

# Ahut - Delta 并联机构改进混沌粒子群算法尺度综合\*

张良安<sup>1,2</sup> 万俊<sup>1</sup> 谭玉良<sup>1</sup>

(1. 安徽工业大学机械工程学院, 马鞍山 243000; 2. 马鞍山市安工大工业技术研究院工业机器人研究所, 马鞍山 243000)

**摘要:** 针对 Ahut - Delta 并联机构, 提出了一种基于改进混沌粒子群算法的尺度综合方法。首先提出一种改进混沌粒子群算法, 即采用混沌立方映射初始化种群, 并根据迭代状态指数性调整惯性权重因子, 同时进行早熟判断和混沌扰动, 迭代获得最优粒子。其次将 Ahut - Delta 并联机构优化参数转变为粒子维度决策变量, 雅可比矩阵的全域均值条件数和全域波动量构建的全域综合性能评价指标在其几何条件约束、传动角约束条件下转换为改进混沌粒子群算法的适应度函数。最终通过改进混沌粒子群算法优化搜索, 优化出适应度函数值最小的最优粒子, 从而获得 Ahut - Delta 并联机构在全域运动性能最佳的尺度参数。仿真分析结果表明, 所提尺度综合方法具有正确性和有效性。

**关键词:** Ahut - Delta 并联机构 改进混沌粒子群算法 尺度综合

**中图分类号:** TP242 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2015)08-0344-08

## Dimensional Synthesis of Ahut - Delta Parallel Mechanism Based on Improved Chaotic Particle Swarm Algorithm

Zhang Liang'an<sup>1,2</sup> Wan Jun<sup>1</sup> Tan Yuliang<sup>1</sup>

(1. School of Mechanical Engineering, Anhui University of Technology, Maanshan 243000, China

2. Institute of Industrial Robots, Ma'anshan Anhui University of Industrial Technology Research Institute, Maanshan 243000, China)

**Abstract:** Dimensional synthesis was the core content in the parallel mechanism design. Therefore, a dimensional synthesis method based on the improved chaotic particle swarm algorithm was proposed for the Ahut - Delta parallel mechanism. Firstly, improved chaotic particle swarm algorithm was proposed. In the algorithm, initialization of population with chaos cube map was experienced. Then inertia weight was adjusted exponentially on the basis of the algorithm iterative state. Simultaneously, early maturity judgment and chaotic disturbance were utilized to obtain the optimal particle. Secondly, the optimal parameters of Ahut - Delta were changed to the dimensional variables. The population mean condition number and the population fluctuation rate of Jacobian were synthesized to a global performance index, and then the global performance index was changed to the fitness function for the improved chaotic particle swarm algorithm under the geometric constraints and the transmission angle constraints of the Ahut - Delta. Thirdly, an optimization simulation on the scale parameters for Ahut - Delta parallel mechanism was conducted by using two optimization algorithms, i. e., basic particle group algorithm and improved chaotic particle swarm algorithm. Through the analysis of the two algorithms results, the optimal particle with the minimal fitness function value was optimized by means of improved chaotic particle swarm algorithm, and the optimal scales were obtained which remarkably improved Ahut - Delta motion performance. Finally, the results of simulation and analysis verified the correctness and effectiveness of the method.

**Key words:** Ahut - Delta parallel mechanism Improved chaotic particle swarm algorithm Dimensional synthesis

收稿日期: 2015-04-04 修回日期: 2015-05-29

\* 国家自然科学基金资助项目(51375014)

作者简介: 张良安, 副教授, 博士, 主要从事机器人机构及其控制技术研究, E-mail: robotlab@qq.com

## 引言

Delta 并联机构是一种由外转动副驱动,三支相同的含有平行四边形的桁架支链组成的机构,能够有效实现高速度、高精度的运行动作。由于并联机构参数多、运动特性复杂,因此尺度综合是并联机构设计过程中的重要环节<sup>[1]</sup>。空间并联机构运动学性能是限制其工程应用的重要指标<sup>[2-3]</sup>,对空间并联机构进行运动学尺度综合是取得较好运动学性能的重要手段<sup>[4]</sup>。目前国内外众多学者专注于研究并联机构的运动学性能,并提出了许多相应的性能指标<sup>[5]</sup>,通常采用的性能指标有:雅可比矩阵的条件数、最小或最大奇异值、可操作性和各向同性等<sup>[6-7]</sup>。

尺度综合研究有多种优化算法,其中,群智能算法逐渐引起了人们广泛注意,并成功引入机械优化设计应用中,如蚁群算法<sup>[8-9]</sup>、粒子群算法<sup>[10]</sup>、蜂群算法<sup>[11]</sup>等。相对于大多数基于梯度应用的优化算法,群智能算法没有中心控制约束和问题定义的连续性约束,具备强鲁棒性,因此能够有效解决复杂的全局搜索的工程优化问题<sup>[12-13]</sup>。由于粒子群优化算法具有理解简单、实现容易、计算效率高等特点,在许多领域得到了广泛应用<sup>[14]</sup>。

本文以 Ahut - Delta 并联机构<sup>[15]</sup>为研究对象,将改进混沌粒子群算法作为并联机构的优化方法,以并联机构的优化参数转换为算法粒子的维度决策变量,以并联机构雅可比矩阵的全域均值条件数和全域波动量构建全域综合性能评价指标,并进一步将评价指标转换为用于评价改进混沌粒子群算法中粒子位置的适应度函数,从而实现对该并联机构进行尺度参数优化设计。

## 1 改进混沌粒子群优化算法

基本粒子群优化算法是一种基于群体智能的随机优化算法,但在处理复杂函数时存在局部搜索能力差、搜索精度不高、易陷入局部最优、搜索后期易震荡等现象<sup>[16]</sup>,因此本文选用改进混沌粒子群算法作为优化方法,提高优化速度和优化精度,避免算法早熟和避免早期进入局部最优状态。

