

基于机器视觉的铸件多区域铸字识别

侯明君¹ 孙晓龙¹ 伍缘杰¹ 计效园¹ 钱星云² 李连杰² 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; 2.一汽铸造有限公司无锡分公司)

摘 要 针对人工铸字识别方法识别效率低、工作强度大,且现有字符识别技术无法直接应用于铸字识别的问题,设计了一种基于机器视觉的铸字识别系统。该系统能对铸字图像的光强、亮度、对比度、二值化、去噪等方面进行预处理。此外,还能将预处理后的图像进行轮廓识别和铸字识别,最终获得铸字信息。针对于具有复杂结构的铸件的识别,提出了若干改进方法,在一定程度上解决了上述问题,能更好地实现对铸件全流程的生命周期管控与溯源。

关键词 图像预处理;同态滤波;二值化;轮廓识别;铸字识别

中图分类号 TP311 **文献标志码** A

DOI:10.15980/j.tzzz.2022.10.007

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



Multi-region Distributed Word-casting Recognition of the Castings Based on Machine Vision

Hou Mingjun¹, Sun Xiaolong¹, Wu Yuanjie¹, Ji Xiaoyuan¹, Qian Xingyun², Li Lianjie², Zhou Jianxin¹

(1.State Key Laboratory of Materials Processing and Die & Mould Technology, Huazhong University of Science and Technology; 2.Wuxi Branch, FAW Foundry Co., Ltd.)

Abstract: In view of the problems of low efficiency and high work intensity of artificial casting recognition, and failure of existing character recognition technology, a word-casting recognition system based on machine vision was designed, which made a certain breakthrough in preprocess the light intensity, brightness, contrast, binarization, denoising and other aspects of casting image. Moreover, the preprocessed image can be used for contour recognition and word-casting recognition to obtain word-casting information. Aiming at the castings with complex structure, several methods were proposed, which solved the above problems to a certain extent and could better achieve the life cycle control and traceability of the whole process of casting.

Key Words: Image Preprocessing, Homomorphic Filtering, Binarization, Contour Recognition, Casting Character Recognition

在铸件生产过程中,通常会在铸件表面铸字,用以区分铸件的类型、批次和其他信息。识别铸字信息,对于铸件全流程生命周期的管控与溯源至关重要。铸字读取通常依赖人工进行,存在效率低下和工作强度大的问题。因此,寻找一种铸字自动识别方式,对于提高识别效率,降低工作强度具有积极意义。

目前机器视觉发展相对成熟,机器视觉为解决上述问题提供了有效途径。JI X Y 等^[1]、李海龙^[2]提出了一种新的人工智能方法,能够从 X 射线图像中检测和识别航天钛铸件缺陷。此外,还提出了改进的强度 Pareto 进化算法,解决了人工主导生产计划订单交期准确率低等问题。WU B 等^[3]针对多阈值图像分割问题提出

了改进的优化算法。李文英等^[4]提出了一种神经网络模型,主要用来识别青铜器上的铭文,通过对比每一个字符的形体特征,再和已存的成果作比较,最终识别内容,大幅提高了青铜器上铭文的识别速度、准确度以及工作效率。冯小雨等^[5]提出了膨胀积累、区域放大、局部标注、自适应阈值等改进策略,由于空中目标和普通目标有所不同,空中目标识别难度更高一些,通过这种方法的识别可以提高检测速度和精度。VAROL G 等^[6]借助可以进行长期训练的卷积神经网络,提高了动作识别的准确性。RANJAN R 等^[7]提出了一种 HyperFace 算法,使用深度卷积神经网络和多任务学习算法,能够达到人脸检测、地标定位、姿态估计和性别识别

收稿日期:2021-08-05;修改稿收到日期:2021-12-12
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(51905188,52275337,52090042)
第一作者简介:侯明君,男,1999 年出生,硕士研究生,武汉(430074),E-mail:houtingjun21@163.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:侯明君,孙晓龙,伍缘杰,等. 基于机器视觉的铸件多区域铸字识别[J]. 特种铸造及有色合金,2022,42(10):1 225-1 231.
HOU M J, SUN X L, WU Y J, et al. Multi-region distributed word-casting recognition of the castings based on machine vision[J]. Special Casting & Nonferrous Alloys, 2022, 42(10):1 225-1 231.

