

混流泵故障诊断系统的全信息融合算法应用

任玉入

(中铁十六局集团城市建设发展有限公司, 北京 065400)

【摘要】本着全信息融合的概念,文章着重讨论了混流泵故障诊断系统的核心算法。使用模糊神经网络构成核心算法整体架构,数据的模糊和解模糊过程均采用了一维模糊矩阵法,神经网络采用了基于5螺旋的卷积神经网络法,其中输入输出模块的所有节点采用线性回归函数进行节点管理,5个卷积模块采用多项式回归函数进行节点管理。该系统的核心功能是实现13个常规故障的直接报错,并就错误等级提供红色、橙色、黄色、蓝色的故障级别显示。该系统可以为混流泵的实际运行过程提供足够详实且足够可靠的故障位置报错,为系统运行提供积极有效的数据支持。

【关键词】混流泵 故障诊断 全信息融合 核心算法 模糊神经元

【中图分类号】TU745.2

【文献标志码】A

0. 引言

混流泵是介于离心泵和轴流泵之间的泵机实现形式,其相对于离心泵拥有更高的转速,相对于轴流泵拥有更高的扬程。一般的混流泵运行在300~500r/min的转速下,基本可以实现液力耦合模式下的直接异步电动机轴接,系统成本更低,系统维护复杂度更小。在对扬程、压力、流量、泵出功率等需求较为折中的系统中,混流泵是较为经济的选择。赵斌娟等对混流泵内部流场的识别算法进行了识别算法的研究,通过外部震动采集探头对内部流场进行机器学习识别,可以对混流泵流场进行有效分析^[1]。董志强对混流泵的轴向力学性质进行了识别验证分析,通过对进出口的静压动压进行综合分析,结合大数据深度挖掘技术,可以得到轴向力的逼近函数^[2]。车晓红等对立式混流泵的进出水通道优化模式进行了研究^[3]。黎义斌对混流泵的叶顶间隙对内部流体场的影响模式进行了分析^[4]。当前技术条件下,因为缺少相应的探头支持,一般混流泵仅可获得进出口的皮托表数据和流量计数据,液力耦合器前后的轴速数据,电控系统的电能质量数据,其他数据基本需要依靠振动感知和红外感知模

块获得。所以,混流泵的故障控制和故障识别,需要借助机器学习技术实现。本文研究一种全信息融合的机器学习算法,对混流泵的故障识别算法进行充分优化。

1. 混流泵的系统结构及探头布置模式

一般模式下,使用异步电机全压启动经液力耦合器带动混流泵的操作模式,是当前较为常用的主轴系实现模式。另外,考虑到泵机壳体的吸水环境,一般给大型混流泵设置注流系统,以确保系统启动时壳体内液体泵出量可以满足系统运行需求(图1)。

即在开关系统方面,系统内至少布局两个单向三相开关,分别控制两台电动机泵机系统。在探头方面,至少布局两套数字三相电流表、电压表,两套转速表,两套皮托表和流量计分别控制吸水涵道和扬水涵道,在扬水涵道中布局一个水位表,确保主泵启动时混流泵泵壳内的水位。其中,水位表对主泵机全压启动器有锁死功能。其探头数据结构如图2。

