

## 光伏电池缺陷红外热成像检测与图像序列处理

卜迟武<sup>1\*</sup>, 刘涛<sup>1\*\*</sup>, 李锐<sup>1</sup>, 刘国增<sup>2</sup>, 唐庆菊<sup>3</sup><sup>1</sup> 哈尔滨商业大学轻工学院, 黑龙江 哈尔滨 150028;<sup>2</sup> 哈尔滨工业大学航天学院, 黑龙江 哈尔滨 150001;<sup>3</sup> 黑龙江科技大学机械工程学院, 黑龙江 哈尔滨 150022

**摘要** 作为光伏电站的主要组成部分, 光伏电池中存在隐裂、划痕、热点和断栅等缺陷, 这些缺陷影响着电池的性能和电站的运行状况, 因此开展光伏电池的缺陷检测是至关重要的。建立脉冲电致红外热成像 (PEIT) 实验系统, 使用该系统开展含有不同类型缺陷的光伏电池的检测实验并采集红外热图像序列。采用线性判别分析 (LDA) 和二次判别分析 (QDA) 两种监督学习算法来处理热图像序列, 并与主成分分析 (PCA) 和多项式拟合相关系数 (FCC) 两种传统处理算法进行比较。实验结果表明, PEIT 算法可以对光伏电池的缺陷进行有效检测, QDA 算法在信噪比、信息熵和均方误差三个指标上均优于 LDA、PCA 和 FCC 算法, 可以实现对光伏电池各类缺陷的有效识别。

**关键词** 成像系统; 脉冲电致红外热成像; 光伏电池缺陷; 监督学习; 缺陷检测

中图分类号 TP391

文献标志码 A

doi: 10.3788/AOS202242.0711002

## Infrared Thermography Detection and Images Sequence Processing for Defects in Photovoltaic Cells

Bu Chiwu<sup>1\*</sup>, Liu Tao<sup>1\*\*</sup>, Li Rui<sup>1</sup>, Liu Guozeng<sup>2</sup>, Tang Qingju<sup>3</sup><sup>1</sup> College of Light Industry, Harbin University of Commerce, Harbin, Heilongjiang 150028, China;<sup>2</sup> School of Astronautics, Harbin Institute of Technology, Harbin, Heilongjiang 150001, China;<sup>3</sup> School of Mechanical Engineering, Heilongjiang University of Science and Technology, Harbin, Heilongjiang 150022, China

**Abstract** As the main component of photovoltaic power station, photovoltaic cells have defects, such as hidden cracks, scratches, hot spots, and broken gates, which affect the performance of photovoltaic cells and the operation status of photovoltaic power stations, so it is very important to carry out defect detection of photovoltaic cells. A pulsed electric infrared thermography (PEIT) experimental system is established, and the system is used to carry out detection experiments of photovoltaic cells with different types of defects and to collect infrared thermography sequences. Two kinds of supervised learning algorithms, linear discriminant analysis (LDA) and quadratic discriminant analysis (QDA), are used to process thermography sequences, and compared with principal component analysis (PCA) and fitting correlation coefficient (FCC). The experimental results show that the PEIT algorithm can effectively detect the defects of photovoltaic cells, and the QDA algorithm is better than LDA, PCA, and FCC algorithms in signal-to-noise ratio, information entropy, and mean square error, and it can effectively identify all kinds of defects in photovoltaic cells.

**Key words** imaging systems; pulsed electric infrared thermography; photovoltaic cells defects; supervised learning; defects detection

收稿日期: 2021-08-26; 修回日期: 2021-10-16; 录用日期: 2021-10-25

基金项目: 国家自然科学基金面上项目 (51775175)、黑龙江省自然科学基金 (LH2021E088)、黑龙江省省院合作项目 (YS18A18)

通信作者: \*buchiwu@126.com; \*\*1308343327@qq.com

## 1 引言

近些年,光伏产业发展迅速,光伏电站已成为可再生能源发电的主要来源之一。作为光伏电站的主要组成部分,光伏电池的质量对电站的发电效率和运行状况有着直接的影响<sup>[1]</sup>。由于晶体结构的自身特性,光伏电池在生产过程中容易产生隐裂、划痕和断栅等缺陷,且随着光伏电池向越来越薄的方向发展,缺陷产生的概率也在逐渐增大<sup>[2]</sup>。因此,为了确保光伏电池的性能与健康状态,对其缺陷进行有效检测至关重要<sup>[3]</sup>。

