

基于深度学习的变电站智能巡视技术研究

赵泽坤 王飞

国网邯郸供电公司

摘要：面向变电站智能化巡视，基于现有的变电站用电管理系统，结合前期部署或配置的机器人巡检、视频监控装置、单兵作业装备等，引入边缘物联代理，结合人工智能（AI）技术，结合AI视觉分析算法与建模技术，搭建分析服务平台，解决变电站智能巡视、智能环境实时监控、站端表计智能识别、安全作业监控、人员安全智能评价、电子虚拟围栏等应用场景。以期降低变电站巡视人员的负担，提升变电站内事故风险的分析与处理能力。

关键词：深度学习；变电站；智能巡视技术

【DOI】10.12252/j.issn.2096-627X.2022.10.052

引言：伴随着我国经济的飞速发展，我国电力系统的架构也越来越复杂，变电站作为电力系统中的一个关键节点，电力系统的规模也越来越大，传统的运行维护方式已经不能适应目前的情况，例如，设备监控强度不足、支撑保障能力不强、运行维护不够精细等问题。电网的安全和设备的运行监测已是一个长期的重点工作，需要对安全责任和安全防范工作进行更多的关注。

随着云计算、物联网、人工智能、信息安全防护、5G通信等数字信息科技的不断创新和发展，新型智能化的生产模式加速出现，为构建“智慧变电站”奠定了坚实的基础。

一、国内外研究现状

发达国家对人工智能的研究与运用，都是比较早、比较成熟。美国早就把人工智能列入了国家重点发展战略，从2010年起就大力支持人工智能在军工、航空、医疗等各个方面的发展，2015年出台的《美国科技发展策略》明确了与人工智能相关的行业。从2009年起，欧洲联盟就发起了“蓝脑”工程，2013年，“人脑计划”被列为继石墨烯之后的两大“新科技”工程，并于三月下旬公布了包括“神经形态计算平台”、“重构与模拟大脑”、“医学信息平台”、“高性能计算平台”、“神经机器人平台”六个平台，面向各学科科研人员，促进神经科学、计算机、医学等多学科协同研究。从2018年开始，欧洲以及日、韩等多个国家，已经在电力系统中进行了智能巡视机器人的智能检修与运维。

当前，我国的常规变电站大多是通过辅机监控与人工检测相结合的方式来完成对变电站的环境与设备状况进行监测与分析，其层次多、系统失效率高，并且各个子系统都是相互隔离的，各自有自己的主机，形成了许多的“信息孤岛”，不能满足数据共享、集中监控和智能联动的管理需求。常规的装备运行维护决策主要依靠专家的经验进行周期性的评估，耗时过久，不能有效地提高预警率，也不能有效地控制装备的运行状态。在电力系统日益复杂的情况下，单纯依靠人工进行分析和单

方面的防控已经无法适应电力系统的需要。因此，如何评价设备的运行状态，提高设备运行检验的品质，提高电力供应的可靠性，都是一个迫切需要解决的问题。

当前，在浙江、江苏等地，正在逐渐推行的新型电力系统，其核心是通过使用物联网和巡检机器人来提升电力系统运行的效率。它既能够减轻运维检修人员的现场监控、巡检的工作负荷，又能够让运维检修人员对越来越多的各种设备进行更好的控制，从而提升了运维检修人员的现场工作效率与可靠性，减少了工作的困难。主要包括SF6气压报警联动、油温、油位异常联动、变电站内的小动物辨识、主变压器的动作与视频联动等。使之能对变电站中的各类安全隐患和异常状况进行实时检测和处置，最大限度地防止和降低由于异常状况带来的各类损耗，从而提升故障诊断的效率。

二、传统处理技术存在的缺陷

随着变电站智能化设备的大面积普及和使用，实现了对变电站智能化巡视的目的，极大地减少了变电站中的人工工作量，减少了操作的风险，从而实现了变电站的自动化改造。利用具有可视化感知设备的智能设备执行巡逻任务，获取了海量的输电设备巡检图像，并将其传送至监测平台的后台，然后通过监测平台的后台用户，根据视频和图像中显示的设备的外形或状况，对输电设备有无异常或有缺陷进行判定，从而为变电站的运行状况进行辅助诊断。然而，智能设备采集到的影响信息数量庞大，而人工查找方式存在着低效问题，利用图像处理技术对变电站故障进行检测是必要的。

传统的图像处理方法以特征匹配为基础，包括基于兴趣点的影像匹配、基于多特征融合以及基于稠密提取等。这类方法在智能设备中是通用的。但是，现有的基于人工设计的特征表达能力和泛化能力较弱，使得该方法在电力装备巡视检测中的应用还不够理想。

在变电站设备图像识别方面，现有的基于传统的图像识别技术可以对超过50种设备进行状态识别和读表，存在着环境光照、设备背景和视场角等多种因素的差

异，导致目标难以定位和判别，导致识别结果偏差大。在输电线巡检图像识别中，常规的图像处理技术也存在着相似的问题。目前，基于无人机巡检的输电线装备影像存在背景复杂、目标与背景反差小、季节变化大、干扰多等问题。

