第 18 卷　第 34 期　2018 年 12 月
1671—1815(2018)034-0092-06

科　学　技　术　与　工　程
Science Technology and Engineering

Vol. 18　No. 34　Dec. 2018
ⓒ 2018　Sci. Tech. Engrg.

引用格式:洪向共, 周世芬. 基于灰度共生矩阵和区域生长算法的红外光伏面板图像分割[J]. 科学技术与工程, 2018, 18(34): 92—97
Hong Xianggong, Zhou Shifen. Infrared photoelectric panels image segmentation based on gray level co-occurrence matrix and region growing algorithm[J]. Science Technology and Engineering, 2018, 18(34): 92—97

基于灰度共生矩阵和区域生长算法的红外光伏面板图像分割

洪向共　周世芬
(南昌大学信息工程学院,南昌 330031)

摘　要　随着光伏产业的迅速发展,这种新能源在各个方面正扮演越来越重要的作用,因此对光伏面板的维护和状态监测就变得尤为急切。对光伏面板红外图像的分割是对光伏面板故障检测的基础。因此,针对红外图像对比度低、信噪比低等特点,提出一种改进的区域生长算法结合灰度共生矩阵(GLCM)的纹理特征和图像的梯度特征对红外光伏面板图像进行分割,该算法通过图像的梯度特征和灰度共生矩阵的熵特征对原始红外光伏图像进行预处理,获得梯度特征和熵特征图像加权叠加后的预处理图像,然后再利用红外图像灰度直方图分布集中的特点,使需要人工干预进行种子点的选取,实现自动进行种子点的选取,同时对区域生长准则进行改进,使其能够自动地调整生长阈值,从而可以分割出光伏面板区域。实验结果表明,本文算法相比 OTSU 和 *K*-means 聚类算法分割效果更好且更接近手动分割的目标区域。

关键词　红外光伏面板图像分割　区域生长　OTSU　灰度共生矩阵　对比度　*K*-means
中图法分类号　TP391.41;　　**文献标志码**　A

随着光伏产业的迅速发展,这种新能源在各个方面正扮演越来越重要的角色,光伏电站有着大面积的太阳能电池板,如何高效且准确地检测光伏电站太阳能板群的故障区域,对于光伏电站有着重要的意义。而热成像检测是一种通过红外辐射成像传感器可以提供有关光伏组件状态的丰富数据的流行方法,热学视觉评估是一种无害的非接触式监测技术,可以诊断光伏组件中的一些缺陷和故障,它是快速,非接触式和无损的,无需要中断光电(PV)系统的运行[1—3]。热成像技术的应用使得太阳能电池板的故障检测成为可能,通过无人机搭载红外热成像仪在太阳能板群上方巡游拍摄,得到光伏板区红外热成像图。

由于光伏电站地处位置的不同,会有许多因素造成图像分辨率低,边缘模糊等,且对红外图像进行提取时,周围的环境因素如:光伏面板的钢管支架、光伏面板下的连通热管以及天气等造成对图像进行区域提取时的困难,因此图像分割的好坏及有效的分割方法都会影响到后续的光伏面板图像故障检测和识别。

现有的图像分割方法有很多,大致可以分为基于阈值的分割方法[4]、基于边缘检测的分割方法[5]、基于区域的分割方法、基于聚类分割的方法[6]及基于能量的分割方法[7];其中文献[8]提出了改进的二维 OTSU 算法和自适应遗传算法相结合的方法,提高了阈值查找速度和红外图像的分割效率;文献[9]提出了基于快速模糊 C 均值聚类算法的红外图像分割方法,该方法大大减少了计算量,提高了图像分割速度而且由于聚类考虑了相邻像素点的关系,提高了图像分割的质量;文献[10]中引入脉冲神经网络 PCNN 应用于图像分割。由此可以知道,不同的分割方法有不同的特点,还没有统一的分割方法来对红外图像进行处理。

根据红外光伏面板图像的特点以及文献[11]描述可知,相对于 OTSU 算法、模糊 C 均值聚类算法和迭代阈值算法对红外图像的分割效果来看,区域生长算法更适合用于红外图像的分割。因此现通过灰度共生矩阵获得的熵特征和通过梯度算法得到梯度特征,将两者加权叠加后获得预处理后的红外光伏图像,然后选用改进的区域生长算法光伏面板图像进行分割。

