

针对机器人位姿测量立体标靶的单目视觉标定方法

张 旭, 魏 鹏

(上海大学 机电工程与自动化学院, 上海 200072)

摘 要: 工业机器人末端位姿测量对机器人装配和机器人标定等工作具有重要价值。针对机器人位姿测量中常用标靶受环境光干扰较大、机器人运动空间有限等缺点设计了一款亮度可调、响应迅速的六面体立体标靶, 并提出一种基于单目视觉的立体标靶标定方法。通过初始图像对的选择, 解决单目视觉中本质矩阵分解得到的平移向量不精确的问题, 并采用光束平差法对初始图像场景进行优化; 向场景中添加新图像并使用光束平差法对场景进行全局优化, 提高特征点重建精度; 以精度为 $5\ \mu\text{m}$ 的平面标定板上的特征点作为真实点, 解决单目视觉重建场景缺乏尺度因子的问题。实验表明: 特征点三维重建的平均误差小于 $0.035\ \text{mm}$, 能够有效进行立体标靶的标定; 使用该标靶计算的机器人位姿信息, 将机器人的位置精度提高了 37% 。

关键词: 立体标靶标定; 立体标靶; 特征面识别; 场景重建

中图分类号: TP241.2 **文献标志码:** A **DOI:** 10.3788/IRLA201746.1117005

Monocular vision calibration method of the stereo target for robot pose measurement

Zhang Xu, Wei Peng

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

Abstract: The full pose measurement of industrial robot was valuable to robot assembly and robot calibration. In order to decrease the influence of ambient light and expand the target movement space, an active target was designed, and a method of the target calibration based on monocular vision was proposed. The initial pair was selected to enhance the accuracy of the translation vector which was decomposed from essential matrix. Then, images were added one by one and they all were used in the bundle adjustment to compute the high accuracy of 3D structure in the whole scene. Further, the points of the calibration board was adopted as the scale factor, and all the information was transformed into metric. The experimental results demonstrated that the 3D reconstruction precision is less than $0.035\ \text{mm}$, and the method could satisfy the requirement of stereo target calibration. Besides, the robot pose is effectively identified, and the position accuracy is improved by 37% .

Key words: stereo target calibration; stereo target; feature surface recognition; scene reconstruction

收稿日期: 2017-03-10; 修订日期: 2017-04-20

基金项目: 国家自然科学基金(51575332); 机械系统与振动国家重点实验室课题(MSV2015010);
上海市教育委员会科研创新项目(2014Z10280034)

作者简介: 张旭(1982-), 男, 硕士生导师, 博士, 主要从事深度信息获取和计算机视觉方面的研究。Email: xuzhang@shu.edu.cn

0 引言

机器人位姿测量是指测量机器人末端(特指机器人末端法兰中心)相对于测量坐标系或机器人基座坐标系的位姿。获取机器人测量位姿对机器人有着重要的意义,如在用视觉伺服控制机器人进行装配中需要视觉系统实时反馈机器人的位姿,从而控制机器人进行装配^[1];再比如对工业机器人 D-H 参数标定时关键一步就是要获得多组机器人的测量位姿,从而进行标定工作^[2]。

D-H 模型是常用的机器人运动学模型,通过关节转角、关节扭角、杆长、连杆间距 4 个 D-H 参数描述机器人相连两杆的关系,从而建立关节坐标系,建立机器人模型。机器人的末端安置各种标靶,通过获取标靶中基准点的坐标,计算 DH 参数,从而计算出机器人末端在基座坐标系下的位姿,从而完成机器人的位姿测量。

现在进行机器人位姿测量的方法很多,按照测量传感器的不同可分为激光跟踪仪器^[3]和视觉传感器^[4]。激光跟踪仪具有测量精度高,测量范围大等优点,但缺点明显:不易搬运而且价格昂贵。视觉测量具有测量效率高、成本低的优点,随着测量精度的提高,使用也越来越广泛。常用的视觉测量系统可以分为两种形式:eye-in-hand 和 eye-to-hand 系统。在这两种系统中,常用的测量方法也有两种:运动学回路法^[5]和轴线测量法^[6]。运动学回路法是通过测量装置获取机器人末端位姿,通过求解机器人的运动学方程获得机器人的关节参数。轴线法将机器人的关节轴线抽象成空间中的一条直线,利用关节轴线间的几何关系求出模型中运动学参数的方法。与运动学回路法相比,轴线测量法标定过程简单,可操作性强,故文中也采用该方法。

在 eye-to-hand 系统中,摄像机固定安装,位置不随机手运动而改变,此时为获取机器人的运动信息,需要在机器人的末端安装标靶。常见的标靶有平面标定板^[7]、表面具有反光标识点的标靶^[8],以及带有红外 LED 光点的标靶^[9]。使用平面标定板在特征信息提取的过程中不具有实时性,需要手动获取 ROI,效率低下;采用反光靶点的标靶,在实际使用中由于反光效果对工作距离敏感,稳定性较差,特别

