

基于改进 SOM 神经网络的机电类特种设备故障自动检测系统设计

张鑫

(淮北工业和艺术学校 信息工程系, 安徽 淮北 235026)

摘要: 由于机电类特种设备的结构复杂且运行环境多样, 导致设备在运行过程中容易出现各种故障; 对此, 提出基于改进 SOM 神经网络的机电类特种设备故障自动检测系统设计方法; 对机电类特种设备运行数据的采集元件、处理元件进行改装, 通过电路滤波、隔离的方式, 实现硬件系统的抗干扰处理, 并构建机电类特种设备故障自动检测系统数据库, 提高数据的完整性和可检索性; 根据机电类特种设备不同故障特征, 设定故障检测标准, 提高系统的准确识别能力; 对 SOM 神经网络结构和工作原理进行改进, 并基于改进后的算法迭代学习特种设备的运行数据, 输出特种设备运行特征的提取结果; 采用特征匹配的方式, 识别设备是否发生故障以及故障的具体类型, 实现系统的故障自动检测; 测试结果表明, 优化设计系统故障状态误检率和漏检率均在 5% 以下, 具有更高故障检测准确率。

关键词: 改进 SOM 神经网络; 机电类设备; 特种设备; 设备故障; 故障检测系统

Design of Automatic Fault Detection System for Electromechanical Special Equipment Based on Improved SOM Neural Network

ZHANG Xin

(Department of Information Engineering, Huaibei Industrial and Art School, Huaibei 235026, China)

Abstract: Due to complex structure and diverse operating environments of electromechanical special equipment, various malfunctions are prone to occur during operation. Therefore, an automatic fault detection system for electromechanical special equipment based on an improved self-organizing map (SOM) neural network is proposed. Modify acquisition and processing components for operation data of electromechanical special equipment, achieve anti-interference processing of the hardware system through circuit filtering and isolation, and construct an automatic fault detection system database for electromechanical special equipment to improve data integrity and retrieval ability. Based on the different fault characteristics of electromechanical special equipment, set fault detection standards to improve the accurate identification ability of the system. Improve the structure and working principle of SOM neural network, and iteratively learn the operating data of special equipment based on the improved algorithm, and output the extraction results of the operating characteristics of special equipment. Feature matching is used to identify whether the equipment has malfunctioned and the specific type of malfunction, and the system can automatically detect faults. The test results show that the optimized system has a fault state false detection rate and missed detection rate of less than 5%, and has a higher fault detection accuracy.

Keywords: improve SOM neural network; mechanical and electrical equipment; special equipment; equipment malfunction; fault detection system

0 引言

机电类特种设备是指在生产、建设、运输、科研、救援等领域使用, 对人身安全或重大财产安全具有较高

危险性, 需要经过特殊技术性检验, 具有特殊结构和特殊工作原理的机电设备^[1]。机电类特种设备在运行过程中, 由于设计缺陷、制造质量问题、使用环境的不适宜、维护保养不当、操作失误等多种因素, 导致设备性

收稿日期:2024-07-05; 修回日期:2024-08-19。

作者简介:张鑫(1977-),男,大学本科,高级讲师。

引用格式:张鑫. 基于改进 SOM 神经网络的机电类特种设备故障自动检测系统设计[J]. 计算机测量与控制, 2025, 33(8): 37-44, 53.

能下降、功能失效或安全隐患的出现。当机电类特种设备出现故障时,不仅会影响设备的正常运行,还可能导致生产中断、安全事故的发生,对人员安全和企业经济造成严重影响。因此,及时发现、准确诊断和有效处理机电类特种设备的故障,对于保障设备的安全稳定运行具有重要意义,由此设计并开发机电类特种设备故障自动检测系统是目前的研究热点。

刘阳等人^[2]提出系统以云一边协同架构为结构,通过 VAE 编码器对输入数据进行智能采样,利用 GRU 网络捕捉时序数据中的长期依赖性和相关性,得出故障检测结果。上述系统以机械设备作为检测对象,将其应用到机电类特种设备的故障检测工作中,无法保证故障检测性能。Zhang 等人^[3]提出系统采用时移方法对原始电流信号进行预处理,消除电力线干扰,建立适用于电流信号的超图结构以形成复杂的相互关系,并设计超边卷积运算以获得用于表示学习的高阶数据的相互关系,根据电流信号特征得出故障检测结果。受到超图神经网络的运行限制,无法保证系统输出结果的故障检测精度。文浩等人^[4]提出系统在机电系统的运行中,针对其平滑特性的时序数据,从函数的视角出发,进行特征信息的深入挖掘。通过运用函数型主成分分析和主微分分析技术,在不同维度空间上有效地表征了时序数据的变化特性,并将其转化为具有显著意义的特征参数,利用 Relief-F 特征筛选方法,对从多传感器捕获的时序数据中提取的特征进行了精细筛选,采用 ML-KELM 算法,对这些强相关特征进行深度特征学习,得出故障检测结果。该系统融合了 FDA 和 ML-KELM 两种技术,在实际运行过程中存在运行异步现象,因此无法保证故障检测结果的准确性。Fu 等人^[5]提出系统利用轻量级卷积块注意力模块的长短期网络,对设备的运行特征进行提取,由此得出设备故障的检测结果。而陈向俊等人^[6]提出系统采用 ALIF 算法对故障信号进行模式分解,进一步从选定的模式分量中提取出多个统计学特征,实现对滚动轴承不同故障模式的分类识别。这两种方法提出的系统均以机械设备作为检测对象,将其应用到机电类特种设备中无法保证检测效果。

