

光电工程

Opto-Electronic Engineering

中文核心期刊 中国科技核心期刊
Scopus CSCD

基于异常样本检测的叶片修复机器人手眼标定优化方法

杨文, 沙玲, 范狄庆, 张海峰, 白家宇

引用本文:

杨文, 沙玲, 范狄庆, 等. 基于异常样本检测的叶片修复机器人手眼标定优化方法[J]. 光电工程, 2025, 52(3): 240257.

Yang W, Sha L, Fan D Q, et al. Optimization of hand-eye calibration for blade repair robot based on anomalous sample detection[J]. *Opto-Electron Eng*, 2025, 52(3): 240257.

<https://doi.org/10.12086/oe.2025.240257>

收稿日期: 2024-10-30; 修改日期: 2025-01-24; 录用日期: 2025-01-24

相关论文

基于图像信息约束的三维激光点云聚类方法

夏金泽, 孙浩铭, 胡盛辉, 梁冬泰

光电工程 2023, 50(2): 220148 doi: 10.12086/oe.2023.220148

基于3D视觉传感器的龙门架机器人手眼标定方法

程麒, 潘丰, 袁瑜键

光电工程 2021, 48(4): 200239 doi: 10.12086/oe.2021.200239

更多相关论文见光电期刊集群网站 



<http://cn.ojournal.org/oe>



 OE_Journal

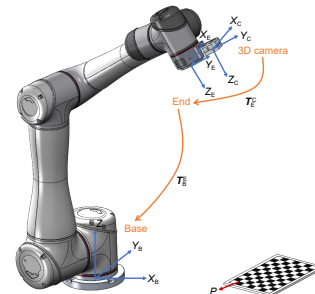


Website

基于异常样本检测的叶片修复机器人手眼标定优化方法

杨文, 沙玲*, 范狄庆, 张海峰, 白家宇

上海工程技术大学机械与汽车工程学院, 上海 201620



摘要: 为了降低叶片修复机器人视觉系统中随机误差对手眼标定的影响, 提出了一种基于异常样本检测的手眼标定优化方法。首先, 建立手眼矩阵的线性方程, 通过奇异值分解 (SVD) 求解手眼矩阵的初始值; 随后, 利用初始值对样本进行反演操作, 并基于 Z-分数检测和剔除异常样本, 以获取更高准确性的手眼矩阵; 最后, 将得到的手眼矩阵作为优化的初始值, 采用单位四元数表示旋转, 并使用 Levenberg-Marquardt 算法对初始值进一步优化, 最终得到手眼矩阵。在搭载双目深度相机的叶片修复机器人上进行了手眼标定实验, 通过 TCP 标定工具获取目标点的真实坐标, 利用所提方法得到的手眼矩阵预测坐标与真实坐标的平均欧式距离为 0.858 mm, 且方差稳定在 0.1 以内。相比其他对比方法, 本文方法有效减少了随机误差的影响, 具有良好的稳定性与准确性。

关键词: 奇异值分解; Z-分数; Levenberg-Marquardt; 手眼标定; TCP 标定

中图分类号: TP242

文献标志码: A

杨文, 沙玲, 范狄庆, 等. 基于异常样本检测的叶片修复机器人手眼标定优化方法 [J]. 光电工程, 2025, 52(3): 240257

Yang W, Sha L, Fan D Q, et al. Optimization of hand-eye calibration for blade repair robot based on anomalous sample detection[J]. *Opto-Electron Eng*, 2025, 52(3): 240257

Optimization of hand-eye calibration for blade repair robot based on anomalous sample detection

Yang Wen, Sha Ling*, Fan Diqing, Zhang Haifeng, Bai Jiayu

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

Abstract: To reduce the impact of random errors on hand-eye calibration in the visual system of a blade repair robot, an optimization method based on outlier detection is proposed. Firstly, a linear equation for the hand-eye matrix is established. The initial hand-eye matrix is solved using singular value decomposition (SVD). Secondly, the initial value is used to perform an inversion operation on the samples. Outlier samples are detected and removed based on Z-scores, leading to a more accurate hand-eye matrix. Finally, the obtained hand-eye matrix is used as the initial value for optimization. The rotation is represented by unit quaternions, and the Levenberg-Marquardt algorithm is applied to further optimize the initial value, yielding the final hand-eye matrix. Hand-eye

收稿日期: 2024-10-30; 修回日期: 2025-01-24; 录用日期: 2025-01-24

基金项目: 上海市大型构件智能制造机器人技术协同创新中心开放基金 (ZXP20211101); 面向高空作业的风机叶片表面缺陷修复智能机器人关键部件研制与工程示范 (0231-E4-6000-23-0025)(23)JQ-017

*通信作者: 沙玲, shaling@sues.edu.cn。

版权所有©2025 中国科学院光电技术研究所

calibration experiments were conducted on the blade repair robot equipped with a stereo depth camera. The real coordinates of the target points were obtained using a TCP calibration tool. The predicted coordinates from the hand-eye matrix, obtained by the proposed method, have an average Euclidean distance of 0.858 mm from the true coordinates, with a variance stabilizing below 0.1. Compared to other methods, the proposed approach effectively reduces the impact of random errors and demonstrates good stability and accuracy.

Keywords: singular value decomposition; Z-score; Levenberg-Marquardt; hand-eye calibration; TCP calibration

1 引言

风能作为绿色环保的可再生能源,已成为世界各国能源发展的重要方向^[1]。风机叶片作为风力发电的核心设备之一,长期暴露在复杂的自然环境中,容易出现裂纹、腐蚀、划痕等损伤。这些损伤不仅会影响叶片的空气动力学性能,降低发电效率,严重时甚至可能危及风电设施的安全性^[2]。目前,风机叶片的损伤修复大多依赖人工操作,人工修复过程包括对损伤的识别、打磨损伤位置、喷涂修复涂料以及加热固化等。然而,人工修复存在效率低、成本高、潜在的安全隐患等问题。随着机器人技术的迅速发展,使用修复机器人代替人工进行叶片修复成为一种趋势。通过视觉系统,修复机器人能够实时捕捉叶片表面的损伤信息,精准定位损伤区域,并根据任务需求规划修复路径,大幅提升修复效率和精度。在此过程中,手眼标定技术是修复机器人利用视觉系统实现精准修复的关键^[3],手眼标定能够确定机器人末端执行器与视觉传感器之间的相对位姿,使得视觉信息能够准确地转换到修复机器人坐标系中,并为修复机器人提供必要的损伤定位信息。因此,手眼标定结果的稳定性和准确性直接影响修复机器人的操作精度和效率。

在机器人视觉系统中,机器人与视觉系统的关联方式有两种:一种是眼在手外(eye-to-hand),即视觉系统固定,主要用于固定区域目标的定位或识别^[4];另一种是眼在手上(eye-in-hand),即视觉系统固定在机械臂末端,这种手眼关系更具有灵活性,视觉传感器根据任务需求在不同的位置和角度进行观察和反馈,可以更灵活地适应不同的工作环境和目标位置^[5]。业界许多学者研究了对手眼标定的计算方法。Tsai等^[6]首次提出了手眼方程 $AX=XB$,并采用线性方程组来计算手眼矩阵,此后在此基础上各学者陆续开发了各种计算方法来求解和优化手眼矩阵。这些计算方法一般可以分成三种,第一种是将手眼矩阵分成旋转和平移分别计算估计^[7-8],先求出旋转矩阵,再根据旋转矩阵求出平移向量,此方法容易将求解旋转矩阵的误差

引入到求解平移向量中,造成整个手眼标定精度降低。例如,毛成林等^[9]提出了一种两阶段深度相机同步手眼标定方法。Shah^[10]利用 Kronecker 积和奇异值分解,提出了一种可分离的闭式解法用于手眼标定。第二种方法是一步直接求得旋转矩阵和平移向量^[11]。Daniilidis^[12]利用对偶四元数改写手眼方程同时求解。Horaud等^[13]不仅提出了一种可以同时求解旋转和平移矩阵的方法,还提出了手眼标定的另一种形式。第三种是通过迭代优化方法求解手眼矩阵^[14-16],这种方法精度较高,但迭代优化的收敛性和准确性容易受到初始值的影响。例如,徐呈艺等^[17]先利用 Kronecker product 算法和最小二乘法获取手眼矩阵的初始值,然后利用 Levenberg-Marquardt 算法得到手眼矩阵精确解。

