

联合小波变换和 RSF 模型的 CT 图像分割方法

王珏^{1,2*}, 张秀英^{1,2}, 蔡玉芳^{1,2}, 卢艳平^{1,2}

¹重庆大学光电工程学院, 重庆 400044;

²重庆大学工业 CT 无损检测教育部工程研究中心, 重庆 400044

摘要 为解决工业计算机层析成像(CT)图像的伪影和弱边缘问题,提出一种基于小波变换的图像区域可伸缩拟合能量最小化分割方法,实现图像边缘的精确定位,从而提高图像测量精度。首先,采用小波变换对图像进行预处理,降低金属伪影。然后,采用所提方法精确分割图像,提高感兴趣区域边缘的定位精度。实际数据测量结果表明,所提方法可有效降低图像弱边缘的影响,测量相对误差低于 0.7%,相较 Chan-Vese 算法,测量精度提高了 1.4 倍,满足实际测量需求。

关键词 图像处理; CT 图像测量; 区域可伸缩拟合能量最小化; 小波变换; 弱边缘分割; Chan-Vese 模型

中图分类号 TP391

文献标志码 A

doi: 10.3788/AOS202040.2110003

CT Image Segmentation Method Combining Wavelet Transform and RSF Model

Wang Jue^{1,2*}, Zhang Xiuying^{1,2}, Cai Yufang^{1,2}, Lu Yanping^{1,2}

¹College of Optoelectronic Engineering, Chongqing University, Chongqing 400044, China;

²Engineering Research Center of Industrial Computed Tomography Nondestructive Testing, Ministry of Education, Chongqing University, Chongqing 400044, China

Abstract To solve the problems of artifacts and weak edges of industrial computed tomography (CT) images, an image region-scalable fitting energy minimization segmentation method based on wavelet transform is proposed to achieve the accurate positioning of image edges, and improve the image measurement accuracy. First, the wavelet transform is used to preprocess the image in order to reduce metal artifacts. Then, the proposed method is employed to accurately segment the image, which aims to improve the location accuracy of the edge of the region of interest. Actual data measurement results show that the proposed method can effectively reduce the effect on weak edges of the images, and the relative error of measurement is less than 0.7%, which is 1.4 times higher than that of the Chan-Vese algorithm and meets the requirements of measurement applications.

Key words image processing; CT image measurement; minimization of region-scalable fitting energy; wavelet transform; weak edge segmentation; Chan-Vese model

OCIS codes 100.2960; 100.3008; 100.6950

1 引 言

随着科学技术和工业生产的迅猛发展,人们已研究出多种测量仪器,如三坐标测量机^[1]、激光传感器^[2]等,但它们存在测量成本高和测量部位受限等问题,无法满足实际生产制造质量评估的需求。图像测量技术是一种以图像为载体并从中提取定量尺寸信息的方法,通常以光学测量方式为主。光学测量以现代光学为基础,是融合多门科学技术的现代

测量技术,广泛应用于精密器件的外部尺寸测量^[3]。而计算机层析成像(CT)是一种通过测量物体对 X 射线的衰减系数,利用特定算法重建得到待测物体内部密度分布的成像方法,具有无接触、无损伤、成像直观等特点,是世界公认的最佳无损检测技术。与光学成像检测不同,工业 CT 能够获取物体内部结构,成像分辨力能达亚微米级,因此,在工业无损检测和质量评价中得到广泛关注和应用。但由于工业 CT 固有的点扩散效应、射线散射及由数据采集、

收稿日期: 2020-05-29; 修回日期: 2020-06-22; 录用日期: 2020-07-15

基金项目: 国家科技重大专项(2017-VII-0011-0106)

* E-mail: wangjue@cqu.edu.cn

图像重建过程引入的噪声,CT 图像不可避免地存在伪影,特别是射线散射引起的图像对比度降低和边缘模糊,一直是锥束 CT 领域研究的热点问题。目前,影响叶片 CT 图像高精度测量的主要因素是射线散射和射线硬化引起的图像边缘弱化,这给叶片轮廓的精确分割和尺寸测量带来巨大挑战。针对低对比度、弱边缘 CT 图像的增强和分割问题,本文融合了小波变换良好的降噪特性和图像区域可伸缩拟合(RSF)能量模型的边缘定位精度高优势,旨在增强边缘,提高图像分割精度,从而实现工业 CT 图像几何尺寸的高精度测量,为后期质量评估提供可靠依据。

CT 图像准确分割是实现精密器件高精度测量的关键环节之一。通过图像分割提取工业 CT 图像感兴趣的轮廓,基于分割结果再对 CT 图像感兴趣特征进行尺寸测量,进而为精密器件加工工艺的改良提供指导。近年来,学者们提出了许多图像分割方法,如阈值分割^[4]、区域分割^[5-6]、模糊聚类分割^[7]等。由于工业 CT 图像存在金属伪影和弱边缘问题,单纯一种方法已不能满足工业 CT 图像弱边缘的高精度分割需求。Ren 等^[8]将图论引入图像分割,提出超像素的概念,将具有类似颜色、纹理等特征且距离较近的像素划分为一个区域。Xie 等^[9]提出一种基于超像素和图像级标签的自动图像分割算法,该算法分割精度高,但图像的超像素合并终止条件难以确定。文献[10]将深度学习应用于医学图像分割,可以实现高精度自动测量,但需要大量数据集且深度学习网络参数调节复杂。Chan 等^[11]提出了著名的 Chan-Vese(CV)主动轮廓模型,该模型是一种基于区域信息的图像分割模型,通过最小化区域内像素点灰度差异来分割图像。倪康等^[12]将改进区域项的 CV 模型用于金相图像分割,CV 方法含有图像的全局信息,能达到全局最优,但没有考虑图像的局部信息,不适宜于灰度分布不均匀的图像分割。针对 CV 模型的不足,Li 等^[13]提出一种 RSF 模型,将 RSF 模型用于灰度不均匀的医学图像中得到了较好的分割效果。为减少滤波参数对人员的依赖性,本课题组^[14]提出了一种自适应滤波系数的非局部均值(NLM)降噪方法,引入结构张量(ST)取得较好的保边降噪效果。文献[15-17]将小波变换用于图像分割前的去噪预处理,有效解决了分割算法对噪声的适应性和过分割等问题。

