

基于颜色和纹理特征提取的接地网腐蚀等级分析

杜京义 刘文惠

(西安科技大学电气与控制工程学院 西安 710054)

摘要 针对目前我国变电站接地网材料普遍采用的碳钢材料易腐蚀,且人眼判别腐蚀情况误差较大的问题,提出了采用图像处理技术对采集的腐蚀图像进行颜色和纹理特征提取以及分析的方法。首先,在亮度/色度彩色空间中,采用亮度色度非线性重组对腐蚀图像进行增强处理;其次,通过局部特征一致性,采用 Gabor 滤波器和彩色空间提取图像的颜色、纹理和梯度幅值等特征;然后,采用人工蜂群算法得到分割图像的最佳种子点和最佳相似值,采用种子区域增长将图像分割成小的腐蚀区域;最后,度量这些小的腐蚀区域的相似性,从而完成腐蚀等级的分析。

关键词 特征提取,人工蜂群算法,种子区域增长,相似性度量

中图分类号 TP391 文献标识码 A

Analysis of Grounding Grid Corrosion Grade Based on Extraction of Color and Texture

DU Jing-yi LIU Wen-hui

(College of Electrical and Control Engineering, Xi'an University of Science and Technology, Xi'an 710054, China)

Abstract Because carbon steel materials are widely used as the grounding grid materials of substations in our country nowadays, which are easily corroded and the error of human judgment for corrosion is large, this paper proposed a method of using image processing technology to deal with the color and features extraction. Firstly, nonlinear restructuring of luminance and chrominance was used to enhance the corrosion image in the luminance/chrominance color space. Secondly, the main features of an image, including color, texture and gradient magnitude, were measured by using the local homogeneity, Gabor filter and color spaces. Then, artificial bee colony algorithm was used to get the best seeds and the best similar values of image, and seeded region growing was used to segment image into small areas of corrosion. Finally, the similarity of these small corroded areas was measured. Thereby the analysis of corrosion levels was completed.

Keywords Feature extraction, Artificial bee colony algorithm, Seeded region growing, Similarity measure

我国是用电大国,而我国的变电站接地网材料普遍采用碳钢,常年深埋于 0.6~0.8 米的土壤之下,因此腐蚀问题较为严重^[1]。一旦变电站因腐蚀发生重大事故,则可能带来不可估量的经济损失和社会影响。近年来,随着电力系统的容量增大和电压等级升高,国内因电力地网被腐蚀而屡屡引发重大电力运行事故^[2]。因此,对接地网材料腐蚀情况进行日常检测、预测和维护已成为目前电力系统安全生产所迫切需要解决的课题^[3]。目前,在开挖方式下,常采用的判断腐蚀的方法是工作人员肉眼观察,这存在很大的主观性与不准确性。然而,将图像处理方法运用在开挖式腐蚀检测中能有效地弥补人工判断的不足。接地网材料的腐蚀程度体现在碳钢表面腐蚀斑颜色纹理等特点上。本文为了模拟接地网腐蚀图片,将钢板埋于深 0.6~0.8 米的地下进行腐蚀,一段时间后对钢板进行图片采样。首先对图片进行对比度增强,使腐蚀细节更为突出。然后进行颜色、纹理等的提取,每个像素都用一个七维特征向量表示。采用人工蜂群算法和区域增长技术进行区域提取,最后度量区域间的相似性。

1 图像增强

图像增强就是提高对图像中特定目标的识别能力的技术,它的目的就是提高图像的可懂度或者是将图像转换成更适合计算机辅助处理的形式^[4]。为了区分采集的图片腐蚀区

域腐蚀斑颜色的变化,尽可能保留原始图片的颜色,本文在以往灰度图像增强技术的基础上,将已经较为成熟的灰度图像增强方法扩展到彩色图像增强技术上来。灰度图像包含的是图像的亮度信息,像素性质值需要用个标量来表示^[5]。在彩色图像中不仅包含图像的亮度信息,同时还有图像的色度和饱和度信息,像素性质用一个矢量来表示。适当选择彩色空间并正确处理彩色空间各分量间的关系是非常重要的。

1.1 彩色图像空间

(1) RGB 颜色空间

RGB 彩色空间是在图像处理研究中应用最广泛的彩色图像空间,该模型由 R、G、B 3 个分量组成。在笛卡尔坐标系中,R、G、B 分别代表 3 个坐标轴,其空间模型是个正方体,在这个正方体中,原点代表黑色,立方体中的任何一点代表不同的颜色,离原点最远的顶点代表白色。一般情况下,将立方体归一化,可以使 3 个分量在 0 到 1 之间。

