

引文格式

王卫军, 徐川, 黄晨, 等. 高精度锻造磨球的不良圆度和飞边视觉检测研究 [J]. 集成技术, 2024,?(?):??

Citing format

Wang WJ, Xu C, Huang C, et al. High-Precision Visual Inspection of Defective Roundness and Burrs in Forged Grinding Balls[J]. Journal of Integration Technology, 2024,?(?):??

## 高精度锻造磨球的不良圆度和飞边视觉检测研究

王卫军<sup>1+</sup>, 徐川<sup>2+</sup>, 黄晨<sup>3\*</sup>, 王建<sup>1</sup>, 叶于平<sup>2</sup>

<sup>1</sup> (广州先进技术研究所, 广州 511458)

<sup>2</sup> (粤港澳人机智能协同系统联合实验室, 深圳 518055)

<sup>3</sup> (安徽铜冠智能科技有限责任公司, 铜陵 244151)

**摘要:** 锻造生产的耐磨钢球经常出线圆度不良和飞边缺陷, 严重影响它的碾磨性能, 为了解决这一问题, 本文提出了一种针对高温耐磨球的在线视觉检测方法, 首先通过计算图像中磨球圆心到轮廓的最大距离与最小距离之差, 以此量化表示圆度, 完成对不良圆度磨球的筛选。对于飞边的检测我们采用了深度学习策略, 按一定规则有效地标识飞边, 以区分背景区域的复杂纹理, 使模型有效地训练。另外, 采用数字滤波成像方式拍摄处于高温状态的磨球, 能有效去除热辐射噪声, 获得清晰的磨球图像, 采用 YOLOv5 实例分割模型实现了 95.3% 的飞边检出率, 达到了在线检测技术指标要求。

**关键词** 磨球质检; 圆度; 飞边; 实例分割

**中图分类号:** TP399 doi: 10.12146/j.issn.2095-3135.20230727001

## High-Precision Visual Inspection of Defective Roundness and Burrs in Forged Grinding Balls

WANG Weijun<sup>1+</sup>, XU Chuan<sup>2+</sup>, HUANG Chen<sup>3\*</sup>, WANG Jian<sup>1</sup>, YE Yuping<sup>2</sup>

<sup>1</sup>(Shenzhen Institute of Advanced Technology, Shenzhen. 518055, China)

<sup>2</sup>(China Guangdong-Hong Kong-Macao Joint Laboratory of Human-Machine Intelligence-Synergy Systems, Shenzhen Institute of Advanced Technology, Chinese Academy of Sciences. Shenzhen, 518055, China)

<sup>3</sup> (Anhui Tongguan Intelligent Technology Co., Ltd., Tongling. 244151, China)

<sup>+</sup>Joint First Author: WANG Weijun, XU Chuan; <sup>\*</sup>Corresponding Author: jussan\_c@qq.com

**Abstract:** The forged wear-resistant steel balls in production often exhibit poor roundness and burrs, which significantly affect their grinding performance. To solve this problem, an industrial vision inspection method

来稿日期: 2023-07-27 修回日期: 2023-10-17

基金项目: 基金资助项目(基金编号)

作者简介: 王卫军(共同第一作者), 正高级工程师, 研究方向为机器结构设计; 徐川(共同第一作者), 硕士, 研究方向为人工智能; 黄晨(通讯作者), 高级工程师, 研究方向为金属冶炼, E-mail: jussan\_c@qq.com; 王建, 硕士, 研究方向为自动控制; 叶于平, 博士, 研究方向为 3D 视觉;

and system is proposed. Roundness of the ball is calculated by the maximum difference between the distances from the ball's center to its contour. For the default of burr detection, a deep learning detection model is employed. Certain rules to distinguish burrs from the complex textures of the background regions are regulated, which enables the model to be trained effectively. Through analysis of burr features, it is found that burrs often appear as protrusions at the contours and exhibit stripe patterns in terms of brightness and slope. Additionally, capturing images of the high-temperature steel balls using digital filtering imaging effectively removes thermal radiation noise and obtains clear ball images. These images are applied to the YOLOv5 instance segmentation model, resulting in a burr detection rate of 95.3%.

