

基于粒子群算法的图像椒盐噪声去除算法

张爱玲¹ 李鹏² 刘晟¹

(西安理工大学信息技术与装备工程学院 西安 710082)¹

(西安电子科技大学电子工程学院 西安 710068)²

摘要 针对图像中的椒盐噪声消除问题,提出了一种基于粒子群算法的自适应开关中值滤波算法。提出的滤波器算法主要由两大阶段组成:噪声检测阶段和噪声滤除阶段。与标准中值滤波相比,提出的自适应开关中值滤波算法能够生成污染图像的噪波图。通过噪波图可以得到图像的污染和未污染像素信息。在滤除过程中,滤波器计算出未污染相邻像素的中值并且替换污染像素。仿真实验结果证实了所提算法的有效性,其能够有效地提高图像的峰值信噪比和图像质量;相比现有其他方法,所提算法的去噪效果更好。

关键词 中值滤波,粒子群算法,噪声消除,椒盐噪声,图像去噪,PSNR, NMSE

中图分类号 TP391 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2017.08.052

Algorithm of Image Salt and Pepper Noise Elimination Based on Particle Swarm Algorithm

ZHANG Ai-ling¹ LI Peng² LIU Sheng¹

(Faculty of Information Technology and Equipment Engineering, Xi'an University of Technology, Xi'an 710082, China)¹

(School of Electronic Engineering, Xidian University, Xi'an 710068, China)²

Abstract To eliminate salt and pepper noise in images, we proposed an adaptive switching median filter algorithm based on particle swarm algorithm. The proposed algorithm consists of two stages: noise detection and noise filtering. Compared with the standard median filtering, the adaptive switching median filter algorithm was put forward to generate pollution image noise wave. Contaminated and non-contaminated pixel information can be get through the noise wave images. In the filtering process, the filter calculates the value of the adjacent pixels and replaces the contaminated pixels. The simulation results show that the proposed algorithm is effective and can improve the peak signal to noise ratio (SNR) and image quality.

Keywords Median filter, Particle swarm algorithm, Noise elimination, Impulse noise, Image denoising, PSNR, NMSE

图像是信息获取的重要来源,但由于各种复杂原因的影响,多数情况下获取到的图像只是原始图像的降质形式。图像噪声是图像色彩信息或亮度的随机波动。数码相机中,图像噪声取决于曝光时间和曝光量。较长的曝光时间(快门速度慢)是造成椒盐噪声的主要原因,其主要受光电二极管泄漏电流的影响。不同的应用范围(如医学影像、遥感影像、机器人影像、计算机图像和天文图像)都需要高品质图像^[1-2]。因此,需要对图像进行椒盐噪声消除处理。

数字图像容易产生各种噪声。在椒盐噪声的情况下,噪声像素可以只取动态图像的最大值和最小值。如果是脉冲噪声,负脉冲表现为黑点(椒噪声),正脉冲则表现为白点(盐噪声)。图像中的噪声会造成原始图像质量的下降,影响图像中原有信息的准确传递。这是因为输入的噪声有可能被当作有用信息加以对待并转化为输出图像,明显降低了系统性能^[3]。

图像滤波可以分为两个主类:线性滤波与非线性滤波。在非线性滤波中,中值滤波在脉冲噪声中性能表现良好。与

中值滤波相比,自适应开关滤波在峰值信噪比(Peak Signal to Noise Ratio, PSNR)方面的性能更佳^[3]。自适应开关滤波处理一般噪声时性能良好,但在处理较大噪声时性能有所下降。近期文献[4-5]提出了新的混合噪声移除算法,这些算法既对脉冲噪声有效,同时对高斯噪声也有效,且在峰值信噪比方面性能较好,但是噪声密度高于50%时,其性能将有所下降。