1　红外光伏图像的预处理

1.1　梯度特征和熵特征图像提取

1.1.1　熵特征图像的提取

灰度共生矩阵(GLCM)最早是 20 世纪 70 年代初由 Haralick 等提出的假定图像中各像素间的空间分布关系包含了图像纹理信息的前提下,提出的具

2018 年 8 月 5 日收到　　2017 年第二批产学合作协同育人项目(201702109002)资助

第一作者简介:洪向共(1968—),男,汉族,江西赣州人,硕士,副教授。E-mail:ncdxhxg@126.com。

有广泛性的纹理分析方法[12]。该方法从图中像素灰度值为 i 的位置开始离开某个固定位置(相隔距离为 d,方位为 θ)的点上灰度值为的概率,即,所有估计的值可以表示成一个矩阵的形式,因此被称为灰度共生矩阵。

由灰度共生矩阵可知,熵反映了图像中纹理的非均匀程度或复杂程度,是图像中混乱程度的度量。熵是图像所具有信息的度量,若图像没有任何纹理,灰度共生矩阵几乎为 0,熵接近为 0;若图像有较多的细小的纹理,灰度共生矩阵中的数值近似相等,则图像的熵值很大;反之图像分布较少的纹理,图像熵值较小[13]。

在 $M \times N$ 大小的图像中,设用 S_{xy} 表示中心在点 (x,y) 处、上下距离为 s 的图像窗口。其中 g_{ij} 表示表示在滑动像素块区域内,灰度级为 i 像素点及偏离它距离为 d 的灰度级为 j 的像素点,构成像素对 (i,j),在图像窗口中进行移动,便可得到各种 (i,j) 值,统计每一种出现的次数,便为 g_{ij};而 θ 表示像素点 i 与 j 的距离 d 的方向[有水平方向、垂直方向、对角线方向(左、右对角线)];然后将出现 (i,j) 的次数归一化,得到概率 $P(i,j \mid d,\theta)$,所以在固定距离 d 和固定方向 θ 后便可得到图像的熵特征值[18]。然后分别计算四个方向上的熵特征值 $\mathrm{ent}(x,y)$ 求平均,得到一个均值 $\overline{\mathrm{ent}}(x,y)$。

$$P(i,j \mid d,\theta) = \frac{g_{ij}}{MN}, \quad i,j \in S_{xy} \tag{1}$$

$$\mathrm{ent}(x,y) = -P(i,j \mid d,\theta)\log_c P(i,j \mid d,\theta) \tag{2}$$

$$\overline{\mathrm{ent}}(x,y) = -\frac{1}{4}\sum_{\theta}[P(i,j \mid d,\theta)\log_c P(i,j \mid d,\theta)], \quad \theta = 0°,45°,90°,135° \tag{3}$$

将像素点的熵值构成一个矩阵 $e(x,y)$,然后选取一个阈值 K_0 对其进行二值化处理得到二值熵特征图像 $e_1(x,y)$:

$$e_1(x,y) = \begin{cases} 0, & \text{otherwise} \\ 1, & K_0 < e(x,y) < 0 \end{cases} \tag{4}$$

1.1.2　梯度图像的提取

梯度的方向是图像灰度值变化的方向,当图像中存在边缘时,一定有较大的梯度值,相反,当图像中有比较平滑的部分时,灰度值变化较小,则相应的梯度也较小。而红外光伏图像的面板区域的灰度值是不同于非面板区域,可以通过梯度图像很好地体现图像的边缘,有利于以后的图像区域生长算法的分割。

求取梯度的方法是使用差分代替导数,如式(5)所示:

$$G(x,y) = G_X + G_Y = |f(x,y) - f(x+1,y)| + |f(x,y) - f(x,y+1)| \tag{5}$$

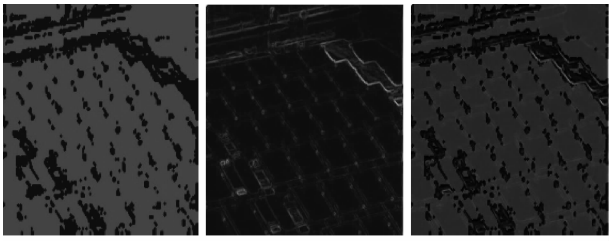
式(5)中 $f(x,y)$ 是红外图像的灰度图像,$G(x,y)$ 是梯度图像。

