

## 小波统计法的表面缺陷检测方法

张学武<sup>1</sup>, 吕艳云<sup>1</sup>, 丁燕琼<sup>1</sup>, 梁瑞宇<sup>1,2</sup>

(1. 河海大学 计算机及信息工程学院, 江苏 常州 213022; 2. 东南大学 信息科学与工程学院, 江苏 南京 210096)

**摘要:** 针对铜带表面缺陷的特点, 基于小波统计方法设计了对铜带表面缺陷检测的系统. 首先把铜带表面图像分为互不重叠的子图像, 再把子图像分为多个小波处理单元, 对每个小波处理单元进行 db4 紧支集正交小波一级分解, 在此基础上进行 Hotelling  $T^2$  统计检测缺陷. 最后利用支持向量机进行缺陷分类. 实验中将基于小波的统计方法和基于灰度的差影法进行比较, 结果证明本文提出的方法识别率高, 特别对于用一般算法识别率较低的“起皮”缺陷达到 96.7% 的识别率.

**关键词:** 缺陷检测; 小波统计; 强反射金属; 机器视觉

**中图分类号:** TP391      **文献标识码:** A

## Surface defect inspection based on wavelet statistical analysis

ZHANG Xue-wu<sup>1</sup>, LÜ Yan-yun<sup>1</sup>, DING Yan-qiong<sup>1</sup>, LIANG Rui-yu<sup>1,2</sup>

(1. College of Computer and Information Engineering, Hohai University, Changzhou Jiangsu 213022, China;

2. College of Information Science and Engineering, Southeast University, Nanjing Jiangsu 210096, China)

**Abstract:** According to the characteristics of defect image on copper strips surface, we design a surface defect detection system on the basis of wavelet-based multivariate statistical approach. First, the surface image is divided into sub-images; each sub-image is further segmented into multiple wavelet processing units. Then, each wavelet processing unit is decomposed by 1-D db4 wavelet function. The multivariate statistics of Hotelling  $T^2$  is then applied to detect the defects, and Support-Vector-Machines(SVM) is used as the defect classifier. The defect detection performances of the proposed approach are compared with those of the grayscale-difference method. Experimental results show that the proposed method has higher performances on identification; the recognition rate for the ripple defects achieves 96.7% which is unattainable by common algorithms.

**Key words:** defect inspection; wavelet-based statistic; strongly reflected metal; machine vision

### 1 引言(Introduction)

铜被广泛应用于电气、轻工、机械制造、建筑工业、国防工业等领域, 在我国有色金属材料的消费中仅次于铝. 铜带表面质量的优劣直接影响到最终产品的质量和性能. 然而, 在铜带轧制过程中, 铜带表面缺陷检测是一种简单重复性的、速度较快的、精力高度集中的工作, 人工目视检测和频闪光检测等传统方式都存在实时性差、抽检率低、检测置信度低、检测环境恶劣等弊端.

因为铜带存在反光强、未知缺陷种类多、不同生产工艺存在不同缺陷、要求精度高(特别是通信与电气行业)等困难, 国内应用机器视觉解决铜带表面缺陷检测的成熟产品几乎没有, 而国外产品价格昂贵. 本文目的在于探索研究有效的铜带表面缺陷的自动检测方法.

纹理表面缺陷检测是视觉检测的一个关键问题. 一般把纹理分为统计纹理和结构纹理两类<sup>[1]</sup>. 根据纹理类型, 表面缺陷检测分为非纹理表面缺陷检测及纹理表面缺陷检测<sup>[2]</sup>. 前者主要有阈值法<sup>[3]</sup>及金字塔法<sup>[4]</sup>, 后者主要有空域法及频域法<sup>[5]</sup>. 灰度共生矩阵是在空间域的一种统计方法, A.Latif-Amet等提出利用基于小波特性的灰度共生矩阵进行纺织品缺陷检测<sup>[6]</sup>; 苏静等利用灰度共生矩阵和加权欧式距离分类器进行金属断口图像分类, 取得不错的分类效果<sup>[7]</sup>. 频域法主要有傅立叶变换、Gabor变换和小波变换. 傅立叶变换是一种全局方法, 只表征空频分布但不考虑空频局部信息<sup>[8]</sup>. Gabor变换属于加窗傅立叶变换, 可在频域不同尺度、不同方向上提取相关特征. 但Gabor是非正交的, 不同特征分量之间有冗余, 所以在纹理图像的分析中效率不太高<sup>[9]</sup>. 而小