在对精密器件如叶片进行锥束 CT 时,主要面临的挑战是射线散射引起的图像对比度降低,通常

表现为图像边缘弱化和沿着器件高密度部位轮廓处的放射状金属伪影,这严重降低了图像的分割精度和测量精度^[18]。利用小波变换时频局部良好的去噪特性和 RSF 模型的局部灰度拟合特性,本文提出一种联合小波变换和 RSF 模型的工业 CT 图像分割方法,从而有利于低对比度、弱边缘图像的分割。首先采用小波变换对工业 CT 图像进行预处理,降低 CT 图像中噪声的影响;再通过 RSF 模型对 CT 图像进行分割,多组 CT 图像测试验证了该联合分割方法的优越性;最后对分割后图像的尺寸进行测量,以验证 RSF 模型的分割精度。

2 基本原理

2.1 RSF 模型

RSF 模型利用局部区域在可控尺度上的强度信息,通过最小化能量泛函得到目标轮廓和两个局部拟合函数的最优解。设 x 是灰度图像 Ω 中的一个点, $x \in \Omega, I: \Omega \in \mathbf{R}^2$; C 是图像 Ω 中的一个闭合曲线,它将图像 Ω 分为两个适应子区域 Ω_1 和 Ω_2 , $f_1(x)$ 与 $f_2(x)$ 分别为这两个区域中以 x 为中心点的小区域内亮度的近似值。RSF 模型的拟合能量定义为

$$e_x^{\text{Fit}}[C, f_1(x), f_2(x)] = \sum_{i=1}^2 \lambda_i \int_{\Omega_i} K_\sigma(x-y) |I(y) - f_i(x)|^2 dy, \quad (1)$$

式中: λ_i 为内外能量差的权重系数; $K_\sigma(x-y)$ 为高斯核函数, σ 为 $I(y)$ 到中心点 x 的距离,用于控制函数的径向作用范围; $I(y)$ 为以点 x 为邻域的局部区域, $I(y)$ 大小由高斯核函数来调控。

对任意中心点 x ,当轮廓 C 正好处于物体边界上,且 Ω_1, Ω_2 的亮度拟合值 $f_1(x), f_2(x)$ 接近轮廓 C 两侧图像的强度时,拟合能量 e_x^{Fit} 达到最小。可通过对 CT 图像域上所有中心点 x 的拟合能量进行积分,即 $\int e_x^{\text{Fit}}[C, f_1(x), f_2(x)] dx$ 来获得整个物体的边界。在演变过程中为了平滑曲线 C ,将曲线的长度 $|C|$ 作为正则项引入到 RSF 模型中,则能量函数变为

$$e[C, f_1(x), f_2(x)] = \int e_x^{\text{Fit}}[C, f_1(x), f_2(x)] dx + \nu |C|, \quad (2)$$

式中: ν 为长度项权重系数。根据(2)式实现图像的精确分割。

2.2 小波变换

由于工业 CT 图像边缘模糊、对比度低,严重降

低了图像分割准确性,为保护图像细节,减少噪声引起的边缘误判,提高边缘检测的可靠性,引入小波变换以降低噪声对 CT 图像的影响。小波变换及反变换的原理分别为

$$f_{\text{CWT}}(a, b) = \langle x(t), y_{a,b}(t) \rangle = \int_R x(t) y_{a,b}(t) dt = \int_R x(t) |a|^{-\frac{1}{2}} y\left(\frac{t-b}{a}\right) dt, \quad (3)$$

$$x(t) = \frac{1}{C} \int_0^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} f_{\text{CWT}}(a, b) |a|^{-\frac{1}{2}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \frac{1}{a^2} dt da, \quad (4)$$

式中: a 为尺度因子; b 为伸缩因子; t 为时间; R 为平方可积空间; $x(t)$ 为待分析信号; $\psi(t)$ 为基本小波函数。小波变换利用一组低通滤波器和高通滤波器对原始信号进行分解,分别得到表征信号低频分量的近似系数和表征信号高频分量的细节系数,保留高频分量,再对低频分量继续分解,直到分解到一定层次^[19]。

3 联合小波变换的 RSF 图像分割方法

主要研究对象叶片是影响航空发动机整体性能的关键零件之一,不仅数量繁多、形状复杂,而且工作性能受自身几何形状和制造精度的直接影响,典型叶片截面 CT 图像如图 1 所示。由于叶片在高温、高压、高速等环境下工作,对其强度要求高。而叶片壁厚是保证叶片强度的一个重要参数,因此需要对其进行准确测量。采用锥束 CT 对叶片进行成像时,由于射线穿透能力不足或射线发生散射,叶片 CT 图像叶盆处对比度降低、边缘模糊,如图 2 所示,从而难以对叶盆处模糊轮廓进行精确图像分割和壁厚测量。RSF 模型适用于灰度不均匀的图像,但直接用于叶片弱边缘图像分割时,效果欠佳。利用小波变换良好的去噪特性,采用联合小波变换和 RSF 模型的方法(以下简称 WT+RSF)对叶片 CT 图像进行分割。

