

非均匀纹理复杂表面缺陷多光谱图像显著性融合

陈海永, 杨佳博, 陈鹏, 刘坤

(河北工业大学人工智能与数据科学学院, 天津 300130)

摘要: 为了抑制多晶硅太阳能电池片复杂的背景对表面缺陷可靠提取的影响,并凸显缺陷特征,提出了一种基于经验小波的多光谱显著性融合算法. 该算法利用结构纹理分解方法抑制了复杂的背景,通过具有经验信息的二维张量经验小波进行多尺度分解,得到包含缺陷信息的细节层,并对其进行显著性分析,增强权重较大部分图像的对比度,最终得到强缺陷特征图像. 对比了平均梯度、边缘强度、清晰度及标准差4个质量评价指标,实验结果表明,所提算法的这些指标比经典融合算法依次提升了0.01、11.11、0.48、2.33以上,呈现出较好的性能.

关键词: 结构纹理分解; 经验小波变换; 多光谱图像融合

中图分类号: TP 391

文献标志码: A

文章编号: 0254-0037(2020)01-0010-07

doi: 10.11936/bjtxb2018100007

Saliency Fusion of Multispectral Images With Non-uniform Texture and Complex Surface Defects

CHEN Haiyong, YANG Jiabo, CHEN Peng, LIU Kun

(School of Artificial Intelligence and Data Science, Hebei University of Technology, Tianjin 300130, China)

Abstract: To suppress the influence of the complex background of polysilicon solar cells on the reliable extraction of surface defects and enhance the defect characteristics, a multi-spectral saliency fusion algorithm based on empirical wavelet was proposed. A structure-texture image decomposition method was used to suppress complex background. Through multi-scale decomposition of two-dimensional tensor empirical wavelet with empirical information, the detail layer containing defect information was obtained. The saliency analysis was carried out to enhance the contrast of the larger weight parts, and the strong defect feature image was finally obtained. The four quality evaluation indexes of average gradient, edge intensity, definition and standard deviation were compared. Results show that these indexes of the proposed algorithm are improved by 0.01, 11.11, 0.48 and 2.33 than those of the classic fusion algorithm, showing better performance.

Key words: structure-texture decomposition; empirical wavelet transform; multispectral image fusion

太阳能电池片作为目前最主要的清洁能源之一,由于其制作材质多样,制作工艺复杂,导致电池片在生产和运输中产生多种缺陷^[1]. 操作人员的不

当操作,使得指纹、划痕成为比较常见的缺陷类型. 指纹、划痕等表面缺陷的存在,降低了太阳能电池片的使用寿命和性能^[2]. 由于太阳能电池片复杂的背

收稿日期: 2018-10-12

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61403119); 河北省自然科学基金资助项目(F2018202078); 河北省科技计划资助项目(17211804D); 河北省青年拔尖人才资助项目(210003)

作者简介: 陈海永(1980—), 男, 教授, 主要从事机器人视觉、机器人控制方面的研究, E-mail: haiyong.chen@hebut.edu.cn

景,增加了指纹、划痕等缺陷的检测难度,所以在生产中将不合格电池片剔除,已成为亟待解决的问题.目前,使用最多的方法有人工物理检测法和机器视觉方法.

人工物理检测法的检测效率低而且容易造成二次损伤. Chen 等^[3]基于噪声方式进行检测,该方法利用晶硅太阳能电池片的低频噪声与可靠性相关的性质,通过对比缺陷太阳能电池片的噪声和其非缺陷噪声的差异来判断是否有缺陷; Duenas 等^[4]和 Istratov 等^[5]利用电路相关理论,通过分析硅片中的多数载流子和少数载流子的数量造成外部电压的不同来判断太阳能电池片缺陷的存在性.与上述检测方法相比,基于机器视觉的太阳能电池片表面缺陷检测,具有稳定、实时、精确且无二次损伤的优点,已经成为发展的主要方向. Anwar 等^[6]提出了基于缺陷梯度特征的检测方法,但容易受到复杂背景的干扰,精度不高. Agroui 等^[7]利用聚类的方法,将缺陷部分和非缺陷部分区分,通过设定阈值得到缺陷部分的二值图,但运算速度慢,实时性较差. Li 等^[8]提出了基于频域分析的缺陷检测,但其检测精度略低,容易造成误检.

