

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2413286

# 非封闭内腔 CT 图像局部多尺度凸包分割方法\*

秦倩<sup>1,2</sup>, 邹永宁<sup>1,2</sup>, 黄业凌<sup>1,2</sup>, 韦会鸿<sup>1,2</sup>, 王俊瑶<sup>1,2</sup>

(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:**从工业 CT 图像上分割精密零件内腔区域对于零件的尺寸测量具有重要意义。零部件内腔通常是不封闭的,其 CT 灰度与背景灰度相近,利用现有图像分割算法无法准确分割出内腔。提出一种结合凸包思想和数学形态学的局部多尺度凸包算法,在初始分割基础上对图像进行内腔填充,再通过闭运算和布尔操作实现完整内腔的分割。经过多种分割方法对比,实验结果表明局部多尺度凸包算法在汽车零部件 CT 图像上的 F1 分数达到了 0.973 5。所提算法正确性较高,能够快速、准确地分割出不同类型工业 CT 图像中的非封闭内腔区域。

**关键词:** CT 图像;非封闭内腔;图像分割;局部多尺度凸包算法

中图分类号: TH741 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 510.40

## Local multi-scale convex hull segmentation method of non-closed inner cavity CT images

Qin Qian<sup>1,2</sup>, Zou Yongning<sup>1,2</sup>, Huang Yeling<sup>1,2</sup>, Wei Huihong<sup>1,2</sup>, Wang Junyao<sup>1,2</sup>

(1. College of Optoelectronic Engineering, Chongqing University, Chongqing 400044, China; 2. Engineering Industrial Computed Tomography Nondestructive Testing of the Ministry of Education, Chongqing University, Chongqing 400044, China)

**Abstract:** Segmenting the inner cavity regions of precision parts from industrial CT images is crucial for accurate dimensional measurements. However, inner cavities are often non-closed and exhibit CT grayscale values similar to the background, making accurate segmentation challenging for existing algorithms. To address this, this paper introduces a local multi-scale convex hull algorithm that integrates convex hull concepts with mathematical morphology. Starting from an initial segmentation, the algorithm fills the inner cavity regions, followed by closing and Boolean operations to achieve complete segmentation. Comparative experiments with various segmentation methods demonstrate the effectiveness of the proposed approach, achieving an F1 score of 0.973 5 on CT images of automotive parts. The results indicate that the proposed algorithm offers high accuracy and efficiency, enabling the precise and rapid segmentation of non-closed inner cavity regions in diverse industrial CT image applications.

**Keywords:** CT images; non-closed inner cavity; image segmentation; local multi-scale convex hull algorithm

## 0 引言

工业计算机断层成像(industrial computed tomography, ICT)技术<sup>[1]</sup>,能在不破坏物体的前提下检测零部件,获取零部件的三维密度分布图像,即 CT 图像。从 CT 图像中提取零部件表面轮廓后可以进行尺寸测量和几何位置比对。很多情况下零部件制造工艺师只关注内腔的测量,因此需要提前分割出内腔区域以及提取内

腔表面轮廓。

在工业 CT 图像分割领域,出现了很多行之有效的分割方法。多阈值灰度束分割方法能够实现 CT 图像硬化效应下非均值材料的分割<sup>[2]</sup>。通过自适应阈值方法,如二维 Otsu 算法,结合亚像素边缘插值技术,有效识别铸件 CT 图像中的缩孔和气孔<sup>[3]</sup>。此外,基于最小算术几何散度的多级阈值分割算法能够分割裂纹<sup>[4]</sup>。还有基于图像灰度统计的阈值构建方法,辅以 2D-Gabor 滤波器,用于细微缺陷的分割<sup>[5]</sup>。利用几何活动轮廓模型实现图

像分割,这包括基于 Snake 算法的测地线活动轮廓模型、C-V 模型<sup>[6]</sup>、以及区域可伸缩拟合(region-scalable fitting, RSF)模型<sup>[7]</sup>。章斌等<sup>[8]</sup>通过 Scharr 算子提高分割精度,蔡玉芳等<sup>[9]</sup>引入自然梯度和 AdamW 算法,优化 RSF 模型,减少 CT 图像的分割误差。钟翼龙等<sup>[10]</sup>提出一种基于 SoftMax 和正则项的 Chan-Vese (SRCV) 模型用于填充材料脱粘缺陷分割,适用于有大量干扰信息的微小脱粘缺陷的分割。基于卷积神经网络的边缘检测器,集成 Laplacian 滤波器,能够提取强噪声图像中的缺陷<sup>[11]</sup>。Wisultschew 等<sup>[12]</sup>通过深度学习提取图像深度特征,优化边缘检测,实现分割目标进行准确分类。有研究结合小波变换和形态学操作,实现 CT 图像的准确分割<sup>[13]</sup>。王珏等<sup>[14]</sup>联合小波变换(wavelet transform, WT)和 RSF 模型构成 WT-RSF 模型,提高感兴趣区域的定位精度。Gao 等<sup>[15]</sup>通过小波变换的多尺度直方图分解,精确定位分割阈值,有效分割图像。Yang 等<sup>[16]</sup>联合小波变换和传统模糊 C 均值算法(fuzzy C-means, FCM)构成 WT-FCM 模型,其抗噪性能和分割性能都有所提高。王鸿飞等<sup>[17]</sup>通过图像分割和全变分模型处理,将小波阈值应用进去,有效提升肺部 CT 图像质量和对比。Long 等<sup>[18]</sup>提出的全卷积网络通过端到端训练提升分割精度。Ronneberger 等<sup>[19]</sup>的 U-Net 算法适用于小样本数据的分割。Yang 等<sup>[20]</sup>在 CycleGAN 中采用 U-Net 结构和卷积注意力模块,成功分割小样本下的金属表面缺陷。赵恩玄等<sup>[21]</sup>提出一种融合残差模块与混合注意力机制的 U 型网络分割算法,增强弱边缘铸件 CT 图像分割。帖军等<sup>[22]</sup>提出一种基于混合空洞卷积与高层特征融合的肝脏肿瘤图像分割模型,显著提高肝脏肿瘤 CT 图像分割精度。Shen 等<sup>[23]</sup>提出 UCMT (uncertainty-guided collaborative mean-teacher) 网络模型,在医学 CT 图像领域提高了用于联合训练分割的伪标签的质量。Xu 等<sup>[24]</sup>提出 DCSAU-Net (deeper and more compact split-attention U-shape network) 网络模型,在具有挑战性的医学 CT 图像上表现出出色的分割性能。Zhou 等<sup>[25]</sup>提出多尺度注意力分割网络,显著提高了滑坡识别的准确率。

