

# 基于自适应 CPSO 算法的二维模糊熵图像阈值分割

赵越<sup>1,2</sup> 李晶皎<sup>2</sup> 徐鑫<sup>1</sup> 陈超<sup>1</sup> 白鑫<sup>2</sup>

(渤海大学计算机教研部 锦州 121013)<sup>1</sup> (东北大学信息科学与工程学院 沈阳 110819)<sup>2</sup>

**摘要** 由于 PSO 算法会出现虚假收敛或者早熟等现象,提出了一种自适应混沌粒子群算法(ACPSO)及其在图像分割中的应用。首先提出了一种改进的自适应粒子群优化算法(IAPSO)。然后在 IAPSO 的基础上,加入了混沌优化方法,用混沌变量来初始化粒子的位置和速度,并用新的无限折叠混沌映射对算法进行混沌变异,从当前群体中择优选择部分粒子进行混沌优化。最后将 ACPSO 算法应用到图像分割中。通过与最大模糊 Shannon 熵阈值分割法、基于基本 PSO 的最大模糊 Shannon 熵阈值分割法进行对比,验证了基于自适应 CPSO 算法的二维模糊熵阈值图像分割方法的性能更好。

**关键词** CPSO 算法,自适应,混沌粒子群,二维图像分割

**中图分类号** TP391 **文献标识码** A

## 2D Fuzzy Entropy Image Threshold Segmentation Method Based on CPSO

ZHAO Yue<sup>1,2</sup> LI Jing-jiao<sup>2</sup> XU Xin<sup>1</sup> CHEN Chao<sup>1</sup> BAI Xin<sup>2</sup>

(Teaching and Research Institute of College Computer, Bohai University, Jinzhou 121013, China)<sup>1</sup>

(School of Information Science & Engineering, Northeastern University, Shenyang 110819, China)<sup>2</sup>

**Abstract** Because PSO algorithm is occurrence of false convergence or precocious, an adaptive chaotic particle swarm optimization(ACPSO) and its application to image segmentation were proposed. First, an improved adaptive particle swarm optimization algorithm(IAPSO) was proposed. Second, the chaos optimization algorithm was joined into the IAPSO. The chaotic variable was used to initialize the position and velocity of the particles. The new Infinite Collapses chaos chaotic mutation mapping algorithm was used to choose the best part of particles from the current population chaos optimization. Finally, ACPSO algorithm was applied to image segmentation. The maximum fuzzy Shannon entropy threshold segmentation method was compared with maximum fuzzy Shannon entropy threshold segmentation method based on the basic PSO. The result indicates that the fuzzy entropy threshold image segmentation method based on the algorithm for the adaptive CPSO has better performance.

**Keywords** CPSO algorithm, Adaptive, Chaos-particle swarm, 2D image segmentation

## 1 引言

图像分割是计算机视觉领域的经典难题<sup>[1]</sup>。所谓图像分割就是从图像中将某个特征区域与其他部分进行分离,并提取出来进行处理。由于不同领域的图像存在着差异性,因此不可能存在万能的分割算法<sup>[2]</sup>。

在各种图像分割算法中,阈值法因实现简单、计算量小及性能稳定而成为图像分割中应用最广泛的分割技术<sup>[3]</sup>。二维模糊熵阈值图像分割算法是一种典型的基于二维直方图的图像分割算法,该算法能有效降低噪声对图像分割效果的影响<sup>[4]</sup>。但实验表明,二维模糊熵阈值图像分割算法的时间复杂度较高,不适合图像实时分割,需要用最优化数学模型对其进行优化。

粒子群优化算法(Particle Swarm Optimization, PSO)<sup>[5,6]</sup>

是一种智能群体优化算法,是从大自然汲取灵感模拟鸟群捕食的算法。目前,PSO 已经演变成为了一个对全局数值优化简单而有效的技术。

目前,一些学者将粒子群算法和最大熵图像分割相结合<sup>[7]</sup>,在此基础上还有学者提出 QPSO(Quantum-behaved Particle Swam Optimization)算法,将量子行为的微粒群优化算法与最大熵图像分割相结合<sup>[8]</sup>。但这些方法结合仍然存在一些不足,如 PSO 算法会出现虚假收敛或者早熟现象等,而 QPSO 算法虽然误收敛次数较少,但平均运行时间略高于 PSO 算法。因此,我们提出了一种自适应混沌粒子群算法(Adaptive Chaos Particles Swarm Optimization, ACPSO)的二维模糊熵阈值图像分割方法。其用混沌变量来初始化粒子的位置和速度,并用新的无限折叠混沌映射对算法进行混沌变异,从当前群体中择优选择部分粒子进行混沌优化。最后将

