

# 基于多帧杆号字符识别的接触网检测系统

杨文静<sup>1</sup> 狄 岚<sup>1</sup> 梁久祯<sup>2</sup>

(1. 江南大学数字媒体学院, 无锡, 214122; 2. 江南大学物联网工程学院, 无锡, 214122)

**摘 要:** 针对传统电气化铁路接触网检测在稳定性和准确性方面的不足, 提出了以自动识别的杆号作为接触网杆定位和图像索引检测依据的接触网自动检测系统。该系统介绍了多帧图像杆号识别过程, 比较了形状上下文(Shape context, SC)算法、角点典型形状上下文特征(Corner representative shape context, CRSC)算法和重心形状上下文(Center shape context, CSC)算法, 确定了将 CSC 算法作为杆号识别的算法。实验结果表明, 该算法具有实时性好、可靠性高等优点, 能够满足时速 300 km 左右的接触网实时检测要求, 为电气化铁路定位检测提供了一种稳定性好、检测速度快的方法。

**关键词:** 接触网; 自动检测系统; 杆号; 形状上下文

**中图分类号:** TP391      **文献标志码:** A

## Catenary Detection System Based on Multi-frame Character Recognition

Yang Wenjing<sup>1</sup>, Di Lan<sup>1</sup>, Liang Jiuzhen<sup>2</sup>

(1. School of Digital Media, Jiangnan University, Wu'xi, 214122, China; 2. School of IoT Engineering, Jiangnan University, Wu'xi, 214122, China)

**Abstract:** As insufficient stability and accuracy of traditional electrified railway catenary detection, a catenary automatic detection system is proposed, which has the ability to automatically identified rod numbers as the basis for catenary pole position and image index detection. Firstly, the system introduces the process of multi-frame rod number identification, and then analyzes three most common feature extraction methods, i. e. shape context(SC), corner representative shape context(CRSC) and center shape context(CSC). Finally, the CSC algorithm is chosen to be integrated into the proposed system as the most effective method of rod number recognition. Experiments show that the proposed system achieves better recognition results in terms of real-time performance and reliability than other method. Specifically, the proposed system can run smoothly at about three hundred kilometers per hour and provide a practical method to detect the position of electrified railways.

**Key words:** catenary; automatic detection system; rod numbers; center shape context

## 引 言

目前研究的接触网图像识别算法大都针对简单图像环境, 因此用单一参数做检测, 对复杂图像目标

的综合检测成为亟待解决的难题。在接触网系统中,接触网参数检测和接触网不良状态检测是主要的研究内容。在接触网参数检测中,主要的悬挂参数和几何参数有:拉出值、定位器坡度、导高和磨耗等。在接触网不良状态检测中,大部分利用安装在车顶上的摄像机采集图像,进而对每一帧图像进行处理,主要检测项有:异物、接触点过热、树木、飞鸟、弓网离线电弧检测和部件断裂等检测项。由于接触网参数是确保接触网性能的基础,所以国内外对如何检测接触网参数的研究非常多,例如:文献[1]利用三角定位方法检测接触线拉出值;文献[2]使用入射光反射在相机的位置检测磨耗;文献[3]利用透镜系统、光电二级管将离线电火花转化为放大的电信号来检测弓网离线燃弧;文献[4]使用红外相机来检测弓网接触点过热;文献[5]提出自动检测接触网异物故障的系统;文献[6]使用相机对多检测标志同时检测的方式计算风偏量。虽然存在很多接触网检测项,但是杆号却是标定接触线位置的唯一标志,杆号的识别在接触网检测的过程中,起到了极其重要的作用。因此,杆号识别方法的稳定性和准确性显得尤为重要。本文针对复杂的接触网全局图像作为图像处理对象,把杆号作为识别目标,使用图像处理方法对杆号区域进行字符识别,从而确定杆号位置,克服了杆号定位难的问题。本文通过提取图像最小外接矩形粗定位杆号区域,使用随机抽样一致性(Random sample consensus, RANSAC)线拟合精定位,使用仿射变换和透射变换归一化字符,最后采用基于形状上下文模板匹配的方法识别杆号字符。实验证明该系统较好地满足了实际运行时的实时性和可靠性要求。在字符识别的应用中,模板匹配法<sup>[7]</sup>、神经网络<sup>[8]</sup>、支持向量机(Support vector machine, SVM)<sup>[9]</sup>和特征匹配法等方法最为常用。本文结合了特征匹配法和模板匹配法来识别字符。

