# 工业机器人控制器关键技术攻关综述

## 1.机械臂控制方法

机械臂系统属于多输入多输出（MIMO）、强非线性且关节间存在显著耦合特性的复杂系统，其核心功能时在特定的工业场景红执行类人机械动作。典型应用涵盖自动化装配、物料搬运、精密焊接等工艺环节。下面介绍几种常见的机械臂控制方法。

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| 方法 | 文献 | 研究方法 | 优点 | 缺点 |
| PID控制 | S V et al, 2006[1] | 线性反馈机制 | 快速响应、减小误差和提高稳定性 | 难以处理负载突变引起的参数时变问题 |
| 自适应控制 | Kino et al, 2007[3] | 实时调整控制器参数 | 使用于参数变化系统、抗扰动强 | 设计需精确数学模型、收敛性不稳定 |
| 滑膜控制 | A S et al, 2019[5] | 引入滑模面轨迹约束 | 强鲁棒性、抗干扰、有限时间收敛 | 存在高频抖振 |
| 迭代学习控制 | 兰天一,林辉.等， 2017[6-7] | 逐次迭代轨迹优化 | 逐步消除跟踪误差、适合处理重复任务 | 仅适用于周期任务、初值依赖性强 |

### 1.1 PID控制

PID基于比例(Proportional)、微分(Integral)、积分(Derivative)三个环节协同作用控制，通过组合调节系统控制量以实现快速响应、跟踪误差及提高稳定性的目标。​​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摩擦模型以削减静摩擦扰动影响，然而其应对负载突变引发的参数时变问题仍存现明显的局限性[1]。

### 1.2 自适应控制

自适应控制采用具有自学习能力的前馈控制策略，专门针对补偿系统参数的不确定性进行动态修正[2]。该方法的优越性在于其能够从实时的跟踪误差中提取信息，使针对未知系统的控制精度会随着时间推移而持续提升。​​Kino等提出可一种适用于并行线驱动机器人的鲁棒PD控制方案，在模型参考自适应控制框架下，通过Back stepping自适应控制算法实现对柔性关节机器人的精确控制，并有效处理时变不确定性干扰[3]。

### 1.3 滑膜控制

滑模控制因其具备快速瞬态响应特性以及对系统不确定性与外部干扰的强鲁棒性，特别适用于非线性系统的高精度轨迹跟踪控制场景。Zhihong等[4]提出面向刚性机械臂的终端滑模控制方法，相较于传统的线性滑模控制器，该技术可实现跟踪误差的有限时间收敛并显著降低控制增益。针对滑模控制固有的明显高频抖振，学界已研究了高阶滑膜算法及边界层技术以削弱抖振影响。例如，有限时间收敛的高阶滑模控制器被设计用于处理抖振问题，基于超扭曲算法的滑模控制器在无刷发电机系统中被应用[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实时系统信息共同构成，通过多次迭代生成优化控制量，为跟踪期望轨迹提供前馈补偿。迭代学习控制的核心目的是通过迭代学习控制输入，确保系统能够在有限时间间隔内精确跟踪给定的输出轨迹参考信号[6-7]。在机械臂控制领域，迭代学习控制的突出优势在于可预先计算状态空间约束下的最优控制输入。且对于系统模型的精度依赖度低，即使系统模型存在偏差，仍能依靠历史数据实现有效控制。需要注意的是，为使机械臂充分运用迭代学习控制优势，需经过有限次数的迭代才能获得达到预期的跟踪精度，因此该技术更使用于具有重复作业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

传统关节空间控制策略高度依赖精确的逆向运动学模型与雅可比矩阵，但实际系统中普遍存在关节间隙、连杆尺寸偏差等模型误差。更关键的是，关节空间的跟踪误差会通过正向运动学传递至末端执行器，导致位姿偏差被显著放大。因此，亟需基于机器人精确运动学信息在任务空间设计专用控制器[8]。

任务空间控制的根本目标是将机械臂从任意初始位置驱动至任务空间中末端执行器的期望位姿，其技术核心在于直接在笛卡尔坐标系设计控制律，从而规避关节空间到任务空间的运动学映射误差。为进一歩消除运动学不确定性并提升末端跟踪精度，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团队开发了一类结构简洁的鲁棒任务空间调节器[11]，通过雅可比矩阵奇异值分解策略规避奇异点问题，但该方案仍需获取系统完整的雅可比矩阵信息。