在工业材料和零部件中,将与外界连通的内部空间和结构定义为非封闭内腔,例如航空发动机燃油喷嘴流道、真空管通道等,这是本文主要研究对象。由于非封闭内腔在 CT 图像上的灰度值与背景灰度值近似,且工业 CT 图像因为射线硬化、散射等因素存在灰度不均匀、对比度低等现象,现有的传统图像分割算法无法对非封闭内腔区域进行直接分割。基于深度学习的图像分割算法能够学习图像更深层次的信息,在生物组织切片<sup>[26]</sup>、医学图像<sup>[27]</sup>、道路桥梁裂纹检测<sup>[28]</sup>、自动驾驶<sup>[29]</sup>和人机交互等领域都有着成熟的应用。然而,工业零件和材料的非封闭内腔没有特定的形状和特征,根据物体的不同而

具有不同的大小和结构,使用卷积神经网络需要花费大量时间标注,因此也不太适合对非封闭内腔区域进行快速准确分割。

基于上述分析,提出了一种局部多尺度凸包算法,改进数学形态学中的结构元素遍历图像,并结合 Graham 扫描法减少扫描时间,以实现二维工业 CT 图像非封闭内腔的高质量分割和显示,具有工程实用价值。

## 1 理论分析

### 1.1 数学形态学

数学形态学是一种基于形态结构元素的数学工具,广泛应用于数字图像处理和机器视觉领域中<sup>[30]</sup>。其核心思想是利用具有某些形态的结构元素作为“探针”,对图像中的像素点逐个遍历并进行形态学运算,来提取图像的形状、结构和空间关系等特征<sup>[31]</sup>。被作为“探针”的结构元素实际上是一个具有几何形状的小图像,由形态特征和数值分布构成。结构元素有多种形态,包含菱形结构元素、矩形结构元素、十字形结构元素和线形结构元素等。如图 1 所示,定义了 4 种结构元素模板,空白像素点代表“0”元素,其余的像素点为“1”元素,其中中心的网格像素点为结构元素的中心。

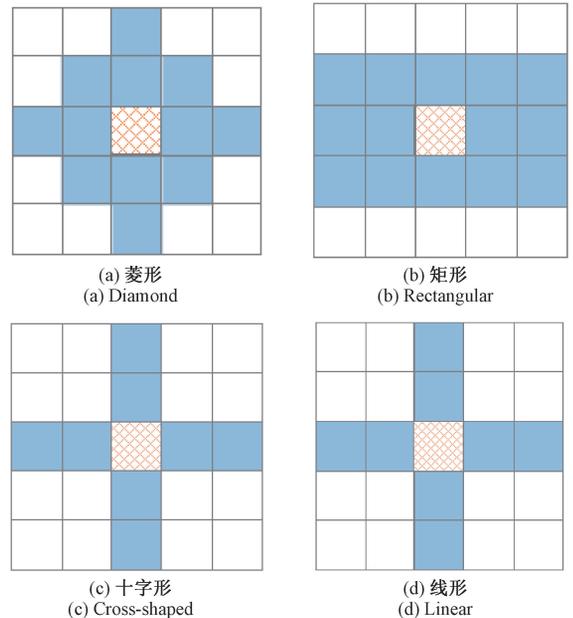


图 1 常用结构元素

Fig. 1 Schematic diagram of common structural elements

数学形态学中最常用的运算是膨胀运算和腐蚀运算<sup>[32]</sup>。设定结构元素  $SE$ , 二值图像  $f_0(x, y)$ , 腐蚀运算是在  $SE$  的约束下消除图像目标的部分边缘像素点,使其边缘向内收缩。利用  $SE$  对图像  $f_0(x, y)$  进行腐蚀运算,可

用式(1)表示:

$$f_1(x,y) = f_0(x,y) \ominus SE = \{(x,y) \mid SE_{xy} \subseteq f_0(x,y)\} \quad (1)$$

其中,当结构元素  $SE$  的中心点坐标移动到  $(x,y)$  处时,记作  $SE_{xy}$ 。

膨胀运算则是在  $SE$  的约束下将背景中与图像目标边缘像素点相连的像素点合并到目标中,使其边缘向外扩张,能够增加图像目标区域。利用  $SE$  对图像  $f_0(x,y)$  进行膨胀运算,可用式(2)表示:

$$f_2(x,y) = f_0(x,y) \oplus SE = \{(x,y) \mid SE_{xy} \cap f_0(x,y) \neq \emptyset\} \quad (2)$$

将腐蚀运算和膨胀运算进行结合可以构造出一系列延伸算法,其中最常见的是开 (Open) 运算和闭 (Close) 运算。开运算是利用  $SE$  对二值图像先进行腐蚀操作再进行膨胀操作的方法,能够消除图像中比结构元素小的区域,分离连接不相关的部分,平滑图像目标的边缘,又不明显改变图像目标的大小与形状。利用  $SE$  对图像  $f_0(x,y)$  进行开运算,可用式(3)表示:

$$f_3(x,y) = f_0(x,y) \cdot SE = [f_0(x,y) \ominus SE] \oplus SE \quad (3)$$

闭运算是利用  $SE$  对二值图像先进行膨胀操作再进行腐蚀操作的方法,能够填充图像目标区域中比结构元素小的空洞区域,连接断开的相邻区域,在不改变目标形状的条件下平滑目标的边缘,利用  $SE$  对图像进行闭运算,可用式(4)表示:

$$f_4(x,y) = f_0(x,y) \cdot SE = [f_0(x,y) \oplus SE] \ominus SE \quad (4)$$

数学形态学是一种利用结构元素度量图像局部像素点之间的相互关系的图像处理方式,能够充分利用临近像素的位置关系。本文基于此提出一种新的形态学处理方式,通过对结构元素边缘点集上的点所处位置的判断,确定结构元素中心点所属的区域,从而扩展目标区域。

