浙 江 农 林 大 学 学 报，2016，**33**(2)：306–314
Journal of Zhejiang A & F University
doi:10.11833/j.issn.2095-0756.2016.02.017

基于局部二值拟合模型的板材表面节子与虫眼的图像分割

白雪冰，许景涛，郭景秋，陈　凯

（东北林业大学 机电工程学院，黑龙江 哈尔滨 150040）

摘要：为了更好地对板材表面的节子和虫眼进行快速有效的分割，对局部二值拟合(local binary fitting,LBF)模型进行了深入研究，从而提出一个改进的 LBF 模型，即在 LBF 模型的基础上，添加一个新的水平集线性正则化项，与此同时引入一个以高斯函数为核函数的局部二值拟合能量。改进算法能够克服 LBF 模型的分割缺点，使得分割过程对初始轮廓的大小和位置不敏感，同时增强算法的抗噪性，能够分割出灰度不均匀的图像。经实验验证，该算法可以比较完整地提取出单一目标和多目标的板材节子和虫眼的图像，以及对应得出与缺陷图像相对应的水平集演化图像。图 21 表 1 参 15

关键词：木材科学与技术；板材表面缺陷；板材图像分割；LBF 模型；水平集

中图分类号：TP391.41；S781.1　　**文献标志码：**A　　**文章编号：**2095-0756(2016)02-0306-09

Segmentation of wood surface knots and wormholes based on an improved LBF Model

BAI Xuebing, XU Jingtao, GUO Jingqiu, CHEN Kai

(College of Machinery Electricity, Northeast Forestry University, Harbin 150040, Heilongjiang, China)

Abstract: To make wood surface defect segmentation faster and more effective, research was conducted to put forward an improved LBF (local binary fitting) Model with image segmentation based on the Chan-Vese (CV) Model. The improved LBF Model added a new level set formulation with a linear regularization term, and at the same time formed a Gaussian function as the kernel function with two local values for fitting energy. Results showed that the improved algorithm could overcome the segmentation shortcomings in the LBF Model. Also, the segmentation process was not sensitive to the size or the position of the initial contour. However, the anti noise of the algorithm was enhanced, and the image could be segmented in non-uniform gray. The experiment showed that the algorithm completely extracted the wood surface defect images with single and multi objectives, and level set evolution corresponding to the defect image could be obtained. [Ch, 21 fig. 1 tab. 15 ref.]

Key words: wood science and technology; wood surface defects; wood image segmentation; LBF model; level set

20 世纪 90 年代，德国应用超声波技术得到木材超声波图像，通过对图像分析来检测木材缺陷。美国等发达国家研制了超声波木材检测仪，该方法可以快速简便地检测出木材缺陷，但需要借助中间均匀介质(如水或油等)，难以实现连续性检测[1]。法国已研制出微波木材检测仪，但检测结果受到木材含水率高低影响较大，该方法的适用范围和精确度还需要不断提高。加拿大、澳大利亚等国家将 X 射线扫描技术应用到木材检测中，该方法对木材常见缺陷检测较为有效，但是检测设备不但造价高而且防护措施比较苛刻[1–2]。中国的木材缺陷检测技术主要还是以人工检测为主，在生产过程中由于劳动强度较大，个人检测经验和主观认知不同，检测效率和准确率都较低，难以实现自动化要求。近年来，几何活动轮廓模型得到国内外学者的广泛关注，成为图像分割的主流方法之一[3–4]。其中，几何活动轮廓模型基于

收稿日期：2015-04-20；修回日期：2015-09-16

基金项目：黑龙江省自然科学基金资助项目(C201208)

作者简介：白雪冰，教授，从事图像处理与模式识别研究。E-mail：xumou2010@163.com

曲线演化和水平集的方法备受瞩目，即水平集函数在一个偏微分方程的控制下进行演化[5]，直到零水平集演化到图像的目标边缘为止，从而得到目标轮廓[6]。CV(chan-vese)模型是一个基于区域的几何活动轮廓模型[7]，由于 CV 模型不能分割灰度不均匀图像[8]，因此， LI 等[9]于 2008 年提出了 RSF(region-scalable fitting)模型，又称局部二值拟合(local binary fitting，LFB)模型。该模型把CV 模型的全局二值拟合能量泛函改为以高斯函数为核函数的可变区域拟合能量定义的能量泛函[10]，从而较好地克服了 CV 模型的缺点，能够分割出灰度不均匀图像[11]。LBF 模型以考虑局部均值信息为主要分割方式，对于边界灰度较弱的图像分割困难，演化速度较慢，分割时依赖于演化曲线以及初始轮廓的位置，而且受噪声影响较大。为了克服 LBF 模型的缺点，本研究在 LBF 基础上添加一个新的水平集线性正则化项，同时提出了一个新的核函数与 LBF 模型相结合的算法对板材表面缺陷进行分割，从而使得该算法不仅能够分割灰度不均匀的图像，而且对初始轮廓的大小和位置不敏感，同时增强模型的抗噪性[12]。

1　LBF 模型介绍

1.1　LBF 模型水平集改进模型

LBF 模型是基于一种可变区域的的能量泛函模型，设 $\Omega\subset R^2$ 为整个图像的空域，I: $\Omega\rightarrow R$ 映射为灰度级图像，针对图像空域 Ω 中的一点 x 和初始轮廓曲线 c。LBF 模型能量定义为：

$$\varepsilon_x^{\mathrm{Fit}}(c,f_1(x))=\sum_{i=1}^{2}\lambda_i\int_{\Omega_i}K(x-y)\left|I(y)-f_i(x)\right|^2\mathrm{d}y。\tag{1}$$

