

基于改进蚁群算法的轨道缺陷图像分类

曹义亲 武丹 黄晓生

(华东交通大学软件学院 南昌 330013)

摘要 针对传统方法分类准确性低、分类速度慢且不同轨道缺陷类型的识别准确性有很大差异的弊端,提出一种新的基于改进蚁群算法的轨道缺陷图像分类方法。对轨道缺陷图像进行预处理,利用竖直投影法对轨道表面区域进行提取,将模糊理论和超熵理论结合在一起获取最佳分割阈值,完成图像分割。结合自适应阈值 Canny 边缘检测算子和 Hough 转换法,确定轨道缺陷部分。对缺陷部分的边缘细节进行改进,使轨道缺陷部分的轮廓更加显著。对轨道缺陷特征进行提取,在此基础上分析了基本蚁群算法,针对基本蚁群算法容易陷入局部最优的弊端进行改进,将与特征相似性最高作为判别函数,采用改进蚁群算法对轨道缺陷图像进行分类。实验结果表明,所提方法的分类准确度高,且分类速度快。

关键词 改进蚁群算法,轨道,缺陷图像,分类

中图分类号 TP391 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2019.08.048

Track Defect Image Classification Based on Improved Ant Colony Algorithm

CAO Yi-qin WU Dan HUANG Xiao-sheng

(School of Software, East China Jiaotong University, Nanchang 330013, China)

Abstract In view of the disadvantages of the traditional methods, such as low accuracy, slow classification speed, and a great difference in the recognition accuracy of different types of track defects, a new method of track defect image classification based on improved ant colony algorithm was proposed. The track defect image is preprocessed, the vertical projection method is used to extract the track surface area, the fuzzy theory and the hyper entropy theory are combined to obtain the best segmentation threshold, and the image segmentation is completed. Combined with adaptive threshold Canny edge detection operator and Hough transformation method, the rail defect part is determined. The edge details of defects are improved to make the contour of track defects more obvious. On the basis of this, the basic ant colony algorithm is analyzed, the characteristic similarity is used as a discriminant function, and the improved ant colony algorithm is used to classify the track defect image. Experimental results show that the classification accuracy and classification speed of the proposed method are high.

Keywords Improved ant colony algorithm, Orbit, Defect image, Classification

铁路运营安全对保障乘客人身安全与路轨畅通起到了关键作用。轨道缺陷会加快车轮的磨损速度,缩短其使用年限,使其出现剥落等情况,并且提高了脱轨的可能性^[1-2]。轨道缺陷主要包括波纹擦伤、金属剥落和裂纹等,这些缺陷会对轮、轴承等产生很大的损害^[3]。车轮如果在存在缺陷的轨道上运行,周期性冲击会使整个列车及轨道系统出现耦合震动,导致列车出现颠覆、燃轴和切轴现象。对轨道缺陷进行检测是保证铁路安全运行的主要手段,而轨道缺陷图像分类是轨道缺陷检测的基础和关键,对其进行研究具有重要意义^[4-5]。

人工巡检是我国当前轨道缺陷图像分类采用的主要方式,不仅效率极低,而且分类结果受相关人员经验等主观因素的影响^[5]。随着计算机技术的发展,机器视觉被广泛应用于轨道缺陷图像的分类中^[6]。例如,利用逻辑操作组合对轨道

表面缺陷部分进行提取,通过 BP 神经网络法实现缺陷的分类;利用轨道表面模板图像和待测图像匹配法保证轨道表面部分不受光照影响,通过阈值分割法提取缺陷部分,采用神经网络方法和形态学方法对缺陷进行分类识别。然而,机器学习方法针对分类精度和速度等参数效果不好。为了抑制树叶、杂草等对分类结果的干扰,部分学者利用 ICA 构造轨道缺陷图像的统计生成模型,把目标图像转换至 ICA 域,通过特征元素间的对应关系完成对其的分类识别。然而,该方法的准确性较差。为了提高分类精度,通过提取轨道缺陷图像灰度、纹理等特征,采用模糊集理论对缺陷图像分类器进行设计,实现分类识别。然而,该方法针对不同轨道缺陷类型的识别准确性上有很大的差异,分类结果不稳定。针对上述方法的弊端,本文提出一种新的基于改进蚁群算法的轨道缺陷图像分类方法。

到稿日期:2018-06-30 返修日期:2018-09-07 本文受江西省科技支撑计划重点项目(20161BBE50081)资助。

曹义亲(1964—),男,硕士,教授,主要研究方向为数字图像处理、模式识别;武丹(1994—),女,硕士生,主要研究方向为数字图像处理,E-mail:1242556985@qq.com(通信作者);黄晓生(1972—),男,博士,副教授,主要研究方向为数字图像处理。