综上所述,当前故障检测系统均存在检测效果不佳的问题,为此引入改进自组织映射(SOM, self-organizing map)神经网络算法。SOM 神经网络即自组织映射神经网络,其通过模拟人脑对信号处理的特点而发展起来,成为应用广泛的自组织神经网络方法。通过改进 SOM 神经网络,提高 SOM 神经网络的性能。将改进 SOM 神经网络应用到机电类特种设备故障自动检测系统的优化设计工作中,从而提高系统的故障检测功能。机电类特种设备,如工业机械、电梯、起重机等,在运行过程中如果出现故障,可能会对人员安全、设备本身

以及生产环境造成严重影响。为了能够及时发现机电类特种设备的潜在问题,预防事故的发生,提高设备的安全性和可靠性,在此次研究中以起重机械为检测对象,并从硬件、数据库和软件 3 个方面进行优化设计,硬件系统主要用来为系统的设备运行数据采集、特征提取、改进 SOM 神经网络算法运行以及故障检测结果的输出提供硬件支持,为软件的运行提供数据对象^[7]。设计系统数据库可以构建一个高效、稳定、可靠的数据存储和检索机制,满足软件程序运行过程中的数据调取需求。通过对系统软件功能的设计,能够将机电类特征设备故障状态、故障类型等检测结果。此次优化设计的机电类特种设备故障自动检测系统以改进 SOM 神经网络作为技术支持,用以提取设备的运行特征,为故障状态、类型的判定提供处理对象。

1 机电类特种设备故障自动检测硬件系统设计

机电类特种设备故障检测总体设计如图 1 所示。

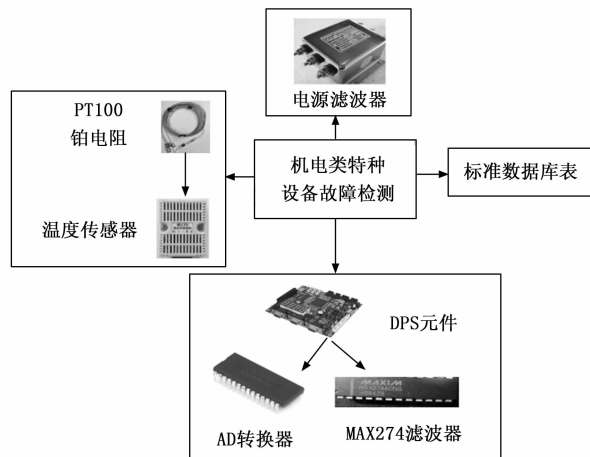


图 1 机电类特种设备故障检测总体设计框架

本次研究主要通过 PT100 铂电阻替换温度采集元件中的电阻,实现机电类特种设备数据的采集,提高采集精度。将 DSP 作为核心元件,改装机电类特种设备的数据处理模块,并加设 MAX274 芯片滤波器和 AD 转换器,提高数据处理的效率。通过电源滤波器对供电电路进行滤波、隔离处理,提高检测过程中系统的抗干扰能力。在此基础上,建立标准的数据库表,实现数据库数据的实时更新,为机电类特种设备故障自动检测提供数据基础。

1.1 机电类特种设备运行数据采集元件

机电类特种设备的运行数据质量受到多种因素影响,如传感器准确性、数据采集设备的稳定性以及环境噪声等。这些因素可能导致采集到的数据不准确、不可靠。通过对机电类特种设备运行数据采集元件进行设计,可以负责实时采集特种设备的各种运行数据,为特

种设备的监测、控制和管理提供基础数据支持^[8]。这些元件通常包括传感器、数据采集卡、数据采集器等设备，它们能够准确、快速地获取特种设备的运行状态、工艺参数、环境安全等信息。机电类特种设备运行数据采集元件具体包括电流数据采集元件、温度数据采集元件、位移数据采集元件等，其中电流数据采集元件的工作电路如图 2 所示。

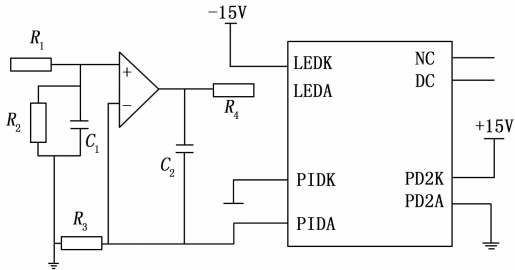


图 2 机电类特种设备电流数据采集元件工作电路图

机电类特种设备电流采集元件通过安装在电缆上方的感应线圈，能够捕获交流电信号。若这一电流需供给其他检测模块使用，则需先经过整流处理，并随后对整流后的电流实施滤波，以确保其纯净性^[9]。图 1 展示的机电类特种设备运行数据采集元件中感应线圈并联了两个二极管和电阻，用于控制线圈的通电状态。为了检测设备中的突变电流，采用了整流方案，并在整流后对多层差分电路进行优化处理，以获取显著的脉冲信号。若电流保持稳定，无突变现象，则可通过二极管的低电平电压定位功能完成检测点的电流数据采集工作^[10]。由于机电类特种设备检测对象大多使用交流电源作为动力支持，因此将改装的电流采集元件以交流电作为运行环境，若检测的机电类特种设备使用直流电源，则需要在图 1 展示出的电流采集元件中加设一个变压器设备，从而实现交流电与直流电之间的转换。温度数据采集元件用来检测机电类特种设备在工作状态下温度数据，为保证温度数据的采集精度，采用 A 级 PT100 铂电阻替换当前温度采集元件中的电阻元件，该电阻能够在一定程度上提高采集精度与测温范围^[11]。另外，位移数据采集元件选用的是 LK-G 系列元件，能够实现非接触、高精度的数据采集工作。