### 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理论参考路径之间的法向距离。需明确指出，现有控制算法本质聚焦于降低任务空间的跟踪误差，而实际加工质量的核心评价指标是轮廓误差——轮廓精度的提升并不必然依赖于末端跟踪精度的提高。Ouyang等学者深入研究了位置域中的机械臂动力学特性[12]，提出主从控制策略以消除主运动引发的跟踪误差；文献[13]采用直线近似法实时估计轮廓误差，并基于雅可比矩阵实现轮廓误差动态补偿。除实时控制策略外，末端轨迹的离线预补偿对轮廓误差抑制同样具有重要作用。受数控加工轨迹修正技术启发，研究者通过数据驱动方式预补偿末端轨迹[14]，具体操作是将前次迭代测量的轮廓误差反向叠加至参考轨迹对应侧，再基于逆运动学生成新的关节轨迹指令。

### 3.1 迭代学习控制

迭代学习控制作为一种广泛应用于复杂系统控制的先进方法，其思想雏形最早由Uchiyama于1978年提出，但因语言传播限制未获广泛关注。直至1984年，Arimoto等学者对迭代学习控制理论体系进行系统完善，并将其成功应用于机器人控制系统的轨迹跟踪任务[15]。随着该领域研究的深入，大量文献从多维度推进了迭代学习控制的发展，主要包括以下方向：

(1)学习律设计与收敛性分析

典型的迭代学习更新律包括Arimoto型更新律[16-17](1-1)，PID更新律[18-23]  (1-2)以及高阶迭代学习(Higher Order ILC，HOILC)更新律[24-27](1-3):

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  |  | (1-1) | |
|  |  | | (1-2) |
|  |  | (1-3) | |

(2)初始状态问题研究[28-31]

传统迭代学习控制算法要求系统每次运行均能恢复至完全一致的初始状态，该条件在实际工程中常难以满足。相关研究致力于使算法在初始状态不一致或仅能恢复至特定邻域的条件下仍保持有效性。

(3)鲁棒性增强研究[32-33]

鲁棒性研究聚焦于存在不确定干扰或测量噪声的系统环境，通过设计抗扰学习律保证收敛性，或解决噪声抑制与预测等关键问题。

(4)超调抑制与单调收敛[16,17,34-37]

超调现象的产生使得很多迭代学习更新律并不能够直接地应用在控制任务中，一个有效消减超调现象产生的方法是使系统的输出跟踪误差或者输入跟踪误差实现单调收敛。迭代学习控制的最终目的是找到系统理想输入使系统输出完全跟踪期望输出。如果输入跟踪误差可以实现单调收敛，那么只要第一次的输入信号不会对设备造成毁坏，之后的输入信号对于设备来说也是安全的；输出跟踪误差单调收敛意味着输出偏差在校正下一次输入时不会导致输入信号出现超调，从而保证了系统设备的安全。

(5)优化策略研究[38-42]

ILC优化主要分为两种，一种是迭代学习控制范数优化(Norm Optimization ILC，NOILC)，另一种是迭代学习控制参数优化 (Parameter Optimization ILC，POILC)。二者共同目标是为不同学习律寻找最优增益，从而提升系统收敛速度与跟踪性能。主流方法通过定义二次型性能指标并求导寻优，所得极值点解析式中通常包含待求增益参数。

在实现系统单调收敛性方面，Lee和Bien两位学者的研究表明文中指出[34]，即使系统输出跟踪误差在λ范数意义下单调收敛，其在无穷范数下仍可能出现超调。后续仿真实验发现在常增益的基础上添加指数衰减因子可显著改善系统瞬态性能并抑制超调。但两位学者并没有对这一发现进行严格的理论推导。文献[43][44]指出使用高反馈增益可以实现单调收敛性，但是使用高反馈增益在实际的应用中其实并不合适，因为这种技术可能会导致执行器饱和[45]，继而使迭代学习控制方法失效。

此外，一些学者将ILC与PID控制进行了结合[46-47]，文献[48][49]提出PD型迭代学习更新律，文献[50]提出PI型迭代学习更新律，这些文献虽然没有直接给出可以保证系统输出跟踪误差单调收敛的条件，但是在设计增益方面给出了合理的建议，而一个合适的增益不仅能够改善系统瞬态跟踪性能，还可以加快系统收敛速度。文献[51]针对D型迭代学习更新律做出了改进，通过对输出跟踪误差求分数阶导数来保证系统的单调收敛性，文献[21–23]通过对PID型迭代学习更新律进行研究，衍生出了一些PID型迭代学习律的变种并提供了变种更新律中增益的设计方法，通过这些手段实现了系统的单调收敛性。

