

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2208781

基于人工智能图像识别的输电线路巡检研究*

龙珊珊¹ 信瑞山^{2,3}

(1. 石家庄理工职业学院 石家庄 050000; 2. 鞍钢集团北京研究院有限公司 北京 102209; 3. 清华大学 北京 100091)

摘要: 为了准确、及时地发现输电线路中的缺陷,研究基于人工智能图像识别技术的输电线路立体化巡检模式。具体地,以人工智能图像识别技术为支持,借助 K-means 算法对立体巡检图像进行聚类处理,同时,采用人工神经网络对图像中输电线路缺陷进行智能识别。经测试,在相同工作量下,未采用本文所提技术的输电线路缺陷识别需要 5 个分析员持续工作 15 d,平均每分钟进行 2~3 张图片的识别,图像识别速度为 20~30 s/张;采用人工智能识别技术,识别速度高达 0.25 s/张,仅需 3.6 h 便可以完成识别任务。在弱光环境下,经过增强处理的图像边缘更加清晰,目标图像与背景实现明显分界,且现阶段可利用输电线路中相同部件不同角度的 7 张图片实现高于 90% 的识别准确率。另外,通过对相同条件下其他几种方法影响模型实际收敛情况的比较发现,所有方法的重构误差均呈现出逐渐降低之势,最终都趋于稳定。结果表明本文技术在立体化线路图像缺陷检测中有一定普适性,有利于工作效率的显著提升。

关键词: 输电线路;立体化巡检;缺陷识别;人工智能图像识别技术

中图分类号: TM726 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.2050

Research on transmission line inspection based on artificial intelligence image recognition

Long Shanshan¹ Xin Ruishan^{2,3}

(1. Shijiazhuang Institute of Technology, Shijiazhuang 050000, China;

2. Ansteel Beijing Research Institute Co., Ltd., Beijing 102209, China; 3. Tsinghua University, Beijing 100091, China)

Abstract: In order to find the defects of transmission lines accurately and timely, the three-dimensional inspection mode of transmission lines based on artificial intelligence image recognition technology is studied. Specifically, with the support of artificial intelligence image recognition technology, K-means algorithm is used to cluster the three-dimensional inspection images. At the same time, artificial neural network is used for intelligent identification of transmission line defects in the image. According to the test, under the same workload, the transmission line defect identification without the use of artificial intelligence image recognition technology requires 5 image analysts to work continuously for 15 d, with an average of 2~3 images per minute and an image recognition speed of 20~30 s/piece; Using artificial intelligence recognition technology, recognition speed up to 0.25 s/sheet, only 3.6 h can complete the recognition task. In the low-light environment, the edge of the image is clearer after the enhanced force, and the target image is clearly separated from the background. At present, the recognition accuracy is higher than 90% by using 7 images from different angles of the same parts in the transmission line. In addition, by comparing the influence of constant learning strategies, AdaDec and AdaMix learning strategies on the convergence of the deep learning model under the same conditions, it is found that the reconstruction errors of the three strategies all show a tendency of gradually decreasing, and eventually tend to be stable. The results show that the artificial intelligence image recognition technology has a certain universality in the three-dimensional inspection image defect detection of transmission lines, and is conducive to the significant improvement of work efficiency.

Keywords: electric transmission line; three-dimensional inspection; defect identification; artificial intelligence image recognition technology

