DOI: 10.7500/AEPS20190122004

基于径向基概率神经网络的输电导线缺陷状态识别

黄新波¹,章小玲¹,张 烨¹,杨璐雅¹,刘 成¹,李文静² (1. 西安工程大学电子信息学院,陕西省西安市 710048; 2. 重庆水利电力职业技术学院智能制造学院,重庆市 402160)

摘要: 输电导线作为承担电能传输任务的重要部件,及时发现其本体缺陷对指导维修避免重大电 力事故的发生具有重要意义。考虑到无人机巡检中输电导线背景的复杂性和导线表面缺陷检测的 困难度,提出一种基于径向基概率神经网络的输电导线缺陷状态识别方法。首先,依次采用加权色 差法、最大类间方差法以及形态学滤波实现复杂背景下输电导线的准确分割。其次,将分割出的导 线区域等距划分为10个导线子图像,通过Gabor滤波器获得输电导线8个角度、5个尺度的40幅纹 理增强子图像,提取各个子图像的粗糙度、对比度和方向度3个纹理特征量,结合特征方差比筛选 出10个强纹理特征;最后,将10个强纹理特征量作为径向基概率神经网络的输入,完成输电导线缺 陷状态的识别。实验结果表明所提方法可以实现复杂背景下输电导线快速分割与缺陷状态的准确 识别,为无人机巡检中输电导线的运行状态检测提供了新的思路。

关键词:输电导线;加权色差法;图像分割;纹理特征提取;径向基概率神经网络

0 引言

输电导线是电力系统中的重要组成部分[1]。由 于地理分布位置特殊,除了承受电力负荷和机械载 荷的内部压力外,还长期经受风吹日晒、雨雪风沙、 电闪雷击等恶劣环境的侵害[2-3],极易出现如跳线、 导线断股、断线等故障,如果不及时处理常常会引发 恶性电力事故。如2018年9月6日,日本北海道地 区发生6.9级地震,造成输电线路及配电线路折损 塔基265基,高压线断线81条,低压线断线112条, 损失惨重。2018年1月23日至28日,湖北省遭遇极 端恶劣天气,输电设备受损严重,其中导、地线断股 线路9条,占总受损线路的13.24%,受损82处,占总 故障数量的9.14%^[4]。近年来,环境气候的恶化加 剧了输电线路运行环境的复杂性,架空输电线路故 障率也呈增长趋势,因此全面分析输电线路故障原 因,积极探索故障诊断与防范措施,对于电网的安全 可靠运行具有重要意义[5-7]。

目前对线路的检测主要依靠人工巡检,但其检 测效率低、工作强度大、检测速度慢,亟待寻找新方 法来解决这些问题。国内外学者的大量研究表明,

目前常用的输电线路检测方法主要包括人工检测 法、红外成像法、紫外成像法、超声波检测法、漏磁检 测法、电涡流检测法等,这些方法均各有优缺点,且 应用范围受限[8-12]。因此,机器人巡检、直升机巡 线、无人机巡检等在线监测技术应运而生[13-15],借助 其灵活的图像采集方式,结合机器视觉、图像处理以 及深度学习等技术,使其在电力系统得到广泛应 用。在导线识别方面,主要通过降低背景影响来实 现导线提取,如:通过全变分模型去噪、模拟退火算 法分割图像,采用改进的Freeman链码实现导线目 标提取^[16];采用Radon变换、线段聚类、卡尔曼滤波 器达到对电力线的自动检测[17],但其计算量较大难 以满足巡检实时性要求。在导线检测方面,文献 [18]提出基于优化Gabor滤波器的输电导线断股图 像检测方法,建立改进小生境遗传算法Gabor滤波 器优化设计模型求解与分割,能够较好地提取输电 导线断股处的故障信息但仅适用于背景简单的图 像。文献[19]在分析导线纹理约束及分布特征的基 础上,建立了基于边缘斜率分布的散股判定模型来 自动诊断导线缺陷,实现了散股检测,但实际应用效 果不佳。

针对难以有效检测导线散股、断股的问题,本文 提出一种基于加权色差法的分割方法实现对不同背 景条件下输电导线的分割提取,同时,结合纹理特征 和神经网络实现2类导线缺陷的检测与定位,可应

收稿日期:2019-01-22;修回日期:2019-06-10。

上网日期:2019-12-13。

陕西省教育厅专项科研计划资助项目(18JK0345);陕西省 重点项目——工业领域资助项目(2018ZDXM-GY-040);重 庆市教委科学技术研究项目(KJ1735449)。

用于无人机巡检和在线监测系统。该方法不仅可以 有效减少人、物力的投入,而且能够排除人为因素的 干扰,还可以快速准确地评估导线状况。

1 输电导线缺陷检测算法流程

为了克服在传统识别算法无人机采集的复杂背 景下输电导线图像表现不稳定的问题,本文结合输 电导线本体与背景的颜色差异,首先,对采集的图像 做红绿蓝(RGB)通道图像分解,依次采用加权色差 法、最大类间方差法(Ostu)以及形态学滤波实现复 杂背景下导线区域的准确分割;其次,对导线区域取 最大内接矩形并等距10等分映射回原图取出导线 子图像,再采用8个方向、5个尺度的Gabor滤波器 组进行图像纹理增强,通过获取粗糙度、对比度、方 向度3个特征量构成图像的纹理特征数组;最后采 用特征方差比获取的10个强特征筛选纹理特征数 组的强分类特征,输入输电导线缺陷状态诊断模型 进行分类识别,计算判别准确率。图1为缺陷检测 方法的流程图。