式(1)中：K 为核函数，用于控制 x 的邻域 $O_x=\{y\,|\,y-x\,|\leqslant r\}$；$r$ 为领域半径；$\Omega_1=\mathrm{in}(c)$，$\Omega_2=\mathrm{out}(c)$，分别为对应邻域的背景和目标邻域；$f_1(x)$和$f_2(x)$为图像在点 x 处的 2 个局部拟合值；λ_1，λ_2 为内外能量差的权重项，且均为正数。其相应的水平集表达式为：

$$\varepsilon_x^{\mathrm{Fit}}(c,f_1(x),f_2(x))=\sum_{i=1}^{2}\lambda_i\int_{\Omega_i}K(x-y)\left|I(y)-f_i(x)\right|^2M_i(\varphi)\mathrm{d}y。\tag{2}$$

式(2)中：$x\in\Omega$，ϕ 为水平集函数，λ_1，λ_2 为内外能量差的权重项，$M_1(\phi)$，$H_\varepsilon(\phi)$，$M_2(\phi)=1-H_\varepsilon(\phi)$，$H_\varepsilon(x)$是 Heaviside 函数，当且仅当曲线位于目标的边界时，式(1)取得极小值即 LBF 能量取得极小值。其中：

$$H_\varepsilon(x)=\frac{1}{2}\left[1+\frac{2}{\pi}\arctan\left(\frac{x}{\varepsilon}\right)\right];\tag{3}$$

$$f_1(x)=\frac{K_\sigma(x)\times[H_\varepsilon(\phi(x))I(x)]}{K_\sigma(x)\times H_\varepsilon(\phi(x))};\tag{4}$$

$$f_2(x)=\frac{K_\sigma(x)\times[H_\varepsilon(\phi(x))I(x)]}{K_\sigma(x)\times[1-H_\varepsilon(\phi(x))]}。\tag{5}$$

式(3)~(5)中：$K_\sigma(x)$为 $\sigma>0$ 的高斯函数，对于每个水平集函数 ϕ，根据式(4)和式(5)，可知$f_1(x)$和$f_2(x)$为图像在点 x 局部邻域的加权灰度平均值(邻域大小由高斯函数的方差 σ 决定)。将当前点 x 延伸到整个图像区域，同时为了确保水平集函数 ϕ 演化的稳定性，增加曲线长度项$L(x)$以及距离保证项[13]。从而得出总能量函数：

$$\varepsilon(\phi,f_1(x),f_2(x))=\int\varepsilon_x^{\mathrm{Fit}}(\phi,f_1(x),f_2(x))\mathrm{d}x+v(L)+\mu(P)。\tag{6}$$

式(6)中：$L(x)=\int\delta(\phi)\left|\nabla\phi\right|\mathrm{d}x$ 为长度项；$P(x)=\int\frac{1}{2}(\left|\nabla\phi(x)\right|-1)^2\mathrm{d}x$ 为距离保证项；v 和 μ 为长度权值且均为非负常量。

根据变分法和梯度下降法，对式(6)可得能量泛函梯度下降流的水平集演化的偏微分方程式为：

$$\frac{\partial\phi}{\partial t}=\mu\left(\nabla^2\phi-\mathrm{div}\left(\frac{\nabla\phi}{\left|\nabla\phi\right|}\right)\right)+v\delta_\varepsilon(\phi)\mathrm{div}\left(\frac{\nabla\phi}{\left|\nabla\phi\right|}\right)-\delta_\varepsilon(\phi)(\lambda_1d_1-\lambda_2d_2)。\tag{7}$$

式(7)中：∇^2 为拉普拉斯算子；$\mathrm{div}\left(\frac{\nabla\phi}{\left|\nabla\phi\right|}\right)$为散度算子；$\delta_\varepsilon(x)$是 Dirac 函数。

$$\delta_\varepsilon(x)=H_\varepsilon'(x)=\frac{1}{\pi}\frac{\varepsilon}{\varepsilon^2+x^2}; \tag{8}$$

$$d_1=\iint_\Omega K_\sigma(y-x)\ \ |I(x,y)-f_1(x,y)|^2\mathrm{d}x\mathrm{d}y; \tag{9}$$

$$d_2=\iint_\Omega K_\sigma(y-x)\ \ |I(x,y)-f_2(x,y)|^2\mathrm{d}x\mathrm{d}y。 \tag{10}$$

式(8)~(10)中：f_1，f_2 分别近似于当前点 x 邻域中位于演化曲线内部和外部区域的灰度均值，且利用点 x 扩展到整个图像区域内各个像素点的灰度值与 f_1 和 f_1 相差的大小来驱使演化曲线运动。分割弱边界图像时，水平集演化方程式(7)中的 d_1 和 d_2 将会趋近于 0，使得能量方程达到最小值，导致曲线演化停止，分割结束[13]。

1.2 LBF 模型的高斯核函数改进模型

LBF 模型拟合的灰度值区域的范围由引入的非负核函数的参数大小来确定。根据高斯核函数的局部化特性，距离 x 越近的点对于该点能量的贡献越大，当距离大于时，对点能量的影响几乎为 0[14]。所以，引入高斯核函数对于 LBF 模型的不均匀的灰度信息创造了条件[15]。根据式(1)可知 0 水平集局部拟合能量方程，其中高斯核函数通常表达式为：

$$K_\sigma(u)=\frac{1}{2(\pi)^{n/2}\sigma^n}\mathrm{e}^{-|u|^{2/2\sigma2}}(\sigma>0)。 \tag{11}$$

