基于色彩识别特征的柳杉锯材表面活节和死节的机器视觉识别系统

胡传双¹, 邢益显², 云 虹¹, 朱新波¹, 李重根¹ (1 华南农业大学 林学院,广东广州 510642; 2 广东省林业局,广东广州 510178)

摘要:利用色彩特征信息开发了柳杉锯材表面活节和死节的机器视觉自动识别系统. 该系统由 3 部分组成:CCD 工业摄像图像采集硬件系统、缺陷检出的图像处理模块和基于识别规则的缺陷识别模块. 潜在缺陷区域可由大津自动阈值分割算法结合 T-检验来完成,活节和死节的检出率分别为 92.6% 和 97.1%. 基于 2 个形状识别特征和 6 个色彩识别特征构建了缺陷的识别规则,利用构建的识别规则可实现活节和死节的识别率分别为 92.0% 和 94.1%. 系统整体检测准确率为 87.6%,此结果表明基于识别规则的彩色机器视觉自动识别系统是检测柳杉锯材表面活节和死节的一个有效手段.

关键词:木材缺陷; CCD 摄像机; 图像处理; 彩色视觉系统

中图分类号:S781.3

文献标识码:A

文章编号:1001-411X(2009)01-0099-05

Locating and Identifying Sound Knots and Dead Knots on Sugi by the Rule-Based Color Vision System

HU Chuan-shuang¹, XING Yi-xian², YUN Hong¹, ZHU Xin-bo¹, LI Chong-gen (1 College of Forestry, South China Agricultural University, Guangzhou 510642, China; 2 Forestry Administration of Guangdong Province, Guangzhou 510178, China)

Abstract: The split and the hole are two common defects on sugi, Cryptomeria japonica. They have a common feature in that they are associated with surface irregularities. A laser scanning system to detect the splits and the holes based on their thickness was developed, which correlated spatially with the profile information. The displacements measured by the laser sensor were converted to pixel values to generate the displacement profile image. Both the splits and the holes manifested well in the image. A dedicated image-processing program written in Visual Basic was developed. The defects regions were accurately located by the image processing. To identify the 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 the defect. The results indicated that the defects could be identified correctly, and the areas could be computed accurately using the pixels model.

Key words: wood defects; CCD-camera; image processing; color vision system

目前世界范围内,锯材缺陷的检测和分等还主 检测由于人的主观差异而导致检测结果的差异.为要由熟练工人完成,但基于肉眼观测基础上的缺陷 了克服锯材缺陷人工视觉检测的缺点,机器视觉、超

声波、微波、核磁共振、X 射线密度成像和温度梯度等技术已被尝试用于锯材表面缺陷自动检测领域^[1-3]. 机器视觉技术因其高性价比已被确认为锯材表面缺陷识别的有效技术之一,如彩色线性扫描摄相机被用来自动优化锯切和分类红橡木板材^[4]. Koivo等^[5]利用颜色特征分布直方图把锯材常见缺陷自动识别为8类. 由于锯材的外观变化很大,不存在两块色彩或纹理特征都完全相同的板材^[6],所以锯材缺陷的自动机器视觉识别,目前还存在着许多挑战. 本研究旨在利用色彩识别特征开发锯材表面活节和死节的高性价比的机器视觉自动识别系统.

1 材料与方法

1.1 材料

试验所用树种为日本柳杉 Cryptomeria japonica, 试件规格为 1 000 mm×300 mm×20 mm,干燥至含水率为12%左右. 试件表面经数控铣床(Funuc,型号 M180)刨光加工,进给速度为 15 m/min 和切削线速度为 30 m/s.