在叶片修复机器人进行手眼标定时,随机误差来源多样,主要包括图像畸变、相机深度误差引起的特征点坐标偏差,机械臂因机构和传动系统误差引起的位姿参数不准确,以及光照变化对图像特征的影响。这些随机误差难以避免且会导致在手眼标定中产生偏离正常范围的异常样本,这些异常数据会使手眼矩阵初始值产生较大偏差,进而影响后续迭代优化算法的收敛性,降低标定结果的稳定性和准确性。针对异常数据检测,已有研究在其他领域应用中提出了一些方法。例如,杨宏宇等^[18]提出了一种基于多尺度注意力特征增强的异常流量检测方法,通过动态分组特征选择、密集卷积神经网络和特征增强网络,提升了局部和全局特征的区分度,改善了异常流量检测的性能。杨海能等^[19]提出了一种结合规则库与 PRRL 稳健回归模型的风电场数据清洗方法,通过规则库优化数据集并利用 PRRL 模型有效识别异常数据,降低风电功率预测模型的预测误差。李新春等^[20]提出了一种基于卷积神经网络的深度元学习异常检测方法,通过内外双循环架构和元模块增强,增强了工控系统在少样本条件下的检测精度和泛化能力。张杰等^[21]提出了一种基于图论和混合卷积神经网络的异常检测方法,通过混合重采样技术解决数据不平衡问题,利用图卷

积网络捕捉电量数据的周期性规律和时间相关性特征, 同时引入空间注意力机制提升检测精度, 提高了电力市场结算的效率和准确性。可以看出, 通过引进异常检测, 能够提高对应模型或系统的运行性能。

综上所述, 为减小随机误差对手眼标定结果的影响, 提高手眼标定的稳定性与准确性, 本文提出了一种基于异常样本检测的手眼标定优化方法。首先, 基于闭环变换关系建立手眼矩阵的线性方程, 并通过奇异值分解 (SVD) 求解初始矩阵; 然后, 基于 Z-分数剔除异常样本, 减少随机误差对标定结果的影响; 接着, 利用剩余有效样本进一步求解手眼矩阵; 最后, 将得到的手眼矩阵作为初始值, 使用 Levenberg-Marquardt 算法进行优化, 进一步提升手眼矩阵的准确性。实验结果表明, 所提方法能够有效地减少随机误差的影响, 且具有较高的稳定性与准确性。

2 手眼矩阵标定系统与初始值的获取

本文的手眼标定系统采用眼在手上 (eye-in-hand) 的安装方式, 如图 1 所示。在机器人系统中建立三个坐标系: 以机器人底座中心为原点的 $O-X_B Y_B Z_B$ 基底坐标系, 以机器人末端中心为原点的 $O-X_E Y_E Z_E$ 末端坐标系和以深度相机光心为原点的 $O-X_C Y_C Z_C$ 相机坐标系。图 1 中 T_B^E 表示机器人末端坐标系相对机器人基底坐标系的变换关系, T_E^C 表示相机坐标系相对机器人末端坐标系的变换关系 (本文所求), P 点为棋盘格上的第一个角点。 P 点作为棋盘格标定板上的特征点, 其在相机坐标系和机器人基底坐标系下的坐标分别表

示为 P_C 和 P_B 。

在获取样本时, 机器人带动深度相机变换不同的姿势去拍摄获取 $n(n \geq 20)$ 张棋盘格图片, 其中 P 点相对基底坐标系的坐标即 P_B 始终不变, 根据图 1 提供的坐标变换关系, P_B 的坐标计算如式 (1) 所示。

P_C 的获取可先通过 Harris 角点检测方法获取 P 在图像坐标系下的像素坐标 $[u, v]$, 然后通过相机标定^[22] 获取的双目深度相机内参矩阵将像素坐标 $[u, v]$ 转换为相机坐标系中的二维坐标 $[x_C, y_C]$, 如式 (2) 所示。

$$P_B = [x_B, y_B, z_B]^T = T_B^E T_E^C P_C, \quad (1)$$

$$\begin{cases} x_C = (u - c_x) \cdot \frac{z_C}{f_x} \\ y_C = (v - c_y) \cdot \frac{z_C}{f_y} \end{cases}, \quad (2)$$

式中: f_x 、 f_y 是相机的焦距; c_x 、 c_y 是图像的中心坐标; z_C 是 P 点的深度信息, 它可通过双目深度相机直接获取。

在获取每张图片时, 记录下机器人末端坐标系相对基底坐标系的变换关系 T_B^E , 末端坐标系的位姿信息可以通过机械臂示教器或机械臂内置传感器获取, P_B 的坐标可以表示为

$$\begin{cases} P_B^1 = {}_1T_B^E T_E^C P_C^1 \\ P_B^2 = {}_2T_B^E T_E^C P_C^2 \\ \dots\dots \\ P_B^n = {}_nT_B^E T_E^C P_C^n \end{cases}. \quad (3)$$

在每次获取特征点 P 的样本时, P 点相对基底坐

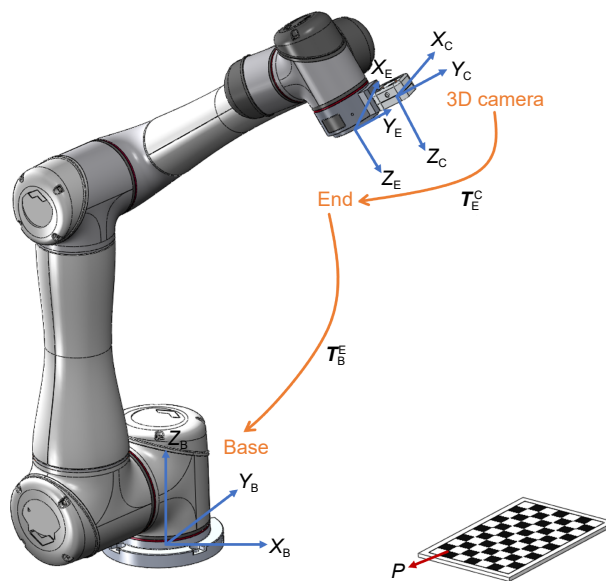


图 1 机器人眼在手上手眼标定系统

Fig. 1 Robot eye-in-hand hand-eye calibration system

标系 $O-X_B Y_B Z_B$ 的坐标始终不变, 即 $P_B^1 = P_B^2 = \dots = P_B^n$, 所以核心等式^[23]如式 (4) 所示。

$${}_{i-1}T_B^E T_E^C P_C^{i-1} = {}_i T_B^E T_E^C P_C^i, \quad (4)$$

式中: ${}_i T_B^E$ 表示拍摄第 i ($i=2, 3, \dots, n$) 组 P 点的样本时末端坐标系 $O-X_E Y_E Z_E$ 相对基底坐标系 $O-X_B Y_B Z_B$ 的变换矩阵; ${}_i T_B^E T_E^C P_C^i$ 表示拍摄第 i 组 P 点的样本时 P 点相对基底坐标系 $O-X_B Y_B Z_B$ 的坐标。由于坐标系之间的变换矩阵由旋转矩阵和平移向量组成, 所以 ${}_i T_B^E$ 和 T_E^C 可以表示为

$$\begin{cases} T_B^E = \begin{bmatrix} R_i & t_i \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \\ T_E^C = \begin{bmatrix} R_o & t_o \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \end{cases} \quad (5)$$

式中: R_i 、 t_i 表示代表拍摄第 i 组 P 点样本时末端坐标系相对基底坐标系的变换矩阵中的旋转矩阵与

平移向量; R_o 、 t_o 表示相机坐标系相对机器人末端坐标系的变换矩阵中的旋转矩阵与平移向量。将坐标 P_C^{i-1} 和 P_C^i 用齐次坐标表示, 根据式 (5), 式 (4) 可以改写为

$$\begin{bmatrix} R_{i-1} & t_{i-1} \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R_o & t_o \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_{i-1} \\ y_{i-1} \\ z_{i-1} \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_i & t_i \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R_o & t_o \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_i \\ y_i \\ z_i \\ 1 \end{bmatrix} \quad (6)$$

为了方便求解将 T_E^C 变换:

$$T_E^C = \begin{bmatrix} R_o & t_o \\ 0 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} r_1 & r_2 & r_3 & t_o \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (7)$$