Fig. 1 Flow chart of the defect detection method

2 导线提取与状态识别

2.1 导线提取

国内外常见输电导线大多呈现银白色,采用基 于颜色空间的分割识别将是一种有效的选择。如果 直接对RGB(红、绿、蓝3个通道的颜色,分别对应 R,G,R分量)颜色空间进行处理,由于R,G和B分 量相互融合相关性大,将无法准确地提取出目标 物。常用作检测特征的色差算子有R-G,R-B,G-R, G-B,B-R,B-G和2R-G-B^[20-21]。本文选取R-B,R- G,G-B和2R-G-B能够突出输电导线颜色特征的 4种算子进行处理,以附录A表A1中的第1列第3 幅图为例,附录A图A1(a)为其R,G和B三通道的 灰度直方图,附录A图A1(b)为其对应的4种色差 算子的灰度直方图。由附录A图A1(a)可见,R,G 和B三通道的灰度直方图不具有明显的波峰和波 谷,无法找到合适的阈值区分目标区域和背景区 域。对比附录A图A1(b)中的4种色差算子的灰度 直方图,会发现R-B色差算子目标物的区域相比于 另外2个算子更加集中,有利于目标区域的有效分 割。此外,将本文方法与文献[22]中提到的3种灰 度化算子的处理效果进行比较,处理结果详见附录 A表A1,平均值法灰度化效果最差,导致导线与背 景难以区分;最大值法和加权平均法均未能有效突 出导线区域,不利于后续导线分割。

从附录A图A1可以知道R-B的分割效果相对 较好,但处理效果偏暗,与背景的视觉区分度较小, 所以将原先的色差算子改进为加权色差算子 $T_{11}(G_{\rm B} - T_{22}G_{\rm R}) + T_{33}$,其中 $G_{\rm B}$ 和 $G_{\rm R}$ 分别为B通道 和R通道在位置(x, y)处的灰度值; T_{11} 为对B通道 与R通道灰度值差值进行放大的权值,T22是图像R 的缩放权值,T33是正向补偿系数,使其灰度级在[0, 255]范围内,可避免出现全黑灰度图的情况。 T_{11} 值 越大,导线区域越突出但背景噪声也会随之增加,误 分割越多,T22的变化规律与T11相近;T33值越大,图 像整体较亮,在一定范围能突出导线区域,但引入大 量背景噪声,降低分割准确性,因此选择T₁₁,T₂₂和 T33值的大小很关键。通过对比大量现场输电导线 图像的数据处理结果发现, $T_{11} = 255/G_{mean}$,取值一 般为10左右, G_{mean} 为B-R色差算子的灰度均值, T_{22} 值范围基本集中在0.6~1.1,T₃₃取10。

本文方法首先对传统 R-B 色差算子进行改进, 通过引入缩放权值 T₁₁, T₂₂和正向补偿系数 T₃₃不仅 突出了导线区域,而且弱化了背景区域,实现了对导 线区域的增强处理。其次,通过Otsu阈值算法分割 获取导线区域的二值图像。由于伪目标及噪声的存 在,阈值分割结果中包含有较多小面积干扰连通域, 表现为背景区域的亮噪点以及导线区域的暗噪点。 为此,采用形态学滤波滤除背景噪点,并填充导线区 域的空洞点。最后,将形态学后处理的导线区域映 射回原图像,即可得到目标导线区域。本文选取 5幅不同背景下具有代表性的导线图像验证本文提 出加权色差法及导线分割效果,5组分析过程结果 图详见附录A表A2,实验结果表明基于加权色差法 处理后的导线区域分割效果表现出较强的鲁棒性, 能够对不同背景下的导线区域进行完整分割。

基于上述导线区域的分割结果,进行最大内接 矩形拟合,将其等间隔划分为大小相等的10个子 块,通过区域映射回原图像,得到导线区域的10个 导线子图像,作为下一步的处理对象,以附录A表 A2中的第1列第4幅图为例进行分块处理,分块结 果详见附录A图A2。

2.2 导线纹理特征强化

输电导线由冷拉铝线和镀锌钢丝组成,以镀锌 钢丝为中心,冷拉铝线均匀、紧密地绞合在镀锌钢丝 外围,除中心的钢芯外,其余单线在导线中所处的位 置是一根右旋或左旋的螺旋线。通常导线最外层铝 股以右捻方向缠绕,逐层往内左右交替,这使导线纹 理呈现出明显的似周期性,一旦发生故障,其表面纹 理特性就会遭到破坏。因此,纹理特征是导线故障 状态检测的一个有效判定指标。

Gabor 滤波器是频域分析的重要工具之一,对 目标的局部空间和频率域信息方面的提取表现良 好,尤其在描述包含丰富空间频率尺度及方向选择 性等局部结构信息的图像时,适用于导线纹理的处 理。因此,本文采用 Gabor 滤波器对导线区域的 10个导线子图像进行纹理特征检测,以达到特征纹 理增强的目的。

首先选取8个方向,5个尺度,生成40个Gabor 滤波模板以完成对图像不同程度的纹理特征强化, 并将此Gabor滤波模板组定义为G,Gabor滤波模板 由高斯核函数^[23]获得:

$$\begin{cases} G(x_0, y_0, \theta, \omega_0, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(\frac{-(x_0^2 + y_0^2)}{2\sigma^2}\right) \cdot \\ \left(\exp(j\omega_0 x_0) - \exp\left(\frac{-\omega_0^2\sigma^2}{2}\right)\right) \\ x_0 = a^{-m}(x\cos\theta + y\sin\theta) \\ y_0 = a^{-m}(-x\sin\theta + y\cos\theta) \\ \theta = \frac{n\pi}{K} \end{cases}$$
(1)

