

# 基于纹理特征的柳杉锯材表面节疤缺陷的自动识别

朱新波, 王 婷, 李重根, 胡传双, 胡硕飞

(华南农业大学 林学院, 广东 广州 510642)

**摘要:**根据柳杉锯材表面的纹理特点,构造了适于描述柳杉锯材表面节疤缺陷和正常材纹理特征的空间灰度共生矩阵特征参数群,并优化选择了其中5个纹理特征参数用于区分柳杉锯材表面节疤缺陷和正常材。在统计了柳杉锯材表面死节、活节和正常材的5个纹理特征值分布范围的基础上,根据5个纹理特征值的分布范围及其对死节、活节和正常材的区分度,构建了柳杉锯材表面死节、活节和正常材的相应识别规则,基于图像纹理特征匹配技术开发了柳杉锯材表面节疤缺陷和正常材的自动识别系统。对于300个含有单个和/或复数个节疤缺陷(184个活节和156个死节)的柳杉锯材图像的自动识别试验结果显示,活节和死节的正确识别率分别为83.2%和90.4%,识别精度表明,基于图像纹理特征匹配技术对柳杉锯材表面的节疤缺陷进行自动识别是有效可行的。

**关键词:**锯材缺陷; 纹理特征; 灰度共生矩阵

中图分类号:S781.3

文献标识码:A

文章编号:1001-411X(2009)03-0103-04

## Detecting Sound Knots and Dead Knots on Sawn Sugi Lumber Using Grey Level Co-Occurrence Matrix Parameters

ZHU Xin-bo, WANG Ting, LI Chong-gen, HU Chuan-shuang, HU Shuo-fei

(College of Forestry, South China Agricultural University, Guangzhou 510642, China)

**Abstract:** An algorithm was proposed to detect the sound knots and dead knots on the sawn sugi lumber based on the grey level co-occurrence matrix (GLCM). Five parameters, which are reliable to indicate the differences of the textures among clear wood, sound knot and dead knot, were calculated from the GLCM. The recognizing rules were built according to the distributions of the five parameters. 300 wood defect samples were used to test the proposed system. The results showed that the correct recognition ratios for sound knots and dead knots were 83.2% and 90.4%, respectively.

**Key words:** sawn lumber defects; texture features; gray level co-occurrence matrix

前期的工作中分别利用厚度轮廓信息和表面色彩特征实现了柳杉锯材表面裂缝、孔洞、节疤缺陷的分类识别<sup>[1-2]</sup>,本文拟研究基于图像纹理特征匹配技术,开发柳杉锯材表面节疤缺陷的自动识别系统。

## 1 研究方法

柳杉锯材表面缺陷图像获取的硬件系统参照文献[2],缺陷自动识别程序由MATLab 7.0实现,缺陷识别程序的流程图如图1所示。

首先根据公式(1)对各像素点进行处理,把RGB

缺陷图像转换为256阶的灰度图像。

$$H(x, y) = R(x, y) \times 0.30 + G(x, y) \times 0.58 + B(x, y) \times 0.11, \quad (1)$$

其中,  $H(x, y)$  表示像素点  $(x, y)$  的灰度值,  $R(x, y)$ 、 $G(x, y)$  和  $B(x, y)$  分别表示 RGB 各个色彩通道值。

为了提高灰度共生矩阵的计算效率和满足识别精度要求,经过预试验确定灰度图像在16阶时能高达到最佳优化结果,根据公式(2)把256阶灰度缺陷图像进行降阶处理,转换为16阶灰度图像。

$$H'(x, y) = \text{floor} \left[ \frac{H(x, y)}{256} \times S \right], \quad (2)$$

