

基于局部信息熵和梯度漂移的双目视觉测量算法

周书华, 许四祥*, 董晨晨, 张浩

安徽工业大学机械工程学院, 安徽 马鞍山 243032

摘要 针对传统特征检测算法检测效率低、匹配正确率低和双目视觉测量精度不足等问题,提出一种基于局部信息熵和梯度漂移的双目视觉测量算法。首先,将图像划分成若干子区域,计算各子区域局部信息熵筛选出高熵区域,并利用 oriented FAST and rotated BRIEF (ORB) 算法检测特征点;其次,采用圆形邻域代替像素点,并对圆形邻域内各像素梯度幅值采用二维高斯加权的方式改进旋转不变 local binary patterns (LBP);然后,与 rotated binary robust independent elementary features (rBRIEF) 融合生成新的描述子进行特征匹配;最后,提出梯度漂移方法,引入特征点次极大响应值作为辅助因素,结合极大响应值通过坐标迭代更新计算出理想特征点的精确坐标,解决提取特征点坐标不准确的问题,提高测量精度。实验结果表明:所提算法的平均匹配正确率较传统 ORB 算法提高 37.51%,测量最低相对误差达到 0.365%。

关键词 机器视觉; 双目视觉; 局部信息熵; 改进旋转不变 local binary patterns; 梯度漂移; 测量精度

中图分类号 TP391.41

文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP221272

Algorithm for Binocular Vision Measurements Based on Local Information Entropy and Gradient Drift

Zhou Shuhua, Xu Sixiang*, Dong Chenchen, Zhang Hao

College of Mechanical Engineering, Anhui University of Technology, Maanshan 243032, Anhui, China

Abstract An algorithm for binocular vision measurements based on local information entropy and gradient drift is proposed to solve the low detection efficiency, low matching accuracy, and insufficient binocular vision measurement accuracy of traditional feature detection algorithms. First, the image is divided into several sub-regions, the local information entropy of each sub-region is calculated to screen out the high-entropy regions, and the oriented FAST and rotated BRIEF (ORB) algorithm is used to detect feature points. Second, the circular neighborhood is used to replace the pixel points, and the gradient amplitude of each pixel in the circular neighborhood is improved using two-dimensional Gaussian weighting to improve the rotation invariant local binary patterns (LBP). Next, it is fused with the rotated binary robust independent elemental features (rBRIEF) to generate a new descriptor for feature matching. Finally, the gradient drift method is proposed. The sub-maximum response value of the feature point is introduced as the auxiliary factor. Combined with the maximum response value, the accurate coordinates of the ideal feature point are calculated through the iterative coordinate update, solving the inaccurate feature point coordinates and improving the measurement accuracy. The experimental results show that the average matching accuracy of the proposed algorithm is 37.51% higher than that of the traditional ORB algorithm, and the lowest relative measurement error is 0.365%.

Key words machine vision; binocular vision; local information entropy; improved rotation invariant local binary patterns; gradient drift; measurement precision

1 引言

现代化钢铁冶金生产流程中,连铸坯在运输辊道

采用数控火焰切割定尺,切割时钢液在重力作用下导致板坯底部生成一条不规则且硬度较大的毛刺,影响产品质量,需要清除。许四祥等^[1]提出一种采用等高

收稿日期: 2022-04-11; 修回日期: 2022-05-16; 录用日期: 2022-06-13; 网络首发日期: 2022-06-23

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重点实验室开放基金(TZJQR005-2021)

通信作者: *sxhust@ahut.edu.cn

子去除连铸坯毛刺的方法,利用机器人切除毛刺,但连铸坯在辊道的位置不固定,机器人无法适应位置变化。故需将双目视觉系统与机器人相结合,首先通过双目视觉系统得到连铸坯的三维空间信息,完成对连铸坯的定位与测量,再通过机器人去除毛刺。

目前,基于双目立体视觉的测量技术得到快速发展^[2];Xu等^[3]提出一种基于平行双目视觉的实时测距方法,采用单参数分割模型确定相机的畸变函数,并利用简单三参数模型对平行双目相机的参数进行标定,最后通过自适应阈值分割和连通区域分析获得匹配点对完成测距,该方法满足实时性要求,但容易丢失关键特征点;Jiang等^[4]提出一种新的双目测距方法,利用沿拍摄方向放置的两个镜头之间的垂直距离差来消除焦距引起的误差,通过图像中目标所占据的像素数计算目标与探测器之间的距离,但该方法要求目标物体与相机平行布置,且测量精度达不到要求;刘诗婷等^[5]提出一种基于双目变焦系统的超分辨率成像测距方法,在系统其余硬件条件不变的情况下,通过双目变焦系统实现超分辨率重建以提高系统的成像分辨率,进而提高双目系统的测距能力,减小双目系统的测距相对误差;杨宇等^[6]提出一种基于改进 oriented FAST and rotated BRIEF (ORB) 的双目视觉测量方法,首先对特征点邻域像素灰度值加权再提取主方向,然后采用基

于多区间划分的字符串描述子代替传统二进制描述子进行特征匹配,最后利用二维二次函数精确拟合特征点的亚像素坐标,完成目标定位和测量;Fang等^[7]提出一种基于亚像素边缘拟合的双目视觉测量方法,首先通过 Zernike 矩对连铸坯进行亚像素边缘检测,之后对获得的亚像素点进行聚类 and 拟合,最后根据拟合直线的交点通过三角测量原理求出连铸坯的角点三维坐标,该方法测量精度较高,但聚类和拟合会影响算法实时性。

