

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2416720

# 基于双目立体视觉的连铸坯缺陷定位研究<sup>\*</sup>

刘光举 刘 琼 杜荣谦

(武汉科技大学信息科学与工程学院 武汉 430081)

**摘要:** 为获取因去毛刺机故障产生的连铸坯缺陷位置,提出一种基于双目视觉的缺陷定位方法。首先针对 AD-Census 算法在铸坯图像匹配效果不佳问题,提出一种窗口中心像素噪声检测方法,将邻域像素信息替代噪声像素点,并在代价函数计算中融入多方向梯度代价,提高初始代价的可靠性;其次设计一种基于梯度阈值的自适应窗口代价聚合,提高算法在弱纹理区和边缘区域的匹配效果;最后将铸坯视差图进行三维坐标转换,完成对连铸坯缺陷定位。实验表明,本文提出的双目视觉缺陷定位方法,视差图匹配精度高,且铸坯缺陷深度的平均定位误差在 1 mm 以内,可为后续缺陷处理装置提供可靠的位置信息。

**关键词:** 连铸坯;双目视觉;AD-Census;缺陷定位

**中图分类号:** TN29;TP391 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4050

## Research on defect localization of continuous casting billet based on binocular stereo vision

Liu Guangju Liu Qiong Du Rongqian

(School of Information Science and Engineering, Wuhan University of Science and Technology, Wuhan 430081, China)

**Abstract:** In order to obtain the defect location of the continuous casting billet caused by the failure of the deburring machine, a defect location method based on binocular vision was proposed. Firstly, aiming at the poor matching effect of AD-Census algorithm in casting blank images, a noise detection method of window center pixels is proposed, which replaces noise pixels with neighborhood pixel information, and integrates multi-directional gradient cost into the calculation of cost function to improve the reliability of initial cost; Secondly, an adaptive window cost aggregation based on gradient threshold is designed to improve the matching effect of the algorithm in weak texture region and edge region; Finally, the parallax map of casting billet is converted by three-dimensional coordinate to complete the defect location of continuous casting billet. Experiments show that the binocular vision defect location method proposed in this paper has high parallax map matching accuracy, and the average location error of the casting blank defect depth is less than 1 mm, which can provide reliable location information for the subsequent defect processing device.

**Keywords:** casting billet; binocular vision; AD-Census; defect location

## 0 引言

在现代化的连铸坯生产工艺中,连铸坯经火焰切割机床切割成固定尺寸的板坯后,熔融的钢液会在切口下方形成硬度很大的毛刺。而旋转锤刀式去毛刺机长期运行后,刀片出现磨损,使得铸坯毛刺没有完全去除而产生缺陷,影响板坯质量<sup>[1]</sup>。目前针对此类铸坯缺陷,主要通过人工检查去除,处理效率较低<sup>[2]</sup>。本文通过建立双目立体视觉系统实现对缺陷的定位,机械去除装置可获取缺陷位置并进行清除,提高连铸坯的质量。

当前,国内外针对连铸坯表面缺陷的研究主要通过建立深度学习模型实现对其表面各类缺陷的检测识别。杨昆等<sup>[3]</sup>为解决铸坯表面缺陷数据集短缺问题,在样式生成对抗网络中引用注意力机制和交叉注意模块,丰富了样本的多样性。孙铁强等<sup>[4]</sup>在 YOLOv7 模型中引入轻量级网络和双层注意力机制,提升了铸坯表面缺陷检测的速度和精度。Lian 等<sup>[5]</sup>将 U-Net 网络的左编码部分替换为 VGG16 模型,有效提高连铸坯中心缺陷检测的准确率。上述文献基于网络模型学习的方法,仅对铸坯表面进行二维的缺陷检测,无法获取其深度信息。在缺陷检测及定位的研究中,

