

doi:10.12068/j.issn.1005-3026.2024.06.010

基于NSGA-II的串联机器人几何参数公差的多目标优化分配

房立金¹, 高跃^{2,3}, 曹新星², 巩云鹏²

(1. 东北大学 机器人科学与工程学院, 辽宁 沈阳 110169; 2. 东北大学 机械工程与自动化学院, 辽宁 沈阳 110819;
3. 北京机床研究所有限公司, 北京 101318)

摘要: 为了提高机器人末端执行器的几何定位精度,在机器人精度的初始设计阶段合理分配几何参数公差,提出了一种带精英策略的快速非支配排序遗传算法(NSGA-II)的以成本与精度为目标的多目标公差优化分配方法.以ROKAE XB7型6自由度串联机器人为研究对象,分别基于遗传算法(GA)的最小成本单目标公差优化分配方法和NSGA-II的多目标公差优化分配方法对DH(Denavit-Hartenberg)参数的公差优化分配.在精度设计目标和遗传算法参数设置相同的情况下,与基于遗传算法的最小成本的几何参数公差优化分配相比,基于NSGA-II的多目标公差优化分配能够给出不同制造成本和不同精度设计要求的一系列最优解,在得到同等制造成本和机器人精度的情况下,公差的容错松弛率相对较高,参数公差优化分配的结果更优.

关键词: 串联机器人;定位精度;公差优化分配;多目标优化

中图分类号: TH 115 文献标志码: A 文章编号: 1005-3026(2024)06-0829-08

Multi-objective Optimization Allocation of Geometric Parameter Tolerances for Serial Robots Based on NSGA-II

FANG Li-jin¹, GAO Yue^{2,3}, CAO Xin-xing², GONG Yun-peng²

(1. Faculty of Robot Science & Engineering, Northeastern University, Shenyang 110169, China; 2. School of Mechanical Engineering & Automation, Northeastern University, Shenyang 110819, China; 3. Beijing Machine Tool Research Institute Co., Ltd., Beijing 101318, China. Corresponding author: GAO Yue, E-mail: imgaoyue@163.com)

Abstract: In order to improve the geometric positioning accuracy of robot end-effectors and allocate geometric parameter tolerances reasonably in the initial design stage of robot precision, a multi-objective tolerance optimization allocation method based on fast non-dominated sorting genetic algorithm (NSGA-II) with elite strategy was proposed. ROKAE XB7 6-DOF serial robot was studied, and the minimum cost single-objective tolerance optimal allocation based on genetic algorithm (GA) and NSGA-II multi-objective tolerance optimal allocation method were used to optimize the tolerance allocation of DH (Denavit-Hartenberg) parameters. In the case of the same precision design objectives and genetic algorithm parameter settings, compared with the minimum cost geometric parameter tolerance optimization allocation based on the genetic algorithm, the multi-objective optimal allocation based on NSGA-II could provide a series of optimal solutions with different manufacturing costs and different precision design requirements. The relaxation rate of tolerance is relatively high, and the result of parameter tolerance optimization is better.

Key words: serial robot; positioning accuracy; tolerance optimization allocation; multi-objective optimization

目前,提高机器人定位精度是其应用于加工技术领域的主要技术难点^[1],而几何参数误差是

影响机器人绝对定位精度的主要原因^[2].工程实践中主要是通过标定技术对几何参数误差辨识

收稿日期: 2023-02-17

基金项目: 辽宁省基础研究计划项目(2022JH2/101300202); 国家自然科学基金资助项目(62273081).

作者简介: 房立金(1965-),男,辽宁沈阳人,东北大学教授,博士生导师.

和修正的方法来提高机器人定位精度^[3],但该方法并不能减小误差源的实际误差,并且会使机器人的控制更加复杂.因此,对几何参数公差分配方法进行探讨,合理分配公差以减小其对机器人定位精度的影响具有重要意义.

等精度法、原始误差等效作用法、正交实验法、最优化方法是公差优化分配的常用方法^[4].丁建等^[5]在对并联机器人进行精度分析的基础上,将正交设计与均匀设计相结合,建立了6自由度并联机构的公差优化分配模型;Li等^[6]提出了一种基于混合DOE(design of experiments)的参数公差优化分配方法并引入了公差容错松弛率(TRR)来评价公差优化分配结果的好坏;Ni等^[7]基于最小成本模型对一种全回转并联机器人的结构参数的公差进行了优化分配;刘海涛等^[8]把最少生产费用作为目标并以精度为条件限制,对TriMule型机器人进行了结构参数的最优配置.由以上文献可知,在公差-成本模型及相关统计信息已知的情况下,以最小成本为优化目标的参数公差优化分配,能够获得不错的效果.但是这种方法只能给出最小加工成本的一组最优解,得出的结果并不一定适用于实际的加工条件.相对于闭链结构的并联机器人,串联机器人的开链式结构的累积误差难以消除.文献[9]设计制造了一种7自由度串联机器人并提出一种基于最佳精度模型的参数公差优化分配方法,该方法不需要统计加工制造成本信息,能够确保机器人的设计精度满足设计要求,但是这种方法用极值法确定的误差来评估机器人本体结构的设计精度,增加了制造成本,仅可用于单个或者小批量生产制造机器人的精度设计.