1 轨道缺陷图像的处理

1.1 轨道缺陷图像的预处理

在对轨道缺陷图像进行分类前,首先完成对其的预处理,主要包括中值滤波、图像增强和形态学处理 3 个阶段^[7]。

中值滤波属于统计排序滤波器。通过中值滤波完成对轨道缺陷图像的去噪处理,把轨道缺陷图像的中间灰度值当成输出像素,将该像素灰度值当成图像的灰度值^[8]。也就是针对某滤波窗口,假设像素是奇数个,依据灰度值大小进行排序,用最中间的像素灰度值代替原有图像中心点灰度值,公式描述如下:

$$y = \text{Med}\{x_1, x_2, \dots, x_n\} = x_{\lfloor \frac{n+1}{2} \rfloor} \quad (1)$$

其中, y 描述经处理后轨道缺陷图像像素的灰度值,也就是输出灰度值; x_i 描述处理前轨道缺陷图像的像素灰度值,即输出灰度值; n 描述像素数量,取奇数。

灰度直方图为轨道缺陷图像增强的主要方式^[9],通过对图像中各点像素灰度值进行统计,利用灰度直方图对灰度的改变情况进行观察。本节选用非线性灰度变换,由于轨道曲线图像增强仅对图像的部分区域感兴趣,将非线性函数当成变换函数,将不感兴趣的部分进行压缩处理。非线性灰度变换下,选用伽马函数^[10]作为变换函数。

完成上述处理后,进行形态学处理。在图像特征改变的情况下,需完成轨道缺陷图像边界的形态学处理^[11],通过膨胀处理和腐蚀处理实现。

对轨道缺陷图像的膨胀处理会导致缺陷变粗或生长,能够实现缺陷孔洞的填充。膨胀处理能够用下述集合的形式进行描述:

$$X + S = \{x | S + x \cup x \neq \emptyset\} \quad (2)$$

其中,图像 X 完成了膨胀 S 的处理,膨胀后的像素点 $S+x$ 和处理前的像素点 x 均为非空。

对轨道缺陷图像进行腐蚀处理会导致缺陷变窄或衰减,能够消除图像边界的杂质。腐蚀处理可通过集合的形式进行描述:

$$X - S = \{x | S + x \subseteq X\} \quad (3)$$

其中,图像 X 完成了腐蚀 S 的处理。经腐蚀处理后,像素点 $S+x$ 仍处于图像 X 中。

1.2 轨道表面区域的提取

本节通过竖直投影法对轨道表面区域进行提取^[12-13],按照轨道表面和两侧存在差异的特点,首先计算图像不同列的灰度均值,然后计算整幅图像的灰度均值,最后将整幅图像的灰度均值当成参照,对各列灰度值进行比较,获取轨道表面缺陷部分的初始点和终止点。详细实现过程为:

(1) 逐列累加轨道缺陷图像中不同像素的灰度值,同时求取均值,获取图像不同列的灰度均值数组 $\text{Avg}(i)$ 。

(2) 求出整个轨道缺陷图像的灰度均值 Avg_mean 。

(3) 在数组 $\text{Avg}(i)$ 中选择连续 10 个值均高于 Avg_mean 的点,该点即为轨道表面缺陷图像开始的边缘点 begin_point ;在数组 $\text{Avg}(i)$ 的 begin_point 之后寻找首个连续 10 个值均低于 Avg_mean 的点,即为轨道表面缺陷图像结束的边

缘点 end_point 。截取轨道图像 begin_point 至 end_point 间的图像,即求得轨道缺陷图像。截取的轨道图像用图 1 进行描述。



图 1 轨道表面区域图像

Fig. 1 Image on the surface of the orbit

1.3 轨道缺陷图像的分割

通过对当前轨道缺陷分割法进行研究,发现图像分割的难点为缺陷部分与正常部分交接处的像素所处区域很难确定^[14-15],即分割阈值所处灰度值区间无法准确判断。而模糊理论能够实现对模糊集合的表达和处理,从而将模糊逻辑消除。超熵利用对信息熵的优化,提高了类内预测的准确性。将模糊理论和超熵理论结合在一起,获取轨道缺陷图像的总超熵值函数,利用得到的函数,依据模糊理论中的隶属度函数和遗传算法获取最佳分割阈值。