**Key words:** Grinding ball quality inspection; Roundness; Burrs; Instance segmentation

## 1 引言

耐磨钢球是一种重要磨料介质，取材于高品质的合金钢原料，经过热处理、淬火等复杂工艺制成，能够承受高强度的冲击和摩擦，且不易变形和磨损。图 1 显示了它在锻造后的基本形状，它是各种磨矿机、球磨机和研磨设备中的常用磨料，在火力发电、化工冶炼和磨矿建材等领域有着广泛的应用，在国内的年消耗量达 200 万吨以上<sup>[1,2]</sup>。这巨大的市场需求促使业界在磨球的诸多生产流程中做精细设计和严格的质检，以保障磨球的品质，而磨球的圆度和飞边是检验磨球质量的两个重要指标，它关乎着碾磨的均匀性和磨损的稳定性，直接影响了碾磨效率和使用寿命<sup>[3,4]</sup>。在实际生产中，耐磨球必须在锻造后的高温状态下立刻进行检测，考虑到生产效率，检测必须在运动中完成，目前的检测手段主要是工作人员佩戴防护装置进行目测抽检，效率低下且存在安全隐患，针对高温耐磨球的在线视觉检测问题，目前尚无深入研究报告<sup>[5]</sup>，随着制造标准的提升以及人员安全考量，研究一种高精度的耐磨球在线视觉检测技术方法，对于磨球行业是非常必要的。

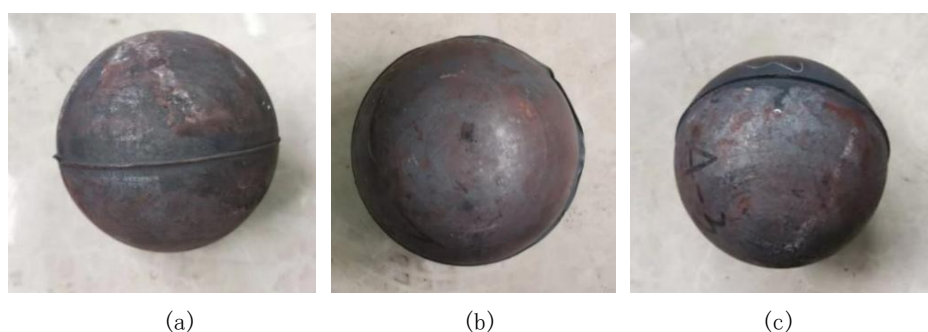


图 1 不同视角下的磨球

Fig. 1 Grinding ball from different perspectives

近年来，随着计算机视觉、工业成像和深度学习等领域的新技术不断涌现，基于视觉的工业质检方法得到了长足发展，不仅能够检测各种复杂视觉特征的工业产品，还有着优秀的检测精度和效率<sup>[6]</sup>。此外，它提供了的简便安全的操作环境也促使研究人员开始选择基于视觉的方式，完成磨球质检。对于圆度的检测，主要考虑的是寻找到物体的中心点，然后以物体轮廓到中心点的最大与最小距离之差表征圆度，并设定合适的阈值进行筛选。对于飞边的检测，通常根据它在图像中表现出的丰富的几何边缘特征，采用 Canny 算子可对简单地定位飞边<sup>[7]</sup>。但在背景复杂或高信噪比的像素突变区域，已有的一些飞边检测系统多从成像角度着手，例如刘永浩<sup>[8]</sup>以结构光中心线提取的方法实现对飞边的精确定位；周海陶<sup>[9]</sup>搭建了视觉扫描平台捕获目标丰富的三维点云信息，之后便能以简单的图像处理算法检测飞边。这都对成像检测环境提出了更高的要求，本文则侧重于利用卷积神经网络强大的特征提取能力，检测二维图像中的飞边特征。此外，鉴于球体磨球表面形状纹理复杂，我们以单相机从多角度拍摄，结合数字滤波和物理滤波方案，得到高质量的二维磨球

图像，最终以 YOLOv5 实例分割模型<sup>[10]</sup>实现对磨球飞边的质检。

## 2 相关工作

### 2.1 磨球的不良圆度与飞边的产生与影响

耐磨钢球的制作工艺有铸造、轧制、挤压和锻造等，对于大直径的磨球生产通常采用铸造和锻造的方式，其中锻造磨球的性能最好<sup>[11,12]</sup>。由于锻造坯料采用的是塑性较大的热轧圆钢，它在冶炼过程中容易控制内部的杂物含量，使形成致密的内部组织，且无白点、缩孔、显微裂纹等缺陷。此外，锻造工艺在速度、对铬矿的消耗和使用寿命都更有优势，但锻造磨球过程中较大的变形量也使圆度较难保证。以模锻为例，它的基本工艺流程为：下料-加热-锻棒-锻球-滚圆，如图 2 所示。造成圆度较差和出现飞边的主要原因是，在锻棒与锻球时，截面不规则的异性坯料无法被均匀打磨<sup>[13]</sup>。