是在具有多镜面反射或强光环境;采用红外 LED 光点的标靶具有亮度可调、波长稳定、响应迅速的优点,但只有一个特征面,测量范围有限。

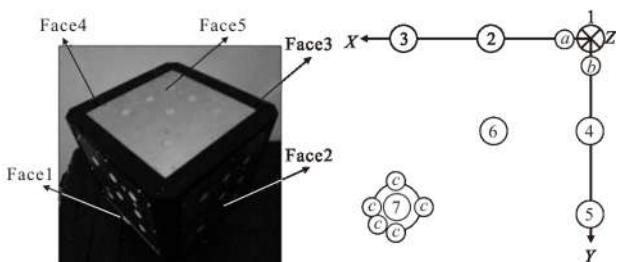
综合考虑以上标靶的优劣,文中设计了一种主动光立体标靶,并通过与之配套的特征面识别算法快速进行特征面和特征圆编号的识别。并以标靶中的一个特征面建立的坐标系作为标靶坐标系,通过视觉的方法获得标靶在测量坐标系下的位姿。在测量过程中,不能确保建立标靶坐标系的特征面出现在视野中,故需要确定其它特征面相对与该特征面的位姿,这个过程被称为立体标靶的标定。通过特征点重建,获得标靶特征点在测量坐标系下的坐标,继而建立特征面坐标系,获取特征面坐标系在立体标靶坐标系下的位姿。特征点重建常用的方法可分为单目视觉和双目视觉。与双目视觉相比,单目视觉需要采集多张图像,并通过最小化重投影误差进行优化,重建精度比双目精度高^[10],且仅使用单相机,花费较小。由于立体标靶的标定精度对整个机器人位姿测量精度具有较大影响,文中采用单目视觉的方法对立体标靶进行标定。单目视觉通常通过图像序列中的两张图像求取本质矩阵,并分解本质矩阵以获取两张视图间的旋转矩阵和缺少尺度因子的平移矩阵,对于图像序列中的其它视图,通过 PNP 的方法进行求取,并对整个过程进行光束平差法优化^[11]。本质矩阵的分解过程中,本质矩阵分解得到旋转矩阵具有较高的精度,但两摄像机轴线的夹角对平移矩阵的精度产生较大影响^[12],且重建出来的三维点缺少一个尺度因子。

针对单目三维点重建的问题,文中首先使用单相机对立体标靶的两相邻特征面进行拍照,获取一组图像,继而从中选择任意两张进行三维重建,并以两张图像所对应的摄像机的光心与重建三维点的连线的夹角为约束,从而选择合适的初始图像对,以解决本质矩阵分解所得平移向量不精确的问题。并使用已知真实尺寸的平面标定板,计算重建点的尺度因子,通过重建出的三维点求得其他特征面坐标系相对与标靶坐标系的位姿,有效的完成了立体标靶的标定工作,最后使用该标靶通过轴线法对机器人进行位姿测量,有效进行了机器人的位姿测量工作。

1 主动光立体标靶及其特征点匹配算法

1.1 立体标靶

工业机器人的工作空间较大,要求立体标靶的特征面在机器人任意运动空间均可视,文中设计了六面体结构的立体标靶,如图 1(a)所示。一个面与机器人法兰末端相连,其他面上由按一定规则排列的特征圆组合,用 $Face_i (i=1,2, \dots, 5)$ 表示,可通过特征识别算法识别特征面。 $Face_i$ 由 7 个大圆和 3 个小圆组成,如图 1(b)所示。7 个大圆位置相同,将其编号为 1~7,用于建立特征面坐标系。坐标系的建立规则如下:以 1 号大圆中心为坐标原点,1~3 号的向量为 X 轴方向,1~5 号的向量为 Y 轴方向, Z 轴的方向按右手定则确定。特征面上的 3 个小圆,编号为 a, b, c ,其中 a, b 位置相同,用于确定坐标原点, c 的位置不同,用于确定 $Face_i$ 。通过这种方式立体标靶的每一个特征面能够提供位姿信息和面编号信息。



(a) 立体标靶图 (b) 特征面示意图

(a) Stereo target (b) Schematic diagram features surfaces

图 1 立体标靶图像和特征面示意图

Fig.1 Stereo target image and schematic diagram of features surface

1.2 立体标靶特征面识别

在立体标靶的标定过程中,必须对立体标靶特征面进行识别,以确定特征面和特征点的标号信息,特征点的标号信息用于特征点的匹配,整个识别步骤如下:

(1) 图像预处理。采用高斯滤波对图像进行降噪,并对图像进行二值化分离目标区和背景区。

(2) 特征圆提取。为准确获取目标特征圆,剔除环境光的影响,必须对图像中的椭圆进行筛选,这里采用两个筛选条件:1) 椭圆所占像素值。特征圆在固定测量范围内,特征圆所占像素数在一定范围内,而背景轮廓和噪声产生的轮廓不满足该条件。2) 椭圆长短轴比值。特征圆在相机上成像为椭圆,经椭圆

