

基于非线性信号的光伏组件表面清洁度识别技术

徐俊山¹, 马廷¹, 宋磊¹, 张晓东²

(1. 榆林市高新区鑫辉新能源有限公司, 陕西 榆林 719000; 2. 北京东华博泰科技有限公司, 北京 100190)

摘要: 光伏组件表面清洁度分析过程中, 容易受到非线性信号影响, 导致识别结果不精准; 为了解决这个问题, 提出了光伏组件表面清洁度非线性自回归识别技术; 分析脏污、热斑效应对光伏组件发电量影响, 获取光伏组件表面时程响应非线性信号; 模拟光伏组件表面的时域非线性不清洁问题, 分析非线性信号单元, 从时程响应中提取相应的非线性特征, 消减环境不确定因素的干扰; 通过线性函数过滤时程响应线性信号, 计算概率化条件方差, 确定非线性自回归识别指标; 构建非线性自回归脏污、热斑效应识别结构, 通过非线性自回归 I-V 曲线识别脏污, 利用非线性自回归损失函数识别热斑效应; 由实验结果可知, 使用所研究技术识别的脏污 I-V 特性显示, 当电压为 0 时, 短路电流为 0.41 A, 当电流为 0 时, 开路电压为 19.5 V; 识别的热斑效应 I-V 特性显示, 与正常组件相比, 受热斑效应影响的开路电压、短路电流都有所下降, 最大开路电压分别为 100、80 和 55 V, 与实际数据一致, 具有精准识别效果。

关键词: 光伏组件; 表面清洁度; 非线性自回归; 脏污; 热斑效应识别

Surface Cleanliness Identification of Photovoltaic Modules Based on Non-Linear Signals

XU Junshan¹, MA Ting¹, SONG Lei¹, ZHANG Xiaodong²

(1. Yulin High Tech Zone Xinhui New Energy Co., Ltd., Yulin 719000, China;

2. Beijing Donghua Botai Technology Co., Ltd., Beijing 100190, China)

Abstract: The process of analyzing the surface cleanliness of photovoltaic modules is easily affected by nonlinear signals, leading to inaccurate identification results. In order to solve this problem, a nonlinear autoregressive identification technique for PV module surface cleanliness is proposed. The influence of dirt and hot spot effect on the power generation of PV modules is analyzed to obtain the time-domain response nonlinear signals on the surface of PV modules. Simulate the time-domain nonlinear uncleanliness problem on the surface of PV modules, analyze the nonlinear signal units, extract the corresponding nonlinear features from the time-range response, and abate the interference of environmental uncertainties. Filter the time-range response linear signal by linear function, calculate probabilistic conditional variance, and determine the nonlinear autoregressive identification index. The nonlinear autoregressive dirty and hot spot effect recognition structure is constructed, and the dirty is recognized by the nonlinear autoregressive I-V curve, and the hot spot effect is recognized using the nonlinear autoregressive loss function. As can be seen from the experimental results, the dirty I-V characteristics identified using the studied technique show that when the voltage is 0, the short-circuit current is 0.41 A, and when the current is 0, the open-circuit voltage is 19.5 V; the identified hot spot effect I-V characteristics show that compared with the normal components, the open-circuit voltage and the short-circuit current affected by the hot spot effect have decreased, and the maximum open-circuit voltages are respectively 100, 80 and 55 V, which is consistent with the actual data and has an accurate recognition effect.

Keywords: photovoltaic modules; surface cleanliness; non-linear autoregression; dirt, hot spot effect identification

0 引言

光伏产业属于新兴行业, 当前各大发电集团在光伏发电运营方面的经验比较缺乏, 在如何增加光伏电站的发电量和延长光伏模块的寿命方面还处在摸索阶段。与此同时, 煤炭、石油和天然气等化石能源的储量也在不断下降, 并造成了严重环境污染。随着光伏产业迅速发展, 人们对其洁净度产生了担忧, 其中最突出的问题是 CO₂ 减排、重金属排放和 SiCl₄ 污染。污垢、热斑等问题对光伏发电系统

的发电性能和寿命产生了很大的影响, 而污垢对光伏发电系统的发电性能的影响一直是国内外研究者关注的重点。通过观察组件表面的污秽程度, 比较负载情况和发电量情况, 控制清洁组件的时间和频率, 从而提高发电量和减少热斑效应。通过精细管理, 提高清洁光伏模块的效率, 以保证经济效益最大化, 进而延长光伏模块的使用寿命。

文献 [1] 提出了基于深度卷积神经网络的检测方法, 研究基于多尺度特征的分频 FPN 方法, 实现分频 FPN 方法在两级目标检测网络中的应用, 提升函数的检测准确度和

收稿日期: 2023-12-12; 修回日期: 2024-01-23。

作者简介: 徐俊山(1969-), 男, 大学本科, 工程师。

引用格式: 徐俊山, 马廷, 宋磊, 等. 基于非线性信号的光伏组件表面清洁度识别技术[J]. 计算机测量与控制, 2024, 32(8): 311-316.

