

一种基于红外成像的强反射金属表面缺陷 视觉检测方法

张学武 丁燕琼 闫 萍

(河海大学计算机与信息学院, 江苏 南京 210098)

摘要 根据红外成像特性及金属表面缺陷区域灰度分布变化缓慢的特点,提出了一种基于小波纹理特性统计分析的铜带表面缺陷视觉检测方法。利用 CCD 视觉传感器获取受检金属表面的红外影像资料,引入一阶 Haar 小波分解红外图像,抽取 4 个小波特性,然后分别使用 Hotelling T^2 和 X^2 多变量统计法融合 4 个小波特性。最后根据统计值判别图像是否存在缺陷,并使用支持向量机对缺陷进行分类。比较分析了两种小波域多变量统计方法检测缺陷的性能。实验结果表明,Hotelling T^2 统计法在缺陷检测和识别方面的性能较好,对微小缺陷可达到 92.8% 的检测率和 95.42% 的识别率。

关键词 机器视觉;缺陷检测;统计分析;强反射金属;红外成像;支持向量机

中图分类号 TP393.41 **文献标识码** A **doi**: 10.3788/AOS201131.0312004

Vision Inspection of Metal Surface Defects Based on Infrared Imaging

Zhang Xuewu Ding Yanqiong Yan Ping

(College of Computer and Information Engineering, Hohai University, Nanjing, Jiangsu 210098)

Abstract According to the characteristics of infrared imaging and the gradual change of intensity levels of metal surface defects, a vision inspection method for surface defects of metal based on statistically analyzing wavelet texture has been proposed. Firstly, the CCD sensors are used to obtain infrared video-data for surface of copper strips, and then the first-order Haar wavelet is used to decompose infrared image. Secondly, two multivariate statistical methods, including Hotelling T^2 control chart and Chi square test, are used to fuse the four wavelet characteristics. Finally, the statistical values are used to distinguish the existence of defects and classify the defects using support vector machine. The capabilities of two kinds of wavelet-domain-based multivariate statistical approaches in inspecting defects have been researched deeply. The experimental results demonstrate that the Hotelling T^2 method gets the better performance, which achieves a 92.8% probability of detecting the existence of micro defects and a 95.42% probability of classifying the defects.

Key words machine vision; defect inspection; statistical analysis; strong reflection metal; infrared imaging; support vector machine

OCIS codes 120.6650; 330.5000; 040.3060; 150.0150; 160.3900

1 引 言

金属材料表面质量的优劣直接影响最终产品的性能和质量,制造业对金属材料表面质量提出了越来越高的要求。通常,无损检测与评价的手段主要

有超声、射线、涡流、磁粉和渗透五大类^[1],但都存在抽检率低、实时性差、检测的置信度低以及检测环境恶劣等弊端。随着红外技术、CCD 技术和计算机技术的飞速发展,基于激光扫描、光谱图像、红外成像

收稿日期: 2010-09-07; **收到修改稿日期**: 2010-09-29

基金项目: 国家自然科学基金(60872096),国家 863 计划(2007AA11Z227)和中央高校基本科研业务费专项资金(2009B31914)资助课题。

作者简介: 张学武(1973—),男,硕士,副教授,主要从事机器视觉和图像处理方面的研究。

E-mail: zhangxw@hhuc.edu.cn

和超声波扫描的机器视觉检测技术应用日益广泛^[2~4]。

热成像 CCD 摄像机通过检测来自场景中物体辐射或反射的热辐射差异进行成像,因此,可以在不同光照条件下工作,对解决阴影、光照突变和夜间可视性等影响传统计算机视觉的问题提供了有力的支持^[5,6]。然而与可见光图像相比,热成像 CCD 摄像机的红外图像具有对比度低、边缘模糊、低信噪比以及成分复杂等特点^[7~9]。

传统的机器视觉检测方法一般采用灰度特征^[10]、几何形状特征^[11]或者纹理特征^[12,13]来描述缺陷,同时神经网络和支持向量机^[14,15]等工具也已被广泛应用于表面缺陷的检测与识别,然而目前表面质量检测的最大难点仍在于缺陷特征提取和缺陷分类。人类拥有强大的图像理解和模式识别能力,能快速有效的识别出缺陷类型,无论反光强弱、缺陷形状的细微变化。不同生产工艺造成同种缺陷的差别或机器难以识别的微小缺陷,都没有对人类视觉感知造成太大的困难。因此,建立由生物学启发的计算机视觉模型已成为目前图像处理领域中的研究热点。

根据金属表面红外图像中缺陷区域灰度渐变的特点,本文借鉴人类的视觉感知机理,参照视觉神经系统信息处理的三级分析模型^[16],依据小波变换的多分辨特性,可提取金属表面红外图像的初级视觉特征-纹理特征^[17~19]。金属表面缺陷是破坏纹理的同质特性,然而大多数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。因此,本文提出了一种基于小波域下多变量统计方法对金属表面缺陷进行自动检测和分类的新方法。首先使用一阶 Haar 小波提取图像纹理特征,然后使用两种统计方法,Hotelling T^2 和 X^2 ,将多种质量参数合成为图像特征。最后使用统计值判别图像是否存在缺陷,对于有缺陷图像,计算其总均值矩阵、总协方差矩阵及 Hotelling T^2 统计量,作为支持向量机(SVM)的输入向量,进行缺陷类型识别。

2 系统分析与整体设计

2.1 系统总体框架

基于机器视觉的金属表面缺陷检测系统的硬件框架如图 1 所示,主要由图像获取单元、预处理单元、缺陷分割单元、特征提取单元以及 SVM 缺陷分类单元组成。在 CCD 摄像机前端配置 850 nm 滤光片,在红外光源的照射下,获取金属表面红外图像,

然后通过视频采集卡将获取的图像转换为数字信号存储在计算机的显存中。计算机对数字图像进行处理识别,最终由输出设备输出检测结果,系统的主要技术指标:1)横纵向检测分辨率 1.0 mm×1.0 mm;2)检测铜带宽度小于或等于 500 mm;3)系统正常运行时铜带运行速度(0~0.5 m/s);4)铜带震动幅度小于 1 cm;5)可分辨最小宽度为 1 mm 的缺陷。