当$|u|$增加时，$K_\sigma(u)$减小并趋渐于 0，并具有“3σ 性”，即$|u|\geqslant 3\sigma$ 时，$K_\sigma(u)\cong 0$。且其二阶导数为：$K_\sigma''(u)=\frac{1}{\sqrt{2\pi}\,\sigma}(u^2-\sigma^2)\mathrm{e}^{\frac{u^2}{2\sigma^2}}$。在 $u=\sigma$ 处变号，即点 $u=\sigma$ 且存在拐点，从而忽略了与中心 x 点距离超过 3σ 的点 y。结合高斯函数的特性可知，高斯函数是导致水平集演化速度慢的原因。因此，选择如下函数为核函数代替高斯函数：

$$K_p(u)=\frac{1}{1+u^p},\ p\epsilon(0,1],\ u\geqslant 0。 \tag{12}$$

要求 $p\epsilon(0,1]$，是因为 $p>1$ 时，$K_p(u)$具有与高斯函数相似的图形特征——存在拐点 $x=((p-1)/(p+1))^{1/p}$ 下降快。综上所述，将方程(6)与方程(7)中的 K_σ 用替代 K_p，得到改进的 LBF 模型的演化方程如下：

$$\frac{\partial\phi}{\partial t}=\mu(\nabla^2\phi-\mathrm{div}(\frac{\nabla\phi}{|\nabla\phi|}))+v\delta_\varepsilon(\phi)\mathrm{div}(\frac{\nabla\phi}{|\nabla\phi|})-\delta_\varepsilon(\phi)(\lambda_1\iint_\Omega K_p(y-x)|I(x,y)-f_1(x,y)|^2\mathrm{d}x\mathrm{d}y-$$

$$\lambda_2\iint_\Omega K_p(y-x)|I(x,y)-f_2(x,y)|^2\mathrm{d}x\mathrm{d}y。 \tag{13}$$

LBF 模型利用局部图像信息，而没有考虑图像的局部方差信息和全局方差信息，因此用该核函数代替高斯函数，对 LBF 模型进行了改进，可以对不均匀图像有更好的分割效果，并且加快了 LBF 模型的演化速度[11]。

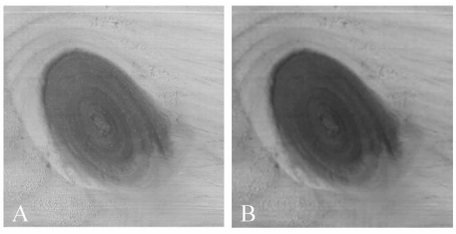
2 试验结果与分析

根据国家板材标准 GB/T 4823-1995《锯材缺陷》，板材表面缺陷图像一般有虫眼、活节和死节。实验过程中使用的图像为具有单个活节、虫眼、死节板材缺陷图像和具有多个活节、虫眼、死节的板材缺陷图像，且使用的图像均为灰度分布不均匀图像。LBF 模型分割过程中每次的迭代任务就是完成局部特征值 $f_1(x)$和 $f_2(x)$以及水平集函数的更新，根据检测 0 水平集变化来确定迭代是否收敛。简而言之，当连续 n 次 0 水平集的变化均小于 2 个像素时(实验中 n 取 5 次)，则迭代收敛。实验算法的参数若无特别说明均设置为：权重系数 λ_1=1.0，λ_2=1.5；正则化参数 ε=1.0；时间步长为 Δ_t=0.1；长度权值 μ=1.0；核函数的方差根据不同缺陷图像而定。

2.1 单个目标的分割实验结果

2.1.1 单个活节分割结果 图 1 为单个活节实验样本的原图和灰度图。从活节的灰度图可得出：活节灰度值与周围正常板材组织灰度值的像素差距较小，且边缘模糊不太清晰。图 2 为本研究算法对单个活节进行分割的过程，算法核函数的方差设置为 σ=5.0。其中图 2A 迭代次数为 50 次，分割时间为5.366 4 s；

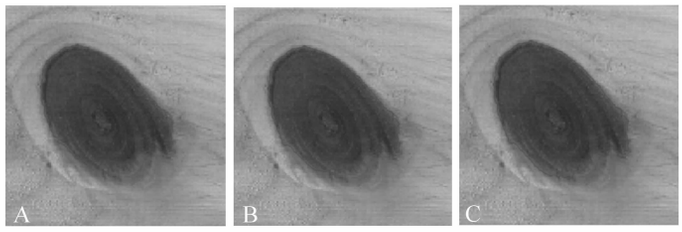
图 2B 迭代次数为 80 次，分割时间为 8.673 7 s；图 2C 迭代次数为 100 次，分割时间为 10.592 5 s。图 3 为本研究算法对单个活节分割过程产生的水平集演化图像，其中，图 3A 迭代次数为 50 次，图 3B 迭代次数为 80 次，图 3C 迭代次数为 100 次。



A原图　　B灰度图

图 1　活节原图与灰度图

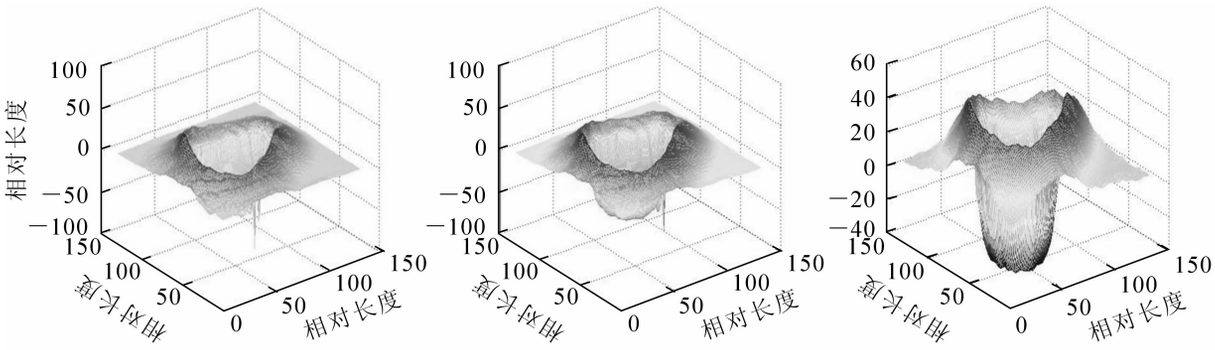
Figure 1　An original image and gray image of the slipknot