为了消除太阳能电池片复杂背景对缺陷识别与检测的干扰,本文运用 Yin 等^[9]在 2006 年提出的结构纹理分解方法作为预处理手段,通过对太阳能电池片结构与纹理的分离,去除复杂背景对融合效果的影响.在单一条件下,无法兼顾把所有表面缺陷都很好地呈现出来,导致后续检测漏检率比较高,适

用性比较局限.应用图像融合技术来弥补去除背景带来的细节问题以及互补不同采集条件下采集到的不同图像的信息,可以提高图像整体的质量,更准确地表达电池片本身所包含的信息.因此,本文采取多光谱的方式进行数据采集,最大程度上降低检测难度,减少了复杂表面对特征信息提取的干扰. Gilles^[10]在 2013 年提出经验小波变换 (empirical wavelet transform, EWT), 其生成的经验滤波器含有经验信息,并且符合图像内在模式.本文利用该小波变换对多光谱图像滤波后产生的细节层进行显著性计算,得到显著性图,并根据显著性图得到缺陷区域的权重,然后对权重较大区域进行基于对数变换的对比度增强,最后通过逆经验小波变换得到最后融合后的图像.实验结果表明,该算法可以有效提取电池片缺陷信息,同时抑制复杂背景带来的噪声.

1 多光谱图像采集

1.1 多光谱成像

多光谱成像常用于遥感影像,是由不同波长可见光拍摄所形成的图像,其像素值可以描述物体的光谱反射率,具有照明无关性.利用这个特性,可以在一定程度上减少电池片复杂背景对缺陷检测的影响.图 1 所示为本文算法流程图.图 2 所示为白光条件下采集到的缺陷电池片图像,背景干扰较大.图 3 所示为采集到的 5 种不同波长的多光谱灰度图像,虽然减少了背景噪声,但是同时丢失了大量信息;因此,需要通过图像融合方法进行重构.

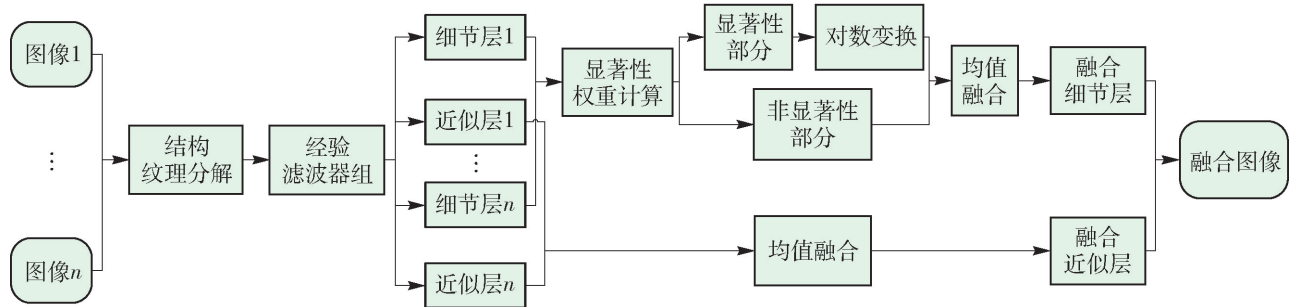


图 1 算法整体框图

Fig. 1 Overall algorithm architecture

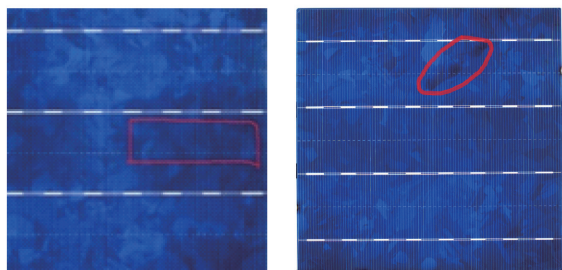
1.2 多光谱图像预处理

太阳能电池片的复杂背景会影响表面缺陷的可靠检测,因此,为了消除影响,本文采用 Yin 等^[9]提出的一种结构纹理分解方法,将图像结构纹理看作分段光滑且具有锐利边缘轮廓的结构图像 u , 以及仅包含精细尺度细节且具有一些振荡性质的纹理图