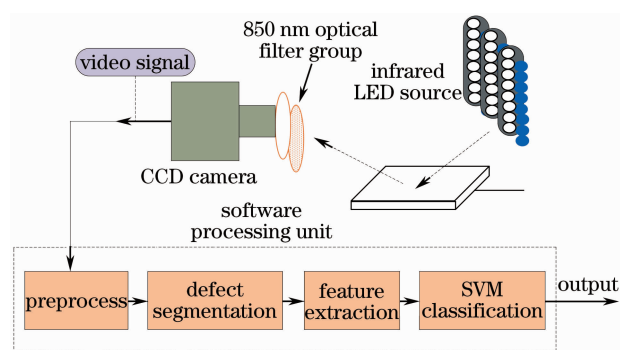


图 1 系统框架图

Fig. 1 System framework

2.2 光源及照明技术的影响

选择合适的光源和照明技术是缺陷检测的主要步骤。不同的光源、照明技术和视觉条件适合于不同的金属表面缺陷检测。光源的频谱和光谱特性,亮度分布和视角分布等差异都会影响金属表面的检测效果,所以在检测不同金属表面缺陷检测时要选择合适的光源。照明技术有明场照明与暗场照明、直接照明与散射照明、倾斜照明与同轴照明、偏振照明等。铜、铝等光滑金属材料表面的镜面反射强烈,CCD 的曝光量饱和,易淹没缺陷图像信息,为消除镜面反射的影响,常选择平行光源和均匀散射光源。明域光路用于检测反射光,在大部分明场图像中,背景亮而缺陷暗;暗域光路用于检测散射光,背景暗而缺陷亮。平行光有很好的方向性和准直性,平行光照射强反射金属表面时,反射光中大部分为镜面反射。平行光结合暗场照明,所得图像灰度差别明显,对比度高。当缺陷走向与平行光入射方向垂直时,图像缺陷明显,而缺陷走向与入射方向一致时,缺陷信息被淹没。均匀散射光散射区域大且非定向,所成图像对比度不大,但能很好的保存图像信息。因金属材料表面缺陷形状多变,方向不定,本系统采用红外 LED 光源。

3 研究方法

3.1 小波分解

选择正确的纹理特征组合以合适地描述纹理属

性对于后续的纹理分析很重要。本文使用小波分解系数作为纹理特征,一幅图像被分解为4个子图像,包括一个低通滤波子图像和3个高通滤波子图像。对于一幅尺寸为 $S \times T$ 的二维图像,Haar小波处理^[20]的步骤如下:

行变换:

$$\begin{cases} f_R(i, j) = \left[\frac{f(i, 2j) + f(i, 2j + 1)}{2} \right] \\ f_R\left(i, j + \left[\frac{T}{2} \right]\right) = \left[\frac{f(i, 2j) - f(i, 2j + 1)}{2} \right] \end{cases}, \quad (1)$$

其中 $0 \leq i \leq (S-1)$, $0 \leq j \leq [T/2]-1$, $[\]$ 为高斯符号。

列变换:

$$\begin{cases} f_c(i, j) = \left[\frac{f_R(2i, j) + f_R(2i + 1, j)}{2} \right] \\ f_c\left(i + \left[\frac{S}{2} \right], j\right) = \left[\frac{f_R(2i, j) - f_R(2i + 1, j)}{2} \right] \end{cases}, \quad (2)$$

其中 $0 \leq i \leq [S/2]-1$, $0 \leq j \leq T-1$, $[\]$ 为高斯符号。

$f(i, j)$ 代表一幅数字图像, $f_R(i, j)$ 是 $f(i, j)$ 的行变换, $f_c(i, j)$ 是 $f_R(i, j)$ 的列变换。则小波变换的输出为

$$\begin{cases} \mathbf{A}_1(i, j) = f_c(i, j) \\ \mathbf{D}_1(i, j) = f_c\left(i, j + \left[\frac{T}{2} \right]\right) \\ \mathbf{D}_2(i, j) = f_c\left(i + \left[\frac{S}{2} \right], j\right) \\ \mathbf{D}_3(i, j) = f_c\left(i + \left[\frac{S}{2} \right], j + \left[\frac{T}{2} \right]\right) \end{cases}, \quad (3)$$

其中 $0 \leq i \leq [S/2]-1$, $0 \leq j \leq [T/2]-1$, $\mathbf{A}_1(i, j)$ 为近似系数矩阵, $\mathbf{D}_1(i, j)$, $\mathbf{D}_2(i, j)$ 和 $\mathbf{D}_3(i, j)$ 为细节系数矩阵。

3.2 基于小波变换的统计方法

3.2.1 Hotelling T^2 统计法

基于小波变换的 Hotelling T^2 统计法^[21]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 $g = M/m, h = N/n$ 。每个子图像称为一个多变量统计单元。将统计单元再分解成 $a \times b$ 个 $(g \times h)$ 小波处理单元,即 $g = m/a, h = n/b$ 。对每个小波处理单元进行一维小波变换,提取4个 Haar 小波系数: $\mathbf{A}_1(i, j)$, $\mathbf{D}_1(i, j)$, $\mathbf{D}_2(i, j)$ 和 $\mathbf{D}_3(i, j)$ 。多元统计分析方法将一个多变量统计单元内小波分解得到的系数进行整合,最后得到一个统计值。该统计值描述多元子图像的距离,统计值越大表明该

子图像与无缺陷的图像距离越大,该图像为缺陷图像的概率也越大。

多元统计处理过程步骤如下:

$$\bar{\mathbf{X}}_{M(x, y), c} = \frac{1}{ab} \sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^b \mathbf{X}_{W(x_i, y_j), c}, \quad (4)$$

$$\bar{\mathbf{X}}_c = \frac{1}{gh} \sum_{i=1}^g \sum_{j=1}^h \bar{\mathbf{X}}_{M(x, y), c}, \quad (5)$$

$$\mathbf{C}_{M(i, j), c}^2 = \frac{1}{ab-1} \sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^b [\mathbf{X}_{W(x_i, y_j), c} - \bar{\mathbf{X}}_{M(x, y), c}]^2, \quad (6)$$

$$\mathbf{C}_{M(i, j), c}^2 = \frac{1}{ab-1} \sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^b [\mathbf{X}_{W(x_i, y_j), c} - \bar{\mathbf{X}}_{M(x, y), c}][\mathbf{X}_{W(x_i, y_j), d} - \bar{\mathbf{X}}_{M(x, y), d}], \quad (7)$$

$$\mathbf{C}_c^2 = \frac{1}{gh} \sum_{i=1}^g \sum_{j=1}^h \mathbf{C}_{M(i, j), c}^2, \quad (8)$$

$$\mathbf{C}_{c, d}^2 = \frac{1}{gh} \sum_{i=1}^g \sum_{j=1}^h \mathbf{C}_{M(i, j), c, d}^2. \quad (9)$$

