

[变电站]

基于人工智能的变电站检修智能诊断系统设计

文/李琪¹ 刘丰杰² 李明霏¹

1. 山东港口烟台集团运营保障中心；2. 山港山海物业（烟台）有限公司

目前设计的变电站检修智能诊断系统诊断准确率较低，为解决上述问题，基于人工智能技术设计一种新的变电站检修智能诊断系统，对系统的硬件和软件进行优化。系统硬件由ARINC66接口模块、ARINC624接口模块、故障诊断模块和电路控制器四部分组成。引入卷积神经网络提取变电站检修智能故障信息，通过参数输入、特征提取、故障诊断模型调用与仿真以及诊断结果输出实现软件流程。实验结果表明，基于人工智能的变电站检修智能诊断系统具有较高的准确率，能够显著提高故障检测的速度和精度，减少人工操作误差，为变电站设备的安全运行和智能化维护提供了有力支持。

随着现代变电站设备的日益复杂化以及对电力系统可靠性要求的不断提高，传统的人工检修模式已经难以满足高效、精确和实时的需求。变电站设备故障的及时诊断与处理对于保障电力系统的稳定运行至关重要。然而，变电站设备的故障种类繁多、故障发生情况复杂，且传统的检修方法常常依赖人工经验，存在响应速度慢、故障识别准确性不足等问题^[1]。因此，设计一套基于人工智能的变电站检修智能诊断系统显得尤为重要。

本文旨在通过引入人工智能技术构建一个高效、智能和自动化的变电站检修诊断系统。实时采集变电站设备的运行数据，利用人工智能算法对设备的运行状态进行实时监测、故障诊断和预测性维护，从而减少人工干预，提高故障诊断的准确性和效率，并实现变电站的智能化运维管理。

基于人工智能的变电站检修智能诊断系统硬件设计

1. ARINC66接口模块和ARINC624接口模块

为适应变电站复杂的运行环境，ARINC66接

口模块和ARINC624接口模块需针对电力系统的具体需求进行优化设计，以实现设备信息的采集、存储、解码和交互。

ARINC66接口模块能够满足变电站内信息总线的规范要求，通过接口与外部数据总线相连接，完成对变电站核心设备运行状态的实时数据采集与初步存储。模块设计中强调高可靠性和抗干扰能力，以确保在高电磁干扰环境下的数据传输稳定性。ARINC66模块可从变电站内的监控设备、传感器及控制单元采集相关运行信息，包括设备温度、电压和电流等关键运行参数，为后续的故障诊断提供原始数据支撑^[2]。

ARINC624模块在系统中主要承担数据解码和交互的任务。其与ARINC66模块之间保持互通互联，能够快速接收ARINC66采集到的数据，并进行格式解码和结构化处理，为后续诊断流程中的观测证据模型提供准确的数据支持。ARINC624模块设计的核心是高效的数据处理能力和灵活的数据管理机制，确保不同类型和格式的运行数据能够快速适配，并提供给智能诊断系统使用。此外，

ARINC624模块还支持与人机交互终端的连接，管理人员可以通过该模块直接提取诊断所需的数据信息，提高设备故障识别的效率和准确性。

ARINC66与ARINC624模块在硬件设计中需注重接口电路的兼容性和数据传输的实时性，确保两个模块之间的信息流畅传递^[3]。变电站内的多源设备运行数据经由ARINC66采集后，通过高速传输进入ARINC624模块进行处理和存储。

2. 基于TMSC25芯片的故障诊断模块

在变电站检修智能诊断系统的硬件设计中，基于TMSC25芯片的故障诊断模块通过整合信息识别与处理功能，为变电站运行设备的故障检测与诊断提供高效、可靠的技术支持。

故障诊断模块以TMSC25芯片为核心，构建了信息采集、故障识别和结果反馈的完整功能链条。变电站运行数据通过实时采集进入故障诊断模块，随后经过识别与处理，最终将诊断结果通过人机交互界面呈现。模块设计中引入改进的故障树分析技术，用于挖掘设备运行数据中的故障根源，提高诊断的准确性和效率。故障诊断模块结构如图1所示。