另有学者发现闭环极点位置决定了学习过程的瞬态响应特性，提出基于极点配置单调收敛实现方法[52-57]。在此前的研究中，系统输出跟踪误差或者输入跟踪误差单调收敛的条件总是与时间T有关。文献[52]提出半滑动窗口迭代学习更新律，在采用该学习律之后，得出了另一个实现系统单调收敛性的条件，而这个条件与时间T无关。值得一提的是，该方法更新律使用的常增益相比于时变增益，在实际应用中更易于实现，但常增益与系统传递函数分母系数成比例，导致其应用严重依赖系统参数。文献[55]中，主要通过反馈来改变系统Markov参数，从而使反馈之后的系统满足单调收敛的条件。文献[57]研究反馈中对瞬态性能的影响，文献[56]则指出状态反馈不改变受控系统可实现性，可用于改善系统瞬态跟踪性能。

当前研究热点是将迭代学习控制与其他先进控制方法融合以突破单一方法的局限，如预测控制[58]、自适应控制[59]、神经网络[60]、强化学习[61]等交叉结合的应用。

### 3.2基于强化学习的迭代学习控制

强化学习与迭代学习控制均具备对既定目标的学习能力，但迭代学习控制适用于重复性任务，而强化学习擅长复杂动态环境下的目标探索与学习。近年来，强化学习在迭代学习控制领域的融合应用取得显著进展。。

Lukas团队[62]将迭代学习控制问题重构于强化学习框架下，通过马尔科夫决策过程初步建立了迭代学习控制基于模型的设计方法。Zhang团队[63]阐明强化学习与迭代学习控制在理论上的相似性，并应用于解决迭代学习律的设计问题，仿真实验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，但能满足高性能跟踪要求。Poot团队[64]提出了一种基于“执行器-评断器”的迭代学习控制方法，相比基于模型的范数最优方法，该方案在不依赖显式模型条件下达到同等性能。Shi团队在文献[65]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.

MOORE K L. An observation about monotonic convergence in discrete-time, P-type iterative learning control[C]//Proceeding of the 2001 IEEE International Symposium on Intelligent Control. 2001: 45-49.

MOORE K L, CHEN YQ, BAHL V. Monotonically convergent iterative learning control for linear discrete-time systems[J]. Automatica, 2005,41(9): 1529-1537.

WEI YS, LI XD. PID and EPID types of iterative learning control based on evolutionary algorithm[C] // Proceedings of the 33rd Chinese Control Conference. 2014: 8889-8894.

SHOU J X, PI D Y, WANG W H. Sufficient conditions for the convergence of open-closed-loop PID-type iterative learning control for nonlinear time-varying systems[C] // 2003 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics. 2003: 2557-2562.

XIAO T F, LI X D. PID-type iterative learning control for 2-D Roesser model[C] // 2017 IEEE 6th Data Driven Control and Learning Systems (DDCLS). 2017: 400-404.

MADADY A. PID type iterative learning control with optimal gains[J]. International Journal of Control, Automation, and Systems, 2008, 6(2): 194-203.

MADADY A. An extended PID type iterative learning control[J]. International Journal of Control, Automation and Systems, 2013, 11(3): 470-481.

MEMON F, SHAO C. An optimal approach to online tuning method for PID type iterative learning control[J]. International Journal of Control, Automation and Systems, 2020, 18(8): 1926-1935.

BIEN Z, HUH K M. Higher-order iterative learning control algorithm[C] // IEE Proceedings of Control Theory and Applications. 1989: 105-112

WANG H, DONG J, WANG Y. High-Order Feedback Iterative Learning Control Algorithm with Forgetting Factor[J]. Mathematical Problems in Engineering, 2015, 2015(21): 1-7.

LI G J. High-order iterative learning control for nonlinear systems[C] // 2017 IEEE 6th Data Driven Control and Learning Systems (DDCLS). 2017: 191-196.

逄勃, 邵诚. 高阶参数优化迭代学习控制算法 [J]. 控制理论与应用, 2015(4): 144-150.

BI H B, YANG M X, CHEN J Q. Feedback-aided PID-type iterative learning control against initial state error[C] // 2018 IEEE 7th Data Driven Control and Learning Systems Conference (DDCLS). 2018: 899-902.

CHEN M J, ZHANG Y J, SU J H. Iterative learning control for singular system with an arbitrary initial state[C] // 2018 IEEE 7th Data Driven Control and Learning Systems Conference (DDCLS). 2018: 141-144.

TIAN Y, WANG Y J, LIU H, et al. Variable gain iterative learning control with initial error correction[C] // 2019 IEEE International Conference on Smart Internet of Things (SmartIoT). 2019: 412-416

孙明轩. 迭代学习控制系统的误差跟踪设计方法[J]. 自动化学报, 2013, 39(2): 251-262.

MENG D Y, MOORE K L. Contraction mapping-based robust convergence of iterative learning control with uncertain, locally Lipschitz nonlinearity[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2017, 50(2): 442-454.

