

应用灰度直方图特征识别木材表面节子缺陷

宋小燕¹ 白福忠¹ 武建新¹ 陈晓东² 张铁英¹

¹内蒙古工业大学机械学院, 内蒙古 呼和浩特 010051

²内蒙古工业大学轻工与纺织学院, 内蒙古 呼和浩特 010080

摘要 木材表面节子是木材缺陷中非常重要的一类缺陷,也是评定木材外观等级、锯材和单板质量的重要指标。为了提高节子缺陷识别效率及准确性,并改善检测过程的自动化程度,对应用木材表面图像的灰度直方图统计特征进行节子缺陷识别进行研究。通过利用类间距离对7个统计特征的分类能力进行评价,从而确定出识别节子缺陷的最佳统计特征,即平滑度特征;同时提出一种自适应的最大类间方差聚类法进行分类阈值的确定,进而采用阈值判别实现节子缺陷识别。经在线检测实验证实,该方法的识别率高于99%。

关键词 机器视觉;缺陷识别;灰度直方图特征;木材节子;类间距离;最大类间方差聚类法

中图分类号 TP391.4

文献标识码 A

doi: 10.3788/LOP52.031501

Wood Knot Defects Recognition with Gray-Scale Histogram Features

Song Xiaoyan¹ Bai Fuzhong¹ Wu Jianxin¹ Chen Xiaodong² Zhang Tiejing¹

¹College of Mechanical Engineering, Inner Mongolia University of Technology, Huhhot, Inner Mongolia 010051, China

²College of Textile and Light Industry, Inner Mongolia University of Technology,

Huhhot, Inner Mongolia 010080, China

Abstract The knot on the wood surface is a very important kind of wood defects, and it is the key specification for assessing the appearance grade and the quality of lumber and veneer. To enhance the accuracy and efficiency of knot defects recognition, and improve the automatic level of detecting procedure, the recognition of knot defects by using the statistics features of gray-scale histogram from wood surface image is studied. The classifying ability of seven statistics features is evaluated through using the between-cluster distance, and hence the optimal statistics feature that recognizes the knot defect is determined, such as the smoothness. At the same time, an adaptive clustering method with maximal between-cluster variance is presented to determine the classifying threshold, and then based on that the knot defect is recognized. The online detection experiment shows that the recognition rate of the presented method is up to 99%.

Key words machine vision; defect recognition; gray-scale histogram feature; wood knot; between-cluster distance; clustering method with maximal between-cluster variance

OCIS codes 150.1835; 330.1880; 110.2960

1 引言

木材表面缺陷是评价木材质量的重要指标之一,同时,诸如地理、气候、季节以及木材种属等自然因素都将影响木材表面的物理特性,导致其出现如下特点:1) 缺陷种类繁多;2) 同类缺陷外观差异较大;3) 自然纹理及漫反射特性均会增加表面缺陷识别的难度。然而在木材等级评定中,据统计,节子的影响程度占70%~90%^[1-2],可见其对材质、加工及利用的影响之大。此外,节子也是影响锯材和单板出材率、成品质量和外观美观性的主要因素。因此,研究木材表面节子缺陷识别方法具有极其重要的理论意义和实际应用价值。

收稿日期: 2014-09-19; 收到修改稿日期: 2014-09-23; 网络出版日期: 2015-01-29

基金项目: 国家自然科学基金(61108038)、内蒙古自然科学基金(2011BW0701)、教育部“春晖计划”科研项目(Z2011069)

作者简介: 宋小燕(1989—),女,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: songxylove1989@163.com

导师简介: 白福忠(1979—),男,博士,教授,主要从事机器视觉、光电测量技术等方面的研究。

E-mail: fzbaiim@163.com(通信联系人)

目前常用的木材表面节子缺陷检测方法主要有手工检测法、激光检测法、介电性质法、近红外光谱法和微波法等^[3-6],它们的实用性或者检测效果具有较大的局限性。例如,韩玉杰等^[3]用激光位移传感器检测刨削加工后的木材表面节子缺陷,只能用于检测节子与非节木材连接处或节子本身存在裂纹的情况;Rice等^[4]提出的介电性质法受木材外形的影响容易造成误检;杨忠等^[5]利用近红外光谱结合软独立建模分类(SIMCA)模式识别法检测马尾松木材单板节子,其抗干扰能力差、检测结果受环境影响大。

