

# 基于广义混沌混合 PSO 的快速红外图像分割算法

倪超, 李奇, 夏良正

(东南大学 自动化学院, 南京 210096)

**摘 要:**为了准确的实现红外目标识别,提出了一种基于广义混沌混合 PSO 的快速红外图像分割算法.二维模糊划分最大熵分割方法不仅利用了灰度信息以及空间邻域信息,而且兼顾了图像自身的模糊性,能取得较为满意的分割结果.该方法实质上是一种具有搜索空间大、多局部极值点的典型非线性整数规划问题.广义混沌混合 PSO 算法在广义 PSO 算法的基础上,引入自适应平衡搜索,当算法发生停滞时引入模拟退火机制有选择地对当前全局最优粒子进行混沌优化,在增强局部搜索能力的同时能够克服早熟收敛现象.实验证明,运用广义混沌混合 PSO 算法实现红外图像二维模糊划分最大熵分割是快速、稳定的.

**关键词:**红外图像分割;二维模糊划分最大熵;广义 PSO;混沌优化

**中图分类号:**TP314.7

**文献标识码:**A

**文章编号:**1004-4213(2007)10-1954-6

## 0 引言

红外图像由于对比度低、噪音大、图像模糊等特点,其分割问题一直是这一领域的难题.目前红外图像分割研究大都针对红外弱小目标<sup>[1-3]</sup>,而红外团块目标的分割研究却很少涉及.基于二维直方图的二维最大熵分割方法,由于不仅反映了灰度分布信息,还反映了空间邻域相关信息,是一种有效的含噪图像分割方法,非常适用于红外团块目标的分割<sup>[4]</sup>.金立左等<sup>[5]</sup>考虑到图像的模糊性,在二维最大熵方法的基础上引入模糊划分的概念,提出了二维模糊划分最大熵分割方法,进一步提高了分割性能.然而伴随着分割性能的提高,问题的解空间维数从原来的二维增加到四维,运算量按指数增长,耗时过长,影响了实用.针对此类多维阈值分割算法,人们尝试采用各种进化算法,如:遗传算法、免疫克隆算法和粒子群优化算法(Particle Swarm Optimization, PSO)等来加快算法求解过程. PSO 算法是一种有效的全局寻优算法,它是基于群体智能理论的优化算法,通过群体中粒子间的合作与竞争产生的群体智能指导优化搜索.由于每代种群中的粒子具有“自我”学习提高和向“他人”学习的双重优点,具有很快的收敛速度.然而 PSO 算法基于速度-位置搜索模型的连续性本质,无法描述阈值选取这类典型的非线性整数规划问题.高海兵等人<sup>[6]</sup>分析了 PSO 算法的机理,提出了广义 PSO(GPSO)模型,并利用遗传操作代替原有的更新策略,把 PSO 算法推广到离散域.本文为了把二维模糊划分最大熵分割方法应用于红外图像分割,提出了一种广义混沌混合 PSO 算

法.该算法在 GPSO 模型的基础上,引入自适应平衡搜索策略加快算法收敛.当算法出现停滞的时候,采用模拟退火机制有选择地对当前全局最优粒子进行混沌优化,在进一步增强局部搜索能力同时引导粒子群跳出局部极值点,从而克服早熟收敛现象,获得快速、稳定的分割效果,较好的解决了基于二维模糊最大熵划分的红外图像分割问题,提高了算法的实用性.

## 1 二维模糊划分最大熵分割

设图像有  $L$  级灰度  $G_x \{0, 1, \dots, L-1\}$ , 图像  $S \times S$  邻域平均灰度  $G_y \{0, 1, \dots, L-1\}$ , 二维直方图  $h(i, j) = h_{ij}$  其中  $i$  为灰度,  $j$  为邻域平均灰度. 假设图像由目标  $O$  和背景  $B$  组成, 其隶属度函数  $\mu_0(i, j; a, b, c, d)$ 、 $\mu_b(i, j; a, b, c, d)$  分别为

$$\mu_0(i, j; a, b, c, d) = \mu_{ax}(i; a, b)\mu_{oy}(j; c, d) \quad (1)$$

$$\mu_b(i, j; a, b, c, d) = \mu_{bx}(i; a, b)\mu_{oy}(j; c, d) + \mu_{ax}(i; a, b)\mu_{by}(j; c, d) + \mu_{bx}(i; a, b)\mu_{by}(j; c, d) \quad (2)$$

