

# 基于归一化互信息与模糊自适应 PSO 的图像自动配准方法<sup>\*</sup>

苗启广<sup>1,2</sup> 王明静<sup>1</sup> 王宝树<sup>1</sup>

(西安电子科技大学计算机学院 西安 710071)<sup>1</sup>(桂林电子科技大学 桂林 541004)<sup>2</sup>

**摘要** 提出了一种基于归一化互信息相似性判据,并采用模糊自适应粒子群优化算法(particle swarm optimization, PSO)作为搜索策略的图像自动配准方法。由于互信息方法不能解决图像缩放的问题,该方法在计算图像互信息之前,先对图像进行尺寸相同化操作;同时针对互信息方法中目标函数易陷入局部极值及搜索速度慢的问题,该方法采用归一化互信息作为相似性准则,并提出以模糊自适应 PSO 算法作为优化策略来提高配准速度和精度的方法。实验表明,采用归一化互信息作为配准测度,可提高配准的鲁棒性,而且,引入了模糊推理机之后,配准效率得到大幅提高,用该方法对具有仿射变换的图像进行配准能得到快速、精确的配准结果,证明了该算法的可行性和有效性。

**关键词** 图像配准,归一化互信息,粒子群优化算法,模糊自适应 PSO

## Automatic Approach for Automated Multi-sensor Image Registration Based on Normalized Mutual Information and Fuzzy Adaptive PSO

MIAO Qi-guang<sup>1,2</sup> WANG Ming-jing<sup>1</sup> WANG Bao-shu<sup>1</sup>

(School of Computer Science, Xidian University, Xi'an 710071, China)<sup>1</sup> (Guilin University of Electronic Technology, Guilin 541004, China)<sup>2</sup>

**Abstract** A new automatic image registration method, using fuzzy adaptive Particle Swarm Optimization (PSO) algorithm as the search strategy, based on normalized Mutual Information (MI) as the similarity criterion is presented. In MI method, to solve the problem of scale in image registration, the two images are produced to have same size before calculating the MI. Meanwhile, the target function gets into local extremes easily and the search speed is slow, in order to solve these problems, normalized MI as the similarity criterion and adopts fuzzy adaptive PSO as the optimization strategy to improve the speed and the precision are used. Experimental result shows that normalized MI can get high robustness. Moreover, the introducing of fuzzy reasoning machine improves the registration efficiency greatly. This method has fast and accurate registration result for images that with affine transformation. The experiment proves the feasibility and validity of this algorithm.

**Keywords** Image registration, Normalized mutual information, Particle swarm optimization, Fuzzy adaptive PSO

## 1 引言

近年来,数字化战场环境技术逐渐成为军事力量倍增的关键,对于夺取信息优势、提高精确打击、作战识别和导弹防御能力特别重要<sup>[1]</sup>。战场可视化是数字化战场取得信息优势的关键,其要素包括敌、我、友军的位置、作战环境的变化和地形可视化。而正确的决策取决于对作战空间的一致性了解和对战场态势与战场损伤的正确评估和判断。为此,要从多种传感器(包括可见光、红外、微波、激光等传感器)得到的图像信息进行融合,以便得到全面的作战空间的态势情况。遥感图像数据类型多种多样,包括不同空间分辨率的、不同光谱范围的以及不同传感器的,遥感图像往往包括地面同一景物的一组图像,即多图像。在对遥感图像进行比较和分析,例如图像的统计模式识别、变化检测、多源数据融合等时,要求多图像之间在几何上是被相互配准的,所以当需要对来自地面同一区域的两幅或多幅图像进行逐像素比较时,图像配准处理是必不可少的。图像配准的关键是寻找速度快、精度高和适应性强的算法,建立相同场景图像间的对应变换关系(即变换参数)。本文提出的新配准方法采用归一化互信息作为相似性准则,来提高配准的鲁棒性,并采用模糊自适应 PSO 算法作为优化策略来提高图像配准的速度和精度。同时,由于基于互信息的方法要求配准的两幅图像具有相同的尺寸,也就

