

AIGC检测 · 简洁报告单

NO:CNKIAIGC2026SJ_20260527422488

检测时间:2026-05-14 22:15:18

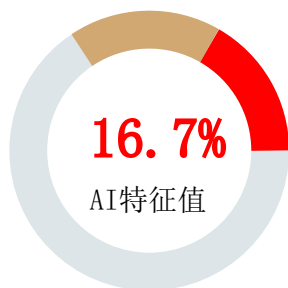
篇名: 基于I-V特性曲线的分布式光伏故障诊断系统设计

作者: 席润泽

单位:

文件名:

全文检测结果



AI特征值: 16.7%
AI特征字符数: 4456
总字符数: 26685

- AI特征显著 (计入AI特征字符数)
- AI特征疑似 (未计入AI特征字符数)
- 未标识部分

AIGC片段分布图

前部20%

AI特征值: 3.3%

AI特征字符数: 891

中部60%

AI特征值: 10.0%

AI特征字符数: 2673

后部20%

AI特征值: 3.3%

AI特征字符数: 891



分段检测结果

序号	AI特征值	AI特征字符数/章节(部分)字符数	章节(部分)名称
1	16.7%	4456 / 26685	论文全文



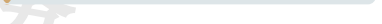



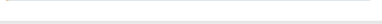
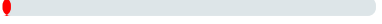



1. 论文全文



































AI特征值: 16.7% AI特征字符数 / 章节(部分)字符数: 4456 / 26685

片段指标列表

序号	片段名称	字符数	
1	片段1	38	0.1%

2	片段2	125		0.5%
3	片段3	179		0.7%
4	片段4	119		0.4%
5	片段5	92		0.3%
6	片段6	64		0.2%
7	片段7	33		0.1%
8	片段8	51		0.2%
9	片段9	30		0.1%
10	片段10	56		0.2%
11	片段11	35		0.1%
12	片段12	40		0.1%
13	片段13	146		0.5%
14	片段14	65		0.2%
15	片段15	30		0.1%
16	片段16	84		0.3%
17	片段17	74		0.3%
18	片段18	88		0.3%
19	片段19	81		0.3%
20	片段20	101		0.4%
21	片段21	123		0.5%
22	片段22	43		0.2%
23	片段23	65		0.2%
24	片段24	72		0.3%
25	片段25	87		0.3%
26	片段26	122		0.5%
27	片段27	28		0.1%
28	片段28	97		0.4%
29	片段29	39		0.1%
30	片段30	92		0.3%
31	片段31	23		0.1%
32	片段32	38		0.1%
33	片段33	38		0.1%
34	片段34	67		0.3%
35	片段35	20		0.1%

36	片段36	118		0.4%
37	片段37	113		0.4%
38	片段38	96		0.4%
39	片段39	87		0.3%
40	片段40	134		0.5%
41	片段41	104		0.4%
42	片段42	81		0.3%
43	片段43	74		0.3%
44	片段44	76		0.3%
45	片段45	113		0.4%
46	片段46	148		0.6%
47	片段47	99		0.4%
48	片段48	82		0.3%
49	片段49	106		0.4%
50	片段50	94		0.4%
51	片段51	126		0.5%
52	片段52	105		0.4%
53	片段53	34		0.1%
54	片段54	94		0.4%
55	片段55	125		0.5%
56	片段56	87		0.3%
57	片段57	25		0.1%
58	片段58	38		0.1%
59	片段59	56		0.2%
60	片段60	23		0.1%
61	片段61	28		0.1%
62	片段62	65		0.2%
63	片段63	110		0.4%
64	片段64	135		0.5%
65	片段65	69		0.3%
66	片段66	116		0.4%
67	片段67	41		0.2%
68	片段68	33		0.1%
69	片段69	47		0.2%

70	片段70	173		0.6%
71	片段71	109		0.4%
72	片段72	73		0.3%
73	片段73	36		0.1%
74	片段74	57		0.2%
75	片段75	54		0.2%
76	片段76	34		0.1%
77	片段77	74		0.3%
78	片段78	30		0.1%
79	片段79	35		0.1%
80	片段80	16		0.1%
81	片段81	39		0.1%
82	片段82	51		0.2%
83	片段83	31		0.1%
84	片段84	43		0.2%
85	片段85	201		0.8%
86	片段86	83		0.3%
87	片段87	30		0.1%
88	片段88	39		0.1%
89	片段89	65		0.2%
90	片段90	54		0.2%
91	片段91	63		0.2%
92	片段92	62		0.2%
93	片段93	29		0.1%
94	片段94	45		0.2%
95	片段95	47		0.2%
96	片段96	74		0.3%
97	片段97	26		0.1%
98	片段98	30		0.1%
99	片段99	65		0.2%
100	片段100	37		0.1%
101	片段101	60		0.2%
102	片段102	27		0.1%
103	片段103	56		0.2%