1.2　熵特征图像和梯度图像的叠加

现将熵特征图像和梯度图像进行加权叠加,由于 $G_{\max}(x,y)$ 是体现了红外图像的边缘的强烈程度,所以用含有 $G_{\max}(x,y)$ 值来加权熵特征图像 $e_1(x,y)$ 获得加权后的熵图像 $e_2(x,y)$:

$$e_2(x,y) = \begin{cases} \alpha e_1(x,y), & e_1(x,y) = 1 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \tag{6}$$

然后将梯度图像和熵特征图像 $e_2(x,y)$ 叠加,得到图像为 $f_1(x,y)$。选取了其中一幅红外光伏面板的图像进行演示,结果如图 1 所示(其中参数 $\alpha = 0.6$ [13])。



(a) 加权后的熵特征图像　(b) 梯度图像　(c) 叠加后的结果图$f_1(x,y)$

图 1　熵、梯度图和叠加后结果图

Fig. 1　Entropy, gradient graph and result graph after superposition

2　改进的区域生长算法原理

2.1　区域生长算法的定义

最早的区域生长图像分割方法是由 Levine 等提出的[14]。该方法一般有两种方式,一种是先给定图像中要分割的目标物体内的一个小区域或者说种子区域,再在种子区域基础上不断将其周围的像素点以一定的规则加入其中,达到最终将代表该物体的所有像素点结合成一个区域的目的;另一种是先将图像分割成很多的一致性较强,如区域内像素灰度值相同的小区域,再按一定的规则将小区域融合成大区域,达到分割图像的目的。

区域生长算法的优点是其原理相对简单,通常是将具有相似性质的像素聚合成区域并将其分割出来,可以得出较好的分割效果。但是对于要分割的区域,往往需要人工选取初始种子点,这就会对图像的分割造成一定的误差,而且生长阈值的选取需要人为的干预,这就会形成过分割或欠分割,同时生长阈值的调整以及区域生长算法是一种迭代的方法,这些都会有较大的时间和空间开销。因此,通常对传统的区域生长算法进行改进或者和其它的算法一起使用,如:文献[15]通过区域生长算法和边缘检

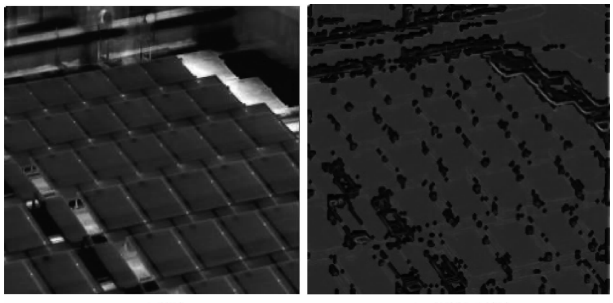
测结合进行红外图像的分割,能够快速地实现红外图像分割和避免一些典型的分割错误;文献[16]中通过形态学处理和区域生长算法相结合对图像进行处理,取得了较好的分割效果,鲁棒性较强;文献[17]就对区域生长算法本身的条件进行改进,其分割效果比传统的区域生长算法分割效果更好。文献[18]就结合模糊连通图和改进的区域生长对图像进行分割。

因此,现根据红外光伏面板图像的特点和传统区域生长算法的限制,提出了对种子点的自动选取方法和对自适应生长阈值的方法以及最大类间方差确定的阈值作为生长准则。

2.2 种子点的自动选取

根据多幅红外光伏图像和图像的预处理结果图可知,如图 2 所示,从图 2 中可知,图像中光伏面板占据的面积超过$\frac{1}{2}$,所以图像的中心点一定在光伏面板上或靠近光伏面板,设其中心点坐标为(x_0,y_0)。

