

文章编号: 1005-8451 (2009) 06-0027-04

图像处理技术在钢轨表面缺陷检测和分类中的应用

官鑫, 赵智雅, 高晓蓉

(西南交通大学 物理科学与技术学院, 成都 610031)

摘要: 采用图像处理、模式识别及机器视觉等理论, 对现役钢轨缺陷进行检测和分类。完成自动提取缺陷图像和最小化缺陷图像, 以减少处理量并降低存储空间需求, 自动判断缺陷类别。文章对采集到的缺陷图像进行处理, 实验结果证明该方法能够正确实现检测轨道表面缺陷检测, 并具有一定的适用性。此方法可以克服人工检测方法的许多弊端, 提高检测速度和精度。

关键词: 铁路安全; 缺陷检测; 特征提取; 模式识别

中图分类号: U213.4

文献标识码: A

Application of image processing in defect detection and classification of rail surface

GUAN Xin, ZHAO Zhi-ya, GAO Xiao-rong

(School of Physical Science and Technology, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031, China)

Abstract: Aiming at the fast development of the railway, an method of defect detection and classification of rail surface was proposed. The new inspection method was based on image processing, pattern recognition and machine vision. Abstracting of defect image, minimizing the processing image to reduce the amount of data handled and the space occupying, classifying defects would be done automatically in this inspection method. The result data from the experiment, which was done with numbers of defect images, showed that this method was capable of classifying the defect images into right group correctly and had stated applicability. The proposed method could overcome the disadvantages of manual inspections and improve the speed and resolution of inspection.

Key words: railway security; defect detection; feature extraction; pattern recognition

铁路运营安全性的提高关系到人身安全和路轨畅通的重大问题。钢轨表面缺陷的检测就是其中十分重要的一环, 钢轨表面的缺陷会加快车轮的磨损, 形成剥落等缺陷, 同时也增加了脱轨的可能性。目前对线路表面缺陷的检测, 国内的检测方法主要有: 目视法、磁粉法和电涡流法。这些方法有其各自的不足, 可参考相关文献[9]。文中提出了一种自动检测的方法, 该方法通过利用图像处理和模式识别等技术, 可以实现轨道表面缺陷的自动检测, 能为轨道检查提供一种新型、有效和快速的途径, 成本低且检测精度高。

图1是几种常见的钢轨表面缺陷^[1]。

通过分析常出现的表面缺陷的特征, 我们可以将其分类为: 裂纹和疤痕。裂纹缺陷比较细长、类似于矩形, 长宽比相差较大; 疤痕缺陷类似于圆形, 长宽比相差不大。因此本系统主要针对这两种缺陷进行检测和分类识别。通过标定后, 也可以给出裂纹和疤痕的相关尺寸。



图1 几种常见的轨道表面缺陷

1 系统原理及处理流程

对钢轨表面缺陷识别的过程是, 安装在机车底部的摄像机随机车运动的同时, 拍摄钢轨表面图像。当钢轨表面有缺陷时, 便被摄像机拍摄到含有缺陷的钢轨图片。通过对图片的处理和分析, 可以将其中的缺陷提取出来并进行模式识别, 完成分类操作。

收稿日期: 2008-12-04

作者简介: 官鑫, 在读硕士研究生; 赵智雅, 在读硕士研究生。

整个图像处理过程为3部分。第1部分,图像读入和预处理,主要是对图像进行去噪和剪辑,降低后续处理的复杂度。第2部分,缺陷提取,通过对图像的缺陷分析,使用合适的算法提取出图像的缺陷图像。第3部分,模式识别,分析由第2步得到的缺陷图像,计算特征向量,匹配完成可得到目标的分类结果。整个处理流程如图2。

