

文章编号 1004-924X(2016)10-2572-09

## 基于谱残差视觉显著性的带钢表面缺陷检测

陈海永<sup>1\*</sup>, 徐 森<sup>1</sup>, 刘 坤<sup>1</sup>, 孙鹤旭<sup>1,2</sup>

(1. 河北工业大学 控制科学与工程学院, 天津 300130; 2. 河北科技大学, 河北 石家庄 050000)

**摘要:**针对带钢表面缺陷检测实时性要求高, 采集的图像易受光照环境影响且缺陷特征弱等因素影响, 提出一种基于谱残差视觉注意模型的带钢表面缺陷在线检测算法。首先, 提出改进同态滤波方法对图像预处理, 去除光照不均匀的影响, 改善后续的分割结果。然后, 构建谱残差视觉注意模型, 通过对数频谱曲线差分得到缺陷显著图像。最后, 提出加权马氏距离方法对显著图像阈值化增强, 并利用连通区域标记法, 标记出原带钢图像的缺陷位置。对提出的算法进行了实验验证, 结果显示: 该算法检测速度快, 单幅图像平均检测耗时仅 37.6 ms, 满足带钢在线实时检测要求。在同一缺陷数据库与灰度投影法, 多尺度 Gabor 边缘检测法和隐马尔可夫树模型法进行了性能对比, 结果表明: 本文算法对带钢常见 8 类缺陷类型, 平均检测率达到了 95.3%, 且漏检率和误检率较低, 有效性高于对比算法。

**关键词:**带钢; 缺陷检测; 视觉显著性; 谱残差; 同态滤波; 加权马氏距离

**中图分类号:** TP391.4; TG142.15 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/OPE.20162410.2572

## Surface defect detection of steel strip based on spectral residual visual saliency

CHEN Hai-Yong<sup>1\*</sup>, XU Sen<sup>1</sup>, LIU Kun<sup>1</sup>, SUN He-Xu<sup>1,2</sup>

(1. College of Control Science and Engineering, Hebei University of Technology, Tianjin 300130;

2. Hebei University of Science and Technology, Shijiazhuang 050000)

\* Corresponding author, E-mail: haiyong.chen@hebut.edu.cn

**Abstract:** As captured images for surface defect detection of a steel strip is vulnerable to lighting conditions, weaker defect characteristics and other factors, this paper proposes a new algorithm based on spectral residual visual attention mode to complete the strip surface defect detection in real time. Firstly, the homomorphic filtering method was proposed to preprocess the image to remove the influence of uneven illumination and to perfect the subsequent segmentation results. Then, a visual-attention model was constructed to obtain the defect saliency map by applying the subtraction to the logarithmic spectrum curve. Finally, the weighted Mahalanobis distance method was proposed to significantly enhance the saliency image thresholding. These locations of the defects in the original strip defect images were marked by using the connected-component labeling method. The proposed algorithm was verified by experiments. Experimental results show that the algorithm has a fast detection speed, and takes only 37.6 ms in the single image detection, meeting the requirements of the real-time detec-

收稿日期: 2016-06-13; 修订日期: 2016-08-14.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No. 61403119, No. 61203275); 河北省自然科学基金资助项目 (No. F2014202071), 天津市特派员科技计划资助项目 (No. 15JCTPJC55500)

tion. The comparative experiment with the gray projection method, multi-scale Gabor edge detection method and Markortree model was carried out in the same defect database, and the results show that average detection rate of the proposed algorithm reaches to 95.3% for 8 common types of defects. In the meantime, the missing rate and false positive rate are still low. These results validate the effectiveness of the algorithm.

**Key words:** steel strip; defect detection; visual saliency; spectral residual; homomorphic filter; weighted Mahalanobis distance

## 1 引 言

作为钢铁产业的一种重要产品,冷轧带钢是现代工业生产过程中的必备原材料。带钢在汽车制造、航空航海、精密仪表、电器生产等行业的应用越来越广泛。带钢表面缺陷会严重影响带钢表面的冷弯、焊接性、表面光洁度等性能,进而将影响最终的产品性能。因此,带钢表面缺陷快速、准确检测对于生产高质量产品十分重要<sup>[1]</sup>。目前,带钢表面缺陷大多仍使用人工目视抽检方法,即依据工人经验和概率估算进行带钢综合质量评估。这种人工检测方法存在两大不足:1)人眼空间分辨力和时间分辨力有限,难以长时间、稳定可靠地检测带钢表面缺陷;2)人工检测难以对缺陷的分布、分类进行量化,从而制约了带钢生产智能化。而且,传统涡流、漏磁等技术由于设备体积过大,检测率低等原因也难以满足高速表面质量检测要求<sup>[2]</sup>。基于机器视觉的带钢表面缺陷检测能够非接触、高可靠地获取表面缺陷的大量信息,已成为一种快速有效的带钢表面缺陷检测方式<sup>[3-4]</sup>。