收稿日期:2008-12-01

作者简介:朱新波(1981—),男,硕士研究生;通讯作者:胡传双(1978—),男,副教授,博士,E-mail:cshu@scau.edu.cn

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

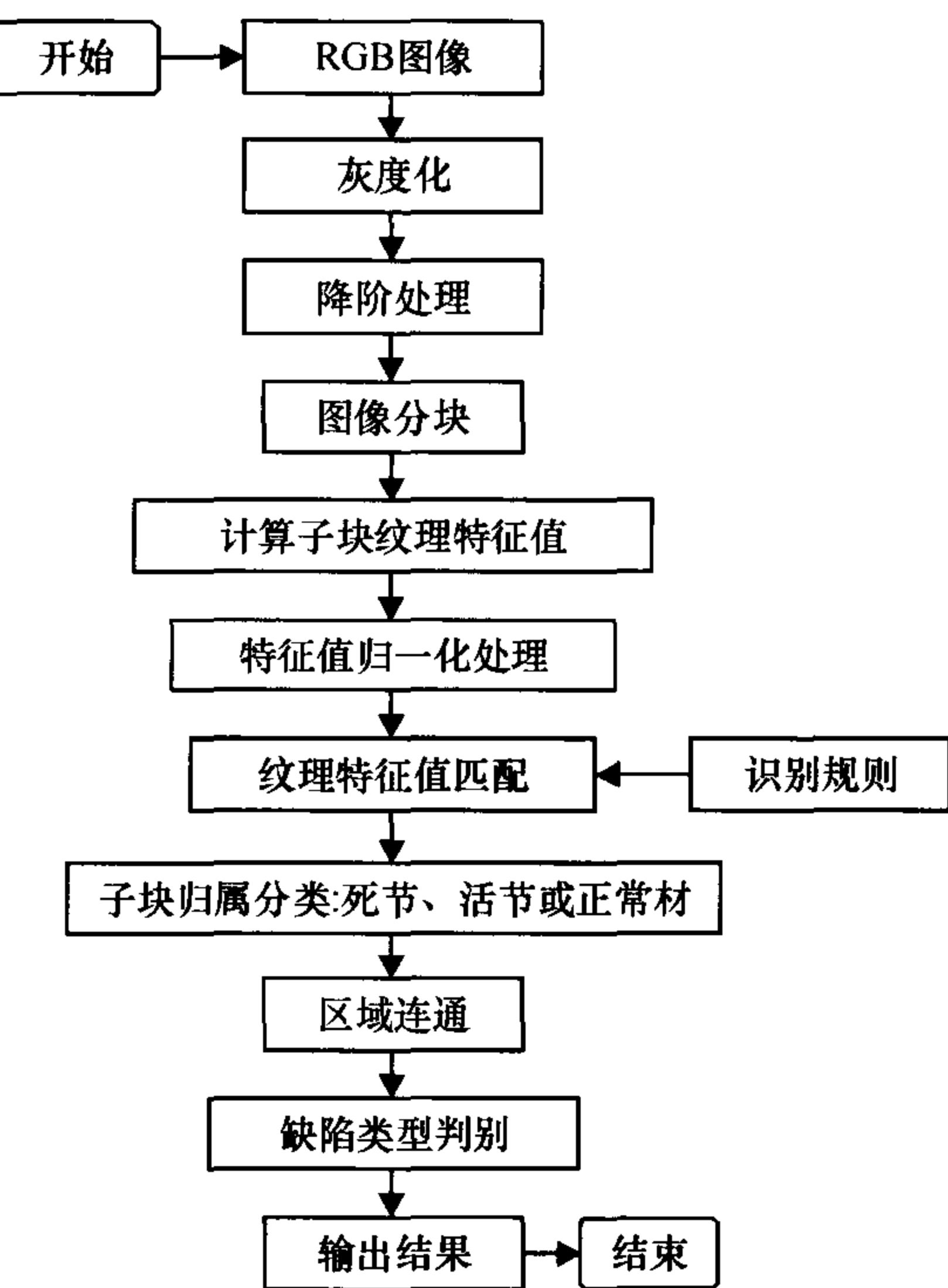


图1 锯材缺陷识别流程图

Fig. 1 Wood defects detecting flow chart

其中,  $S = 16$  为降阶处理后灰度图像的最大灰度值;  $H'(x, y)$  为降阶处理后像素点  $(x, y)$  的灰度值,  $\text{floor}$  表示圆整向下限取整数.