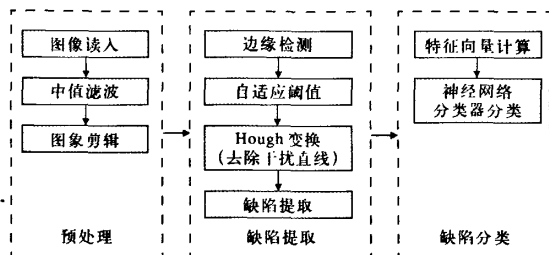


图2 图像处理算法流程图

2 预处理

根据不同图片和需要处理的内容,采用合适的预处理方式可有效降低后期图像处理的复杂度。

第1步是对图像进行中值滤波^[2],减低噪声对图像的影响。

第2步,对图像进行剪辑,去掉无关的区域。根据对采集的图像的研究发现,在钢轨表面区,灰度只在水平方向上有明显的跳变,在垂直方向上基本上是连续的;但在非钢轨区域,无论在水平方向还是在垂直方向都存在着很明显的灰度跳变。非钢轨区域可以根据上述特点剪切掉。使用Sobel的水平向算子对图像垂直边缘进行增强计算,取阈值得到黑白二值图像,统计垂直方向亮点数,会出现两个峰值。根据以上的分析,两峰值间对应的部分便是钢轨区域,对原始图像进行剪辑即可去掉不相关区域,相关内容可参考文献[10]。算法处理后效果如图3。从图3可以看出,剪辑后的图像剪辑掉了非钢轨区域,与原始图像相比,不光减少了存储空间,更减少了后续处理时非钢轨区域所增加的处理量和处理难度。

3 缺陷图像提取

缺陷图像主要分为两种,疤痕图像和裂纹图

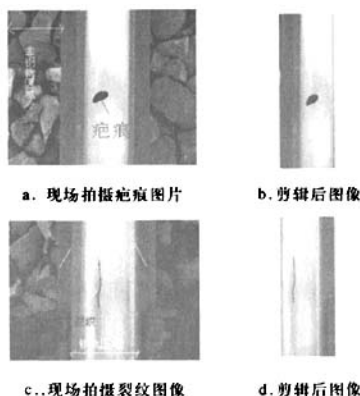


图3 图像剪辑效果图

像,有钢轨缺陷的位置会造成钢轨图像灰度的变化,使用边缘检测算法,可以增强这种灰度变化。系统中采用自适应阈值 Sobel 边缘检测算子^[3~4],结构简单,速度快,并且其结果已经满足后续处理的信息量要求。在完成边缘检测以后,图片中的大部分非缺陷图像都已经被滤除,但仍有部分多余信息被保留。经分析,结果中一般存在3类信息,包括缺陷信息,轨道边缘变化部分,细小坑洞。其中轨道边缘由于长度和亮度都与缺陷相近,容易被识别成缺陷,如果首先去除掉该项干扰,提取效果会有很大提升。通过研究分析,发现边缘变化部分有接近直线的特点,而缺陷一般没有,所以选择Hough变换的方法,将信息中的直线特性的点滤除(大于一定长度的直线)。

Hough变换的基本思想是利用点-线的对偶关系。直角坐标 $x-y$ 中的点 (x,y) ,经过点-正弦曲线对偶变换为: $\rho = x \cdot \cos(\theta) + y \cdot \sin(\theta)$ 。在极坐标 $\rho-\theta$ 中变为一条正弦曲线, θ 取 $[-90^\circ, 90^\circ]$,以 x 轴为基准。可以证明,直角坐标 $x-y$ 中直线上的点经过Hough变换后,它们的正弦曲线在极坐标 $\rho-\theta$ 有一个公共交点。也就是说,极坐标 $\rho-\theta$ 上的一点 (ρ, θ) ,对应于直角坐标 $x-y$ 中的一条直线。找到该点对应的直线,并将其亮度置0即可消除直线。具体参考相关图像处理书籍和文献^[2,8]。

消除直线后,图像中只有缺陷图像和细小坑洞,采用目标标注的区分方法。对图像进行扫描,有位置关联的像点给予相同的标注号,像素点最多的标注号对应于缺陷目标,可从图像中分离出

来,方法参照文献[2]和[5]。该部分处理结果如图4和图5。

从图4和图5的处理结果图可以看出,缺陷提取算法在缺陷图片质量较好的情况下,可以比较精确地对缺陷进行提取。从灰度的缺陷图像到最后的包含缺陷的黑白边缘图像,这个数据的变化给后续处理提供了良好的基础。