文献[5]提出一种基于灰度投影法的带钢表面缺陷目标检测算法,通过计算向下和向左投影均值的最大值与给定阈值作比较来检测缺陷目标。但该方法对设定阈值的依赖性较大,且只针对特定的缺陷类型。文献[6]提出了带钢表面缺陷多尺度 Gabor 边缘检测算法,通过小波变化模极大值较好地解决了边缘检测精度与抗噪性能之间的协调问题。但 Gabor 检测算法耗时较长,难以满足现阶段高速运动带钢缺陷检测的实时性要求。文献[7]将带钢表面图像分为“背景”和“缺陷”两大类,采用隐马尔可夫树模型分别建模并实现多尺度缺陷分割,将不同类别的缺陷用同一个“缺陷模型”来表示,降低了算法复杂度。文献[8]提出一种基于纹理阈值的缺陷分割方法,通过评

价不同小波特征集,提取不均匀纹理特征,对图像区域进行分块处理,解决了带钢表面微小缺陷检测率不高的问题。但带钢表面缺陷种类繁多、形态各异、随机性强、缺陷特征弱<sup>[9]</sup>,并且采集到的图像易受光照等外界环境影响。因此,如何快速准确地从大量的带钢数据图像中检测到缺陷仍是亟需解决的问题。

视觉注意是人类对视觉环境处理信息的一个内部特征,能够把有限的处理资源快速准确地分配到显著的视觉区域上。基于视觉注意机制的显著性区域检测<sup>[10-11]</sup>对于图像分割领域有着非常重要的意义,该机制可以检测到场景图像中最显著最能够吸引注意的对象,然后对该对象涉及部分进行分割,实现前景目标与背景图像的分隔<sup>[12-14]</sup>。

为了提高带钢的缺陷检测率,减少背景冗余信息,提高算法效率。本文提出一种基于谱残差视觉注意模型的带钢表面缺陷在线检测算法。首先,由于带钢图像采集过程中存在散射噪声、光照不均匀等因素的影响,图像区域易出现反光,以及灰度不均匀等现象,使得缺陷目标和背景间的差异不显著,从而导致缺陷漏检率较高,影响最终的分割结果。针对图像反光问题,本文给出了一种改进的同态滤波算法。其可有效弱化强反光区域,增强了缺陷目标和背景的类型差异。其次,通过分析输入图像的谱,在频域下获取图像的光谱残留信息,从而在空域中构建相应的缺陷目标显著图。最后,针对显著图像缺陷特征不明显的问题,提出了一种加权马氏距离阈值化方法,并利用连通区域法,搜索并标记带钢缺陷位置,完成缺陷检测。

## 2 带钢表面缺陷显著性检测

本文带钢检测算法流程如图 1 所示(彩图见期刊电子版)。其中带钢成像系统主要由高速

CCD 摄像机、条形 LED 光源以及多自由度高精度摄像机调节机构等主要设备组成。选择 2 个 205 frame/s 的 AVT GE680 高速面阵相机实时采集带钢图像,调整相机与光源、传送带的位置和角度,以形成最佳成像角度。为消除采集到的图像存在亮度不均匀对后续分割算法的影响,对图像进行同态滤波预处理,以提高缺陷纹理与背景的类型差异。通过分析频域空间的幅值信息,获取谱残差信息,对疑似目标缺陷进行分割,并采用加权马氏距离阈值化增强图像以及感兴趣区域标记,最终有效实现缺陷目标分割。

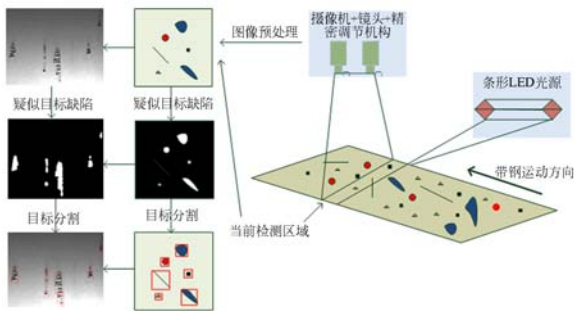


图 1 带钢缺陷检测流程

Fig. 1 Flowchart of strip defect detection

## 2.1 改进的同态滤波方法

设  $m(x, y)$  为入射分量,表示入射到带钢表面的光源照射总量; $n(x, y)$  为反射分量,表示表面反射的光照总量,则带钢图像  $f(x, y)$  可由  $m(x, y)$  和  $n(x, y)$  表示<sup>[15]</sup>:

$$f(x, y) = m(x, y) \cdot n(x, y). \quad (1)$$

入射分量在空间上常具有缓慢变化的特点,其对应的是低频分量  $F_m(u, v)$ ,而反射分量随图像细节的不同在空间作快速变化,这部分对应的是高频分量  $F_n(u, v)$ 。对上式两边取对数,再经过傅里叶变换为频率域中的两个分离的变量:

$$Z(u, v) = F_m(u, v) + F_n(u, v), \quad (2)$$

由于传统同态滤波方法对带钢图像滤波效果较差<sup>[16]</sup>,本文提出一种改进的高斯高通同态滤波方法,通过引入  $h$  和  $l$  控制高通滤波器的形态参数,其中,  $h$  为高通滤波器,用以提升高频缺陷纹理信号; $l$  为低通滤波器,用以抑制低频背景信号。改进的滤波函数  $H_g(u, v)$  表示为:

$$H_g(u, v) = h \times H(u, v) - (h - l) \times (1 - H(u, v)), \quad (3)$$

$$H(u, v) = 1 - e^{-D^2(u, v)/2D_0^2}, \quad (4)$$

$$D(u, v) = \sqrt{(u - P/2)^2 + (v - Q/2)^2}. \quad (5)$$

式中,  $H(u, v)$  为原滤波函数,  $D_0$  为截止频率与频率矩形中心的距离。  $D_0$  越大,通过的频率范围越大,从而无法实现有选择滤波。  $D_0$  越小,通过的频率范围越小,则大部分频率信号将被滤除。  $P$  和  $Q$  是为防止卷积缠绕而对图像填充后的尺寸,取原图像尺寸的 2 倍减 1。

