

轻量化深度学习模型在电力智能变电站实时数据处理中的应用

刘宇琛 郭晓锋

内蒙古电力(集团)有限责任公司薛家湾供电分公司 内蒙古 鄂尔多斯 017100

摘要: 电力智能变电站集成众多智能设备,产生海量实时数据,对实时处理要求极高。传统数据处理方法存在不足,深度学习模型潜力大但参数量大、计算复杂。轻量化深度学习模型应运而生,其具备高处理速度、强适应性等优势,在设备状态监测、故障诊断、负荷预测等电力智能变电站实时数据处理场景中应用广泛,不过也面临数据安全、泛化能力等挑战,需采取相应对策。

关键词: 轻量化深度学习模型; 电力智能变电站; 实时数据处理

1 电力智能变电站实时数据处理概述

电力智能变电站作为现代电力系统的重要组成部分,承担着电能传输、分配和转换的关键任务。随着智能电网建设的不断推进,智能变电站中集成了大量的智能设备,如智能传感器、智能断路器、电子式互感器等。这些设备能够实时采集和生成海量的电力数据,涵盖了电压、电流、功率、温度、压力等多个物理量。实时数据处理是指对采集到的数据在极短的时间内进行分析、处理和决策,以满足电力系统的实时运行需求。在电力智能变电站中,实时数据处理能够及时发现设备的异常状态、预测故障的发生、优化电力系统的运行方式,从而提高电力系统的可靠性和稳定性,保障电力供应的安全^[1]。传统的数据处理方法在面对智能变电站的海量实时数据时,往往面临着计算效率低、处理能力不足等问题。而深度学习模型凭借其强大的数据特征提取和模式识别能力,在电力数据处理领域展现出了巨大的潜力。然而,传统的深度学习模型通常具有庞大的参数量和复杂的计算结构,对计算资源要求较高,难以在资源有限的智能变电站实时数据处理系统中高效运行。因此,轻量化深度学习模型的出现为解决这一问题提供了有效的途径。

2 电力智能变电站实时数据处理的特点

2.1 实时性要求

电力系统的运行是一个动态的过程,任何一个环节出现问题都可能在瞬间影响整个系统的稳定。因此,电力智能变电站的实时数据处理对时间有着极高的要求。例如,在设备故障发生时,需要在毫秒级的时间内检测到故障信号,并迅速做出决策,如切断故障线路,以防止故障的扩大和蔓延。如果数据处理延迟过长,可能会

导致设备损坏加剧,甚至引发大面积停电事故。实时性要求还体现在对电力负荷的实时监测和预测上。电力负荷会随着时间、季节、天气等因素的变化而波动,准确的实时负荷预测能够帮助电力调度部门合理安排发电计划,优化电力资源的分配。这就要求实时数据处理系统能够快速处理大量的负荷数据,并及时给出预测结果。

2.2 数据质量与多样性

电力智能变电站采集到的数据质量参差不齐,受到多种因素的影响。一方面,传感器本身的精度、稳定性和可靠性会直接影响数据的准确性。另一方面,外界环境的干扰,如电磁干扰、温度变化等,也可能对数据质量产生影响。同时,电力数据具有多样性特点,除了常见的电气量数据外,还包括设备的状态信息、环境参数等非电气量数据。这些不同类型的数据相互关联,共同反映了电力系统的运行状态^[2]。因此,在实时数据处理中,需要综合考虑多种数据类型,挖掘它们之间的内在联系,以提高数据处理的准确性和可靠性。

3 电力智能变电站实时数据处理需求分析

3.1 实时数据处理的要求

为了满足电力智能变电站的实时运行需求,实时数据处理系统需要具备以下特点。首先,高处理速度是关键。系统必须在规定的时间内完成数据的采集、传输、处理和决策,确保对电力系统的实时控制。其次,高可靠性是保障。电力系统对安全稳定运行要求极高,数据处理系统不能出现故障或错误,否则可能导致严重的后果。因此,系统需要具备容错机制和备份措施,以应对可能出现的异常情况。另外,实时数据处理系统还应具有良好的扩展性和兼容性。随着智能变电站的不断发展和新设备的接入,数据处理系统需要能够方便地扩展功

