

# 基于灰色关联分析和人工蜂群算法的图像匹配方法

何志明<sup>1,2</sup>, 马 苗<sup>1</sup>

(1. 陕西师范大学 计算机科学学院, 陕西 西安 710062;

2. 延安大学 西安创新学院, 陕西 西安 710100)

**摘 要:**为提高图像匹配速度和精度,利用灰色关联分析理论和人工蜂群算法,提出一种抗噪性较好的快速图像匹配方法,简称GABC法。该方法将模板图像和当前搜索位置子图的直方图信息作为参考序列和比较序列,设计基于灰色关联度的适应度函数;然后对人工蜂群算法中的初始种群个体的分布进行优化,以提高收敛速度;接着,人工蜂群通过个体分工与信息共享,实现群体智能的高效并行寻优能力,快速逼近最佳匹配位置。实验显示,该方法在保证了一定匹配精度的情况下,明显提高了匹配速度和抗噪性。

**关键词:**图像匹配;人工蜂群算法;灰色关联分析;适应度函数

中图分类号:TP301

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2010)10-0078-04

## Fast Image Matching Approach Based on Grey Relational Analysis and Artificial Bee Colony Algorithm

HE Zhi-ming<sup>1,2</sup>, MA Miao<sup>1</sup>

(1. School of Computer Science, Shaanxi Normal University, Xi'an 710062, China;

2. Xi'an Creation College of Yan'an University, Xi'an 710100, China)

**Abstract:** To increase the speed and accuracy of image matching, suggest a new method, which is based on grey relational theory and artificial bee colony algorithm (GABC). In the method, a referential sequence and a comparative sequence are respectively constructed by the histogram information of the template image and the current searching subimage. Then, based on the grey relational degree between the two sequences, a fitness function of artificial bee colony algorithm is designed. Secondly, optimize individuals' distribution of the initial bee swarm to improve the convergence speed. The bees currently approach to the best matching position through labor division and information sharing of swarm intelligence. The experimental results indicate that the proposed method not only provides with precise positions, but also obviously increases the matching speed and noise immunity.

**Key words:** image matching; artificial bee colony algorithm; grey relational analysis; fitness function

## 0 引 言

图像匹配指通过一定算法在搜索图像中寻找模板图像(也称目标图像)相应或相近位置的过程,是图像处理分析与处理技术的重要内容之一<sup>[1,2]</sup>。目前,图像匹配技术被广泛用于立体视觉、变化检测、目标识别与跟踪等领域。现有的图像匹配算法大致可以分为特征匹配法和灰度匹配法两类。特征匹配法通过分别提

取两个或多个图像的特征(如点、线、面等),对特征进行参数描述,然后运用所描述的参数来进行匹配。例如,文献[3]提出一种基于边缘特征的旋转匹配算法,即先将预测模板图旋转某一角度,再进行角度补偿,然后计算模板图像与搜索子图的相似性度量值,最后取相似性度量值最大的位置为最佳匹配位置。该算法匹配精确较高,且能够估算出旋转角度。文献[4]提出了基于小波变换的分层图像匹配算法,它首先对图像进行小波分解,然后在分解后的每一层图像中提取特征点进行匹配,加快了匹配速度。文献[5]将小波变换与投影特征相结合,并在小波变换后的每一层设置阈值来减少误匹配。总结特征提取法的特点是通常需要一些自由参数和事先按照经验选取的阈值,其匹配精度很大程度依赖于特征值的提取质量<sup>[6,7]</sup>。灰度匹配法通过利用某种相似性度量,如相关函数、协方差函数、

收稿日期:2010-02-27;修回日期:2010-05-26

基金项目:国家自然科学基金(60803088);中央高校基本科研业务费专项资金重点项目(GK200901006);陕西省自然科学基金(2007D07)