拟合后可获得椭圆长短轴值,椭圆长短轴比的设定可滤除倾斜角度过大的特征圆。

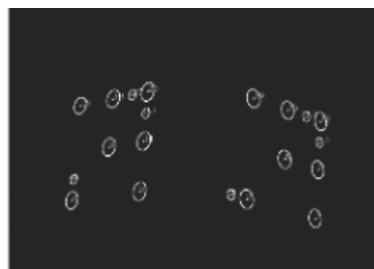
(3) 确定特征圆和特征面。查找 a, b 小圆。为查找其他大圆,定义 3 个参考方向, X, Y 轴方向和 45° 方向。这里用 1 号大圆与两个小圆定义参考向量,需先辨识 a, b 小圆。建立 1 号大圆到两个小圆的矢量,分别为 V_1 和 V_2 。将 V_1 和 V_2 进行叉乘,通过结果的正负辨别 a, b 。1 号大圆到 a 号小圆的方向为 X 轴方向,到 b 号小圆的方向为 Y 轴方向,以 X 轴、 Y 轴的中线作为 45° 方向,分别用 V_x, V_y, V_{45} 表示。查找 2~7 号大圆。更新参考方向向量。根据上一步定义的 V_x, V_y, V_{45} 找出在这些方向向量上的圆,并根据其同 1 号圆的距离确定编号。识别出每个方向上的 3 个大圆后,分别使用最小二乘法将 3 个方向上的大圆圆心拟合合成直线,作为新的方向向量,更新 V_x, V_y, V_{45} 方向参考向量。

查找 c 号小圆,确定面编号。根据 7 号大圆和小圆的距离约束,确定小圆 c ,并计算 7 号大圆到小圆 c 的方向 V_c ,将 V_c, V_{45} 分别进行点乘,结果等于 0,则为 $Face_1$;为正则为 $Face_2$ 或 $Face_4$,为负则为 $Face_3$ 或 $Face_5$;将 $Face_2$ 和 $Face_4$ 对应的 V_c 与 V_{45} 叉乘,通过结果的正负识别出 $Face_2$ 和 $Face_4$, $Face_3$ 和 $Face_5$ 采用同样的方法辨别。通过以上特征面识别算法,能够快速识别特征面和特征点,图 2 为标靶实际检测效果。



(a) 原始图像

(a) Original image



(b) 特征点识别

(b) Feature point recognition



(c) 特征面识别

(c) Feature surface recognition

图 2 标靶特征面识别过程

Fig.2 Process of feature surface recognition

2 立体标靶标定系统概述

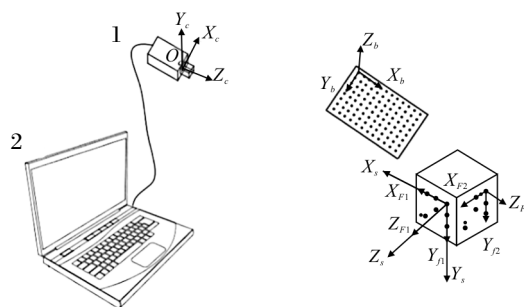
2.1 系统组成和工作原理

基于单目视觉的三维重建的结构及工作方式如图 3 所示,主要由摄像机、立体标靶、平面标定板和装有测量软件的计算机。立体标靶配有一个电压适配器,用于调节特征点的亮度。在图像采集前,使用立体标靶上的电压适配器调节亮度,确保立体标靶和平面标定板上特征点的亮度一致。单目视觉三维重建后的特征点坐标缺少一个尺度因子,这里使用平面标定板上的特征点真值,确定尺度因子。

立体标靶相邻特征面的设计夹角为 90° , 在一个视图中最多能够出现 3 个特征面,不能采集到所有的特征面,文中采用分别求各个特征面坐标系在立体标靶坐标系位姿的策略。为了方便阐述该问题,建立特征面坐标系 $O_{Fi}-X_{Fi} Y_{Fi} Z_{Fi}(i=1,2, \dots,5)$, 立体标靶坐标系 $O_s-X_s Y_s Z_s$ 和平面标定板坐标系 $O_b-X_b Y_b Z_b$, 如图 3(a)所示,并设定 $O_s-X_s Y_s Z_s$ 与 $O_{F1}-X_{F1} Y_{F1} Z_{F1}$ 重合,这里将立体标靶的标定问题转化为 $O_s-X_s Y_s Z_s$ 下 $O_{Fi}-X_{Fi} Y_{Fi} Z_{Fi}$ 位姿的求解问题。需要分别采集 Face1 和 Face*i* 同时出现的图像组,用 $G^{(1,2)}, G^{(1,3)}, G^{(1,4)}$ 和 $G^{(1,5)}$ 表示,由于 Face1 和 Face3 在设计上平行,只能采集 $G^{(2,3)}$ 或 $G^{(3,4)}$, 通过位姿变换的方法,最终转换到 $O_s-X_s Y_s Z_s$ 。

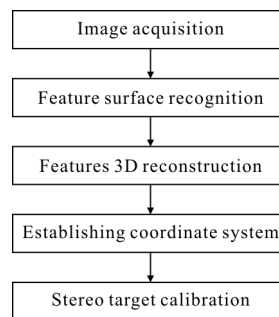
在图像采集过程中,分别采集 $G^{(1,2)}, G^{(1,3)}, G^{(1,4)}$ 和 $G^{(1,5)}$ 和 $G^{(2,3)}$ 或 $G^{(3,4)}$ 的 4 组图像。在每组图像的采集过程中,确保平面标定板和立体标靶出现在摄像机视野的情况下,移动安装相机的三脚架,获取不同相机位姿下的视图。通过计算机的后续处理,进行特征面特征点的三维重建,通过在特征面上建立坐标系,求得特征面间相对位姿,进而转换到立体标靶坐

