

基于视觉显著性的太阳能电池片表面缺陷检测*

钱晓亮,张鹤庆,张焕龙,贺振东,杨存祥

(郑州轻工业学院电气信息工程学院 郑州 450002)

摘要:现有基于机器视觉的太阳能电池片表面缺陷检测算法均是采用各种类型的数学模型来进行算法设计,为进一步提高检测准确率,从人眼仿生学角度出发,首次将人眼的视觉注意机制引入到太阳能电池片表面缺陷检测中,提出了一种基于视觉显著性的太阳能电池片表面缺陷检测算法。首先,对输入的太阳能电池片表面图像进行预处理,去除对检测有影响的噪声和栅线;其次,提出一种基于自学习特征的视觉显著性检测算法来大致定位缺陷区域;随后,提出一种视觉显著性和超像素分割相结合的算法来进一步精确定位缺陷区域;最后,通过形态学后处理得到最终检测结果。在包含多种缺陷类型的测试图像库上的主观和客观实验评估表明,该算法具有较高的检测准确率。

关键词: 太阳能电池;表面缺陷检测;视觉显著性;自学习特征;超像素

中图分类号: TP391.4 TH86 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.40

Solar cell surface defect detection based on visual saliency

Qian Xiaoliang, Zhang Heqing, Zhang Huanlong, He Zhendong, Yang Cunxiang

(College of Electric and Information Engineering, Zhengzhou University of Light Industry, Zhengzhou 450002, China)

Abstract: The existing solar cell surface defect detection algorithms based on machine vision are all designed to use various types of mathematical models to carry out the algorithm design. In order to further improve the detection accuracy, inspired by human vision bionics, the human visual attention mechanism is firstly introduced in the solar cell surface defect detection, and a solar cell surface defect detection algorithm based on visual saliency is proposed in this paper. First of all, the acquired solar cell surface image is preprocessed to remove the noise and grids that influence the defect detection. Secondly, a visual saliency detection algorithm based on self-learning features is put forward to roughly locate the defect region. Then, an algorithm that combines the visual saliency and superpixel segmentation is proposed to precisely locate the defect region. At last, the final detection result is obtained using morphological post-processing. The subjective and objective experiment evaluations on a test image database containing various types of defects demonstrate that the proposed algorithm has high detection accuracy.

Keywords: solar cell; surface defect detection; visual saliency; self-learning feature; superpixel

1 引言

随着经济全球化的快速发展,世界各国的环境问题和能源需求问题亟待解决,太阳能光伏发电已成为解决能源问题的主要方案之一,统计数据显示,到2016年底,全球新增太阳能光伏安装容量约为64.7 GW^[1]。太阳能

电池片作为太阳能光伏发电中的核心部件^[2-3],其表面品质的高低将直接影响整个发电系统的发电效率和服役年限^[4-5]。然而,太阳能电池片在生产过程中,可能会由于生产工艺、误操作等问题造成表面出现蓝斑(区域颜色异常)、缺角、污渍等缺陷,因此,对太阳能电池片进行表面缺陷检测具有重要意义。

目前,太阳能电池片表面缺陷检测方法可分为人工

收稿日期:2017-03 Received Date: 2017-03

* 基金项目:国家自然科学基金(61501407,61503173)、河南省高等学校重点科研项目(15A413006)、河南省重大科技专项(161100211600)、河南省科技厅科技攻关项目(162102210060,172102210062)、郑州轻工业学院博士基金(2014BSJJ016,2016BSJJ006,2016BSJJ002)、郑州轻工业学院研究生科技创新基金(2016026)项目资助

目视检测、物理方法检测和机器视觉检测^[6]。人工目视检测容易受个人因素和环境因素的影响^[7-8],现已较少使用。典型的物理方法检测有:Tsuzuki K 等人^[9]提出使用声波进行缺陷检测,主要使太阳能电池片振动而产生声波,根据与无缺陷的太阳能电池片产生的声波进行对比分析,实现缺陷的检测;Sawyer D. E. 等人^[10]利用激光扫描技术进行检测,该方法通过显示激光扫描正向偏置的晶硅中电阻的连续性,如果裂纹存在则会出现电阻的不连续性;此外,还有 Belyaev A^[11]的基于共振超声振动的检测方法、Zhang X 等人^[12]基于光学深能级瞬态谱分析的检测方法等。

相比上述检测方法,基于机器视觉的太阳能电池片表面缺陷检测方法更加方便、快捷和经济,可以实现实时监测、精准判断和检测装置一体化^[13-14],目前已成为太阳能电池片表面缺陷检测的主要发展方向之一^[15-17]。根据数学建模思路的不同,现有基于机器视觉的检测方法可以分为基于梯度特征、聚类算法、频域分析、矩阵分解和机器学习等多种类型。相关的代表性工作简要描述如下。Anwar S. A. 等人^[18]、Gao X 等人^[19]、Tsai D. M. 等人^[20]和贺振东等人^[21]提出基于缺陷梯度特征的检测方法,针对太阳能电池片表面缺陷区域和其余部分的亮度有明显差异的特征,即在两者交界处具有较高的梯度,然后利用梯度特征分别与各向异性扩散算法、均值漂移算法、粒子群优化算法相结合,进行缺陷检测;Xu P 等人^[22]、Tsai D. M. 等人^[23]和 Agroui K 等人^[24]提出基于聚类的缺陷检测方法,该类方法的主要思想是通过聚类算法将缺陷区域和无缺陷区域进行区分,最后采用阈值分割等算法得到仅包含缺陷区域的二值图像;Tsai D. M. 等人^[25]、Li W. C. 等人^[26]和 Wang Z 等人^[27]提出基于频域分析的缺陷检测方法,该类方法的核心思想是将输入图像通过傅里叶变换或是小波变化等算法转换到频域中进行处理,然后再反变换回时域得到最终结果;Lu C. J. 等人^[28]和姚明海等人^[29]提出基于矩阵分解的缺陷检测方法,该类方法的基本思想是通过某种矩阵分解算法将输入图像分解为一个包含大量重复特征的矩阵和一个奇异特征的矩阵,前者为不含缺陷的图像部分,后者代表包含缺陷区域的图像部分;Demant M 等人^[30]、Tsai D. M. 等人^[31]和王宪保等人^[32]提出基于机器学习的缺陷检测方法,其中主要使用的机器学习方法包括:支持向量机、独立成分分析和深度学习等。