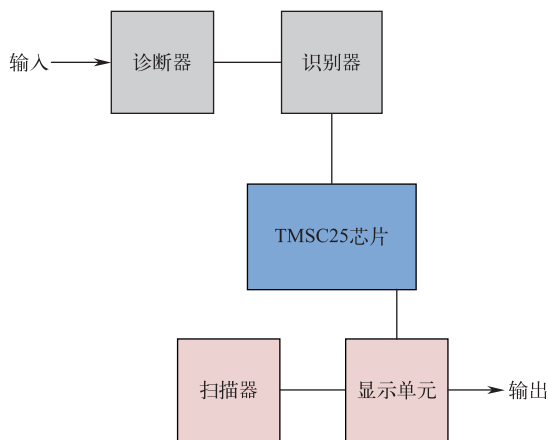


图1 基于TMSC25芯片的故障诊断模块结构

图1中，TMSC25芯片作为核心处理单元，负责对变电站设备运行状态的实时数据进行高速运算和逻辑分析。芯片设计强调低功耗、高可靠性和强计算能力，适应变电站复杂运行环境下的多任务处理需求^[4]。模块内部通过识别器对设备运行数据进行初步筛选，快速识别潜在故障特征，并将结果传递至诊断器。诊断器结合改进的故障树分析技术，对故障特征进行深层次解析，定位故障原因，并生成

诊断报告。扫描器实时监控变电站设备的运行数据流，通过高频扫描捕捉故障信号。扫描结果经过处理后，由显示单元以直观的图形化界面呈现，方便管理人员快速了解设备运行状态与故障信息。模块配置的人机交互界面为检修管理人员提供便捷的操作平台。通过界面，管理人员不仅能够实时查看设备故障诊断结果，还可获取详细的维修建议和历史运行数据支持，提升了检修工作的效率和精准度。

3. 电路控制器设计

电路控制器旨在实现对线路故障数据的高效采集与瞬时停运控制，同时保证线路的正常运行，避免对电力系统造成更大的影响。在设计过程中，采用了PO电路控制器协作系统，通过优化控制策略实现对多条线路的动态协调与管理。提升对故障点的快速定位和精准隔离能力，提高整个变电站运行的可靠性与稳定性^[5]。

电路控制器的硬件架构包含单片机控制单元、零序滤波电路和HUD电能计量芯片等关键模块。单片机作为控制器的核心部分，承担着线路故障信息的接收、处理与指令下达功能，确保整个系统的快速响应与精准执行。零序滤波电路设计用于从复杂电信号中提取故障特征，特别是在检测接地故障和短路信号时，其高效的滤波性能可以显著降低信号干扰，提升故障识别的准确性。HUD电能计量芯片则通过对电压、电流等参数的实时测量，为故障诊断和线路运行状态的动态评估提供可靠的数据支持。

在抗干扰设计方面，电路控制器特别注重信号隔离能力。通过在控制电路中引入独立的输入信号隔离模块，有效避免外界干扰信号对设备运行的影响。同时，控制器配备了专用的天线固定端口，进一步优化信号传输的稳定性。这种设计不仅保障电路控制器对故障信息的准确采集和处理，还维持配电网内部电信号的正常传输。

基于人工智能的变电站检修智能诊断系统软件设计

1. 基于深度学习的变电站故障信息提取

在变电站检修智能诊断系统中，基于卷积神经网络（CNN）的故障信息提取方法被广泛应用于对变电站设备的实时监控和故障诊断^[6]。

卷积神经网络（CNN）通过卷积层、池化层和全连接层等多个层次的结构，能够自动地从输入的原始信号数据中提取出多层次的特征信息，尤其是在处理时频域信号的过程中，能够识别出潜在的故障信号。通过对变电站中实时采集的电流信号进行分析，CNN可以识别出电流波形中微小的异常，进而判断是否存在故障。

