

# 基于多尺度小波变换和结构化森林的表面裂纹分割

王森<sup>\*\*</sup>, 伍星<sup>\*</sup>, 张印辉, 陈庆

昆明理工大学机电工程学院, 云南 昆明 650500

**摘要** 为实现复杂背景下裂纹目标的有效检测, 提出一种融合小波边缘检测与多尺度结构化森林的裂纹分割方法, 以提高裂纹检测稳健性。该方法利用多幅裂纹图像和人工标注结果提取裂纹图像特征通道并离散化映射标准结果; 利用三角滤波器和降采样方法获取常规和相关性候选特征; 并将该特征与离散化后的标签进行结构化森林分类器的训练和验证, 进而获得多个尺度的裂纹分割。在 776 幅结构体裂纹图像和 600 幅钢梁裂纹图像数据集上进行实验, 结果表明, 相比于单一多尺度结构化森林方法和其他几种分割方法, 本文方法能够在较短的时间内获得最高的分割精度。

**关键词** 机器视觉; 表面裂纹分割; 多尺度结构化森林; 反对称双正交小波变换; 半重构; 模极大值边缘检测

中图分类号 TP391.41

文献标识码 A

doi: 10.3788/AOS201838.0815024

## Surface Crack Segmentation Based on Multi-Scale Wavelet Transform and Structured Forest

Wang Sen<sup>\*\*</sup>, Wu Xing<sup>\*</sup>, Zhang Yinhui, Chen Qing

*Faculty of Mechanical and Electrical Engineering, Kunming University of Science and Technology, Kunming, Yunnan 650500, China*

**Abstract** In order to effectively detect crack, a crack segmentation method using multi-scale structured forests and wavelet transform is proposed to improve robust performance of crack detection. The multi-channel feature extraction of crack image, and discrete mapping of the corresponding ground truth is carried out respectively with assistance of multiple crack image and ground truth. Triangle filter and down-sample are adopted to process regularity candidate features and correlation candidate features, which are used to train and validate structured forest classifier. And, structured forest classifier is used to crack segmentation of test images in multi-scale. According to experiment results in 776 structural crack image and 600 steel beam image datasets, the proposed method can obtain highest segmentation accuracy in a short time than single multi-scale structured forest method and other segmentation methods.

**Key words** machine vision; surface crack segmentation; multi-scale structured forest; anti-symmetrical biorthogonal wavelet transform; half-reconstruction; edge detection of modulus maxima

**OCIS codes** 150.0155; 040.1880; 100.2000; 100.4999; 110.2970

## 1 引 言

尽早预知并及时检修表面裂纹是提高结构体性能和防止发生重大事故的重要途径。早期的人工目视检测技术受分辨力和客观评判标准与主观经验不一致的限制, 长时间的裂纹检测因结构体表面照度、颜色和环境的影响而产生遗漏裂纹等错误统计现象。随着自动化技术的不断进步, 计算机视觉逐渐应用于工业、医学和刑侦等领域的目标识别<sup>[1]</sup>和故

障检测<sup>[2]</sup>。

空间域处理中卷积滤波<sup>[3]</sup>可以有效检测陶瓷表面的发丝裂纹, 但多次卷积相当耗时; 差影法<sup>[4]</sup>可以用于分割相同场景变化的裂纹, 但受限于空间、位置和角度等; Hough 变换<sup>[5]</sup>可检测指定形状的裂纹曲线, 但固定极角和极距仅适合规则裂纹; 利用频率域、小波域和多尺度几何分析方法也可进行有效的裂纹分割, 如隐马尔科夫树模型<sup>[6]</sup>可以将小波系数分布的求解问题转化为隐状态的归属问题, 但其边

收稿日期: 2018-01-09; 修回日期: 2018-02-26; 录用日期: 2018-05-02

基金项目: 国家自然科学基金(61461022, 61761024)

\* E-mail: xingwu@aliyun.com; \*\* E-mail: wangsen0401@126.com

缘方块效应明显,且没有考虑同一尺度内小波系数的相关性;非下采样 Contourlet 变换<sup>[7]</sup>可有效解决提取颜色暗、对比度低的缺陷,但仅限于分割纹理特征的表面裂纹。

由于裂纹特征和形式的多样性,大部分研究者倾向于将裂纹分割重点放在监督学习上。为有效提取强度不一致的裂纹并寻找阴影区域可能存在的相似性裂纹,将迭代 Canny 算子、基于区域的改进主动轮廓模型和基于贪心追逐的支持向量机(SVM)结合可以进行桥梁裂纹分割<sup>[8]</sup>,但迭代耗时较长;利用卷积神经网络(CNN)深度学习<sup>[9]</sup>可以有效分割可变光和阴影中的混凝土裂纹,但仅适用于尺寸较大的强裂纹。Crack BT<sup>[10]</sup>方法可检测被噪声覆盖的潜水坝裂纹,但最小生成树进行过度修剪易导致部分细微裂纹信息丢失。

近期,将亮度、颜色和纹理等多个特征作为输入的方法<sup>[11-13]</sup>在精度和耗时方面优于多尺度图像分割和传统边缘检测方法,但显著性边缘的多样视觉特性导致其无法达到较好的分割效果。基于图像块的结构化学习<sup>[14]</sup>计算包含边缘中心像素点的相似性全局推理方法可以有效弥补上述缺陷。其中,基于结构化森林(SFD)的快速边缘检测方法<sup>[15]</sup>将边缘检测转换为已知图像块中预测局部分割掩膜的问题,并利用结构化标签训练多棵决策树以确定树中每个分枝的分裂属性,该方法在公开数据库中取得

了更好的效果。由于实验所用数据库中的目标属于细微裂纹,所以将该方法应用于裂纹图像分割时仍具有较好的分割稳健性。但利用三角滤波器进行图像卷积滤波和梯度幅值求导易导致裂纹边缘信息被错误提取,并且高尺度滤波较差的平滑效果会使裂纹目标逐渐趋于相似背景,从而出现较高尺度中裂纹边缘信息的丢失现象。

为提高裂纹边缘检测的精确度,并实现复杂背景下目标的有效分割,本文提出一种基于多尺度小波变换和结构化森林的表面裂纹分割方法(SFW)。考虑到小波变换的多分辨率分析可以聚焦裂纹的任意细节,且反对称双正交小波半重构方法在多尺度边缘检测中所体现的双正交、反(奇)对称和半重构特性优势<sup>[16]</sup>,利用小波半重构的模极大值边缘检测方法进行边缘特征通道提取,并利用两个尺度的检测结果进行各自4个方向的梯度直方图(HOG)特征通道提取。为提高裂纹图像分割的稳健性,将裂纹图像作为对象训练结构化森林分类器并进行多尺度裂纹分割,同时对多个尺度的裂纹分割结果求取均值。