式中  $\mu_{ax}(i; a, b)$ ,  $\mu_{oy}(j; c, d)$ ,  $\mu_{bx}(i; a, b)$ ,  $\mu_{by}(j; c, d)$  分别为目标和背景的一维隶属度函数, 且  $\mu_{bx}(i; a, b) = 1 - \mu_{ax}(i; a, b)$ ,  $\mu_{by}(j; c, d) = 1 - \mu_{oy}(j; c, d)$ . 参量  $(a, b, c, d) \in Z^4$  控制隶属函数的形状, 本文选取标准的 S 函数作为图像目标的一维隶属度函数.

显然  $P = \{O, B\}$  是对样本空间  $\Omega = F_x \times G_y$  的二维模糊划分, 其模糊划分熵如下

$$H(P) = H(Q|O) + H(Q|B) = - \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} \frac{\mu_0(i, j)h_{ij}}{p(O)} \log \frac{\mu_0(i, j)h_{ij}}{p(O)} - \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} \frac{\mu_b(i, j)h_{ij}}{p(B)} \log \frac{\mu_b(i, j)h_{ij}}{p(B)} \quad (3)$$

式中 $(Q|O)$ 与 $(Q|B)$ 分别为给定目标  $O$  与背景  $B$  时自然模糊划分的条件熵,  $p(O)$  与  $p(B)$  如下

$$p(O) = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} \mu_o(i, j) h_{ij} \quad (4)$$

$$p(B) = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} \mu_b(i, j) h_{ij} \quad (5)$$

算法的目的是寻找具有最大信息量的模糊划分,即在参量空间  $G \times G \times G \times G$  内搜索使得目标函数(3)取得最大值的整数参量组合如式(6),其本质

$$\hat{X} = \arg \max_{x=(a,b,c,d)} (H(P)) \quad (6)$$

是一种典型的非线性整数规划问题.一旦参量组合确定,则根据最大隶属度原则对象素行分类:若  $\mu_o(i, j) \geq 0.5$ , 则将此象素划分为目标,否则划分为背景,如图 1. 图中阴影区域即表示为图像的目标区域.

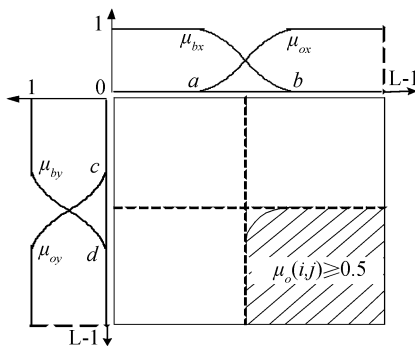


图 1 二维模糊划分示意图

Fig. 1 2-D fuzzy partition plane

显然采用穷举的方式进行求解是不现实的.文献[5]采用了再量化法进行求解,但其在降低计算量的同时也损失了部分图像信息.

## 2 PSO 算法

Kennedy 和 Eberhart<sup>[7]</sup> 受到鸟群捕食行为的启发,于 1995 年提出了 PSO 算法. PSO 算法是基于群体智能的算法,其通过粒子间的相互作用发现复杂搜索空间中的最优区域,由于其简单容易实现且功能强大,得到了广泛的应用.算法首先假设粒子群中共有个  $m$  粒子,每个粒子处于  $n$  维的  $R^n$  空间中,粒子的初始位置和速度分别为  $x_i^0$ 、 $v_i^0$ ,其中粒子位置用于表征问题的解.进而通过适应度函数评价各粒子,得出  $t$  时刻的个体最优位置  $g_{ibest}^t$  和  $g_{gbest}^t$  群体最优位置;随后分别按如下公式更新粒子的速度和位置

$$v_i^{t+1} = \omega v_i^t + c_1 r_1 (g_{ibest}^t - x_i^t) + c_2 r_2 (g_{gbest}^t - x_i^t) \quad (7)$$

$$x_i^{t+1} = x_i^t + v_i^{t+1} \quad (8)$$

式中  $\omega$  为惯性系数;  $c_1$ 、 $c_2$  为正的加速度系数,通常  $c_1 = c_2 = 2$ ;  $r_1$ 、 $r_2$  为  $[0, 1]$  之间的均匀分布的随机数.

