第 52 卷 第 7 期：3098-3108 高电压技术 Vol.52, No.7: 3098-3108
2026 年 7 月 31 日 High Voltage Engineering July 31, 2026
DOI: 10.13336/j.1003-6520.hve.20260580

基于正交感知与保护智能体的光伏微弱电弧自适应实时检测方法

杨译云[1]，穆海宝[1]，王云峰[1]，姚欢民[1]，白　彤[1]，姜　辉[2,3]
（1. 西安交通大学电气工程学院，西安 710049；2. 化学品安全全国重点实验室，青岛 266104；
3. 中石化安全工程研究院有限公司，青岛 266104）

摘　要：光伏直流系统是新能源发电的核心之一，运行过程中存在着拉弧隐患。若能在电弧发展初期微弱阶段实现报警，能极大减少后续发生火灾的风险。然而，微弱电弧的特征隐蔽，传统静态阈值法误判率较高，难以实现对早期电弧及时、准确识别。为此，该文提出一种基于正交感知与保护智能体的自适应实时电弧诊断方法，利用其“感知-决策”解耦架构的特性，能实现极端工况下初期电弧的精准感知与快速响应。首先，采用正交注意力卷积神经网络(orthogonal attention-CNN，OA-CNN)对 15 ms 电流窗口进行快速感知，输出单窗口瞬时电弧发生概率；其次，构建基于竞争双重深度 Q 网络(dueling double deep Q-network，D3QN)与优先经验回放(prioritized experience replay，PER)的保护智能体，以连续故障概率序列为状态输入进行自适应切断决策。测试结果表明，所提 OA-CNN 框架实现了 97.94%的准确率，进一步在 Jetson Orin Nano 嵌入式平台上进行部署测试，OA-CNN+D3QN 整体模型的端到端平均推理时间为 2.106 1 ms，小于 15 ms 采样窗口，具备边缘端实时部署潜力。模拟实时诊断结果表明，该方法可在稳定电弧形成前动作，并在典型干扰下保持零误动，对光伏系统可靠运行具有工程价值。
关键词：光伏系统；直流电弧故障；强化学习；保护智能体；正交注意力机制

Adaptive Real-time Detection Method for Weak Arcs in Photovoltaic Systems Based on Orthogonal Perception and Protective Agents

YANG Yiyun[1], MU Haibao[1], WANG Yunfeng[1], YAO Huanmin[1], BAI Tong[1], JIANG Hui[2,3]
(1. School of Electrical Engineering, Xi’an Jiao Tong University, Xi’an 710049, China; 2. State Key Laboratory of Chemical Safety, Qingdao 266104, China; 3. SINOPEC Research Institute of Safety Engineering Co., Ltd., Qingdao 266104, China)

Abstract: The photovoltaic (PV) DC system is a core component of new energy generation, yet it poses potential arc fault hazards during operation. Triggering an alarm during the initial weak stage of an arc can significantly reduce the subsequent risk of fire. However, the characteristics of weak arcs are highly concealed, and traditional static threshold methods suffer from high false alarm rates, making it difficult to achieve timely and accurate identification of early-stage arcs. To address this issue, this paper proposes an adaptive real-time arc diagnosis method based on an orthogonal perception and protection agent. The decoupled “perception-decision” architecture enables precise perception and rapid response to initial arcs under extreme operating conditions. First, an orthogonal attention convolutional neural network (OA-CNN) is employed to rapidly perceive the 15 ms current window and output the instantaneous arc probability for a single window. Second, a protection agent based on dueling double deep Q-network (D3QN) and prioritized experience replay (PER) is constructed to make adaptive tripping decisions using a continuous sequence of fault probabilities as the state input. Test results demonstrate that the proposed OA-CNN framework achieves a comprehensive accuracy of 97.94%. Furthermore, deployment tests on the Jetson Orin Nano embedded platform show that the single-window end-to-end average inference time of the overall OA-CNN+D3QN model is 2.106 1 ms, which is less than the 15 ms sampling window, indicating its potential for real-time deployment on edge devices. Simulated real-time diagnosis results indicate that this method can act before a stable arc is formed and maintain zero false alarms under typical interference, demonstrating significant engineering value for the reliable operation of PV systems.
Key words: photovoltaic systems; DC arc faults; reinforcement learning; protection agents; orthogonal attention mechanism

基金资助项目：中国石化科技部项目(325097)。
Project supported by Technical Project Fund of China Petroleum & Chemical Corporation (325097).

0 引言

随着“双碳”战略目标的持续推进[1]，光伏发电技术已迈入规模化应用新阶段[2]。然而，光伏系统中包含大量露天电气连接点，在温度交变、湿度腐蚀、风沙磨损的持续作用下，容易松动，导致接触不良并诱发直流拉弧[3]。更严重的是，受限于直流无过零点及源端电压无法消除的特性，电弧难以自熄。若引燃组件，在缺乏物理隔离的情况下，火势将迅速扩散，严重威胁系统资产与人员安全。因此，实现对初期直流电弧故障的快速识别与精准检测，是提升光伏系统安全性的关键所在。

当前，基于直流母线电流信号的电弧检测方案，因其无需改变系统拓扑、监测范围广且易于集成，成为主流选择。后续的信号处理与故障辨识中，随着人工智能技术的发展[4-6]，基于数据驱动的多层神经网络越来越多地应用于电弧故障检测[7]，并展现出相较于传统特征量阈值方法更强的自适应与泛化能力[8-9]。例如，文献[10]结合前端降噪算法，构建了融合宽核深度卷积神经网络、双向长短期记忆网络与交叉注意力机制的混合模型，实现了对串联电弧故障的高精度诊断。轻量化部署方面，文献[11]提出了一种基于知识蒸馏的轻量级卷积神经网络，并在 STM32 上以极低内存消耗实现了光伏直流电弧的高精度快速检测。此外，基于改进的 ConvNeXt 网络[12]、DF-TAC^{arc}Net[13]等架构，均取得了 95%以上的诊断准确率。

然而，大多数现有检测方法主要针对于理想环境下已经形成且燃烧剧烈的稳定电弧[14]。虽然这些方法在强电弧阶段表现出较高的识别率，但此时故障往往已伴随高温与明火，留给系统切断电路以预防火灾的响应时间极短[15]。不仅如此，这些方法在构建数据集时往往忽略了环境的多样性(如温湿度的剧烈变化、风沙)，且对特殊运行工况考虑不充分。在这些干扰下，现有模型的泛化能力受限。因此，基于复杂现实工况，实现“微弱电弧阶段”的早期预警与阻断，显得尤为重要[16]。

此外，现有诊断算法在实际在线部署时，其后端执行逻辑大多为预设窗口判据[17-18]。但实际现场环境复杂多变，初期微弱电弧特征并不明显，单个或连续多个的窗口概率策略可能难以适应动态工况，进而导致系统的误判或漏判。近年来，智能体(agent)与强化学习技术(reinforcement learning technology，RL)在处理随时间动态演化且具有非线性特征的序列决策问题方面展现出显著优势[19]：其能够基于历史电弧概率信息进行序列建模，并通过奖励机制实现决策策略的自适应优化，从而提高复杂工况下电弧故障切断决策的稳定性与可靠性。

