

# 图像特征分析的电力金属腐蚀评估方法

钟 尧<sup>1</sup>, 任 啸<sup>2</sup>, 吴高林<sup>2</sup>, 王 谦<sup>2</sup>, 王旭鹏<sup>1</sup>, 郝 建<sup>1</sup>

(1. 重庆大学 输配电装备及系统安全与新技术国家重点实验室, 重庆 400044;

2. 国网重庆市电力公司 重庆电力科学研究院, 重庆 401123)

**摘 要:** 为快速有效诊断电力设备金属腐蚀状态, 对变电站进行挂片的金属材料 Q<sub>235</sub> 钢的腐蚀图像进行了数据分析, 提出了一种基于腐蚀图像特征分析的金属腐蚀状态评价方法。首先, 通过图像预处理、色度学、统计学、小波和分形分析方法提取了多维特征参量; 然后, 基于神经网络算法提出了金属腐蚀状态评价方法, 并验证了方法有效性。结果表明: 腐蚀图像的色彩、统计学、小波和分形特征参量能全面反映金属腐蚀形貌的演化规律和腐蚀状态; 联合神经网络算法与多维特征参量构建的腐蚀评价模型能准确地评价金属的腐蚀程度, 现场两种不同腐蚀程度金属样本的腐蚀状态评价结果与其实际腐蚀程度相一致。

**关键词:** 腐蚀图像; 多维特征; 评价系统; 腐蚀评估

**DOI:** 10.15938/j.jhust.2021.01.014

**中图分类号:** TG172      **文献标志码:** A      **文章编号:** 1007-2683(2021)01-0100-09

## Power Metal Corrosion Evaluation Method Based on Image Feature Analysis

ZHONG Yao<sup>1</sup>, REN Xiao<sup>2</sup>, WU Gao-lin<sup>2</sup>, WANG Qian<sup>2</sup>, WANG Xu-peng<sup>1</sup>, HAO Jian<sup>1</sup>

(1. State Key Laboratory of Transmission and Distribution Equipment and Power System Safety and New Technology,

Chongqing University, Chongqing 400044, China;

2. Electric Power Research Institute, State Grid Chongqing Electric Power Company, Chongqing 401123, China)

**Abstract:** In order to quickly and effectively diagnose the metal corrosion state of power equipment, the corrosion image of the metal material Q<sub>235</sub> steel in the hanging piece experiment of the substation was analyzed, and a metal corrosion state evaluation method based on the analysis of the corrosion image characteristics was proposed. First, multi-dimensional feature parameters were extracted through image preprocessing, chromatics, statistics, wavelet and fractal analysis methods; then, a metal corrosion state evaluation method was proposed based on neural network algorithm, and the effectiveness of the method was verified. The results show that the color, statistics, wavelet and fractal characteristic parameters of the corrosion image can fully reflect the evolution law and corrosion state of the metal corrosion morphology, and the corrosion evaluation model constructed by the neural network

**收稿日期:** 2019-05-25

**基金项目:** 国网重庆市电力公司科技项目(2018 渝电科技 9#); 国家自然科学基金创新群体研究项目(51321063)。

**作者简介:** 任 啸(1989—), 男, 硕士;

王旭鹏(1997—), 男, 硕士研究生。

**通信作者:** 钟 尧(1997—), 男, 博士研究生, E-mail: 424044721@qq.com。

algorithm and the multi-dimensional characteristic parameters can accurately evaluate the metal corrosion degree. The evaluation results of the corrosion status of different corrosion samples on site are consistent with their actual corrosion degree.

**Keywords:** corrosion image; multidimensional feature; evaluation system; corrosion assessment

## 0 引言

金属由于腐蚀而导致其报废的总量占当年生产量的25%左右<sup>[1]</sup>。其中,大气腐蚀是金属腐蚀的主要形式之一。电力设备金属材料的使用寿命受大气腐蚀严重影响,并且由于自然环境的区域性差异,部分设备或材料的使用寿命不能满足实际环境要求,严重时甚至会发生电力事故,导致电网瘫痪<sup>[2]</sup>。因此,针对不同的环境建立有效的金属设备大气腐蚀程度的评估方法,有利于在电网架设中采取相应的设计、材料选择和防腐措施,减少后期的维护成本。

常规的腐蚀检测技术有人工检测、厚度测量、重量测量等,但其受人为经验影响较大<sup>[3-5]</sup>。随着现代化的检测方法逐渐发展,电化学检测、电阻检测、超声检测等方法逐渐被推广应用<sup>[6-7]</sup>。但该类方法存在价格昂贵、操作繁琐、现场测试性差等缺点,不适宜于现场使用。在大气环境中,腐蚀的加剧总是伴随着金属表面腐蚀形态和结构的变化<sup>[8]</sup>。腐蚀图像能记录腐蚀金属的形貌信息,而数字图像处理作为一种快速、无损的检测技术也被逐渐推广。

数字图像处理技术早期主要用于局部腐蚀的研究。Itzhak等<sup>[9]</sup>将AISI304不锈钢在50℃的10%的FeCl<sub>3</sub>中浸泡20 min,利用扫描仪获取不锈钢腐蚀图像,发现二值化处理后的图像可以统计表面的蚀孔数量。Quin等<sup>[10]</sup>将金相分析和图像分析相结合,得到了确定点蚀深度和几何形状的方法,通过对孔深分布与腐蚀区域之间关系的定量分析得到了蚀孔的三维分布图。

利用腐蚀图像的灰度变化和纹理等信息也可以判断腐蚀类型,分析腐蚀程度,研究腐蚀规律。Gamarra等<sup>[11]</sup>开发了一种图像处理模型来检测铁锈。Xu等<sup>[12]</sup>报道了一种基于灰度阈值聚类的腐蚀丝表面凹坑三维建模方法。Feliciano等<sup>[13]</sup>提出使用纹理分析的方法(一种自动化光学检测技术)进