0 引言

对于输电线路而言,其覆盖的范围非常广,线路经过的

地形也多表现出复杂多变的特点,容易受到恶劣的自然环境的影响,导致线路运行以及维护难度的加大^[1]。为了做到对线路运行情况的实时与确切掌握,在第一时间将线路

收稿日期:2022-01-06

* 基金项目:河北省教育厅 2021 年河北省高等学校科学技术研究青年基金(QN2021408)项目资助

故障、缺陷或是潜在隐患排除,每年线路巡检作业投入的人力与物力都很多^[2]。作为为电力系统正常运行发挥保障作用的一个重要手段,输电线路巡检长期面临着网线分布广、设施布置复杂、巡检作业强度大以及周期长等问题。为了保证输电线路巡检高效性,近年来,无人机巡检^[3]、机器人巡检^[4]以及在线监测^[5]等新技术陆续引入其中,它们多是借助特定载体(如无人机、机器人等),对装载的监测装置(如可见光影像采集设备、激光传感器等)加以运用,执行对输电线路关键对象的检测作业。尽管以上技术可较好地作业人员野外工作强度降低,提升巡线效率,但数据处理方式依旧是作业人员以肉眼方式对拍摄影像进行观察,并在此基础上检查与标注缺陷信息。该方式无法保证工作效率,准确率亦受到作业人员视觉观察技能水平的限制,此外,亦有视觉疲劳造成漏检率上升的风险^[6]。针对这些不足,国内外很多研究试图利用图像处理技术分析输电线路巡检图像,对各种可能存在的缺陷进行自动检测。尽管这些研究在目前已经取得相应进展,但与实际应用相比,距离依旧较大。

人工智能是研究人类智能活动的规律,构造具有一定智能的人工系统,研究如何让计算机去完成以往需要人的智力才能胜任的工作,也就是研究如何应用计算机的软硬件来模拟人类某些智能行为的基本理论、方法和技术。近年来,人工智能技术得以兴起,在图像检测^[7]、语音识别^[8]以及数据分析^[9]等很多领域均取得了显著的成果,因为技术的应用能够实现背景复杂、场景多变、目标特征多样化的巡检图像的很好应对,与电力系统输电线路巡检中图像智能化识别与处理的需求高度契合。

基于上述研究背景,为了弥补以往无人机巡检、机器人巡检、在线检测等技术应用中作业人员以肉眼方式观察拍摄影像并检查和标注缺陷信息导致的工作效率与准确率不高、漏检现象发生率大等不足,同时,尽可能地缩短基于图像处理技术的输电线路巡检图像分析工作和实际应用之间的差距,本文与输电线路巡检图像特性相结合,将人工智能与大数据等先进技术引入并展开深层次的探索,基于K-means算法的支持执行对巡检图像的聚类处理任务,同时,利用神经网络智能化识别图像中输电线路的缺陷,对安全隐患点与故障点进行精准定位,希望可以在此基础上引导检修人员及时进行线路维修,在有效减小作业人员工作量的同时达到将检修作业时间缩短的目的,规避主观因素如人工疏忽等对检修作业产生的影响,增强运维检修能力,全方位提高电力系统业务智能化以及管理精益化水平。

1 输电线路立体巡检图像人工智能识别技术框架

针对输电线路立体化巡检图像状态与缺陷的人工智能检测识别工作大致可进行两大部分的划分,一为大数据处理,一为智能验损,图1所示为其主要架构。在大数据处理部分,执行对海量输电线路立体巡检缺陷照片的高效和安

全存储以及特征分析管理任务,主要是在预处理基础之上,采用K-means算法^[10]实现对缺陷图像数据的聚类处理。在智能验损部分,以人工智能技术为支持,执行图片增强、边缘检测以及缺陷识别等任务,建立起分析结果和数据库之间的有效关联,以此为基础达到快速识别输电线路缺陷图片的目的。

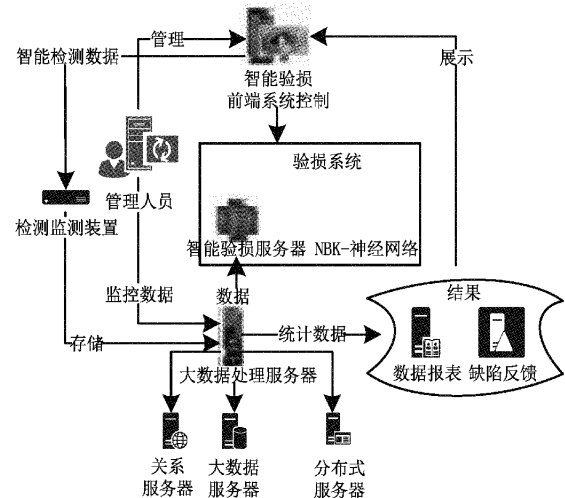


图1 输电线路立体巡检图像人工智能识别工作架构

2 立体巡检图像的K-means聚类处理

2.1 基于海量缺陷图像的数据预处理

一般情况下,海量输电线路立体化巡检缺陷照片数据都会涉及不完整、质量差的基本信息数据,导致难以从此类数据中获取价值比较高的信息。为了降低由于数据采集与计算错误等失误情况引起的数据噪声、不一致或重复等问题的发生率,需要通过过滤清洗完成对数据的预处理。数据的清洗可以检查数据属性的一致性及其真实有效性,将存在于数据集中的不正确的数据信息寻找出来,并采取相应措施加以改正。针对问题数据集,需要执行遗漏数据填补、异常数据消除以及噪声数据平滑处理等操作,待数据清洗之后,还要对它们进行抽取与整合,经转换统一数据集的格式,将冗余数据去除,并合并有着一致意义或属性类似的数据,最终将它们整合至一个新数据集中,完成清洗数据的最终集成。