作者简介:何志明(1979-),女,重庆人,硕士研究生,主要研究方向为图像处理与模式识别;马 苗,副教授,研究方向为灰色理论、图像处理和数字水印等。

差平方和、差绝对值和等测度极值,判定两幅图像中的对应关系。例如,文献[8]利用滑动窗口与模板窗口之间的一种三角距离不等式得到下界,并与预设的阈值比较,决定是否跳过此搜索位置。灰度匹配法精度较高,但计算量较大,因此,文献[9~11]将遗传算法、粒子群等群智能算法引入灰度匹配法,提高图像匹配速度。文中在文献[10]和[11]的基础上,引入寻优能力更强的人工蜂群算法来进一步加快寻优速度,同时将灰色关联分析理论与直方图信息相结合,构造人工蜂群算法的适应度函数,以保证算法的抗噪能力。

## 1 基于灰色关联分析和人工蜂群算法的快速图像匹配方法

### 1.1 基本人工蜂群算法

基本人工蜂群算法是 Karaboga<sup>[12]</sup>于 2005 年提出的一种群集智能随机优化算法。研究表明,人工蜂群算法比遗传算法、差分进化算法、微粒群优化算法具有更好的优化性能<sup>[13,14]</sup>。在基本的人工蜂群算法中<sup>[15,16]</sup>,蜂群主要由三部分组成:采蜜蜂、观察蜂和侦察蜂。每个蜜源的位置代表优化问题的一个可能解;每个蜜源的花蜜量则对应适应度函数值。首先,随机产生初始的蜜蜂群体: $N$ 个初始解(蜜蜂数,也是蜜源数),每个解  $X_i (i = 1, 2, \dots, N)$  是一个  $D$  维的向量。然后,蜜蜂对蜜源进行循环搜索:采蜜蜂先对对应的蜜源(解)进行一次邻域搜索,选择花蜜数量多即适应度较高的蜜源(解),所有的采蜜蜂完成搜索之后,在舞蹈区把蜜源信息传达给观察蜂,观察蜂根据得到的信息按概率选择蜜源。花蜜量越多的蜜源,被选择的概率越大。随后,观察蜂也进行一次邻域搜索,并选择较好解。观察蜂选择蜜源的概率为:

$$p_i = \frac{f_i}{\sum_{n=1}^N f_n} \quad (1)$$

其中,  $f_i$  是第  $i$  个解的适应度。

然后,采蜜蜂和观察蜂根据记忆产生新解:

$$v_{ij} = x_{ij} + \varphi(x_{ij} - x_{kj}) \quad (2)$$

其中,  $k \in \{1, 2, \dots, N\}$ ,  $j \in \{1, 2, \dots, D\}$  均为随机值,且  $k \neq i$ 。  $\varphi$  是  $[-1, 1]$  之间的随机数。若一个蜜源经过限定的循环次数 Limit 之后不能被改进,则该蜜源处的采蜜蜂成为侦察蜂,该蜜源位置将会被侦察蜂在解空间内发现的随机新位置代替。假设被放弃的位置为  $x_i$ ,则侦察蜂发现新位置并替换  $x_i$  的操作为:

$$x_i^j = x_{\min}^j + \text{rand}(0, 1)(x_{\max}^j - x_{\min}^j) \quad (3)$$

### 1.2 基于灰色关联理论的图像直方图分析

灰色关联分析是邓聚龙教授 1982 年创立的,是灰

色系统理论的重要内容之一<sup>[17,18]</sup>。和传统分析方法相比,灰色关联分析理论具有原理简单、计算方便等优点。文中用灰色关联理论分析模板图像和搜索图像之间的相似度,并将其作为人工蜂群算法中的适应度函数来衡量模板图像和搜索图像之间的匹配度。