## 2 局部多尺度凸包分割算法

汽车零部件 CT 图像非封闭内腔示意图如图 2 所示,分析这些 CT 图像可知,非封闭内腔具有灰度值与背景相似、形状结构无规则的特性,为了实现非封闭内腔分割,本文结合凸包理论和数学形态学提出了一种局部多尺度分割算法。

算法的核心思想是:

- 1) 二值图像获取,利用迭代阈值分割方法实现前景和背景的分离;
- 2) 封闭内腔区域填充,使用连通区域标记法和孔洞填充法填充封闭内腔区域,得到预分割图像;
- 3) 凸包获取,采用凸包理论中的 Graham 扫描法获取

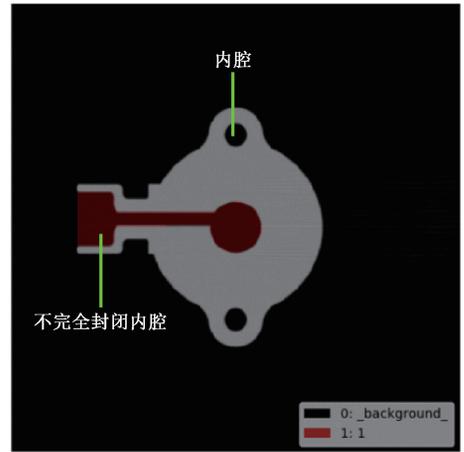


图 2 汽车零部件 CT 图像非封闭内腔  
Fig. 2 Schematic diagram of non-closed inner cavity in automotive parts CT image

前景图像的凸包围;

4) 形态学分割,利用一种新的形态学结构元素和处理方法,对凸包围内部的点集进行分析处理,进行定向的区域生长,以此实现非封闭内腔区域的准确分割。

本文所提形态学分割算法是取多个角度方向上的线形结构元素,对每条结构元素的两端点进行判断,可以实现多个方向上的非封闭内腔区域分割。当选取的尺度  $n$  足够大时,形态学“探针”由线形结构元素上的两端点演化成了圆形结构元素的边缘像素点集,即判断圆形结构元素的边缘点集中是否含有一对距离为  $a$  的白色像素点,从而可以实现每个方向上的非封闭内腔区域分割,图 3 为算法理论示意图。形态学分割部分是算法的重点,图 4 给出了当直径角度方向与水平线的夹角为  $0^\circ$  时的分割示意图。其中,黑色像素代表图像背景和非封闭内腔区域部分,白色像素为图像前景,黑色阴影像素代表结构元素的中心点,黑色线形结构元素长度为  $a$ ,当线性结构元素两端点  $I(x_0, y_0)$ 、 $I(x_1, y_1)$  的像素为白色时,计算  $D$  的长度并且与给定的最小距离  $\lambda$  比较,当  $D$  大于最

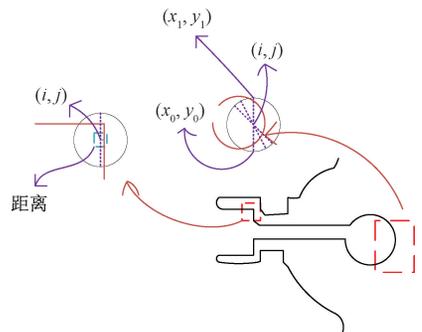


图 3 算法理论  
Fig. 3 Schematic diagram of the algorithm theory

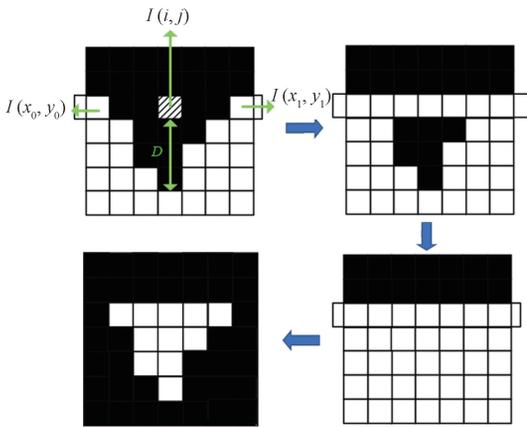


图4 分割流程

Fig. 4 Schematic diagram of the segmentation process

小距离时,认为该点属于非封闭内腔区域,小于最小距离  $\lambda$  时,则认为该点属于背景区域,这一约束条件可以尽可能地减少物体表面形态造成的误差。

基于所介绍的形态学结构元素选取和制定的遍历准则和判断准则,可得到局部多尺度凸包分割方法的流程图如图5所示。

局部多尺度凸包算法如表1所示。

### 3 算法实验

#### 3.1 实验平台及参数

实验中的样本 CT 数据由 CD-130 $\mu$ CT 微焦点 CT 检测仪和 CD-50GB-B 低能锥束工业 CT 系统扫描得到,其中微焦点 CT 检测仪中的有关参数如表2所示,设备现场