输电线路立体化巡检缺陷照片数据的转换处理算法如式(1)所示。

$$H = \frac{\sum \frac{N_n}{nP_i} \cdot X_n}{\lambda \cdot \sum A_n} \quad (1)$$

式中: H 为经转换所得评价指标; n 为转换次数; λ 为缺陷参数。

借助此公式对输电线路立体化巡检缺陷照片数据集进行转换,可以结合所得结果混合集合中无规律的数据,并重新根据数据的特征属性执行对数据集的划分任务。

2.2 基于 K-means 算法的数据聚类分析

K-means 算法属于一种非常典型的以聚类为基础的非层次算法,该算法会将数据划分为 K 个预定类数,同时,以距离为评价指标进行相似性分析,通常,通过欧氏距离来完成距离的测算,且两元素的相似度随着距离的增加而降低,并将此作为划分依据^[11]。基于速度快、原理简单、对大数据的伸缩性强等优势,K-means 算法已成为应用最为广泛的一种聚类方法,步骤如下:1)在数据样本中,随机将 K 个点选出来作为聚类中心;2)对样本中其他数据与这 K 个聚类中心之间的距离进行计算,之后,将它们划分到距离自己最近的那个聚类中心所属的类别中;3)在完成以上样本分类之后,进一步对各类别平均处理,将新的聚类中心求解出来;4)同前一次计算所得 K 个聚类中心进行比较,若聚类中心表现出正变化,则跳转至步骤 2),否则,执行步骤 5)操作;5)观察质心的变化情况,当其不再变化时停止计算,并将最终的聚类结果输出。

一般情况下, K 的取值以 3 比较常见,对应的并发数与最大循环次数分别为 4 与 600^[12]。K-means 算法流程如图 2 所示。

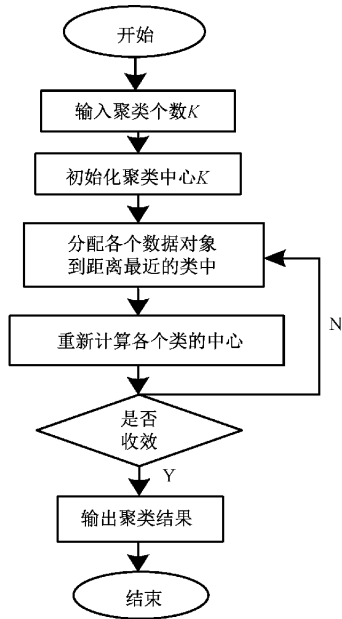


图 2 K-means 算法流程

3 输电线路立体巡检图像智能化识别

3.1 图像增强

多数情况下,输电线路立体巡检作业都在晚上开展,要想做到对一些线路部位清晰程度的确保存在一定的难度。所以,对于处在弱光环境下的输电线路图像,需要采用相应手段达到将其细节增强的目的,也就是突出一些需要重点观察的位置,为之后图像识别工作的顺利、高效开展以及识别精准程度的提升奠定基础。此处对频域增强^[13]方法加以采用,先在特定的变换域内对初始的图像空间域进行转

换和处理,之后将其逆变换于图像空间域。

用 $F(x, y)$ 表示初始的图像空间域 $f(x, y)$ 经过处理之后所得频域函数, $H(u, v)$ 表示其传递函数,可以得到函数过程如式(2)所示。

$$f(u, v) = H(u, v) \cdot F(x, y) \quad (2)$$

逆变换函数过程如式(3)所示。

$$f(x, y) = \Psi^{-1}[H(u, v) \cdot F(x, y)] \quad (3)$$

以上公式中, Ψ^{-1} 为逆变换处理标志, $f(u, v)$ 表示的是图像频谱,该频谱已经接受了频域内系数的相应处理。另外,可以结合具体需求进行差异化传递函数 $H(u, v)$ 的设置。

