

文章编号 2095-1531(2020)06-1314-10

## 光电精跟踪系统的改进差分进化算法研究

董全睿<sup>1</sup>, 陈涛<sup>1\*</sup>, 高世杰<sup>1</sup>, 刘永凯<sup>1,2</sup>, 张建强<sup>1,2</sup>, 吴昊<sup>1</sup>  
(1. 中国科学院长春光学精密机械与物理研究所, 长春 130033;  
2. 中国科学院大学, 北京 100049)

**摘要:**针对激光通信精跟踪系统, 提出一种基于改进差分进化算法的辨识方法。首先, 介绍了标准差分进化算法的基本原理和算法流程, 基于此提出一种改进的差分进化算法, 并对算法中的参数进行优化; 其次, 通过扫频信号激励精跟踪系统分析被控对象的动态特性, 同时采集 CCD 相机的位置反馈信息; 最后, 根据实验数据采用差分进化算法对系统进行辨识, 获得精跟踪系统的控制模型。实验结果表明: 采用改进差分进化算法后, 辨识方法的收敛速度更快, 辨识结果准确, 该方法在光电跟踪领域有一定工程价值。

**关键词:**激光通信; 差分进化; 模型辨识; 精跟踪系统

中图分类号: TP13 文献标志码: A doi: 10.37188/CO.2020-0021

## Identification of opto-electronic fine tracking systems based on an improved differential evolution algorithm

DONG Quan-rui<sup>1</sup>, CHEN Tao<sup>1\*</sup>, GAO Shi-jie<sup>1</sup>, LIU Yong-kai<sup>1,2</sup>, ZHANG Jian-qiang<sup>1,2</sup>, WU Hao<sup>1</sup>

(1. *Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033, China;*

2. *University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)*

\* *Corresponding author, E-mail: chent@ciomp.ac.cn*

**Abstract:** In this paper, an identification method based on an improved differential evolution algorithm is proposed for laser communication fine tracking systems. Firstly, the basic principle and calculation steps of the traditional differential evolution algorithm are introduced. Based on this, an improved algorithm is proposed, and the algorithm's parameters are optimized. Then, the dynamic characteristics of a controlled object in the fine tracking system are simulated by a sweep signal, and the positional feed back information of the camera is collected. Finally, based on the experimental data, the differential evolution algorithm is used to identify the system, and the control model of the fine tracking system is obtained. The experimental results

收稿日期: 2020-02-11; 修订日期: 2020-03-25

基金项目: 国家重点研发计划资助项目 (No. 2016YFB0500100); 长光复旦联合基金 (No. Y8O732E); 民用航天预研项目 (No. D04010)

Supported by National Key R & D Program of China (No. 2016YFB0500100); Fudan University-CIOMP Joint Fund (No. Y8O732E); Civil Aerospace Pre-research Project (No. D04010)

show that the improved differential evolution algorithm has faster convergence speed and accurate identification results. In general, this method has engineering value in the field of optoelectronic tracking.

**Key words:** laser communication; differential evolution algorithm; model identification; fine tracking system

## 1 引言

在自由空间激光通信系统中,一般采取粗跟踪系统与精跟踪系统相结合的复合轴跟踪技术。光电精跟踪系统能够有效补偿粗跟踪系统的残余误差,此外,由于执行元件——快速反射镜具有带宽高的优点,使得精跟踪系统能够抑制高频抖动。系统的跟踪精度取决于精跟踪系统的误差<sup>[1]</sup>。传统的扫频方法需要在每个频率点进行采样,而精跟踪系统的频带较宽,如果每个频率点逐一采样,会使得实验周期变长,而且采用扫频方法计算时也需要大量的数据。而改进的差分进化算法在获取数据时只需要一组频率逐渐增大的正弦激励信号的反馈信号,相比于扫频方法,其缩短了实验周期,并且辨识的结果也更准确。因此,选用合适的辨识方法建立准确的精跟踪系统模型,并以此来设计系统控制器参数,对于提高系统的跟踪精度有着十分重要的作用。

依靠实验输入输出数据来确定辨识对象的数学模型的方法称为系统辨识。经典的辨识方法包括阶跃响应法<sup>[2]</sup>、脉冲响应法<sup>[3]</sup>、频率响应法<sup>[4]</sup>、相关分析法<sup>[5]</sup>和最小二乘法<sup>[6]</sup>等。随着智能控制理论不断发展,国内外科研人员不断提出新的辨识方法,例如遗传算法<sup>[7]</sup>、粒子群优化算法<sup>[8]</sup>、神经网络辨识方法<sup>[9]</sup>和差分进化算法<sup>[10]</sup>等。其中,差分进化算法理论简单、参数较少并且易于在实际工程实现,在系统调度<sup>[11]</sup>、自动控制<sup>[12]</sup>和深度学习<sup>[13]</sup>等领域有广泛应用。但是,传统差分进化算法容易陷入早熟收敛的问题,因此,很多学者提出了改进方法:文献[14]提出根据种群的适应度更新变异因子F的差分进化算法;文献[15]提出一种新型的变异策略,三角形变异方式,相比于传统的变异方式,这种变异方式更有竞争力;文献[16]则将差分进化种群分成多个子种群,各个子种群间信息可互相交换,从而实现互补。为了提高算

