基于深度学习的电力负荷异常检测与诊断方法研究

●刘　旭

[摘要]近年来，随着计算机技术的蓬勃发展，深度学习方法在电力负荷异常检测与诊断中的应用越来越广泛，该技术对提高预测精度具有重要意义。瞬时峰值、持续过载、周期性波动等电力负荷异常，对电力系统的稳定性和安全运行造成了深远影响。因此，本文提出了一种基于深度学习的电力负荷异常检测与诊断方法，通过定义问题和数据采集、数据预处理、选择合适的深度学习模型，并对模型进行训练与优化、异常检测与诊断，旨在设计一个能够实时识别和分类电力系统中各种电力负荷异常状态的系统。

[关键词]电力负荷异常；深度学习；检测与诊断

电网范围的扩大及其复杂性的提升，使得传统的监测技术在应对和分析海量数据时遭遇了难题。这些难题涉及实时监控电网状态、预测和诊断潜在的负荷异常等多个方面。其中，负荷异常，若未能被及时识别与处理，便会引发电力系统效率低下等问题，严重时甚至会导致供电中断，从而对整个社会经济产生影响。所以，引入先进的数据分析技术成了行业的共识。深度学习作为一种先进的机器学习技术，提供了新的解决方案。深度学习是学习样本数据的内在规律和表示层次，这些学习过程中获得的信息对诸如文字、图像和声音等数据的解释有很大的帮助。它的最终目标是让机器能够像人一样具有分析学习能力，能够识别文字、图像和声音等数据，远远超过先前相关技术。因此，本文旨在探讨一种基于深度学习的电力负荷异常检测与诊断方法的设计，以实现对电力系统中各种负荷异常的准确识别。

Q 电力负荷异常的类型

对于电力系统而言，对电力负荷异常进行检测与诊断是其运行管理中至关重要的一环，因为它能够确保系统运行的稳定性，同时提升能源效率。电力负荷异常，可总结为以下多种异常模式。

(1)非高峰时段的短暂负荷激增被称作瞬时峰值异常。这种异常通常是由于大型工业设备非预期启动或操作异常所致。电力系统可能会因此而面临过载风险，遭受瞬时电压波动，并触发保护装置，从而对系统的稳定性产生不利影响。(2)持续过载指负荷在较长时间内持续超过系统设计的安全运行极限。持续的高温现象、工业用电需求的上升或是供电的短缺，都可能导致此类异常情况的发生。长期过载会加速电力设备的衰退过程，引起电力设备的热失稳，进而增加系统运行的经济负担。(3)周期性波动异常一般表现为电力负荷出现了不规则的周期性改变。这种现象可能与某些特定的工业操作或设备运行模式相关联。比如，在夜间无人工监控的情况下，工厂中的某些生产线可能会自主启动，进而引发系统负荷的不规则变化。(4)负荷下降异常虽然不像负荷过高那样容易被察觉，但同样需要给予足够的重视。大规模停电、工业生产下降或节假日可能引起此类异常。长期的负荷下降意味着电力需求的根本变化，这将会对电力市场的策略布局和调度决策产生重要影响。(5)随机波动异常是指在短时间内负荷出现的大幅波动。这种现象一般是电网连接不稳定或电力盗窃行为所导致。系统在面对这类异常时，需要提高其实时响应能力和频率调控水平。

Q 电力负荷异常对电力系统的影响

电力负荷异常对电力系统的影响是多方面的，既包括对物理设备的直接损害，也涉及系统运行效率和经济成本的间接影响。研究这些影响既有助于理解电力异常负荷的严重性，也有助于有效监测和管理策略的制定。

(一)对系统稳定性与可靠性的冲击

电力负荷异常，特别是瞬时峰值异常，会导致电压和频率的短暂波动，进而对电力系统的稳定性构成严重威胁。

若此类波动未能被及时调整，则可能引发保护装置的激活，继而造成断路器自动跳闸，最终引发整个电力系统的崩溃。譬如，2003 年发生在美国东北部的电力中断就源于众多小问题相继出现导致的链式反应。从长期角度观察，电网设施所承受的不稳定性将导致其磨损加剧，提高发生故障的频次，从而减少其使用年限，最终对电力系统的可靠性带来持续性的负面影响。

（二）经济成本的增加

系统稳定性因电力负荷异常而受影响，频繁启动备用电源及调峰电厂的举动会大幅增加电力运营的经济负担。并且电力设备的异常负荷会引起运行的过度负担，这不仅加快了设备的衰老速度，还提高了维护和更新设备的频率与费用。例如，持续过载可能导致变压器过热，进而减少其正常运行周期，这会促使电力企业提前进行费用高昂的设备升级或维修，从而给电力企业带来了显著的经济压力。