针对上述问题,本文提出一种基于局部信息熵和梯度漂移双目视觉测量方法。首先根据局部信息熵筛选出高熵区域并利用 ORB 算法检测特征点,提高检测效率;然后利用改进的旋转不变 local binary patterns (LBP) 融合 rotated binary robust independent elementary features (rBRIEF) 形成新的描述子进行特征匹配,提高匹配正确率;最后提出梯度漂移方法,提高测量精度。

2 双目视觉测量方法

基于双目视觉的测量方法流程包括双目标定、立体校正^[8]、特征检测和匹配等。通过三角测量原理^[9]计算连铸坯角点的三维空间坐标,即可根据欧氏距离公式进行测量计算,具体流程如图 1 所示。

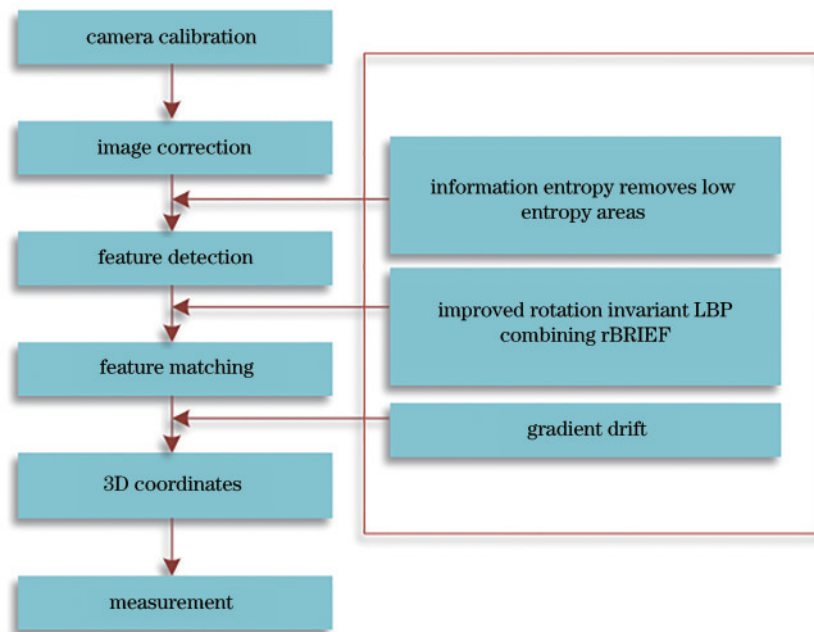


图 1 连铸坯测量流程图

Fig. 1 Flow chart of continuous casting slab ranging

2.1 双目标定和校正

双目相机标定是为了获得外参数(左右相机之间旋转和平移的相对位置关系,包括旋转矩阵和平移矩阵)和内参数(焦距、主点坐标、畸变系数等)。采用张正友标定法,基于 Matlab 平台完成双目相机的标定^[10-12]。人为摆放相机进行实验,不能保证两相机的

光轴绝对平行,导致得到的左右图像对应位置没有行对齐^[13],故还需要对图像进行立体校正。

2.2 信息熵筛选高熵区域

信息熵 (E) 是用于表示系统混乱程度的量化度量^[14-15]。假设一个系统中有 T 个变量, $i=1, 2, 3, \dots, T$, $P(i)$ 是变量 $x(i)$ 的概率,则这个系统的

信息熵的表达式为

$$E = - \sum_i^T P(i) \lg P(i). \quad (1)$$

对于图像, T 为 256, $P(i)$ 为灰度值为 i 时的概率。灰度值变化越剧烈, 熵值越高。角点区域是二维图像

灰度变化最剧烈或者图像边缘曲率值最大的地方^[16]。连铸坯模型熵值对比图如图 2 所示, 图 2(b) 中高亮区域是熵值较高的区域, 可以发现, 角点区域熵值最高, 在边缘及纹理丰富的区域熵值较高, 背景区域熵值几乎为 0。

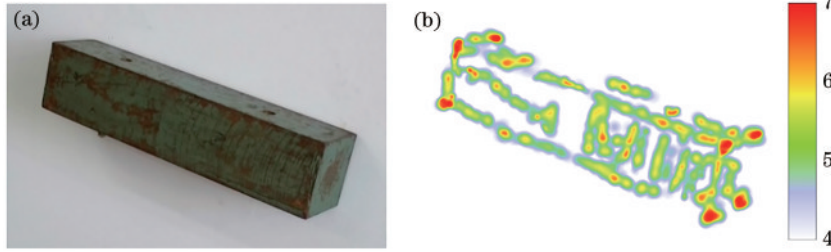


图 2 连铸坯模型熵值对比图。(a)连铸坯模型图;(b)连铸坯模型熵值图

Fig. 2 Comparison diagrams of entropy value of continuous casting slab model. (a) Continuous casting slab model diagram; (b) continuous casting slab model entropy diagram

传统特征检测算法以低阈值检测特征点时, 得到的特征点比较冗余, 检测效率低, 以高阈值检测特征点时, 得到的特征点较少, 保留下来的是优质特征点, 但容易丢失测量所需的关键特征点。为解决这个问题, 首先将图像分成若干子区域, 利用局部信息熵计算各个子区域的熵值并筛选出高熵区域, 然后使用 ORB 算法以低阈值在高熵区域检测特征点。