近期提出的开关中值滤波算法在椒盐噪声处理中的表现更佳,可以处理具一定噪声密度的图像,且能有效提高图像峰值信噪比和图像质量,降低图像噪声^[6-9]。其中,文献[8]提出了一种改进方向加权的自适应开关中值滤波方法。文献[9]提出了一种参数加权自调整的开关中值滤波,其优于自适应开关滤波,可以处理较大的噪声干扰。此外,文献[10]将粒子群优化算法应用到图像分割,缩短了分割时间。文献[11]提出了一种结合混沌量子特性的粒子群优化算法,有效提高了灰度图像的增强效果。

在上述研究的基础上,本文提出了一种基于粒子群算法

到稿日期:2017-06-12 返修日期:2017-07-22 本文受国家自然科学基金面上项目:地面三维激光扫描技术(TLS)在滑坡监测与评价中的应用研究(41372330),空军装备研究院第二研究所项目:干扰仿真系统(99901070034)资助。

张爱玲(1972-),女,硕士,副教授,主要研究方向为软件工程、图像处理, E-mail: 724817362@qq.com; 李鹏(1965-),男,硕士,教授,主要研究方向为信息处理、图像处理; 刘晟(1980-),女,博士,讲师,主要研究方向为数字图像处理。

的自适应开关中值滤波算法。提出算法的过程主要分成两个阶段:噪声检测阶段和噪声滤除阶段。与标准中值滤波相比,提出的自适应开关中值滤波算法能够生成污染图像的噪声波图。在滤除过程中,滤波器计算出未污染相邻像素的中值并且替换污染像素。利用噪声波图可以得到图像中污染和未污染的像素信息。仿真实验的结果表明该算法滤波效果良好。

1 椒盐噪声模型

椒盐噪声是随机散布在图像中的白像素点与黑像素点。动态范围内噪声像素取最大值或最小值中的一个。在非线性滤波中,中值滤波是最常见的椒盐噪声滤除方法。然而,如果噪声密度值高于 50%,图像的边缘细节和其他图像信息会受到影响而变得模糊。

对于一个大小为 $M \times N$ 的 8 位灰度图像 $x, x(i, j)$ 表示坐标位置为 (i, j) 的像素数值,图像 x 的像素计算公式如下:

$$A = \{(i, j) | 1 \leq i \leq M, 1 \leq j \leq N\} \quad (1)$$

图像噪声主要分为 3 类:加性噪声、成性噪声和脉冲噪声。其中,脉冲噪声污染图像的模型如下:

$$X_{i,j} = \begin{cases} n(i, j), & \text{概率为 } P \\ s(i, j), & \text{概率为 } 1 - P \end{cases} \quad (2)$$

其中, $X_{i,j}$ 表示受到噪声污染的图像, $s(i, j)$ 表示原始图像, $n(i, j)$ 表示噪声, P 表示脉冲噪声的概率。

双极性脉冲噪声概率密度函数通过式(3)得出:

$$P(x) = \begin{cases} S_{\min}, & \text{for } x = p \\ S_{\max}, & \text{for } x = q \\ x(i, j), & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

其中, S_{\min} 和 S_{\max} 分别表示图像中取值范围内的最小值和最大值。在 8 位灰度图像中, $S_{\min} = 0$ 表示一个黑点, $S_{\max} = 255$ 表示一个白点。如果 P_a 或 P_b 为 0,那么脉冲噪声变成单极的;如果 P_a 或 P_b 都不等于 0 且数值相近,那么脉冲噪声变为双极性脉冲噪声,也称为椒盐噪声。

2 粒子群优化算法

粒子群算法是由 Dr. Kennedy 和 Dr. Eberhart^[12-13] 于 1995 年提出的基于群体的随机优化法,其受鸟群或鱼群的社会行为的启发。进化技术(如基因演算法)与粒子群算法有许多相似之处。为了解决错综复杂的问题,该系统最初被初始化为随机解的集合,然后通过更新后用迭代的方式来搜索最优解。每个粒子初始化为搜索空间中的一个随机点和随机初始速度。其本质主要分为两个方面:1)群落(由个体组成)与个体和环境之间的互动;2)个体与群体之间的合作与信息共享。通过以上两个行为来寻找最优解^[14]。

