

文章编号: 1671-0444(2018)04-0635-05

# 基于支持向量机的钢板表面缺陷检测

郭 慧, 徐 威, 刘亚菲

(华东理工大学 机械与动力工程学院, 上海 200237)

**摘要:** 针对钢板缺陷的传统检测方法存在速度慢、工作量大的问题。采用机器视觉的方法,通过采集钢板表面图像信息,由计算机算法处理得到缺陷的特征样本,使用支持向量机提升分类的速度和准确度。试验结果表明,径向基核函数支持向量机方法对钢板表面各种缺陷的准确识别率达到90%及以上,为钢板表面缺陷检测技术提供了很好的支持。

**关键词:** 支持向量机; 钢板表面缺陷检测; 图像处理

**中图分类号:** TP 391.42      **文献标志码:** A

## Steel Plate Surface Defect Recognition Based on Support Vector Machine

GUO Hui, XU Wei, LIU Yafei

(School of Mechanical and Power Engineering, East China University of Science and Technology, Shanghai 200237, China)

**Abstract:** Aiming at the problem of slow speed and large workload of the traditional detection method for steel plate defects, the method of machine vision was adopted to acquire the image information of the surface of the steel plate, and the feature samples of the defects were processed by a computer algorithm. The speed and accuracy of the classification are improved by using a support vector machine. The experimental results show that the recognition accuracy of various defects on the surface of the steel plate reaches 90% and above with the radial basis kernel function support vector machine method, which provides a good support for surface defect detection technology of steel plate.

**Key words:** support vector machine; steel plate surface defects detection; image processing

冷轧钢板在生产制造过程中,由于受制造工艺、设备和环境的影响,表面常出现划痕、氧化铁皮、磨花、孔洞、麻点等缺陷<sup>[1]</sup>。钢板表面缺陷在影响产品外观的同时,还会严重降低钢板的结构强度和使用寿命。为控制钢板产品质量,必须对其表面缺陷进行检测。传统人工检测方法存在效率低、速度慢等问题,无法适用于流水生产线,并且人眼容易产生疲劳,影响检测准确度。随着视觉技术的发展,数字图像处理技术为钢板表面缺陷的视觉检测提供了新的

方法。

钢板表面缺陷检测首先需要提取缺陷并对缺陷进行数学描述,然后进行缺陷分类和识别。韩芳芳<sup>[2]</sup>采用线阵 CCD(charge coupled device)相机和线阵光源采集到钢板表面图像,研究了缺陷分割、特征提取的方法。

钢板表面缺陷分类比较常用的方法有神经网络、贝叶斯分类器和支持向量机(support vector machine, SVM)<sup>[3]</sup>。王森等<sup>[4]</sup>认为神经网络方法识

收稿日期: 2018-04-10

作者简介: 郭 慧(1964—),女,江西赣州人,副教授,博士,研究方向为计算机图形学和逆向工程, E-mail: ghcad@63.com

别正确率低,需要的训练样本大,泛化能力差。贝叶斯分类决策在很多复杂分类问题中的概率密度难以获得,对于先验知识不足的问题很少应用此方法<sup>[5]</sup>。化春健等<sup>[6]</sup>通过改进组合分类器,在冷轧带钢表面缺陷识别时整体识别正确率可达 95% 以上。侯景忠等<sup>[3]</sup>采用低秩表示(LRR)方法,改进后的分类器具有更高的通用性。

以上研究存在的问题不仅所提取的钢板表面缺陷特征较多,而且有不必要的特征。过多的特征降低模型的训练速度,同时多余的特征会对模型训练带来干扰。

SVM 最大优势在于可以解决小样本、非线性和高维模式识别问题<sup>[7]</sup>。本文使用径向基核函数的 SVM 分类器,通过提取钢板的缺陷特征,对缺陷快速训练并准确分类各种钢板缺陷,实现钢板的缺陷检测。

## 1 钢板缺陷检测及特征提取

钢板表面缺陷检测主要包括图像采集、图像分割、缺陷提取、特征描述、缺陷识别分类等步骤。

### 1.1 图像采集

首先采用工业相机获取钢板表面图像,通过图像预处理进行滤波、消除噪声,然后进行缺陷可疑区的快速检测<sup>[8]</sup>。若检测到可疑缺陷,则对缺陷可疑区进行分割处理。常见的钢板表面缺陷有锈斑、划痕、麻点、磨花、孔洞和结疤 6 种,如图 1 所示。