从速度-位置更新公式(7)、(8)可以看出,PSO

算法本质是粒子从当前个体及全局最优值中获取更新信息,并在此基础上进行随机或局部搜索.速度-位置更新公式仅为符合此优化机理的具体实现形式之一,而这种实现形式上更适用于连续优化问题的求解.

## 3 快速红外图像分割算法

二维模糊划分最大熵的红外图像分割实质上是一种典型的非线性整数规划问题,具有搜索空间大、多局部极值点等特点.常用的优化算法很难快速准确的获得最优参量组合,实现稳定的图像分割. PSO 算法是基于群体智能理论的全局优化算法,具有全局收敛速度快,鲁棒性强等特点,其速度-位置更新公式连续性本质限制了算法在整数规划问题等离散优化领域的应用.文献[6]在 PSO 算法机理的基础上,鉴于遗传算法处理离散以及组合问题的成功经验,通过粒子与当前个体及全局最优值进行遗传交叉操作获得更新信息,在此基础上对粒子进行遗传动态变异实现粒子的随机搜索,提出了广义 PSO (GPSO)模型,把 PSO 算法推广到离散领域. GPSO 基于 PSO 机理,继承了 PSO 算法优点,但也同时存在早熟收敛、局部寻优能力差等问题.本文在 GPSO 模型的基础上,提出了一种广义混沌混合 PSO 算法,实现了红外图像的快速稳定分割.

### 3.1 广义混沌混合 PSO 算法

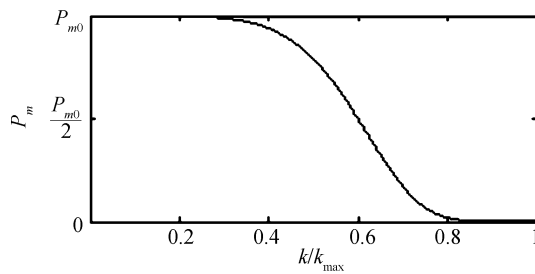
#### 3.1.1 自适应的粒子平衡搜索

文献[8]指出,对所有优化对象而言,大的惯性权重  $\omega$  可以加强 PSO 的全局搜索能力,即提高粒子的多样性,探索大的区域从而较快地定位最优解的大致位置;较小的惯性权重  $\omega$  能加强 PSO 局部搜索能力,即粒子速度减慢,开始局部区域搜索.因此在算法运行中惯性权重  $\omega$  都是由大到小变化. GPSO 模型中变异概率  $P_m$  的作用与标准 PSO 算法中的惯性权重  $\omega$  类似,大的  $P_m$  趋向于全局大范围随机搜索,小的  $P_m$  则趋向于局部搜索.为了实现全局与局部搜索的平衡,本文设计了一种变异概率自适应函数为

$$P_m = P_{m0} \times \exp(-15 \times (k/k_{max})^6) \quad (9)$$

式中  $P_{m0}$  为初始变异概率,  $k_{max}$  为最大迭代次数,  $k$  为当前迭代次数.

图 2 为自适应变异概率曲线.显然在搜索前期  $P_m$  保持最大从而具有较强的全局搜索能力,随着迭代的进行  $P_m$  近似直线下降,在搜索后期  $P_m$  保持近似最小趋向的精细的局部搜索.与文献[6]提出的变异概率线性下降方法相比,本文方法具有更好的搜索能力.

