

文章编号:1007-2780(2019)09-0879-09

# 基于深度学习的木材表面缺陷图像检测

陈献明<sup>1</sup>, 王阿川<sup>1\*</sup>, 王春艳<sup>2</sup>

(1. 东北林业大学 信息与计算机工程学院, 黑龙江 哈尔滨 150040;

2. 扎兰屯职业学院, 内蒙古 扎兰屯 162650)

**摘要:**针对木材活节、死节、虫眼等缺陷图像的检测问题,本文提出了一种基于深度学习的木材缺陷图像检测方法。首先,通过对 Faster-RCNN 网络进行训练,得到了可以对木材缺陷定位和识别的检测模型;然后,应用 NL-Means 方法对图像进行去噪,通过线性滤波、调整对比度和亮度实现图像增强;再对图像进行二值化处理,根据像素值差异提取缺陷边缘特征点集,实现了对木材缺陷的精细分割;最后,对椭圆拟合方法进行了改进,实现了对木材缺陷边缘点集的椭圆拟合,提供了新的木材缺陷加工方案。实验结果表明,该算法具有较好的木材缺陷定位和分类能力,得到了较好的分割及拟合效果,可在缺陷修补这一环节减少约 10% 的木材填充量。

**关键词:** 图像检测;深度学习;木材缺陷;边缘检测;椭圆拟合

**中图分类号:** TP391.41 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/YJYXS20193409.0879

## Image detection of wood surface defects based on deep learning

CHEN Xian-ming<sup>1</sup>, WANG A-chuan<sup>1\*</sup>, WANG Chun-yan<sup>2</sup>

(1. College of Information and Computer Engineering, Northeast Forestry University, Harbin 150040, China; 2. Zhalantun Vocational College, Zhalantun 162650, China)

**Abstract:** Aiming at the defect image detection of live knots, dead knots, wormhole and so on, a wood defect image detection method based on depth learning was proposed. Firstly, by training Faster-RCNN network, a detection model for locating and recognizing wood defects is obtained. Secondly, the image is denoised by NL-Means method, and image enhancement is achieved by linear filtering, adjusting contrast and brightness. Thirdly, the image is processed by binarization, and the edge feature points of defects are extracted according to the difference of pixel values to realize wood defects fine segmentation. Finally, the ellipse fitting method is improved to realize the ellipse fitting of wood defect edge point set, and a new wood defect processing scheme is provided. The experimental results show that the algorithm has better wood defect location and classification ability, and gets better segmentation and fitting effect. The filling volume of wood can be reduced by about 10% in the process of defect repair.

**Key words:** image detection; deep learning; wood defects; edge detection; elliptic fitting

收稿日期:2019-04-12;修订日期:2019-06-19.

基金项目:黑龙江省自然科学基金(No.C201414);哈尔滨市优秀学科带头人基金项目(No.2014R FXXJ040)

Supported by Natural Science Foundation of Heilongjiang province (No.C201414); Harbin Foundation for Good Leaders of Disciplines(No.2014RFXXJ040)

\* 通信联系人, E-mail: wangcal1964@126.com

## 1 引言

由于木材加工自动化程度低、缺陷识别不够精确、锯切方案不够合理,我国木材原料的使用效率较低<sup>[1]</sup>。为了显著提高木材的使用效率,国内外学者提出了多种木材缺陷的检测方法:如 3D 扫描技术分析<sup>[2]</sup>、基于多模型融合的木材缺陷研究<sup>[3]</sup>、钻入阻抗法检测<sup>[4]</sup>、基于 C-V 模型的缺陷图像特征提取<sup>[5]</sup>、一阶统计特征检测法<sup>[6]</sup>、基于快速 11 和 LBP 算法的缺陷检测技术<sup>[7]</sup>、改进 C-V 模型与小波变换<sup>[8]</sup>等。然而,木材缺陷的形状、颜色、尺寸、纹理等特征千差万别,给缺陷识别与分割带来了困难,这使得目前的木材缺陷检测方法存在着一定的局限性,难以做到对木材缺陷进行统一的识别与分割。

近年来,基于深度学习的图像检测方法发展迅猛,在图像的识别、分类和目标检测领域都取得了一些成就。针对木材缺陷的识别检测及带有缺陷的木材加工方案优选问题,本文提出了将深度学习中的 Faster-RCNN 检测模型<sup>[9]</sup>用于木材缺陷图像识别与定位,结合 NL-Means<sup>[10]</sup>、线性滤波等方法用于木材缺陷图像的去噪和增强,之后提取缺陷的边缘特征,获得了较好的分割效果。为了解决传统缺陷加工方案木材损耗较多,而按照缺陷边缘进行加工,切削路线复杂的问题,本文提出了一种改进的椭圆拟合算法拟合木材缺陷轮廓,兼顾节约木材和简化切削路线,降低了缺陷修补的木材填充量,提高了木材的使用效率,为自动化加工带有缺陷的木材提供了优选方案。