如上所述,现有的基于机器视觉的检测方法均是采用各种不同类型的数学模型来设计缺陷检测算法,然而,从人眼来看,是否存在缺陷以及缺陷在什么位置几乎是“一目了然”,事实上,从人眼视觉注意机制的角度来看,当人眼观测太阳能电池片表面时,如果其表面存在缺陷,那么缺陷部分会马上引起人眼的注意。因此,为了进一

步提高太阳能电池片表面缺陷检测的准确率,本文首次将人眼的视觉注意机制引入到太阳能电池片表面缺陷检测中,通过对太阳能电池片表面缺陷图像进行视觉显著性检测来定位缺陷。

本文从人眼仿生学的角度出发,首次将人眼的视觉注意机制引入到太阳能电池片表面缺陷检测中,通过对太阳能电池片表面图像进行视觉显著性检测来大致定位缺陷;提出了一种基于自学习特征的视觉显著性检测算法;提出了一种视觉显著性和超像素分割相结合的缺陷区域精确定位算法。

2 基于视觉显著性的太阳能电池片表面缺陷检测

视觉显著性是被观测对象对人眼吸引程度的一种量化描述,若以太阳能电池片表面图像作为观测对象,视觉显著性就是图像中各部分内容对人眼吸引程度的量化值。如引言中所述,太阳能电池片表面的缺陷部分对人眼有较强的吸引,也就是说,在太阳能电池片表面图像中,缺陷区域相比其它区域具有更强的视觉显著性,因此,本文借助视觉显著性来进行太阳能电池片表面缺陷检测。

本文算法的主要步骤如下:首先,对输入的太阳能电池片表面图像进行预处理,去除对检测有影响的噪声和栅线;其次,提出了一种基于自学习特征的视觉显著性检测算法,通过视觉显著性检测来初步定位缺陷区域;然后,提出了一种视觉显著性和超像素分割相结合的缺陷区域定位算法,实现缺陷区域的精确定位;最后,通过形态学后处理得到最终检测结果。

2.1 太阳能电池片表面图像预处理

太阳能电池片表面图像预处理主要包含两个环节:图像降噪和栅线删除。为了抑制噪声的干扰,本文采用各向异性扩散^[33]和中值滤波相结合的方法进行降噪处理,本节主要介绍栅线删除环节的工作。

在人眼观察太阳能电池片时,如图1所示,即便是无缺陷的太阳能电池片,白色栅线,尤其是较粗的主栅线,也会吸引人眼的注意,因此,为了确保栅线部分在进行视觉显著性检测时不被检测为显著区域,从而导致后续的误检(本文的检测方法主要依赖视觉显著性来定位缺陷区域),需将白色的主栅线和副栅线^[34]删除。

计算原始图像 $I(x, y)$ 中每行及每列的亮度之和:

$$SH_i = \sum_{p=1}^K I(x_i, y_p)$$

$$i \in (1, H)$$

$$SV_j = \sum_{q=1}^H I(x_q, y_j)$$
(1)

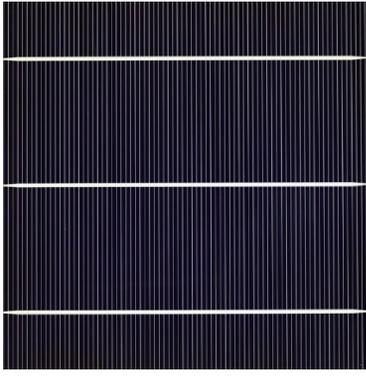


图1 无缺陷的太阳能电池片表面图像
Fig.1 Defect-free solar cell surface image

$$j \in (1, K) \quad (2)$$

式中: SH_i 和 SV_j 分别代表 $I(x, y)$ 第 i 行和第 j 列像素的亮度和, H, K 分别代表图像的行数和列数。

对各行、列的亮度和进行阈值处理来删除图像中的主、副栅线:

$$I'(x_i, y) = \begin{cases} I(x_i, y), & SH_i \leq \frac{1}{H} \sum_{i=1}^H SH_i \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (3)$$

$$i \in (1, H)$$

$$I'(x, y_j) = \begin{cases} I(x, y_j), & SV_j \leq \frac{1}{K} \sum_{j=1}^K SV_j \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

