

doi: 10.7690/bgzdh.2025.06.008

基于边缘计算的输电铁塔健康状态监测

刘海峰, 闫 敏

(国网河北省电力有限公司超高压分公司, 石家庄 050000)

摘要: 为解决极端天气下输电系统监测困难的问题, 提出一种基于边缘检测的输电铁塔智能监控系统。基于 MobileNetV3 和多尺度 SSD 设计融合级基本网络模型结构, 建立一种端对端的覆冰厚度识别模型; 基于判别驱动通道剪枝将基本网络进行压缩, 实现网络可部署在计算资源有限的监测终端; 以某电力公司提供的监控数据为例, 对所提模型进行验证。结果表明: 服务器端所提模型 mAP 为 81.19%, 边缘计算终端中, 该基于鉴别力感知的通道剪枝方法对模型压缩有较好的效果, 与基础网络相比, mAP 约减少 3.67%, 网络规模约 11 M。

关键词: 电力系统; 电力传输; 深度学习; 边缘计算; 通道剪枝

中图分类号: TM76 **文献标志码:** A

Transmission Tower Health Monitoring Based on Edge Computation

Liu Haifeng, Yan Min

(Extra High Voltage Company, State Grid Hebei Electric Power Co., Ltd., Shijiazhuang 050000, China)

Abstract: In order to solve the problem of transmission system monitoring in extreme weather, an intelligent monitoring system for transmission tower based on edge detection is proposed. Based on MobileNetV3 and multi-scale SSD, a fusion-level basic network model structure is designed, and an end-to-end ice thickness recognition model is established. The basic network is compressed based on discrimination-driven channel pruning, and the network can be deployed in monitoring terminals with limited computing resources. Taking the monitoring data provided by a power company as an example, the proposed model is verified. The results show that the mAP of the proposed model on the server side is 81.19%, and in the edge computation terminal, the discriminative perception based channel pruning method has a good effect on model compression, compared with the basic network, the mAP is reduced by about 3.67%, and the network scale is about 11 M.

Keywords: power system; power transmission; deep learning; edge calculation; channel pruning

0 引言

随着全球冰雪、雾霾、冰冻等极端天气条件的频繁发生, 输电铁塔作为国家输电系统的关键组成部分, 正面临重大挑战^[1-2]。输电铁塔周围线路覆冰导致绝缘子闪络、硬件损坏、断线和落杆等严重事故, 对电力系统的安全稳定运行构成严重威胁; 因此, 可通过网络、大数据、物联网、通信等技术^[3-4]实时监测输电铁塔, 有效防止电路发生冰冻灾害, 从而确保电网的安全稳定。

目前, 输电系统检测主要有机械监测和图像监测 2 种方式。机械监测^[5]方法使用角度和张力传感器来测量绝缘子串的倾斜度和导线上的负载。考虑环境温度、风速、含水量和水滴碰撞等重要因素, 计算结冰引起的垂直载荷, 然后估算覆冰情况。文献[6]设计了一种基于称重法和气象站的输电线路覆冰厚度测量系统。文献[7]提出了安装在输电线路巡检机器人平台上使用的一种直接接触测试式的输

电线路覆冰厚度测量装置。机械监测准确率虽高, 但是装置易受环境干扰, 且增加额外的机械成本。图像监控^[8]方法使用安装在输电铁塔上的视频监控终端定期收集结冰图像, 并将其传输至监控中心。然后利用监测中心丰富的计算资源计算输电线路的覆冰情况。目前, 大多数输电铁塔都配备了监测终端, 基于图像的覆冰监测方法已成为未来重要的发展趋势。文献[9]提出了一种基于 SGBM 的改进立体匹配算法。文献[10]提出先对电力线覆冰区域分割, 接着利用最小二乘法将多条直线拟合得到最终的一条覆冰电力线边缘, 最后通过计算覆冰前与覆冰后的电力线尺寸差得到覆冰的厚度。然而, 在实际应用中, 输电线路覆冰监测终端往往面临极端的气象条件, 存在图像远距离传输困难、图像背景复杂、检测精度低、监测效率低等问题。