标系下,从而完成立体标靶的标定工作,整个处理流程如图 3(b)所示。



(a) 硬件系统

(a) Hardware system



(b) 软件系统

(b) Software system

图 3 系统组成及工作示意图

Fig.3 Schematic diagram of system configuration and working principle

2.2 系统模型

采集到的 4 组图像中每组图像的计算方法一样,这里仅对 $G^{(1,2)}$ 进行详细的介绍。

Face1 上任一特征点 P^{F1m} ($m=1,2, \dots,10$) 在 $O_{F1}-X_{F1} Y_{F1} Z_{F1}$ 下的齐次坐标为 $P^{F1m}=[X_{F1m} Y_{F1m} Z_{F1m} 1]^T$, Face2 上任一特征点 P^{F2m} 在 $O_{F2}-X_{F2} Y_{F2} Z_{F2}$ 上的齐次坐标为 $P^{F2m}=[X_{F2m} Y_{F2m} Z_{F2m} 1]^T$, 则两个坐标系间的相对关系为:

$$P^{F2m}=[R, t] P^{F1m} \quad (1)$$

式中: R, t 为坐标系 $O_{F1}-X_{F1} Y_{F1} Z_{F1}$ 与 $O_{F2}-X_{F2} Y_{F2} Z_{F2}$ 间的旋转矩阵和平移矩阵。根据摄像机针孔模型:

$$P^{ck}=K[R, t]P^{ck} \quad (2)$$

式中: $P^{ck}=[u \ v \ 1]^T$ 为图像点的齐次坐标; K 为摄像机内参矩阵; $P^{ck}=[X \ Y \ Z \ 1]^T$ 为空间中任一点。摄像机内参矩阵 K 在测量系统工作前已经标定过,为已知量。摄像机在实际成像过程中会存在畸变,为简化问题的描述,这里假定摄像机畸变已被摄像机标定校正。

在整个测量过程中,通过两视图作为初始图像对,就可以计算出两相机的相对位姿及第一个摄像机坐标系下的三维点 $\bar{P}_m (m=1,2,\dots,20)$,在 3.1 节进行详细阐述。对于一组图像中的其它图像,利用 $P_m \leftrightarrow \bar{P}_m (m=1,2,\dots,20)$ 的对应关系,由公式 (2) 计算出 R, t (这就是计算视觉中经典的 PNP 问题),以获得其它相机相对于摄像机 1 的位姿,详见 3.2 节。由于重建的特征点缺少一个尺度因子,使用标定板上的部分特征点解决这个问题,详见 3.3 节。最后,通过重建的三维点建立特征面坐标系,获得各个特征面坐标系在立体标靶坐标系下的位姿,完成立体标靶的标定,整个过程见 3.4 节。

3 立体标靶标定

文中提出的方法建立在两视图几何的基础上,首先对两视图间的关系进行介绍,视图间的几何关系如图 4 所示。

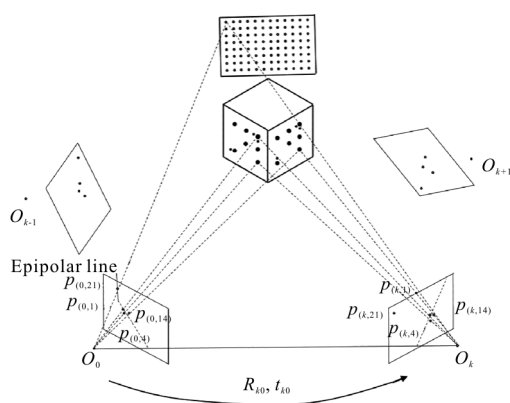


图 4 图像之间的几何关系图

Fig.4 Geometry relationship of images

3.1 双视图几何关系

对于图像 $I_k \in G^{(1,2)} (k=0,1,\dots,t-1)$ 任一点其归一化坐标 $\hat{p}_{(k,i)}$ 可表示为:

$$\hat{p}_{(k,i)} = K^{-1} p_{(k,i)} = [R \ t] P \quad (3)$$

将图像 I_0 时摄像机坐标系 $O_{c0}-X_{c0}Y_{c0}Z_{c0}$ 作为参考坐标系 $O_r-X_rY_rZ_r$ 。图像 $I_k (k>0)$ 与图像 I_0 的本质矩阵的本质矩阵 E_{kr} 的定义方程为:

$$P_{(k,m)} E_{kr} P_{(r,m)} = 0 \quad (4)$$

本质矩阵的求解常用的求解方法有: Nisté 提

出的 5 点算法^[13]和 Longuet-Higgins 提出的 8 点算法^[14]。由于 5 点算法可使用于特征退化的情况,因此文中统一使用 5 点算法对本质矩阵进行求解。另外,本质矩阵也定义为:

$$E_{kr} = [t_{kr}]_{\times} R_{kr} \quad (5)$$

式中: R_{kr} 表示图像 I_k 相对于 I_0 的旋转矩阵; t_{kr} 表示平移矩阵。通常,本质矩阵分解可得到 4 组不同解,可通过重建任意一特征点来确定唯一解。但分解得到的 $[t_{kr}]'_{\times}$ 是 $[t_{kr}]_{\times}$ 的单位向量。在已知两组像点 $p_{(r,m)}$ 和 $p_{(k,m)}$, 两图像间的旋转矩阵 R_{kr} 缺少尺度因子的平移矩阵 $[t_{kr}]'_{\times}$, 通过三角法计算出 $O_r-X_rY_rZ_r$ 下缺少尺度因子 λ 的三维点 \bar{P}_m 。

从上面的过程可以看出,本质矩阵的分解对三维重建起决定作用。光心与三维点的夹角对本质矩阵分解得到的旋转矩阵 R_{ij} 的精度影响不大,而对平移矩阵的精度影响较大^[12]。为提高重建的精度,文中对其进行约束以选择最佳初始图像对,流程如下:

(1) 选择 $G^{(1,2)}$ 中任意两张图像,求解并分解本质矩阵,通过三角法,获得其重建后的三维点坐标。

(2) 建立三维点与两个摄像机中心的连线,获取两直线的夹角,对计算出的所有夹角进行排序,取中间值作为该图像对间的夹角。

(3) 对所有图像对进行计算,并设定夹角阈值,选取满足阈值条件且夹角最大的两张图像作为初始图像对。

通过上述流程选择初始图像对,并将初始图像对中序号较小的图像的摄像机坐标系作为参考坐标系 $O_r-X_rY_rZ_r$,按照文章的方法重新进行基于两视图的三维重建,获得 $O_r-X_rY_rZ_r$ 下的三维坐标。为提高重建的精度,这里采用光束平差法对两视图间的位姿 R_{kr}, t_{kr} 和重建的三维坐标 \bar{P}_m 进行优化,其目标函数定义为重建空间点 \bar{P}_m 到所有图像的反投影误差累积之加的最小:

$$\min \sum_0^{20} ||p_m - g(p_m, R_{kr}, T_{kr})|| \quad (6)$$

式中: $g(p_m, R_{kr}, T_{kr}) = |p - p'|$ 为图像点 p 和 p' 的欧氏距离; p 为空间点 P 在图像上的实际点坐标; p' 为空间点 P 的重投影像坐标。文中采用 LM 迭代算法求解公式 (6) 的优化变量。

3.2 图像的递增序列

通过 3.1 可获得初始图像的相对位姿 R_{kr}, t_{kr} , 以及 $O_r-X_rY_rZ_r$ 下的三维点 \bar{P}_m 。对与 $G^{(1,2)}$ 中的其他图像, 采用不断向双视图体系中添加图像序列的策略, 当有图像加入, 通过公式(2)计算出其在 $O_r-X_rY_rZ_r$ 下的位姿。当所有的图像加入到这个体系后, 再次使用光束平差法对整个体系进行优化。

3.3 尺度因子的求解

文中选择平面标定板中的第一行和最后一行共 n 个点作为特征点真值, 特征点在 $O_b-X_bY_bZ_b$ 下的坐标是确定的。对于标定板上任意两个真值 $\|P_1-P_2\|$ 与重建的距离 $\|\bar{P}_1-\bar{P}_2\|$ 的比率得到。为提高尺度因子的鲁棒性, 取真值中的任意两个真值 P_{j_1} 和 P_{j_2} 计算尺度因子并取平均值 λ , 如公式 (7) 所示:

$$\lambda = \frac{1}{(n-1)!} \sum_{\substack{j_1 < j_2 < n \\ j_1 \neq j_2}} \frac{\|P_{j_1} - P_{j_2}\|}{\|\hat{P}_{j_1} - \hat{P}_{j_2}\|} \quad (7)$$

将重建的特征点加上尺度因子, 获得特征点在参考坐标系 $O_b-X_bY_bZ_b$ 下的三维坐标。

3.4 立体标靶位姿标定方法

在获得特征点的三维坐标后, 用 $P_m=[X_m Y_m Z_m]^T$ 表示 m 号特征大圆圆心在相机坐标系下的三维坐标, 用 a_1 和 a_2 分别表示特征点 1 到特征点 3 和特征点 5 的向量可得:

$$\begin{cases} a_1=[X_3-X_1 \ Y_3-Y_1 \ Z_3-Z_1] \\ a_2=[X_5-X_1 \ Y_5-Y_1 \ Z_5-Z_1] \end{cases} \quad (8)$$

对 a_1, a_2 进行单位正交有:

$$\begin{cases} \beta_1 = \frac{a_1}{\|a_1\|} \\ \beta_2 = \frac{a_2 - \langle a_2, \beta_1 \rangle \beta_1}{\|a_2 - \langle a_2, \beta_1 \rangle \beta_1\|} \end{cases} \quad (9)$$

