

铝合金压铸件 X 射线成像典型缺陷特征提取算法与实现

傅可清¹ 马 源¹ 伍缘杰¹ 杨廷旺^{2,3} 孙晓龙¹ 计效园¹ 周建新¹

(1.华中科技大学材料成形与模具技术国家重点实验室;2.西安交通大学经济与金融学院;3.浙江合达铝业有限公司)

摘 要 为解决铝合金压铸件 X 射线图像典型缺陷的特征提取维度缺乏、大量人工干预影响特征提取效率的问题,提出一种铝合金压铸件 X 射线成像典型缺陷特征提取算法。该方法对铝合金压铸件中的气孔、浇不足和变形等典型缺陷建立多个特征分析维度,利用滤波去噪、阈值分割等手段进行压铸件图像预处理,并通过提取缺陷周长和面积等多维度特征,实现气孔、夹渣缺陷的特征自动化提取。在部分企业实际生产的铝合金压铸件上的应用表明,该方法可有效地提取铝合金压铸件典型缺陷特征,并可为后续缺陷检测识别工作提供参考。

关键词 铝合金压铸件;X 射线图像;缺陷特征;特征提取

中图分类号 TG146.21;TP331 **文献标志码** A

DOI:10.15980/j.tzzz.2021.12.005

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



Feature Extraction Algorithm and Realization for Typical Defects in X-ray Imaging of Aluminum Alloy Die Castings

Fu Keqing¹, Ma Yuan¹, Wu Yuanjie¹, Yang Tingwang^{2,3}, Sun Xiaolong¹, Ji Xiaoyuan¹, Zhou Jianxin¹

(1.State Key Laboratory of Materials Processing and Die & Mould Technology, Huazhong University of Science and Technology; 2.School of Economics and Finance of Xi'an Jiaotong University; 3.Zhejiang Heda Aluminum Co., Ltd.)

Abstract: In order to solve the problem of lack of feature extraction dimension for typical defects in X-ray images of aluminum alloy die castings, and a large number of manual interventions affecting the accuracy of feature extraction, a typical defect feature extraction algorithm for X-ray imaging of aluminum alloy die castings was put forward. Multiple analysis dimensions for typical defects such as pore, misrun and deformation in aluminum alloy die castings was carried out. Filtering denoising, threshold segmentation and other methods were applied to pre-process the die casting image, and multi-dimensional features such as perimeter and area were extracted to realize automatic feature extraction of pores and slag inclusion defects. The experimental results on aluminum alloy die castings actually produced by some enterprises show that this method can effectively extract the typical defect features of aluminum alloy die castings, providing reference for subsequent defect detection and identification.

Key Words: Aluminum Die Castings, X-ray Image, Defect Feature, Feature Extraction

随着科技的发展,铝合金压铸件在制造业中的应用越来越多^[1]。对铝合金压铸件的品质检测日益受到关注。国内传统的是通过人工检测,过程繁琐、效率低下且人工经验依赖性强^[2]。而通过对铝合金压铸件 X 射线图像进行一系列的图像处理来辅助质量检测的过程能够明显地改善以上问题,特别是通过阈值分割来处理图像^[3]。铝合金压铸件常见的缺陷有气孔、浇不足、夹杂和变形等。如果对识别好的缺陷进行多维度的分析,并自动提取到这些维度的数据,有助于铸件缺陷识别。

GIANNI D'ANGELO 等^[4]研究了信号处理以及数据在航天材料中用来诊断材料缺陷的有效性。张臻^[5]通过对 ADC12 铝合金铸件的研究,分析了气孔、缩孔以及气缩孔的圆整度、体积以及表面积等。杨勇等^[6]通过使用中值滤波器和线性滤波器来研究 X 射线图识别焊接缺陷。楼国红等^[7]利用动态阈值分割算法针对车轮轮毂计算缺陷面积和最长缺陷长度。动态阈值分割算法可以很大程度地保留轮毂中的缺陷并且同时去除掉很多不是缺陷的干扰噪声。XU X Y 等^[8]对