1.2 机电类特种设备数据处理元件

在多参数同时采集的情况下，需要确保电流、温度和位移等数据的同步性。如果数据之间存在时间差，将影响后续的数据分析和故障检测。因此，为了满足对电流数据、温度数据和位移数据的采集质量，以 DSP 为核心元件，改装机电类特种设备的数据处理元件，并加设滤波器和 AD 转换器。选用了高度可配置的有源滤波芯片 MAX274，构建 8 阶巴特沃思低通滤波器，每个滤波单元仅需外接 4 个编程电阻，便能灵活调整频率范

围。在 AD 转换器方面，引入了改进哈佛结构，通过四级流水线操作提升了转换效率^[12]。该转换器还配备了专用的硬件乘法器和高度专业化的 DSP 指令集，进一步增强了其性能。DSP 与 AD 转换器之间通过高速数据总线进行连接，滤波器的输出端连接到 AD 转换器的模拟输入端。经过滤波处理的模拟信号进入 AD 转换器进行数字化转换。除此之外，还需要在数据处理元件中加设一个驱动设备，驱动器包含两个 H 桥结构，它们通过标准的逻辑电平信号来驱动系统硬件设备^[13]。其驱动模块的核心在于两个控制端能够独立于输入信号进行工作，确保驱动模块在低电平状态下也能实现稳定的运行表现。改装的处理采集元件除了能够处理输出的采集数据，还能够满足改进 SOM 神经网络算法的运行条件。

1.3 硬件系统抗干扰设计

由于机电类特种设备往往运行在复杂的工业环境中，这些环境可能存在各种电磁干扰源，会对数据采集和处理过程产生不利影响，导致数据失真、处理错误等问题。抗干扰设计对于数据采集元件，能够确保其在受到外界干扰时仍能保持稳定的性能，采集到准确的数据。对于处理元件，该设计能够减少错误计算，提高处理结果的可靠性^[14-15]。因此，在优化设计的硬件系统中进行抗干扰设计。对供电电路进行滤波、隔离处理的方式如图 3 所示。

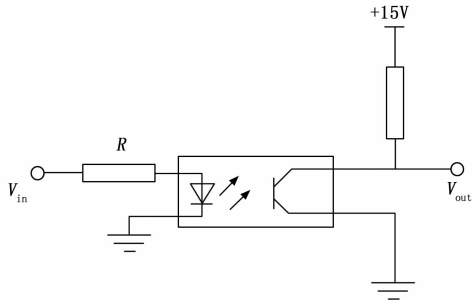


图 3 故障自动检测系统电源滤波与隔离电路图

电源滤波能够减少高频噪声的干扰，电源隔离能够将内部电路与外部电源隔离开来，减少电源噪声对系统运行精度的影响。除此之外，还需要合理规划地线布线路径，减小回路面积，降低回路感应面积，从而减少外界电磁干扰。

2 机电类特种设备故障自动检测系统数据库设计

机电类特种设备在运行过程中会产生大量的运行数据、故障记录及维护信息等，这些未经管理的数据会随着时间的推移而不断累积，如果这些数据被直接存储在软件中或者存储在无序的文件系统中，将会导致系统存储空间迅速耗尽，进而影响软件的整体性能。因此，为方便机电类特种设备运行数据的存储与调用、故障检测

标准的调用以及故障检测结果的调取,在一致性、完整性、安全性等原则的支持下,构建机电类特种设备故障自动检测系统数据库^[16]。构建的系统数据库由设备基本数据库表、设备实时运行数据库表、设备故障检测标准数据库表、设备故障检测结果数据库表等,以设备故障检测标准数据库表为例,构建结果如表 1 所示。

表 1 机电类特种设备故障检测标准数据库表

数据名称	数据说明	存储类型	存储长度/byte
name	机电类特种设备名称	varchar	20
Equipment type	机电类特种设备类型	varchar	20
Electrical-Current	电气故障标准电流	int	8
Electrical- Temperature	电气故障温度	int	4
Electrical- Displacement	电气故障设备位移	int	10
Mechanical-Current	机械故障标准电流	int	8
Mechanical- Temperature	机械故障温度	int	4
Mechanical- Displacement	机械故障设备位移	int	10

按照上述方式可以得出系统数据库中所有数据库表的构建结果。根据系统的实时运行情况,采用删除、修改、再插入等环节,实现数据库数据的实时更新,每更新一次,将当前数据库数据重复备份至系统存储器中,可以在数据丢失或损坏时迅速恢复数据。

