

DOI: 10.11830/ISSN.1000-5013.202209021



采用多目标粒子群-遗传算法的 井筒钻孔机械臂臂长设计

胡启国, 苏文

(重庆交通大学 机电与车辆工程学院, 重庆 400074)

摘要: 为了解决井筒工程人工钻爆法施工突出问题,采用 4 自由度机械臂替代人工完成井底炮孔钻掘. 首先,在无初始臂长参数下,通过算法获得一组结构参数小,在有限封闭作业空间内末端执行器可达位置范围大的臂长参数. 然后,借助 MDH(modified Denavit-Hartenberg)坐标运动学参数化正向建模,以末端位置包络线为约束逆向筛选,以臂长参数、可达度为目标,采用多目标粒子群-遗传算法(MOPSO-GA)进行参数寻优,得到若干组 Pareto 最优解集,并根据适应度选择最优参数结果. 最后,对最优参数蒙特卡洛法和运动学进行仿真验证. 结果表明:末端点云分布于井底,包覆井筒钻孔工作区域,各臂运动学参数相对平稳,能够完成目标任务.

关键词: 机械臂; 井筒工程; 参数优化; 多目标粒子群-遗传算法(MOPSO-GA); 可达度

中图分类号: TD 421; TP 241.202 **文献标志码:** A **文章编号:** 1000-5013(2023)02-0150-07

Arm Length Design of Wellbore Drilling Robotic Arm Using MOPSO-GA Optimization Algorithm

HU Qiguo, SU Wen

(School of Mechantronics and Vehicle Engineering, Chongqing Jiaotong University, Chongqing 400074, China)

Abstract: In order to solve the outstanding problems in the manual drilling and blasting method of wellbore engineering, a four degree of freedom robotic arm is used to replace manual work to complete the drilling of well bottom blasthole. Firstly, without the initial arm length parameters, a set of arm length parameters with small structural parameters and a large range of reachable end-effector positions in a finite enclosed operating space are obtained by the algorithm. Then, with the help of MDH (modified Denavit-Hartenberg) coordinate kinematic parametric forward modeling, reverse screening is performed with the end position envelope as the constraint, with the arm length parameters and accessibility as the goal, parameters optimization are achieved using multi-objective particle swarm optimization-genetic algorithm (MOPSO-GA), several sets of Pareto optimal solution sets are obtained, and the optimal parameter results are selected according to the fitness. Finally, the Monte Carlo method with optimal parameters and kinematics are simulated and verified. The results show that the end point cloud is distributed at the well bottom, covering the working area of the wellbore drilling, and the kinematic parameters of each arm are relatively stable, which can complete the task.

Keywords: robotic arm; wellbore engineering; parameter optimization; MOPSO-GA; accessibility

《国家综合立体交通网规划纲要》指出我国将再建铁路、公路近 7×10^5 km. 我国地形地貌复杂多

收稿日期: 2022-09-29

通信作者: 胡启国(1966-),男,教授,博士,主要从事机械系统动力学和可靠性设计与优化的研究. E-mail: swpihqg@163.com.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51375519); 重庆市教委科学技术研究项目(KJZD-K202000703)

样,交通建设因地制宜,造桥成为筑路中必不可少的方案,桥梁桩基井筒建设是桥梁建设中极其重要的环节. 现有竖井工程中,施工机械主要以竖井钻机、反井钻机和竖井掘进机为主,但这些机械的体积较大,对施工直径要求较多,还需要多种附属设备配套服务^[1]. 现有的桥梁类小口径井筒施工工艺仍然以人工操作的钻爆法为主,施工过程中人员劳动量大,施工周期长,且人员长期在井筒中施工,不利于身体健康及施工安全. 因此,可采用多轴机械臂替代人工完成相应的工作. 与其他机械臂不同,井筒工程机械臂由于受到井筒空间的严格限制,臂长参数极为重要.

早期凭借经验法及试验法设计尺寸参数存在盲目性和随机性. 一些学者对工作空间进行研究,并设计其尺寸和结构^[2]. 针对结构优化问题,以最小质量、关节转角、刚度、灵敏度、功率等单目标进行优化,或加以权重,将多目标问题转变为相对简单的单目标优化问题^[3-4]. 基于此,本文采用多目标粒子群-遗传算法(MOPSO-GA)进行井筒钻孔机械臂的臂长设计.