收稿日期:2021-07-23;修改稿收到日期:2021-08-25
基金项目:国家重点研发计划资助项目(2020YFB1710100);国家自然科学基金资助项目(51905188,52090042)
第一作者简介:傅可清,男,1997 年出生,硕士研究生,武汉(430074),E-mail:3065257784@qq.com
通信作者:计效园,男,1986 年出生,副教授,武汉(430074),E-mail:jixiaoyuan@hust.edu.cn
引用格式:傅可清,马源,伍缘杰,等. 铝合金压铸件 X 射线成像典型缺陷特征提取算法与实现[J]. 特种铸造及有色合金,2021,41(12):1 472-1 477.
FU K Q, MA Y, WU Y J, et al. Feature extraction algorithm and realization for typical defects in X-ray imaging of aluminum alloy die castings[J]. Special Casting & Nonferrous Alloys, 2021, 41(12):1 472-1 477.

Otsu 阈值分割算法进行分析,能够通过理论计算得到最好的阈值。KAVITHA A R 等^[9]提出一种分水岭算法用来进行阈值分割,计算方法更为简洁,可以在聚类图像实现较好的效果。JOHN C^[10]则提出了一种关于边缘检测的算法。DANIEL W 等^[11]采用深度卷积神经网络来对缺陷进行特征提取。

为了更好地识别汽车铝合金压铸件中的典型缺陷,主要考虑气孔、夹渣等缺陷在 X 射线图中的周长以及面积。而为了实现铸件缺陷特征的自动提取,对铝合金压铸件 X 射线图进行一系列的缺陷图像处理,包括滤波去噪、图像增强处理以及阈值分割处理。最后对处理完好的图像进行特征提取并自动给出相关参数。

1 缺陷图像处理

铝合金压铸件 X 射线图的采集过程会卷入大量的电磁脉冲噪音信号。没有经过处理的图像包含很多干扰噪声,直接进行特征提取会造成很多噪声也被误认为缺陷,降低缺陷特征提取的准确度。因此主要对铝合金压铸件 X 射线图像进行 3 步处理:滤波去噪、图像增强以及图像阈值分割。

1.1 滤波去噪处理

一般来说图像会有一些噪音干扰,因而计算机处理图像的第 1 个步骤都是滤波去噪,以减少后面处理的出错概率。选择了中值滤波器、均值滤波器、高斯低通滤波器以及巴特沃斯低通滤波器。通过对比这些滤波器的滤波效果,选择最有效的方法。

1.1.1 中值滤波器

中值滤波器是一种非线性滤波器,相比线性滤波器,可以使一些图像中较为孤立的干扰信号去除,同时也能够有效地保留图像中的细节,但也易去除一些气孔、气泡等缺陷。

中值滤波器的计算公式如下:

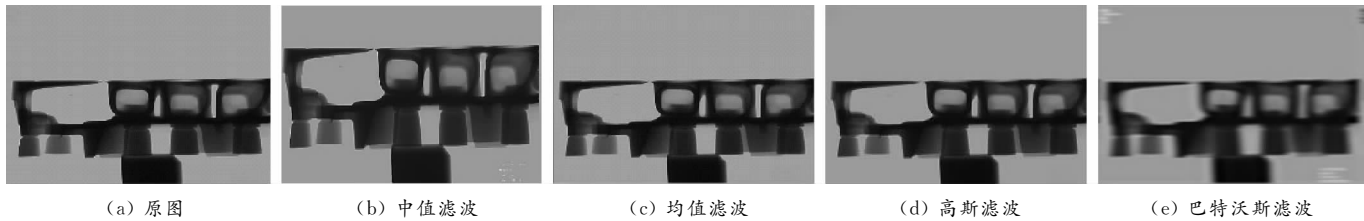
$$g(x,y) = \text{median} \begin{bmatrix} f(x-1,y-1), f(x,y-1), f(x+1,y-1) \\ f(x-1,y), f(x,y), f(x+1,y) \\ f(x-1,y+1), f(x,y+1), f(x+1,y+1) \end{bmatrix} \quad (1)$$


