

基于 SURF-BRISK 的目标识别匹配与 定位方法研究

惠记庄, 罗 丽, 杨永奎, 刘 琼

(长安大学 道路施工技术与装备教育部重点实验室, 陕西 西安 710064)

摘 要:为了解决在图像检测匹配过程中采用 SURF 和 BRISK 算法无法实现精确识别定位的问题,提出了 1 种 SURF-BRISK 组合算法、汉明距离与仿射变换相结合的识别匹配定位方法。利用 SURF-BRISK 算法对工件进行图像特征提取的初次匹配,同时对初次匹配的特征点运用汉明距离进行特征匹配的相似性度量,采用 MSAC 算法进行二次匹配以剔除误匹配点对;结合仿射变换模型求出仿射变换参数,利用目标模板的形心和仿射变换参数解出工件的形心位置坐标,再结合双目立体视觉标定技术和三维重建原理获取工件的三维坐标,为机器人的准确抓取提供信息。在试验中,匹配识别与三维定位程序在 MATLAB 环境中执行,采用 MATLAB、VC++ 和 OpenCV 进行混合编程,将获得的目标信息传递给机器人控制器。研究表明:在忽略特殊几何畸变的条件下,该方法具有很强的适应能力,能够在复杂环境下检测目标,获取目标的形心坐标,实现机器人对工件的实时精确抓取。

关键词:机械工程;特征提取;特征匹配;MSAC 算法;仿射变换;定位

中图分类号:TH2

文献标志码:A

Research on location algorithm and target recognition matching based on SURF-BRISK

HUI Ji-zhuang, LUO Li, YANG Yong-kui, LIU Qiong

(Key Laboratory for Highway Construction Technology and Equipment of Ministry of Education,
Chang'an University, Xi'an 710064, Shaanxi, China)

Abstract: To solve the problem that SURF and BRISK algorithm can't accurately identify work-pieces in the image detection matching, this paper proposed a recognition matching and location method combined SURF-BRISK algorithm with hamming distance and affine transformation. The SURF-BRISK algorithm was used to make the first match of image feature extraction on work-piece. The hamming distance was utilized to conduct similarity measure of feature matching after the first match. The MSAC algorithm was applied to the second match in order to eliminate false matching points. Then, the affine transformation parameters were calculated based on affine transformation model. According to the object template centroid and the affine transform parameters, the object centroid coordinates were obtained. By means of the technology of

binocular stereo vision calibration and 3D reconstruction principle, the three-dimensional coordinates of the workpiece were gained. It provided the information for the robot to grasp the target accurately. In the experiment, the matching recognition and the 3D location procedures were performed by mixed programming with MATLAB. The messages of the work-piece received by mixed programming with MATLAB and VC++ and OpenCV were transmitted to the robot controller. The results show that this method has strong adaptive ability, which can detect the object centroid in the complex environment, obtain the target centroid coordinates and implement robots' real-time accurate grab of workpiece when ignoring the geometric distortion. 3 tabs, 14 figs, 18 refs.

Key words: mechanical engineering; feature extraction; feature matching; MSAC algorithm; affine transformation; location

0 引言

在机器视觉和图像处理领域中,目标工件的匹配定位是一个十分重要的热点课题。机器人视觉技术在工业上的应用,极大地提高了机器人对环境的感知和应变能力,从而提高了生产的柔性和自动化程度。而工件的匹配定位技术成为了机器视觉技术中研究的重点。目前的匹配算法主要是针对特定领域而提出,如遥感图像配准、医学图像配准等,很难具有通用性。而基于特征的图像匹配方法具有鲁棒性好、抗干扰性强、计算量小等优点,成为了研究的热点。该方法可以通过特征点、特征线段和特征区域来实现匹配,其中通过特征点的方法是考虑像素点的邻域灰度变化,而不是整个的边缘轮廓。现应用较广泛的特征点检测方法主要有 Harris 角点检测、强角点检测、SUSAN 等^[1-3]。近年来,各国学者对目标的特征提取和匹配定位进行了许多有价值的研究工作。在中国,山东大学的常发亮等提出了一种基于物体线边缘实时 Hough 变换检测和匹配定位的方法^[4];中科院自动化研究所的雷成等研发了 CVSSulte 软件,该软件功能齐全,使用方便,能够实现立体视觉中摄像机的自标定、特征点的提取和匹配等^[5];国外学者 Lowe 等利用角点算子实现了视觉匹配,在此基础上,Harris 等人对 Moravec 算子进行了全面的改进,但它对尺度、照明等变化比较敏感,且抗噪声能力差^[6];2004 年,Belongies 等基于现有的特征提取方法,提出了一种新型高效的检测描述方法,即 SIFT(scale invariant feature transform)^[7],它是一种基于图像的尺度空间,对图像的缩放、旋转等变化都具有不变性的局部特征描述;2006 年,Bay 等在借鉴 SIFT 中简化近似理论,提出了 SURF(speeded up robust features)算法,该算法在各方面性能表现上都要优于 SIFT 算法^[8]。

SURF 算法在匹配时对应的特征点较多,但其随机性较强,而 BRISK(binary robust invariant scalable keypoints)算法的匹配率低,因此 SURF 和 BRISK 算法均无法直接获得目标的精确坐标位置,如形心等^[9]。为此,本文提出了一种基于 SURF-BRISK 算法的图像匹配与定位方法,即通过 SURF-BRISK 算法、汉明距离以及仿射变换模型来求出 2 幅图像的仿射变换参数,进而通过模板图像的形心和仿射参数求解出目标图像形心的位置坐标,并结合双目立体视觉标定技术得到工件准确的三维立体坐标,实现机器人对目标工件的准确实时抓取。