的目的。WANG W G 等^[8]提出了一种能够有效检测视频中显著区域的深度学习模型,并进一步提出了新的数据增强技术,利用合成视频数据和真实视频之间的对比,能够准确识别到目标对象。HE K M 等^[9]提出了概念简单、通用、灵活的 Mask R-CNN 的对象实例分割框架,能够有效地检测图像中的对象,并生成高品质的分割掩码,使用该方法还能够估计人体姿态。RIVENSON Y 等^[10]提出了基于深度学习的神经网络相位恢复与全息图像重建方法,此方法只需一个全息图就可以快速计算相位和振幅,测量量更少,更高效。CHEN L C 等^[11]提出了空间金字塔算法,能够实现多尺度的目标分割,并且将 DCNN 与条件随机场结合,提高定位性能。

利用机器视觉可以对铸件铸字进行自动识别并加以记录保存,从而获取该铸件材质、生产批次时间等各类信息。相对于人工识别而言,利用机器视觉进行的铸字识别有其独特的优势。但是现有的字符识别方法无法直接应用于铸字识别,因为铸字与铸件颜色相近,有粘砂等缺陷,轮廓不清晰,且铸造车间获得的铸字图像光照、对比度等并不理想。

因此,本课题设计了一个铸字识别系统,该系统基于机器视觉对于多区域铸字图像进行预处理,并进行轮廓识别和字符识别,最终获取到铸字信息。铸字识别系统不仅可以识别单行铸字,而且可以识别多区域分布的铸字,可以有效解决上述问题,具有较高的价值。

1 图像预处理

1.1 同态滤波

首先采用同态滤波对照片进行光照均匀化处理的方法。一幅图像可看作是由两部分的乘积构成的,即:

$$f(x,y)=f_i(x,y)f_r(x,y) \quad (1)$$

式中, x,y 表示空间位置。

具体步骤如下:

①为了调整光照强度的分布,不能直接进行线性变换或者傅立叶变换,否则图像就会失真,所以首先在等号两边同时取对数,即:

$$\ln f(x,y)=\ln f_i(x,y)+\ln f_r(x,y) \quad (2)$$

式中, f 表示图像; f_i 为照射分量; f_r 为反射分量。

②将式(2)做傅里叶变换,从而可以得到:

$$DFT[\ln f(x,y)]=DFT[\ln f_i(x,y)]+DFT[\ln f_r(x,y)] \quad (3)$$

③需要选择一个滤波器,对上述的图像进行处理来调节到需要的效果。

④进行傅立叶反变换。

⑤最后两边取指数,将第一步中的取对抵消掉。

流程图见图 1。根据流程图,处理效果取决于滤波器的选择。滤波器作用是将低频分量减弱,增强高频分量,更容易获得铸字信息。需要注意的是,最终的目的就是对低频分量进行削弱,不能完全消除。需选择高通滤波器。

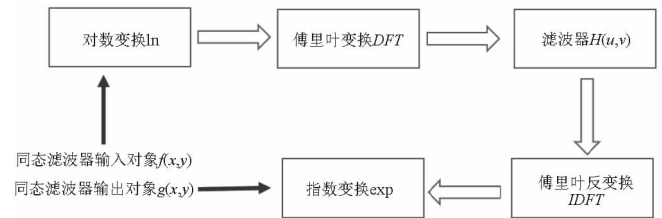


图 1 同态滤波的基本步骤

Fig.1 Basic process of homomorphic filtering

将铸件的图片经过同态滤波处理,可以达到光照均匀化目的。经过同态滤波处理后,使得背景色阈值接近,在进行二值化处理时可以使铸字和背景区分开,提高识别的效率和准确度。

1.2 调整亮度和对比度

原始铸字图像经同态滤波处理后,图像光照变得均匀,但与背景颜色仍相近,且颜色偏黑,需进一步调整图像亮度和对比度,从而使图像更容易识别。采用图像的算术运算来调整图像亮度和对比度。两幅大小、类型一致的图像可以直接进行加法运算。根据已有的铸字图像,读取其大小、类型,然后创建一个一致的纯黑色的图像,将经过同态滤波处理后的图像与新创建的图像进行混合。给两张图像分别加上权重,通过调整权重中的参数来调整对比度和亮度。包含权重的图像混合的计算公式如下:

$$g(x)=(1-\alpha)f_0(x)+\alpha f_1(x) \quad (4)$$

式中, f_0 为亮度与对比度变换; f_1 为创建的纯黑色图像; α 为权重; g 为亮度与对比度变换输出图像。

经过权重的调整和测试,得到了一个合适的权重值。将同态滤波处理后的图像权重设为 0.7,新创建的图像的权重设为 0.3,就可以按照下式对图片进行混合操作。

$$dst=\alpha \cdot img1+\beta \cdot img2+\gamma \quad (5)$$

式中, dst 为处理后图像; $img1$ 为测试输入图像; α,β 为权重, $\alpha=0.7,\beta=0.3;\gamma$ 为补偿值,取 0。经过混合之后,得到的铸字图片见图 2。