本文以ROKAE XB7型6自由度机器人为研究对象,在机器人的几何定位误差模型的基础上,建立了该机器人公差优化分配的最小成本优化模型和考虑成本与精度的多目标优化模型.在加工制造成本等相关统计信息已知的情况下,分别利用GA和NSGA-II的方法对DH参数的公差优化分配,基于NSGA-II的多目标公差优化方法所得公差的容错松弛率相对较高,并且能够给出不同制造成本和不同精度设计要求的一系列最优解,设计者可以从实践的角度选择出最理想的方案.

1 误差分析

误差分析和公差优化分配是机器人精度设计的两个重要内容.通常在机器人误差分析的基

础上,根据总精度的要求,对其主要零部件的几何参数进行合理的误差分配.

1.1 误差模型

机器人相邻连杆间的DH参数如图1所示. a_i 是从 Z_{i-1} 向 Z_i 方向沿 X_i 轴线运动的距离; d_i 是从 X_{i-1} 向 X_i 方向的沿 Z_{i-1} 轴线运动的距离; α_i 是从 Z_{i-1} 向 Z_i 方向围绕 X_i 轴线转动的角度; θ_i 是从 X_{i-1} 向 X_i 的围绕 Z_{i-1} 轴线转动的角度.

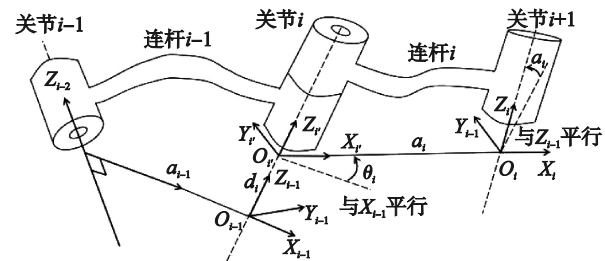


图1 相邻连杆之间的DH参数

Fig. 1 Graphical representation of DH parameters

相邻坐标系间的齐次变换矩阵为

$$T_i^{i-1} = \text{Trans}_z(d_i)\text{Rot}_z(\theta_i)\text{Trans}_x(a_i)\text{Rot}_x(\alpha_i). \quad (1)$$

当第*i*个关节是转动关节时,

$$T_i^{i-1} = \begin{bmatrix} \cos\theta_i & -\sin\theta_i\cos\alpha_i & \sin\theta_i\sin\alpha_i & a_i\cos\theta_i \\ \sin\theta_i & \cos\theta_i\cos\alpha_i & -\cos\theta_i\sin\alpha_i & a_i\sin\theta_i \\ 0 & \sin\alpha_i & \cos\alpha_i & d_i \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}.$$

6自由度串联机器人的正运动学方程为

$$T = T_1^0 T_2^1 \cdots T_6^5. \quad (2)$$

$$\text{式中, } T = \begin{bmatrix} n_x & o_x & a_x & P_x \\ n_y & o_y & a_y & P_y \\ n_z & o_z & a_z & P_z \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}.$$

机器人末端执行器到基坐标系的几何位置为矩阵 T 中的向量 $P=[P_x, P_y, P_z]^T$.实际工程中,由于机械零件的加工制造、装配等原因,DH参数的实际值与理论值会有偏差,机器人末端执行器的几何定位误差矢量为

$$\Delta P = [\Delta P_x \quad \Delta P_y \quad \Delta P_z]^T. \quad (3)$$

式中, $\Delta P_x, \Delta P_y, \Delta P_z$ 是 P 的实际值与理论值的差值.那么,机器人的综合几何定位误差为

$$|\Delta P| = \sqrt{\Delta P_x^2 + \Delta P_y^2 + \Delta P_z^2}. \quad (4)$$

忽略高阶导数的影响,机器人末端执行器的几何定位误差为位置矢量对各参数误差的偏导数之和:

$$\Delta P = \frac{\partial P}{\partial a} \Delta a + \frac{\partial P}{\partial d} \Delta d + \frac{\partial P}{\partial \alpha} \Delta \alpha + \frac{\partial P}{\partial \theta} \Delta \theta. \quad (5)$$

式中: $\Delta a, \Delta d, \Delta \alpha$ 和 $\Delta \theta$ 为连杆的长度、转角、偏移量和关节角的微分线性偏差,式(5)可以进一步