1 工作空间分析

机器人工作空间代表机器人的运动空间域,是衡量机器人工作能力的重要运动学指标^[5]. 钻孔机械臂在工作中受到复杂载荷,工作空间相对封闭,完成相同目标任务,机构自由度越多,其负载能力相对越弱. 机械臂采用较为典型的工业机器人结构,由 4 个相互平行或垂直的转动关节组成. 机械臂机构简图,如图 1 所示. 图 1 中:撑杆将钻孔平台固定在井筒内壁,旋转基座、大臂、小臂、工作臂为机械臂结构;小尺寸井筒直径一般在 2.5 m 以内.

1.1 MDH 坐标系的建立

在机器人建模中,常用的坐标系为标准 DH(Denavit-Hartenberg)坐标系,其建模坐标位于动力后端,对树形或闭环机器人可能产生位置歧义,且建模过程也容易混淆. 相较于标准 DH 坐标,修改的 DH 坐标(MDH 坐标系)选择坐标系的位置为动力前端,坐标变换时先做 Z 轴变换,再做 X 轴变换.

机械臂关节坐标系,如图 2 所示. 图 2 中: O_i 为坐标系 $\{i\}$ 的圆点; X_i, Y_i, Z_i 分别为第 i 坐标系的 X, Y, Z 轴; a_{i+1} 为沿着 X_i 轴,从 Z_i 到 Z_{i+1} 的移动距离(臂长); d_i 为沿着 Z_i 轴,从 X_{i-1} 到 X_i 的移动距离.

1.2 坐标变换

通过 MDH 坐标系建立运动学方程的过程实际是连杆之间的相互坐标变换,将各连杆从基座到工作末端依次相乘后得到末端位置相对于 $\{0\}$ 坐标的位置和姿态. 机械臂 MDH 连杆参数,如表 1 所示. 表 1 中: θ_i 为沿着 Z_i 轴,从 X_{i-1} 到 X_i 的旋转角度; α_{i+1} 为沿着 X_i 轴,从 Z_i 到 Z_{i+1} 的旋转角度.

坐标系 $\{i\}$ 相对于坐标系 $\{i-1\}$ 的变换矩阵为

$${}^{i-1}_i\mathbf{T}=\mathbf{R}_X\times\mathbf{D}_X\times\mathbf{R}_Z\times\mathbf{D}_Z= \begin{bmatrix} C_{\theta_i} & -S_{\theta_i} & 0 & a_{i-1} \\ S_{\theta_i}C_{\alpha_{i-1}} & C_{\theta_i}C_{\alpha_{i-1}} & -S_{\alpha_{i-1}} & -d_iS_{\alpha_{i-1}} \\ S_{\theta_i}S_{\alpha_{i-1}} & C_{\theta_i}S_{\alpha_{i-1}} & C_{\alpha_{i-1}} & d_iC_{\alpha_{i-1}} \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}. \quad (1)$$

式(1)中: $S_{\theta_i}=\sin \theta_i$; $C_{\theta_i}=\cos \theta_i$; $S_{\alpha_i}=\sin \alpha_i$; $C_{\alpha_i}=\cos \alpha_i$; $\mathbf{R}_X, \mathbf{R}_Z$ 均为旋转变换矩阵; $\mathbf{D}_X, \mathbf{D}_Z$ 均为平移变换矩阵.