行表面无损腐蚀监测。随着图像处理技术的发展,利用小波分析<sup>[14]</sup>、模糊数学<sup>[15]</sup>等数学方法对金属腐蚀性能进行检测也得到了研究人员的关注。Pham<sup>[16]</sup>提出了用模糊K-S(Kolmogorov - Sinai)熵来表征腐蚀图像的空间分布的方法。Ghantas等<sup>[17]</sup>采用小波变换检测铁锈图像。

为了更加便捷获得腐蚀程度信息,在重庆电网变电站现场腐蚀环境条件下进行了Q<sub>235</sub>钢的“暴露法”挂片试验,首先获取了不同腐蚀阶段的标准腐蚀图像样本库。然后,选取了5个腐蚀等级状态图像的红色色度、色调、饱和度的均值和标准差,灰度图像的分形维数能量和熵值,小波分解图像的各向异性能量值和高频分量的总能量等多个维度共计11个腐蚀指纹特征量组成表征腐蚀色彩、形貌、纹理等信息的输入基向量C<sub>i</sub>,结合图像处理和神经网络算法建立腐蚀评价体系。最后,通过实际电力设备腐蚀程度评估验证本文方法的有效性。

## 1 腐蚀图像获取

重庆市属于高温高湿的大气环境,同时工业发达,大气污染较为严重。本文选取了重庆市东北、东南、西、南、中、主城区共6个区域的不同大气环境类型的10个变电站进行了电网输变电设备金属材料Q<sub>235</sub>碳钢的现场挂片实验。

变电站电压等级为220 kV和500 kV。碳钢挂片尺寸为100 mm × 50 mm × 4 mm,实验前,将样片使用2#~8#砂纸逐级打磨,抛光,依次使用酒精、丙酮擦洗挂片表面,去除油污,挂片用塑料螺栓固定。支架倾斜角为45°,正面朝南。挂片现场如图1所示。

实验选取A变电站为腐蚀标准梯度图像取样变电站。结合“失重”法和表面观察法分5期获取现场腐蚀标准梯度图像,分别对应腐蚀程度为未腐蚀、轻微腐蚀、中度腐蚀、较强腐蚀和严重腐蚀。



图1 “暴露”法大气金属腐蚀挂片试验现场图

Fig. 1 Test of metal atmospheric corrosion hanging piece by “exposure” method

图2为A变电站不同腐蚀阶段现场取样的输电工程结构料 $Q_{235}$ 碳钢腐蚀形貌对比图。表1为对应的腐蚀程度评价等级划分表,其中 $D_1 \sim D_5$ 分别代表从未腐蚀到严重腐蚀的腐蚀等级。由于重庆地区具有高温高湿的特征,样片腐蚀速度较快。

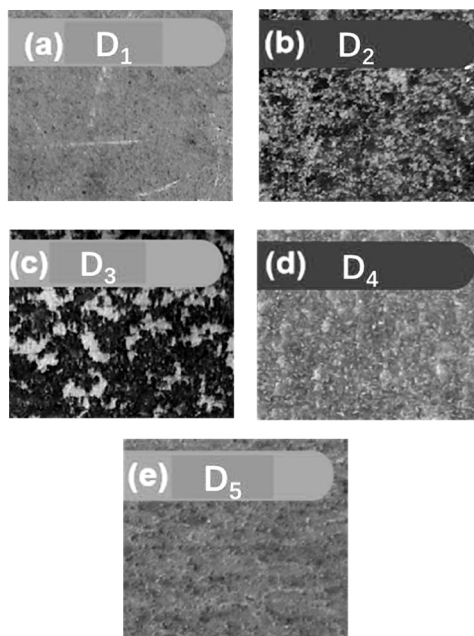
图2 不同腐蚀程度 $Q_{235}$ 碳钢腐蚀形貌图

Fig. 2 Corrosion profile of  $Q_{235}$  carbon steel with different degrees of corrosion

表1 腐蚀程度评价等级划分

Tab. 1 Corrosion degree evaluation grade division

| 特征/腐蚀等级                            | 未腐蚀          | 弱腐蚀                    | 中度腐蚀                        | 较强腐蚀                                | 严重腐蚀                         |
|------------------------------------|--------------|------------------------|-----------------------------|-------------------------------------|------------------------------|
| 单位面积金属<br>腐蚀量/( $g \cdot m^{-2}$ ) | 0 ~ 10       | 10 ~ 200               | 200 ~ 400                   | 400 ~ 650                           | > 650                        |
| 取样时间/d                             | 0            | 14                     | 45                          | 120                                 | 240                          |
| 腐蚀等级                               | $D_1$        | $D_2$                  | $D_3$                       | $D_4$                               | $D_5$                        |
| 腐蚀形貌                               | 表面光洁,<br>无锈斑 | 有少量腐蚀产<br>物,表面整体<br>完好 | 有大量锈斑,表<br>面粗糙,可见部<br>分金属基体 | 金属表面大部分被腐<br>蚀产物覆盖,表面粗<br>糙,有大量腐蚀坑点 | 金属表面完全被<br>被腐蚀产物覆盖,<br>腐蚀层较厚 |

## 2 腐蚀图像的预处理

由于现场天气、拍摄人员角度、距离等因素的差异,腐蚀图像存在色温的差异和噪声的影响。因此采用灰度关联白平衡算法对不同的光照下的腐蚀图像的颜色信息进行校正,如图3所示。

彩色图像存在大量冗余信息,而灰度图像有利于降低计算量,滤波处理消除噪声,使图像明暗分明,轮廓清晰,便于后续处理。采用灰度转换、高斯滤波和分段线性增强的办法对腐蚀图像进行预处理,处理结果如图4所示。

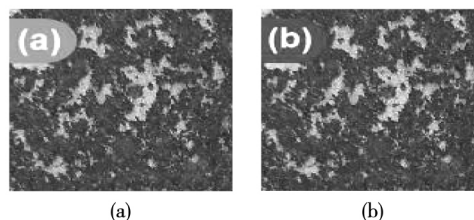


图3 白平衡校正前(a)后(b)的腐蚀形貌对比图

Fig. 3 Corrosion topography comparison before (a) and after white balance correction (b)