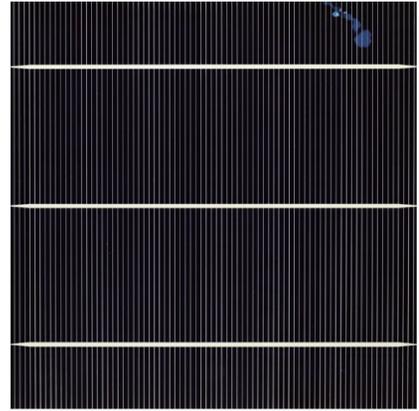
$$j \in (1, K)$$

此外,为了避免栅线删除对检测造成影响(缺陷区域如果与栅线有交集,栅线删除操作会破坏缺陷区域的完整性),需要在删除栅线后进行填充。主要采用基于最小二乘法的曲线拟合来进行填充,即利用栅线两侧像素的像素值来估计栅线区域的像素值,使得填充后的区域和相邻区域实现自然对接。标记预处理后的图像为 $I_p(x, y)$ 。

2.2 视觉显著性检测

视觉显著性检测是本文算法的核心环节。通过对太阳能电池片表面图像进行视觉显著性检测可以得到对应的视觉显著图,显著图中各像素的亮度值即为太阳能电池片表面图像对应位置像素的视觉显著性大小(也称为显著值),如图2所示,缺陷部分明显具有较强的视觉显著性,可以据此来定位缺陷区域。

本文提出了一种新的基于自学习特征的视觉显著性检测算法,其基本思路:首先,根据输入图像自身的原始数据自适应的学习出一组特征提取模板,利用它对输入图像进行特征提取,得到图像的特征矩阵;随后,对特征矩阵进行低秩矩阵复原,最终得到视觉显著性检测结果。



(a) 有蓝斑缺陷的太阳能电池片表面图像
(a) Solar cell surface image with blue spot defect



(b) 对应的视觉显著图
(b) Corresponding visual saliency map

图2 太阳能电池片表面图像的视觉显著性检测示例

Fig.2 Example of visual saliency detection for solar cell surface image

2.2.1 自学习特征提取

将 $I_p(x, y)$ 划分成 N 个 $b \times b$ 大小的图像块,相邻图像块之间有 50% 的重叠,标记为 $\mathbf{X} = [\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_N] \in \mathbf{R}^{m \times N}$,各图像块从图像的左上角到右下角依次排序,其中, $\mathbf{x}_k \in \mathbf{R}^m$, $k \in [1, N]$ 是第 k 个图像块的矢量化后的结果, $m = b \times b \times 3$ 。

以 \mathbf{X} 作为训练样本集,可通过求解下式的目标函数最小化问题得到自学习特征提取模板:

$$\min_{\mathbf{f}_k \in \mathbf{R}^n} \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \left(\frac{1}{2} \|\mathbf{x}_k - \mathbf{W}\alpha_k\|_2^2 + \lambda \|\alpha_k\|_1 \right) \quad (5)$$

式中: $\mathbf{W} = [\mathbf{w}_1, \mathbf{w}_2, \dots, \mathbf{w}_n] \in \mathbf{R}^{m \times n}$ 代表特征提取模板, $\mathbf{w}_k \in \mathbf{R}^m$ 代表 \mathbf{W} 中的第 k 个基向量, n 代表基向量的个数,通常情况下 $n > m$ 。 $\|\cdot\|_1$ 和 $\|\cdot\|_2$ 分别代表 1 范数和 2 范数运算; $\alpha_k \in \mathbf{R}^n$ 是计算过程中的一个中间变量; λ 是用于平衡误差(见式(5)第 1 项)和稀疏性(见式(5)第 2 项)的折衷参数。式(5)可通过 Mairal J 等人^[35]等的 SPAMS 工具箱来实现。

至此,任意图像块 \mathbf{x}_k 的特征向量可通过下式求得:

$$\mathbf{f}_k = \text{pinv}(\mathbf{W})\mathbf{x}_k \quad (6)$$

式中: $\mathbf{f}_k \in \mathbf{R}^n$ 代表 \mathbf{x}_k 的特征向量, $\text{pinv}(\cdot)$ 代表矩阵伪逆运算。求出所有图像块的特征向量后,即可得到输入图像的特征矩阵,标记为 $\mathbf{F} = [\mathbf{f}_1, \mathbf{f}_2, \dots, \mathbf{f}_N] \in \mathbf{R}^{n \times N}$ 。

2.2.2 矩阵低秩复原

特征矩阵 \mathbf{F} 可表示为^[36-37]:

$$\mathbf{F} = \mathbf{L} + \mathbf{S}$$

$$\mathbf{L} = [\mathbf{l}_1, \mathbf{l}_2, \dots, \mathbf{l}_n] \in \mathbf{R}^{n \times N}$$

$$\mathbf{S} = [\mathbf{s}_1, \mathbf{s}_2, \dots, \mathbf{s}_n] \in \mathbf{R}^{n \times N} \quad (7)$$

