[二次系统]

基于深度学习的智能化二次系统状态监测研究

文/张紫薇 陈璐
国网黑龙江省电力有限公司超高压公司

首先阐述深度学习的基本思想和几种常用模型方法。其次，讨论智能设备二次系统监控的概念、监控对象和指标选择。同时，分析传统方法和深度学习方法在通信网络状态监测和二次设备状态评估中的优缺点。最后，结合目前智能化设备二次系统状态深度监测的研究和应用现状进行分析和总结。

深度学习在智能化设备的广泛应用是人工智能领域的研究热点。其发展的起源可以概括为两点：一方面，随着智能设备的快速建设和物联网的发展，智能系统运维产生的海量数据满足了深度学习的需求；另一方面，计算机科学的快速发展促进深度学习理论的快速发展，现代计算机处理大数据的能力为深度学习在智能系统中的应用奠定坚实的基础。智能设备是推进智能制造企业发展的核心部分，其特点是一次设备智能化、二次设备网络化。本文以智能变电站为例，首先概述深度学习的基本思想和几种常用模型的基本结构，并讨论它们的特点。然后，对智能变电站二次系统监控的概念、监控对象的选择和监控指标进行总结。

深度学习的基本思想和常用模型

1. 深度学习的基本思想

深度学习使用类似于神经网络的分层结构。它本质上是一个特征提取和学习的过程。采用构建多层隐式神经网络的模型，通过大量的数据训练得到最有利的参数。这样简单的数据组合被抽象为更高层次的特征，中间过程不需要人工干预。例如，一个神经网络包含一个n层结构，如图1所示。如果在传播过程中不产生损失，则输入等于输出，任何隐藏层都具有输入的所有特征，但在实际过程中存在一定的损失，可以用损失函数来描述。因此，需要在训练过程中不断调整中间参数，使输入和输出之间的差值尽可能小。

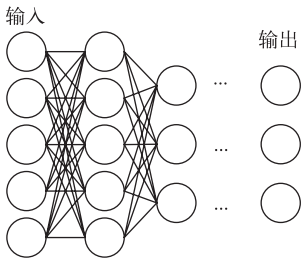

图1 神经网络模型图

2. 深度学习的通用模型

常用的深度学习模型包括递归神经网络（RNN）、深度信念网络（DBN）、卷积神经网络（CNN）和生成对抗网络（GAN）。RNN主要应用于时间序列数据的处理。其基本结构如图2所示，输出受输入和所有历史时刻的影响。然而，由于时间轴上的梯度分散，RNN在处理长序列数据时表现不佳。DBN的基本单位是受限玻尔兹曼机(Restricted Boltzmann Machines, RBM)，其基本结构如图3所示。其中的RBM包括一个视觉层和一个隐藏层，这两层神经网络之间是有联系的。

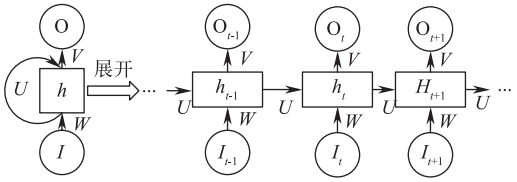

图2　RNN的基本结构图

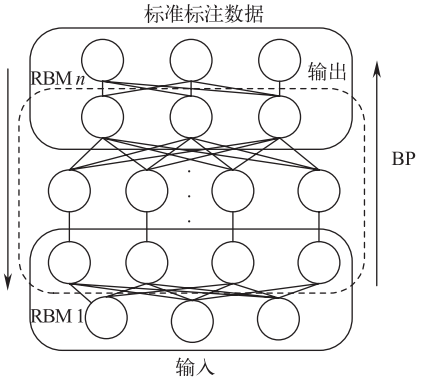

图3　DBN的基本结构图

智能变电站二次系统状态监测

随着IEC 61850标准的进一步发展，人们对智能变电站一次设备的状态监测进行了很多相关的研究。例如，研究人员设计了一种智能变电站断路器状态监测方案。而对于二次系统的状态监测，主要依靠网络消息分析设备来识别异常原因。由于数据量过大，遗漏很多重要信息，因此无法为设备的状态监测提供准确的数据。综合调度系统的实现需要对一次系统和二次系统进行同步采集和分析，因此二次系统的状态监测是整个智能变电站状态评估的核心部分，是该领域的研究重点。

在监控指标的选择上，本文总结智能变电站二次系统的运行过程，其中包括采样准确度、运行环境、保护启动、输入一致性、输入实时性、输出功能、内部环境和端口性能等评价指标。根据二次设备的类型给出具体的评价参数，许多研究提出通信设备的端口光功率、温度等评价指标，并在实际工程中进行应用。

对于智能变电站二次系统的状态监测，应从监测物理设备和通信网络的运行状态入手，从多维度的数据中实现状态评估、故障识别和定位的功能。此外，它还需要与传感器技术、信息存储与快速查询技术以及数据挖掘技术等相配合。目前，在这些方面已经取得了一定的研究进展。例如，提出将ZigBee技术和GPRS技术应用于二次设备温度测量系统中，以解决当前温度测量方法受环境限制，实时性差的问题。根据智能变电站采集数据的特点，采用Hadoop云计算技术，提出一种数据在线安全存储和快速查询的方法，大大提高数据查询的效率。

深度学习与常规状态监测方法比较

作为人工智能的主导方向，深度学习具有较强的非线性函数逼近能力，这使得它在高维数据分类、降维和聚类方面具有较好的性能。如今，智能变电站每天接收数以万计的信息。传统的方法已经无法在如此庞大的信息量面前揭示数据与状态之间的潜在关系，而深度学习模型能够表达特征模糊、相关性强的多维数据特征，符合智能变电站二次系统数据类型多、数据规模大的特点。目前，深度学习主要应用于智能变电站通信网络状态监测、二次设备状态评估等方面。

