

自适应权重 CV 模型在超声相控阵图像分割中的应用

刘永洛¹, 王文强², 马立武²

(1. 上海工程技术大学航空运输学院, 上海 201620; 2. 上海工程技术大学机械工程学院, 上海 201620)

摘要: 图像分割是超声相控阵无损检测图像三维重建的关键环节, 分割精度和效率是图像三维重建准确性与实时性的重要保障。由于超声相控阵无损检测图像中含有大量噪声且灰度不均匀, 在使用传统的 CV 模型分割检测图像时采用固定迭代步长, 这导致分割效率较低且精度不高。本文利用分水岭算法过分割的特性, 在对图像做分水岭变换后, 统计各区域中的像素数目与灰度信息, 从而得到一个权重矩阵并引入 CV 模型中, 得到一种自适应权重 CV 模型。在水平集函数迭代过程中, 权重矩阵可以根据图像信息自适应调整迭代步长。实验表明, 与 CV 模型和 LBF 模型相比, 本文提出的权重 CV 模型在分割超声相控阵无损检测图像时, 具有更高的效率和分割精度。

关键词: 超声相控阵; CV 模型; 分水岭; 自适应权重

中图分类号: TP751.1 文献标识码: A doi: 10.3969/j.issn.1006-2475.2019.02.007

Application of Adaptive Weight CV Model in Ultrasonic Phased Array Image Segmentation

LIU Yong-luo¹, WANG Wen-qiang², MA Li-wu²

(1. School of Air Transportation, Shanghai University of Engineering Science, Shanghai 201620, China;

2. School of Mechanical Engineering, Shanghai University of Engineering Science, Shanghai 201620, China)

Abstract: Image segmentation is the key link in the 3D reconstruction of ultrasonic phased array NDT, and the accuracy and efficiency of the segmentation are the important guarantee for the accuracy and real time of the 3D reconstruction of the image. The ultrasonic phased array NDT image contains a lot of noise and intensity inhomogeneity. Traditional CV model uses fixed iterative step to segment the ultrasonic phased array NDT image, which leads to low segmentation efficiency and low precision. This paper makes use of the characteristics of the over segmentation of the traditional watershed algorithm to make a watershed transformation to the image. The number of pixels and intensity information in each region are counted, and a weight matrix is obtained. The matrix is introduced into the CV model, and the adaptive weight CV model is obtained. In the iterative process of level set function, the weight matrix can adaptively adjust the iteration step size according to the image information. The experiment shows that, in the segmentation of the ultrasonic phased array image, compared with the CV model and the LBF model, the weighted CV model proposed in this paper has higher efficiency and segmentation accuracy.

Key words: ultrasonic phased array; CV model; watershed; adaptive weight

0 引 言

超声相控阵是无损检测(Non Destructive Testing, NDT)领域中的一门新兴技术, 凭借其无污染、穿透性强、安全性高等优点成为当前使用最广泛的无损检测方法之一。随着超声相控阵无损检测技术在工业中的应用, 对超声相控阵无损检测图像的处理也提出了更高的要求。完整而准确的边缘信息是超声相控阵

无损检测图像三维重建和缺陷识别的重要前提, 由于受超声成像机理和检测环境的限制, 超声图像中不可避免地存在漫反射噪声, 这严重降低了超声图像的质量, 给超声图像的分割带来了很大困难。超声相控阵 NDT 图像中往往存在不止一处缺陷, 基于水平集算法的活动轮廓模型适用于多目标的分割, 且可以得到完整的闭合轮廓信息。但是由于超声相控阵 NDT 图像中含有大量的噪声且灰度不均匀, 因此使用以往的

收稿日期: 2018-05-04; 修回日期: 2018-08-22

基金项目: 上海工程技术大学研究生科研创新项目(E3-0903-17-01107)

作者简介: 刘永洛(1991-), 男, 江苏连云港人, 硕士研究生, 研究方向: 数字图像处理, 超声无损检测, E-mail: 1256994474@qq.com; 王文强(1993-), 男, 山西大同人, 硕士研究生, 研究方向: 视频多目标跟踪, E-mail: 1550049326@qq.com; 马立武(1990-), 男, 山东聊城人, 硕士研究生, 研究方向: 机器人运动误差补偿, E-mail: 337262585@qq.com。

分割方法无法准确分割目标。

基于水平集算法的分割模型主要可以分为基于边缘、基于区域、混合模型以及与其他理论相结合的模型。基于边缘的活动轮廓模型通常利用图像梯度信息来建立能量函数,例如 Caselles 等人^[1]提出的 GAC(Geodesic Active Contours) 模型,在边界不明确的情况下,GAC 模型很难使轮廓曲线收敛到真实边界。基于区域的活动轮廓模型是建立在图像灰度均匀的统计假设基础之上的,例如 Chan 和 Vese 提出的 CV(Chan-Vese) 模型^[2]假设图像中前景和背景灰度是一致均匀的,因此 CV 模型在分割含噪声图像时效果较差,但其计算复杂度低且对初始轮廓曲线的位置不敏感。

