DOI: 10.13382/j.jemi.B2407732

基于二维熵与低维度描述符的双目视觉测量*

汤 澳[1,2] 许四祥[1,2] 宋昱宸[1,2] 任加琪[1,2]
(1.安徽工业大学机械工程学院 马鞍山 243032;2.特种重载机器人安徽省重点实验室 马鞍山 243032)

摘 要:针对传统算法特征点匹配时间长、误匹配率高及双目视觉测量精度低等问题,提出一种基于二维熵与低维度描述符的双目视觉测量方法。首先利用图像二维熵对特征点进行筛选,过滤部分无用特征点,保证特征点稳定性;然后,构建一种低维度而具有多梯度方向的 SIFT 特征描述符,提高对特征点的分辨能力并获取种子点更多梯度信息,同时采用马氏距离作为相似性度量标准进行特征点匹配,并用随机采样一致性(RANSAC)算法消除误匹配,优化匹配准确度并降低算法复杂度;最后用二元二次曲面拟合获取特征点的亚像素坐标,通过三角测量得到其空间三维坐标并计算被测物体相关尺寸。以连铸坯模型为测量对象,实验结果表明,该算法测量的平均相对误差为 0.41%,较 SIFT 算法和 ORB 算法分别低 1.45%和 0.72%,满足测量精度要求;特征点匹配正确率较 SIFT、BRISK、ORB 算法分别提高 20.94%、18.19%和 11.38%,特征点匹配用时较 SIFT 降低 57.48%,验证了该算法的精确性与高效性。

关键词:双目视觉;二维熵;特征描述符;马氏距离;测量
中图分类号:TP391.41;TN911.73 **文献标识码**:A **国家标准学科分类代码**:460.4

Binocular vision measurement based on two-dimensional entropy and low-dimensional descriptors

Tang Ao[1,2] Xu Sixiang[1,2] Song Yuchen[1,2] Ren Jiaqi[1,2]
(1. School of Mechanical Engineering, Anhui University of Technology, Ma'anshan 243032, China;
2. Anhui Province Key Laboratory of Special Heavy Load Robot, Ma'anshan 243032, China)

Abstract: Aiming at the problems of long feature point matching time, high false matching rate and low binocular vision measurement accuracy of traditional algorithms, a binocular vision measurement method based on two-dimensional entropy and low-dimensional descriptor is proposed. Firstly, the two-dimensional entropy of the image is used to screen the feature points, filter some useless feature points, and ensure the stability of the feature points. Then, a low-dimensional SIFT feature descriptor with multiple gradient directions is constructed to improve the discriminative ability of feature points and to obtain more gradient information of seed points, while using the mahalanobis distance as a similarity metric for feature point matching and eliminating false matches with the random sampling consistency RANSAC algorithm to optimize the matching accuracy and to reduce the complexity of the algorithm. Finally the sub-pixel coordinates of the feature points are obtained by binary quadratic surface fitting, and the spatial 3D coordinates are obtained by triangulation to calculate the relevant dimensions of the measured object. Taking the continuous casting slab model as the measurement object, the experimental results show that the average relative error of the measurement is 0.41%, which is 1.45% and 0.72% lower than that of the SIFT algorithm and ORB algorithm, respectively, and meets the requirements of the measurement accuracy. The correct rate of the feature point matching improves by 20.94%, 18.19% and 11.38% compared with that of the SIFT, BRISK, and ORB algorithms, and the time taken for feature point matching reduces by 57.48% compared with SIFT, which verifies the accuracy and efficiency of the algorithm.

Keywords: binocular vision; two-dimensional entropy; feature descriptor; Mahalanobis distance; measurement

收稿日期:2024-07-30 Received Date: 2024-07-30
*基金项目:国家自然科学基金(51374007)、安徽高校自然科学研究重点项目(KJ2020A0259)、特种重载机器人安徽省重点实验室开放基金(TZJQR005-2021)项目资助

0　引　言

在现代钢铁冶金行业,连铸板坯在成形后采用数控火焰切割方式将其定尺切割,然而在切割过程中,常常会产生硬度较大的毛刺,若这些毛刺不及时清理,将严重影响成品钢材表面质量和辊道寿命。目前去除连铸坯毛刺的方法有刀具刮除、锤头打击以及火焰清除等[1],但这些方法无法达到所需的质量和效率要求。因此,本文提出了一种等离子去除连铸坯毛刺的新方案[2]。然而,由于连铸坯在辊道上位置各不相同,需要实时的获取连铸坯空间位置以引导机械臂末端执行器完成毛刺去除工作,因此引入采用双目视觉方法对连铸坯进行定位与测量,辅助机器人自主去除毛刺。