WT+RSF 方法主要包括小波变换降噪和 RSF 模型图像分割两部分。经小波变换,噪声的小波系数均匀分布于整个空间中,幅值相差不大,而信号的小波系数主要集中于几条亮线上,幅值相差较大。因此考虑对小波分解后的系数进行不同程度的放大,以区分出信号与噪声。首先,选择一个小波并确定小波分解的层数,然后通过 MATLAB 的 wavedec2 函数对输入图像进行分解,采用 sym4 小

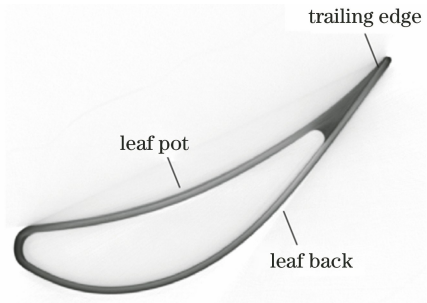


图 1 叶片结构图

Fig. 1 Diagram of blade structure

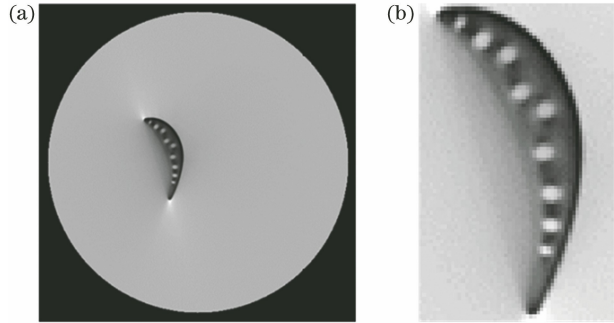


图 2 CT 图像弱边缘。(a)叶片 CT 图;(b)感兴趣区域
Fig. 2 Weak edge of CT image. (a) CT image of blade; (b) region of interest

波,分解层数为 6;对分解得到的高频系数和低频系数进行适当放大,并对处理后的小波系数进行重构,即可得到降噪后的图像;最后,利用(2)式对降噪后的图像进行 RSF 分割。

为简化能量函数求解过程,将(2)式中能量函数 e 转换为变分水平集,并通过梯度下降法来求解。从轮廓 C 的内部区域 Ω_1 到外部区域 Ω_2 的水平集函数 φ 定义为

$$\varphi(x) = \begin{cases} -c_0, & x \in \Omega_1 \\ 0, & x \in C \\ c_0, & x \in \Omega_2 \end{cases}, \quad (5)$$

式中: $c_0 \in \Omega$ 为零水平集函数表示的轮廓。RSF 模型能量泛函的水平集形式为

$$F^{\text{RSF}}(\varphi, f_1, f_2) = \sum_{i=1}^2 \lambda_i \int K(x-y) |I(y) - f_i(x)|^2 M_i[\varphi(y)] dy + \frac{1}{2} \mu \int (|\nabla \varphi(x)| - 1)^2 dx + \nu \int |\nabla H_\epsilon[\varphi(x)]| dx, \quad (6)$$

式中: $M_1[\varphi(y)] = H[\varphi(y)]$, $M_2[\varphi(y)] = 1 - H[\varphi(y)]$, 并使用光滑的 Heaviside 函数 $H_\epsilon(x)$ 来近似 $H(x)$ 。 $H_\epsilon(x)$ 和 $D_\epsilon(x)$ 分别是 Heaviside 函数和 Dirac 函数的正则化函数,且 $D_\epsilon(x)$ 是 $H_\epsilon(x)$

的导数,它们的表达式分别为

$$\begin{cases} H_\epsilon(x) = \frac{1}{2} \left[1 + \frac{2}{\pi} \arctan\left(\frac{x}{\epsilon}\right) \right] \\ D_\epsilon(x) = H'_\epsilon(x) = \frac{1}{\pi} \frac{\epsilon}{\epsilon^2 + x^2} \end{cases}, \quad (7)$$

式中: ϵ 为单位阶跃函数。采用标准梯度下降法来计算最小化能量拟合函数(6)式,求解得

$$\frac{\partial \varphi}{\partial t} = -D_\epsilon(\varphi)(\lambda_1 e_1 - \lambda_2 e_2) + \nu D_\epsilon(\varphi) \operatorname{div}\left(\frac{\nabla \varphi}{|\nabla \varphi|}\right) + \mu \left[\nabla^2 \varphi - \operatorname{div}\left(\frac{\nabla \varphi}{|\nabla \varphi|}\right) \right], \quad (8)$$

式中: μ 为长度权值。(8)式为 RSF 算法中求解水平集的演化方程。其中,等式右边第一项是数据拟合项,表征轮廓向目标边界移动量;第二项调节轮廓的长度和平滑程度,以确保轮廓的正则性,也称弧长项;第三项为水平集正则化项,用来维持水平集函数的正则性^[20]。

e_1 和 e_2 的表达式为

$$e_i(x) = \int K_\sigma(y-x) |I(x) - f_i(y)|^2 dy, \quad i=1,2. \quad (9)$$

$f_1(x)$ 和 $f_2(x)$ 的表达式为

$$f_i(x) = \frac{K_\sigma(x) * \{M_i^\epsilon[\varphi(x)]I(x)\}}{K_\sigma(x) * M_i^\epsilon[\varphi(x)]}, \quad i=1,2. \quad (10)$$