坐标系 $\{5\}$ 相对于坐标系 $\{0\}$ 的变换矩阵为

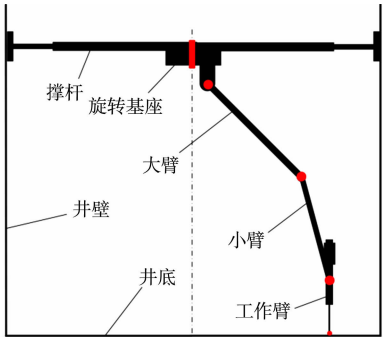


图 1 机械臂机构简图
Fig. 1 Schematic diagram of robotic arm structure

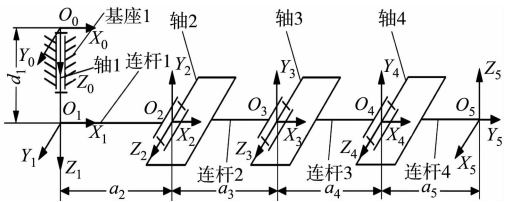


图 2 机械臂关节坐标系
Fig. 2 Coordinate system of robotic arm joints

表 1 机械臂 MDH 连杆参数

Tab. 1 MDH linkage parameters of robotic arm				
<i>i</i>	$\theta_i/({}^{\circ})$	d_i/mm	$\alpha_i/({}^{\circ})$	a_i/mm
1	θ_1	d_1	0	0
2	θ_2	0	-90	a_2
3	θ_3	d_3	0	a_3
4	θ_4	d_4	0	a_4
5	-90	0	-90	a_5

$${}^0_5T = {}^0_1T {}^1_2T \cdots {}^4_5T = \begin{bmatrix} \boldsymbol{R} & \boldsymbol{P} \\ \boldsymbol{0} & \boldsymbol{I} \end{bmatrix}.$$

(2)

式(2)中: \boldsymbol{R} 为姿态矩阵; \boldsymbol{P} 为位置矩阵,有

$$\boldsymbol{P} = \begin{bmatrix} {}^0_5P_X & {}^0_5P_Y & {}^0_5P_Z \end{bmatrix}^T,$$

(3)

$${}^0_5P_X = a_2C_{\theta_1} - d_{(3+4)}S_{\theta_1} + a_4C_{(2+3)\times 1} + a_3C_{(1\times 2)} + a_5C_{(2+3+4)\times 1},$$

(4)

$${}^0_5P_Y = d_{(3+4)}C_{\theta_1} + a_2S_{\theta_1} + a_4C_{(2+3)}S_{\theta_1} + a_3C_{\theta_2}S_{\theta_1} + a_5C_{(2+3+4)}S_{\theta_1},$$

(5)

$${}^0_5P_Z = d_1 - a_4S_{(2+3)} - a_3S_{\theta_1} - a_5S_{(2+3+4)}.$$

(6)

式(3)~(6)中: $S_{(i+k)} = \sin(i+k)$; $d_{(i+k)} = d_i + d_k$; $C_{(i+k)} = \cos(i+k)$; $C_{(i\times k)} = \cos i \cos k$.

1.3 工作区域包络图

由式(3)可得机械臂末端相对于基座的位置坐标,通过 MATLAB 平台编写程序,遍历每个自由度转动角度范围,即可获得机械臂的末端包络图.因关节 1 旋转中心为井筒中心线,机械臂空间包络图可视为平面 XOZ 绕旋转中心环绕一周而成,故只需研究 XOZ 平面内的包络图形即可.各个关节的取值范围为 $\theta_1 = 0^\circ, \theta_2 \in (60^\circ, 180^\circ), \theta_3 \in (-90^\circ, 0^\circ), \theta_4 \in (-60^\circ, 60^\circ)$.

机械臂末端包络图,如图 3 所示.图 3 中: x_1, x_2 分别是线段 ad 和 bc 在 X 轴的投影坐标; z_1, z_2 为线段 ab 和 cd 在 Z 轴的投影坐标;矩形 $abcd$ 为末端工具必要工作空间,代表工作机械臂完成目标任务的必要性;线段 cd 在井底所在平面内;线段 ad 一般为基座旋转中心处;线段 bc 为井壁;线段 ab 到线段 cd 为工作域带,可避免因井底不平整导致无法完成目标任务;弧线 AB 为理论有效左极限边界;弧线 BC 为极限上边界;弧线 CD 为极限右边界;弧线 AD 为极限下边界,同时也是后期参数优化的约束曲线,各弧线的表达式可以通过参数方程进行转换.

弧线 BC 的表达式为

$$Z_1 = \sqrt{a_3^2 + a_4^2} \sin \left(\arccos \frac{x - a_2}{\sqrt{a_3^2 + a_4^2}} \right).$$

(7)

弧线 AD 的表达式为

$$Z_2 = \left(\sum_{i=3}^5 a_i \right) \sin \left[\arccos \frac{x - a_2}{\sum_{i=3}^5 a_i} \right].$$

(8)

弧线 AB 的表达式为

$$Z_3 = -(a_4 + a_5) \sin \left(\arccos \frac{x - a_2 + a_3}{a_4 + a_5} \right).$$

(9)

弧线 CD 的表达式为

$$Z_4 = (a_4 + a_5) \sin \left(\arccos \frac{x - a_2 - a_3}{a_4 + a_5} \right).$$

(10)

式(7)~(10)中:反三角函数角度应注意转换到 $[0^\circ, 180^\circ]$ 范围内.