定义 β_1, β_2 , 分别为特征面坐标系的 X, Y 轴, 所以 Z 轴为 $\beta_3 = \beta_1 \times \beta_2$ 。则可在每个特征面上建立特征面坐标系, 由于特征面坐标系在 $O_r-X_rY_rZ_r$ 下的旋转变量 $R=(\beta_1, \beta_2, \beta_3)$, 平移向量 $t=P_1$, 确定 $O_{F1}-X_{F1}Y_{F1}Z_{F1}$ 在参考坐标系 $O_r-X_rY_rZ_r$ 下的位姿为:

$${}^r_1RT = \begin{bmatrix} R & t \\ 0 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \beta_1 & \beta_2 & \beta_3 & P_1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (10)$$

$O_{F1}-X_{F1}Y_{F1}Z_{F1}$ 在立体标靶坐标系 $O_s-X_sY_sZ_s$ 下的位姿为:

$$\begin{cases} {}^1_2RT = {}^1_rRT({}^2_rRT)^{-1} \\ {}^1_4RT = {}^1_rRT({}^4_rRT)^{-1} \\ {}^1_5RT = {}^1_rRT({}^5_rRT)^{-1} \\ {}^1_3RT = {}^1_2RT({}^2_3RT)^{-1}({}^3_4RT)^{-1} \end{cases} \quad (11)$$

即完成了立体标靶的标定, 整个流程如图 5 所示。

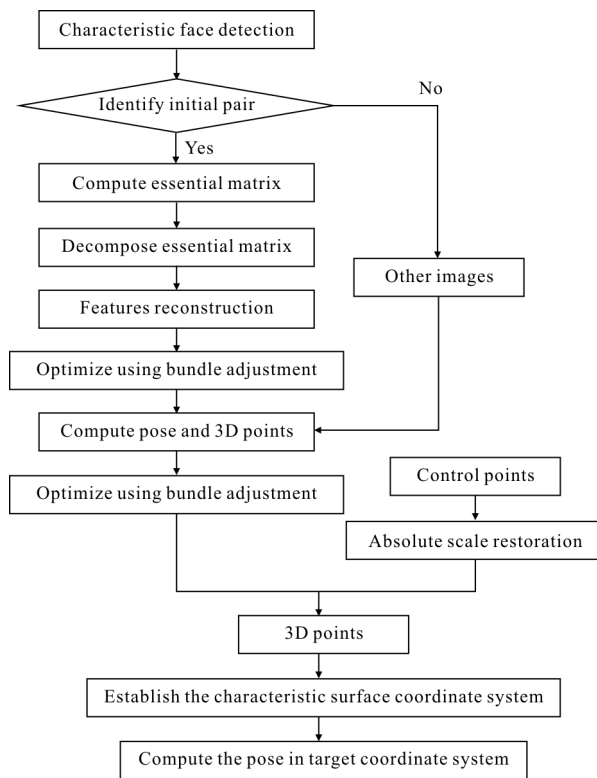


图 5 立体标靶的标定流程

Fig.5 Process of stereo target calibration

3.5 机器人参数补偿及结果验证

对立体标靶进行标定后, 采用轴线法^[15]建立机器人的 D-H 模型参数, 将其转化为最小完整连续运动学(CMMK)模型参数, 并使用 Trust Region 方法进行非线性优化^[15], 最后将优化后的 CMMK 模型参数转化为工业标准的 D-H 模型参数。

在识别出机器人的 D-H 模型参数之后, 采用离线补偿的方式验证几何参数识别的准确性。具体流程如图 6 所示: 在机器人的运动空间内指定若干组旋转量固定, 平移量变化的机器人末端姿态, 分别用理论 D-H 参数和优化后的 D-H 参数建立机器人模型, 并计算指定位姿下的机器人逆解。用计算结果分别控制机器人运动到相应的位姿, 在每个位姿处, 用测量仪器记录机器人的工具坐标系的位置。测量结

果是在测量坐标系下,而指定位姿是在机器人基座坐标系,两坐标系不同,且二者位姿变换矩阵未知,故不能直接通过比较测量结果进行验证,但机器人做平动,可以通过比较测量值的相对距离与指定值间距离差值,评价绝对精度,验证标定效果。

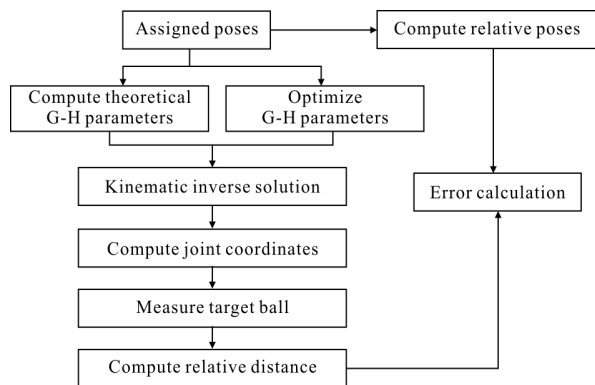


图 6 D-H 参数补偿方法

Fig.6 Compensation method of D-H parameters

4 立体标靶的标定实验

文中提出立体标靶的标定系统采用分辨率为 5 184 pixel×3 456 pixel 的 CCD 相机, CCD 尺寸为 22.3 mm×14.9 mm,镜头焦距 24 mm,对焦平面位于约 1 m 处。