通过调节内外能量差权重系数 λ_1 和 λ_2 , 长度权值 ν 和 μ , 迭代次数 N_{iter} , 宽度参数 σ 等,可以得到较好的分割效果。而后,提取分割结果中感兴趣边缘点的坐标,通过最小距离搜索法测量所需参数,并对测量结果进行评价。

综上,所提方法基本流程如图 3 所示,具体实现过程为

- 1) 初始化小波变换参数,确定小波函数、分解层数及小波系数的放大倍数;
- 2) 利用(3)、(4)式进行小波变换降噪;
- 3) 利用(8)式进行 RSF 模型图像分割;
- 4) 提取分割图像边缘坐标;
- 5) 采用最小距离搜索法,实现感兴趣结构尺寸测量;
- 6) 测量结果评价。

4 实验结果与分析

选取三组叶片 CT 图像进行分割,实验中,分别用 CV、RSF、基于结构张量的非局部均值结合

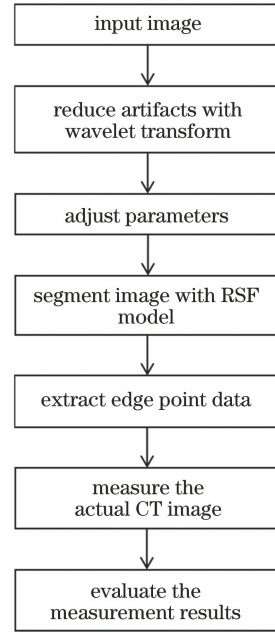


图 3 CT 图像测量流程

Fig. 3 Flow chart of CT image measurement

RSF(以下简称 ST-NLM+RSF)、WT+RSF 方法进行实验对比分析。实验运行环境为 Windows 10, Intel(R) Core(TM) i7-8700 CPU @ 3.20GHz 和 8GB RAM, 64 位操作系统, 实验平台为 MATLAB 2017b。叶片样本 CT 图像如图 4 所示, 叶片样本 CT 图像均来自重庆真测科技有限公司的 450kV 锥束工业 CT 系统, 实验主要参数如表 1 所示。

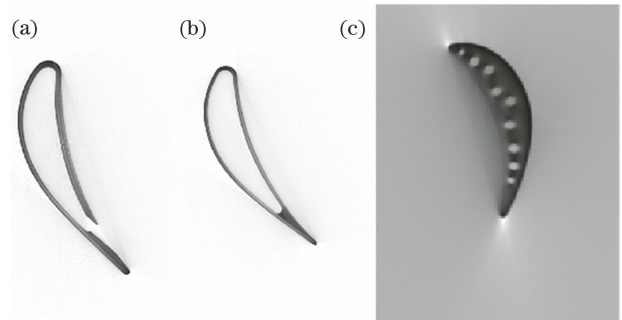


图 4 CT 图像。(a) 样本 1; (b) 样本 2; (c) 样本 3
Fig. 4 CT images. (a) Sample 1; (b) sample 2; (c) sample 3

为检验小波变换降噪的有效性,采用局部平均梯度和灰度值变化曲线进行定量和定性评价。

1) 局部平均梯度

图像的局部平均梯度表征图像灰度变化率,可以用来评价图像的清晰程度,局部平均梯度越大,图像越清晰。其计算公式为

表 1 实验参数

Table 1 Parameters of experiment

Sample No.	CT system	X-ray energy /kV	X-ray current /mA	Image matrix	Single pixel size /mm
1	Linear array	400	1	1065×1065	0.1390
2	Linear array	400	1	1065×1065	0.1390
3	Planer array	420	1	1792×1024	0.0650

$$\bar{G} = \frac{1}{(m-1)(n-1)} \times \sum_{l=1}^{m-1} \sum_{j=1}^{n-1} \sqrt{\frac{[F(l,j) - F(l+1,j)]^2 + [F(l,j) - F(l,j+1)]^2}{2}}, \quad (11)$$

式中： $F(l,j)$ 为图像 (l,j) 处的灰度值； m,n 分别为图像的总行数和总列数。

2) 灰度值变化曲线

通过绘制小波变换前后图像同一边缘处的灰度值变化曲线,根据曲线背景区域的平坦程度和边缘区域的陡峭程度,可清晰地看出小波变换前后对象和背景之间的对比度,从而评价图像之间的差异。

实验结果如图 5 所示,分别给出三组叶片样本经小波变换前后的对比图,其中叶片样本 1、2 经小波分解后的高低频系数放大 1.2 倍,叶片样本 3 经小波分解后的高低频系数放大 1.4 倍。从主观上讲,叶片叶盆部位的散射伪影强度经小波变换后得到明显降低。客观上分析比较三组样本经小波变换前后相同位置灰度分布曲线,如图 6 所示,可以看

出,经小波变换后图像的背景灰度均匀性较好,同时增强了背景与边缘轮廓的对比度。进一步,对照分析了小波变换前后局部区域的平均梯度,如表 2 所示,可知,经小波变换后图像的局部平均梯度较原图有所提高。由此表明,小波变换在有效降低伪影影响的同时,提升了图像清晰度。

表 2 图像的局部平均梯度

Table 2 Local average gradient of image

Sample No.	Before wavelet transform	After wavelet transform
1	0.8994	0.9299
2	0.6718	0.6893
3	0.3194	0.4456

