

# 基于独立分量分析和粒子群算法的太阳能电池 表面缺陷红外热成像检测

龚 芳 张学武 孙 浩

(河海大学计算机与信息学院, 江苏 南京 210098)

**摘要** 根据红外成像特性及太阳能电池电致发光原理,研究一种基于限制式独立分量分析(ICA)模型和粒子群优化(PSO)方法的太阳能电池组件表面缺陷检测方法。利用太阳能电池红外图像的结构特点,首先设计一种 ICA 滤波器,并使用具有多方向搜索特性的 PSO 算法来求解 ICA 的分离矩阵,求解中加入限制式,使图像正常区域经滤波后有一致的反应值并有效凸显缺陷区域。然后使用 ICA 滤波器对图像进行旋积运算,最后使用阈值分割得到检测结果。实验结果表明,提出的 ICA 滤波检测方法对太阳能电池组件表面缺陷检测效果显著,检测精度高,能很好地区分背景和缺陷。

**关键词** 机器视觉;缺陷检测;独立分量分析;太阳能电池组件;红外成像;粒子群优化

**中图分类号** TP391.4 **文献标识码** A **doi**: 10.3788/AOS201232.0415002

## Detection System for Solar Module Surface Defects Based on Constrained ICA Model and PSO Method

Gong Fang Zhang Xuewu Sun Hao

(College of Computer and Information, Hohai University, Nanjing, Jiangsu 210098, China)

**Abstract** According to the characteristics of infrared imaging and the electroluminescent principle of solar module, a detection system based on constrained independent component analysis (ICA) model and particle swarm optimization (PSO) method for solar module surface defects is proposed. Firstly, a constrained ICA filter is designed on the basis of the structure characteristics of infrared image for solar cells, and PSO method with multidirectional search characteristics is used to find the best demixing matrix for ICA. The constraint incorporated in the ICA model confines the source values of all training image patches of a defect-free image within a small interval of control limits and highlights the value of defect region. Then, ICA filter is used to convolve with the image. Finally, defect results are obtained through threshold segmentation. Experimental result shows that the proposed method can effectively detect the defects on solar module surface.

**Key words** machine vision; defect detection; independent component analysis; solar module; infrared imaging; particle swarm optimization

**OCIS codes** 150.0155; 330.5000; 040.3060; 350.6050

## 1 引 言

随着能源的紧缺和环境的恶化,太阳能作为一种可再生的清洁能源,成为近年来发展最快、最具活力的研究领域,太阳能电池的制造在世界各国如火

如荼。高效的太阳能电池制造过程需要极高性能的视觉检测以提高生产速度并实现从晶圆到太阳能板的全面追踪。目前太阳能组件表面缺陷检测仍然依赖人工进行,导致检测效率低,并且主观判断易影响

**收稿日期**: 2011-10-17; **收到修改稿日期**: 2011-11-16

**基金项目**: 国家自然科学基金(60872096)、国家 863 计划(2007AA11Z227)和中央高校基本科研业务费专项资金(2009B31914)资助课题。

**作者简介**: 龚 芳(1987—),女,硕士研究生,主要从事模式识别和机器学习等方面的研究。E-mail: wangf2239@163.com

**导师简介**: 张学武(1973—),男,博士,副教授,主要从事机器视觉和图像处理等方面的研究。

E-mail: zhangxw@hhuc.edu.cn(通信联系人)

检测结果。近年来,随着红外(IR)技术、机器视觉和人工智能等的飞速发展,极大地提高了视觉检测技术的性能。基于激光扫描、光谱图像、红外成像和超声波扫描的视觉检测技术应用日益广泛<sup>[1~5]</sup>。随着太阳能电池生产过程的发展及其自动化程度的加深,采用自动检测系统将成制造商提高工艺流程效率、改善设备性能和控制生产成本的一种重要途径<sup>[6]</sup>。本文的目的是研究一种能有效检测太阳能光伏电池组件表面缺陷的方法。

低分辨率太阳能组件图像具有规律性的模式结构特征,可将其归纳为结构纹理特征。纹理图像自动检测的主要思路是检测破坏纹理同质特性的区域。纹理特征提取方法主要包括空域法和频域法。传统的空域纹理分析是从灰度共生矩阵中提取不同的特征,这种方法是基于灰度直方图的二阶统计特性,Latif-Amet等<sup>[7]</sup>提出利用基于小波特性的灰度共生矩阵进行纺织品缺陷检测;余丽萍等<sup>[8]</sup>采用灰度共生矩阵法对金属断口图像进行特征提取,通过相关性分析来排除在表达金属断口图像纹理中冗余的特征参数。实验结果表明该方法对金属断口图像的分类是可行的。由于频谱空间的规则表示,频域特征对噪声不如空域特征敏感。频域法首先对图像进行正交变换,得到变换域系数阵列,然后再进行各种处理,处理后再反变换到空间域,得到处理结果,主要有傅里叶变换、Gabor变换和小波变换。基于傅里叶变换的纹理分析方法以纹理图像的时域频率分布为特征,只表征空频分布而不考虑空频局部信息<sup>[9]</sup>。Gabor变换属于加窗傅里叶变换,有良好的频域描述能力,可以在频域不同尺度、不同方向上提取相关的特征,常用作纹理识别。但是Gabor是非正交的,不同特征分量之间有冗余,所以在对纹理图像的分析中效率不太高<sup>[10]</sup>。小波变换是多分辨的一种便利表示,是现在普遍使用的纹理特征提取方法。小波纹理特征被广泛应用于纹理分类、图像分割、对象识别和缺陷检测<sup>[11~13]</sup>。

