

DOI: 10.13382/j.jemi.B2205487

基于改进 SIFCM 和区域生长的三维 CT 图像 缺陷体积测量*

张理泽^{1,2} 沈宽^{1,2} 张博^{3,4}

(1. 重庆大学光电技术与系统教育部重点实验室 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; 3. 河南省电力线路舞动防治技术重点实验室 郑州 450052; 4. 国网河南省电力公司电力科学研究院 郑州 450052)

摘要:针对工件三维 CT 图像中孔洞和空腔缺陷体积测量问题,本文提出了一种基于改进型空间直觉模糊 C 均值聚类(NL-SIFCM)和三维区域生长的内部缺陷体积自动测量算法。首先对采集得到三维 CT 图像进行预处理;随后使用 NL-SIFCM 在三维 CT 图像上分割得到二值化缺陷图像组,同时针对三维 CT 图像切片间具有空间相似性改进得到快速算法;最后对二值化图像组进行三维区域生长得到缺陷体素数和空间结构,并将缺陷空间结构显示于三维可视化软件中辅助检测人员分析缺陷。实验结果表明,对于模拟缺陷的标准球体体积测量值相对误差在 1.0% 以内,具有较高测量精度;并通过实际工件检测验证了该算法适用性可有效满足 CT 检测需求。

关键词: 三维 CT 图像; 体积测量; 空间直觉模糊 C 均值聚类; 三维区域生长

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 535.10

Defect volume measurement in 3D CT image based on improved SIFCM and region growing

Zhang Lize^{1,2} Shen Kuan^{1,2} Zhang Bo^{3,4}

(1. Key Lab of Optoelectronic Technology and Systems, Ministry of Education, Chongqing University, Chongqing 400044, China; 2. Engineering Research Center of Industrial Computed Tomography Nondestructive Testing, Ministry of Education, Chongqing University, Chongqing 400044, China; 3. Henan Key Laboratory of Power Transmission Line Galloping Prevention and Control Technology, Zhengzhou 450052, China; 4. State Grid Henan Electric Power Research Institute, Zhengzhou 450052, China)

Abstract: This paper proposed an internal defect volume automatic measurement algorithm based on the improved spatial intuitionistic fuzzy C-means clustering (NL-SIFCM) and 3D region growing for measuring the volume of holes and cavities in 3D CT images of workpieces. Firstly, the acquired 3D CT images are pre-processed. Subsequently, NL-SIFCM was used to segment on 3D CT image to obtain a binarized defect image set, while a fast algorithm was obtained for 3D CT image having spatial similarity between slices. Finally, the binary defect image set for 3D region growing to obtain the defect voxel number and spatial structure, and the defect spatial structure is displayed in the 3D visualization software to assist inspectors in analyzing defects. The experimental results show that the measured volume of the standard spherical volume used to simulate defects has a relative error of less than 1.0%, indicating a high level of measurement accuracy. The applicability of the algorithm has been validated by actual workpiece inspection, demonstrating its effectiveness in meeting the demands of CT inspection.

Keywords: 3D CT image; volume measurement; spatial intuitionistic fuzzy C-means; 3D region growing

0 引言

竞争日益激烈的制造行业中,质量是赢得市场份额首要标准。工件生产过程中缺陷是限制工件质量重要因素,保证工件精密尺寸以及精准判定缺陷大小是企业提高质量的必然要求^[1]。因此通过测量缺陷尺寸评价工件状态具有现实意义,利用工业计算机断层扫描(computed tomography, CT)可直观、准确得到三维 CT 图像^[2],并利用 CT 图像对工件内部孔洞和空腔缺陷进行高精度体积测量,进而为工件设计和加工工艺改进提供指导。

近年来,已有许多学者针对三维 CT 图像缺陷体积测量问题进行研究。目前针对体积测量主要有两种方式:1)三维模型拟合法通过拟合得到三维模型进行测量。Sokac 等^[3]利用模糊 C 均值算法对目标进行分割随后对工件进行重建得到模型测量体积。Nagai 等^[4]基于 Morse 复数和建议目标部分候选边界分割后通过多边形化计算体积。Sentucq 等^[5]利用图割算法并重建三维模型得到眼眶体积。2)体素累加法通过统计缺陷所包含体素测量。高亭亭^[6]提出了一种高斯混合熵的缺陷识别算法并利用累加法评估缺陷体积。邓翔^[7]提出了一种包围盒选取内腔并使用区域生长和累加法的算法用于测量内腔体积。Hermanek 等^[8]采用体素累加法对材料 CT 图像孔隙率进行精度评估。Shimoyama 等^[9]利用自动体素累加法在已识别的肾脏轮廓基础上完成对肾脏体积测量。三维模型拟合法由于计算过程复杂需要生成三维模型;而目前所采用的累加法主要针对单一缺陷测量,但是实际工件中往往存在多个缺陷,此时需要人工选取感兴趣区域(region of interest, ROI)逐个测量效率较低。

基于上述方法存在的不足,本文提出了一种基于改进型空间直觉模糊 C 均值聚类和三维区域生长的三维 CT 图像缺陷体积测量算法,可在一次测量过程中完成对所有缺陷体积测量。该算法从三维 CT 图像的二维切片中分割得到被测工件的二值化缺陷图像组,并在此基础上使用三维区域生长算法完成对所有内部缺陷的体积测量并将缺陷空间结构回显至三维可视化软件中;实验表明该方法测量相对误差小于 1.0%,具有较高测量精度可满足 CT 检测需要。

1 体积测量方法

早期 CT 图像体积测量中通常使用台体公式法,即通过对每张切片进行轮廓跟踪和多项式拟合计算轮廓面积,随后利用式(1)将总体积分解为各段台体体积之和^[10],如图 1(a)所示。

$$V = \sum_{i=1}^{n-1} \frac{1}{3} (S_i + \sqrt{S_i S_{i+1}} + S_{i+1}) h \quad (1)$$