### 1.1 算法改进

#### 1.1.1 混沌算子

根据文献<sup>[17]</sup>,采用立方映射产生混沌变量,应用于算法混沌初始化或混沌扰动,即

$$z_{n+1} = 4z_n^3 - 3z_n \quad (1)$$

式中,  $-1 \leq z_n \leq 1, z_n \neq 0$ 。

由于混沌变量  $-1 \leq z_n \leq 1, z_n \neq 0$ ,故需转换为改

进混沌粒子群算法中第  $i$  个粒子的每个维度的决策变量  $X_i^{d_j}$  位置

$$X_i^{d_j} = d_{j\min} + (1 + z_i^{d_j}) \frac{d_{j\max} - d_{j\min}}{2} \quad (i = 1, 2, \dots, N) \quad (2)$$

式中  $N$ ——改进混沌粒子群算法粒子规模

$d_{j\max}, d_{j\min}$ ——第  $i$  个粒子第  $d_j$  维决策变量的最大值和最小值,  $d_j = 1, 2, \dots, D$

$z_i^{d_j}$ ——第  $i$  个粒子第  $d_j$  维决策变量相对应的混沌变量值

$D$ ——粒子维度

#### 1.1.2 非线性惯性权重

算法中,每个粒子即代表所求问题的一个潜在解<sup>[18]</sup>,其中,每个粒子有 2 个参数,速度参数和位置参数,  $V_{it} = (V_{it}^1, V_{it}^2, \dots, V_{it}^d)$ ,  $X_{it} = (X_{it}^1, X_{it}^2, \dots, X_{it}^d)$ , 其两者参数根据

$$V_{it+1}^d = \omega V_{it}^d + c_1 r_1 (P_{ib}^d - X_{it}^d) + c_2 r_2 (G_b^d - X_{it}^d) \quad (3)$$

$$X_{it+1}^d = X_{it}^d + V_{it}^d \quad (4)$$

进行迭代。

式中  $t$ ——当前迭代次数,  $t \leq T$

$T$ ——粒子群迭代总次数

$X_{it}^d$ ——第  $i$  个粒子当前迭代时第  $d$  维决策变量位置

$V_{it}^d$ ——第  $i$  个粒子速度当前迭代时第  $d$  维决策变量速度

$\omega$ ——算法惯性权重因子

$P_{ib}^d$ ——第  $i$  个粒子历史位置最优时的第  $d$  维决策变量位置

$G_b^d$ ——粒子群全局位置最优粒子的第  $d$  维决策变量位置

$c_1, c_2$ ——算法学习因子,或加速因子,一般取 1.8 ~ 2

$r_1, r_2$ —— $[0, 1]$ 之间的随机因子

其中,惯性权重因子  $\omega$  主要是动态分配粒子群的全局搜索能力和局部搜索能力。根据文献<sup>[19]</sup>,惯性权重因子在优化过程中进行指数性调整,即

$$\omega = (\omega_{\max} - \omega_{\min}) e^{-40(t/T)^2} + \omega_{\min} \quad (5)$$

式中  $\omega_{\max}, \omega_{\min}$ ——惯性权重因子最大值和最小值,一般取值为 0.9 和 0.4

#### 1.1.3 早熟判断机制及解决策略

基本粒子群算法进行优化搜索时,容易陷入局部最优状态,出现算法早熟现象。根据文献<sup>[20]</sup>,可用适应度方差  $\sigma^2$  进行粒子群算法早熟判断。

$$\sigma^2 = \sum_{i=1}^N \left( \frac{f_i - f_{avg}}{f} \right)^2 \leq [\sigma^2] \quad (6)$$

其中  $f = \max(1, \max(\text{abs}(f_i - f_{avg})))$

$$f_{avg} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N f_i$$

式中  $f_i$ ——第  $i$  个粒子当代适应度函数值

$f_{avg}$ ——基于粒子群体规模的粒子参考适应度函数值

$[\sigma^2]$ ——早熟判断阈值

若  $\sigma^2 \leq [\sigma^2]$  时, 粒子群算法处于停滞状态, 具有早熟现象,  $\sigma^2$  越小, 粒子群越集中于局部最优位置, 难于进行全局优化搜索。

满足式(6)时, 需给粒子群算法一个扰动机制, 使算法跳出停滞状态, 对优化搜索空间进行再次搜索, 寻找全局最优位置。基于混沌特性, 采用式(1)立方映射进行混沌决策策略。首先按式(1)随机产生一个满足粒子维度的混沌序列, 经  $m-1$  次算法迭代, 产生  $m$  个混沌序列, 为提高混沌序列遍历性, 混沌序列组维数一般取  $0.6N$ 。按式(2)将混沌序列每维的数值转换为粒子群算法粒子每维的决策变量值, 产生  $m$  个新粒子。用适应度函数评估新粒子, 找出  $m$  个新粒子中适应度值最优的粒子, 随机替换原粒子群中某个粒子, 替换后进行下次算法迭代更新。

## 1.2 改进算法结构

改进混沌粒子群算法步骤如下:

(1) 设定算法结构参数, 群体规模  $N$ , 惯性权重因子最大最小值  $\omega_{max}$ 、 $\omega_{min}$ , 算法迭代次数  $T$ , 早熟判断阈值  $[\sigma^2]$ , 学习因子  $c_1$ 、 $c_2$ 。

(2) 按式(1)初始化  $N$  个混沌序列, 按式(2)转换为算法粒子维度决策变量值, 初始化粒子速度, 评估粒子适应度, 设定各个粒子初始历史最优位置  $P_{ib}$ , 找到初始全局最优位置粒子  $G_b$ 。

