江苏 南京 210000)

摘要:大型呼吸机在运行时,由于环境噪声与故障信号在频域和时域上可能发生重叠或混叠,传统的故障检测模块往往难以准确区分这两者。这导致在提取故障特征时,模块容易受到噪声的干扰,进而对整体的检测性能产生负面影响。为此,设计一种针对大型呼吸机故障信号的自动检测模块。模块配备了低噪声系统电源,为呼吸机提供稳定电力支持,并设计了高效的通讯电路以确保数据传输的顺畅。通过ADC自动化采样程序精准采集关键信号,运用小波变换技术去除噪声,并对处理后的信号进行时-频分析,提取故障特征。结合智能分类算法,模块能够准确识别出各种故障类型。测试结果显示,该模块具备出色的RASIS性能,完全满足大型呼吸机故障检测的需求。

关键词:大型呼吸机;低噪声系统电源;故障信号;小波变换技术;自动检测模块

中图分类号: TP277; TN307

文献标志码: A

文章编号: 1003-7241(2026)03-0052-06

Design of automatic detection module for fault signals of large scale respirators

MEI Jianghua

(Equipment Department, Nanjing Brain Hospital, Nanjing 210000, Jiangsu, China)

Abstract: During the operation of large ventilators, traditional fault detection modules often find it difficult to accurately distinguish between environmental noise and fault signals due to possible overlap or mixing in the frequency and time domains. This leads to the module being susceptible to noise interference when extracting fault features, which in turn has a negative impact on the overall detection performance. For this purpose, this study designs an automatic detection module for fault signals of large ventilators. The module is equipped with a low-noise system power supply to provide stable power support for the ventilator, and an efficient communication circuit is designed to ensure smooth data transmission. Key signals are accurately collected through the ADC automated sampling program, noise is removed using wavelet transform technology, and time-frequency analysis is performed on the processed signal to extract fault features. Combined with intelligent classification algorithms, the module can accurately identify various types of faults. The test results show that the module has excellent RASIS performance, fully meeting the needs of fault detection for large ventilators.

Keywords: large scale ventilator; low noise system power supply; fault signal; wavelet transform technology; automatic detection module

随着医疗技术的不断进步,呼吸机在临床治疗中的重要性日益凸显,特别是在呼吸系统疾病和重症监护领域。呼吸机作为维持患者生命的重要设备,其稳定性和可靠性直接关系到患者的生命安全。然而,由于呼吸机结构的复杂性以及长时间高负荷运行的特点,故障的发生难以避免。因此,设计一种大型呼吸机故障信号的自动检测模块,对于提高呼吸机的维护效率、减少故障对患者的影响具有重要意义。传统的呼吸机故障检测方法主要依赖于人工巡检和定期维护,这种方法不仅效率低下,而且难以发现一些隐蔽的故障。此外,由于人为因素的干扰,有时会导致误判或漏判,给患者的生命安全带来潜在威胁。因此,设计一种大型呼吸机故障信号的自动检测模块,实现对呼吸机运行状态的实时监控和预警,已成为当前医疗设

备领域的研究热点^[1]。

以往已有很多研究提出了各种方法来解决大型呼吸机故障检测的问题。例如,文献[2]提出了一种创新的基于注意力机制的故障检测模块,该模块通过预处理电机运行信号,将信号转换为二维频谱能量图,并利用融合了注意力机制的卷积神经网络进行故障特征分类。这种方法的创新之处在于注意力机制的应用,它使模型能够聚焦于信号中更重要的故障特征。然而,当环境噪声与故障信号在时域上重叠时,注意力机制可能受到干扰,影响故障检测的准确性。文献[3]则设计了一种基于非对称卷积神经网络的故障检测模块,其独特之处在于负载模拟和格拉姆角插场的应用。该方法通过对设备运行信号的时域特征进行提取和映射,提高了故障检测的精确度。然而,当

收稿日期:2024-07-08;录用日期:2024-09-19

基金项目:江苏省自然科学基金项目(BK20200824)

作者简介:梅江华(1971—),男,本科,工程师,研究方向:医学工程技术。

引用本文:梅江华. 大型呼吸机故障信号的自动检测模块设计[J]. 自动化技术与应用, 2026,45(3):52-57. (MEI Jianghua. Design of automatic detection module for fault signals of large scale respirators[J]. Techniques of Automation and Applications, 2026,45(3):52-57.)

