

# 凿岩机器人钻臂定位控制交叉精英反向粒子群算法

黄开启<sup>1†</sup>, 陈荣华<sup>1</sup>, 丁问司<sup>2</sup>

(1. 江西理工大学 机电工程学院, 江西 赣州 341000; 2. 华南理工大学 机械与汽车工程学院, 广东 广州 510640)

**摘要:** 在利用粒子群优化算法(particle swarm optimization, PSO)进行凿岩机器人钻臂定位过程中, 存在收敛速度慢和易于陷入局部最优解等问题. 为此, 提出一种交叉精英反向粒子群优化算法(crossover elite opposition-based particle swarm optimization, CEOPSO)并给出算法的流程. 建立凿岩机器人钻臂运动学模型并对其逆向运动学进行求解. 将交叉算子引入EOPSO中, 采用自适应惯性权重和交叉概率参数控制技术, 在维护粒子个体与最优解之间信息交换的基础上, 增加粒子个体之间的信息交换, 提高算法的全局搜索能力和钻臂定位效率. 仿真结果表明, CEOPSO的平均位置误差和平均姿态误差均小于PSO和EOPSO算法, 且迭代过程平稳, 可以有效提高凿岩机器人钻臂的定位控制性能.

**关键词:** 凿岩机器人; 钻臂; 定位控制; 粒子群优化; 精英反向学习; 交叉算子; 运动学逆解

中图分类号: TP242 文献标识码: A

## Crossover elite opposition-based particle swarm optimization algorithm for positioning control of rock drilling robotic drilling arm

HUANG Kai-qi<sup>1†</sup>, CHEN Rong-hua<sup>1</sup>, DING Wen-si<sup>2</sup>

(1. School of Mechanical and Electrical Engineering, Jiangxi University of Science and Technology, Ganzhou Jiangxi 341000, China;

2. School of Mechanical and Automotive Engineering, South China University of Technology, Guangzhou Guangdong 510640, China)

**Abstract:** In the positioning process of rock drilling robotic drilling arm using particle swarm optimization (PSO) algorithm, there are some problems, such as low convergence speed, tending to be trapped in local optimal solution, etc.. In order to solve these problems, a crossover elite opposition-based particle swarm optimization (CEOPSO) algorithm is presented and the algorithm flow is given in this paper. The kinematics model of drilling arm is established, and the inverse kinematics is solved by using the CEOPSO algorithm. The crossover operator is introduced into EOPSO. The adaptive inertia weight and the crossover probability parameter control technologies are adopted. On the basis of maintaining the information exchange between the individual and the optimal solution, the global searching ability of the algorithm and the positioning efficiency of drilling arm are improved by increasing the information exchange between the individual particles. Simulation results show that the average position error and mean posture error of CEOPSO are less than those of PSO and EOPSO, and its iterative process is stable. The positioning and control performance of rock drilling robotic drilling arm can be improved effectively.

**Key words:** rock drilling robot; drilling arm; positioning control; particle swarm optimization (PSO); elite opposition-based learning; crossover operator; inverse kinematics

### 1 引言(Introduction)

凿岩机器人是钻爆法采矿和隧道施工的关键设备, 其钻臂的控制精度和定位速度直接关系到钻爆精度和采矿效率, 影响工程成本和工期, 是凿岩机器人领域研究的重点内容之一.

地下采矿巷道和施工隧道狭窄而曲折, 凿岩机器

人采用冗余多自由度关节钻臂可保障作业的灵活性、避障性和操作性能, 但钻臂运动学逆解的复杂性和难度随着自由度的增加而增加, 同时也降低了求解效率和定位精度. 代数法通过各关节变换逆矩阵分离出关节变量, 由此建立关节变量与目标位姿的关系函数, 但求解效率低, 难以满足控制的实时性要求, 同时,

收稿日期: 2016-07-14; 录用日期: 2016-12-28.

<sup>†</sup>通信作者. E-mail: kaiqi.huang@163.com; Tel.: +86 797-8312578.

本文责任编辑: 冯祖仁.

国家自然科学基金项目(11272122), 广东省部产学研重大项目(2012A090300011), 江西省科技厅对外合作重点项目(20123BBE50085)资助.

Supported by National Natural Science Foundation of China (11272122), Major Industry and Research Project of Guangdong Province Ministry and Industry (2012A090300011) and Foreign Cooperation Key Project of Jiangxi Provincial Department (20123BBE50085).

逆变换矩阵可能存在无解或多解,使得控制效果难以令人满意<sup>[1]</sup>.几何法求解效率高,但针对不同的机械臂需要不同的求解模型,通用性差<sup>[2]</sup>.迭代法适用于低自由度工作臂的逆运动学求解,随着钻臂关节数增加,求解变得复杂,迭代收敛的稳定性无法保证<sup>[3-4]</sup>.周友行等<sup>[5]</sup>采用“试探性爬山法”对凿岩机器人钻臂进行运动学求解,避免了三角函数求解和矩阵求逆,但其需要记忆大量的回溯节点,增加了算法的运算量.OLARU等<sup>[6]</sup>采用伪逆雅可比矩阵法和神经网络算法在线求解冗余关节型机器人运动学,由于矩阵变换运算量大,降低了控制的稳定性.BANGA等<sup>[7]</sup>采用模糊逻辑和遗传算法进行机器人运动控制,提高了控制效率,但算法较复杂.

粒子群优化(particle swarm optimization, PSO)算法具有实现简单、实用性强和计算速度快等优点,广泛用于机器人工作臂的运动学求解<sup>[8-9]</sup>.PSO算法是根据机器人工作臂的正向运动学方程搜索目标位姿逆解,避免了对关节矩阵逆变换而产生奇异矩阵和无解状态.PSO算法的求解性能依赖于参数的选取,非线性递减权重<sup>[10]</sup>、动态惯性<sup>[11]</sup>和自适应算法<sup>[12]</sup>等选择参数的方法能提高算法的求解性能和稳定性.标准PSO算法存在收敛速度慢、容易陷入局部最优解等问题<sup>[13]</sup>.颜雪松等<sup>[14]</sup>采用精英PSO算法进行机器人路径规划,根据粒子个体的适应度值,按概率大小选取最优位置,降低了算法陷入局部最优的可能性,但会导致算法在迭代过程中存在随机性,容易进化到次优位置,影响了粒子搜索能力和收敛速度.为提高粒子群优化算法局部搜索能力,夏学文等<sup>[15]</sup>根据粒子个体与全局最优解的位置关系对粒子个体较差的位置信息进行反向学习,将较好的位置信息用于指导最优粒子进行局部学习,增加了算法的快速收敛能力.精英反向学习PSO(elite opposition-based particle swarm optimization, EOPSO)算法采用精英反向学习策略增大精英个体的搜索范围,能避免陷入局部最优解,提高了算法的搜索能力和收敛速度<sup>[16]</sup>.但EOPSO算法中粒子间的信息交流仅限于个体粒子和精英个体,不利于算法快速和精确的搜索.交叉操作可以增加粒子群个体之间的信息交流,提高算法的求解效率和避免陷入局部最优解<sup>[17-18]</sup>.ZHANG等<sup>[19]</sup>在解决高维双层多目标规划问题时提出了一种交叉混合PSO算法,通过交叉操作和精英策略提高算法求解性能,但精英策略具有随机性,多次迭代时,会导致收敛过程不稳定.