热斑识别准确度。同时，通过数据增强技术，对红外热斑数据进行了有效扩展，以解决由于数据集不足而引起的过拟合问题；文献 [2] 提出了基于红外热图像处理的检测方法，给出一种利用 B 样条曲线的灰度直方图最小二乘法，这种算法可以有效地抑制红外图像中的噪声，实现了热斑故障的快速、简便的检测；文献 [3] 提出了一种以注意力机制为基础的识别方法，使用卷积神经网络来改进函数特征提取，使用紧凑多头自注意力机制来改进函数结构，从而提出了一种光伏红外图像热斑识别结构 ConCViT，使用 CIFAR-10 数据集对注意力权值进行预训练，将低信噪比小样本光伏红外图像作为数据集，训练出高准确率的热斑检测函数。文献 [4] 提出一种基于多输出深度学习算法的光伏系统故障检测、分类和定位方法。使用卷积神经网络 (CNN)、长短期记忆 (LSTM) 和双向长短期记忆 (Bi-LSTM) 网络，能够检测串-串 (SS)、串-地 (SG) 和开路 (OC) 等多种故障类型。文献 [5] 提出了一种新颖高效的算法，名为基于对立平衡优化 (OBEO, opposition-based equilibrium optimization)，用于提取各种光伏模型 (包括单二极管模型、双二极管模型和三二极管模型) 的参数。

但是，以往研究成果不能准确地反映目标的边缘和纹理等细节，小型光伏模块的热斑效应虽然可以直接观察，但是在大型光伏电站中的应用效率较低，为此，提出了光伏组件表面清洁度非线性自回归识别技术。

1 表面清洁度对光伏组件发电量影响

当前光伏组件大都是每个组件包括 5 个子串，每一个子串都由 6 个电池片串联，在外面并联一个旁路二极管。光伏组件结构如图 1 所示。

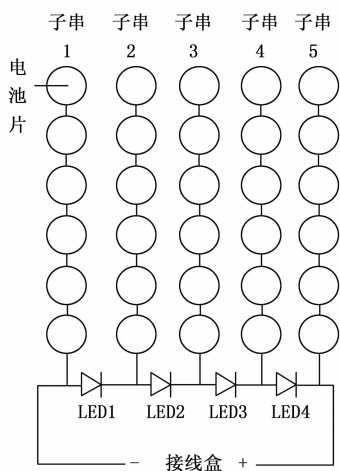


图 1 光伏组件结构示意图

图 1 中，当一块电池被遮挡时，该电池的光生电流将下降，而短路电流也随之减小，I-V 的输出特征曲线将发生变化。与此同时，因为每一个电池都是被串联起来的，所以每一个电池都要在同样的电流强度下工作，这就会导致被阻挡的电池产生了反向偏移，并会产生更大的反偏压。在通过较大电流时，该电池片会耗电，并产生较大热能。

由此可知，在一个串行支路集合里，被遮挡的太阳能电池板将作为负荷，利用其他光电模块发电。此时，这些被遮蔽的组件开始发热，形成“热斑”^[6]，同时，脏污会阻挡进入光伏组件的光线，进而影响光伏组件的发电能力^[7]。通过与光伏模块的导热性差异，影响光伏模块表面的散热，进而影响光伏模块阵列的光电转换效率。由于粉尘具有酸碱性质，会在光伏模块表面沉积，长期腐蚀后，板面会变得凹凸不平，使得脏污面积扩大，降低透光率^[8]。

2 基于非线性自回归的光伏组件表面清洁度识别

2.1 非线性自回归识别指标确定

由于脏污、热斑效应，使得光伏组件表面时程响应出现了非线性信号，在时程荷载作用下会产生时序数据集，可以通过模拟光伏组件表面的时域非线性不清洁问题，使用双线性单元方法描述组件表面不清洁状态引起的电流、电压变化，并保证了不干净光伏组件运行时侧向信号量（如光照强度、温度、倾角和朝向、阴影等信号量）比清洁光伏组件运行时的信号量要小，具体可表示为：

$$\gamma_i(x_i(t)) = \begin{cases} \gamma_i & x_i(t) - x_{i-1}(t) \leq 0 \\ (1 - \eta)\gamma_i & x_i(t) - x_{i-1}(t) > 0 \end{cases} \quad (1)$$

