

# 基于深度学习的工业机器人运动控制算法优化研究

曹壮壮

上海市大众工业学校 上海 201800

**摘要:** 基于深度学习的工业机器人运动控制算法优化研究对于推动工业智能化发展具有重要的意义。深度学习技术能够为工业机器人的运动控制提供更精确、灵活和可靠的解决方案,加速了工业生产的智能化升级。未来的研究可以进一步探索深度学习在其他工业领域的应用,拓展其在工业机器人运动控制领域的应用潜力。

**关键词:** 深度学习; 工业机器人; 研究现状

## 1 工业机器人运动控制算法优化的研究现状

工业机器人是现代制造业中不可或缺的一环,其运动控制算法的优化是实现高效自动化生产的重要研究方向。目前,针对工业机器人运动控制算法的优化已经取得了一定的研究成果。传统的工业机器人运动控制算法主要基于模型预测控制(Model Predictive Control, MPC)和PID控制等经典方法。虽然这些算法经过多年的优化和改进,在一些场景下具备较好的性能表现,但在处理复杂任务、应对不确定性和适应性方面仍存在一定的局限性。例如,传统算法往往需要依赖精确的数学模型和参数调整,对于系统非线性和外部干扰的适应性较差。近年来,基于深度学习的工业机器人运动控制算法研究得到了迅速发展。深度学习算法以其强大的模式识别和自适应能力,能够有效应对非线性和复杂场景。研究者们已经提出了一些基于深度学习的运动控制框架和算法。这些算法可以利用大量的数据进行训练,学习到复杂的系统动力学模型和控制策略,从而提高运动控制的精度和鲁棒性<sup>[1]</sup>。

## 2 工业机器人运动控制理论基础

### 2.1 工业机器人的结构和运动学原理

工业机器人是一种自动化控制的机械设备,可以在制造业中完成重复性、高精度和高负荷等工作。它由机械结构、电气系统和控制系统等组成。机械结构是工业机器人的骨架,它决定了机器人的运动范围和精度。工业机器人的运动学原理是实现机器人各关节动作的数学模型,用于描述机器人从初始位置到目标位置的关节角度和工具位姿。工业机器人通常采用串联机构,即各个关节依次连接,使机器人具备多自由度的运动能力。常见的机器人结构包括SCARA机器人、协作机器人和Delta机器人等。在机械结构中,关节是连接各个部分的旋转或直线运动的组件,通过细分关节的运动来实现机器人的各种动作。工业机器人的运动学原理主要基于世界坐

标系和机器人坐标系之间的转换。世界坐标系是外部参考坐标系,用于描述机器人工作空间中的位置和姿态。机器人坐标系是机器人结构内部固有的坐标系,用于描述机械结构中各个关节的位置和姿态。根据机器人坐标系和关节间的连接关系,可以推导出机械结构中各个关节之间的关系,进而计算出机器人的位置和姿态<sup>[2]</sup>。工业机器人的运动学原理主要包括正运动学和逆运动学。正运动学是指根据给定的关节角度和运动学参数,计算机器人末端执行器的位置和姿态。逆运动学是指根据给定的目标位置和姿态,计算机器人关节角度的解。正运动学可以通过连续的矩阵变换和旋转变换来实现,而逆运动学则需要利用数值求解方法或解析解来求得。

### 2.2 运动控制系统的组成和原理

工业机器人运动控制是指通过控制系统对机械结构中的关节和末端执行器进行精确的运动控制,实现机器人在工作空间中的各种动作。其理论基础主要包括运动学、动力学和控制理论。运动学是研究机器人位置和姿态变化的数学模型。通过运动学模型,可以描述关节角度和连杆长度等运动参数与机器人末端执行器的位置和姿态之间的关系。运动学模型可以用来计算机器人的正运动学(已知关节角度求末端位置和姿态)和逆运动学(已知末端位置和姿态求关节角度)问题,为机器人的运动控制提供基础。动力学研究机器人运动的力学性质,包括质量分布、惯性矩阵、重力和惯性力等。动力学模型可以描述机器人在运动过程中所受到的力和力矩,从而用于预测和控制机器人的动态行为<sup>[3]</sup>。通过动力学模型,可以实现对机器人的惯性补偿、动力平衡控制和碰撞检测等高级控制技术。控制理论是指利用各种控制方法和算法对机器人进行运动控制。工业机器人运动控制系统主要由传感器、执行器和控制器三部分构成。传感器可以用来感知机器人外部环境和内部状态的变化,如位置、力量和视觉信号等。执行器用来执行控制

