

文章编号 1004-924X(2007)10-1633-05

# 遗传算法的数字图像相关搜索法

陈 华, 叶 东, 陈 刚, 车仁生

(哈尔滨工业大学 电气工程及自动化学院, 黑龙江 哈尔滨 150001)

**摘要:**研究了基于遗传算法(GA)的图像相关搜索方法并进行了实验。实验结果表明:基于 GA 的搜索方法, $u$  的标准差为 0.022 pixel, $v$  的标准差为 0.032 pixel。这种方法优于以往的全局搜索法,可以避免初值选取的问题,并且收敛速度快、精度高,适于数字图像相关中非线性、多峰值的全局优化。

**关键词:**遗传算法;数字图像相关法;变形;优化

**中图分类号:**TP391.4 **文献标识码:**A

## Digital image correlation search method based on genetic algorithm

CHEN Hua, YE Dong, CHEN Gang, CHE Ren-sheng

(School of Electrical Engineering and Automation, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China)

**Abstract:** A new search method based on genetic algorithm is proposed, and the experiment is done. The experiment results indicate that the stand deviation of  $u$  is 0.022 pixel, and the stand deviation of  $v$  is 0.032 pixel. The method can meet the requirements of nonlinear and multi-peak global optimization in the digital image correlation with high precision and rapid speed, and can avoid the initial value selection, which is better than the conventional search methods.

**Key words:** genetic algorithm; digital image correlation method; deformation; optimization

## 1 引 言

数字图像相关法(Digital Image Correlation Method, DICM),又称为数字散斑相关法(Digital Speckle Correlation Method, DSCM),是在 80 年代初由山口一郎、Peters 与 Ranson 等人同时独立提出的<sup>[1-3]</sup>。该方法利用变形前后物体表面的两幅散斑图像,以变形前图像上一点子区域的散斑灰度特征作基准,依据最大相关系数,在变形后

的图像上寻找到该点的匹配点,根据两点的位置差值来获得变形量。

相关系数是用来表征变形前后两点散斑图案的匹配程度,它的分布曲面是一个不规则的曲面,是个多峰值的分布,有主峰和许多小峰。对于数字图像相关法,主要问题就是找到使相关系数取得极值点的位置。就相关系数的计算方法来说,Peters、Ranson 最初提出了相关迭代法,在此基础上,高建新提出了相关搜索法,而后芮嘉白、金观昌等人又提出了十字搜索法<sup>[4]</sup>。其中比较常用

的搜索方法有 Newton-Raphson 法、爬山法、十字搜索法等。这些方法具有易于实现且收敛速度快的优点,但是其收敛性严重地依赖于初值的选取。当初值选在相关函数的单峰区内时,搜索能够正确收敛,否则,将不收敛或收敛到错误的解。

遗传算法(Genetic Algorithm,GA)是近年来迅速发展的一种全新的优化算法<sup>[5-7]</sup>。该算法由密执安大学教授 John Holland 提出,其基本思想是基于 Darwin 的进化论和 Mendel 的遗传学说。遗传算法是将问题的求解表示成“染色体”,从中选择出适应环境的“染色体”进行复制,通过交叉、变异两种基因操作产生出新一代更适合环境的“染色体”群,这样一代代不断改进,最后收敛到一个最适合环境的个体上,求得问题的最佳解。遗传算法具有通用性、全局性和稳健性等优点,已经被应用到视觉领域和图像处理中作为优化的方法<sup>[8-9]</sup>。本文将遗传算法引入到数字图像相关技术中进行搜索<sup>[10]</sup>,以实现多峰值问题的全局、快速、准确搜索。

## 2 数字图像相关方法基本原理

数字图像相关方法是根据物体表面随机散斑场灰度分布的相关性来确定物体表面位移及其导数的一种方法。首先采集试件变形前后的散斑图像,散斑可以根据试件本身的物理特性自然生成,也可以通过人工方法形成。为求解物体表面任一点  $P$  的位移及其导数,在变形前的图像中选取一个以  $P$  为中心的子区,物体变形后,子区的位置和形状也随之变化,如图 1 所示。

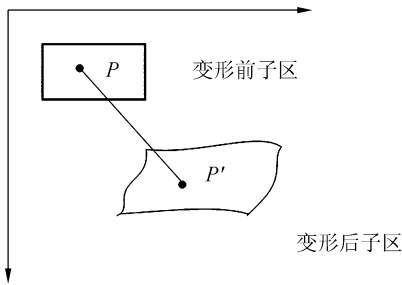


图 1 变形前后的子区

Fig. 1 Subsets before and after deformation

数字图像相关运算的基本思想就是利用子区变形前后的几何形状,用子区中的灰度信息,在

变形后的图像中根据灰度的相似程度,寻找其对应的位置,从而可求出子区中心点的位移和应变。目前数字图像相关算法大都采用了统计相关来度量,通过对目标图像进行相关搜索运算。根据峰值相关系数确定该子区域在变形后的位置,由此可以得到该块的变形量。对变形前所有子区域进行类似运算,就可以得到整个位移场。