为提高极端气象条件下输电线路冰厚识别的准确性和效率, 增强输电线路冰厚监测的泛化能力, 笔者构建一个基于边缘智能的结冰监测系统, 并针

收稿日期: 2024-08-11; 修回日期: 2024-09-20

第一作者: 刘海峰(1986—), 男, 河北人。

对有限资源的结冰监测终端提出一种轻量级的视觉识别方法。

1 基于边缘计算的输电铁塔智能监控系统

1.1 系统结构

基于边缘检测的输电铁塔智能监控系统结构如图 1 所示。

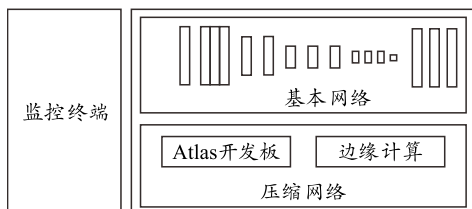


图 1 输电铁塔智能监控系统

输电铁塔智能监控系统利用固定在铁塔传输线上的摄像头收集图像信息。监测终端上的边缘计算装置用于分析和处理监控图像。可以在局部边缘监测终端上完成输电铁塔健康状态检测(识别冰雪及厚度检测)。此外,仅将边缘计算识别的结果上传至监控中心。这种工作模式避免了监控图像的远程传输,从而节省通信网络带宽,大大提高输电铁塔的监测效率。

1.2 系统执行

输电铁塔智能监控系统的关键是建立一种适用于边缘计算环境,且具有较高检测精度的智能识别方法。考虑到传统的基于深度学习的目标检测方法需要耗费丰富的计算资源,无法部署到资源有限的边缘智能终端上。笔者以轻量级特征提取网络 MobileNetV3 为原型,结合通道剪枝压缩模型,提出一种基于鉴别力感知的通道剪枝轻量级输电铁塔冰雪智能识别模型。该模型的具体执行过程如图 2 所示。

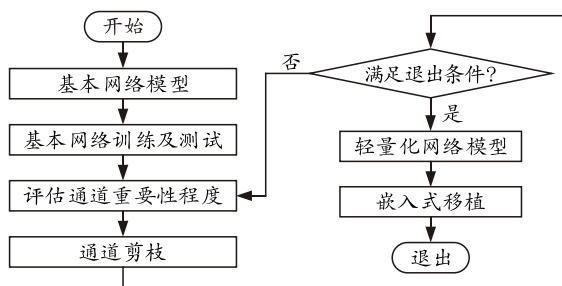


图 2 系统执行过程

如图 2 所示,建立输电铁塔冰雪智能检测基本模型。考虑到极端天气下冰雪图像背景的复杂性和监测终端计算资源的限制,笔者采用 MobileNetV3 作为特征提取网络,多尺度 SSD 作为冰雪厚度识别

网络,从而建立一种端对端的冰雪厚度识别模型。基于判别函数对模型通道的重要性进行评估,并对冗余通道进行相应的删减;因此,在边缘监测终端上获得了一个权重较轻的深度神经网络。

2 轻量级输电铁塔冰雪智能识别模型

2.1 基本网络模型

近年来,基于 CNN 的深度学习发展迅速。大量研究表明:CNN 具有强大的特征提取能力,能够从原始数据中自动学习丰富的特征信息^[1]。此外,MobileNetV3 使用硬件感知网络架构搜索并辅以 NetAdapt 算法获得高级轻量化模型,并引入 h-swish 激活函数优化网络结构。通过探索不同 CNN 在有限监控终端环境下的性能,大量研究已证实 MobileNetV3 具有性能优、鲁棒性强等优点。笔者采用 MobileNetV3 作为冰雪及厚度识别的特征提取网络;然而,MobileNetV3 只是一个特征提取网络,不能用于厚度识别。考虑到极端天气下结冰图像的复杂背景,笔者采用多尺度目标检测网络 SSD 进行目标检测。SSD 网络通过获取多尺度特征地图的特征信息,对复杂背景图像具有较强的目标检测能力;因此,可以获得基于 MobileNetV3 和 SSD 网络的融合级冰雪厚度识别基本网络模型。融合级冰雪厚度识别基本网络模型的网络结构如图 3 所示。

