

DOI: 10.13382/j.jemi.B1902656

# 太阳能光伏电池缺陷检测\*

时亚涛 戴芳 杨畅民

(西安理工大学 理学院 西安 710054)

**摘要:**太阳能是一种极具吸引力的替代电力能源,太阳能光伏电池是太阳能发电系统的基础。太阳能光伏电池中的各类缺陷严重影响光伏电池的光电转化效率和使用寿命。为有效地检测出这些缺陷,提出了一种基于块数据删除模型的缺陷检测方法。首先,对太阳能光伏电池图像进行傅里叶变换去除母线并调节亮度和对比度,然后将图像分块,通过块数据删除模型找出去除母线后的图像中所有的异常块,并将这些异常块全部剔除,利用余下的图像块通过非线性回归模型重建图像的背景。最后,用待检图像与得到的背景图像作差以突出缺陷区域,达到缺陷检测的目的。实验结果表明,所提出的方法能够有效地检测出太阳能光伏电池中多种类型的缺陷,如隐裂、断栅和碎片等。用该方法对313幅太阳能光伏电池图像进行实验,其中158幅无缺陷图像均未检测出缺陷,而另外155幅含有隐裂、断栅等缺陷的图像,仅有5幅出现误检,缺陷检测率达96.77%。

**关键词:**块数据删除模型;非线性回归模型;回归诊断;缺陷检测;Cook距离

**中图分类号:** TN383.1      **文献标识码:** A      **国家标准学科分类代码:** 110.87

## Defect detection of solar photovoltaic cell

Shi Yatao Dai Fang Yang Changmin

(School of Science, Xi'an University of Technology, Xi'an 710054, China)

**Abstract:** Solar energy is an attractive source of electricity. Solar photovoltaic cells are the basis of solar power generation systems. However, various types of defects in solar photovoltaic cells seriously affect the photoelectric conversion efficiency and service life of photovoltaic cells. To effectively detect these defects, a defect detection method based on a block case deletion model is proposed. First, the solar photovoltaic cell image using Fourier transform is preprocessed, it removes the bus bar and adjusts the brightness and contrast, and divides the image into blocks. Then, in the processed image, all abnormal blocks are found and all of them are removed by using the case deletion model. The background of the image is reconstructed from the remaining image patches by a non-linear regression model. Finally, the defect area is highlighted by the difference between the image waiting for checking and the resulting background image. The experimental results show that the proposed method can effectively detect many kinds of defects in Solar cells, such as micro-cracks, breaks and fragment, etc. the method is used to experiment with 313 solar photovoltaic cell images. For 158 non-defective images, the test results are normal. The remaining 155 images containing defects such as cracks and broken gates have only 5 images mis-detected, and the detection rate of defective images is 96.77%.

**Keywords:** block case deletion model; non-linear regression model; regression diagnosis; defect detection; cook distance

## 0 引言

近年来,由于环境问题和能源危机的不断加剧,人们对新型能源的需求急剧增加。太阳能作为一种绿色环保

能源,越来越得到人们的重视。光伏电池能将光子从太阳能转化为电能,具有很强的转换效率和使用寿命,是太阳能发电系统中的主要部件,其基本成分是晶体硅。由于光伏电池中的缺陷会严重降低其转换效率和使用寿命,因此其质量检测成为生产企业最为关注的问题。而

在太阳能光伏电池生产过程中由于制造工序比较复杂,产生缺陷的原因和缺陷类型也多种多样,常见缺陷类型有隐裂、断栅、碎片等。由于光伏电池图像中的缺陷存在对比度比较低、亮度不均匀、形状大小不规则等特点,因此有些类型的缺陷在典型 CCD 相机拍摄的图像中无法直观地观察到,为突出影响太阳能光伏电池转换效率的内在外在缺陷,近年来人们提出了电致发光 (electroluminescence, EL) 成像技术<sup>[1-3]</sup>。在 EL 成像系统中,有电流通过的正常区域会比较明亮,相反,缺陷部分往往对应为较黑暗的区域。由于太阳能光伏电池晶片的晶纹是随机且独特的,所以在 EL 图像中,一个太阳能组件中所有光伏电池的晶纹背景也是随机出现的。这使得 EL 图像中太阳能光伏电池的缺陷检测极其困难。

目前太阳能光伏电池缺陷检测方法主要有特征提取方法<sup>[4-7]</sup>和背景抑制方法<sup>[8-11]</sup>。特征提取方法是直接提取缺陷特征的一种快速有效的方法。但因其需要预先设置缺陷的特征,所以该方法的灵活性较低。背景抑制方法是一种基于背景重建和差分的太阳能光伏电池缺陷检测方法,能够有效地从原始背景中分割出缺陷区域,是目前研究的主要方向之一。背景重建方法很多,已广泛用于纺织品<sup>[12]</sup>、钢材<sup>[13]</sup>和液晶显示屏<sup>[14-15]</sup>的缺陷检测,同样背景重建方法在对太阳能光伏电池图像缺陷检测中也有很多应用。Anwar 等<sup>[8-9]</sup>提出了一种改进的各向异性扩散滤波算法和图像分割技术,通过各向异性扩散滤波过程平滑可疑缺陷区域来构建背景图像,再从原始图像中减去扩散图像,可以很好地突出裂纹的位置,而后通过提出的多阈值分割过程分离出缺陷区域。该方法主要用于检测微裂纹类型的缺陷,而不能用于断栅、黑心等类型的缺陷检测,且在检测过程中对带母线的光伏电池图像是分块检测再拼接的,而非整幅图像进行检测,增加了处理的难度。Tsai 等<sup>[10]</sup>将图像从空域转换到频域发现,空域中的目标缺陷转换到频域后以直线或条形形式出现在频谱图中。因此提出了一种基于傅里叶图像重建技术的太阳能光伏电池缺陷检测方法。该方法利用傅里叶图像重建技术,将线形和条形缺陷相关的频率分量设置为 0,然后将光谱图像反向转换为空间图像,从而消除可能的缺陷。最后,通过评估原始图像与其重建图像之间的灰度差,可以很容易地识别出缺陷区域。同样该方法只对隐裂和断栅类型的缺陷检测效果较好,而对碎片和黑心类型的缺陷因无法通过傅里叶变换过滤掉,难以实现检测,整个检测过程也是分块检测而非整幅图像检测。此外, Tsai 等<sup>[11]</sup>提出了一种基于独立分量分析 (independent component analysis, ICA) 的 EL 图像太阳能组件的缺陷检测方法。该方法基于 ICA 过程,涉及到学习和检测两个阶段。在学习阶段,先对一组无缺陷的太阳能光伏电池图像,利用 ICA 找到一组独立的基图像。

