

基于激光扫描成像技术的锯材裂缝和孔洞缺陷的机器视觉识别系统

胡传双¹, 云虹¹, 赵俊石², 朱新波¹, 李重根¹

(¹华南农业大学 林学院, 广东 广州 510642; ²北京林业大学 工学院, 北京 100083)

摘要:作为锯材表面常见缺陷的裂缝和孔洞,其共同特点在于所在部位厚度尺寸相较于正常材而言要小.利用激光扫描技术形成了待检测材面的轮廓信息,把激光位移传感器输出的轮廓距离信息转换成图像的灰度值而形成轮廓图像.根据裂缝和孔洞缺陷的形状特征,在统计的基础上提取了裂缝和孔洞缺陷的 4 个识别特征,并在此基础上开发了用于裂缝和孔洞缺陷识别的 8 条规则.结果表明,所开发的基于激光扫描成像技术的锯材裂缝和孔洞缺陷的视觉识别系统不仅可以正确表征裂缝和孔洞等厚度缺陷信息,而且能够精确地定位和分类上述缺陷.

关键词:木材缺陷;锯材;图像处理;机器视觉

中图分类号: S781.3

文献标识码: A

文章编号: 1001-411X(2008)04-0108-05

Locating and Identifying Splits and Knots on Sawn Lumber by a Laser Scanning Technology

HU Chuan-shuang¹, YUN Hong¹, ZHAO Jun-shi², ZHU Xin-bo¹, LI Chong-gen¹

(¹ College of forestry, South China Agricultural University, Guangzhou 510642, China;

² College of Engineering, Beijing Forestry University, Beijing 100083, China)

Abstract: Split and hole are two common defects on sugi *Cryptomeria japonica* D. Don. They have a common feature in that they are associated with surface irregularities. A laser scanning system was developed to detect splits and holes based on their thickness, which correlates spatially with the profile information. Displacements measured by the laser sensor were converted to pixel values to generate displacement profile image. Both splits and holes manifested well in the image. A dedicated image-processing program written in Visual Basic was developed. The defect regions were accurately located by the image processing. To identify defects, eight recognition rules based on four features were utilized. Furthermore, a method based on the pixel model was proposed to compute the area of defect. The results indicated that defects could be identified correctly, and the areas could be computed accurately using the pixels model.

Key words: wood defects; sawn lumber; image processing; machine vision

弹性波、超声波、X射线、光反射及折射、温度梯度检测和图像处理等技术被用于木材缺陷自动识别领域^[1-10].前人的研究成果表明,基于彩色摄像技术的机器视觉系统可以实现锯材表面的常见缺陷如活节、死节和腐朽等的识别.但利用色彩信息在技术上很难实现裂缝和孔洞等缺陷的自动识别,因为孔

洞和节子、裂缝和年轮具有相似的颜色和形状特征.此外,为了识别裂缝缺陷,彩色摄像系统需要具有高分辨率,因而增加了后续存储和识别算法的计算机资源.本文基于裂缝和孔洞等缺陷与正常材和其他缺陷的厚度轮廓差异,利用激光扫描技术开发了裂缝和孔洞等厚度轮廓缺陷的机器视觉识别系统.

收稿日期: 2007-04-25

作者简介: 胡传双(1978-),男,副教授,博士,Email: csu@scau.edu.cn

基金项目: 广东省自然科学基金(4400E07116);教育部留学回国人员科研启动基金

(C)1994-2023 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

1 材料与方法

试验所用树种为日本柳杉 *Cryptomeria japonica* 试件规格为 2 000 mm×200 mm×20 mm, 干燥至含水率为 12%左右. 试件表面经数控铣床 (Funo6 型号 M180)刨光加工, 进给速度为 15 m /m in 切削线速度为 30 m /s