收稿日期:2024-08-22

<sup>\*</sup> 基金项目:国家自然科学基金(62173261)项目资助

基于改进深度学习网络框架的方法虽检测精度高,但模型训练时间较长,且需大量图像样本,实际现场部署较为困难<sup>[6-8]</sup>。

近年来,双目立体视觉技术发展迅速,广泛应用于无人驾驶、三维空间测量等领域<sup>[9-11]</sup>。双目立体视觉是模拟人体视觉及对周围环境的感知,获得左右图像的视差值,根据三角测量原理计算场景的三维信息<sup>[12]</sup>。立体匹配是双目立体视觉的关键一步,缺陷定位的准确性依赖于图像中像素同名点的匹配精度<sup>[13-14]</sup>。因此,通过改进立体匹配算法可有效提高在实际生产的匹配精度。何敏军等<sup>[15]</sup>通过模板匹配与分块化处理算法相结合的方法查找带孔工件的轮廓,并利用三维重建得到孔洞的三维坐标,实现对平面工件的定位。杨宇等<sup>[16]</sup>提出利用灰度质心法提取特征点主方向,并使用方向性快速特征点和旋转二进制鲁棒独立特征描述(Oriented FAST and rotated BRIEF, ORB)算法完成连铸坯定位,该方法对于特征点匹配的正确率有较大提升。刘昶等<sup>[17]</sup>利用支持向量机(support vector machines, SVM)和连通区的方法获取棒料端面中心点特征,并通过极约束与中心点的共面约束实现特征对应,完成了对棒材端面中心点的定位。上述文献基于局部特征的稀疏匹配方法计算量小,可快速实现定位,但特征描述的复杂性和特征提取的准确性会影响其匹配精度。许宝阳等<sup>[18]</sup>在采茶机器人对茶叶嫩叶的定位过程中,传统半全局块匹配(semi-global block matching, SGBM)算法匹配效果差导致定位不准的问题上,将加权最小二乘滤波(weighted least squares, WLS)算法融合到匹配算法中,一定程度上提升茶叶嫩芽的精度。李哲等<sup>[19]</sup>提出一种基于改进半全局匹配(semi-global matching, SGM)算法的工件高度定位方法,将基于均值 Census 变化与梯度融合,一定程度上减少噪声影响,提高了匹配精确度。

连铸坯图像采集过程中易受光照和噪声影响,且缺陷本身特征不明显。本文对传统局部与半全局结合算法(adaptive census transform, AD-census)进行改进:在代价计算阶段,使用排序灰度差绝对值的方法判断窗口中心像素是否为噪声,噪声点采用邻域像素值去极值后的平均值替代,并将梯度代价融合代价计算中,减少噪声对中心像素的影响,增强代价计算稳定性。采用自适应十字域窗口进行代价聚合,并通过视差计算及视差优化生成视差图,最后将视差图转换成点云数据,进一步得到缺陷三维信息,实现对缺陷的定位。

## 1 双目视觉原理及匹配算法

### 1.1 双目视觉三维坐标获取原理

双目立体视觉获得三维空间信息的原理是利用两个相机对目标进行拍摄,由于相机位置不同,两幅图像中的同一特征点会出现像素视差。通过视差和三角测量原理即可计算被测目标的空间坐标<sup>[20]</sup>,原理如图1所示。

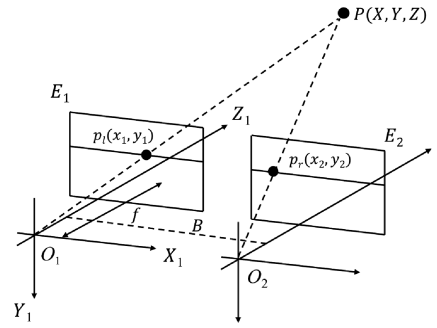


图1 双目测量原理

Fig. 1 Binocular measuring principle

令左相机坐标系  $X_1O_1Y_1Z_1$  为世界坐标系,三维空间中存在一点  $P(X, Y, Z)$ ,  $P$  点在左右图像的像素坐标分别为  $(x_1, y_1)$ 、 $(x_2, y_2)$ 。  $E_1$  和  $E_2$  表示双目相机左右成像平面,  $O_1$  和  $O_2$  分别为左右相机的光心,两相机光心之间的距离即为基线  $B$ , 光心到像平面的距离为相机的焦距  $f$ ,  $D$  为  $P$  点在  $E_1$  和  $E_2$  像平面中的视差,通过相似三角形的几何关系计算可得式(1):

$$\begin{cases} X = B \frac{x_1}{D} \\ Y = B \frac{y_1}{D} \\ Z = B \frac{f}{D} \end{cases} \quad (1)$$

### 1.2 改进 AD-Census 立体匹配算法

连铸坯表面具有特征不明显、弱纹理性等特点,本文选择 AD-Census 立体匹配算法进行改进,此算法将局部算法和半全局算法相结合,可以一定程度上缓解重复纹理的歧义问题,对弱纹理区域也有一定的鲁棒性。

#### 1) 代价计算

Census 变换一种非参数的基于窗口变换方法,基本原理是建立以参考像素点为中心的矩形窗口,并比较窗口中心像素的灰度值  $I(p)$  与邻域像素的灰度值的  $I(q)$  大小,若邻域像素的灰度值小于中心像素,记为 1,否则记为 0。窗口邻域中的所有像素与中心像素比较完成之后,按顺序拼接成二进制比特串,比特串的值记为中心像素的 Census 变换值  $T_{cen}$ ,如式(2)所示。 $\xi$  的运算表达式由式(3)所示。

$$T_{cen} = \bigotimes_{q \in N_p} \xi(I(p), I(q)) \quad (2)$$

$$\xi(I(p), I(q)) = \begin{cases} 0, & I(p) \leq I(q) \\ 1, & I(p) > I(q) \end{cases} \quad (3)$$