(2) YUV 颜色空间

YUV 色彩空间,即 YCrCb 颜色空间,其中 Y 表示明亮度,也就是灰阶值;U 和 V 表示色度,用来描述影像色彩及饱和度。本文采用 YUV 色彩空间主要是由于该空间的亮度信号和色度信号 U、V 是分离的。图像的颜色主要由 Cr 和 Cb 决定,因为直方图由原来的一维灰度图像变为彩色图像的 CrCb 维。此时,采用直方图阈值法在二维空间上搜索阈值较

为困难,将 Cr 和 Cb 的取值范围 0—255 均分为 32 份,将颜色落在同一区间的所有像素点累计在一起,只要搜索累计点数最多的块即可,大大减少了搜索时间。

(3) HSV 颜色空间

HSV 是一种较直观的颜色模型,与人眼的视觉特性比较接近,在许多图像编辑工具中应用广泛。该颜色空间由 3 个分量组成, H、S、V 分别表示色调、饱和度和亮度。HSV 颜色空间基于两个重要的事实: 1) 亮度分量 V 与图像的彩色信息无关; 2) 色度 H 和饱和度 S 分量与人对颜色的感受方式紧密相连。这些特点使得 HSV 彩色空间成为一种非常重要的以彩色处理为目的颜色空间的选择。

1.2 改进的彩色图像增强

将灰度图像增强算法的增强思想直接应用于彩色图像中容易引起颜色失真,影响视觉效果。其本质原因是灰度增强方法改变了各彩色分量的灰度直方图分布,从而引起了彩色图像中每个像素值矢量特性的改变。RGB 彩色空间中, 3 个基色具有很强的相关性,因此,对一个颜色分量的操作往往会引起其他两个基色的变化,从而导致严重失真。非线性亮度/色度型彩色空间就能有效克服失真的缺点。它用一个分量表示亮度的感知,用两个独立的分量表示色彩的感知。采用灰度变换和彩色空间结合的方法的步骤如下:

(1) 将原始彩色图像 $R_0G_0B_0$ 进行灰度变换,处理得到 $R_1G_1B_1$;

(2) 将原始彩色图像 $R_0G_0B_0$ 从 RGB 彩色空间转换到色度/亮度彩色空间,得到 $Y_0U_0V_0$;

(3) 将步骤(1)得到的 $R_1G_1B_1$ 转换到色度/亮度彩色空间,结果为 $Y_1U_1V_1$;

(4) 重组原始图像的色度分量 U_0V_0 和灰度变换的亮度分量 Y_1 ,处理结果为 $Y_1U_0V_0$;

(5) 将图像 $Y_1U_0V_0$ 从色度/亮度彩色空间转化到 RGB 空间,输出显示。

2 特征提取

特征提取是图像分割和相似度度量的重要组成部分。在本文中,提取的特征向量包含 7 个元素,该向量对于像素点而言,包括颜色、边界和纹理特征。首先,由于 CIE $l^*a^*b^*$ 彩色空间在定义两颜色间的相对感知颜色差异上的优势,本文将空间中的参数作为特征向量的元素;然后,通过应用 Gabor 滤波器获得图像的像素纹理特征;最后,在 HSV 颜色空间中,利用边界和像素的不连续性计算局部同质性。

2.1 颜色空间

颜色空间定义了测量颜色间区别的标准,该标准在图像分析中起极其重要的作用。颜色空间根据其特点可以被分为:原色空间、亮度色度空间和感知颜色空间^[6]。

本文采用 HSV 感知彩色空间计算局部相似值。HSV 颜色空间由于可以根据亮度区分颜色信息,因此常常被用在图像分析和彩色图像分割中。在 CIE $l^*a^*b^*$ 彩色空间中运用 Gabor 滤波。 l^* 描述了亮度, a^* 和 b^* 代表颜色。 $l^*a^*b^*$ 彩色空间中的每个元素都被包含在了特征向量里。

2.2 Gabor 滤波

纹理特征是图像的基本特征之一,它不依赖于颜色和亮度,反映接地网材料图像表面的排列结构信息。Gabor 滤波器是用于边缘检测的线性滤波器。Gabor 滤波器的频率和方向表示接近人类视觉系统对于频率和方向的表示,并且常用