用于表面厚度轮廓缺陷的激光扫描成像硬件系统如图 1 所示. 该系统包括工作台 (Funo6 型号 M180)、激光位移传感器 (LSD LK -031, Keyence)、显示和控制模块 (Keyence LC -D1A 和 c1a)、缺陷识别规则器和安装有所开发的专用图像处理软件的计算

机. 激光位移传感器发射光源投射向固定在工作台上的试件表面, 而后由激光位移传感器接收试件表面的反射光, 根据投射和反射光路径长短通过测算可得到测试点的轮廓厚度信息. 激光位移传感器在 X-Y方向可分别移动, 从而可扫描并得到整个试件表面的厚度轮廓信息. 通过开发的专用图像处理软件把厚度轮廓转换为厚度轮廓图像, 在图 2 所示的算法处理流程下实现裂缝和孔洞等厚度关联缺陷的定位和识别. 激光位移传感器的移动速度为 2.4 m /m in 响应频率为 80 Hz 空间分辨率为 0.5 mm 像素. 试验中试件表面被扫描的范围为 170 mm×180 mm, 对应轮廓特征图像的像素数为 340×360.

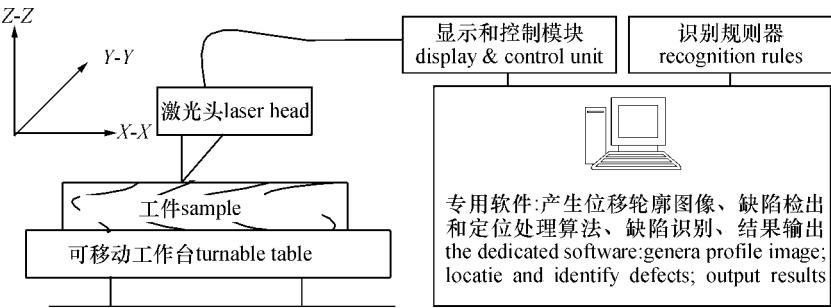


图 1 缺陷自动识别系统简图

Fig 1 The scheme of the defects detecting system

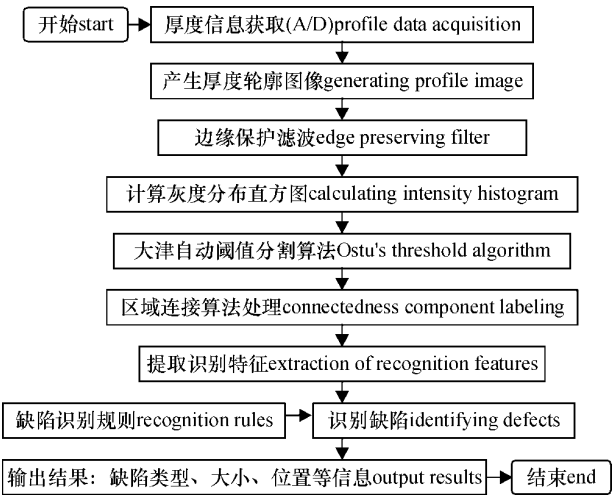


图 2 缺陷自动识别算法流程图

Fig 2 The flow chart of the computer program

激光器位移传感器测量的是试件表面的厚度轮廓信息, 根据式 (1)转化为 8bpp (位/像素)灰度图像的像素值.

$$g(x,y)=d(x,y)[255/(T_{upper}-T_{bottom})], \quad (1)$$

其中, T_{upper} 、 T_{bottom} 、 $d(x,y)$ 和 $g(x,y)$ 分别是最大阈值、最小阈值、位移值和厚度轮廓图像的灰度值, 而 T_{upper} 和 T_{bottom} 是在预试验的基础上建立的.

