

〈无损检测〉

基于改进 K 均值聚类的光伏板缺陷检测方法

赵强^{1,2}, 刘胜杰^{1,2}, 韩东成^{2,3,4}, 刘常瑜^{1,2}, 杨世植⁴

(1. 安徽建筑大学 环境与能源工程学院, 安徽 合肥 230601; 2. 安徽省新型显示产业共性技术研究中心, 安徽 合肥 230601;
3. 安徽省东超科技有限公司, 安徽 合肥 230088;
4. 中国科学院合肥物质科学研究院 安徽光学精密机械研究所, 安徽 合肥 230031)

摘要: 为了能够对光伏组件热斑部分准确地识别和提取, 提出了一种基于 HSV 空间模型的改进 K 均值聚类图像处理方法。首先, 将红外图像进行 HSV 空间转换和双边滤波处理, 去除噪声并提高图像对比度; 其次, 使用高斯核函数估计实现图像灰度概率密度函数提取, 并以此获取初始聚类中心; 最后, 利用先验知识对图像进行 K 均值聚类, 提取和量化热斑缺陷。研究表明, 该方法能够快速检测定位热斑位置并统计出光伏板损坏程度, 具有较高的精度以及较好的灵敏性和稳定性。

关键词: 红外图像; 缺陷检测; 热斑; 光伏板; HSV 空间模型; 改进 K 均值聚类

中图分类号: TN219

文献标识码: A

文章编号: 1001-8891(2024)04-0475-08

Improved K-means Clustering-based Defect Detection Method for Photovoltaic Panels

ZHAO Qiang^{1,2}, LIU Shengjie^{1,2}, HAN Dongcheng^{2,3,4}, LIU Changyu^{1,2}, YANG Shizhi⁴

(1. School of Environmental and Energy Engineering, Anhui Jianzhu University, Hefei 230601, China; 2. Anhui Research Center of Generic Technology in New Display Industry, Hefei 230601, China; 3. Anhui Easpeed Technology Co. Ltd., Hefei 230088, China;
4. Anhui Institute of Optics and Fine Mechanics, HFIPS, Chinese Academy of Sciences, Hefei 230031, China)

Abstract: An image processing method based on the HSV space model with an improved K-means clustering algorithm is proposed to accurately identify and extract the hot spot part of photovoltaic modules. First, the infrared image is transformed into the HSV space and bilaterally filtered to remove noise and improve the image contrast. Second, the Gaussian kernel function is used to extract the image grayscale probability density function, and then the initial clustering center is obtained. Finally, K-means clustering is applied to the image using prior knowledge to extract and quantify the hot spot defects. The research results show that the method can quickly detect and locate the hotspot position and calculate the degree of damage to the photovoltaic panel, and has high accuracy, good sensitivity, and stability.

Key words: infrared image, defect detection, hot spot, photovoltaic module, HSV space model, improved K-means clustering

0 引言

能源短缺与环境问题受到全球高度重视, 太阳能发电作为可再生清洁能源备受世界关注^[1]。截至 2022 年 9 月, 我国光伏发电量达到 3.59 亿千瓦时, 占发电总装机的 14.22%, 光伏电站已成为全球清洁能源的主要来源之一。太阳能电池是光伏电站的重要组成部分,

它的运行状况对电站的发电效率和稳定性有着直接的影响, 准确高效地监测光伏板状态对光伏电站意义重大^[2]。因此, 为了确保光伏电站的正常运作, 对光伏板缺陷进行快速有效监测至关重要^[3]。光伏板缺陷的传统检测方法主要有电致发光检测^[4]、激光检测和人工目视检查^[5]等。随着科技的发展, 人们开始利用无人机结合热像仪对光伏电站进行监测, 效率高, 危险

收稿日期: 2022-09-17; 修订日期: 2022-12-12.

作者简介: 赵强 (1981-), 男, 安徽合肥人, 博士, 教授, 主要从事红外遥感与城市空间信息技术研究, E-mail: rommel99@163.com.

基金项目: 国家自然科学基金项目 (41005016, 51606002), 安徽省高校优秀青年人才支持计划重点项目 (gxyqZD2020036), 安徽高校协同创新项目 (GXXT-2023-048, GXXT-2022-085), 安徽省质量工程教学研究项目 (2020jyxm11362)。

性小。

目前国内外对目标缺陷识别提取的研究已有很多，主要方法包括阈值法、神经网络提取特征法、背景抑制法及聚类分析法等^[6-7]。蒋琳等^[8]提出了一种利用红外图像灰度函数进行B样条最小二乘拟合的缺陷识别方法，该方法可以较好地去除红外图像噪声干扰，实现光伏阵列热斑缺陷提取，但其对离散点较为敏感且分割阈值不易确定，在大规模检测中实用性较低。Nie等^[9]提出了一种在数据增加的情况下基于深度学习的热点自动检测方法，这个方法只能检测光伏板是否发生热斑缺陷，无法显示具体损坏程度。Chen等^[10]针对纹理背景不均匀、对比度低、缺陷类型多等问题，提出了一种新的可引导证据过滤器，获取显著性图以提取光伏缺陷，但其中涉及的相关参数需要大量图像进行测定，数据需求量较大。钱晓亮等^[11]为进一步提高光伏板表面缺陷检测结果的准确率，提出基于超像素分割和视觉显著性相结合的缺陷检测算法，可以较为精准地检测出光伏缺陷，但该算法部分参数需按经验设定，主观性较强。王培珍等^[12]依据故障区与正常光伏组件间存在较大温差的特性，采用信息交互融合的方式对红外图像进行分析，实现了对阵列中光伏板表面缺陷部分自动识别，但其方法准备工作量大、识别精度低且不能准确量化缺陷面积。

