

基于点云特征提取与匹配算法的智能电表 检定线机器人位姿校正方法

鲁观娜[†], 李亮, 王慧楠, 吕言国, 高帅

(国网冀北电力有限公司计量中心, 北京 102208)

摘要: 机器人残余位姿差补偿过程忽略了图像缩放对特征提取映射关系的影响, 导致校正精度不佳。为此, 提出了基于点云特征提取与匹配算法的智能电表检定线机器人位姿校正方法。结合 FAST 关键点算法, 对圈定范围内的点云特征进行提取, 从而规避尺度恒定性问题, 并构建出正态分布地图; 对特征点误匹配的概率进行校正, 求解机器人实际位姿, 通过对位姿特征点与正态分布地图之间的相关性, 将位姿增量补偿到实际位姿信息中, 实现位姿校正。实验结果表明, 在复杂环境和动态变化条件下, 位姿增量均较低, 具有较高的准确性和稳定性。对机器人位姿进行校正时, 具备较高的校正精度。

关键词: 点云特征; 特征匹配; 机器人; 位姿校正

中图分类号: TP242

文献标识码: A

Smart Meter Checking Line Robot Position Correction Method Based on Point Cloud Feature Extraction and Matching Algorithm

LU Guanna[†], LI Liang, WANG Huinan, LV Yanguo, GAO Shuai

(State Grid Jibei Electric Power Company Limited Center of Metrology, Beijing 102208, China)

Abstract: The residual pose difference compensation process of robots ignores the impact of image scaling on feature extraction mapping relationships, resulting in poor correction accuracy. A robot pose correction method for intelligent meter calibration line based on point cloud feature extraction and matching algorithm is proposed. Combining the FAST key point algorithm, extract point cloud features within the designated range to avoid the problem of scale invariance and construct a normal distribution map; Correct the probability of mismatched feature points, solve the actual pose of the robot, and compensate the pose increment to the actual pose information by comparing the correlation between the pose feature points and the normal distribution map, achieving pose correction. The experimental results show that under complex environments and dynamic changing conditions, the pose increment is low, and it has high accuracy and stability. When correcting the robot's posture, it has a high correction accuracy.

Key words: point cloud features; feature matching; robot; positional correction

在电力行业中, 智能电表检定线机器人在自动抄表和电量计量方面具有重要作用。然而, 由于各种因素如环境变化、设备磨损等, 机器人位姿的准确性可能会受到影响, 导致其任务执行出现偏差。

因此, 对智能电表检定线机器人位姿进行校正, 对于提高电力行业自动化水平和保证电量计量的准确性具有重要意义。

在实现机器人位姿校正的过程中, 文献[1]以

收稿日期: 2024-01-03

作者简介: 鲁观娜(1981—), 女, 辽宁沈阳人, 硕士, 高级工程师, 研究方向: 电气测量技术和技术管理。

[†]通信联系人, E-mail: kesu51417@163.com。

拣货机器人的手臂部位为校正对象,通过对常规的遗传算法进行改进与优化,从而提出了一种手臂运动误差自动校正方案。文献[2]以变电所巡检机器人为研究对象,通过对机器人的运动空间进行三维建模分析,并模拟出运动过程中可能会遇到的障碍物,从而提高机器人的运动精度。

本研究的主要目标是开发一种高效、准确的智能电表检定线机器人位姿校正方法。为实现这一目标,将深入研究基于点云的特征提取与匹配算法的理论基础,并通过对实际数据的分析和实验验证方法的可行性和有效性。期望通过本研究工作,为电力行业自动化水平的提升和电量计量的准确性提供有力的技术支持。本研究方法可直接应用于实际生产过程中,对于提高电力行业自动化水平和保证电量计量的准确性具有重要意义。同时,可为其他领域中的机器人位姿校正提供参考和借鉴,推动机器人在更多领域的应用和发展^[3]。

1 基于点云特征提取与匹配算法的智能电表检定线机器人位姿校正方法

1.1 基于点云特征提取的正态分布地图构建

对于复杂环境中的动态变化,基于三维数据的机器人位姿校正方法可能难以准确地进行位姿估计,而本文所提出的智能电表检定线机器人的位姿校正方法主要在正态分布地图中进行。通过计算点云数据中所有点与正态分布地图之间的相关性^[4],结合点云特征提取算法,构建出全局点云地图,在此基础上将点云地图中的坐标进行标准化转换,从而得到正态分布地图。

首先,将结合 FAST 关键点算法对点云特征进行提取^[5]。将图像中像素灰度值差异较大的像素点作为候选点,通过对比像素值之差高于灰度阈值的像素点,从而筛选出关键点。假设 V 代表已检测出的关键点量化值,则 V 的具体表达式如式(1)所示。

$$V = \max \left(\sum_{x \in S_b} |I_{p \rightarrow x} - I_p| - \epsilon_d, \sum_{x \in S_b} |I_p - I_{p \rightarrow x}| - \epsilon_d \right) \quad (1)$$

其中, x 代表圈定范围内的像素点, S_b 和 S_d 分别代表圈定范围内像素点灰度差高于或低于设定阈值的像素点集合, I_p 和 $I_{p \rightarrow x}$ 分别代表所选像素点以及相邻像素点对应的灰度值。由于 FAST 关键点算法在对点云特征进行提取的过程中不具有尺度恒定性,即提取结果无法适用于图片放大或缩小的情况,因此通过上述公式,对圈定范围内的像素点进行提