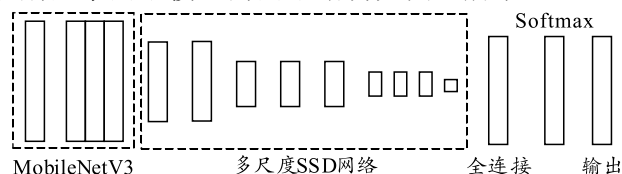


图 3 融合级基本网络模型结构

2.2 鉴别力感知的通道剪枝

2.2.1 通道剪枝构建

通道剪枝指利用权重、相互信息或其他指标来评估通道参数的重要性,同时通过去除冗余的特征通道降低模型的复杂度,从而提高模型的泛化能力。可以看出,通道重要性评估是通道剪枝的关键环节。目前,通道重要性的评价函数主要是基于基础模型和修剪模型之间的重构误差计算。通过重构误差驱动通道剪枝,可以保留基本网络中的大部分信息。然而,剪枝的效果受训练前基础网络的影响很大,并且在网络中间保留了一些冗余参数。为获得更好的剪枝效果,笔者引入判别损失函数对冰雪覆盖厚度识别基础模型的通道进行剪枝。

令系统中预先训练好的冰雪覆盖厚度识别模型

为 M^b ，通道剪枝的目的是获得一个权重更少、且识别精度降低不多的识别模型。对于通道选择，通常使用 L2 范数正则化来区分通道特征的重要性。对于输入特征映射 F 的第 m 个通道和输出特征映射 m 的第 G 个通道之间的卷积核 K ，其 L2 范数正则化公式计算如下：

$$K_2 = \sum_{m=1}^M \Omega \left(\sum_{n=1}^N K_{n,mF} \right); \quad (1)$$

$$\left. \begin{aligned} \Omega(a) &= 1 \text{ if } a \neq 0 \\ \Omega(a) &= 0 \text{ if } a = 0 \end{aligned} \right\}. \quad (2)$$

式中： M 为输入特征映射的最大通道数； N 为卷积核的数量； $\|\cdot\|_F$ 为 Frobenius 范数。

进一步，重构误差可以通过剪枝后的网络和基础网络之间的特征映射的均方误差 (mean square error, MSE) 来测量。假设剪枝后的特征映射为 G^p ，则重构误差的公式计算如下所示：

$$L_M(K) = \frac{1}{2Q} \sum_{w=1}^W \sum_{n=1}^N G_{n,m}^2 - G_{n,wF}^2; \quad (3)$$

$$Q = w_G \cdot h_G \cdot W \cdot N. \quad (4)$$

式中： w_G 为特征映射 G^p 的宽； h_G 为特征映射 G^p 的高； W 为训练样本总数； w 为训练样本，且有 $w=1, 2, \dots, W$ 。

鉴别力感知的通道剪枝方法通过增加网络中间层的判别来评估通道的重要性，从而选择判别能力最强的通道进行冰雪覆盖厚度识别。为使判别计算可行，在鉴别力感知技术基础上，设计一种计算网络中各层的鉴别损失函数；首先，在中间层的特征映射上施加平均池化操作；其次，为加快收敛速度，在平均池化层之前添加了批量归一化和 ReLU 激活函数。网络可划分为 B 个中间层模块；因此，任意中间层 $L_b \in B$ 的输出特征损失函数计算如下所示：

$$\text{LOSS}_b = f_{ap}(\text{ReLU}(BN(G^b))). \quad (5)$$

式中： LOSS_b 为损失函数； G^b 为中间层 $L_b \in B$ 的输出特征图，且有 $b=1, 2, \dots, B$ ； $f_{ap}(\cdot)$ 为平均池化操作； $\text{ReLU}(\cdot)$ 为 ReLU 激活函数； $BN(\cdot)$ 为批量归一化操作。进一步，用于通道剪枝层 $L_b \in B$ 的鉴别损失函数计算如下：

$$L_s^b(K) = -\frac{1}{W} \left[\sum_{w=1}^W \sum_{c=1}^C I\{y^{(w)} = t\} \log \frac{e^{\theta_t^T f^{b,w}}}{\sum_{t=1}^C e^{\theta_t^T f^{b,w}}} \right]. \quad (6)$$