2 多目标粒子群-遗传算法(MOPSO-GA)

粒子群算法是一种模拟鸟类觅食过程的优化计算模型,通过群体个体间的信息共享,进行最优解的搜索^[6-7].由于粒子群算法可能优化得出局部最优解,故需降低寻优结果是局部最优解的可能^[8].遗传算法是模拟生物进化过程的计算模型,其变异过程具有高度无方向性,其全局搜索能力较强.将遗传算法引入粒子群算法中,借助遗传算法随机无方向性改善粒子群算法缺点,容易使粒子群算法跳出局部最优解^[9].多目标粒子群-遗传算法流程图,如图 4 所示.

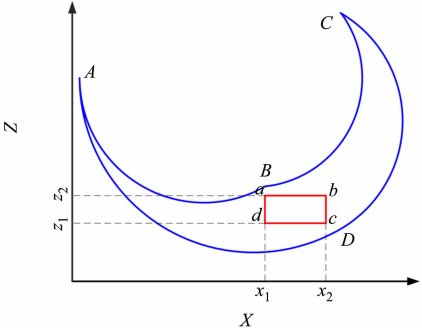


图 3 机械臂末端包络图

Fig. 3 Envelope diagram of robotic arm end

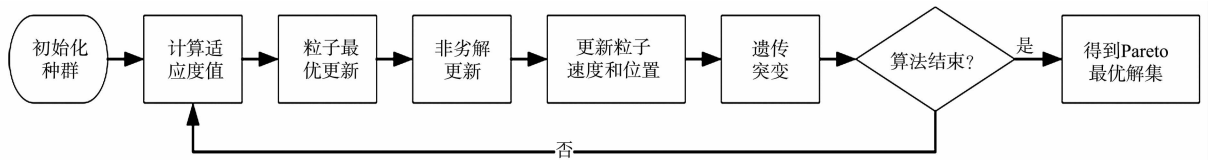


图 4 多目标粒子群-遗传算法流程图

Fig. 4 Flow chart of MOPSO-GA optimization algorithm

2.1 优化模型

工作空间的限制是井筒设计过程中最大的难点, 井下空间狭窄, 且受载复杂, 若要完成相同的目标任务, 机构自由度越少, 尺寸参数的协调更加重要. 优化参数为机械臂臂长 $a_2 \sim a_5$; 井筒空间约束为

$$\left. \begin{aligned} h &\leq a_3 + a_4 + a_5, \\ Z_2 &\leq Z_{\min}, \\ Z_{\max} &\leq Z_1. \end{aligned} \right\} \quad (11)$$

式(11)中: h 为平台到井底距离; Z_{\min} 为 x 在 $[x_1, x_2]$ 区间内函数 Z_1, Z_3 中的最小值; Z_{\max} 为 x 在 $[x_1, x_2]$ 区间内函数 Z_2, Z_4 中的最大值.

目标函数 1(F_1): 以臂长和最小目标, 即

$$\left. \begin{aligned} F_1 &= \min f(a_2, a_3, a_4, a_5) = \sum_{i=2}^5 a_i, \\ \text{s. t. } 0 &< a_2 \leq 500, \quad 0 < a_3 \leq 900, \quad 0 < a_4 \leq 1\,800, \quad 0 < a_5 \leq 500. \end{aligned} \right\} \quad (12)$$

李宪华等^[10]为了定义全局可操作度, 通过判断运动学逆解有解性, 提出机械臂全局操作能力地图方法, 给出在空间领域的全局可操作度指标. 以正向求解为思路, 将平面 XOZ 划分为无限个小格, 其末端所能到达的区域即可达区域, 再对可达面积求和, 可达面积占总面积的比例即可达度(D). 该方法没有求取逆运动学过程, 不存在多解性, 操作相对简单.

