## 光伏系统电弧智能检测技术的国内外研究现状研究报告

一、引言

光伏系统在运行过程中，由于电压高、电流大以及环境条件复杂，电弧故障（Arc Fault）时有发生，可能导致火灾或设备损坏。传统的电弧检测方法往往依赖特征频段分析或硬件检测，缺乏智能算法对故障特征进行深度挖掘的能力。随着人工智能和大数据技术的发展，基于机器学习和深度学习的电弧故障智能检测技术已逐渐成为研究热点。

为了更系统地了解该领域的发展，将从国内外研究现状、传统机器学习与时间序列方法、深度学习技术对比、以及未来趋势与展望四个方面进行总结与分析，为光伏系统电弧故障检测研究及应用提供参考。

二、光伏系统电弧故障智能检测技术的发展与意义

1. 技术发展概述

(1) 早期主要采用阻抗检测、电流波形分析等传统算法。

(2) 随着计算能力和数据获取能力的提升，基于机器学习和深度学习的算法（如BP神经网络、CNN等）在电弧故障检测上的准确度日益提升。

(3) 一些研究关注轻量化模型与实时检测需求，兼顾准确度与在线部署可行性。

2. 研究意义

(1) 提高检测准确度与响应速度，可有效降低光伏系统的运营风险与运维成本。

(2) 降低人工巡检要求，提高故障诊断效率。

(3) 为光伏系统安全保驾护航，也为智能运维和智慧能源管理打下基础。

三、国内外研究现状与主要方法对比

在光伏系统电弧检测领域，目前常见的研究方法可大致分为两类：

(1) 传统机器学习与时间序列分析方法

(2) 深度学习方法

以下分别介绍并对比。

(一) 传统机器学习和时间序列分析方法

1. 支持向量机（SVM）

• 基本思路：通过核函数将数据映射到高维空间，寻找最大化分类间隔的超平面。

• 优点：

- 在小规模数据集上依然能取得较好效果。

- 理论基础成熟，超参数（C、核函数等）可根据实验调整。

• 缺点：

- 数据量大时训练速度下降。

- 对核函数、正则化参数较敏感，需多次试验。

2. 随机森林（Random Forest）

• 基本思路：利用多颗决策树进行集成学习，通过投票或平均得到最终结果。

• 优点：

- 对缺失数据及异常值具有一定鲁棒性。

- 模型训练与预测速度相对深度学习更快，调参难度较小。

• 缺点：

- 对高维数据可能出现过拟合，需要特征工程配合。

- 若需要时序信息，还需另外设计特征（如窗口统计量）。

3. K最近邻（KNN）

• 基本思路：基于距离度量寻找与目标样本最相似的K个邻居，通过投票或加权投票进行分类。

• 优点：

- 算法简单，易实现，适合快速原型验证。

- 小规模数据场景下可获得不错效果。

• 缺点：

- 对大规模数据，预测效率低，需存储全部训练集。

- 对特征缩放与异常值敏感。

4. 时间序列分析（ARIMA等）

• 基本思路：对时间序列进行平稳化、差分等操作，建立自回归与移动平均成分，捕捉趋势和季节性。

• 优点：

- 在有明显周期性与趋势的数据上表现较好，且参数具有一定可解释性。

• 缺点：

- 难以应对瞬态故障以及非平稳信号。

- 若电弧产生随机性强，ARIMA类方法往往无能为力。

5. LSTM（视为时序模型的一类深度网络）

• 优点：

- 适合处理长时间依赖，对故障前后特征变化敏感。

• 缺点：

- 结构复杂，训练需要大量数据。

- 算力需求较高。

(二) 深度学习方法（重点）

下表节选了国内外具有代表性的一些深度学习研究成果及其准确度：

1. AC 系列电弧检测（RLC电弧模型 + CNN）

• 准确度: 96%

• 优点:

- 将仿真与CNN结合，有一定物理解释性。

- 对中小规模数据集效果良好。

• 缺点:

- 仿真模型参数需谨慎选择，泛化能力视数据而定。

2. ArcNet - Series AC Arc Fault Detection (原始电流信号 + CNN)

• 准确度: 98%

• 优点:

- 直接基于原始信号，无需繁琐特征工程。

- 在AC系列电弧检测中具有高准确度。

• 缺点:

- 对采集系统要求高。

- 参数量偏大，实际部署需优化。

3. GoogleLeNet

• 准确度: 96.23%

• 优点:

- Inception结构利于多尺度特征提取。

• 缺点:

- 模型深度大，需充足数据以防过拟合。

- 计算量较大，不易在边缘端部署。

4. AlexNet

• 准确度: 96.83%

• 优点:

- 结构相对简单，易于实现。

- 特征提取效果已在图像/信号中多次验证。

• 缺点:

- 需GPU支持才能在大规模数据上高效训练。

- 对输入数据分辨率敏感。

5. BP神经网络（Back Propagation Neural Network）

• 准确度: 95.23%

• 参考文献:

- Li, T.; Xiong, Q.; Li, R.; Liu, H.; Ji, S.; Li, J. DC Arc Fault Risk Degree Evaluation Based on Back Propagation Neural Network. (PSGEC 2021)

• 优点:

- 结构简单，易于理解。

• 缺点:

- 提取非线性特征能力不足，易受超参数影响。

6. DA-DCGAN (GAN+数据增强)

• 准确度: 97.68%

• 参考文献:

- Lu, S. et al. DA-DCGAN: An Effective Methodology for DC Series Arc Fault Diagnosis in Photovoltaic Systems. IEEE Access 2019.

• 优点:

- 适合数据不足场景，GAN能生成新样本增强模型鲁棒性。

- 对DC电弧检测效果显著。

• 缺点:

- 训练过程不易收敛。

- 对硬件与超参数要求较高。

7. ADNet（轻量级CNN）

• 准确度: 98.81%

• 论文: A DC Series Arc Fault Detection Method Based on a Lightweight Convolutional Neural Network Used in Photovoltaic System

• 优点:

- 结构轻量化，推理速度较快；适用于边缘设备或逆变器内置检测。

- 高准确度，适合实际部署。

• 缺点:

- 需足够多场景测试检测泛化性。

- 对数据标注质量较为敏感。

四、优缺点与可行性分析

1. 对比分析

(1) 传统机器学习（SVM、RF、KNN等）

• 在小规模数据、资源受限场景下依然具备实用价值。

• 依赖手动特征提取，对时序数据需自定义特征，或结合窗口统计量。

(2) 时间序列分析（ARIMA等）

• 适用于有稳定周期、趋势的场景，对非平稳和突发故障不够敏感。

(3) 深度学习（CNN、GAN、ADNet等）

• 对高维原始数据具有更强的自动特征提取能力，准确度高。

• 对数据规模、标注质量及计算资源要求高，训练过程复杂。

2. 实时性与部署

(1) 传统机器学习在嵌入式平台易于实现，但对复杂特征可能检测率不足。

(2) 深度学习若采用轻量化结构（如ADNet）能兼顾准确度与推理速度，可搭配边缘计算硬件部署。

3. 环境适应性

(1) 各地气候条件、不同厂商组件及运维策略均会带来数据分布差异；模型需具备足够泛化能力。

(2) 若网络结构过度拟合特定数据集，则在新场景下可能出现检测错误。

五、综合结论与展望

1. 综合来看，传统机器学习与时间序列方法在数据规模不大、资源有限或对实时性要求不紧迫的场景下仍具备价值；深度学习特别是CNN类模型在大规模数据、故障类型多样时具有更高准确度与可靠性。

2. 若系统运行工况相对稳定，有长期历史数据，可将ARIMA等时间序列分析与深度学习算法相结合，以进行多尺度监测和预测。

3. 一些研究开始逐渐关注轻量化神经网络或GAN增强，可在边缘设备上低成本、高效率地实现智能检测。

4. 随着算力与数据融合的不断发展，光伏系统电弧故障检测将会越来越智能化、实时化、可规模化部署，为光伏系统的安全运行与维护管理提供技术支撑，亦对构建智慧能源系统具有重要意义。

综上所述，光伏系统电弧智能检测技术在国内外都呈现快速发展态势，结合传统与深度学习方法的优势在实际应用中大有可为。无论是研究人员还是行业从业者，都可根据具体场景选择合适的模型和方案，通过更高效、更可靠的电弧故障检测，提升光伏系统的安全和运维水平。