

木材节子缺陷检测与定位方法

王泽润, 方益明, 冯海林, 杜晓晨, 夏凯

浙江农林大学信息工程学院, 浙江 临安 311300

摘要 表面缺陷检测在木材的选择和利用中具有重要作用。提出了一种基于木材表面图像的灰度和纹理特征的木材节子缺陷检测与定位方法。首先,将图像分成相同大小的子图,计算每个子块图像的灰度直方图,以灰度最大熵作为判断依据对各子块图像进行初步识别;然后利用局部二值模式算法提取初步识别结果中各子块图像的纹理特征,并使用支持向量机分类算法进行节子图像的精确识别;最后将识别为节子图像的各子块图像拼接起来,得到最终识别结果。实验结果表明,所提方法能够得到较好的识别结果。采用混淆矩阵作为评价标准时,识别准确率可达到95%。

关键词 机器视觉; 图像识别; 灰度直方图; 最大熵; 纹理特征; 分块特征提取; 支持向量机

中图分类号 TP391

文献标识码 A

doi: 10.3788/LOP55.051501

Method for Wooden Knot Detection and Localization

Wang Zerun, Fang Yiming, Feng Hailin, Du Xiaochen, Xia Kai

School of Information Engineering, Zhejiang A & F University, Lin'an, Zhejiang 311300, China

Abstract Surface defect detection plays an important role in the selection and utilization of wood. A method is proposed for knot defect detection and localization based on the feature of gray and texture on the wood surface. First, the image is divided into blocks with equal sizes. The gray histogram of each subimage is calculated, and the gray maximum entropy is used as the criterion to achieve the preliminary recognition of the subimage. Second, the texture features of the preliminary result are extracted by local binary patterns algorithm. The support vector machine classification algorithm is utilized to precisely recognize the knot images. Finally, the subimages judged as knot images are joined together to obtain the final result. The experimental results show that the proposed method can obtain commendable recognition results. The knot recognition accuracy reaches 95% when confusion matrix is used as the evaluation criterion.

Key words machine vision; image recognition; gray histogram; maximum entropy; texture feature; block feature extraction; support vector machine

OCIS codes 150.1835; 330.1880; 110.2960

1 引言

节子是一种常见的木材缺陷,会直接影响木材产品的强度和外观,还会增加木材加工的难度,在木材分等检测中,节子的大小和数量是决定木材等级的重要指标^[1]。因此,节子缺陷的快速识别是木材加工和检验领域的重要研究课题之一^[2]。从木材表

面看,节子区域的像素灰度值和纹理与其他区域有明显的反差,因此利用木材表面图像的灰度或者纹理特征对木材节子进行缺陷识别是一种简单有效的方法^[3]。宋小燕等^[4]基于提取的木材表面图像的灰度均值、方差等7个灰度统计特征,利用最大类间方差聚类法对节子进行识别,实验结果表明该方法对木材的分类识别率大于99%。Cetiner等^[5]利用小

收稿日期: 2017-09-19; 收到修改稿日期: 2017-11-19

基金项目: 国家自然科学基金(61302185)、浙江省科技厅计划(GG18F010010, 2015F50025, 2018C02013)、塔里木大学现代农业工程重点实验室开放课题(TDNG20170301)

作者简介: 王泽润(1992—),男,硕士研究生,主要从事机器视觉及信号处理等方面的研究。E-mail: 373229815@qq.com

导师简介: 方益明(1980—),男,博士,副教授,主要从事木材无损检测、智能信息处理等方面的研究。

E-mail: ymfang@zafu.edu.cn(通信联系人)

波对木材表面图像进行分解,提取灰度分布的频域特征,并利用 k 最近邻方法对节子图像进行分类识别。张召等^[6]利用局部二值模式(LBP)方法提取节子图像的纹理特征,利用支持向量机(SVM)对木材的节子缺陷进行检测,取得了较好的效果。Lotfi等^[7]通过 Gabor 滤波器提取木材的纹理特征,实现对木材表面图像的无损分类。随着多特征融合技术的发展^[8],木材节子图像的灰度特征和纹理特征的融合方法成为了新的研究热点。Zhang 等^[9]提取了木材节子缺陷图像的灰度、纹理、几何等多种特征,然后利用主成分分析方法进行特征融合,最后利用压缩感知实现缺陷的快速检测,且检测准确率较高。

然而,现有的研究主要以实现节子缺陷的识别为主,需要在后续处理中增加边缘检测或图像分割等步骤以实现节子缺陷的定位。此外,上述研究大多是对整幅图像进行特征提取,开展的实验也都是

