

基于图像处理的泡沫金属孔结构分析

达文豪¹ 王录才¹ 王艳丽^{1,2} 游晓红¹ 黄闻战¹ 王芳¹
(1.太原科技大学材料科学与工程学院; 2.中北大学材料科学与工程学院)

摘 要 使用一种基于 Python 语言的图像处理技术,对泡沫金属孔隙的横截面积、孔穴棱边周长、费雷特直径、孔隙形态等参数进行精确表征,实现对泡沫金属图像的相对密度批量化计算及输出。检测结果精确到了 0.001,对单个孔隙进行特征表征只需 0.008 5 s,较传统方法缩短了 82.354 5 s,对 146 个孔隙进行特征表征只需 1.241 s。

关键词 泡沫金属;表征分析方法;图像处理

中图分类号 TP311;TG146 **文献标志码** A

DOI:10.15980/j.tzzz.2023.08.006 **开放科学(资源服务)标识码(OSID):**

Fabric Metal Pore Structure Analysis Based on Image Processing
Da Wenhao¹, Wang Lucai¹, Wang Yanli^{1,2}, You Xiaohong¹, Huang Wenzhan¹, Wang Fang¹
(1.School of Material Science and Technology, Taiyuan University of Science and Technology;
2. School of Materials Science and Engineering, North University of China)

Abstract: An image processing technology based on Python language was applied to accurately characterize parameters such as the cross-sectional area, hole edge circumference, Ferret diameter and pore morphology of metal foam pores, so as to achieve mass calculation and output of the relative density of metal foam images. The detection result is accurate to 0.001. It takes only 0.008 5 s to characterize a single pore, which increases the detection efficiency by 82.354 5 s compared with the traditional method, and takes only 1.241 s to characterize 146 pores.

Key Words: Metal Foam, Characterization Analysis Method, Image Processing

泡沫金属材料已广泛应用于汽车、航空航天和建筑等行业。与普通金属材料相比,泡沫金属材料内部分布大量孔隙,使其具有独特的物理与力学性能,但想进一步了解其性能,必须明确表征孔隙微观结构,明确内部固相与气相排列分布情况。孔隙的横截面积^[1]、孔穴棱边周长、费雷特直径^[2]、形态系数^[3]都是准确量化泡沫金属孔隙结构的重要参数。

对泡沫金属内部孔隙结构的表征,具有十分重要的意义。为此,研究者做了许多有关泡沫金属表征的相关研究,包括涡流检测(Eddy Current Testing,ET)、气体吸附测定技术(Stephen Brunauer Paul Emmett Edward Teller,BET)、扩散波光能谱分析(Diffusing Wave Spectroscopy,DWS)、SEM 图像分析法、汞侵入孔隙测量法等^[5-11]。

为解决泡沫金属缺少低成本、高精度、高效率表征方法的问题,本研究尝试提出一种基于Python语言图

像处理技术的泡沫金属孔隙结构分析方法,并结合改进的 Transformer 算法对图像进行质量恢复后,再使用图像处理技术进行参数自动标定和批量化快速计算,最后以数据的形式输出在 CSV 文件中。旨在探索数据驱动下的材料快速表征,以自编码的图像处理技术尝试革新传统的材料表征方法,在提升泡沫金属表征效率的同时提升表征工程化应用水平,在无损试验样本的前提下,做到低成本、高精度、高效率表征泡沫金属的孔结构。

1 研究方法

基于 Python 语言编译的图像处理技术,使用渗流法制备的泡沫铝块,其底部直径为 15 mm、高为 14 mm,平均孔径为 0.5 mm。将泡沫金属孔结构分析表征与计算机图像处理技术相结合,将图像处理技术服务于材料结构表征。首先对泡沫铝试样进行计算机断层扫

收稿日期:2022-10-28;修改稿收到日期:2022-12-02
基金项目:山西省重点研发资助项目(高新技术)(201803D121004);山西省高等学校教学改革创新资助项目(201901d111270);山西省自然科学基金资助项目(201901d111270)
第一作者简介:达文豪,男,1999 年出生,硕士研究生,太原(030024),E-mail: 414988269@qq.com
引用格式:达文豪,王录才,王艳丽,等. 基于图像处理的泡沫金属孔结构分析[J]. 特种铸造及有色合金,2023,43(8):1 041-1 048.
DA W H, WANG L C, WANG Y L, et al. Fabric metal pore structure analysis based on image processing[J]. Special Casting & Nonferrous Alloys, 2023, 43(8):1 041-1 048.

描(Computed Tomography, CT),将得到的三维图像模型作为源文件。对试样的三维图像进行任意角度的切割、切片(本研究选用了 X-Y 面、X-Z 面),以此得到试样内部的二维图像样本。接着使用中值滤波算法对图像样本进行去噪处理,在对图像样本中的孔隙轮廓进行提取后,利用大津算法对提取出的轮廓部分做灰度变化生成孔隙二值化图像样本。为解决低质量图像造成图像分割歧义的问题,对孔隙二值化图像样本使用了一种改进的 Transformer 算法,旨在恢复高质量图像,以避免因图像模糊造成的错误识别。对二值化图像进行质量恢复后使用分水岭算法进行图像分割,捕获孔隙特征后自动输出数据存储在 CSV 文件中。

孔隙的横截面积会影响泡沫金属材料对液体的浸润与非浸润特性以及对液体与气体的吸附能力与催化能力。孔隙的形状系数经傅里叶变换及迭代法分析后可以对泡沫金属材料的弹性模量进行计算。除此之外,泡沫金属孔结构的横截面积 S 、孔穴棱边周长 C 、费雷特直径 D 、形状系数 F 会直接影响材料的体积密度、强度、吸波效率、抗渗透性、导热性等性质。因此,本研究选择对以上参数进行表征,旨在为泡沫金属材料的应用提供参考。