式中: \mathbf{L} 为低秩矩阵,代表图像中特征较为相似的背景区域; \mathbf{S} 为稀疏矩阵,代表图像中能引起人眼视觉注意的显著区域。 \mathbf{L} 和 \mathbf{S} 的求解是一个矩阵低秩复原问题,可通过下式进行求解^[38]:

$$(\mathbf{L}^*, \mathbf{S}^*) = \arg \min_{\mathbf{L}, \mathbf{S}} (\|\mathbf{L}\|_* + \beta \|\mathbf{S}\|_1)$$

$$\text{s. t. } \mathbf{F} = \mathbf{L} + \mathbf{S} \quad (8)$$

式中: \mathbf{L}^* 和 \mathbf{S}^* 分别代表 \mathbf{L} 和 \mathbf{S} 的求解结果, $\|\cdot\|_*$ 代表核范数运算, β 为目标函数中平衡第1项和第2项的折衷参数。式(8)的求解可通过非精确增广拉格朗日乘子法(inexact augmented lagrange multiplier, IALM)^[39]实现。

2.2.3 获取视觉显著性图

对任意图像块 $\mathbf{x}_k, k \in [1, N]$, 其显著值为:

$$SC(\mathbf{x}_k) = \|\mathbf{S}_k^*\|_1 \quad (9)$$

式中: $SC(\mathbf{x}_k)$ 代表 \mathbf{x}_k 的显著值, \mathbf{S}_k^* 代表 \mathbf{S}^* 的第 k 列。

如2.2.1节所述,相邻图像块之间有50%的重叠,导致同一像素点可能会被多个图像块包含,因此,任意像素点 (x, y) 的显著值应通过下式计算:

$$SC(x, y) = \frac{1}{h} \sum_{g=1}^h SC(\mathbf{x}_g)$$

$$\text{s. t. } (x, y) \in \mathbf{x}_g \quad (10)$$

式中: $SC(x, y)$ 代表像素点 (x, y) 的显著值, h 代表包含像素点 (x, y) 的图像块的个数, $SC(\mathbf{x}_g)$, $g \in [1, h]$ 代表第 g 个包含像素点 (x, y) 的图像块的显著值。

至此,输入图像 $\mathbf{I}(x, y)$ 的视觉显著图 $SC(x, y)$ 已求得,图2所示为一个有蓝斑缺陷的太阳能电池片表面图像的视觉显著性检测示例,比较吸引人眼注意的蓝斑缺陷区域在视觉显著图中被高亮,为缺陷区域的最终定位圈定了一个大致范围。

2.3 基于视觉显著性和图像分割的缺陷区域检测

如上所述,通过视觉显著性检测可以对缺陷区域进行大致的初始定位,为实现较为精确的定位,本文提出了一种视觉显著性和图像分割相结合的缺陷区域检测算法。

2.3.1 图像分割

为了获取较为精确的区域边界信息,本文采用简单线性迭代聚类(simple linear iterative clustering, SLIC)超

像素算法^[40]对 $\mathbf{I}_r(x, y)$ 进行图像分割,该算法运算效率较高,且具有较高的准确率。分割后的结果标记为 $R = \{R_1, R_2, \dots, R_M\}$, 其中, M 代表分割的区域数量,各分割区域从图像的左上角到右下角依次排序, $R_c, c \in [1, M]$ 代表第 c 个区域包含的所有像素点。

2.3.2 基于视觉显著性的缺陷区域定位

根据视觉显著图 $SC(x, y)$ 计算区域级的视觉显著性:

$$SC(R_c) = \frac{1}{|R_c|} \sum_{(x,y) \in R_c} SC(x, y) \quad (11)$$

式中: $SC(R_c)$ 代表区域 R_c 的显著值, $|R_c|$ 代表 R_c 的基数(R_c 中像素点的个数)。

通过阈值判断确定最终的缺陷区域:

$$\mathbf{I}_T(R_c) = \begin{cases} 1, & SC(R_c) > \frac{1}{M} \sum_{c=1}^M SC(R_c) \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (12)$$

式中: $\mathbf{I}_T(R_c), c \in [1, M]$ 即为初步得到的缺陷检测结果图,该图为二值图像,有缺陷的位置标记为1,其余部分标记为0。

2.4 后处理

为得到更精确的检测结果,本文对 $\mathbf{I}_T(R_c)$ 进行了形态学后处理。首先,对 $\mathbf{I}_T(R_c)$ 进行闭操作处理,填充缺陷区域中的空洞;随后,对 $\mathbf{I}_T(R_c)$ 进行腐蚀操作,缩减 $\mathbf{I}_T(R_c)$ 有些偏大的缺陷区域。

3 实验分析

3.1 实验设计

测试图像库。目前尚无文献共享测试图像库,为了验证本文算法的有效性,本文仿照文献[18-23]组建测试图像库的方式,构建了一个包含100幅太阳能电池片表面图像的测试图像库,图像库同时包含有缺陷和无缺陷图像。其中,有缺陷图像40幅,无缺陷图像60幅。在40幅有缺陷图像中,蓝斑缺陷图像18幅、缺角图像9幅、混合缺陷图像13幅。测试图像的分辨率统一为 266×266 。为精确评估算法的检测准确率,即计算检测结果与真实缺陷之间的重合度,本文参照文献[18]的做法,对测试图像中的缺陷区域进行人工标注,以此作为真实缺陷。

算法参数设置。本文算法需要手动设定的参数较少,主要包括如下参数。

1) 图像块边长 b (见2.2.1节)。2.2节的视觉显著性检测算法,以图像块作为基本运算单元, b 太大,得到的视觉显著图比较粗糙, $F\text{-Measure}$ (见式(13)),用于评价算法的总体检测能力)下降较多,反之,计算量增加太多,而 $F\text{-Measure}$ 提高有限。实验发现,将输入图像较小边长的3%进行向上取整作为图像块的边长较为合适,