(1) 假设 L 个随机变量构成的变量子集用 $X_L = x_1, \dots, x_L$ 进行描述,事件出现的概率可通过联合概率进行描述,即 $P(X_L) = P(x_1, \dots, x_L)$,变量集的信息熵可用 $H(L)$ 进行描述,熵率可用 H 进行描述,则超熵可通过下式求出:

$$E = \sum_{L=1}^{\infty} (H(L) - H) \quad (4)$$

(2) 针对尺寸为 $m \times n$ 、灰度级为 K 的轨道缺陷图像,依据阈值 δ 把轨道缺陷图像划分成暗类与亮类两种,暗类主要是灰度值较低的像素,亮类主要是灰度值高的像素。依据模糊理论,二者的相应隶属度函数依次用 μ_a 与 μ_b 进行描述,即:

$$\mu_a(k; \alpha, \beta) = \begin{cases} 1, & 0 \leq k < \alpha \\ 1 - 2 \times \left(\frac{k - \beta}{\beta - \alpha}\right)^2, & \alpha < k \leq \frac{\alpha + \beta}{2} \\ 2 \times \left(\frac{k - \beta}{\beta - \alpha}\right)^2, & \frac{\alpha + \beta}{2} < k < \beta \\ 0, & \beta \leq k \leq K \end{cases} \quad (5)$$

$$\mu_b(k; \alpha, \beta) = 1 - \mu_a(k; \alpha, \beta) \quad (6)$$

其中, k 描述轨道缺陷图像的像素灰度值; (α, β) 代表任意像素值。

在轨道缺陷图像 F 中,灰度值 k 的像素属于暗类 C_d 与亮类 C_b 的概率 P_{kd} 和 P_{kb} 依次为:

$$P_{kd} = P_I(k) \times P_{d|k} \quad (7)$$

$$P_{kb} = P_I(k) \times P_{b|k} \quad (8)$$

其中, $P_I(k)$ 描述轨道缺陷图像一维直方图的概率分布; $P_{d|k}$ 与 $P_{b|k}$ 依次描述灰度值是 k 的像素属于暗类与亮类的条件概率。

(3) 假设 $P_{d|k} = \mu_d(k; \alpha, \beta)$, $P_{b|k} = \mu_b(k; \alpha, \beta)$, 则可获取 2 类 C_d 与 C_b 的概率 P_{kd} 和 P_{kb} , 以获取信息熵, 即:

$$H_d(k) = - \sum_{k=0}^K P_I(k) \times \mu_d(k; \alpha, \beta) / P_d \times \log_2(P_I(k) \times \mu_d(k; \alpha, \beta) / P_d) \quad (9)$$

$$H_b(k) = - \sum_{k=0}^K P_I(k) \times \mu_b(k; \alpha, \beta) / P_b \times \log_2(P_I(k) \times \mu_b(k; \alpha, \beta) / P_b) \quad (10)$$

(4) 将上述公式代入式(4), 获取两类总模糊超熵值:

$$E_f(\alpha, \beta) = E_{fd}(\alpha, \beta) + E_{fb}(\alpha, \beta) \quad (11)$$

(5) 应找到最佳参数组合 (α^*, β^*) , 令 $E_f(\alpha^*, \beta^*)$ 达到最高值, 也就是令轨道缺陷图像经阈值分割后类内达到高统一性, 类间存在很大的不同。通过遗传算法计算 (α^*, β^*) 后, 依据式(6)可以看出, 在 $\mu_b(k^*, \alpha^*, \beta^*) = \mu_d(k^*, \alpha^*, \beta^*)$ 的情况下, 一定有 $\mu_b(k^*, \alpha^*, \beta^*) = \mu_d(k^*, \alpha^*, \beta^*) = 0.5$, 当前灰度值是 k^* 的像素不仅属于暗类, 也属于亮类, 因此将隶属度是 0.5 的灰度值当成图像分割阈值, 当前 $k^* = (\alpha^* + \beta^*) / 2$ 。

2 基于改进蚁群算法的轨道缺陷图像分类方法

2.1 轨道缺陷图像的提取

轨道缺陷图像中有缺陷的位置将导致轨道图像灰度出现改变, 通过边缘检测法能够加强因缺陷引起的灰度变化程度。本节选用自适应阈值 Canny 边缘检测算子^[16], 这主要是由于该算子结构简单, 易于实现, 同时结果符合后续处理要求。对边缘进行检测后, 轨道缺陷图像中绝大多数非缺陷部分均被滤除, 但仍存在一些多余的信息被保留。研究发现, 结果中通常有 3 种类型的信息, 依次是缺陷信息、轨道边缘改变部分和细小坑洞。轨道边缘长度和亮度均与缺陷类似, 在很大程度上会被误识别为缺陷, 若首先将其滤除, 会提高提取结果的准确性。大量研究表明, 边缘变化区域具有与直线接近的特性, 但缺陷通常无该特性, 因此选用 Hough 转换法把图像中具有直线特性的点删除。