目前,用于双目视觉测量的特征点检测与匹配算法有 ORB (oriented FAST and rotated BRIEF)[3]、SIFT (scale-invariant feature transform)[4]、SURF(speeded up robust features)[5]、BRISK (binary robust invariant scalable keypoint)[6]等。其中 SIFT 算法通过融合尺度不变特征子和梯度方向特征描述,成功实现了对图像旋转、尺寸变化、明暗调整的鲁棒性,同时在视角偏移、仿射变换及干扰噪声方面表现出了较好的稳定性。然而,由于 SIFT 特征描述子向量的维度高达 128 维[7],导致算法的运算复杂度较大,这使得整个算法在运行过程中存在匹配速度慢、匹配效率低等问题。为提高 SIFT 算法匹配性能,科研人员提出了基于 SIFT 算法的多种改进[8-10]。Hosseinnejad 等[11]提出了自适应 RKEM,消除了图像中存在许多彼此非常接近的冗余特征点,但其计算复杂度仍然较高,计算开销较大;任晶秋等[12]采用圆形区域来构造特征点区域,降低 SIFT 特征描述子的维度,从而减少特征向量的计算量,提高算法的运行效率;Mikolajczyk 等[13]提出了 GLOH 描述子,并用对数极坐标代替坐标象限,降低了运算量,但在极端光照的条件下,特征提取和匹配的准确性会有所下降。白亚茜等[14]提出了灰度共生矩阵,根据图像的具体纹理特征来改变对比度阈值,从而有效提取特征点,但在处理噪声较大的图像时,特征提取会受到干扰,导致误匹配。

针对上述问题,本文提出了一种基于二维熵与低维度描述符的双目视觉测量方法。首先在特征点检测后,将图像二维熵与特征点相结合,剔除特征点集合中一部分不稳定的特征点;接着构造融合多方向梯度信息、降维至 96 维的特征点描述子,然后用马氏距离作为特征点相似性度量标准进行特征点匹配,并用 RANSAC 方法消除误匹配,优化匹配准确度;最后采用函数拟合的方法获得匹配点的亚像素坐标,提高测量精度。

1　双目视觉测量方法

去连铸坯毛刺过程的简化模型如图 1 所示。在实际的去连铸坯毛刺工作中,高温融化切割面,使得熔融金属液在连铸坯底部形成一条不规则毛刺,如图 1(a) 所示。为了去除毛刺,则需要得到点 B 与 C 的三维空间坐标,如图 1(b) 所示。然后取 B、C 之间合适的一点进行水平切割即可完成去毛刺工作,如图 1(c) 所示。实验中所用连铸坯模型如图 1(d) 所示,主要采用特征匹配的方法实现对连铸坯模型尺寸的测量,该测量方法基于双目视觉原理,其核心步骤流程主要包括双目标定、立体校正、图像特征点检测与匹配、亚像素坐标提取等。本文测量方法具体流程如图 2 所示。

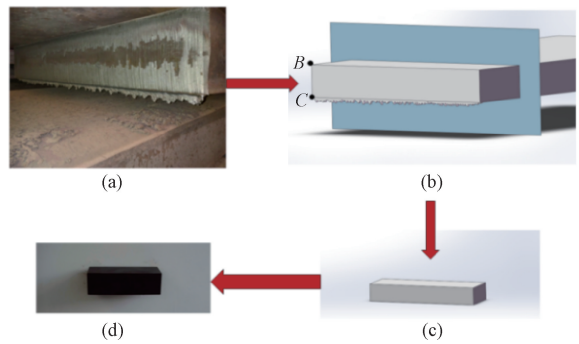


图 1　简化连铸坯去毛刺模型

Fig. 1　Simplified continuous casting slab deburring model

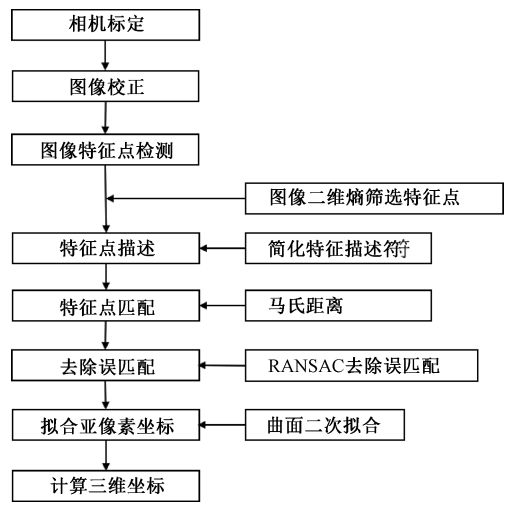


图 2　双目视觉测量流程

Fig. 2　Binocular vision measurement process

1.1　相机标定与图像校正

在双目视觉测量实验中,相机标定和图像校正环节是不可或缺的,其结果直接决定测量的精确度和后续的

数据处理。相机标定是为了获取相机的内部参数与外部参数,通过这些参数建立图像像素坐标与其空间三维坐标的关系,便于进行后续的3D 重建和测量。本文采用张正友标定法[15],并在 MATLAB 工具箱中完成双目相机标定[16]。

