

[新材料·新设备·新方法]

DOI:10.3969/j.issn.1005-2895.2023.02.010

基于 IGA 的机械臂时间最优轨迹规划

许永桥¹, 倪艳光^{1*}, 潘若鸣², 刘玉², 王恒迪¹

(1. 河南科技大学 机电工程学院, 河南 洛阳 471003; 2. 洛阳千歌机器人科技有限公司, 河南 洛阳 471000)

摘要:针对传统机械臂轨迹规划效率较低的问题,课题组提出了对传统遗传算法初始种群的选取及种群的变异策略改进的方法。该方法以三次 B 样条插值曲线作为轨迹规划的基础,以各关节运动角速度、角加速度、角加加速度作为运动约束,使用改进型遗传算法(improved genetic algorithm,IGA)进行时间优化,可以得到满足运动约束条件的时间最优运动轨迹。课题组以自主研发的 QFB140 机械臂作为研究对象,采用改进型 D-H 参数进行标识,并导入 MATLAB 进行仿真。结果表明:IGA 在时间优化上有了较大提升,进一步实现了时间最优轨迹规划,提高了工作的效率。

关键词:机械臂;三次 B 样条;时间最优;改进型遗传算法

中图分类号:TH113

文献标志码:A

文章编号:1005-2895(2023)02-0066-07

Time Optimal Trajectory Planning of Manipulator Based on IGA

XU Yongqiao¹, NI Yanguang^{1*}, PAN Ruoming², LIU Yu², WANG Hengdi¹

(1. School of Mechatronics Engineering, Henan University of Science and Technology, Luoyang, Henan 471003, China;

2. Luoyang Qiang Robot Technology Co., Ltd., Luoyang, Henan 471000, China)

Abstract: Aiming at the low efficiency of traditional manipulator trajectory planning, an improvement on the method of traditional genetic algorithm to select the initial population and the population mutation strategy was proposed. With cubic B-spline interpolation curve as the basis of trajectory planning, the motion speed, acceleration and jerk of each joint were used as motion constraints, and an improved genetic algorithm (IGA) was adopted for time optimization to obtain the time optimal motion trajectory that satisfied the kinematic constraints. Taking the self-developed QFB140 manipulator as the research object, the improved D-H parameters were used for identification and imported it into MATLAB for simulation. The results show that the IGA has a great improvement in time optimization, and further realizes the time optimal trajectory planning, and improves work efficiency.

Keywords: manipulator; cubic B-spline; time optimal; IGA (Improved Genetic Algorithm)

伴随着智能制造在现代社会经济发展中的占比越来越突出,作为智能机器一分子的工业机械臂在搬运、装配、焊接和喷漆等传统工艺中都起着重要的作用^[1]。因此让工业机器人更加安全、可靠且智能的作业就显得很重要^[2]。轨迹规划是工业机械臂运动学的热门研究方向。轨迹优化可以有效提升机械臂的性能,缩短工业机器人的运动时间、减少能量的损耗、避免不必要的冲击以加强机械臂的稳定性^[3-5]。

已经有较多的学者对机器人轨迹规划进行了研

究。文献[6]中以提升工业机器人的作业效率为目标,使用了复合形法的最优时间对工业机器人进行轨迹优化。文献[7]中利用运动学约束,以最优时间为优化目标,针对关节机器人在点到点的轨迹规划问题,利用遗传算法求解多项式插值的时间。文献[8]中建立了三次样条曲线的方程,使用外加虚拟点法保证曲线可以任意给定轨迹的初始速度和加速度,提出灵活性优化目标进而提升整体灵活性。文献[9]中对于传统的移动机械臂路径规划算法没有考虑抓取点的分布

收稿日期:2022-09-15;修回日期:2022-12-21

基金项目:山东省重点研发计划(2020CXGC011003)。

第一作者简介:许永桥(1996),男,河南周口人,硕士研究生,主要研究方向为工业机器人轨迹规划。通信作者:倪艳光(1979),女,河南洛阳人,博士,副教授,主要研究方向为机器人轨迹优化。E-mail:2630562025@qq.com

