

引文格式: 俞梦倩, 吴伟, 宋艳艳, 等. 航空发动机涡轮叶片线阵CT断层图像轮廓提取与评价[J]. 航空制造技术, 2025, 68(22): 160–167.  
YU Mengqian, WU Wei, SONG Yanyan, et al. Contour extraction and evaluation of linear CT tomography images of aero-engine turbine blades[J]. Aeronautical Manufacturing Technology, 2025, 68(22): 160–167.

# 航空发动机涡轮叶片线阵CT断层图像轮廓提取与评价\*

俞梦倩<sup>1</sup>, 吴伟<sup>1</sup>, 宋艳艳<sup>2</sup>, 王克广<sup>3</sup>

- (1. 南昌航空大学, 南昌 330063;  
2. 中国航发上海商用航空发动机制造有限责任公司, 上海 201241;  
3. 中国航发动力股份有限公司, 西安 710021)

**[摘要]** 工业CT线阵扫描是获取航空发动机涡轮叶片内部特征结构的重要方法, 提取重建断层灰度图像轮廓是测量叶片壁厚等尺寸的关键步骤。由于目前常用像素级无监督评价方法存在提取边缘模糊, 以及尺寸测量精度不高的问题, 本文提出一种基于智能参数优化的数模匹配亚像素级轮廓提取算法。首先采用LBF几何活动轮廓模型提取边缘, 在CAD模型上获取对应截面点云; 然后通过OBB方向包围盒算法将两者坐标统一, 以Hausdorff距离建立评价函数; 最后基于蜣螂智能优化算法, 对LBF模型中正则项系数等4个参数寻优, 使得轮廓提取达到最佳。叶片CT断层图像测试结果表明, 相对误差小于1.6%, 相比于传统的Canny、Ostu以及Zernike等边缘检测算法, 本文算法可以显著提高测量精度。

**关键词:** 航空发动机涡轮叶片; CT断层图像; LBF (Local binary fitting) 模型; 蜣螂优化算法 (Dung beetle optimizer, DBO); 方向包围盒 (OBB)

中图分类号: V23 文献标志码: A DOI: 10.16080/j.issn1671-833x.2025.22.160

## Contour Extraction and Evaluation of Linear CT Tomography Images of Aero-Engine Turbine Blades

YU Mengqian<sup>1</sup>, WU Wei<sup>1</sup>, SONG Yanyan<sup>2</sup>, WANG Keguang<sup>3</sup>

- (1. Nanchang Hangkong University, Nanchang 330063, China;  
2. AECC Shanghai Commercial Aircraft Engine Manufacturing Co., Ltd., Shanghai 200241, China;  
3. AECC Aviation Power Co., Ltd., Xi'an 710021, China)

**[ABSTRACT]** Industrial CT linear array scanning is an important method for acquiring the internal characteristic structures of aero-engine turbine blades, and extracting the contours of reconstructed tomographic grayscale images is a key step for measuring dimensions such as blade wall thickness. Since the commonly used pixel-level unsupervised evaluation methods suffer from blurred extracted edges and low dimensional measurement accuracy, this paper proposes a subpixel-level contour extraction algorithm based on intelligent parameter optimization for CAD model matching. Firstly, the local binary fitting (LBF) geometric active contour model is employed to extract edges; Secondly, the corresponding cross-sectional point cloud is acquired from the CAD model; Thirdly, the coordinates of the two are unified using the oriented bounding box (OBB) algorithm; And finally, the evaluation function is constructed based on the Hausdorff distance. Ultimately, four parameters in the LBF model are optimized via the dung beetle optimizer (DBO), thereby achieving optimal contour extraction. The results of CT tomography images of turbine blades show that the relative error is less than 1.6%, compared with traditional edge detection algorithms such as Canny, Ostu, and Zernike, the method proposed in this paper can significantly improve the measurement accuracy.

\* 基金项目: 南昌航空大学研究生创新专项资金项目 (YC2022-089)。

**Keywords:** Aero-engine turbine blades; Industrial CT tomography; Local binary fitting (LBF) model; Dung beetle optimizer (DBO); Oriented bounding box (OBB)

涡轮叶片是航空发动机的核心零部件,为了增强耐高温高压能力,常采用薄壁空心结构<sup>[1]</sup>。对于这种内部腔复杂的叶片前/后缘、壁厚等关键尺寸测量,常用的方法有超声法、涡流扫描法、电磁霍尔效应法等,但由于几何尺寸以及材料特性等因素的影响,实际应用中这些方法会受到一定限制<sup>[2]</sup>。计算机断层扫描(Computed tomography, CT)可以对物体进行精确扫描,由探测器阵列获取物体内部结构图像信息。其中线阵扇束扫描方式具有穿透能力强,可以有效降低散射线影响等优点,是目前涡轮叶片内部尺寸测量实际应用中最常见的检测方法。

CT 线阵扫描重建的图像本质上属于灰度图像。处理时需先通过数字图像分割技术将叶片从背景中分离,获取清晰轮廓,进而实现精确的尺寸测量。图像分割方法有阈值分割、边缘检测、聚类分割、图论分割、区域分割以及基于神经网络的分割方法等。对于数字射线图像来说,工程级应用一般采用阈值分割的方法。张祥春等<sup>[3]</sup>采用像素级的半宽高法对单晶涡轮叶片进行尺寸测量,可检最大标准差为 0.0098 mm。傅健等<sup>[4]</sup>针对涡轮叶片,采用像素级的提取方法得到图像边缘骨架后,再通过矩保持边缘拟合算法,得到亚像素级边界,精度达到 0.2 个像素。由此可见,基于亚像素级的图像分割可以提高尺寸检测精度。郑彬等<sup>[5]</sup>利用区域生长法进行图像分割,通过定位感兴趣区域进行亚像素级边缘提取,得到更为精确的缺陷区域。活动轮廓模型是利用连续曲线表示目标边缘,通过求解能量泛函极值,从而实现图像分割的算法,有着广泛的应用<sup>[6]</sup>。