在检测阶段,再将检测到的每个太阳能光伏电池图像重建成基图像的线性组合。然后利用线性组合的系数作为特征向量进行分类,并对测试图像与 ICA 基图像的重建图像之间的重建误差进行了评估。该方法对符合训练特征的特征的图像能有效地判别出是否为缺陷图像,但并未给出缺陷的具体位置,同时该方法只能用于检测和训练样本大小相同且类型相似的图像,而非任意尺寸和类型的太阳能光伏电池图像,具有一定的局限性。除背景重建的检测方法外,还有根据热源和线扫描等的太阳能光伏电池缺陷检测方法<sup>[16-19]</sup>,Chiou 等<sup>[17]</sup>使用近红外成像系统检测太阳晶片中的微裂纹缺陷。在所得到的图像中,微裂纹的强度比周围的晶粒背景更暗。采用局部阈值分割、区域生长分割等方法对暗微裂纹进行检测。该方法是在假定检测的微裂纹明显比晶体颗粒暗的太阳能晶片上进行的。然而在无缺陷的太阳能晶片中,黑而细长的晶粒会被错误地识别为缺陷。结合上述不足,我们利用回归诊断中的数据删除模型<sup>[20]</sup>设计了一种基于背景重建的缺陷检测方法,能够有效地检测出太阳能光伏电池图像中的隐裂、断栅、碎片等类型的缺陷,而且给出了一种去除太阳能光伏电池母线的方法,可以直接对整幅图像进行检测。该方法设计目的是使所重建的背景更接近待检图像真实的背景,从而保证检测的准确性。其特点为首先将数据删除模型推广到块数据删除模型,利用块数据删除模型尽可能多地找出待检图像中异常区域,然后在去除这些异常区域的基础上,再通过非线性回归模型进行背景重建,建立基于块数据删除的太阳能光伏电池缺陷位置检测模型。该方法克服了拟合背景与待检图像过于相似的问题,而且可以很大程度的避免因阶数太高而产生的龙格现象<sup>[21]</sup>,具有很好的检测效果。

## 1 太阳能光伏电池的缺陷检测过程

存在于太阳能光伏电池中的缺陷,因其与周围的像素点比较接近,因而很难被检测出来。传统上,这些缺陷是由经验丰富的工程师或操作员识别的。而这种视觉判断方法存在着人眼疲劳、浪费时间等缺点。近年来,随着机器视觉技术的发展,太阳能光伏电池中缺陷的自动视觉检测成为可能。本文利用块数据删除模型构建出含有缺陷的太阳能光伏电池图像背景,通过待检图像与所构建的背景图像的差来得到差分图像,再对得到的差分图像进行阈值分割从而达到缺陷检测的目的。

### 1.1 太阳能光伏电池图像的预处理

#### 1) 傅里叶变换去除母线

工业生产中得到太阳能光伏电池图像中含有母线,若直接检测,这些母线也会被检测出来,这里在进行检测前先将这些母线剔除,以免影响最终检测结果。

对此根据傅里叶变换法构造一个过滤器  $V$  来剔除这些母线(图 1),将得到的一幅  $M \times N$  大小的太阳能光伏电池原始图像  $I_x$  (图 2(a)) 做傅里叶变换转换到频域得到频谱图  $\hat{I}_x$  (图 2(b)), 此时空域中那些水平的母线,在频域上呈现为位于频谱中心的一条竖直线附近,且以高频分量为主。然后根据过滤器  $V$  将水平母线对应到频谱图的区域值设置为 0,而其他区域值不变。由于图像的绝大部分信息主要集中在傅里叶频谱图中心周围,这里不改变距频谱图中心距离为  $d$  ( $0 < d \leq 8$ , 本文取  $d = 4$ ) 的频谱值,得到构造的滤波器如下:

$$V(u, v) = \begin{cases} 0, & D(u, v) > d \text{ 且 } \frac{N}{2} - w \leq D_u \leq \frac{N}{2} + w \\ 1, & \text{其他} \end{cases} \quad (1)$$