(1) 模板匹配法<sup>[7]</sup>。匹配步骤如下:首先叠放模板  $T$  搜索图  $P$ ,  $P^{i,j}$  表示子图,  $(i, j)$  是  $P$  图中的坐标。 $P^{i,j}$  和  $T$  对比,若两者相等,  $T$  和  $P^{i,j}$  之差为零。模板与字图的相似度为

$$S(i, j) = \frac{\sum_{m=1}^N \sum_{n=1}^N P^{i,j}(m, n) T(m, n)}{\sqrt{\sum_{m=1}^N \sum_{n=1}^N [P^{i,j}(m, n)]^2} \sqrt{\sum_{m=1}^N \sum_{n=1}^N [T(m, n)]^2}} \quad (1)$$

式中:  $S(i, j)$  为相似度值,相似度最大的模板即为最佳模板。

(2) 神经网络。神经网络<sup>[8]</sup>包括 BP 网络、Hopfield 网络和有径向基网络等多种类型,其中 BP 网络在字符识别的应用中较为广泛。BP 网络的输入输出函数可表示为

$$\mathbf{y} = g(\mathbf{W}_2 \times f(\mathbf{W}_1 \times \mathbf{x} + \mathbf{b}_1)) \times C + \mathbf{b}_2 \quad (2)$$

式中:  $\mathbf{x}$  为神经网络对应的输入向量;  $\mathbf{y}$  为神经网络的输出值;  $\mathbf{W}_1$  为连接输入神经元与隐层神经元对应的权值向量;  $\mathbf{b}_1$  为初始偏移向量;  $\mathbf{W}_2$  为连接隐层和输出层神经元对应的权值向量;  $\mathbf{b}_2$  为输出神经元的权值初始偏移;  $C$  为一个用于调节隐层输出值的系数。

(3) 支持向量机。支持向量机<sup>[9]</sup>建立在统计学习理论的 VC 维理论和结构风险最小原理基础上,它的优势在于解决非线性、小样本及高维模式识别等问题。支持向量机在模式识别(如车牌识别等)中得到非常广泛的应用。其基本过程可以描述为通过一个非线性映射  $\Phi$ , 将输入数据映射到一个高维的特征空间  $H$  中,并在特征空间  $H$  中对数据进行线性分类。

(4) 特征匹配法。通过字符特征的匹配来进行字符识别和分析,达到识别字符特征的目的方法叫做特征匹配法。在特征匹配法中应用最多的是形状特征提取法。字符特征提取法主要用欧式距离、轨迹等这些特征的提取来识别每个单一字符。字符识别算法若采用神经网络的方法,虽然其准确性和容错性较高,但是需要大量的训练样本,样本个数不能很少,但本文中杆号字符样本相对较少,无法保证神经网络的训练程度,且其实时性也不高。从 SVM 的参数寻优角度来看, SVM 寻参一般使用交叉验证,花费大量时间,不适合应用于实时网络检测系统。故本文采取基于特征匹配法和模板匹配法相结合的方法。

# 1 系统框架

接触网自动检测系统(见图 1)分为图像采集模块、杆号识别模块、几何参数提取模块、接触网检测模块、数据库查询模块以及数据统计与分析模块,结合各个模块对接触网的安全状态进行检测,最终给出统计分析结果。

(1) 图像采集模块。通过安装在动车组司机台的高清摄像机对关键区域进行图像采集。在进入隧道或光线不足时,使用激光给图像补光,实现采集图像灰度高度一致,确保图像异常分析不受光源和外界环境影响。

(2) 杆号识别模块。识别每一张图像的杆号区域字符,精确定位沿线经过的支柱(或吊柱)位置,建立数据库杆号索引。

(3) 几何参数提取模块。根据接触线目标图像信息,经过数字图像处理;通过三角测量法来计算接触线的高度、拉出值、线岔、锚段关节、超高、轨距以及定位管坡度等几何参数。

