

# 基于遗传算法的数字图像相关法 在微位移测量中的应用

葛朋祥, 叶沛, 李桂华

安徽大学电气工程与自动化学院, 安徽 合肥 230601

**摘要** 对遗传算法、粒子群算法、人工鱼群算法三种整像素搜索算法在微位移测量中的应用进行了对比研究。以相关系数大小衡量图像的匹配精度,选择归一化互相关函数作为相关系数及算法的目标函数;对目标函数进行迭代求解,得到了整像素的微位移;以模拟散斑图为研究对象,对三种算法的匹配精度、搜索速度、微位移测量结果进行了对比分析。结果表明,遗传算法在匹配精度、搜索速度及微位移测量精度上具有明显的优势,能满足数字图像相关法在微位移测量中的应用需求。

**关键词** 测量; 数字图像相关法; 微位移; 匹配精度; 搜索速度; 遗传算法

中图分类号 TN247

文献标识码 A

doi: 10.3788/AOS201838.0612006

## Application of Digital Image Correlation Method Based on Genetic Algorithm in Micro-Displacement Measurement

Ge Pengxiang, Ye Pei, Li Guihua

College of Electrical Engineering and Automation, Anhui University, Hefei, Anhui 230601, China

**Abstract** Three integer pixel search algorithms of genetic algorithm, particle swarm optimization, and artificial fish swarm algorithm applied in the micro-displacement measurement are studied and compared. The matching precision of the images is evaluated by the size of the correlation coefficient and the normalized cross-correlation function is selected as the correlation coefficient and the objective function of algorithms. The objective function is iteratively solved to obtain the micro-displacement result of the integer pixels. The simulated speckle pattern is taken as the research object, and the matching precision, searching speed, and micro-displacement measurement results for these three algorithms are compared and analyzed. The results show that the genetic algorithm has obvious advantages in the matching precision, searching speed and micro-displacement measurement precision, which can meet the application requirements of the digital image correlation method in the micro-displacement measurement.

**Key words** measurement; digital image correlation method; micro-displacement; matching precision; searching speed; genetic algorithm

**OCIS codes** 120.4630; 150.1135; 030.6140; 100.4550

## 1 引 言

20 世纪 80 年代初, Yamaguchi 等<sup>[1-2]</sup>提出了数字图像相关(DIC)法,该方法具有光路简单、非接触、全场测量、测量精度高、适用范围广等优点<sup>[3]</sup>,在实验力学等领域得到了广泛的应用。随着图像处理

技术的发展和图像采集精度的提高,DIC 方法在微位移测量中的应用也备受关注。DIC 方法通过点对点的相关性计算来求解整像素位移,运算量大,效率较低,且在亚像素的迭代计算中,图像子集的大小及算法的环境适应性会直接影响测量精度和速度。因此,寻求合适的整像素搜索算法和亚像素迭代算

收稿日期: 2018-01-15; 收到修改稿日期: 2018-02-04

基金项目: 教育部留学回国人员科研启动基金(2015KJS010003)、安徽高校省级自然科学研究重点项目(KJ2016A037)、安徽省振兴计划(J05201343)

作者简介: 葛朋祥(1989—),男,硕士研究生,主要从事检测技术与自动化装置方面的研究。E-mail: 408074262@qq.com

导师简介: 李桂华(1971—),女,博士,教授,硕士生导师,主要从事仪器精度及误差理论、材料力学性能测试等方面的研究。E-mail: guihuali1@163.com(通信联系人)