将预处理后的灰度图像,进行统计学、小波及分形等特征的提取。从图4(d)可以看出,预处理措施很好地滤除了噪声,突出了样片的腐蚀形貌特征,有利于后续的腐蚀特征提取工作。

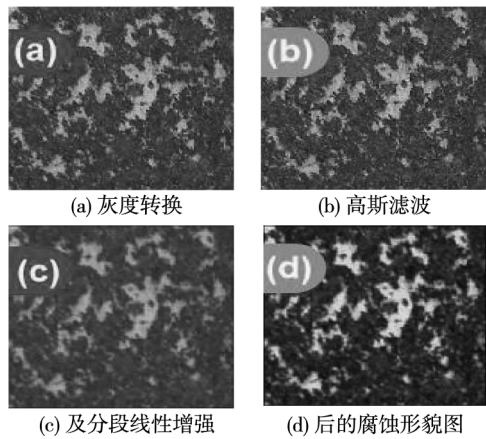


图 4 白平衡校正 ( a )、灰度转换 ( b )、高斯滤波 ( c )及分段线性增强 ( d )后的腐蚀形貌图  
Fig. 4 Corrosion topography after white balance correction ( a ) , gradation conversion ( b ) , Gaussian filtering ( c ) and piecewise linear enhancement ( d )

3 腐蚀图像特征的提取和计算

计算机中的图像是数据信息,计算机本身无法像人类的视觉效果一样对图像进行直接描述。只有将图像数据本身的差异通过相应的算法转换成特征参量,才能继续进行评价。通常可以从腐蚀图像的颜色、纹理以及轮廓等角度入手分析材料的腐蚀特性<sup>[13]</sup>。

3.1 色度学特征分析

随着腐蚀过程的进行,金属表面的腐蚀产物会逐渐增加,其颜色和形貌也会逐渐发生转变<sup>[14]</sup>。RGB( Red-Green-Blue) 三维色彩模型能够对图像的原始色彩信息进行全面的反映,而 HSI( Hue-Saturation-Intensity) 三维模型能同时提取图像的强度、色调和饱和度等信息<sup>[20]</sup>。因此,选取 RGB 模型对腐蚀图像库提取色度信息的同时,将 RGB 模型转化为 HSI 模型,提取图像的色调和饱和度信息。RGB-HSI 的转换模型如式 ( 1 ) , ( 2 ) 所示。选取腐蚀图像的  $R$ ( 红色色度) ,  $G$ ( 绿色色度) 和  $B$ ( 蓝色色度) 以及  $H$ ( 色调) ,  $S$ ( 饱和度) 等矩阵的均值  $M$  和标准差  $\sigma$  作为特征量并进行计算。可以得到 10 个色度学特征量:  $M_R$ 、 $M_G$ 、 $M_B$ 、 $M_H$ 、 $M_S$ 、 $\sigma_R$ 、 $\sigma_G$ 、 $\sigma_B$ 、 $\sigma_H$ 、 $\sigma_S$ 。其中  $M_R$ 、 $M_G$ 、 $M_B$  分别代表 RGB 腐蚀图像各维度下的灰度均值,  $M_H$ 、 $M_S$  分别代表腐蚀图像的色调和饱和度均值;  $\sigma_R$ 、 $\sigma_G$ 、 $\sigma_B$  分别代表 RGB 腐蚀图像各维度下的灰度标准差,  $\sigma_H$ 、 $\sigma_S$  分别代表腐蚀图像的色调

和饱和度标准差。

$$S = 1 - \frac{3}{R + G + B} [\min( R, G, B ) ] \tag{1}$$

$$H = \cos^{-1} \frac{\frac{1}{2} [ R - G ] + ( R - B ) }{ ( R - G ) + ( R - G ) ( G - B ) } \tag{2}$$

对图 3 所示的腐蚀标准梯度图像进行色度学特征的提取,结果如表 2 所示。可以看出,随着腐蚀进程的发生,腐蚀图像的色度、色调和饱和度等信息的均值对应不同的变化规律。其中,该类特征量的标准差较大的区域对应  $D_2$ 、 $D_3$  的腐蚀区间,该腐蚀区间的碳钢表面较粗糙,基体与腐蚀产物交错分布,蚀坑较多。色度学的标准差特征很好地表征了腐蚀产物与基体表面粗糙度等差异性信息。

表 2 腐蚀标准梯度图像色度学特征  
Tab. 2 Corrosion standard gradient image colorimetric characteristics

| 特征量        | $D_1$    | $D_2$    | $D_3$    | $D_4$    | $D_5$    |
|------------|----------|----------|----------|----------|----------|
| $M_R$      | 146. 14  | 124. 50  | 117. 19  | 189. 25  | 189. 91  |
| $M_G$      | 148. 16  | 110. 22  | 91. 66   | 109. 21  | 120. 35  |
| $M_B$      | 143. 16  | 100. 61  | 80. 88   | 51. 58   | 89. 45   |
| $\sigma_R$ | 9. 181   | 21. 632  | 22. 175  | 14. 832  | 12. 159  |
| $\sigma_G$ | 9. 359   | 24. 607  | 23. 195  | 14. 027  | 12. 829  |
| $\sigma_B$ | 9. 436   | 25. 181  | 34. 319  | 14. 776  | 12. 806  |
| $M_H$      | 0. 243 2 | 0. 069 5 | 0. 212 7 | 0. 069 6 | 0. 050 9 |
| $M_S$      | 0. 036 1 | 0. 201 6 | 0. 359 2 | 0. 727 4 | 0. 530 0 |
| $\sigma_H$ | 0. 070 6 | 0. 016 4 | 0. 286 6 | 0. 006 6 | 0. 007 3 |
| $\sigma_S$ | 0. 011 9 | 0. 074 3 | 0. 178 5 | 0. 071 8 | 0. 052 6 |