(4) 数据库查询模块。本文数据库表设计可划分为:线路信息表、工区信息表、供电段信息表、定位数据表、站区信息表、隧道信息表和结果数据表等,能够快速查询系统相关信息,进而以杆号作为索引,查询数据库对应表的拉出值、导高、磨耗和是否有异物等参数数据。

(5) 接触网检测模块。检测参数包括:磨耗、悬挂硬点、接触压力和离线燃弧等,对接触网进行全面检测,从而保证车辆的安全运行和维护。

(6) 数据统计和分析模块。对检测的结果数据进行统计、分析和比较,自动判断接触网设备及接触网悬挂部件有无明显故障,有无飞鸟、异物等外界物体干扰车辆正常运行;根据不同的时间、区段对检测结果数据进行分析,上传服务器,为检修部门快速排除安全隐患提供依据。

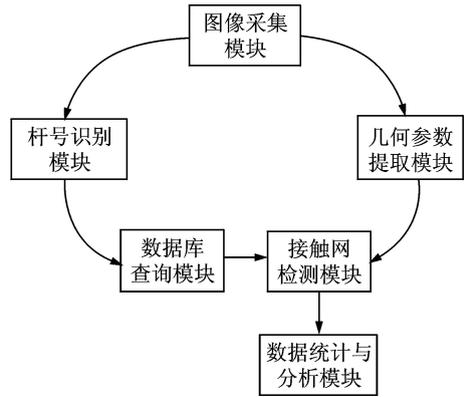


图 1 系统框图

Fig. 1 Block diagram of total system

# 2 杆号识别过程

杆号识别在接触网自动检测系统中起到了定位和索引的作用,因此杆号识别的可靠性至关重要。杆号识别主要由杆号区域定位、杆号的归一化处理、杆号字符分割和杆号字符识别 4 个部分组成,如图 2 所示。

## 2.1 杆号区域定位

### 2.1.1 定位概述

在进行杆号识别前需要进行杆号区域定位。杆号字符个数分为 3 个和 4 个字符,本文着重介绍 4 个字符的识别方法。杆号区域的大小一定,长宽比大约为 4 : 1,区域面积也是固定的。背景与字符区域灰度对比明显。杆号边缘区域在图像中可以形成有规则的矩形或平行四边形。尽管杆号区域形状是矩形的,在图像采集的过程中会因为视角不同使得图像发生倾斜和变形,但是影响不会很大。由于杆号区域的位置有不确定、大小不一、畸变、破损和背景复杂等特点。所以在实际应用

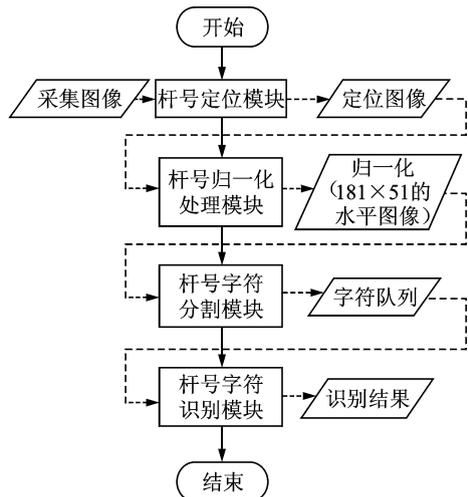


图 2 杆号识别流程图

Fig. 2 Flow chart of rod number identification

中影响杆号识别准确率的因素有很多,比如摄像机的拍摄角度、背景环境、火车的速度、噪声、光照以及天气等。本文使用全局动态阈值法图像分割<sup>[10]</sup>、边缘检测提取最小外接矩形和 RANSAC 线拟合<sup>[11]</sup>方法精确定位杆号区域。

