第 41 卷 第 2 期
2005 年 3 月

林 业 科 学
SCIENTIA SILVAE SINICAE

Vol. 41, No. 2
Mar., 2005

基于小波的木材纹理分频信息提取与分析

于海鹏 刘一星 孙建平

(东北林业大学生物质材料科学与技术教育部重点实验室 哈尔滨 150040)

摘 要: 通过引入小波方法,对木材纹理进行了多尺度的频谱分解,并利用所得到的特征向量分析了水平、垂直和对角方向上的木材纹理频率分布特点,比较了针叶树材与阔叶树材、径向切面与弦向切面木材纹理的统计差异。并在试验基础上,提出了以小波分解子图像能量值的标准差进行木材纹理最佳分解尺度的筛选,探索出滤波长度取 8、分解尺度取 2 对充分表现木材纹理特征最为适宜。同时还发现可将垂直中高频分量 *HL* 和低频分量 *LL* 的能量值作为木材纹理区别与归类的重要参数,将 *EHL*/ *ELH* 值作为木材纹理的方向性量度。

关键词: 木材; 纹理; 小波

中图分类号: S781.1 文献标识码: A 文章编号: 1001 - 7488(2005)02 - 0100 - 06

Separated Frequency Features Extraction and Analysis of Wood Texture Based on Wavelet

Yu Haipeng Liu Yixing Sun Jianping

(*Key Laboratory of Bio-Based Material Science and Technology of Ministry of Education, Northeast Forestry University Harbin* 150040)

Abstract: Based on wavelet method, it realized multi-resolutional spectrum decomposition of wood surface texture, and analyzed frequency traits of wood texture at horizontal, vertical and angular directions by eigenvalues from decomposition subsections, furthermore it compared texture differences of softwood with those of hardwood, and radial section with tangential section. It proposed to use standard deviation of sub-image energies to select an optimal wavelet decomposition scale for wood texture, and found out a better selection of filter length at 8 and a best decomposition scale at 2 for wood. Also in this paper, it indicated that energies of subsection *HL* and *LL* can be used as key parameters for texture distinction and classification, and *EHL*/ *ELH* can be used to declare texture direction of wood.

Key words: wood; texture; wavelet

纹理是图像的最基本特征,但却难于描述。随着人们将信息处理技术的引入,才逐步建立起一套对纹理定量化描述和分析的方法。纹理分析的方法基本上可分为 3 类,即统计、结构和模型类。统计类方法研究图像中一对或多对像素的灰度二阶或高阶统计特性,代表性方法有灰度共生矩阵法、行程长度矩阵法等。结构类方法致力于找出纹理基元以及纹理基元间的依赖关系,然后从结构组成上探索其纹理规律。模型类方法则提供一个模型表达空间上相关随机变量之间的作用关系,代表性方法有分形、小波、马尔柯夫随机场等(Haralick, 1979; 贾永红, 2001)。20 世纪 70 年代以前的研究工作基本上建立在纹理的二阶统计特征上;80 年代,Gaussian、Markov 随机场和 Gibbs 分布纹理模型是纹理分析的主要工具;80 年代后期至 90 年代,快速傅里叶变换风靡一时,对纹理的频率分布和方向性特征实现了较好的描述。尽管这些方法取得了许多成果,但都存在着同样一个不足,即图像像素之间的关系都集中在同一空间或同一尺度内,反映不出不同尺度上的纹理特征。

近年来,建立在多尺度和时、频分析基础上的小波变换方法引起了人们的广泛注意。小波具有刻画信号频谱特性的强大能力,而且其能力与傅里叶变换有所不同,傅里叶变换仅能确定信号在整个时间域的频谱特性,而小波变换在时、频域均有着良好的局部化性质,能将信号按不同频段进行分解,在高频段取得较好的时间分辨率,在低频段取得较好的频率分辨率,从而能有效地从信号中提取信息,有着"数学显微镜"的美誉(Mallat, 1989; Laine *et al*., 1993; Wouwer *et al*., 1999; 陈武凡, 2002)。小波这种分解信号的性质,也被从精神视觉的研究证实与人体视觉系统分层次理解图像的特点非常相似,说明了小波方法用于纹理特征分析的理论可行性。