波变换是一种多分辨率分析工具,为不同尺度上信号的分析 and 表征提供了精确和统一框架,具有良好的时频局部化、尺度变换和方向特征,是分析纹理的有力工具。

Cheng等利用小波结构树变换进行纹理分类,根据能量选择子图像进行分解,然后按照距离进行纹理分类<sup>[10]</sup>。刘泓等利用不同自适应小波基与纹理模式匹配的二维小波变换,用遗传算法得到适合于行和列的不同正交小波基,实验表明该方法对纹理缺陷具有较高的敏感性并能有效地确定缺陷的位置<sup>[11]</sup>。Tsai对纹理图像用滤波器长度为4的Daubechies进行三级小波分解,选取低频图像进行重建,利用Otsu方法进行缺陷分割,自动检测表面缺陷,有较好的缺陷检测效果<sup>[12]</sup>。基于小波分析的优点,众多文献中利用小波变换进行纹理分割和分类,并得到较好的效果。

表面缺陷是因为破坏了纹理的同质特性,大多表面缺陷检测的方法均未考虑到图像特性的渐变对缺陷检测精度的影响<sup>[13]</sup>。铜带表面典型缺陷中有一种“起皮”缺陷,形状多变,大小不等,且与无缺陷的图像差异较小,简单的缺陷检测方法对该缺陷检测效果不佳。本文考虑到图像亮度渐变的影响,采用基于小波变换的统计方法对铜带表面缺陷进行自动检测。该方法首先用Daubechies小波基对图像进行一级分解,再对小波系数进行Hotelling  $T^2$ 统计分析检测缺陷。

## 2 系统架构(System configuration)

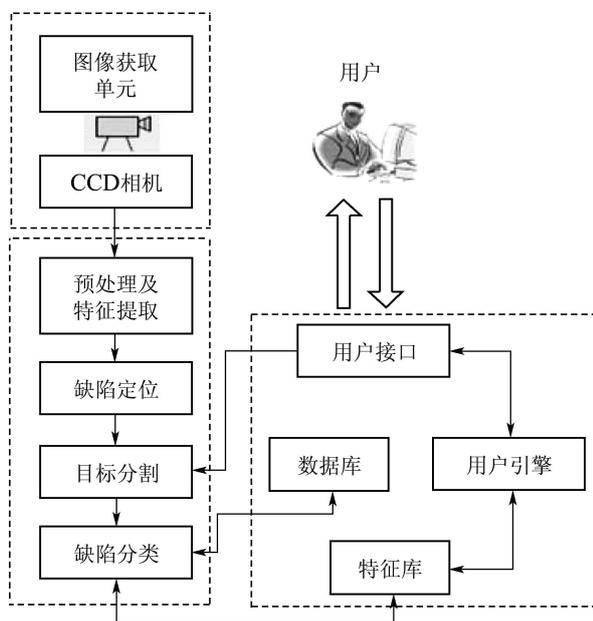


图1 系统框架图

Fig. 1 Structure of the control system

铜带表面缺陷检测系统架构如图1所示,主要包括图像获取单元、预处理单元、缺陷定位单元、目标分割单元、缺陷分类以及用户管理单元。CCD摄像机在线光源照明下获取铜带表面图像,通过基于小波统计法检测缺陷,支持向量机进行缺陷分类,并进行缺陷单元定位及报警,储存缺陷图像做后续处理,缺陷分类和信息统计。

## 3 离散二维小波分解(Discrete 2D wavelet decomposition)

一个二维图像信号用  $f(x, y) \in L^2(\mathbb{R}^2)$  表示,二维小波分解分两步进行:首先沿  $x$  方向分别用  $\Phi(x)$  和  $\Psi(x)$  进行分析,把  $f(x, y)$  分解为概貌和细节两部分,然后对这两部分再沿  $y$  方向用  $\Phi(x)$  和  $\Psi(x)$  作类似分析,其中  $\Phi(\cdot)$  和  $\Psi(\cdot)$  分别为尺度函数和小波函数。经一级分解得4个子图像  $A_1(x, y)$ ,  $H_1(x, y)$ ,  $V_1(x, y)$ ,  $D_1(x, y)$ , 如式(1)~(4)所示。其中  $A_1(x, y)$  为一级分解过程中图像的低频概貌信息,其余3个是图像中高频细节信息,分别表示水平、垂直和对角方向的细节图像。在  $f_{LL}(x, y)$  的基础上,可进行下一级分解,按此方法,可对信号进行多级分解<sup>[14]</sup>:

$$A_1(x, y) = \{f(x, y), \Phi_{1k_1}(x)\Phi_{1k_2}(y)\}, \quad (1)$$

$$H_1(x, y) = \{f(x, y), \Phi_{1k_1}(x)\Psi_{1k_2}(y)\}, \quad (2)$$

$$V_1(x, y) = \{f(x, y), \Psi_{1k_1}(x)\Phi_{1k_2}(y)\}, \quad (3)$$

$$D_1(x, y) = \{f(x, y), \Psi_{1k_1}(x)\Psi_{1k_2}(y)\}. \quad (4)$$

小波分析在工程应用中,最优小波基的选择是一个十分重要的问题<sup>[15]</sup>。综合考虑对称性、支撑集、消失矩、正则性及相似性,本文选用Daubechies中的4阶小波,因为db4的正则性、紧支集性、近似对称性、光滑性较好,且具有线性相位,计算简单等优点。

## 4 基于小波变换的统计方法(Wavelet-based statistical method)

基于小波变换的统计方法<sup>[16]</sup>,首先把一幅  $(M \times N)$  图像分解成  $g \times h$  个  $(m \times n)$  像素的子图像,即  $g = M/m$ ,  $h = N/n$ 。每个子图像再分解成  $k \times l$  个  $(a \times b)$  小波处理单元,即  $k = m/a$ ,  $l = n/b$ 。再对小波处理单元进行一维小波变换,提取Daubechies小波系数为  $A(x_i, y_j)$ ,  $H(x_i, y_j)$ ,  $V(x_i, y_j)$ ,  $D(x_i, y_j)$ , 分别为子图像的低频系数、高频水平系数、高频垂直系数和高频对角系数。Hotelling  $T^2$  检验是一种常用的多变量检验方法,在基于小波变换的统计方法中利用Hotelling  $T^2$  图描述多元子图像的距离。Hotelling  $T^2$  值越大表明该子图像与无缺陷的图像距离越大,通过Hotelling  $T^2$  统计值与  $T^2$  统计量上限  $UCL$  值进行判别子图像有无缺陷。

为增强原始子图像特征,把3个方向的高频细

节信息融合在一起. 此时, 子图像的小波分解特征由概貌信息 $A(x_k, y_l)$ 和细节信息 $D(x_k, y_l)$ 表示, 如式(5)(6)所示:

$$A(x_k, y_l) = \frac{\sum_{i=0}^{\frac{a}{2}-1} \sum_{j=0}^{\frac{b}{2}-1} A(x_i, y_j)}{\frac{a}{2} \times \frac{b}{2}}, \quad (5)$$

$$D(x_k, y_l) = \frac{\sum_{i=0}^{\frac{a}{2}-1} \sum_{j=0}^{\frac{b}{2}-1} D(i, j)}{\frac{a}{2} \times \frac{b}{2}}. \quad (6)$$

上式中:  $D(i, j) = \delta_H H(x_i, y_j) + \delta_V V(x_i, y_j) + \delta_D D(x_i, y_j)$ ,  $A(x_k, y_l)$ 表示低频信息,  $D(x_k, y_l)$ 表示高频信息,  $\delta_H, \delta_V, \delta_D$ 表示水平、垂直、对角方向的权值, 并且 $\delta_H + \delta_V + \delta_D = 1$ .

基于小波的统计方法中,  $g \times h$ 个互不重叠的子图像可视为处理样本 $X_{x_k, y_l}$ , 由式(7)表示,  $k \times l$ 小波处理单元的 $A(x_k, y_l)$ 和 $D(x_k, y_l)$ 可视为样本中不同时刻的观察值. 子图像平均值矩阵 $\bar{X}$ 如式(8)所示, 样本的总均值矩阵 $\bar{\bar{X}}$ 如式(9)所示, 总协方差矩阵 $W$ 由式(10)~(12)求得, 其Hotelling  $T^2$ 统计量由式(13)计算所得.

