

AI驱动的智能配电网快速故障检测与定位研究方案

执行摘要

本方案旨在为利用人工智能(AI)技术,解决现代智能电网在快速故障检测与定位方面面临的挑战,提供一个全面的研究与实施蓝图。随着分布式能源(如光伏、风电)的大量并网,传统配电网已转变为双向、动态、复杂的系统,使得传统的阻抗法和行波法等故障检测技术面临灵敏度降低、定位精度不足等挑战¹。本方案提出一个由数据驱动、多模型融合的AI框架,该框架旨在实现配电网故障的毫秒级实时响应,并能利用智能电表数据进行非技术线损的精准识别与预测。方案将重点阐述数据基础设施的构建、多层级AI模型的协同应用(如RNN、CNN、GNN),以及如何解决集成、网络安全和数据隐私等关键挑战。最终,本研究将为构建一个更具弹性、高效和自治的未来电网提供切实可行的路径。

1. 引言:演进中的电网与智能化势在必行

1.1 现代电网的复杂性与挑战

现代电网正在从传统的、单向的、集中式结构转变为一个双向、分散且高度复杂的系统¹。这种演变的主要驱动力在于分布式能源(DERs)的快速渗透,例如太阳能和风能¹。这些可再生能源的并网为电网带来了波动性、随机性和间歇性,从而导致了双向潮流和动态故障电流的出现,极大地增加了电网的复杂性¹。在这样的背景下,电网的实时协调与优化变得至关重要,以确保供电的稳定与可靠²。

这种从“静态”向“动态”的转变对传统电网的运行模式构成了根本性挑战。传统的电网故障管理方案通常基于固定的物理定律和相对可预测的潮流模式。然而,分布式能源的接入彻底改变了这些基本假设。例如,双向潮流和动态电流使得传统保护系统的灵敏度降低,并可能导致故障误判或

难以识别¹。因此，需要一种全新的、具备强大数据处理和模式识别能力的解决方案，来应对传统方法难以处理的复杂、非线性关系⁵。AI的价值正是在于其能够通过分析海量数据，从根本上解决这一挑战。

1.2 故障管理和计量的双重挑战

除了物理层面的配电网故障，智能电网还面临着计量应用的双重挑战。及时发现线路缺陷和设备隐患是保障电网安全稳定运行的关键⁷。除了常规故障，智能电表在计量方面的问题（如校准错误、子组件故障）以及非技术线损（NTL），例如窃电，也成为亟待解决的痛点⁸。

配网故障和计量故障虽然表现形式不同，但它们都可被视为数据流的异常，并且两者之间存在内在联系。例如，某些形式的非技术线损可能通过改变用户用电模式，从而影响局部负荷平衡，进而增加电网运行的复杂性，间接影响故障分析的准确性¹¹。反之，配电网的故障（如局部断电）也会导致智能电表数据的异常¹²。因此，一个全面的AI解决方案必须能够同时处理这两种数据流，并将其视为一个统一的“数据异常检测”问题。这种方法能够实现对电网运行状况的全面洞察，从而提升整体系统的鲁棒性与可靠性。

2. 问题的基础：传统方法的局限性

2.1 配电网故障检测的固有缺陷

传统的配电网故障检测方法主要包括行波法和阻抗法¹³。这些方法尽管在特定条件下有效，但它们在现代电网的复杂环境中暴露出了显著的局限性。

- 对高阻抗故障的无能为力：高阻抗故障（HIFs）是传统方法面临的一大难题。这类故障通常由带电导线接触到高阻抗表面（如树枝、沙土、混凝土）引起¹⁵。它们产生的故障电流极低，甚至不足以触发传统的过电流保护装置或熔断器¹⁵。因此，阻抗法等依赖于基本频率下电压和电流测量的传统方法往往无法有效检测和定位HIFs¹⁵。这构成了传统方法的本质性缺陷，即在“信息”微弱的情况下无法做出准确判断。
- 高昂的部署成本：行波法通过分析故障点产生的暂态行波来定位，理论上具有高精度¹⁴。然而，这一方法需要部署昂贵的高频传感器，这大大增加了部署成本¹⁴。在庞大的配电网中大规模部署这类设备，在经济上是不可行的。

