

# 一种用于汽车连杆检测的机器视觉系统研究

潘泉松,侯北平,陈良仁

(浙江科技学院 自动化与电气工程学院,杭州 310023)

**摘要:** 连杆作为汽车的主要部件之一,有时存在序列号不匹配的情况,目前多用肉眼检测,误判率高,检测效率低下。针对这一问题,设计了基于机器视觉的汽车连杆检测系统,它可实时采集连杆图像,并以 Hu 矩作为特征向量,采用 BP 神经网络算法训练分类器进行连杆字符识别,从而实现了对连杆产品的自动检测。研究结果表明,该系统字符识别准确率在 97.50% 以上,大大提高了工作效率,降低了劳动强度,具有较高的推广价值。

**关键词:** 连杆检测;BP 神经网络;Hu 矩

**中图分类号:** TP274.5;U464.133.2

**文献标志码:** A

**文章编号:** 1671-8798(2013)01-0015-06

## Research on detection system of automobile connecting rod based on machine vision

PAN Quansong, HOU Beiping, CHEN Liangren

(School of Automation and Electrical Engineering, Zhejiang University of  
Science and Technology, Hangzhou 310023, China)

**Abstract:** In order to decrease the mismatching in the detection of automobile connecting rod, a new detection system based on machine vision is designed. This system which integrates BP neural network training approach with Hu's moments features can detect the connecting rod images in real-time. The experiment results show that the accuracy rate is over 97.50%, meeting our design requirements. It has an important effect on the manufacture of automobile connecting rod with lower labor intensity and higher promotional value.

**Key words:** connecting rod detection; BP neural network; Hu moments

连杆作为汽车发动机八大核心零件之一,它把活塞顶面膨胀气体的压力传给曲轴,从而将活塞的往复运动转变为曲轴的旋转运动。作为重要部件,连杆的加工过程显得至关重要,但由于目前工艺的局限,

---

**收稿日期:** 2012-05-07

**基金项目:** 浙江省公益性技术应用研究计划项目(2011C31014);浙江科技学院学科交叉预研项目(2010JC02Y)

**作者简介:** 潘泉松(1989—),男,浙江省宁海人,2009级自动化专业本科生。

**通信作者:** 侯北平,副教授,博士,主要从事图像处理、机器视觉方面的研究。

连杆的产品序列号配对出错率较高,因而需要可靠性高的检测系统进行合格性检测。

目前连杆的产品序列号一般是用肉眼进行检测的,而肉眼检测存在两个问题:一是人在长时间单调、枯燥的检测过程中易于疲惫,容易出错;二是肉眼检测自动化程度低,生产效率低下。

鉴于以上问题,笔者研发了基于机器视觉的检测系统,采用图像处理和图像识别技术,通过 BP 神经网络算法,对连杆产品序列号进行识别,多次实验表明,该方法可以显著提高连杆的检测效率。

## 1 系统整体设计

### 1.1 硬件系统结构

汽车连杆检测系统以运动控制等硬件系统为载体,结构如图 1 所示,主要分 3 个模块:连杆放置模块、相机控制模块和计算机处理模块。连杆放置模块主要用来批量放置并固定汽车连杆;相机控制模块主要通过直线运动单元控制相机和同轴光源的直线运动,同轴光源用于给连杆提供足够的光照,并可消除反光影响,从而获取连杆图像;计算机处理模块对输入图像进行处理、识别,进而检测连杆产品的质量。

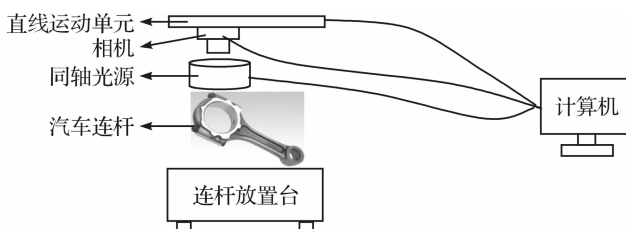


图 1 连杆检测系统示意图

Fig. 1 Schematic diagram of connecting rod detection system

### 1.2 软件系统结构

连杆检测系统字符识别流程<sup>[1]</sup>如图 2 所示,主要分为 2 个部分:图像处理部分和 BP 神经网络识别部分。图像处理部分包括对训练图像及测试图像的预处理、字符分割和特征提取,BP 神经网络识别部分包括对 BP 网络的训练和识别。