根据式 (7) 将式 (6) 改写为式 (8):

$$\begin{bmatrix} R_{i-1} & t_{i-1} \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} r_1 & r_2 & r_3 & t_o \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_{i-1} \\ y_{i-1} \\ z_{i-1} \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_i & t_i \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} r_1 & r_2 & r_3 & t_o \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_i \\ y_i \\ z_i \\ 1 \end{bmatrix} \quad (8)$$

根据矩阵运算可将式 (8) 改写为式 (9):

$$(R_{i-1}x_{i-1} - R_i x_i)r_1 + (R_{i-1}y_{i-1} - R_i y_i)r_2 + (R_{i-1}z_{i-1} - R_i z_i)r_3 + (R_{i-1} - R_i)t_o = t_i - t_{i-1} \quad (9)$$

根据拍摄的 n 组样本数据带入式 (9), 构造方程 $AX = b$, 如式 (10) 所示。

$$\begin{bmatrix} R_1x_1 - R_2x_2 & R_1y_1 - R_2y_2 & R_1z_1 - R_2z_2 & R_1 - R_2 \\ R_2x_2 - R_3x_3 & R_2y_2 - R_3y_3 & R_2z_2 - R_3z_3 & R_2 - R_3 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ R_{n-1}x_{n-1} - R_nx_n & R_{n-1}y_{n-1} - R_ny_n & R_{n-1}z_{n-1} - R_nz_n & R_{n-1} - R_n \end{bmatrix} \begin{bmatrix} r_1 \\ r_2 \\ r_3 \\ t_o \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} t_2 - t_1 \\ t_3 - t_2 \\ \vdots \\ t_n - t_{n-1} \end{bmatrix} \quad (10)$$

式中: A 和 b 分别表示左右系数矩阵。通过特征点 P 在相机坐标系下的坐标 P_C 和获取每个样本时机器人末端坐标系相对基底坐标系的变换关系 T_B^E 可获取 A 和 b 。为了保证求解的精度, 采用奇异值分解^[24]求解方程 $AX = b$ 获取手眼矩阵的初始值。首先将系数矩阵 A 分解, 如式 (11) 所示。

$$A = U\Sigma V^T, \quad (11)$$

式中: U 和 V 是正交矩阵; Σ 是包含奇异值的对角矩阵。

方程 $AX = b$ 改写成式 (12):

$$U\Sigma V^T X = b \quad (12)$$

令 $V^T X = Y$ 则有:

$$U\Sigma Y = b \quad (13)$$

然后通过式 (14) 求解 Y 中的每个分量。

$$Y_i = \frac{u_i^T b}{\sigma_i}, \quad (14)$$

式中: u_i 是 U 的第 i 列向量; σ_i 是 Σ 对角线上的奇异值。

最后通过式 (15) 求得 X 。

$$X = VY \quad (15)$$

通过奇异值分解求得的结果经过史密斯正交化处理后作为手眼矩阵的初始值, 然而, 这个结果是基于所有样本得出的, 容易受到随机误差的影响。因此, 为了提高手眼标定的稳定性与准确性, 需要采取有效的方法来减少随机误差对标定的影响。

3 基于 Z-分数的异常样本检测方法

为了检测出异常样本, 利用手眼矩阵初始值去反演求解每个样本中 P 点在基底坐标系下的坐标 P_B^i ($i \in n$), 反演后会出现有一些样本 P 点的坐标值 P_B 明显偏离

正常值(正常情况下, 各样本中 P 点在基底坐标系下的坐标应基本一致)。这种偏离可能由图像畸变、获取样本时光照强度的变化或机械臂传动误差等因素引起。为提高手眼标定的稳定性和准确性, 需要剔除这些异常样本, 并用剩余的样本重新计算手眼矩阵。根据判定要求, 这一过程可能需要多次迭代。

Z -分数是一种统计学概念, 它能够反映数据与其均值的相对标准距离^[25], 可以较为准确的确定异常样本。 Z -分数的计算公式为

$$Z = \frac{x - \mu}{\sigma}, \quad (16)$$

式中: x 为要计算 Z -分数的数值; μ 为数据集的平均值; σ 为数据集的标准差。基于 Z -分数的异常样本检测方法步骤如下:

步骤一: 计算每个样本在数据集上的 Z -分数。整组样本图片中 P 点在基底坐标系 $O-X_B Y_B Z_B$ 下的坐标作为数据集, 共分为三个数据集, X 数据集 (由每个样本中 P 点在基底坐标系下的 x 坐标组成)、 Y 数据集和 Z 数据集, 分别计算每个样本在数据集上的 Z -分数。计算公式如下:

$$\begin{cases} Z_X = \frac{iX_X - \mu_X}{\sigma_X} \\ Z_Y = \frac{iX_Y - \mu_Y}{\sigma_Y} \\ Z_Z = \frac{iX_Z - \mu_Z}{\sigma_Z} \end{cases}. \quad (17)$$

式 (17) 中, 以 x 坐标为例, Z_X 为每个样本 x 坐标的 Z -分数 ($i \in n$), iX_X 为每个样本中 P 点在基底坐标系下的 x 坐标, μ_X 为 X 数据集的平均值, 计算公式如 (18) 所示。

$$\mu_X = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (iX_X). \quad (18)$$

σ_X 为 X 数据集的标准偏差, 其计算公式如式 (19) 所示。

$$\sigma_X = \sqrt{\frac{1}{n} \left[\sum_{i=1}^n (iX_X - \mu_X)^2 \right]}. \quad (19)$$

在式 (18) 和式 (19) 的基础上各样本 x 坐标的 Z -分数如式 (20) 所示。

$$iZ_X = \frac{1}{\sqrt{\frac{1}{n} \left[\sum_{i=1}^n (iX_X - \mu_X)^2 \right]}} \cdot \left(iX_X - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (iX_X) \right). \quad (20)$$

样本 y 坐标和 z 坐标的 Z -分数求解方法与求解 x

坐标 Z -分数方法相同。

步骤二: 剔除 Z -分数绝对值大于阈值的样本。在得到每个样本在 x 、 y 、 z 三个坐标下的 Z -分数后, 选择 Z -分数绝对值大于 3 的样本作为异常样本并剔除掉。

步骤三: 利用剔除后的样本重新获取手眼矩阵。剔除异常样本后, 使用剩余样本通过上文描述的方法重新获取手眼矩阵。

步骤四: 利用重新获取的手眼矩阵进行反演, 并根据判定条件判断是否需要进行迭代。判定条件定义为 P 点在 Z 数据集上的最大值与最小值之差。如果差值大于 2 mm, 则需要继续迭代。

在本方法中, 选择 Z -分数绝对值大于 3 作为异常样本的阈值。这一选择基于数据集正态分布或接近正态分布的特征: 在正态分布中, 99.7% 的数据位于平均值的 ± 3 个标准差范围内, 因此, Z -分数绝对值大于 3 的样本可认为是统计学意义上的异常样本; 在实际应用中, X 、 Y 、 Z 数据集的差值小于 2 mm 时 (Z 数据集通常更难达到 2 mm 的精度), 即认为标定结果已足够稳定, 当样本坐标的 Z -分数的绝对值在 2 附近时, 坐标数据集的差值仍然在 2 mm 以内。

基于 Z -分数的异常样本检测方法如图 2 所示。基于 Z -分数检测并剔除异常样本的主要目的是减少随机误差对标定的影响, 从而为后续的优化算法提供更加稳定和准确的初始值。

4 基于 LM 的手眼矩阵优化算法

通过 Z -分数剔除异常样本可以提高手眼矩阵的稳定性和准确性, 但这种方法存在局限性。为了满足叶片修复机器人执行多功能修复任务的需求, 进一步提高整体修复效率, 必须在现有方法的基础上进行优化。因此, 本文引入 Levenberg-Marquardt (LM)^[26] 算法对手眼矩阵进行优化, 以实现更精准的手眼标定。基于 Z -分数异常样本的剔除过程作为优化手眼矩阵的初始化过程, 通过 Z -分数剔除后剩余的样本数记为 N , 通过剩余样本获取的手眼矩阵作为优化算法的初始值。基于 LM 的手眼矩阵优化算法如图 3 所示。

单位四元数是一种用于表示旋转的数学工具, 如式 (21) 所示, 相较于欧拉角和旋转矩阵, 单位四元数参数更少且能够避免旋转矩阵可能出现的奇异性问题, 其中 q 表示四元数, a 、 b 、 c 、 d 为实数。