Hough 转换是借助图像点-线的对偶关系实现的。在直角坐标系中, 某点 (x, y) 经点-正弦曲线进行对偶变换处理, 则有:

$$\rho = x \cos(\theta) + y \sin(\theta) \quad (12)$$

在极坐标 $\rho-\theta$ 中, 点 (x, y) 转换成一套正弦曲线, θ 在 $[-90^\circ, 90^\circ]$ 范围内取值, 将 x 轴当成基准。经证明, 在直角坐标系 $x-y$ 中, 直线上任意一点经 Hough 转换后, 其正弦曲线在极坐标 $\rho-\theta$ 中存在交点, 即极坐标 $\rho-\theta$ 中某点 (ρ, θ) 与直角坐标系 $x-y$ 中的某条直线相对应。获取与该点相应的直线, 同时亮度取 0, 从而消除直线。

删除直线后, 轨道缺陷图像中仅存在轨道缺陷与细小坑洞, 通过目标标注法完成对二者的区分。首先完成对轨道缺陷图像的扫描处理, 将存在位置关联的像素点赋予同一标注编号, 像素点最多的标注编号与缺陷相应, 从而将轨道缺陷从整幅图像中分离出来。

2.2 轨道缺陷轮廓的跟踪

本节对缺陷部分的边缘细节进行改进, 令轨道缺陷部分的轮廓更加显著。结合缺陷部分和边界的关系, 通过链码跟踪记录的轮廓信息完成后续的测量计算。因此, 本节通过方

向链码跟踪法完成对缺陷部分轮廓信息的进一步提取。

该方法依据轮廓点信息的跟踪, 能够避免对征途轨道缺陷图像的搜寻, 大大提高效率。链码跟踪的过程为:

(1) 中心像素 Q 依据逆时针方向完成对相邻点的编码处理, 如图 2 所示。

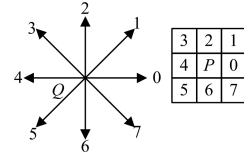


图 2 某像素方向链码示意图

Fig. 2 Schematic diagram of chain code in a certain pixel direction

(2) 完成对轨道缺陷图像的扫描处理, 在获取一个轮廓点时停止扫描, 同时对该点坐标 (x_1, y_1) 进行记录。

(3) 将 (x_1, y_1) 当成中心, 按照链码跟踪方向完成对相邻点的扫描。如果缺陷点 (x_2, y_2) 被扫描到, 则结束跟踪, 同时将记录点 (x_1, y_1) 方向链码值看作扫描的轮廓点的编码, 然后继续进行下一步; 如果未扫描缺陷轮廓点, 则结束跟踪。

(4) 通过背景色对点 (x_1, y_1) 进行填充, 将点 (x_2, y_2) 看作中心, 重新进行步骤(2)。

通过以上过程得到轨道缺陷轮廓的全部链码序列, 完成轨道表面缺陷部分的准确提取, 同时按照轮廓线条的顺序记录序列, 为后续处理提供依据。得到的部分轨道缺陷轮廓如图 3 所示。

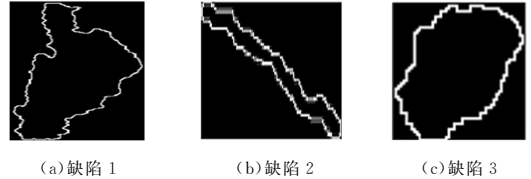


图 3 轨道表面缺陷轮廓的截图

Fig. 3 Surface defect contour map

2.3 轨道缺陷特征的提取

对于轨道表面缺陷特征, 需体现其缺陷属性。因为轨道缺陷尺寸与分布存在差异^[17], 所以特征描述参数需对缺陷位置、尺寸及方向不敏感; 同时轨道缺陷形态较为复杂, 某个特征描述参数不能精准、有效地实现对缺陷的描述, 需通过若干参数结合的方式完成对缺陷的描述和记录。

不同缺陷对轨道产生的影响存在较大差异, 在对轨道缺陷特征信息进行记录的过程中, 需完成初始分类, 从而对缺陷的影响情况进行预估。缺陷特征描述参数和缺陷特征信息依次如表 1 和表 2 所列。

表 1 缺陷特征描述参数

Table 1 Defect feature description parameters

特征	物理意义	特征描述意义
面积	轨道缺陷部分边界与边界内部全部像素总量	缺陷尺寸的体现
矩形度	轨道缺陷部分面积及其最小外接矩形面积之比	缺陷部分在外接矩中填充程度的体现
长宽比	最小外接矩的长度及宽度之比	缺陷部分形状的体现
致密度	周长平方和面积之比	缺陷部分单位面积周长大小的体现