混合模型将图像的梯度信息、区域信息联合使用,从而达到较好的分割效果。文献[3]利用灰度统计信息得到权重矩阵,提出了基于分水岭算法的加权核映射水平集模型,在分割医学图像时取得了很好的效果。文献[4]提出一种自适应局部区域型水平集分割算法,在灰度不均匀图像的分割中取得较好的效果。文献[5]利用图像局部信息和全局信息提出了一种混合模型,对初始轮廓具有较高鲁棒性,提高了模型分割灰度不均匀图像的效率 and 准确性。文献[6]将局部熵的概念引入图像分割中,提出了一种基于局部熵的主动轮廓模型,具有较高的分割精度。文献[7]利用边缘特征和区域信息构建能量泛函,提出了一种基于多纹理模型的参数化分割方法。文献[8]利用线性检测器的线性组合,提出了一种可以有效分割彩色视网膜血管图像的方法。文献[9]提出基于图像灰度的局部项和有效间断的全局项的混合能量模型,用于优化动脉图像的分割。文献[10]提出的 LBF 模型(Local Binary Feature) 利用局部区域内像素加权信息构造能量函数,因此对灰度不均匀物体具有较好的分割效果,且计算量较小,但是演化的过程中极易陷入局部极小值,限制了其在实际中的应用。

由于超声相控阵无损检测图像中含有散斑噪声^[11-12],上述众多方法在超声相控阵 NDT 图像的分割中并不适用,目前针对超声相控阵 NDT 图像的分割方法很少,因此亟需提出一种新的方法来满足其分割要求。

1 CV 模型

CV 模型作为一种有效提高曲线演化时拓扑自适应能力的分割模型,是图像分割领域中一种有效的研究工具。CV 模型的能量泛函如下:

$$E^{CV}(C; \mu_1, \mu_2) = \mu \oint_C ds + \lambda_1 \int_{\text{inside}(C)} |I - c_1|^2 dx dy +$$

$$\lambda_2 \int_{\text{outside}(C)} |I - c_2|^2 dx dy \quad (1)$$

式(1)中, s 是 Euclidean 弧长, $I(x, y)$ 是原始图像, λ_1 、 λ_2 和 μ 均是正参数。第1项是 C 的全弧长,能够使得曲线 C 尽可能地光滑;第2项和第3项分别是内部区和外部区的灰度值与标量 c_1 和 c_2 的平方误差,也就是实际图像与拟合的分片常数图像之间的偏离。

通过变分法和最速下降法,可以求得 CV 模型的梯度下降流形式为:

$$\frac{\partial u}{\partial t} = \delta_\epsilon(u) \left[\text{div} \left(\frac{\nabla u}{|\nabla u|} \right) - \lambda_1 |I(x, y) - c_1|^2 + \lambda_2 |I(x, y) - c_2|^2 \right] \quad (2)$$

其中 μ_1 和 c_2 是常数,其定义如下:

$$c_1 = \frac{\int_{\Omega} I(x, y) H(u(x, y)) dx dy}{\int_{\Omega} H(u(x, y)) dx dy} \quad (3)$$

$$c_2 = \frac{\int_{\Omega} I(x, y) [1 - H(u(x, y))] dx dy}{\int_{\Omega} [1 - H(u(x, y))] dx dy} \quad (4)$$

从上式可知 μ_1 和 c_2 分别是 $u(x, y) > 0$ 和 $u(x, y) < 0$ 这2个区域的平均灰度值。比如,当选取零水平集所围的内部区域为 $u(x, y) < 0$,那么 c_2 则为当前水平集函数 u 所分割的目标的平均灰度。

CV 模型利用图像的全局灰度信息,具有全局特征,故而此模型可以良好分割存在弱边界的图像。但在超声相控阵无损检测图像的分割中,由于图像含有大量噪声且灰度不均匀,CV 模型容易将噪声分割出来,因此不能得到准确的目标信息^[13-15]。

2 分水岭变换

分水岭分割算法的核心是模拟浸水和降水过程。模拟浸水的过程是将地形模型垂直浸入水中,在每个盆地的最低处刺洞,使水均匀进入每个洞中,在2个或2个以上盆地的水将相交融时,要在相交的盆地间筑堤坝,直到每个盆地被水完全淹没,这样可以得到堤坝和被堤坝分开的盆地,如图1所示,从而达到分割的目的^[16-18]。

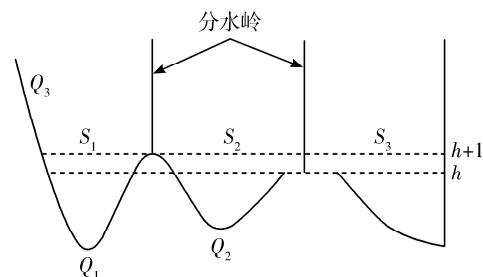


图1 分水岭算法的工作原理

分水岭算法的计算过程是一个迭代标注过程。

经典的分水岭计算方法是 L. Vincent 提出的,该方法具体数学描述如下^[19]:

设 $f: D \rightarrow N$ 是灰度图像,其最大和最小灰度值分别为 h_{\max} 和 h_{\min} 。灰度级 h 从 h_{\min} 增至 h_{\max} 的过程,就对应图像 f 极小值对应的集水盆地连续扩展的过程。设 X_h 表示在灰度级 h 处计算得到的集水盆地的集合,在灰度级 $h+1$ 处的连接成分 T_{h+1} 是一个新的极小值或 X_h 中某个集水盆地的扩展。对于后面的情形,计算 X_h 在 T_{h+1} 内的测地影响区,结果产生一个更新的 $X_{h+1} \circ S_h^{\text{MIN}}$ 表示在高度 h 处的所有局部极小值的集合。则关于灰度级 h 的递归式表达如下:

$$\begin{cases} X_{h_{\min}} = \{p \in D \mid f(p) = h_{\min}\} = T_{h_{\min}} \\ X_{h+1} = S_{h+1}^{\text{MIN}} \cup Z_{T_{h+1}}(X_h), \quad h \in [h_{\min}, h_{\max}) \end{cases} \quad (5)$$

其中 $Z(X_h)$ 为 X_h 的测地影响区,则图像 f 的分水岭 f_{Wshed} 就是 $X_{h_{\max}}$ 在区域 D 上的补集:

$$f_{\text{Wshed}} = D - X_{h_{\max}} \quad (6)$$

由于超声相控阵成像机制和成像环境的限制,实际图像中往往含有大量噪声且灰度不均匀,在使用分水岭算法时,无法对超声相控阵 NDT 图像做出准确的分割,直接使用分水岭算法分割图像结果如图 3.1 节图 3 所示。

3 提出的方法

3.1 模型的建立

设 I_0 为超声相控阵无损检测原始图像,如图 2 所示。将图像 I_0 转为灰度图像并做分水岭变换生成图像 I_1 ,由于超声相控阵无损检测图像中含有大量噪声且灰度分布不均匀,分水岭变换后将图像分割为 N 个细小区域,如图 3 所示。

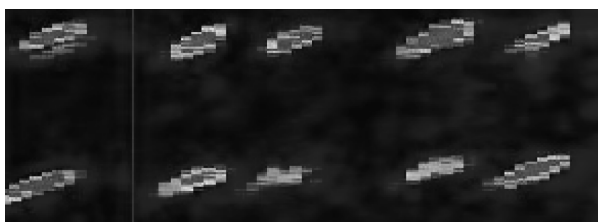


图 2 原始图像

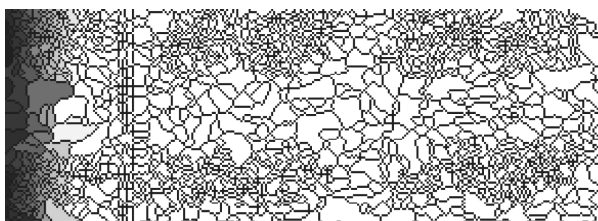


图 3 分水岭变换结果

变换后的图像 I_1 所对应的矩阵如下:

$$\begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 0 & 40 & 40 & 0 & 46 & 46 & 0 & 40 & 40 & 40 & 0 & 86 & \cdots \\ 1 & 1 & 1 & 0 & 40 & 40 & 40 & 0 & 0 & 40 & 40 & 40 & 0 & 87 & 0 & \cdots \\ 1 & 1 & 1 & 0 & 40 & 40 & 40 & 40 & 40 & 40 & 40 & 40 & 0 & 87 & 87 & \cdots \\ 1 & 1 & 1 & 0 & 40 & 40 & 40 & 40 & 40 & 40 & 40 & 40 & 40 & 0 & 87 & \cdots \\ 1 & 1 & 1 & 0 & 40 & 0 & 40 & 40 & 40 & 40 & 40 & 40 & 0 & 0 & 0 & \cdots \\ 1 & 1 & 0 & 11 & 0 & 34 & 0 & 40 & 0 & 0 & 40 & 0 & 73 & 0 & 95 & \cdots \\ 1 & 0 & 11 & 11 & 0 & 34 & 34 & 0 & 64 & 64 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \cdots \\ 1 & 0 & 11 & 11 & 11 & 0 & 34 & 0 & 64 & 64 & 64 & 0 & 74 & 0 & 102 & \cdots \\ 0 & 11 & 11 & 11 & 11 & 11 & 0 & 47 & 0 & 64 & 64 & 64 & 0 & 102 & 102 & \cdots \\ 0 & 11 & 11 & 11 & 11 & 11 & 11 & 0 & 51 & 0 & 64 & 64 & 0 & 102 & 102 & \cdots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots \end{bmatrix} \quad (7)$$