式中： L_s^b 为鉴别损失函数； $I\{\cdot\}$ 为指示函数； θ 为全连接层的权重； C 为目标类别的数量； t 为第 t 个

类别，且有 $t=1, 2, \dots, C$ ； y 为对应于训练样本的输出。

通过考虑鉴别损失函数和重构误差，可以得到通道重要性的联合损失函数。具体公式计算如下：

$$L(K) = \lambda_1 L_M(K) + \lambda_2 L_s^b. \quad (7)$$

式中 λ_1 和 λ_2 分别为重构误差 L_M 和鉴别损失 L_s^b 的权重，且有 $\lambda_1 + \lambda_2 = 1$ 。

2.2.2 剪枝执行

根据构造的联合损失函数，可对基础网络模型的通道进行剪枝。具体步骤执行如下：

步骤 1：根据构建的联合损失函数评估基础网络模型通道的重要性。

步骤 2：剪枝基础网络模型的冗余通道，并微调剪枝通道模型。

步骤 3：获得一个更轻量的模型，并使用该模型确定监测终端的冰雪覆盖情况，最终评估输电塔健康状态。

步骤 4：重复执行上述过程，直至满足通道剪枝的停止条件。该条件具体计算如下：

$$\left(\left| L(K^{s-1}) - L(K^s) \right| / L(K^0) \right) \leq \varepsilon. \quad (8)$$

式中： S 为迭代次数； ε 为设定的剪枝阈值。

3 仿真与分析

3.1 数据集与实验设置

实验所用数据集来自中国某省近些年来固定在输电铁塔的监测终端收集的输电线路冰雪覆盖监测数据。数据集中包含 3 857 幅冰雪覆盖图像，且几乎都是在极端恶劣的气象条件下由结冰监测终端采集。根据覆冰厚度的不同，将电力系统健康状态程度分为 5 个等级，分别为 I、II、III、IV 和 V。表 1 所示为数据集统计情况，其中不同等级的覆冰厚度对应不同健康状态。

表 1 数据集统计情况

健康等级	覆冰厚度/mm	训练集	测试集	验证集
1 级	0	940	433	346
2 级	(0, 3]	618	277	116
3 级	(3, 6]	293	146	90
4 级	(6, 10]	222	155	104
5 级	> 11	48	52	17
总数	-	2 121	1 063	673

仿真时基础网络模型的软件环境为：由 Pycharm 建立算法框架，并由 Python 基于 Tensorflow 和 Keras 搭建学习算法。同时，算法运行硬件环境为 Intel Core i9-9280X CPU，内存为 32 G，操作系

统为 Ubuntu 18.04 64 位，显卡为 NVIDIA RTX2080Ti 11G 2 块。

边缘计算终端的实验环境如下：剪枝后的网络主要基于华为 Atlas 200 DK 运行。Atlas 200 配备 Ascend 310 智能芯片和 Hi3559 摄像头模块。

训练时使用 Adam 算法优化模型，初始学习率设置为 10^{-3} ，数据批量处理大小设置为 16、学习率衰减倍数设置为 0.05、最大迭代次数为 10 000 次。同时，在训练过程中，卷积层中增加了一个概率为 0.2 的 dropout 层，从而避免模型的过度拟合。

3.2 基本网络性能对比结果

将 YOLOv3、SSD、Mask R-CNN、RefineDet、NAS-FPN 等主流目标检测方法与所提基本网络进行比较。实验时选取对比指标包括识别精度和平均精度 (mean average precision, mAP)。不同检测方法的比较结果如表 2 所示。其中，YOLOv3 识别率最低。Mask R-CNN、SSD 和 RefineDet 的性能优于 YOLOv3，表明多尺度特征提取网络对复杂背景图像具有良好的提取效果。与 YOLOv3、SSD Mask R-CNN 和 RefineDet 相比，所提模型性能最优，mAP 为 81.19%。仿真结果验证了所提模型在地面服务器端优异性能。