基于此，本文提出一种基于正交感知与保护智能体的自适应检测方法。首先，构建了包含微弱电弧及最大功率点跟踪(maximum power point tracking，MPPT)的多源扰动数据集，系统考虑了温度交变、湿度腐蚀、风沙磨损的影响，实现了复杂工况的数据集建模；在此基础上，设计了模型参数量 53.03 kB 的轻量级一维正交注意力卷积神经网络(orthogonal attention-convolutional-neural-networks，OA-CNN)，通过引入正交约束机制，实现特征子空间解耦，有效提取电弧微弱特征，实时输出 15 ms 的单窗口故障概率；最后，引入基于竞争双重深度 Q 网络(dueling double deep Q-network，D3QN)与优先经验回放(prioritized experience replay，PER)的保护智能体，将连续故障概率序列作为状态输入进行时序决策，自适应选择报警动作。实验结果表明，所提方法在保证较高诊断准确率的同时，在 Jetson Orin Nano 嵌入式平台上实现小于 15 ms 采样窗口的端到端推理时间，具备边缘端实时诊断潜力。

1 数据采集

1.1 电弧实验平台

图 1 为搭建的光伏电弧实验平台示意图。为模拟实际光伏直流系统的运行状态，平台采用 Kewell-C3000 中高压系列可编程高性能直流电源模拟光伏组串输出，并配置并网逆变器(SG50CX-P3-CN)和直流电阻两类典型负载。其中，并网逆变器用于模拟实际光伏电站中组串接入逆变器后的并网运行场景，直流电阻用于模拟光伏直流侧接入等效负载后的离网运行场景。实验过程中，设置逆变器启停、光照波动、局部阴影和负载波动等特殊工况；其中，逆变器启停对应直流侧控制状态切换过程，光照波动和局部阴影会引起逆变器最大功率点跟踪(maximum power point tracking，MPPT)工作点调整，负载波动则对应等效负载变化。上述工况共同表征实际光伏系统直流侧电流在典型扰动下的动态变化。此外，考虑到光伏电站常位于偏远地区，温度和湿度变化范围大，风沙明显，环境恶劣[20-21]，本文通过加热装置将实验温度控制在

20~70 ℃，通过加湿器将环境相对湿度调节在20%~90%，并控制粉尘浓度，以模拟复杂户外运行环境。因此，该平台在电源特性、负载类型、动态扰动和环境因素方面均对实际光伏直流系统进行了等效表征。

平台核心组件包括 Kewell-C3000 中高压系列可编程高性能直流电源(图 2(a))、精密拉弧装置(图 2(b)、图 2(c))、电压探头 Tektronix P5100A(图 2(d))、电流探头 CYBERTEK HCP8150A(图 2(e))。数据采集使用 Pico Scope 5444D(图 2(f))记录电弧间隙电压与回路电流数据。每次放电后打磨电极。

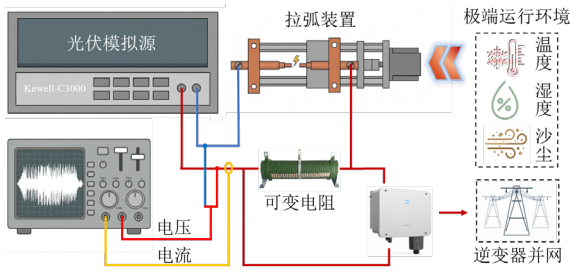


图 1 实验平台示意图

Fig.1 Schematic diagram of the experimental platform

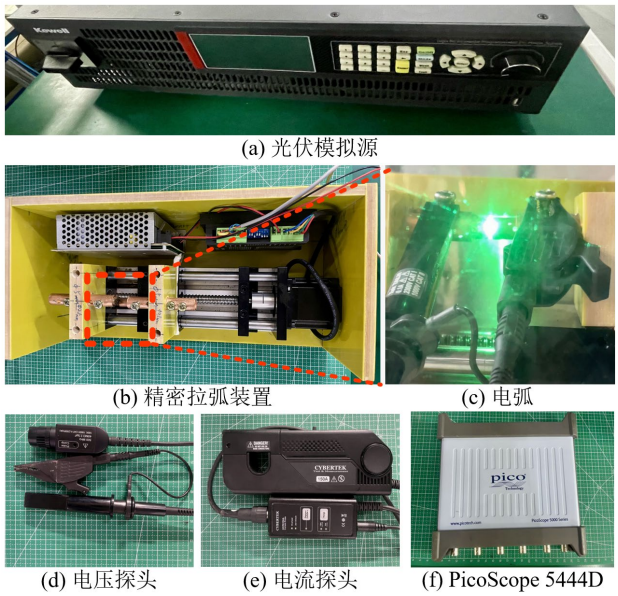


图 2 平台核心组件

Fig.2 Core platform components

1.2 直流电弧数据构成

电弧发展过程可以划分为以下阶段[22]：当电极在正常条件下接触时，电弧发生器两端电压为 0 V；当电弧间隙电压突变至稳态高值(13~35 V)时为稳定电弧阶段。但实际拉弧实验中有时会出现处于两者之间的非稳态过渡期(图 3)，此时，电弧电压仅表现出轻微的抬升和抖动。电流波形出现毛刺状波动，对应在频谱图中，尽管高频段受 20 kHz 及 40 kHz 的逆变器固有开关噪声的主导，但可观察到间歇性的电弧噪声纹理。本文定义该状态为微弱电弧阶段。实现该阶段的早期准确诊断，有助于故障预警提前。其电弧间隙电压 U_{arc} 满足 $U_{th}<U_{arc}<13$ V，其中阈值 $U_{th}=3\sigma_0=0.568\ 5$ V 即正常接触阶段(均值为 0 V)的 3 倍标准差噪声上限 σ_0。

需要注意的是，电弧发生器的电压仅用作识别分类方法，电弧诊断只采用电流值。最终构建的数据集共包含 4 970 个正常样本与 5 210 个电弧样本。详细的数据集构成如表 1 所示。

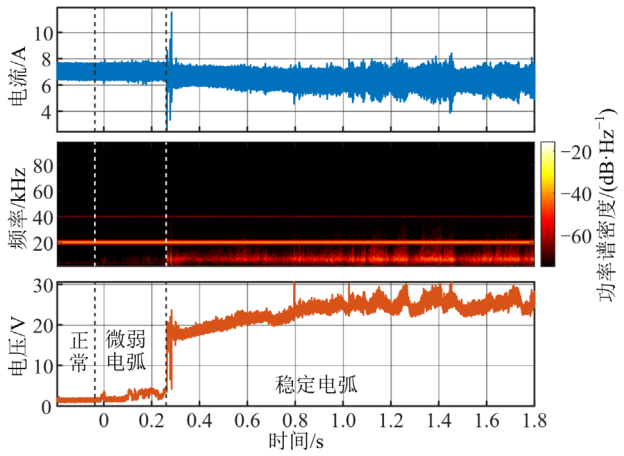


图 3 含微弱电弧阶段波形

Fig.3 Waveform including the weak arc stage

表 1 数据集构成

Table 1 Composition of the dataset

负载种类	电压/V	电流/A	类型	样本数
光伏并网逆变器	200~800	5~14	稳定电弧	2 800
			微弱电弧	550
			逆变器启停	1 050
			光照波动	100
			局部阴影	700
			正常	1 120
可变电阻	50~400	0.5~6	稳定电弧	1 800
			微弱电弧	60
			负载变化	1 000
			正常	1 000

2 基于 OA-CNN 的电弧特征感知架构

2.1 数据分析与预处理

在进行算法训练前，采用 15 ms 的滑动窗口对连续的长时序电流信号进行切片(图 4)，并基于间隙电压幅值匹配标签：正常、微弱电弧、稳定电弧(后

两者统一视为故障情况)。为降低不同电压、电流及负载条件下信号幅值差异对模型训练的影响，降采样至窗口长度 L_w=1 600 序列，并实施 Z-Score 标准化处理。