图2 自适应变异概率  $P_m$  的曲线Fig. 2 The Curve of  $P_m$ 

### 3.1.2 基于模拟退火机制的 $g_{gbest}$ 的混沌优化

在GPSO算法中,信息是一种单向流动方式,  $g_{gbest}$  把信息传给其它所有粒子,并带领整个粒子群向最优解的方向进化.随着迭代次数的增加  $g_{gbest}$  进化速度明显减慢,有时甚至收敛到空间的某一位置,粒子群发生严重聚集、多样性逐渐丧失,算法进化停滞.实际上此时的收敛并不能保证已经找到全局最优解,仅意味着收敛到目前所能找到的最好位置.以上分析可知,当GPSO算法运行过程中出现算法停滞现象时,若此刻  $g_{gbest}$  仅仅收敛到局部极值点,则粒子群将很难跳出此极值点,从而发生早熟收敛.为了防止早熟收敛的发生,同时进一步增强算法的局部搜索能力与后期收敛速度,当  $g_{gbest}$  进化停滞时,引入基于模拟退火机制的  $g_{gbest}$  的混沌优化.混沌优化是一种新型搜索算法,其利用混沌变量具有随机性、规律性和遍历性的特点进行搜索求解,具有对初值敏感、易跳出局部极值点、搜索准确度高等特点.因此对  $g_{gbest}$  进行混沌优化不仅可以提高搜索准确度,而且能够跳出局部极值点,从而带领粒子群向全局最优解前进.

混沌优化的引入在提高了算法寻优能力的同时也加重了算法的运算负担,基于模拟退火机制的选择策略,可以在算法运算量增加不多的情况下有效提高算法寻优能力实现算法的平衡.在算法运行初期,由于粒子群具有较高的变异概率,粒子群可以依靠自身的动态变异跳出局部极值点,模拟退火概率可以较高.随着算法的运行,粒子群的变异概率与多样性逐渐降低,粒子群跳出局部极值点的能力越来越差,发生早熟收敛的可能性也就越来越高,此时模拟退火概率应较小,尽可能的混沌优化  $g_{gbest}$ ,从而克服早熟收敛现象.因此本文设计的模拟退火概率为

$$P_r = \begin{cases} 1 & \sigma_1^2 > \sigma_2^2 \\ \exp\left[-\frac{\sigma_2^2 - \sigma_1^2}{T_k}\right] & \sigma_1^2 \leq \sigma_2^2 \end{cases} \quad (10)$$

式中  $\sigma_1^2, \sigma_2^2$  分别为当代与前代粒子群的多样性度量.本文选用文献[9]定义的粒子群的群体适应度方差  $\sigma^2$  作为多样性测度,其反映的是粒子群中所有粒子的收敛程度.  $\sigma^2$  越小,则粒子群趋于收敛;反之则

粒子群处于随机搜索状态.  $T_k$  为退火温度,  $T_k = \lambda \times T_{k-1}$ ,  $\lambda$  是小于1的一个常量,本文选取  $\lambda = 0.93$ .

当算法进化停滞时,先由式(10)计算出模拟退火概率  $P_r$ ,如果  $P_r > \text{rand}[0, 1]$  (0和1之间的随机数),算法接受本此进化结果,反之则对当前全局最优解  $g_{gbest}$  进行混沌优化.随着算法的运行,退火温度  $T_k$  逐渐降低,当算法进化再次发生停滞时,接受本次进化停滞结果的概率  $P_r$  逐渐趋向0,即进行混沌优化操作的概率逐渐趋向1,保证了算法能跳出局部极值点,找到全局最优解.

对当前全局最优解  $g_{gbest}$  的混沌优化包括以下三个阶段:1)把  $g_{gbest}$  从原问题的解空间映射到混沌空间得到混沌迭代初始点  $Z_0$ ,从而在混沌变量的变化范围进行若干次混沌迭代搜索,依次遍历所经过的各点,并以较好点作为当前最优点  $z^*$ ; 2)以当前最优点  $z^*$  为中心,施加一小的随机扰动,进行细搜索寻找可能的最优点  $Z_{gbest}$ ; 3)把最优点  $Z_{gbest}$  从混沌空间映射到问题的解空间取代当前全局最优解  $g_{gbest}$ .