本文将交叉算子引入EOPSO算法中提出了一种交叉EOPSO算法(crossover elite opposition-based PSO, CEOPSO),在粒子个体与最优解信息交换的基础上,增加粒子个体之间的信息交换,并采用自适应惯性权重和交叉概率参数控制,维护种群粒子的多样性和活跃性,加快算法的快速寻优性能和求解稳定性,提高

凿岩机器人钻臂运动学逆解效率和高精度快速定位控制性能.

## 2 钻臂运动学正解(The forward kinematics for drilling arm)

具有6个旋转关节和3个移动关节的一种多冗余自由度关节型凿岩机器人钻臂如图1所示.

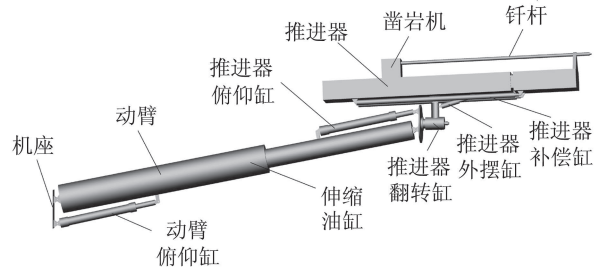


图1 钻臂结构简图

Fig. 1 The structure diagram of drilling arm

为分析钻臂从机座到执行机构末端(钎杆末端)的变换关系,利用D-H法建立钻臂正向运动学模型<sup>[20]</sup>,并将钻臂各运动关节的位置关系用坐标系简图表示,如图2所示.

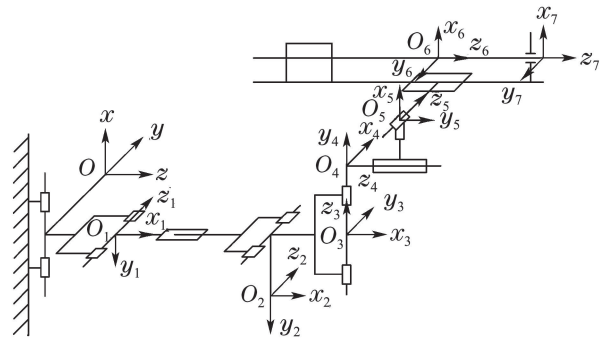


图2 钻臂坐标系简图

Fig. 2 The coordinate diagram of drilling arm

$T_j^i$ 表示杆件*i*和*j*之间的齐次变换矩阵,则连杆*n*和*n-1*之间的齐次变换 $T_n^{n-1}$ 为

$$T_n^{n-1} =$$

$$\text{Rot}(x, \alpha_n) \text{Trans}(x, a_n) \text{Rot}(z, \theta_n) \text{Trans}(z, d_n). \quad (1)$$

简计 $S\theta_n = \sin \theta_n$ ,  $C\theta_n = \cos \theta_n$ ,  $S\alpha_n = \sin \alpha_n$ ,  $C\alpha_n = \cos \alpha_n$ , 得

$$T_n^{n-1} = \begin{bmatrix} C\theta_n - S\theta_n \cdot C\alpha_n & S\theta_n \cdot S\alpha_n & a_n \cdot C\theta_n \\ S\theta_n & C\theta_n \cdot C\alpha_n & -C\theta_n \cdot S\alpha_n & a_n \cdot S\theta_n \\ 0 & S\alpha_n & C\alpha_n & d_n \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}. \quad (2)$$

由钻臂结构图可得齐次变换矩阵各关节参数,如表1所示.

表1 钻臂运动关节D-H参数

Table 1 The D-H parameters of moving joints of drilling arm

关节	扭角 $\alpha_i$	连杆长度 $a_i$	连杆距离 $d_i$	关节变量
1	$-90^\circ$	$a_1$	0	$\theta_1$
2	$0^\circ$	$a_2 + L_1$	0	$\theta_2$
3	$90^\circ$	$a_3$	0	$\theta_3$
4	$90^\circ$	0	$d_4$	$\theta_4$
5	$90^\circ$	$a_5$	$d_5$	$\theta_5$
6	$-90^\circ$	$a_6$	$d_6$	$\theta_6$
7	$0^\circ$	0	$d_7 + L_2$	$d_7 + L_2$

则各关节之间的其次变换矩阵为

$$T_1^0 = \begin{bmatrix} C\theta_1 & 0 & -S\theta_1 & a_1 \cdot C\theta_1 \\ S\theta_1 & 0 & C\theta_1 & a_1 \cdot S\theta_1 \\ 0 & -1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad (3)$$

$$T_2^1 = \begin{bmatrix} C\theta_2 & -S\theta_2 & 0 & a_2 \cdot C\theta_2 \\ S\theta_2 & C\theta_2 & 0 & a_2 \cdot S\theta_2 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad (4)$$

$$T_3^2 = \begin{bmatrix} C\theta_3 & 0 & S\theta_3 & a_3 \cdot C\theta_3 \\ S\theta_3 & 0 & -C\theta_3 & a_3 \cdot S\theta_3 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad (5)$$

$$T_4^3 = \begin{bmatrix} C\theta_4 & 0 & S\theta_4 & 0 \\ S\theta_4 & 0 & -C\theta_4 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & d_4 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad (6)$$

$$T_5^4 = \begin{bmatrix} C\theta_5 & 0 & S\theta_5 & a_5 \cdot C\theta_5 \\ S\theta_5 & 0 & -C\theta_5 & a_5 \cdot S\theta_5 \\ 0 & 1 & 0 & d_5 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad (7)$$

$$T_6^5 = \begin{bmatrix} C\theta_6 & 0 & -S\theta_6 & a_6 \cdot C\theta_6 \\ S\theta_6 & 0 & C\theta_6 & a_6 \cdot S\theta_6 \\ 0 & -1 & 0 & d_6 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad (8)$$

$$T_7^6 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & d_7 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}. \quad (9)$$

将齐次变换矩阵进行左乘, 则钻臂执行机构末端相对与底座的位姿关系矩阵为

$$T_n^0 = T_1^0 \times T_2^1 \times T_3^2 \times L \times T_n^{n-1} = \begin{bmatrix} n_x & o_x & a_x & P_x \\ n_y & o_y & a_y & P_y \\ n_z & o_z & a_z & P_z \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad (10)$$

式中: 向量 $n, o, a$ 分别表示钻臂末端执行机构的法向

矢量、滑动矢量和接近矢量, 向量 $P$ 为钻臂的位置矢量.