整理为

$$\Delta P \approx \sum_{j=1}^N \left(\frac{\partial P}{\partial X_j} \right) \Delta X_j. \quad (6)$$

式中, $\Delta X = [\Delta a; \Delta d; \Delta \alpha; \Delta \theta]$. 令 $J_{jk} = \frac{\partial P_k}{\partial X_j}$, ($j=1, 2, \dots, N, k=x, y, z$), J_{jk} 为误差传递系数. 机器人末端执行器的几何定位误差为

$$\Delta P = J \Delta X. \quad (7)$$

式中, J 为误差雅克比矩阵.

$$J = \begin{bmatrix} J_{1x}, \dots, J_{1y}, \dots, J_{1z} \\ J_{2x}, \dots, J_{2y}, \dots, J_{2z} \\ \dots \\ J_{Nx}, \dots, J_{Ny}, \dots, J_{Nz} \end{bmatrix}. \quad (8)$$

1.2 误差合成

误差合成是指利用已知的参数误差求得机器人总误差的方法,是误差分析的最后环节.在对机器人的精度设计中,需要对其总精度进行理论估计,确保其设计精度满足要求.

机器人 DH 参数的几何误差是由装配尺寸链中组成环误差引起的封闭环误差,属于随机误差,服从标准正态分布.基于概率统计标准差的运算规则,根据式(7),机器人末端执行器几何定位误差的标准差为

$$\sigma = \sqrt{\sum_{j=1}^n J_j^2 \sigma_j^2}. \quad (9)$$

式中: σ_j 为参数误差 Δx_j 的标准差; J_j 为误差传递系数; $J_j^2 = \sum_{k=x,y,z} J_{kj}^2$.

机器人末端执行器几何定位合成误差的极限值为

$$\Delta_p = \sqrt{\sum_{j=1}^n J_j^2 \delta_j^2}. \quad (10)$$

式中, δ_j 为参数误差 Δx_j 的极限值, $\delta_j = \pm K_j \sigma_j$; K_j 为置信系数,如果随机误差服从正态分布,当置信度为 99.73% 时, $K_j = 3$; Δx_j 的公差为 $T(\Delta x_j) = \pm \delta_j$.

2 几何参数公差优化分配的方法

2.1 基于 GA 和最小成本模型的公差优化分配

机器人 DH 参数公差优化分配的最小成本模型追求的目标是在一定的精度要求条件下的最小加工成本.通常,用倒数幂指数模型来计算机器人的制造成本与几何参数公差的关系^[7], Mc 表示机器人零部件的加工制造成本,基于最小成本公差优化分配的目标函数为

$$\min Mc = \sum_{j=1}^N C_j (\delta_j)^{-\alpha_j}. \quad (11)$$

式中: C_j 为工艺性系数; α_j 为加工成本的特征指

数,一般取值 0.7 ~ 1.

约束条件为

$$\left. \begin{aligned} \Delta_p &\leq [\Delta], \\ \tau_j &\leq \delta_j \leq \Delta_j. \end{aligned} \right\} \quad (12)$$

式中: $[\Delta]$ 为许用设计精度; Δ_p 机器人末端执行器几何定位合成误差的极限值,即设计精度; τ_j 为对应参数误差允许的最小值,即相应加工条件的最小加工能力; Δ_j 为对应参数公差所允许的极限值.当除参数几何误差 ΔX_j 之外的所有 ΔX_r ($r=1, 2, \dots, N$) 均为零时,可得第 j 个几何参数误差 ΔX_j 的最大值为^[9]

$$\Delta_j = \frac{[\Delta]}{\max J_j}. \quad (13)$$

基于最小成本模型的几何参数公差优化分配是一个多维非线性约束优化问题,一般优化理论难以解决.采用遗传算法,利用惩罚约束的方法,可以避免适应度函数选择困难的问题^[10].由式(11)和式(12)可知,基于最小成本模型公差优化分配计算的适应度函数定义为

$$\text{Fitness} = \begin{cases} \sum_{j=1}^N C_j (\delta_j)^{-\alpha_j}, & \Delta_p \leq [\Delta]; \\ \sum_{j=1}^N C_j (\delta_j)^{-\alpha_j} + k(\Delta_p - g), & \text{其他}. \end{cases} \quad (14)$$

式中, k, g 为常数.当定位误差满足给定的精度约束条件时,适应度函数的计算值等于制造成本.当定位误差不满足约束条件时,通过惩罚项给适应度函数值一个增量.