式中:  $D_u$  为滤波器  $V$  的带宽;  $w$  为控制带宽(其中  $0 < w \leq \frac{N}{2}$ , 本文取  $w = 1$ ); 任意一点坐标为  $(u, v)$  的  $V(u, v)$  值由式(1)计算得到;  $D(u, v)$  为频谱图上点  $(u, v)$  到频谱中心的距离,  $D(u, v)$  公式如式(2)。

$$D(u, v) = \sqrt{\left(u - \frac{N}{2}\right)^2 + \left(v - \frac{M}{2}\right)^2}, \quad (2)$$

将频谱图  $\hat{I}_x$  与构造的滤波器  $V$  做卷积,得到去除水平母线的太阳能光伏电池图像的频谱图  $\hat{I}_e$  如下:

$$\hat{I}_e(u, v) = \hat{I}_x \cdot V(u, v) \quad (3)$$

得到的频谱图  $\hat{I}_e$  如图 2(c) 所示,然后对  $\hat{I}_e$  进行傅里叶逆变换,就得到了去除水平母线的太阳能光伏电池图像  $I_e$  (图 2(d))。

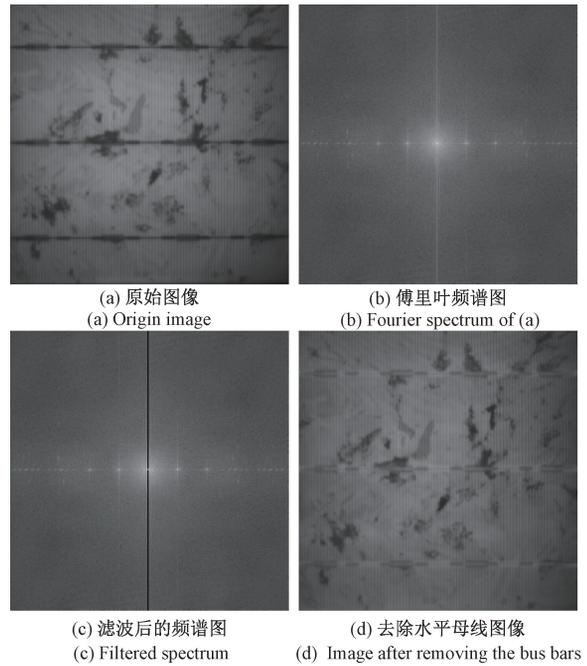


图 2 傅里叶变换去除母线实验

Fig. 2 Experiment of Fourier transform removal bus bars

由于工业生产过程中获取的太阳能光伏电池图像对比度和亮度较低,为得到更好的检测结果,对去除母线的图像  $I_e$  做幂次变换来提高图像亮度和对比度,记变换后的图像为  $I_0$ , 所进行的幂次变换如式(4)所示。

$$I_0 = C \cdot I_e^r, \quad (4)$$

其中,  $C > 0, 0 < r < 1$ , 本文取  $C = 1, r = 0.7$ , 幂次变换后的结果如图 3(a) 所示。

### 1.2 缺陷检测的块数据删除模型

数据删除模型是统计诊断中重要的模型之一,主要用于研究数据集与既定模型的符合情况。数据删除模型的基本思想是在模型中删除第  $i$  个数据点,研究删除这个点前后估计量是否有显著的变化。如果变化显著,则认为该点可能为异常点或强影响点。利用这一思想,本文对含有缺陷的太阳能光伏电池图像进行检测。

对于去除母线后得到的  $M \times N$  大小的待检图像  $I_0$  (图 3(a)), 将其分成大小为  $W \times H$  的不重叠图像块,并将每一块所有像素灰度值的均值记为这一块整体的像素值,得到图像  $I_1$  (图 3(b)), 接着将  $I_1$  每块像素灰度值看成单个样本点并建立其像素值与其像素位置间的非线性回归模型如下:

$$Y_{i,j} = \beta_0 + \beta_1 x_i + \beta_2 x_j + \beta_{11} x_i^2 + \beta_{22} x_j^2 + \beta_{12} x_i x_j + \varepsilon, \quad (5)$$

其中,  $\varepsilon \sim N(0, \sigma^2)$ ;  $(x_i, x_j)$  为像素的位置坐标;  $Y_{i,j}$  为  $(x_i, x_j)$  处像素值,利用最小二乘法可估计出参数  $\hat{\beta} = (\hat{\beta}_0, \hat{\beta}_1, \hat{\beta}_2, \hat{\beta}_{11}, \hat{\beta}_{22}, \hat{\beta}_{12})$ 。