其中, S_i 为 CT 图像中第 i 张切片中轮廓面积, h 为切片层厚。该方法计算过程复杂,且纵向分辨率不足导致切片层厚较大因而测量精度不高。

随着锥束 CT 诞生,使得三维 CT 图像纵向分辨率和水平分辨率达到同一量级。因此使用体素累计法统计被测目标中所包含体素数,通过已知单体素尺寸即可计算得到被测目标体积如式(2)所示。

$$V = n V_{\text{voxel}} \quad (2)$$

其中, V_{voxel} 为单体素体积, n 表示被测目标包含体素数^[8]。

体素累加法由于简单、测量精度高目前已经成为体积计算中的重要方法。图 1(b)所示为体素累加法测量四棱锥体积示意图,其中红色立方体表示体素。考虑到测量效率和精度本文中使用时素累加法实现体积计算。

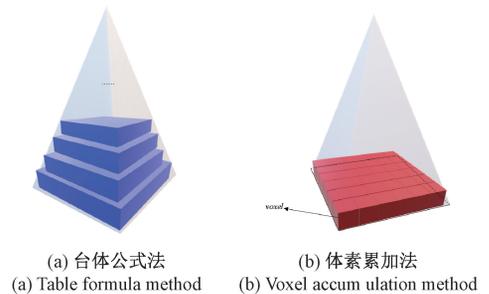


图 1 体积计算方法示意图

Fig. 1 Schematic diagram of the volume calculation methods

2 三维 CT 图像缺陷体积测量算法

2.1 图像预处理

三维 CT 图像由于其成像原理限制导致其灰度分布不合理,在部分区域过于集中进而使被测目标边缘特征模糊,因此考虑对图像进行预处理。首先对图像进行窗宽/窗位调节,使图像灰度分布更加均匀有利于显示图像中细节。窗宽/窗宽调节公式如式(3)所示:

$$g(i, j) = \begin{cases} f(i, j), & f(i, j) < low \\ \frac{255}{up - low} \cdot f(i, j), & low \leq f(i, j) \leq up \\ f(i, j), & f(i, j) > up \end{cases} \quad (3)$$

式中: $f(x, y)$ 和 $g(x, y)$ 分别为调节前后的图像, up 和 low 分别为调节灰度上下限。

CT 图像重建受到各个环节因素限制如辐射剂量、软件算法、硬件设备等导致重建后 CT 图像中不可避免地会引入噪声。针对原始图像中存在噪声和边缘不突出特点,考虑使用引导滤波在过滤噪声同时保留图像边缘特

征^[11]。引导滤波是一种在滤波过程中有效保留图像边缘信息的一种特殊滤波器。引导滤波器可定义为：

$$q_i = \sum_j W_{ij}(I) p_j \quad (4)$$

式中： p_i 和 q_i 分别为输入输出图像， I 为引导图像， W_{ij} 为根据引导图像确定的权重值。当引导图像 I 与输入图像 p_i 一致时，引导滤波器就转换为保边滤波器。

2.2 模糊聚类算法

CT 图像由于噪声、部分容积效应和伪影导致图像出现模糊，传统图像处理方法不能很好地对目标进行处理，模糊聚类算法自诞生以来就是用于处理模糊数据，因此使用模糊聚类算法对处理 CT 图像具有现实意义。

1) 空间直觉模糊 C 均值聚类

模糊 C 均值算法 (fuzzy C-means, FCM) 通过引入隶属度矩阵 u 使得每个数据可以属于多个簇^[12]。该算法原理为利用数据 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 与聚类中心 v_j 间距离，通过迭代最小化目标函数将数据划分为 C 类。当算法收敛时即可根据各数据对各聚类中心的隶属度完成聚类划分。空间直觉模糊 C 均值聚类算法 (spatial intuitionistic fuzzy C-means, SIFCM)，在 FCM 算法基础上通过引入空间信息和直觉模糊集得到。SIFCM 算法的目标函数 $\min J$ 和约束条件为^[13]：

$$\min J = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^C u_{ji}^m \|x_i - v_j\|^2, \text{ s. t. } \sum_{j=1}^C u_{ji} = 1 \quad (5)$$

式中： u_{ji} 为 x_i 对第 j 类聚类的隶属度， v_j 为第 j 类聚类中心， m 为模糊权重参数通常设置为 2。拉格朗日乘法可计算约束条件下的多元方程组最优化问题，根据拉格朗日乘法得到 u_{ji} 和 v_j 迭代公式如式 (6)、(7) 所示，当两次迭代小于阈值时则终止迭代。

$$u_{ji} = 1 / \sum_{k=1}^C (\|x_i - v_j\| / \|x_i - v_k\|)^{\frac{2}{m-1}} \quad (6)$$

$$v_j = \sum_{i=1}^n u_{ji}^m x_i / \sum_{i=1}^n u_{ji}^m \quad (7)$$

直觉模糊集 (intuitionistic fuzzy set, IFS) 是对传统模糊集的一种扩展，为更好地反应数据中的不确定性和未知性^[14]，对数据 x 的犹豫度 $\pi_{A(x)}$ 可被定义为：

$$\pi_{A(x)} = 1 - u_{A(x)} - v_{A(x)} \quad (8)$$

式中： $u_{A(x)}$ 为对数据 x 的隶属度， $v_{A(x)}$ 为对数据 x 的非隶属度，显然 $0 \leq \pi_{A(x)} \leq 1$ 。由于直觉模糊集中不能简单将非隶属度定义为 $1 - u_{A(x)}$ ，通常使用直觉模糊生成器生成非隶属度来构建 IFS。对于一个给定隶属度 $u_{A(x)}$ 的 Sugeno 型非隶属度可计算如下^[15]：

$$v_{A(x)} = (1 - u_{A(x)}) / (1 + \lambda u_{A(x)}), \lambda > 0 \quad (9)$$

随后便可并利用犹豫度和隶属度得到直觉隶属度 u'_{ji} ，定义为：

$$u'_{ji} = u_{ji}(x) + \pi_{ji}(x) = (1 + \lambda) u_{ji} / 1 + \lambda u_{ji} \quad (10)$$

