

# 基于机器视觉的浇口杯定位研究

王晓东<sup>1</sup>, 赵志诚<sup>1</sup>, 叶泽甫<sup>2</sup>

(1. 太原科技大学电子信息工程学院, 山西太原 030024; 2. 山西格盟中美清洁能源研发中心有限公司, 山西太原 030000)

**摘要:** 针对铸造浇注过程中浇口杯位置无序、数量不定以及高度不同造成的浇口杯定位难等问题, 本文提出了一种基于OpenCV视觉技术的铸造用浇口杯定位方法, 着重阐述了机器视觉计算方法的设计步骤。首先, 根据目标的形状、尺寸等特征获得感兴趣区域(ROI); 经过图像预处理后针对传统方法得到的特征点中伪特征点较多的问题, 引入自适应高斯滤波平滑二值图像; 之后利用Canny算子来检测浇口杯边缘, 并引入了 $3 \times 3$ 的Sobel算子以获取更多的方向信息以及降低Canny算法的敏感性; 通过对图像拟合、提取、比较分析等操作, 获取浇口杯在砂箱的相对位置。最后以消失模铸造砂箱浇口杯为例, 实验结果表明, 提出的方法精度高、实时性好, 能够快速得到浇口杯的边界信息和位置坐标, 为全自动浇注奠定基础。

**关键词:** 机器视觉; 霍夫圆变换; 目标检测; 浇口杯; 铸造

## 作者简介:

王晓东(1995-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为先进控制理论及应用, 计算机测控系统与装置。

## 通讯作者:

赵志诚, 男, 教授。E-mail: zhzhich@126.com

中图分类号: TP242.6

文献标识码: A

文章编号: 1001-4977(2021)

12-1447-06

## 基金项目:

山西省重点研发计划项目(201803D121025); 山西省留学人员科技活动择优资助项目(2020005)。

## 收稿日期:

2021-05-18 收到初稿,

2021-07-29 收到修订稿。

铸造是制造业的重中之重, 一般铸件在机器总质量占比很大, 是机械制造工业毛坯和零件的主要供应者, 在国民经济中占有极其重要的地位。但部分企业在浇注过程仍存在以手工劳动为主、自动化程度低、生产环境恶劣、生产效率低下等现象。因此, 提高铸造生产的自动化水平, 实现浇注过程全自动化是今后铸造领域的发展方向之一。

为了实现全自动浇注首先要定位浇注工位, 也即定位浇口杯, 受限于周围高温、粉尘、铁液飞溅等因素的影响, 传统传感器定位方式已不适用于浇口杯定位。机器视觉技术作为非接触式检测方式的一种, 可快速获取浇口杯的信息, 具有速度快、信息量大的特点, 不但易于系统自动化处理, 而且能够与控制信息实现有效集成, 从而满足全自动浇注的需求。

近年来, 在制造业领域国内外许多学者针对机器视觉在工件尺寸测量<sup>[1]</sup>、边缘轮廓检测<sup>[2-3]</sup>、缺陷故障检测<sup>[4-7]</sup>、目标识别和定位<sup>[8-12]</sup>等方面进行了大量研究。朱良<sup>[13]</sup>等人基于机器视觉技术, 提出了一种较为准确高效的工件矢量数据获取方法, 能够精准快速地对目标进行定位。郭瑞峰<sup>[14]</sup>等人利用激光测距传感器与机器视觉完成了对货运火车车厢的定位与尺寸测量。此外, 随着计算机视觉技术发展成熟, 也逐步将计算机视觉技术应用于铸造领域<sup>[12-13]</sup>。

本文针对消失模铸造过程中非固定浇注工位和浇口杯位置无序等情况进行了研究, 提出了一种利用机器视觉技术的浇口杯定位方法, 采用图像处理技术完成对浇口杯的识别和定位, 为实现全自动浇注奠定了基础。