(3) 按式(5)更新算法惯性权重因子, 按式(3)和式(4)更新粒子位置和速度, 计算更新后粒子的适应度值, 更新  $P_{ib}$ 、 $G_b$ , 按式(6)计算粒子群适应度方差  $\sigma^2$ , 进行早熟判断, 若算法已处于早熟停滞状态, 则执行步骤(4), 反之执行步骤(5)。

(4) 按式(1)和式(2)重新产生  $m$  个新粒子, 评估新粒子群适应度值, 找出位置最优粒子, 随机替换原算法某个粒子, 执行步骤(5)。

(5) 判断算法当前迭代数是否已达到最大迭代数或是否最优值符合优化条件, 则结束优化算法, 输出  $G_b$  和相对应的适应度值, 反之执行步骤(3)。

改进混沌粒子群算法结构如图1所示。

## 2 改进混沌粒子群算法在 Ahut - Delta 并联机构尺度综合中的应用

根据三平动模型, 利用改进混沌粒子群算法对

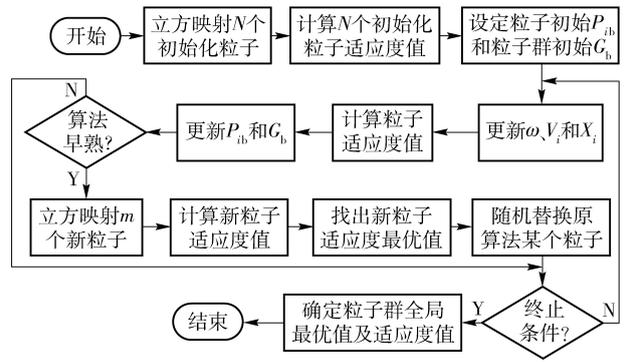


图1 改进混沌粒子群算法结构

Fig. 1 Structure of improved chaotic particle swarm algorithm

其尺度进行优化, 获得一组最优尺度解。在解空间中, 各维度空间里随机初始化一组粒子群, 在约束条件下, 根据适应度函数不断更新迭代, 最终设计变量收敛到解空间中的最优解。

## 2.1 运动学模型建立

如图2所示, 以安徽工业大学发明的 Ahut - Delta 并联机构为研究对象。该机构由静平台、动平台和连接动静平台的三支相同的运动支链组成。主动臂与静平台, 主动臂与称架, 称架与从动臂, 从动臂与动平台均采用转动副连接。其中, 由于机构约束, 称架一端与静平台始终保持  $30^\circ$  夹角。三支相同支链约束动平台仅做三维平动。Ahut - Delta 并联机构的机构简图如图3所示。



图2 Ahut - Delta 并联机构

Fig. 2 Ahut - Delta parallel mechanism

在静平台中心处建立坐标系  $oxyz$ , 动平台质心  $o'$  在  $oxyz$  可表示为

$$\mathbf{r} = \mathbf{e}_i + l_1 \mathbf{u}_i + l_3 \mathbf{e}_i + l_2 \mathbf{w}_i \quad (7)$$

其中  $\mathbf{e}_i = e (\cos \beta_i \quad \sin \beta_i \quad 0)^T \quad (i = 1, 2, 3)$

$$\mathbf{u}_i = (\cos \beta_i \cos \theta_i \quad \sin \beta_i \cos \theta_i \quad -\sin \theta_i)^T$$

$$\mathbf{e}_i = \left( \cos \beta_i \cos \frac{\pi}{6} \quad \sin \beta_i \cos \frac{\pi}{6} \quad -\sin \frac{\pi}{6} \right)^T$$

$$\beta_i = \frac{(4i-5)\pi}{6} \quad (i = 1, 2, 3)$$

式中  $e$ ——机构静动平台半径之差

$\beta_i$ ——主动臂安装位置角度

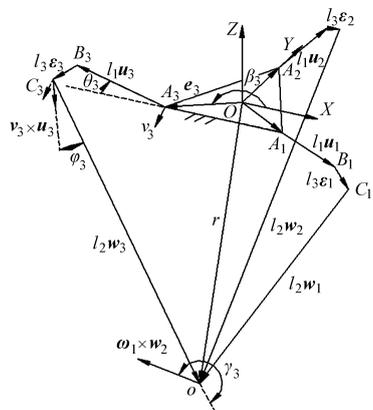


图 3 Ahut - Delta 机构简图

Fig. 3 Ahut - Delta mechanism sketch

$l_1, l_2, l_3, \mathbf{u}_i, \mathbf{w}_i, \mathbf{e}_i$ ——机构中主动臂、从动臂、称架的杆长和相应的单位矢量

$\theta_i$ ——主动臂驱动转角

根据 Delta 并联机构装配模式,可得

$$\theta_i = 2 \arctan \frac{-A_i - \sqrt{A_i^2 - C_i^2 + B_i^2}}{C_i - B_i} \quad (8)$$

其中

$$A_i = 2l_1(\mathbf{r} - \mathbf{c}_i)^T \mathbf{E}_3$$

$$B_i = -2l_1(\mathbf{r} - \mathbf{c}_i)^T (\mathbf{E}_1 \cos \beta_i + \mathbf{E}_2 \sin \beta_i)$$

$$C_i = (\mathbf{r} - \mathbf{c}_i)^T (\mathbf{r} - \mathbf{c}_i) + l_1^2 - l_2^2$$

$$\mathbf{c}_i = \mathbf{e}_i + l_3 \mathbf{e}_i$$

式中  $\mathbf{E}_1, \mathbf{E}_2, \mathbf{E}_3$ ——坐标系  $oxyz$  的  $x$  轴、 $y$  轴、 $z$  轴方向的单位矢量

