

文章编号:1001-5078(2009)02-0227-04

· 图像与信号处理 ·

## 一种基于进化策略的边缘特征匹配方法

贾万波,王宏力  
(第二炮兵工程学院304教研室,陕西 西安 710025)

**摘要:**针对存在旋转变化的多源图像匹配问题,提出了一种基于改进的部分 Hausdorff 距离(LTS-HD)和进化策略相结合的边缘特征匹配算法。通过仿真实验,该算法与基于部分 Hausdorff 距离的匹配算法相比,实时性和精确性都有了很大的提高。

**关键词:**边缘匹配;Hausdorff 距离;进化策略

中图分类号:TP391.41 文献标识码:A

### An Edge Feature Matching Method Based on Evolution Strategy

JIA Wan-bo, WANG Hong-li  
(No. 304 Staff Room, the Second Artillery Engineering College, Xi'an 710025, China)

**Abstract:** Aiming at the multiple resources image matching problem of the rotation angle, an edge feature matching method based on improved partial Hausdorff distance and evolution strategy is proposed. Through simulation, the real-time and accuracy is improved largely compared with the method based on partial Hausdorff distance.

**Key words:** edge matching; Hausdorff distance; evolution strategy

#### 1 引言

在卫星图像应用与飞行器自主制导中,多传感器(多源)图像的匹配已经变得越来越重要。异类传感器图像匹配的关键问题是找一个有效的匹配方法,要求这种方法有高的匹配概率与匹配精度、少的运算时间与很强的抗噪能力(鲁棒性)。在多源图像(卫星光学、SAR、红外图像等)中,由于其获取条件与成像的机理不一样,因此图像灰度存在很大的差异,甚至存在灰度反转,必须采用基于特征的匹配方法。图像的边缘特征不易受灰度变化的影响,对噪声敏感度小,稳健性高,提取速度快,且边缘检测方法成熟,作为匹配特征参与匹配能够获得较好的匹配效果。

Hausdorff 距离具有很强的抗干扰能力和容错能力,本文以改进的部分 Hausdorff 距离(LTS-HD)为相似性测度,有效地克服了噪声和遮挡对图像的影响,增强了图像匹配的鲁棒性。进化策略作为一种全局优化非遍历搜索方法<sup>[1]</sup>,能够以近似 1 的概

率“处处收敛到最优解”。仿真实验采用了存在旋转变化的实时图,通过比较本文算法的实时性和精确性都大大优于基于部分 Hausdorff 距离的匹配算法。

#### 2 Hausdorff 距离定义

##### 2.1 传统 Hausdorff 距离(HD)

Hausdorff 距离是一种定义于两个点集上的最大最小距离<sup>[2]</sup>,是描述两组点集之间相似程度的一种量度,若给定有限的两个点集  $A = \{a_1, a_2, \dots, a_p\}$ ,  $B = \{b_1, b_2, \dots, b_q\}$ ,则  $A$  和  $B$  的 Hausdorff 距离定义为:

$$H(A, B) = \max(h(A, B), h(B, A)) \quad (1)$$

其中,  $h(A, B) = \max_{a \in A} \min_{b \in B} \|a - b\|$ , 为  $A$  到  $B$  的有向 Hausdorff 距离;  $\|\cdot\|$  为某种定义在点集  $A$  和  $B$  上的距离范数,本文使用的是欧几里德范数。

**作者简介:**贾万波,男,硕士研究生,从事图像处理研究工作。  
E-mail:jwb8309010@163.com

收稿日期:2008-07-31

由于 Hausdorff 距离是度量两个点集之间最不匹配点的距离,因此它对远离中心的噪声点、漏检点都非常敏感,而这一点,在提取图像特征点集时是不可避免的。

## 2.2 部分 Hausdorff 距离(PHD)

Huttenlocher 在 1993 年提出了部分 Hausdorff 距离的概念<sup>[2]</sup>,用来解决由于目标部分被遮掩而造成误匹配的问题。点集 A 和 B 的部分 Hausdorff 距离定义如下:

$$H_{k,l}(A,B) = \max(h_k(A,B), h_l(B,A)) \\ 1 \leq k \leq p, 1 \leq l \leq q \quad (2)$$

