

一种结合粒子群算法和自适应加权窗的二维 Otsu 图像分割新方法

颜学颖 焦李成

(西安电子科技大学智能感知与图像理解教育部重点实验室 西安 710071)

摘要 针对传统二维 Otsu 门限分割方法中滤噪和小目标保持性能的不足,提出了一种基于自适应加权窗的二维 Otsu 门限分割的新方法。新方法对二维 Otsu 的邻域窗口设置方法做了改进,使用中心点的局部平稳特征来自适应地确定下一邻域窗口的尺寸大小,然后利用粒子群算法来加快门限的计算速度,从而提高门限分割的性能。实验结果表明:与目前广泛使用的一维 Otsu、二维 Otsu 方法以及直线型门限二维 Otsu 方法相比,新方法有着更好的门限分割效果,并且有更好的噪声抑制和目标保持效果。

关键词 二维 Otsu, 自适应加权窗, 粒子群算法, 图像门限分割

中图分类号 TP751 **文献标识码** A

New 2D Otsu Image Segmentation Method via Particle Swarm Algorithm and Adaptive Weighted Window

YAN Xue-ying JIAO Li-cheng

(Key Laboratory of Intelligent Perception and Image Understanding of Ministry of Education of China, Xidian University, Xi'an 710071, China)

Abstract Aimed at the shortage of the abilities of noise removing and small target preservation for the conventional two-dimensional Otsu thresholding method, a new two-dimensional (2D) Otsu method based on adaptive weighted window was proposed. The new method improves the window setting method of the 2D Otsu, and the window size is adaptively determined by the local stationarity character. Then, the threshold is computed by the particle swarm algorithm, in order to improve the segmentation performance and shorten the computational time. Compared with the commonly-used one-dimensional Otsu, 2D Otsu method and line-type threshold 2D Otsu method, the proposed method has the better segmentation performance, with better performance for noise removal and small target preservation.

Keywords Two-dimensional Otsu, Adaptive weighted window, Particle swarm algorithm, Image thresholding segmentation

1 引言

图像分割的作用在于将图像中某些具有特殊意义的不同区域区分开来,并且每个区域都具有某种特性的一致性。基于图像的目标检测、目标识别和图像理解均依赖于前期图像分割的质量^[1,2]。图像分割的门限技术是一种简单而有效的图像分割方法。它利用图像像素点的灰度信息进行有效的分割。在所有的门限分割方法中,由于 Otsu 方法有较快的计算速度并且在应用中有着较好的分割性能而被广泛地使用^[3,4]。Otsu 方法也称为最大类间方差法,它利用了图像的一维直方图特征,以最大类间方差作为阈值的选取准则。该方法在大部分情况下有着良好的分割性能。但是,一维 Otsu 方法无法准确地排除图像中与目标灰度值相近的噪声。针对这个问题,提出基于二维直方图的二维 Otsu 阈值分割法来进行图像分割。二维 Otsu 阈值分割法不仅考虑了像素点的灰

度信息,还充分考虑了其邻域灰度的均值信息,利用两者的相关性来滤除噪声。

然而,在传统二维 Otsu 的邻域窗口选取中,采用固定的等权值滑窗选取机制^[5]。这种传统的窗口选取机制给图像的门限分割性能带来了两点缺陷:第一,在均值计算中,窗口内的所有像素被认为有着相同的重要性。然而越靠近中心点的像素对于中心点估计的重要性越高,因此,同等的权值分配机制不符合灰度图像的空间相关信息。第二,窗口尺寸的选择在实际操作过程中是很难确定的。当选择大的窗口尺寸时,很难获得准确的数据来刻画窗口内局部区域的特征,并且很容易在分割中将小尺寸的目标归为背景。当使用小的窗口尺寸时,边缘和小尺寸的目标得以保存。但是此时由于没有充分利用的数据信息,很容易在分割结果中留有大量的噪声像素。因此,窗口尺寸的选择在实际分割操作中是非常重要的。在传统二维 Otsu 方法的基础上,本文提出了一种基于自

到稿日期:2012-05-18 返修日期:2012-08-03 本文受国家自然科学基金(61173093,61072106,61075041),教育部长江学者和创新团队支持计划(IRT1170)资助。

颜学颖(1984-),女,博士生,主要研究方向为多尺度图像处理、SAR 图像理解和解译,E-mail:xyyan@mail.xidian.edu.cn;焦李成(1959-),男,教授,博士生导师,主要研究方向为智能信息处理。