改进的滤波函数  $H_g(u, v)$  对  $Z(u, v)$  进行处理可得:

$$S(u, v) = H_g(u, v) \cdot Z(u, v) = H_g(u, v) \cdot F_m(u, v) + H_g(u, v) \cdot F_n(u, v), \quad (6)$$

再对  $S(u, v)$  进行傅里叶反变换,得到滤波后的图像。本文选取传统同态滤波方法作为对比方法,通过信噪比(SNR)和峰值信噪比(PSNR)2 种客观评价指标衡量改进同态滤波方法在消除亮度不均匀对缺陷检测影响的有效性。设  $R(i, j)$  为原图像,  $D(i, j)$  为处理之后的图像, MSE 为均方误差,  $M, N$  分别为图像的行和列。两种评价标准表达式如下:

$$MSE = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [R(i, j) - D(i, j)]^2, \quad (7)$$

$$SNR = 10 \lg \frac{D^2(i, j)}{MSE} \quad PSNR = 10 \lg \frac{D_{\max}^2}{MSE}. \quad (8)$$

对比实验结果如图 2(彩图见期刊电子版)所示,本文选取了孔洞、边裂、氧化皮和划痕 4 种带钢缺陷类型,由图 2 可知,改进后的同态滤波方法的 SNR 和 PSNR 较传统方法有明显提高,因此,图像经过改进后的同态滤波处理后,更能突显缺陷信息。

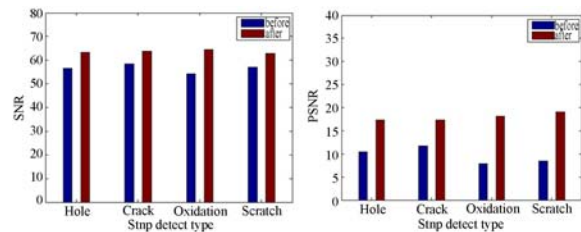
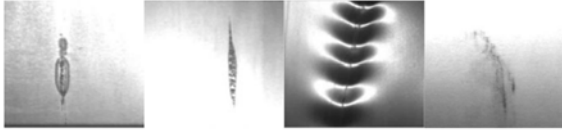


图 2 同态滤波改进前后对比实验结果

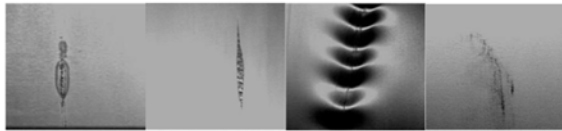
Fig. 2 Comparative experimental results for Homomorphic filter before and after improved

经过频域处理的图像再经过快速傅里叶逆变换后,可得到增强的图像,如图 3 所示。将原始图像和经过滤波后的图像进行对比可以看出,滤波

后的图像在视觉上的亮度反差明显减小,图像亮域缺陷的边缘对比度显著增强,这有助于提高带钢缺陷检测的准确率,降低误检率。



(a) 带钢采集图像  
(a) Acquisition images for steel strip



(b) 同态滤波后的效果  
(b) Thresholding results by improved Homomorphic filter

图 3 同态滤波亮度校正后带钢图像

Fig. 3 Strip images after brightness correction by improved Homomorphic filter

### 2.2 谱残差视觉注意模型

谱残差模型<sup>[17-18]</sup>是频域分析中一种有效的视觉显著性检测模型。依据有效编码<sup>[19]</sup>思想,视觉系统的一个基本准则是抑制反复出现的均匀纹理特征,同时保持偏离准则的不规则特征信息。由此可将图像信息  $H$  分解成两部分:

$$H = H_1 + H_2, \quad (9)$$

式中,  $H_1$  表示需要保留的特有信息,  $H_2$  表示背景,是多余的信息,这些多余的信息一般对应图像的表面特征。在带钢表面的纹理图像中,多余信息用来表示具有规则纹理的无缺陷部分,特有信息表示带钢图像中有独特纹理特征的缺陷部分<sup>[20]</sup>。去除图像的背景信息后,就可以获得显著性目标。