光伏电池缺陷的传统检测方法通常包括电流-电压(I-V)曲线<sup>[4]</sup>、电致发光(EL)检测<sup>[5]</sup>和目视检查<sup>[6]</sup>等,但这些全局检测方法难以实现对局部缺陷的有效识别,且 EL 检测方法所获得的图像因为颜色而很难辨识缺陷,且局部缺陷的积累最终会影响整个电池的平均性能。作为一种新型高效的无损检测方法,红外热成像(IRT)方法已广泛用于光伏电池的定性表征<sup>[7-11]</sup>。电涡流热成像(ECT)方法<sup>[8]</sup>可检测光伏电池的裂纹和掺杂等缺陷,但其设备复杂,检测效率低。与利用电磁光谱进行红外成像不同,锁相热成像(LIT)方法使用周期性调制激励信号进行成像,检测效果更好,其中超声锁相热成像(ULT)方法<sup>[9]</sup>可检测光伏电池的表面裂纹,但由于这种技术需要引入周期性的超声波能量,故容易对

电池造成二次伤害。照明锁相热成像(ILIT)<sup>[10]</sup>方法主要在开路的条件下使用光来检测光伏电池的缺陷。暗锁相热成像(DLIT)方法<sup>[11]</sup>通过施加周期性的正反偏压来识别光伏电池的漏电流。与 ILIT 相比,DLIT 更容易实现且检测效果更好,但对于电池中存在的隐裂等内部结构性缺陷,其难以取得理想的检测效果。本文提出脉冲电致红外热成像(PEIT)方法,其是对光伏电池施加脉冲信号的正向偏压,脉冲信号的偏压激励对故障区域更加敏感,为此该方法能提高健康区域与缺陷区域的热对比度,更加适合于光伏电池成品与半成品的各类缺陷检测。由电激励和样品表面发射率变化引起的噪声会淹没缺陷位置对应电池表面的温差信息,所以仅通过热成像来检测光伏电池的缺陷难以取得理想效果。

因此,本研究针对 PEIT 方法所采集到的光伏电池表面温度场图像序列信息,采用线性判别分析(LDA)、二次判别分析(QDA)、主成分分析(PCA)和多项式拟合相关系数(FCC) 4 种算法来处理图像序列信息,利用缺陷处热波信号的时频特征可以提高算法的检测能力,并通过信息熵、均方误差和信噪比三种评估指标来定量分析上述算法对电池缺陷的辨识能力。