能,以适应新的数据处理需求。同时,系统应能够与不同类型的设备和系统进行无缝对接,实现数据的共享和交互。

3.2 电力数据特性分析

电力数据具有时序性、相关性和不确定性等特性。时序性是指电力数据是按照时间顺序采集和生成的,数据之间存在着时间上的关联。例如,负荷数据在不同时间点的变化反映了用户用电行为的规律。相关性体现在不同类型的数据之间存在着相互影响和制约的关系。如电压和电流之间存在着固定的电学关系,设备温度和负荷大小也可能存在一定的相关性。不确定性是电力数据的另一个重要特性。由于受到多种随机因素的影响,电力数据往往存在一定的波动和误差。例如,可再生能源发电的出力受到天气条件的制约,具有很大的不确定性。在实时数据处理中,需要充分考虑这些数据特性,采用合适的算法和模型进行处理,以提高数据处理的准确性和有效性。

3.3 轻量化深度学习模型应用的必要性

传统的深度学习模型虽然在大规模数据处理和复杂模式识别方面具有优势,但在电力智能变电站实时数据处理中存在一些局限性。一方面,传统模型参数量大,计算复杂度高,需要大量的计算资源和存储空间。而智能变电站的实时数据处理系统通常资源有限,难以满足传统模型的运行要求。另一方面,传统模型的训练和推理时间较长,无法满足实时性要求极高的电力数据处理任务。轻量化深度学习模型通过模型压缩、知识蒸馏、神经网络架构搜索等技术手段,在保证模型性能的前提下,减少了模型的参数量和计算量,提高了模型的推理速度。因此,将轻量化深度学习模型应用于电力智能变电站实时数据处理中,能够有效解决传统模型面临的问题,提高数据处理的效率和实时性,为电力系统的安全稳定运行提供有力支持。

4 轻量化深度学习模型在电力智能变电站实时数据处理中的应用场景

4.1 设备状态监测

设备状态监测是电力智能变电站实时数据处理的重要应用场景之一。通过对设备运行数据的实时采集和分析,可以及时发现设备的异常状态,预测设备的剩余寿命,为设备的维护和检修提供依据。轻量化深度学习模型可以应用于设备状态监测的多个环节。在数据预处理阶段,轻量化模型可以对采集到的原始数据进行清洗和特征提取。例如,利用轻量级的卷积神经网络(CNN)对设备的振动信号进行特征提取,去除噪声干扰,提取

出能够反映设备状态的关键特征。在状态评估阶段,可以采用轻量化的循环神经网络(RNN)或其变体,如长短记忆网络(LSTM)、门控循环单元(GRU)等,对设备的历史状态数据进行建模和分析。这些模型能够捕捉数据的时间序列特征,预测设备未来的状态变化趋势。例如,在变压器状态监测中,通过安装在变压器上的多种传感器采集油温、油位、气体含量等数据。利用轻量化深度学习模型对这些数据进行实时分析,可以及时发现变压器内部的潜在故障,如局部放电、过热等。与传统的监测方法相比,轻量化模型具有更高的准确性和实时性,能够提前发现故障隐患,避免设备损坏和停电事故的发生^[1]。

4.2 故障诊断

故障诊断是保障电力智能变电站安全稳定运行的关键环节。当设备发生故障时,快速准确地诊断故障类型和位置,对于及时修复故障、减少停电时间至关重要。轻量化深度学习模型在故障诊断中具有显著的优势。传统的故障诊断方法通常依赖于专家经验和人工分析,存在诊断效率低、准确性不高的问题。而轻量化深度学习模型可以自动学习设备的正常运行模式和故障特征,通过对实时采集的数据进行分析,快速判断设备是否发生故障以及故障的类型。对于复杂的电力系统故障,如短路故障、接地故障等,可以采用轻量化的深度神经网络(DNN)进行诊断。通过对大量故障样本的学习,模型可以建立故障特征与故障类型之间的映射关系。在实际应用中,将实时采集的故障数据输入到模型中,即可快速得到故障诊断结果。同时,轻量化模型还可以结合故障定位算法,确定故障发生的位置,为故障修复提供精确的指导。

4.3 负荷预测

准确的负荷预测对于电力系统的规划、调度和运行具有重要意义。通过预测未来的电力负荷,电力部门可以合理安排发电计划,优化电力资源的分配,降低发电成本,提高电力系统的经济性和可靠性。轻量化深度学习模型在负荷预测中发挥着重要作用。电力负荷受到多种因素的影响,如时间、季节、天气、经济活动等。传统的负荷预测方法,如时间序列分析、回归分析等,往往难以充分考虑这些复杂因素的影响,导致预测精度不高。而轻量化深度学习模型具有强大的非线性拟合能力,能够自动学习负荷数据与各种影响因素之间的复杂关系,从而提高负荷预测的准确性。