104	片段104	30	<div><div></div></div>	0.1%
105	片段105	23	<div><div></div></div>	0.1%
106	片段106	66	<div><div></div></div>	0.2%
107	片段107	232	<div><div></div></div>	0.9%
108	片段108	54	<div><div></div></div>	0.2%
109	片段109	71	<div><div></div></div>	0.3%
110	片段110	41	<div><div></div></div>	0.2%
111	片段111	26	<div><div></div></div>	0.1%
112	片段112	22	<div><div></div></div>	0.1%
113	片段113	47	<div><div></div></div>	0.2%
114	片段114	56	<div><div></div></div>	0.2%
115	片段115	46	<div><div></div></div>	0.2%
116	片段116	57	<div><div></div></div>	0.2%
117	片段117	41	<div><div></div></div>	0.2%
118	片段118	131	<div><div></div></div>	0.5%
119	片段119	70	<div><div></div></div>	0.3%
120	片段120	63	<div><div></div></div>	0.2%
121	片段121	46	<div><div></div></div>	0.2%
122	片段122	23	<div><div></div></div>	0.1%
123	片段123	125	<div><div></div></div>	0.5%
124	片段124	67	<div><div></div></div>	0.3%
125	片段125	65	<div><div></div></div>	0.2%
126	片段126	85	<div><div></div></div>	0.3%
127	片段127	44	<div><div></div></div>	0.2%
128	片段128	68	<div><div></div></div>	0.3%
129	片段129	75	<div><div></div></div>	0.3%
130	片段130	52	<div><div></div></div>	0.2%
131	片段131	61	<div><div></div></div>	0.2%
132	片段132	24	<div><div></div></div>	0.1%
133	片段133	68	<div><div></div></div>	0.3%

片段详情

NO. 1

片段1

字符数：38

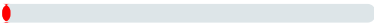
AI特征：显著

0.1%

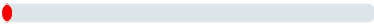
摘要：分布式光伏系统通常安装在房顶、山地等区域，布设点位分散，运行环境复杂。

NO. 2	片段2	字符数：125	AI特征：疑似 <div><div></div></div>	0.5%
针对分布式光伏阵列运行状态识别需求，构建了一套基于I-V特性曲线的故障诊断流程。建模部分以光伏电池单二极管等效电路为基础建立组件数学模型，并结合串并联拓扑关系构建2×2光伏阵列模型，用于分析辐照度与温度变化对I-V特性曲线和P-V特性曲线的影响规律。				
NO. 3	片段3	字符数：179	AI特征：显著 <div><div></div></div>	0.7%
Abstract:Distributed photovoltaic systems are usually deployed on rooftops, factory buildings, and other load-side locations, where operating conditions are complex and scattered.				
NO. 4	片段4	字符数：119	AI特征：显著 <div><div></div></div>	0.4%
This study proposes a fault diagnosis scheme for distributed photovoltaic arrays based on the I-V characteristic curve.				
NO. 5	片段5	字符数：92	AI特征：显著 <div><div></div></div>	0.3%
分布式光伏阵列可直接并入负载侧，已在工业区、公共区域、居民房顶及农业设施等场景中得到应用，在减轻局部用电压力、降低输配电过程中的能量损耗以及提升可再生能源消纳能力方面具有较好的适配性。				
NO. 6	片段6	字符数：64	AI特征：显著 <div><div></div></div>	0.2%
光伏组件长期处于户外工况下，常受到温度波动、光照变化、灰尘附着、鸟粪遮挡、树木或建筑物遮蔽、雨雪侵袭以及线路连接老化等因素影响。				
NO. 7	片段7	字符数：33	AI特征：显著 <div><div></div></div>	0.1%
经典运维方式主要依靠人工巡检、定期维护以及少量电气参数监测来开展。				
NO. 8	片段8	字符数：51	AI特征：显著 <div><div></div></div>	0.2%
光伏故障诊断的关键，在于从单块光伏或矩阵的输出特征中识别异常工况，并为后续检修与运行管理提供判断依据。				
NO. 9	片段9	字符数：30	AI特征：显著 <div><div></div></div>	0.1%
针对光伏系统故障诊断问题，国内外学者已开展了较为广泛的研究。				
NO. 10	片段10	字符数：56	AI特征：显著 <div><div></div></div>	0.2%
早期光伏故障研究通常以电压、电流、功率和填充因子等电气参数为基础，借助阈值判定、参数辨识或模型对比完成故障识别。				
NO. 11	片段11	字符数：35	AI特征：显著 <div><div></div></div>	0.1%

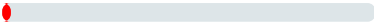
对于I-V特性曲线或P-V特性曲线开展故障诊断的方法，正逐步受到关注。

NO. 12 片段12 字符数：40 AI特征：显著  0.1%

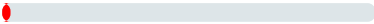
在数据驱动方法不断引入的背景下，机器学习已逐步成为光伏故障诊断研究中的重要分支。

NO. 13 片段13 字符数：146 AI特征：显著  0.5%

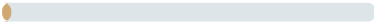
但从现有研究看，仍有若干问题值得进一步关注：一是部分方法对单一特征或单一模型依赖较强，在复杂工况下的适应性仍受限制；二是一些研究主要聚焦算法设计，对采集、传输、存储和结果展示等工程环节涉及较少；三是仿真数据与实际运行数据之间客观存在差异，实验条件下得到的模型结果未必能够直接迁移到工程应用中。

NO. 14 片段14 字符数：65 AI特征：显著  0.2%

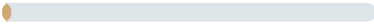
本文以分布式光伏系统故障诊断为研究对象，基于光伏阵列输出特性分析，结合I-V曲线数据完成故障特征提取、诊断模型训练及实验平台验证。

NO. 15 片段15 字符数：30 AI特征：显著  0.1%


第1章对课题研究背景、国内外研究现状及论文主要内容进行概述。

NO. 16 片段16 字符数：84 AI特征：疑似  0.3%


第2章主要讨论光伏电池建模及阵列基础分析。该章先阐述光伏电池的工作原理，再采用单二极管等效模型建立数学模型，并结合数值迭代方法求得组件的I-V特性曲线和P-V特性曲线。