式中， $x_i(t)$ 为第 i 个的 t 时刻侧移， η 为光伏组件的非线性不干净系数^[9-10]。如果 $\eta = 0$ 时，光伏组件是干净的；如果 $\eta = 1$ 时，光伏组件是不干净的。通过对非线性信号单元分析发现，其对应的时程响应是非平稳的，因此，需要从时程响应中提取相应的非线性特征^[11-13]。

根据上述内容，消除了环境不确定因素的影响，对其进行了提取和识别，详细步骤如下所示：

首先提取光伏组件的基础状态及表示不干净状态的关联信息，利用线性建模方法对电池模块的时间历程进行滤波，以减小待识别的非线性误差，可表示为：

$$\epsilon_i = \gamma_i[x_i(t)] - (\alpha + \sum_{i=1}^n \varphi_i) \quad (2)$$

式中， φ_i 为函数自回归系数， α 为线性函数的一个常量， n 为函数自回归阶数^[14-15]。

利用清洁与非清洁两种状态的标准差值，构造单元洁净指数，实现结构非线性清洁度识别。首先，根据太阳能电池板的特性，将太阳能电池板的特性与电池板的特性联系起来，构建太阳能电池板的基元不洁净指数。然后，在具有非线性属性的非洁净的光伏组件上直接采集响应时间序列，那么线性函数就不能完美地对该时间序列进行拟合^[16]。为此，提出了一种基于差分线性的非恒定、随时间变化的概率化条件方差，利用该方法进行非线性识别。

计算第 j 层单元的概率化条件方差，公式为：

$$S_j = \frac{s(a_i^T)_j - \epsilon_i s(b_i^T)_j}{\sum_{i=1}^n (\epsilon_i)} \quad (3)$$

式中，因为组件和模块化组 $s(a_i^T)_j, s(b_i^T)_j$ 分别表示提取的异方差序列^[17]。件之间并不存在一对一的对应关系，所以利用自由度的方法很难直接观察到组件和模块化组件之间

的非线性非清洁识别信号。因此, 可设置如下识别指标:

$$\lambda_j = \frac{(S_{j-1} + S_j)}{2} / \sum_{j=1}^n \frac{(S_{j-1} + S_j)}{2} \quad (4)$$

式中, 完全满足概率化要求。

2.2 光伏组件表面清洁度特征提取

根据确定的非线性自回归识别指标, 结合非线性自回归时序, 使其成为一种“信息凝集器”, 能够将系统特征和运行状态的全部信息浓缩其中。基于此, 构建的非线性自回归脏污、热斑效应识别结构, 如图 2 所示。

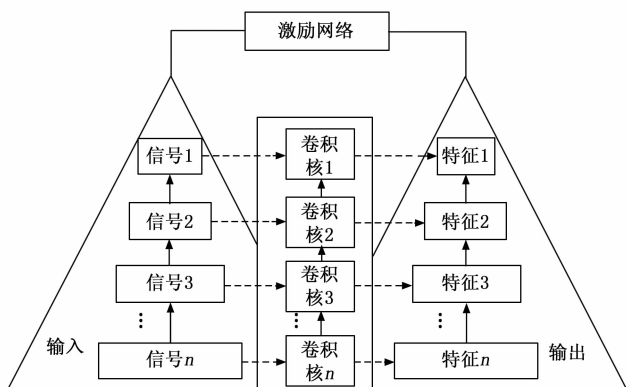


图 2 非线性自回归脏污、热斑效应特征提取结构

图 2 中, 非线性自回归热斑效应特征提取结构由横向自回归机制层、非线性特征提取层、热斑效应特征采样层 3 部分组成。其中, 横向自回归机制层工作机理为: 采用了将输入输出层的压缩和激励网络放置到骨干网上的方法, 自动获取各通道的重要度, 并依据重要度对通道进行强化, 对无关性通道弱化^[18]。在骨干网的顶部引入一种激励网络, 使其与中间层输出特征相重叠, 从而形成输出特征金字塔的顶部; 随着骨干网持续深度学习, 其特征图谱规模越来越小, 信道数量也在逐渐增多, 这将导致更高层次小目标特征学习变得越来越困难。为此, 提出了一种从底层到中层水平的骨干网, 此时非线性特征提取层工作机理为: 对主干特征进行一次卷积, 得到中层特征金字塔, 也就是主干特征抽取层, 对上采样点进行横向卷积, 并与上采样点相结合, 形成输出层特征锥^[19-20], 用来识别较小的目标; 热斑效应特征采样层的特征锥能够扩展特征收集范围, 增加预测机的输入, 从小目标中获取更多光伏组件表面清洁度特征。