2.3 改进的旋转不变 LBP 融合 rBRIEF

传统 rBRIEF^[17] 描述子采用神经网络训练和贪婪搜索的方式降低随机点对之间的相关性和方差, 但获得的描述子仍有部分点对相关性过高和方差过大的问题, 不能充分利用图像信息。提出一种基于改进旋转不变 LBP 融合 rBRIEF 的方法, 构建新的描述子。

2.3.1 旋转不变 LBP 基本原理

旋转不变 LBP^[18] 采用圆形采样区域, 采样点均匀分布在采样圆上, 与 rBRIEF 类似, 通过比较采样点灰度值与中心像素灰度值大小形成二值描述子。

$$\tau_{(R,i)} = \begin{cases} 0, & G' < G \\ 1, & G' \geq G \end{cases} \quad (2)$$

式中: $\tau_{(R,i)}$ 为第 i 点处的二值描述; R 是采样半径; G' 是采样点的灰度值; G 是中心点处的灰度值。然后按照式(3)组成二值字符串:

$$f_n(R) = \sum_{1 \leq i \leq n} 2^{i-1} \tau_{(R,i)} \quad (3)$$

将该字符串进行循环左移, 将特征值最小的一组二值字符串作为最终的描述符, 这样当邻域发生旋转时, 所得描述符是不变的, 也就具有了旋转不变性。

2.3.2 改进的旋转不变 LBP

传统的旋转不变 LBP 利用采样点与中心点的灰度值获得比较结果, 若图像中存在噪点, 则会影响二值字符串的表达鲁棒性。引入采样点的邻域信息代替单个像素, 以对抗噪点带来的影响。图像梯度具有很好

的辨识度且能携带邻域信息, 故利用邻域窗口的梯度信息构造二值描述子。首先以采样点为中心, 选取 5×5 大小的窗口, 考虑到图像发生旋转时, 矩形窗口会导致采样区域发生变化, 增大描述子匹配误差, 将其改成了圆形窗口区域, 如图 3 所示。

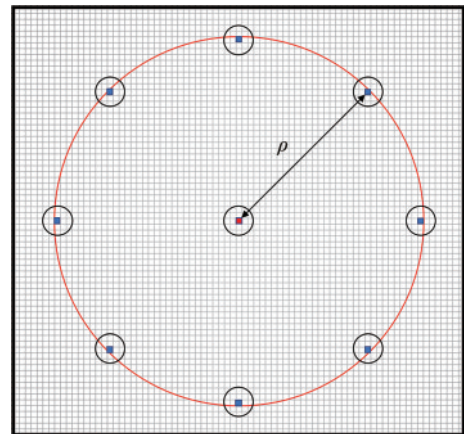


图 3 改进旋转不变 LBP 示意图

Fig. 3 Schematic diagram of improved rotation invariant LBP

首先利用 Sobel 算子计算圆形窗口内各像素的水平梯度和垂直梯度, 并求窗口内各像素的梯度幅值之和, 比较各窗口内梯度幅值之和与中心点处邻域内梯度幅值之和的大小, 按式(3)生成描述符。考虑到每一个窗口区域, 各像素点的梯度幅值对窗口中心处的梯度贡献是不同的, 越靠近中心, 贡献越大, 因此还需要对窗口内每一个梯度幅值加权处理, 采用二维高斯函数加权:

$$G(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp - [(x^2 + y^2) / 2\sigma^2], \quad (4)$$

式中: σ 为标准差, 一般取 $2\sigma_0$, σ_0 为特征点所在当前层的高斯尺度因子。

改进的 LBP 还不具有尺度不变性, 为解决此问

题,采用金字塔尺度因子动态调节采样半径:

$$\rho = \frac{\rho_0}{\sigma_0}, \quad (5)$$

式中: ρ 为特征点当前尺度的采样半径; ρ_0 为初始采样

半径,与rBRIEF采样半径相同。

针对采样区域是圆形,采样点的坐标不一定是整数的问题,每一个采样点还需利用邻域像素通过双线性插值得到准确灰度值。

$$\begin{cases} f(X) = (1 + [x_i] - x_i) f([x_i], [y_i]) + (x_i - [x_i]) f([x_i] + 1, [y_i]) \\ f(Y) = (1 + [x_i] - x_i) f([x_i], [y_i] + 1) + (x_i - [x_i]) f([x_i] + 1, [y_i] + 1), \\ f(x_i, y_i) = (1 + [y_i] - y_i) f(X) + (y_i - [y_i]) f(Y) \end{cases} \quad (6)$$

式中: $f(X)$ 、 $f(Y)$ 分别是采样点在 x 方向和 y 方向的灰度线性插值; $[\cdot]$ 为向下取整; $f(x_i, y_i)$ 是双线性插值得到的采样点灰度值。

2.3.3 融合LBP-rBRIEF描述子

为更好地减轻各点对之间方差和相关性的影响,剔除可区分性不强的点对,充分利用图像信息,提出一种改进的旋转不变LBP融合rBRIEF的方法。计算rBRIEF中所有点对均值距离0.5的大小,并与对应点对的相关性求和,剔除两者之和最大的前 n 位描述子,并将改进的 n 位LBP描述子按位填充,重新生成256位描述符。经过多次实验,当 n 取64~128时,匹配正确率达到峰值且波动较小,随着 n 的增大,匹配时间有所延长。因此当 n 取值64时,匹配正确率和匹配时间均有较好表现。

