

# 基于改进轮廓模型的单板缺陷图像快速识别

王阿川<sup>1a</sup>, 曹琳<sup>1b,2</sup>, 曹军<sup>1b</sup>

(1. 东北林业大学 a. 信息与计算机工程学院; b. 机电工程学院, 哈尔滨 150040;

2. 中国化工经济技术发展中心, 北京 100723)

**摘 要:** 针对纹理及复杂背景干扰下的木材单板缺陷识别问题, 结合几何活动轮廓模型和无边活动轮廓模型各自的优点, 提出一个改进的活动轮廓模型。采用对偶化的带权 TV 范数进行求解, 得到该模型的快速实现算法。实验结果证明, 该模型可实现复杂纹理背景下单板多节子目标的检测, 算法计算量较小, 单板缺陷的识别速度较快。

**关键词:** 木材单板; 活动轮廓; 多目标识别; 对偶化方法; 复杂背景

## Fast Recognition of Veneer Defect Image Based on Improved Contour Model

WANG A-chuan<sup>1a</sup>, CAO Lin<sup>1b,2</sup>, CAO Jun<sup>1b</sup>

(1a. Information and Computer Engineering College;

1b. College of Mechanical and Electrical Engineering, Northeast Forestry University, Harbin 150040, China;

2. Economic and Technology Development Center of China Chemical Industry, Beijing 100723, China)

**【Abstract】** Aiming at the problem of wood veneer defect recognition with a texture, noise jamming and complex background, this paper proposes an improved active contour model. This model is combined with the respective advantages of the Geometric Active Contour(GAC) model and the active contours without edges model. It solves the model with a dual formulation of the weighted TV-norm and obtains a fast algorithm. Experimental results show that the model can be competent for the detection of veneer which contains multi knots and complex texture background. The algorithm has less computation, faster identification of veneer defects.

**【Key words】** wood veneer; active contour; multiple target recognition; duality method; complex background

DOI: 10.3969/j.issn.1000-3428.2013.04.006

### 1 概述

虽然对于木材表面缺陷检测问题已有多种技术和方法, 但是这些缺陷检测方法对于单板缺陷检测的适用性还需进一步研究。一般旋切单板的幅面比较大, 其表面缺陷的数量、类型比较多且分散。由于原木的天然变化, 使得旋切单板表面缺陷的形貌和颜色各异、多样, 且活节与背景颜色相近, 再加上纹理、加工缺陷和噪声等干扰造成了对单板缺陷识别的极大困难。因此, 为了促进胶合板的生产, 尤其对目前利用天然缺陷较多的人工林木生产胶合板以及其他旋切单板制品, 研究能够进行快速识别单板表面缺陷图像的方法具有重要意义。

近年来, 几何活动轮廓(Geometric Active Contour, GAC)

模型广泛应用于图像分割中, 在科学研究中得到了一定的应用<sup>[1]</sup>。但该模型还存在以下不足:

(1)GAC 模型一般要求待识别对象的边界在图像中比较完整, 图像要具有相对干净的背景。如果将这种方法应用于噪声较强, 对象的边界与背景相近的图像时, 可能识别不出目标<sup>[2]</sup>。

(2)对于具有较深凹陷边界的对象出现在图像中时, GAC 模型的演化曲线就可能不收敛到与对象的边界相一致处, 而是停留在某一能量泛函的局部最小值状态<sup>[3]</sup>。

(3)由于 GAC 模型是改进的 snakes 模型, 其识别结果对演化曲线的初始位置比较敏感<sup>[4]</sup>, 因此该模型不具备自适应分割的能力。

文献[5]在 Mumford-Shah 模型基础上, 提出了无边缘活

**基金项目:** 黑龙江省教育厅基金资助项目(12513008); 中国石油和化学工业联合会基金资助项目“基于红外技术的油页岩制油气反应炉温度监控技术研究”(2011-13-01)

**作者简介:** 王阿川(1964—), 男, 教授、博士, 主研方向: 计算机视觉; 曹琳, 博士研究生; 曹军, 教授、博士、博士生导师

**收稿日期:** 2012-05-04 **修回日期:** 2012-07-05 **E-mail:** wangca1964@126.com

动轮廓模型, 该模型本质上是利用分段常数函数来实现对无明显边缘区域对象的检测。当图像中只有目标和背景两类分片光滑区域时, 该廓模型可以取得很好的分割效果。然而, 当图像中目标所处背景比较复杂时, 无边缘活动轮廓模型常常无法得到正确的结果。同时, 无边缘活动轮廓模型, 一般都采用水平集方法进行数值求解。从而存在轮廓曲线演进速度很慢, 而且要经常初始化水平集函数, 还易形成局部极小解, 因此, 图像分割效果与初始轮廓的位置有着密切的关系。