近年来,独立分量分析(ICA)在图像处理领域得到广泛的应用。ICA是一种基于信号高阶统计特性的分析方法,它去除了数据间的高阶统计相关性,能更加全面地揭示图像的本质结构。在ICA基本模型中,观察的混合信号是源信号和混合矩阵的线性组成。而ICA的目的是找出分离矩阵。目前仅有少量研究使用ICA模型进行纹理分析。Sezer等<sup>[14]</sup>提出一种基于ICA的纺织布料表面缺陷检测方法。该方法首先利用ICA对测试图像的非重叠

子窗口进行纹理特征提取,无缺陷图像的特征平均值和子图像的纹理特征值的欧几里得距离被用来判断一个子窗口是有瑕疵的还是正常的。Tsai等<sup>[15]</sup>提出一种快速的结构图像表面缺陷检测自比较方法,实验结果表明该方法能有效用于具有复杂模式的周期性缺陷检测。Jenssen等<sup>[16,17]</sup>提出使用ICA作为滤波器,用于结构图像的纹理分割。

根据人类视觉的特点,对于周期性或规律性事物,不需要先验知识,仅凭周围环境即可感知异常。低分辨率的太阳能组件表面图像具有一致性和规律性的纹路。因此,本文探讨一种通过ICA滤波器检测太阳能电池组件表面缺陷的方法。

## 2 太阳能电池表面红外热成像系统分析

### 2.1 太阳能电池表面图像红外热成像系统

光伏电池某一个位置的发光强度取决于这一位置非平衡载流子数目及其复合方式,存在缺陷或裂纹的位置其发光度低。在外加偏置电压下,晶体硅光伏电池内非平衡载流子分布不均匀将导致其电致发光(EL)图像不均匀,基于晶体硅电致发光图像可判断晶体硅光伏电池是否存在缺陷及缺陷的位置。

图1为太阳能电池电致发光检测示意图。对于晶体硅而言,尽管其为间接带隙半导体,在其带隙附近,室温时在一定的电场偏置下,其构成的p-n或p-i-n结构仍然可以在带隙波段附近发出电致荧光,并且其电致荧光的强度与载流子的扩散长度有关。扩散长度长,则相应的荧光强度就比较高。显然,如果在不同的区域,硅的相关特性有差异,则在荧光图像上表现出的亮度也会不同。

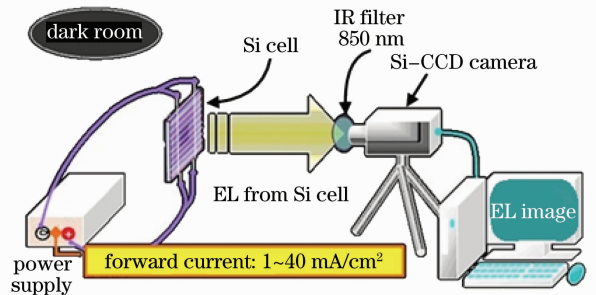


图1 太阳能电池电致发光检测原理

Fig. 1 Solar module electroluminescent principle

影响晶体硅电致发光图像质量的因素主要有: 1)外界注入载流子数目的多少,少子的寿命,曝光时间; 2)外界杂散光的影响; 3)摄像光学系统的调节; 4) CCD摄像镜头的响应率与分辨率。基于此,偏置电源采取恒流控制,电流大小可实时调节,照明采

用内部照明方式,图像采集瞬间测试室处于暗态,CCD 摄像镜头采用进口商用红外数码相机(SLDTA),摄像曝光时间可进行调节。

摄像机采用高分辨率面阵硅 CCD 探测器,且采用低温降噪技术,能有效捕捉到 850~1200 nm 的近红外光谱,采用电致发光的原理,最大可以捕捉 2048 pixel×2048 pixel 图片,可清晰分辨出在电池片生产过程中由于硅材料纯度不高、杂质、头尾料和电池片栅线印刷不良等造成的缺陷以及在组件生产过程中由互联条虚焊、裂片和层压造成的各种缺陷。

## 2.2 太阳能电池红外图像结构

太阳能电池发光是太阳能电池的一个重要表征手段。太阳能电池制造过程中产生的缺陷往往限制了电池的光电转换效率和电池的寿命。这些缺陷可以通过电致发光成像方法检测,提高太阳能电池的产品质量和生产效率。太阳能电池发出的光子可以被灵敏的 CCD 相机捕获,得到太阳能电池的辐射

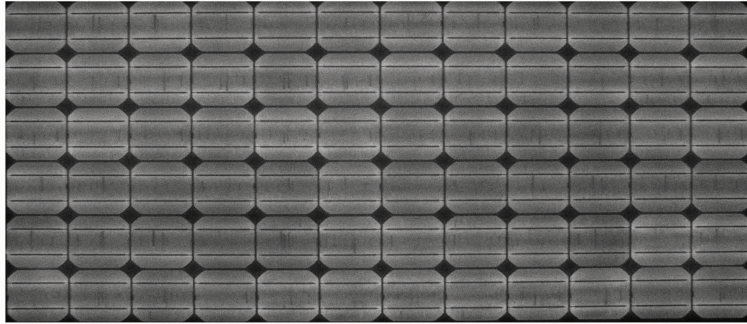


图 2 太阳能电池组件图像

Fig. 2 Solar module image

## 3 研究方法

### 3.1 ICA 基本模型

ICA 方法<sup>[18]</sup>最早起源于盲源分离问题,能够有效削减特征维数,保持特征的高阶相互独立性,比仅消除二阶相关性的主分量分析更为有效。

在 ICA 模型中,观测的混合信号  $\mathbf{X}$  可以表示为  $\mathbf{X}=\mathbf{AS}$ ,其中  $\mathbf{A}$  是未知的混叠信号矩阵, $\mathbf{S}$  为未知源信号矢量。ICA 模型描述使用混叠矩阵  $\mathbf{A}$  与未知源信号  $\mathbf{S}$  生成混叠信号  $\mathbf{X}$  的过程。求解 ICA 即寻找一个分离矩阵  $\mathbf{D}$ 。矩阵  $\mathbf{D}$  被用来变换混叠信号  $\mathbf{X}$  以得到独立信号,例如, $\mathbf{DX}=\mathbf{Y}$ 。独立信号  $\mathbf{Y}$  被用来估计源信号  $\mathbf{S}$ 。如果  $\mathbf{D}=\mathbf{A}^{-1}$ ,那么还原信号  $\mathbf{Y}$  就是原始信号  $\mathbf{S}$ 。分量  $\mathbf{Y}$  称为独立分量,应该尽可能相互独立。