1 SURF-BRISK 特征识别匹配算法

对于得到的目标工件图像,如何准确选取和提取特征是一个重要问题,因为这影响到基于此特征进行的匹配识别是否准确有效。通过 SURF-BRISK 算法,便能有效弥补 SURF 和 BRISK 算法的不足,进行有效的特征提取匹配识别。

1.1 基于 SURF-BRISK 算法的特征提取

建立 SURF-BRISK 算法,通过 SURF 检测极值点,BRISK 计算描述子,同时采用汉明距离(Hamming distance)进行相似性度量,不仅匹配率高而且运算速度快^[10]。

1.1.1 引入积分图像和 DOH 近似

在 SURF 算法中,通常对积分图像进行一些简单加减法来代替图像和高斯二阶微分的模板滤波,以提高运算速度^[11]。积分图像(integral image)可定义为:设 $J=(x,y)$ 表示图像 $J(x)$ 某一个像素,则点 (x,y) 的积分值即灰度区域,如下页图 1 所示。对原图 $J(x)$ 进行积分,可得到原图左上角到任意点 (x,y) 相应对角线区域的灰度值总和,即

$$J_{\Sigma}(x,y) = \sum_{i=0}^{x-1} \sum_{j=0}^{y-1} J(x,y) \quad (1)$$

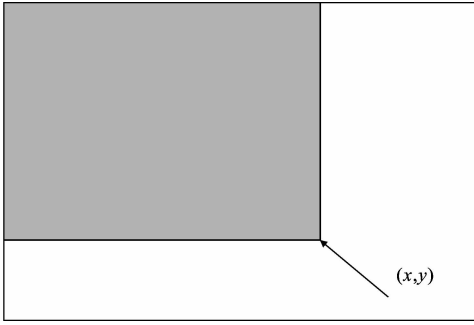


图 1 积分图像

Fig. 1 Integral image

在图像 $J(x)$ 中选取一个点 (x, y) , 该点尺度为 σ 的 Hessian 矩阵可定义如下

$$\mathbf{H}(x, \sigma) = \begin{bmatrix} L_{xx}(x, \sigma) & L_{xy}(x, \sigma) \\ L_{xy}(x, \sigma) & L_{yy}(x, \sigma) \end{bmatrix} \quad (2)$$

式中: $L_{xx}(x, \sigma)$ 为高斯二阶微分 $\frac{\partial^2}{\partial x^2} g(\sigma)$ 在点 x 处与图像 J 的卷积, $L_{xy}(x, \sigma)$ 和 $L_{yy}(x, \sigma)$ 具有相同意义。

将模板与图像的卷积转化为盒子滤波运算, 用 D_{xx} 、 D_{yy} 和 D_{xy} 来表示模板与图像进行卷积计算后的结果, 可将 Hessian 矩阵的行列式简写为

$$\text{Det}(\mathbf{H}_{\text{approx}}) = D_{xx}D_{yy} - (0.9D_{xy})^2 \quad (3)$$

式中: $\text{Det}(\mathbf{H}_{\text{approx}})$ 表示点 x 周围区域的盒子滤波的响应值, 它可检测出极值点。

1.1.2 构建尺度空间

为了获得尺度大小不同的斑点, 首先需要构建图像尺度空间的金字塔。采用 SURF 连续增大盒子滤波模板的大小, 利用大小不一样的盒子滤波模板与积分图像得到 Hessian 矩阵的响应值, 在响应图像上计算出不同尺度的特征点^[12]。

1.1.3 尺度空间特征点检测

在不同尺度特征点的响应图上进行 $3 \times 3 \times 3$ 邻域非极大值抑制, 如图 2 所示。使图像金字塔每层图像的像素点都与其同一尺度上的 8 个像素点和与它相邻的上下 2 层图像的 9 个像素点相比较, 如果该极值大于或小于这 26 个点的值, 则将该点作为候选特征点, 然后在尺度空间和图像空间中对该点进行插值计算, 最后获得稳定特征点的位置及其尺度值。

1.1.4 特征点方向分配

利用 BRISK 算法, 以 SURF 检测到的特征点为圆心, 选取多个不同半径的同心圆上的点作为采样点。将所有的采样点构成点对中的任意一对, 记为 (P_i, P_j) , 处理后的灰度值分别记为 $I(P_i, \sigma_i)$ 和

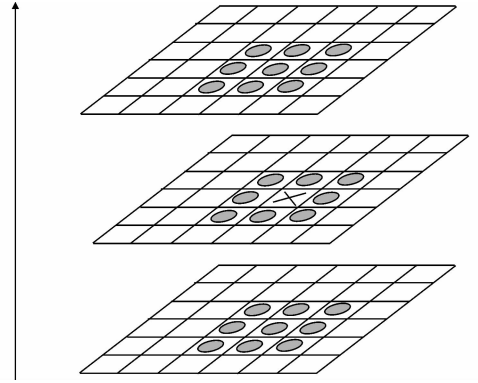


图 2 非极大值抑制

Fig. 2 Non-maximum suppression

$I(P_j, \sigma_j)$, 则两采样点之间的梯度为

$$g(P_i, P_j) = (P_j - P_i) \frac{I(P_j, \sigma_j) - I(P_i, \sigma_i)}{\|P_j - P_i\|^2} \quad (4)$$