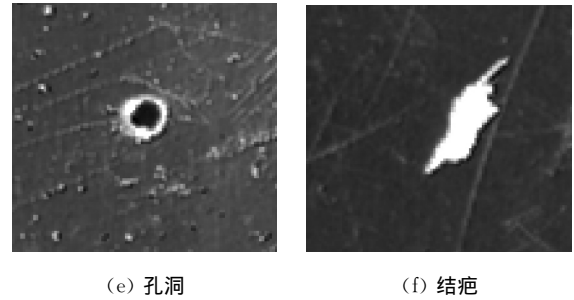
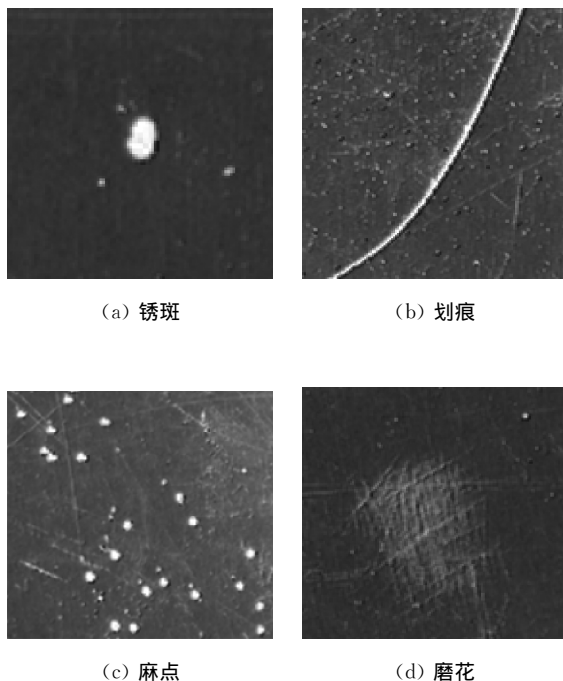


图 1 钢板表面缺陷

Fig. 1 Steel plate surface defects

### 1.2 图像预处理

#### 1.2.1 图像滤波

图像滤波是指在保持图像主体的基础上去除图像的噪点。常见方法有均值滤波、高斯滤波、中值滤波和双边滤波,本文使用高斯滤波。

高斯滤波为最常用的滤波器,具有旋转对称性,即滤波器在各个方向上的平滑程度一致。

#### 1.2.2 图像降维

图像降维是为了减小数据量,便于计算机实现高速信息处理,包括后续图像的特征提取和训练分类器。一般采用加权灰度化的方式,将原始彩色图像(3 通道)转化为灰度图(单通道)。

#### 1.2.3 图像二值化

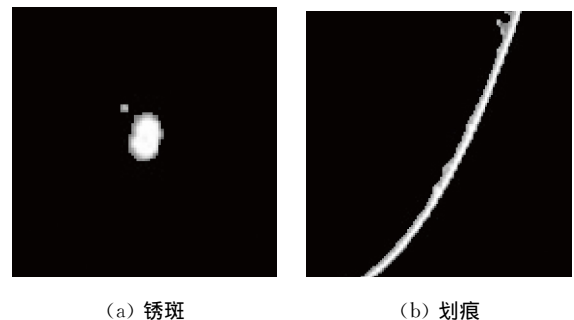
本文采用灰度平均值与灰度方差值之和作为阈值,以对不同缺陷实现更好的分割。将低于阈值的像素置 0,即全黑;反之全白。

### 1.3 钢板缺陷特征提取和描述

#### 1.3.1 钢板缺陷轮廓提取

通过在图像中检索连通域的边缘,得到多条闭合轮廓曲线,除去过小的噪点轮廓,选取余下的轮廓对原图像分割。钢板表面 6 种缺陷轮廓提取结果如图 2 所示。

由图 2 可知:锈斑形状为椭圆,面积较小,轮廓边缘较平滑;划痕轮廓为线形,轮廓区域较为明亮;麻点轮廓数目较多,单个轮廓形状为圆形,面积很小;磨花轮廓面积较大,形状为不规则块状,轮廓区