基于上述分析, 本文将基于边缘检测的 GAC 模型和基于同质区域检测的无边活动轮廓模型进行系统的结合, 提出一种改进的复杂背景图像目标检测的活动轮廓模型, 利用对偶化方法实现对复杂背景单板缺陷图像的快速识别。

## 2 相关概念及模型

### 2.1 图像的结构-纹理分解

图像的结构-纹理分解, 就是把给定图像  $I: \Omega \rightarrow R$  (这里  $\Omega$  是  $R^2$  中的一个有界开子集) 分解成  $I = u + v$ , 其中,  $u$  表示图像  $I$  的结构部分, 包含了图像  $I$  的主要特征, 是对  $I$  的一个简化逼近;  $v$  是由图像的纹理和噪声组成的振荡成分或者是一个统计采样。

### 2.2 几何活动轮廓模型

文献[6]提出了不含自由参数几何活动轮廓模型。为了获得活动轮廓, 该模型通过对“能量”泛函进行最小化来实现:

$$L_R := \int_0^{L(C)} g(|\nabla I(C(s))|) ds \quad (1)$$

其中, 闭合曲线  $C$  的弧长用  $L(C)$  来表示;  $\nabla I$  表示图像  $I(x, y)$  的梯度;  $L_R(C)$  表示曲线  $C$  的“加权弧长”;  $g(|\nabla I|)$  为一个正的边缘停止函数, 该函数值将使闭合曲线不断演化直至靠近目标, 如取  $g(|\nabla I|) = \frac{1}{1 + \beta |\nabla I|^2}$ ,  $\beta$  是一个正

的任意常数; 而  $\nabla g$  是由图像  $I(x, y)$  确定的, 以驱动闭合曲线  $C$  逐渐逼近图像中目标, 并收敛到目标边缘上。

### 2.3 无边活动轮廓模型

为了解决以上问题, 文献[5]提出了以下“能量”泛函模型:

$$\min_{\Omega_C, c_1, c_2} \{E_{ACWE}(\Omega_C, c_1, c_2, \lambda) = Per(\Omega_C) + \lambda \int_{\Omega_C} (I(x, y) - c_1)^2 dx dy + \lambda \int_{\Omega/\Omega_C} (I(x, y) - c_2)^2 dx dy\} \quad (2)$$

其中,  $\Omega_C$  是图像域  $\Omega$  的一个闭子集, 集合  $\Omega_C$  的周长用  $Per(\Omega_C)$  表示;  $\lambda$  为控制正则化过程和忠诚项之间的权衡的任意正常数。变分模型(2)在图像  $I(x, y)$  的  $L^2$  意义下, 作为一个(非连续)仅有 2 个不同值  $c_1$  和  $c_2$  区域的集合所确定最佳逼近。如果固定  $\Omega_C$ , 则  $c_1$  和  $c_2$  是  $\Omega_C$  内外区域的均值。

### 2.4 ROF 去噪模型

ROF 模型<sup>[7]</sup>是应用于图像去噪领域的一个典型成功的变分正则化方法。

$$\min_I \{E(I) = \int_{\Omega} (|\nabla I| + \lambda(I - I_0)^2 / 2) dx dy\} \quad (3)$$

其中,  $\Omega$  是图像所在的区域;  $\nabla I$  和  $|\nabla I|$  为图像的梯度和梯度的  $L^1$  范数; 等式右端第 1 项为由图像的变化大小确定, 称为  $I$  的全变分范数(TV 范数); 第 2 项为保真项;  $\lambda$  为正常数, 调节 TV 范数项和保真项之间的平衡关系。

## 3 改进的活动轮廓检测模型及算法实现

**定义** 设  $\Omega \subset R^N$  是一个开集,  $u \in L^1(\Omega)$  且  $g(x)$  为一个定义在  $\Omega$  中正的、连续的有界函数, 则  $u$  的带权函数  $g(x)$  的全变分范数定义为:

$$TV_g(u) = \int_{\Omega} g(x) |\nabla u| dx = \sup_{\varphi \in \Phi_g} \left\{ \int_{\Omega} u(x) \operatorname{div} \varphi(x) dx \right\} \quad (4)$$