通过卷积操作，CNN能够自动学习到电流、电压等数据的空间特征，例如突发的电压波动、周期性的电流变化等，这些特征对于故障诊断至关重要。为提取这些特征，CNN使用卷积核对输入数据进行卷积运算，卷积公式为

$$y(i, j) = (x * w)(i, j) = \sum_m \sum_n x(m, n) \cdot w(i - m, j - n) \quad (1)$$

式中， x 为输入数据； w 为卷积核； $y(i, j)$ 为卷积后的输出结果。

通过多层卷积操作，CNN可以从输入数据中逐渐提取出更为复杂的特征。

卷积层之后，池化层进一步对特征进行下采样，减少计算量，并增强模型对变电站设备不同运行环境下的适应性。池化操作常见的形式是最大池化和平均池化，池化公式为

$$y = \max(x) \quad (2)$$

式中， y 为池化后的输出结果； x 为池化区域中的值。

池化层可以显著降低数据的维度，同时保留重要的特征信息^[7]。

在特征提取完成后，CNN的全连接层会将提取到的特征进行综合，最终输出故障诊断结果。网络训练过程使用的损失函数通常是交叉熵损失函数，其公式为

$$L = - \sum_{i=1}^N [y_i \log(\hat{y}_i) + (1 - y_i) \log(1 - \hat{y}_i)] \quad (3)$$

式中， y_i 为实际标签； $\hat{y}_i$ 为模型预测值； N 为样本数量。

通过优化该损失函数，CNN能够不断调整其网络参数，提高故障识别的准确度。

通过以上过程，CNN不仅能够从电流、电压等传感器数据中自动提取故障特征，还能根据历史数据训练出适合变电站故障诊断的模式，进而在实际运行中对新采集到的信号进行实时分析与诊断。

2. 基于人工智能的变电站检修智能诊断流程

基于人工智能的变电站检修智能诊断流程通过多个步骤实现对变电站设备故障的自动识别与精确诊断，包括参数输入、特征提取、故障诊断模型调用与仿真以及诊断结果输出等过程。

参数输出阶段，变电站内的传感器实时采集电压、电流和温度等数据，并将其输入到智能诊断系统。这些数据首先经过预处理，如噪声去除和归一化，确保输入数据具有良好的质量。对于每个设备的工作状态，系统会根据历史数据和模型设定故障判定条件，确保系统能够精准地监测设备的运行情况。假设采集到的电压信号为 $V(t)$ ，电流信号为 $I(t)$ ，温度信号为 $T(t)$ ，这些数据将作为输入特征传递给后续的模式

$$X_{\text{input}} = [V(t), I(t), T(t)] \quad (4)$$

模型调用与仿真阶段，系统利用深度学习模型对输入的实时数据进行特征提取，以识别潜在的故障模式。通过卷积操作，CNN提取出输入信号中的空间特征。

为了应对信号中的噪声和误差，系统会应用数据修正方法，如加权平均和滤波。假设在多次测量中，某一数据点的值为 x_i ，其修正后的值通过加权平均进行计算

$$x_{\text{corrected}} = \frac{\sum_{i=1}^n w_i x_i}{\sum_{i=1}^n w_i} \quad (5)$$

式中， w_i 为每个测量值的权重； n 为样本数量。

规则输出和输出参数，系统根据提取到的故障特征进行进一步分析，输出故障诊断结果。通过运用多峰优化算法，系统对多个可能的故障解进行比较，并选出最优解。假设多个候选解的目标函数值分别为 $f_1, f_2, \dots, f_n$ ，则通过最大化或最小化目标函数来选择最优解：

$$\hat{f} = \arg \min_{i \in [1, n]} f_i \quad (6)$$

式中， $\hat{f}$ 为最优的故障诊断解； f_i 为第 i 个候选解的目标函数值。

输出参数与数据库录用阶段，系统将最终的诊断结果和维修建议存入数据库，并通过人机交互界面展示给维护人员。数据库不仅保存当前故障信息，还能根据历史故障数据为未来的故障诊断提供