A迭代50次，5.366 4 s；B迭代80次，8.673 7 s；C迭代100次，10.592 5 s

图 2　活节分割过程

Figure 2　Segmentation process of the slipknot



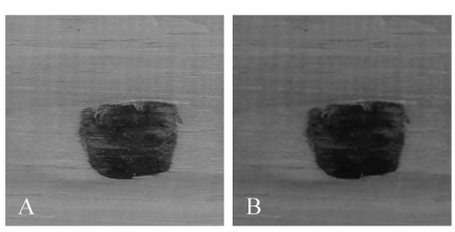
(a) 分割过程 1 水平集演化　　(b) 分割过程 2 水平集演化　　(c) 分割过程 3 水平集演化

图 3　活节分割过程水平集演化

Figure 3　Level set evolution of segmentation process of the slipknot

2.1.2　单个虫眼分割结果　图 4 为单个虫眼实验样本的原图和灰度图。从虫眼的灰度图可得出虫眼的灰度值与周围正常板材组织灰度值的像素差距较大，且灰度分布不均匀。图 5 为对单个虫眼进行分割的过程，算法核函数的方差设置为 σ=3.5。其中图 5A 迭代次数为 50 次，分割时间为 2.558 4 s；图 5B 迭代次数为 80 次，分割时间为 5.912 4 s；图 5C 迭代次数为 100 次，分割时间为 8.439 7 s。图 6 为本研究算法对单个活节分割过程产生的水平集演化图像，其中，图 6A 迭代次数为 50 次，图 6B)迭代次数为 80 次，图 6C 迭代次数为 100 次。

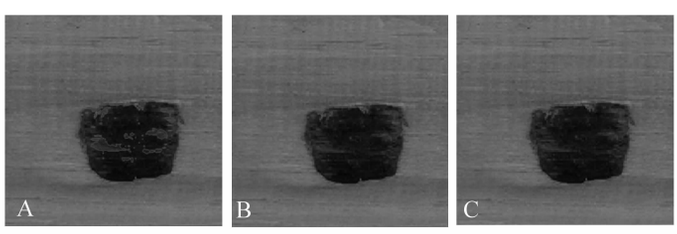
2.1.3　单个死节分割结果　图 7 单个死节实验样本的原图和灰度图。图 8 为对单个死节进行分割的过程，算法核函数的方差设置为 σ=3.5。其中图 8A 迭代次数为 50 次，分割时间为 13.915 3 s；图 8B 迭代次数为 100 次，分割时间为 27.534 2 s；图 8C 迭代次数为 150 次，分割时间为 41.652 3 s。图 9 为对单个活节分割过程产生的水平集演化图像，其中，图 9A 迭代次数为 50 次，图 9B 迭代次数为 100 次，图 9C 迭代次数为 150 次。



A原图　　B灰度图

图 4　虫眼原图与灰度图

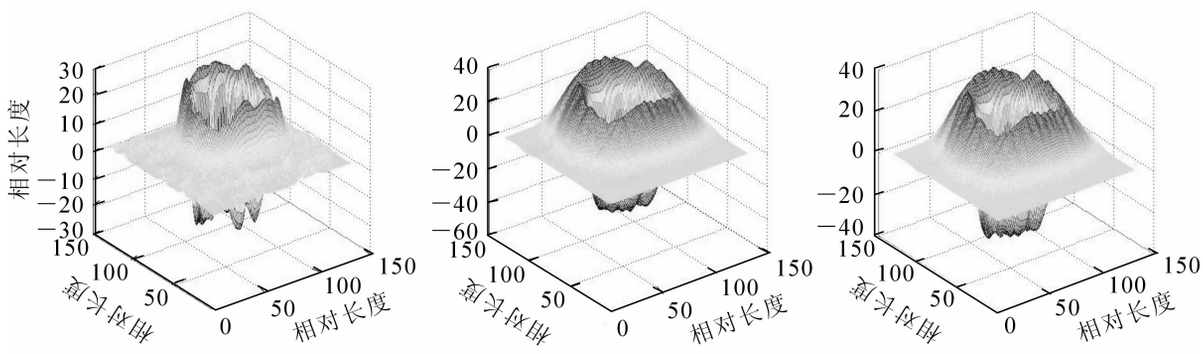
Figure 4　An original image and gray image of the wormhole



A迭代50次，2.558 4 s；B迭代80次，5.912 4 s；C迭代100次，8.439 8 s

图 5　虫眼分割过程

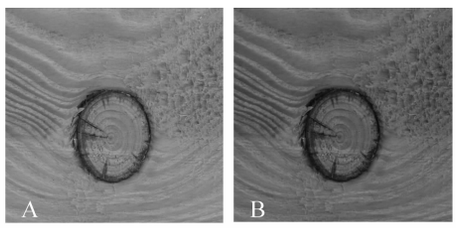
Figure 5　Segmentation process of the wormhole



A迭代50次 B迭代80次 C迭代100次

图 6 虫眼分割过程水平集演化

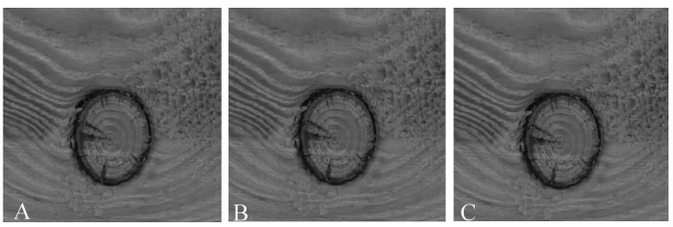
Figure 6 Level set evolution of segmentation process of the wormhole



