

面向工业零件的机器人单目立体匹配与抓取

宋 薇, 仇楠楠, 沈林勇, 章亚男

(上海大学机电工程与自动化学院, 上海 200072)

摘要: 为实现通用性强、快速、准确的工业机器人 6 自由度零件抓取, 提出了一种基于单目视觉引导的零件 3 维抓取方法. 首先, 采用按倾角分层的 Chamfer 距离匹配算法建立图像与待匹配模板的相似度函数, 并运用爬山法局部优化的遗传算法搜索最优匹配结果; 然后, 通过 CAD (计算机辅助设计) 模型建立离线 3D 模板库, 将匹配算法拓展到适用于复杂结构零件的空间 6 自由度位姿检测; 最后, 由各坐标系间的矩阵转换和系统标定得到机器人的抓取信息, 从而实现零件的 3 维抓取. 实验结果表明, 优化后的位姿检测算法在匹配速度和准确性上均有所提升, 且基于该检测算法的机器人 3 维抓取实验的位置误差在 2 mm 以内、转角误差在 2° 以内, 可用于工业智能机器人的零件抓取.

关键词: 单目视觉; 工业机器人; 零件抓取; Chamfer 距离; CAD 模型匹配

中图分类号: TP242.2

文献标识码: A

文章编号: 1002-0446(2018)-06-0950-08

The Monocular Stereo Matching and Grasping of Robot for Industrial Parts

SONG Wei, QIU Nannan, SHEN Linyong, ZHANG Ya'nan

(School of Mechatronic Engineering and Automation, Shanghai University, Shanghai 200072, China)

Abstract: To realize universal, fast and accurate grasping of 6-DOF (degree of freedom) parts by an industrial robot, a 3D grasping method based on the guidance of monocular vision is proposed. Firstly, the similarity evaluation function between an image and a matching model is established by the Chamfer distance matching algorithm, in which the image is delimited according to direction angles. A genetic algorithm optimized locally by the hill climbing algorithm is applied to searching for the best matching result. Then, an offline 3D model library is established by CAD (computer aided design) model, and the matching algorithm is expanded to the spatial 6-DOF pose measurement of complex-structure parts. Finally, the grasping information is obtained by matrix transformations among all coordinates and the system calibration, so as to realize the 3D grasping of parts. The experiment results show that the optimized pose measurement algorithm improves the speed and accuracy of the matching process. With the proposed measurement algorithm, the position error within 2 mm and rotation error within 2° are achieved in the robotic 3D grasping experiments. So the measurement algorithm can be applied to the part grasping of industrial intelligent robots.

Keywords: monocular vision; industrial robot; part grasping; Chamfer distance; CAD model-based matching

1 引言 (Introduction)

随着自动化技术的高速发展, 工业机器人在智能化生产线上的应用越来越广泛. 现代智能化工业机器人中常常引入视觉定位系统, 由视觉系统检测零件的位置, 再控制机器人实现抓取. 这样不仅能提高抓取操作的灵活性, 还能增加其准确性、提高速度^[1].

目前可应用于机器人 3 维抓取的视觉系统主要分为双目系统和单目系统. 双目视觉系统通常在空间中 2 个不同位置各放置 1 台摄像机拍摄目标,

通过计算目标特征点在 2 幅图像中的视差来获得目标特征的 3 维姿态, 实现目标重构^[2-3]. 这种方法能有效提取目标的深度信息, 但成本较高、运算量较大. 单目视觉系统运用单摄像机获取目标的 3 维信息, 成本较低, 其计算位姿的方法通常有以下 2 种: 一种是通过提取目标的角点或几何特征, 计算 N 个特征点与对应像点的投影关系来获得目标位姿, 即求解多点透视 (perspective-n-point, PNP) 问题^[4-5]. 该方法可应用于角点特征明显的工业零件传送带抓取, 但对于特征点不明显或形状复杂的零件往往有局限性. 另一种是通过提取目标边缘轮

廓信息或灰度信息, 进行全局匹配搜索寻找最优位姿^[6-7]. 该方法无需寻找目标的几何特征, 通用性更强, 在机器人抓取领域有更广阔的使用范围. 本文采用这种基于目标边缘轮廓信息的匹配方法, 通过计算机辅助设计 (computer aided design, CAD) 模型建立离线 3D 模板库, 将匹配算法拓展到适用于复杂结构零件的空间 6 自由度位姿检测.

基于边缘轮廓的图像匹配算法是视觉定位最常见的方法之一, 匹配的过程涉及如何设定模板与边缘图相似度度量的问题, 采用模板点的平均 Chamfer 距离作为匹配的相似度度量. Chamfer 是一种常用的距离变换算法^[8], 该算法通过对原始边缘图进行前向和后向距离变换得到距离映射图, 图中每个像素点的灰度值表示该点到原始边缘图上最近边缘点的距离.

传统的 Chamfer 距离匹配算法抗干扰能力弱, 复杂环境下由于图像中非目标边缘线条很多, 得到的匹配结果往往不尽人意. 近年来许多学者对 Chamfer 匹配算法提出了改进意见, Liu 等^[7] 在算法中引入边缘方向信息, 将边缘方向均匀离散为 q 个通道, 并分别进行距离变换, 显著提高了 Chamfer 匹配算法的精度. 但该算法需预先计算边缘线的梯度方向, 且对于形状复杂的目标需要足够大的 q 值, 运算量较大. 胡星火等^[9] 将边缘颜色分量等引入 Chamfer 匹配算法中, 该算法对噪声鲁棒性好, 但更适用于目标和背景颜色差异较大的识别中.