3.2 统计学特征分析

预处理后的腐蚀灰度图像经数据处理后,可以提取一定的相关统计学特征。腐蚀形貌图像的能量  $E$  可以反映其灰度等级分布,熵  $S$  可以反映图像内容的随机性,它们可以表示为式 ( 3 ) 和式 ( 4 ) 。

$$E = \sum_{m=0}^{255} p( t ) \tag{3}$$

$$S = - \sum_{i=0}^{255} p( t ) \log_2 p( t ) \tag{4}$$

$p( t )$  是像素值为  $t$  的点占总的像素点的比例,  $t$  的取值范围为  $0 \sim 255$ 。表 3 结果表明,在腐蚀中期,由于腐蚀产物和蚀坑的随机性,锈斑和基体交错分布,腐蚀熵值较大,而腐蚀较弱和腐蚀严重时,表面的整体性和均匀性则对应了较低的熵值。同时,不同腐蚀时期的能量值也与腐蚀程度相对应。

表3 腐蚀标准梯度图像统计学特征  
Tab. 3 Corrosion standard gradient image statistical characteristics

| 特征量 | $D_1$   | $D_2$   | $D_3$   | $D_4$   | $D_5$   |
|-----|---------|---------|---------|---------|---------|
| $E$ | 0.036 8 | 0.012 7 | 0.018 8 | 0.022 2 | 0.026 2 |
| $S$ | 5.128 1 | 6.470 8 | 6.104 8 | 5.789 1 | 5.550 2 |

### 3.3 小波特征分析

在图像处理应用中, Mallat 等把多尺度的分析思想与小波分析融合在一起, 完成了小波函数的构造以及基于小波变换的信号分解与重构。由于腐蚀图像为二维信号, 因此利用小波变换的二维扩展进行图像的多分辨率分析。

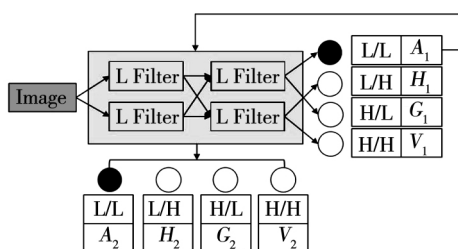
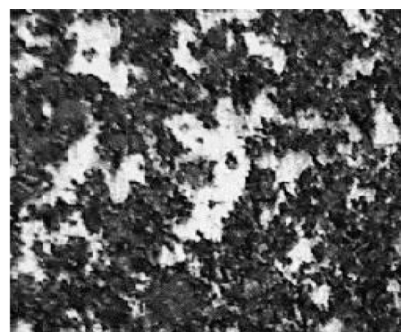


图5 腐蚀图像二级小波分解流程图

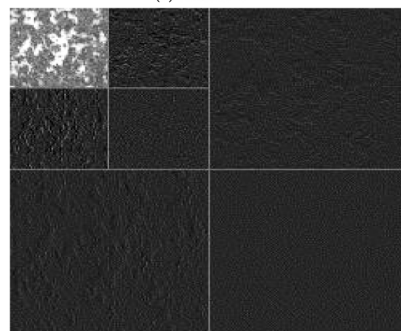
Fig. 5 Corrosion image secondary wavelet decomposition schematic

二维离散小波变换一般采用金字塔算法将原图像转化成不同频带的子图, 其原理为利用不同带宽的高通(H)和低频(L)滤波器作用于腐蚀图像的水平和垂直方向, 得到4个小波系数子图像: L/L, L/H, H/L, H/H, 其分别对应一级小波变换近似细节系数  $A_1$ 、水平细节系数  $H_1$ 、垂直细节系数  $G_1$  以及对角细节系数  $V_1$ , 此即一级分解。继续对 L/L 重复上述过程, 可得到四个次一级的子图像, 即二级分解, 对应二级小波变换近似细节系数  $A_2$ 、水平细节系数  $H_2$ 、垂直细节系数  $G_2$  以及对角细节系数  $V_2$ , 具体如图5所示。选用 Daubechies 小波系中的  $W_{n-ame}$  小波对经过预处理后的腐蚀图像进行2级小波分解, 分解结果如图6所示。

由于得到的二级小波分解子图像结果为对应方向的系数矩阵, 利用能量公式(3), 可以计算出子图像的能量百分比  $E_{A2}$ 、 $E_{H2}$ 、 $E_{V2}$  和  $E_{G2}$ , 分别代表二级小波分解腐蚀图像的近似细节系数、水平细节系数、垂直细节系数以及对角细节系数的能量百分比。同时, 引入各向异性的能量值  $E_{O2}$  和二级小波分解子图像高频分量能量和  $E_{i2}$  作为腐蚀图像特征量, 计算公式为式(5)、(6)。不同腐蚀梯度的小波特征计算



(a) 预处理



(b) 分解后

图6 预处理后金属腐蚀形貌及二级小波分解后的腐蚀图像

Fig. 6 Metal corrosion morphology after pretreatment and corrosion image after secondary wavelet decomposition

结果如表4所示。结果表明, 差异性的腐蚀程度对应了腐蚀图像的在垂直、水平和对角上细节特征上的相应的规律变化。而由于  $Q_{235}$  钢整体上是均匀腐蚀, 所以旋转不变性相关量  $E_{O2}$  变化较小。

$$E_{i2} = E_{H2} + E_{V2} + E_{G2} \quad (5)$$

$$E_{O2} = \frac{\sqrt{(E_{H2} - E_{V2})^2 + (E_{H2} - E_{G2})^2 + (E_{V2} - E_{G2})^2}}{E_{i2}} \quad (6)$$

表4 腐蚀标准梯度图像小波特征

Tab. 4 Corrosion standard gradient image wavelet features

| 特征量      | $D_1$   | $D_2$   | $D_3$   | $D_4$   | $D_5$   |
|----------|---------|---------|---------|---------|---------|
| $E_{H2}$ | 0.102 9 | 1.512 1 | 1.701 5 | 0.515 5 | 0.187 5 |
| $E_{V2}$ | 0.202 3 | 1.589 6 | 2.268 2 | 0.593 0 | 0.236 2 |
| $E_{G2}$ | 0.056 1 | 0.546 0 | 0.692 3 | 0.176 7 | 0.047 8 |
| $E_{i2}$ | 0.361 3 | 3.647 6 | 4.662 1 | 1.285 2 | 0.471 6 |
| $E_{O2}$ | 0.652 0 | 0.624 8 | 0.626 5 | 0.628 2 | 0.648 8 |