情况,使用了基于改进遗传算法的移动工业机器人挑选路径优化的方法。文献[10]中使用五次 B 样条插值规划轨迹,以样条曲线相邻控制点的时间间隔为设计变量,实现时间最优。

课题组以某公司自主研发的 QFB140 机械臂作为研究对象,针对机械臂轨迹规划效率较低的问题,以机械臂最优时间完成作业为目标,提出一种改进的遗传算法(IGA)对三次 B 样条规划的运动轨迹进行优化,最后经过 MATLAB 仿真验证,IGA 可以有效地减少机械臂各关节的作业时间。

1 运动轨迹设计

对于工业机器人的运动轨迹设计有以下 2 种方法:①在关节空间内使用多项式插值;②在笛卡尔空间内使用直线或圆弧插值^[11-12]。

工业机器人在关节空间中的运动轨迹不方便进行作业状态实时监测,而且 B 样条结构紧密,具有局部的支撑性,因此在设计轨迹的时候,即使有一段曲线超出了约束值,只需要改变当前的轨迹,其他符合条件的运动轨迹就可以不用再进行改变。所以课题组选择在笛卡尔空间中使用 3 次 B 样条插值进行运动轨迹的设计^[13]。

3 次 B 样条插值函数:

$$Q_{k,3} = \sum_{z=1}^3 Q_z + kG_{z,3}(t)。 \quad (1)$$

基函数 G 化简后为:

$$\left. \begin{aligned} G_{0,3}(t) &= \frac{1}{6}(-t^3 + 3t^2 - 3t + 1); \\ G_{1,3}(t) &= \frac{1}{6}(3t^3 - 6t^2 + 4); \\ G_{2,3}(t) &= \frac{1}{6}(-3t^3 + 3t^2 + 3t + 1); \\ G_{3,3}(t) &= \frac{1}{6}t^3. \end{aligned} \right\} \quad (2)$$

式中: $Q_{k,3}$ 代表着 3 次 B 样条的第 k 段曲线, $k = 0, 1, 2, \dots$; Q_z 代表着笛卡尔空间定点; $G_{z,3}(t)$ 中的 $z = 1, 2, 3$ 分别代表着工业机器人的运动速度、加速度和加加速度; $t \in [0, 1]$, 表示时间。

工业机器人在作业中,要在起点和终点之间经过一些中间过渡点,完成对于速度、加速度的约束,进而起到“平稳起、落”的作业效果。

2 改进遗传算法(IGA) 轨迹优化

2.1 适应度函数

本研究改进的目标为运动时间最优,因此在适应度函数的构造中要考虑到:在要求工业机器人运动速度较大的前提下,不能够超过机械臂的运动速度和加速度的约束值。

假设时间函数为 f_t , 使用插值法进行计算。将运动的轨迹分成 m 段,期间需要插入 $m - 1$ 个点,然后计算邻近 2 个点间的时间差,最后累加时间差就可以得到运动的总时间。

$$f_h = \min \sum_{h=1}^m (t_{h+1} - t_h); \quad (3)$$

$$\left. \begin{aligned} \max |G_{1,3}(t)| &\leq v_{\max}, \\ \max |G_{2,3}(t)| &\leq A_{\max}, \\ \max |G_{3,3}(t)| &\leq J_{\max} \circ \end{aligned} \right\} \quad (4)$$

式中: $v_{\max}$, $A_{\max}$ 和 $J_{\max}$ 分别代表着工业机器人运动角速度、角加速度和角加加速度给定的相应约束; t_h 为第 h 点的时间。

结合公式(3)和(4)就可以建立出时间最优的适应度函数:

$$f_G = \frac{f_e}{\varphi f_h} + \varepsilon。 \quad (5)$$

式中: f_e 指二值函数,当 $f_e = 1$ 时达到最优目标, $f_e = 0$ 时未达到最优目标; φ 指调整因子; ε 指罚函数,当部分个体不满足约束时 $\varepsilon = -1$,适应度值会变小,在算法里会随着进化次数的增加被淘汰,当满足约束条件的时候 $\varepsilon = 0$,不会对适应度值产生影响。