值得注意的是,针对航空发动机涡轮叶片 CT 检测图像采用亚像素级分割方法,有两方面问题需要进一步解决:一是需要建立可监督的客观评价指标,使得轮廓提取算法收敛,以保证多次测量结果的不确定度;二是对于多参数输入的活动轮廓模型,需要采用智能优化算法找到最佳参数组合,使得分割算法最优,以适应高精度尺寸测量场景。

本文针对航空发动机涡轮叶片线阵扫描图像,提出与 CAD 数模匹配 Hausdorff 距离值为评价指标的亚像素级图像分割方法,采用局部二值拟合(Local binary fitting, LBF)几何活动轮廓模型<sup>[7-8]</sup>,结合蜣螂智能优化算法寻求最优参数组合<sup>[9]</sup>,通过实际工件测试分析该方法的优越性。

## 1 涡轮叶片 CT 断层图像与数模点云获取

典型航空发动机涡轮叶片的工业 CT 线阵扫描示意如图 1 (a) 所示,工件摆放在射线源和探测器之间的旋转工作台上,探测器接收射线得到不同角度的投影图像,再经过重建算法形成断层图像,经去环形伪影等算法预处理后,得到重建灰度图像如图 1 (b) 所示。实际工程中 CT 处理软件采用灰度图像阈值来提取轮廓,如图 1 (c) 所示,再对轮廓进行拟合,采用内切圆法测量叶片内部壁厚等关键尺寸信息,如图 1 (d) 所示。

从图 1 可以看出,不同的阈值灰度图像分割会导致提取叶片轮廓不同,从而造成测量壁厚等关键尺寸时产生误差。

用三维软件提取 CAD 模型中相同位置的截面轮廓<sup>[10]</sup>,进而获得截面轮廓的数模点云数据,提取过程如图 2 所示。由于 CT 断层图像与设计 CAD 数模尺寸之间有精确的对应关系,为了评估断层图像轮廓提取结果的优劣,可以把叶片轮廓边缘提取数据看作图像点云,以数模点云为目标,比较图像点云与数模点云之间的匹配精度,进而建立有监督的配准评价指标,实现最优化的图像分割。

## 2 基于几何轮廓模型的轮廓提取及优化算法

活动轮廓模型的基本原理是在图像中设置随机初始曲线,使该曲线活动演化成为目标轮廓。通过构造包

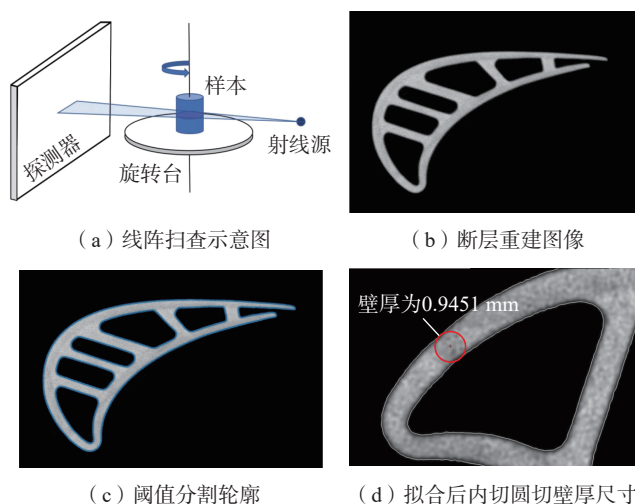


图 1 CT 断层图像及轮廓提取

Fig.1 CT tomographic images and contour extraction

含一条曲线的能量函数,当能量函数值达到最小值时,该曲线正好贴合目标轮廓,即将图像分割转变为求能量函数最小值的问题<sup>[11]</sup>。根据随机曲线不同,可分为参数活动轮廓模型、几何活动轮廓模型两种,其中几何活动轮廓模型又称为水平集方法。

### 2.1 基于水平集方法的LBF模型

LBF模型是水平集的图像分割方法之一,通过局部二元拟合提取图像轮廓,能够处理灰度不均匀的图像,具有较好的提取弱边缘性能,其能量函数定义为

$$F^{LBF}[f_1(x), f_2(x), \phi] = \lambda_1 \int_{\Omega} K_{\sigma}(x-y) |I(y) - f_1(x)|^2 H(\phi(y)) dy dx + \lambda_2 \int_{\Omega} K_{\sigma}(x-y) |I(y) - f_2(x)|^2 (1 - H(\phi(y))) dy dx + \beta \int_{\Omega} \frac{1}{2} (|\nabla(\phi(y))| - 1)^2 dx + \mu \int \delta(\phi(x)) |\nabla\phi(x)| dx \quad (1)$$