式中:  $N_p$  表示  $p$  的邻域;  $\bigotimes$  表示按位连接;  $I(p)$ 、 $I(q)$  分别为像素点  $p$ 、 $q$  对应的灰度值。再通过计算两像素点的汉明距离作为 Census 变换的匹配代价值,如式(4)所示。

$$C_{cen}(p, d) = \text{Hamming}(T_{Lcen}(p), T_{Rcen}(p, d)) \quad (4)$$

其中,  $T_{Lcen}(p)$  为左图比特串;  $T_{Rcen}(p, d)$  为右图视差为  $d$  的比特串;  $C_{cen}(p, d)$  为匹配代价值。

传统 Census 变换对于光照变化有较强鲁棒性,对弱纹理区有较好的匹配精度,但存在过度依赖窗口中心像素的问题,连铸坯图像采集过程可能存在噪声干扰,从而导致像素点的误匹配。针对此类问题,绝大多数做法是利用邻域像素灰度值的平均值来代替窗口中心像素,但这种方法会忽略中心像素特殊性,使得参考值的可靠性变差。

针对上述问题,本文首先参考文献[21]中排序灰度差绝对值(rank-ordered absolute differences, ROAD)的方法检测窗口中心像素点是否为噪声点。其原理如下:以  $3 \times 3$  窗口为例,首先计算窗口内中心像素  $p$  与邻域像素  $q$  之间灰度差的绝对值,如式(5)所示。

$$d_{p,q} = |I(p) - I(q)|, q \in N_p \quad (5)$$

然后,以升序排列窗口中所有的  $d_{p,q}$  值,并定义式(6)。

$$ROAD_m(x) = \sum_{i=1}^m r_i(x) \quad (6)$$

式中:  $2 \leq m \leq 7$ ,  $r_i(x)$  表示升序序列中第  $i$  个位置的  $d_{p,q}$  值。

从上述公式可以看出,当窗口中心像素点为噪声点,中心像素灰度值会与邻域像素灰度值存在较大差异,从而导致较高的  $ROAD_m$  值。相反,若窗口内不存在噪声点,中心像素与邻域像素灰度值的大小相近,  $ROAD_m$  值就会非常低。  $ROAD_4$  的值代表在  $3 \times 3$  的窗口中一半像素与中心像素之间的相似度,实际图像中,大多数像素至少有一半相邻像素与其具有相似的像素强度,故当  $m$  为 4 时,是判断噪声最佳选择,本文利用  $ROAD_4$  的值来判断窗口中心像素是否为噪声点。

在代价计算过程中,通过设定噪声阈值来判断窗口中心像素值是否为噪声,当  $ROAD_4$  的值超过阈值,使用邻域像素信息代替中心像素。具体做法是将邻域像素灰度值序,去最值后再求剩下像素灰度值的平均值,将此值作为中心像素,与窗口邻域像素比较,得出新的比特串。

AD 代价是左右视图的亮度或颜色的绝对值,一定程度上可以缓解重复纹理的歧义性问题,其表达式如式(7)所示。

$$C_{AD}(p, d) = \frac{1}{3} \sum_{i=R,G,B} |I_i^{left}(p) - I_i^{right}(pd)| \quad (7)$$

式中:  $C_{AD}(p, d)$  是当视差值为  $d$  时像素  $p$  的代价值;  $R, G, B$  为图像的 3 个颜色分量;  $I_i^{left}(p), I_i^{right}(pd)$  分别为左右视图中  $p$  对应像素的颜色值。若图像为灰度图,AD 代价则表示灰度的亮度差,此代价可以较好的反映图像的颜色或者亮度关系。

图像的梯度信息能够反映图像灰度值变化速率,通过引入梯度特征可以进一步衡量左右图像的相似度。传统梯度代价公式主要对水平和垂直两方向进行计算,容易丢失部分像素点,本文为使梯度信息提取更加全面,采用 4 个方向 Sobel 算子获取梯度信息,其表达式如下:

$$\begin{cases} C_g(p, d) = \sqrt{\Delta G_x^2 + \Delta G_y^2 + \Delta G_{45^\circ}^2 + \Delta G_{135^\circ}^2} \\ \Delta G_x = \sum_{j=R,G,B} |G_{Lx}^j(p) - G_{Rx}^j(pd)| \\ \Delta G_y = \sum_{j=R,G,B} |G_{Ly}^j(p) - G_{Ry}^j(pd)| \\ \Delta G_{45^\circ} = \sum_{j=R,G,B} |G_{L45^\circ}^j(p) - G_{R45^\circ}^j(pd)| \\ \Delta G_{135^\circ} = \sum_{j=R,G,B} |G_{L135^\circ}^j(p) - G_{R135^\circ}^j(pd)| \end{cases} \quad (8)$$

