

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J1904891

# 基于边缘重建的双绞线绞距实时检测方法\*

李俊晖,石守东,谢志军,徐森华,方 劲

(宁波大学信息科学与工程学院 宁波 315211)

**摘要:**至今,国内多数网线工厂双绞线绞距的检测仍然依靠人工抽样检测完成,国内现有的基于机器视觉的绞距检测方法大都停留在实验室阶段,在实际生产线上的检测效果无法满足实际工业要求。针对这一问题,提出了一种基于边缘重建的双绞线绞距实时检测方法。首先通过快速双绞线边缘检测法提取双绞线边缘数据,再通过 Hammerstein 模型及杂交粒子群算法重建双绞线边缘,帮助过滤噪声得到绞点位置精准的光滑边缘曲线。在此基础上,通过查找绞点位置可最终得到双绞线的绞距数据。通过测试,所提方法每分钟可检测 125 m 的线缆产品,检测误差控制在  $-1.61\% \sim 1.58\%$  之间,各项指标均能满足工业实时检测的要求,有较高的实用价值。

**关键词:** 机器视觉;绞距检测;边缘重建;Hammerstein 模型;杂交粒子群算法

**中图分类号:** TP391 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.60

## Twisted-pair pitch real-time detection method based on edge reconstruction

Li Junhui, Shi Shoudong, Xie Zhijun, Xu Miaohua, Fang Jing

(Faculty of Electrical Engineering and Computer Science, Ningbo University, Ningbo 315211, China)

**Abstract:** Up to now, in most network cable factories, the detection of twisted-pair pitch is still completed by manual sampling test. In china, most of the existing twisted-pair pitch detection methods based on machine vision are remained in laboratory stage. In real production line, the detection results of these methods cannot satisfy the actual industrial detection requirements. Aiming at this problem, a real-time detection method is proposed for twisted-pair pitch based on edge reconstruction. The method firstly extracts the edge data of the twisted-pair with fast twisted pair edge detection method, and then reconstructs the twisted pair edge with Hammerstein model and hybrid particle swarm optimization (HPSO) algorithm. By this way, the method can filter out noise and obtain smooth twisted-pair edge curve with precise twisted point position. On this basis, the twisted-pair pitch data can be obtained finally through finding the twisted point positions. Through testing, the method can detect 125 m cable product per minute, the detection error is controlled between  $-1.61\% \sim 1.58\%$ , all the specifications can meet the requirements of industrial real-time detection, and this method has high practical application value.

**Keywords:** machine vision; pitch detection; edge reconstruction; Hammerstein model; HPSO

## 0 引 言

随着互联网业务的普及,网络已成为人们生活中不可替代的部分。网线作为网络信息传输的主要媒介,目前研究人员已经研发出了效率极高的超五类、六类,甚至七类以上的网线<sup>[1]</sup>。根据麦克斯韦电流定律,电流存在处就会产生磁场,在网线领域磁场之间的相互干扰被称

为串扰<sup>[2]</sup>,网线传输速度越快,串扰越强。为了克服串扰,双绞线通过逆时针缠绕两段导线来抵消串扰,其扭绕两节的长度便称为绞距<sup>[3]</sup>。双绞线绞距将直接影响到网线信号传输质量,但目前国内众多厂商对绞距的检测却仍依靠人工抽样检测完成。人工抽样检测效率低、检测误差大、检测覆盖率不超过 20%,极易导致不合格产品流入市场。同时,人工检测为非实时检测,检测到不合格产品时,数万米双绞线只能作为废品处理,由此给厂商造成

收稿日期:2019-03-26 Received Date:2019-03-26

\* 基金项目:宁波市公益(2019C50020)、宁波市国际合作(2016D10008)项目资助

巨大生产损失。

为解决国内厂家的燃眉之急,有研究人员尝试利用机器视觉技术实现双绞线绞距的实时检测。国内最早相关方法在文献[4]中提出,该方法让双绞线从一个上方放置平行光源的密闭腔体中穿过,从而生成一个阴影区域。成像设备将阴影区转化为数字信号导入运算模块,运算模块根据预设值与从双绞线传送装置中取得的运动速度相乘获得绞距。但工业流水线上,双绞线产品生产速度最高达 120 m/min,行内要求绞距检测算法的检测误差必须小于真实绞距值的 $\pm 2\%$ ,而该方法检测误差大,对于五类及其以上双绞线的绞距检测就将不适用。有研发团队在上述方法的基础上,设计了几种新的绞距检测方法。文献[5-6]提出了使用模糊 C 均值聚类对双绞线中的两段导线进行图像分离以实现绞距检测。文献[7-9]提出了几种基于双绞线边缘极大极小值提取绞距的方法。其中文献[7]基于大津法将双绞线图像进行二值化处理以检测绞距;文献[8-9]则运用改进 Canny 算法及梯度极值边缘跟踪法等边缘检测法实现绞距检测。但上述方法需对整幅图像所有像素点进行计算分析,计算量巨大、耗时严重。并且上述方法都要事先对图像进行滤波去噪处理,滤波算法会过滤掉部分真实信息,导致双绞线边缘变成阶梯状的非光滑曲线而无法获得准确的绞点位置,因此上述几种方法尚无法满足工业实际检测要求。

本文在研究上述方法的基础上,提出了一种基于边缘重建的双绞线绞距实时检测新方法。该方法通过变形后的 Hammerstein 模型及杂交粒子群算法对双绞线边缘进行重建,可以实现绞距实时高精度检测。

## 1 基于 Canny 算法的双绞线绞距检测法

现有绞距检测方法中,基于 Canny 算法的检测方法是最为经典的一种,其检测过程如下。

### 1.1 灰度化处理

Canny 算法检测前需将摄像头采集得到的 RGB 图像转换成灰度图像,其方法为加权平均法<sup>[10]</sup>。对于 RGB 图像  $f$ ,转换成灰度图像  $f'$  的公式为:

$$f'(i, j) = w_R \cdot f_R(i, j) + w_G \cdot f_G(i, j) + w_B \cdot f_B(i, j) \quad (1)$$

式中:  $w_R$ 、 $w_G$ 、 $w_B$  为各通道的权重值,满足  $w_R + w_G + w_B = 1$ ,常选取  $w_R = 0.3$ 、 $w_G = 0.59$ 、 $w_B = 0.11$ 。