基于上述检测方法存在的不足，本文提出了一种基于HSV空间模型的改进K均值聚类光伏板缺陷检测方法，该方法基于HSV空间模型S分量灰度值，使用改进的K均值聚类分析实现对热斑缺陷的识别和提取。由于该方法基于热红外图像本身的灰度分布特性，因此不需要大量样本数据进行训练即可实现对光伏板缺陷的甄别，具有良好的稳定性和自适应性。具体流程如图1所示。

1 数据采集与预处理

1.1 图像获取

本文使用大疆M300型无人机搭载禅思H20T相机于安徽省定远光伏电站采集光伏板红外图像，红外相机参数如表1所示。规划好飞行路径及参数后，无人机在合适的高度(30 m)自动采集红外图像，通过通信系统可以实时监测数据采集状况。

1.2 图像预处理

在计算机视觉领域中图像的颜色空间有着多种类型，其中HSV颜色空间模型在色彩表达上较常见的RGB模型更具有直观性，且受光照变化影响较小，所以本文将基于HSV空间模型对图像进行处理，将RGB颜色空间转换成HSV空间的公式^[13]为：

$$H = \begin{cases} 60^\circ \times \frac{G-B}{\Delta} + 0^\circ & \text{Max} = R \\ 60^\circ \times \frac{B-R}{\Delta} + 120^\circ & \text{Max} = G \\ 60^\circ \times \frac{R-G}{\Delta} + 240^\circ & \text{Max} = B \\ 0^\circ & \Delta = 0 \end{cases} \quad (1)$$

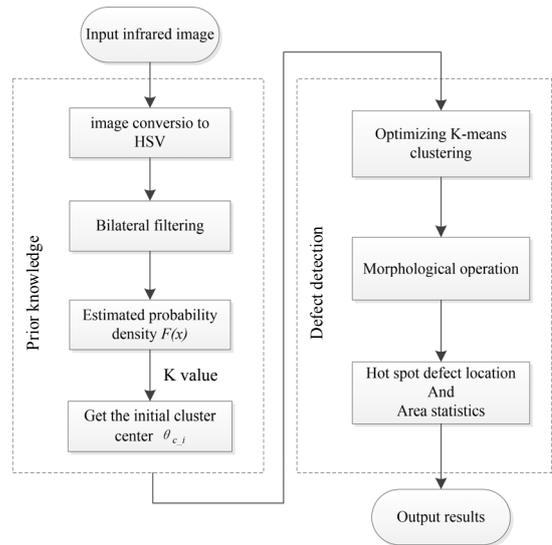


图1 算法流程

Fig. 1 Flow chart of the algorithm

表1 禅思H20T红外相机参数

Table 1 Zenmuse H20T infrared camera parameters

Resolution	Wavelength range	Measuring range	Focal length
640×512	8-14 μm	-40°C to 150°C	13.5 mm

$$S = \begin{cases} 0 & \text{Max} = 0 \\ \frac{\Delta}{\text{Max}} & \text{Max} \neq 0 \end{cases} \quad (2)$$

$$V = \text{Max}(R, G, B) \quad (3)$$

式中：Max是RGB三分量中的最大值；Δ为RGB三分量中的最大值与最小值之差。

双边滤波是一种常用的滤波去噪方法，其本质是结合了像元相似度和空间邻近度的改进高斯滤波，解决了传统高斯滤波在去噪后造成的图像模糊问题，达到保边去噪的效果^[14]。红外图像一般具有细节模糊、图像对比度低和噪声较大等特点^[15]，在HSV空间模型中进行双边滤波去噪，不仅可以增加图像对比度、去除噪声干扰，还能保留其原本的细节特征，结果如图2所示。

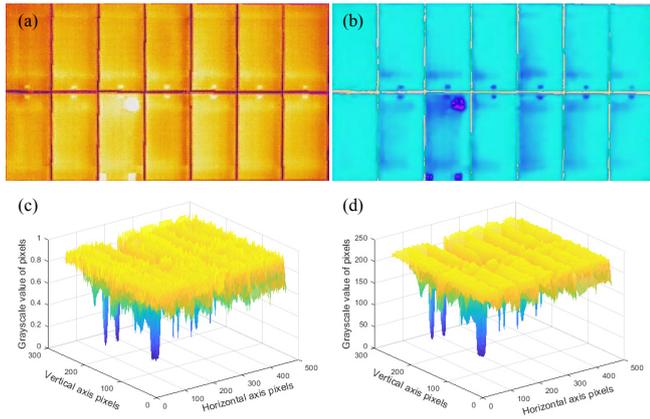


图2 图像预处理效果对比: (a) 原图; (b) 预处理后图像; (c) 原图灰度分布; (d) 预处理后图像灰度分布

Fig.2 Comparison of image pre-processing effects: (a) Original drawing; (b) Pre processed image; (c) Gray distribution of original image; (d) Gray distribution of preprocessing image