## 2 实验研究

实验中被测试件为多晶硅光伏电池片,如图 1 所

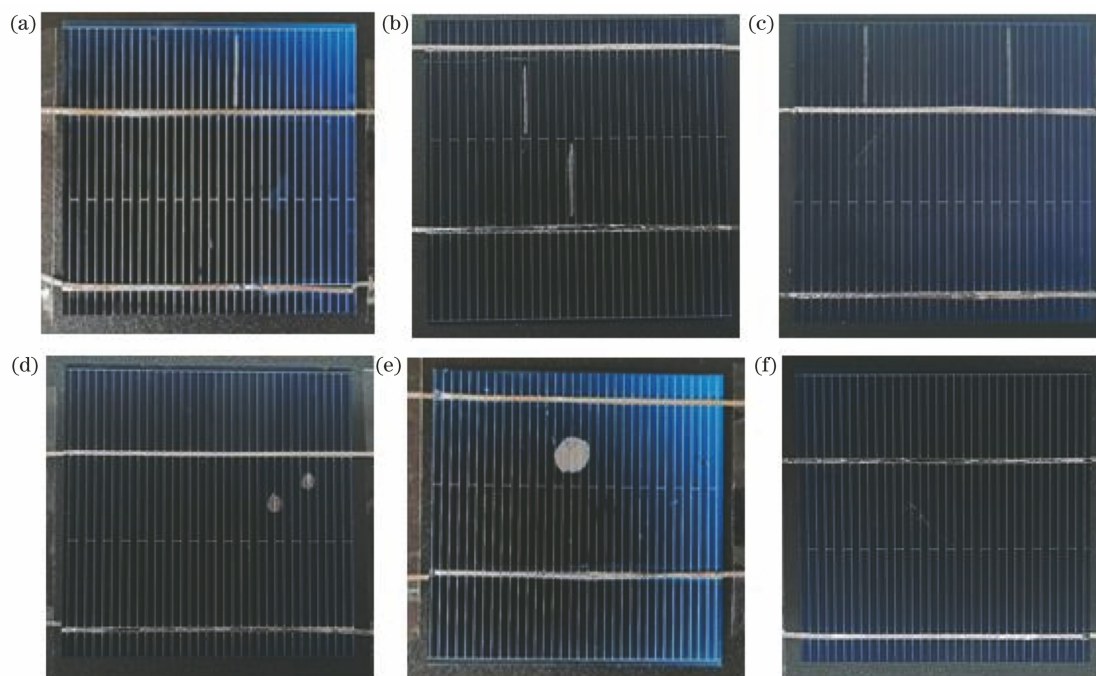


图 1 不同类型缺陷的多晶硅光伏电池。(a) S1;(b) S2;(c) S3;(d) S4;(e) S5;(f) S6

Fig. 1 Polysilicon photovoltaic cells with different types of defects. (a) S1; (b) S2; (c) S3; (d) S4; (e) S5; (f) S6

示,分别记为 S1~S6,尺寸均为 52.0 mm×52.0 mm×0.2 mm,含有断栅、划痕、隐裂、热斑、细微碎片、裂纹和黑芯等缺陷。

搭建的 PEIT 检测系统的原理如图 2 所示,通过由可编程电源产生的正向偏置电压对光伏电池进行电激励,电池会产生扩散电流和耗尽区复合电流。如果光伏电池存在缺陷,那么这些缺陷会在带隙中引入不同的能级,从而起到复合中心的作用,此时光伏电池的散热和传输机制将会受到影响。实验中使用 FLIR A655sc 型非制冷型红外热像仪(图像分辨率为 640 pixel×480 pixel,温度灵敏度小于 30 mK)来采集热图像系列。为了保证图像采集与电源激励的同步,红外热像仪中图像采集的触发信号与可编程电源的开关信号均由数字采集(DAQ)卡控制。由计算机控制调制信号与图像采集触发信号的同步输出,并存储热图像序列,方便后续处理和分析。多晶硅光伏电池(S1~S6)在同样的测试参数下进行实验,偏置电压为 1 V,激励时长为 12 s,采样频率为 20 Hz,采样周期为 20 s。

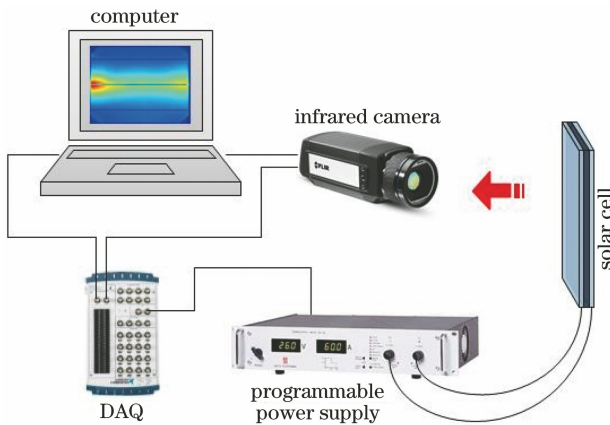


图 2 PEIT 成像系统的原理图

Fig. 2 Schematic of PEIT imaging system

### 3 图像处理算法

#### 3.1 主成分分析

PCA 算法最初由 Rajic 于 2002 年提出,其基于特征向量变换可提取图像特征并减少噪声信号<sup>[12]</sup>。使用 PCA 算法对红外图像序列进行向量化处理,再转化为列向量矩阵,从而计算得到尺寸为  $M \times N$  ( $M > N$ ) 的协方差矩阵  $\mathbf{A}$ ,对矩阵  $\mathbf{A}$  进行奇异值分解,可以得到其特征值,表达式为

$$\mathbf{A} = \mathbf{U}\mathbf{R}\mathbf{V}^T, \quad (1)$$

式中: $\mathbf{U}$  为尺寸为  $M \times N$  的特征向量矩阵; $\mathbf{R}$  为尺寸为  $N \times N$  的对角矩阵,其正或零元素代表矩阵  $\mathbf{A}$

的奇异值; $\mathbf{V}^T$  为尺寸为  $N \times N$  矩阵的转置。对求解得到的特征向量矩阵  $\mathbf{U}$  进行向量化逆过程转化,可得到经过奇异值分解的各个主成分图像特征向量  $\mathbf{P}_l$  ( $l=1,2,\dots,L$ ),表达式为

$$\mathbf{P}_l = \begin{bmatrix} a_{11,l} & \cdots & a_{1n,l} \\ \vdots & & \vdots \\ a_{m1,l} & \cdots & a_{mn,l} \end{bmatrix}. \quad (2)$$