ICA 的目的是最大化独立分量的统计独立性,

复合分布图像。

太阳能电池的电致发光亮度正比于少子的扩散长度,通过对太阳能电池电致发光图像的分析可以有效地发现太阳能电池生产环节可能存在的问题,如裂纹等。由于光致/电致发光强度非常低,而且波长在近红外区域,这就要求相机必须在 900~1100 nm 有很高的灵敏度和非常小的噪声。

太阳能电池组件由单(多)晶硅高效太阳能电池片、EVH 胶膜、聚氟乙复合膜(TPT)、钢化玻璃、边框和接线盒等组成。常用的太阳能电池硅片尺寸规格有两种:125 mm×125 mm 和 156 mm×156 mm。图 2 为从常州天合光能有限公司生产现场采集的太阳能电池组件图像,图示的太阳能电池组件由 72 片 125 mm×125 mm 规格的单晶硅电池片串接而成。观察太阳能组件表面图像可以发现,其表面图像具有规律性纹理。

即非高斯性。独立分量的统计独立性可以用负熵衡量,表示为

$$J(y) = H(y_{\text{Gauss}}) - H(y), \quad (1)$$

式中  $y_{\text{Gauss}}$  是一个与  $y$  具有同样协方差矩阵的高斯随机变量, $H$  是概率密度函数为  $p_y(\eta)$  的随机变量  $y$  的熵,其定义为

$$H(y) = - \int p_y(\eta) \lg p_y(\eta) d\eta. \quad (2)$$

当且仅当  $y$  具有高斯分布时,负熵是非负的,且为零,因此负熵可以作为独立分量非高斯性的评估标准。

根据(2)式计算负熵难度较大,所以使用下面的逼近式计算:

$$J(y) \approx \{E[G(y)] - E[G(v)]\}^2, \quad (3)$$

式中  $v$  为均值为 0,方差为 1 的高斯变量。 $G$  为非二次函数,定义为  $G(y) = -\exp(-y^2/2)$  或者  $G(y) =$

$\frac{1}{a_1} \lg \cosh(a_1 y)$ , 其中  $1 \leq a_1 \leq 2$ 。

### 3.2 基于粒子群算法的 ICA 模型

粒子群算法(PSO)是一种群智能优化算法,由 Kennedy 等<sup>[19]</sup>于 1995 年提出,来源于对一个简化社会模型的模拟。它是一种基于迭代的优化算法,系统首先初始化为一组随机解,通过迭代搜寻最优值。这种算法以其实现容易、精度高和收敛快等优点引起了学术界的重视,并且在解决实际问题的过程中显示出优越性。

在一个 PSO 系统中,第  $i$  个粒子位置可表示为  $\mathbf{W}_i = (\omega_{i1}, \omega_{i2}, \dots, \omega_{ik})$ , 速度为  $\mathbf{V}_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{ik})$ 。粒子  $i$  取得最佳适应值时的位置为  $\mathbf{B}_i = (b_{i1}, b_{i2}, \dots, b_{ik})$ , 假设粒子群中共有  $p$  个粒子,则最佳粒子位置为  $\mathbf{B}^g = (b_1^g, b_2^g, \dots, b_k^g)$ 。

在 PSO 系统中,粒子的速度和位置更新方程为

$$v_{ij}^{\text{new}} = \omega v_{ij}^{\text{old}} + C_1 \varphi_1 (b_{ij} - v_{ij}^{\text{old}}) + C_2 \varphi_2 (b_j^g - v_{ij}^{\text{old}}), \quad (4)$$

$$w_{ij}^{\text{new}} = \omega_{ij}^{\text{old}} + v_{ij}^{\text{new}}. \quad (5)$$

式中  $\omega_{ij}^{\text{old}}$  为粒子当前位置,  $v_{ij}^{\text{old}}$  为粒子当前速度。惯性因子  $\omega$  是非负数。学习因子  $C_1 = C_2 = 2$ ,  $\varphi_1$  和  $\varphi_2$  为  $0 \sim 1$  间的随机数。

利用 PSO 优化选择 ICA 分离矩阵算法步骤如下所示:

1) 对  $\mathbf{X}$  进行去均值和白化,设定迭代次数。

2) 随机生成粒子  $i$  的初始位置  $\mathbf{W}_i$  和速度  $\mathbf{V}_i$ , 计算粒子  $i$  的最佳位置和所有粒子的最佳位置  $\mathbf{B}_i$  和  $\mathbf{B}^g$ ,  $\mathbf{B}_i = (b_{i1}, b_{i2}, \dots, b_{ik}) = \mathbf{W}_i$ , 其中  $\mathbf{D}_i = \mathbf{W}_i = (\omega_{i1}, \omega_{i2}, \dots, \omega_{ik})$  为求解的分离矩阵,  $\mathbf{B}^g = (b_1^g, b_2^g, \dots, b_k^g) = \text{argmax}_i \{G(\mathbf{B}_i \mathbf{X})\}$ , 其中  $G(y) = \frac{1}{a_1} \lg \cosh$