每个特征点的主方向可利用特征点的邻域像素梯度方向的分布特性得出, 通常 BRISK 能根据两采样点之间的梯度求出其总体模式的方向 g

$$g = \begin{pmatrix} g_x \\ g_y \end{pmatrix} = \frac{1}{L} \sum_{(P_i, P_j) \in L} g(P_i, P_j) \quad (5)$$

式中: L 为包含所有长距离采样点对的集合。

1.1.5 生成特征描述子

将采样模式围绕旋转角 $\theta = \arctan(2(g_y, g_x))$ 变化后再次采样。对短距离采样点对集合 S 内的所有点对进行运算生成二进制描述符 b

$$b = \begin{cases} 1 & I(P_j^q, \sigma_j) > I(P_i^q, \sigma_i) \quad \forall (P_i^q, P_j^q) \in S \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (6)$$

1.2 SURF-BRISK 算法描述子的性能

通过 MATLAB 和 OpenCV 编程测试可以比较 3 种描述子的实时性和匹配率, 如表 1 所示。从表中可得出 SURF 的匹配点对最多, BRISK 匹配的速度最快, 而 SURF-BRISK 算法结合了 SURF 和 BRISK 的优点, 速度比 SURF 更快, 得到的匹配点比 BRISK 更多。

表 1 描述子实时性和匹配率比较

Tab. 1 Comparison on description real-time and matching rate

描述子名称	检测时间/ms	匹配时间/ms	初匹配数	精匹配数
SURF	266	395	33	25
BRISK	32	23	11	4
SURF-BRISK	233	26	21	13

同时, 采用文献^[13]提出的评估准则来评价描述子的匹配率。正确匹配和基准对应点的数量一般由重叠误差确定。若重叠误差小于 0.5, 就可确定是正确匹配对。可用精度召回曲线表示, 其计算公

式为

$$R_{\text{recall}} = \frac{N_c}{N_s} \quad 1 - \rho = \frac{N_f}{N_a} \quad (7)$$

式中: N_s 为匹配的基准数量; N_c 为正确的匹配对数量; ρ 为精度; N_f 为错误的匹配对数量; N_a 为所有的匹配对数量。

精度越大, 则 R_{recall} 也越大。描述子的性能评价如图 3 所示。SURF 的精度最高, BRISK 的精度最低, SURF-BRISK 的精度介于两者之间, 且与 SURF 接近。

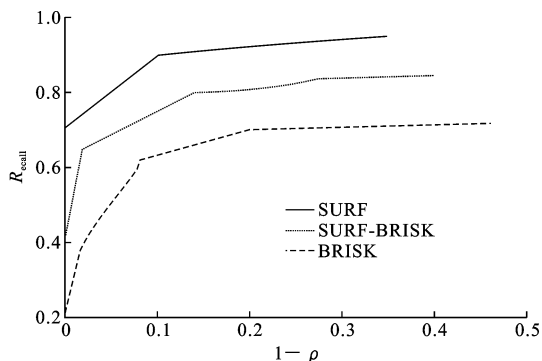


图 3 描述子性能比较

Fig. 3 Comparison on description performance

1.3 SURF-BRISK 特征匹配识别

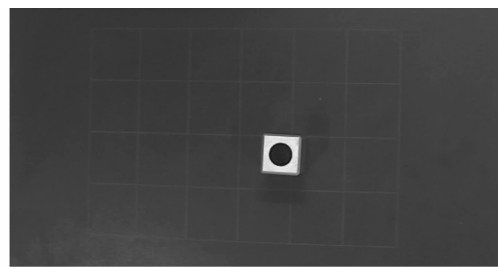
由描述符组成的目标点存储在计算机中, 如何让计算机知道目标的具体坐标位置成为图像匹配识别以及定位需要解决的关键问题。由 SURF-BRISK 提取出来的特征描述子组成 512 位二进制比特串, 采用汉明距离进行相似性度量。假设有 S_1 、 S_2 这 2 个描述子, 其汉明距离可定义为

$$D_{\text{kd}}(S_1, S_2) = \sum_{i=1}^{512} (x_i \oplus y_i) \quad (8)$$

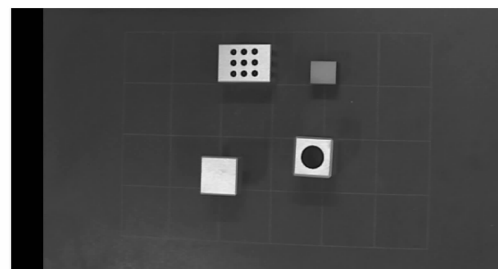
式中: $S_1 = x_1, x_2, \dots, x_{512}$; $S_2 = y_1, y_2, \dots, y_{512}$; x 与 y 的值为 0 或 1; \oplus 为异或逻辑运算。