$$X_{x_k, y_l} = \begin{bmatrix} A(x_k, y_l) \\ D(x_k, y_l) \end{bmatrix}, \quad (7)$$

$$\bar{X} = \begin{bmatrix} \bar{A}(x, y) \\ \bar{D}(x, y) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{1}{k \times l} \sum_{i=0}^{k-1} \sum_{j=0}^{l-1} A(x_i, y_j) \\ \frac{1}{k \times l} \sum_{i=0}^{k-1} \sum_{j=0}^{l-1} D(x_i, y_j) \end{bmatrix}, \quad (8)$$

$$\bar{\bar{X}} = \begin{bmatrix} \bar{\bar{A}} \\ \bar{\bar{D}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{1}{g \times h} \sum_{i=0}^{g-1} \sum_{j=0}^{h-1} \bar{A}(x_i, y_j) \\ \frac{1}{g \times h} \sum_{i=0}^{g-1} \sum_{j=0}^{h-1} \bar{D}(x_i, y_j) \end{bmatrix}, \quad (9)$$

$$\bar{W}_A^2 = \frac{1}{k \times l - 1} \sum_{i=0}^{k-1} \sum_{j=0}^{l-1} [A(x_i, y_j) - \bar{A}(x, y)]^2, \quad (10)$$

$$W_A^2 = \frac{1}{g \times h} \sum_{i=0}^{g-1} \sum_{j=0}^{h-1} \bar{W}_A^2(x_i, y_j), \quad (11)$$

$$W = \begin{bmatrix} W_A^2 & W_{A,D} \\ W_{D,A} & W_D^2 \end{bmatrix}, \quad (12)$$

$$T^2 = (k \times l) [\bar{X} - \bar{\bar{X}}]^T W^{-1} [\bar{X} - \bar{\bar{X}}], \quad (13)$$

$$UCL = \frac{(m-1)(n-1)p}{mn - m - p + 1} F_\alpha(p, mn - m - p + 1), \quad (14)$$

$$LCL = 0. \quad (15)$$

其中:  $UCL$ 为Hotelling  $T^2$ 统计量的上限, 式(14)中 $F_\alpha(p, mn - m - p + 1)$ 为置信度 $\alpha$ , 自由度为 $p$ 和 $mn - m - p + 1$ 的 $F$ 分布. 其中:  $m$ 为样本组个数,  $n$ 为样本组观察值的个数,  $p$ 为品质特质个数.

在多元控制图中, 当 $T^2$ 超过了 $UCL$ , 描述了该子图像偏离无缺陷图像的距离偏大, 被判为缺陷图像.

### 5 缺陷分类(Defects classification)

支持向量机(SVM)是一种基于结构风险最小化准则的学习方法, 推广能力明显优于一些传统学习方法, 且能得到全局唯一最优解, 在解决小样本、非线性及高维模式识别问题中有特有的优势. 支持向量机的根本思想是首先通过内积函数定义的非线性变换将输入空间变换到一个高维空间, 再在这个空间中寻找最优分类面. 在支持向量机中, 选择适当的核函数是一个重要因素, 不同核函数会形成不同的算法并直接影响支持向量机的泛化能力及误差控制, 常用核函数主要有: 高斯径向基核、多项式核、B-样条核、傅里叶核和Sigmoid核.

本文研究对象为强反射金属表面缺陷, 属于多类识别, 为此需要将两类分类器向多类分类器扩展. 扩展方法有多种, 常用有一对一分类方法和一对余分类方法. 本文采用一对余方法, 即把 $c$ 类问题化为 $c$ 个两类问题, 其中第 $i$ 个问题是用判别函数把属于 $w_i$ 类的点和不属于 $w_i$ 类的点分开.

训练过程如下所示:

- a) 给定两种缺陷的 $c$ 个训练样本, 提取其缺陷特征向量作为分类依据;
- b) 利用上述样本的特征向量进行线性内积支持向量训练, 确定线性识别模型函数;
- c) 利用上述样本的特征向量进行核函数线性内积支持向量机训练, 确定非线性识别模型函数.

识别阶段算法:

- a) 对于给定的待识别缺陷样本, 提取其缺陷特征向量;
- b) 将待识别样本的特征向量 $M$ 代入线性分类支持向量机的模型函数, 如果 $f(M) > \tau$ , 则可确定待识别样本的种类,  $\tau$ 为训练所获得的分类阈值. 若 $f(M) < \tau$ 则转步骤c);
- c) 将待识别样本的特征向量 $M$ 代入非线性分类支持向量机的模型函数, 将 $f_{\max}(M)$ 归到相应的缺陷类中;

综合考虑, 本系统采用径向基函数为核函数, SVM模型主要取决于惩罚因子和核参数, 本研究采用留一交叉验证法(LOO)确定支持向量机参数, 得到这两个参数的最终值为: 惩罚因子 $c = 4$ , 核参数 $\sigma^2 = 2$ .