- 建模挑战与适应性差:随着电网规模的扩大和分布式能源的并网, 电网拓扑变得复杂且动态¹。传统方法通常基于特定的假设和固定的网络模型, 难以精确表征真实的线路参数和电气特性, 导致故障检测和定位出现偏差¹⁶。当电网结构或运行模式发生改变时, 这些方法可能需要手动重新校准, 大大降低了其通用性和适应性¹⁶。

传统方法的这些缺陷本质上源于它们对精确物理模型和稳定物理参数测量的过度依赖。当这些“关键信息”因高阻抗故障或动态网络条件而变得微弱、不稳定时, 传统方法便会失效。AI则通过分析海量数据中更高级、抽象的模式, 弥补了这一信息缺失, 即使是微小的异常也能被捕捉¹⁷。AI能够从海量异构数据中学习这些非线性关系⁵, 并对不断变化的电网结构和运行模式进行自动调整, 从而提供了比传统方法更具可扩展性和适应性的解决方案¹⁶。

2.2 计量系统异常检测的效率瓶颈

在计量应用方面, 传统非技术线损(NTL)检测方法也存在效率瓶颈。这些方法通常依赖于简单的统计指标比较¹¹。例如, 通过比较预设时间段内的电压数据和负荷电量的关联性来发现潜在的非技术线损问题¹⁸。此外, 还会通过汇总每个中压-低压变压器分配的有功电能来检测意外损耗¹⁹。然而, 随着新型窃电手段的出现, 这些依赖于宏观数据和事后分析的方法显得力不从心, 识别难度增加¹⁰。

这种传统方法的核心局限在于其“事后统计”性质, 即无法捕捉到精细的、动态的用户行为异常¹¹。它们只能回答“发生了什么”(用电量发生了异常变化), 而无法深入分析“如何发生的”(例如用电曲线在特定时间段内的形状变化)。AI, 特别是机器学习技术, 则能够利用智能电表采集的分钟级甚至秒级用电数据, 从时间序列中学习正常用户的典型行为模式, 并实时检测任何偏离⁸。例如, 通过分析历史日负荷曲线来提取典型用电模式, AI能够识别更复杂的窃电模式, 这使得检测变得更加精准和高效²⁰。

表格1: 传统方法与AI驱动故障管理对比

对比维度	传统方法(阻抗法、行波法、统计法)	AI驱动方法(机器学习/深度学习)
核心原理	基于物理模型和定律, 如欧姆定律、电磁波传播理论。	基于数据驱动的模式识别和非线性关系学习。
关键挑战	对高阻抗故障不敏感; 部署成本高; 难以适应动态拓扑和双向潮流; 缺乏处理海量	依赖高质量数据; 需要强大的计算能力; 模型可解释性挑战; 数据安全和隐私风险 ²¹

	数据的能力 ¹⁵ 。	。
优势	原理清晰，易于理解和实现（阻抗法）；在特定场景下有高准确性（行波法） ¹⁴ 。	对复杂故障（HIF）敏感；可处理海量异构数据；高准确性、高适应性；支持实时决策与预测性维护 ²³ 。
数据依赖	物理量测数据（电压、电流、频率）；需要精确的线路参数。	多源异构数据（传感器、PMU、SCADA、智能电表数据等）；不依赖精确物理模型 ²¹ 。
如何克服挑战	—	通过深度学习挖掘高阶、抽象信息 ¹⁷ ；利用多模型融合解决多维度问题 ⁵ ；支持自愈电网 ² 。

3. 拟议的AI驱动配电网故障管理框架

本研究方案提出一个全面的AI驱动配电网故障管理框架，旨在通过数据驱动、多模型协同的方法，实现故障的快速检测、精准定位及自主化处理。

3.1 数据生态与预处理

AI应用的成功首先是“数据科学”的成功。强大的AI应用依赖于海量、多样化的数据样本²¹。这些数据来自多种来源，包括智能传感器、相量测量单元（PMUs）、智能电子设备（IEDs）和智能电表²³。配网数据具有高维性、实时性、异构性和不确定性等特点¹⁶。因此，构建一个能够高效处理、存储和融合海量数据的基础设施是AI成功的先决条件²⁷。