给定一幅图像  $I(x)$ , 首先计算图像的二维离散傅里叶变换,将其从空间域转换到频域,对幅值取对数后得到 log 谱  $L(f)$ :

$$A(f) = |F[I(x)]|, \quad (10)$$

$$P(f) = \varphi(F[I(x)]), \quad (11)$$

$$L(f) = \log(A(f)), \quad (12)$$

其中,  $F$  表示二维离散傅里叶变换,  $|\cdot|$  表示其幅值,  $\varphi$  表示相位,  $P(f)$  表示图像的相位谱。由于 log 曲线满足局部线性条件,所以用局部平均滤波器  $h_n(f)$  对其进行平滑,获得 log 谱,其可表示为:

$$V(f) = L(f) * h_n(f), \quad (13)$$

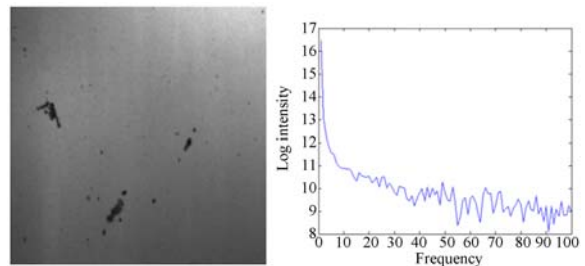
其中,符号“ $*$ ”表示卷积,  $h_n(f)$  是一个  $n \times n$  的均值滤波模板。若  $n$  取值太小,显著性不明显,导致带钢缺陷的漏检率增大;若  $n$  取值较大,又会引入过多噪声,提高误检率。通过多次实验得知,  $n$  取 10 时检测效果较好。  $h_n(f)$  定义为:

$$h_n(f) = \frac{1}{n^2} \begin{bmatrix} 1 & 1 & \dots & 1 \\ 1 & 1 & \dots & 1 \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ 1 & 1 & \dots & 1 \end{bmatrix}. \quad (14)$$

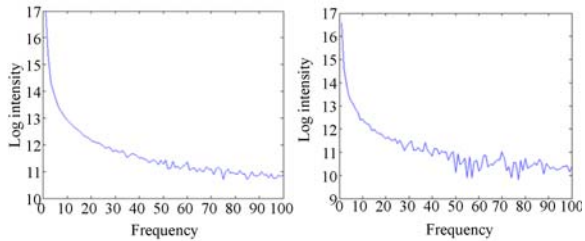
因此,谱残差视觉注意模型表示为:

$$R(f) = L(f) - V(f). \quad (15)$$

上述模型由 log 谱和对其进行均值滤波后的值的差分得到。为了更直观地描述谱残差模型,给出带钢表面麻点缺陷类型的谱残差分布曲线,如图 4 所示。其中,图 4(a)表示带钢表面麻点缺陷原图像;图 4(b)表示对数频谱曲线  $L(f)$ ;图 4(c)表示均值滤波后对数频谱曲线  $V(f)$ ;图 4(d)表示谱残差曲线  $R(f)$ 。可以看出,谱残差分布曲线的波动部分描述了带钢图像中的缺陷目标信息。



(a) 带钢表面麻点缺陷 (b) 对数频谱曲线  $L(f)$   
(a) Rough spot disfigurement (b) Log spectral curve for strip surface



(c) 滤波后对数频谱曲线  $V(f)$  (d) 谱残差曲线  $R(f)$   
(c) Log spectral curve after filtering (d) Spectral residual curve

图 4 带钢表面麻点缺陷的谱残差分布曲线

Fig. 4 Spectral residual distribution curves of spot defects in strip surface

为了重构带钢图像缺陷显著图。将谱残差视觉注意模型  $R(f)$  和相位谱  $P(f)$  进行二维离散傅里叶反变换:

$$S(x) = |F^{-1}[\exp\{R(f) + iP(f)\}]|^2, \quad (16)$$

式中  $S(x)$  表示通过谱残差视觉注意模型获取的显著性图。由于这种差异是由缺陷纹理区域所引起的,正是所要得到的缺陷纹理信息。得到频谱残差后,通过傅里叶反变换就可以得到空间域中与之对应的缺陷信息图像,其中只包含了缺陷纹理信息,正常纹理则被有效地滤除,从而达到缺陷分割的目的。

### 2.3 基于加权马氏距离的显著图像增强

马氏距离<sup>[21-22]</sup>是由印度统计学家马哈拉诺比斯(P. C. Mahalanobis)提出的,表示数据的协方差距离。它是一种计算两个未知样本集相似度的有效方法。通过计算图像每个像素点与整体像素点样本均值的马氏距离,设定马氏距离阈值  $d$ 。当马氏距离小于  $d$  时,就认为该像素点是特征点而被保存下来,反之,该像素点将被舍去。

对于由  $n$  个样本  $z_i = (x_i, y_i)^T$  构成的样本空间  $z = \{(x_i, y_i)^T, \dots, (x_n, y_n)^T\}$ ,任意一个样本点与样本均值  $\mu_z = (\mu_x, \mu_y)$  的马氏距离定义为:

$$MD_{i,j} = \sqrt{(z_j - \mu_z)^T C_z^{-1} (z_j - \mu_z)}, \quad (17)$$

式中  $C_z$  为协方差矩阵

$$\mu_z = [\mu_x, \mu_y] = \frac{1}{n} \left[ \sum_{i=1}^n x_i, \sum_{i=1}^n y_i \right]^T, \quad (18)$$

$$C_z = \frac{1}{n-1} \left[ \sum_{i=1}^n \begin{bmatrix} x_i - \mu_x \\ y_i - \mu_y \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_i - \mu_x & y_i - \mu_y \end{bmatrix} \right]. \quad (19)$$