图像 I_1 中的黑色边界对应以上矩阵中数值为零的点,其中绝大部分并不是真实的目标边界,因此要将这些数值为零的点消除,本文中采用二维统计顺序滤波,将矩阵(7)中数值为零的点赋值为该点八邻域中的最大值,以去除矩阵(7)中大量值为零的点;标记图像 I_1 ,将 I_1 中的第 1 个小区域像素值均标记为 1,第 2 个小区域均标记为 2,以此类推,第 N 个小区域均标记为 N ,将标记矩阵记为 M_1 。

以行为主遍历 M_1 ,统计每个小区域中的像素个数 P_i ,第 1 个小区域中的像素个数记为 P_1 ,第 2 个小区域中的像素个数记为 P_2 ,以此类推,第 N 个小区域中的像素个数记为 P_N 。将 M_1 中标签为 1 的像素点对应 I_0 中像素的灰度值累加,记为 Q_1 ,将 M_1 中标签为 2 的像素点对应 I_0 中像素的灰度值累加,记为 Q_2 ;... 将 M_1 中标签为 N 的像素点对应 I_0 中像素的灰度值累加,记为 Q_N ,则 I_1 中每个小区的像素平均灰度值 R_i 为:

$$R_i = \frac{Q_i}{P_i} \quad (8)$$

建立与 I_0 同尺寸的零矩阵 M_2 ,将 R_i 写入 M_2 对应的小区中,取常数 M ,本文中 M 取图像 I_0 的像素总数,则可以得到每个像素点的权重 W_i :

$$W_i = \frac{M}{R_i} \quad (9)$$

建立与 I_0 同尺寸的零矩阵 M_3 ,将 W_i 写入矩阵 M_3 中,记为权重矩阵 W 。权重矩阵如下:

$$\begin{bmatrix} 1602.6316 & 1602.6316 & 1602.6316 & 676.6667 & 676.6667 & 676.6667 & \cdots \\ 1602.6316 & 1602.6316 & 1602.6316 & 676.6667 & 676.6667 & 676.6667 & \cdots \\ 1602.6316 & 1602.6316 & 1602.6316 & 676.6667 & 676.6667 & 676.6667 & \cdots \\ 1602.6316 & 1602.6316 & 1602.6316 & 676.6667 & 676.6667 & 676.6667 & \cdots \\ 1602.6316 & 1602.6316 & 1602.6316 & 676.6667 & 676.6667 & 676.6667 & \cdots \\ 1602.6316 & 1602.6316 & 982.2581 & 982.2581 & 676.6667 & 5075.0000 & \cdots \\ 1602.6316 & 982.2581 & 982.2581 & 982.2581 & 5075.0000 & 5075.0000 & \cdots \\ 1602.6316 & 982.2581 & 982.2581 & 982.2581 & 982.2581 & 5075.0000 & \cdots \\ 982.2581 & 982.2581 & 982.2581 & 982.2581 & 982.2581 & 982.2581 & \cdots \\ 982.2581 & 982.2581 & 982.2581 & 982.2581 & 982.2581 & 982.2581 & \cdots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots \end{bmatrix} \quad (10)$$

为降低二维统计顺序滤波的影响,对权重矩阵 W 进行滤波操作,文中采用中值滤波,滤波窗口尺寸为 5×5 ;权重矩阵引入 CV 模型中,得到权重 CV 模型,模型如方程(11)所示。

$$E^{CV}(C, \rho_1, \rho_2) = \mu \oint_C ds + \lambda_1 \int_{\text{inside}(C)} \tau W |I - c_1|^2 dx dy + \lambda_2 \int_{\text{outside}(C)} \tau W |I - c_2|^2 dx dy \quad (11)$$

其中, τ 是权重矩阵 W 的系数,本文中权重矩阵系数取 0.01,将权重矩阵中的元素缩放到合适的大小。

将权重矩阵 W 代入 CV 模型中,用作在像素点 x 上的能量项的权重。在每次迭代中,权值越高,它在像素 x 上更新的速度就越快;式(11)中,在灰度较为均匀的区域, CV 模型的能量项拥有较大的权重,在迭代过程中其迭代步长较大,轮廓曲线可以快速收敛。而在灰度变化较大的区域,采用较小的能量权重,水平集函数以较小的迭代步长演化,实现更加精细的分割过程。自适应动态能量权重矩阵的引入,可以节省 CV 模型在灰度相对均匀区域的迭代时间和迭代次数,提高分割效率,在边缘附近区域,可以进一步提高分割精度。

3.2 本文算法主要步骤

本文所提出的基于分水岭变换的权重 CV 模型的主要步骤如下。

Step1 输入待分割图像,如图 2 所示。

Step2 将 RGB 图像转为灰度图像,进行分水岭变换得到新图像,如图 3 所示。

Step3 统计新图像中的像素信息,得到权重矩阵,具体包括如下步骤:

Step3.1 采用二维顺序滤波方法,去除新图像中的边界;

Step3.2 标记消除边界后的新图像,生成标记矩阵;

Step3.3 建立 3 个空矩阵,分别用于存放标记矩阵、每个小区域中的像素均值以及权重矩阵;

Step3.4 对权重矩阵进行滤波操作,以降低 Step3.1 的影响。

Step4 将权重矩阵引入 CV 模型中,建立权重 CV 模型。

Step5 图像预处理。

Step6 设置 CV 模型初始轮廓以及各参数,具体参数如表 1 所示。

Step7 开始水平集函数迭代。

Step8 检查是否达到迭代停止条件,若达到则进入 Step9,否则返回 Step7。

Step9 输出分割结果。

算法流程如图 4 所示。

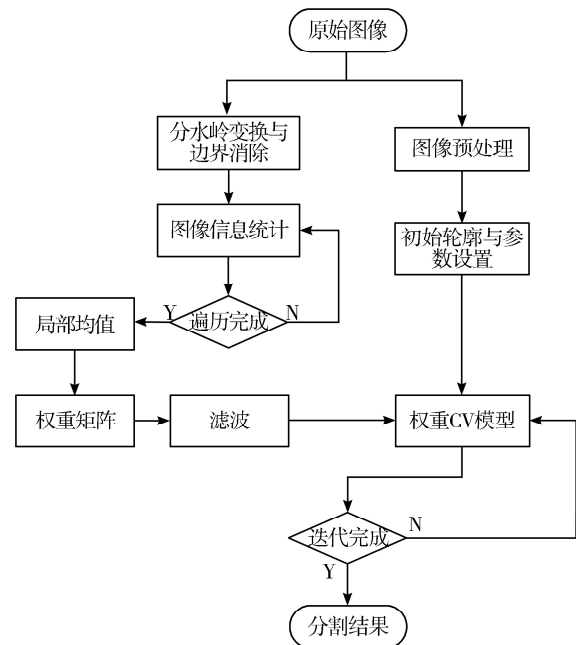
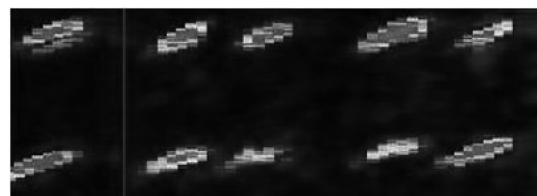


图 4 算法流程图

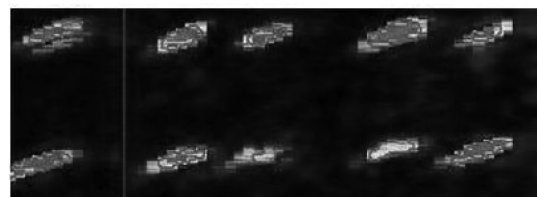
4 实验分析

4.1 实验结果

实验中所使用的图像是由 Phasor XS 超声相控阵仪器生成的,本文实验环境为 MATLAB R2016a,所用 CPU 为 Intel(R) Core(TM) i5-4590 处理器,主频为 3.30 GHz,4 GB RAM,Windows 7 操作系统。为充分验证本文模型对超声相控阵 NDT 图像的分割能力,在实验中所有模型均采用适当的参数,以提高所有模型的分割效果。本节将给出所提模型和其他模型在超声相控阵 NDT 图像上的实验结果,图 5(a) 是原始图像 1,尺寸为 290×105 像素,图 5(b) 是标准人工分割的结果;图 6(a) 是原始图像 2,尺寸为 231×181 像素,图 6(b) 是标准人工分割的结果。

