

基于深度学习模型小型化技术的输电线路 智能巡检研究与应用

冯原, 王晓迪, 辛颖, 韩树民

(百度在线网络技术(北京)有限公司, 北京 100193)

摘要:为了解决目前输电线路智能巡检图像采集真空期长以及效率低的问题,提出了基于深度学习模型小型化技术的电力输电线路智能巡检方案。通过飞桨的模型压缩库 PaddleSlim, 将可以进行输电线路异常识别的模型小型化; 再将小型化模型部署在端侧推理引擎 Paddle Lite 驱动的无源无线的移动设备中, 实现了在低算力、低功耗情况下的输电线路智能巡检。方案成果在某电网公司中应用实践, 验证了方案的实用性。

关键词:输电线路巡检; 飞桨深度学习框架; 深度学习模型小型化技术; 边缘计算

中图分类号: TP391 **文献标志码:** B **文章编号:** 1003-6954(2020)06-0021-05

Research and Application of Intelligent Inspection for Transmission Lines Based on Deep Learning Model Miniaturization

Feng Yuan, Wang Xiaodi, Xin Yin, Han Shumin

(Baidu Online Network Technology Co., Ltd., Beijing 100193, China)

Abstract: A intelligent inspection method for transmission lines based on deep learning model miniaturization is proposed to solve the long vacuum period and low efficiency of image acquisition in the current intelligent inspection of transmission lines. Using the PaddleSlim, the model miniaturization tools from PaddlePaddle deep learning framework can compress the model of identification abnormal situation around transmission lines. Then the compressed model is deployed in wireless mobile devices driven by the edge-computing inference engine Paddle Lite. The proposed solution is applied in a power grid utility to verify its practicability.

Key words: transmission lines inspection; PaddlePaddle deep learning framework; deep learning model miniaturization; edge computing

0 引言

随着城市化建设推进和生活用电需求不断增长, 预计 2020 年中国输电线路总长将超 1 590 000 km, 其中全国 20% 的输电线路建设于无人区、山区等自然条件恶劣的地方。自然环境、恶劣天气和外力破坏都可能对输电线路造成严重损坏, 引发大面积停电, 造成严重的经济损失。由此可见, 开展输电线路在线巡检应用研究对于避免电网事故、保障线路安全至关重要。

以往, 电力巡检通常依赖人工, 这一方式工作量大、劳动强度高, 同时工作效率较低, 巡视质量不一,

且受恶劣天气等外界因素影响, 常常是事故发生了一段时间之后, 才能发现并予以补救。基于深度学习和人工智能的电力输电线路巡检已经展开了诸多研究与应用。文献[1]提出利用图像自相似性进行自学习单幅图像超分辨率(signal image super-resolution, SISR), 在不使用任何外部训练数据库的情况下取得很好的超分辨性能, 结合特征相似性有效提升电力设备状态可视化检测的精度。文献[2]基于迁移学习的小样本电力巡检图像处理方法, 通过图像裁剪、翻转、旋转等数据增强技术对小样本图像进行扩充, 同时采用生成对抗网络(GAN)来扩充基础样本, 使用迁移学习技术将基于大规模图像数据的预训练深度卷积模型进行定制。文献[3]提出了一

套无人机巡检系统,但是仍需要将图像传回至地面站才能处理。文献[4-5]分别提出应用卷积神经网络的深度学习算法训练模型,智能识别出输电线路现场的安全隐患,建立起前端采集图像、数据无线传输、后台识别分析、隐患定向推送的智能监控系统。文献[6]深入探究了基于深度卷积神经网络 Faster-RCNN 的原理,进行高压输电线路图像识别。文献[7]使用 VGG-16 深度网络进行特征提取,并在最后一个卷积层后加入一个 ROI 池化层优化模型。文献[8-9]增加设计边缘数据处理层,在线处理部分障碍严重的巡检图像,通过图像预处理技术处理剩余巡检图像,利用图像投影提取输电线路巡检图像特征,大幅度缩减了资源和时间的消耗,但是仍没有解决模型在边缘设备侧运行的目标。

目前的研究与应用集中在部署可视化监拍装置,再结合人工巡检。随着方案的规模化推广,可有效地减少人员工作量和停电跳闸次数。但大多数设备拍照间隔均在半小时以上,采集真空期依然较长,对于短时隐患的预警及突发情况的追溯不足。换言之,时效落后、预警缺位等关键痛点,仍然未得到根本解决。火灾或工业机械造成高压电网损坏等问题,依然会不可逆地为生活生产用电带来影响,可以说是防不胜防。如果能让智能分析设备真正“智能”起来,自动识别电网设备周围的安全隐患并主动上报,这些问题就可以迎刃而解。