收稿日期: 2004 - 06 - 22。

基金项目: 国家自然科学基金项目(30070607)资助。

目前基于小波方法分析木材纹理的研究还不多,本文尝试运用小波方法进行木材纹理分频特征的分析。

1　材料与方法

1.1　试验材料

选取国内代表性商品材树种 50 种,其中针叶树 17 种、阔叶树 33 种,纹理特征能够覆盖我国树种木材纹理的主要特点。制成尺寸为 120 mm × 80 mm 的木材径、弦向切面试件,控制平衡含水率。

因为计算机只能识别数字形式的信号,所以将试件转化成离散数字化图像。离散数字化的步骤通常包括采样、分层和量化,目前主要通过扫描仪、数码相机或 CCD 摄像机实现。本文应用扫描仪,图像的采样精度设为 512 × 512 像素,灰度层次为 256 级,保存为 BMP 图像格式。

1.2　小波的多尺度频率分解

根据 Mallat(1989) 提出的信号多分辨率分解的思想和快速分解算法,选用二进正交小波基进行木材图像的多层分解。对属于$\{V_j\}$空间的图像,由一对适当的低通和高通滤波器 $h(\omega)$、$g(\omega)$ 同时作用于图像的水平和垂直方向,对信号进行低频滤波,以得到下一层空间 V_{j-1} 的信号,对信号进行高频滤波,以得到下一层小波空间 W_{j-1} 的信号,照此逐层分解下去,就可得到信号在一系列尺度空间的分解。

在每一层多分辨率空间中,信号在水平、垂直以及对角方向上的高频滤波结果对应着信号在此空间的分方向特征。一幅图像(二维信号) 经分解后可得到 4 个子图:1) LL 子图;2) LH 子图;3) HL 子图;4) HH 子图,如图 1(a) 所示。这 4 幅子图有如下性质:a^{LL} 在水平和垂直方向都具有低通特性,所以 LL 子图集中了原始图像的主要低频成分,从视觉的角度来看,反映的是图像的近似概貌信息,只大小仅为原始图像的 1/4;d^{LH} 在水平方向具有低通特性,而在垂直方向却有高频特性,因此从视觉的角度,LH 子图保留了原始图像的边界点,特别是水平边界线能够完好地保留;d^{HL} 在垂直方向具有低通特性,而在水平方向却有高频特性,因此从视觉的角度,HL 子图保留了原始图像的边界点,特别是垂直边界线能够完好地保留;d^{HH} 在水平和垂直方向都具有高频特性,从视觉的角度来看,无论是水平边界线还是垂直边界线在 HH 子图都不能保留,只有一些零散的边界点。若对 LL 子图(a^{LL}) 再递归分解,便又可得到下一尺度空间的 4 个分量,即 a^{LL1}、d^{LH1}、d^{HL1} 和 d^{HH1},而其中的 a^{LL1} 分量又可向下继续分解,这样每做一次分解都可获得一组长度为 4 的矢量集,如图 1(b) 所示。这些矢量集充分反映了图像在不同尺度、不同频率、不同方向的纹理特征,可以作为图像的特征量来使用,为图像的分析与分类提供良好的基础。

1.3　特征向量的提取

利用 Matlab 编程从小波分解子图像矢量集中提取纹理分析所需的特征向量,这里提取 2 类特征量:1) 小波能量分布特征向量;2) 小波能量分布比例特征向量(唐远炎等, 2004; 董长虹, 2004)。