3.2 人工神经网络识别

1)输电线路缺陷图像边缘轮廓检测。

在对输电线路缺陷图像特征进行提取之前,需要在图像检测中融入空间邻域信息,执行对图像直方图的构建任务,获取直方图分布函数如式(4)所示。

$$\theta(t) = 2\pi \int_{T/2}^{t/a} \left(\frac{K}{t_0 - t'} \right) dt' = -2\pi K \ln \left(1 - \frac{t}{at_0} \right) + \theta_0 \quad (4)$$

式中: $\theta_0 = -2\pi K \ln \left(1 + \frac{T}{2t_0} \right)$ 。

式中: θ 表示变化角度, K 为对样本集的分组数量, $f(t)$ 是缺陷图像高频部分, a, T 是直方图指标。基于对灰度直方图的采用,对输电线路缺陷图像进行分割处理,以强化图像特征提取能力。以图像所表现出来的轮廓特点为依据,执行对缺陷位置的定位任务,用 α 表示两个缺陷之间的角度值,可以获取缺陷特征提取输出如式(5)所示。

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \frac{\delta \times \sin \alpha}{\sin(\alpha - \theta)} & \frac{n}{2 \cos \alpha} - \frac{\delta \times \text{nose} \times \sin \alpha}{\sin(\alpha - \theta)} \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} \quad (5)$$

与输电线路特点相结合,可以得到如式(6)所示缺陷噪点分离输出二值图像结果:

$$M = \begin{bmatrix} u_{11} & u_{12} \\ u_{21} & u_{22} \end{bmatrix} = u(x, t, \sigma_l, \sigma_D) = \sigma_D^2 G(\sigma_l) \times \begin{bmatrix} L_x^2(x, y, \sigma_D) & L_x L_y(x, y, \sigma_D) \\ L_x L_y(x, y, \sigma_D) & L_y^2(x, y, \sigma_D) \end{bmatrix} \quad (6)$$

式中: $G(\sigma_l)$ 是输电线路缺陷图像得到曝光位置的像素实际强度;针对边缘像素点 (x, y) , σ_l 用以反映输电线路缺陷图像的边缘轮廓积分尺度, σ_D 是其微分尺度, x, y 是原始图像二值像素; $L(x, y, \sigma_D)$ 表示的是图像信息熵, $L_x(x, y, \sigma_D)$ 与 $L_y(x, y, \sigma_D)$ 分别表示输电线路缺陷图像在 x 方向与 y 方向的权值融合结果, $L_{xx}(x, y, \sigma_D)$ 与 $L_{yy}(x, y, \sigma_D)$ 为图像分布互相关特征量。

以上述分析为基础,可对输电线路缺陷图像的特征进行提取,计算其差异性特征值,以此将其特征分析与分类识

别工作完成。

2) 输电线路缺陷图像特征提取。此处,将输电线路立体巡检缺陷图像的纹理比作三维随机场^[14],在缺陷图像中进行可以反映输电线路缺陷特征的特征点的提取,获取缺陷图像的特征分解式如式(7)所示。

$$J_1(W_i) = \sum_{r=1}^l \sum_{p=1}^{k_1} \|W_i^T x_{ir} - W_i^T x'_{irp}\|^2 A_{irp} = \text{tr}(W_i^T H_1 W_i) \quad (7)$$

式中: $H_1 = \sum_{r=1}^l \sum_{p=1}^{k_1} (x_{ir} - x'_{irp})(x_{ir} - x'_{irp})^T A_{irp}$, 表示的是输入的输电线路缺陷图像的边缘特征值; A_{irp} 表示的是设定区域之内的缺陷图像特征值; $\text{tr}(\cdot)$ 表示的是输电线路缺陷图像特征像素迹; W_i^T 表示的则是近邻位置特征值。

以输电线路缺陷局部特征为依据,可以进行相应的信息复原处理,获取输电线路缺陷 Potts 参数,用 β_i 来表示,则有式(8):

$$\beta_i = \exp\left\{-\frac{|x_i - x_j|}{2\sigma^2}\right\} \frac{1}{\text{dist}(x_i, x_j)} \quad (8)$$