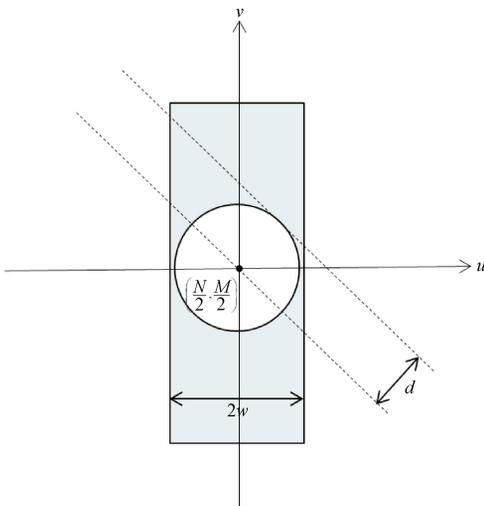


图 1 构造的滤波器  $V$

Fig. 1 Constructed filter  $V$

### 2) 幂次变换调节图像亮度和对比度

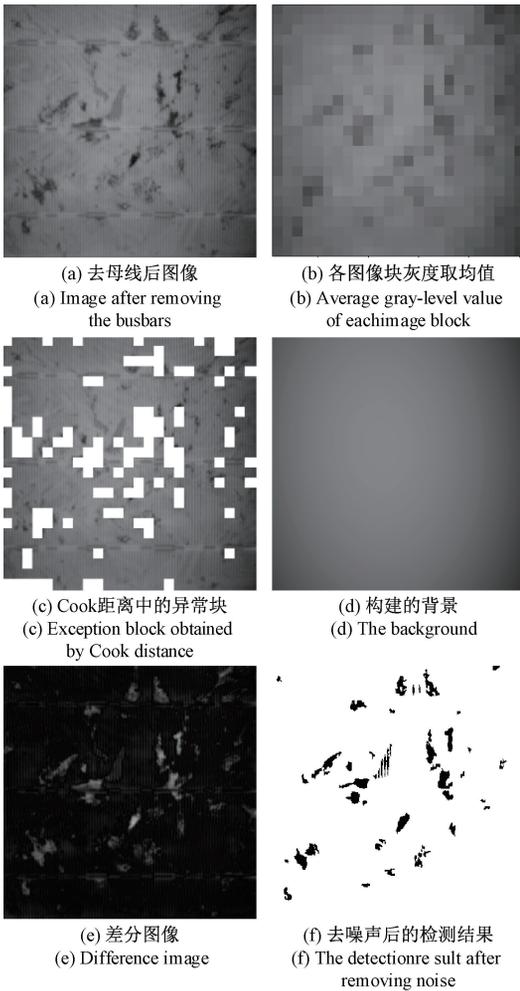


图 3 该方法的检测过程图像

Fig. 3 The detection process image of the proposed method

从图像中删除一个图像块  $l$ , 利用剩下图像块的均值和位置坐标通过非线性模型 (5) 可估计出系数  $\hat{\beta}_l$ , ( $l \in 1, 2, \dots, k, k$  为图像块的个数), 计算系数  $\hat{\beta}$  和系数  $\hat{\beta}_l$  的 Cook 距离<sup>[22]</sup>  $Cook_l$  ( $l \in 1, 2, \dots, k, k$  为图像块的个数),  $Cook_l$  的计算公式如下:

$$Cook_l = \frac{(\hat{\beta} - \hat{\beta}_l)^T X^T X (\hat{\beta} - \hat{\beta}_l)}{(p+1)\hat{\sigma}^2}, \quad (6)$$

式中:  $p$  为参数个数;  $X$  为坐标值矩阵;  $\hat{\sigma}^2$  为误差方差估计。

如果去除的图像块  $l$  为缺陷块, 则计算的 Cook 距离  $Cook_l$  会偏大, 取  $T_1 = Q_3 + c_1 R_1$  为阈值 (本文取  $c_1 = 1.5$ ), 筛选出  $Cook_l$  大于阈值  $T_1$  的块, 标记为异常块, 得到图像  $I_c$  (图 3(c)), 如式 (7)。

$$I_c = \begin{cases} 255, & Cook_l \geq T_1, l = 1, 2, \dots, k \\ I_l, & \text{其他} \end{cases} \quad (7)$$

式中:  $Q_3$  为上四分位数;  $R_1$  为四分位极差<sup>[23]</sup>。

### 1.3 背景重建

将 1.2 节根据数据删除模型所找出的缺陷部分全部剔除, 然后用剩下的无缺陷区域的像素值及其坐标通过非线性回归模型 (5) 进行拟合, 估计出此时的系数  $\hat{\beta}_b = (\hat{\beta}_{b0}, \hat{\beta}_{b1}, \hat{\beta}_{b2}, \hat{\beta}_{b11}, \hat{\beta}_{b22}, \hat{\beta}_{b12})$ , 然后利用系数为  $\hat{\beta}_b$  的非线性模型 (5) 进行背景图像重建, 得到重建后的背景图像  $\hat{I}_0$  (图 3(d)), 如式 (8)。

$$\hat{I}_{0,j} = \hat{\beta}_{b0} + \hat{\beta}_{b1}x_i + \hat{\beta}_{b2}x_j + \hat{\beta}_{b11}x_i^2 + \hat{\beta}_{b22}x_j^2 + \hat{\beta}_{b12}x_i x_j + \varepsilon, \quad (8)$$

其中,  $(x_i, x_j)$  为与待检图像  $I_0$  相同的坐标。

### 1.4 差分图像及其阈值分割

通过待检图像  $I_0$  与重建的背景图像  $\hat{I}_0$  的差可以得到差分图像  $\Delta I$  (图 3(e)), 如式 (9)。

$$\Delta I = I_0 - \hat{I}_0, \quad (9)$$

由于经上述方法构建的背景图像  $\hat{I}_0$  更加接近真实的无缺陷背景图像, 故此时差分图像  $\Delta I$  中能得到更为明显的缺陷, 取阈值  $T_2 = \mu + c_2 \sigma$ , 其中  $\mu$  和  $\sigma$  分别为差分图像  $\Delta I$  的灰度值的均值和标准差, 通过阈值  $T_2$  对差分图像  $\Delta I$  进行分割可得到缺陷检测结果  $I'$ , 如下:

$$I'(r, c) = \begin{cases} 0, & \Delta I(r, c) > T_2 \\ 1, & \text{其他} \end{cases} \quad (10)$$