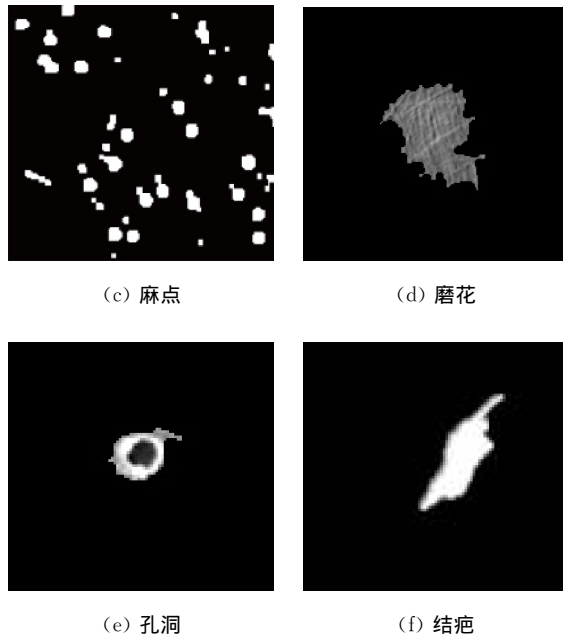


图 2 钢板表面缺陷特征图像

Fig. 2 Defect feature images of steel plate surface

域灰度值不高;孔洞缺陷形状为圆形,轮廓内有圆形的黑色空洞;结疤缺陷形状较为不规则和狭长,轮廓内灰度值较高。

### 1.3.2 钢板缺陷特征描述

本文针对钢板表面的 6 种典型缺陷,从缺陷区域提取包括几何特征、形状特征、灰度特征共计 10 维,这 10 维特征如表 1 所示。钢板表面缺陷特征提取之后,得到训练矩阵,建立 SVM 训练模型。

表 1 10 维缺陷特征

Table 1 Eigenvectors with 10-dimensional defect characteristics

特征序号	特征值
0	轮廓数量
1	最大轮廓周长
2	最大轮廓区域面积
3	所有轮廓周长平均值
4	所有轮廓周长均方差
5	最大轮廓区域灰度平均值
6	最大轮廓区域灰度均方差
7	最大轮廓最小外接矩形长
8	最大轮廓最小外接矩形宽
9	最大轮廓最小外接圆半径

缺陷区域几何和形状特征提取的依据主要来自人眼对不同缺陷的分类经验。对于每种缺陷,最

大轮廓区域的形状及大小都有较为明显的不同,故通过最大轮廓的周长和面积可以进行区分。最大轮廓的最小外接矩形和外接圆可以描述轮廓的形状。

除了单个轮廓的特征,本文还引入了缺陷图片中所有轮廓的统计信息,可以更全面地描述缺陷信息。例如,麻点的缺陷图像处理得到的轮廓数量要明显大于其他类型,所以特征 1 可以轻松区分出麻点;同时,由于图像有杂物如尘土影响,轮廓不总是只有一个,这时统计所有轮廓的周长平均值和周长均方差,可以较为准确地地区分受杂物干扰的缺陷图像。例如,图 2(a)中最大轮廓旁有一微小亮点,统计得到的轮廓周长均方差要远大于麻点缺陷。

除几何和形状特征外,最大轮廓区域的灰度特征也能反映缺陷的特点。例如磨花和孔洞的最大轮廓区域灰度平均值较小于图 2 其他缺陷,而由于孔洞内部有大片黑色区域其最大轮廓区域灰度均方差要大于磨花。

## 2 SVM 分类算法

### 2.1 SVM 原理

SVM 是在分类与回归分析中分析数据的监督式学习模型与相关的学习算法<sup>[7]</sup>。

假设给定一组训练样本,通过数学描述可将这组样本映射为一组向量,或是空间上的一组点,每个向量或点被标记为若干类别中的一类。SVM 分类方法就是将这些不同类别的点尽可能宽地分隔开,而根据测试样本所映射到同一空间的点落在间隔的哪一面来区分其属于的类别。

除了进行线性分类,SVM 可以使用特殊的核函数,将其输入的测试样本点映射到高维特征空间中,可以有效地进行非线性分类。

### 2.2 线性可分 SVM

对于一般的二类分类问题,可以假设存在两个不同的空间,分别为样本的输入空间和样本的特征空间。在样本的输入线性可分的情况下,即采用线性可分支持 SVM,其输入空间和特征空间是同一个空间,两者的元素一一对应;在样本的输入线性不可分时,需采用线性不可分 SVM,其输入空间的元素通过特殊的非线性映射关系映射到特征空间。SVM 的学习是在特征空间进行的<sup>[9]</sup>。