1.3.1　小波能量分布　对于一个尺寸为 $N \times N$ 的图像,它的能量分布定义为:

$$Ef = \sum_{m=1}^{N}\sum_{n=1}^{N}\frac{f^2(m,n)}{N^2}$$

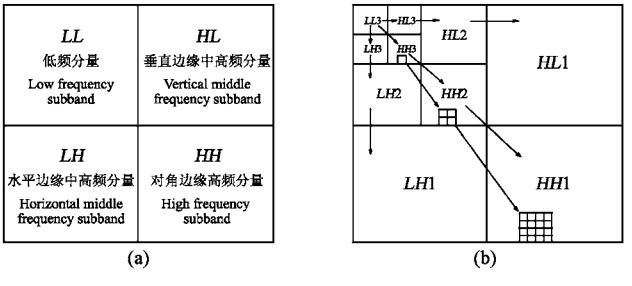

图 1　小波的二维层次分解

Fig. 1　Two-dimensional duple discrete wavelet decomposition

经多尺度小波分解之后,原始图像的细节子图像 LH、HL 和 HH 的第 k 阶小波能量分布定义为:

$$ELH^{(k)} = \sum_{m=(N/2^k)+1}^{N/2^{k-1}}\sum_{n=1}^{N/2^k}\frac{[LH^{(k)}(m,n)]^2}{(N/2^k)^2};\quad EHL^{(k)} = \sum_{m=1}^{N/2^k}\sum_{n=(N/2^k)+1}^{N/2^{k-1}}\frac{[HL^{(k)}(m,n)]^2}{(N/2^k)^2};$$

$$EHH^{(k)} = \sum_{m=(N/2^k)+1}^{N/2^{k-1}}\sum_{n=(N/2^k)+1}^{N/2^{k-1}}\frac{[HH^{(k)}(m,n)]^2}{(N/2^k)^2}$$

1.3.2　小波能量分布比例　小波能量分布比例是同一尺度下某一特定细节子图像对所有细节子图像的能量比重与方向特性。它们的定义为:

$$EPLH^{(k)} = \frac{ELH^{(k)}}{ELH^{(k)} + EHL^{(k)} + EHH^{(k)}};\ EPHL^{(k)} = \frac{EHL^{(k)}}{ELH^{(k)} + EHL^{(k)} + EHH^{(k)}};$$

$$EPHH^{(k)} = \frac{EHH^{(k)}}{ELH^{(k)} + EHL^{(k)} + EHH^{(k)}}$$

可以看出, $EPLH^{(k)}$ 反映原始图像在水平方向的能量分布特性与比重, $EPHL^{(k)}$ 反映原始图像在垂直方向的能量分布特性与比重, $EPHH^{(k)}$ 反映原始图像在对角方向的能量分布特性与比重。

2 结果与分析

选用不同长度的滤波器,对图像进行 5 尺度的小波分解,计算出它们的特征向量,通过特征向量分析得出以下结果。

2.1 适宜滤波长度的确定

选择滤波长度为 4、6、8、10 和 12,考察利用不同滤波长度分解的子图像(图 2)可看出,当滤波长度选择为 4 时,分解的子图像纹理表现较模糊,干涉现象严重;当滤波长度为 6 ~ 12 时,各子图像纹理表现较清晰,但滤波长度为 6 时子图像纹理的平滑性较滤波长度为 8、10、12 时略差。因此,可以评定滤波长度为 4 时的小波分解子图像效果较差,滤波长度为 6 的效果略好,滤波长度为 8、10、12 的效果较好。

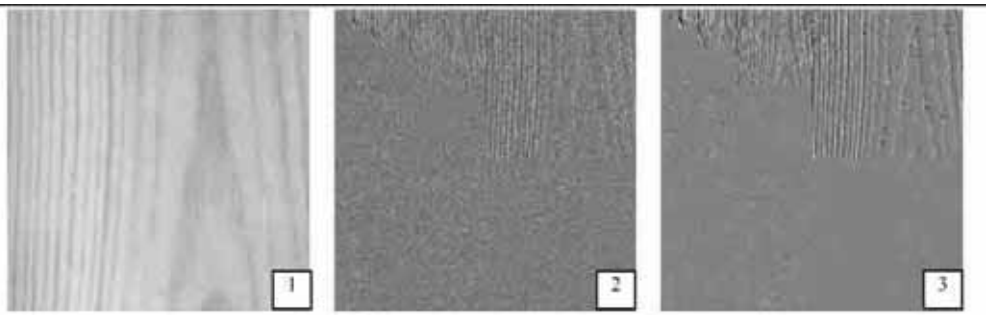

图 2 滤波长度对纹理特征表达的影响

Fig. 2 Influence of filter length on texture expression

1: 原始拍照图像 Original image; 2: 滤波长度为 4 的小波分解图像 Sub-image by wavelet decomposition, filter length 4; 3: 滤波长度为 8 的小波分解图像 Sub-image by wavelet decomposition, filter length 8.