参考 Liu 等将图像边缘按方向均匀离散的思想^[7], 并结合 Canny 算法原理, 提出了在处理 Canny 边缘时将边缘点按倾角分层的方法, 从而不增加计算边缘点方向的时间. 进行倾角分层处理后, 将划分到不同角度区间的边缘点与按切线斜率方向分类的模板点分别匹配, 以此降低匹配的错误率.

在匹配算法中还讨论了优化搜索算法——遗传算法, 将待匹配位姿用遗传算法进行编码搜索, 在匹配函数值超过阈值后加入局部优化, 提高了搜索效率. 最后通过 3 维 CAD 建模实现零件在 6 自由度方向上的检测, 将位姿检测结果转换到机器人基座坐标系中, 完成零件的 3 维抓取.

2 基于单目视觉的零件位姿检测算法 (The pose measurement algorithm of parts based on monocular vision)

2.1 图像匹配与目标搜索算法

将相机采集到的图像进行 Canny 边缘处理和 Chamfer 距离映射, 并建立按倾角分层的相似度匹

配函数.

利用 OpenCV 对图像进行 Canny 边缘提取. 通过对 OpenCV 源代码的解读发现: Canny 算法在进行边缘点连接的同时, 也查找了每个边缘点的连接方向并自动将其划分为 4 个角度区间, 分别为水平 ($-22.5^\circ \sim 22.5^\circ$)、右斜 ($22.5^\circ \sim 67.5^\circ$)、竖直 ($67.5^\circ \sim 112.5^\circ$) 和左斜 ($112.5^\circ \sim 157.5^\circ$). 将倾角分层设置为同样的 4 个区间, 使倾角分层处理在生成 Canny 图像的同时完成, 不额外增加计算角度的时间. 按倾角分层的边缘图如图 1 所示.

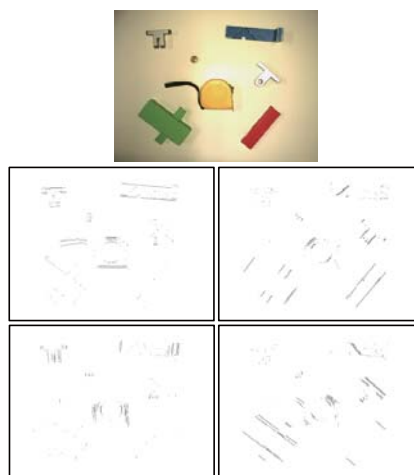


图 1 按倾角分层的边缘图像 ($0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$ 区间)
Fig.1 The edge images delimited by direction angles (around $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$)

在分别对按倾角分层的 4 幅边缘图像进行 Chamfer 距离变换后, 得到 4 张距离映射图, 如图 2 所示.

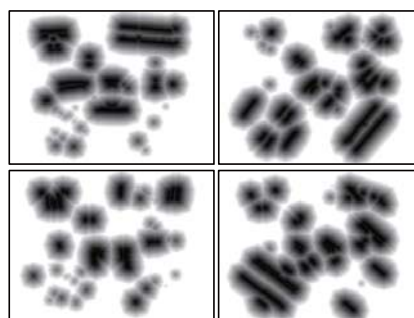


图 2 按倾角分层的 Chamfer 距离图 ($0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$ 区间)

Fig.2 The Chamfer distance images delimited by direction angles (around $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$)

将模板点按其切线斜率方向也分成这 4 个角度区间, 并分别划分到图 2 的 4 幅图中进行匹配. 结合 Chamfer 距离匹配的定义, 导出按倾角分层的模板匹配距离公式为

$$d(\Phi) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N D_{n_i}(\mathbf{P}_i(\Phi)), \quad n_i \in 0, 1, 2, 3 \quad (1)$$

其中, N 表示模板中匹配点的总数, $\mathbf{P}_i(\Phi)$ 表示第 i 个模板匹配点投影在图像上的坐标值, 它是由零件模型坐标系在相机坐标系下的位姿 Φ 决定的. n_i 指模板点 i 根据其切线斜率方向在图 2 的第 n 幅距离映射图上的取值. $D_n(x)$ 表示第 n 幅距离映射图上坐标 x 处的灰度值.

由式 (1) 可以得到模板的 N 个匹配点到边缘图像点中最近边缘点的平均距离, $0 \leq d(\Phi) \leq 255$, $d(\Phi)$ 越小则认为模板与目标匹配越好. 为符合数值越大匹配越好的习惯, 以最高灰度值 255 减之, 如式 (2) 所示, 得到模板与目标的匹配相似度函数:

$$F(\Phi) = 255 - d(\Phi) = 255 - \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N D_{n_i}(\mathbf{P}_i(\Phi)), \quad n_i \in 0, 1, 2, 3 \quad (2)$$

为对比按倾角分层的 Chamfer 距离映射与传统 Chamfer 距离映射对匹配相似度函数 $F(\Phi)$ 的影响, 将 2 种算法分别匹配同一幅图像的目标, 选择变动 (x, y) 变量而保持其他变量不变, 观察匹配度函数的分布, 结果如图 3 所示.