灰度共生矩阵是距离和方向的函数, 在规定的计算窗口或图像区域内统计符合条件的像元对个数. 在给定方向和距离时, 实际常通过计算共生灰度  $i$  和  $j$  的像元对数来表示共生矩阵元素  $p(i, j | d, \theta)$ . 则距离为  $d$ 、初始值为 0、方向  $\theta$  为  $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ$  和  $135^\circ$  的灰度共生矩阵  $p(i, j | d, 0)$ 、 $p(i, j | d, 45)$ 、 $p(i, j | d, 90)$  和  $p(i, j | d, 135)$  可分别表达为公式 (3) ~ (6):

$$p(i, j | d, 0) = p(i, j | d, 0) + 1, \\ \text{if } \begin{cases} [(x_1, y_1), (x_2, y_2)] \in (N_r \times N_c), \\ |y_1 - y_2| = 0, |x_1 - x_2| = d, \\ f(x_1, y_1) = i, f(x_2, y_2) = j, \end{cases} \quad (3)$$

$$p(i, j | d, 45) = p(i, j | d, 45) + 1, \\ \text{if } \begin{cases} [(x_1, y_1), (x_2, y_2)] \in (N_r \times N_c), \\ (x_1 - x_2)(y_1 - y_2) = -d^2, \\ |(x_1 - x_2)| = |(y_1 - y_2)| = d, \\ f(x_1, y_1) = i, f(x_2, y_2) = j, \end{cases} \quad (4)$$

$$p(i, j | d, 90) = p(i, j | d, 90) + 1, \\ \text{if } \begin{cases} [(x_1, y_1), (x_2, y_2)] \in (N_r \times N_c), \\ |y_1 - y_2| = d, |x_1 - x_2| = 0, \\ f(x_1, y_1) = i, f(x_2, y_2) = j, \end{cases} \quad (5)$$

$$\text{if } \begin{cases} [(x_1, y_1), (x_2, y_2)] \in (N_r \times N_c), \\ (x_1 - x_2)(y_1 - y_2) = d^2, \\ |(x_1 - x_2)| = |(y_1 - y_2)| = d, \\ f(x_1, y_1) = i, f(x_2, y_2) = j, \end{cases} \quad (6)$$

其中:假定待分析的图像为矩形,  $N_c$  和  $N_r$  分别为待分析图像水平和垂直方向的像素数;  $(x_1, y_1)$  和  $(x_2, y_2)$  为在指定方向上距离为  $d$  的 2 个相邻像素点坐标.

为了减少灰度共生矩阵的参数和综合锯材表面纹理方向的影响, 此处取上述 4 个方向的均值作为灰度共生矩阵的特征值, 可表达为公式(7):

$$p(i, j | d, \bar{\theta}) = \frac{1}{4} \sum p(i, j | d, \theta), \\ (\theta = 0^\circ, 45^\circ, 90^\circ \text{ 和 } 135^\circ). \quad (7)$$

通过预试验发现取距离  $d = 1$  的效果最佳, 此处确定距离为 1. Haralick<sup>[3]</sup> 从灰度共生矩阵中提出了 14 个描述纹理的统计量, 在众多的纹理特征中选取既有区分度又具有稳定性的纹理特征是锯材表面缺陷分类的重要条件. 此处根据柳杉锯材表面纹理特征选取了 5 个统计量, 计算公式如下所示:

惯量( $f_{\text{CON}}$ ):

$$f_{\text{CON}} = \sum_{i=0}^M \sum_{j=0}^N (i - j)^2 p(i, j | d, \bar{\theta}), \quad (8)$$

熵( $f_{\text{ENT}}$ ):

$$f_{\text{ENT}} = - \sum_{i=0}^M \sum_{j=0}^N p(i, j) \lg p(i, j | d, \bar{\theta}), \quad (9)$$

能量( $f_{\text{ASM}}$ ):

$$f_{\text{ASM}} = \sum_{i=0}^M \sum_{j=0}^N p^2(i, j | d, \bar{\theta}), \quad (10)$$

集群荫( $f_{\text{SOC}}$ ):

$$f_{\text{SOC}} = \sum_{i=0}^M \sum_{j=0}^N [(i - \mu_1) + (j - \mu_2)]^3 p(i, j | d, \bar{\theta}), \quad (11)$$

集群突出( $f_{\text{POC}}$ ):

$$f_{\text{POC}} = - \sum_{i=0}^M \sum_{j=0}^N [(i - \mu_1) + (j - \mu_2)]^4 p(i, j | d, \bar{\theta}), \quad (12)$$

其中,  $\mu = \sum_{i=0}^M \sum_{j=0}^N p(i, j | d, \bar{\theta})$ ,  $\mu_1 = \sum_{i=0}^M \sum_{j=0}^N i \times p(i, j | d, \bar{\theta})$ ,  $\mu_2 = \sum_{i=0}^M \sum_{j=0}^N j \times p(i, j | d, \bar{\theta})$ ,  $M$  和  $N$  分别代表灰度共生矩阵的行和列数.