## 2 方法概述

SFW 方法的流程如图 1 所示。首先,利用多幅裂纹图像和相应人工标注的标准结果(GT)提取裂纹图像特征和 GT 的离散化映射;然后,利用特征通道形成的常规性和相关性候选特征以及离散化后的

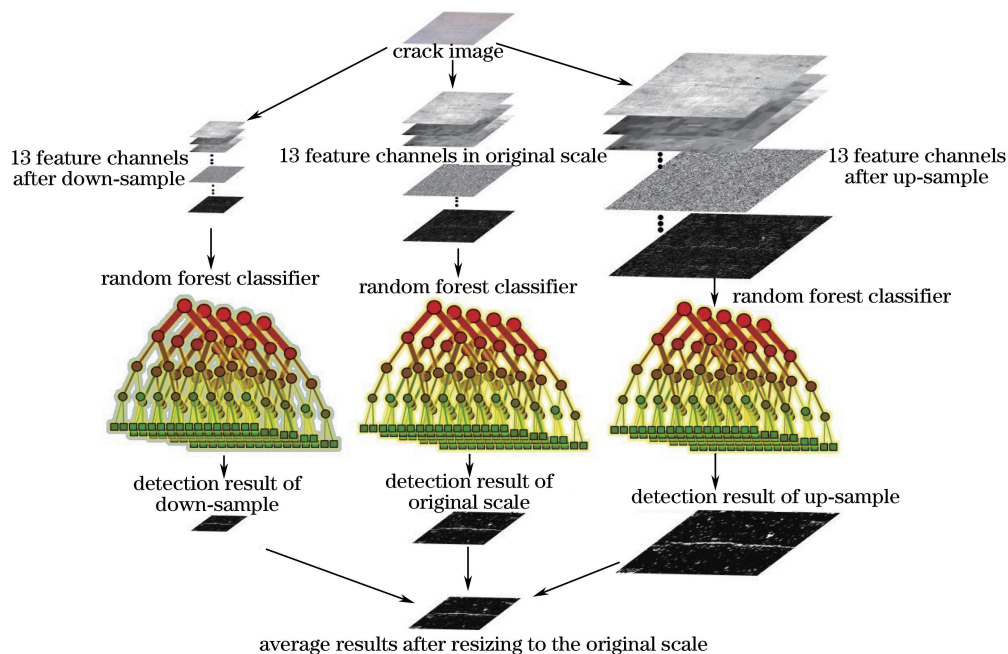


图 1 SFW 方法流程框图

Fig. 1 Flowchart of SFW method

标签进行结构化森林分类器的训练;最后,对裂纹图像进行多尺度快速裂纹分割。

### 2.1 特征通道提取

对于一幅具有 R、G、B 三通道信息的训练图像,在训练单棵决策树之前需要进行特征提取。文献 [12] 中提取的特征通道共有 13 个,包括 CIE-LUV 彩色空间的三个颜色通道、两个尺度(原始尺度和降采样尺度)上的梯度边缘通道以及相应尺度上 4 个方向(水平、垂直、±45°)的 HOG 信息。

本文利用反对称双正交小波半重构的模极大值边缘检测方法,通过替换两个尺度上的卷积梯度求导实现边缘通道的提取,利用自动生成的小波去噪阈值进行输入图像的全局阈值去噪,并利用反对称双正交小波半重构的模极大值方法进行去噪图像的边缘检测。

根据文献 [13] 所述,设  $\{h_k\}_{k \in Z}$ 、 $\{g_k\}_{k \in Z}$  和  $\{\tilde{h}_k\}_{k \in Z}$ 、 $\{\tilde{g}_k\}_{k \in Z}$  分别表示反对称双正交小波对偶滤波器组中的分解滤波器组及其重构滤波器组。采用反对称双正交小波对  $f(x, y)$  进行多尺度分解时,利用分解滤波器  $h_k$ 、 $g_k$  可将  $j+1$  ( $j = -1, 0, 1, \dots, J$ ) 尺度上的近似分量分解为  $j$  尺度上的近似分量  $A_{w_{2j}}$ 、水平分量  $H_{w_{2j}}$ 、垂直分量  $V_{w_{2j}}$  和对角分量  $D_{w_{2j}}$ 。对  $H_{w_{2j}}$  和  $D_{w_{2j}}$  上采样后利用基于列的重构滤波器  $\tilde{h}_k^r$ 、 $\tilde{g}_k^r$  进行一维重构,并上采样后得到半重构:

$$H_{SR} = \tilde{h}_k^r H_{w_{2j}} + \tilde{g}_k^r D_{w_{2j}} \sim \frac{\partial [f(x, y), \varphi_j(2x)\varphi_j(2y)]}{\partial y} = \frac{\partial [f(x, y) * \Phi_j(2x)\Phi_j(2y)]}{\partial y} \quad (1)$$

利用基于行的重构滤波器  $\tilde{h}_k^c$ 、 $\tilde{g}_k^c$  对  $V_{w_{2j}}$  和  $D_{w_{2j}}$  进行同样的操作,可以得到:

$$V_{SR} = \tilde{h}_k^c V_{w_{2j}} + \tilde{g}_k^c D_{w_{2j}} \sim \frac{\partial [f(x, y), \varphi_j(2x)\varphi_j(2y)]}{\partial x} = \frac{\partial [f(x, y) * \Phi_j(2x)\Phi_j(2y)]}{\partial x} \quad (2)$$

$j+1$  尺度上  $f(x, y)$  方向梯度的模值和相角分别为

$$M_{2j+1} = \sqrt{|H_{SR}|^2 + |V_{SR}|^2}, \quad A_{2j+1} = \arctan(V_{SR}/H_{SR}), \quad (3)$$

比较  $M_{2j+1}$  与  $A_{2j+1}$  对应梯度方向上相邻两个像素的模值即可判断是否取得局部极大值,并利用阈值去除边缘模极大值中的伪边缘,从而定位  $j+1$  级分辨率上反对称双正交小波半重构后的模极大值边缘信息  $E_s$ , 即

$$E_s = \begin{cases} 1, & \text{if } M_{2j+1} \geq T \\ 0, & \text{else} \end{cases} \quad (5)$$