## 2 理论概述

由于木材表面缺陷复杂多样,因此难以取得比较好的分割和识别效果。本文利用 Faster-RCNN 检测模型确定木材缺陷定位边框及缺陷类型,再利用 NL-Means、线性滤波等方法对框内区域进行精细化分割,解决了彩色图像分割时容易受到复杂背景干扰,难以得到闭合轮廓曲线的问题<sup>[11]</sup>,得到了比较好的结果。

### 2.1 Faster-RCNN 目标检测原理

Faster-RCNN 是一种结合 Fast-RCNN<sup>[12]</sup>与区

域生成网络(Region Proposal Network, RPN)的新型目标检测模型。Faster-RCNN 模型将目标检测的四个基本步骤:提取特征、获取感兴趣区域(Region of Interest, ROI)、目标识别和边框回归统一到一个深度网络框架中。网络结构如图 1 所示。

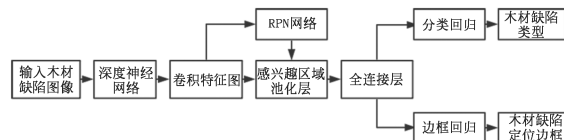


图 1 Faster-RCNN 网络结构

Fig.1 Structure of Faster-RCNN network

RPN 是一种用于产生高可靠性候选区域框的网络,它与 Fast-RCNN 共享卷积特征,通过滑动窗口对提取到的特征图滑动卷积,得到不同尺度的锚框(Anchor)。每个滑动窗口生成一个特征向量,这个特征向量被输送到边框回归层和分类层。在边框回归层可以得到对应的 4 个坐标位置编码;在分类层中可以得到 ROI 中物体目标的概率。随后将得到的坐标编码和判定概率输入到 ROI 池化层。

在得到预测方框的坐标参数后,为了降低预测方框与真实方框的误差,对坐标参数进行回归调整,调整方式如式(1)、(2)所示:

$$\begin{cases} t_x = (x - x_a) / w_a, t_x^* = (x^* - x_a) / w_a \\ t_y = (y - y_a) / h_a, t_y^* = (y^* - y_a) / h_a \end{cases}, \quad (1)$$

$$\begin{cases} t_w = \log(w / w_a), t_w^* = \log(w^* / w_a) \\ t_h = \log(h / h_a), t_h^* = \log(h^* / h_a) \end{cases}, \quad (2)$$

式中:  $x, y, w$  和  $h$  分别表示预测方框的中心坐标点、宽度和高度,  $x_a, y_a, w_a$  和  $h_a$  表示生成 anchor 的中心坐标、宽度和高度,  $x^*, y^*, w^*$  和  $h^*$  表示目标真实方框的中心坐标、宽度和高度。

### 2.2 NL-Means

NL-Means(Non-Local Means)是一种将整体图像作为作用域的去噪方法,它以像素块为单位,在图像中寻找相似区域,再对这些相似的区域求平均,以达到去除图像噪声的目的。NL-Means 的处理过程如式(3)、(4)所示:

$$\tilde{u}(x) = \sum_{y \in \Omega_x} w(x, y) v(y), \quad (3)$$

$$w(x, y) = \frac{1}{n(x)} \exp\left(-\frac{\|V(x) - V(y)\|^2}{h^2}\right), \quad (4)$$

式中:  $\tilde{u}(x)$  表示去除噪声后的图像;  $v(y)$  表示含有噪声的原图像;  $w(x, y)$  表示每一对像素块相似的权值系数;  $\Omega_x$  是像素  $x$  的邻域;  $n(x)$  是归一系数, 代表所有权重的和, 归一化后所有权重的和为 1;  $\|V(x) - V(y)\|^2$  是像素  $x$  和像素  $y$  两个相邻区域高斯加权后的欧式距离;  $h$  是滤波系数, 决定着欧氏距离的权重。

### 2.3 图像增强

线性滤波和对比度、亮度调整是常见的图像增强操作。卷积滤波器是一个行数和列数都是奇数的二维数组, 中间的元素对应待计算的像素点, 其它的元素对应这个像素点的邻近像素点。线性滤波具体操作为: 每个二维图像像素点的邻域像素值和对应该卷积滤波器元素乘积之和作为该像素点新的值, 如图 2 所示。

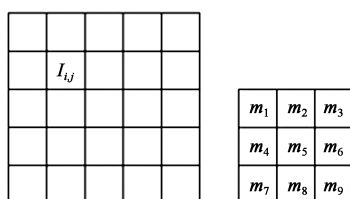


图 2 卷积滤波器

Fig.2 Convolutional filter

对比度是图像中颜色间的差别程度。对比度越大, 颜色间的反差越明显, 图像显示越清晰。亮度是颜色的相对明暗程度, 它使得底层的特征诸如形状、颜色等可以表现出来<sup>[13]</sup>。对图像对比度和亮度的调整如式(5)所示:

$$G_{i,j} = a(I_{i,j} - M) + b \times M, \quad (5)$$

式中:  $I_{i,j}$  表示原图像中  $(i, j)$  位置的像素值,  $G_{i,j}$  表示经对比度和亮度调节之后的数值,  $a$  表示对比度系数,  $b$  表示亮度系数,  $M$  表示图像的 RGB 像素均值。