此外，图像存在一个重要特征其邻域像素高度相关，

有更高概率被分到同一聚类中，SIFCM 中引入空间函数，定义如下^[16]：

$$h_{ji} = \sum_{k \in NB(x_i)} u_{jk} \quad (11)$$

式中： $NB(x_i)$ 为 x_i 邻域，一般采用等值权重掩膜得到空间函数 h_{ji} 。空间函数 h_{ji} 表示 u_{ji} 的邻域隶属度在第 j 类相关度。如果大多数邻域隶属度属于同一个类，则该点隶属度的空间函数在特定簇中较高。由此将空间信息引入隶属度中更新迭代公式为：

$$u'_{ji} = \frac{u_{ji}^p h_{ji}^q}{\sum_{k=1}^C u_{jk}^p h_{jk}^q} \quad (12)$$

式中： p 和 q 分别用于控制初始隶属度 u_{ji} 和空间函数 h_{ji} 的相对权重。通过在 FCM 算法基础上引入犹豫度和空间函数即可得到 SIFCM 算法。

2) 改进型空间直觉模糊 C 均值聚类

基于上小节介绍，在有噪声的图像中可通过空间信息充分利用邻域隶属度关系减少误分类像素数量从而提高图像分割精度。但 SIFCM 算法中只是简单地使用等值权重掩膜，无法充分利用邻域隶属度冗余信息。受非局部思想启发，本文将该思想引入聚类中的隶属度计算得到 NL-SIFCM 算法。非局部思想认为全局信息中每个点间都存在相似性，可通过全局信息搜索相似性深入挖掘冗余信息^[17]。

理论上，非局部空间信息需要考虑全部隶属度相似度，但是在实现过程中考虑计算速度的效率问题，通常会设置两个固定大小窗口：搜索窗口 W^d 和邻域窗口 W^d 。通过引入以待处理点为中心的邻域窗口避免单点不可靠问题，将邻域窗口在搜索窗口中滑动确定相似度，如图 2 所示。

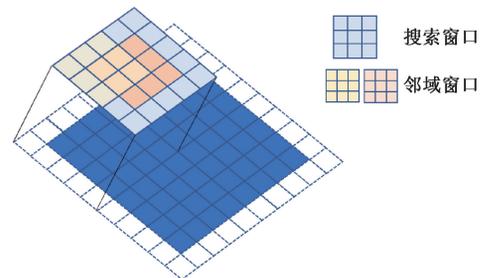


图 2 非局部信息计算示意图

Fig. 2 Schematic diagram of non-local information calculation

基于非局部思想，可将非局部空间信息函数定义为：

$$h_{ji} = \sum_{z \in W_i^d} w(i, z) \cdot u_{jz} \quad (13)$$

其中， h_{ji} 表示 u_{ji} 的非局部空间信息， u_{jz} 为以 u_{ji} 为中心的 $d \times d$ 邻域内各个第 j 类中心隶属度。 $w(i, z)$ 表示为 u_{ji} 与 u_{jz} 间的权重，权重大小取决于两者间相似度；在搜

索窗口 W_i^d 内与 u_{ji} 隶属度越相近则具有较大权重, 权重公式如下所示:

$$w(i, z) = \frac{1}{Z(i)} \exp\left(-\frac{\|u_{ji} - u_{jz}\|^2}{h^2}\right) \quad (14)$$

式中: $\|u_{ji} - u_{jz}\|^2$ 的计算过程可表示为式(15), $Z(i)$ 表示归一化常数可定义为式(16)。

$$\|u_{ji} - u_{jz}\|^2 = \frac{1}{d^2} \sum_{n \in W_i^d} \|u_{j(i+n)} - u_{j(z+n)}\|^2 \quad (15)$$

$$Z(i) = \sum \exp\left(-\frac{\|u_{ji} - u_{jz}\|^2}{h^2}\right) \quad (16)$$

式中: n 表示为邻域窗口 W_i^d 内的偏移量, h 为平滑参数。

本文考虑将非局部空间信息引入空间函数后将式(13)替换为式(11), 得到基于非局部空间的改进型空间直觉模糊 C 均值聚类算法 (non-local spatial intuitionistic fuzzy C-means, NL-SIFCM), 算法流程如图 3 所示。

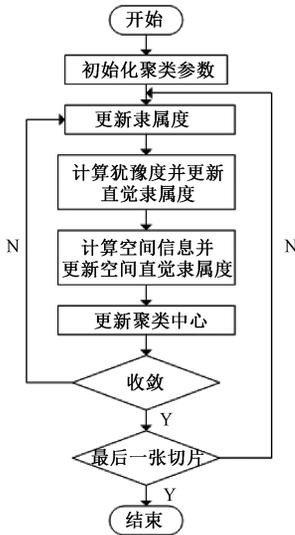


图 3 NL-SIFCM 算法流程

Fig. 3 NL-SIFCM algorithm flow chart

同时针对本文处理三维 CT 图像的切片间具有空间相似性, 即两张连续切片间图像结构基本保持不变。因此在迭代中可考虑将上层切片结束后的隶属度作为下层切片起始隶属度。通过该改进后, 每张切片不需要从初始状态开始计算, 隶属度只需要经过少量迭代后便可达到收敛, 大大节约了算法运行时间。由此从标准 NL-SIFCM 算法得到快速 NL-SIFCM 算法。

2.3 三维区域生长

通过快速 NL-SIFCM 算法得到二值化缺陷图像组后, 在三维 CT 图像的体积测量中通常需要涉及在不同切片图像间中进行搜索合并连通区域。

区域生长 (region growing) 是数字图像处理中一种常

见的图像搜索方法^[18]。区域生长算法根据搜索区域不同可分为二维区域生长和三维区域生长, 如图 4 所示。二维区域生长中搜索区域局限为二维平面中当前像素的 4 邻域或 8 邻域中, 而三维区域生长将搜索区域从二维平面拓展为三维空间中通过检查当前像素的 26 邻域。