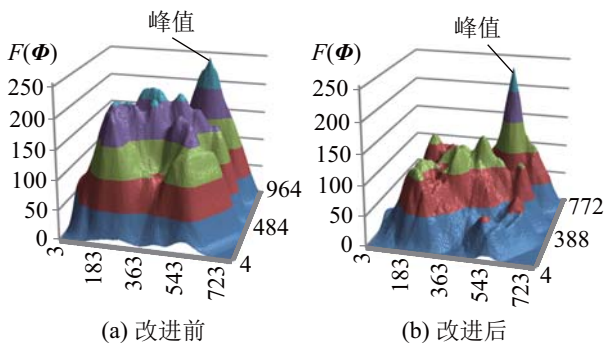


图 3 改进前后匹配度函数的分布

Fig.3 Distribution of the matching function before and after improvement

从图 3 可以看出, 改进后的 Chamfer 距离图上的目标峰值更加明显, 说明按倾角分层的方法能提高匹配相似度函数的灵敏性.

由上述内容可知, 求解零件位姿的问题即转变为寻找与图像最匹配的最优模型问题, 也即求函数 $F(\Phi)$ 最大值的问题. 在求函数 $F(\Phi)$ 最大值的过程中, 引入遗传算法 (GA, genetic algorithm) 作为搜索匹配方法. GA 是一种模拟自然界“优胜劣汰”进化过程的求解全局最优解的方法. GA 在求解问题时, 将待解参数编码为二进制或格雷码数串, 这

些数串被称为“基因”. 通过将这些“基因”交叉、变异和筛选淘汰使下一代的“基因”个体趋于更优的解. 采用 GA 求解匹配最优解的步骤如图 4 所示.

GA 作为一种随机搜索算法, 能使种群很快靠近全局最优值. 但当搜索接近峰值时, 大量的优势个体占据排序序列前端, 新的个体难以有机会更新最优值. 对此引入局部搜索方法“爬山法”, 在 GA 进行一段时间后, 以 GA 搜索的结果为初值, 运用“爬山法”在初值附近帮助寻找最优解.

爬山法一次只能对一个变量进行优化^[10]. 而相似度函数 $F(\Phi)$ 包含多个变量: 零件的位置、转角等, 这些变量有相对独立的图像意义, 变动其中一个对引起其他变量的 $F(\Phi)$ 分布的变化不大, 因此对它们依次进行爬山法优化. 排序、交叉变异的过程如图 5 所示.

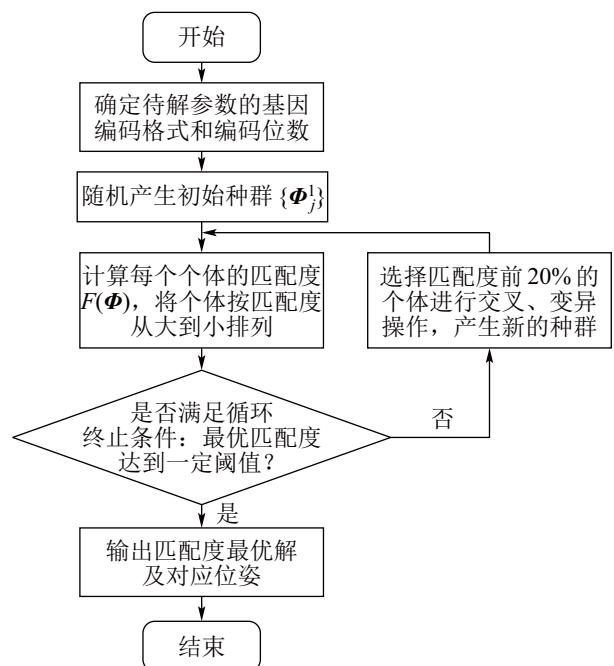


图 4 GA 求匹配最优解流程图

Fig.4 Flow chart of searching the optimal solution by GA

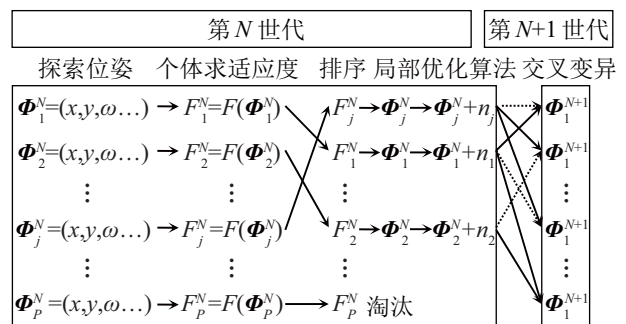


图 5 加入爬山法局部优化的遗传算法

Fig.5 The locally optimized GA by the hill climbing method

2.2 零件的 3 维建模

为实现目标零件的 3 维抓取, 预先对零件的 CAD 文件进行离线处理. 在空间中设立一系列不同方位的虚拟观察点, 根据 CAD 文件的数据信息对不同视角的目标零件进行立体模型分析, 得到对应的可见边缘点数据. 在实际测量中直接调用预先建立的模板点进行投影, 大量节省了模型数据分析的时间.

具体建模过程如下: 将目标零件置于虚拟球的球心位置, 设定一个合适的观察距离 d_{est} 作为球的半径, 在球面上划分若干均匀的经纬网格, 如图 6 所示, 每个网格线的交点即为一个虚拟观察点 (φ, θ) .