法是 DIC 方法应用于微位移测量的关键。

DIC 方法处理的是图像的灰度信息,最小单元为一个整像素。在图像匹配过程中,以一个整像素或单个像素的整数倍进行搜索匹配,相关运算后得到的是整像素的位移。目前,广泛采用的相关搜索算法有爬山法、双参数法、十字搜索法、粗细搜索法、牛顿迭代法、蚁群算法、遗传算法(GA)、粒子群算法(PSO)、人工鱼群算法(AFSA)等。爬山法、十字搜索法的搜索速度快,但在单峰区域较显著的位置有效;粗细搜索法编程简单,但得不到峰值的具体方向,且计算量较大;双参数法计算量大;牛顿迭代法计算目标函数的 Hessian 矩阵时,如果维数较高计算时间会增加。传统的搜索算法普遍存在计算量大、计算精度低、不具有全局搜索能力等问题,在微位移测量中容易出现速度慢、精度低、易陷入局部最优的情况。蚁群算法、GA、PSO、AFSA 属于人工智能算法,可以计算复杂情况,具有全局搜索的能力,且不用设置阈值,计算速度也比较快。

将 DIC 方法应用于微小位移测量中,对整像素的匹配精度和搜索速度均有较高要求,综合考虑上述几种算法,本文对 GA、PSO、AFSA 三种相关搜索算法在匹配精度和搜索速度等方面进行了对比研究。

## 2 DIC 方法的基本原理

选择变形前的图像作为参考图像,在参考图像中以待测点  $P(x, y)$  为中心选择一个大小为  $(2N +$

$1) \times (2N + 1)$  的矩形区域作为参考子区;以平移处理的图像作为目标图像,在目标图像中选择  $(2N + 1) \times (2N + 1)$  的区域作为搜索子区。对参考子区与搜索子区进行相关匹配,求出相关系数的最大值,所对应的目标子区的中心点即为待测点的当前位置  $P'(x', y')$ ,根据点  $P(x, y)$  和  $P'(x', y')$  即可求出  $(x, y)$  的位移大小  $d = \sqrt{(\Delta x)^2 + (\Delta y)^2}$ <sup>[4-5]</sup>,其中  $\Delta x$  为水平方向位移大小变化量,  $\Delta y$  为竖直方向位移大小变化量。匹配程度用相关系数来衡量, DIC 方法的基本原理如图 1 所示。

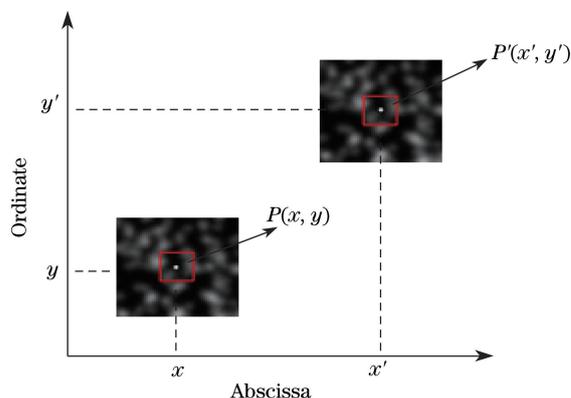


图 1 DIC 方法的基本原理示意图

Fig. 1 Schematic of basic principle of DIC method

根据 Tong 等<sup>[6-7]</sup>对相关系数的研究可知,零均值归一化的互相关函数对图像灰度值的线性变化不敏感,相关计算的精度和稳健性均较高,因此以其作为评价参考子集和变形子集匹配程度的函数,表达式为

$$C = \frac{\sum_{x=-M}^M \sum_{y=-M}^M [f(x, y) - \bar{f}] \times [g(x', y') - \bar{g}]}{\sqrt{\sum_{x=-M}^M \sum_{y=-M}^M [f(x, y) - \bar{f}]^2} \sqrt{\sum_{x=-M}^M \sum_{y=-M}^M [g(x', y') - \bar{g}]^2}}, \quad (1)$$

式中  $M$  为图像子区的半径,  $f(x, y)$  为参考图中点  $(x, y)$  处的灰度值;  $g(x', y')$  为目标图中点  $(x', y')$  处的灰度值;  $\bar{f}$  为参考子区的灰度平均值;  $\bar{g}$  为目标子区的灰度平均值。  $C$  值越大,目标子区与参考子区的匹配度越好,  $C=1$  时代表二者完全匹配。