图 1 不同滤波器下图像预处理效果
Fig.1 Image preprocessing effect under different filters

式中, $g(x,y)$ 是经过中值滤波器后得到的灰度值; median 是取矩阵中值的操作。

1.1.2 均值滤波器

均值滤波器则是一种线性滤波器。相比于中值滤波器,均值滤波器可能会让图像中一些细节丢失,因为这些细节都被周围像素的平均值取代。

均值滤波器的公式为:

$$g(x,y) = \frac{1}{M} \sum_{f \in s} f(x,y) \quad (2)$$

式中, $g(x,y)$ 为指定像素点在处理之后的灰度值; M 为周围相邻像素点的个数; $f(x,y)$ 为周围像素点的灰度值; s 为周围像素点的集合。

1.1.3 高斯低通滤波器

高斯低通滤波器一般可以分为两种。这里采用通过滑动窗口来进行卷积运算,通常使用加权平均。而且高斯低通滤波器可以得到图像的频谱,再利用传递函数,可以实现频域中心化。选取的滤波函数为:

$$H(u,v) = e^{-\frac{D^2(u,v)}{2D_0^2}} \quad (3)$$

式中, D_0 为截止频率; $D(u,v)$ 为各点与频率矩形中心的距离。其中 $D(u,v)$ 的计算公式如下:

$$D(u,v) = \sqrt{\left(u - \frac{p}{2}\right)^2 + \left(v - \frac{q}{2}\right)^2} \quad (4)$$

式中, u 和 v 为待计算像素点的纵横坐标; p,q 为频率矩形中心的长宽尺寸。

1.1.4 巴特沃斯低通滤波器

巴特沃斯低通滤波器与高斯低通滤波器的不同,体现在滤波函数 H 的不同。

巴特沃斯低通滤波器的滤波函数 H 为:

$$H(u,v) = \frac{1}{1 + \left[\frac{D(u,v)}{D_0}\right]^{2n}} \quad (5)$$

可以看出, D_0 是一个可以进行调节的参数。随着截止频率的增加,滤波器从中心向周围扩散的趋势变得越来越小,越来越多的高频信号将被保留,图像中的细节也将愈发明显。而通过试验,初步选取 $D_0=1\ 200$ 。

1.1.5 滤波器对比

将同一张图像用不同滤波器处理,结果见图 1。可

以看出,在经过中值滤波器之后,图片并没有发生很大的变化,见图 1b。经过均值滤波器之后,图像的细节开始变少,对于图像的后续处理效果不明显,见图 1c。经过高斯滤波器之后,图像的整体品质变得更好,铸件的细节没有丢失,相比于均值滤波器和中值滤波器,高斯滤波器处理出来的结果较好。经过巴特沃斯滤波处理之后的图像变得很模糊,见图 1e。综上,针对汽车铝合金压铸件 X 射线图,高斯滤波器能够起到很好的作用。因而,采用高斯滤波器作为图像预处理的第一步。

1.2 图像增强处理

经过滤波去噪处理之后的图像,品质已经得到改善,但图像中仍存在着缺陷与图像背景不能很好区分的问题。为使缺陷与背景更易区分,需增强图像对比度。

1.2.1 灰度变换

灰度变换是直接对图像像素点的灰度进行变换。映射函数式为:

$$g(x, y) = T[f(x, y)] \quad (6)$$

首先是最简单的线性变换作为映射函数。映射表达式为:

$$g(x, y) = af(x, y) + b \quad (7)$$

式中, $f(x, y)$ 是特定像素点的灰度值,而 $g(x, y)$ 则是经过线性变化之后得到相应像素点的灰度值。经过一系列的尝试,初步选定参数 $a=1.4, b=0$ 。

也可以选用非线性的变换来进行灰度变换。选用实际效果会更好的指数变换来进行尝试。指数变换的

映射表达式为:

$$g(x, y) = cf(x, y)^r, r \in [0, 1] \quad (8)$$

式中, c 和 r 都是可以调节的参数,参数的调节对于结果的影响较大。通过大量测试,初步使用 $c=1, r=0.7$ 来进行灰度变换。

1.2.2 直方图处理

直方图处理的主要原理是:先将图像中各个像素点的像素值统计进一个直方图中,并且计算出各个灰度所占的频率,进而可以得到灰度的累计分布函数,最后由累计概率乘以 255 来得到新的灰度值。