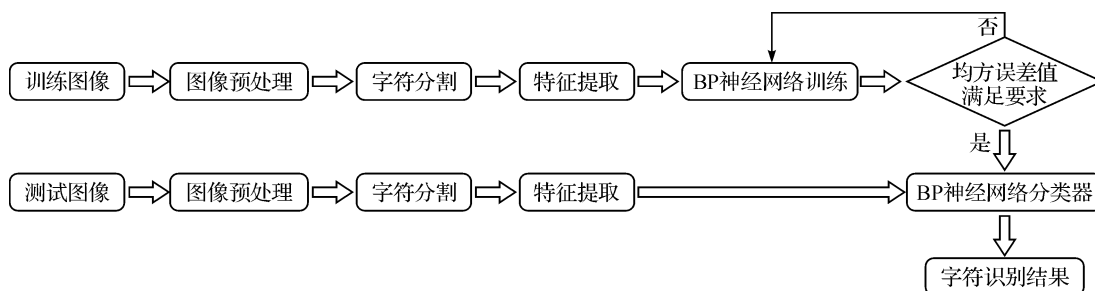


图 2 字符识别流程图

Fig. 2 Flow chart of character recognition

## 2 基于 BP 神经网络的连杆字符识别检测研究

### 2.1 图像预处理

在 1.1 中获得连杆字符图像如图 3(a)所示,经过灰度化处理变为 256 色的灰度图,中值滤波去除噪声,并进行二值化,最后得到一张清晰的二值化图像,如图 3(b)所示。

### 2.2 字符分割

字符分割是指从一幅背景图像中分割出单个有用的字符。目前,常用的字符分割算法有投影法、模板匹配法<sup>[2]</sup>、基于连通域的方法等。由于所检测部分字符串在图像中都是水平排列的,通过预处理后图像有较好的质量,所以采用投影法进行字符分割<sup>[3]</sup>。

基于投影特征的方法,利用投影信息的峰-谷分布

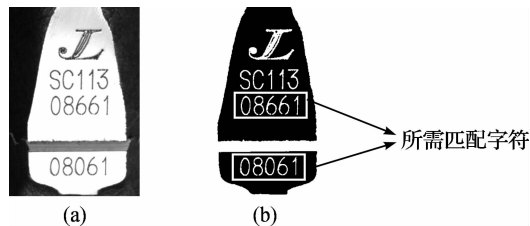


图 3 预处理前和预处理后的连杆字符图像

Fig. 3 Character images before and after preprocessing

进行字符分隔。对图 3(b)中选中区图像在水平方向进行投影,投影图的两个低谷可以确定字符串的上下边界。采用同样方法对图像进行垂直投影,两个低谷之间存在一个字符,由此可以确定每个字符的位置并进行分割。字符分割的实现过程如图 4 所示。



图 4 字符分割过程

Fig. 4 Character images after segmentation

### 2.3 特征提取

本系统采用 Hu 不变矩<sup>[4]</sup>作为字符图像的特征向量,对于数字图像  $f(x, y)$ ,其  $(p+q)$  阶矩定义为:

$$m_{p,q} = \sum_x \sum_y x^p y^q f(x, y) \quad (1)$$

$(p+q)$  阶中心矩定义为:

$$v_{p,q} = \sum_x \sum_y (x - x_0)^p (y - y_0)^q f(x, y) \quad (2)$$

其中  $(x_0, y_0)$  是质心坐标:

$$x_0 = \frac{m_{1,0}}{m_{0,0}}, y_0 = \frac{m_{0,1}}{m_{0,0}} \quad (3)$$

中心矩  $v_{p,q}$  具有平移不变性,对其进行尺度规范化,得到尺度规范化矩:

$$u_{p,q} = \frac{v_{p,q}}{v_{0,0}^{1+(p+q)/2}} = \frac{v_{p,q}}{m_{0,0}^{1+(p+q)/2}} \quad (4)$$