## 1 消失模铸造浇注工艺和系统设计

消失模铸造包含了多个工艺环节, 其中主要包括白模制作、挂涂、金属熔炼、造型、浇注以及后续加工等, 其中金属熔炼、造型和浇注属于连续工序。造型是将挂涂后的白模置于砂箱内, 四周填充有型砂, 经由三维振实平台振动使型砂充分压实, 并使模型受力均匀, 造型结束后将浇口杯置于对应的待浇注模型上浇注口; 利用传动机构将完成造型工艺的砂箱移动至浇注线上, 每次移动的距离为砂箱长度,

砂箱间距可忽略不计,则砂箱在浇注线的位置是可计算的;待当前浇注线布满待浇注砂箱后,控制浇注机进行浇注,铁液经导流管流入正下方的浇口中。由于在浇注过程中须确保铁液温度不能低于最低阈值,以保证铸件的合格率,因此需要减少浇注机从金属熔炼区域移动至待浇注砂箱,并对准浇口杯的时间。但是由于造型过程中,浇口杯摆放错乱无序,而且浇注时通常由浇注工手动对准浇口杯,精度低、速度慢,使得在浇注后期铁液温度不达标,造成铸件产品不合格率居高不下。

针对现有的消失模铸造浇注工艺流程,本文提出了一种浇口杯定位方法,采用工业摄像机和图像算法来定位浇口杯,为实现全自动浇注提供基础。在造型完成后,通过图像处理技术计算得到各浇口杯在砂箱内的相对位置,之后通过像素坐标系和世界坐标系的关系将像素坐标转换为世界坐标。同时,砂箱在浇注线上的移动距离是可计算的,砂箱间距可忽略,因此联系砂箱移动的距离以及浇口杯在砂箱内的相对坐标即可得到浇口杯在浇注区域的世界坐标。

基于机器视觉浇口杯定位方法是在Pycharm+OpenCV平台上进行的,图1所示是浇口杯定位平台的结构图,其中包括了COMS工业相机、相机环形光源、固定支架以及个人PC。算法结果均在CPU为Intel(R)Core(TM)i3-4000M,2.40 GHz,内存为4 GB,操作系统为Windows10的联想笔记本电脑上运行得到,开发工具为PyCharm+Opencv2.49。

在图1所示的结构图中,选用M3ST130M-H相机,其传感器类型是Smartsen CS130GS,并且采用全局快门,像元的排列方式面阵,像元尺寸为 $4.0\ \mu\text{m} \times 4.0\ \mu\text{m}$ ,分辨率大小是 $1\ 280 \times 1\ 024$ ,帧率为213.94 fps,可以选择硬件和软件两种触发模式,支持USB3.0标准可以直接与计算机相连,能够实现图像的自动存储。

## 2 定位系统图像算法设计与分析

方法主要包括以下步骤:浇口杯原始图像的采集、原始图像预处理和感兴趣区域提取,利用OpenCV

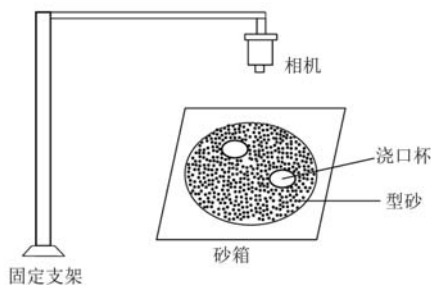


图1 定位平台结构图

Fig. 1 Structure of the positioning platform

图像处理工具对浇口杯图像进行分析。

### 2.1 图像处理流程设计

具体算法流程图如图2所示。

通过对多种处理流程以及处理算法的试验,最终确定对浇口杯图像进行如图2所示的检测流程,此方法能够很好地获取砂箱内浇口杯的相对位置坐标。

### 2.2 图像预处理

在进行浇口杯图像获取过程中不可避免存在干扰背景,为减少大量背景噪声的影响,需要先识别被检测的浇口杯区域图像,对输入图像进行切割,保留浇口杯所在型砂区域图像,即选取感兴趣区域进行图像的处理和判断。在实际应用中,浇口杯所在砂箱的位置是固定的,因此选取这部分区域作为ROI区域。根据多次试验对比,ROI区域的像素控制在 $640 \times 640$ 左右能够获得较为完整的浇口杯所在型砂区域的边缘轮廓。如图3a和3b所示分别为原始图像和剪切后的图像。

