

基于图像数据耦合识别的输电线路安全风险评估方法

徐昌前, 王东, 苏峰, 张钧, 边海峰, 李龙

引用本文

徐昌前, 王东, 苏峰, 张钧, 边海峰, 李龙. [基于图像数据耦合识别的输电线路安全风险评估方法](#) [J]. 计算机科学, 2023, 50(6A): 220500032-6.

XU Changqian, WANG Dong, SU Feng, ZHANG Jun, BIAN Haifeng, LI Long. [Image Recognition Method of Transmission Line Safety Risk Assessment Based on Multidimensional Data Coupling](#) [J].

Computer Science, 2023, 50(6A): 220500032-6.

相似文章推荐 (请使用火狐或 IE 浏览器查看文章)

Similar articles recommended (Please use Firefox or IE to view the article)

[基于改进CNN-BP的多波束声纳高程数据预测研究](#)

Study on Multibeam Sonar Elevation Data Prediction Based on Improved CNN-BP
计算机科学, 2023, 50(6A): 220100161-4. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.220100161>

[基于多模态特征融合的时间序列异常检测](#)

Anomaly Detection of Time-series Based on Multi-modal Feature Fusion
计算机科学, 2023, 50(6A): 220700094-7. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.220700094>

[注意力特征融合的李生网络目标跟踪方法](#)

Attentional Feature Fusion Approach for Siamese Network Based Object Tracking
计算机科学, 2023, 50(6A): 220300237-9. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.220300237>

[基于改进的ResNeXt网络结构的遥感图像分类](#)

Remote Sensing Image Classification Based on Improved ResNeXt Network Structure
计算机科学, 2023, 50(6A): 220100158-6. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.220100158>

[基于数据融合的半监督高分遥感影像语义分割](#)

Semi-supervised Semantic Segmentation for High-resolution Remote Sensing Images Based on Data Fusion
计算机科学, 2023, 50(6A): 220500001-6. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.220500001>

基于图像数据耦合识别的输电线路安全风险评估方法

徐昌前¹ 王东² 苏峰² 张钧³ 边海峰³ 李龙²

1 国网四川省电力公司 成都 610000

2 国家电网有限公司 北京 100031

3 国网能源研究院有限公司 北京 100021

摘要 位于高海拔、高覆冰风险地区的输电线路在极端气候下面临大面积断线和倒塔风险,传统人工巡线识别速度慢、准确率低,造成大量人力成本开销。提出一种考虑多维图像耦合驱动的输电线路安全风险评估方法,将关键设备覆冰图像与电网运行状态等高线图像进行融合识别,以实现相关输电线路安全风险快速准确辨识。首先将输电线路电气数据和环境数据耦合生成多维热力图像,生成可反映全系统内输电线路电压偏移度、线路负载率、环境温度和线路覆冰程度的多维图像数据,并根据电气数据和环境数据计算线路安全风险指标。之后,搭建基于 MobileNet-V3 框架的卷积神经网络模型,并将生成的多维图像数据作为该模型的输入,输电线路安全风险指标作为输出,对模型进行训练,生成输电线路安全风险快速评估模型。最后在某省 500 kV 输电线路对该模型进行测试,测试结果表明,该方法可实现输电线路安全风险快速准确评估。

关键词: 多维数据耦合; MobileNet-V3; 卷积神经网络; 环境温度; 线路覆冰; 输电线路安全风险评估

中图分类号 TM721

Image Recognition Method of Transmission Line Safety Risk Assessment Based on Multidimensional Data Coupling

XU Changqian¹, WANG Dong², SU Feng², ZHANG Jun³, BIAN Haifeng³ and LI Long²

1 State Grid Sichuan Electric Power Company, Chengdu 610000, China

2 State Grid Corporation of China, Beijing 100031, China

3 State Grid Energy Research Institute Co., Ltd., Beijing 100021, China

Abstract Transmission lines located in high-altitude and high icing risk areas face the risk of large-area line breaking and tower falling in extreme climate. The traditional manual line patrol identification has slow speed and low accuracy, resulting in a lot of labor cost. A transmission line safety risk assessment method considering multi-dimensional image coupling driving is proposed. The icing image of key equipment is fused with the contour image of power grid operation state, so as to realize the rapid and accurate identification of relevant transmission line safety risks. Firstly, the transmission line electrical data and environmental data are coupled to generate a multi-dimensional thermal image, which can reflect the transmission line voltage offset, line load rate, ambient temperature and line icing degree in the whole system, and the line safety risk index is calculated according to the electrical data and environmental data. After that, the convolution neural network model based on MobileNet-V3 framework is built, and the generated multi-dimensional image data is used as the input of the model and the transmission line safety risk index is used as the output to train the model and generate the transmission line safety risk rapid assessment model. Finally, the model is tested on a 500kV transmission line in a province. The test results show that this method can realize the rapid and accurate assessment of transmission line safety risk.