$(a_1 y)$ ,  $\mathbf{X} = [\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \dots, \mathbf{X}_h]$ ,  $h$  为用于训练的子图像个数,  $\mathbf{X}_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ik}]^T$  为矩阵  $\mathbf{X}$  的第  $i$  列,也是用于训练的子图像的全部像素值矩阵。假设训练子图像尺寸为  $m \text{ pixel} \times n \text{ pixel}$ , 则  $k = m \times n$ ,  $i = 1, 2, \dots, h$ 。

3) 使用(4)和(5)式更新每一个粒子的位置和速度。

4) 对分离矩阵进行正交化  $\mathbf{D}_i^{\text{new}} \leftarrow \mathbf{D}_i^{\text{new}} / \|\mathbf{D}_i^{\text{new}}\|$ ,  $i = 1, 2, \dots, p$ 。

5) 评估新的适应度值,更新局部和全局最佳位置,计算粒子  $i$  的局部适应值  $G(\mathbf{W}_i^{\text{new}} \mathbf{X})$ , 如果  $G(\mathbf{W}_i^{\text{new}} \mathbf{X}) < G(\mathbf{B}_i \mathbf{X})$ , 那么  $\mathbf{B}_i = \mathbf{D}_i^{\text{new}}$ ,  $\mathbf{D}_i^{\text{old}} = \mathbf{D}_i^{\text{new}}$ ,  $\mathbf{V}_i^{\text{old}} = \mathbf{V}_i^{\text{new}}$ ; 否则,保留当前值。更新全局最佳位置

$\mathbf{B}^g = \text{argmax}_i \{G(\mathbf{B}_i \mathbf{X})\}$ 。

6) 计算独立分量  $y = \mathbf{B}^g \mathbf{X} = [y_1, y_2, \dots, y_h]$ 。

7) 重复步骤 3)~6), 直到满足最大迭代次数和限制条件, 此处限制条件为  $\max_j \{y_j\} < \mu_y + K\sigma_y$ ,  $\min_j \{y_j\} > \mu_y - K\sigma_y$ ,  $K$  取值为 3,  $\mu_y = \frac{1}{h} \sum_{j=1}^h y_j$ ,  $\sigma_y = \left[ \frac{1}{h-1} \sum_{j=1}^h (y_j - \mu_y)^2 \right]^{1/2}$ 。

8) 全局最佳位置  $\mathbf{B}^g$  即为求解的分离矩阵  $\mathbf{D}$ 。

## 4 基于 ICA 滤波的太阳能电池组件缺陷检测

视觉检测机制首先扫描检测表面的整体结构,并从中找出一种在结构中重复出现的局部调和模式,通过比较邻域模式间的差别,可以很容易地检测出异常区域。低分辨率的太阳能组件表面图像具有一致性和规律性的纹路。可将图像划分为多个尺寸相等、结构规律一致的子图像,每个子图像相当于对同一个独立的子图像来源进行不同的位移变化而得到,因此可以使用 ICA 估计出一个最纯的子图像来源。

基于 ICA 滤波的组件缺陷检测包括离线训练和在线检测两部分。离线训练部分选用一幅无瑕疵图像,从中随机选取数个子图像,作为训练样本,然后使用 PSO-ICA 方法搜索最佳分离矩阵。在线检测部分使用最佳分离矩阵作为 ICA 滤波器,与待检测图像进行旋积运算,最后通过阈值分割得到检测结果。具体实施步骤如下。

### 4.1 离线训练

1) 选取一副  $256 \text{ pixel} \times 256 \text{ pixel}$  的无瑕疵图像,在此图像中随机选取大小为  $m \text{ pixel} \times n \text{ pixel}$  的子图像  $h$  个。

2) 将子图像的灰度值从二维矩阵转换为一维行向量,即

$$\begin{bmatrix} f_{11} & f_{12} & \cdots & f_{1n} \\ f_{21} & f_{22} & \cdots & f_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ f_{m1} & f_{m2} & \cdots & f_{mn} \end{bmatrix} \Rightarrow \begin{bmatrix} x_{11} \\ x_{12} \\ \vdots \\ x_{1k} \end{bmatrix}_{k \times 1} = \mathbf{X}_1, \quad (6)$$

式中  $k = m \times n$ 。

3) 选取  $h$  个子图像块,则训练样本为

$$\mathbf{X} = [\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \dots, \mathbf{X}_h] = \begin{bmatrix} f_{11} & f_{21} & \cdots & f_{h1} \\ f_{12} & f_{22} & \cdots & f_{h2} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ f_{1k} & f_{2k} & \cdots & f_{hk} \end{bmatrix}. \quad (7)$$

4) 将训练样本  $\mathbf{X}$  作为 PSO-ICA 方法的输入, 以搜寻出最佳的分离矩阵  $\mathbf{D}$ , 而  $\mathbf{D}$  中的列向量即为滤波器。

本文只需估计一个  $\mathbf{D}=\mathbf{W}=(w_1, w_2, \dots, w_k)$ , 因为使用的样本图像只是彼此的位移图像, 可以认为只有一个独立的来源。

#### 4.2 在线检测

1) 将滤波器与待测图片进行旋积运算得到反应值, 若  $f(x, y)$  表示图像  $(x, y)$  处的灰度值,

$H(x, y)$  是一个  $m \text{ pixel} \times n \text{ pixel}$  的滤波器, 则  $f(x, y)$  与  $H(x, y)$  的旋积可表示为

$$Q(x, y) = \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} f(x+i, y+j) H(i, j), \quad (8)$$