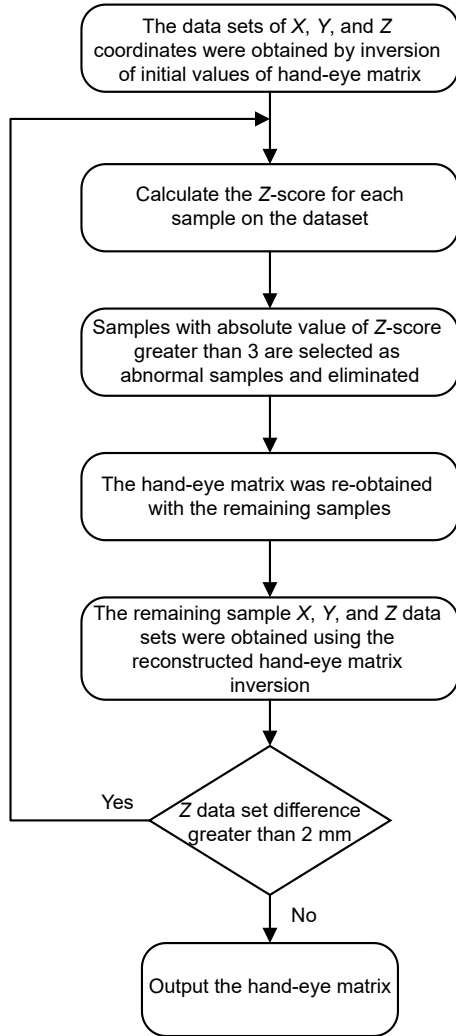


图 2 基于 Z-分数的异常样本检测方法

Fig. 2 Abnormal sample detection method based on Z-scores

$$\begin{cases} q = a + bi + cj + dk \\ a^2 + b^2 + c^2 + d^2 = 1 \end{cases} \quad (21)$$

首先, 将优化算法的初始值用单位四元数^[27]表示, 如式 (22) 所示。

$$T_E^C = \begin{bmatrix} a^2 + b^2 - c^2 - d^2 & 2(bc + ad) & 2(bd - ac) & t_x \\ 2(bc - ad) & a^2 - b^2 + c^2 - d^2 & 2(cd + ab) & t_y \\ 2(ac + bd) & 2(cd - ab) & a^2 - b^2 - c^2 + d^2 & t_z \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (22)$$

接着构造误差函数和损失函数, 由于特征点 P 点坐标在基底坐标系下是个定值, 根据式 (1) 所示的坐标变换关系, 采用平均值法来获取特征点 P 在基底坐标系下的坐标 P_m , P_m 作为构造误差函数的标准点。

$$P_m = \begin{bmatrix} x_m \\ y_m \\ z_m \\ 1 \end{bmatrix} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N {}_i T_B^E T_E^C \begin{bmatrix} x_i \\ y_i \\ z_i \\ 1 \end{bmatrix} \quad (23)$$

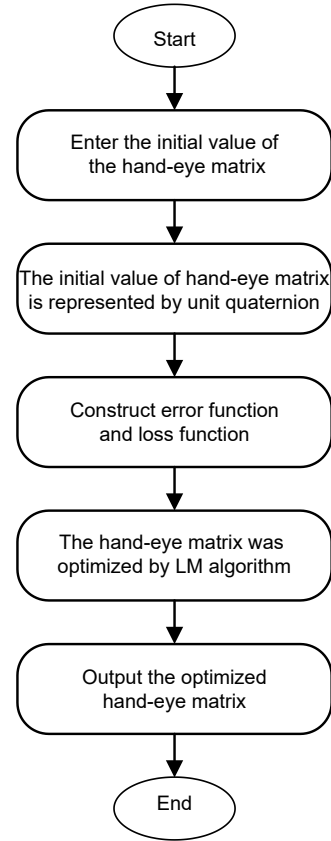


图 3 基于 LM 的手眼矩阵优化算法

Fig. 3 Hand-eye matrix optimization algorithm based on LM

误差函数可表示为

$$f_i(a, b, c, d, t_x, t_y, t_z) = {}_i T_B^E T_E^C P_C^i - P_m \quad (24)$$

根据误差函数, 优化模型的损失函数可表示为

$$f_{\text{loss}} = \sum_{i=1}^N (\|f_i\|^2) \quad (25)$$

然后采用 LM 算法对剩余样本获取的手眼矩阵进行全局优化。

在 LM 算法中, 增量是指每次迭代中计算的参数调整步长。在求解增量 Δh 时, 引入了信赖区域 μ_a , 这样优化问题从无约束的最小二乘问题变成了有约束的最小二乘问题。为了引入约束, 构建拉格朗日函数, 如式 (26) 所示, 其中 D 是系数矩阵, 当 $\|D\Delta h\|^2 > \mu_a$ 时, 就相当于在优化损失函数中添加了系数为 λ 的惩罚项。这样的操作有助于控制参数更新的幅度, 确保每次迭代都能有效地朝向最优解迈进。

$$f_{\text{loss}}(\Delta h, \lambda) = \sum_{i=1}^N (\|f_i\|^2) + \lambda (\|D\Delta h\|^2 - \mu_a) \quad (26)$$

接着通过对 Δh 求导, 获得 LM 算法的核心增量方程, 如式 (27) 所示。

$$(J^T J + \lambda D^T D) \Delta h = -J f. \quad (27)$$

式 (27) 中雅可比矩阵 J 与其余变量的计算如下列公式所示。

$$J = \begin{bmatrix} J_1^T & J_2^T & \cdots & J_N^T \end{bmatrix}. \quad (28)$$

$$J_i = \begin{bmatrix} \frac{\partial f_i}{\partial a} & \frac{\partial f_i}{\partial b} & \frac{\partial f_i}{\partial c} & \frac{\partial f_i}{\partial d} & \frac{\partial f_i}{\partial t_x} & \frac{\partial f_i}{\partial t_y} & \frac{\partial f_i}{\partial t_z} \end{bmatrix}. \quad (29)$$

$$f = \begin{bmatrix} f_1^T & f_2^T & \cdots & f_N^T \end{bmatrix}^T. \quad (30)$$

$$\Delta h = \begin{bmatrix} \Delta a & \Delta b & \Delta c & \Delta d & \Delta t_x^T & \Delta t_y^T & \Delta t_z^T \end{bmatrix}^T. \quad (31)$$

通过 Levenberg-Marquardt 算法对基于 Z-分数剔除异常样本获取的初始值进行迭代优化, 可以获得更精确的手眼标定结果。

5 实验与分析

5.1 手眼矩阵的获取

为了评估所提出的手眼标定方法在复杂实验环境下的性能, 在叶片修复机器人 eye-in-hand 系统上使用

用 Method A、Method B 和本文方法进行手眼标定。Method A: 基于徐呈艺等^[17]提出的手眼标定方法, 这种方法采用 Kronecker product 算法和最小二乘法求解标定方程, 然后使用 Levenberg-Marquardt 算法减少求解过程中误差传递。Method B: 本文方法的简化版本, 未进行异常样本剔除。在此方法中, 首先使用奇异值分解求解手眼方程式 (10) 获取手眼矩阵初始值, 然后应用 Levenberg-Marquardt 算法对初始值进行优化得到最终的手眼矩阵。实验平台如图 4 所示。实验环境为 Windows 11 64 位操作系统, 使用 Visual Studio 2019 C++ 编程, 硬件配置为 Intel Core i7-12700H CPU 2.30 GHz 和 16.0 GB RAM。实验设备的详细参数见表 1。

为了增加随机误差, 样本采集过程中随机调整光源的光照强度。同时, 控制机械臂在棋盘格上方进行多角度拍摄, 确保从东、南、西、北及正上方多个角度获取样本, 每次收集 20 张图片为一组样本。图 5 为获取样本的缩放示例。