Keywords Multidimensional data coupling, MobileNet-V3, Convolutional neural network, Ambient temperature, Line icing, Transmission line safety risk assessment

1 引言

随着经济发展和输电网规模扩大,众多输电线路处于高海拔、重覆冰等自然环境恶劣的地区,造成输电线路的安全监测困难和监测滞后,严重威胁输电线路安全稳定运行,因此亟需研究输电设备受外部恶劣条件侵扰程度的线路安全稳定评估方法^[1-6]。

现有文献针对输电线路安全稳定评估做了大量研究。文献[7]通过层次分析法分析了影响输电线路覆冰程度的关键指标,提出基于一系列关键指标的输电线路在线实时监测及趋势预警模型,实时跟踪覆冰变化趋势。文献[8]通过连锁故障检查方法查找线路易故障位置,建立冰冻灾害模型,并获取线路所有节点的灵敏度,从而提出一种冰冻下输电线路监测方法,可准确识别易故障线路和超负荷线路。文献[9]依据

基金项目:国家电网有限公司总部科技项目(1400-202057415A-0-0-00)

This work was supported by the Science and Technology Project of State Grid Corporation of China headquarters(1400-202057415A-0-0-00).

通信作者:徐昌前(646608376@qq.com)

冰灾的时空特性进行建模,利用了倒塔时力学信息、气象信息和微地形信息等计算覆冰厚度,构建了冰灾预测模型。文献[10]将图像识别技术引入输电线路覆冰厚度识别中,通过小波分析、Hough变化和图像边缘检测,实现线路厚度自动计算。但该方法只基于传统图像识别,不同图像对比时易发生错误识别。随着机器学习技术的发展,其也被应用于输电线路安全评估领域中。文献[11]提出基于支持向量机和微气象-覆冰数据的输电线路覆冰厚度预测模型,并实现超短期、短期、滚动预测功能。导线弧垂在一定程度上可以反映导线覆冰程度。文献[12]开发了基于图像识别的输电线路导线弧垂识别技术,实现导线弧垂自动计算功能,并进行预警。文献[13]研究了基于多感受野神经网络的线路覆冰厚度识别方法,可在极端天气下精准识别覆冰灾害风险。以上文献提出了一系列覆冰识别方法,引入了图像识别、微气象、弧垂等方法,但均只针对单条线路进行覆冰识别,并且只针对单条输电线路的覆冰数据,未综合输电线路环境和电气数据^[14-18],并且现有文献未针对多维数据信息得到的评估结果提出有效的趋优管控措施。

本文提出一种基于图像数据耦合识别的输电线路安全风险评估及趋优管控方法,将输电线路电气数据和环境数据融合,构成可反映数据地理信息的多维热力图像,并计算对应的输电线路安全风险。构建基于 MobileNet-V3 框架的输电线路安全风险评估卷积神经网络模型,将生成的多维图像数据

作为输入,将安全风险指标作为输出,对模型进行训练。电网运行维护人员可以通过多维数据热力图像直观地观测到输电线路的实时运行情况,提升对输电线路的状态感知能力。对某省 500 kV 输电线路的测试结果表明,本文提出的基于多维数据耦合的输电线路安全风险评估图像识别方法有较好的适用性。

2 输电线路多维数据耦合及图像生成

2.1 输电线路多维数据耦合

输电线路数据包括电气参数和环境参数两部分。线路电气参数为:线路平均电压、线路负载率和线路损耗、静态电压稳定性等,其中线路负载率和静态电压稳定性会影响线路安全稳定运行。线路环境参数为:线路周边环境温度、线路覆冰、线路弧垂、线路周边山火情况等,由于线路弧垂过大通常是由线路覆冰过重引起,而山火情况不在本文研究范围,故着重研究线路周边环境温度和线路覆冰对输电线路安全稳定运行的影响。综上所述,本文研究静态电压稳定性、线路负载率、线路周边环境温度和线路覆冰对输电线路安全风险的影响,并将线路周边环境温度和线路覆冰和地理信息耦合,提升输电线路安全状态表达能力。由于 500 kV 输电线路已实现监测相机全覆盖,可基于图像识别技术识别线路覆冰厚度。两节点间输电塔杆的连接方式及监测相机配置如图 1 所示。

