

人工智能在机电生产质量控制中的应用探索

李华胜¹ 苗立峰²

1. 宁波洛卡特汽车零部件有限公司 浙江 慈溪 315300

2. 宁波健信超导科技股份有限公司 浙江 慈溪 315300

摘要: 本文探讨了人工智能 (AI) 在机电生产质量控制中的关键应用及其实现的关键技术。介绍了AI技术如机器学习、深度学习等在机电生产质量控制中的重要性,详细分析了缺陷检测的精度与实时性、过程参数的动态调整与优化以及设备健康状态的预测性维护等需求。通过实际案例展示了AI在缺陷检测与分类、过程监控与优化、预测性维护与寿命预测等方面的应用效果。另外,还讨论了数据采集与预处理、模型训练与优化、系统集成与决策支持等实现AI与机电生产质量控制融合的关键技术。本文的研究为提升机电生产质量控制水平提供有益的参考。

关键词: 人工智能; 机电生产; 质量控制; 应用探索

引言: 随着科技的不断发展,人工智能 (AI) 技术在机电生产领域得到广泛的应用。AI技术以其强大的数据分析和处理能力,为机电生产质量控制带来新的突破。在机电产品生产过程中,缺陷检测、过程参数优化以及设备维护等方面的需求日益迫切。传统的质量控制方法受限于人工操作的准确性和效率,已难以满足现代机电生产的高标准要求。本文旨在探讨AI技术在机电生产质量控制中的关键应用及其实现的关键技术,为提升机电生产质量提供理论和技术支持。

1 人工智能概述

人工智能 (Artificial Intelligence, AI) 是一门融合计算机科学、统计学、控制论等多学科知识的前沿技术,旨在通过模拟人类智能,使机器能够执行通常需要人类智能才能完成的任务,如学习、推理、判断和决策等。其核心技术包括机器学习、深度学习、自然语言处理、计算机视觉等。机器学习是人工智能的重要分支,它允许计算机通过数据学习模式并进行预测。其中,监督学习利用标记数据进行模型训练,如支持向量机 (SVM) 可用于分类任务;无监督学习则处理未标记数据,发现数据中的潜在结构,如聚类算法。深度学习作为机器学习的进阶形式,借助深度神经网络自动从大量数据中提取复杂特征。以卷积神经网络 (CNN) 为例,在图像识别领域表现卓越,通过构建多层卷积层和池化层,能够高效处理图像数据,准确识别图像中的物体或特征。自然语言处理使计算机能够理解、生成和交互人类语言,在智能客服、文档处理等方面应用广泛。计算机视觉专注于让机器理解和解释图像或视频信息,在工业生产中的缺陷检测、目标识别等环节发挥着关键作用^[1]。这些人工智能技术相互融合、协同发展,为各行业的智能化升

级提供了强大动力,尤其在机电生产质量控制领域展现出巨大的应用潜力。

2 机电生产质量控制需求分析

2.1 缺陷检测的精度与实时性要求

在机电产品生产过程中,缺陷的存在严重影响产品质量与性能。传统的人工缺陷检测方式不仅效率低下,而且受人为因素影响,检测精度难以保证。例如,在某电机生产企业中,人工检测电机外壳表面缺陷时,漏检率高达15%。随着生产速度的提升,对缺陷检测的实时性要求愈发迫切。现代机电生产线的生产节拍不断加快,如汽车发动机生产线,每分钟可生产多台发动机。若不能及时检测出缺陷产品,将导致大量不合格品流入后续工序,增加生产成本和质量风险。因此,需要一种高精度、实时性强的缺陷检测方法,能够在生产线上快速准确地识别各种缺陷,如裂纹、气孔、磨损等,确保产品质量符合严格标准。

2.2 过程参数的动态调整与优化需求

机电生产过程涉及众多复杂的工艺参数,如温度、压力、转速、电流等。这些参数相互关联、相互影响,且在生产过程中会因原材料特性、设备状态等因素发生波动。以变压器生产中的绕线工序为例,绕线速度、张力等参数的微小变化可能导致产品性能差异。传统的固定参数控制方式难以适应生产过程中的动态变化,容易造成产品质量不稳定。据统计,因过程参数未及时优化,某变压器生产企业产品次品率高达8%。为提高产品质量一致性,需要实时监测生产过程参数,并根据实际情况进行动态调整与优化,以确保生产过程始终处于最佳状态,降低次品率,提高生产效率。