2.2 基于 NSGA-II 的多目标公差优化分配

通常,机器人几何参数公差优化分配是一个多目标多变量的非线性优化问题.本研究在机器人的加工制造成本和精度之间寻求一种平衡,对参数公差优化分配,使加工成本不至于太高并且能够保证机器人具有令人满意的精度.由误差分析中的合成误差和最小成本误差模型可知,考虑精度与加工制造成本的多目标参数公差优化分配的数学模型可以表述为

$$\left. \begin{aligned} \min \Delta_p, \\ \min Mc = \sum_{j=1}^N C_j (\delta_j)^{-\alpha_j}. \end{aligned} \right\} \quad (15)$$

约束条件为

$$\tau_j \leq \delta_j \leq \Delta_j. \quad (16)$$

对于目标函数,多目标优化问题会有一些无法比较优劣的解组,这些解称作 Pareto 最优解. NSGA-II 的原理如图 2 所示^[11-12],该方法引入精英策略,在父代和子代合并的非支配排序的种群中选取优良个体,扩大了采样空间,提高了优化精度,并且令最优个体能均匀地扩展到整个

Pareto 域,使得遗传算法能够更加有效地解决多目标优化问题^[13].

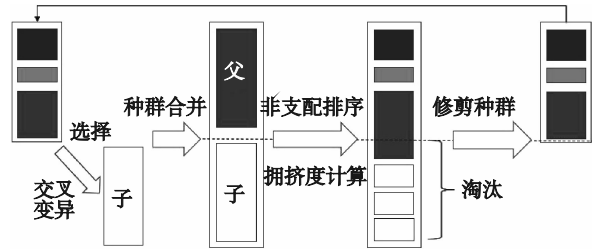


图2 NSGA-II的工作原理图

Fig. 2 Working principle diagram of NSGA-II

基于NSGA-II的多目标参数公差优化分配计算的程序步骤如算法1所示.

算法1:基于NSGA-II的多目标参数公差优化分配

- 1) **初始化:**输入约束条件 τ_j, Δ_j 和遗传算法中的种群数目、最大迭代次数、交叉概率、变异概率.
- 2) **启动程序:**根据公式(16)进行编码、初始化种群和计数器 $gen=1$;
- 3) 根据公式(15)进行非支配排序和拥挤度计算;
- 4) 遗传操作(选择、交叉、变异);
- 5) 种群合并;
- 6) 非支配排序和拥挤度计算,修剪并生成新的种群;
- 7) 循环周期: $gen=gen+1$;
- 8) **结束程序.**

3 DH参数公差的优化分配

本文以ROKAE XB7型6 DOF机器人为研究对象,对其进行参数公差优化分配.它的基本构型以及坐标系如图3所示,DH参数如表1所示.由文献[4]可知,机器人末端执行器的绝对定位误差的70%以上是由DH参数几何误差的非线性耦合作用引起的.假设机器人末端执行器绝对定位误差的设计目标为2 mm,则几何定位误差的设计要求为 $[\Delta]=1.4$ mm.