检测方法的流程如图 2 所示,13 个特征通道的提取过程如图 3 所示。

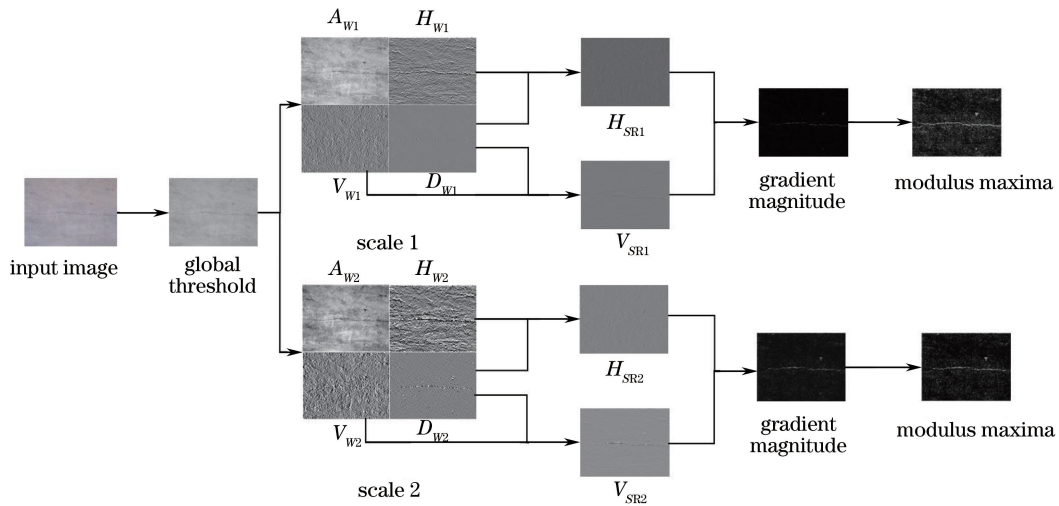


图 2 小波半重构的模极大值边缘检测方法流程框图

Fig. 2 Flowchart of modulus maxima edge detection method with wavelet semi-reconfiguration

### 2.2 离散化映射

由于结构化输出空间具有复杂的高维度特征,直接在结构化标签中评价多个候选分裂需要耗费大

量时间,而且利用 GT 产生的结构化标签无法实现信息增益准则的定义,所以需要将已知节点中所有结构化标签  $y \in Y$  映射到一个两类的离散化标签集

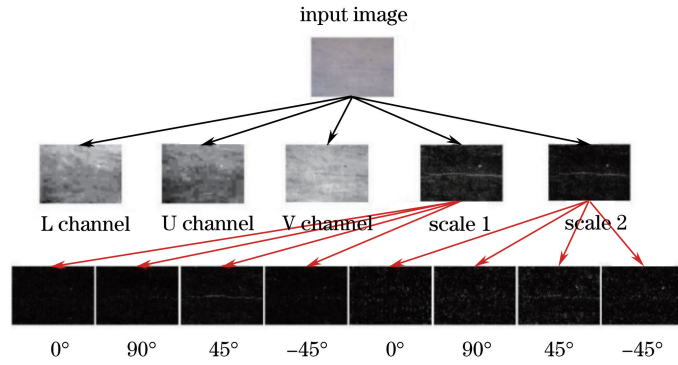


图 3 墙体裂纹的 13 个特征通道  
Fig. 3 13 feature channels of wall crack

合  $c \in C = \{1, 2\}$ , 经  $c$  估计的信息增益可以近似为经过  $y$  估计的信息增益结果, 映射公式为  $\Pi: Y \rightarrow Z \rightarrow C$ , 其中,  $Y \rightarrow Z$  表示利用简化欧氏距离的交替映射方法将  $Y$  映射到可以直接计算多元联合熵的过渡空间集合  $Z$ , 假定  $y(l)$  表示结构化标签  $y$  中第  $l$  ( $1 \leq l \leq 256$ ) 个像素的分割索引值, 判断其中抽样的任意一对像素坐标  $l_1 \neq l_2$  所属的分类结果  $y(l_1)$  和  $y(l_2)$  是否相同, 如果相同则结果为 1, 否则结果为 0; 由于二值向量  $Z$  的维度较高, 直接利用其进行信息增益的计算耗时过长, 所以  $Z \rightarrow C$  表示利用主成分分析 (PCA) 方法对  $Z$  进行降维得到最终的离散化标签集合  $C$ 。

### 2.3 训练结构化森林分类器

对 13 个特征通道进行滤波后可以获得相应的常规性和相关性特征向量。设截取结构化标签图像块的尺寸为  $16 \times 16$ , 对常规性特征向量和相关性特征向量进行滤波和降采样后可以分别获得  $16 \times 16 \times 13 = 3328$  维候选特征  $x \in \mathbf{R}^{16 \times 16 \times 13}$  和  $13 \times C_2^{25} = 13 \times 300 = 3900$  维候选特征。利用 Bagging 算法可以从 7228 维综合候选特征中随机抽取 1/4 维度的特征构成特征向量  $x \in \mathcal{X} = \mathbf{R}^{1807}$ ; 利用同样的算法从人工标注的 GT 集合中抽取固定尺寸的分类标签  $y \in \mathcal{Y} = \mathbf{Z}^{16 \times 16}$  共同构成训练集合  $S = (S_1, \dots, S_{1807}) \in \mathcal{X} \times \mathcal{Y}$ 。在对裂纹图像进行 GT 标注时, 由于裂纹细微 (随机森林方法使用的 BSDS500 数据库以 3 pixel 宽度为单位进行边缘标注, 而两个裂纹数据库中的裂纹像素宽度均未达 6 pixel, 所以制作裂纹 GT 时会将范围内的目标像素相互连接), 而且检测针对 3 个尺度的判断求均值, 所以分割结果包含整个裂纹区域。图 4 给出了“—”型、“|”型、“/”型、“S”型、“L”型、“T”型、“Y”型和“O”型共 8 类常见的裂纹特征向量和对应的结构化分类标签 (尺寸放大至  $32 \times$

32)。

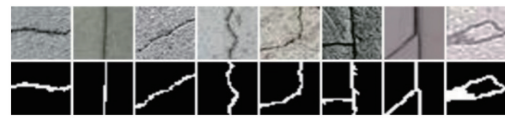


图 4 特征向量与结构化标签  
Fig. 4 Feature vectors and structured labels

结构化森林分类器由多棵决策树组成, 每棵树可通过一种递归的方法进行独立训练。对于设定的节点  $t$  和训练集  $S = (S_1, \dots, S_{1807}) \in \mathcal{X} \times \mathcal{Y}$ , 信息增益准则可以寻找到分裂函数  $h(x, \theta_t)$  实现数据较好分裂效果的属性参数  $\theta_t$ , 则有

$$I_t = I(S_t, S_t^L, S_t^R) =$$

$$H(S_t) - \sum_{m \in \{L, R\}} (|S_t^m| / |S_t|) H(S_t^m), \quad (7)$$

式中  $S_t^m \in S$  为经过节点  $t$  时分裂的分枝子节点集合,  $m \in \{L, R\}$  ( $L, R$  分别表示左、右侧分枝),  $H(S_t), H(S_t^m)$  为表示训练集合  $S$  经过节点  $t$  时的基尼不纯度和分裂形成的左、右两个分枝的基尼不纯度, 采用公式可表示为

$$\begin{aligned} S_t^L &= \{(x, y) \in S_t \mid h(x, \theta_t) = 0\}, S_t^R = S_t / S_t^L \\ S_t &= S_t^L \cup S_t^R, S_t^L \cap S_t^R = \emptyset \\ S_t^L &= S_{2t+1}, S_t^R = S_{2t+2}, \end{aligned} \quad (8)$$

$$H(S) = \sum_{S \in y} p(y) [1 - p(y)], \quad (9)$$

式中  $p(y)$  为  $x$  中属于分类标签  $y$  的经验分布。根据属性可以构造决策树的各个分支, 直到整棵树能够准确地分类训练集, 对多棵决策树进行组合即可得到结构化森林分类器。

