

基于图像特征分析的电力网络线路破损识别

在对电力网络线路破损进行识别的过程中,容易出现线路破损种类多的问题,导致传统的基于小波神经网络算法的电力网络线路识别方法,由于分析的线路破损类别有限,无法有效完成电力网络线路破损识别。提出一种基于图像特征分析的电力网络线路破损识别方法,通过轮廓特征对电力网络线路破损图像进行初步处理。通过矩和轮廓描述对电力网络线路破损特征进行进一步的描述。针对数字电力网络线路图像,用双求和的形式替代积分,对图像灰度值进行统计分析,将其作为图像的统计特征。依据已知类别训练样本完成学习后,对全部测试样本进行学习分类,获取不同位置子图像的正确分类率,对每个子图像进行匹配时所占的权重进行计算。对全部待匹配静脉图像的全部子图像的分类结果进行融合,判断该图像是否和电力网络线路破损特征吻合,从而实现电力网络线路破损识别。仿真实验结果表明,所提方法具有很高的识别正确率。

李宏昭 朱青松 徐美德/北京电子科技职业学院
王洪亮/国家电网河南省电力公司安阳供电公司



李宏昭/讲师

关键词/Keywords

图像特征·
电力网络·
线路破损·
识别·

近年来,随着网络的迅速发展,相关的管理部门需要定期检查电力网络线路的使用情况,从而对破损线路做出相应的维护对策^[1-2]。如何在不影响正常网络通信的情况下,对整个电力网络线路快速地做出调查,同时识别出问题区,已受到越来越广泛的关注,并成为相关学者面临的重要挑战^[3-5]。

在对电力网络线路破损进行识别的过程中,容易出现线路破损种类多的问题,导致传统的基于小波神经网络算法的电力网络线路识别方法,由于分析的线路破损类别有限,无法有效完成电力网络线路破损识别。

本文提出了一种基于图像特征分析的电力网络线路破损识别方法,通过轮廓特征对电力网络线路破损图像进行初

步处理。通过矩和轮廓描述对电力网络线路破损特征进行进一步的描述。针对数字电力网络线路图像,用双求和的形式替代积分,对图像灰度值进行统计分析,将其作为图像的统计特征。依据已知类别训练样本完成学习后,对全部测试样本进行学习分类,获取不同位置子图像的正确分类率,对每个子图像进行匹配时所占的权重进行计算。对全部待匹配静脉图像的全部子图像的分类结果进行融合,判断该图像是否和电力网络线路破损特征相吻合,从而实现电力网络线路破损识别。仿真实验结果表明,所提方法具有很高的识别正确率。

基于小波神经网络的电力网络线路破损识别

当前,国内外对小波神经网络的研究通常倾向于小波神经网络的“冗余”及参数初始化等瓶颈问题。本文通过离散小波神经网络对电力网络线路的破损进行识别。

1. 小波神经网络学习算法

$h(t) = \cos(1.75t)\exp(-t^2/2)$ 是Morlet函数,将其作为小波基函数。假设 $E = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^T (d_n - f_n)^2$, d_n 是信号 $x_n(t)$ 的期望分类输出, $t' = (t - b_j)/a_i$, $\sigma' = \frac{\partial \sigma(u)}{\partial (u)} = \sigma(u)[1 - \sigma(u)]$, E 对参数 ω_{ij} 、 a_i 和 b_j 的梯度分别可描述成

$$\frac{\partial E}{\partial \omega_{ij}} = \sum_{n=1}^N \sum_{t=1}^T (d_n - f_n) \sigma'(u_n) x_n(t) \cdot \cos(1.75t') \exp\left(\frac{-t'^2}{2}\right) \quad (1)$$

$$\frac{\partial E}{\partial \omega_{ij}} = -\sum_{n=1}^N \sum_{t=1}^T (d_n - f_n) \sigma'(u_n) x_n(t) \omega_{ij} \cdot [1.75 \sin(1.75t') \exp\left(\frac{-t'^2}{2}\right) \frac{1}{a_i} + \cos(1.75t') \exp\left(\frac{-t'^2}{2}\right) \frac{t'}{a_i}] \quad (2)$$

$$\frac{\partial E}{\partial a_j} = -\sum_{n=1}^N \sum_{t=1}^T (d_n - f_n) \sigma'(u_n) x_n(t) \omega_{ij} \cdot [1.75 \sin(1.75t') \exp\left(\frac{-t'^2}{2}\right) \frac{t'}{a_i} + \cos(1.75t') \exp\left(\frac{-t'^2}{2}\right) \frac{t'}{a_i}] \quad (3)$$