### 1.2 滤波处理

工业环境下采集得到的双绞线图像包含严重噪声,在进一步处理前,需对图像进行去噪处理。噪声滤波器一般可分为线性及非线性两类<sup>[11]</sup>,其中非线性滤波器能

较好保留图像的原始信息,中值滤波作为非线性滤波的代表,其原理为<sup>[12]</sup>:

1) 设定一个  $n \times n$  (一般  $n$  为奇数) 的滑动窗口,令其自左向右、自上而下在图像  $f$  中滑动;

2) 设滑动窗口中心位置为  $(i, j)$ ,对窗口中的像素值进行排序,用排序得到的中间值替换点  $(i, j)$  的原像素值,以此处理整幅图像得到新图像。

### 1.3 Canny 算法

Canny 算法<sup>[13]</sup>最早在 1986 年由 John F. Canny 提出,可精确测量边缘,算法过程为如下。

1) 计算梯度幅值和梯度方向

对于图像  $f$ ,使用  $2 \times 2$  大小窗口计算一阶偏导有限差分来得到图像  $f$  的梯度幅值和梯度方向,对于像素点  $(i, j)$ ,其计算过程为:

$$G_x(i, j) = \frac{f(i, j+1) - f(i, j) + f(i+1, j+1) - f(i+1, j)}{2} \quad (2)$$

$$G_y(i, j) = \frac{f(i, j) - f(i+1, j) + f(i, j+1) - f(i+1, j+1)}{2} \quad (3)$$

$$G(i, j) = \sqrt{G_x(i, j)^2 + G_y(i, j)^2} \quad (4)$$

$$\theta(i, j) = \arctan \frac{G_y(i, j)}{G_x(i, j)} \quad (5)$$

像素点  $(i, j)$  水平方向的偏导数为  $G_x(i, j)$ ;垂直方向的偏导数为  $G_y(i, j)$ ;  $G(i, j)$  为梯度幅值;梯度方向为  $\theta(i, j)$ 。

2) 非极大值抑制

在梯度幅值和梯度方向的基础上,需要寻找图像中像素值变化最大的点,即像素点的局部极值点,对应图像中各元素的边缘点,剔除局部极值点以外的非边缘点完成边缘的细化,这一过程称为非极大值抑制过程,其具体过程如下。

(1) 根据对称性,将式(5)中梯度方向  $\theta$  限定在 4 个方向内,每个方向占  $45^\circ$ ,如图 1 所示。

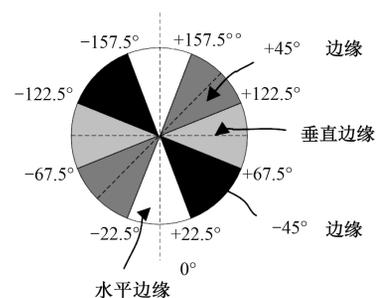


图 1 梯度方向角

Fig.1 Gradient direction angle

(2)用 $3\times 3$ 窗口扫描 $G(i, j)$ ,按窗口中心 $(i, j)$ 所属方向对其进行非极大值抑制。以水平方向为例,将 $G(i, j)$ 与对应方向相邻点 $G_1(i, j)$ 、 $G_2(i, j)$ 进行比较,若 $G(i, j) > G_1(i, j)$ ,且 $G(i, j) > G_2(i, j)$ ,则 $G(i, j)$ 保持不变,否则 $G(i, j) = 0$ 。

3) 双阈值处理

为防止边缘不连续的情况,需要使用双阈值处理过程来保证图像边缘的连续性,其过程为:

(1)设置阈值 $T_1$ 和 $T_2$ ,其中 $T_1$ 为低阈值, $T_2$ 为高阈值,一般情况下取 $T_1 = 0.4T_2$ ;

(2)扫描各像素点,若该点 $G(i, j) > T_2$ ,则确定 $(i, j)$ 点为边缘点,若 $G(i, j) < T_1$ ,则 $(i, j)$ 点为非边缘点;若 $T_1 \leq G(i, j) \leq T_2$ ,则判断 $(i, j)$ 点相邻的8个像素点中是否存在超过梯度幅值大于 $T_2$ 的边缘像素点,若存在,则 $(i, j)$ 为边缘点,否则为非边缘点。

1.4 比例尺计算

通过边缘图像找出双绞线绞点。绞点之间横坐标相减得宽度数据 $z$ ,令 $z$ 乘以比例尺可得到实际绞距。为此本文将直径确定的一元硬币替换双绞线所在的位置,已知一元硬币的标准直径为25 mm,硬币的像素直径值是425 pixel,即图像中单个像素点的真实宽度为0.059 mm。

$$\frac{25 \text{ mm}}{425 \text{ pixel}} \approx 0.059 \text{ mm/pixel}$$

1.5 图像采集及裁剪

为降低检测难度,本文使用环状Led灯照亮双绞线,保证双绞线在所采集图像的中间区域,并在双绞线下方加一层纯黑色吸光摄影布,使得图像前景及背景对比鲜明。工业流水线上,双绞线产品生产速度最高达120 m/min,本文选用的大恒MER-131-75GM/C摄像头,每秒可采集35~38帧图像。为保证图像清晰,镜头与双绞线之间最小距离为11.5 cm。在此前提下,采集得到图像中双绞线的长度约为8.2 cm,可用于实际检测的长度约7 cm,由此可计算得到每秒至少要处理28帧图像,且每帧图像需在35.7 ms内处理完毕。

$$\frac{120 \text{ m/min} \times 100 \text{ cm}}{7 \text{ cm} \times 60 \text{ s}} \approx 28 \text{ fps}$$

$$1\ 000 \text{ ms} \div 28 \approx 35.7 \text{ ms}$$

设定摄像头采集分辨率为1 280×1 024,裁剪原图中间1 000×180区域,由此缩小图像,缩短图像处理时间,裁剪后图像如图2所示。



图2 绞距13.95 mm双绞线裁剪图像

Fig.2 The twisted pair cropped image with the pitch of 13.95 mm

1.6 Canny 算法效果测试

利用Canny算法对图2进行边缘检测,检测效果如图3所示,可观察到Canny算法可以有效得到双绞线边缘曲线图。如图4所示,放大图3可发现滤波处理导致双绞线绞点位置不存在单个极小值点,而是由一段直线组成,只能以寻找中间点的方法粗略得到绞距数据。