式中: x_i 与 x_j 表示输电线路缺陷图像的特征点以及信息验证的像素强度值。

执行对输电线路缺陷图像的亮点检测与信息融合任务,在不同尺度下进行适宜的特征配准函数的选用,用以描述输电线路缺陷图像的特征点,可获取缺陷特征分布表达式如式(9)所示。

$$F = \tilde{p}(x, y) = p(x, y) \left(\frac{v(x)}{v(y)}\right)^{\frac{1}{2}} \quad (9)$$

其中,

$$\begin{cases} p(x, y) = \frac{k(x, y)}{v(x)} \\ v(x) = \sum_y k(x, y) \end{cases} \quad (10)$$

与目标匹配结果相结合,在神经网络算法的支持下可以完成缺陷的智能化判别工作。

3) 输电线路缺陷图像识别输出。基于不同尺度,进行适宜的特征配准函数的选用,对输电线路缺陷图像特征点进行描述,以特征提取结果为依据,借助三层结构的人工神经网络^[15]识别与分类缺陷图像。分类器输入输出如式(11)所示。

$$W(n+1) = W(n) - \eta \frac{\partial E}{\partial W} + \partial \Delta W(n) \quad (11)$$

用 η 表示输电线路缺陷的学习步长,有 $\eta = \{\eta_{ij} : (i, j) \in S, \eta_{ij} \in S\}$, 在 n 步训练以及学习之后,对相似度特征识别算法加以运用,获取缺陷特征分类器加权系数,如式(12)所示。

$$\omega_{sij}(n_0+1) = \omega_{sij}(n_0) - \eta_{sij} \frac{\partial J}{\partial \omega_{sij}} \quad (12)$$

对输电线路立体化巡检图像分部信息特征量进行提取,基于人工神经网络分类器支持做好特征标定工作,得到

如式(13)所示输出检测统计量:

$$x(n) + \sum_{k=1}^p a_k x(n-k) = \sum_{r=0}^m b_r u(n-r) \quad (13)$$

为了提升人工神经网络分类准确性,将自适应系数 $X(x_1, x_2, \dots, x_n)$ 添加至网络的隐含层中,对一些遮挡缺陷的隐含特征进行提取,可得到如式(14)所示缺陷图像识别结果:

$$x_{k+1} = x_k - A_k^{-1} g_k \quad (14)$$

将待检测缺陷库中的样本 y 和训练集 D 输入其中,可得到缺陷特征分布集 $\alpha^{(1)} = \left[\frac{1}{l}, \frac{1}{l}, \dots, \frac{1}{l}\right]^T$, l 表示的是缺陷个数。进行分类器构建,获取其加权结果,如式(15)所示。

$$W_{ij}^{(r)} = \omega_{\theta}(e_i^{(r)}) = \frac{1}{1 + \exp[-\mu(e_i^{(r)})^2 - \mu\delta]} \quad (15)$$

对仿射变换加以采用,以此分离缺陷特征,有: $\hat{\alpha} = (D^T W(t) D + \lambda \cdot I)^{-1} D^T W^{(r)} y$, $W^{(r)}$ 是二值化处理值, $W_{ij}^{(r)} = \omega_{\theta}(e_i^{(r)})$ 。在 $[0, 1]$ 范围之内执行对缺陷特征的灰度采样任务,令 $\sum_{i=1}^n \rho_{\theta}(e^{(r)}) < \sum_{i=1}^n \rho_{\theta}(e^{(r-1)})$, 可得到最终缺陷识别输出结果: $y_{\text{rec}}^{(r)} = D \alpha^{(r)}$ 。令 $t = t + 1$, 之后开展全局收敛性分析工作,在满足数量条件之后结束迭代,输电线路立体化巡检图像的智能识别便得以实现。

4 输电线路立体化巡检图像智能识别测试

为了系统化说明本文技术的优势,以某全长为 55 km 的输电线路为例,其中,有 18 km 地处并无人烟的区域,整条线路一共覆盖 165 基塔基,因为整段线路有复杂的地形,森林覆盖率大且地形坡度陡,故借助六旋翼无人机对其进行巡检,累计拍摄 5 万张图片。前期,本课题组展开大量调研,已经大致实现了对缺陷识别情况的掌握;需要 5 个图像分析员持续工作 15 d,平均每分钟进行 2~3 张图片的识别,对应的图像识别速度为 20~30 s/张,但依旧无法满足及时发现与处理输电线路病害的要求,且识别不够稳定,加之图像分析员长时间工作易出现疲劳,进而发生遗漏缺陷识别的情况,又会对识别质量产生影响。