为了提高正常材和缺陷木材的对比度以消除铣削加工表面粗糙度和图像信号噪声的影响, 此处采用了一种边缘保护滤波算法, 该算法是利用最小方

差为评价指标的邻域均值算法, 在去除图像噪声的同时可避免钝化正常材和缺陷的边缘界线. 图 3 中所示以数字 9 为中心的一个 3×3 子集, 对于数字 9 对应的像素点共有相邻子集 9 个, 子集的中心像素点如图 3 中数字 1 到 9 所示. 像素点 $p(x,y)$ 的灰度值由 9 个相邻子集中方差最小的均值代替, 这样可保证所采用子集所包含的像素点为正常材或缺陷材, 而不会是既包含正常材又包含缺陷材, 如果子集中既包含正常材又包含缺陷材, 则子集方差值会变大. 边缘保护滤波算法可表达为式 (2)~(4):

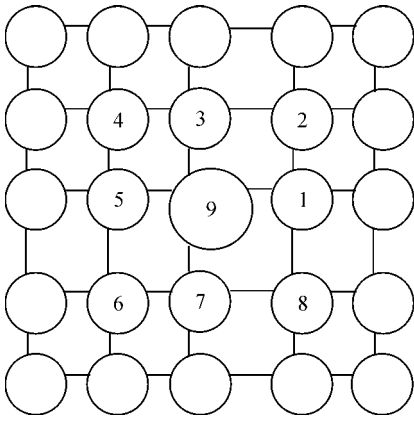
$$m_k=\frac{1}{9}\sum_{i=0}^2\sum_{j=0}^2g(x',y'), \quad (2)$$

$$\sigma_k^2=\frac{1}{9}\sum_{i=0}^2\sum_{j=0}^2(g(x',y')-m_k)^2, \quad (3)$$

$$\underline{x}_k g(x,y)=m|\limits_{0\leq k\leq 8}(\sigma_k^2), \quad (4)$$

其中, $g(x',y')$ 、 m_k 、 σ_k^2 、 $\underline{x}_k g(x,y)$ 和 $m|\limits_{0\leq k\leq 8}(\sigma_k^2)$ 分别是第 k 邻域子集像素点原灰度值、第 k 邻域子集的均值、第 k 邻域子集的方差、滤波处理后像素点灰度值和具有最小方差子集的均值.

由于裂缝和孔洞的位移值要比正常材位移值高, 因此只需单一阈值就可分割缺陷和正常材并使待检测图像二值化. 此处采用大津自动阈值选择算法^[11], 具体可由式 (5)~(14)表示. 待检测图像的灰度值范围是 $[0,255]$, 假设 k 为 $0\sim255$ 间的任意



数字 9 对应像素点 (x, y)

Coordinate of point 9 is (x, y) and numbers in the circles are the center positions of the subsets

图 3 包含有像素点 (x, y) 子集及其 9 个子集中心点示意

Fig 3 Nine neighbor subsets containing the points (x, y) and their center positions

取值. 设 $n(i)$ 和 $N[N = \sum_{i=0}^{255} n(i)]$ 分别表示灰度值 (i) 出现在整个待检测图像的频次和待检测图像所有灰度值的频次和, 则灰度值 (i) 出现的频率 $p(i)$ 可由式 (5) 表示:

$$p(i) = n(i) / N, \quad (i = 0, 1, \dots, 255) \quad (5)$$

待测图像全体像素值的均值 u_i 可由式 (6) 表示:

$$u_i = \sum_{i=0}^{255} ip(i), \quad (6)$$

待检测位移轮廓图像将被阈值 k 分为 S_1 和 S_2 2 个部分, 即 $S_1 = [0, 1, \dots, k]$ 和 $S_2 = [k+1, \dots, 255]$. 2 个部分的频率 $[w_1(k)$ 和 $w_2(k)]$ 和均值 $[m_1(k)$ 和 $m_2(k)]$ 可由式 (7) 和 (8) 表示:

$$w_1(k) = \sum_{i=0}^k p(i), \quad w_2(k) = \sum_{i=k+1}^{255} p(i), \quad (7)$$

$$m_1(k) = \sum_{i=0}^k ip(i), \quad m_2(k) = \sum_{i=k+1}^{255} ip(i), \quad (8)$$