其中,  $h_k(A,B) = k^{\text{th}} \min_{b \in B} \|a - b\|$  ( $\text{th}$  表示按由小到大的顺序排序) 称为 A 到 B 的有向部分 Hausdorff 距离,即将点集 A 中所有点到点集 B 的距离按由小到大的顺序排序,如果取其中序号为  $k$  的距离为  $h_k(A,B)$ ,则可以通过调整  $k$  的大小,将点集 A 的一个部分与点集 B 进行匹配,以便排除由噪声点和漏检点而引起的匹配影响。在进行图像特征点集匹配过程中,由于匹配的点集是变化的,不能采用固定的  $k$  和  $l$  值,而是采用两个百分数来确定,即:

$$k = [f_1 \times p], l = [f_2 \times q], 0 \leq f_1 \leq 1, 0 \leq f_2 \leq 1$$

这里  $[ ]$  表示向下取整运算。

## 2.3 改进的部分 Hausdorff 距离(LTS-HD)

为了获得更加准确的匹配结果,Sim 在部分 Hausdorff 的基础上提出了 LTS-HD<sup>[3]</sup>。它是用距离序列的线性组合来定义的:

$$h_{\text{LTS}}(A,B) = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \min \|a - b\| \quad (3)$$

其中,  $k = [f_1 \times p]$  (这里  $[ ]$  表示向下取整运算),类似于 PHD 的定义,把点集 A 中所有点到点集 B 的距离按由小到大的顺序排序,将序号为 1 到  $k$  的  $k$  个距离求和,再求平均。所以,该匹配方法不仅能消除远离中心的错误匹配点的影响,而且对零均值高斯噪声的消除能力明显。

## 3 进化策略在图像匹配中的应用

### 3.1 进化策略的算法模型

进化策略(evolutionary strategies, ES)是一类模仿自然进化原理以求解参数优化问题的算法。它是由雷切伯格(Rechenberg)、施韦费尔(Schwefel)和彼得·比纳特(Peter Bienert)于 1964 年提出的。最简单形式的进化策略<sup>[4]</sup>模型可描述如下:

(1) 问题被定义为寻求与函数的极值相关联的

实数  $n$  维向量  $x, F(x) : \mathbf{R}^n \rightarrow \mathbf{R}$ 。

(2) 从每个可能的范围内随机选择父向量的初始种群,初始试探的分布具有典型的一致性。

(3) 父向量  $x_i (i = 1, \dots, p)$  通过加入一个零均方差的高斯随机变量以及预先选择  $x$  的标准偏差来产生子代向量  $x'_i$ 。

(4) 通过对误差  $F(x'_i) (i = 1, \dots, p)$  排序以选择和决定保持哪些向量。那些拥有最小误差的  $P$  向量成为下一代的新的父代。

(5) 产生新的试验数据以及选择最小误差向量的过程将继续到找到符合条件的答案或者所有的计算已经全部完成为止。

进化策略的主要构成类似于遗传算法的构成方式,通常包括个体表示、初始化、适应度评价、变异、交叉和选择等部分。

### 3.2 进化策略的改进措施

如何实现在复杂而庞大的空间中搜索最优也是进化策略实际应用中的难题之一。本文从变异方式、个体选择和策略形式三个层次将经典的进化策略进行改进,以降低搜索空间复杂度,提高搜索效率,并节省存储容量。

#### (1) 变异方式:单分量变异

单分量变异法:从个体中随机取一个分量,对此分量加高斯随机数发生一次变异,并计算局部适应度。

单分量变异从降低搜索空间的复杂度出发,搜索随机地对各分量进行。当个体的各分量之间是有规律相关时,选择与此分量相关性较强的若干分量,组成一个“局部个体”。单点变异后,与此分量对应的“局部个体”受到较大的影响,忽略对其他分量的影响,计算“局部个体”的适应度(称为局部适应度),并以局部适应度作为个体是否被保留的判断条件。局部适应度的计算,可以有效地降低计算时间。

#### (2) 个体选择:优胜劣汰规则

个体的选择采用“优胜劣汰”规则,即要求子本的适应度高于或等于父本,使得每一步变异都向适应度增大的方向进行,避免了重索,加快了收敛速度。而且,通常  $(\mu + \lambda) - \text{ES}$  是父本和子本共同参与生存竞争,同时要保存  $(\mu + \lambda)$  个个体,采用“优胜劣汰”选择规则,则子本与父本的比较逐个进行,不需要同时存储所有的个体,易于在 PC 机上实现,这

相当于一种变  $\lambda$  的  $(\mu + \lambda) - ES$ 。

### (3) 策略选择: 组合进化策略

组合进化策略: 搜索过程采用  $(\mu + \lambda) - ES$  和  $(\mu, \lambda) - ES$  相结合的策略形式。首先, 以  $(\mu + \lambda) - ES$  快速逼近最优, 当判断适应度函数陷入了局部最优时, 则下一代采用  $(\mu, \lambda) - ES$  ( $\mu = \lambda$ ), 重新产生初始个体, 以此来跳出局部最小, 这类似于自然界的毁灭性“大灾难”, 然后继续  $(\mu + \lambda) - ES$  进化。在若干次“大灾难”之后, 选择适应度最佳的一个个体作为满意解。