### 3.4 分形特征分析

金属腐蚀图像由于其不规则性和复杂性, 在不同腐蚀状态下, 其不规则程度差异明显。分形维数可以良好地表征腐蚀图像形貌不规则度。分形维数

$FD$  的合理区间为  $[2, 3]$ , 其中 2 对应纯平面。 $FD$  越大, 灰度曲面越复杂, 当  $FD = 3$  时, 腐蚀形貌图像灰度曲面最复杂, 灰度曲面可简化为三角平面计算。本文选取 DBC (Differential Box-counting) “盒子维法”求取腐蚀灰度图像的分形特征  $FD$ , 计算结果如表 5 所示。表 5 结果说明,  $D_2$  和  $D_3$  腐蚀程度对应的分形维数较大, 其凹凸性及粗糙程度较明显, 图像更复杂。

表 5 腐蚀标准梯度图像分形特征

Tab. 5 Corrosion standard gradient image fractal feature

| 特征量  | $D_1$   | $D_2$   | $D_3$   | $D_4$   | $D_5$   |
|------|---------|---------|---------|---------|---------|
| $FD$ | 2.662 2 | 2.866 3 | 2.826 3 | 2.723 4 | 2.493 0 |

## 4 腐蚀状态评价系统的构建及验证

为实现对腐蚀图像腐蚀状态的客观评价, 本文借助图像处理和神经网络算法, 基于上文中的腐蚀图像的多维特征量, 建立了腐蚀状态评价专家系统, 实现了快速诊断。

### 4.1 基于神经网络算法的腐蚀评价专家系统

人工神经网络 (artificial neural network, ANN) 是由大量的简单处理单元经互连形成的一种网络系统。它具有并行处理、分布存储、自学习、自组织、自适应等特点, 适用于有明确的输入输出的对应关系, 但存在函数关系不容易确定的问题。BP 网络是基于 BP 算法的多层前馈神经网络, 其主要用于函数逼近, 模式识别和分类等。BP 神经网络由输入层、隐层、输出层组成, 每一层有多个节点, 其结构模型如图 7 所示, 其中  $x, y$  为网络输入和输出变量,  $a$  为隐含层变量,  $W_{mn}$  和  $V_{nk}$  为网络各单元之间的权系数。

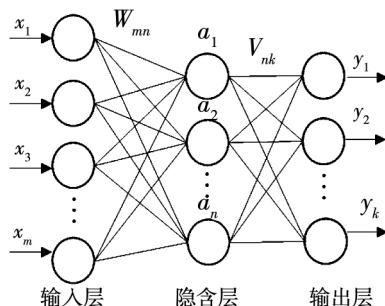


图 7 BP 神经网络结构模型

Fig. 7 BP neural network structure model

判别图像属于哪一类腐蚀程度的问题为复杂函数映射的问题, 从而对现场  $Q_{235}$  钢样样本的腐蚀状态进行诊断。本文采用 BP 神经网络作为评价方

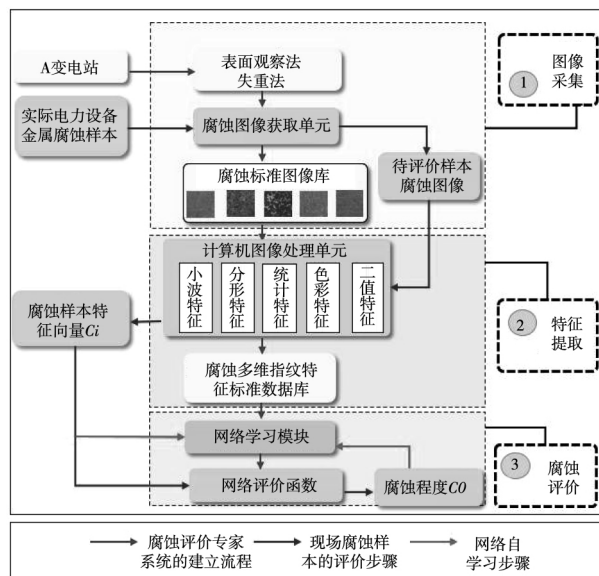


图 8 腐蚀评价专家系统的建立及现场腐蚀样本的评价流程图

Fig. 8 Corrosion evaluation expert system establishment process and on-site corrosion sample evaluation flow chart

法, 采用腐蚀特征作为输入矢量, 建立以腐蚀特征为输入和腐蚀状态为输出的网络逼近函数, 从而建立腐蚀评价专家系统整体结构, 建立流程如图 8 所示, 系统中的标准梯度图像涵盖了不同阶段的典型腐蚀形貌、色彩、纹理等多维指纹特征, 且各自按一定的规律进行变化。

将 A 变电站选为建立腐蚀标准图像库的参考变电站, 结合“失重法”, 按相同的拍摄条件和处理方式获取大小相同的  $D_1 \sim D_5$  共 5 个腐蚀程度的腐蚀标准图像库, 每个腐蚀阶段不小于 3 张标准图。利用计算机和均值方差运算、分形算法、小波运算等图像处理算法对标准库进行处理和识别, 得到腐蚀多维指纹特征标准数据库, 特征值具体计算过程如图 9 中的②③④⑤所示, 其中②为分形特征, ③为二值和统计特征, ④为色彩特征, ⑤为小波特征。

网络函数建立为 4 个步骤。首先设置输入层: 对部分冗余腐蚀特征量进一步归纳, 将 RGB 三维特征量选取红色维度矩阵  $R$  作为特征维, 选取  $M_R$ 、 $M_H$ 、 $M_S$ 、 $\sigma_R$ 、 $\sigma_H$  和  $\sigma_S$  作为 RGB-HIS 腐蚀图像模型的色度学特征量;  $E_{12}$  综合反映了垂直、水平和对角系数的相关变化, 因此, 将  $E_{12}$  和  $E_{02}$  选取为二级小波特征量; 能量 ( $E$ ) 和熵 ( $S$ ) 选取为灰度图像的统计特征量;  $FD$  选取为分形特征量共计 11 个特征量作为腐蚀特征矢量, 即神经网络的输入层, 输入因子为

