

基于 3D 标定块的机器人与 3D 相机手眼标定研究

王连庆*, 钱莉

上海工程技术大学机械与汽车工程学院, 上海 201620

摘要 近年来,随着工业 4.0 的提出和机器视觉的飞速发展,机器人搭配视觉系统实现智能化变为现实。视觉系统主要分为二维(2D)视觉和三维(3D)视觉,3D 视觉有着高精度、自由度丰富、应用场景更多等优点,越来越受到市场的青睐。3D 视觉与传统的 2D 视觉相比,可以获得更加全面的三维数据信息,且不受光照影响,但是 X、Y 方向的分辨率较低,因此基于棋盘格的传统手眼标定算法并不适用于 3D 相机与机器人进行手眼标定。因此,设计了一种基于 3D 标定块的机器人与 3D 相机的手眼标定方法。通过相机获得标定块的灰度信息,利用模板匹配算法分割标定块的各个平面,计算出平面中多个点在像素坐标系下的位置,同时获取该像素坐标的深度信息,拟合出标定块多个平面的法向量信息,通过多个平面相交求解出特征点位置。利用随机抽样一致性算法剔除错误特征点后,根据正确的特征点求解出机器人在不同姿态下获取标定块点云数据之间的转换关系,结合机器人当前坐标求解出手眼标定结果,并建立误差评价模型对结果进行误差分析。最后通过 DENSON 六自由度机械臂与康耐视 EA-5000 相机对此方法与利用标定板进行手眼标定的方法进行比较验证,结果显示此方法可以更快速、准确地完成标定。

关键词 视觉光学; 计算机视觉; 三维视觉; 手眼标定; 点云匹配; 模板匹配

中图分类号 TP249

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202158.2433001

Research on Robot Hand-Eye Calibration Method Based on Three-Dimensional Calibration Block

Wang Lianqing*, Qian Li

College of Mechanical and Automotive Engineering, Shanghai University of Engineering Science, Shanghai 201620, China

Abstract With the proposal of Industry 4.0 and the rapid development of machine vision in recent years, the realization of an intelligent robot with a vision system has become a reality. The visual system is mainly divided into two-dimensional (2D) vision and three-dimensional (3D) vision. 3D vision has the advantages of high precision, rich degree of freedom, and more application scenes, and is increasingly favored by the market. Compared with traditional 2D vision, 3D vision can obtain more comprehensive 3D data information, and is not affected by illumination. However, the resolution of X and Y directions is low, so the traditional hand-eye calibration algorithm based on checkerboard is not suitable for hand-eye calibration of 3D cameras and robots. Therefore, a hand-eye calibration method for robot and 3D camera based on 3D calibration block is designed. Through the camera calibration of gray information, the use of template matching algorithm segmentation calibration block of each plane, calculate the multiple points in plane in pixel coordinates of the location and the pixel coordinates of depth information at the same time, the fitting of the calibration block multiple plane normal vector information, through multiple plane intersection location feature point out. Random sample consensus algorithm was used to eliminate the wrong feature points, and according to the correct feature points, the transformation relationship between the point cloud data of the calibration block obtained by the robot under different poses was solved. The hand eye calibration results were solved based on the current coordinates of the robots, and the error evaluation model was established to analyze the results. Finally, the comparison between this method and the hand-eye calibration method using

收稿日期: 2020-07-08; 修回日期: 2020-08-06; 录用日期: 2021-01-13

通信作者: *351344322@qq.com

2433001-1

calibration plate was carried out by 6 degrees of freedom robot arm of the DENSON and Cognex EA-5000 camera. The results show that this method can complete the calibration more quickly and accurately.

Key words visual optics; computer vision; three-dimensional camera; hand-eye calibration; point cloud matching; template matching

OCIS codes 330.1400; 330.1880; 330.2210

1 引言

三维(3D)相机可以获得图像的三维点云信息,跟传统相机相比,优势在于能够恢复图像深度。近年来 3D 相机在体感游戏、手势识别、文物重建等方面得到广泛应用^[1]。在工业领域,3D 相机可以配合机器人完成六自由度定位抓取,实现机器人智能化,而其中的关键在于相机与机器人进行联合标定,并且标定精度对机器人后续工作有着至关重要的影响。

手眼标定即获取机器人基坐标系和相机坐标系之间的位置关系。通常手眼标定的步骤是机器人手拿着标定件走过不同的位姿,相机获取标定件在某一位姿数据,同时从机器人示教器中获取机器人的位姿,通过对不同位姿下机器人姿态和点云数据求解以得出两坐标系之间的关系。然而求解两坐标系的关系的解法早已成熟,从数学的角度而言目前已将手眼标定问题转化成 $AX = XB$ 的数学问题, A 为机器人的标定姿态, B 为标定件的标定姿态, X 即为需要求解的结果。现阶段研究者从两个角度来求解该方程。第一个角度是先解算旋转部分再解算平移部分。Tsia 等^[2]提出了线性二分法, Park 等^[3]引入李群的李代数方法求解, Shah 等^[4]使用 Kronecker 乘积和奇异值分解获得封闭形式,三位作者的解决方案都是先解算旋转部分后求解平移部分。第二种是旋转部分和平移部分同时求解。Bachmann 等^[5]提出的非线性优化方法与 Danilidis 等^[6]提出的对偶四元数法, Malti 等^[7]结合了机器人世界手眼校准公式的变化,并使用重投影误差以及对极约束进行求解方程。除此之外,近些年还有一些其他方法被提出如 Tabb 等^[8]提出的一种新的手眼标定方程 $AX = ZB$ (Z 为标定系数),并使用评价函数迭代求解的方法简化了方程的求解难度,但是与传统算法相比精度上还有所欠缺。从使用标定件来看,通常进行手眼标定的标定件为标定板,并利用张正友的标定算法进行标定。文献[9-10]中利用了标定板和张正友的标定算法完成了 3D 相机和机械臂之间的联合标定,进一步完成了视觉引导抓取。此外还有部分研究者使用标定球进行标定,杜惠斌