常用的混沌迭代是由Logistic映射完成,然而其产生的混沌序列的概率密度服从两头多中间少的切比雪夫分布,这种分布可能会严重影响到混沌优化的搜索能力与效率.文献[10]提出一种具有非线性反馈能力的混沌神经元映射,在混沌空间  $[-1, 1]$  内分布开阔且比较均匀,有利于优化搜索的遍历性,即

$$z_{n+1} = \eta z_n - 2 \tanh(\gamma z_n) \exp(-3z_n^2) \quad (11)$$

式中  $z_n$  是神经元在  $n$  时刻的内部状态,  $n = 0, 1, 2, \dots$ ;  $\eta$  为衰减因子 ( $0 \leq \eta \leq 1$ );  $\gamma$  是比例因子,通常  $\gamma = 5$ . 本文选取最大混沌迭代次数为30次.

对于随机扰动,参照文献[11]的做法

$$z'_n = (1 - \alpha) z^* + \alpha z_n \quad (12)$$

式中  $z^*$  表示混沌迭代操作所获得的最优混沌向量;  $z_n$  为迭代  $n$  次后的混沌向量;  $z'_n$  为对  $z_n$  施加扰动后的混沌向量;  $0 < \alpha < 1$ , 通常在优化初期希望  $\alpha$  较大从而变量变化较大;随着搜索的进行逼近最优值时  $\alpha$  应减小,本文选取以下变化公式.

$$\alpha = 1 - \left| \frac{k-1}{k} \right|^m \quad (13)$$

式中  $k$  为迭代次数,选取  $m = 2$ .

### 3.2 快速红外图像分割

本文把二维模糊划分最大熵与广义混沌混合PSO算法结合实现红外图像的快速分割.设置参量组合  $(a, b, c, d)$  作为粒子,其中每个参量对应8位二进制编码,二维模糊划分熵  $H(P)$  作为适应度函数决定粒子在解空间的搜索方向.一旦获得了红外图像的二维直方图,采用广义混沌混合PSO算法搜索

使得适应度函数最大的最优参量组合  $\hat{X}=(a_0, b_0, c_0, d_0)$ , 最终根据最大隶属度原则对红外图像中的像素进行分类, 从而实现红外图像的分割.

快速红外图像分割算法具体实现步骤如下:

1) 读取红外图像, 求其  $S \times S$  邻域灰度均值, 根据图像像素点灰度以及邻域灰度均值求出二维灰度直方图  $h_{ij}$ , 本文选取  $5 \times 5$  的邻域.

2) 输入广义混合混沌 PSO 算法搜索最优参量组合  $\hat{X}=(a_0, b_0, c_0, d_0)$ . 具体如图 3.

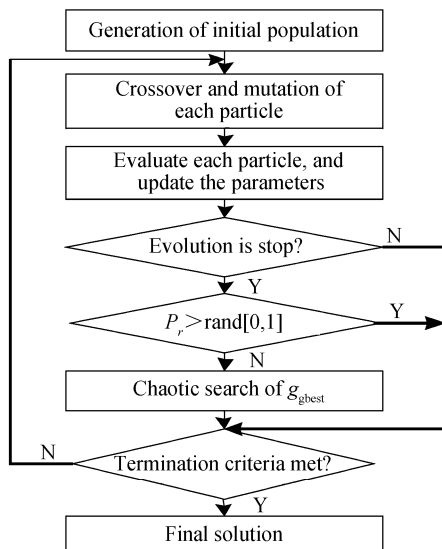


图 3 广义混沌混合 PSO 算法流程图

Fig. 3 The flow chart of General Hybridized PSO with Chaos

A) 确定种群规模  $n$ 、交叉概率  $P_{c0}$ 、初始变异概率  $P_{m0}$ 、初始退火温度  $T_0$  以及最大迭代次数  $k_{max}$ , 随机初始化粒子群.

B) 对种群中每一粒子分别与个体极值  $g_{ibest}$  以及全局极值  $g_{gbest}$  交叉, 在每次交叉操作后选取适应度较优的粒子作为更新粒子, 随后按变异概率粒子自身进行变异操作.

C) 计算粒子适应度, 更新当前全局最优解  $g_{gbest}$ 、个体最优解  $g_{ibest}$ . 同时更新多样性度量  $\sigma_1^2$  与  $\sigma_2^2$ , 模拟退火温度  $T_k$  以及变异概率  $P_m$ .