具体方法是将  $n \times n$  的模板图像的直方图信息作为参考序列  $X_T$ ,大小同样为  $n \times n$  的  $S_{i,j}((i,j)$  是子图  $S_{i,j}$  左上角像素在  $m \times m$  的搜索图中位置)的直方图信息作为比较序列  $X_S$ ,那么两序列间的邓氏关联度  $R_{or}$  为:

$$R_{or} = \frac{\sum_{k=1}^{nbin} \xi_{or}(k)}{nbin} \quad (4)$$

其中,  $nbin$  为图像中直方图的灰度级,  $\xi_{or}$  为参考序列和比较序列之间的灰色关联系数,  $\xi_{or}(k) = \frac{\min |x_T(k) - x_S(k)| + d \max |x_T(k) - x_S(k)|}{|x_T(k) - x_S(k)| + d \max |x_T(k) - x_S(k)|}$ ,  $k = 1, 2, \dots, nbin$ ,  $r = m - n + 1$ ,  $d$  为分辨系数,是一个预设的常数,一般为  $d = 0.5$ ;  $R_{or}$  越大,表明参考序列和比较序列的关联度越大,即模板图与子图的直方图信息关联度越大,也就是说越接近于最佳匹配。 $R_{or}$  最大为 1,这时两幅图像完全匹配。

### 1.3 基于灰色关联分析和人工蜂群算法的快速图像匹配方法

图像匹配过程即寻找最佳匹配点的过程,基于灰色关联分析和人工蜂群算法的快速图像匹配方法寻找最佳匹配位置的原理如图 1 所示。

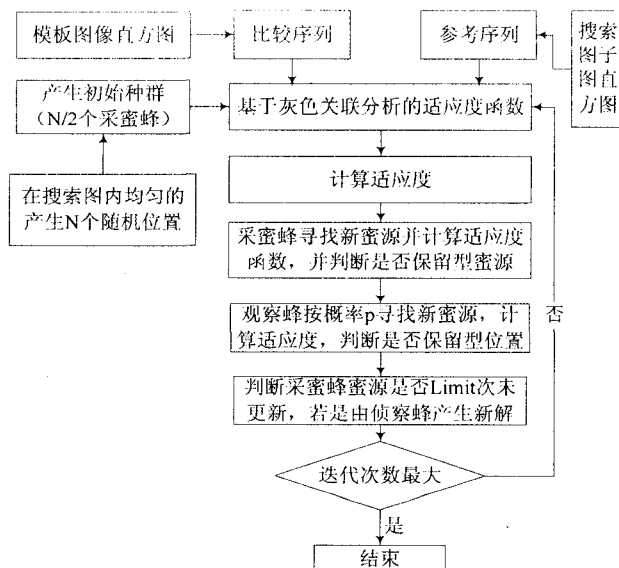


图1 基于灰色关联分析和人工蜂群算法的图像匹配方法示意图

主要步骤如下:

(1)初始化。设置蜜蜂总量  $N$ (一般采蜜蜂、观察

蜂数量相同), Limit, 最大循环迭代次数 Cycle 等。并产生初始解集  $x_{ij}, i = 1, 2, \dots, N, j = 1, 2, \dots, D$ ; 由于初始群体的分布对算法搜索性能有极大影响, 所以将初始群体均匀分布在搜索图像中(搜索图像大小为  $m \times m$ , 模板图像大小为  $n \times n$ ), 具体做法是: 将搜索图分成 Number 个均匀的小区域, 然后在每个小区域内随机产生  $N/\text{Number}$  个蜜源位置, 构成  $N$  个蜜源(即  $N$  个蜜蜂)。

(2) 根据模板图像和搜索子图的直方图信息和公式(4), 计算各个解  $x_{ij}$  的适应度。

(3) 采蜜蜂根据公式(2)做邻域搜索产生新解  $v_{ij}$ , 并计算其适应度; 如果  $v_{ij}$  的适应度值大于  $x_{ij}$ , 则  $x_{ij} = v_{ij}$ , 否则  $x_{ij}$  不变。

(4) 重新计算  $x_{ij}$  的适应度, 并根据公式(1)计算概率值  $p_{ij}$ 。

(5) 记录此时的最优解及对应的适应度值。

(6) 观察蜂根据  $p_{ij}$  选择蜜源(解), 并进行邻域搜索产生新解  $v_{ij}$ , 计算其适应度。

(7) 采蜜蜂经过 Limit 次循环后, 判断是否有要丢掉的解(判断该蜜源是否被更新, 若没更新则丢掉), 如果存在, 则侦查蜂根据公式(3)产生一个新解  $x_{ij}$  代替。