法的全局搜索能力,加快收敛速度,本文提出一种基于Logistic自适应差分进化算法。

本文针对某一桌面精跟踪实验系统,提出一种自适应差分进化算法,对系统进行模型辨识。文中讨论了传统差分进化算法和改进差分进化算法的理论基础;并且结合辨识方法给出了激励信号形式和数据采集方式;最后结合两种方法应用于实际系统中,证明了改进差分进化算法的快速收敛性和有效性。

## 2 自适应差分进化算法辨识原理

### 2.1 标准差分进化算法

差分进化算法(Differential Evolution, DE)是根据自然界“优胜劣汰、适者生存”的准则而形成的一种随机搜索算法,是一种新兴的智能优化技术。其保留了基于种群的全局搜索策略,运用实数编码、基于差分的简单变异操作和一对一的竞争生存策略,降低传统遗传算法操作的复杂性,差分进化算法还具有记忆能力,可以动态跟踪当前搜索情况,具有较强的全局收敛能力和鲁棒性。鉴于其简单易用且具有优秀的全局搜索能力,使得差分进化算法成为科研人员的研究热点。差分进化算法的基本流程如下:

#### (1)种群初始化

在  $n$  维解空间内随机初始化种群:

$$\mathbf{x}_{ij}(0) = \text{rand}_{ij}(0, 1) \times (\mathbf{x}_{ij}^u - \mathbf{x}_{ij}^l) + \mathbf{x}_{ij}^l, \quad (1)$$

其中,  $\mathbf{x}_{ij}(0)$  为第  $i$  个第  $j$  维个体的初值,  $\text{rand}(0, 1)$  为  $[0, 1]$  区间的随机数,  $\mathbf{x}_{ij}^u$  和  $\mathbf{x}_{ij}^l$  分别为个体的上界取值和下界取值。

#### (2)变异操作

变异操作是差分进化算法的核心,可以在种群中产生更多的优良个体。在种群中随机选择3个个体  $\mathbf{x}_{p_1}$ ,  $\mathbf{x}_{p_2}$  和  $\mathbf{x}_{p_3}$ , 且  $p_1 \neq p_2 \neq p_3$ , 则变异的基本操作为:

$$\mathbf{v}_{ij}(t+1) = \mathbf{x}_{p_{1j}}(t) + F \times (\mathbf{x}_{p_{2j}}(t) - \mathbf{x}_{p_{3j}}(t)), \quad (2)$$

如果无局部优化问题,则变异操作可写为另一种形式:

$$\mathbf{v}_{ij}(t+1) = \mathbf{x}_{\text{best}}(t) + F \times (\mathbf{x}_{p_{2j}}(t) - \mathbf{x}_{p_{3j}}(t)), \quad (3)$$

其中,  $\mathbf{x}_{p_{2j}}(t) - \mathbf{x}_{p_{3j}}(t)$  为差分向量,  $F$  为变异因子,取值区间为  $[0, 1]$ 。式(2)参考了当前种群最优个体信息且具有记忆能力,故可跟踪当前搜索情况,能够加快收敛速度。

### (3) 交叉操作

为了在种群中引入新个体,增加种群的多样性,需要进行交叉操作:

$$\mathbf{u}_{ij}(t+1) = \begin{cases} \mathbf{v}_{ij}(t+1), & \text{rand}(j) \leq CR \text{ 或 } j = k \\ \mathbf{x}_{ij}(t), & \text{rand}(j) \geq CR \text{ 且 } j \neq k \end{cases}, \quad (4)$$

其中,  $CR$  为交叉概率因子,  $\text{rand}(j)$  为  $[0, 1]$  区间的随机小数,  $k$  为解空间维数均匀分布的整数,确保至少有一维分量来自变异矢量  $\mathbf{v}_{ij}(t+1)$ 。

### (4) 选择操作

经过变异和交叉操作后,从新个体  $\mathbf{u}_i(t+1)$  和目标向量  $\mathbf{x}_i(t)$  中选择一个成为下一次迭代的个体。将二者分别带入评价函数进行比较,当新个体的适应度小于目标向量的适应度时,新个体将替换掉原来的  $\mathbf{x}_i(t)$ , 否则将继续保留  $\mathbf{x}_i(t)$  至下一次迭代过程。

$$\mathbf{x}_i(t+1) = \begin{cases} \mathbf{u}_i(t+1), & f(\mathbf{u}_i(t+1)) < f(\mathbf{x}_i(t)) \\ \mathbf{x}_i(t), & f(\mathbf{u}_i(t+1)) \geq f(\mathbf{x}_i(t)) \end{cases}. \quad (5)$$

## 2.2 基于 Logistic 自适应差分进化算法

由于差分进化算法具有随机性,可能会出现初始化的种群区域离最优解较远,这样一来会使得差分进化算法收敛速度下降,更有可能陷入局部极值。为了解决上述问题,本文选择斜帐篷 (Tent) 混沌映射函数对种群进行初始化,该函数可以从种群中单一个体出发,随机生成具有规律性、遍历性的种群,并且可以确保初始化种群遍历整个求解空间。此映射函数可在解空间内生成变量密度比较均匀的初始化种群,具体实施方法如下式所示:

$$\begin{aligned} \mathbf{x}_{1,j}(0) &= \text{rand}_{ij}(0, 1) \times (\mathbf{x}_{ij}^u - \mathbf{x}_{ij}^l) + \mathbf{x}_{ij}^l \\ \mathbf{x}_{i,j}(0) &= \begin{cases} \mathbf{x}_{(i-1),j}(0)/q, & \mathbf{x}_{(i-1),j}(0) \in [0, q) \\ ((1 - \mathbf{x}_{(i-1),j}(0))/(1-q)), & \mathbf{x}_{(i-1),j}(0) \in [q, 1] \end{cases}, i \in [1, 2, \dots, M] \end{aligned} \quad (6)$$