式中  $Q(x, y)$  为滤波后的反应值。

2) 根据整张图像旋积后反应的平均值和标准差设定阈值。

3) 使用阈值得到二值图像, 检测缺陷区域,

$$y_{ij} = \begin{cases} 255(\text{normal point}), & \mu_i - K\sigma_i < Q(x, y) < \mu_i + K\sigma_i \\ 0(\text{defective point}), & Q(x, y) \geq \mu_i + K\sigma_i \text{ or } Q(x, y) \leq \mu_i - K\sigma_i \end{cases} \text{ for } i = 1, 2, \dots, N; j = 1, 2, \dots, M \quad (9)$$

式中  $\mu_i$  和  $\sigma_i$  为旋积反应后整幅图像的均值和标准差, 分别表示为

$$\mu_i = \frac{1}{mn} \sum_x \sum_y Q(x, y), \quad (10)$$

$$\sigma_i = \left\{ \frac{1}{mn-1} \sum_x \sum_y [Q(x, y) - \mu_i]^2 \right\}^{1/2}, \quad (11)$$

式中  $K$  为控制常量, 根据统计过程控制的 3-sigma 定理, 一般取值为 3。

## 5 实验结果与分析

使用设计的 ICA 滤波器进行太阳能电池表面缺陷检测。测试图像为从常州天合光能有限公司获取的太阳能电池组件红外热图像, 图像尺寸为  $256 \text{ pixel} \times 128 \text{ pixel}$ , 如图 3 所示。

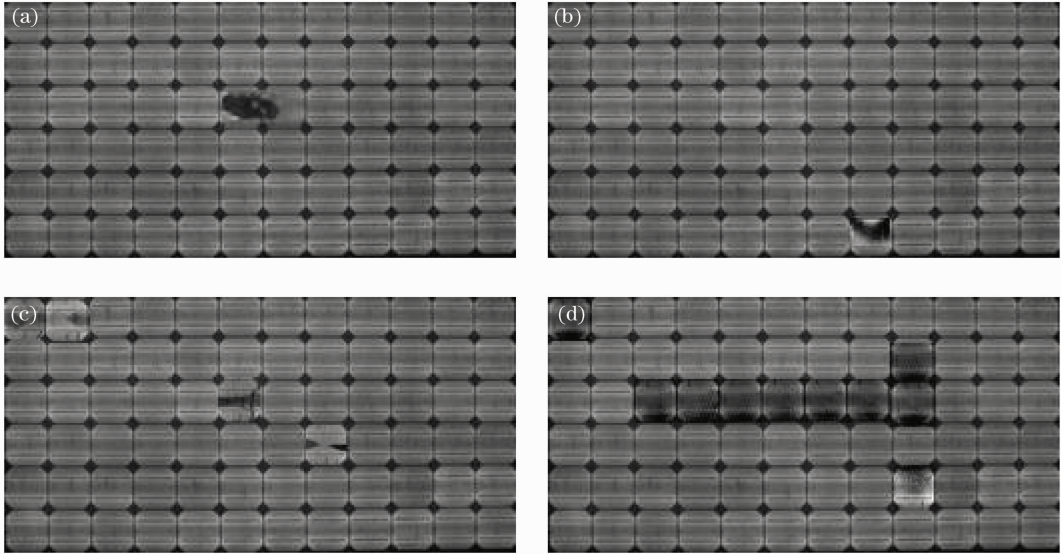


图 3 缺陷样本。(a)孔洞；(b)烧结；(c)裂片；(d)波浪网纹

Fig. 3 Defects samples. (a) Hole; (b) sintering; (c) crack; (d) cobwebbing

从无瑕疵图像中随机选取 50 个子图像进行训练, 每幅子图像尺寸为  $20 \text{ pixel} \times 20 \text{ pixel}$ , 图 4 中白色边框为选定的子图像示例。从图中可以看出, 各子图像间只有位移不同。

图 5 为迭代次数和适应度值的关系。从图中可以看出, 当迭代次数达到 120 次时, PSO 搜索过程快速收敛。因此在 PSO 中, 参数设置如下: 粒子数  $p=10$ , 权值  $C_1=C_2=2$ , 最大迭代次数为 150 次。

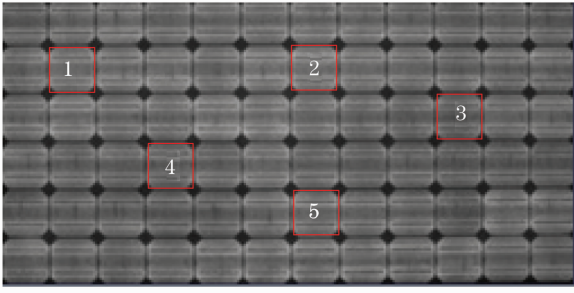


图 4 太阳能组件示意图  
Fig. 4 Solar module schemes

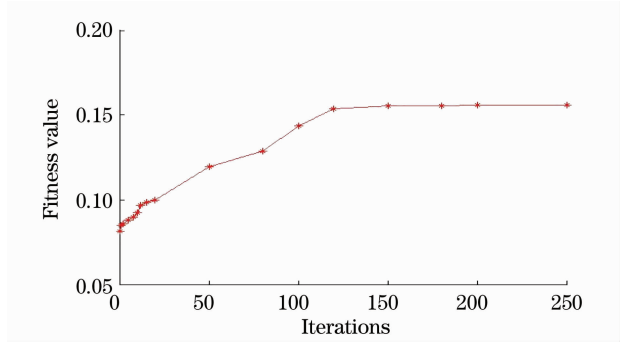


图 5 PSO 收敛曲线  
Fig. 5 PSO convergence curve

图 6 为使用 ICA 滤波器后的太阳能组件图像。图 6(a) 为无缺陷图像, 图 6(b) 为孔洞缺陷图像, 在图 6(a) 和图 6(b) 的对应位置各有一条红色的扫描线。图 6(c) ~ (f) 为滤波后线性图像的灰度值。图 6(c) 和 (e) 分别为图 6(a) 使用未加限制式滤波器和加限制式滤波器的滤波结果, 图 6(d) 和 (f) 分别