一个多变量统计单元为 $M(x, y)$, \mathbf{C}_c^2 为 $M(x, y)$ 中第 c 个特征值的方差, $\mathbf{C}_{c, d}^2$ 为第 c 个小波特征和第 d 个特征的协方差。 $\bar{\mathbf{X}}$ 为 $M(x, y)$ 统计单元的均值, $\bar{\mathbf{X}}$ 为整幅图像的均值, \mathbf{C} 为协方差矩阵。 $M(x, y)$ 可以分为4个小波处理单元 $W(x_1, y_1)$, $W(x_1, y_2)$, $W(x_2, y_1)$, $W(x_2, y_2)$ 。每一个小波处理单元可以分解得到一个逼近系数和3个细节系数,则(4)~(9)式所用矩阵参数如下所示:

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} A(x_i, y_j) \\ D_1(x_i, y_j) \\ D_2(x_i, y_j) \\ D_3(x_i, y_j) \end{bmatrix}, \quad (10)$$

$$\bar{\mathbf{X}} = \begin{bmatrix} \bar{A}(x, y) \\ \bar{D}_1(x, y) \\ \bar{D}_2(x, y) \\ \bar{D}_3(x, y) \end{bmatrix} =$$

$$\begin{bmatrix} \frac{1}{a \times b} \sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^b A(x_i, y_j) \\ \frac{1}{a \times b} \sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^b D_1(x_i, y_j) \\ \frac{1}{a \times b} \sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^b D_2(x_i, y_j) \\ \frac{1}{a \times b} \sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^b D_3(x_i, y_j) \end{bmatrix}, \quad (11)$$

$$\bar{\mathbf{X}} = \begin{bmatrix} \bar{A} \\ \bar{D}_2 \\ \bar{D}_3 \\ \bar{D}_4 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{1}{g \times h} \sum_{i=1}^g \sum_{j=1}^h \bar{A}(x, y) \\ \frac{1}{g \times h} \sum_{i=1}^g \sum_{j=1}^h \bar{D}_1(x, y) \\ \frac{1}{g \times h} \sum_{i=1}^g \sum_{j=1}^h \bar{D}_2(x, y) \\ \frac{1}{g \times h} \sum_{i=1}^g \sum_{j=1}^h \bar{D}_3(x, y) \end{bmatrix}, \quad (12)$$

则

$$\mathbf{C} = \begin{bmatrix} C_{A,A}^2 & C_{A,D_1} & C_{A,D_2} & C_{A,D_3} \\ C_{D_1,A} & C_{D_1,D_1}^2 & C_{D_1,D_2} & C_{D_1,D_3} \\ C_{D_2,A} & C_{D_2,D_1} & C_{D_2,D_2}^2 & C_{A,D_1} \\ C_{D_3,A} & C_{D_3,D_1} & C_{D_3,D_2} & C_{D_3,D_3}^2 \end{bmatrix}, \quad (13)$$

$$\mathbf{T}^2 = ab[\bar{\mathbf{X}} - \bar{\mathbf{X}}]'\mathbf{C}^{-1}[\bar{\mathbf{X}} - \bar{\mathbf{X}}], \quad (14)$$

$$U_{CL} = \frac{p(m-1)(n-1)}{mn-m-p+1}F_{\theta,p,(nm-m-p+1)}, \quad (15)$$

其中 U_{CL} 为 Hotelling T^2 统计量的上限, (15) 式中 $F_{\theta,p,(nm-m-p+1)}$ 为置信度为 θ , 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, 当某一过程的 T^2 统计值超过了 U_{CL} , 认为该过程超出了控制, 易引起输出的重要改变, 最终影响系统性能。在缺陷检测中, 如果某个统计单元 $M(x, y)$ 的统计 T^2 值超过控制上限 U_{CL} , 那么该区域的纹理属性有别于正常区域的纹理属性, 被判为缺陷区域。

3.2.2 X^2 测试

X^2 测试是基于 X^2 距离的多变量统计方法。 X^2 测试统计值可定义为

$$\mathbf{X}^2 = \sum_{j=1}^4 \frac{(\mathbf{X}_j - \bar{\mathbf{X}}_j)^2}{\bar{\mathbf{X}}_j}, \quad (16)$$

其中 \mathbf{X}_j 为一个统计单元内第 j 个小波单元的特征矩阵, $\bar{\mathbf{X}}_j$ 为一个统计单元内四个小波单元特征矩阵

的均值, \mathbf{X}^2 则为该统计单元的统计值。该测试计算某点到中心点的距离。若样本总均值为 $\bar{\mathbf{X}}^2$, 标准差为 $\mathbf{S}_{\mathbf{X}^2}$, 则当统计值大于 $\bar{\mathbf{X}}^2 + 3\mathbf{S}_{\mathbf{X}^2}$ 时, 认为该区域存在缺陷。

4 实验结果与仿真分析

为了验证本文提出的 Hotelling T^2 统计法的有效性, 采用从江苏常州兴荣公司现场采集的 $256 \text{ pixel} \times 256 \text{ pixel}$ 的铜带表面缺陷图像进行实验。使用 Hotelling T^2 统计法和 X^2 距离法进行缺陷检测分析。为了进一步验证本文方法的优越性, 对两种方法的性能进行对比分析, 最后针对有缺陷图像, 使用支持向量机进行分类。