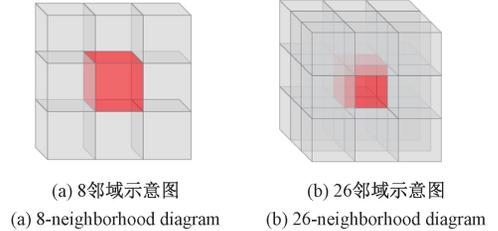


图 4 二维三维数据中体素的邻域
Fig. 4 Neighborhood of voxels in 2D and 3D data

区域生长算法中第 1 步就是选取种子点, 种子点选取直接决定区域生长效果。传统区域生长算法中种子点选取通常需要人工交互指定, 本文中为了实现缺陷体积自动测量, 在种子点选取中引入图像矩^[19]。图像矩是指图像中某些特定像素灰度值加权平均值, 可以通过图像矩获得图像面积、质心和方向等信息, 其中第 $i+j$ 阶图像矩为:

$$m_{ij} = \sum_x \sum_y x^i y^j I(x, y) \quad (17)$$

式中: $I(x, y)$ 为图像中 (x, y) 处灰度值。图像一阶矩在物理意义上可表示图像目标区域的质心, 因此本文考虑使用质心作为缺陷部分种子点, 质心 $\{\bar{x}, \bar{y}\}$ 可由一阶矩推导得到:

$$\{\bar{x}, \bar{y}\} = \left\{ \frac{m_{10}}{m_{00}}, \frac{m_{01}}{m_{00}} \right\} \quad (18)$$

同时针对部分缺陷质心不位于缺陷处则采用边缘点作为种子点。

经过区域生长第 1 步种子点自动选取得到种子点。考虑处理对象为二值图像, 生长准则可制定为检查当前种子点的 26 邻域灰度值, 若灰度为 255 且该点未被生长过, 则将该点加入当前区域中, 并将该邻域点坐标压入生长队列中。通过不断从队首取出坐标并检查其邻域像素, 完成区域生长。在生长过程中注意检查 26 邻域坐标是否会超出图像范围和图像组范围, 若超出则跳过该点。同样终止条件也不复杂, 当生长队列中已没有任何坐标时即可认为本次区域生长完成, 得到缺陷标记, 再从下一种子点开始继续根据生长准则和终止条件得到。依次遍历图像组中的每一张切片即可得到全部缺陷标记。使用三维区域生长配合体素累加法, 可在生长过程中同时完成缺陷体素统计和空间结构标记。

2.4 测量算法总体流程

在快速 NL-SIFCM 算法分割缺陷基础上结合三维区

域生长,本文中提出了一种三维 CT 图像孔洞和空腔缺陷体积自动测量算法。测量算法流程如图 5 所示。

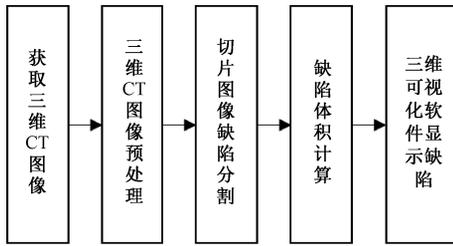


图 5 测量算法流程

Fig. 5 Flow chart of measurement algorithm

1) 三维 CT 图像获取:使用三维 CT 检测仪对工件进行锥束扫描后通过三维重建算法得到工件的三维 CT 图像。

2) 图像预处理:对原始图像进行窗宽/窗位调节增强工件与背景对比度后,再利用引导滤波对图像进行降噪。

3) 缺陷图像分割:得到预处理后图像采用快速 NL-SIFCM 算法对三维 CT 图像中的每张切片进行分割得到二值化图像。由于二值化图像中只包含背景和工件的实体部分,因此需要对其内部缺陷进行反相提取求得缺陷部分。

4) 缺陷体积计算:根据三维区域生长算法配合体素累加法,在第 3) 步中分割得到的二值化缺陷图像进行缺陷标记和体素统计以得到每个缺陷空间结构以及体积测量值。

5) 缺陷可视化:在完成对缺陷标记得到缺陷空间结构后,将缺陷空间结构调用相应接口回显至三维可视化软件中,便于检测人员对缺陷空间结构进行分析。

3 实验结果与分析

3.1 实验平台

本文实验所有采集数据均来自重庆真测科技股份有限公司 CD-300BX/ μ CT 微焦 CT 检测仪。该型号微焦 CT 以 X 射线三维扫描成像方式具有微米尺寸超高分辨力。图像处理平台配置为 Intel Core i7-7700K、Nvidia RTX 3090 和 32 GB 内存,编程开发环境基于 Visual Studio 2017 并配置 OpenCV4.1.3 计算机视觉库。

3.2 精度验证实验

为了验证本文提出算法的可行性和测量精度,考虑到 CT 成像对外部结构和内部结构原理是一致的,选取经检定的 2 个直径 5.000 mm 和 4 个直径 2.000 mm 的氮化硅材料标准球体模拟缺陷进行体积测量验证。扫描重建得到三维 CT 图像如图 6 所示,重建图像尺寸为 1 484×1 484×1 424 pixels,单体素尺寸为 512.768 μm^3 。