三、主要业务和体系结构设计

为提升深度学习技术在智能巡视设备中的应用效率，需要突破适用于场景的深度神经网络模型构建和深度神经网络在智能巡视设备上的一体化应用两个关键科学问题。在建模方面，现有的深度学习算法都是基于对三个核心元素的合理使用来学习模型。在电力设备巡检领域，需要获取大量的监测对象样本，才能最大限度地利用强大的硬件资源，提高模型的性能。

在算法建模层次上，基于深度学习的卷积神经网络在目标检测，图像分类，图像分割，图像产生等领域有很大的发展。深度神经网络架构及改良型式，以及海量预训练模型的出现，为电力系统巡视检测模型的构建提供了充足的网络结构可供选择。在计算性能上，GPU以几千核为核心，在深层神经网络上取得了优异的性能，是当前人工智能培训中应用最广的一类平台。

在变电站的智能巡检业务中，已在重要的设备、表计、关键作业区域安装了视频监控设备，越来越多的变电站已经推广使用了，一些变电站还为运维检修人员配备更多的单兵操作设备，视频采集部分已经基本具备了人工智能视觉学习的先决条件。按照国家电网的规定，对变电站智能化运行检测系统进行了总体结构的设计。总体体系结构设计如图1所示。传输控制协议表示为TCP，用户数据包协议表示为UDP。

图1所示，在后端系统一侧配置一台智能分析服务器，它主要用于高静态环境，将全部的视频流通过网络访问层传送到后端的智能分析服务器，对数据的结果进行批量的识别，并且把识别的结果传送给后台的系统，用户的接口能够直接看到保存在背景中的全部识别结果。面向高实时应用需求，在变电站端配置边缘物联代理设备，结合轻量级AI算法对预处理设备进行辨识，并将识别结果传送到后台。

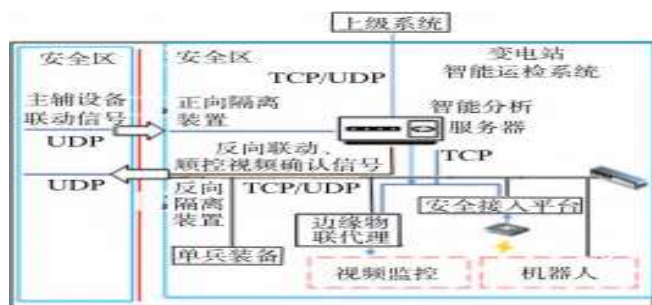


图1 变电站智能运检系统架构

图1所示的人工智能分析服务器和边缘感知代理设备内建的综合分析服务层中的视觉深度学习算法，是该领域的核心技术难题。

四、主要技术路线分析

为了支持变电站智能化巡视业务和应用，需要将整合的AI视觉分析算法嵌入到边缘物联代理设备和AI分析服务器中，实现了对终端访问层所采集到的视频数据的智能识别。目前，基于深度学习的卷积神经网络是目前物体识别研究的热点，其网络参数与图像中物体的位置无关，且易于并行计算，具有良好的实用价值。

采用深度学习方法，从变电站采集到的视频流数据中，研究面向智能巡视业务的深度学习模型。卷积神经网络是一个多层卷积网络，通过卷积操作、激活函数计算、池化计算等步骤，对目标特征进行多层卷积运算，再通过卷积运算得到目标特征。卷积核在卷积层中充当过滤器，过滤出待识别对象的具体特征。在此基础上，激活函数对卷积网络产生了非线性滤波作用，池化层的分辨率被降低，使得后端的卷积可以抽取目标的全部特征。

该算法利用图像的高分辨能力，对图像进行卷积处理，提取出目标的详细特征；从左至右依次操作，降低了分辨率，增大了向量维数，通过对输入图像中较大面积的区域求取各点的数值，通过卷积获得目标的总体特征；最后，利用神经网络对目标进行分类和定位。

首先，对零件的特征进行建模，建立与深度学习相匹配的预处理程序，图像的主观识别划分规则。

其次，收集大量的训练样本，采用多个月的特征划分模型，人工判断划分的结果，并将图像与标记保存。

最后，对神经网络进行学习。采用大样本、多层次的融合方法，构建基于深度网络的多维深度学习模型，通过连续采集和反复训练，提升系统的识别精度，达到超越人工巡检的目的。

五、视觉学习算法

在目前的新能源变电站中，巡视工作仍以人工巡视为主，并辅以一些设备的自动化监控。为了保证站内的设备能够安全、稳定地运行，在变电站内部要建立一套每日的巡视和检查制度，操作人员要经常对重要的设备进行检查，对设备的运行状况进行判断，并对其进行有效的处理，这对减少电力事故的发生和危害有着重要的意义。为此，在制定详细的检修计划时，必须参照变电设备的实际工作状况，并结合以往处理设备异常、故障及缺陷等方面的教训与经验。为了解决上述问题，基于智能巡检机器人的方法，即对其进行实时监测，并对其进行状态估计。巡检机器人过度依赖巡检规划路径，在扰动作用下易产生巡检轨迹偏移、设备重复检修和漏检