在粒子群算法中,每个粒子通过与另外一个粒子相互作用以精炼完善自己的知识。每个粒子都有质量、体积、速度和加速度^[15]。每个粒子以最优结果更新其坐标,以便达到局部或者整体最佳。

设 $W = (W_1, W_2, \dots, W_n)$ 表示 S 维空间内 n 个粒子构成的种群, $W_i = (w_{i1}, w_{i2}, \dots, w_{in})^T$ 表示第 i 个粒子的一个 S 维向量,其速度表示为 $V_i = (V_{i1}, V_{i2}, \dots, V_{is})^T$ 。在迭代计算步骤中寻找两个粒子,前一个粒子为找到其自身最优解,即其个体极值,表示为 $P_i = (P_{i1}, P_{i2}, \dots, P_{is})^T$;后者即为现阶段种族

的最优解,也就是全局最优解,表示为 $P_g = (P_{g1}, P_{g2}, \dots, P_{gs})^T$ 。

粒子利用种族最优解和自身来更新本身的位置和速度,公式如下:

$$P_i^k = \{P_i^k, P_g^k, \dots, P_n^k\} | f(P_i^k) = \min\{f(P_i^k), f(P_g^k), \dots, f(P_n^k)\} \quad (4)$$

$$P_i = \frac{\varphi_1 P_{id} + \varphi_2 P_{gd}}{\varphi_1 + \varphi_2} \quad (5)$$

$$m_{best} = m \sqrt{\prod_{i=1}^m P_i} \quad (6)$$

$$W_{id}^{k+1} = \tau(P_{id} - P_{gd}) \pm \gamma |m_{best} - W_{id}^k| \times \ln\left(\frac{1}{u}\right) \quad (7)$$

其中, $d=1, 2, \dots, S, i=1, 2, \dots, n, k$ 表示迭代次数; $\varphi_1 = c_1 r_1, \varphi_2 = c_2 r_2, c_1$ 和 c_2 表示非负常数,也即加速因子; r_1 和 r_2 表示两个随机数,分布范围为 $[0, 1]$; m_{best} 表示种群中平均最优数值; γ 表示扩张调节因子,能够调节收敛速度; u 和 τ 表示两个随机数,取值范围为 $(0, 1)$ 。

利用 P_g 点作为吸引因子,粒子开始不断收敛,初始速度较快并逐渐降低,最后达到 P_g 点。粒子收敛的路径类似轨道的样式。因为没有固定的轨道,在整个收敛过程中所有粒子可能出现在系统中的任何位置。此外,由于收敛速度是有限制的,因此在整个搜索收敛过程中粒子是在一个有限的区域内出现的,不可能充满整个搜索空间。粒子群算法实现的一般步骤为:

- 步骤 1 初始化算法常量;
- 步骤 2 以随机速度与位置初始化粒子;
- 步骤 3 评估每个粒子的最适合度值;
- 步骤 4 取得局部最佳值;
- 步骤 5 取得整体最佳值;
- 步骤 6 更新粒子速度与位置;
- 步骤 7 判断是否满足条件,若满足则停止训练;否则,跳转到步骤 3,继续搜索收敛。

更新的位置为 X_i ,更新的速度为 V_i ;每个粒子保存其在搜索空间 P_i 找到的最佳定位。粒子速度根据先前最佳定位与当前任何相邻的最佳定位进行调整。

3 提出的中值滤波算法

本文提出的中值滤波算法的运行过程分为两个步骤,具体过程如图 1 所示。

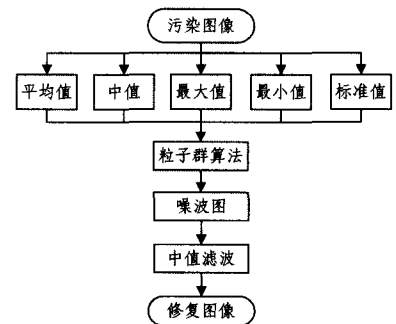


图 1 提出的滤波算法的步骤框图

将粒子群算法优化作为决策器,生成图像噪声波图。通过噪声波图可以得到图像中污染与未污染像素的信息。如果受污染,则运用中值滤波。其中,仅通过计算未污染像素得出中值。

3.1 基于粒子群算法的噪声检测步骤

本文提出的粒子群优化算法如下:

步骤 1 为了得到特征向量表,从图像中取 3×3 窗口,计算出该窗口的平均值、中值、最大值、最小值和标准值;

步骤 2 通过以上 5 个值获取中心像素差;

步骤 3 取 5000 个像素,污染的与未污染的各占一半,以生成特征向量表;

步骤 4 初始化群体 $p=10$ 。初始位置和初始速度取最小值;

步骤 5 将特征向量表与粒子值相乘;

步骤 6 将适合度值与阈值进行比较,得到新的适合度值;

步骤 7 为了得到更佳 的适合度值以进行更新处理,这些值称为粒子局部最佳值;

步骤 8 经过 1000 次迭代更新粒子局部最佳值后,得到全局最佳值;

步骤 9 训练结束。

利用这些最佳粒子值生成图像的噪波图:

$$\text{噪波图}(i,j) = \begin{cases} 0, & \text{if 特征向量表输出} < 1 \\ 1, & \text{if 特征向量表输出} \geq 1 \end{cases} \quad (8)$$

其中,噪波图 (i,j) 为 0 则表示像素点未受到污染,反之则表示受到污染。

3.2 滤波阶段

滤波使用 3×3 窗口 W ,污染像素 X_j 位于该窗口中心,如表 1 所列。通过自适应中值滤波方法,计算出该局部 3×3 窗口中未污染的相邻像素值,用其代替污染像素值,未污染像素保持原来的值。

表 1 3×3 窗口示意

$X_{i-1,j-1}$	$X_{i,j-1}$	$X_{i+1,j-1}$
$X_{i-1,j}$	$X_{i,j}$	$X_{i+1,j}$
$X_{i-1,j+1}$	$X_{i,j+1}$	$X_{i+1,j+1}$

4 实验结果与比较

本文采用大小为 512×512 的 8 位灰度图像,在椒盐噪声模型下对不同密度的椒盐噪声进行去除处理,以验证本文所提滤波算法的有效性。实验环境为 Windows 7 操作系统,CPU 为 Pentium Dual-Core E5200 处理器,内存为 2GB,仿真环境为 Matlab R2014a。

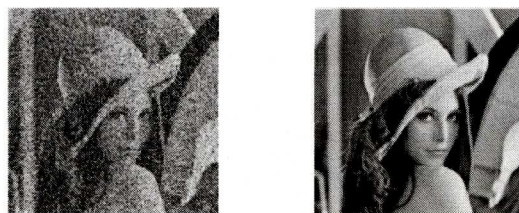
4.1 噪声滤波结果

对像素为 512×512 的灰度 Lena 图像分别在噪声污染为 10%,60%和 90%时进行了滤波处理。不同噪声密度的噪声污染图像分别如图 2(a)、图 3(a)、图 4(a)所示,滤波处理后的图像分别如图 2(b)、图 3(b)、图 4(b)所示。



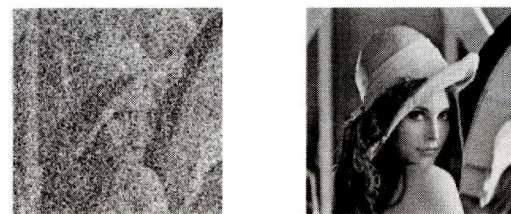
(a) 噪声图像 (b) 滤波后的图像

图 2 噪声密度为 10% 时的 Lena 图像处理结果



(a) 噪声图像 (b) 滤波后的图像

图 3 噪声密度为 60% 时的 Lena 图像处理结果



(a) 噪声图像 (b) 滤波后的图像

图 4 噪声密度为 90% 时的 Lena 图像处理结果

从图 2—图 4 可以看出,无论是在低噪声密度还是高噪声密度情况下,本文所提算法的滤波效果均表现优秀,能够很好地滤除噪声,并保留原始图像的细节特征。

4.2 噪声滤波性能比较

将提出的滤波算法与模糊中值滤波^[7]、改进方向加权中值滤波^[8]和自适应开关加权中值滤波^[9]进行比较。图 5—图 7 分别示出了在噪声密度为 30%,60%和 90%时 4 种滤波方法滤波后的效果图。



