

基于纹理脊线特征融合的木材表面裂缝检测*

苑玮琦^{1,2}, 李绍丽^{1,2}, 李德健^{1,2}

(1. 沈阳工业大学 觉检测技术研究所 沈阳 110870; 2. 辽宁省机器视觉重点实验室 沈阳 110870)

摘要:裂缝是木材表面一种严重缺陷,对木材的加工和使用影响极大,然而,由于裂缝与木材表面的矿物线具有诸多相似之处,因此如何准确地将裂缝纹理识别出来是一个亟待解决的问题。提出了一种基于纹理脊线特征融合的检测方法,首先建立纹理脊线灰度和形态特征提取基本模型;然后分割出木材表面全部纹理区域,并根据模糊规则提取出条状纹理,包括裂缝和矿物线;最后根据建立的模型提取条状纹理的两种脊线特征,并进行特征信息融合得到复合判别因子,最终通过融合结果与预设阈值的数值关系识别裂缝纹理。在自建图库上进行了测试,结果显示所用方法对裂缝缺陷识别的等误率仅为4.64%,相对于其他经典特征提取和纹理识别方法其等误率最少降低了10.06%,表明了本方法的高效性,具有实际应用价值。

关键词: 纹理脊线特征;特征融合;木材裂缝检测;模糊规则

中图分类号: TP391.41 TH79 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 510.40

Wood surface crevice detection based on fusion of texture ridge line features

Yuan Weiqi^{1,2}, Li Shaoli^{1,2}, Li Dejian^{1,2}

(1. Computer Vision Group, Shenyang University of Technology, Shenyang 110870, China;

2. Key Laboratory of Machine Vision, Shenyang 110870, China)

Abstract: Crevice is a serious defect on wood surface which influences the process and usage of wood seriously. However, the mineral streak of the crevice on wood surface is similar. Hence, how to identify the crevice texture accurately is an urgent problem to be solved. A detection method based on texture ridge line features fusion is proposed. Firstly, the basic model of extracting texture ridges line grayscale characteristic and shape feature is formulated. Secondly, all wood surface texture regions are segmented and the strip texture is extracted according to the fuzzy rules, including crevice and the mineral streak. Finally, these two ridge line features of striped texture are extracted by the model established. The composite discriminant factor is obtained through feature information fusion. The crevice is identified by analyzing the relationship of fusion result and the predetermined threshold value. The proposed method is evaluated by the self-built atlas. The experimental results show that the Equal Error Rate (EER) of crevice defection is 4.64%. Compared with the other classical feature extraction and texture recognition methods, the EER of the proposed method is decreased by 10.06% at least. The efficiency and the practical application value of this method is proved.

Keywords: texture ridge line feature; feature fusion; wood crevice detection; fuzzy rule

1 引言

木材及其制品的需求量随经济发展逐年增长,木材缺陷会影响其使用价值并造成经济损失和环境压力^[1-3]。裂缝是木材表面较为严重的一种缺陷,它改变了木材的物理结构,影响其力学性质,对木材的韧性和抗冲击性影

响较大,危害木制品的质量、安全性和使用寿命。而由于木材表面纹理类型多且杂乱,在形态、颜色和尺寸等方面既有各自特点又有诸多相似点,因此,准确地识别出某一特定类型的纹理具有一定难度。如腐朽和节子多呈块状,树皮和麻面呈大面积分布状,其在几何形态上与线状的裂缝具有明显区别;然而,木材表面的矿物线纹理在灰度分布、轮廓形态等诸多方面均与裂缝相似,但矿物线主

要影响美观度,此两种缺陷的损害效果截然不同,因此准确识别出裂缝尤为重要。

由于人工检测的低效率和低可靠性,关于木材无损检测的自动化方法研究已经开展起来。从检测方式角度可将木材无损检测方法分为视觉检测和非视觉检测。非视觉方法主要通过检测雷达波、超声波或压力波等透过木材前后相关参数的变化来检测缺陷^[4-5],可通过分析相关参数的特点辨别缺陷类型。视觉检测法获得在红外热成像^[6]、X-射线成像^[7]或可见光成像^[8]等成像方式下的木材图像,然后通过数字图像处理技术识别缺陷。从适用领域的角度,非视觉方法以及红外、X-射线等视觉方法可检测木材内部缺陷,而可见光视觉检测方法适用于板材表面缺陷的检测。目前很多学者已经基于可见光机器视觉方法对木材缺陷做了大量研究,但目前其大部分研究主要针对缺陷的检测而没有进行缺陷类型的识别,对于缺陷类型识别的研究也主要针对于结子、孔洞等^[9-13]。目前对于裂缝纹理识别方法的研究并不多,主要包括 Shanhnorbanun S 等人^[14]的学习矢量化(learning vector quantization, LVQ)神经网络方法识别方法,但该研究中只考虑板材上下通透的严重裂缝,并没有对轻微裂纹加以考虑;Zhang Y. ZH. 等人^[15]提出基于数据字典的识别方法检测裂缝,但该方法并没考虑在矿物线对裂缝检测的影响。综上可知,目前关于裂缝缺陷检测的研究很少,尤其是在矿物线纹理干扰的情况下识别裂缝缺陷的研究还处于空缺状态。

针对矿物线纹理干扰下的木材表面裂缝缺陷检测问题,提出了一种基于纹理脊线特征融合的检测方法。该方法首先提取出木材表面条状纹理,包括裂缝和矿物线;然后通过建立的特征提取模型提取条状缺陷的两种脊线特征;最后,为了提高检测效率,将两种特征融合起来,利用融合结果将裂缝在条状纹理中识别出来。

2 木材表面纹理特征分析

图1列举了木材表面6种主要特征纹理,包括腐朽、结子、裂缝、树皮、麻面和矿物线,分别如图1(a)~(f)中白色矩形框所标注。各纹理具有如下特征:腐朽的灰度整体较低且分布无规律,形状不规则、面积大小不定;结子,通常表现为一个中心暗区域周围围绕晕圈,呈椭圆状、大小不一;裂缝,呈条状,长短不一,一般沿木纤维方向延展;树皮表面光滑,颜色深浅不定,形状不一,一般大面积成片出现于板材表面;麻面,表现为板材表面粗糙度增加,麻面区域灰度值无明显减小;矿物线,其内部灰度分布无规律,边缘灰度梯度较高,大部分沿木纤维方向延伸。