S_1 和 S_2 的方差 (σ_1 和 σ_2) 可由式 (9) 表示:

$$\sigma_1(k) = \sum_{i=0}^k p(i) (m_1(k) - i)^2, \\ \sigma_2(k) = \sum_{i=k+1}^{255} p(i) (m_2(k) - i)^2, \quad (9)$$

S_1 和 S_2 组间的方差 σ_b 以及 S_1 和 S_2 组内的方差 σ_w 可由式 (10) 和 (11) 表示:

$$\sigma_b^2 = w_1(u_1 - u_i)^2 + w_2(u_2 - u_i)^2 = \\ w_1 w_2 (u_1 - u_2)^2, \quad (10)$$

$$\sigma_w^2 = w_1 \sigma_1^2 + w_2 \sigma_2^2. \quad (11)$$

整个待测图像的方差 σ_i 可由式 (12) 表示:

$$\sigma_i^2 = \sum_{i=0}^{255} (i - u_i)^2 p(i) = \sigma_b^2 + \sigma_w^2. \quad (12)$$

为了自动选择最佳阈值 k^* , 设评价指标如式

(13) 所示. 当分离度 $[\eta(k)]$ 达到最大, 则可获最优优化阈值 [即最大分离度 $\eta(k^*)$].

$$\eta(k) = \sigma_b^2 / \sigma_i^2, \quad \eta(k^*) = \max_{0 \leq k \leq 255} [\eta(k)]. \quad (13)$$

位移轮廓图像在 k^* 处的二值分割图像可由式 (14) 表示:

$$g'(x, y) = \begin{cases} 0, & g(x, y) \leq k \\ 255, & g(x, y) > k \end{cases} \quad (14)$$

其中, $g(x, y)$ 和 $g'(x, y)$ 分别是像素点 $p(x, y)$ 二值化前后的灰度值. 位移轮廓图像经大津自动阈值分割后, 则变为一个二值图像.

待测图像二值化分割后, 潜在的缺陷区域仍是离散点, 通过四邻连通域像素点标记技术可把待测图像标记为正常材和一系列完整的潜在缺陷区域, 每个完整的潜在缺陷区域具有不同的标记. 待测图像经标记处理后被标记为: 正常材, $\pi, \epsilon, \dots, \epsilon_n$, 其中 $\pi, \epsilon, \dots, \epsilon_n$ 代表不同潜在缺陷区域的标签.

以下是一个识别特征提取的例子. 假设 R_j 是一个潜在缺陷区域, 其中具有相同标签的像素总数为 N_j . 为了计算识别特征, 潜在的缺陷区域 (R_j) 被理想化为由上下边界和左右边界所定的矩形区域. 上下左右边界的最小及最大值可由式 (15) 表示:

$$\begin{cases} R_{\min X}(j) = \min_{p \in R_j} [x(p)], \\ R_{\max X}(j) = \max_{p \in R_j} [x(p)], \\ R_{\min Y}(j) = \min_{p \in R_j} [y(p)], \\ R_{\max Y}(j) = \max_{p \in R_j} [y(p)], \end{cases} \quad (15)$$

其中: $R_{\min X}(j)$ 和 $R_{\max X}(j)$ 是 R_j 的 x 坐标最小和最大值; $R_{\min Y}(j)$ 和 $R_{\max Y}(j)$ 是 R_j 的 y 坐标最小和最大值; p 是 R_j 的第 l 点. 提取的识别特征可由式 (16) ~ (19) 表示:

$$\text{宽度}(W) = R_{\max X}(j) - R_{\min X}(j), \quad (16)$$

$$\text{长度}(L) = R_{\max Y}(j) - R_{\min Y}(j), \quad (17)$$

$$\text{圆形式}(C) = (W + L)^2 / (4WL), \quad (18)$$

$$\text{圆度}(R) = W / L \quad (19)$$

W, L, C 和 R 是描述各缺陷区域形状特征的参数.