2.4 梯度漂移

采用ORB检测特征点时,根据邻域像素点对的灰度比较结果,判断该点是否为特征点,没有经过灰度偏导^[19]。该方法得到的极值点并不是理想的极值点,不能保证得到的特征点在各自邻域内都是局部最优的。

针对这个缺陷,提出梯度漂移的方法,通过坐标更新的方式,引入评判标准,利用已检测到的角点寻找更接近理想角点的位置,并将检测到的角点坐标更新到该位置,流程如图4所示。

1)为克服噪声影响,需要对图像进行预处理,选用保边性能较好的引导滤波^[20]去噪,去噪的同时保留图像的边缘信息。

2)以每个特征点为中心,划分 5×5 的邻域窗口,计算该窗口内每一个像素点处的Harris响应值,每个窗口共有25个响应值。

3)大多数研究者认为极大响应值是判断理想角点的决定性因素,但Lowe等^[21]在构建特征点主方向时,为增强图像匹配的鲁棒性,引入梯度直方图的次极大峰值作为辅助因素,说明次极大值可以对主方向提取进行良好的表示。受Lowe等的启发,引入次极大响应值作为计算理想角点位置的辅助因素。当特征点处响应值不是邻域极大值时,提取每个窗口中前两个最大响应值(以下简称极大值和次极大值),若次极大值超过极大值的50%,则根据极大值与次极大值的权重占比,分配角点坐标更新方向,确定理想角点的待更新

位置,更新方法如下:

设极大值 R_1 的像素点为 $A(x_1, y_1)$,次极大值 R_2 的像素点为 $B(x_2, y_2)$, AB 中点为 C ,特征点为 $O(x_0, y_0)$,特征点的更新位置为 $O'(x_0', y_0')$ 。梯度漂移示意图如图5所示,图5(a)是单次漂移原理示意图。特征点的待更新位置 O' 靠近极大值 A 处,并且根据极大值和次极大值的比值在线段 AC 上动态调节,当比值为1时,待更新位置位于 C 点。图5(b)是 n 次漂移

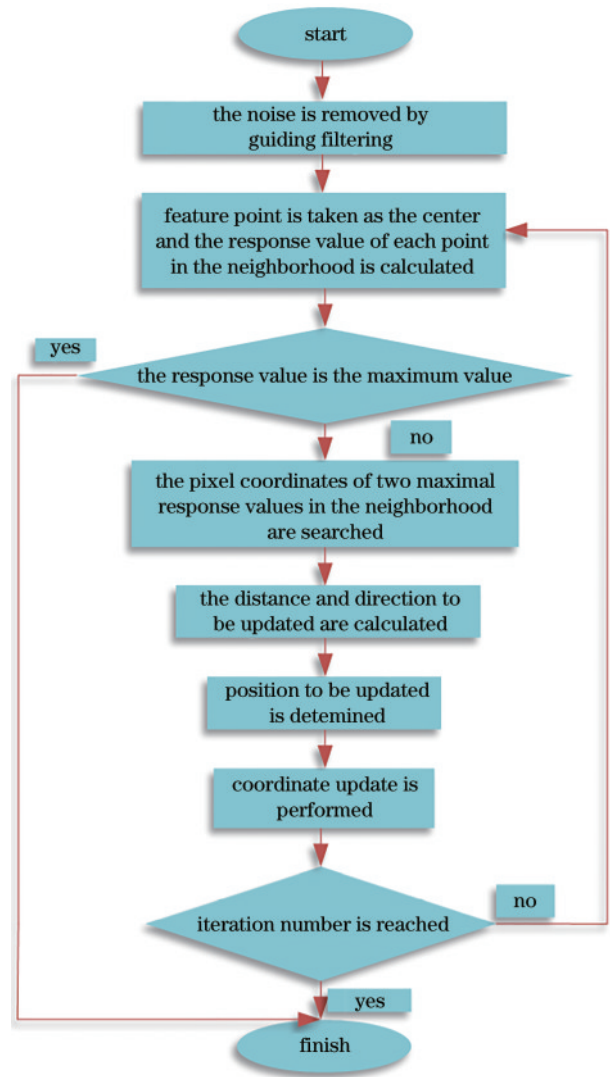


图4 梯度漂移流程图

Fig. 4 Flow chart of gradient drift

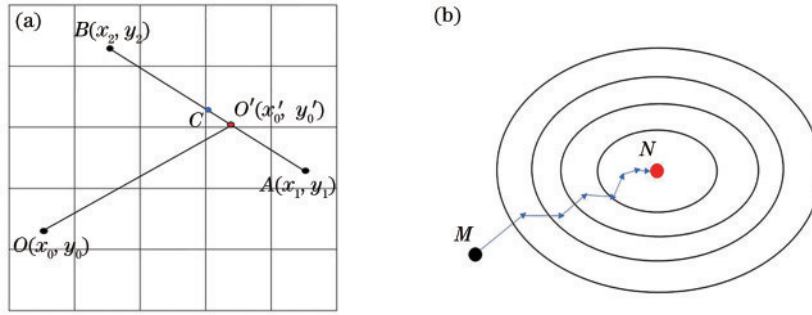


图 5 梯度漂移示意图。(a) 单次漂移原理图；(b) n 次漂移示意图

Fig. 5 Schematic diagrams of gradient drift. (a) Schematic diagram of single drift; (b) schematic diagram of n drifts

示意图。其中,点 M 代表 ORB 算法检测的角点,点 N 代表通过 n 次梯度漂移后找到的理想角点,越靠近点 N ,梯度越大,角点响应值越大,梯度漂移就是不断寻找极大响应值的过程。