图2描绘了图1(c)、(f)中裂缝和矿物线纹理某一横剖面的灰度梯度分布情况,如虚线所标注,其中像素位置10处为相应横剖面上灰度极小值的位置,也即纹理横

剖面灰度曲线的谷值(valley of transverse section grayscale, VTSG)位置。可见,裂缝纹理横剖面的梯度极大值相对于矿物线更靠近谷值处,同时梯度值也更大。对大量的裂缝和矿物线纹理横剖面灰度梯度分布进行统计,发现图2中的状态是普遍存在的,且不同的横剖面位置均符合该分布状态。

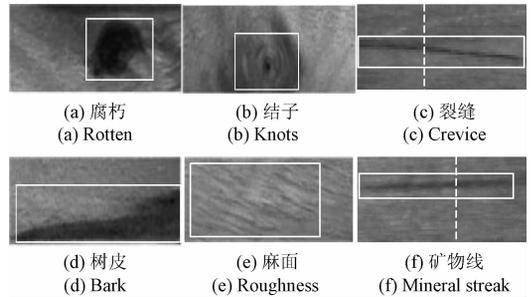


图1 木材表面纹理图例

Fig. 1 Example of wood surface texture

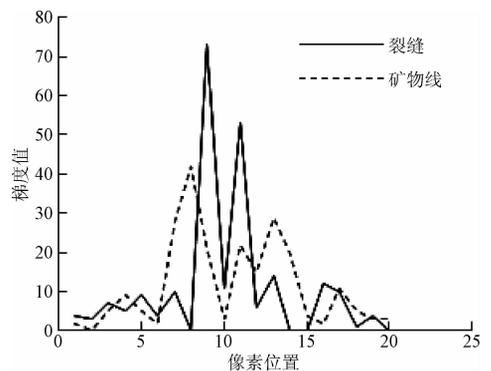


图2 纹理横剖面灰度梯度分布

Fig. 2 Texture transverse section grayscale distribution

图3(a)、(b)中白色曲线分别为图1(c)、(f)中裂缝和矿物线纹理各个VTSG点的分布情况。可见两者均近似为线性,但图3(b)曲线相对于图3(a)曲线而言其波动和杂乱程度更大。

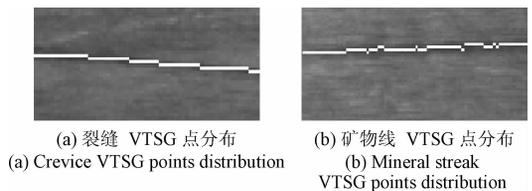


图3 条状纹理VTSG点分布

Fig. 3 Strip texture VTSG points distribution

由以上分析可知,裂缝和矿物线在几何形态和灰度分布上均具有极大的相似性,但纹理VTSG附近灰度梯度及VTSG点的分布形态具有一定差异性,可提取这两处差异作为纹理特征加以利用。因此,定义纹理脊线表

述 VTSG 点的分布,并通过纹理脊线灰度特征量和形态特征量分别描述上述两种差异,进而进行纹理识别。

3 模型与理论

3.1 纹理脊线的定义和提取

对于某一纹理区域,建立一个以其最小外接矩形 (smallest surrounding rectangle, SSR) 的 $(H/2, W/2)$ 位置处为原点 $O(0,0)$ 的平面直角坐标系 $x-O-y$,其中 H 、 W 分别为其长、短轴长度,并分别按照长、短轴方向确定坐标系的 x 、 y 轴方向。在该坐标系下,纹理区域的 x 轴取值范围为 $(-\frac{H}{2} \sim \frac{H}{2} + C(H))$, y 轴取值范围为 $(-\frac{W}{2} \sim \frac{W}{2} + C(W))$, $C(H)$ 和 $C(W)$ 的取值规则如式(1)所示。

$$C(\rho) = \begin{cases} 0, \rho \% 2 = 0 \\ 1, \rho \% 2 = 1 \end{cases} \quad (1)$$

式中: ρ 的取值为 H 或 W 。纹理区域与坐标系位置关系如图4所示。

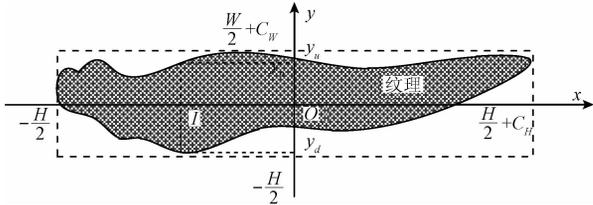


图4 基于纹理 SSR 建立坐标系

Fig. 4 Establish coordinate system based on texture SSR

定义:在 x 轴取值范围 $(-\frac{H}{2} \sim \frac{H}{2} + C(H))$ 内,对应的 y 方向上纹理横剖面灰度极值位置所构成的 x 方向连续而 y 方向离散的曲线称为纹理的脊线 (texture ridge line, TRL),记为 $f(x)$,如式(2)所示,其物理意义即为纹理 VTSG 点的分布,如第1节图3所示。

$$f(x) = \begin{cases} |j| \min_{i=x} G(i,j), \text{纹理为亮条纹} \\ |j| \max_{i=x} G(i,j), \text{纹理为暗条纹} \end{cases} \quad (2)$$

$j = y_1, \dots, y_n$

式中: i 表示 x 轴上的某一值, j 表示 y 轴上的某一值, $G(i,j)$ 表示像素点 (i,j) 位置的灰度值; y_d 、 y_u 分别表示在 $x-o-y$ 坐标系下纹理轮廓与直线 $x=i$ 的交点中最小和最大的 y 值。