进行非线性自回归脏污、热斑效应特征提取, 可避免因特征间的横向迁移和多特征间的交叉融合而带来的信息丢失。

2.3 光伏组件表面脏污、热斑效应识别

利用非线性自回归方法, 对光伏模块的表面清洁特性进行滤波, 并对其进行概率化条件方差, 从而建立非线性自回归的识别指数。基于该指数, 构建一种基于非线性自回归 I-V 曲线的脏污、热斑效应的识别方法, 由此实现光伏组件表面清洁度识别。

2.3.1 非线性自回归 I-V 曲线的脏污识别

如果长时间处于热斑状态, 将会引起内部节点的击穿, 从而降低器件发电能力, 缩短器件使用寿命, 甚至可能引起器件烧穿而引发火灾。为此, 必须采用旁路二极管对有阻隔的子串及时旁路掉, 以减轻热斑损害。如果有一块电池出现阴影遮挡, 二极管就会导通, 此时被旁路的并联子串可以被表示为:

$$U_g - \sum_{i=1}^n U_i \geq U_v \quad (5)$$

式中, U_g 表示被脏污遮挡光伏组件所承受的反偏电压; U_i 为正常组件工作电压; U_v 为二极管导通电压阈值。

在实际识别过程中, 发现除了被脏污遮挡组件发热外, 其余未遮挡组件也会出现发热问题。

在对带有阴影的部件进行 I-V 扫描时发现, 其输出 I-V 曲线与普通部件有很大的差异, 出现了明显的阶跃。阶跃主要有两种类型: 一是水平阶跃, 二是具有一定斜率的侧向阶跃。阶跃的出现是因为装置中的二极管从接通到断开, 当组件中存在遮挡问题, 其反偏态特征曲线在击穿电压以下时, 输出的 I-V 特征曲线将呈现出一个水平阶梯。

当组件工作在大电流区域, 即正常工作电流大于二极管导通对应的组件输出电流时, 因为被脏污遮挡的反偏电压始终满足公式 (5), 所以此时一旦接通二极管, 那么就可以直接旁路掉一个子串, 而此时组件开路电压下降到刚好满足公式 (5), 分析被脏污遮挡组件承受的反偏电压。

当组件工作不在大电流区域, 即正常工作电流小于等于二极管导通对应的组件输出电流时, 由于被脏污阻挡的反偏电压不满足公式 (5), 此时二极管关闭。在电压比公式 (5) 中的脏污阻挡组件所受反偏电压小的区域内, 脏污遮挡组件的反偏 I-V 特性曲线是非常平稳的, 因此, 一旦二极管断开, 被阻隔的电池组就会立刻恢复到正向偏置, 使得整体工作电流保持在一个较小的水平。

如果被脏污遮挡的组件反偏 I-V 曲线在电压低于被脏污遮挡组件所承受的反偏电压范围内出现显著的变化, 那么公式 (5) 就不存在了, 也就是在二极管关闭后, 热斑并没有立刻正向偏置, 它仍然作为负荷在所处的子串内消耗功率。只有在电池的总输出电压低于其短路电压时, 电池的反偏置电压才能停止, 此时电池的整体工作电压为低压。

以此实现光伏组件表面脏污的有效识别。

2.3.2 非线性自回归损失函数的热斑效应识别

在热斑效应的作用下, 采用二次采样方法, 可以得到更多波形特性。在此基础上, 将非线性特征提取层的输出层特征与中间层特征相结合, 分析与控制辅助损失和主要损失, 使得总体损失等于二者之和。在此基础上, 通过权重均衡二次采样所带来的损失, 公式为:

$$L_1 = L_o(U_o, \beta) + \omega L_p(Z_o, z) \quad (6)$$

$$L_2 = L_x(U_x, \beta) + \omega L_r(Z_r, z) \quad (7)$$

$$L = \lambda_j L_1 + \lambda_j L_2 \quad (8)$$

式 (6) ~ (8) 中, L_o 、 L_x 分别为输出层分类损失和中间

层回归损失, L_p 、 L_r 分别为中间层分类损失和输出层回归损失, U_a 、 U_b 分别为中间层和输出层分类预测结果, Z_a 、 Z_b 分别为中间层和输出层位置预测结果, ω 为用于平衡分类和定位损失权重, z 为未知信息, β 为目标标签, L_1 、 L_2 分别为辅助损失和主要损失, λ_1 、 λ_2 分别为主要损失和辅助损失识别指标。