(a) 同态滤波处理后图

(b) 混合后图像

图 2 混合图像示意图

Fig.2 Schematic diagram of mixed images

混合图像的亮度和对比度发生变化,减弱背景色的干扰,见图 2b 第 3 行第 1 个字母。

1.3 二值化处理

铸字图像再经过同态滤波处理、亮度和对比度调整后,其可识别性得到很大提高,但仍有许多干扰性因素影响铸字信息的提取,如铸字图像的背景、一些铸件结构的线条等。此外,还有可能存在黑色的孔洞等。因此,为了获得比较好的识别效果,需对这些干扰性因素进行二值化处理。

图像的二值化处理是将图像转变为只有黑和白两种颜色,其原理是选择一个合适的阈值,然后将图像的每一个像素点和这个阈值做比较,大于这个阈值的全部变成白色,小于这个阈值的全部变成黑色。这样可以将铸字变为黑色,背景变为白色,可去除干扰因素。

图 3 为不同二值化方法效果对比。由图 3a 可以看出,选择全局阈值二值化处理后效果并不明显。通过对比全局阈值二值化、局部阈值二值化、固定阈值二值化和自适应阈值二值化等,最终选择局部自适应阈值二值化方法,见图 3b。

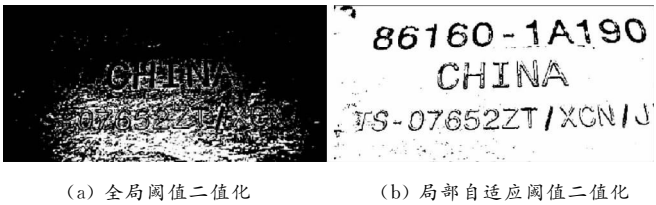


图 3 不同二值化方法效果对比

Fig.3 Effect comparison of different binarization methods

1.4 图像去噪

图 4 为二值化处理图像和去噪后的图像。通过采用合适二值化方法得到一张黑白图像,但是除去铸字信息外,还有很多其他黑色线条和离散点,称为噪声。噪声的存在将会对后续的字符识别产生干扰。为了提高铸字信息的识别精度,需要去除这些噪声。

铸字图像经过二值化处理后,所得到的噪声主要是“椒盐”噪声,也就是由于原始图像上的无关信息二值化处理后得到的轮廓。需要将铸字旁边以及铸字与铸字之间的细小分散点去除掉,从而使得每个铸字之间分界清晰,每个铸字的轮廓没有干扰,便于识别。

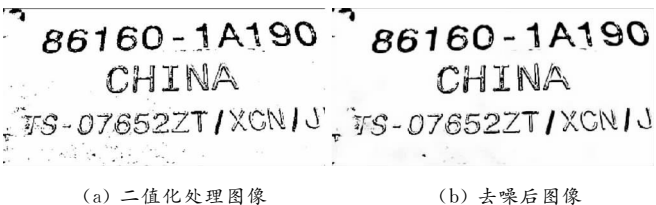


图 4 二值化处理图像和去噪后图像

Fig.4 Binary image and denoising image

通过比较发现,针对铸字图像的去噪,采用非局部平均去噪效果最好。通过去噪将图像上的多余信息去除,并使铸字的轮廓清晰,在图像上仅仅留下铸字信息和其他距离铸字较远且不干扰铸字识别的信息。

