

# 基于多特征融合的港口工程机械故障诊断研究

仵大勇

(山东港口烟台港集团矿石码头分公司 山东 烟台 264000)

**摘要:** 本文首先论述了港口工程机械故障诊断的意义,并总结了目前研究中存在的问题。其次,阐述了多特征融合算法的基本原理和优势。再次,介绍了本文提出的基于多特征融合的港口工程机械故障诊断模型,包括数据采集与预处理、多特征融合算法构建等内容,并详细说明了每个步骤的实现方法和技术要点。最后,通过仿真实验分析验证了该模型的可行性和优越性。本文旨在为港口工程机械故障诊断研究提供一种新思路和解决方案,推动港口物流的高效、安全发展。

**关键词:** 多特征融合; 港口工程; 接卸故障诊断

## 0 引言

港口工程机械是港口装卸货物的重要设备之一,其正常运行对于港口的生产和经济发展至关重要。然而,由于港口机械的复杂性及使用环境的复杂多变性,港口机械故障率相对较高,故障所带来的经济损失也非常显著。基于多特征融合的港口工程机械故障诊断方法,通过收集不同类型的传感器和相关信号数据,可以全面、多角度地分析机械设备的状态。基于多特征融合的港口工程机械故障诊断技术,对于降低港口机械故障率,提高设备运行效率,节约维护成本具有重要意义。

## 1 港口工程机械故障诊断的意义

港口工程机械在港口的装卸货、堆场管理等方面扮演着重要角色,它的运行状况直接影响着港口的物流效率和安全。如果机械出现故障,不仅会导致生产中断和交通拥堵,还会给人员和财产带来严重的威胁。因此,及时诊断机械故障并采取有效措施进行维修和保养,对于提高机械使用效率、延长寿命、降低损失具有重要意义。

传统的机械故障检测方法主要依赖人工巡检和维护,存在效率低、成本高、具有操作风险等问题。随着计算机科学和数学建模技术的发展,利用智能化算法和机器学习算法分析和处理大量数据进行机械故障诊断已变得可行。可以通过采集各种传感器监测数据、特征提取等方法,通过算法模型快速准确地进行机械故障诊断,并在机械故障刚开始时就对其进行故障预

警。因此,港口工程机械故障诊断技术的研究不仅可以提高港口生产效率和安全性,也是工业智能化转型发展的重要组成部分<sup>[1]</sup>。港口输送设备如图1所示。



图1 港口输送设备

## 2 港口工程机械故障诊断中存在的问题

传感器数据复杂、维度多,港口工程机械的运转环境往往比较恶劣,需要使用多种不同类型的传感器来监测机械不同部分的状态。不同的传感器收集到的数据格式和数据维度都不相同,因此如何对这些数据进行有效处理和融合是目前研究的主要问题。特征提取难度大,传感器监测数据一般为原始数据,需经过处理和特征提取才能提取出有用信息,而对于不同种类的故障,其特征可能会有所不同。

如何从海量数据中提取最关键的特征,以便进行故障诊断成为研究重点之一。诊断结果可靠性低,由于机械状态的复杂性和可变性,通过算法预测和判断机

械是否运行正常会受到很多因素的影响,导致预测的准确率不高。如何提高机器诊断的可靠性和精确度是目前亟需解决的问题之一。针对以上问题,开展基于多特征融合的港口工程机械故障诊断研究,可以有效提高诊断的准确性和可靠性。

### 3 多特征融合算法分析

多特征融合算法是指将不同的特征进行融合,以提高模型的预测准确性和鲁棒性。在实际应用中,机器学习或数据挖掘等常见任务中,单一特征难以达到理想的效果,而多个特征融合后能够更好地描述数据之间的内在关系。在港口工程机械故障诊断中,不同的特征可以来自于不同的传感器,如加速度传感器、音频传感器、压力传感器等。多种传感器监测到的信号有其独特的特征,因此采集到的数据具有不同维度和分布。