由式(7)和式(8)可得

$$\mathbf{w}_i = (\mathbf{r} - \mathbf{c}_i - l_1 \mathbf{u}_i) / 6 \quad (9)$$

在式(7)两边对时间求导数,可得

$$\mathbf{v} = l_1 \dot{\theta}_i (\mathbf{v}_i \times \mathbf{u}_i) + l_2 \boldsymbol{\omega}_i \times \mathbf{w}_i \quad (10)$$

其中

$$\mathbf{v}_i = (-\sin \beta_i \quad \cos \beta_i \quad 0)^T$$

式中  $\mathbf{v}$ ——动平台质心  $o'$  速度矢量

$\dot{\theta}_i$ ——主动臂  $i$  角速度矢量

$\boldsymbol{\omega}_i$ ——从动臂  $i$  角速度矢量

$\mathbf{v}_i$ ——垂直于  $\mathbf{u}_i$  和  $\mathbf{e}_i$  所在平面的单位矢量

将  $\mathbf{w}_i^T$  分别点乘式(10)两边,可得

$$\dot{\theta}_i = \mathbf{J} \mathbf{v} \quad (11)$$

$$\mathbf{J} = \frac{\mathbf{w}_i^T}{l_1 \mathbf{w}_i^T (\mathbf{v}_i \times \mathbf{u}_i)} \quad (12)$$

式中  $\mathbf{J}$ ——Ahut - Delta 并联机构雅可比矩阵

## 2.2 设计变量确定

如图 4 所示, Ahut - Delta 并联机构在圆柱型工作空间  $W_i$  上,  $\phi D \times h$ , 进行拾取操作, 其中, 工作空间上表面距坐标系  $oxyz$  距离为

$$H = l_2 - l_1 \sin \theta_u + l_3 \sin(\pi/6) \quad (13)$$

式中  $\theta_u$ ——主动臂上极限角

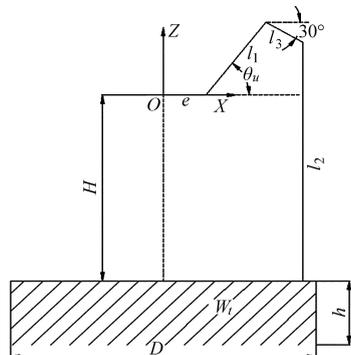


图 4 Ahut - Delta 操作空间

Fig. 4 Work space of Ahut - Delta

根据式(7)、式(12)和式(13)可确定 Ahut - Delta 并联机构尺度变量为  $l_1, l_2, l_3$  和  $\theta_u$ , 所以改进混沌粒子群算法中每个粒子的维度变量分别是  $l_1, l_2, l_3$  和  $\theta_u$ , 即

$$\mathbf{X}_i = (l_1, l_2, l_3, \theta_u) \quad (i = 1, 2, \dots, N) \quad (14)$$

## 2.3 适应度函数确定

雅可比矩阵在并联机构尺度综合中是各种性能评价指标的基础。雅可比矩阵与机构的位形有关, 在不同位形处, 雅可比矩阵亦不相同。同时, 雅可比矩阵还与机构的尺度有关, 在同一位形处, 机构尺度不同, 其雅可比矩阵也不同。

采用运动学性能评价指标对 Ahut - Delta 并联机构进行尺度综合, 其中, 雅可比矩阵条件数被认为是较为恰当的局域操作性能指标<sup>[21-23]</sup>。其公式如下

$$\kappa = \frac{\sqrt{\lambda_{\max}(\mathbf{J}^T \mathbf{J})}}{\sqrt{\lambda_{\min}(\mathbf{J}^T \mathbf{J})}} \quad (15)$$

式中  $\lambda_{\max}(\mathbf{J}^T \mathbf{J}), \lambda_{\min}(\mathbf{J}^T \mathbf{J})$ ——雅可比矩阵  $\mathbf{J}$  最大奇异值和最小奇异值

因  $\kappa$  与位形有关, 故采用  $\bar{\eta}$  作为全域均值条件数指标, 即

$$\bar{\eta} = \frac{\int_{W_i} \kappa dW_i}{\int_{W_i} dW_i} \quad (16)$$

考虑到工作空间边界处的条件数相对于其他位形处条件数变化较大, 故还需采用另一种有关条件数波动程度的性能评价指标, 即全域波动量指标

$$\tilde{\eta} = \frac{\max(\kappa)}{\min(\kappa)} \quad (17)$$

式中  $\max(\kappa), \min(\kappa)$ ——工作空间中条件数最大值和最小值

综合式(16)和式(17), 构建 Ahut - Delta 并联机构在工作空间  $W_i$  全域综合性能评价指标, 即

$$\eta = \sqrt{\tilde{\eta}^2 + (\xi \tilde{\eta})^2} \quad (18)$$

考虑到全域积分复杂性,式(18)采用式(19)等效代替,即

$$\eta = \sqrt{L_1^2 + (\xi L_2)^2} \quad (19)$$

$$\text{其中 } L_1 = \frac{1}{M_W N_W P_W} \sum_1^{M_W} \sum_1^{N_W} \sum_1^{P_W} \kappa_{m_w n_w p_w}$$

$$L_2 = \frac{\max(\kappa_{m_w n_w p_w})}{\min(\kappa_{m_w n_w p_w})}$$

式中  $\kappa_{m_w n_w p_w}$ ——被划分  $(M_W - 1)(N_W - 1)(P_W - 1)$  等份后工作空间每个等份点处条件数