NO. 17 片段17 字符数：74 AI特征：疑似  0.3%

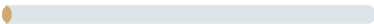
第3章对光伏阵列故障输出特性进行分析。该章以光伏阵列为研究对象，设置正常、局部遮挡、老化、开路 and 短路五种工况，用于模拟不同故障对阵列输出特性的影响。

NO. 18 片段18 字符数：88 AI特征：疑似  0.3%

第4章构建光伏故障诊断模型并完成训练。该章整理五类故障样本数据，并在数据预处理的基础上，结合特征筛选与PCA降维方法压缩冗余信息，随后将处理后的特征输入SVM分类模型进行训练。

NO. 19 片段19 字符数：81 AI特征：疑似  0.3%

第5章完成光伏故障诊断系统的实现与实验验证。该章搭建了分布式光伏故障诊断实验平台，平台由光伏阵列、采集板、主控板、4G通信模块、云服务器和AIRIOT云平台组成。

NO. 20 片段20 字符数：101 AI特征：疑似  0.4%

第6章对全文研究工作进行总结，并结合现有研究中的不足提出后续展望。该章归纳主要研究成果，同时围绕阵列规模扩展、真实运行数据引入、复合故障样本补充以及特征提取与诊断方法优化等方面，对后续研究方向进行说明。

NO. 21	片段21	字符数：123	AI特征：疑似	<div></div>	0.5%
本章对课题研究背景、国内外研究现状及论文主要内容进行了概述。结合分布式光伏系统运行中的故障诊断需求，阐述了采用I-V特性曲线进行状态识别的必要性；在梳理现有研究思路的基础上，总结了参数法、曲线法、机器学习方法以及在线监测系统研究的主要特点与不足。					
NO. 22	片段22	字符数：43	AI特征：疑似	<div></div>	0.2%
光伏电池是光伏发电系统实现光电转换的基本单元，其工作机理基于半导体材料的光生伏特效应。					
NO. 23	片段23	字符数：65	AI特征：疑似	<div></div>	0.2%
在光照条件下，当入射光子的能量高于半导体材料的禁带宽度时，价带中的电子吸收光子能量并跃迁至导带，从而在半导体内部形成电子—空穴对。					
NO. 24	片段24	字符数：72	AI特征：疑似	<div></div>	0.3%
在光照条件下，光伏电池可将太阳能转化为电能，其输出电流与输出电压之间表现出明显的非线性关系。。为准确表征这种输出特性，有必要建立相应的数学模型。					
NO. 25	片段25	字符数：87	AI特征：疑似	<div></div>	0.3%
目前，光伏电池等效电路中应用较多的模型主要有单二极管模型和双二极管模型。双二极管模型通过增加一个二极管来描述载流子复合过程，仿真精度相对较高，但参数求取和计算过程也更为复杂。					
NO. 26	片段26	字符数：122	AI特征：疑似	<div></div>	0.5%
该模型由光生电流源、二极管、串联电阻和并联电阻四部分组成。其中，光生电流源用于表征光照条件下产生的光生电流；二极管用于描述PN结的非线性伏安特性；串联电阻用于反映电池材料、电极以及连接导线引起的欧姆损耗；并联电阻则用于表征电池内部漏电流的影响。					
NO. 27	片段27	字符数：28	AI特征：疑似	<div></div>	0.1%
根据单二极管等效电路，光伏电池的输出电流满足如下关系式：					
NO. 28	片段28	字符数：97	AI特征：疑似	<div></div>	0.4%
式中， I 表示光伏电池输出电流， V 表示输出电压， I_{ph} 表示光生电流， I_0 表示二极管反向饱和电流， R_S 表示串联电阻， R_{sh} 表示并联电阻， N_S 表示串联电池片数量， V_t 表示考虑二极管理想因子后的热电压。					
NO. 29	片段29	字符数：39	AI特征：疑似	<div></div>	0.1%
式中， A 为二极管理想因子， K 为玻尔兹曼常数， T 为电池绝对温度， q 为电子电荷量。					
NO. 30	片段30	字符数：92	AI特征：疑似	<div></div>	0.3%

为获取光伏电池在不同工作点下的输出特性，本文在单二极管模型基础上对输出电压进行离散扫描。由于输出功率由电压和电流共同决定，在求得某一电压点对应的输出电流后，可按下式计算该点的输出功率：

NO. 31 片段31 字符数：23 AI特征：疑似 0.1%

先根据当前环境条件估算开路电压，其计算公式为：

NO. 32 片段32 字符数：38 AI特征：疑似 0.1%

式中， β_{voc} 为开路电压温度系数。随后在0至 V_{oc} 的范围内生成离散电压序列：

NO. 33 片段33 字符数：38 AI特征：疑似 0.1%

对于每一个电压点 V_i ，采用牛顿迭代法求解对应的输出电流 I_i ，并计算该点功率：

NO. 34 片段34 字符数：67 AI特征：疑似 0.3%

由全部离散点的电压、电流和功率数据，可得到光伏电池的 I-V 特性曲线和 P-V 特性曲线。最大功率点通过比较功率数组中的最大值确定：

NO. 35 片段35 字符数：20 AI特征：疑似 0.1%

其对应的最大功率点电压和电流分别表示为：

NO. 36 片段36 字符数：118 AI特征：疑似 0.4%

在不同辐照度 G 和温度 T_c 条件下，光伏电池的输出特性会随之变化。一般而言，在温度保持不变时，辐照度增大将引起光生电流增加，进而使输出电流和最大输出功率上升；在辐照度保持不变时，温度升高则会导致开路电压下降，从而使最大输出功率减小。