对于相同的工作量,本课题组对人工智能图像识别技术加以运用,实现了运算速度的极大提升,识别速度高达 0.25 s/张,仅需 3.6 h 便可以将识别任务完成。基于人工智能图像识别方式的支持,输电线路立体化巡检缺陷图像的单张识别速度提升约 100 倍,总识别速度提升 500 倍。

4.1 缺陷数据库

丰富且完善的缺陷数据库是进行智能化缺陷识别的重要基础。在输电线路正常巡检过程中,导线断股、鸟害、绝缘子爆裂以及绝缘子污秽等缺陷比较常见。本课题组结合输电线路运行状态及其缺陷进行具体工作的开展,对输电线路各类缺陷进行收集与整理,并成功完成了识别工作。

图 3 所示为部分缺陷的识别照片。

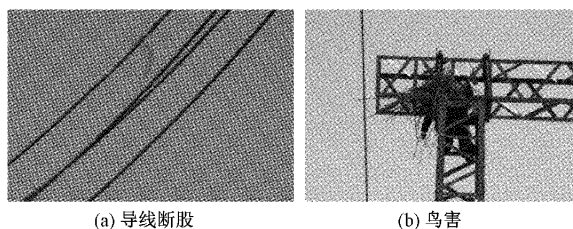


图 3 输电线路部分缺陷识别照片

4.2 弱光环境下的图像识别

如图 4 所示,选用现场实测图片,可知输电线路部件图像在经过增强处理后会更突出,有着更加清晰的边缘,目标图像和背景实现了明显的分界。

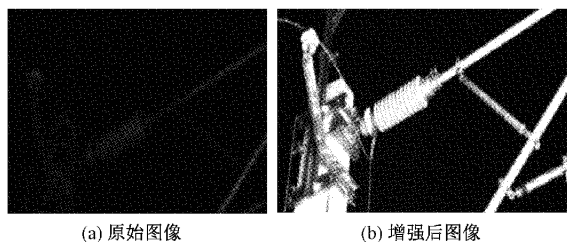


图 4 输电线路弱光环境下图像识别照片

4.3 细部构件精准识别

在输电线路中,细部构件的数量非常多,怎样对输电线路细部构件的缺陷进行精准识别重要性不言而喻。研究过程中对百余层神经网络算法以及特征金字塔模型加以运用,在充分考虑输电线路零部件所具有的特征的基础之上,在尽可能短的时间内完成对部件的锁定任务,图 5 所示为定位与缺陷识别示例。以此为基础,对神经网络传统的前向传播方式进行升级,用反向传播对其加以替代,基于对网络输出和原始值之间误差的调整,执行对权值的训练任务,以此达到提高识别准确性的目的。大量现场实测结果显示,当前可通过对输电线路中相同部件来自于不同角度的 7 张图片加以利用达到对构件的精准识别目的,准确率不低于 90%。

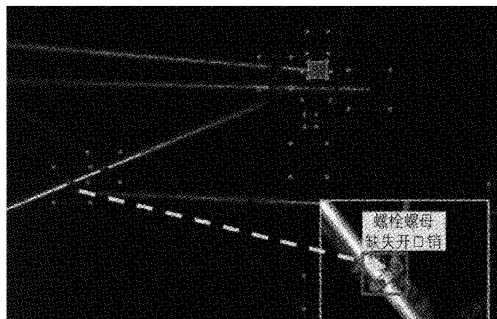


图 5 精准定位与缺陷识别

4.4 缺陷智能识别效率

对于人工智能技术来说,准确性与时效性是其两大核

心指标。在整个输电线路立体化巡检缺陷图像的识别过程中,将首次识别所得结果应用到下一次训练样本中,达到在短时间内将输入层样本数量扩大的目的,进行适宜的输电线路缺陷识别学习策略的制定,提升收敛速度,节省时间。本次研究对常数型、AdaDec 与 AdaMix 3 种方法对模型收敛情况产生的影响进行比较。首先作如下假定:训练样本集与测试样本分别为 8 000 幅与 1 500 幅输电线路原始图像,最大迭代次数为 35,得到如图 6 所示重构误差分析结果。