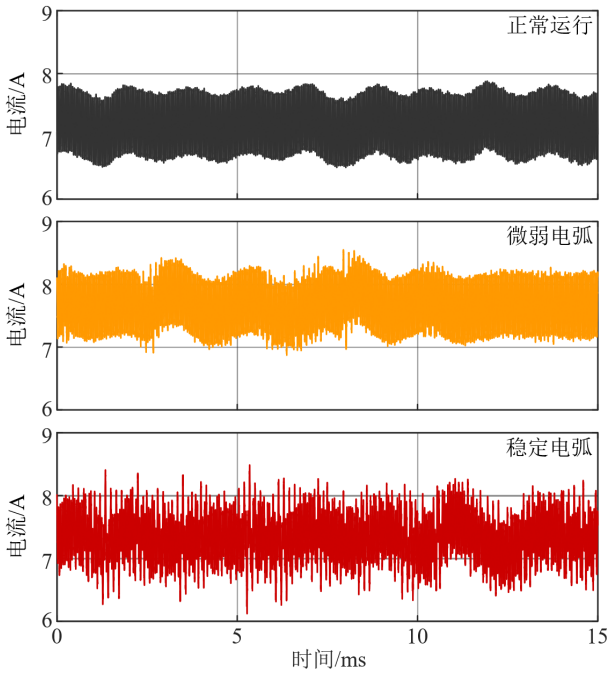


图 4　正常、稳定电弧、微弱电弧(15 ms 片段)

Fig.4　Normal, stable arc and weak arcs (15 ms segments)

2.2　电弧特征正交感知

分析图 4 时域波形可知，微弱电弧的电流波动幅度介于正常状态与稳定电弧之间，波形毛刺并不显著。进一步对电流的频谱特征进行 t 分布邻域嵌入(t-distributed stochastic neighbor embedding，t-SNE)降维可视化(图 5)，其中，x_1和 x_2为降维后的二维特征坐标。可见微弱电弧样本与正常样本之间存在严重的混叠现象。传统机器学习算法难以实现有效区分。

为此，本文提出了一种基于正交通道注意力机制的卷积神经网络，通过在损失函数中引入正交惩罚项，强制不同特征通道学习尽可能互不相关的判别性信息，从而降低特征冗余。图 6 为算法的整体架构，图中[通道数，特征长度]用于表示特征张量尺寸，64、32 和 2 分别为分类器各层的神经元数。

2.2.1　一维卷积特征感知层

一维卷积特征感知层将原始一维电流信号映射为高维特征向量，为后续注意力机制的权重重标定提供数据基础。针对微弱电弧局部毛刺和短时波动特征，本文采用由大到小的卷积核结构，使网络

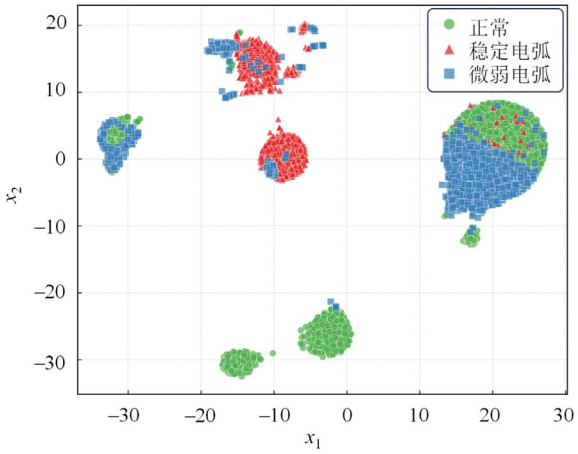


图 5　训练前基于归一化频谱特征的 t-SNE 可视化图

Fig.5　Pre-training t-SNE visualization based on normalized spectral features

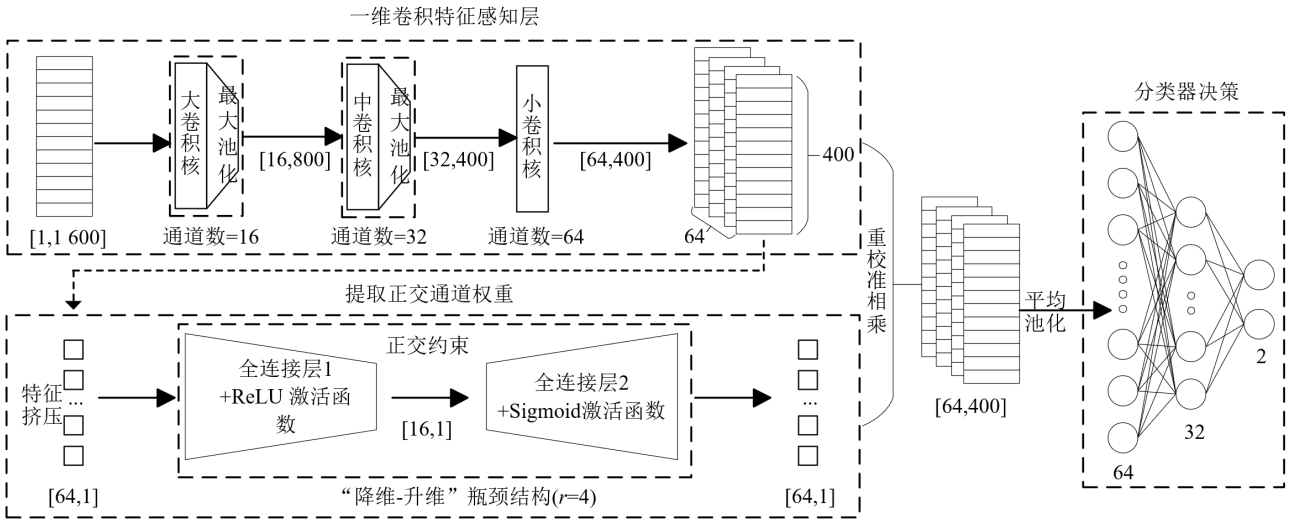


图 6　OA-CNN 整体架构

Fig.6　Overall architecture of OA-CNN

逐步聚焦于电流信号的瞬态细节。

1）浅层特征获取与降噪

输入信号 $I\in\mathbf{R}^{1\times1\,600}$ 首先进入第一层卷积块。该层采用较大的卷积核，卷积核大小为 7，步长为 1，填充为 3，以较宽的感受野捕获电流波形的宏观特征，同时抑制高频随机噪声。经卷积运算后，输入被映射为 16 个特征通道(维度为 16×1 600)。随后，采用批量归一化与修正线性单元(rectified linear unit，ReLU)激活函数，并通过步长为 2 的最大池化层下采样至 800，降低计算负载。

2）中层特征提炼

第二层卷积块采用中等尺寸的卷积核，卷积核大小为 5，步长为 1，填充为 2，用于进一步提取电弧引起的局部波动。特征通道数提升至 32(维度为 32×800)。层内同样执行批量归一化操作与 ReLU 激活函数，并再次通过最大池化层压缩空间维度至 400。

3）高层判别性特征提取

最后一层卷积块使用小尺寸卷积核，卷积核大小为 3，步长为 1，填充为 1，精炼电流信号中的高阶瞬态特征。通道数扩展至 64(维度为 64×400)。

2.2.2 正交注意力特征增强

传统的卷积神经网络虽然能提取时序信号的多维特征，但不同通道之间常存在信息冗余。为了使网络聚焦于电弧关键特征，保证各个通道学习到多样化的信息，算法添加了正交通道注意力机制。该机制由两部分核心逻辑组成：通道重标定和正交惩罚。