图像校正的主要目的是消除由于相机镜头特性引起的几何畸变,确保两相机的光轴完全平行,这将有利于后续的图像分析和特征提取。本文在相机标定完成后,利用其所得参数在 MATLAB 中完成图像校正。

1.2　基于二维熵的特征点筛选

图像熵是一种特征的统计形式[17],用于反映图像中包含的平均信息量。一维熵只考虑了图像在一个维度上(通常是灰度值)的分布情况,无法捕捉到图像灰度分布的空间特征。二维熵则是在图像的二维空间上考虑像素之间的关系,不仅考虑了像素的灰度值,还考虑了像素之间的空间位置关系。根据二维熵与 SIFT 原理对于图像灰度值之间的联系,通过控制像素点二维熵的阈值来筛选所提取的特征点,剔除一部分不稳定的特征点,保留稳定性好的特征点,减少后续特征点匹配时间。

图像的二维熵[18]通常使用联合概率分布和信息熵的概念来定义,如式(1)所示,选择尺寸 $M\times N$ 的灰度图像 I,$I(x,y)$ 表示图像中坐标为 x 和 y 的像素的灰度值,图像的二维概率密度函数 $p(x,y)$ 可以描述 $I(x,y)$ 在图像中的分布情况。$H(I)$ 表示图像 I 的二维熵,它衡量了图像中像素对之间的信息量或者不确定性。

$$H(I)=-\sum_{x=0}^{M-1}\sum_{y=0}^{N-1}p(x,y)\log p(x,y) \tag{1}$$

图像特征点个数与二维熵的大小关系如图 3 所示,从图 3 可以看出,当二维熵值介于 4~6,特征点的数量波动较小,趋于稳定。为了能够有效提高特征点的质量,去除图像中噪声和冗余特征点,提出了一种基于二维熵的特征点筛选策略,过程如图 4 所示,该方法可以有效剔除一部分不稳定的特征点,特征点质量提高同时减少了特征点数量,提高后续特征点匹配阶段的效率。实验选取阈值 $T_1=4$,$T_2=6$,剔除不稳定特征点的算法步骤如下。

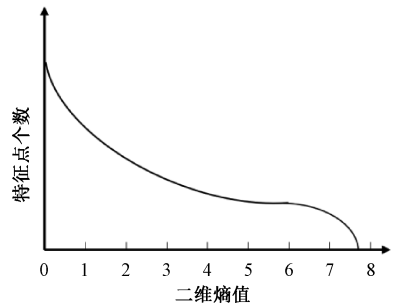


图 3　二维熵与特征点关系

Fig. 3　Plot of 2D entropy vs. feature points

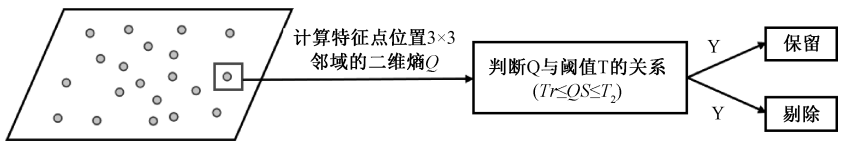


图 4　特征点筛选过程

Fig. 4　Feature point screening process

计算出每个特征点 3×3 领域的二维熵 Q;根据设定的阈值 T_1 和 T_2,对二维熵值 Q 进行比较分析,满足 $T_1\leqslant Q\leqslant T_2$ 的条件时,对该特征点予以保留,否则剔除该特征点。

1.3　基于低维度描述符的特征点匹配

SIFT 算法的特征描述符以关键点为中心,创建一个 16×16 大小的窗口,再将它等分成 16 个 4×4 大小的子块,每个子块定义为一个种子点,从而产生 16 个种子点。如图 5 所示,每个种子点以每 45°间隔选取一个方向,总共涵盖 8 个方向的梯度信息,16 个种子点的梯度信息值联合在一起形成 128 维特征描述子向量,即为特征点描述符。128 高维度的数据增加了匹配算法的执行时间,降低了特征点匹配的速度和效率,不仅影响算法的实时性,还提高了其误匹配率。