(8) 重复(2)~(7), 直到最大迭代次数 Cycle。

## 2 仿真实验

在 Pentium IV 2.4 G PC, MATLAB7.9.0 环境中进行仿真实验, 并与传统的序列相似性检测算法(Sequence Similar Detection Arithmetic, SSDA)和基于灰色粒子群优化的快速图像匹配算法(GPSO)的实验结果进行比较, 衡量新算法的性能。实验中待匹配对象为  $512 \times 512$  的图像 woman, 以该图(115, 226)为左上角, 截取  $240 \times 240$  的子图作为模板图像。理想的匹配位置为(115, 226)。

### 2.1 算法的准确性与快速性测试

令种群大小为 30(即采蜜蜂和观察蜂总数), 最大循环次数 Limit(丢弃解)为 40, nbins = 256, 迭代次数 Cycle 分别为 20, 30, 40 和 50, 分别进行 30 次匹配实验, 统计分析 GABC 法的匹配精度和平均运行时间, 并与 SSDA、GPSO 算法作对比, GPSO 的初始条件是: 粒子群种群大小为 40 个, 个人经验  $c_1 = 2.1$ , 社会经验  $c_2 = 2$ , 最大速度  $v_{\max} = 2$ , nbins = 256, 实验结果如表 1 和图 2 所示。

表 1 无噪声情况下 GABC 法与 SSDA、GPSO 算法的性能比较

算法		匹配精度(%)		平均运行时间(s)
GPSO 算法	迭代次数	20	73.33	3.7250
		30	80	3.9746
		40	100	4.6794
		50	100	5.6860
GABC 算法	迭代次数	20	70	1.67
		30	85	2.45
		40	100	3.26
		50	100	4.07
SSDA 算法		100	277.032	

(注: 匹配精度 = 正确匹配次数 / 匹配实验次数  $\times 100\%$ )



图 2 原始图像与模板图间的匹配实验

图 2(c) 中方框部分即为模板图像在搜索图像中的准确位置, (c) 显示模板图像在搜索图像中能够光滑嵌接、纹理自然完整。表 1 显示三种不同算法在不同迭代次数(SSDA 除外)时的匹配精度和平均运行时间, 在迭代次数为 20 时, GABC 的匹配精度(70%)不如 GPSO 的匹配精度(73.33%), 当迭代次数达到 30 次及以上时 GABC 的匹配精度就不低于 GPSO 的匹配精度, 同时, GABC 法的平均运行时间明显低于 GPSO 算法。

### 2.2 噪声环境下, 测试算法的鲁棒性与快速性

令人工蜂种群大小为 30 个, GPSO 的种群大小为 40, 迭代次数均为 40 次。在待匹配图像中加入强度为 0.05 的椒盐噪声, 然后进行图像匹配, 匹配结果和测试数据如图 3 和表 2 所示。



图 3 模板图像与含 0.05 椒盐噪声图像的匹配实验

在待匹配图像中加入强度为 0.05 的椒盐噪声, 强

度为 0.05 的 speckle 噪声的混合噪声,然后进行图像匹配,匹配结果和测试数据如图 4 和表 3 所示。

表 2 GABC 法与 SSDA、GPSO 算法的  
抗噪性与快速性比较

算法	实验 次数	加噪前平均 运行时间(s)	加噪后平均 运行时间(s)	加噪后正确 匹配次数	加噪后匹配 精度(%)
GPSO	30	4.6794	6.4448	28	93.33
SSDA	30	277.032	316.094	25	83.33
GABC	30	3.26	3.41	30	100



(a)搜索图像



(b)模板图像



(c)匹配图像

图 4 模板图像与含混合噪声  
图像的匹配实验

表 3 GABC 法与 SSDA、GPSO 算法的  
抗噪性(混合噪声)与快速性比较

算法	实验 次数	加噪前平均 运行时间(s)	加噪后平均 运行时间(s)	加噪后正确 匹配次数	加噪后匹配 精度(%)
GPSO	30	4.6794	10.3658	27	90
SSDA	30	277.032	316.094	25	83.33
GABC	30	3.26	3.3927	27	90