### 2.4 多尺度边缘检测

对于一幅待分割的裂纹图像, 首先, 提取常规性和相关性特征向量; 然后, 利用生成的结构化森林分类器对向量进行投票判断类别, 每棵树均对新样本类别进行判断; 最后, 输出所有决策树的分



类判断结果。最终类别的二值判定概率可表示为

$$p(c|x) = \frac{1}{N} \sum_n^N p_n(c|x), \quad (10)$$

式中决策树的数量为  $n \in \{1, 2, \dots, N\}$ 。利用结构化森林分类器对原始图像、原始图像降采样和上采样共 3 个尺度进行分类,求取 3 个尺度的判断均值即可得到最终结果。

### 3 裂纹检测结果及分析

为验证 SFW 方法的有效性,从 1576 幅  $550 \text{ pixel} \times 410 \text{ pixel}$  的裂纹图像数据集中随机抽取 276 幅图像进行 6 种小波基和 6 种传统方法的检测和结果对比;对该数据集中的 800 幅和 580 幅图像(300 幅训练图像和 280 幅测试图像)分别进行 SFW 方法(hrbio1.1)分类器的训练和验证;对 776 幅图像进行基于 6 种小波的 SFW 方法、SFD 方法、全卷积网络(FCN)模型<sup>[17]</sup>和多尺度降采样规范化割(MDW Ncut)方法<sup>[18]</sup>的测试比较;利用采集的 600 幅  $1280 \text{ pixel} \times 960 \text{ pixel}$  的钢梁裂纹图像数据集进行 SFW 方法、SFD 方法、FCN 模型以及 Canny 边缘检测方法的比较。

定量评价方法采用文献[19]中的召回率( $R$ )、精确率( $P$ )、 $F$ -测量( $F$ )和平均绝对误差(MAE)进行比较。实验环境:台式机 Intel(R) Core(TM) i5-4670

CPU T6570 3.40 GHz, 16 GB 内存, Windows7-64bit 上运行 SFW 方法、SFD 方法、FCN 模型和 Canny 边缘检测方法;PC Intel(R) Core(TM) 2 Duo CPU T6570 2.10 GHz, 2 GB 内存, Windows7-32bit 上运行 MDW Ncut 方法;均使用 Matlab 2014b 运行代码。

#### 3.1 小波模极大值裂纹边缘检测结果及分析

为验证小波模极大值裂纹边缘检测的有效性,对 276 幅裂纹图像进行 6 种小波和 6 种传统方法的定性和定量比较,6 种传统方法的阈值  $T$  均以自适应阈值为准。

由图 5 可知,Prewitt、Sobel 和 Robert 算子检测裂纹因细节丢失导致部分裂纹断裂;Canny 和 Log 算子产生了与裂纹不相关的大量冗余信息;除 dmey-1 检测结果中出现白色带状光斑外,其他 5 种小波的检测效果均优于传统方法;前 5 种小波中 hrbio1.1-1 (hrbio1.1 小波基,第一个尺度)和 rbior1.1-1 的检测效果优于其他 3 种小波。图 6 给出了相应的受试者工作特征(ROC)曲线和 RPFM 柱状图,其中,rbio1.1-1 方法获得了最大的  $R$ 、 $P$  和  $F$  均值;Prewitt 算子的  $R$ 、 $P$ 、 $F$  和 MAE 均值除优于 Coiflet 小波外低于其他小波,其原因在于粗糙的检测效果导致可评价的正、负样本均较少;另外,利用反对称双正交小波的半重构特性进行模极大值裂纹检测时,第二个尺度的结果高于第一个尺度,而且运算耗时短于其他小波。

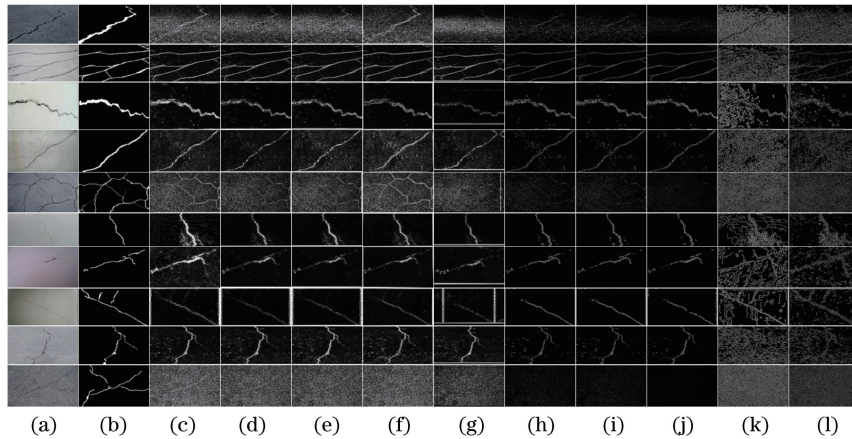


图 5 小波与传统检测方法的定性比较。(a)原图;(b) GT;(c) hrbio1.1-1;(d) rbior1.1-2;(e) sym2-1;(f) coif1-1;(g) dyadic-2;(h) dmey-1;(i) Prewitt;(j) Sobel;(k) Robert;(l) Canny;(m) Log

Fig. 5 Qualitative comparisons of wavelets with traditional detection methods. (a) Original image; (b) GT; (c) hrbio1.1-1; (d) rbior1.1-2; (e) sym2-1; (f) coif1-1; (g) dyadic-2; (h) dmey-1; (i) Prewitt; (j) Sobel; (k) Robert; (l) Canny; (m) Log

#### 3.2 SFW 分类器的参数优化

SFW 分类器参数主要包括分裂参数(结构化标签采样数量 nSample)、特征参数(栅格胞元数量 nCell、归一化半径 norRad、常规性通道模糊因子 chSmooth 和相关性通道模糊因子 simSmooth)以