下面提供了一种基于深度学习模型小型化技术的电力输电线路智能巡检方案。将传统的深度学习模型基于飞桨^[10]的模型压缩库 PaddleSlim^[11]蒸馏、剪切、量化之后,在保持有效精度的情况下,极大地压缩了模型的体积与所需要的资源。之后,将小型化之后的模型部署在端侧推理引擎 Paddle Lite 中,实现了基于无源无线的移动设备进行处理分析,轻松地实现移动端模型的部署,从而完成整个输电通道智能巡检预警系统的上线部署。最后,基于所述方案开展在某电力公司进行了部署使用,验证了技术的可行性。

1 相关技术

提出的基于深度学习模型小型化技术的电力输电线路巡检研究与应用,主要涉及以下几个方面的关键技术。

1.1 PaddleSlim 模型蒸馏技术

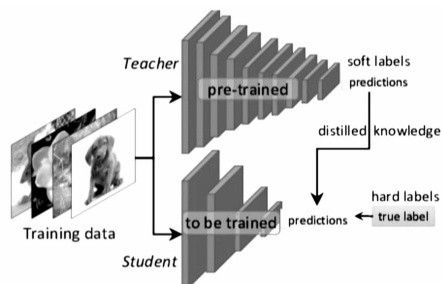


图1 模型蒸馏原理

模型蒸馏是将复杂网络中的有用信息提取出来,迁移到一个更小的网络中去。原理见图1。考虑到蒸馏策略对损失 loss 更敏感的情况,PaddleSlim 在提供基于传统的蒸馏方法和基于 FSP(flow of solution procedure) 蒸馏方法的同时,也支持了用户自定义 loss 的蒸馏策略。针对不同任务,用户可以根据实际情况定义自己的 loss。蒸馏方法在分类、检测等相关任务上验证精度收益明显,如表1所示。

1.2 PaddleSlim 模型剪裁技术

在 PaddleSlim 中,进行剪裁的主要步骤是在给定业务数据上对卷积网络进行敏感度分析,然后根据敏感度信息对网络进行剪裁。依次对单个卷积剪掉不同比例的通道数,观察在测试数据上的精度损失,便可得出一个卷积层对测试数据所代表的任务的敏感度。

将多个卷积的敏感度绘制如图2所示,其中,名为 conv_10 的卷积层的敏感度明显低于其它卷积层,所以可以优先剪裁该卷积层。

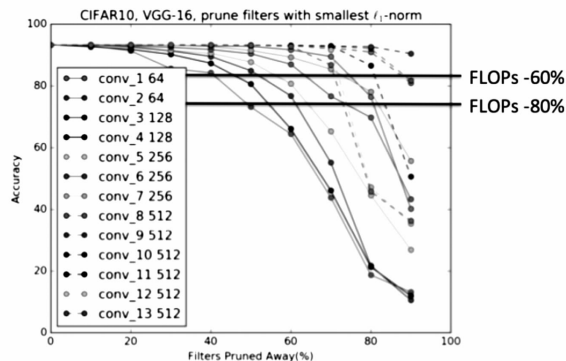


图2 卷积层敏感度折线

PaddleSlim 新增了一系列接口辅助用户对敏感度进行计算和操作,包括敏感度的计算、合并、存储和读取。用户可以根据敏感度信息和根据敏感度信息绘制出的折线图自行选取一组合适的剪裁率,选择性的使用这些接口,对敏感度进行多机多进程的并行计算。

根据一组剪裁率对网络进行剪裁时,最大的难点就是正确处理 concat, elementwise add 等操作,找出网络中所有与被剪卷积相关的节点。通常的做法是进行遍历, PaddleSlim 则采用了以网络节点为视角的游走的方法,此方法相当于把复杂网络的遍历任务分摊给了各个类型的网络节点,从而提升了可扩展性,理论上可以支持任意复杂的网络。

如图3所示,每种剪裁操作对应实现一个 walker 类,单个 walker 工作流程:

- 1) 感知某个输入或输出变化的信号;
- 2) 根据输入或输出的变化,调整自身状态;
- 3) 根据输入或输出的变化,调整其它输入和输出的 shape;
- 4) 向关联的所有 walker 发出信号。

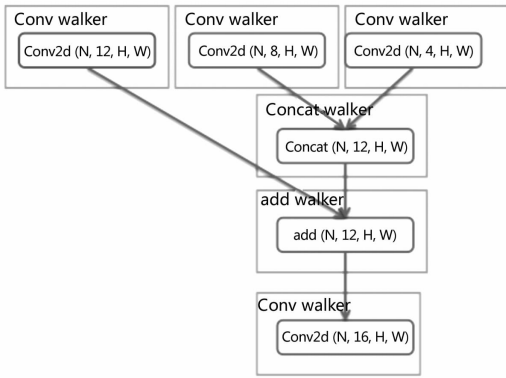


图3 PaddleSlim 剪裁功能实现原理

除了提供剪裁接口, PaddleSlim 还将提供网络节点分组功能,支持用户自定义的卷积组合重要性分析方法,以便用户扩展探索更高级的剪裁功能。基于敏感度剪裁方法的部分实验结果如表2所示。

1.3 PaddleSlim 量化训练

量化训练(training aware)支持对卷积层、全联

接层、激活层、bias 等的 int8 量化,原理如图4所示。用户可选择只对权重进行量化存储来减小模型大小,也可选择对整个计算过程进行量化计算来加快速度。量化存储可将模型大小减小到原来的 1/4,量化计算在 ARM - RK3288 上基于 PaddleLite 可实现一倍的加速,在 P4 GPU 上基于 TensorRT 可实现 3 倍的加速。

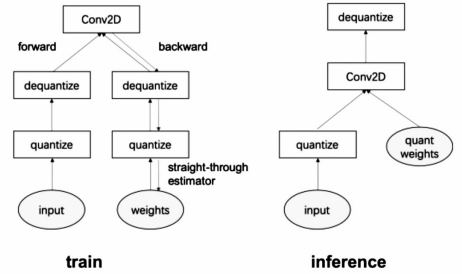


图4 PaddleSlim 量化训练原理

1.4 Paddle Lite 端侧推理引擎

Paddle Lite 端侧推理引擎的架构设计着重考虑了对多种硬件和平台的支持,并且强化了多个硬件在一个模型中混合执行的能力,多个层面的性能优化处理,以及对端侧应用的轻量化设计。如图5所示, Paddle Lite 的架构设计示意图。其中, Analysis Phase 包括了 MIR (Machine IR) 相关模块,能够对原有模型的计算图针对具体的硬件列表进行算子融合、计算裁剪在内的多种优化。Execution Phase 只涉及到 Kernel 的执行,且可以单独部署,以支持极致的轻量级部署。

将基于飞桨的模型压缩库 PaddleSlim 和端侧推理引擎 Paddle Lit,将小型化之后的模型部署在无源无线的移动设备对输电线路的图像数据进行处理分析,实现基于边缘计算的输电线路智能巡检。

表1 模型蒸馏策略部分实验结果

任务	数据集	Teacher 结构	Teacher 精度/%	Student 结构	Student 精度/%	精度收益/%
分类	ImageNet	ResNet50_vd	79.1	MobileNetV2	72.1	74.2 (+ 2.1)
检测	VOC	MobileNet - V1 - YOLOv3	82.6	ResNet34 - YOLOv3	76.2	79.0 (+ 2.8)
检测	COCO	MobileNet - V1 - YOLOv3	36.2	ResNet34 - YOLOv3	29.3	31.4 (+ 2.1)

表2 基于敏感度的剪裁方法的部分实验结果

模型	数据集	FLOPs/%	mAP/%	模型体积/MB
MobileNet - V1 - YOLOv3	Pascal VOC	Baseline	76.20	94
MobileNet - V1 - YOLOv3	Pascal VOC	-52.88	77.60 (+ 1.40)	31
MobileNet - V1 - YOLOv3	COCO	Baseline	29.30	95
MobileNet - V1 - YOLOv3	COCO	-20.00	29.56(+ 0.26)	68