#### 3.2 多项式拟合相关系数

FCC 算法利用信号处理中的相关理论,通过对热图像序列中不同像素点温度随时间变化的对数曲线进行多项式拟合,实现对温度信号的重构,并通过

$$z = \frac{\sum_{i=1}^O (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^O (x_i - \bar{x})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^O (y_i - \bar{y})^2}} \quad (3)$$

来获得所有像素点温度信号  $f(x_1, x_2, \dots, x_O)$  与对比信号  $f_r(y_1, y_2, \dots, y_O)$  之间的相关系数,构成矩阵并转化为相关系数图像<sup>[13]</sup>。式中: $z$  为相关系数; $\bar{x}$  为温度信号  $f(x_1, x_2, \dots, x_O)$  的平均值, $x_O$  为温度信号的温度信号值; $\bar{y}$  为参考信号  $f_r(y_1, y_2, \dots, y_O)$  的平均值, $y_O$  为参考信号的温度信号值。

#### 3.3 线性判别分析

LDA 算法是监督学习算法的一种,可以对数据进行线性降维处理。与 PCA 算法相比,LDA 算法能够充分利用样本数据的空间信息,可以避免降维过程中出现过拟合的现象,提高图像中缺陷的识别效果<sup>[14]</sup>。如果在观测光谱中目标类与背景类的协方差矩阵相同,那么  $\mathbf{R}_t = \mathbf{R}_b = \mathbf{R}$  ( $\mathbf{R}_b$  为背景光谱的协方差矩阵, $\mathbf{R}_t$  为目标光谱的协方差矩阵),此时可以使用 LDA 算法进行处理,表达式为

$$x_{\text{LDA}} = \left( -\frac{1}{2} \boldsymbol{\mu}_t^T \mathbf{R}^{-1} \boldsymbol{\mu}_t + \mathbf{s}^T \mathbf{R}^{-1} \boldsymbol{\mu}_t \right) - \left( -\frac{1}{2} \boldsymbol{\mu}_b^T \mathbf{R}^{-1} \boldsymbol{\mu}_b + \mathbf{s}^T \mathbf{R}^{-1} \boldsymbol{\mu}_b \right), \quad (4)$$

式中: $\mathbf{s}$  为给定像素的观测光谱矢量; $\mathbf{R}^{-1}$  为观测光谱的逆协方差矩阵; $\boldsymbol{\mu}_t$  为目标光谱; $\boldsymbol{\mu}_b$  为背景光谱。

#### 3.4 二次判别分析

与 LDA 算法类似,QDA 算法是另一种监督学习算法<sup>[14]</sup>,它们具有相似的算法特征,唯一的区别是在观测光谱中目标类与背景类具有不同的协方差矩阵,即  $\mathbf{R}_t \neq \mathbf{R}_b$ ,此时可以使用 QDA 算法进行处理,表达式为

$$x_{\text{QDA}} = -\frac{1}{2} \ln |\mathbf{R}_t| - \frac{1}{2} (\mathbf{s} - \boldsymbol{\mu}_t)^T \mathbf{R}_t^{-1} (\mathbf{s} - \boldsymbol{\mu}_t). \quad (5)$$

## 4 结果与讨论

### 4.1 多种算法处理结果的比较

硅光伏电池的缺陷包括内部结构性缺陷和外表面缺陷,缺陷的存在会导致相应区域工作异常。内部

结构性缺陷包含隐裂和黑芯等缺陷;外表面缺陷包含划痕、断栅、裂纹、碎片和热点等缺陷。基于实验所得数据,采用 PCA、FCC、LDA 和 QDA 4 种算法对 S1~S6 的热图像序列进行处理。为了便于观察和比较,对所有图像进行线性归一化处理,结果如图 3 所示。