### 2.1.2 全局动态阈值法图像分割<sup>[10]</sup>

由于杆号字符区域和背景的灰度对比明显,本文采用在全局范围内动态计算阈值的方法对图像进行分割,步骤描述如下。

(1) 计算图像灰度直方图,将灰度中值作为初始阈值,即

$$T = \frac{\max + \min}{2} \quad (3)$$

式中:  $\max$  为最大灰度值,  $\min$  为最小灰度值。

(2) 用阈值  $T$  将杆号区域图像分割成前景目标和背景两部分,并分别计算出其平均灰度值  $m_1$  和  $m_2$ , 得到一个新的阈值,有

$$T = k(m_1 + m_2) \quad (4)$$

(3) 重复步骤(2),一直迭代到  $T$  值间的差小于一个预定义的参数  $\epsilon$ , 则停止迭代。通常式(4)中的  $k$  取 0.5, 由于在拍摄图像时会出现光线不稳定的情况,需要动态调整  $k$  值,因此初始化  $k$  值为 0.6。  $k$  值的选择依据为

$$S = \frac{\sum_{f(x,y) \leq T} f(x,y)}{\sum_{f(x,y) > T} f(x,y)} \quad (5)$$

式中:  $f(x,y)$  为对应像素点坐标的灰度值,  $S$  为前景目标像素点总数与背景像素点总数的比值。迭代系数  $k$  的值可根据  $S$  的值作适当调整,若  $S$  不变,则  $k$  不变;若  $S > 2.5$ , 则  $k = 0.55$ ; 若  $S < 1.8$ , 则  $k = 0.65$ 。为了能获得准确的杆号区域,该方法可以用迭代系数的方法自动调节  $k$  值,因此自适应能力很强,得到的阈值非常准确。获取的原始图像和图像分割后的图像如图 3,4 所示。分割后的图像  $g(x,y)$  为

$$g(x,y) = \begin{cases} 1 & f(x,y) > T \\ 0 & f(x,y) \leq T \end{cases} \quad (6)$$

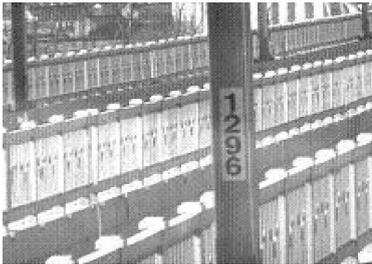


图3 原始图像

Fig. 3 Original image



图4 分割图像

Fig. 4 Partition image

### 2.1.3 提取最小外接矩形

分割图像后,得到黑白图像,用图像连通域像素标记算法<sup>[12]</sup>统计每个区域标记面积,保留面积在  $(a,b)$  之间的连通区域,滤掉部分干扰区域,对滤波后图像边缘提取,再对图像进行边缘跟踪<sup>[13]</sup>得到各个区域的边缘点集,保留边缘点集在  $(c,d)$  范围内的区域。提取边缘区域的最小外接矩形<sup>[14]</sup>,找到面积最小的外接矩形。求最小外接矩形的步骤如下:(1) 提取杆号边缘区域的凸包点集<sup>[15]</sup>。其中分治算法、卷格雷厄姆方法和包裹法等算法最为常用。本文采用的是分治算法<sup>[16]</sup>。(2) 使用旋转法求最小外接矩形。将  $90^\circ$  分成  $n$  等份,物体每次旋转  $90^\circ/n$  的角度。持续旋转,直到外接矩形的面积取得最小才停止

旋转。

#### 2.1.4 RANSAC 线拟合<sup>[11]</sup>

杆号区域提取最小外接矩形后,得到一个或多个疑似杆号区域。通过观察可以发现,杆号区域边缘为矩形形状,矩形是两对互相平行的线段,本文引入直线 RANSAC<sup>[11]</sup>估计的线性拟合方法,实现杆号区域的精确定位。1981年 Fischler 和 Bolles 引入了 RANSAC 方法<sup>[11]</sup>。直线的 RANSAC 估计在图像中的应用主要步骤如下:(1) 随机选取图像中的两个像素点拟合一条线  $L$ ; (2) 设定一个阈值  $T$ ,并找出与直线  $L$  的欧式距离小于阈值  $T$  的所有像素点集定  $P(L)$ ; (3) 重复步骤(1)和步骤(2),得到直线  $L_1, L_2, \dots, L_n$  的对应点集  $P(L_1), P(L_2), \dots, P(L_n)$ ; (4) 最终得到  $L$  与  $P(L)$  重合度最高的数据点集,拟合出一条最佳直线。经过 RANSAC 线拟合后得到 4 条线段,即矩形的长和宽,得到矩形区域的面积与两条线段之间的夹角,根据先验知识(如区域面积大小、两条线段之间的平行度和长与宽所成角度等),杆号区域得以精确定位。经过提取最小外接矩形和 RANSAC 线拟合后的图像如图 5 所示。