$\xi$ —— $L_2$  权重,一般取 1

因此,在给定的工作空间  $W_i$  下,找出一组最优结构尺度使  $\eta$  值最小,Ahut - Delta 并联机构就能获得良好的运动性能。所以,式(19)根据改进混沌粒子群算法可转换为评价粒子位置的适应度函数,即

$$f_i(\mathbf{X}_i(l_1, l_2, l_3, \theta_u)) = \sqrt{L_1^2 + L_2^2} \quad (20)$$

算法在符合约束条件的前提下,应使适应度函数数值最小。

## 2.4 约束条件确定

在基本粒子群算法中,为避免粒子位置在迭代过程中超出搜索区域,需根据约束条件对粒子  $X_i$  的每个维度变量进行位置限定。

### 2.4.1 几何约束

避免粒子在算法优化过程中位置溢出,故结合本文给定的操作空间  $W_i$ ,设定 Ahut - Delta 并联机构决策变量  $l_1, l_2, l_3, \theta_u$  的搜索空间,即

$$l_{1\min} \leq l_1 \leq l_{1\max} \quad l_{2\min} \leq l_2 \leq l_{2\max}$$

$$l_{3\min} \leq l_3 \leq l_{3\max} \quad \theta_{u\min} \leq \theta_u \leq \theta_{u\max}$$

此外,并联机构可达空间与机构尺寸有关,操作空间须设立在机构可达空间范围内,否则并联机构不能达到操作空间所有位置点,可用

$$\Delta = A_i^2 - C_i^2 + B_i^2 \geq 0 \quad (21)$$

进行判断。若  $\Delta < 0$ ,则 Ahut - Delta 可达空间不包含其操作空间,不能够实现全操作空间拾取作业。

### 2.4.2 传动角约束

传动角在机械设计中常用于表征机械结构传递运动和力的特性,与机械机构操作性能息息相关。结合图 3,定义 2 种并联机构传动角,链内传动角  $\varphi_i$  和链间传动角  $\gamma_i$ ,即

$$\varphi_i = \frac{\pi}{2} - \arccos(\mathbf{w}_i^T(\mathbf{v}_i \times \mathbf{u}_i)) \quad (i=1,2,3) \quad (22)$$

$$\gamma_1 = \frac{\pi}{2} - \arccos \frac{\mathbf{w}_1^T(\mathbf{w}_3 \times \mathbf{w}_2)}{\text{abs}(\mathbf{w}_3 \times \mathbf{w}_2)} \quad (23)$$

$$\gamma_2 = \frac{\pi}{2} - \arccos \frac{\mathbf{w}_2^T(\mathbf{w}_1 \times \mathbf{w}_3)}{\text{abs}(\mathbf{w}_1 \times \mathbf{w}_3)} \quad (24)$$

$$\gamma_3 = \frac{\pi}{2} - \arccos \frac{\mathbf{w}_3^T(\mathbf{w}_2 \times \mathbf{w}_1)}{\text{abs}(\mathbf{w}_2 \times \mathbf{w}_1)} \quad (25)$$

根据文献[24]可知, $\varphi_i$  和  $\gamma_i$  与雅可比矩阵  $J$  全域最大奇异值边界和全域最小奇异值边界相关,而全域奇异值边界难以选择,故本文采用用传动角约束代替常用的速度约束,精度约束和刚度约束等对机构进行约束,即

$$\max(\varphi_i) \leq [\varphi] \quad \max(\gamma_i) \leq [\gamma] \quad (i=1,2,3)$$

式中  $[\varphi]$ ——链内传动角允许值

$[\gamma]$ ——链间传动角允许值

## 3 优化过程

设计的 Ahut - Delta 并联机构尺度综合采用基本粒子群算法和改进混沌粒子群算法分别进行优化。设定并联机构工作空间  $W_i$  为直径  $D = 880 \text{ mm}$ ,高度  $h = 200 \text{ mm}$ ,静动平台半径差  $e = 150 \text{ mm}$ 。设定粒子  $l_1, l_2, l_3, \theta_u$  等维度决策变量搜索空间: $l_1 \in [240 \text{ mm}, 350 \text{ mm}]$ , $l_2 \in [850 \text{ mm}, 1200 \text{ mm}]$ , $l_3 \in [50 \text{ mm}, 150 \text{ mm}]$ , $\theta_u \in [52^\circ, 64^\circ]$ 。

设定改进混沌粒子群算法结构参数及约束参数为: $N = 40$ , $\omega_{\max} = 0.9$ , $\omega_{\min} = 0.4$ , $c_1 = c_2 = 1.8$ , $T = 120$ , $[\sigma^2] = 0.01$ , $[\varphi] = 45^\circ$ , $[\gamma] = 30^\circ$ 。

经基本粒子群算法和改进混沌粒子群算法优化前后所得的尺度参数见表 1,优化后适应度、各维度决策变量与进化代数的关系见图 5~14。

表 1 Ahut - Delta 并联机构尺度参数

Tab. 1 Scale parameters of Ahut - Delta parallel manipulator

优化变量	算法优化前	基本粒子群 算法优化后	改进混沌粒子 群算法优化后
$f$		2.595	2.483
$l_1/\text{mm}$	300	330	350
$l_2/\text{mm}$	865	850	908.691
$l_3/\text{mm}$	75	100	150
$\theta_u/(\circ)$	48	55.038	52.615

从图 5~14 看出,在机构参数符合约束条件下,主动臂长度有助于改善 Ahut - Delta 并联机构操作性能,两算法在算法初期已搜寻最优参数,对主动臂长度搜索能力相同,搜索速度较快,而对其他粒子决策变量搜索能力存在差异。基本粒子群算法对适应度、从动臂长度、称架长度和上极限角搜索最优值时,算法很快收敛,算法进入早熟停滞状态,而改进混沌粒子群算法在第 40 次迭代时才对适应度、从动臂长度、称架长度和上极限角搜索性能最优值,相对