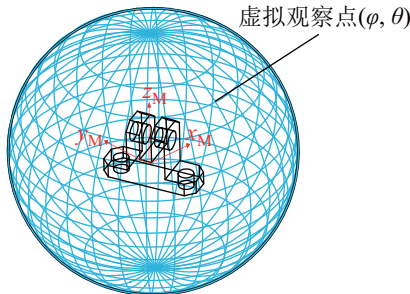


图 6 虚拟观察点的分布
Fig.6 Arrangement of virtual view points

在每个虚拟观察点上, 零件的 CAD 模型都可以投影成 2 维平面模型, 从中提取所需轮廓模板点的过程如图 7 所示.

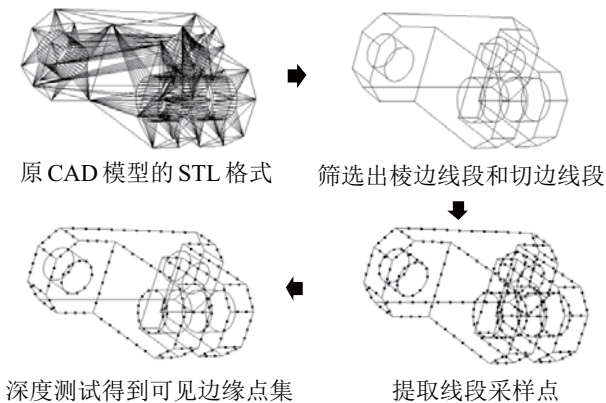


图 7 由 CAD 模型提取模板点
Fig.7 The extracted template points from CAD models

具体步骤为:

- 1) 导出零件 CAD 模型的 STL 格式文件, 读取其存储的几何体表面三角网格信息, 得到构成零件几何体表面三角形的所有线段;
- 2) 筛选出可能呈现为图像边缘的线段: 棱边线段和切边线段^[11], 等间距提取出这些线段的采样

点, 记为 $\{({}^M\mathbf{P})_i\}$, 同时记录每个点所在线段的向量 $\{({}^M\mathbf{V})_i\}$.

3) 参考 OpenGL 深度测试原理, 计算每个采样点在图像中的深度, 若大于 OpenGL 深度缓冲区中的深度值则消隐该点, 否则保留. 如此消隐掉被遮挡的边缘采样点, 得到可见边缘点集 $\{({}^M\mathbf{P}, {}^M\mathbf{V})_i\}$.

设虚拟观察点总个数为 N , 对每一个虚拟观察点建立待匹配模板, 即可得到匹配所需的所有模板点集, 记为 $\{ \{({}^M\mathbf{P}, {}^M\mathbf{V})_{ij}\}_p, p \in [0, N] \}$, 由此零件的离线 3 维探索模板库建立完成.

3 机器人抓取系统控制策略 (The control strategy of robot grasping system)

拟定的视觉抓取对象为静态放置的零件, 因此采用的视觉引导抓取系统的控制策略为 Look-then-Move^[12] 的末端开环控制方式. 其中, “Look” 部分包括摄像机对图像的采集和上位机对目标的位姿估计, 由第 2 节所述视觉位姿检测方法得到零件相对于摄像机的 6 自由度位姿 $\Phi = (t_x, t_y, t_z, \alpha, \beta, \gamma)$. “Move” 部分为机器人的运动抓取, 需由 Φ 计算得到抓取过程中传输给机器人控制器的信息, 即机器人在抓取零件时末端应位于基座坐标系中的位置 $\Phi_{Ed} = (X, Y, Z, W, P, R)$. 该计算过程涉及多个坐标系: 相机坐标系 (C_C)、零件模型坐标系 (C_M)、机器人基座坐标系 (C_B)、机器人末端坐标系 (C_E) 和夹具坐标系 (C_F).

图 8 所示为机器人抓取过程中系统各坐标系的相对位置关系, 摄像机与机器人末端的相对安装方式采用 eye-in-hand 式.

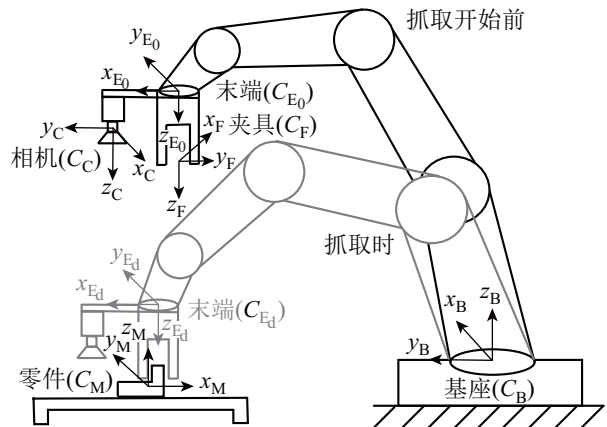


图 8 机器人抓取系统各坐标系示意图
Fig.8 The coordinates illustration of robot grasping system

设抓取前即初始状态下机器人的末端坐标系为 C_{E_0} , 由图 8 可得目标零件与基座坐标系的相对位置 ${}^B\mathbf{T}_M$ 为

$${}^B T_M = {}^B T_{E_0} \cdot {}^{E_0} T_{C_0} \cdot {}^{C_0} T_M \quad (3)$$

设抓取时机器人的末端坐标系为 C_{E_d} ，则抓取时零件与基座坐标系的相对位置为

$${}^B T_M = {}^B T_{E_d} \cdot {}^{E_d} T_F \cdot ({}^F T_M)_d \quad (4)$$

由于抓取开始前和抓取时目标零件与基座坐标系的相对位置 ${}^B T_M$ 不发生变化，因此由式 (3)、(4) 可得到抓取时机器人末端与基座坐标系的相对位置关系 ${}^B T_{E_d}$ ：

$${}^B T_{E_d} = {}^B T_{E_0} \cdot {}^{E_0} T_{C_0} \cdot {}^{C_0} T_M \cdot ({}^M T_F)_d \cdot {}^F T_{E_d} \quad (5)$$