D_{kd} 的值越小, 其匹配率越高, 相反则越低。因此, 在匹配过程中采用最近邻的汉明距离来得到匹配点对。

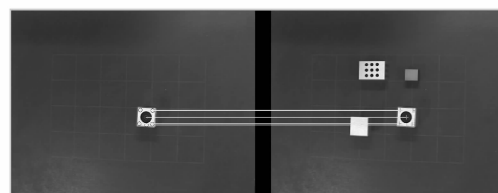
模板匹配是图像识别最有效的方法, 设定目标工件模板的 SURF-BRISK 特征集为模板, 在实时获取的工件图中寻找对应的目标工件^[14]。本次试验的工件识别检测系统均符合窄基线的条件, 因此相机位置不会有很大转动, 相机的焦距和其他内参数也不会发生很大变化, 可节省系统大量时间。采用特征向量的汉明距离作为特征点和匹配点的相似性度量, 能够提高数据处理的速度并保证识别的正确性, 满足系统的实时性要求。图 4 为存储的工件模板图片与相机拍摄到的实时图像相匹配的结果。



(a) 模版



(b) 搜索图



(c) 识别结果

图 4 工件识别过程

Fig. 4 Workpiece identification process

1.4 MSAC 算法的二次精匹配

因潜在匹配集由相似性度量产生, 很容易产生一些误匹配, 故采用 M 估计抽样一致性 (M-estimator sample and consensus, MSAC) 算法^[15]对初次匹配的特征点进行二次精匹配。首先在 2 幅图像进行初匹配后的匹配点对中进行随机采样; 然后通过反复迭代使得到的匹配点对的汉明距离和的代价小于设定的阈值, 从而消除错误匹配, 获得正确匹配。

2 双目视觉定位和三维重建

工件的识别与匹配是为了给机器人进行精确抓取提供准确信息, 工件的定位是为了判定目标工件的准确坐标位置, 为机器人进行抓取或装配做必要的准备。一般采用目标工件的形心坐标来表征目标的位置信息, 这种方法精度高且计算量小, 适用目标工件厚度与密度都均匀的情况。本文通过仿射变换模型和模版图像的形心坐标来获得搜索图中带圆孔工件的形心坐标^[16]。

2.1 仿射变换模型参数计算

因为模板与搜索图像之间存在平移、缩放和旋转关系, 故可将仿射矩阵进行目标定位, 应用 4 参数仿射模型计算仿射变换的参数, 变换矩阵为

$$\mathbf{A}=\begin{bmatrix} s\cos(\theta) & -s\sin(\theta) & t_x \\ s\sin(\theta) & s\cos(\theta) & t_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (9)$$

设 (x_1,y_1) 和 (x_2,y_2) 分别为模板图像 M 与搜索图像 N 的匹配点的坐标,它们之间的映射关系可表示为

$$\begin{bmatrix} x_2 \\ y_2 \end{bmatrix}=\begin{bmatrix} s\cos(\theta) & -s\sin(\theta) \\ s\sin(\theta) & s\cos(\theta) \end{bmatrix}\begin{bmatrix} x_1 \\ y_1 \end{bmatrix}+\begin{bmatrix} t_x \\ t_y \end{bmatrix} \quad (10)$$

式中: s 为尺度变化的参数; t_x 、 t_y 分别为 x 、 y 方向的平移量; θ 为旋转角度。

设 $a_{11}=a_{22}=s\cos(\theta)$, $a_{13}=t_x$, $a_{12}=-a_{21}=s\sin(\theta)$, $a_{23}=t_y$,则有

$$\begin{cases} x_2=a_{11}x_1+a_{12}y_1+a_{13} \\ y_2=a_{21}x_1+a_{22}y_1+a_{23} \end{cases} \quad (11)$$

若要求解 $[a_{11},a_{12},a_{21},a_{22},b_1,b_2]$ 这 6 个参数,则需要至少 3 对匹配点。假设 (m_i,m_j) 与 (n_a,n_b) 分别为模板图与搜索图提取的特征点集 M 与 N 相对应的 2 对匹配特征点,则仿射变换中 6 个最佳参数的解可通过最小二乘法(LSM)拟合得出^[17]。假设在 1 幅图中选取如 $(x'_1,y'_1),(x'_2,y'_2),\cdots,(x'_n,y'_n)$ 的

匹配点对,则对应的匹配点对 $(x_1,y_1),(x_2,y_2),\cdots,(x_n,y_n)$ 可在相应的匹配图上找出,则有

$$\begin{bmatrix} x_1 & y_1 & 1 \\ x_2 & y_2 & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ x_n & y_n & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_{11} \\ a_{12} \\ a_{13} \end{bmatrix}=\begin{bmatrix} x'_1 \\ x'_2 \\ \vdots \\ x'_n \end{bmatrix}$$
$$\begin{bmatrix} x_1 & y_1 & 1 \\ x_2 & y_2 & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ x_n & y_n & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_{21} \\ a_{22} \\ a_{23} \end{bmatrix}=\begin{bmatrix} y'_1 \\ y'_2 \\ \vdots \\ y'_n \end{bmatrix} \quad (12)$$

定义均方误差 RMSE 为

$$I_{\text{RMSE}}=\sum_{i=1}^n[(a_{11}x_i+a_{12}y_i+m_{13}-x'_i)^2+(a_{21}x_i+a_{22}y_i+m_{23}-y'_i)^2]/n \quad (13)$$

式中: I_{RMSE} 为 RMSE 的计算参数。

由工件的识别匹配图中缩放、旋转等情况可知,匹配识别的特征点不一定是模版图和搜索图的形心,故先将 3 个匹配识别的特征点代入式(10)中,然后通过式(12)解出仿射变换模型的 6 个参数,如表 2 所示。