3 机电类特种设备故障自动检测系统软件功能设计

机电类特种设备故障类型多种多样,包括但不限于电气故障、机械故障、液压故障及控制系统故障等,若不及时检测和处理,可能直接关联到设备的安全运行,从而引发安全事故,危及人员安全。对此,对其软件功能进行设计,通过识别不同类型的故障,实现对机电类特种设备故障的实时检测,确保故障能够在第一时间被发现。根据不同故障下机电类特种设备的运行特征作为判定设备故障状态与类型的比对标准,在改进 SOM 神经网络算法支持下,通过数据自动采集、特征自动提取以及特征自动匹配等步骤,得出故障检测结果。

3.1 设定机电类特种设备故障检测标准

机电类特种设备由于结构复杂、功能多样,其故障类型也呈现出多样化的特点。而相同的故障现象可能由完全不同的故障原因造成。通过设定故障检测标准可以为系统提供一个统一的故障判定依据,确保系统能够准确、一致地识别并判定设备故障。机电类特种设备中起重设备的故障类型可以大体分为电气故障和机械故障两种,其中电气故障可以进一步分为主电机过载故障、相间短路故障、漏电故障等,以相间短路故障为例,其故障发生原理如图 4 所示。

从图 4 中可以看出,机电类特种设备相间短路指的是电力系统中不同相之间发生直接连接或短路的故障情

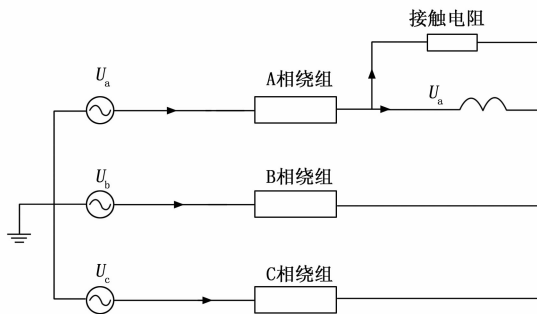


图 4 机电类特种设备相间短路故障等效电路图

况^[17]。在三相交流电支持下,当其中任意两个相线之间发生直接连接或短路时,即形成相间短路。机电类特种设备在相间短路状态下的标准运行特征可以表示为:

$$\begin{cases} I_{g-d} = \frac{U_{g-d}}{R} \\ U_{g-d} = U_0 - I_{\text{short circuit}} \times r \\ T_{g-d} = T_s + I_{\text{short circuit}}^2 \times R \times t_{\text{run}} \end{cases} \quad (1)$$

其中: U_0 和 U_{g-d} 分别为机电类特种设备的输入电压和故障电压, r 和 R 分别对应的是故障点的阻抗和设备内电阻, $I_{\text{short circuit}}$ 为短路电流, t_{run} 为机电类特种设备的运行时间。最终得出相间故障状态下机电类特种设备电流 I_{g-d} 、电压 U_{g-d} 和温度 T_{g-d} 的标准运行特征。除电气故障外,机电类特种设备的机械故障包括:减速器故障、制动器故障、链条断裂故障和缆绳断裂故障。制动器故障表现为制动力不足、失灵、制动带冒烟等。由于长度不足、链条拉力不足或链条松弛过大等原因,可能导致链条断裂。缆绳使用时间久或使用寿命到期,可能导致缆绳的腐蚀或断裂。按照上述方式得出所有故障类型下设备的标准运行特征,并将其与标准运行特征分量进行融合,以 τ_{g-i} 进行记录,以此作为判定机电类特种设备故障状态与类型的比对标准。

3.2 自动采集机电类特种设备运行数据

机电类特种设备如锅炉、压力容器及电梯等,一旦出现故障或事故,可能带来严重的后果,包括人员伤亡和财产损失。通过自动采集设备运行数据,系统能够实时监控设备的运行状况,一旦发现异常或潜在故障,立即发出预警,从而及时采取措施,避免事故发生。并且自动采集的数据能够准确反映设备的实时状态,包括各项运行参数、性能指标等。基于这些数据,系统能够更准确地识别设备故障,降低误判和漏判的可能性。

将硬件系统中的数据采集元件安装到待检测特种设备内部,通过元件设备的驱动和自动运行,实现特种设备目标运行数据的自动采集^[18]。机电类特种设备运行数据的自动采集过程如图 5 所示。

采集的机电类特种设备运行数据包括电流数据、电压数据、温度数据等,其中电流和温度数据可通过数据

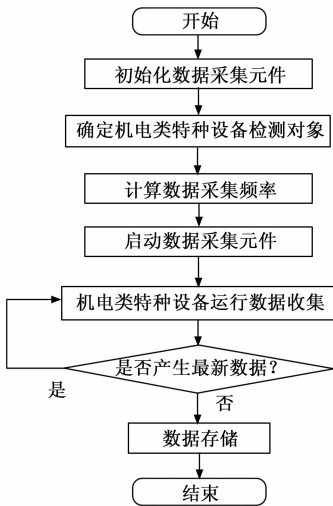


图 5 机电类特种设备运行数据的自动采集流程图

采集设备直接输出，任意时刻电压数据的采集结果计算公式可以表示为：

$$U(t) = I(t) \times R \tag{2}$$

其中： $I(t)$ 为数据采集元件输出的 t 时刻的电流数据采集结果。在采集频率的驱动下，通过机电类特种设备运行数据采集程序的重复操作，完成设备运行数据的自动采集工作。