该系统中,不考虑红外模块、开关综合保护模块、主泵震动模块等单独系统的内部数据处理过程,其中所有数据均实现与本文设计系统ARM-31

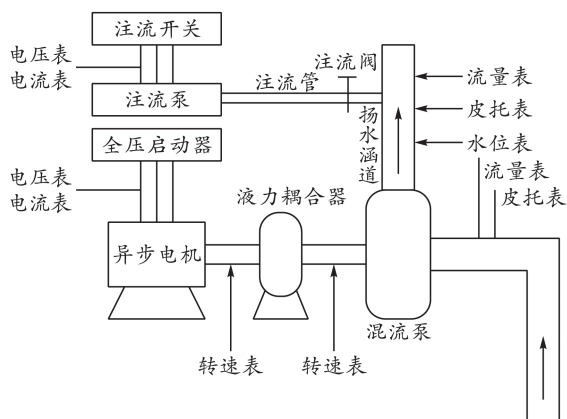


图 1 混流泵系统结构

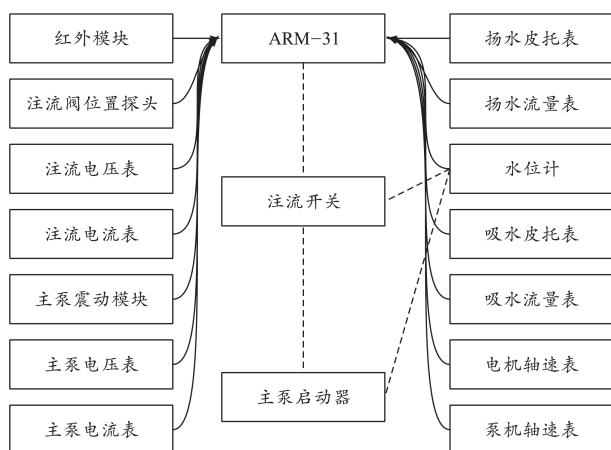


图 2 混流泵探头数据结构

主处理器直接相连,在主处理器中进行机器学习的数据处理,从而输出相应的故障判断结果。该结果并不考虑对两个开关的实时控制,只在系统出现故障或有潜在故障时,提出报警信息。其报警模式采用 2 位 8 位管的方式输出故障码,同时使用红、橙、黄、蓝四色发光二极管表示系统运行状态。其系统外观如图 3。

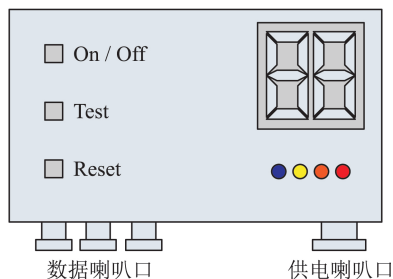


图 3 系统外观示意

2. 数据的输入与输出需求

2.1 数据的输入需求

该系统的输入数据详见图 2,主要包括电力质

量数据、主泵的振动和红外信息采集数据、吸水涵道和扬水涵道的皮托表流量表数据、主泵的电机轴速和泵机轴速数据、水位数据和注流阀位置数据等(表 1)。

数据输入需求

表 1

数据编组	数据来源	数据格式	前置处理器	处理后格式	采集频率
电力质量	注流电流表	Double×3	无	Double×3	5 ms
	注流电压表	Double×3	无	Double×3	
	主泵电流表	Double×3	无	Double×3	
	主泵电压表	Double×3	无	Double×3	
涵道	吸水皮托表	Double×2	无	Double×2	
	吸水流量表	Double	无	Double	
	扬水皮托表	Double×2	无	Double×2	
	扬水流量表	Double	无	Double	
	水位计	Logical	无	Logical	
轴速	电机轴速	Double	无	Double	
	泵机轴速	Double	无	Double	
流媒体	红外数据	流媒体	ARM7	Double	
	震动数据	流媒体	ARM7	Double	

可见,数据的输入接口,共需要导入 22 个 Double 数据和 2 个 Logical 数据,数据的采样频率均为 5 ms,即 1/4 个工频周期。

系统提供 3 个按钮,其中 1 个加电/断电按钮(On/Off),1 个测试按钮(Test),1 个强制重启按钮(Reset)。测试按钮被按下时,系统会生成一个错误码,判断系统的故障输出能力,强制重启按钮按下时,系统将刷新动态存储器,重新读取系统数据,当故障仍然没有清除时,认为故障非一过性故障。