数据预处理是该框架中的关键步骤。这包括数据清洗、标准化和特征工程，以确保数据的准确性和一致性²⁸。仅仅收集数据是远远不够的，因为智能电网的流数据分析与传统数据挖掘有本质区别²⁷。为了解决这一问题，必须规划明确的“数据管道”（data pipelines）和应用程序编程接口（APIs），以实现数据的自动化流动和转换²⁸。这些技术可以作为现有传统系统和现代AI应用之间的桥梁，在不进行昂贵和耗时的全面系统替换的情况下，实现数据的无缝传输与交换²⁸。

3.2 AI模型在配网故障诊断与分类中的应用

故障分析本质上是分类和回归问题，而AI模型在处理这些问题上具有独特优势⁵。本方案倡导一个“多模型协同”框架，而不是依赖于单一的“最佳”模型。

- 循环神经网络(RNN)和长短期记忆网络(LSTM):这些模型专门用于处理时间序列数据²⁴。电网传感器产生的电压、电流和频率数据是典型的时间序列数据²⁴。RNN和LSTM的“记忆性”使其能够学习历史数据中的复杂模式，从而预测潜在故障或实时检测微小的异常¹⁷。
- 卷积神经网络(CNN):CNN在处理空间数据上表现出色，例如将电信号转换为频谱图或分析来自巡检机器人的红外热图像⁷。通过分析这些图像，CNN能够识别故障的视觉特征，从而进行高精度的故障分类²⁴。案例研究表明，CNN的故障检测准确率可达98%甚至100%³⁰。
- 图神经网络(GNN):配电网的拓扑结构可以被自然地表示为图。GNN模型能够利用这种拓扑信息，捕捉多节点间的复杂非线性关系⁵。这使其特别适合进行故障区间定位，因为它能够学习故障点对周围节点的影响，从而在电网层面上实现精准定位⁵。
- 其他机器学习模型:如支持向量机(SVM)、随机森林(RF)和梯度提升分类器(GBC)等传统机器学习算法在故障检测和分类中也表现出高效率¹⁴。例如，GBC模型在模拟电网数据上的故障分类F1-分数可达0.96，查全率(Recall)为100%，查准率(Precision)为93%²⁶。

这种多模型协同的框架能够实现端到端的故障诊断²⁴。例如，RNN可以负责从时间序列数据中进行实时异常检测；一旦检测到异常，CNN可以对相关的信号频谱图进行分析以进行故障分类；同时，GNN则利用电网拓扑信息，将分类结果映射到物理位置，从而实现快速、精准的定位。这种信息融合的方法能够显著提高整个系统的鲁棒性和准确性¹⁷。

表格2: AI模型在故障诊断中的应用概览

模型类型	主要应用	输入数据类型	核心优势	参考资料
RNN/LSTM	实时异常检测、故障预测	时间序列数据 (电压、电流)	擅长处理时序数据，具备记忆能力，捕捉动态非线性特征	17
CNN	故障分类、视觉特征识别	信号频谱图、红外图像	擅长处理空间数据，学习复杂模式	7

GNN	故障区间/点定位	电网拓扑图、节点数据	捕捉多节点间复杂关系，特别适合处理电网拓扑	5
SVM/RF	故障分类、异常检测	特征向量(电压、电流、频率等)	泛化能力强，处理高维数据有效	14
GBC	实时故障分类	平衡数据集	高性能，适用于实时决策	26

3.3 精准故障定位与自治化(自愈电网)

精准定位是最大限度地缩短停机时间，保障供电连续性的关键²⁴。故障定位本质上是一个回归问题⁵。AI可以实现毫秒级的响应，自动隔离故障区域并重新布线，将停机时间降至最低²。有案例研究显示，某些AI方法能够将故障定位误差降低到仅有0.02445%¹⁴。