原始时域特征受到噪声干扰时,映射后的二维特征矩阵可能包含噪声信息,增加了分类难度。文献[4]研究的焦点是集成栅极整流晶闸管(IGCT)的关断故障检测,通过设计原型、阈值和时序,结合模拟电路实现了快速准确的故障检测。该模块的创新之处在于其快速响应和精确测量的能力。然而,放大器在放大故障信号的同时,也可能放大环境中的噪声信号,这可能导致误判或漏判,尤其是在噪声信号与故障信号相似的情况下。文献[5]提出了基于云-边协同变分自编码神经网络的设备故障检测模块,该模块通过构建云-边协同的系统架构和 VAE-GRU 模型,实现了设备故障的高效检测。这种方法的创新之处在于云-边协同的架构设计和 VAE-GRU 模型的结合,提高了故障检测的效率和准确性。然而,当环境噪声与故障信号在频域上重叠时,VAE 在提取潜在特征时可能同时捕获到噪声特征和故障特征,这会影响后续 GRU 的故障分类性能。因此,在实际应用中,需要采取适当的措施来降低噪声对故障检测的影响。

在大型呼吸机的运行环境中,环境噪声与潜在的故障信号往往会在频域和时域上相互交织、重叠,这种现象给传统的故障检测模块带来了极大的挑战。由于这种重叠和混叠的特性,传统的检测手段很难准确地将故障信号从复杂的背景噪声中剥离出来,进而影响了故障特征的精确提取。这不仅增加了误判的风险,还可能延误故障的及时发现和处理,对呼吸机的稳定运行和患者的安全构成威胁。为了解决大型呼吸机在故障信号检测中遇到的这一难题。研究设计了一种新的自动检测模块。该模块采用先进的信号处理技术,结合智能算法,能够在复杂的噪声环境中准确识别出故障信号,从而确保呼吸机在出现故障时能够迅速被察觉,提高故障检测的准确性和可靠性。

1 硬件设计

1.1 电源设计

在大型呼吸机故障信号的自动检测模块设计过程中,电源设计是至关重要的一部分,直接关系到整个检测模块的稳定性和可靠性。为了满足大型呼吸机故障信号自动检测精确度的严苛要求,本研究设计了电源硬件,其核心是 TPS767D318 芯片。该芯片具有低输出噪声,适用于高精度信号处理的场景。图 1 展示了基于 TPS767D318 芯片的故障信号自动检测模块的电源硬件电路图。

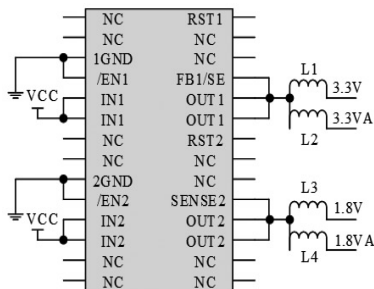


图 1 电源硬件电路图

Fig. 1 Hardware circuit diagram of power supply

如图 1 所示,在该电源硬件模块中,将 I/O 电压设计为 3.3 V,内核电压设计为 1.8 V,在该参数下,保障检测系统程序准确进行烧写^[6-7]。在此基础上,设计了系统电源的四个电感元件,这些电感元件可以平滑电源的输出电流,减少电流波动,从而提高系统的稳定性。此外,将电源芯片的每路输出电流控制在 1 A 以下,防止过流导致的设备损坏。在电源的 RESET 管脚中,本研究将其运行参数设计为 200 ms 的低电平周期。以保证在系统上电或复位时提供一个稳定的复位信号。这可以确保系统在启动时处于正确的初始状态,避免因电源不稳定而导致的异常行为。