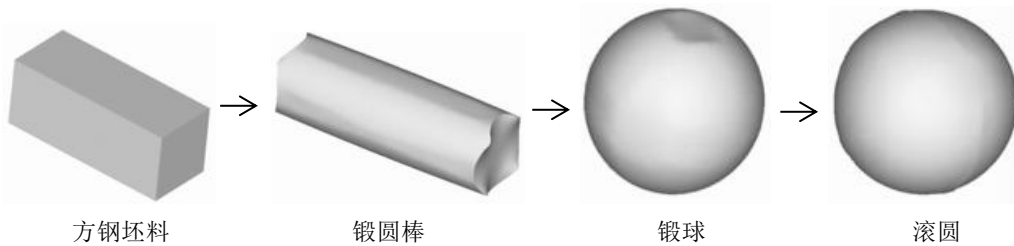


图 2 锻造磨球的工艺流程图<sup>[13]</sup>

Fig. 2 Process flow diagram of forging grinding balls

为锻造规则的圆棒，需将坯料放入模具中磨平截面四角突出的菱边，而生成的锻棒可能有以下图中情况。当材料本身流动性差，或者在模具旋转时摩擦力较大时，有利于打磨出规则的圆锻棒；如果模具润滑不均匀，或者坯料截面极不对称，容易使磨球端面明显倾斜等情况，而非规则的圆形截面，进一步导致锻球阶段打磨不均。在锻球阶段，除了要求稳定放置坯料，对异性方钢的主要要求是，保证坯料的截面积和体积与模具适配，以下介绍 4 种不适配的情况：（1）当方坯截面积和下料体积都过大，容易产生飞边，图 3(a) 显示了锻棒时被折成波浪形的飞边和锻球时的飞边；（2）当坯料仅截面积过小时能锻造合格的圆棒，但锻球时容易在截面椭圆的长轴方向形成飞边，而短轴的两侧也填充不足，如图 3(b) 所示；（3）当方坯截面积和下料体积都过小，此时模具无法将方坯的各个菱角充分打磨，即便滚圆后也容易圆度不足，如图 3(c) 所示；（4）当仅下料体积偏大，因为锻球模具由上下两个椭圆型腔分别打磨，于是中间未充分打磨的部分容易形成一条环球飞边，如图 3(d) 所示。综上，在打磨时需要严格控制坯料规格，并配备相应的模具，否则容易产生圆度和飞边的问题，尤其在自动化生成中，会产出批量的废品，造成损失。

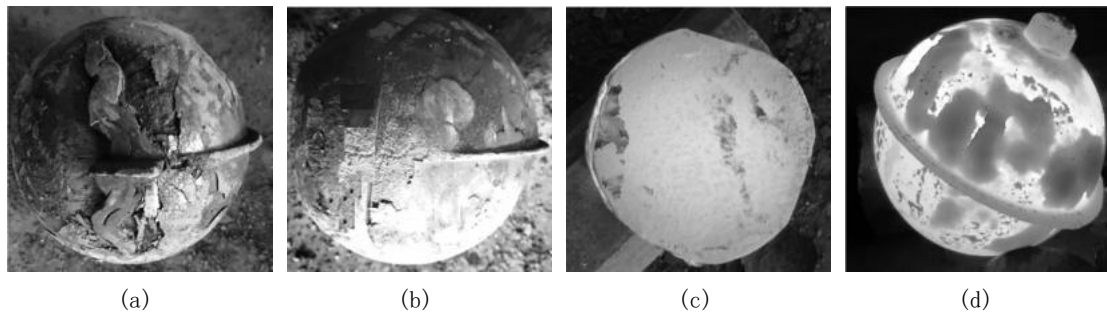


图 3 使用异形方钢锻造磨球可能出现的问题<sup>[13]</sup>  
(a)横截面积和下料体积都大 (b)横截面积小，下料体积合适  
(c)横截面积和下料体积都小 (d)横截面积合适，下料体积大

**Fig. 3 Possible problems when forging grinding balls with irregular square steel<sup>[13]</sup>**

**(a) Large cross section area and blanking volume; (b) Small cross section area, suitable blanking volume; (c) Small cross section area and blanking volume; (d) Suitable cross section area, large blanking volume.**