1）通道重标定

该过程根据通道间的关联性分配权重，从而实现电弧关键特征的针对性强化。具体分为 3 步：

(1)压缩：将维度为(B, C, L)的输入 X(B=32 为批次大小，C=64 为通道数，L=400 为序列长度)，通过一维自适应全局平均池化在时间维度上进行压缩，得到全局分布的向量 $\boldsymbol{y}\in\mathbf{R}^{B\times C}$。其第 c 个通道的元素 y_c 计算如式(1)，式中 $x_c(i)$表示第 c 个通道在第 i 个序列点处的特征值。

$$y_c=\frac{1}{L}\sum_{i=1}^{L}x_c(i) \tag{1}$$

(2)激励：通过两个全连接层来学习通道间的内在关系。首先通过降维矩阵 $\boldsymbol{W}_\mathrm{d}$ 将通道数按比例 r=4 压缩，经过 ReLU 激活后再通过升维矩阵 $\boldsymbol{W}_\mathrm{u}$ 恢复至原通道数 C。最后使用 Sigmoid 函数生成归一化的注意力权重 $\alpha\in(0,1)$，即：

$$\alpha=\sigma(\boldsymbol{W}_\mathrm{u}\delta(\boldsymbol{W}_\mathrm{d}\boldsymbol{y})) \tag{2}$$

式中：δ 为 ReLU 激活函数；σ 为 Sigmoid 激活函数。

(3)重加权：将计算得到的注意力权重 α 与注意力模块的输入特征 X 在通道维度上进行逐元素相乘，得到经过重标定的特征输出。

2）正交惩罚损失

本模型对线性映射层的权重矩阵 $\boldsymbol{W}_\mathrm{d}$ 和 $\boldsymbol{W}_\mathrm{u}$ 施加了正交约束。

对于权重矩阵 $\boldsymbol{W}$，期望其列向量相互正交，即 $\boldsymbol{W}^\mathrm{T}\boldsymbol{W}\approx\boldsymbol{E}$，$\boldsymbol{E}$ 为单位矩阵。正交损失函数 L_ortho 通过计算特征对角阵与单位阵的 Frobenius 范数平方($\|\cdot\|_\mathrm{F}^2$)来衡量，式中 $\boldsymbol{E}_\mathrm{d}$ 和 $\boldsymbol{E}_\mathrm{u}$ 为对应维度的单位矩阵。

$$L_\mathrm{ortho}=\|\boldsymbol{W}_\mathrm{d}^\mathrm{T}\boldsymbol{W}_\mathrm{d}-\boldsymbol{E}_\mathrm{d}\|_\mathrm{F}^2+\|\boldsymbol{W}_\mathrm{u}^\mathrm{T}\boldsymbol{W}_\mathrm{u}-\boldsymbol{E}_\mathrm{u}\|_\mathrm{F}^2 \tag{3}$$

在最终的联合训练阶段，该正交损失将以正则化系数 λ(本文取 λ=0.01)作为一个惩罚项附加至主分类损失(交叉熵损失 L_CE)中，构成总损失函数 L_total。

$$L_\mathrm{total}=L_\mathrm{CE}+\lambda L_\mathrm{ortho} \tag{4}$$

2.2.3 分类器决策

经过前端特征提取与注意力机制重标定后，特征张量通过全局平均池化层压缩时间维度为 1，得到尺寸为 B×64 的二维矩阵，之后使用全连接分类器进行最终的状态判定。该决策模块首先经过一个包含 32 个神经元的隐藏层(维度 B×64→B×32)，该层使用 ReLU 激活函数，并设置了 0.2 的丢弃率；随后，这 32 维特征经由输出层映射至二维决策空间(维度 B×32→B×2)，输出分别对应“正常运行”与“电弧故障”两个类别的未归一化得分。该得分经过 Softmax 函数归一化后，转换为用于故障判别的置信概率。

3 电弧保护智能体决策

3.1 基于强化学习的决策逻辑构建

上述 OA-CNN 模型作为静态分类器，其基于独立滑动窗口的判别机制缺少时序关联性。在实际光伏系统中，动态工况可能引起电流短时扰动，使单窗口电弧概率瞬时升高。若仅依据瞬时概率动作，容易误判，而固定阈值策略又会削弱早期响应能力。为此，引入强化学习构建智能体决策层，通过将电弧检测转化为序列决策问题，智能体以 OA-CNN 输出的特征概率流作为环境状态向量 $\boldsymbol{s}_t$=[P_{t-4}, P_{t-3}, P_{t-2}, P_{t-1}, P_t]，其中 P_t 代表第 t 个滑动窗口经 OA-CNN 输出的电弧故障概率。智能体在与环境的持续交互中学习最优策略，以最大化状态 $\boldsymbol{s}_t$ 下执行

动作 a_t 的价值函数 $Q(\boldsymbol{s}_t, a_t)$。

$$Q(s_t,a_t)=R_{t+1}+\gamma\max_{a'}Q(s_{t+1},a') \tag{5}$$

式中：R_{t+1} 为执行动作后获得的即时奖励；$\gamma\in[0, 1]$ 为折现因子，用于平衡当前奖励与未来收益。$\boldsymbol{s}_{t+1}$ 表示智能体执行动作 a_t 后转移到的下一状态；a'表示下一状态 $\boldsymbol{s}_{t+1}$ 下可选择的候选动作；$\max_{a'}Q(\boldsymbol{s}_{t+1},a)$ 表示在下一状态下所有候选动作对应价值中的最大值。

3.2 D3QN+PER 架构

本模块采用了一种集成竞争架构、双重网络计算与优先采样的强化学习算法。其整体架构与训练流程(图 7)如下所述。

1）状态感知与环境交互

在进入强化学习训练前，将原始电气信号通过训练好的 OA-CNN 网络映射为置信概率序列。该序列作为智能体的状态空间输入训练环境，智能体据此在动作空间内执行连续决策。环境根据决策结果反馈设定的即时奖励 R_t，引导智能体通过不断试错优化保护策略。设 a_t=0 表示维持运行，a_t=1 表示触发报警；y_t=0 表示正常或扰动工况，y_t=1 表示电弧故障，则即时奖励函数定义为：

$$R_t=\begin{cases}+10, & a_t=1, y_t=1\\ -50, & a_t=1, y_t=0\\ +1, & a_t=0, y_t=0\\ -10, & a_t=0, y_t=1\end{cases} \tag{6}$$

其中，正确报警和维持运行均给予正奖励，误报警和故障下未动作给予惩罚；鉴于误报警会导致非计划停机，本文对误报警设置−50 的最大惩罚。

2）竞争双重 Q 网络(D3QN)计算

传统的深度 Q 网络(deep Q-network, DQN)在估计动作价值时容易产生过估计现象。因此，本模型在网络设计与计算逻辑上进行了双重优化。

(1)竞争架构：智能体内部将 Q 值的计算拆分为状态价值函数 $V(\boldsymbol{s})$和优势函数 $A(\boldsymbol{s}, a)$。在长时间稳态工况下，智能体仅需优化 $V(\boldsymbol{s})$即可实现对所有动作价值的同步估计。