NO. 37 片段37 字符数：113 AI特征：疑似 0.4%

本文借助Python构建了光伏仿真平台，用于检验单二极管模型的输出特性，并生成后续光伏特性分析所需的仿真数据。该平台实现了光伏电池参数配置、环境参数输入、非线性方程数值求解、输出功率计算、最大功率点搜索以及特性曲线绘制等功能。

NO. 38 片段38 字符数：96 AI特征：疑似 0.4%

在平台实现层面，Python中的SingleDiodePVModel类负责单二极管模型的主要数值计算任务，包括光生电流计算、反向饱和电流计算、输出电流迭代求解、输出功率计算以及最大功率点计算。

NO. 39 片段39 字符数：87 AI特征：疑似 0.3%

在标准测试条件下，光伏电池的输出特性通常可由I-V特性曲线和P-V特性曲线表征。I-V 曲线描述端电压变化时输出电流的响应规律，P-V曲线则用于反映对应工作点的功率分布情况。

NO. 40	片段40	字符数：134	AI特征：疑似 <div><div></div></div>	0.5%
<p>光伏电池的I-V特性曲线及发电能力通常由I_{sc}、V_{oc}、V_{mpp}、I_{mpp}和P_{mpp}等参数共同表征。其中，I_{sc} 对应端电压为零时的短路电流，V_{oc} 对应输出电流降至零时的开路电压；V_{mpp}和I_{mpp}分别表示最大功率点处的电压和电流，两者的乘积即最大输出功率P_{mpp}。</p>				
NO. 41	片段41	字符数：104	AI特征：疑似 <div><div></div></div>	0.4%
<p>光伏电池的输出响应对辐照度和温度变化较为敏感，这两项环境因素直接影响其输出特性。由单二极管模型可知，辐照度升高会使光生电流增加，因此短路电流和最大输出功率通常呈上升趋势；相比之下，开路电压的变化幅度相对较小。</p>				
NO. 42	片段42	字符数：81	AI特征：疑似 <div><div></div></div>	0.3%
<p>温度变化对光伏电池输出特性的影响更集中地体现在电压侧。温度升高后，半导体内部载流子的热运动增强，反向饱和电流增大，开路电压随之下降，最大功率点也向低电压区域移动。</p>				
NO. 43	片段43	字符数：74	AI特征：疑似 <div><div></div></div>	0.3%
<p>为考察串并联耦合对输出特性的影响，本文将2×2光伏阵列作为分析对象。该阵列由两条并联支路组成，每条支路包含两个串联光伏组件，属于典型的两串两并结构。</p>				
NO. 44	片段44	字符数：76	AI特征：疑似 <div><div></div></div>	0.3%
<p>从拓扑关系来看，串联连接会使同一支路内各组件电流保持一致，支路端电压则为各组件端电压之和；并联连接则使各支路端电压保持一致，阵列总电流为各支路电流之和。</p>				
NO. 45	片段45	字符数：113	AI特征：疑似 <div><div></div></div>	0.4%
<p>在单组件单二极管模型与2×2阵列拓扑关系分析的基础上，进一步构建了面向2×2光伏阵列的模块化仿真模型。该模型将单组件电气方程、阵列串并联关系以及故障注入过程整合到阵列数学核心模块中，使阵列输出特性能够在给定输入条件下逐点求解。</p>				
NO. 46	片段46	字符数：148	AI特征：疑似 <div><div></div></div>	0.6%
<p>进入模型计算的输入量包括阵列端电压扫描值、各组件辐照度矩阵、环境温度、故障模式、故障严重程度以及故障作用的目标行列位置。其中，端电压扫描值用于确定当前计算点对应的阵列工作电压；辐照度矩阵和环境温度共同决定各组件的光生电流及温度修正量；故障模式、故障严重程度和目标位置则用于确定需要修正的组件参数范围。</p>				
NO. 47	片段47	字符数：99	AI特征：疑似 <div><div></div></div>	0.4%
<p>阵列数学核心模块负责将单组件的输出特性映射为整个阵列的端口特性。对于单组件，系统先依据辐照度和温度对单二极管模型中的光生电流、反向饱和电流等参数进行更新，从而得到该组件在当前工况下的电压—电流关系。</p>				
NO. 48	片段48	字符数：82	AI特征：疑似 <div><div></div></div>	0.3%

在阵列连接关系层面，同一串联支路内的两个组件需满足电流一致，支路端电压则由两个组件端电压叠加得到；两条并联支路的端电压保持一致，阵列总电流则由两条支路电流相加得到。

NO. 49 片段49 字符数：106 AI特征：疑似 0.4%

为获得完整的输出特性曲线，仿真过程采用扫压法对阵列端电压进行连续扫描。具体而言，阵列端电压从0逐步增加至接近开路电压的范围，在每个电压采样点上由阵列数学核心模块计算对应电流，并进一步由 $P=V \times I$ 得到瞬时输出功率。