及分类器模型参数(图像结构化标签宽度 imWidth、GT 结构化标签宽度 gtWidth、候选特征抽取百分比 fracFtrs、最大树深度 maxDepth、最小节点采样数量 minChild、锐化程度 sharpen 和决策树数量 nTree)。

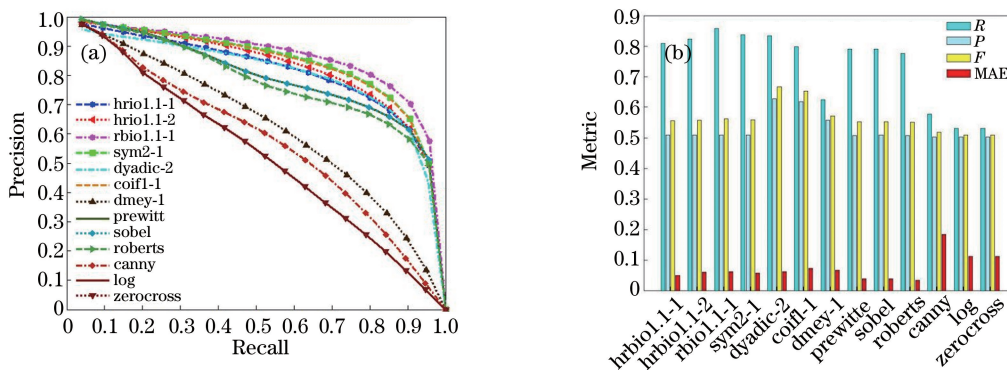


图 6 6 种小波和其他 6 种方法的 ROC 曲线和 RPFM 柱状图。(a) ROC 曲线;(b) RPFM 柱状图

Fig. 6 ROC curves and RPFM bars of six wavelets and six other methods. (a) ROC curves; (b) RPFM bars

图 7 给出了选择不同分裂参数、模型参数和特征参数得到的召回率  $R$  和平均绝对误差 MAE, 其中, 参数的训练和验证均在一个参数的最优召回率  $R$  的前提下进行。由图 7(a) 可知, 进行二分类时结构化标签中如果进行最佳的信息增益测量,  $m = |Z|$  应选择较大值; 图 7(b) ~ (e) 给出了通道特性如何影响精度的变化; 图 7(f) 和图 7(g) 给出

了图像和标签块大小对准确率的影响; 图 7(h) 给出了利用小部分的总特征进行树训练可忽略对准确性的影响; 比较图 7(i) ~ (l) 可知, 较深、未剪枝和较多棵树的表現最好, 且剪枝时每个节点至少有 8 个训练样本才可以减少模型大小, 其中, 训练的决策树数量  $n_{Tree}$  为 8 时召回率  $R$  达到最大值,  $n_{Tree}$  为 16 时准确率开始下降。

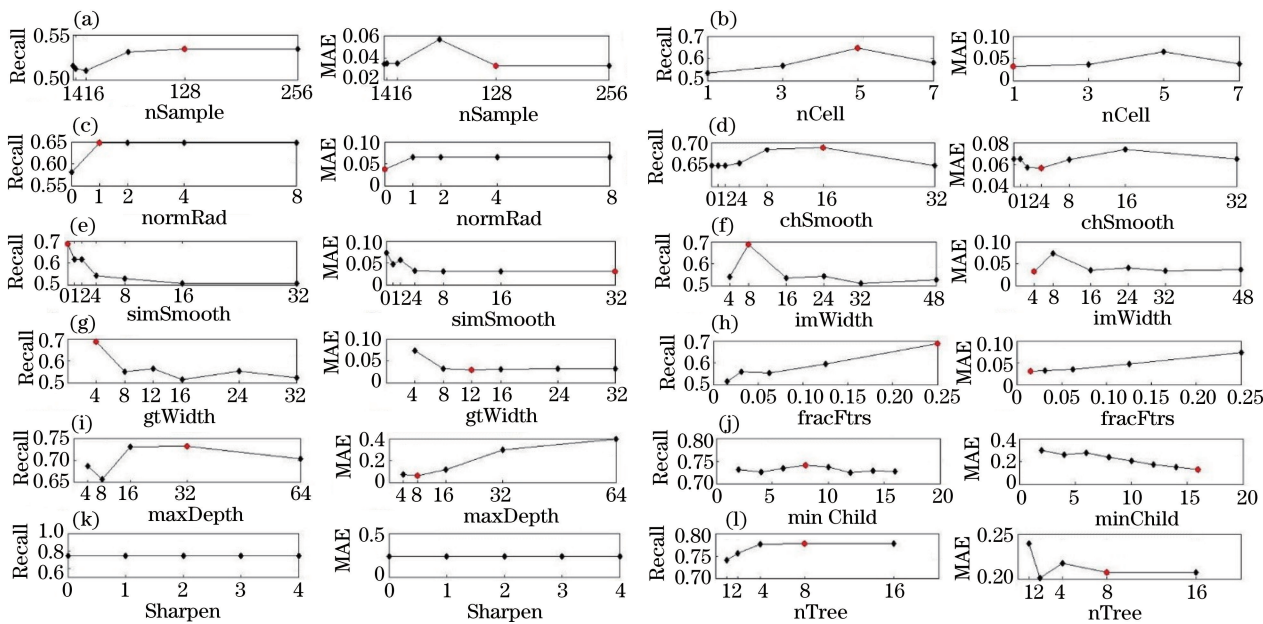


图 7 SFW 分类器参数训练和验证的定量比较。(a) nSample; (b) nCell; (c) normRad; (d) chSmooth; (e) simSmooth; (f) imWidth; (g) gtWidth; (h) fracFtrs; (i) maxDepth; (j) minChild; (k) sharpen; (l) nTree

Fig. 7 Quantitative comparisons of SFW classifier in train and validation. (a) nSample; (b) nCell; (c) normRad; (d) chSmooth; (e) simSmooth; (f) imWidth; (g) gtWidth; (h) fracFtrs; (i) maxDepth; (j) minChild; (k) sharpen; (l) nTree

### 3.3 结构体裂纹分割结果及分析

以 776 幅图像为对象进行 SFW 方法、在 SFW 方法框架基础上利用 5 种小波代替 hrbio1.1 的方法、单一尺度 SFW (SFW-1) 方法、多尺度 SFW (SFW-M) 方法、单一尺度 SFD (SFD-1) 方法、多尺度 SFD (SFD-M) 方法、FCN 模型和 MDW Neut 方

法的测试比较(文中方法虽然为边缘检测方法, 但由于细微裂纹图像标注的 GT 与后两种方法所用的 GT 相同, 而且 3 个尺度的判断均值结果可包含整个裂纹区域, 因此将其与后两种方法进行比较)。