近年来,计算机视觉检测技术因其具有全场成像、非接触无损探测、工程应用成本低且对环境要求低等优点,已经被广泛应用于各行业许多类产品的缺陷检测中^[7-13],从而有效提高了检测效率以及自动化程度。文献[13]从纹理描述与识别的角度对木材表面缺陷进行分割,进而计算缺陷区域的纹理特征和几何形状特征来实现缺陷识别;该方法处理算法复杂、分析步骤较多,并且特征因子间的耦合程度较高易导致缺陷区域纹理特征提取难度增加。这里检测的木材产品为雪糕棒与冰勺,目前该产品主要以桦木为原料,并且通过旋切加工获得,其表面纹理较少且不明显。因此可以直接从灰度统计特征的角度进行分析,这样,简单的处理算法以及高计算效率可以极大地提高其在工业现场的应用价值。

本文通过对正常木材与节子木材表面图像的灰度直方图统计特征进行分析,提出了一种用于木材表面节子缺陷识别方法,并且详细阐述了方法的原理与实现过程;同时利用本课题组开发的木材缺陷视觉检测系统完成正常木材与节子木材识别率测定实验。

2 灰度直方图及其统计特征描述

数字图像的灰度直方图描述图像中灰度值出现的频率。如果一幅图像有 L 个灰度级(对于8位灰度图像, $L=256$),则灰度直方图的数学表达式为

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

式中 N_g 表示灰度值为 g 的像素数, N 为图像总像素数。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。

根据木材节子的断面形状可将节子分为圆形节、条状节和掌状节三类,其中掌状节仅出现在针叶树材,这里仅针对前两类节子进行研究。图1(a)~(c)分别显示了正常、圆形节、条状节木材图像及其灰度直方图。

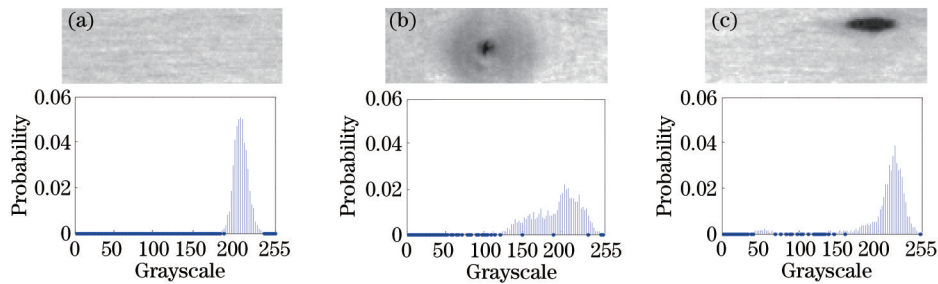


图1 正常与节子木材图像及其灰度直方图

Fig.1 Wood images with and without knot and corresponding gray-scale histograms

由图1可见,正常木材与节子木材的灰度直方图具有不同的形态;与正常木材比较而言,节子木材的灰度直方图分布较为分散,并且最大峰值明显偏低。这说明可以通过灰度直方图的统计特征来对正常木材和节子木材进行识别分类。文献中经常使用的7个灰度直方图统计特征^[14-16]如下:

$$\mu = \sum_{g=0}^{L-1} gp(g), \quad (2)$$

$$\sigma = \sqrt{\sum_{g=0}^{L-1} (g-\mu)^2 p(g)}, \quad (3)$$

$$S = \sum_{g=0}^{L-1} (g-\mu)^3 p(g), \quad (4)$$

$$K = \frac{1}{\sigma^4} \sum_{g=0}^{L-1} (g-\mu)^4 p(g), \quad (5)$$

$$G = \sum_{g=0}^{L-1} p(g)^2, \quad (6)$$

$$E = -\sum_{g=0}^{L-1} p(g) \log_2[p(g)], \quad (7)$$

$$R = \frac{1}{1 + \sigma^2}, \quad (8)$$

式中均值 μ 表示图像的平均灰度, 均方差 σ 反映图像的平均对比度, 偏斜度 S 反映直方图分布的对称性, 峭度 K 反映图像灰度与均值 μ 的接近程度, 能量 G 反映图像灰度的均匀性, 信息熵 E 反映图像灰度的随机性, 平滑度 R 反映图像灰度的相对平滑性。