针对高维描述子匹配过程耗时长的缺点,本文将特征描述子向量的维数降低到 96 维;与此同时,为了保证匹配精度,还增加了种子点的梯度方向信息。

步骤 1)将每个种子点以 30°为一个梯度方向,即形成 12 个方向,分别为 30°、60°、90°、120°、150°、180°、210°、240°、270°、300°、330°、360°,将这 12 个梯度方向的信息累加值分别标为 $a_0,a_1,a_2,\cdots,a_{11}$。

步骤 2)接着把 $a_0,a_1,a_2,\cdots,a_{11}$ 与其对向的特征描述子向量相减,得到 $b_0,b_1,b_2,\cdots,b_5$,如式(2)所示。

$$\begin{cases} b_0=|\ a_0-a_6\ | \\ b_1=|\ a_1-a_7\ | \\ b_2=|\ a_2-a_8\ | \\ b_3=|\ a_3-a_9\ | \\ b_4=|\ a_4-a_{10}\ | \\ b_5=|\ a_5-a_{11}\ | \end{cases} \tag{2}$$

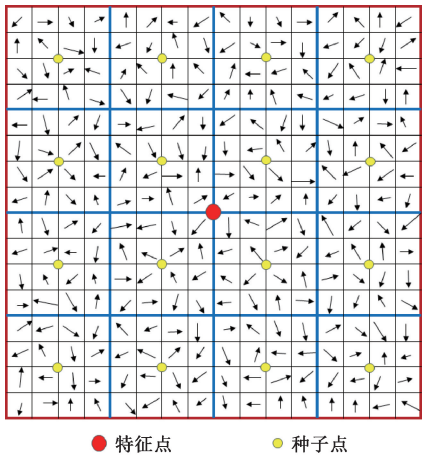


图 5　特征点邻域划分

Fig. 5　Neighbourhood division of feature points

步骤 3)为了去除光照的影响,对生成的新的描述子向量进行归一化处理,如式(3)所示。

$$\bar{B} = \frac{b_i}{\sqrt{\sum_{i=0}^{96} b_i^2}} \quad i = 0,1,\cdots,95 \tag{3}$$

新的种子点由 6 个特征描述子向量组成,如图 6 所示,特征描述符维数由原来的 4×4×8 = 128 维降低到了 4×4×6 = 96 维,维数较原 SIFT 特征点描述子降低了 25%,并通过增加种子点的梯度方向数量来获取其更多梯度信息,提高了算法的效率和对特征点的分辨能力。

对特征点进行描述后需要进行特征点匹配,原 SIFT 算法采用欧氏距离来进行特征点匹配,而马氏距离相当于加权的欧氏距离[19],其不受量纲的影响,且具有尺度无关性,两点之间的马氏距离与原始数据测量单位无关,

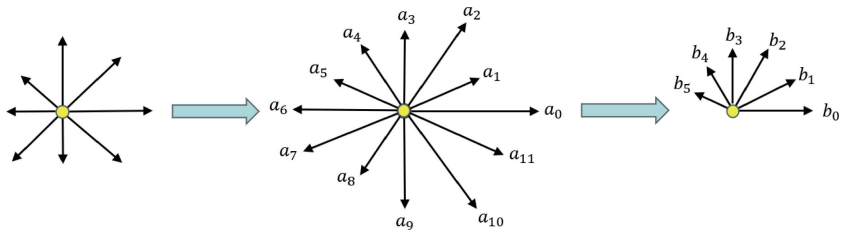


图 6　新种子点的生成过程

Fig. 6　Generation process of new seed points

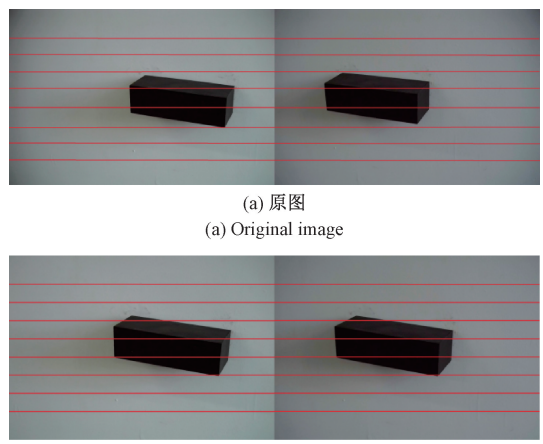
能够有效消除变量间的相互影响。用马氏距离作为相似性度量标准进行特征点匹配,不易产生多配现象,提高了匹配的精度与效率,整体效果优于欧氏距离。

马氏距离虽然提高了匹配率,但是仍有不少误配点,为进一步滤除误配点,采用 RANSAC[20] 算法进行过滤。该算法的显著优势在于其估算出的模型参数具备较高的鲁棒性,即便在大量外部点存在的数据集中,也能准确估计模型参数。