为图 6(b) 使用未加限制式滤波器和加限制式滤波器的滤波结果。使用未加限制式 ICA 滤波器时, 图 6(c) 中多处非缺陷区域被误判为缺陷区域, 而图 6(d) 中缺陷区域被误判为正常区域。使用限制式 ICA 滤波器后, 缺陷区域和正常区域能正确区分, 如图 6(e) 和 (f) 所示。

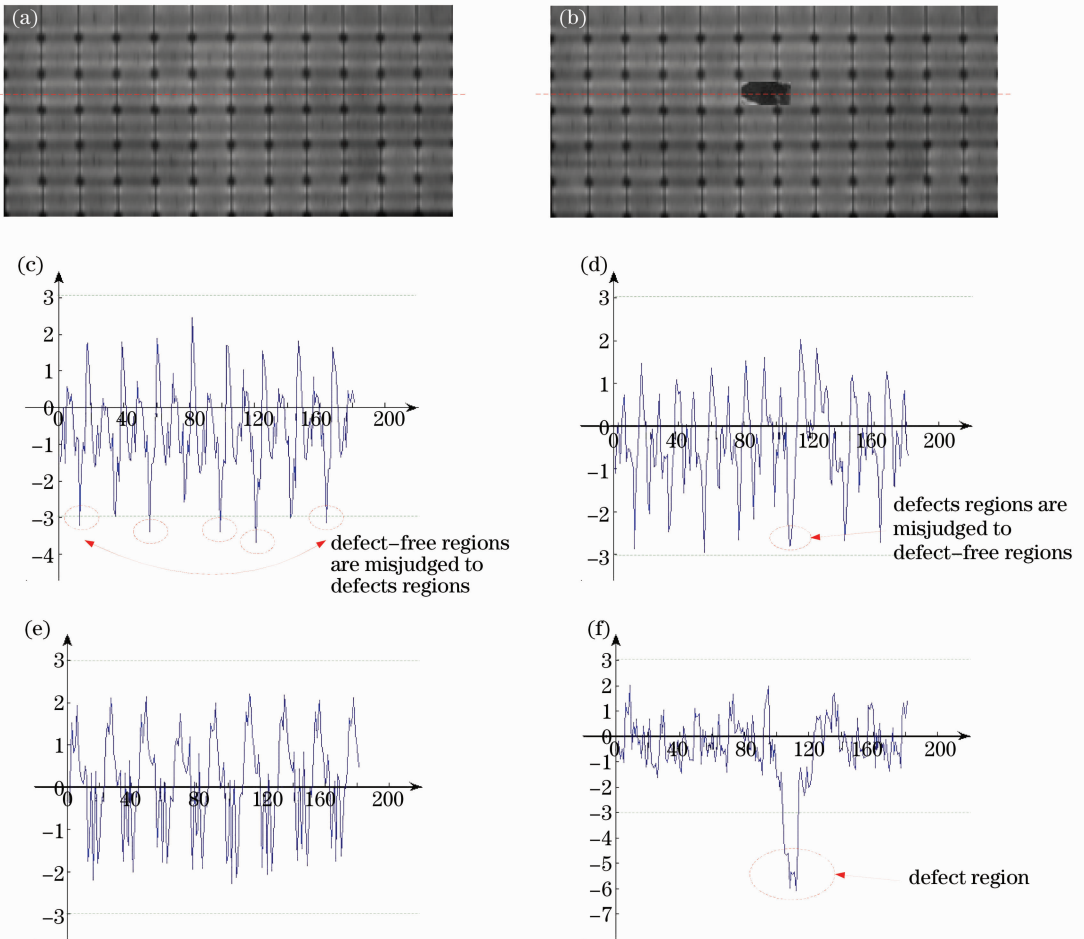


图 6 太阳能电池组件图像滤波结果  
Fig. 6 ICA filtering results of solar module image

缺陷检测结果用二值化图像表示,图 7 为无限制条件时的检测结果,图 8 为将限定式中的控制常数设置为  $K=2.5$  时的检测结果,图 9 为将限定式中的控制常数设置为  $K=3$  时的检测结果。对比检测结果可以看出,未加限制式 ICA 模型的检测结果中包含大量的噪声,而在 PSO 搜索过程中加入限制

式后,能有效去除噪声,正确检测出缺陷区域和正常区域。另外,控制常数的值可根据实际情况变化。控制常数  $K=2.5$  时,虽然能检测出缺陷区域,但是也将一些非缺陷区域误判为缺陷区域,而  $K=3$  时能准确有效地检测出缺陷区域。