2 光伏板缺陷检测

2.1 灰度概率密度函数提取

热红外图像的每一个像素都包含该点的温度信息,不同大小的灰度值代表着红外图像中不同的温度高低。太阳能电池板正常区域与故障区域工作时表面温度存在明显差异,在红外图像上则表现出不同的灰度特征。灰度概率密度函数^[16]可以反映检测目标的灰度特征,被广泛应用于图像识别等领域,本文将其用于光伏板电池的缺陷识别。通过对光伏板图像样本灰度值统计可以求取对应的灰度概率密度 $f(x)$, 公式如下:

$$f(x) = N_x / N_{\text{sum}}, x \in (0, 255) \quad (4)$$

$$\sum_{x=0}^{255} f(x) = 1 \quad (5)$$

式中: N_x 表示灰度值为 x 是样本数量; N_{sum} 表示被统计样本总数。

通过数据统计得到的灰度概率密度因无对应函数而无法直接使用,本文采用非参概率密度估计法中的Parzen窗^[17]对灰度概率密度进行估计,达到可以利用的目的。

设红外图像包含的 N 个像素点的灰度值分别为 $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_N$, 所有灰度值均位于 0 和 255 之间。根据灰度概率密度 $f(x)$ 的积分可以求取样本存在于灰度区域 D 中的概率 P :

$$P = \int_D f(x) dx = \int_{D_{\min}}^{D_{\max}} f(x) dx \quad (6)$$

若灰度区域 D 的宽度 h 足够小,则概率 P 可表示为:

$$P = \int_D f(x) dx \approx f(x) \int_D dx = f(x) * h \quad (7)$$

设在已有的 N 个样本中,区域 D 中的样本数为 k ,则此区域的灰度概率 P 可表示为:

$$P = k/N \quad (8)$$

核函数 $K(x)$ 的选择会影响最终概率密度估计的效果^[18], 本文使用高斯核函数来逼近任意样本 x_i 的灰度概率,以得到平滑的灰度概率密度曲线:

$$K\left(\frac{x-x_i}{h}\right) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} * e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{x-x_i}{h}\right)^2} \quad (9)$$

$$k = \sum_{i=1}^N K\left(\frac{x-x_i}{h}\right) \quad (10)$$

结合上式可以求得高斯核函数估计后的灰度概率密度函数 $F(x)$, 如式(11)所示:

$$F(x) = \frac{1}{Nh} * \sum_{i=1}^N K\left(\frac{x-x_i}{h}\right) \quad (11)$$

利用高斯核函数对热红外图像灰度概率密度进行非参估计,估计前后概率密度如图3所示,图中实线表示原概率密度曲线,虚线表示非参估计后的概率密度曲线。

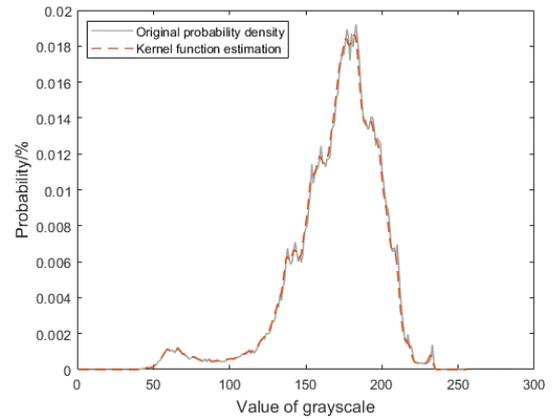


图3 高斯核函数估计前后的灰度概率密度

Fig.3 Probability density of grayscale before and after estimation of Gaussian kernel function

如图所示,光伏板红外图像的概率密度曲线多表达为单峰形式,因红外图像通常含有大量噪声信息,故曲线峰值区域局部波动较大,经非参估计后曲线趋于平滑,更好地表示图像密度变化趋势。

2.2 基于灰度概率密度先验的K均值聚类

聚类分析在数据挖掘、目标识别、图像分割等领域被广泛应用,是非常重要的分析方法。现如今有很多成熟的聚类算法,K均值算法凭借实现简单、收敛

速度快、适应性强等优点^[19]，成为目前最为普遍应用的聚类算法之一。基于红外图像的固有特性，本文提出了一种基于灰度概率密度先验知识的K均值聚类算法，实现红外图像光伏板缺陷检测。

2.2.1 聚类数K值的确定

确定聚类数K对于应用K均值算法十分重要，不同的K值将导致不同的聚类效果。肘部法是一种较为常用的聚类效果评价指标，其核心思想是依据样本间误差平方和的变化速率确定K值。

$$SSE = \sum_{i=1}^K \sum_{q \in C_i} |q - m_i|^2 \quad (12)$$

式中： C_i 表示第*i*个聚类集； q 是 C_i 中的样本数据； m_i 为 C_i 的聚类中心。

随着聚类数K值从小到大不断递增，聚类簇中样本相似度逐渐提高，算法对样本的划分会愈加精细，样本间误差平方和SSE（sum of squares for error）将快速减小，当K值达到最佳聚类数后，误差平方和的变化将骤减并趋于平缓，形成类似手肘的肘部图。如图4所示，肘部图的“肘部”所对应的K值即为最佳聚类数。