由图像的直方图特性可知,随机选一幅图像的直方图如图 3 所示,由图 3 可以看出,像素的灰度值较为集中。



(a) 原图 (b) 预处理图

图 2 红外光伏面板图像

Fig. 2 Infrared photovoltaic panel image

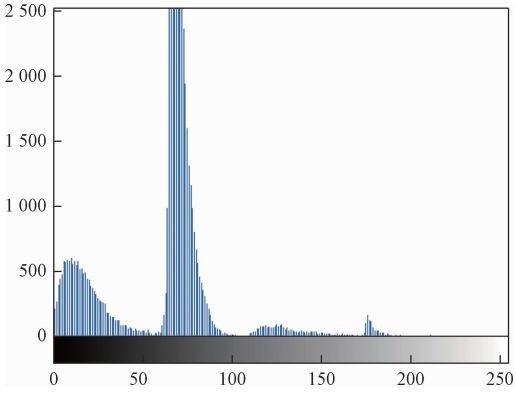


图 3 红外光伏图像预处理图的直方图

Fig. 3 Histogram of preprocessing diagram of infrared photovoltaic image

由图 3 可知,图像的纵坐标表示像素的个数,横坐标表示灰度,纵坐标的值表示该灰度值在图像中所占像素的多少,而峰值表示某个灰度值所占像素最多,并且从图像中光伏面板占据的面积超过$\frac{1}{2}$,可以得出这些峰值处所对应的灰度值大部分能够表示光伏面板的特征。

为求直方图峰值处的灰度,所以通过观察图像求取像素点最多的灰度$H_{\max}$,将与该灰度的像素点数相差在 10% 之内的灰度存放在集合 H 中。

假设图像有 N 个峰值,则其对应的灰度值分别为$H_1,H_2,\cdots,H_N$。这些灰度对应的像素点是最多的。设种子点的灰度为$f(x,y)$,(x,y) 表示种子点的坐标。则种子点的选取范围就是上述的灰度范围,即:

$$f(x,y) \in \{H_1,H_2,\cdots,H_N\} \tag{7}$$

但是属于上述灰度的像素点有些不在光伏面板上,这就会造成分割错误,所以为了保证种子点的位置在光伏面板上,提出了以下两个限制条件。

(1)位置限定,从上面的描述可以知道,在图像中其中心点的坐标为(x_0,y_0),所以,从中心点周围开始选取种子点,选取距离中心点最近的像素点,满足关系:

$$D = \sqrt{(x-x_0)^2+(y-y_0)^2} \tag{8}$$

式(8)中:D 为种子点到中心点的距离,使 D 值最小,就可以保证种子点在光伏面板上。

(2)灰度值限定,但是,有可能中心点的位置刚好位于边缘,处于非光伏面板区域,就会造成种子点落在非光伏面板区域。

因此,采用最大类间方差法对灰度值进行限制。最大类间方差法是 1979 年由日本学者大津提出的,是一种自适应阈值确定的方法,又称大津法(OTSU),是一种基于全局的二值化算法,它是根据图像的灰度特性,将图像分为前景和背景两个部分,背景和目标的类间方差越大,说明构成图像两部分的差别越大,即当背景和目标之间的方差取得最大值时,两者的分离性最大。因此,根据最大类间方差法得到的阈值 T_1 可以将灰度图像分割成背景和目标两个图像。灰度大于 T_1 的类定义为对象(或前景),灰度小于 T_1 的类是前景(或对象)。

从图像的直方图(图 2)可以看出,波峰和波谷之间的差异较为明显,而且目标和背景之间的差异也较为明显,所以用最大类间方差法来确定图像的最佳分割阈值 T_1,将其作为种子点灰度值的限制条件。即满足条件:

$$f(x,y) \leqslant T_1 \tag{9}$$

可得种子点的限制条件为

$$\begin{cases} f(x,y) \in \{H_1, H_2, \cdots, H_N\} \\ D = \sqrt{(x-x_0)^2 + (y-y_0)^2} \to 0 \\ f(x,y) \leqslant T_1 \end{cases} \tag{10}$$

2.3　生长准则的改进

传统的生长准则是通过种子点与其他像素点之间的具有相似的性质,将其合并到目标区域,然后再利用新加入的像素点作为新的种子点进行生长,这种方法需要人工对生长阈值进行干预,容易造成图像过分割和欠分割。因此,需要定义新的生长准则,令其实现自适应阈值生长。