(2)双重目标更新：在计算目标 Q 值 Y_t 时，模型将动作选择与价值评估分离。首先利用当前的策略网络 Q_{policy} 选出下一状态的最优动作，随后利用独立的目标网络 Q_{target} 来评估该动作的 Q 值。

$$Y_t=R_{t+1}+\gamma Q_{\text{target}}(\boldsymbol{s}_{t+1},\arg\max_{a'}Q_{\text{policy}}(\boldsymbol{s}_{t+1},a')) \tag{7}$$

式中：折扣因子 γ=0.90，$\arg\max_{a'}Q_{\text{policy}}(\boldsymbol{s}_{t+1},a)$表示在下一状态下选取使 Q_{policy} 最大的候选动作。目标网络参数每隔 10 个回合与策略网络同步一次，以确保训练目标稳定性。

3）优先经验回放机制(PER)

为打破时序数据的强相关性，提升样本利用率，模型采用优先经验回放机制代替传统随机采样。系统将状态转移数据存入容量为 10 000 的缓冲区，并依据时序差分误差的绝对值分配优先级，增加预测难度较大的“困难样本”被抽取学习的概率。同时，利用重要性采样权重修正非均匀采样带来的分布偏差，确保梯度下降的无偏性。

4）训练策略

在自博弈训练阶段，总回合数设定为 1 000。网络优化采用学习率为 0.005 的 Adam 优化器。探索策略采用 ε-greedy 贪婪算法，初始探索率 ε=1.0，并以 0.995 的衰减率随训练逐步递减至 0.01。

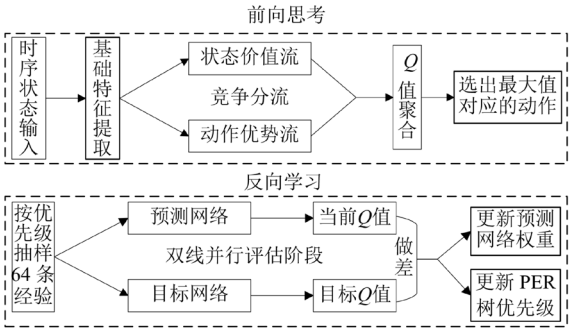


图 7 强化学习架构

Fig.7 Reinforcement learning architecture

4 结果分析

对所提“感知-决策”解耦架构的诊断性能、抗干扰能力及实时性展开详细评估。图 8 为电弧诊断的整体执行逻辑框架。实验在 Intel Core i5-11400F CPU、PyTorch 2.9.1 环境下完成；边缘端实时性测试进一步在 Jetson Orin Nano 上进行。

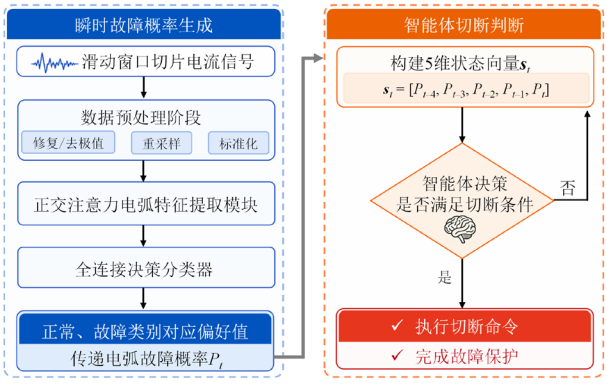


图 8 电弧诊断流程图

Fig.8 Arc diagnosis flowchart

4.1 电弧瞬时感知层训练分析

4.1.1 正交注意力机制有效性验证

为验证瞬时故障概率生成阶段使用正交注意力(OA)的有效性，将 OA 与 3 种广泛应用的轻量级注意力机制：压缩-激励网络(squeeze-and-excitation，SE)、卷积块注意力模块(convolutional block attention module，CBAM)、高效通道注意力机制(efficient channel attention，ECA)做对比。所有对比模型均采用相同的基础一维卷积架构与超参数配置。

算法的诊断效能方面，采用故障召回率 R(漏检风险)、故障精确率 P(误报风险)、故障 F_1 分数(精确率与召回率之间的平衡性)来衡量，计算式分别为：

$$R=\frac{N_{\mathrm{TP}}}{N_{\mathrm{TP}}+N_{\mathrm{FN}}} \tag{8}$$

$$P=\frac{N_{\mathrm{TP}}}{N_{\mathrm{TP}}+N_{\mathrm{FP}}} \tag{9}$$

$$F_1=2\times\frac{PR}{P+R} \tag{10}$$

式中：N_{TP} 为正确识别的电弧样本数；N_{FN} 为未检出的电弧样本数；N_{FP} 为被误判为电弧的正常样本数。

硬件友好度通过模型参数量与浮点运算次数(floating-point operations, FLOPs)来评估。Size 反映算法参数规模；FLOPs 反映前向推理乘加运算的总开销，直接决定了系统在低功耗处理器上的推理延迟。

综合评估结果如表 2 所示。经典的 SE 与 CBAM 模型召回率过低，有严重的漏检隐患。ECA 模型虽实现了高召回率，但精确率下降至 0.777 5，容易导致系统误动作。相比之下，OA 机制在成功保持 0.965 5 故障召回率的同时，精确率也达到 0.994 1，综合指标 F_1(0.979 6)全面领先。分布式应用方面，尽管引入正交约束使其参数规模(53.03 kB)略大于基准模型，但这仍远低于常规低成本微控制器(如 STM32)的 Flash 容量上限；同时，OA 机制规避了高维度的序列卷积运算，使其计算复杂度降至全局最低的 10.04 百万次浮点运算。

为进一步说明正交惩罚系数 λ 的选取依据，本文设置 λ=0.001、0.01、0.05、0.1 进行参数敏感性分析，结果如表 3 所示。当 λ=0.001 时，正交约束较弱，模型故障精确率为 0.979 8，说明特征通道间冗余抑制不足，仍存在一定正常样本被误判为电弧的风险；当 λ=0.01 时，模型各项指标整体较优，在获得最高故障精确率 0.994 1 的同时，故障 F_1 达到 0.979 6。继续增大 λ 后，模型性能未进一步提升，表明过强约束可能限制特征映射层的表达能力。本文选取综合性能最优的 λ=0.01 作为正交惩罚系数。

表 2 4 种注意力机制的综合评估对比

Table 2 Comprehensive comparison of four attention mechanisms

模型架构	故障召回率 R	故障精确率 P	故障 F_1	模型参数量/kB	FLOPs/10^6
SE	0.878 1	0.998 9	0.934 6	47.03	10.09
CBAM	0.860 8	0.980 3	0.916 7	47.09	10.10
ECA	0.982 7	0.777 5	0.868 2	45.04	10.09
OA	0.965 5	0.994 1	0.979 6	53.03	10.04

表 3 正交惩罚系数 λ 的参数敏感性分析

Table 3 Parameter sensitivity analysis of the orthogonal penalty coefficient λ

λ	准确率 A	故障精确率 P	故障召回率 R	故障 F_1
0.001	0.977 4	0.979 8	0.976 0	0.977 9
0.010	0.979 4	0.994 1	0.965 5	0.979 6
0.050	0.976 4	0.982 5	0.971 2	0.976 8
0.100	0.978 4	0.992 1	0.965 5	0.978 6

4.1.2 OA-CNN 诊断效果

OA-CNN 感知层的训练性能直接反映了瞬时故障概率生成的准确程度，从而为保护智能体的时序推理提供了可靠依据。为客观评估感知层的特征提取与分类效能，本节对模型的训练收敛特性及测试集识别偏差进行讨论。