直方图均匀化的映射累计函数计算公式为:

$$s_k = \sum_{j=0}^k \frac{n_j}{n}, k=0, 1, 2, \dots, L-1 \quad (9)$$

1.2.3 增强处理对比

将高斯滤波处理后的图像用不同灰度变化处理,结果见图 2。从图 2b 可以看出,通过线性处理,图像的整体对比度有所提升,且图像中细节没有得到破坏,缺陷也能够被更加清楚地显示出来,但线性处理比较单调,只能调高图像中的对比度。从图 2c 可以看出,背景处理的效果比较明显,但是铸件内部的部分细节也因为整体的变亮而变得不够清晰,这样的处理效果没有线性处理好。经过直方图处理之后,图像的整体亮度有了很大的提升,对比度也有所增加,见图 2d。对比之下,选择线性增强的方法。

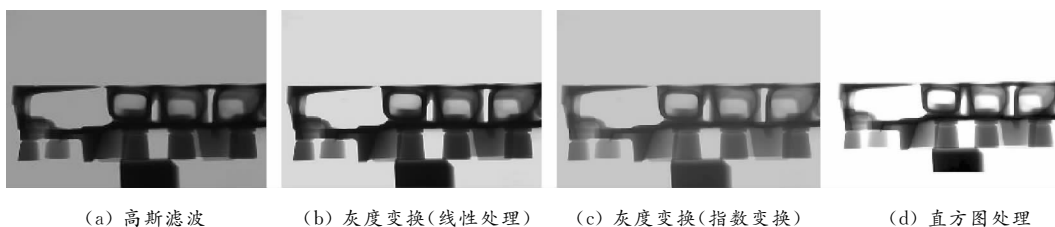


图 2 不同增强处理下图像预处理效果

Fig.2 The image preprocessing effect under different increment processing

1.3 图像的阈值分割

经过图像滤波处理和增强处理后,最后对图像进行阈值分割。常见阈值分割方法有 Otsu 以及迭代法。

1.3.1 Otsu 阈值分割

Otsu 的原理是将初始图像进行直方化处理,得到灰度的直方图,进行归一化处理。确定一个初始阈值,从而可以将整个图像分为两类,大于阈值的以及小于阈值的,将这两类灰度所占的比例记为 ω_0 和 ω_1 ,同时记录下平均灰度 μ_0 和 μ_1 ,整个图像的平均灰度被记为 μ 。下一步进行类间方差计算:

$$g = \omega_0(\mu_0 - \mu)^2 + \omega_1(\mu_1 - \mu)^2 \quad (10)$$

结合 $\omega_0, \omega_1, \mu_0, \mu_1$ 以及 μ 的关系,进行化简:

$$g = \omega_0\omega_1(\mu_0 - \mu)^2 \quad (11)$$

再进行遍历整个图像,计算出每个像素点的类间方差,而类间方差值最大的像素点,它的灰度值则正好是 Otsu 算法所确定的阈值分割方法的最佳阈值。

1.3.2 迭代阈值分割法

迭代阈值分割法是基于 Otsu 算法并对其进行了一些优化。其利用逼近极限的方法来优化 Otsu 算法,基本原理与 Otsu 相似。主要处理步骤如下:首先取出初始图像的灰度范围,取灰度范围的中间值作为初始阈值 μ_0 ,与 Otsu 算法相似,接着可以得到两个像素类的

平均灰度 μ_1 和 μ_2 , 新的阈值 μ 则直接取两个像素类的平均灰度的平均值。如果两者之间相差小于给定的误差参数 T_0 , 则新阈值 μ 直接确定为最佳阈值, 否则重复上述, 直到找到最佳的阈值为止。

1.3.3 阈值分割比较

将线性增强后的图像用不同阈值分割处理, 结果见图 3。可以看出, Otsu 阈值分割法总体上效果较好。铸件整体的形状与轮廓都比较好的被呈现出来, 并且在铸件的左上角的一处浇不足缺陷没有缺失。但在部分铸件内部区域, 出现了一些空洞, 这些空洞的位置在原来铸件上是没有缺陷的, 但是经过阈值分割后可能会被认为有缺陷存在。迭代阈值法所建立的效果也较好, 铸件整体都被提取出来, 但是它也会分割出一些空洞。将图像放大之后, 迭代阈值分割法分割出来的图像像素点连续度比 Otsu 阈值分割法分割出来的图像稍差一些。因此选择图像放大后表现性能稍好的 Otsu 算法。