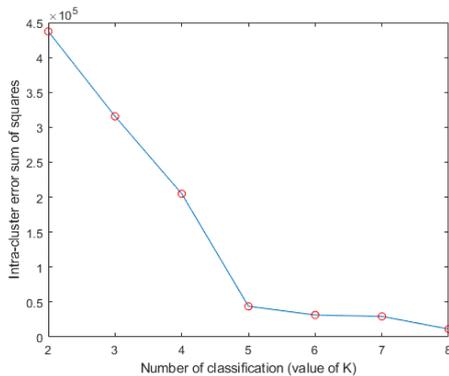


图4 肘部图

Fig. 4 Elbow chart

2.2.2 初始聚类中心的确定

K均值聚类算法是一种迭代求最佳解的分析算法，传统的聚类方法将从总数据集中随机选取K个样本作为初始聚类中心，通过不断迭代更新聚类中心点，直至不再变化。初始聚类中心的选取对聚类结果有较大影响^[20]，随机选取初始聚类中心使得聚类分析结果具有不唯一性，迭代次数也不尽相同。由于光伏板缺陷位置是确定的，所以聚类的结果也应具有唯一性。针对传统K均值聚类随机地选取初始中心点问题，本文提出了一种基于灰度概率密度函数确定初始聚类中心的方法。

在灰度概率密度函数中转折点可以反映出图像灰度变化特征，使用高斯核函数对红外图像灰度概率密

度进行估计，求取函数极值所对应的特征点 θ ，如图5所示。

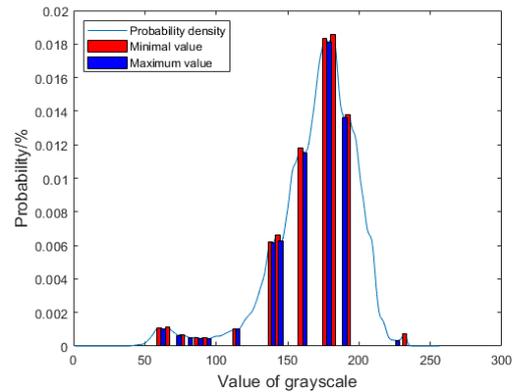


图5 灰度概率密度极值点

Fig.5 The extreme value point of the grayscale probability density

获取特征点范围 $[\theta_{min}, \theta_{max}]$ ，根据确定的聚类数K将其分为k个区域，区域宽度为t：

$$t = \frac{\theta_{max} - \theta_{min}}{k} \quad (13)$$

通过不同极值点特征灰度 θ_i 和 θ_j 求取对应灰度变化，若其变化幅度小于阈值t，则认为对应的特征点是为一类。

$$\theta_i - \theta_j < t, \theta_i, \theta_j \in [\theta_{min}, \theta_{max}] \quad (14)$$

基于式(14)得到k类特征点集 V_i ，取每类数据集中概率密度最大值所对应的特征点作为初始聚类中心点，如图6所示。

$$\{ \max(f(x_i)) \rightarrow x_i | x_i \in V_i \}, i = 1, 2, \dots, k \quad (15)$$

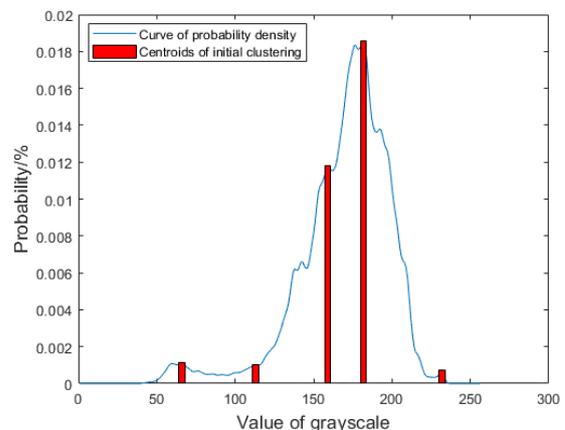


图6 初始聚类中心点

Fig. 6 The centroid of the initial clustering

2.2.3 基于先验知识的K均值聚类

传统的K均值算法基于随机初始聚类中心，通过不断迭代更新中心点划分聚类群，在聚类过程中容易

出现局部最优导致目标最终提取结果不正确。本文提出的基于红外图像的灰度概率密度函数获取先验知识,实现稳定并准确的K均值聚类。

设图像灰度总样本集为 X , 通过肘部法确定聚类数 K 值, 获得先验初始聚类中心 θ_{C_i} 。根据最小欧几里得法^[21]计算每个数据到不同聚类中心的距离 $E_{\text{dist}}(C_i, \theta)$, 并将其划归到距离最近的簇 C_i 中, 实现初步分类:

$$\arg \min_{C_i \in X} E_{\text{dist}}(C_i, \theta) = \sqrt{(\theta - \theta_{C_i})^2} \quad (16)$$