NO. 50 片段50 字符数：94 AI特征：疑似 0.4%

模型输出端主要包括阵列I-V特性曲线、P-V特性曲线，以及由曲线提取的关键电气参数，如开路电压 V_{oc} 、短路电流 I_{sc} 、最大功率点电压 V_{mpp} 、最大功率点电流 I_{mpp} 和最大输出功率 P_{mpp} 。

NO. 51 片段51 字符数：126 AI特征：疑似 0.5%

本文以四块光伏组件构成的 2×2 阵列为分析对象，该阵列采用两串两并的连接方式，同时具备串联支路中的电压叠加特征和并联支路中的电流汇流特征。由于结构规模较小，既便于观察故障对曲线形态及输出参数的影响，也能够反映阵列内部失配、支路异常和功率重分配等典型现象。

NO. 52 片段52 字符数：105 AI特征：疑似 0.4%

为保证不同工况下曲线分析的可比性，仿真首先设置正常工况作为基准。正常工况下，四块组件的辐照度、温度及电气参数保持一致；随后在此基础上，分别调整局部组件的辐照度、组件等效参数或电气连接状态，以构建相应的故障工况。

NO. 53 片段53 字符数：34 AI特征：疑似 0.1%

在分布式光伏系统的运行过程中，局部遮挡是一类较为普遍的外部环境扰动。

NO. 54 片段54 字符数：94 AI特征：疑似 0.4%

在局部遮挡故障仿真中，外部光照基准设定为 1000 W/m^2 。随后在某一块组件表面引入遮挡条件，使该组件的实际等效辐照度低于未遮挡组件，其余组件仍保持 1000 W/m^2 、 $25 \text{ }^\circ\text{C}$ 的初始条件。

NO. 55 片段55 字符数：125 AI特征：疑似 0.5%

图3.2对比了局部遮挡故障下阵列P-V特性曲线与正常工况曲线的差异。正常工况下，P-V特性曲线通常仅对应一个较为清晰的峰值，最大功率点位置也相对稳定；而在局部遮挡条件下，不同支路的最佳工作点不再一致，功率曲线峰值明显下降，最大功率点位置随之发生偏移。

NO. 56 片段56 字符数：87 AI特征：疑似 0.3%

老化故障主要与光伏组件长期运行过程中材料性能退化及电气连接能力下降有关。分布式光伏系统长期处于户外环境，组件持续受到高温、紫外线、雨水、湿热循环、风沙以及温度变化等因素作用。

NO. 57	片段57	字符数：25	AI特征：显著 	0.1%
老化故障用于描述组件长期运行后性能逐渐衰减的状态。				
NO. 58	片段58	字符数：38	AI特征：疑似 	0.1%
图3.3展示了老化故障条件下阵列I-V特性曲线与正常工况曲线之间的对比结果。				
NO. 59	片段59	字符数：56	AI特征：疑似 	0.2%
图3.4为老化故障下阵列P-V曲线对比图。老化工况下，最大功率点对应的功率值明显低于正常工况，功率峰值整体下降。				
NO. 60	片段60	字符数：23	AI特征：显著 	0.1%
开路故障通常是由光伏组件或支路连接中断引起的。				
NO. 61	片段61	字符数：28	AI特征：显著 	0.1%
图3.5为开路故障下阵列I-V曲线与正常工况曲线的对比。				
NO. 62	片段62	字符数：65	AI特征：疑似 	0.2%
图3.6为开路故障下阵列P-V曲线对比图。由于输出功率由输出电压和输出电流共同决定，开路故障造成的电流下降会直接导致最大功率降低。				
NO. 63	片段63	字符数：110	AI特征：疑似 	0.4%
短路故障是指阵列中某一组件或局部线路被低阻通道旁路的异常状态，其常见诱因包括线路绝缘损坏、接线错误、接头进水以及组件内部局部击穿等。在仿真平台中，可通过将某一组件端口设置为低阻连接，使其两端电压接近零的方式模拟短路故障。				
NO. 64	片段64	字符数：135	AI特征：疑似 	0.5%
图3-7展示了短路故障下阵列I-V特性曲线与正常工况曲线的对比结果。相较于电流侧，短路故障对电压侧的影响更为明显。正常工况下，串联组件的端电压逐级叠加形成支路电压；当某一组件发生短路后，其端电压被显著压低，导致所在支路能够提供的最大电压减小，阵列输出电压范围也随之收缩。				
NO. 65	片段65	字符数：69	AI特征：疑似 	0.3%
图3.8为短路故障下阵列P-V曲线对比图。短路后，阵列在较高电压区域的输出能力受到限制，最大功率点通常向低电压区域移动，同时峰值功率下降。				
NO. 66	片段66	字符数：116	AI特征：疑似 	0.4%

在完成四类故障曲线分析的基础上，进一步将其与正常工况结合，对五种工况之间的差异进行综合比较。本文主要从I-V特性曲线形态、P-V特性曲线形态、关键电气参数以及故障可辨识特征四个方面展开对比分析，图3.9为五种工况下I-V曲线对比图。