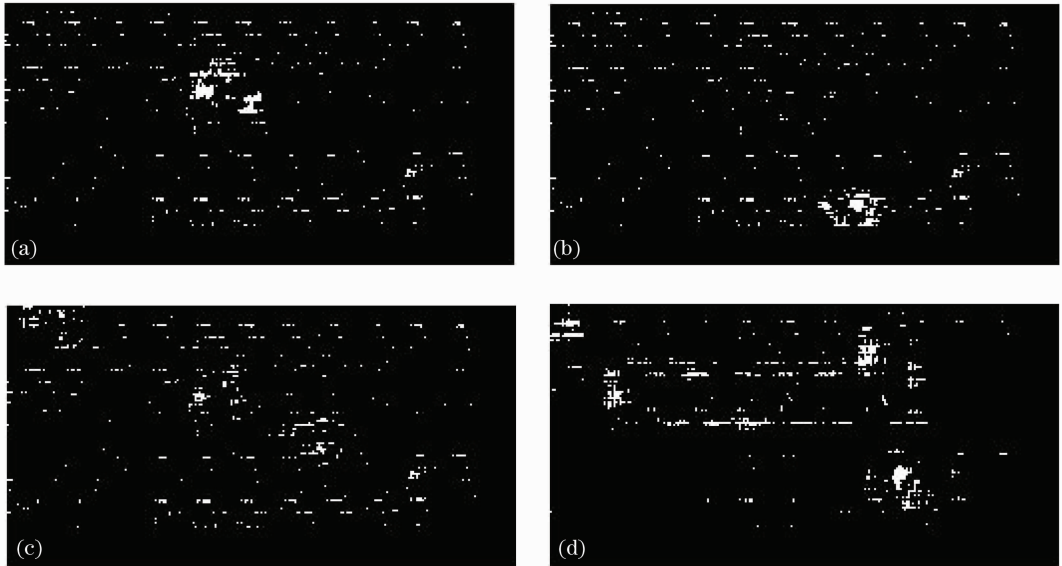


图 7 不加限制式检测结果。(a)孔洞;(b)烧结;(c)裂片;(d)波浪网纹

Fig.7 Detection results of non-constraint filtering. (a) Hole; (b) sintering; (c) crack; (d) cobwebbing

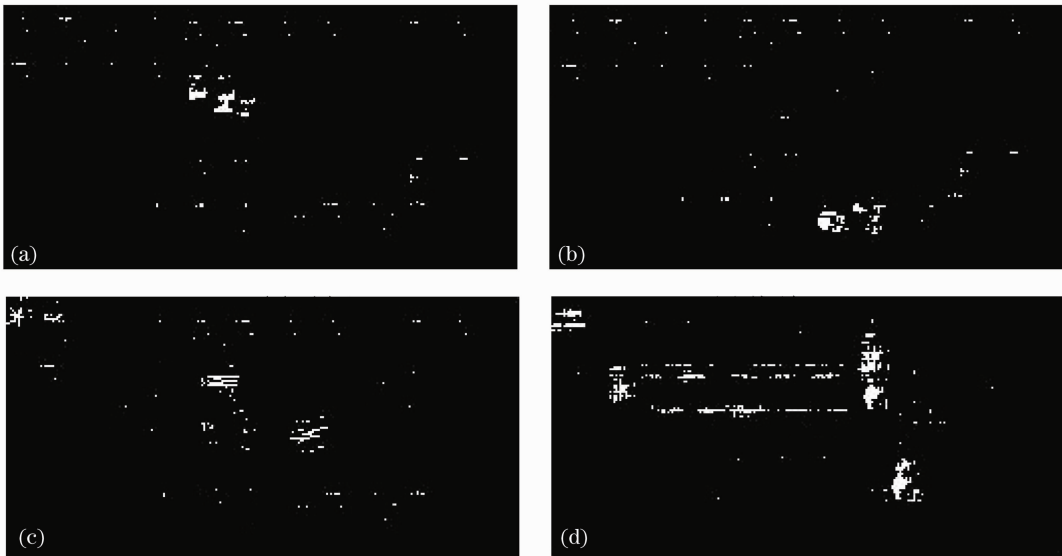


图 8 加限制式检测结果( $K=2.5$ )。(a)孔洞;(b)烧结;(c)裂片;(d)波浪网纹

Fig.8 Detection results of constraint filtering ( $K=2.5$ ). (a) Hole; (b) sintering; (c) crack; (d) cobwebbing

## 6 结 论

太阳能组件表面图像具有周期性和规律性的特点,可将其视为结构纹理进行分析。针对红外成像

特性及太阳能电池电致发光原理,设计了一种基于限制式 ICA 模型和粒子群优化方法的太阳能电池组件表面缺陷检测方法。图像正常区域经滤波后有

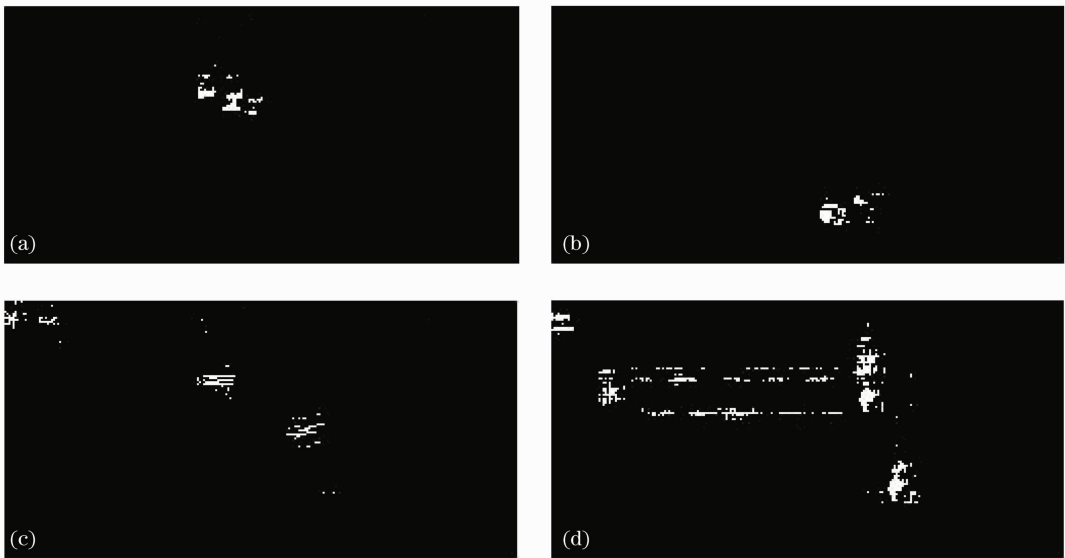


图9 加限制式检测结果( $K=3$ )。(a)孔洞;(b)烧结;(c)裂片;(d)波浪网纹

Fig. 9 Detection results of constraint filtering ( $K=3$ ). (a) Hole; (b) sintering; (c) crack; (d) cobwebbing