像 v 的总和,即 $f = u + v$, 公式为

$$\min_u \{ \|s(u)\|_A + \|t(u, f)\|_B \leq \sigma \} \quad (1)$$

式中: $s(\cdot)$ 和 $t(\cdot, \cdot)$ 是 2 个要选择的函数; $\|\cdot\|_A$ 和 $\|\cdot\|_B$ 是特定范数 (或半范数). 逼近项 $\|t(u, f)\|_B \leq \sigma$, 使得 u 接近 f , 并且 $t(u, f)$ 通常选择为 $(f - u)$, 代表纹理图像 v . 当 $\|s(u)\|_A$ 和



(a) 划痕

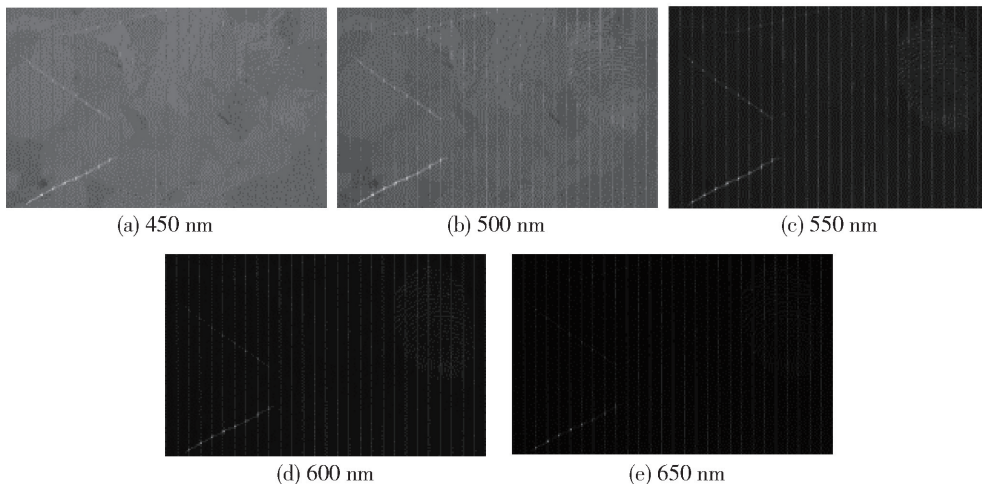
(b) 手印

图2 电池片常见缺陷

Fig. 2 Common defects of solar cells

$\|t(u, f)\|_B$ 在 u 里是凸函数, 约束极小化问题(1) 等价于它的拉格朗日松弛型: $\min_u \{ \|s(u)\|_A + \lambda \|t(u, f)\|_B \}$ 大于 u , 其中 λ 是拉格朗日乘子.

基于全变分算法的图像结构纹理分解模型应用较广泛. 在这种模型里, $\|s(u)\|_A$ 作为 $\text{TV}(u)$, 其中 $\text{TV}(u) = \int |\nabla u|$ 且 ∇u 代表 u 的广义导数^[9]. 最小化 $\text{TV}(u)$ 允许 u 不连续, 因此, 锐利的边缘保存在原始图像里^[11]. Yin 等^[11] 利用 L^1 范数逼近项最小化 $\text{TV}(u)$ 的效果较好. 本文采用 $\text{TV}-L^1$ 模型, 表



(a) 450 nm

(b) 500 nm

(c) 550 nm

(d) 600 nm

(e) 650 nm

图3 太阳能电池片多光谱图像

Fig. 3 Multispectral images of solar cell

达式为

$$\min_u \int_{\Omega} |\nabla u| + \lambda \int_{\Omega} |f - u| \quad (2)$$

式中: Ω 是 f 的作用域; λ 越大, 逼近项越小, 也就是说 u 的平滑程度越小, 越接近 f . Aujo 等^[12] 提到 u 和 v 的相关性最小值可以用来估计 λ , 通常 λ 为 $0.2 \sim 2.0$, 本文中 λ 取为 0.4 . 处理结果如图 4、5 所示.