等^[11]提出了使用 3D 标定球,与机械臂的运动轨迹相结合完成手眼标定。由于 3D 相机 X 、 Y 方向的精度较低, Z 方向的精度较高,利用传统的标定板进行标定会使得标定误差过大。而利用标定球的方法算法过于复杂,不易使用。

基于上述观点,本文提出了基于 3D 标定块的标定方法,使用点云匹配的方式,与机械臂坐标建立方程求解。文献[12-13]提出了基于提取快速点特征直方图(FPFH)、点特征直方图(PFH)特征进行点云匹配的算法,但是该算法运行时间过长效率较低,本文针对 3D 标定块提出了一种将标定块顶点作为特征点的方法进行匹配,以减少运算时间,进而大大减少整个标定流程的运算时间。

2 相关理论

机器人通过手眼协调在目标抓取、引导对位等领域都有着广泛的应用。机器人在进行指定任务前首先需要获得相机坐标系和机械臂末端坐标系之间的关系,对两坐标系之间的关系求解即为机器人的手眼标定。杨曦^[14]根据相机放置位置的不同,把手眼标定算法分为两种(眼在手上和眼在手外),如图 1 所示。眼在手上即相机固定在机械臂上随机器人一起运动,标定块被固定在某一位置。眼在手外即机器人抓着标定块一起运动,相机被固定在某一位置。目前眼在手上系统在工业测量领域应用较多,因为机器人离目标物体越近时,测量的绝对误差就会减少,相比于眼在手外系统精度得到了提高。而眼在手外系统更适合机器人抓取,机器人抓取过

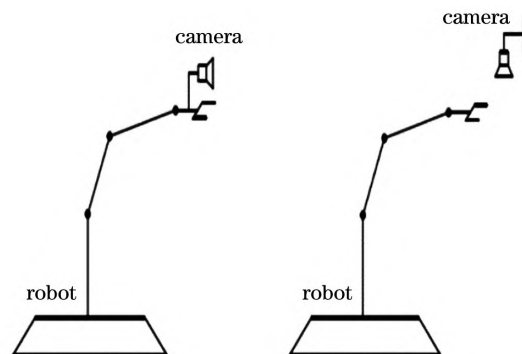


图 1 两种手眼标定方法

Fig. 1 Two hand eye calibration methods

程中视野相对固定,不需要移动相机,同时眼在手外系统原理较为简单,更易实现,故本文使用眼在手外系统进行验证。

对于眼在手外系统,图 2 记录了机器人运动中任意两个姿态的位置,规定机器人基坐标系为 B ,相机坐标系为 C ,末端手臂的坐标系为 E ,标定块的坐标系为 O ,对于机械臂的位姿一,假设从末端手臂的坐标系到机器人基坐标系的变换矩阵为 ${}^{E_1}_{B_1}T$,从机器人基坐标系到相机坐标系的变换矩阵为 ${}^{B_1}_{C_1}T$,从相机坐标系到标定块坐标系的变换矩阵为 ${}^{C_1}_{O_1}T$,从末端手臂的坐标系到标定块坐标系的变换矩阵为 ${}^{E_1}_{O_1}T$ 。同理,对于位姿二也有以上定义。因为标定块固定在末端手臂上,因此有以下关系,

$${}^{E_1}_{O_1}T = {}^{E_2}_{O_2}T. \quad (1)$$

由(1)式可以推出如下关系,

$${}^{E_2}_{B_2}T^{-1} {}^{E_1}_{B_1}T {}^{B_1}_{C_1}T = {}^{B_2}_{C_2}T {}^{C_2}_{O_2}T {}^{C_1}_{O_1}T^{-1}. \quad (2)$$

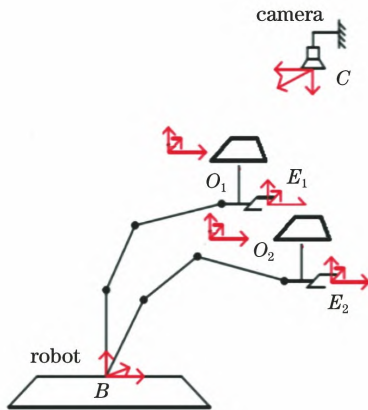


图 2 眼在手外系统示意图

Fig. 2 Schematic of eye in hand system

因为相机固定在空间中的某一位置有 ${}^{B_1}_{C_1}T = {}^{B_2}_{C_2}T$ 。令 ${}^{E_2}_{B_2}T^{-1} {}^{E_1}_{B_1}T = A$, ${}^{C_2}_{O_2}T {}^{C_1}_{O_1}T^{-1} = B$, 则 ${}^{B_1}_{C_1}T = X$ 可以写为

$$AX = XB, \quad (3)$$

式中: ${}^{E_2}_{B_2}T$ 、 ${}^{E_1}_{B_1}T$ 可以从机械臂的示教器中读出; ${}^{C_2}_{O_2}T$ 、 ${}^{C_1}_{O_1}T$ 可以根据点云的匹配算法迭代优化出最优解。因此标定问题就变成了 $AX = XB$ 的问题, 仅需要对 X 进行求解即可。对于该方程目前有许多方法进行求解。Tsai 原理简单、运算速度较快。适合为本文提出的手眼标定法求解。Tsai 法分为两步, 首先求出旋转部分, 接着求出平移部分。将(3)式中的 A 、 B 转化成旋转向量并进行归一化变成

$$\begin{cases} \mathbf{r}_{gij} = R_{\text{odrigues}}(A) \\ \mathbf{r}_{cij} = R_{\text{odrigues}}(B) \end{cases}, \begin{cases} \mathbf{N}_{rgij} = \frac{\mathbf{r}_{gij}}{\|\mathbf{r}_{gij}\|} \\ \mathbf{N}_{rcij} = \frac{\mathbf{r}_{cij}}{\|\mathbf{r}_{cij}\|} \end{cases}, \quad (4)$$