1.2 方法

检测系统如图 1 所示,包括一个工业彩色摄像机(Vitor KY-F350, Vitor JVC)、2 个光照灯(Toshiba reflector 150 WF)、数控工作台(Funuc, M180 系列)和安装有笔者开发的专用缺陷识别软件系统的计算机. 待测试样放置在二维数控工作台上,2 个光照灯从两边照明,通过调整并固定摄像头的高度和焦距,采集的图像帧分辨率为 60 dpi,并记录为 24 bpp (bit/pixel),对应的实际图像尺寸约为 270 mm × 200 mm. 缺陷自动识别程序由 Visual Basic 6.0 (企业版)实现,识别程序的流程图如图 2 所示.

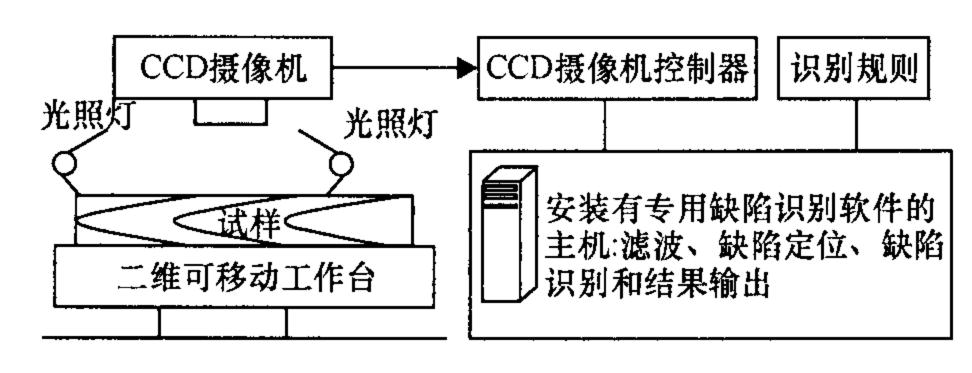


图 1 检测系统示意图

Fig. 1 The schematic diagram of the system

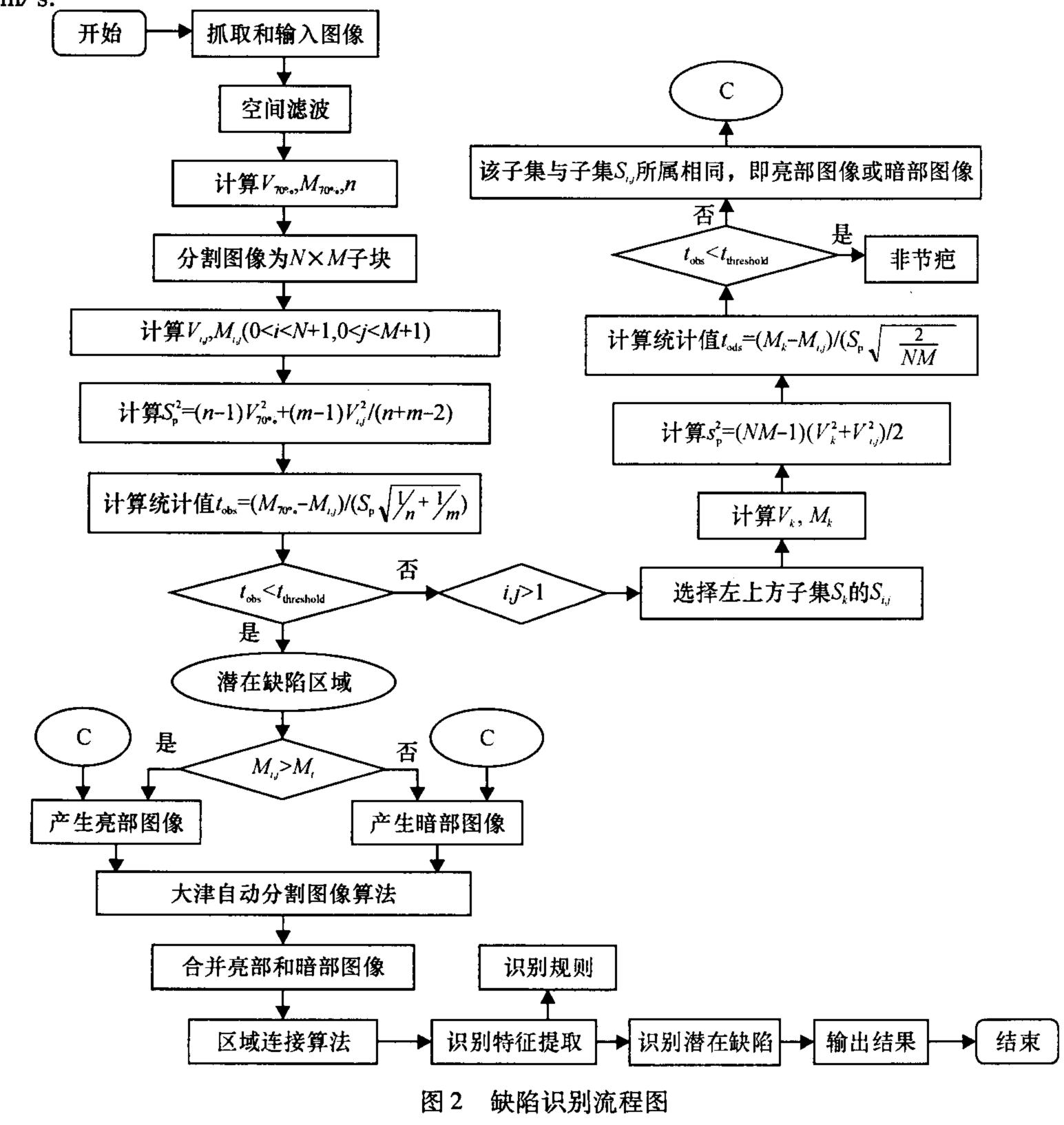


Fig. 2 The flow chart of the program

1.2.1 图像处理算法 采集和输入图像后,彩色图像帧分割为 R、G 和 B 信号图像,为了提高系统运算效率,目前研究中仅针对 R 信号图像进行处理. 经 CCD 摄像机所采集的图像包含一些不必要的图像细节,特别是柳杉的年轮信息,为了避免这些图像细节对后续处理的不利影响,此处采取空间滤波算法^[7]. 为了区分潜在缺陷区域和正常材,此处采取 T-检验和大津自动阈值分割算法相结合. 整个图像分割成像素为64×48的各子集,通过对各子集和图像内正常材进行 T-检验,判断得出各子集是否为潜在缺陷区域. 假设整帧图像的70%区域为正常材,则 T-检验的步骤可描述如下:

第1步:由整帧图像 R 值分布直方图及其百分比分布直方图计算第15百分位和第85百分位范围内的均值和方差,可由式(1)~(3)表示:

$$R_{M,70\%} = \frac{\sum_{i=v(15^{th})}^{v(85^{th})} c(g(i)) \cdot g(i)}{t(c(g(i)))}, \qquad (1)$$

$$R_{V,70\%} = \frac{\sum_{i=v(15^{th})}^{v(85^{th})} (c(g(i)) \cdot g(i) - R_{M,70\%})^{2}}{t(c(g(i)))}, \qquad (2)$$

$$t(c(g(i))) = \sum_{i=v(15^{th})}^{v(85^{th})} c(g(i)), \qquad (3)$$

其中,g(i)和 c(g(i))分别是第 i 百分位的 R 值及其分布频次, $v(15^{th})$ 和 $v(85^{th})$ 分别是第 15 和第 85 百分位处的 R 值,t(c(g(i)))为第 15 和 85 百分位范围内的所有 R 值分布频次之和, $R_{M,70\%}$ 和 $R_{V,70\%}$ 分别是第 15 和 85 百分位范围内 R 值的均值和方差.

第2步:整帧待测图像分割为像素 64×48 的各子集,并计算各子集的均值 M(j,k) 和方差 V(j,k),可由式(4)和(5)表示:

$$M(j,k) = \frac{\sum_{i=1}^{n} \sum_{j=1}^{m} g(j,i)}{nm}, \qquad (4)$$

$$V(j,k) = \frac{\sum_{i=1}^{n} \sum_{j=1}^{m} (M(j,k) - g(j,i))^{2}}{nm}, \quad (5)$$

其中 n = 48, m = 64.