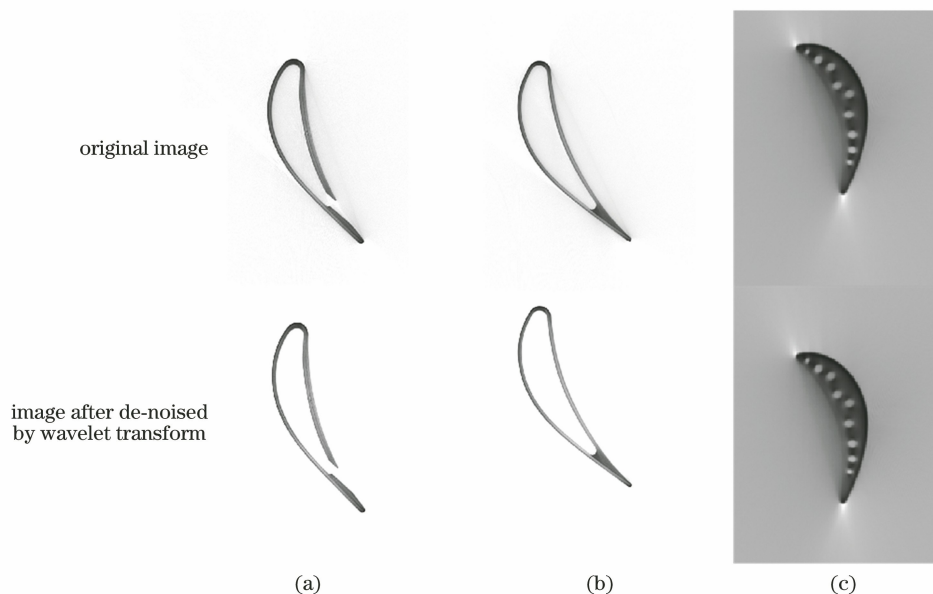


图 5 小波变换前后对比图。(a)样本 1;(b)样本 2;(c)样本 3

Fig. 5 Comparison before and after wavelet transform. (a) Sample 1; (b) sample 2; (c) sample 3

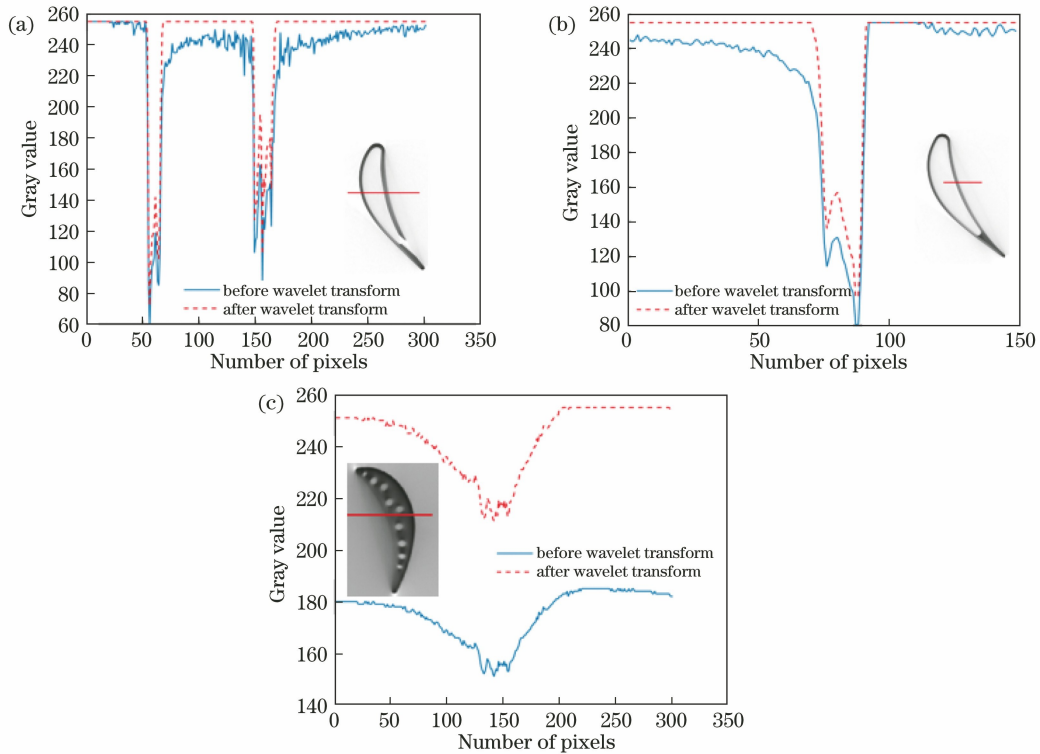


图 6 灰度对比。(a)样本 1;(b)样本 2;(c)样本 3

Fig. 6 Grayscale comparison. (a) Sample 1; (b) sample 2; (c) sample 3

小波变换在一定程度上降低了 CT 图像中伪影的影响,但传统的图像分割方法无法准确识别图像边缘。RSF 模型在低对比度的医学图像中得到广泛应用,本文将 RSF 模型应用于工业 CT 图像的弱边缘图像分割,实验参数设置如表 3 所示。

表 3 实验参数设置

Table 3 Experimental parameter setting

Sample No.	λ_1	λ_2	μ	ν	σ	N_{iter}
1	1.0	1.0	1	$0.045 \times 255 \times 255$	3	7000
2	1.0	1.0	1	$0.018 \times 255 \times 255$	3	6500
3	1.0	1.0	1	$0.045 \times 255 \times 255$	3	6000

图 7 为四种分割方法的结果对比图,其中自上而下分别是叶片样本 1、叶片样本 2、叶片样本 3,自左向右分别是 CV、RSF、ST-NLM + RSF、WT + RSF 方法分割结果。从图 7 可以看出,WT + RSF 方法分割效果优于 RSF 和 ST-NLM + RSF。进一步,从图 8 局部放大图可以看出:对于单腔型叶片样本 1 和样本 2,在叶片两端附近,由于伪影的影响和算法自身的局限性,CV 模型使样本容易出现凸起的伪轮廓,如图 8(b)、(c)中箭头标识处;而 RSF 模型分割的轮廓与原图轮廓紧密贴合,特别是在叶片两端伪影干扰最严重的部位,RSF 分割后的轮廓更接近真实边缘,如图 8(e)、(f)箭头标识处。对多腔