此时 $F\text{-Measure}$ 可以达到峰值 ($b = 1$ 时) 的 95% 左右, 而总体运算时间可以降低 70% 左右 (本文算法的计算量主要集中在 2.2 节)。本实验中: $b = \lfloor 266 \times 3\% \rfloor = \lfloor 7.98 \rfloor = 8$ 。

2) 特征提取模板 W 中基向量的个数 n (见式(5)、(6))。如式(6)所示, n 决定了单个图像块特征向量的维数, n 过小, 特征矩阵对输入图像的描述不够精确, $F\text{-Measure}$ 下降较多, 反之, 则造成特征矩阵的冗余, 增加

计算量的同时 $F\text{-Measure}$ 也不会提高。实验发现, $n = 300$ 较为合适, 此时, n 若继续增大, $F\text{-Measure}$ 几乎不变, n 若减少, $F\text{-Measure}$ 会有明显下降。

3) 式(5)、(8)的平衡参数 λ, β 。实验发现, λ, β 在 $[0.05, 0.2]$ 内变化对 $F\text{-Measure}$ 影响不大, 若参数 $\lambda, \beta < 0.05$ 或 $\lambda, \beta > 0.2$, 则 $F\text{-Measure}$ 有明显下降。本文最终设定 $\lambda = \beta = 0.1$, 此时 $F\text{-Measure}$ 相对更高。