根据次极大值和极大值的比值,确定待更新特征点 O' 的坐标位置:

$$L = \frac{1}{2} \sqrt{(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2} \left(1 - \frac{R_2}{R_1}\right), \quad (7)$$

式中: L 为待更新位置到 C 点的距离,待更新特征点 O' 在线段 AC 上,可确定该次坐标更新的具体位置。

4) 以上方法中没有控制坐标更新的步长,为防止坐标更新冲出理想角点区域,更加精准定位理想角点位置,还应根据更新次数动态调整更新距离:

$$f_p(n) = (\alpha)^n \sqrt{(x_0 - x_0')^2 + (y_0 - y_0')^2}, \quad (8)$$

式中: $f_p(n)$ 是第 n 次坐标更新时的步长,经过多次实验,系数 α 定为 0.75,更新次数越大,越接近理想角点,步长呈指数衰减。

5) 若次极大值不超过极大值的 50%,则认为该点邻域内的次极大值不影响角点坐标更新,此时坐标更新方向为 $O \rightarrow A$ 。重复以上步骤,通过循环迭代的方式,不断逼近理想角点,直至中心点处响应值是邻域极大值或达到迭代次数。

3 实验结果

3.1 双目标定及立体校正

实验标定板为 11×8 的棋盘格,每格边长为 30 mm。标定结果如表 1、2 所示,标定重投影误差为 0.43 pixel,满足要求。立体校正前后的结果如图 6 所示。

表 1 双目相机内参数

Table 1 Internal parameters in binocular camera

Parameters in the left camera	Parameters in the right camera
$\begin{bmatrix} 2201.7 & -2.7064 & 902.1510 \\ 0 & 2199 & 620.9882 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 2201.7 & -1.3224 & 810.7142 \\ 0 & 2199 & 539.9540 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$

表 2 双目相机外参数

Table 2 External parameters in binocular camera

Rotation matrix R	Translation matrix T
$\begin{bmatrix} 0.9988 & 0.0024 & -0.0480 \\ -0.0029 & 1.0000 & -0.0092 \\ 0.0480 & 0.0093 & 0.9988 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} -101.9358 \\ -0.2669 \\ -2.7488 \end{bmatrix}$

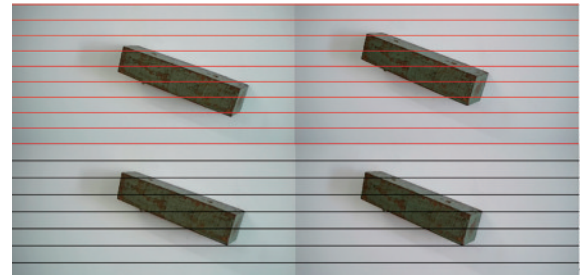


图 6 立体校正前(上)和立体校正后(下)

Fig. 6 Before stereo correction (the top) and after stereo correction (the bottom)

3.2 信息熵筛选高熵区域

拍摄图像大小为 $1600 \text{ pixel} \times 1200 \text{ pixel}$, 首先将图像划分成 80×60 个子区域,根据式(1)计算每个子区域的信息熵,不同信息熵阈值下的检测数据如图 7 所示。

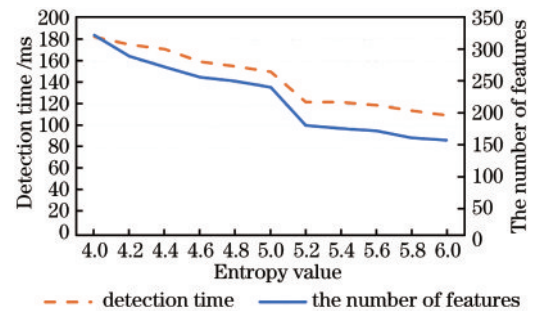


图 7 不同信息熵阈值下的检测结果

Fig. 7 Detection results for different information entropy thresholds

由图 7 可知,随着阈值增大,特征点检测数量和检测时间逐渐降低,当阈值取 5.2 时,特征点数量和检测时间显著降低。阈值大于 5.2 时,数据变化趋于平稳,对检测效率影响较小,因此取信息熵阈值为 5.2 进行

特征检测。并分别与传统 scale-invariant feature transform (SIFT)算法、传统 speeded up robust features(SURF)

算法和传统 ORB 算法进行对比实验,结果如图 8 所示,实验数据如表 3 所示。

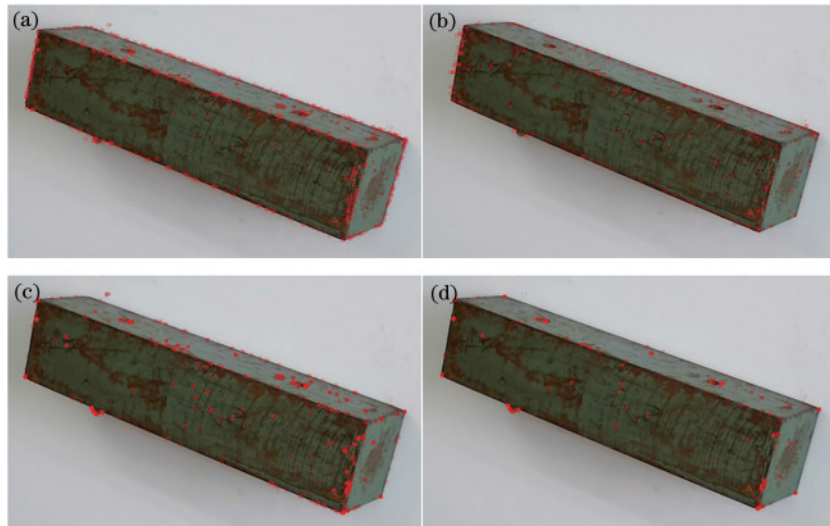


图 8 特征检测对比结果。(a) 传统 SIFT 算法检测结果;(b) 传统 SURF 算法检测结果;(c) 传统 ORB 算法检测结果;(d) 所提算法检测结果