适应加权窗的二维 Otsu 分割方法。实验结果表明,新的门限分割方法比传统的一维 Otsu 分割方法、二维 Otsu 分割方法和直线型阈值二维 Otsu 方法具有更好的分割性能。

2 灰度特征选取和二维直方图构造

在二维 Otsu 方法中,对于灰度级为 L 、总像素点个数为 N 的图像 f ,以坐标 (x, y) 为中心的 $(2T+1) \times (2T+1)$ 邻域内的灰度均值为 $g(x, y)$:

$$g(x, y) = \left\lfloor \frac{1}{(2T+1)^2} \sum_{m=-T}^T \sum_{n=-T}^T f(x+m, y+n) \right\rfloor \quad (1)$$

式中, $\lfloor \cdot \rfloor$ 表示取整。从上式的定义可以看出,相应的像素邻域平均灰度级与图像的灰度级相同。对于图像的每个像素 (x, y) ,可获得二维特征矢量 $[f(x, y), g(x, y)]$ 。如图 1 所示,所有的二维特征矢量位于一个尺寸为 $L \times L$ 的二维直方图中。假设 c_{ij} 表示二维特征矢量的频数,则二维特征的联合概率可以表示为:

$$p_{ij} = \frac{c_{ij}}{N} \quad (2)$$

式中, $0 \leq f(x, y), g(x, y) \leq L-1$, 并且 $\sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} p_{ij} = 1$ 。如图 1 所示,对于给定的门限矢量 (s^*, t^*) ,该门限矢量将二维直方图划分成 4 个长方形的区域。其中,区域 1 和区域 2 分别对应背景和目标,而区域 3 和区域 4 对应于噪声或者边缘。

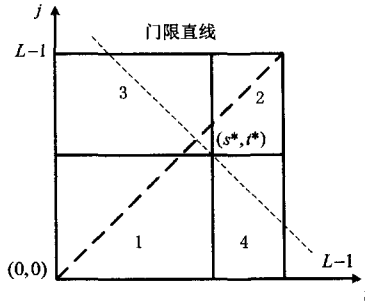


图 1 二维直方图构造及区域划分

3 自适应加权窗的设计和门限矢量计算

在传统二维 Otsu 门限分割方案中,窗口的尺寸是固定的,并且计算窗口内的均值时采用的是等权值方案。这导致传统的二维 Otsu 方法中存在着两个亟需解决的问题:窗口的最优尺寸选取问题和权值合理分配的问题。为了解决这两个问题,我们提出了一种自适应窗口尺寸的加权窗处理方案。该窗口可以根据图像的局部特征来自适应地选择窗口尺寸,

$$\theta_{x,y}(u, v) = \begin{bmatrix} \theta_{x,y}(u-x-T_{x,y}, v-y-T_{x,y}) & \cdots & \theta_{x,y}(u-x-T_{x,y}, v-y+T_{x,y}) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \theta_{x,y}(u-x+T_{x,y}, v-y-T_{x,y}) & \cdots & \theta_{x,y}(u-x+T_{x,y}, v-y+T_{x,y}) \end{bmatrix} \quad (5)$$

窗口内像素的同质程度可以用 $K_{x,y}$ 来刻画,它表示窗口内像素的方差和均值的比值:

$$K_{x,y} = \frac{\sigma_{x,y}^2}{m_{x,y}} = \left\{ \frac{\sum_{u=x-T_{x,y}}^{x+T_{x,y}} \sum_{v=y-T_{x,y}}^{y+T_{x,y}} (w_{x,y}(u, v) - \frac{1}{(2T_{x,y}+1)^2})^2}{\sum_{u=x-T_{x,y}}^{x+T_{x,y}} \sum_{v=y-T_{x,y}}^{y+T_{x,y}} w_{x,y}(u, v)} \right\} \quad (6)$$

并且在窗内根据像素点与中心点的欧式距离长度来赋予不同的权重,从而更精确地估计窗口内均值。

3.1 自适应加权窗的设计

目前普遍采用的等值加权窗口均值计算方案是假定窗口内所有点和待估计中心点都有着极强的相关性或者近似服从相同的分布,于是可以对窗口内所有点等同对待,将窗口内像素点的均值作为待估计点的估计值。但是在大部分的实际应用中,这种假设不尽合理,窗内有些像素点的分布均值可能与待估计点的分布均值有着很大的差别。在实际中,越靠近待估计中心点的像素点,其重要性越强。因此,这里采用高斯加权窗作为权值加权方案^[6]。高斯加权窗使得靠近图像窗口中心的像素点具有更高的重要性,降低了与中心点较远的像素对窗口内均值计算所造成的影响。这里,使用的高斯加权窗口的数学表达式为:

$$\theta_{x,y}(u, v) = \exp(-[(u-x)^2 + (v-y)^2]/2\sigma^2)/2\pi\sigma^2 \quad (3)$$

