

起重机械维护与故障诊断技术研究

虞波

浙江省特种设备科学研究院，浙江杭州，310000；

摘要：随着工业技术的快速发展，起重机械在各类生产活动中扮演着越来越重要的角色。然而，起重机械在长期运行过程中不可避免地会出现各种故障，这不仅影响生产效率，还可能造成安全事故。因此，对起重机械进行有效的维护和故障诊断显得尤为重要。

关键词：起重机械；维护；故障诊断；技术；

DOI: 10.69979/3029-2700.24.4.048

引言

随着工业化和现代化的快速发展，起重机械在各行各业中的应用日益广泛，成为了物流、建筑、制造等众多领域不可或缺的重型设备。然而，这些庞然大物在高强度、高负荷的运行条件下，故障频发的问题不容忽视。频繁的故障不仅直接影响生产效率，更可能带来严重的安全风险。因此，确保起重机械的稳定运行，通过有效的维护策略和故障诊断技术降低故障率，成为了保障生产安全与提升经济效益的关键环节。

1 起重机械的分类与结构

起重机械因其功能多样性和应用领域的广泛性，被划分为多个类别，每种类型都有其独特的结构设计以适应特定的作业需求。主要的分类包括但不限于：桥式起重机、门式起重机、塔式起重机、流动式起重机、悬臂起重机和轻型起重机等。

桥式起重机，常见于工厂和仓库，其主要结构包括桥架、小车和起升机构，能够在跨度较大的空间内横向移动重物。门式起重机则常用于港口和铁路货场，其门形结构允许车辆和行人从下方自由通行，主要应用于大型货物的装卸作业。

塔式起重机是建筑工地的标志性设备，以其高耸的塔身和长臂架而闻名，主要用于高层建筑的施工，能将建筑材料提升至高层。流动式起重机，如汽车起重机和履带起重机，具有高度的机动性，适用于需要频繁转移作业地点的场合。

悬臂起重机则常被安装在车间的墙壁或柱子上，臂架可伸缩和旋转，适用于空间有限的区域。轻型起重机

如小型龙门吊、手动葫芦等，通常用于轻载荷的搬运，例如装配线上的零件转移。

每种起重机的结构都由几大部分组成：首先是承载结构，如桥架、塔身或臂架，它们支撑着起重机的其他组件并确保其稳定性；其次是运行机构，如车轮、行走机构和旋转机构，使起重机能在水平或垂直方向移动；起升机构，如钢丝绳、滑轮组和电动机，负责提升和降落重物；电气控制系统，包括传感器、开关和控制器，对起重机的运行进行控制和保护；最后，液压系统，主要应用于流动式起重机，提供额外的动力和控制。

2 起重机械维护与故障诊断技术发展现状

当今，起重机械的维护与故障诊断技术正经历着深刻变革，从传统的基于经验的判断方法向数据驱动的智能诊断转变。这一变化主要源于信息技术的发展，特别是大数据、人工智能和物联网技术的广泛应用。

状态监测技术作为智能维护的基石，已经从简单的振动监测扩展到多参数集成的实时监控。通过安装在关键设备部位的传感器，可以连续收集诸如振动、温度、电流和压力等信息，这些数据随后被传输至远程监控中心。在这里，数据被实时分析，利用先进的信号处理算法识别潜在的异常模式，提前预警可能的故障。例如，基于机器学习的振动分析工具，能学习设备正常运行的振动特征，一旦检测到异常，就能立即向维护团队发送警报，促使他们进行预防性检查。

故障预测模型，特别是基于深度学习的算法，正在起重机械维护中发挥关键作用。通过分析历史故障数据，这些模型能够识别出设备性能退化的趋势，从而预测潜

在的故障。这种方法不仅减少了非计划停机时间，还降低了维护成本，因为它允许在故障发生前进行维修，避免了紧急维修带来的额外费用。例如，预测性维护系统可以利用传感器数据训练模型，当模型预测到某一部件即将达到其疲劳寿命时，系统会提前通知维护人员进行替换，从而避免了设备的突然失效。

数据驱动的诊断算法，如人工智能的深度学习，正在引领诊断技术的新潮流。通过学习大量训练数据，这些算法能够识别并理解各种故障模式，提高了诊断的准确性和速度。例如，深度学习的图像识别技术可以应用于监控摄像头，自动识别起重机结构的磨损或损坏，而无需人工分析大量的监控视频。此外，深度强化学习也被应用于复杂控制系统的故障诊断，通过模拟和学习，系统能够快速确定故障的根源并提出解决方案。