## 3 基于 DIC 的整像素搜索算法

### 3.1 GA

GA 是根据生物的进化规则,把研究的问题转换为染色体的形式,通过代代之间的重组、交叉、变异来选择最优解的过程,其本质是一种具有生

物遗传特性的高效、全局的搜索算法。一定数目的种群在迭代过程中,依据生物的进化关系,筛选出性能优良的个体进入下一代种群,继续筛选出稳定、优良的个体,即适应度较高的当代个体进入下一代继续进行选择、交叉、变异而保留适应度较大的个体,如此迭代下去直到产生最优个体,再经过解码把最优个体转换为最优值。GA 的流程图<sup>[8]</sup>如图 2 所示。

通过二进制与十进制之间的编码,把定义参量转换成遗传中的染色体,根据研究问题的复杂程度设置种群的大小。种群随机产生,其生成方式可表示为

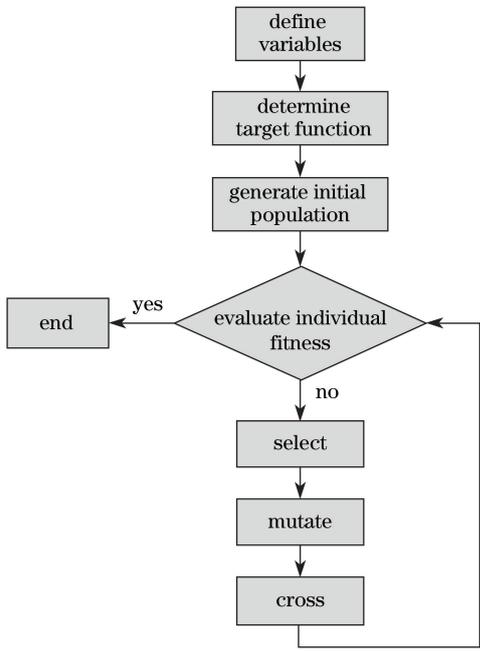


图 2 基于 GA 的 DIC 方法的流程图<sup>[8]</sup>

Fig. 2 Flow chart of DIC method based on GA<sup>[8]</sup>

$$\begin{bmatrix} m_h \\ n_h \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} m_2 \\ n_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} m_2 - m_1 & 0 \\ 0 & n_2 - n_1 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} R_{mh} & R_{nh} \end{bmatrix}, \quad (2)$$

式中  $\begin{bmatrix} m_1 \\ m_2 \end{bmatrix}$ 、 $\begin{bmatrix} n_1 \\ n_2 \end{bmatrix}$  为位移  $m$ 、 $n$  的范围;  $R$  为  $[0, 1]$  之间的随机数;  $h = 1, 2, \dots, M$ ,  $M$  太小时种群不足,  $M$  太大时计算时间延长。

利用适应度对个体进行评价, 确定是否输出结果, 适应度越大代表种群的优化程度越高, 把相关函数(1)式作为研究的适应度函数。

遗传是一个选优的过程, 选择过程遵循达尔文的适者生存原则。常用的选择方法有轮盘赌选择、随机竞争选择、最佳保留选择、随机联赛选择、最优保存策略等。轮盘赌选择是最常用的选择方法之一, 但该方法的选择误差较大, 甚至有可能掠过最优

值, 因此, 将轮盘赌选择与最佳保存选择联合使用。个体被选中的概率为  $P_c$ , 其表达式为

$$P_c = \frac{f(x_i)}{\sum f(x_i)}, \quad (3)$$

式中  $x_i$  为种群中第  $i$  条染色体,  $f(x_i)$  为第  $i$  个个体的适应度值,  $\sum f(x_i)$  为种群所有个体的适应度值之和。每个个体的累积概率为

$$P(n) = \sum_{i=1}^n P_c(i). \quad (4)$$

生成解时, 转动轮盘  $N$  次, 每转动一次产生一个位于  $[0, 1]$  之间的随机数  $\delta$  及对应的一个解, 生成的解为

$$X_\delta = \begin{cases} X_1, & \delta \leq P(1) \\ X_2, & P(i-1) \leq \delta \leq P(i), 2 \leq i \leq N \end{cases} \quad (5)$$