其中,  $\Phi_g := \{\varphi(x) \in C^1(\Omega, R^1) : |\varphi(x)| \leq g, \forall x \in \Omega\}$ 。

### 3.1 改进的活动轮廓理论模型

尽管式(2)是非凸性的, 一个以自然求解  $(\Omega_C, c_1, c_2)$  的是两步算法。首先是计算  $c_1$  和  $c_2$ , 然后, 为了最小化能量  $E_{ACWE}$  来更新区域  $\Omega_C$ 。文献[5]提出了一个对区域  $\Omega_C$  求解式(2)的基于水平集方法的演化方程。因此, 采用变分水平集方法, 将式(2)修改为关于嵌入函数  $\phi$  的泛函:

$$E_{ACWE}^2(c_1, c_2, \phi, \lambda) = \int_{\Omega} |\nabla H_{\varepsilon}(\phi)| dx dy + \lambda \int_{\Omega} \left( H_{\varepsilon}(\phi)(I(x, y) - c_1)^2 + (1 - H_{\varepsilon}(\phi))(I(x, y) - c_2)^2 \right) dx dy \quad (5)$$

其中,  $\Omega$  是图像域;  $H_{\varepsilon}$  是正则化 Heaviside 函数; 在  $c_1$  和  $c_2$  固定的条件下, 相对  $\phi$  最小化式(5), 则可得梯度下降流方程为:

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = H'_{\varepsilon}(\phi) \left\{ \operatorname{div} \left( \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) - \lambda \left( (I(x, y) - c_1)^2 - (I(x, y) - c_2)^2 \right) \right\} \quad (6)$$

令  $r_1(x, y, c_1, c_2) := \lambda \left( (I(x, y) - c_1)^2 - (I(x, y) - c_2)^2 \right)$ ,

由 Heaviside 函数的定义, 可以选择一个非紧支光滑的严格单调函数来逼近 Heaviside 函数。因此, 该梯度下降流式(6)的稳态解同样是式(7)的解:

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \operatorname{div} \left( \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) - \lambda r_1(x, y, c_1, c_2) \quad (7)$$

然而, 根据 ROF 模型的形式及 Euler-Lagrange 方程, 可知式(7)为下列能量泛函的梯度下降流方程:

$$E_{ACWE}^3(\phi, c_1, c_2, \lambda) = \int_{\Omega} |\nabla \phi| + \lambda \int_{\Omega} r_1(x, y, c_1, c_2) \phi dx dy \quad (8)$$

对任何给定的观察到的图像  $I(x, y) \in L^1(\Omega)$  和任何参数  $\lambda > 0$ , 为了进行全局最小的分割任务及在式(8)中得到更好的边缘检测能力, 根据 GAC 模型中边缘停止函数  $g(x)$  在边缘检测中的作用, 将  $g(x)$  引入到式(8)的第 1 项中, 得到如下泛函:

$$E_2(u, c_1, c_2, \lambda) := \int_{\Omega} g(x, y) |\nabla u| dx dy + \lambda \int_{\Omega} r_1(x, y, c_1, c_2) u dx dy + TV_g(u) + \int_{\Omega} \lambda r_1(x, y, c_1, c_2) u dx dy \quad (9)$$

这样能量  $E_2$  将几何活动轮廓模型与无边缘活动轮廓模型融合到一起, 使该模型可以同时利用图像的同质区域信息和图像的梯度信息, 使每个模型在木材单板缺陷识别中发挥各自的长处, 并可优势互补地来识别复杂背景下的单板缺陷图像, 同时可以证明能量泛函  $E_2$  在  $u(x, y) \in [0, 1]$  时, 一定存在全局最小值。即:

$$\min_{0 \leq u \leq 1} \{E_2(u, c_1, c_2, \lambda) = \int_{\Omega} g(x, y) |\nabla u| dx dy + \lambda \int_{\Omega} r_1(x, y, c_1, c_2) u dx dy\} \quad (10)$$