其中,  $q$  为  $[0, 1]$  区间的随机数。

此外,对于差分进化算法而言,控制种群多样性和收敛速度尤为重要,变异因子  $F$  是影响二者平衡的重要参数。变异因子  $F$  越大,个体越具有多样性,容易跳出局部极值,找到全局最优值,但其收敛速度会降低;变异因子  $F$  越小,群体的多样性降低,易于保持搜索局部最优值的稳定性。因此,在算法初期,变异因子  $F$  应该较大,随着迭代过程的进行越来越小。因此,本文选择 Logistic 模型作为自适应变异因子:

$$F(t) = \frac{F_{\min}}{1 + \left(\frac{F_{\min}}{F_{\max}} - 1\right) e^{-at}}, \quad (7)$$

其中,  $t$  为迭代次数,  $F_{\max}$  为变异因子  $F$  的最大值,  $F_{\min}$  为变异因子  $F$  的最小值。  $a$  为初始衰减率,通过改变  $a$  的值可调节  $F$  的下降速度,  $a$  越大,  $F$  的下降速度越快,反之,越慢。一般变异因子  $F$  的取值区间为  $[0.3, 0.6]$ 。

算法步骤及流程图如图 1 所示。

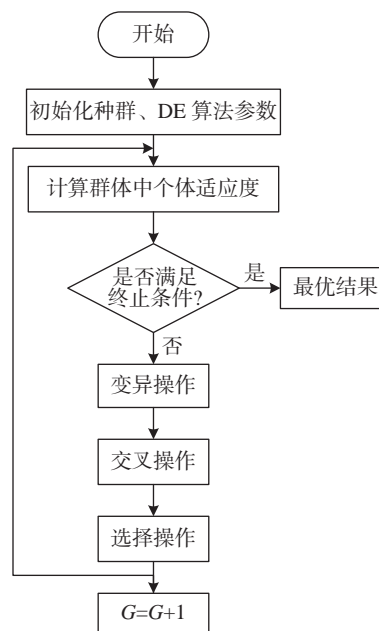


图 1 差分进化算法流程图

Fig. 1 Flowchart of differential evolution algorithm

### 3 仿真测试及分析

为了进一步验证本文提出的改进差分进化算法的有效性,本文选用6个具有代表性的典型Benchmark函数来测试算法的全局搜索能力、求解精度和收敛性能。Benchmark函数集是CEC(Congress on Evolutionary Computation)发布的通用标准化测试函数,可用来测试算法的求解能力。

用于测试的6个Benchmark函数的数学表达式如表1所示。每个Benchmark函数都有各自的

特点且类型各不相同,从而能比较全面地测试算法的全局最优问题。几种函数形式不同,作用也不同,例如:Sphere函数为单峰函数,主要用于测试局部寻优性能和精度;Rosenbrock函数是一个非凸函数,变量之间会互相影响,其全局最优解在一条狭长的抛物线谷底,一般很难收敛到全局最小解;Rastrigin函数在解空间内有多个局部极小值点,局部极小值点的多少与问题维数成正比,因此可用来测试算法的寻优能力;Ackley函数是一个多峰函数,局部极小值随着问题维数呈指数趋势增长,且与全局最优解距离较远。

表1 6个Benchmark函数  
Tab. 1 Six kinds of Benchmark test functions

函数	公式	最优解	取值范围
Sphere	$\sum_{i=1}^D x_i^2$	0	[-100, 100]
Quadric	$\sum_{i=1}^D \left( \sum_{j=1}^i x_j \right)^2$	0	[-100, 100]
Rosenbrock	$\sum_{i=1}^D \left[ 100(x_{i+1} - x_i)^2 + (1 - x_i)^2 \right]$	0	[-30, 30]
Rastrigin	$\sum_{i=1}^D [x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i) + 10]$	0	[-5.12, 5.12]
Griewank	$\frac{1}{4000} \sum_{i=1}^D x_i^2 - \prod_{i=1}^D \cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right) + 1$	0	[-600, 600]
Ackley	$-20 \exp\left(-0.2 \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^D x_i^2}\right) - \exp\left(\frac{1}{D} \sum_{i=1}^D \cos(2\pi x_i) + 20 + e\right)$	0	[-32, 32]

根据上述对6种Benchmark测试函数的分析,本文选择常用的PSO(粒子群算法)、GA(遗传算法)、DE(差分进化算法)以及ADE(改进自适应差分进化算法)分别进行测试,问题维度D设为30,求解函数的最小值。算法测试环境:Windows 7操作系统,内存为8G,Matlab R2013b。为了减小随机性对测试结果的影响,每个算法各独立运行10次,并取平均值。算法参数设置如下:

- (1) PSO算法:学习因子  $c_1=1.3$ ,  $c_2=1.7$ , 惯性权重  $w$  从0.9线性递减到0.1;
- (2) GA算法:交叉概率  $P_c=0.8$ , 变异概率  $P_m=0.2$ ;
- (3) DE算法:变异因子  $F=0.5$ , 交叉因子  $CR=0.9$ ;
- (4) ADE算法:惯性权重  $a=1.5$ ,  $F_{\max}=1.2$ ,

$F_{\min}=0.3$ , 交叉因子  $CR=0.9$ 。

精度测试结果如表2所示,其中Mean和Std分别代表每个算法适应度的平均值和方差,本文将这两个指标作为评价标准。由测试结果可知,本文所提出的改进差分进化算法相比于其他几种算法,在精度测试上有着明显的优势,在求解单峰Sphere函数问题上,PSO存在一定的精度误差,GA、DE、ADE算法都能取得良好的收敛精度,其中ADE算法精度最优;而对于Rosenbrock函数,本文提出的改进算法精度明显高于其他3种算法;对于存在多个局部最优解的Rastrigin、Griewank和Ackley函数,PSO算法的收敛性最差,往往不能收敛到全局最优,GA算法在Rastrigin、

Griewank 函数的精度测试中的表现也差强人意,从测试结果看,差分进化算法在函数存在多个局部最优值的情况下具有良好的收敛性,而改进的

差分进化算法具有更好的跳出局部最优解的能力,综上所述,本文提出的改进差分进化算法具有较强的求解精度。

表 2 算法精度测试结果

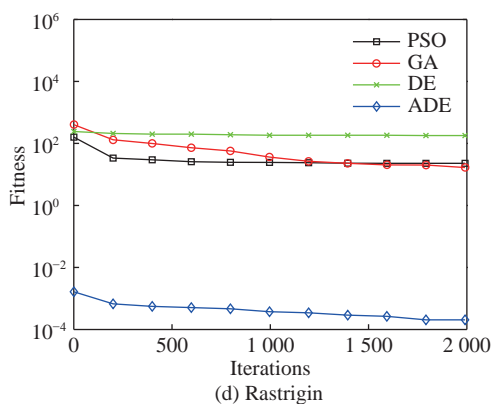
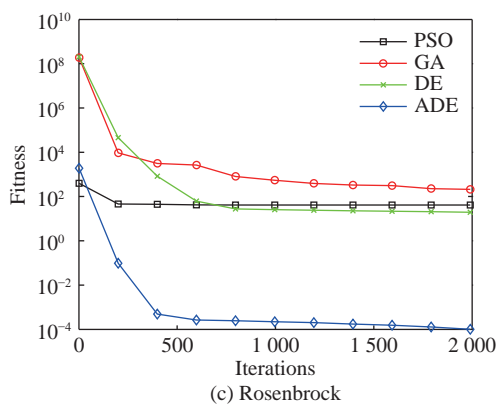
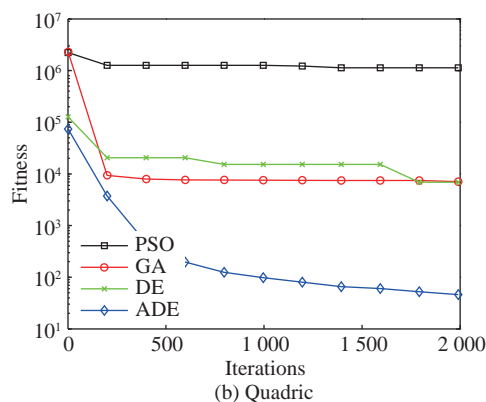
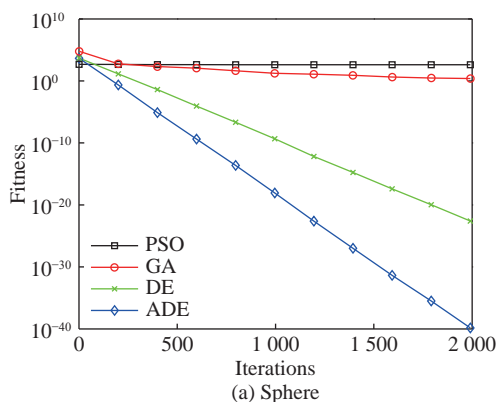
Tab. 2 Accuracy of the algorithm's test results

函数	PSO		GA		DE		ADE	
	Mean	Std	Mean	Std	Mean	Std	Mean	Std
Sphere	48.9	25.7	0.25	0.13	4.82e-22	8.78e-23	3.9e-40	5.9e-41
Quadric	3.56e+6	3.05e+6	7.7e+4	3.23e+4	7.3e+4	8.62e+3	5.31e-3	3.42e-3
Rosenbrock	88.7	55.6	3.36e+3	1.32e+3	78.3	36.7	1.65e-4	1.23e-4
Rastrigin	9.75	6.96	8.65	3.94	4.36e+2	2.32e+2	2.32e-3	6.78e-4
Griewank	76.5	36.4	1.36	0.61	3.36e-3	1.32e-3	4.56e-15	6.23e-15
Ackley	60.2	40.5	46.6	33.8	8.65e-5	5.41e-5	1.65e-12	5.65e-13

为了进一步检验算法的收敛性能,将每个算法测试实验的迭代次数均设置为 2 000 次,图 2 是 4 种算法在 6 个 Benchmark 函数上的适应度迭代曲线。