### 3.3 进化策略与 LTS-HD 结合的匹配算法实现

匹配算法的参数选择如下:

#### (1) 初始群体的产生

进化策略采用的是实数编码。初始群体由  $\mu$  个随机产生的个体组成,  $\mu$  个个体在搜索空间均匀选取。每个源(父代)个体  $X = \{x, \sigma\}$  都由目标变量  $x$  和标准差  $\sigma$  两部分组成, 每部分包含 3 个分量, 即:

$$X = \{x, \sigma\} = ((x_1, x_2, x_3), (\sigma_1, \sigma_2, \sigma_3)) \quad (4)$$

设待匹配基准图  $A$  为  $m_A \times n_A$  图像, 匹配实时图  $B$  为  $m_B \times n_B$  图像, 则这里进行景象匹配时所采用的初始个体编码的目标变量  $X$  由以下三部分组成:

(a) 匹配位置参考点的  $x$  轴坐标, 取值范围为  $[0, m_A - m_B + 1]$ ;

(b) 匹配位置参考点的  $y$  轴坐标, 取值范围为  $[0, n_A - n_B + 1]$ ;

(c) 实时图的旋转角度, 取值范围为  $[-20^\circ, 20^\circ]$ 。

#### (2) 进化策略中的进化操作

为提高算法的执行速度, 这里所用进化策略没有采用交叉操作, 而是直接利用个体变异来产生新(子代)个体, 变异方式实行“单分量变异”方式, 从而实现群体的进化过程:

$$\begin{cases} \sigma'(x_i) = \sigma(x_i) \cdot \exp(N(0, 1)) \\ X' = X + N(0, \sigma') \end{cases}, 1 \leq i \leq 3 \quad (5)$$

式中,  $N(0, 1)$  为均值为 0, 方差为 1 的正态分布随机变量。

其中,  $\sigma$  的初值不宜太大, 否则会导致群体过于分散。尽管  $\sigma$  可能很小, 但进化过程中通过个体的自适应调节仍可使搜索遍历整个可行域内。通过变异产生的新个体, 要对其利用约束条件进行检验, 若是满足约束, 则保留此新个体, 否则舍弃该个体, 重新再产生。

### (3) 个体选择策略和适应度计算

策略选择采取  $(\mu + \lambda) - ES$  和  $(\mu, \lambda) - ES$  相结合的“组合进化策略”; 个体选择“优胜劣汰”规则, 加快了收敛速度。

适应度的含义是衡量个体优劣的尺度。因此这里进行边缘特征匹配采用的适用度是 LTS-HD 距离测度, 单个个体特征点 Hausdorff 距离计算采用扫描终止法<sup>[5]</sup>, 即一定个数特征点的 Hausdorff 距离大于给定阈值  $\tau$ , 则停止其余特征点计算, 该个体排除。然后正向搜索出几个最优点放于数组中。

#### (4) 进化终止条件

进化过程的终止条件通常有两种形式: 阈值终止和最大进化代数终止。在进行景象匹配过程中, 阈值  $\tau$  根据不同图像的特点、复杂性等各方面的不同而给出不同的值。

#### (5) 匹配位置选取

将进化策略搜索到的几个最优匹配点分别计算其反向 LTS-HD 距离, 其距离最小值为匹配点。

进化策略与 LTS-HD 结合的边缘特征匹配算法实现流程如图 1 所示。

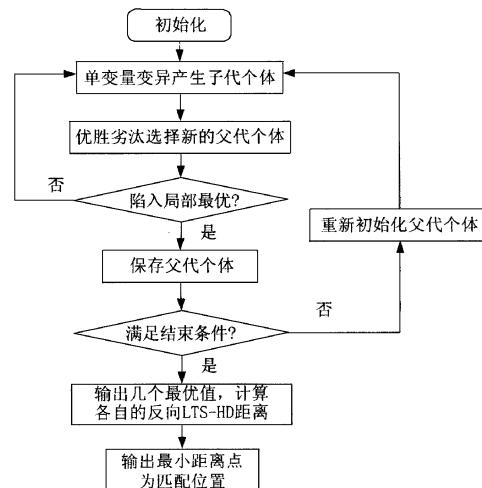


图 1 基于进化策略的匹配算法实现流程图

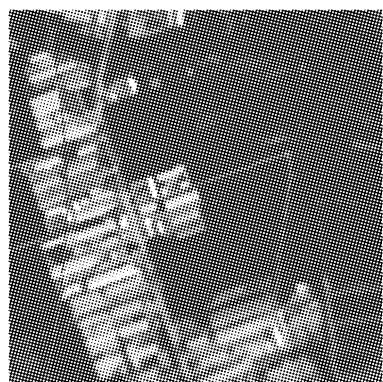
## 4 实验结果及结论

实验主要参数取值为:  $\mu = 5$ ,  $\lambda = 30$ , 进化代数为 50, 选取匹配参数为  $f_1 = f_2 = 0.85$ 。

