# 工业机器人控制器关键技术攻关调研

## 1.机械臂控制方法

机械臂系统是MIMO、高度非线性以及多关节耦合的系统，其旨在执行在指定场景里模仿人类机械性动作的任务，典型应用包括组装、搬运、焊接等。下面介绍几种常见的机械臂控制方法。

### 1.1 PID控制

PID分为比例(Propotional)、微分(Integral)、积分(Derevative)三个环节，通过三个环节的组合作用对系统的控制量进行调节，以达到快速响应、减小误差和提高稳定性的目的。​​Santibanez等​​ 率先提出非线性PID控制架构，通过引入重力补偿项和Stribeck摩擦模型抑制静摩擦扰动，但该方法难以处理负载突变引起的参数时变问题[1]。

### 1.2 自适应控制

自适应控制是具有自学习策略的前馈控制方法，用于补偿系统参数的不确定性[2]。自适应控制的优势在于其会从跟踪误差中提取信息，对未知系统的控制精度会随着时间而提高。​​Kino等提出可一种并行线驱动机器人的鲁棒PD控制，对由于不确定的执行器位置而引起的内力误差进行了自适应补偿，在模型参考自适应控制的前提下，采用 Backstepping自适应控制来控制具有柔性关节的机器人并处理时变的不确定性[3]。

### 1.3 滑膜控制

滑模控制的优势在于其快速的瞬态响应以及对不确定性和干扰的鲁棒性，这种优势是的其特别适合非线性系统的高精度跟踪控制。Zhihong等[4]提出了一种针对刚性机械臂的终端滑模控制方法，与线性滑模控制器相比，该技术可以实现跟踪误差的有限时间收敛并降低控制增益。考虑到滑模控制存在明显的抖振，有学者研究了高阶滑膜算法和边界层技术以减少或消除抖振。例如，一个有限时间收敛的高阶滑模控制器来处理抖振问题，一种基于超扭曲算法的滑模控制器被设计用于无刷发电机系统[5]。

### 1.4 迭代学习控制

迭代学习控制由迭代域中的学习律和当前系统信息组成，这种方法能够利用多次迭代生成控制量，以便在跟踪所需路径时进行前馈控制。迭代学习控制的主要目的时迭代学习控制输入，是的系统能够在有限时间间隔内跟踪给定的输出轨迹参考信号[6-7]。迭代学习控制应用于机械臂系统控制的优势在于可以预先计算出在状态空间给定的最优控制输入。并且可不依赖于系统模型，当系统模型不精确时依靠历史数据也可实现。为使机械臂有效地运用迭代学习控制，需要进行有限次数的迭代才能获得所需的跟踪精度，因此迭代学习控制适用于具有重复任务特性的机械臂操作控制。

## 2. 任务空间控制与轮廓误差估计

### 2.1 任务空间控制

传统的关节空间控制依赖精确的逆向运动学和雅可比矩阵，但实际上存在关节间隙、连杆尺寸偏差等模型误差。并且关节跟踪误差会通过前向运动学传播至末端，导致位姿偏差放大。因此需要利用机器人的精确运动学信息在任务空间设计控制器。[8]

任务空间控制的目的是将机械臂从其 任意的初始位置移动到任务空间中所需末端执行器固定位置，其核心是直接在末端位姿坐标系设计控制器，避免关节空间到任务空间的运动学映射误差。为进一步消除运动学不确定性并提高末端跟踪精度，研究者提出了改进型任务空间控制方法，如自适应雅可比方法、逆雅可比方法[9-10]。为平衡精度与效率，Galicki等提供了一类简单的鲁棒任务空间调节器，通过雅可比矩阵奇异值分解规避奇异点，但需要系统完整的雅可比矩阵信息[11]。

### 2.2 轮廓误差估计

轮廓误差定义为末端执行器实际位置与参考路径的垂直距离。上述的控制算法本质是降低机器人任务空间的跟踪误差，但实际加工中轮廓误差是机器人加工质量的主要指标，并且轮廓误差的减小未必依赖于末端跟踪精度的提升。Ouyang等研究了位置域中的机械臂动力学[12]，提出主从控制策略以消除主运动引起的跟踪误差；文献[13]采用直线近似法估计轮廓误差，并基于雅可比矩阵实现实时轮廓控制。除实时方法外，末端轨迹的​​离线预补偿​​对轮廓误差抑制同样重要。受数控加工参考修正方法启发，研究者通过数据驱动方式预补偿末端轨迹[14]，将上次迭代测量的轮廓误差翻转后叠加至参考轨迹对侧，再基于逆运动学生成新关节轨迹。