目标函数 2(F_2): 以可达度的相反数最小为目标, 即

$$F_2 = \min D = -\frac{S_n}{S}. \quad (13)$$

式(13)中: S 为井筒在平面 XOZ 的投影面积, 有

$$S = (x_2 - x_1)h; \quad (14)$$

S_n 为末端可达区域在平面 XOZ 的投影面积, 即

$$S_n = \begin{cases} S_1, & x_B < x_1, \quad x_2 \leq x_D, \\ S_2, & x_B < x_1, \quad x_2 > x_D, \\ S_3, & x_B \geq x_1, \quad x_2 \leq x_D, \\ S_4, & x_B \geq x_1, \quad x_2 > x_D, \end{cases} \quad (15)$$

$$S_1 = \int_{x_1}^{x_2} (Z_1 - Z_4) dx, \quad (16)$$

$$S_2 = \int_{x_1}^{x_D} (Z_1 - Z_2) dx + \int_{x_D}^{x_2} (Z_1 - Z_4) dx, \quad (17)$$

$$S_3 = \int_{x_1}^{x_B} (Z_3 - Z_2) dx + \int_{x_B}^{x_2} (Z_1 - Z_4) dx, \quad (18)$$

$$S_4 = \int_{x_1}^{x_B} (Z_3 - Z_2) dx + \int_{x_B}^{x_D} (Z_1 - Z_2) dx + \int_{x_D}^{x_2} (Z_1 - Z_4) dx. \quad (19)$$

式(15)中: x_B, x_D 为点 B, D 对应的 X 轴上的取值(图 3).

式(15)是末端可达的可能情况, 其余可能情况不满足臂长条件, 不再列出(不满足包络线包覆必要工作区间). 当满足臂长约束时, 其适应度即为目标函数值; 当不满足约束时, 适应度可通过罚函数进行调整, 目标函数 1 的适应度是 F_1 上与各臂长之和, 目标函数 2 的适应度是 $F_2 + 1$ (终止当前粒子迭代).

粒子速度 v^{k+1} 为

$$v^{k+1} = \omega v^k + c_1 r_1 (p_{\text{pb}}^k - X^k) + c_2 r_2 (p_{\text{gb}}^k - X^k). \quad (20)$$

粒子位置 X^{k+1} 为

$$X^{k+1}=X^k+v^{k+1}.$$

(21)

式(20)~(21)中: ω 为惯性权重; c_1 为粒子个体自我学习系数; c_2 为粒子全局学习系数; r_1,r_2 均为 $[0,1]$ 的随机数; k 为当前迭代数; p_{pb}^k 为粒子个体最优位置; p_{gb}^k 为全局粒子最佳位置.

惯性权重 ω 通过调整相邻迭代粒子速度影响算法寻优的速度,算法控制粒子的飞行约束收敛行为,研究表明, $\omega=0.729,r_1=r_2=1.494$ 时,有较好的收敛速度.在迭代初期,希望有较强的全局搜索能力,但到了迭代后期,更希望加强算法的局部搜索能力,惯性权重的动态调整可防止算法迭代早熟^[11-12].吴静等^[13] 引入三角函数,利用周期震荡特性提高算法的搜索能力,改善早熟.动态惯性权重 ω 为

$$\omega=\frac{1}{10}\left(\cos\left(\frac{\pi(m-1)}{N}\right)+1\right)+\frac{1}{5}.$$

(22)

式(22)中: m 为当前迭代数; N 为迭代次数.

粒子群算法的收敛效率高于随机性较高的遗传算法,但该算法易陷入迭代停滞,导致搜索结果是局部最优^[14].因此,利用遗传算法随机性高的特点,使一定比例的粒子随机变异,产生新的位置和速度,再对其新变异个体进行评估,从而增加跳出局部解的可能性.

2.2 寻优结果分析

经算法寻优后得出的符合臂长约束的非劣解 Pareto 图,如图 5 所示.在对 Pareto 解集进行筛选时,通常选择某特定目标函数极限值,或者选择乌托邦解^[15] 作为最终选择结果.由于受到井筒空间限制较大,为了获得更好的灵活性,选择臂长目标作为第一选择条件更符合设计需要,即在 Pareto 图中选择臂长最小粒子作为最终寻优解.总臂长(a_t)和可达度两个目标随迭代次数变化的迭代收敛图,如图 6 所示.由图 6 可知:迭代过程中有出现局部最优的时刻,但随着迭代次数的增加,变异和动态惯性权重很好地改善了最终收敛解,可达到最终优化结果.