表 2 缺陷特征信息

Table 2 Defect feature information

缺陷种类	面积	矩形度	长宽比	致密度
波纹擦伤	192	0.762	1.825	5.922
金属剥落	544	0.635	1.916	7.125
裂纹	206	0.425	19.152	29.356

2.4 改进蚁群算法的分类

2.4.1 基本蚁群算法

蚂蚁在觅食时一定会找到事物与栖息地间的最短路径。大量研究表明,蚂蚁间利用体外激素实现信息交换,以达到相互协作和完成任务的目的^[18]。蚁群有序地完成任任务,信息交互是关键前提。蚂蚁可对路径中外激素是否存在及外激素的强度进行感知,同时向激素强的路径方向继续行走。因此,蚁群行为是一种信息的正反馈行为,也就是某路径上蚂蚁数量越多,遗留的信息量越多,蚂蚁选择该路径的概率就越大,最后全部蚂蚁都会收敛在一条最短的路径中。蚁群算法仿生示意图如图 4 所示。

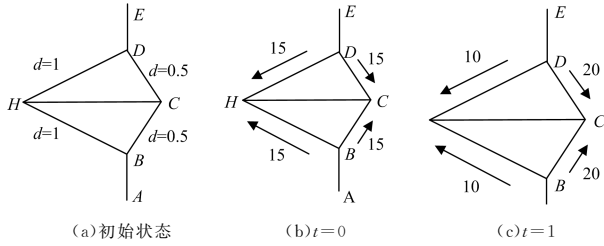


图 4 蚁群算法仿生示意图

Fig. 4 Bionic sketch map of ant colony algorithm

2.4.2 基本蚁群算法的改进

基本蚁群算法由于依据随机比例状态转移原则,蚂蚁选择现阶段形成的最优解,容易陷入局部最优^[19-22]。为了使蚂蚁选择其他解,应扩大选择概率的范围,通过状态转移方程实现:

$$p_{ij}^k(t) = \begin{cases} \arg \max_{j \in Allowed_k} \{[\tau_{ij}(t)][\eta_{ij}(t)]\}, & g < 1 - e^{-1/K} \\ b, & \text{else} \end{cases} \quad (13)$$

其中, g 描述 $[0, 1]$ 范围内的随机数, $K=1, 2, \dots, NC$ 。若 $g < 1 - e^{-1/K}$, 通过式(13)求解; 反之, 通过轮盘赌技术完成状态转移^[20]。轮盘赌的实现过程为:

- (1) $r = rand(0, 1), b = 0, i = 1$;
- (2) 若 $b \geq r$, 转入步骤(4), 反之继续进行下一步;
- (3) $b = b + p_{ij}^k(t), i = i + 1$, 转入步骤(2);
- (4) 元素 j 就是选择的元素, 停止迭代。

蚂蚁信息素是重要的因素, 需对其进行有效利用。本节

通过全局信息素更新法完成对蚂蚁信息素的调整:

$$\tau_{ij}(t+1) = (1 - \rho)\tau_{ij}(t) + \Delta\tau_{ij}^{\text{best}}(t), \rho \in [0, 1] \quad (14)$$

$$\Delta\tau_{ij}^{\text{best}} = \begin{cases} \frac{d_{l+1-i}^l}{\sum_{k=1}^l d_k^l} \cdot \frac{1}{L_{\text{best}}}, & \text{路径 } L \text{ 为前 } l \text{ 条最优路径} \\ l, & \text{else} \end{cases} \quad (15)$$

其中, L_{best} 用于描述现阶段的最优路径长度; d_k^l 用于描述没

有排序的路径长度。

在最优路径长度小于之前获取的最优路径长度时, 通过下式对信息挥发系数进行更新:

$$\rho(t) = \begin{cases} 0.85\rho(t-1), & 0.85\rho(t-1) \geq \rho_{\min} \\ \rho_{\min}, & \text{else} \end{cases} \quad (16)$$

2.4.3 改进蚁群算法对图像的分类

采用改进蚁群算法对轨道缺陷图像进行分类的详细过程如下。

(1) 初始化参数: 对涉及的参数进行初始化处理。

(2) 求出不同特征间的相关系数 r_{ij} 。

(3) 执行改进蚁群算法:

1) 假设蚂蚁数量 $k=100$ 。

2) 任意选择某特征 y_i 出发。

3) 通过式(13)计算第 k 个蚂蚁特征 y_i 到特征 y_j 的转移概率。

4) 按照状态转移概率对候选特征进行选择, 若候选特征和训练样本间的判别函数值超过既定阈值, 则将该特征保留, 并保存至样本子空间; 反之, 继续选择下一样本。

5) 如果样本子空间的样本量低于异质样本量, 蚂蚁将继续搜寻; 反之, 继续进行下一步。若现阶段样本子空间的判别函数达到最大值, 假设 $k=k+1$, 按照式(14)与式(15)对蚂蚁信息素进行更新, 令蚂蚁移动至 y_j ; 反之, 重新进行步骤(2)。