根据凸分析理论, 式(10)的凸约束最小化问题与式(11)的无约束最小化问题具有共同的解。

$$\min_u \{E_2(u, c_1, c_2, \lambda) = \int_{\Omega} g(x, y) |\nabla u| dx dy + \int_{\Omega} (\lambda r_1(x, y, c_1, c_2) u + \alpha w(u)) dx dy\} \quad (11)$$

这里  $w(\xi) := \max\{0, 2|\xi - 1/2| - 1\}$  是一个惩罚函数, 且要求  $\alpha$  选择比  $\lambda$  足够大, 比如  $\alpha > \frac{\lambda}{2} \|r_1(x, y)\|_{L^\infty(\Omega)}$ 。由此可知式(11)是凸的, 从而, 能量泛函  $E_2$  的局部极小值就是其全局最小值。可以利用梯度下降法和欧拉-拉格朗日方程方法来求解出  $E_2$  的极值。然而, 由于  $TV$ -范数的最小化非常慢, 因此采用对偶化方法来求解新模型式(11)。

### 3.2 基于对偶化的带权 TV 范数的快速实现算法

文献[8-9]提出基于 Legendre-Fenchel 变换的求解  $TV$  范数的对偶化快速方法。这里采用了与求解  $TV$  范数类似的对偶化方法来求解  $TV_g(u)$  范数。因此, 对式(11)引入变量  $u$  的对偶变量  $v$  及较小参数  $\theta > 0$ , 使几乎有  $f = u + v$ , 进行凸正则化得:

$$\min_{u, v} \{E'_2(u, v, c_1, c_2, \lambda, \alpha, \theta) = TV_g(u) + \frac{1}{2\theta} \|u - v\|_{L^2}^2 + \int_{\Omega} \lambda r_1(x, c_1, c_2) v + \alpha w(v) dx\} \quad (12)$$

其中, 函数  $u$  代表图像的几何信息, 即分段光滑区域; 函数  $v$  捕捉图像的纹理信息。由于泛函  $E'_2$  具有凸的特性, 因此可以通过关于  $u$  和  $v$  的交替最小化来求得其最小值。

因此, 利用 Chambolle 和 Osher 的半二次正则化方法<sup>[10]</sup>以及 Chambolle 的投影算法<sup>[9]</sup>来求解式(12)得:

(1)先固定  $v$ , 求解  $u$  为下列问题的解:

$$\min_u \left\{ TV_g(u) + \frac{1}{2\theta} \|u - v\|_{L^2}^2 \right\} \quad (13)$$

(2)然后再固定  $u$ , 求解  $v$  为下列问题的解:

$$\min_v \left\{ \frac{1}{2\theta} \|u - v\|_{L^2}^2 + \int_{\Omega} \lambda r_1(x, c_1, c_2) v + \alpha w(v) dx \right\} \quad (14)$$

**命题 1** 泛函  $TV_g(u)$  ( $u \in L^1(\Omega)$ ) 是闭的、正常的且为凸的。

证明: 因为  $TV_g(u)$  在  $BV^1(\Omega)$  空间内是下半连续的, 所以  $epi(u)$  是闭的, 即  $u$  是闭的。

由  $TV_g(u)$  的定义, 易知至少有一个  $u \in L^1(\Omega)$  使得  $TV_g(u) < \infty$ , 而对所有的  $u \in L^1(\Omega)$  有  $TV_g(u) > -\infty$ , 因此  $f$  是正常的。对  $\forall u, v \in L^1(\Omega), \forall \lambda \in (0, 1)$ , 取  $\varphi \in C_c^1(\Omega, \mathbb{R}^1)$ ,  $|\varphi| \leq g$ 。有:

$$TV_g(\lambda u + (1 - \lambda)v) = \sup \left\{ \int_{\Omega} (\lambda u + (1 - \lambda)v) \operatorname{div} \varphi dx \right\} \leq \lambda TV_g(u) + (1 - \lambda) TV_g(v)$$