式中, (x, y) 为窗口中心像素点的坐标。从上式可以看出,对于越靠近中心点 (x, y) 的像素 (u, v) ,权值 $\theta_{x,y}(u, v)$ 越大,从而赋予了更大的计算权值。

根据图像的不同性质,图像区域分为同质区域和异质区域。同质区域又称为均匀区域,而异质区域又称为非均匀区域。例如,在 SAR 图像中,由于雷达回波反射特性的不同造成了成像图像的性质不同;在光学图像中,由于纹理、边缘或者目标的光学反射性质的不同,图像中也同样存在着均匀区和非均匀区。在均匀区,窗口应当选得足够大,从而获取足够的描述局部区域;然而,在异质区,窗口应该选得足够小,从而更好地保留边界和小目标。通常,一般都是根据经验在两者上取折中,但这需要充足的先验知识。然而实际情况中,先验知识通常是很难获取的,因此合适的窗口大小选取问题一直是目前的一个研究热点^[7]。在此,我们提出了一种自适应窗口尺寸的设计方法,该方法根据当前窗口内像素点的同质程度和设定的门限来自适应地调节下一个窗口的大小。在同质区域增大窗口尺寸来抑制噪声的影响,并有效地滤除噪声;在异质区域减小窗口,从而更好地保护小尺寸目标和细节边缘。

首先,设置图像的某一像素 (x, y) 的窗口尺寸为 $(2T_{x,y}+1) \times (2T_{x,y}+1)$,此时窗口内的像素可以表示为:

$$w_{x,y}(u, v) = \{(u, v) | x-T_{x,y} \leq u \leq x+T_{x,y}, y-T_{x,y} \leq v \leq y+T_{x,y}\} \quad (4)$$

根据式(3),自适应加权窗的窗系数为:

$$\theta_{x,y}(u, v) = \exp(-[(u-x)^2 + (v-y)^2]/2\sigma^2)/2\pi\sigma^2$$

因此,下一个窗口的尺寸取决于当前窗口内像素的同质程度。当 $K_{x,y}$ 大于预设的门限 K_T 时,图像变化得较剧烈,图像的异质程度较高,因此下一个窗口的尺寸应该减少。相反,

当 $K_{x,y}$ 小于预设的门限 K_T 时,表示图像变化缓慢,同质程度较高,因此,下一个窗口的尺寸应该增加。该自适应窗口选择过程可以描述成:

$$T_{(x,y+1)} = \begin{cases} \min[T_{x,y}+1, T_{\max}], & \text{当 } K_{x,y} \leq K_T \\ \max[T_{x,y}-1, T_{\min}], & \text{当 } K_{x,y} > K_T \end{cases} \quad (7)$$

式中, T_{\min} 和 T_{\max} 表示窗口尺寸变化的上下限, K_T 表示窗口像素同质程度的判决门限。结合自适应加权窗,式(1)的均值计算修正为:

$$g_{T_{x,y}}(x,y) = \left[\frac{\sum_{u=x-T_{x,y}}^{x+T_{x,y}} \sum_{v=y-T_{x,y}}^{y+T_{x,y}} f(u,v) \theta_{x,y}(u,v) / \sum_{u=x-T_{x,y}}^{x+T_{x,y}} \sum_{v=y-T_{x,y}}^{y+T_{x,y}} \theta_{x,y}(u,v)}{\sum_{u=x-T_{x,y}}^{x+T_{x,y}} \sum_{v=y-T_{x,y}}^{y+T_{x,y}} \theta_{x,y}(u,v)} \right] \quad (8)$$

3.2 门限向量的计算

如图 1 所示,对于任意的门限向量 (s,t) ,在二维空间中,二维直方图被分割成 4 个区域。令 C_0 和 C_1 分别表示背景和目,背景和目标的概率分别定义为 $\omega_b(s,t)$ 和 $\omega_o(s,t)$,如式(9)所示:

$$\omega_b(s,t) = \sum_{i=1}^s \sum_{j=1}^t p_{ij} \quad \omega_o(s,t) = \sum_{i=s+1}^L \sum_{j=t+1}^L p_{ij} \quad (9)$$