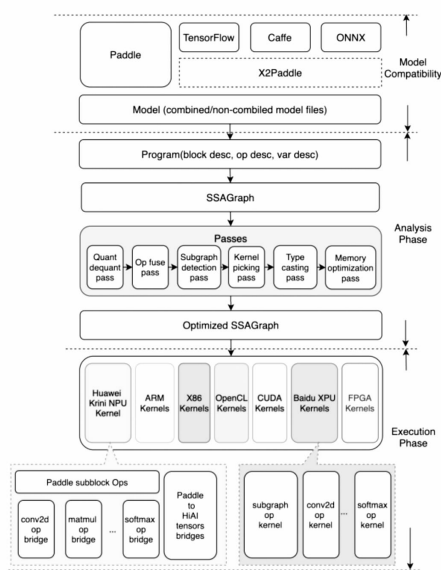


图 5 Paddle Lite 架构设计

2 深度学习模型小型化技术的电力输电线路智能巡检方案

深度学习模型小型化技术的电力输电线路智能巡检方案中使用无源无线的移动设备进行处理分析。设备如图 6 所示。



图 6 无源无线的移动设备

这样的移动设备面临算力小、功率低的问题。为了解决这些问题,引入目标检测 one-stage 的经典方案 yolo-v3。该模型源自飞桨目标检测库 PaddleDetection。最初使用基础的 yolo-v3,在芯片上模型占用内存 360 M,运行速度是 3500 ms,而方案中存量的移动设备为 8916 芯片,只用 200 M 不到的空余内存可用来支持。为了降低使用内存、提高运算效率,引入模型压缩库 PaddleSlim 工具对模型进行裁剪、蒸馏和量化,从而达到降低模型大小、减少运算耗时。模型处理流程如图 7 所示。

PaddleSlim 通过分析各卷积层的敏感度得到各卷积核的适宜裁剪率,通过裁剪卷积层通道数来减

少卷积层中卷积核的数量,实现减小模型体积、降低模型计算复杂度的作用。通过裁剪,使得模型的占用内存大小由 360 M 降低至 130 M。

为了使得小模型的准确率不下降,使用 PaddleSlim 的蒸馏工具,对小模型进行优化。使用大模型 (resnet34 的骨架网络) 作为教师网络 teacher, mobilenet-v3 的骨架裁剪网络作为学生网络 student,在不增加计算量的情况下,提升了裁剪后的小模型的准确率。

同时使用 PaddleSlim 的量化工具,将神经网络中 32 位的全精度数据处理成 8 位或 16 位的定点数,同时结合硬件指定的乘法规则,就可以实现低内存带宽、低功耗、低计算资源占用以及低模型存储需求等。最终将模型的占用内存降低至 122 M,处理时间也由 3500 ms 降低至 2000 ms。

在模型小型化完成后,使用了端侧推理引擎 Paddle Lite 作为移动设备的部署平台。Paddle Lite 的高易用性、广泛的硬件支持和领先的性能,轻松实现移动端模型的部署。使用 Paddle Lite 带来的识别精度提升非常大,以吊车、塔吊等大型施工机械的识别为例,Paddle Lite 可以达到 96% 的识别准确率,而传统前端智能分析仅有 80%。另外,应用 Paddle Lite 的方案功耗仅有 0.4 W。

综上,所提方案针对输电线路巡检及线路隐患模型进行定制优化提升,在低算力、低功耗下仍有较高推理性能。采用了云边协同,可以随着云端样本更新和模型训练的迭代升级,进一步优化和适配识别算法的适用场景,不断提升识别精度,降低漏报及误报。

3 应用实例

所提方案在国网某公司进行了应用部署与实践。相比旧版的智能分析设备,所提方案可视化监拍装置拍照间隔从 0.5 h 缩短到 5 min,且实现了图像端侧的边缘智能分析,5 s 内就可以识别出吊车、导线异物、烟火、塔吊、各类施工机械等安全隐患,分析准确率超过 90%。同时模型大小缩小 60%,综合功耗也降低了 30%。最关键的是,从发现隐患到报警的速度从几小时缩短至 20 s,电力工作人员得以及时反应,避免造成生产生活的损失。