表 2 仿射变换模型参数

Tab. 2 Affine transform model parameters

参 数	a_{11}	a_{12}	a_{13}	a_{21}	a_{22}	a_{23}	RMSE	消耗时间/s
第 1 组	1.894 5	0.105 9	4.272 0	0.051 4	1.951 8	-3.450 8	0.077 50	0.999 0
第 2 组	0.800 2	0.679 9	-224.051 1	-0.675 4	0.805 6	383.781 6	0.000 34	0.107 0
第 3 组	1.013 0	-0.011 2	-1.795 8	-0.022 6	1.019 4	3.151 9	0.000 33	0.456 8

从表 2 可看出,仿射变换参数的均方误差都是小于 0.4 的,这就能保证下一步的定位精度不会低于一个像素。

2.2 求模板图像的形心坐标

根据模版工件和目标图像的特点采用形心法来获取位姿信息,首先要求出模版图像形心的坐标。采用基于目标边缘的形心算法来计算模版图像的形心坐标,为此,对模版图像进行了以下处理:

- (1)对图像进行对比度的增强,图 5 为模版图像,下页图 6 为模版灰度增强图像;
- (2)应用 Canny 算子对灰度增强图像进行边缘检测,确定合适的检测阈值,如下页图 7 所示^[18]。
- (3)将边缘检测图像先二值化开运算再闭运算操作,获取工件的轮廓并进行背景填充,如下页图 8 所示;
- (4)最后获得图像形心的坐标位置,模板的形心位置如下页图 9 所示。

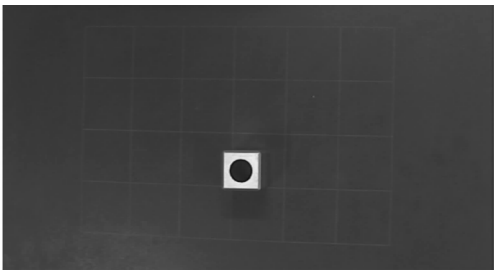


图 5 模版图像

Fig. 5 Template image

2.3 计算搜索图像形心

根据上述方法得到模板图像的形心,如下页图 10 所示,图 10(a)、(b)分别为表 2 中第 1 组和第 2 组模板图像的形心坐标位置,将它们各自的仿射变换模型参数带入式(11)中求出搜索图像中目标工件形心坐标的位置,如图 10(c)、(d)所示。

2.4 工件的三维重建原理

工件三维重建主要是计算工件在世界坐标系中的三维坐标。根据需要处理的基元不同,三维重建



图 6 灰度增强图像
Fig. 6 Grayscale enhance image

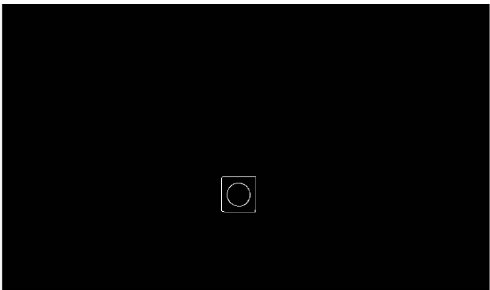


图 7 Canny 算子边缘检测
Fig. 7 Canny operator edge detection

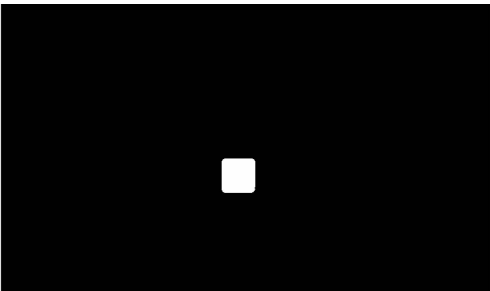


图 8 背景填充
Fig. 8 Background fill

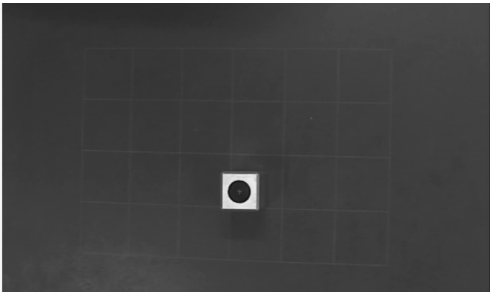
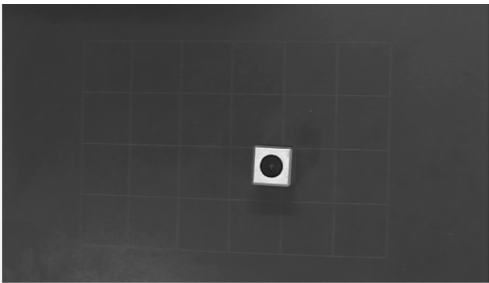
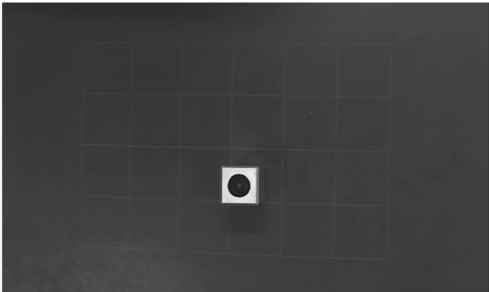