1.5 效果对比

对获得的铸字图像直接二值化处理,见图 5。对比图 4 和图 5 可以看出,直接二值化处理后效果很差。

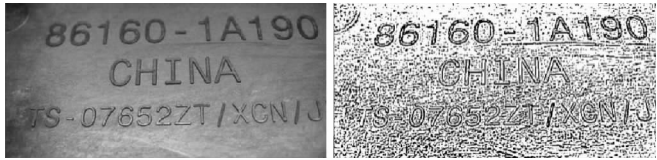


图 5 原图像和直接进行二值化图像

Fig.5 The original image and direct binary image

2 轮廓识别和铸字识别

2.1 轮廓识别

轮廓识别是根据自动检测图像上连续的点,根据每个部位的像素值智能识别出轮廓。在 OpenCV 中提供了一个可以进行轮廓识别的函数,函数当中有诸多参数,对于铸字识别而言,其中最为重要是:

(1)轮廓识别后填充的颜色 经过二值化处理后,所得到的图像是 0 和 255 的黑白图像,因此进行轮廓识别后画出的轮廓应该尽可能避免这两种颜色。这是因为,如果轮廓为白色,经过识别并勾勒出的轮廓和背景色相同,导致需要的铸字信息缺失,后续识别步骤将会无法进行;相反,假如选择了黑色作为轮廓线颜色,在轮廓识别时,还没有去噪彻底的一些噪声将不会被识别到,如果选择黑色作为轮廓,所画出的轮廓和其中包含的噪声颜色相同,这些噪声仍会干扰后续识别过程。

(2)轮廓识别的线条粗细 识别出轮廓会用线条将轮廓画出来,而这个线条的粗细将会影响识别效果。图 6 为线条过粗的轮廓识别和轮廓识别后的图像,如果轮廓的线条过粗,将会使两个分离的字符连在一起,为后续的铸字识别产生障碍,见图 6a。

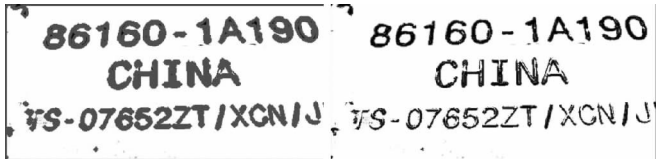


图 6 线条过粗的轮廓识别和轮廓识别后的图像

Fig.6 Contour recognition with thick lines and image after contour recognition

经过合适参数的选择,可以得到轮廓识别后的图像,见图 6b。和原图做比较,轮廓识别后的图像上无关的噪点再次去除,只留下了有关的铸字信息,轮廓清晰

可见,再进行识别时难度小、精度高。

2.2 字符识别

采用光学字符识别 OCR 进行字符识别。将铸字图像经过轮廓识别后,铸字已经清晰可见,通过 OCR 进行识别,就可以最终输出想要的字符信息。通过这一步的检测发现,在进行轮廓识别时,如果选用图 6a 的轮廓线条,则会识别出错误的字符,识别精度较低,而采用合适粗细的轮廓线进行识别的话,可得正确识别结果,见图 7。该方法对于多区域分布的铸字识别具有比较好的识别效果。



(a) 线条过粗时的识别结果 (b) 正确识别结果

图 7 线条过粗时的识别结果和正确识别结果

Fig.7 Identification result with thick lines and correct identification result

3 识别系统的设计

通过上述铸字图像预处理,以及轮廓识别和字符识别操作后,已经可以识别出简单的铸字图像上的铸字信息。但是,这一操作过程是在 Python 编程界面实现的,如果想要导入图像并且读取铸字信息,操作步骤复杂。因此需要设计出一个识别系统,简化上述操作步骤。本课题主要是采用了 Python 中携带的 GUI 系统进行设计,设计出的系统界面见图 8。



(a) 铸字表面较粗糙 (b) 铸字整体倾斜 (c) 铸字多行分步 (d) 铸件结构干扰

图 9 实例验证

Fig.9 Example verification

扰的铸字均具有不错的识别效果。

另一类是识别效果并不太理想的,这类铸字的特点是轮廓模糊,铸件表面粗糙,因此对最终的识别产生了影响。因此,需要对铸字识别系统进行进一步改进。

4.2 系统改进

对于铸字的背景比较复杂、铸字表面粗糙度很高、铸字非常不清晰、其他因素干扰的图像等,见图 10,需要对铸字识别系统做出改进,提升识别性能。提出了改



图 8 铸字识别系统界面

Fig.8 The interface of word-casting recognition system

该系统设置了“自动识别”按钮,通过自动识别,就可以直接按照程序设计进行同态滤波处理解决光照强度不均匀的问题,接着调整铸字图像的对比度和亮度,再进行二值化和去噪等预处理操作,之后进行轮廓识别,最后字符识别显示出需要的铸字信息。通过一键操作,可以提高铸字的识别效率。