Fig. 8 Comparison results of feature detection. (a) Detection results of traditional SIFT algorithm; (b) detection results of traditional SURF algorithm; (c) detection results of traditional ORB algorithm; (d) detection results of proposed algorithm

表 3 特征检测数据比较结果

Table 3 Comparison results of feature detection data

Parameter	SIFT algorithm	SURF algorithm	ORB algorithm	Proposed algorithm
Number of features	440	359	309	176
Time /ms	17817	1550.56	181.821	122.814

从图 8 可以看出;SIFT 算法和 SURF 算法均检测出了关键特征点,但检测时间太长,算法不具有实时性;ORB 算法有一处关键特征点漏检;所提算法检测结果具有更少的特征点的同时,保留了关键特征点。

从表 3 可以看出,对比其他算法,所提算法大幅降低了特征点检测数量,提高了检测效率,运行时间比传统 ORB 算法减少 32.45%。

3.3 改进的旋转不变 LBP 融合 rBRIEF

选取 5 组从不同角度拍摄的连铸坯图像进行实验,通过特征匹配进一步比较传统 ORB 算法与所提算法。每组分别对连铸坯图像旋转 0°、45°、60°、90°、180°,分别进行 5 次实验,部分实验结果如图 9 所示。匹配正确率和匹配时间可以很好衡量算法性能,数据统计结果如图 10 所示。

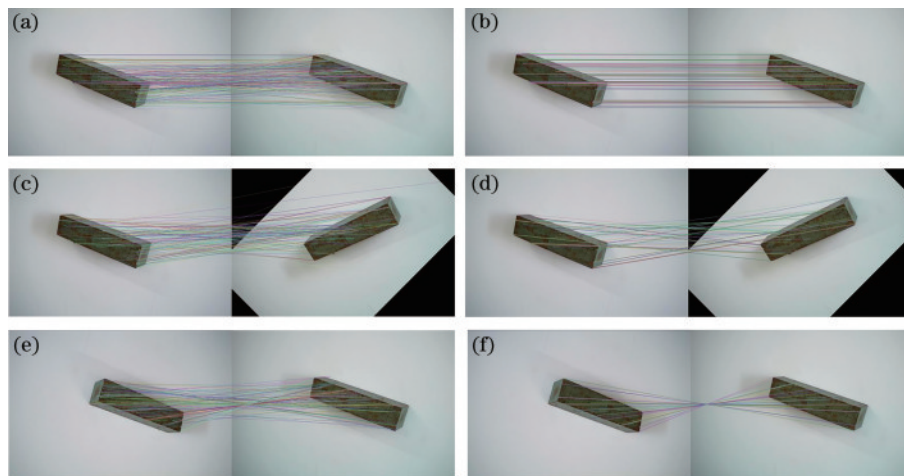


图 9 匹配效果图。(a)传统 ORB 算法旋转 0°;(b)所提算法旋转 0°;(c)传统 ORB 算法旋转 45°;(d)所提算法旋转 45°;(e)传统 ORB 算法旋转 180°;(f)所提算法旋转 180°

Fig. 9 Matching effect diagrams. (a) Traditional ORB algorithm rotated 0°; (b) proposed algorithm rotated 0°; (c) traditional ORB algorithm rotated 45°; (d) proposed algorithm rotated 45°; (e) traditional ORB algorithm rotated 180°; (f) proposed algorithm rotated 180°

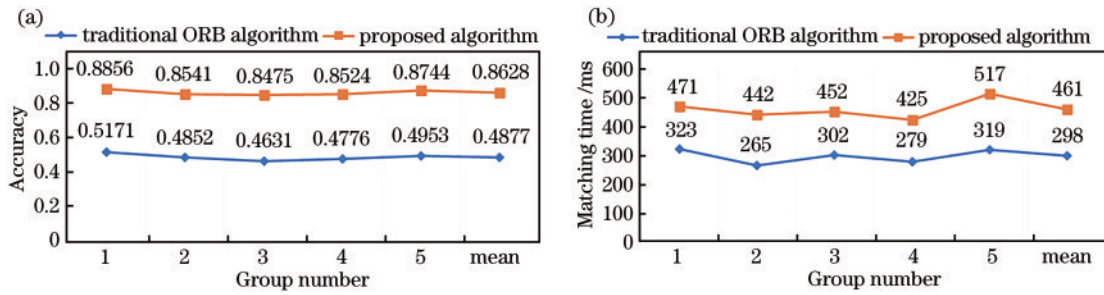


图 10 匹配正确率和匹配时间对比结果。(a) 匹配正确率对比结果;(b)匹配时间对比结果

Fig. 10 Comparison results of matching accuracy and matching time. (a) Comparison results of matching accuracy; (b) comparison results of matching time