型叶片样本 3 而言,其结构相对复杂,CT 图像伪影较重,叶盆处呈现严重的弱边缘,尽管如此,WT + RSF 方法能够较好地拟合叶盆部位和叶片内部空腔的边缘,分割效果同样优于结合小波变换的 CV 方法,如图 9 中箭头及矩形框标识处。由此可见,WT + RSF 方法分割含有弱边缘的 CT 图像时精度高,具有工程实用价值。

考虑到涡轮叶片尺寸信息的特殊性,通过一组标准量块 CT 图像来检验 WT + RSF 方法的有效性,如图 10 所示,图 10(a)、(b)、(c)分别是量块组的 CT 图像、CV 分割结果和 WT + RSF 分割结果。标准量块组 CT 图像大小为 1136×1136 ,视场直径为 298.470 mm,像素大小为 0.2627 mm。表 4 为 9 个量块两种方法的实际测量结果,从测量误差可以看出:WT + RSF 方法的测量精度明显优于 CV 方法,测量精度提高约 1.4 倍;WT + RSF 方法测量相对误差大部分小于 0.7%,低于 CV 方法测量的相对误差,满足 CT 图像的高精度测量要求。

5 结 论

为解决 CT 图像存在金属伪影或弱边缘问题,提出一种联合小波变换和 RSF 模型的方法,并将其用于 CT 图像分割和尺寸测量。主观上,结合小波变

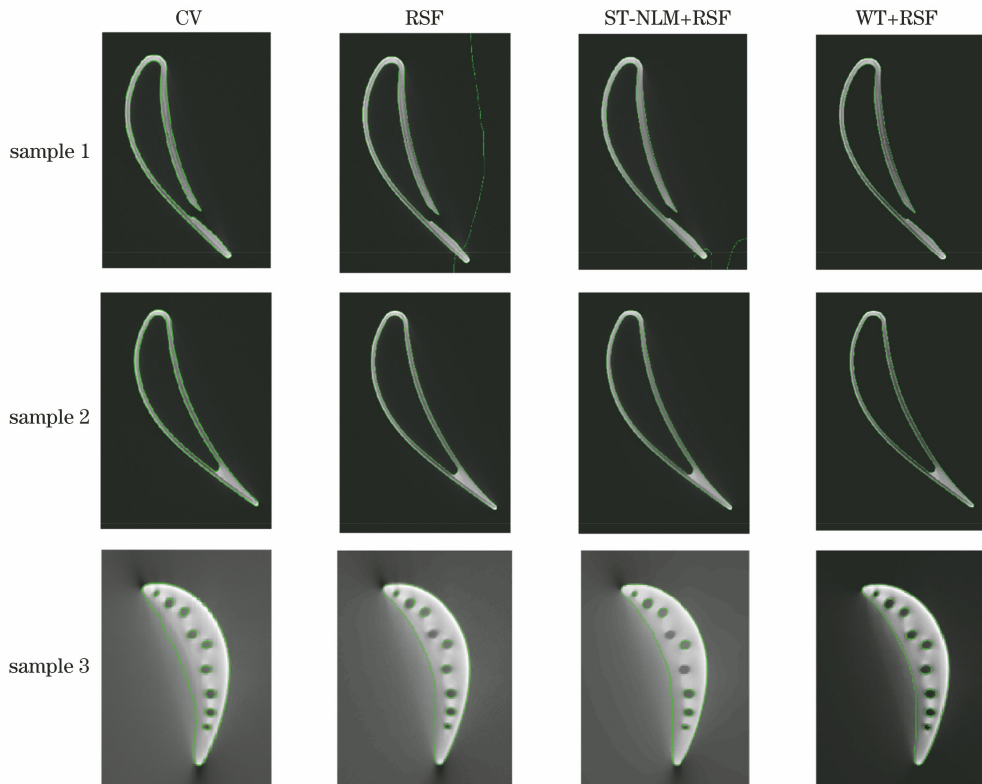


图 7 分割结果对比

Fig. 7 Comparison of segmentation results

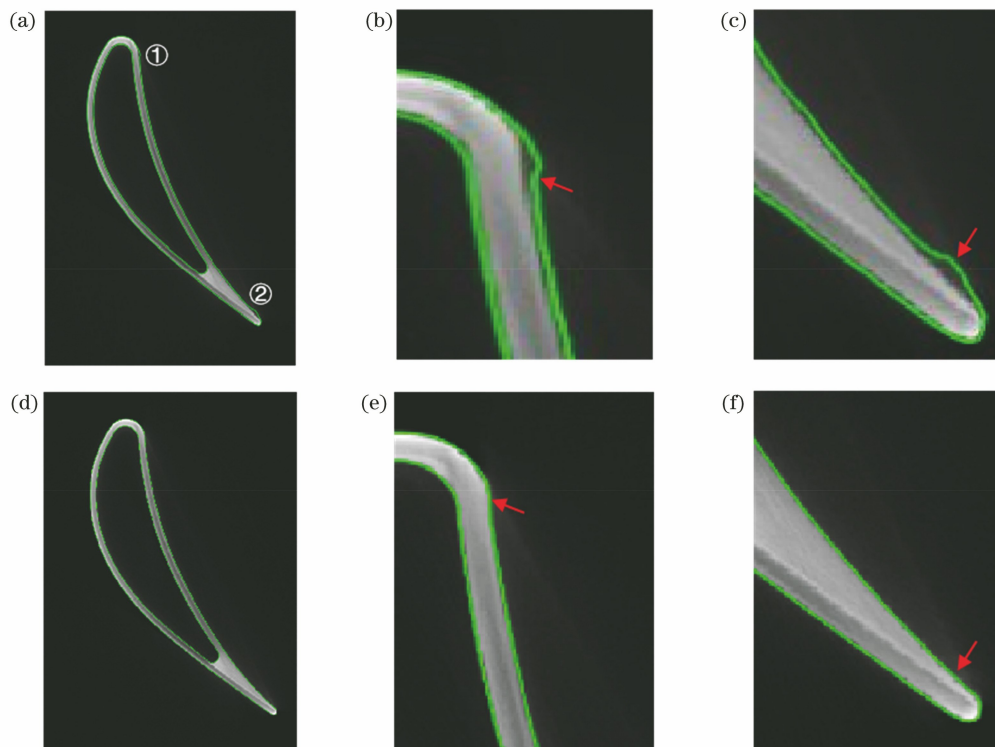


图 8 CV 和 RSF 分割效果对比。(a)~(c) CV 分割结果及其局部放大;(d)~(f) RSF 分割结果及其局部放大

Fig. 8 Comparison of CV and RSF segmentation effects. (a)~(c) Segmentation results of CV and its local enlargement;

(d)~(f) segmentation results of RSF and its local enlargement

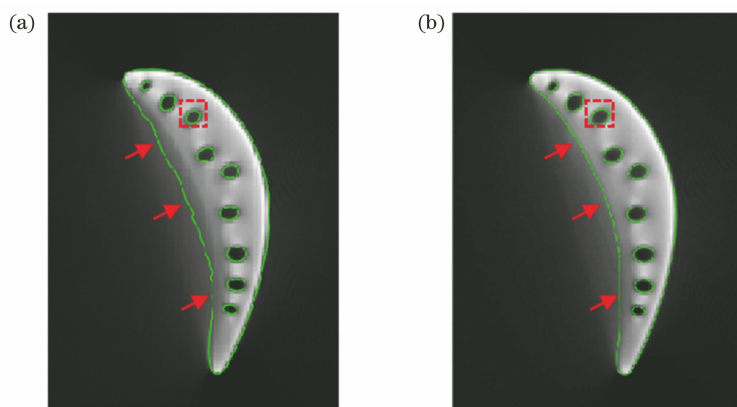


图 9 联合小波变换的 CV 和 RSF 对多腔叶片的分割结果。(a) WT+CV; (b) WT+RSF
Fig. 9 Segmentation results of RSF and CV combined wavelet transform on multi-cavity blade.

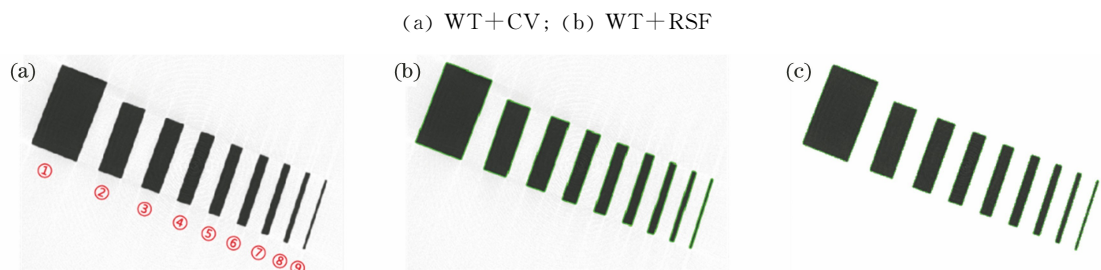