结合最终损失函数, 设计的热斑效应识别流程如图 3 所示。

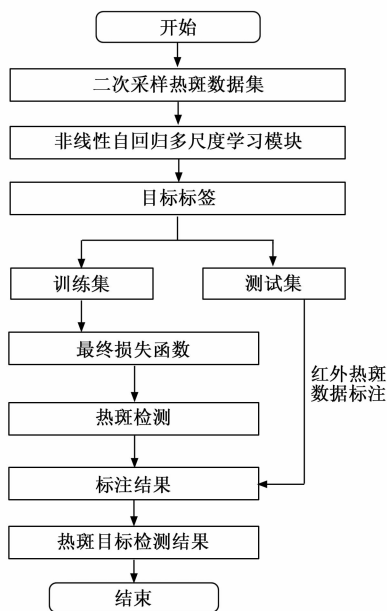


图 3 热斑效应识别流程

图 3 中, 采集了一系列光伏组件表面图像数据, 使用二次采样技术, 获取更多的训练样本, 建立了一个非线性自回归多尺度学习模块, 学习到不同尺度上的特征表示, 并标注目标标签, 即热斑区域, 通过训练集和测试集获得光伏组件表面红外热斑标注结果, 输出热斑目标检测结果, 从而提高光伏组件表面清洁度识别效果。

3 实验结果与分析

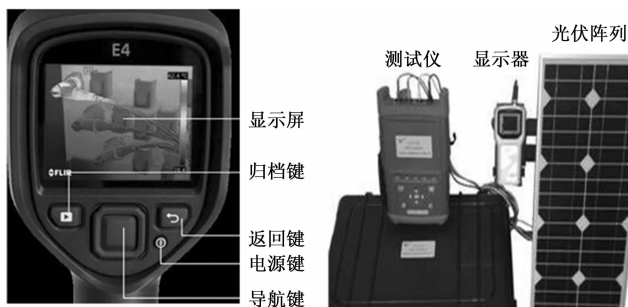
3.1 光伏电站概况与实验过程

某风光电场是由国家新能源投资公司出资, 国家电力勘察设计院设计的一种新型风电场, 海拔在 1 550~1 600 m 之间, 是一种新型的风电场。电厂共有 20 套机组, 前 15 套机组为 1 MW 正方形机组, 由两套 500 kW 的电机组成; 后 5 套机组中, 每个单元是 1 MW, 包含 1 个 1 000 kW 的反相器。2020 年 8 月 20 日, 风光风电场的光伏发电站正式接入电网, 截至 2020 年 9 月 31 日, 已有的风电装机规模已达 401 百万 kW/h。

实验过程如下:

1) 应用 FLIRT440 红外热像仪和 PV600 便携式太阳能 I-V 测试仪, 对被测的光伏组件进行连续、快速地扫描, 并对每个光伏组件的红外热像图分析, 进而计算出出现热斑的光伏组件和电池片数量。如图 4 所示。

图 4 中, 在所拍摄的照片中, 热斑在光伏模块的局部



(a) FLIR T440 红外热像仪 (b) PV600 便携式太阳能测试仪

图 4 光伏组件表面热斑效应识别实验设备

区域中, 有污垢会提升局部的温度, 以此为依据, 选择了具有典型意义的光伏组件, 其中包含了正常工作光伏组件以及已经产生了热斑的光伏组件。

2) 利用 PV600 便携式太阳能测试仪对其测试, 并对各模块性能参数进行比较分析。采用了一种由某仪表厂生产的高性能嵌入式 ARM 芯片作为主要控制芯片, 其结构组成具体如图 5 所示。

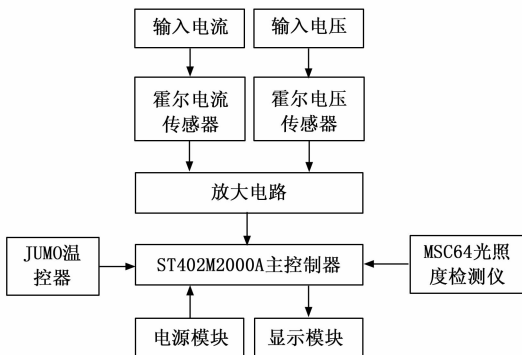


图 5 光伏组件表面脏污识别实验平台

3) 使用光照感知模块和温度感知模块来采集外部数据, 将清洁面板和各种杂质覆盖面板的伏安特征进行比较, 并通过特性曲线分析组件表面的覆盖状态。

4) 将生石灰撒于装置表面, 摇匀后, 在 3 kA 光强、25.0 °C 恒温下测试其 I-V 特性。在模拟铺上白灰层时, 将白灰层随意地涂在装置的表面, 在该环境下测试其 I-V 性能。

3.2 脏污影响下的清洁面板输出特性实验

不同方法对应的热斑效应会对光电流和电压产生不同的影响, 通过比对不同方法所得到的 I/V 曲线特征, 可以从曲线上找到独特的模式或特征, 用于识别和区分不同的热斑效应。为了证明所研究方法能准确地测量各种杂质引起的输出功率降低, 对均匀覆盖粉尘杂质的情况进行仿真, 测试其输出特征, 并对其正确性进行分析, 如图 6 所示。