综上所述,电源设计在大型呼吸机故障信号的自动检测模块中起着至关重要的作用。通过选择适当的电源芯片、设计合适的电感元件和控制电流以及设置正确的 RESET 管脚运行参数,可以确保检测模块的稳定性和可靠性。

1.2 通讯电路设计

本研究针对大型呼吸机故障检测的需求,设计了通讯电路,以实现大型呼吸机故障信号的自动采集、传输与处理,从而提高呼吸机的维护效率和故障响应速度。该设计旨在构建一个高效、可靠的通讯系统,确保大型呼吸机在医疗过程中稳定运行。设计的通讯电路如图 2 所示。

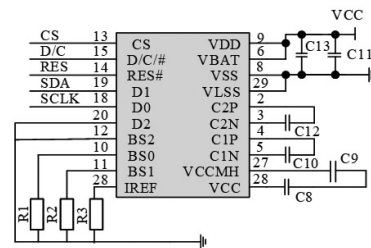


图 2 系统通讯电路

Fig. 2 System communication circuit

如图 2 所示,本研究所设计的通讯电路通过 D0 时钟引脚和 D1 数据引脚与检测模块的显示单元单片机进行连接,实现数据的同步传输。同时,结合 D/C 的命令引脚,连接了检测模块的片选信号单元,以确保数据能够准确地被选中和处理^[8]。在电路设计中,充分利用电容的特性,将其连接在通讯电路的各节点信号之间,以滤除噪声和干扰,提高信号的稳定性和可靠性。对于未连接的引脚进行接地处理,以防止静电干扰和误操作。

通过这一设计,本通讯电路模块不仅能够自动检测大型呼吸机的故障信号,还能够将故障信息实时传输到显示单元或其他处理单元,为医护人员提供及时的故障信息,从而加快故障处理速度,保障呼吸机的稳定运行。

2 软件设计

2.1 呼吸机信号的 ADC 自动化采样程序

为了实现大型呼吸机信号的自动化采样,系统软件中设计了 ADC 自动化采样程序。该程序通过设定采样频率、转换时间等参数,并控制 A/D 工作模式和内部计数,

来计算 ADC 的自动化采样时钟,并据此设定采样程序的参数,从而实现医疗器材呼吸机信号的自动化采集。

首先,通过外接设备将呼吸机与设计的硬件接口相连,以获取呼吸机的实时采样信号。针对呼吸机可能出现的电源故障、湿化器故障和漏气故障,将故障特征划分为正常特征、机械故障特征和电磁故障特征,并据此采集包括呼吸频率、潮气量、每分通气量、氧浓度、呼气末正压和电压和电流等在内的关键信号参数^[9-10]。这些参数作为后续检测的依据,并通过自动化采样程序传输至自动检测模块的信号分析单元。

在采样程序的设计中,定义采样频率和转换时间两个关键参数,以明确 ADC 的采样模式。ADC 的自动化采样时钟的计算公式为

$$\begin{cases} T_c = \frac{T_o}{2} \\ T_A = T_c(A + 1) \\ A = \frac{T_A}{T_c} + 1 \end{cases} \quad (1)$$

式中, A 表示 ADC 的自动化采样时钟, c 表示采样指令, o 表示系统时钟, T_c 和 T_o 则分别表示相应的采样指令周期和系统时钟周期, T_A 表示 ADC 的时钟周期。

在此基础上,定义两个控制参数来配置 ADC 自动化采样程序计算公式为

$$\begin{cases} T_0 = S \times T_A \\ t_0 = (\eta \cdot T_A)^A \end{cases} \quad (2)$$