在训练阶段，模型表现出良好的收敛特性。如图 9 所示，训练损失与验证损失均呈现平稳下降态势。在引入学习率衰减策略后，模型在 20 个训练轮次(epoch)后进入精细化收敛阶段，损失值(loss)波动稳定在 0.55 附近。

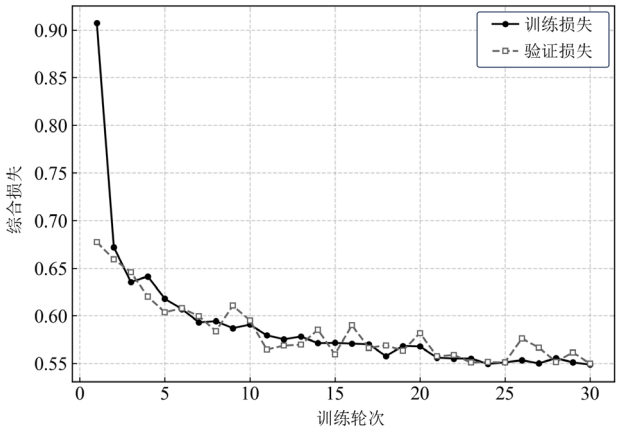


图 9 OA-CNN 模型训练与验证损失曲线对比图

Fig.9 Comparison of training and validation loss curves for the OA-CNN model

图 10 混淆矩阵采用的独立测试集共包含 2 036 个样本，其中正常样本 994 个、电弧样本 1 042 个。正常样本中仅有 6 个被误判为电弧，误报率低至 0.6%；真实电弧样本中，共有 36 个电弧样本未被即时检出(漏检率为 3.5%)，故障召回率维持在 96.5%。针对测试集中的微弱电弧样本进一步统计，独立测试集中实际包含微弱电弧样本 104 个，其中 100 个被正确识别为电弧故障，微弱电弧单窗口识别率为 96.15%。该结果表明，OA-CNN 能够在稳定电弧形成前有效识别早期故障特征。后续进一步引入强化学习决策层，对连续故障概率进行时序累积判断，以提高最终保护动作的可靠性。

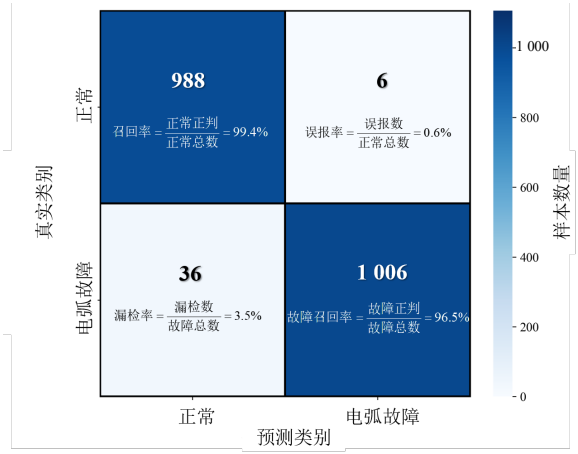


图 10 OA-CNN 模型在测试集上的混淆矩阵

Fig.10 Confusion matrix of the OA-CNN model

为探究算法内部的特征表达机制，本文利用 t-SNE 算法对模型训练后的特征空间进行了降维可视化(如图 11 所示)。图 5 表明，正常工况与微弱电弧存在严重的特征混叠。然而，经过 OA-CNN 映射后的深层隐空间特征(图 11)呈现出高内聚、低耦合特性。引入正交注意力机制后，网络解耦了冗余信息，使得原本难以区分的微弱电弧、稳定电弧与正常状态在特征空间中形成了更清晰的类簇边界。

4.2 与现有先进方法对比

将本文方法与近年主流诊断模型对比，如表 4 所示，f_s 为采样频率。有研究采用高频采样策略能捕获丰富的故障特征[18]，但增加运算负担，不利于低成本边缘部署。部分研究在仿真环境下展现了卓越的准确率(99.51%[23]、98%[24])，但其在物理硬件平台上的实际响应时间需进一步的工程验证。此外，基于轻量化架构或知识蒸馏的方案成功在 Jetson Nano、STM32 等平台实现了快速检测[11,14]，但未全面覆盖微弱电弧、复杂扰动与多环境工况，如图 12 所示。图中 1—8 类场景依次对应微弱电弧、逆变器启停、光照变化、阴影变化、负载波动、温度变化、湿度变化和风沙干扰。大圆点表示对应方法考虑了该场景，浅灰小圆点表示方法未考虑该场景，背景颜色越深，表示测试场景覆盖越全面。

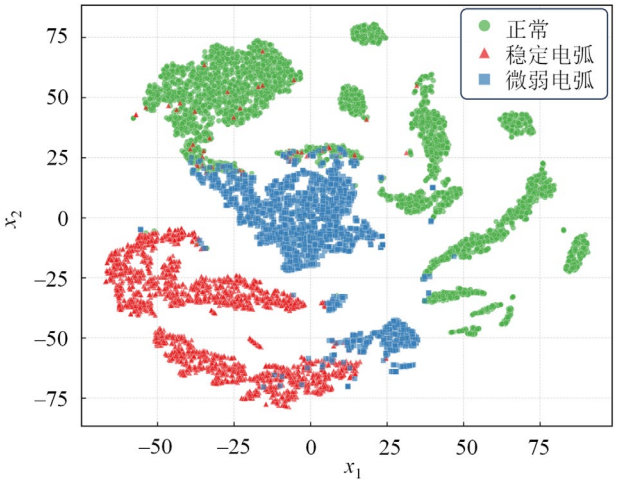


图 11 深度学习特征空间的二维投影分布

Fig.11 2D projection of deep-learned feature space

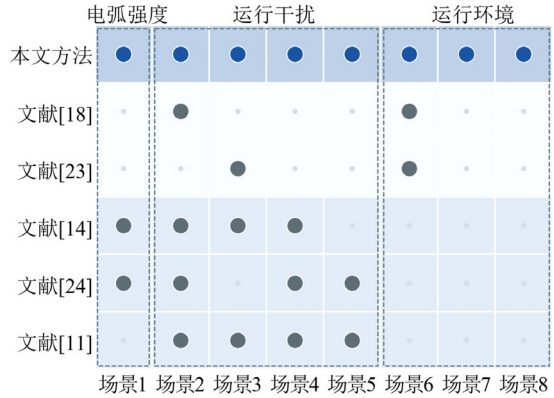


图 12 与现有方法场景考虑对比

Fig.12 Comparison with existing methods and scenarios

表 4 与现有方法进行比较

Table 4 Comparison with existing methods

文献	方法	f_s/kHz	准确率/%	平台	诊断时间/ms
[18]	DEO3S + LSTM-Attention	1 000	96.52	Raspberry Pi 4b	<2 500(满足 UL 1699B 标准)
[23]	1DCNN + D-S	10	99.51		
[14]	CNN+ LSTM+ 迁移学习	100	95.80	NVIDIA Jetson Nano	<63
[24]	LDA+CatBoost	100	98.00		
[11]	FFT+Attention+ KD+CNN	51.2	97.02	STM32H743ZI2	19
本文	OA-CNN	106.67	97.94	NVIDIA Jetson Orin Nano	<2.5

相比之下，本文方法覆盖 8 种运行场景，具有推理时间短，准确率高的特点。整体模型在 Jetson Orin Nano 上的平均端到端推理时间为 2.106 1 ms，最大推理时间为 2.215 9 ms。进一步统计完整在线推理模型的部署文件大小，OA-CNN-D3QN 网络的 TorchScript 整体部署文件大小为 141.26 kB，满足轻量要求。