图 5 添加噪声密度为 30% 时 Lena 图像采用各算法后的滤波效果图



(a) 原始图像 (b) 60% 的污染图像 (c) 文献[7]的结果 (d) 文献[8]的结果 (e) 文献[9]的结果 (f) 本文结果

图 6 添加噪声密度为 60% 时 Lena 图像采用各算法后的滤波效果图



图7 添加噪声密度为90%时Lena图像采用各算法后的滤波效果图

从图5—图7可以看出,即使在较高密度椒盐噪声的条件下,相比其他4种中值滤波算法,本文算法在去噪能力和图像细节保护方面均表现出更优的效果。特别是在噪声密度达到90%时,模糊中值滤波和改进方向加权的的中值滤波处理后的图像中仍然有一定的噪声残留。本文算法与自适应开关加权中值滤波的效果相近,但是在保护图像细节边缘方面,相比自适应开关加权中值滤波,本文算法的效果有所提高。因此,本文提出的算法在较高噪声密度条件下的滤波效果优于其他算法,且对图像细节边缘的保持较好。

为比较不同滤波方法的滤波性能,采用归一化均方误差(Normalized Mean Square Error, NMSE)和峰值信噪比(Peak Signal to Noise Ratio, PSNR)作为客观评价的标准^[8-9]。

$$PSNR = 10 \log_{10} \left(\frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N 255^2}{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [A(i,j) - B(i,j)]^2} \right) \text{dB} \quad (9)$$

$$NMSE(A, B) = \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [A(i,j) - B(i,j)]^2}{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [A(i,j)]^2} \quad (10)$$

其中, A 为原始输入噪声图像, B 为滤波后的图像, (i, j) 表示图像中像素点的坐标, M 和 N 分别表示图像的长和宽。其中 PSNR 的数值越大越好; 反之, NMSE 的数值越小越好。

实验结果表明,本文提出的滤波算法在峰值信噪比和图像质量方面的效果最佳。

表2 不同滤波方法处理图像的性能指标结果

噪声密度/%	模糊中值滤波		改进方向加权中值滤波		自适应开关加权中值滤波		本文算法	
	PSNR/dB	NMSE	PSNR/dB	NMSE	PSNR/dB	NMSE	PSNR/dB	NMSE
10	24.30	0.02	24.90	0.02	31.50	0.02	34.10	0.02
20	23.60	0.02	23.80	0.02	30.70	0.02	32.70	0.02
30	23.10	0.02	23.30	0.02	30.50	0.02	32.30	0.02
40	22.40	0.02	22.50	0.02	29.80	0.02	31.20	0.02
50	17.50	0.03	20.20	0.03	28.90	0.02	30.90	0.03
60	14.60	0.04	18.10	0.04	27.80	0.02	29.70	0.03
70	11.80	0.13	13.20	0.09	26.20	0.03	28.30	0.03
80	10.60	0.31	11.30	0.19	24.80	0.05	26.60	0.03
90	1.52	0.50	9.40	0.31	23.10	0.13	25.40	0.04

图8示出了不同算法在噪声模型中对受不同程度脉冲噪声污染后降噪的PSNR数值曲线(Lena图像)。如前文所述,若PSNR值越大,则说明滤波后的输出图像与原始图像越相似,即说明滤波效果越好。在不同噪声模型中,随着噪声密度的增加,本文提出的算法所得的PSNR一直保持在最高水平。