3 用于识别节子缺陷的最佳统计特征的确定

为了有效地识别正常木材与节子木材图像, 需要对上述 7 个统计特征的分类能力进行评价, 找一个最具区分能力的特征, 使得这个特征具有同类图像差异较小(较小的类内聚)、不同类图像差异较大(较大的类间距)的特点。

这里使用类间距离 D 来评价某一统计特征对两类目标的区分能力^[17], 其可表达为

$$D = \frac{|M_1 - M_2|}{\sqrt{\sigma_1^2 + \sigma_2^2}}, \quad (9)$$

式中 M_1 、 M_2 与 σ_1^2 、 σ_2^2 分别表示两类目标中对于某一统计特征的均值与方差。如果类间距离 D 越大, 则说明它所对应的统计特征的分类能力越强。

随机选取正常和节子木材样本各 2500 支, 根据(1)~(8)式计算所采集图像的 7 个直方图统计特征; 然后根据(9)式计算每个统计特征所对应的类间距离, 计算结果如表 1 所示。

表 1 类间距离计算结果

Table 1 Results of between-cluster distance

| Histogram feature | μ | σ | S | K | G | E | R |
|--------------------------|-------|----------|-------|-------|-------|-------|-------|
| Between-cluster distance | 1.163 | 2.832 | 2.662 | 3.177 | 1.658 | 1.930 | 4.553 |

根据表 1 结果显示, 平滑度特征的类间距离 D 最大, 说明平滑度(R)特征的分类能力最强; 相反, 均值(μ)特征分类能力最弱。图 2 给出了其中前 50 幅正常与节子样本图像的平滑度与均值计算结果。

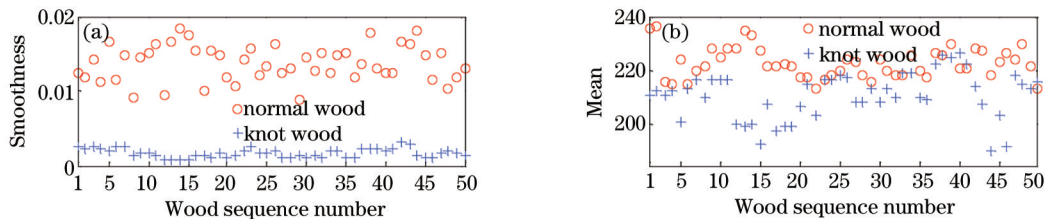


图 2 样本图像的(a)平滑度与(b)均值特征计算结果

Fig.2 (a) Smoothness and (b) mean features calculated for sample images

分析图 2(a)可知, 节子木材的平滑度数据起伏变化很小, 这说明平滑度特征对于节子缺陷具有较好的聚类能力, 并可降低节子断面形状差异对识别结果的影响, 也可以避免缺陷漏检现象的发生; 相反, 正常木材的平滑度数据波动较大, 分布较为分散, 因而在实际应用时可能会出现误检。同时, 正常木材的平滑度特征一般大于节子木材, 这阐明了正常木材图像的灰度分布相对更平滑的本质特性。综上所述, 平滑度是识别木材节子缺陷的最佳统计特征。

4 基于平滑度特征的节子缺陷识别

4.1 根据最大类间方差聚类法确定分类阈值

这里单独采用平滑度特征来识别木材表面是否存在节子缺陷, 属于二值判别, 仅需一个分类阈值便可判断木材所属类别。对于此类问题进行聚类分析时, 分类阈值的确定具有极其重要的意义。