2.2 数据的输出需求

2 位的 8 位管数字输入,可提供 00~99 共 100 个故障码的输出,实际应用中,捕捉缺水故障、轴温故障、涡流故障、喘振故障、卡泵故障、扬水水路故障、吸水水路故障、电机故障、耦合器故障等 9 个故障源,加之正常运行、前置跳闸、系统自身故障、内部测试故障等输出模式,共提供 13 个故障码的输出。其中,正常运行状态的故障码定义为 00,即系统输出 00 时认为系统处于正常运行状态,而系统自身故障设定为 99,及系统输出 99 时认定本系统自身出现故障。

而根据故障的严重程度,提供 4 个故障灯,其中严重故障为红色灯,一般故障为蓝色灯。故障灯

颜色依照蓝色、黄色、橙色、红色依次加重。

可见,系统共有两个输出端子,均设定为 Double 变量的输出,经过数据解模糊分别解析为 13 个故障码和 4 个状态灯。

2.3 数据的模糊与解模糊

数据的模糊与解模糊过程均采用一维矩阵法,其中模糊过程采用线性投影法:

$$M_i(x)=(X_i-\min(x))/(\max(x)-\min(x)) \quad (1)$$

即将每个单列输入数据减去当列理论最小值并求取其与理论最大值与理论最小值之间的比值。该过程会将表 1 中所有变量实现去量纲且完成在 [0,1] 区间上的线性投影,以方便机器学习系统的数据整合处理。

解模糊过程采用一维矩阵法,两个输出数据均采用均分法进行数据输出,即故障码输出模块采用 13 均分法将 Double 变量进行划分并格式化,故障状态模块采用 4 均分法将 Double 变量进行划分并格式化。

3. 神经网络设计

3.1 神经网络整体设计

根据表 1 中的 4 个数据编组,将输入数据进行分别导入后,形成一个五元卷积模型,对数据进行整合分析,并提供两个输出模块,是本文神经网络算法的核心思路,其详细算法详见图 4。

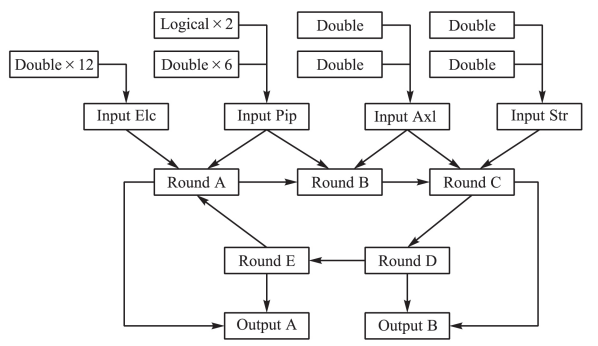


图 4 机器学习卷积架构

根据表 1 中的 4 个数据编组,分别从电力、管系、轴系、流媒体四个模块构建四个输入模块,分别提供 1 个 Double 输入数据,其中电力和管系数据供给 5 螺旋卷积模块的 Round A 模块,管系和轴系数据供给 5 螺旋卷积模块的 Round B 模块,轴系和流媒体数据供给 5 螺旋卷积模块的 Round C 模块。5 个卷积模块均提供 1 个 Double 变量构成循环卷积,然后 Round C 模块和 Round D 模块供给 Output

B 模块,用于对故障码解模糊模块提供 1 个 Double 数据,Round E 和 Round A 模块供给 Output A 模块,用于对故障程度解模糊模块提供 1 个 Double 数据。

3.2 神经元模块的节点设计

4 个输入模块和 2 个输出模块,均可以按照线性法对数据进行管理,其中电力输入模块输入 12 个 Double 数据,其节点数较多,其次是管系输入 6 个 Double 数据和 2 个 Logical 数据,节点数其次,后两个的输入节点数较少。所以,4 个输入模块的隐藏层结构有所不同,但节点管理函数均为线性函数。其基函数可写做:

$$Y=\sum(A\cdot X_i+B) \quad (2)$$

式中:Y 为输出变量;
 X_i 为输入变量;
A,B 为待回归变量;