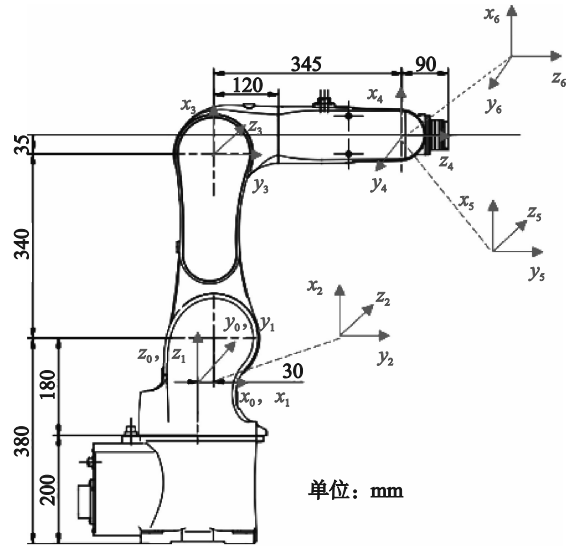


图3 ROKAE XB7串联机器人坐标系

Fig. 3 Coordinate systems for the ROKAE XB7 serial robot

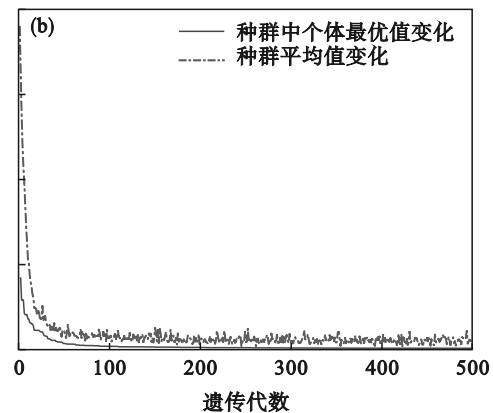
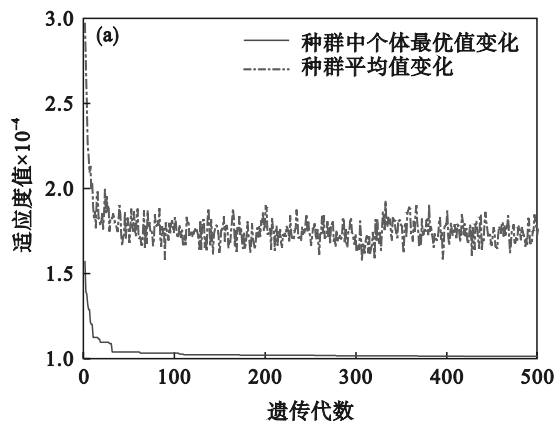
表1 ROKAE XB7串联机器人DH参数

Table 1 DH parameters of the ROKAE XB7 serial robot

i	a/mm	α/rad	d/mm	$\theta/(^\circ)$
1	30	$-\pi/2$	0	θ_1
2	340	0	0	θ_2
3	35	$-\pi/2$	0	θ_3
4	0	$\pi/2$	345	θ_4
5	0	$-\pi/2$	0	θ_5
6	0	0	87	θ_6

3.1 基于最小成本模型的优化分配

根据文献[9]所述方法,在机器人的工作空间中选取50个位姿配置,利用遗传算法对ROKAE XB7型机器人DH参数公差优化分配.考虑加工制造成本、最大加工能力等因素,当第 j 项误差是长度误差时, C_j 取值为1, τ_j 取值0.05 mm;当第 j 项误差是角度误差时, C_j 取值为1.5, τ_j 取值0.005 rad, α_j 取值为1.采用不同种群规模,交叉概率和变异概率的参数设置,分别优化计算适应度函数,优化计算过程和结果如图4所示.



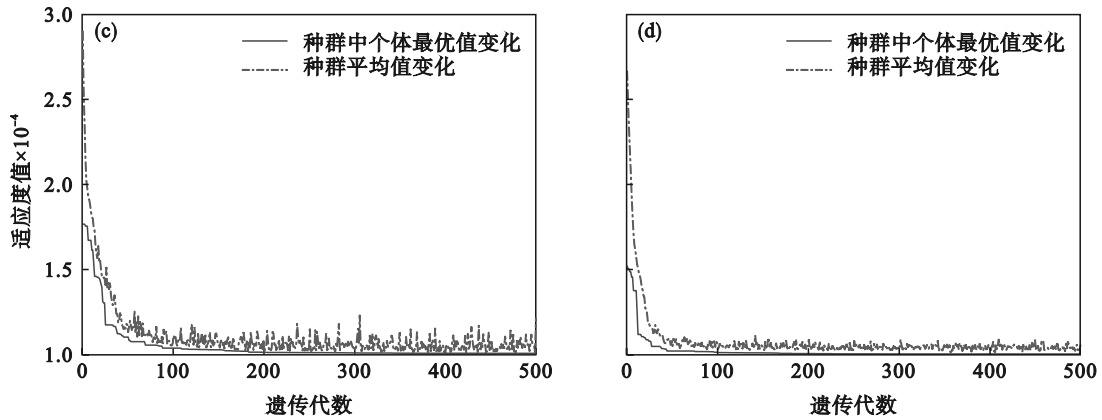


图 4 适应度函数优化过程

Fig. 4 Optimization process of fitness function

(a)一种群规模 100,交叉概率 0.8,变异概率 0.02; (b)一种群规模 100,交叉概率 0.8,变异概率 0.1;
(c)一种群规模 30,交叉概率 0.3,变异概率 0.02; (d)一种群规模 100,交叉概率 0.3,变异概率 0.02.

由优化计算结果可知,过高的变异率会使遗传搜索过于随机,不易收敛,较小的种群规模和交叉概率收敛速度缓慢.图 4a 中遗传算法的参数设置更适用于机器人 DH 参数公差的优化分配,参数设置如表 2 所示,成本指数收敛于 10 066, DH 参数公差的优化结果如表 3 中的 δ_1 所示.