### 2.4 最小二乘椭圆拟合法

椭圆拟合是图像内几何形状检测的重要部分, 它在人脸识别、瞳孔识别、细胞检测以及复杂物体的形状表达等领域有着广泛的应用<sup>[14]</sup>。椭圆拟合的基本思想是: 对于给定平面上的一组样本点, 寻找到距离所有样本点最近的椭圆。最小

二乘法是较好的椭圆拟合方法<sup>[15]</sup>, 其基本思想是追求整体误差的最小化。椭圆的一般方程如式(6)所示:

$$x^2 + gxy + cy^2 + dx + ey + f = 0, \quad (6)$$

由式(6)可知, 当得到需要拟合的 5 个坐标点后, 即可得到一个五元一次方程组, 进而求得  $g$ 、 $c$ 、 $d$ 、 $e$ 、 $f$ 。在实际应用中得到的样本点远远大于 5, 会得到一个超定方程, 通过最小二乘法可以求出其误差最小的解。

根据椭圆上  $N$  个具有误差的坐标点  $(x_i, y_i)$ ,  $i = 1, 2, 3, \dots, N$ , 将每个坐标点  $(x_i, y_i)$  代入椭圆一般方程, 假设会产生误差  $\epsilon_i$ , 极小化方程误差  $\epsilon_i$  的平方和  $J$  如式(7)所示:

$$J = \sum_{i=1}^N \epsilon_i^2 = \sum_{i=1}^N (x_i^2 + gx_iy_i + cy_i^2 + dx_i + ey_i + f)^2. \quad (7)$$

根据极值原则, 通过求解上述方程即可求得参数  $(g, c, d, e, f)$ , 进而得到椭圆的中心点  $(x_0, y_0)$ 、旋转角  $\theta$ 、及长短轴  $a$  和  $b$ 。由此得到拟合后的椭圆方程。

### 2.5 改进的最小二乘椭圆拟合法

基于最小二乘法拟合出的椭圆, 一部分特征点在该椭圆外, 其余特征点在该椭圆内, 所有特征点到该椭圆方程的和最小。直接利用该方法拟合出的缺陷轮廓不能满足木材缺陷加工的实际需要。因此本文提出了一种改进的最小二乘椭圆拟合算法, 以求出点集的优选椭圆轮廓。其方法是: 不断淘汰对椭圆拟合影响极小的点, 当无法继续减小样本点范围时, 逐步扩大拟合椭圆的长轴和短轴, 最终得到点集的优选椭圆轮廓。

椭圆的定义为: 平面内到定点  $F_1$ 、 $F_2$  的距离之和等于常数的动点  $P$  的轨迹, 其中  $F_1$ 、 $F_2$  是椭圆的两个焦点,  $2a$  是椭圆的长轴长。其数学表达式为:  $|PF_1| + |PF_2| = 2a$ 。根据定义可以得到: 若平面上的点到  $F_1$ 、 $F_2$  的距离之和大于  $2a$ , 则表明该点在椭圆外部; 若等于  $2a$ , 则表明在椭圆上; 若小于  $2a$ , 则表明该点在椭圆内部。由于点的位置对于椭圆的拟合至关重要, 如果贸然淘汰已经拟合的点, 将剩余点进行下次迭代, 会出现未参与下次迭代的某些点出现在新拟合椭圆外部的情况, 导致拟合效果变差, 因此本文在计算平面

上的点到两个焦点的距离之和时,加入大于 1 的比例系数  $\lambda$ ,新的判断方式如式(8)所示:

$$\lambda(|PF_1| + |PF_2|) = 2a, \quad (8)$$

即:将到  $F_1$ 、 $F_2$  距离之和放大  $\lambda$  倍后仍小于  $2a$  的点淘汰,将其余点参加下一次拟合计算,具体算法步骤如下:

步骤 1:通过最小二乘法求出所有特征点最初的椭圆拟合方程,并计算出椭圆面积;

步骤 2:遍历所有保留的特征点,根据  $\lambda$  倍的点到椭圆两个焦点距离之和与  $2a$  的关系,将到两焦点距离之和放大  $\lambda$  倍后仍小于  $2a$  的点剔除,保留其余点;

步骤 3:将保留的点再次进行最小二乘法拟合,计算拟合后椭圆的面积,并与上一次拟合的面积进行对比,如果面积增大转步骤 2,否则转步骤 4;