传统马氏距离是针对整幅图像计算的协方差矩阵,对感兴趣区域和背景图像不加以区分,夸大了变化微小的像素点,会引起无缺陷的误检。针对此问题,本文提出一种加权马氏距离增强算法。其思想是对图像像素点数据进行加权处理,即增加感兴趣区域像素点权重,减少背景区域像素点权重,以重新估计协方差矩阵。假设感兴趣区域像素点样本  $X = \{x_i, i=1, 2, \dots, n\}$ ,则像素点样本中心为:

$$a = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i. \quad (20)$$

对于任意样本点  $x(x \in X)$  与感兴趣区域像素点样本中心的距离为

$$\phi(x_i) = \|x_i - a\|, \quad (21)$$

由此估算出样本空间密度分布因子  $den(x_i)$  和空间距离分布因子  $pos(x_i)$ :

$$den(x_i) = 1 - \frac{d(\phi(x_i), \phi(x_i))}{\max_{i=1 \dots n} d(\phi(x_i), \phi(x_i))}, \quad (22)$$

$$pos(x_i) = 1 - \frac{d(\phi(x_i) - \phi(\mu))}{\max_{i=1 \dots n} d(\phi(x_i) - \phi(\mu))}, \quad (23)$$

$$\omega(x_i) = pos(x_i) den(x_i), \quad (24)$$

其中,  $\omega(x_i)$  为重新计算的自适应权重。因此,加权后像素点数据集表示为  $\omega(x_i) \cdot x_i$ 。

加权马氏距离定义为:

$$MD_{i,j} = \sqrt{(z_j - \mu_z)^T C_{zw}^{-1} (z_j - \mu_z)}, \quad (25)$$

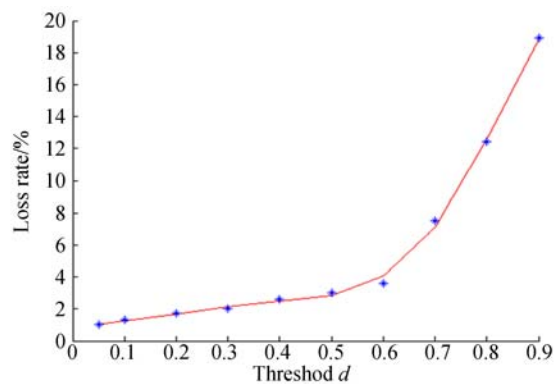
其中  $C_{zw}$  为重新估计的协方差矩阵。

加权马氏距离阈值化后获得的边缘图像有细微的毛刺,通过设定阈值  $d$  去掉会引起误检的毛刺。阈值  $d$  太小时提取的边缘较细,容易引入误缺陷,从而增加了缺陷的误检率,不利于正确表达边缘信息;阈值  $d$  太大时提取的边缘较粗,漏检率较高,且易受到噪声的影响。随着阈值  $d$  的不断增大,缺陷边缘图像如图 5 所示(缺陷类型:孔洞),不同  $d$  的取值对缺陷检测漏检率和误检率的影响如图 6 所示。



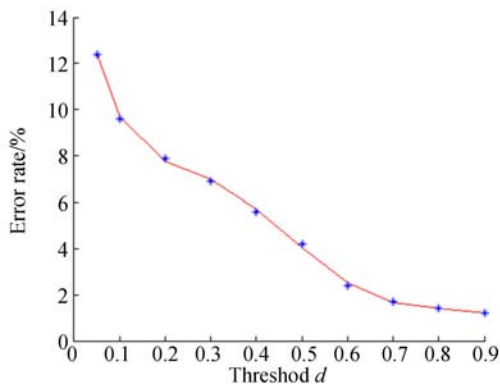
图 5 阈值不断增大得到的边缘图像

Fig. 5 Edge images obtained by increasing threshold constantly



(a) 缺陷漏检率

(a) Loss rate of defect



(b) 缺陷误检率

(b) Error rate of defect

图 6 不同阈值  $d$  对缺陷检测漏检率和误检率的影响  
Fig. 6 Effect of different threshold  $d$  on Loss rate and Error rate

### 3 实验结果与分析

为了验证本文提出检测算法的准确性和有效性,使用 Visual Studio 2010 配置 Opencv3.0 语言编写了相应程序,在 Inter Core 3.2GHz CPU,内存 4GB 的 PC 机上完成测试。本文带钢样本图像来自国内某公司缺陷库,图像分辨率大小为 480 pixel×240 pixel。针对 8 类常见的带钢缺陷(划痕、孔洞、氧化皮、麻点、擦伤、边裂、结疤和夹杂)进行了大量实验。缺陷检测软件界面如图 7 所示,其可实时显示缺陷检测及 ROI 合并后的效果,并将检测到的缺陷位置、大小等信息进行存储操作。