式中: x_0 和 y_0 分别为旋转后的复正弦函数横坐标和 纵坐标; ω_0 为复正弦函数频率; σ 为Gaussian函数的 方差; a^{-m} 为尺度因子,a为频率间隔,m为尺度参 数,其值取决于尺度数s的选取; θ 为复正弦函数的 旋转角度;n为角度参数,用来控制Gabor小波的方 向,其值取决于角度数,用来控制Gabor小波的方 向,其值取决于1; $n=0,1,\dots,K-1$;Gabor滤波 器的滤波特性主要与参数s和K的取值有关,文中 $s = 5, K = 8_{\circ}$

设导线子图像为 I_{L,r}, 灰度化后为 I_{Lg,r};将 I_{Lg,r}与 模板 G进行卷积,得到每个导线子图像的 40 个纹理 增强图 F_r:

 $F_r(x,y) = I_{L_{g,r}}(x,y) * G(x_0, y_0, \theta, \omega_0, \sigma)$ (2) 式中:r = 1, 2, ..., 10, 为导线区域10个导线子图像序号。

2.3 导线纹理特征提取

输电导线这种绞合缠绕的组成结构,使其表面 具有明显的纹理特征,而导线出现散股和断股缺陷 后,其表面的纹理特征也会随之发生改变。常用的 纹理特征描述方法主要有灰度共生矩阵^[24]、局部二 进制模式(LBP)^[25]、Laws纹理^[26]和Tamura纹理^[27] 等,由于导线的散股和断股缺陷常伴随导线表面纹 理的粗糙度、对比度和方向度的明显变化,而 Tamura纹理能够针对性地描述这3种变化,因此, 本文采用Tamura纹理特征算子,重点提取每幅导 线纹理特征增强图F中的粗糙度 F_{crs} 、对比度 F_{con} 和 方向度 F_{dr} 这3个特征参数。

利用 Tamura 纹理获得每幅导线的纹理特征步骤如下:首先对每幅纹理增强图像分别求取粗糙度、 对比度、方向度3个特征参数;其次,由每幅导线子 图像的40个纹理增强图构成一个120维的纹理特 征数组,最后获取10个导线子图像的纹理特征数 组,作为导线缺陷状态的判断依据。下面分别对 3个特征参数的获取进行描述。

2.3.1 粗糙度的提取

粗糙度是反映纹理中粒度的一个量,是最基本 的纹理特征。当导线出现缺陷时,基元尺寸发生变 化,其粗糙度也会随之发生变化。粗糙度的具体计 算步骤如下。

1)利用一个大小为2^{*}×2^{*}像素的活动窗口在 纹理增强图上滑动,获取窗口内纹理增强图像素点 的灰度平均值作为中心位置的灰度值,即

$$A_{k}(x,y) = \frac{1}{2^{2k}} \sum_{i=x-2^{k-1}}^{x+2^{k-1}} \sum_{j=y-2^{k-1}}^{y+2^{k-1}} F(i,j) \quad (3)$$

式中:*k*=0,1,...,5;*F*(*i*,*j*)为纹理增强图像*F*在(*i*,*j*)处像素的灰度值。

2)分别计算纹理增强图中每个像素点在水平 和垂直方向上互不重叠的窗口间的平均强度差:

$$\begin{cases} E_{k,u}(x,y) = |A_{k}(x+2^{k-1},y) - A_{k}(x-2^{k-1},y)| \\ E_{k,v}(x,y) = |A_{k}(x,y+2^{k-1}) - A_{k}(x,y-2^{k-1})| \end{cases}$$
(4)

式中:下标u表示水平方向,v表示垂直方向。 获取最佳尺寸,计算式为:

$$S_{\text{best}}(x, y) = 2^{k_{\text{opt}}} \tag{5}$$

式中:S_{best}表示最佳尺寸,是令式(6)的E值达到最 大值时的取值;k_{ot}为获得最佳尺寸时的k值。

$$E = \max(E_{1,u}, E_{2,u}, \cdots, E_{k,u}, E_{1,v}, E_{2,v}, \cdots, E_{k,v})$$

(6) 3)通过计算纹理增强图中S_{best}的平均值得到粗

$$F_{\rm ers} = \frac{1}{1} \sum_{i=1}^{M} \sum_{j=1}^{N} S_{\rm hest}\left(i, j\right) \tag{7}$$

$$F_{\rm crs} = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^{N} \sum_{j=1}^{N} S_{\rm best}\left(i,j\right) \tag{7}$$

式中:M和N为图像的尺寸。

2.3.2 对比度的提取

糙度:

导线股线间规律性(周期性)的明暗变化会被散 股或断股缺陷扰乱,最显著的变化是导致图像的灰 度动态范围变化。由于对比度可以较好地度量和反 映图像中灰度发生变化的区域,因此,本文通过 Tamura 纹理提取导线纹理增强图像的对比度 参数F_{con}:

$$F_{\rm con} = \frac{\sigma_{\rm I}}{\sqrt[4]{\alpha_4}} \tag{8}$$

2.3.3 方向度的提取

方向度描述的是图像沿某些方向集散或集中的 性质,反映了特定纹理区域的全局特性。导线缺陷 的一大特性就是像素点全局特性被破坏,缺陷处的 方向可能向着相反或其他方向聚集,削弱导线相应 位置的像素点本来的方向聚集程度。