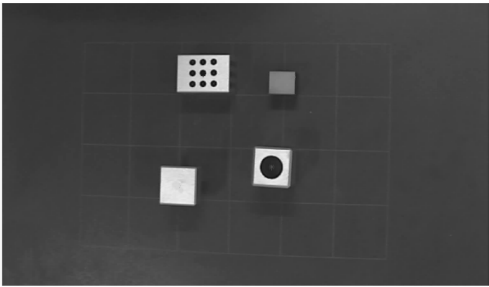
图 9 模板图像形心
Fig. 9 Template image centroid



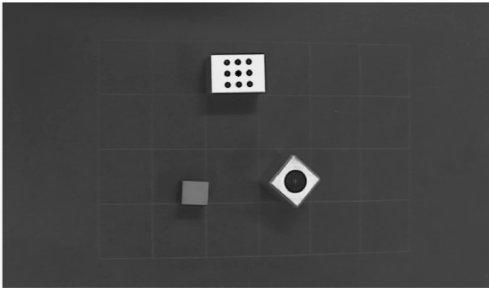
(a) 第1组模板形心



(b) 第2组模板形心



(c) 第1组工作形心



(d) 第2组工作形心

图 10 搜索图目标工件形心

Fig. 10 Search target artifact centroid

$$\begin{bmatrix} u_1 m_{31}^l - m_{11}^l & u_1 m_{32}^l - m_{12}^l & u_1 m_{13}^l - m_{13}^l \\ v_1 m_{31}^l - m_{21}^l & v_1 m_{32}^l - m_{22}^l & v_1 m_{33}^l - m_{23}^l \\ u_r m_{31}^r - m_{11}^r & u_r m_{32}^r - m_{12}^r & u_r m_{33}^r - m_{13}^r \\ v_r m_{31}^r - m_{21}^r & v_r m_{32}^r - m_{22}^r & v_r m_{33}^r - m_{23}^r \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} W_w \\ Y_w \\ Z_w \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} m_{14}^l - u_1 m_{34}^l \\ m_{24}^l - v_1 m_{34}^l \\ m_{14}^r - u_r m_{34}^r \\ m_{24}^r - v_r m_{34}^r \end{bmatrix} \quad (14)$$

将上式简写成

$$AX=B \quad (15)$$

可分为点、直线以及曲面的三维重建等。由于本文的匹配基元是点,因此采用点的三维重建。
假设 (u_l, v_l) 和 (u_r, v_r) 分别表示左右图像中目标工件的图像坐标; (X_w, Y_w, Z_w) 为目标工件的世界坐标; M_l 和 M_r 分别为左右摄像机的投影矩阵,则写成矩阵的形式为

可用最小二乘法求出 X

$$X=(A^T A)^{-1} A^T B \tag{16}$$

根据式(16)便能求出左右图像的匹配点对中对应点的世界坐标。

3 工业机器人抓取试验

3.1 试验系统原理

通过目标特征点的检测、匹配识别以及定位,建立基于双目立体视觉的目标抓取系统,同时对上述图像处理方法进行综合性试验分析。通过对组成的系统原理以及试验的分析,完成机器人的准确定位与抓取,本试验系统原理如图 11 所示。

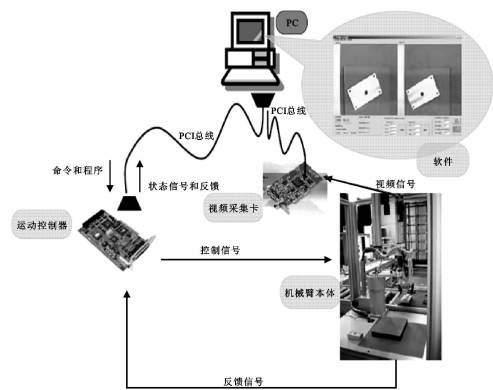


图 11 系统组成原理
Fig. 11 Principle of system

3.2 试验分析

首先,将模板图像分别与摄像机拍摄的左右搜索图进行识别定位,接着求出模板图像的形心坐标,再根据仿射变换模型分别获取工件在左右图像中的形心坐标,同时结合双目立体视觉标定技术得到工件形心的世界坐标。当机械手进行精确定位抓取试验时,即将该形心作为定位。

如图 12 所示,图 12(a)为模版,图 12(b)、(c)分别为摄像机拍摄的左右图像,图 12(d)、(e)分别为模版与左右图像定位结果,图 12(f)为左图像目标工件的形心,图 12(g)为右图像目标工件的形心。

利用式(15)计算出左右图像中目标工件的世界坐标,结果如下页表 3 所示。

由于测量、摄像机标定等误差的存在,会造成机械臂手爪的实际定位位置与视觉系统测量的位置存在偏差,各坐标轴误差为 $(-0.014\ 5,-0.004\ 5,-0.677\ 5)$,能够达到 GRB3044 型机器人实现精确抓取的要求。

3.3 抓取试验

试验主要以 VC++ 环境为平台,同时结合 OpenCV 软件完成。双目视觉机械臂的软件界面如下页图 13 所示,包括图像处理模块、摄像机标定模块和轨迹规划模块等。主要功能为实现视觉系统与工控机和工控机与机器人控制器之间的通信、视