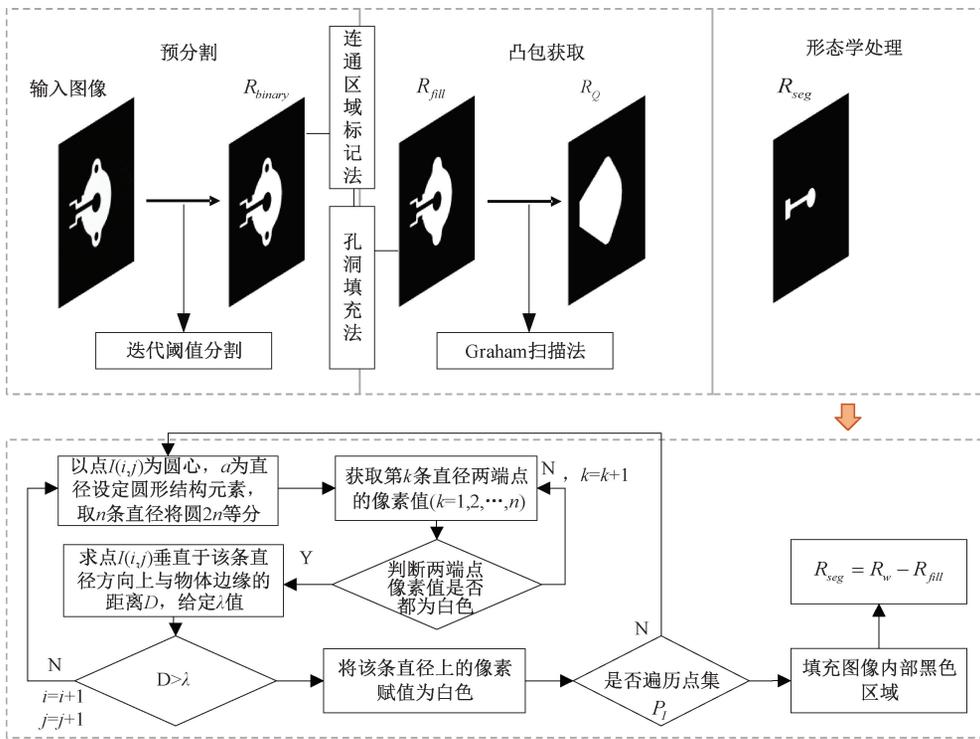


图5 局部多尺度凸包算法流程

Fig. 5 Flowchart of the local multi-scale convex hull algorithm

如图6所示。计算机硬件环境为 Windows 10, Inter(R) Xeon(R) CPU E5-2603 0 @ 1.80 GHz 和 32GB RAM, 64 位操作系统, 软件平台为 MATLAB 2018b。

为证明局部多尺度凸包分割算法在工业 CT 图像非封闭内腔区域分割中的有效性, 选择实验数据为汽车零部件 CT 图像和液冷板 CT 图像来进行分割实验。在实验过程中, 为了提升图像中有关信息的可检测性, 增强图像分割的可靠性, 需要先将 CT 图像进行预处理。并且选

取交并比 (intersection over union, IoU)、精确度 (precision,  $P_r$ )、召回率 (recall,  $R_c$ )、F1 分数 (F1-score) 这 4 种评价指标对结果进行量化评估<sup>[33]</sup>。

#### 3.2 汽车零部件

在汽车零部件样本数据上进行实验, 选择的工件为气门位置传感器, 如图7所示, 采用低能 X 射线 450 kV 锥束工业 CT 检测仪扫描得到三维体数据和断层切片图像, 扫描参数如表3所示。

表 1 局部多尺度凸包算法

Table 1 Local multi-scale convex hull algorithm

算法:局部多尺度凸包分割算法

---

输入:灰度图像  $image, n$ , 最小距离  $\lambda$

预分割:采用迭代阈值分割获得二值图像  $BW_1$

$BW_2 =$  连通域标记,孔洞填充( $BW_1$ )

凸包获取:Graham 扫描,得到凸包点集  $convex$ , 创建新二值图像  $convex\_mask$

填充  $BW_2$  ( $convex\_mask$ ) = 1, 得到二值掩膜图像  $BW_3$

$BW_4 = BW_3 - BW_2, I = \text{find}(BW_4)$ , 返回一个包含白色像素的行坐标和列坐标的数组

确定结构元素尺度:

for  $i = 0: n - 1$

    直径与水平线的夹角  $\sin$  值 =  $\sin(i * \pi/n)$ ,  $\cos$  值 =  $\cos(i * \pi/n)$

end

形态学处理, 获得图像  $BW_5$ :

for 圆心  $(i, j)$  属于点集  $I$

    for 角度  $\theta = 1: n$

        计算该角度方向上直径的两端点坐标  $(x_0, y_0), (x_1, y_1)$

        if  $(x_0, y_0)$  像素值 &&  $(x_1, y_1)$  像素值 == 1

            求垂直于该  $\theta$  角度上距离图像边缘的距离  $D$

            if  $D \geq$  指定最小距离  $\lambda$

                扩展白色像素区域, 该方向上的直径线段像素赋值为 1

        end

    end

end

end

$BW_6 =$  连通域标记, 孔洞填充( $BW_5$ )

输出: 非封闭内腔区域  $K = BW_6 - BW_2$

表 2 实验平台参数

Table 2 Experimental platform parameters

参数	参数值
射线源	XWT-300
射线源能量/kV	20~300
探测器	PAXSCAN2530HE
探测器单元宽度/mm	139

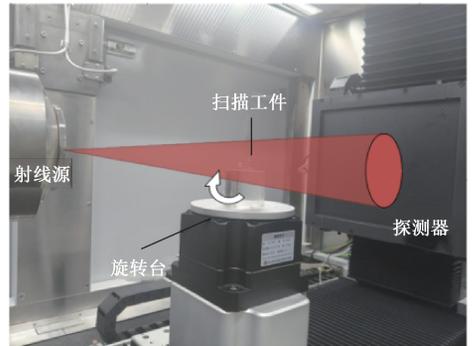
表 3 汽车零部件 CT 扫描参数

Table 3 CT Scanning parameters of automotive component

参数	参数值
X 射线能量/kV	400
射线电流/mA	1
扫描分度	1 024
重建 CT 图像矩阵大小/pixels	512×512



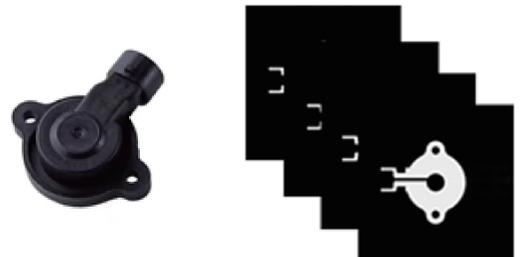
(a) 微焦点CT检测仪外观  
(a)Micro-focus CT scanner exterior view