方向度的获取需要首先计算纹理增强图中每个 像素处的梯度向量,其模和方向分别为:

$$|\Delta G| = \frac{|\Delta H| + |\Delta V|}{2} \tag{9}$$

$$\theta = \arctan \frac{\left|\Delta V\right|}{\left|\Delta H\right|} + \frac{\pi}{2} \tag{10}$$

式中:

$$\begin{split} \Delta H(x,y) &= F(x+1,y+1) + F(x+1,y) + \\ F(x+1,y-1) - F(x-1,y+1) - \\ F(x-1,y) - F(x-1,y-1) \\ \Delta V(x,y) &= F(x+1,y-1) + F(x,y-1) + \\ F(x-1,y-1) - F(x+1,y+1) - \\ F(x,y+1) - F(x-1,y+1) \end{split}$$

为求方向 θ 的直方图 $H_{\rm D}$,首先对 θ 的值域范围 进行离散化,统计每个 θ 区间相应的 ΔG 大于给定阈 值的像素数量。图像总体的方向性通过计算直方图 中峰值的尖锐程度即可获得:

$$F_{\rm dir} = \sum_{p \in n_p} \sum_{\boldsymbol{\Phi} \in W_p} (\boldsymbol{\Phi} - \boldsymbol{\Phi}_p)^2 H_{\rm D}(\boldsymbol{\Phi}) \qquad (11)$$

式中:p为直方图中的峰值; n_p 为直方图中所有的峰 值集合; W_p 表示每个峰值所包含的离散区域; Φ_p 为 波峰的中心位置。

导线完好时,导线的纹理分布呈现似周期性,其 向特定方向的聚集程度高于其他2种似周期性遭受 破坏的导线状态的聚集程度,会表现出更好的方 向性^[28-29]。

2.4 训练特征提取

多尺度、多方向的纹理特征在更好地表现纹理 特性的同时,会产生高维数的纹理特征,增加信息冗 余度。若直接进行神经网络训练,计算复杂度较 大。考虑到实际应用中检测算法的实时性要求,应 适当减少输入的训练特征。

由于不同特征对相同类别的分类贡献程度不同,且同一特征对不同类别的分类贡献程度也不相同,可根据分类贡献度大小进行特征筛选。分类贡献度大的特征,具备以下特征:在相同类别内,其样本差距小;在不同类别间,样本差距大。所以,本文选用方差来量度纹理特征信息的价值,进行强特征的筛选。

强纹理特征的具体筛选方法如下:选取150幅 局部导线图像,其中包括完好、断股和散股导线图像 各50幅,结合2.2节和2.3节的方法步骤,每个图像 可得到120维特征,采用特征方差比对强纹理特征 进行筛选实现降维,最终确定出10个强纹理特征作 为神经网络的输入量。

首先对 2.2 节和 2.3 节方法获取的导线特征矩 阵按列归一化,再计算单个类别的 120 维特征量的 方差,求解方法如下:

$$x_{k_1}(j) = \frac{\sum_{i=1}^{n_1} x_{k_1}(i,j)}{n_1}$$
(12)

$$S_{k_1}^2(j) = \frac{\sum_{i=1}^{n} (x_{k_1}(i,j) - x_{k_1}(j))^2}{n_1} \qquad (13)$$

式中: $j = 1, 2, \dots, 120; n_1$ 为单类导线样本的总数, $n_1 = 50; S^2_{k_1}(j)$ 为单个类别的方差; $k_1 = 1, 2, 3$ 分别 表示完好导线、散股导线与断股导线3种状态。

将完好导线与散股导线、完好导线与断股导线、 散股导线与断股导线的数据两两重构,即 x_{12} = $[x_1, x_2], x_{13} = [x_1, x_3]$ 和 $x_{23} = [x_2, x_3]$,再求混合 方差:

$$S_{12}^{2}(j) = \frac{\sum_{i=1}^{m_{1}} (x_{12}(i,j) - x_{12}(j))^{2}}{m_{1}} \qquad (14)$$

式中: m_1 为混合导线样本的总数, $m_1 = 100$ 。同理 可得 $S_{13}^2(j)$ 和 $S_{23}^2(j)$ 。

再求特征方差比:

$$c(j) = \frac{S_{12}^2(j) + S_{13}^2(j) + S_{23}^2(j)}{S_1^2(j) + S_2^2(j) + S_3^2(j)}$$
(15)

150幅图像计算得到的120维特征方差比结果 详见附录A图A3。由于特征方差比的值越大,对分 类的贡献就越大,对方差比按从大到小排列并取最 大的前10个纹理特征,记作为 $T_1 \cong T_{10}$,分别为: $(5\pi/8,4,对比度),(\pi/4,1,方向度),(\pi/4,4,方向$ $度),(\pi/8,4,方向度),(3\pi/8,1,方向度),((\pi/4,3,$ $方向度),(5\pi/8,5,粗糙度),(3\pi/4,5,粗糙度),((\pi/$ 8,5,方向度);其中括号内3个坐标位置分别为方向、尺度和提取的纹理特征。

3 导线状态智能诊断

3.1 径向基函数神经网络的训练

常用于分类问题的神经网络模型有:BP神经网 络^[30]、支持向量机(SVM)^[31-33]和概率神经网络 (PNN)等。本文采用由径向基函数神经网络 (RBFNN)和PNN发展而来的前馈神经网络模 型——径向基概率神经网络(RBPNN)^[34],作为输 电导线缺陷状态诊断的训练模型。因为该模型具有 快速的收敛性能,充分结合了 RBFNN的样本集中 模式交错影响和PNN实时训练的优点,可在网络的 输出端进行输入样本的概率密度估计。RBPNN的 网络结构如图2所示,该模型主要包括4层:第1层 为输入层,第2层、第3层为隐层,第4层为输出层。 第1隐层等同于 RBFNN的隐层,第2隐层可针对第 1隐层隐中心矢量的类别有选择地求和。



