

基于多传感器的往复压缩机故障智能监测方法研究

屈世栋

(中国石油化工股份有限公司天津分公司 天津 300271)

摘要: 往复压缩机是现代化工业企业的关键设备, 为日常的工作提供了极大的便利条件。由于往复压缩机的执行结构较为脆弱, 越来越多的企业会在往复压缩机中安装监测设备。因此, 对基于多传感器的往复压缩机故障智能监测方法进行研究是有必要的。进行故障数据量化采集, 实现故障特征的重叠提取, 设计分解传感智能监测模型, 采用 BP 迭代交互法实现多传感器压缩机故障智能监测。最终的测试结果表明: 与传统隐层智能监测小组和传统平衡映射监测小组相比, 本文所设计的多传感器智能监测小组得出的监测时间均控制在 0.5s 之内, 表明此种方法的实际应用效果更佳, 具有更强的应用价值。

关键词: 多传感器; 往复压缩机; 故障监测; 检测方法; 智能调节; 传感变动

0 引言

往复压缩机实际上是一种容积式的多方向压缩机, 近几年被广泛应用在工业创新与建设处理这一类工作上, 在初期取得了相对较好的效果。但随着技术的发展与成熟, 部分企业的业务量在逐年攀升, 传统的往复压缩机在实际应用的过程中常常会出现问题和误差, 不仅给工业生产造成了极大的阻碍, 同时在复杂的环境之下, 还极易造成机器的关联性损坏, 造成不可控的经济损失。在这样的背景环境之下, 需要增加故障智能监测环节, 再加上多传感器的辅助与支持, 从而进一步提升整体的监测效果。

多传感器处理是现阶段较为常用的一种故障检测核定方法, 主要是利用传感器来对往复压缩机的故障位置进行感知, 同时加装定位系统, 形成范围广、压缩效率高、工作压力稳定的监测结构。不仅如此, 在传统监测体系的基础上, 为了确保监测结果的稳定性与精准性, 需要对多传感器的监测目标进行合理化更改, 以此来迎合实际的监测需求, 营造更好的检测环境。因此, 对基于多传感器的往复压缩机故障智能监测方法来进行研究与分析。本文会在较为真实的环境之下, 在温度、压力、振动、位移等角度调整传感器的预设应用范围, 保证监测机组处于最佳的工作状态, 提升整体的监测效率, 最大程度避免恶性故障问题的发生。

1 多传感器下往复压缩机故障智能监测方法设计

1.1 故障数据量化采集

在对多传感器下往复压缩机故障智能监测方法设计之前, 需要先进行故障数据的量化采集。通常, 当往复式压缩机出现故障时, 监测系统虽然会立即感知故障的

位置, 但是对于数据的采集与汇总工作却相对不重视, 这在一定程度上也不利于监测效果的提升。首先, 需要划定往复式压缩机的故障属性状态, 结合多传感器所构建的监测模式, 形成状态转移矩阵, 如公式 (1)、(2)、(3) 所示:

$$B = \frac{j}{3} + (m+2i) \quad (1)$$

$$X = \frac{2j}{3} + (3m+2i) \quad (2)$$

$$Z = \frac{3j}{3} + (5m+2i) \quad (3)$$

式中: B 、 X 、 Z 为故障转移距离; j 为动态干扰值; m 为往复系数; i 为标准差值。

通过上述计算, 最终可以得出实际的故障转移距离, 实现状态的双向转移控制。根据传感器的关联特征匹配, 进行故障数据的纵向量化融合, 平台会对故障的属性进行识别, 最终完成故障数据的量化采集处理。

1.2 故障特征的重叠提取

在完成对故障数据的量化采集之后, 需要进行故障特征的重叠提取。由于往复压缩机为机械性的特征属性, 所以, 需要采用多传感量化融合处理模式来获取基础的数据信息。根据故障的位置以及诊断算法, 实现多目标的改进设计。依据每一个故障监测目标, 设定对应的监测层级, 层级之间存在差异, 但是相连紧密, 共同处理压缩机的机械振动特征信息, 可以进行关联故障特征量的无偏比设定, 如表 1 所示。

根据表 1, 可以完成对关联故障特征量的无偏比设定。随后, 结合设定的监测无偏比标准设定对应的极限故障检测范围。依据自适应修正, 调节往复压缩机内部的监测范围, 形成重叠的特征提取区域, 为后续的监测工作奠定基础。

表 1 关联故障特征量的无偏比设定表

关联故障特征量	机械振动频率 /Hz	无偏比
-12.03	152.45	1.38
+5.67	160.75	1.42
+10.29	185.50	1.49
+19.37	205.00	1.57