针对图2(a)所示样本图像的平滑度特征计算结果,进一步计算得到平滑度数据的概率分布如图3所示。图中所示的平滑度概率分布柱状图呈现出明显的双峰性且波谷位置明显。

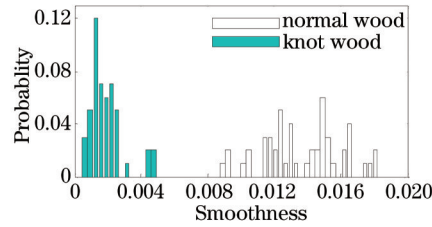


图3 平滑度概率分布柱状图

Fig.3 Probability distribution histogram of smoothness values

这里提出了一种自动阈值选取方法,即最大类间方差聚类法,该方法无需人工设定任何参数便可实现分类阈值的确定。设阈值为 T 时,将小于 T 的平滑度数据设为组1,另外一部分为组2。设组 $k(k=1,2)$ 的样本数为 N_k ,平滑度的均值为 \bar{R}_k ,全体平滑度数据的均值为 \bar{R} ,则类间方差 σ_b^2 可以表达为

$$\sigma_b^2 = \frac{N_1(\bar{R}_1 - \bar{R})^2 + N_2(\bar{R}_2 - \bar{R})^2}{N_1 + N_2}, \quad (10)$$

式中 $\bar{R} = \frac{N_1\bar{R}_1 + N_2\bar{R}_2}{N_1 + N_2}$,将其代入(10)式得

$$\sigma_b^2 = \frac{N_1 N_2 (\bar{R}_1 - \bar{R}_2)^2}{(N_1 + N_2)^2}. \quad (11)$$

根据上述分析,最大类间方差聚类法就是当阈值 T 在所有可能取值的范围内依次变化时,找到最大的类间方差 σ_b^2 所对应的 T 值即为最佳的分类阈值。算法实现步骤为:

- 1) 随机选取一定量的正常木材、节子木材样本图像,根据(8)式计算平滑度 R ;
- 2) 确定阈值取值范围 $T_{\min} \sim T_{\max}$,可以有两种方法: 1) 根据平滑度概率分布图找到左右两侧两个峰值对应的平滑度值; 2) 直接应用最小和最大平滑度;
- 3) 阈值 T 按照步长0.001由 T_{\min} 到 T_{\max} 的变化过程中,根据(11)式计算 σ_b^2 ;
- 4) 寻找最大的 σ_b^2 ,其对应的平滑度值即为分类阈值 T ;

针对图2(a)与图3的计算结果,应用最大类间方差聚类法确定其分类阈值,图4给出了类间方差 σ_b^2 随阈值 T 的变化曲线。

图4中,最大类间方差出现在5个位置(0.004~0.008),取其均值作为最终的分类阈值 T ,即 $T=0.006$,该阈值恰好对应于图3中平滑度概率分布柱状图的波谷位置。多个最大 σ_b^2 的出现也说明阈值变化步长(0.001)满足精度要求。利用该分类阈值对另一组样本数据(正常与节子缺陷样本图像各100幅)进行分类识别,其分类效果如图5所示。由图可见,所求得分类阈值 T 能够完全将木材样本正确聚类。

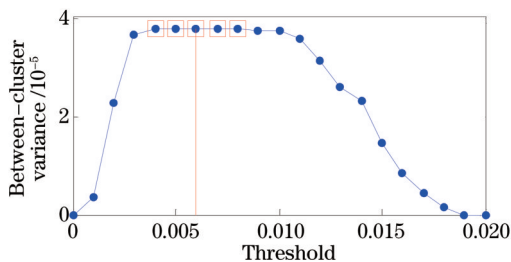


图4 类间方差与阈值间的关系

Fig.4 Relationship between between-cluster variance and threshold

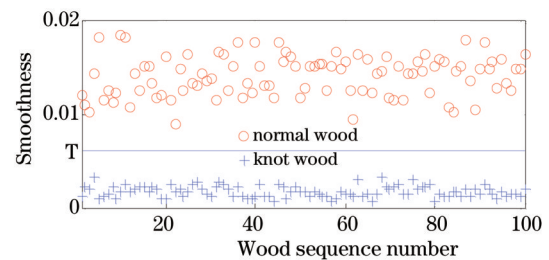


图5 最大类间方差聚类法的分类效果图

Fig.5 Classification result of clustering method with maximal between-cluster variance