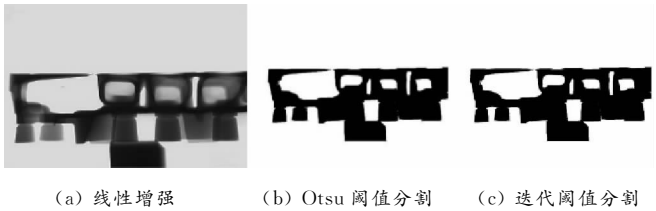


图 3 不同阈值分割方法下图像预处理效果
Fig.3 Image preprocessing effect under different threshold segmentation methods

2 特征提取算法

完成对铝合金压铸件 X 射线图的图像处理之后, 需要对图像的缺陷进行特征提取。针对铝合金压铸件气孔缺陷和夹渣缺陷的面积特征以及周长特征进行特征提取。气孔缺陷以及夹渣缺陷面积以及周长的提取基于连通区域来进行。

2.1 连通区域

以图像中的一个像素点为中心, 与中心像素点相毗连的 8 个像素点则被定义为中心像素点的连通区域。由于连通区域拥有传递性, 由金属缺陷所表现出来的空洞可以被识别出来成为一个连通区域, 见图 4。

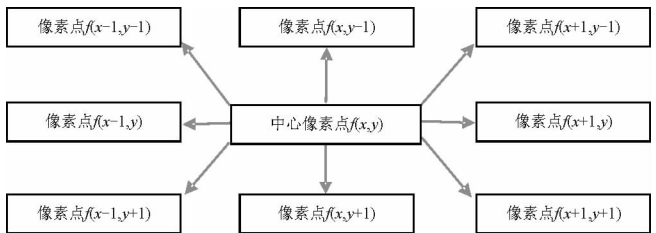


图 4 连通区域示意图
Fig.4 Schematic diagram of connected region

2.2 缺陷区域的识别

由缺陷区域像素点连成的连通区域即为缺陷区域。缺陷区域的识别使用经典的深度优先算法 (DFS)。通过深度优先算法来实现缺陷区域提取的具体步骤如下:

首先, 遍历图像中所有的像素点, 对每个像素点进行判断: ①如果像素点的值为 1, 即为缺陷区域, 则进行以下的步骤; ②如果像素点的值为 0, 即不为缺陷区域, 则继续遍历下一个像素点; ③如果像素点已经被遍历过, 则继续到下一个像素点, 直到所有像素点都被遍历。

其次, 以目前的像素点为中心像素点, 看中心像素点周围的 8 个像素点是否有值也为 1 的像素点。

然后, 如果中心像素点周围含有值为 1 的像素点, 并且数量为 1, 以这个值为 1 的像素点为新的中心像素点, 重复步骤 2。

随后, 如果中心像素点周围含有值为 1 的像素点, 并且数量不止一个, 则轮流对每个点重复步骤 2。

最后, 如果中心像素点周围没有含有值为 1 的像素点, 则将这个像素点标记为边缘像素点, 回到步骤 1 遍历下一个像素点。

2.3 缺陷区域的面积提取

得到缺陷区域后进行缺陷区域的面积计算。缺陷区域的面积等于缺陷区域内像素点。通过直接对缺陷区域像素点数进行计算, 可得到缺陷区域面积。

2.4 缺陷区域的周长提取

缺陷区域的周长计算相较于面积复杂, 周长并不是缺陷区域边缘区域像素点的叠加。具体的计算是找到缺陷区域边缘位置的像素点, 选取任意一个像素点 (x_1, y_1) 作为起点, 以顺时针或者逆时针的方向找到下一个边缘上的像素点 (x_2, y_2) , 两个像素点之间的距离可以被定义为:

$$d_{\text{距离}} = \sqrt{(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2} \tag{12}$$