4.4 其他应用场景

除了设备状态监测、故障诊断和负荷预测外,轻量

化深度学习模型在电力智能变电站实时数据处理中还有其他广泛的应用场景。例如,在电能质量监测方面,利用轻量化模型可以对电压波动、谐波、三相不平衡等电能质量问题进行实时监测和分析。通过对电能质量数据的实时处理,及时发现电能质量问题,并采取相应的措施进行改善,提高供电质量。在电力市场交易中,轻量化深度学习模型可以用于预测电价走势。电价受到供需关系、政策法规、市场情绪等多种因素的影响,具有不确定性。通过对历史电价数据和相关市场信息的分析,轻量化模型可以建立电价预测模型,为电力市场参与者提供决策支持,帮助其制定合理的交易策略,降低交易风险,提高经济效益。另外,轻量化深度学习模型还可以应用于电力系统的安全稳定控制。通过对电力系统运行数据的实时分析,模型可以检测到系统的潜在安全隐患,并及时发出预警信号,结合控制策略,模型可以实现对电力系统的自动调整和控制,保障系统的安全稳定运行。

5 轻量化深度学习模型应用面临的挑战与解决方案

5.1 面临的挑战

尽管轻量化深度学习模型在电力智能变电站实时数据处理中具有广阔的应用前景,但在实际应用过程中也面临着一些挑战。首先,数据隐私和安全问题是一个重要 concern,电力数据包含了大量的敏感信息,如用户用电数据、设备运行状态等。在模型训练和应用过程中,如何确保这些数据的安全性和隐私性,防止数据泄露和恶意攻击,是需要解决的关键问题。其次,模型的泛化能力也是一个挑战,电力智能变电站的运行环境复杂多样,不同地区的变电站设备、运行方式等可能存在差异。轻量化深度学习模型需要具备良好的泛化能力,能够在不同的环境下准确地进行数据处理和决策。然而,由于训练数据的局限性,模型在实际应用中可能会出现性能下降的情况。另外,轻量化深度学习模型的可解释性也是一个亟待解决的问题。传统的深度学习模型通常被视为“黑盒”模型,难以解释模型的决策过程和依据。在电力系统中,对模型的可解释性要求较高,因为错误的决策可能会导致严重的后果。因此,如何提高轻量化模型的可解释性,使其决策过程能够被理解和信

任,是当前研究的一个重要方向。

5.2 解决方案

针对数据隐私和安全问题,可以采用加密技术和访问控制策略。在数据传输和存储过程中,对数据进行加密处理,防止数据在传输过程中被窃取或篡改。同时,建立严格的访问控制机制,限制对敏感数据的访问权限,只有经过授权的人员才能访问和处理这些数据。为了提高模型的泛化能力,可以采用数据增强和迁移学习的方法^[4]。数据增强通过对训练数据进行变换和扩展,增加数据的多样性,从而提高模型对不同数据的适应能力。迁移学习则可以将在一个领域训练好的模型应用到另一个相关领域,利用已有的知识和经验,加速模型的训练过程,提高模型的泛化性能。对于模型的可解释性问题,可以采用可解释性深度学习技术。例如,通过设计具有可解释性的模型结构,如注意力机制、决策树与神经网络结合的模型等,使模型的决策过程能够被理解和解释。还可以利用可视化技术,将模型的中间结果和决策依据以直观的方式呈现出来,帮助用户理解模型的运行机制。

结束语

轻量化深度学习模型为电力智能变电站实时数据处理带来了新的契机与活力,在多个关键应用场景展现出显著优势,有力推动了电力系统的智能化发展。然而,数据隐私安全、模型泛化及可解释性等挑战不容忽视。未来,需持续探索创新技术,完善解决方案,以充分发挥轻量化模型潜力,保障电力系统安全稳定、高效经济运行。

参考文献

- [1]田震宇.智能变电站的电力监控系统优化策略研究[J].电力与能源,2025,46(2):121-125.
- [2]李思傲.视频监控技术在变电站弱电安全管理中的应用[J].电气技术与经济,2025(7):167-169,177.
- [3]吴凡.智能变电站状态监测及辅助控制系统的设计及应用[J].数字技术与应用,2024,42(5):226-228.
- [4]陈光华,王朋飞,赵应兵,等.智能变电站智能终端自动测试仪设计[J].电力系统保护与控制,2021,49(17):162-169.