收到日期:2012-07-26 返修日期:2012-10-27 本文受国家自然科学基金项目(60970157)资助。

赵越(1979-),女,博士生,讲师,主要研究方向为智能识别、计算机视觉等,E-mail:zy\_ky7777@126.com;李晶皎(1964-),女,教授,博士生导师,主要研究方向为智能识别、嵌入式系统等;徐鑫(1966-),男,教授,主要研究方向为智能计算等;陈超(1970-),女,副教授,主要研究方向为模式识别等。

## 2 自适应混沌粒子群算法

### 2.1 自适应粒子群优化算法

由于粒子群优化算法会出现虚假收敛或者早熟现象,特别是对于多峰函数,为了解决这样的问题,本文提出了一种改进的自适应粒子群优化算法(Improved Adaptive Particles Swarm Optimization, IAPSO)。

传统 PSO 算法的粒子位置和速度更新公式如下:

$$v_{i,d,t} = \omega * v_{i,d,t-1} + C_1 * rand_1 * (pbest_{i,d} - x_{i,d,t-1}) + C_2 * rand_2 * (gbest_d - x_{i,d,t-1}) \quad (1)$$

$$x_{i,d,t} = x_{i,d,t-1} + v_{i,d,t} \quad (2)$$

式中,  $t$  表示迭代次数,  $d$  表示粒子的维数。

当粒子群中大部分粒子的位置在后面的迭代过程中停止改变的时候,尽管其还没有找到全局最优解,但是早熟的现象已经开始发生了。假如粒子的惯性权重较小,或一个收缩系数较小,那么早熟情况就会发生。从 PSO 的基本公式中可知,如果  $v_{i,d}$  很小,同时  $|pbest_{i,d} - x_{i,d}|$  和  $|gbest_d - x_{i,d}|$  也足够小,而且在接下来的几代中,  $v_{i,d}$  无法获得一个较大的值,这就意味着整个群体失去了搜索的能力。更坏的情况是,粒子本身就是全局最优解,那么  $|pbest_{i,d} - x_{i,d}|$  和  $|gbest_d - x_{i,d}|$  将变为 0, 这样在搜索的开始就会出现  $v_{i,d}$  无法得到较大值的情况,并且会以  $\omega$  的速度快速衰减。同时,如果  $pbest$  和  $gbest$  足够接近,则粒子群在接下来的几代中必然会失去种群的多样性。

根据产生全局最优解所在的那一代粒子的位置与当前找到的全局最优的粒子的位置之间的距离对惯性权重  $\omega$  进行调整。每一个粒子的  $\omega$  的值按式(3)进行更新。

$$\omega = \omega_0 (1 - \frac{dist_i}{max\_dist}) \quad (3)$$

式中,  $\omega_0$  是一个(0.5,1)之间的随机数,  $dist_i$  是当前的第  $i$  个粒子与全局最优粒子的位置的欧式距离,欧式距离的公式如下:

$$dist_i = (\sum_{d=1}^D (gbest_d - x_{i,d})^2)^{1/2} \quad (4)$$

$max\_dist$  表示拥有全局最优解的那一代中粒子间的最大距离,式子如下:

$$max\_dist = \arg \max_i (dist_i) \quad (5)$$

将文献[9]中的位置更新公式做如下修改:

$$x_{i,d,t} = (1 - \rho) x_{i,d,t-1} + v_{i,d,t} \quad (6)$$

式中,  $\rho$  是一个在(-0.25, 0.25)之间均匀分布的随机数。每一代的每个粒子的  $\rho$  和  $\omega_0$  从预先指定的区间中均匀地随机选择。这样,将改进的 PSO 算法叫做改进的自适应粒子群优化算法(Improved Adaptive Particle Swarm Optimization, IAPSO)。IAPSO 算法的速度和位置更新公式为式(7)、式(8)。

$$v_{i,d,t} = \omega' v_{i,d,t-1} + C_1 rand_1 (pbest_{i,d} - x_{i,d,t-1}) + C_2 rand_2 (gbest_d - x_{i,d,t-1}) \quad (7)$$

$$x_{i,d,t} = (1 - \rho) x_{i,d,t-1} + v_{i,d,t} \quad (8)$$

式中,  $\omega' = \omega_0 (1 - \frac{dist_i}{max\_dist})$ ,  $\rho$  是一个在(-0.25, 0.25)之间均匀分布的随机数。