4.2 识别率测定实验

利用实验室自主开发的木制品表面缺陷在线检测系统进行正常木材与节子木材的识别率测定实验,并进一步验证基于灰度直方图平滑度特征的节子缺陷识别方法以及最大类间方差聚类法的可行性与有效

性。这里的所有测试均在相同实验条件下进行,因此4.1节中确定出来的分类阈值 $T(0.006)$ 便直接作为这里识别率测定实验中所应用的分类阈值。

首先从人工识别的条形单板样品中随机选取正常木材、节子木材各1000支,同时在样品另一面进行标记。然后将其混合后放入检测系统中进行自动识别,依据识别结果,正常样品与节子缺陷样品将由检测系统中的控制装置自动分成两组。图6显示了8幅典型样品图像,它们均是在动态检测过程中(系统检测速率为每秒15幅)拍摄得到,其中第1列中两幅为正常样品,其余3列为节子缺陷样品。

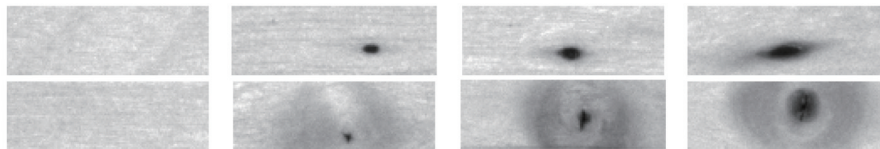


图6 典型单板样品图

Fig.6 Typical sample images of veneer

表2为木材分类实验结果,由表可知2000支样品中,检测出正常木材为996支,另外有4支被识别为节子木材,节子木材被全部识别。因此采用所提方法,对于木材识别率为 $1 - \frac{4}{2000} = 99.8\%$ 。

表2 木材分类实验结果

Table 2 Experimental result of wood classification

| Total samples | Category | Samples | Recognitions | Recognition rate |
|---------------|-------------|---------|--------------|------------------|
| 2000 | Normal wood | 1000 | 996 | 99.8% |
| | Knot wood | 1000 | 1004 | |

5 结 论

研究了一种木材表面节子缺陷的视觉检测方法,利用类间距离评价了灰度直方图统计特征的分类能力,从而确定出平滑度特征作为节子缺陷识别的最佳统计特征。同时提出了一种最大类间方差聚类法确定分类阈值,进而根据阈值判别实现节子缺陷识别。实验验证了基于平滑度特征结合最大类间方差聚类法的节子缺陷识别判断方法的有效性,并且完成了木材分类实验。通过对人工检测得到的正常与节子缺陷样品进行实验检测,结果显示所提方法的识别率高于99%。同时,相对于传统人工检测法而言,所提方法检测效率高、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 M Budakci, H Cinar. Colour effects of stains on wood with knots, cracks and rots[J]. Progress in Organic Coatings, 2004, 51(1): 1-5.
- 2 Huang Suyong, Wang Jianhe, Lü Jianxiong, *et al.*. Review of overall research on knots[J]. China Forest Products Industry, 2011, 38(5): 3-7.
黄素涌, 王建和, 吕建雄, 等. 世界节子研究进展[J]. 林产工业, 2011, 38(5): 3-7.
- 3 Han Yujie, Zhu Guoxi, Tanaka C. Method of on-line detecting wood surface defects by laser[J]. China Wood Industry, 2002, 16(3): 28-30.
韩玉杰, 朱国玺, 田中千秋. 木材表面缺陷的激光在线检测技术[J]. 木材工业, 2002, 16(3): 28-30.
- 4 R W Rice, P H Steele, L Kumar. Detecting knots and voids in lumber with dielectric sensors[J]. Industrial Metrology, 1992, 2(3-4): 309-315.
- 5 Yang Zhong, Chen Ling, Fu Yuejin, *et al.*. Rapid detection of knot defect in wood surface by near infrared spectroscopy coupled with SIMCA pattern recognition[J]. Journal of Northeast Forestry University, 2012, 40(8): 70-72.
杨 忠, 陈 玲, 付跃进, 等. 近红外光谱结合 SIMCA 模式识别法检测木材表面节子[J]. 东北林业大学学报, 2012, 40(8): 70-72.
- 6 E Baradit, R Aedo, J Correa. Knots detection in wood using microwaves[J]. Wood Sci Technol, 2006, 40(2): 118-123.
- 7 Gong Fang, Zhang Xuwu, Sun Hao. Detection system for module surface defects based on constrained ICA model and PSO method[J]. Acta Optica Sinica, 2012, 32(4): 0415002.

