

文章编号:1007-2780(2016)06-0613-08

基于改进 Chan-Vese 模型的液晶显示屏 Mura 缺陷分割

陈凌海,姚剑敏*,郭太良
(福州大学 物理与信息工程学院,福建 福州 350002)

摘要:液晶显示屏 Mura 缺陷是一类较难检测的显示缺陷,它具有对比度低、背景亮度不均匀、边缘模糊等特点。针对传统 Chan-Vese 模型(C-V 模型)对其分割时存在误分割及速度慢的问题,本文提出一种改进的 C-V 模型。首先,依据曲线演化理论,简化了传统 C-V 模型的图像数据力驱动项,这样减少了迭代过程中的计算量,提高了分割的速度。其次,为了平衡图像的亮度不均匀,在模型中引入一个新的能量项,该能量项与轮廓曲线内、外部之间的亮度差有关,提高了分割的准确性。最后,在算法的实现过程中引入迭代停止的判别式,通过设定分割的精度可以实现迭代的自动停止,并有利于正确地分割出目标。实验结果表明,本文提出的改进 C-V 模型能够准确分割背景不均匀的 Mura 缺陷,并且具有较快的速度。

关键词:Chan-Vese 模型;液晶显示屏 Mura 缺陷;亮度不均匀

中图分类号:TN141.9 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/YJYXS20163106.0613

LCD Mura defect image segmentation based on improved Chan-Vese model

CHEN Ling-hai, YAO Jian-min*, GUO Tai-liang

(College of Physics and Information Engineering, Fuzhou University, Fuzhou 350002, China)

Abstract: LCD Mura defect is difficult to detect. It has the features of low contrast, uneven brightness, blurry edge, and so on. The traditional Chan-Vese model (C-V model) cannot accurately segment the Mura defect and the segmentation speed is slow. In order to solve the problems, this paper presents an improved C-V model. First of all, according to the theory of curve evolution, the image data force in the traditional C-V model is simplified to reduce the iterative process of calculation and improve the segmentation speed. Secondly, in order to reduce the effect from non-uniformity brightness of image, the model is proved by adding a new energy term that related to the brightness difference between inside and outside area of the contour curve to improve the accuracy of the segmentation. Finally, the iterative stopping criterion is introduced in the implementation process of the algorithm, the setting of the segmentation accuracy can aid both in achieving the automatic iteration stop and segmenting the target correctly. Experimental results indicate that improved C-V model in this paper can

收稿日期:2015-10-09; **修订日期:**2015-12-21.

基金项目:国家“863”重大专项(No. 2013AA030601)

Supported by National High-Tech R&D Program of China (863 Program)(No. 2013AA030601)

* 通信联系人, E-mail: yaojm@fzu.edu.cn

accurately segment the background uneven Mura defect and it has a faster speed.

Key words: Chan-Vese model; LCD Mura defect; uneven brightness

1 引言

随着液晶显示屏向大尺寸、高分辨率、轻薄化的方向发展,在生产的过程中难免会产生一些显示缺陷^[1]。缺陷的类型主要包括点缺陷、线缺陷和 Mura 缺陷^[2]。由于点缺陷及线缺陷具有明显的特征,所以能很容易的实现检测^[3-4],而 Mura 缺陷具有亮度不均匀、对比度低、边缘模糊、大小形状都不固定等特点^[5],从而使得传统的图像分割方法很难实现可靠的检测^[6]。

当前最成功的图像分割算法包括由 Osher 与 Sethian 提出的结合水平集方法及曲线演化理论的几何活动轮廓线模型,它主要有两种分类:基于图像边缘信息的活动轮廓模型及基于图像区域信息的活动轮廓模型^[7]。基于区域信息的活动轮廓模型是使用轮廓曲线内、外部的光强信息,不依赖图像的梯度信息,对图像中的光滑模糊边界及噪声具有较好的适用性。2001 年,Chan 和 Vese 在简化 Mumford-Shah 模型的基础上结合水平集思想,提出了 C-V 模型^[8],该模型是基于区域信息的活动轮廓模的典型代表。C-V 模型用水平集方法进行曲线演化的几何形变模型具有不怕结构拓扑变化的特性,使得其在图像分割领域中得到广泛的应用^[9],但是其无法准确的分割背景不均匀的图像。同时该模型需要在演化过程中重新初始