综上所述,  $TV_g(u)$  ( $u \in L^1(\Omega)$ ) 是一个凸泛函。

根据 Legendre-Fenchel 的对偶变换定义, 有  $TV_g(u)$  的对偶变换为  $TV_g^*(v) = \sup_u \left\{ \int_{\Omega} u v dx dy \right\} - TV_g(u)$ , 称  $TV_g^*(v)$  是  $TV_g(u)$  的对偶函数。因为  $TV_g(u)$  具有正齐次性, 即  $TV_g(\lambda u) = \lambda TV_g(u)$ , ( $\forall u \in L^1(\Omega), \lambda > 0$ ), 而且  $TV_g(u)$  是一个闭的, 凸的和紧支集的函数, 所以  $TV_g^*(v)$  在闭凸集  $K$  上是一个特征函数, 即:

$$TV_g^*(v) = \chi_K(v) = \begin{cases} 0 & \text{if } v \in K \\ +\infty & \text{else} \end{cases} \quad (15)$$

所以,  $TV_g^{**}(u) = TV_g(u)$ , 即:

$$TV_g(u) = \sup_{v \in K} \int_{\Omega} u v dx dy \quad (16)$$

**命题 2**  $K' = \left\{ \operatorname{div} \varphi \mid \varphi \in C_c^1(\Omega, \mathbb{R}^1), |\varphi| \leq g, \forall x \in \Omega \right\}$  是闭凸集。

证明: 很明显,  $K'$  是闭集。下证  $K'$  是凸集。

任取  $\varphi \in C_c^1(\Omega, \mathbb{R}^1), |\varphi| \leq g, \psi \in C_c^1(\Omega, \mathbb{R}^1), |\psi| \leq g, \forall \lambda \in (0, 1)$ ,  $\lambda \operatorname{div} \varphi + (1 - \lambda) \operatorname{div} \psi = \operatorname{div}(\lambda \varphi + (1 - \lambda) \psi) \in C_c^1(\Omega, \mathbb{R}^1)$ , 且有  $|\lambda \varphi + (1 - \lambda) \psi| \leq \lambda |\varphi| + (1 - \lambda) |\psi| \leq g$ 。所以,  $\lambda \varphi + (1 - \lambda) \psi \in K'$ , 根据  $\varphi$  和  $\psi$  的任意性, 可知  $K'$  是一个凸集。可以看出,  $K$  是闭凸集  $K'$ , 因为  $TV_g(u) = TV_g^{**}(u) = \sup_{v \in K'} \left\{ \int_{\Omega} u v dx dy \right\}$ , 其中,  $v$  为  $u$  的对偶变量, 所以以式(13)的原始对偶问题为:

$$\inf_{u \in BV(\Omega) \cap L^1(\Omega)} \left\{ \sup_{\xi \in K'} \left\{ \int_{\Omega} \xi u dx dy \right\} + \frac{1}{2\theta} \int_{\Omega} (u - v)^2 dx dy \right\} \quad (17)$$

又因为式(13)对  $u$  是凸的, 所以式(17)转化为下式:

$$\sup_{\xi \in K'} \left\{ \inf_{u \in BV(\Omega) \cap L^1(\Omega)} \left\{ \int_{\Omega} \xi u dx dy + \frac{1}{2\theta} \int_{\Omega} (u-v)^2 dx dy \right\} \right\}$$

对固定的  $\xi$  考虑内部的最小化问题, 得其 Euler-

Lagrange 方程为  $\xi + \frac{1}{\theta}(u-v) = 0$ , 即:

$$u = v - \theta \xi \quad (18)$$

将所得到的  $u$  表达式代回式(17), 有:

$$\sup_{\xi \in K'} \left\{ \int_{\Omega} \xi (v - \theta \xi) dx dy + \frac{1}{2\theta} \int_{\Omega} (v - \theta \xi - v)^2 dx dy \right\} \geq - \inf_{\xi \in K'} \left\{ \int_{\Omega} \frac{(\theta \xi - v)^2}{2\theta} dx dy \right\} \quad (19)$$

求解式(17)的问题等价于求解式(19)最右端问题, 所以有  $\theta \xi = P_{K'}(v)$ , 其中,  $P_{K'}$  是集合  $K$  的正交投影。由式(18)得式(13)的解  $u$  为:

$$u = v - P_{K'}(v) \quad (20)$$

设  $X \in \mathbb{R}^{M \times N}$ ,  $Y = \{p \mid p = (p^1, p^2), p^k \in X, k=1, 2\}$ ,

计算非线性算子  $P_{K'}(v)$  等价于求解如下带约束问题:

$$\min_{\varphi} \left\{ \|\theta \operatorname{div} \varphi - v\|^2 \right\} \quad \text{s.t. } |\varphi| \leq g, \varphi(x) \in C_c^1(\Omega, \mathbb{R}^1) \quad (21)$$