如果当代最优解没有满足要求, 选出  $N$  个解中最差的一个, 用当代最优解替换最差解继续进行迭代优化。

交叉和变异是一个随机过程, 都可以产生新的个体。通常交叉概率较大, 一般将其作为产生新个体的主要途径之一。交叉算子有单点交叉、多点交叉、均匀交叉、算术交叉等, 此处采用算术交叉。随机选取两个等位基因  $X_1$  和  $X_2$  进行算术交叉, 则产生的两个新的基因<sup>[9]</sup>为

$$\begin{cases} X_{i1} = \beta \times X_1 + (1 - \beta) \times X_2 \\ X_{i2} = \beta \times X_2 + (1 - \beta) \times X_1 \end{cases}, \quad (6)$$

式中问题规模  $i = 1, 2, \dots, n$ ;  $\beta$  为  $[0, 1]$  之间的随机数。交叉概率设置为  $P_x = 0.7$ 。

常用的变异操作有基因位变异、均匀变异、非均匀变异、高斯近似变异等, 此处采用非均匀变异。

取第  $t$  次迭代时的染色体向量为  $Z^t$ , 第  $t+1$  次迭代时染色体向量<sup>[10]</sup>为

$$Z^{t+1} = \begin{cases} Z^t + N_{M \times M} (B_U - Z^t) \left(1 - \frac{t}{T}\right)^b, & \text{random number is 0} \\ Z^t + N_{M \times M} (Z^t - B_L) \left(1 - \frac{t}{T}\right)^b, & \text{random number is 1} \end{cases}, \quad (7)$$

式中  $T$  为最大迭代数;  $N_{M \times M}$  为对角矩阵, 其对角线元素为  $[0, 1]$  间符合均匀分布的随机数;  $M$  为染色体向量的维数;  $B_U$  为染色体分量取值范围的上界;  $B_L$  为染色体分量取值范围的下界;  $b$  为表征对迭代数依赖程度的系统参数。变异概率一般较小, 设置

为  $P_m = 0.01$ 。

当个体的适应度值不满足要求时, 重新进入个体适应度评价过程进行循环运算, 直到满足要求的个体出现为止。遗传过程进行到最大进化代数为止, 或在适应度值接近 1 时终止迭代。

### 3.2 PSO

PSO<sup>[11-12]</sup>模拟鸟群在自然界中的随机觅食行为,把每一只鸟看成一个粒子,搜寻当前距离食物最近的粒子的区域,通过不断计算适应度以找出最优的匹配点。粒子在寻优过程中按照一定的速度和位置进行搜索,速度 $V^{k+1}$ 与位置 $X_i^{k+1}$ 间的关系<sup>[11-12]</sup>为

$$V^{k+1} = \omega \times V^k + c_1 \times r_1 (P_{id}^k - X^k) + c_2 \times r_2 (P_{gd}^k - X^k), \quad (8)$$

$$X^{k+1} = X^k \times V^{k+1}, \quad (9)$$

式中 $\omega$ 为惯性权重; $c_1$ 、 $c_2$ 为学习因子,一般取为1.49445; $r_1$ 、 $r_2$ 为位于 $[0,1]$ 之间的随机数; $k$ 为迭代次数; $P_{id}^k$ 为目前为止最优粒子的位置; $P_{gd}^k$ 为目前为止全局最优粒子的位置。