4.1 统计单元尺寸选取及统计法工作模型

多变量统计单元的选取依赖于实验对象和实验条件。本文对 Hotelling T^2 统计法分别采取 $4 \text{ pixel} \times 4 \text{ pixel}$, $8 \text{ pixel} \times 8 \text{ pixel}$ 和 $16 \text{ pixel} \times 16 \text{ pixel}$ 尺寸的统计单元进行实验, 以穿孔缺陷为例, 图 2 所示为小波域 Hotelling T^2 统计方法的三维统计图。各种尺寸小波统计单元耗费时间分别为, $4 \text{ pixel} \times 4 \text{ pixel}$ 统计单元耗费时间为 28.5252 ms; $8 \text{ pixel} \times 8 \text{ pixel}$ 统计单元耗费时间为 25.1001 ms; $16 \text{ pixel} \times 16 \text{ pixel}$ 统计单元耗费时间为 25.0597 ms。随着统计单元尺寸的增加, 耗时越来越少, 但是统计法检测结果, 即缺陷的位置也越来越不精确, 即系统是以削减精度为代价得到速率的提升。 $4 \text{ pixel} \times 4 \text{ pixel}$ 统计单元仅比 $16 \text{ pixel} \times 16 \text{ pixel}$ 统计单元耗时长 3.4655 ms, 在系统耗时差距较小的情况下, 检测精度就成为算法主要考察指标, 因此本文选用 $4 \text{ pixel} \times 4 \text{ pixel}$ 统计单元进行后续分析。

截取一幅 $256 \text{ pixel} \times 256 \text{ pixel}$ 图像中的 $16 \text{ pixel} \times 16 \text{ pixel}$ 区间进行示例分析, 当统计单元尺寸为 $4 \text{ pixel} \times 4 \text{ pixel}$ 时, 多变量 T^2 统计的工作模型如图 3 所示。

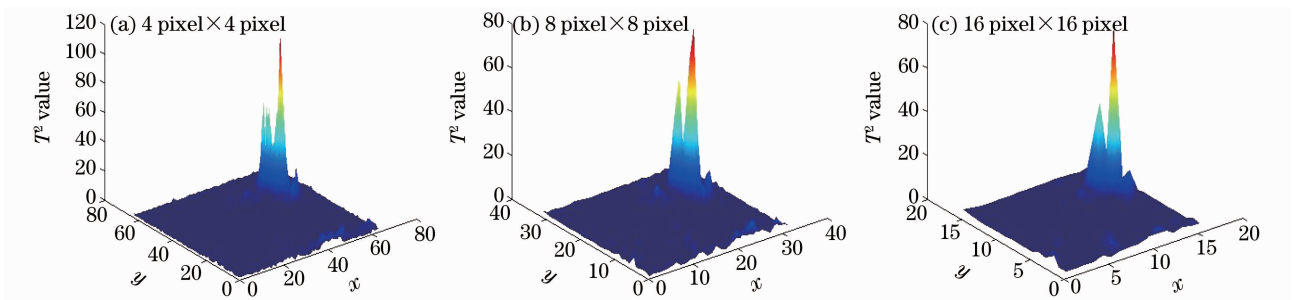


图 2 穿孔缺陷不同尺寸统计单元检测结果

Fig. 2 Detection results of multivariate units with different sizes of perforation defect

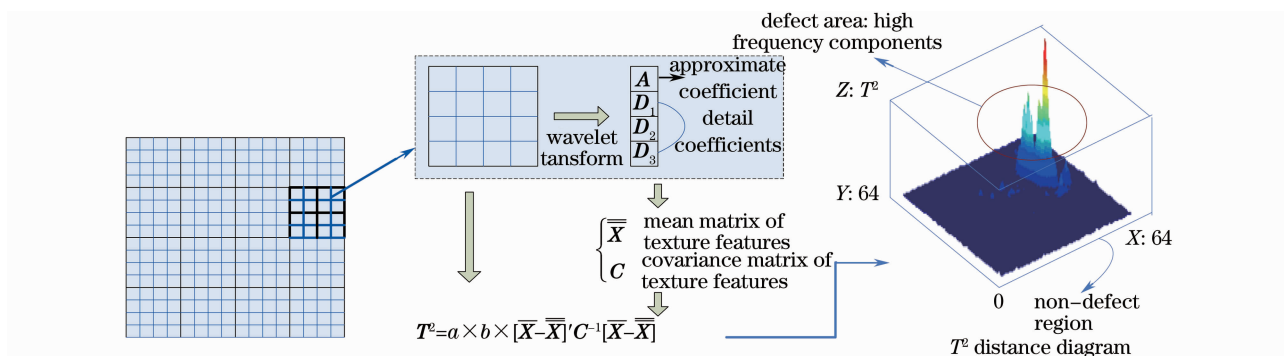


图 3 多变量 T^2 统计工作模型

Fig. 3 Multivariate T^2 statistical work model

4.2 小波统计模型检测结果

选用 Haar 小波基对图像进行分解,低通分解系数为 $L = [0.7071, 0.7071]$,高通分解系数为 $H = [-0.7071, 0.7071]$ 。多变量统计单元尺寸为 $4 \text{ pixel} \times 4 \text{ pixel}$,小波处理单元为 $2 \text{ pixel} \times 2 \text{ pixel}$,即一个多变量统计单元可以分解为 2×2 个小波处理单元。对每一个 $2 \text{ pixel} \times 2 \text{ pixel}$ 的小波处理单元进行小波变换,得到一个逼近系数和三个细节系数,将 $[A_1, D_1, D_2, D_3]^T$ 作为小波纹理特征。一幅 $256 \text{ pixel} \times 256 \text{ pixel}$ 的灰度图像 $f(x, y)$,可以分解为 64×64 个多变量统计单元。对一个统计单元内的四个小波处理单元进行统计分析可以得到一个 T^2 值,即一幅 $256 \text{ pixel} \times 256 \text{ pixel}$ 灰度图像可以得到 64×64 个 T^2 统计值。计算出统计上限后,将其作为阈值,对图像进行阈值处理,得到各

缺陷图像的二值化图像。

为了进行比较,本文还计算了图像的 X^2 统计值。图 4 所示为原始图像,图 5 所示为使用 T^2 统计法的检测结果,图 6 为使用 X^2 统计法的检测结果,图 7 为使用 T^2 统计值进行阈值分割的结果。图 4~7 中,(a)~(h)缺陷类型分别为毛边、缺口、正常图像、油污、起皮、穿孔、凹坑和划痕。