3.3 利用改进 SOM 神经网络提取特种设备运行特征

机电类特种设备的运行数据往往具有高维度和复杂性的特点，包含多个参数和变量。这些高维数据需要更多的计算资源来进行处理和分析，如果不及时处理可能导致故障检测系统的响应速度变慢。传统的 SOM 神经网络在处理高维数据时可能会出现因计算量大而难以保持数据的拓扑结构的问题。对此，通过引入更高效的权值更新算法对 SOM 神经网络进行改进^[19-20]，提高其对高维数据的处理能力，从而更准确地提取机电类特种设备的运行特征。具体的改进过程如下：

构建 SOM 神经网络，根据机电类特种设备故障自动检测需求对 SOM 神经网络结构和工作原理进行改进。计算输入向量与每个神经元权重向量之间的相似度，选择相似度最高（即距离最小）的神经元作为获胜神经元，以获胜神经元为中心，定义一个邻域范围，该范围内的神经元将参与权重更新。邻域的大小可以随着训练的进行而逐渐减小。根据输入向量和邻域内每个神经元的当前权重向量，按照学习率控制权重调整的步长。重复上述过程，对训练集中的每个样本进行迭代训练，直到达到预定的训练次数停止训练，完成 SOM 神经网络的改进。

在改进 SOM 神经网络算法支持下，将自动采集的机电类特种设备运行数据输入到改进 SOM 神经网络的

输入层中。根据机电类特种设备的故障模式多样性和复杂性，增加 SOM 神经网络中竞争层（输出层）的神经元数量，以便更好地映射和分类不同的故障模式。优化神经元的排列方式，如采用二维网格结构，以保留输入数据中的拓扑关系，并增强网络对故障模式的空间分布特征的捕捉能力。通过学习、迭代，得出特种设备运行特征的提取结果。改进 SOM 神经网络的内部组成结构和学习流程如图 6 所示。

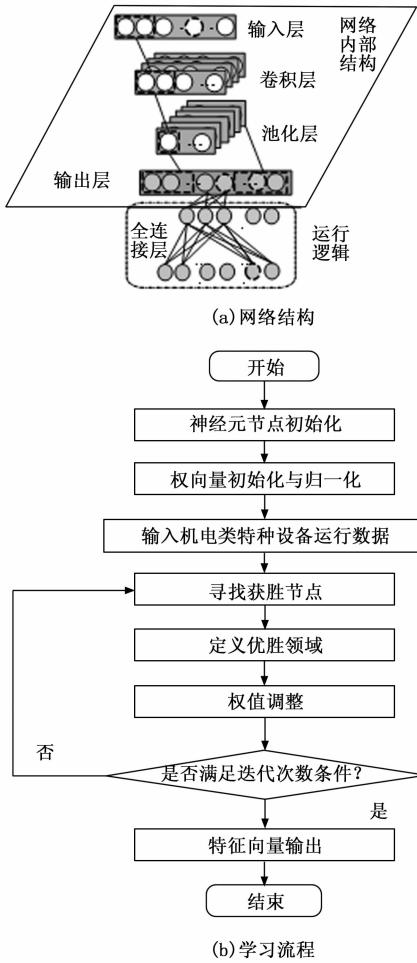


图 6 改进 SOM 神经网络结构与工作流程图

从图 6 中可以看出，改进的 SOM 神经网络由输入层和竞争层组成，使用全连接结构对传统的 SOM 神经网络结构进行调整，从而允许每个输入节点与所有输出节点相连，通过竞争机制，实现学习与迭代工作。改进 SOM 神经网络的特征提取过程可以描述为：在固定数量的可调权值单元中，针对每个输入，仅需调整部分权值，以达成使权值矢量趋近或远离特定矢量的目标，此机制即为竞争过程，计算神经元节点权值确定出获胜的神经元。在自组织网络开始其学习流程前，需随机设定所有权系数的初始值。一旦学习开始，系统会从输入矢量的集合中随机选择一个矢量并送入网络。每当输入一

个 X , 经过各神经元的加权处理后, 总会产生一个最大值。由于侧反馈的影响, 围绕这一最大值的神经元附近区域将被激活, 形成一个所谓的“气泡”。在这个气泡内的神经元会输出最大的饱和值, 而气泡外部的神经元则会受到抑制, 导致其输出为零。在实际的学习过程中, 在初始化阶段, 首先为输出层的每个权向量分配一个较小的随机数值, 设定优胜邻域和学习率的初始值, 为后续的学习过程奠定基础。将自动采集的机电类特种设备运行数据作为输入数据导入到改进 SOM 神经网络的输入层中, 根据各层权向量与输入数据之间的差距, 从而确定竞争层中的获胜节点:

$$d_i = \|x - W\| = \sqrt{\sum_{i=1}^{n_{\text{complete}}} [x(i) - W]^2} \quad (3)$$

式中, x 和 W 分别为输入的机电类特种设备运行数据以及设定的权向量值, n_{complete} 为构建改进 SOM 神经网络中竞争层包含的神经元数量。选择 d_i 最小值对应的权向量作为最小获胜节点, 确定任意时刻的权值调整域, 通过神经网络的学习逐渐收缩领域大小。对优胜邻域内的所有节点调整权值, 调整公式如下:

$$\bar{\omega}_{ij}(t+1) = \bar{\omega}_{ij}(t) + \alpha[x_i - \bar{\omega}_{ij}(t)], i, j \in n_{\text{complete}} \quad (4)$$