3.2 脊线灰度特征提取基本模型

在3.1节所描述的坐标系 $x-O-y$ 下,将脊线按点4邻域相邻方式聚类为 n 条平行于 x 轴的线段 $\{l_1, l_2, \dots, l_n\}$,其长度分别为 $\{L_1, L_2, \dots, L_n\}$,将线段 l_i 与 l_{i+1} 的 y

方向距离记为 h_i 。根据脊线尺寸和形状定义一个变尺度和形态的组合窗口。组合窗口由子窗口组成,子窗口由长度不同但宽度 P 相同的 n 个矩形组成,分别记为 $\{r_1, r_2, \dots, r_n\}$,各矩形的长度分别取 $\{L_1, L_2, \dots, L_n\}$ 。 n 个矩形依次沿 x 轴首尾相连排列,以矩形 r_1 为基准,调整 r_2 在 y 轴方向的位置使其与 r_1 的 y 轴方向距离为 h_1 ,然后以 r_2 为基准调整 r_3 的位置使其与 r_2 在 y 轴方向的距离为 h_2 ,依次顺序调整 $r_4 \sim r_n$ 的位置,最终形成的矩形摆放方式即为子窗口形态。在 x 轴方向,子窗口总长度 L 与脊线的尺寸满足式(3)的关系。

$$\sum_{i=1}^n L_i = L \quad (3)$$

组合窗口由3个形状和尺寸相同的子窗口 μ_A 、 μ_B 、 μ_C 组合而成,3个子窗口依次沿着 y 轴方向排列,且左右端点对齐,然后调整窗口 μ_A 与 μ_B 、 μ_B 与 μ_C 的 y 方向距离为0。组合窗口厚度 Q 如式(4)所示,图5为某一形态纹理脊线 TRL 及其组合窗口形成过程。

$$Q = \max_{x=0.1, \dots, m} f(x) - \min_{x=0.1, \dots, m} f(x) + P = 3 \times P \quad (4)$$

图5中 μ_B 为组合窗口的中心区域, μ_B 中的虚线为纹理脊线,即标注了使用模板提取脊线灰度特征时模板窗口与脊线的位置关系。定义纹理脊线灰度特征向量 G_{ray} 如式(5)所示。

$$G_{ray} = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^{L_i} \sum_{k=1}^H [\mu_A(i,j) + \mu_C(i,j) - 2 \times \mu_B(i,j)]}{2 \times L} \quad (5)$$

式中: $\mu_A(i,j)$ 、 $\mu_B(i,j)$ 和 $\mu_C(i,j)$ 分别表示 μ_A 、 μ_B 、 μ_C 区域内点 (i,j) 处的灰度值。

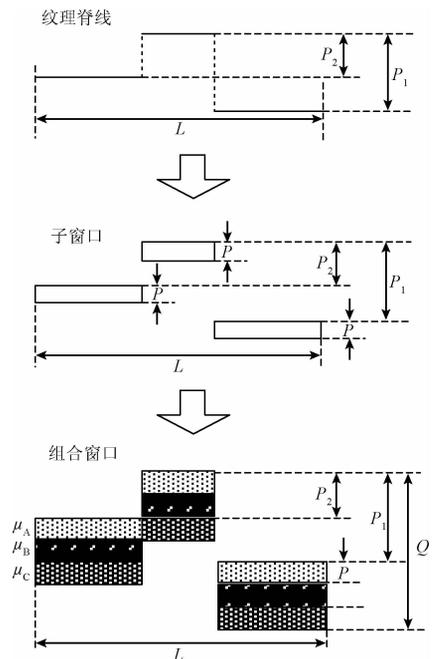


图5 某一 TRL 及其特征提取窗口

Fig. 5 A texture ridge line and feature extraction window

3.3 脊线形态特征提取基本模型

图6中黑色矩形框标记了点 $P(x_p, y_p)$ 的8邻域相邻点,如点 $Q(x_q, y_q)$,其位置关系满足式(6);相应地可得到星号标记点(设为 $N(x_n, y_n)$)与点 $P(x_p, y_p)$ 的位置关系如式(7)所示。

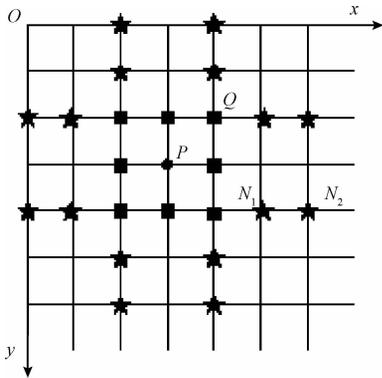


图6 次相邻关系

Fig. 6 Diagram of secondary adjacent

$$\Phi_{xPQ} \leq 1 \text{ and } \Phi_{yPQ} \leq 1 \tag{6}$$

$$[\Phi_{xPN} = 1 \text{ or } \Phi_{yPN} = 1] \text{ and } D \geq 1 \tag{7}$$

称满足式(7)的两点为互为 $D-1$ 阶次相邻,则点 N_1 与 P 互为一阶次相邻,点 N_2 与 P 互为二阶次相邻,类似的,点 Q 与 P 可称互为零阶次相邻,也即8邻域相邻为次相邻的一种特殊形式。其中, D 为次相邻阶数,如式(8)所示;当 $\Phi_{xPN} = 1$ 时称为 x 方向次相邻;当 $\Phi_{yPN} = 1$ 时称为 y 方向次相邻, Φ 的定义如式(9)所示。

$$D = \Phi_{xPN} \times \Phi_{yPN} \tag{8}$$

$$\Phi_{ij} = \text{abs}(t_i - t_j) \tag{9}$$

Freeman链码^[16]能够对4或8邻域连接的边界曲线编码,而为了能够表示次相邻边界,在其基础上提出一种3-方向数链码,方向数规则如图7所示。

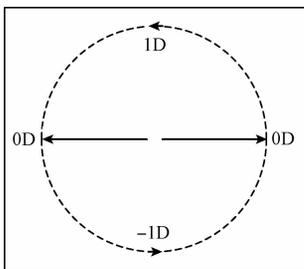


图7 3-方向数链码规则

Fig. 7 Rule of 3-direction number chain code

将 $0 \sim 360^\circ$ 分为3个方向区,其中 $0 \sim 180^\circ$ 为第1个方向区,方向数为 $1 \times D$; $180 \sim 360^\circ$ 为第2个方向区,方向数为 $-1 \times D$; 0° 和 180° 两个方向为第3个方向区,方向数为 $0 \times D$;其中 D 为次相邻阶数。基于如上编码规则的