其中， ${}^B T_{E_0}$ 表示机器人末端初始位置相对于基座的转换矩阵。在抓取开始前通过示教器手动给定机器人末端一个合适的位置，使得摄像机能顺利进行目标采集，此时根据示教器显示的 C_{E_0} 在 C_B 下的坐标值 $\Phi_{E_0} = (X_0, Y_0, Z_0, W_0, P_0, R_0)$ 可直接得到 ${}^B T_{E_0}$ 。

摄像机和机器人末端的位置关系 ${}^{E_0} T_{C_0}$ 通过手眼标定得到，采用求解手眼约束关系式 $AX = XB$ 的标定方法^[13]。机器人夹具和末端的位置关系 ${}^F T_{E_d}$ 通过工具坐标系标定得到，采用三点法^[14] 进行标定。

${}^{C_0} T_M$ 表示初始状态下零件相对于相机的坐标转换矩阵，可由视觉检测算法求出的 C_M 相对于 C_C 的6自由度位姿 $\Phi = (t_x, t_y, t_z, \alpha, \beta, \gamma)$ 计算得到。

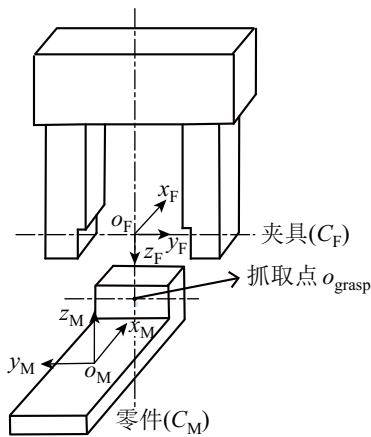


图9 抓取过程中夹具与模型坐标系示意图

Fig.9 The illustration of the fixture and model coordinates during grasping

${}^M T_F$ 表示抓取时零件与夹具的相对位置关系，它是一个目标值，需提前作为已知量输入给系统。首先定义夹具坐标系的三坐标轴方向，设定 C_F 的原点 o_F 位于夹具手指尖中心， z_F 处在夹具指向进入零件的方向， y_F 处在夹具的一个指尖指向另一个指尖， x_F 与 z_F 、 y_F 正交，如图9所示。对于每一个

待抓取的零件，选取一个合适的抓取点 o_{grasp} ，该点在抓取时与 o_F 重合。假定 o_{grasp} 与 o_F 重合，那么 ${}^M T_F$ 可通过 C_F 与 C_M 之间的坐标变换关系求出。

由式 (5) 计算得到 ${}^B T_{E_d}$ 后，即可求出抓取过程中传输给机器人控制器的抓取信息 $\Phi_{E_d} = (X, Y, Z, W, P, R)$ 。

$${}^B T_{E_d} = \begin{bmatrix} cPcR & -cPsR & sP & X \\ sWsPcR+cWsR & -sWsPsR+cWcR & -sWcP & Y \\ -sPcWcR+sWsR & sPcWsR+sWcR & cWcP & Z \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (6)$$

式中，s 和 c 分别表示 sin 和 cos 函数，X、W、P 和 R 分别为

$$\begin{cases} X = ({}^B T_{E_d})_{1,4}, Y = ({}^B T_{E_d})_{2,4}, Z = ({}^B T_{E_d})_{3,4} \\ W = \arctan(-({}^B T_{E_d})_{3,2} / ({}^B T_{E_d})_{3,3}) \\ P = \arcsin ({}^B T_{E_d})_{1,3} \\ R = \arctan(-({}^B T_{E_d})_{2,1} / ({}^B T_{E_d})_{1,1}) \end{cases} \quad (7)$$

4 实验 (Experiment)

4.1 位姿检测算法的验证实验

为验证加入爬山法局部优化的遗传算法在搜索匹配上的优越性，分别用单遗传算法和加入爬山法优化的遗传算法对同一幅图像上的目标进行匹配，重复5次实验取平均值，优化前后匹配相似度函数 $F(\Phi)$ 随时间的变化如图10所示。

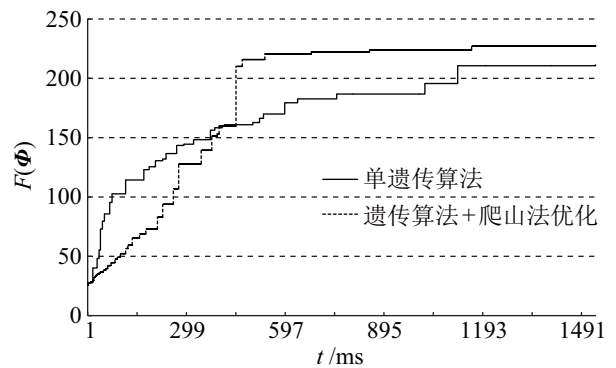


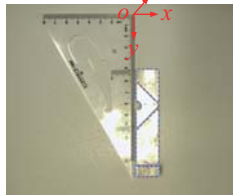
图10 优化前后的遗传算法匹配度函数

Fig.10 The matching function of GA before and after improvement

从图10中可以看出，加入爬山法局部优化的遗传算法能在搜索初期使匹配度函数快速上升，在500 ms内即能收敛到最优结果附近，且稳定后的匹配度函数值更高、匹配程度更好。

为从数值上验证提出的位姿检测算法的正确性, 设计如下实验方案: 将目标零件以确定的位姿(自由度已知)摆放在测量平台上, 运用视觉检测算法测量其位姿, 并与已知位姿作对比. 图 11~13 是 3 组实验的测量结果.