在图 5 和图 6 所示的 3D 图中,峰值处即为缺陷位置。比较图 5 和图 6 可以直观看出,Hotelling T^2 方法能更形象的反映缺陷形状,凸显缺陷区域和非缺陷区域。而 X^2 方法对缺陷区域和非缺陷区域的区分度不明显,图中存在大量将非缺陷区域检测为缺陷区域的情况。因此 T^2 检测效果比 X^2 好,检测精确率高于 X^2 。

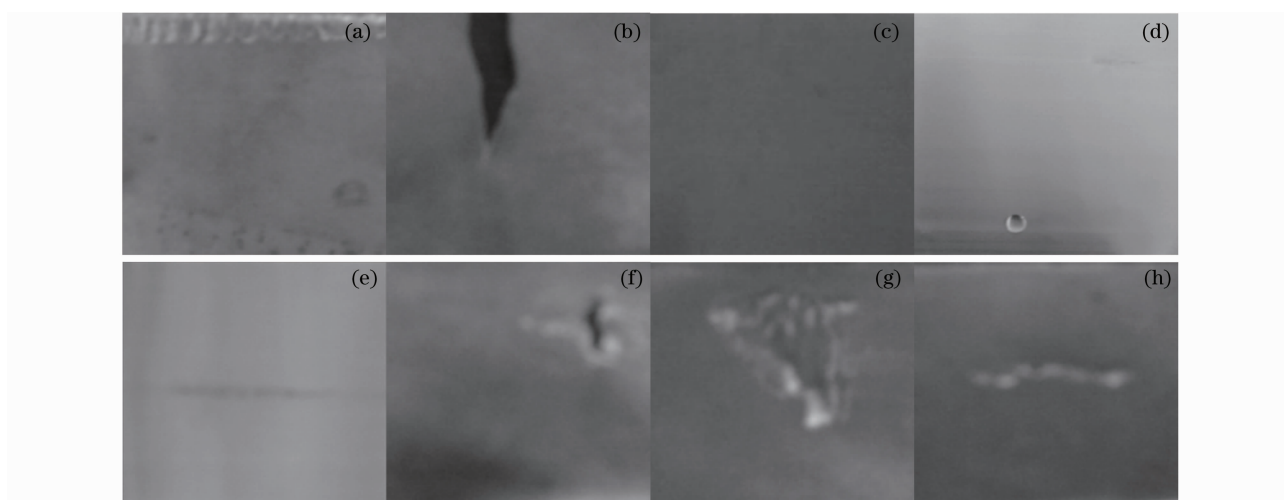


图 4 铜带样品原图

Fig. 4 Original image of the sample copper strips

4.3 检测性能分析

为了进一步验证本文提出方法的有效性,将 T^2 和 X^2 两种方法进行比较。使用 3 个指标,非缺陷区域判别为缺陷区域概率 α ,缺陷区域判别为非缺陷区域概率 β 和正确判别率 C_R 。图 8(a) 所示为不同显

著性水平下的小波 T^2 方法的检测结果,图 8(b) 为不同标准差时小波 X^2 方法的检测结果。为了在同一图中表征 α, β, C_R 3 个指标并且简化性能评价过程,绘图过程中取 $1 - \alpha, 1 - \beta$ 和 C_R 。当这 3 个值越大,说明检测性能越好。从图 8(a) 可以看出,当显著性水