式中: \mathbf{r}_{gij} 、 \mathbf{r}_{cij} 为代表机器人与标定块姿态的旋转向量; $R_{\text{odrigues}}(*)$ 为罗德里格斯旋转公式; \mathbf{N}_{rgij} 、 \mathbf{N}_{rcij} 为归一化的旋转向量。接着使用修正的罗德里格斯参数表示姿态变化并计算初始旋转向量, 之后再计算旋转向量,

$$S_{\text{kew}}(\mathbf{P}_{gij} + \mathbf{P}_{cij})\mathbf{P}'_{cg} = \mathbf{P}_{cij} - \mathbf{P}_{gij}, \quad (5)$$

$$\text{式中: } \begin{cases} \mathbf{P}_{gij} = 2 \sin \frac{q_{gij}}{2} \mathbf{N}_{rgij} \\ \mathbf{P}_{cij} = 2 \sin \frac{q_{cij}}{2} \mathbf{N}_{rcij} \end{cases}; S_{\text{kew}} \text{ 为反对称运算; } \mathbf{P}_{gij}, \mathbf{P}_{cij}, \mathbf{P}'_{cg} \text{ 为修正后的旋转向量。假设一个三维向量为 } \mathbf{V} = [v_x, v_y, v_z], \text{ 则反对称矩阵为}$$

$$\begin{cases} S_{\text{kew}}(\mathbf{V}) = \begin{bmatrix} 0 & -v_z & v_y \\ v_z & 0 & -v_x \\ -v_y & v_x & 0 \end{bmatrix} \\ \mathbf{P}_{cg} = \frac{2\mathbf{P}'_{cg}}{\sqrt{1 + |\mathbf{P}'_{cg}|^2}} \end{cases}. \quad (6)$$

最后, 先求出标定方程中 X 的旋转部分 (\mathbf{R}_{cg}), 后求出平移部分 (\mathbf{T}_{cg}) 如下式完成标定,

$$\begin{aligned} \mathbf{R}_{cg} &= \left(1 - \frac{|\mathbf{P}_{cg}|^2}{2}\right) \mathbf{I} + \\ &\frac{1}{2} [\mathbf{P}_{cg} \mathbf{P}_{cg}^T + \sqrt{4 - |\mathbf{P}_{cg}|^2} S_{\text{kew}}(\mathbf{P}_{cg})], \end{aligned} \quad (7)$$

式中: \mathbf{I} 为单位矩阵。

$$(\mathbf{R}_{gij} - \mathbf{I})\mathbf{T}_{cg} = \mathbf{R}_{cg}\mathbf{T}_{cij} - \mathbf{T}_{gij}. \quad (8)$$

式中: \mathbf{T}_{cij} 为标定方程中 A 的平移部分; \mathbf{T}_{gij} 为标定方程中 B 的平移部分。

3 本文算法

3.1 基于灰度特征的模板匹配定位算法

图像的提取特征和模板匹配算法是机器人对目标物体定位最重要的部分, 对于目标图像可以提取它的几何特征、直方图信息、灰度信息等作为匹配的特征要素。提取特征后通过搜索匹配算法来实现模板与目标图像之间的匹配。模板匹配的运算时间直接决定整个系统的运行时间, 因此在考虑算法准确性的同时还要尽量缩小其运算时间。

常用的匹配算法有提取灰度信息和几何特征。吴晓军等^[15]提出了基于几何特征的匹配算法是提取目标物体的外部轮廓, 对轮廓进行匹配。基于灰

度信息的匹配算法是比较相同位置灰度的差值,选取差值最小处或者达到最小阈值则为成功匹配。基于灰度特征的匹配算法原理简单,也相对成熟。因此本文优先采用的是基于灰度特征的模板匹配算法。

采用模板图像与目标图像所有灰度值差值的平方和作为其相似性度量的标准。设模板图像为 $W \times H$ 个像素,模板与目标图像评价函数(S)为

$$S(i, j) = \sum_{m=1}^W \sum_{n=1}^H [T(m, n) - D(i + m, j + n)]^2, \quad (9)$$

式中: $T(m, n)$ 和 $D(i + m, j + n)$ 分别为模板图像在 (m, n) 坐标下的像素和目标图像在 $(i + m, j + n)$ 坐标下的像素值,通过为每一个位置像素之差求平方和来评价模板图片与目标图片的相似度。

将上式归一化为

$$S_G(i, j) = \frac{\sum_{m=1}^W \sum_{n=1}^H [T(m, n) - D(i + m, j + n)]^2}{\sqrt{\sum_{m=1}^W \sum_{n=1}^H [T(m, n)]^2 + \sum_{m=1}^W \sum_{n=1}^H [D(i + m, j + n)]^2}}, \quad (10)$$