(1) 视觉测量实验 1: 水平放置零件

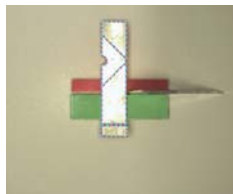


放置位姿	测量位姿
$t_x = 0 \text{ mm}$	$\hat{t}_x = 0.235 \text{ mm}$
$t_y = 50 \text{ mm}$	$\hat{t}_y = 50.039 \text{ mm}$
$t_z = 0 \text{ mm}$	$\hat{t}_z = 0.898 \text{ mm}$
$\alpha = 0^\circ$	$\hat{\alpha} = 0.246^\circ$
$\beta = 0^\circ$	$\hat{\beta} = -0.902^\circ$
$\gamma = -90^\circ$	$\hat{\gamma} = -89.295^\circ$

图 11 视觉测量实验 1

Fig.11 The 1st visual measurement experiment

(2) 视觉测量实验 2: 深度方向移动零件(白色金属质物体为目标零件)




放置位姿	测量位姿
$t_x = 0 \text{ mm}$	$\hat{t}_x = 0.816 \text{ mm}$
$t_y = 50 \text{ mm}$	$\hat{t}_y = 49.377 \text{ mm}$
$t_z = 20 \text{ mm}$	$\hat{t}_z = 18.802 \text{ mm}$
$\alpha = 0^\circ$	$\hat{\alpha} = 0.846^\circ$
$\beta = 0^\circ$	$\hat{\beta} = -1.147^\circ$
$\gamma = -90^\circ$	$\hat{\gamma} = -89.799^\circ$

图 12 视觉测量实验 2

Fig.12 The 2nd visual measurement experiment

(3) 视觉测量实验 3: 平面外旋转零件(深灰色金属质物体为目标零件)



放置位姿	测量位姿
$t_x = -50 \text{ mm}$	$\hat{t}_x = -50.757 \text{ mm}$
$t_y = 0 \text{ mm}$	$\hat{t}_y = -0.556 \text{ mm}$
$t_z = 0 \text{ mm}$	$\hat{t}_z = -1.128 \text{ mm}$
$\alpha = 0^\circ$	$\hat{\alpha} = 1.040^\circ$
$\beta = -30^\circ$	$\hat{\beta} = -28.714^\circ$
$\gamma = 0^\circ$	$\hat{\gamma} = -0.452^\circ$

图 13 视觉测量实验 3

Fig.13 The 3rd visual measurement experiment

统计 3 组实验的测量位姿与理论位姿误差的绝对值, 并计算最大值, 如表 1 所示.

由表 1 可以看出, 在 6 个自由度上位姿测量的结果均在合理的误差范围内, 验证了视觉检测算法的准确性.

3 组视觉测量实验的耗时记录如表 2 所示, 可以看出一次位姿检测的时间在 500 ms 左右, 即每分钟可检测 120 帧图像中的目标位姿, 可满足一般工业生产中零件抓取与装配的需求.

表 1 3 组位姿测量实验误差

Tab.1 The errors of three pose measurement experiments

变量	实验 1	实验 2	实验 3	最大值
$\Delta t_x / \text{mm}$	0.235	0.816	0.757	0.816
$\Delta t_y / \text{mm}$	0.039	0.623	0.556	0.623
$\Delta t_z / \text{mm}$	0.898	1.198	1.128	1.198
$\Delta \alpha / (^\circ)$	0.246	0.846	1.040	1.040
$\Delta \beta / (^\circ)$	0.902	1.147	1.286	1.286
$\Delta \gamma / (^\circ)$	0.705	0.201	0.452	0.705

表 2 位姿测量实验耗时

Tab.2 The elapsed times of the pose measurement experiments

	实验 1	实验 2	实验 3
耗时 /ms	457.263	421.050	538.965

4.2 机器人抓取实验

机器人智能抓取实验平台如图 14 所示, 用于抓取零件的机器人型号为 FANUC 系列的 LR Mate 200iC, 在其末端法兰盘处安装了所设计的“手眼”机构, 见图 15, 该机构主要用于固定电动夹具、相机和光源等. 电动夹具由电机驱动实现一对滑块的收紧与放开, 滑块上连接自制夹持连接件和夹持手指用于夹取零件. 由机器人示教器的信息可得机器人末端相对于基座的初始坐标为 $\Phi_{E_0} = (0, 387, 115, 180, 0, 90)$, 可进一步求得 ${}^B T_{E_0}$:

$${}^B T_{E_0} = \begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 & 0 \\ -1 & 0 & 0 & 387 \\ 0 & 0 & -1 & 115 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (8)$$