3 起重机械故障诊断技术研究

3.1 振动分析法在故障诊断中的应用

振动分析法是起重机械故障诊断中的一种重要技术，它通过监测和分析设备运行时产生的机械振动，来识别潜在的故障。振动分析法的基础在于，正常运行的设备通常具有相对稳定的振动特性，而当设备出现故障时，其振动模式会发生显著变化。这种方法能够在故障发生之前提供预警，有助于预防灾难性事故，降低维修成本，并提高设备的可靠性。

振动分析技术通常采用安装在关键部位的加速度传感器来捕获振动数据。这些数据随后被传输至信号处理系统，进行实时或离线分析。通过傅立叶变换，可以将时域振动信号转换为频率域，识别出设备的自然频率、谐波和频带特征，这些都是评估设备健康状态的重要指标。此外，通过谱分析、包络分析、小波分析等高级信号处理技术，可以进一步揭示振动信号中的细节，如冲击、不平衡、松动或轴承缺陷等故障模式。

在实际应用中，振动分析法常用于以下几个方面：

状态监测：定期或连续收集振动数据，建立设备的振动“基线”，一旦发现振动特性偏离正常范围，即可预警潜在故障。例如，通过比较不同时间点的振动谱，可以识别出轴类部件的磨损、松动或轴承故障。

故障识别：通过与故障数据库的比对，确定振动模

式与具体故障类型的关系。例如，特定的频率成分或频率相关性可能对应于特定类型的机械故障，如齿轮故障、轴承缺陷等。

故障定位：通过振动信号的空间分布信息，可以大致确定故障发生的部位。例如，通过比较不同位置传感器的振动数据，可以推断出故障发生的轴、轴承或齿轮单元。

故障发展趋势预测：长期追踪振动数据的变化趋势，可以预测故障的进展，为维修计划提供依据。例如，通过观察某一故障特征随时间的增强，可以预估何时需要进行修理或更换部件。

然而，振动分析法也存在挑战。首先，振动信号可能受到环境因素（如风力、地面振动）和操作条件的影响，这需要通过精确的校准和噪声抑制技术来改善。其次，振动分析依赖于有效的数据采集和分析算法，以及对设备特性的深入了解。此外，对于某些隐蔽的故障，如内部裂纹或疲劳损伤，振动分析可能不够敏感，需要结合其他诊断技术，如声发射检测或无损检测，以提高诊断的全面性。

随着信号处理技术的不断发展和大数据分析的应用，振动分析法的精度和实用性正在不断提升。结合人工智能算法，如机器学习，可以自动识别和学习故障模式，进一步提升振动分析的智能化水平。未来，随着物联网技术的普及，远程在线振动监测系统将变得更加普遍，实时诊断和预警功能也将更加完善，为起重机械的智能化维护提供更有力的支持。

3.2 声发射技术在故障诊断中的应用

声发射技术是一种先进的故障诊断方法，它通过检测设备在运行过程中产生的声波信号，来识别潜在的机械故障。这一技术基于这样一个原理：当机械结构受到应力或损伤时，会以声波的形式释放能量，这些声波可以被敏感的声发射传感器捕捉。通过分析这些声发射信号的频率、强度和时间特征，可以推断出设备内部的健康状况，从而实现早期故障预警。

在起重机械的故障诊断中，声发射技术主要应用于以下方面：

状态监测：通过在关键结构部位安装声发射传感器，可以实时监测起重机的运行状态。正常工作的设备声发

射信号较为平稳，而当出现异常时，信号的特征会发生改变。例如，金属疲劳、裂纹扩展或零部件松动都可能产生特定的声发射模式。

故障识别：声发射信号中的频谱特征、能量分布和波形结构，可以与已知的故障模式数据库进行比对，帮助技术人员快速识别故障类型。例如，高频的冲击声发射信号可能指示着瞬态冲击故障，如撞击或断裂；而低频的持续信号则可能暗示着渐进式损伤，如疲劳裂纹的扩展。

故障定位：通过分析声发射信号的传播时间和到达不同传感器的时间差，可以估算出故障发生的部位。结合起重机的结构信息，可以进一步缩小故障源的范围，提高故障定位的精度。

故障发展趋势预测：长期跟踪声发射信号的变化，可以分析故障的趋势，评估其对设备安全运行的影响。例如，如果疲劳裂纹的声发射强度随着时间逐渐增强，可能预示着裂纹即将扩展，从而需要及时干预。

然而，声发射技术在实际应用中也面临一些挑战。首先，环境噪声可能对声发射信号造成干扰，需要采用信号降噪和滤波技术来提高信噪比。其次，声发射信号的解释依赖于对机械系统的深入理解，以及复杂的数据分析方法。此外，声发射技术可能对某些类型的故障（如内部微小缺陷）的检测不够敏感，需要与其他诊断手段结合使用，如超声波检测或射线探伤。