由图 9 可知,所提算法在不同旋转角度时的匹配上要优于传统 ORB 算法。由图 10 可知,所提算法的平均匹配正确率较传统 ORB 算法提高 37.51%,但加入了 LBP 描述子,增加了计算量,因此平均匹配时间较传统 ORB 算法慢。

3.4 梯度漂移

检测完图像特征后,筛选测量所需的关键特征点,结果如图 11 所示。将 ABCD 作为梯度漂移的起点,设迭代次数 n 为 10 进行实验,求出各自邻域内的理想角点,各点坐标更新数据如表 4 所示。利用最终获得的

角点匹配对计算视差,依据三角测量原理得到角点的三维空间坐标,结果如表 5 所示。最后通过欧氏距离公式完成测量。



图 11 筛选匹配点

Fig. 11 Matching points filtering

表 4 梯度漂移像素坐标更新结果(1)

Table 4 Pixel coordinate update results from gradient drift (1)

No.	The left image coordinates before gradient drift /pixel	The left image coordinates after gradient drift /pixel	Drift times
A	(691.411,578.248)	(691.411,578.248)	0
B	(615.847,607.103)	(615.995,605.662)	2
C	(602.562,752.617)	(603.996,753.417)	4
D	(1288.445,959.549)	(1287.945,957.812)	3

表 4 梯度漂移像素坐标更新结果(2)

Table 4 Pixel coordinate update results from gradient drift (2)

No.	The right image coordinates before gradient drift /pixel	The right image coordinates after gradient drift /pixel	Drift times
A	(462.151,577.643)	(462.225,578.344)	3
B	(373.226,604.886)	(373.226,605.291)	2
C	(363.613,751.803)	(363.608,753.103)	2
D	(1010.215,958.468)	(1009.224,957.468)	1

表 5 梯度漂移三维坐标更新结果

Table 5 Three-dimensional coordinate update results from gradient drift

No.	Three-dimensional coordinates before gradient drift	Three-dimensional coordinates after gradient drift
A	(71.4026,0.4204,-978.9412)	(71.4257,0.5764,-979.2572)
B	(99.2183,12.1819,-925.0314)	(99.0957,11.9569,-924.4675)
C	(-106.4104,74.7447,-939.2467)	(-105.1653,74.7425,-933.6242)
D	(159.9014,139.9574,-806.6422)	(159.4369,139.2103,-805.2212)

4 数据分析

实验平台为 VS2013+OpenCv3.4.1,电脑配置

为: Inter(R) Core(TM) i5 6300HQ; 内存 12 GB; 64 位 Windows 10 操作系统。用于测量的连铸坯模型的尺寸为 300 mm×63 mm×63 mm,所提算法连铸坯模型测量

结果如表 6 所示。为验证所提算法的优越性,分别比较了传统 SIFT 算法、传统 ORB 算法和所提算法的测量误差,结果如表 7、8、9 所示。

表 6 连续铸坯模型测量结果

Table 6 Measurement results of continuous casting slab model

Side	Measurement results /mm	Actual size /mm	Absolute error /mm	Relative error /%
AB	62.426	63	0.573	-0.910
BC	63.739	63	0.739	1.173
CD	301.094	300	1.094	0.365

表 7 传统 SIFT 算法测量结果

Table 7 Measurement results of traditional SIFT algorithm

No.	Ranging length /mm	Actual length /mm	Absolute error /mm	Relative error /%
1	305.680	300	5.680	1.893
2	294.221	300	5.779	-1.926
3	305.780	300	5.780	1.927
4	294.319	300	5.681	-1.894
5	305.840	300	5.840	1.947
Mean	301.168	300	5.752	1.917

表 8 传统 ORB 算法测量结果

Table 8 Measurement results of traditional ORB algorithm

No.	Ranging length /mm	Actual length /mm	Absolute error /mm	Relative error /%
1	295.345	300	4.655	-1.552
2	304.563	300	4.563	1.521
3	304.700	300	4.700	1.567
4	295.435	300	4.565	-1.522
5	304.653	300	4.653	1.551
Mean	300.939	300	4.627	1.542

表 9 所提算法测量结果

Table 9 Measurement results of proposed algorithm

No.	Ranging length /mm	Actual length /mm	Absolute error /mm	Relative error /%
1	301.094	300	1.094	0.365
2	301.137	300	1.137	0.379
3	298.887	300	1.113	-0.371
4	298.773	300	1.227	-0.409
5	301.158	300	1.158	0.386
Mean	300.210	300	1.146	0.382

由表 6~9 可知,所提算法测量精度最高,平均相对误差为 0.382%,低于传统 SIFT 算法的 1.917% 和传统 ORB 算法的 1.542%。通过梯度漂移法,所提算法的最低相对误差达到 0.365%。产生误差的原因一方面是标定存在误差,另一方面是由于拍摄角度的原因,关键角点显示不清楚。

5 结 论

针对传统特征检测的算法中,检测效率、匹配正确率和双目视觉测量精度有待改进的问题,提出一种基于局部信息熵和梯度漂移的双目视觉测量方法。首先在高熵区域检测特征点;然后采用改进的旋转不变 LBP 融合 rBRIEF 构建新的描述子进行特征匹配;最后通过梯度漂移求出理想特征点的精确坐标,完成连续铸坯尺寸测量,并通过实验验证所提算法的优越性。实验结果表明,所提算法的特征检测时间较传统 ORB 算法减少 32.45%,在旋转变化下的平均匹配正确率提高 37.51%,较传统 ORB 算法具有更高的测量精度,最低相对误差达到 0.365%,满足测量要求,可为后续机器人自主去除毛刺提供依据。