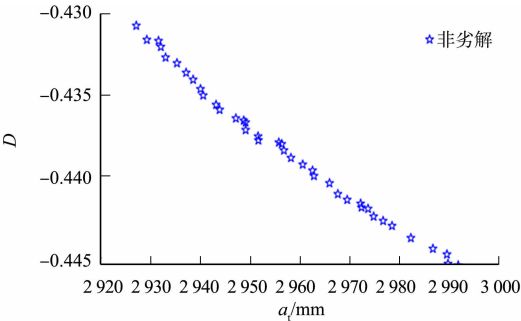


图 5 非劣解 Pareto 图

Fig. 5 Pareto diagram of non inferior solution

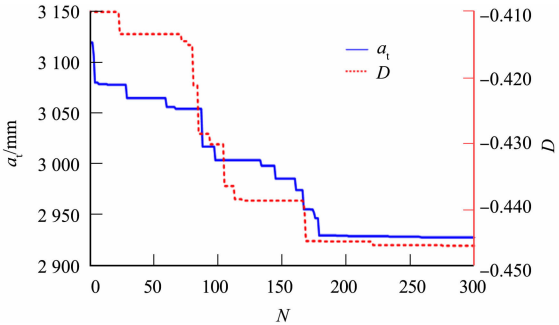


图 6 迭代收敛图

Fig. 6 Diagram of iterative convergence

由此可得寻优结束后的非劣解 Pareto 图中各粒子位置(臂长)和各粒子对应的臂长目标(a_{tar})的适应度. Pareto 最优解臂长与臂长目标,如图 7 所示.图 7 中:每一根柱状图代表一组粒子,从下到上不同颜色依次代表机械臂 $a_2\sim a_5$ 的不同臂长参数.

由图 7 可知:第 18 号粒子对应的位置即优化所求的臂长参数,粒子位置对应的臂长参数经过圆整后为 $[a_2,a_3,a_4,a_5]=[210,689,1\ 532,497]$.再次经过井筒空间约束进行验证,可知臂长参数符合空间约束条件.

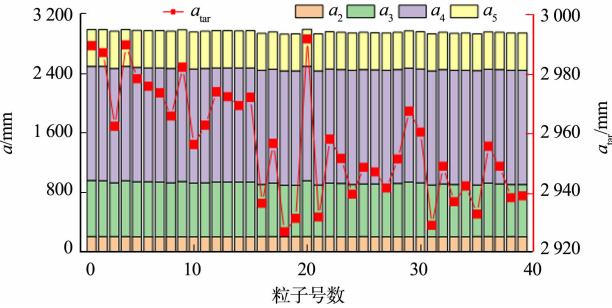


图 7 Pareto 最优解臂长与臂长目标

Fig. 7 Pareto optimal solution arm length and arm length target

3 仿真实验

3.1 蒙特卡洛法空间分析

蒙特卡洛法又称统计模拟法,借助随机数实现参数在变化区间内取得随机值,利用计算机快速随机遍历取值,模拟机械臂的空间运行范围,可通过视图方式直观展示机械臂末端可达区域位置

域^[16]. 在 Pareto 解集中得出的臂长参数, 经蒙特卡洛法数值遍历后可得机械臂可达区域范围点云图(图 8), 该图形是类抛物线形状, 难以确认其能否完成必要工作空间 $abcd$ 的目标任务.

机械臂可达空间中, 位于 $[Z_1, Z_2]$ 区间, 且投影面 XOY 内覆盖半径小于井筒内壁的平面投影点云图, 如图 9 所示. 由图 9 可知: 图 9(a) 的粒子点云外包络线是与井筒半径相同的圆形, 表明其能完成在投影面内的目标任务; 图 9(b) 和图 9(c) 的外包络形状是矩形, 长度等于井筒直径, 宽度为 $[Z_1, Z_2]$ 之间距离; 结合 3 个图可得该臂长参数能够完成在必要空间 $abcd$ 中的工作任务.