### 2.2 自适应混沌粒子群优化算法

国内外研究学者将具有遍历性和随机性的混沌变量与粒

子群优化算法相结合来提高种群的搜索能力,并且将这种改进的粒子群优化算法称为混沌粒子群优化算法(Chaos Particle Swarm Optimization, CPSO)<sup>[10,11]</sup>。

本文将混沌变量与 IAPSO 算法相结合,形成了自适应混沌粒子群优化算法(Adaptive Chaos Particles Swarm Optimization, ACPSO),该算法可以跳出局部极值,进而找到全局最优解。通过改进的自适应粒子群优化算法和混沌粒子群优化算法的结合可以平衡算法的全局搜索和局部搜索的能力,进而提高算法的收敛速度及结果的精确性。

算法的步骤如下:

- Step1 初始化设置相关参数以及算法迭代终止条件,例如允许最大迭代次数或者适应度值的误差限;
- Step2 混沌初始化每个粒子的位置和速度;
- Step3 根据粒子的适应度值采用自适应策略,按照式(3)一式(5)来调整粒子的惯性权重,根据式(7)、式(8)来更新粒子的速度和位置;
- Step4 计算粒子的适应度值,如果粒子的适应度值优于其原来个体极值  $pbest$ ,那么更新个体极值点;如果粒子适应度值优于原来的  $gbest$ ,那么更新全局极值点;
- Step5 按照适应度值的大小从中选出最优的前  $M$  个粒子,将其进行混沌优化。将各个粒子  $X_p = (x_{p1}, x_{p2}, \dots, x_{pn})$  ( $p = 1, 2, \dots, M$ ) 的每个分量  $x_{pj}$  ( $j = 1, 2, \dots, n$ ) 映射到 ICMIC 方程的定义域  $[0, 1]$ ,  $z_{pi} = (x_{pj} - a_i) / (b_i - a_i)$ ,接着用 ICMIC 方程进行迭代产生混沌变量序列  $z_{pi}^s$  ( $s = 1, 2, \dots$ )。把产生的混沌变量系列逆映射返回到原解的空间,得到  $X_p^s = (x_{p1}^s, x_{p2}^s, \dots, x_{pn}^s)$ ,在原解的空间对每一个可行解  $X_p^s$  计算其适应度值,进而得到性能最好的前  $M$  个解  $X_p^*$ ;
- Step6 用  $X_p^*$  来取代当前种群中,按照适应度值排序最差的  $M$  个粒子的位置,如果  $X_p^*$  中存在适应度值优于全局极值的粒子,那么用其替代全局极值点  $gbest$ ,进而更新全局极值;
- Step7 判断是否满足算法终止条件,若满足则转向 Step8,否则转向 Step3;
- Step8 满足条件,停止搜索,输出全局最优解。

## 3 基于 ACPSO 的二维模糊熵阈值图像分割

### 3.1 图像的二维模糊划分

这里以  $p=2$  为例来对二元灰度空间进行模糊  $p$  划分。

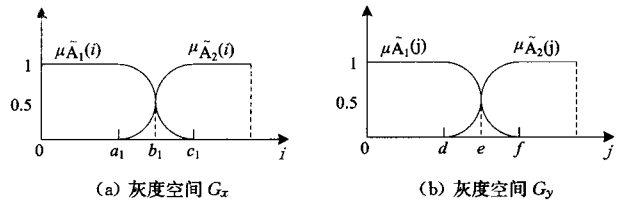


图1 一维模糊隶属划分

在图像的一维模糊 2 划分中,采用中点策略将隶属度函数设计成对称函数,尽管这样可以减少寻优的个数,但是并不能保证得到的模糊熵是全局最大解。因此,如图 1 所示,图 a 为灰度空间  $G_x$ ,图 b 为灰度空间  $G_y$ ,在二元灰度空间( $G_x, G_y$ )上定义模糊集  $\tilde{A}_1(i), \tilde{A}_2(i), \tilde{A}_1(j), \tilde{A}_2(j)$ ,那么目标区域和背景区域的一维隶属度函数如下<sup>[12]</sup>:

$$\mu_{\tilde{A}_1}(i; a, b, c) = \begin{cases} 1, & i \leq a \\ 1 - \frac{(i-a)^2}{(c-a)(b-a)}, & a < i \leq b \\ \frac{(i-c)^2}{(c-a)(c-b)}, & b < i < c \\ 0, & i \geq c \end{cases} \quad (9)$$