则对应的背景和目标的类内均值向量分别为:

$$\begin{aligned} m_b &= (m_{bi}, m_{bj})^T \\ &= \left(\frac{\sum_{i=1}^s \sum_{j=1}^t i p_{ij} / \omega_b}{\sum_{i=1}^s \sum_{j=1}^t j p_{ij} / \omega_b} \right)^T \\ &= (m_i(s,t) / \omega_b(s,t), m_j(s,t) / \omega_b(s,t))^T \end{aligned} \quad (10)$$

$$\begin{aligned} m_o &= (m_{oi}, m_{oj})^T \\ &= \left(\frac{\sum_{i=s+1}^L \sum_{j=t+1}^L i p_{ij} / \omega_o}{\sum_{i=s+1}^L \sum_{j=t+1}^L j p_{ij} / \omega_o} \right)^T \end{aligned}$$

式中, $m_i(s,t) = \sum_{i=1}^s \sum_{j=1}^t i p_{ij}$, 并且 $m_j(s,t) = \sum_{i=1}^s \sum_{j=1}^t j p_{ij}$ 。于是,二维直方图的总均值向量 m_T 表示为:

$$m_T = (m_{Ti}, m_{Tj})^T = \left(\frac{\sum_{i=1}^s \sum_{j=1}^t i p_{ij}}{\sum_{i=1}^s \sum_{j=1}^t j p_{ij}} \right)^T \quad (11)$$

这里,假设图像的对角区域的概率为零,则可以得到下式:

$$\omega_b + \omega_o \approx 1, m_T \approx \omega_b m_b + \omega_o m_o \quad (12)$$

类内方差 σ_B 可定义为:

$$\begin{aligned} \sigma_B &= \omega_b [(m_{bi} - m_{Ti})^2 + (m_{bj} - m_{Tj})^2] + \omega_o [(m_{oi} - m_{Ti})^2 \\ &\quad + (m_{oj} - m_{Tj})^2] \end{aligned} \quad (13)$$

结合式(12)和式(13),可以得到:

$$\text{tr } \sigma_B \approx \{ [m_{Ti} \omega_b - m_i(s,t)]^2 + [m_{Tj} \omega_b - m_j(s,t)]^2 \} / \{ \omega_b [1 - \omega_b] \} \quad (14)$$

因此,最优门限 (s^*, t^*) 可以通过式(15)来选取:

$$(s^*, t^*) = \arg \max_{1 \leq s, t \leq L} \{ \text{tr } \sigma_B(s,t) \} \quad (15)$$

传统的 2D-Otsu 方法使用“点对”的判决准则。然而为了更好的门限分割性能,这里采用文献[8]直线型门限阈值判决准则:

$$z(x,y) = \begin{cases} 0, & g_{T_{x,y}}(x,y) + f(x,y) \leq s^* + t^* \quad \text{背景} \\ 1, & \text{其它} \quad \text{目标} \end{cases} \quad (16)$$

3.3 基于粒子群算法的最佳门限矢量计算

粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)算法是

文献[9]提出的一种优化算法。PSO 算法通过个体间的协作以及群体信息共享来寻求最优解。PSO 是基于群集智能方法的演化计算技术。PSO 算法机理是对生物群体的社会行为进行模拟,而不依靠于个体的自然进化规律。PSO 源于对鸟群觅食行为的研究。PSO 算法通过共享信息机制使得个体间相互借鉴经验,从而促进整个种群的发展,它是对这种社会行为的模拟。PSO 算法是一种基于迭代的优化算法,系统初始化为一组随机解,通过某种方式的迭代寻找最优解。由于 PSO 算法容易理解、易于实现,PSO 算法发展得很快,并且在系统控制、神经网络训练和函数优化等领域得到了广泛的应用。与其他的进化算法相比,PSO 算法对每一个优化问题的解设为搜索空间中的一个粒子,并且每个粒子根据求解问题参数匹配对应的适应度,粒子飞行的速度取决于飞行的方向和距离,通过迭代寻找最优粒子[9]。