为了消除各统计特征值之间的差别所造成的影响, 确保筛选出的各统计特征值对分类贡献的相对均衡, 此处对各统计特征值做了线性归一化处理, 可表达为公式(13):

$$x(p,i) = \frac{X(p,i) - X_{\min}(p,i)}{X_{\max}(p,i) - X_{\min}(p,i)}, \quad (13)$$

其中,  $x(p,i)$  为归一化处理后特征值  $p$  的第  $i$  个像素点的值,  $X(p,i)$  为归一化处理前特征量  $p$  的第  $i$  个像素点的实际值,  $X_{\min}(p,i)$  和  $X_{\max}(p,i)$  分别为归一化处理前特征量  $p$  所有像素点中的最小值和最大值.

归一化处理后, 分别统计死节、活节和正常材的上述 5 个纹理特征值的分布范围, 并根据特征值分布范围及其对死节、活节和正常材的区分度构建识别规则. 对待测目标图像进行大小为  $4 \times 4$  像素的分割, 并计算各分割子块的 5 个纹理特征值, 分别与识别规则进行匹配, 判别子块的归属, 最后通过标记连通属于同一缺陷区域的各子块.

**2 结果与分析**

运用上述灰度共生矩阵, 对 25 幅死节、活节以及正常材样本计算其纹理特征值, 并统计其特征值在不同区间的样本数据. 各种特征值范围如图 2 所示.