$$\mu_{\tilde{A}_2}(i; a, b, c) = \begin{cases} 0, & i \leq a \\ \frac{(i-a)^2}{(c-a)(b-a)}, & a < i \leq b \\ 1 - \frac{(i-c)^2}{(c-a)(c-b)}, & b < i < c \\ 1, & i \geq c \end{cases} \quad (10)$$

$$\mu_{\tilde{A}_1}(j; a, b, c) = \begin{cases} 1, & j \leq d \\ 1 - \frac{(j-d)^2}{(f-d)(e-d)}, & d < j \leq e \\ \frac{(j-f)^2}{(f-d)(f-e)}, & e < j < f \\ 0, & j \geq f \end{cases} \quad (11)$$

$$\mu_{\tilde{A}_2}(j; d, e, f) = \begin{cases} 0, & j \leq d \\ \frac{(j-d)^2}{(f-d)(e-d)}, & d < j \leq e \\ 1 - \frac{(j-f)^2}{(f-d)(f-e)}, & e < j < f \\ 1, & j \geq f \end{cases} \quad (12)$$

可以得知:

$$\mu_{\tilde{A}_1}(i; d, e, f) + \mu_{\tilde{A}_2}(i; d, e, f) = 1 \quad (13)$$

$$\mu_{\tilde{A}_1}(j; d, e, f) + \mu_{\tilde{A}_2}(j; d, e, f) = 1 \quad (14)$$

式中,  $(i, j) \in (G_x, G_y)$ , 且参数  $a, b, c, d, e, f$  满足

$$0 \leq a < b < c \leq L-1, 0 \leq d < e < f \leq L-1 \quad (15)$$

模糊集  $\tilde{A}_1(i), \tilde{A}_2(i)$  由参数  $a, b, c$  唯一确定, 模糊集  $\tilde{A}_1(j), \tilde{A}_2(j)$  由参数  $d, e, f$  唯一确定。4 个隶属度函数联合对二元灰度空间  $(G_x, G_y)$  作模糊 2 划分, 参数  $a, c, d, f$  将其分为 9 个不同区域  $(r_i, i=1, 2, \dots, 9)$ , 如图 2 所示。

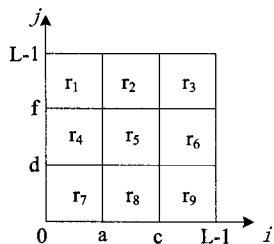


图 2 二元灰度空间  $(G_x, G_y)$  的模糊 2 划分

目标区域和背景区域的二维隶属度函数如下:

$$\mu_O(i, j) = \mu_{\tilde{A}_1}(i; a, b, c) \cdot \mu_{\tilde{A}_1}(j; d, e, f) \quad (16)$$

$$\mu_B(i, j) = \mu_{\tilde{A}_1}(i; a, b, c) \cdot \mu_{\tilde{A}_2}(j; d, e, f) + \mu_{\tilde{A}_2}(i; a, b, c) \cdot \mu_{\tilde{A}_1}(j; d, e, f) + \mu_{\tilde{A}_2}(i; a, b, c) \cdot \mu_{\tilde{A}_2}(j; d, e, f) \quad (17)$$

区域  $R_2, R_3$  包含的图像边缘和噪声信息的概率很小, 可以忽略不计, 可得:

$$\mu_B(i, j) \approx \mu_{\tilde{A}_2}(i; a, b, c) \cdot \mu_{\tilde{A}_2}(j; d, e, f) \quad (18)$$

因此, 目标区域  $O$  和背景区域  $B$  的概率如下:

$$P(O) = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} \mu_O(i, j) p_{i,j} = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} \mu_{\tilde{A}_1}(i; a, b, c) \cdot \mu_{\tilde{A}_1}(j; d, e, f) \frac{n_{i,j}}{m \times n} \quad (19)$$

$$P(B) = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} \mu_B(i, j) p_{i,j} = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} \mu_{\tilde{A}_2}(i; a, b, c) \cdot \mu_{\tilde{A}_2}(j; d, e, f) \frac{n_{i,j}}{m \times n} \quad (20)$$