式中, $\bar{\omega}_{ij}(t)$ 为 t 时刻神经元 i 到 j 之间的权值, α 为学习率。重复上述操作, 得出机电类特种设备运行特征分量的输出结果, 并通过各特征分量之间的全连接, 实现特征分量的融合操作。按照上述方式可以得出特种设备运行特征的提取结果计算公式, 即:

$$\begin{cases} \tau_i = y_{\text{subject}}[\omega_{\text{SOM}}(i)x + b_i] \\ \tau_{\text{con}} = \sum_{i=1}^{n_c} \tau_i \times \bar{\omega}_i \end{cases} \quad (5)$$

其中: ω_{SOM} 和 b_i 分别为改进 SOM 神经网络第 i 层的迭代系数和偏置值, n_c 为特征分量的提取数量。重复上述操作, 将自动采集的特种设备运行数据输入到改进 SOM 神经网络中, 即可完成特种设备的运行特征提取工作。

3.4 实现机电类特种设备故障自动检测功能

由于机电类特种设备由于结构复杂、运行环境多变, 可能面临多种不同的故障模式。采用特征匹配的方式, 将提取到的设备运行特征与预设的故障模式库进行比对, 能够精确识别出设备是否发生故障以及故障的具体类型。可以较为准确地识别出设备的故障类型和状态, 从而得出机电类特种设备故障的自动检测结果。设置的检测参数包括故障状态、故障类型、故障数量和故障位置等, 其中故障状态的检测结果计算公式为:

$$Z(i) = \begin{cases} 1, s(i) \geq s' \\ 0, s(i) < s' \end{cases} \quad (6)$$

式中, $s(i)$ 和 s' 分别为机电类特种设备与故障标准特征之间的匹配度以及匹配阈值, 其中变量 $s(i)$ 的计算公

式如下:

$$s(i) = \frac{\tau_{\text{con}}(i) \cdot \tau_g}{\|\tau_{\text{con}}(i)\| \cdot \|\tau_g\|} \quad (7)$$

将提取的运行特征数据与设定的故障检测标准代入公式 (7) 中, 通过公式 (6) 和 (7) 的联立, 即可得出故障状态的检测结果, 若故障状态量取值为 1, 证明当前机电类特种设备处于故障状态, $Z(i)$ 取值为 0, 说明设备未处于故障状态。根据 τ_g 的选择, 即可直接得出当前机电类特种设备的故障类型。在故障量检测过程中, 需要根据故障类型的确定结果选择计算方式, 若特种设备存在电气故障, 则故障量以电流形式进行表示, 则计算公式为:

$$Q = I(t) - I_{\text{standard}} \quad (8)$$

式中, I_{standard} 为正常状态下机电类特种设备的运行电流。若当前特种设备存在机械故障, 则故障量以位移偏差量进行表示。最终通过计算故障点与数据采集元件之间的距离, 得出故障位置的检测结果。最终将上述故障检测分量以可视化的形式输出, 实现系统的机电类特种设备故障自动检测功能。

4 系统测试

为了测试优化设计基于改进 SOM 神经网络的机电类特种设备故障自动检测系统的故障检测功能, 设计系统测试实验, 此次实验的运行将系统中硬件、数据库和软件 3 个部分看作一体, 通过 3 个系统模块的协同运行, 实现故障检测任务, 并输出相应的故障检测结果。系统测试实验的基本原理为: 准备多个不同型号的机电类特种设备, 采用人为调整的方式将准备设备调整至故障状态, 记录故障设置的相关数据, 并生成机电类特种设备在故障状态下的运行数据。通过硬件、数据库和软件程序的开发与运行, 输出故障检测结果, 并与记录的故障设置数据进行比对, 得出反映系统故障检测功能的测试结果。

4.1 准备机电类特种设备

准备 BXD 型桥式起重机、QDJ 型门式起重机、QSZ 型流动式起重机等机电类特种设备, BXD 型桥式起重机由桥架、小车和提升机构等元件组成。QDJ 型门式起重机集装卸车船、堆垛功能于一体, 由门架结构、大车、小车、升降机构、吊具等部分组成, QSZ 型流动式起重机能够满足各种复杂工况下的物料搬运需求。选择合适的安装场地, 确保场地平整、坚实, 并满足起重机的安装和使用要求, 依次安装起重机主体、电气系统、液压系统, 并逐步对起重机设备进行调试, 保证初始准备的机电类特种设备样本均处于正常状态。为保证系统测试结果的可信度, 准备机电类特种设备样本数量共 800 个, 不同类型设备样本分布不均匀。其中包含 300 个 BXD 型桥式起重机样本、250 个 QDJ 型门式

起重机样本和 250 个 QSZ 型流动式起重机样本。将采集的 800 个数据中的其中 400 个数据作为训练数据。

4.2 生成机电类特种设备故障样本

选择准备机电类特种设备中的部分设备，将其调整至故障状态，部分设备故障状态数据的生成结果如表 2 所示。

表 2 机电类特种设备故障状态数据表

实验组别	机电类特种设备	故障状态	故障类型
1	BXD 型桥式起重机	存在故障	电气故障(相间短路)
2	QDJ 型门式起重机	存在故障	电气故障(相间短路)
3	QSZ 型流动式起重机	存在故障	电气故障(漏电)
4	BXD 型桥式起重机	存在故障	电气故障(主电机过载)
5	BXD 型桥式起重机	无故障	—
6	QSZ 型流动式起重机	存在故障	机械故障(减速器故障)
7	QDJ 型门式起重机	存在故障	机械故障(制动器故障)