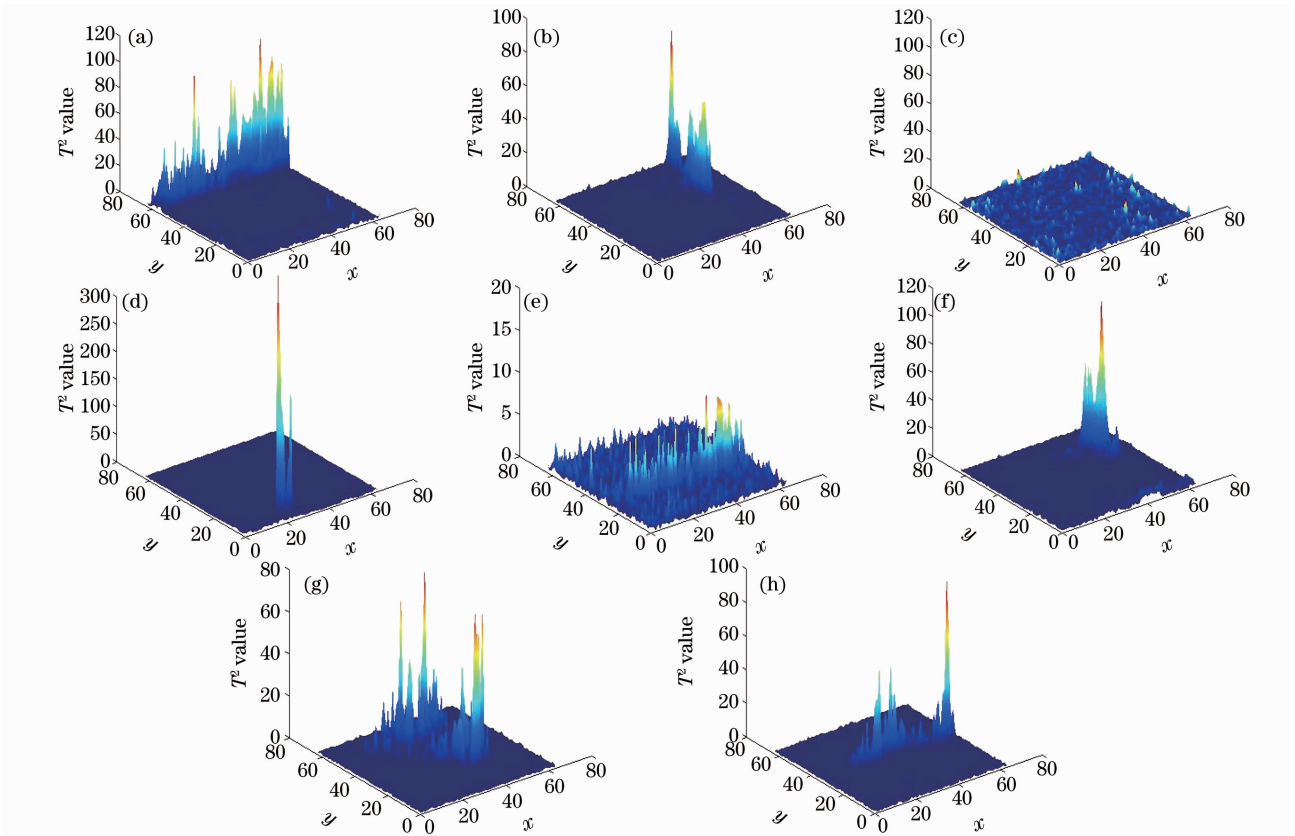


图 5 T^2 统计法检测结果

Fig. 5 Detection results of T^2 statistical method

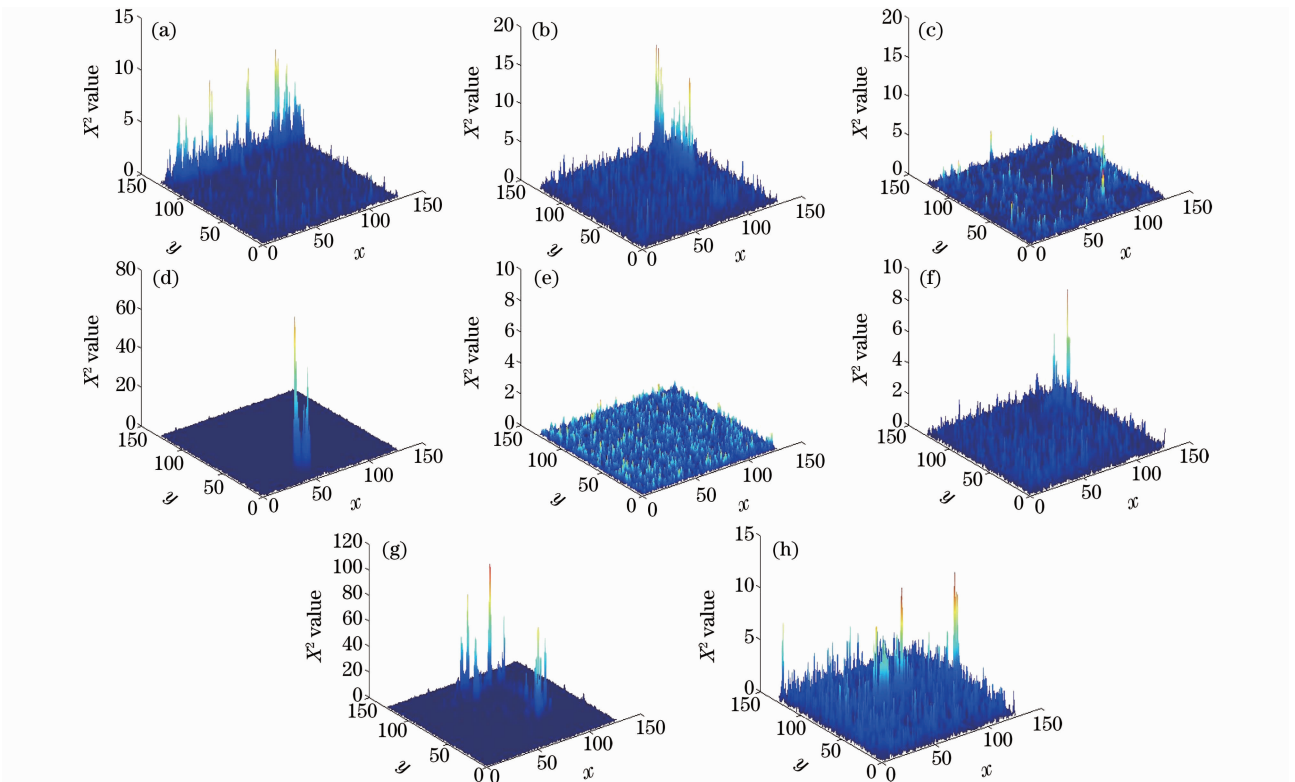


图 6 X^2 统计法检测结果

Fig. 6 Detection results of X^2 statistical method

平达 0.0225 时,小波 T^2 方法可达最高检测率 92.8%。从 8(b) 可以看出,当标准差为 1.75 时,小

波 X^2 的识别率最高可达 91.6%。根据直观比较分析,可知小波 T^2 方法的检测精度高于小波 X^2 方法。

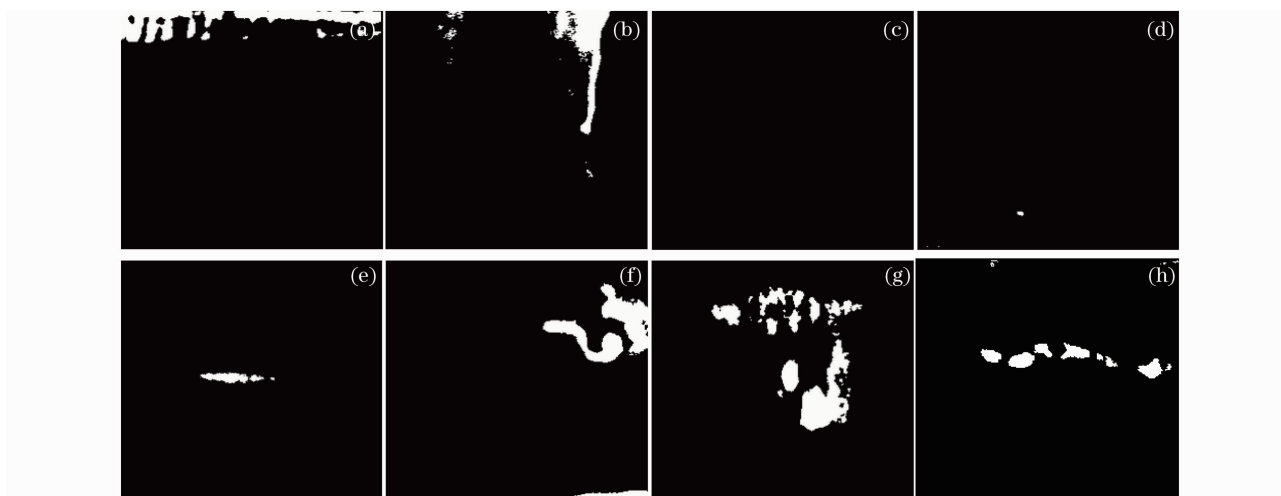


图 7 T^2 检测结果

Fig. 7 Binaryzation results of T^2 method

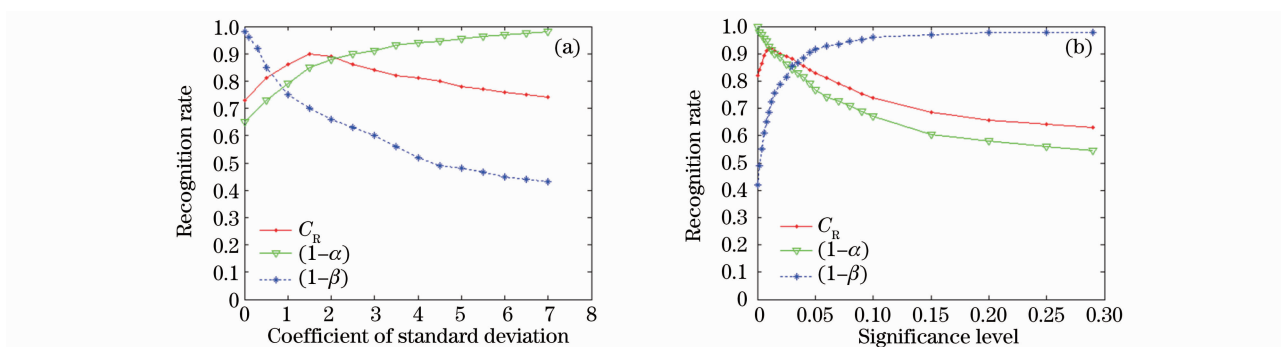


图 8 检测性能比较。(a)Hotelling T^2 小波统计法不同显著性水平检测结果,(b) X^2 小波统计法不同标准差检测结果

Fig. 8 Detection performance comparison. (a) detection results of wavelet-based Hotelling T^2 method at different significance levels, (b) detection results of wavelet-based X^2 method with different standard deviations

4.4 缺陷分类

识别时,计算缺陷图像的总均值矩阵、总协方差矩阵及 Hotelling T^2 统计量,并将其作为 SVM^[22] 的输入向量。本文使用采用“一对一”多类分类方法,核函数采用 RBF 函数,使用交叉验证方法得到参数 C 和 γ 。实验中,设置支持向量机的参数变换范围为 $\gamma = [2^{-5}, 2^{-4}, \dots, 2^{15}]$, $C = [2^{-14}, 2^{-13}, \dots, 2^4]$,将 (C, γ) 绑定成对计算交叉验证精度,然后选取交叉验证精度最高的一组参数进行训练和测试。样本集包含 1050 幅缺陷图像以及 150 幅无缺陷图像,共 1200 幅图像,均为 $256 \text{ pixel} \times 256 \text{ pixel}$ 图像。其中 $2/3$ 用于训练, $1/3$ 用于测试。交叉验证结果如图 9 所示,当 $(C, \gamma) = (2^5, 2^{-3})$ 时,交叉验证精度最高,为 92.0%。因此,我们采用参数 $C=32, \gamma=0.125$ 来训练和测试。