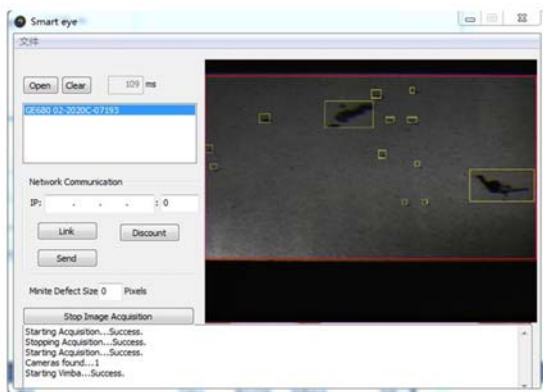


图 7 缺陷实时检测软件界面

Fig. 7 Software interface of defect real-time detection

本文检测算法各阶段参数设置如表 1 所示,

其中截止频率与频率矩形中心的距离  $D_0$ 。使用对应文章的经验值。高通滤波器形态参数  $h$  和  $l$ , 以及加权马氏距离阈值  $d$  是根据本文实验测试效果选取的经验值。

表 1 实验中各阶段关键参数设置

Tab. 1 Key parameter setting in each experiment stage

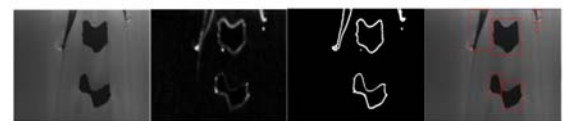
实验各阶段	参数设置
高斯函数 $H(u, v)$	距离 $D_0=10$
改进高斯函数 $H_g(u, v)$	高通项 $h=1.2$ ;低通项 $l=0.4$
图像增强	阈值 $d=0.6$

部分带钢样本图像的缺陷检测效果如图 8 所示,其中(I)为缺陷显著图;(II)为加权马氏距离阈值化增强;(III)为缺陷检测效果。



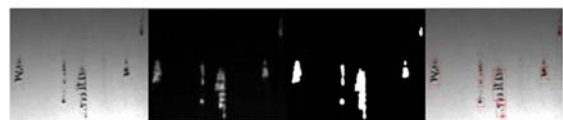
(a) 划痕

(a) Scratch



(b) 孔洞

(b) Hole



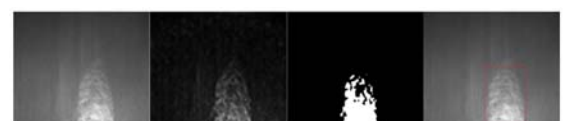
(c) 氧化皮

(c) Oxidation



(d) 麻点

(d) Pits



(e) 擦伤

(e) Scrape

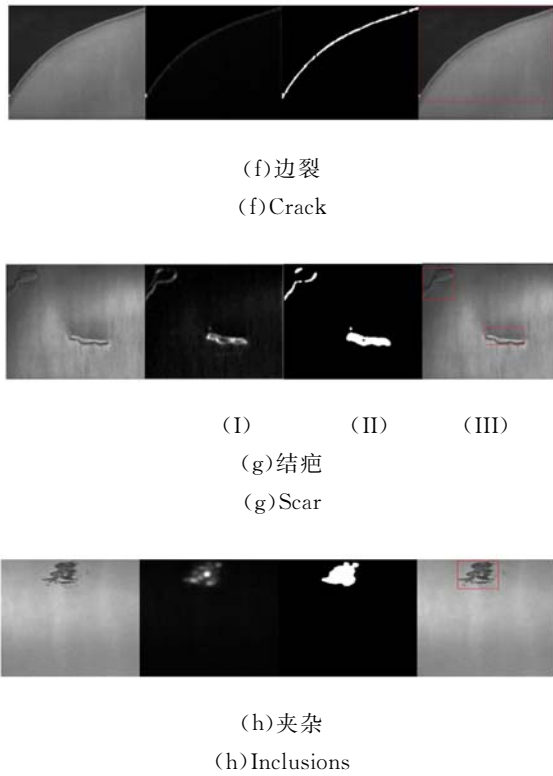


图 8 8 类常见带钢缺陷检测效果

Fig. 8 Detection results for eight types of strip defect

由于原带钢的样本数量有限,本文通过对原有样本进行旋转、平移、缩放等方法扩充实验样本数量。实验选取 800 张图像作为测试样本,每类缺陷类型各 100 张。先对缺陷检测结果做如下定义:如果缺陷区域被正确检测为缺陷,则称之为有效检测率;如果非缺陷区域被识别为缺陷,则称之为误检;如果缺陷区域被认为是非缺陷,则称之为漏检。具体定义如下:

$$Dr = \frac{x}{N}; Lr = \frac{y}{N}; Er = \frac{z}{N} \quad (26)$$

式中,  $Dr$ 、 $Lr$  和  $Er$  分别代表缺陷检测率 (Detection rate)、漏检率 (Loss rate) 和误检率 (Error rate)。  $N$  表示缺陷样本总数,为 800。通过人为统计,大于 3 个像素值的目标,记为缺陷目标;  $x$  表示缺陷检出个数,以最终分割区域标记结果为依据;  $y$  表示漏检个数;  $z$  表示误检个数。本文检测算法的  $Dr$ 、 $Lr$  和  $Er$  如表 2 所示。由表 2 可知,只通过谱残差模型 (SR) 来检测缺陷时,目标区域不够明显,会有较高的漏检率;通过马氏距离 (MD) 阈值化增强边缘图像后,能有效降低缺陷的漏检;本文采用加权马氏距离 (WMD) 阈值化方法,通过对像素点数据加权处理,提高了缺陷检