根据目标函数的大小判断是否终止搜索,或者运行到最后一代时从全局中选出最优的一代作为最优值。

### 3.3 AFSA

AFSA<sup>[13]</sup>是一种具有全局收敛性的智能算法,该算法通过模拟鱼群搜寻食物的能力在搜索域中寻优。鱼群的主要行为<sup>[11]</sup>有觅食行为、聚集行为、追尾行为、随机行为等。假设鱼群所在的位置为 $X_i$ ,该处的目标函数值为 $Y_i$ ,在其可感知的范围内随机取一个位置 $X_j$ ,其目标函数值为 $Y_j$ ,则位置与目标函数之间的关系<sup>[14]</sup>为

$$\begin{cases} X_{next} = X_i + r \cdot S_{tep} \cdot \frac{X_j - X_i}{d_{ij}}, & Y_i < Y_j, \\ X_{next} = X_i + r \cdot S_{tep}, & Y_i \geq Y_j \end{cases} \quad (10)$$

$$d_{ij} = \|X_j - X_i\|_{ij}, \quad (11)$$

式中 $r$ 为 $[0,1]$ 之间的随机数, $S_{tep}$ 为鱼群移动的最大步长, $d_{ij}$ 为人工鱼个体之间的距离。根据(10)式的关系不断尝试搜索。个体鱼在感知范围内随机选择方向进行游动,游动关系为

$$X_{next} = X_j + R_d \cdot V_{isual}, \quad (12)$$

式中 $R_d$ 为 $[-1,1]$ 之间的随机数; $V_{isual}$ 为鱼群可感知的范围。

## 4 算法验证与分析

### 4.1 散斑图的生成

为了消除图像采集系统中如镜头畸变等因素对位移测量结果的影响,用计算机模拟散斑图来代替真实的位移测量实验。计算机模拟的散斑图采用Zhou等<sup>[15]</sup>于2001年提出的生成方法。该方法不

仅可以控制散斑图的尺寸、散斑颗粒数、散斑尺寸大小,还可以变换散斑图的位移量等。为了比较三种算法的匹配精度和搜索速度,模拟生成了两幅散斑图,图像尺寸为256 pixel $\times$ 256 pixel,散斑数目为1200,散斑大小为2~5 pixel,模拟散斑图如图3所示。

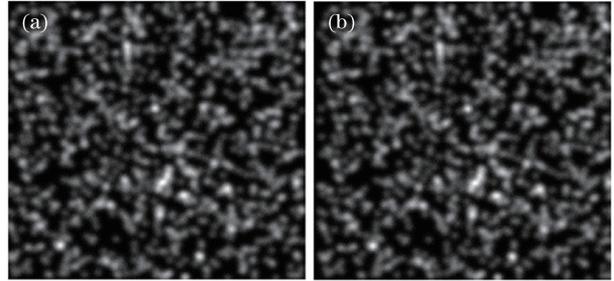


图3 模拟散斑图。(a)平移前;(b)平移后

Fig. 3 Simulated speckle patterns. (a) Before translation; (b) after translation

### 4.2 计算数据对比

为了研究整像素搜索算法的匹配度和搜索速度,只对图像进行平移处理,以设为定值的平移量作为理论位移,同时算法之间具有相同的迭代次数和初始种群数,通过相关函数的精度和匹配速度来衡量搜索算法的优劣。图4所示为进行相关运算后得到的相关函数的分布图。实验中算法计算的参考子区大小为51 pixel $\times$ 51 pixel,水平方向设定的理论位移量为6 pixel,同时考虑种群数对搜索速度的影响,实验中把种群量设为定值40。三种算法在不同迭代次数下的匹配精度和搜索时间分别见表1和表2。选取相同的迭代次数和相同的理论位移时,三种算法实际测得的相对位移见表3。

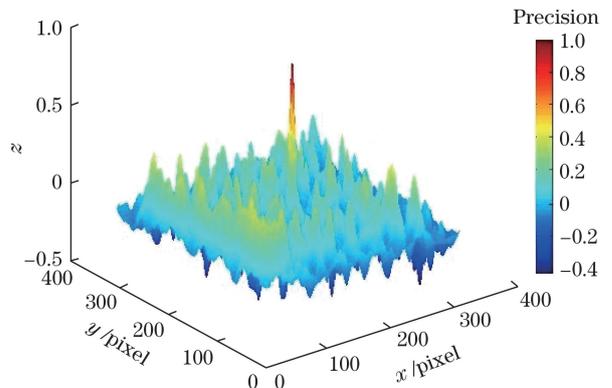


图4 相关函数分布图

Fig. 4 Distribution of correlation function

从表1可以看出,当迭代次数达到25时,GA已经趋于稳定;而PSO在迭代次数达到30后才趋于稳定;AFSA比较不稳定,可能需要更多的迭代次数。

表 1 三种图像搜索算法匹配精度的计算结果

Table 1 Calculation results of matching precision of three image search algorithms