式中, T_0 表示 ADC 自动化采样程序的采样频率, t_0 表示转换时间, S 表示 A/D 工作模式, η 表示内部计数。通过调整这些参数,可以实现不同采样率和数据精度的采样需求。

基于以上设定,根据式(2)的结果配置 ADC 自动化采样程序的控制参数。最终,通过运行该程序,系统能够实现医疗器材呼吸机信号的自动化采样,并将采集到的数据发送至自动检测模块的信号分析单元进行进一步的处理和分析。

2.2 采样信号时频分析处理

系统通过 ADC 自动化采样程序精准获取了呼吸机的关键信号参数,如呼吸频率、潮气量、每分通气量、氧浓度、呼气末正压以及电压和电流等。然而,由于环境噪声的干扰,为了提升信号质量,本研究提出在信号处理分析模块中设计了小波去噪过程。

首先,定义一个含有环境噪声的采样信号模型,计算公式^[11]为

$$y_i = x_i t_0 + \sigma z_i \quad (3)$$

式中, i 表示 ADC 自动化采样程序采样得到的呼吸机信号,即呼吸频率、潮气量、每分通气量、氧浓度、呼气末正压和电压和电流, y_i 表示相应的信号噪声模型, x_i 表示该信号的高斯白噪声, σ 表示噪声级, z_i 表示该信号中含有的环境噪声。

基于这个模型,采用小波变换方法对采样信号进行去

噪处理,构建小波变换下的信号函数空间,计算公式为

$$f(i) = L^2(i) \Leftrightarrow \int_{-\infty}^{\infty} |y_i|^2 \quad (4)$$

式中, $f(i)$ 表示采样信号的 ddencomp 函数, L 表示采样信号长度。

在构建的信号函数空间中通过小波变换将采样信号中的环境噪声离散化,进而有效去除噪声。在成功去除环境噪声后,系统进一步利用时-频分析技术对信号进行处理。通过时域特征提取方法,分离采样信号的时域特征和频域特征,计算公式为

$$\omega_i = |a|^{-\frac{m}{2}} \cdot \int_{-\infty}^{\infty} f(i) \varphi(at - b)^\alpha \quad (5)$$

式中, ω_i 表示采样信号的时域特征, a 表示平移因子, m 表示信号数量, φ 表示低维信号特征, t 表示采样信号的采样时间, b 表示时域衰减震荡, α 表示相似信息的时变特征。

通过上述过程,大型呼吸机故障自动化检测模块成功实现了对采样信号的时-频分析处理,通过这种方式,检测模块可以更准确地识别出呼吸机运行中的异常信号,从而提高故障检测的准确性。

2.3 智能分类检测医疗器材呼吸机故障

在自动化检测模块中对上述分析处理得到的呼吸机采样信号的时-频特征进行进一步分析,构建信号时域特征及频域特征的评价模型,在此基础上,通过随机邻域嵌入处理,智能分类信号特征,有效地实现呼吸机故障信号的自动化检测。

首先,对通过 ADC 自动化采样程序获取的呼吸机采样信号进行时-频分析处理,以提取信号的时域和频域特征。随后,为了评估这些特征,构建信号时域特征及频域特征的评价模型,如式(6)和式(7)所示^[12-13]。

$$W(\omega_i) = \sqrt{\frac{1}{m} \omega_i \cdot \log \frac{\omega_i}{K}} \quad (6)$$

$$W(X_i) = \frac{\int_0^{\infty} (G - X_i)^2 S}{\int_0^{\infty} (C + p_i) E} \quad (7)$$

式中, X_i 表示分离的采样信号频域特征, $W(\omega_i)$ 和 $W(X_i)$ 分别表示采样信号时域特征及频域特征的评价模型, K 表示散度系数, G 表示重心频率, C 表示能量分布特征, p_i 表示频域特征的频率方差, E 表示频域特征的平均能量。