2 研究内容

2.1 样本图像采样

试验的源文件是利用 Compact-225 型工业 CT 机对泡沫铝成品进行断层扫描试验,并且输出 STL 格式的三维模型文件。由 ParaView 获取切面图,其提供了交互式 3D 界面,可以做到切割、剪裁、轮廓、探测、Glyphing 和分布式数据处理。本研究采用的是 Python 语言的开源版本。

首先将 STL 文件导入到 ParaView 程序中,并且添加 Data Axes Grid,参考坐标数据见表 1。

表 1 沿 X-Y 面和 X-Z 面切割参数表

Tab.1 Cutting parameters along the X-Y plane and X-Z plane				
切片	参数名称	X 轴参数值	Y 轴参数值	Z 轴参数值
X-Y 面	原始值	-0.807	0.148	0.880
	正常值	1	0	0
X-Z 面	原始值	1.0	1.0	1.0
	正常值	-0.008	0.009	2.0

对标网格线对样本模型的 X-Y 平面以及 X-Z 平面使用 Clip 功能进行横向以及纵向切割,得到切割后的样本再使用 Slice 功能,对切割样本进行切面,便可以得到 X-Y 平面以及 X-Z 平面取样图,输出为 png 格式的图形文件,以便于后续处理,其过程见图 1。

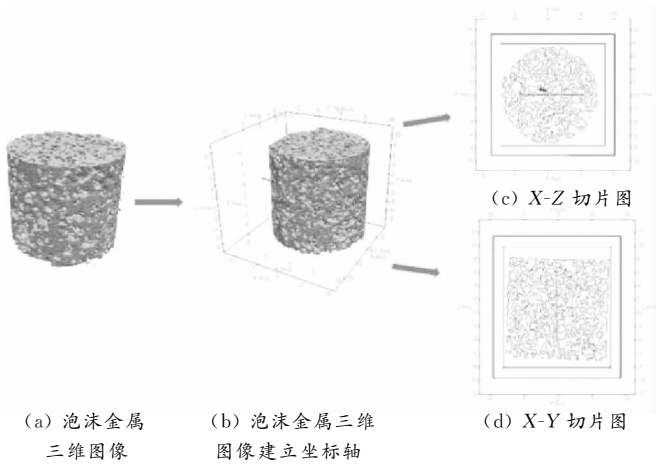


图 1 切面图取样过程

Fig.1 Sampling process of section diagram

2.2 切面图像处理

(1)滤波处理 为进一步提高切面图像的对比度,采用图像滤波、增强等方式对获取的切面图像做初步处理,保证后续图像轮廓识别工作及二值化图像的清晰度。图像滤波可选择的方法有均值滤波、双边滤波、高斯滤波与中值滤波等,本次试验选用中值滤波,其是一种非线性的数字滤波技术,在去除噪声的同时可以保留图像边界信息。选取一个包含奇数点的矩阵框 W ,并在待处理图像上,把矩阵框中所含的像素点按像素灰度级的升降顺序排列,取位于中间的灰度值来替代该点的灰度值,核心步骤是将图像矩阵化后,求矩阵中间的中值,见图 2。对 X-Y 平面以及 X-Z 平面切面图像处理的过程见图 3,噪声前后对比情况见图 4。图 4a 与图 4c 中标注了部分噪声,图 4b 与图 4d 为处理后的结果。可以观察到在完成滤波处理后,噪点有了显著改善,图像的质量得到了提升。

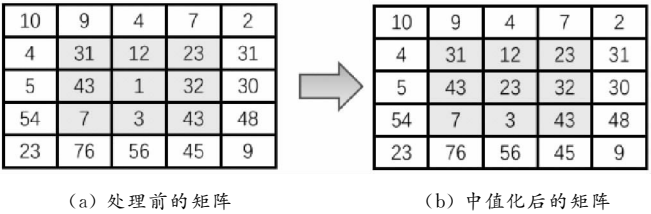
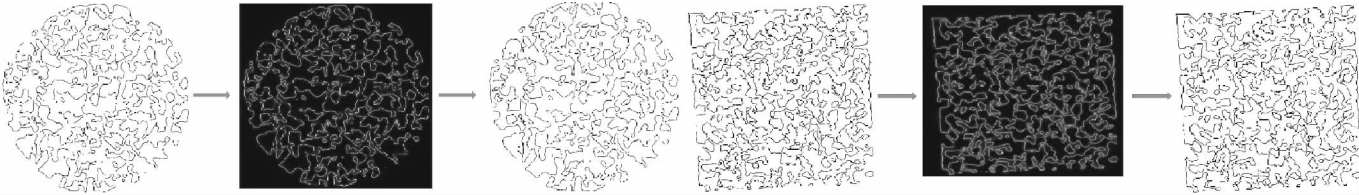


图 2 矩阵中值化处理

Fig.2 Matrix medianization treatment

(2)轮廓提取 物体的轮廓通常包含了其形状信息,轮廓的有效提取对于图像分割、目标识别与目标跟踪等后期处理起着至关重要的作用^[12]。

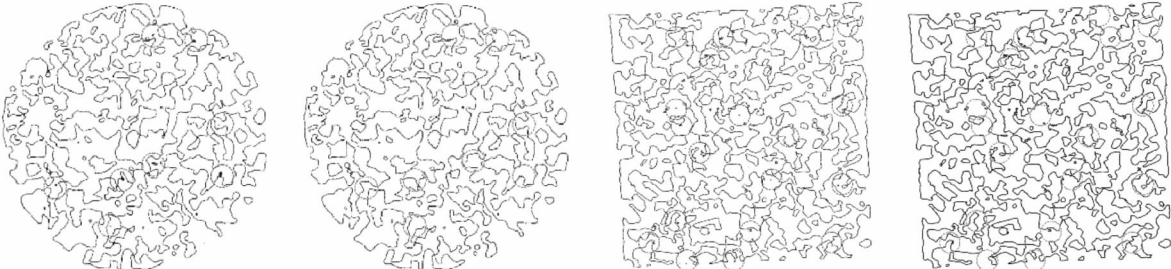
首先利用 Canny 算法实现了对轮廓边缘的检测,Canny 算法是一种从异类视觉对象中提取关键结构数据并显著减少待计算数据的算法^[13]。其原理是计算待测图像的横向和纵向的梯度值与梯度方向,用非极大值抑制非边界的像素点位,最后通过对比其他未连接到强