令已生长的区域为 R,其灰度均值为 m,计算公式为

$$m = \frac{1}{n} \sum_{i,j \in R} f(i,j) \tag{11}$$

式(1)中:n 为区域 R 内的像素总数;$f(i,j)$ 为区域 R 内的像素点的灰度。

令待生长的像素点坐标为 (a,b),其灰度为 $f(a,b)$,则将其与区域 R 内的灰度均值做比较,若满足

$$|f(a,b) - m| \leqslant T_2 \tag{12}$$

则可以继续生长,否则停止,其中,每次生长后,式(12)中的 m 都要重新计算。

式(12)中,生长阈值 T_2 会随着图像的不同而不同,所以需要让生长阈值能够进行自适应调整,这样就不用人为进行干预。

由前面种子点的选取可以知道,待生长点的像素灰度值也要满足:

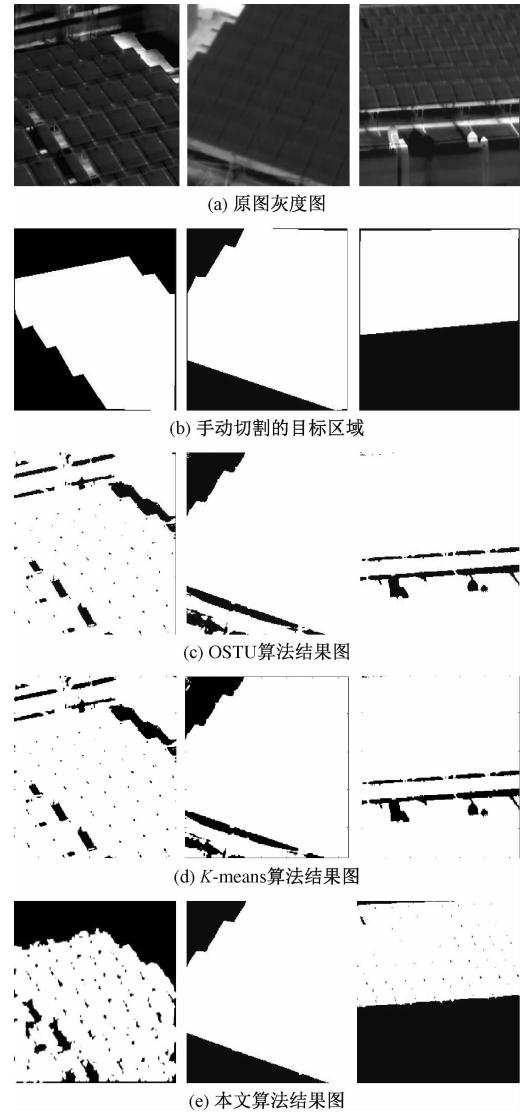
$$f(a,b) \leqslant T_1 \tag{13}$$

根据图像的实际情况,通过手动分割出目标区域,将其作为模板。设目标的区域的面积为 S_1,区域生长算法的到的面积为 S_2,让两者的面积进行比较,若 $S_2 \leqslant S_1$,则将阈值 T_2 增加 ΔT,反之,$S_2 \geqslant S_1$,则将阈值 T_2 减少 ΔT,这样就可以自适应地调整生长阈值。

3　实验结果及分析

实验的图像数据来源于文献[19],红外光伏图像的分辨率为 240 × 320。为了验证提出算法的有效性,对红外光伏面板图像进行 MATLAB 仿真实验。使用算法中自动选取种子点方法获得初始种子点,同时相应的限制条件保证了种子点落在光伏面板区域,能够很好地代表光伏面板的特征,同时令生长阈值 T_2 的初始值较小,使其以 $\Delta T = 0.001$ 进行增加。

为了比较本文算法与 OTSU 算法、*K*-means 算法的分割效果,在图 4 分别给出了三种算法的分割效果图。从实验结果图 4 中可以看出,相比 OTSU 算法和 *K*-means 算法,本文算法的分割效果更好,出现过分割和欠分割的情况明显减少甚至没有,而OTSU 算法和 *K*-means 算法都出现了过分割和欠分割的情况。且提出的改进的区域生长算法得到的分割效果更接近手动分割的效果。