步骤 4:逐步扩大最后一步拟合出椭圆的长轴和短轴,直至满足要求为止,结束迭代,得到了特征点集的优选椭圆轮廓。

### 3 算法实现

#### 3.1 相关基础

本文算法分为缺陷的定位和识别、缺陷的精细分割以及缺陷的边缘拟合 3 个步骤。在实现缺陷的定位与识别时主要使用 Faster-RCNN 检测模型,Faster-RCNN 检测模型包括深度神经网络层、RPN、全连接层 3 部分:其中深度神经网络层用来提取卷积特征,RPN 用来提取感兴趣区域,最后的全连接层用来进行分类和边框校正;在实现缺陷的精细分割时主要采用各种图像增强方法:其中通过 NL-Means 对原图像去除噪声,通过线性滤波和对比度、亮度调整提升图像目标与背景区域反差,再进行二值化等操作,随后对缺陷边缘进行提取。在实现缺陷的边缘拟合时,使用本文改进的算法拟合所提取的缺陷边缘即可。

#### 3.2 实验环境与数据集

本文实验硬件环境为 CPU: i5-8400, 2.8 GHz, 8 GB 内存; GPU: GTX 1060, 6 G 显存; 软件环境为: Windows 10; 编程语言为 Python, python 语言有强大的类库,是一种解释型、交互式、面向对象的脚本程序设计语言,具有广泛的应用;算法实现依托的工具为 TensorFlow 机器学习框架和 PyCharm 集成开发环境。TensorFlow 是一

个采用数据流图,用于数值计算的开源软件库,被广泛用于机器学习和深度神经网络方面的研究。木材缺陷图像数据集样本总数为 1 139 幅,其中死节(437 幅),虫眼(342 幅),活节(360 幅)3 类,每个样本尺寸为 400 pixel×500 pixel。

#### 3.3 算法实现流程

本文选用死节、虫眼和活节 3 种典型木材缺陷图像进行检测。虫眼和死节图像的目标和背景差异较明显,在图像平滑后使用线性滤波可使图像背景区域像素值提高,与目标区域差异变大,更接近白色。活节图像在节子和木材背景之间差异较小,整体像素值较大,因此不需要使用线性滤波处理图像来提升像素值。具体算法步骤如下:

步骤 1:利用标注好的木材缺陷图像对 Faster-RCNN 深度网络进行训练,得到具有对木材缺陷图像定位和分类能力的检测模型;

步骤 2:使用训练好的模型对原始图像进行检测,获取木材缺陷边框及缺陷类别;

步骤 3:使用 NL-Means 方法对原始木材缺陷图像去除噪声;

步骤 4:根据 Faster-RCNN 检测模型识别出的缺陷类型,决定是否对去噪后的图像使用线性滤波方法对图像进行增强处理,扩大木材缺陷边界与背景之间差异;

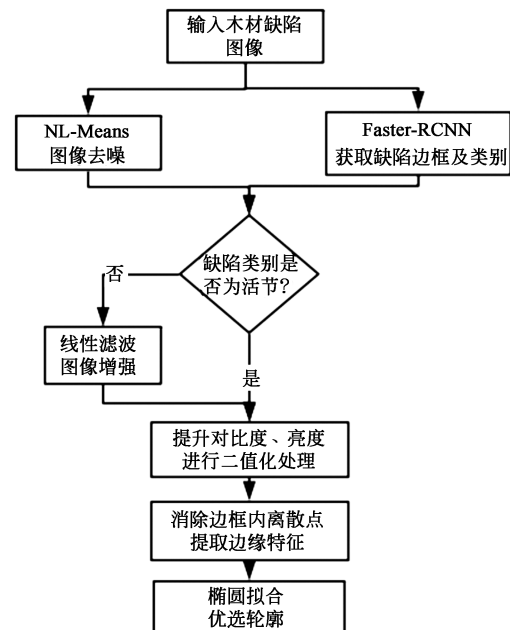


图 3 算法实现流程图

Fig.3 Flow chart of algorithm implementation

步骤5:对线性滤波处理后的图像提升对比度和亮度,之后再进行二值化操作,使背景区域的像素值达到最大,通过截断操作,区分背景区域与前景区域;

步骤6:对二值化处理后的图像,在 Faster-RCNN 所确定的边框内,消除离散点,根据像素差异提取边缘,并获取木材缺陷的边缘特征点集;

步骤7:使用改进的椭圆拟合算法求出木材缺陷的优选轮廓。

算法流程如图3所示。

## 4 实验及结果分析

### 4.1 实验与结果

本文选取死节、虫眼、活节3种典型的彩色木

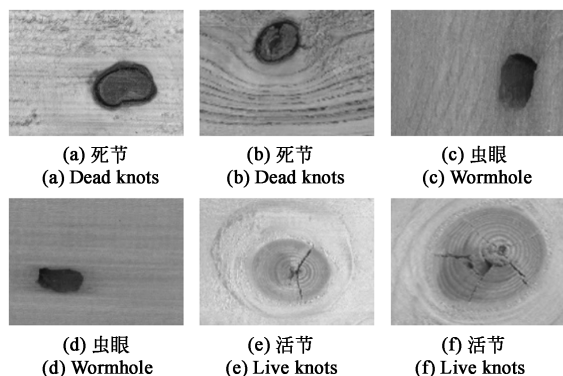


图4 木材表面缺陷图像

Fig.4 Defect images of wood surface

材缺陷图像对其进行实验,木材表面缺陷图像如图4所示。其中(a)和(b)分别是不带纹理和带纹理的死节图像,(c)和(d)分别是缺陷区域和背景差异较小和缺陷区域和背景差异较大的虫眼图像,(e)和(f)分别是活节与背景相似程度较大和活节与背景相似程度较小的活节图像。