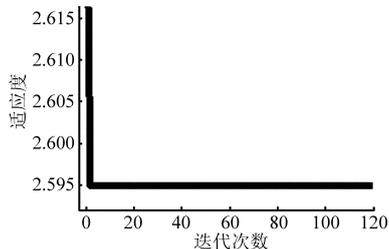


图 5 基本粒子群算法适应度与代数关系

Fig. 5 Curve between fitness function and evolutionary generations in basic particle group algorithm

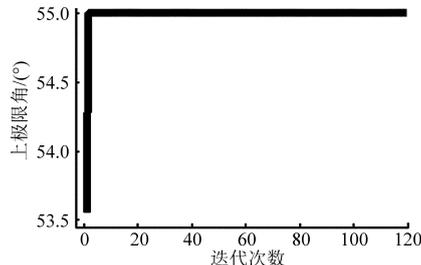


图 9 基本粒子群算法上极限角与代数关系

Fig. 9 Curve between upper angle and evolutionary generation in basic particle group algorithm

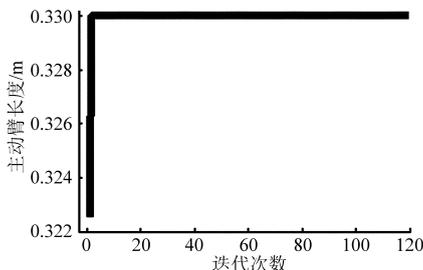


图 6 基本粒子群算法主动臂长度与代数关系

Fig. 6 Curve between driving arm length and evolutionary generation in basic particle group algorithm

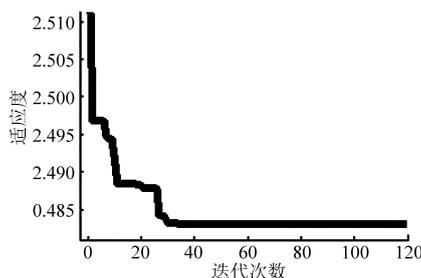


图 10 改进混沌粒子群算法适应度与代数关系

Fig. 10 Curve between fitness function and evolutionary generations in improved chaotic particle swarm algorithm

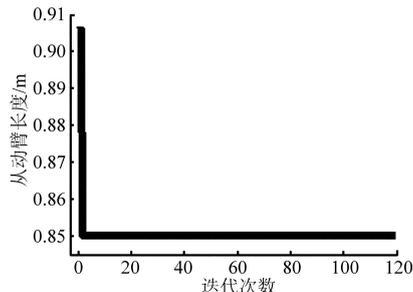


图 7 基本粒子群算法从动臂长度与代数关系

Fig. 7 Curve between slave arm length and evolutionary generation in basic particle group algorithm

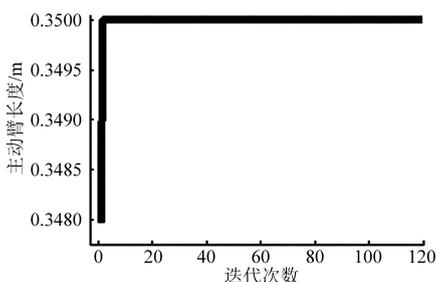


图 11 改进混沌粒子群算法主动臂长度与代数关系

Fig. 11 Curve between driving arm length and evolutionary generation in improved chaotic particle swarm algorithm

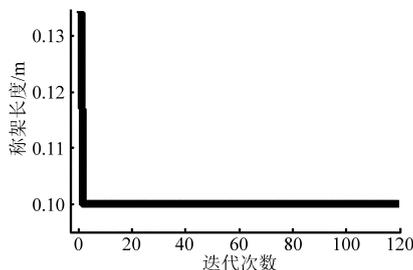


图 8 基本粒子群算法称架长度与代数关系

Fig. 8 Curve between link arm length and evolutionary generation in basic particle group algorithm

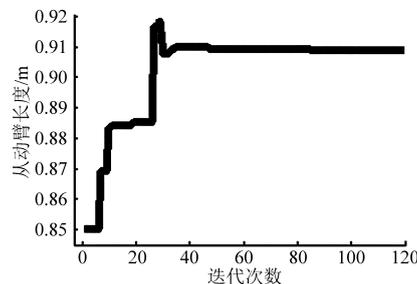


图 12 改进混沌粒子群算法从动臂长度与代数关系

Fig. 12 Curve between slave arm length and evolutionary generation in improved chaotic particle swarm algorithm

基本粒子群算法,改进混沌粒子群算法在第 40 代之前仍保持搜索能力,显然,改进混沌粒子群算法中的混沌扰动作用对优化至关重要,有效避免了算法早熟及提供算法跳出局部位置最优解的动力,相对基本粒子群算法具有优越性。因此,采用改进混沌粒子群算法优化后的尺度参数,并对其进行圆整为: $l_1 = 350 \text{ mm}, l_2 = 910 \text{ mm}, l_3 = 150 \text{ mm}, \theta_u = 53^\circ$ 。

式(15)表明 Ahut - Delta 并联机器人的雅可比矩阵条件数总是大于 1,而雅可比矩阵条件数越接近于 1,其工作性能越好<sup>[6]</sup>。利用上述尺度变量圆整后参数与优化前参数描述 Ahut - Delta 并联机构在工作空间的条件数分布规律,分析工作空间的运动性能,如图 15、16 所示。显然,Ahut - Delta 并联机构在工作空间每个位形上优化后的条件数均小于

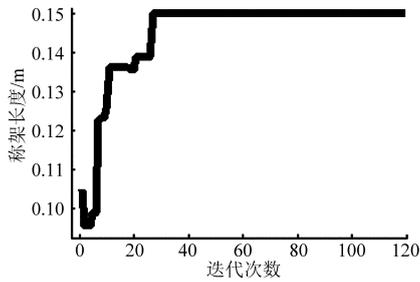


图13 改进混沌粒子群算法称架长度与代数关系

Fig. 13 Curve between link arm length and evolutionary generation in improved chaotic particle swarm algorithm