缺陷识别特征及规则如表 1 所示, 4 个识别特征的阈值建立在 280 个缺陷样本数据基础上, 基于 4 个识别特征开发了 8 条识别规则. 对于潜在缺陷区域通过计算其 4 个识别特征, 然后分别应用孔和裂缝的识别规则对潜在缺陷进行识别. 如果潜在缺陷的特征落在某个识别规则内, 则在该规则对应的缺陷类型计 1 票, 通过统计潜在缺陷对应孔和裂缝 2 类缺陷统计票数的高低则可判别潜在缺陷区域是孔或裂缝.

缺陷区域面积通过式 (20) 计算:

$$A_{R_j} = LWN_{R_j} / N_{\text{total}}, \quad (20)$$

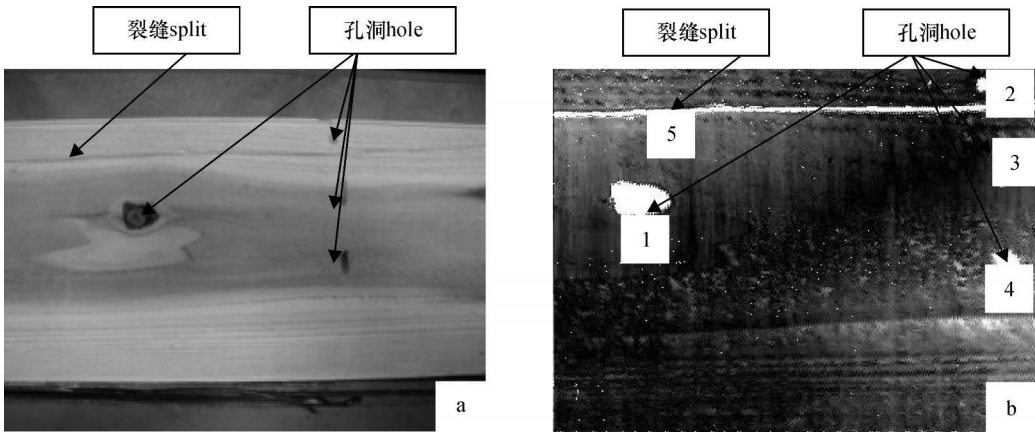
表 1 孔洞和裂缝的识别规则
Tab. 1 The recognition rules of hole and split

特征值 features	孔洞 hole		裂缝 split	
	阈值	可能性	阈值	可能性
	thresholds	possibility	thresholds	possibility
宽度 width /mm	$\geq 5 \text{ 且 } \leq 45$ $< 5 \text{ 或 } > 45$	高 低	≤ 5 > 5	高 低
长度 length /mm	$\geq 5 \text{ 且 } \leq 45$ $< 5 \text{ 或 } > 45$	高 低	≥ 10 < 10	高 低
圆度 roundness	$\geq 0.4 \text{ 或 } \leq 2.5$ $< 0.4 \text{ 或 } > 2.5$	高 低	$< 0.2 \text{ 或 } > 5$ $\geq 0.2 \text{ 且 } \leq 0.5$	高 低
圆弧度 compactness	$\geq 1.0 \text{ 且 } \leq 1.23$ > 1.23	高 低	> 1.23 $\geq 1.0 \text{ 且 } \leq 1.23$	高 低

其中, A_{R_j} 、 L 、 W 、 N_{R_j} 和 N_{total} 分别是缺陷区域 R_j 的面积、待测图像的长度、待测图像的宽度、缺陷区域 R_j 的全体像素数和待测图像的全体像素数。