使用训练好的 Faster-RCNN 网络对实验样本进行检测,检测结果如图5所示。从图5可以看出,本文算法不但可以准确对缺陷进行定位,而且将缺陷的全部区域标定出来,具有较好的缺陷识别能力。

对比多次试验效果,本文算法各步骤参数值

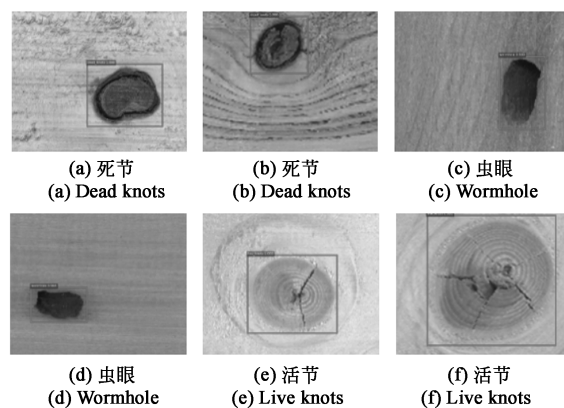


图5 缺陷分类及定位结果

Fig.5 Defect classification and location results

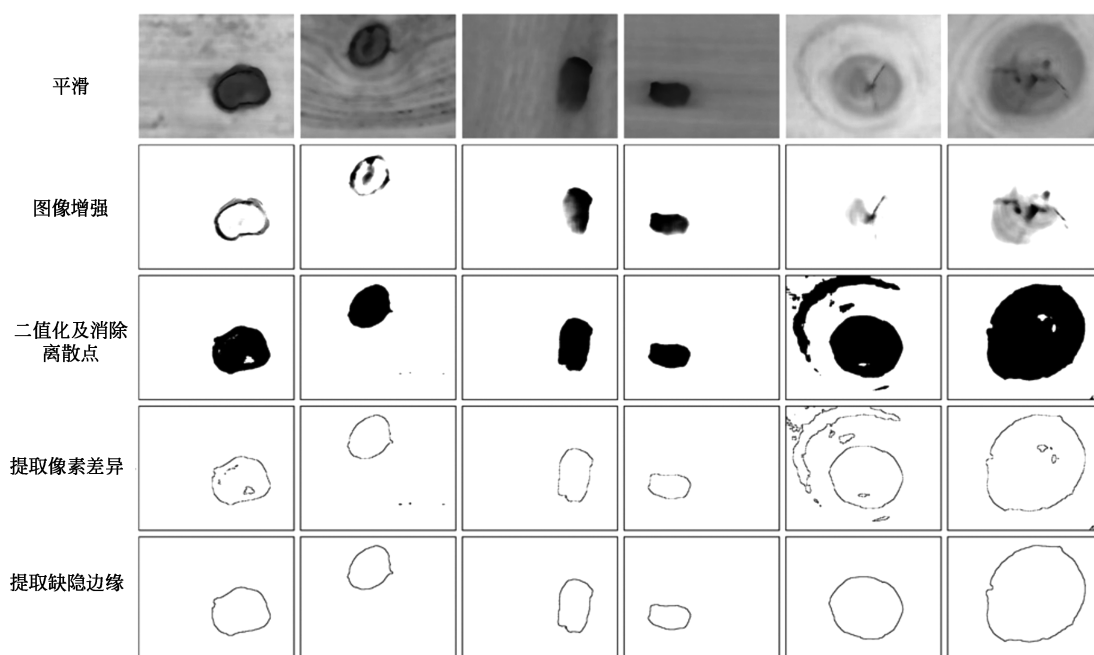


图6 木材表面缺陷分割过程

Fig.6 Segmentation of wood surface defects

选择如下:在对图片进行分割时,首先,使用 NL-Means 方法对图像进行去噪,式(4)中滤波系数  $h$  取值为 50;然后利用线性滤波方法实现图像增强,当识别结果是死节和虫眼时,图 2 中参数  $m_5$  取值为 11,其他参数值取值为-1;当识别结果为活节时,  $m_5$  取值为 1,其他参数值取值为 0;其次,对图像进行增大对比度和亮度操作,式(5)中对对比度系数  $a$  取 5,亮度系数  $b$  取 2.5,保存像素值在 250~255 的点,并进行二值化处理,若像素周围与它像素值相同的点的数量小于 5,将它作为离散点并消除;最后,使用 Sobel 算子根据像素差异提取缺陷边缘特征点集,选择定位边框内最大的连通域,并对点逐个判断,保留距离连通域最近的点作为缺陷边缘,实现了对木材缺陷图像的精细分割。