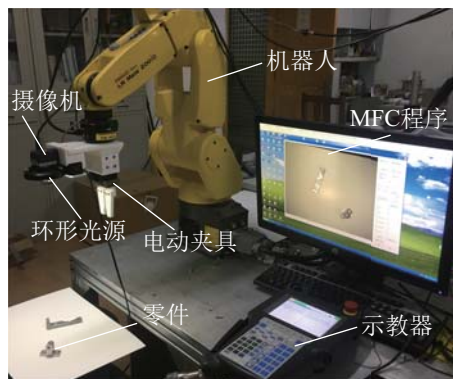


图 14 机器人智能抓取实验平台

Fig.14 The experiment platform of robotic intelligent grasping

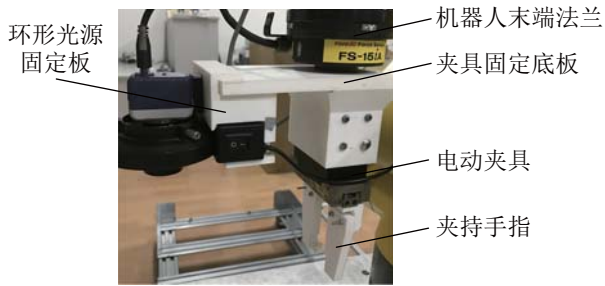


图 15 安装于机器人末端的“手眼”机构设计

Fig.15 Design of the hand-eye mechanism installed at the end of the robot

经手眼标定实验得到的摄像机与机器人末端的相对位置变换矩阵 ${}^C T_E$ 为

$${}^C T_E = \begin{bmatrix} 0.0212 & 0.9997 & -0.0413 & -28.3194 \\ -1.0068 & -0.0692 & 0.0329 & -179.8999 \\ -0.1146 & 0.0367 & 1.0957 & -63.3012 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (9)$$

工具坐标系标定得到的机器人末端与夹具的相对位置矩阵 ${}^E T_F$ 为

$${}^E T_F = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 0 & 0.0458 \\ 0 & -1 & 0 & -4.3903 \\ 0 & 0 & 1 & 254.2371 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (10)$$

机器人抓取实验方案设计如下：将目标零件以确定的位姿（抓取位姿已知）摆放至抓取平台中，运用视觉引导的机器人控制算法抓取零件后，将实际的抓取位姿与理论抓取位姿作对比。图 16~18 是 3 组实验的抓取结果，同时给出抓取时夹具与零件相对位置的拍摄照片。

(1) 抓取实验 1：水平放置零件（白色金属质物体为目标零件）



图 16 抓取实验 1

Fig.16 The 1st grasping experiment

理论抓取位姿	实际抓取位姿
$X = 0 \text{ mm}$	$\hat{X} = -0.893 \text{ mm}$
$Y = 500 \text{ mm}$	$\hat{Y} = 500.945 \text{ mm}$
$Z = -170 \text{ mm}$	$\hat{Z} = -168.266 \text{ m}$
$W = -180^\circ$	$\hat{W} = -181.070^\circ$
$P = 0^\circ$	$\hat{P} = 0.871^\circ$
$R = 90^\circ$	$\hat{R} = 88.351^\circ$

(2) 抓取实验 2：改变高度后水平放置零件（白色金属质物体为目标零件）



图 17 抓取实验 2

Fig.17 The 2nd grasping experiment

理论抓取位姿	实际抓取位姿
$X = 20 \text{ mm}$	$\hat{X} = 20.245 \text{ mm}$
$Y = 510 \text{ mm}$	$\hat{Y} = 509.307 \text{ mm}$
$Z = -150 \text{ mm}$	$\hat{Z} = -151.525 \text{ mm}$
$W = -180^\circ$	$\hat{W} = -181.538^\circ$
$P = 0^\circ$	$\hat{P} = -1.367^\circ$
$R = 50^\circ$	$\hat{R} = 50.948^\circ$

(3) 抓取实验 3：平面外旋转零件（白色金属质物体为目标零件）



图 18 抓取实验 3

Fig.18 The 3rd grasping experiment

理论抓取位姿	实际抓取位姿
$X = -50 \text{ mm}$	$\hat{X} = -48.520 \text{ mm}$
$Y = 550 \text{ mm}$	$\hat{Y} = 550.673 \text{ mm}$
$Z = -170 \text{ mm}$	$\hat{Z} = -169.017 \text{ mm}$
$W = 180^\circ$	$\hat{W} = -178.711^\circ$
$P = 30^\circ$	$\hat{P} = 30.957^\circ$
$R = 150^\circ$	$\hat{R} = 150.376^\circ$

统计 3 组实验的实际抓取位姿与理论抓取位姿的误差绝对值，并计算最大值和方差，如表 3 所示。

表 3 3 组抓取实验误差

Tab.3 The errors of three grasping experiments

变量	实验 1	实验 2	实验 3	最大值	方差
$\Delta X / \text{mm}$	0.893	0.245	1.480	1.480	0.254
$\Delta Y / \text{mm}$	0.945	0.693	0.673	0.945	0.015
$\Delta Z / \text{mm}$	1.734	1.525	0.983	1.734	0.100
$\Delta W / (^\circ)$	1.070	1.538	1.289	1.538	0.037
$\Delta P / (^\circ)$	0.871	1.367	0.957	1.367	0.047
$\Delta R / (^\circ)$	1.649	0.948	0.376	1.649	0.271