2　实验结果

2.1　相机标定与图像校正结果

实验标定板使用 12×9 的黑白棋盘格,每个棋盘格边长设定为 30 mm,采集图像的大小为 1 600×1 200 pixels。标定结果如表 1、2 所示,标定结果的平均重投影误差为 0.39 pixel,满足要求,可用于后续的计算。连铸坯模型校正前后的结果如图 7 所示。



(a) 原图

(a) Original image

(b) 立体校正后的图像

(b) Image after stereo rectification

图 7　立体校正效果

Fig. 7　Stereo rectification effect

2.2　特征点筛选效果

为了验证改进算法对于特征点筛选的有效性,用 SIFT 算法与改进算法进行对比,分别对连铸坯模型进行特征点检测,效果如图 8 所示,检测特征点数量如表 3 所示。从图 8、表 3 可以得出,改进算法能够很好的去除掉背景区域无用的特征点以及板坯模型内的部分冗余特征点,检出特征点的数量较 SIFT 算法减少了 31.94%。因此,利用图像二维熵对特征点进行筛选,不仅增强了特征点的鲁棒性,同时也实现了对冗余特征点的有效剔除,从而降低了后续匹配的计算量,进而优化了算法的效率。

表 1　双目相机内参数标定结果

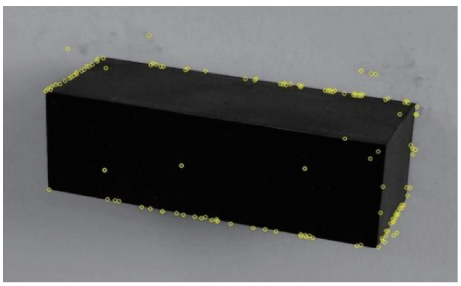
Table 1　Calibration results of binocular camera internal parameters

Parameters in the left camera			Parameters in the right camera		
2 294. 3	7. 2	884. 1	2 320. 0	9. 0	743. 8
0. 0	2 290. 1	664. 5	0. 0	2 313. 4	624. 3
0. 0	0. 0	1. 0	0. 0	0. 0	1. 0

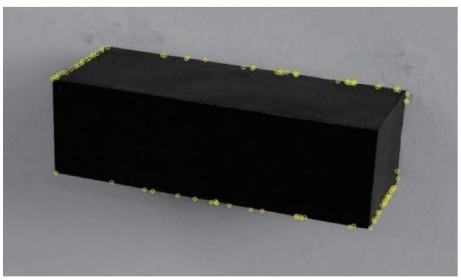
表 2　双目相机外参数标定结果

Table 2　Calibration results of binocular camera external parameters

Rotation matrix R			Translation matrix T
0. 999 6	−0. 015 5	0. 022 6	−111. 831 5
0. 015 7	0. 999 9	−0. 005 5	4. 449 9
−0. 022 5	0. 005 8	0. 999 7	8. 475 4



(a) SIFT算法
(a) SIFT algorithm



(b) 本文算法
(b) Algorithm of this paper

图 8　连铸坯模型特征点检测对比

Fig. 8　Comparison of feature point detection of continuous casting slab

表 3　检测结果比较

Table 3　Comparison of test results

Algorithm	Number of feature points
SIFT	144
Algorithm in this paper	98

2. 3　特征点匹配效果与亚像素点坐标的获取

在使用二维熵完成特征点筛选之后,使用本文改进的特征描述符对特征点进行描述,最后用马氏距离作为相似性度量标准完成特征匹配,匹配结果如图 9 所示。

图 9　本文算法匹配效果

Fig. 9　Matching effect diagram of the algorithm in this paper

使用本文改进算法完成校正后图像进行特征点的提取与匹配,然后再用曲面拟合的方法获得所需点的亚像素坐标。拟合二次曲面的一般形式可以表示为:

$$F(x,y) = ax^2 + by^2 + cxy + dx + ey + f \tag{4}$$

接着,利用最小二乘法求解出二次曲面方程中的参数 a,b,c,d,e,f,拟合函数 $F(x,y)$ 存在极值点满足:

$$\frac{\partial F(x,y)}{\partial x} = 2ax + cy + d = 0 \tag{5}$$

$$\frac{\partial F(x,y)}{\partial y} = 2by + cx + e = 0 \tag{6}$$

联合式(5)和(6),即可求出所需匹配点的亚像素坐标(x,y),再根据三角测量原理,计算出空间三维坐标。最终所需要的匹配点对 A、B、C、D,如图 10 所示,左右像素坐标和世界坐标如表 4 所示。