式中,  $f_1(x)$  和  $f_2(x)$  是根据像素点  $x$  附近像素的灰度值拟合出的两个函数;  $\lambda_1$  和  $\lambda_2$  为大于 0 的权重系数, 常值 1;  $\beta$  为正则项系数;  $\mu$  为长度项系数;  $K_{\sigma}$  为标准差, 是  $\sigma$  的高斯核函数;  $I$  为需要分割的图像;  $H(\phi)$  为 Heaviside 函数, 捕获能量信息<sup>[9]</sup>, 相应的导数函数为

$$H(x) = \frac{1}{2} \left[ 1 + \frac{2}{\pi} \tan^{-1} \left( \frac{x}{\varepsilon} \right) \right] \quad (2)$$

$$\delta(x) = \frac{1}{\pi} \frac{\varepsilon}{\varepsilon^2 + x^2} \quad (3)$$

通过梯度下降法求解。当  $\phi$  取到最小时, 曲线演化结束。  $f_1(x)$  和  $f_2(x)$  的定义如下。

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

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

结合相关公式与运行过程, 式(1)中的长度项系

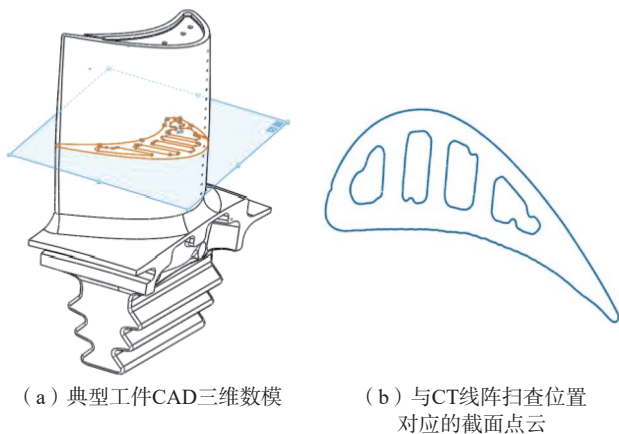


图2 涡轮叶片数模截面点云获取

Fig.2 Acquisition of digital-analog cross-section point cloud of turbine blades

数  $\mu$ 、正则项系数  $\beta$ 、程序中演化时间步长  $t$ , 以及初始的轮廓位置, 均对提取结果有影响。同时 Dirac 函数中的  $\varepsilon$  对结果也有影响, 设定初始值分别为  $\mu=0.003 \times 255 \times 255$ ,  $\beta=0.2$ ,  $t=0.1$ ,  $\varepsilon=0.9$ , 当固定其中 3 个参数, 改变另外一个参数时, 结果如图 3 所示。

从上述图像可以看出, 单参数的变化对轮廓的影响不一样。  $\mu$  的单向变化可以使识别边缘向实际轮廓逼近,  $\varepsilon$  一定范围内的单向变化可以使识别边缘向实际轮廓逼近, 之后又会产生扩大的情况, 步长  $t$  和正则项系数  $\beta$  使得边缘范围有扩大趋势。因此如何对 4 个参数进行合理组合, 需要引入优化算法, 并且通过建立合适的客观评价指标, 确定最佳参数组合。

### 2.2 叶片轮廓提取客观评价指标

将 CAD 数模点云集与 CT 断层轮廓提取点云集之间的 Hausdorff 距离作为客观评价指标, 轮廓提取不同参数组合多次迭代计算后, 两者距离最小即认为算法达到最佳。实现过程是先采用方向包围盒 (Oriented bounding box, OBB) 算法将两个点云集统一坐标系, 再进行计算。

#### (1) OBB 包围盒。

OBB 包围盒算法主要表征物体的边框与方向角, 通过获取图形对象的列点坐标的  $x$ 、 $y$  分量。基本原理是式(6)的计算协方差矩阵。  $C$  是对称矩阵, 内容为  $x$ 、 $y$  分量的方差以及两个分量的协方差, 求解对称矩阵  $C$  得到最大特征值对应的特征向量方向, 即 OBB 包围盒的主轴方向。

$$C_{ij} = \text{Cov}(x_i, y_j) = E[(x_i - u_i)(y_j - u_j)] \quad i, j = 1, 2, \dots, n \quad (6)$$

$$C = (C_{i,j})_{2 \times 2} = \begin{bmatrix} \text{Cov}(x, x) & \text{Cov}(x, y) \\ \text{Cov}(y, x) & \text{Cov}(y, y) \end{bmatrix} \quad (7)$$

将确定的方向向量记为  $e = [e^0 \ e^1]$ 。将坐标点投影到方向向量上, 找到  $x$ 、 $y$  分量在每个方向上的最大值和最小值, 记为  $v^k$ ,  $k=0, 1$ , 通过式(8)得到包围盒的中心, 通过式(9)得到包围盒半长。典型叶片断层图像的 OBB 包围盒如图 4 所示。

$$O = \frac{v_{\min}^0 + v_{\max}^0}{2} P^0 + \frac{v_{\min}^1 + v_{\max}^1}{2} P^1 \quad (8)$$

$$P_{\text{half}}^k = \frac{v_{\min}^k + v_{\max}^k}{2} \quad (9)$$

#### (2) Hausdorff 距离。

Hausdorff 距离是描述两组点集之间相似程度的一种量度方式。定义假设两组集合:  $A = \{a_1, a_2, \dots, a^n\}$ ,  $B = \{b_1, b_2, \dots, b^m\}$ , 表示为