1.3 分解传感智能监测模型设计

在完成对故障特征的重叠提取后，进行分解传感智能监测模型设计。所谓分解监测，是结合往复式压缩机的实际属性特征，形成变动监测目标，并遵循不同的分解次数，获取监测数据、信息，最终完成监测任务。具体的监测模型结构如图所示。

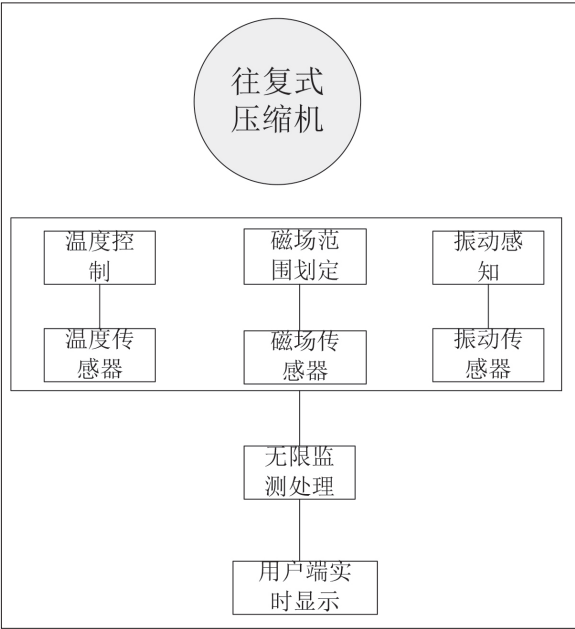


图 分解传感智能监测模型结构设计

根据图所示流程，可以完成对分解传感智能监测模型结构的设计与验证。结合上述所设定的故障监测目标，形成具体的监测指令，设定在预控模型之中，进一步优化完善分解传感智能监测模型的应用效果。

1.4 BP 迭代交互法实现多传感器压缩机故障智能监测

在完成对分解传感智能监测模型的设计之后，接下来需要采用 BP 迭代交互法实现多传感器压缩机故障智能监测。结合提取的故障特征，进行迭代监测次数的设定，并依据多传感器获取的集成数据，进行交叉训练。核定不同数据集下，往复压缩机故障定位的迭代交互效果。核定监测的置信度是否在合理地范围之内，并进行迭代负载监测极限值的计算，具体如公式 (4) 所示：

$$P=\frac{(3x-1)}{y}+\sqrt{0.5b}$$

(4)

式中： P 为迭代负载监测极限值； x 为交互差值； y 为动态特征重叠比； b 为故障振动单频。

通过上述计算，最终可以得出实际的迭代负载监测极限值，依据数值，建立 BP 迭代交互结构。利用模型调整实际的监测目标，得出具体、可靠的监测结果，最终通过 BP 迭代交互法实现多传感器压缩机故障智能监测。

2 监测方法测试

本次主要是对多传感器下往复压缩机故障智能监测效果进行验证与分析。考虑到最终测试结果的稳定性与可靠性，需要划定 3 个测试小组：第 1 组为传统的隐层智能监测方法，将其设定为传统隐层智能监测小组；第 2 组为传统的平衡映射监测方法，将其设定为传统平衡映射监测小组；第 3 组为本文所设计的智能监测方法，将其设定为多传感器智能监测小组。三种方法会在相同的环境下实现测试，得出的最终结果以对比的形式验证分析。

2.1 测试准备

在对多传感器下往复压缩机故障智能监测效果进行验证与分析之前，需要先搭建相应的测试环境。测试采用 Matlab 以及 B/S 为主要的关联架构，将不同型号的传感器设定在往复压缩机的电路之中，结合获取的初始机械特征信息以及数据，设定具体的智能监测节点，并计算出具体的单元节点频率，如公式 (5) 所示：

$$H=(\sqrt{t+(2.5-6r)+1})-\frac{1}{3}$$

(5)

式中： H 为单元节点频率； t 为时间间隔值； r 为采样带宽频。

通过上述计算，最终可以得出实际的单元节点频率。设定具体的单元节点频率范围，一般需要控制在 15~25kHz 之间。随后，在往复压缩机中加装监测装置，通常是小型的监控设备，确保噪音强度低于 -10dB，在实际应用的过程中，需要先进行机械特性数据的训练和采集，规模预设 在 1500 之内，初始载波的定向频率设定为 16kHz。

由于往复压缩机在日常的工作中所覆盖的范围是固定的，虽然可以修改，但是修改的标准不高，具有限制条件。在多传感器的作用之下进行传感时域波段的明确，并计算出实际的动态时域值，如公式 (6) 所示：

$$Y=\frac{4}{k+1.3}-2\sqrt{e}$$

(6)