### 3 钻臂运动学逆解(Inverse kinematics for drilling arm)

#### 3.1 粒子群优化算法(PSO algorithm)

描述PSO每个粒子包括位置 $X_{i,t} = \{x_{i,t}^1, x_{i,t}^2, \dots, x_{i,t}^D\}$ 和速度 $V_{i,t} = \{v_{i,t}^1, v_{i,t}^2, \dots, v_{i,t}^D\}$ ,  $i = 1, 2, \dots, N$ , 其中:  $D$ 为求解对象的维数,  $t$ 为当前的迭代次数. 粒子位置的优劣由优化函数的适应度值来评价, 进行凿岩机器人钻臂运动学逆解时, 优化函数为钻臂末端执行机构的位姿状态与目标位姿之间的误差函数.

$$f(X_i) = \|P(X_i) - P_{obj}\|, \quad (11)$$

式中:  $f(X_i)$ 为粒子在位置 $X_i$ 时所对应的适应度值;  $P(X_i)$ 为粒子在位置 $X_i$ 时所对应的钻臂末端执行机构的位姿状态;  $P_{obj}$ 为钻臂末端执行机构目标位姿.

每次迭代时, 在粒子种群中搜索出每个粒子的当前最优位置 $P_{ibest} = (P_{i1}, P_{i2}, \dots, P_{iD})$ 与全局最优位置 $P_{gbest} = (P_{g1}, P_{g2}, \dots, P_{gD})$ . 为搜索到满足迭代精度的最优位置, 对粒子速度和位置进行更新

$$V_i(t+1) = \omega V_i(t) + c_1 r_1 [P_i - X_i(t)] + c_2 r_2 [P_g - X_i(t)], \quad (12)$$

$$X_i(t+1) = X_i(t) + V_i(t+1), \quad (13)$$

式中:  $\omega$ 为惯性权重;  $c_1$ 和 $c_2$ 分别为自身学习因子和社会学习因子;  $r_1$ 和 $r_2$ 为 $(0, 1)$ 区间内的一个随机数.

#### 3.2 精英反向学习粒子群优化算法改进(Improve EOPSO)

反向学习粒子群算法是对每个粒子求反向解, 提高粒子群体的多样性, 从而增大寻优范围. 在目标函数的 $D$ 维搜索空间范围内, 每个粒子个体 $x = (x_1, x_2, \dots, x_D)$ 都存在反向点 $x = (x'_1, x'_2, \dots, x'_D)$ , 其中:

$$x'_i = k(a_i + b_i) - x_i, \quad i = 1, 2, \dots, D, \quad (14)$$

式中:  $k$ 为动态系数,  $k \in [0, 1]$ ;  $a_i$ 和 $b_i$ 为当前搜索区间范围内第 $i$ 维上的最大值和最小值.

将每个粒子个体 $X$ 的反向解 $X'$ 分别带入适应度函数 $f(g)$ , 若 $f(X') < f(X)$ , 则用 $X'$ 代替 $X$ .

反向求解过程中, 每个粒子有50%概率得不到理想解, 因此, 存在一定的盲目性. 精英反向学习算法能使群体的精英粒子(即当前最优个体)产生精英反向解, 扩大搜索范围.

标准粒子群优化算法可以实现个体粒子位置与全局最优位置的信息交换, 使群体收敛于最优位置<sup>[21]</sup>, 但无法实现粒子个体之间的信息交换. 遗传算法的交叉算子通过个体信息的交换, 保留粒子种群的优秀基因, 使种群朝最优的方向进化<sup>[22]</sup>. 为此, 将交叉算子引入EOPSO中, 在维护种群的多样性和粒子活跃性的

同时,将搜索范围内每个维度上的最优位置保留下来,从而减少粒子群体的重复搜索概率,提高算法的快速寻优能力和收敛稳定性。

将第 $t$ 代粒子个体 $i$ 的位置 $X_i(t)$ 与个体历史最优位置 $P_i(t-1)$ 进行离散交叉,生成的新位置

$$A_i(t) = [a_i^1(t), a_i^2(t), \dots, a_i^D(t)],$$

交叉算法如下:

$$a_i^j(t) = \begin{cases} x_i^j(t), & \text{rand}(0, 1) < p, \\ p_i^j(t), & \text{rand}(0, 1) \geq p, \end{cases} \quad j = 1, 2, \dots, D, \quad (15)$$

式中:  $\text{rand}(0, 1)$ 为分布在 $[0, 1]$ 区间的随机数,  $p$ 为交叉概率。

交叉操作后,粒子个体历史最优位置的更新如下

$$P_i(t) = \begin{cases} A_i(t), & f[A_i(t)] < f[P_i(t)], \\ P_i(t-1), & f[A_i(t)] \geq f[P_i(t)], \end{cases} \quad (16)$$

式中 $f(A_i(t))$ 表示适应度函数。

### 3.3 自适应参数控制(Self-adaptive parameter control)

#### 1) 自适应惯性权重系数。

合适的控制参数能加快算法的求解速度,并能防止陷入局部最优解。惯性权重关系到算法的搜索能力。迭代初期,应取较大的惯性权重,在全局范围内使粒子更快地“飞向”最优位置;迭代后期,需减小惯性权重,提高局部搜索能力,以防止粒子因“飞行”速度过快而错过最佳位置,影响收敛速度。为了实现这种搜索方式,采用如下的自适应惯性权重。

$$\omega(t) = (\omega_{\max} - \omega_{\min}) \times \frac{\sum_{i=1}^M q_i^t / M + \omega_{\min}}, \quad (17)$$

$$q_i^t = \begin{cases} 1, & f(P_{i\text{best}}^t) < f(P_{i\text{best}}^{t-1}), \\ 0, & f(P_{i\text{best}}^t) \geq f(P_{i\text{best}}^{t-1}), \end{cases} \quad (18)$$