D) 若全局最优粒子  $g_{gbest}$  未进化则计算模拟退火概率  $P_r$ , 如果  $P_r > \text{rand}[0, 1]$  则转到步骤 F).

E) 对当前全局最优解  $g_{gbest}$  进行混沌优化.

F) 若满足停止准则, 则输出最优参量组合  $\hat{X}=(a_0, b_0, c_0, d_0)$ , 反之则转步骤 B).

3) 根据最大隶属度原则, 实现红外图像的分割.

### 4 实验结果与分析

本文选取大小为  $240 \times 192$  红外小舰船图像以及气垫船图像在 matlab7.0 环境下, 运用本文算法进行仿真实验, 分别与 OSTU 法、二维最大熵法<sup>[4]</sup>

相比较. 该算法经过多次实验选取如下初始参量: 种群规模 20、交叉概率 0.5、初始变异概率 0.1、初始退火温度 17 以及最大迭代次数 30 次. 在 P4 2.6G 512MB 内存的机器上运行本文算法, 收敛次数均在 25 代以内, 运行时间为 50 s 左右. 相信采用编译型语言(如 C 语言), 算法运行时间将有很大提高.

实验结果分别如图 4 与图 5. 图中(a)为原始红外图像;(b)为 OSTU 法分割结果;(c)为二维最大熵法分割结果;(d)为本文算法分割结果. 由实验结果可以看出: OSTU 方法是一种经典的图像分割方法, 在通常情况下都能取得满意的分割效果, 然而对于噪音大、对比度低的红外图像, 由于其只利用图像灰度信息, 采用全局阈值实现图像的分割, 难以克服噪音的影响, 分割结果噪音明显. 相比较而言二维最大熵方法基于二维直方图, 兼顾了图像空间邻域信息, 具有良好的抗噪性能, 但在抗噪性能提高的同时也丢失了部分有用信息, 如图 4(c)、5(c)所示由于噪音的影响红外目标形成了较严重的过分割现象. 本文采用的二维模糊划分最大熵方法, 实际上是一

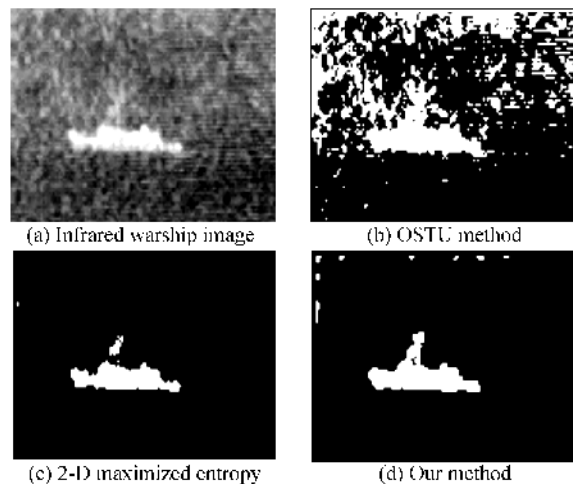


图 4 测试图像 1-红外小舰船图像处理结果

Fig. 4 Test image 1- the results of infrared warship

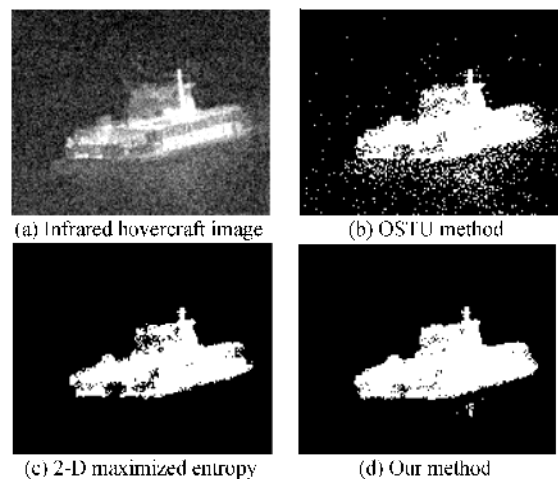


图 5 对比实验 2-红外气垫船图像处理结果

Fig. 5 Test image 2- the results of infrared hovercraft

种软决策,其分割出的目标在二维直方图上占有一个凸形区域(如图1),该区域是由直线段与高次双曲线围成,且高次双曲线包围的区域位于二维直方图的对角线上,而这正是区分目标与背景的关键区域,因此本文方法能够对这个区域的像素进行精细划分,从而在克服噪音影响的同时使得分割的目标更好的保持形状。