## 3. 迭代学习控制

### 3.1 迭代学习控制

迭代学习控制作为一种广泛使用控制复杂系统的方法，最初Uchiyama于1978年提出其控制思想，但受制于语言没有得到广泛关注。之后在1984年，由𝐴rimoto等对迭代学习控制进一步完善，将其应用于机器人控制系统的跟踪任务[15]。

迭代学习控制使用先前操作中获得的误差和输出信号来修改当前操作的输入信号。自本世纪初以来，基于迭代学习控制的机械臂系统控制研究大多集中在位置路径跟踪上。Tayebi等[16]提出了三种简单的迭代学习控制方法来解决刚性机器人机械臂的 轨迹跟踪问题。Chiang-Ju等[17]为不确定的机器人机械臂系统提出了结合的时域和迭代域学习策略。Cao等[18]为二连杆刚柔机械臂设计了一种自适应边界迭代学习控制 方案，旨在实现良好的轨迹跟踪性能并同时消除挠性梁的变形。针对实际加工中更看重的轮廓误差指标，Hu等提出了任务空间轮廓误差估计与控制方案，通过在任务空间定义了六自由度同步轮廓误差，构建优化问题并求解以获得高精度轮廓误差[19]进一步地，为了克服单一控制方法的固有缺陷或提升控制性能来拓展迭代学习控制的应用范围，将迭代学习控制与其他控制方法和智能方法结合，如预测控制[20]、自适应控制[21]、神经网络[22]、强化学习[23]等，也是当前的一个研究热点。

### 3.2 基于强化学习的迭代学习控制

强化学习和迭代学习控制的共同点是对于既定目标的学习能力，区别在于迭代学习控制适用于具有重复运行特性的既定目标，强化学习使用在复杂动态环境下的探索和学习既定目标。近期强化学习在迭代学习控制领域的应用取得了不错的成果。

Lukas 团队在最新成果[24] 中将一个迭代学习控制问题重新在强化学习框架下重新建立，并且通过马尔科夫决策过程初步建立了关于迭代学习控制基于模型的设计方法。Zhang 研究团队在文献[25] 中说明强化学习与迭代学习控制有许多相似之处，并能用于解决迭代学习律的设计问题，然后通过仿真表明基于强化学习的迭代学习控制虽然收敛速度依旧慢于基于模型的迭代学习控制方法，但是能够满足高性能跟踪的要求。这为使用先进的强化学习设计新型的迭代学习控制算法开辟了新的可能性。Poot 团队在文献[26]提出了一种基于 “行动器-评判器”的迭代学习控制方法，并与基于模型带有基函数的范数最优迭代学习 控制方法进行了比较；结果表明，它能够在不使用显式模型信息的情况下取得与基于模型方法相同的性能。Shi 团队在文献[27]提出了一种在无需任何过 程的先验知识条件下利用深度确定性策略梯度算法对非线性最优迭代学习律求解的方法。

# 参考文献

Santibanez V, et al. IEEE Trans Control Syst Technol. 2006

Behal A, Dixon W, Dawson D Metal. Lyapunov-Based Control of Robotic Systems[M]. 2009

Kino H, et al. IEEE Trans Robot. 2007

Zhihong M, O"Day M, Yu X. A robust MIMO terminal sliding mode control scheme for rigid robotic manipulators[J]. Journal of Intelligent & Robotic Systems, 1999, 24(1):23-41

Amirkhani S, Mobayen S, Iliaee N, et al. Fast terminal sliding mode tracking control of nonlinear uncertain mass–spring system with experimental verifications[J]. International Journal of Advanced Robotic Systems, 2019, 16(1).

兰天一, 林辉.区间可调节的变增益加速迭代学习控制[J].系统工程与电子技术, 2017, 39(04):883-887.