2020 年年初,某郊区发生火情,正位于国家电网高压线路下方,可视化监拍装置第一时间拍摄画

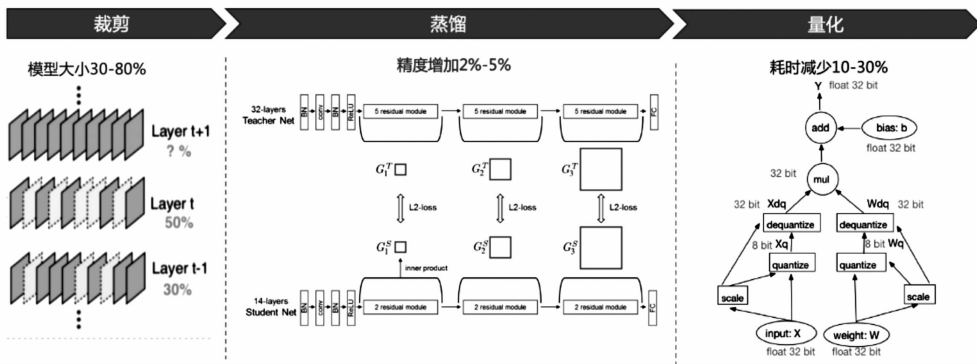


图7 基于 Paddle Lite 模型小型化设计

面并判断为安全隐患(现场情况与识别结果如图8所示),并同步向当地国网供电公司输电工区运检室的值班人员发出告警信息,值班人员立刻申请线路紧急避险,同时协调运检人员即刻赶往现场处理,一个多小时后,火情被及时扑灭,避免了一场灾难的发生,居民和工厂的用电也未受到影响。



图8 火情现场画面与识别结果

所提出的技术方案基于飞桨模型压缩库 PaddleSlim 和端侧推理引擎 Paddle Lite,很好地解决了模型难以在小内存设备中运行的问题,而且应用识别效果良好,在实践中取得了很好的效果。

4 结语

所提出的一种使用无源无线的移动设备,基于飞桨的模型压缩库 PaddleSlim 和端侧推理引擎 Paddle Lite 的输电线路智能巡检方案,实现了将图像分析部署于边缘计算设备中,将可视化监拍装置拍照间隔从 0.5 h 缩短到 5 min,大幅度提高了输电线路智能巡检、监管的效率和质量,提高了输电线路运行安全。在某省电网公司开展的工程实践应用中,成功及时地进行火情报警,避免了电网事故的发生,验证了方案的实用性与高效性。随着研究与应用的不断深入,相信基于深度学习模型小型化技术的电力输电线路智能巡检方案可以更好地助力电网公司的安全管理工作,保障电网的平稳运行。

参考文献

- [1] 陈智雨,巩少岩,俞学豪,等. 基于自学习超分辨率的电力线路巡检可视化[J]. 电力信息与通信技术, 2019,17(9):11-16.
- [2] 陆继翔,李昊,徐康,等. 基于迁移学习的小样本输电线路巡检图像处理办法[J]. 全球能源互联网, 2019, 2(4):409-415.
- [3] 李宁,郑仟,谢贵文,等. 基于无人机图像识别技术的输电线路缺陷检测[J]. 电子设计工程, 2019,27(10): 102-106.
- [4] 孔汇环. 电力人工智能图像识别技术研究及在架空输电线路巡检业务中的应用[D]. 合肥:安徽大学, 2019.
- [5] 徐振磊,曾懿辉,郭圣,等. 基于图像识别技术的输电线路智能监控系统应用[J]. 计算机系统应用, 2020, 29(1):67-72.
- [6] 许志君. 基于深度卷积神经网络的高压输电线路图像识别[D]. 广州:华南理工大学, 2019.
- [7] 张骥,余娟,汪金礼,等. 基于深度学习的输电线路外破图像识别技术[J]. 计算机系统应用, 2018,27(8): 176-179.
- [8] 蒙黔赣,曾路. 基于移动边缘计算的电网输电线路巡检图像识别研究[J]. 环境技术, 2020,38(4):173-177.
- [9] 王艳如,刘海峰,李琳,等. 基于边缘智能分析的图像识别技术在输电线路在线监测中的应用[J]. 电力信息与通信技术, 2019,17(7):35-40.
- [10] Yanjun Ma, Dianhai Yu, Tian Wu, et al. PaddlePaddle: An Open-Source Deep Learning Platform from Industrial Practice[J]. Frontiers of Data and Computing, 2019, 1(1): 105-115.
- [11] Yuning Du, Chenxia Li, Ruo Guo, et al. PP-OCR: A Practical Ultra Lightweight OCR System [J]. arXiv: 2009.09941.

作者简介:

冯原(1987),男,硕士,资深研发工程师,研究方向为深度学习的目标检测、实例分割、自监督学习及其在工业巡检领域的相关技术应用。(收稿日期:2020-11-04)