实验用图如图 2 所示, 其中基准图为光学图像(如图 2(a)所示), 大小为  $256 \times 256$ ; 实时图取自图 2(b)实时图源, 为相对于基准图存在  $10^\circ$  旋转变化的白天红外图像, 大小为  $64 \times 64$ 。图 3 为对应基准图和实时图源的边缘二值特征图, 图 3(b) 中的黑框部分为选取匹配用的边缘实时图。



(a) 基准图(光学)



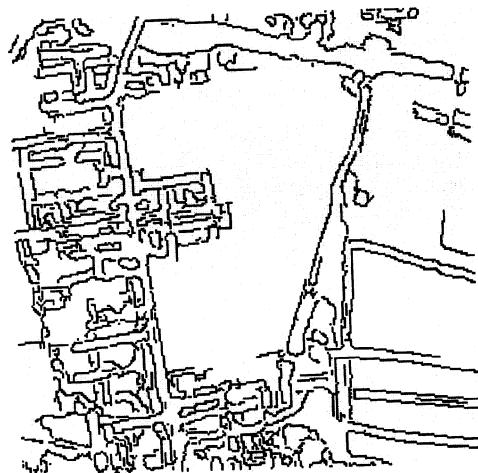
(b) 实时图源(存在 10° 旋转白天红外)

图2 实验用图

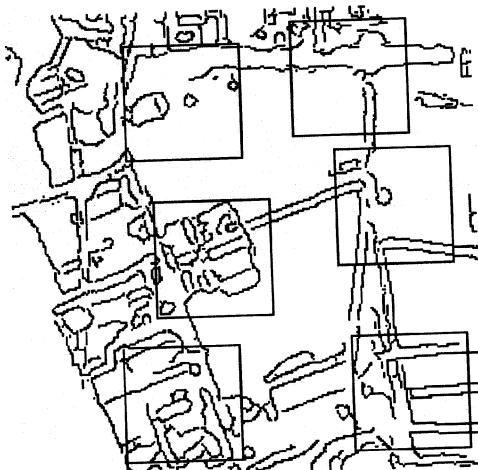
对文中基于进化策略的匹配算法进行仿真实验,与部分 Hausdorff 距离匹配算法对比分析,结果如表 1 所示。可以看出,本文算法的实时性和精确性能都大大优于基于部分 Hausdorff 距离的匹配算法。

表1 不同算法匹配性能比较

实时图序号	准确匹配位置	部分 HD 算法		本文进化策略算法		
		匹配位置	匹配时间/s	匹配位置	匹配时间/s	阈值 $\tau$
1	(60,8)	(190,32)	40.21	(61,10)	3.32	4
				(60,8)	4.51	6
2	(63,85)	(61,84)	58.73	(62,87)	4.11	4
				(63,85)	5.62	6
3	(41,161)	(31,72)	52.97	(41,161)	3.56	4
				(41,161)	4.99	6
4	(168,13)	(170,10)	43.36	(168,13)	3.31	4
				(168,13)	4.68	6
5	(169,84)	(167,86)	38.04	(169,84)	3.41	4
				(169,84)	4.78	6
6	(160,181)	(159,180)	53.47	(160,181)	3.71	4
				(160,181)	5.27	6



(a) 对应基准图的边缘二值图



(b) 对应实时图源的边缘二值图

图3 对应图2的边缘二值图

#### 参考文献:

- [1] 郭崇惠,唐焕文. 演化策略的全局收敛性[J]. 计算数学,2001,23(1):105-110.
- [2] Huttenlocher Daniel P,Klanderman Gregory A,Ruck lidge William J. Comparing images using the hausdorff distance [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,1993,15(9):850-863.
- [3] Sim D G, Kwon O K, Park R H. Object matching algorithms using robust Hausdorff distance measures [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1999, 8 (3): 425-429.
- [4] 蔡自兴,徐光佑. 人工智能及其应用[M]. 北京:清华大学出版社,2004,8.
- [5] 冷雪飞,刘建业,熊智等. 鲁棒 Hausdorff 距离在 SAR/惯性组合导航图像匹配中的应用研究[J]. 东南大学学报,2004,34(增刊):141-144.