分步识别按钮是根据上述预处理步骤及轮廓识别、字符识别等步骤进行设计的,见图 8。

4 识别系统的验证及改进

4.1 系统验证

根据识别效果,铸件的铸字可以分为两类:一类是能够进行识别的,这类铸字一般轮廓清晰,铸件周围干扰少,见图 9。该系统对于简单铸字图像,有比较好的识别效果,准确率在 95% 以上。对于表面较粗糙的铸字、整体倾斜的铸字、多行分布的铸字、存在铸件结构干



(c) 铸字多行分步

(d) 铸件结构干扰

图 9 实例验证

Fig.9 Example verification

进措施,具体效果和应用仍有待探讨和研究。

(1)在参数选择方面实现自动调节 以图像的二值化为例,在图像二值化过程中,包含局部阈值的邻域大小和误差两个参数,当通过调整这两个不同参数值时可以得到不同的二值化效果,见图 11。如果通过机器学习,针对不同的图像,计算机可以自动二值化参数、亮度 and 对比度、去噪等操作步骤也含有相应的参数,就可以获得理想的识别效果。

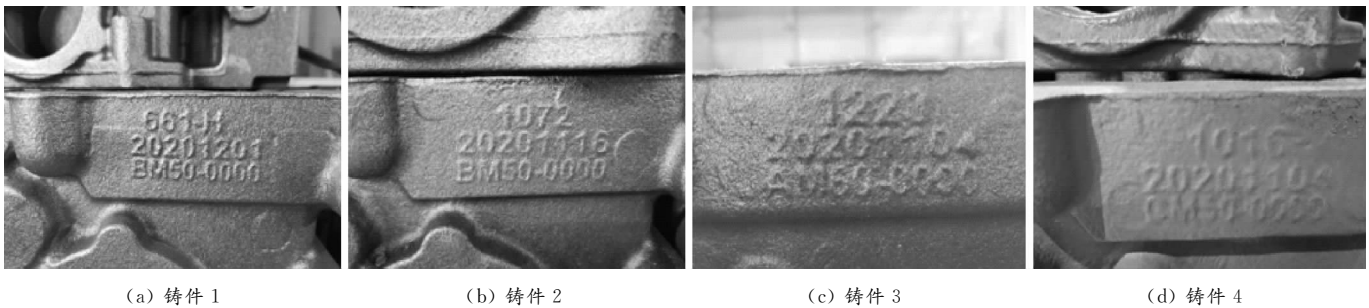


图 10 复杂铸件的铸字图像

Fig.10 Images of complex word-castings

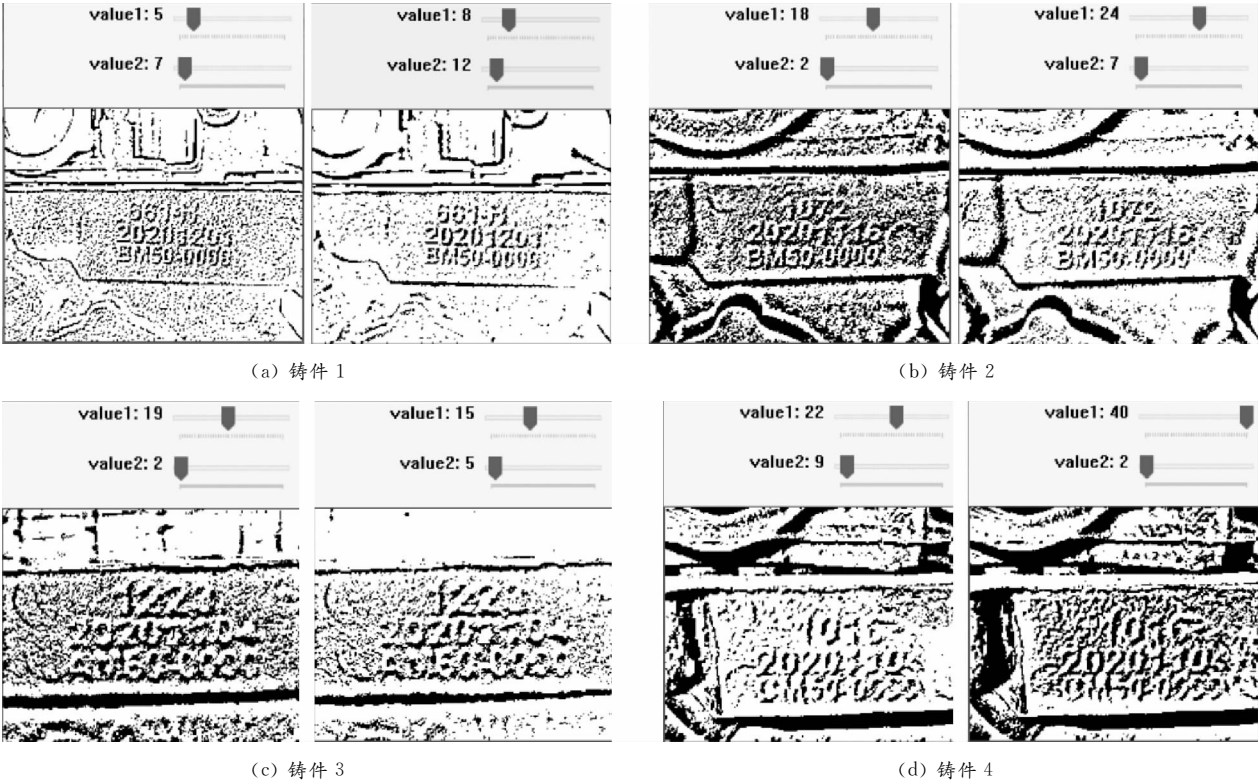


图 11 不同参数二值化效果对比图

Fig.11 Binarization effect comparison of different parameters