尺度规范化矩具有平移不变性和尺度不变性, Hu 在其基础上构造了 7 个不变矩<sup>[5]</sup>,同时具备平移、旋转和尺度不变性,这里用于表示字符图像特征。

### 2.4 BP 神经网络基础

BP 神经网络是一种按误差逆传播算法训练的多层前馈网络,它由一个输入层、若干个隐层和一个输出层组成,其结构如图 5 所示。

BP 神经网络的实质是求取误差函数的最小值,采用非线性规划中的最速下降法,按误差函数的负梯度方向修改权系数<sup>[6]</sup>。网络的学习过程由信息正向传播和误差反向传播两部分组成,采用自适应学习率并添加动量系数<sup>[7-8]</sup>以提高学习效率。

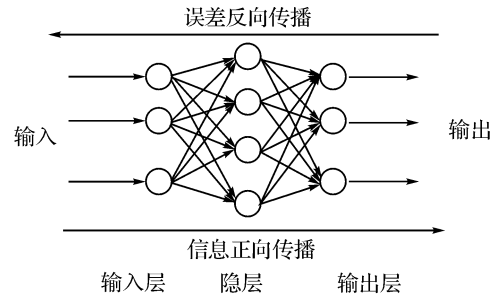


图 5 BP 神经网络结构图

Fig. 5 Structure of BP neural network

### 2.5 基于 BP 神经网络训练

本系统采用 Hu 不变矩作为字符图像的特征向量,所以在 BP 神经网络结构的设计中输入层为 7 层,检测的结果包括 0~9 的 10 个阿拉伯数字,根据二进制表示法至少需要 4 位,所以输出层设置为 4 层,隐层的层数由实验测得设置为 10 层时效果最好。

#### 2.5.1 系统初始化

$W_{i,j}$  和  $W_{j,k}$  分别代表输入层到隐层和隐层到输出层的权值,  $\theta_j$  和  $\theta_k$  分别代表隐层的阈值和输出层的阈值,  $D_k$  代表输出层的期望输出。所有权值和阈值初始化为  $-1 \sim 1$  之间的随机数<sup>[9]</sup>,期望输出根据二进制表示法,0000 表示 0,0001 表示 1,0010 表示 2,直至 1001 表示 9。

#### 2.5.2 信息正向传播过程

输入的训练样本图像信息先传递到隐层,经过 Sigmoid 型激活函数  $f(x)$  作用,得到隐层上的输

出  $O_j$ 。

$$f(x) = 1/(1 + e^{-x}) \quad (5)$$

$$O_j = f\left(\sum_{i=1}^7 W_{i,j} X_i - \theta_j\right) \quad (X_i \text{ 为输入层信息}, j = 1, 2, \dots, 10) \quad (6)$$

隐层的信息传递到输出层,得到最终的输出结果  $Y_k$ 。

$$Y_k = f\left(\sum_{j=1}^{10} W_{j,k} O_j - \theta_k\right) \quad (k = 1, 2, 3, 4) \quad (7)$$

当最终的输出值与期望值不符时,进入误差反向传播过程。

### 2.5.3 误差反向传播过程

$D_k$  为 BP 神经网络的期望输出值,则均方误差可以表示为:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^4 (Y_k - D_k)^2 \quad (8)$$

由均方误差来调节 BP 神经网络的权值和阈值。

$$\Delta W(t+1) = \eta \frac{\partial E}{\partial W} + \alpha \Delta W(t) \quad (9)$$

$$\Delta \theta(t+1) = \eta \frac{\partial E}{\partial \theta} + \alpha \Delta \theta(t) \quad (10)$$

$\Delta W(t+1)$  和  $\Delta \theta(t+1)$  表示训练次数为  $t+1$  次时权值和阈值的调节量,  $\eta$  和  $\alpha$  分别为自适应学习率和动量系数。