以缺陷图像的总均值矩阵、总协方差矩阵及

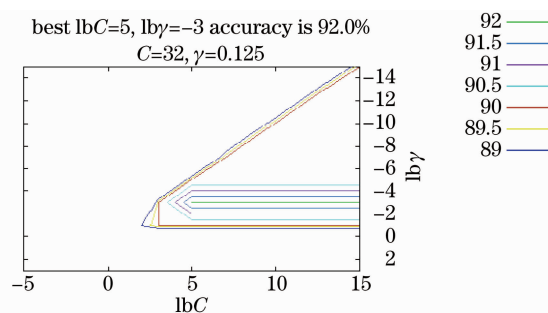


图 9 交叉验证结果

Fig. 9 Cross validation results

Hotelling T^2 统计量为特征向量,使用支持向量机为分类器,缺陷分类精度如表 1 所示。实验表明,对铜带表面典型缺陷类型(油污、缺口、毛边、划痕、穿孔、凹坑和起皮等)和无缺陷类型分类效果都很理想,特别对于反射影响较严重的起皮、划痕等缺陷能达到 93.33% 的识别率。

表 1 正确识别率
Table 1 Correct recognition rates

Defect classe	Correctly recognized defects	Accuracy /%
Smearing	141	94.00
Indentation	145	96.67
Burr	143	95.33
Scratch	140	93.33
Hole	144	96.00
Pit	142	94.67
Ripple	140	93.33
Faultless	150	100
Total	1145	95.42

5 结 论

针对红外成像特性在金属表面缺陷区域灰度分布变化缓慢的特点,提出了一种基于小波域统计分析进行强反射金属表面缺陷自动检测的方法。涉及的算法包括小波分析,统计分析以及支持向量机分类。主要优点有:1)采用 LED 光源,能有效消除强反射金属镜面反射对 CCD 成像影响;2)利用小波分析得到图像空频信息,能准确描述铜带表面图像纹理特性;3)利用 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,对于难以检测的微小缺陷,例如起皮和划痕缺陷,均取得满意的检测效果;4)采用基于支持向量机的二级分类器具有很高的识别率。利用现场采集的 1050 张缺陷图像和 150 张无缺陷图像,经过反复实验,可得出小波 T^2 统计算法对缺陷图像的正确检测率为 92.8%,平均识别率为 95.42%,误识率为 4.58%,能满足在线检测要求的精确性。本文检测方法同样适用于其他表面缺陷检测问题,例如钢板表面缺陷检测、玻璃表面缺陷检测等。进一步优化算法、提高实时性和检测识别率是下一步研究的重点之一;在其它变换域下,如:非采样变换域(NSCT)域下利用多变量统计的方法对分解后的高频系数和低频系数进行统计分析研究,通过研究尺度间和尺度内系数的统计特性,精准辨识缺陷区域,也是后续研究的重点。