式中:  $\omega_{\max}$ 和 $\omega_{\min}$ 为惯性权重的最大值和最小值;  $q_i^t$ 为粒子 $i$ 在第 $t$ 代的自适应系数;  $P_{i\text{best}}^t$ 为粒子 $i$ 在第 $t$ 代的个体最优位置;  $M$ 为粒子群体规模数。

#### 2) 交叉概率。

交叉概率 $p$ 能有效减少种群粒子的重复搜索概率,提高搜索能力和收敛速度。 $p$ 随迭代次数的增加而改变<sup>[23]</sup>,较小的 $p$ 可以维护群体的多样性,增加算法的搜索范围,但降低了收敛速度;较大的 $p$ 能加快收敛速度,但缩小了搜索范围,容易陷入局部最优解。为此,针对每个粒子个体 $i$ ,采用如下交叉概率 $p$ 编码:

$$X_i(t) = \{x_i^1(t), x_i^2(t), \dots, x_i^D(t), p_i(t)\}. \quad (19)$$

种群中每个粒子个体的交叉概率的更新算法如下:

$$p_i(t) = \begin{cases} \text{rand}(0, 1), & \text{rand}_i(0, 1) < p_r, \\ \alpha(t) \times p_i(t-1), & \text{rand}_i(0, 1) \geq p_r, \end{cases} \quad (20)$$

$$\alpha(t) = p_0 \times \left(1 - \frac{t}{t_{\max}}\right), \quad (21)$$

式中:  $p_r$ 为交叉概率参数 $p$ 的更新概率;  $\alpha(t)$ 为第 $t$ 代的交叉概率修复系数;  $p_0$ 为初始交叉概率;  $t_{\max}$ 为最大迭代次数。

### 3.4 CEOPSO 算法实现 (Realization of CEOPSO algorithm)

凿岩机器人工作钻臂运动学逆解的CEOPSO流程如下:

- 1) 初始化粒子群体,确定种群规模,并选择惯性权重系数和交叉概率等控制参数。
- 2) 根据给定的凿岩机器人钻臂目标位姿状态计算粒子的适应值,将粒子的当前位姿状态和目标位姿状态的误差作为粒子的适应值。
- 3) 计算粒子群体中每个粒子的当前最优位置 $P_{i\text{best}}^0$ 和全局最优位置 $P_{g\text{best}}^0$ 。
- 4) 对粒子精英个体进行反向学习,更新当前全局最优位置 $P_{g\text{best}}^E$ 。
- 5) 对粒子个体进行交叉操作,更新每个粒子的当前最优位置 $P_{i\text{best}}^C$ 和全局最优位置 $P_{g\text{best}}^C$ 。
- 6) 按照粒子进化算法更新每个粒子的速度和位置。
- 7) 判断算法是否达到收敛(或终止)条件,若达到,则停止迭代,输出结果;否则,重复步骤2,直到满足收敛(或终止)条件。

在凿岩机器人控制过程中,可根据每一次进化的全局最优位置点控制钻臂的运动,使钻臂渐近平稳地逼近目标位姿状态。

## 4 建模与仿真分析 (Modeling and simulation analysis)

### 4.1 钻臂运动学模型 (Kinematics model of drilling arm)

为简化钻臂的空间中坐标点标定和计算,在MATLAB中建立钻臂的D-H坐标模型,所建立凿岩机器人钻臂的运动学模型如图3所示,其参数如表2所示。

为观察凿岩机器人钻臂在空间中的运动轨迹和范围,通过调节钻臂中各关节变量的大小,实现对末端执行机构位姿的控制,钻臂的工作空间如图4所示。

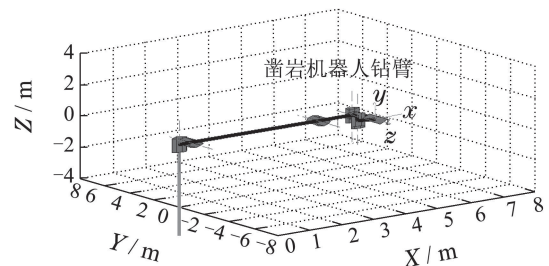


图3 钻臂MATLAB坐标模型

Fig. 3 The coordinate model of drilling arm on MATLAB

表2 钻臂结构参数

Table 2 The structural parameter of drilling arm

参数	$a_1$	$a_2$	$a_3$	$a_5$	$a_6$
取值/mm	349	3978	1047	0	419
参数	$d_4$	$d_5$	$d_6$	$d_7$	
取值/mm	485	245	279	1815	

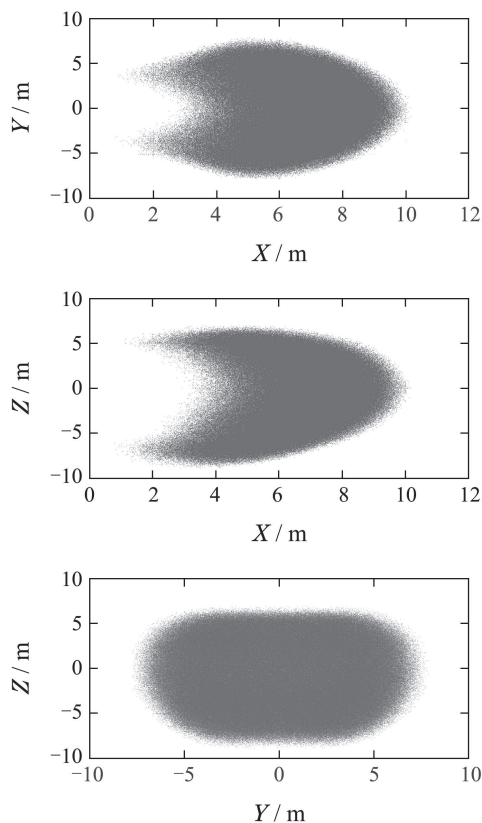


图4 钻臂执行机构末端工作空间示意图

Fig. 4 The working space diagram of the end of drilling arm

### 4.2 逆向运动学仿真分析(Inverse kinematics simulation analysis)

针对3种算法, 选取相同的初始参数进行对比仿真, 以验证所提出的CEOPSO算法的优越性. 钻孔过程中, 钻臂的大臂油缸处于锁定状态, 即 $L_1 = 0$ . 种群规模影响求解效率和定位精度, 通常根据求解问题的维数和变量范围选择种群规模<sup>[24-25]</sup>. 针对多冗余自由度关节型钻臂结构特点, 为提高钻臂定位控制精度, 选取种群规模 $PS = 800$ ; 惯性权重上限通常在0.7和0.9之间, 下限在0.4和0.6之间<sup>[12-13]</sup>, 分别选取 $\omega_{\min} = 0.6$ 和 $\omega_{\max} = 0.8$ ; 由于被控钻臂角度和位移变量的变化范围较小, 为防止变量频繁溢出边界, 选取最大限制速度 $v_{\max} = 0.1$ ; 学习因子 $c_1$ 和 $c_2$ 是用来控制粒子个体自身位置信息和粒子间交流信息对粒子进化影响的权重, 为平衡粒子个体自身学习和社会学习的能力,  $c_1$ 和 $c_2$ 均为2.0<sup>[10, 26]</sup>; 参考文献<sup>[27]</sup>, 取CEOPSO算法的初始交叉概率 $p_0 = 0.8$ 和更新概率

$p_r = 0.2$ . 选取位置和姿态定位精度的权重系数均为0.5. 分别采用3种粒子群优化算法进行多次重复定位控制, 在相同的迭代次数下, 仿真结果如图5-6所示.