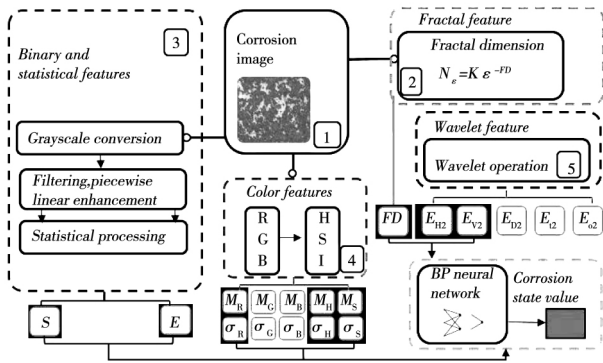


图9 基于神经网络算法的腐蚀评价模型

Fig. 9 Corrosion evaluation model based on neural network algorithm

11 个, 对应输入节点  $m = 11$ , 所以输入特征矢量  $C_i$  可表征为:

$$C_i = [M_R, \sigma_R, M_H, M_S, \sigma_H, \sigma_S, E_{O_2}, E_{O_2}, E, S, FD] \quad (7)$$

表6 腐蚀状态输出值与腐蚀程度的对应关系

Tab. 6 Corresponding relationship between output value of corrosion state and corrosion degree

| 腐蚀程度      | $D_1$    | $D_2$    | $D_3$    | $D_4$    | $D_5$         |
|-----------|----------|----------|----------|----------|---------------|
| $C_0$ 值范围 | $[0, 3]$ | $(3, 5]$ | $(5, 7]$ | $(7, 9]$ | $(9, \infty)$ |

然后对输出层和隐含层进行设置: 将输出层节点  $k$  设为 1, 对应状态评估输出值  $C_0$ 。将腐蚀图像划分成了 5 个不同的腐蚀程度, 设置标准图像库的不同腐蚀程度  $D_1, D_2, D_3, D_4, D_5$  对应的典型腐蚀状态输出值为 2, 4, 6, 8, 10。而评价网络的腐蚀状态输出值的取值范围与腐蚀程度的对应关系如表 6 所示。

采用经验式 (8) 对隐含层节点进行计算, 其中  $a$  为 1 ~ 10 之间的整数。

$$n = \sqrt{m + k} + a \quad (8)$$

由于输入节点  $m$  为 11, 输出节点  $k$  为 1, 选择  $a$  的值为 6, 则隐含层节点数  $n$  为 9。

最后, 建立以腐蚀特征为输入和腐蚀状态为输出的网络逼近评价函数: 采用腐蚀标准梯度图像数据库得到的不同腐蚀程度的特征输入矢量  $C_i$  与腐蚀状态输出值  $C_0$  作为网络学习样本, 利用前推回带算法不断修正网络的连接权系数和阈值, 建立多维腐蚀特征与实际腐蚀程度的对应网络逼近评价函数, 其构建过程如下:

1) 网络参数初始化: 给连接权值  $W_{mn}$ ,  $V_{nk}$ , 阈值  $\theta_n, \alpha_k$  赋予  $(-1, 1)$  内的随机数。

2) 随机选取第  $t$  个样本作为输入样本  $C_i^t =$

$[M_R^t, M_G^t, \dots, E^t, S^t, F, D^t]$  和目标输出样本  $C_0^t$ , 利用输入样本  $C_i^t$  连接权  $W_{mn}$  和阈值  $\theta_n$ , 计算中间层各单元的输入  $R_m$ , 然后通过传递函数计算中间层各单元的输出  $P_n$ 。

3) 利用中间层的输出  $P_n$ 、连接权  $V_{nk}$  和阈值  $\alpha_k$  计算输出层各单元的输入  $L_k$ , 并利用传递函数对输出层的响应  $U_k$  进行计算。

4) 根据目标输出样本  $C_0^t$  和实际输出响应  $U_k$  计算每个单元的一般误差  $\varepsilon^k$ , 并利用中间层各单元输出  $P_n$  修正连接权  $V_{nk}$  和阈值  $\alpha_k$ 。

5) 利用连接权  $V_{nk}$  和一般误差  $\varepsilon^k$  和中间层输出  $P_n$  计算各单元一般化误差  $E_n^t$ , 并利用输入层输入  $C_i^t = [M_R^t, M_G^t, \dots, E^t, S^t, F, D^t]$  连接权  $W_{mn}$  和阈值  $\theta_n$ 。

6) 随机选取下一个样本返回步骤 3) 进行网络的训练, 直到标准图像库所有样本训练完毕。

7) 从第 1 个样本开始第二次训练, 重复 3) ~ 6), 直到网络全局误差函数  $e$  小于预先设定的值 (网络误差) 或训练次数达到预先设定的值, 整个训练过程结束。

网络对实际的腐蚀样本进行系统评价, 并不断利用实际样本数据对系统进行自学习, 实现专家系统的持续更新和完善。利用标本样本的特征数据库对网络进行训练, 训练曲线如图 10 所示。可以发现, 经过 4 782 次训练后, 误差平方和为  $6.5 \times 10^{-5}$ , 几乎可以忽略不计。

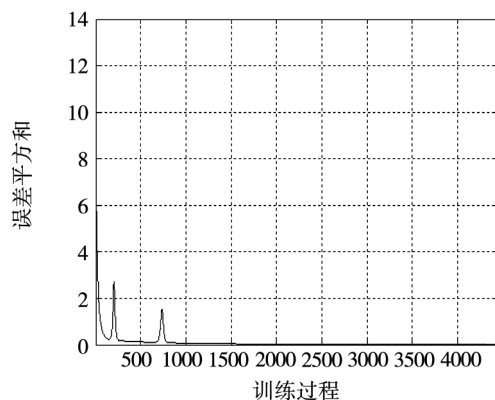


图10 误差平方和随训练次数的变化规律图

Fig. 10 Variation of the sum of squared errors and training times

图 11 为网络原始样本的腐蚀状态值和训练后的腐蚀状态评估值对比图。从图 11 可以看出, 经过大量的训练和学习, 评价系统的腐蚀状态评估输出值和标准腐蚀样本状态表征值十分接近, 表明网络效果较好。