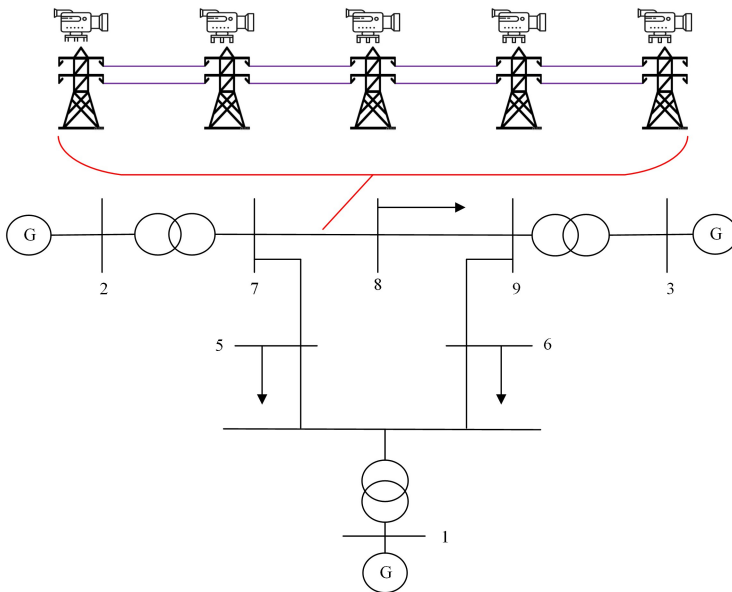


图 1 两个节点间输电杆塔

Fig. 1 Transmission tower between two buses

2.2 输电线路安全风险评估模型

基于电气参数和环境参数,构建基于静态电压稳定性、线路负载率、线路周边环境温度和线路覆冰的输电线路安全风险评估模型。

(1) 静态电压稳定性

电压通过与基准电压的偏差百分比来表示,并转换成满分 100 分的分数。

$$V_{\text{score}} = \Psi(\text{abs}(V_i - V_0)) \quad (1)$$

其中, V_{score} 为线路平均电压得分; Ψ 为分数转换函数,具体见式(6); abs 为绝对值函数; V_i 为线路*i*的平均电压; V_0 为基准电压。

(2) 线路负载率

线路负载率得分计算公式为:

$$L_{\text{score}} = \Psi\left(\frac{L_i}{L_{i0}}\right) \quad (2)$$

其中, L_{score} 为线路负载率得分; L_i 为线路*i*的当前负载; L_{i0} 为线路*i*的最大负载。

(3) 线路周边环境温度

文献[9]分析了覆冰形成过程,详细描述了不同温度对覆冰厚度的影响,以及覆冰厚度预测的建模。基于此,本文中线路周围环境温度的安全风险得分计算公式为:

$$T_{\text{score}} = \Psi(\eta_i T_i) \quad (3)$$

其中, T_{score} 为基于环境温度的安全风险得分; T_i 为线路 i 周围的温度; η_i 为基于文献[9]计算得到的不同温度下覆冰厚度预测常数。

(4) 线路覆冰

输电线路覆冰监测图像如图 2 所示。

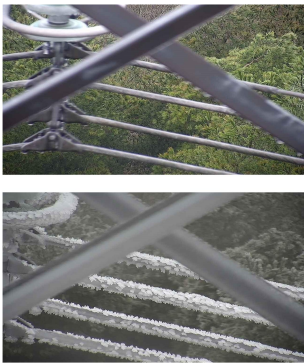


图 2 输电线路覆冰监测图像

Fig. 2 Transmission line icing monitoring image

基于图 2 可使用图像识别方法识别线路覆冰厚度, 上图覆冰厚度识别结果为 0 cm, 下图覆冰厚度识别结果为 1.2 cm。

在实际电网中, 两个节点之间存在众多输电杆塔, 每个杆塔上都安装了照相机, 用于监测输电线路覆冰情况。因此使用基于卷积神经网络的覆冰厚度图像识别方法评估两个节点间所有线路段的覆冰厚度, 并选择最严重的覆冰厚度作为两节点之间的覆冰厚度最终识别结果^[19]。

基于覆冰厚度得到的线路安全风险指标为:

$$I_{score} = \Psi\left(\frac{I_i}{I_{i0}}\right) \quad (4)$$

其中, I_{score} 为基于覆冰图像计算得到的线路安全风险得分; I_i 为输电线路 i 的覆冰厚度识别值; I_{i0} 为线路 i 的覆冰厚度极限值。

熵权法基于热力学中熵的概念, 可以描述事件信息量的大小, 在数学上, 代表事件所包含的信息量的期望^[20]。在本文中, 首先建立各个电气和环境参数的判断矩阵, 并进行归一化处理; 之后根据熵的定义, 评估各个指标的熵; 然后定义熵权; 最后, 计算得到各个指标的权重值, 并以此权重值作为该参数在最终输电线路风险评估模型中的权重。