(a) X-Z 切片图 (b) 高通量过滤及中值滤波 (c) X-Z 切片去噪后的结果 (d) X-Y 切片图 (e)高通量过滤及中值滤波 (f)X-Y 切片去噪后的结果

图 3 切面图滤波处理

Fig.3 Median filtering of section graph



(a) X-Z 切片部分噪声标定图 (b) X-Z 切片去噪声效果部分标定图 (c) X-Y 切片部分噪声标定图 (d) X-Y 切片去噪声效果部分标定图

图 4 去噪声对比

Fig.4 Noise removal contrast

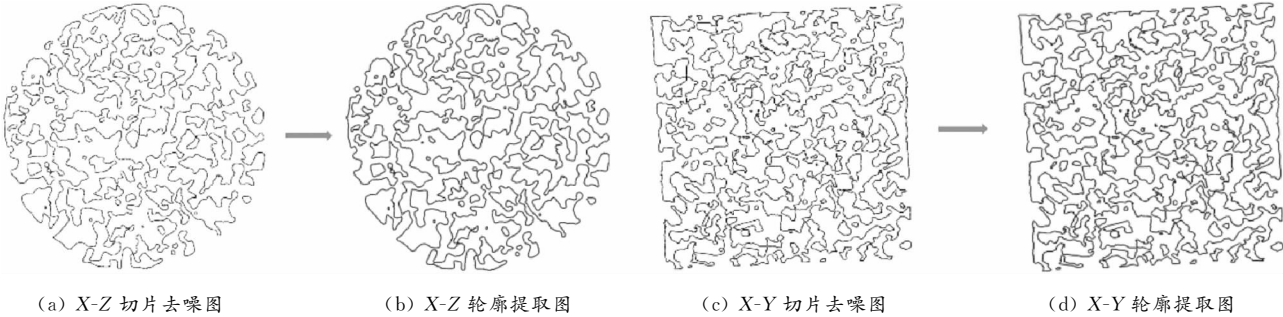
边缘的轮廓,来完成边缘的检测。

接着对输入的轮廓图像进行灰度化处理,目的是简化矩阵,提高图像处理运算速度。根据分量重要性不同,将 R 、 G 、 B 3 个分量以不同的权值进行加权平均。在图像灰度化后,对得到的灰度图像做阈值化处理,即以某种既定的规则依次将图像像素处理成 0 或 1 并输出。随后调用 Python 的 Cv package 的 FindContours

函数对阈值化后的图片进行轮廓识别,使用 DrawContours 函数对输入图像上做原地覆盖操作,完成图像轮廓的绘制。灰色部分为提取到的孔隙轮廓,见图 5。

(3)图像二值化 图像二值化选用 Otsu 算法,利用最大类间方差来衡量差别,类间方差用 S_b 表示,最大类间方差用 $F_{\max}$ 表示。

二值化的目的是得到输入图像的最佳阈值 T 。首



(a) X-Z 切片去噪图

(b) X-Z 轮廓提取图

(c) X-Y 切片去噪图

(d) X-Y 轮廓提取图

图 5 轮廓提取结果

Fig.5 Contour extraction results

先将图像中的像素分为 $\alpha(\alpha > T)$ 、 $\beta(\beta < T)$ 两类。图像阈值的取值范围为 $[0, 255]$ 。统计图像中每个灰度像素个数,设 n_i 为图像中灰度为 i 像素的数量,则存在有 $n_0, n_1, \dots, n_{255}$ 个灰度像素。图像中存在像素灰度为 i 的概率公式为:

$$P_i = \frac{n_i}{n_0 + n_1 + \dots + n_{255}} \quad (1)$$

式中, P 为概率; i 为 $[0, 255]$ 内的可控变量。

由 Otsu 算法的中心思想,需要找出存在 α , 使得 A 、 B 两类的方差最大。假设阈值为 k 时, A 分到像素

的概率为 $P_A(k)$ 、分到像素的平均灰度为 $M_A(k)$, B 分到像素的概率为 $P_B(k)$ 、分到像素的平均灰度为 $M_B(k)$, 灰度级 k 的累加均值为 M , 整个图像的灰度值为 M_G 。二值化处理后的结果见图 6。最后求得方差为:

$$\sigma^2 = \frac{[M_G P_A(k) - M]^2}{P_A(k) [1 - P_A(k)]} \quad (2)$$

式中, σ 为方差; $P_A(k)$ 是阈值为 k 时 A 分配到像素的概率; $M_G(G)$ 为 i 分配到的平均灰度数; M 为灰度级 k 的累加均值。

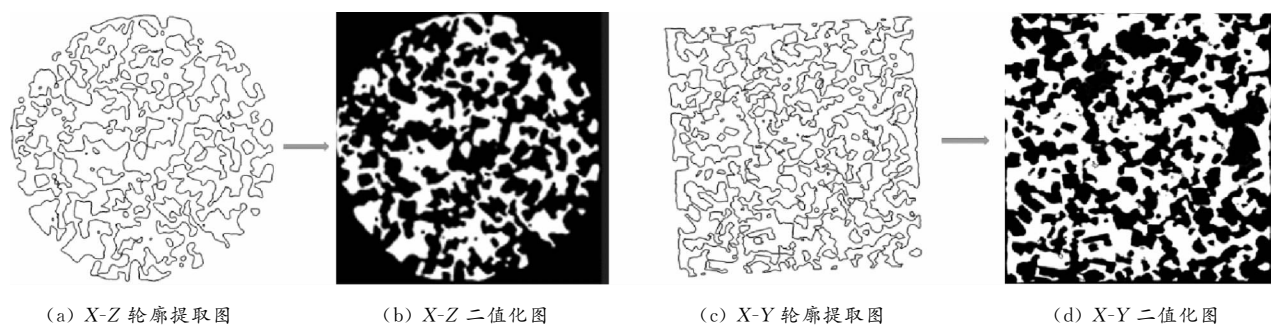


图 6 图像二值化过程
Fig.6 Image binarization process

2.3 图像质量恢复

图像恢复是为了解决图像质量低的问题,旨在从缩小、充斥噪声和被严重压缩等低质量的图像中恢复出高质量视图。目前图像处理领域,常用的图像恢复方法是基于卷积神经网络(CNN)对图像做处理。不同于卷积神经网络,Transformer 算法是利用自注意力机制来捕获待处理图像的内容信息交互行为。因为 ViT 用于图像恢复需要划分 Patch,所以会使恢复后的图像在 Patch 和 Patch 之间存在边界感,使得图像恢复视觉效果欠佳^[15]。

使用了一种改进的 Transformer 算法用于图像恢复工作,该算法主要由 3 部分组成,见图 7。首先是表层特征提取部分,该部分是由卷积层组成,输出的特征提取结果直接传到重建功能中,以保证图像低频信息的高保真度。第 2 部分是深层特征提取部分,主要由 RSTB(Residual Swin Transformer blocks)组合而成。

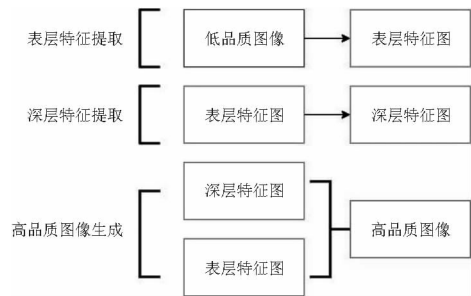


图 7 图像恢复流程
Fig.7 Image restoration process

同时,在每一个 Block 后还加了一层卷积,以达到特征加强。最后将提取到的表层与深层特征数据传输到重建部分,开始重建高质量图像,其神经网络总架构见图 8。

(1)表层特征提取 表层特征提取部分使用卷积网络从低质量图像中提取表层特征信息集,输入单张低质量图像(Low Quality Picture),其实质是输入通道数 $C_{in}=3$,输出特征通道数 $C_{out}=93$,步长 $Stride=1$,填充为 $Padding=1$ 的卷积神经网络。卷积层在前期的图

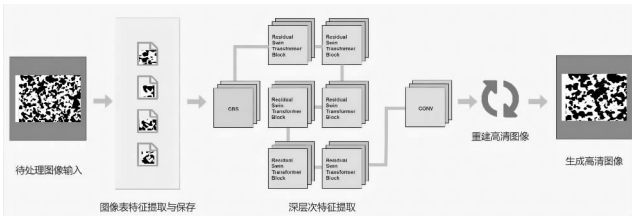


图 8 神经网络总架构
Fig.8 General architecture of neural network

像处理中能够输出较为稳定的结果,也可以将低维图像空间映射到高维特征空间。

(2)深层特征提取部分 深层特征提取部分主要是由 Conv + Bn + Silu(CBS)模块(见图 9)与 6 个 Residual Swin Transformer Block(RSTB)串联的卷积层组成。

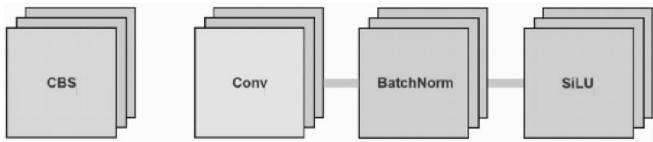


图 9 CBS 模块
Fig.9 CBS module

每个 RSTB(Residual Swin Transformer Block)内部由 6 个串联的 Swin Transformer Layer(STL)和 1 个卷积层构成(见图 10)。

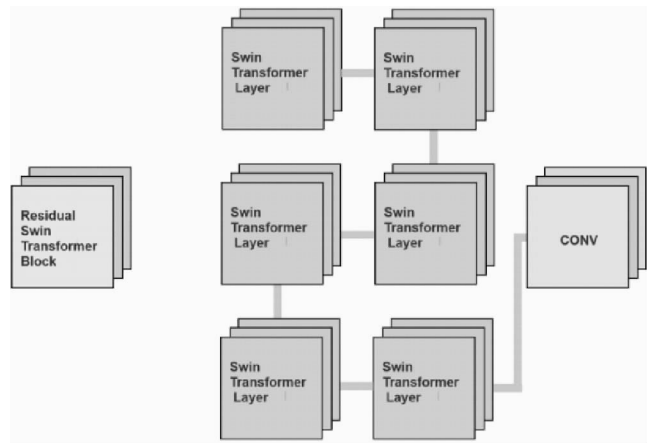


图 10 RSTB 模块
Fig.10 RSTB module

STL(Swin Transformer Layer)是由 Layer Norm 块与 MSA 块与 Layer Norm 块与 MLP 块串联而成(见图 11)。