基于上述构建的模型,本研究设计在自动化检测模块中引入随机邻域嵌入模块,将采样信号的特征划分为正常特征、机械故障特征以及电磁故障特征三个类别^[14]。并通过随机邻域嵌入模块进行故障智能分类,即

$$H(i) = \frac{\exp(-\|W(\omega_i) - W(X_i)\|^2)}{\exp(-\|\lambda\|^2)^k} \quad (8)$$

式中, $H(i)$ 表示呼吸机特征故障分类结果, λ 表示机械故障异常值, k 表示电磁故障异常值。

基于式(8)所描述的故障智能分类过程,自动化检测模块能够准确识别出呼吸机信号的故障类型,包括电源故

障、湿化器故障、漏气故障等多种常见故障。通过上述流程,成功完成了大型呼吸机故障自动化检测模块的设计研究,为医疗设备的故障监测与预防提供了有效支持。

3 模块测试

3.1 测试准备

为了验证研究设计的大型呼吸机故障信号的自动检测模块的应用功能可行性,并全面评估其运行性能,进行了对比测试。

实验中,针对大型呼吸机故障信号的自动检测模块进行全面测试。首先,在医疗单位的器材仓库中构建模拟实际使用的测试环境,以确保实验结果的准确性和可靠性。随后,安装 Wi-Fi 模块和高速采集卡,用于实时收集和处理呼吸机运行过程中的数据。接着,按照严格的步骤对检测模块的 PCB 板进行细致的调试,确保各模块运行正常。在完成功能测试后,验证模块能够准确识别出呼吸机的故障状态。最后,为了评估模块的性能,选择多种对比模块,并在相同的实验条件下进行测试。采用 RASIS 评价体系,从多个维度对模块的性能进行了全面评估。整个测试过程严谨、客观,旨在确保检测模块在实际应用中能够发挥出色的性能。



图3 Wi-Fi 模块及高速采集卡

Fig. 3 Wi-Fi module and high-speed acquisition card

为了满足大型呼吸机的运行需求,在工控计算机中安装了 Wi-Fi 模块和高速采集卡,如图 3 所示。这样的配置确保了模块能够稳定、高效地运行,并能够实时收集和处理呼吸机运行过程中的数据。

如图 3 所示,选用型号为 ESMT 的 Wi-Fi 模块以及型号为 UA302H 的高速采集卡。所选用型号的主要技术参数分别如表 1 和表 2 所示。

为后续实验测试,已将表 1 和表 2 中所列的 Wi-Fi 模块(型号为 ESMT)与高速采集卡(型号为 UA302H)与目标检测的大型呼吸机,以及模块测试所需的计算机设备进行了连接。在成功搭建的系统测试环境中,分别部署了本研究所设计的自动化检测模块以及其他用于对比的检测模块。检测模块的开发环境配置如表 3 所示。

表 1 Wi-Fi 模块选用型号主要技术参数

Tab. 1 Main technical parameters of Wi-Fi module selection models

序号	参数项	技术指标
1	主芯片	RT5350F
2	工作频率	5.180~5.825 GHz
3	无线标准 IEEE	802.11n
4	内存	64 MB
5	供电电压	DC12 (±10%)V
6	功率	27 dBm
7	最高速率	300 MB/s

表 2 高速采集卡选用型号主要技术参数

Tab. 2 Main technical parameters of high speed acquisition card selection models

序号	参数项	技术指标
1	最高采样率	250 MS/s
2	输入类型	模拟输入
3	输入阻抗	1 MΩ/50 Ω
4	通道数	8
5	电压	25 mV~32 V
6	板载内存	256 MB/ch
7	分辨率	8 bits
8	总谐波失真	-58 dBc

表 3 系统开发环境

Tab. 3 System development environment

开发模组	开发环境
前端开发框架	Vue 2.2.6
后端开发框架	SpringBoot 2.6.4
后端开发语言	Java 1.8
算法开发框架	Pytorch1.8.0
算法开发语言	Python 3.8.5
远程调用框架	Thrift 0.16.0