由图 6 可知, 与清洁面板输出的 I-V 特性相比, 覆盖石灰的光伏组件玻璃盖板透射性减弱, 覆盖石灰面板短路电流下降, 开路电压降低。当电压为 0 时, 覆盖石灰面板和清洁面板短路电流分别为 0.41 A 和 0.45 A; 当电流为 0 时, 覆盖石灰面板和清洁面板开路电压分别为 18.5 V 和 19.5 V。

其中覆盖石灰面板、清洁面板输出 I-V 特性曲线在电

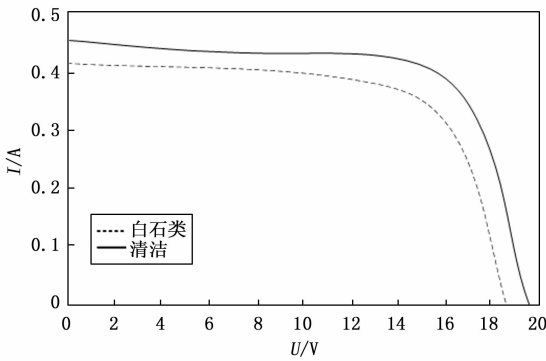


图 6 脏污影响清洁面板输出 I-V 特性曲线

压为 0~14 V 时, 短路电流下降速度较慢, 当超过 14 V 时, 短路电流下降速度变快。

通过对比不同方法的 I/V 曲线形状、曲线范围、斜率等特征, 可以更全面地了解不同方法在热斑效应识别中的表现, 并从曲线特征中得出有关表面清洁度方面的结论。对此, 使用基于深度卷积神经网络的检测方法 (参考文献 [1] 方法)、基于红外热图像处理的检测方法 (参考文献 [2] 方法)、基于注意力机制的识别方法 (参考文献 [31] 方法) 和非线性自回归识别技术 (本文所提方法), 对比分析脏污影响清洁面板 I-V 特性数据, 以此作为识别结果, 如图 7 所示。

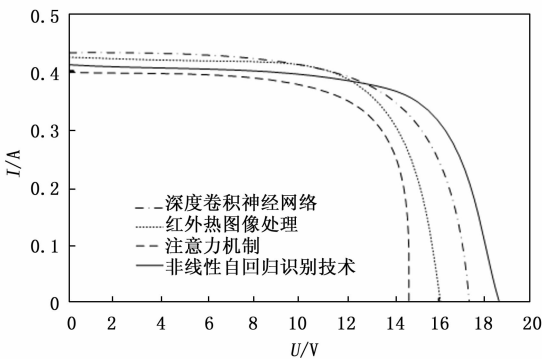


图 7 不同方法脏污识别结果对比分析

由图 7 可知, 当电压为 0 时, 使用基于深度卷积神经网络的检测方法、基于红外热图像处理的检测方法、基于注意力机制的识别方法和非线性自回归识别技术覆盖石灰面板短路电流分别为 0.44、0.43、0.40 和 0.41 A; 当电流为 0 时, 使用这 4 种方法覆盖石灰面板开路电压分别为 17.2、16.0、14.8 和 19.5 V。

其中使用基于深度卷积神经网络的检测方法、基于红外热图像处理的检测方法、基于注意力机制的识别方法和非线性自回归识别技术输出 I-V 特性曲线在电压分别为 0~13、0~12、0~13、0~14 V 时, 短路电流下降速度较慢, 当超过 13、12、13、4 V 时, 短路电流下降速度变快。

通过上述分析结果可知, 所研究识别技术通过确定光伏组件表面清洁度的非线性自回归识别指标, 用以识别脏污的影响。并对光伏组件表面脏污的特征进行提取, 综合

分析光伏组件的各种特征, 提高识别的全面性和准确性, 能够获取与实验数据一致的脏污影响清洁面板输出 I-V 特性曲线, 识别脏污精准。

3.3 热斑效应影响下的清洁面板输出特性仿真实验

在本次仿真中, 使用一台太阳能模拟器产生光照, 并将其照射到一个安装了光伏电池的清洁太阳能面板上, 在标准测试条件 (STC) 下, 设置额定电压、额定电流、开路电压和短路电流仿真值, 污染覆盖率为 10%, 模拟表面污染程度, 示波器所显示的运行结果是电流随时间的变化曲线。因为控制电源是按仿真模式设置的, 故每 400 s 要加 1 V 的电压, 以便对谐波信号源模块所设置的内部参数进行分析。因此, 可将横坐标的时间转换为与之相对应的电压值, 最终运行结果如图 8 所示。