是不能解决图像的缩放问题,本文在计算两幅图像的互信息之前,先对两幅图像进行尺寸的相同化处理,这样就可以解决具有仿射变换的图像配准。在本文的后面选取了一组可见光图像和红外图像进行测试,测试结果表明,该方法是可行的、有效的。

## 2 图像互信息理论

对给定的两幅图像  $A$  和  $B$ , 根据 Shannon 信息论<sup>[1,2]</sup>, 图像熵  $H(A), H(B)$  的定义为

$$H(A) = -\sum_a p_A(a) \log p_A(a) \quad X=A, B \quad (1)$$

$$H(A, B) = -\sum_{a,b} p_{A \cdot B}(a, b) \log p_{A \cdot B}(a, b) \quad (2)$$

对于图像  $X$ ,  $P_X(a)$  表示为图像中  $X$  第  $a$  灰度级的像素个数与总的像素个数之比。 $H(A, B)$  为图像  $A$  和  $B$  的联合熵, 其中  $p_{A \cdot B}(a, b)$  表示两图像的像素对数(图像  $A$  中第  $a$  灰度级和图像  $B$  中第  $b$  灰度级)与总的像素对数之比。图像互信息可以用图像熵来表示, 如式(3)所示。

$$I_1(A, B) = H(A) + H(B) - H(A, B) \quad (3)$$

继互信息配准测度提出之后,许多学者对基于 Shannon 熵的方法做了进一步研究,相继提出了一些其他形式的熵测度,这些修改后的基于 Shannon 熵的配准测度称为归一化的互信息<sup>[3]</sup>,其具体的表达式如式(4)-(6)所示。一般情况下,

<sup>\*</sup>国家自然科学基金(60702063);国防预研项目和广西区青年科学基金(桂科青 0640067)资助。苗启广 副研究员,博士,CCF 高级会员,主要从事智能信息处理与模式识别、图像融合和操作系统等方面的研究。

采用归一化互信息作为配准测度可以使配准更具鲁棒性。

$$I_1(A, B) = 2I(A, B) / [H(A) + H(B)] \quad (4)$$

$$I_2(A, B) = H(A, B) - I(A, B) \quad (5)$$

$$I_3(A, B) = [H(A) + H(B)] / 2H(A, B) \quad (6)$$

### 3 模糊自适应 PSO 优化算法

#### 3.1 经典 PSO 优化算法

粒子群优化算法是一种进化计算技术,由 Eberhart 等人首先提出。PSO 初始化为一群随机粒子(随机解),然后通过迭代找到最优解。在每一次迭代中,粒子通过跟踪两个“极值”来更新自己。第一个就是粒子本身所找到的最优解,这个解叫个体极值。另一个极值是整个种群目前找到的最优解,这个极值是全局极值。PSO 中通过粒子间的协作与竞争来不断迭代进化。每个粒子根据自身的搜索经验和其他粒子的搜索经验来调整其飞行方向。每个粒子看作是  $D$  维空间中的一点,  $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$  表示第  $i$  个粒子。  $P_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iD})$  表示第  $i$  个粒子以前迭代产生的最佳位置。所有粒子中的最佳粒子的索引号用  $g$  表示。  $V_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD})$  表示第  $i$  个粒子的当前速度。粒子的迭代公式如下:

$$V_{id} = V_{id} + c_1 \text{Rand}() (P_{id} - X_{id}) + c_2 \text{Rand}() (P_{gd} - X_{id}) \quad (7)$$

$$X_{id} = X_{id} + V_{id} \quad (8)$$

这里  $c_1$  和  $c_2$  是两个正常数,通常  $c_1 = c_2 = 2$ 。  $\text{rand}()$  是随机函数,范围在  $[0, 1]$  之间。式(7)的第二部分是“感知”部分,代表粒子自身的思想行为。第三部分是“群体”部分,代表粒子间的协作关系。式(7)表示粒子根据其当前的速度、距其本身最佳位置、距全体粒子中的最佳粒子的位置来更新速度矢量。式(8)表示粒子位置的更新,每个粒子的表现根据预先定义的适应度函数来衡量。在每一维,粒子的速度都会被限制在一个最大速度  $V_{\max}$ ,如果某一维更新后的速度超过用户设定的  $V_{\max}$ ,那么这一维的速度就被限定为  $V_{\max}$ 。