2 多光谱图像融合

2.1 经验小波变换

EWT^[10] 是一种自适应的方法, 它会根据信号本身的特征生成一组滤波器, 用生成的滤波器对多光谱

图像进行滤波, 得到细节层和近似层子图像, 滤波过程如下.

1) 构造行滤波器

① 对图像的每行进行快速傅里叶变换, 得到 $\hat{f}(i, \omega)$, 取每行傅里叶频谱的均值

$$F_{\text{row}} = \frac{1}{N_{\text{row}}} \sum_{i=0}^{N_{\text{row}}} \hat{f}(i, \omega) \quad (3)$$

式中 N_{row} 为图像的行数.

② 使用边缘探测法^[13], 根据指定的 N 值来确定滤波器数量, 再取输入信号傅里叶频谱的前 N 个相邻 2 个最大值的中值来确定分割频谱的 $N-1$ 个边缘 $\omega_n (1 \leq n \leq N-1)$, 同时假定 $\omega_0 = 0, \omega_N = \pi$.

③ 根据

$$\hat{\phi}_n(\omega) = \begin{cases} 1, & |\omega| < \omega_n - \tau_n \\ \cos \left[\frac{\pi}{2} \beta \left(\frac{1}{2\tau_n} (|\omega| - \omega_n + \tau_n) \right) \right], & \omega_n - \tau_n \leq |\omega| \leq \omega_n + \tau_n \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