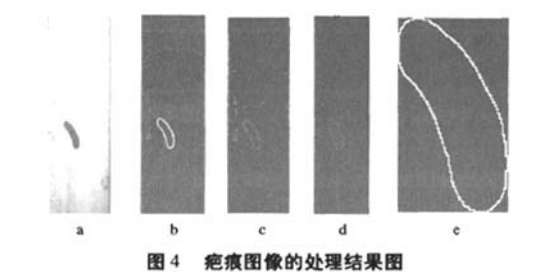


图4 疤痕图像的处理结果图

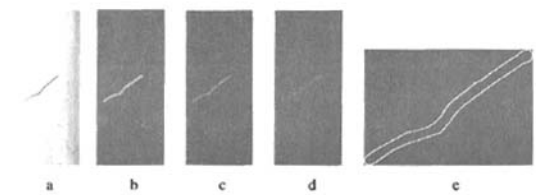


图5 裂纹图像的处理结果图

4 缺陷分类

缺陷分类使用模式识别学科中的理论。将图像从二维信息抽象成一个特征向量。根据特征向量的不同,对目标进行分类识别。模式识别中,特征向量的选择和识别方法的选择的不同会对结果有十分大的影响。首先对缺陷的多个特征进行计算,并选择了其中最有点的两个特征组成特征向量。然后通过学习向量量化(LVQ)神经网络模式识别的分类方法对两类缺陷进行了分类。

第1步是对缺陷的特征进行描述。特征表示的意义如表1。

最小外接矩形是指面积最小的外接矩形,有多种计算方法,一种是将曲线按一定角度旋转并计算对应的外接矩形面积(长轴平行于y轴),旋转90°后,面积最小的外接矩形即最小外接矩形。

对缺陷图像特征值进行计算,结果如表2,表中数据以缺陷图像的像素为基本单位,通过相应的计算方法得到的。

表1 缺陷图像各项特征值表示的几何意义

周长	区域的边界长度 (边缘像素个数)	长轴	最小外接矩形的长度
短轴	最小外接矩形的宽度	离心率	椭圆的扁平度,长轴与短轴的比值
面积	边界内所有像素点的个数	长宽比	最小外接矩形的长宽比
质心	边界点坐标的平均值	致密度	周长的平方与面积的比值,反映圆形成度
矩形度	物体与其外接矩形的充满程度	方向	长轴与x轴的夹角

表2 缺陷图像各项特征值计算结果

序号	周长	长轴	短轴	离心率	面积
(1)	370	158.2618	66.2339	0.9082	4376
(2)	292	122.4621	70.6868	0.8166	3575
(3)	412	146.6341	131.8341	0.4378	7811
(4)	760	344.5847	59.3706	0.9850	3662
(5)	640	319.4821	23.4626	0.9973	2604
(6)	822	373.1800	35.1653	0.9956	3978
(7)	650	269.0554	28.0324	0.9946	3053
(8)	230	96.5209	59.7344	0.7855	2388

续表2 缺陷图像各项特征值计算结果

序号	长宽比	质心	致密度	矩形度	方向
(1)	2.39	[36.55 57.64]	31.28	0.4592	112.27
(2)	1.73	[43.58 29.92]	23.85	0.4129	23.4744
(3)	1.11	[54.67 50.64]	21.73	0.4040	29.2572
(4)	5.80	[149.43 33.68]	157.73	0.1789	-15.556
(5)	13.62	[12.01 127.60]	157.29	0.3471	88.9695
(6)	10.61	[41.39 147.35]	169.85	0.3031	99.7575
(7)	9.60	[98.41 69.92]	138.39	0.4048	35.1458
(8)	1.62	[36.65 21.93]	22.15	0.4142	-5.8017

从表2中可知,缺陷图像的长宽比和致密度在两类缺陷中的数值差别较大,用其组成特征向量进行模式识别。

缺陷分类时采用了学习向量量化(LVQ)神经网络模式识别的方法,LVQ神经网络是在有教师状态下对竞争层进行训练的一种学习算法。它是从Kohonen竞争算法演化而来的^[6]。

LVQ神经网络有两层的网络结构,第1层为竞争层,第2层为线性层。有导师训练的竞争层是用于对输入向量进行分类;线性层将竞争层传递过来的分类信息转换为使用者所定义的期望类别。LVQ神经网络由三层神经元组成,即输入转换层、隐含层和输出层。该网络在输入层与隐含层间为完全连接,而在隐含层与输出层间为部分连接,每个输出神经元与隐含神经元的不同组相连接。隐含-输出神经元间连接的权值固定为1。输入-隐含神经元间连接的权值建立参考矢量的分量(对每个隐含神经元指定一个参考矢量)。在网络训练