(b) 微焦点CT检测仪内部结构  
(b)Micro-focus CT scanner internal components

图 6 微焦点 CT 检测仪设备

Fig. 6 Micro-focus CT scanner setup



(a) 样本实物 (a) Sample physical  
(b) 二维切片图像 (b) Two-dimensional slice image

图 7 汽车零部件样本实物图与扫描结果

Fig. 7 Sample physical images and scanning results of automotive component

由于重建图像中存在射线硬化伪影,在频域中采用对数变换和指数变换,增强图像对比度和边缘特征,预处理后的图像边缘更清晰,且图像中的大部分伪影被有效去除。

采用泛洪算法、形态学分割方法中的闭运算和 2 种神经网络进行对比实验,前 2 个方法首先采用的是 WT-FCM 方法进行图像预分割处理后得到二值图像,再进行分割处理。闭运算处理中,由于结构元素  $SE$  的选取及大小对分割效果有所影响,实验发现当选取  $SE$  为“Disk”类

型,大小取 70 时效果最佳,最终选取该分割效果与本文方法进行对比。泛洪算法处理时取非封闭内腔区域中的像素为种子,然后进行泛洪填充操作。

采用该数据集对 DCSAU-Net 和 UCMT 网络进行训练,DCSAU-Net 的输入图像大小为  $224 \times 224$ ,输出图像大小为  $224 \times 224$ ,批处理参数(Batchsize)设置为 4,训练轮次(Epoch)设置为 150,经 360 min 后完成训练。UCMT 网络的输入图像大小为  $512 \times 512$ ,输出图像大小为  $512 \times 512$ ,采用 90% 的有标签数据,Batchsize 设置为 16,Epoch 设置为 80,经 210 min 后完成训练。

汽车零部件 CT 图像分别经 5 种不同分割方法得出的结果如图 8 所示。

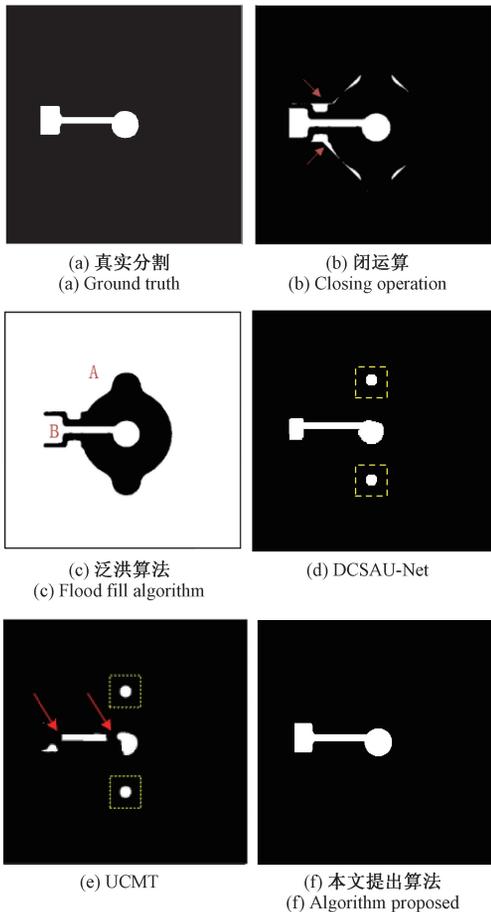


图 8 不同方法分割结果

Fig. 8 Segmentation results of different methods

对于传统分割算法,在获得处理的预分割 CT 图像后,进行闭运算处理,运行 1 次花费 2.96 s,进行泛洪算法处理,运行 1 次只需花费 1.39 s,进行本文所提算法处理,运行 1 次需花费 2.40 s,时间均比较快速,而网络模型需要花费时间去进行训练,并且由于分割对象不同,均需要重新训练网络,所以运行时间上并未占优势。从分割结果来看,泛洪算法由于非封闭内腔 B 部分与背景 A

部分相连,导致难以区分两者,分割效果并不是很有效,这也是该方法的弊端。闭运算操作剔除了绝大部分背景区域,但是如箭头所指区域,仍有少量背景区域出现在分割结构中。DCSAU-Net 和 UCMT2 种深度学习网络得到的预测结果均出现虚线框中的过分割现象,且根据箭头所指区域可以发现 UCMT 的分割结果欠分割严重。而本文所提算法分割结果与真实分割图对比,分割结果较为准确。

将#223 切片经过局部多尺度凸包算法的分割结果叠加到汽车零部件原 CT 图像中显示,结果如图 9 所示。可以看出非封闭内腔区域的边缘与工件内表面轮廓相匹配,分割结果较为准确。

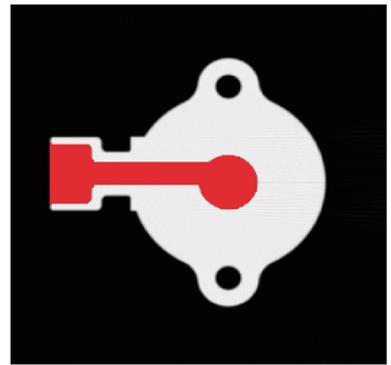


图 9 分割结果显示

Fig. 9 Segmentation result display

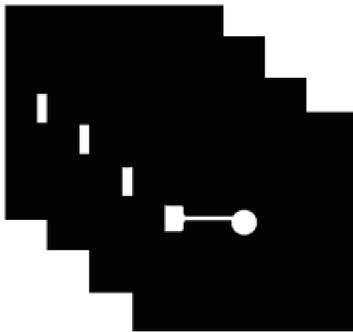
为了更客观地量化本方法分割结果的正确性,采用所提 4 种评价指标对分割结果进行评估,结果如表 4 所示。泛洪算法本身弊端导致各项指标都很低,而本文所提算法各项指标均高于其他分割算法。