5 个卷积模块采用多项式函数模式进行节点管理,其隐藏层结构一致,均为 5 层,分别为 3、7、17、11、3 个节点,输入节点均为 2 个,输出节点均为 1 个。每个模块共 54 个节点。其节点函数可写做:

$$Y=\sum_i\sum_{j=0}^6A_jX_i^j \quad (3)$$

式中:Y 为输出变量;
 X_i 为输入变量;
 i 为输入序数;
 j 为指数序数;
 A_j 为对应指数序数的待回归变量;
所以,其实际模块设计如表 2。

神经网络模块设计				表2
模块名称	输入节点	隐藏层结构	输出节点	节点函数
InputElc	12	12、8、4、2	1	$Y=\sum(A\cdot X_i+B)$
Input Pip	8	8、8、4、2	1	
InputAx1	2	3、5、3、2	1	
InputStr	2	3、5、3、2	1	
Output A	2	3、5、3、2	1	$Y=\sum_i\sum_{j=0}^6A_jX_i^j$
Output B	2	3、5、3、2	1	
Round A	3	3、7、17、11、3	1	
Round B	3	3、7、17、11、3	1	
Round C	3	3、7、17、11、3	1	
Round D	1	3、7、17、11、3	1	
Round E	1	3、7、17、11、3	1	

浅谈利用信息化手段提升项目危险性较大的分部分项工程安全管理

许永福

(恒亿集团有限公司, 福建 龙岩 364000)

【摘要】针对当前我国建筑施工现场安全事故频发的现状和问题,文章就施工项目危险性较大的分部分项工程安全管理信息化系统建设方面,进行了深入实践研究,利用信息化平台加强对项目危险源的管控能力,通过信息化建设来实现企业的精细化管理,实现企业改革创新,提升管理水平。

【关键词】信息化 安全管理 危险源

【中图分类号】TU714

【文献标志码】A

0. 引言

建筑施工行业是高危行业,随着中国经济的蓬勃发展,工程规模大型化、复杂化、异地化,生产过程中大量使用新工艺、新材料,新技术不断得到推广和运用。传统的粗放型管理已难满足对项目安全风险的管控。安全生产问题对于施工企业来说,是挑战也是机遇。做好安全生产工作,不但可以避免企业直接或间接的损失,减少企业风险,改善企业内部管理,还可以增强企业凝聚力

和竞争力,提升企业形象和社会效益,促进企业长远发展。否则,企业受损,同时还带来负面影响,造成社会不稳定因素,极大削弱企业市场竞争力,严重制约企业发展。不论是从施工企业发展的层面,还是从社会责任角度,加强工程建设安全生产都是必须且必要的。笔者公司决定采用信息化平台来推动施工现场的项目安全管理,提升对施工项目危险性较大的分部分项工程安全管理水平。

4. 总结

本文设计的混流泵故障诊断系统的核心算法是模糊神经元算法,输入数据经过模糊化后,输入到5螺旋卷积神经网络的机器学习模块中,两个输出数据格式均为Double数据,经过数据解模糊后,形成13个故障码和4个故障级别,并在系统面板上给与显示。因为篇幅限制,本文数据的格式化输出模块和前置的两个ARM7预处理模块并未进行深入讨论,仅讨论了核心算法模块。但本文系统可以为混流泵的实际运行过程提供足够详实且足够可靠的故障位置报错,为系统运行提供积极有效的数据支持。

参考文献:

- [1]赵斌娟,谢昀彤,廖文言,等.第二代涡识别方法在混流泵内部流场中的适用性分析[J].机械工程学报,2020(14):216-223.
- [2]董志强.蜗壳式混流泵轴向力的数值计算与试验验证[J].排灌机械工程学报,2020,38(4):339-345.
- [3]车晓红,张帝,成立.立式混流泵站进出水流道水力优化研究[J].南水北调与水利科技:中英文,2020:1-11.
- [4]黎义斌,何慧,范兆京,等.叶顶间隙对斜流泵叶轮内部空化流动的影响[J].排灌机械工程学报,2020,38(3):224-229.

(本文收稿:2020-06-08)