AI将电网运维从“被动响应”转变为“主动预测与自愈”。传统的故障管理是线性的：故障发生 -> 发现 -> 定位 -> 修复。AI则能够通过预测性维护，在故障发生前进行干预²³。更进一步，“自愈电网”概念使得系统在检测到故障后能够自主做出决策并执行，例如自动进行配电网重构²。这不仅减少了人工干预，也极大地提高了电网的可靠性和弹性²⁶。这种自愈能力依赖于AI能够快速、准确地识别故障类型和位置，并结合实时负荷和拓扑数据，进行最优的配电网重构，从而确保电网在面对突发事件时能够保持稳定运行²。

4. AI在智能计量中的应用：主动资产与营收管理

4.1 数据驱动的非技术线损(NTL)检测

非技术线损(NTL)是电力公司面临的一大挑战。智能电表(AMI)的大规模部署提供了海量的实时用电数据，为利用AI解决窃电等问题带来了新机遇⁸。AI驱动的计量数据管理系统(MDMS)能够精

准检测异常⁹。例如，Itron公司在孟加拉国利用AI增强的AMI系统，通过实时数据分析将能源损耗降低了15%⁹。

AI使得窃电检测从传统的“线损”层面下沉到“用户行为”层面。传统的NTL检测通常关注变电站或线路级别的总线损¹⁹，难以定位具体的窃电用户。AI则能够通过分析用户个人的粒度化数据²²，识别出与正常消费模式不符的异常行为，从而直接定位可疑用户¹¹。这本质上是一个典型的模式识别问题。AI的优势在于其能够学习正常用户的用电模式，并通过聚类²⁰、支持向量机¹¹或决策树³²等模型，将可疑用户从海量数据中筛选出来。此外，专利资料中提出的基于生成对抗网络（GAN）的方法³²甚至可以生成窃电样本数据来训练模型，这展示了AI在解决样本不平衡问题上的先进性。

4.2 智能电表健康状况的实时监控

智能电表作为智能电网的核心组件，其自身健康状况的监控同样重要。智能电表不仅能传输用电数据，还能报告自身的状态、运行状况和性能³⁴。AI可以分析这些数据，实现对校准错误、子组件故障等问题的实时智能诊断⁸。

通过分析智能电表内部数据，AI能够提前预测设备故障，从而实现预防性维护⁹。这种智能电表的健康监控与配网故障检测是相互补充的。例如，如果一个区域的智能电表数据显示普遍的电压异常，这可能预示着配网线路存在潜在问题。这种多维度的数据交叉验证，可以显著提高故障诊断的准确性。这体现了AI在多源数据融合方面的巨大价值，将智能电表从简单的“数据采集工具”升级为具备诊断能力的“智能边缘设备”。

5. 战略实施与关键考量

5.1 数据管理与基础设施的挑战

AI的成功部署依赖于从“信息技术”到“数据技术”的范式转型。传统电网的IT系统主要服务于业务流程，而AI则需要一个以数据为核心的架构。智能电网每天产生海量数据，例如相量测量单元（PMU）每天可收集数十亿个数据点²⁷，这需要能够处理PB级数据的存储和计算平台²⁷。数据处理对实时性能要求极高²⁷。

挑战在于如何高效存储海量、异构(结构化、非结构化、音视频等)数据,并实现实时数据流分析²⁷。传统的数据库系统已无法满足需求²⁷。因此,本方案必须明确提出构建基于分布式文件系统(如Hadoop HDFS)的云或边缘计算平台¹²,并采用API和中间件²⁸来桥接现有传统系统,实现数据的无缝传输与交换,避免代价高昂的整体系统替换²⁸。

5.2 网络安全与数据隐私

智能电网的高度互联性使其成为网络攻击的主要目标²²。智能电表收集的用电数据包含用户的敏感隐私信息²²,如日常作息、居住模式等²²。数据泄露可能导致身份盗窃、电网中断甚至经济间谍活动³⁷。如果公众对隐私泄露的担忧得不到解决,将会阻碍智能电网技术的推广和应用,从而影响可持续发展目标的实现²²。