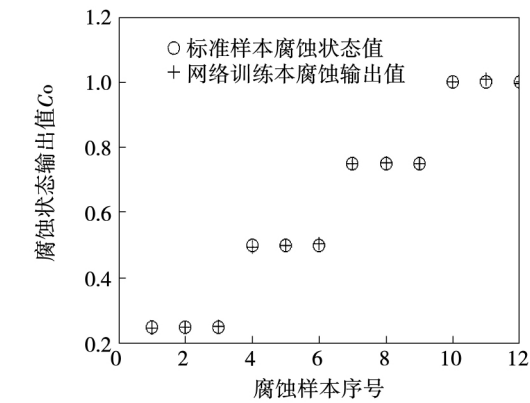


图 11 原始样本的和网络训练后的样本腐蚀状态值对比图

Fig. 11 Comparison of the output results of the original sample of the base network and the corrosion state value after training

4.2 腐蚀评价方法有效性的验证

选取重庆电网变电站采集的  $Q_{235}$  钢的现场腐蚀样本进行评估,按标准方法采集的腐蚀形貌图输入到腐蚀评价专家系统中,输出为腐蚀特征向量  $C_i$ 及腐蚀状态值  $C_o$ ,对应评价腐蚀状态和腐蚀形貌。测试样本为 No. 1 和 No. 2,腐蚀图像经过标准方法裁剪后的腐蚀形貌如图 10 所示,特征值计算和腐蚀状态评估结果如表 7 和表 8 所示。

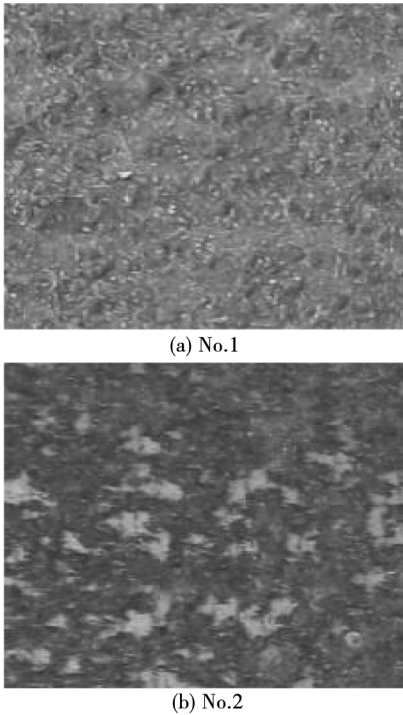


图 12 重庆电网变电站腐蚀  $Q_{235}$  钢检测样本图

Fig. 12 Test sample diagram of corrosion  $Q_{235}$  steel in substation of Chongqing power grid

表 7 腐蚀检测样本 No. 1 和 No. 2 计算特征值

Tab. 7 Corrosion test sample No. 1 and No. 2 calculation characferistic value

| 特征量        | No. 1      | No. 2      |
|------------|------------|------------|
| $M_R$      | 166. 440 6 | 123. 192 2 |
| $\sigma_R$ | 12. 198 8  | 19. 286 1  |
| 色度学特征量     |            |            |
| $M_H$      | 0. 030 1   | 0. 183 4   |
| $M_S$      | 0. 464 7   | 0. 336 9   |
| $\sigma_H$ | 0. 019 3   | 0. 213 2   |
| $\sigma_S$ | 0. 060 4   | 0. 193 5   |
| 小波特征量      |            |            |
| $E_{l2}$   | 0. 637 3   | 1. 938 6   |
| $E_{O2}$   | 0. 656 2   | 0. 679 7   |
| 统计学特征量     |            |            |
| $E$        | 0. 027 8   | 0. 024 0   |
| $S$        | 5. 497 3   | 5. 838 5   |
| 分形特征量      |            |            |
| $FD$       | 2. 477 4   | 2. 392 4   |

表 8 腐蚀检测样本 No. 1 和 No. 2 状态评价结果

Tab. 8 Corrosion test sample No. 1 and No. 2 state assessment results

| 评价结果  | No. 1                 | No. 2                         |
|-------|-----------------------|-------------------------------|
| $C_o$ | 10. 302 4             | 7. 1320                       |
| 腐蚀状态  | $D_5$                 | $D_4$                         |
| 腐蚀形貌  | 金属表面完全被被腐蚀产物覆盖, 腐蚀层较厚 | 金属表面大部分被腐蚀产物覆盖, 表面粗糙, 有大量腐蚀坑点 |

结果表明,样本 No. 1 的腐蚀状态输出值为 10. 30,在  $D_5$  范围内,判定腐蚀程度为严重腐蚀。样本 No. 2 的腐蚀状态输出值为 7. 13,在  $D_4$  范围内,判定腐蚀程度为较强腐蚀。从图 12 可知,判断结果与实际腐蚀形貌相符,说明了专家系统评价金属腐蚀状态与实际情况具有良好的一致性。

5 结 论

- 1) 通过对腐蚀金属样片图像依次进行白平衡校正、高斯滤波、分段线性增强预处理,可达到抑制图像噪声和突出金属腐蚀表面形貌纹理特征的效果。
- 2) 通过色度学特征分析方法确定了 5 个腐蚀等级状态图像的红色色度、色调、饱和度的均值和标准差作为反映腐蚀状态的色彩特征量; 通过统计学特征分析确定了 5 个腐蚀等级状态图像的能量和熵