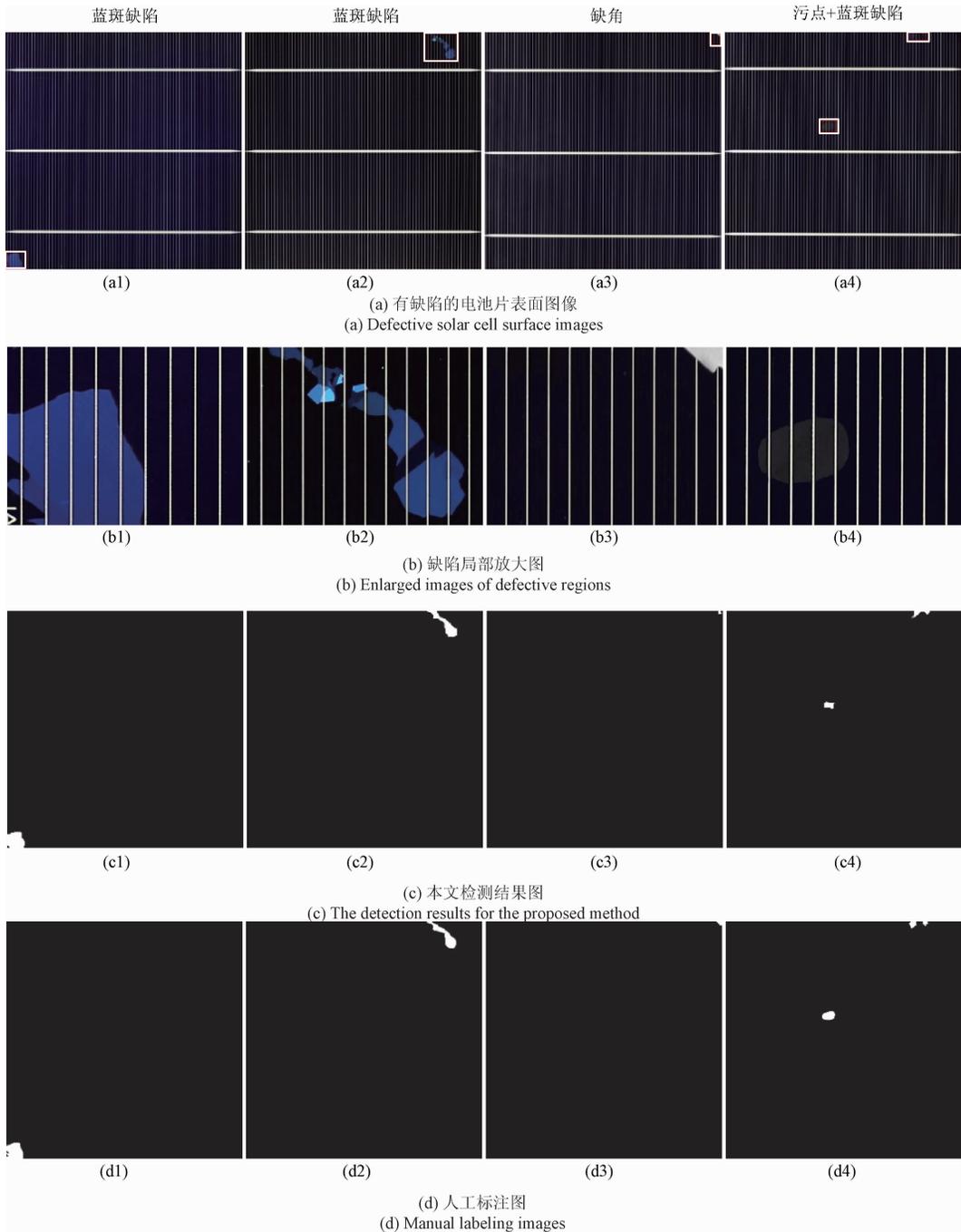


图3 太阳能电池片表面缺陷检测实例

Fig.3 Detection examples of solar cell surface defects

3.2 主观评估

将算法检测结果和人工标注的真实缺陷进行观察对比,用于主观评估算法的有效性。如图3所示,本文从测试图像库中选取4幅具有代表性的缺陷图像,将本文算法对4幅的检测结果和对应的人工标注图进行直观对比。图3(a)所示为有缺陷的电池片表面图像,其中,图3(a1)、(a2)是有蓝斑缺陷的图像,图3(a3)是有缺角的图像,图3(a4)是混合缺陷图像,同时包含污点(图像中央白框)和蓝斑(图像右上方白框)缺陷。由于缺陷区域面积相对整幅图像较小,显示不够清晰,为方便读者,本文将图3(a)白框中的缺陷进行了局部放大,如图3(b)所示,其中,图3(a4)有两处缺陷,受篇幅所限,只显示了污点缺陷。图3(c)所示为本文检测结果,图3(d)所示为人工标注的真实缺陷。

通过图3(c)和(d)的对比可以发现:1)从总体效果来看,本文算法既没有错检也没有漏检;2)从细节来看,本文算法检测出的缺陷区域边界和人工标注的边界比较接近。

3.3 客观评估

在本领域中,现有文献主要采用两种方式进行客观评估,一种偏重定性评估(采用较多),另一种偏重量评估(采用较少),为了充分验证算法的有效性,同时采用两种评估方式用于客观评估。

1)定性评估。目前大部分文献均是采用这种方式进行客观评估^[23-25],即只需判断输入图像中是否包含缺陷,若判断正确,则此输入图像被视为有缺陷的图像。本文算法在100幅测试图像上的定性检测结果以及文献[23,25]的相关检测结果统计如表1所示。由于文献[23,25]未共享其测试图像库和源代码,表1中展示的是文献[23,25]中刊出的检测结果。

表1 定性检测结果对比

Table 1 Comparison of qualitative detection results

样本类型	样本数量	检测结果	
		缺陷	无缺陷
无缺陷图像	60	1	59
缺陷图像	蓝斑	18	0
	缺角	9	0
	混合缺陷	13	0
	无缺陷图像 ^[23]	31	1
缺陷图像 ^[23]	19	19	0
无缺陷图像 ^[25]	308	0	308
缺陷图像 ^[25]	15	15	0

从表1的统计结果中可以看出,本文算法在60幅无缺陷图像中仅有1幅无缺陷图像被误判为有缺陷图像,40幅有缺陷图像则全部判断正确,总体检测正确率达到99%,与文献[23,25]检测水平相当。

2)精确评估。在本领域中,目前只有本文和文献[18]采用这种评估方式,即以人工标注图做为真值,计算本文算法检测结果的精确率(Precision)、召回率(Recall)和F-Measure,这种评估方式可以

精确的衡量出算法检测的缺陷区域和人工标注的缺陷区域的接近程度。Precision、Recall和F-Measure的计算公式如下:

$$\begin{cases} Precision = \frac{R_{TD}}{R_D} \\ Recall = \frac{R_{TD}}{R_T} \\ F - Measure = 2 \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} \end{cases} \quad (13)$$

式中: R_D 代表算法检测出来的缺陷区域, R_T 代表人工标注的缺陷区域, R_{TD} 代表 R_T 与 R_D 的交集。Precision是算法检测出的缺陷区域中真正属于缺陷的部分与算法检测出的全部缺陷区域之比,用于评价算法检测的精确程度,Recall是算法检测出的缺陷区域中真正属于缺陷的部分与全部真实缺陷区域(人工标注的缺陷区域)之比,用于评价算法查找全部缺陷的能力,F-Measure是Precision和Recall的综合指标,用于评价算法的总体检测能力。

本文算法在100幅测试图像上的Precision、Recall和F-Measure均值如表2所示。由于文献[18]未共享其测试图像库和源代码,表2中列出的文献[18]的相关数据摘自该文献。

表2 精确检测结果对比

Table 2 Comparison of accurate detection results

方法	Precision	Recall	F-measure
文献[18]	0.370	0.719	0.489
本文算法	0.867	0.705	0.778

从表2的统计结果可以看出,本文算法的Recall和文献[18]相当,但是Precision却高出许多,综合比较,本文算法的F-Measure也比文献[18]高出许多。这个结果说明,相比文献[18],本文算法的优势在于:对缺陷区域的定位更加精准。

造成这种结果的原因主要在于本文算法首先通过视觉显著性的引导可以将缺陷区域大致定位,再将视觉显著性和超像素分割相结合,利用超像素分割良好的区域

分割能力,较为精准地定位了缺陷区域的边界。

综合上述两种客观评估结果可以发现,本文算法不仅可以检测出是否有缺陷存在,而且可以较为精准的定位缺陷区域。

4 结 论

本文提出了一种基于视觉显著性的太阳能电池片表面缺陷检测算法,该算法从人眼仿生学的角度出发,首次将人眼的视觉注意机制引入到太阳能电池片表面缺陷检测中,通过对太阳能电池片表面缺陷图像进行视觉显著性检测来大致定位缺陷区域,并提出了一种视觉显著性和超像素分割相结合的算法来进一步精确定位缺陷区域。本文算法在测试图像库(包含100幅各类测试图像)上进行了全面的主观和客观评估(采用了两种客观评估方式),相关的实验结果表明,本文算法具有较高的检测准确率。