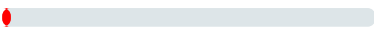
NO. 67 片段67 字符数：41 AI特征：显著  0.2%


图3.10为五种工况下P-V曲线对比图。正常工况下功率曲线峰值最高且峰值位置稳定。

NO. 68 片段68 字符数：33 AI特征：显著  0.1%

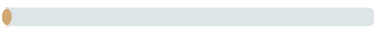
从关键电气参数角度看，五种工况之间的差异可以通过、、和进行归纳。

NO. 69 片段69 字符数：47 AI特征：显著  0.2%


由表3.2可以看出，虽然对所有故障都敏感，但它只能说明阵列输出能力下降，不能单独区分故障类型。

NO. 70 片段70 字符数：173 AI特征：疑似  0.6%

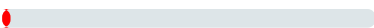
从曲线形态差异来看，局部遮挡在五种工况中的变化最为复杂，其电流受限现象和功率峰值偏移与阵列内部支路失配密切相关；老化故障的曲线变化相对平缓，容易与环境波动引起的功率下降相混淆，因此需要结合参数的长期变化及填充因子进行判断；开路故障主要表现为电流输出能力明显下降，曲线差异较为直观；短路故障则主要表现为电压输出范围收缩，最大功率点向低电压区域移动。

NO. 71 片段71 字符数：109 AI特征：疑似  0.4%


结合五种工况的对比结果可以看出，正常工况曲线可作为判断故障偏移的基准；局部遮挡主要对应支路失配及功率峰值下降；老化故障主要表现为输出能力平缓衰减；开路故障主要表现为电流输出能力降低；短路故障主要表现为电压输出范围压缩。

NO. 72 片段72 字符数：73 AI特征：显著  0.3%


本章基于2×2光伏阵列仿真模型，设置了正常、局部遮挡、老化、开路和短路五种工况，并对各工况下的I-V曲线、P-V曲线及关键电气参数进行了对比分析。

NO. 73 片段73 字符数：36 AI特征：显著  0.1%

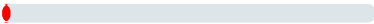
机器学习是一类利用已有样本数据建立输入特征与目标标签之间映射关系的方法。

NO. 74 片段74 字符数：57 AI特征：显著  0.2%

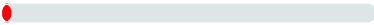
在光伏阵列故障诊断中，不同运行状态会引起I-V曲线、P-V曲线以及开路电压、短路电流、最大功率点等关键参数的变化。

NO. 75 片段75 字符数：54 AI特征：显著  0.2%

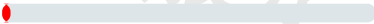
常见的机器学习分类模型包括支持向量机、随机森林、梯度提升树、XGBoost、多层感知器和AdaBoost等。

NO. 76 片段76 字符数：34 AI特征：显著  0.1%


从本文任务特点看，光伏故障诊断具有多特征、多类别和非线性边界等特点。

NO. 77 片段77 字符数：74 AI特征：显著  0.3%


支持向量机是一种典型的监督分类方法，其基本思想是在特征空间中寻找能够区分不同类别样本的分类超平面，并使距离分类边界最近的样本到该边界的间隔尽可能大。

NO. 78 片段78 字符数：30 AI特征：显著  0.1%


在实际故障诊断数据中，不同类别样本往往难以做到完全线性可分。

NO. 79 片段79 字符数：35 AI特征：显著  0.1%

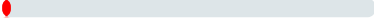
对于光伏阵列故障诊断问题，不同故障类别之间的边界通常并非简单线性关系。

NO. 80 片段80 字符数：16 AI特征：显著  0.1%


SVM 的分类决策函数可简写为：

NO. 81 片段81 字符数：39 AI特征：显著  0.1%

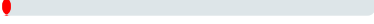
式中， x 为待分类样本， x_i 为训练样本， y_i 为类别标签， $K(x, x_i)$ 为核函数， w 和 b 为训练得到的模型参数。

NO. 82 片段82 字符数：51 AI特征：显著  0.2%

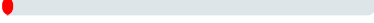
本文采用径向基函数（Radial Basis Function，RBF）作为SVM的核函数，其形式为：

NO. 83 片段83 字符数：31 AI特征：显著  0.1%

式中， γ 为核函数参数，用于控制样本相似度随距离变化的敏感程度。

NO. 84 片段84 字符数：43 AI特征：显著  0.2%

标准SVM本身属于二分类模型，而本文诊断对象包括正常、短路、开路、遮挡和老化五类状态。

NO. 85 片段85 字符数：201 AI特征：显著  0.8%

如图4-1所示，本文光伏故障诊断流程首先以实测 I-V 曲线及其对应故障标签作为原始数据来源，对样本进行数据清洗和类别划分；随后从曲线中提取基础电气特征、曲线形态特征、故障专用特征和频域特征，形成 101 维诊断特征向量；在模型训练前，进一步通过特征筛选和 PCA 降维减少冗余信息，得到适合 SVM 输入的低维特征空间；最后完成 SVM 多类型故障分类训练与评价，并将训练后的模型保存，用于诊断调用。