而且有  $P(O) + P(B) \approx 1$ 。

### 3.2 图像二维模糊 Shannon 熵

根据最大熵原理, 基于最大模糊熵的图像分割算法实质

上是在二元灰度空间上搜索一组参数  $a^*, b^*, c^*, d^*, e^*, f^*$ , 使其满足式(15), 并且使模糊熵取得最大值。

根据文献[13]定义二维模糊 Shannon 熵如下:

$$H(a, b, c, d, e, f) = H_O + H_B = - \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} \frac{\mu_O(i, j) f_{i,j}}{P(O)} \ln \left( \frac{\mu_O(i, j) f_{i,j}}{P(O)} \right) - \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} \frac{\mu_B(i, j) f_{i,j}}{P(B)} \ln \left( \frac{\mu_B(i, j) f_{i,j}}{P(B)} \right) \quad (21)$$

### 3.3 ACP SO 二维模糊熵阈值图像分割

如果使用穷举法来找出参数的最优组合, 划分数  $p$  增加, 那么需要寻找最优阈值的搜索空间也就加大<sup>[14]</sup>。例如, 以一维最大模糊熵阈值分割为例, 将灰度空间  $G = \{0, 1, \dots, 255\}$  分成  $p$  个模糊集, 那么需要优化的可行解的个数就为  $C_{256}^{p-1}$ , 当  $p \leq 3$  时, 其解的个数至少已经是 3 万多个, 计算量巨大而且耗时多。如果  $p > 3$ , 那么计算量就难以想象了, 而且也难以实施。人们想出了用遗传算法来寻找参数的优化组合, 但是遗传算法中参数的确定受人工影响, 因此会影响分割的最优阈值的选取, 在这里将自适应混沌粒子群优化算法用在隶属度函数参数的寻优上, 以提高寻优的速度和效率, 实现更好的图像分割效果。

基于二维最大模糊熵的阈值分割, 将二维模糊熵灰度空间上需要优化的一组参数  $a^*, b^*, c^*, d^*, e^*, f^*$  作为种群中的每一个粒子的位置, 使总的模糊熵取最大值, 而这个总的模糊熵为对应的适应度值, 这样就按照自适应混沌 PSO 的算法流程来求解最优解。当满足:

$$\begin{cases} \mu_{\tilde{A}_1}(t_1; a, b, c) = \mu_{\tilde{A}_2}(t_1; a, b, c) = 0.5 \\ \mu_{\tilde{A}_1}(t_2; d, e, f) = \mu_{\tilde{A}_2}(t_2; d, e, f) = 0.5 \end{cases} \quad (22)$$

图像的模糊熵可以取最大值, 根据式(9)一式(12), 得到图像的最优阈值如下:

若  $\frac{a+c}{2} \leq b$ , 那么

$$t_1 = a + \sqrt{(c-a) * (b-a) / 2} \quad (23)$$

若  $\frac{a+c}{2} > b$ , 那么

$$t_1 = c - \sqrt{(c-a) * (c-b) / 2} \quad (24)$$

若  $\frac{d+f}{2} \leq e$ , 那么

$$t_2 = d + \sqrt{(f-d) * (e-d) / 2} \quad (25)$$

若  $\frac{d+f}{2} > e$ , 那么

$$t_2 = f - \sqrt{(f-d) * (f-e) / 2} \quad (26)$$

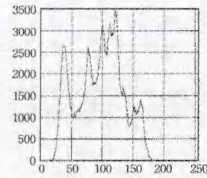
## 4 测试结果与分析

本实验用 Lena 图像进行测试, 在该图像的灰度空间上进行模糊 2 划分, 采用最大模糊 Shannon 熵对图像进行阈值分割。这里分别采用最大模糊 Shannon 熵阈值分割法、基于基本 PSO 的最大模糊 Shannon 熵阈值分割法、基于 QPSO 的最大模糊熵阈值分割法以及基于 ACP SO 的最大模糊 Shannon 熵阈值分割法进行图像分割, 实验共进行了 20 次。

原图像及灰度直方图如图 3 所示, 分割效果如图 4—图 7 所示。



(a) 原图像 Lena



(b) Lena 图像灰度直方图

图 3 原图像及灰度直方图



(a) 原图像的最差分割结果



(b) 原图像的最好分割结果

图 4 二维最大模糊 Shannon 熵算法的 Lena 图像分割



(a) 原图像的最差分割结果



(b) 原图像的最好分割结果

图 5 基于基本 PSO 的二维最大模糊 Shannon 熵算法的 Lena 图像分割



(a) 原图像的最差分割结果



(b) 原图像的最好分割结果

图 6 基于 QPSO 的二维最大模糊熵算法的 Lena 图像分割



(a) 原图像的最差分割结果



(b) 原图像的最好分割结果

图 7 基于 ACPSO 的二维最大模糊 Shannon 熵算法的 Lena 图像分割

从图 4—图 7 中可以看出,基于 ACPSO 算法的二维最大模糊 Shannon 熵的图像分割效果最好,目标基本从背景中分离出来了,而且目标中的人物无论是帽子还是人的五官都分割得很精细,因此,它具有更好的性能。