MENG D Y, JIA Y M, DU J P, et al. Robust discrete-time iterative learning control for nonlinear systems with varying initial state shifts[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2009, 54(11): 2626-2631.

LEE HS, BIEN Z. A note on convergence property of iterative learning controller with respect to sup norm[J]. Automatica, 1997, 33(8): 1591-1593.

BRISTOW D A, ALLEYNE A G. Monotonic convergence of iterative learning control for uncertain systems using a time-varying q-filter[C] // Proceedings of the 2005 American Control Conference. 2005: 171-177.

LI Z F, HU Y M. Monotonically convergent feedback-forward iterative learning control for linear discrete-time systems[C] // The 26th Chinese Control and Decision Conference (2014 CCDC). 2014: 3693-3697.

MADADY A, REZA A, HAMID R. Adaptive pi type iterative learning control[C] // 2010 5th IEEE International Conference Intelligent Systems. 2010: 37-42

SUN H, ALLEYNE A G. A cross-coupled non-lifted norm optimal iterative learning control approach with application to a multi-axis robotic testbed[J]. IFAC Proceedings Volumes, 2014, 47(3): 2046-2051.

PENG C, SUN L, ZHANG W, et al. Optimization-based constrained iterative learning control with application to building temperature control systems[C] // 2016 IEEE International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics (AIM). 2016: 709-715.

OWENS D H, FENG K. Parameter optimization in iterative learning control[J]. International Journal of Control, 2003, 76(11): 1059-1069.

KASE W.A design of parameter optimal iterative learning control for linear discrete-time systems[C]//Proceedings of the 5th WSEAS International Conference on Circuits, Systems, Signal and Telecommunications. 2011: 22-27.

SONGJUN M. Parameter optimal iterative learning control with application to a robot arm[J]. Universal Journal of Control and Automation, 2015, 3(2): 28-32.

OWENS D H. Iterative learning control-convergence using high gain feedback[C] // Proceedings of the 31st IEEE Conference on Decision and Control. 1992: 2545-2546.

LUCIBELLO P. On the role of high-gain feedback in P-type learning control of robot arms[J]. IEEE Transactions on Robotics and Automation, 1996, 12(4): 602-605.

PARK K H, BIEN Z. Intervalized iterative learning control for monotonic convergence in the sense of sup-norm[J]. International Journal of Control, 2005, 78(15): 1218-1227.

董辉, 黄文嘉, 李林鑫. 变增益反馈 D 型迭代学习控制系统分析与仿真 [J]. 浙江工业大学学报, 2014, 42(2): 214-218.

皮道映, 孙优贤. 离散非线性系统开闭环 P 型迭代学习控制律及其收敛性 [J]. 控制理论与应 用, 1997, 14(2): 57-161.

CHEN Y Q, MOORE K L. An optimal design of PD-type iterative learning control with monotonic convergence[C] // Proceedings of the IEEE International Symposium on Intelligent Control. 2002: 55-60.

REZA ALIKHANI H R, MADADY A. Monotonic convergence conditions in PD type iterative learning control[C] // 2011 19th Mediterranean Conference on Control and Automation (MED). 2011: 189-194.

CHEN Y Q, MOORE K L. PI-type iterative learning control revisited[C] // Proceedings of the 2002 American Control Conference. 2002: 2138-2143.

CHEN Y Q, MOORE K L. On Dα-type iterative learning control[C] // Proceedings of the 40th IEEE Conference on Decision and Control. 2001: 4451-4456.

MADADY A, REZA A, HAMID R. A guaranteed monotonically convergent iterative learning control[J]. Asian Journal of Control, 2012, 14(5): 1299-1316.

MOORE K L. Multi-loop control approach to designing iterative learning controllers[C] // Proceedings of the 37th IEEE Conference on Decision and Control. 1998: 666-671.

JAYAWARDHANA R N, GHOSH B K. Observer based iterative learning controller design for MIMO systems in discrete time[C] // 2018 Annual American Control Conference (ACC). 2018: 6402-6408.

MOORE K L, CHEN Y Q, BAHL V. Feedback controller design to ensure monotonic convergence in discrete-time, P-type iterative learning control[C] // 2002 Asian Control Conference. 2002: 440-445.

LIU J, ZHANG Y M, RUAN X E. Iterative learning control for a class of uncertain nonlinear systems with current state feedback[J]. International Journal of Systems Science, 2019, 50(10): 1889-1901.

SEBASTIAN G, TAN Y, OETOMO D, et al. Design of feedback gain in feedback-based iterative learning control[C] // 2017 11th Asian Control Conference (ASCC). 2017: 875-880.

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.