2.3 设备健康状态的预测性维护需求

机电生产设备的稳定运行是保证生产连续性和产品质量的关键。设备故障不仅会导致生产中断，增加维修成本，还可能引发产品质量问题。例如，某机床在加工过程中突发故障，导致正在加工的一批零件报废，直接经济损失达数十万元。传统的设备维护方式主要是定期维护和事后维修。定期维护可能在设备未出现故障时进行不必要的维护，浪费资源；事后维修则会造成生产中断，影响生产计划。因此，迫切需要一种能够提前预测设备健康状态的方法，即预测性维护。通过实时监测设备的运行数据，如振动、温度、电流等，利用人工智能技术分析设备的运行状态，提前发现潜在故障隐患，及时安排维护，避免设备突发故障，保障生产的顺利进行^[2]。

3 人工智能在机电生产质量控制中的关键应用

3.1 缺陷检测与分类

人工智能中的计算机视觉技术在机电产品缺陷检测与分类方面具有显著优势。通过对大量带有缺陷和正常产品的图像数据进行采集和标注，训练深度学习模型，如卷积神经网络（CNN）。以某电子元件生产企业为例，采用基于CNN的缺陷检测模型对电子元件表面缺陷进行检测。

表1 检测模型性能对比表

检测指标	人工检测	CNN模型检测	提升效果
检测准确率	0.85	0.98	0.13
漏检率	0.15	0.02	-0.13
检测效率	1件/分钟	20件/分钟	19

在训练过程中，使用了10万张标注图像，模型经过数百次迭代训练后，对常见缺陷（如划痕、崩边、缺件等）的检测准确率达到98%，漏检率降低至2%，相比人工检测效率提高了20倍。该模型能够在生产线上实时采集电子元件图像，快速准确地判断是否存在缺陷，并对缺陷类型进行分类，为及时剔除不合格产品、调整生产工艺提供依据。

3.2 过程监控与优化

在机电生产领域，机器学习算法已成为过程监控与优化的重要工具。通过在生产设备上安装各类高精度传感器，能够实时采集生产过程中的关键参数数据，如温度、压力、速度等。这些数据如同生产过程的“健康指标”，为后续的分析 and 优化提供了基础。以某机械加工企业为例，该企业在加工高精度零件的过程中，部署了先进的传感器系统，采集了包括切削速度、进给量、刀具磨损等在内的20个参数的生产数据。这些数据量庞大且复杂，传统方法难以有效处理。企业引入多元线性回归算法，对这些数据进行深入分析，建立了精准的生产

过程模型。该模型能够清晰地揭示各参数与产品尺寸精度之间的内在关系。通过模型预测发现，当切削速度在特定范围内进行微调时，产品尺寸精度可显著提高5%。基于这一重要发现，企业迅速对生产过程参数进行了动态优化。在保证生产效率不受太大影响的前提下，产品次品率从原来的6%大幅降低至3%。这一优化成果不仅提高了产品质量，增强企业在市场上的竞争力，还减少了因次品返工带来的成本浪费，有效提高整体生产效率。

3.3 预测性维护与寿命预测

基于人工智能的预测性维护为机电生产设备的稳定运行提供可靠保障。在设备运行过程中，通过采集振动、温度、电流等关键数据，利用长短期记忆网络（LSTM）等深度学习模型进行训练，能够提前预测设备的故障风险和剩余使用寿命。以某大型电机为例，该企业对该电机运行1年多的数据进行全面采集，包括振动、温度、电流等关键指标。利用这些数据训练LSTM模型，对电机轴承的剩余使用寿命进行精准预测。经过实际验证，模型预测结果与实际情况高度吻合，预测误差在10%以内。当预测到电机轴承剩余使用寿命低于设定阈值时，企业能够提前安排维护更换，避免了因轴承突发故障导致的电机停机^[3]。通过实施预测性维护，该企业设备停机时间减少40%，维修成本降低30%。这不仅保障了生产的连续性和稳定性，还提高了设备的利用率，降低了企业的运营成本，为企业带来了显著的经济效益。

4 人工智能与机电生产质量控制融合的关键技术

4.1 数据采集与预处理

准确、全面的数据是人工智能应用的基础，在机电生产质量控制领域更是如此。在机电生产过程中，通过传感器、数据采集卡等设备采集设备运行数据、生产过程参数、产品质量数据等，是获取生产过程全面信息的关键手段。以某汽车零部件生产线为例，该生产线安装了500多个传感器，这些传感器分布在生产线的各个环节，实时采集温度、压力、振动等数据。在发动机缸体加工环节，传感器能够精确测量加工过程中的温度变化，温度数据对于判断刀具的磨损情况和加工质量至关重要。当温度超过正常范围时，可能意味着刀具磨损加剧或加工参数设置不合理，需要及时调整。压力传感器则用于监测切削力的大小，切削力的变化能够反映加工过程中的稳定性，若切削力过大，可能导致工件表面质量下降甚至刀具损坏。然而，采集到的数据往往存在噪声、缺失值等问题。噪声数据可能是由于传感器本身的精度问题或外部环境干扰引起的，它会影响数据的准确性，进而影响后续模型训练的效果。缺失值则可能是由