#### 2.2.1 图像输入与灰度图的获取

设浇口杯原始输入图像为矩阵I,利用图像中的梯度信息实现浇口杯的识别和定位,而彩色信息易受到光照的影响,读取图像后使用cv2.cvtColor()函数将三

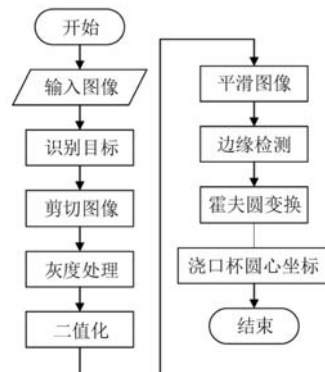
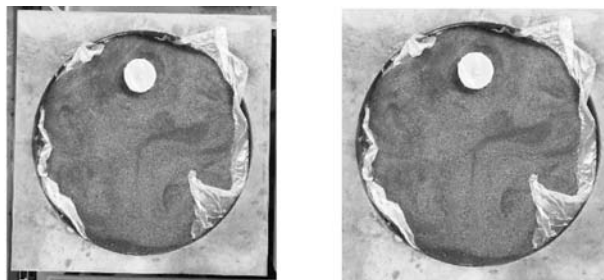


图2 检测流程图

Fig. 2 Detection flow chart



(a) 原始图像

(b) 剪切后的图像

图3 浇口杯原图与切割后部分原图

Fig. 3 Original drawing of the sprue cup and cut part

通道的BGR图像转换为单通道的gray图像。如图4所示是灰度化后的浇口杯图像。

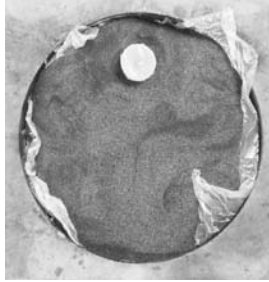


图4 浇口杯灰度化后的图像

Fig. 4 Image of the sprue cup after graying

观察浇口杯ROI图像和灰度图像，发现在手动埋置浇口杯时，会产生不规则的型砂波形纹理和用于抽负压真空的薄膜，同时两者在不同光照条件下会产生不同的反光效果。为了进一步了解图像的灰度分布，通过ROI图像的灰度直方图进行分析。如图5所示为ROI图像灰度直方图。

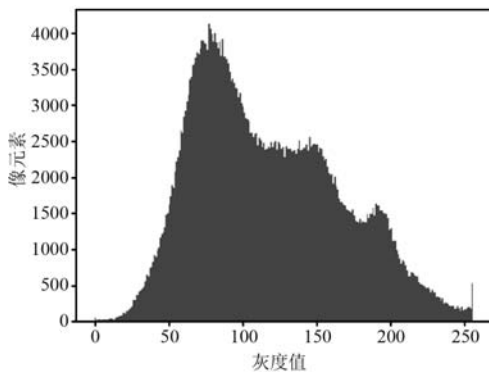


图5 ROI图像灰度直方图

Fig. 5 Gray histogram of the ROI image

从图5中可得，浇口杯和负压薄膜灰度值相近，主要集中在 [200, 250] 附近，背景区域的灰度值集中在 [50, 160]，浇口杯图像与型砂区域的对比度较高，而与负压薄膜的对比度较低。因此，需要先将型砂区域与两者分离开来，之后利用浇口杯与负压薄膜轮廓周长对其进行区分。

### 2.2.2 自适应阈值分割算法

图像二值化是将浇口杯灰度图像根据设定阈值 $T$ 将其划分为目标和背景两个区域。遍历图像中每一个像素点，当像素灰度小于阈值时，将该像素点像素灰度设置为0，反之当该像素点的像素灰度大于阈值时，将该点的像素灰度设置为255。在选取合适阈值时，考虑到浇口杯图像边缘信息便于定位浇口杯，选用Otsu算法来获取最优阈值。Otsu在选取最佳阈值时，通过使目标