#### 3.2 改进的 PSO 优化算法

在 PSO 中,只有全局极值给出信息给其他的粒子,这是单向的信息流动,整个搜索更新过程是跟随当前最优解的过程,所以容易陷入局部极值点。针对 PSO 优化算法的这个特点,Shi<sup>[6,7]</sup>等人又提出了改进的 PSO 优化算法,将一个惯性权重  $w$  引入到式(7)中,如式(9)所示。

$$V_{id} = w \times V_{id} + c_1 \text{Rand}() (P_{id} - X_{id}) + c_2 \text{Rand}() (P_{gd} - X_{id}) \quad (9)$$

Shi 和 Eberhart 研究发现,  $w$  较大时算法具有较强的全局搜索能力,  $w$  较小则算法倾向于局部搜索。他们提出一种惯性权重线性递减(Linearly Decreasing Weight, LDW) PSO 算法,其变化公式为:

$$w = w_{\max} - \frac{R(w_{\max} - w_{\min})}{R_{\max}} \quad (10)$$

其中  $R$  为当前迭代次数,  $R_{\max}$  为最大迭代次数。通常取  $w_{\max}$  为 0.9,  $w_{\min}$  为 0.4。

#### 3.3 模糊自适应 PSO 优化算法

PSO 的搜索过程是一个复杂的非线性过程,采用 LDW 算法不能真实地反映出实际的搜索过程。Shi 和 Eberhart 进而提出了使用模糊控制系统自适应调整惯性权值的方法。模糊控制系统有两个输入、一个输出,根据输出结果来动态修改惯性权值  $w$ 。Shi 和 Eberhart 提出的模糊系统把当前惯性权值  $w$  以及规范化的当前最好性能演化(the Normalized Cur-

rent Best Performance Evaluation, NCBPE)作为输入,而输出是  $w$  的增量  $wchange$ 。

模糊推理机的输入、输出的论域定义为 3 个模糊集合: LOW, MEDIUM 和 HIGH,相应的模糊隶属函数分别是 left-triangle, triangle 和 right-triangle。Shi 和 Eberhart 使用式(11)所示的 3 个隶属函数对应输入变量所属的 3 种模糊设置(低、中、高)。

$$f_{\text{left\_triangle}}(x) = \begin{cases} 1 & \text{if } x < x_1 \\ \frac{x_2 - x}{x_2 - x_1} & \text{if } x_1 \leq x \leq x_2 \\ 0 & \text{if } x > x_2 \end{cases}$$

$$f_{\text{triangle}}(x) = \begin{cases} 0 & \text{if } x < x_1 \\ 2 \frac{x - x_1}{x_2 - x_1} & \text{if } x_1 \leq x \leq \frac{x_1 + x_2}{2} \\ 2 \frac{x_2 - x}{x_2 - x_1} & \text{if } \frac{x_2 + x_1}{2} < x \leq x_2 \\ 0 & \text{if } x > x_2 \end{cases}$$

$$f_{\text{right\_triangle}} = \begin{cases} 1 & \text{if } x < x_1 \\ \frac{x - x_1}{x_2 - x_1} & \text{if } x_1 \leq x \leq x_2 \\ 1 & \text{if } x > x_2 \end{cases} \quad (11)$$

其中,  $x_1$  和  $x_2$  是决定函数形状位置的重要参数,这些参数可以从先前的经验得到。

模糊推理机定义了如表的 9 条规则进行模糊推理,决定当前  $w$  的增量  $wchange$ 。

表 1 模糊推理规则

NCBPE $wchange$		NCBPE $wchange$		NCBPE $wchange$	
1	1	2	1	2	1
2	1	3	2	2	2
3	1	3	3	2	3