A原图 B灰度图

图 7 死节原图和灰度图

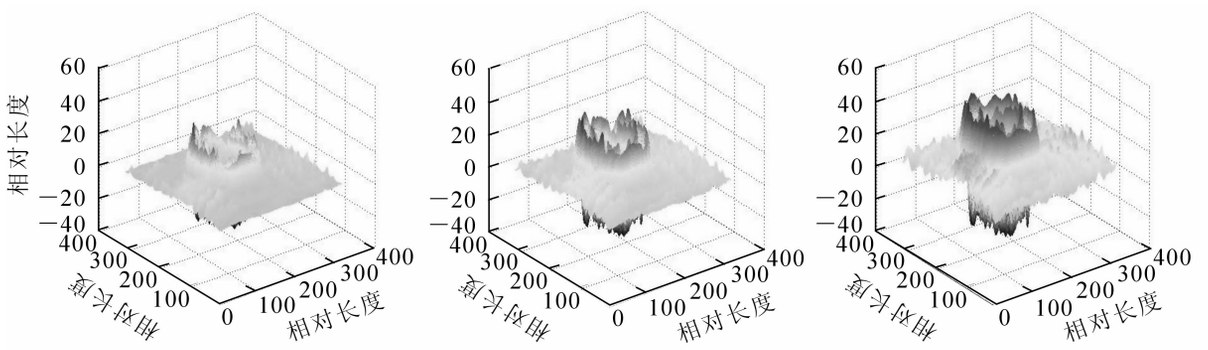
Figure 7 An original image and gray image of the encased knot



A迭代50次，13.915 3 s；B迭代100次，27.534 2 s；C迭代150次，41.653 3 s

图 8 死节分割过程

Figure 8 Segmentation process of the encased knot



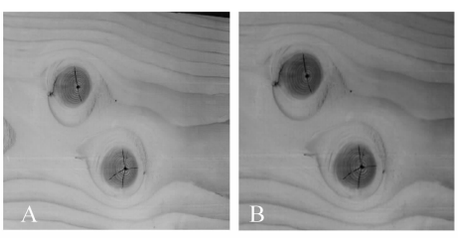
A迭代50次 B迭代100次 C迭代150次

图 9 死节分割过程水平集演化

Figure 9 Level set evolution of segmentation process of the encased knot

2.2 多个目标的分割实验结果

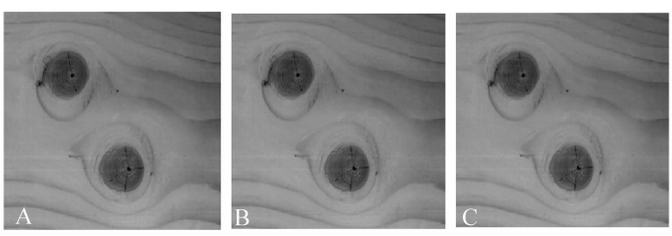
2.2.1 多个活节分割结果 图 10 为多个活节实验样本的原图和灰度图。图 11 为对多个死节进行分割的过程，算法核函数的方差设置为 σ=3.5。其中图 11A 迭代次数为 30 次，分割时间为 6.130 8 s；图 11B 迭



A原图 B灰度图

图 10 多活节原图与灰度图

Figure 10 An original image and gray image of the slipknots



A迭代30次，6.130 8 s；B迭代40次，7.332 0 s；C迭代50次，41.652 3 s

图 11 多活节分割过程

Figure 11 Segmentation process of the slipknots

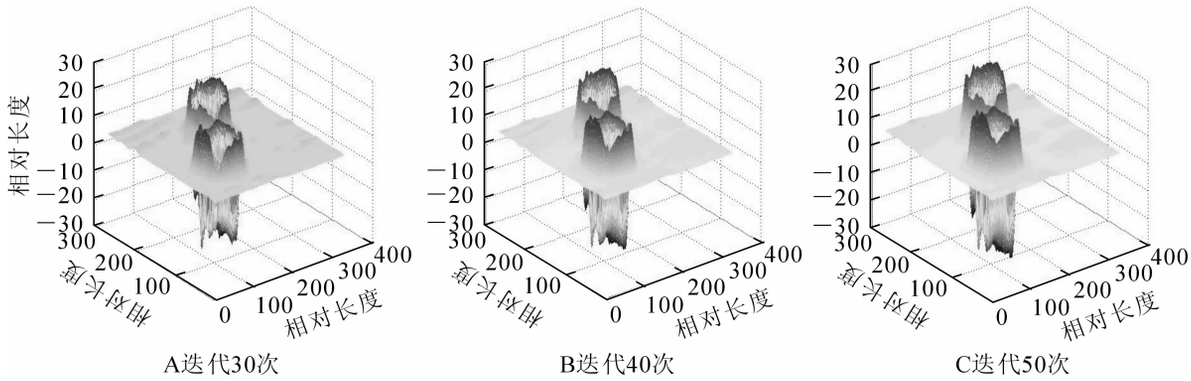
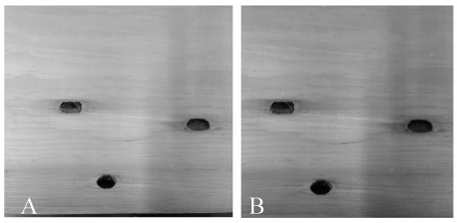


图 12　多活节分割过程水平集曲线

Figure 12　Level set evolution of segmentation process of the slipknots

代次数为 40 次，分割时间为 7.332 0 s；图 11C 迭代次数为 50 次，分割时间为 41.652 3 s。图 12 为对多个活节分割过程产生的水平集演化图像，其中，图 12A 迭代次数为 30 次，图 12B 迭代次数为 40 次，图 12C 迭代次数为 50 次。