于纹理表示和描述。在空域中,一个二维的 Gabor 滤波器是一个正弦平面波和高斯核函数的乘积,具有在空间域和频率域同时取得最优局部化的特性,与人类生物视觉特性很相似,因此能够很好地描述对应于空间频率、空间位置及方向选择性的局部结构信息。二维 Gabor 滤波可以被定义为:

$$G(x, y, \lambda, \sigma_x, \sigma_y) = g(x, y, \theta, \sigma_x, \sigma_y) \cdot e^{i2\pi \frac{x'}{\lambda}} \quad (1)$$

$$g(x, y, \theta, \sigma_x, \sigma_y) = \frac{1}{2\pi\sigma_x\sigma_y} e^{-\frac{1}{2} \left[\left(\frac{x'}{\sigma_x}\right)^2 + \left(\frac{y'}{\sigma_y}\right)^2 \right]} \quad (2)$$

$$x' = x\cos\theta + y\sin\theta \quad (3)$$

$$y' = -x\sin\theta + y\cos\theta \quad (4)$$

其中, $g(x, y, \theta, \sigma_x, \sigma_y)$ 是二维高斯函数,参数 θ 代表 Gabor 函数并行条纹的方向。 λ 代表波长, $f=1/\lambda$ 是余弦系数的空间频率。 σ_x 和 σ_y 分别表示在 x 和 y 方向上的方差,并且假设它们相等($\sigma_x=\sigma_y=\sigma$)。Gabor 滤波器的半响应空间频率带宽 b 与 σ/λ 的比值有关,其中 σ 表示 Gabor 函数的高斯因子的标准差。

$$b = \frac{\log_2(\sigma/\lambda)\pi + \sqrt{(\ln 2)/2}}{\log_2(\sigma/\lambda)\pi - \sqrt{(\ln 2)/2}} \quad (5)$$

对原图 $I(x, y)$ 进行 Gabor 滤波和二维卷积运算操作,得滤波图像。

$$GI(x, y, \theta, \lambda, \sigma_x, \sigma_y) = I(x, y) * G(x, y, \theta, \lambda, \sigma_x, \sigma_y) \quad (6)$$

在本文中,频带宽度被认为是一致的,因此误差 σ 被认为是与带宽参数和频率相关的。同时引进方向角 $\theta^{[7]}$, 其为 $\pi/6$ 及其倍数($\theta=\{0, \pi/6, \pi/3, \pi/2, 2\pi/3, 5\pi/6\}$)。频率值由下式得到:

$$F_H = 0.25 + 2^{(i-0.5)}/w, 0.25 \leq F_H < 0.5 \quad (7)$$

$$F_L = 0.25 - 2^{(i-0.5)}/w, 0 < F_L \leq 0.25 \quad (8)$$

其中, $i=1, 2, \dots, \log_2(w/8)$, w 是图像的宽度。

由于空间中的 a 和 b 分量是色度分量,纹理特征往往不依赖于图像的颜色,分量 L 足以完成纹理的提取,因此将 Gabor 滤波器应用在 CIE Lab 颜色空间中的亮度分量 L 上来提取图像的纹理特征。本文所提方法中,局部 Gabor 能力子带系数的中值被用作图像的纹理特征。

2.3 局部特征一致性

特征一致性被定义为标准差和彩色成分的不连续性组成^[8]。在大小为 $M \times N$ 的图像中, (i, j) 处的像素 P_{ij} 的颜色分量的标准差由下式计算得到:

$$V_{ij} = \frac{v_{ij}}{v_{\max}} \quad (9)$$

$$v_{ij} = \sqrt{\frac{1}{d^2} \sum_{p=i-(d-1)/2}^{i+(d-1)/2} \sum_{q=j-(d-1)/2}^{j+(d-1)/2} (P_{ij} - \mu_{ij})^2} \quad (10)$$

其中, $v_{\max} = \max\{v_{ij}\}$, $0 \leq i, p \leq M-1$, $0 \leq j, n \leq N-1$ 。

μ_{ij} 代表在大小为 $d \times d$ 窗口内每个像素点 P_{ij} 的颜色分量的均值。HSV 颜色空间包括色调、饱和度和亮度。计算公式如下:

$$u_{ij} = \frac{1}{d^2} \sum_{p=i-(d-1)/2}^{i+(d-1)/2} \sum_{q=j-(d-1)/2}^{j+(d-1)/2} P_{ij} \quad (11)$$

