

燃气机组故障预警模型研究及应用

杨耀辉

北京京桥热电有限责任公司, 北京 100067

摘要： 随着近年来科技的快速发展，燃气机组作为重要的能源设备，在电力、工业和民用领域扮演着至关重要的角色。它们的稳定运行直接关系到能源供应的可靠性以及经济效益。针对于此本文首先分析了燃气机组的工作原理及常见故障类型，随后说明了故障预警模型设计中的理论基础，并通过分析燃气机组故障预警模型的关键技术问题提出了该系统的优化方向与部分策略，期望通过数据处理技术与多源数据融合技术的应用，能为燃气机组的稳定运行提供帮助。

关键词： 燃气机组；故障预警模型；应用

Research and Application of Fault Early Warning Model of Gas Unit

Yang Yaohui

Beijing Jingqiao Thermal power Co., LTD. Beijing 100067

Abstract： With the rapid development of science and technology in recent years, gas units, as an important energy equipment, play a vital role in the electric power, industrial and civil fields. Their stable operation is directly related to the reliability of the energy supply and the economic benefits. In this paper, we first analyzed the working principle of gas unit and common fault types, then illustrates the theoretical basis of the fault warning model design, and analyzed the optimization direction of the system and part of the strategy, expected through the data processing technology and the application of multi-source data fusion technology, can provide help for the stable operation of the gas unit.

Keywords： gas unit; fault early warning model; application

引言

燃气机组的稳定运行对于保障能源供应和提高经济效益具有重要意义。然而，由于其工作环境复杂、运行条件苛刻，机组故障时有发生，这不仅影响了能源供应的稳定性，还可能带来巨大的经济损失和安全隐患。因此研究人员如何建立一个有效的故障预警模型，对于预防和减少故障发生具有重要的现实意义^[1]。

一、燃气机组的工作原理及常见故障类型

(一) 燃气机组工作原理概述

燃气机组是一种具有高效性能的能源转换设备，它在工作可以通过燃烧天然气或其他类型的燃气来产生动力或电力。它的主要工作原理是基于热力学的卡诺循环和布雷顿循环，同时结合了内燃机和燃气轮机的特点。在组织架构中，燃气机组通常由燃气轮机和发电机两大部分组成。在燃气轮机部分，空气通过进气系统被吸入，并通过压缩机进行压缩来提高空气的压力和温度^[2-3]。随后压缩后的空气进入燃烧室，在这里与喷入的燃气混合并点燃，产生高温高压的燃气。这些燃气随后进入涡轮机部分，推动涡轮叶片高速旋转，从而将热能转换为机械能。

(二) 常见故障类型

1. 机械故障

在燃气机组的工作运行中，机械故障是最常见的问题之一。

这类故障的产生原因通常包括于轴承损坏、密封件失效、叶片断裂、齿轮磨损等。例如在运行中燃气机的轴承在长时间的高速运转下可能会因为过热或润滑不足而损坏，导致机组运行时产生异常噪音和振动。而对于一些密封件而言，当发生失效则可能导致燃气泄漏。这一情况的产生不仅影响机组效率，还可能引发安全问题。而叶片断裂往往是由于材料疲劳或外来异物撞击造成的，这会直接导致机组输出功率下降甚至停机。齿轮磨损则可能是由于润滑不良或负载过大引起的，这会增加机械噪音并可能导致传动效率降低^[4-5]。

2. 燃烧故障

因燃烧而产生的故障是燃气机组运行中非常关键的问题，它不往往在影响机组效率的同时还可能对设备安全造成威胁。在燃气机组的运行中点火系统是燃气机组启动和运行的基础，点火失败可能是由于点火电极脏污、损坏或位置不当，点火线圈故障，或是燃气和空气混合比例不当等原因造成的^[6]。点火失败会导致燃

作者简介：杨耀辉（1983.08-），男，汉族，北京人，工程师，本科，研究方向：发电运行。

气无法正常燃烧，从而影响机组的启动和运行。其次发生燃烧故障的原因也可能是燃烧不完全的发生，它可能是由于燃气压力不稳定、空气供应不足、燃烧室设计不合理或燃烧器老化等原因造成的。燃烧不完全会产生大量的一氧化碳和其他有害气体，不仅降低热效率，还会对环境造成污染。

3. 热部件故障

对于燃气机组工作中的热部件故障，这通常涉及到燃烧室、涡轮叶片、排气系统等关键部件的损坏或性能下降。热部件故障的成因多种多样，例如燃烧室内的高温腐蚀可能是由于燃料中的硫化物在高温下与金属材料发生化学反应，导致材料表面的腐蚀和剥落。使得涡轮叶片在长期运行中反复的热胀冷缩而产生热疲劳裂纹，影响其结构完整性和使用寿命。排气系统中的热部件，如排气阀和管道，也可能因为长时间暴露在高温环境中而发生材料老化和结构损坏^[7]。