化为符号距离函数来保证演化的稳定性,这样导致了分割速度的减慢^[10]。为了解决水平集方法计算速度慢的问题,过去采用的方法有窄带法、AOS 法等^[11-13],这些方法都取得了较好的效果,但是这些方法都有自身的局限性。窄带法用于处理较大的图像时耗时长,AOS 法可以采用较大的步长,但是由于多次进行矩阵求逆使得精度下降^[14]。文献[15]指出 Dirac 函数狭窄的定义范围使得 C-V 模型不能稳定的检测出远离初始轮廓的“厚”目标,该文献提出使用 $|\nabla\varphi|$ 替代传统的 $\delta(\varphi)$ 函数,但是需要采用差分方法来保持数值的稳定,增加了复杂的程度。

鉴于此,本文通过分析 C-V 模型水平集演化方程,并结合液晶显示屏 Mura 缺陷图像的特点,提出一种改进的 C-V 模型。该模型简化了传统 C-V 模型的图像数据力驱动项,添加了亮度不均匀调整项,并在算法的迭代过程中引入迭代停止判别式。合成图像及实际的液晶显示屏 Mura 缺陷图像都表明了该方法的有效性。

2 传统的 C-V 主动轮廓模型

假设定义域为 Ω 的待分割图像 $u(x,y)$ 被闭合曲线 C 划分为目标、背景两个区域,目标及背景区域的平均灰度分别为 c_1 和 c_2 。构造如下的能量函数:

$$E(c_1,c_2,C) = \mu \cdot L(C) + \lambda_1 \int_{\text{inside}(C)} |u - c_1|^2 dx dy + \lambda_2 \int_{\text{outside}(C)} |u - c_2|^2 dx dy \quad , \quad (1)$$

其中: $L(C)$ 为曲线 C 的长度, $\mu \geq 0$, $\lambda_1 > 0$, $\lambda_2 > 0$ 为各个能量的权重系数。能量函数式(1)的第一项为正则项,用于保持轮廓曲线的光滑。后两项为拟合项,用于检测图像的背景区域及目标区域^[16]。

为实现最小化能量函数式(1),引入水平集方法。水平集方法是将曲线或者曲面作为零水平集嵌入到高维的水平集函数中,在速度场的驱动下,通过迭代求解水平集函数来实现对曲线或曲面运动的跟踪。对于曲线运动,依据水平集方法,

将二维的边界演化曲线 C 嵌入到三维的水平集函数 $z = \varphi(x,y)$ 中,轮廓曲线 $C(t)$ 随着水平集函数 $\varphi(x,y,t)$ 的演化过程如图 1 所示。

记曲线 C 对应的水平集函数为 $\{C | \varphi(x,y) = 0\}$,

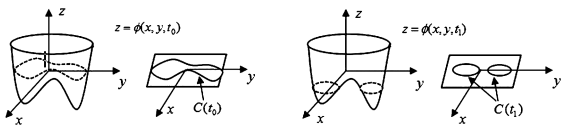


图 1 水平集演化曲线示意图

Fig. 1 Sketch map of level set evolution curve

并设 $\varphi(x, y)$ 为符号距离函数。这样,能量函数式(1)就可以表示为:

$$E(c_1, c_2, \varphi) = \mu \int_{\Omega} \delta(\varphi) |\nabla(\varphi)| dx dy + \lambda_1 \int_{\Omega} |u(x, y) - c_1|^2 H(\varphi) dx dy + \lambda_2 \int_{\Omega} |u(x, y) - c_2|^2 (1 - H(\varphi)) dx dy \tag{2}$$

Chan 和 Vese 根据 Euler-Lagrange 方法求解式(2),结合梯度下降法得到如下的偏微分方程:

$$\begin{cases} c_1(\varphi) = \frac{\int_{\Omega} u(x, y) H(\varphi) dx dy}{\int_{\Omega} H(\varphi) dx dy} \\ c_2(\varphi) = \frac{\int_{\Omega} u(x, y) (1 - H(\varphi)) dx dy}{\int_{\Omega} (1 - H(\varphi)) dx dy} \\ \frac{\partial \varphi}{\partial t} = \delta(\varphi) \left[\mu \nabla \left(\frac{\nabla \varphi}{|\nabla \varphi|} \right) - \lambda_1 (u - c_1)^2 + \lambda_2 (u - c_2)^2 \right] \\ \varphi(x, y, t = 0) = \varphi_0(x, y) \end{cases} \tag{3}$$