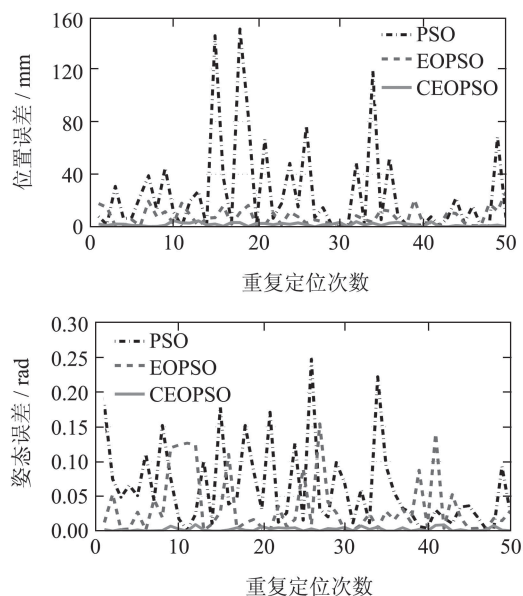


图5 迭代50次的3种算法收敛精度曲线

Fig. 5 The convergence accuracy curve of three algorithms with 50 iterations

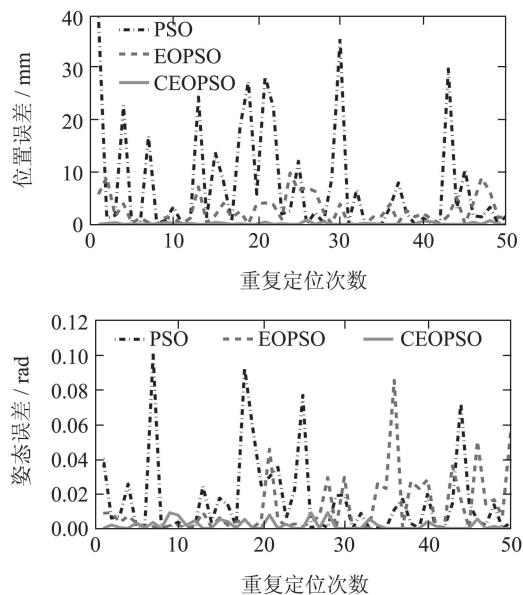
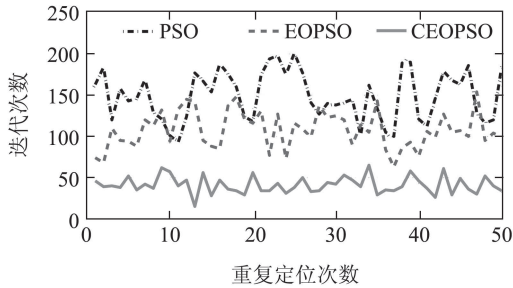


图6 3种算法迭代100次的收敛精度

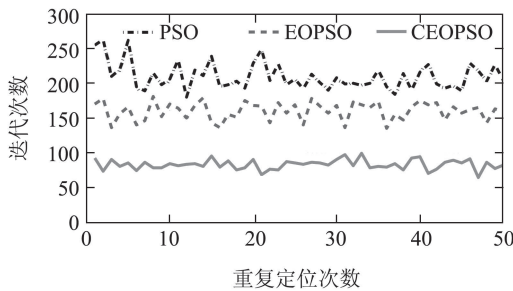
Fig. 6 The convergence accuracy of three algorithms with 100 iterations

从图5-6看出, 经过50次迭代后, CEOPSO的平均位置误差控制在1.8 mm, 平均姿态误差为0.0025 rad, 可以满足钻凿中深孔炮孔的定位精度要求. 100次迭代后, PSO的平均位置误差为7.4 mm, 平均姿态误差为0.0163 rad. EOPSO平均位置误差为2.7 mm, 平均姿态误差为0.0122 rad. CEOPSO的平均位置误差为0.1 mm, 平均姿态误差为0.0019 rad. CEOPSO算法能收敛到较高的位姿精度.

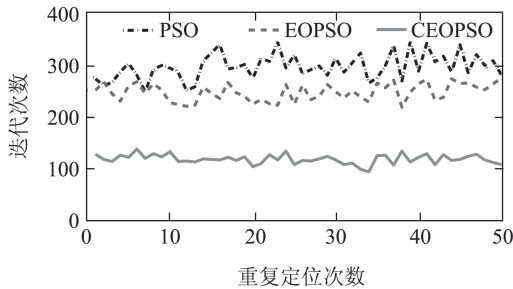
实际钻孔中,要求控制算法能在给定精度下快速收敛.给定不同收敛精度,3种算法求解仿真结果如图7所示.



(a) 位置精度为1 mm, 姿态精度为0.0174 rad



(b) 位置精度为1 mm, 姿态精度为0.0017 rad



(c) 位置精度为0.1 mm, 姿态精度为0.0017 rad

图7 3种算法在不同收敛精度下的迭代次数

Fig. 7 Iteration times of the three algorithms with different convergence accuracy

从图7可以看出,在位置误差为1 mm,姿态误差为0.0174 rad的精度下,PSO的平均迭代次数为149,EOPSO的平均迭代次数为107,CEOPSO的平均迭代次数为42;位置误差为1 mm,姿态误差为0.0017 rad时,PSO的平均迭代次数为211,EOPSO的平均迭代次数为160,CEOPSO的平均迭代次数为53;在位置误差为0.1 mm,姿态误差为0.0017 rad的精度下,PSO的平均迭代次数为298,EOPSO的平均迭代次数为249,CEOPSO的平均迭代次数为70.CEOPSO算法具有更快的收敛速度,稳定性更好,在求解精度要求更高时,其优越性更明显.