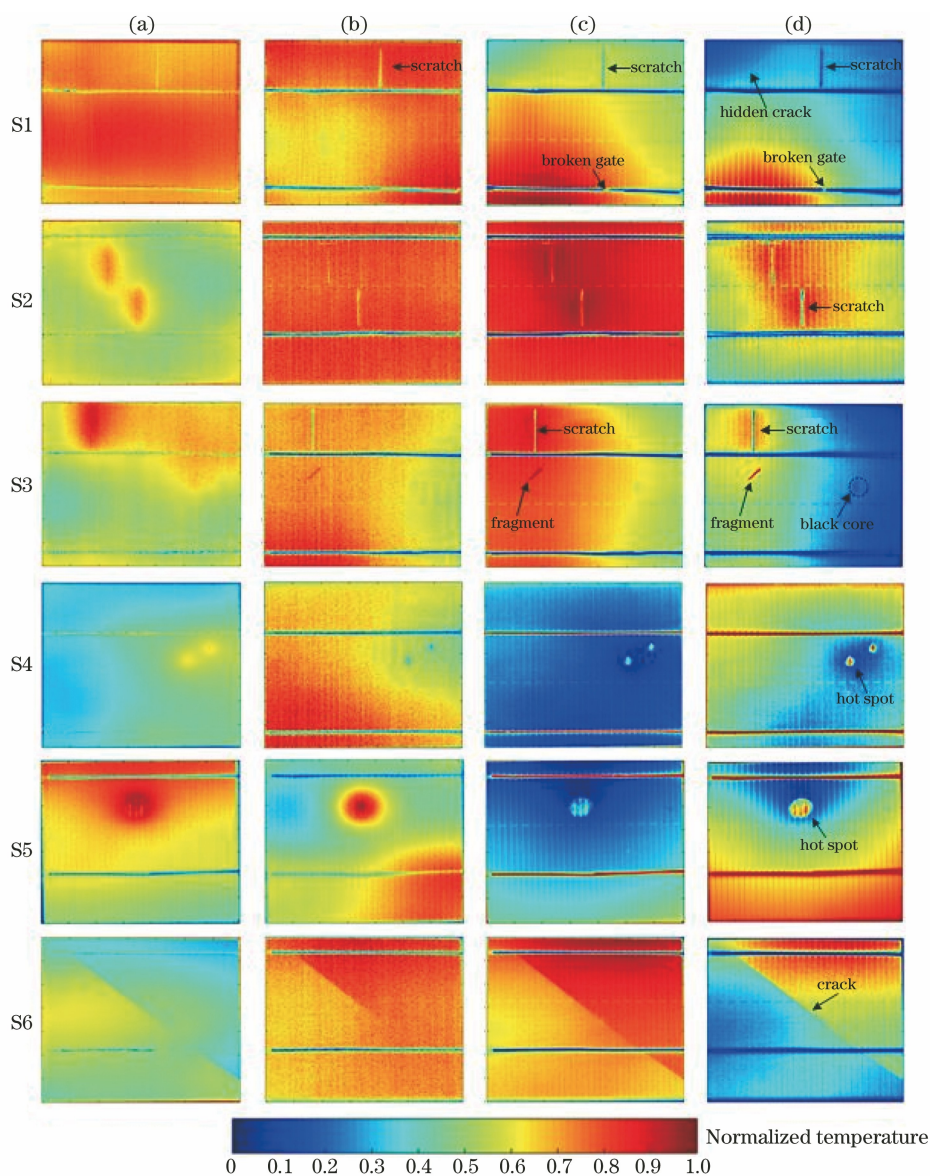


图 3 不同算法对缺陷的识别结果。(a) PCA 算法;(b) FCC 算法;(c) LDA 算法;(d) QDA 算法

Fig. 3 Recognition results of defects by different algorithms. (a) PCA algorithm; (b) FCC algorithm; (c) LDA algorithm; (d) QDA algorithm

隐裂和黑芯等内部结构性缺陷会破坏电池自身的内在结构,具有比健康区域更低的转换效率,在热图中表现出更为明显的低温区域。从 S1 和 S3 试件的处理结果可以看出,PCA、FCC 和 LDA 三种算法均无法实现对内部结构性缺陷的检测,而 QDA 算法可实现对 S1 中隐裂缺陷和 S3 中黑芯缺陷的有效检测。对于所有试件中存在的外表面缺陷(划痕、断栅、裂纹、热点和碎片等),PCA 算法和 FCC 算法的

处理效果均不理想:PCA 算法无法识别出试件 S1 和 S3 中的隐裂、断栅、划痕和碎片缺陷,且对试件 S4、S5 和 S6 中热点和裂纹缺陷的边缘识别不清晰;FCC 算法也仅能识别出试件 S1 和 S3 中的划痕缺陷,对 S4、S5 和 S6 试件中热点及裂纹缺陷的识别效果也不理想。与 PCA 算法和 FCC 算法相比,LDA 算法能较好地识别出试件 S1~S6 上的所有外表面缺陷。对于划痕、断栅、热点、裂纹和碎片 5 种