此时, 图像灰度数据总集 X 被分为 K 个聚类簇 $C_i, i=1, 2, \dots, k$, 各聚类簇交集为空集, 总并集为 X 。

$$C_i \cap C_j = \emptyset, 1 \leq i, j \leq k, i \neq j \quad (17)$$

$$C_1 \cup C_2 \cup \dots \cup C_k = X \quad (18)$$

聚类完成后需要对各个簇 C_i 的聚类中心进行更新^[22]。设聚类簇 C_i 存在数量为 N_i 的样本数据 x_i , 通过求取该簇样本数据的平均值可以得到新的聚类中心 θ_{C_i}' 。

$$\theta_{C_i}' = \frac{\sum_{x_i \in C_i} x_i}{N_i} \quad (19)$$

若更新得到的聚类中心 θ_{C_i}' 与原聚类中心 θ_{C_i} 不相同, 则基于新聚类中心 θ_{C_i}' 再次聚类迭代更新, 直至聚类中心不再变化, 即全部样本数据到对应聚类簇的误差平方和 SSE 最小, 此时, K 均值聚类结束。本文所提聚类算法流程如图 7 所示。

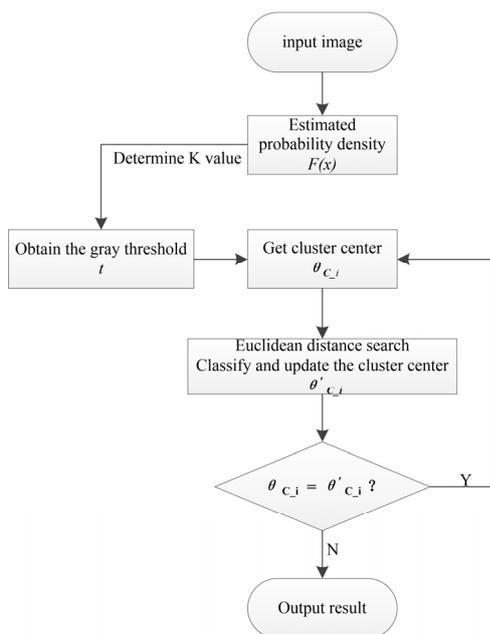


图 7 改进聚类算法流程

Fig. 7 Flow chart of improved clustering algorithm

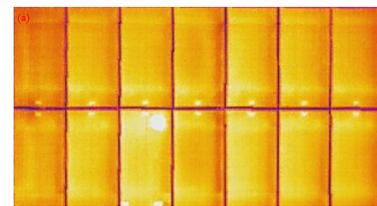
2.3 形态学处理

光伏组件由电池片、焊带、铝框及旁路二极管等部件组成, 在太阳直射的高温环境下, 考虑到不同材料的热传导能力对各部件表面温度的影响, 可能会产生局部温差, 造成热斑错误检测。因此选择对各部件的面积进行统计, 通过测量光伏板非发电区面积确定阈值 T , 运用形态学运算去除面积小于 T 的区域^[23], 以达到判别电池板是否发生热斑效应并准确识别热斑缺陷的目的。

3 实验结果与分析

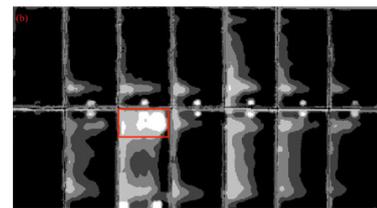
3.1 K 均值算法结果分析

使用 K 均值聚类算法对本文实验数据进行聚类提取光伏板热斑缺陷, 所聚类的结果如图 8 所示。



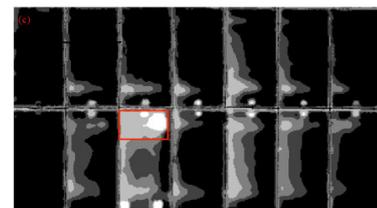
(a) 原图

(a) Original drawing



(b) 传统 K 均值聚类

(b) Traditional K-means clustering



(c) 改进 K 均值聚类

(c) Improved k-means clustering

图 8 K 均值聚类结果

Fig.8 Results graph of K-means clustering

从图 8 可以看出, K 均值聚类可以根据图像灰度将光伏板划分为 K 个部分, 像元灰度值相似度越大, 归入同一部分的可能性就越大, 随着 K 值的增大, 图像灰度则被划分得越精细。在相同的聚类条件下, 由于非均匀性噪声和离散点等因素的影响, 传统 K 均值聚类结果出现局部最优现象, 导致不能准确识别热斑真实部分, 以至于后期统计光伏板缺陷程度出现较大误差。本文提出的改进 K 均值算法能够有效避免噪声

和离散点的干扰,较好地分割出光伏板真实热斑缺陷。

现基于信息熵 IE (information entropy)、戴维森堡丁指数 DBI (Davies-Bouldin Index) 和轮廓系数 SC (silhouette coefficient) 3 个指标进行定量比较,如表 2 所示。DBI 与 SC 均为较常见的聚类效果评估指标, DBI 越小, SC 越大,表示聚类效果越好。信息熵表征图像灰度分布聚集特性,其值越大表示信息包含越多,图像灰度则越分散,改进 K 均值算法聚类结果较传统算法信息熵和 DBI 分别降低 2.8%和 2.2%,轮廓系数增加 0.3%,算法聚类效果明显提高。