2.2 改进遗传算法(IGA) 轨迹优化

遗传算法(genetic algorithm, GA)是运用生物进化、变异的原理所演变来的算法。GA 中有 3 个关键点:基因串的编码形式、适应度函数的确定、算法参数的设置。算法的参数有种群大小 n 、交叉概率 p_c 和变异概率 p_m 。当 n 过大时收敛的时间会增加,当 n 过小时就不容易求解到最优的解; p_c 太小会导致很难进行搜索,太大会导致适应值的构型被破坏; p_m 值太小会很难得到新的基因串,太大会使算法演变成单一的搜索。

针对以上的关键点,课题组对遗传算法有以下 2 个方面的改进:①对选取初始种群的方法进行调整;②对种群的变异策略进行改进。

初始种群的优化可依照以下的步骤:

1) 按照公式构造广义初始模型。

$$\left. \begin{aligned} t_{l,1} &= 0; \\ t_{l,j} &= t_{l,j-1} + \frac{\|Q_{aj} - Q_{aj-1}\|^{e_l}}{\sum_{\xi=1}^{r-1} \|Q_{ak} - Q_{ak+1}\|^{e_l}} \circ \end{aligned} \right\} \quad (6)$$

式中: $l = 1, 2, \dots, n; k = 2, 3, \dots; j = 1, 2, \dots, n; e_l = l/n$, 在 0 到 1 之间均匀变化; Q_{aj} 为 $t_{l,j}$ 的第 j 个基因的量; $t_{l,j}$ 为 Q_{aj} 的参数向量; r 为基因数, $\xi = 1, 2, 3, \dots, r-1$ 。

由于初始模型的建立, 可以发挥有序点的分布性质, 所产生的初始种群不再是随机的, 进而可以得到最优的初始种群。

2) 交叉、变异概率的优化: 遗传算法在寻优中, 交叉和变异的概率会导致某些基因的突变, 进而导致遗传算法的寻优性能变差。交叉和变异的概率从以下 2 个方面进行确定: ① 不允许损坏过多的优良个体; ② 可以有效地产生出较好的新个体。在交叉概率选取时的优良个体指适应度值要高于平均值的那一部分个体, 应该对这一部分进行高概率的交叉, 进而确保他们的优良基因可以遗传到子代里, 变异概率的选取与交叉相反。这里对于交叉概率 p_c 和变异概率 p_m 进行重新挑选:

$$p_c = \begin{cases} p_{c1} - \frac{(p_{c1} - p_{c2})(f_{\text{avg}} - f')}{f_{\text{avg}} - f_{\text{min}}}, & f' \leq f_{\text{avg}}; \\ p_{c1} - \frac{p_{c2}(f_{\text{max}} - f')}{f_{\text{max}} - f_{\text{min}}}, & f' \leq f_{\text{avg}} \leq f'; \\ p_{c1}, & f' > f_{\text{avg}} \circ \end{cases} \quad (7)$$

$$p_m = \begin{cases} \frac{p_{m1}(f_{\text{max}} - f)}{f_{\text{max}} - f_{\text{avg}}}, & f_{\text{max}} \geq f_{\text{avg}}; \\ p_{m2}, & f_{\text{max}} < f_{\text{avg}} \circ \end{cases} \quad (8)$$

式中: f_{avg} 指全部个体平均适应度; $f_{\text{min}}, f_{\text{max}}$ 分别指最小、最大适应度; f', f'' 指交叉个体当中的较大、较小适应度; f 指变异的个体适应度; p_{c1}, p_{c2} 为交叉概率参数; p_{m1}, p_{m2} 为变异概率的参数。

通过以上优化可以有效解决算法中早熟的现象, 解决了陷入局部最优解的情况, 进而可以生成更多较优的个体。

遗传算法在有以上的优化后进行轨迹全局寻优的

流程:

1) 算法参数。这里设置种群数 n 为 50 个; 迭代次数 B 为 100; 交叉概率 p_{c1}, p_{c2} 分别为 0.8, 0.7; 变异概率 p_{m1}, p_{m2} 分别为 0.5, 0.5。

2) 实数编码。实数编码较常用的二进制编码所表达的范围更广, 并且更加直接、灵活, 便于非线性约束求解, 这里采取实数编码。

3) 生成初始种群。按照上文提到的初始种群的优化方法, 得到最优的初始种群。

4) 选择算子。使用轮盘赌选择方式得到每一个个体所被选择的概率 $p_i, p_i = f_i / \sum_{j=1}^n f_j$ (f_j 为种群个体 j 的适应度) 成为选择算子。

5) 交叉。这里把 x_1, x_2 作为 2 个父代的个体。首先要确定父代个体的适应度, 适应度值较大的染色体使用较大的概率交叉。子代个体 x'_1, x'_2 有:

$$\left. \begin{aligned} x'_1 &= r_1 x_1 + (1 - r_1) x_2; \\ x'_2 &= r_1 x_2 + (1 - r_1) x_1. \end{aligned} \right\} \quad (9)$$

式中 r_1 的基因数值由交叉概率决定。

6) 变异。这里变异使用非一致的方式。个体 x_k 经过变异得到染色体

$$x'_k = \begin{cases} x_k + \Delta(g, x_k^U - x_k), \\ x_k - \Delta(g, x_k - x_k^L). \end{cases} \quad (10)$$

式中: x_k^U, x_k^L 为 x_k 的上下界; g 指当前的迭代系数。

$$\Delta(g, y) = yr_2[1 - (g/\lambda)]^b. \quad (11)$$

式中: b 指形状系数, 这里取 3; λ 是提前给定的最大迭代次数; r_2 的基因数值由变异概率决定。

$\Delta(g, y)$ 随着迭代次数的增加而减小。由式(11)得出算法运行的开始阶段, 个体的变异幅度会比较大, 便于算法进行全局寻优。伴随着迭代增多, 个体变异会逐渐的减小, 算法的局部搜索能力就会得到提高。

7) 解码。同步骤 2), 根据路径点求得工业机器人的位姿。

3 建模仿真与结果分析

以洛阳某公司自主研发的 QFB140 工业机器人为研究的对象, 机械臂结构如图 1 所示。

该机械臂采用改进型 D-H 参数进行标识, 具体参数如表 1 所示。其中: a_i 为连杆长度, α_i 为连杆扭角, θ_i



图1 QFB140 工业机器人

Figure 1 QFB140 industrial robot

为连杆转角, d_i 为连杆距离。在 MATLAB Robotic Toolbox V10.4 中建模后的结构如图 2 所示。

表1 机械臂 D-H 参数表

Table 1 D-H parameter table of manipulator

连杆 i	a_i/mm	α_i/rad	θ_i/rad	d_i/mm
1	0	0.00	θ_1	185
2	0	1.57	θ_2	0
3	-600	0.00	θ_3	0
4	-582	0.00	θ_4	142
5	0	1.57	θ_5	119
6	0	-1.57	θ_6	105

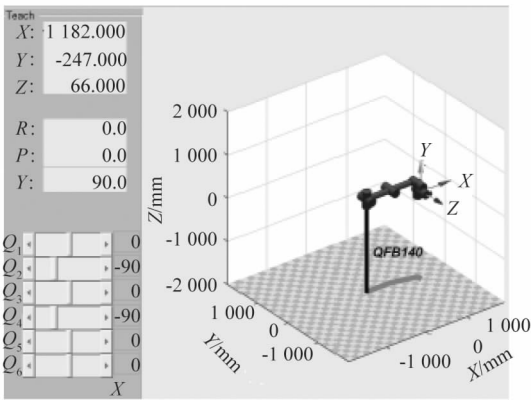


图2 QFB140 工业机器人三维仿真模型

Figure 2 3D simulation model of

QFB140 industrial robot

课题组以 QFB140 机械臂的前 3 个关节为例,分别采用三次 B 样条轨迹规划、基于遗传算法优化的 B 样条轨迹规划和基于 IGA 优化的 B 样条轨迹规划进行对比。通过以上 3 种方法进行对比,验证 IGA 算法