式中: S_G 匹配度得分,评价函数的得分越低,说明模板图片和目标图片的匹配程度越高。

3.2 特征点的提取算法

将获得的点云集 $P(X_n, Y_n, Z_n)$ 进行平面拟合。利用传统的最小二乘算法,将拟合时产生的误差仅归因于一个方向,把误差方向放在 Z 轴方向,并把高度值当成观测值时,其平面的观测方程为

$$Z_n + \mathbf{V} = aX_n + bY_n + c, \quad (11)$$

式中: a, b, c 代表平面方程固定参数。

可以将上式改写为

$$\mathbf{V} = \mathbf{B}\hat{\mathbf{X}} - \mathbf{L}, \quad (12)$$

$$\text{式中: } \mathbf{B} = \begin{bmatrix} X_1 & Y_1 & 1 \\ X_2 & Y_2 & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ X_n & Y_n & 1 \end{bmatrix}; \hat{\mathbf{X}} = \begin{bmatrix} a \\ b \\ c \end{bmatrix}; \mathbf{L} = \begin{bmatrix} Z_1 \\ Z_2 \\ \vdots \\ Z_n \end{bmatrix}; \hat{\mathbf{X}} \text{ 为}$$

点云集中 X, Y 数值组成的矩阵; \mathbf{L} 为点云集中 Z 数值组成的矩阵。

根据最小二乘法原理可推导为

$$\hat{\mathbf{X}} = (\mathbf{B}^T \mathbf{B})^{-1} \mathbf{B}^T \mathbf{L}, \quad (13)$$

将点云集代入(13)式,可以得到平面方程。

根据标定块的表面特征可以看出,标定块的每个顶点都是三个平面的交点,如图 3 所示。可将标定块所有顶点视为特征点。假设构成某一顶点的三个平面方程为

$$\begin{cases} M_1 X + N_1 Y + C_1 Z = D_1 \\ M_2 X + N_2 Y + C_2 Z = D_2 \\ M_3 X + N_3 Y + C_3 Z = D_3 \end{cases} \quad (14)$$

式中: M_1, N_1, C_1, D_1 为平面 1 的相关参数; M_2, N_2, C_2, D_2 为平面 2 的相关参数; M_3, N_3, C_3, D_3 为平面 3 的相关参数; X, Y, Z 为三个平面相交于

一点的三维坐标。

可以将方程转化为

$$\mathbf{M}\mathbf{X}_p = \mathbf{N}, \quad (15)$$

$$\text{式中: } \mathbf{M} = \begin{bmatrix} M_1 & N_1 & C_1 \\ M_2 & N_2 & C_2 \\ M_3 & N_3 & C_3 \end{bmatrix}, \mathbf{N} = \begin{bmatrix} D_1 \\ D_2 \\ D_3 \end{bmatrix}, \mathbf{M}, \mathbf{N} \text{ 代表}$$

平面 1, 2, 3 的相关参数组成的矩阵形式; \mathbf{X}_p 代表为求解点的三维坐标

基于标定块的表面特征,三个面互不平行,可以得出 $|\mathbf{M}| \neq 0$, 可以将方程转化为

$$\mathbf{X}_p = \mathbf{M}^{-1} \mathbf{N}, \quad (16)$$

即可以解的特征点的三维坐标。

3.3 基于特征点的匹配算法

假设在标定块顶端平面的法向量为 $\mathbf{P}(a, b, c)$, 并获得在该平面上的特征点 e_1 的坐标为 (X_1, Y_1, Z_1) , 特征点 e_2 的坐标为 (X_2, Y_2, Z_2) 。以 e_1 点为原点建立标定块坐标系 $A-X_0 Y_0 Z_0$, 相机坐标系为 $O-X_c Y_c Z_c$ 。 X_0 轴在相机坐标系中向量可以表示为 $\mathbf{Q}(x_2 - x_1, y_2 - y_1, z_2 - z_1)$ 。 Z_0 轴在相机坐标系中向量可以表示为 $\mathbf{P}(a, b, c)$ 。 Y_0 轴在相机坐标系中向量可以表示为 $\mathbf{R}(X_3, Y_3, Z_3)$, 如图 3

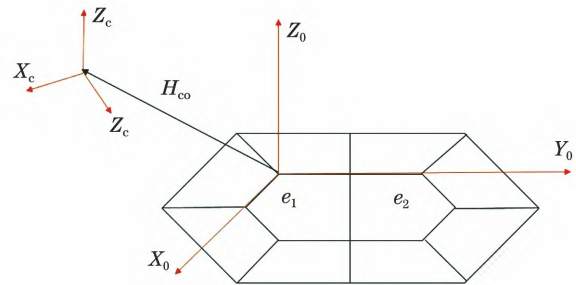


图 3 建立标定块坐标系

Fig. 3 Establishment of calibration block coordinate system

所示。

则在标定块坐标系下 $A_1(1,0,0)$ 在相机坐标系下为 $A'_c(x_1, y_1, z_1)$, $B_1(0,1,0)$ 在相机坐标系为

$B'_c(x_2, y_2, z_2)$, $C_1(0,0,1)$, 在相机坐标系下为 $C'_c(x_3, y_3, z_3)$, $D_1(0,0,0)$ 在相机坐标系下为 $A(X_1, Y_1, Z_1)$ 。其中有,