在表 3 所列的环境配置条件下,成功开发了自动化检测模块。经过一系列的准备工作,开展本次针对大型呼吸机故障信号的自动化检测模块的测试工作。

3.2 模块功能测试

在已搭建的测试环境中部署研究所设计的检测模块,并进行了运行测试。在初步实现该检测模块之后,针对模块中的 PCB 板进行了细致的调试工作,以确保其性能稳定可靠。如图 4 所示。

如图 4 所示,通过对模块的 PCB 板进行详细的测试,主要检查器件的焊接是否稳定以及各个模块的直流工作电压状态是否正常。经过细致的调试,确认模块的 PCB 板运行正常,未出现异常情况。在此基础上,进一步运行了研究所设计的模块,并对其功能实现情况进行了全面的测试,测试过程如图 5 所示。通过一系列测试,验证了检

测模块功能的完整性和正确性,这为后续的性能测试提供了重要的前提和保障。

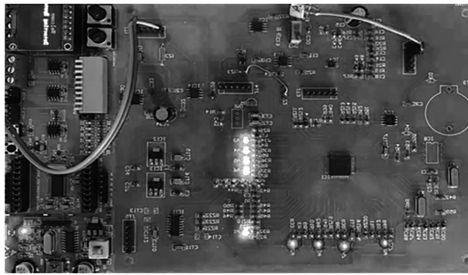
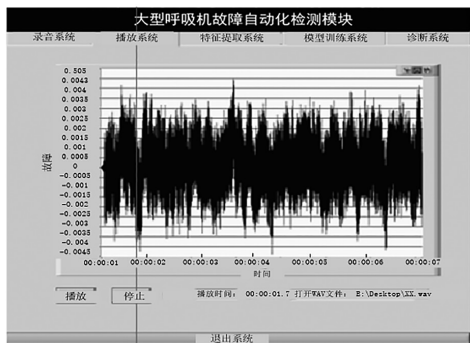


图4 模块PCB板调试

Fig 4 Module PCB board debugging



(a) 大型呼吸机故障信号检测



(b) 检测模块输出结果

图5 模块功能实现

Fig. 5 Module function implementation

如图5(a)所示,在实现的大型呼吸机故障智能自动化检测模块中,分析目标呼吸机的故障问题。检测模块的输出结果如图5(b)所示。根据该检测模块的输出结果,可以清晰地看到,在本次检测的46台大型呼吸机中,无故障问题的呼吸机共40台,其余则分别存在2台机械异音故障和电磁异音故障。这一检测结果与本次模块测试的预期目标高度吻合,表明该模块能够精确识别出大型呼吸机的实际故障状态。从这一测试结果可以初步判断,研究在硬件设计层面所设计的具有低输出噪声特性的电源,在确保大型呼吸机的稳定运行和减少信号干扰方面发挥了关键作用。稳定的电力支持是呼吸机正常工作的坚实基础,而电源的低噪声特性则有助于降低电源自身产生的噪声对呼吸机信号的不良影响,从而提高了信号的清晰度和准确性。

为了进一步验证本文设计模块的功能应用情况,以100台呼吸机为总额,调整其中故障呼吸机的数量,分别测试不同故障数量下应用时的故障检测准确率(fault detection accuracy, FDA)结果,以评估本文设计的自动检测模块在大型呼吸机故障信号检测中的性能。该指标为正确检测出的故障数量与总故障数量的比值,用百分比表示。该指标能够评估检测模块在实际应用中能够准确识别出呼吸机故障的能力,对于提高医疗设备的可靠性和维护效率具有重要意义。

选取融合注意力机制的电机故障检测模块(对比模块1)、基于非对称卷积神经网络的电弧故障检测模块(对比模块2)以及用于VSC的集成栅极换相晶闸管超快速关断故障检测方法中采用的故障检测模块(对比模块3)作为对比对象展开测试。测试结果具体如表4所示。