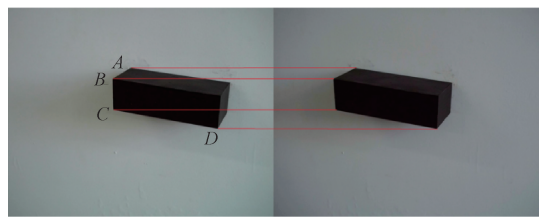


图 10　匹配点对

Fig. 10　Matching point pairs

表 4　匹配点坐标

Table 4　Coordinates of matching points

Point	Left image pixel coordinates/pixel	Right image pixel coordinates/pixel	World coordinate system coordinates/mm
A	(671. 847,331. 444)	(447. 898,331. 444)	(26. 293,122. 871,1 145. 685)
B	(569. 726,394. 15)	(329. 702,393. 984)	(92. 612,68. 692,1 068. 956)
C	(575. 000,559. 000)	(340. 000,559. 000)	(92. 083,54. 165,1 016. 984)
D	(1 142. 210,663. 552)	(889. 920,663. 840)	(165. 653,54. 165,1 016. 984)

3　数据分析

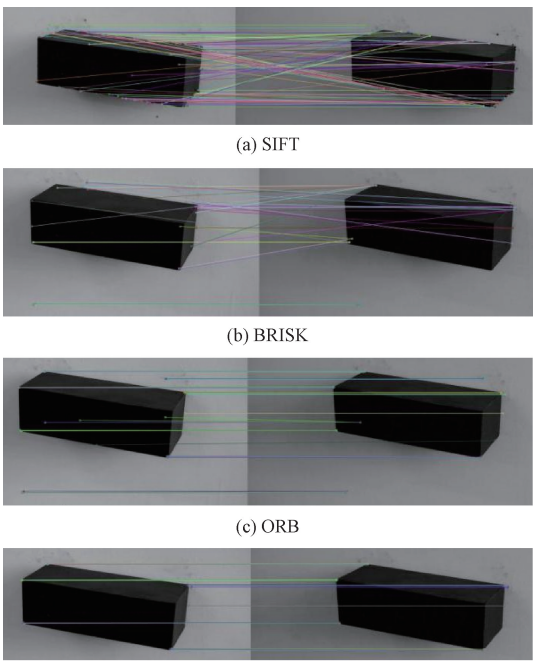
3.1　匹配准确率和时间分析

本文的实验平台为 VS2017+Opencv3.4.16,电脑配置为 Inter(R)Core(TM)i5 8300HQ;内存 8 GB;64 位 Windows 11 操作系统。图像采集环境为实验室自然光照。分别比较传统 SIFT 算法、BRISK 算法、ORB 算法、本文算法的匹配准确率和时间,特征点匹配效果如图 11 所示,结果如表 5 所示。从图 11 可以看出,本文算法较 SIFT、BRISK、ORB 算法能够有效的去除图像中特征点的误配和多配现象,提高算法效率。从表 5 可以得到本文算法的匹配准确率最高,匹配准确率为 65.38%,比传统的 SIFT、BRISK、ORB 算法分别高 20.94%、18.19% 和 11.38%。由于本文算法在提取特征点时需要在不同尺度和方向上对图像进行高斯模糊,然后通过差分操作检测局部极值点,这些步骤的计算复杂度较高,所以相对于 ORB 算法与 BRSIK 算法匹配速度较慢,但由于特征点描述符维数的降低以及无用特征点的去除,相比于传统 SIFT 算法的匹配速度显著提高,匹配时长减少 57.48%。由此可以得出本文算法的性能较传统 SIFT 算法有显著提升,证明了该方法的可行性。

表 5　4 种算法对比结果

Table 5　Comparison results of four algorithms

Matching algorithm	Number of coarse matching point pairs	Number of correct matching point pairs	Correct rate /%	Total time /s
SIFT	144	64	44.44	5.428
BRISK	89	42	47.19	1,542
ORB	100	54	54.00	1.006
Algorithm in this paper	78	51	65.38	2.308



(a) SIFT

(b) BRISK

(c) ORB

(d) 本文算法

(d) Algorithm in this paper

图 11　特征点匹配

Fig. 11　Feature point matching

3.2　算法复杂度分析

SIFT 算法复杂度主要来源于以下几个步骤:构建高斯金字塔、检测尺度空间极值点、计算关键点方向和生成特征描述符以及特征匹配。本文算法针对关键点方向、特征描述符以及特征匹配的改进来优化算法复杂度,主要如下:将种子点的 8 方向梯度信息降低到 6 方向梯度信息,特征描述符从 128 维降低到 96 维,简化了特征描述符,降低了时间复杂度与空间复杂度;利用二维熵剔除不稳定的特征点,用马氏距离作为特征点相似性度量标准进行特征点匹配,并用 RANSAC 方法消除误匹配,优化特征点的选择和匹配过程,降低了时间复杂度。