因此,任何AI方案都必须将数据安全与隐私保护作为核心组成部分。方案需要提出具体的技术措施,例如数据聚合技术³⁶可以在加密用户数据后进行聚合,降低计算和通信成本的同时保护隐私。区块链技术²³可以提供防篡改和可信的数据存储与查询方案。此外,需要建立严格的访问控制和数据加密协议²⁸,以确保数据在传输和处理过程中的安全性。

5.3 模型可解释性与人机协作

电网运营商需要理解AI的决策过程,特别是在紧急情况下²²。缺乏透明度或“可解释性”的AI模型可能导致操作人员对其失去信任,难以进行故障排查或必要时的人工干预²²。AI不应是人类操作员的替代者,而是“增强”工具。最有效的系统是实现高效的人机协作,因此AI模型不仅要准确,还要“透明”²²。

本方案倡导使用“玻璃盒(Glass Box)”模型,并开发直观、简洁的用户界面²⁹。这些界面应提供实时数据视图、历史故障分析和预测性维护提示,帮助操作员快速做出决策²⁹。这不仅可以提升系统的可靠性,也能够通过展示成功案例来建立信任,克服对新技术的怀疑²⁸。

表格3: AI故障检测案例研究与性能指标

模型名称	准确率(Accuracy)	F1-分数	AUC值	数据类型	参考资料
------	-------------------	-------	------	------	------

Novel Glass Box-Based Model	99%	1.00	1.00	真实数据	30
CNN	99% (真实数据) / 100% (模拟数据)	-	1.00	模拟/真实数据	30
Gated Recurrent Unit (GRU)	92%	0.92	-	真实数据	30
Random Forest (RF)	90% (真实数据) / 89% (模拟数据)	0.88 (真实数据) / 0.89 (模拟数据)	0.97	模拟/真实数据	30
Logistic Regression (LR)	74% (真实数据) / 63% (模拟数据)	0.59 (真实数据) / 0.63 (模拟数据)	0.58	模拟/真实数据	30
Support Vector Classifier (SVC)	63% (真实数据) / 68% (模拟数据)	0.62 (真实数据) / 0.64 (模拟数据)	-	模拟/真实数据	30
Gradient Boosting Classifier (GBC)	96.1%	0.96	-	模拟数据	26

6. 结论与未来展望

本研究方案全面剖析了AI在智能电网配网运维与计量应用中的巨大潜力，并提出了一个以数据为核心、多模型协同、兼顾安全与人机协作的系统性框架。AI技术，特别是深度学习¹⁷，能够有效克服传统方法在处理高阻抗故障、动态潮流和复杂网络拓扑方面的不足¹⁵。在计量方面，AI能够从海

量智能电表数据中挖掘用户行为模式, 实现非技术线损的精准识别, 从而提升运营效率和营收³¹。

未来的智能电网将不仅仅是“智能”, 而是“自治”和“自愈”的。通过将AI与边缘计算、云计算深度融合, 电网将能够实现对故障的毫秒级自主响应, 将对消费者造成的影响降到最低²。尽管存在数据管理、安全和隐私等挑战, 但通过持续的技术优化和战略规划, 这些难题可以被有效克服。本研究方案为电力行业的AI转型提供了坚实的理论基础和实践路径, 必将推动电网向更具弹性、可靠和高效的未来迈进。