(a) 原图灰度图

(b) 手动切割的目标区域

(c) OSTU算法结果图

(d) *K*-means算法结果图

(e) 本文算法结果图

图 4　实验结果

Fig. 4　Experimental results

为了更好地评价不同算法的准确率,采用定量计算的方法进行评估,评估标准为查准率(precision,P)及查全率(recall,R),公式如下:

$$P = \frac{S_1}{S_2} \times 100\% \tag{14}$$

$$R = \frac{S_1}{S_3} \times 100\% \tag{15}$$

对于图像区域提取来说,集合 S_1 为算法得到的正确像素点(包括边界点),集合 S_2 为算法提取区域

的全部像素点，集合 S_3 为人工提取区域的像素集合。式(14)、式(15)中 P 越大，说明出现错分割的区域更小，同时 R 越大，说明分割出来的红外光伏面板区域也越大。因此，两者的值是越大越好，说明算法分割的效果好。

表 1 列出了本文算法和其他两种算法的 P 和 R 的结果，从表 1 中的数值和结果图可知，本文算法的分割效果更好，虽然 P 比其他两种算法低，但是本文的 R 值高，通过结合两者的值表明本文提出的算法相比 OTSU 和 K-means 算法的分割效果更好，验证了本文算法的有效性。

表 1 算法结果对比

Table 1 Algorithm results comparison

图像	性能评价指标	OTSU	K-means	本文算法
1	$\bar{P}$/%	92.05	91.52	80.01
	$\bar{R}$/%	59.67	60.70	89.43
2	$\bar{P}$/%	75.21	73.24	97.84
	$\bar{R}$/%	85.28	86.21	97.35
3	$\bar{P}$/%	52.09	52.15	96.75
	$\bar{R}$/%	88.06	88.02	97.28

4 结论

通过对红外光伏面板图像特征的分析，提出了基于灰度共生矩阵的熵特征和梯度特征相结合的方法对图像进行预处理，同时针对区域生长的改进算法，实现了种子点的自动选取，并对生长准则进行了改进，实现生长阈值的自适应调整。实验结果表明，相比 OTSU 算法和 K-means 算法，本文算法分割效果更接近手动分割的目标区域，有效地改善了分割效果，具有较强的自适应性和鲁棒性，分割出来的目标区域为后期目标图像特征提取和识别奠定了基础。

参 考 文 献

1 庞建丽. 基于基因结构树模型的红外图像分割研究. 科学技术与工程, 2013;13(26):7865—7868
Pang Jianli. Research on infrared image segmentation based on gene structure tree model. Science Technology and Engineering, 2013;13(26):7865—7868

2 Baptista A A R, Mariano S J P S, Calado M D R A. Sustainable energy systems: Mini-production with solar photovoltaic energy in Portugal. International Conference on Environment and Electrical Engineering. New York:IEEE, 2014:138—144

3 Zaheeruddin H A. Research on solar photovoltaic (PV) energy conversion system: An overview. International Conference on Computational Intelligence and Information Technology. London:IET, 2014:605—611

4 Alamri S S, Kalyankar N V, Khamitkar S D. Image segmentation by using threshold techniques. Computer Science, 2010;2(5):83—86

5 Zhang K, Song H, Zhang L. Active contours driven by local image fitting energy. Pattern Recognition, 2010;43(4):1199—1206

6 Jarabo-Amores P, Rosa-Zurera M, Mata-Moya D D L, *et al*. Spatial-range mean-shift filtering and segmentation applied to SAR images. IEEE Transactions on Instrumentation & Measurement, 2011;60(2):584—597

7 Rother C, Kolmogorov V, Blake A. "GrabCut": Interactive foreground extraction using iterated graph cuts. ACM Siggraph. New York: ACM, 2004:309—314

8 王 坤, 张 杨, 宋胜博,等. 改进二维 OTSU 和自适应遗传算法的红外图像分割. 系统仿真学报, 2017;29(6):1229—1236
Wang Kun, Zhang Yang, Song Shengbo, *et al*. Infrared image segmentation based on improved two-dimensional OTSU and adaptive genetic algorithm. Journal of System Simulation, 2017;29(6): 1229—1236

9 黄永林, 叶玉堂, 乔闹生,等. 基于快速模糊 C 均值聚类算法的红外图像分割. 强激光与粒子束, 2011;23(6):1467—1470
Huang Yonglin, Ye Yutang, Qiao Naosheng, *et al*. Infrared image segmentation based on fast fuzzy C means clustering algorithm. Laser and Particle Beams, 2011;23(6): 1467—1470