的性能。

通过逆运动学计算出所经过点的位置参数如表 2 所示,各关节的运动约束如表 3 所示,其中 $Q_1 \sim Q_8$ 为关节节点。

表2 关节位置参数

Table 2 Joint position parameters

关节节点	P/rad		
	关节 1	关节 2	关节 3
Q_1	0.35	0.17	0.79
Q_2	1.13	0.43	2.62
Q_3	1.31	0.52	2.97
Q_4	2.18	-0.87	2.27
Q_5	1.92	-1.05	0.35
Q_6	1.75	-1.31	-0.26
Q_7	-0.35	-0.35	1.92
Q_8	-1.22	0.35	0.87

表3 各关节运动约束条件

Table 3 Motion constraints of each joint

关节	$v_{\max}/(\text{rad} \cdot \text{s}^{-1})$	$A_{\max}/(\text{rad} \cdot \text{s}^{-2})$	$J_{\max}/(\text{rad} \cdot \text{s}^{-3})$
1	1.75	0.87	1.05
2	1.57	0.79	1.13
3	0.75	1.22	1.05

图 3 所示为 QFB140 机械臂前 3 关节通过三次 B 样条轨迹规划所得到的仿真图,具体计算结果如表 4 所示。表中 $t_1 \sim t_7$ 为机械臂在该段 B 样条曲线上运动的时间。

图 4 所示为 QFB140 机械臂前 3 关节在遗传算法改进的三次 B 样条时间最优轨迹仿真图,具体计算结果如表 5 所示。

图 5 所示为 QFB140 机械臂前 3 关节基于 IGA 改进的三次 B 样条时间最优轨迹的仿真图,具体计算结果如表 6 所示。

将表 4~6 的总时间进行汇总后得到图 6 所示的柱状图。

机械臂在满足各个关节运动约束的前提下,对以上仿真的结果和时间数据进行对比。以关节 1 为例,IGA 的优化较于三次 B 样条在时间上优化了 39%、较于常规遗传算法优化了 22%,在时间上有了较大幅度优化。