图3 Canny 检测效果

Fig.3 Canny detection effect image



图4 边缘检测局部

Fig.4 Edge detection partial image

该双绞线图像检测所得绞距数据如表1所示。本文所求的误差定义如式(6)、(7)所示。

$$\text{误差} = \frac{\text{测得绞距} - \text{真实绞距}}{\text{真实绞距}} \times 100\% \tag{6}$$

$$\text{平均误差} = \frac{\sum |\text{误差}|}{\text{误差总数}} \tag{7}$$

由表1可知,该方法平均误差为3.10%,各误差值均大于要求的±2%。单幅图像处理时间如表2所示,Canny算法对单幅图像的处理时间高达78 ms,不适用于实际工业检测。

表1 绞距检测数据统计

Table 1 Pitch detection data statistics

真实绞距/mm	间隔像素/个	测得绞距/mm	误差/%
13.95	245	14.46	3.66
13.95	230	13.57	-2.72
13.95	245	14.46	3.66
13.96	231	13.63	-2.37

表2 Canny 算法时间统计

Table 2 Canny algorithm time statistics

处理项	图像采集 传输	灰度 转换	图像 滤波	边缘 检测	绞距 计算	总时间
耗时/ms	1	4	27	43	3	78

## 2 基于边缘重建的双绞线绞距检测法

### 2.1 快速双绞线边缘提取法

如图5所示,当双绞线第*i*列边缘点位置为(*i*,  $y_i$ )时,*i*+1列边缘点必在(*i*+1,  $y_i+1$ )、(*i*+1,  $y_i$ )、(*i*+1,  $y_i-1$ )之中。由此本文提出了一种快速双绞线边缘检测法,算法流程如下。

- 1) 利用采集到的第一幅双绞线图像确定区分背景与双绞线的像素阈值  $T$  (只进行一次);
- 2) 利用阈值  $T$  寻找双绞线图像首列的边缘点;
- 3) 寻找当前边缘点右侧的边缘点;
- 4) 判断当前边缘点是否在图像最右侧列,如果是则结束,否则返回步骤3)。

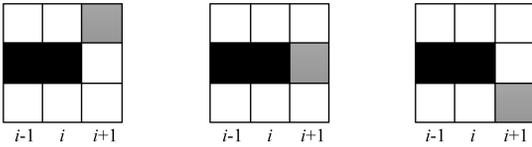


图5 潜在边缘点示意

Fig.5 Potential edge point schematic diagram

机器视觉中用于确定阈值的方法包含最大类间方差法(Otsu)、Niblack算法、灰度平均值法等<sup>[14]</sup>。其中Otsu法因精度高而应用广泛,本文边缘阈值也采用Otsu法确定。

#### 1) 最大类间方差法

Otsu法原理为<sup>[15]</sup>:对于  $m \times n$  的灰度图像,用  $p_i$  表示像素值  $i$  出现概率。假设阈值  $T$  将数据分为  $\{0, 1, \dots, T\}$  与  $\{T+1, T+2, \dots, 255\}$ ,  $w_1$  为集合1中各像素值出现概率之和,  $w_2 = 1 - w_1$  为集合2中各像素值出现概率之和。

利用  $\delta_{W(T)}^2, \delta_{B(T)}^2, \delta_T^2$  表示类内方差、类间方差及数据总方差,使得  $\delta_{B(T)}^2$  最大的阈值  $T$  即为最佳阈值,其计算公式如下:

$$\delta_T^2 = \sum_{i=0}^{255} (i - \mu_T)^2 \cdot p_i \quad (8)$$

$$\delta_{B(T)}^2 = \sum_{i=1}^2 (\mu_i - \mu_T)^2 \cdot w_i \quad (9)$$

$$\delta_{W(T)}^2 = \sum_{i=1}^2 w_i \cdot \mu_i^2 \quad (10)$$

$$\mu_T = \sum_{i=0}^{255} i \cdot p_i \quad \mu_1 = \sum_{i=0}^T \frac{i \cdot p_i}{w_1} \quad \mu_2 = \sum_{i=T+1}^{255} \frac{i \cdot p_i}{w_2} \quad (11)$$

$$w_1 = \sum_{i=0}^T p_i \quad w_2 = 1 - w_1 \quad (12)$$

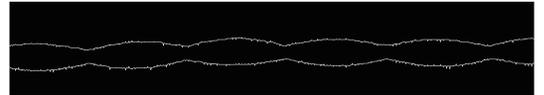
$$\sigma_1^2 = \sum_{i=0}^T \frac{(i - \mu_1)^2 \cdot p_i}{w_1} \quad \sigma_2^2 = \sum_{i=T+1}^{255} \frac{(i - \mu_2)^2 \cdot p_i}{w_2} \quad (13)$$

此时的最优阈值  $T$  为:

$$T = \operatorname{argmax} \delta_{B(T)}^2 \quad (14)$$

#### 2) 快速双绞线边缘提取法效果测试

由最大类间方差法得阈值  $T=7$ ,利用快速双绞线边缘提取法对图2进行边缘检测,结果如图6所示。可知快速双绞线边缘提取法经过中值滤波处理后,边缘检测效果好,可代替Canny算法。该方法检测得到的绞距数据如表3所示,单幅图像处理时间如表4所示,可知在未滤波情况下,通过快速双绞线边缘提取法,检测结果的平均误差为4.25%,大于Canny算法的3.10%,但单幅图像的处理时间仅为9ms。滤波后该方法平均误差为3.15%,接近Canny算法,单幅图像处理时间为35ms。因此与Canny算法相比,通过快速双绞线边缘提取法,图像处理时间可以大大压缩,但检测误差距要求的 $\pm 2\%$ 仍有很大距离,因此需要在快速双绞线边缘提取法的基础上,寻找一种新方法代替滤波算法来减少噪声对检测精度产生的影响。



(a) 快速双绞线边缘提取法未滤波处理效果  
(a) The processing result of the fast twisted-pair edge extraction method without filtering



(b) 滤波后快速双绞线边缘提取法处理效果  
(b) The processing result of the fast twisted-pair edge extraction method after filtering

图6 边缘检测

Fig.6 The edge detection images

表3 绞距检测数据统计

Table 3 Pitch detection data statistics

	真实绞距/ mm	间隔像素/ 个	测得绞距/ mm	误差/ %
未滤波	13.95	227	13.39	-4.01
	13.95	247	14.57	4.44
	13.95	246	14.51	4.01
滤波	13.96	247	13.33	-4.51
	13.95	245	14.46	3.66
	13.95	229	13.51	-3.15
	13.95	244	14.37	3.01
	13.96	230	13.57	-2.79