2 结果与分析

与正常材和其他缺陷类型相比,裂缝和孔洞缺陷与其表面轮廓相关联,利用此特征可识别裂缝和孔洞。裂缝和孔洞所在部位的厚度比正常材的厚度薄,激光位移传感器测量值大于正常材对应的测量值。通过把位移信息转换为图像的灰度值,扫描整个试件后则可得到 1 个完整的位移轮廓图像,如图 4 所示,位移轮廓图像可以清晰地表达包含 1 个裂缝和 4 个孔表面缺陷信息。



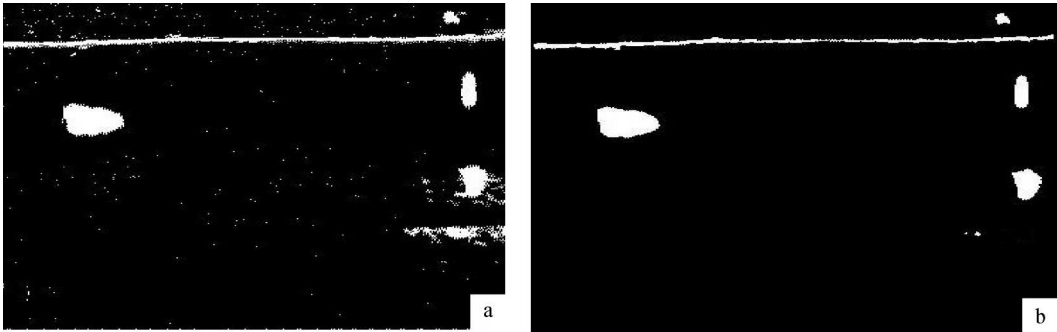
a 试样的图像; b 试样的位移轮廓图像; 1~5;潜在缺陷的编号
a The image taken by a digital camera; b The generated displacement profile images 1~5; the No. of potential defects

图 4 位移轮廓图像

Fig 4 The generated displacement image

通过运行边缘保护的滤波图像强化处理,可消除采样和加工表面粗糙度等的影响。通过滤波预处理后,位移轮廓图像的灰度分布直方图呈双峰特征,其中占主导地位的峰值是正常材,而另一个峰值则是潜在缺陷的特征信息。大津自动阈值算法可以有效地对灰度分布直方图呈双峰分布的图像进行自动

分割。如果位移轮廓图像不经过边缘保护滤波预处理,则会在分割的二值图像中出现噪声干扰,导致虚假的潜在缺陷区域存在。如图 5 所示,通过边缘保护滤波预处理操作,潜在缺陷区域和正常材的对比度得到了增强,后续大津自动阈值算法能够更好地实现正常材和潜在缺陷区域的检测。



a 无边缘保护滤波预处理 without the filtering operation; b 边缘保护滤波预处理 with the filtering operation

图 5 二值化图像

Fig 5 The final threshold images

本研究中使用 280 个测试样本建立了 4 个识别特征的阈值,并在此基础上开发了针对孔洞和裂缝的 8 条识别规则. 以一个含有 4 个孔洞和 1 个裂缝共 5 个缺陷区域的样本为例,说明了识别流程和效率. 识别特征值和分类结果如表 2 所示,结果表明,4 个孔洞和 1 个裂缝共 5 个缺陷都能被准确检测和识别. 此外,为验证系统的健壮性,从工厂实际条件下随机选择了 47 个含有裂缝和 45 个含有孔洞的木材

样品对系统进行了检测,检测结果的准确度达到了 94. 5%. 例示样本所包含缺陷区域的面积如表 2 所示,此处矩形边界作为确定缺陷区域的边界模型,由于缺陷区域很少呈现矩形形状,在处理程序中矩形模型扩大了潜在缺陷的区域. 为减小此种误差,此处利用缺陷区域在正常材区域像素比来计算缺陷区域的面积,结果表明此种方法比基于矩形模型所计算的缺陷区域面积更为准确.