其中: c_1 和 c_2 是基于图像具有灰度一致性的前提下进行的拟合,无法正确地检测出灰度不均匀图像的区域信息^[17],这样致使传统的 C-V 模型无法正确的分割出背景不均匀的 Mura 缺陷^[5]。 $H(z)$ 为 Heaviside 函数, $\delta(z) = \frac{d(H(z))}{dz}$ 是 Dirac 函数。在具体的计算中, $H(z)$ 和 $\delta(z)$ 取如下

函数:

$$H_{\epsilon}(z) = \frac{1}{2} \left[1 + \frac{2}{\pi} \arctan\left(\frac{z}{\epsilon}\right) \right] \tag{4}$$

$$\delta_{\epsilon}(z) = \frac{1}{\pi} \cdot \frac{\epsilon}{\epsilon^2 + z^2} \tag{5}$$

文献[15]指出由于 $\delta_{\epsilon}(z)$ 狭窄的定义范围使得模型不能对远离轮廓曲线 C 的“厚”目标进行稳定的检测。另外,传统 C-V 模型将 φ 初始化符号距离函数,为了保持计算的稳定,算法在每次迭代前需要进行初始化,这样导致计算量的增大,减缓了曲线的演化速度^[10]。传统 C-V 模型的流程图如图 2 所示,曲线的演化过程如果得不到合理的控制,可能导致曲线的演化出现发散或者过收敛的情况,不利于目标的分割。

3 改进的 C-V 主动轮廓模型

依据曲线演化理论,提出对传统 C-V 模型的图像数据力驱动项进行简化,记简化的能量项为 E^G 。同时为了平衡检测图像的亮度不均匀,引入一个新的能量项,该能量项与轮廓曲线内、外部之间的亮度差有关^[5],记该能量项为 E^B 。这样得到的总能量泛函如下所示:

$$E = E^G + E^B \tag{6}$$

3.1 简化的能量项 E^G

传统的 C-V 模型包括正则项及拟合项,式(3)中水平集演化的主要驱动力为拟合项^[10],在改进的模型中只取拟合项作为水平集演化的驱动力,即将传统模型中的拟合项作为简化的能量项 E^G , E^G 的表达式如下所示:

$$E^G(c_1, c_2, C) = E_{in}(C) + E_{out}(C) = \lambda_1 \int_{inside(C)} |u - c_1|^2 dx dy + \lambda_2 \int_{outside(C)} |u - c_2|^2 dx dy \tag{7}$$

其中: c_1 、 c_2 为轮廓曲线 C 内、外部的灰度均值, $E_{in}(C)$ 、 $E_{out}(C)$ 为轮廓曲线 C 内、外部的能量。当式(7)的能量泛函稳定时,轮廓曲线 C 就会将

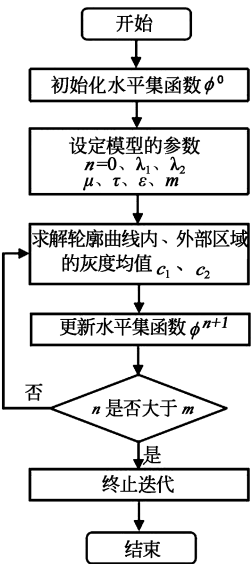


图 2 传统 C-V 模型流程图
Fig. 2 Flowchart of traditional C-V model

目标从均匀图像中分割出来。

3.2 平衡亮度不均匀的能量项 E^B

待分割的 Mura 缺陷图像存在亮度不均匀,为平衡亮度不均匀对分割结果的影响,本文引入一个与轮廓曲线 C 内、外部之间的亮度差有关的能量项 E^B , E^B 可以表述为:

$$E^B(c_1, c_2, C) = \text{Area}(\text{inside}(C)) \cdot (c_1 - c_2)^2,$$
 (8)

其中: $\text{Area}(\text{inside}(C))$ 为轮廓曲线 C 所包围的面积,可以通过调整该能量项的系数实现对亮度不均匀图像的分割。

3.3 水平集演化方程

由于能用 Lipschitz 函数 φ 的零水平集来表示轮廓曲线 C ,则式(6)的水平集演化方程可表示为:

$$\frac{\partial \varphi}{\partial t} = \delta_\epsilon(\varphi) [\lambda_2 (u - c_2)^2 - \lambda_1 (u - c_1)^2 - v (c_1 - c_2)^2],$$
 (9)