输电线路安全风险综合评估结果为:

$$S = w_V V_{score} + w_L L_{score} + w_T T_{score} + w_I I_{score} \quad (5)$$

其中, S 是输电线路综合风险评估结果, w_V , w_L , w_T 和 w_I 分别为熵权法计算得到的电压、负载率、温度和覆冰厚度的权重。

式(1)一式(3)中的分数转换函数如下:

$$\Psi(X) = \frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} \times 100 \quad (6)$$

其中, X 代表式(1)一式(3)中的电压偏差绝对值、线路负载率和环境温度指标, X_{max} 和 X_{min} 分别代表 X 的最大值和最小值。通过该公式转换函数, 不同指标的得分范围均处于 0~100 分之间, 使得生成的热力图像的颜色深度也处于相同的范围内, 从而使不同指标对输电线路安全风险综合评估指标的贡献度相同。

2.3 基于克里金插值法的热力图生成

热力图像是数据可视化中常用的表现方式, 其通过颜色

的变化, 直观反映数据局部特征和整体特性。在电力系统中, 可将热力图与输电线路电气信息和环境信息相结合, 产生同一时间断面下多张含地理信息的输电线路状态热力图像, 同时包含当前断面下所有输电线路的多维特征信息。本文将生成包含地理信息的线路平均电压、线路负载率、线路周边环境温度和线路覆冰热力图像, 所使用的热力图生成方法为克里金插值法^[21-22]。

克里金插值法是依据协方差函数对随机过程进行插值的回归算法, 其假定采样点之间的距离可以反映空间相关性。克里金插值法首先需要指点区域内节点位置以及节点的数值, 然后通过数学函数运算, 基于已知节点插值拟合区域内所有点的数值。

克里金插值法的表达式为:

$$\hat{z}_o = \sum_{i=1}^n \lambda_i z_i \quad (7)$$

其中, \hat{z}_o 为点 (x_o, y_o) 处的估计值; λ_i 为权重系数, 通过对空间上所有已知节点数据的加权求和估计得到。

为满足 (\hat{x}_o, \hat{y}_o) 处的估计值 \hat{z}_o 与真实值 z_o 之间的误差值最小, 需满足以下的最优函数:

$$J = \min_{\lambda_i} \text{Var}(z_o - \hat{z}_o) \quad (8)$$

同时需满足无偏差估计条件:

$$E(z_o - \hat{z}_o) = 0 \quad (9)$$

其中, J 为目标函数; Var 表示 \hat{z}_o 与 z_o 之间的偏差, 故方程的目标是使偏差最小; E 表示 \hat{z}_o 与 z_o 之间偏差的期望。

区域内任意两个点之间的距离为:

$$d_{ij} = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2} \quad (10)$$

除此之外, 克里金插值法中还用到半方差函数:

$$r_{ij} = \frac{1}{2} E[(z_i - z_j)^2] \quad (11)$$

其中, r_{ij} 为半方差, z_i 和 z_j 为区域内两个点的数值。

基于 d_{ij} 和 r_{ij} , 绘制散点图, 寻找 d 和 r 的最佳拟合关系, 如图 3 所示。从而可以根据任意 d 计算出对应的 r 。之后解最优方程组, 得到所有未知点的 z 估计值。

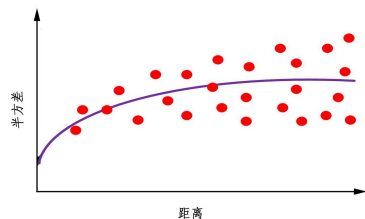


图 3 d 与 r 散点图

Fig. 3 Scatter plot of d and r

在本文中, 基于克里金插值法, 对某测试系统的节点电压进行插值, 得到区域内所有点的电压值, 如图 4 所示。

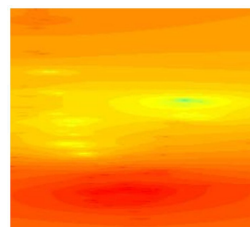


图 4 基于克里金插值法的电压热力图(电子版为彩图)

Fig. 4 Voltage heat map based on Kriging interpolation method

图 4 中,颜色越红代表电压越高,黄色区域代表电压处于中等水平,绿色区域为电压偏低区域,可能存在安全风险。图中清晰地表示了整个系统的电压分布趋势。

3 基于 MobileNet-V3 的线路风险评估

3.1 样本生成

训练 MobileNet-V3 之前需要基于某省的实际数据,搭建物理模型,进行潮流计算,输出输电线路平均电压和线路负载率,以生成足够数量的样本,满足模型训练需求。其中系统潮流仿真初始运行工况和线路环境特征均基于蒙特卡洛抽样仿真生成。