缺陷, LDA 算法能够有效降低背景空间信息的干扰, 识别效果优于 PCA 算法和 FCC 算法, 但 LDA 算法未能实现对内部缺陷(S1 的隐裂缺陷和 S3 的黑芯缺陷)的检测。与 LDA 算法相比, QDA 算法对光伏电池的内部结构性缺陷和外表表面缺陷均能有效识别。综合分析可知, QDA 算法的识别效果最优, 所识别的缺陷对比度最为明显, 缺陷边缘轮廓最为清晰。

#### 4.2 算法性能评估

为了客观评价算法在光伏电池缺陷识别方面的性能, 现基于信噪比( $R_{SN}$ )、信息熵( $I_{EN}$ )和均方误差( $M_{SE}$ )三个指标进行量化分析<sup>[15]</sup>。其中,  $R_{SN}$  从缺陷的信噪比角度进行评估,  $I_{EN}$  从图像包含的信息量角度进行评估,  $M_{SE}$  从图像像素值的全局统计角度进行评估。

$R_{SN}$  的计算公式为

$$R_{SN} = \frac{|\bar{U}_{A1} - \bar{U}_{A2}|}{\sigma_{A2}}, \quad (6)$$

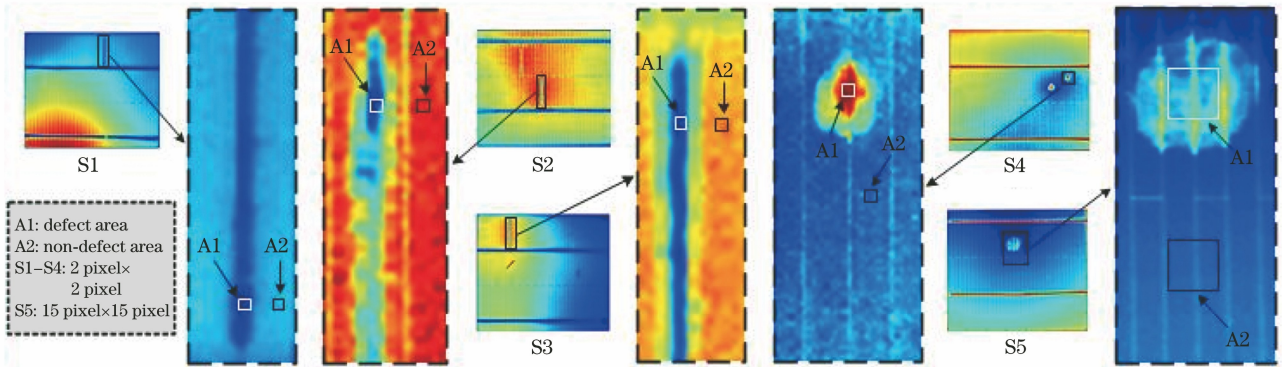


图 4 缺陷区域与无缺陷区域的选择

Fig. 4 Selection of defect area and non-defect area

使用上述三个评估指标对图 3 进行比较分析, 结果如表 1~3 所示。表 1~3 分别为  $R_{SN}$ 、 $I_{EN}$  和  $M_{SE}$  对 4 种算法的评估结果。由表 1 和表 2 可知, 对于试件 S1~S6, LDA 算法和 QDA 算法的  $R_{SN}$  值和  $I_{EN}$  值均高于 PCA 算法和 FCC 算法, 这表明 LDA 算法和 QDA 算法可以有效提取缺陷的空间信息, 降低背景空间信息的干扰, 处理后的结果图像

式中:  $\bar{U}_{A1}$  为缺陷区域的平均值;  $\bar{U}_{A2}$  为无缺陷区域的平均值;  $\sigma_{A2}$  为无缺陷区域的标准差。

$I_{EN}$  的计算公式为

$$I_{EN} = - \sum_{x=1}^U \sum_{y=1}^V p(x, y) \lg p(x, y), \quad (7)$$

式中:  $p(x, y)$  为每一像素点  $(x, y)$  在图像中出现的概率。

$U_{SE}$  的计算公式为

$$U_{SE} = \frac{1}{UV} \sum_{x=1}^U \sum_{y=1}^V [g(x, y) - f(x, y)]^2, \quad (8)$$