式中:  $C_g(p, d)$  表示视差值为  $d$  时像素  $p$  梯度代价值;  $\Delta G$  为不同方向左右图像像素梯度差值。

将上述改进的 Census 变换、颜色信息代价、梯度信息代价融合并进行归一化处理,保证 3 种代价值在同一范围内,融合后构建出新的总体匹配代价函数如下:

$$C(p, d) = 3 - \exp\left(-\frac{C_{cen}}{\lambda_c}\right) - \exp\left(-\frac{C_{AD}}{\lambda_a}\right) - \exp\left(-\frac{C_g}{\lambda_g}\right) \quad (9)$$

式中:  $C(p, d)$  为改进的匹配代价函数;  $\lambda_c, \lambda_a, \lambda_g$  分别为 3 种代价计算方法对应的归一化控制参数。

### 2) 自适应窗口代价聚合

上述代价计算只考虑单个像素局部信息,匹配精度不高且对噪声敏感。代价聚合后的代价值能够准确的反映像素之间的相关性,提升匹配精度。AD-Census 算法采用的是构造十字交叉域代价聚合(cross-based cost aggregation, CBCA)的方式,如图 2 所示。

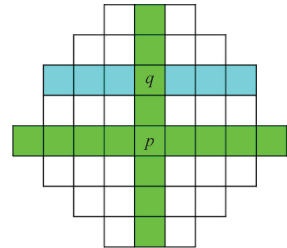


图 2 十字交叉域的构建

Fig. 2 Construction of crisscross domains

十字交叉域是指以中心像素点  $p$  伸出十字臂,十字臂向四周延伸,延伸臂上的像素与中心像素灰度值相近,若像素点的颜色或亮度与中心像素点超过阈值则停止延伸。简单来说,颜色和长度是限制臂长的因素。具体延伸规则如下(以左臂延伸为例):

$$\begin{cases} D_c(p_i, p) < \tau_1 \text{ and } D_c(p_i, p_i + (1, 0)) < \tau_1 \\ D_s(p_i, p) < L_1 \\ D_c(p_i, p) < \tau_2, \text{ if } L_2 < D_s(p_i, p) < L_1 \end{cases} \quad (10)$$

式中:  $D_c(p_i, p), D_s(p_i, p)$  分别是像素  $p$  和  $p_i$  之间的颜色差和距离差,  $\tau_1, \tau_2$  为颜色阈值,  $L_1, L_2$  为距离阈值。代价支持域构建完成后进行代价聚合,其本质为求和取均值。对所有像素,分别以水平和垂直方向求和,再除以支持域的总像素数得到该像素的最终聚合代价值。本文采取先水平后垂直的方式求和,具体过程如图 3 所示。

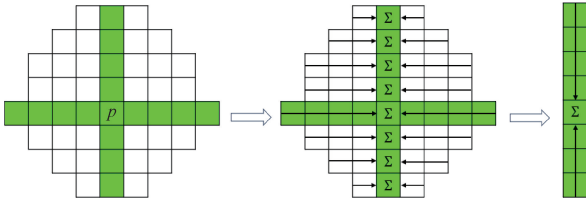


图3 代价聚合过程

Fig. 3 Cost aggregation process

为提升铸坯表面缺陷区域的匹配精度,本文在代价聚合之前通过设置梯度阈值 $\theta_g$ 重新构建十字域,根据不同的梯度值将图像划分为弱纹理区和边缘区域。不同区域十字交叉域窗口延伸程度不同,当梯度差 $D_g < \theta_g$ 为弱纹理区,对于弱纹理区设置宽松的颜色和距离阈值,使弱纹理区像素能被多包含,本文按照原有规则处理弱纹理区。当 $D_g \geq \theta_g$ 为边缘区域,需减少颜色和距离阈值,确保臂长只在像素相似区域延伸。具体规则如下:

$$\begin{cases} L'_1 = \frac{1}{2}L_1, L'_2 = \frac{1}{2}L_2 \\ \tau'_1 = \frac{3}{4}\tau_1 \end{cases} \quad (11)$$

式中: $L'_1$ 、 $L'_2$ 为改变之后的距离阈值, $\tau'_1$ 为改变之后的颜色阈值。

### 3) 视差计算及优化

代价聚合后采用“赢者通吃策略(winner takes all, WTA)”计算视差,选择聚合窗口相加后最小代价值的像素点作为同名点。经过代价计算及代价聚合得出的初始视差图存在空洞和视察不连续的情况,为了使视差值更准确可靠,对初始视差图进行多步骤视差优化,具体措施如下:使用左右一致性检测(left-right consistency check, LRC Check)剔除错误匹配,错误匹配是由于噪声、弱纹理以及重复纹理导致聚合后某些像素在真实视差位置的代价值并非最小值;之后对于异常像素点从左右两方向找到距离最近的有效点并进行视差填充;最后,通过中值滤波对视差图进行滤波处理,减少离群噪点。