### 2.2 噪声分布分析

在滤波及未滤波情况下提取图2的边缘,分别提取上边缘各点所在行号组成数组  $d_1(t)$  和  $d_2(t)$ 。令  $d(t) = d_1(t) - d_2(t)$ ,  $d(t)$  可近似为双绞线上边缘所包含噪声,

表4 快速双绞线边缘提取法时间统计

Table 4 The time statistics of the fast twisted-pair edge extraction method (ms)

处理项	图像传输	灰度转换	图像滤波	边缘检测	绞距计算	总时间
未滤波耗时	1	4	-	2	1	8
滤波耗时	1	4	27	2	1	35

计算  $d(t)$  均值  $E$  及方差  $D$ , 得上边缘噪声均值  $E(d) \approx 0.004$ , 方差  $D(d) \approx 1.752$ ; 同法得下边缘噪声均值  $E(d) \approx 0.002$ , 方差  $D(d) \approx 1.642$ 。上下边缘噪声的数据分布如图7所示, 可确定双绞线边缘噪声为一类均值为0的高斯噪声。

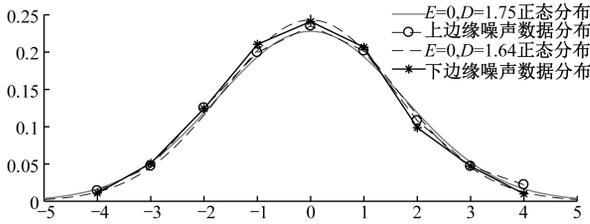


图7 噪声的数据分布

Fig.7 The noise data distribution diagram

双绞线边缘曲线可视为一系列空间连续点组成, 可利用拟合法对边缘曲线进行重建去除边缘曲线上的噪声。Hammerstein 模型作为非线性拟合模型的代表, 其包含噪声部分, 能对受噪声影响的数据进行分析起到降噪的作用。因此可利用 Hammerstein 模型对其进行辨识, 帮助分析噪声特性, 拟合实现双绞线边缘的重建。

### 2.3 Hammerstein 模型

Hammerstein 模型由静态非线性模块和动态线性模块串联构成<sup>[16-17]</sup>, 其模型结构如图8所示。

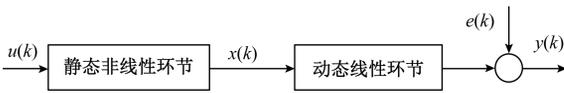


图8 Hammerstein 模型

Fig.8 Hammerstein model

对于一类在有噪声影响下的 Hammerstein 模型, 模型的数学描述如下。

$$A(z^{-1}) \cdot y(k) = B(z^{-1}) \cdot x(k) + C(z^{-1}) \cdot w(k) \quad (15)$$

$$A(z^{-1}) = 1 + a_1 \cdot z^{-1} + \dots + a_n \cdot z^{-n} \quad (16)$$

$$B(z^{-1}) = b_1 \cdot z^{-1} + b_2 \cdot z^{-2} + \dots + b_n \cdot z^{-n} \quad (17)$$

$$C(z^{-1}) = c_1 \cdot z^{-1} + c_2 \cdot z^{-2} + \dots + c_n \cdot z^{-n} \quad (18)$$

$$x(k) = \sum_{i=1}^n r_i \cdot u^i(k) \quad (19)$$

式中:  $k$  表示时刻;  $u(k)$  为静态非线性环节输入;  $x(k)$  为静态非线性环节输出;  $y(k)$  为动态线性环节输出;  $w(k)$  是均值为0, 方差为  $\sigma^2$  的高斯白噪声序列并且与  $u(k)$  无关;  $C(z^{-1})$  为白化滤波器,  $z^{-1}$  为单位后移算子;  $A(z^{-1})$  为  $y(k)$  的参数数组;  $B(z^{-1})$  为  $x(k)$  的参数数组;  $r_i$  为  $u^i(k)$  的比例系数。

假设  $z^n + a_1 \cdot z^{n-1} + a_2 \cdot z^{n-2} + \dots + a_n = 0$  为式(15)的特征方程, 且特征方程的特征根均在单位圆内。设  $\theta = (a_1, a_2, \dots, a_n, b_1, \dots, b_m, c_1, \dots, c_l, r_2, \dots, r_p)^T$  为系数向量。则由模型估计出的参数向量可以表示为:

$$\theta' = (a'_1, a'_2, \dots, a'_n, b'_1, \dots, b'_m, c'_1, \dots, c'_l, r'_2, \dots, r'_p)^T \quad (20)$$

则, 模型估计的偏差可以定义为:

$$J(k) = \sum_{i=0}^s [y(k-i) - y'(k-i)]^2 \quad (21)$$

式中:  $y(k)$  为真实输出值;  $y'(k)$  为辨识模型输出值;  $s$  为真实输出值的总数。因此问题可简化为通过优化算法, 寻找  $J(k)$  最小时模型的系数值。

### 2.4 粒子群算法

#### 1) 粒子群算法

粒子群算法 (particle swarm optimization, PSO)<sup>[18-19]</sup> 基本原理为: 假设在  $D$  维搜索空间中有  $N$  个粒子, 粒子初始位置及速度为随机数, 通过局部最优和全局最优不断改变粒子的速度与位置, 直至达到偏差要求或到最大训练次数为止。第  $i$  个粒子的位置用  $D$  维向量  $\mathbf{X}_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$  表示,  $\mathbf{V}_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD})$  表示当前移动速度;  $\mathbf{P}_{best}$  为粒子曾到过的最优位置,  $\mathbf{P}_{best} = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iD})$ 。全部粒子群曾到过的最佳位置为  $\mathbf{P}_g = (p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gD})$ 。令每个粒子按式(23) ~ (25) 不断地改变速度和位置:

$$v_{id} = w \cdot v_{id} + c_1 \cdot R_1 \cdot (p_{id} - x_{id}) + c_2 \cdot R_2 \cdot (p_{gd} - x_{id})$$

$$\begin{cases} v_{id} = v_{max} & v_{id} > v_{max} \\ v_{id} = -v_{max} & v_{id} < -v_{max} \end{cases} \quad (23)$$

$$\mathbf{x}_{id} = \mathbf{x}_{id} + v_{id} \quad (24)$$

$$\begin{cases} \mathbf{x}_{id} = \mathbf{x}_{max} & \mathbf{x}_{id} > \mathbf{x}_{max} \\ \mathbf{x}_{id} = -\mathbf{x}_{max} & \mathbf{x}_{id} < -\mathbf{x}_{max} \end{cases} \quad (25)$$