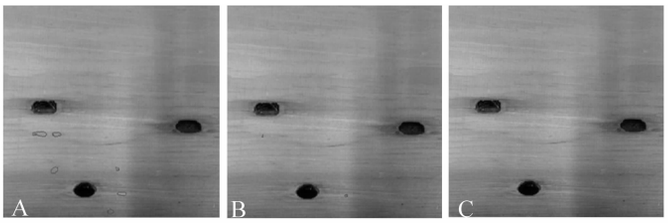
2.2.2　多个虫眼分割结果　图 13 为多个虫眼实验样本的原图和灰度图。图 14 为对多个虫眼进行分割的过程，算法核函数的方差设置为 σ=5.5。其中图 14A 迭代次数为 20 次，分割时间为 7.035 6 s；图 14B 迭代次数为 30 次，分割时间为 10.374 1 s；图 14C 迭代次数为 40 次，分割时间为 13.816 9 s。图 15 为对多个虫眼分割过程产生的水平集演化图像，其中，图 15A 迭代次数为 20 次，图 15B 迭代次数为 30 次，图 15C 迭代次数为 40 次。



A原图　　B灰度图

图 13　多虫眼原图与灰度图

Figure 13　An original image and gray image of the wormholes



A迭代20次，7.035 6 s；B迭代30次，10.374 1 s；C迭代40次，13.816 9 s

图 14　多虫眼分割过程

Figure 14　Segmentation process of the wormholes

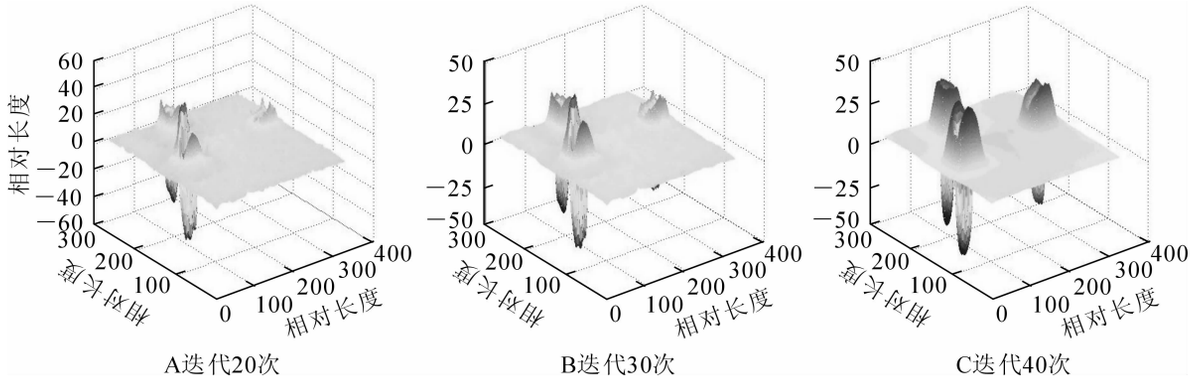
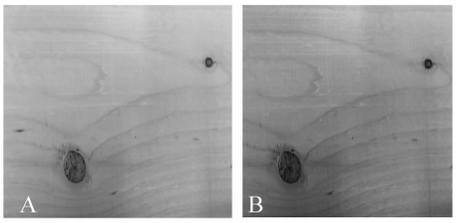


图 15　多虫眼分割过程水平集演化

Figure 15　Level set evolution of segmentation process of the wormholes

2.2.3　多个死节分割结果　图 16 所为多个死节实验样本的原图和灰度图。图 17 为对多个死节进行分割的过程，算法核函数的方差设置为 σ=5.5。其中图 17A 迭代次数为 20 次，分割时间为 3.198 0 s；图 17B 迭代次数为 30 次，分割时间为 5.070 0 s；图 17C 迭代次数为 40 次，分割时间为 13.816 9 s。图 18 为对多个死节分割过程产生的水平集演化图像，其中：图 18A 迭代次数为 20 次，图 18B 迭代次数为 30

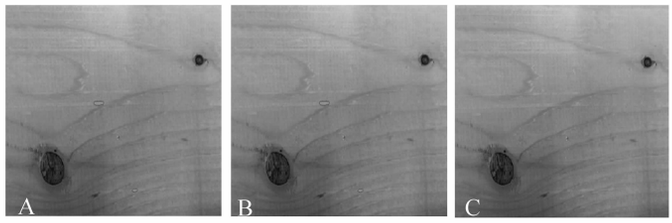
次，图 18C 迭代次数为 40 次。



A原图　　B灰度图

图 16　多死节原图与灰度图

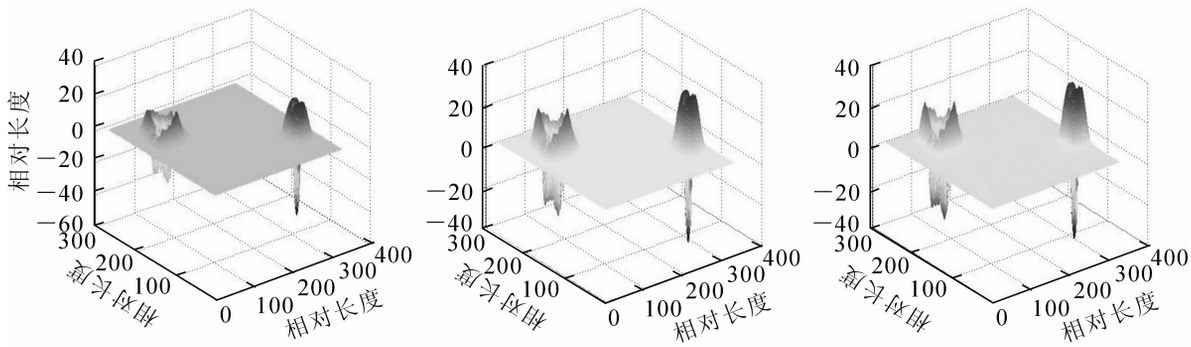
Figure 16　An original image and gray image of the encased knots