NO. 86	片段86	字符数：83	AI特征：显著 	0.3%
本章训练数据来源于课题实验过程中自行采集和整理的光伏I-V曲线数据，数据采集时，通过光伏测试电路获得组件端电压、电流等输出信息，并结合实验设定的运行状态进行人工标注。				
NO. 87	片段87	字符数：30	AI特征：显著 	0.1%
I-V曲线中包含了故障状态下电压、电流和功率变化的综合信息。				
NO. 88	片段88	字符数：39	AI特征：显著 	0.1%
完成曲线清洗和平滑处理后，本文从I-V曲线和P-V曲线中提取101维诊断特征。				
NO. 89	片段89	字符数：65	AI特征：显著 	0.2%
基础电气特征 19 开路电压、短路电流、最大功率点电压、最大功率点电流、最大功率、填充因子等 反映组件整体输出能力和关键工作点变化				
NO. 90	片段90	字符数：54	AI特征：显著 	0.2%
曲线形态特征 50 I-V曲线斜率、曲率、面积、分段变化率和局部形态参数等 描述曲线弯折、平台段和下降段变化				
NO. 91	片段91	字符数：63	AI特征：显著 	0.2%
完成特征提取后，对数据进行了统一预处理。对于个别缺失或异常值，采用同类别或整体统计值进行修正，避免模型训练时受到无效记录干扰。				
NO. 92	片段92	字符数：62	AI特征：疑似 	0.2%
式中，为中位数，和分别为第一、第三四分位数。与普通标准化相比，该方法对个别极端值不太敏感，适合实测数据中存在少量波动的情况。				
NO. 93	片段93	字符数：29	AI特征：显著 	0.1%
101维诊断特征中既包含主要判别信息，也可能存在一定冗余。				
NO. 94	片段94	字符数：45	AI特征：显著 	0.2%
标准化处理后，本文利用随机森林特征重要度结果进行特征筛选，将101维特征压缩至 51 维。				
NO. 95	片段95	字符数：47	AI特征：显著 	0.2%
PCA 二维分布见图4.3。图中展示前两个主成分，用于观察不同故障样本在低维空间中的分布趋势。				
NO. 96	片段96	字符数：74	AI特征：显著 	0.3%

从PCA图可以看出，正常、短路、遮挡和老化样本在前两个主成分平面上形成了较清晰的分布区域；开路样本由于故障特征较为特殊，主体样本集中于图中左侧附近。

NO. 97 片段97 字符数：26 AI特征：显著 0.1%

本文使用SVC构建SVM分类器，主要参数见表4.3。

NO. 98 片段98 字符数：30 AI特征：显著 0.1%

在上述参数中，RBF核函数是SVM实现非线性分类的关键设置。

NO. 99 片段99 字符数：65 AI特征：显著 0.2%

模型训练流程包括数据读取、标签映射、曲线预处理、特征提取、缺失值填充、标准化、特征筛选、PCA降维、SVM训练和测试集评价等步骤。

NO. 100 片段100 字符数：37 AI特征：显著 0.1%

模型保存的目的在于保证后续系统部署阶段能够复用训练阶段形成的完整处理流程。

NO. 101 片段101 字符数：60 AI特征：显著 0.2%

在当前测试集上，SVM 的 Accuracy、Precision、Recall和Weighted F1均为1.0000。

NO. 102 片段102 字符数：27 AI特征：显著 0.1%

测试集分类结果通过混淆矩阵热力图表示，如图4.5所示。

NO. 103 片段103 字符数：56 AI特征：显著 0.2%

具体来看，测试集中的40组正常样本、29组短路样本、40组开路样本、40组遮挡样本和19组老化样本均被正确识别。

NO. 104 片段104 字符数：30 AI特征：显著 0.1%

RBF核SVM不像线性模型那样直接给出各输入特征的线性系数。

NO. 105 片段105 字符数：23 AI特征：显著 0.1%

由图4-6可知，重要特征包括、、、、和。

NO. 106 片段106 字符数：66 AI特征：疑似 0.2%

这些特征共同对应第三章中分析的故障输出规律。SVM的输入并非依赖某一单独参数，而是综合利用输出能力、曲线形态和局部故障特征完成分类。

NO. 107 片段107 字符数：232 AI特征：显著 0.9%

本章围绕光伏I-V曲线故障诊断模型的构建与训练展开，整理了840条带标签I-V曲线数据，并按正常、短路、开路、遮挡和老化五类完成训练集与测试集划分；在特征构建方面，本文采用101维故障诊断特征，并经过缺失值处理、稳健标准化、特征筛选和PCA降维后输入分类模型；在模型训练方面，以SVM为核心模型作为诊断核心，结果表明，基于实测I-V曲线特征的模型能够较好地地区分主要故障类别，优化集成模型在测试集上取得较高的准确率和F1值，为后续服务器端在线诊断调用提供了模型基础。