4.2 分割效果分析

将提取的缺陷边缘内部进行填充,填充后的图像如图 7 所示。从图 7 中可以看出,采用本文

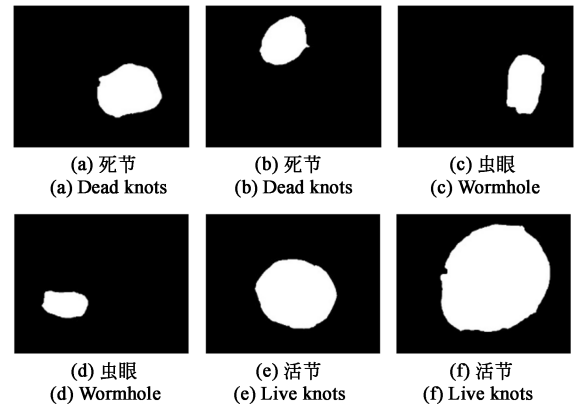


图 7 木材表面缺陷分割结果  
Fig.7 Segmentation of wood surface defects

算法分割后的图像,受背景区域影响较小,轮廓曲线比较平滑,没有过分分割的情况,达到了比较好的效果。

为了评价本文提出算法对木材缺陷分割的效果,将本文方法分割出的图像与人工分割出的理想目标<sup>[16]</sup>进行对比,以漏分率(Leakage Rate, LR)、错分率(Misclassification Rate, MR)和相似率(Similarity Rate, SR)作为评价标准。定义的标准目标图像和本文分割图像分别为  $I_{\text{gold-truth}}$ 、 $I_{\text{segmented}}$ 。

漏分率 LR 定义如式(9)所示:

$$LR = \frac{I_{\text{gold-truth}} - I_{\text{gold-truth}} \cap I_{\text{segmented}}}{I_{\text{gold-truth}}} \times 100\%, \quad (9)$$

错分率 MR 定义如式(10)所示:

$$MR = \frac{I_{\text{segmented}} - I_{\text{gold-truth}} \cap I_{\text{segmented}}}{I_{\text{gold-truth}}} \times 100\%. \quad (10)$$

相似率 SR 定义如式(11)所示:

$$SR = \frac{I_{\text{gold-truth}} \cap I_{\text{segmented}}}{I_{\text{gold-truth}} \cup I_{\text{segmented}}} \times 100\%. \quad (11)$$

利用式(9)~式(11)对分割后图像进行计算,缺陷图像分割评价结果如表 1 所示,从表 1 中可以看出,本文算法分割后的图像具有较小的漏分率和错分率,具有较大的相似率,分割效果较好。

4.3 缺陷修补填充量减少效果分析

在实际生产中,一般只对死节和虫眼等对木材结构性能影响较大的缺陷进行加工,对活节这种影响较小的缺陷不做处理。为保持板材较大的幅面,对木材缺陷比较好的处理方法是先将缺陷部分切除,随后填充相应大小的优质木料,如果切除区域过多,相应填充区域也较大。

表 1 木材缺陷图像分割性能评价

Tab.1 Evaluation of wood defect image segmentation performance (%)

|    | 死节(a) | 死节(b) | 虫眼(c) | 虫眼(d) | 活节(e) | 活节(f) |
|----|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| LR | 2.57  | 4.97  | 6.03  | 3.76  | 1.10  | 2.60  |
| MR | 4.11  | 3.59  | 1.91  | 5.02  | 6.53  | 2.47  |
| SR | 93.58 | 91.73 | 92.19 | 91.63 | 92.84 | 95.04 |

对缺陷的边缘特征点集采用改进的椭圆拟合方法进行椭圆拟合,式(8)中参数  $\lambda$  取值为 1.005,为了评价所获取的优选拟合轮廓效果,与木材加工企业采用的人工划线方法识别木材表面缺陷确

定的方案进行对比,将缺陷轮廓上下左右的 4 个极值所确定的矩形作为原方案,则可减少的木材填充率(Reduced Filling Rate, RFR)如式(12)所示:

$$\text{RFR} = \frac{\sum_i w_i h_i - \sum_i \pi a_i b_i}{\sum_i w_i h_i}, \quad (12)$$

式中:  $w_i$  和  $h_i$  分别为第  $i$  个样本矩形框的宽和高,  $a_i$  和  $b_i$  分别为第  $i$  个样本椭圆拟合后的长轴和短轴长。原始方案与新方案填充区域如图 8 所示,通过对比可以看出,采用本文方法拟合的轮廓不但包

含全部缺陷部分,还大大降低了木材的切削量,对每个实验图像测算 RFR 结果如表 2 所示,可以看出本文方法大大降低了死节缺陷和活节缺陷在加工时的木材消耗,在一定程度上降低了虫眼缺陷加工时的木材消耗。结合实际生产情况,进一步对全部样本中死节和虫眼样本进行测算,可在缺陷修补这一步减少约 10% 的木材填充量。