SFW-1 和 SFW-M 分类器选择验证获取的最优参数:  $n_{Sample}$  为 256,  $n_{Cell}$  为 5,  $norRad$  为 1,

chSmooth 为 16, simSmooth 为 0, imWidth 为 8, gtWidth 为 4, fracFtrs 为 1/4, maxDepth 为 32, minChild 为 8, sharpen 为 0, nTree 为 8; 其他 5 种小波方法训练的分类器参数均选择最优参数。SFD-1 和 SFD-M 分类器选择的最优参数: norRad 为 4, chSmooth 为 2, simSmooth 为 8, imWidth 为 32, gtWidth 为 16, fracFtrs 为 1/4, maxDepth 为 64, minChild 为 8, 其他参数的选取与 SFW 相同。FCN 方法选取与 3.2 节相同的裂纹图像进行 FCN-8s 模型的训练和验证, 以 20 个 epoch 内的重叠率为基准, 直至训练和验证样本的重叠率不再升高为止, 选取最优参数: batchSize 为 4, numSubBatches 为 2, learningRate 为 0.0001, epoch 为 125, 其他参数设置为缺省值。MDW Ncut 方法最优参数:  $\sigma_1 =$

0.01,  $\sigma_E = 0.05$ ,  $s = [1, 2, 3]$ ,  $d = 4$ ,  $r = [1, 2, 4]$ , 其他参数设置为缺省值。

图 8(a)~(h)所示为 6 种小波方法的定性比较结果; 图 8(i)~(p)为 SFW 方法在单尺度和多尺度上与其他方法进行定性比较的结果。由图 8 可知, 基于 hrbio1.1 的 SFW 不仅方法在分割效果上优于其他 5 种小波, 而且在单一尺度和多尺度上分割的结果均优于 SFD 方法、FCN 方法和 MDW Ncut 方法。

图 9 和表 1 分别为 11 种方法的 ROC 曲线图、RPFM 柱状图以及相应的定量比较结果。可见, SFW 方法可获得最多的曲线面积和最高的 R、P 和 F 均值, FCN-8s 模型可获得最低的 MAE 均值。由于多尺度小波边缘检测与 SFD 方法的卷积滤波相比耗时较长, 所以 SFD-1 方法运算效率最高。

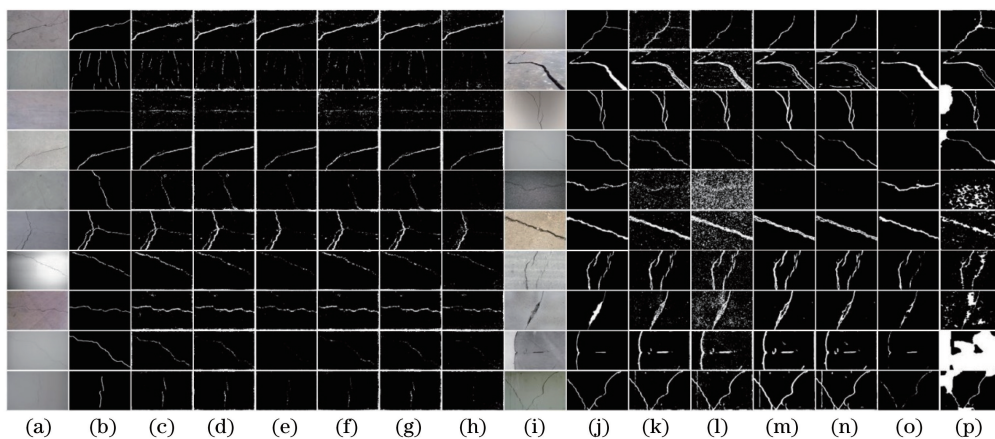


图 8 不同方法的定性比较。(a)原图 1;(b) GT1;(c) hrbio1.1-1 (SFW-M);(d) rbior1.1-2;(e) dyadic-2;(f) sym2-1;(g) coif1-1;(h) dmey-1;(i)原图 2;(j) GT2;(k) SFW-M;(l) SFW-1;(m) SFD-M;(n) SFD-1;(o) FCN-8s;(p) MDW Ncut  
Fig. 8 Qualitative comparisons of different methods. (a) Original image 1; (b) GT1; (c) hrbio1.1-1; (d) rbior1.1-2; (e) dyadic-2; (f) sym2-1; (g) coif1-1; (h) dmey-1; (i) original image 2; (j) GT2; (k) SFW-M (hrbio1.1-1); (l) SFW-1; (m) SFD-M; (n) SFD-1; (o) FCN-8s; (p) MDW Ncut

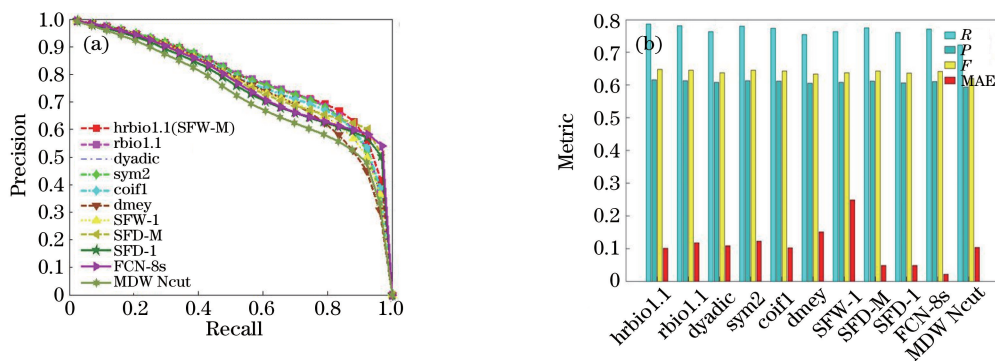


图 9 11 种方法的 ROC 曲线和 RPFM 柱状图。(a) ROC 曲线;(b) RPFM 柱状图  
Fig. 9 ROC curve and RPFM bars of 11 methods. (a) ROC curves; (b) RPFM bars