利用一些裁剪好的木材表面图像进行节子缺陷识别。在实际工作中,节子区域所占木材表面图像的比例较小,对整幅图像进行特征提取时,节子的特征易被淹没。本文提出一种基于子块图像灰度与纹理特征的节子缺陷识别与定位方法,对提取的木材表面图像的局域特征进行识别;在完成每一幅子块图像的分类识别后,将子块图像重新拼接成整幅图像,该方法不仅可得到检测结果,还能对节子缺陷进行定位。所提出的节子检测与定位方法可以为木材的自动化分级提供技术支撑。

2 材料与方法

2.1 实验材料与环境

实验样本选自浙江农林大学木材无损检测实验室,共选取了 780 个训练样本,其中包含 390 个正常样本和 390 个缺陷样本。图 1 为典型的缺陷样本。



图 1 典型的缺陷样本

Fig. 1 Typical defective samples

实验均在 Intel(R) Core(TM) i5-4200U CPU @ 1.60 GHz/2.30 GHz 4 GB 的配置下进行,利用 MATLAB 2016b 软件平台编写的相应程序进行计算分析。

2.2 实验方法

分块特征提取能够获得相对于整体来说更加明显的局部特征;多特征融合识别能实现各特征优势互补,对节子缺陷进行识别的精度优于单一特征识别。因此,选用了分块特征提取和支持向量机的方法,分别使用灰度直方图和纹理作为特征值,对图像进行分类识别,识别算法流程如图 2 所示。首先将图像分成相同大小的子块图像,然后利用灰度最大熵对子块图像进行预识别,以减少后续实验的识别区域,最后利用纹理特征对预识别结果进行精细识别。

2.2.1 图像分块

在对木材节子图像进行特征提取之前,将 $M \times M$ 的节子图像分割成若干大小为 $N \times N$ 的子块图

像,子块图像从图像的左上角开始,每隔 $N/2$ 个像素点进行分块,图像分块说明如图 3 所示。实验中发现:子图较小时,该方法可以较好地识别出节子的位置和邻近的节子,但是需要更多的运行时间;而子图过大时,检测误差往往会越大。经过反复交叉测试,所有子图的尺寸选为 $40 \text{ pixel} \times 40 \text{ pixel}$ 时,可以较好地解决上述子图选取不当产生的问题,且错分率达到最低。

2.2.2 基于灰度直方图的初步识别

灰度直方图是灰度级函数,可把图像中灰度值的像素个数直接显现在直方图上,其横坐标代表该像素的灰度值,纵坐标代表该灰度出现的次数。假设一幅图像有 L 个灰度级(对于 8 bit 灰度图像, $L = 256$),则灰度直方图的数学表达式为