表 4 汽车零部件分割结果的评价

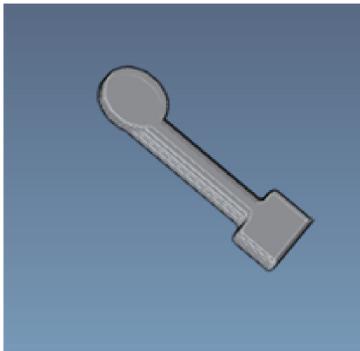
Table 4 Evaluation of segmentation results for automotive component

算法	IoU	$P_r$	$R_e$	F1
闭运算	0.577 1	0.635 1	0.863 4	0.731 8
泛洪算法	0.026 3	0.026 4	0.863 4	0.051 3
DCSAU-Net	0.631 1	0.845 6	0.713 2	0.774 0
UCMT	0.381 5	0.766 3	0.431 7	0.552 3
局部多尺度凸包	<b>0.948 6</b>	<b>0.997 6</b>	<b>0.950 7</b>	<b>0.973 5</b>

在实现汽车零部件非封闭内腔区域分割后,即可根据实际工程需求计算非封闭内腔面积、尺寸、深度等几何参数。采用三维可视化软件 ZCVAS 将汽车零部件断层切片图像分割结果进行三维重建,重建结果如图 10 所示。



(a) 二维分割结果  
(a) Two-dimensional segmentation results



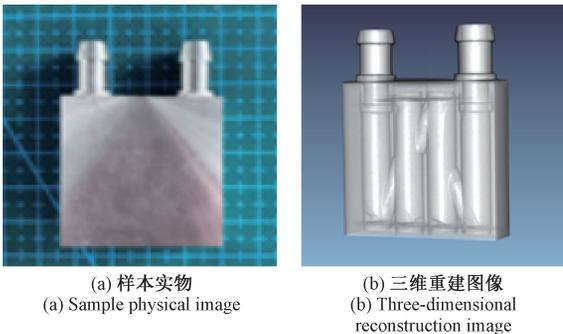
(b) 三维重建结果  
(b) Three-dimensional reconstruction results

图 10 汽车零部件分割结果体绘制效果

Fig. 10 Volume rendering visualization of segmented automotive component

### 3.3 铝合金 CPU 液冷板

实验工件实物图及三维重建图像如图 11 所示。使用 CD-130  $\mu\text{CT}$  微焦点 CT 检测仪对液冷板工件进行锥束扫描并重建,其扫描参数如表 5 所示,对该工件图像数据在  $x$  方向上断层切片图像进行分割。



(a) 样本实物  
(a) Sample physical image

(b) 三维重建图像  
(b) Three-dimensional reconstruction image

图 11 液冷板样本实物图与扫描结果

Fig. 11 Sample physical images and scanning results of the liquid cooled plate

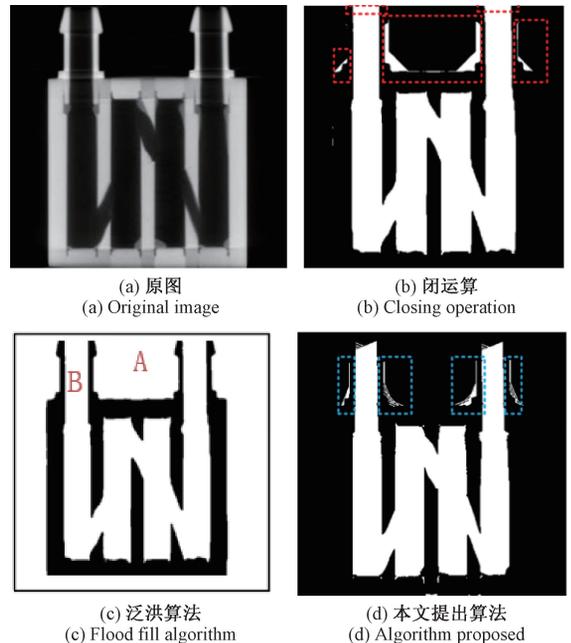
由于图像硬化伪影严重,在图像重建阶段采用幂函数拟合曲线校正方法对样本图像进行硬化校正。由于现有的实验数据集不足,不能对深度学习模型进行训练,

表 5 液冷板 CT 扫描参数

Table 5 CT Scanning parameters of the liquid cooled plate

参数	参数值
X 射线能量/kV	150
射线电流/ $\mu\text{A}$	60
扫描分度	1 024
重建 CT 图像矩阵大小/pixels	512 $\times$ 512

故本实验对象只对闭运算,泛洪算法及本文所提分割算法的分割效果进行比较,分割效果如图 12 所示。本次前 2 个方法采用的是 WT-RSF 方法进行图像预分割处理后得到二值图像,再进行分割处理。同样选择了闭运算中不同结构元素中分割效果最好的来与所提算法进行对比。



(a) 原图  
(a) Original image

(b) 闭运算  
(b) Closing operation

(c) 泛洪算法  
(c) Flood fill algorithm

(d) 本文提出算法  
(d) Algorithm proposed

图 12 不同分割方法效果

Fig. 12 Effect diagrams of different segmentation methods

对于 3 种分割算法,在获得处理的预分割 CT 图像后,进行闭运算处理,运行 1 次花费 1.94 s,进行泛洪算法处理,运行 1 次只需花费 1.79 s,进行本文所提算法处理,运行 1 次需花费 3.06 s,时间均比较快速。从图 12 中可以看出泛洪算法还是无法将非封闭内腔区域 B 部分与背景 A 部分区分开来,分割效果并不好,闭运算操作存在过分割情况,如图 12(b)中方框所示,而本文所提出来的方法有较好的分割效果,但也由于该工件复杂的内部结构,在该切片分割效果出现了误分割的情况,如如图 12(d)中虚线所圈区域,但明显比闭运算分割出来的结果好一些。

同样通过客观量化来验证分割结果的正确性,采用所提4种评价指标对分割结果进行评估,结果如图13所示。泛洪算法本身弊端导致各项指标较低,但该工件本身非封闭内腔区域大的特点,所以相较于汽车零部件,各评价指标高一些。虽然本文所提算法在部分切片中也会出现误分割情况,但本文所提算法各项指标均高于其他分割算法。