式中： Y 为实际的动态时域值； k 为往复参数差异值； e 为故障特征系数。

通过上述计算，最终能够得出实际的动态时域值。设定具体的动态时域范围，根据往复压缩机的机械特

征, 调节传感器的辅助范围, 将监测节点与多传感器实现并联, 在压缩机的外部电路中设定 1 个小型的单项控制电路, 这一电路仅对主监测节点实现控制, 一旦发生大规模的故障, 电路会立即切断关联设备以及装置, 确保整体的安全性。调整智能监测的环节、结构, 核定测试的设备与装置是否处于稳定的运行状态, 同时确保不存在影响最终测试结果的外部因素, 核定无误后, 开始测试。

2.2 测试过程及结果分析

在上述所搭建的测试环境之中进行具体的测试。首先, 进行往复压缩机数据的量化采集, 并结合实际的需求, 进行机械特征分析, 将多传感器关联至压缩机的内部结构之中, 营造全面覆盖的测定氛围, 在压缩机的电路中接入一个集成控制装置, 采用量化处理的方式, 分化压缩机的电压、额定电流, 启动磁力振动器, 增加具体的监测范围。这部分需要注意的是, 在应用前要进行往复训练, 训练模式主要是由多个传感器监测节点所组成, 在监测输出的过程中形成阵列重叠监测信号, 传输至监控设备之中, 计算出具体的自回归拟合系数, 具体如公式 (7) 所示:

$$T = \frac{(2.15d - g)}{3} - 5h \tag{7}$$

式中, T 为自回归拟合系数; d 为动态监测差值, g 为传感节点数量, h 为迭代子集。

通过上述计算, 最终可以得出实际的自回归拟合系数。结合得出的数值, 进行自回归拟合监测范围的设定, 根据设定的训练监测样本, 结合多传感器的辅助处理, 核定智能监测时间, 对最终得出的结果验证分析, 如表 2 所示。

表 2 监测结果对比分析表

多传感器 时域范围	传统隐层智能 监测小组监测 时间/s	传统平衡映射 监测小组监测 时间/s	多传感器智能 监测小组监测 时间/s
12.05~16.55	0.91	0.95	0.45
16.55~24.25	0.84	0.88	0.35
24.25~31.45	0.82	0.73	0.25
31.45~39.75	0.74	0.63	0.24

根据表 2, 可以完成对最终测试结果的分析, 与传统隐层智能监测小组和传统平衡映射监测小组相对比,

本文所设计的多传感器智能监测小组得出的监测时间均控制在 0.5s 之内, 表明此种方法的实际应用效果更佳, 具有更强的应用价值。

3 结语

综上所述, 与传统的监测方法相比, 本文所设计的监测模式更加符合现代化工业发展的需要, 多传感器的监测结构可以最大程度地降低往复压缩机的故障发生率, 实现更为高频的诊断结构。在多传感器的辅助与分化之下, 往复压缩机自身的稳定运行能力也得到了极大地提高, 传感器所获取到的进压缩机工况数据以及信息的多方向采集, 可以从多个角度来对数据进行多传感量化和层级融合处理, 进而提取出压缩机动态特征信息, 为后续的工作提供理论依据。另外, 多传感器对于故障的识别速度也是相对较快的, 这在一定程度上也有利于往复压缩机机械故障监测结果的准确与可靠, 故障诊断效能得到更好地控制。

参考文献:

[1] 王朴, 张兆归, 朱昱, 等. 基于人工智能技术的电网雷击故障监测方法研究 [J]. 电瓷避雷器, 2020 (03): 121-126.

[2] 尹春杰, 宋彦螟, 王亚男, 等. 光伏发电组件在线监测与故障诊断系统研制 [J]. 工业仪表与自动化装置, 2020 (04): 122-126.

[3] 吕晨昊. 优化状态监测技术在往复压缩机上的应用 [J]. 中国设备工程, 2020 (21): 187-188.

[4] 胡博, 李骏, 郭强, 等. 基于多传感器融合的电机在线状态监测方法 [J]. 冶金自动化, 2021, 45 (02): 85-92.

[5] 杨孝华, 杨霖, 胡兵, 等. 基于激光投射和图像识别的电力设备智能监测方法 [J]. 激光杂志, 2021, 42 (07): 95-99.

[6] 徐彦伟, 蔡薇薇, 顾潭成, 等. 变工况下基于信息融合的地铁牵引电机轴承故障智能诊断 [J]. 计算机集成制造系统, 2021, 27 (11): 3247-3258.

[7] 杨昱, 王千山, 李雪鹏, 等. 一种非侵入式电梯运行状态智能监测方法 [J]. 太原理工大学学报, 2021, 52 (06): 920-927.