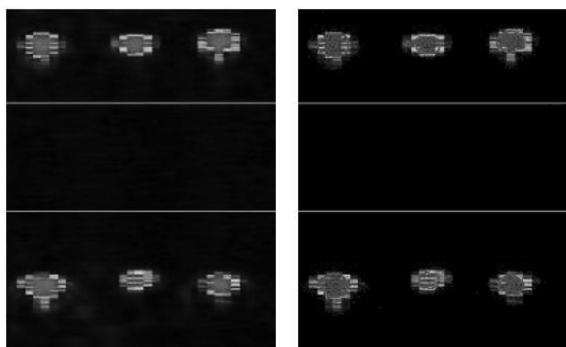


(a) 原始图像



(b) 手工分割结果

图 5 原始图像 1 及其手工分割结果



(a) 原始图像

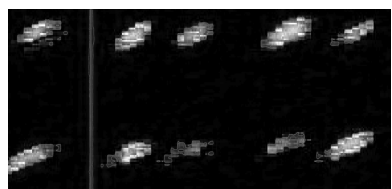
(b) 手工分割结果

图 6 原始图像 2 及其手工分割结果

为表现本文提出模型的分割效果,文中同时与 CV 模型、LBF 模型分割结果比较 3 种模型的分割结果分别如图 7 和图 8 所示。



(a) CV 模型分割最终轮廓

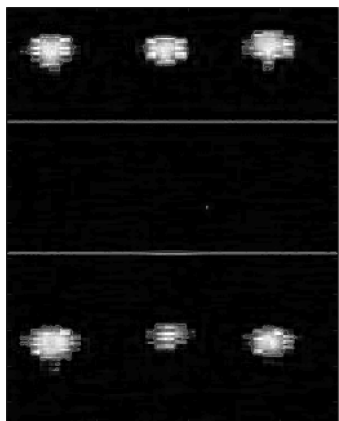


(b) LBF 模型分割最终轮廓

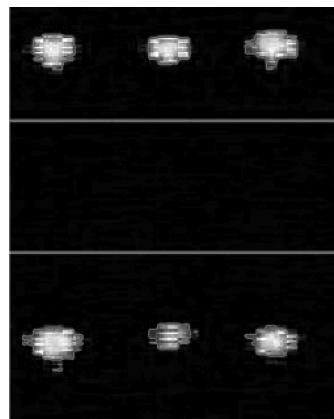


(c) 本文模型分割最终轮廓

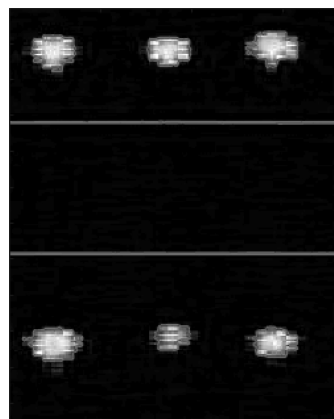
图 7 原始图像 1 各模型分割结果



(a) CV 模型分割最终轮廓



(b) LBF 模型分割最终轮廓



(c) 本文模型分割最终轮廓

图 8 原始图像 2 各模型分割结果

在使用 CV 模型、LBF 模型与本文模型进行实验时,为突出各模型的最佳分割效果,通过大量实验验证后,分别选用各模型适用的参数值,具体参数值如表 1 所示。

表 1 3 种模型在超声相控阵 NDT 图像分割中的参数取值

模型	参数
CV	$\lambda_1 = 2.0, \lambda_2 = 1.0, \mu = 0.01 \times 255 \times 255, s_{\text{timestep}} = 10$
LBF	$\lambda_1 = 1.0, \lambda_2 = 2.0, \mu = 0.01 \times 255 \times 255, s_{\text{timestep}} = 0.01$
本文模型	$\lambda_1 = 1.0, \lambda_2 = 1.0, \mu = 0.0001 \times 255 \times 255, s_{\text{timestep}} = 0.1$

在 CV 模型中, λ_1 和 λ_2 分别是图像内、外能量项的系数 μ 可以调节轮廓曲线的平滑度,时间步长在迭代过程中取固定值 10。在 LBF 模型中, λ_1 和 λ_2 是正整数 μ 是正则项系数,迭代步长取 0.01 时,其分割效果最好。在本文模型中, λ_1 和 λ_2 均取 1.0,迭代步长取 0.1,此时本文模型的分割效果最好。

4.2 结果分析

在实验过程中,使用 3 种模型多次对超声相控阵图像进行分割。采用多次实验取均值的方法来计算模型的运行时间,具体迭代次数和运行时间如表 2 所示。

表 2 3 种模型的迭代次数以及运行时间

模型	迭代次数		运行时间/s	
	原始图像 1	原始图像 2	原始图像 1	原始图像 2
CV	320	280	2.018	1.824
LBF	60	75	1.584	1.812
本文模型	50	40	1.044	1.027

由表 2 可知,虽然传统的 CV 模型计算效率较高,但在超声相控阵无损检测图像^[20]的分割中,由于需要的迭代次数较多,因此实际应用中 CV 模型分割结果达到稳定需要较长的运行时间。LBF 模型需要迭代次数较少,本文提出的模型迭代次数最少,原始图像 1 仅需 50 次(原始图像 2 只需 40 次)迭代即可达到稳定的分割结果,其运行时间比 CV 模型和 LBF 模型短。

为客观表现以上 3 种模型在超声相控阵无损检测图像分割中的效果,采用 Hausdorff 距离、Jaccard 相似系数、精确度和召回率来评价图像分割的质量^[21-23]。Hausdorff 距离是空间中真子集之间距离的度量,用来衡量图像分割中边缘匹配的精度。Hausdorff 距离的数值越小,图像边缘匹配度越高。Jaccard 相似系数值的大小与分割质量成正比。精确度(Precision)和召回率(Recall)反映的是分割的精度和分割的完整性,精确度和召回率值越大时表明分割质量越好;反之分割质量越差。