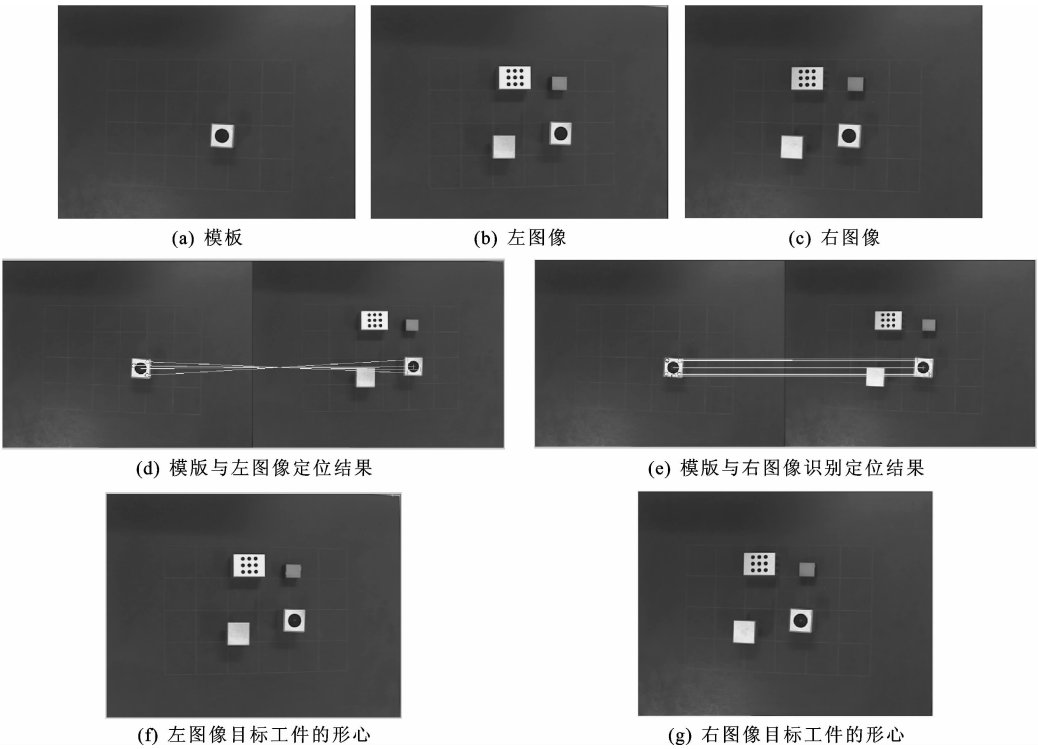


图 12 获取左右图像中目标工件形心
Fig. 12 Target centroid of workpiece around the image

表 3 目标工件形心的三维重建结果

Tab. 3 Target artifact centroid of 3D reconstruction results

左图工件形心坐标		右图工件形心坐标		工件形心的世界坐标		
u	v	u	v	X	Y	Z
492.018 3	326.320 3	424.999 4	332.013 9	-43.755 2	346.114 1	9.532 0

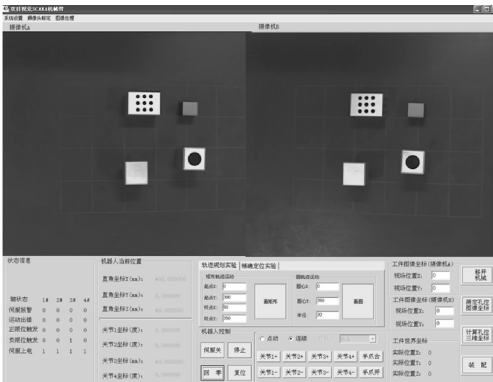


图 13 双目视觉机械臂系统的操作界面

Fig. 13 Operation interface of binocular vision manipulator system

觉系统结果的处理以及 GRB3044 型机器人的控制等。

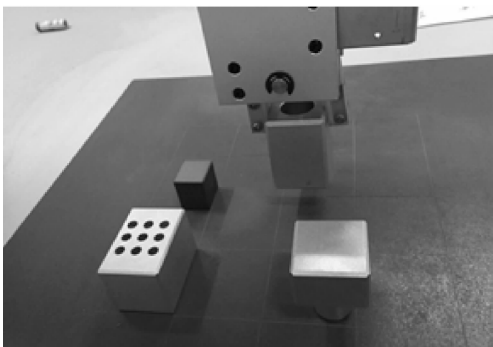
通过此算法的处理,得出目标工件形心的世界坐标为(-43.755 2,346.114 1,9.532 0),将工件的位置信息传送给工控机,驱动机械臂对目标工件进行抓取。如图 14 所示,图 14(a)为机械臂在抓取工件后向预定位置移动,图 14(b)为工件到达预定位置,放置在带轴工件上。

4 结 语

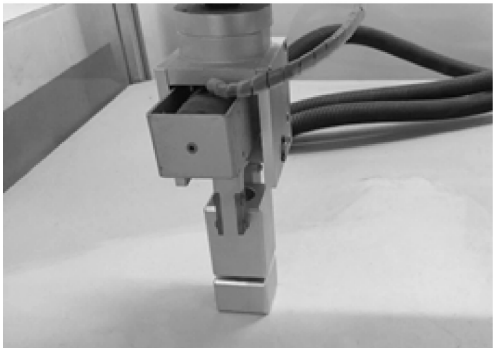
(1)采用双目立体视觉模型获得图像,并结合 SURF-BRISK、汉明距离和 MSAC 算法解决目标图像和模板图像的识别匹配问题,该方法获得了精确匹配的特征点集,并极大地提高了匹配识别的精度和速度。

(2)通过形心法和仿射变换模型获得工件的形心坐标。根据形心坐标和双目立体视觉标定技术求出工件的三维坐标,实现机器人对工件的实时精确抓取,并通过机器人抓取试验,验证了该算法的正确性和有效性。本研究构成的匹配定位系统,在工业中不仅具有重大的理论意义,同时也具有巨大的实践意义。