在离散的情况下, 应用 Lagrange 乘子法求解式(21), 根据 Karush-Kuhn-Tucker 条件可知对应每一个控制条件, 存在 Lagrange 乘子  $\alpha(x) \geq 0$ , 使得下式成立:

$$-\nabla(\theta \operatorname{div} p - v) + \alpha(x)p = 0 \quad (22)$$

其中, 当  $|p(x)|^2 = g^2(x)$  时,  $\alpha(x) > 0$ ; 当  $|p(x)|^2 < g^2(x)$  时,  $\alpha(x) = 0$ 。

在后者情况里也有  $\nabla(\theta \operatorname{div} p - v) = 0$ , 因此, 对  $\forall p$  有:

$$|\nabla(\theta \operatorname{div} p - v)|^2 - \alpha^2(x)g^2(x) = 0 \quad (23)$$

在 2 种情况下, 均有  $\alpha(x) = \frac{1}{g(x)} |\nabla(\theta \operatorname{div} p - v)|$ , 并将

其代入式(22)中可得其 Euler-Lagrange 方程为:

$$\frac{\partial p}{\partial t} = -(-\nabla(\operatorname{div} p - v/\theta) + |\nabla(\operatorname{div} p - v/\theta)| \frac{p}{g}) \quad (24)$$

利用最速下降法求解式(24), 并利用半隐格式, 选择  $\Delta t > 0$ 、 $p^0 = 0$  的零矩阵, 其中,  $p = (p_1, p_2)$ 。对任意  $n \geq 0$  有:

$$p_{i,j}^{n+1} = \frac{p_{i,j}^n + \Delta t (\nabla(\operatorname{div} p_{i,j}^n - v/\theta))}{1 + \frac{\Delta t}{g} |\nabla(\operatorname{div} p_{i,j}^n - v/\theta)|} \quad (25)$$

在文献[9]中给出了保证该算法收敛性的充分条件:

**定理** 假设式(25)中的参数  $\Delta t$  满足  $\Delta t \leq 1/8$ , 则当  $n \rightarrow +\infty$  时,  $\theta \operatorname{div}(p^n)$  收敛到  $P_{K'}(v)$ , 所以, 由式(20)有:

$$u^{n+1} = v^n - \theta * \operatorname{div} p^n \quad (26)$$

同理, 式(14)的解可通过式(27)给出:

$$v^{n+1} = \min \left\{ \max \{u^{n+1}(x) - \theta \lambda r_1(x, c_1, c_2), 0\}, 1 \right\} \quad (27)$$

### 3.3 算法的离散化

首先选择时间步长  $0 < t \leq 1/8$  以及初始值  $\beta$ 、 $\theta$ 、 $\lambda$ , 设  $I$  是输入单板缺陷图像。对  $n=1, 2, \dots$  进行如下操作:

(1) 对输入图像  $I$ , 进行方差为  $\sigma$  的高斯滤波变换, 计算边缘检测函数:  $G(I) = \frac{1}{1 + \beta |\nabla(I * G_{\sigma})|^2}$ 。

(2) 选择初值  $u^0 = G(I)$ ,  $v^0 = u^0$ ,  $p^0 = (p^1, p^2) = 0$ 。

(3) 定义  $\operatorname{div} p_{i,j}^n = D_x^+((p^1)_{i,j}^n) + D_y^+((p^2)_{i,j}^n)$ , 根据式(25)可求得  $p_{i,j}^{n+1}$ 。

(4) 根据式(26)计算得  $u_{i,j}^{n+1}$ 。

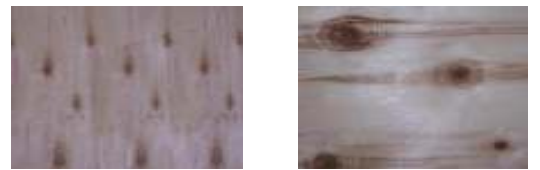
(5) 根据式(27)计算  $v_{i,j}^{n+1}$ , 计算  $u^{n+1} \geq 0.5$  区域灰度均值  $c_1$ ; 计算  $u^{n+1} < 0.5$  区域灰度均值  $c_2$ ; 计算  $r_1 = (I - c_1)^2 + (I - c_2)^2$ ,  $v_{i,j}^{n+1} = \min \left\{ \max \{u_{i,j}^{n+1} - \theta \lambda r_1, 0\}, 1 \right\}$ 。