其中,  $(r, c)$  为像素的位置坐标,  $c_2$  为常数 ( $0 < c_2 \leq 3$ ), 本文取  $c_2 = 2$ 。

### 1.5 去除噪声

对于 1.4 节得到的检测结果, 会含有少量的噪声点, 因此将检测结果  $I'$  结合 8-连通区域的面积, 设置阈值  $T_{area}$  ( $0 < T_{area} \leq 600$ , 本文取  $T_{area} = 100$ ), 将 8-连通区域面积小于阈值  $T_{area}$  的区域视为噪声点, 并将该区域的灰度值设为 1。将 8-连通区域面积大于阈值  $T_{area}$  的部分保留下来, 该区域对应灰度值设为 0。最后得到的缺陷区域是剔除噪声后的, 结果如图 3(f) 所示。

## 2 实验结果

给出该方法的实验结果, 以评价所提出的缺陷检测方案的性能。本实验选取的图像均为大小为  $800 \times 800$  的单晶和多晶太阳能光伏电池图像, 确定的最终分块大小为  $20 \times 20$ , 提出的算法在 Intel (R) Core (TM) i5-7200U CPU @ 2.50 GHz 2.70 GHz 的 CPU 个人计算机上实现。该方法对含有多种缺陷类型的太阳能光伏电池图像均能实现检测。分别就阈值  $T_1$ 、阈值  $T_2$  和分块大小进行讨论, 并给出本文的方法用于含有不同缺陷类型的太阳能光伏电池图像的检测结果。

### 2.1 阈值 $T_1$ 的选取

对一幅待检图像, 根据本文描述的块数据删除模型

原理,可计算出各个图像块删除后的拟合系数和全部像素点拟合系数间的 Cook 距离。若要使拟合结果最大程度地接近真实的无缺陷背景,需要最大限度地去除待检图像中的缺陷,只保留无缺陷的像素值进行背景建模才能使拟合结果最好。

根据所计算出的 Cook 距离,合适的阈值  $T_1$  能最大程度的筛选出异常图像块,如果所取阈值  $T_1$  太大,缺陷对应的图像块不能完全剔除,  $T_1$  过小,会将一些无缺陷图像块标记为缺陷。对此本文取阈值  $T_1 = Q_3 + c_1 R_1$ , 为了探究  $c_1$  的取值对剔除缺陷块的影响,随机选取了 4 幅图像,在分块大小为  $20 \times 20$  时分别对  $c_1 = 1, c_1 = 1.5$  和  $c_1 = 2$  进行实验,实验结果如图 4 所示。

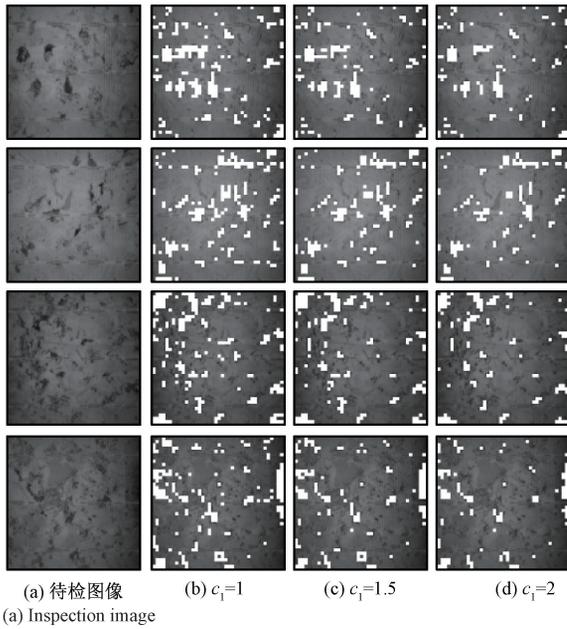


图 4 阈值  $T_1$  中参数  $c_1$  设定的实验

Fig. 4 Experiment of parameter  $c_1$  in threshold  $T_1$

由图 4 比较发现,当  $c_1 = 1$  时会出现将部分无缺陷图像块标记为缺陷块,而  $c_1 = 2$  时又会有部分缺陷图像块漏检,故本文取  $c_1 = 1.5$  来确定最终的阈值  $T_1$  用于后面的实验。这也符合上截断点  $c_1 = 1.5$  的取法。

### 2.2 块数据删除中分块大小和阈值 $T_2$ 的参数讨论

#### 1) 块数据删除中分块大小讨论

在利用块数据删除模型进行太阳能光伏电池图像缺陷的检测过程中,所分的块的大小对检测结果有一定的影响。所分的块越大,检测用时就越少,而若所分的块过大,则不能精准删除缺陷部分,进而导致剩余的无缺陷的像素点不能更精确地重建无缺陷的背景,反之若所取的块过小就会增加算法的运行时间。综合上面两个因素考虑,对  $800 \times 800$  大小的太阳能光伏电池图像,本文在阈值  $T_1$  中  $c_1 = 1.5$  的前提下选取了 4 幅太阳能光伏电池图像,

分别取图像块大小为  $10 \times 10, 20 \times 20$  和  $40 \times 40$  来进行实验。实验结果和检测时间分别如图 5 和表 1 所示。