Number of iterations	Matching precision		
	GA	PSO	AFSA
10	0.9595	0.9641	0.9251
15	0.9821	0.9745	0.9302
20	0.9899	0.9779	0.9414
25	0.9985	0.9794	0.9446
30	0.9985	0.9985	0.9813

表 2 三种图像搜索算法搜索时间的计算结果

Table 2 Calculation results of search time of three image search algorithms

Number of iterations	Search time /s		
	GA	PSO	AFSA
10	0.1728	3.1996	18.1852
15	0.2035	4.7829	27.8048
20	0.2388	6.3514	38.9311
25	0.2573	7.9965	49.4552
30	0.2857	9.5664	59.8105

表 3 三种图像搜索算法位移的计算结果

Table 3 Calculation results of displacement of three image search algorithms

Algorithm	GA	PSO	AFSA
Measured displacement /pixel	5.98	5.98	5.92
Theoretical displacement /pixel	6.00	6.00	6.00
Relative error /%	0.33	0.33	1.33

由表 2 可以看出,当迭代数相同时,GA 所需的时间最少,速度最快,PSO 次之,AFSA 的速度最慢。当迭代次数为 30 时,GA 与 AFSA 的搜索速度已相差 200 倍左右,且此时 AFSA 的匹配精度仍未达到稳定。因此,无论是匹配精度还是匹配速度,GA 的都要优于另外两种算法的,在匹配速度方面尤为突出。

表 3 中三种算法的迭代数均为 30,GA 和 PSO 在亚像素上的位移测量精度相当,AFSA 的相对误差较大。综合表 1~3 可知,基于 GA 的 DIC 法在搜索速度和位移测量精度上均有不错的表现,预计能够满足微位移测量的需要。

为进一步验证基于 GA 的 DIC 方法在微位移测量中的可行性和重复性,取迭代次数为 25,水平方向的位移量分别设定为 4,6,8,10 pixel,其运行结果见表 4。

表 4 不同位移量搜索时间下测量精度的计算结果

Table 4 Calculation results of measurement precision under different displacement searching time

Search time /s	0.2588	0.2573	0.2604	0.2544
Displacement value /pixel	4.00	6.00	8.00	10.00
Measured displacement /pixel	3.97	5.98	8.03	9.96
Relative error /%	0.75	0.33	0.37	0.40

由表 4 中的数据可以看出,位移大小对搜索时间基本没有影响,表明该算法对环境的适应性较好;实际计算出的位移相对误差不超过 1%,能够满足微位移测量精度的要求。因此,基于 GA 的 DIC 方法在微位移测量上具有搜索时间短、测量精度相对较高的综合优势,应优先选择。

## 5 结 论

以模拟散斑图为研究对象,从整像素搜索精度和速度、亚像素位移的测量精度方面分别对基于 GA、PSO、AFSA 的 DIC 方法进行了对比实验。结果表明,基于 GA 的 DIC 方法在匹配精度、搜索速度及位移测量精度上具有明显的综合优势,能满足微位移测量的应用需求,为进一步的全场位移和应变测量提供了参考。