飞边和圆度对磨球的使用影响主要表现在碾磨效果、磨损寿命和安全这 3 方面。首先，磨球使用在矿物等碾磨物料中进行着高斯碰撞和摩擦，以实现碾磨物的破碎和细化，高圆度的耐磨球能均匀碾磨，提高碾磨效率，并较少能量损耗。第二，磨球与物料均匀接触，使表面各部位均匀磨损，能减少设备振动和产生噪音，从而延长设备的使用寿命。第三，有飞边的磨球在使用过程中易出现碎裂、磨料松散等情况，甚至产生碎片，即影响系统的稳定运行，也可能伤害工作人员。可见，对磨球的圆度和飞边做严格质检是有必要的，而我国的磨球生产工业中的合格率仅有 2%，这带来了繁重的质检工作，迫切需要采用智能质检系统替代低效且不可靠的人工质检方式<sup>[5]</sup>。

## 2.2 飞边缺陷检测

飞边是指物体边缘在特定测量条件下的突出部分，本文面向的 120mm 直径磨球的检测任务，将大于 1mm 的突出视为飞边。然而，在图像中的飞边与通常的工业缺陷类似，它出现在图像的小部分区域，语义概念模糊，且显著程度更低，有着比较主观的定义。它主要表现为如图 1 所示的过球心的环带，在热力成像中与周边区域有明显的色彩差异和坡度。在磨球的锻造过程中，由于强烈的塑性变形使金属颗粒发生形变和重组，导致磨球表面形成复杂的纹理和细小晶粒结构，后续的热处理过程又强化了这一点。当采集图像从多个角度拍摄时，环带飞边的长度、位置和视角等特征也复杂起来。这些都导致语义模糊的缺陷在复杂背景纹理中更难以辨别，迫使人们寻求其它方法来改善缺陷的微弱性，并设计具有更强的检测和应用能力的算法。

基于有监督设置的深度学习方法有着强大的特征提取能力，它能一次性对整张图像做卷积运算，隐式建模了图像的全局结构特征<sup>[14]</sup>。它在许多视觉任务上表现出优越的性能，更适合飞边的特征检测。根据检测结果的粒度大小，可把 CNN 模型分为分类、检测和分割 3 种。尽管本文面向的是正负磨球样品二分类的问题，但模型需要对缺陷做精确的学习才能达到更精准的检测，因而不适合采用普通的图像分类模型。检测指用一个个的矩形框框选出目标，但从多角度拍摄的飞边有着不形状规则的几何轮廓，致使矩形框中容易引入与飞边无关的背景信息，从而影响检测性能。因此，具有像素级检测精度的分割模型更适用于复杂的缺陷检测任务<sup>[15]</sup>。

## 3 方法

### 3.1 磨球的拍摄

在质检环节，磨球被拍摄于 900℃~1000℃ 的高温状态下，具有强热辐射的特点，这给相机成像带来挑战<sup>[16]</sup>。例如强热辐射造成大量热噪声，混入图像中使亮度过曝和暗部细节丢失；强热辐射也将导致光谱特性发生变化，出现色温偏移使物体偏离真实颜色。对此，采用数字滤波和物理滤波相结合的图像采集方案，可分别地有效处理这类挑战，获得更清晰、可靠的图像数据。如图 1 所示，磨球表面的飞边、凸起、纹理等特征在不同视角下有着迥异的表现，需要拍摄同一样品的多个侧面。视觉系统采用飞拍方案，设计上侧相机位，高温球体在滚动的过程中会产生旋转，相机至少抓拍 3 张图片，基于 3 张图片判断球圆度和飞边缺陷。只要有一张图片被检出，则可判定为负样品。考虑到拍摄时的磨球成像位置和角度不同，可能因相机成像的近大远小特点导致圆度降低，需要开启相机去畸变<sup>[17]</sup>设置做几何矫正。