再找到下一个邻近的边缘像素点 (x_3, y_3) , 并且计算第 2 个点与第 3 个点之间的距离, 最后将所有点的距离进行求和, 得到的总和即为缺陷区域的周长。

3 试验结果分析

3.1 提取数据

试验所用到的数据图像, 都是实际生产的一些汽车铝合金压铸件 X 射线图像, 见图 5。这些缺陷包括浇不足、变形、气孔等。

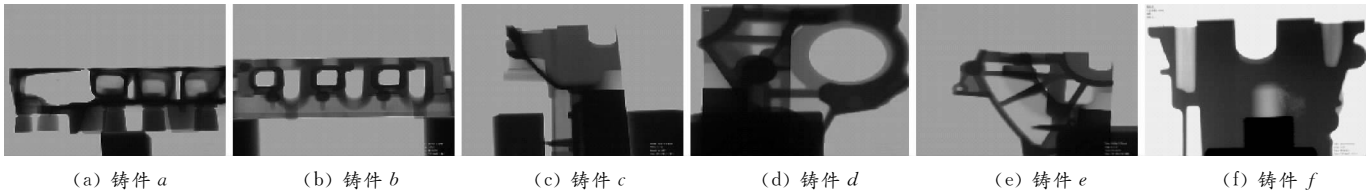


图 5 汽车铝合金压铸件 X 射线图像

Fig.5 X-ray images of aluminum alloy die castings for automobile

3.2 缺陷部位图像处理之后得到的图像

经过缺陷区域提取之后,得到主体是缺陷部分的图像,采用图像预处理方法以及图像阈值分割的方法,对图像进行处理。第一步是使用高斯滤波对图像处理,然后通过线性增强,最后通过 Otsu 阈值分割方法对图像进行处理。图像预处理后的结果见图 6。可以看到,光

线对于提取到的图像品质有一定影响,图 6a 和图 6c 受强光源影响较大,形成了大片的白色区域,对气孔缺陷的面积提取较为不利,可能需对光源进行一定的处理。但总体来说,通过预处理和阈值处理,能够很好地将汽车铝合金压铸件 X 射线图像处理成能够轻易分辨气孔缺陷的二值图像。