Dirac 函数的取值范围抑制了远离演化曲线的边缘检测。为了增强算法的检测范围,用 $|\nabla \varphi|$ 替代传统的 $\delta_\epsilon(\varphi)$ [15],同时令 $\lambda_1 = \lambda_2 = 1$,得到 Hamilton-Jacobi 类的偏微分方程式:

$$\frac{\partial \varphi}{\partial t} = |\nabla \varphi| [(u - c_2)^2 - (u - c_1)^2 - v (c_1 - c_2)^2],$$
 (10)

其中: v 为亮度调整参数,可以根据背景的不均匀程度来调整 v 的大小, v 的值越大,改进的模型平衡图像整体亮度不均匀的能力就越大,反之则弱,对于背景均匀的情况,则令 $v = 0$ 。与传统的 C-V 模型相比,本文改进的 C-V 模型具有实现简单、参数少、不用调节各项间的平衡参数等优点,而且由于添加了一个与轮廓曲线内、外部之间的亮度差有关的能量项,改进的模型具备了分割背景不均匀图像的能力。

初始轮廓曲线 C 与目标的位置关系及其演化方向如图 3 所示。假定待分割图像的背景不均匀,目标的灰度值小于背景的灰度值,箭头的方向表示轮廓曲线演化的方向。图 3(a)、图 3(b)、图 3(c)、图 3(d)分别表示初始轮廓可能的位置及其演化的方向。

根据 Hamilton-Jacobi 类偏微分方程的演化规律可知,初始轮廓曲线在图中的任何位置,都有向目标边界演化的力。当初始轮廓曲线处于分割

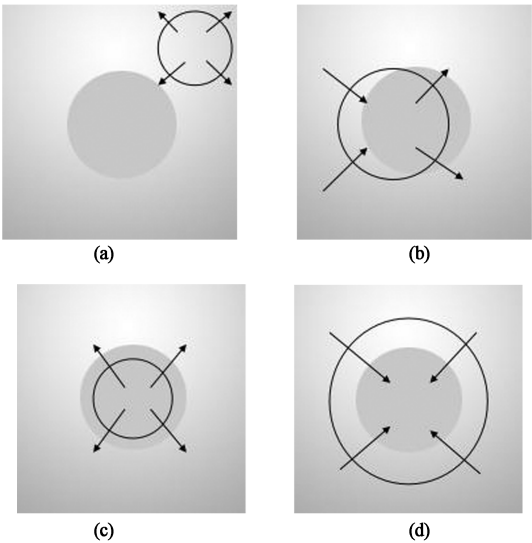


图 3 初始轮廓曲线与目标的位置关系及其演化方向
Fig. 3 Position relationship between the initial contour and target and its evolution direction

目标之外,该力表现为收缩力,将轮廓曲线拉回目标的边界;当初始轮廓曲线处于分割目标之内,该力表现为膨胀力,将轮廓曲线推向目标的边界。曲线在边界的内外力是相反,最终,轮廓曲线会停止在目标的边界上,实现对目标的分割。

3.4 算法的流程图及步骤

改进 C-V 模型的流程图如图 4 所示,与传统 C-V 模型的流程图图 2 相比,改进的模型需要设置

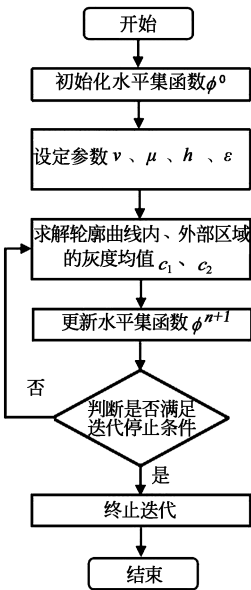


图 4 改进 C-V 模型流程图
Fig. 4 Flowchart of improved C-V model

的参数有所减少,同时在算法的迭代过程中添加了迭代停止的判断条件,有利于正确的分割出目标。

具体的步骤如下:

Step 1:初始化水平集函数 φ^0 及各参数。

Step 2:计算轮廓曲线内、外部的平均灰度值 $c_1(\varphi_{i,j}^n)$ 、 $c_2(\varphi_{i,j}^n)$ 。

Step 3:计算 $\varphi^{n+1} = \varphi^n + \tau[(u - c_2)^2 - (u - c_1)^2 - v(c_1 - c_2)^2]$,其中 τ 为迭代的时间步长,令 $|\nabla\varphi| = 1$,避免了 $\delta_\epsilon(\varphi)$ 狭窄的定义域对检测边缘全局性的限制^[10]。