链码链,定义纹理脊线形态特征 F_{orm} 如式(10)所示。

$$F_{orm} = \frac{\sum_{t=1}^{N-1} \text{abs}(\gamma[t] - \gamma[t+1])}{N-1} \tag{10}$$

式中: $\gamma[t]$ 为 γ 中第 t 个码值, N 为 γ 的长度。表1为一些不同形态边界 γ 的 F_{orm} 值。

表1 不同边界的编码及 F_{orm} 值

Table 1 Different boundary encoding and F_{orm} value

编号	边界	3-方向数链码	F_{orm}
1		1-1-11	1
2		2-2-22	2
3		1111	0
4		0000	0

由表1中1、2号边界可见,边界波动幅度越大, F_{orm} 值越大;由3、4号边界可见,形态特征值 F_{orm} 不受方向影响,具有旋转不变性。

4 基于纹理脊线特征检测木材裂缝

裂缝纹理检测方法主要可分为条状纹理分割、纹理脊线特征提取以及特征融合与纹理识别3个大步骤,具体流程如图8所示。

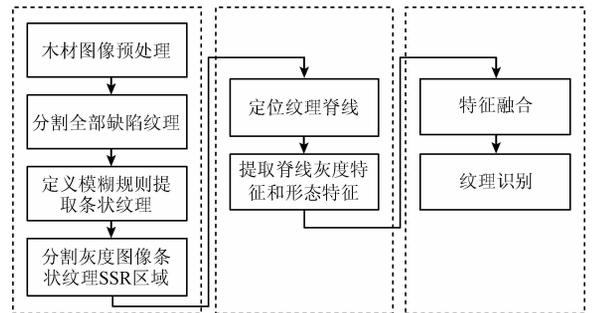


图8 裂缝纹理检测流程

Fig. 8 Flow chart of detect crevice

4.1 基于模糊规则的条状纹理区域分割

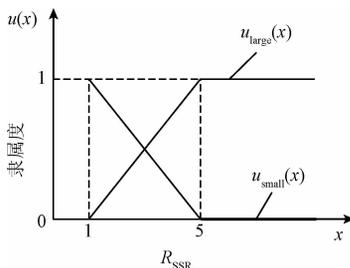
首先通过OTSU算法^[17]将木材区域从背景中分割出来,然后对其进行缺陷纹理像素位置标记,方法如式(11)所示,继而通过8邻域相邻原则将标记的点聚集为多个独立区域。

$$\text{abs} \left[\frac{1}{u \times v} \sum_{x=x_0-\frac{u}{2}}^{x_0+\frac{u}{2}} \sum_{y=y_0-\frac{v}{2}}^{y_0+\frac{v}{2}} G_0(x, y) - G_0(x_0, y_0) \right] \geq T_{hr} \tag{11}$$

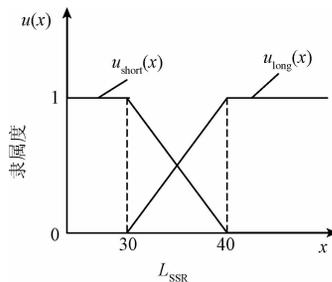
式中: u, v 及 T_{hr} 的大小由实验获得。根据文献[18]的方法可得各个独立区域最小外接矩形 SSR 的长 L_{SSR} 和宽 W_{SSR} , 由此定义了如下模糊规则^[19]提取条状纹理。

规则: IF 纹理区域的 R_{SSR} 值较大 AND 纹理区域 L_{SSR} 较长 THEN 是条状纹理

上述规则中“较大”和“较长”是两个模糊的概念, 其中 $R_{SSR} = L_{SSR}/W_{SSR}$, 现通过统计的方法并结合推理分别建立其隶属度函数 $u_{large}(x)$ 和 $u_{long}(x)$ 。选择一定数量且具有一定代表性的裂缝缺陷样本, 通过实验观察和统计, 裂缝缺陷的 R_{SSR} 值均大于 5, 因此设定 $R_{SSR} > 5$ 时隶属度函数 $u_{large}(x)$ 的值为 1, 本文定义“长”一定大于等于“宽”, 那么 R_{SSR} 的最小取值为 1, 根据人眼感官习惯, 长宽比值为 1 区域为方形, 应归为块状, 将 1~5 的条状程度用线性表示, “较小”的隶属度函数 $u_{small}(x)$ 与 $u_{large}(x)$ 对称, 因此得到了“较大”和“较小”的隶属度函数曲线如图 9(a) 所示。同样的, 裂缝缺陷 L_{SSR} 值均大于 40, 而噪声区域均小于 30, 因此令 $L_{SSR} < 30$ 的 $u_{long}(x)$ 值为 0, 当 $L_{SSR} > 40$ 的 $u_{long}(x)$ 值为 1, 30~40 为线性分布, 相应的“较短”的隶属度函数 $u_{short}(x)$ 与其对称, 如图 9(b) 所示。



(a) “较大”、“较小”隶属度函数
(a) Large, small membership functions



(b) “较长”、“较短”隶属度函数
(b) Long, short membership functions

图9 隶属度函数

Fig. 9 membership functions

得到各独立纹理区域的 L_{SSR} 并计算 R_{SSR} 值, 然后根据定义的模糊规则得到该纹理区域属于条状和非条状的模糊值, 最后根据最大隶属原则确定该纹理区域是否属于条状纹理。图 10 为木材表面图像上条状纹理分割过程, 图 10(a) 中白色实线矩形框标记的为条状纹理, 白色虚