A迭代20次，3.198 0 s；B迭代30次，5.070 0 s；C迭代40次，13.816 9 s

图 17　多死节分割过程

Figure 17　Segmentation process of the encased knots



A迭代20次　　B迭代30次　　C迭代40次

图 18　多死节分割过程水平集演化

Figure 18　Level set evolution of segmentation process of the encased knots

2.3　复杂背景下改进 LBF 模型的板材表面节子和虫眼的图像分割

为了验证改进 LBF 模型算法对板材表面缺陷分割的实用性以及检测 1.0 m 长板材内的节子和虫眼个数，因而对复杂背景的 1.0 m 长整块板材的图像进行研究，原图像如图 19 所示，分割结果如图 20 所示，分割结果对应的水平集演化如图 21 所示。观察最终分割结果图可知改进 LBF 模型算法能够将缺陷从整个复杂背景下有效地分割出来，不受到形状、位置、面积大小等限制，同时也不受到木材自身纹理的干扰，分割轮廓线能够快速地收敛到缺陷边界，整个分割过程曲线演化平滑，分割结果比较理想。迭代次数分别为 300 次、470 次、400 次。运行时间分别为 57.517 0 s，63.523 0 s，56.772 0 s。

2.4　实验分析

本研究实验结果表明：改进的 LBF 模型能够分割出灰度不均一的图像，同时能比较完整地提取出单一目标和多目标的板材表面缺陷图像。通过实验得出改进模型的分割结果并不完全依赖于演化曲线的大小与轮廓的初始位置，而且避免了水平集函数在实验过程中出现震荡现象，从而降低了数值计算的误差。基本克服了噪声对实验结果的影响，得出与缺陷图像相对应的较稳定的水平集演化图像。该算法对比于其他分割方法，分割的迭代次数较少，分割的速度较快，分割结果也更加完整。表 1 为板材表面缺陷系统分割结果。

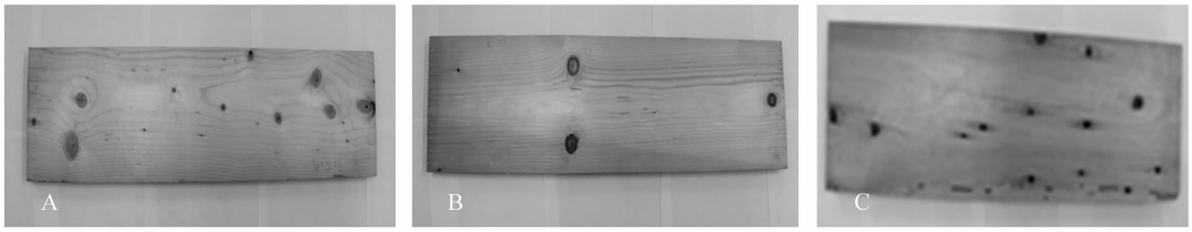
表 1　板材表面缺陷系统分割结果

Table 1　Segmentation results of wood surface defect system

实验对象	分割迭代次数/次	分割时间/s
单个活节缺陷图像	100	10.592 5
单个虫眼缺陷图像	80	5.912 4
单个死节缺陷图像	150	41.652 3
多个活节缺陷图像	50	9.110 5
多个虫眼缺陷图像	40	9.110 5
多个死节缺陷图像	30	5.070 0

3　结论

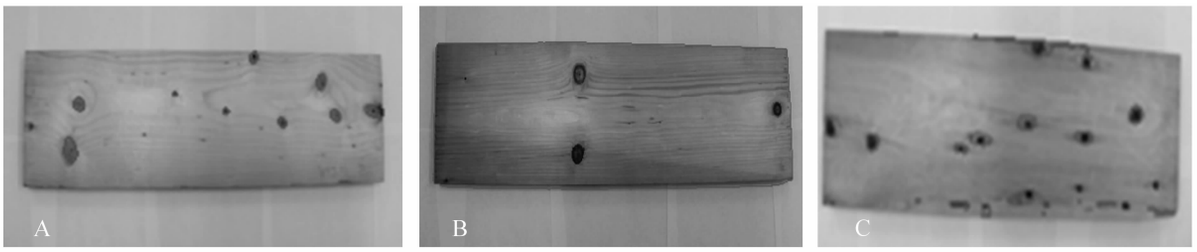
研究表明：采用改进的 LBF 算法对 3 种板材表面缺陷的分割效果都很理想。通过对单一目标与多个目标分割时间的比较，得出该算法对多个目标的分割速度更快。相对于活节与虫眼的分割，该算法对