## 2 实验过程与结果分析

### 2.1 算法验证

为验证本文所提算法的实际效果,使用C++语言在VS2022软件平台上对算法进行编程实现,算法在Windows11操作系统运行,中央处理器为i7-13700H,显卡为RTX-4060。为了验证改进算法可行性,选取Middlebury-2003数据集中Cones、Teddy图像进行验证,该数据集是评估立体匹配算法常用数据集,均在真实场景下采集。图像中物体处于不同层次中,且含有曲面、重复纹理等多种复杂结构,对于连铸坯表面缺陷的立体匹配具有实际参考意义。另外,两组图片集采集时的光照条件不同,可以有效验证算法在不同光照条件下的深度感知能力。将传

统SGM算法、AD-Census算法和本文改进算法生成的视差图进行对比分析,结果如图4所示。

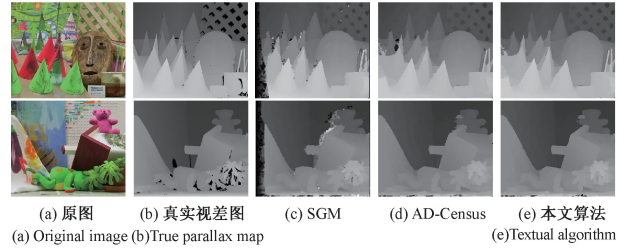


图4 不同算法生成的视差图

Fig. 4 Parallax maps generated by different algorithms

由图4可知,相比传统算法,本文提出算法生成的视差图有更好的匹配效果,边缘更清晰,误匹配区域有所减少。图像的非遮挡区域(Nonocc)和全部区域(All)的误匹配率通过反映出不同算法的匹配精度,通过计算结果如表1所示。

表1 不同算法的图像误匹配率对比

Table 1 Comparison of image mismatch rates of different algorithms

算法	Cones		Teddy		平均误匹 配率
	Nonocc	All	Nonocc	All	
SGM	5.88	15.85	7.67	16.99	11.60
AD-census	4.98	11.21	5.77	12.13	8.52
本文算法	<b>3.52</b>	<b>9.50</b>	<b>5.64</b>	<b>10.19</b>	<b>7.21</b>

由表1可知,本文算法相比于传统立体匹配算法,在不同图片中的非遮挡区域及全部区域的误匹配率都有所降低。这表明本文所提算法在一些背景复杂的场景进行立体匹配时具有更高的匹配精度,三维重建的效果也更加显著。

### 2.2 图像采集及预处理

铸坯生产过程图像难以采集,本实验将火焰切割后的钢坯产生的缺陷进行处理,得到与现场情况相符的铸坯模型后进行研究,实验室搭建双目视觉检测平台如图5所示。

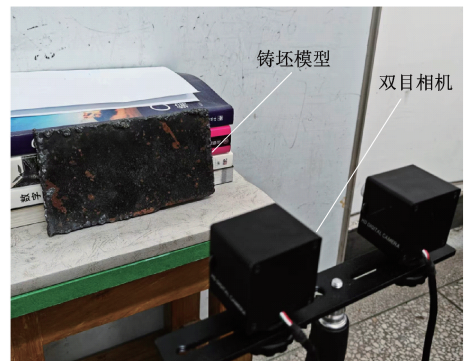


图5 双目视觉检测平台

Fig. 5 Binocular vision inspection platform

双目相机为 400 万像素工业摄像头,型号为 HBVCAM-HD-V11,通过 USB 数据线与计算机连接进行供电和数据传输。

采集图像过程中,光照不均匀、噪声过大等因素可能对图像质量产生影响,从而导致匹配效果差。为了减少这些因素影响,须对采集的铸坯缺陷图像进行预处理操作,首先采取中值滤波和高斯滤波对图像进行滤波去噪,中值滤波可有效去除图像中椒盐噪声,高斯滤波可使图像更加平滑。然后为减少光照变化影响,将滤波后的图像进行 Gamma 校正,使图像亮度更加均匀。以左相机图像为例,图像预处理前后结果对比如图 6 所示,预处理后图像亮度均匀,颜色纹理信息突出。

2.3 相机标定与立体校正

立体校正中需要利用相机参数,通过相机内参和畸变系数将图像校正,而三维重建则需要相机焦距、旋转矩阵和



(a) 连铸坯左图像 (b) 预处理后图像  
(a) Left image of casting billet (b) Preprocessed image

图 6 预处理前后效果对比

Fig. 6 Comparison of effects before and after pretreatment

平移向量。本文参考张正友标定法,使用 MATLAB 中双目标定 APP 将不同姿态和位置的棋盘图像上传后计算所需相机参数。相机各参数标定结果如表 2 所示,标定的平均误差如图 7 所示。