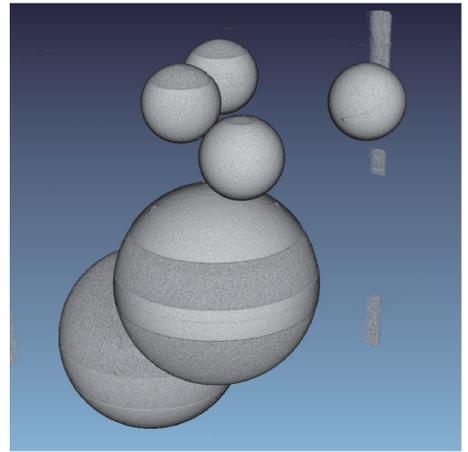


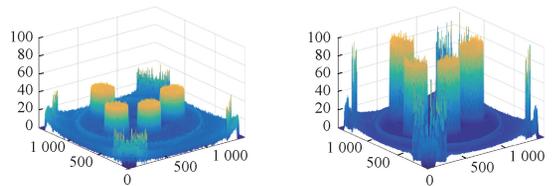
图 6 标准球三维 CT 图像

Fig. 6 Standard balls 3D CT image

得到三维 CT 图像后,使用窗宽/窗位调节和引导滤波对原始二维切片图像进行处理。首先使用窗宽/窗位调节进行图像增强,提升工件与背景对比度,随后为了降低 CT 重建中带来的噪声使用引导滤波将图像纹理和细节更清晰。预处理前后图像效果如图 7 所示。经增强后标准球体轮廓清晰、球体与背景对比度显著提升有利于后续的图像处理,这点从三维灰度分布图中也可直观体现。



(a) 预处理前图像 (b) 预处理后图像
(a) Pre-processed image (b) Post-processed image



(c) 图(a)三维灰度分布图 (d) 图(b)三维灰度分布图
(c) Fig.(a) 3D grayscale distribution (d) Fig.(b) 3D grayscale distribution

图 7 图像预处理对比

Fig. 7 Image pre-processing comparison chart

为了验证本文方法缺陷分割的有效性,将 NL-SIFCM 与 FCM 和 SIFCM 进行对比用以测试算法分割效果。通过测试聚类算法部分参数设置如下^[20]: $C = 2, p = 1, q = 2, \varepsilon < 10^{-4}, \lambda = 0.5$,非局部搜索窗口为 9×9 ,邻域窗口为 3×3 。由于考虑到本文使用和对对比算法均为聚类算

法,在聚类算法中通常使用划分系数 (partition coefficient, V_{pc}) 和划分熵 (partition entropy, V_{pe}) 评估聚类性能定义为^[21]:

$$V_{pc} = \left(\sum_{j=1}^C \sum_{i=1}^N u_{ji}^2 \right) / N \quad (19)$$

$$V_{pe} = - \left(\sum_{j=1}^C \sum_{i=1}^N u_{ji} \lg u_{ji} \right) / N \quad (20)$$

其中, u_{ji} 表示元素 x_i 对第 j 类聚类的隶属度, N 为元素数量, c 为聚类数。划分系数越大说明像素分类越明确,聚类性能更好;划分熵越小则说明算法分割精度越高,聚类效果越好。

本文在二维切片图像中选择 3 张具有代表性的 #247、#589、#1110 切片进行展示并在其中选择了一个 ROI 突出对比,如图 8、9 所示。从图 9 中的 ROI 放大图可以看到,由于 FCM 算法没有考虑邻域像素内的空间信息,因此没有抑制孤立点能力,分割后 ROI 图像中依然存在大量孤立的错误划分点。SIFCM 和 NL-SIFCM 算法在 FCM 算法基础上引入空间函数,可以看到在 #1110 切片中存在环形伪影,利用空间函数可有效减少伪影噪声的影响。NL-SIFCM 算法是考虑邻域隶属度的权重关系而非简单等值权重,可得到比 SIFCM 算法更好分割结果,噪点可得到减少甚至消除。从表 1 聚类评估指标的对比中,同样可以看出 NL-SIFCM 算法相较 SIFCM 和 FCM 算法,在多数指标上也更理想。

表 1 不同算法的聚类评估结果
Table 1 Clustering evaluation results of different algorithms

切片编号	算法	V_{pc}	V_{pe}
#220	FCM	0.994 359	0.019 299 6
	SIFCM	0.999 591	0.000 335 5
	NL-SIFCM	0.999 557	0.000 323 0
#500	FCM	0.980 381	0.030 785 9
	SIFCM	0.998 070	0.002 006 9
	NL-SIFCM	0.999 193	0.000 664 6
#1130	FCM	0.994 615	0.014 708 8
	SIFCM	0.999 352	0.000 549 2
	NL-SIFCM	0.999 428	0.000 477 1

随后在切片图像中选择两组连续切片将本文所提快速 NL-SIFCM、标准 NL-SIFCM 与快速 SIFCM 的运行时间进行对比。上述算法均基于 CPU 平台测试得到运行时间,从表 2 中可以看到两种 NL-SIFCM 的平均单次迭代时间总体上相似,但是快速 NL-SIFCM 算法依靠减少迭代次数从而减少运行时间。此外由于引入非局部空间信息导致计算量增加,因此相较于快速 SIFCM 算法,快速 NL-SIFCM 算法计算时间增加明显。

考虑到本文所提算法具有高并行性的特点,使用统

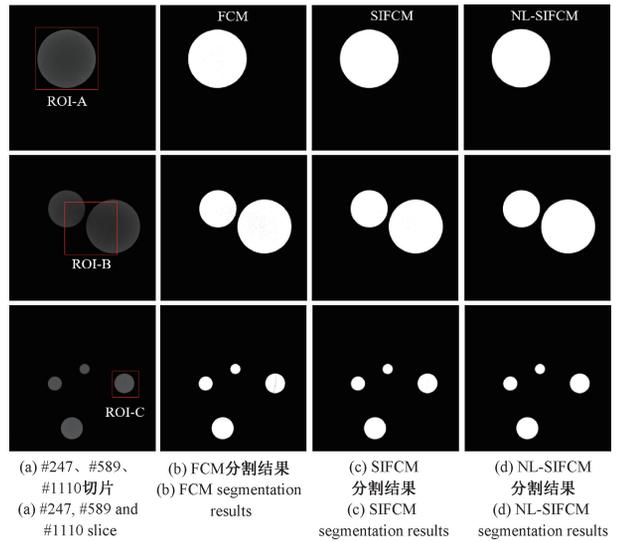


图 8 原始图像与 FCM、SIFCM 和 NL-SIFCM 分割结果对比
Fig. 8 Comparison of segmentation results of original image, FCM, SIFCM and NL-SIFCM