$$h(A, B) = \max \left( \min_{a \in A, b \in B} \|a - b\| \right) \quad (10)$$

$$h(B, A) = \max \left( \min_{b \in B, a \in A} \|b - a\| \right)$$

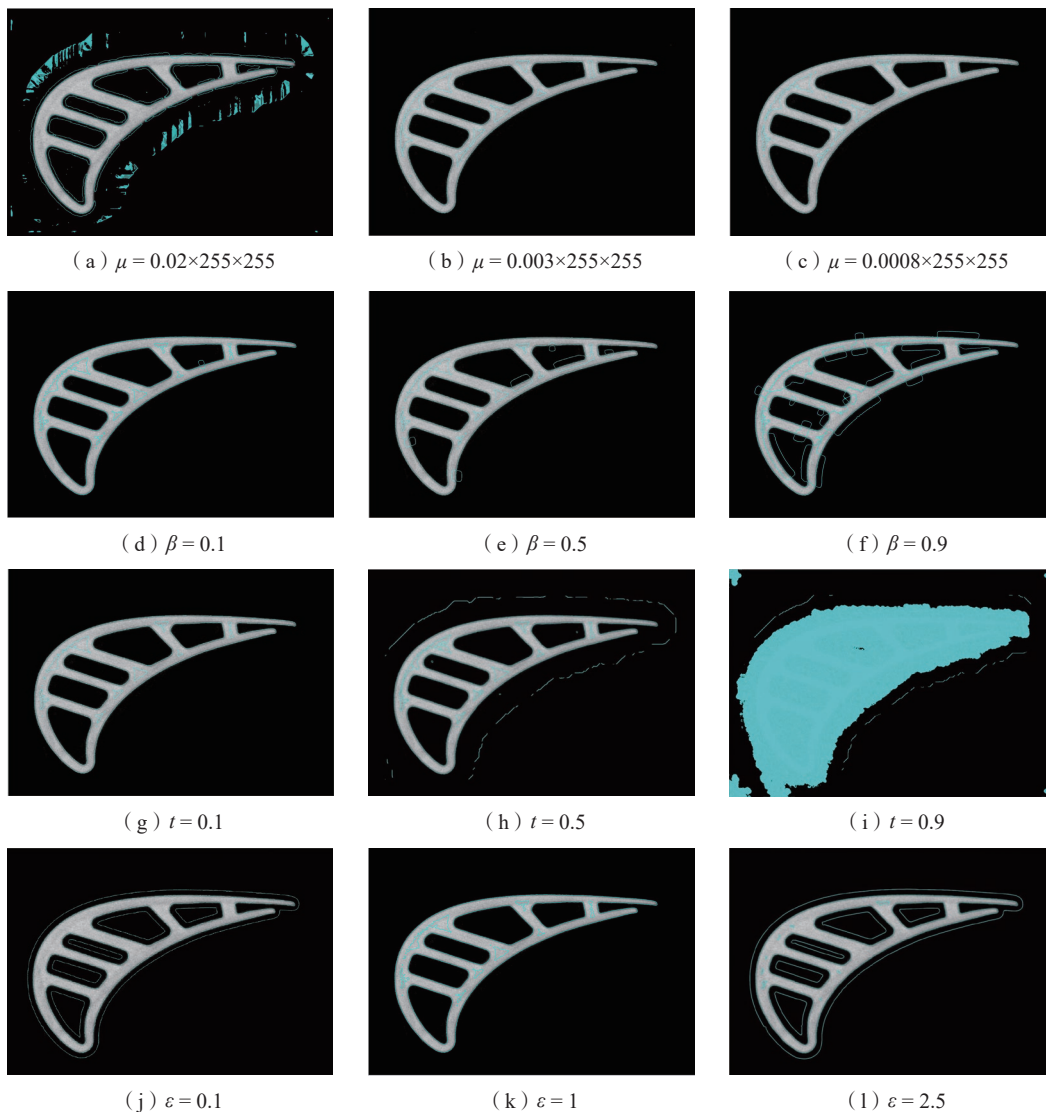


图3 不同参数对轮廓提取的影响  
Fig.3 Influence of different parameters on contour extraction

$$H(A, B) = \max \{h(A, B), h(B, A)\} \quad (11)$$

式中,  $\|a-b\|$  是  $a$  与  $b$  的欧式距离;  $h(A, B)$  为前向 Hausdorff 距离;  $h(B, A)$  为后向 Hausdorff 距离;  $H(A, B)$  为双向 Hausdorff 距离。双向 Hausdorff 距离表示了两个集合之间的不相似度, 即  $H(A, B)$  越小, 匹配程度越高。

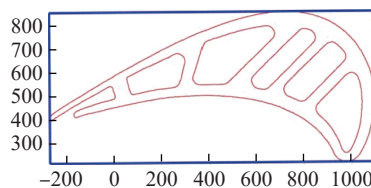
计算两个点云集之间最小 Hausdorff 距离约为 3.5 个像素单位, 结果如表 1 所示, 叶片扫描外轮廓点云与数模点云原始数据如图 5 (a) 所示, 两组数据通过 OBB 算法获得的转换角度与包围盒中心进行坐标统一后的情况如图 5 (b) 所示。

### 2.3 寻优算法及实现流程

前述分析表明, LBF 算法需要寻求正则项等 4 个参数的优化组合, 才能使叶片轮廓提取达到最佳, 在建立了数模点云与 LBF 算法点云之间的 Hausdorff 距离评价



(a) 叶片断层图像



(b) OBB包围盒

图4 叶片 OBB 包围盒

Fig.4 Oriented bounding box of blades

表1 包围盒与 Hausdorff 距离信息  
Table 1 Information of OBB and Hausdorff distance

轮廓	包围盒中心		包围盒尺寸		Hausdorff
	x 坐标/pixel	y 坐标/pixel	长/pixel	宽/pixel	距离/pixel
扫描图像点云	412.9196	532.1561	1366.5983	634.1258	$h(A, B) = 3.5489$
数模点云	-337.6493	-37.8735	1362.6493	631.1274	$h(B, A) = 3.5907$

指标为适应度函数后,就可以采用优化算法求解。近年来提出的蜣螂优化算法(Dung beetle optimizer, DBO),在寻优能力与收敛速度等方面有一定的优势<sup>[12-13]</sup>。