和背景区域的类间方差最大，确保阈值错分概率最小。

对于浇口杯图像 $I(x, y)$ ，前景（目标）和背景的分割阈值记作 $T$ ，前景的像素点数占整幅图像的比例记为 $\omega_0$ ，其平均灰度为 $\mu_0$ ；背景像素点数占整幅图像的比例记为 $\omega_1$ ，其平均灰度为 $\mu_1$ 。图像的总均灰度记为 $\mu$ ，类间方差记为 $g$ 。图像的大小记为 $M \times N$ ，图像中像素的灰度值小于阈值 $T$ 的像素个数记为 $N_0$ ，图像中像素灰度大于阈值 $T$ 的像素个数记作 $N_1$ ，则可以得到以下公式：

$$\omega_0 = \frac{N_0}{M \times N} \quad (1)$$

$$\omega_1 = \frac{N_1}{M \times N} \quad (2)$$

$$N_0 + N_1 = M \times N \quad (3)$$

$$\omega_0 + \omega_1 = 1 \quad (4)$$

$$\mu = \omega_0 \mu_0 + \omega_1 \mu_1 \quad (5)$$

$$g = \omega_0 (\mu_0 - \mu)^2 + \omega_1 (\mu_1 - \mu)^2 \quad (6)$$

$$g = \omega_0 \omega_1 (\mu_0 - \mu_1)^2 \quad (7)$$

通过遍历即可得到使得类间方差 $g$ 最大的阈值，此阈值即为最佳阈值。

采用Otsu算法对浇口杯图像进行二值划分，能够在最大程度上将型砂区域与浇口杯和负压薄膜区域进行分离。如图6所示是Otsu阈值分割后的灰度图像，阈值为124.0。



图6 Otsu阈值分割后的灰度图像

Fig. 6 Gray image after Otsu threshold segmentation

### 2.2.3 自适应高斯滤波去噪

经过图像的获取、剪切以及变换之后，可能会产生失真的现象。此外，在放置浇口杯过程中会产生不规则的型砂波形以及颗粒状的型砂等噪声，将破坏图像信号的均匀性和边界的连续性，因此在对二值化后的图像进行分析前，需要对二值化图像进行滤波处理。高斯滤波基本原理采用了加权平均的思想，滤波后每个像素值由其所在高斯核范围内像素点值加权平均得到。

图像的去噪往往需要计算图像中每一个像素中心点 $(x, y)$ 附近 $(1+2k) \times (1+2k)$ 大小的领域 $S_{xy}$ ，由此获得该领域的标准差和方差，传统的高斯滤波器一般

均表示为:

$$G(x, y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}\right) -k \leq x, y \leq k \quad (8)$$

式中:  $\sigma$  为标准差,  $k$  为高斯核。标准差  $\sigma$  的大小对于高斯模板的权值影响很大,  $\sigma$  太小, 非中心像素点的权重很小, 滤波过程中邻域的作用几乎被忽略, 邻域操作就退化为图像的点运算, 达不到去噪的效果; 若是  $\sigma$  太大, 高斯滤波退化为均值模板, 容易造成图像细节的丢失。因此, 选取合适的  $\sigma$  值才能对像素值进行去噪的同时保留图像的细节信息。

但是在实际应用过程中, 受到环境和人为因素的影响, 采用固定最优高斯核和标准差泛化性和鲁棒性较差, 造成后期边缘检测和轮廓拟合效果不佳。因此, 采用自适应高斯滤波器进行去噪。

为了尽可能保留完整的边缘信息, 在进行图像滤波时需判别目标区域是否为边缘区域。如果目标区域为图像边缘时, 该区域内像素点较为离散, 标准值较大。如果目标区域较为平滑, 则该域像素点较为集中, 标准差较大。根据这一特性, 首先计算某一区域内标准差的大小, 然后根据标准差来自适应选择高斯模板参数和高斯核  $k$  的大小, 从而进行有效的图像去噪。标准差越大, 选取  $\sigma$  较小,  $k$  较小的高斯模板; 标准差越小, 选取  $\sigma$  较大,  $k$  较大的高斯模板。因此, 在构建自适应高斯滤波器时, 将标准差和高斯核与输入建立一定的关系, 得到:

$$G(x, y, \sigma_{xy}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_{xy}} \exp\left(-\frac{x^2+y^2}{2\sigma_{xy}^2}\right) -k_{xy} \leq x, y \leq k_{xy} \quad (9)$$

