# 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。

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| 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分为比例(Proportional)、微分(Integral)、积分(Derivative)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]。自从迭代学习控制受到关注，已经有大量的相关文献被发表，这些文献从不同的方面对迭代学习控制进行了研究。包括以下几个方面：

(1)设计迭代学习更新律并分析收敛性。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)分析系统的初始值问题[28-31]。在迭代学习控制算法中，为了保证算法的有效性，一般都会假设系统在每次运行时都可以恢复到相同的初始状态。而有时这样的条件是无法满足的，因此该类研究旨在使初始状态无法保持一致或者初始状态仅可以恢复到某一邻域的系统仍然可以使用迭代学习控制方法。

(3)鲁棒性问题[32-33]鲁棒性研究主要解决当系统存在不确定干扰或测量误差等问题时，如何设计迭代学习更新律来保证系统的收敛性，或者是解决噪声抑制和噪声预测等问题。

(4)超调现象的避免[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)ILC优化[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)。但是这两种优化都有一个共同的目标，即对于不同的迭代学习更新律寻找一个合适的增益，从而改善系统的收敛速度和跟踪性能。一般的做法是首先定义一个二次型函数，然后通过对其求导，从而找出二次型函数的极小值，进而得到控制输入的极小值点。一般来说，在计算极小值点的公式中就会包含所要求的增益。

在实现系统单调收敛性方面，已经有学者做出大量的研究。Lee和Bien两位学者在[34]文中指出，即使系统输出跟踪误差在λ范数意义下是单调收敛的，在无穷范数或是sup范数意义下仍有可能出现超调现象。之后，两位学者通过仿真实验发现在常增益的基础上添加指数衰减因子可以显著改善系统的瞬态性能，减少超调现象的出现，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。

另外一些学者发现闭环极点的位置决定了学习过程中系统的瞬态响应，因此提出通过极点配置的方法去帮助系统实现单调收敛[52-57]。在之前的相关文献中，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]提出了一种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，该迭代学习更新律使用的增益是常增益，相比于时变增益，常增益在实际应用中更易于实现。美中不足的是在该更新律中，学习增益与系统传递函数的分母系数成比例，即该学习律的应用严重依赖于系统参数。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]研究了反馈在迭代学习控制中对瞬态性能的影响，文献[56]指出状态反馈部分不会改变受控系统的可实现性，可用于改善系统的瞬态跟踪性能。

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[58]、自适应控制[59]、神经网络[60]、强化学习[61]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[62]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[63]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[64]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[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.