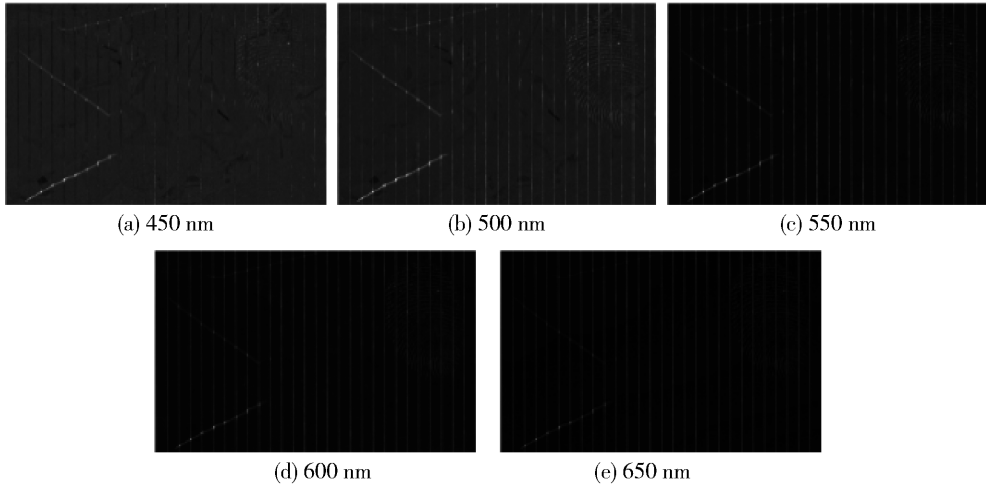


图 4 结构纹理分解处理结果

Fig. 4 Results of structure-texture decomposition

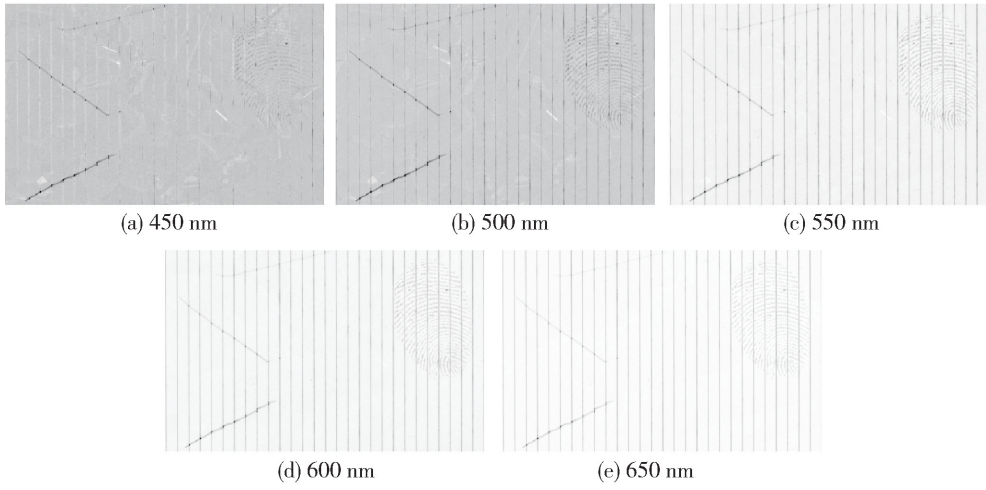


图 5 结构纹理分解图像反色处理后的结果

Fig. 5 Results of anti-color processing of each structure-texture decomposition image

构造一个经验尺度函数 $\hat{\varphi}_n(\omega)$, 根据

$$\hat{\varphi}_n(\omega) = \begin{cases} 1, & \omega_n + \tau_n < |\omega| < \omega_{n+1} - \tau_{n+1} \\ \cos \left[\frac{\pi}{2} \beta \left(\frac{1}{2\tau_{n+1}} (|\omega| - \omega_{n+1} + \tau_{n+1}) \right) \right], & \omega_{n+1} - \tau_{n+1} \leq |\omega| \leq \omega_{n+1} + \tau_{n+1} \\ \sin \left[\frac{\pi}{2} \beta \left(\frac{1}{2\tau_n} (|\omega| - \omega_n + \tau_n) \right) \right], & \omega_n - \tau_n \leq |\omega| \leq \omega_n + \tau_n \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (5)$$

构造一组经验小波 $\hat{\varphi}_n(\omega)$.

④ 通过以上计算得到行滤波器组 $\{\phi_1^{\text{row}}, \{\varphi_n^{\text{row}}\}_{n=1}^{N_R}\}$, 式中 N_R 为行滤波器组中小波函数的个数.

2) 重复 1) 中① ~ ④步骤, 对图像的每列进行处理, 构造列滤波器 $\{\phi_1^{\text{col}}, \{\varphi_n^{\text{col}}\}_{n=1}^{N_C}\}$. 式中 N_C 为列滤波器组中小波函数的个数.

3) 对图像按行使用行滤波器组中的滤波器进行滤波, 得到 $N_R + 1$ 个中间结果, 再对每个中间结果使用列滤波器进行滤波, 得到最终的 $(N_R + 1) \times (N_C + 1)$ 个子带图.

$$\beta(x) = \begin{cases} 0, & x \leq 0 \\ \beta(x) + \beta(1-x) = 1, & 0 < x < 1 \\ 1, & x \geq 1 \end{cases} \quad (6)$$

式中 β 可以是任意 $C^k([0, 1])$ 函数^[14], 这里取 $\beta =$

$$x^4(35 - 84x + 70x^2 - 20x^3).$$

为了达到简单的目的,可以假设 $\tau_n = \lambda\omega_n$ ($0 < \lambda < 1$)^[13],这样只需要一个参数 λ ,而不用为尺度函数和每个小波函数指定 τ_n .

2.2 显著性权重计算

本文利用图像特征显著性算法,计算出经验小波变换生成的细节层子图像的显著性图,进而根据显著性图得到权重较大的缺陷区域. 图像特征是 Hou 等^[15]在 2012 年提出的一种简单的图像描述符. 在稀疏信号混合的理论框架内,这个描述符在空间上近似于图像的前景,这种近似前景与视觉上明显的图像位置重叠. 由图像特征所引起的像距离更接近于人类的感知距离^[15]. 可以将灰度图像看作

$$\mathbf{x} = \mathbf{f} + \mathbf{b}, \mathbf{x}, \mathbf{f}, \mathbf{b} \in \mathbf{R}^N \quad (7)$$

式中: \mathbf{f} 代表前景或者图像信号,并且假设在标准空间基础上得到稀疏支持; \mathbf{b} 代表背景,并且假设在离散余弦变换基础上得到稀疏支持. 通常图像特征的定义为

$$\text{ImageSignature}(\mathbf{x}) = \text{sign}(\text{DCT}(\mathbf{x})) \quad (8)$$

式中 $\text{sign}(\cdot)$ 表示特征算子.