线矩形框标记的为非条状纹理, 图 10(b) 为纹理提取效果, 图 10(c) 为提取的条状纹理, 图 10(d) 为条状纹理对应于灰度图上的 SSR 区域。

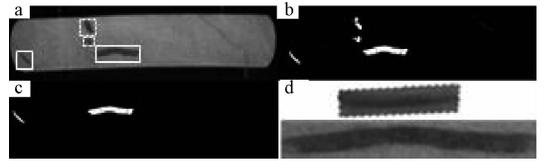


图10 条状纹理 SSR 区域分割过程

Fig. 10 Strip texture SSR region segmentation process

4.2 纹理脊线特征的提取

纹理脊线特征提取的具体步骤如下。

步骤 1: 针对提取出的条状纹理, 根据其 SSR 确定坐标系 $x-O-y$, 然后由式(2)定位脊线 $f(x)$ 。

步骤 2: 提取脊线灰度特征。首先根据确定的脊线 $f(x)$ 的形态和尺寸建立组合窗口; 然后通过实验确定 Q 值使得裂缝纹理和非裂缝纹理的特征重合度 (coincident extent, CCE) 最小; 调整组合窗口位置, 使得 $f(x)$ 与组合窗口 μ_B 区域中心重合, 根据式(5)获得脊线灰度特征值 G_{ray} 。

步骤 3: 提取脊线形态特征。首先通过定义的次相邻边界编码方式对步骤 1 中得到的脊线 $f(x)$ 编码得到链码链 γ ; 对 γ 进行式(10)的运算得到脊线形态特征 F_{orm} 。

4.3 特征融合与裂缝缺陷识别方法

对于每一个纹理区域得到了脊线灰度特征 G_{ray} 和形态特征 F_{orm} , 通过对裂缝和矿物线纹理的观察统计, 裂缝纹理脊线走向笔直、纹理边缘过度陡峭, 相对矿物线纹理, 其 F_{orm} 值较小、 G_{ray} 值较大。为了消除两种特征融合时的非均衡性, 对其分别进行相应的标准化处理:

$$G'_{ray} = 1 - G_{ray}/S_{tep} \quad (12)$$

$$F'_{orm} = F_{orm}/\max(F_{orm}) \quad (13)$$

式中: S_{tep} 为图像的灰阶。根据脊线形态特征提取模型及式(2)可知, 对于长为 $|\gamma|$ 的边界, 其形态特征 F_{orm} 值满足式(14), 由此可获得相应的 $\max(F_{orm})$ 值。

$$F_{orm} \leq \frac{(|\gamma| - 2) \times \frac{|\gamma|}{L_{ur}}}{|\gamma|} = \frac{|\gamma| - 2}{L_{ur}} \quad (14)$$

式中: L_{ur} 表示当前纹理 SSR 的 R_{SSR} 值。

将标准化后的特征值进行如下融合得到复合判别因子 M_{ix} :

$$M_{ix} = wF'_{orm} + (1 - w)G'_{ray} \quad (15)$$

式中: w 为表示特征向量贡献大小的权值, 通过实验获得。然后通过 M_{ix} 与归一化阈值 t 的数值关系识别纹理

类型,如果满足 $M_{ix} \leq t$,则认为当前纹理为裂缝, t 通过实验设定。

5 算法相关评价指标

为了定量的对算法进行评价,定义了如下的评价指标。定义了评价指标认假率(false accept rate, FAR)和拒真率(false rejection rate, FRR),如式(16)、(17)所示。

$$FAR = \frac{NFA}{NIA} \times 100\% \quad (16)$$

$$FRR = \frac{NFR}{NLA} \times 100\% \quad (17)$$

式中: NFA(number of false accepts)为错误接受非法成员的次数, NIA(number of illegal member attempts)为非法成员尝试次数, NFR(number of false rejections)表示错误拒绝合法成员的次数, NLA(number of legal member attempts)表示合法成员尝试的次数。

等误率(equal error rate, EER)通常用来评价一个系统的综合识别性能,可通过如下方式获得:将 FAR 和 FRR 分别作为横、纵坐标绘制在同一坐标系内,得到两者的关系曲线,称为接受者操作特征(receiver operating characteristics curve, ROC)曲线,而曲线上 FAR 和 FRR 相等的值即为系统 EER, EER 值越小,系统性能越好^[20]。

CCE 用来表示两个目标 A 和 B 对于某一特征值取值范围的交叠程度,如式(18)所示。

$$CCE = \frac{A_{\max} - B_{\min}}{B_{\max} - A_{\min}} \quad (18)$$

式中: A_{\min} 和 A_{\max} 分别表示目标 A 对该特征的最小和最大取值, B_{\min} 和 B_{\max} 分别表示目标 B 对该特征的最小和最大取值,且式(16)中 $B_{\max} \geq A_{\max}$ 。CCE 值越小,表示该特征对目标的区分能力越强。

6 参数选择、实验及结果分析

6.1 图像数据准备

本文自建了一个以桦木为原料的雪糕棒表面缺陷图库,用以验证本文算法。在雪糕棒自动生产线上搭建了图像采集系统,相机位于雪糕棒传送通道正上方 200 mm 处,由高亮条形光源提供照明,采集图像的大小为 1 280 × 256,实验装置如图 11 所示。图库中包涵各种缺陷的雪糕棒图像共 43 200 幅,挑选包含裂缝纹理的图像 162 幅以及包含矿物线纹理的图像 180 幅共同构成大小为 342 的实验图像数据库。

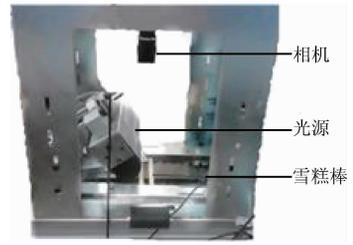


图 11 图像采集装置

Fig. 11 Image acquisition device

6.2 脊线灰度特征提取模型参数 Q 的确定

为了评价不同 Q 值对特征提取效果的影响,在第 5 节中定义了 CCE。在式(11)中 u 、 v 及 T_{hr} 的取值分别为 10、10 和 20 的情况下分割全部缺陷纹理,然后根据定义的模糊规则提取出条状纹理。对成功提取的条状纹理进行观察和统计,矿物线宽度范围为 1 ~ 16 个像素,裂缝宽度范围为 1 ~ 3 个像素,那么子窗口宽度 P 为 1 ~ 3 时与 CCE 的关系如图 12 所示。