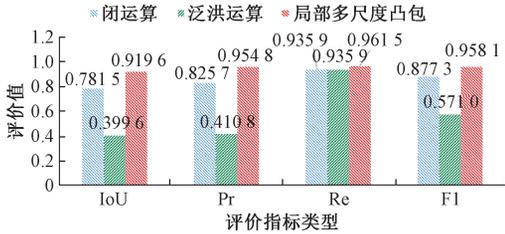


图13 液冷板分割结果评价价值

Fig. 13 Evaluation value of segmentation results for liquid cooled plate

图14(a)为原始分割部分三维图像,利用三维可视化软件将分割后的二维切片图像重建为三维图像,如图14(b)所示。从图中可以观察到,如图14(b)中虚线所圈区域所示,对于具有复杂内部结构的工业零件而言,局部多尺度凸包分割算法在某些层切片上能呈现正确的分割结果,但由于没有考虑到三维空间的关系,部分切片存在误分割现象,从而导致最后的分割结果有误差。

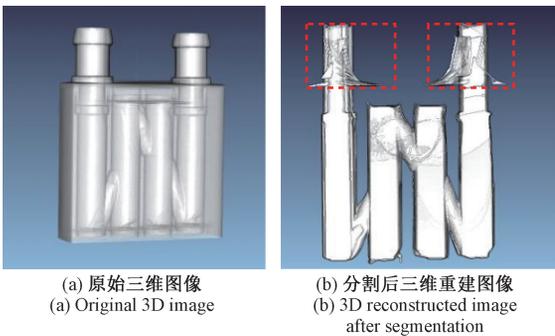


图14 液冷板分割结果三维效果

Fig. 14 Three-dimensional rendering effects of the segmentation results for the liquid cooled plate

## 4 结论

工业CT图像分割作为整个无损检测过程中关键的一环,其分割的准确性决定了后期测量、分析、显示等工作的准确性。本文定义与外界空气连通的内部结构为非封闭内腔,针对应用需求开展对非封闭内腔的分割研究。目前的传统图像分割算法无法满足这一分割要求,因此,

本文针对工业CT图像中非封闭内腔区域灰度表现与背景相似的问题,研究了一种结合凸包算法和数学形态学的局部多尺度凸包分割算法,在汽车零部件CT图像和液冷板CT图像上进行分割实验,通过与泛洪算法、形态学中的闭运算以及UCMT、DCSAU-Net网络的对比实验,验证了算法的有效性和通用性。

## 参考文献

- [1] 李兴东,张兆田. 中国CT发展回顾[J]. 中国体视学与图像分析, 2022, 27(4): 303-316.  
LI X D, ZHANG ZH T. Review of the development of CT in China[J]. Chinese Journal of Stereology and Image Analysis, 2022, 27(4): 303-316.
- [2] 王凯,付强,徐超,等. 考虑射束硬化的煤岩CT数据阈值分割方法及应用[J]. 煤田地质与勘探, 2023, 51(4): 11-22.  
WANG K, FU Q, XU CH, et al. Threshold segmentation method of CT scanning data of coal and rock samples considering beam hardening effect and its application[J]. Coal Geology & Exploration, 2023, 51(4): 11-22.
- [3] 刘晶. 工业CT图像的缺陷检测研究[J]. 机械设计与制造, 2020(9): 118-121.  
LIU J. Defect detection research of industrial CT images[J]. Machinery Design & Manufacture, 2020(9): 118-121.
- [4] NIE F Y, LIU M ZH, ZHANG P F. Multilevel thresholding with divergence measure and improved particle swarm optimization algorithm for crack image segmentation[J]. Scientific Reports, 2024, 14(1): 7642.
- [5] LI Y H, GE M L, ZHANG SH Y, et al. Adaptive segmentation algorithm for subtle defect images on the surface of magnetic ring using 2d-gabor filter bank[J]. Sensors, 2024, 24(3): 1031.
- [6] CHAN T F, VESE L A. Active contours without edges[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2001, 10(2): 266-277.
- [7] LI CH 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(19): 1940-1949.
- [8] 章斌,卢洪义,刘舜,等. 发动机部件CT图像特征提取与区域生长算法[J]. 兵工学报, 2023, 44(4): 1171-1180.  
ZHANG B, LU H Y, LIU SH, et al. CT image feature