图 10 标准量块组 CT 图像的分割结果。(a) 原图; (b) CV; (c) WT+RSF
Fig. 10 CT image segmentation results of standard gauge blocks. (a) Original image; (b) CV; (c) WT+RSF

表 4 标准量块组的检测结果

Table 4 Test results of standard gauge blocks

No.	Standard length /mm	Actual measurement length /mm		Absolute error /mm		Relative error /%	
		CV	WT+RSF	CV	WT+RSF	CV	WT+RSF
1	20	20.1273	20.0662	0.1273	0.0662	0.6365	0.3310
2	10	10.0803	10.1167	0.0803	0.1167	0.8030	1.1670
3	8	8.0570	8.0217	0.0570	0.0217	0.7125	0.2713
4	6	6.0394	6.0030	0.0394	0.0030	0.6567	0.0500
5	5	5.0495	5.0027	0.0495	0.0027	0.9900	0.0540
6	4	4.1158	3.9862	0.1158	0.0138	2.8950	0.3450
7	3	3.0229	2.9800	0.0229	0.0200	0.7633	0.6667
8	2	2.0215	1.9954	0.0215	0.0046	1.0750	-0.2300
9	1	0.9880	1.0064	0.0120	0.0064	-1.2000	0.6400

换和 RSF 模型的方法分割效果更佳;客观上,根据标准量块组的实际测量结果,所提方法的分割精度相对误差低于 0.7%,能满足 CT 图像的高精度测量需求。实验结果表明,所提方法分割弱边缘 CT 图像时取得较好的分割效果,具有实际的工程应用价值。由于 RSF 模型分割图像时需要调节的参数较多,调试过程繁琐,因此,后期将研究如何简化 RSF 模型参数,使其更好地应用于弱边缘 CT 图像

分割。

参 考 文 献

[1] Shi J H, Liu P. High efficiency measurement method for large-size aeroengine blade profile [J]. Acta Metrologica Sinica, 2018(5): 605-608.
史建华, 刘盼. 大尺寸航空发动机叶片的高效型面检测方法[J]. 计量学报, 2018(5): 605-608.