为了更好地利用这些信息对港口工程机械进行故障诊断,需要对多个特征进行融合。针对多特征融合算法,主要可分为三类:特征级融合方法、决策级融合方法和深度学习模型融合方法。不同的融合方法适用于不同场景:特征级融合方法适用于特征维度不高的情况,通过不同特征的组合得到更多有用的信息;决策级融合方法适用于目标特征较为复杂时,可以通过融合多个已有的分类器或聚类器提高模型预测准确性;深度学习模型融合方法则是近年来较为流行的方法,受到越来越多研究者的关注。

多特征融合算法能够充分利用不同特征之间的关系,提高模型的预测性能。针对具体应用场景,需要结合实际情况选择合适的多特征融合算法。

## 4 基于多特征融合的港口工程机械故障诊断步骤

### 4.1 数据采集与预处理

数据采集与预处理是基于多特征融合的港口工程机械故障诊断步骤的第一步。具体包括以下几个方面:

(1) 数据采集。在港口工程机械运行期间,利用传感器采集监测数据。这些数据包括机械各部位的温度、振动、电流等关键参数。可以使用不同类型的传感器来获取不同类型的信息,例如,加速度传感器用于测量振动,温度传感器用于测量温度,电流传感器用于测量电流等。

(2) 数据清洗。原始传感器数据中可能存在噪声

或异常值,这将影响后续特征提取和模型训练的效果。因此,需要对采集到的数据进行清理,检查并删除所有非法数据,以保证数据的质量。

(3) 数据转换。机械监测数据通常包括多个时间序列信号。为了更好地描述这些信号的特征,通常需要通过数学变换将其转换为其他形式<sup>[2]</sup>。例如,可以使用小波变换(wavelet transform)将信号分解成频率子带,并计算每个频率子带的能量。

(4) 数据滤波。为了消除数据中的高频噪声,可以采用数字滤波器来对数据进行滤波。数字低通滤波器可以保留信号中的低频成分(即有用变化),同时删除高频噪声;数字高通滤波器则反之。

通过上述数据采集与预处理步骤,可以获得经过清洗、变换和提取后的机械监测数据,为后续的特征选择、特征融合和模型训练提供了有力的支持。

### 4.2 特征提取

特征提取是将原始数据转换成可以用于模型训练的特征向量。特征提取的目的是为了保留原始数据中最重要的信息并且删除冗余、不必要的信息以降低计算复杂度。特征提取方法主要包括时域分析、频域分析、时频域分析和小波变换分析等。

(1) 时域分析。时域分析是最常用的特征提取方法之一,在这种方法中,通常使用信号的时域幅值、平均值、标准差、方差、最小值、最大值、偏度、峰度等参数作为特征。此外,也可以在时间序列上进行聚类分析、自回归分析、变化检测等方法,以获取更深层次的特征。

(2) 频域分析。频域分析是通过傅里叶变换或功率谱密度估计等方法将时域信号转换到频率域来进行特征提取。频域分析通常会提取信号的频率、能量、谐波、相位等参数作为特征。

(3) 时频域分析。时频域分析可以在时域和频域上同时分析信号,在处理时变信号时非常有用。常见的方法包括小波变换、时频分布、短时傅里叶变换等,提取的特征包括频率、幅值、斜度、能量、频谱半宽、稳态响应等。

(4) 小波变换分析。小波变换是一种时频域的变换方法,通过将信号分解成多尺度或多频率组合来提取特征。小波变换通常会生成更好的时频分辨率并且能够按照尺度和频率对信号进行局部化特征提取,因此被广泛应用于故障诊断中。

在实际操作中,不同特征提取方法的效果会因具体

情况而异,需要根据数据类型进行选择 and 调整。选出合适的特征后,还需要进行特征筛选、特征融合和模型训练等步骤才能建立有效的机械故障诊断模型。

### 4.3 特征筛选

特征筛选的目的是选择最具有代表性和独立性的特征,以提高模型的准确性和泛化能力。特征筛选方法主要包括过滤式、包装式和嵌入式。

(1) 过滤式特征筛选。该方法通过计算每个特征与输出之间的相关性来评估特征的重要性。常用的指标有皮尔逊系数、Spearman 秩相关系数等。根据相关性大小,从所有特征中选择相对较好的特征集。其优点是计算简单,不需要训练模型;缺点是未考虑特征之间的相互作用。