以上说明,使用长滤波器分解的图像具有更好的性质,因此在要求高精度、较精确的前提下,宜选用长滤波器;否则宜用较短滤波器。此外,图像尺寸太小时不宜选用长滤波器,否则会造成边界效应增强。对属于中弱纹理的木材,滤波长度选用 8 即可。

2.2 最佳分解尺度的选择

一般说来,小波分解的尺度越多,总体的特征向量会越来越多,理论上的精确度也越高。但在实际应用中,多尺度和多特征向量不仅会显著地增加计算的工作量,而且随着尺度的增大,小波变换涉及到的边界像素和超出边界的像素增多,会造成伪纹理的出现,如图 2 中分解尺度在 4 以上的子图像中就可发现伪纹理,反而使特征值的可信度降低。因此,小波分解的尺度应适度。

本文尝试利用小波能量分布特征向量(以下简称"能量值")的均值和标准差来提取适宜木材纹理分析的最佳分解尺度。其基本原理为:样本能量值的均值可以反映信息量的多少,而标准差可以反映样本偏离总体平均数的程度和样本间纹理差异的大小,因此当某一尺度上的各分频能量的标准差最大时,即反映样本在此分解尺度上的纹理间差异表现最明显,此时有利于纹理细节的充分表达与比较。不同尺度上 LL、LH、HL、HH 子图像的能量值与标准差见表 1。

从表 1 可以发现,当分解尺度数从 1 变化到 5 时,样本在 LL 子图的能量值(ELL)基本不变或略微减少,说明纹理的宏观结构虽然经过各尺度的分解,但仍基本保持不变,即无论在第 1 至第 5 的任一尺度,都能够反映样本的主要纹理内容。样本的 EHL 和 EHH 均随分解尺度的升高而先增大后减小,且在尺度 2 和 3 之间出现一个拐点,因此初步认定尺度 2 或尺度 3 为木材纹理分析的较佳尺度;此时继续对 EHL 和 EHH 的标准差进行分析,发现它们的标准差最大值均出现在分解尺度为 2 时,这说明图像经小波第 1、2 次分解,其纹理

信息随分解次数的增加而逐渐得以放大体现,当分解到第 2 层时纹理信息得到了充分体现,此时标准差达到最大,纹理差异体现最明显;当随后再分解时,随尺度的增高,标准差反而降低,反映样本纹理的能力已大为减弱;而它却又在第 5 层陡然增大,推测原因可能是分解的区域过小而造成小波变换的边界效应增强。样本的 *ELH* 以及它的标准差均随分解尺度的升高而逐渐减小,这说明即使分解尺度提高了,横向纹理也没有更充分体现,间接证明了木材横向纹理弱的特点。综上说明,尺度数定为 2 是木材纹理分析的最佳分解尺度。

表 1　不同分解尺度上 *LL*、*LH*、*HL*、*HH* 子图像能量值与标准差

Tab.1　*LL*, *LH*, *HL*, *HH* energies and their standard deviation at different decomposition scale

尺度数	*ELL*		*EHL*		*ELH*		*EHH*	
Scale	均值 Aver.	标准差 S.D.	均值 Aver.	标准差 S.D.	均值 Aver.	标准差 S.D.	均值 Aver.	标准差 S.D.
1	36 466	10 907	6.887	6.274 8	3.286	2.449 1	0.443	0.336 9
2	36 453	10 912	8.022	7.094 3	3.155	2.200 4	1.459	0.841 9
3	36 443	10 916	7.196	6.415 9	1.886	1.356 0	1.142	0.762 8
4	36 434	10 919	6.386	6.439 5	1.300	1.032 2	0.741	0.629 4
5	36 426	10 921	6.646	8.574 2	1.078	0.931 1	0.512	0.454 1