假设 D 为空间的搜索维数,粒子 j 的速度和位置分别用 $V_j = (v_{j1}, v_{j2}, \dots, v_{jD})$, $X_j = (x_{j1}, x_{j2}, \dots, x_{jD})$ 表示, $p_{jd} = (p_{j1}, p_{j2}, \dots, p_{jD})$ 为粒子 j 曾到达的最优位置, p_g 为种群的最优位置。每次迭代中,粒子根据种群最优解 p_g 和自身最优解 p_j 修正粒子的位置和速度来寻找最优解[10]。位置和速度根据如下方程进行计算和更新:

$$\begin{aligned} V_{jd}^{k+1} &= w \cdot v_{jd}^k + r_{1d}^k \cdot c_1 \cdot (p_{jd}^k - x_{jd}^k) + r_{2d}^k \cdot c_2 \cdot (p_{gd}^k - x_{jd}^k) \\ x_{jd}^{k+1} &= x_{jd}^k + v_{jd}^{k+1} \end{aligned} \quad (17)$$

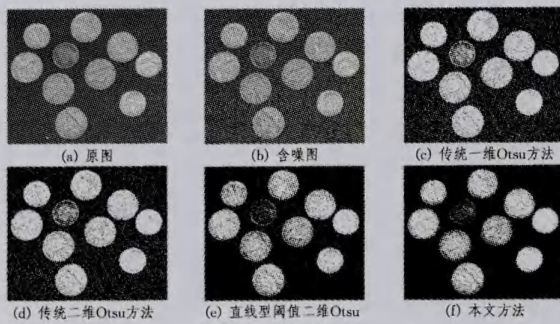
式中, w 为惯性权重; c_1 、 c_2 称为加速系数值(学习因子); r_{1d}^k 和 r_{2d}^k 是服从 $[0, 1]$ 之间均匀分布的实数。同时,为了防止 PSO 的收敛过快,粒子的每一维速度 v_{jd} 不超过最大速度 v_{\max} 。在本文中,通过 PSO 算法来优化 $\text{tr } \sigma_B(s,t)$ 最大时二维 Otsu 的最佳分割阈值 (s^*, t^*) 。由于二维 Otsu 求解分割阈值含有 2 个参数,粒子群初始化为二维向量 (s', t') , 每个向量分别代表像素的灰度值、修正邻域均值。初始化种群大小 Q_n 为 5 个,加速系数 $c_1 = 2$ 和 $c_2 = 2$, 惯性权重 w 为 0.9, 最大速度 $v_{\max} = 15$, 最大迭代数为 18, 其适应度函数 fit 设定为 $fit = \text{tr } \sigma_B(s, t)$ 。

4 对比实验结果和有效性验证

分别对 Matlab R2010a 自带的 3 幅图像 coins.png、rice.png 和 cameraman.tif 进行了实验。对 3 幅原始图像分别叠加方差为 0.02 的高斯噪声,然后采用传统一维 Otsu 方法、传统二维 Otsu 方法、直线型门限的二维 Otsu 方法和结合粒子群加速门限选择的自适应加权窗的二维 Otsu 方法对加噪后的图像进行分割。实验结果分别如图 2、图 3 和图 4 所示。实验采用的图像 coins、rice 和 cameraman 的尺寸分别是 246×300 、 256×256 和 256×256 。

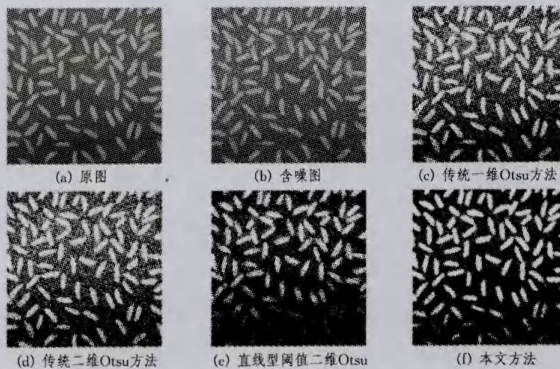
对于第一幅图,可以看出本文方法的滤噪效果优于其他几种方法,并且目标保持得更好;对于第二幅图,本文方法消除了更多的噪声,有着更好的滤噪效果,并且将图像中的目标保持得更完整,特别是图像的下半部分,本文方法能够更好地保持米粒的结构特征,在背景中很好地分割出了目标;对于