$$\begin{cases} \mathbf{R} = \mathbf{Q} \times \mathbf{P} \\ x_1 = X_1 + \frac{\mathbf{R}_X}{\sqrt{\mathbf{R}_X^2 + \mathbf{R}_Y^2 + \mathbf{R}_Z^2}} \\ y_1 = Y_1 + \frac{\mathbf{R}_Y}{\sqrt{\mathbf{R}_X^2 + \mathbf{R}_Y^2 + \mathbf{R}_Z^2}} \\ z_1 = Z_1 + \frac{\mathbf{R}_Z}{\sqrt{\mathbf{R}_X^2 + \mathbf{R}_Y^2 + \mathbf{R}_Z^2}} \end{cases}, \quad (17)$$

$$\begin{cases} x_2 = X_1 + \frac{X_2 - X_1}{\sqrt{(X_2 - X_1)^2 \cdot (Y_2 - Y_1)^2 \cdot (Z_2 - Z_1)^2}} \\ y_2 = Y_1 + \frac{Y_2 - Y_1}{\sqrt{(X_2 - X_1)^2 \cdot (Y_2 - Y_1)^2 \cdot (Z_2 - Z_1)^2}} \\ z_2 = Z_1 + \frac{Z_2 - Z_1}{\sqrt{(X_2 - X_1)^2 \cdot (Y_2 - Y_1)^2 \cdot (Z_2 - Z_1)^2}} \end{cases}, \quad (18)$$

$$\begin{cases} x_3 = X_1 + \frac{a}{\sqrt{a^2 + b^2 + c^2}} \\ y_3 = Y_1 + \frac{b}{\sqrt{a^2 + b^2 + c^2}} \\ z_3 = Z_1 + \frac{c}{\sqrt{a^2 + b^2 + c^2}} \end{cases}, \quad (19)$$

式中: $\mathbf{R}_X, \mathbf{R}_Y, \mathbf{R}_Z$ 代表向量 \mathbf{R} 的 X、Y、Z 轴中的分量。图中 H_∞ 代表用标定块坐标系到相机坐标系的转化矩阵 \mathbf{T} ,

$$\mathbf{T} = \begin{bmatrix} r_1 & r_2 & r_3 & r_4 \\ r_5 & r_6 & r_7 & r_8 \\ r_9 & r_{10} & r_{11} & r_{12} \end{bmatrix}, \quad (20)$$

转化为齐次方程为

$$\begin{cases} A_1 = \mathbf{T} \cdot \mathbf{A}'_c \\ B_1 = \mathbf{T} \cdot \mathbf{B}'_c \\ C_1 = \mathbf{T} \cdot \mathbf{C}'_c \\ D_1 = \mathbf{T} \cdot \mathbf{D}'_c \end{cases}, \quad (21)$$

可以转化为

$$\mathbf{QX} = \mathbf{W}, \quad (22)$$

$$\text{式中: } \mathbf{Q} = \begin{bmatrix} x_1 & y_1 & z_1 & 1 \\ x_2 & y_2 & z_2 & 1 \\ x_3 & y_3 & z_3 & 1 \\ x_4 & y_4 & z_4 & 1 \end{bmatrix}; \mathbf{X} = \begin{bmatrix} r_1 \\ r_2 \\ r_3 \\ r_4 \end{bmatrix}; \mathbf{W} = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}。$$

因为 $|\mathbf{Q}| \neq 0$, 则 $\mathbf{X} = \mathbf{Q}^{-1} * \mathbf{W}$, 同理可求得 \mathbf{M} 矩

阵。则两点云之间的转化关系为 $\mathbf{M}_k = \mathbf{M}_i * \mathbf{M}_{i+1}$, 其中 \mathbf{M}_i 和 \mathbf{M}_{i+1} 代表机械手姿态 i 与姿态 $i+1$ 下, 标定块当前的姿态 i 与姿态 $i+1$ 。由于 3.1 节平面拟合点的误差和 3.2 节计算两点云之间的转化关系的误差存在, 会导致最终求解的综合误差较大, 因此利用随机抽样一致性 (RANSAC) 算法^[16]的原理, 选取点集中的任意 3 个点, 求解不同点云之间的转换关系, 建立误差评价模型, 设置阈值。当误差结果小于阈值, 则把当前解作为最优解。具体步骤如下:

1) 在点集中任意选取 3 个点, 求解 3 个点组成平面的法向量, 以平面法向量为标定块的坐标系的 Z 轴, 任意两点的方向向量作为标定块坐标系的 X 轴, 两者叉乘求得标定块坐标系的 Y 轴。

2) 分别求解两点云标定块坐标系到相机坐标系的转换关系, 推出两点云之间的转换关系。

3) 根据两点云之间的转换关系, 计算匹配点对之间的均方差求和, 评价函数为

$$R_{\text{RMS}} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (X_n - X_m)^2 + (Y_n - Y_m)^2 + (Z_n - Z_m)^2}{n}}, \quad (21)$$

式中: $X_m, Y_m, Z_m, X_n, Y_n, Z_n$ 为匹配点对 m 和 n 在 X, Y, Z 方向上的大小。

4) 设置均方差最小阈值、均方差最大阈值、最大迭代次数, 当 R_{RMS} 大于最小阈值, 小于最大阈值时, 返回步骤 1。当 R_{RMS} 最大阈值时, 将该种情况下的 3 个点在点集中删除, 返回步骤 1。当 R_{RMS} 小于最小阈值时, 把当前两点云之间的转换关系作为最优解。

4 实验结果及分析

本节利用 DENSON 机械臂和康耐视 EA-5000 相机对上述手眼标定方法进行实验验证。算法的运行环境是 Window10 + Visual Studio 2017 C++ , Intel i5-4800, 4 GB。通过 Cognex SDK 获取点云信息, 机器人示教器控制获取机械臂位姿。标定块是一个形状规则的六边形块, 标定块如图 4 所示, 将相机固定在机械手正上方, 并将标定块固定在机械臂末端, 具体策略如图 5 所示。