第3步:计算统计值 S^2 和 t,可由式(6) 和(7) 表示:

$$S^{2} = \frac{(t(c(g(i))) - 1)V_{70\%}^{2} + (nm - 1)V^{2}(j,k)}{t(c(g(i))) + nm - 2},$$
(6)

$$t = \frac{M_{70\%} - M(j,k)}{S\sqrt{1/t(c(g(i))) + 1/(nm)}},$$
 (7)

其中 $M_{70\%}$ 和 $V_{70\%}$ 分别表示整帧图像第 15 百分位至第 85 百分位区间的均值和方差.

第4步:如果t的绝对值大于预设阈值,则子集(j,k)为潜在缺陷区域.

第5步:待测帧图像的每个子集重复步骤1~4.

经过 *T* - 检验处理后,采用大津自动阈值分割算法^[8] 把潜在缺陷和正常材转换成二进制黑白图像(图 4). 分割处理后,利用 4 - 邻连通域像素点标记技术^[9] 把潜在缺陷区域的离散点标记成完整的缺陷区域.

1.2.2 缺陷识别规则构建 针对上述图像处理程序后形成的完整缺陷区域,分别计算其统计特征值和几何形状特征值. 此处基于 6 个色彩统计特征值和 2 个几何形状特征值构建了活节、死节和正常材的识别规则. 潜在缺陷区域的 2 个形状特征值即圆形度(compactness)和圆度(roundness)的计算方法参阅文献[3]. 潜在缺陷区域的 6 个色彩统计特征值即 R、G 和 B 色彩通道的均值(R_M 、 G_M 和 B_M)和方差(R_V 、 G_V 和 B_V)可由式(8)~(13)表示:

$$R_{\rm M} = \frac{\sum_{i=1}^{i=N} \sum_{j=1}^{j=M} R(i,j)}{NM}, \qquad (8)$$

$$G_{\rm M} = \frac{\sum_{i=1}^{i=N} \sum_{j=1}^{j=M} G(i,j)}{NM}, \qquad (9)$$

$$B_{\rm M} = \frac{\sum_{i=1}^{i=N} \sum_{j=1}^{j=M} B(i,j)}{NM}, \qquad (10)$$

$$R_{\rm V} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{i=N} \sum_{j=1}^{j=M} (R_{\rm M} - R(i,j))^{2}}{NM}}, \qquad (11)$$

$$G_{V} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{i=N} \sum_{j=1}^{j=M} (G_{M} - G(i,j))^{2}}{NM}}, \qquad (12)$$

$$B_{\rm V} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{i=N} \sum_{j=1}^{j=M} (B_{\rm M} - B(i,j))^2}{NM}}.$$
 (13)

制定识别规则的识别特征阈值建立在142个活节和80个死节共222个缺陷样本数据基础上,对于每一个缺陷样本分别计算8个识别特征值,然后统计形成识别特征的分布直方图,最后由识别特征分布直方图确立识别特征的阈值.识别特征阈值和识别规则如表1和表2所示,表1为含有2层结构的识别规则,其中圆形度和圆度几何形状特征作为上层,以从待测帧图像中识别缺陷材和正常材.在几何识别特征规

则的基础上,基于6个色彩识别特征构建了表1中的第2层16个次要识别规则.区分出缺陷区域后,为了

最终确定缺陷为活节或死节,基于色彩统计特征值基础上另外制定了4条识别规则,如表2所示.