### 6 实验仿真与分析(Experimental simulation and analysis)

实验中从江苏常州兴荣公司现场采集铜带缺陷样本,典型缺陷如图2所示,为256×256的灰度图像.

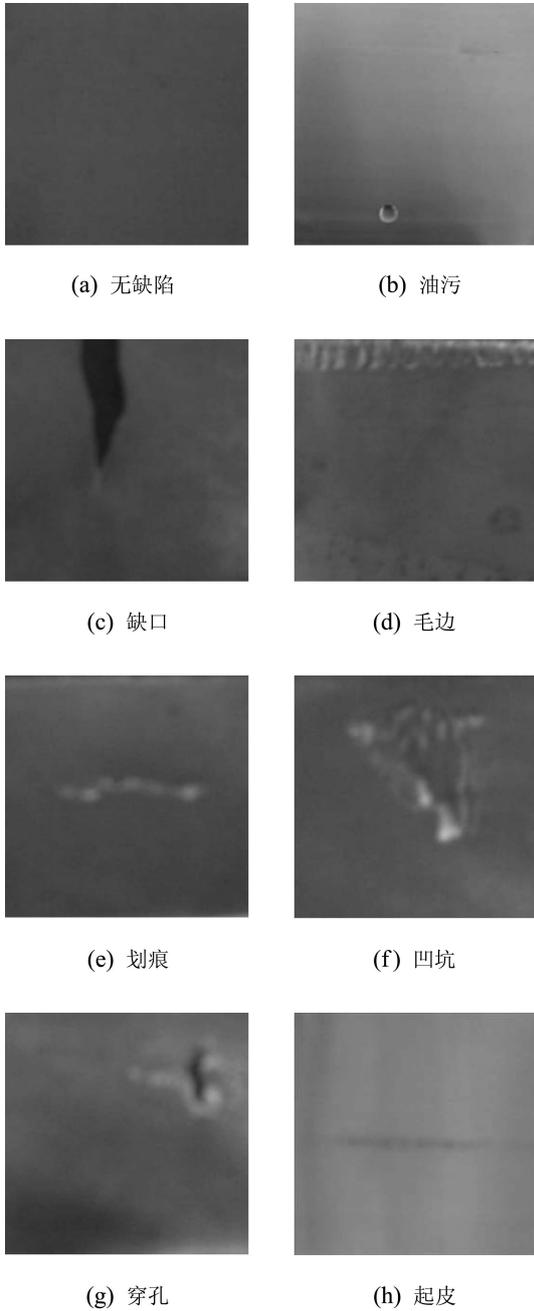


图2 铜带样品

Fig. 2 Samples of copper strips

为丰富缺陷图像样本库,对典型缺陷进行了不同角度旋转及尺度变换,以满足实验中训练及测试的要求. 实验中采用东冠科技有限公司的型号为LT-191×18的LED窄条形线光源,和型号为JAI CV-A1的CCD工业相机采集铜带图像.

图像采集单元获取的图像经过Curvelet变换降噪,RANSAC算法去抖等预处理之后,进行特征提取和缺陷识别及分类. 实验中选用小波系数的统计特征作为缺陷识别的依据,首先对小波处理单元进行小波变换,小波基选用Daubechies紧支集正交小波,取滤波器长度为4,即db4. 考虑到样本训练时间、测试区域的识别时间及识别率、缺陷的大小等因素,设定子图像即多元处理单元窗口大小设为32×32、小波分解单元窗口大小设为4×4,这样比较有利于提高缺陷识别率、减少运算时间. 小波分解原理如图3所示:图(a)为含起皮缺陷的铜带表面图像,图(b)为经一级小波分解后的子图像,其左上、右上、左下和右下分别对应于子图像的低频概貌信息和高频水平、垂直及对角方向的细节信息. 为增强原始图像特征,将小波分解的高频图像信息融合,然后对小波分解的低频和高频信息进行Hotelling  $T^2$  统计分析,其原理如图4所示.