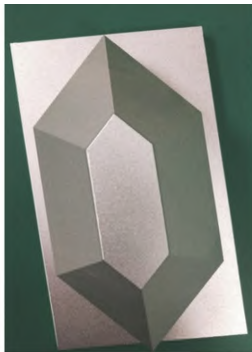


图 4 标定块

Fig. 4 Calibration block

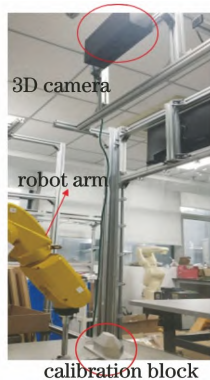


图 5 手眼标定方案

Fig. 5 Hand eye calibration scheme

首先根据标定块的灰度图信息标记出 7 个平面中像素点集的位置信息如图 6 所示, 当机械手姿态变化获取图像后, 利用模板匹配算法, 找出当前状态下每个点集的位置, 根据点集拟合出 7 个平面法向量信息, 求解特征点, 图 7 所示为三个平面搜索出一个特征点, 并利用 RANSAC 算法迭代求解两点云之间的转换关系, 实验得出经过 10 次迭代后即可得到最优解。达到最优解时建立的标定块坐标系与所有特征点的连线如图 8 所示。获取了 20 组不同姿

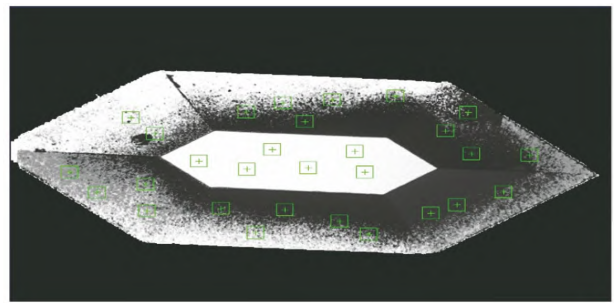


图 6 标记出的平面中点集的位置

Fig. 6 Positions of the point sets in marked plane

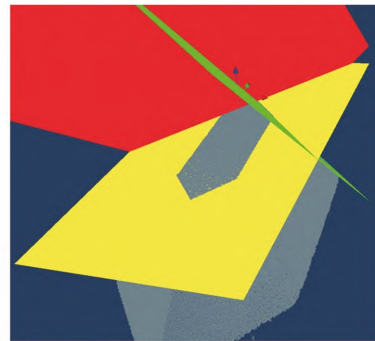


图 7 拟合平面确定特征点

Fig. 7 Fitting plane to determine feature points

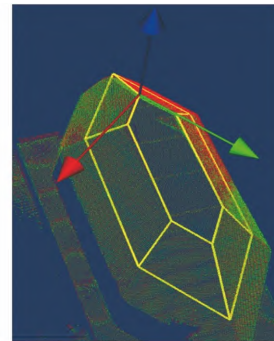


图 8 最优解坐标系位置

Fig. 8 Location of optimal solution coordinate system

态下机械手坐标和点云数据。利用本文提出的基于特征点搜索的点云匹配算法与传统的点云匹配算法 (FPFH+ICP, PFH+ICP) 进行对比, 得到算法精度如图 9 所示, 算法的时间复杂度如图 10 所示。此款相机获取的点云数量为 1.80×10^6 左右。

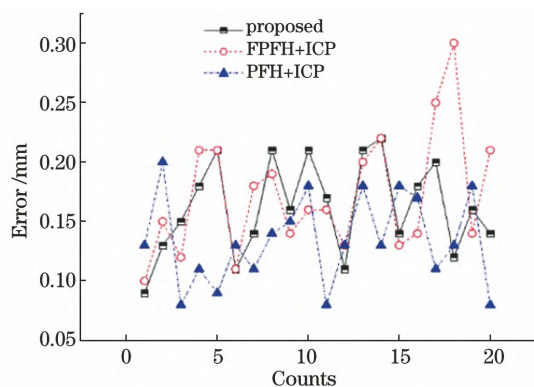


图 9 本文匹配算法与传统匹配算法精度比较

Fig. 9 Accuracy comparison of proposed matching algorithm and traditional matching algorithms

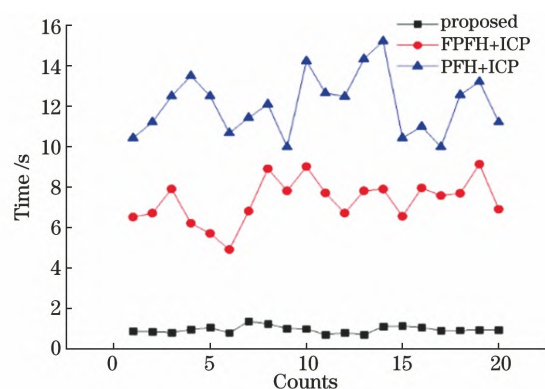


图 10 本文匹配算法与传统匹配算法时间复杂度比较

Fig. 10 Time complexity comparison of proposed matching algorithm and traditional matching algorithms

根据图 9 中数据可以得出本文匹配算法误差平均值为 0.162 mm, 方差为 0.001 mm。FPFH+ICP 匹配算法平均误差为 0.172 mm, 方差为 0.003 mm。PFH+ICP 匹配算法平均误差为 0.134 mm, 方差为 0.003 mm。根据图 10 可以得出, 本文匹配算法平均耗时为 0.98 s; FPFH+ICP 匹配算法平均耗时为 7.21 s; PFH+ICP 匹配算法平均耗时为 12.3 s。综合可以得出三种匹配算法的精度基本一致, 但是本文匹配算法耗时大大减少。