从表 3 可以看出，视觉引导机器人抓取方法在位置检测上的误差控制在 2 mm 内，角度方向上的误差在 2° 以内，基本能够满足工业零件的 3 维抓取要求。

5 结论 (Conclusion)

在自动化工业生产线上，工业机器人的零件抓取操作十分常见，基于视觉引导的 3 维零件抓取研究逐渐热门。针对这一研究提出一种基于单摄像机视觉引导的机器人零件 3 维抓取方法，算法包括视觉系统和机器人控制系统 2 部分。其中视觉系统包

括加入倾角分层的 Chamfer 距离匹配、加入爬山法局部优化的遗传算法最优搜索和 3 维模板库的离线建立, 实现了成本低、耗时少、准确性高的 6 自由度位姿检测。机器人控制系统包括各坐标系的矩阵转换和系统标定等, 抓取实验结果表明在位置和角度上的误差均在合理范围内, 验证了该算法的可行性。下一步研究将逐渐实现基于视觉引导的复杂系统的工业机器人操作, 如工业零部件的智能对准装配与焊接等。

参考文献 (References)

- [1] Jia B X, Liu S, Zhang K X, et al. Survey on robot visual servo control: Vision system and control strategies[J]. Acta Automatica Sinica, 2015, 41(5): 861-873.
- [2] Li H, Chen Y L, Chang T H, et al. Binocular vision positioning for robot grasping[C]//IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics. Piscataway, USA: IEEE, 2011: 1522-1527.
- [3] Hui J Z, Yang Y K, Hui Y, et al. Research on identify matching of object and location algorithm based on binocular vision[J]. Journal of Computational and Theoretical Nanoscience, 2016, 13(3): 2006-2013.
- [4] 杨贺然, 张莉彦. 基于末端开环视觉系统的机器人目标抓取研究 [J]. 组合机床与自动化加工技术, 2012, 12(12): 37-44.
Yang H R, Zhang L Y. Research of robot grasp based on endpoint open loop vision system[J]. Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique, 2012, 12(12): 37-44.
- [5] Guo Q D, Quan Y M, Zhu Z W, et al. Workpiece posture measurement and intelligent robot grasping based on monocular vision[C]//8th International Conference on Measuring Technology and Mechatronics Automation. Piscataway, USA: IEEE, 2016: 919-922.
- [6] Ulrich M, Wiedemann C, Steger C. Combining scale-space and similarity-based aspect graphs for fast 3D object recognition[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2012, 34 (10): 1902-1904.
- [7] Liu M Y, Tuzel O, Veeraraghavan A, et al. Fast object localization and pose estimation in heavy clutter for robotic bin picking[J]. International Journal of Robotics Research, 2012, 31(8): 951-973.
- [8] 刘相, 邹北骥, 孙家广. 基于边界跟踪的快速欧氏距离变换算法 [J]. 计算机学报, 2006, 29(2): 317-323.
Liu X, Zou B J, Sun J G. Fast Euclidean distance transform based on contour tracking[J]. Chinese Journal of Computers, 2006, 29(2): 317-323.
- [9] 胡星火, 姚剑敏, 林志贤, 等. 基于改进 Chamfer 匹配的台标识别 [J]. 计算机工程, 2013, 39(1): 195-199.
Liu X H, Yao J M, Lin Z X, et al. TV symbol recognition based on improved Chamfer matching[J]. Computer Engineering, 2013, 39 (1): 195-199.
- [10] Varadharajan T K, Rajendran C. A multi-objective simulated-annealing algorithm for scheduling in flowshops to minimize the makespan and total flowtime of jobs[J]. European Journal of Operational Research, 2005, 167(3): 772-795.
- [11] Choi C, Christensen H I. Real-time 3D model-based tracking using edge and keypoint features for robotic manipulation[C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation. Piscataway, USA: IEEE, 2010: 4048-4055.
- [12] 贾东永, 黄强, 田野, 等. 基于视觉前馈和视觉反馈的仿人机器人抓取操作 [J]. 北京理工大学学报, 2009, 29(11): 983-987.
Jia D Y, Huang Q, Tian Y, et al. Object manipulation of a humanoid robot based on visual feedforward and visual feedback [J]. Transactions of Beijing Institute of Technology, 2009, 29(11): 983-987.
- [13] 许海霞, 王耀南, 方琴, 等. 一种机器人手眼关系自标定方法 [J]. 机器人, 2008, 30(4): 373-378.
Xu H X, Wang Y N, Fang Q, et al. A self-calibration approach to hand-eye relation of robot[J]. Robot, 2008, 30(4): 373-378.
- [14] 刘毅, 丛明, 刘冬, 等. 基于改进遗传算法与机器视觉的工业机器人猪腹剖切轨迹规划 [J]. 机器人, 2017, 39(3): 377-384.
Liu Y, Cong M, Liu D, et al. Trajectory planning for porcine abdomen cutting based on an improved genetic algorithm and machine vision for industrial robot[J]. Robot, 2017, 39(3): 377-384.

作者简介:

宋薇 (1981-), 女, 博士, 副研究员. 研究领域: 机器人控制, 机器视觉, 精密测量.

仇楠楠 (1992-), 女, 硕士生. 研究领域: 机器视觉及视觉反馈控制.

沈林勇 (1962-), 男, 博士, 副研究员. 研究领域: 机器人应用技术, 康复机器人.