通过误差的反向传播,权值和阈值都得到了调节。反复运用以上两个过程,使均方误差不断减小,直至输出值和期望值满足一定的要求,就完成了 BP 神经网络分类器的训练。

### 2.5.4 系统仿真训练

本系统的训练样本图像一部分从实际拍摄获得,一部分通过对实际图像进行加噪处理获得,部分训练样本图像如图 6 所示。

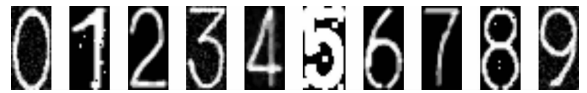


图 6 部分训练样本图像

Fig. 6 Images of some training samples

BP 神经网络仿真<sup>[10-11]</sup>训练前,每类数字构造 100 个样本图像,则共有  $100 \times 10$  个训练样本图像。提取

所有图像的七阶矩作为输入信息。训练过程中一些参数的设置如下:输入层和隐层选择 tansig 型传递函数,输出层选择 purelin 型传递函数,训练方法选择动量 BP 法,训练最大次数为 10 000 次,均方误差为 0.001。大约经过 1 h 的训练成功获得 BP 神经网络分类器,图 7 所示为训练过程中各参数图。

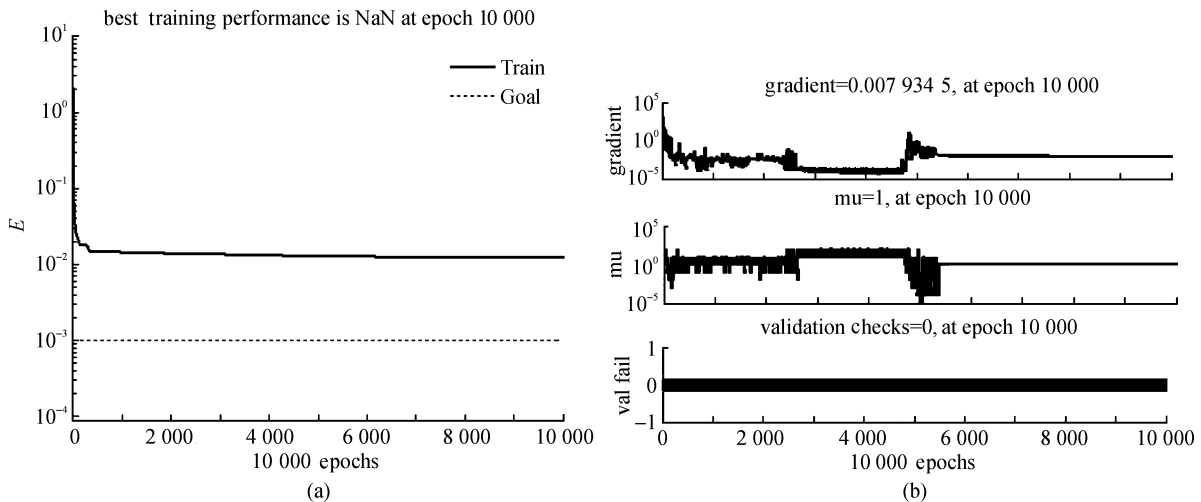


图 7 训练过程中各参数图

Fig. 7 Parameters maps in training process

图 7(a)显示均方误差变化过程,由图可见,训练次数在 0~500 次之间时,均方误差值从 1 迅速减小,训练 1 000 次后基本稳定在 0.01,当完成最大训练次数 10 000 次后,均方误差值为 0.012 5。图 7(b)显示梯度、动量和验证检查次数变化过程,其中梯度值和动量值在训练次数 5 500 次之前都在  $10^{-5} \sim 10^{-5}$  之间波动,5 500 次之后梯度值得到稳定,动量值保持为 0,验证检查次数始终为 0。

## 2.6 BP 神经网络识别结果及分析

对训练成功的 BP 神经网络分类器进行测试,测试的图像经重新加噪处理获得,每类数字产生 200 张,部分测试样本图像如图 8 所示。

测试结果如表 1 所示。由表 1 可见,除字符 6 和 9 外,其余字符的正确率都在 96.00% 以上。经分析得到,字符 6 和 9 的误判图像以图 9 所示居多。