相关系数定义如下:

$$C = \frac{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m (f_{ij} - \bar{f})(g_{ij} - \bar{g})}{\sqrt{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m (f_{ij} - \bar{f})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m (g_{ij} - \bar{g})^2}}, \tag{1}$$

其中,  $f_{ij}$ 、 $g_{ij}$  分别代表变形前后的同一点在子区的灰度值;  $\bar{f}$ 、 $\bar{g}$  代表各自子区内的灰度均值。使相关系数取得最大值的位置即为目标变形后的位置。

## 3 遗传算法的实现

在数字图像相关搜索过程中,阈值的选取是一个决定搜索是否成功的主要因素。由于相关函数分布曲面是个不规则的曲面,有主峰和许多小峰,不合适的阈值可能会导致搜索失败。由于 GA 的搜索方法不用设定阈值寻找单峰区,因而算法的健壮性较好,其基本流程如图 2 所示。

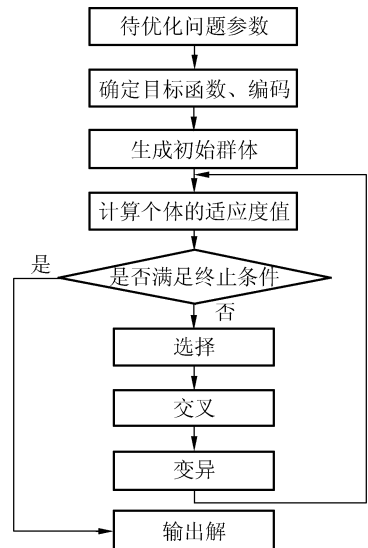


图 2 遗传算法流程图

Fig. 2 Flow chart of genetic algorithm

### 3.1 编码

遗传算法一般不直接处理待优化问题的参数,而是将它们转换成由基因按一定结构组成的染色体或个体,即转化为对参数编码的处理。遗传算法基本的编码方法有二进制编码、实数编码、符号编码。为保证搜索精度,和减少计算时间,本文采用实数编码。实数编码中,个体的每个基因值用某一范围内的浮点数来表示,个体的编码长度等于其决策变量的个数。

### 3.2 初始种群的生成

种群的初始化由染色体中的每个基因在其取值范围内随机取值来完成。

$X_p = (u, v)_n (n = 1, 2, \dots, N)$ 。  $N$  值选取时也要考虑数值大小的问题,太小不能提供足够的采样点,太大会增加计算量,延长收敛时间。

### 3.3 适应度函数

直接用相关函数作为适应度函数,适应度按下式计算。

$$\text{eval}(C_k) = \frac{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m (f_{ij} - \bar{f})(g_{ij} - \bar{g})}{\sqrt{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m (f_{ij} - \bar{f})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m (g_{ij} - \bar{g})^2}} \quad (2)$$

$k = 1, 2, \dots, N$ ,

最优染色体在每代中根据下式选出:

$$C^* = \max\{\text{eval}(C_k), k = 1, 2, \dots, N\} \quad (3)$$

### 3.4 选择运算

遗传算法使用选择运算(或称复制运算)来实现对群体中的个体进行优胜劣汰操作:适应度高的个体被遗传到下一代群体中的概率大,适应度低的个体,被遗传到下一代群体中的概率小。常用的选择方法有轮盘赌选择、排序选择、竞争选择等。本文采用的选择组合了轮盘赌和最优性方法。采用轮盘赌作为基本方法来产生新一代;采用最优性方法在下一代中保持最优染色体并克服采样的随机误差。过程如下:

(1) 计算每个染色体  $X_p (p = 1, 2, \dots, chr\_size)$  的累积概率  $a_p$ ,  $chr\_size$  为父代和子代的总数量;

(2) 产生  $[0, 1]$  区间的随机实数  $r$ ;

(3) 如果  $r \leq a_1$ , 选择第一个染色体  $X_1$ , 否则选择满足  $a_{p-1} < r < a_p$  的第  $p$  个染色体 ( $2 \leq p \leq chr\_size$ )  $X_p$ ;

(4) 重复步骤(2)、(3)  $N$  次获得  $N$  个染色体;