表 2 嵌入式端不同检测方法的比较结果

模型	FPS	网络规模/MB	mAP
YOLOv3 mini	20.0	60.6	0.634 2
SqueezeNet SSD	17.5	19.6	0.675 4
ShuffleNet V2 SSD	22.5	22.5	0.723 8
基本模型+通道剪枝	26.0	19.8	0.761 5
基本模型+重构误差剪枝	28.6	14.2	0.730 8
基本模型+本文中提出剪枝	30.0	11.0	0.775 2

3.3 边缘计算性能对比结果

基于所提鉴别力感知的通道剪枝技术缩减基本网络规模并将其部署至 Atlas 200 DK 嵌入式开发板。对比 YOLOv3 mini、SqueezeNet SSD、ShuffleNet V2 SSD 和笔者所提基本模型在通道剪枝方法、重构误差剪枝方法和所提鉴别力感知的通道剪枝方法网络压缩后的性能。对比指标包括：FPS、网络规模、mAP。不同方法在边缘计算下性能对比结果如表 2 所示。可以看出，与边缘终端训练的轻量级目标检测方法 SqueezeNet SSD 和 ShuffleNet V2 SSD 相比，笔者所提边缘计算网络模型尺寸更小，性能更优。此外，与通道剪枝方法和重构误差剪枝方法相比，笔者所提基于鉴别力感知的通道剪枝方法对

模型压缩有较好的效果。实验结果表明，所提通道剪枝方法几乎不会失去基础网络识别精度 (与基础网络相比约减少 3.67%)，网络模型约 11 MB。

4 结论

笔者对电力行业输电塔智能健康检测进行了研究与分析，建立了一种基于边缘计算的输电铁塔智能监控系统，可实现自动收集恶劣天气输电塔冰雪覆盖图片，并基于边缘计算实现电力铁塔健康状态评估。在地面高性能服务器端设计冰雪识别基本网络；使用鉴别力感知的通道剪枝技术缩减基本网络规模，得到在几乎不会失去基础网络识别精度下的网络模型，并将其部署至 Atlas 200 DK 嵌入式开发板实现边缘计算。该模型为电力铁塔智能检测的发展提供了一定借鉴。

参考文献：

- [1] 闫佳文, 黄帮局, 刘哲, 等. 自然环境灾害下配网覆冰输电线路模拟系统研究[J]. 能源与环保, 2021, 43(10): 258-263, 269.
- [2] 锁宝, 王彬, 张维强. 输电线路地质灾害监测预警系统设计研究[J]. 电力勘测设计, 2020(S1): 171-175.
- [3] 毛龙灿, 杨南. 基于大数据背景的皮肤人才培养优化研究[J]. 中国皮革, 2021, 50(9): 38-41.
- [4] 杨涛. 互联网时代下皮革行业电商物流体系研究分析[J]. 中国皮革, 2021, 50(8): 82-85.
- [5] 李佳, 汤亿则, 吴青林. 基于温湿度传感器的高压输电线路覆冰在线监测技术[J]. 自动化技术与应用, 2021, 40(7): 108-111.
- [6] 吕黔苏, 毛先胤, 吴建蓉, 等. 基于称重法和气象站的输电线路覆冰厚度测量系统[J]. 自动化与仪器仪表, 2021(12): 143-146.
- [7] 庄红军, 李军, 余飞虎, 等. 输电线路巡检机器人覆冰厚度测量装置的研究[J]. 自动化与仪器仪表, 2020(3): 120-123.
- [8] 卞荣, 陈科技, 张柏岩, 等. 基于改进 Canny 算法的输电导线覆冰冰形视觉识别[J]. 高压电器, 2021, 57(11): 131-138.
- [9] 毛先胤, 邢懿, 罗国强, 等. 基于改进 SGBM 算法的输电线路覆冰厚度测量[J]. 自动化与仪器仪表, 2021(11): 23-26, 31.
- [10] 肖文, 高宏力, 鲁彩江. 单目视觉测量电力线覆冰厚度方法研究[J]. 机械设计与制造, 2021(8): 1-4.
- [11] 刘芯凜. 基于大数据分析的智能客服系统研究[J]. 自动化与仪器仪表, 2021(3): 139-142.