图 8 部分测试样本图像  
Fig. 8 Some testing sample images



图 9 多数误判图像  
Fig. 9 Most misjudgment images

表 1 字符 0~9 的测试结果

Table 1 Test results of characters 0—9

字符数字	误判张数	正确识别张数	测试图片总数	正确率/%
0	1	199	200	99.50
1	1	199	200	99.50
2	5	195	200	97.50
3	8	192	200	96.00
4	8	192	200	96.00
5	6	194	200	97.00
6	13	187	200	93.50
7	6	194	200	97.00
8	2	198	200	99.00
9	29	171	200	85.50

针对该问题,在训练样本中增加了此类加噪图像的数量,重新训练并得到新的 BP 神经网络分类器,再对测试图像进行识别,识别的结果如表 2 所示。

由表 2 可见,二次训练的 BP 神经网络分类器对字符 6 和 9 的识别精度显著提高,分别为 97.50% 和 99.50%,同时其余字符的识别精度也略有提高,除字符 0 保持不变,字符 1 略有下降。

本系统图像特征提取,神经网络分类算法在 matlab2010a 仿真计算平台上开发成功,并基于 Visual C++ 开发了连杆检测软件模块,成功地应用于汽车连杆检测系统。连杆机器视觉检测系统实物见图 10。

表 2 二次训练的 BP 神经网络分类器识别结果

Table 2 Test results of new BP neural network classifier

字符数字	误判张数	正确识别张数	测试图片总数	正确率/%
0	1	199	200	99.50
1	3	197	200	98.50
2	3	197	200	98.50
3	3	197	200	98.50
4	1	199	200	99.50
5	2	198	200	99.00
6	5	195	200	97.50
7	4	196	200	98.00
8	3	197	200	98.50
9	1	199	200	99.50

## 3 结 语

按照本研究提出的基于机器视觉的汽车连杆检测软硬件设计方案研发出的检测系统已经在企业投入使用,解决了部分人工检测问题。

本系统具有三大特点:一是软硬件紧密结合。硬件系统结构的设计和软件系统结构中字符识别流程的设计是该系统的两大主要组成;二是字符识别采用 BP 神经网络算法,鲁棒性强,识别精度高;三是成功应用于汽车连杆检测中,测试效果良好,成功地解决了因人为因素造成的误判、漏判等问题,提高了工作效率。



图 10 连杆机器视觉检测系统实物图

Fig. 10 Figure of connecting rod detection system

## 参考文献:

- [1] 刘智勇,刘迎建. 车牌识别(LPR)中的图像提取及分割[J]. 中文信息学报,2000,14(4):29-34.
- [2] 顾晨勤,葛万成. 基于模板匹配算法的字符识别研究[J]. 通信技术,2009,42(3):220-222.
- [3] 刘军,向军,肖宇. 基于投影特征和先验知识的车牌字符分割算法[J]. 公路工程,2011,36(5):44-46,51.
- [4] 刘亦书,杨力华,孙倩. 轮廓矩不变量及其在物体形状识别中的应用[J]. 中国图象图形学报,2004,9(3):54-59.
- [5] Hu M K. Visual pattern recognition by moment invariants [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1962, 8(2):179-187.
- [6] 许宜申,顾济华,陶智,等. 基于改进 BP 神经网络的手写字符识别[J]. 通信技术,2011,44(5):106-109,118.
- [7] 贾丽会,张修如. BP 算法分析与改进[J]. 计算机技术与发展,2006,16(10):101-103,107.
- [8] HOMIK K. Approximation capabilities of multilayer feedforward network[J]. Neural Networks,1991,4(2):251-257.
- [9] Hagan M T, Demuth H B, Beale M H. 神经网络设计[M]. 戴葵,译. 北京:机械工业出版社,2002:1-22,201-226.
- [10] 石云. Bp 神经网络的 Matlab 实现[J]. 湘南学院学报,2010,31(5):86-88,111.
- [11] 蒲春,孙政顺,赵世敏. Matlab 神经网络工具箱 BP 算法比较[J]. 计算机仿真,2006,23(5):142-144.