表 2 双目相机标定结果

Table 2 Binocular camera calibration results

参数	左相机	右相机
相机内参	$\begin{bmatrix} 1\ 575.13 & 0 & 1\ 027.29 \\ 0 & 1\ 577.37 & 786.90 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 1\ 576.96 & 0 & 938.77 \\ 0 & 1\ 580.28 & 790.49 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$
畸变系数	$[-0.056\ 6\ 0.002\ 5\ 0.000\ 3\ -0.000\ 8\ 0]$	$[-0.036\ 9\ 0.137\ 4\ -0.000\ 6\ -0.003\ 5\ 0]$
旋转矩阵	$\begin{bmatrix} 1 & -0.000\ 1 & 0.010\ 0 \\ 0.000\ 1 & 1 & 0.004\ 0 \\ -0.010\ 0 & -0.004\ 0 & 0.999\ 9 \end{bmatrix}$	
平移向量	$[-60.159\ 5\ 0.026\ 7\ 0.469\ 9]$	

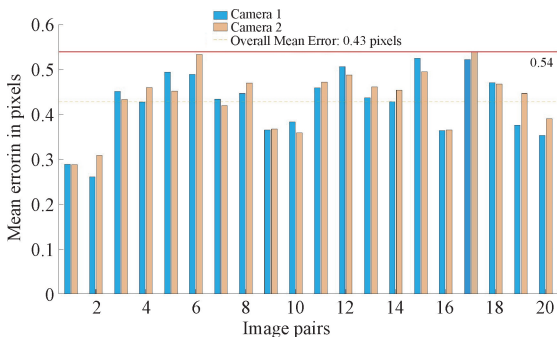


图 7 标定误差

Fig. 7 Calibration error

由图 7 所示,标定误差为 0.43 像素,可进行立体校正,本文使用极线校正和畸变校正方法,对图像进行立体校正,校正后的图像进行立体匹配只需在水平维度进行搜索。如图 8 所示,板坯在左右图像中的同一像素点基本在同一水平线上。

2.4 三维重建可视化与定位分析

为了进一步验证本文算法的匹配效果,将经过校正的

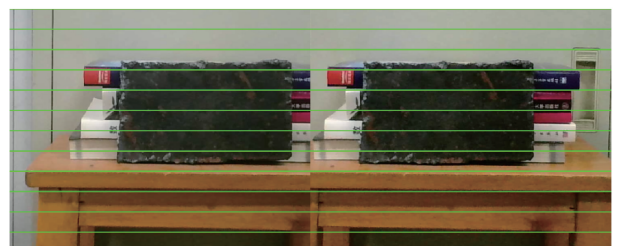


图 8 铸坯校正结果

Fig. 8 Billet correction results

连铸坯图像采用上述 3 种算法进行立体匹配,得到对应视差图,如图 9 所示。

由图 9 可以看出,SGM 算法连铸坯视差图分层不够明显,内部出现误匹配,且板坯轮廓不够清晰;AD-Census 算法在 SGM 算法的基础上增加了 AD 代价,提高了图像在重复纹理区域的匹配效果,但在部分边缘区域出现误匹配;在本文改进的算法生成的视差图中,板坯和背景边缘与原图保持一致,视差图分层现象明显,视差图匹配效果更好。另外,算法的定位效率主要取决于图像像素间的运

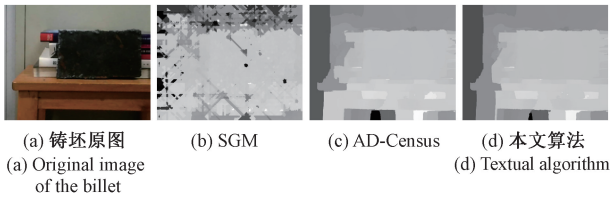


图9 铸坯各算法视差图结果

Fig. 9 Parallax plot results of each algorithm for casting billets

算,故为了评判不同算法的定位效率,将算法运行时间作为评判标准,运行时间结果如表3所示。

表3 算法运行时间

Table 3 Algorithm ranging results

立体匹配算法	运行时间/s
SGM	1.326 2
AD-Census	5.216 2
本文算法	6.940 1

从表3中可以看出,SGM算法运行时间最快,AD-Census算法较SGM算法增加了AD代价和交叉域代价聚合,时间成本增加。本文算法在AD-Census算法基础上进一步改进,定位效率有所降低。但在实际缺陷定位