2.3　木材纹理特征在小波频率分量中的体现

在滤波长度为 8、分解尺度为 2 的前提下,考察子图像的能量值和标准差所反映的纹理特性。

对木材纹理的整体分析可发现,低频分量 *LL* 的能量值最高,且远高于中高频分量 *EHL*、*ELH* 和高频分量 *EHH*,同时 *EHL* 和 *ELH* 也明显高于 *EHH*,这说明木材纹理的最主要和最重要的结构信息主要集中在中低频区域,它们的能量值能反映纹理的主要信息。

考察能量值在表达木材纹理规律及个体差异时可发现,随纹理由细变粗、由弱变强,低频分量 *ELL* 逐渐变小,而 *EHL*、*ELH* 和 *EHH* 却相反,随纹理由细变粗、由弱变强而逐渐增大,表达了纹理化程度的升高。因此,当 *ELL* 较小,*EHL*、*ELH* 均较大或其中一个较大,而 *EHH* 较小时,对应的图像一般呈现出较强的规律性纹理;反之,如果 *ELL* 较大,而 *EHL*、*ELH* 和 *EHH* 均较小时,对应图像的纹理一般相对细致均匀、纹理程度较弱或不呈纹理状;而当 *ELL* 较小,*EHL*、*ELH* 均较大,尤其是 *EHH* 也较大时,对应图像的纹理一般较粗糙,图面的纹理性较强,但无规则。由此认为,利用 *ELL*、*EHL*、*ELH* 和 *EHH* 对不同纹理进行表达和分类具有可行性。

针对木材纹理的特点,并凭借前述分析的基础,可以判定木材纹理区别于其他类型纹理的特点应该是:1) *ELL* 较大,说明木材纹理相对较细,纹理化程度属于中弱;2) *EHL* 相对较大、而 *ELH* 较小,说明木材纹理在垂直方向的边缘线较水平方向的为多,验证了木材径向切面的竖状条形纹理特点和弦向切面的抛物线状带条形纹理特点;3) *EHH* 非常小,显示木材纹理不粗糙;*HH* 子图中不存在较强的边界点,说明木材纹理在高频带仅存在一些随机能量,并未包含太多的纹理角点信息,验证了木材纹理程度不很强的特点。

综上,经小波分解所得的不同方向上频率分量的特征向量在表达木材纹理信息的能力排序为:ELL > EHL ≫ ELH ≫ EHH。为减低特征向量的复杂性和计算的工作量,建议只选用 *ELL*、*EHL*、*ELH* 对木材纹理进行分析。

2.4　木材纹理方向的小波特征向量表示

小波的正交分解使得小波分量具有方向选择性,因此不同分量子图像的能量值也可反映原图像纹理的方向性。试验发现,当图像呈现横向纹理时,其沿列方向滤波后的纹理水平边缘分量的能量值明显高于其沿行方向滤波后的纹理垂直边缘分量的能量值,即 ELH ≫ EHL;同理,当图像呈现竖向纹理时,其沿行方向滤波后的纹理垂直边缘分量的能量值明显高于其沿列方向滤波后的纹理水平边缘分量的能量值,即 EHL ≫ ELH;当图像表现为斜向纹理时,*ELH*、*EHL* 均较大,且基本相等,即 ELH ≈ EHL ≫ 0;当图像表现的纹理无方向时,ELH ≈ EHL,它们的能量值大小不固定。参照图 2 和表 1 可发现,通过小波分解后的垂直边缘中高频分量 *HL* 和水平边缘中高频分量 *LH* 的能量值确能反映木材这类具有明显纹理方向的事物。

为更好地反映纹理的方向性,解决不同事物间纹理方向性程度的比较问题,可以采用小波能量分布比例特征向量来作为表示图像纹理方向的无量纲参量。其规律为:当横向纹理为主时,*EPLH* 应大于 *EPHL* 和 *EPHH*,且随横向纹理程度的加深向 100 %接近;当竖向纹理为主时,*EPHL* 应大于 *EPLH* 和 *EPHH*,且随横向纹理程度的加深向 100 %接近;当纹理为斜向或无向时,*EPHH*、*EPHL* 和 *EPLH* 均应较小,而 *EPHH* 较横向纹理