$$p(k) = \frac{N_k}{N}, k = 0, 1, \dots, L - 1, \quad (1)$$

式中 N_k 表示灰度级为 k 的像素点的个数, N 为图

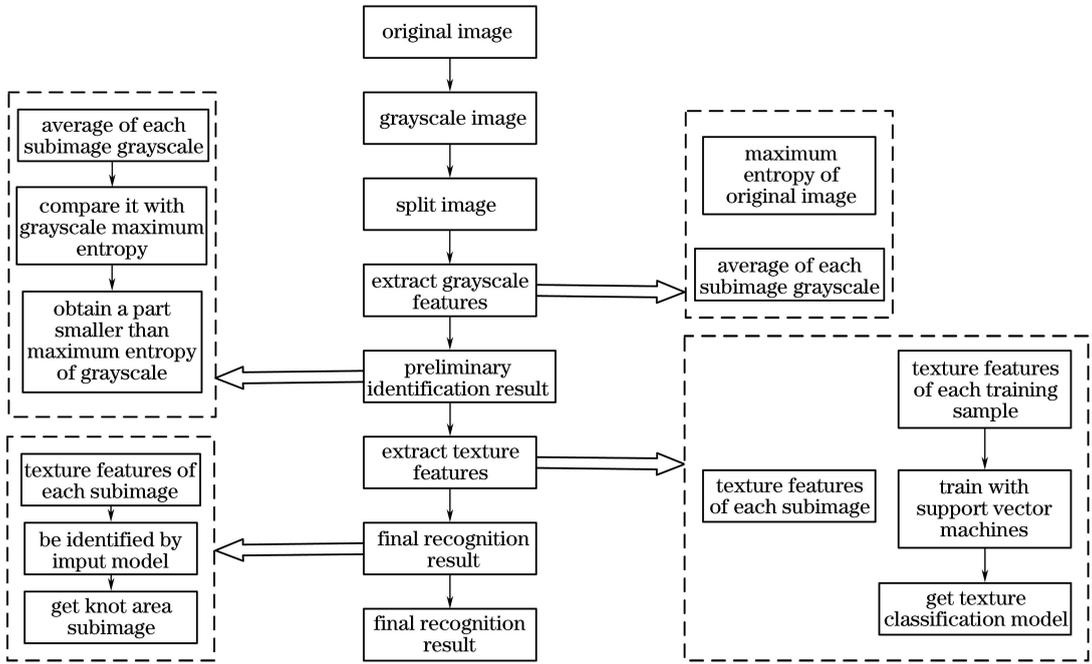


图 2 识别算法流程图

Fig. 2 Flow chart of recognition algorithm

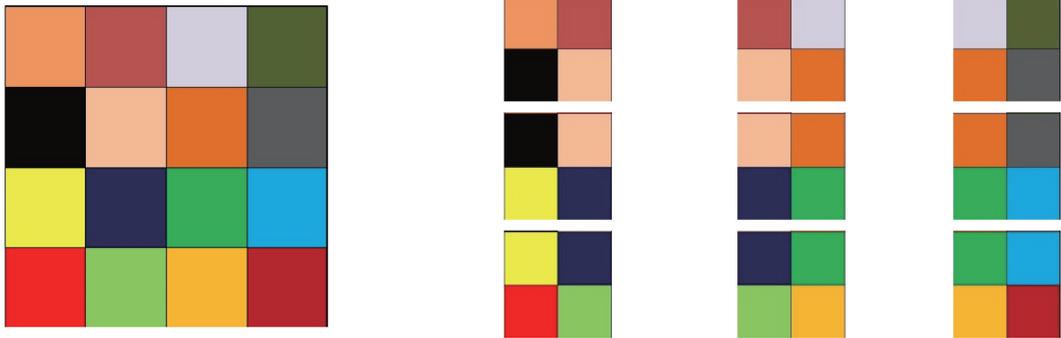


图 3 图像分块说明

Fig. 3 Illustration of image block

像的像素点个数。灰度直方图提供了图像外观最简单可视的全局描述,具有旋转、比例及位移不变性。

由于木材节子图像的灰度与正常部位相差较大,所以它们所占据的灰度级也不同,运用最大熵原理选择灰度阈值,并对图像进行分割,分割出的图像中可能含有节子的区域,以便于减少后续处理的范围,提高识别速度。最大熵法的目的是把图像的灰度直方图分割成不同的类。假定图像的灰度范围为 $[0, L - 1]$, 则熵函数^[10]可定义为

$$\varphi(t) = \lg [p_t(1 - p_t)] + \frac{H_t}{p_t} + \frac{H_{L-1} - H_t}{1 - p_t},$$

$$t = 0, 1, \dots, L - 1, \quad (2)$$

式中 $p_t = \sum_{k=0}^t p_k, H_t = - \sum_{k=0}^t p_k \lg p_k, H_{L-1} =$

$$- \sum_{k=0}^{L-1} p_k \lg p_k, p_k \text{ 为灰度级 } k \text{ 出现的概率。}$$

当熵函数为最大值时,对应的灰度值 t 就是所求的最佳分割阈值 T , 即

$$T = \arg \max_{0 \leq t \leq L-1} [\varphi(t)]. \quad (3)$$

由于节子区域仅占据整幅图像极少一部分,所得到的最佳分割阈值 T 会对实验产生干扰,需要进一步优化,因此对 T 进行简单处理:

$$T' = \frac{T + \bar{G}}{2}, \quad (4)$$

式中 \bar{G} 为原始图像灰度平均值。

假设原始图像为 $f(x, y)$, 根据所得到的阈值 T 将图像分割为两部分,分割后的图像可表示为

$$g(x, y) = \begin{cases} d_0, & f(x, y) < T' \\ d_1, & f(x, y) \geq T' \end{cases}, \quad (5)$$

式中 d_0 表示黑, d_1 表示白。通过分割处理, 可将图像中有初选节子的区域和正常区域分开, 并可以获得黑色区域子块编号 (x, y) 的集合, 即节子区域子块编号。通过此编号集合即可在原图中获得初步识别结果。