表 1 正常材和缺陷材的识别规则

Tab. 1 The rules identifying clear-wood from potential defect wood

待定区域	特征值	阈值	得票值		待定区域	Lt. 47 /tz	Out Air	得票值	
圆形度			潜在缺陷	正常材	圆度	特征值	阈值	潜在缺陷	正常材
≤1.23	G_{M}	$G_{\rm M} \in [97,151]$	0.5	0.5	0.4~2.5	$M_{\rm G}$	$G_{\rm M} \in [97,151]$	0.5	0.5
		$G_{\mathrm{M}} \notin [97,151]$	1.0	0			$G_{\mathrm{M}} \notin [97,151]$	1.0	0
	R_{M}	$R_{\rm M} \in [118, 218]$	0.5	0.5		M_{R}	$R_{\rm M} \in [118,218]$	0.5	0.5
		$R_{\mathrm{M}} \notin [118,218]$	1.0	0			$R_{\mathrm{M}} \notin [118,218]$	1.0	0
	$G_{\mathbf{v}}$	$G_{v} \in [6,17]$	0.5	0.5		$G_{\mathbf{v}}$	$G_{\mathbf{v}} \in [6,17]$	0.5	0.5
		$G_{\rm v} \notin [6,17]$	1.0	0			$G_{\rm v} \notin [6,17]$	1.0	0
	$R_{\mathbf{v}}$	$R_{\rm V} \in [5,16]$	0.5	0.5		$R_{\mathbf{v}}$	$R_{\rm v} \in [5,16]$	0.5	0.5
		$R_{\rm v} \notin [5,16]$	1.0	0			$R_{\mathbf{v}} \notin [5,16]$	1.0	0
>1.23	$G_{\mathtt{M}}$	$G_{\rm M} \in [97,151]$	0	1.0	<0.4或>2.	G_{M}	$G_{\rm M} \in [97,151]$	0	1.0
		$G_{\mathrm{M}} \notin [97,151]$	0.5	0.5			$G_{\mathrm{M}} \notin [97,151]$	0.5	0.5
	$R_{\mathtt{M}}$	$R_{\rm M} \in [118,218]$	0	1.0		$R_{\mathtt{M}}$	$R_{\rm M} \in [118, 218]$	0	1.0
		$R_{\mathrm{M}} \notin [118,218]$	0.5	0.5			$R_{\mathrm{M}} \notin [118,218]$	0.5	0.5
	$G_{ m v}$	$G_{v} \in [6,17]$	0	1.0		$G_{\mathbf{v}}$	$G_{\mathbf{v}} \in [6,17]$	0	1.0
		$G_{v} \notin [6,17]$	0.5	0.5			$G_{V} \notin [6,17]$	0.5	0.5
	$R_{\rm v}$	$R_{\rm v} \in [5,16]$	0	1.0		R_{v}	$R_{\rm V} \in [5,16]$	0	1.0
		$R_{\rm v} \notin [5,16]$	0.5	0.5			$R_{\rm V} \notin [5,16]$	0.5	0.5

表 2 活节和死节的识别规则

Tab. 2 The rules identifying sound knot from dead knot

•	ì	只别规则	得票值		i	只别规则	得票值	
	特征值 阈值		活节	死节	特征值	阈值	活节	死节
_	$B_{\rm M}$	$B_{\rm M} \in [57,116]$	1.0	0	$G_{\mathbf{v}}$	$G_{\mathbf{v}} \in [12,34]$	1.0	0
		$B_{\rm M} \in [35,85]$	0	1.0		$G_{\mathbf{v}} \in [27,52]$	0	1.0
	$B_{\mathbf{v}}$	$B_{\mathbf{v}} \in [10,33]$	1.0	0	$R_{\mathbf{v}}$	$R_{\mathbf{v}} \in [18,37]$	1.0	0
		$B_{\mathbf{V}} \in [25,51]$	0	1.0		$R_{\mathbf{v}} \in [32,54]$	0	1.0

对于图像处理后检出的待测帧图像的每一个缺陷区域,用表1和表2中的识别规则对其进行判决. 运用识别规则对缺陷区域进行识别的过程就如一个投票过程,每个缺陷区域对应所得缺陷类型票数的高低说明了该缺陷区域为该类型缺陷可能性的高低. 潜在缺陷区域确定后,通过表2中的识别规则识别缺陷类型是活节或死节.