6) 若判别函数超过最大值, 则对蚂蚁异质样本进行保存, 判别函数的功能就是判断轨道缺陷图像和缺陷特征的相似程度。

(4) 循环次数增加 1。

(5) 若循环次数大于设定的最大值, 则结束迭代, 输出当前的判别函数; 反之, 重新进行步骤(3)。

3 实验结果和分析

3.1 实验数据准备

实验数据来源于某铁路局轨检车在某路段采集的信息。检测车与车载图像采集系统如图 5 所示, 车载图像采集平台通过 DALSA 公司生产的 CR 高速相机对轨道图像进行拍摄, 该相机分辨率高, 可达到采集要求。检测车的最高检测速度是 150 km/h, 在拍摄轨道图像过程中的速度是 100 km/h。因为选择整体快门方式, 所以采集的轨道图像没有运动畸变。

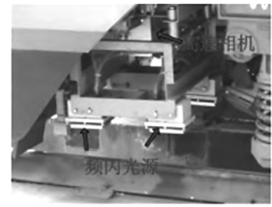


图 5 检测车与车载图像采集系统

Fig. 5 Detection vehicle and vehicle image acquisition system

实验测试集由 1200 帧轨道图像构成, 其中正常样本图像 900 幅, 轨道缺陷图像样本图像共 300 幅, 缺陷种类包括波纹擦伤、金属剥落和裂纹 3 种, 每种 100 幅图像。任意选择每种缺陷中的 3 幅图像, 采用本文方法对其进行预处理, 结果如图 6 所示。

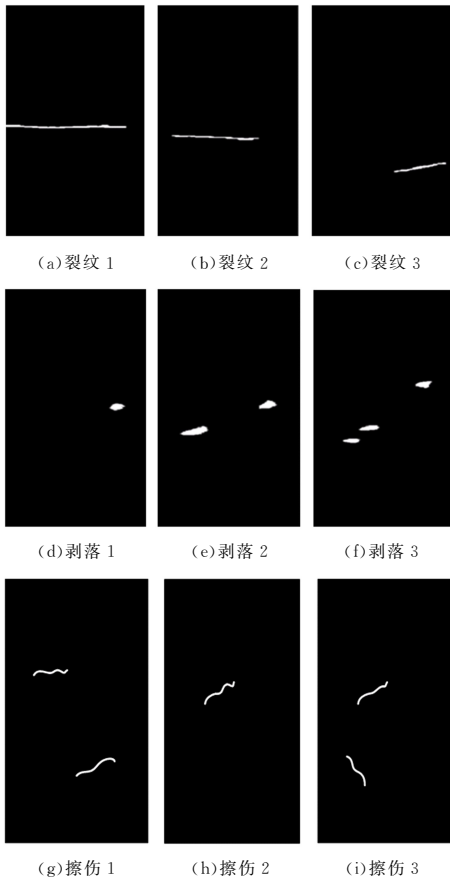


图6 本文方法的预处理结果

Fig. 6 Preprocessing results of proposed method

从图6可以看出,采用本文方法对轨道缺陷图像进行预处理,可得到清晰的轨道缺陷轮廓,为轨道缺陷图像分类提供依据。

在上述分析的基础上,将神经网络方法和粗糙集方法作为对比进行测试。任意取300幅缺陷图像中的100幅,采用3种方法对轨道缺陷图像进行分类,结果如图7所示。其中,#号代表波纹擦伤类缺陷,*号代表金属剥落类擦伤,+号代表裂纹类擦伤。