2.2.3 基于纹理特征的精确判断

1996年, Ojala 等^[11]提出了 LBP 纹理描述算子, 该方法具有旋转不变性和灰度不变性等优点。

LBP 构造了一种衡量一个像素点与其周围像素点关系的方法。若要计算点 (x_0, y_0) 的 LBP 特征, 令 g_c 为像素 (x_0, y_0) 的灰度值, $g_n (n=1, 2, \dots, P)$ 就是以 (x_0, y_0) 为圆心的半径为 R 的区域内若干个像素的灰度值。定义中心像素点 (x_0, y_0) 及其邻域中 P 个像素的函数 m , 用以表示该邻域内的局部纹理特征 M :

$$M = m(g_c, g_1, \dots, g_n, \dots, g_P). \quad (6)$$

当拍照的亮度不同时, 纹理相似图像的亮度不同, 而实验需要的是灰度不变的图像。这时, 在不丢失信息的情况下, 可以将(6)式的每一项都减去 g_c 。而 g_c 只代表拍摄时的亮度, 所以也可以将其进行简化, 从而得到

$$M = m(g_1 - g_c, g_2 - g_c, \dots, g_P - g_c). \quad (7)$$

考虑到实际性能, 将(7)式进一步改写为只有 0 和 1 的特征。如果 $g_n - g_c \geq 0$, 那么阶跃函数 $s(g_n - g_c) = 1$, 在其他情况下, $s(g_n - g_c) = 0$ 。则 M 内只剩下 0 和 1, 即为 LBP 的二进制码。在以 R 为半径的 P 点邻域中, g_c 为中心, g_n 为邻域点, 则可以得到

$$L_{\text{LBP}, P, R} = \sum_{n=1}^P s(g_n - g_c) \times 2^n. \quad (8)$$

Vapnik 提出的支持向量机是一种基于结构风险最小化准则和 VC(Vapnik-Chervonenkis)维基础的学习方法^[12]。支持向量机的核心思想是寻找到一个满足分类要求的最优分类超平面, 超平面在保证分类精度的同时, 可使分类间隔最大化。

假设给定一个特征空间上的训练数据集 $T = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)\}$, 其中 $x_i \in \mathbf{R}^N$, $y_i \in \{+1, -1\}$, $i=1, 2, \dots, N$, x_i 为第 i 个实例(若 $n > 1$, 即 \mathbf{x} 为多维度, 具有多个属性特征, 此时 \mathbf{x}_i 为向量)。 y_i 为 \mathbf{x}_i 的类标记; 当 $y_i = +1$ 时, 称 \mathbf{x}_i 为正例; 当 $y_i = -1$ 时, 称 \mathbf{x}_i 为负例。分离超平面为 $y(x) = \mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i + b$ 。此时支持向量机被分为两类,

可分别表示为

$$\begin{cases} \mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i + b \geq 1, & y_i = +1 \\ \mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i + b \leq -1, & y_i = -1 \end{cases}, \quad (9)$$

式中 \mathbf{w} 为权值向量, b 为常数。(9)式可统一写为

$$y_i(\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i) + b \geq 1. \quad (10)$$

将 \mathbf{w} 、 b 等比例缩放, 可得任意样本空间点到最优超平面的距离为

$$r = \frac{y_i(\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i) + b}{\|\mathbf{w}\|}. \quad (11)$$

支持向量机的任务就是寻找一个超平面从而将样本精确地分割成两部分, 并且使这两个样本的距离最大。要找到这样的超平面, 只需最大化间隔, 即最小化 $\|\mathbf{w}\|$ 。于是, 可以构造如下的条件极值问题:

$$\begin{cases} \min \frac{\|\mathbf{w}\|^2}{2} \\ y_i(\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i) + b \geq 1 \end{cases}. \quad (12)$$

(12)式为不等式约束的条件极值问题, 可以用拉格朗日方法对其进行求解。得到的拉格朗日方程为

$$L(\mathbf{w}, b, a_i) = \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 - \sum_{i=0}^n a_i [y_i(\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i + b) - 1], \quad (13)$$

式中 a_i 为每个样本的拉氏乘子, 且 $a_i \geq 0$ 。

将纹理特征放入支持向量机进行训练, 即可得到判别节子的纹理模型。

2.3 识别效果评价方法

采用混淆矩阵来评价识别效果。混淆矩阵^[13]是一种可视化的分类效果示意图, 它可以用来描绘样本数据的真实类别属性与识别结果的关系。

Fawcett^[14]描述了真、假分类所具有的 4 种组合, 真假预测的 4 种组合如表 1 所示。

表 1 真假预测的 4 种组合

Table 1 Four combinations of true and false predictions

Item	True flaw	True normal
Predicted defect	TP	FP
Predicted normal	FN	TN

表 1 中 TP 表示被正确预测为缺陷的部分, 用 T_p 表示判断为 TP 的概率; FP 表示被预测为缺陷的正常部分, 用 F_p 表示判断为 FP 的概率; FN 表示被预测为正常的缺陷部分, 用 F_N 表示判断为 FN 的概率; TN 表示被正确预测为正常的部分, 用 T_N 表示判断为 TN 的概率。