4.3 强化学习后模拟实时诊断

在完成感知层 OA-CNN 的训练优化与智能体的策略学习后，本节通过模拟物理时间流验证整体架构在实时保护任务中的动态效能。

图 13 展示了引入强化学习智能体后的模拟实时电弧诊断与状态锁存过程。其中，图 13(a)为含有微弱电弧阶段的拉弧情况，尽管在 0.20 s 稳定电弧才形成，但在此之前 OA-CNN 模块就检测出微弱故障信号，输出电弧概率攀升，智能体在确认故障演变趋势后，于 0.165 s 触发“跳闸”指令，实现了稳定燃弧形成前的提前动作。图 13(b)—(d)进一步给出了环境温度 50 ℃、环境相对湿度 60%和小沙尘条件下的拉弧诊断结果，验证了所提方法能在不同环境条件下对电弧故障及时响应。

图 14 验证了智能体在复杂工况下的实时抗干扰能力。详尽测试了智能体面对(a)逆变器启动瞬间、(b)光照波动、(c)阴影情况以及(d)负载变化 4 种典型动态扰动时的实时响应表现。尽管如图 14(a)和(b)展现的某些时刻，底层 OA-CNN 模型输出的故障概率出现了短暂抬升，但智能体的判断并未受到影响。

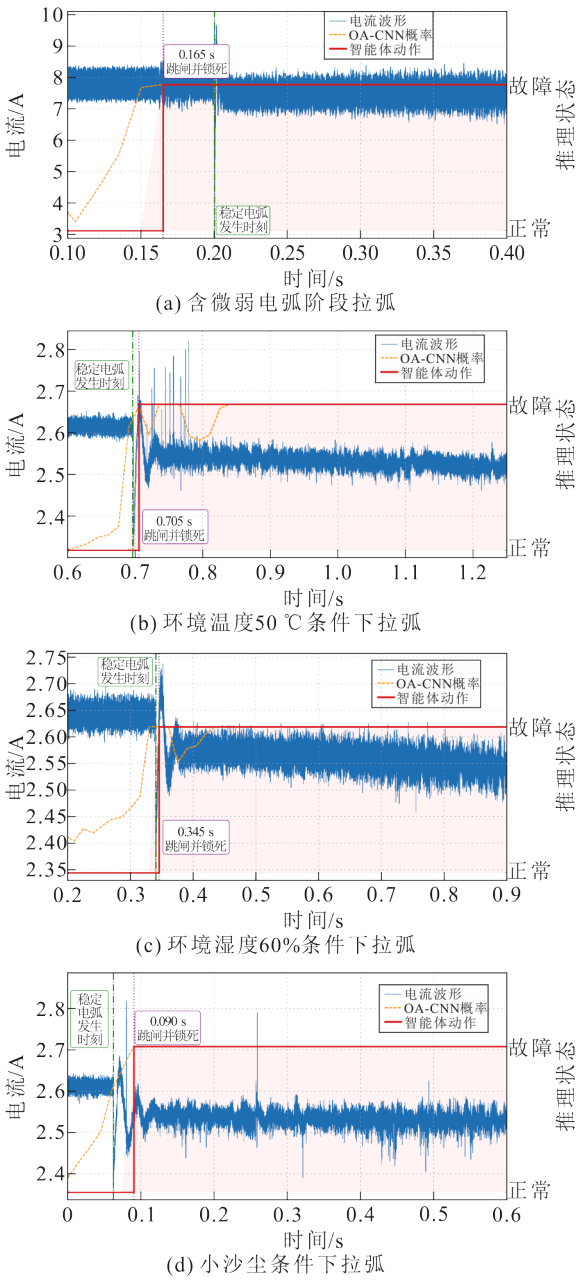


图 13 智能体在不同环境下的模拟实时电弧诊断结果

Fig.13 Agent-based simulated real-time arc diagnosis results under different environments

5 结论

本文针对光伏直流系统微弱电弧检测难题，提出了基于正交感知与保护智能体的自适应实时检测方法。主要结论如下：

1）使用轻量级正交注意力机制优化前端电弧感知网络(OA-CNN)，优化后网络参数量为 53.03 kB。实现了通道间特征解耦与噪声滤除，提升了微弱电弧特征的提取能力。

2）构建了基于优先经验回放(PER)与竞争双 Q 网络(D3QN)的保护智能体。在模拟实时诊断中，智能体利用时序累积信息，在电弧形成初期做出准确判断，同时避免动态干扰下的误动。整体模型在 Jetson Orin Nano 上的单次推理时间不到 2.5 ms。

3）模拟真实光伏运行环境，搭建了包含温度交变、湿度变化、风沙粉尘的综合实验平台，并设置了逆变器启停、光照阴影变化、负载波动的干扰。在该全面工况数据集上的测试表明，所提框架准确率达 97.94%。

未来研究中，将重点探讨该框架在组串式等异构拓扑场景下的泛化能力，并进一步结合光伏现场运行数据，对保护智能体的奖励机制和决策策略进行优化，评估其在多扰动、长周期运行环境下的自适应保护应用潜力。同时，推进检测算法与固态断路器的集成，通过实机测试验证“感知-决策-执行”保护逻辑在光伏电站现场应用中的有效性。

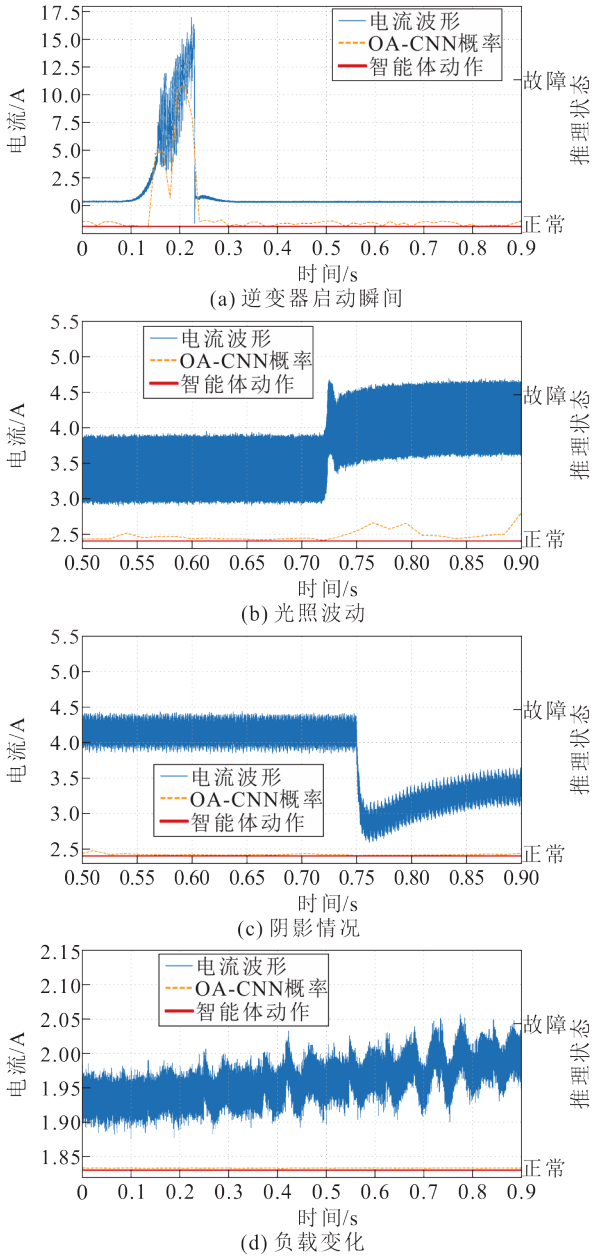


图 14 智能体实时抗干扰情况

Fig.14 Real-time interference resistance of agent

参考文献 References

[1] 李庆民，于万水，赵继尧. 支撑“双碳”目标的风光发电装备安全运行关键技术[J]. 高电压技术，2021，47(9)：3047-3060.
LI Qingmin, YU Wanshui, ZHAO Jiyao. Key technologies for the safe operation of wind and solar power generation equipment in support of the “peak CO_2 emissions and carbon neutrality” policy[J]. High Voltage Engineering, 2021, 47(9): 3047-3060.