4. 控制系统故障

随着燃气机组在工业领域的广泛应用，其控制系统故障也成为了维护人员需要重点关注的问题。控制系统故障通常涉及多个方面，其中传感器故障是控制系统较为常见的问题之一。传感器负责监测机组运行中如温度、压力、流量等各种参数，一旦传感器出现故障就可能对机组运行参数的误读，进而引起机组的不正常运行甚至停机。例如温度传感器的损坏可能会导致机组过热保护功能失效，从而引发安全事故。

二、故障预警模型的理论基础

(一) 数据驱动方法

数据驱动方法在燃气机组故障预警模型中扮演着至关重要的角色。该方法在燃气机组的应用中需要依赖于大量的历史运行数据，然后通过机器学习和统计分析技术来挖掘出潜在的故障模式和特征。其中数据预处理是关键步骤，该步骤包括数据清洗、归一化、特征选择等，以确保数据质量，提高模型的准确性和可靠性。接下来可以采用多种机器学习算法，如支持向量机、随机森林、神经网络等，来构建故障预测模型。

(二) 物理模型方法

物理模型方法是指通过建立燃气机组各组成部分的物理行为和相互作用的数学描述，来模拟和预测机组在不同工况下的性能和可能出现的故障。这种方法依赖于对燃气轮机内部流体动力学、热力学、燃烧学以及材料科学等领域的深入理解。通过精确的物理模型，可以对燃气轮机的温度分布、压力变化、燃烧效率以及排放特性等关键参数进行分析^[8-9]。

(三) 混合模型方法

在当前的燃气机组工作当中，故障预警模型设立中应用作为广泛的是混合模型方法。理论基础混合模型方法是多种统计和机器学习技术结合起来，以此来进一步提升燃气机组预警系统的故障检测和预测的准确性。在燃气机组的运行过程中，各种传感器会实时监测机组的运行状态，包括温度、压力、振动等关键参数。这些数据通过混合模型方法进行分析，可以有效地识别出潜

在的故障模式^[10]。

三、燃气机组故障预警模型的关键技术问题

(一) 数据采集与预处理技术

1. 燃气机组运行数据的来源和采集方法（如传感器布置、数据采集频率等）

目前相关部门在燃气机组设计时，运行数据的来源主要依赖于安装在机组关键部位的各种传感器。这些安装在燃气机内部的传感器包括温度传感器、压力传感器、流量传感器、振动传感器等，它们能够实时监测机组的运行状态和环境参数。例如温度传感器可以安装在燃烧室、排气管和轴承等部位，以监测关键部件的温度变化。而压力传感器则用于监测燃烧室内的压力以及进气和排气的压力，以判断是否存在异常^[11]。

而数据采集频率需要根据燃气机组的工作特性和监测需求来确定。通常关键参数如温度和压力的采集频率较高，可能达到每秒数次到数十次，以确保能够捕捉到机组运行中的快速变化。

2. 数据清洗、归一化、特征选择等预处理技术对模型性能的影响

燃气机组故障预警模型的数据采集与预处理技术是确保模型准确性和可靠性的关键步骤。其中数据清洗是预处理的第一步，它的流程中往往涉及去除噪声和异常值，进而确保数据质量。而归一化是将数据缩放到一个标准范围内的过程，这有助于消除不同量纲和量级对模型的影响。在燃气机组故障预警模型中，归一化处理使得不同参数的比较和模型训练更为合理^[12-13]。特征选择是确定哪些数据特征对于预测故障最为重要。在燃气发电厂的案例中，通过统计分析和机器学习算法，如主成分分析和递归特征消除可以识别出对故障预测贡献最大的特征。这不仅减少了模型的复杂度，还提高了模型的预测性能。

(二) 模型训练与优化技术

1. 模型训练数据的划分和标注方法

在燃气机组故障预警模型的训练过程中，数据的划分和标注是至关重要的步骤。首先它需要从燃气机组的历史运行数据中收集大量的样本，这些样本包括正常运行数据和故障数据。为了确保模型的泛化能力，数据集应涵盖各种运行条件和故障类型。数据划分通常分为训练集、验证集和测试集。标注方法需要根据故障类型和特征进行。例如可以将故障类型分为“涡轮叶片磨损”“燃烧室异常”“冷却系统故障”等类别。对于每一条数据，需要有经验的技术人员根据燃气机组的运行日志、维护记录和传感器数据进行准确标注。标注过程可以采用专家系统辅助，以提高标注的准确性和效率。

2. 模型参数优化算法（如梯度下降法、遗传算法等）的应用

梯度下降法是燃气机组故障预警系统优化中的一种常用的优化算法，它可以通过迭代地调整模型参数，进而以最小化损失函数提高模型的预测准确性。在燃气机组故障预警模型中，梯度下降法可以用来优化神经网络的权重和偏置，以减少预测误差。除了梯度下降法，遗传算法也是另一种常用的模型参数优化技术。