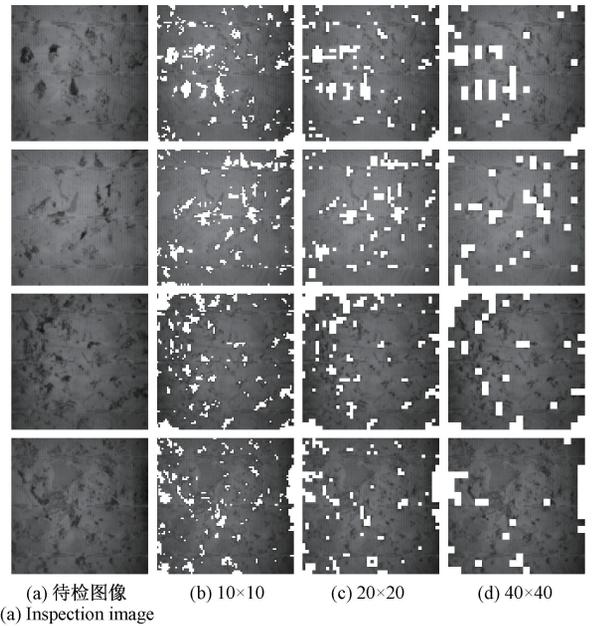


图 5 块数据删除中分块大小的实验

Fig. 5 Experiment of block size in block case deletion

表 1 图 5 的 4 幅图像对不同分块大小的检测时间  
Table 1 The detection time of the four images in Figure 5 for different block sizes

块尺寸	10×10	20×20	40×40
待检图 1	10.07	2.52	1.68
待检图 2	10.78	2.49	1.94
待检图 3	10.05	2.50	1.71
待检图 4	11.14	2.44	1.71
$i$ 幅平均用时/s	10.48	2.49	1.76

由图 5 和表 1 可以看出,当分块大小为  $10 \times 10$  时缺陷区域剔除的最精准,但算法耗时也最长,而当分块大小为  $40 \times 40$  时,虽算法耗时较少但缺陷区域覆盖的不够精确,故本文最终选择分块大小为  $20 \times 20$  来进行后面的实验,在保证算法有较快运行时间的同时,使检测结果最好。

#### 2) 阈值 $T_2$ 的选取

阈值  $T_2$  中参数  $c_2$  的大小不同其检测结果也不同。在阈值  $T_1$  中参数  $c_1 = 1.5$  且分块大小为  $20 \times 20$  的情况下,对 4 幅太阳能光伏电池图像分别取  $c_2 = 1, c_2 = 2$  和  $c_2 = 3$  进行实验,实验结果如图 6 所示。

由图 6 实验结果可知,在  $c_2 = 2$  时所得到的检测结果更接近真实缺陷,最终实验中取  $c_2 = 2$ 。

### 2.3 算法性能评估

本文算法对各种太阳能光伏电池图像的检测结果如

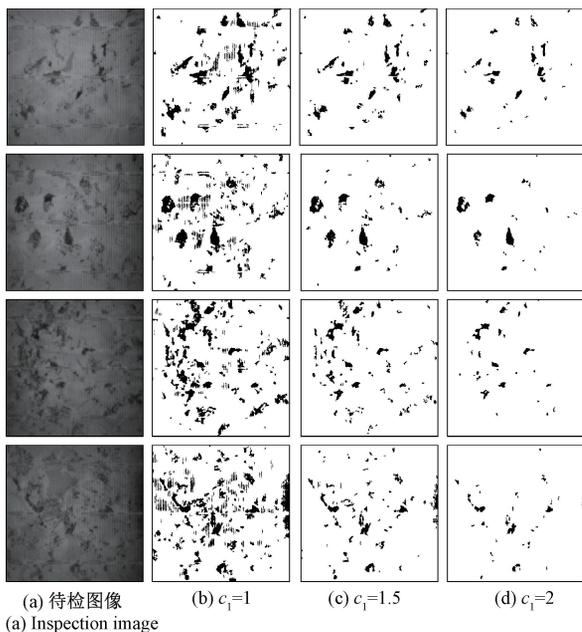
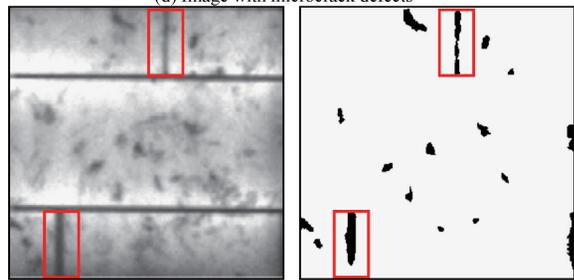
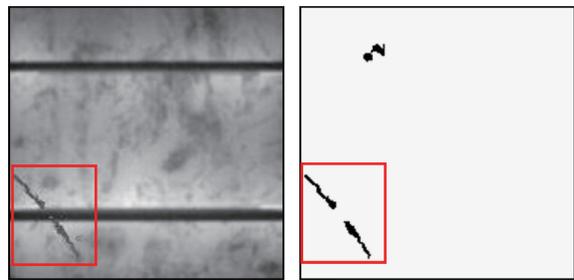
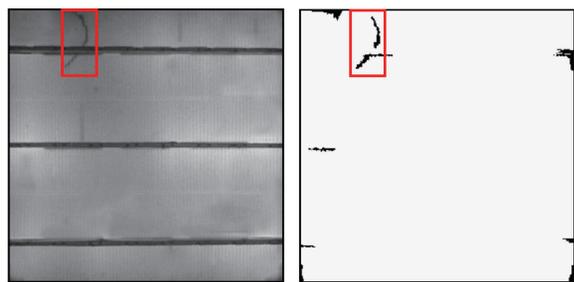
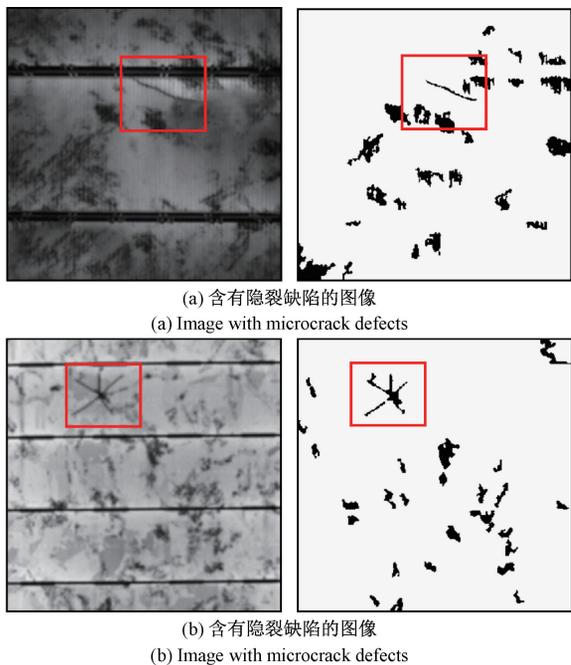
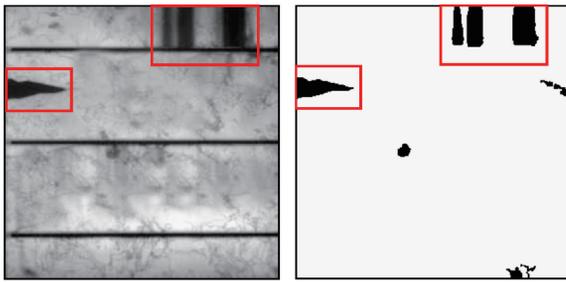