表 2 K-means 改进效果评估

Algorithm	IE	DBI	SC
Improved K-means	3.4843	0.4709	0.8274
Traditional K-means	3.5804	0.4719	0.8248

聚类算法的计算速度通常可以用其迭代次数来表示^[24],本文分别利用传统 K 均值聚类和改进 K 均值聚类算法对图 2(b)进行 100 次运算对比,结果如图 9 所示,其中虚线为传统 K 均值迭代次数,灰色细实线为其 100 次迭代结果平均值,蓝色粗实线为本文聚类算法迭代次数。从图中可以看出,传统 K 均值算法由于随机地选取初始聚类中心,使得其迭代次数充满不确定性,其最大与最小值相差 26 次,计算速度随机性较强。本文算法初始聚类中心的选择是基于红外图像本身灰度概率密度,其与最终聚类中心距离较为接近,迭代次数固定为 18 次,能够大幅度提升聚类的计算速度与稳定性。

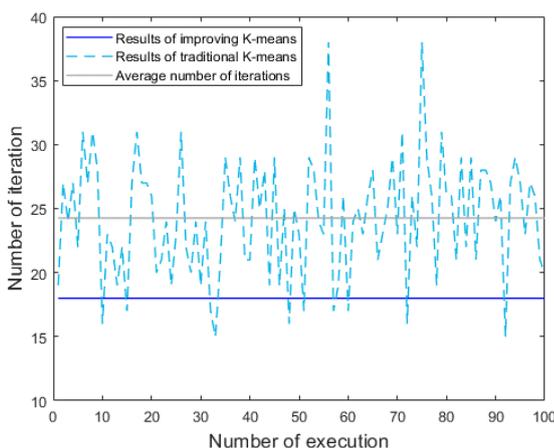


图 9 不同算法的迭代速度对比

Fig. 9 Comparison chart of iteration speed of different algorithms

3.2 算法性能评估

为了验证本文算法对光伏板热斑缺陷检测的有效性,本文将 K 均值聚类算法与文献[25]、[8]所用方法进行对比,结果如图 10 所示。

文献[25]在顶帽变换的基础上对图像灰度进行拉伸,再结合 OSTU 算法分割光伏组件热斑缺陷,如图 10(c)。文献[25]分割方法对噪声较为敏感,不能准确定位阈值,对于含有大量噪声的热红外图像其分割结果误差较大,组件连接处因温度较高被误判为热斑缺陷,分割结果较差。文献[8]利用 B 样条最小二乘拟合法选取阈值进行图像缺陷提取,能够有效抑制噪声干扰,热斑缺陷定位较为准确,但其结果受离散点影响,为后期统计光伏组件损坏程度造成一定的干扰,如图 10(d)所示。本文算法能够有效避免红外图像的噪声与离散点干扰,准确地定位出热斑位置及大小,对光伏板热斑检测有较大优势。

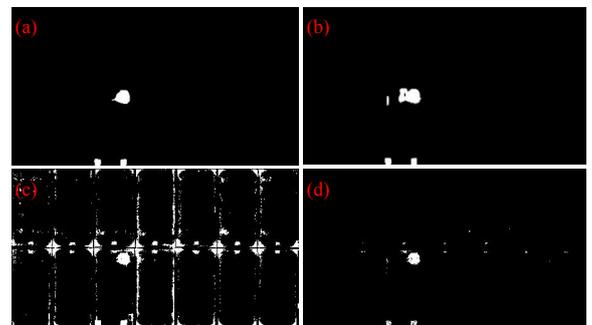


图 10 不同算法缺陷检测对比: (a) 改进 K 均值算法; (b) 传统 K 均值算法; (c) 改进 OSTU 算法; (d) B 样条最小二乘拟合法

Fig. 10 Comparison chart of different algorithms for defect detection; (a) Improved K-means algorithm; (b) Traditional K-means algorithm; (c) Improved OSTU algorithm; (d) B-spline least square fitting method

为了更好地验证本文检测算法的可行性,实验采用拍摄的含有 84 块热斑缺陷的光伏组件红外图像进行测试,图像存在大量噪声与离散点且对比度较低,利用准确率 A 、精确率 P 、召回率 R 和综合率 F 作为评价指标,公式^[26-27]分别为:

$$\begin{cases} A = \frac{T_p + T_n}{T_p + T_n + F_p + F_n} \\ P = \frac{T_p}{T_p + F_p} \\ R = \frac{T_p}{T_p + F_n} \\ F = \frac{2T_p}{2T_p + F_p + F_n} \end{cases} \quad (20)$$

式中: T_p 为热斑缺陷正确分类的数目; T_n 为非热斑缺陷正确分类的数目; F_n 为热斑判定成非热斑的数目; F_p 为非热斑判定成热斑的数目。

测试结果如表 3 所示,可以看出,相对于传统 K 均值算法和文献[8]所提检测方法,基于 HSV 空间模

表3 不同算法指标结果

Table 3 Results of different algorithm indexes

Algorithm	Accuracy/%	Precision/%	Recall/%	F-measure/%
Improved K-means	90.86	95.95	85.54	90.45
Traditional K-means	84.92	82.67	81.58	82.12
Literature [8]	85.79	88.41	78.21	82.99