最后将机械臂示教器反馈的数据与上述点云匹配计算的结果代入 $AX=XB$, 算出相机坐标系到机械手基坐标系的转换关系为

$$\begin{bmatrix} -0.032 & -0.998 & -0.035 & 631.067 \\ 0.999 & -0.034 & -0.003 & -83.474 \\ 0.002 & -0.035 & 0.999 & 64.010 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (22)$$

将求解出的 X 代入式子评价手眼标定误差函数为

$$R = \frac{\sum_{i=1}^n A_i - XB_iX^{-1}}{n} \quad (23)$$

根据误差函数对使用标定块与棋盘格进行手眼标定实验进行对比, 总共进行 20 组实验。从图 11、12 中可以得出, 使用标定块进行标定平移部分平均误差为 0.196 mm, 方差为 0.006 mm, 旋转部分平均误差为 0.11°, 方差为 0.002°。使用棋盘格进行标定平移部分平均误差为 0.67 mm, 方差为 0.02 mm, 旋转部分平均误差为 0.34°, 方差为 0.008°。从整个算法的时间来看, 使用棋盘格标定法需要提取图片中大量角点信息, 整个标定流程效率较低需要 100 s, 而使用标定块进行标定中, 点云匹配算法效率较高, 使得整个标定流程仅需要 21 s。

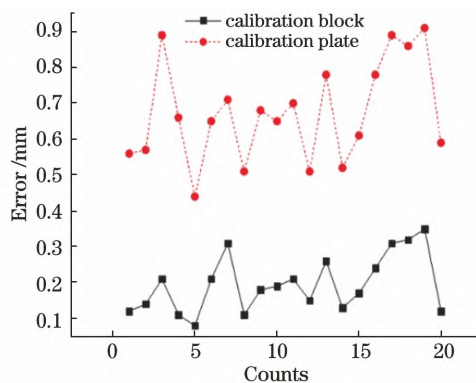


图 11 手眼标定平移部分误差

Fig. 11 Hand eye calibration translation error

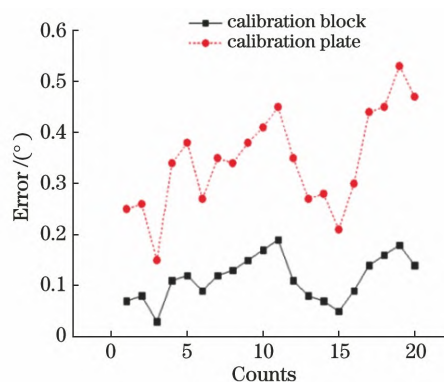


图 12 手眼标定旋转部分误差

Fig. 12 Hand eye calibration rotation error

最后将标定块替换成棋盘格在不同的光照变化下进行实验,并采用棋盘格提取角点进行手眼标定计算,在正常光照条件下、光照不足条件下、光照过足条件下,三种情况下提取角点。同样进行 20 组实验,实验结果表明,在光照不足且机械手姿态变化较大时有 7 张图片无法提取角点信息;在光照过足且机械手姿态变化较大时,有 8 张图片无法提取角点;去除无法提取角点图片后,从图 13、14 可以看出,正常光照条件下手眼标定平移部分平均误差为 0.63 mm,旋转部分平均误差为 0.34°,光照不足条件下手眼标定平移部分平均误差为 0.7 mm,旋转部分平均误差为 0.43°,光照过足条件下手眼标定平移部分平均误差为 0.72 mm,旋转部分平均误差为 0.41°。因此在光照过足与不足的情况下,对于手眼标定精度会有 0.1 mm 左右的影响。

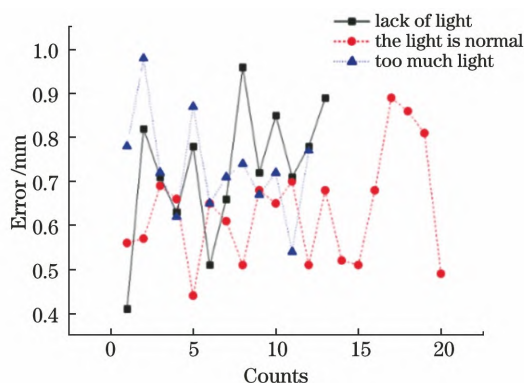


图 13 不同光照下手眼标定平移部分误差

Fig. 13 Hand eye calibration translation error under different illuminations

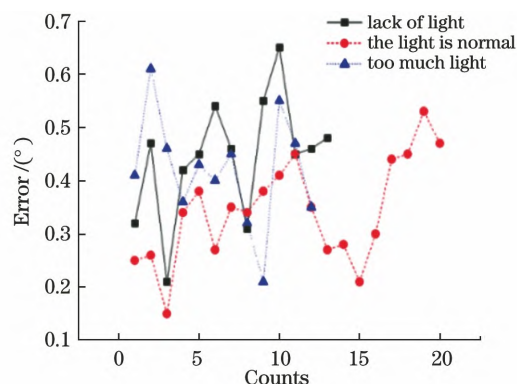


图 14 不同光照下手眼标定旋转部分误差

Fig. 14 Hand eye calibration rotation error under different illuminations

通过上述实验可以得出,与传统棋盘法相比本文提出的算法有两点优势。第一,在光照强度,场景变换剧烈或在机器人姿态变化较大时取像(相机光线发出的光线与水平面夹角过小),使用棋盘格进行