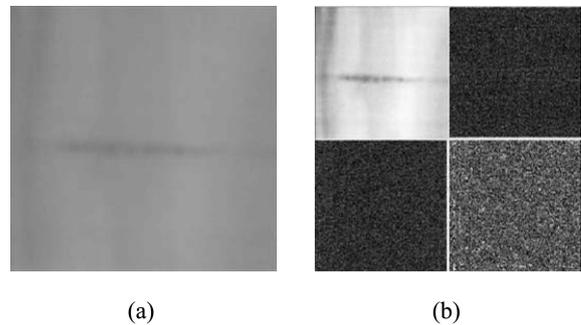


图3 小波分解子图像

Fig. 3 Subimages of wavelet decomposition

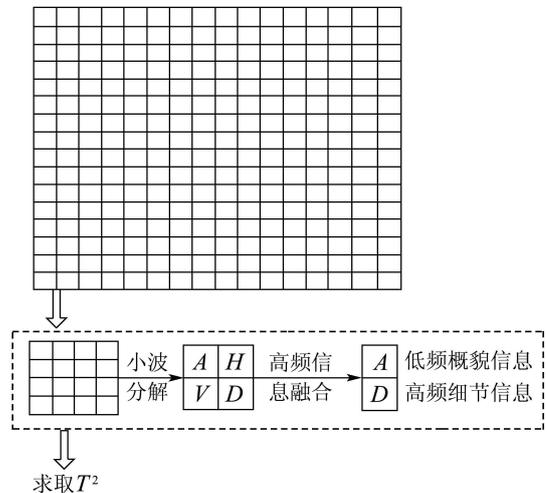


图4 基于小波的Hotelling  $T^2$ 统计法

Fig. 4 Wavelet-based Hotelling  $T^2$  statistical method

实验检测结果如图5所示,当子图像的 $T^2$ 统计量超过 $UCL$ 的值,表示该图像的特征值超过控制范围,即该子图像与无缺陷图像距离比较大,则判别

为缺陷图像. 如图5所示: 图(a)为无缺陷铜带子图像的Hotelling  $T^2$ 统计图, 图(b)~(h)表示不同铜带表面缺陷的Hotelling  $T^2$ 统计图. 因为“起皮”、“划痕”等铜带表面缺陷与无缺陷区域图像的特征变化是一个渐变过程, 所以其Hotelling  $T^2$ 统计图与无缺陷的统计图比较接近, 但还能清晰判断出存在缺陷, 如图5中(e)和(h)与(a)比较接近. 实验表明本文所示方法对典型缺陷类型, 如油污、缺口、毛边、划痕、穿孔、凹坑和起皮等检测识别效果理想. 灰度

差影法因计算简单常用于缺陷检测中, 本文做了基于统计法和灰度差影法的对比实验, 实验结果如表1所示. 本文方法对所有铜带表面典型缺陷检测识别率较高, 平均识别率达98.3%, 尤其对常规方法不易识别的“起皮”缺陷达到96.7%的识别率, 而差影法对“缺口”、“穿孔”检测识别率高, 但对于“油污”、“划痕”、“起皮”、“毛边”等缺陷检测识别率较低, 此外, 基于灰度的差影法抗干扰能力差, 在现实生产环境中检测效果不太理想.