颜色分量的不连续性由 (i, j) 处的梯度值 e_{ij} 计算得到。梯度由索贝尔算子计算得到。

$$E_{ij} = \frac{e_{ij}}{e_{\max}} \quad (12)$$

$$e_{ij} = \sqrt{G_x^2 + G_y^2} \quad (13)$$

其中, $e_{\max} = \max\{e_{ij}\}$, G_x 和 G_y 分别表示在 x 和 y 方向上颜色分量的梯度值。

像素点 P_{ij} 的局部同质性可表示为:

$$H_{ij} = 1 - E_{ij} \times V_{ij} \quad (14)$$

图像中每个位置的同质性值在区间 $[0, 1]$ 内。局部区域内的像素越均匀,特征一致性的值就越大。

3 区域提取

在分析腐蚀程度的过程中,图像分割是一个非常重要的过程,因为它是分析图像、提取有意义区域的重要步骤^[9]。图像分割技术大致分为4类:基于阈值的分割、基于边界的分割、基于区域的分割和基于聚类的分割^[10]。在彩色图像分割过程中,本文利用人工蜂群算法和种子区域增长法实现,即利用人工蜂群算法找到种子的最佳位置,随后采用种子区域增长法将图像分割成小的区域。

3.1 人工蜂群算法

人工蜂群算法(ABC)是高效的、功能强大的算法,它基于蜂群的智能行为^[11]。人工蜂群算法通过采蜜蜂、观察蜂和侦察蜂的分工协作和信息共享,并行寻找最优蜜源。在ABC算法中,蜂群中的一只蜜蜂就代表一种可能的解决方案,食物来源的花蜜量对应合适的解决方案的数量。解决方案具有越高的合适度,就越可能被观察蜂选择。侦察蜂的数量由限制参数控制。如果在一系列尝试下蜂蜜源代表的解决方案没有得到改进,则采蜜蜂会放弃这个蜂蜜源,同时蜜蜂也变成了侦察蜂。食物源的数量等于采蜜蜂的数量,同时采蜜蜂的数量等于观察蜂的数量。

算法的主要步骤如下:

(1)蜂群 $X = \{x_{ij} | i=1, 2, \dots, N; j=1, 2\}$ 的初始化,其中 N 为人工蜂群的规模, $x_{ij} = \{x_{ij} | j=1, 2\}$ 表示第 i 只蜜蜂所代表的分割阈值 (s, t) 。

(2)计算蜂群中各采蜜蜂的适应度函数值,将当前群中的最大花蜜量及其蜜源位置放入公告板。

(3)采蜜蜂根据记忆的信息在其邻域附近进行搜索,产生新的位置 $v_{ij} = \{v_{ij} | j=1, 2\}$:

$$v_{ij} = x_{ij} + (x_{ij} - x_{kj}) \times \phi \quad (15)$$

其中, k 是 i 附近的一个值,且 $k \neq i$, ϕ 是 $[-1, 1]$ 之间的随机数。接下来,计算新的位置 v_i 的适应度函数值,根据贪婪准则,若 v_i 优于 x_i ,则更新 x_i ; 否则不变。

(4)根据 x_i 的适应度函数值 f_i , 计算概率 P_i :

$$P_i = \frac{fit_i}{\sum_{i=1}^N fit_i} \quad (16)$$

$$fit_i = \begin{cases} \frac{1}{1+f_i}, & f_i \geq 0 \\ 1 + \text{abs}(f_i), & f_i < 0 \end{cases} \quad (17)$$

(5)根据从采蜜蜂那里获得的信息,观察蜂依据概率 P_i 选择一个蜜源位置,在该位置附件搜索,从而产生一个新的位置,并计算该位置的适应度函数值。比较新位置和记忆中位置的花蜜量,并且总是记住花蜜量大的位置。

(6)用迄今为止所获得的最大花蜜量以及拥有最大花蜜量的位置更新公告板。

(7)判断是否有应该放弃的位置,如果有,则用侦察蜂随机产生的一个新位置来代替它。

(8)重复步骤(3)~(7),直到达到最大迭代次数,输出最佳蜜源位置,即最优分割阈值 (s, t) 。

3.2 种子区域增长法

种子区域生长法(SRG)源于区域增长术语中被称成为种子的点,通过相邻两像素点间的相似性,相似的像素点被合并

到相应的区域。每个像素点都被标记上它们所属于的区域。种子点进一步被所产生的区域的图心所取代。所有被标记的像素点都被称为分配像素点,未被标记的点称为未分配像素点。这种标记过程一直重复,直到图像中所有像素点都被分配到相关的区域。SRG 成功与否很大程度上依赖于起始种子和特征一致性准则的选取^[12]。