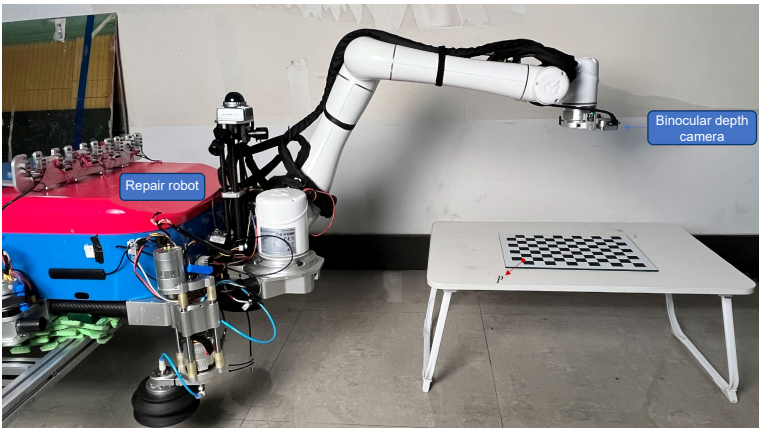


图 4 叶片修复机器人手眼标定平台
Fig. 4 Hand-eye calibration platform of blade repair robot

表 1 实验设备参数
Table 1 Experimental equipment parameters

Key equipment parameter	Specific parameter
Robot arm	Aelite EC66 Collaborative Robot
Depth camera model	Intel RealSense D405
Depth measurement method	Stereo Vision
Depth measurement accuracy	±2% at 50 cm
RGB image resolution	1280×720
RGB image frame rate	Up to 90 f/s
Checkerboard array	12×9
Checkerboard square size	25 mm
Checkerboard accuracy	±0.01 mm

在使用本文方法进行手眼标定的过程中, 首先利用 SVD 方法计算手眼矩阵的初始值。随后, 使用该初始值对样本进行反演, 获取每个样本在基底坐标系下的坐标, 并构建 X 、 Y 、 Z 数据集。接着, 计算每个样本在数据集中的 Z -分数, 并基于 Z -分数进行异常样本检测。异常样本的剔除过程在图 6 中展示。图 6(a) 展示了基于手眼矩阵初始值计算的样本坐标的 Z -分数散点图。从图 6 可以看出, 第一张样本的 y 坐标的 Z -分数绝对值明显大于阈值 3, 因此剔除该样本后重新计算手眼矩阵并进行反演。图 6(b) 展示了新的手眼矩阵下, 剩余 19 张样本的 Z -分数散点图。可以看到, 倒数第二张样本 z 坐标的 Z -分数绝对值同样大于阈值 3, 因此剔除该样本并更新手眼矩阵。第三张样本的 x 坐标 Z -分数绝对值虽然超过 2, 但计算得到的 X 数据集的最大差值为 1.791 mm (由第 7 张样本与第 3 张样本坐标值之差得出), 仍在可接受范围内。图 6(c) 显示了经过两次剔除后的样本 Z -分数散点图。此时, 所有剩余样本的 Z -分数绝对值均小于阈值 3, 且 Z 数据集的误差差值已控制在 2 mm 以内。因此, 停止迭代, 最终利用 18 张样本计算的手眼矩阵作为 Levenberg-Marquardt 算法的优化初始值, 经过优化得到最终的手眼矩阵。

5.2 TCP 标定与定位

为了测试手眼矩阵的稳定性与准确性, 并验证叶片修复机器人在实际作业中的定位效果, 在实验室使用 TCP 标定工具与棋盘格进行 TCP 标定与 P 点定位实验, 如图 7 所示。

四点法^[28]是常用的精确机器人 TCP 标定方法。调整机器人姿态, 使标定工具 TCP 与空间固定点四次重合, 并利用这四个重合点的 TCP 坐标建立方程组, 求解标定工具 TCP 相对机械臂末端的平移向量, 如图 7(a) 所示。为减小标定误差, 方程组求解时采用

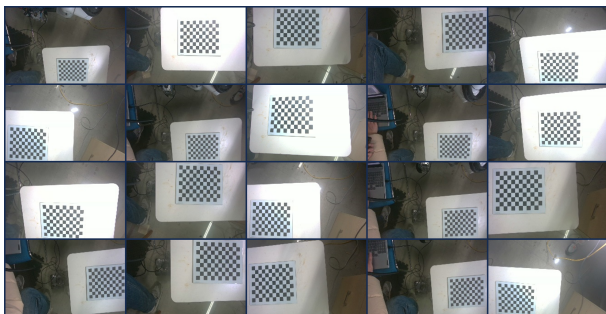


图 5 样本缩放示例

Fig. 5 Sample scaling example

最小二乘法进行优化。经过 10 次标定, 平移向量的误差范围控制在 0.503 mm 以内, 误差范围由 10 个平移向量坐标的最大值与最小值之差计算得出。最终, 取 10 次标定结果的平均值作为标定工具中心点相对于机械臂末端的平移向量 $t_E^T = [-18.064, -17.196, 68.436]^T$ 。接着调整机械臂 10 次, 使标定工具中心点在不同角度接触棋盘格上的 P 点, 使用示教器获取每次末端执行器相对机械臂基底的坐标, 如图 7(b) 所示。然后将每次获得的坐标与得到的平移向量相加, 得到 P 点相对于机械臂基底的 10 个坐标。根据机械臂出厂的重复定位精度为 ± 0.02 mm, 考虑到接触误差的影响, 计算出 10 次测量中 P 点的重复定位误差为 0.153 mm。最后, 取这 10 个坐标的平均值作为 P 点相对机械臂基底的三维坐标 $P_B = [793.823, -112.405, -4.413]^T$ 。

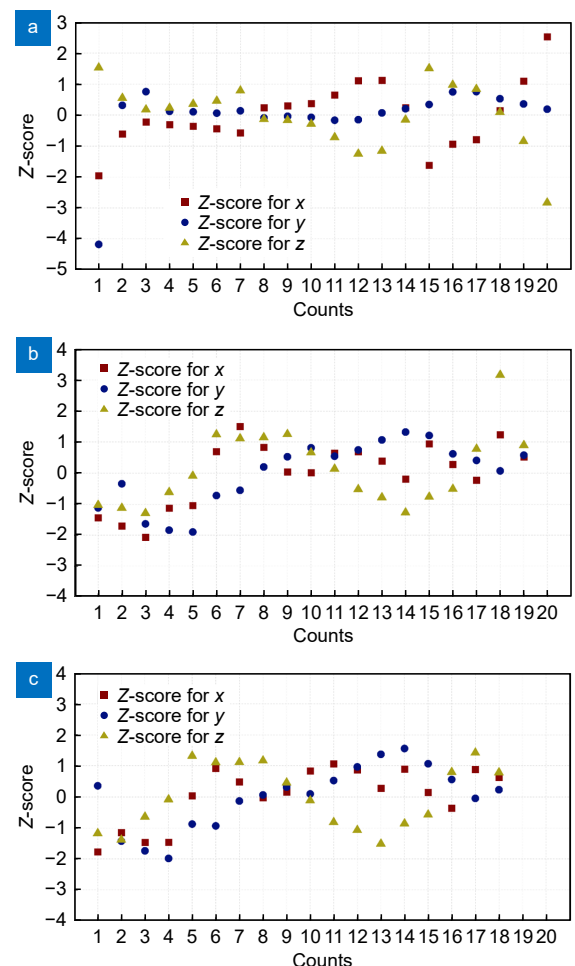


图 6 数据集 Z -分数散点图。(a) 第一次反演; (b) 第二次反演; (c) 第三次反演

Fig. 6 Z -score scatter plot of dataset. (a) First inversion; (b) Second inversion; (c) Third inversion

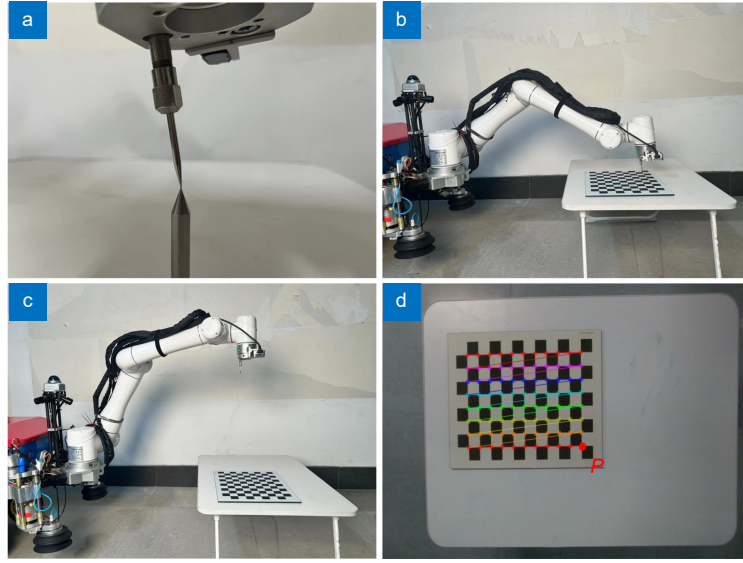


图 7 实验步骤示例。(a) TCP 标定; (b) 触碰特征点; (c) 拍摄图像; (d) 获取特征点坐标
Fig. 7 Example of experimental steps. (a) TCP calibration; (b) Touching characteristic points; (c) Taking images; (d) Obtain the coordinates of feature points