NO. 10
8 片段108 字符数：54 AI特征：显著 0.2%

为检验前文故障诊断模型能否进入实际运行流程，本文在实验阶段搭建了基于I-V特性曲线的分布式光伏故障诊断平台。

NO. 10
9 片段109 字符数：71 AI特征：显著 0.3%

实验平台由光伏阵列及模拟太阳装置、三合一DC-DC采集板、STM32F407ZG主控板、部署故障诊断模型的云服务器以及AIRIOT云平台组成。

NO. 11
0 片段110 字符数：41 AI特征：显著 0.2%

为检验系统对不同状态的识别能力，本文设置正常、局部遮挡、老化、开路和短路五类工况。

NO. 11
1 片段111 字符数：26 AI特征：显著 0.1%

局部遮挡通过遮挡部分组件或降低局部模拟光照强度实现。

NO. 11
2 片段112 字符数：22 AI特征：显著 0.1%

光伏阵列及模拟太阳装置是实验平台的前端对象。

NO. 11
3 片段113 字符数：47 AI特征：显著 0.2%

正常工况下，光伏组件保持完整连接并接受稳定光照，输出电压、电流随工作点变化形成标准I-V曲线。

NO. 11
4 片段114 字符数：56 AI特征：显著 0.2%

电压电流采集是本系统中连接光伏阵列与后续诊断算法的重要环节，其采样结果直接影响I-V特征提取和故障识别的准确性。

NO. 11
5 片段115 字符数：46 AI特征：显著 0.2%

采集板采用四开关同步Buck-Boost拓扑结构，可在一定输入输出条件下实现升压和降压调节。

NO. 11
6 片段116 字符数：57 AI特征：显著 0.2%

在故障诊断实验中，采集板的主要作用是获取光伏侧电压、电流数据，并配合DC-DC变换过程形成I-V曲线离散采样序列。

NO. 11
7 片段117 字符数：41 AI特征：显著 0.2%

主控板位于三合一DC-DC采集板与诊断端之间，是系统数据传输与采样管理的中间环节。

NO. 11 8	片段118	字符数：131	AI特征：显著	<div></div>	0.5%
主控板接收数据后，按照故障诊断模型的输入要求对采样点进行缓存和格式整理，形成电压、电流一一对应的 I-V 样本，对于采样点数量不足、字段缺失或通信中断导致的不完整样本，主控端通过异常标记或重新采集的方式进行处理，以保证进入诊断流程的数据具有较好的完整性和一致性。					
NO. 11 9	片段119	字符数：70	AI特征：显著	<div></div>	0.3%
主控通信部分采用塔石4G模块实现远程上传，该模块支持4G网络传输和串口数据交互，能够满足分布式光伏场景下采集端与服务器端之间的数据连接需求。					
NO. 12 0	片段120	字符数：63	AI特征：显著	<div></div>	0.2%
本文故障诊断模型部署在服务器端。服务器接收主控板上传的I-V数据后，运行预处理和特征提取程序，并调用第四章训练完成的诊断模型。					
NO. 12 1	片段121	字符数：46	AI特征：显著	<div></div>	0.2%
诊断端接收到主控板上传的数据后，先检查数据格式，包括采样点数量、电压电流字段顺序和数值范围。					
NO. 12 2	片段122	字符数：23	AI特征：显著	<div></div>	0.1%
云平台显示模块用于展示系统运行状态和诊断结果。					
NO. 12 3	片段123	字符数：125	AI特征：显著	<div></div>	0.5%
本章围绕分布式光伏故障诊断系统的实现与实验验证展开，搭建了由光伏阵列及模拟太阳装置、三合一DC-DC采集板、STM32F407ZG主控板、4G通信模块、服务器端诊断程序和AIIRIOT云平台组成的实验平台，形成了从现场数据采集到诊断结果显示的完整流程。					
NO. 12 4	片段124	字符数：67	AI特征：显著	<div></div>	0.3%
本文围绕分布式光伏系统故障诊断问题，以光伏组件I-V特性曲线为研究对象，完成了光伏建模、故障特性分析、诊断模型构建及系统实验验证工作。					
NO. 12 5	片段125	字符数：65	AI特征：显著	<div></div>	0.2%
(1)基于电池等效电路模型分析输出特性，结合串并联关系建立光伏阵列模型，明确了光照、温度及电池参数对I-V、P-V曲线的影响规律。					
NO. 12 6	片段126	字符数：85	AI特征：显著	<div></div>	0.3%

(2) 针对局部遮挡、老化、开路、短路四类典型故障，对比分析了正常与故障状态下I-V、P-V曲线的差异，明确了不同故障对短路电流、开路电压、最大功率点及曲线形态的影响规律。

NO. 12
7 片段127 字符数：44 AI特征：显著 0.2%

(3) 从I-V曲线及相关参数中提取运行状态特征，采用SVM机器学习方法构建混合诊断模型。

NO. 12
8 片段128 字符数：68 AI特征：显著 0.3%

(4) 结合前述建模与诊断模型，完成了实验平台用分布式光伏故障诊断系统设计，实现了数据采集、处理、特征提取、模型诊断及结果显示的完整流程。

NO. 12
9 片段129 字符数：75 AI特征：疑似 0.3%

后续可从贴近实际应用的角度进一步开展研究。研究以2×2光伏阵列对象，而实际分布式光伏系统组件更多、组串结构更复杂，单个组件异常的影响易被削弱或叠加。

NO. 13
0 片段130 字符数：52 AI特征：疑似 0.2%

(1) 样本主要来自实验平台，条件相对可控。实际运行中光照、温度、灰尘、组件差异及噪声等均会影响输出曲线。

NO. 13
1 片段131 字符数：61 AI特征：显著 0.2%

(2) 研究仅分析了四类典型单一故障，而实际运行中存在复合故障、渐变故障及早期轻微异常，其初期特征不明显，易与正常波动混淆。

NO. 13
2 片段132 字符数：24 AI特征：显著 0.1%

(3) 研究采用SVM方法验证了诊断思路的可行性。

NO. 13
3 片段133 字符数：68 AI特征：显著 0.3%

后续需围绕扩大阵列规模、引入真实数据、丰富故障类型、提升模型泛化能力及完善系统工程化实现展开研究，推动该诊断方法从实验验证走向现场应用。

- 说明：
- 1、支持中、英文内容检测；
 - 2、AI特征值=AI特征字符数/总字符数；
 - 3、红色代表AI特征显著部分，计入AI特征字符数；
 - 4、棕色代表AI特征疑似部分，未计入AI特征字符数；
 - 5、检测结果仅供参考，最终判定是否存在学术不端行为时，需结合人工复核、机构审查以及具体学术政策的综合应用进行审慎判断。



关注微信公众号

知网AIGC检测服务

知网AIGC检测服务