由表 1 可以得到三个衡量识别效果数值, 其中缺陷识别率(TPR)表示该方法识别缺陷的能力, 用 R_{TPR} 表示; 精确度(NPV)表示该方法预测的缺陷的

可靠性,用 R_{NPV} 表示;正确率(ACC)表示对整块图像预测的准确率,用 R_{ACC} 表示。各参数间的关系满足

$$R_{TPR} = \frac{T_p}{T_p + F_N}, \quad (14)$$

$$R_{NPV} = \frac{T_p}{T_p + F_p}, \quad (15)$$

$$R_{ACC} = \frac{T_p + T_N}{T_p + F_p + F_N + T_N}. \quad (16)$$

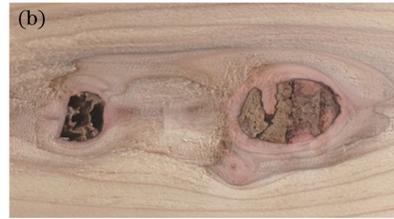


图 4 原始图像。(a)旋切木板缺陷原始图像;(b)带纹理的旋切木板缺陷原始图像

Fig. 4 Original images. (a) Original image of defect of rotary veneer; (b) original image of defect of rotary veneer with texture

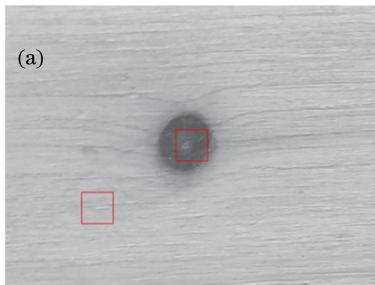


图 5 灰度图像。(a)旋切木板灰度图像;(b)带纹理的旋切木板灰度图

Fig. 5 Grayscale images. (a) Grayscale image of rotary veneer; (b) grayscale of rotary veneer with texture

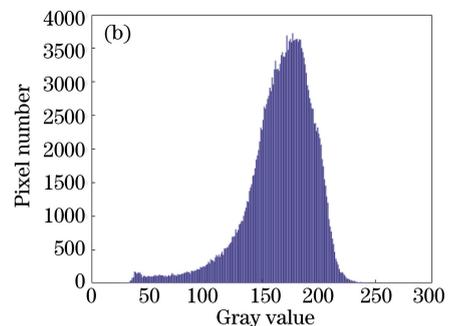
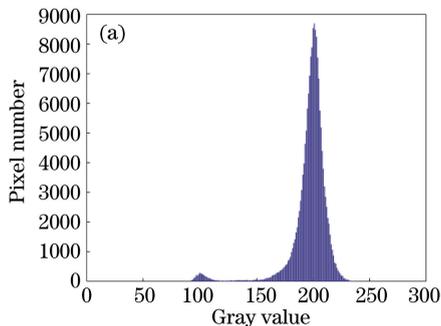


图 6 原始图像的灰度直方图。(a)旋切木板灰度直方图;(b)带纹理的旋切木板灰度直方图

Fig. 6 Grayscale histograms of original images. (a) Grayscale histogram of rotary veneer;

(b) grayscale histogram of rotary veneer with texture

灰度直方图共分为 256 级,其中全黑为 0,全白为 255。从灰度直方图中可以得到最高波峰范围为正常区域灰度值的范围,左边的小波峰为节子区域的灰度值范围。将两图分割为子块后,选取图 5 中

3 结果与讨论

针对不同种类的节子,选取了两种典型的节子图像对其进行分块特征提取与识别。

3.1 节子的初步识别

原始图像如图 4 所示。将原图像进行灰度变换后得到如图 5 所示的灰度图像,并通过灰度图像可得原图像的灰度直方图(图 6)。

红框内区域作为节子部分和正常部分,分别建立灰度直方图进行对比,正常块与节子块灰度直方图对比结果如图 7 所示。由图 7 可见,两种木板的节子区域和正常区域的灰度直方图相差很大,分别集中