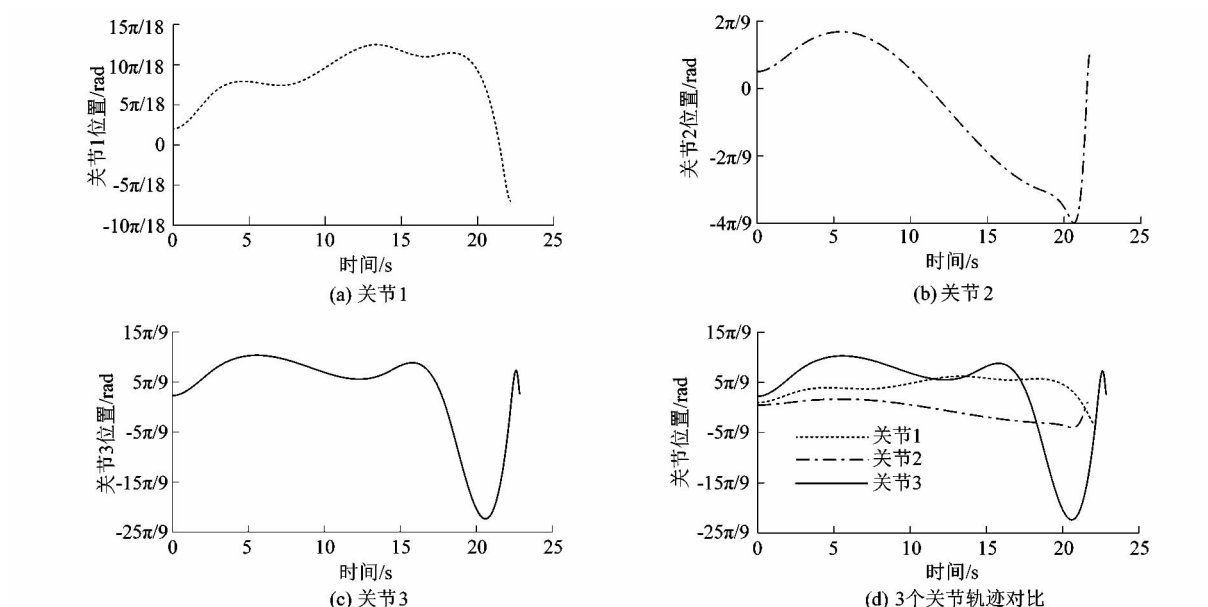


图3 三次B样条轨迹

Figure 3 Cubic B-spline trajectory

表4 三次B样条时间最优结果

Table 4 Cubic B-spline time optimal results

s

类别	t_1	t_2	t_3	t_4	t_5	t_6	t_7	总时间
初始值	4.000	4.000	5.000	6.000	5.000	4.000	4.000	32.000
关节1	3.353	3.217	3.494	3.234	1.637	3.286	3.972	22.193
关节2	3.271	2.527	3.501	3.667	1.901	3.272	3.521	21.660
关节3	3.339	2.956	3.559	3.659	2.224	3.618	3.520	22.875

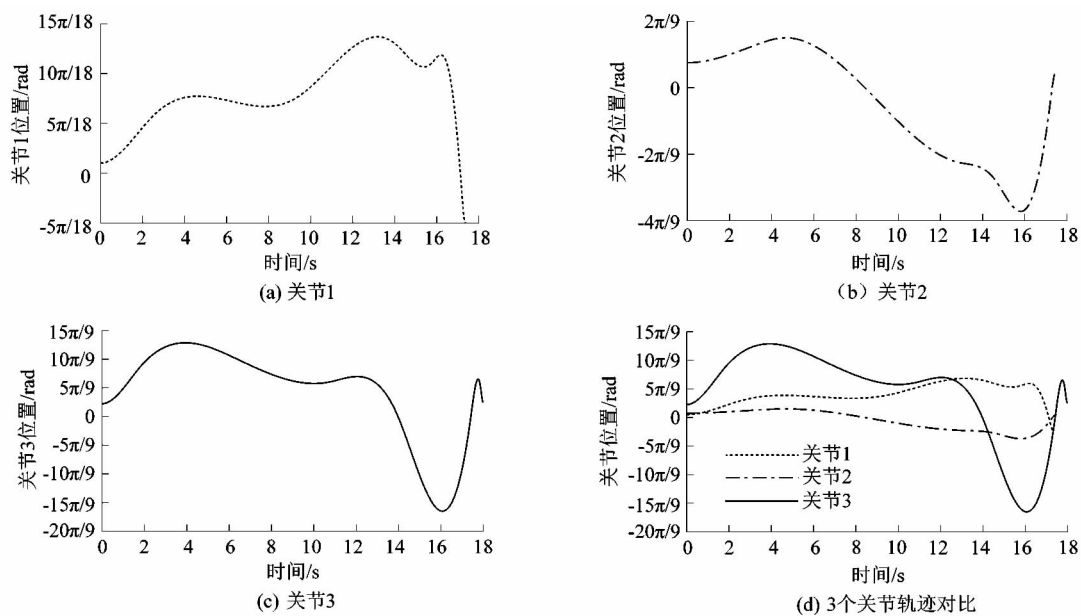


图4 基于遗传算法的优化轨迹

Figure 4 Optimization trajectory based on genetic algorithm

表5 基于遗传算法的时间最优结果

Table 5 Time optimal results based on genetic algorithm

s

类别	t_1	t_2	t_3	t_4	t_5	t_6	t_7	总时间
初始值	4.000	4.000	5.000	6.000	5.000	4.000	4.000	32.000
关节1	3.317	2.311	4.757	2.575	2.519	1.407	0.466	17.357
关节2	1.773	3.720	4.597	4.555	1.520	0.997	0.313	17.479
关节3	1.769	3.542	4.282	4.189	3.550	0.528	0.131	17.996