手眼标定时,少部分图片无法提取角点,使得实际参与手眼标定计算图片较少导致误差增大。而使用本文算法则可以避免这个问题。第二,使用棋盘格标定时需根据提取角点计算深度,由于 3D 相机 X、Y 向分辨率较低,计算深度时会产生误差,从而导致整体标定误差升高。使用 3D 标定块进行标定,可以直接从 3D 相机中获取物体 3D 坐标,可降低标定误差。从最终结果来看本文提出的点云匹配算法精度较高,运算时间较短,使得手眼标定的结果更为准确。

5 结 论

在机器人视觉系统中,完成相机与机器人手眼标定是最重要的部分之一。由于 3D 相机 X、Y 向精度稍低,采用传统棋盘格进行标定时,需通过 X、Y 值恢复深度,会产生误差,因此本文利用标定块作为标定件,提出了一种基于特征点的匹配算法,完成 3D 相机和机械臂之间的手眼标定。该算法与传统的点云匹配算法进行比较,结果显示,本文提出的匹配算法精度传统算法基本一致,但是算法运行时间远远小于传统匹配算法。最后通过实验验证了利用标定块进行手眼标定相比使用传统的棋盘格进行手眼标定,其标定结果平移部分的误差减小了 0.5 mm,旋转部分误差减少了 0.2°。下一步研究将继续优化点云匹配算法,提高运算速度,简单高效地完成手眼标定。

参 考 文 献

- [1] Xi X X, Song W A, Qiu Z X, et al. Research on 3D image reconstruction system based on RGB-D values [J]. Journal of Test and Measurement Technology, 2015, 29(5): 409-415.
席小霞, 宋文爱, 邱子璇, 等. 基于 RGB-D 值的三维图像重建系统研究 [J]. 测试技术学报, 2015, 29(5): 409-415.
- [2] Tsai R Y, Lenz R K. A new technique for fully autonomous and efficient 3D robotics hand/eye calibration [J]. IEEE Transactions on Robotics and Automation, 1989, 5(3): 345-358.
- [3] Park F C, Martin B J. Robot sensor calibration: solving $AX = XB$ on the Euclidean group [J]. IEEE Transactions on Robotics and Automation, 1994, 10(5): 717-721.
- [4] Shah M. Solving the robot-world/hand-eye calibration problem using the Kronecker product [J]. Journal of Mechanisms and Robotics, 2013, 5(3): 031007.

- [5] Bachmann R J, Boria F J, Ifju P G, et al. Utility of a sensor platform capable of aerial and terrestrial locomotion [C] // Proceedings, 2005 IEEE/ASME International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics, July 24-28, 2005, Monterey, CA, USA. New York: IEEE Press, 2005: 1581-1586.
- [6] Daniilidis K. Hand-eye calibration using dual quaternions[J]. The International Journal of Robotics Research, 1999, 18(3): 286-298.
- [7] Malti A. Hand-eye calibration with epipolar constraints: application to endoscopy [J]. Robotics and Autonomous Systems, 2013, 61(2): 161-169.
- [8] Tabb A, Ahmad Yousef K M. Solving the robot-world hand-eye(s) calibration problem with iterative methods [J]. Machine Vision and Applications, 2017, 28(5/6): 569-590.
- [9] Sun B. Research on robot dexterous hand grasping technology assisted by 3D vision[D]. Shanghai: East China Normal University, 2019.
孙斌. 3D 视觉辅助下的机器人灵巧手抓取技术研究 [D]. 上海: 华东师范大学, 2019.
- [10] Guo W. Research on grasp positioning technology of industrial robot based on 3D point cloud[D]. Tianjin: Tianjin University, 2018.
魏薇. 基于三维点云的工业机器人抓取定位技术研究 [D]. 天津: 天津大学, 2018.
- [11] Du H B, Song G L, Zhao Y W, et al. Hand-eye calibration method for manipulator and RGB-D camera using 3D-printed ball [J]. Robot, 2018, 40(6): 835-842.
杜惠斌, 宋国立, 赵忆文, 等. 利用 3D 打印标定球的机械臂与 RGB-D 相机手眼标定方法 [J]. 机器人, 2018, 40(6): 835-842.
- [12] Wu F, Zhao X C, Zhan P L, et al. FPFH feature extraction algorithm based on adaptive neighborhood selection[J]. Computer Science, 2019, 46(2): 266-270.
吴飞, 赵新灿, 展鹏磊, 等. 自适应邻域选择的 FPFH 特征提取算法 [J]. 计算机科学, 2019, 46(2): 266-270.
- [13] Hou B, Jin S Z, Wang Y, et al. Comparison of point cloud registration methods in coarse registration[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(8): 081502.
侯彬, 金尚忠, 王赞, 等. 点云配准方法在粗配准中的比较 [J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(8): 081502.
- [14] Yang X. Research on rapid calibration technology of industrial robot vision system[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2019.
杨曦. 工业机器人视觉系统快速标定技术研究 [D]. 成都: 电子科技大学, 2019.
- [15] Wu X J, Zou G H. High performance template matching algorithm based on edge geometric features [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2013, 34(7): 23-30.
吴晓军, 邹广华. 基于边缘几何特征的高性能模板匹配算法 [J]. 仪器仪表学报, 2013, 34(7): 23-30.
- [16] Liu M J, Wang X D, Li L Y, et al. Improved random sampling consistency algorithm employed in three-dimensional point cloud registration[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2018, 55(10): 101104.
刘美菊, 王旭东, 李凌燕, 等. 改进的 RANSAC 算法在三维点云配准中的应用 [J]. 激光与光电子学进展, 2018, 55(10): 101104.