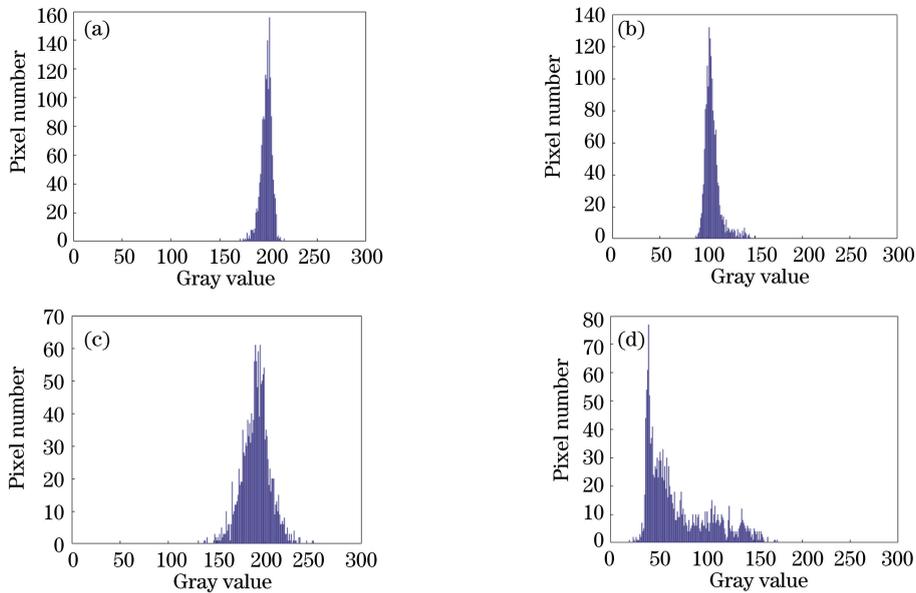


图 7 正常块与节子块的灰度直方图对比。(a)旋切木板正常块灰度直方图；(b)旋切木板节子块灰度直方图；
(c)带纹理的旋切木板正常块灰度直方图；(d)带纹理的旋切木板节子块灰度直方图

Fig. 7 Comparison of gray histograms of normal block and knot block. (a) Gray histogram of normal block of rotary veneer; (b) gray histogram of knot block of rotary veneer; (c) gray histogram of normal block of rotary veneer with texture; (d) gray histogram of knot block of rotary veneer with texture

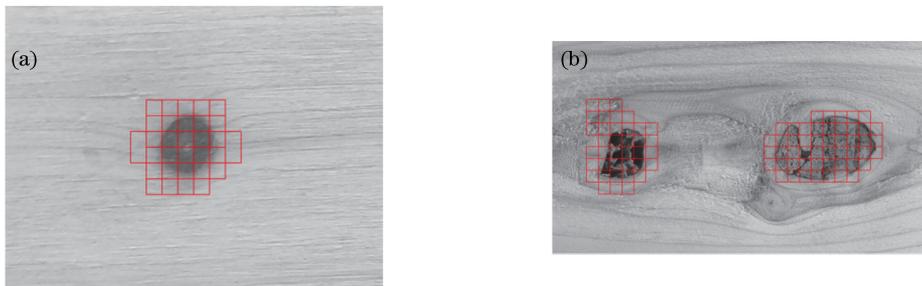


图 8 初步识别结果。(a)旋切木板初步识别结果；(b)带纹理的旋切木板初步识别结果

Fig. 8 Preliminary identification results. (a) Preliminary identification result of rotary veneer;
(b) preliminary identification result of rotary veneer with texture

在原图灰度直方图的两个波峰处。所以,如果要区分正常区域与节子区域,需要将阈值定位到两个波峰之间。

根据最大熵公式求灰度图像的最大熵 T , 并将其设置为初步识别的阈值; 然后对图像进行初步识别, 得到的初步识别结果如图 8 所示。

由图 8 可以看出, 绝大部分正常区域已经被最大熵所设定的阈值所排除, 剩下的少部分将通过支持向量机训练的模型进行最终识别。

3.2 节子的最终识别

支持向量机是一种基于核函数的机器学习方法^[15], 核函数决定了学习机的复杂度, 所以核及相关参数的选择直接影响支持向量机的性能。其中 c 和 g 是影响支持向量机分类效果的两个重要参数,

c 为惩罚系数, g 为核函数参数。

选用交叉验证的方法让 c 和 g 在一定范围内取值, 利用 K-CV(K-Cross Validation) 方法计算分类准确率。在原始数据集上, 分类实验取得最大准确率时, 对应的 c 和 g 为最优解。当有多组最优解时, 选取 c 最小的一组作为最佳参数^[16]。

实验共选取了 988 个训练样本, 其中包含 595 个正常样本和 393 个缺陷样本, 分别将其标识为 0 和 1。用 LBP 方法获得其纹理特征, 并进行归一化处理。最后用交叉验证方法对处理后的训练样本进行训练, 直到得到训练集的最佳参数 c 和 g , 并使用 MATLAB 绘制得到训练结果图。