参考。

实验研究

为验证本文设计的基于人工智能的变电站检修智能诊断系统的实际应用效果，进行对比实验，选用本文系统和传统的手工诊断方法进行实验对比。实验设计中，选取不同类型的变电站设备，模拟变压器过载、断路器接触不良和电力设备绝缘故障三种常见问题。

实验首先采集变电站设备在正常运行和故障状态下的电压、电流和温度等多种参数。这些数据通过传感器实时收集，并输入到诊断系统中进行处理。数据采集的频率设定为1s采集一次，以确保系统能够实时反映设备的运行状态。为了进行比较，传统手工诊断方法也使用这些采集到的数据进行分析。手工诊断主要依赖经验规则和人工检查记录，使用传统的统计分析和经验公式来推断故障的可能性。

在数据预处理阶段，对采集的数据进行清洗，去除噪声和异常值。对于不完整的数据，采用插值法进行修复，使数据更加准确。

得到的本文系统和传统方法故障诊断准确率实验结果如图2所示。

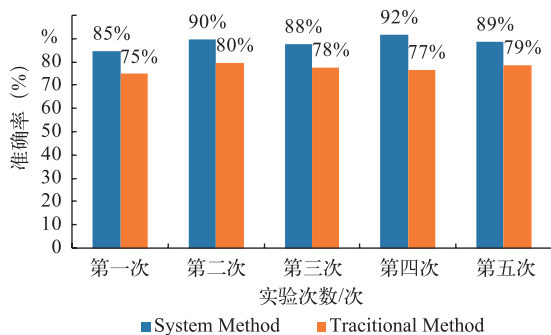


图2 故障诊断准确率实验结果

根据图2可知，基于人工智能的诊断系统在准确率上有显著优势，能够更好地应对变电站设备的故障诊断任务。这一实验结果验证了人工智能技术在变电站故障诊断中的有效性，显示出其在提升诊断效率和准确性方面的巨大潜力。相比之下，传统的手工诊断方法依赖经验和规则，虽然在一些简单的故障类型下能提供基本的诊断结果，但在处理复杂

故障时，准确率明显低于智能系统。

结束语

本文设计并实现一种基于人工智能的变电站检修智能诊断系统，通过深度学习技术，系统从变电站设备采集的实时数据中自动提取故障信息，并进行精确诊断。实验结果表明，基于人工智能的系统在故障诊断准确率、诊断时间、误报率和漏报率方面均优于传统的手工诊断方法。

未来的研究可以进一步优化该系统，通过引入更多的人工智能技术和算法（如强化学习、迁移学习等），以应对更加复杂的变电站设备故障模式。同时，随着数据量的不断增加，系统也可以通过自我学习和更新，进一步提高诊断精度和系统鲁棒性。EA

(收稿日期：2025-03-02)

参考文献

- [1] 彭明智, 许尧, 胡永波, 等. 基于人工智能技术的变电站二次设备智能巡检技术[J]. 高电压技术, 2023, 49(S01): 90-96.
- [2] 张宗包, 郝蛟, 邓彬. 基于视觉追踪与AR交互的变电站巡检系统研究[J]. 自动化与仪器仪表, 2023(7): 307-310.
- [3] 任宇路, 刘毅敏, 节连彬, 等. 基于智能视觉的变电站内人员异常行为辅助监控系统[J]. 自动化技术与应用, 2024, 43(1): 66-70.
- [4] 许冰, 李斌, 陈世海, 等. 基于深度学习的GIS局部放电故障诊断技术研究[J]. 微型电脑应用, 2023, 39(8): 118-121.
- [5] 张佳钰, 蔡泽烽, 冯杰. 基于改进的CenterNet变电站设备红外温度检测方法[J]. 计算机测量与控制, 2024, 32(7): 50-56.
- [6] 王捷, 林余杰, 张彦昌, 等. 基于能源互联的配网高效调控管理新模式[J]. 现代电子技术, 2023, 46(8): 123-129.
- [7] 姜汉国, 柴东元, 戴恩哲, 等. 基于人工智能的大型光伏电站风险预控技术研究[J]. 粘接, 2024, 51(8): 146-149.