表 2 遗传算法的参数设置

Table 2 Parameters setting of GA

种群规模	变量维数	遗传代数	交叉概率	变异概率
100	30	500	0.8	0.02

表 3 误差的极限值

Table 3 Error limits

误差项	Δ_j	δ_1	δ_2
$\Delta a_1/\text{mm}$	1.4	0.064 1	0.078 0
$\Delta a_2/\text{mm}$	1.4	0.057 8	0.073 5
$\Delta a_3/\text{mm}$	1.4	0.058 4	0.073 1
$\Delta a_4/\text{mm}$	1.4	0.055 9	0.071 3
$\Delta a_5/\text{mm}$	1.4	0.061 1	0.071 1
$\Delta a_6/\text{mm}$	1.4	0.060 1	0.068 9
$\Delta d_1/\text{mm}$	1.4	0.063 5	0.072 4
$\Delta d_2/\text{mm}$	1.4	0.055 6	0.071 7
$\Delta d_3/\text{mm}$	1.4	0.052 5	0.073 7
$\Delta d_4/\text{mm}$	1.4	0.060 5	0.077 0
$\Delta d_5/\text{mm}$	1.4	0.058 6	0.076 2
$\Delta d_6/\text{mm}$	1.4	0.061 3	0.0756
$\Delta \alpha_1/\text{rad}$	0.001 8	0.001 1	0.001 1
$\Delta \alpha_2/\text{rad}$	0.003 2	0.001 4	0.001 4
$\Delta \alpha_3/\text{rad}$	0.003 2	0.001 3	0.001 1
$\Delta \alpha_4/\text{rad}$	0.016 1	0.003 4	0.003 5
$\Delta \alpha_5/\text{rad}$	0.016 1	0.003 4	0.003 5
$\Delta \theta_1/\text{rad}$	0.001 8	0.001 0	0.001 0
$\Delta \theta_2/\text{rad}$	0.001 8	0.000 8	0.000 8
$\Delta \theta_3/\text{rad}$	0.003 2	0.001 2	0.001 2
$\Delta \theta_4/\text{rad}$	0.016 1	0.006 6	0.006 5
$\Delta \theta_5/\text{rad}$	0.016 1	0.003 3	0.003 4

3.2 基于多目标模型的优化分配

在基于 NSGA-II 的多目标参数公差优化分配算法中,采用与基于 GA 和最小成本模型公差优化分配算法相同的参数设置,考虑精度和成本的精度综合 Pareto 最优解前沿如图 5 所示.在机器人的精度满足设计要求的条件下,在优化结果中选取使加工成本最小的解组作为最优解,最小成本指数为 10 074, DH 参数公差的优化结果如表 3 中 δ_2 所示.

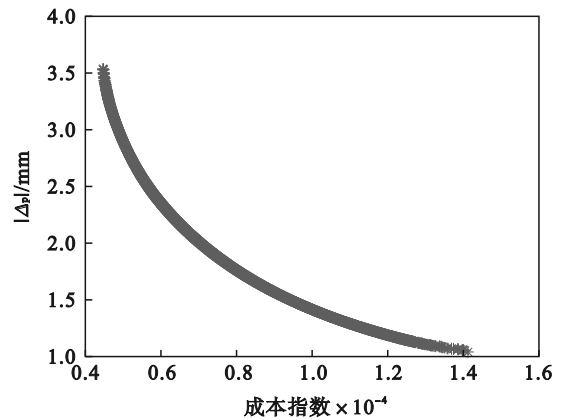


图 5 基于 NSGA-II 的机器人机构精度综合 Pareto 最优解前沿

Fig. 5 Pareto optimal solution front of precision synthesis of the NSGA-II robot

3.3 优化结果分析

假设 DH 参数误差服从标准正态分布,根据两种参数公差的优化分配方法所得的结果 δ_1 和 δ_2 ,利用蒙特卡洛方法在关节空间内随机选取 10 000 组服从均匀分布的关节角,仿真计算分析机器人末端执行器的最大几何定位误差 1 000 次,频率分布如图 6 所示,其中最大值(Max)、平均值(Mean)、均方差(RMSE)和合格率如表 4 所示.

由仿真计算分析结果可知,由两种参数公差优化分配方法所得的机器人精度和制造成本指数的误差均小于3%,证明了基于NSGA-II的多目标

参数公差优化分配算法的准确性;由公差优化分配的最优解组 δ_1 和 δ_2 可知,可以有多组最优解满足最优条件.

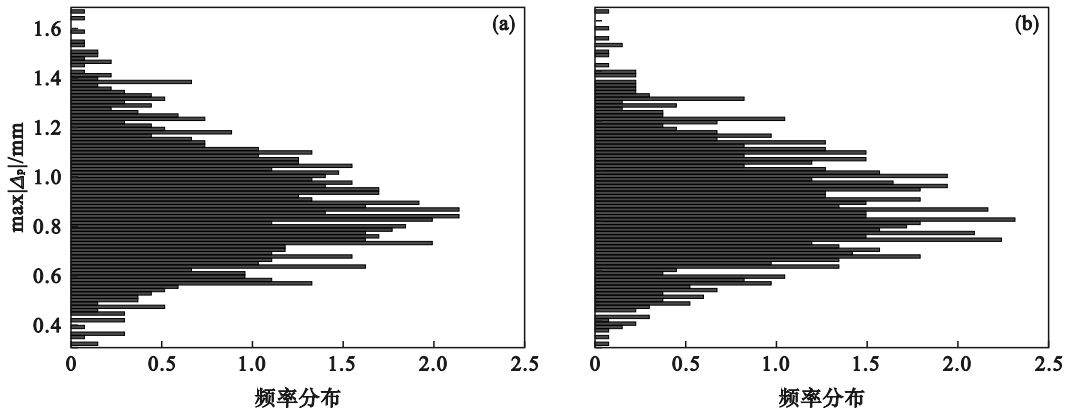


图6 机器人几何定位误差的频率分布

Fig. 6 Frequency distribution of geometrical positioning error of the robot

(a)—最小成本精度综合; (b)—多目标精度综合.