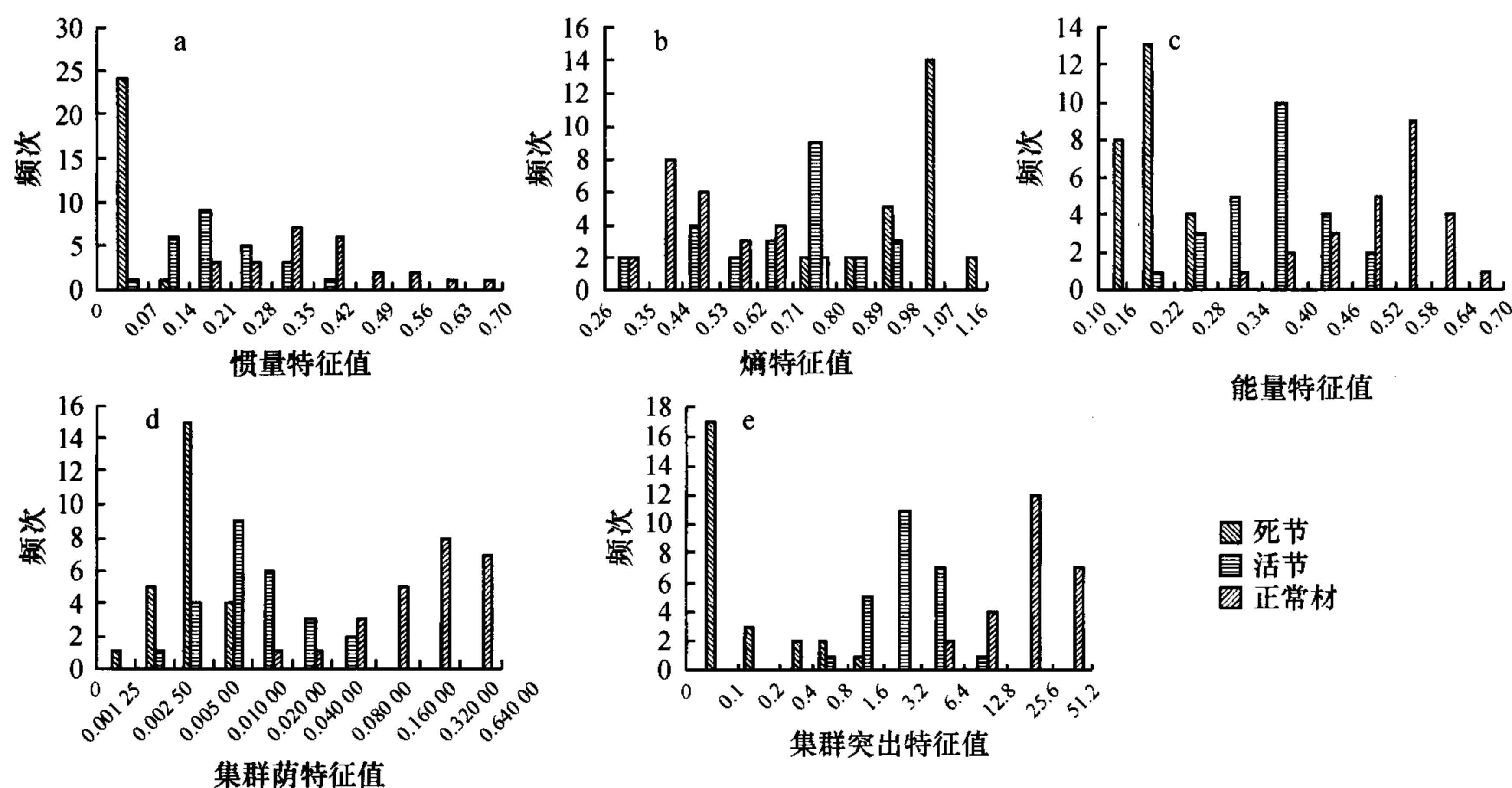


图 2 死节、活节和正常材的各种纹理特征值分布范围

Fig. 2 The distributions of texture characteristics for dead knots, sound knots, and clear wood

由图 2 可观察得到, 死节、活节和正常材的 5 个特征值主要分布范围: 惯量为  $[0, 0.07]$ 、 $[0.07, 0.35]$ 、 $[0.21, 0.56]$ , 熵为  $[0.89, 1.16]$ 、 $[0.44, 0.89]$ 、 $[0.26, 0.71]$ , 能量为  $[0.10, 0.22]$ 、 $[0.22, 0.46]$ 、 $[0.46, 0.64]$ , 集群荫为  $[0, 0.02]$ 、 $[0.01, 0.08]$ 、 $[0.08, 0.64]$ , 集群突出为  $[0, 0.4]$ 、 $[1.6, 6.4]$ 、 $[12.8, 51.2]$ . 其中, 能量、集群突出特征值对于死节、活节和正常材相互之间均具有很好的区分度. 惯量、熵特征值对于死节和活节、死节和正常材具有很好的区分度, 但对活节和正常材分布范围部分重合. 集群荫特征值对于死节和正常材、活节和正常材具有很好的区分度, 但对死节和活节分布范围部分重合.

线性归一化处理后的各特征值分布范围如表 1 所示, 结果表明, 归一化处理后, 在保证各特征值自身稳定性的基础上可提高对活节、死节和正常材区分度, 同时为建立缺陷判别规则做好准备.

为了实现锯材缺陷的分割识别, 就必须在试验样本数据的基础上建立相应的识别规则, 根据上述对惯量、熵、能量、集群荫、集群突出等纹理特征值范

表 1 归一化处理后的特征值范围

Tab. 1 The distributions of the texture features after normalization

纹理特征量	死节	活节	正常材
惯量	$[0.0002, 0.0752]$	$[0.1522, 0.3789]$	$[0.2675, 0.7508]$
熵	$[0.6785, 0.8931]$	$[0.2547, 0.6433]$	$[0.0820, 0.4156]$
能量	$[0.0644, 0.2191]$	$[0.2378, 0.6384]$	$[0.3463, 0.8137]$
集群荫	$[0.0001, 0.0191]$	$[0.0004, 0.2667]$	$[0.0373, 0.5637]$
集群突出	$[0.0001, 0.0041]$	$[0.0211, 0.0707]$	$[0.0411, 0.5005]$

围的统计和分析, 以及它们对活节、死节和正常材识别能力的大小, 设定不同的权值. 其中, 集群突出的权值设为 2, 惯量、熵、能量和集群荫的权值设为 1. 具体识别规则如表 2 所示.