2. 基于小波神经网络的电力网络线路破损识别

本文将电力网络线路破损划分成三类：纵向裂缝破损、横向裂缝破损和完好线路。其处理的详细过程为：首先对电力网络线路图像进行值滤波处理，再将其划分成相同尺寸的若干子块，依据子块内的局部平均值进行回归分析，获取局部阈值，通过局部阈值完成二值化处理。最后按照子块中破损像素的百分率将子块0, 1模式化，将破损像素百分率不超过1%的子块赋值0；反之，将其赋值1。

对电力网络线路子块进行二值化处理后，通过 3×3 与 2×2 两种密度因子和对应的路面图像进行卷积，即可获得 S_3 与 S_2

$$\begin{aligned} S_3 &= \{3 \text{ 密度因子和线路图像进行卷积} \} \\ S_2 &= \{2 \text{ 密度因子和线路图像进行卷积} \} \end{aligned} \quad (4)$$

假设原电力网络线路子块图像“1”的总数是 S_0 ，对特征进行计算

$$\begin{cases} F_1 = (S_3 - S_0) / S_0 \\ F_2 = (S_2 - S_0) / S_0 \end{cases} \quad (5)$$

将 S_0 、 F_1 和 F_2 作为电力网络线路损坏的特征。输入神经网络，则神经网络的输出即为电力网络线路破损的识别结果。

在对电力网络线路破损进行识别的过程中，容易出现线路破损种类多的问题，导致上述分析的基于小波神经网络算法的电力网络线路识别方法，由于分析的线路破损类别有限，无法有效完成电力网络线路破损识别。因此，提出一种基于

图像特征分析的电力网络线路破损识别方法。

基于图像特征分析的电力网络线路破损识别

1. 电力网络线路破损特征提取

特征提取实际上就是一种变换。特征提取为电力网络破损识别的关键，是目标识别成功率及识别效率的保证。

(1) 轮廓特征提取

轮廓特征是图像目标的一种显著特征，一般通过轮廓特征对电力网络线路破损图像进行初步处理。

假设轮廓边缘坐标是 $p_i = [x_i, y_i]^T$ ，轮廓是 N 个随机向量的集合 P ， $P = \{p_i\}$ ， $i = 1, 2, \dots, N$ 。

平均向量，也就是电力网络线路的质心坐标可描述成

$$\mu = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N p_i \quad (6)$$

平均半径 μ_r 可描述成

$$\mu_r = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |p_i - \mu| \quad (7)$$

协方差阵 C 可描述成

$$C = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (p_i - \mu)(p_i - \mu)^T \quad (8)$$

假设 $C = \begin{pmatrix} C_{xx} & C_{xy} \\ C_{yx} & C_{yy} \end{pmatrix}$ ，则主轴率 prax 可描述成

$$\text{prax} = \frac{C_{xx} + C_{yy} - \sqrt{(C_{xx} + C_{yy})^2 - 4(C_{xx}C_{yy} - C_{xy}^2)}}{C_{xx} + C_{yy} + \sqrt{(C_{xx} + C_{yy})^2 - 4(C_{xx}C_{yy} - C_{xy}^2)}} \quad (9)$$

主轴率用于描述电力网络线路的长宽比。

椭圆方差可描述成

$$\sigma_e = \frac{1}{N\sigma_{re}} \sqrt{(p_i - \mu)^T C^{-1} [(p_i - \mu) - \mu_{re}]^2} \quad (10)$$

其中

$$\mu_{re} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sqrt{(p_i - \mu)^T C^{-1} (p_i - \mu)}$$

椭圆方差描述的是物体外形和以主轴为轴的椭圆的相似程度， σ_e 越小，其和椭圆形状就越为相

似。周长平方面积比 $\text{Disp} = S^2/A$ 。

(2) 图像形状特征

通过矩和轮廓描述对电力网络线路破损特征进行进一步的描述。矩特征是一种统计平均的描述，而二维矩将用于形状识别。针对连续图像二维函数 $f(x,y)$ ，可将其 $(p+q)$ 阶矩描述成下述黎曼积分形式

$$m_{p,q} = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} x^p y^q f(x,y) dx dy \quad (11)$$