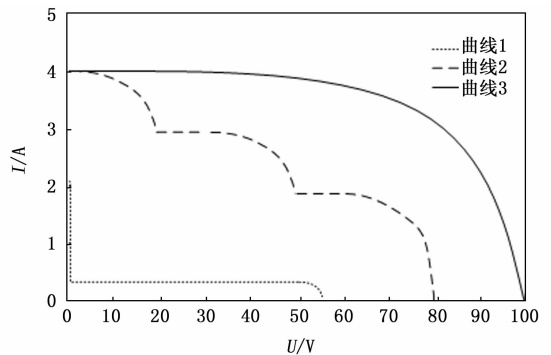


图 8 热斑效应影响清洁面板输出 I-V 特性曲线

由图 8 可知, 曲线 1 表示组件被热斑效应影响且并联旁路二极管的情况; 曲线 2 表示组件被热斑效应影响但不并联旁路二极管的情况; 曲线 3 表示组件不被热斑效应影响的情况。当组件存在一定程度热斑效应影响时, I-V 特性曲线出现了明显变化, 与正常组件相比, 受热斑效应影响的开路电压、短路电流都有所下降。

其中曲线 1 所示的 I-V 特性曲线最大短路电流为 4 A, 最大开路电压为 100 V, 曲线 2 所示的 I-V 特性曲线最大短路电流为 4 A, 最大开路电压为 80 V, 曲线 3 所示的 I-V 特性曲线最大短路电流为 2.2 A, 最大开路电压为 55 V。

使用基于深度卷积神经网络的检测方法、基于红外热图像处理的检测方法、基于注意力机制的识别方法和非线性自回归识别技术, 对比分析热斑效应影响清洁面板输出 I-V 特性数据, 以此作为识别结果, 如图 9 所示。

由图 9 (a) 可知, 使用基于深度卷积神经网络的检测方法、基于红外热图像处理的检测方法、基于注意力机制的识别方法和非线性自回归识别技术, 分析的 I-V 特性曲线最大短路电流分别为 3.6、3.7、3.9、4.0 A, 最大开路电压分别为 90.5、94、96、100 V。

由图 9 (b) 可知, 使用上述这 4 种方法分析的 I-V 特性曲线最大短路电流分别为 4.5、3.0、3.7、4.0, 最大开路电压分别为 83、74、76、80 V。

由图 9 (c) 可知, 使用上述这 4 种方法分析的 I-V 特性曲线最大短路电流分别为 3.0、2.8、2.4、2.0 A, 最大

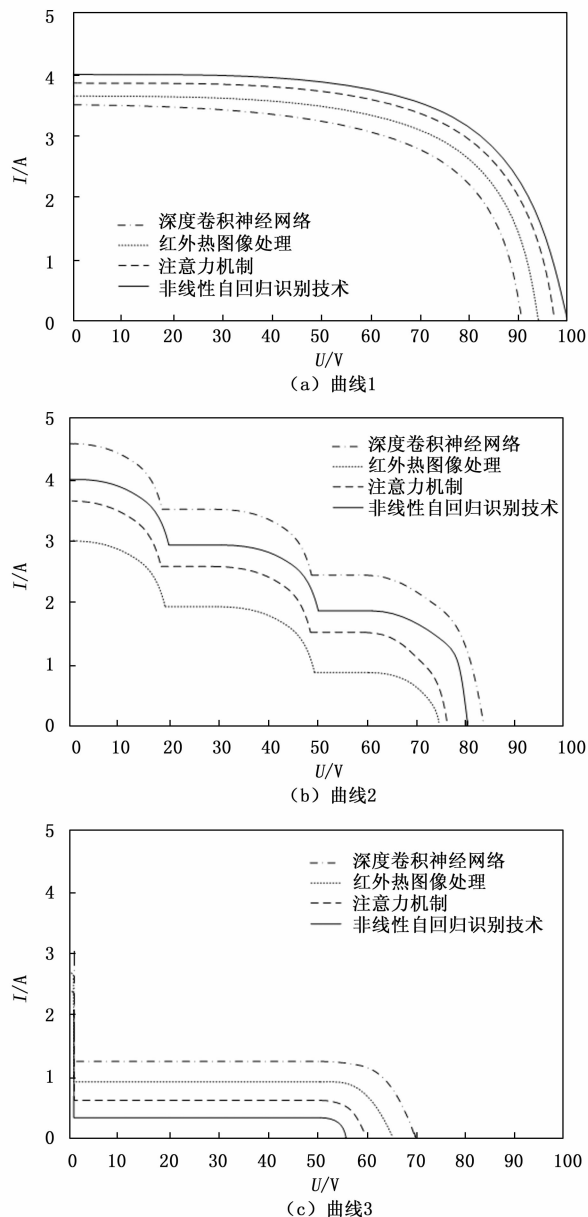


图 9 不同方法热斑效应识别结果对比分析

开路电压分别为 70、65、60、55 V。

通过上述分析可知，所研究识别技术结合了非线性自回归方法和特征提取技术，利用识别指标和特征提取结果，建立热斑效应的识别模型，并对光伏组件表面清洁度进行识别，能够获取与实验数据一致的热斑效应影响清洁面板输出 I-V 特性曲线，识别热斑效应精准。