2 结果与分析

锯材表面的活节和死节在色彩上表现出很大差异,机器视觉技术可以此对活节和死节等与色彩关联的缺陷进行识别.如图 3a 所示,2 个节子缺陷(1个活节和1个死节)能够在彩色图中清晰地辨别.文献[10]的报道表明,为了提高图像处理效率,利用色彩空间的二维信息就可有效地表征花旗松锯材表面

的视觉缺陷. 在本研究中仅对 R 通道的信号进行图像处理以检出潜在缺陷区域, R、G 和 B 3 通道信号用来提取识别特征,对缺陷类型进行判别. 对于多数待测帧图像,正常材区域占总待测帧图像区域的80%以上. 为了提高图像处理效率、节省存储空间和提高潜在缺陷的检出率,关键要在加工的初始阶段就缩小潜在缺陷的检测区域,因此对 R 信号图像进行阈值分割前先做 T-检验操作. 如图 4a 所示,大部分的正常材被排除,而经过 T-检验分析后潜在缺陷区域仍被保留. 经 T-检验操作后,运用大津自动阈值算法把待测图像转换为一个二进制图像,如图 4b 所示,1 个活节和1 个死节都被正确地检出.

潜在缺陷区域检出后,针对每个潜在缺陷区域分别计算其 6 个色彩统计特征和 2 个几何形状特征,并利用预试验构建的识别规则确定潜在缺陷的类型为活节或死节. 142 个活节和 80 个死节共 222 个缺陷样本数据统计得到的 8 个识别特征值的分布直方图表明,正常材和缺陷材的 G_M 、 R_M 、 G_V 和 R_V 等特征值差异较大,而活节和死节的 B_M 、 B_V 、 G_V 和 R_V 等特征值差异性较大. 基于 2 个几何形状特征值和 4 个色彩统计特征值 G_M 、 R_M 、 G_V 和 R_V 构建了如表 1 所示的正常材和缺陷材的 2 层识别规则,基于 4 个统计特征值 B_M 、 B_V 、 G_V 和 G_V 和 G_V 和表 2 所示的

活节和死节的识别规则. 表 3 示识别程序对包含有 1 个活节和 1 个死节的例示样本的识别结果,结果表明,示例样本的缺陷都能被系统正确地识别.

为了验证系统的健壮性和准确率,随机抽选了包含单个或多个活节和/或死节的测试样本,测试样本的表面共含有54个活节和35个死节.如表4所示,活节和死节的检出精度分别达到了92.6%和97.1%,识别精度分别达到了92.0%和94.1%,系统对活节和死节的检测精度分别达到了85.2%和91.4%,整体检测准确率为87.6%.

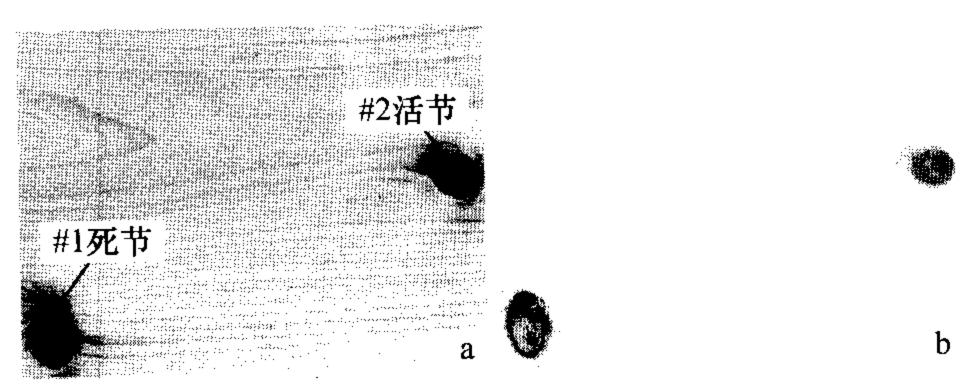


图 3 RGB 彩色图像(a)和 R 通道信号图像(b)