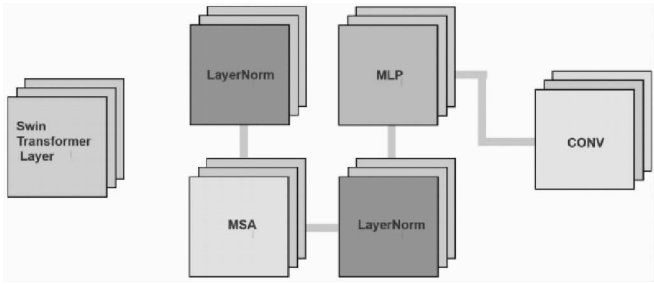


图 11 STL 模块
Fig.11 STL module

(3)增强图像评价 增强后的图像质量评价,主要引用了 Brenner 算法、Tenengrad 算法、Energy 算法、SMD 算法等 4 种方法,将 X-Y 切面与 X-Z 切面处理前与增强后的图像对比评分,作为质量评价参考。

Brenner 算法又称为梯度滤波器法,以 Brenner 算子为基础,只对相邻的像元灰度差进行平方求和,具有简单实用、计算量少等特点。一个 $M \times N$ 分辨的灰度图像 $f(x,y)$ 的 Brenner 清晰度评价函数 $F(k)$ 定义为^[16]:

$$F(k) = \sum x \sum y [g(x+k,y) - g(x,y)]^2 \quad (3)$$

式中, x,y 为分辨量。

Tenengrad 函数是一种由 Tenenbaum 提出的,基于梯度的常用图像清晰度评价函数。在图像处理中,一般认为对焦好的图像具有更尖锐的边缘,故具有更大的梯度函数值。其评价函数 $F(k)$ 定义为:

$$F(k) = \sum x \sum y G(x,y)^2 \quad [G(x,y) > T] \quad (4)$$

式中, T 是边缘检测阈值^[17]。

能量梯度函数(Energy)更适合实时评价图像清晰度,图像清晰度评价函数:

$$F(k) = \sum x \sum y [|f(x+1,y) - f(x,y)|^2 + |f(x,y+1) - f(x,y)|^2] \quad (5)$$

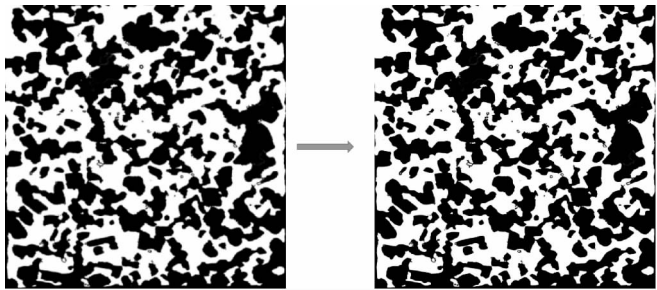
灰度差分绝对值之和函数(Sum of Modulus of gray Difference,SMD)其原理是用差分绝对值代替乘方和开方,即对点 (x,y) 及其邻近点的灰度作差分运算,提取该点灰度值的变化大小,得出图像灰度差分绝对值之和。其评价函数为^[18]:

$$D = \text{Max} \sum x \sum y [|f(x,y) - f(x+1,y)| + |f(x,y) - f(x,y+1)|] \quad (7)$$

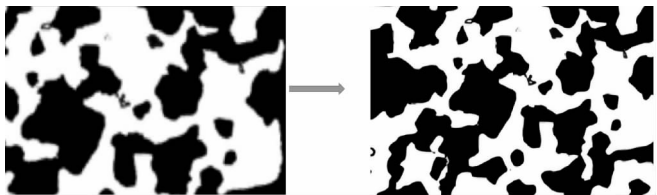
式中, D 为差分绝对值之和。

图 12 是原图与经过 Transformer 算法图像处理过的图像效果对比图,其中图 12c 与图 12d 是放大 400%

后的细节对比图,可见在视觉效果上图 12d 的清晰度更佳。



(a) 图像质量恢复前 (b) 图像质量恢复后



(c) 质量恢复前图像放大 (d) 质量恢复后图像放大

图 12 效果对比图

Fig.12 Effect comparison

表 2 与表 3 是使用 Brenner 算法、Tenengrad 算法、Energy 算法、SMD 算法等 4 种方法分别对原图和处理后的 X-Y 面、X-Z 面切面图像增强结果做出量化评价,并将图像评价得分做归一化处理,便于效果对比。

表 2 X-Y 切面图像评分表

Tab.2 Image rating table of X-Y section								
评价 算法	处理前 图像得分	归一化 分数	处理后 图像得分	归一化 分数	归一化 分差	评价 耗时/s		
Brenner	946 310 540	0.23	4 138 962 130	1.0	+0.77	10.2		
SMD	11 954 776	0.22	53 131 802	1.0	+0.78	49.6		
Energy	204 832 928 610	0.18 1	136 772 670 071	1.0	+0.82	50.5		
Tenengrad	114.7	0.48	238.4	1.0	+0.52	1.1		

表 3 X-Z 切面图像评分表

Tab.3 Image rating table of X-Z section								
评价 算法	处理前 图像得分	归一化 分数	处理后 图像得分	归一化 分数	归一化 分差	评价 耗时/s		
Brenner	2 042 234 653	0.40	5 146 995 488	1.0	+0.60	12.7		
SMD	10 925 357	0.23	47 873 592	1.0	+0.77	63.2		
Energy	3 161 043 181 817	0.43 7	386 043 365 768	1.0	+0.57	62.9		
Tenengrad	161.2	0.59	238.4	1.0	+0.41	1.50		

根据表 2 与表 3 可知,对于 4 种图像效果评价算法,处理后图像的评分均大于原图的评分,量化结果与视觉观察结果一致,其中 SMD 算子归一化分差值最高达 0.77,视觉效果增强约 1.6 倍。