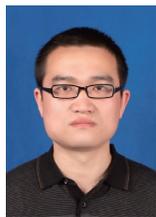
参考文献

- [1] KUDO M, TAKEUCHI A, NOZAKI Y, et al. Forecasting electric power generation in a photovoltaic power system for an energy network [J]. *Electrical Engineering in Japan*, 2009, 167(4): 16-23.
- [2] 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*, 2015, 5(5): 1271-1275.
- [3] SPATARU S, HACKE PSERA D. Automatic detection and evaluation of solar cell micro-cracks in electroluminescence images using matched filters [C]. *IEEE Photovoltaic Specialists Conference*, 2016: 1602-1607.
- [4] MAHDAVIPOUR Z, ABDULLAH M Z. Micro-crack detection of polycrystalline silicon solar wafer [J]. *Iete Technical Review*, 2015, 32(6): 428-434.
- [5] TEO T W, ABDULLAH M Z. In-line photoluminescence imaging of crystalline silicon solar cells for micro-crack detection [C]. *IEEE International Conference on Imaging Systems and Techniques*, 2016: 66-70.
- [6] 黄志鸿, 毛建旭, 王耀南, 等. 基于机器视觉的啤酒瓶口缺陷检测分类方法研究 [J]. *电子测量与仪器学报*, 2016, 30(6): 873-879.
HUANG ZH H, MAO J X, WANG Y N, et al. Research on beer bottle defect classification detection method based on machine vision [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2016, 30(6): 873-879.
- [7] SUN Q, MELNIKOV A, MANDELIS A. Camera-based high frequency heterodyne lock-in carrierographic (frequency-domain photoluminescence) imaging of crystalline silicon wafers [J]. *Physica Status Solidi*, 2016, 213(2): 405-411.
- [8] LAUSCH D, MEHL T, PETTER K, et al. Classification of crystal defects in multicrystalline silicon solar cells and wafer using spectrally and spatially resolved photoluminescence [J]. *Journal of Applied Physics*, 2016, 119(5): 054501.
- [9] TSUZUKI K, MURAKAMI T, YOSHINO T, et al. Inspection method and production method of solar cell module; US, 6271462 [P]. 2001-8-7.
- [10] SAWYER D E, KESSLER H K. Laser scanning of solar cells for the display of cell operating characteristics and detection of cell defects [J]. *IEEE Transactions on Electron Devices*, 1980, 27(4): 864-872.
- [11] BYELYAYEV A. Stress diagnostics and crack detection in full-size silicon wafers using resonance ultrasonic vibrations [D]. Florida: University of South Florida, 2005.
- [12] ZHANG X, HU J, WU Y, et al. Direct observation of defects in triple-junction solar cell by optical deep-level transient spectroscopy [J]. *Journal of Physics D Applied Physics*, 2009, 42(14): 145401-145405.
- [13] 苑玮琦, 李绍丽, 李德健. 基于纹理脊线特征融合的木材表面裂缝检测 [J]. *仪器仪表学报*, 2017, 38(2): 436-444.
YUAN W Q, LI SH L, LI D J. Wood surface crevice detection based on fusion of texture ridge line features [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2017, 38(2): 436-444.
- [14] 陈海永, 徐森, 刘坤, 等. 基于 Gabor 小波和加权马氏距离的带钢表面缺陷检测 [J]. *电子测量与仪器学报*, 2016, 30(5): 786-793.
CHEN H Y, XU S, LIU K, et al. Strip defect detection based on Gabor wavelet and weighted Mahalanobis distance [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrument*, 2016, 30(5): 786-793.
- [15] KO J S, RHEEM J Y. Defect detection of polycrystalline solar wafers using local binary mean [J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2016, 82(9): 1753-1764.
- [16] STOYNOVA A, DOBRIKOV G, ZHIVKOV I, et al. Degradation detection as a result of ageing organic solar