例如在转换后得到的特征空间中有如下训练数据集:

$$T = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_N, y_N)\} \quad (1)$$

式中:  $x_i \in \chi = \mathbf{R}^n$ ;  $y_i \in \gamma = \{+1, -1\}$ ,  $i = 1, 2, \dots, N$ ;  $x_i$  为第  $i$  个特征向量,  $y_i$  为  $x_i$  的类,  $(x_i, y_i)$  称为样本点。训练最终目的是在特征空间获得一个超平面, 线性可分 SVM 利用间隔最大化求最优分离超平面, 这时解是唯一的<sup>[10]</sup>。线性可分 SVM 学习得到的分离超平面为

$$w^T \cdot x + b = 0 \quad (2)$$

式中:  $x$  为输入向量, 也就是样本集中的向量;  $w$  为可调权值向量, 每个向量可调权值;  $b$  为偏置, 即超平面相对原点的偏移。相应的分类决策函数为

$$f(x) = \text{sign}(w^T \cdot x + b) \quad (3)$$

### 2.3 钢板缺陷的 SVM 分类识别模型

钢板缺陷的 SVM 分类模型的建立步骤如下:

(1) 选定训练样本集和测试样本集。本文训练样本采用 6 类典型缺陷各 20 个, 共 120 个训练样本; 测试样本每类缺陷 100 个, 共 600 个。

(2) 核函数的选择和参数寻优。目前常用的核函数形式主要有线性核函数、多项式核函数、径向基核函数和 Sigmoid 核函数。采用上述 4 种核函数, 针对钢板表面 6 种缺陷共 600 个测试样本分类发现, 径向基核函数分类效果最好, 其能将样本非线性特征参数映射到高维空间, 处理非线性能力较强。径向基核函数表达式为

$$k(x_i, x_j) = \exp\left(-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (4)$$

式中:  $\sigma$  为高斯核宽度;  $x_i$  和  $x_j$  为原空间里的向量。

本文将采用径向基核函数的 SVM 对钢板表面缺陷进行分类。

## 3 试验与结果

本试验所采用的电脑处理器为四核 3.5 GHz 的 Intel(R) E3 1230 V2 处理器, 内存 8G, 操作系统为 64 位 Windows 8.1 专业版, QT5.9.2 结合 OpenCV2.4.13 编程试验。

### 3.1 钢板表面缺陷图像处理试验结果

图像处理的步骤如下:

(1) 采用高斯滤波对图像进行预处理, 其中高斯核大小为  $3 \times 3$ 。

(2) 灰度化和二值化。二值化阈值为动态阈值, 为缺陷灰度图像灰度均值与灰度均方差之和。

(3) 查找轮廓, 去除周长过小的轮廓。

选择图 1 所示 6 种典型缺陷, 获得特征参数如表 2 所示。

由表 2 可知: 锈斑缺陷轮廓较小, 圆形度较高; 划痕的外接矩形长比较大, 这与划痕狭长的形状相符合; 麻点的轮廓数量大大超过其他 5 种缺陷, 轮廓平均长度最小; 磨花缺陷的最大轮廓面积和轮廓长度均方差远大于其他种类缺陷, 但最大轮廓区域均方差较小, 这与实际磨花缺陷相符; 孔洞缺陷的最大轮廓灰度均方差最大, 这与孔洞缺陷图像内部存在黑色空洞一致; 结疤缺陷参数中最大轮廓面积较大, 最大轮廓区域灰度平均值最高, 这与结疤缺陷图像最明亮相符。

表 2 钢板表面 6 种典型缺陷特征参数

Table 2 Eigenvectors of 6 typical defects of steel plate surface

缺陷类型	轮廓数量/个	最大轮廓周长/像素	最大轮廓面积/像素	轮廓平均周长/像素	轮廓周长均方差/像素	最大轮廓灰度平均值/像素	最大轮廓灰度均方差/像素	外接最小矩形长/像素	外接最小矩形宽/像素	最小外接圆半径/像素
锈斑	3	72	224	36	675	191	3 964	23	15	12
划痕	8	278	429	42	7 956	104	149	127	8	65
麻点	65	168	647	27	563	155	195	37	29	20
磨花	5	308	1 760	71	14 020	109	257	58	57	35
孔洞	8	156	718	32	2 322	146	6 860	40	35	24
结疤	2	134	642	72	3 851	214	3 497	56	19	29

### 3.2 钢板表面缺陷分类检测试验结果

1.3 节钢板缺陷特征矩阵的组成如表 3 所示。针对本文的 6 种缺陷各收集 20 个样本, 构成一个  $120 \times 10$  的样本矩阵, 建立训练集, 训练后选取 600