- extraction and area growth algorithm of engine components[J]. *ACTA Armamentarii*, 2023, 44(4): 1171-1180.
- [9] 蔡玉芳,王涵,李琦,等. 联合自然梯度和 AdamW 算法的 RSF 图像分割模型[J]. *仪器仪表学报*, 2023, 44(3):261-270.  
CAI Y F, WANG H, LI Q, et al. RSF image segmentation model for the combined natural gradient and AdamW algorithm [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2023,44(3):261-270.
- [10] 钟翼龙,张晓凤,刘祎斌,等. 填充材料 CT 图像中脱粘缺陷识别与深度测量[J]. *电子测量与仪器学报*, 2024,38(1):178-186.  
ZHONG Y L, ZHANG X F, LIU Y B, et al. Deadhesion defect identification and depth measurement in CT images of filling material[J]. *Journal of Electronic Measurement and Instruments*, 2024,38(1):178-186.
- [11] XIAO Z M, SONG K Y, GUPTA M M. Development of a CNN edge detection model of noised X-ray images for enhanced performance of non-destructive testing [J]. *Measurement*, 2021, 174:109012.
- [12] WISULTSCHEW C, PEREZ A, OTERO A, et al. Characterizing deep neural networks on edge computing systems for object classification in 3D point clouds[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2022, 22(17):17075-17089.
- [13] LIU C X, PANG M Y. Automatic lung segmentation based on image decomposition and wavelet transform[J]. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2020, 61: 102032.
- [14] 王珏,张秀英,蔡玉芳,等. 联合小波变换和 RSF 模型的 CT 图像分割方法[J]. *光学学报*, 2020, 40(21): 57-65.  
WANG J, ZHANG X Y, CAI Y F, et al. A CT image segmentation method for the combined wavelet transform and RSF model[J]. *Acta Optica Sinica*, 2020,40(21): 57-65.
- [15] GAO J Q, WANG B B, WANG Z Y, et al. A wavelet transform-based image segmentation method[J]. *Optik*, 2020, 208:164123.
- [16] YANG R, LI D H. Adaptive wavelet transform based on artificial fish swarm optimization and fuzzy c-means method for noisy image segmentation [J]. *Computer Science and Information Systems*, 2022, 19(3): 1389-1408.
- [17] 王鸿飞,马士青,闵雷,等. 基于图像分割和全变分的肺 CT 图像增强[J]. *中国激光*, 2022, 49(20): 163-170.  
WANG H F, MA SH Q, MIN L, et al. Lung CT image enhancement based on image segmentation and full variations[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2022, 49(20):163-170.
- [18] LONG J, SHELHAMER E, DARRELL T. Fully convolutional networks for semantic segmentation [C]. *Proceedings of 2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2015:3431-3440.
- [19] RONNEBERGER O, FISCHER P, BROX T. U-Net: Convolutional networks for biomedical image segmentation[J]. *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention*, 2015, 56(9):234-241.
- [20] YANG CH X, LI ZH L, LIU L P. Metal surface defects segmentation method using cycle generative adversarial networks on small datasets [C]. *Fourteenth International Conference on Graphics and Image Processing*, 2023: 127051K.
- [21] 赵恩玄,何云勇,沈宽,等. 基于深度学习的铸件 CT 图像分割算法[J]. *仪器仪表学报*, 2023, 44(11): 176-184.  
ZHAO EN X, HE Y Y, SHEN K, et al. Casting CT image segmentation algorithm based on deep learning[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2023, 44(11):176-184.
- [22] 帖军,朱祖桐,郑禄,等. 基于混合空洞卷积与特征融合的肝脏肿瘤图像分割[J]. *电子测量技术*, 2023, 46(22):122-130.  
TIE J, ZHU Z T, ZHENG L, et al. Casting CT image segmentation algorithm based on deep learning[J]. *Electronic Measurement Technology*, 2023, 46(22): 122-130.
- [23] SHEN ZH Q, CAO P, YANG H, et al. Co-training with high-confidence pseudo labels for semi-supervised medical image segmentation [C]. *Thirty-Second International Joint Conference on Artificial Intelligence*, 2023: 4199-4207.
- [24] XU Q, MA ZH CH, HE N, et al. DCSAU-Net: A deeper and more compact split-attention U-Net for medical image segmentation [J]. *ArXiv preprint arXiv: 2202.00972*, 2022.
- [25] ZHOU N, HONG J, CUI W Y, et al. A multiscale

- attention segment network-based semantic segmentation model for landslide remote sensing images [J]. *Remote Sensing*, 2024, 16(10):1712.
- [26] TERESA M, RORY T S, CHELSEA J N, et al. Implications of peak selection in the interpretation of unsupervised mass spectrometry imaging data analyses [J]. *Analytical Chemistry*, 2021, 93(4): 2309-2316.
- [27] AHMAD I, AMIN J, LALI I M, et al. A novel deeplabv3+ and vision-based transformer model for segmentation and classification of skin lesions [J]. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2024, 92: 106084.
- [28] LIU F Y, DING W Q, QIAO Y F, et al. Transfer learning-based encoder-decoder model with visual explanations for infrastructure crack segmentation: New open database and comprehensive evaluation [J]. *Underground Space*, 2024, 17:60-81.
- [29] ANNAMALAI L, RAMANATHAN V, THAKUR C S. Event MASK: A frame-free rapid human instance segmentation with event camera through constrained mask propagation [J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2024, 9(4):3948-3955.
- [30] 李梦霞,曹博,卢佳玮,等. 数学形态学区域分割的快速相位解包裹算法 [J]. *光学精密工程*, 2021, 29(11):2724-2733.
- LI M X, CAO B, LU J W, et al. Fast phase unwrapping algorithm for mathematical morphological region segmentation [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2021, 29(11): 2724-2733.
- [31] 肖引昌. 数学形态学在数字图像处理中的应用 [J]. *集成电路应用*, 2023, 40(2):297-299.
- XIAO Y CH. The application of mathematical morphology in digital image processing [J]. *Applications of IC*, 2023, 40(2):297-299.
- [32] 冯嘉钦,邱卫根,张立臣. 基于多尺度 UNet 的肾脏 CT 图像分割 [J]. *计算机应用与软件*, 2023, 40(8):221-227,243.
- FENG J Q, QIU W G, ZHANG L CH. Multiscale UNet-based segmentation of kidney CT images [J]. *Computer Applications and Software*, 2023, 40(8):221-227,243.
- [33] 张智斌. 基于 CT 图像的工件裂纹分割方法 [D]. 重庆:重庆大学,2022.
- ZHANG ZH B. Workpiece crack segmentation method based on CT images [D]. Chongqing: Chongqing University, 2022.

### 作者简介



**秦倩**, 2023 年于燕山大学获得学士学位, 现为重庆大学硕士研究生, 主要从事工业 CT 图像重建方面的研究。

E-mail: 2097106212@qq.com

**Qin Qian** obtained her B. Sc. degree from Yanshan University in 2023. She is currently a master's student at Chongqing University, mainly engaged in research on industrial CT image reconstruction.



**邹永宁** (通信作者), 2005 年于重庆大学获得硕士学位, 2014 年于重庆大学获得博士学位, 现为重庆大学副研究员, 硕士生导师, 主要从事工业 CT 图像重建、并行化计算、CT 图像可视化等方向研究。

E-mail: zynlxu@sina.com

**Zou Yongning** (Corresponding author) obtained his M. Sc. degree from Chongqing University in 2005 and his Ph. D. degree in 2014 from the same institution. He is currently an associate researcher and master's supervisor at Chongqing University, primarily engaged in research on industrial CT image reconstruction, parallel computing, and CT image visualization.