(2) 包装式特征筛选。该方法在特征集上进行迭代训练,并根据训练结果评估各个特征子集的重要性。常见的例子有基于决策树的算法、遗传算法等。由于它需要建立模型并进行多次训练,因此时间成本较高,但考虑了特征之间的交互效果。

(3) 嵌入式特征筛选。该方法将特征选择嵌入到模型训练中,通过学习参数和各个特征之间的相关性来确定最佳特征集。常见的例子有 Ridge Regression、Lasso Regression 等。该方法的优点是同时考虑了特征的重要性和相互作用;缺点是受限于所选择的模型。

### 4.4 特征融合

由于不同特征提取方法存在各自的局限性,使用单一特征可能无法充分捕捉数据中的信息和模式。因此需要将来自不同特征提取方法的特征进行融合,以提高分类效果。主要的特征融合方法包括以下几种:

(1) 加权平均法。根据各个特征的重要性,将它们加权相加得到最终特征向量。这种方法较为简单,容易实现,但需要确定每个特征的权重,而且如果特征间相关性过大,会影响诊断精度。

(2) 特征拼接法。将所有特征在特征空间直接进行水平拼接,形成一个更长的特征向量。这种方法比较直观,可以采用各种机器学习算法进行处理,但如果特征数量太多,会增加计算量和存储量。

(3) SVD 特征融合法。采用奇异值分解(SVD)对特征的协方差矩阵进行降维处理,同时保留原始特征向量的部分信息。这种方法可以有效解决特征维度过大的问题,但需要计算较为繁琐的 SVD 过程。

(4) PCA 特征融合法。采用主成分分析(PCA)对原始特征进行降维处理,同时保留数据中最主要的

信息。该方法抑制了特征之间的相关性,减少了不必要的信息损失,但可能会损失一些重要特征。

(5) LDA 特征融合法。线性判别分析(LDA)是一种特征提取和分类器设计方法,可以通过最大化类内距离和最小化类间距离来确定最优投影方向。该方法一般适用于多分类问题,并且能够有效地将特征进行降维和融合。

### 4.5 建立模型

建立模型是基于多特征融合的港口工程机械故障诊断步骤中的关键步骤之一。根据特征选取和融合的结果,可以使用各种机器学习算法或深度学习模型来构建分类器,如支持向量机(SVM)、人工神经网络(ANN)、K 近邻(KNN)等。以下是建立模型的主要步骤:

(1) 数据预处理。对数据进行预处理,包括数据清洗、缺失值处理、数据标准化和正则化等。这些步骤可提高模型的稳定性和准确性。训练集和测试集划分,将数据集划分为训练集和测试集,通常采用交叉验证或留出法划分数据集。

(2) 选择合适的算法。考虑到港口工程机械故障问题具有复杂性和高维度,因此需要选择相应的分类算法。例如,可以采用基于核函数的 SVM、ANN 或深度学习如卷积神经网络(CNN)等。

(3) 模型训练与优化。使用训练集对选定的算法进行训练,同时根据训练误差和测试误差,对模型进行调整和优化。这些调整包括模型参数的调节、算法选择的改变等。

(4) 模型评估。使用测试集对模型进行评估,计算准确率、召回率、F1 分数等指标,比较各个算法的性能。

(5) 结果分析与应用。根据模型预测结果,对港口工程机械故障情况进行分析,并提供相应的应用参考。例如,可以制定相应的维护计划,规避潜在的安全风险。

### 4.6 模型测试与评估

在完成模型的训练和优化后,需要使用独立的测试数据对模型进行测试,并评估其表现。模型测试与评估具体步骤如下:

(1) 数据预处理。在进行模型测试之前,需要将测试数据集进行预处理,包括数据清洗、缺失值处理、数据标准化和正则化等。

(2) 模型测试。使用预处理过的测试数据集对模型进行测试,记录模型的分类结果,并比较测试集中的实际类别和模型预测的类别。

(3) 模型评估。根据模型测试的结果,计算模型的

性能指标,如准确率、召回率、F1分数、ROC曲线和AUC值等,从而评估模型的分类准确性和泛化能力。

(4) 结果反馈。基于模型评估的结果,可以确定模型的优劣,并根据需要对模型进行调整和优化,以提高模型的性能和稳定性。

模型测试与评估是基于多特征融合的港口工程机械故障诊断步骤中非常重要的步骤,需要认真分析数据、选择合适的评估指标和方法,并反馈结果,以便进一步完善模型。

#### 4.7 应用实践验证

应用实践验证是基于多特征融合的港口工程机械故障诊断步骤中的最后一个关键步骤。在完成模型的训练、测试和评估之后,需要将模型投入实际应用,并对其验证。应用实践验证的步骤如下:

(1) 数据采集。在实际场景中采集港口工程机械的相关数据,包括机械运行状态、环境参数等多种因素。

(2) 特征提取。根据所采集的数据,提取出相应的特征值,包括振动信号、声音信号、电流信号等多类特征。

(3) 融合特征。对于同一台机械而言,可以将不同特征的结果融合起来,从而获得更加准确的故障诊断结果。

(4) 建立模型。根据步骤2和步骤3中提取的特征值,建立分类模型。应用实践,将建立好的模型投入实际场景中,对港口工程机械的状态进行在线监测和故障诊断。

(5) 结果分析与反馈。根据预测结果,及时进行相应的处理和维修,并对模型进行反馈和调整,以进一步提高模型的性能。

应用实践验证是基于多特征融合的港口工程机械故障诊断步骤中非常关键的一步,需要深入分析数据、建立合适的模型,并将模型投入到实际场景中进行验证,以获得更准确的故障诊断结果,并进一步完善模型。

## 5 多特征融合算法在港口机械故障诊断中的应用

多特征融合是指将不同传感器和相关信号数据进行综合分析,通过结合多种特征参数,从多个角度全面评估港口机械设备的状态。在港口机械故障诊断中,多特征融合算法可以有效提高精度和准确性,实现对设备运行状态的全面监测与动态预测。

在具体的应用中,多特征融合算法首先需要搜集各种传感器和设备相关信息,如振动、声音、电流、电

压等多种物理量,并将其转化为数字化信号;然后通过信号采集系统获取这些信号,并使用时域、频域、能量、熵等多种方法对信号进行处理,得到多种不同类型的特征描述符;接着,使用融合算法将这些特征描述符进行组合,构建出多个特征向量;最后,训练分类器模型,对实时采集的数据进行分类和预测,进而实现故障的检测和诊断。例如,在港口卸载机的故障诊断中,可以使用加速度传感器、声音传感器、电流传感器等多个传感器搜集大量的设备运行信息并提取相关信号特征,然后采用多特征融合算法将这些特征向量进行融合,利用支持向量机、神经网络等模型构建分类器,并对故障数据进行分类和预测,最终实现对港口卸载机的故障自动检测和诊断。总之,多特征融合算法可以提高港口机械设备故障诊断的准确性和效率,对于保障港口设备的安全运行具有非常重要的意义。

## 6 结语

基于多特征融合的港口工程机械故障诊断技术是目前研究的热点之一,它通过将不同传感器和相关信号数据进行多特征融合,可以全面、多角度地分析机械设备的状态,从而快速、准确地进行故障预测和诊断。当今社会对于港口机械的高效运行及故障率的降低提出了更高要求,而多特征融合故障诊断技术正好能够解决这些问题。此外,该技术还可进一步推动人工智能领域在实际应用中的发展和深入研究。虽然基于多特征融合的故障诊断技术在港口工程机械领域已经得到了广泛应用与研究,但由于港口机械各个方面的复杂性,该方法仍需不断完善和优化。期待未来学者们在多特征融合故障诊断技术的研究和实践中,取得更加重要的突破和成果,为港口机械的高效运行和维护提供更好的技术支持。

### 参考文献:

- [1] 张斌,张薇薇. 机械设备故障诊断技术概述[J]. 建筑机械化,2019(08):14-15+36.
- [2] 黄伟力,黄伟建,王飞. 机械设备的故障诊断技术及其发展趋势[J]. 矿山机械,2020,33(01):66-68.

作者简介: 件大勇(1975.11-),男,汉族,山东烟台人,本科,工程师,研究方向:港口工程、机械、电动车、新能源车、智能化、自动化、电动化等。