型的改进K均值聚类算法针对红外图像热斑检测效果较好,其准确率、精确率和综合率均达到90%以上,其中综合率达到90.45%,说明本文算法具有较高的稳定检测性能。召回率越高,表明热斑检测越全面,本文算法在保证较高准确率的情况下仍能达到85.54%的召回率,算法性能良好。综上所述,本文提出的光伏组件缺陷检测算法具有较好的检测性能,符合实际检测需求,具有一定的实际意义。

4 结论

本文针对光伏电站中太阳能电池板的热斑缺陷检测问题,提出了一种基于HSV空间模型的改进K均值聚类检测方法,并通过实验验证了该方法用于光伏组件热斑检测的可行性,实验结果得到以下结论:

1)在HSV空间模型中进行双边滤波去噪,不仅可以增加图像对比度、去除噪声干扰,而且还能够保留其原本的细节特征,使图像在视觉上更具有直观性与真实性;

2)与传统的K均值算法相比,本文方法基于热红外图像本身的灰度概率密度先验聚类,能够大幅度提升算法运算速度与稳定性,且避免发生局部最优现象,实现了热斑的准确识别与分割;

3)本文方法可有效检测含有大量噪声与离散点的低对比度红外热斑图像,其准确率、精确率和综合率均达到90%以上,在有较高准确率的同时达到85.54%的召回率,具备较高的灵敏性和稳定性,符合光伏板热斑检测需求,具有一定的实际意义。

参考文献:

[1] Romero-Cadaval Enrique, Spagnuolo Giovanni, Garcia Franquelo Leopoldo, et al. Grid-connected photovoltaic generation plants: components and operation[J]. *Industrial Electronics Magazine IEEE*, 2013, 7(3): 6-20.

[2] Vergura Silvano, Marino Francescomaria. Quantitative and computer-aided thermography-based diagnostics for PV devices: part I—framework[J]. *IEEE Journal of Photovoltaics*, 2017, 7(3): 822-827.

[3] YANG Ruizhen, DU Bolun, DUAN Puhong, 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] 卜迟武, 刘涛, 李锐, 等. 光伏电池缺陷红外热成像检测与图像序列处理[J]. *光学学报*, 2022, 42(7): 118-124.

BU Chiwu, LIU Tao, LI Rui, et al. Infrared thermal imaging detection and image sequence processing of photovoltaic cell defects[J]. *Journal of Optics*, 2022, 42(7): 118-124.

[5] WANG Youyang, LI Liying, SUN Yifan, et al. Adaptive automatic solar cell defect detection and classification based on absolute electroluminescence imaging[J]. *Energy*, 2021, 229: 120606.

[6] 韩金辉, 魏艳涛, 彭真明, 等. 红外弱小目标检测方法综述[J]. *红外与激光工程*, 2022, 51(4): 438-461.

HAN J H, WEI Y T, PENG Z M, et al. Overview of infrared dim target detection methods[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2022, 51(4): 438-461.

[7] 夏杰锋, 唐武勤, 杨强. 光伏航拍红外图像的热斑自动检测方法[J]. *浙江大学学报(工学版)*, 2022, 56(8): 1640-1647.

XIA J F, TANG W Q, YANG Q. Automatic detection method of hot spot in photovoltaic aerial infrared image[J]. *Journal of Zhejiang University (Engineering Edition)*, 2022, 56(8): 1640-1647.

[8] 蒋琳, 苏建徽, 施永, 等. 基于红外热图像处理的光伏阵列热斑检测方法[J]. *太阳能学报*, 2020, 41(8): 180-184.

JIANG L, SU J H, SHI Y, et al. Thermal spot detection method of photovoltaic array based on infrared thermal image processing[J]. *Journal of Solar Energy*, 2020, 41(8): 180-184.

[9] NIE Junfei, LUO Ting, LI Hui. Automatic hotspots detection based on UAV infrared images for large-scale PV plant[J]. *Electronics Letters*, 2020, 56(19): 993-995.

[10] CHEN Haiyong, ZHAO Huifang, HAN Da, et al. Accurate and robust crack detection using steerable evidence filtering in electroluminescence images of solar cells[J]. *Optics and Lasers in Engineering*, 2019, 118(7): 22-33.

[11] 钱晓亮, 张鹤庆, 张焕龙, 等. 基于视觉显著性的太阳能电池片表面缺陷检测[J]. *仪器仪表学报*, 2017, 38(7): 1570-1578.

QIAN X L, ZHANG H Q, ZHANG H L, et al. Visual saliency-based surface defect detection of solar cells[J]. *Journal of Instrumentation*, 2017, 38(7): 1570-1578.

[12] 王培珍, 郑诗程. 基于红外图像的太阳能光伏阵列故障分析[J]. *太阳能学报*, 2010, 31(2): 197-202.