4.1 平面标定特征点重建精度实验

在进行立体靶的标定实验之前,需要对验证文中使用的单目视觉的特征点重建的精度。这里选择精度为 0.005 mm,相邻特征点间距 30 mm 的平面标定板进行重建,并采用平面标定板的第一行和最

后一行作为特征点的真值。

按照文章第 3 节的流程进行重建,获取参考坐标系 $O_r-X_rY_rZ_r$ 下的三维坐标。在平面标定板上建立坐标系 $O_b-X_bY_bZ_b$,按照公式 (2) 将求得的坐标转换到标定板坐标系 $O_b-X_bY_bZ_b$,进行误差计算。进行了 5 次试验,实验结果如表 1 所示。平均误差为 0.033 mm,有效证明了该重建方法的有效性。

表 1 标定板精度测量实验结果

Tab.1 Experiment results of calibration board precision measurement

No.	Average error/mm	Mean square error/mm
1	0.033 879 352	0.012 644 50
2	0.025 255 090	0.012 978 79
3	0.035 691 013	0.016 310 26
4	0.032 400 766	0.011 595 46
5	0.038 981 837	0.014 373 58
Avg	0.033 241 611 6	

4.2 立体标靶的标定实验

将立体标靶和平面标定板摆放在距相机 1 m,采集 $G^{(1,2)}$ 图像,在采集过程中确保平面标定板完整出现在视野中的情况下,移动安放相机三角架,获取 10 个位姿下的图像,并按照文章提出方法进行实验,获得 Face2 在立体标靶坐标系下的位姿。换 $G^{(1,4)}$, $G^{(1,5)}$, $G^{(3,4)}$,重复上面的实验,计算出 Face4, Face5 在立体标靶坐标系下的位姿。通过 $G^{(3,4)}$,计算出 3、4 特征面间的相对位姿,并通过坐标变换获得 Face3 在 $O_s-X_sY_sZ_s$ 下的位姿,实验结果如表 2 所示。

表 2 立体标靶实验结果

Tab.2 Experiment results of stereo target calibration

Target surfaces	Rotation matrix	Translation matrix
Face2	$\begin{bmatrix} 0.011\ 549 & -0.003\ 532 & 0.999\ 927 \\ 0.004\ 168 & 0.999\ 985 & 0.003\ 484 \\ -0.999\ 925 & 0.004\ 127 & 0.011\ 564 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 138.409687 \\ 0.474\ 252 \\ -57.644\ 376 \end{bmatrix}$
Face3	$\begin{bmatrix} 0.999\ 733 & -0.002\ 833 & -0.022\ 916 \\ -0.002\ 908 & -0.999\ 991 & 0.003\ 077 \\ 0.022\ 907 & 0.003\ 143 & -0.999\ 733 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 78.615771 \\ 0.495\ 707 \\ -198.930\ 732 \end{bmatrix}$
Face4	$\begin{bmatrix} 0.001\ 537 & -0.002\ 145 & -0.999\ 997 \\ -0.002\ 908 & 0.999\ 991 & -0.002\ 148 \\ 0.022\ 907 & 0.003\ 143 & -0.999\ 733 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} -58.269\ 667 \\ 0.102\ 312 \\ -138.551\ 362 \end{bmatrix}$
Face5	$\begin{bmatrix} 0.999\ 997 & 0.000\ 301 & 0.002\ 379 \\ 0.002\ 379 & -0.002\ 335 & -0.999\ 994 \\ -0.000\ 295 & 0.999\ 997 & -0.002\ 336 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 0.369\ 321 \\ -45.794\ 733 \\ -138.358\ 599 \end{bmatrix}$

4.3 机器人参数补偿验证实验

文中在 MOTOMAN-MH80 上进行上述方法的验证,所用测量设备是徕卡 AT960 激光跟踪仪。将激光跟踪仪的靶球固定在立体标靶上,并以靶球中心作为机器人的工件坐标系中心,实验室温度为 25℃左右,地面振动在 0.005 m/s² 以下,实验现场如图 7 所示。

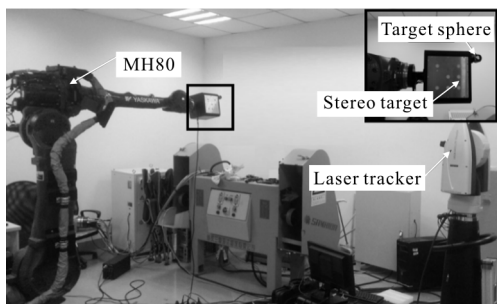


图 7 现场实验图

Fig.7 Experimental site

根据 3.5 节的补偿原理,对机器人进行参数补偿,并验证补偿效果。在机器人的运动空间内指定 51 个验证位姿,这些位姿相对第一个位姿的空间距离是确定的。分别用理论 D-H 参数和立体标靶辨识的 D-H 参数构建机器人模型,并对指定位姿求逆解。用求得的两组逆解分别控制机器人移动到指定位姿,并用测量设备获取靶球的空间信息。用激光跟踪仪获取靶球的空间信息,以第一个测量点为基准,求得其它测量点同该点的距离,将得到的两测量距离同设定的标准值进行对比,从而评价补偿结果。可得用立体标靶进行标定的补偿效果如图 8 所示,进一步分析标定效果如表 3 所示。