为了进一步验证本文提出的广义混沌混合 PSO 算法的性能,与 GPSO 以及 matlab 工具箱中的遗传算法(GA)进行红外图像二维模糊划分最大熵寻优对比实验。在实验中各算法均采用上述相同初始参量,且采用随机产生 20 组种群作为各算法 20 次实验的初始种群。从表1可以看出本文算法稳

表 1 不同算法测试结果

	红外小舰船图像			红外气垫船图像		
	平均熵	最大熵	方差	平均熵	最大熵	方差
GA	13.674	14.021	0.217	14.654	14.989	0.293
GPSO	13.842	14.039	0.163	14.736	15.008	0.156
Our	14.053	14.102	0.097	14.842	15.041	0.077

定性明显优于 GPSO 算法以及 GA 算法,在不同初始值情况下,均能得到较优的二维模糊划分熵。相反 GA 算法受到初始种群的影响,优化结果波动较大,不能获得稳定的分割结果。GPSO 算法的稳定性略好与 GA 算法。图 6 为某次实验的各算法的进化曲线,可以看出本文算法基于 PSO 优化本质且引入了自适应平衡搜索策略收敛速度不仅明显优于 GA 算法,且略快于 GPSO 算法,迭代大约 15 代即可获得优化结果。虽然本文算法在算法也出现了暂时进化停滞的现象,然而由于引入了基于模拟退火选择机制的当前最优粒子混沌优化策略,在计算量增加不大的前提下,有效增强了算法的局部搜索能力引导粒子群跳出局部最优点向全局最优点进化。相比较而言 GA 算法以及 GPSO 算法由于仅仅利用自身随机动态变异进行局部搜索,其局部搜索能力较差,算法运行出现明显停滞,最终出现早熟收敛现象,无法实现稳定可靠的分割。

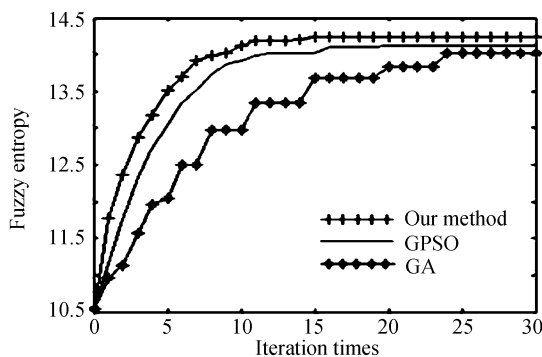


图 6 不同算法进化过程曲线

Fig. 6 Evolutionary curves of three methods

## 5 结论

由于二维模糊划分最大熵分割方法不仅利用了灰度信息以及空间邻域信息,而且兼顾了图像自身的模糊性,能有效实现红外图像的分割,其实质上是一种具有搜索空间大、多局部极值点的典型非线性整数规划问题,需要巨大的运算量。GPSO 模型建立在 PSO 优化机理之上,具有传统 PSO 算法并行高效的优点。本文在 GPSO 模型的基础上,引入自适应平衡搜索,当算法发生停滞时引入模拟退火机制有选择的对当前全局最优解进行混沌优化,在增强局部搜索能力同时能够克服早熟收敛现象。实验证明运用广义混沌混合 PSO 算法实现红外图像二维模糊划分最大熵分割是快速、有效和稳定的。