兰天一, 林辉.Lebesgue-p 范数意义下区间可调节的变增益加速迭代学习控制[J].控制与决策, 2017, 32(11):2071-2075.

C.-C. Cheah and H. C. Liaw, “Inverse jacobian regulator with gravity compensation: Stability and experiment,” IEEE Trans. Robot., vol. 21, no. 4, pp. 741–747, Aug. 2005.

D. Chen, Y. Zhang, and S. Li, “Tracking control of robot manipulators with unknown models: A jacobian-matrix-adaption method,” IEEE Trans. Ind. Informat., vol. 14, no. 7, pp. 3044–3053, Jul. 2018.

D. Lee,W. Lee, J. Park, andW. K. Chung, “Task space control of articulated robot near kinematic singularity: Forward dynamics approach,” IEEE Robot. Automat. Lett., vol. 5, no. 2, pp. 752–759, Apr. 2020.

Galicki M. Collision-free control of robotic manipulators in the task space[J]. Journal of Robotic Systems, 2010, 22(8):439-455.

P. Ouyang, V. Pano, and J. Acob, “Position domain contour control for multi-DoF robotic system,” Mechatronics, vol. 23, no. 8, pp. 1061–1071, 2013.

P. Ouyang, Y. Hu, W. Yue, and D. Liu, “Cross-coupled contouring control of multi-DOF robotic manipulator,” Algorithms, vol. 9, no. 4, 2016, Art. no. 81.

C. Wang, Y. Zhao, Y. Chen, and M. Tomizuka, “Nonparametric statistical learning control of robot manipulators for trajectory or contour tracking,” Robot. Comput.- Integr. Manuf., vol. 35, pp. 96–103, 2015.

Arimoto S, Kawamura S, F Miyazaki. Bettering Operation of Robots by Learning[J]. Journal of Field Robotics, 2010, 1(2):123-140.

Tayebi A. Adaptive iterative learning control for robot manipulators. IEEE, 2003, 40(7):1195- 1203.

Chiang-Ju Chien, Tayebi A. Further results on adaptive iterative learning control of robot manipulators[J]. Automatica, 2008, 44(3):830-837.

Cao F, Liu J. An adaptive iterative learning algorithm for boundary control of a coupled ODE– PDE two-link rigid–flexible manipulator[J]. Journal of the Franklin Institute, 2016, 354(1):277-297.

C. Hu, S. Lin, Z. Wang and Y. Zhu, "Task Space Contouring Error Estimation and Precision Iterative Control of Robotic Manipulators," in IEEE Robotics and Automation Letters, vol. 7, no. 3, pp. 7826-7833, July 2022

Zhang X B, Wang B F, Gamage D, et al. Model predictive and iterative learning control based hybrid control method for hybrid energy storage system[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2021, 12(4): 2146-2158.

施卉辉, 陈强. 一类不确定系统的自适应滑模迭代学习控制[J]. 控制理论与应用, 2023, 40(07): 1162-1171.

Xu K C, Meng B, Wang Z. Generalized regression neural networks-based data-driven iterative learning control for nonlinear non-affine discrete-time systems[J]. Expert Systems with Applications, 2024, 248: 123339

Dai M K, Li H X, Wang S W. A reinforcement learning-enabled iterative learning control strategy of air-conditioning systems for building energy saving by shortening the morning start period[J]. Applied Energy, 2023, 334: 120650.

Fröhlich L. Data-Efficient Controller Tuning and Reinforcement Learning[D]. Zurich:ETH Zurich, 2022.

Zhang Y, Chu B, Shu Z. A preliminary study on the relationship between iterative learning control and reinforcement learning[J]. IFAC-PapersOnLine, 2019, 52(29): 314-319.

Poot M, Portegies J, Oomen T. On the role of models in learning control: Actor-critic iterative learning control[J]. IFAC-PapersOnLine, 2020, 53(2): 1450-1455.

Shi J, Wen K, Xu X, et al. Design of Nonlinear Iterative Learning Control Based on Deep Reinforcement Learning Algorithm[A]. Proceedings of the 10th Data Driven Control and Learning Systems Conference[C]. Suzhou, China: IEEE, 2021: 722-727.