(2)在图像处理前先提取字符区域 由于图 10 的铸字图像背景比较复杂,不加处理直接进行同态滤波、亮度和对比度调整,然后进行二值化,效果不太理想。这是因为复杂的背景影响了二值化时阈值的选择。因此,再进行处理之前,应当尽可能地先将字符区域提取出来,见图 12。经过提取出字符区域后,再进行后续的操作,将会使二值化的处理效果更加理想,见图 13。通过调整二值化的不同参数时,得到了不同效果的二值化处理后的图像。

(3)在去噪算法方面,可以进一步优化算法 图 14 为二值化后图像。可以看出,二值化后的图像噪点和需要的铸字信息有明显的区别。如图像上方黑色长条状线条和需要的铸字信息长宽比明显不同,因此可以设计图像的长宽比,将长宽比大于某一数值的部分直接去除,便可以达到去噪的目的。再如,图像当中的细小黑

点和所需要的铸字信息有明显区别,要求的铸字信息所占据的面积相对于小黑点而言相对较大,因此可以根据面积的大小不同来实现去噪。因此,可以根据数学中的比例和面积大小,来实现噪声去除,消除掉不利于铸字信息提取的因素,达到后续轮廓识别和字符识别的目的。

(4)在进行字符识别时,可以进行字符分割 在进行铸字识别时,识别单一的字符明显要比识别多个并且多行字符容易得多。首先将图像去除 RGB,在其灰度图像上进行处理。可以分别得到字符高的边界和字符宽的边界。根据识别的效果绘制出对应的波形,当对应图像波形为 0 时,则说明换了一个字符。根据波形的位置和波形为 0 的次数,推算出字符的个数以及字符边界的所在位置。最后,根据字符的相对大小,删除误识别出的尺寸比例明显错误的信息,得到字符分割后的图像。