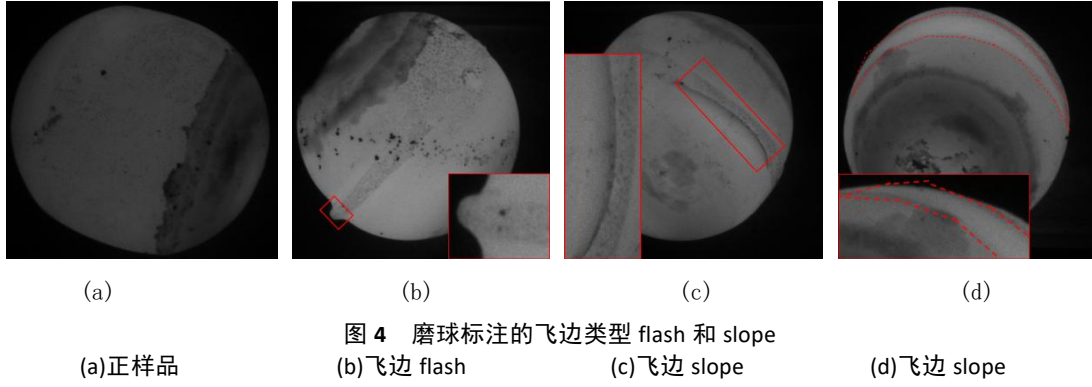


图 4 磨球标注的飞边类型 flash 和 slope

Fig. 4 Flash and slide types for labelling grinding balls  
(a) Positive sample; (b) a burrs named flash; (c) a burrs named slope; (d) a burrs named slope.

### 3.2 不良圆度和飞边的处理

圆度可通过以下步骤求解：首先，遍历二值化磨球图像中的每一个像素点，得到物体像素点的横坐标均值与纵坐标均值，作为球心；计算球轮廓到球心的最大与最小距离的差，以表示圆度；然后将像素的距离换算成物理距离，判定大于 4mm 的圆度为负样品。深度学习模型的检测效果依赖于目标的语义特征是否明确，故而飞边需要按照确切的规则标注。飞边依据不同的拍摄视角可分为三种情况：在图 4(b)中，可根据圆弧轮廓的凸出部分判断飞边，尽管这可以通过圆度判别，但飞边凸出的距离要求更严格，需要做更细致的筛选；在图 4(c)和图 4(d)中，飞边边缘表现出亮度和坡度特征，但有时候这并不显著；在图 4(c)种的飞边由于是正面拍摄，即便微小的凸起也能在边缘产生较大的颜色突变。对于后两种情况，可以只标注显著的边缘坡度，以防止背景纹理干扰；当识别出正面拍摄的飞边距圆心较近时，如图 4(c)所示，可重新从其它角度拍摄并二次检测。据此，可将飞边标记为凸出部分和边缘坡度，分别记为 flash 和 slope。在分割模型中，语义分割指将每个像素进行分类，而实例分割指先检测出每个目标，再在每个框选的区域分割出实例。相比之下，实例分割更不容易受复杂纹理背景干扰而误检出飞边。

## 4 实验

### 4.1 图像的采集与处理

实验采用大恒 MER2-503-23GM 工业相机<sup>[18]</sup>，内置 RGB 可见光单波段窄带滤光片，使只有目标波长范围内的光能够透过，从而去除高温磨球热辐射噪声。相机的分辨率为 2448\*2048 像素，对 1169 个直径为 120mm 的滚动球体每次连续抓拍 3 张图片，观察图像发现磨球直径普遍小于 700 像素，1mm 的实际长度约为 5 个像素，使用 Halcon 图像处理库中的算子对灰度图在像素精度进行处理，例如，裁剪掉磨球外的背景与热噪点：第一，使用 scale\_image\_max 算子<sup>[19]</sup>将像素值扩充到 0~255 区间，充分利用像素值范围，采取一个较小的阈值做二值化处理；第二，使用 select\_shape\_std 算子<sup>[19]</sup>计算出最大的像素连通域，抑制掉剩余噪点；最后采用扫描线法计算最小外接矩形，统一裁剪为 736\*736 像素大小，于是将 4.78MB 的图像缩小为 126KB 左右。在这预处理过程之后，依照第 3.2 节的步骤计算圆度。首先在图像目标区域随机选取一点，采样该点的 720 个等差角度的射线，调用 measure\_pos 算子<sup>[19]</sup>计算射线方向的像素变化关键点，得到一个轮廓点集；然后调用基于最小二乘法的 fit\_circle\_contour\_xld 算子<sup>[19]</sup>计算出最能拟合输入轮廓的圆，记该圆圆心 $\delta$ ；最后遍历轮廓点集，计算每个点到圆心 $\delta$ 的距离，将圆度表示为最大距离与最小距离之差，记作 $|r_1 - r_2|$ ，据此差值筛除圆度大于 24 像素精度大小的图像，图 5(g)显示了磨