基于 DBO 优化算法后的流程如图 6 所示。读入图像后先设定初始 Hausdorff 距离值为适应度函数值,再通过 DBO 算法调整参数。其中,滚球部分是更新长度项系数  $\mu$ ,以  $1e^{-4}, 1e^{-3}, 1e^{-2}$  作为初始值;繁殖部分更新正则项系数  $\beta$ ,以 0.3、0.5、0.9 作为初始值,范围是  $[0, 1]$ ;觅食部分更新时间步长  $t$ ,通过随机数选取初始值,范围是  $[0, 1]$ ;偷窃部分更新  $\varepsilon$  值,以  $\varepsilon = 0.9$  为初始值,范围是  $[0, 3]$ 。

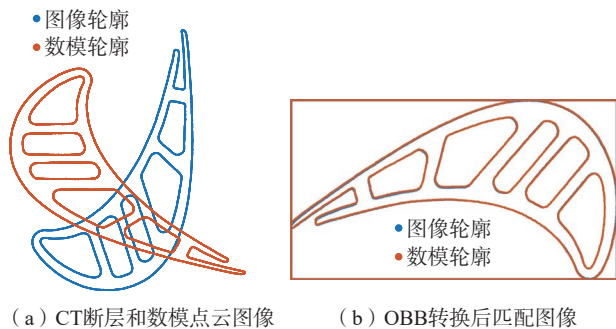


图5 叶片转换前后图  
Fig.5 Blade before and after conversion

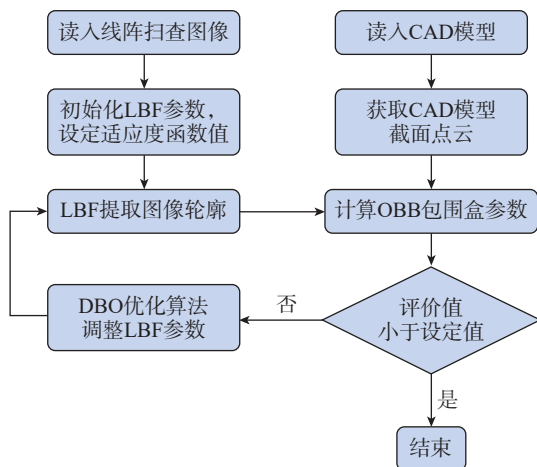


图6 基于 DBO 算法的流程图  
Fig.6 Flowchart based on DBO algorithm

### 3 测试及结果分析

基于 Windows 环境编制 LBF 算法及智能优化程序, CT 重建软件为 VG STUDIO MAX3.5 版本,以模拟叶片件和实际件进行轮廓提取测试,同时与 Canny、Ostu 和 Zernike 3 种经典的边缘提取算法作比较。其中 Canny 算法通过检测水平、垂直以及对角线方向的灰度梯度确定边缘;Ostu 是经典的阈值分割方法,根据图像灰度分成前景和背景两类,算法原理是使两类之间的类间方差最大化,类别内的差异最小化;Zernike 将输入图像转换为多项式的系数表示形式,再通过这些系数判断图像的边缘位置。

#### 3.1 模拟叶片测试

为测试在叶片轮廓识别中的精度,使用壁厚精度已知的模拟叶片,测试结果如图 7 所示。CT 重建图像尺寸为  $2432 \times 2432$ ,像素分辨率为  $0.0635 \text{ mm}$ 。表 2 为 LBF、

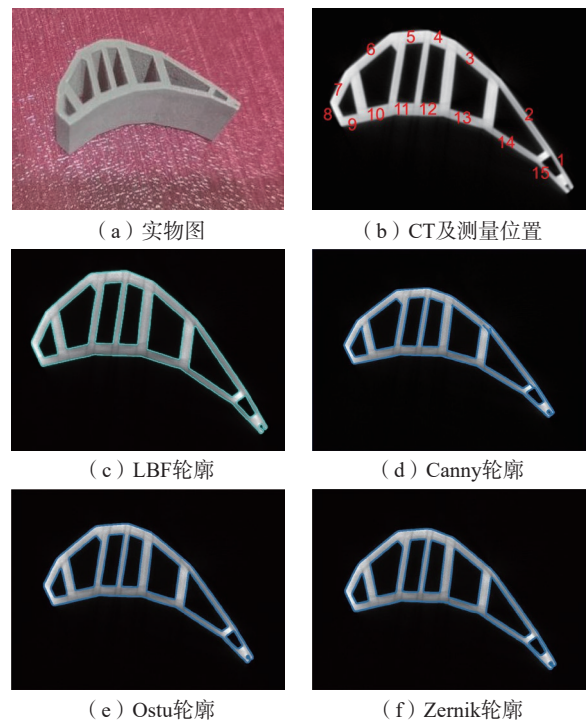


图7 模拟叶片实物、CT 图与不同算法下的叶片轮廓  
Fig.7 Simulated blade physical samples, CT image, and blade contours under different algorithms