Step 4:计算迭代停止的条件^[14]:

$$P = \frac{\sum_{|\varphi_{i,j}^{n+1} - \varphi_{i,j}^n|} |\varphi_{i,j}^{n+1} - \varphi_{i,j}^n|}{\text{num}\{(i,j) \parallel \varphi_{i,j}^n \mid < h\}} \leq h^2 \tau, (11)$$

其中: $\varphi_{i,j}^n$ 及 $\varphi_{i,j}^{n+1}$ 分别表示曲线演化前后的两个水平集函数, h 为迭代的空域步长, $\text{num}\{(i,j) \parallel \varphi_{i,j}^n \mid < h\}$ 为满足 $|\varphi_{i,j}^n| < h$ 的像素个数。根据不同的图像及分割精度,设定 $h^2 \tau$ 等于 0.01、0.001 等,本文取 0.01。当演化满足迭代停止条件时,迭代结束,否则返回 Step 2。

该模型的水平集函数采用隐式方法求解^[8],因而时间步长 τ 可以选取较大的数值来加快分割的速度。加入迭代停止的自动判断条件,避免了

曲线演化过程中出现发散或者过收敛的情况,有利于正确的分割出目标。同时由于简化了图像数据力驱动项,减少了算法在迭代过程中的计算量,加快了迭代的速度。

4 实验结果及分析

为验证本文提出的改进 C-V 模型的可行性,用传统 C-V 模型及本文提出的模型对合成图像及 Mura 缺陷图像进行分割比较,比较的内容为迭代次数、计算时间及分割结果。其中的计算时间是指算法迭代的时间,不是从读取图像到最后显示分割结果所用的时间。实验的硬件环境为 Intel(R) Core(TM) i5-3210M CPU @ 2.5 GHz,4GB 内存,软件为 MATLAB R2010a。

为说明本文模型的高效性,对一幅分辨率为 200×200 的合成图像进行分割,该合成图像具有均匀的背景。初始轮廓曲线的位置都如图 5(a)所示,两种模型的分割结果如图 5(b)、图 5(c)所示,两者的参数设置、迭代次数及计算时间如表 1 所示。

结合表 1 及图 5 可知,传统 C-V 模型及改进 C-V 模型都能实现对目标的分割。不过传统的



图 5 传统的 C-V 模型与改进的 C-V 模型分割结果对比

Fig. 5 Comparison of segmentation results between traditional C-V model and improved C-V model

表 1 两种模型的参数设置及分割效率对比

Tab.1 Comparison of parameters setting and segmentation efficiency of the two models

方法	参数设置	迭代次数	计算时间/s
改进 C-V 模型	$v = 0, \tau = 1, \epsilon = 1, h = 1$	2	0.006
传统 C-V 模型	$\mu = 0.01 \times 255 \times 255, \lambda_1 = \lambda_2 = 1, \tau = 1, \epsilon = 1$	43	0.392

C-V 模型分割出目标需迭代 43 次,计算时间为 0.392 s。而本文提出的改进的 C-V 模型分割出目标仅仅需要迭代 2 次,计算时间为 0.006 s。传统 C-V 模型的迭代时间是本文模型的 65.3 倍,可见本文提出的改进 C-V 模型具有较快的收敛速度,原因是改进的 C-V 模型简化了图像数据力驱动项,使得模型的求解变得简单快速。

Mura 缺陷的位置与数目都不固定,有些缺陷会

远离初始轮廓曲线。为说明本文模型对远离轮廓曲线的目标也有较好的分割能力,对一幅分辨率为 400×200 的合成图像进行分割,图像中有两个待分割的目标,且这两个目标相距一定的距离。初始轮廓曲线的位置都如图 6(a)所示,初始轮廓曲线包含其中一个目标的一部分而远离另外的一个目标,两种模型的分割的结果如图 6(b)、图 6(c)所示,两者的参数设置、迭代次数及计算时间如表 2 所示。