将调整至故障状态的机电类特种设备接入到供电电源中，得出设备故障运行数据样本。1 号样本电流运行数据的生成结果如图 7 所示。

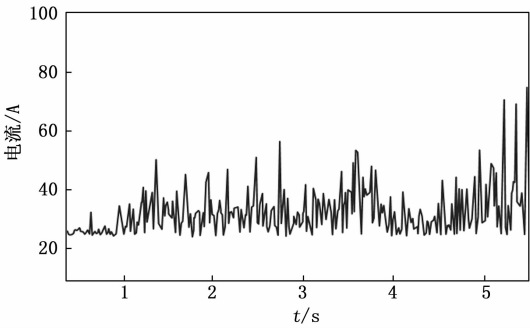


图 7 机电类特种设备运行电流波形图

重复上述操作，可以得出所有机电类特种设备运行数据样本的生成结果。

4.3 设定改进 SOM 神经网络运行参数

优化设计的故障检测系统以改进 SOM 神经网络作为技术支持，为满足系统的运行要求，需要对该算法的运行参数进行设定，具体包括网络节点数量、权值、学习率、领域大小、迭代次数等，根据生成的机电类特种设备运行数据量，确定改进 SOM 神经网络中输入层神经元节点的数量。改进 SOM 神经网络竞争层神经元节点数量的设定结果计算公式为：

$$n_{\text{compete}} = \frac{3n_{\text{in}}}{4} \tag{9}$$

其中： n_{in} 为输入层神经元节点数量。在改进 SOM 神经网络的参数设定过程中，参数设定依赖于问题的复杂度和预期的聚类数目，这一数量主要由输入数据的特征维度决定。神经元初始权值是一组不完全相等的随机数，以避免在学习过程中保持相等，因此利用随机数生

成器，生成 $[-0.5, +0.5]$ 范围内的值作为初始权值。学习率的初始值为 0.01，领域大小初始值为 0.5，随着训练的深入，逐渐减小邻域大小。另外，改进 SOM 神经网络的迭代次数为 2 000。随着训练的进行，竞争层神经元的权值会逐渐调整，形成不同的聚类中心，聚类中心的位置和分布会随着输入数据的特点和网络参数的设置而变化。在训练初期，聚类中心可能分布较为散乱；随着迭代次数的增加，聚类中心会逐渐趋于稳定和合理。

4.4 描述系统测试实验过程

根据机电类特种设备故障自动检测硬件系统的优化设计结果，将相关的硬件设备安装到实验环境中。

基于改进 SOM 神经网络的机电类特种设备故障自动检测系统的软件部分，使用 GUIDE 作为开发工具，可以实现视觉组件和编程行为两个设计程序任务，利用该工具完成对软件功能到软件程序代码之间的转换。在 MySQL 的支持下，完成系统数据库的构建，并将数据库连接到系统软件程序中。接入准备的机电类特种设备及数据样本，输出机电类特种设备故障的自动检测结果，如图 8 所示。

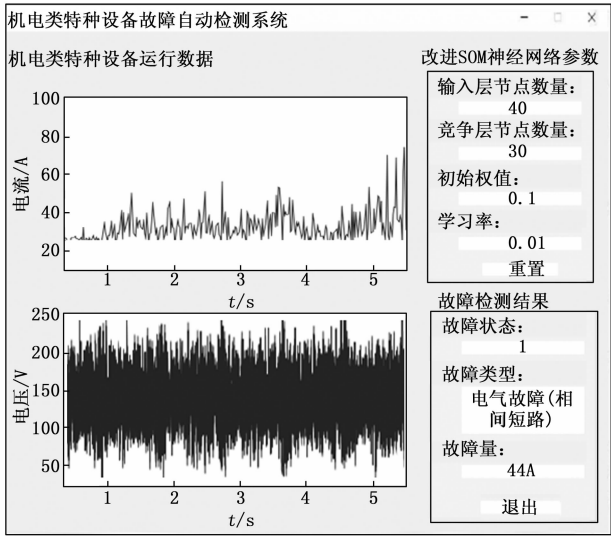


图 8 机电类特种设备故障自动检测系统输出界面

重复上述操作，可以得出所有机电类特种设备的故障检测、输出结果。

4.5 设置系统测试指标

此次实验设置设备故障状态的误报率和漏报率作为系统功能测试指标，测试结果的计算公式如下：

$$\begin{cases} \sigma_{\text{err}} = \frac{N_{\text{err}}}{N_{\text{set}}} \times 100\% \\ \sigma_{\text{leak}} = \frac{N_{\text{e}} - N_{\text{out}}}{N_{\text{set}}} \times 100\% \end{cases} \tag{10}$$

式中， N_{err} 、 N_{e} 、 N_{out} 和 N_{set} 分别为故障状态识别错误设

备数量、期望检测为故障状态的设备数量、实际输出检测为故障状态的设备数量以及系统测试实验准备的设备总数。计算得出故障状态误报率和漏报率取值越大,证明对应系统的检测功能越差。