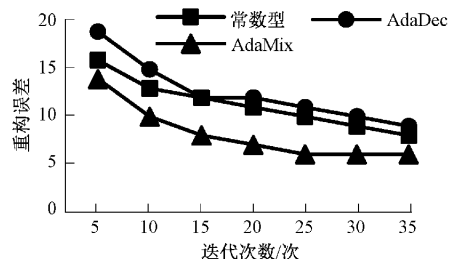


图 6 重构误差分析结果

根据图 6,在迭代次数不断增加的过程中,3 种学习策略的重构误差均呈现出持续性降低之势,最终都趋于稳定。

5 结 论

基于当前发展迅速的人工智能图像识别技术的支持,以输电线路状态及其缺陷为对象,对人工智能图像识别在输电线路立体化巡检中的应用进行阐述,发现该技术有一定的普适性表现出来,可以实现对大量虚拟劳动力的创造,亦能克服人工疏忽等主观因素,对于立体巡检获取的缺陷图像的识别效率的提升具有显著的积极意义。由于人工智能是一项复杂度非常高的前沿技术,要求展开更加细致、深入和系统化的研究,持续性地对相关模型予以优化。在今后研究过程中,人工智能应将更高的准确性以及实效性作为其不断追求的目标。

参考文献

- [1] 彭向阳,王珂,肖祥,等.大型无人直升机电力线路智能巡检宽带卫星通信系统[J].高电压技术,2019,45(2):368-376.
- [2] 邵瑰玮,刘壮,付晶,等.架空输电线路无人机巡检技术研究进展[J].高电压技术,2020,46(1):14-22.
- [3] 徐进,刘重阳,廖文.无人机测控系统抗干扰性的优化[J].国外电子测量技术,2017,36(8):26-29.
- [4] 彭向阳,钱金菊,吴功平,等.架空输电线路机器人全自主巡检系统及示范应用[J].高压电技术,2017,43(8):2582-2591.
- [5] 蒋涛,蔡富东,杨学杰,等.输电线路通道可视化远程巡检探讨与实践[J].中国电力,2016,49(11):42-45.
- [6] 刘志颖,缪希仁,陈静,等.电力架空线路巡检可见光图

- 像智能处理研究综述[J]. 电网技术, 2020, 44(3): 1057-1069.
- [7] 蓝金辉, 王迪, 申小盼. 卷积神经网络在视觉图像检测的研究进展[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(4): 167-182.
- [8] 于镭, 林再腾. 基于香橙派的智能语音识别系统的设计[J]. 电子测量技术, 2019, 42(19): 36-40.
- [9] 李骏慧, 顾敏明, 孟培雯, 等. 人工杨树林大气环境智能监测及数据分析[J]. 电子测量技术, 2014, 37(4): 117-120.
- [10] 李绣心, 凌志刚, 邹文. 基于卷积神经网络的半监督高光谱图像分类[J]. 电子测量与仪器学报, 2018, 32(10): 95-102.
- [11] 王署东, 尹柏强, 何怡刚, 等. 高压局部放电定位模型转换求解与改进 K-means 聚类优化方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2018, 32(11): 178-186.
- [12] 李金涛, 爱萍, 岳兆新, 等. 基于 K-means 聚类算法的改进[J]. 国外电子测量技术, 2017, 36(6): 9-13.
- [13] 董玉. 基于频域增强和 CNN 的图像去噪算法研究[D]. 西安: 西安理工大学, 2021.
- [14] CHENG M M, MITRA N J, HUANG X, et al. Global contrast based salient region detection [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2015, 37(3): 569-582.
- [15] RAZAVIAN A S, SULLIVAN J, CARLSSON S. Visual instance retrieval with deep convolutional networks[J]. IEEE Transactions on Media Technology and Applications, 2016, 4(3): 251-258.

作者简介

龙珊珊, 硕士研究生, 讲师, 主要研究方向为电气自动化技术方向。

E-mail: 83412371@qq.com

信瑞山, 博士研究生, 研究员, 主要研究方向为特殊钢及合金材料制备技术研究。

E-mail: ruishanxin@163.com