与竖向纹理时为大。

若将小波能量分布比例特征向量简化一下,可以用 EHL 与 ELH 的比值这一简单参量来表示,其规律为:当纹理竖向程度强时, $EHL/ELH > 1$,并随着纹理竖向程度的加深,其值越大;当纹理横向程度强时, $EHL/ELH < 1$,并随着纹理横向程度的加深,其值越小,向 0 趋近;当纹理为斜向或无方向时, $EHL/ELH \approx 1$。它们也同样适用于任何类别纹理间的方向性比较。

2.5 木材纹理在径、弦向切面及针叶、阔叶树材的规律与区别

2.5.1 在径、弦向切面木材纹理的规律与比较 对表 2 的分析表明:木材的径、弦向切面相比,低频分量的 ELL 无论在针叶、阔叶树材,还是整体均值都基本相等,说明二者的纹理信息含量基本相当,纹理化的程度相似。但二者在纹理垂直边缘中高频分量和水平边缘中高频分量却存在一些差别,具体为:径向切面的 EHL、ELH 整体高于弦向切面,这证明木材径向切面的纹理表现略比弦向切面的纹理表现要强一些,分别体现在针叶树材径向切面的 EHL、ELH 明显高于其弦向切面,而阔叶树材径、弦向切面的 EHL、ELH 的差别却不明显,这表明径、弦向纹理的差异在针叶树材体现得更明显。此外,径、弦向切面的 EHL、ELH 的标准差则表明,径向切面纹理样本间的彼此差异大于弦向切面,同时 $EPHL$、$EPLH$、$EPHH$ 和 EHL/ELH 值的比较显示木材径向和弦向纹理都呈一定程度的竖向性规律。

表 2 径、弦向切面之间的 ELL、EHL、ELH、$EPHL$、$EPLH$、$EPHH$ 和 EHL/ELH 比较

Tab.2 Comparison of ELL, EHL, ELH, $EPHL$, $EPLH$, $EPHH$ and EHL/ELH between radial and tangential sections

	径向切面 Radial section						弦向切面 Tangential section					
	针叶树材 Softwood		阔叶树材 Hardwood		均值 Aver.	标准差 S.D.	针叶树材 Softwood		阔叶树材 Hardwood		均值 Aver.	标准差 S.D.
	均值 Aver.	标准差 S.D.	均值 Aver.	标准差 S.D.			均值 Aver.	标准差 S.D.	均值 Aver.	标准差 S.D.		
ELL	40 931	5 753	35 069	12 318	38 000	9 035	40 623	6 811	35 550	11 792	38 087	9 301
EHL	9.063	8.846 5	6.341	4.161 1	7.702	6.503 8	4.390	3.046 7	6.495	6.193 8	5.442	4.620 2
ELH	1.515	0.671 9	2.088	1.821 6	1.801	1.246 7	1.105	0.416 8	1.769	1.032 1	1.437	0.724 4
$EPHL$/ %	78.53		63.09		71.13		78.54		70.00		73.84	
$EPLH$/ %	13.92		23.73		18.62		13.41		17.62		15.73	
$EPHH$/ %	7.56		13.18		10.25		8.06		12.38		10.44	
EHL/ELH	5.983		3.037		4.275		3.972		3.670		3.787	

表 3 针叶树材和阔叶树材的 ELL、EHL、ELH、$EPHL$、$EPLH$、$EPHH$ 和 EHL/ELH 比较

Tab.3 Comparison of ELL, EHL, ELH, $EPHL$, $EPLH$, $EPHH$ and EHL/ELH between softwood and hardwood