图 2 径向基概率神经网络拓扑结构 Fig.2 Topological structure of radial basis probabilistic neural network

本文选取各类输电导线的局部图像150幅,包括导线完好、断股和散股3种图像各50个样本,部分图像详见附录A表A3。采用2.2节至2.3节的方法获取各幅图像的120维特征,再通过2.4节的*T*₁至*T*₁₀从各幅图像的120维特征中筛选出10个强纹理特征,构成150组10维特征,作为RBPNN的训练数据。神经网络的输入层为10,输出层为3,导线运行状态用1,2和3(分别对应导线完好、导线散股、导线断股)作为输出。将150组纹理特征数据和相应的状态标签输入径向基概率神经网络,对其进行训练,确定模型的参数。

3.2 导线状态诊断

训练完毕后,将测试集中待测图像的10个导线 子图像的纹理特征数组进行强特征选取并输入输电 导线缺陷状态诊断模型进行分类识别,将识别结果 记入数组t。每一幅导线图像的缺陷状态由10个导 线子图像的结果综合决定。若数组t存在断股缺 陷,则待测图像存在断股缺陷;若数组t在排除断股 的情况下存在散股缺陷,则待测图像存在散股缺陷; 若数组t全部识别为完好,则待测图像为完好。

图 3(a)是一幅待检测图像,图 3(b)是算法的检测结果,从图 3(b)中可以看到算法框选出的 10个子 图像里前 6个图像经输电导线缺陷状态诊断模型被 分类为散股,后4个为完好,整体判别为散股,与实际导线缺陷状况和缺陷位置一致,这充分说明本文 提出的检测算法能够准确识别与定位导线缺陷。



图 3 算法检测结果 Fig. 3 Testing results of the algorithm

4 实验验证与应用分析

为了验证本文提出的基于 RBPNN 的输电导线 缺陷状态分类识别检测方法的有效性,选择了不同 背景下的输电导线作为研究对象,图像实验在 CPU 为 Inter Core i5-4590@ 3.30 GHz,内存为 8 GB 的计 算机上运行,并采用 MATLAB R2014a 图像处理软 件。主要实验内容包括输电导线目标的准确提取和 输电导线缺陷的状态识别。

4.1 输电导线分割识别性能测试

输电导线分割主要基于加权色差法,结合Otsu 阈值分割提取及形态学滤波处理实现导线区域的分 割,并将最终分割的导线区域映射回原图像,得到无 背景干扰的导线区域,处理结果如图4(f)所示,同时 附有其他4种分割方法的效果,部分其他复杂背景 下的导线缺陷图的检测结果详见附录A表A4。



图 4 不回分割万法的效素对比 Fig. 4 Comparison of effects with different segmentation methods

由图4可知,改进Otsu分割和分水岭变换分 割^[35]结合形态学重建分割的整体应用效果都不是 很好,在背景与导线灰度值相近时大量背景误分割; 粒子群算法分割略优于前2种方法,但整体分割效 果依然不好;采用基于遗传算法的最大熵阈值分 割^[36]能较好地提取导线区域,但是导线提取的完整 度效果不佳;而本文分割提取方法在这两方面都能 达到较好的效果。

由表1可以看出,本文方法的平均处理时长为 0.559 s;改进Otsu分割方法、分水岭变换分割方法、 粒子群算法分割方法和基于遗传算法的最大熵阈值 分割方法的平均处理时长远大于本文方法。从分割 处理效果和分割处理时间2项指标来看,本文分割 方法具有较好的分割效果且实效性较强。

Table 1 Comparison of segmentation running time										
算法	 处理时长/s									
	样本1	样本2	样本3	样本4	样本5	样本6	样本7	平均值		
改进Otsu分割	0.903	0.919	0.846	0.365	0.715	0.724	0.844	0.758		
分水岭变换结合形态学重建分割	2.188	2.271	2.071	2.720	2.759	2.806	1.967	2.397		
粒子群算法分割	1.591	1.786	1.532	0.946	1.491	1.497	1.441	1.469		
基于遗传算法的最大熵阈值分割	1.859	1.874	2.066	1.257	1.641	1.963	1.481	1.734		
本文方法	0.510	0.877	0.555	0.383	0.406	0.422	0.759	0.559		

表1 分割处理时间对比 Table 1 Comparison of segmentation running tim

4.2 输电导线缺陷状态检测模型性能测试

模型训练完毕后,选取每种运行状态各50个样本作为测试样本对RBPNN进行仿真测试,输出相应的判别结果。150个测试样本的实际输出与图像的实际缺陷状态详见附录A图A4,从中可以发现,完好的输电导线图像全部判别正确,导线散股和导线断股的输电导线图像判别错误率较高,这是因为轻微程度的导线散股和完好导线的特征相似,而导

线断股除了股线的断裂,其表面上可能也存在散股现象,其纹理特征有相似之处,所以容易误判别。此外,本文分别对径向基神经网络和BP神经网络进行了仿真测试,如表2所示。

本文所提出的基于 RBPNN 的方法准确率为 94.67%,明显高于 PNN 和 BP 神经网络,实现了输 电导线状态的准确判别。

表 2 不同输电导线状态识别结果 Table 2 Status identification results of different transmission lines