表4 各算法缺陷定位结果对比

Table 4 Comparison of defect location results of each algorithm

算法	缺陷编号	三维坐标/mm	深度误差/mm	平均深度误差/mm
SGM	1	(-25.04, -14.99, 607.79)	2.79	2.29
	2	(30.76, -14.15, 604.84)	1.48	
	3	(70.19, -14.43, 600.50)	4.50	
AD-Census	1	(-24.94, -14.54, 606.32)	1.32	1.47
	2	(30.59, -14.07, 601.55)	1.45	
	3	(70.79, -14.55, 606.63)	1.63	
本文	1	(-24.94, -14.54, 605.41)	<b>0.41</b>	<b>0.63</b>
	2	(30.76, -14.14, 601.93)	<b>1.07</b>	
	3	(70.76, -14.55, 605.41)	<b>0.41</b>	

由表4可知,本文算法对于缺陷深度值的误差相比于传统SGM算法和AD-Census算法相对较小,且平均深度误差在1mm以内,定位结果较为准确。

### 3 结论

本文针对连铸坯生产过程中去毛刺机故障产生的缺陷,人工处理效率低下问题,为完成缺陷识别工作,提出了一种基于双目立体视觉的缺陷定位系统。通过噪声阈值判断,将Census窗口邻域信息替代中心为噪声的像素点,并将图像梯度信息融合到代价函数计算中,另外设计自适应十字域窗口代价聚合,提高了在边界区和弱纹理区的匹配精度,提升了算法的鲁棒性。研究结果表明,本文提出

中,可通过提高GPU等硬件性能来提升算法定位效率。

本文通过立体匹配算法生成铸坯视差图后,将其转化为深度图并利用点云库(point cloud library, PCL)生成点云图。对点云图进行铸坯彩色图像配准后,裁剪出目标区域。铸坯缺陷一般存在于切割面底侧,故本文选取铸坯一侧3个缺陷位置进行测试,如图10所示。

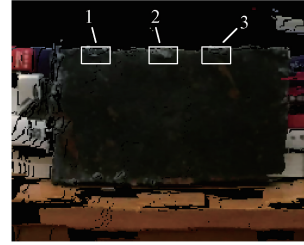


图10 铸坯点云图

Fig. 10 Billet point cloud map

以双目左相机为坐标原点,在铸坯的三维点云数据中获得缺陷区域中心点的空间坐标定位。为客观评价点云重建的坐标精度,实验以深度值作为参考,采用深度误差,平均深度误差作为定位精度评价指标。经测量,缺陷1和缺陷3实际深度值为605mm,缺陷2为603mm。不同算法计算出的三维坐标及误差如表4所示。

的匹配算法,得到的三维坐标的精确度和可靠性较高,定位结果误差较小,为后续缺陷处理装置提供了可靠的位置信息。

### 参考文献

- [1] 赵岩. 宽辊道小板坯去毛刺机的研制[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2017.  
ZHAO Y. Development of small slab deburring machine with wide roller table[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2017.
- [2] 方建中. 基于双目视觉的连铸坯模型定位与测量方法研究[D]. 马鞍山: 安徽工业大学, 2020.