遗传算法在优化应用中可以通过模拟自然选择和遗传学原理,利用选择、交叉和变异等操作对参数进行优化。在燃气机组故障预警模型中,遗传算法可以用来优化支持向量机或决策树等模型的参数^[14]。

3. 交叉验证等评估方法在模型性能评估中的应用

近些年来随着人工智能技术的不断发展,进而使得燃气机组故障预警模型的模型训练与优化技术也取得了显著进步。研究人员可以通过应用机器学习和深度学习算法构建出更为精准和高效的故障预测系统。这些新的系统应用之下能够帮助工作人员实时监测燃气机组的运行状态,进而及时发现潜在的故障风险,提高能源利用效率。

(三) 实时性与准确性的平衡技术

1. 满足实时预警需求的模型计算效率提升方法

现在在工业自动化和智能化水平的不断提高背景下,使得当前的燃气机组故障预警模型的实时性与准确性的平衡技术变得尤为重要。研究人员为了满足燃气机组工作中实时预警的需求,需要模型计算效率进行深层面的提升。在具体实施中可以采用先进的数据处理技术,如流数据处理框架对燃气机组运行中产生的大量实时数据进行快速处理。例如 Apache Kafka 和 Apache Flink 等流处理系统能够以极高的速度处理和分析数据流,从而实现快

速预警。

2. 减少误报和漏报的技术措施

研究人员为了减少燃气机组故障预警模型误报和漏报的技术措施,引入了多源数据融合技术。在该技术的应用之下不仅可以充分分析了机组的运行参数,还整合了环境因素、历史维护记录和操作日志等信息。通过这种综合分析预警模型能够更全面地理解机组状态,从而有效降低误报和漏报的风险。此外他们还设计了一套智能诊断机制,该机制能够根据历史故障案例和专家知识,对预警信号进行二次验证,确保预警的可靠性。

四、结语

综上所述,燃气机组故障预警模型的构建是一个复杂而精细的过程,涉及数据采集、预处理、模型训练、优化以及实时性与准确性的平衡等多个关键技术环节。通过不断优化这些环节,可以显著提高故障预警的准确性和及时性,从而保障燃气机组的安全稳定运行,减少意外停机时间,提高能源利用效率。相信在不远的未来,将随着人工智能、大数据分析和物联网技术的进一步发展,燃气机组故障预警模型将更加智能化、自动化,为能源行业提供更为可靠的技术支持。

参考文献

- [1] 王明达, 韦永健, 王建军, 等. 基于 SVM-BN 的天然气管道燃气轮机故障预警方法研究 [J]. 天然气工业, 2017, 37(11): 112-118.
- [2] 应雨龙, 李靖超, 庞景隆, 等. 基于热力模型的燃气轮机气路故障预测诊断研究综述 [J]. 中国电机工程学报, 2019, 39(03): 731-743+952.
- [3] 罗颖峰, 曾进. 基于支持向量机的燃气轮机故障诊断 [J]. 热能动力工程, 2004, (04): 354-357+436.
- [4] 范小霞, 古小平, 李国志, 等. 压气站燃气轮机模糊故障树失效分析 [J]. 天然气与石油, 2010, 28(06): 10-13+28+89.
- [5] 吕庭彦. 重型燃气轮机透平排气密封冷却系统故障预警诊断技术研究及工程应用. 北京市, 中国大唐集团有限公司, 2019-06-14.
- [6] 徐童, 茅大钧. 多数据融合的燃气-蒸汽机组设备故障预警系统 [J]. 电工电气, 2017, (06): 40-43+47.
- [7] 李连杰, 朱从乔. 模糊数据融合技术在柴油机状态监测中的应用研究 [J]. 航海工程, 2006, (05): 33-35.
- [8] 杜守印, 李斌, 胡鑫. 基于决策树的数据融合技术在电主轴故障分析与预测中的应用 [J]. 天津科技, 2016, 43(10): 15-17+20.
- [9] 牛立东. 基于数据挖掘法的矿井瓦斯联动监测 [J]. 中国安全科学学报, 2011, 21(07): 62-68.
- [10] 金杉, 崔文, 金志刚. 正态分布的贝叶斯网络火灾数据融合预警研究 [J]. 计算机应用研究, 2016, 33(05): 1473-1476+1485.
- [11] 侯跃恩, 李伟光, 容爱琼, 等. 融合背景信息的分块稀疏表示跟踪算法 [J]. 华南理工大学学报(自然科学版), 2013, 41(08): 21-27.
- [12] 杨杰, 杨虎, 王鲁滨, 等. 高维相关性缺失数据的分块填补算法研究 [J]. 计算机科学与探索, 2017, 11(10): 1557-1569.
- [13] 陈志奎, 杨英达, 张清辰, 等. 基于属性约简的物联网不完全数据填充算法 [J]. 计算机工程与设计, 2013, 34(02): 418-422.
- [14] 胡立花, 丁世飞, 丁浩. 基于启发式的粗糙集属性约简算法研究 [J]. 计算机工程与设计, 2011, 32(04): 1438-1440+1507.