张缺陷图像进行测试。

为了比较径向基核函数 SVM 分类情况, 本文同时采用线性核函数 SVM 和 BP 神经网络分别进行试验, 6 类钢板缺陷的分类结果如表 4 所示。

表3 10维特征矩阵的组成  
Table 3 Composition of 10-dimensional feature matrix

轮廓数量	最大轮廓周长	最大轮廓面积	轮廓平均周长	轮廓周均方差	最大轮廓灰度平均值	最大轮廓灰度均方差	外接最小矩形长	外接最小矩形宽	最小外接圆半径
$x_{10}$	$x_{11}$	$x_{12}$	$x_{13}$	$x_{14}$	$x_{15}$	$x_{16}$	$x_{17}$	$x_{18}$	$x_{19}$

表4 不同方法对6类钢板缺陷的分类结果对比  
Table 4 Comparison of the classification results of 6 kinds of steel plate defects by different methods

缺陷类型	测试样本数	径向基核函数 SVM		线性核函数 SVM		BP 神经网络	
		正确识别数	识别率/%	正确识别数	识别率/%	正确识别数	识别率/%
锈斑	100	98	98	92	92	86	86
划痕	100	100	100	94	94	88	88
麻点	100	95	95	92	92	80	80
磨花	100	95	95	88	88	85	85
孔洞	100	94	94	90	90	82	82
结疤	100	90	90	83	83	76	76

注:识别率 =  $\frac{R}{W} \times 100\%$ , 其中,  $R$  为正确识别数,  $W$  为测试样本数。

由表4可以看出,锈斑和划痕识别率较高,结疤识别率最低。这是由于锈斑和划痕缺陷特征较为明显,特征参数具有较强的区分度,而结疤的特征参数代表性不强,在训练分类时难以获得清晰、正确的超平面,故而识别率最低。

由表4还可以看出,采用SVM对钢板表面缺陷进行分类,识别率明显高于采用BP神经网络分类方法。这是由于神经网络对样本数量较为敏感,在小样本情况下难以收敛,而SVM可以将低维特征映射到高维,从高维空间进行划分,克服了样本数量小的不足。径向基核函数训练得到的SVM分类模型的识别率较线性核函数有所上升。由此可以看出,采用径向基核函数SVM对钢板表面缺陷图像进行分类的识别率除结疤缺陷外都超过90%,其中划痕缺陷图像的识别率达到了100%,且整体识别率上明显高于线性核函数SVM。

## 4 结 语

本文针对钢板表面缺陷传统检测方法存在精度低、速度慢的问题,采用径向基核函数SVM的训练分类方法,设计了钢板表面缺陷类型识别的SVM模型,并进行了不同分类方法的对比。通过提取钢板缺陷的主要特征,减小了特征维数。算法计算较为精确,降低了工人工作强度,有很广泛的用途。因此,该研究结果为钢板表面缺陷检测技术提供了很

好的支持。

## 参 考 文 献

- [1] 胡亮,段发阶,丁克勤,等. 带钢表面缺陷计算机视觉在线检测系统的设计[J]. 无损检测,2003,25(6):287-290.
- [2] 韩芳芳. 表面缺陷视觉在线检测关键技术研究[D]. 天津:天津大学精密仪器与光电子工程学院,2011.
- [3] 侯景忠,夏克文,杨帆. 轧制设备生产带钢缺陷图像检测仿真研究[J]. 计算机仿真,2017,34(2):401-405.
- [4] 王森,朱凯. 基于模式识别的带钢表面缺陷等级判定的研究[J]. 现代制造工程,2016(11):119-123.
- [5] 管声启,王燕妮,师红宇. 基于图像预处理的神经网络带钢缺陷检测[J]. 钢铁研究,2013,41(1):22-26.
- [6] 化春键,周海英. 改进组合分类器的冷轧带钢表面缺陷识别研究[J]. 机械科学与技术,2017,36(11):1785-1790.
- [7] VAPNIK V N. The nature of statistical learning theory [M]. Berlin: Springer Verlag, 1995.
- [8] 汤勃,孔建益,王兴东,等. 基于图像处理的钢板表面缺陷支持向量机识别[J]. 中国机械工程,2011,22(12):1402-1405.
- [9] LI C S, CHEN J S, HAN W L, et al. Thermal scratch on surface of SUS430 stainless steel strip in cold rolling process [J]. Journal of Iron and Steel Research, 2014, 21(3): 282-286.
- [10] LIU Y J, KONG J Y, WANG X D, et al. Research on image acquisition of automatic surface vision inspection systems for steel sheet [C]// International Conference on Advanced Computer Theory and Engineering. 2010: V6-189-V6-192.

(责任编辑:徐惠华)