表 1 中,1 代表模糊集低,2 代表模糊集中,3 代表模糊集高。例如第一项 1 1 2 表示模糊规则:当 NCBPE 为低并且  $w$  为低时输出  $wchange$  为中。

实验表明模糊自适应 PSO 在确定的参数设置下,对某些测试函数具有更高的性能。

### 4 图像尺寸相同化

由于基于互信息的配准方法必须满足待配准的两幅图像具有相同的尺寸,而待配准图像经过缩放变换之后,与参考图像的图像尺寸往往不相同,因此在每次的搜索过程计算粒子的归一化互信息时,要先对待图像进行转换,使其与参考图像具有相同的尺寸。由于在配准过程中,图像经过预处理后,图像信息主要集中在图像的中部,因此可以让待配准图像的中心与参考图像的中心对齐,然后进行尺寸的相同化操作。相同化的思想是:若待配准图像的尺寸比参考图像的尺寸大,就先让两图像的中心对齐,然后把待配准图像多余的部分去掉;否则,若待配准图像的尺寸比参考图像的尺寸小,就先让两图像的中心对齐,然后对待配准图像进行边缘补零,使其与参考图像具有相同的尺寸。

### 5 图像配准过程

在配准过程中,本文采用归一化互信息作为相似度准则,寻找归一化互信息最大的位置,而在搜索的过程中,用模糊自

适应 PSO 进行优化。由于图像的仿射变换包括水平平移、垂直平移、旋转和缩放,因此在配准过程中,解空间是 4 维的,相应地,粒子的位置向量和速度向量也是 4 维的。具体的配准过程如下:

- ①:读入图像,初始化粒子的位置向量、速度向量,计算粒子的归一化互信息;
- ②:初始化粒子的个体最优归一化互信息和全局最优归一化互信息;
- ③:如果算法收敛准则满足或者达到最大迭代次数,转⑦,否则转④;

④:更新粒子群中的所有粒子的速度和位置,计算粒子在新位置的归一化互信息,更新粒子的全局最优归一化互信息和个体最优归一化互信息;

⑤:由模糊推理机计算出  $w$ ,然后根据式(7),(8),分别更新各粒子的位置和速度;

⑥:将迭代次数加 1,转②;