3.2 运动学验证分析

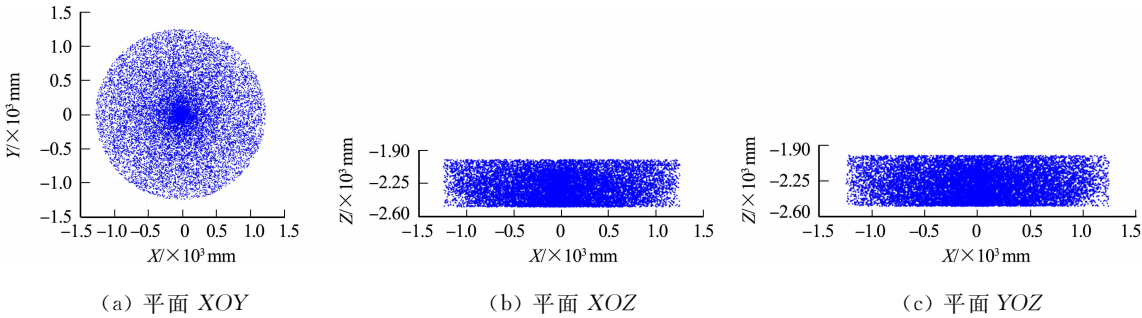
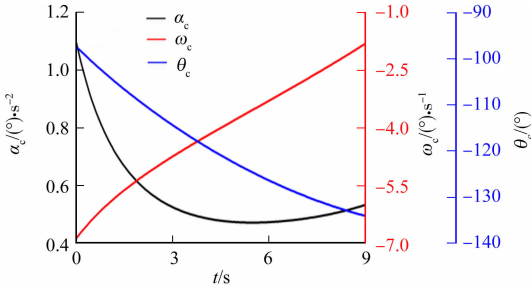


图 9 平面投影点云图

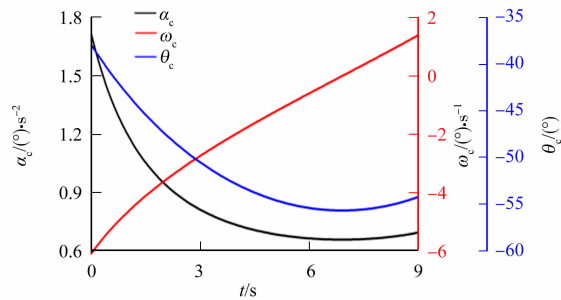
Fig. 9 Point cloud diagram of plane projection

取寻优后臂长参数, 经运动学分析后得到各转角运动参数曲线, 如图 10 所示. 图 10 中: $\theta_c, \omega_c, \alpha_c$ 分别为转角的角位移、角速度和角加速度. 通过 Solidworks 软件建立运动学分析模型, 将机械臂约束于井筒空间内, 在不与井筒壁产生运动干涉的前提下, 末端工具从井筒根部沿径向匀速运动到井筒中心处.

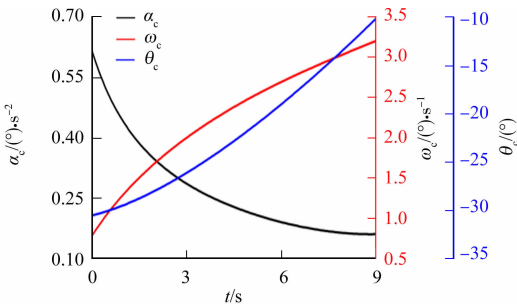
由图 10 可知: 各转角角加速度、角速度及角位移均连续变化, 且运动规律较合理, 表明机械臂能够在工作空间内完成目标任务.



(a) 大臂转角



(b) 小臂转角



(c) 工作臂转角

图 10 各转角运动参数曲线

Fig. 10 Curves of each corner motion parameters

4 结论

针对井筒工程现有作业中存在的问题, 将机械臂引入井筒工程. 由于受井筒狭小空间限制, 对无初始数据机械臂臂长进行参数寻优, 获得能完成工作任务的最优臂长解.

- 1) 正向建模提取包络空间轨迹曲线,井筒空间反向约束轨迹曲线,正逆结合可筛除正向无用随机数据,减少优化迭代次数,加速优化获得结果.
- 2) 使用可达度可避免逆运动学求解空间操作性的繁琐,仅通过正运动学即可体现机械臂在目标区域操作性能.然而,只依据可达度不能表明操作位置分布的不足,需借助其他方法配合表达.
- 3) 通过文中方法获得的参数能够满足直径 2.5 m 井筒的施工,表明该设计思路可行,为原型机提供了一种设计途径.