(5) 如果最优染色体没有被选入下一代,随即选择新种群中的一个染色体并用最优染色体替代。

### 3.5 交叉运算

所谓交叉运算,是指对两个相互配对的染色体按某种方式相互交换其部分基因,从而形成两个新的个体。交叉运算是遗传算法区别于其他进化算法的重要特征,它在遗传算法中起关键作用,是产生新个体的主要方法。交叉算子有单点交叉、双点交叉、均匀交叉、算术交叉,本文中采用算术交叉,并用两个染色体的凸组合来进行计算。

对于两个解  $X_1, X_2$ , 经算术交叉产生新解  $C_1, C_2$  为:

$$\begin{cases} C_1 = \alpha X_1 + (1 - \alpha) X_2 \\ C_2 = \alpha X_2 + (1 - \alpha) X_1 \end{cases} \quad (4)$$

其中  $\alpha$  是位于  $[0, 1]$  区间的随机数。

### 3.6 变异运算

所谓变异运算,是指将个体编码串中的某些基因值用其它基因值来替换,从而形成一个新的个体。遗传算法中的变异运算是产生新个体的辅助方法,但它是必不可少的一个运算步骤,因为它决定了遗传算法的局部搜索能力。交叉运算和变异运算的相互配合,共同完成对搜索空间的全局搜索和局部搜索。常用的变异操作方法有均匀变异、非均匀变异、高斯变异等方法,本文采用高斯变异进行计算。

假定一个个体包含两个元素  $(x, \sigma)$ , 其中第一个元素  $x$  表示搜索空间中的一个点,而第二个向量  $\sigma$  表示标准差,后代  $(x', \sigma')$  由下式产生:

$$\begin{cases} \sigma' = \sigma e^{N(0, \Delta\sigma)} \\ x' = x + N(0, \Delta\sigma') \end{cases} \quad (5)$$

其中  $N(0, \Delta\sigma')$  是均值为 0, 标准差为  $\sigma$  的独立高斯随机数向量。

### 3.7 迭代终止条件

在给定的进化世代数内,如果适应度函数最大值接近 1 或达到最大进化世代数时,即终止迭代。

### 3.8 亚像素估计

根据相关系数的单峰性近似满足高斯分布的特点,采用高斯插值方法进行亚像素位移计算,直接对以最大相关系数为中心的相关函数矩阵进行插值计算,从而获得亚像素位移精度。

## 4 实验验证

实验可以通过实际校准好的相机<sup>[11]</sup>,采集测试件上人为喷涂的散斑图,但为了消除图像采集过程中引入的更多误差因素,更好地完成对算法的验证,本文采用通过计算机模拟形成一幅散斑图像<sup>[3]</sup>,并将其平移  $u=5$  pixel 和  $v=-6$  pixel,同时在平移后的图像中添加一些噪声,如图 3 所示,从而形成变形前后的两幅散斑图像。算法通过 MATLAB 程序实现。

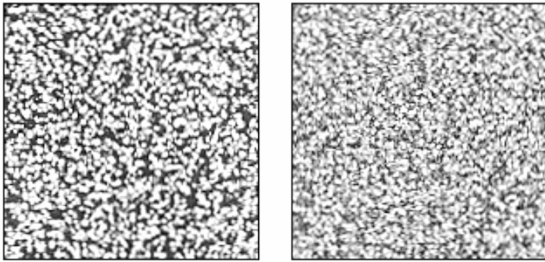


图 3 变形前后的散斑图像

Fig. 3 Speckle images before and after deformation

用普通的爬山法和基于 GA 的搜索方法对上述平移的散斑图进行分析,取 10 个测量点进行搜索,搜索结果如表 1 所示。

表 1 测量结果

Tab. 1 Measurement results

测量点	爬山法		GA	
	$u$ (pixel)	$v$ (pixel)	$u$ (pixel)	$v$ (pixel)
1	5.012	-6.021	5.002	-6.018
2	5.024	-5.983	5.013	-5.992
3	4.983	-6.019	4.997	-5.985
4	5.017	-6.027	5.009	-6.011
5	4.987	-6.012	4.988	-6.013
6	4.986	-5.999	4.998	-5.986
7	4.977	-5.990	4.989	-5.992
8	5.016	-5.986	5.012	-5.995
9	5.021	-6.015	5.001	-6.007
10	4.986	-6.011	4.993	-6.004

## 参考文献:

- [1] YAMAGUCHI I. Speckle displacement and decorrelation in the diffraction and image fields for small object deformation[J]. *Optica Acta*, 1981, 28(10):1359-1376.