表2 模型叶片不同算法下轮廓的测量结果

Table 2 Profile measurement results of model blades under different algorithms

位置	实际值/ mm	测量/mm				绝对误差/mm				相对误差/%			
		LBF	Canny	Ostu	Zernik	LBF	Canny	Ostu	Zernik	LBF	Canny	Ostu	Zernik
1	0.6	0.5994	0.6363	0.6290	0.4899	0.0006	0.0363	0.0290	0.1101	0.1000	6.0500	4.8333	18.3500
2	1.0	1.0160	1.0770	1.0570	0.9129	0.0160	0.0770	0.0570	0.0871	1.6000	7.7000	5.7000	8.7100
3	1.5	1.4881	1.5737	1.5128	1.3640	0.0119	0.0737	0.0128	0.1360	0.7933	4.9133	0.8533	9.0667
4	2.0	1.9815	2.0655	2.0765	1.9863	0.0185	0.0655	0.0765	0.0137	0.9250	3.2750	3.8250	0.6850
5	2.0	1.9752	2.0450	2.0334	1.9378	0.0248	0.0450	0.0334	0.0622	1.2400	2.2500	1.6700	3.1100
6	1.5	1.4927	1.5021	1.6234	1.9228	0.0073	0.0021	0.1234	0.4228	0.4867	0.1400	8.2267	28.1867
7	1.5	1.4775	1.4822	1.5548	1.4808	0.0225	0.0178	0.0548	0.0192	1.5000	1.1867	3.6533	1.2800
8	1.0	1.0098	1.0479	1.0123	1.0414	0.0098	0.0479	0.0123	0.0414	0.9800	4.7900	1.2300	4.1400
9	1.5	1.4937	1.5529	1.5548	1.4145	0.0063	0.0529	0.0548	0.0855	0.4200	3.5267	3.6533	5.7000
10	2.0	1.9706	2.0625	2.0412	1.9229	0.0294	0.0625	0.0412	0.0771	1.4700	3.1250	2.0600	3.8550
11	2.0	2.0307	2.0348	1.9968	1.9088	0.0307	0.0348	0.0032	0.0912	1.5350	1.7400	0.1600	4.5600
12	2.0	1.9893	2.0587	1.9472	1.9766	0.0107	0.0587	0.0528	0.0234	0.5350	2.9350	2.6400	1.1700
13	1.5	1.4948	1.5209	1.4913	1.3373	0.0052	0.0209	0.0087	0.1627	0.3467	1.3933	0.5800	10.8467
14	1.0	1.0141	1.1011	1.0478	0.8077	0.0141	0.1011	0.0478	0.1923	1.4100	10.1100	4.7800	19.2300
15	0.6	0.5956	0.6544	0.6312	0.4563	0.0044	0.0544	0.0312	0.1437	0.7283	9.0667	5.2000	23.9500

Canny、Ostu 和 Zernike 4 种不同算法下壁厚测量结果。LBF 算法最大相对误差为 1.6%，优于另外 3 种算法。

### 3.2 实际叶片测试

选择 3 种不同型号的空心叶片样本，扫描重建图像如图 8 所示，经 DBO 算法优化后 LBF 模型参数组合，以及与 CAD 数模匹配计算得到的最小 Hausdorff 距离<sup>[14-15]</sup>如表 3 所示。将不同算法得到的轮廓图进行比较，如图 9 所示。

从图 9 结果整体可以看出，Canny 算法获得的边缘相对完全，但像素级的边缘不够平滑；Ostu 算法属于前景背景二分类的方法，区分细节部分能力不够，如内部气膜孔缺失；Zernike 算法属于插值拟合的方法，对噪声比较敏感，而且受原始边缘提取影响，在强化了细节边缘情况下，导致其他部位的缺失。总体来说，LBF 算法可以获得较好的轮廓，保留了叶片细节部分且曲线边缘平滑完整。

通过图 10 的局部曲线轮廓还可以看出，对于像素级的 Canny 和 Ostu 算法，在叶片前缘等部位表现较为生硬，轮廓曲率较大处存在明显的阶梯式连接，部分轮廓存在多个像素导致拟合不佳的情况，Ostu 算法甚至无法识别出气膜孔；Zernike 虽然能够获得亚像素级轮廓，但边缘点数较少，拟合后的轮廓有变形。而 LBF 模

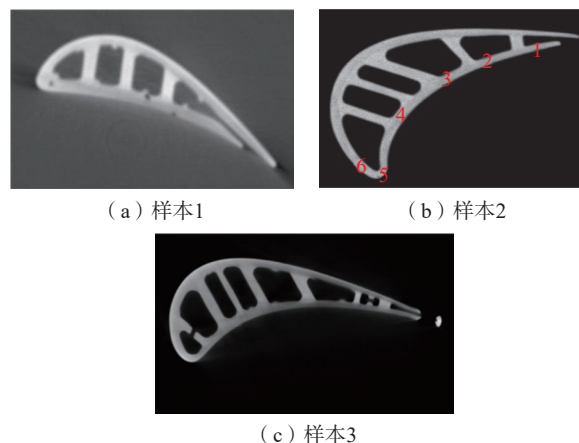


图 8 试验样本图像

Fig.8 Image of experimental samples

表 3 测试图像通过算法得到的参数值与评价结果

Table 3 Parameter values and evaluation results of test images obtained by algorithm

样本图像	长度项系数 $\mu$	正则项系数 $\beta$	时间步长 $t$	$\varepsilon$	Hausdorff 距离
1	$0.0004 \times 255 \times 255$	0.31	0.40	0.85	0.0482
2	$0.0016 \times 255 \times 255$	0.74	0.21	0.90	0.0666
3	$0.0010 \times 255 \times 255$	0.39	0.43	0.90	0.0343

型获得的边缘点数更多,更为连贯平滑。

以图 8 (b) 所示的 6 个关键部位尺寸为例,采用内切圆法 5 次测量后的平均值如表 4 所示,计算结果表明,

Zernike 算法误差最大, Ostu 算法在较为边缘的位置 1 部分,误差相对较大。LBF 的绝对误差最大为 0.02 mm 左右,其他位置均小于 0.01 mm,优于其他算法。