调整机械臂位姿, 使用深度相机拍摄 20 张棋盘格图像, 如图 7(c) 所示。根据式 (1) 计算此时 P 点相对机械臂基底的坐标, 如图 7(d) 所示。由于双目深度相机存在测量误差, 在获取每张图像中 P 点相对相机坐标系的坐标 P_c 时, 针对 z 坐标, 采用 5 次深度相机测量结果的平均值, 以减小深度误差对结果的影响。使用三种方法获取的手眼矩阵分别各得 20 组坐标

$$({}_1P_B^i, {}_2P_B^i, {}_3P_B^i) (i = 1, 2, \dots, 20)。$$

5.3 实验结果的对比与分析

5.3.1 方法稳定性对比

根据上述实验获取的 P 点坐标绘制了 Method A、Method B 与本文方法的实验结果的坐标波动图, 结果见图 8。

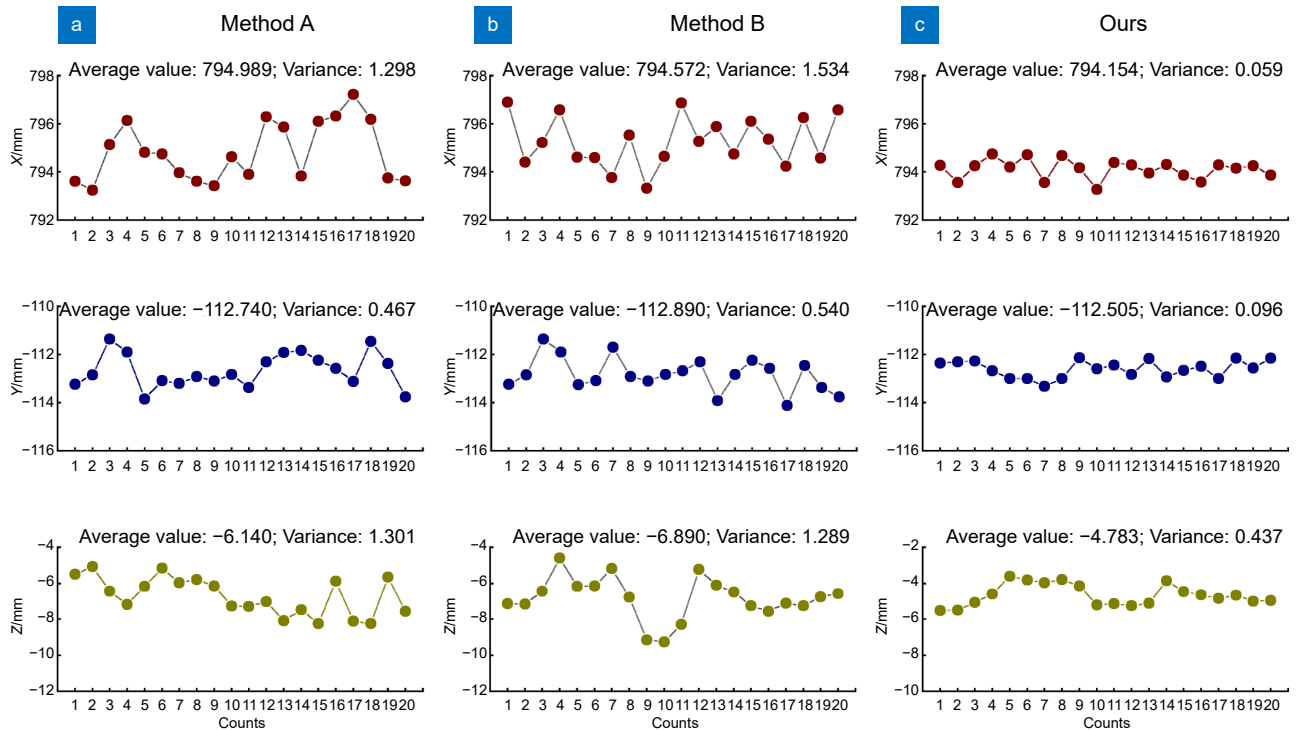


图 8 实验结果坐标波动对比图。(a) Method A; (b) Method B; (c) 所提方法
Fig. 8 Comparison diagram of coordinate fluctuation from experimental results. (a) Method A; (b) Method B; (c) Ours

Method A 与 Method B 采用不同的方式求解手眼矩阵方程, 并使用 Levenberg-Marquardt 算法对矩阵进行优化, 但无法有效减少由随机误差引起的影响。特别是在 Method B 中, 除光照等环境因素带来的随机误差外, 深度相机输出的深度信息也导致了 P 点坐标的误差。从图 8 可以看出, 采用本文方法所获得的手眼矩阵实验结果表现出更好的稳定性。

5.3.2 方法准确性对比

通过标定工具获取的 P 点相对机械臂基底的坐标 $P_B = [x_B, y_B, z_B]^T$ 作为真实坐标, 通过计算三种方法获取的 P 点坐标与真实坐标之间的欧式距离, 判断手眼矩阵的准确性。计算方法如式 (32) 所示。

$$d_B^i = \sqrt{(x_B^i - x_B)^2 + (y_B^i - y_B)^2 + (z_B^i - z_B)^2}. \quad (32)$$

结果如表 2 所示, 根据表中的数据绘制了三种方法计算结果的欧氏距离对比柱状图, 如图 9 所示。

表 2 欧氏距离对比结果
Table 2 Results of Euclidean distance comparison

Number of images	Method A	Method B	Ours
1	1.371	4.197	1.202
2	0.980	2.845	1.132
3	2.635	2.678	0.799
4	3.654	2.810	0.986
5	2.482	2.110	1.069
6	1.372	2.028	1.231
7	1.748	1.033	1.050
8	1.483	2.969	1.211
9	1.916	4.815	0.524
10	2.996	4.945	0.989
11	3.047	4.939	0.937
12	3.588	1.664	1.058
13	4.239	3.060	0.750
14	3.129	2.309	0.903
15	4.467	3.650	0.267
16	2.895	3.512	0.352
17	5.083	3.235	0.875
18	4.605	3.742	0.477
19	1.246	2.639	0.759
20	3.438	3.744	0.596
Average	2.818	3.146	0.858
Variance	1.442	1.092	0.078

通过表 2 和图 9 可以看出, Method A 和 Method B 所获得的 P 点坐标与真实坐标之间的平均欧式距离约为 3 mm, 而本文方法得到的 P 点坐标与真实坐标之间的欧式距离明显更小, 平均欧式距离为 0.858 mm。这表明, 尽管受到随机误差的影响, 本文方法在标定后依然能够获得高准确性的手眼矩阵, 保持对 P 点的定位准确性。

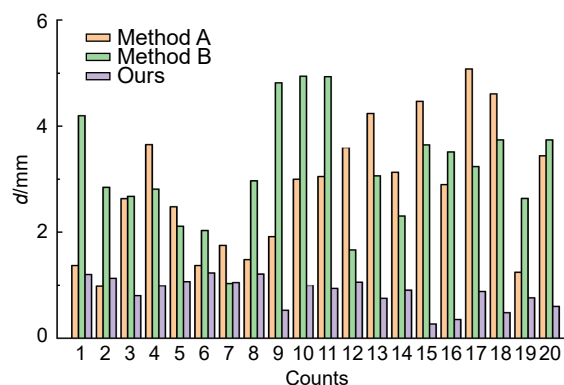


图 9 欧氏距离对比柱状图

Fig. 9 Histogram of Euclidean distance comparison

5.3.3 修复机器人的应用与分析

叶片修复机器人在工作时, 通过吸盘吸附在叶片上, 结合视觉系统巡检和四条腿的配合, 将机器人精确移动到修复工作位置。机器人利用快换装置安装打磨工具, 并通过深度相机与缺陷检测算法获取的缺陷定位信息完成打磨工作。随后, 机器人更换为喷涂工具进行修复涂料喷涂, 接着使用修型工具抹平涂料表面, 再通过加热工具加热固化涂料, 最后更换喷漆工具对涂料进行上色, 完成整个修复过程。图 10 展示了机器人在打磨过程中的各个阶段, 包括巡检、打磨工具安装及利用深度相机提供的坐标信息进行打磨。