蒙特卡洛抽样是一种随机模拟方法,在给定的样本数量的前提下,通过大量的随机抽样来生成多维度符合抽样数量的随机样本。本文基于蒙特卡洛抽样随机生成系统发电机有功出力、有功负荷、发电机机端电压、输电线路周围环境、输电线路覆冰厚度评估值等。

本文所生成样本集中包含了气温、覆冰的极端情况,因此可以应对各种极端气候状态,但是为了获得更准确的预测结果,可以逐步扩大样本集范围,从而可以覆盖更多极端情况。

3.2 基于 MobileNet-V3 的安全风险评估

MobileNet-V3 是 Google 最新研发的基于 MobileNet 改进的轻量级卷积神经网络模型,其在 MobileNet 的基础上将 SE 结构的 expansion layer 的 channel 变为原来的 1/4,即提升了模型的整体精度,又保证了模型可以快速训练的性能^[23]。

MobileNet-V3 引入新的激活函数 h-swish,用以替代传统 ReLU 激活函数,显著提升了神经网络的整体精度,其非线性定义为:

$$h\text{-swish}[x] = x \frac{\text{ReLU6}(x+3)}{6} \quad (12)$$

其中, x 为激活函数的输入值,ReLU6 为 ReLU 的变体,其定义为:

$$\text{ReLU6}(x) = \min(\max(0, x), 6) \quad (13)$$

其中,为 ReLU 函数,max 和 min 分别为最大和最小值函数。

MobileNet-V3 还采用了 NetAdapt 算法来最大化提升模型精度,其将系统延时、能量、内存占用等指标加入自适应算法当中,可以自适应训练模型的硬件平台,并生成对应的训练策略。

本文中,将大量生成的输电线路多维图像数据作为 MobileNet-V3 模型的输入数据,将计算得到的输电线路安全风险指标作为模型的输出,对 MobileNet-V3 模型进行训练,训练好的模型可以实时快速评估输电线路安全风险。其中多维图像数据从 MobileNet-V3 的不同通道内输入,以耦合数据间地理信息,并减少卷积运算量。具体流程图如图 5 所示。

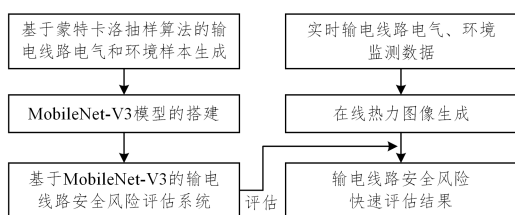


图 5 输电线路安全风险评估流程图

Fig. 5 Flow chart of transmission line safety risk assessment

4 算例测试

4.1 样本数据生成

本文测试系统为某省 500 kV 输电网,其包括 46 台发电机、91 个节点 39 个负荷和 109 条输电线路。该系统如图 6 所示。

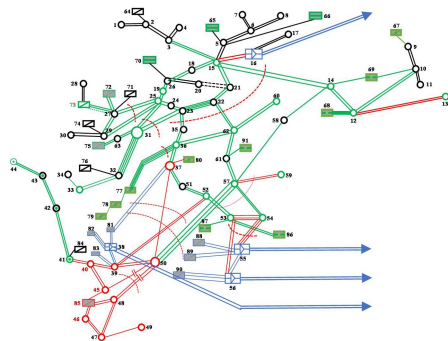


图 6 某省 500 kV 输电网

Fig. 6 500 kV power transmission network of a province

在基于 Matlab 的 MatPower 工具包中对该输电网进行建模,使用蒙特卡洛抽样算法批量生成 1000 个系统初始工况,其中,发电机有功出力波动范围为 50%~150%,发电机机端电压标幺值波动范围为 0.8~1.1,负荷有功功率波动范围为 50%~150%。对 1000 个初始工况进行潮流仿真计算,生成 1000 组仿真数据,其维度为 218,包含 109 维的输电线路平均电压和 109 维的输电线路负载率。

基于环境参数的样本仿真过程为:首先确定系统内所有输电线路附近环境的全年最高和最低气温,并使用蒙特卡洛抽样方法在气温波动范围内随机生成 1000 组气温场景,模拟一年内可能出现的各种气温状况。覆冰厚度评估值来源为某省 500kV 线路实拍覆冰图片的覆冰厚度识别数据,并基于现有数据采用蒙特卡洛抽样进行插值抽样,生成所有可能的覆冰厚度场景,使新生成的数据更具有代表性。