图8所示为3种粒子群优化算法的收敛变化曲线,在相同的定位精度条件下,无论是位置精度还是姿态精度,CEOPSO的收敛速度都具有比较明显的优势.

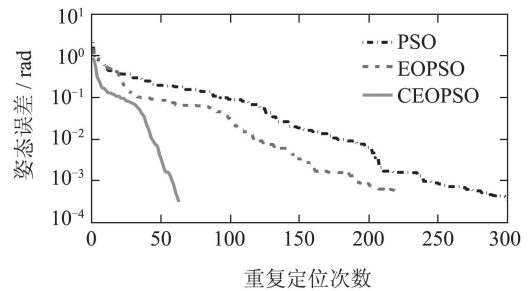
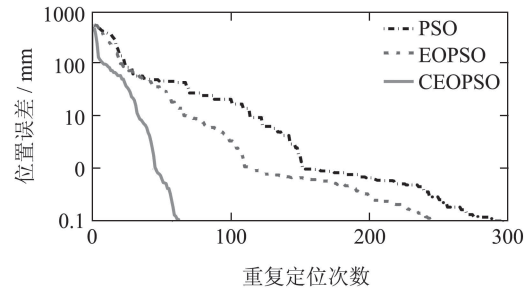


图8 3种算法在相同定位精度下的收敛曲线

Fig. 8 Convergence curves of three algorithms at the same positioning accuracy

实际工程施工时,钻臂末端定位的位置误差和姿态误差对钻孔精度的影响是不同的,例如,钻凿中、深炮孔时,其姿态误差的影响较为明显,一个微小的角度误差也会导致孔底产生较大的偏移.因此,在进行逆向运动学求解时,需根据钻凿炮孔的要求选取合理的位置精度和姿态精度权重系数,从而使钻臂执行机构末端定位到合适的位姿精度.

PSO算法依赖于参数的选取.种群规模会影响算法的收敛稳定性,针对CEOPSO算法,分别选取不同的种群规模,其他参数相同,重复定位控制50次的仿真结果如表3所示.

表3 CEOPSO在不同种群规模时的收敛特性

Table 3 The convergence properties of CEOPSO with different population size

种群规模	平均迭代次数	方差
$PS = 200$	269.5	892.49
$PS = 400$	196.3	515.00
$PS = 600$	140.3	183.46
$PS = 800$	82.2	33.57
$PS = 1000$	74.5	25.10

仿真结果表明,随着种群规模的增大,算法的平均迭代次数和标准方差逐渐减小,有利于提高钻臂定位控制的稳定性,但种群规模超过一定值时,对平均迭代次数和标准方差的改善不明显,并降低了收敛效率.为此,可确定种群规模 $PS = 800$ .

惯性权重是影响PSO算法进化效率的重要参数,为选择合理的惯性权重,减少迭代次数,加快收敛速度,给定位置精度为1 mm,姿态精度为0.0174 rad,分

别采用不同的上、下限惯性权重进行求解, 仿真结果如图9和表4所示。

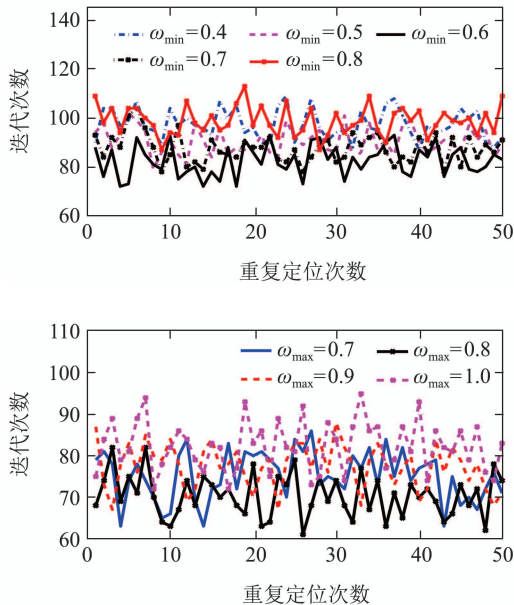


图 9 CEOPSO在不同惯性权重时的收敛次数

Fig. 9 Convergence times of CEOPSO with different inertia weight

表 4 CEOPSO在不同惯性权重时的收敛特性

Table 4 The convergence properties of CEOPSO with different inertia weight

惯性权重下限	平均迭代次数	方差
$\omega_{\min} = 0.4$	97.4	36.41
$\omega_{\min} = 0.5$	90.5	30.34
$\omega_{\min} = 0.6$	82.5	33.19
$\omega_{\min} = 0.7$	87.5	33.88
$\omega_{\min} = 0.8$	98.9	34.42
惯性权重上限	平均迭代次数	方差
$\omega_{\max} = 0.7$	75.2	34.71
$\omega_{\max} = 0.8$	70.4	30.62
$\omega_{\max} = 0.9$	77.46	31.89
$\omega_{\max} = 1.0$	82.3	36.50

仿真结果表明, 采用不同惯性权重的上限和下限, CEOPSO收敛次数不同. 过大的惯性权重会导致粒子飞行速度过快, 在迭代后期容易越过最优解, 需要进行重复搜索; 过小的惯性权重会使得粒子飞行速度缓慢, 在搜索前期无法快速到达最优解附近区域搜索. 因此, 分别选取惯性权重下限 $\omega_{\min} = 0.6$ 和上限 $\omega_{\max} = 0.8$ , CEOPSO的收敛速度最快。

在搜索最优解过程中, 为防止粒子过早“越过”最优解和“飞出”边界范围, 需要确定合理的粒子“飞行”最大速度. 图10和表5为采用不同最大限制速度时CEOPSO算法的收敛特性仿真结果。

仿真结果表明, 最大限制速度不同, CEOPSO算法的收敛速度也不同. 限制速度过大无法限制粒子飞行,

导致粒子容易飞出边界范围, 需要进行越界重置, 削弱了粒子的搜索能力. 过小的限制速度时粒子飞行缓慢, 在靠近最优解区域过程中需要更多的进化次数. 结合表5, 选取最大飞行速度, 即旋转关节角度的最大进化值为0.1 rad/步, 平移关节位移的最大进化值为0.1 m/步。