球轮廓上分别以 $r_1$ 和 $r_2$ 为半径的两个圆。另外，我们分别给出了本文方法和经典且有效的Canny算法<sup>[20]</sup>以及先进且极具竞争力的万物分割模型(Segment Anything Model, SAM)<sup>[21]</sup>之间在飞边检测上的性能对比。值得注意的是，Canny算法采用的双阈值默认为31和227，其检测结果如图5(a)至(c)所示。SAM方法采用手动交互标记操作，其生成结果如图(d)至(f)所示，特别地，右下角分别为对应的手动标记掩码(mask)点，其中蓝色掩码点代表添加区域，而粉色掩码点代表删除区域。

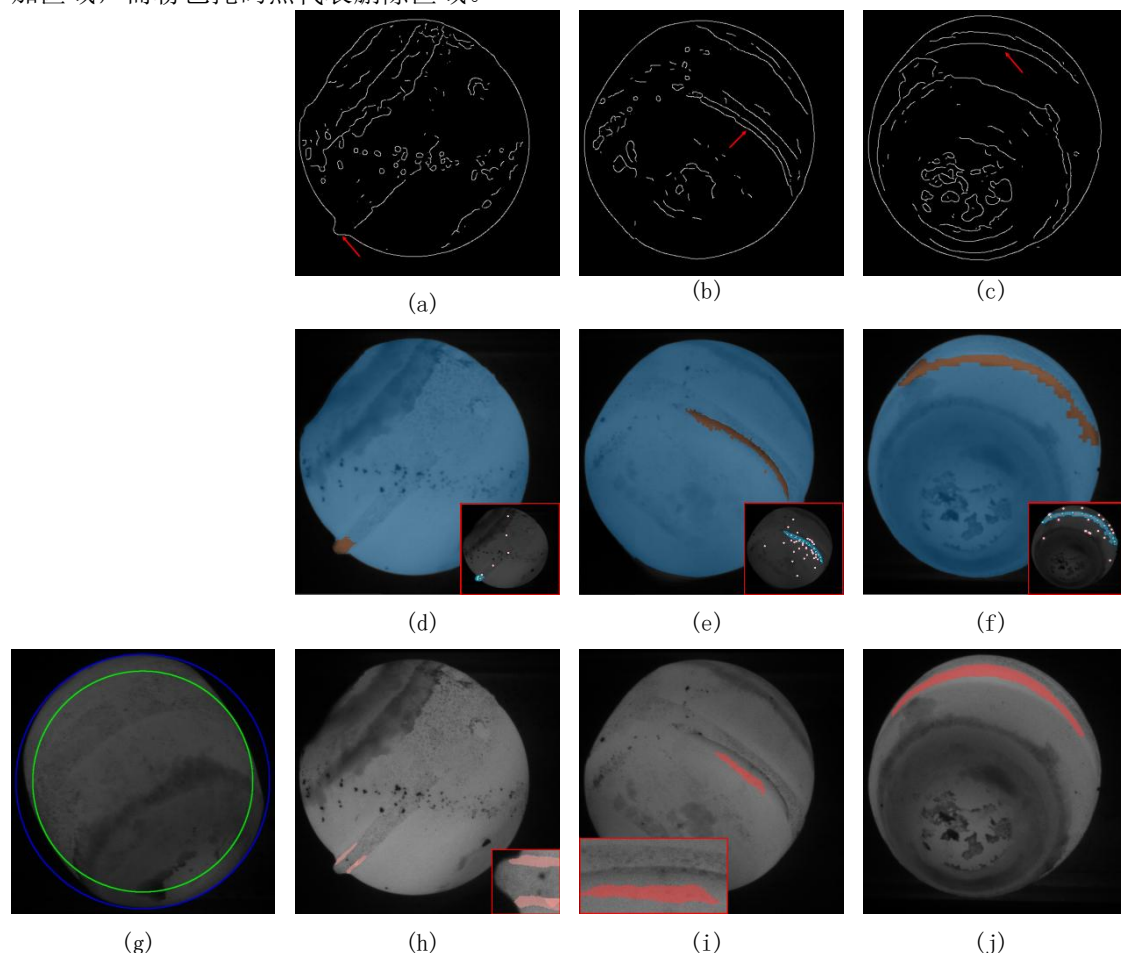


图5 磨球检测

(a) Canny 算法的 flash 飞边检测 (b) Canny 算法的 slope 飞边检测 (c) Canny 算法的 slope 飞边检测  
 (d) SAM 方法的 flash 飞边检测 (e) SAM 方法的 slope 飞边检测 (f) SAM 方法的 slope 飞边检测  
 (g) 本文的圆度检测 (h) 本文的 flash 飞边检测 (i) 本文的 slope 飞边检测 (j) 本文的 slope 飞边检测

Fig. 5 Detect Grinding ball

(a) Segmented flash burrs using Canny; (b) Segmented slope burrs using Canny; (c) Segmented slope burrs using Canny; (d) Segmented flash burrs using SAM; (e) Segmented slope burrs using SAM; (f) Segmented slope burrs using SAM; (g) Detected roundness using ours; (h) Segmented flash burrs using ours; (i) Segmented slope burrs using ours; (j) Segmented slope burrs using ours.