WANG P Z, ZHENG S C. Fault analysis of solar photovoltaic arrays

- based on infrared images[J]. *Journal of Solar Energy*, 2010, **31**(2): 197-202.
- [13] 赵玲玲, 汪焯, 刘俊. 基于无人机与 HSV 空间的光伏电池板检测分析[J]. *红外技术*, 2020, **42**(10): 978-982.
ZHAO Lingling, WANG Ye, LIU Jun. Analysis of PV panel inspection based on UAV and HSV space[J]. *Infrared Technology*, 2020, **42**(10): 978-982.
- [14] 李茂月, 刘泽隆, 赵伟翔, 等. 面结构光在机检测的叶片反光抑制技术[J]. *中国光学*, 2022, **15**(3): 464-475.
LI M Y, LIU Z L, ZHAO W X, et al. Leaf reflection suppression technique for in-camera detection of surface structured light[J]. *China Optics*, 2022, **15**(3): 464-475.
- [15] 姜斌, 石峰, 崔东旭, 等. 改进的 K 均值聚类红外目标检测方法[J]. *应用光学*, 2012, **33**(4): 766-769.
JIANG B, SHI F, CUI D X, et al. Improved k-means clustering infrared target detection method[J]. *Applied Optics*, 2012, **33**(4): 766-769.
- [16] 王骏, 王士同, 邓赵红, 等. 面向小目标图像的快速核密度估计图像阈值分割算法[J]. *自动化学报*, 2012, **38**(10): 1679-1689.
WANG J, WANG S T, DENG Z H, et al. Fast kernel density estimation image threshold segmentation algorithm for small target images[J]. *Journal of Automation*, 2012, **38**(10): 1679-1689.
- [17] Janssen Paul, Swanepoel Jan. Efficiency behaviour of kernel-smoothed kernel distribution function estimators[J]. *South African Statistical Journal*, 2020, **54**(1): 15-23.
- [18] HAN Bohyung, Comaniciu Dorin, ZHU Ying, et al. Sequential kernel density approximation and its application to real-time visual tracking[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, 2008, **30**(7): 1186-97.
- [19] HAN Ping, WANG Wenqing, SHI Qingyan, et al. A combined online-learning model with K-means clustering and GRU neural networks for trajectory prediction[J]. *Ad Hoc Networks*, 2021, **117**(44): 102476.
- [20] 廖纪勇, 吴晟, 刘爱莲. 基于相异性度量选取初始聚类中心改进的 K-means 聚类算法[J]. *控制与决策*, 2021, **36**(12): 3083-3090.
LIAO J Y, WU S, LIU A L. Improved K-means clustering algorithm for selecting initial clustering centers based on the phase dissimilarity measure[J]. *Control and Decision Making*, 2021, **36**(12): 3083-3090.
- [21] 王惠琴, 侯文斌, 彭清斌, 等. 基于 K 均值聚类的 SPPM 分步分类检测算法[J]. *通信学报*, 2022, **43**(1): 161-171.
WANG H Q, HOU W B, PENG Q B, et al. SPPM stepwise classification and detection algorithm based on K-mean clustering[J]. *Journal of Communication*, 2022, **43**(1): 161-171.
- [22] 徐黎明, 吕继东. 基于同态滤波和 K 均值聚类算法的杨梅图像分割[J]. *农业工程学报*, 2015, **31**(14): 202-208.
XU L M, LV J D. Bayberry image segmentation based on homomorphic filtering and K-means clustering algorithm[J]. *Journal of Agricultural Engineering*, 2015, **31**(14): 202-208.
- [23] 欧阳周, 张怀亮, 唐子暘, 等. 复杂纹理瓷砖表面缺陷检测算法研究[J]. *西北工业大学学报*, 2022, **40**(2): 414-421.
OUYANG Z, ZHANG H L, TANG Z Y, et al. Research on surface defect detection algorithm for complex textured tiles[J]. *Journal of Northwestern Polytechnical University*, 2022, **40**(2): 414-421.
- [24] 肖懿, 罗丹, 蒋沁知, 等. 基于温度概率密度的变电站高压设备故障热红外图像识别方法[J]. *高电压技术*, 2022, **48**(1): 307-318.
XIAO Y, LUO D, JIANG Q Z, et al. Thermal infrared image identification method for high-voltage equipment faults in substations based on temperature probability density[J]. *High Voltage Technology*, 2022, **48**(1): 307-318.
- [25] 杨磊, 高德东, 孟广双, 等. 光伏组件故障诊断方法研究[J]. *机械设计与制造*, 2021(12): 82-87.
YANG L, GAO D D, MENG G S, et al. Research on fault diagnosis method of photovoltaic module[J]. *Mechanical Design and Manufacturing*, 2021(12): 82-87.
- [26] Vega Diaz, Vlaminck Michiel, Lefkadtis Dionysios, et al. Solar panel detection within complex backgrounds using thermal images acquired by UAVs[J]. *Sensors* (Basel), 2020, **20**(21): 6219.
- [27] 李喆雨, 丁坤, 张经炜, 等. 基于选择增强的光伏阵列遮挡分割研究[J]. *激光与光电子学进展*, 2021, **58**(24): 201-209.
LI Z Y, DING K, ZHANG J W, et al. Selective enhancement-based shading segmentation of photovoltaic arrays[J]. *Advances in Laser and Optoelectronics*, 2021, **58**(24): 201-209.