生成以上 1000 组输电线路电气参数和环境参数后,通过克里金插值法生成对应的热力图像,共生成 1000 * 4 张热力图像,对应 1000 种输电线路多维耦合数据组合,其部分图像如图 7 所示。

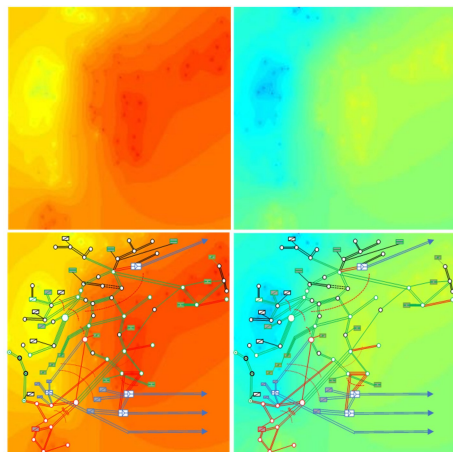


图 7 气温热力图

Fig. 7 Thermodynamic diagram of air temperature

图 7 中,上面的两幅气温热力图为输入到 MobileNet-V3 模型中的数据图,左图大部分气温较高,达到 20°C 以上,不存

在覆冰问题,而右图大部分地区气温在 0°C 以下,并且图像左上部地区气温到达 -20°C 以下,输电线路存在较大覆冰风险。图7中下面两幅图为其上两幅图与图6的某省电网图结合后的图像,可见热力图像与实际输电线路地理图像一一对应,热力图可以清晰明确地表征不同地理位置的输电线路安全稳定特征,更加符合实际应用需求。

基于熵权法的输电线路各参数指标的权重分别为:线路平均电压(2%)、线路负载率(43%)、线路周边环境温度(32%)和线路覆冰程度(23%)。由于500kV输电网很少面临电压稳定问题,故线路平均电压所占权重非常低,而该省在用电高峰经常面临供电不足、线路满载的情况,故负载率对应的权重最高,而该省1/4左右的输电线路位于高海拔地区,面临极端气温以及覆冰风险,故环境温度和线路覆冰的权重均较高。

4.2 基于 MobileNet-V3 的线路风险评估

本文中,选择基于 Python 的 PyTorch 框架搭建 MobileNet-V3 模型,选择模型类型为 small,层数为 16 层,初始学习率为 0.0001,迭代次数为 200,每批次训练样本数量为 20,优化器为 Adam,损失函数为平均平方误差,在 RTX2060 显卡上对模型进行训练。该模型整体架构如图 8 所示。

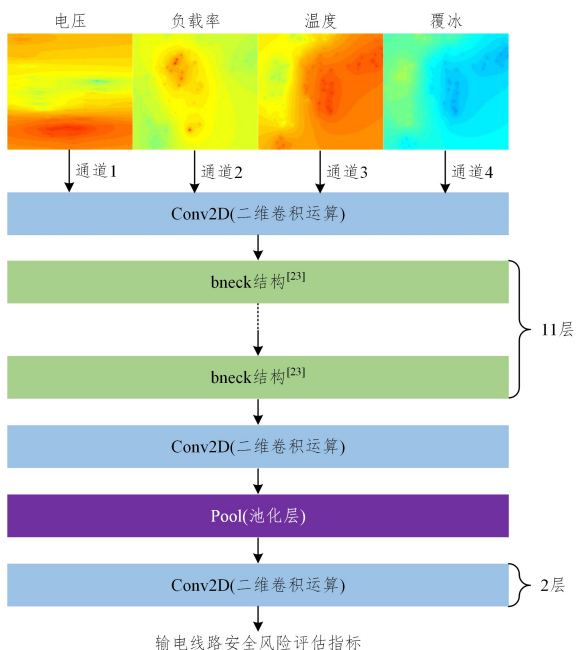


图 8 基于 MobileNet-V3 的输电线路安全风险快速评估模型

Fig. 8 Transmission line safety risk rapid assessment model based on MobileNet-V3

将生成的 1000 个样本分为训练集和测试集,其中训练集样本个数为 800,测试集样本个数为 200,通过迭代器生成批量数据,并通过该迭代器给 MobileNet-V3 提供数据。该数据的输入维度为 20-4-224-224,其中 20 代表每批次样本数量,4 代表样本数据的 4 个维度,分别对应输电线路的 4 个电气和环境参数热力图像,224-224 代表输入图像的像素大小为 224×224 。输出维度为 20-109,20 代表样本的批次数,109 代表 109 条输电线路的安全风险指标,其为 4 个电气和环境指标的加权综合评估得分。