根据搜索结果,计算可得两种方法的数据分析及误差,如表 2 所示。根据结果比较可以看出,爬山法搜索结果的精度不高,说明阈值的选取和噪声对搜索结果的精度影响很大。但基于 GA 的搜索方法仍有很好的结果,说明 GA 方法抗噪声能力比较强,搜索的稳定性很好,而且在两幅散斑图中搜索一个点的位移时,在  $50 \text{ pixel} \times 50 \text{ pixel}$  的搜索区域内,爬山法的搜索耗时是 9.26 s,而基于 GA 的搜索方法的搜索耗时是 1.12 s,说明 GA 搜索的收敛速度很快。

表 2 测量结果分析

Tab. 2 Analysis of measurement results

参数	爬山法		GA	
	$u$ (pixel)	$v$ (pixel)	$u$ (pixel)	$v$ (pixel)
最大值	5.024	-6.027	5.013	-6.018
均值	5.009	-6.006	5.002	-6.003
标准差	0.054	0.046	0.022	0.032

## 5 结论

本文根据数字图像相关搜索中存在阈值选取困难、计算量大、求解复杂等问题,提出了基于遗传算法的相关搜索方法,并介绍了数字图像相关方法的基本原理。研究了遗传算法在相关搜索中的具体实现过程。最后,给出了模拟散斑图像用爬山法和遗传算法搜索的实验结果。实验结果证明:用遗传算法进行数字图像相关搜索可以避免初值选取是否合适的问题, $u$  的标准差为 0.022 pixel, $v$  的标准差为 0.032 pixel;而爬山法在配合给定的阈值进行搜索时, $u$  的标准差为 0.054 pixel, $v$  的标准差为 0.046 pixel。可见,GA 法的搜索精度要高一些,同时 GA 的搜索速度比爬山法速度也快很多,所以 GA 用于数字图像相关搜索可以提高搜索速度和精度。

- [2] PETERS W H, RANSON W F. Digital imaging technique in experimental stress analysis [J]. *Optical Engineering*, 1982, 21(3): 427-431.
- [3] ZHOU P, GOODSON K E. Subpixel displacement and deformation gradient measurement using digital image/speckle correlation (DISC)[J]. *Optical Engineering*, 2001, 40(8): 1613-1620.
- [4] 金观昌. 计算机辅助光学测量[M]. 北京: 清华大学出版社, 1997.  
JIN G CH. *Computer-Aided Optical Metrology* [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 1997. (in Chinese)
- [5] HOLLAND J H. *Adaptation in Natural and Artificial Systems* [M]. Ann Arbor :University of Michigan Press, 1975.
- [6] 玄光男, 程润伟. 遗传算法与工程优化[M]. 北京: 清华大学出版社, 2004.  
XUAN G N, CHENG R W. *Genetic Algorithms and Engineering Optimization* [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2004. (in Chinese)
- [7] 周明, 孙树栋. 遗传算法原理及应用[M]. 北京: 国防工业出版社, 1999.  
ZHOU M, SUN SH D. *Genetic Algorithms: Theory and Applications* [M]. Beijing: National Defence Industry Press, 1999. (in Chinese)
- [8] MA SH P, JIN G CH. Digital speckle correlation method improved by genetic algorithm [J]. *Acta Mechanica Sinica*, 2003, 16(4): 366-373.
- [9] 叶东, 刘长英, 车仁生, 等. 基于遗传算法的像机虚拟立体校准技术研究[J]. 光学精密工程, 2006, 14(3): 485-489.  
YE D, LIU CH Y, CHE R SH, *et al.*. Dummy solid camera calibration technology using genetic algorithm [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2006, 14(3): 485-489. (in Chinese)
- [10] 王朝晖, 李莉, 李引生, 等. 基于遗传算法的生物组织图像最佳挖取点寻优[J]. 光学精密工程, 2005, 13(2): 231-236.  
WANG CH H, LI L, LI Y SH, *et al.*. Seeking of tissue image digging point method based on genetic-arithmetic [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2005, 13(2): 231-236. (in Chinese)
- [11] CHEN H, YE D, CHE R SH, *et al.*. Stereo camera calibration based on accurate control points[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2006, 14(5): 903-909.

作者简介:陈 华(1972—),女,黑龙江大庆人,哈尔滨工业大学在读博士学位,主要从事视觉测量、图像处理等方面的研究。E-mail: aqua100@163.com

车仁生(1939—),男,黑龙江哈尔滨人,哈尔滨工业大学教授,博士生导师,主要从事仿生计量学、视觉静态和动态三维测试技术、虚拟现实技术与仪器、计算机辅助测试等方面的研究。E-mail: crs@hit.edu.cn

(本栏目编辑 黄廉卿)