- FANG J ZH. Research on the positioning and measurement method of continuous casting billet model based on binocular vision [D]. Ma'anshan: Anhui University of Technology, 2020.
- [3] 杨昆,徐锬,吴守仓,等.基于 CSA-StyleGAN 的连铸坯表面缺陷图像生成算法[J].电视技术,2024,48(8):13-19.  
YANG K, XU K, WU SH C, et al. An image generation algorithm for surface defects of continuous casting billet based on CSA-StyleGAN [J]. Video Engineering, 2024, 48(8):13-19.
- [4] 孙铁强,付方龄,宋超,等.基于改进 YOLOv7 算法的连铸坯表面缺陷检测[J].组合机床与自动化加工技术,2024(7):177-181.  
SUN T Q, FU F L, SONG CH, et al. Surface defect detection of continuous casting billet based on improved YOLOv7 algorithm [J]. Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique, 2024(7):177-181.
- [5] LIAN G H, SUN Q H, LIU X, et al. Automatic recognition and intelligent analysis of central shrinkage defects of continuous casting billets based on deep learning [J]. Journal of Iron and Steel Research International, 2023, 30(5):937-948.
- [6] 朱成杰,刘乐乐,朱洪波.基于 YOLOv8-NFMC 的带钢表面缺陷检测算法[J].国外电子测量技术,2024,43(7):97-104.  
ZHU CH J, LIU L L, ZHU H B, et al. Surface defect detection algorithm for strip steel based on YOLOv8-NFMC[J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2024,43(7):97-104.
- [7] 单明陶,高玮玮,杨亦乐,等.基于改进 Faster R-CNN 的刹车零件缺陷检测算法[J].国外电子测量技术,2022,41(4):22-28.  
SHAN M T, GAO W W, YANG Y L, et al. Defect detection algorithm of brake parts based on improved Faster R-CNN[J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2022,41(4):22-28.
- [8] 倪洪启,李鑫宇,戴文博,等.基于机器学习的金属软管缺陷检测系统[J].电子测量技术,2024,47(10):78-84.  
NI H Q, LI X Y, DAI W B, et al. Machine learning based defect detection system for metal hoses [J]. Electronic Measurement Technology, 2024, 47(10):78-84.
- [9] 郑太雄,黄帅,李永福,等.基于视觉的三维重建关键技术研究综述[J].自动化学报,2020,46(4):631-652.  
ZHENG T X, HUANG SH, LI Y F, et al. A review of key technologies for vision-based 3D reconstruction [J]. Acta Automatica Sinica, 2020,46(4):631-652.
- [10] 朱新军,侯林鹏,宋丽梅,等.基于虚拟双目的条纹结构光三维重建[J].红外与激光工程,2022,51(11):248-256.  
ZHU X J, HOU L P, SONG L M, et al. Three-dimensional reconstruction of fringe structured light based on virtual binocular eyes[J]. Infrared and Laser Engineering, 2022,51(11):248-256.
- [11] SU C, TAN G, LUO Y. Research on stereo matching technology based on binocular vision[J]. Open Access Library Journal, 2019,6(9):1-10.
- [12] 杨晓立,徐玉华,叶乐佳,等.双目立体视觉研究进展与应用[J].激光与光电子学进展,2023,60(8):180-196.  
YANG X L, XU Y H, YE L J, et al. Research progress and application of binocular stereo vision[J]. Lasers & Optoelectronics Progress, 2023, 60(8):180-196.
- [13] 宋培玉,王森.改进 Census 立体匹配算法研究综述[J].华东交通大学学报,2022(1):39.  
SONG P Y, WANG S. A review of the research on improved Census stereo matching algorithm [J]. Journal of East China Jiaotong University, 2022(1):39.
- [14] BAO W, WANG W, XU Y, et al. InStereo2K: A largereal dataset for stereo matching in indoor scenes[J]. Science China(Information Sciences), 2020,63(11):136-146.
- [15] 何敏军,张晓玲,张稀柳,等.基于双目立体视觉的平面工件识别和定位研究[J].激光杂志,2023,44(7):199-204.  
HE M J, ZHANG X L, ZHANG X L, et al. Research on plane workpiece recognition and localization based on binocular stereo vision[J]. Laser Journal, 2023,44(7):199-204.
- [16] 杨宇,许四祥,方建中,等.基于改进 ORB 算法的双目视觉定位测量方法[J].传感技术学报,2019,32(11):1694-1699.  
YANG Y, XU S X, FANG J ZH, et al. Binocular vision localization measurement method based on improved ORB algorithm [J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2019,32(11):1694-1699.
- [17] 刘昶,姜楠.基于双目视觉的棒材端面中心点定位[J].电子测量技术,2023,46(14):174-181.

- LIU CH, JIANG N. Positioning of the center point of the end face of the bar based on binocular vision[J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(14): 174-181.
- [18] 许宝阳,高延峰,张泽玺,等. 基于双目视觉 SGBM 与 WLS 融合算法的茶叶嫩芽定位研究[J]. 智能计算机与应用,2024,14(1):29-34,42.
- XU B Y, GAO Y F, ZHANG Z X, et al. Research on tea bud localization based on binocular vision SGBM and WLS fusion algorithm[J]. Smart Computers & Applications, 2024,14(1):29-34,42.
- [19] 李哲,于海生,杨晓宇,等. 基于改进 SGM 的工件高度定位研究[J]. 青岛大学学报(工程技术版),2023, 38(3):1-8.
- LI ZH, YU H SH, YANG X Y, et al. Research on workpiece height positioning based on improved SGM[J]. Journal of Qingdao University (Engineering and Technology Edition),2023,38(3):1-8.
- [20] 成彬,冯勇平,雷华. 基于双目立体视觉的连铸辊尺寸三维测量方法[J]. 电子测量技术,2024, 47(3): 135-143.
- CHENG B, FENG Y P, LEI H. Three-dimensional measurement method of continuous casting roller size based on binocular stereo vision [J]. Electronic Measurement Technology, 2024,47(3):135-143.
- [21] ZHOU Z Q,PANG M. Stereo matching algorithm of multi-feature fusion based on improved census transform[J]. Electronics,2023,12(22):4594.

### 作者简介

**刘光举**,硕士研究生,主要研究方向为机器视觉,图像处理。

E-mail:2607152555@qq.com

**刘琼**(通信作者),副教授,主要研究方向为模式识别、高级工业过程控制。

E-mail:597813529@qq.com

**杜荣谦**,硕士研究生,主要研究方向为深度学习和图像处理。

E-mail:2582218757@qq.com