表4 不同模块不同故障数下的FDA指标对比结果

Table 4 Comparison results of FDA indicators for different modules and fault numbers

故障数	FDA/%			
	本文模块	对比模块1	对比模块2	对比模块3
2	100.00	100.00	100.00	50.00
4	75.00	50.00	75.00	50.00
6	83.33	50.00	66.67	66.67
8	87.50	62.50	75.00	62.50
10	80.00	70.00	60.00	70.00
12	83.33	75.00	66.67	66.67
14	85.71	78.57	71.43	71.43
16	87.50	81.25	75.00	68.75
18	83.33	77.78	72.22	66.67

根据表4所示的数据,本文设计的自动检测模块在不同故障数量下均表现出了较高的故障检测准确率(FDA)。尤其在故障数较少时,本文模块的FDA指标达到100%,显示出优越的故障识别能力。随着故障数量的增加,FDA虽略有下降,但整体上仍高于其他对比模块,表明本文模块在大型呼吸机故障信号检测中具有较好的稳定性和可靠性。对比模块中,基于非对称卷积神经网络的模块在FDA指标上表现较为稳定,而融合注意力机制的模块在故障数较多时表现相对较好。

3.3 模块性能测试

为了验证本研究所设计的大型呼吸机故障信号自动化检测模块的有效性,选取了融合注意力机制的电机故障检测模块、基于非对称卷积神经网络的电弧故障检测模块,以及用于VSC的集成栅极换相晶闸管超快速关断故障检测方法中采用的故障检测模块作为对比对象,进行了全面的测试实验。通过对比不同模块的测试结果,深入评估各模块的整体性能。

鉴于大型呼吸机在实际应用过程中对安全运维的严格要求,采用了RASIS评价体系来全面评估不同故障检测模块的性能。该评价体系涵盖了可靠性、可用性、可维

护性、完整性和安全性等多个方面。经过严格的测试,得出了不同故障检测模块的性能对比结果,如图6所示。

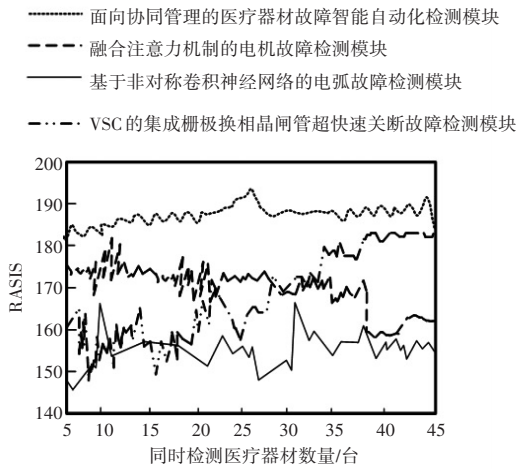


图6 不同模块的性能测试结果

Fig. 6 Performance test results of different modules

图6清晰地展示了各故障检测模块在不同数量的大型呼吸机应用场景下所展现出的RASIS性能差异。在呼吸机数量较少时,融合注意力机制的故障检测模块和用于VSC的集成栅极换相晶闸管超快速关断故障检测模块在RASIS指标上表现出较大的波动性,表明其性能尚不稳定。随着呼吸机数量的增加,融合注意力机制的电机故障检测模块的RASIS指标显著下降,这反映出其处理大型呼吸机数量的能力有限,因此,该模块无法适用于需要同时运行的大型呼吸机管理环境。相比之下,基于非对称卷积神经网络的电弧故障检测模块在整个测试过程中RASIS指标普遍较低。而本研究模块在处理不同数量的呼吸机时,始终展现出较高的RASIS指标,充分证明了其模块性能的优越性。这主要得益于其硬件层面的低噪声电源设计,为呼吸机提供了稳定、低干扰的电力支持;同时,其通讯电路设计满足了设备间的协同管理需求,提升了模块的整体性能和适应性。在软件层面,本研究模块通过ADC自动化采样准确捕获关键信号,并利用智能分类算法判断信号的故障类型,从而精确识别大型呼吸机故障状态,显著提升了模块的RASIS性能。