假设图像的前景相对于它的背景来说是显而易见的,那么可以根据

$$m = g(\bar{\mathbf{x}} - \bar{\mathbf{x}}) \quad (9)$$

定义一个显著性图. 式中: g 代表高斯核; \circ 为阿达玛积运算符.

如图 6 所示,图中亮度较高部分即是权重较大的缺陷区域,根据显著性图信息,即可进行基于对数变换的对比度增强. 通过热度图可以表示子图像缺陷强弱程度,颜色越深,表示缺陷特征越明显;颜色越浅,表示缺陷特征越不明显,需要进行对比度增强,如图 7 所示.



图 6 显著性图

Fig. 6 Saliency map

2.3 融合规则

本文使用经验小波变换将源图像分解成近似层子图像与细节层子图像. 近似层包含能量较高,代表了原图像的整体信息,细节层包含能量较低,代表

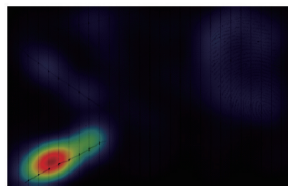
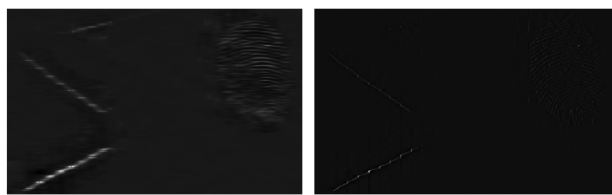


图 7 缺陷强弱热度图

Fig. 7 Defective intensity heat map

了原图像的细节信息. 通过显著性图得到细节层子图像权重较大的部分,并使用对数变换方法提高该部分的对比度,再将处理后各细节层子图像通过均值规则进行融合,得到融合后的细节层子图像. 对于近似层子图像,只采取均值规则进行融合,得到融合后的近似层子图像. 最后,通过逆经验小波变换,将融合后的近似层和细节层整合,得到最终的融合图像. 对显著性区域进行基于对数变换的对比度增强效果如图 8 所示,划痕和指纹缺陷区域均有明显的增强. 融合后的近似层和细节层如图 9 所示.



(a) 对数变换前细节层子图像



(b) 对数变换后细节层子图像

图 8 对数变换前后细节层子图像对比

Fig. 8 Comparison of detail layer images before and after logarithmic transformation

3 实验结果与分析

本文算法实现的环境为 MATLAB 2016a. 所采用的 PC 配置为 Intel Core i5-3230M 2.6 GHz CPU, 操作系统为 Windows 7 旗舰版. 选择拉普拉斯金字塔 (Laplacian pyramid, LP) 变换^[16]、交叉双边滤波 (cross bilateral filter, CBF)^[17]、非下采样轮廓波变换 (nonsampled contourlet transform, NSCT)^[16] 以及结构块分解 (structural patch decomposition, SPD) 方法^[18] 作为对比算法,对本文算法进行对比论证.

为了定量地比较 4 种算法的综合性能,采用平均梯度 (average gradient, AVG)、边缘强度 (edge

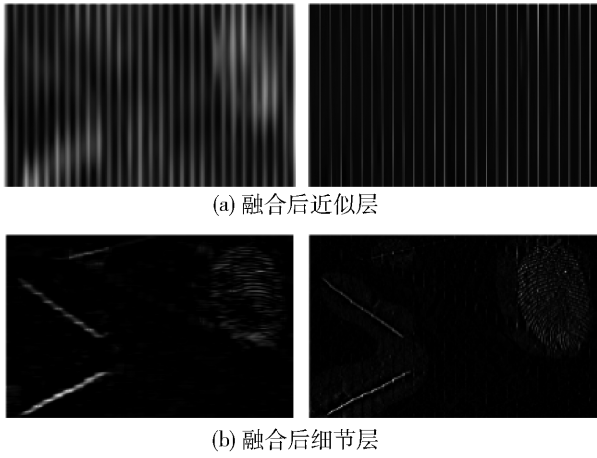


图9 融合后的近似层与细节层子图像
Fig.9 Approximate layer and detail layer images after fusion

intensity, EDG)、图像清晰度 (figure definition, FIG)、标准差 (standard deviation, STD) 作为量化指标. 表1列出了不同融合方法对比的实验结果,可以看出本文算法在平均梯度、边缘强度、图像清晰度以及标准差4个指标上均优于其他3种算法. 表2列出了本文算法融合结果图与融合前原图对比的实验结果,4个评估指标均是最高,达到了融合的目的. 上述实验数据综合表明,本文算法融合效果较好,融合