表 3 3 种模型在超声相控阵 NDT 图像分割中的评价指标

模型	原始图像	评价指标			
		Hausdorff	Jaccard	Precision	Recall
CV	1	11.662	0.389	0.390	0.995
	2	9.558	0.425	0.381	0.987
LBF	1	13.102	0.400	0.402	0.992
	2	9.214	0.387	0.452	0.991
本文模型	1	9.104	0.453	0.465	0.996
	2	7.572	0.432	0.454	0.995

由表 3 可知,从 Hausdorff 距离来看,本文模型对应的值在 3 种模型中最小,表明在以上 3 种模型中,本文模型的目标边缘与标准手工分割边缘匹配程度最高,Jaccard 相似系数也表明本文模型的分割结果与标准手工分割结果最为相似。同样,精确度也表明本文模型的分割效果最好,从召回率来看,CV 模型和本文模型较为接近。总体来看,在超声相控阵无损检测图像的分割中,本文分割结果最好,CV 模型和 LBF 模型分割效果较差。

5 结束语

图像分割是超声相控阵无损检测图像三维重建和定量分析的重要前提,为提高超声相控阵无损检测

图像的分割精度和分割效率,本文提出了一种基于分水岭变换的权重 CV 模型,在 CV 模型的基础之上引入了自适应权重矩阵,以调整水平集函数迭代过程中的迭代步长。实验结果表明,与 CV 模型和 LBF 模型相比,本文模型的分割效果最好,效率也最高。

参考文献:

- [1] CASELLES V, KIMMEL R, SAPIRO G. Geodesic active contours [J]. International Journal of Computer Vision, 1997, 22(1): 61-79.
- [2] CHAN T F, VESE L A. Active contours without edges [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2001, 10(2): 266-277.
- [3] ZHANG Y C, GUO H, CHEN F, et al. Weighted kernel mapping model with spring simulation based watershed transformation for level set image segmentation [J]. Neuro-computing, 2017, 249: 1-18.
- [4] 刘帅, 夏莉, 周燕飞, 等. 自适应局部区域型水平集分割算法 [J]. 计算机系统应用, 2017, 26(11): 145-151.
- [5] 蔡青, 刘慧英, 周三平, 等. 基于局部和全局信息的自适应水平集图像分割 [J]. 强激光与粒子束, 2017, 29(2): 28-35.
- [6] 潘改, 高立群, 赵爽. 基于局部熵的主动轮廓模型 [J]. 中国图象图形学报, 2013, 18(1): 78-85.
- [7] LUO S Y, TONG L, CHEN Y. A multi-region segmentation method for SAR images based on the multi-texture model with level sets [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2018, 27(5): 2560-2574.
- [8] BISWAL B, POOJA T, SUBRAHMANYAM N B. Robust retinal blood vessel segmentation using line detectors with multiple masks [J]. IET Image Processing, 2018, 12(3): 389-399.
- [9] JAWAID M M, RAJANI R, LIATSIS P, et al. A hybrid energy model for region based curve evolution: Application to CTA coronary segmentation [J]. Computer Methods and Programs in Biomedicine, 2017, 144: 189-202.
- [10] LI C M, KAO C Y, GORE J C, et al. Minimization of region-scalable fitting energy for image segmentation [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2008, 17(10): 1940-1949.
- [11] 靳世久, 杨晓霞, 陈世利, 等. 超声相控阵检测技术的发展及应用 [J]. 电子测量与仪器学报, 2014, 28(9): 925-934.
- [12] 孙芳, 曾周末, 王晓媛, 等. 界面条件下线型超声相控阵声场特性研究 [J]. 物理学报, 2011, 60(9): 435-440.
- [13] 钟志民, 梅德松. 超声相控阵技术的发展及应用 [J]. 无损检测, 2002, 24(2): 69-71.
- [14] 胡宏伟, 王泽湘, 王哲, 等. 基于迭代法及腐蚀算法的超声相控阵缺陷提取 [J]. 电子测量与仪器学报, 2015, 29(12): 1765-1771.
- [15] 陈振华, 陈修忻, 王婵, 等. 基于小波包分解的航空涡轮盘超声相控阵检测图像降噪技术 [J]. 无损检测, 2017, 39(5): 28-32.

(下转第 65 页)