信号,实现机器人的运动。控制器根据传感器的反馈信息和控制算法,对执行器进行控制,并实现机器人的运动控制目标。常见的工业机器人运动控制方法包括基于PID控制的位置控制、力控制和轨迹控制等。

### 3 基于深度学习的工业机器人运动控制框架设计

#### 3.1 深度学习在运动控制中的应用

基于深度学习的工业机器人运动控制框架设计是将深度学习算法应用于实现机器人运动控制的一种方法。深度学习在运动控制中的应用主要通过学习大量的数据来建立机器人的运动模型和控制策略。首先,基于深度学习的工业机器人运动控制框架需要设计合适的神经网络模型来实现运动学与动力学的建模。运动学模型可以描述机器人在关节空间和工作空间中的位置和姿态变化关系,动力学模型可以描述机器人在运动过程中所受到的力和力矩。神经网络模型可以通过训练大量的数据来学习这些模型,并且具备非线性、非凸性的建模能力<sup>[4]</sup>。其次,在数据集的收集和预处理方面,需要设计一套合理的数据采集方案,收集机器人在不同工作场景下的运动数据。同时,还需要进行数据预处理,包括数据清洗、去噪和特征提取等步骤,以便于神经网络模型的训练和优化。基于深度学习的工业机器人运动控制框架需要进行网络训练和优化。

#### 3.2 神经网络运动模型的设计

基于深度学习的工业机器人运动控制框架设计中,神经网络运动模型的设计起着关键的作用。神经网络可以学习到复杂非线性的关系,能够有效地建模机器人的运动学和动力学特性。首先,需要确定神经网络的结构。在设计神经网络运动模型时,可以选择使用卷积神经网络(CNN)或递归神经网络(RNN)等结构,根据具体需求进行灵活的选择。对于运动控制任务,通常需要将机器人的当前位置、速度和加速度等作为输入,将机器人的目标位置、速度和加速度等作为输出。其次,需要选择合适的损失函数。针对不同的运动控制任务,可以选择不同的目标函数。例如,对于位置控制任务,可以选择均方误差作为损失函数;对于力控制任务,可以选择力偏差的绝对值作为损失函数。通过设置合适的损失函数,可以引导神经网络模型学习到与实际运动控制任务相关的特征。进行数据集的准备和预处理<sup>[1]</sup>。为了训练神经网络模型,需要准备大量的机器人运动数据。这些数据包括机器人的关节角度、末端执行器的位置、速度和加速度等信息。同时,还需要进行数据的预处理,包括数据清洗、去噪和标准化等处理,以提高神经网络模型的训练效果。通过使用独立的

测试集,可以评估训练好的神经网络模型在新数据上的性能表现。如果模型的预测结果与实际情况相符,说明神经网络模型能够很好地学习到机器人的运动学和动力学特性,从而为工业机器人的运动控制提供准确的预测和控制策略<sup>[2]</sup>。

#### 3.3 数据集的收集和预处理

##### 3.3.1 数据集的收集

(1) 数据来源:为了获取全面的机器人运动数据,需要从多个来源收集数据,包括机器人自身的传感器数据、外部环境数据以及操作人员的指令数据等。

(2) 数据类型:收集的数据类型可以包括连续的图片、视频、传感器读数以及离散的指令和结果等。

(3) 数据采集工具:可以使用各种数据采集工具,如数据记录器、摄像机、传感器等,以确保数据的准确性和完整性。

##### 3.3.2 数据预处理

(1) 数据清洗:删除或填充缺失值,处理异常值,以确保数据的一致性和准确性。

(2) 数据归一化:将数据的范围调整到0到1之间,以便于神经网络的训练。

(3) 数据分割:将数据集分割为训练集、验证集和测试集,以便于后续的训练和评估。

(4) 数据增强:通过旋转、缩放等方式增加数据集的大小,提高模型的泛化能力。

#### 3.4 运动控制算法优化方法研究

优化算法的选择和调整可以改善深度学习模型的训练速度、性能和收敛性。(1) 优化算法选择:根据具体的问题和模型特性,选择合适的优化算法。常见的优化算法包括梯度下降法(GradientDescent)、随机梯度下降法(StochasticGradientDescent)、牛顿法(Newton'sMethod)、共轭梯度法(ConjugateGradient)、自适应学习率法(AdaptiveLearningRate)等。不同的优化算法适用于不同的问题和数据特征,需要进行针对性的选择<sup>[3]</sup>。(2) 超参数调整:优化算法中的超参数对于模型的训练效果至关重要。通过对超参数的调整,可以优化训练的速度和性能。超参数包括学习率、批量大小、正则化参数等。可以通过实验和交叉验证等方法,寻找最佳的超参数组合,提高模型的性能和收敛速度。(3) 正则化方法:为了减少过拟合和提高模型的泛化能力,可以采用正则化方法对模型进行约束和限制。常见的正则化方法包括L1正则化、L2正则化、Dropout等。通过正则化方法,可以防止模型对训练数据过于敏感,提高模型在新数据上的性能。(4) 批量归一化:批量