表 2 识别特征值及结果
Tab. 2 The values of recognition features and identifying results

潜在缺陷编号 no. of potential defects region	识别特征值 values of recognition features				得票数 voting value		面积 area/mm ²			缺陷分类 classification
	宽度	长度	圆度	圆形度	空洞	裂缝	像素法	矩形法	视觉检测法	
	width/mm	length/mm	roundness	compactness	hole	split	pixel model	rectangular model	visual model	
1	16.0	20.5	0.78	1.02	4	1	264.0	328.0	290.0	孔洞
2	4.5	5.5	0.81	1.01	3	1	25.8	24.8	28.2	孔洞
3	16.0	9.5	1.68	1.07	4	0	82.6	152.5	90.0	孔洞
4	17.0	14.5	1.17	1.01	4	1	142.5	246.5	120.0	孔洞
5	5.5	177.0	0.03	8.55	1	4	413.8	973.5	531.0	裂缝

3 结论

根据锯材表面缺陷的不同特征进行分类自动识别是提高缺陷自动识别系统效率的一个有效方法,根据裂缝和孔洞的厚度特征信息利用激光扫描技术可高效实现裂缝和孔洞缺陷的自动识别.

通过把激光位移传感器测量得到的位移值转换成灰度值,产生待测试样的位移轮廓图像,可准确表达裂缝和孔洞.

利用 4 个识别特征构建的 8 条识别规则,通过对 47 个含有裂缝和 45 个含有孔洞的木材样品的检测,结果表明系统对裂缝和孔洞的正确识别率可以达到 94. 5%.

参考文献:

[1] 郭凡,戚大伟. 基于全方位和多尺度结构元数学形态学的木材缺陷图像边缘检测 [J]. 森林工程, 2007, 23 (6): 28-30.

[2] 业宁,王厚立,徐兆军,等. 基于支持向量机的木材缺陷识别 [J]. 计算机应用与软件, 2006, 23(4): 3-5.

[3] 邹丽晖,白雪冰. 图像分割技术在木材表面缺陷识别中的应用 [J]. 森林工程, 2007, 23(1): 27-29.

[4] DANIEL L S, ZHU Dong-ping, RICHARD W C. Non-destructive evaluation of hardwood logs using automated interpretation of CT images[M]// THOMPSON D O, CHM-ENTID E. Review of progress in quantitative nondestructive evaluation, Vol 12. New York: Plenum Press 1993.

2257-2264.

[5] SUG MORIM. Recognition of tangential knot area by light reflection and image processing [J]. Mokuzaï Gakkaishi 1994, 40(8): 795-800 (in Japanese).

[6] WASAKI S, SADOH T. Measurements of knots in hinoki and sugi lumbers by the optical scanning method [J]. Mokuzaï Gakkaishi 1991, 37(11): 999-1003 (in Japanese).

[7] SADOH T, MURATA K. Detection of knots in hinoki and karamatsu lumber by thermograph [J]. Mokuzaï Gakkaishi 1993, 39(1): 13-19 (in Japanese).

[8] EARL K D, AGUSW, JANICE K W, et al Performance of color camera machine vision in automated furniture rough mill system [J]. Forest Prod J 1998, 48 (3): 38-45.

[9] LEE S M, ABBOT A L, DANIEL L S. Wane detection on rough lumber using surface approximation [C]// KLINE D E. Proceedings of 4th International Conference on Image Processing and Scanning of Wood. Asheville NC: Southern Research Station, 2000: 115-126.

[10] OSAKI H, TOKUNAGA S, SAKO Y, et al Method to determine grade of timber using image processing technique [J]. Nihon Kikai Gakkai Ronbunshu, C, 1994, 60 (573): 1862-1868 (in Japanese).

[11] OTSU N. An automatic threshold selection method based on discriminate and least squares criteria [J]. Denshi Tsushin Gakkai Ronbunshi 1979, 63(4): 349-356 (in Japanese).

【责任编辑 李晓卉】