表 1 为 Lena 图像分割实验对比结果。从表中可以看出基本 PSO 算法的平均最大模糊熵为 15.562,平均收敛代数为 49.9;QPSO 算法的平均最大模糊熵为 15.621,平均收敛代数为 51.7;ACPSO 算法的平均最大模糊熵为 15.685,平均收敛代数为 19.85,改进前的 PSO 收敛代数是改进后 ACPSO 算法收敛代数的 2.51 倍,所以改进后的 ACPSO 算法提高了收敛速度。且 ACPSO 算法的分割标准差也是 4 种算法中最小的,即分割性能更佳。

表 1 Lena 图像分割实验对比结果

算法	最佳 阈值	最大 模糊熵	平均收 敛代数	平均运行 时间/s	平均 标准差
二维最大模糊 Shannon 熵算法	73.121	14.736	56.3	16.754	27.31
基于基本 PSO 的 二维最大模糊 Shannon 熵算法	76.139	15.562	49.9	6.983	24.26
基于 QPSO 的二维 最大模糊熵算法	77.123	15.621	51.7	7.356	23.98
基于 ACPSO 的 二维最大模糊 Shannon 熵算法	75.145	15.685	19.8	2.875	23.73

**结束语** 本文针对 PSO 算法易陷入局部极值、算法后期收敛速度慢以及寻优结果精度不高的问题,提出了一种自适应混沌粒子群算法 ACPSO,并将该算法应用于二维模糊熵阈值图像分割。通过对比试验可以看出本文方法具有更好的分割效果。同时实验结果显示,改进前的收敛代数几乎是改进后算法收敛代数的 2.51 倍,因此,该方法的分割速度更快。

### 参考文献

- [1] 邹小林,陈伟福,冯国灿. 基于谱聚类的多阈值图像分割方法[J]. 计算机科学,2012,39(3):246-248
- [2] 曹铮. 模糊聚类及其在图像分割中的应用[D]. 保定:河北大学,2010
- [3] Sathya P D, Kayalvizhi R. Modified bacterial foraging algorithm based multilevel thresholding for image segmentation [J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2011, 24(4):595-615
- [4] 吴薇. 基于最大模糊熵原理的多阈值图像分割新算法[J]. 系统工程与电子学报, 2005, 28(2):64-68
- [5] Kennedy J, Eberhart R C. Particle Swarm Optimization; Neural Networks [C]// IEEE International Conference, NJ; Piscataway, 1995:1942-1948
- [6] Chakraborty S, Senjyu T, Saber A Y, et al. A novel particle swarm optimization method based on quantum mechanics computation for thermal economic load dispatch problem [J]. IEEE Transactions on Electrical and Electronic Engineering, 2012, 7(5):461-470
- [7] Lienhart R, Effelsberg W. Automatic text segmentation and text recognition for video indexing [J]. Multimedia System, 2000, 8(1):69-81
- [8] 田杰,曾建潮. 基于 QPSO 的二维模糊最大熵图像阈值分割方法[J]. 计算机工程, 2009, 35(3):230-232
- [9] Ghosh S, Das S, Kundu D, et al. An inertia-adaptive particle swarm system with particle mobility factor for improved global Optimization [J]. Neural Comput & Applic, 2012, 21:237-250
- [10] Liu Bo, Wang Ling, Jin Yi-hui, et al. Improved particle swarm optimization combined with chaos[J]. Chaos Solitons & Fractals, 2005, 25(5):1261-1271
- [11] Jiang Hui-min, Kwong C K, Chen Zeng-qiang, et al. Chaos particle swarm optimization and T-S fuzzy modeling approaches to constrained predictive control [J]. Expert Systems with Applications, 2012, 39(1):194-201
- [12] 孙越泓. 基于粒子群优化算法的图像分割研究[D]. 南京:南京理工大学, 2010
- [13] 金立左,袁晓辉. 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):1040-1044
- [14] Zhao M, Fu A M N, Yan H. A technique of three-level thresholding based on probability partition and fuzzy 3-partition [J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2001, 9(3):469-479