于传感器故障、数据传输中断等原因造成的。为了解决这些问题,需要采用滤波算法去除噪声,常见的滤波算法有低通滤波、中值滤波等。对于缺失值,可通过均值填充、插值法等进行处理。例如,在某电子元件生产线上,对于温度数据的缺失值,采用相邻时间点的温度均值进行填充,保证了数据的连续性。同时,对数据进行标准化或归一化处理,使不同类型的数据具有可比性,提高后续模型训练的准确性和稳定性。标准化处理可以将数据转换为均值为0,标准差为1的数据分布,归一化处理则将数据缩放到[0.1]的区间内。

4.2 模型训练与优化

选择合适的人工智能模型并进行有效训练和优化至关重要。根据不同的应用场景,需要选择不同的模型。例如,在缺陷检测方面,卷积神经网络(CNN)具有显著优势,它能够自动提取图像中的特征,对缺陷进行准确识别。在过程监控中,多元线性回归等模型可以用于分析生产过程参数与产品质量之间的关系。在模型训练过程中,合理设置模型参数是关键。以神经网络模型为例,需要确定神经网络的层数、神经元数量等参数。层数过多可能导致模型过拟合,即模型在训练数据上表现很好,但在新数据上表现不佳;层数过少则可能无法充分学习数据的特征。神经元数量的选择也需要根据具体问题权衡。在训练过程中,采用交叉验证、梯度下降等方法优化模型。交叉验证可以将数据集分为训练集和验证集,通过多次训练和验证,选择最优的模型参数组合。梯度下降算法则用于调整模型的权重,使模型的损失函数最小化。

以某企业的质量预测模型为例,该企业通过交叉验证选择最优的模型参数组合。在训练过程中,将数据集分为5折,每次使用其中4折进行训练,1折进行验证,经过多次迭代,选择出在验证集上表现最好的参数组合。经过多次迭代训练,模型的均方误差从0.5降低至0.2,预测准确率从80%提升至90%。这表明通过合理的模型训练和优化,可以显著提高模型的性能。

4.3 系统集成与决策支持

将人工智能模型与机电生产质量控制系统进行集成,

实现数据的实时传输与分析,是人工智能在机电生产质量控制中发挥作用的最终环节。建立人机交互界面,为生产管理人员提供直观的决策支持,能够使生产管理人员及时了解生产过程中的问题,并采取相应的措施^[4]。

例如,在某机电产品质量监控系统中,将缺陷检测模型、过程优化模型与生产管理系统集成。当缺陷检测模型检测到产品存在缺陷时,系统自动发出警报,并在人机交互界面上显示缺陷的类型、位置等信息。同时,系统还会根据缺陷类型提供相应的改进建议,如调整设备参数、更换刀具等。在过程监控中,当过程优化模型检测到过程参数异常时,系统会及时通知生产管理人员,并提供调整建议,以确保生产过程始终处于最佳状态。生产管理人员可根据系统提供的信息及时采取措施,保障生产过程的顺利进行和产品质量的稳定。通过系统集成与决策支持,实现了人工智能技术与机电生产质量控制的深度融合,提高了生产效率和水平。

结束语

综上所述,人工智能(AI)技术在机电生产质量控制中展现出了巨大的应用潜力。通过AI技术的应用,企业能够实现对生产过程的精细化控制,提高产品质量和效率。未来,随着AI技术的不断发展和完善,其在机电生产质量控制中的应用将会更加广泛和深入。企业应积极拥抱AI技术,加强技术创新和应用实践,不断提升自身的竞争力和可持续发展能力。同时,政府和社会各界也应加大对AI技术的研发和推广力度,为机电生产行业的智能化升级提供有力支持。

参考文献

- [1]吕朔君.生成式人工智能在建筑工程项目管理中的应用[J].建设科技,2024,(07):73-76.
- [2]龚财君.人工智能技术在建筑工程中的优势探析[J].房地产世界,2022,(15):125-127.
- [3]马超,刘祥振,王晓鹏,辛思远.人工智能在机电一体化系统中的应用[J].科技经济市场,2023,(06):32-34.
- [4]杨亚莉.人工智能在机电一体化系统中的应用[J].集成电路应用,2023,40(01):262-263.