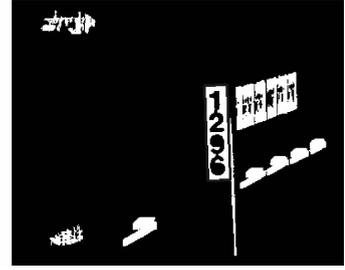


图 5 杆号定位图像

## 2.2 杆号归一化处理

杆号归一化处理分为一系列的仿射变换<sup>[17]</sup>(如旋转、平移和尺度缩放等),对杆号区域归一化得到一个标准模板(181×51)的水平图像。使用仿射变换对原始图像旋转变换到水平方向。设旋转前的图像坐标为  $(x, y)$ ,旋转后的图像坐标为  $(x', y')$ ,利用最小外接矩形参数确定角  $\theta$  的值,再利用仿射投影变换,将区域进行旋转变换。最终得到水平方向的杆号区域图像,变换公式为

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \end{bmatrix} = \mathbf{A} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} + \mathbf{V} \quad (7)$$

式中:  $\mathbf{A} = \begin{bmatrix} a_1 & b_1 \\ a_2 & b_2 \end{bmatrix}$ ,  $\det(\mathbf{A}) \neq 0$ ,  $\mathbf{V} = \begin{bmatrix} \xi \\ \eta \end{bmatrix}$ 。当  $a_1 = b_2 = \cos\psi$ ,  $-a_2 = b_1 = \sin\psi$  时,得到旋转和平移变换;当  $a_1 = b_2 = \alpha$ ,  $a_2 = b_1 = 0$ ,  $\xi = \eta = 0$  时,得到缩放变换。经过定位后的杆号原始图与归一化后的图像如图 6,7 所示。

## 2.3 杆号字符分割和杆号字符识别

经过归一化的图像再次经过图像预处理后都是白底黑字的二值化图像<sup>[18]</sup>。对其做垂直投影,定义特征值  $F$  为

$$F = \text{int}(\lambda((\sum_{i=0}^{nW-1} \text{proj}[i])/nW)) \quad (8)$$

式中:  $F$  为分割点的位置即字符与字符之间的临界值,  $\text{proj}[i]$  为图像中第  $i$  个字符区域内所有像素点的灰度值总和,  $nW$  表示第  $n$  个字符的宽度,  $\lambda$  为一个调控参数,通常取 0.5,  $\text{int}$  表示取整符号。经过字符分割后的图片如图 8 所示。

本文为了提高识别速度和精度,采用了重心形状上下文(Center shape context, CSC)的快速匹配方法,重心是图像的主要特征之一,与已有方法相比,本文方法能够快速实现形状识别且可靠性高。CSC



图 6 杆号提取图像

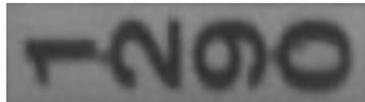


图 7 杆号归一化图像



图 8 字符分割图像

由形状上下文<sup>[19]</sup>(Shape context, SC)改进得到,其基本假设是利用轮廓点集生成的直方图对目标形状进行表示。假设轮廓由 $\lambda$ 个采样点集合 $P = \{p_1, p_2, \dots, p_\lambda\}$ 表示,以重心 $(g_x, g_y)$ 作为参考坐标原点,质心表达式为

$$\begin{cases} g_x = \frac{1}{\lambda} \sum_{i=1}^{\lambda} x_i \\ g_y = \frac{1}{\lambda} \sum_{i=1}^{\lambda} y_i \end{cases} \quad (9)$$