的改进差分进化算法的全局收敛性更好,且收敛速度也优于其他算法,证明了本文提出的基于种群初始化以及自适应变异因子的方法针对不同类型的 Benchmark 函数均具有良好的求解性能。

由图 2 可知,相比于其他 3 种算法,本文提出



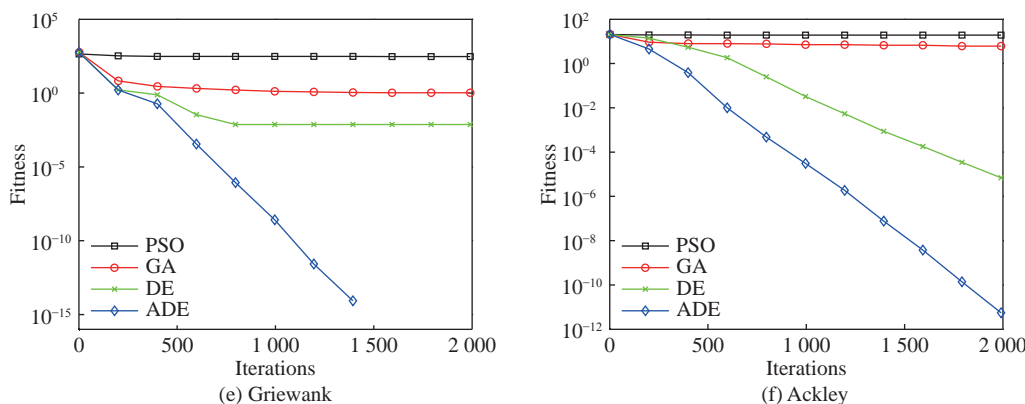


图 2 4 种算法在 6 个 Benchmark 函数上的适应度收敛曲线

Fig. 2 Fitness convergence curves of four different algorithms applied to 6 Benchmark functions

### 4 光电精跟踪系统实验方案

为了验证改进差分进化算法在实际工程中的有效性,对精跟踪桌面系统分别采用标准差分进化算法和自适应差分进化算法进行模型辨识。由机电驱动的光电系统受机械结构限制,一般带宽较低,低频段会出现两个谐振峰值,且都在几十赫兹左右,它们分别称为电机锁定转子频率和谐振频率。考虑到编码器差分会引入高频噪声,因此选择精跟踪实验系统进行实验,本文提出的改进差分进化算法对于机电系统的低频段同样有良好的辨识效果;同样地,精跟踪系统也会出现谐振峰值,但是出现在 1.5 kHz 左右,快速反射镜尺寸越小谐振峰值越高。为了更好地说明辨识效果,本文选择频带更宽的精跟踪系统作为实验平台,如图 3 所示。实验平台主要由激光器、伺服控制器、快速反射镜和 CCD 相机等几部分组成。桌面实验系统使用的快速反射镜选用 PI(Physik Instrumente)公司的 S-330,直径为 25.4 mm,分辨率为 50 nrad,转角范围为 2 mrad。激光器选择长春新产业光电技术公司的型号为 PGL-V-H-635 的红光激光器,波长为 635 nm,指向稳定精度小于 0.05 mrad。相机则选用型号为 MC3086 产自德国 MIKROTRON 公司的相机,像元尺寸为 8 μm×8 μm。准直光管直径为 55 mm,焦距为 550 mm,卡塞格林望远镜直径为 150 mm,焦距为 1500 mm。

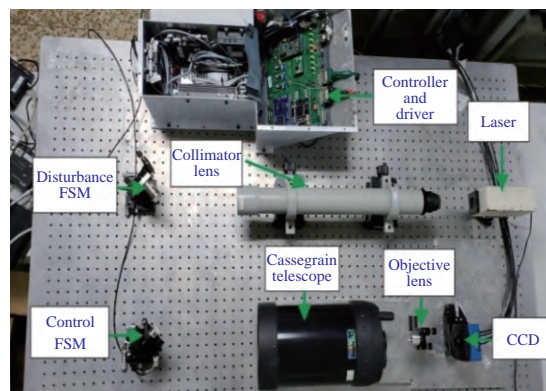


图 3 实验平台示意图

Fig. 3 Schematic diagram of experimental platform

图 3 中,快速反射镜由压电陶瓷驱动,伺服硬件控制电路由 DSP-28335 和 FPGA-EP4C30F23 组成,在本实验中用于产生激励电压信号,而位置反馈信息则通过 CCD 相机读取。用于实验输入的电压激励信号为:

$$u(t) = A(t) \sin(2\pi \times \omega(t)), \tag{8}$$

$$\omega(t) = f_0(1 + at^n)t, \tag{9}$$

$$a = \frac{f_T/f_0 - 1}{(n + 1)T_0^n}, \tag{10}$$

式中,  $A(t)$  为幅值,  $f_0$  和  $f_T$  分别为正弦扫频的起始频率和终止频率,  $n$  为多项式阶次,  $T_0$  为总扫描时间。为了能对系统充分激励,在本文中,幅值恒为 200 mV,此外,考虑到快速反射镜的闭环带宽等因素,为了能够较好地覆盖精跟踪系统的频率范围,选择起始频率  $f_0$  为 0.1 Hz,终止频率  $f_T$  为 2 000 Hz,阶次  $n=3$ 。

将扫频结果与辨识结果误差的标准均方根作为差分进化算法每一次迭代的适应度函数:

$$J = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{y}(i) - y(i))^2}, \quad (11)$$