等问题。为了解决这一问题，研究者们提出了各种各样的巡检计划方案。其中，以5G+AR增强技术和VR虚拟现实技术为基础的变电站智能化巡视调度研究得到了越来越多的应用。

5G+AR增强技术在变电站智能化巡检与调度中的应用，以5G网络为核心，构建“数据孤岛”，充分挖掘“5G+AR”增强的数据价值，消除“漏检”、“误判”等问题，为智能巡视调度提供保障。基于人工神经网络的视觉分析方法，对变电站烟火信号的识别进行深入的研究和应用，期望能够使人工智能模型更加成熟，甚至实现实用化的目标。研究工作分为五个步骤：数据采集、数据标注、神经网络选取、模型训练、模型检验。

1. 数据采集

鉴于烟火是一种较为罕见的特殊场景，获取实际烟火数据的难度较大，因此，采用两种方法构建烟火爆竹数据库：通过网络检索烟火图像。人工绘制烟火图像。

2. 数据标注

首先要做好注释属性文档，将要注释的对象名、缺省注释框信息等都记录下来。在此基础上，利用数据校准软件，对未注释的图片文件进行注释。将产生的注释文件保存在XML属性文件中，并将注释文件转化成神经网络的训练格式，矩形框的信息按顺序是：对象类，中心点 x ，中心点 y ，矩形框宽度，矩形框高度，均需用图像的宽度与高度来作标准化处理。

3. 神经网络选取

针对某些场景中光照变化较大、物体反射引起的图像易被误以为是烟火，以及烟火初现时的目标很小等问题，从两个角度来解决：一是在构建训练样本时，尽量增加样本，使其能够涵盖不同场景中的图像；二是对已有的图像在亮度、区域像素、图像规模等方面作了扩展，使其能够适应不同的数据要求。将Yolov3选为一级网络，与其他二级网络需要产生一个预先选择的框架，并以此为基础对其进行分类和回归，Yolov3将目标检测转化为一个boundingbox和一个分类置信度回归问题，从而完成对目标的预测与分类。

4. 模型训练

将训练数据做好标记，然后将它们按1:1:8的比率分成三个等级，分别是测试级、验证级和训练级。制作Yolov3网络结构描述文档，重点关注3类（火焰、烟雾、白烟）以及相应的卷积核数目。

模型训练是对已有标记数据进行学习的一种方法。在此基础上，建立一个综合考虑中心坐标、高度坐标、类别等误差、置信度的概率分布模型，并将其与实际烟

火的标识框进行比较。

在对模型进行训练后，目标检测的平均正确率为98.970%，而目标的误检率只有0.542%。

5. 模型测试

利用已存储的训练模型，预测预分割后的目标框架，通过对比已有标签的目标框架与实际目标框架的交集比例（IoU），从而判定预测框架的准确性。IoU等于两个区域的交叉点，利用这两个区域的并集所获得的结果，通常将其设为0.5，当大于0.5时，将此预测框视为对的输出框，反之为错。最后，通过IoU的对比，得出所有的正确、错误和遗漏的目标数目，然后对模型的正确率和召回率进行统计，然后再求出模型的平均探测精度（mAP）。每种分类的正确率和回忆率之积可以大致估计为分类的正确率（AP），mAP是每一个分类的平均正确率。如果预测盒和实际标签盒之间的IoU值都超过了这个阈值，就可以判定为正确，反之就是错误的。

六、结语

随着人工智能技术的日趋成熟，智能化的仪器设备不断普及，更多的创新性应用得以实现。变电站是电力系统中的一个重要部分，它在电网的分配和传输过程中扮演着非常重要的角色，它是一种常用的安全监控和安全预防方法，由智能巡视机器人、安装视频监控设备和配备单兵作业设备来实现的。但是，传统的巡检模式通常都要配备一些专门的人员来对视频数据进行手动判断，同时还要求工作人员用人工巡检的方法来记录和进行异常分析判断，这极大地增加了人工检测的工作量，并有可能导致错误的发生。

在变电站中部署边缘感知Agent，在AI分析服务器中构建融合识别模型和算法，利用卷积神经网络对采集到的各种视频流数据进行人工智能视觉学习，从而达到站端表计智能识别、实时监控变电站智能巡视人员安全监控、智能环境实时监控、电子虚拟围栏、安全作业监控等多种业务场景，有助于提升变电站安全管理的智能化程度。

参考文献

- [1]谈傲霜,王倩.智能变电站继电保护运维防误技术研究[J].冶金管理,2019,0(15):57-58.
- [2]马建伟,朱剑鹏,贺翔,赵海洋,徐铭铭,程显.配电开关一二次融合对二次部分影响因素试验研究[J].河南电力,2019,47(S01):69-72.
- [3]吴漾,王鹏宇,缪新萍,柳林溪,田钺.基于改进深度强化学习算法的电网缺陷文本挖掘模型研究[J].科技通报,2021,37(2):47-55.