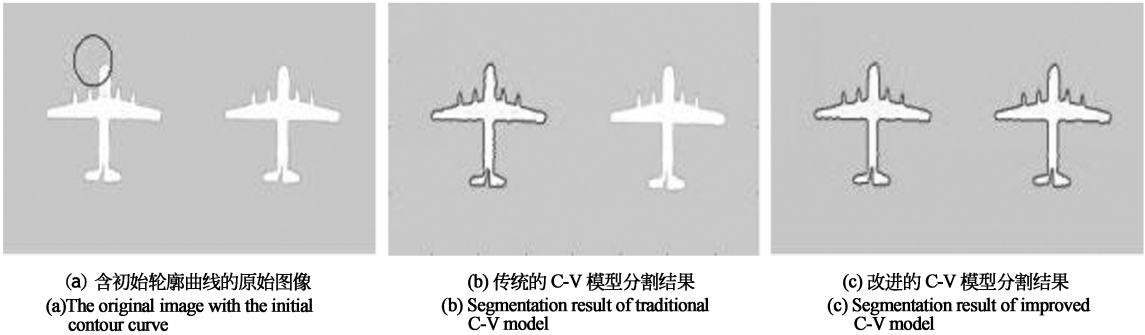


图 6 远离初始轮廓曲线的目标分割结果对比

Fig. 6 Comparison of the segmentation results of the targets far from the initial contour

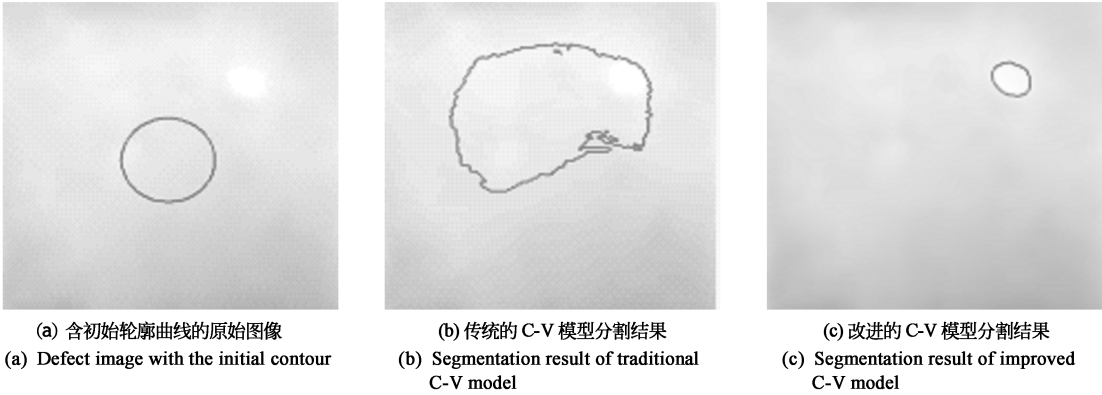
表 2 两种模型的参数设置及分割效率对比

Tab. 2 Comparison of parameters setting and segmentation efficiency of the two models

方法	参数设置	迭代次数	计算时间/s
改进 C-V 模型	$v = 0, \tau = 1, \epsilon = 1, h = 1$	5	0.028
传统 C-V 模型	$\mu = 0.001 \times 255 \times 255, \lambda_1 = \lambda_2 = 1, \tau = 1, \epsilon = 1$	400	10.31

结合表 2 及图 6 可知,迭代 400 次时,传统 C-V 模型只能分割出一个目标,漏分割了远离初始轮廓的另一个目标,而本文的模型在迭代 5 次后即可将两个目标都正确地分割出来。可见本文改进的 C-V 模型对远离初始轮廓的目标具有更好的检测能力,原因是传统的 C-V 模型受到 Dirac 函数狭窄的定义范围的限制。

为说明本文模型能够有效的分割液晶显示屏的 Mura 缺陷,在图 7 中分别用传统 C-V 模型和改进 C-V 模型对两个背景亮度不均匀的缺陷样本进行分割。除了将改进 C-V 模型的亮度调整参数 v 设置为 1.7 以外,两者的其余参数与表 2 中的参数设置一致。分割的结果如图 7 所示,两者的迭代次数、计算时间及是否出现误分割如表 3 所示。