测率;利用改进的同态滤波 (IHF) 预处理带钢图像后,实验效果最佳,其有效降低了缺陷的漏检率和误检率,缺陷平均检测率达到了 95.3%。不同类型的缺陷检测率定义为:

$$Dr_i = \frac{x_i}{n_i} (i=1, 2, \dots, 8), \quad (27)$$

式中,  $x_i$  表示每类测试样本的缺陷检出个数,  $n_i$  表示每类测试样本的缺陷总数,  $Dr_i$  表示每类缺陷检测率。不同缺陷类型检测率如图 9 所示,对于孔洞、边裂、结疤等纹理较为显著的缺陷,分割准确率达到了 96% 以上。

表 2 本文算法对比结果

Tab. 2 Comparison results of proposed algorithm

本文算法	$Dr$	$Lr$	$Er$
SR	83.6	16.4	13.4
SR+MD	89.3	10.7	9.1
SR+WMD	94.0	6.0	7.5
IHF+SR+WMD	95.3	4.7	2.4

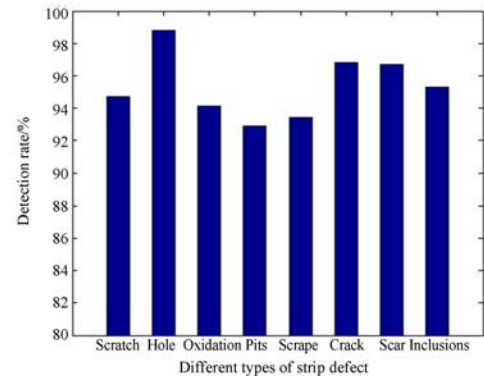


图 9 本文算法不同缺陷类型的检测率

Fig. 9 Detection rate of different defect types by proposed method

为了便于对比分析多种检测方法的性能,实验中,在同一计算平台上,应用同一数据库,将本文检测算法与文献[5]基于灰度投影法、文献[6]基于多尺度 Gabor 边缘检测法和文献[7]基于隐马尔可夫树模型法进行了对比实验,试验结果如表 3 所示。由表 3 可知,文献[5]检测方法对纹理较为显著的缺陷检测率较高,针对不同类型缺陷,平均检测率较低。文献[6]检测方法检测率较优,但单幅图像检测平均时间为 735.7 ms,耗时较

长,难以满足带钢的实时性检测要求。文献[7]虽然简化了算法,极大地缩减了检测时间,但相比于本文算法而言,其误检率较高。本文提出的基于谱残差视觉注意模型的带钢表面缺陷显著性检测算法,对于带钢常见的 8 类缺陷类型的检测率有较大提升,漏检率和误检率较低,检测速度快,单幅带钢样本的平均检测时间仅为 37.6 ms,检测速度比多尺度 Gabor 边缘检测方法快了将近 20 倍,满足现阶段带钢快速在线检测的需求。

表 3 本文算法性能与已有缺陷检测方法结果对比

Tab.3 Performance comparison between proposed algorithm with other existed defect detection methods

检测方法	Dr/%	Lr/%	Er/%	检测时间/ms
文献[5]	90.7	9.3	8.1	109.4
文献[6]	94.5	5.5	5.2	735.7
文献[7]	94.4	5.6	7.6	126.0
本文算法	95.3	4.7	2.4	37.6

#### 参考文献:

- [1] NEOGI N, MOHANTAL D K, DUTTA P K. Review of vision based steel surface inspection systems [J]. *EURASIP Journal on Image and Video Processing*, 2014(1):1-19.
- [2] 乔凯,陈健,李中国,等.锥束 CT 图像中的印刷电路板导线自动检测方法[J]. *光学精密工程*, 2016, 24(2):413-421.
- QIAO K, CHEN J, LI ZH G, *et al.*. Automatic printed circuit board wire detecting method of cone beam CT image [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2016, 24(2): 413-421. (in Chinese)
- [3] GONG R F, CHU M X, WANG A N, *et al.*. A fast detection method for region of defect on strip steel surface [J]. *Isij International*, 2015, 55(1): 207-212.
- [4] 徐科,杨朝霖,周鹏.热轧带钢表面缺陷在线检测的方法与工业应用[J]. *机械工程学报*, 2009, 45(4): 111-114+124.
- XU K, YANG CH L, ZHOU P. Technology of on-line surface inspection for Hot-rolled steel strips and its industrial application [J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2009, 45(4): 111-114 + 124. (in Chinese)
- [5] 王宏,朱德生,唐威.一种基于灰度投影的带钢表面缺陷检测算法[J]. *东北大学学报(自然科学版)*, 2008, 29(3):375-377.
- WANG H, ZHU D SH, TANG W. An algorithm of strip surface defect detection based on gray scale projection [J]. *Journal of Northeastern University (Natural Science)*, 2008, 29(3): 375-377. (in Chinese)
- [6] 赵久梁,颜云辉,刘伟宽,等.板带钢表面缺陷检测系统的多尺度边缘检测算法[J]. *东北大学学报(自然科学版)*, 2010, 31(3):432-435.
- ZHAO J L, YAN Y H, LIU W W, *et al.*. A multi-scale edge detection method of steel strip surface defects online detection system [J]. *Journal of Northeastern University (Natural Science)*, 2010, 31(3): 432-435. (in Chinese)
- [7] 徐科,宋敏,杨朝霖,等.隐马尔可夫树模型在带钢表面缺陷在线检测中的应用[J]. *机械工程学报*, 2013, 49(22):34-40.
- XU K, SONG M, YANG CH L, *et al.*. Application of hidden Markov tree model to on-line detection of surface defects for steel strips [J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2013, 49(22): 34-40. (in Chinese)
- [8] GHORAI S, MUKHERJEE A, GANGADARAN M, *et al.*. Automatic defect detection on hot-rolled flat steel products [J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2013, 62(3): 612-621.