如图5所示，Canny算法仅能粗略地提取出飞边的边缘信息，但是这些边缘信息存在非连续或非闭合的情况，如图5(a)、(b)和(c)中的箭头所示，而且无法准确地反映飞边的空间位置，同时还会产生大量的干扰性边缘。通过交互式地手动标注掩码点，SAM方法可以得到更连续且闭合的飞边轮廓，并且能够大致估计出飞边的空间位置，如图5(d)、(e)和(f)所示。然而，SAM方法过于依赖人为的标注结果，而且忽略了飞边的语义约束，因此

无法精细地分割出飞边的轮廓。相较前两者而言，本文提出的模型无论在飞边的轮廓形态上还是定位标记上都具有更精细的分割结果和更精确的空间位置信息，如图 5(h)、(i)和(j)，这主要归功于一方面其引入了语义规则来标注飞边，另一方面，采用了强化的原型分割来生成飞边的实例掩码。

表 1 测试集上根据不同飞边计算的图像与样品检出率

Table 1 The image and sample detection rate computed by flash and slope on the testing set

飞边类型	测试集图像数与样品数	
	702 张图像	234 个样品
flash	349(49.7%)	149(63.2%)
slope	571(81.3%)	205(87.6%)
flash 和 slope	630(89.7%)	223(95.3%)

## 4.2 飞边的分割检测

将这裁剪后的 3507 张图像按 6: 2: 2 划分为训练集、验证集和测试集，训练集和验证集用于训练与调试模型，测试集用以评估模型性能。依照第 3 节的方案标注飞边，应用于 YOLOv5m-P5 实例分割模型，基本超参数如学习率等沿用默认设置，在两块 GeForce RTX 3090 显卡上设置批大小为 16，共训练 200 个 epoch。模型在测试集图像上获取 flash 和 slope 的 mask mAP 分别为 43.2%和 25.4%。表 1 显示了根据不同飞边类型计算出的图像检出率，即检出有 flash 或 slope 的图像占比；统计每个样品在 3 张拍摄图像上的表现，又可算得负样品检出率。根据 flash 得出图像的一次检出率为 63.2%，负样品的一次检出率为 87.7%。图 5 为分割效果，或许应该计算被分割的线性区域的最大宽度，然后判断这飞边凸出部是否大于 5 个像素，但这是不必要的，因为 5 个像素的距离足够小，通常检出的飞边都大于 5 像素；而这虽然可能导致部分微弱的飞边凸起被背景纹理干扰，但 slope 总是分布在过球心环带的边缘，有着明显的结构特征，只标注特征明显区域能有效降低误检。于是，slope 可以与 flash 一起直接地判断飞边，如此算得的图像检出率与负样品检出率分别为 89.7%和 95.3%。

## 5 总结

本文面向磨球工业生产中圆度和飞边的质检任务，介绍了在磨球锻造过程中产生圆度和飞边的原因，以及它对磨球碾压效率等的不良影响。接着分析磨球的图像采集与表面纹理的特点，完成 3 部分工作。首先，采用具有数字滤波和物理滤波的图像采集方法，能明显减少高温磨球的热辐射噪声，获取清晰的图像。接着，采用 Halcon 等图像库的相关算子，求解轮廓到球心点的最大距离与最小距离之差，用以表示圆度，进行筛选。第三，根据飞边的边缘突出和坡度特征进行标注，采用具有像素级精确粒度的实例分割模型完成检测，最终在 234 个测试样品中实现 95.3%的飞边检出率，而无明显误检。

## 参考文献

- [1] Stalinskii D V, Rudyuk A S, Solenyi V K, et al. Improving the quality of steel grinding balls[J]. Steel in Translation, 2017, 47(2): 130-136.
- [2] Global Forged Steel Grinding Balls Market 2020 by Manufacturers,Regions,Type and Application, Forecast to 2025[M]. Global Info Research, 2020.
- [3] 孙浩, 蒋业华, 张晓伟等.大直径锻球的制备工艺及其磨损性能研究[J].铸造技术, 2011, 32(6): 863-865.  
Sun H, Jiang YH, Zhang XW, et al. Preparation process and wear performance of large