4 结论

本研究针对大型呼吸机故障信号问题,开发了一个智能自动化检测模块,旨在提高医疗器材呼吸机的故障检测

效率和准确性。经过一系列严格的测试,本模块在常规场景下表现优异,能够有效地识别和处理呼吸机的故障信号。尽管如此,实验验证过程中也发现了本模块在实践应用中仍有待改进之处。本文所设计的模块主要针对大型呼吸机在常规场景下的故障问题进行智能自动化检测。但在某些医疗系统中,采购的医疗器材呼吸机具有非常规的特征参数,这对模块的故障检测造成一定的干扰。为了进一步优化检测模块的性能,后续研究工作将深入探讨大型呼吸机的实际特征参数,并针对特殊类型的大型呼吸机进行定制化处理。通过将某些特定参数输入到自动化检测模块中,可以优化模块对于医疗器材呼吸机故障检测的准确性,从而增强检测的广泛适用性,更好地满足医疗行业的实际需求。

参考文献

- [1] 晓晨. 基于多重分形谱的电力工程输电线路故障信号检测[J]. 自动化技术与应用, 2024, 43(10):91-94.
- [2] 敖邦乾, 曾丽娟, 陈孝玉, 等. 融合注意力机制的电机故障检测系统设计[J]. 西南大学学报(自然科学版), 2022, 44(12):163-175.
- [3] 张婷, 张认成, 杨凯. 基于非对称卷积神经网络的电弧故障检测系统[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(11):116-125.
- [4] BAI R, ZHAO B, YANG C, et al. A novel ultrafast turn-off failure detection method of integrated gate commutated thyristor for VSC application[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2023, 51(10):360-374.
- [5] 刘阳, 栗航, 何倩, 等. 基于云-边协同变分自编码神经网络的设备故障检测方法[J]. 计算机工程与科学, 2023, 45(7):1188-1196.
- [6] 李锐君, 胡代弟, 侯维岩. 基于无线通信技术的自动化分拣机械臂故障检测系统[J]. 制造业自动化, 2022, 44(4):158-162.
- [7] 徐逸丰, 杨海麟, 孟繁松, 等. 基于MW-KECA与变量贡献SVDD的间歇过程故障检测系统[J]. 控制工程, 2022, 29(1):143-151.
- [8] 赵宗扬, 康杰虎, 梁健, 等. 基于LGF-Net的全天候轨道入侵异物智能检测系统[J]. 仪器仪表学报, 2023, 44(9):287-301.
- [9] 刘艳伟, 李思雯, 杨启良, 等. 基于UWB定位的智能温室三维温湿度检测系统研究[J]. 农业机械学报, 2023, 54(9):414-422.
- [10] 罗伍周, 朱小波, 严实, 等. 一种基于智能手机的航空喷雾质量检测系统研发及应用[J]. 植物保护, 2023, 49(2):364-370.
- [11] 孙小伟, 张启浩, 李琦, 等. 智能网联技术下机载电子电气设备检测系统设计[J]. 电子设计工程, 2024, 32(4):153-157.
- [12] 张明强, 高华, 袁东风, 等. 云边协同外观质量人工智能检测系统的设计与实现[J]. 计算机集成制造系统, 2023, 29(10):3440-3449.
- [13] 祁鹏. 基于小波包分析的医疗器械电路故障检测方法研究[J]. 自动化技术与应用, 2024, 43(6):64-68.
- [14] 薛艳霞, 孟俊霞, 张惠慧. 骨科临床护理医疗器械设备内部高风险故障检测研究[J]. 自动化技术与应用, 2024, 43(3):39-42.