随着声发射传感器性能的提升、信号处理技术的进步以及数据科学的应用，声发射技术在起重机械故障诊断中的应用潜力正在不断释放。未来，结合人工智能和机器学习算法，声发射系统有望实现更高级别的自动故障识别和预测，从而为起重机械的精细化维护提供更有力的支持。同时，随着物联网技术的发展，分布式声发射监测系统将变得更加智能，能够实时提供故障预警，进一步提升设备管理的效率和安全性。

3.3 人工智能在故障诊断中的应用

随着科技的飞速进步，人工智能（AI）在起重机械故障诊断中的应用正成为一种变革力量。人工智能通过学习和模仿人类的决策过程，以及对海量数据的处理和分析能力，为故障识别、预防和根源分析提供了前所未有的效率和精确度。本节将深入探讨人工智能在起重机械

故障诊断中的具体实现方式及其带来的优势。

深度学习作为人工智能的一个分支，能够通过构建复杂的神经网络模型，从大量的、结构化或非结构化的数据中学习得到深层的特征表示。对于起重机械的故障诊断，深度学习可以应用于振动、声音、图像等各种类型的数据。例如，通过训练深度卷积神经网络（CNN），可以对来自摄像头的图像进行实时分析，检测出结构的细微损伤，如裂缝、磨损，甚至锈蚀。这种方法使得故障检测更为直观且无需人工干预。

机器学习算法，尤其是监督和无监督学习，被广泛应用于故障预测模型的构建。通过历史数据，机器学习模型能够识别设备性能的微妙变化，预测故障发生的可能性。例如，支持向量机（SVM）和随机森林（RandomForest）可用于识别不同故障模式，使维护团队能够在故障发生前进行干预，减少非计划停机时间。此外，聚类算法如 K-means 可以用于分类不同的故障类型，有助于快速定位问题并采取相应的维修措施。

深度强化学习（DRL）是另一种应用于故障诊断的人工智能技术，它通过模拟实际操作，学习最优的决策策略。在起重机械维护场景中，DRL 可以被用来优化维护决策，比如预测何时进行预防性维护或者在故障发生时选择最有效的修复策略。通过对模拟环境的不断学习和优化，DRL 算法能够生成适应不同工况和设备状态的智能化维修策略。

人工智能还能够支持数据融合，即整合来自不同数据源的信息，如环境数据、操作数据和设备数据，以提高故障预测的准确性和泛化能力。通过综合分析这些数据，AI 系统可以更全面地了解设备的运行状态，从而更准确地评估故障风险。

然而，人工智能在起重机械故障诊断中的应用并非没有挑战。数据的质量和完整性对人工智能模型的性能至关重要，而设备数据的获取、清洗和预处理往往需要大量的时间和资源。此外，模型的解释性也是一个问题，即在做出诊断决策后，如何向维护人员提供易于理解的解释，以便他们能够信任并采取行动。最后，隐私和安全问题也需得到关注，尤其是在数据共享和远程诊断的过程中。

尽管如此，人工智能正逐步成为起重机械故障诊断

的重要工具，其强大的学习和处理数据的能力为设备维护带来了革命性的改变。未来的研究将聚焦于如何进一步优化 AI 模型，提升其在复杂工况下的适应性和泛化能力，以打造更加智能、精准的维护系统。同时，结合云计算、边缘计算等技术，AI 将推动远程诊断和预测性维护的广泛应用，为起重机械的高效运行和安全保障提供更有力的技术支撑。

结语

随着科技的发展，起重机械的维护与故障诊断正向着智能化、精细化迈进。未来的研究方向将聚焦于数据融合技术，以提升预测的精度和泛化能力；模型优化，包括增强算法的鲁棒性和适应性；以及开发更加智能化的维护策略，如动态预防性维护计划。此外，物联网技

术的普及将推动远程在线诊断系统的进步，实时诊断和预警功能将更加完善。

参考文献

- [1] 赵鹏. 面向起重机械结构失效的疲劳故障诊断模型研究[J]. 《机械管理开发》, 2024 年第 8 期 75-77, 共 3 页
- [2] 罗惠龙. 结合传感器探测的起重机械运行故障预警研究[J]. 《机械管理开发》, 2024 年第 8 期 69-71, 77, 共 4 页
- [3] 李瑞. 起重机械金属结构振动与故障诊断[J]. 《中国金属通报》, 2024 年第 12 期 162-164, 共 3 页
- [4] 刘世兴. 港口起重机械回转轴承更换技术分析与研究[J]. 《装备制造技术》, 2024 年第 1 期 150-152, 共 3 页