(4)图像分割与提取 本试验所使用的分割算法是基于 Python-OpenCv 的一种改进的分水岭算法(Watershed Algorithm)。算法首先需要输入一个像素值为 32Bit 的标记图像,每个非零像素均为 1 个标签,其次对标记图像中的已知区域部分像素做标记,最后参考初始

标签确定其他像素所属的区域。

首先在程序中载入二值化后的切面图像作为待处理的原始图像,后对图像进行阈值化分割。将图像分割为黑白两个部分,再对图像进行开运算,即先做形态学转换,将原始图像中的高亮区域即阈值化分割后的白色部分缩减细化,其处理结果图比原图的高亮区域更小。接着将图像的高亮区域即阈值化分割后的白色部分进

行扩张,其处理结果图比原图的高亮区域更大。由两次开运算后得到背景图像,再使用距离变换 Distance Transform 获取图像的前景区域,将背景区域 Sure_Bg 和前景区域 Sure_Fg 做差值运算,得到差值即背景与前景的重合区域。接着对图像中位置相邻且像素值相同的前景像素构成的区域即连通区域做处理,将所有连通区域找出并标记。图像分割结果见图 13。

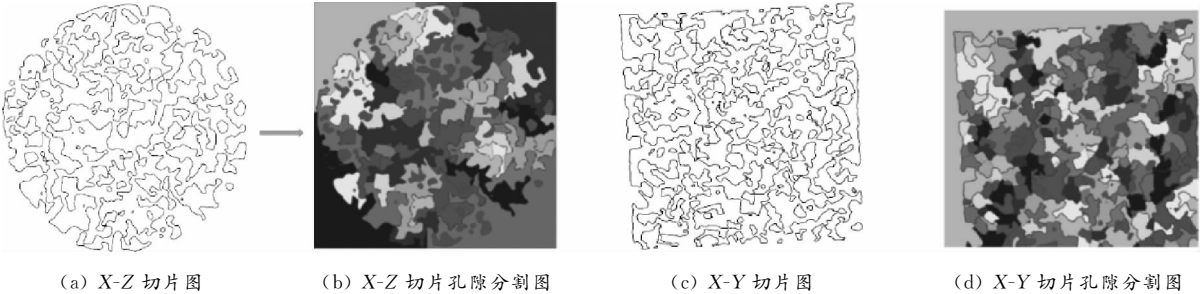


图 13 图像分割结果
Fig.13 Image segmentation results

2.4 孔隙特征与面相对密度

2.4.1 孔隙的检测

为观测效果更佳,将开孔泡沫材料作为源图像,按上述步骤处理后,得到二值化后且增强的图像。由于已经完成对物体的边界轮廓的识别以及提取,利用 FindContours 函数寻找轮廓,以及 DrawContours 对寻找到的孔隙轮廓进行绘制,并且获取调用 Moments 函数绘制轮廓的最小矩形框,通过获取图像的最小矩形框可以计算某些特征,例如孔隙的重心从而获得最大直径。重心的坐标通过下式计算:

$$C_x = \frac{M_{10}}{M_{00}}, C_y = \frac{M_{01}}{M_{00}} \tag{7}$$

式中, x 为横坐标; y 为纵坐标; M 为绘制的最小矩形框。

调用 ContourArea 函数输入图像的轮廓点来计算分割出的孔隙图像的面积、调用 ArcLength 函数输入图像轮廓顶点,并用布尔类型判断轮廓曲线是否闭合。检测过程见图 14,检测程序内置数据清洗功能,检测结果输出到 CSV 文件中,并做可视化输出。

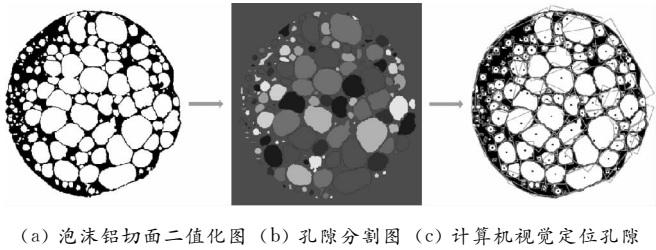


图 14 孔隙识别过程
Fig.14 Pore identification process

孔隙特征识别出的孔隙横截面积、孔隙周长与费雷特直径数据分布不均,本试验引用箱形图来描述孔隙特征的分布情况,见图 15。箱型图的上下边缘分别表示数据组的极大值与极小值。

由图 15a 可知孔隙横截面积为 0~1 mm² 范围内的孔隙数量最多,最大孔隙横截面积为 4.72 mm²,平均孔隙横截面积为 0.70 mm²,孔隙横截面积的中位数为 0.23 mm²。其中孔隙横截面积极大值与极小值分别为 2.027 mm²、0.026 7 mm²。孔隙周长为 1~2 mm 范围内的孔隙数量最多,最大孔隙周长为 8.57 mm,平均孔隙周长为 2.68 mm,孔隙周长的中位数为 1.92 mm。