图 6 阈值  $T_2$  中参数  $c_2$  设定的实验

Fig. 6 Experiment of parameter  $c_2$  in threshold  $T_2$

下。在分块大小为  $20 \times 20$  且阈值  $T_1$  中参数  $c_1 = 1.5$ 、阈值  $T_2$  中参数  $c_2 = 2$  的条件下,分别对含有隐裂、断栅等缺陷类型的太阳能光伏电池图像进行了检测,检测结果如图 7 所示,其中图 7(a) ~ (d) 为含有隐裂类缺陷的图像;图 7(e)、(f) 为仅含有断栅缺陷的太阳能光伏电池图像;而图 7(g)、(h) 均有断栅和碎片两类缺陷类型,本文的方法在检测出太阳能光伏电池表面污渍的同时,对不同类型的缺陷也有很好的检测效果。





(h)含有断栅和碎片缺陷的图像

(h) Image with finger-interruption and fragment defects

图7 不同缺陷类型的太阳能光伏电池图像实验结果

Fig. 7 Experimental results of different defect types of solar photovoltaic cell images

由图7可以看出,本文提出的基于块数据删除模型的缺陷检测方法能够很好地检测出太阳能光伏电池图像中的小局部缺陷。在另外一组实验中还评估了总共313幅太阳能光伏电池图像,通过人工方式检测出其中155幅为含有隐裂、断栅等缺陷的图像,而剩余的158幅为不含缺陷的正常图像。在缺陷图像中该方法正确地识别出了150幅缺陷图像,未检测出的5幅图像均为缺陷特别严重的多晶图像,而对无缺陷的158幅样本均未检测出缺陷,和人工检测结果基本保持一致。

### 3 结论

本文提出了一种基于块数据删除模型的太阳能光伏电池缺陷检测方法,可用于检测多种类型的缺陷,如隐裂、断栅和碎片等。在太阳能光伏电池图像中缺陷区域对于整个图像相对较小,为检测出图像中的小缺陷,采用块数据删除模型首先剔除待检图像中的缺陷区域,然后利用余下的绝大部分无缺陷区域来重建待检图像的背景,通过待检图像与重建背景图像的差以强化缺陷区域。最后利用阈值对差分图像进行分割。实验结果表明,该方法能够有效地检测出多种缺陷,对不含缺陷的太阳能光伏电池图像具有稳定的检测效果。在313幅测试图像中,158幅无缺陷图像均未检测出缺陷,155幅含有隐裂和断栅等缺陷的图像,仅有5幅出现误检,缺陷检测率达96.77%。在下一步工作中将设法对检测出的不同缺陷类型的太阳能光伏电池图像进行分类,以更好地满足实际需求。

### 参考文献

[1] MCHEDLIDZE T, HERGUTH A, JORG W. Monitoring of Si-solar cell degradation with electroluminescence [J]. Solar Energy Materials and Solar Cells, 2016, 155: 38-42.

[2] DRABCZYK K, KULESZA-MATLAK G, DRYGATA A

et al. Electroluminescence imaging for determining the influence of metallization parameters for solar cell metal contacts [J]. Solar Energy, 2016, 126: 14-21.