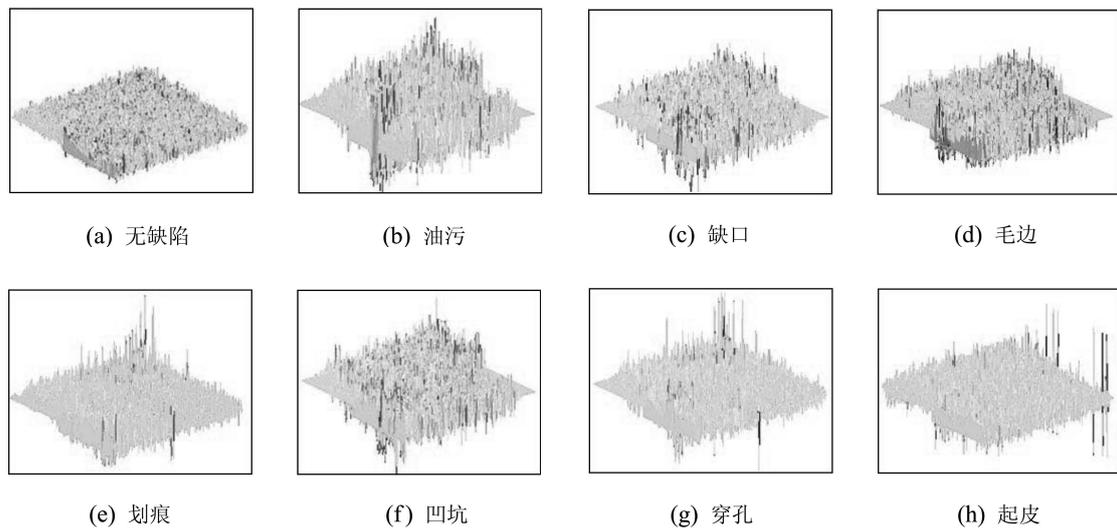


图 5 基于小波统计的检测结果

Fig. 5 Inspection results of wavelet-based statistic

表 1 两种算法对典型铜带表面缺陷的识别情况

Table 1 Recognition results for typical defects of copper strip surface using two methods

| 缺陷类型 | 测试样本数目/张 | 统计法正确识别数/张 | 差影法正确识别数/张 | 统计法正确识别率/% | 差影法正确识别率/% |
|------|----------|------------|------------|------------|------------|
| 油污   | 150      | 145        | 135        | 96.7       | 90.0       |
| 缺口   | 150      | 150        | 149        | 100        | 99.3       |
| 毛边   | 150      | 148        | 139        | 98.7       | 92.7       |
| 划痕   | 150      | 148        | 132        | 98.7       | 88.0       |
| 穿孔   | 150      | 150        | 150        | 100        | 100        |
| 凹坑   | 150      | 147        | 141        | 98.0       | 94.0       |
| 起皮   | 150      | 145        | 129        | 96.7       | 86.0       |
| 合计   | 1050     | 1033       | 975        | 98.3       | 92.9       |

为了生产控制和后续信息统计, 系统还包括缺陷图像的分类, 将识别出含缺陷的铜带图像通过支持向量机进行分类, 实验中选取组合特征Hotelling  $T^2$ 统计值和缺陷样本Hu不变矩作为特征向量. 因为经多次实验表明Hu不变矩对面积大的缺陷及条状缺陷识别率较高, 但对于起皮, 毛边

等缺陷识别率相对低, 利用Hotelling  $T^2$ 统计值作为缺陷特征能弥补Hu不变矩的不足. 实验中从典型缺陷图像库中选取800个缺陷做训练, 将实验中经统计量检测出的1033个缺陷做测试, 选取径向基函数为核函数, 经实验得到最佳核函数 $\sigma^2 = 2$ , 表2所示为径向基内核参数实验结果.

表2 径向基内核参数实验结果  
Table 2 The experimental results of RBF kernel parameters

| $\sigma^2$ | 训练时间/s | 正确分类数/张 | 分类准确率/% |
|------------|--------|---------|---------|
| 1          | 922    | 929     | 89.9    |
| 2          | 914    | 953     | 92.3    |
| 10         | 954    | 941     | 91.1    |
| 25         | 970    | 937     | 90.7    |

## 7 结论(Conclusion)

本文针对铜带表面缺陷检测的特点设计了一种基于小波的统计方法进行缺陷自动检测的系统。该系统能对生产线上铜带表面缺陷进行储存、报警、定位,自动识别和分类,在提高铜带产品质量和生产效率上有一定贡献。系统关键算法包括小波分析、Hotelling  $T^2$ 统计和支持向量机分类,其主要优点有:1)小波分析得到图像空频信息,更有利于进行纹理分析;2)Hotelling  $T^2$ 统计量表征主元模型内部变化的一种测度,并通过控制图简单判断铜带表面缺陷,特别对起皮、划痕缺陷检测率高。3)因实验光照不同等影响,可根据实际情况设定 $UCL$ 的值进行缺陷判据,具有一定适应性;4)支持向量机在小样本、非线性和高维模式识别问题中有很大优势,且算法简单,有较好的鲁棒性。实验证明该系统检测缺陷识别率高,但是计算量大,不能很好满足高速铜带在线检测的要求,这将是今后铜带表面缺陷在线检测研究中需解决的问题,进一步优化算法、提高实时性、提高检测识别率是下一步研究的重点。