- com/journals/ijap/2016/1512843/.
- [4] 黄中瑞, 张剑云, 周青松. 双基地 MIMO 雷达发射功率聚焦的角度估计算法研究[J]. 电子与信息学报, 2015, 37(10): 2314-2320.
- [5] CHEN H H, SUZUKI M. Exact formulation for stochastic ML estimation of DOA[J]. IEICE Transactions on Fundamentals of Electronics, Communications and Computer Sciences, 2010, E93-A(11): 2141-2152.
- [6] WU R Y, MA W K, FU X. A stochastic maximum-likelihood framework for simplex structured matrix factorization [C]// Proceedings of the 2017 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. 2017: 2557-2561.
- [7] KUCHAR A, TANGEMANN M, BONEK E. A real-time DOA-based smart antenna processor [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2002, 51(6): 1279-1293.
- [8] LAVATE T B, KOKATE V K, SAPKAL A M. Performance analysis of MUSIC and ESPRIT DOA estimation algorithms for adaptive array smart antenna in mobile communication [C]// Proceedings of the 2nd International Conference on Computer and Network Technology. 2010: 308-311.
- [9] ZHANG X, BANAVAR M K, WILLERTON M, et al. Performance comparison of localization techniques for sequential WSN discovery [C]// Sensor Signal Processing for Defence. 2012, doi: 10.1049/ic.2012.0120.
- [10] ALHAJRI M I, GOIAN A, DARWEESH M, et al. Hybrid RSS-DOA technique for enhanced WSN localization in a correlated environment [C]// Proceedings of the 2015 International Conference on Information and Communication Technology Research. 2015: 238-241.
- [11] BOCCATO L, KRUMMENAUER R, ATTUX R, et al. Application of natural computing algorithms to maximum likelihood estimation of direction of arrival [J]. Signal Processing, 2012, 92(5): 1338-1352.
- [12] CHEN H H, LI S B, LIU J H, et al. A JPSO algorithm for SML estimation of DOA [C]// Proceedings of the 2016 16th International Symposium on Communications and Information Technologies. 2016: 457-460.
- [13] WANG J, ZHAO Y J, WANG Z G. Low complexity subspace fitting method for wideband signal location [C]// Proceedings of the 2008 5th IFIP International Conference on Wireless and Optical Communications Networks. 2008, doi: 10.1109/WOCN.2008.4542533.
- [14] 张水平, 王碧. 动态搜索空间的粒子群算法 [J]. 计算机应用研究, 2016, 33(7): 2047-2050.
- [15] 冯舒, 张志成, 石要武. 引入蝙蝠算法的最大似然 DOA 估计 [J]. 现代电子技术, 2016, 39(8): 26-29.
- [16] 张义元, 张志成, 石要武, 等. 基于布谷鸟搜索算法的最大似然 DOA 估计 [J]. 吉林大学学报(信息科学版), 2015, 33(3): 235-240.
- [17] CHEN H H, LI S B, LIU J H, et al. A novel modification of PSO algorithm for SML estimation of DOA [J]. Sensors, 2016, 16(12), doi: 10.3390/s16122188.
- [18] WANG Y L, CHEN H, WAN S H. An effective DOA method via virtual array transformation [J]. Science in China, 2001, 44(1): 75-82.
- [19] WILLIAMS R T, PRASAD S, MAHALANABIS A K, et al. An improved spatial smoothing technique for bearing estimation in a multipath environment [J]. IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing, 1988, 36(4): 425-432.
- [20] HARDT M. Understanding alternating minimization for matrix completion [C]// Proceedings of the 2014 Annual IEEE Symposium on Foundations of Computer Science. 2014: 651-660.
- [21] 马永杰, 云文霞. 遗传算法研究进展 [J]. 计算机应用研究, 2012, 29(4): 1201-1206.
- [22] STOICA P, NEHORAI A. Performance study of conditional and unconditional direction-of-arrival estimation [J]. IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing, 1990, 38(10): 1783-1795.
- [23] OTTERSTEN B, VIBERG M, KAILATH T, et al. Analysis of subspace fitting and ML techniques for parameter estimation from sensor array data [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1992, 40(3): 590-600.
- [24] VAN TREES H L. Detection, Estimation, and Modulation Theory, Part IV: Optimum Array Processing [M]. John Wiley and Sons, New York, 2002.

(上接第 42 页)

- [16] 王卫星, 王子舟. 一种基于小波变换与分水岭变换的菌落图像分割算法研究 [J]. 重庆邮电大学学报(自然科学版), 2008, 20(1): 104-107.
- [17] 王伏增, 汪西原, 宋佳乾. 基于形态学滤波的标记分水岭脑肿瘤图像分割 [J]. 宁夏大学学报(自然科学版), 2017, 38(1): 27-32.
- [18] 徐天芝, 张贵仓, 贾园. 基于形态学梯度的分水岭彩色图像分割 [J]. 计算机工程与应用, 2016, 52(11): 200-203.
- [19] 种伟亮. 基于分水岭算法的医学图像分析 [D]. 上海: 上海交通大学, 2007.
- [20] 张侃, 杨力, 王学权, 等. 超声相控阵技术的发展及其在核工程无损检测中的应用 [J]. 无损检测, 2017, 39(5): 42-48.
- [21] 张雪锋, 范九伦, 谢颀. 基于游程统计的含噪图像分割效果评价方法 [J]. 计算机科学, 2011, 38(1): 271-275.
- [22] 丁亮, 张永平, 张雪英. 图像分割方法及性能评价综述 [J]. 软件, 2010, 31(12): 78-83.
- [23] 张石, 董建威, 余黎煌. 医学图像分割算法的评价方法 [J]. 中国图象图形学报, 2009, 14(9): 1872-1880.