(3)本文在工件识别匹配方面,通过将 SURF-BRISK 算法和 MSAC 算法结合进行 2 次精匹配,在一定程度上提高了匹配精度和速度,但还是存在匹配特征点较少的情况,所以对此进行进一步的研究是十分必要的。



(a) 向预定位置移动



(b) 工件到达预定位置

图 14 目标工件抓取过程

Fig. 14 Target artifact fetching process

参考文献:

References:

[1] HARRIS C G,STEPHENS M J. A combined corner and edge detector[C]//The Plessey Company. Proceedings of Fourth Alvey Vision Conference. Manchester:The Plessey Company,1988:147-151.

[2] SHI J,TOMASI C. Good features to track[C]//IEEE. IEEE Conference on CVPR'94. Seattle:IEEE, 1994:593-600.

[3] SMITH S M,BRADY J M. SUSAN—a new approach to low level image processing[J]. International Journal of Computer Vision,1997,23(1):45-78.

[4] 常发亮,马志强,张 赞. 机械手多线段目标实时视觉检测与定位[J]. 电子测量与仪器学报,2007,21(6): 99-103.

CHANG Fa-liang,MA Zhi-qiang,ZHANG Zan. Real-time visual detection and positioning of multi-line-segment objects used in robot[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2007, 21 (6): 99-103.

- (in Chinese)
- [5] 雷 成, 吴福朝, 胡占义. 一种新的基于主动视觉系统的摄像机自标定方法[J]. 计算机学报, 2000, 23(11): 1130-1139.
- LEI Cheng, WU Fu-chao, HU Zhan-yi. A new camera self-calibration method based on active vision system [J]. Chinese Journal of Computers, 2000, 23 (11): 1130-1139. (in Chinese)
- [6] LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110.
- [7] BELONGIE S J, MALIK J, PUZICHA J. Shape matching and object recognition using shape contexts[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(4): 509-522.
- [8] BAY H, TUYTELAARS T, GOOL L V. SURF: speeded up robust features[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2006, 110(3): 404-417.
- [9] LEUTENEGGER S, CHLI M, SIEGWART R Y. BRISK: binary robust invariant scalable keypoints [C]//IEEE. IEEE International Conference on Computer Vision, Barcelona: IEEE, 2011: 2548-2555.
- [10] 许匀喜, 蒋云良, 陈 方. 惯性组合导航系统中基于 BRISK 的快速景象匹配算法[J]. 光电子·激光, 2012, 23(8): 1589-1596.
- XU Yun-xi, JIANG Yun-liang, CHEN Fang. Rapid scene matching algorithm based on BRISK for inertial integrated navigation system[J]. Journal of Optoelectronics · Laser, 2012, 23(8): 1589-1596. (in Chinese)
- [11] VIOLA P, JONES M. Rapid object detection using a boosted cascade of simple features[C]//IEEE. IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Vancouver: IEEE, 2001: 511-518.
- [12] 时 磊, 谢晓方, 乔勇军. 基于 SURF 算法和 OpenCV 人脸特征检测技术研究[J]. 计算机与数字工程, 2010, 38(2): 124-126.
- SHI Lei, XIE Xiao-fang, QIAO Yong-jun. Research on face features detecting technique based on SURF algorithm and OpenCV[J]. Computer & Digital, 2010, 38(2): 124-126. (in Chinese)
- [13] YAN K, SUKTHANKAR R. PCA-SITF: a more distinctive representation for local image descriptors [C]//IEEE. Proceedings of the 2004 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Washington DC: IEEE, 2004: 511-517.
- [14] 崔 政, 李 壮. 两种改进的模板匹配识别算法[J]. 计算机工程与设计, 2006(6): 1083-1085.
- CUI Zheng, LI Zhuang. Two improved algorithm of template matching recognition [J]. Computer Engineering and Design, 2006, 27 (6): 1083-1085. (in Chinese)
- [15] TORR P H S, MURRAY D W. The development and comparison of robust methods for estimating the fundamental matrix[J]. International Journal of Computer Vision, 1997, 24(3): 271-300.
- [16] 杨 铎, 郭宝龙, 李雷达, 等. 基于图像几何特征点的仿射参数估计算法研究[J]. 计算机科学, 2009, 36(6): 279-281, 289.
- YANG Liu, GUO Bao-long, LI Lei-da, et al. Based on the image geometry characteristic point's affine parameter estimated that the algorithm studies[J]. Computer Science, 2009, 36(6): 279-281, 289. (in Chinese)
- [17] 张 莹, 王耀南. 基于局部加权偏最小二乘法的冷凝器污垢预测 [J]. 仪器仪表学报, 2010, 31(2): 299-304.
- ZHANG Ying, WANG Yao-nan. Prediction of condenser fouling based on locally weighted partial least squares regression algorithm [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2010, 31(2): 299-304. (in Chinese)
- [18] 黄剑玲, 郑雪梅. 一种改进的基于 Canny 算子的图像边缘提取算法[J]. 计算机工程与应用, 2008, 44(25): 170-172.
- HUANG Jian-ling, ZHENG Xue-mei. Improved image edge detection algorithm based on Canny operator [J]. Computer Engineering and Applications, 2008, 44 (25): 170-172. (in Chinese)