其中,  $\hat{y}(i)$  表示辨识结果,  $y(i)$  表示扫频结果, 交叉因子选择 0.6, 自适应变异因子最大值  $F_{\max}$  为 1.6, 自适应变异因子最小值  $F_{\min}$  为 0.5, 种群规模为 40, 最大迭代次数为 70。由于精跟踪系统的执行元件快速反射镜是由压电陶瓷驱动, 其简化驱动模型如图 4 所示, 其系统机械谐振可以描述为二阶模型<sup>[17]</sup>。

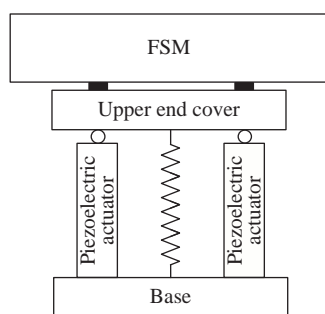


图 4 快速反射镜结构简图

Fig. 4 Simplified structure of FSM

为简化待辨识参数可将系统的传递函数描述为:

$$G(s) = \frac{a_0}{s^2 + b_1 s + b_0}. \quad (12)$$

此外, 因为压电陶瓷驱动器会对控制信号进行放大, 同时图像传感器的反馈信号存在一定延时, 所以传递函数应该包含一个一阶惯性环节:

$$G(s) = \frac{a_0}{s^2 + b_1 s + b_0} \cdot \frac{1}{T_e s + 1}, \quad (13)$$

其中,  $a_0$ ,  $b_0$ ,  $b_1$  和  $T_e$  为待辨识参数, 下面将采用标准差分进化算法和自适应差分进化算法对其进行辨识。

为了验证文中提出的改进差分进化算法性能, 对桌面精跟踪系统进行模型辨识, 系统在正弦信号激励下, 通过 CCD 相机测得位置响应数据, 用于实验的实际输入输出数据如图 5 所示。由扫频实验结果可以看出, 扫描时间在 80 s 左右出现

了谐振现象, 此外, 高频段测量的位置响应数据受系统噪声影响较严重。因此, 选取中低频段数据进行拟合, 根据实验数据, 分别采用标准进化算法及自适应差分进化算法对系统进行辨识。

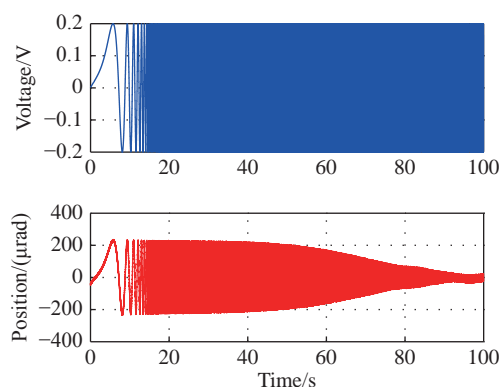


图 5 精跟踪系统开环输入-输出响应图

Fig. 5 Response graph of input-output for the fine tracking system in open loop

采用实验激励信号和输出反馈信息的对比结果进行模型辨识, 由于差分进化算法在变异与交叉过程中具有随机性, 所以两种算法对实验数据分别辨识 10 次, 并取结果的平均值以方便观察。两种算法的辨识结果对比图如图 6 所示。表 3 为两种算法辨识结果的具体情况。

表 3 两种算法的辨识结果比较

Tab. 3 Comparison of identification results by using two algorithms

辨识方法	标准差分进化算法	改进差分进化算法
$a_0$	17.62	16.18
$b_0$	0.027	0.028
$b_1$	10.2	9.37
$T_e$	0.003	0.003
RMS	$4.21 \times 10^4$	$1.93 \times 10^4$

由图 6 和表 3 可以看出, 改进差分进化算法的辨识收敛速度优于标准辨识方法。根据辨识结果建立精跟踪系统开环传递函数, 通过对模型输入相同扫频数据, 得到输出结果, 如图 7 所示, 标准辨识方法的误差均方根值 RMS 值为  $4.21 \times 10^4$ , 改进差分进化算法的 RMS 值为  $1.93 \times 10^4$ 。通过对比结果可知, 两种算法的输出与实验系统真实

结果基本一致, 但改进差分进化算法辨识结果的误差均方根值降低了 54.1%, 辨识结果更准确。图 8(彩图见期刊电子版)为传统扫频法、改进差分进化算法和标准差分进化算法辨识模型的频率