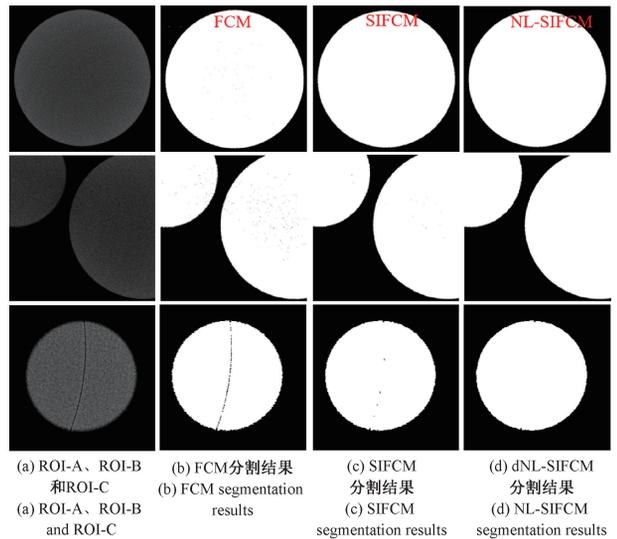


图 9 ROI 与 FCM、SIFCM 和 NL-SIFCM 分割结果对比
Fig. 9 Comparison of segmentation results of ROI, FCM, SIFCM and NL-SIFCM

一计算架构 (compute unified device architecture, CUDA) 完成快速 NL-SIFCM 实现,通过 GPU 开启大量线程并行处理数据以提高运行速度。从表 2 基于 CPU 和 CUDA 的快速 NL-SIFCM 运行时间对比中可知,两者迭代次数基本保持相同,而基于 CPU 的快速 NL-SIFCM 是单线程处理数据导致运行效率不高,因此基于 CUDA 的算法运行时间的减少可视作为由于引入 CUDA 后开启多线程处理带来。通过使用 CUDA 加速算法可有效减少检测中的等待时间,提升工程实用性。

表 2 不同算法的运行时间对比

Table 2 Running time comparison of different algorithms

切片编号	算法	迭代次数	运行时间/s
#300~#400	快速 SIFCM(CPU)	292	40.051
	标准 NL-SIFCM(CPU)	532	511.107
	快速 NL-SIFCM(CPU)	274	263.312
	快速 NL-SIFCM(CUDA)	268	69.285
#900~#1000	快速 SIFCM(CPU)	397	54.196
	标准 NL-SIFCM(CPU)	659	601.831
	快速 NL-SIFCM(CPU)	364	325.779
	快速 NL-SIFCM(CUDA)	369	87.574

在完成对三维 CT 图像分割得到二值化图像组后,随后使用三维区域生长算法标记不同切片中同属一个连通区域缺陷并通过统计缺陷体素数得到缺陷体积。最后将标记的缺陷空间结构回显至三维可视化软件中,并通过将不同缺陷赋予不同颜色便于检测人员对缺陷空间结构进行分析,检测得到标准球空间结构如图 10 所示,同时体积测量结果如表 3 所示。经测试使用三维区域生长的体积测量时间为 27.93 s。

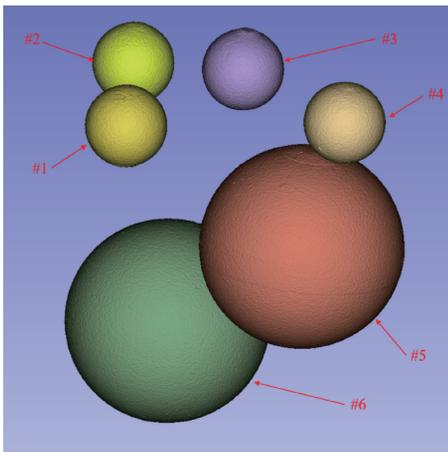


图 10 检测结果图

Fig. 10 Test results chart

表 3 标准球体体积测量值

Table 3 Volume measurement values of standard balls

球体直径/ mm	标准体积/ mm ³	缺陷编号	测量体积/ mm ³	相对误差/ %
2	4.188 8	#1	4.178 1	-0.26
		#2	4.179 6	-0.22
		#3	4.166 5	-0.53
		#4	4.164 3	-0.58
		#5	65.210 7	-0.36
		#6	65.182 2	-0.41

从表 3 中可以看到测量体积的相对误差在 1.0% 以内,可满足 CT 高精度测量的需求^[22]。同时表中测量体

积较标准体积偏小,通过进一步分析发现,误差主要出现于三维 CT 图像的标准球球冠部分,由于扫描过程中存在扫描层厚导致在对球冠曲率变化较明显的区域会出现灰度过渡区,导致分割区域偏小进而导致测量结果偏离标准体积,球冠处连续切片图如图 11 所示。

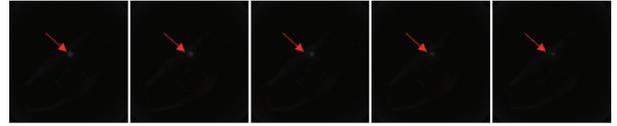


图 11 球冠处连续切片图

Fig. 11 Serial slices at the spherical cap

3.3 实际工件实验

本节中使用 3 个实际工件验证所提算法适用性,其中 3 个工件分别为编织材料工件、喷嘴工件和发动机叶片工件。编织材料工件三维 CT 图像如图 12(a) 所示,图像中单体素尺寸为 0.000 23 mm³;喷嘴工件三维 CT 图像如图 12(b) 所示,单体素尺寸为 0.000 37 mm³;发动机叶片三维 CT 图像如图 12(c) 所示,单体素尺寸为 0.000 18 mm³。