10 Mohammed M M, Badr A, Abdelhalim M B. Image classification and retrieval using optimized pulse-coupled neural network. Expert Systems with Applications,2015;42(11):4927—4936

11 Jaffery Z A, Irshad. Performance comparison of image segmentation techniques for Infrared images. IEEE India Conference. New York: IEEE, 2015:1—5

12 Saha S, Alok A K, Ekbal A. Brain image segmentation using semi-supervised clustering. Expert Systems with Applications, 2016;52:50—63

13 徐德明. 基于 GLCM 的脑部 CT 图像纹理特征提取方法研究. 重庆科技学院学报(自然科学版),2016;18(3):101—103
Xu Deming. Research on texture feature extraction method of brain CT image based on GLCM. Journal of Chongqing University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2016; 18(3): 101—103

14 徐蔚波, 刘 颖, 章浩伟. 基于区域生长的图像分割研究进展. 北京生物医学工程, 2017;36(3):317—322
Xu Weibo, Liu Ying, Zhang Haowei. Research progress of image segmentation based on region growth. Beijing Biomedical Engineering, 2017;36(3): 317—322

15 陶唐飞, 韩崇昭, 代雪峰,等. 综合边缘检测和区域生长的红外图像分割方法. 光电工程, 2004;31(10):50—68
Tao Tangfei, Han Chongzhao, Dai Xuefeng, *et al*. Infrared image segmentation method for integrated edge detection and region growing. Optoelectronic Engineering, 2004;31(10):50—68

16 范晓静. 基于区域生长法和数学形态学的细胞图像分割. 科学技术创新, 2018;(1):21—22
Fan Xiaojing. Cell image segmentation based on regional growth method and mathematical morphology. Science and Technology Innovation, 2018;(1): 21—22

17 赵文涛, 曹昕鸶, 田志勇. 基于自适应阈值区域生长的红外舰船目标分割方法. 红外技术, 2018;40(2):158—163
Zhao Wentao, Cao Xiyi, Tian Zhiyong. Infrared ship target segmen-

tation method based on adaptive threshold region growth. Infrared Technology, 2018;40(2):158—163

18 吴　建. 融合模糊连通图和区域生长的 MRI 脑组织图像分割算法. 科学技术与工程, 2013;13(5):1135—1140
Wu Jian. MRI brain tissue image segmentation algorithm based on fuzzy connected graph and region growing. Science Technology and Engineering, 2013;13(5):1135—1140

19 Shen H, Zhu L, Hong X, *et al*. ROI extraction method of infrared thermal image based on GLCM characteristic imitate gradient. Chinese Conference on Computer Vision. Berlin: Springer, 2017;771:192—205

Infrared Photoelectric Panels Image Segmentation Based on Gray Level Co-occurrence Matrix and Region Growing Algorithm

HONG Xiang-gong, ZHOU Shi-fen
(Information Engineering School, Nanchang University, Nanchang 330031, China)

[**Abstract**] With the rapid development of the photovoltaic industry, new energy is playing an increasingly important role in all aspects, so the maintenance and condition monitoring of photovoltaic panels becomes more urgent. The segmentation of the infrared image of the photovoltaic panel is the basis for the later detection of the failure of the photovoltaic panel. Therefore, in view of the low contrast and low signal-to-noise ratio of infrared images, an improved region growing algorithm combined with the texture features of the gray level co-occurrence matrix (GLCM) and the gradient features of the image was proposed to segment the infrared photovoltaic panel image. Throngh the gradient features and the entropy characteristics of the gray level co-occurrence matrix preprocessing the original infrared PV image, the pre-processed image was obtained after the gradient feature and the entropy feature image weighted superposition, and then the characteristics of the infrared image gray histogram distribution concentration were used, the seed point selection which manual intervention is needed formerly can be automatically performed. At the same time, the regional growth criterion is improved, so that the growth threshold can be automatically adjusted, so that the photovoltaic panel area can be segmented. The experimental results show that the proposed algorithm is better than the OTSU and *K*-means clustering algorithms and is closer to the target segmentation.

[**Key words**] infrared photovoltaic image segmentation　region growth　OTSU　gray level co-occurrence matrix　contrast　*K*-means