⑦:输出  $gbest$ ,算法结束。

## 6 仿真与结果分析

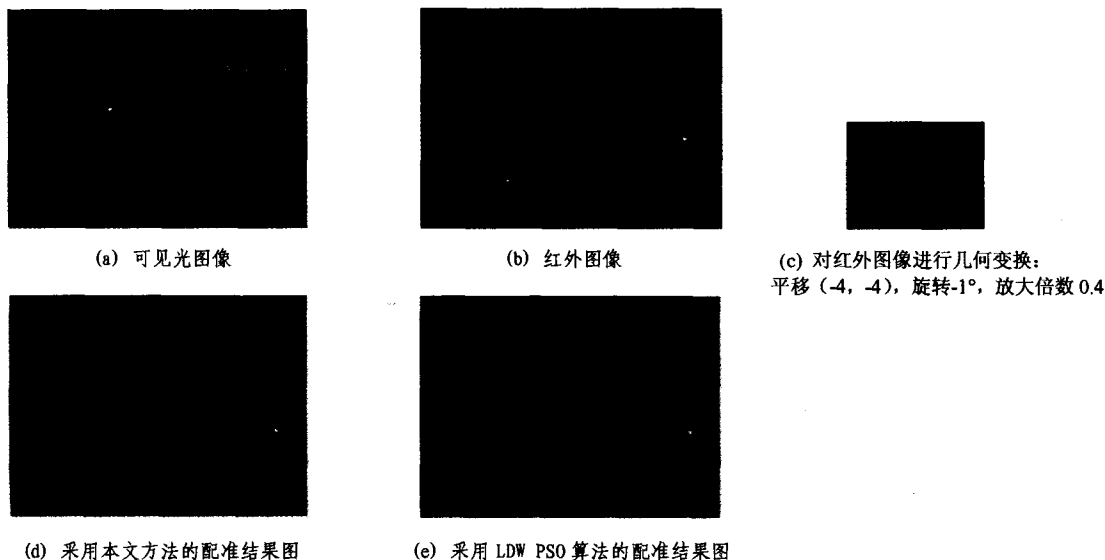


图 1 可见光图像与红外图像的配准测试

表 2 LDW PSO 配准和本文配准结果比较

(水平平移量,垂直平移量 $y$ , 旋转角度,放大倍数)	LDW PSO 配准结果	迭代次数	本文方法配准结果	迭代次数
(6,6,5°,2)	(-5,-6,-5.12°,0.505)	158	(-5,-6,-5.00°,0.502)	57
(5,-6,7°,0.5)	(-6,5,-7°.26,2.021)	111	(-5,6,-7.05°,2.014)	28
(8,8,2°,1.5)	(-7,-8,-2.08°,0.692)	288	(-8,-8,-2.01°,0.674)	51
(-8,-8,-2°,3)	(7,8,1.98°,0.339)	132	(8,8,1.98°,0.335)	67

图 1 是用本文提出的配准方法对一对可见光图像和红外图像的配准结果。图 1. a 是参考图可见光图像,图 1. b 是红外图像,图 1. c 是图 1. b 经过几何变换(平移(-4, -4),旋转,放大 0.4 倍)得到的待配准图像。采用本文提出的方法进行配准,所得的变换参数为:平移量(4,4),旋转角度为 1.05°,放大倍数是 2.502,得到配准后的图像如图 1. d 所示。采用 LDW PSO 算法进行配准时,得到的变换参数为:平移量(4,5),旋转-1.11°,放大倍数是 2.515,得到的配准结果图如图 1. e 所示。由此可见,本文提出的配准方法,配准结果比 LDW PSO 算法要精确。由配准图可以看出:在不需要人工干预的情况下,采用本文提出的基于模糊自适应 PSO 和归一化互信息的配准方法进行配准,能够得到比较满意的配准结果。

表 2 给出了基于惯性权值递减 PSO 配准算法和本文提出的基于模糊自适应 PSO 配准算法的迭代次数的比较。其中参考图选用图像 1. a,待配准图是图像 1. b 经过一定的几何变换得到的图像。从表中可以看出,本文提出的算法,精度比 LDW PSO 方法高,迭代次数比 LDW PSO 方法要少得多,迭代次数只需要 LDW PSO 算法的 30%左右,配准速度得到

了明显的提高。

从图 1 和表 2 中可以看出,在采用归一化互信息作为图形配准的相似性准则中,引入图像尺寸相同化操作来解决具有仿射变换的图像配准问题是有效的、可行的,同时模糊推理机的引入,使得配准过程不仅可以有效地跳出局部极值点,而且也大幅度地提高了配准的速度。

## 参考文献

- [1] 高俊. 数字化战场的基础建设[M]. 北京,解放军出版社,2004
- [2] Shannon C E. The mathematical theory of communication ( part 2) [J]. Bell System Technical Journal, 1948, 27(10): 623-656
- [3] Maes F, Collignon A, Vandermeulen D, et al. Multimodality image registration by maximization of mutual information[J]// IEEE Trans. on Medical Imaging, 1997, MI-16(2): 187-198
- [4] Kennedy J, Eberhart R C. Particle Swarm Optimizer[C]// IEEE International Conference on Neural Networks, Perth, Australia, 1995, 4:1942-1948
- [5] Shi Y, Eberhart R C. A Modified Particle Swarm Optimizer[C]// IEEE International Conference on Evolutionary Computation, Anchorage, Alaska, 1998:69-73
- [6] Shi Y, Eberhart R C. Empirical study of particle swarm optimization[C]// Proceeding of the Congress on Evolutionary Computation. Piscataway, New Jersey, 1999, 3:1945-1950
- [7] Shi Y, Eberhart R C. Fuzzy Adaptive Particle Swarm Optimization[C]// Proceedings of the Congress on Evolutionary Computation. Seoul, Korea, 2001, 1:101-106