特性对比曲线。从图 8 可以看出, 差分进化算法能够很好地拟合实验数据, 尤其是中低频段。由于系统在高频段受到噪声的影响较大, 高频段误差较大。

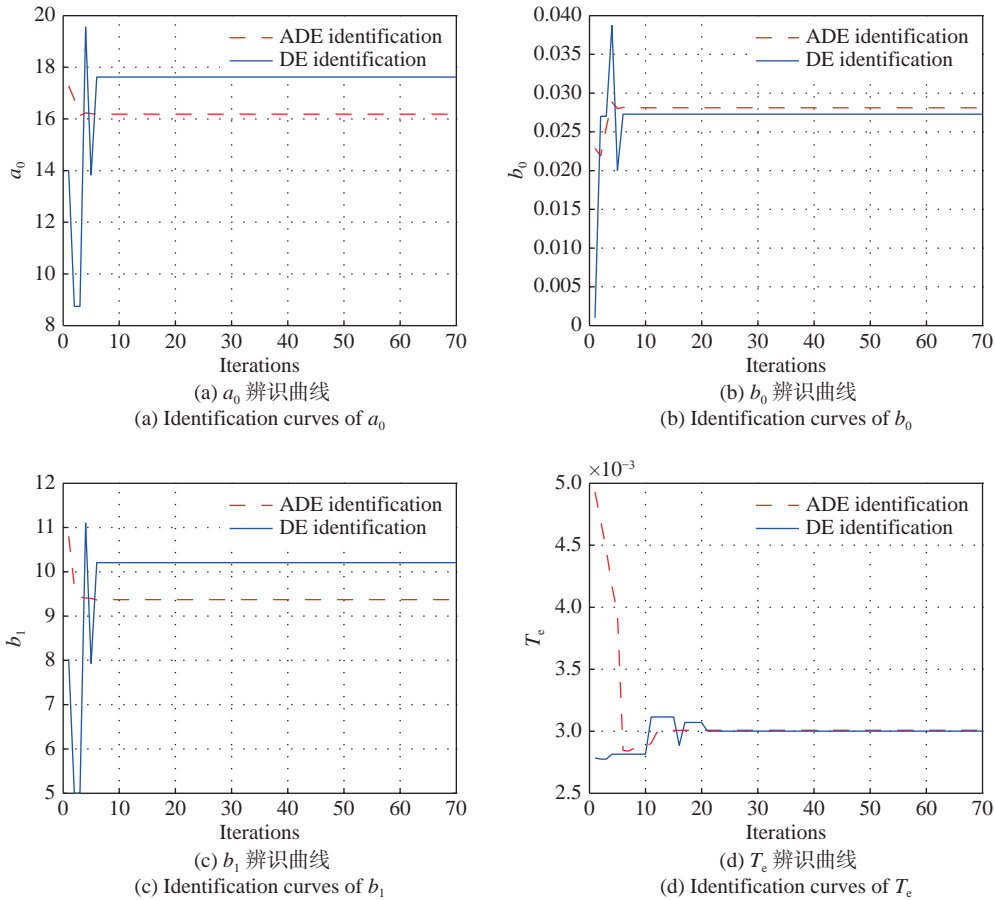


图 6 标准差分算法和自适应差分算法辨识结果对比

Fig. 6 Comparison of identification results by using the traditional algorithm and adaptive difference algorithm

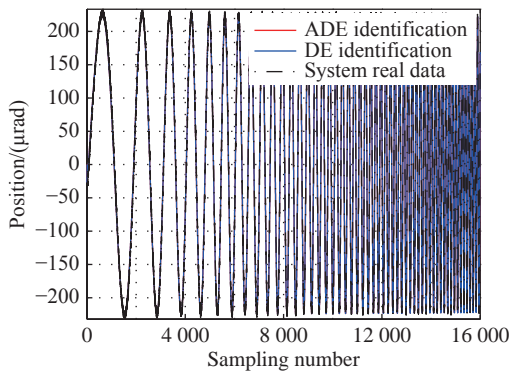


图 7 差分进化算法辨识输出与系统实际输出结果比较  
Fig. 7 Identification output of the differential evolution algorithm compared with the actual output of the system

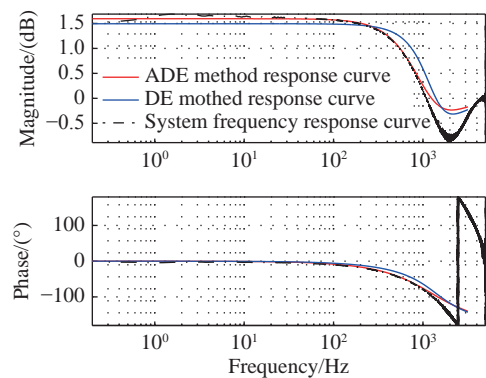


图 8 辨识模型的频率特性比较曲线  
Fig. 8 Frequency characteristic comparison curve of the identification model



根据上述辨识实验结果可以看出,差分进化算法与改进差分进化算法都能得到有效收敛,但是改进自适应差分进化算法的辨识结果更准确且收敛速度更快,这也验证了本文所提出的改进差分进化算法的有效性。

## 5 结 论

本文提出一种改进差分进化算法,采用斜帐篷(Tent)混沌映射函数对种群进行初始化,并且根据差分进化算法迭代寻优规律,提出基于 Logistic 模型的自适应变异因子,通过仿真测试证明

改进差分进化算法具有良好的求解能力。同时,针对光电跟踪系统进行了辨识实验。与采用标准扫频法建立被控对象模型不同,该方法不需要对每一个特定频率点的频率特性进行估计,而是输入一组频率逐渐增加的正弦信号,通过对输入输出数据进行差分进化算法辨识,建立系统模型。实验结果表明,改进差分进化算法收敛速度比标准差分进化算法更快,误差均方根值降低了 54.1%,且与实际的系统输出基本一致,验证了该方法的可行性。该方法避免了传统扫频法反复测量多个频率点的缺点,实验周期明显缩短,具有一定的工程价值。