方法	导线完好		导线散股		导线断股		总测试	识别	识别准确率%		
	测试数/个	识别数/个	测试数/个	识别数/个	测试数/个	识别数/个	数/个	数/个	散股	断股	整体
BP神经网络	50	49	50	41	50	45	150	135	82.00	90.00	90.00
PNN	50	45	50	44	50	31	150	120	88.00	62.00	80.00
本文方法	50	50	50	46	50	46	150	142	92.00	92.00	94.67

实验结果表明,本文方法能够对测试样本集中 150张输电导线图像的缺陷进行准确识别与分类, 准确率达94.67%,充分验证了本文提出的基于径向 基概率神经网络的输电导线缺陷状态识别方法的准 确性与鲁棒性。

4.3 输电导线缺陷状态识别算法现场验证

本文在实际运行的输电线路现场采集了150张 不同背景的输电线路导线图像,利用本文提出的输 电导线缺陷状态识别分类方法进行对比分析,其对 导线缺陷识别准确率可达93.33%。此外,针对6幅 背景具有代表性的现场图像,分析其输电导线的缺 陷状态并与人工测试结果进行对比,结果详见附录 A表A5。

现场验证结果表明本文方法可以检测并判别输 电线路的缺陷状态,效果良好,结果一致性较高,充 分验证了本文方法的可行性和实用性,为无人机巡 检中输电线路导线缺陷的分类识别提供了一种新的 思路。

5 结语

针对航拍输电导线缺陷检测的难点问题,本文 提出了一种基于 RBPNN 的输电导线缺陷状态识别 方法,通过图像处理方式完成了对输电导线散股、断 股等表面缺陷情况的检测和定位。实际验证场景 下,该算法的准确识别率达93.33%,为基于无人机 巡检图像的输电导线缺陷状态智能化检测奠定了良 好的基础。但如果缺陷存在于导线内部,仅仅通过 图像处理技术无法完成全面的输电导线缺陷检测。 因此,后续将进一步结合其他多种传感器的共同作 用展开对输电线路导线悬垂线夹处、传输过程中的 铝股以及钢芯断股等内部缺陷情况的实时检测 研究。 感谢陕西省教育厅专项科研计划项目 (17JK0322)、西安市科技计划项目 (2017074CG/RC037(XAGC003))对本文工 作的支持。

附录见本刊网络版(http://www.aeps-info.com/ aeps/ch/index.aspx),扫英文摘要后二维码可以阅读 网络全文。

参考文献

- [1] HUANG Xinbo, LI Hongbo, ZHU Yongcan. Short-term ice accretion forecasting model for transmission lines with modified time series analysis by fireworks algorithm [J]. IET Generation, Transmission & Distribution, 2018, 12(5): 1074-1080.
- [2] HUANG Xinbo, XIE Cheng, LI Husheng. Equivalent salt deposit density optical fiber sensor for transmission lines in power grid[J]. IEEE Sensors Journal, 2017, 17(1): 91-99.
- [3] ZHU Yongcan, HUANG Xinbo, JIA Jianyuan, et al. Experimental study on the thermal conductivity for transmission line icing [J]. Cold Regions Science and Technology, 2016, 129: 96-103.
- [4] 李晓辉.2018年湖北电网输电线路设备冰冻灾害受损情况分析
 [J].湖北电力,2018,42(3):1-4.
 LI Xiaohui. Analysis on freezing-caused damage to transmission line equipment of Hubei Power Grid in 2018[J]. Hubei Electric Power, 42(3): 1-4.
- [5] HUANG Xinbo, ZHANG Fei, LI Husheng, et al. An online technology for measuring icing shape on conductor based on vision and force sensors [J]. IEEE Transactions on Instrumentation & Measurement, 2017, 66(12): 3180-3189.
- [6] ZHAO Long, HUANG Xinbo, ZHAO Yu, et al. Design of a wireless vibration metre for conductor vibration monitoring [J]. Structural Control & Health Monitoring, 2018, 25(4): 2143-2147.
- [7] 厉启鹏.贝叶斯网络在架空电力线路故障诊断中的应用研究
 [D].北京:华北电力大学,2012.
 LI Qipeng. The research and application of overhead power line fault diagnosis based on Bayesian network [D]. Beijing: North China Electric Power University, 2012.
- [8] 王森,杜伟,孙鸿博,等.基于红外图像识别的输电线路故障诊断方法[J].红外技术,2017,39(4):383-386.
 WANG Miao, DU Wei, SUN Hongbo, et al. Transmission line fault diagnosis method based on infrared image recognition [J]. Infrared Technology, 2017, 39(4): 383-386.
- [9]张志劲,张伟,黎振宇,等.不同缺陷类型导线的紫外成像检测
 [J].电网技术,2015,39(9):2647-2652.
 ZHANG Zhijin, ZHANG Wei, LI Zhenyu, et al. UV imaging detection on transmission line of different defect types[J]. Power

System Technology, 2015, 39(9): 2647-2652.

 [10] 孟晓波,陈文灿,杨代铭,等.悬垂线夹内导线断股的超声导波 检测方法仿真研究[J].智慧电力,2018,46(7):67-74.
 MENG Xiaobo, CHEN Wencan, YANG Daiming, et al. Simulation of ultrasonic guided waves detecting wire breakage inside suspension clamp[J]. Smart Power, 2018, 46(7); 67-74.

 [11]夏云峰,蒋兴良,张志劲,等.应用小生境遗传算法优化导线钢 芯断股漏磁检测传感器[J].中国电机工程学报,2011,31(19): 122-128.

XIA Yunfeng, JIANG Xingliang, ZHANG Zhijin, et al. Optimization design of detector for steel core broken strand faults in transmission line based on niche genetic algorithm [J]. Proceedings of the CSEE, 2011, 31(19): 122-128.