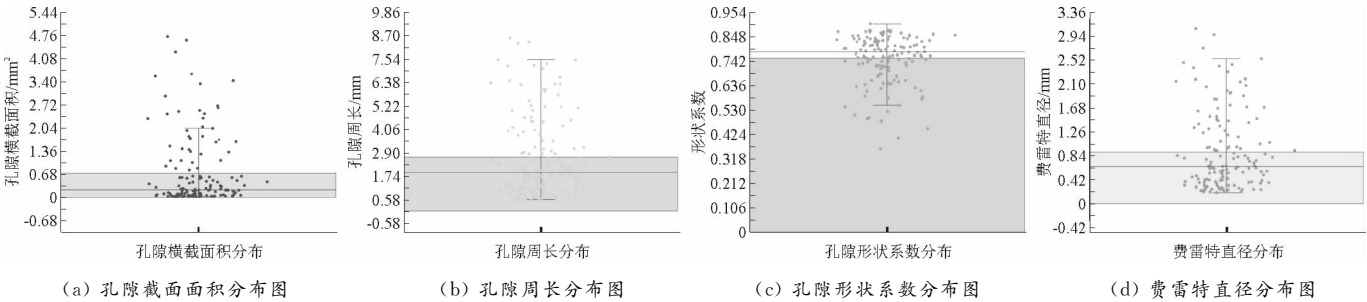


图 15 孔隙特征分布
Fig.15 Pore characteristic distribution

对于孔径的识别结果采用费雷特直径表示,其定义为沿特定方向测得的颗粒投影轮廓两边界平行线间的距离,对于规则形状孔隙而言,孔径规定为其正常宽度,识别结果的分布情况见图 15a,其中最大费雷特直径为 3.07 mm。

除基本孔隙特征外,引用了形状系数来表征孔隙的形态特性。形状系数的值表征的是孔隙的圆润程度,正圆形孔隙的形状系数为 1.0,正方形的形状系数为 0.785,孔隙形态的复杂程度随着形状系数的减小而提高,形状系数定义为:

$$F = \frac{4 \cdot \pi \cdot S}{C^2}$$
 (8)

式中, F 为形状系数; π 取 3.14; S 为目标孔隙横截面积; C 为目标孔隙周长。孔隙长度、孔隙宽度与形状系数的特征关系见图 16。

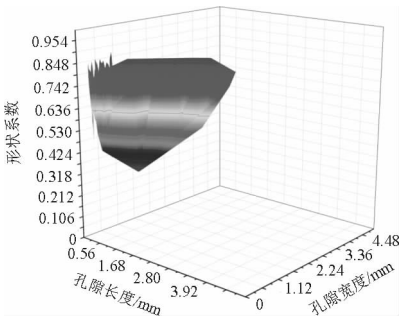


图 16 特征关系图
Fig.16 Feature distribution diagram

典型特征孔隙图像提取与表征,提出的方法在 146 个孔隙中精确提取了面积最大孔隙、面积最小孔隙和孔形最接近圆形的目标图像,其表征情况见表 4。被识别孔隙图像中最大面积为 4.72 mm²,最小面积为 0.02 mm²,最接近圆形的孔隙其形状系数高达 0.902 1。

表 4 典型孔隙表征

Tab.4 Typical pore characterization

序号	图像	面积/ mm ²	周长/ mm	费雷特 直径	形状 系数
1		4.72	8.57	2.73	0.8087
2		0.02	0.60	0.22	0.778 8
3		0.23	1.82	0.71	0.902 1

2.4.2 相对密度的测定

对孔隙图像做灰度处理后,孔隙底层面灰度最小、颜色最浅,非孔隙部分,颜色最深,灰度最大。计算机图像处理中,图像的大小主要是通过像素来表达,但图像内部颜色的深浅是由灰度值来表示的,不同灰度值由不同的阈值直接控制,阈值的取值范围是[0,255]。阈值为 0,代表图像亮度在最深处,随阈值的不断增大,亮度由深变浅。对于多孔图像面相对密度的计算,关键在于针对图像中不规则的孔隙像素面积与整体面积对比,由此得出的比值即为多孔图像相对密度,结果见图 17。

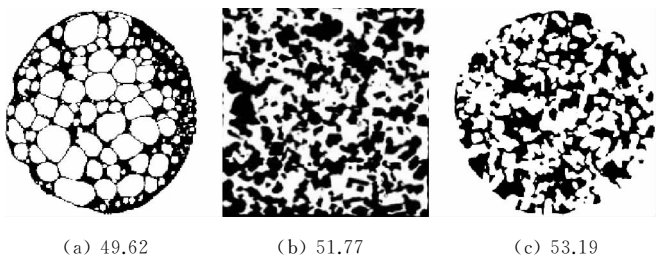


图 17 相对密度测试结果
Fig.17 Relative density test results

3 讨论

在 JMicroVision 软件中新建项目并导入待检测的图像^[19],拖拽选择目标孔隙区域,选择 2D Measurement 功能,利用非规则曲线工具对目标孔隙的轮廓进行绘制并要保证绘制的轮廓形成闭合的曲线。检测过程见图 18。

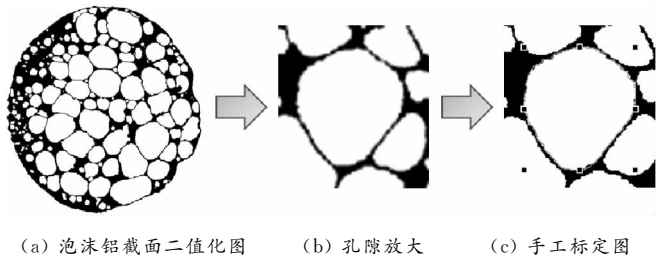


图 18 JMicroVision 孔隙表征过程

Fig.18 JMicroVision pore characterization process

表 5 为与 JMicro Vision 孔隙表征试验的对比情况。

表 5 结果及耗时对比

Tab.5 Results and time consumption comparison

方法 名称	表征 孔隙数	像素面 积/Pix	实际面 积/mm ²	像素周 长/Pix	实际周 长/mm	单孔检测 耗时/s
JMicro Vision	1	10 888	4.845	396.423	8.363 3	82.363
本试验	146	10 626	4.729	406.34	8.572 5	0.008 5

对同一孔隙进行表征,JMicroVision 软件的横截面面积检测结果是 10 888 Pix,孔隙周长为 396.423 Pix。按图像比例尺换算后,孔隙横截面积为 4.845 mm²,孔隙