在实验中, 得到的最优参数为 $c = 4$, $g = 0.015625$ 。使用这组参数对训练集进行训练, 获得

模型。多次实验结果表明,使用该模型时分类准确率可达 86% 以上。最优参数结果如图 9 所示。

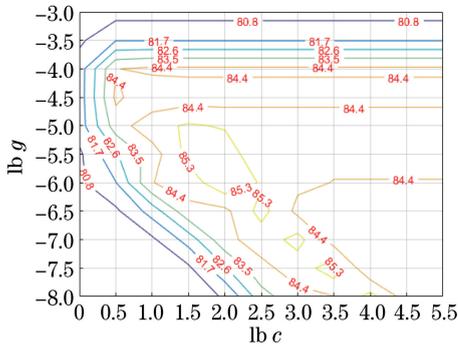


图 9 参数优化结果

Fig. 9 Parameter optimization result

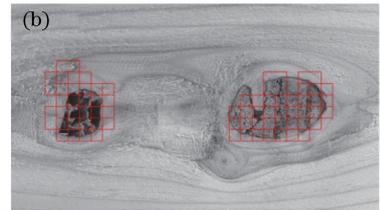
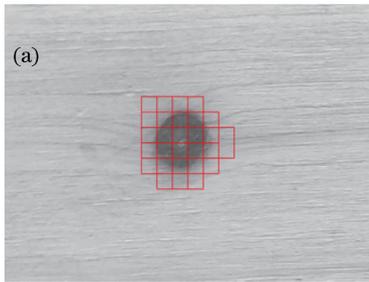


图 10 最终识别结果。(a)旋切木板;(b)带纹理的旋切木板

Fig. 10 Final recognition results. (a) Rotary veneer; (b) rotary veneer with texture

表 2 旋切木板样本统计数据

Table 2 Statistics data of rotary veneers %

Method	TPR	NPV	ACC
Grayscale histogram	100	82.6	96.1
Textural feature	100	73.9	94.0
Proposed method	100	89.5	97.0

通过对比以上三种方法对旋切木板的识别分类结果,可以看出:三种方法在识别率上都可以达到较高水准;在精确度和正确率方面,利用两者结合的方法进行识别所得的结果明显优于使用单一特征进行识别所得的结果。其原因是不带纹理的旋切木板除节子区域外,没有能够干扰识别的纹理特征,而且灰度在正常区域也与节子区域有较大差别。

表 3 带纹理的旋切木板样本统计数据

Table 3 Statistics data of rotary veneers with texture %

Method	TPR	NPV	ACC
Grayscale histogram	100	90.9	93.80
Textural feature	92	78.8	88.90
Proposed method	92	95.6	97.20

通过对比这三种识别方法对带纹理的旋切木板的识别分类结果,可以看出:基于灰度的方法的识别率较其他两种方法略高;利用两者结合的方法在精

将从节子初步判定结果区域提取的纹理特征进行归一化处理,使得实际数据与分类训练数据具有相同的尺度空间,并将数据代入上述模型中,可以得到最终识别结果如图 10 所示。

由初步识别结果和最终识别结果的对比图可以看出,最终识别结果将初步识别结果进行了优化,可消除初步识别结果中的一些误判,使实验结果更为精确。

3.3 实验结果

利用混淆矩阵对旋切木板样本和带纹理的旋切木板进行统计,分别利用基于灰度直方图、纹理特征和两者结合的方法进行识别,得到旋切木板样本统计数据和带纹理的旋切木板样本统计数据如表 2 和表 3 所示。

精确度和正确率方面均可达到 95% 以上。其原因是带纹理的旋切木板上有较多能够干扰纹理识别的特征,利用灰度特征进行判别时,将部分颜色较深但是并没有纹理的部分判定为缺陷,导致识别率较高,但是精确度大大降低;而用纹理特征进行识别时,会将部分干扰的非纹理部分判定为缺陷,也会降低精确度;当结合两者特征进行判别时,排除了以上出现的误判,精确度大大提高,而且正确率在三者之中最高。

4 结 论

研究了一种木材表面节子的识别方法,利用了缺陷区域纹理特征和灰度直方图的双波峰特点作为最佳分类特征,并利用支持向量机的超空间分类正确识别了木材表面存在的节子。实验结果表明:基于纹理特征的支持向量机分类方法结合灰度直方图的方案能够正确识别木材表面节子区域,并大大提高节子识别的准确率。通过人工方法对实验结果进行统计,结果显示本文方法的识别率已达到 95%。相对于以往的识别方法,本文方法的检测效率高、稳定性好、稳健性强,且识别结果不受主观因素影响,具有较好的实用价值和应用前景。