### 参考文献

- [1] HUI Jian-jiang, LIU Zhao-hui, LIU Wen. Application of mathematical morphology on infrared image of multi-dim-small target[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2006, **35**(4): 626-629.  
惠建江, 刘朝晖, 刘文. 数学形态学在红外多弱小目标提取中的应用[J]. 光子学报, 2006, **35**(4): 626-629.
- [2] YUAN Hui-jing, WANG Yong-tian. A new denoising method for small target detection[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2004, **33**(5): 609-612.  
袁慧晶, 王涌天. 一种抗干扰的弱小目标检测方法[J]. 光子学报, 2004, **33**(5): 609-612.
- [3] GUO Run-qiu, LI Da-peng, LIN Xiao-chun. Research on wavelet transform methods in infrared small target detection[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2006, **35**(4): 626-629.  
过润秋, 李大鹏, 林晓春. 红外点目标检测的小波变换方法研究[J]. 光子学报, 2006, **35**(4): 626-629.
- [4] DU Feng, SHI Wen-kang, DENG Yong, et al. Fast infrared image segmentation method[J]. *J Infrared Millim Waves*, 2005, **24**(5): 370-373.  
杜峰, 施文康, 邓勇, 等. 一种快速红外图像分割方法[J]. 红外与毫米波学报, 2005, **24**(5): 370-373.
- [5] JIN Li-zuo, YUAN Xiao-hui, ZHAO Yi-fan, et al. Image segmentation through maximizing fuzzy partition entropy of 2-D histogram[J]. *Journal of Electronics and Information Technology*, 2002, **24**(8): 1040-1048.  
金立左, 袁晓辉, 赵一凡, 等. 二维模糊划分最大熵图像分割算法[J]. 电子与信息学报, 2002, **24**(8): 1040-1048.
- [6] GAO Hai-bing, ZHOU Chi, CAO Liang. General particle swarm optimization model[J]. *Chinese Journal of Computers*, 2005, **28**(12): 1980-1987.  
高海兵, 周驰, 高亮. 广义粒子群优化模型[J]. 计算机学报, 2005, **28**(12): 1980-1987.
- [7] EBERHART R C, KENNEDY J. A new optimizer using particles swarm theory [C]. *Proc. Sixth International Symposium on Micro Machine and Human Science*, Nagoya, Japan, 1995. 39-43.
- [8] ANGELINE P J. Using selection to improve particle swarm optimization [C]. In: *Proc of IJCNN'99*. LosAlamitos, CA:

- IEEE Computer Society Press, 1999, 84-89.
- [9] Lü Zheng-shu, HOU Zhi-rong. Particle swarm optimization with adaptive mutation[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2004, **32**(3):416-420.  
吕振肃,侯志荣. 自适应变异的粒子群优化算法[J]. 电子学报, 2004, **32**(3):416-420.
- [10] JI M J, TANG H W. Application of chaos in simulated annealing[J]. *Chaos, Solitons and Fractals*, 2004, **21**(4):933-941.
- [11] WANG Zi-cai, ZHANG Tong, WANG Hong-wei. Simulated annealing algorithm based on chaotic variable[J]. *Control and Decision*, 1999, **16**(4):382-384.  
王子才,张彤,王宏伟. 基于混沌变量的模拟退火优化方法[J]. 控制与决策, 1999, **16**(4):382-384.

## General Hybridized PSO with Chaos for Fast Infrared Image Segmentation Method

NI Chao, LI Qi, XIA Liang-Zheng

(School of Automation, Southeast University, Nanjing 210096, China)

Received date: 2007-04-07

**Abstract:** To detect infrared objects accurately, a fast infrared image segmentation method based on general hybridized PSO with chaos is proposed. The method of 2-D maximum fuzzy partition entropy can obtain better segmentation, because it takes advantage of gray and spatial neighboring information, and fuzziness of image also is taken into consideration. In essence, it is a typical nonlinear integer programming problem with huge searching space and many local optima. General hybridized PSO with chaos is based on general PSO, and it makes use of adaptive balance searching strategy. When the evolution stops, simulated annealing algorithm is introduced to select the current global optimum to be chaotic optimized for the sake of enhancing local searching ability and overcoming premature convergence. Experimental results show that the method can segment infrared image quickly and stably.

**Key words:** Infrared image segmentation; 2-D maximum fuzzy partition entropy; GPSO; Chaotic optimization



**NI Chao** was born in 1979. He received his B. S. degree from Automation Department of Nanjing University of Science and Technology in 2001. He received the M. S. degree from College of Automation, Southeast University in 2004. Now he is a Ph. D candidate in Southeast University. His research work focuses on infrared image processing and target recognition.