在每个修复环节中, 深度相机的缺陷定位信息至关重要, 而手眼标定提供的手眼矩阵是确保定位精度的关键。然而, 在叶片修复机器人手眼视觉系统中, 标定的稳定性和准确性受到图像畸变、深度信息误差、光照变化以及机械结构误差等多种随机因素的影响。Method A 和 Method B 在标定过程中通过 Levenberg-Marquardt (LM) 算法进行优化, 但其效果并不理想, 主要因为 LM 算法对优化初始值敏感, 而初始值又很容易受到随机误差的影响。相比之下, 本文提出的方法通过 Z-分数检测异常样本, 并删除异常样本, 以减弱随机误差对标定的影响, 提升了优化初始值的精度。实验结果表明, 相比其他方法, 本文方法能更有效减弱随机误差的干扰, 显著提升了标定的稳定性和准确性, 可以为修复机器人提供更稳定更准确的缺陷定位信息。

6 结 论

在机器人视觉系统中, 相机与机器人手眼标定是至关重要的环节。由于相机、机械臂以及光照条件等

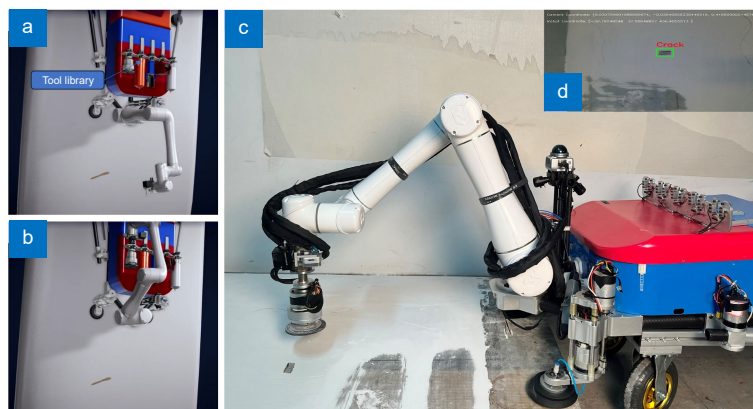


图 10 机器人打磨修复作业。(a) 机器人巡检; (b) 安装打磨工具; (c) 打磨动作; (d) 深度相机提供信息
Fig. 10 Robot grinding repair operation. (a) Robotic inspection; (b) Installation of sanding tools; (c) Grinding action; (d) Depth cameras provide information

不可避免的影响因素, 传统的标定方法常常受到随机误差的干扰。针对这一问题, 本文提出了一种基于异常样本检测的叶片修复机器人手眼标定优化方法。该方法基于叶片修复机器人坐标系的闭环变换, 构建了手眼矩阵的线性方程, 并结合 Z-分数设计了异常样本检测与剔除算法, 建立了优化模型。实验结果表明, 本文方法相比其他常见标定方法, 能够有效减少随机误差的影响, 显著提高标定的稳定性和准确性。该方法不仅满足叶片修复机器人在多功能作业中的需求, 还具有广泛的应用潜力, 可推广至其他类型机器人的标定任务。未来的研究将进一步结合机械臂的传动校准、角点检测、异常样本检测和手眼标定技术, 以应对更复杂的随机误差标定环境, 并保持较高的稳定性和准确性。

利益冲突: 所有作者声明无利益冲突

参考文献

- [1] Cheng X H, Han Q G, Huang Y Z, et al. Bioinspired ultra-fine hybrid nanocoating for improving strength and damage tolerance of composite fan blades in flexible manufacturing[J]. *Compos Sci Technol*, 2025, **259**: 110956.
- [2] Feng X Z, Tian D Z, Wu H. A matrix-solving hand-eye calibration method considering robot kinematic errors[J]. *J Manuf Process*, 2023, **99**: 618–635.
- [3] Qiu Y. Research on disordered sorting technology of industrial robot based on 3D target recognition[D]. Xi'an: Xi'an University of Technology, 2019.
邱焱. 基于 3D 目标识别的工业机器人无序分拣技术研究[D]. 西安: 西安理工大学, 2019.
- [4] Sun Y, Zhai Y N, Yang Y K, et al. Vision-based mobile positioner insertion method for pose alignment of large components[J]. *J Beijing Univ Aeronaut Astronaut*, 2024, 1–18
孙阳, 翟雨农, 杨应科, 等. 视觉引导的大部件对接移栽式定位器入位方法[J]. *北京航空航天大学学报*, 2024, 1–18
- [5] Li G, Zhang X F, Yang J C, et al. Vision calibration of six degree of freedom robot based on residual BP neural network[J]. *Trans Chin Soc Agric Mach*, 2021, **52**(4): 366–374.
李光, 章晓峰, 杨加超, 等. 基于残差 BP 神经网络的 6 自由度机器人视觉标定[J]. *农业机械学报*, 2021, **52**(4): 366–374.
- [6] Tsai R Y, Lenz R K. A new technique for fully autonomous and efficient 3D robotics hand/eye calibration[J]. *IEEE Trans Rob Autom*, 1989, **5**(3): 345–358.
- [7] Tian P F, Yang S M, Wu Z Y, et al. An optimal hand-eye calibration method for robots based on precision compensation[J]. *J Xi'an Jiaotong Univ*, 2020, **54**(8): 99–106.
田鹏飞, 杨树明, 吴孜越, 等. 结合精度补偿的机器人优化手眼标定方法[J]. *西安交通大学学报*, 2020, **54**(8): 99–106.
- [8] Zhao Y T, Xie W Q, Li W G, et al. Robot hand-eye calibration algorithm based on covariance matrix adaptation evolutionary strategy[J]. *J Comput Appl*, 2023, **43**(10): 3225–3229.
赵云涛, 谢万琪, 李维刚, 等. 基于协方差矩阵自适应进化策略的机器人手眼标定算法[J]. *计算机应用*, 2023, **43**(10): 3225–3229.
- [9] Mao C L, Yu R Q, Song A G. A hand-eye calibration method of depth camera combined with TCP calibration[J]. *Chin J Sci Instrum*, 2023, **44**(3): 280–286.
毛成林, 于瑞强, 宋爱国. 一种结合 TCP 标定的深度相机手眼标定方法[J]. *仪器仪表学报*, 2023, **44**(3): 280–286.
- [10] Shah M. Solving the robot-world/hand-eye calibration problem using the Kronecker product[J]. *J Mechanisms Robotics* 2013, **5**(3): 031007. <https://doi.org/10.1115/1.4024473>.
- [11] Zheng Z Y, Gao J, Zheng Z J, et al. High precision hand-eye calibration method based on 3D visual point cloud registration[J]. *J Mach Des*, 2023, **40**(S2): 51–56.
郑震宇, 高健, 郑卓璠, 等. 基于 3D 视觉点云配准的高精度手眼标定方法[J]. *机械设计*, 2023, **40**(S2): 51–56.
- [12] Daniilidis K. Hand-eye calibration using dual quaternions[J]. *Int J Rob Res*, 1999, **18**(3): 286–298.
- [13] Horaud R, Dornaika F. Hand-eye calibration[J]. *Int J Rob Res*, 1995, **14**(3): 195–210.
- [14] Fu Z T, Rao S H, Pan J B, et al. Towards accurate solution of robot hand-eye relationship based on the LMI-SDP optimization[J]. *J Mech Eng*, 2023, **59**(17): 109–115.
付中涛, 饶书航, 潘嘉滨, 等. 基于 LMI-SDP 优化的机器人手眼关系精确求解[J]. *机械工程学报*, 2023, **59**(17): 109–115.
- [15] Chen L, Zhong G W, Wan Z H, et al. A novel binocular vision-