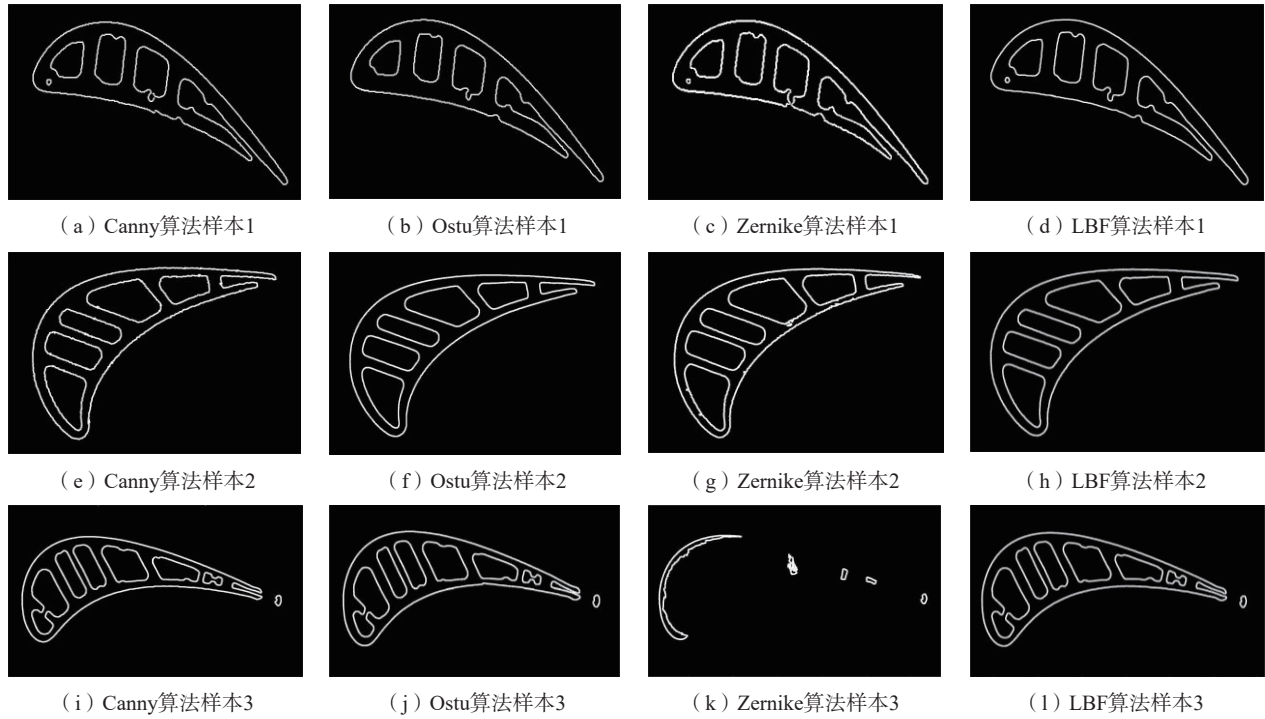


图 9 不同算法下 3 个样本轮廓边缘提取

Fig.9 Contour extraction results of three samples under different algorithms

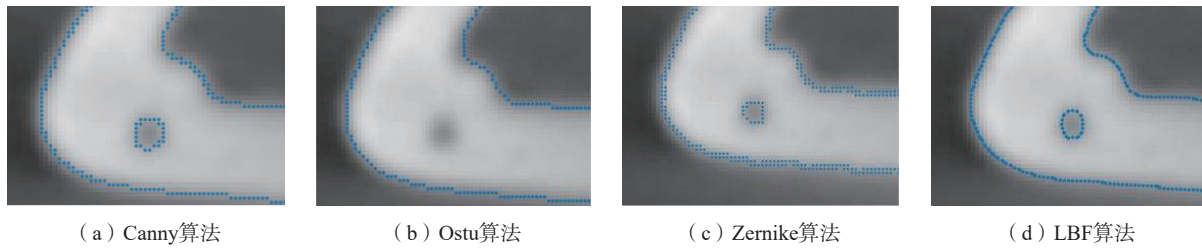


图 10 不同算法的气膜孔局部轮廓图

Fig.10 Local contour plots of film cooling holes for different algorithms

表 4 样本 2 不同算法下轮廓的测量平均值

Table 4 Average profile measurement results of Sample 2 under different algorithms

位置	实际值/mm	测量/mm				绝对误差/mm				相对误差/%			
		LBF	Canny	Ostu	Zernik	LBF	Canny	Ostu	Zernik	LBF	Canny	Ostu	Zernik
1	0.6891	0.7095	0.7128	0.7131	0.5839	0.0204	0.0237	0.0240	0.1052	2.9604	3.4926	3.4828	15.2663
2	0.8987	0.9012	0.9102	0.8964	0.6868	0.0025	0.0115	0.0023	0.2119	0.2782	1.2796	0.2559	23.5785
3	0.9397	0.9458	0.9298	0.9472	0.6762	0.0061	0.0099	0.0075	0.2635	0.6491	1.0535	0.7981	28.0409
4	1.1699	1.1741	1.1434	1.1731	0.9058	0.0042	0.0265	0.0032	0.2641	0.3590	2.2651	0.2735	22.5746
5	0.8024	0.8046	0.7576	0.7979	0.5125	0.0022	0.0089	0.0448	0.2899	0.2741	5.5832	0.5608	36.1291
6	0.9519	0.9467	0.9949	0.9437	0.7573	0.0052	0.0430	0.0082	0.1946	0.5463	4.5173	0.8614	20.4433

## 4 结论

本文针对航空发动机涡轮叶片 CT 断层图像阈值分割法提取边缘模糊,尺寸测量精度差的问题,提出一种基于与 CAD 数模匹配的 LBF 亚像素轮廓提取方法,得出以下结论。

(1) 读取线性扫描相同截面 CAD 数模点云数据作为标准,以 Hausdorff 距离值评价指标,以 OBB 包围盒算法调整匹配坐标系,建立数模点云与断层图像轮廓边缘提取点云数据匹配方法,可以实现有监督的图像分割。