[2] Li B, Yan X, Chen L, et al. Rapid method to

- measure turbine blade based on laser sensor[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2017, 46(11): 1128002.
- 李兵, 闫潇, 陈磊, 等. 一种基于激光传感器快速检测透平叶片的方法[J]. *光子学报*, 2017, 46(11): 1128002.
- [3] Huang Z, Li K, Zhao L, et al. Current technique and development trend of optical measurement of aero-engine blade profile[J]. *Aeronautical Manufacturing Technology*, 2018, 61(22): 28-35.
- 黄智, 李凯, 赵燎, 等. 航空发动机叶片型面轮廓光学测量技术现状及发展趋势[J]. *航空制造技术*, 2018, 61(22): 28-35.
- [4] Hu Z H, Yu W Y, Lü S X, et al. Multi-level threshold image segmentation using artificial bee colony algorithm [J]. *Research Journal of Applied Sciences, Engineering and Technology*, 2012, 4(2): 104-107.
- [5] D'Souza A, Seenivasagam V. Colour image segmentation using region-growing and region-merging methods [J]. *International Journal of Biomedical Engineering and Technology*, 2011, 7(2): 165-173.
- [6] Adams R, Bischof L. Seeded region growing [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1994, 16(6): 641-647.
- [7] Yin S L, Zhang Y, Karim S. Large scale remote sensing image segmentation based on fuzzy region competition and Gaussian mixture model [J]. *IEEE Access*, 2018, 6: 26069-26080.
- [8] Ren X, Malik J. Learning a classification model for segmentation [C]//Proceedings Ninth IEEE International Conference on Computer Vision, October 13-16, 2003, Nice, France. New York: IEEE, 2003: 10-17.
- [9] Xie X L, Xie G, Xu X Y, et al. Automatic image segmentation with superpixels and image-level labels [J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 10999-11009.
- [10] Schreier J, Genghi A, Laaksonen H, et al. Clinical evaluation of a full-image deep segmentation algorithm for the male pelvis on cone-beam CT and CT[J]. *Radiotherapy and Oncology*, 2020, 145: 1-6.
- [11] Chan T F, Vese L A. Active contours without edges [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2001, 10(2): 266-277.
- [12] Ni K, Wu Y Q, Geng S. Segmentation of metallographic image based on improved CV model integrated with local fitting term [J]. *Acta Optica Sinica*, 2018, 38(4): 0411009.
- 倪康, 吴一全, 庚嵩. 基于改进区域项 CV 模型的金相图像分割[J]. *光学学报*, 2018, 38(4): 0411009.
- [13] 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.
- [14] Cai Y F, Chen T Y, Wang J, et al. Noise reduction of CT image with non-local means algorithm based on adaptive filtering coefficient [J]. *Acta Optica Sinica*, 2020, 40(7): 0710001.
- 蔡玉芳, 陈桃艳, 王珏, 等. 自适应滤波系数的非局部均值 CT 图像降噪方法[J]. *光学学报*, 2020, 40(7): 0710001.
- [15] Fan H, Zhang C C, Hou C C, et al. Dual-tree complex wavelet transform and improved density peak fast search and clustering method for breast MR image segmentation [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2019, 47(10): 2149-2157.
- 范虹, 张程程, 侯存存, 等. 结合双树复小波变换和改进密度峰值快速搜索聚类的乳腺 MR 图像分割[J]. *电子学报*, 2019, 47(10): 2149-2157.
- [16] Zhao J W, Wang P, Liu C Q. Watershed image segmentation based on wavelet transform [J]. *Acta Photonica Sinica*, 2003, 32(5): 601-604.
- 赵建伟, 王朋, 刘重庆. 基于小波变换的分水岭图像分割方法[J]. *光子学报*, 2003, 32(5): 601-604.
- [17] Wang X, Zha Y F, Bi D Y. Image segmentation based on multi-resolution analysis and watershed algorithm [J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2007, 34(6): 72-76.
- 王勋, 查宇飞, 毕笃彦. 基于多分辨率分析和分水岭的图像分割方法[J]. *光电工程*, 2007, 34(6): 72-76.
- [18] Liu J B, Xi X Q, Han Y, et al. A new scattering artifact correction method based on K-N formula for cone-beam computed tomography [J]. *Acta Optica Sinica*, 2018, 38(11): 1134001.
- 刘建邦, 席晓琦, 韩玉, 等. 基于 K-N 模型的锥束 CT 散射伪影校正方法[J]. *光学学报*, 2018, 38(11): 1134001.
- [19] Tong W Q, Ling Y S, Huang C C, et al. Processing method of IR image based on mathematical morphology and wavelet transform [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2007, 15(1): 138-144.
- 同武勤, 凌永顺, 黄超超, 等. 数学形态学和小波变换的红外图像处理方法[J]. *光学精密工程*, 2007, 15(1): 138-144.
- [20] Liu L, Cheng D S, He S W, et al. Active contour driven by region-scalable fitting and Kullback-Leibler divergence for image segmentation [J]. *Journal of Harbin Institute of Technology*, 2016, 48(5): 23-31.
- 刘琳, 程丹松, 何仕文, 等. 结合 KL 散度和 RSF 模型的主动轮廓图像分割方法[J]. *哈尔滨工业大学学报*, 2016, 48(5): 23-31.