值作为反映腐蚀状态的统计特征量;通过小波特征分析和分形特征分析确定了 5 个腐蚀等级状态图像的各向异性能量值、高频分量能量和、分形维数作为反映腐蚀状态的小波和分形特征量。分别计算获得了 5 个腐蚀等级状态图形对应的色彩特征量、统计特征量、小波和分形特征量的参数值。

3) 基于神经网络算法和反映金属腐蚀状态的色彩特征、统计学特征、小波和分形特征共计 11 维特征参量构建了金属腐蚀状态评价模型,划分了 5 个腐蚀状态等级对应的评价结果分区;采用该模型计算了现场两种腐蚀程度的金属样本的腐蚀状态输出值,分别为 10.30 和 7.13,评价模型输出结果为严重腐蚀和较强腐蚀,与样本的实际腐蚀情况相一致,验证了本文金属腐蚀状态评价模型的有效性;通过对腐蚀图像的多维特征融合分析可较全面地反映金属的腐蚀状态。

#### 参 考 文 献:

- [1] 朱日彰. 金属腐蚀学 [M]. 北京: 冶金工业出版社, 1989: 2.
- [2] 王平, 孙心利, 马东伟. 输变电设备大气腐蚀情况调查与分析 [J]. 腐蚀科学与防护技术, 2012, 24(6): 525.  
WANG Ping, SUN Xinli, MA Dongwei, Investigation and Analysis of Atmospheric Corrosion of Power Transmission and Transformation Equipment [J]. Corrosion Science and Protection Technology, 2012, 24(6): 525.
- [3] 王守琰. 金属材料自然环境腐蚀的图像识别 [D]. 天津: 天津大学, 2003.
- [4] 周立新, 程江, 杨卓如. 有机涂层防腐性能的研究与评价方法 [J]. 腐蚀科学与防护技术, 2004, 16(6): 375.  
ZHOU Lixin, CHENG Jiang, YANG Zhuoru. Research and Evaluation Method of Anticorrosion Performance of Organic Coatings [J]. Corrosion Science and Protection Technology, 2004, 16(6): 375.
- [5] XIAO Hechuan, LIAO Junbi, WAN Zhengjun, et al. Research on Flat Model Based on Field Signature Method [J]. Electronic Measurement Technology, 2012, 35(3): 107.
- [6] 刘浩宇, 梁小峰, 邵亚薇, 等. 静水压力下 Q235 钢环氧涂层在 3.5% NaCl 溶液中的失效过程 [J]. 中国腐蚀与防护学报, 2010, 30(5): 374.  
LIU Haoyu, LIANG Xiaofeng, SHAO Yawei, et al. Failure Process of Q235 Steel Epoxy Coating in 3.5% NaCl Solution under Hydrostatic Pressure [J]. Journal of Chinese Society for Corrosion and protection, 2010, 30(5): 374.
- [7] ZHU Chengfei, XIE Rui, XUE Jinhua, et al. Studies of the Impedance Models and Water Transport Behaviors of Cathodically Polarized Coating [J]. Electrochimica Acta, 2011, 56(16): 5828.
- [8] FELICIANO F F, LETA F R, MAINIER F B. Texture Digital Analysis for Corrosion Monitoring [J]. Corrosion Science, 2015, (2): 138.
- [9] ITZHAK D, DINSTEIN I, ZILBERBERG T. Pitting Corrosion Evaluation by Computer Image Processing [J]. Corrosion Science, 1981 (21): 17.
- [10] QUINN J, BAILEY M G B, IKEDA B M, et al. Image-analysis Techniques for Investigating Localized Corrosion Processes, Report of Atomic Energy of Canada Limited [R]. AECL, Pinawa, Canada: 1993.
- [11] GAMARRA A, MARGARITA R, VELEZ D. An Innovative Image-processing Model for Rust Detection Using Perlin Noise to Simulate Oxide Textures [J]. Corrosion Science, 2014 (88): 141.
- [12] XU Yang, LI Hui, LI Shunlong, et al. 3-D Modelling and Statistical Properties of Surface Pits of Corroded Wire Based on Image Processing Technique [J]. Corrosion Science, 2016 (111): 275.
- [13] FELICIANO F F, FLÁVIO F, LETA F R, et al. Texture Digital Analysis for Corrosion Monitoring [J]. Corrosion Science, 2015, (93): 138.
- [14] 罗小虎. 基于 IAHP 和模糊灰色理论的土壤腐蚀等级评价 [J]. 材料保护, 2019, 52(7): 54.  
LUO Xiaohu. Evaluation of Soil Corrosion Grade Based on IAHP and Fuzzy Gray Theory [J]. Materials Protection, 2019, 52(7): 54.
- [15] 韩夏冰, 高志明, 党丽华, 等. Q235 钢在模拟大气环境中早期腐蚀图像小波包分析 [J]. 中国腐蚀与防护学报, 2013, 33(3): 211.  
HAN Xiabing, GAO Zhiming, DANG Lihua, et al. Wavelet Packet Analysis of Early Corrosion Image of Q235 Steel in Simulated Atmospheric Environment [J]. Chinese Journal of Corrosion and Protection, 2013, 33(3): 211.
- [16] PHAM T D. The Kolmogorov-Sinai Entropy in the Setting of Fuzzy Sets for Image Texture Analysis and Classification [J]. Pattern Recognition, 2016 (53): 229.
- [17] GHANTAS, KARP T, LEE S, Wavelet Domain Detection of Rust in Steel Bridge Images [J] // IEEE International Conference on Acoustics. IEEE, 2011: 1033.
- [18] 夏莹. 基于图像分析的 Q235 钢海水腐蚀检测技术研究 [D]. 大连: 大连理工大学, 2017.
- [19] AZEVEDO C. Failure Analysis of A Crude Oil Pipeline [J]. Engineering Failure Analysis, 2007(14): 978.
- [20] ZIER A M, RIOS E C, MENDES P D, et al. Investigation of AISI 1040 Steel Corrosion in H<sub>2</sub>S Solution Containing Chloride Ions by Digital Image Processing Coupled with Electrochemical Techniques [J]. Corrosion Science, 2011, 53(10): 3193.

(编辑: 温泽宇)