通过计算每一个分割子块图像的纹理特征值, 运用表 2 中的识别规则进行判决. 运用识别规则对子块图像进行识别的过程就如一个投票过程, 如果特征值落在某个区域内, 就运用相应的规则对该分块图像记 1 票或者 2 票, 然后通过统计活节、死节、正常材得票数的高低, 把子块图像进行分类识别.

表2 死节、活节和正常材的判别规则

Tab. 2 The rules for identifying dead knot, sound knot and clear wood

纹理特征量	阈值范围	死节	活节	正常材
惯量	$0.00 < f_{CON} < 0.11$	1	0	0
	$0.11 \leq f_{CON} \leq 0.32$	0	1	0
	$0.32 < f_{CON} < 1.00$	0	0	1
熵	$0.00 < f_{ENT} < 0.34$	0	0	1
	$0.34 \leq f_{ENT} \leq 0.66$	0	1	0
	$0.66 < f_{ENT} < 1.00$	1	0	0
能量	$0.00 < f_{ASM} < 0.23$	2	0	0
	$0.23 \leq f_{ASM} \leq 0.50$	0	2	0
	$0.50 < f_{ASM} < 1.00$	0	0	2
集群荫	$0.00 < f_{SOC} < 0.01$	1	0	0
	$0.01 \leq f_{SOC} \leq 0.15$	0	1	0
	$0.15 < f_{SOC} < 1.00$	0	0	1
集群突出	$0.00 < f_{POC} < 0.01$	2	0	0
	$0.01 \leq f_{POC} \leq 0.06$	0	2	0
	$0.06 < f_{POC} < 1.00$	0	0	2