(2) 基于水平集方法的 LBF 模型能够获得较好的亚像素级轮廓,通过 DBO 优化算法可以进一步优化参数组合,使得边缘提取效果达到最佳。

(3) 经模拟叶片和典型叶片测试表明,相比传统边缘提取算法,本文方法可以有效提高涡轮叶片壁厚等关键尺寸的测量精度。

## 参考文献

- [1] 蔺小军,陈悦,王志伟,等.面向自适应加工的精锻叶片前后缘模型重构[J].航空学报,2015,36(5):1695-1703.
- LIN Xiaojun, CHEN Yue, WANG Zhiwei, et al. Model restructuring about leading edge and trailing edge of precision forging blade for adaptive machining[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2015, 36(5): 1695-1703.
- [2] 吴庆辉,许剑伟,方向,等.单晶空心涡轮叶片壁厚测量方法比较[J].无损检测,2017,39(7):54-57.
- WU Qinghui, XU Jianwei, FANG Xiang, et al. The comparison of measurement method of wall thickness of single crystal hollow turbine blade[J]. Nondestructive Testing Technology, 2017, 39(7): 54-57.
- [3] 张祥春,张鹭,王俊涛.工业CT技术在航空发动机单晶叶片壁厚测量中的应用[J].无损检测,2015,37(2):20-22.
- ZHANG Xiangchun, ZHANG Lu, WANG Juntao. The application of industrial CT technology in the aero-engine single crystal blades for wall thickness measurement[J]. Nondestructive Testing Technology, 2015, 37(2): 20-22.
- [4] 傅健,路宏年,侯涛,等.基于ICT图像的航空发动机涡轮叶片壁厚尺寸精密测量方法[J].航空学报,2006,27(2):325-330.
- FU Jian, LU Hongnian, HOU Tao, et al. Wall thickness precision measurement method for air engine turbine blade based on ICT images[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2006, 27(2): 325-330.
- [5] 郑彬,黄涛,罗山.活塞表面缺陷图像的亚像素边缘检测技术研究[J].机械设计与制造,2024(1):139-142,149.
- ZHENG Bin, HUANG Tao, LUO Shan. Research on sub-pixel edge detection technology of piston surface defect image[J]. Machinery Design & Manufacture, 2024(1): 139-142, 149.
- [6] 陈红,于晓升,吴成东,等.参数化水平集活动轮廓模型的快速图像分割算法[J].东北大学学报(自然科学版),2019,40(1):6-10.
- CHEN Hong, YU Xiaosheng, WU Chengdong, et al. Fast image segmentation algorithm based on parametric level set active contour model[J]. Journal of Northeastern University (Natural Science), 2019,

40(1): 6-10.

[7] 朱维莉,王艳.无需初始轮廓的局部图像拟合模型[J].重庆师范大学学报(自然科学版),2021,38(6):97-103.

ZHU Weili, WANG Yan. Local image fitting model without initial contour[J]. Journal of Chongqing Normal University (Natural Science), 2021, 38(6): 97-103.

[8] LI C M, KAO C Y, GORE J C, et al. Implicit active contours driven by local binary fitting energy[C]//2007 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Minneapolis, Piscataway, NJ: IEEE, 2007: 1-7.

[9] 姚成敏,朱节中,杨再强.蛭螂优化算法在Canny边缘检测算法中的应用[J].国外电子测量技术,2024,43(4):143-151.

YAO Chengmin, ZHU Jiezhong, YANG Zaiqiang. Application of dung beetle optimization algorithm in Canny edge detection algorithm[J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2024, 43(4): 143-151.

[10] 靳晓曙,杨洗陈.激光直接制造和再制造中的三维CAD模型直接分层技术[J].计算机辅助设计与图形学学报,2007,19(6):757-763.

JIN Xiaoshu, YANG Xichen. Direct slicing of 3D CAD models for laser direct manufacturing and re-manufacturing[J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2007, 19(6): 757-763.

[11] 王建乔.基于活动轮廓模型的图像分割方法研究[D].西安:西安电子科技大学,2020.

WANG Jianqiao. Research on image segmentation method based on active contour model[D]. Xi'an: Xidian University, 2020.

[12] 王乐遥,顾磊.多策略融合改进的蛭螂优化算法[J].计算机系统应用,2024,33(2):224-231.

WANG Leyao, GU Lei. Improved dung beetle optimization algorithm with multi-strategy[J]. Computer Systems and Applications, 2024, 33(2): 224-231.

[13] XUE J K, SHEN B. Dung beetle optimizer: A new meta-heuristic algorithm for global optimization[J]. The Journal of Supercomputing, 2023, 79(7): 7305-7336.

[14] 徐岳琳,卜昆,张定华,等.内切圆弦长法计算空心涡轮叶片蜡模壁厚[J].航空学报,2011,32(2):344-350.

XU Yuelin, BU Kun, ZHANG Dinghua, et al. Algorithm for calculation of wall thickness for hollow turbine blade wax-patterns with inscribed circle chord length[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2011, 32(2): 344-350.

[15] 陈子木,胡正伟,王倩妮,等.薄壁结构工业CT尺寸测量误差与极限[J].材料工程,2020,48(8):169-176.

CHEN Zimu, HU Zhengwei, WANG Qianni, et al. Error and limit determination for dimensional measurements of thin-walled structures with industrial computed tomography[J]. Journal of Materials Engineering, 2020, 48(8): 169-176.

通信作者:吴伟,教授,研究方向为智能测试技术与射线检测,图像检测与智能识别等。

(责编 七七)