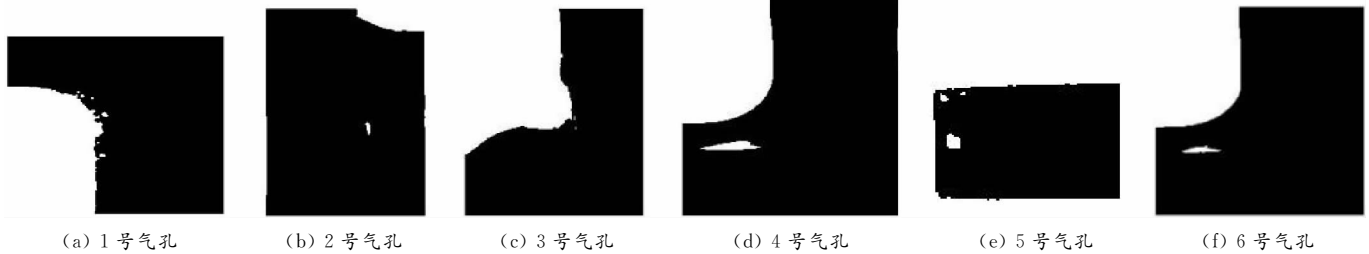


图 6 图像预处理之后气孔缺陷

Fig.6 Stomatal defects after image preprocessing

图 7 是夹渣缺陷的图像处理。夹渣缺陷在 X 射线图像中表现为表面的白色斑迹,并且可能会伴随着铸件表面的一些突起。因此在对夹渣缺陷进行图像处理时,

Otsu 阈值算法效果一般,相比之下,局部阈值分割法得到的效果要好很多,因此夹渣缺陷的阈值分割方法是采用局部阈值进行分割得到的。

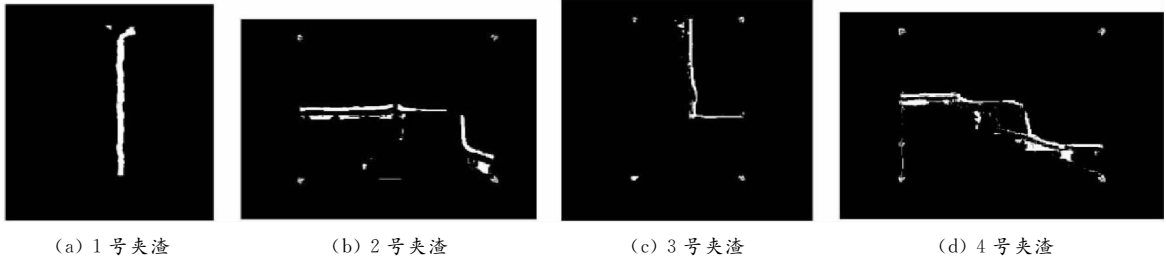


图 7 图像预处理后的夹渣缺陷

Fig.7 Slag inclusion defects after image preprocessing

整体来看,铸件表面的白色斑迹都被阈值分割给处理出来了,整体比较明显,效果较好。

3.3 图像缺陷特征的提取

在得到清晰含有缺陷的二值图像后,对图像中缺陷的面积和周长进行提取。采用 MATLAB 来实现面积

和周长的提取。首先是通过 MATLAB 对气孔缺陷的特征提取,见图 8。

其中,缺少了阈值处理后得到的第 3 张图片(气孔缺陷 c),见图 8c,因为图像被光源污染,导致最后只能提取出来一大片的白色区域,因而没有展示出来。图像

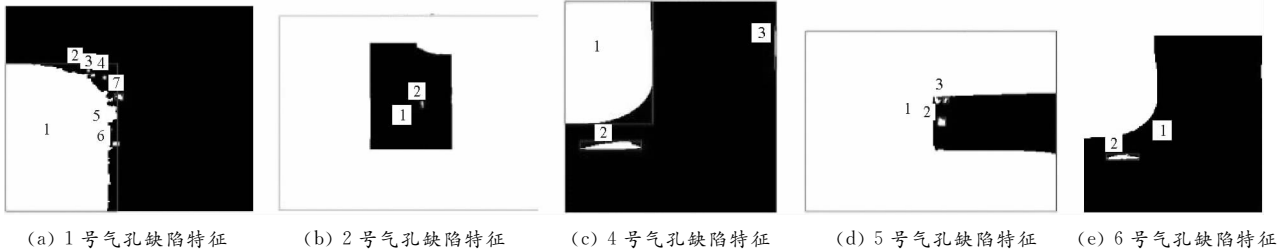


图 8 气孔缺陷的特征提取效果

Fig.8 Effect of feature extraction of stomatal defects

中提取到的气孔的面积和周长特征具体值见表1。其

表 1 缺陷面积以及周长

Tab.1 Defect area and perimeter

图像序号	图中缺陷序号	面积/pixel ²	周长/pixel
图 8a	2	10	8.328
图 8a	3	16	11.33
图 8a	4	11	8.907
图 8a	5	3	3.093
图 8a	6	36	19.391
图 8a	7	46	23.711
图 8b	2	47	29.293
图 8c	2	336	122.855
图 8d	2	70	122.885
图 8e	2	162	83.958
平均值		73.7	43.3751