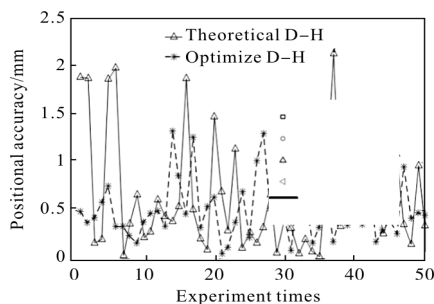


图 8 理论和优化后的 D-H 模型下的机器人定位误差

Fig.8 Robot positioning errors based the theoretical and the optimized D-H model

表 3 机器人定位误差平均值、标准值及最大值

Tab.3 Mean, standard and maximum values of the robot positioning error

No.	Mean/mm	Std/mm	Max/mm
Theoretical value	0.649 3	0.559 6	2.125 9
Calibration value	0.474 2	0.296 7	1.331 1

从表 3 可知,使用立体标靶标定的结果使机械臂末端的定位误差最大值减少了 0.794 8 mm,平均值减少了 0.175 1,误差降低了 37%。说明了标定后的 D-H 参数模型比理论 D-H 参数模型更接近真值,提高了机器人的末端绝对精度。

5 结 论

文中提出单相机的立体标靶的标定方法具有测量精度高、成本低等特点,可以有效对立体标靶进行标定。根据特征面特征组合的不同,提出的特征面识别,能够有效识别特征面。通过初始图像对的选择和光束平差法优化,能够有效进行特征点的三维重建。以平面标定板上部分特征点作为真值,有效算出尺度因子。通过重建后的三维点建立特征面坐标系,以及适当坐标变换,有效完成立体标靶的标定工作。测量试验表明,该方法对平面标定板重建的平均误差不超过 0.035 mm,具有较高的三维重建精度,能够有效完成立体标靶的标定工作。文中并通过该标靶对机器人进行位姿测量实验,该标靶建立的模型比理论 D-H 模型建立的精度提高了 37%,证明了该方法的有效性。由于影响该系统标定精度的因素有很多,如摄像机标定、特征点重心提取精度等,减小这些因素给系统带来的误差,可进一步提高立体标靶的标定精度。

参考文献:

[1] Zhang Jianzhong, He Yongyi, Li Jun. Application research of vision-location in robotic assembly equipment [J]. *Mechanical & Electrical Engineering*, 2011, 28(8): 934-937. (in Chinese)

[2] Wang Kun. The key technology for improving the accuracy of the series arm movement [D]. Hefei: University of Science and Technology of China, 2013.

[3] Nubiola A. Calibration of a serial robot using laser tracker [D]. Montreal: école de Technologie, 2011.

- [4] Jie Zexiao, Xin Shaohui, Li Xu, et al. Method of robot calibration based on monocular vision [J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2011, 47(5): 35–39.
- [5] Bennett D J, Geiger D, Hollerbach J M. Autonomous robot calibration for hand–eye coordination[J]. *International Journal of Robotics Research*, 1991, 10(5): 550–559.
- [6] Ren Yongjie, Zhu Jigui, Yang Xueyou, et al. Method of robot calibration based on laser tracker [J]. *Chinese Journal of Mechanical Engineering*, 2007, 43(9): 155–200. (in Chinese)
- [7] Cha Hongwen. Calibration and measurement plan of measuring robot based on stereo vision[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2013. (in Chinese)
- [8] Qin Dahui, Mao Ting, Liu Jianjun. Study on 3D–coordinate measurement technology using handheld light–pen base d on binocular stereoscopic vision system [J]. *Manufacturing Technology & Machine Tool*, 2011(8): 133–136. (in Chinese)
- [9] Fu Shuai, Zhang Liyan, Ye Nan, et al. Light pen based on–site vision mm for large workpieces [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2015, 36(12): 430–438. (in Chinese)
- [10] Fraundorfer F, Scaramuzza D. Visual odometry: Part II: matching, robustness, optimization, and applications [J]. *IEEE Robotics & Automation Magazine*, 2012, 19(2): 78–90.
- [11] Triggs B, Mclauchlan P F, Hartley R I, et al. Bundle adjustment–A modern synthesis [C]//International Workshop on Vision Algorithms: Theory and Practice, 1999: 298–372.
- [12] Enqvist O, Kahl F, Olsson C. Non–sequential structure from motion [C]//IEEE International Conference on Computer Vision Workshops, 2011: 264–271.
- [13] David Nistér. An efficient solution to the five–point relative pose problem[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, 2004, 26(6): 756–777.
- [14] HC Longuet –Higgins. A computer algorithm for reconstructing a scene from two projections [J]. *Nature*, 1981, 293(5828): 133–135.
- [15] Zhang Xiangsun, Zhang Juliang, Liao Lizhi. An adaptive trust region method and its convergence [J]. *Science in China, Science A: Mathematics*, 2002, 45(5): 620–631.