式中:  $g(x, y)$  为原始图像;  $f(x, y)$  为算法处理后的图像。

计算  $R_{SN}$  的过程中, 缺陷区域与无缺陷区域的选择如图 4 所示。在 S1~S3 中, 选取划痕为代表缺陷, 缺陷与无缺陷区域尺寸均为 2 pixel x 2 pixel; S4 中的热点缺陷与无缺陷区域尺寸均为 2 pixel x 2 pixel; S5 中的热点缺陷与无缺陷区域尺寸均为 15 pixel x 15 pixel; S6 中的裂纹缺陷不进行信噪比计算。

包含的信息量更加丰富, 图像质量更高。由表 3 可知, 在试件 S1 中, FCC 算法的  $M_{SE}$  值略高于 LDA 算法, 这是由于  $M_{SE}$  是对图像像素值进行全局统计, 这也符合图 3 中 FCC 算法对试件 S1 中划痕缺陷的识别效果略高于 LDA 算法。但表 3 中的整体趋势仍然是 QDA 算法和 LDA 算法的  $M_{SE}$  值高于 PCA 算法和 FCC 算法, 且与 LDA 算法相比, QDA

表 1 信噪比的评估结果

Table 1 Evaluation results of  $R_{SN}$

Algorithm	S1	S2	S3	S4	S5	S6
PCA	2.5779	19.6446	6.9246	12.9456	2.9929	—
FCC	3.1326	10.8094	7.0086	5.2269	2.4340	—
LDA	8.1083	21.5520	12.3934	31.8251	6.3424	—
QDA	12.1634	28.4106	18.2020	53.4575	10.9035	—

表 2 信息熵的评估结果

Table 2 Evaluation results of  $I_{EN}$ 

Algorithm	S1	S2	S3	S4	S5	S6
PCA	2.3855	2.3688	2.5283	2.6806	2.7746	2.4988
FCC	2.4406	2.3328	2.7687	2.5799	2.6387	1.6379
LDA	2.7464	2.7937	2.8936	2.8946	3.5635	2.7229
QDA	3.6286	3.7023	3.6811	3.7270	3.6857	3.5575

表 3 均方误差的评估结果

Table 3 Evaluation results of  $M_{SE}$ 

Algorithm	S1	S2	S3	S4	S5	S6
PCA	34.6533	57.6182	61.9331	49.9350	56.3752	52.2431
FCC	48.6738	71.5896	67.6298	47.5954	42.6735	70.0350
LDA	46.3230	102.6936	68.8733	60.5816	58.0018	93.6639
QDA	70.0355	104.0104	74.3880	72.4957	68.2088	94.5781

算法的相关指标数值均更高。综上所述,无论是图像的直观可视化,还是三种评估指标,QDA 算法都具有最优的缺陷特征提取效果,处理后的隐裂、划痕、热点和断栅缺陷更容易识别。

## 5 结 论

采用 PEIT 方法对含有划痕、裂纹、热点、断栅、碎片、隐裂和黑芯缺陷的多晶硅光伏电池进行检测与成像分析,引入两种监督学习算法(LDA 与 QDA)处理光伏电池的热图像序列,并与传统算法(PCA 和 FCC)进行比较。通过  $R_{SN}$ 、 $I_{EN}$  和  $M_{SE}$  来定量评估 4 种算法对缺陷的识别能力。实验结果表明:PEIT 算法能够实现光伏电池缺陷的检测;PCA 算法是对热图像序列数据进行全局降维的,通过提取数据的平均向量来达到识别缺陷的目的;FCC 算法是通过数据中的每一点温度时间曲线进行多项式拟合的,进而重构热图像序列信息,提取相关系数矩阵可以得到缺陷图像。相比于传统算法(PCA 和 FCC),监督学习算法(LDA 与 QDA)在识别目标时,通过在识别对象的图像序列中选取含有所需目标特征的图像,可以提取图像中目标像素的光谱反射矢量,通过最大化与目标相似的光谱矢量以及最小化与背景相似的光谱矢量来组合光谱波段的信息,从而实现图像序列的过滤,因此 LDA 算法与 QDA 算法可以有效提取缺陷的空间信息并保留缺陷的类别信息,使得缺陷的可分性最大化。此外,不同的缺陷具有不同的协方差矩阵,QDA 算法在本质上就是对具有不同协方差矩阵的目标类和背