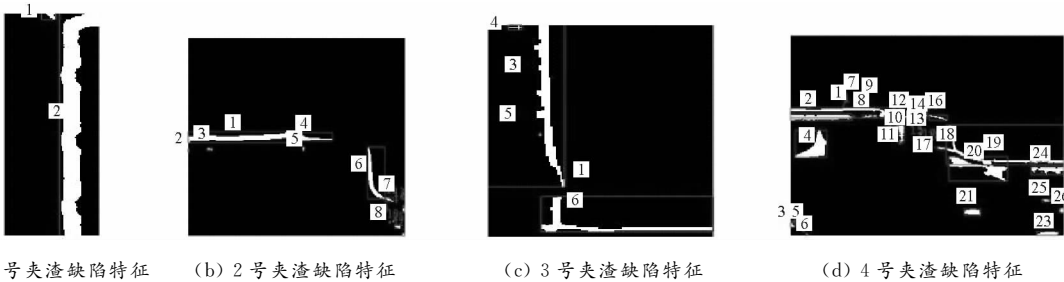


图 9 夹渣缺陷的特征提取效果

Fig.9 Feature extraction effect of slag inclusion defect

正的夹渣缺陷。表 2 为提取到的缺陷的周长和面积。

表 2 夹渣缺陷的面积和周长

Tab.2 Area and perimeter of slag inclusion defects

图像序号	缺陷序号	面积/pixel ²	周长/pixel
图 9a	2	2 721	492.618
图 9b	1	749	295.026
图 9b	4	145	102.491
图 9c	3	447	288.022
图 9d	19	395	323.675
平均值		891.4	300.366 4

4 结 论

针对铝合金压铸件典型缺陷的特征进行提取,通过使用高斯滤波处理、线性增强、Otsu 阈值分割法及局部阈值法对图像进行处理,得到经过处理的二值图像,最后对二值图像直接进行特征提取。整个过程基于 MATLAB,实现了对缺陷的面积和周长特征的自动化快速提取,解决了铝合金压铸件 X 射线图像典型缺陷的特征提取维度缺乏、人工干预影响特征提取效率的问题。由于铝合金压铸件 X 射线图主要呈现二维图像,本次试验的铝合金压铸件缺陷特征提取主要集中于二维数据的提取,希望以后能出现很好的三维铝合金压铸件 X 射线图并且便于进行缺陷特征的提取。

参 考 文 献

[1] 周建新,计效园,闫春泽,等. 铸造技术路线图:快速成形[J]. 铸

中,图像序号为图 8 中分图名,缺陷序号为各分图中所标序号。

图 8a 中有一连串的气孔,普遍面积较小,并且有一部分气孔被白色光源污染导致无法被提取。其他气孔的面积和周长都被很好地提取出来,如果在拍摄图像的时候对像素点的长度进行标度,也就能直接得到气孔缺陷的面积和周长。

对夹渣缺陷面积和周长的特征提取,同样首先对图像中的缺陷部位进行捕获,见图 9。其中,图像序号为图 9 中分图名,缺陷序号为各分图中所标序号。可以看出,提取效果整体较好,但会出现一些过度提取的情况,这个时候需要人工来辅助判断具体哪一个部分才是真

造, 2017, 66(5): 433-438.

[2] 颜秋余. 基于 X 射线图像的航空钛合金铸件缺陷检测与分类研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2020.

[3] WU B, ZHOU J X, JI X Y, et al. An ameliorated teaching-learning-based optimization algorithm based study of image segmentation for multilevel thresholding using Kapur's entropy and Otsu's between class variance[J]. Information Sciences, 2020, 533(9): 72-107.

[4] D'ANGELO G, RAMPONE S. Feature extraction and soft computing methods for aerospace structure defect classification[J]. Measurement, 2016, 85(9): 192-209.

[5] 张臻. 基于 X 射线测量的铝合金铸件微观缺陷预测及分析[J]. 铸造技术, 2014, 35(11): 2 760-2 762.

[6] 杨勇, 王彬, 宋永伦. 计算机辅助铝合金焊缝 X 射线底片的缺陷检测与分类[J]. 电焊城, 2007, 37(6): 120-123.

[7] 楼国红, 张俊生, 郭晋秦. 铝合金轮毂内部缺陷的定量分析[J]. 特种铸造及有色合金, 2018, 38(7): 787-789.

[8] XU X Y, XU S Z, JIN L H, et al. Characteristic analysis of Otsu threshold and its application[J]. Pattern Recognition Letters, 2011, 32(7): 956-961.

[9] KAVITHA A R, CHELLAMUTHU C. Implementation of Gray-Level Clustering Algorithm for Image Segmentation[A]. Procedia Computer Science, 2010.

[10] JOHN C. A Computational Approach to Edge Detection[M]. Morgan Kaufmann, Reading in Computer Vision, 1987.

[11] WEIMER D, SCHOLZ REITER B, SHPITALNI M. Design of deep convolutional neural network architectures for automated feature extraction in industrial inspection[J]. CIRP Annals-Manufacturing Technology, 2016, 65(1): 417-420.

(编辑:张正贺)