参 考 文 献

- [1] Zhou Z, Yin J X, Zhou S Y, *et al.* Knot deflection on coniferous wood surface by near infrared spectroscopy and successive projections algorithm [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2017, 54(2): 023001.
周竹, 尹建新, 周素茵, 等. 基于近红外光谱与连续投影算法的针叶材表面节子缺陷识别[J]. *激光与光电子学进展*, 2017, 54(2): 023001.
- [2] Norlander R, Grahn J, Maki A. Wooden knot detection using convNet transfer learning [M]. *Lecture Notes in Computer Science*, 2015, 9127: 263-274.
- [3] Ma X, Liu Y A, Ye N, *et al.* Application of KPCA and SVM to wood defect recognition [J]. *Journal of Changzhou University (Natural Science Edition)*, 2017, 29(3): 60-68.
马旭, 刘应安, 业宁, 等. 基于核 PCA 与 SVM 算法的木材缺陷识别[J]. *常州大学学报(自然科学版)*, 2017, 29(3): 60-68.
- [4] Song X Y, Bai F Z, Wu J X, *et al.* Wood knot defects recognition with gray-scale histogram features [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2015, 52(3): 031501.
宋小燕, 白福忠, 武建新, 等. 应用灰度直方图特征识别木材表面节子缺陷[J]. *激光与光电子学进展*, 2015, 52(3): 031501.
- [5] Cetiner S, Var A A, Cetiner H. Classification of KNOT defect types [C]. *Signal Processing and Communications Applications Conference*, 2014: 1086-1089.
- [6] Zhang Z, Ye N, Ye Q L. Automatic wood defects recognition based on texture extraction and support vector machine technology [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2009, 45(23): 219-223.
张召, 业宁, 业巧林. 基于纹理提取和 SVM 技术的自动木材缺陷识别[J]. *计算机工程与应用*, 2009, 45(23): 219-223.
- [7] Lotfi A, Maihimi V, Yaghmaee F. Wood image annotation using gabor texture feature [J]. *International Journal of Mechatronics, Electrical and Computer Technology*, 2014, 4(13): 1508-1523.
- [8] Cai R T, Zhu P. Face tracking with multi-feature based on Markov random field [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2017, 54(2): 021002.
蔡荣太, 朱鹏. 基于马尔科夫随机场的多特征人脸跟踪算法[J]. *激光与光电子学进展*, 2017, 54(2): 021002.
- [9] Zhang Y Z, Xu C, Li C, *et al.* Wood defect detection method with PCA feature fusion and compressed sensing [J]. *Journal of Forestry Research*, 2015, 26(3): 745-751.
- [10] Wu P. Image segmentation method based on firefly algorithm and maximum entropy method [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2014, 50(12): 115-119.
吴鹏. 萤火虫算法优化最大熵的图像分割方法[J]. *计算机工程与应用*, 2014, 50(12): 115-119.
- [11] Ojala T, Pietikäinen M, Harwood D. A comparative study of texture measures with classification based on featured distributions [J]. *Pattern recognition*, 1996, 29(1): 51-59.
- [12] Gao X J, Zheng X D, Liu Z X, *et al.* Automatic building extraction from high resolution visible images based on shifted shadow analysis [J]. *Acta Optica Sinica*, 2017, 37(4): 0428002.
高贤君, 郑学东, 刘子潇, 等. 基于偏移阴影分析的高分辨率可见光影像建筑物自动提取[J]. *光学学报*, 2017, 37(4): 0428002.
- [13] Sammut C, Webb G I. *Encyclopedia of machine learning* [M]. New York: Springer Science & Business Media, 2011.
- [14] Fawcett T. An introduction to ROC analysis [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2006, 27(8): 861-874.
- [15] Zhan Y J, Wang H M, Fu X H, *et al.* Identification of steel plate damage position based on particle swarm support vector machine [J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2017, 44(10): 1006006.
张燕君, 王会敏, 付兴虎, 等. 基于粒子群支持向量机的钢板损伤位置识别[J]. *中国激光*, 2017, 44(10): 1006006.
- [16] Shi F, Wang X C, Yu L, *et al.* MATLAB neural network analysis of 30 cases [M]. Beijing: Beihang University Press, 2011.
史峰, 王小川, 郁磊, 等. MATLAB 神经网络 30 个案例分析 [M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2011.