归一化 (Batch Normalization) 是一种提高深度神经网络训练效果的方法。通过在神经网络的每一层进行归一化操作, 可以使得网络更稳定地进行训练, 并缓解梯度消失和爆炸的问题, 提高模型的收敛速度和泛化能力。

(5) 损失函数设计: 选择合适的损失函数对于模型训练和优化也具有重要意义。根据具体的任务, 可以设计适合的损失函数。例如, 对于回归问题可以采用均方误差 (Mean Square Error) 作为损失函数, 对于分类问题可以采用交叉熵损失函数 (Cross-Entropy Loss)。同时, 也可以自定义损失函数来满足特定的任务需求。

#### 4 基于深度学习的工业机器人运动控制算法优化实验研究案例

##### 4.1 背景介绍

工业机器人的运动控制算法对于提高生产效率和质量至关重要, 而采用传统的运动控制算法往往无法应对复杂的工作环境和任务需求。因此, 基于深度学习的工业机器人运动控制算法优化成为研究的焦点之一。

##### 4.2 研究目标

本案例旨在通过实验研究, 验证基于深度学习的工业机器人运动控制算法优化的效果, 提高机器人的运动精度和适应能力。

##### 4.3 实验设计

数据采集和准备: (1) 需要设计合适的实验场景和工作任务, 以获取机器人在实际工作环境下的运动数据。通过传感器和相机等设备, 采集机器人的位置、姿态、力反馈等数据, 并进行预处理和标注, 以便后续的深度学习模型训练和评估。(2) 模型选择和建立: 根据实验目标和数据特点, 选择适合的深度学习模型来优化工业机器人的运动控制算法。可以使用卷积神经网络 (CNN)、递归神经网络 (RNN) 或者生成对抗网络 (GAN) 等模型。(3) 模型训练和调优: 利用采集到的实验数据, 进行深度学习模型的训练。通过迭代优化算法和调整模型参数, 使其能够更好地学习和预测机器人的运动行为, 提高运动精度和适应能力。(4) 算法验证和评估: 将优化后的深度学习模型应用于实际的工业机器人

运动控制任务中, 并进行验证和评估。通过与传统的运动控制算法进行对比分析, 评估优化后模型的性能和效果, 验证其在提高运动精度和适应能力方面的优越性。

##### 4.4 实验结果和分析

通过基于深度学习的工业机器人运动控制算法优化实验研究, 可以得到以下几方面的结果和分析: (1) 运动精度提升: 与传统的运动控制算法相比, 优化后的深度学习模型能够实现更精确的运动控制, 提高机器人的运动精度和姿态控制能力。在实验中, 机器人的位置、姿态和力反馈等指标得到明显的改善。(2) 自适应能力增强: 优化后的深度学习模型能够根据环境变化和任务需求, 动态调整机器人的运动策略和轨迹规划。与传统的固定规划方法相比, 该方法能够更好地适应复杂的工作环境和障碍物。(3) 鲁棒性改善: 深度学习模型通过学习大量的运动数据和异常数据, 能够在面对噪声和不确定性时具有更好的鲁棒性。实验结果表明, 优化后的模型在噪声环境下具有较好的运动控制效果。

##### 结束语

通过不断提升深度学习模型的性能和算法的优化, 将工业机器人的运动控制推向一个新的高度。相信基于深度学习的工业机器人运动控制算法优化研究将对促进工业智能化的发展起到积极的推动作用, 为实现智能化工厂和智能制造提供有力的技术支持。

##### 参考文献

- [1] 杨峰, 蒋建辉, 陈文博. 基于深度学习的机器人视觉导航算法综述[J]. 控制与决策, 2018, 33(10): 1925-1932.
- [2] 伍明, 宋林生, 王文朝, 等. 基于卷积神经网络的移动机器人视觉导航及路径规划[J]. 控制工程, 2019, 26(3): 401-406.
- [3] 田松峰, 王傲男, 栗国鸿, 魏言, 王子光, 薛正昂. 一种五轴冗余工业机械臂运动分析及仿真[J]. 机床与液压, 2019, 47(21): 41-45+50.
- [4] 云洋, 宋华, 徐炳吉. 六自由度工业机械臂运动学仿真研究[J]. 机械科学与技术, 2018, 37(08): 1167-1176.