一块随机抽取的含有 1 个死节样本的检测结果如图 3 所示. 计算纹理特征值的子块图像大小会影响到缺陷识别精度和缺陷区域边缘检测的准确性,

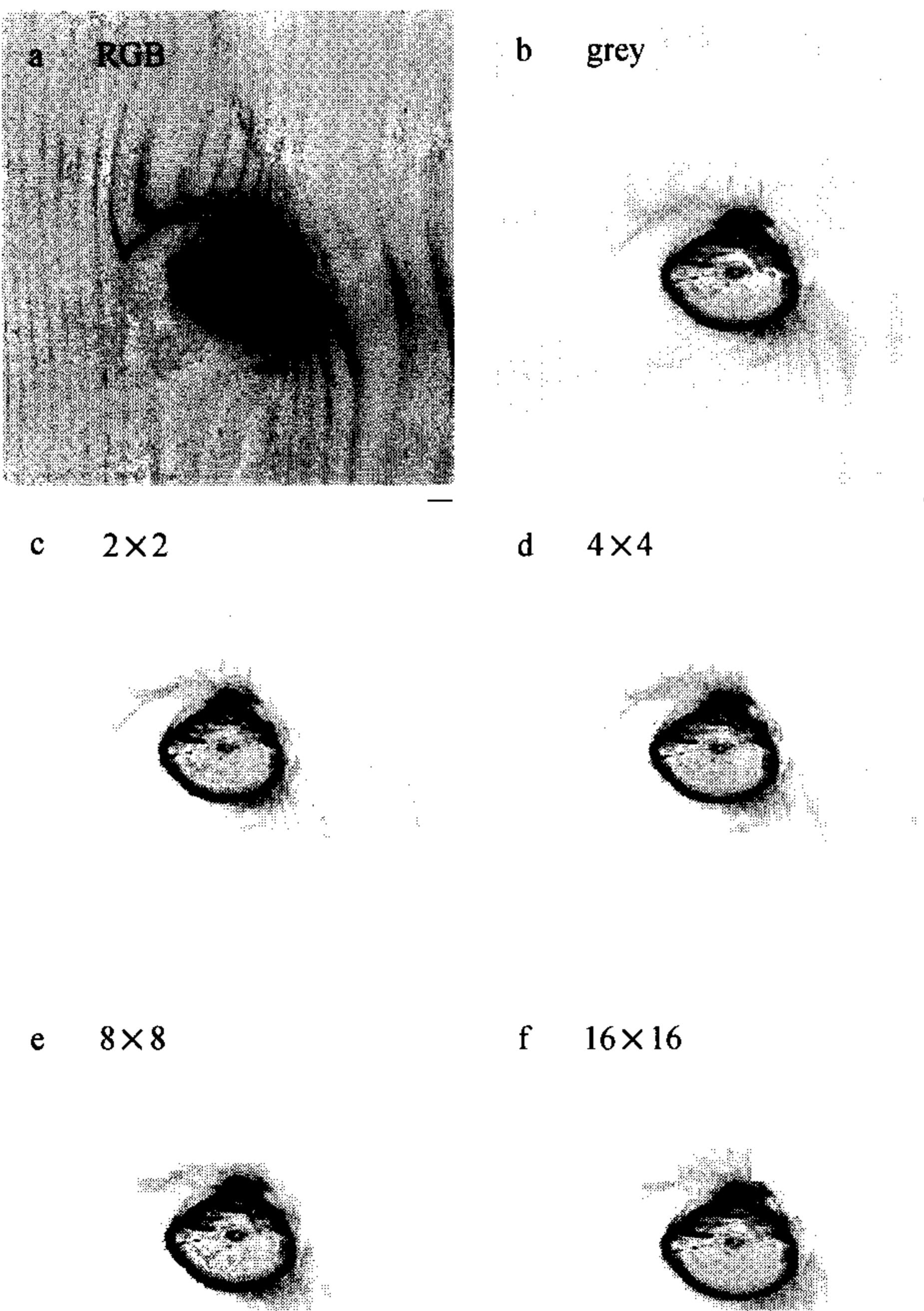


图3 子块大小对缺陷检测的影响

Fig. 3 Effects of the subset dimension on detecting

子块图像大小为  $4 \times 4$  像素时缺陷识别效果最好(图 3d). 如图像分割太细, 则会出现噪声区域(图 3c), 如图像分割太大则边缘检测不准确(图 3e,f). 此外, 如果图像分割不适当, 还会造成子块图像归属的误判. 以图 3c 为例, 在连通区域内, 属于活节的子块数比属于死节的子块数要大, 则运用表 2 中的识别规则会将死节误判为活节. 为了既保证缺陷区域边缘检测的精度又提高缺陷的识别率, 本文采用对待测图像进行窗口大小为  $4 \times 4$  像素的分割.

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死节的 300 个测试样品, 测试样本的表面共含有 184 个活节和 156 个死节. 如表 3 所示, 活节和死节的正确识别率分别达到了 83.2% 和 90.4%, 系统对活节和死节的整体检测准确率为 86.5%.

表3 系统识别率

Tab. 3 The accuracies of the proposed system

缺陷类型	总样本数	正确识别数	识别率/%
活节	184	153	83.2
死节	156	141	90.4

### 3 结论

通过预试验优化选择的 5 个纹理特征参数群对死节、活节和正常材具有很好的区分度, 可作为识别特征参数构建识别规则, 实现对锯材节疤缺陷的识别.

运用本文所提议的系统对随机抽取的 300 个包含有 184 个活节和 156 死节的木材缺陷样本进行了分类识别, 结果表明, 活节的正确识别率可达到 83.2%, 死节的正确识别率可达到 90.4%, 系统的整体正确识别率为 86.5%.

基于纹理特征的机器视觉系统可有效地自动识别柳杉锯材表面的活节和死节 2 类缺陷, 但如需识别其他表面缺陷或提高缺陷的识别率, 需考虑增加额外的识别特征.

#### 参考文献:

- [1] 胡传双, 云虹, 赵俊石, 等. 基于激光扫描成像技术基础上的锯材裂缝和孔洞缺陷的机器视觉识别系统[J]. 华南农业大学学报, 2008, 29(4): 108-112.
- [2] 胡传双, 邢益显, 云虹, 等. 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[J]. 华南农业大学学报, 2009, 30(1): 99-103.
- [3] HARALICK R M, SHANMUGAM K, DINSTEIN I. Texture features for image classification[J]. IEEE Transactions on System Man and Cybernetics, 1973, 3(6): 610-621.

【责任编辑 李晓卉】