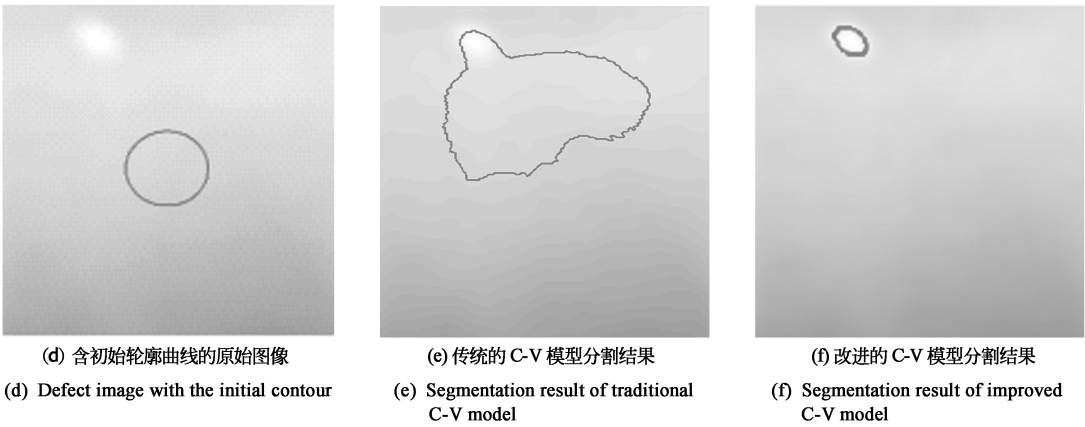


图 7 传统的 C-V 模型与改进的 C-V 模型缺陷分割结果对比

Fig. 7 Comparison of segmentation results between traditional C-V model and improved C-V model

表 3 两种模型分割效率及结果对比

Tab. 3 Comparison of efficiency and segmentation results of the two models

样本	改进 C-V 模型			传统 C-V 模型		
	迭代次数	计算时间/s	分割结果	迭代次数	计算时间/s	分割结果
缺陷样本 1	3	0.006	正确	88	0.590	出现误分割
缺陷样本 2	3	0.007	正确	240	1.564	出现误分割

结合表 3 及图 7 可知,传统的 C-V 模型不能正确的分割出 Mura 缺陷,出现了误分割,将不是 Mura 缺陷的背景区域一并分割出来,同时该方法的迭代次数多,花费时间长。而改进的 C-V 模型仅仅用 3 次迭代就能准确的分割出 Mura 缺陷,可见本文提出的改进 C-V 模型能准确快速的分割出背景不均匀的 Mura 缺陷。原因是改进的 C-V 模型在简化图像数据力驱动项的同时引入平衡亮度不均匀的能量项,使得模型对亮度不均匀的缺陷图像具有更好的适应性,提高了分割的准确性及速度。

5 结 论

本文针对传统 C-V 模型分割液晶显示屏 Mura 缺陷时存在误分割及收敛速度慢的问题,提出了一种改进的 C-V 模型。改进的模型简化了传统 C-V 模型的图像数据力驱动项,提高了分割的速度,添加了一个与轮廓曲线内、外部之间的亮度差有关的能量项,以适应背景复杂情况下的目标分割,并在算法的迭代过程中引入迭代停止判别式,有利于正确的分割出目标。实验的结果表明,本文的方法能够准确的分割出液晶显示屏 Mura 缺陷,同时还具有收敛速度快、耗时短的优点。

参 考 文 献:

[1] 李坤,李辉,刘云杰,等. LCD Mura 缺陷的 B 样条曲面拟合背景抑制[J]. 光电工程,2014,41(2):33-39.
LI K, LI H, LIU Y J, et al. Background suppression of LCD Mura defect using b-spline surface fitting [J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2014, 41(2): 33-39. (in Chinese)

[2] 刘毅,郑学仁. 液晶屏显示缺陷自动检测系统的设计[J]. 微计算机信息,2008,24(19):250-251,297.
LIUY, ZHENG X R. Design of LCD visual defect automated detecting system [J]. *Microcomputer Information*, 2008, 24(19): 250-251, 297. (in Chinese)

[3] LU C J, TSAI D M. Automatic defect inspection for LCDs using singular value decomposition [J]. *International Journal of Production Research* (S0020-7543), 2005, 43(21): 4589-4607.