其次建立  $S_{xy}$  和  $\sigma_{xy}$ 、 $k_{xy}$  之间的关系, 通过查阅文献得出三者的关系为:

$$S_{xy} = \sigma_{xy} = k_{xy} \quad (10)$$

将其二维连续正态分布函数离散化后, 得到  $(2k_{xy}+1) \times (2k_{xy}+1)$  阶权值矩阵, 即为所求高斯模板。如图7所示是对二值化后的图像进行高斯滤波后的图像。



图7 浇口杯高斯滤波效果图

Fig. 7 Gaussian filtering effect of the sprue cup

## 2.3 边缘检测

高斯滤波后进行图像的边缘检测对比, 选取Canny边缘检测算子进行后续浇口杯图像处理, Canny使用差分法能够表示出尽可能多的实际边缘, 同时减少噪声误报, 使得到的边缘与实际边缘更加接近。

原有的Canny边缘检测采用目标像素点  $2 \times 2$  范围内一阶偏导有限差分来计算该目标像素点的梯度幅值和方向。由于考虑领域较小, 因此对局部信息较为敏感, 且容易检测出假边缘或丢失一些真实边缘的细节部分。Canny算子沿  $x$  方向和  $y$  方向的梯度表达式分别如下式:

$$f_x(x, y) = f(x, y+1) - f(x, y) + f(x+1, y+1) - f(x+1, y) \quad (11)$$

$$f_y(x, y) = f(x, y) + f(x, y+1) - f(x+1, y) - f(x+1, y+1) \quad (12)$$

Canny算子的水平方向和垂直方向的一阶微分卷积模板分别为:

$$S_x = \begin{bmatrix} -1 & 1 \\ -1 & 1 \end{bmatrix}, S_y = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ -1 & -1 \end{bmatrix} \quad (13)$$

图像的边缘是可以指向不同方向的, 为了获取更多方向的信息以及降低Canny算法的敏感性, 本文引入了  $3 \times 3$  的Sobel算子, 通过增加  $45^\circ$  和  $135^\circ$  方向来确定图像边缘的幅值和角度, 增加了边缘检测的精准性。根据上述  $x$  方向和  $y$  方向的梯度, 能够推导出图像在两个坐标轴方向的梯度幅值和梯度方向的值:

$$G(x, y) = \sqrt{G_x^2(x, y) + G_y^2(x, y) + G_{45}^2(x, y) + G_{135}^2(x, y)} \quad (14)$$

$$\theta(x, y) = \tan^{-1} [G_y(x, y) / G_x(x, y)] \quad (15)$$

采用非最大信号抑制方法去除一些非边缘的像素点, 即可得到细化后的边缘位置, 如图8所示是Canny边缘检测图。

由于二值化图像中只存在像素值为0和255的像素点, 避免了传统Canny边缘检测过程中双阈值的设定, 简化了算法流程。

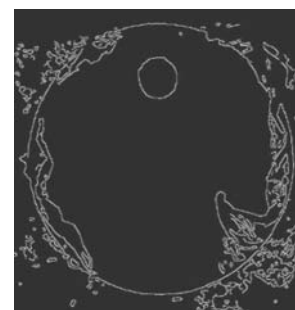


图8 Canny边缘检测图

Fig. 8 Canny edge detection

## 2.4 基于霍夫圆变换的浇口杯轮廓拟合

在图8中除了含有浇口杯图像还存在光照不均匀产生的高光区域的误差、负压薄膜轮廓以及砂箱内部边缘,通过筛选轮廓面积、周长以及最小包围矩形的方法获取更加清晰明确的浇口杯图像。由于Canny算子检测出来的边缘无法保证单像素宽度,往往出现孤立的或仅仅是分小段连续的边缘。因此,采用霍夫圆变换需要进行细化处理,将断续的边缘像素连接起来。