[2] 于雨彤，王灿，李勇，等. 高比例光伏接入的配电网多层级反向重过载风险评估[J]. 高电压技术，2024，50(10)：4540-4549.
YU Yutong, WANG Can, LI Yong, et al. Multi-level reverse heavy overload risk assessment for distribution system with high percentage of photovoltaic access[J]. High Voltage Engineering, 2024, 50(10): 4540-4549.

[3] MELLIT A, TINA G M, KALOGIROU S A. Fault detection and diagnosis methods for photovoltaic systems: a review[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2018, 91: 1-17.

[4] 杨挺，耿毅男，郭经红，等. 人工智能在新型电力系统智能传感、通信与数据处理领域应用[J]. 高电压技术，2024，50(1)：19-29.
YANG Ting, GENG Yinan, GUO Jinghong, et al. Applications of artificial intelligence in sensing, communication, and data processing in the new power system[J]. High Voltage Engineering, 2024, 50(1): 19-29.

[5] 蒲天骄，韩笑. 新型电力系统中人工智能应用的关键技术[J]. 电力信息与通信技术，2024，22(1)：1-13.
PU Tianjiao, HAN Xiao. Research on key technologies in the application of artificial intelligence in new type power systems[J]. Electric Power Information and Communication Technology, 2024, 22(1): 1-13.

[6] 李世豪，曾锃，缪巍巍，等. 知识数据融合的电力物联智能终端故障分类广义集成学习方法[J]. 电力信息与通信技术，2025，23(1)：44-53.
LI Shihao, ZENG Zeng, MIAO Weiwei, et al. Generalized ensemble learning method for fault classification of power intelligent IoT terminals based on knowledge data fusion[J]. Electric Power Information and Communication Technology, 2025, 23(1): 44-53.

[7] YANG K, ZHANG S, LIN R Y, et al. DC series arc fault detection in electric vehicle charging systems using a temporal convolution and sparse transformer network[J]. Sensors, 2026, 26(6): 1897.

[8] DHAR S, PATNAIK R K, DASH P K. Fault detection and location of photovoltaic based dc microgrid using differential protection strategy[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2018, 9(5): 4303-4312.

[9] PARK H P, CHANG S J, PARK J Y, et al. DC series arc fault detection method with resonant filter design for PV systems[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2024, 39(11): 14240-14250.

[10] ZHOU L, HOU M M, ZENG Z, et al. DC series arc fault detection in photovoltaic systems using a hybrid WDCNN-BiLSTM-CA model[J]. Fire, 2026, 9(2): 84.

[11] PAUL K C, ZHOU J L, CHEN S E, et al. PV arc fault circuit interrupter with knowledge distillation-based lightweight convolutional neural network and SSCB integration[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2025, 40(12): 18189-18201.

[12] WANG Z Y, FANG Z H, GAO H X, et al. Identification of dc series arc faults in pv energy storage systems[J]. Journal of Power Electronics, 2026, 26(4): 843-854.

[13] KIM T, KANG M, LEE J, et al. DF-TAC^{arc}Net: domain fusion-based DC arc-fault classification using temporal adaptive method for distributed energy resources[J]. IEEE Access, 2025, 13: 199216-199226.

[14] SUNG Y, YOON G, BAE J H, et al. TL-LED^{arc}Net: transfer learning method for low-energy series DC arc-fault detection in photovoltaic systems[J]. IEEE Access, 2022, 10: 100725-100735.

[15] SHEN Y L, WAI R J. Wavelet-analysis-based singular-value-decomposition algorithm for weak arc fault detection via current amplitude normalization[J]. IEEE Access, 2021, 9: 71535-71552.

[16] CHEN S L, MENG Y, XIE Z M, et al. Feature selection and detection method of weak arc faults in photovoltaic systems with strong noises based on stochastic resonance[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2022, 71: 3515213.

[17] PAUL K C, WALDMANN D, CHEN C, et al. Artificial intelligence for DC arc fault detection in photovoltaic systems: a comprehensive review[J]. IEEE Access, 2025, 13: 90766-90794.

[18] 杨淇，孟羽，陈思磊，等. 基于注意力机制的光伏系统故障电弧检测与定位研究[J]. 中国电机工程学报，2024，44(19)：7840-7851.
YANG Qi, MENG Yu, CHEN Silei, et al. Research on arc fault detec-

tion and location in photovoltaic systems based on attention mechanism[J]. Proceedings of the CSEE, 2024, 44(19): 7840-7851.

[19] 高国栋，朱丹丹，周前，等. 基于多智能体深度强化学习的风电集群无功电压分层优化控制策略[J]. 高电压技术，2025，51(12)：6010-6021.
GAO Guodong, ZHU Dandan, ZHOU Qian, et al. Optimization control strategy for reactive power and voltage partitioning in wind powerclusters based on multi-agent reinforcement learning[J]. High Voltage Engineering, 2025, 51(12): 6010-6021.

[20] ALGHANEM H, BUCKLEY A. Global benchmarking and modelling of installed solar photovoltaic capacity by country[J]. Energies, 2024, 17(8): 1812.

[21] LV S, LU M Y, LIU W Z, et al. Recent advances in longitudinal spatial area marine photovoltaics[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2025, 208: 115036.

[22] YAN J C, LI Q Q, DUAN S X. A simplified current feature extraction and deployment method for DC series arc fault detection[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2024, 71(1): 625-634.

[23] 李岩，刘鑫月，乔俊杰，等. 基于 1DCNN 和 D-S 多信息融合的光伏系统直流母线串联电弧故障检测[J]. 电工电能新技术，2024，43(5)：58-67.
LI Yan, LIU Xinyue, QIAO Junjie, et al. Series arc fault detection of DC bus of photovoltaic system based on 1DCNN and D-S multi-information fusion[J]. Advanced Technology of Electrical Engineering and Energy, 2024, 43(5): 58-67.

[24] YAN J J, TANG S X, GENG L K, et al. DC series arc fault detection method using LDA-CatBoost for PV system under shaded condition[J]. Measurement Science and Technology, 2025, 36(2): 026108.



杨译云
2002—，女，硕士生
主要从事光伏系统等新能源系统中直流电弧故障诊断的研究工作
E-mail: yangyiyun@stu.xjtu.edu.cn

YANG Yiyun



穆海宝(通信作者)
1982—，男，博士，教授，博导
主要从事电力设备状态检测与评估、电气设备绝缘耐电性能提升、微放电等离子体等方面的研究工作
E-mail: haibaomu@mail.xjtu.edu.cn

MU Haibao
Ph.D., Professor
Corresponding author

收稿日期 2026-04-26 在线出版日期 2026-06-10 编辑 卫李静