表4 公差优化分配的性能指标

Table 4 Performance index of tolerance optimization assignment

项目	Max mm	Mean mm	RMSE mm	合格率 %	成本 指数	TRR %
δ_1	1.684 3	0.872 1	0.216 6	99.85	10 066	-42.78
δ_2	1.647 2	0.866 4	0.220 5	99.80	10 074	-29.26

根据文献[3]所述,用公差容错松弛率(TRR)来评价参数公差优化分配结果的好坏,公差容错松弛率越高,公差优化分配的结果越优.公差松弛率的具体形式为

$$TRR = \frac{T_{\Sigma i} - T_{\Sigma 0}}{T_{\Sigma 0}} \quad (17)$$

本文以 Δ_j 作为参考标准,式中 $T_{\Sigma 0}$ 为各参数公差极限值 Δ_j 的和, $T_{\Sigma i}$ 为各参数误差极限值 δ_i 的和.表4中TRR项为 δ_1 和 δ_2 的公差容错松弛率, δ_2 的公

差容错松弛率相对较大,说明基于NSGA-II的多目标几何参数公差优化分配所取得的结果更优.

4 仿真分析与实验验证

4.1 仿真分析

假设ROKAE XB7型机器人末端执行器的非几何定位误差在0到0.6 mm范围内服从均匀分布,误差的测量噪声0.1 mm.当DH参数误差服从标准正态分布时,根据基于NSGA-II的多目标参数公差优化分配的结果 δ_2 ,利用蒙特卡洛方法在关节空间内随机选取10 000组服从均匀分布的关节角,仿真计算分析机器人末端执行器的最大定位误差1 000次,分布如图7所示.其中最大值为2.194 1mm,平均值为1.451 7 mm,均方差为0.279 5 mm,合格率为99.99%.

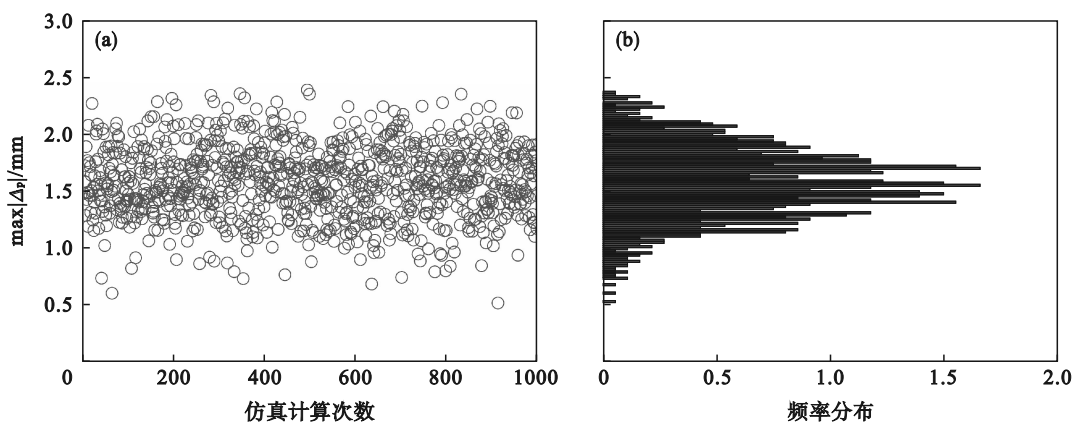


图7 机器人末端执行器最大定位误差的仿真计算

Fig. 7 Simulation calculation of maximum positioning error of robot end-effectors

(a)—最大定位误差分布; (b)—最大定位误差频率分布.