### 3.4 钢梁裂纹分割结果及分析

将采集的 330 幅光照不均的钢梁裂纹图像和 270 幅带有油污痕迹的钢梁裂纹图像(1280 pixel ×

960 pixel)作为分割对象进行 SFW 方法、SFD 方法、FCN 方法和 Canny 边缘检测方法的比较。

针对第一类图像, SFW 方法、SFD 方法和 FCN



表 1 11 种方法关于 5 种定量方法的均值比较

Table 1 Average comparisons of 11 methods with 5 quantitative methods

| Method   | $R$    | $P$    | $F$    | MAE    | Time /s |
|----------|--------|--------|--------|--------|---------|
| hrbio1.1 | 0.7862 | 0.6152 | 0.6477 | 0.1004 | 0.5107  |
| rbio1.1  | 0.7809 | 0.6137 | 0.6456 | 0.1174 | 0.5547  |
| dyadic   | 0.7634 | 0.6080 | 0.6380 | 0.1090 | 1.2804  |
| sym2     | 0.7795 | 0.6133 | 0.6450 | 0.1200 | 0.5231  |
| coif1    | 0.7741 | 0.6115 | 0.6427 | 0.1024 | 0.6539  |
| dmey-1   | 0.7543 | 0.6051 | 0.6341 | 0.1513 | 0.8794  |
| SFW-1    | 0.7619 | 0.6047 | 0.6372 | 0.2483 | 0.1220  |
| SFD- M   | 0.7752 | 0.6116 | 0.6429 | 0.0487 | 0.3636  |
| SFD-1    | 0.7605 | 0.6067 | 0.6364 | 0.0497 | 0.0841  |
| FCN-8s   | 0.7707 | 0.6108 | 0.6415 | 0.0214 | 1.3646  |
| M Ncut   | 0.7228 | 0.5940 | 0.6195 | 0.1034 | 2.0019  |

方法分别选择测试图像以外的 400 幅裂纹图像和 120 幅裂纹图像进行训练和验证。选取 SFW 方法和 SFD 方法的最优参数: nSample 为 16, nCell 为 1, normRad 为 8, chSmooth 为 2, simSmooth 为 32, imWidth 为 4, gtWidth 为 12, fracFtrs 为 1/4, maxDepth 为 10, minChild 为 4, sharpen 为 0, nTree 为 4。FCN 选取 epoch 为 91(训练和验证的终止条件与第 3.3 节相同)时的 FCN-8s 模型作为测试模型。

针对第二类图像,前 3 种方法分别选择测试图像以外的 300 幅裂纹图像和 130 幅裂纹图像进行训练和验证。选取 SFW 方法和 SFD 方法的最优参数: nSample 为 256, nCell 为 5, normRad 为 4, chSmooth 为 2, simSmooth 为 8, imWidth 为 4, gtWidth 为 32, fracFtrs 为 1/4, maxDepth 为 64,

minChild 为 8, sharpen 为 0, nTree 为 8。FCN 选取 epoch 为 181(训练和验证以 40 个 epoch 内的重叠率为基准,直至训练和验证样本的重叠率不再升高为止)时的 FCN-8s 模型作为测试模型。两类钢梁裂纹图像分割中的 Canny 边缘检测方法选择标准差  $\sigma=7.5$ , 阈值  $T \in [0.04, 0.10]$ , 窗口尺度  $w=9$ 。因部分检测结果存在冗余信息,如挡板、钢梁侧面与上下两个面的交叉线,所以需要根据实际裂纹尺寸对检测结果进行特征描述子(面积  $A \in [1000, 20000]$ , 高度  $H \in [50, 1000]$ , 宽度  $W \in [30, 300]$ )的去冗余处理。

图 10(a)~(f)给出了 5 种方法对于光照不均图像的部分定性比较结果;图 10(g)~(l)给出了 5 种方法油污裂纹图像的部分定性比较结果。其中,

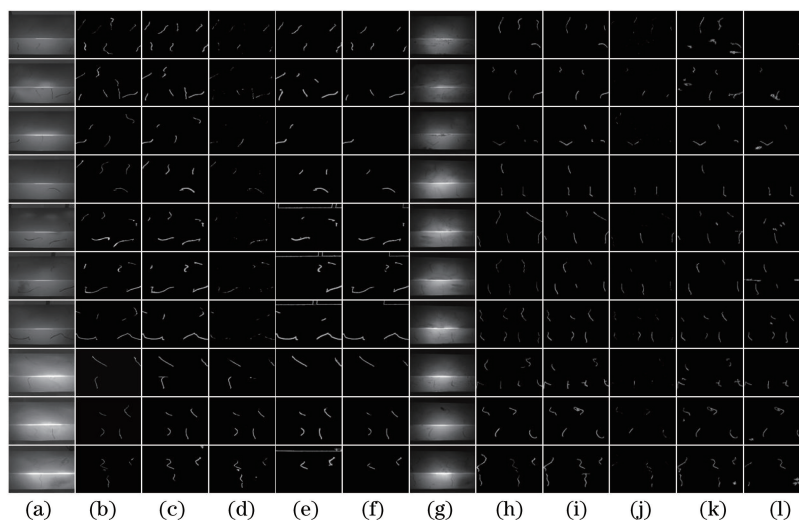


图 10 5 种方法的定性比较。(a)原图;(b) GT;(c) SFW;(d) FCN-8s;(e) SFD;(f) Canny;(g)原图;(h) GT;(i) SFW;(j) FCN-8s;(k) SFD;(l) Canny

Fig. 10 Quantitative comparisons of 5 methods. (a) Original image; (b) GT; (c) SFW; (d) FCN-8s; (e) SFD; (f) Canny; (g) original image; (h) GT; (i) SFW; (j) FCN-8s; (k) SFD; (l) Canny



Canny 算子和 FCN-8s 模型只能分割少量裂纹; SFD 方法虽然能够分割更多的真实裂纹但图像中存在冗余信息; SFW 方法分割的裂纹信息最接近人工标注的 GT。

由图 11 和表 2 可知, SFW 方法在耗费少量运算时间的前提下可包含最大的曲线面积和最高的

$R$ 、 $P$  和  $F$  值; FCN-8s 模型可获得最低的 MAE 均值; Canny 边缘检测方法的 MAE 值之所以较低是因为 GT 中真实裂纹的面积远小于其他标准数据库(如 PASCAL VOC 2012, WEIZMANN)中 GT 的目标面积, 而且比较方法无法分割(或仅能分割较少)的目标会使误差率降低。

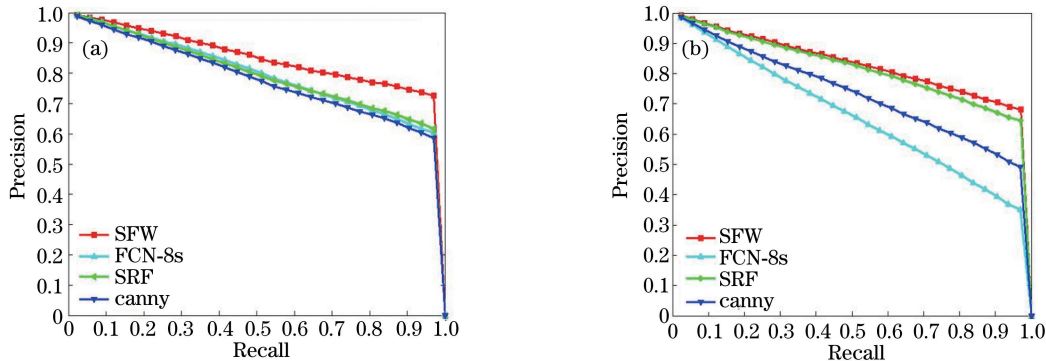


图 11 5 种方法获得的两类图像的 ROC 曲线。(a)第一类;(b)第二类

Fig. 11 ROC curves of two types of images with five methods. (a) First type; (b) second type