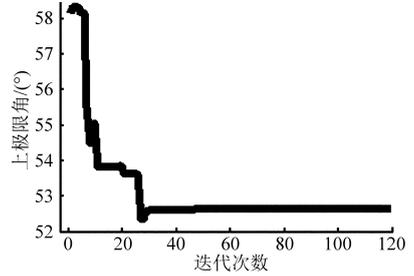


图14 改进混沌粒子群算法上极限角与代数关系

Fig. 14 Curve between upper angle and evolutionary generation in improved chaotic particle swarm algorithm

优化前的条件数,且优化后条件数整体分布比优化前条件数分布更平缓,所以优化后运动性能明显优于优化前的运动性能。同时,在工作空间中,条件数在下表面层、中间表面层、上表面层逐渐减小,即机

构的操作性能从下往上逐渐上升,因此,Ahut - Delta 并联机构的末端执行器在工作空间的中上部分进行高速拾取操作。根据本文的优化算法设计的物理样机,在实际工作中运动性能已达到设定要求。

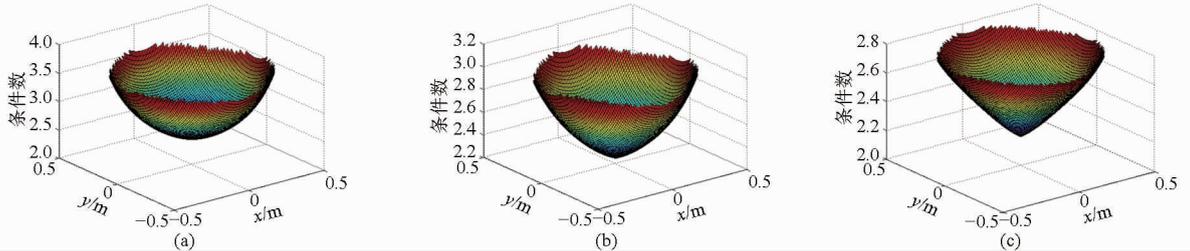


图15 优化前各表面层条件数

Fig. 15 Surface condition number before optimization

(a) 下表面层 (b) 中间表面层 (c) 上表面层

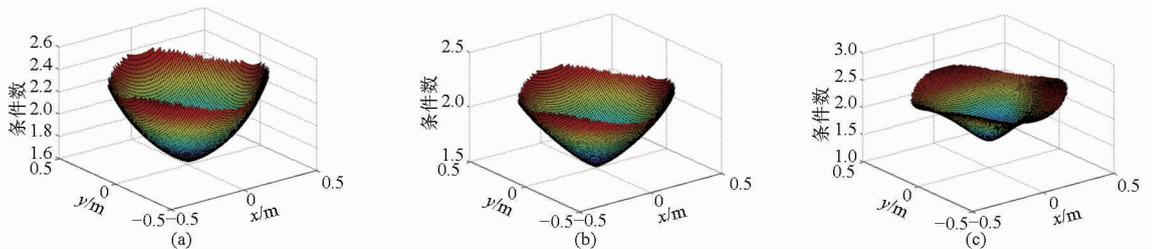


图16 优化后各表面层条件数

Fig. 16 Surface condition number after optimization

(a) 下表面层 (b) 中间表面层 (c) 上表面层

## 4 结论

(1) 提出的改进混沌粒子群算法首先采用混沌立方映射对粒子群进行初始化,然后采用指数性惯性权重因子调整法,最后采用早熟判断机制,进行混沌扰动。因此该算法相对传统粒子群算法具有较高收敛精度和精确度。

(2) 以 Ahut - Delta 并联机构优化的尺度变量转换为粒子算法的维度决策变量,以机构的雅可比矩阵的全域均值条件数和全域波动量构建全域综合

性能评价指标,并且要满足其几何条件约束、传动角约束,据此转换为改进混沌粒子群算法的适应度函数,评价算法中每个粒子,经过迭代更新,最终得到适应度最优粒子。

(3) 通过传统粒子群算法和改进混沌粒子群算法分别进行优化分析,证明了以改进混沌粒子群算法能够有效避免早熟和跳出局部最优状态。通过采用改进混沌粒子群算法优化后和优化前的尺度参数进行仿真分析,证明了本文所提出的尺度综合方法的正确性和优越性,提高了机构的整体运动性能。

## 参考文献

- 孙小勇,郑彬,鲍捷,等. 高速6-PSS并联机器人参数优化设计[J]. 农业机械学报,2015,46(5):372-378.  
Sun Xiaoyong, Zheng Bin, Bao Jie, et al. Parameter optimization design of high speed 6-PSS parallel robot[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015,46(5):372-378. (in Chinese)