霍夫变换方法中常用到图像空间与参数空间,通过判断参数空间中各参数点的积累值,可以实现对图像空间中解析曲线的描述。设一个圆的方程为 $(x-a)^2+(y-b)^2=r^2$ ,令 $(x_i, y_i)$  ( $i=1, 2, 3 \dots n$ )为图像中满足圆周特性的点集合,那么图像空间集合中的点 $(x_i, y_i)$ 在参数空间中方程为:

$$(x_i-a)^2+(y_i-b)^2=r^2 \quad (16)$$

这时参数空间的维数需要增加到三维,此时的三维参数空间 $(a, b, r)$ 的一个锥面对应圆形边界上的一个点 $(x_i, y_i)$ 。若图像中提取的目标物边界集合点在同一个圆周上,那么圆锥族相交于同一位置,该点即为图像像素空间中的圆心与半径。具体流程采取以下步骤。

步骤1:采用霍夫梯度法,遍历Canny边缘检测之后的所有非0的像素点,沿着梯度方向画线,每个点设置一个累加器,有一条梯度线经过该点,累加器加1,对所有累加器进行排序,根据阈值找到所有可能的圆心;

步骤2:计算Canny图像中所有的非0像素点距离圆心的距离,距离从小到大排序,选取合适的半径;

步骤3:对选取的半径设置累加器,对于满足半径 $r$ 的累加器+1。

如图9所示是采用霍夫圆变换之后的浇口杯轮廓图,浇口杯圆心坐标为 $(319, 151)$ ,半径为44。

对于浇口杯图像 $I(x, y)$ ,感兴趣区域(ROI)的分辨率与对应实际尺寸的比例为 $k$ ,霍夫圆变换检测

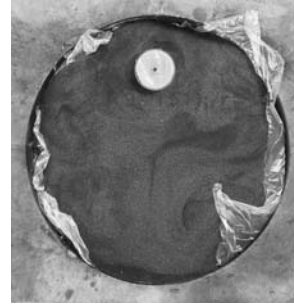


图9 浇口杯轮廓图以及圆心坐标和半径

Fig. 9 Spout cup profile with center coordinates and radius

得到的浇口杯的中心像素坐标为 $(x, y)$ ,浇口杯圆心像素坐标对应的实际坐标尺寸为 $(X, Y)$ ,则有:

$$X = \frac{x}{k}, Y = \frac{y}{k} \quad (17)$$

将图9中提取到的浇口杯的像素坐标和尺寸转换为世界坐标。图9中图像左上角起点作为像素坐标系的原点,感兴趣区域(ROI)对应的实际物理尺寸为 $1\ 400\ \text{mm} \times 1\ 400\ \text{mm}$ ,感兴趣区域(ROI)图像宽度和高度为 $640 \times 640$ ,则两者的宽度、高度比例 $k_1=k_2=2.187\ 5\ \text{mm/像素}$ ,通过计算可以得到图9中浇口杯的世界坐标 $(697.81, 330.31)$ ,半径为 $96.25\ \text{mm}$ 。

## 3 结论

本文提出了一种基于机器视觉技术的铸造用浇口杯定位方法,实现了浇口杯的快速定位。在该方法中为了减少背景噪声的干扰,基于前景特征选取了感兴趣区域进行分析。利用自适应高斯滤波去噪,根据某一区域标准差来自适应选择此区域高斯核 $k$ 和 $\sigma$ 的大小,有效的去除了背景噪声对边缘检测的影响。采用Canny算子来检测浇口杯的边缘,得到了清晰的浇口杯边缘。利用霍夫圆变换检测出浇口杯的轮廓及其圆心与半径,根据ROI区域与实际物体的映射关系得到浇口杯的世界坐标,进而为全自动浇注奠定了基础。