式中， $p,q=0,1,2,\dots$ 。依据唯一性定理，如果 $f(x,y)$ 分段连续，并在 xy 平面区域存在非零值，则全部各阶矩都存在，同时矩序列 $\{m_{p,q}\}$ 将被 $f(x,y)$ 确定。否则， $\{m_{p,q}\}$ 也唯一确定 $f(x,y)$ 。对上述矩特征量进行归一化处理，即可获取图像 $f(x,y)$ 的中心矩

$$\begin{aligned} u_{p,q} &= \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} (x-x_c)^p (y-y_c)^q f(x,y) dx dy \\ x_c &= \frac{m_{1,0}}{m_{0,0}}, y_c = \frac{m_{0,1}}{m_{0,0}}, m_{1,0} = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} x f(x,y) dx dy \\ m_{0,0} &= \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} f(x,y) dx dy, m_{0,1} = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} y f(x,y) dx dy \end{aligned} \quad (12)$$

针对数字电力网络线路图像 $f(x,y)$ ，用双求和的形式替代积分，即可获取点 (x,y) 的 $(p+q)$ 阶矩为 $m_{p,q} = \sum_x \sum_y x^p y^q f(x,y)$ ，零阶矩 $m_{0,0} = \sum_x \sum_y f(x,y)$ ， $m_{0,0}$ 用于描述该区域的点数。

$f(x,y)$ 的一阶矩可描述成

$$m_{1,0} = \sum_x \sum_y x f(x,y), m_{0,1} = \sum_x \sum_y y f(x,y) \quad (13)$$

$f(x,y)$ 的中心矩可描述成

$$\begin{aligned} \mu_{p,q} &= \sum_x \sum_y (x-x_c)^p (y-y_c)^q f(x,y) \\ \mu_{p,q} &\text{在平移和尺度变换下均为不变量。} \end{aligned} \quad (14)$$

(3) 图像统计特征

二维数组是描述图像区域的一种简单的方法。图像矩阵中所有像素点信息均可利用该像素点坐标从矩阵中得到对应的图像信息。所以可对图像灰度值进行统计分析，将其作为图像的统计特征。

均值为

$$\mu = \sum_{i=0}^{N-1} i p(i) \quad (15)$$

方差为

$$\sigma_i^2 = \sum_{i=0}^{N-1} (i-\mu)^2 p(i) \quad (16)$$

偏度为

$$i_k = \frac{1}{\sigma_i^3} \sum_{i=0}^{N-1} (i-\mu)^3 p(i) \quad (17)$$

峰度值为

$$i_{kf} = \frac{1}{\sigma_i^4} \sum_{i=0}^{N-1} (i-\mu)^4 p(i) - 3 \quad (18)$$

能量为

$$i_n = \sum_{i=0}^{N-1} [p(i)]^2 \quad (19)$$

普通熵为

$$i_k = - \sum_{i=0}^{N-1} p(i) \log[p(i)] \quad (20)$$

式中， N 为灰度总计数； $p(i)$ 为电力网络线路图像的灰度概率密度。

2. 基于SVM的图像特征分类及匹配

支持向量机在解决小样本、非线性和高维模式识别问题中有很大的优势。依据已知类别训练样本完成学习后，即可获取同一区域不同类别子图像间的最优超平面。再对全部测试样本进行学习分类，获取不同位置子图像的正确分类率 $[R_{A_{11}}, R_{A_{12}}, \dots, R_{A_{77}}]$ 。其中， A_{ij} 为测试样本被分割后 (i,j) 位置的子图像； $R_{A_{ij}}$ 为全部测试样本的子图像通过支持向量机进行分类的正确率。

分类正确率的大小反映了电力网络线路图像库中全部样本的子图像区分度的大小，所以，每个子图像进行匹配时所占的权重不同，即

$$[\lambda_{A_{11}}, \lambda_{A_{12}}, \dots, \lambda_{A_{77}}] = \frac{1}{\sum_{i=1}^7 \sum_{j=1}^7 R_{ij}} [R_{A_{11}}, R_{A_{12}}, \dots, R_{A_{77}}] \quad (21)$$