使用训练集数据对 MobileNet-V3 进行训练,并采用测试集数据测试模型的准确性,其损失函数变化趋势如图 9 所示。

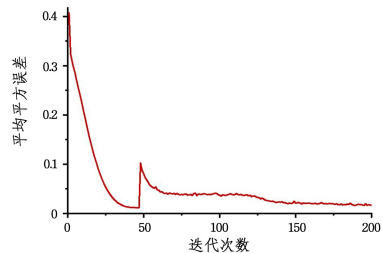


图 9 平均平方误差

Fig. 9 Mean square error

从图 9 可以看出,随着迭代次数的增加,虽然模型误差有一些波动,但总体误差趋于减小,模型准确度提升。

模型训练完成后,使用测试集数据对模型的准确度进行测试,在总评分变化范围为 0~100 区间内,测试集的平均绝对误差为 0.85,即模型的误差百分比为 0.85%,符合安全准确评估的要求,可以实现基于实时量测数据的输电线路安全风险准确快速评估。

MobileNet-V3 模型的训练时间为 5 min,基于在线实时监测数据的热力图像生成时间少于 1 s,模型实时预测所需时间少于 1 s,均符合在线应用需求。

4.3 极端天气和运行情况下风险评估

在某些极端的天气和运行情况下,某些输电线路覆冰严重,并且由于负荷需求大,流过输电线路的电流大。当由于极端气候造成 $N-1$ 或 $N-k$ 线路断线时,易引发一系列电压稳定、暂态稳定等问题,造成系统崩溃。

在某次极端情况下,其电压、负载率、气温和覆冰的热力图像如图 10 所示。

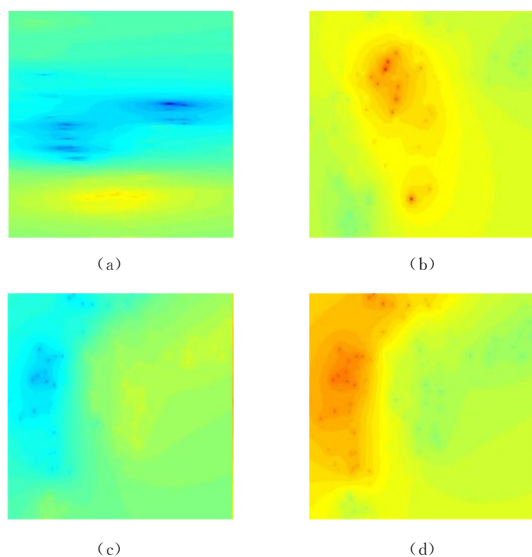


图 10 极端气候和运行下热力图

Fig. 10 Thermodynamic diagram under extreme climate and operation situation

图 10 对应的是某省 1 月份的热力图,此时有北方寒潮到达该省,从图 10(c)中可以看出左上部分气温整体偏低,最低处可达 -20°C ,存在较大的覆冰风险,而右下部分由于山脉阻隔,气温整体在 0°C 左右,覆冰风险较低。从图 10(d)中也可以看出左上角覆冰较厚,与图 10(c)相符。同时,由于空调等负荷的需求上升,线路负载率上升(见图 10(b)),而电压整体偏低(见图 10(a))。因此,当左上角发生断线故障($N-1$ 或

者 $N-k$) 时, 易引发输电线路安全事故。

基于本文方法, 我们使用 MobileNet-V3 对该场景进行评估, 其电压、负载率、气温和覆冰热力图的得分分布为 46, 59, 37 和 33 分, 加权后的总体得分为 45.7 分, 存在较大的安全隐患, 因此需通知线路检修和调度部门对相关线路进行除冰, 并对存在安全风险的线路潮流进行调度, 减小负载率, 避免 $N-1$ 或者 $N-k$ 故障后引发进一步的系统崩溃。

结束语 本文提出一种基于多维数据耦合的输电线路安全风险实时评估图像识别方法, 通过对某省 500kV 输电线路实测数据的验证结果表明, 所提方法具有可行性, 并得出如下结论:

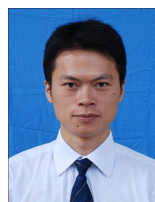
(1) 提出基于多维数据耦合的输电线路状态可视化表达方法, 生成了包含地理信息和输电线路平均电压、线路负载率、线路周围环境温度、线路覆冰水平的热力图像, 准确表征输电线路实时运行状态;