周长为 8.363 3 mm。本研究结果方法为 10 626 Pix, 按比例尺换算后, 孔隙横截面积为 4.729 mm², 孔隙周长为 8.572 5 mm。两种方法横截面积结果差别为 0.116 mm², 周长结果差别为 0.209 2 mm。造成结果差别的原因: ①JMicroVision 软件待检测项目中的图像未经过图像处理以及高质量图像重建, 图像质量低, 导致人工测量时的偏差。②JMicroVision 软件对孔隙的检测过程依赖人工操作, 导致存在人为操作因素造成结果波动。

JMicroVision 软件对孔隙的表征需要繁杂的人工操作。对单孔隙进行表征的过程, JMicroVision 软件需要耗时 82.363 s, 而本研究对 146 个孔隙进行特征表征的过程只需 1.241 s, 对单孔隙进行特征表征仅需 0.008 5 s, 且孔隙表征过程无需人工操作, 排除了人为操作因素造成的结果波动。

4 结 论

提出了一种基于 Python 语言图像处理技术的泡沫铝孔隙表征方法。通过将泡沫铝的三维 CT 图像进行切片处理获得的图像作为源图像, 先进行预处理, 后对孔隙轮廓做提取, 再对提取出的孔隙部分进行二值化处理, 随后使用一种改进的 Transformer 算法对图像进行高质量恢复, 最后对孔隙横截面积与周长、费雷特直径、形状系数等孔隙的特征进行表征, 并可根据需求提取出特定的孔隙。将基于 Python 语言的图像处理技术应用于泡沫金属孔隙表征, 实现了对泡沫金属相对密度批量化精确计算与高效率输出。较传统方法, 在准确率与效率两方面均有显著提升, 单孔隙的检测效率提高了 82.354 5 s, 检测结果精确至万分位。

参 考 文 献

- [1] ANURAG KULSHRESHTHA, DHAKAD S K. Preparation of metal foam by different methods: A review[J]. Materials Today: Proceedings, 2020, 45(6): 1 784-1 790.
- [2] LI C, ZHANG W Y, ZHOU L, et al. Characterization of particle shape of nickel-based superalloy powders using image processing techniques[J]. Powder Technology, 2022, 21(2): 787-801.
- [3] SOROUSIAN E. Planar mathematical formulations and stereological interpretations for automated image analysis of concrete microstructure[J]. Cement and Concrete, 2005, 10(5): 823-833.
- [4] DHARMASEN A, SCHWARTZ K P, WADLEY H N G, et al. Porous and cellular materials for structural applications[J]. Metal Material, 1998, 6(1): 519-521.
- [5] LIDIA LÓPEZ-PÉREZ, VALERIYA ZARUBINA, IGACIO MELIÁN CABRERA, et al. The Brunauer-Emmett-Teller model on alumino-Silicate mesoporous materials[J]. Microporous and Mesoporous Materials, 2021, 31(9): 1 387-1 811.

- [6] HOHLER C A. Foams and Films[D]. Germany: MIT, 1999.
- [7] LI H Y, HU C Z, WANG H H, et al. Thermal effect of nanoparticles on the metal foam composite phase change material: A pore-scale study[J]. International Journal of Thermal Sciences, 2022, 41(6): 1 290-1 729.
- [8] DEGISCHER H P, KOTTAR A. Metal Foams and Porous Metal Structures[M]. BANHART J ASHBY M P, FLECK N A, eds. MIT Verlag, Bremen, 1999.
- [9] POVEY M J W. Ultrasonic Techniques for Fluids Characterization [D]. USA: MIT, 1997.
- [10] NILLESON K, BRODERESEN K. Pores and cracks in cemented waste and concrete cement concr[J]. International Journal of Thermal Sciences, 1992, 12(3): 405-417.
- [11] VENKATESHWAR K, MAHMUD S. Artificial neural network-Genetic algorithm optimized graded metal foam[J]. Journal of Energy Storage, 2022, 54(3): 252-242.
- [12] 权威, 黄华. 多特征方向偏好轮廓提取算法[J]. 计算机辅助设计与图形学报, 2018, 30(1): 100-106.
- [13] KUMAR G, UMESH G. Image steganography based on Canny edge detection, dilation operator and hybrid coding[J]. Journal of Information Security and Applications, 2018, 14(22): 41-51.
- [14] GAYATHRI M M. Detection of microcracks in silicon solar cells using otsu-canny edge detection algorithm[J]. Renewable Energy Focus, 2022, 17(8): 45-64.
- [15] ÜZEN H, TÜRKOĞLU M, YANIKOĞLU B, et al. Swin-MFI-Net: Swin transformer based multi-feature integration network for detection of pixel-level surface defects[J]. Expert Systems with Applications, 2022, 18(2): 57-74.
- [16] 王健, 陈洪斌, 周国忠, 等. 改进的 Brenner 图像清晰度评价算法[J]. 光子学报, 2012, 41(7): 855-858.
- [17] YU Y, YUE Z, YANG X, et al. Optimization of reconstruction time of ultrasound computed tomography with a piecewise homogeneous region-based refract-ray model[J]. Ultrasonics, 2020, 68(3): 41-62.
- [18] ZHANG M, ZHAO H, FAN L L, et al. Dynamic modulus prediction model and analysis of factors influencing asphalt mixtures using gray relational analysis methods[J]. Journal of Materials Research and Technology, 2022, 23(8): 1 312-1 321.
- [19] DANIEL N, PARNELL J. Comparative pore surface area in primary and secondary porosity in sandstones[J]. Journal of Petroleum Science and Engineering, 2022, 72(19): 489-492.

(编辑: 张正贺)

欢迎使用在线稿件处理系统

投稿、查稿、审稿

敬请登录 www.special-cast.com