Fig. 3 The RGB color picture (a) and the R signal picture (b)



a: T-检验后;b: 自动阈值分割后的二值化图像图 4 处理后的 R 通道信号图像

Fig. 4 The R signal picture after pre-processing

表 3 识别特征值和识别结果

Tab. 3 The values of recognition features and identifying results

潜在缺陷				识别值		缺陷					
a 編号	圆度	圆形度	$B_{\mathbf{M}}$	$G_{\mathbf{M}}$	$R_{\mathbf{M}}$	$B_{\mathbf{V}}$	$G_{\mathbf{v}}$	$R_{\mathbf{V}}$	正常材	潜在缺陷 活节 死节	类型
#1	0.79	1.01	56.5	82.4	118.8	25.1	30.6	39.9	1.0	7.0 3.0 4.0	死节
#2	1.34	1.02	68.4	86.5	136.7	10.2	15.4	19.1	2.0	$\frac{6.0}{4.0 0}$	活节

表 4 系统识别率

Tab. 4 The accuracies of the system

类型	总样本数	检出数	检出率/%	识别数	识别率/%	系统识别率/%	系统总识别率/%
活节	54	50	92.6	46	92.0	85.2	07 (
死节	35	34	97.1	32	94.1	91.4	87.6

3 结论

1) 自行开发的图像处理程序可准确地检出潜

在缺陷区域,活节和死节的检出精度分别为92.6%和97.1%;

- 2) 基于6个色彩统计识别特征和2个形状识别特征构建了缺陷的识别规则,活节和死节的识别精度分别为92.0%和94.1%,系统的整体检测准确度为87.6%.
- 3) 基于色彩的机器视觉系统可有效检测柳杉锯材表面的活节和死节2类缺陷,以识别规则为基础的识别技术可有效地实现活节和死节2类缺陷,然而若需识别其他表面缺陷或提高缺陷的识别率,则需考虑增加额外的识别特征.

参考文献:

- [1] SZYMANI R, McDONALD K A. Defect detection in lumber: state of the art [J]. Forest Prod J, 1981, 31(11): 34-43.
- [2] PORTALA J F, CICCOTELI J. Nondestructive testing techniques applied to wood scanning [J]. Industrial Metrology, 1992, 2(3/4): 299-307.
- [3] HU Chuan-shuang, TANAKA C, OHTANI T. Locating and identifying holes and splits on sugi by the displacement laser sensor [J]. J Wood Sci, 2003, 49(6):492-498.
- [4] LEFEVRE R. Scan wood color: 1st color scanner working in industry [C]//JAMSHID D. Proceeding 2nd international workshop on scanning technology and image processing on wood. Skelleftea, Sweden: IEEE, 1995: 119-132.
- [5] KOIVO A J, KIM C W. Automatic classification of surface defects on Red Oak boards [J]. Forest Prod J, 1989,39 (9):22-30.
- [6] MORING I, SILVEN O. Automatic visual lumber inspection: experiments [C] // KARJALAINER M. Finnish artificial intelligence symposium. Finland: Finnish Artificial Intellegence Association, 1986:290-294.
- [7] ROSENFELD R, KAK A C. Digital picture processing [M]. New York: Academic press, 1993:976.
- [8] 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).
- [9] HARALICK R, SHAPIRO L. Computer and robot vision: Volume I [M]. Boston: Addision-Wesley Publication Company, 1992.
- [10] MARISTANY A G, LEBOW P K, BUTLER D A. Exploiting local color information for defect detection on douglas fir veneer [C]//SZYMANI R. Proceeding 4th International Conference on Scanning Technology in the Wood Industry. Burlingame, California, USA: Wood Machining Institute, 1991: 80-84.

【责任编辑 李晓卉】