- [12] DA FROTA MOREIRA P L, LOURENCO P M, LOURENCO C R S H, et al. Internal corrosion in conductor cables of power transmission lines: characterization of the atmosphere and techniques for faults detection [C]//The 2nd International Multi-Conference on Engineering and Technological Innovation, 2009, Orlando, USA; 1-6.
- [13] 齐国顺,尚方,韩冰,等.基于图像处理技术的飞机巡线导线断股缺陷检测方法[J].黑龙江电力,2017,39(6):522-526.
 QI Guoshun, SHANG Fang, HAN Bing, et al. Wire breakage defect detection method in the aircraft inspection lines based on image processing technology[J]. Heilongjiang Electric Power, 2017, 39(6): 522-526.
- [14] 汤明文,戴礼豪,林朝辉,等.无人机在电力线路巡视中的应用
 [J].中国电力,2013,46(3):35-38.
 TANG Mingwen, DAI Lihao, LIN Chaohui, et al.
 Application of unmanned aerial vehicle in inspecting transmission lines[J]. Electric Power, 2013, 46(3): 35-38.
- [15] 王万国,张晶晶,韩军,等.基于无人机图像的输电线断股与异物缺陷检测方法[J].计算机应用,2015,35(8):2404-2408.
 WANG Wanguo, ZHANG Jingjing, HAN Jun, et al. Broken strand and foreign body fault detection method for power transmission line based on unmanned aerial vehicle image [J]. Journal of Computer Applications, 2015, 35(8): 2404-2408.
- [16] 孙凤杰,杨镇澴,李媛媛,等.输电导线图像目标识别方法[J]. 中国图象图形学报,2012,17(3):349-356.
 SUN Fengjie, YANG Zhenhuan, LI Yuanyuan, et al. Methods of transmission line target recognition[J]. Journal of Image and Graphics, 2012, 17(3): 349-356.
- [17] YAN Guangjian, LI Chaoyang, ZHOU Guoqing, et al. Automatic extraction of power lines from aerial images [J].
 IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2007, 4(3): 387-391.
- [18] 蒋兴良,夏云峰,张志劲,等.基于优化Gabor滤波器的输电导 线断股图像检测[J].电力系统自动化,2011,35(15):78-83.
 JIANG Xingliang, XIA Yunfeng, ZHANG Zhijin, et al. Image detection for broken strand faults of transmission conductor based on optimized Gabor filter [J]. Automation of Electric Power Systems, 2011, 35(15): 78-83.
- [19] 杨智勇,王伟,苏帆,等.采用数字图像处理方法对架空输电导 线散股的研究[J].中国电力,2014,47(1):1-7.
 YANG Zhiyong, WANG Wei, SU Fan, et al. Research on untwisted strand of overhead transmission lines based on digital image processing method [J]. Electric Power, 2014, 47(1): 1-7.
- [20] 黄新波,刘新慧,张烨,等.基于红蓝色差和改进K-means算法

的航拍绝缘子分类识别方法[J].高电压技术,2018,44(5): 1528-1534.

HUANG Xinbo, LIU Xinhui, ZHANG Ye, et al. Classification recognition method of insulator in aerial image based on the red-blue difference and developed *K*-means algorithm [J]. High Voltage Engineering, 2018, 44(5): 1528-1534.

- [21] 黄新波,张慧莹,张烨,等.基于改进色差法的复合绝缘子图像 分割技术[J].高电压技术,2018,44(8):2493-2500.
 HUANG Xinbo, ZHANG Huiying, ZHANG Ye, et al. Composite insulator images segmentation technology based on improved color difference[J]. High Voltage Engineering, 2018, 44(8): 2493-2500.
- [22] 刘新慧.输电线路导线断股与损伤的图像识别算法研究[D]. 西安:西安工程大学,2018.
 LIU Xinhui. Research on image recognition algorithm for broken strand and damage of transmission line conductor[D]. Xi'an: Xi'an University of engineering, 2018.
- [23] 撒雨昕,蔡硕.基于最优 Gabor 滤波器的无纺布缺陷检测[J]. 信息通信,2018(10):18-20.
 SA Yuxin, CAI Shuo. Non-woven fabric defect detection based on optimized Gabor filter[J]. Information & Communications, 2018(10): 18-20.
- [24] 田欣利,王龙,王望龙,等.基于灰度共生矩阵和神经网络的Si3N4 陶瓷推挤加工表面纹理分析[J]. 兵工学报,2015,36(8):1518-1524.
 TIAN Xinli, WANG Long, WANG Wanglong, et al. Analysis

of surface texture of push-processed Si3N4 ceramics based on gray level co-occurrence matrix and neural network [J]. Acta Armamentarii, 2015, 36(8): 1518-1524.

- [25] HUANG Xinbo, ZHANG Huiying, ZHANG Ye. Automatic identification and location technology of glass insulator selfshattering [J]. Journal of Electronic Imaging, 2017, 26(6): 1-12.
- [26]杨文文,杨国为,张鲁波,等.基于Laws模板滤波的车标定位 算法[J].青岛大学学报(工程技术版),2012,27(3):46-50.
 YANG Wenwen, YANG Guowei, ZHANG Lubo, et al. vehide-logo location algorithm based on Laws' mask filtering
 [J]. Journal of Qingdao University (Engineering & Technology Edition), 2012, 27(3): 46-50.
- [27] TAMURA H, MORI S, YAMAWAKI T. Textural features corresponding to visual perception [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 1978, 8(6): 460-473.
- [28] 何炜斌,郝艳捧.用于重冰区架空输电线路的钢芯铝合金绞线 机械特性分析[J].高电压技术,2012,38(5):1253-1259.
 HE Weibin, HAO Yanpeng. Mechanical characteristic analysis of aluminum-alloy conductor steel-reinforced applying in transmission line in heavy icing area [J]. High Voltage Engineering, 2012, 38(5): 1253-1259.
- [29] ZHAO Long, HUANG Xinbo, JIA Jianyuan, et al. Detection of broken strands of transmission line conductors using fiber bragg grating[J]. Sensors, 2018, 18(7): 1-14.
- [30] 黄新波,杨璐雅,张烨,等.基于图像增强的瓷质绝缘子灰密程 度检测方法[J].电力系统自动化,2018,42(14):151-157.DOI:

10.7500/AEPS20170614017.