(6) 检查  $\max(|u_{n+1} - u_n|, |v_{n+1} - v_n|) \leq \varepsilon$ 。如果收敛, 则得图像的结构部分  $u$  和纹理部分  $v$  结束, 否则  $p_{i,j}^n \rightarrow p_{i,j}^{n+1}, n+1 \rightarrow n$ , 转步骤(3)。

## 4 实验结果及分析

实验在 Pentium(R) 4, 2.2 GHz, 内存为 1 GB 的微机上用 Matlab7.0 实现。实验选取了  $256 \times 256$  像素的单板缺陷彩色非纹理和带纹理的图像各 2 张进行实验, 结果如下:

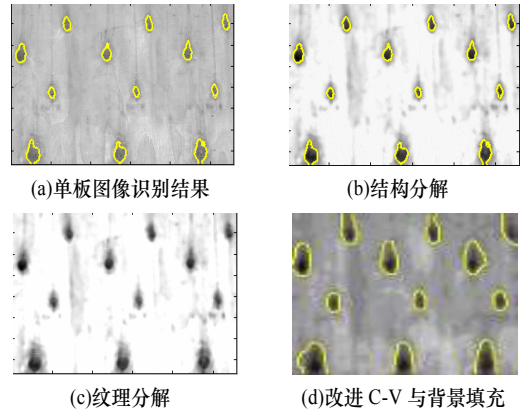
(1) 不带纹理的单板缺陷原图如图 1 所示, 识别结果如图 2、图 3 所示。其中, 图 2(d)、图 3(d)为用基于 AOS 多相改进 C-V 与背景填充方法对图 1(a)、图 1(b)识别的结果。



(a)非纹理单板原图

(b)非纹理背景复杂单板原图

图 1 不带纹理的单板缺陷原图



(a)单板图像识别结果

(b)结构分解

(c)纹理分解

(d)改进 C-V 与背景填充

图 2 对图 1(a)单板图像的识别结果

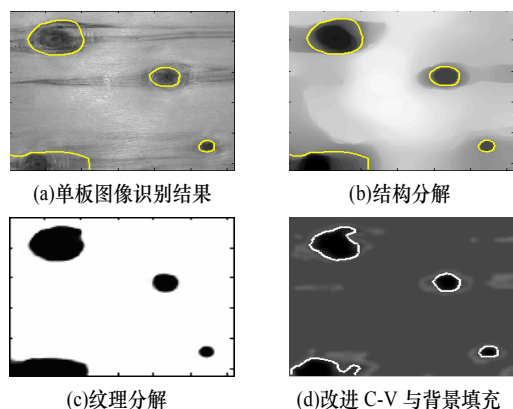


图 3 对图 1(b)单板图像的识别结果

(2)带纹理单板缺陷图像识别如图 4 所示,识别结果如图 5、图 6 所示。其中,图 5(d)、图 6(d)分别为用基于 AOS 多相改进 C-V 与背景填充方法对图 4(a)、图 4(b)识别的结果。