式中:  $i=1, 2, \dots, N$ ;  $c_1, c_2$  为学习因子;  $R_1, R_2$  为  $[0, 1]$  之间独立的均匀随机数;  $w$  为惯性权重。

#### 2) 杂交粒子群算法

杂交粒子群算法<sup>[20-21]</sup> 是将粒子群算法与遗传算法中的杂交概念相结合所得到的产物。在每次训练结束后, 根据抽取比例, 从全部粒子中, 选取出一定数量的粒子, 使其随机两两结合, 产生同等数量的子代粒子  $n$ , 并使其代替原先的父代粒子  $m$ , 其位置更新公式如下。

取  $R_3$ , 当  $R_3 \geq bc$  不进行杂交, 当  $R_3 < bc$  时:

$$N_H = bs \cdot N \quad (26)$$

$$\mathbf{x}_n = R_4 \cdot \mathbf{x}_m(i_1) + (1 - R_4) \cdot \mathbf{x}_m(i_2) \quad (27)$$

$$v_n = \left( \frac{v_m(i_1) + v_m(i_2)}{|v_m(i_1) + v_m(i_2)|} \right) \cdot |v_m| \quad (28)$$

式中:  $bc$  表示杂交概率;  $N_H$  为抽取出的父代粒子数;  $N$  为总的粒子数;  $bs$  为杂交比例;  $i_1, i_2$  为  $1 \sim N_H$  之间的随机整数;  $\mathbf{x}_m$  为父代粒子的位置;  $\mathbf{x}_n$  为子代粒子的位置;  $v_m$  为父代粒子的速度;  $v_n$  为子代粒子的速度;  $R_3, R_4$  是  $0 \sim 1$  之间的随机数。更新完粒子位置后, 保持  $P_{\text{best}}, P_g$  不变, 进入下一次训练, 当符合结束条件时结束训练。

实际使用时, 常设置  $v_{\text{max}} = 1, \mathbf{x}_{\text{max}} = 5, w = 0.8, c_1 = 2, c_2 = 2, bc = 0.8, bs = 0.5$ 。

## 2.5 Hammerstein 模型修改及系数确定

### 1) 模型修改

#### (1) 时间 $k$ 的定义

Hammerstein 模型用  $k$  于表示每个时刻, 本文将  $k$  定义为双绞线各个边缘曲线点所在列号。

#### (2) 输入设定

在拟合双绞线边缘曲线的过程中, 由于无法确定合适的输入数据, 因此可以将模型的输入  $u(k)$  设置为恒等于 1, 可得:

$$\mathbf{x}(k) = \sum_{i=1}^n r_i \cdot u^i(k) = \sum_{i=1}^n r_i = \text{sum}(r_i) \quad (29)$$

$$B(z^{-1}) \cdot \mathbf{x}(k) = \text{sum}(r_i) \cdot \sum_{j=1}^n b_j = b \quad (30)$$

式(29)~(30)证明当  $u(k)$  恒等于 1 时, 模型  $B(z^{-1})$  系数可通过一个常数  $b$  代替。

#### (3) 白化滤波器 $C(z^{-1})$ 设定

双绞线边缘曲线边缘点包含的噪声是互不干扰的零均值高斯噪声, 只需要确定所分布的噪声的方差  $D$ , 因此可令  $C(z^{-1}) = c$ , 用  $c$  表示噪声的方差, 在实际辨识中仅需辨识  $c$ 。

经过上述定义, 新模型如下:

$$A(z^{-1}) \cdot y(k) = b + N(0, c) \quad (31)$$

$$A(z^{-1}) = 1 + a_1 + a_2 \cdot z^{-1} + L + a_n \cdot z^{-n} \quad (32)$$

#### (4) 曲线分段

为增加辨识精度, 通过寻找局部最大、最小值点, 将双绞线边缘曲线分为数个周期(保证相邻周期之间存在 30 pixel 的重叠区域) 每个周期为一组辨识数据, 分段图如图 9 所示。当辨识得到相邻曲线  $L_1, L_2$  后, 设  $|L_1(i) - L_2(i)| \leq 0.05$ , 则将  $L_1$  在第  $i$  列所在点作为连接点, 连接两条曲线。

### 2) 系数确定

设置  $v_{\text{max}} = 1, \mathbf{x}_{\text{max}} = 5, w = 0.8, c_1 = 2, c_2 = 2, bc = 0.8, bs = 0.5$ , 以上述系数值辨识图 6(a) 上边缘, 确定下列系数:

#### (1) $A(z^{-1})$

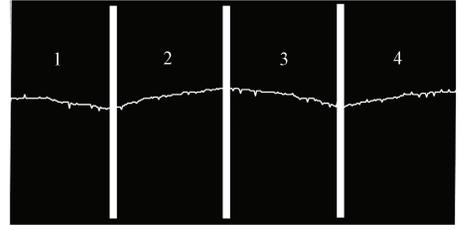


图 9 原始边缘分段示意

Fig.9 Schematic diagram of original edge segmentation

令粒子数为 100, 最大训练次数为 2 000,  $n$  由 1 增至 5, 结果如表 5 所示。当  $n \geq 3$  时, 辨识误差趋于稳定, 确定  $A(z^{-1})$  为:

$$A(z^{-1}) = 1 + a_1 z^{-1} + a_2 \cdot z^{-2} + a_3 \cdot z^{-3} \quad (33)$$

表 5 不同  $a_n$  辨识效果

Table 5 Identification results for different  $a_n$

	$n=1$	$n=2$	$n=3$	$n=4$	$n=5$
辨识误差	1 230.15	789.12	423.98	422.78	419.51
耗时/ms	3 211	4 159	5 199	6 208	7 279

### (2) 粒子数量

令粒子数从 15 增加至 35, 最大训练次数为 2 000, 结果如表 6 所示。粒子数大于等于 20 时误差趋于稳定, 因此选定粒子数等于 20。

表 6 不同粒子数量辨识效果

Table 6 Identification results for different number of particles

粒子数	15	20	25	30	35
误差	652.31	420.13	421.66	421.44	420.16
耗时/ms	763	1 011	1 277	1 561	1 831