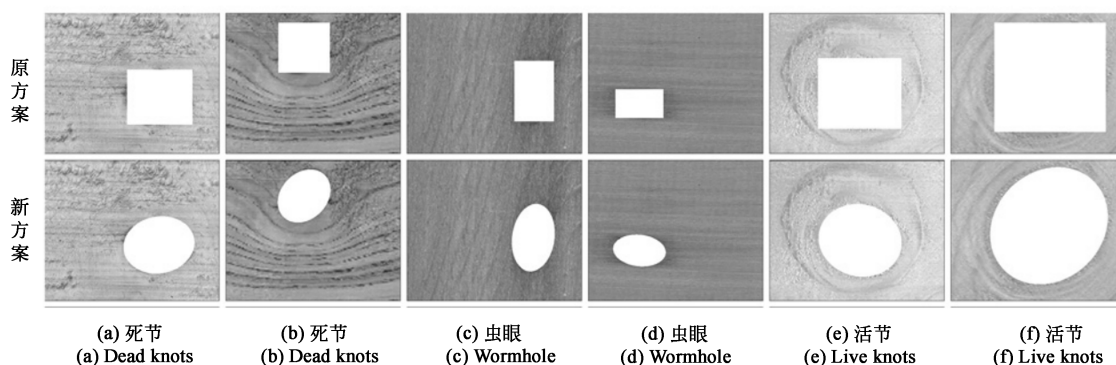


图 8 优选分割方案与原方案对比

Fig.8 Comparing of the optimum segmentation scheme with the original scheme

表 2 木材缺陷加工新方案减少的木材填充率

Tab.2 Wood filling rate reduced by new wood defect processing scheme (%)

|     | 死节(a) | 死节(b) | 虫眼(c) | 虫眼(d) | 活节(e) | 活节(f) |
|-----|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| RFR | 10.99 | 17.04 | 5.54  | 4.59  | 19.70 | 12.09 |

#### 4.4 算法运行时间分析

本文算法中边框检测、图像分割、轮廓拟合所需时间如表 3 所示,结合表 3 与图像可以看出,每个样本边框检测和轮廓拟合两个步骤所耗时间相对较少,而图像分割所耗费的时间占总流程耗时间比重较大,图像分割耗费的

时间与缺陷区域面积呈正相关。当缺陷区域较小时,耗费时间较少,当缺陷区域较大时,耗费时间相对较多。总体来说,本文算法花费时间较少,可以在较短的时间实现木材缺陷的识别与定位、分割和轮廓拟合,可以在较短的时间内获取木材缺陷的加工方案。

表 3 木材缺陷图像处理时间

Tab.3 Image processing time of wood defects (s)

|      | 死节(a) | 死节(b) | 虫眼(c) | 虫眼(d) | 活节(e) | 活节(f) |
|------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| 边框检测 | 0.121 | 0.123 | 0.122 | 0.121 | 0.121 | 0.121 |
| 图像分割 | 1.653 | 1.150 | 1.169 | 0.957 | 1.736 | 3.193 |
| 轮廓拟合 | 0.081 | 0.038 | 0.061 | 0.034 | 0.054 | 0.162 |
| 总时间  | 1.855 | 1.311 | 1.352 | 1.112 | 1.911 | 3.476 |

## 5 结 论

本文结合 Faster-RCNN 目标检测模型、NL-Means 方法和线性滤波等方法,实现了对木材死节、虫眼、活节的识别与分割。实验表明,本文算法可以准确识别出缺陷类型、确定缺陷的定位边框。该算法不仅对具有较明显边缘的死节、虫眼有很好的分割效果,而且对边缘不明显的活节也

具有很好的分割效果,降低了噪声对分割的影响,使缺陷的轮廓更为平滑清晰。采用改进的最小二乘法拟合椭圆可以较好地拟合缺陷轮廓,相比传统人工划线方法确定方案,使用本文方案通过铣削方式加工木材缺陷不但提高了加工的自动化水平,还在缺陷修补这一环节,平均可减少约 10% 的木材填充量,节省了大量的木材。本文提出方法可为木材企业加工生产以及相关研究提供相应的理论参考。