(a) 编织材料工件
(a) Woven material workpiece

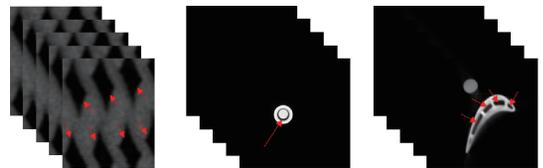
(b) 喷嘴工件
(b) Nozzle workpiece

(c) 发动机叶片
(c) Engine blade workpiece

图 12 待测工件

Fig. 12 Workpieces to be tested

本文中在编织材料工件中选取一个 50×60×50 pixels 的 ROI 内孔洞缺陷进行检测;并在喷嘴工件中选取 10 层切片内的空腔缺陷作为检测目标;在叶片工件中选取了 30 层切片内的空腔进行检测。图 13 中展示了部分待检测缺陷,并使用箭头标记。



(a) 编织材料工件
(a) Woven material workpiece

(b) 喷嘴工件
(b) Nozzle workpiece

(c) 发动机叶片
(c) Engine blade workpiece

图 13 待测 ROI 区域

Fig. 13 ROI images to be tested

使用本文所提算法对 3 个工件的 ROI 中缺陷进行测

量,将得到的缺陷空间结构显示于三维可视化软件中如图 14 所示,其中图 14(a)中展示了编织材料中的空洞缺陷、图 14(b)则展示了喷嘴工件中的空腔缺陷、图 14(c)则展示了发动机叶片工件中的空腔。由于内部缺陷位于工件内部且无法精确测量其体积标准值,因此本文中的人工标注缺陷体积值作为标准值,同时将本文算法与使用 FCM 算法分割、SIFCM 算法分割后三维区域生长统计体积后的方法(简称为算法 1 与算法 2)进行对比,体积测量结果如表 4 所示。

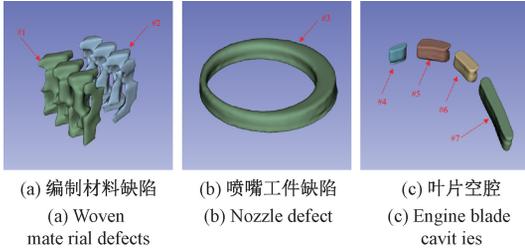


图 14 实际工件检测图

Fig. 14 Actual workpieces inspection chart

表 4 不同算法的缺陷体积测量值

Table 4 Defect volume measurements for different algorithms

编号	标准体积/mm ³	算法 1		算法 2		本文所提算法	
		测量值/mm ³	相对误差/%	测量值/mm ³	相对误差/%	测量值/mm ³	相对误差/%
#1	5.855 8	5.976 1	2.05	5.802 7	-0.91	5.805 2	-0.86
#2	4.787 9	4.870 2	1.72	4.825 4	0.78	4.819 8	0.65
#3	4.856 4	4.900 6	0.91	4.863 6	0.15	4.863 0	0.14
#4	1.905 8	1.928 4	1.18	1.912 6	0.36	1.908 8	0.16
#5	4.623 4	4.592 9	-0.66	4.601 3	-0.48	4.603 4	-0.43
#6	6.036 4	6.067 3	0.51	6.029 2	-0.12	6.029 5	-0.11
#7	8.875 6	8.784 5	-1.02	8.828 2	-0.53	8.830 5	-0.51

从表 4 对实际工件缺陷测量结果可知,由于没有考虑空间信息,因此对于#1、#2 缺陷算法 1 的体积相对误差相较于算法 2 和本文提出算法偏大,通过引入空间信息后可有效提高图像分割准确性从而提高测量精度。对于#3 缺陷,由图 13(b)中可以看到喷嘴工件中的空腔缺陷边缘轮廓较为清晰、空间结构较简单,因此体积相对误差相较于#1、#2 缺陷偏小。此外,由于图像中缺陷结构较为简单因此本文提出算法和算法 2 的测量结果较为相似,但仍优于算法 1 测量结果。对叶片工件的空腔测量可以看到,本文提出算法和算法 2 测量趋势较为一致,并且由于引入非局部思想因此可获得比算法 2 更好测量结果。通过实际工件检测实验验证了本文所提出算法有较高的检测精度,体积相对误差在 1.0% 内,实际工件检测结果与标准球检测结果相符,检测效果满足工业 CT 检测需要。

4 结 论

针对三维 CT 图像内部缺陷体积测量问题,本文提出了一种基于快速 NL-SIFCM 和三维区域生长的自动测量算法。使用快速 NL-SIFCM 算法在三维 CT 图像中分割得到缺陷二值化图像组,随后使用三维区域生长配合体素累加法完成缺陷体素统计和空间结构标记并回显至三维可视化软件中以辅助检测人员对缺陷结构进行分析。本文中为解决 NL-SIFCM 算法检测速度较慢问题,在改进快速算法和 CUDA 加速基础上得到约 7 倍加速比,提升了工程实践中实用性。同时为验证本文算法测量精度,对 6 个标准球进行体积测量实验。实验结果表明,6 个标准球体积的相对误差都在 1.0% 以内,具有较高检测精度。在实际工件检测和分析上,证明了该方法适用性和工程应用价值。