- 2 李铁民,郑浩峻,汪劲松,等. 并联机床不同位形下的运动精度评价指标[J]. 机械工程学报,2002,38(9):101-105.  
Li Tiemin, Zheng Haojun, Wang Jinsong, et al. Precision measures for various configurations of parallel kinematic machine tools [J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2002, 38(9): 101-105. (in Chinese)
- 3 Gosselin C, Angeles J. A global performance index for the kinematic optimization of robotic manipulators [J]. ASME Journal of Mechanical Design, 1991,113(3):220-226.
- 4 陈修龙,孙先洋,邓昱. 5自由度空间并联机构运动学优化设计[J]. 农业机械学报,2014,45(6):303-307.  
Chen Xiulong, Sun Xianyang, Deng Yu. Kinematics optimum design of 5-DOF spatial parallel mechanism[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2014, 45(6): 303-307. (in Chinese)
- 5 张立杰,郭菲,李永泉,等. 基于运动学分配性能的并联机构优化设计[J]. 农业机械学报,2015,46(4):365-371.  
Zhang Lijie, Guo Fei, Li Yongquan, et al. Optimum design of parallel mechanism based on kinematics distribution performance [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(4): 365-371. (in Chinese)
- 6 宫亦坤,蓝黎恩. 基于运动学的 Delta 机器人优化设计[J]. 现代制造工程,2013(5):34-37.  
Gong Chikun, Lan Lien. Optimization design of Delta parallel robot based on the kinematics [J]. Modern Manufacturing Engineering,2013(5):34-37. (in Chinese)
- 7 汪满新,黄田. 面对称3-SPR 并联机构的运动学分析与尺度综合[J]. 机械工程学报,2013,49(15):22-27.  
Wang Manxin, Huang Tian. Kinematics analysis and dimensional synthesis of a plane symmetric 3-SPR parallel manipulator[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2013,49(15): 22-27. (in Chinese)
- 8 Colomi A, Dorigo M, Maniezzo V. Distributed optimization by ant colonies[C]//Proceedings of the First European Conference on Artificial life, 1991:134-142.
- 9 Dorigo M. Optimization, learning and natural algorithms[D]. Milano: Politecnico di Milano,1999.
- 10 Kennedy J, Eberhart R C. Particle swarm optimization[C]// Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks, 1995:1942-1948.
- 11 Panta L, Dusan T. Computing with bees: attacking complex transportation engineering problems[J]. International Journal on Artificial Intelligence Tools,2003, 12(3):375-394.
- 12 胡晓雄,贾育秦. 基于改进粒子群算法的3RRR 并联机器人的优化设计[J]. 机械传动,2013,37(6):47-49.  
Hu Xiaoxiong, Jia Yuqin. Optimization design of 3RRR parallel robot based on improved particle swarm algorithm[J]. Journal of Mechanical Transmission,2013, 37(6):47-49. (in Chinese)
- 13 杨鹏,梁利华,李国斌. 改进蚁群算法在并联六自由度平台优化设计中的应用[J]. 哈尔滨工程大学学报,2007,28(11):1236-1241.  
Yang Peng, Liang Lihua, Li Guobin. Application of an improved ant colony algorithm to optimal design of the parallel 6-DOF platform[J]. Journal of Harbin Engineering University, 2007, 28(11): 1236-1241. (in Chinese)
- 14 王亚辉,唐明奇. 多邻域链式结构的多目标粒子群优化算法[J]. 农业机械学报,2015,46(1):365-372.  
Wang Yahui, Tang Mingqi. Optimization of multi-objective particle swarm algorithm based on multi-neighborhood cycle-chain structure[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(1): 365-372. (in Chinese)
- 15 张良安. 一种含有近架平行四边形-远架并列杆的三平动自由度机器人机构:中国,201320113723.3[P]. 2013-03-13.  
Zhang Liang'an. A 3-DOF robot with nearly parallelogram-far parallel rod; CN, 201320113723.3[P]. 2013-03-13. (in Chinese)
- 16 赵志刚,常成. 自适应混沌粒子群优化算法[J]. 计算机工程,2011,37(15):128-130.  
Zhao Zhigang, Chang Cheng. Adaptive chaos particle swarm optimization algorithm[J]. Computer Engineering, 2011, 37(15): 128-130. (in Chinese)
- 17 周燕,刘培玉,赵静,等. 基于自适应惯性权重的混沌粒子群算法[J]. 山东大学学报,2012,47(3):27-32.  
Zhou Yan, Liu Peiyu, Zhao Jing, et al. Chaos particle swarm optimization based on the adaptive inertia weight[J]. Journal of Shandong University, 2012, 47(3): 27-32. (in Chinese)
- 18 孙晓强,陈龙,汪少华,等. 2级串联式 ISD 悬架非线性建模与参数优化[J]. 农业机械学报,2014,45(6):7-13.  
Sun Xiaoqiang, Chen Long, Wang Shaohua, et al. Nonlinear modeling and parameter optimization of two-stage series-connected ISD suspension[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2014, 45(6): 7-13. (in Chinese)
- 19 安晓会,高岳林. 混合变异算子的自适应粒子群优化算法[J]. 计算机应用,2008,28(增刊1):28-30.  
An Xiaohui, Gao Yuelin. Adaptive particle swarm algorithm with hybrid mutation operator[J]. Journal of Computer Applications, 2008, 28(Supp.1): 28-30. (in Chinese)
- 20 吕振肃,侯志荣. 自适应变异的粒子群优化算法[J]. 电子学报,2004,32(3):416-420.  
Lü Zhensu, Hou Zhirong. Particle swarm optimization with adaptive mutation[J]. Acta Electronica Sinica, 2004, 32(3): 416-420. (in Chinese)
- 21 Gosselin C M. Dexterity indices for planar and spatial robotic manipulators[C]//1990 IEEE International Conference Robotics and Automation,1990,1:650-655.
- 22 Huang T, Whitehouse D J, Wang J. The local dexterity, optimal architecture and design criteria of parallel machine tools[J]. CIRP Annals-Manufacturing Technology,1998,47(1):346-350.
- 23 Merlet J P. The need for a systematic methodology for evaluation and optimal design of parallel manipulators[C]//The 3rd Chemnitz Parallel Kinematic Seminar, 2002:49-62.
- 24 张利敏. 基于动力学指标的 Delta 高速并联机械手集成优化设计方法研究[D]. 天津:天津大学,2011.  
Zhang Limin. Integrated optimal design of Delta robot using dynamic performance indices[D]. Tianjin: Tianjin University, 2011. (in Chinese)