## 参 考 文 献

- [1] Yamaguchi I. A laser-speckle strain gauge[J]. Journal of Physics E, 1981, 14(5): 1270-1273.
- [2] Peters W H, Ranson W F. Digital imaging techniques in experimental stress analysis[J]. Optical Engineering, 1981, 21(3): 427-431.
- [3] Pan B, Wu D F, Xie H M, *et al.* Spatial-gradient-based digital volume correlation technique for internal deformation measurement[J]. Acta Optica Sinica, 2011, 31(6): 0612005.  
潘兵, 吴大方, 谢惠民, 等. 基于梯度的数字图像相关法测量物体内部变形[J]. 光学学报, 2011, 31(6): 0612005.
- [4] Pan B, Xie H M, Wang Z Y, *et al.* Study on subset size selection in digital image correlation for speckle patterns[J]. Optics Express, 2008, 16(10): 7037-7048.
- [5] Zhang H J, Li G H, Liu C, *et al.* Reliable initial guess based on SURF feature matching in digital image correlation[J]. Acta Optica Sinica, 2013, 33(11): 1112005.  
张华俊, 李桂华, 刘程, 等. 基于 SURF 特征匹配的

- 数字图像相关变形初值可靠估计[J]. 光学学报, 2013, 33(11): 1112005.
- [6] Tong W. An evaluation of digital image correlation criteria for strain mapping application[J]. Strain, 2005, 41(4): 167-175.
- [7] Pan B, Xie H M, Wang Z Y. Equivalence of digital image correlation criteria for pattern matching[J]. Applied Optics, 2010, 49(28): 5501-5509.
- [8] Liang S T, Yang S F, Xue B. A new phase diversity wave-front error sensing method based on genetic algorithm[J]. Acta Optica Sinica, 2010, 30(4): 1015-1019.  
梁士通, 杨速峰, 薛彬. 基于遗传算法的改进相位差波前误差传感技术研究[J]. 光学学报, 2010, 30(4): 1015-1019.
- [9] Chen G L, Chen H W, Guo W Z, *et al.* An improved GA based on RDAC and its application[J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2004, 17(2): 250-256.  
陈国龙, 陈火旺, 郭文忠, 等. 基于随机错位算术交叉的遗传算法及其应用[J]. 模式识别与人工智能, 2004, 17(2): 250-256.
- [10] Pang W Z, Li J F, Cao Z H. Application of enhanced adaptive genetic algorithm in TDOA based location[J]. Applied Science and Technology, 2005, 32(6): 1-3.  
庞伟正, 李俊峰, 曹志华. 改进的自适应遗传算法在TDOA定位中的应用[J]. 应用技术, 2005, 32(6): 1-3.
- [11] Guo T Y, Li N N, Liu Y. Optimization of camera internal parameters based on particle swarm algorithm[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2017, 54(11): 111504.  
郭彤颖, 李宁宁, 刘雍. 基于粒子群算法的摄像机内参数优化方法[J]. 激光与光电子学进展, 2017, 54(11): 111504.
- [12] Wang D D, Xu Y B, Chen Q Q, *et al.* Absolute displacement measurement with point-diffraction interferometer based on quick searching particle swarm optimization algorithm[J]. Acta Optica Sinica, 2016, 36(1): 0112001.  
王道档, 徐杨波, 陈茜茜, 等. 基于快速搜索粒子群算法的点衍射干涉绝对位移测量方法[J]. 光学学报, 2016, 36(1): 0112001.
- [13] Li X L, Shao Z J, Qian J X. An optimizing method based on autonomous animals: fish-swarm algorithm[J]. System Engineering Theory and Practice, 2002, 22(11): 32-38.  
李晓磊, 邵之江, 钱积新. 一种基于动物自治体的寻优模式: 鱼群算法[J]. 系统工程理论与实践, 2002, 22(11): 32-38.
- [14] Liu D L, Li L L. New improved artificial fish swarm algorithm[J]. Computer Science, 2017, 44(4): 281-287.  
刘东林, 李乐乐. 一种新颖的改进人工鱼群算法[J]. 计算机科学, 2017, 44(4): 281-287.
- [15] Zhou P, Goodson K E. Subpixel displacement and deformation gradient measurement using digital image/speckle correlation[J]. Optical Engineering, 2001, 40(8): 1613-1620.