	针叶树材 Softwood						阔叶树材 Hardwood					
	径向切面 Radial section		弦向切面 Tangential section		均值 Aver.	标准差 S.D.	径向切面 Radial section		弦向切面 Tangential section		均值 Aver.	标准差 S.D.
	均值 Aver.	标准差 S.D.	均值 Aver.	标准差 S.D.			均值 Aver.	标准差 S.D.	均值 Aver.	标准差 S.D.		
ELL	40 931	5 753	40 623	6 811	40 777	6 282	35 069	12 318	35 550	11 792	35 310	12 055
EHL	9.063	8.846 5	4.390	3.046 7	6.727	5.946 6	6.341	4.161 1	6.495	6.193 8	6.417	5.177 4
ELH	1.515	0.671 9	1.105	0.416 8	1.310	0.544 3	2.088	1.821 6	1.769	1.032 1	1.928	1.426 8
$EPHL$/ %	78.53		78.54		78.53		63.09		70.00		66.46	
$EPLH$/ %	13.92		13.41		13.70		23.73		17.62		20.75	
$EPHH$/ %	7.56		8.06		7.76		13.18		12.38		12.79	
EHL/ELH	5.983		3.972		5.135		3.037		3.670		3.328	

2.5.2 针叶、阔叶树木材纹理的规律与比较 对表 3 的分析表明:针叶树材的 ELL 高出阔叶树材很多,而 $EPHH$ 要比阔叶树材小很多,说明针叶树材的纹理较阔叶树材要细;而针叶树材的 EHL 高于阔叶树材、ELH 低于阔叶树材、$EPHL$、EHL/ELH 值明显高于阔叶树材,综合说明了针叶树材纹理呈竖向性的规律较阔叶树材显著,且表现在其径向切面尤其显著;阔叶树材的 ELH、$EPLH$ 较高,而 $EPHL$ 略低于针叶树材,验证了阔叶

树材的抛物线状带条纹理特征 。

3　讨论

小波的多尺度频率分解特性使得对木材纹理的定量化分析又多了一种思路和方法 ,尽管从以上分析中得出的多是一些人们已经凭经验熟知的关于木材纹理的规律信息 ,但这些规律信息的获得方式不同于以往人们用肉眼进行的观察与主观判别 ,而是真正运用计算机信号处理与定量化分析得到的客观数据 ,这是对木材纹理分析进程中的一个进步 。

试验结果反映出 ,小波滤波器长度取 8 、分解尺度取 2 是对木材纹理的最佳分解参数 。经小波分解所得的特征向量能够很好地反映木材纹理的规律特征和方向性 。

从应用角度来看 ,基于小波方法提取木材纹理的分频特征 ,可以补充 、丰富木材视觉物理量的参数 ,提供了一个从客观数据来评价木材视觉效果及改变程度的工具 ,借以用于木制品加工工艺的反馈和改进 ;同时所得的特征向量可以作为木材纹理的视觉信息分解 、重构 、降噪 、压缩 、融合及视觉模拟的重要基础 ,以及更进一步地基于机器视觉的模糊查询 、模式识别 、聚类等等 。

参　考　文　献

陈武凡著 .2002 .小波分析及其在图像处理中的应用 . 北京 : 科学出版社

董长虹主编 . 2004 . Matlab 小波分析工具箱原理与应用 . 北京 : 国防工业出版社

贾永红编著 . 2001 .计算机图像处理与分析 . 武汉 : 武汉大学出版社

唐远炎 , 王　玲著 . 2004 .小波分析与文本文字识别 . 北京 : 科学出版社

Haralick R M. 1979 .Statistical and structural approaches to texture . Proceedings of IEEE , 67 : 786 - 804

Laine A ,Fan J .1993 . Texture classification by wavelet packet signatures . IEEE Trans . on Pattern Analysis and Machine Intelligence , 15(11) : 1186 - 1191

Mallat S . 1989 . A theory of multiresolution signal decomposition : the wavelet representation . IEEE Trans . on Pattern Analysis and Machine Intelligence , 11(6) : 674 - 693

Mallat S . 1989 . Multifrequency channel decomposition of images and wavelet models . IEEE Trans . on Acoust . Speech Signal Process , 37(12) : 2091 - 2110

Tang Y Y, Liu J , Ma H , *et al* . 1999 . Wavelet orthonormal decompositions for extracting features in pattern recognition . International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence , 13(6) : 803 - 831

Wouwer G V, Schenuders P , Dyck D V. 1999 . Statistical texture characterization from discrete wavelet representation . IEEE Trans . on Image Processing , 8 : 592 - 598