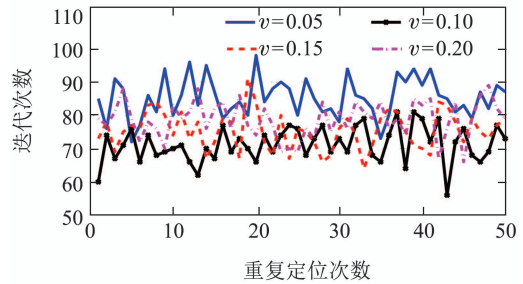


图 10 CEOPSO在不同最大限制速度的收敛特性

Fig. 10 Convergence properties of CEOPSO with different maximum limited speed

表 5 CEOPSO在不同最大限制速度时的收敛特性

Table 5 Convergence properties of CEOPSO with different maximum limited speed

最大限制速度	平均迭代次数	方差
$v_{\max} = 0.05$	85.3	34.86
$v_{\max} = 0.10$	70.7	29.06
$v_{\max} = 0.15$	75.4	31.96
$v_{\max} = 0.20$	78.7	30.67

交叉概率是影响粒子之间信息交流的重要参数. 其他参数不变, 分别选取不同的初始 $p_0$ 和 $p_r$ , 对比仿真结果如图11-12和表6所示。

仿真结果表明, 过小的交叉概率会减少粒子之间的信息交流, 无法加快收敛速度; 过大的交叉概率会使粒子群体过于集中, 降低粒子群体的搜索能力. 交叉更新概率影响交叉概率的选择, 过小的交叉更新概率会降低交叉算法的有效性, 产生一些无效的交叉. 过大的交叉更新概率容易导致交叉概率更新的随机选择, 使得自适应控制算法失效。

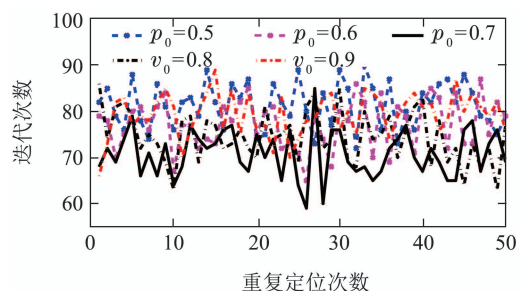


图 11 CEOPSO在不同交叉概率时的收敛次数

Fig. 11 Convergence times of CEOPSO with different crossover probability

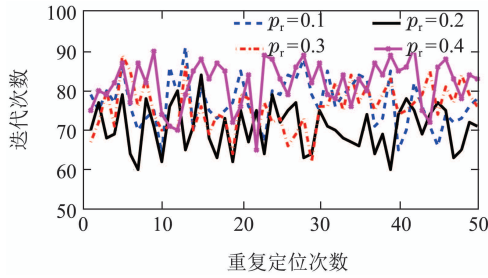


图 12 不同交叉更新概率时CEOPSO的收敛次数

Fig. 12 Convergence times of CEOPSO with different crossover update probability

表 6 CEOPSO在不同交叉概率和交叉更新概率下的收敛特性

Table 6 Convergence properties of CEOPSO with different crossover probability and crossover update probability

初始交叉概率	平均迭代次数	方差
$p_0 = 0.5$	79.3	24.43
$p_0 = 0.6$	77.3	28.86
$p_0 = 0.7$	70.8	26.38
$p_0 = 0.8$	74.6	30.39
$p_0 = 0.9$	79.3	24.99
交叉更新概率	平均迭代次数	方差
$p_r = 0.1$	77.04	36.43
$p_r = 0.2$	70.56	33.80
$p_r = 0.3$	75.92	34.36
$p_r = 0.4$	81.84	41.16

根据图 12 和表 6 数据, 当  $p_0 = 0.7$  和  $p_r = 0.2$  时, CEOPSO 具有综合的最快收敛速度.

运用粒子群优化算法求解凿岩机器人钻臂运动学逆解, 其定位控制过程是以钻臂执行机构末端与目标位姿的误差为求解的适应度值, 每次迭代中, 钻臂能平稳的向目标位置靠近. 由于引入了交叉算子和自适应参数控制, 不仅提高了算法的求解性能, 而且使迭代寻优曲线变化平稳, 更有利于钻臂平稳控制.

## 5 结论(Conclusions)

1) 通过引入交叉算子, CEOPSO 保持了粒子个体与最优解的信息交换, 并增加了粒子个体之间的信息交换, 使粒子个体具有更活跃的“飞向”最优解性能, 进一步提高了 PSO 算法的收敛速度和精度. 应用 CEOPSO 进行凿岩机器人钻臂定位控制, 不仅可以避免产生奇异矩阵和无解状态, 而且在保证理想平均定位误差的前提下, 提高了搜索全局最优解的效率, 改善了求解的稳定性.

2) 合适的自适应惯性权重和交叉更新概率有助于缩短算法的运行时间. 实际应用中, 可通过计算机仿真分别确定惯性权重的上、下限值以及交叉更新概

率, 使得 CEOPSO 具有综合的最快收敛速度, 以提高钻臂的定位效率.

3) 虽然采用了交叉算法和精英反向学习算法, 但相比于遗传算法或神经网络等其他优化算法, CEOPSO 算法具有操作简单、易于编程、参数设置少和通用性强等优点, 采用该算法进行凿岩机器人钻臂钻孔定位控制, 具有较好的工程实用价值.