### 参考文献:

- [1] XIAO Gangfeng, LI Yongting, XIA Qinxian, et al. Research on the on-line dimensional accuracy measurement method of conical spun workpieces based on machine vision technology [J]. Measurement, 2019, 148.
- [2] LI Xiao, LIU Wei, PAN Yi, et al. Monocular-vision-based contouring error detection and compensation for CNC machine tools [J]. Precision Engineering, 2018, 55.
- [3] 闫河, 赵其峰, 谢敏, 等. 自适应Canny算子PCBA元器件边缘检测及修复 [J]. 光学学报, 2021, 41(5): 97-104.
- [4] 陶显, 侯伟, 徐德. 基于深度学习的表面缺陷检测方法综述 [J/OL]. 自动化学报: 1-19[2021-05-14]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2109.TP.20200402.1101.002.html>.
- [5] 金立军, 王恒, 王文华, 等. 基于机器视觉和激光测距的输电线故障定位 [J]. 同济大学学报: 自然科学版, 2018, 46(12): 1745-1753.
- [6] 董大钊, 徐冠华, 高继良, 等. 基于机器视觉的机器人装配位姿在线校正算法 [J]. 浙江大学学报: 工学版, 2021, 55(1): 145-

152.

- [7] 牛牧, 许黎明, 赵达, 等. 基于工件轮廓图像的砂轮磨损在线检测方法 [J]. 上海交通大学学报, 2021, 55 (3): 221-228.
- [8] YANG Shourui, LIU Miao, YIN Shibin, et al. An improved method for location of concentric circles in vision measurement [J]. Measurement, 2017, 100.
- [9] 夏毅敏, 马劫嵩, 张亚洲, 等. 基于柔度误差检测的锚杆台车机械臂定位 [J]. 华南理工大学学报 (自然科学版), 2020, 48 (3): 83-90.
- [10] 王靖, 李少华, 谢守勇. 基于机器视觉的目标识别方法研究 [J]. 西南师范大学学报 (自然科学版), 2015, 40 (6): 130-133.
- [11] 袁斌, 陈树越. 基于机器视觉的微点焊系统研究与设计 [J]. 组合机床与自动化加工技术, 2015 (11): 52-54.
- [12] 谢红, 廖志杰, 邢廷文. 一种非接触式的圆孔形零件尺寸检测 [J]. 电子设计工程, 2016, 24 (19): 155-158.
- [13] 朱良, 林许, 吴文江. 基于机器视觉的工业机器人工件定位 [J]. 小型微型计算机系统, 2016, 37 (8): 1873-1877.
- [14] 郭瑞峰, 袁超峰, 杨柳, 等. 基于OpenCV的机器视觉尺寸测量研究 [J]. 计算机工程与应用, 2017, 53 (9): 253-257.
- [15] 陈莹, 徐德立, 李瑞新, 等. 一种钢包浇注激光定位装置: 中国, CN211866586U [P], 2020-11-06.
- [16] 高道明, 苏中德, 彭晓宇, 等. 一种基于智能视觉相机的视频浇注系统: 中国, CN107168222A [P], 2017-09-15.

---

## Study on Localization of Casting Pouring Cup Based on Machine Vision

WANG Xiao-dong<sup>1</sup>, ZHAO Zhi-cheng<sup>1</sup>, YE Ze-fu<sup>2</sup>

(1. School of Electronic and Information Engineering, Taiyuan Science and Technology, Taiyuan 030024, Shanxi, China;  
2. Shanxi Gemeng Sino US Clean Energy R & D Center Co., Ltd., Taiyuan 030000, Shanxi, China)

### Abstract:

Aiming at the difficult location of the pouring cup caused by disordered location, variable quantity and different height in the casting process, a method of locating the pouring cup for casting based on OpenCV vision technology was proposed in this paper, and the design steps of machine vision calculation method were emphatically described. Firstly, the region of interest (ROI) was obtained according to the shape, size and other characteristics of the target. After image preprocessing, the adaptive Gaussian filter was introduced to smooth the binary image in view of the problem that there were many pseudo feature points in the feature points obtained by traditional methods; then the Canny operator was used to detect the edge of the gate cup, and the  $3 \times 3$  Sobel operator was introduced to obtain more directional information and reduce the canny computation cost. Through image fitting, extraction, comparative analysis and other operations, the relative position of the gate cup in the sandbox was obtained. Finally, an example was taken of the lost foam casting sand box pouring cup. The experimental results show that the proposed method has high accuracy and good real-time performance, and can quickly obtain the boundary information and position coordinates of the sprue cup, which lays the foundation for fully automatic pouring.

### Key words:

machine vision; hough circle transform; target detection; pouring cup; casting