过程中,这些权值被修改。隐含神经元和输出神经元都具有二进制输出值。当某个输入模式送至网络时,参考矢量最接近输入模式的隐含神经元因获得激发而赢得竞争,因而允许它产生一个“1”。其它隐含神经元都被迫产生“0”。与包含获胜神经元的隐含神经元组相连接的输出神经元也发出“1”,而其它输出神经元均发出“0”,产生“1”的输出神经元给出输入模式的类,每个输出神经元被表示为不同的类^[6~7]。其具体的结构如图 6。

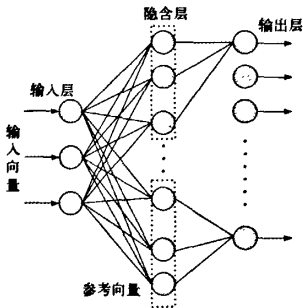


图 6 LVQ 网络结构图

模式识别时使用了 Matlab 神经网络工具箱中的函数创建 LVQ 网络,中间层的神经元个数设定为 5 个。学习速率为 0.01。未进行神经网络训练之前,网络的初始的权值 w_1 满足:

$w_1 = [7.3650 \ 169.4900; 7.3650 \ 169.4900; 7.3650 \ 169.4900; 7.3650 \ 169.4900; 7.3650 \ 169.4900]$

在经过 18 次训练后误差达到 0.01%,在缺陷图像质量较好时,其结果是可信的。

所得到的新的网络的竞争层权值 w_1 为:

$w_1 = [4.5974 \ 99.6876; 7.0847 \ 169.5778; 7.3325 \ 169.4864; 7.4353 \ 183.6185; 7.8312 \ 169.0503]$ 。

通过神经网络的设计,系统能够对输入的缺陷特征参量进行准确归类,缺陷分类正确,算法结果与预计结果一致,说明算法思想正确,并可以应用于实际系统中。表 3 是部分实验图像的处理结果。

5 结束语

本文提出了一种采用图像处理方式对钢轨表面缺陷进行检测和分类的算法。并采用现场采取

表 3 部分实验图像处理结果

缺陷图像	特征量 [长宽比 灰度]	检测结果	缺陷图像	特征量 [长宽比 灰度]	检测结果
	[1.3861 21.9066]	1		[1.1068 19.4255]	1
	[14.7631 147.8222]	2		[8.10 317.2556]	2
	[2.3907 31.2825]	1		[1.7343 23.8495]	1
	[1.1086 21.7329]	1		[5.7968 157.7342]	2

图像,对采取的图像进行图像滤波,剪辑,边缘检测, Hough 变换,特征向量计算,神经网络模式识别等图像处理算法,对钢轨表面缺陷进行了检测和分类。实验结果表明,本文的处理算法可以达到预期的目的,完成表面缺陷的检测,可以为制作基于钢轨表面缺陷检测系统的图像处理解决方案提供了一定的借鉴。

参考文献:

[1] 铁道工务局.铁路工务技术手册:轨道[S].北京:中国铁道出版社,2000.

[2] 冈萨雷斯.数字图像处理[M].(2版)北京:电子工业出版社,2000.

[3] 杨朝霞, 逯 峰.图像梯度与散度计算及在边缘提取中的应用[J].中山大学学报,2002 (6).

[4] 陈 黎, 何永辉.带钢缺陷图像的自动阈值分割研究[J].计算机工程与应用,2002 (7).

[5] 单丽杰.基于子图像特征的目标提取方法[J].红外与激光工程,200 (12).

[6] 潘盛辉, 覃永新.基于神经网络的模式识别及应用[J].广西工学院学报,2000 (12).

[7] 郑南宁.计算机视觉与模式识别[M].北京:国防工业出版社,1998.

[8] J Illingworth and J Kittler. The adaptive Hough transform[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 9(5): 690-698, 1987.

[9] Graham Thomas. Overview of Nondestructive Evaluation Technologies[D]. Lawrence Livermore National Laboratory, SPIE, 1995: 2458.

[10] 孟 佳.钢轨表面缺陷识别系统的设计与研究[D].西南交通大学,2005.