### 参考文献:

- [1] 董全睿,陈涛,高世杰,等. 星载激光通信技术研究进展[J]. 中国光学, 2019, 12(6): 1260-1270.  
DONG Q R, CHEN T, GAO SH J, *et al.*. Progress of research on satellite-borne laser communication technology[J]. *Chinese Optics*, 2019, 12(6): 1260-1270. (in Chinese)
- [2] 张政江,孙优贤. 基于阶跃响应的非自衡对象预测控制[J]. 控制与决策, 2001, 16(3): 378-379.  
ZHANG ZH J, SUN Y X. Predictive control algorithm of integrating plant based on step-response[J]. *Control and Decision*, 2001, 16(3): 378-379. (in Chinese)
- [3] YIN H H, ZHU ZH F, DING F. Model order determination using the Hankel matrix of impulse responses[J]. *Applied Mathematics Letters*, 2011, 24(5): 797-802.
- [4] 陈恒杰,薛航,李邵雄,等. 一种通过约瑟夫森结非线性频率响应确定微波耗散的方法[J]. 物理学报, 2019, 68(11): 118501.  
CHEN H J, XUE H, LI SH X, *et al.*. A method of determining microwave dissipation of Josephson junctions with non-linear frequency response[J]. *Acta Physica Sinica*, 2019, 68(11): 118501. (in Chinese)
- [5] 唐志荣,刘明哲,蒋悦,等. 基于典型相关分析的点云配准算法[J]. 中国激光, 2019, 46(4): 0404006.  
TANG ZH R, LIU M ZH, JIANG Y, *et al.*. Point cloud registration algorithm based on canonical correlation analysis[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2019, 46(4): 0404006. (in Chinese)
- [6] 李红云,云利军,高银. 基于边界限制加权最小二乘法滤波的雾天图像增强算法[J]. 中国激光, 2019, 46(3): 0309002.  
LI H Y, YUN L J, GAO Y. Fog image enhancement algorithm based on boundary-limited weighted least squares filtering[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2019, 46(3): 0309002. (in Chinese)
- [7] 周向阳,朱军,时延君. 轻小型无人机云台机电多目标优化[J]. 光学精密工程, 2018, 26(11): 2754-2763.  
ZHOU X Y, ZHU J, SHI Y J. Multi-objective optimization on mechatronic system of a light and small pan-tilt system for unmanned aerial vehicle application[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2018, 26(11): 2754-2763. (in Chinese)
- [8] XIA X W, GUI L, YU F, *et al.*. Triple archives particle swarm optimization[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2019.
- [9] BENSINGH R J, MACHAVARAM R, BOOPATHY S R, *et al.*. Injection molding process optimization of a Bi-aspheric lens using hybrid Artificial Neural Networks (ANNs) and Particle Swarm Optimization (PSO)[J]. *Measurement*, 2019, 134: 359-374.
- [10] 张泉,尹达一,张茜丹. 压电执行器动态迟滞建模与LQG最优控制器设计[J]. 光学精密工程, 2018, 26(11): 2744-2753.  
ZHANG Q, YIN D Y, ZHANG X D. Dynamic hysteresis modeling and LQG optimal controller design of piezoelectric

- actuators[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2018, 26(11): 2744-2753. (in Chinese)
- [11] MALLIPEDDI R, SUGANTHAN P N, PAN Q K, *et al.*. Differential evolution algorithm with ensemble of parameters and mutation strategies[J]. *Applied Soft Computing*, 2011, 11(2): 1679-1696.
- [12] MOHANTY B, PANDA S, HOTA P K, *et al.*. Controller parameters tuning of differential evolution algorithm and its application to load frequency control of multi-source power system[J]. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 2014, 54: 77-85.
- [13] DEMERTZIS K, ILIADIS L. Adaptive elitist differential evolution extreme learning machines on big data: intelligent recognition of invasive species[C]. *Proceedings of the 2nd INNS Conference on Big Data*, Springer, 2016: 333-345.
- [14] DENG CH SH, ZHAO B Y, YANG Y L, *et al.*. Novel binary differential evolution without scale factor F[C]. *Proceedings of the 3rd International Workshop on Advanced Computational Intelligence*, IEEE, 2010: 250-253.
- [15] 骆晨钟, 邵惠鹤. 采用混沌变异的进化算法[J]. *控制与决策*, 2000, 15(5): 557-560.  
LUO CH ZH, SHAO H H. Evolutionary algorithms with chaotic mutations[J]. *Control and Decision*, 2000, 15(5): 557-560. (in Chinese)
- [16] QU B Y, SUGANTHAN P N, LIANG J J. Differential evolution with neighborhood mutation for multimodal optimization[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2012, 16(5): 601-614.
- [17] AL-GHANIMI A, ZHENG J, MAN Z. A fast non-singular terminal sliding mode control based on perturbation estimation for piezoelectric actuators systems[J]. *International Journal of Control*, 2017, 90(3): 480-491.

#### 作者简介:



董全睿(1992—),男,吉林长春人,博士研究生,2014年于吉林大学获得学士学位,主要从事光电精密跟踪测量技术方面的研究。E-mail: dongquanrui0431@126.com



陈涛(1965—),男,内蒙古赤峰人,工学博士,研究员,博士生导师,2007年于中国科学院长春光学精密机械与物理研究所获得博士学位,主要从事光电跟踪伺服控制技术与光电测控系统总体技术研究。E-mail: chent@ciomp.ac.cn