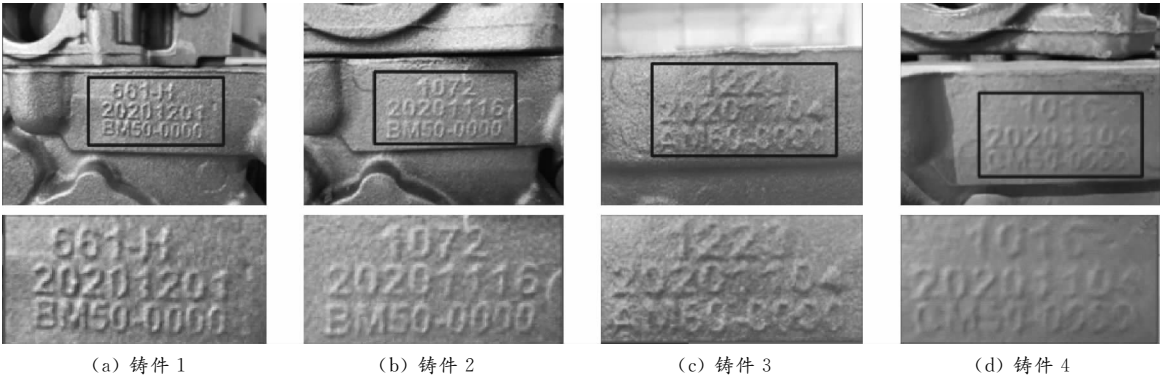


图 12 图像字符区域提取
Fig.12 Region extraction of image character



图 13 提取后二值化处理效果图
Fig.13 Binarization effect after extraction

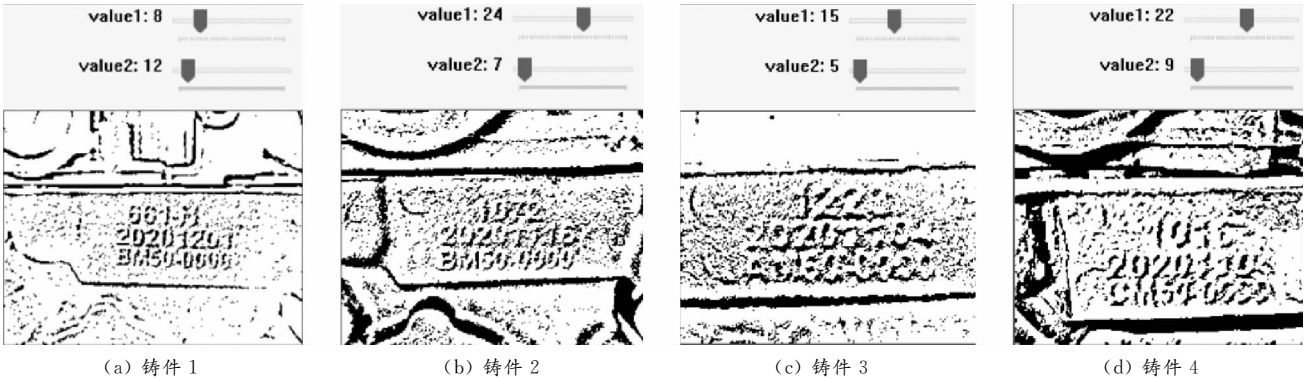


图 14 二值化后图像
Fig.14 Binarization images

(5)在数据集优化方面,可以训练针对于铸字的数据集 如果能够直接训练二值化后的断断续续并且轮廓不清晰的铸字图像,然后生成一个训练集,使用这个训练集进行铸字识别,准确率将大幅提高,并且对于图像预处理的要求就会降低。Pytesseract 也提供了训练数据集的方法,主要训练数字和字母共 62 个字符。

最后给铸字识别系统加上批量识别的功能将会极大地提升识别效率。因为识别 1 张和识别 5 张图像,对于计算机而言,所消耗的时间差别很小,而对于人工识别,图像数量越多,字符数越多,在进行识别并记录时所需要的时间就越长。这就体现了机器视觉的优势。

5 结 论

基于机器视觉设计出了一套铸字识别系统。该系统能够自动对铸字图像进行预处理,并进行轮廓识别和字符识别,从而提取出多区域分布的铸字信息,在一定

程度上解决了人工识别效率低以及通用字符识别无法识别铸字等问题,可以在铸件全流程的生命周期管控与溯源等方面发挥作用。为改善该系统对于复杂铸件的识别效果,可以在现有基础上开展进一步研究。今后可以通过优化图像预处理、优化数据集、加入批量识别技术等措施,进一步增强系统的性能。

参 考 文 献

[1] JI X Y, YAN Q Y, HUANG D, et al. Filtered selective search and evenly distributed convolutional neural networks for casting defects recognition[J]. Journal of Materials Processing Technology, 2021, 292(2): 117 064.
[2] 李海龙,陈发源,计效园,等.基于改进 SPEA2 算法的铸造并车间主生产计划[J].计算机集成制造系统, 2021, 27(4): 1 072-1 080.
[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: 72-107.