第三幅图像,相比于其它方法,本文方法能更好地滤除背景及人像上的噪声,并且很好地保持了人像特别是人脸部分和照相机部分的细节结构,有着更好的细节结构保持性能。



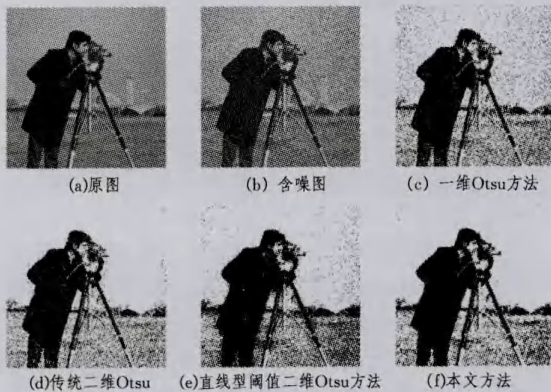
(a)原图,(b)含噪图,(c)传统一维 Otsu 方法,(d)传统二维 Otsu 方法($T=15$),(e)直线型阈值二维 Otsu($T=15$),(f)结合粒子群加速门限选择的自适应加权窗的二维 Otsu($K_T=20, T_{\min}=10, T_{\max}=20$)

图 2 测试图片 1 的 4 种 Otsu 型门限方法的性能比较



(a)原图,(b)含噪图,(c)传统一维 Otsu 方法,(d)传统二维 Otsu 方法($T=11$),(e)直线型阈值二维 Otsu($T=11$),(f)结合粒子群加速门限选择的自适应加权窗的二维 Otsu($K_T=5, T_{\min}=5, T_{\max}=15$)

图 3 测试图片 2 的 4 种 Otsu 型门限方法的性能比较



(a)原图,(b)含噪图,(c)传统一维 Otsu 方法,(d)传统二维 Otsu 方法($T=11$),(e)直线型阈值二维 Otsu($T=11$),(f)结合粒子群加速门限选择的自适应加权窗的二维 Otsu($K_T=5, T_{\min}=5, T_{\max}=15$)

图 4 测试图片 3 的 4 种 Otsu 型门限方法的性能比较

因此,从上述实验结果可以看出,提出的方法相对于一维 Otsu 方法和二维 Otsu 方法,由于引进了自适应窗口尺寸机制和非均匀加权机制,因此能更好地消除噪声的影响,并且对小目标以及目标的边缘有更好的保持效果。

结束语 本文提出了一种基于自适应尺寸高斯加权窗和粒子群优化算法的二维 Otsu 门限分割新方法。新方法克服了传统二维 Otsu 方法在滤噪性能和小目标保持性能上的不足,并且通过粒子群算法加速了门限计算的速度。实验结果表明,本文方法的性能超越了传统的一维 Otsu 方法、二维 Otsu 方法和直线型阈值二维 Otsu 方法,获得了满意的图像门限分割性能。结果图像中噪声抑制性能更好,且小目标得到了很好的保持。

参考文献

- [1] 张雪锋,范九伦,谢懿.基于游程统计的含噪图像分割效果评价方法[J].计算机科学,2011,38(1):271-275
- [2] 项海林,贾建,焦李成.基于二代 bandelets 域 HMT 模型的图像分割[J].计算机科学,2009,36(1):218-221
- [3] Xu X Y, Xu S Z, Jin L H. Characteristic analysis of otsu threshold and its applications [J]. Pattern recognition letters, 2011, 32 (7):956-961
- [4] Gong J, Li L Y, Chen W N. Fast recursive algorithm for two-dimensional thresholding [J]. Pattern recognition, 1998, 31 (3): 295-300
- [5] Zhang J, Hu J L. Image segmentation based on 2D Otsu method with histogram analysis [C]//International Conference on Computer Science and Software Engineering. 2008;105-108
- [6] Jobanputra R, Clausi D A. Texture analysis using Gaussian weighted grey level co-occurrence probabilities [C]//IEEE Proceedings of the First Canadian Conference on Computer and Robot Vision. 2004;51-57
- [7] Katkovnik V, Egiazarian K, Astola J. Adaptive window size image de-noising based on intersection of confidence intervals (ICI) rule [J]. Journal of Mathematical Imaging and Vision, 2002, 16 (3):223-235
- [8] 范九伦,赵凤.灰度图像的二维 Otsu 曲线阈值分割法[J].电子学报,2007,35(4):751-755
- [9] Wang Y, Li L. Heterogeneous Redundancy Allocation for Series-Parallel Multi-State Systems Using Hybrid Particle Swarm Optimization and Local Search [J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Part A: Systems and Humans, 2012, 42(2):464-474
- [10] Luan Feng, Choi J-H, Jung H-K. A Particle Swarm Optimization Algorithm With Novel Expected Fitness Evaluation for Robust Optimization Problems [J]. IEEE Transactions on Magnetics, 2012, 48(2):331-334