### (3) 最大训练次数

令粒子数为 20, 最大训练次数从 380 增加至 420, 结果如表 7 所示。当最大训练次数等于 400 时, 辨识误差趋于稳定, 选定最大训练次数为 400。

表 7 不同训练次数辨识效果

Table 7 Identification results for different number of trainings

训练次数	380	390	400	410	420
辨识误差	652.64	492.45	422.32	421.56	421.03
耗时/ms	181	189	201	213	225

### 3) 算法加速

设置粒子群数为 20, 最大训练次数为 400, 对图 6

(a)进行辨识,上下边缘前6个周期的相关系数如表8所示。

表8 上下边缘前6个周期辨识得到系数

Table 8 The coefficients obtained from the identification in the first six cycles of the upper and lower edges

上边缘						
系数	周期1	周期2	周期3	周期4	周期5	周期6
$a_1$	-0.936	-1.071	-0.967	-1.086	-1.017	-1.119
$a_2$	-0.471	-0.458	-0.467	-0.481	-0.442	-0.470
$a_3$	-0.062	0.083	-0.063	0.095	-0.072	0.117
$b$	4.615	4.573	4.367	4.294	4.345	4.359
$c$	1.697	1.751	1.703	1.680	1.722	1.679
下边缘						
系数	周期1	周期2	周期3	周期4	周期5	周期6
$a_1$	-1.103	-1.123	-0.898	-1.089	-0.880	-1.072
$a_2$	-0.469	-0.471	-0.481	-0.469	-0.480	-0.472
$a_3$	-0.098	0.139	-0.108	0.104	-0.128	0.095
$b$	3.371	3.607	3.371	3.388	3.560	3.302
$c$	1.731	1.702	1.683	1.671	1.705	1.723

当前算法耗时为  $201 > 35.7$  ms,由表8可知对于同绞距的双绞线,不同周期的相同系数相互之间的差值一般不超过0.5。为缩短处理时间,可从周期2开始,将所辨识的各系数的初始值设定为周期1所辨识到的系数值,在保持粒子数量不变的基础上,减少最大训练次数。将最大训练次数从35增加值55,结果如表9所示,当最大训练次数大于等于50时,辨识误差趋于稳定,因此选定最大训练次数等于50。由此确定从第一幅图像的周期2开始,辨识的粒子数量为20,最大训练次数为50次。加速后处理时间如表10所示,单幅图像的总时间为  $33 < 35.7$  ms。算法加速前后系数辨识过程如图10所示。

表9 不同训练次数辨识效果

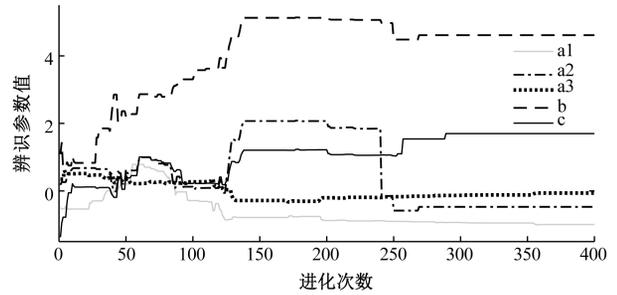
Table 9 Identification results for different number of trainings (ms)

训练次数	35	40	45	50	55
辨识误差	752.15	507.05	448.36	421.96	420.13
耗时	20	22	23	25	26

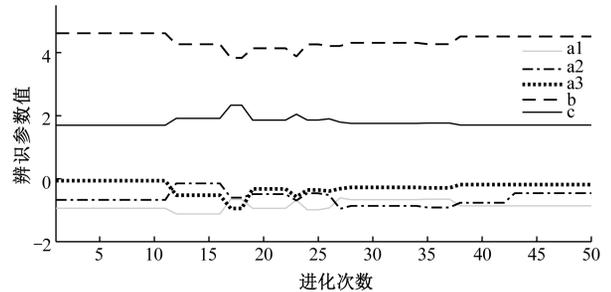
表10 边缘重建算法时间统计

Table 10 The time statistics of the edge reconstruction algorithm (ms)

处理项	图像传输	灰度转换	边缘检测	边缘重建	绞距计算	总时间
耗时	1	4	2	25	1	33



(a) HPSO算法加速前  
(a) The HPSO algorithm before acceleration



(b) HPSO算法加速后  
(b) The HPSO algorithm after acceleration

图10 PSO算法辨识过程

Fig.10 The identification processes of the PSO algorithm

### 3 边缘重建法实验测试

利用20阶多项式拟合法和边缘重建法对图2的边缘进行辨识重建,效果如图11所示。通过快速边缘检测法所得原始曲线与基于边缘重建法得到的重建边缘曲线的对比,如图12所示。



(a) 多项式拟合法  
(a) Polynomial fitting method



(b) 边缘重建法  
(b) Edge reconstruction algorithm

图11 边缘检测

Fig.11 The edge detection images

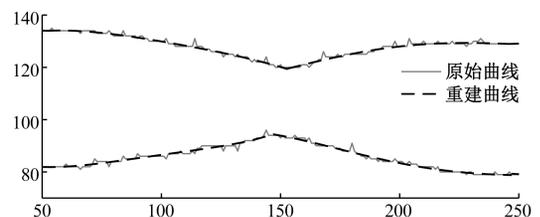


图12 原始曲线及重建曲线对比

Fig.12 Comparison between original curve and reconstruction curve

通过图 11 和 12 可发现:1) 多项式拟合法受到噪声影响后,拟合得到的曲线只能粗略模拟双绞线边缘的走势,并且部分区域出现了过拟合的现象,导致重建得到的曲线无法准确找绞点所在位置;2) 本文算法重建得到的双绞线边缘曲线能够有效克服噪声,依据双绞线的走势精准拟合得到光滑的边缘重建图,重建曲线与原始曲线重合度高,绞点位置精准。

实际生活中双绞线包含多种绞距及多种颜色,不同双绞线绞合所用的网线的粗细也不尽相同,为了检测边缘重建法的鲁棒性,利用边缘重建法对图 13 所示的不同类型的双绞线进行绞距检测,边缘重建效果如图 14 所示,检测结果如表 11 所示。