4.2 实验验证

图 8 展示了 LTD 500 激光跟踪测量系统与机器人的相对位姿,为了验证所提出的 DH 参数误差公差优化分配方法的有效性,在相同位姿状态下,对比分析 ROKAE XB7 型机械臂的实际定位误差与参数误差公差优化分配后的定位误差。

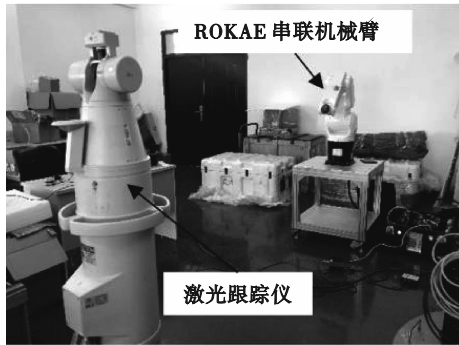


图 8 机器人定位误差的测量系统

Fig. 8 Measurement system for robot positioning errors

当参数误差均为极限值时,根据优化计算结果 δ_2 ,仿真计算末端执行器的定位误差。根据文献 [14] 所述标定方法对参数公差优化分配后的机器人定位精度进行参数辨识与修正的仿真分析。图 9 展示了 105 组不同位姿状态下的机器人末端执行器定位误差的实际测量值与公差优化分配后以及经过标定的定位误差仿真计算值。表 5 展示了实验测量和仿真计算值标定前后机器人定位误差的数字特征值,其中实验测量标定后的误差为文献 [14] 中标定后的数据。

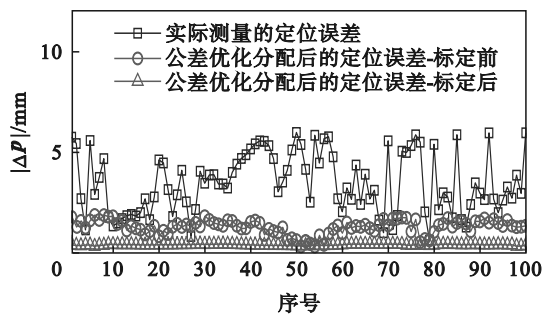


图 9 定位误差的测量值与优化设计值

Fig. 9 Comparison of robot measurement errors and optimized design errors

表 5 定位误差的数字特征值

Table 5 Digital eigenvalues of positioning errors mm

误差项	$ \Delta P _{\max}$	$ \Delta P _{\text{mean}}$	$ \Delta P _{\text{RMSE}}$
实验测量误差	5.966 7	3.474 2	1.468 8
实验测量标定后误差	1.903 0	1.272 0	0.914 0
优化后定位误差-标定前	3.603 4	2.366 9	0.541 3
优化后定位误差-标定后	0.568 2	0.473 8	0.051 1

对比实验测量机器人的定位误差与公差优化分配后的仿真分析的计算结果可知,当各参数的几何误差都为极限值时,串联机器人的几何定位误差的最大值减小了 39.61%,平均值减小了 31.87%,RMSE 减小 63.15%。由此可知,根据本文所述的几何参数的公差优化分配方法来优化分配 DH 参数公差,可以提高机器人的几何定位精度。另外,通过标定技术对机器人的 DH 参数的几何误差辨识补偿,可以进一步提高机器人几何定位精度。

5 结 论

1) 在公差-成本模型及相关加工制造统计信息已知的情况下,基于 GA 的最小成本的目标优化模型的几何参数公差优化分配方法和基于 NSGA-II 的考虑成本和精度的多目标模型的公差优化分配方法,能够在机器人本体结构精度的初始设计阶段为结构参数公差的确定提供理论参考,提高机器人末端执行器的几何定位精度。

2) 以 ROKAE XB7 型 6 DOF 串联机器人为研究对象,在精度设计目标和遗传算法参数设置相同的情况下,与基于 GA 的最小成本公差优化分配相比,基于 NSGA-II 的多目标几何参数公差优化分配能够得到相同精度和加工成本的参数公差,并且公差放大率相对较高,公差优化分配的结果更优。

3) 基于 NSGA-II 的多目标几何参数公差优化分配方法给出了不同制造成本和不同精度设计要求的一系列最优解,设计人员不需要重复计算就可以根据工程实际经验选取最满意的优化结果。设计人员还可以结合实际情况增加目标函数以及约束条件对参数公差优化分配。

参考文献:

[1] 丰飞,杨海涛,唐丽娜,等.大尺度构件重载高精加工机器人本体设计与性能提升关键技术[J].中国机械工程,2021,32(19):2269-2287.
(Feng Fei, Yang Hai-tao, Tang Li-na, et al. Key technologies of design and performance improvement of heavy duty and high precision machining robot bodies for large scale component [J]. *China Mechanical Engineering*, 2021, 32 (19): 2269-2287.)

[2] Shiakolas P S, Conrad K L, Yih T C. On the accuracy, repeatability, and degree of influence of kinematics parameters for industrial robots[J]. *International Journal of Modelling & Simulation*, 2002, 22(4): 245-254.

[3] Li Z B, Li S, Luo X. An overview of calibration technology of industrial robots [J]. *IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica*, 2021, 8(1): 27-40.