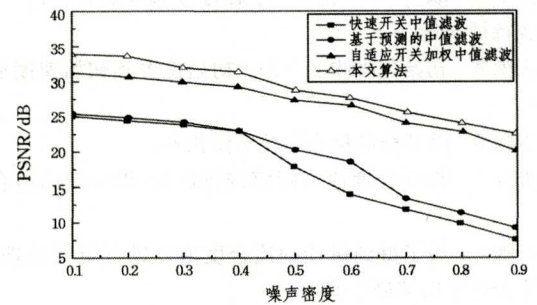


图8 不同算法的PSNR结果对比

图9示出了Lena图像在噪声模型条件下,当噪声密度变化时不同滤波算法的NMSE结果对比情况。

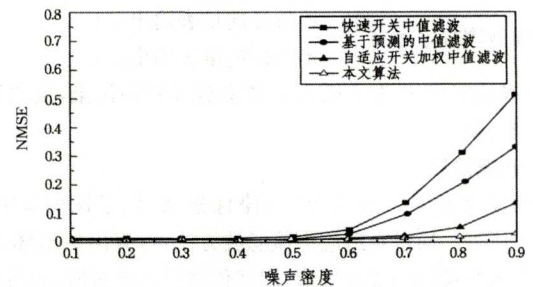


图9 不同算法的NMSE结果对比

图9中最下端的曲线为本文算法对应的NMSE曲线。从NMSE曲线可以直观地看出,当噪声密度较低时,各种滤波算法的性能区别不太明显;但是,当噪声密度不断变大时,本文提出的算法和自适应开关加权中值滤波算法^[9]的降噪效果明显优于模糊中值滤波^[7]、改进方向加权中值滤波算法^[8],特别是当噪声密度大于50%时,模糊中值滤波和改进方向加权中值滤波算法的滤波效果降低得较快。当噪声密度大于80%时,本文提出的算法的滤波效果优于自适应开关加权中值滤波算法,这是因为本文算法产生的漏检率较低。在10%~90%的椒盐噪声环境下4种算法的滤波性能指标结果如表2所列。

4.3 噪声滤波时间比较

不同滤波算法处理图像的平均时间对比结果如表3所列。可以看出,本文提出的算法的运行时间比模糊中值滤波方法更慢,但与自适应开关加权中值滤波的结果差不多,只是稍微有所增加,但比改进方向加权中值滤波要降低很多。

表3 不同滤波方法处理图像的时间结果

	模糊 中值滤波	改进方向 加权中值滤波	自适应开关 加权中值滤波	本文算法
处理时间/s	1.52	11.3	2.18	2.66

结束语 本文提出了一种基于粒子群算法的自适应开关中值滤波算法,可有效处理高度椒盐噪声污染图像。与现有的几种中值滤波相比,提出的自适应开关中值滤波算法能够生成污染图像的噪波图,并通过其得到图像的污染和未污染像素信息。在滤除过程中,滤波器计算出未污染的相邻像素中值并且替换污染像素。实验结果表明,与其他算法相比,该算法对噪声的滤波效果更好,可以处理高达90%的噪声,并在处理后图像质量极佳。在将来的研究工作中,考虑以下几个研究方向:1)增加更多参数进行比较,比如图像增强因素、结构相似度指数;2)尝试将提出的算法应用于彩色图像;3)尝试将该技术应用于医学图像处理领域中,观察分析其效果。