一致的反应值,而缺陷区域更加凸显。首先使用ICA算法设计了一个最优滤波器,然后使用具有多方向搜索特性的PSO算法来求解ICA的分离矩阵,并在求解中加入限制式。限制式的上下限由所有训练子图像的脉冲响应的均值和方差确定。将求解得到的分离矩阵作为滤波器与待测图像进行旋积运算。实验结果表明加入限制式后,对太阳能电池组件表面缺陷检测效果显著,检测精度高,能良好地区分背景和缺陷。

### 参 考 文 献

- Zhang Xuewu, Ding Yanqiong, Yan Ping. Vision inspection of metal surface defects based on infrared imaging [J]. *Acta Optica Sinica*, 2011, **31**(3): 0312004  
张学武,丁燕琼,闫萍.一种基于红外成像的强反射金属表面缺陷视觉检测方法[J].*光学学报*,2011,**31**(3):0312004
- Shen Huan, Li Shunming, Bo Fangchao *et al.*. On road vehicles real-time detection and tracking using vision based approach [J]. *Acta Optica Sinica*, 2010, **30**(4): 1076~1083  
沈 珩,李舜韶,柏方超等.路面车辆实时检测与跟踪的视觉方法[J].*光学学报*,2010,**30**(4):1076~1083
- Liu Bin, Hu Chunhai. Visual attention-driven geodesic active contour model and its application [J]. *Acta Optica Sinica*, 2010, **30**(10): 2800~2805  
刘 斌,胡春海.视觉注意驱动的测地线主动轮廓模型及其应用[J].*光学学报*,2010,**30**(10):2800~2805
- Wu Yiquan, Yin Danyan. Detection of small target in infrared image based on background predication by FLS-SVM [J]. *Acta Optica Sinica*, 2010, **30**(10): 2806~2811  
吴一全,尹丹艳.基于FLS-SVM背景预测的红外弱小目标检测[J].*光学学报*,2010,**30**(10):2806~2811
- Huang Kang, Mao Xia, Liang Xiaogeng. Background clutter quantification method for infrared image of small target [J]. *Acta Optica Sinica*, 2011, **31**(3): 0310001  
黄 康,毛 峡,梁晓庚.红外弱小目标图像的背景杂波量化方法[J].*光学学报*,2011,**31**(3):0310001

- C. G. Zimmermann. The impact of mechanical defects on the reliability of solar cells in aerospace applications [J]. *IEEE Transactions on Device and Materials Reliability*, 2006, **6**(3): 486~494
- A. Latif-Amet, A. Ertuzun, A. Erçil. An efficient method for texture defect detection; sub-band domain co-occurrence matrices [J]. *Image and Vision Computing*, 2000, **18**(6-7): 543~553
- Yu Liping, Li Ming, Yang Xiaoqin *et al.*. Recognition of fracture image based on gray level co-occurrence matrix [J]. *Computer Simulation*, 2010, **27**(4): 224~227  
余丽萍,黎 明,杨小芹等.基于灰度共生矩阵的断口图像识别[J].*计算机仿真*,2010,**27**(4):224~227
- Zhong Kehong, Ding Mingyue, Zhou Chengping. Texture defect inspection method using difference statistics feature in wavelet domain [J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2004, **26**(5): 660~665  
钟克洪,丁明跃,周成平.基于小波差分统计特征的纹理缺陷检测方法[J].*系统工程与电子技术*,2004,**26**(5):660~665
- N. S. S. Mar, C. Fookes, K. D. V. Prasad. Automatic solder joint defect classification using the log-Gabor filter [J]. *Advanced Materials Research*, 2010, **97-101**: 2940~2943
- M. S. Reis, A. Bauer. Using wavelet texture analysis in image-based classification and statistical process control of paper surface quality [J]. *Computer Aided Chemical Engineering*, 2009, **27**: 1209~1214
- Li Jinfeng, Xu Yong. Indoor-outdoor scene classification algorithm based on the texture feature of LBP and wavelet [J]. *J. Image and Graphics*, 2010, **15**(5): 742~748  
李锦锋,许 勇.基于LBP和小波纹理特征的室内室外场景分类算法[J].*中国图象图形学报*,2010,**15**(5):742~748
- D. Tsai, B. Hsiao. Automatic surface inspection using wavelet reconstruction [J]. *Pattern Recognition*, 2001, **34**(6): 1285~1305
- O. G. Sezer, A. Ertüzün, A. Erçil. Independent component analysis for texture defect detection [J]. *Pattern Recognition and Image Analysis*, 2004, **14**(2): 303~307
- D. M. Tsai, S. C. Lai. Defect detection in periodically patterned surfaces using independent component analysis [J]. *Pattern Recognition*, 2008, **41**(9): 2812~2832
- R. Jenssen, T. Eltoft. ICA filter bank for segmentation of textured images [C]. *The 4th International Symposium on*



- Independent Component Analysis and Blind Signal Separation, 2003, P4B-01
- 17 R. Jenssen, T. Eltoft. Independent component analysis for texture segmentation [J]. *Pattern Recognition*, 2003, **36**(10): 2301~2315
- 18 A. Hyvarinen, E. Oja. Independent component analysis: algorithms and applications [J]. *Neural Networks*, 2000, **13**(4-5): 411~430
- 19 J. Kennedy, R. C. Eberhart. Particle swarm optimization [C]. Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks, 1995, 1942~1948

栏目编辑：李文喆