后的图像信息更加完整,细节方面有了增强. 使用各算法得到的融合结果如图10所示.

表1 不同算法融合图像指标

Table 1 Index of fusion images of different algorithms

| 算法 | AVG | EDG | FIG | STD |
|------|------|-------|------|-------|
| LP | 0.93 | 7.01 | 1.81 | 20.80 |
| CBF | 0.81 | 8.25 | 1.01 | 40.49 |
| NSCT | 0.72 | 7.26 | 0.90 | 40.23 |
| SPD | 0.88 | 9.25 | 1.04 | 36.48 |
| 本文算法 | 0.94 | 20.36 | 2.29 | 42.82 |

表2 融合结果与原图对比结果

Table 2 Results of fusion compared with the original images

| 图像 | AVG | EDG | FIG | STD |
|-------|------|-------|------|-------|
| 图3(a) | 0.70 | 6.88 | 0.88 | 42.82 |
| 图3(b) | 0.79 | 8.02 | 0.96 | 37.64 |
| 图3(c) | 0.68 | 7.18 | 0.78 | 12.92 |
| 图3(d) | 0.56 | 5.92 | 0.64 | 7.94 |
| 图3(e) | 0.53 | 5.65 | 0.60 | 3.59 |
| 本文结果图 | 0.94 | 20.36 | 2.29 | 42.82 |

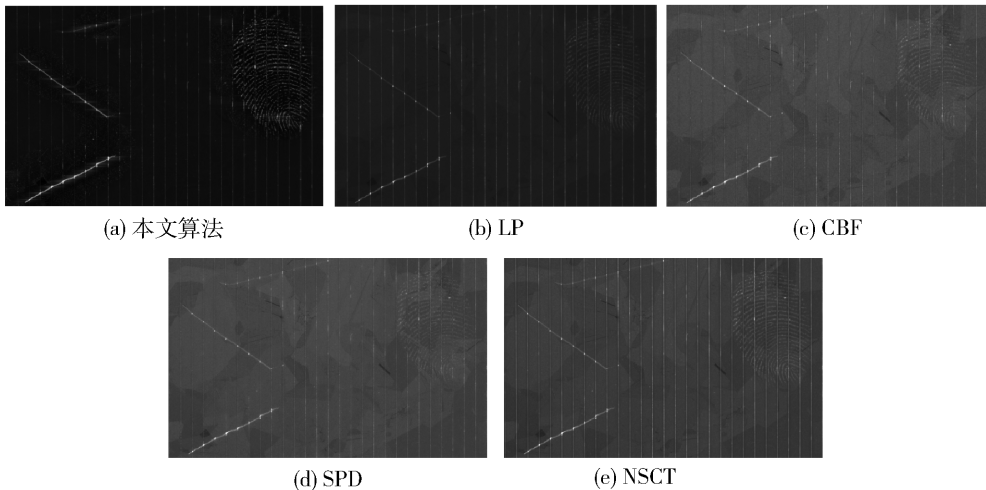


图10 5种算法的对比
Fig.10 Comparison of five algorithms

4 结论

1) 本文将多光谱成像特点应用于太阳能电池片非均匀复杂表面缺陷检测上,利用缺陷特征与波段的关系,增强了缺陷信息,并且在一定程度上抑制了复杂背景的影响.

2) 利用结构纹理分解的方法作为融合前的预处理,可以有效地去除复杂背景的干扰,降低了缺陷检测的难度.

3) 通过二维张量经验小波的内在经验信息,将太阳能电池片分解为细节层和近似层. 近似层表征了整体特性,而细节层包含了缺陷信息,通过多尺度

分解的方法,可很好地将缺陷信息提取出来.