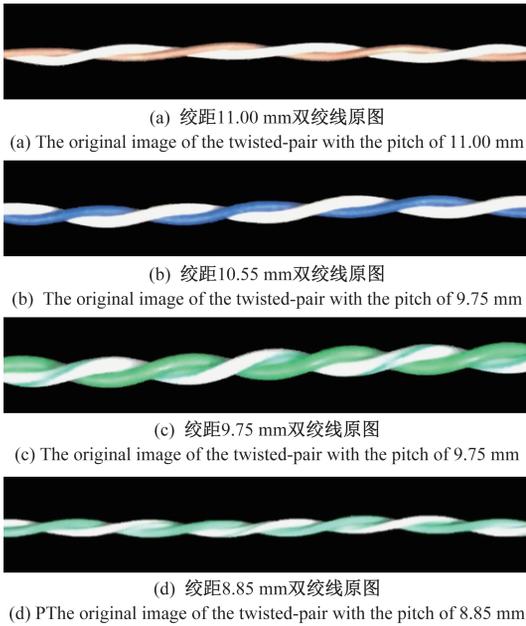
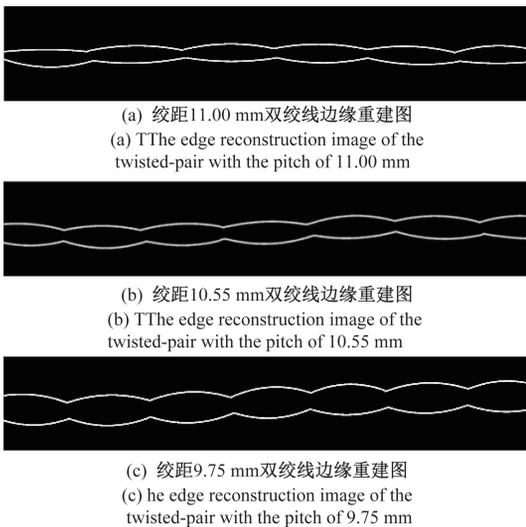


图 13 双绞线原图像

Fig.13 The original images of the twisted-pairs



(d) 绞距8.85 mm双绞线边缘重建图  
(d) The edge reconstruction image of the twisted-pair with the pitch of 8.85 mm

图 14 双绞线边缘重建图

Fig.14 Edge reconstruction images of the twisted-pairs

表 11 不同双绞线检测结果

Table 11 The detection results of different twisted pairs

图 1.2 标准绞距 13.95(长度/mm,时间/ms)							
实测	13.95	13.95	13.95	13.96	耗时	平均误差	
Canny	14.46	13.57	14.46	13.63	78	3.10%	
误差	3.66%	-2.72%	3.66%	-2.36%			
重建	14.10	13.85	13.75	14.10	33	1.06%	
误差	1.08%	-0.71%	-1.43%	1.00%			
图 3.3 (a) 标准绞距 11.00(长度/mm,时间/ms)							
实测	11.00	11.00	11.01	11.01	耗时	平均误差	
Canny	11.39	10.62	10.68	11.39	77	3.36%	
误差	3.54%	-3.45%	-3.00%	3.45%			
重建	11.15	11.09	10.86	10.91	32	1.12%	
误差	1.36%	0.84%	-1.36%	-0.91%			
图 3.3 (b) 标准绞距 10.55(长度/mm,时间/ms)							
实测	10.55	10.55	10.55	10.54	耗时	平均误差	
Canny	10.97	10.15	10.21	10.97	80	3.78%	
误差	4.00%	-3.80%	-3.22%	4.08%			
重建	10.68	10.38	10.68	10.68	34	1.35%	
误差	1.23%	-1.61%	1.23%	1.33%			
图 3.3 (c) 标准绞距 9.75(长度/mm,时间/ms)							
实测	9.75	9.75	9.76	9.76	耗时	平均误差	
Canny	10.15	9.38	9.38	9.32	79	4.07%	
误差	4.10%	-3.79%	-3.90%	-4.50%			
重建	9.62	9.62	9.62	9.91	33	1.42%	
误差	-1.34%	-1.34%	-1.44%	1.54%			
图 3.3 (d) 标准绞距 8.85(长度/mm,时间/ms)							
实测	8.86	8.85	8.84	8.86	耗时	平均误差	
Canny	9.26	9.26	8.47	9.32	79	4.63%	
误差	4.63%	4.51%	-4.19%	5.19%			
重建	8.73	8.73	8.97	9.00	34	1.48%	
误差	-1.47%	-1.37%	1.47%	1.58%			

观察表 11 可发现,无论 Canny 或边缘重建法,当检测的绞距越小,平均误差都会增大,Canny 算法检测的平

均误差在 3.10% ~ 4.63% 之间,检测误差在 -4.50% ~ 5.19% 之间,已经超出了工业检测所要求的小于  $\pm 2\%$ ,且单幅图像的平均处理时间为 79 ms。本文提出的边缘重建法的检测平均误差能稳定在 1.06% ~ 1.48% 之间,检测误差控制在 -1.61% ~ 1.58% 之间,满足小于  $\pm 2\%$  的要求。本文算法对于单幅图像的平均处理时间为 33.5 ms,每分钟可检测 125 m 的双绞线产品,已超过工业上的最快生产速度 120 m/min,由此证明基于边缘重建法的绞距检测算法各项指标已经能够满足工业实时检测的要求。

## 4 结 论

针对目前国内双绞线绞距检测方法的检测精度及速度无法满足工业实时检测要求的问题,本文提出了一种基于边缘重建的双绞线绞距实时检测方法。该方法利用快速双绞线边缘检测法提取双绞线边缘,通过 Hammerstein 模型和 HPSO 算法对双绞线的边缘进行重建,可以有效过滤双绞线边缘曲线上所包含的噪声,从而得到边缘光滑、绞点位置精准的双绞线曲线。

经过测试,本文提出方法对单幅图像的平均处理时间仅 33.5 ms,每分钟可处理 125 m 的双绞线产品,大于实际生产速度的 120 m/min。同时检测误差控制在 -1.61% ~ 1.58%,满足误差小于  $\pm 2\%$  的要求。证明该方法各项指标已经能够满足工业上对于双绞线绞距检测的要求,对于网线厂商有极大的实际应用价值。

## 参考文献

- [ 1 ] 傅文军,倪斌.关于在 AMI 系统设计中选用线缆若干问题[J].中国仪器仪表,2018(10):62-65.  
FU W J, NI B. Some problems about selecting cables in AMI system design [ J ]. China Instrumentation, 2018(10):62-65.
- [ 2 ] 王强,沙斐.平行双线串扰的分析[J].电子测量与仪器学报,2008,22(6):75-77,86.  
WANG Q, SHA F. Analysis of crosstalk of two parallel transmission lines[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2008, 22(6):75-77,86.
- [ 3 ] BRINK R. Modeling the dual-slope behavior of in-quad EL-FEXT in twisted pair quad cables [ J ]. IEEE Transactions on Communications, 2017, 65(5):2153-2163.
- [ 4 ] 曾秦华.一种绞合成缆节距测量与显示装置[J].电子技术与软件工程,2013(11):165.  
ZENG Q H. A pitch measuring and display device for twisted pair [ J ]. Electronic Technology & Software

Engineering, 2013(11):165.