本文采用的 SRG 算法可以被分为4个步骤。第一步,生成一个向量,该向量包含了种子点和所有像素点的距离。第二步,所有像素点对于种子的归属概率由 FCM 隶属度函数计算:

$$u_{ij} = \frac{1}{\sum_{k=1}^C \left(\frac{x_i - c_j}{x_i - c_k} \right)} \quad (18)$$

其中, u_{ij} 代表区域 j 中 x_i 的隶属度, x_i 表示图像中第 i 个像素点, c_j 表示第 j 个区域的种子点。

第三步,通过卷积模板创建一个二进制矩阵,用一个阈值过滤已经得到的概率。如果阈值优于概率,相应的矩阵值置0;相反,置1。第四步,将连通分量标记方法应用在相关种子点区域的二进制矩阵上,即可标记区域中的像素点。这个过程分别对所有种子和未标记像素点重复操作。

3.3 提出的方法

图1描述了所提出的方法。该方法包含了3大部分:(1)上文提到的从彩色图像中进行特征提取;(2)通过人工蜂群算法决定最佳种子位置和最佳相似值;(3)种子区域增长。在该方法中,图像分割的过程主要采用改进的种子区域增长(SRG)技术,基于区域的技术将像素点分成同质区域,这里的同质性由相似准则描述。为了计算像素间的相似度,采用欧氏距离计算两个向量间的距离,如下式:

$$\text{dist}(p_1, p_2) = \sqrt{\sum_{k=1}^7 (F(p_1, k) - F(p_2, k))^2} \quad (19)$$

其中, $\text{dist}(p_1, p_2)$ 表示像素 p_1 和 p_2 间的像素度。 $F(n, k)$ 表示第 n 个像素的特征向量 $\{H_{hue}, H_{sat}, H_{val}, TF, L, a, b\}$ 中的第 k 个特征。

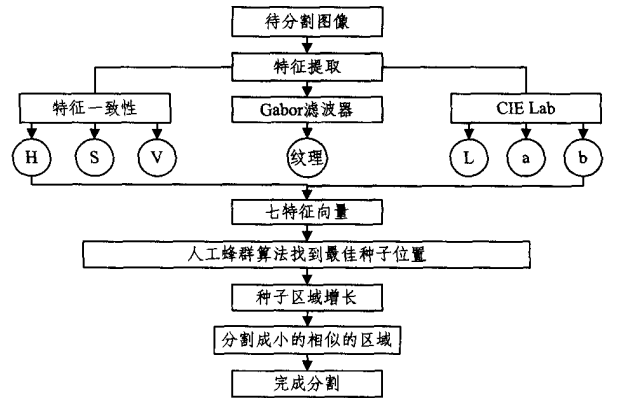


图1 所提方法的流程图

4 分割区域相似性度量

通过以上步骤完成了腐蚀图像的分割,本文提出的分割方法基于种子和周围像素点的相似度,因此将腐蚀图像腐蚀存在差异的区域分离开来,使区域间的度量变得简单易行。选取每个分割区域中最后的种子点称为度量点,每个度量点的特征向量为 $\{H_{hue}, H_{sat}, H_{val}, TF, L, a, b\}$ 。然后,选取未腐蚀图像的像素点作为对照点,同样得到其特征向量。采用度量点和对照点间的欧氏距离作为度量标准,表达式如下:

$$D_2(d, e) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (d_i - e_i)^2} \quad (20)$$

将计算所得数值作为衡量标准,度量点特征向量和对照点向量欧氏距离越大,则认为差异越大,腐蚀越严重;反之,差异越小,腐蚀较轻。从而分出每个小区域的腐蚀等级。

5 实验仿真

图2为腐蚀原图,图3为采用色度、亮度分离的方法所得的图像增强结果。由以上实验结果可以看出,采用本方法的增强效果较为明显,使腐蚀细节更为突出,为以后的特征提取奠定了基础。