4.6 系统测试实验结果与分析

实验设置基于云一边协同变分自编码神经网络的设备故障检测系统(文献[2]方法)和基于超图神经网络的机电设备故障检测系统(文献[3]方法)作为实验对比项,分别记为对比系统一和对比系统二,利用相同的开发工具完成对比系统的开发,并得出相应的故障检测结果。通过相关数据的统计与公式(10)的计算,得出系统机电类特种设备故障检测功能的测试对比结果,如图9所示。

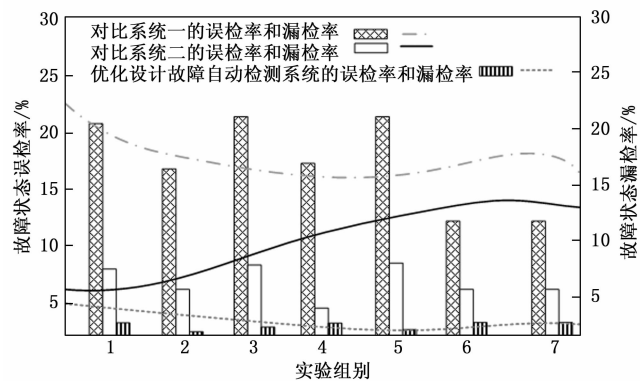


图9 机电类特种设备故障检测系统功能测试结果

从图9中可以直观看出,与两种对比方法相比,优化设计系统故障状态误检率和漏检率均得到明显降低,即优化设计系统具有更优的故障检测功能。这是因为所提方法采用改进的SOM神经网络,能够更快速地识别出机电设备的故障模式,提高故障检测的准确性。且所提方法还运用到了二维网格结构等优化措施,保留了输入数据中的拓扑关系,增强了网络对故障模式空间分布特征的捕捉能力,有助于系统更精确地识别出不同类型的故障模式。

4.7 改进前后 SOM 神经网络故障检测效果分析

分析改进前后 SOM 神经网络,对机电类特种设备故障的检测效果,如图10所示。

由图10可知,改进前神经网络的聚类准确率在80%左右,而改进后的神经网络其聚类准确率始终在88%以上,其在机电类特种设备故障自动检测中表现出更好的性能,能够更准确地识别和分类设备故障,为设备的维护和管理提供有力支持。

5 结束语

与机电类设备相比,机电类特种设备具有结构复杂、安全可靠、环境适应性强等特征,为满足对机电类

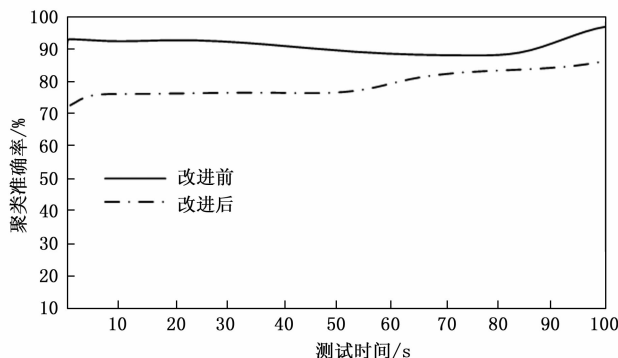


图10 改进前后 SOM 神经网络的故障检测效果

特种设备的使用需求,为了能够及时发现并预警潜在故障,从而避免因设备故障导致的安全事故,保障设备的安全稳定运行,设计并开发了基于改进 SOM 神经网络的机电类特种设备故障自动检测系统。实验结果表明,所提系统设计的误检率和漏检率较低,具有更高故障检测性能。然而此次系统测试实验仅对起重机机电类特种设备进行测试,而机电类特种设备类型众多,无法保证优化设计系统在其他机电类特种设备中的故障检测功能,因此在系统应用之前还需要补充相关实验数据。

参考文献:

- [1] 李国友,张新魁,才士文,等. 基于改进 KFDA 与 DE 优化 SOM 的故障诊断模型及其化工过程诊断 [J]. 化工进展, 2022, 41 (4): 1793-1801.
- [2] 刘阳,栗航,何倩,等. 基于云一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.
- [3] ZHANG K, LI H, CAO S, et al. Motor current signal analysis using hypergraph neural networks for fault diagnosis of electromechanical system [J]. Measurement, 2022, 201: 1-12.
- [4] 文浩,侯保林. FDA 与 ML-KELM 结合的机电系统故障识别 [J]. 哈尔滨工业大学学报, 2023, 55 (8): 106-115.
- [5] FU X Y, ZHAO J H, CHEN Z J. Mechanical bearing fault detection based on two-stage neural network [J]. Metallurgija, 2024, 63 (1): 105-108.
- [6] 陈向俊,傅军平,于晓,等. 基于 ALIF 和 ISOMAP 的机械设备故障识别方法研究 [J]. 机床与液压, 2023, 51 (5): 196-201.
- [7] 王全伟,文豪,徐格宁,等. 基于易损性分析的特种设备结构体系研究 [J]. 中国工程机械学报, 2022, 20 (5): 418-422.
- [8] 韩争杰,牛荣军,马子魁,等. 基于注意力机制改进残差神经网络的轴承故障诊断方法 [J]. 振动与冲击, 2023, 42 (16): 82-91.

(下转第 53 页)