- 龚 芳, 张学武, 孙 浩. 基于独立分量分析和粒子群算法的太阳能电池表面缺陷红外热成像检测[J]. 光学学报, 2012, 32(4): 0415002.
- 8 Xiang Shoubing, Su Guangda, Chen Jiansheng, *et al.*. Brick stack anomaly detection and recognition based on machine vision[J]. Acta Optica Sinica, 2011, 31(7): 0715002.
- 向守兵, 苏光大, 陈健生, 等. 基于机器视觉的码坯异常检测与识别[J]. 光学学报, 2011, 31(7): 0715002.
- 9 Jiang Guoquan, Ke Xing, Du Shangfeng, *et al.*. Crop row detection based on machine vision[J]. Acta Optica Sinica, 2009, 29(4): 1015-1020.
- 姜国权, 柯 杏, 杜尚丰, 等. 基于机器视觉的农田作物行检测[J]. 光学学报, 2009, 29(4): 1015-1020.
- 10 Zhang Xuewu, Ding Yanqiong, Yan Ping. Vision inspection of metal surface defects based on infrared imaging[J]. Acta Optica Sinica, 2011, 31(3): 0312004.
- 张学武, 丁燕琼, 闫 萍. 一种基于红外成像的强反射金属表面缺陷视觉检测方法[J]. 光学学报, 2011, 31(3): 0312004.
- 11 Y Liu, F H Yu. Automatic inspection system of surface defects on optical IR-CUT filter based on machine vision[J]. Optics and Lasers in Engineering, 2014, 55: 243-257.
- 12 F Kurtulmus, T C Ulu. Detection of dead entomopathogenic nematodes in microscope images using computer vision[J]. Biosystems Engineering, 2014, 118:29-38.
- 13 Wang Keqi. The Detection Technique of Wood Surface Defects Based on Pattern Recognition Method[M]. Beijing: Science Publishing House Press, 2011.
- 王克奇. 木材表面缺陷的模式识别方法[M]. 北京: 科学出版社, 2011.
- 14 Bai Fuzhong, Wang Jianxin, Yang Huizhen, *et al.*. Foundation of Vision Measurement Technology[M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2013. 98-102.
- 白福忠, 王建新, 杨慧珍, 等. 视觉测量技术基础[M]. 北京: 电子工业出版社, 2013: 98-102.
- 15 M Fazal, B Baharum. Analysis of distance metrics in content-based image retrieval using statistical quantized histogram texture features in the DCT domain[J]. Journal of King Saud University-Computer and Information sciences, 2013, 25(2): 207-218.
- 16 M A Patricio, D Maravall. A novel generalization of the gray-scale histogram and its application to the automated visual measurement and inspection of wooden pallets[J]. Image and Vision Computing, 2007, 25(6): 805-816.
- 17 Wang Qingfu, Xu Xiaonan, Li Xintian, *et al.*. The feature extraction of underwater acoustic target based on EMD[J]. Acoustics and Electronics Engineering, 2009, 94(2): 1-4.
- 王庆福, 徐晓男, 李新天, 等. 基于EMD的水声目标信号的特征提取[J]. 声学与电子工程, 2009, 94(2): 1-4.

栏目编辑: 张浩佳