景类进行处理,处理效果最好。因此,QDA 算法对光伏电池的所有类型缺陷的识别效果最佳。

## 参 考 文 献

- [1] Vergura S, Marino F. Quantitative and computer-aided thermography-based diagnostics for PV devices: part I: framework [J]. IEEE Journal of Photovoltaics, 2017, 7(3): 822-827.
- [2] Fan C H, Wang Q J, Cao X Y, et al. Defect detection method for solar cell based on signal catastrophe-points correction [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(6): 061101. 范程华, 王群京, 曹欣远, 等. 基于信号突变点校正的太阳能电池片缺陷检测方法[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(6): 061101.
- [3] Yang R Z, Du B L, Duan P H, et al. Electromagnetic induction heating and image fusion of silicon photovoltaic cell electrothermography and electroluminescence [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2020, 16(7): 4413-4422.
- [4] Liu H, Ma M Y, Zhang Z X, et al. Study on I-V curve analysis and characteristic simulation of silicon photovoltaic module with hot spot[J]. Acta Energetica Solaris Sinica, 2021, 42(4): 239-246. 刘恒, 马铭遥, 张志祥, 等. 热斑晶硅光伏组件 I-V 曲线分析及特征模拟研究[J]. 太阳能学报, 2021, 42(4): 239-246.
- [5] He X, Yang A J, Li J S, et al. Quantitative evaluation of spatial resolution of photovoltaic electroluminescence defect detector [J]. Optics and Precision Engineering, 2020, 28(3): 542-547. 何翔, 杨爱军, 黎健生, 等. 光伏用电致发光缺陷检

- 测仪空间分辨率的量化评估[J]. 光学精密工程, 2020, 28(3): 542-547.
- [6] Wang Y Y, Li L Y, Sun Y F, et al. Adaptive automatic solar cell defect detection and classification based on absolute electroluminescence imaging [J]. Energy, 2021, 229: 120606.
- [7] Kumar S, Jena P, Sinha A, et al. Application of infrared thermography for non-destructive inspection of solar photovoltaic modules [J]. Journal of Non Destructive Testing & Evaluation, 2017, 6: 25-32.
- [8] Du B L, He Y Z, Yang R Z, et al. Modification of visual detection for silicon photovoltaic cells based on electromagnetic induction [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39(10): 158-165.  
杜博伦, 何赞泽, 杨瑞珍, 等. 电磁感应对硅光伏电池可视化检测技术的改性[J]. 仪器仪表学报, 2018, 39(10): 158-165.
- [9] Kou G J, Yang Z W, Jia Y, et al. Detection on cracks in blades with complex profile based on ultrasonic infrared thermal imaging [J]. Infrared and Laser Engineering, 2019, 48(12): 1204002.  
寇光杰, 杨正伟, 贾庸, 等. 复杂型面叶片裂纹的超声红外热成像检测 [J]. 红外与激光工程, 2019, 48(12): 1204002.
- [10] Frühauf F, Breitenstein O. DLIT-versus ILIT-based efficiency imaging of solar cells [J]. Solar Energy Materials and Solar Cells, 2017, 169: 195-202.
- [11] Breitenstein O, Straube H, Iwig K. Lock-in thermography with depth resolution on silicon solar cells [J]. Solar Energy Materials and Solar Cells, 2018, 185: 66-74.
- [12] Yin J Q, Wang S Y, Li F M. Division-of-focal-plane polarization image denoising algorithm based on improved principal component analysis [J]. Acta Optica Sinica, 2021, 41(7): 0710002.  
尹佳琪, 王世勇, 李范鸣. 基于改进主成分分析的分焦平面偏振图像去噪算法 [J]. 光学学报, 2021, 41(7): 0710002.
- [13] Wang D, Shen T. Research on weak and small infrared target detection algorithm under complex sky background [J]. Acta Optica Sinica, 2020, 40(5): 0512001.  
王笛, 沈涛. 复杂天空背景下的红外弱小目标检测算法研究 [J]. 光学学报, 2020, 40(5): 0512001.
- [14] Tarumi T, Small G W, Combs R J, et al. Remote detection of heated ethanol plumes by airborne passive Fourier transform infrared spectrometry [J]. Applied Spectroscopy, 2003, 57(11): 1432-1441.
- [15] Deng B Y, He Y Z, Wang H J, et al. Deep learning inspection for photovoltaic cell image sequence [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2021, 57(8): 98-106.  
邓堡元, 何赞泽, 王洪金, 等. 光伏电池图像序列的深度学习检测方法 [J]. 机械工程学报, 2021, 57(8): 98-106.