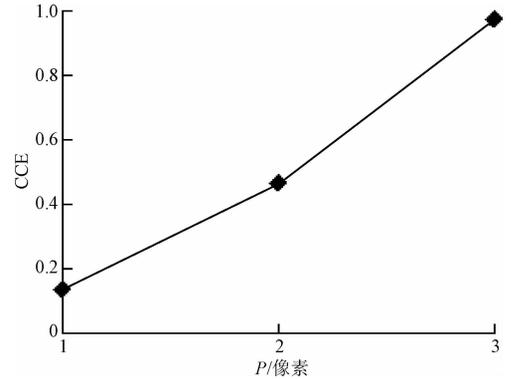


图 12 P 值与 CCE 关系

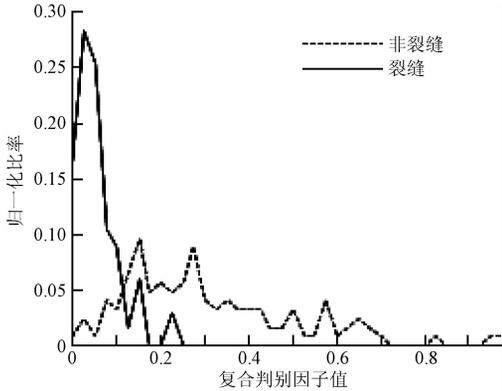
Fig. 12 Relationship between P and CCE

可见, P 值为 3 时, CCE 几乎达到 100%, 此时 G_{ray} 对裂缝和矿物线无区分能力; P 值为 1 时 CCE 取最小值, 对上述两纹理的区分能力最强, 那么根据式(4), 此时窗口宽度 Q 为 3。

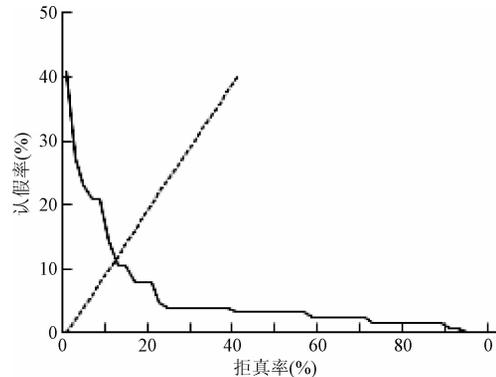
6.3 权值 w 的确定

当式(15)中 $w = 1$ 时, 复合判别因子 $M_{ix} = F'_{orm}$, 只有脊线形态特征对纹理识别起作用, 图 13(a) 为此时裂缝纹理和非裂缝纹理的 M_{ix} 值分布曲线, 当归一化阈值 t 不同时可得到相应的 FAR 和 FRR, 将其绘制在同一坐标系下, 得到如图 13(b) 的 ROC 曲线, 通过 ROC 曲线与直线 $x = y$ 的交点得到 EER 的值为 11.47%; 同理, 当式(11)中 $w = 0$ 时, 复合判别因子 $M_{ix} = G'_{ray}$, 也即只有脊线灰度特征对纹理识别起作用, 同样可得到图 13(c) 和 (d)

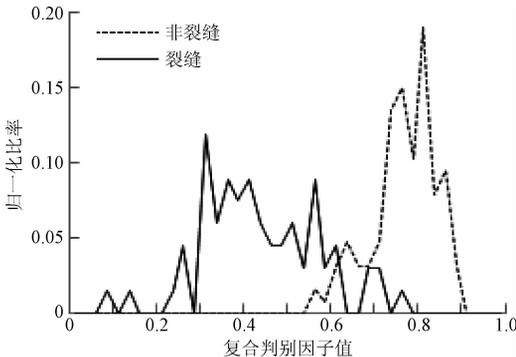
的曲线分布,可得其 $EER = 7.58\%$ 。同样的,可得到 w 以 0.05 为步长在 0 ~ 1 的范围内等间隔取值时所对应的 EER 分布情况,即脊线灰度特征和脊线形态特征在不同权重融合下的系统性能,如图 14 所示,可见,当 $w = 0.4$ 时获得最小的 EER 值为 4.64%。这个权值的分配表明脊线灰度特征对系统识别性能的贡献更大,同时说明将脊线形态特征和灰度特征融合起来识别裂缝的效果优于单独使用两种特征的任何一种,验证了本文融合方法的可行性和有效性。



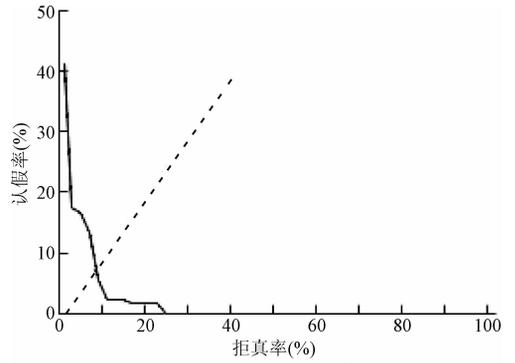
(a) $w=1$ 时裂缝及非裂缝 M_{ix} 分布
(a) Crevice and non-crevice distribution for $w=1$