参 考 文 献

- Mei Lin, Wu Lide, Wang Yuwen. A novel defect evaluation method in infrared NDT based on genetic algorithm[J]. *Acta Optica Sinica*, 2002, **22**(12): 1452~1456
梅 林, 吴立德, 王裕文. 一种基于遗传算法的红外无损检测缺陷的新方法[J]. *光学学报*, 2002, **22**(12): 1452~1456
- Liu Muhua, Chen Quansheng, Lin Huaiwei. The study of non-destructive measurement of fruit internal qualities using spectral imaging[J]. *Acta Optica Sinica*, 2007, **27**(11): 2042~2046
刘木华, 陈全胜, 林怀蔚. 苹果糖度的光谱图像无损检测技术研究[J]. *光学学报*, 2007, **27**(11): 2042~2046
- Li Yaping, Zhang Guangjun, Li Qingbo. Application of O2-PLS in experimental study on non-invasive measurement of blood glucose[J]. *Acta Optica Sinica*, 2010, **30**(3): 854~860
李亚萍, 张广军, 李庆波. 基于 O2-PLS 方法的血糖无损检测实验研究[J]. *光学学报*, 2010, **30**(3): 854~860
- Ming Ying, Jiang Jingjue. Moving object detection of infrared video based on cauchy distribution [J]. *Journal of Infrared Millimeter Waves*, 2008, **27**(1): 65~71
明 英, 蒋晶珏. 基于 Cauchy 分布的红外视频运动目标检测 [J]. *红外与毫米波学报*, 2008, **27**(1): 65~71
- Li Yanhong, Zhao Yuejin, Feng Lichun *et al.*. Quality evaluation of carbon fiber floor coating with infrared thermal wave nondestructive test [J]. *Chinese J. Lasers*, 2009, **36**(6): 1489~1492
李艳红, 赵跃进, 冯立春 等. 碳纤维基体涂层质量的红外热波检测研究[J]. *中国激光*, 2009, **36**(6): 1489~1492
- Liu Haitao, Chen Yongping, Liang Pingzhi. Design and fabrication of micro-cantilever uncooled infrared detector [J]. *Journal of Infrared Millimeter Waves*, 2006, **25**(1): 46~49
刘海涛, 陈永平, 梁平治. 微悬臂梁非致冷红外探测器的研制 [J]. *红外与毫米波学报*, 2006, **25**(1): 46~49
- Zhang Hui, Zhao Baojun, Tang Linbo *et al.*. Infrared object tracking based on adaptive multi-features integration [J]. *Acta Optica Sinica*, 2010, **30**(5): 1291~1296
张 辉, 赵保军, 唐林波 等. 基于自适应多特征整合的红外目标跟踪 [J]. *光学学报*, 2010, **30**(5): 1291~1296
- Ling Jianguo, Liu Erqi, Liang Haiyan *et al.*. Infrared target extraction method based on kernel density estimation [J]. *Journal of Infrared Millimeter Waves*, 2006, **25**(6): 434~438
凌建国, 刘尔琦, 梁海燕 等. 基于核密度估计的红外目标提取方法 [J]. *红外与毫米波学报*, 2006, **25**(6): 434~438
- Li Xin, Zhao Yigong, Chen Bing. A new approach of small and dim target detection in cloud cluster infrared image based on classification [J]. *Acta Optica Sinica*, 2009, **29**(11): 3036~3042
李 欣, 赵亦工, 陈 冰. 基于分类的红外云层背景弱小目标检测方法 [J]. *光学学报*, 2009, **29**(11): 3036~3042
- Zheng H., Kong L., Nahavandi S.. Automatic inspection of metallic surface defects using genetic algorithms [J]. *J. Materials Processing Technol.*, 2002, **125-126**(s1): 427~433
- Liang R. Y., Ding Y. Q., Zhang X. W. *et al.*. Copper strip surface defects inspection based on SVM-RBF [A]. Proceedings of Fourth International Conference on Natural Computation [C]. Washington, DC, USA: IEEE Computer Society, 2008. 41~45
- 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
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
- Wang Leiguang, Liu Guoying, Mei Tiancan *et al.*. A segmentation algorithm for high-resolution remote sensing texture based on spectral and texture information weighting [J]. *Acta Optica Sinica*, 2009, **29**(11): 3010~3017
王雷光, 刘国英, 梅天灿 等. 一种光谱与纹理特征加权的高分辨率遥感纹理分割算法 [J]. *光学学报*, 2009, **29**(11): 3010~3017
- Zhang X. W., Liang R. Y., Ding Y. Q. *et al.*. The system of copper strips surface defects inspection based on intelligent fusion [C]. Proceedings of IEEE International Conference on Automation and Logistics Washington, DC, USA: IEEE Computer Society, 2008. 476~480
- Li T.. Applying wavelets transform, rough set theory and

- support vector machine for copper clad laminate defects classification [J]. *Expert Systems with Applications*, 2009, **36**(3P2): 5822~5829
- 16 Luo Siwei. Information Processing Theory of Visual Perception [M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2006. 53~57
罗四维. 视觉感知信息处理理论[M]. 北京: 电子工业出版社, 2006. 53~57
- 17 Arivazhagan S., Ganesan L.. Texture segmentation using wavelet transform [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2003, **24**(16): 3197~3203
- 18 Tsai D., Hsiao B.. Automatic surface inspection using wavelet reconstruction [J]. *Pattern Recognition*, 2001, **34**(6): 1285~1305
- 19 Wang Fengchao, Liu Xingtang, Huang Shucai. Target fusion detection with multi-feature based on fuzzy evidence theory[J]. *Acta Optica Sinica*, 2010, **30**(3): 713~719
王凤朝, 刘兴堂, 黄树采. 基于模糊证据理论的多特征目标融合检测算法[J]. *光学学报*, 2010, **30**(3): 713~719
- 20 Xu Changfa, Li Guokuan. Practical Wavelet Method [M]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology Press, 2001. 166~178
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
- 21 Hotelling H.. Multivariate Quality Control, Illustrated by the Air Testing of Sample Bombsights Techniques of Statistical Analysis[M]. New York: McGraw-Hill, 1947. 111~184
- 22 Cristianini N., Shawe-Taylor J. An Introduction to Support Vector Machines and Other Kernel-Based Learning Methods[M]. Li Guozheng, Wang Meng, Zeng Huajun transl. Beijing: Publishing House of Electronic Industry Press, 2005. 82~106
克里斯蒂亚尼尼, 沙维-泰勒. 支持向量机导论[M]. 李国正, 王猛, 曾华军译. 北京: 电子工业出版社, 2005. 82~106