1. 智能变电站通信网络状态监测

在智能变电站中，海湾层和过程层之间的设备联络依赖于SCD（变电站配置描述）文件中的GOOSE/SV订阅关系。而在SCD文件中，只有虚拟环路的发送方和接收方，没有对实际物理链路包括交换机等中间节点的描述。当链路断开故障发生时，接收方只能接收到链路断开的告警信息，无法识别故障的实际位置。

传统的方法提出在线状态监测系统，通过检查GOOSE和SV消息的有效性和连续性来监测通信网络的状态。虽然这种方法的处理速度非常快，但很难确定故障的原因和位置。研究人员在GOOSE和SV消息分析的基础上，结合流量控制，设置三条安全线路，保证关键消息的可靠传输，从而提高通信网络结构的鲁棒性。该方法只能保证过程层通信网络发生故障时关键信息的传输，不能实现故障定位。针对这一局限性，后期提出一种能够提高过程层通信可靠性的网络设备异常检测方法，并给出更详细的信息异常检测标准。但是，只能确定故障源于某些可能的设备或链路，从而使网络设备大面积隔离。为了解决这一问题，研究人员提出一种网络动态监控的方法，通过学习网络拓扑，建立虚拟环路与实际物理链路的对应关系，统计历史流量信

息，实现故障定位和网络状态监控。该方法简单可行，但如果网络交换机或网络分析仪出现故障，则该方法无法进行检测。

上述方法都存在一定的缺陷，无法实现准确的故障定位。原因为：①过程层通信网络故障判据单一，故障特征之间的关系不显著；②过程层通信链路之间的关系复杂，常规方法无法有效、快速地分析海量多维数据；③通信网络信息传输过程中可能出现丢失、失真等问题。

利用深度学习方法研究过程层通信网络的状态监测可以有效地解决这些问题。例如，基于DBN网络建立过程层通信网络故障诊断模型，利用通信网络的实时特征信息实现准确的故障定位。与基于报文分析的方法相比，该方法具有诊断误差小、容错能力强和定位准确等优点。目前，深度学习在智能变电站通信网络状态监测方面还处于起步阶段，但从目前的趋势来看，与以往的研究方法相比，已经取得了一定的进展，见表1。

表1　智能变电站通信网络状态监测方法

通信网络状态监测方法	优势	局限性
消息有效性和连续性验证	处理速度快	很难确定故障的原因和位置
消息分析和流控制	确保关键信息在故障情况下的可靠传输	无法确定故障位置
消息分析和处理层信息特征	可以判断设备的故障范围	准确度低
交换机拓扑学习	该方法简单，可实现故障定位	交换机或网络分析仪故障时的方法故障
DBN	诊断误差小，容错能力强，故障定位准确	模型训练时间长

2. 智能变电站二次设备状态评估

在智能变电站二次设备状态监测中，单设备信息主要用于评估设备运行状态。研究人员提出一种基于模糊综合评价法，采用IEC 61850采集开关的相关运行信息，从端口接收光强、端口流量、误码率和温度等方面对开关的运行状态进行评价。许多文献提出采用比较法对常规变电站继电保护相关的二次回路进行监控，但比较法需要相互冗余的设备之间的网络信息，存在设备利用率低的缺点。基于性能评价方法，从可信度、可用性和固有能力（ADC）三个维度对合并单元的运行进行评价。考虑到仅根据设备本身的信息难以准确判断二次设备的运行状态，有学者开始研究多信息融合的评估方法。例如，结合网络电文分析装置的功能特点，通过配置网络分析装置与二次设备之间的链路对应，提取核心电文，综合分析继电保护二次回路的运行状态；基于变权理论和梯形云模型，建立包含继电保护装置节点信息的综合评价模型，可有效评价相关二次设备的运行状态。

深度学习在智能二次设备状态评估方面取得良好的效果。例如，在CNN和RNN的基础上，提出将红外图像作为重要的设备状态评估参数，独立于设备本身的自检信息和网络消息分析，为二次设备故障诊断提供了新的思路。实验结果表明，该算法准确度高，可应用于不同变电站二次设备状态分析，具有便携性的特点。

基于稀疏自动编码器（SAE）对多因素条件下Bay层计量装置的附加误差进行有效预测，并对电压、频率、环境温度、湿度、功率因数和谐波等变化条件下的测量准确度进行了测试，结果表明该模型的预测性能优于SVM等方法。为了解决变电站电能质量监测装置的预测精度问题，还提出一种基于RNN的梯度策略算法，通过对功率值优化模型的检测取得了良好的预测效果。与深度学习算法的对比表明，梯度策略算法能够更加准确、快速地监测计量设备的异常情况。目前，智能变电站二次设备状态监测已步入多信息融合评估阶段，而深度学习的优势正好满足了这一发展特点，具体应用方式如图4所示。

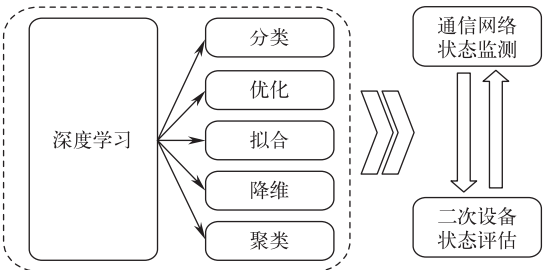

图4　深度学习在智能变电站二次系统状态监测中的应用

结束语

本文详细讨论常用深度学习模型的基本结构和特点，总结智能变电站二次系统状态监测的概念、对象和指标，分析深度学习方法与常规方法在智能变电站通信网络状态监测和二次设备状态评估中的优缺点。EA

（收稿日期：2024-08-13）