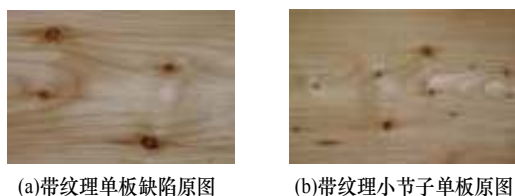


图 4 带纹理单板缺陷原图

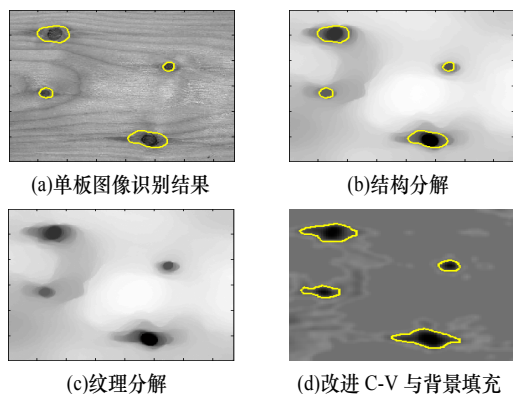


图 5 对图 4(a)带纹理单板缺陷图像的识别结果

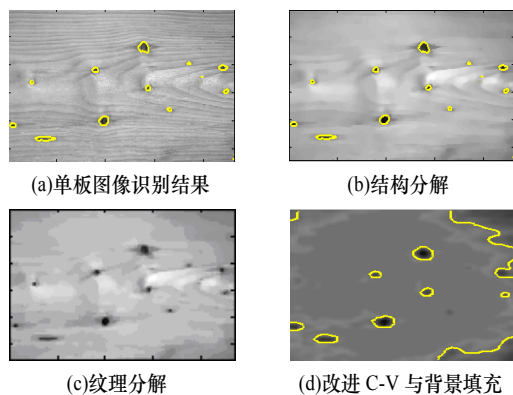


图 6 对图 4(b)带纹理单板缺陷图像的识别结果

单板缺陷图像快速识别结果对比如表 1 所示。从上述实验结果和表 1 中发现,当参数  $\theta$  变小时,本文方法可以识别出单板缺陷目标中比较小的节子缺陷目标,相应的要

伴随迭代次数的增加。反之,当参数  $\theta$  变大时本文方法可以快速识别单板缺陷中比较大的节子缺陷目标,但较小的节子缺陷目标将被忽略。其主要原因是当参数  $\theta$  增大时,迭代步长变大,当被识别目标小于迭代步长时,可导致较小节子缺陷目标将被忽略。当处理的是非纹理图像时,一般  $\theta$  取值比较大,当处理的是纹理图像时,一般  $\theta$  取值较小。

表 1 单板缺陷图像快速识别结果对比

方法	参数设置	迭代次数	时间/s	图像
本文方法	$\beta=0.000\ 768\ 9$ $\theta=0.142\ 86$ $\lambda=0.000\ 035$	10	1.703 10	图 2(a)~ 图 2(c)
用 AOS 多相改进 C-V 与背景填充的方法	$\mu=0.001\times 2552$ $\nu=0, \lambda_1=\lambda_2=1$ 时间步长 0.2 空间步长 1	28	2.578 10	图 2(d)
本文方法	$\beta=0.000\ 768\ 9$ $\theta=0.142\ 86$ $\lambda=0.000\ 035$	30	1.889 06	图 3(a)~ 图 3(c)
用 AOS 多相改进 C-V 与背景填充的方法	$\mu=0.001\times 2\ 552$ $\nu=0, \lambda_1=\lambda_2=1$ 时间步长 0.2 空间步长 1	53	2.203 10	图 3(d)
本文方法	$\beta=0.000\ 768\ 9$ $\theta=0.001$ $\lambda=4\ 000\ 000$	50	2.356 25	图 5(a)~ 图 5(c)
用 AOS 多相改进 C-V 与背景填充的方法	$\mu=0.001\times 2\ 552$ $\nu=0, \lambda_1=\lambda_2=1$ 时间步长 0.2 空间步长 1	79	3.132 10	图 5(d)
本文方法	$\beta=0.000\ 768\ 9$ $\theta=0.000\ 666\ 6$ $\lambda=600\ 000\ 0$	100	2.750 00	图 6(a)~ 图 6(c)
用 AOS 多相改进 C-V 与背景填充的方法	$\mu=0.002\times 2\ 552$ $\nu=0, \lambda_1=\lambda_2=1$ 时间步长 0.2 空间步长 $h=1$	127	3.378 10	图 6(d)

在求解本文的活动轮廓模型时,其带权  $TV_g$  范数的计算采用了对偶形式的方法。由于没有利用距离函数,避免了周期地重新初始化距离函数,从而大大减小了活动轮廓模型的计算量,提高了分割单板图像的速度。从表 1 的实验结果也可以看出,本文方法比基于 AOS 多相改进 C-V 与背景填充方法速度快,识别精度也比较高。

## 5 结束语

本文将基于边缘的 GAC 模型和基于区域的无边活动轮廓模型进行融合,提出了复杂背景下改进的木材单板缺陷图像的活动轮廓检测理论模型。采用对偶化方法对该模型中的带权  $TV_g$  范数进行了快速求解,并给出了该模型的离散化数值化实现算法,减小了计算量,提高了分割速度,取得了较好的识别效果。实验结果也表明,该改进模型不但能很好地识别复杂纹理背景下单板多节子缺陷,而且其

(下转第 35 页)