HUANG Xinbo, YANG Luya, ZHANG Ye, et al. Image enhancement based detection method of non-soluble deposit density levels of porcelain insulators[J]. Automation of Electric Power Systems, 2018, 42 (14) : 151-157. DOI: 10.7500/ AEPS20170614017.

- [31] ZHAO Hongshan, GAO Yufeng, LIU Huihai, et al. Fault diagnosis of wind turbine bearing based on stochastic subspace identification and multi-kernel support vector machine [J]. Journal of Modern Power Systems and Clean Energy. 2019, 7(2): 350-356.
- [32] 陈卫东,梁朔,肖园园,等.基于模糊最小二乘支持向量机的微 电网群状态评估方法[J].电力系统自动化,2019,43(2):76-82. DOI:10.7500/AEPS20180311001.

CHEN Weidong, LIANG Shuo, XIAO Yuanyuan, et al. Evaluation method for microgrid cluster state based on fuzzy least squares support vector machine[J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43(2): 76-82. DOI: 10.7500/AEPS 20180311001.

 [33] 姜涛,王长江,陈厚合,等.基于正则化投影孪生支持向量机的 电力系统暂态稳定评估[J].电力系统自动化,2019,43(1): 141-151.DOI:10.7500/AEPS20180601005.
 JIANG Tao, WANG Changjiang, CHEN Houhe, et al.

Transient stability assessment of power system based on projection twin support vector machine with regularization [J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43(1): 141-151. DOI: 10.7500/AEPS20180601005.

- [34] 杜吉祥,汪增福.基于径向基概率神经网络的植物叶片自动识别方法[J].模式识别与人工智能,2008,21(2):206-213.
 DU Jixiang, WANG Zengfu. Plant leaf identification based on radial basis probabilistic neural network[J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2008, 21(2): 206-213.
- [35] 黄籽博,刘任任,梁光明.基于小波变换和形态学分水岭的血 细胞图像分割[J].计算技术与自动化,2017,36(3):100-104.
 HUANG Zibo, LIU Renren, LIANG Guangming. Blood cell image segmentation based on wavelet transform and morphological watershed [J]. Computing Technology and Automation, 2017, 36(3): 100-104.
- [36] 宋家慧.基于遗传算法的最大熵阈值的图像分割[J].电子工程师,2005,31(2):60-63.
 SONG Jiahui. Maximum entropy thresholding image segmentation based on genetic algorithm [J]. Informatization Research, 2005, 31(2): 60-63.

黄新波(1975—),男,通信作者,博士,教授,博士生导师,主要研究方向:电气设备在线监测理论与关键技

术。E-mail:huangxb1975@163.com

章小玲(1993—),女,硕士研究生,主要研究方向:智能 电网在线监测理论与关键技术。E-mail:1187628950@qq. com

张 烨(1988—),女,博士,讲师,主要研究方向:智能电 网在线监测理论与关键技术。E-mail:286523007@qq.com

(编辑 代长振)

State Identification of Transmission Line Defect Based on Radial Basis Probabilistic Neural Network

HUANG Xinbo¹, ZHANG Xiaoling¹, ZHANG Ye¹, YANG Luya¹, LIU Cheng¹, LI Wenjing²

(1. College of Electronics and Information, Xi'an Polytechnic University, Xi'an 710048, China;

2. College of Intelligent Manufacturing, Chongqing Water Resources and Electric Engineering College,

Chongqing 402160, China)

Abstract: The transmission line plays an important part in power transmission task, so it is of great significance to identify its defects for the maintenance, and the severe power accidents can be avoided or decreased. For the background of images captured by unmanned aerial vehicle is very complex and difficult to be detected, a radial basis probabilistic neural network based fault location identification method for transmission lines is proposed. Firstly, the weighted color difference method, maximum interclass variance method and morphological filtering are sequentially adopted to realize the accurate segmentation of transmission lines in complicated background. Secondly, the segmented line area is equally divided into 10 line sub-images, 40 texture enhancement sub-images at 8 angles and 5 dimensions of transmission lines are obtained by Gabor filter, and the roughness, contrast and orientation of each sub-image are also extracted. By the feature variance, 10 strong texture features are selected and adopted as the input parameters to the radial basis probabilistic neural network for the defect identification of transmission line. The results show that both the rapid segmentation of transmission lines and the accurate identification of the defects based on the images in the complex background can be achieved by the proposed method, which provides a new idea for the operation state detection of transmission line in unmanned aerial vehicle inspection.

This work is supported by Scientific Research Program Funded by Shaanxi Provincial Education Department (No. 18JK0345), Key Research and Development Program Funded by Shaanxi Provincial Science and Technology Department (No. 2018ZDXM-GY-040) and the Science and Technology Research Program of Chongqing Municipal Education Commission (No. KJ1735449).

Key words: transmission line; weighted color difference method; image segmentation; texture feature extraction; radial basis probabilistic neural network