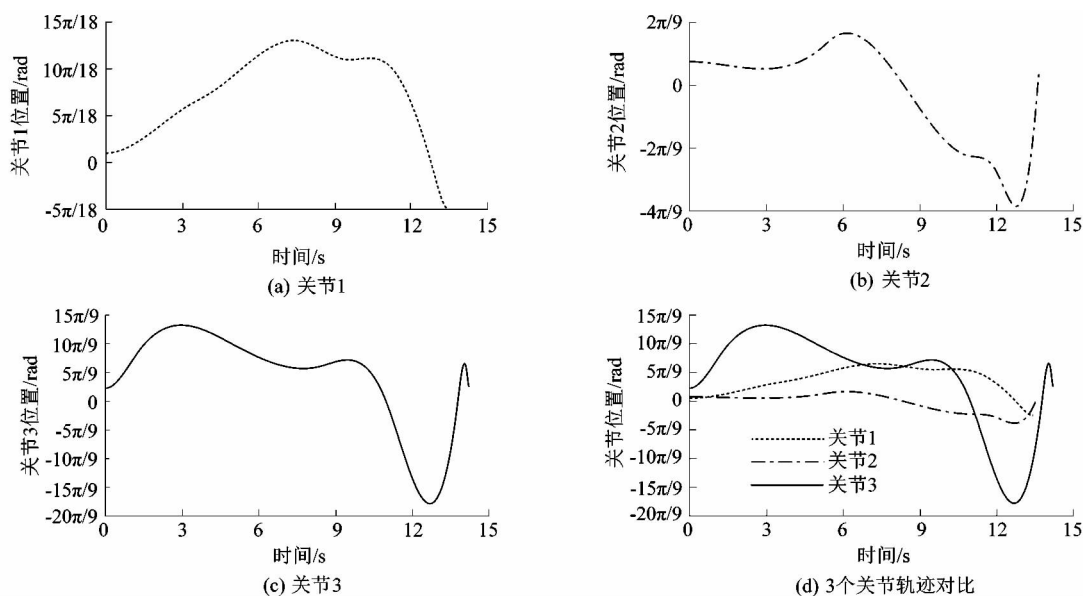


图5 基于 IGA 的优化轨迹

Figure 5 Optimization trajectory based on IGA

表6 基于 IGA 的时间最优结果

Table 6 Time-optimal results based on IGA

s

类别	t_1	t_2	t_3	t_4	t_5	t_6	t_7	总时间
初始值	4.000	4.000	5.000	6.000	5.000	4.000	4.000	32.000
关节1	1.622	2.939	3.475	1.889	1.905	1.320	0.351	13.501
关节2	3.500	2.399	4.668	1.161	1.133	0.695	0.141	13.697
关节3	2.394	2.759	3.029	3.949	1.558	0.416	0.188	14.293

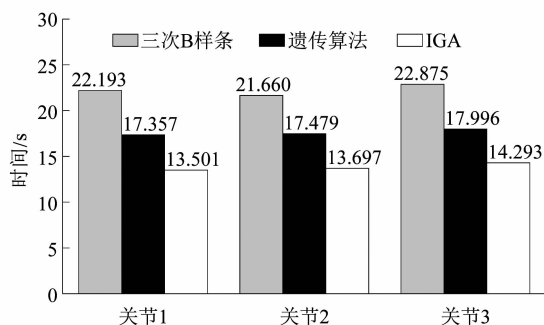


图6 3种方法的时间汇总

Figure 6 Time aggregation of three methods

4 结语

课题组提出了一种基于 IGA 的三次 B 样条插值轨迹方法;以某公司自主研发的 QFB140 机械臂运动约束作为限制条件,以时间最优为目标,通过改进型遗传算法对 6 自由度工业机器人进行轨迹优化。MATLAB 仿真结果表明:所提出的基于 IGA 的三次 B 样条插值轨迹方法可以实现在时间上的较大优化;3 种方法对比显示该方法可以用更少的时间完成作业任务,进而提高了工作效率。该方法在一定程度上可以

(下转第 77 页)