(b) $w=1$ 时 ROC 曲线
(b) ROC curve for $w=1$



(c) $w=0$ 时裂缝及非裂缝 M_{ix} 分布
(c) Crevice and non-crevice distribution for $w=0$



(d) $w=0$ 时 ROC 曲线
(d) ROC curve for $w=0$

图 13 裂缝及非裂缝 M_{ix} 分布及 ROC 曲线

Fig. 13 Crevice and non-crevice distribution and ROC curve

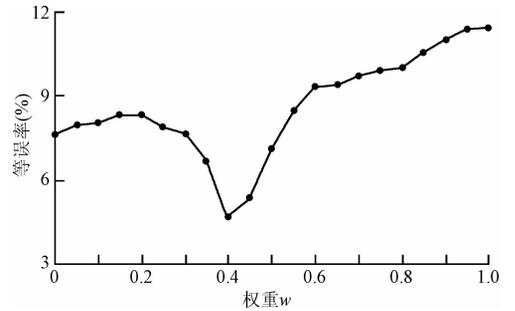


图 14 权重 w 和 EER 关系曲线

Fig. 14 Relationship curve between w and EER

6.4 归一化阈值 t 的确定

当权重 $w=0.4$ 时,可得到实验样本中裂缝和非裂缝 M_{ix} 的范围,那么可根据不同拒真率 FAR 得到相应的误拒样本以及所对应的归一化阈值 t 。图 15 为拒真率 FAR 与归一化阈值 t 的关系曲线,由 5.4 节中已经确定了当 $FAR = EER = 4.64\%$ 时系统性能最佳,那么对应的归一化阈值 $t = 0.45$ 。

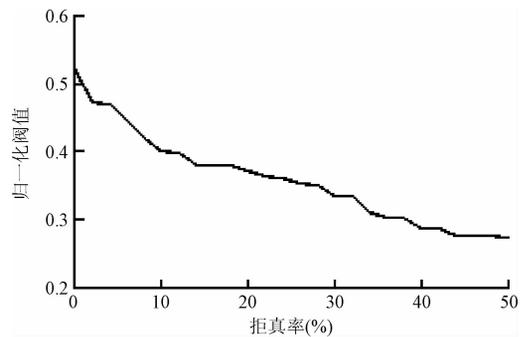


图 15 FAR 与 t 关系曲线

Fig. 15 Relationship curve between FAR and t

6.5 实验效果与对比分析

为了验证本文算法效果,在自建的图像数据库中进行了测试,并与其他典型特征提取及纹理识别方法进行了对比分析。对实验数据库 342 幅图像中成功提取的 397 处条状纹理进行了人工标定,其中矿物线纹理 205 处,裂缝纹理 192 处。检测效果如表 2 所示。

表 2 本文方法与其他方法对比

Table 2 Comparison of this paper and other methods

方法	特征维数	EER (%)
GLCM ^[21]	4	28.91
GLCM + Tamura texture ^[12]	10	21.98
PCA ^[15]	25	19.42
LVQ ^[14]	17	14.70
本文方法	2	4.64

由表 2 可见,本文方法的裂缝纹理检测 EER 可达 4.64%,与其他典型方法相比,EER 最小降低了 10.06%,显示出本文方法的优越性和高效性。分析其原因,经典纹理特征描述方法只描述了纹理一般性的宏观特征,具有普遍适用性,但无法有效刻画几何形态和灰度分布都极其相似的纹理的差异;而本文在一般性特征的基础上进行纹理特点的深入挖掘,提取的脊线灰度特征和形态特征能够充分表达裂缝纹理特点,因此得到更好的效果。由表 2 可见,对于经典纹理特征描述方法,基本上随着所提取特征数量的增加,检测效果更佳(除 PCA 和 LVQ 方法外,因为此两种方法在特征处理的方式上具有极大不同,不是本文重点讨论内容);而本文在特征数量远小于上述方法的情况下达到更好的效果,这充分说明了本文所提取的特征对裂缝和矿物线两纹理区分能力的高效性。

对上述检测结果中裂缝的漏检和矿物线的误检原因进行分析。漏检的原因为通过对漏检的裂缝进行观察发现,裂缝区域均受到了不同程度的污染,形成黑灰色的晕带,导致其横剖面原有的灰度分布及灰度梯度分布状态发生改变,使其不满足第 2 节中图 2 所描述的正常裂缝所应具有的状态,因此提取的脊线特征无法准确描述真实裂缝纹理的特点,导致本文的方法无法将其检测出来。误检的原因为由于矿物线为树木自然生长过程形成,虽然总体上来说其纹理满足横剖面方向灰度过度平缓这一特点,但是仍然存在个别的异常纹理,其在本文所提取特征上的表现与裂缝相同,由此形成误检。

6.6 实际应用效果

为了进一步验证本文算法效果,将其应用于雪糕棒质量的现场检测中。将算法嵌入到 6.1 节图像采集系统的相机 SDK (software development kit) 中,雪糕棒由链条传送带带动依次通过相机视场,触发相机采集图像并进

行算法处理,最终输出检测结果。

在雪糕棒工厂仓库中随机挑选一箱雪糕棒(其规格为 1 万支/箱)进行裂缝缺陷检测,最终本文算法的检测结果为含裂缝缺陷的雪糕棒 701 支。为了验证检测结果的正确性,请技术人员对检测结果进行复查,复查结果为 701 支检测出的裂缝雪糕棒中实际为裂缝的有 606 支;其余的 92 99 支雪糕棒中仍有 31 支裂缝雪糕棒。则可得本文算法的认假率 $FAR = 1.01\%$,拒真率 $FRR = 4.87\%$,该检测率满足实际的检测需要,充分表明了本文算法的实际应用价值。

7 结 论

针对矿物线纹理干扰情况下的木材表面裂缝检测问题,提出了利用脊线灰度特征和脊线形态特征的融合结果进行纹理识别的方法。建立了特征提取模型,阐述了检测裂缝纹理的步骤及其具体实现方法,建立了实验图像数据库,定义了算法评价指标,给出了灰度特征提取模型参数、融合权重及特征阈值的设置方法,在自建图像数据库上进行了实验验证并对实验效果进行了分析。实验结果显示,本文算法的 EER 可达 4.64%,低于单独使用脊线灰度和形态特征这两者中任何一种时的 EER 值,表明了本文融合方法的有效性;相比于其它典型方法,EER 最少降低了 10.06%,体现了本文算法的优势,对于木材表面裂缝缺陷检测的应用具有实际意义。