## 参考文献(References):

- [1] DUAN Jinjun, GAN Yahui, DAI Xianzhong, et al. Method of inverse kinematics solution for a redundant manipulator based on manipulability [J]. *Journal of Huazhong University of Science and Technology (Natural Science Edition)*, 2015, 43(S1): 45–48, 57. (段晋军, 甘亚辉, 戴先中, 等. 基于可操作度评价的冗余机器人逆解求解方法 [J]. 华中科技大学学报 (自然科学版), 2015, 43(S1): 45–48, 57.)
- [2] JOGAL S S, JAYARAJAN K, NIKHIL P M. Kinematic analysis & prototyping of a delta robot [C] // *International Conference on Mechanical & Industrial Engineering*. Bengaluru: IEEE, 2013: 40–43.
- [3] ZHANG Hua, XIA Bo. Robot autonomous localization method study based on binocular vision [J]. *Journal of Huazhong University of Science and Technology (Natural Science Edition)*, 2015, 43(S1): 104–108. (张华, 夏波. 基于双目视觉的机器人自定位方法研究 [J]. 华中科技大学学报 (自然科学版), 2015, 43(S1): 104–108.)
- [4] ZHOU Liang, XIE Xihua, ZHOU Hongbing, et al. Linear decoupled and iteration algorithm for solving inverse kinematics problem of rock-drilling robot [J]. *Rock Drilling Machinery & Pneumatic Tools*, 2001, 27(4): 29–33. (周亮, 谢习华, 周宏兵, 等. 凿岩机器人线性近似解耦-迭代法运动学求逆 [J]. 凿岩机械气动工具, 2001, 27(4): 29–33.)
- [5] ZHOU Youhang, HE Qinghua, DENG Bolu. An ameliorative mountain climbing arithmetic to solve inverse kinematics of redundant manipulator [J]. *Robot*, 2003, 25(1): 35–38. (周友行, 何清华, 邓伯禄. 一种改进的爬山法优化求解冗余机械手运动学逆解 [J]. 机器人, 2003, 25(1): 35–38.)
- [6] OLARU A D, OLARU A, MIHAI N N. Proper jacobian pseudo inverse neural network matrix method applied to robot inverse kinematics controlling [J]. *International Journal of Mechanical Engineering and Robotics Research*, 2016, 5(2): 120–123.
- [7] BANGA V K, KUMAR R, SINGH Y. Fuzzy-genetic optimal control for four degree of freedom robotic arm movement [J]. *World Academy of Science, Engineering and Technology*, 2009, 60(1): 489–492.
- [8] KENNEDY J, EBERHART R C. Particle swarm optimization [C] // *Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks*. Perth, Australia: IEEE, 1995: 1942–1948.
- [9] YAZDANZAD M, KHOSRAVI A. A comparative study between RISE feedback and twisting second order sliding mode controllers for a 3 DOF robot manipulator [J]. *International Journal of Mechatronics, Electrical and Computer Technology*, 2012, 48(12): 3173–3182.
- [10] XU Heming. Research on multiobjective particle swarm optimization algorithms [D]. Shanghai: Shanghai JiaoTong University, 2013. (徐鹤鸣. 多目标粒子群优化算法的研究 [D]. 上海: 上海交通大学, 2013.)
- [11] ENGBRECHT A P. Particle swarm optimization [C] // *Companion Publication of the 2014 Conference on Genetic and Evolutionary Computation*. Vancouver, BC, Canada: ACM, 2014: 129–132.
- [12] YANG Fan, HU Chunping, YAN Xuefeng. Particle swarm optimization algorithm of self-adaptive parameter based on ant system and its



- application [J]. *Control Theory & Applications*, 2010, 27(11): 1479 – 1488.  
(杨帆, 胡春平, 颜学峰. 基于蚁群系统的参数自适应粒子群算法及其应用 [J]. 控制理论与应用, 2010, 27(11): 1479 – 1488.)
- [13] GUPTA I K. A review on particle swarm optimization [J]. *International Journal of Advanced Research in Computer Science and Software Engineering*, 2015, 5(4): 618 – 623.
- [14] YAN Xuesong, HU Chengyu, YAO Hong, et al. Elite particle swarm optimization algorithm and its application in robot path planning [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2013, 21(12): 3160 – 3168.  
(颜雪松, 胡成玉, 姚宏, 等. 精英粒子群优化算法及其在机器人路径规划中的应用 [J]. 光学精密工程, 2013, 21(12): 3160 – 3168.)
- [15] XIA X W, LIU J N, GAO K F, et al. Particle swarm optimization algorithm with reverse-learning and local-learning behavior [J]. *Chinese Journal of Computers*, 2015, 28(7): 1397 – 1407.
- [16] AI B, DONG M G, JANG C X. Simple PSO algorithm with opposition-based learning average elite strategy [J]. *International Journal of Hybrid Information Technology*, 2016, 9(6): 187 – 196.
- [17] ENGELBRECHT A P. Particle swarm optimization with crossover: a review and empirical analysis [J]. *Artificial Intelligence Review*, 2016, 45(1): 131 – 165.
- [18] PANT M P, THANGARAJ R, SINGH V P. Particle swarm optimization with crossover operator and its engineering applications [J]. *IAENG International Journal of Computer Science*, 2009, 39(2): 112 – 122.
- [19] ZHANG T, HU T S, GUO X N, et al. Solving high dimensional bilevel multiobjective programming problem using a hybrid particle swarm optimization algorithm with crossover operator [J]. *Knowledge-Based Systems*, 2013, 53(9): 13 – 19.
- [20] MOHAMMED A A, SUNAR M. Kinematics modeling of a 4-DOF robotic arm [C] // *2015 International Conference on Control, Automation and Robotics*. Singapore: IEEE, 2015: 87 – 91.
- [21] CLERC M, KENNEDY J. The particle swarm-explosion, stability and convergence in a multidimensional complex space [J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2002, 6(1): 58 – 73.
- [22] GEETHA T, MUTHUKUMARAN K. An observational analysis of genetic operators [J]. *International Journal of Computer Applications*, 2013, 63(18): 24 – 34.
- [23] GEETHAMANI G S, MAYILVAGANAN M. Analysis of genetic crossover techniques based on roulette wheel selection algorithm and steady state selection algorithm [J]. *International Journal of Engineering and Computer Science*, 2016, 5(1): 15428 – 15431.
- [24] LIU Y, MU C H, KOU W D. Optimal multilevel thresholding using the modified adaptive particle swarm optimization [J]. *International Journal of Digital Content Technology and its Applications*, 2012, 6(15): 208 – 219.
- [25] ZHANG Wenfen, WANG Gang, ZHU Zhaohui, et al. Population size selection of particle swarm optimizer algorithm [J]. *Computer Systems & Applications*, 2010, 19(5): 125 – 128.  
(张雯雯, 王刚, 朱朝晖, 等. 粒子群优化算法种群规模的选择 [J]. 计算机系统应用, 2010, 19(5): 125 – 128.)
- [26] LIU Zhixiong, LIANG Hua. Parameter setting and experimental analysis of the random number in particle swarm optimization algorithm [J]. *Control Theory & Applications*, 2010, 27(11): 1489 – 1496.  
(刘志雄, 梁华. 粒子群算法中随机数参数的设置与实验分析 [J]. 控制理论与应用, 2010, 27(11): 1489 – 1496.)
- [27] YAN Lijun, LI Zongbin, YANG Xiaochun. Study on parameter setting for genetic algorithm based on hybrid optimization method [J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2007, 29(10): 1753 – 1756.  
(闫利军, 李宗斌, 杨晓春. 基于混合优化算法的遗传算法参数设定研究 [J]. 系统工程与电子技术, 2007, 29(10): 1753 – 1756.)

#### 作者简介:

**黄开启** (1969–), 男, 博士, 教授, 研究方向为矿山智能开采装备、车辆动力学与控制, E-mail: kaiqi.huang@163.com;

**陈荣华** (1991–), 男, 硕士研究生, 研究方向为机器人控制, E-mail: chenronghua91@163.com;

**丁问司** (1968–), 男, 博士, 教授, 研究方向为机电液系统控制, E-mail: wsding@scut.edu.cn.