4) 利用显著性的方法确定需要增强的区域,得到显著性权重图. 根据权重的不同,对缺陷部分进行对比度提升,增强了缺陷特征.

参考文献:

- [1] 钱晓亮, 张鹤庆, 陈永信, 等. 基于机器视觉的太阳能电池片表面缺陷检测研究现状及展望[J]. 北京工业大学学报, 2017, 43(1): 76-85.
- QIAN X L, ZHANG H Q, CHEN Y X, et al. Research development and prospect of solar cells surface defects detection based on machine vision[J]. Journal of Beijing University of Technology, 2017, 43(1): 76-85. (in Chinese)
- [2] 宋玉琴, 刘凯凯. 基于机器视觉的太阳能电池片外观缺陷检测[J]. 单片机与嵌入式系统应用, 2015, 15(2): 71-74.
- SONG Y Q, LIU K K. Solar cell appearance defect detection based on machine vision[J]. Microcontrollers & Embedded Systems, 2015, 15(2): 71-74. (in Chinese)
- [3] CHEN X Y, PEDERSEN A, HELLESØ O G, et al. Electrical noise of laser diodes measured over a wide range of bias currents[J]. Microelectronics Reliability, 2000, 40(11): 1925-1928.
- [4] DUENAS S, PEREZ E, CASTAN H, et al. The role of defects in solar cells: control and detection defects in solar cells [C] // The Spanish 2013 Conference on Electron Devices (CDE). New York: IEEE, 2013: 301-304.
- [5] ISTRATOV A A, HIESLMAIR H, VYVENKO O F, et al. Defect recognition and impurity detection techniques in crystalline silicon for solar cells [J]. Solar Energy Materials & Solar Cells, 2002, 72(1): 441-451.
- [6] ANWAR S, ABDULLAH M. Micro-crack detection of multicrystalline solar cells featuring an improved anisotropic diffusion filter and image segmentation technique [J]. EURASIP Eurasip Journal on Image & Video Processing, 2014(1): 1-17.
- [7] AGROUI K, PELLEGRINO M, GIOVANNI F. Analysis techniques for photovoltaic modules based on amorphous solar cells [J]. Arabian Journal for Science & Engineering, 2017, 42(1): 1-7.
- [8] 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.
- [9] YIN W, GOLDFARB D, OSHER S. Total variation based image cartoon-texture decomposition [J]. Siam Journal on Multiscale Modeling & Simulation, 2005, 31(11): 742-746.
- [10] GILLES J. Empirical wavelet transform [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2013, 61(16): 3999-4010.
- [11] YIN W, GOLDFARB D, OSHER S. A comparison of three total variation based texture extraction models[J]. Journal of Visual Communication & Image Representation, 2007, 18(3): 240-252.
- [12] AUJOL J F, GILBOA G, CHAN T, et al. Structure-texture image decomposition-modeling, algorithms, and parameter selection[J]. International Journal of Computer Vision, 2006, 67(1): 111-136.
- [13] GILLES J, TRAN G, OSHER S. 2D empirical transforms. wavelets, ridgelets and curvelets revisited [J]. Siam Journal on Imaging Sciences, 2014, 7(7): 157-186.
- [14] 陈林. 基于经验小波变换的多曝光图像融合方法的研究[D]. 长春: 吉林大学, 2017.
- CHEN L. Research of multi-exposure image fusion based on empirical wavelet transform [D]. Changchun: Jilin University, 2017. (in Chinese)
- [15] HOU X, HAREL J, KOCH C. Image signature: highlighting sparse salient regions[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2012, 34(1): 194.
- [16] LIU Y, LIU S, WANG Z. A general framework for image fusion based on multi-scale transform and sparse representation[J]. Information Fusion, 2015, 24: 147-164.
- [17] KUMAR B K S. Image fusion based on pixel significance using cross bilateral filter [J]. Signal Image & Video Processing, 2015, 9(5): 1193-1204.
- [18] MA K, LI H, YONG H. Robust multi-exposure image fusion: a structural patch decomposition approach [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2017, 26(5): 2519-2532.

(责任编辑 梁洁)