- [4] TSUNENG Y H, TSAI D M. Defect detection of uneven brightness in low-contrast images using basis image representation [J]. *Pattern Recognition*, 2010, 43(3): 1129-1141.
- [5] 卢小鹏, 李辉, 刘云杰, 等. 基于 Chan-Vese 模型的 TFT-LCD Mura 缺陷快速分割算法[J]. 液晶与显示, 2014, 29(1): 146-151.
LUX P, LI H, LIU Y J, *et al.* Algorithm for fast TFT-LCD Mura defect image segmentation based on Chan-Vese model [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2014, 29(1): 146-151. (in Chinese)
- [6] 毕昕, 丁汉. TFT-LCD Mura 缺陷机器视觉检测方法[J]. 机械工程学报, 2010, 46(12): 13-19.
BI X, DING H. Machine vision inspection method of Mura defect for TFT-LCD [J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2010, 46(12): 13-19. (in Chinese)
- [7] 东野长磊, 郑永果, 姜东焕, 等. 基于全局极小解 Chan-Vese 模型的 SAR 图像分割[J]. 计算机工程与设计, 2012, 33(11): 4255-4258.
DONGYEC L, ZHENG Y G, JIANG D H, *et al.* SAR image segmentation based on global minimization Chan-Vese model [J]. *Computer Engineering and Design*, 2012, 33(11): 4255-4258. (in Chinese)
- [8] CHAN L A, VESE T F. Active contours without edges [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2001, 10(2): 266-277.
- [9] 龚劭, 王迎龙, 马家军. 改进 CV 模型图像分割的 Split-Bregman 方法[J]. 计算机工程与应用, 2015, 51(6): 171-175.
GONGQ, WANG Y L, MA J J. Split-Bregman method for image segmentation of CV model [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2015, 51(6): 171-175. (in Chinese)
- [10] 张开华, 周文显, 张振, 等. 一种改进的 C-V 主动轮廓模型[J]. 光电工程, 2008, 35(12): 112-116.
ZHANGK H, ZHOU W G, ZHANG Z, *et al.* Improved C-V active contour model [J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2008, 35(12): 112-116. (in Chinese)
- [11] CHOPPD L. Computing minimal surfaces via level set curvature flow [J]. *Journal of Computational Physics*, 1993, 106(1): 77-91.
- [12] WEICKERTJ, ROMENY B M T H, VIERGEVER M A. Efficient and reliable schemes for nonlinear diffusion filtering [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1998, 7(3): 398-410.
- [13] KÜHNE G, WEICKERT J, BEIER M, *et al.* *Fast Implicit Active Contour Models* [M]. Berlin Heidelberg: Springer-Verlag, 2002: 133-140.
- [14] 谢强军, 侯迪波, 黄平捷, 等. 一种改进的单参数水平集快速分割方法[J]. 光电子·激光, 2009, 20(12): 1671-1675.
XIEQ J, HOU D B, HUANG P J, *et al.* An improved level set method for fast image segmentation based on single parameter [J]. *Journal of Optoelectronics · Laser*, 2009, 20(12): 1671-1675. (in Chinese)
- [15] 李俊, 杨新, 施鹏飞. 基于 Mumford-Shah 模型的快速水平集图像分割方法[J]. 计算机学报, 2002, 25(11): 1175-1183.
LIJ, YANG X, SHI P F. A fast level set approach to image segmentation based on Mumford-shah model [J]. *Chinese Journal of Computers*, 2002, 25(11): 1175-1183. (in Chinese)
- [16] 朱晓舒, 孙权森, 夏德深. 基于凸优化的自适应 CV 模型[J]. 计算机应用研究, 2012, 29(2): 779-781.
ZHUX S, SUN Q S, XIA D S. Adaptive CV model using convex optimization [J]. *Application Research of Computers*, 2012, 29(2): 779-781. (in Chinese)
- [17] 葛琦, 韦志辉, 张建伟, 等. 结合改进 FCM 算法的多相位 CV 模型[J]. 中国图象图形学报, 2011, 16(4): 547-553.
GEQ, WEI Z H, ZHANG J W, *et al.* Multiphase CV model integrated with improved FCM algorithm [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2011, 16(4): 547-553. (in Chinese)

作者简介: 陈凌海(1989—), 男, 福建宁德人, 硕士研究生, 主要研究方向为信息显示系统。E-mail: 904235765@qq.com
 姚剑敏(1978—), 男, 福建莆田人, 硕士生导师, 副研究员, 主要研究方向为视频图像处理、模式识别。E-mail: yaojm@fzu.edu.cn
 郭太良(1963—), 男, 福建莆田人, 博士生导师, 研究员, 主要研究方向为场致发射阴极材料及器件研究。