参考文献:

[1] 谭杰,刘志强,宋朝阳,等.我国矿山竖井凿井技术现状与发展趋势[J].金属矿山,2021(5):13-24. DOI:10.19614/j.cnki.jsks.202105002.

[2] 贾世元,贾英宏,徐世杰.基于姿态可操作度的机械臂尺寸优化方法[J].北京航空航天大学学报,2015,41(9):1693-1700. DOI:10.13700/j.bh.1001-5965.2014.0665.

[3] LEAL-NARANJO J A, CECCARELLI M, TORRES-SAN-MIGUEL C R, *et al.* Multi-objective optimization of a parallel manipulator for the design of a prosthetic arm using genetic algorithms[J]. Latin American Journal of Solids and Structures, 2018, 15: 217-243. DOI:10.1590/1679-78254044.

[4] 史旭东,庄立东,郭显鹏.基于 PSO 的 6R 装配机器人手臂刚度优化[J].组合机床与自动化加工技术,2016(10):40-43. DOI:10.13462/j.cnki.mmtamt.2016.10.011.

[5] LI Duanling, GUO Ying, BAI Qianyi, *et al.* New method for bar length optimization of serial robot based on point group[C]//12th IEEE Conference on Industrial Electronics and Applications. Siem Reab: IEEE Press, 2017: 1395-1399. DOI:10.1109/ICIEA.2017.8283057.

[6] 胡坤,何斌,张平,等.改进粒子群优化算法在潜艇深度控制系统的应用[J].控制工程,2021,28(6):1061-1068. DOI:10.14107/j.cnki.kzgc.20200813.

[7] 王粟,邱春辉,曾亮.自适应变异粒子群优化 BP 的短期风电功率预测模型[J].华侨大学学报(自然科学版),2020,41(1):90-95. DOI:10.11830/ISSN.1000-5013.201906031.

[8] 苗欣,李言民,江守亮,等.基于粒子群算法的磁悬浮列车控制参数优化[J].计算机仿真,2021,38(11):117-122. DOI:10.3969/j.issn.1006-9348.2021.11.024.

[9] 张鑫源,胡晓敏,林盈.遗传算法和粒子群优化算法的性能对比分析[J].计算机科学与探索,2014,8(1):90-102. DOI:10.3778/j.issn.1673-9418.1306035.

[10] 李宪华,石雪松,吕磊,等.基于全局可操作度的 6R 机械臂尺寸优化方法[J].系统仿真学报,2019,31(12):2569-2574. DOI:10.16182/j.issn1004731x.joss.19-0550.

[11] 王生亮,刘根友.一种非线性动态自适应惯性权重 PSO 算法[J].计算机仿真,2021,38(4):249-253,451. DOI:10.3969/j.issn.1006-9348.2021.04.050.

[12] 胡堂清,张旭秀,曹晓月.一种动态调整惯性权重的混合粒子群算法[J].电光与控制,2020,27(6):16-21. DOI:10.3969/j.issn.1671-637X.2020.06.004.

[13] 吴静,罗杨.动态调整惯性权重的粒子群算法优化[J].计算机系统应用,2019,28(12):184-188. DOI:10.15888/j.cnki.csa.007162.

[14] SUN Y, GAO Y. A multi-objective particle swarm optimization algorithm based on gaussian mutation and an improved learning strategy[J]. Mathematics, 2019, 7(2): 148-163. DOI:10.3390/MATH7020148.

[15] 杨路春,杨晨俊,汪志强,等.非可行解驱动进化算法和多元分析技术在船型参数优化中的应用[J].江苏科技大学学报(自然科学版),2017,31(2):136-142. DOI:10.3969/j.issn.1673-4807.2017.02.003.

[16] CHAUDHURY A N, GHOSAL A. Workspace of multi-fingered robotic hands using monte Carlo method[C]//3rd International and 18th National Conference on Machines and Mechanisms. Singapore: Springer, 2018: 317-327.

(责任编辑: 钱筠 英文审校: 吴跃勤)