## 4 结 论

针对带钢表面缺陷检测实时性要求,以及采集到的图像易受光照环境等因素影响导致检测率不高的问题,本文提出了一种基于谱残差视觉注意模型的图像显著性带钢表面缺陷实时检测算法。通过融合改进同态滤波方法去除光照不均匀的影响,构建了谱残差视觉注意模型,提出了加权马氏距离方法对显著图像阈值化增强,实现了分割缺陷目的。该方法单幅图像平均检测时间仅为 37.6 ms,算法复杂度低,检测速度有较大提高。此外,对带钢常见的 8 种缺陷类型,平均检测率达到了 95.3%,有效降低了缺陷的漏检率和误检率,满足现阶段带钢检测的需求。



- [9] 彭铁根,何永辉,李兵虎,等. 基于 TDI 成像技术的镀锡带钢表面质量在线检测系统研发[J]. 红外与激光工程,2014,43(1):294-299.  
PENG T G, HE Y H, LI B H, *et al.*. Research and development of tin steel strip surface online inspection system based on TDI imaging technology[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2014, 43(1): 294-299. (in chinese)
- [10] 赵宏伟,陈霄,刘萍萍,等. 视觉显著目标的自适应分割[J]. 光学精密工程,2013,21(2):531-538.  
ZHAO H W, CHEN X, LIU P P, *et al.*. Adaptive segmentation for visual salient object [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2013, 21(2): 531-538. (in Chinese)
- [11] ZHAO Q, KOCH C. Learning saliency-based visual attention: A review [J]. *Signal Processing*, 2013, 93(6): 1401-1407.
- [12] GOFERMAN S, ZELNIK-MANOR L, TAL A. Context-aware saliency detection [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2012, 34(10): 1915-1926.
- [13] 丛家慧,颜云辉. 视觉注意机制在带钢表面缺陷检测中的应用[J]. 中国机械工程,2011,22(10):1189-1192+1221.  
CONG J H, YAN Y H. Application of human visual attention mechanism in surface defect inspection of steel strip [J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2011, 22(10): 1189-1192+1221. (in Chinese)
- [14] XU S H, GUAN S Q, CHEN L L. Steel strip defect detection based on human visual attention mechanism model [C]. *Applied Mechanics and Materials*, 2014, 530: 456-462.
- [15] 杨永敏,樊继壮,赵杰. 强反射表面缺陷图像预处理[J]. 光学精密工程,2010,20(10):2288-2296.  
YANG Y M, FAN J ZH, ZHAO J. Preprocessing for highly reflective surface defect image[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2010, 20(10): 2288-2296. (in Chinese)
- [16] LIU W, HE P, LI H, *et al.*. Improvement on the algorithm of Homomorphic filtering[J]. *Advances in Biomedical Engineering*, 2012, 11: 120.
- [17] HOU X, ZHANG L. Saliency detection: A spectral residual approach [C]. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2007, CVPR07, 2007:1-8.
- [18] CUI X, LIU Q, METAXAS D. Temporal spectral residual: fast motion saliency detection[C]. *Proceedings of the 17th ACM International Conference on Multimedia*, ACM, 2009: 617-620.
- [19] SMITH E C, LEWICKIL M S. Efficient auditory coding [J]. *Nature*, 2006, 439(7079): 978-982.
- [20] 孙照蕾,惠斌,秦莫凡,等. 红外图像显著目标检测算法[J]. 红外与激光工程,2015,44(9):2633-2637.  
SUN ZH L, HUI B, QIN M F, *et al.*. Object detection method based on saliency measure for infrared radiation image[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2015, 44(9): 2633-2637. (in Chinese)
- [21] DE MAESSCHALCK R, JOUAN-RIMBAUD D, MASSART D L. The mahalanobis distance [J]. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 2000, 50(1):1-18.
- [22] ZHAO X, LI Y, ZHAO Q. Mahalanobis distance based on fuzzy clustering algorithm for image segmentation [J]. *Digital Signal Processing*, 2015, 43:8-16.

#### 作者简介:



陈海永(1980—),男,河南开封人,博士,副教授,2002年、2005年于哈尔滨理工大学分别获得学士、硕士学位,2008年于中国科学院获得博士学位,主要从事机器人视觉,机器人控制等工作。E-mail: haiyong.chen@hebut.edu.cn



刘坤(1980—),女,黑龙江哈尔滨人,博士,副教授,2001年于东北农业大学获得学士学位,2003年于哈尔滨工业大学获得硕士学位,2009年于清华大学获得博士学位。主要从事机器视觉与智能控制等工作。E-mail: Liukun03@mails.thu.edu.cn

(版权所有 未经许可 不得转载)