Works cited

1. (PDF) Smart Fault Detection, Classification, and Localization in Distribution Networks: AI-Driven Approaches and Emerging Technologies - ResearchGate, accessed August 18, 2025, https://www.researchgate.net/publication/394400238_Smart_Fault_Detection_Classification_and_Localization_in_Distribution_Networks_AI-Driven_Approaches_and_Emerging_Technologies
2. Future of Utilities: How AI Is Transforming the Grid - Astra Canyon Group, accessed August 18, 2025, <https://www.astracanyon.com/blog/future-of-utilities-how-ai-is-transforming-the-grid>
3. Machine Learning-Assisted Distribution System Network Reconfiguration Problem, accessed August 18, 2025, <https://www.osti.gov/biblio/2558977>
4. 经济日报: 数智技术驱动电网升级 - 国务院国有资产监督管理委员会, accessed August 18, 2025, <http://www.sasac.gov.cn/n2588025/n2588139/c32531886/content.html>
5. A Novel Fault Diagnosis and Accurate Localization Method for a Power System Based on GraphSAGE Algorithm - MDPI, accessed August 18, 2025, <https://www.mdpi.com/2079-9292/14/6/1219>
6. 电力人工智能发展报告 - 中国电机工程学会, accessed August 18, 2025, <https://www.csee.org.cn/pic/u/cms/www/201912/0414422816ro.pdf>
7. 我国首次将AI技术规模化用于输电线路发热检测 - 新华网, accessed August 18, 2025, <http://www.xinhuanet.com/science/20230814/d2cdc4e6421842b19621ebddc89ba10/c.html>
8. Intelligent Fault Detection and Diagnostic System for Smart Meter - ResearchGate, accessed August 18, 2025, https://www.researchgate.net/publication/390054176_Intelligent_Fault_Detection_and_Diagnostic_System_for_Smart_Meter
9. The AI-Driven Energy Revolution: Unlocking Long-Term Value in the ..., accessed August 18, 2025, <https://www.ainvest.com/news/ai-driven-energy-revolution-unlocking-long-term-meter-data-management-system-market-2508/>
10. CN110349050B - Intelligent electricity stealing criterion method and device based on power grid parameter key feature extraction - Google Patents, accessed August 18, 2025, <https://patents.google.com/patent/CN110349050B/en>

11. Non-Technical Losses Detection in Power System, accessed August 18, 2025, <https://aseestant.ceon.rs/index.php/jcfs/article/download/42707/23244/>
12. The Smart Grid: How AI is Powering Today's Energy Technologies | SAP, accessed August 18, 2025, <https://www.sap.com/uk/resources/smart-grid-ai-in-energy-technologies>
13. www.arxiv.org, accessed August 18, 2025, <https://www.arxiv.org/pdf/2507.10011#:~:text=The%20conventional%20methods%20often%20used,the%20impedance%20measurement%2Dbased%20method.>
14. Fault location and detection techniques in power distribution ..., accessed August 18, 2025, https://www.researchgate.net/publication/314665388_Fault_location_and_detection_techniques_in_power_distribution_systems_with_distributed_generation_A_review
15. Survey on Methods for Detection, Classification and Location of Faults in Power Systems Using Artificial Intelligence - arXiv, accessed August 18, 2025, <https://www.arxiv.org/pdf/2507.10011>
16. Artificial Intelligence in Cable Fault Detection and Localization: Recent Advances and Research Challenges - MDPI, accessed August 18, 2025, <https://www.mdpi.com/1996-1073/18/14/3662>
17. 基于深度学习的故障诊断方法综述 - 电子与信息学报, accessed August 18, 2025, <https://jeit.ac.cn/cn/article/doi/10.11999/JEIT190715>
18. CN109521312A - 一种非技术线损检测方法、装置及系统 - Google Patents, accessed August 18, 2025, <https://patents.google.com/patent/CN109521312A/zh>
19. 智能电网基础设施技术 - LEM, accessed August 18, 2025, <https://www.lem.com/cn/smart-grid>
20. 基于数据驱动的无监测用户用电模式识别方法, accessed August 18, 2025, <http://www.shcas.net/cn/article/pdf/preview/10.3969/j.issn.1000-386x.2024.05.016.pdf>
21. Role of artificial intelligence in smart grid - a mini review - PMC - PubMed Central, accessed August 18, 2025, <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC11832663/>
22. What Are the Risks of AI in Smart Grids? → Question - Energy → Sustainability Directory, accessed August 18, 2025, <https://energy.sustainability-directory.com/question/what-are-the-risks-of-ai-in-smart-grids/>
23. (PDF) AI-Driven Fault Detection and Diagnosis in Smart Grids for Enhanced Power System Reliability - ResearchGate, accessed August 18, 2025, https://www.researchgate.net/publication/391715093_AI-Driven_Fault_Detection_and_Diagnosis_in_Smart_Grids_for_Enhanced_Power_System_Reliability
24. Artificial Intelligence for Fault Detection and ... - Hilaris Publisher, accessed August 18, 2025, <https://www.hilarispublisher.com/open-access/artificial-intelligence-for-fault-detection-and-diagnosis-in-power-distribution-systems.pdf>
25. 基于人工智能的10 kV 配网智能感知与故障诊断, accessed August 18, 2025, <https://ncdqh.xml-journal.net/cn/article/pdf/preview/10.13882/j.cnki.ncdqh.2023.03.012.pdf>