A迭代300次，51.517 0 s；B迭代470次，63.523 0 s；C迭代400次，56.772 0 s。

图 19　复杂背景下整块板材表面原图像

Figure 19　Original images of wood surface under complex background



A迭代300次，51.517 0 s；B迭代470次，63.523 0 s；C迭代400次，56.772 0 s。

图 20　整块板材的分割结果

Figure 20　Segmentation results of block plate

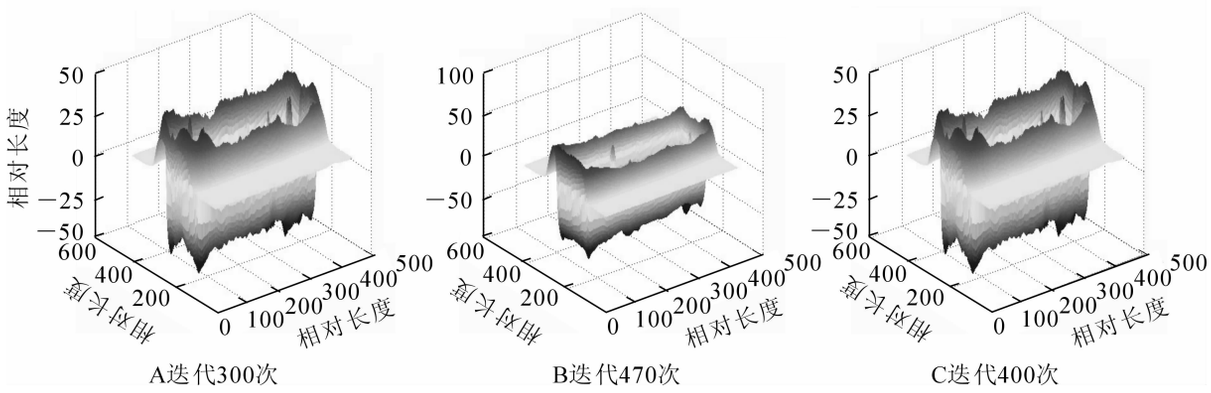


图 21　分割结果对应的水平集演化

Figure 21　Level set evolution of segmentation results

死节的分割时间较长，但是分割时间控制在 50.000 0 s 内。通过实验得出本研究改进的 LBF 模型可以通过选择恰当的实验参数，对板材表面缺陷的图像进行有效分割，获得比较完整的闭合分割曲线轮廓。不仅可以进行单个目标的分割，还可以进行多个目标的分割，而且对初始轮廓的大小和位置不敏感，抗噪性较强，分割速度快，分割效果好。根据对复杂背景下的整块板材图像的分割，可以清楚地得出改进 LBF 模型算法能够将缺陷从整个复杂背景下有效地分割出来，而且不受形状、位置和面积大小的限制，并且能比较准确的检测出单位面积内板材表面节子和虫眼的个数。

4　参考文献

[1]　王林. 基于 Gabor 变换的木材表面缺陷识别方法的研究[D]. 哈尔滨：东北林业大学，2010.
WANG Lin. *Research on Recognition Method of Wood Surface Defects Based on Gabor Transformation* [D]. Harbin: Northeast Forestry University, 2010.

[2]　WANG J, BIERNACKI J M, LAM F. Nondestruetive evaluation of veneer quality using acoustic wave measurements [J]. *Wood Sci Technol*, 2001, **34**(6): 505 × 516.

[3]　张芹，侯德文. 一种结合区域梯度的自适应 CV 模型[J]. 计算机应用与软件，2014，**31**(3)：214 – 216.
ZHANG Qin, HOU Dewen. An adaptive CV model combining regional gradient [J]. *Comput Appl Software*, 2014, **31**

(3): 214 – 216.

[4] DU Xiaojun, BUI T D. A new model for image segmentation [J]. *IEEE Sign Proc Lett*, 2008, **15**: 182 – 185.

[5] 何瑞英. 含边缘信息的 C-V 模型[J]. 计算机工程与应用，2012，**48**(18)：181 – 186.
HE Ruiying. C-V model with edge information [J]. *Comput Eng Appl*, 2012, **48**(18): 181 – 186.

[6] 张少华. 结合全局与局部信息的活动轮廓模型研究[D]. 重庆：重庆大学，2011.
ZHANG Shaohua. *Study on Active Contours Integrating Global and Local Information* [D]. Chongqing: Chongqing University, 2011.

[7] 原野，何传江. LBF 活动轮廓模型的改进[J]. 计算机工程与应用，2009，**45**(15)：177 – 179.
YUAN Ye, HE Chuanjiang. Improvement of LBF active contours model [J]. *Comput Eng Appl*, 2009, **45**(15): 177 – 179.

[8] 潘改，高立群，赵爽. 基于局部熵的主动轮廓模型[J]. 中国图像图形学报，2013，**18**(1)：78 – 85.
PAN Gai, GAO Liqun, ZHAO Shuang. Active contour model driven by local entropy energy [J]. *J Image Graph*, 2013, **18**(1): 78 – 85.

[9] LI Chunming, KAO C Y, GORE J C, *et al*. Implicit active contours driven by local binary fitting energy [C]//*Proc. of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Minnesota:[s. n.]. 2007: 1– 7.

[10] 吴永飞，何传江，陈强. 基于 CV 和 LBF 模型结合的图像分割算法研究与实现[J]. 计算机应用与软件，2013，**30**(7)：98 – 100.
WU Yongfei, HE Chuanjiang, CHEN Qiang. Research and implementation of image segmentation algorithm based on CV and LBF model [J]. *Comput Appl Software*, 2013, **30**(7): 98 – 100.

[11] 张少华. 带线性正则化项的 RSF 模型[J]. 计算机工程与应用，2011，**47**(24)：160 – 163.
ZHANG Shaohua. RSF model with linear regularization item [J]. *Comput Engi Appl*, 2011, **47**(24): 160 – 162.

[12] 代双语，王智峰，张学东. 结合局部与全局信息的主动轮廓模型[J]. 辽宁科技大学学报，2013，**36**(2)：145 – 150.
DAI Shuangyu, WANG Zhifeng, ZHANG Xuedong. Active contour model by combining with local and global information [J]. *J Univ Sci Technol Liaoning*, 2013, **36**(2): 145 – 150.

[13] 王顺凤. 基于改进的 LBF 模型的图像分割[J]. 计算机应用与软件， 2011，**28**(2)：25 – 27.
WANG Shunfeng. Image segmentation based on improved LBF model [J]. *Comput Appl Software*, 2011, **28**(2): 25 – 27.

[14] 刘学. 基于特征的彩色图像配准技术研究[D]. 长沙：国防科学技术大学，2010.
LIU Xue. *Study on Colored Image Registration Based on Feature* [D]. Changsha: National Defense Science and Technology University, 2010.

[15] 徐海勇，陈军刚. 一种新的基于局部区域的活动轮廓模型[J]. 湖南理工学院学报：自然科学版，2012，**25**(1)：42 – 45.
XU Haiyong, CHEN Jungang. An ovel local region-based active contours model [J]. *Hunan Inst Sci Technol Nat Sci*, 2012, **25**(1): 42 – 45.