- [3] SU Z C, XU S J, WANG R X, et al. Electroluminescence probe of internal processes of carriers in GaInP single junction solar cell [J]. Solar Energy Materials & Solar Cells, 2017, 168: 201-206.
- [4] TELLO G, AL-JARRAH O Y, YOO P D, et al. Deep-structured machine learning model for the recognition of mixed-defect patterns in semiconductor fabrication processes [J]. IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing, 2018, 32(2): 315-322.
- [5] BARTLER A, MAUCH L, BIN Y, et al. Automated detection of solar cell defects with deep learning [C]. European Signal Processing Conference, IEEE, 2018: 2035-2039.
- [6] 刘磊,王冲,赵树旺,等. 基于机器视觉的太阳能电池片缺陷检测技术的研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2018, 32(10): 47-52.
- LIU L, WANG CH, ZHAO SH W, et al. Research on solar cells defect detection technology based on machine vision [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2018, 32(10): 47-52.
- [7] GOLOVKO V, BEZOBRAZOV S, KROSHCHANKA A, et al. Convolutional neural network based solar photovoltaic panel detection in satellite photos [C]. 2017 9th IEEE International Conference on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems: Technology and Applications (IDAACS), 2017: 14-19.
- [8] ANWAR S, ABDULLAH M. Micro-crack detection of multicrystalline solar cells featuring an improved anisotropic diffusion filter and image segmentation technique [J]. EURASIP Journal on Image and Video Processing, 2014, 2014(1): 1-15.
- [9] ANWAR S A, ABDULLAH M Z. Micro-crack detection of multicrystalline solar cells featuring shape analysis and support vector machines [C]. 2012 IEEE International Conference on Control System, Computing and Engineering (ICCSCE), 2012: 143-148.
- [10] TSAI D M, WU S C, LI W C. Defect detection of solar cells in electroluminescence images using fourier image reconstruction [J]. Solar Energy Materials and Solar Cells, 2012, 99(9): 250-262.
- [11] TSAI D M, WU S C, CHIU W Y. Defect detection in solar modules using ICA basis images [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2013, 9(1): 122-131.
- [12] MILLAN M S, RALLO M, ESCOFET J. Flaw detection

- and segmentation in textile inspection [C]. Proceedings of SPIE-The International Society for Optical Engineering, 2008: 539-48.
- [13] CHEN H Y, XU S, LIU K, et al. Surface defect detection of steel strip based on spectral residual visual saliency [J]. Optics and Precision Engineering, 2016, 24(10): 2572-2580.
- [14] NGO C, PARK Y J, JUNG J, et al. A new algorithm on the automatic TFT-LCD mura defects inspection based on an effective background reconstruction: A new algorithm for mura detection [J]. Journal of the Society for Information Display, 2018, 25(9): 737-752.
- [15] FAN S K S, CHUANG Y C. Automatic detection of Mura defect in TFT-LCD based on regression diagnostics [J]. Pattern Recognition Letters, 2010, 31(15): 2397-2404.
- [16] HSIEH H, YANG W L. Detection of hot spot defects for crystalline solar cell [C]. 2018 IEEE 7th World Conference on Photovoltaic Energy Conversion (WCPEC), 2018: 2219-2223.
- [17] CHIOU Y C, LIU J Z, LIANG Y T. Micro crack detection of multi-crystalline silicon solar wafer using machine vision techniques [J]. Sensor Review, 2011, 31(2): 154-165.
- [18] ZAFIROVSKA I, JUHL M K, WEBER J W, et al. Detection of finger interruptions in silicon solar cells using line scan photoluminescence imaging [J]. IEEE Journal of Photovoltaics, 2017, 7(6): 1496-1502.
- [19] BROOKS W S M, LAMB D A, IRVINE S J C. IR reflectance imaging for crystalline Si solar cell crack detection [J]. IEEE Journal of Photovoltaics, 2017, 5(5): 1271-1275.
- [20] 朱宁, 黄黎平, 李绍波, 等. 数据删除模型下的高杠杆点度量[J]. 统计与决策, 2012(5): 32-34.  
ZHU N, HUANG L P, LI SH B, et al. Measurement of high leverage points under case deletion model [J]. Statistics and Decision, 2012(5): 32-34.
- [21] JAE-HUN J, WOLFGANG S. A simple regularization of the polynomial interpolation for the resolution of the runge phenomenon[J]. Journal of Scientific Computing, 2011,

46(2):225-242.

- [22] COOK R D. Detection of influential observations in linear regression [J]. Technometrics, 2012, 42(1): 65-68.
- [23] YUAN J. Testing linearity for stationary time series using the sample interquartile range [J]. Journal of Time, 2010, 21(6): 713-722.

## 作者简介



**时亚涛**, 2017 年于中原工学院获得学士学位, 现为西安理工大学硕士研究生, 主要研究方向为图像处理与计算机视觉。

E-mail: 837649118@qq.com

**Shi Yatao** received his B. Sc. degree from Zhongyuan University of Technology in 2017. He is a M. Sc. candidate at Xi'an University of Technology. His main research interests include image processing and computer vision.



**戴芳**, 1989 年于中山大学获得学士学位, 2001 年于西安理工大学获得硕士学位, 2008 年于西安交通大学获得博士学位, 现为西安理工大学教授, 硕士生导师, 主要从事图像处理与计算机视觉方面的研究。

E-mail: daifang@xaut.edu.cn

**Dai Fang** received her B. Sc. degree from Sun Yat-sen University in 1989, M. Sc. degree from Xi'an University of Technology in 2001, Ph. D. degree from Xi'an Jiaotong University in 2008. She is a professor and M. Sc. supervisor at Xi'an university of technology. Her main research interests include image processing and computer vision.



**杨畅民**, 1999 年于西北工业大学获得学士学位, 2003 年于西安理工大学获得硕士学位, 现为西安理工大学讲师, 主要从事光电检测技术方面的研究。

E-mail: chmyangxaut@126.com

**Yang Changmin** received his B. Sc. degree from Northwestern Polytechnical University in 1999, M. Sc. degree from Xi'an University of Technology in 2003. Now He is a lecturer at Xi'an University of Technology. His main research interests include the research of photoelectric detection technology.