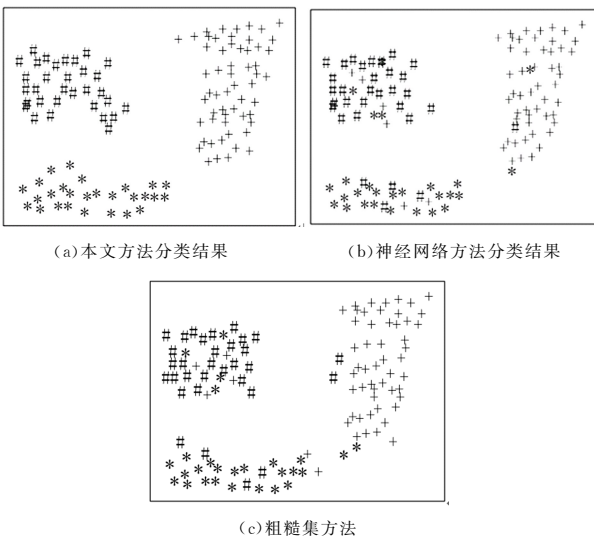


图7 3种方法分类结果的比较

Fig. 7 Comparison of classification results of three methods

从图7可以看出,采用本文方法对轨道缺陷图像进行分类,得到的分类结果最为准确,分类得到的3种类别中无其他种类的轨道缺陷图像。而从神经网络方法和粗糙集方法得到的分类结果可以看出,虽然2种方法可大致区分3种缺陷,但分类结果中均存在其他种类的缺陷图像,说明本文方法的分类准确性最高,实用性最强。

为了进一步验证本文方法的有效性,本节通过召回率、精确度、漏检率和分类时间4个指标对其进行测试。召回率,即准确分类轨道缺陷总量占测试集全部轨道缺陷总量之比,是分类方法寻找缺陷图像能力的体现。准确性,即在全部轨道缺陷图像分类结果中,准确分类的缺陷图像占总识别图像的比例,是分类结果正确性的体现。漏检率就是未完成分类的缺陷图像个数占总数量的比例。

将全部300幅轨道缺陷图像作为测试集,分别采用本文方法、神经网络方法和粗糙集方法对轨道缺陷图像进行分类,并对3种方法的分类性能进行量化测试,结果如表3所列。

表3 3种方法分类结果的比较

Table 3 Comparison of the results of three methods

指标	本文方法			神经网络方法			粗糙集方法		
	裂纹	金属剥落	波纹擦伤	裂纹	金属剥落	波纹擦伤	裂纹	金属剥落	波纹擦伤
实际缺陷量/个	100	100	100	100	100	100	100	100	100
识别缺陷量/个	86	92	88	80	82	76	79	72	75
准确分类量/个	79	85	81	58	61	53	58	50	49
未分类量/个	12	6	10	13	15	22	26	22	31
召回率/%	79	85	81	58	61	53	58	50	49
准确度/%	91.86	92.39	92.05	72.50	74.39	69.74	73.42	69.44	65.33
漏检率/%	12	6	10	13	15	22	26	22	31

从表3可以看出,本文方法可准确完成对轨道缺陷图像的识别和分类,对轨道缺陷图像的综合分类精度高达90%以上,对各种缺陷分类结果的分类精度均高于神经网络方法和粗糙集方法,且召回率与漏检率也优于其他两种方法,分类时间也更短;但仍有部分误分类及漏分类的情况出现。这主要是由于图像采集系统采集图像的质量不佳,固定在轨检车中的相机在高速运行下采集得到的轨道图像受光照、噪声等影响,从计算机视觉的角度不可避免地误导分类结果。

结束语 本文提出了一种新的基于改进蚁群算法的轨道缺陷图像分类方法。通过中值滤波、图像增强和形态学处理3个阶段对轨道缺陷图像进行预处理。利用竖直投影法对轨道表面区域进行提取,按照轨道表面和两侧存在差异的特点,计算图像不同列及整幅图像的灰度值,将整幅图像的灰度均值当成参照,对各列灰度值进行比较,获取轨道表面缺陷部分的初始点与终止点。将模糊理论和超熵理论结合在一起,获取轨道缺陷图像的总超熵值函数,按照得到的函数,依据模糊理论中的隶属度函数和遗传算法获取最佳分割阈值,完成图像分割。结合自适应阈值Canny边缘检测算子和Hough变换法,把图像中具有直线特性的点删除,确定轨道缺陷部分。对缺陷部分的边缘细节进行改进,令轨道缺陷部分轮廓更加显著。结合缺陷部分和边界的关系,通过链码跟踪记录的轮廓信息完成后续的测量计算。选择对缺陷位置、尺寸及方向不敏感的特征参数,通过若干参数结合的方式完成对缺陷的描述。本文分析了基本蚁群算法,针对基本蚁群算法容易陷

入局部最优的弊端对其进行改进,采用改进蚁群算法对轨道缺陷图像进行分类。实验结果表明,所提方法的分类准确度高,且分类速度快。

文中所提基于改进蚁群算法的轨道缺陷图像分类方法取得了一定的成果,但仍有部分问题需继续研究:目前图像采集条件下获得的图片受噪声及光照的影响较大,导致畸变;所提方法忽略了光照的影响,在轨道缺陷分类精度方面仍存在进一步研究的空间。