表 2 显示在待匹配图像受一种噪声污染的情况下,GABC 法的匹配精度比传统 SSDA 法高出十几个百分点,比 GPSO 也要高出 6.67%。表 3 进一步显示在椒盐噪声和 speckle 噪声的共同影响下,GABC 法匹配正确率虽然和 GPSO 的精度一样,但其运行时间却没有增加太多,表现出较强的抗噪声能力。

### 3 结束语

GABC 法是灰色关联分析理论与人工蜂群算法相结合的图像匹配新方法,具有收敛速度快、匹配精度受噪声干扰小的优点。影响算法收敛速度的因素包括:种群大小、迭代次数、直方图灰度级、各蜜蜂对邻居内新蜜源探索次数(Limit)、初始种群的分布等。在应用时可以根据实际要求调整这些相关参数来平衡匹配精度和速度的关系。下一步的工作包括进一步提高匹配算法的快速性与鲁棒性,如能够在任意角度的旋转图像中及强噪声环境下进行正确匹配等。

#### 参考文献:

[1] 章毓晋. 图像工程(下册)——图像理解[M]. 北京:清华大

学出版社,2007:229-232.

- [2] 翟俊海,赵文秀. 图像特征提取研究[J]. 河北大学学报:自然科学版,2009,29(1):106-110.
- [3] 陶晓勋. 基于特征的快速抗旋转图像匹配方法研究[D]. 南京:河海大学,2007.
- [4] You J, Bhattacharya P A. Wavelet-based coarse-to-fine image matching scheme in a parallel virtual machine environment[J]. IEEE Transaction on Image Processing, 2000, 9(9): 1547-1559.
- [5] 罗钟铤,刘成明. 灰度图像匹配的快速算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报,2005, 17(5):966-970.
- [6] 王宏力,贾万波. 图像匹配算法研究综述[C]//全国第 19 届计算机技术与应用(CACIS)学术会议论文集(上册). 合肥:中国科学技术大学出版社,2008:418-422.
- [7] Zeng Zhanggui, Yan Hong. Region matching and optimal matching pair theorem[C]//In: Computer Graphics International 2001. Australia: NSW, 2001:232-239.
- [8] Kawanishi T, Kurozumi T, Takagi S. A fast template matching algorithm with adaptive skipping using inner-subtemplates' distance[J]. Proceedings of ICPR, 2004(3): 654-657.
- [9] 黄力明. 混沌微粒群优化算法在图像匹配中的应用[J]. 计算机工程与应用,2009,45(32): 168-211.
- [10] 鹿艳晶,马 苗. 基于灰色粒子群优化的快速图像匹配算法[J]. 计算机工程与应用, 2009, 45(10): 157-167.
- [11] 鹿艳晶,马 苗. 基于灰色遗传算法的快速图像匹配方法研究[J]. 计算机工程与应用,2008, 44(32):169-172.
- [12] Karaboga D, Basturk B. A powerful and efficient algorithm for numerical function optimization: artificial bee colony(ABC) algorithm[J]. Journal of Global Optimization, 2007, 39(3): 459-471.
- [13] Karaboga D, Basturk B. On the performance of artificial bee colony(ABC) algorithm[J]. Applied Soft Computing, 2008, 8(1):687-697.
- [14] 丁海军,冯庆娟. 基于 boltzmann 选择策略的人工蜂群算法[J]. 计算机工程与应用,2009, 45(31):53-55.
- [15] Karaboga D. An idea based on bee swarm for numerical optimization[R]. Erciyes University, Engineering Faculty, Computer Engineering Department, 2005.
- [16] 康 飞,李俊杰,许 青,等. 改进人工蜂群算法及其在反演分析中的应用[J]. 水电能源科学,2009,27(1): 126-129.
- [17] 马 苗,田红鹏,张艳宁. 灰色理论在图像工程中的应用研究进展[J]. 中国图象图形学报,2007,12(11):1943-1951.
- [18] 刘思峰,党耀国,方志耕. 灰色系统理论及其应用[M]. 北京:科学出版社,2004:50-78.