式中， λ_{ij} 为子图像在匹配过程中所占的权重。

获取各子图像在匹配时的权值后，对全部待匹配静脉图像的全部子图像的分类结果进行融合，判断该图像是否和电力网络线路破损特征相吻合，从而实现电力网络线路破损识别

$$\begin{aligned} C_p &= \sum_{A_{ij} \in I} \lambda_{A_{ij}} \\ C_u &= \max\{C_1, C_2, \dots, C_m\} \end{aligned} \quad (22)$$

式中, I 为第 p 类电力网络线路图像; C_p 为待匹配电力网络线路图像属于破损线路图像的可能性; C_u 为待匹配图像最可能属于破损线路图像。

设置一个合理的阈值 T , 若 $C_u > T$, 则待匹配图像为破损电力网络线路图像; 否则, 待匹配图像不是破损电力网络线路图像。

仿真实验结果

为了验证本文提出的基于图像特征分析的电力网络线路破损识别方法的有效性, 需要进行相关的实验分析。实验在 Matlab 7.0 环境下进行仿真。分别采用本文方法和传统基于小波神经网络方法对五组电力网络线路样本的破损线路进行识别, 获取的结果如下表所示。

表 本文方法和传统方法识别准确率比较结果

样本序号	训练样本	测试样本	本文方法识别准确率 (%)	传统方法识别准确率 (%)
1	50	500	0.95	0.82
2	50	500	0.92	0.84
3	50	800	0.89	0.75
4	50	800	0.94	0.78
5	50	800	0.91	0.73

分析上表可以看出, 采用本文方法对电力网络线路破损进行识别的准确率明显高于传统基于小波神经网络方法, 这是因为本文方法首先对破损线路的特征进行提取, 全面充分地考虑到了各种线路破损的情况, 所以准确率较高。

为了进一步验证本文方法的有效性, 在上述实验的基础上, 对本文方法和传统基于小波神经网络方法识别所需的时间进行统计, 获取的结果如下图所示。

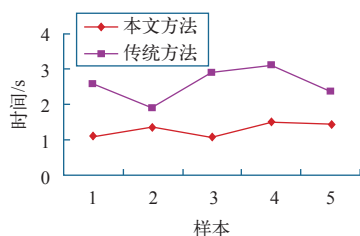


图 本文方法和传统方法效率比较结果

分析上图可以看出, 对同一样本进行识别时, 本文方法所需时间远远小于传统基于小波神经网络方法, 说明本文方法不仅识别准确率高, 而且具有很高的识别效率。

结束语

本文提出了一种基于图像特征分析的电力网络线路破损识别方法, 通过轮廓特征对电力网络线路破损图像进行初步处理。通过矩和轮廓描述对电力网络线路破损特征进行进一步的描述。针对数字电力网络线路图像, 用双求和的形式替代积分, 对图像灰度值进行统计分析, 将其作为图像的统计特征。依据已知类别训练样本完成学习后, 对全部测试样本进行学习分类, 获取不同位置子图像的正确分类率, 对每个子图像进行匹配时所占的权重进行计算。对全部待匹配静脉图像的全部子图像的分类结果进行融合, 判断该图像是否和电力网络线路破损特征相吻合, 从而实现电力网络线路破损识别。仿真实验结果表明, 所提方法具有很高的识别正确率。

参考文献

- [1] 桑庆兵, 苏媛媛, 李朝锋, 等. 基于梯度结构相似度的无参考模糊图像质量评价 [J]. 光电子·激光, 2013, 24 (3): 573-577.
- [2] 米曾真, 谢志江, 陈涛, 等. 重轨图像增强与边缘提取的关键技术 [J]. 光学精密工程, 2012, 20 (9): 1645-1652.
- [3] 韩希珍, 赵建. 结合偏微分方程增强图像纹理及对比度 [J]. 光学精密工程, 2012, 20 (6): 1382-1388.
- [4] 喻海良, 王悦新, 张进, 等. 连铸坯表面裂纹产生原因及其在轧制过程演变行为的综述 [J]. 锻压技术, 2010, 35 (2): 1-5.
- [5] 欧阳奇, 张敏, 赵立明, 等. 基于脉冲涡流技术的连铸坯表面缺陷检测 [J]. 中国机械工程, 2010, 21 (10): 1235-1239.

(收稿日期: 2014-10-18) EA