参考文献

- [1] RAHIMI S, AGHAGOLZADEH A, SEYEDARABI H. Human detection and tracking using new features combination in particle filter framework[J]. *Machine Vision & Image Processing*, 2014, 72(7): 349-354.
- [2] PENG Y, WU T, WANG S, et al. Motion-blurred particle image restoration for on-line wear monitoring[J]. *Sensors*, 2015, 15(4): 8173-8191.
- [3] GAO Z Q, ZHUANG J J. Research on image denoising method based on parameter self adjusting switching median filter [J]. *Journal of Laser*, 2015, 36(10): 50-54. (in Chinese)
高振清, 庄建军. 基于参数自调整开关中值滤波的图像去噪方法研究[J]. *激光杂志*, 2015, 36(10): 50-54.
- [4] ZHAO M, GONG S R, GAO Z J. Mixed noise filtering algorithm based on gray correlation coefficient [J]. *Computer Engineering and Design*, 2014, 35(5): 1713-1716. (in Chinese)
赵敏, 龚声蓉, 高祝静. 基于灰色关联系数的混合噪声滤波算法[J]. *计算机工程与设计*, 2014, 35(5): 1713-1716.
- [5] TANG X H, ZHENG Y, YANG Q W. Mesh filtering algorithm for mixed noise based on [J]. *Microelectronics and Computer*, 2016, 33(6): 87-91. (in Chinese)
唐向红, 郑阳, 杨全纬. 基于网格划分的混合噪声滤波算法[J]. *微电子学与计算机*, 2016, 33(6): 87-91.
- [6] VIJAYKUMAR V R, SANTHANAMARI G, ELANGO S. VL-SI Architecture of Switching Median Filter for Salt and Pepper Noise Removal [J]. *Jaeng International Journal of Computer Science*, 2016, 43(1): 44-54.
- [7] DESHPANDE B, VERMA H K, DESHPANDE P. Fuzzy Based Median Filtering for Removal of Salt-and-Pepper Noise[J]. *International Journal of Soft Computing & Engineering*, 2012, 2(3): 76-80.
- [8] LU C T, CHOU T C. Denoising of salt-and-pepper noise corrupted image using modified directional-weighted-median filter[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2012, 33(10): 1287-1295.
- [9] FARAGALLAH O S, IBRAHEM H M. Adaptive switching weighted median filter framework for suppressing salt-and-pepper noise[J]. *AEU-International Journal of Electronics and Communications*, 2016, 70(8): 1034-1040.
- [10] LIU S X, WANG X C, CHANG C W. Otsu image segmentation method based on Improved Particle Swarm Optimization [J]. *Computer Science*, 2013, 40(8): 293-295. (in Chinese)
刘申晓, 王学春, 常朝稳. 基于改进粒子群优化算法的 Otsu 图像分割方法[J]. *计算机科学*, 2013, 40(8): 293-295.
- [11] WANG H T, LI D. Research on image enhancement based on Improved Particle Swarm Optimization [J]. *Journal of Graphics*, 2013, 34(6): 87-92. (in Chinese)
王洪涛, 李丹. 基于改进粒子群算法的图像灰度增强研究[J]. *图学学报*, 2013, 34(6): 87-92.
- [12] NAIR M S, SHANKAR V. Predictive-based adaptive switching median filter for impulse noise removal using neural network-based noise detector [J]. *Signal, Image and Video Processing*, 2013, 7(6): 1041-1070.
- [13] EBERHART R C, SHI Y. Particle swarm optimization; developments, applications and resources[C]//*Proceedings of the 2001 Congress on Evolutionary Computation*. IEEE, 2001, 1(6): 81-86.
- [14] CHEN P, ZOU T, CHEN J Y, et al. The Application of Improved PSO Algorithm in PMMW Image OSTU Threshold Segmentation[J]. *Applied Mechanics & Materials*, 2014, 721: 779-782.
- [15] SULAIMAN S N, ISA N A M. Denoising-based clustering algorithms for segmentation of low level salt-and-pepper noise-corrupted images[J]. *Signal, Image and Video Processing*, 2015, 9(2): 387-398.
- [16] LI W G, ZHAO X M. Multi-wavelet image denoising based on artificial bee colong algorithm[J]. *Journal of Chongqing University of Posts and Telecommunications (Natural Science Edition)*, 2013, 25(4): 532-537. (in Chinese)
李万高, 赵雪梅. 基于蜂群算法的多小波图像去噪研究[J]. *重庆邮电大学学报(自然科学版)*, 2013, 25(4): 532-537.