## 参 考 文 献:

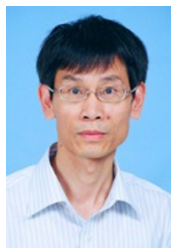
- [1] 房友盼.基于图像识别的实木板材优选系统研究[D].南京:南京林业大学,2016.  
FANG Y P. Research on optimization system of solid wood based on image recognition [D]. Nanjing: Nanjing Forestry University, 2016. (in Chinese)
- [2] 赵鹏,赵匀,陈广胜.基于 3D 扫描技术的木材缺陷量化分析[J].农业工程学报,2017,33(7):171-176.  
ZHAO P, ZHAO Y, CHEN G S. Quantitative analysis of wood defect based on 3D scanning technique [J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2017, 33(7): 171-176. (in Chinese)
- [3] 李佳,王阿川,马欣然.基于多模型融合的木材表面缺陷图像快速识别[J].东北林业大学学报,2014,42(12):114-118, 140.  
LI J, WANG A C, MA X R. Fast recognition for wood surface defect image based on multi-model fusion [J]. *Journal of Northeast Forestry University*, 2014, 42(12): 114-118, 140. (in Chinese)
- [4] 张富文,许清风,张治宇,等.钻入阻抗法检测木材缺陷[J].无损检测,2016,38(1):6-9, 74.  
ZHANG F W, XU Q F, ZHANG Z Y, *et al.* Wood defect inspection by drilling resistance method [J]. *Nondestructive Testing*, 2016, 38(1): 6-9, 74. (in Chinese)
- [5] 刘嘉新,吴彤,王克奇.基于 C-V 模型的木材缺陷重建图像特征提取[J].东北林业大学学报,2015,43(12):78-81.  
LIU J X, WU T, WANG K Q. Feature extraction of wood defect reconstructed images based on the C-V model [J]. *Journal of Northeast Forestry University*, 2015, 43(12): 78-81. (in Chinese)
- [6] PACKIANATHER M S, DRAKE P R. Neural networks for classifying images of wood veneer. Part 2 [J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2000, 16(6): 424-433.
- [7] 熊伟俊,杨绪兵,云挺,等.基于快速  $l_1$  算法和 LBP 算法的木材缺陷识别[J].数据采集与处理,2017,32(6):1223-1231.  
XIONG W J, YANG X B, YUN T, *et al.* Wood defect recognition based on fast  $l_1$  algorithm and LBP algorithm [J]. *Journal of Data Acquisition and Processing*, 2017, 32(6): 1223-1231. (in Chinese)
- [8] 王阿川,仇逊超.木材缺陷识别新方法——改进 C-V 模型与小波变换[J].计算机工程与应用,2011,47(8):211-214,235.  
WANG A C, QIU X C. New method of lumber recognition using improved C-V model and wavelet transform [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2011, 47(8): 211-214, 235. (in Chinese)
- [9] REN S Q, HE K M, GIRSHICK R, *et al.* Faster R-CNN: towards real-time object detection with region proposal networks [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2017, 39(6): 1137-1149.
- [10] BUADES A, COLL B, MOREL J M. A non-local algorithm for image denoising [C]//*Proceedings of 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. San Diego, CA, USA: IEEE, 2005.
- [11] 贾迪,孟祥福,孟球,等.RGB 空间下结合高斯曼哈顿距离图的彩色图像边缘检测[J].电子学报,2014,42(2):257-263.  
JIA D, MENG X F, MENG L, *et al.* Color image edge detection combining with gauss Manhattan distance map in RGB space [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2014, 42(2): 257-263. (in Chinese)

- [12] GIRSHICK R. Fast R-CNN [C]//*Proceedings of 2015 IEEE International Conference on Computer Vision*. Santiago, Chile: IEEE, 2015: 1440-1448.
- [13] 王健博,杨航,吴笑天.结合图像分割的改进引导滤波[J].液晶与显示,2017,32(5):380-386.  
WANG J B, YANG H, WU X T. Segmentation based improved guided filter [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2017, 32(5): 380-386. (in Chinese)
- [14] 吴晨睿,张树有,何再兴.基于梯度分类的复杂背景椭圆快速检测方法[J].浙江大学学报(工学版),2018,52(5): 943-950.  
WU C R, ZHANG S Y, HE Z X. Fast detection method for ellipse in complex background based on gradient grouping [J]. *Journal of Zhejiang University (Engineering Science)*, 2018, 52(5): 943-950. (in Chinese)
- [15] 熊风光,李希,韩燮.基于整体最小二乘的椭圆拟合方法[J].微电子学与计算机,2017,34(1):102-105.  
XIONG F G, LI X, HANG X. A method of ellipse fitting based on total least squares [J]. *Microelectronics & Computer*, 2017, 34(1): 102-105. (in Chinese)
- [16] 程玉柱,顾权,王众辉,等.基于深度学习的木材缺陷图像检测方法[J].林业机械与木工设备,2018,46(8):33-36.  
CHENG Y Z, GU Q, WANG Z H, *et al.* Wood defect image segmentation based on deep learning [J]. *Forestry Machinery & Woodworking Equipment*, 2018, 46(8): 33-36. (in Chinese)

#### 作者简介:



陈献明(1995—),男,黑龙江鹤岗人,硕士研究生,2017年于东北林业大学获得学士学位,主要从事机器学习、图像处理等方面的研究,E-mail: chenxianming@nefu.edu.cn。



王阿川(1964—),男,四川达州人,博士,教授,博士生导师,2011年于东北林业大学获得博士学位,主要从事模式识别、计算机视觉、3S技术等方面的研究。E-mail: wangcal1964@126.com