式中: $i=1, 2, \dots, \lambda$ ,  $(x_i, y_i)$ 为集合 $P$ 中的点。分别将对数极坐标系下的 $\log r$ 和 $\theta$ 划分成 $M$ 和 $N$ 个栅格,利用直方图 $h_i$ 表示 $\lambda$ 个采样点的分布情况,则有

$$h_i(k) = \# \{q \neq p_i : (q - p_i) \in b(k)\} \quad (10)$$

式中: $q$ 为余下的采样点; $b(k)$ 为第 $k$ 个栅格, $1 \leq k \leq K$ ,  $K = M \times N$ ;  $h_i(k)$ 即为CSC。在对数极坐标系中,各栅格在不同距离等级下所包含点数目差异很大,直接比较直方图的相似程度会更复杂,因此在距离方向上将直方图归一化,归一化表达式为

$$\bar{h}_i(k) = \frac{h_i(k)}{\lambda} \times 100 \quad (11)$$

$p_i$ 表示其中一个目标上的任一采样点,  $q_j$ 表示另一个目标上的任一采样点,匹配损失函数为

$$d(p_i, q_j) = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^K \frac{[h_i(k) - h_j(k)]^2}{h_i(k) + h_j(k)} \quad (12)$$

$d(p_i, q_j)$ 值越小,相似度越高,字符的匹配度越高。提取整个字符库中与未知字符相似度最大的值, $d(p_i, q_j)$ 的最小值为

$$\Phi(i) = \min d(p_i, q_j) \quad (13)$$

与模板中相似度最大的字符即为图像中杆号字符。

## 2.4 多帧杆号识别结果的融合

由于光照因素,在采集的图像中,字符出现断裂的图像中识别的结果差异较大,可能表现出前一帧图像识别度较高,下一帧却很低的现象,所以需要融合多帧的识别结果,也就是在多帧字符图像中选取最好字符图像来进行识别,从而使识别率的效果得到提高。多帧杆号图像识别的基本思想是在帧待识别图像的基础上,统计每一帧的识别结果,找出匹配度最高的字符作为识别结果。识别步骤如下。

(1) 进行初始化处理, $i$ 表示图像帧序列下标, $j$ 表示字符序列小表( $j=1, 2, 3, 4$ ), $D_{ij}$ 表示第 $i$ 帧杆号图像的第 $j$ 个字符的真实字符, $S_{ij}$ 表示第 $i$ 帧杆号图像的第 $j$ 个字符与模板字符的相似度值, $D_j$ 表示第 $j$ 个字符的识别结果, $S_j$ 表示第 $j$ 个字符的最大相似度值。 $D_j$ 和 $D_{ij}$ 初始化为NULL, $S_{ij}$ 和 $S_j$ 初始化为0。

(2) 读取一帧图像,当模板字符与当前识别字符相似度最大,记录下此模板字符,并且作为该帧的识别结果,即得出 $D_{ij}$ 和 $S_{ij}$ 的值,若相似度 $S_{ij}$ 大于某个阈值,则将该帧识别结果作为当前的第 $i$ 个杆号字符,即 $D_j = D_{ij}$ 。

(3) 读取下一帧图像,判断是否是同一帧杆号图像,若识别结果不同,则跳转到步骤(1)。若杆号识别结果相同,则跳转到步骤(2)。

## 3 实验结果及分析

### 3.1 实验数据准备

本文的测试采用了VS2008的集成开发环境,电脑配置为Intel Core i3 E4400 3.1 GHz, 4 GB DDR3, Window XP系统,利用本文提出的方法,对不同环境下的图像进行了大量的仿真实验。整个测

试数据包包含随机抽取的某段路线的约 15 min 内(17 帧/s)采集的 15 300 张图片。每帧图片在图像的左下脚指定一个识别区域(即离相机最近也是最清晰的区域如图 9 的蓝色矩形区域),观察图片数据发现两根杆之间采集到的图片数为 10 帧左右,两根杆之间距离为 50 m,每一个杆号出现蓝色区域内的图片数为 3~5 张,系统识别杆号的次数也为 3~5 次,由于光照、尺度和遮挡等因素,单帧图像的识别率并不高,故系统采用多帧识别结果融合的方法,系统只需要有 1 张或 2 张图片识别出来即可返回识别结果。



图 9 识别结果

Fig. 9 Result of identification

### 3.2 实验结果分析

表 1 给出了 SC 算法、角点典型形状上下文特征(Corner representative shape context, CRSC)算法<sup>[20]</sup>和本文用的 CSC 算法的对比。从表 1 可以看出,本文用的 CSC 算法的速度比其他算法快很多。表 1 中样本取杆号在蓝色区域内且效果较好的 2 000 张图像,效果对比图如图 10,11 所示。