3.3　测量精度分析

实验选用的连铸坯模型 AB×BC×CD 边的实际长度 100 mm×80 mm×263 mm,测量结果如表 6 所示,从表 6 可以得出连铸坯模型的最短边相对误差为 0.425 3%,误差较小,其余两条较长边的相对误差分别为 1.017 2% 和 1.240 8%,相对较大,原因可能如下:由于相机装配过程中的误差,使相机镜头存在失真,导致图像失真,使得相机标定的结果不够准确;光照条件的变化影响图像的亮度、对比度等特征,从而影响双目视觉测量的准确性;连铸坯模型有磨损,以及表面纹理、颜色的变化而导致检测不出理想的角点等。

表 6　连铸坯模型测量结果

Table 6　Measurement results of continuous casting slab model

Edge	Measurement results/mm	Actual size/mm	Relative error/%
AB	101.017 2	100	1.017 2
BC	80.340 2	80	0.425 3
CD	266.263 2	263	1.240 8

为验证本文算法的性能,分别比较传统 SIFT 算法、ORB 算法以及本文算法的测量精度,如表 7 所示。从表 7 可以得到本文算法的测量精度最高,相对误差为 0.41%,比传统的 SIFT 算法和 ORB 算法分别低了 1.45% 和 0.72%,优于传统 SIFT 算法和 ORB 算法,能满足辅助工业机器人定位连铸坯毛刺的需求。

表 7　测量精度分析

Table 7　Measurement accuracy analysis

Algorithm	Ranging length/mm	Actual size/mm	Absolute error/mm	Relative error/%
SIFT	80	81.490 7	1.490 7	1.863 3
ORB	80	80.906 9	0.906 9	1.133 6
Algorithm of this paper	80	80.330 9	0.330 9	0.413 6

4　结　论

针对传统算法特征匹配时间长、误匹配率高以及双目视觉测量精度低等问题,提出一种利用图像二维熵筛选特征点,基于低维度特征描述符和马氏距离来进行特征匹配的双目视觉测量方法。该方法首先利用图像二维熵剔除不稳定的特征点,然后将特征点描述符从 128 维降低到 96 维并获取更多方向的梯度信息,最后用马氏距离作为相似性度量标准进行特征匹配,实现了对连铸坯的测量与定位。实验结果表明,该方法能够有效的去除图像中不稳定的特征点,避免出现一配多的现象,提高了匹配的准确率与效率,特征点匹配正确率较 SIFT、BRISK、ORB 算法分别提高 20.94%、18.19% 和 11.38%,匹配时长较 SIFT 减少了 57.48%,测量的平均相对误差可以达到 0.413 6%,验证了此算法的高效性与精确性,满足辅助工业机器人定位连铸坯毛刺的需求,为后续机器人自主规划去毛刺轨迹提供依据。

参考文献

[1] 徐彦阳, 王力, 武晓阳, 等. 连铸板坯毛刺去除不净的原因及改善措施[J]. 河南冶金, 2024, 32(1): 40-43.
XU Y Y, WANG L, WU X Y, et al. Cause and improvement measures for incomplete removal of burrs on continuous casting slabs[J]. Henan Metallurgy, 2024, 32(1): 40-43.

[2] 许四祥, 陈富强, 高培青,等. 一种去除板坯毛刺的系统:CN102935547B[P]. 2014-10-15.
XU S X, CHEN F Q, GAO P Q, et al. A system for removing the slab burr: CN102935547B [P]. 2014-10-15.

[3] ZOU B, ZHAO X H, YIN Z S. Image feature matching algorithm based on improved ORB [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2021, 58(2): 96-103.

[4] LIU Y M, LONG Y H. Image stitching method of non-ferrous smelting scene based on SIFT algorithm and color constancy[J]. Open Journal of Applied Sciences, 2023, 13(11): 2055-2067.

[5] CHANG Y, XUE Y, ZHANG Y, et al. PCB defect detection based on PSO-optimized threshold segmentation and SURF features [J]. Signal, Image and Video Processing, 2024, 18(5): 4327-4336.

[6] SOUALMI A, BENHOCINE A, MIDOUN I. Artificial bee colony-based blind watermarking scheme for color images alter detection using BRISK features and DCT[J]. Arabian Journal for Science and Engineering, 2024, 49(3): 3253-3266.