（三）对电力质量的负面影响

电力系统中，负荷的突发性变动也会对电力质量造成不利影响，具体表现为电压的波动和频率的偏离。尤其是对那些依靠精密设备和仪器来维持正常运作的工业用户来说，这种情况较为不利，因为他们通常对电力的质量有较高的要求。并且设备的运行稳定性会因电力质量问题而受到影响，这不仅会给产品的品质带来负面影响，还可能使其生产效率被影响，严重时甚至会产生经济损失。

（四）对环境与社会的影响

化石燃料的大量消耗源于频繁的负荷波动和调峰操作，这会显著加剧温室气体排放和其他污染物释放等环境问题。并且电力负荷异常波动可能导致供电系统的中断，这种现象会波及社会的正常运作和安全，尤其在极端气候条件下更加明显。例如，医院及急救服务可能会因电力故障而受影响，进而对公共健康与安全构成威胁。

Q 基于深度学习的电力负荷异常检测与诊断方法设计

针对电力系统中可能出现的异常负荷情况，构建高效的检测与诊断机制显得尤为关键。基于深度学习的方法，凭借其在处理大规模数据集和识别复杂模式方面的显著优势，已经转变为解决相关问题的有效工具。基于此，接下来将设计一种基于深度学习的电力负荷异常检测与诊断方法，其中涉及的系统之间的关系如图 1 所示。

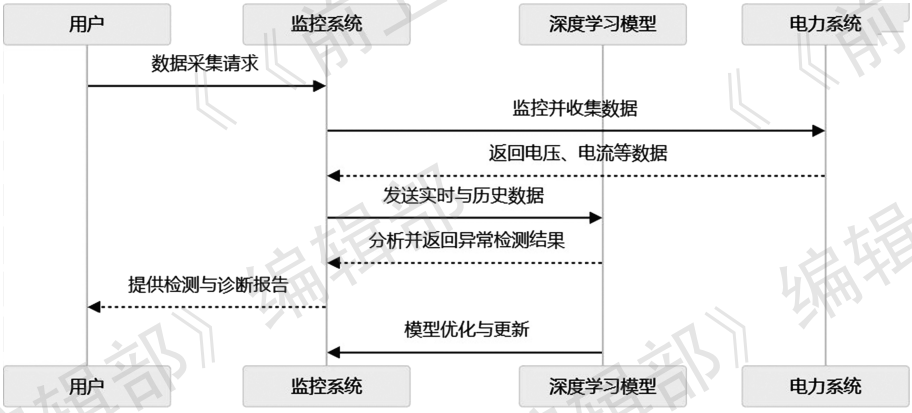

图 1　基于深度学习的电力负荷异常检测与诊断方法设计系统关系图

（一）定义问题与数据采集

在构建基于深度学习的电力负荷异常检测及诊断体系之前，需要先确立关键性问题及其对应的数据需求。本系统应致力于识别和分类瞬时峰值、持续过载、周期性波动等电力负荷异常事件，因为此类异常状况会使得电力系统的稳定性受到影响。在此阶段的另一个关键任务是进行数据采集。电压、电流、频率和功率等在内的多种电力数据需从众多监控位置进行采集。这些数据类型的需要包括历史信息与实时信息。前者供深度学习模型训练使用，后者则用于模型的实时监测与分析。同时，为了训练出具有强大泛化能力的模型，必须对数据进行全面的收集，应覆盖多种典型及极端事件。在进行数据采集的过程中，还必须顾及数据在时间上的分辨率及准确度。具有高分辨率的时间序列数据，有助于模型精确捕捉短暂的负荷波动，这在检测瞬时峰值等短时异常现象时显得尤为关键。值得强调的是，所采集的数据必须符合电力行业既定的规范与标准，以保障其可靠性与一致性。

（二）数据预处理

为了使深度学习模型能够有效学习和泛化，必须对其输入的数据进行预处理。首先，需要对数据进行清洗，此过程旨在消除因传感器故障或数据传输错误所产生的噪声和异常值。比如，采用以统计学为基础的方法，可以辨别并替换掉与整体数据分布不符的异常数据点。其次，为了消除不同量纲与数值范围所导致的影响，应对数据实施归一化处理，以使所有数据均被转换到同一尺度。归一化处理的方式一般涉及最小－最大规范化及 Z 分数规范化这两种标准化方法。再次，对于时间序列数据的分析，季节性和趋势分解至关重要，这可通过差分或分解方法来消除这些因素的影

响，以凸显出异常的模式。 最后，数据预处理还需要构建数据集，该过程涉及将经过处理的数据切割成训练集、验证集及测试集三个部分。 在实施该流程时，必须确保所使用的数据集既具备广泛代表性，又具有随机性。 这样便可有效防止在模型训练环节出现过度拟合的状况。

（三）选择合适的深度学习模型

在基于深度学习的电力负荷异常检测与诊断方法设计中，选择适当的模型是较为重要的一环。 鉴于电力负荷数据所表现出的复杂性和时间序列特征，所选择的模型需要能够捕捉到这些数据中的时间依赖性和非线性特征。