表 1 单帧识别算法比较

Tab. 1 Comparison of recognition algorithms in signal frame

识别算法	样本数	平均时间/ms	识别率/%
SC	2 000	425.67	98.35
CRSC	2 000	24.36	95.85
CSC	2 000	4.28	91.35



图 10 杆号不在框内图像

Fig. 10 Rod image out of box



图 11 最佳图像

Fig. 11 Image of best performance

因为区段两端火车处于加速和减速状态,表 2 中取 15 300 张图片中有代表性的中间区域数据,大概有 15 000 张图片,包含杆号区域为 2 306~0 504,火车分上行和下行,上行杆号都为偶数,所以杆号总数为 $(2\ 306 - 504) / 2 = 901$ 根。表 2 中的平均时间为识别每张图片所需的时间,识别率为多帧融合后,识别杆号的准确率(除去一些难识别的杆号图像见图 12)。从表 2 可以看出,当多帧识别相融合后,本文的 CSC 算法的识别率和 CRSC 算法及 SC 算法的识别率都非常高且非常接近 100%,所用的时间却比其他算法少很多。

表 2 多帧融合后识别算法比较

Tab. 2 Comparison of recognition algorithms after multi-frame merged

识别算法	杆号数	平均时间/ms	识别率/%
SC	901	436.48	99.89
CRSC	901	24.13	99.89
CSC	901	4.35	99.78

表 3 给出了分别在 5 个区段采集的实验数据,每个区域取 15 min 数据,共 15 300×5 张图片,表 3 中系统平均运行时间是指系统识别每帧图片的平均时间,系统可靠性是指识别出杆号的准确率。从表 3 可以看出每张图片的系统运行时间在 90~120 ms。



图 12 较难识别图片

Fig. 12 Image of hard identification

表 3 实验数据

Table 3 Experiment data

图片序号	系统平均运行时间/ms	杆号数	系统可靠性/%
00001~15300	115	901	99.89
15301~30600	104	901	100.00
30601~45900	119	901	100.00
45901~61200	91	901	99.89
61201~76500	95	901	99.78

从测试结果来看,系统平均运行时间为 104.8 ms,不超过 120 ms,可靠性接近 100%,很好地满足了接触网检测对系统的实时性和可靠性要求。本文提出的利用字符识别杆号来识别支柱位置的方式可以实现准确定位,可以应对接触网检测的实时性要求。本文对能见度较低、被遮挡和双杆号的杆号识别效果较差。

## 4 结束语

本文针对目前基于图像处理的接触网非接触式检测系统的研究,提出了可以自动识别杆号的接触网自动检测系统,着重介绍了杆号快速识别的方法,可以定位杆号区域、加快检测速度和采用重心形状上下文识别字符,具有较高的精度和较佳的实时性。该系统能满足 300 km 左右的接触网检测,并且已经在国内部分区域得到应用。

## 参考文献:

- [1] 张韬. 基于图像处理的接触网检测系统研究与改进[J]. 铁道机车车辆, 2008, 28(6): 68-71.  
Zhang Tao. Study and improvement on the OCS inspection system based on image processing[J]. Railway Locomotive & Car, 2008, 28(6): 68-71.
- [2] Kusumi S, Nezu K, Nagasawa H. Overhead contact line inspection system by rail-and-road car[J]. Quarterly Report of RTRI, 2000, 41(4): 169-172.
- [3] Nakama F, Ichikawa M, Nagasawa H. Measurement of contact loss by detecting spark[J]. Quarterly Report of RTRI, 1984, 25(3): 95-98.
- [4] Landi A, Menconi L, Sani L. Hough transform and thermo-vision for monitoring pantograph catenary system[J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part F: Journal of Rail & Rapid Transit, 2006, 220(4): 435-447.
- [5] Hulin B S. Concepts for day-night stereo obstacle detection in the pantograph gauge[C]//International Conference on Industrial Informatics. [S. l.]: IEEE, 2007: 449-454.
- [6] 江杰. 接触网风偏量检测系统设计与实现[D]. 长沙: 中南大学, 2009.  
Jiang Jie. Research and improvement catenary detection system based on image processing[D]. Changsha: Central South University, 2009.
- [7] Viola P, Jones M. Rapid object detection using a boosted cascade of simple features [C]//Proc of the Intl Conf on Computer Vision and Pattern Recognition. Kauai; [s. n.], 2001: 511-518.