## 参考文献(References):

- [1] BHARATI M H, LIU J J, MACGREGOR J F. Image texture analysis: Methods and Comparisons[J]. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 2004, 72(1): 57 – 71.
- [2] 章毓晋. 基于内容的视觉信息检索[M]. 北京: 科学出版社, 2003: 113 – 150. (ZHANG Yujin. *Sight Message Inspection Based on Contents*[M]. Beijing: Science Press, 2003: 113 – 150.)
- [3] STOJANOVIC R, MITROPULOS P, KOULAMAS C. Real-time vision-based system for textile fabric inspection[J]. *Real-Time Imaging*, 2001, 7(6): 507 – 518.
- [4] BRZAKOVIC D, BECK H, SUFI N. An approach to defect detection in materials characterized by complex textures[J]. *Pattern Recognition*, 1990, 23(1/2): 99 – 107.
- [5] LI T S. Applying wavelets transform, rough set theory and support vector machine for copper clad laminate defects classification[J]. *Expert Systems with Applications*, 2008, 36(3): 5822 – 5829.

- [6] LATIF-AMET A, ERTUZUN A, ERCIL A. An efficient method for texture defect detection: sub-band domain co-occurrence matrices[J]. *Image and Vision Computing*, 2002, 18(6/7): 543 – 553.
- [7] 苏静, 黎明. 基于灰度共生矩阵的金属断面图像的分类研究[J]. 计算机工程与应用, 2008, 44(9): 223 – 225. (SU Jing, LI Ming. Research of metal fracture image classification based on GLCM[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2008, 44(9): 223 – 225.)
- [8] 钟克洪, 丁明跃, 周成平. 基于小波差分统计特征的纹理缺陷检测方法[J]. 系统工程与电子技术, 2004, 26(5): 660 – 665. (ZHONG Kehong, DING Mingyue, ZHOU Chengping. Texture defect inspection method using difference statistics feature in wavelet domain[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2004, 26(5): 660 – 665.)
- [9] PICHLER O, TEUNER A, HOSTICKA B J. A comparison of texture feature extraction using adaptive gabor filtering, pyramidal and tree structured wavelet transforms[J]. *Pattern Recognition*, 1996, 29(5): 733 – 742.
- [10] CHANG T, KUO C C J. Texture analysis and classification with tree-structured wavelet transform[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1993, 2(4): 429 – 441.
- [11] 刘泓, 莫玉龙. 基于二维自适应小波基小波变换的规则纹理缺陷检测[J]. 中国图像图形学报, 1999, 4(4): 349 – 352. (LIU Hong, MO Yulong. 2D Wavelet transform with different adaptive based for regular texture defect inspection[J]. *Journal of Image and Graphics*, 1999, 4(4): 349 – 352.)
- [12] TSAI D M, HSIAO B. Automatic Surface Inspection Using Wavelet Reconstruction[J]. *Pattern Recognition*, 2001, 34(6): 1285 – 1305.
- [13] LIN H D. Computer-aided visual inspection of surface defects in ceramic capacitor chips[J]. *Journal of Materials Processing Technology*, 2007, 189(1/3): 19 – 25.
- [14] 韩武鹏, 陈文楷, 刘正耀. 纺织品检测中的模式识别应用[J]. 控制理论与应用, 2003, 20(3): 391 – 393. (HAN Wupeng, CHEN Wenkai, LIU Zhengyao. A way of pattern recognition for identification in textile[J]. *Control Theory & Applications*, 2003, 20(3): 391 – 393.)
- [15] 徐长发, 李国宽. 实用小波方法[M]. 武汉: 华中科技大学出版社, 2001: 166 – 178. (XU Changfa, LI Guokuan. *Applied Wavelet Methods*[M]. Wuhan: Huazhong Science University Press, 2001: 166 – 178.)
- [16] HOTELLING H. Multivariate quality control, illustrated by the air testing of sample bombsights[M] // *Techniques of Statistical Analysis*. New York: McGraw-Hill, 1947: 111 – 184.

## 作者简介:

张学武 (1973—), 男, 副教授, 博士研究生, 目前研究方向为机器视觉、图像处理和图像分析, E-mail: zhangxw@hhu.edu.cn;

吕艳云 (1985—), 女, 硕士研究生, 目前研究方向为图像处理和图像分析、缺陷检测, E-mail: lvyanyun1985@163.com;

丁燕琼 (1987—), 女, 硕士研究生, 目前研究方向为机器视觉、智能系统, E-mail: dyq2071@163.com;

梁瑞宇 (1978—), 男, 讲师, 博士研究生, 目前研究方向为智能控制系统, E-mail: lly1711@163.com.