- robot hand-eye calibration method using dual nonlinear optimization and sample screening[J]. *Mechatronics*, 2023, **96**: 103083.
- [16] Cheng Q, Pan F, Yuan Y J. Hand-eye calibration method of gantry robot based on 3D vision sensor[J]. *Opto-Electron Eng*, 2021, **48**(4): 200239.
程麒, 潘丰, 袁瑜键. 基于 3D 视觉传感器的龙门架机器人手眼标定方法[J]. *光电工程*, 2021, **48**(4): 200239.
- [17] Xu C Y, Liu Y, Jia M P, et al. Method of hand-eye calibration for picking board robot[J]. *Trans Chin Soc Agric Mach*, 2019, **50**(12): 420–426.
徐呈艺, 刘英, 贾民平, 等. 木板抓取机器人手眼标定方法[J]. *农业机械学报*, 2019, **50**(12): 420–426.
- [18] Yang H Y, Zhang H H, Cheng X. Abnormal traffic detection method based on multi-scale attention feature enhancement[J]. *J Commun*, 2024, **45**(11): 88–105.
杨宏宇, 张豪豪, 成翔. 基于多尺度注意力特征增强的异常流量检测方法[J]. *通信学报*, 2024, **45**(11): 88–105.
- [19] Yang H N, Tang J, Shao W, et al. Wind power data cleaning method based on rule base and PRRL model[J]. *Acta Energ Sol Sin*, 2024, **45**(12): 416–425.
杨海能, 唐杰, 邵武, 等. 基于规则库与 PRRL 模型的风电功率数据清洗方法[J]. *太阳能学报*, 2024, **45**(12): 416–425.
- [20] Li X C, Tan X H, Li L, et al. Deep meta learning-based anomaly detection for industrial control systems[J]. *J Front Comput Sci Technol*, 2015.
李新春, 谭新欢, 李琳, 等. 基于深度元学习的工控系统异常检测方法[J]. *计算机科学与探索*, 2015.
- [21] Zhang J, Fang L S, Yao L M, et al. Anomaly detection method for power settlement electricity data based on graph theory and hybrid convolutional neural network[J]. *South Power Syst Technol*, 2024.
<http://kns.cnki.net/kcms/detail/44.1643.tk.20241025.1656.012.html>.
张杰, 方浪森, 姚立明, 等. 基于图论及混合卷积神经网络的电力
- 结算电量数据异常检测方法[J]. *南方电网技术*, 2024.
<http://kns.cnki.net/kcms/detail/44.1643.tk.20241025.1656.012.html>.
- [22] Zhang Z Y. Flexible camera calibration by viewing a plane from unknown orientations[C]//*Proceedings of the Seventh IEEE International Conference on Computer Vision*, Kerkyra, Greece, 1999: 666–673.
<https://doi.org/10.1109/ICCV.1999.791289>.
- [23] Chen L, Han Z, Zhong G W, et al. A novel hand-eye calibration method using double-layer optimization and outlier sample screening for monocular vision robots[J]. *Meas Sci Technol*, 2023, **34**(7): 075016.
- [24] Ban Z, Ren Guo Y, Wang B R, et al. Kinematics calibration of industrial robot fusing weighted SVD algorithm[J]. *Acta Metrol Sinica*, 2021, **42**(9): 1128–1135.
班朝, 任国营, 王斌锐, 等. 融合加权 SVD 算法的工业机器人运动学标定[J]. *计量学报*, 2021, **42**(9): 1128–1135.
- [25] Yu C Y. Identification of typical sub-health state of power battery based on data drive[D]. Beijing: North China University of Technology, 2022.
<https://doi.org/10.26926/d.cnki.gbfgu.2022.000681>.
余承洋. 基于数据驱动的动力电池典型亚健康状态辨识[D]. 北京: 北方工业大学, 2022.
<https://doi.org/10.26926/d.cnki.gbfgu.2022.000681>.
- [26] Fischer, Andreas and Izmailov, Alexey F, et al. The Levenberg–Marquardt method: an overview of modern convergence theories and more[J]. *Comput Optim Appl*, 2024, **89**(1): 33–67.
- [27] Qin Y Y. Inertial Navigation [M]. 2nd ed. Beijing: Science Press, 2014.
秦永元. 惯性导航[M]. 2 版. 北京: 科学出版社, 2014.
- [28] Liu C Y, Li W G, Ma S G, et al. A robot tool frame calibration method[J]. *Shandong Sci*, 2012, **25**(1): 69–74.
刘成业, 李文广, 马世国, 等. 一种机器人工具坐标系标定方法[J]. *山东科学*, 2012, **25**(1): 69–74.

作者简介



杨文 (2000-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为机器视觉、人工智能。

E-mail: wenyang0203@outlook.com



【通信作者】沙玲 (1970-), 女, 副教授, 硕士生导师, 1992 年、2001 年于吉林大学分别获得学士学位和硕士学位, 现为上海工程技术大学机械与汽车工程学院副教授, 主要研究方向为机械 CAD/CAM 技术及应用、机器视觉及应用。

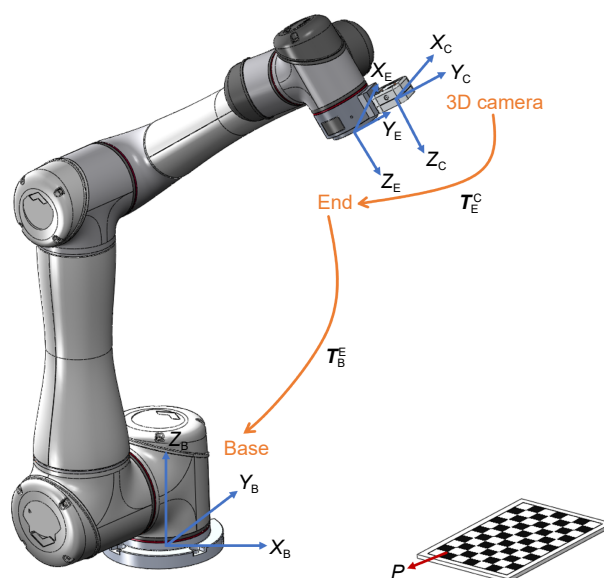
E-mail: shaling@sues.edu.cn



扫描二维码, 获取PDF全文

Optimization of hand-eye calibration for blade repair robot based on anomalous sample detection

Yang Wen, Sha Ling*, Fan Diqing, Zhang Haifeng, Bai Jiayu



Robot eye-in-hand hand-eye calibration system

Overview: The surface defect repair of high-altitude wind turbine blades using repair robots is important. The vision system on the repair robot plays a crucial role in guiding the localization of defects on the blade surface, making stable and accurate hand-eye calibration of the repair robot key to successful repair. During the calibration process, various random errors, such as image distortion and inaccurate parameters, may occur, leading to unstable and inaccurate calibration results. This paper proposes an optimized hand-eye calibration method based on anomaly sample detection. Firstly, a linear equation for the hand-eye matrix is established, and its initial value is obtained by solving the equation using singular value decomposition (SVD). Next, the initial value is used to invert the samples, and anomaly samples are detected and removed based on the Z-score method, ensuring a higher accuracy hand-eye matrix. Finally, the obtained hand-eye matrix is used as the initial value for further optimization using the Levenberg-Marquardt algorithm, where the rotation is represented by unit quaternions, and the hand-eye matrix is refined. To verify the effectiveness of the proposed method, hand-eye calibration experiments were conducted on a blade repair robot equipped with a binocular depth camera. The true coordinates of the target points were obtained through TCP calibration tools, and the hand-eye matrix's predicted coordinates yielded an average Euclidean distance of 0.858 mm from the true coordinates, with the variance remaining below 0.1. Compared with other calibration methods, the proposed method effectively reduces the influence of random errors, showing excellent stability and accuracy. Moreover, this method can be widely applied to hand-eye calibration tasks for other industrial robots.

Yang W, Sha L, Fan D Q, et al. Optimization of hand-eye calibration for blade repair robot based on anomalous sample detection[J]. *Opto-Electron Eng*, 2025, 52(3): 240257; DOI: 10.12086/oe.2025.240257

Foundation item: Shanghai Collaborative Innovation Center for Large-Component Intelligent Manufacturing Robot Technology (ZXP20211101), Development and Engineering Demonstration of Key Components of Intelligent Robot for Repairing Surface Defects of Fan Blades for Work at Altitude (0231-E4-6000-23-0025)(23)JQ-017

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

* E-mail: shaling@sues.edu.cn