参 考 文 献

- [1] 许四祥,陈富强,高培青,等.一种去除板坯毛刺的系统:CN102935547A[P].2013-02-20.
Xu S X, Chen F Q, Gao P Q, et al. System for removing slab burr: CN102935547A[P]. 2013-02-20.
- [2] 杨帆,刘斌,初录,等.基于网格结构光的双目测量方法[J].中国激光,2021,48(23):2304004.
Yang F, Liu B, Chu L, et al. Binocular measurement method using grid structured light[J]. Chinese Journal of Lasers, 2021, 48(23): 2304004.
- [3] Xu H T, Liu X, Zhu C F, et al. A real-time ranging method based on parallel binocular vision[C]//2017 10th International Symposium on Computational Intelligence and Design (ISCID), December 9-10, 2017, Hangzhou, China. New York: IEEE Press, 2017: 183-187.
- [4] Jiang J W, Liu L, Fu R G, et al. Non-horizontal binocular vision ranging method based on pixels[J]. Optical and Quantum Electronics, 2020, 52(4): 223.
- [5] 刘诗婷,金伟其,李力,等.基于双目变焦超分辨率成像的测距方法[J].光学学报,2020,40(14):1411004.
Liu S T, Jin W Q, Li L, et al. Ranging method based on binocular zoom super-resolution imaging[J]. Acta Optica Sinica, 2020, 40(14): 1411004.
- [6] 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 Z, et al. Location and measurement method of binocular vision based on improved ORB algorithm[J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2019, 32(11): 1694-1699.
- [7] Fang J Z, Xu S X, Yang Y, et al. Localization and measurement method of continuous casting slab model based on binocular vision[J]. Microwave and Optical Technology Letters, 2020, 62(1): 53-59.
- [8] 王浩,张凤生,刘延杰.接触线双目视觉测量系统标定及立体校正方法研究[J].制造业自动化,2019,41(3):97-101.
Wang H, Zhang F S, Liu Y J. Research on calibration and stereo correction method of contact wire binocular

- vision measurement system[J]. *Manufacturing Automation*, 2019, 41(3): 97-101.
- [9] 杨芳. 基于 OpenCV 的双目视觉系统目标定位与测距方法研究[D]. 银川: 宁夏大学, 2018: 50-54.
Yang F. Research on target location and distance measurement method of binocular vision system based on OpenCV[D]. Yinchuan: Ningxia University, 2018: 50-54.
- [10] 王乐, 周谦, 方玥, 等. 轮廓测量系统钢轨纵向标定方法研究[J]. *光学学报*, 2021, 41(10): 1012004.
Wang L, Zhou Q, Fang Y, et al. Rail longitudinal calibration method for profile measurement system[J]. *Acta Optica Sinica*, 2021, 41(10): 1012004.
- [11] 石世锋, 叶南, 张丽艳. 具有远近视距的两目视觉系统标定技术研究[J]. *光学学报*, 2021, 41(24): 2415001.
Shi S F, Ye N, Zhang L Y. Calibration of two-camera vision system with far and near sight distance[J]. *Acta Optica Sinica*, 2021, 41(24): 2415001.
- [12] Zhang Z Y. A flexible new technique for camera calibration[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2000, 22(11): 1330-1334.
- [13] Lee S H, Kim B J, Lee S B. Study on image correction and optimization of mounting positions of dual cameras for vehicle test[J]. *Energies*, 2021, 14(16): 4857-4875.
- [14] 于雅楠, 卫红, 陈静. 基于局部熵的 SLAM 视觉里程计优化算法[J]. *自动化学报*, 2021, 47(6): 1460-1466.
Yu Y N, Wei H, Chen J. Optimization algorithm of visual odometry for SLAM based on local image entropy [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2021, 47(6): 1460-1466.
- [15] 房鑫, 高沁中, 张江江, 等. 量子噪声增强混沌激光的熵含量[J]. *中国激光*, 2021, 48(21): 2112001.
Fang X, Gao Q Z, Zhang J J, et al. Entropy enhancement of chaotic laser via quantum noise[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2021, 48(21): 2112001.
- [16] 吴一全, 谢芬. 基于对比度 Harris 的快速鲁棒图像配准算法[J]. *北京理工大学学报*, 2020, 40(3): 316-324.
Wu Y Q, Xie F. A fast and robust image registration algorithm based on contrast Harris[J]. *Transactions of Beijing Institute of Technology*, 2020, 40(3): 316-324.
- [17] Rublee E, Rabaud V, Konolige K, et al. ORB: an efficient alternative to SIFT or SURF[C]//2011 International Conference on Computer Vision, November 6-13, 2011, Barcelona, Spain. New York: IEEE Press, 2011: 2564-2571.
- [18] Sharma M, Biswas M. Classification of hyperspectral remote sensing image via rotation-invariant local binary pattern-based weighted generalized closest neighbor[J]. *The Journal of Supercomputing*, 2021, 77(6): 5528-5561.
- [19] Rosten E, Drummond T. Machine learning for high-speed corner detection[M]//Leonardis A, Bischof H, Pinz A. *Computer vision-ECCV 2006. Lecture notes in computer science*. Heidelberg: Springer, 2006, 3951: 430-443.
- [20] He K M, Sun J, Tang X O. Guided image filtering[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2013, 35(6): 1397-1409.
- [21] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 60(2): 91-110.