时间序列数据分析领域，长短期记忆网络（LSTM）凭借其处理时间依赖性问题的优异性能，得到了广泛的应用。LSTM 模型擅长处理电力负荷数据中的长期依赖问题，在瞬时高峰或持续过载等电力负荷异常的检测与诊断上表现出色。 同时，在处理可能含有多种空间属性和噪声的电力数据时，采用卷积神经网络（CNN）与长短期记忆模型相结合的方案，即 CNN-LSTM 模型，是较为科学的选择。 CNN 模型应用于电力负荷数据的前端处理阶段，可有效地抓取数据局部的特性和趋势信息，随后，借助 LSTM 处理技术，能够对数据的时间序列动态变化进行细致分析。 另外，为了满足对实时性能的需求，门控循环单元（GRU）可作为长短期记忆网络的替代品，这样不仅可以降低计算的复杂度，还能够提升模型的执行效率。 相较于 LSTM，GRU 在保持了处理时间序列数据能力的同时，精简了模型架构，进而优化了训练的效率。

（四）模型训练与优化

确定了模型结构后，需要进行模型的训练与优化。 训练过程中，模型需要能识别电力负荷中的各类异常。 对经过预处理的正常负荷情况和各种已标记的异常情况（如尖峰异常和周期性波动等）的数据集进行模型训练。 这些数据需涵盖电力系统运行的所有可能情景，从而确保模型在现实应用场景中具备良好的泛化能力和精确度。 同时，在模型训练过程中，需要对优化算法进行精心挑选。 在深度学习领域，模型训练常常依赖于梯度下降法及其变体（如 Adam 或 RMSprop），尤其是复杂时间序列数据处理，优化算法能有效应对梯度消失或爆炸问题。 而采用正则化方法，如 L2 正则化及 dropout 技术，则能有效避免过拟合问题，从而使模型在新数据上有稳定的表现。 最终阶段，对构建的模型进行测试。 使用分离的验证数据集来测试模型的性能，观察准确性、召回率及 F1 分数等关键指标，这些指标能够综合反映模型在实际电力系统中检测异常的能力。 然后依据验证过程所反馈的效果，对层数、神经元数、学习率等模型参数进行细致调整，直至实现预期中的最高效能标准。

（五）异常检测与诊断

基于深度学习的电力负荷异常检测与诊断系统离不开有效的异常检测策略。 这一阶段的目的在于实时识别和分类电力系统中的各种异常状态，如瞬时峰值、持续过载、周期性波动等，此类状况可能是设备故障或系统不稳定的前兆。电网各节点产生的电力负荷信息，会被系统实时收集并输入至经过训练的深度学习算法模型之中。 该模型承担着对数据进行实时分析的任务，能够检测出任何与常规电力负荷行为模式不一致的迹象。 在发现异常状况时，系统需启动诊断程序，此过程通常包含对数据进行深入的解析，目的是明确异常的类别及其潜在原因。 比如，如果检测到持续的负荷增加，系统便会进一步与该时间段内的其他相关数据（如天气条件、历史负荷模式等）进行比对，以诊断其是否为持续过载并推断其原因。

利用以上方法，可以搭建一个准确且高效的、基于深度学习驱动的电力负荷异常检测及诊断体系。 该体系能够实时检测并处置异常状况，同时通过不断的学习与改进能够使其适应电力网络在不断变化的环境中的最新需求，从而使电网运行的持续稳定性得到保障。

结束语

本文详细探讨了基于深度学习的电力负荷异常检测与诊断方法，充分展示了其在电力系统监控与管理领域的应用前景。 虽然在电力系统负荷异常监测与诊断领域，深度学习技术的应用已获得了显著成果，但今后的研究工作仍然需要不断进行，并持续创新。 未来的研究可以在以下几个方向进行拓展：一是为了跟上电力系统快速且频繁的变化，需不断增强模型的实时处理功能。 二是深入挖掘和整合更加多样化的数据资源，以提升电力负荷检测与诊断模型的精确度和稳健性。 三是深化对模型解释能力的探究，从而为电力系统操作与维护提供更清晰的决策辅助工具。

参考文献

[1]张建褒，吉莹，陈立东.深度学习在电力负荷预测中的应用[J].自动化仪表，2019，40(08)：8-12，17.

[2]谢小鹏.深度学习算法在电力负荷预测中的应用研究[J].广西电力，2023，46(02)：48-55.

[3]龙雯，王同喜.基于深度学习的多特征短期负荷预测[J].电脑知识与技术，2021，17(16)：186-187，194.

[4]吴小燕，孟凡平，陈晨晨，等.试析深度学习在智能电网中的应用研究[J].电子元器件与信息技术，2020，4(12)：120-121，123.

作者简介：

刘旭（1989－），男，汉族，广东揭阳人，本科，工程师，深圳新能电力开发设计院有限公司，研究方向：电力工程管理。