表 2 5 种方法的定量比较

Table 2 Quantitative comparisons of five methods

| Image type                                      | Parameter | SFW    | FCN-8s | SFD    | Canny  |
|---|-----------|--------|--------|--------|--------|
| Crack images of the uneven illumination surface | $R$       | 0.8505 | 0.8009 | 0.7961 | 0.7813 |
|   | $P$       | 0.6306 | 0.6163 | 0.6149 | 0.6104 |
|   | $F$       | 0.6707 | 0.6509 | 0.6490 | 0.6429 |
|   | MAE       | 0.0135 | 0.0044 | 0.0163 | 0.0093 |
|   | Time / s  | 0.7531 | 0.2737 | 0.2814 | 0.1165 |
| Crack images of the contaminated surface        | $R$       | 0.8317 | 0.6610 | 0.8180 | 0.7347 |
|   | $P$       | 0.6255 | 0.5698 | 0.6215 | 0.5957 |
|   | $F$       | 0.6634 | 0.5885 | 0.6580 | 0.6229 |
|   | MAE       | 0.0093 | 0.0056 | 0.0089 | 0.0094 |
|   | Time / s  | 0.7531 | 0.2737 | 0.2814 | 0.1165 |

## 4 结 论

为实现复杂背景下裂纹目标的有效分割, 本文提出将结构化森林方法引入表面裂纹分割, 并从提高分割稳健性的角度出发, 将反对称双正交小波半重构的模极大值边缘检测方法引入结构化森林方法的 13 个特征通道提取中。基于多种评价标准的结构体和钢梁裂纹分割结果表明, 与原始 SFD 方法和其他方法相比, 本文方法能够在较短的时间内获得最高的分割精度, 但在误差率评价方面仍与 FCN 方法存在一定的差距。因此, 下一步的研究方向是在保证较高分割精度的前提下降低裂纹目标分割的误差率。

## 参 考 文 献

- [1] Lin S Z, Zheng Y, Lu X F, *et al.* Adaptive tracking algorithm for aerial small targets based on multi-domain convolutional neural networks and autoregression model[J]. Acta Optica Sinica, 2017, 37(12): 1215006.  
蔺素珍, 郑瑶, 禄晓飞, 等. 基于多域卷积神经网络与自回归模型的空中小目标自适应跟踪方法[J]. 光学学报, 2017, 37(12): 1215006.
- [2] Qu L, Wang K R, Chen L L, *et al.* Fast road detection based on RGBD images and convolutional neural network [J]. Acta Optica Sinica, 2017, 37(10): 1010003.

- 曲磊, 王康如, 陈利利, 等. 基于 RGBD 图像和卷积神经网络的快速道路检测 [J]. 光学学报, 2017, 37(10): 1010003.
- [3] Withayachumnankul W, Kunakornvong P, Asavathongkul C, *et al.* Rapid detection of hairline cracks on the surface of piezoelectric ceramics [J]. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2013, 64(9-12): 1275-1283.
- [4] Cai Z Q, Xiao J, Wen L W, *et al.* Algorithm of defect segmentation for AFP based on prepregs [J]. Journal of Aeronautical Materials, 2017, 37(2): 21-27.  
蔡志强, 肖军, 文立伟, 等. 基于预浸纱自动铺放缺陷的分割算法 [J]. 航空材料学报, 2017, 37(2): 21-27.
- [5] Yao L, Xiao J. Pantograph slide cracks detection method based on fuzzy entropy and Hough transform [J]. Journal of the China Railway Society, 2014, 36(5): 58-63.  
姚兰, 肖建. 基于模糊熵和 Hough 变换的受电弓滑板裂纹检测方法 [J]. 铁道学报, 2014, 36(5): 58-63.
- [6] Xu K, Song M, Yang C 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.  
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.
- [7] Li X Q, Jiang H H, Liu P Y, *et al.* Defect detection on magnetic tile surface based on adaptive threshold surfaces in NSCT domain [J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2014, 26(4): 553-558.  
李雪琴, 蒋红海, 刘培勇, 等. 非下采样 Contourlet 域自适应阈值面的磁瓦表面缺陷检测 [J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2014, 26(4): 553-558.
- [8] Li G, Zhao X X, Du K, *et al.* Recognition and evaluation of bridge cracks with modified active contour model and greedy search-based support vector machine [J]. Automation in Construction, 2017, 78: 51-61.
- [9] Cha Y J, Choi W. Deep learning-based crack damage detection using convolutional neural networks [J]. Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering, 2017, 32(5): 361-378.
- [10] Shi P F, Fan X N, Wang G R. A novel underwater dam crack detection algorithm based on sonar images [C] // Proceedings of the 5<sup>th</sup> International Conference on Computer Sciences and Automation Engineering, 2016: 452-456.
- [11] Arbelaez P, Maire M, Fowlkes C, *et al.* Contour detection and hierarchical image segmentation [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2011, 33(5): 898-916.
- [12] Ren X F, Bo L F. Discriminatively trained sparse code gradients for contour detection [J]. In Advances in Neural Information Processing Systems, 2012, 25: 584-592.
- [13] Gupta S, Arbelaez P, Malik J. Perceptual organization and recognition of indoor scenes from RGB-D images [C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2013: 564-571.
- [14] Lim J J, Zitnick C L, Dollar P. Sketch tokens: A learned mid-level representation for contour and object detection [C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2013: 3158-3165.
- [15] Dollar P, Zitnick C L. Fast edge detection using structured forests [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2015, 37(8): 1558-1570.
- [16] Chi J N, Zhang C, Zhang Z H, *et al.* Image enhancement based on anti-symmetrical biorthogonal wavelet reconstruction [J]. Acta Automatica Sinica, 2010, 36(4): 475-487.  
迟健男, 张闯, 张朝晖, 等. 基于反对称双正交小波重构的图像增强方法 [J]. 自动化学报, 2010, 36(4): 475-487.
- [17] Shellhamer E, Long J, Darrell T. Fully convolutional networks for semantic segmentation [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017, 39(4): 640-651.
- [18] Wang S, Wu X, Zhang Y H, *et al.* Image crack detection with multi-scale down-sampled normalized cut [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2017, 38(11): 2788-2796.  
王森, 伍星, 张印辉, 等. 基于多尺度降采样规范化割的图像裂纹检测 [J]. 仪器仪表学报, 2017, 38(11): 2788-2796.
- [19] Hornung A, Pritch Y, Krahenbuhl P. Saliency filters: contrast based filtering for salient region detection [C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2012: 733-740.