- [ 5 ] 石守东,王刚.基于图像分析的线缆节距测量算法研究[J].计算机工程,2015,41(11):273-279,286.  
SHI SH D, WANG G. Research on cable pitch measurement algorithm based on image analysis [ J ]. Computer Engineering, 2015, 41(11):273-279,286.
- [ 6 ] 林宜丙,石守东,孙书丹.基于 OTSU 算法的 FPGA 实时绞距测量系统[J].电子技术应用,2015,41(7):15-18,22.  
LIN Y B, SHI SH D, SUN SH D. The FPGA real-time distance measuring system based on OTSU algorithm [ J ]. Application of Electronic Technique, 2015, 41(7):15-18,22.
- [ 7 ] 李俊晖,石守东,汪睿琪,等.基于嵌入式的网线数据实时测量分析系统[J].传感器与微系统,2018,37(1):96-98,101.  
LI J H, SHI SH D, WANG R Q, et al. Embedded real-time measurement and analysis system of cable data [ J ]. Transducer and Microsystem Technologies, 2018, 37(1):96-98,101.
- [ 8 ] 汪睿琪,石守东,林宜丙.基于 FPGA 改进的 Canny 实时边缘检测系统[J].无线通信技术,2017,26(3):32-37.  
WANG R Q, SHI SH D, LIN Y B. Improved canny real-time edge detection system based on FPGA [ J ]. Wireless Communication Technology, 2017, 26(3):32-37.
- [ 9 ] 汪睿琪,石守东,李俊晖.基于梯度极值边缘跟踪与嵌入式系统的实时绞距检测算法[J].激光杂志,2018,39(5):36-40.  
WANG R Q, SHI SH D, LI J H. Real-time twisted ranging algorithm based on gradient extreme value edge tracking and embedded system [ J ]. Laser Journal, 2018, 39(5):36-40.
- [ 10 ] 闵永智,岳彪,马宏锋,等.基于图像灰度梯度特征的钢轨表面缺陷检测[J].仪器仪表学报,2018,39(4):220-229.  
MIN Y ZH, YUE B, MA H F, et al. Rail surface defects detection based on gray scale gradient characteristics of image [ J ]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39(4):220-229.
- [ 11 ] 范剑英,刘力源,赵首博.电机铜排表面毛刺缺陷检测技术研究[J].仪器仪表学报,2019,40(3):14-22.  
FAN J Y, LIU L Y, ZHAO SH B. Research on detection technology of burr defects in motor copper [ J ]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(3):14-22.
- [ 12 ] PERREAULT S, HEBERT P. Median filtering in

- constant time [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2007, 16(9):2389-2394.
- [13] SONG R J, ZHANG Z Q, LIU H Y. Edge connection based canny edge detection algorithm [J]. Pattern Recognition & Image Analysis, 2017, 27(4):740-747.
- [14] 耿文波, 姚遥. 基于稀疏先验的运动模糊图像盲复原方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2018, 32(8):132-139.
- GENG W B, YAO Y. Sparse-prior-based blind restoration method for motion blurred image [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2018, 32(8):132-139.
- [15] OTSU N. A Threshold selection method from gray-level histograms[J]. IEEE Transactions on Systems Man & Cybernetics, 2007, 9(1):62-66.
- [16] GREBLICKI W, PAWLAK M. Hammerstein system identification with the nearest neighbor algorithm [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2017, 63(8), 4746-4757.
- [17] BROURI A, KADI L, SLASSI S. Frequency identification of Hammerstein-Wiener systems with backlash input nonlinearity [J]. International Journal of Control, Automation & Systems, 2017, 15(5):2222-2232.
- [18] JAIN N K, NANGIA U, JAIN J. A review of particle swarm optimization [J]. Journal of the Institution of Engineers, 2018, 99(4):407-411.
- [19] CHATTERJEE S, SARKAR S, HORE S, et al. Particle swarm optimization trained neural network for structural failure prediction of multistoried RC buildings[J]. Neural Computing & Applications, 2017, 28(8):2005-2016.
- [20] MARINAKIS Y, MIGDALAS A, SIFALERAS A. A hybrid particle swarm optimization-variable neighborhood search algorithm for constrained shortest path problems[J]. European Journal of Operational Research, 2017, 261(3):819-834.
- [21] ZHANG H W, XIE J W, GE J A, et al. Hybrid particle swarm optimization algorithm based on entropy theory for solving DAR scheduling problem[J]. Tsinghua Science and Technology, 2019, 24(3):281-290.

## 作者简介



**李俊晖**, 2016年于宁波大学科学技术学院获得学士学位, 2019年于宁波大学获得硕士学位, 现为宁波大学博士研究生, 主要研究方向为嵌入式技术、机器视觉。

E-mail: lee765694945@163.com

**Li Junhui** received his B. Sc. degree from College of Science & Technology, Ningbo University in 2016 and received M. Sc. degree from Ningbo University in 2019. Now, he is a doctoral student in Ningbo University. His main research interest includes embedded technology and machine vision.



**石守东**(通信作者), 分别在1991年和2010年于西北工业大学获得硕士学位和博士学位, 现为宁波大学副教授, 主要研究方向为计算机应用、精密测量与仪器仪表。

E-mail: shishoudong@nbu.edu.com

**Shi Shoudong** (Corresponding author) received his M. Sc. and Ph. D. degrees both from Northwestern Polytechnical University in 1991 and 2010, respectively. Now, he is an associate professor in Ningbo University. His main research interest includes computer application, precision measurement and instruments.