参考文献

- [1] GONZALES E, TANNERT T, VALLEE T. The impact of defects on the capacity of timber joints with glued-in rods [J]. International Journal of Adhesion and Adhesives, 2016, 65(3): 33-40.
 - [2] VASENDINA E, PLOTNIKOVA I, REDKO L, et al. Study of types of defects in wood chipboard production [C]. IOP Conference Series: Materials Science and Engineering, 2015: 1-7.
 - [3] KLARCZYK C, PORSCH F, WOLTER B, et al. Nondestructive characterization of and defect detection in timber and wood [J]. Advanced materials research, 2013, 778: 295-302.
 - [4] LIN W SH, WU J ZH. Study on application of stress wave for nondestructive test of wood defects [J]. Applied Mechanics and Materials, 2013, 401-403: 1119-1123.
 - [5] 孙建平, 胡成英, 王逢翊. 基于智能技术的木材缺陷定量无损检测研究 [J]. 仪器仪表学报, 2013, 34(9): 1955-1960.
- SUN J P, HU CH Y, WANG F H, Study on quantitative nondestructive test of wood defects based on intelligent technology [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument,

- 2013, 34(9): 1955-1960.
- [6] TUCCIO M C D, LUDWING N, GARAGANO M, et al. Thermographic inspection of cracks in the mixed materials statue: Ratto, delle Sabine[J]. Heritage Scienc, 2015, 3(1): 1-8.
- [7] MU H B, ZHANG M M, QI D W, et al. The application of RBF neural network in the wood defect detection [J]. International Journal of Hybrid Information Technology, 2015, 8(2):41-49.
- [8] LIN L Y, HE SH, FU F, et al. Detection of wood failure by image processing method: influence of algorithm, adhesive and wood species[J]. European Journal of Wood and Wood Products, 2015, 73(4):485-491.
- [9] 白雪冰, 祝贺, 张庭亮, 等. 基于高斯-马尔可夫随机场的木材表面缺陷类型识别[J]. 森林工程, 2013, 29(6):56-58.
- BAI X B, ZHU H, ZHANG T L, et al. Identification of wood surface defects types based on Gause-Markov random field [J]. Forest Engineering, 2013, 29(6): 56-58.
- [10] 李佳, 王阿川, 马欣然. 基于多模型融合的木材表面缺陷图像快速识别[J]. 东北林业大学学报, 2014, 42(12):114-118.
- LI J, WANG A CH, MA X R. Fast recognition for wood surface defect image based on the multi-model fusion[J]. Journal of Northeast Forestry University, 2014, 42(12): 114-118.
- [11] MOHAMMAD M T, HADI K, MAJID M, et al. An application of principal component analysis method in wood defects identification [J]. Journal of the Indian Academy of Wood Science, 2014, 11(1):33-38.
- [12] XIE Y H, WANG J C. Study on the identification of the wood surface defects based on texture features[J]. Optic-International Journal for Light and Electron Optics, 2015, 126(19):2231-2235.
- [13] GU Y H, ANDERESSON H, VICEN R. Wood defect classification based on image analysis and support vector machines [J]. Wood Science and Technology, 2010, 44(4):693-704.
- [14] SHNHORBANUN S, HUDA S N, HASLINA A, et al. A computational biological network for wood defect classification [J]. Lecture Notes in Engineering and Computer Science, 2010, 2186(1):559-563.
- [15] ZHANG Y ZH, XU CH, LI CH, et al. Wood defect detection method with PCA feature fusion and compressed sensing[J]. Journal of Forestry Research, 2015, 26(3): 745-751.
- [16] NAJWA A A, NASIEN D et al. Feature vector of binary image using freeman chain code (FCC) representation based on structural classifier[J]. International Journal of Advance in Soft Computing and Its Applications, 2014, 6(2):1-19.
- [17] OTSU N. A threshold selection method from gray-level histograms[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 1979, 9(1) : 62-66.
- [18] 胡海涛, 平子良, 吴斌. 具有旋转不变性的图像矩的快速算法[J]. 光学学报, 2010, 30(2):394-398.
- HU H T, PING Z L, WU B. Quick algorithm of image moments with rotational invariance [J]. Acta Optica Sinica, 2010, 30(2) :394-397.
- [19] 苑玮琦, 朱立军. 基于线性模板和模糊规则的虹膜坑洞纹理检测[J]. 仪器仪表学报, 2015, 36(6): 1363-1371.
- YUAN W Q, ZHU L J. Iris crypt texture detection based on linear template and fuzzy rules [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2015, 36(6):1363-1371.
- [20] BADRINATH G S, GUPTA P. Stockwell transform based palm-print recognition [J]. Applied Soft Computing, 2011, 11(7):4267-4281.
- [21] 陈强, 田杰, 黄海宁, 等. 基于统计和纹理特征的 SAS 图像 SVM 分割研究[J]. 仪器仪表学报, 2013, 34(6): 1414-1420.
- CHEN Q, TIAN J, HUANG H N, et al. Study on SAS image segmentation using SVM based on statistical and texture features [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2013, 34(6):1414-1420.

作者简介



苑玮琦, 1982 年于湖南大学获得学士学位, 分别在 1988 年和 1997 年于东北大学获得硕士和博士学位, 现为沈阳工业大学教授、博士生导师, 主要研究方向为机器视觉检测和生物特征识别。

E-mail: yuan60@126.com

Yuan Weiqi received his B. Sc. degree from Hunan University in 1982, and received M. Sc. and Ph. D. degrees both from Northeastern University in 1988 and 1997, respectively. He is now a professor and Ph. D. supervisor at Shenyang University of Technology. His research interests include machine vision and biometric identification.



李绍丽(通讯作者), 2013 年于沈阳工业大学获得学士学位, 现为沈阳工业大学视觉检测研究所博士研究生, 主要研究方向为机器视觉检测和生物特征识别。

E-mail: 707816215@qq.com

Li Shaoli (Corresponding author) received her B. Sc. degree from Shenyang University of Technology in 2013. She is now a Ph. D. candidate in Computer Vision Group, Shenyang University of Technology. Her research interests include machine vision and biometric identification.