26. Optimized smart grid fault detection model using gradient boosting machines, accessed August 18, 2025, https://journalwjaets.com/sites/default/files/fulltext_pdf/WJAETS-2025-0264.pdf
27. 智能电网大数据处理技术现状与挑战 - 重大图书馆, accessed August 18, 2025, http://lib.cqu.edu.cn:8003/GetContent.ashx?file=20160914/%E6%99%BA%E8%83%BD%E7%94%B5%E7%BD%91%E5%A4%A7%E6%95%B0%E6%8D%AE%E5%A4%84%E7%90%86%E6%8A%80%E6%9C%AF%E7%8E%B0%E7%8A%B6%E4%B8%8E%E6%8C%91%E6%88%98_%E5%AE%8B%E4%BA%9A%E5%A5%87_DAF5104C682B61D07F281EE5E9742EB.pdf
28. How to Integrate AI Into Legacy Systems? A Practical Guide - Netguru, accessed August 18, 2025, <https://www.netguru.com/blog/ai-in-legacy-systems>
29. 基于深度学习的故障诊断与优化方法研究, accessed August 18, 2025, <https://www.hydropower-wr.com/index.php/hwr/article/view/5492/5318>
30. A Systematic Review on the Integrating Artificial Intelligence for ..., accessed August 18, 2025, <https://scifiniti.com/3104-4719/2/2025.0007>
31. (PDF) The detection of non-technical losses and electricity theft by smart meter data and Artificial Intelligence in the context of electric distribution utilities: A comprehensive review - ResearchGate, accessed August 18, 2025, https://www.researchgate.net/publication/369906427_The_detection_of_non-technical_losses_and_electricity_theft_by_smart_meter_data_and_Artificial_Intelligence_in_the_context_of_electric_distribution_utilities_A_comprehensive_review
32. CN117725496A - 基于相似性度量和决策树支持向量机的窃电监测方法 - Google Patents, accessed August 18, 2025, <https://patents.google.com/patent/CN117725496A/zh>
33. 基于决策树和聚类算法的智能电表误差估计与故障检测 - 计量学报, accessed August 18, 2025, http://jlxj.china-csm.org:81/Jwk_jlxj/CN/article/downloadArticleFile.do?attachType=PDF&id=2237
34. 电表数据分析的重大机遇 - Analog Devices, accessed August 18, 2025, <https://www.analog.com/cn/resources/technical-articles/big-opportunities-for-meter-data-analytics.html>
35. AI数据中心需求激增电网基础设施面临挑战 - 新华网, accessed August 18, 2025, <http://www.xinhuanet.com/tech/20241128/43bc0270df38435e88e349c81d5090fc/c.html>
36. 数据安全及隐私保护在智能电网中的应用研究, accessed August 18, 2025, <https://www.secrss.com/articles/24411>
37. Data Privacy Implications of Smart Energy Grids → Scenario, accessed August 18, 2025, <https://prism.sustainability-directory.com/scenario/data-privacy-implications-of-smart-energy-grids/>
38. 面向智能电网的数据聚合隐私保护方案 - 重庆大学期刊社, accessed August 18, 2025, <http://qks.cqu.edu.cn/cqdxzrcn/article/abstract/202503004?st=search>