[7] 李丹, 孙海涛, 王海莉. 一种改进的 SIFT 图像立体匹配算法[J]. 西南交通大学学报, 2015, 50(3): 490-496.
LI D, SUN H T, WANG H L. An improved stereo matching algorithm for SIFT images [J]. Journal of Southwest Jiaotong University, 2015, 50(3): 490-496.

[8] 刘迪, 汪峰坤. 基于改进 SIFT 算法的图像识别研究[J]. 佳木斯大学学报(自然科学版), 2024, 42(7): 149-151.
LIU D, WANG F K. Research on image recognition based on improved SIFT algorithm[J]. Journal of Jiamusi University (Natural Science Edition), 2024, 42(7): 149-151.

[9] FOUAD H S, ELSAYED H A. Evaluation of GAM classifier performance for airplane remote sensing images based on SIFT features[J]. Journal of Image & Graphics (United Kingdom), 2024, 12(2):158-167.

[10] LIU Y, YU D, CHEN X, et al. TOP-SIFT: The selected SIFT descriptor based on dictionary learning[J]. The Visual Computer, 2019, 35: 667-677.

[11] HOSSEINNEJAD Z, AGAHI H, MAHMOODZADEH A. Image matching based on the adaptive redundant keypoint elimination method in the SIFT algorithm[J]. Pattern Analysis and Applications, 2021, 24(2): 669-683.

[12] 任晶秋, 武小凯. 改进 SIFT 的图像匹配算法[J]. 吉林大学学报(信息科学版), 2022, 40(4): 672-676.
REN J Q, WU X K, Improved SIFT algorithm for image matching[J]. Journal of Jilin University (Information Science Edition), 2022,40 (4): 672-676.

[13] MIKOLAJCZYK K, SCHMID C. A performance evaluation of local descriptors [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27(10): 1615-1630.

[14] 白亚茜, 刘著平, 凌建国. 基于纹理特征的 SIFT 算法改进[J]. 红外技术,2016,38(8):705-708.
BAI Y Q, LIU ZH P, LING J G, Improved SIFT algorithm based on texture features [J]. Infrared Technology, 2016,38(8): 705-708.

[15] HUA G X, CHEN G, LUO Q X, et al. Research on target ranging method for live-line working robots [J]. Symmetry, 2024, 16(4): 487.

[16] 李硕. 六自由度工业机器人视觉定位技术研究[D]. 吉林: 吉林化工学院, 2020.
LI SH. Research on the visual positioning technology of six degrees of freedom industrial robots [D]. Jilin: Jilin Chemical Engineering University, 2020.

[17] 刘亚如, 段中钰. 改进果蝇算法优化二维熵火灾图像分割方法[J]. 北京信息科技大学学报(自然科学版), 2019 (3): 68-72.
LIU Y R, DUAN ZH Y. A flame image segmentation method based on improved fruit fly algorithm optimizing 2-D entropy [J]. Journal of Beijing Information Science and Technology University (Natural Science Edition), 2019 (3): 68-72.

[18] 马海波, 张鹏程, 张权, 等. 基于二维熵的快速 SIFT 图像匹配方法[J]. 中北大学学报(自然科学版), 2019, 40(1): 63-69.
MA H B, ZHANG P CH, ZHANG Q, et al. Fast SIFT image matching method based on two-dimensional entropy [J]. Journal of North University of China (Natural Science Edition), 2019,40 (1): 63-69.

[19] 马赞甫, 刘晓洁. 最小欧氏距离的 DEA 投影模型研究[J]. 数学的实践与认识,2021, 51(12): 120-129.
MA Z P, LIU X J. DEA projection model based on minimal Euclidean distance [J]. Mathematics in Practice and Theory,2021,51(12):120-129.

[20] 行芳仪, 徐成, 高宏伟. 高效高精度光照自适应的 ORB 特征匹配算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2023, 37(7): 140-147.
XING F Y, XU CH, GAO H W. Efficient and high-precision illumination adaptive ORB feature matching algorithm [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 37(7): 140-147.

作者简介

汤澳,2022 年于安徽工业大学获得学士学位,现为安徽工业大学硕士研究生,主要从事机器视觉方向的研究。
E-mail: 835965619@qq.com

Tang Ao received his B. Sc. degree from Anhui University of Technology in 2022. Now he is a M. Sc. candidate in Anhui University of Technology. His main research interest includes machine vision.

许四祥(通信作者),2007 年于华中科技大学获得博士学位,现为安徽工业大学教授,主要从事机器人与机器视觉方向的研究。
E-mail: xsxhust@ahut.edu.cn

Xu Sixiang (Corresponding author) received his Ph. D. degree from Huazhong University of Science and Technology in 2007. Now he is a professor in Anhui University of Technology. His main research interests include robotics and machine vision.