(2) 提出基于 MobileNet-V3 卷积神经网络模型的输电线路安全风险实时评估模型, 并且保证了模型的识别准确性和识别速度, 满足在线实时应用的需求。

在下一步的研究中, 将分析不同温度和覆冰情况下的输电线路风险概率, 并引入新能源以实现在多不确定性因素影响下的安全风险评估。

参考文献

- [1] HU Y, LIU K, WU T, et al. Analysis of influential factors on operation safety of transmission line and countermeasures[J]. High Voltage Engineering, 2014, 40(11): 3491-3499.
- [2] ZHOU Y X, CHEN J N, ZHANG L, et al. Opportunity for developing ultra high voltage transmission technology under the emission peak, carbon neutrality and new infrastructure[J]. High Voltage Technology, 2021, 47(7): 2396-2408.
- [3] LIANG Y, ZHOU L, CHEN J, et al. Monitoring and risk assessment of wildfires in the corridors of high-voltage transmission lines[J]. IEEE Access, 2020, 8: 170057-170069.
- [4] HUANG X, ZHANG F, LI H, et al. An online technology for measuring icing shape on conductor based on vision and force sensors[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2017, 66(12): 3180-3189.
- [5] ZHOU Y X, CHEN J N, ZHANG L, et al. Opportunity for developing ultra high voltage transmission technology under the emission peak, carbon neutrality and new infrastructure[J]. High Voltage Technology, 2021, 47(7): 2396-2408.
- [6] ZHAI M. Transmission characteristics of low-voltage distribution networks in china under the smart grids environment[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2011, 26(1): 173-180.
- [7] ZHU Y, WANG H T, WU N, et al. Icing on-line monitoring dynamic prediction model[J]. High Voltage Technology, 2014, 40(5): 1374-1381.
- [8] CAI Y F. Research on fault control of electric power system under freezing disaster[J]. Journal of Catastrophology, 2020, 35(1): 71-75.
- [9] XIE Y Y, XUE Y S, WEN F S. Space-time evaluation for impact of ice disaster on transmission line fault probability[J]. Automation of Electric Power Systems, 2013, 37(18): 32-41.
- [10] HAO Y P, LIU G T, XUE Y W, et al. Wavelet image recognition of ice thickness on transmission lines[J]. High Voltage Engineering, 2014, 40(2): 368-373.
- [11] DAI D, HUANG X T, DAI Z. Regression model for transmission lines icing based on support vector machine[J]. High Voltage Engineering, 2013, 39(11): 2822-2828.
- [12] HUANG X B, ZHANG X X, LI L C, et al. Measurement of transmission lines conductor sag using image processing[J]. High Voltage Engineering, 2011, 37(8): 1961-1966.
- [13] MA F Q, WANG B, DONG X Z, et al. Receptive field vision edge intelligent recognition for ice thickness identification of transmission line[J]. Power System Technology, 2021, 45(6): 2161-2169.
- [14] XU H, PENG S R, MAO Y Z, et al. Transmission line ice thickness detection based on image processing[J]. Shaanxi Electric Power, 2017, 45(5): 32-35.
- [15] LIN G, WANG B, PENG H, et al. Identification of icing thickness of transmission line based on strongly generalized convolutional neural network[J]. Proceedings of the CSEE, 2018, 38(11): 3393-3401.
- [16] MA X M, GAO J, WU C, et al. Prediction model for icing thickness of power transmission line based on grey support vector machine[J]. Electric Power, 2016, 49(11): 46-50.
- [17] WANG B, MA F, GE L, et al. Icing-edgenet: a pruning lightweight edge intelligent method of discriminative driving channel for ice thickness of transmission lines[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2021, 70: 1-12.
- [18] JIANG X, XIANG Z, ZHANG Z, et al. Predictive model for equivalent ice thickness load on overhead transmission lines based on measured insulator string deviations[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2014, 29(4): 1659-1665.
- [19] LIN G, WANG B, PENG H, et al. Identification of icing thickness of transmission line based on strongly generalized convolutional neural network[C] // Proceedings of the CSEE. 2018: 3393-3401.
- [20] JIANG W, WANG Y, HUANG Y, et al. Top invulnerability nodes mining in dual-direction different-weight complex network based on node double-level local structure weighted entropy[J]. IEEE Access, 2019, 7: 86597-86610.
- [21] CAI Z C, YAO F F, TANG Z S. Digital image inpainting with kriging method[J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2013, 25(9): 1281-1287.
- [22] XING J, LIU Q, LIU W Y, et al. A drawing method of voltage contour bitmap based on logarithmic distance inverse weighing method[J]. Automation of Electric Power Systems, 2013, 37(7): 66-71.
- [23] KAVYASHREE P S P, EL-SHARKAWY M. Compressed mobilenet v3: a light weight variant for resource-constrained platforms[C] // 2021 IEEE 11th Annual Computing and Communication Workshop and Conference(CCWC). 2021: 0104-0107.



XU Changqian, born in 1982, master, senior engineer. His main research interests include power system safety supervision and management.