4 结束语

为了解决无法精准识别光伏组件表面脏污和热斑效应的问题，提出了光伏组件表面清洁度非线性自回归识别技术。利用非线性自回归识别方法，对非平稳非线性信号进行识别，改进识别结构，提高对小目标的识别能力。利用主、辅损失函数联合预测，提高识别准确率。通过确定非线性自回归识别指数，识别非线性脏污、热斑效应信号，

从而实现了非线性识别研究，保证具有较好识别能力。

参考文献:

[1] 王道累, 李超, 李明山, 等. 基于深度卷积神经网络的光伏组件热斑检测 [J]. 太阳能学报, 2022, 43 (1): 412-417.

[2] 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.

[3] 孙海蓉, 李帆. 基于注意力机制的光伏热斑识别 [J]. 太阳能学报, 2023, 44 (2): 453-459.

[4] MUSTAFA Z, AZZOUZ M, AWAD A, et al. Fault identification for photovoltaic systems using a multi-output deep learning approach [J]. Expert Systems with Application, 2023, 211: 1-9.

[5] SHANKAR N, SARAVANAKUMAR, N, KUMAR C, et al. Opposition-based equilibrium optimizer algorithm for identification of equivalent circuit parameters of various photovoltaic models [J]. Journal of Computational Electronics, 2021, 20 (4): 1560-1587.

[6] 张东, 俞凯, 闫承涛, 等. 旱区光伏组件疏水性表面自清洁研究与参数优选 [J]. 农业工程学报, 2022, 38 (17): 232-239.

[7] 赵伟萍, 吕玉坤, 阎维平. 污秽颗粒在太阳能光伏组件表面的沉积机理及组件积灰特性数值模拟 [J]. 动力工程学报, 2022, 42 (4): 316-325.

[8] 廖智兴, 刘全兵, 黄斯琅, 等. 基于表面改性的光伏组件冷凝除尘特性研究 [J]. 太阳能学报, 2022, 43 (11): 33-40.

[9] 李广一, 朱涛, 杨欢红, 等. 火电厂区域分布式光伏支架表面铝铝合金镀层的腐蚀行为 [J]. 电镀与涂饰, 2023, 42 (4): 1-5.

[10] 魏卓航, 林培杰, 陈志聪, 等. 改进 YOLOv5 的光伏组件热斑及遮挡物检测 [J]. 福州大学学报 (自然科学版), 2023, 51 (1): 33-40.

[11] 黄珂, 张吉, 张卓奋, 等. 基于天空辐射冷却系统的光伏组件降温研究 [J]. 太阳能学报, 2023, 44 (2): 361-365.

[12] 李莎, 陈泽华, 刘海军. 基于 ST-TCN 的太阳能光伏组件故障诊断方法 [J]. 电子技术应用, 2022, 48 (12): 79-83.

[13] 朱永灿, 熊浩男, 田毅, 等. 基于叉指电容效应的光伏组件覆冰雪监测技术 [J]. 高电压技术, 2022, 48 (1): 20-28.

[14] 喻善均. CIGS 光伏组件用玻璃抽样检验方案探讨 [J]. 材料导报, 2021, 35 (s1): 195-197.

[15] 李嘉琪, 李航, 虞跨海, 等. 月球车光伏玻璃表面微织构对月尘沉积量的影响 [J]. 表面技术, 2021, 50 (10): 157-168.

[16] 孙建波, 王丽杰, 麻吉辉, 等. 基于改进 YOLO v5s 算法的光伏组件故障检测 [J]. 红外技术, 2023, 45 (2): 202-208.

[17] 何翔. 基于 DCGANs 的半片光伏组件电致发光图像增强技术 [J]. 应用光学, 2023, 44 (2): 314-322.

[18] 韩会丽, 刘健强, 张运杰, 等. 晶体硅光伏组件电势诱导衰减的研究 [J]. 信阳师范学院学报 (自然科学版), 2023, 36 (1): 98-101.

[19] 简献忠, 王鹏, 王如志. 基于改进蝠鲮优化算法的光伏组件参数辨识模型 [J]. 计量学报, 2023, 44 (1): 109-119.

[20] 叶露, 何涛, 张昕宇, 等. 基于趋势面分析的建筑立面光伏组件工作温度预测方法及应用 [J]. 建筑科学, 2022, 38 (2): 50-56.