基于 Fluent 的桨叶搅拌对流场分布影响的仿真分析

鹿宪珂¹ 张玉宝¹ 陈海大² 王 珩³ 马义明³

[1.安徽工程大学材料科学与工程学院; 2.安徽铜冠有色金属(池州)有限责任公司;
3.苏州市祥冠合金研究院有限公司]

摘 要 基于 ANSYS Fluent 软件对 Zn-Al 合金熔炼过程中的混合过程进行了仿真分析,研究了单、双层桨叶对搅拌效果的影响。结果表明,单、双层桨叶对流体在径向和轴向的流动方向影响较小,而对流动速度影响较大,靠近轴心位置的径向速度差异最大超过 1 倍。在相同转速和转向下,双层桨叶混合效率高,流场分布均匀且对熔池上表面破坏小。单层桨叶搅拌效率低,对熔池上表面破坏严重,导致氧化剧烈。

关键词 ANSYS Fluent;模拟仿真;铸造;流场分析

中图分类号 TP311;TG146.1⁺4 **文献标志码** A

DOI:10.15980/j.tzzz.2022.10.008

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



Fluent Simulation of Influence of Impeller Stirring on Flow Field Distribution

Lu Xianke¹, Zhang Yubao¹, Chen Haida², Wang Heng³, Ma Yiming³

(1.School of Materials Science and Engineering, Anhui Polytechnic University; 2.Anhui Tongguan Non-ferrous Metal Co., Ltd.; 3.Suzhou Xiangguan Alloy Research Institute Co., Ltd.)

Abstract: The mixing process during the smelting process of zinc-aluminum alloy was simulated and analyzed by ANSYS fluent software. The influence of single-layer and double-layer impeller on the stirring effects was investigated. The results indicate that both impellers have little influence on the flow direction in radial and axial direction, which have great influence on the flow velocity, where the difference of radial velocity near the axis is more than onetimes. Under the same rotation speed and steering, the double-layer impeller has high mixing efficiency with uniform flow field distribution and poor damage to the upper surface of the molten pool. The single-layer impeller has low stirring efficiency, which causes serious damage to the upper surface of molten pool, resulting in severe oxidation.

Key Words: ANSYS Fluent, Numerical Simulation, Casting, Flow Field Analysis

收稿日期:2022-02-18;**修改稿收到日期:**2022-03-20
基金项目:安徽工程大学科研启动基金资助项目(2020YQQ027);安徽工程大学校级科研资助项目(Xjky2020015);安徽省留学人员创新资助项目(2021LCX028);2021 年高性能有色金属材料安徽省重点实验室开放课题资助项目(2021KF005)
第一作者简介:鹿宪珂,男,1990 年出生,讲师,安徽芜湖(241000),E-mail:luxianke@ahpu.edu.cn
引用格式:鹿宪珂,张玉宝,陈海大,等. 基于 Fluent 的桨叶搅拌对流场分布影响的仿真分析[J]. 特种铸造及有色合金, 2022, 42(10): 1 231-1 235.
LU X K, ZHANG Y B, CHEN H D, et al. Fluent simulation of influence of impeller stirring on flow field distribution[J]. Special Casting & Nonferrous Alloys, 2022, 42(10): 1 231-1 235.

[4] 李文英,曹斌,曹春水,等.一种基于深度学习的青铜器铭文识别方法[J].自动化学报,2018,44(11): 2 023-2 030.

[5] 冯小雨,梅卫,胡大帅.基于改进 Faster R-CNN 的空中目标检测[J].光学学报,2018,38(6): 250-258.

[6] VAROL G, LAPTEV I, SCHMID C. Long-term temporal convolutions for action recognition[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2018, 40(6): 1 510-1 517.

[7] RANJAN R, PATEL V M, CHELLAPPA R. HyperFace: A deep multi-task learning framework for face detection, landmark localization, pose estimation, and gender recognition[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2019, 41(1): 121-135.

[8] WANG W G, SHEN J B, LING S. Video salient object detection via fully convolutional networks[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2017, 27(1): 38-49.

[9] HE K M, GKIOXARI G, DOLLAR P, et al. Mask R-CNN[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2020, 42(2): 386-397.

[10] RIVENSON Y, ZHANG Y B, GUNAYDIN H, et al. Phase recovery and holographic image reconstruction using deep learning in neural networks[J]. Light: Science & Applications, 2018, 7(2): 17 141.

[11] CHEN L C, PAPANDREOU G, KOKKINOS I, et al. DeepLab: Semantic image segmentation with deep convolutional nets, atrous convolution, and fully connected CRFs[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2018, 40(4): 834-848.

(编辑:刘晨辉)