图2 腐蚀原图



图3 增强图片

由图4可知,人工蜂群算法在第13代已收敛,并且能够稳定搜索到最佳阈值。

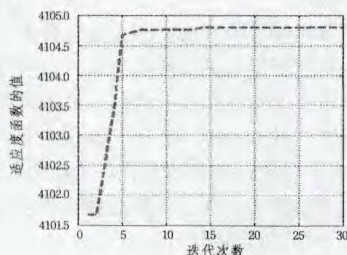


图4 人工蜂群算法收敛速率

由图5可以看出,分割后的图像存在明显的边界,采用本方法基本能达到准确分割,但仍有部分是重叠区域,还有待改进。



图5 分割后的图像

为了说明等级问题,截取图像的一部分进行分析,如图6所示,根据以上分割结果,对其中4个区域进行标记。图7为未腐蚀钢板图像。



图6 标记图像

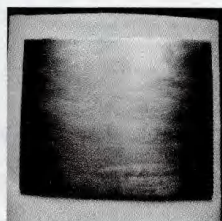


图7 未腐蚀钢板图像

图中分别标出4个块,由提出的区域相似性计算公式分别计算,得出 $D(2) > D(4) > D(1) > D(3)$,也就是区域2腐蚀最严重,区域3腐蚀程度最轻。

由大量实验结果,分析计算出来的相似度值,将钢板腐蚀分为3个级别A级,B级,C级,如图8所示。其中A级表示腐蚀最严重,B级次之,C级最轻。

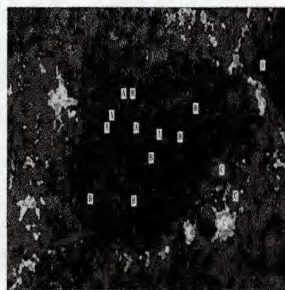


图8 腐蚀区域等级标记图

结束语 本文采用计算机图像处理技术,经过图像增强、特征提取、区域提取和相似性度量这几个步骤,实现对接地网材料腐蚀情况的分析。在图像增强过程中,在色度亮度/彩色空间中,使色度亮度非线性重组,以达到更好的分割效果,较传统的方法效果更显著,细节增强能力较好。本文提取一个七维特征向量,将图像颜色、纹理和一致性综合考虑,与现有大多数采用单个向量之后再加权的方法相比,更具有科学性。采用人工蜂群算法和SRG进行图像分割,之后度量分割出的小区域之间的相似性,将分割区域分出腐蚀等级。然而,本文只是方法上的初步探索,还有很多地方需要改进,例如,改进传统的人工蜂群算法以达到更好的收敛速度;在区域间度量方法上的改进等。

参考文献

- [1] 闫风洁,李辛庚. 电力接地网腐蚀与防护技术的进展[J]. 山东电力技术, 2007(1): 9-13
- [2] 朱忠伟,吴一平,葛红花. 变电站接地网腐蚀与防护研究进展[J]. 上海电力学院学报, 2009, 25(8): 523-525
- [3] 刘洋,崔翔,赵志斌,等. 变电站接地网腐蚀诊断磁场检测系统的设计与应用[J]. 中国电机工程学报, 2009, 24(1): 176-182
- [4] Gonzalez R C, Woods R E. 数字图像处理(matlab版)[M]. 北京: 电子工业出版社, 2005
- [5] Busin L, Vandenbroucke N, Macaire L. Color spaces and image segmentation, Adv[J]. Imaging Electron Phys, 2008, 151(1): 65-168
- [6] Koschan A, Abidi M. Digital Color Image Processing[M]. Beijing: Tsinghua university press, 2010
- [7] Clausi D, Jernigan M E. Designing Gabor filters for optimal texture separability[J]. Pattern Recognit, 2000, 33(1): 1835-1849
- [8] Chengand H D, Sun Y. A hierarchical approach to color image segmentation using homogeneity [J]. IEEE Trans. Image Process, 2000, 9(12): 2071-2082
- [9] 范新南,郭建甲. 一种新的自适应过程图像分割算法[J]. 计算机测量与控制, 2006, 14(3): 395-397
- [10] 赵全友,潘保昌,郑胜林,等. 一种颜色保持的彩色图像增强新算法[J]. 计算机应用, 2008, 28(2): 448-451
- [11] Land E. The retinex[J]. American Scientist, 2005, 52(1): 247-264
- [12] Mahmoud K R, El-Adawy M, Ibrahim S M M. A comparison between circular and hexagonal array geometries for smart antenna systems using particleswarm optimization algorithm[J]. Prog. Electromagn. Res., 2007, 72 (1): 75-90