参考文献

- [1] LIU S, LIU F, YANG Y, et al. Nondestructive evaluation 4.0: Ultrasonic intelligent nondestructive testing and evaluation for composites [J]. *Research in Nondestructive Evaluation*, 2020, 31(5-6): 370-388.
- [2] CARMIGNATO S. *Industrial X-ray Computed Tomography* [M]. Cham: Springer International Publishing, 2018.
- [3] SOKAC M, BUDAK I, KATIC M, et al. Improved surface extraction of multi-material components for single-source industrial X-ray computed tomography [J]. *Measurement*, 2020, 153: 107438.
- [4] NAGAI Y, OHTAKE Y, SUZUKI H. SegMo: CT volume segmentation using a multi-level Morse complex [J]. *Computer-Aided Design*, 2019, 107: 23-36.
- [5] SENTUCQ C, SCHLUND M, BOUNET B, et al. Overview of tools for the measurement of the orbital volume and their applications to orbital surgery [J]. *Journal of Plastic, Reconstructive & Aesthetic Surgery*, 2021, 74(3): 581-591.
- [6] 高亭亭. 3D 打印复杂点阵结构的缺陷检测及三维可视化表征[D]. 秦皇岛: 燕山大学, 2020.
GAO T T. Defect detection and three-dimensional visualization characterization of complex lattice structure in 3D printing [D]. Qinhuangdao: Yanshan University, 2020.
- [7] 邓翔. 工业 CT 三维测量算法研究及软件设计[D]. 重庆: 重庆大学, 2015.
DENG X. Algorithm development and software design for three-dimensional measurement in industrial CT [D]. Chongqing: Chongqing University, 2015.
- [8] HERMANEK P, CARMIGNATO S. Porosity

- measurements by X-ray computed tomography: Accuracy evaluation using a calibrated object [J]. Precision Engineering, 2017, 49: 377-387.
- [9] SHIMOYAMA H, ISOTANI S, CHINA T, et al. Automated renal cortical volume measurement for assessment of renal function in patients undergoing radical nephrectomy [J]. Clinical and Experimental Nephrology, 2017, 21(6): 1124-1130.
- [10] 谢家龙, 李林升, 林国湘, 等. 基于工业 CT 的复杂封闭腔体体积与曲面积的测量[J]. 核电子学与探测技术, 2014, 34(5): 580-586.
- XIE J L, LI L SH, LIN G X, et al. Measurement of complex closed lumen volume and surface area based on industrial computed tomography[J]. Nuclear Electronics & Detection Technology, 2014, 34(5): 580-586.
- [11] 蔡彪, 沈宽, 付金磊, 等. 基于 Mask R-CNN 的铸件 X 射线 DR 图像缺陷检测研究 [J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(3): 61-69.
- CAI B, SHEN K, FU J L, et al. Research on defect detection of X-ray DR images of casting based on Mask R-CNN [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(3): 61-69.
- [12] 康宁宁, 李川, 曾虎, 等. 采用 FCM 聚类与改进 SVR 模型的窃电行为检测 [J]. 电子测量与仪器学报, 2017, 31(12): 2023-2029.
- KANG N N, LI CH, ZENG H, et al. Electric larceny detection using FCM clustering and improved SVR model [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2017, 31(12): 2023-2029.
- [13] 兰蓉, 林洋. 抑制式非局部空间直觉模糊 C 均值图像分割算法 [J]. 电子与信息学报, 2019, 41(6): 1472-1479.
- LAN R, LIN Y. Suppressed non-local spatial intuitionistic fuzzy C-means image segmentation algorithm [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2019, 41(6): 1472-1479.
- [14] ATANASSOV K. Intuitionistic fuzzy sets [J]. International Journal Bioautomation, 2016, 20: 1.
- [15] KUMAR D, AGRAWAL R K, VERMA H. Kernel intuitionistic fuzzy entropy clustering for MRI image segmentation [J]. Soft Computing, 2020, 24(6): 4003-4026.
- [16] BI A, YING W, QIAN Z. Spatial fuzzy clustering and its application for MRI and CT image segmentation [J]. Journal of Medical Imaging and Health Informatics, 2021, 11(2): 409-412.
- [17] HEO Y C, KIM K, LEE Y. Image denoising using non-local means (NLM) approach in magnetic resonance (MR) imaging: A systematic review [J]. Applied Sciences, 2020, 10(20): 7028.
- [18] SHRIVASTAVA N, BHAERI J. Automatic seeded region growing image segmentation for medical image segmentation: A brief review [J]. International Journal of Image and Graphics, 2020, 20(3): 2050018.
- [19] QIAO S, XIA Y, ZHI J, et al. Automatic liver segmentation method based on improved region growing algorithm [C]. 2020 IEEE 4th Information Technology, Networking, Electronic and Automation Control Conference (ITNEC). IEEE, 2020, 1: 644-650.
- [20] TRIPATHY B K, BASU A, GOVEL S. Image segmentation using spatial intuitionistic fuzzy C means clustering [C]. 2014 IEEE International Conference on Computational Intelligence and Computing Research. IEEE, 2014: 1-5.
- [21] CHEN J, PI D. A cluster validity index for fuzzy clustering based on non-distance [C]. 2013 International Conference on Computational and Information Sciences. IEEE, 2013: 880-883.
- [22] 黎维华, 王远, 谭秀兰, 等. X 射线 CT 技术体积重构法表征异形泡沫金密度 [J]. 强激光与粒子束, 2015, 27(3): 181-185.
- LI W H, WANG Y, TAN X L, et al. Density characterization of gold foam sample with abnormal surface using X-ray CT technology [J]. High Power Laser and Particle Beams, 2015, 27(3): 181-185.

作者简介



张理泽, 2019 年于中国计量大学获得学士学位, 现为重庆大学硕士研究生, 主要研究方向为工业 CT 图像处理。

E-mail: zhanglize@cqu.edu.cn

Zhang Lize received his B. Sc. degree in 2019 from China Jiliang University. Now he is a M. Sc. candidate in Chongqing University. His main research interest includes industrial CT image processing.



沈宽 (通信作者), 分别于 1999 年、2002 年和 2010 年在重庆大学获得学士、硕士及博士学位, 现为重庆大学副研究员。主要研究方向为工业 CT、DR 图像处理、图像重建、图像缺陷识别。

E-mail: shenk@cqu.edu.cn

Shen Kuan (Corresponding author) received his B. Sc. degree, M. Sc. degree and Ph. D. degree from Chongqing University in 1999, 2002 and 2010, respectively. Now he is an associate professor in Chongqing University. His main research interests include industrial CT and DR image processing, image reconstruction and image defect recognition.