- 
- diameter forged balls[J]. Foundry Technology, 2011, 32(6): 863-865.
- [4] Zhang H, Xie F, Cao M, et al. A steel ball surface quality inspection method based on a circumferential eddy current array sensor[J]. Sensors, 2017, 17(7): 1536.
- [5] Ladouceur M. The Effects of Feedrate and Material Hardness on Burr Formation in Grinding Processes[D]. WORCESTER POLYTECHNIC INSTITUTE, 2008.
- [6] Chen Y, Ding Y, Zhao F, et al. Surface defect detection methods for industrial products: A review[J]. Applied Sciences, 2021, 11(16): 7657.
- [7] 陈国锋.工业机器人智能打磨视觉系统中铸件飞边信息提取关键技术研究与应用[D].广西大学,2017.  
Chen GF. Research and application of key technologies for extraction of casting flash information in vision system of intelligent grinding robot[D]. Guangxi University, 2017.
- [8] 刘永浩. 基于结构光的铸件去飞边机器人系统关键技术研究[D].天津大学,2021.  
Liu YH. Research on key technologies of casting flash removal robot system based on structured light[D]. Tianjin University, 2021.
- [9] 周海陶. 基于铸件飞边点云信息的机器人打磨规划方法研究[D].广东工业大学,2022.  
Zhou HT. Research on robot grinding planning method based on casting flash point cloud information[D]. Guangdong University of Technology, 2022.
- [10] Ultralytics. YOLOv5 [OL]. 2021. GitHub: <https://github.com/ultralytics/yolov5>.
- [11] 汪有才,路远,于浩.耐磨钢球模锻与自由锻工艺比较[J].中国金属通报,2019(12):77-79.  
Wang YC, Lu Y, Yu H. Comparison of forging and free forging processes for wear-resistant steel balls[J]. China Metal Bulletin, 2019(12):77-79.
- [12] 潘继勇.我国铸造磨球的生产及研发现状[J].铸造,2013,62(03):210-217+221.  
Pan JY. Production and research status of cast grinding balls in China[J]. Foundry, 2013,62(03):210-217+221.
- [13] 闫红艳,陈燕妮.方钢锻造磨球模具设计原则及应用[J].锻压技术,2020,45(10):142-150.  
Yan HY, Chen YN. Design principles and application of square steel forging grinding ball mold[J]. Forging Technology, 2020,45(10):142-150.
- [14] Dvornik N, Mairal J, Schmid C. Modeling visual context is key to augmenting object detection datasets[C]//Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV). 2018: 364-380.
- [15] 罗东亮,蔡雨萱,杨子豪等.工业缺陷检测深度学习方法综述[J].中国科学:信息科学,2022,52(06):1002-1039.  
Luo DL, Cai YX, Yang ZH, et al. A survey on deep learning methods for industrial defect detection[J]. Scientia Sinica Informationis, 2022,52(06):1002-1039.
- [16] Yu L, Pan B. Overview of high-temperature deformation measurement using digital image correlation[J]. Experimental Mechanics, 2021, 61(7): 1121-1142.
- [17] Zhang Y, Zhao X, Qian D. Learning-Based Framework for Camera Calibration with Distortion Correction and High Precision Feature Detection[J]. arXiv preprint arXiv:2202.00158, 2022.
- [18] 大恒影像技术股份有限公司.可见光滤光片 [EB/OL].[2021-07-05].  
<https://www.daheng-imaging.com/show-104-1904-1.html>.  
Daheng Image Technology Co., Ltd. Visible light filter [EB/OL].[2021-07-05].  
<https://www.daheng-imaging.com/show-104-1904-1.html>.
- [19] MVTec Software GmbH. HALCON Operator Reference 22.11.2.0[EB/OL]. Munich: MVTec



---

Software GmbH, 2021. [https://www.mvtec.com/doc/halcon/2211/en/index\\_by\\_name.html](https://www.mvtec.com/doc/halcon/2211/en/index_by_name.html)

- [20] Canny J. A computational approach to edge detection[J]. IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence, 1986 (6): 679-698.
- [21] Alexander Kirillov, Eric Mintun, Nikhila Ravi, Hanzi Mao, Chloe Rolland, Laura Gustafson, Tete Xiao, Spencer Whitehead, Alexander C Berg, Wan-Yen Lo, et al. Segment anything. arXiv preprint arXiv:2304.02643, 2023.