参 考 文 献

- [1] OHMI K,PANDAY S P,SAPKOTA A. Particle tracking velocimetry with an ant colony optimization algorithm[J]. *Experiments in Fluids*,2010,48(4):589-605.
- [2] LI G,LI P Q,WANG Y Q. Image edge detection method based on improved ant colony algorithm for railway[J]. *Transducer and Microsystem Technologies*,2013,32(6):130-133.
- [3] WANG J,ZHANG L,LU F,et al. The segmentation of wear particles in ferrograph images based on an improved ant colony algorithm[J]. *Wear*,2014,311(1/2):123-129.
- [4] WANG K,ZHANG G C. Research on image edge detection based on improved ant colony algorithm[J]. *Computer Engineering and Application*,2017,53(23):171-176.
- [5] PSYCHAS I D,SCHAUER M,BÖHRNSEN J U,et al. Detection of defective pile geometries using a coupled FEM/SBFEM approach and an ant colony classification algorithm[J]. *Acta Mechanica*,2016,227(5):1279-1291.
- [6] CHEN S J,HU Y H,SHI L,et al. Classification of Hyperspectral Imagery Based on Ant Colony Compositely Optimizing SVM in Spatial and Spectral Features[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*,2013,33(8):2192-2197.
- [7] JIANG W J. Fuzzy Region Segmentation of High Speed Acquisition Images Based on Improved Ant Colony Algorithm[J]. *Computer Simulation*,2015,32(12):377-381.
- [8] LI Y. Structural nonlinear vibration reliability analysis based on improved ant colony algorithm[J]. *Journal of Vibroengineering*,2014,16(3):1231-1239.
- [9] PENG C,ZOU C C. Automatic Extraction Method for Imaging Logs Crack Based on Improved Ant Colony Algorithm[J]. *Computer Engineering*,2015,41(8):196-201.
- [10] ZIMBONE M. Ion track effect on point defect production in SiC[J]. *Radiation Effects & Defects in Solids*,2011,166(7):480-486.
- [11] GONG L X,HUANG M,LIU Y,et al. Image edge measurement method based on improved ant colony and Zernike moment[J]. *Computer Integrated Manufacturing Systems*,2015,21(6):1442-1448.
- [12] HE Q,LI H,BHATTACHARJYA D,et al. Track geometry defect rectification based on track deterioration modelling and derailment risk assessment[J]. *Journal of the Operational Research Society*,2015,66(3):392-404.
- [13] LI J Y,DANG J W. Image Segmentation Based on Quantum Ant Colony Fuzzy Clustering Algorithm[J]. *Opto-Electronic Engineering*,2013,40(1):126-131.
- [14] SOUZA N,ZEIGER M,PRESSER V,et al. tracking of defect healing and purification of single-wall carbon nanotubes with laser radiation by time-resolved Raman spectroscopy[J]. *Rsc Advances*,2015,5(76):62149-62159.
- [15] ZHANG Z J,YUE B S,PAN Q,et al. Image segmentation algorithm of fuzzy clustering based on ant colony and adaptive filtering[J]. *Appliation of Electronic Technique*,2015,41(4):144-147.
- [16] ELAD M,FIGUEIREDO M A T,MA Y. On the Role of Sparse and Redundant Representations in Image Processing[J]. *Proceedings of the IEEE*,2010,98(6):972-982.
- [17] GAO J K,HOU W,YANG B Q,et al. Improved Fuzzy C-means Clustering Based on Ant Colony Algorithm[J]. *Modern Radar*,2016,38(11):30-34.
- [18] HARTING J,HARVEY M,CHIN J,et al. Detection and tracking of defects in liquid crystals[J]. *Computer Physics Communications*,2012,165(2):97-109.
- [19] ZHOU H,ZHANG Y S,GONG M. The classification of medical image based on the RBF neural network[J]. *Electronic Design Engineering*,2017,25(3):113-116.
- [20] ZHENG Y T,WU J. The Criminisi Algorithm Based on Ant Colony Optimization for Image Inpainting[J]. *Infrared Technology*,2017,39(3):221-225.
- [21] LIN X P,ZHOU S L,ZHANG G L,et al. An Image Mosaic Technology Based on Ant Colony Algorithm and Mutual Information Measure[J]. *Journal of Chongqing University of Technology(Natural Science)*,2013,27(1):76-81. (in Chinese)
林小平,周石琳,张官亮,等.一种基于蚁群算法和互信息测度的图像拼接技术[J]. *重庆理工大学学报(自然科学)*,2013,27(1):76-81.
- [22] JIA H L,DAI H X. Remote sensing image classification based on local partial classifier and deep neural network[J]. *Machine Tool & Hydraulics*,2017,45(24):64-68,89. (in Chinese)
贾厚林,戴红霞.基于局部分类器和深度神经网络的遥感图像分类[J]. *机床与液压*,2017,45(24):64-68,89.