- cells by thermography [C]. 6th IEEE Conference on Electronic System-Integration Technology Conference (ESTC), 2016: 1-4.
- [17] KARIM I A. Fault analysis and detection techniques of solar cells and PV modules[C]. International Conference on Electrical Engineering and Information Communication Technology, 2015: 1-4.
- [18] ANWAR S A, ABDULLAH M Z. Micro-crack detection of multicrystalline solar cells featuring an improved anisotropic diffusion filter and image segmentation technique[J]. EURASIP Eurasip Journal on Image and Video Processing, 2014(1): 1-17.
- [19] GAO X, MUNSON E, ABOUSLEMAN G P, et al. Automatic solar panel recognition and defect detection using infrared imaging [C]. SPIE Defense + Security International Society for Optics and Photonics, 2015: 947600-947600-9.
- [20] TSAI D M, CHANG C C, CHAO S M. Micro-crack inspection in heterogeneously textured solar wafers using anisotropic diffusion[J]. Image and Vision Computing, 2010, 28(3): 491-501.
- [21] 贺振东, 王耀南, 刘洁, 等. 基于背景差分的高铁钢轨表面缺陷图像分割[J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(3): 640-649.
- HE ZH D, WANG Y N, LIU J, et al. Background differencing-based high-speed rail surface defect image segmentation [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, 37(3): 640-649.
- [22] XU P, ZHOU W, FEI M. Detection methods for micro-cracked defects of photovoltaic modules based on machine vision[C]. IEEE 3rd International Conference on Cloud Computing and Intelligence Systems, 2014: 609-613.
- [23] TSAI D M, LI G N, LI W C, et al. Defect detection in multi-crystal solar cells using clustering with uniformity measures[J]. Advanced Engineering Informatics, 2015, 29(3): 419-430.
- [24] AGROUI K, PELLEGRINO M, GIOVANNI F. Analysis techniques for photovoltaic modules based on amorphous solar cells [J]. Arabian Journal for Science & Engineering, 2016: 1-7.
- [25] 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 & Solar Cells, 2012, 99(99): 250-262.
- [26] LI W C, TSAI D M. Wavelet-based defect detection in solar wafer images with inhomogeneous texture [J]. Pattern Recognition, 2012, 45(2): 742-756.
- [27] WANG Z, YANG F, PAN G, et al. Research on detection technology for solar cells multi-defects in complicated background [J]. Journal of Information & Computational Science, 2014, 11(2): 449-459.
- [28] LU C J, TSAI D M. Automatic defect inspection for LCDs using singular value decomposition [J]. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2005, 25(1-2): 53-61.
- [29] 姚明海, 李洁, 王宪保. 基于RPCA的太阳能电池片表面缺陷检测[J]. 计算机学报, 2013, 36(9): 1943-1952.
- YAO M H, LI J, WANG X B. Solar cell surface defects detection using RPCA method [J]. Chinese Journal of Computers, 2013, 36(9): 1943-1952.
- [30] DEMANT M, WELSCHEHOLD T, OSWALD M, et al. Microcracks in silicon wafers I: Inline detection and implications of crack morphology on wafer strength[J]. IEEE Journal of Photovoltaics, 2016, 6(1): 126-135.
- [31] 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.
- [32] 王宪保, 李洁, 姚明海, 等. 基于深度学习的太阳能电池片表面缺陷检测方法[J]. 模式识别与人工智能, 2014, 27(6): 517-523.
- WANG X B, LI J, YAO M H, et al. Solar cells surface defects detection based on deep learning [J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2014, 27(6): 517-523.
- [33] PERONA P, MALIK J. Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1990, 12(7): 629-639.
- [34] 王伟, 李强. 太阳能电池片的主栅线提取及缺陷检测方法研究[J]. 西安工业大学学报, 2015, 35(4): 275-280.
- WANG W, LI Q. Research on busbar extraction and defect detection in solar battery [J]. Journal of Xi'an Technological University, 2015, 35(4): 275-280.
- [35] MAIRAL J, BACH F, PONCE J, et al. Online learning for matrix factorization and sparse coding[J]. Journal of Machine Learning Research, 2009, 11(1): 19-60.
- [36] YAN J, ZHU M, LIU H, et al. Visual saliency detection via sparsity pursuit[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2010, 17(8): 739-742.

- [37] ZOU W, KPALMA K, LIU Z, et al. Segmentation driven low-rank matrix recovery for saliency detection[C]. 24th British Machine Vision Conference (BMVC), 2013: 1-13.
- [38] WRIGHT J, GANESH A, RAO S, et al. Robust principal component analysis: Exact recovery of corrupted low-rank matrices via convex optimization[C]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2009: 2080-2088.
- [39] LIN ZH CH, CHEN M M, MA Y. The augmented lagrange multiplier method for exact recovery of corrupted low-rank matrices[J]. Eprint Arxiv, 2010, doi:10.1016/j.jsb.2012.10.010.
- [40] ACHANTA R, SHAJI A, SMITH K, et al. SLIC superpixels compared to state-of-the-art superpixel methods[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2012, 34(11): 2274-2282.

作者简介



钱晓亮, 2004 年于西安工业大学获得学士学位, 分别在 2007 年和 2013 年于西北工业大学获得硕士学位和博士学位, 现为郑州轻工业学院电气信息工程学院讲师, 主要研究方向为计算机视觉、模式识别和机器视觉检测。

E-mail: qxl_sunshine@163.com

Qian Xiaoliang received his B. Sc. degree from Xi'an Technological University in 2004, and received his M. Sc. and Ph. D. degrees both from Northwestern Polytechnical University in 2007 and 2013, respectively. He is currently a lecturer at the

College of Electric and Information Engineering, Zhengzhou University of Light Industry. His research interests include computer vision, pattern recognition and machine vision detection.



张鹤庆, 2015 年于河南科技学院获得学士学位, 现为郑州轻工业学院硕士研究生, 主要研究方向为数字图像处理、表面缺陷检测。

E-mail: zhangheqing1991@163.com

Zhang Heqing received his B. Sc. degree from Henan Institute of Science and Technology in 2015. Now, he is a master student in Zhengzhou University of Light Industry. His main research interest includes digital image processing and surface defect detection.



杨存祥(通讯作者), 1988 年于郑州轻工业学院获得学士学位, 1996 年于东南大学获得硕士学位, 2009 年于华中科技大学获得博士学位, 现为郑州轻工业学院电气信息工程学院教授, 主要研究方向为电气测量、智能控制、图像分析。

E-mail: yangzha@126.com

Yang Cunxiang (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Zhengzhou University of Light Industry in 1988, M. Sc. degree from Southeast University in 1996 and Ph. D. degree from Huazhong University of Science and technology in 2009. He is currently a professor in College of Electric and Information Engineering, Zhengzhou University of Light Industry. His main research interests include electrical measurement, intelligent control and image analysis.