- [8] Cho S B. Pattern recognition with neural networks combined by genetic algorithm[J]. *Fuzzy Sets and Systems*, 1999, 103: 339-347.
- [9] 汪友生, 胡百乐. 基于支持向量机的动脉硬化斑块识别[J]. *数据采集与处理*, 2012, 27(3): 283-286.  
Wang Yousheng, Hu Baile. Recognition of atherosclerotic plaque based on support vector machine[J]. *Journal of Data Acquisition and Processing*, 2012, 27(3): 283-286.
- [10] 吴海滨, 周后伟, 张铁译, 等. 基于 OTSU 的动态结合全局阈值的图像分割[J]. *大气与环境光学学报*, 2012, 7(6): 463-468.  
Wu Haibin, Zhou Houwei, Zhang Tieyi, et al. Segmentation image using dynamic combined global threshold based on OTSU [J]. *Journal of Atmospheric and Environmental Optics*, 2012, 7(6): 463-468.
- [11] Gonzalez R C, Woods R E. 数字图像处理[M]. 北京: 电子工业出版社, 2007.  
Gonzalez R C, Woods R E. *Digital image processing*[M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2007.
- [12] Stef A L, Bulgarelli A. A simple and efficient connected components labeling algorithm[C]//Proc of IEEE Conference on Image Analysis and Processing. [S. l.]: IEEE, 1999: 322-327.
- [13] Hedberg H, Kristensen F, Owall V. Implementation of labeling algorithm based on contour tracing with feature extraction [C]//Proc of IEEE International Symposium on Circuits and Systems. New Orleans, LA: IEEE, 2007: 1101-1104.
- [14] 卢蓉, 范勇. 一种提取目标图像最小外接矩形的快速算法[J]. *计算机工程*, 2010, 36(21): 178-180.  
Lu Rong, Fan Yong. Fast algorithm for extracting minimum enclosing rectangle of target image[J]. *Computer Engineering*, 2010, 36(21): 178-180.
- [15] 刘光惠. 求解简单多边形和平面点集凸包的新算法[J]. *计算机科学*, 2007, 34(12): 222-226.  
Liu Guanghui. New algorithms for computing the convex hulls of a simple polygon and a planar point set[J]. *Computer Science*, 2007, 34(12): 222-226.
- [16] McCallum D, Avis D. A linear algorithm for finding the convex hull of a simple polygon[J]. *Inf Process Lett*, 1979, 9(5): 201-206.
- [17] 安玮, 李宏. 模式识别中的透射变换与仿射变换[J]. *系统工程与电子技术*, 1999, 21(1): 55-59.  
An Wei, Li Hong. Projective transformation and affine transformation in pattern recognition[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 1999, 21(1): 55-59.
- [18] 王静娇, 孙晶. 基于 TMS320DM642 的人民币图像特征识别系统[J]. *数据采集与处理*, 2012, 27(S2): 206-211.  
Wang Jingjiao, Sun Jing. RMB image feature identification system based on TMS320DM642[J]. *Journal of Data Acquisition and Processing*, 2012, 27(S2): 206-211.
- [19] Belongie S, Malik J, Puzicha J. Shape matching and object recognition using shape contexts[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, 24(4): 509-522.
- [20] 郑丹晨, 韩敏. 基于改进典型形状上下文特征的形状识别方法[J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2013, 25(2): 215-220.  
Zheng Danchen, Han Min. Improved shape recognition method based on representative shape context[J]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2013, 25(2): 215-220.

## 作者简介:



杨文静(1990-), 男, 硕士研究生, 研究方向: 图像处理、模式识别和机器视觉, E-mail: yangwenjingsina@163.com。



狄岚(1965-), 女, 副教授, 研究方向: 计算机智能控制, 计算机仿真。

梁久祯(1968-), 男, 教授, 研究方向: 机器视觉、图像处理 and 模式识别。