取,可以有效规避这一问题^[6]。假设圈定范围内的灰度质心为 M ,那么可以通过将灰度质心与图片的几何中心进行连接,从而得到特征点的方向向量,具体特征方向向量表达式如式(2)所示。

$$\theta = \arctan \left(\frac{m_{01}}{m_{00}} / \frac{m_{10}}{m_{00}} \right) \quad (2)$$

其中, θ 代表点云数据特征方向角度, $\frac{m_{01}}{m_{00}}$ 和

$\frac{m_{10}}{m_{00}}$ 分别代表灰度质心 M 的横坐标以及纵坐标,通过上述步骤即可完成对于点云数据的特征提取。假设原点 O_p 在全局坐标系中的坐标为 (x_p, y_p) ,由此可以得到上述点云数据在该坐标系中对应的坐标,具体表达式如式(3)所示。

$$\begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \cos \theta & -\sin \theta \\ \sin \theta & -\cos \theta \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x' \\ y' \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} x_p \\ y_p \end{pmatrix} \quad (3)$$

其中, (x', y') 代表图像坐标系中的原点坐标。通过上述步骤对点云坐标进行转换,即可构建出全局正态分布地图。对此,本文通过计算地图栅格中每个点云位置坐标的协方差与均值,采用正态分布的形式对点云的分布情况进行表征,具体表达式如下所示。

$$\begin{cases} \bar{x} = \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{n} \\ \Sigma = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}{n} \end{cases} \quad (4)$$

$$p(x) = N(\bar{x}, \Sigma) \quad (5)$$

其中, $p(x)$ 代表地图中呈现正态分布特征的特征点云数据集, Σ 和 \bar{x} 分别代表点云数据的协方差以及均值, x_i 代表第 i 个点在全局正态分布地图中的坐标值^[7]。

通过上述步骤即可构建出正态分布地图。通过结合 FAST 关键点提取算法,对点云数据特征进行提取,从而得到点云全局地图,并通过对点云坐标进行转换,从而构建出正态分布地图,为后续的机器人位姿校正提供帮助^[8]。

1.2 基于特征点匹配算法的机器人位姿求解

考虑到点云数据特征点具有局部性,这种局部性可能会导致算法出现误匹配的情况^[9]。因此,本文采用 RANSAC 算法对特征点误匹配的概率进行校正,从而优化特征匹配效果。假设算法的置信概率为 P ,那么特征点误匹配的概率则为 $1 - P$,由此可以对 RANSAC 算法的最大迭代次数进行设置,具体表达式如式(6)所示。

$$I_m = \frac{\ln(1 - P)}{\ln(1 - e^t)} \quad (6)$$

其中, ϵ' 代表 t 个特征点匹配正确的概率。通过从已有的特征点中随机选取一组点, 将其设为局域点, 并对变换矩阵进行计算, 矩阵表达式如式(7)所示。

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} h_{11} & h_{12} & \cdots & h_{1m} \\ h_{21} & h_{22} & \cdots & h_{2m} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ h_{n1} & h_{n2} & \cdots & h_{nm} \end{bmatrix} \quad (7)$$

其中, h_i 代表变换矩阵中的元素, $n \times m$ 代表矩阵规模。通过上述步骤构建出变换矩阵, 从而得到位姿变换数据^[10]。然后结合重投影误差函数, 计算出匹配点与投影点之间的误差值, 具体计算公式如式(8)所示。

$$r_i = \frac{\|\mathbf{C}h_i y_i - \mathbf{p}_i\|}{k} \quad (8)$$

其中, \mathbf{C} 代表相机的内参矩阵, r_i 代表重投影误差, k 代表扩张率, \mathbf{p}_i 代表实际真实场景中的坐标值, y_i 代表经由变换矩阵处理后得到的三维坐标值。对环境中的三维空间数据进行提取和分析, 获取机器人的位姿信息, 并通过与基准数据比较, 并通过上述步骤计算出重投影误差, 即投影点与匹配点之间的误差, 并将计算结果与设定的误差阈值进行对比。若低于误差阈值, 则投影点与匹配点存在映射关系^[11]。同理, 若高于误差阈值, 则代表该投影点所对应的匹配点不是该点, 需要重新选取新的匹配点进行映射分析。通过重复上述步骤, 直到迭代次数达到最大迭代次数, 即可完成特征点匹配, 具体示意图如图 1 所示。

根据上述步骤完成特征点匹配, 可以得到 t 时刻下机器人的位姿数据, 具体计算公式如式(9)所示。

$$\mathbf{X} = \sum_{i=1}^m \frac{(u_i, F_i)}{m} \quad (9)$$

其中, m 代表映射关系总数, u_i 代表位姿信息集合, F_i 代表位姿匹配的先验概率集合。

通过上述步骤即可完成对于智能电表检定线机器人的位姿捕捉, 通过结合 RANSAC 算法对特征点误匹配的概率进行校正, 并对位姿信息进行求解^[12]。

1.3 机器人位姿校正

在完成了对于机器人位姿数据的求解后, 本文通过计算机器人位姿特征点与正态分布地图网格之间的相关性, 从而判定出位姿的精准度, 并对其进行调整, 从而实现机器人位姿校正。假设位姿数据中某一关键点 x_m 距离最近的网格为 q , 那么可以计算出该网格与位姿关键点之间的相关性 s , 具体计算公式如式(10)所示^[13]。

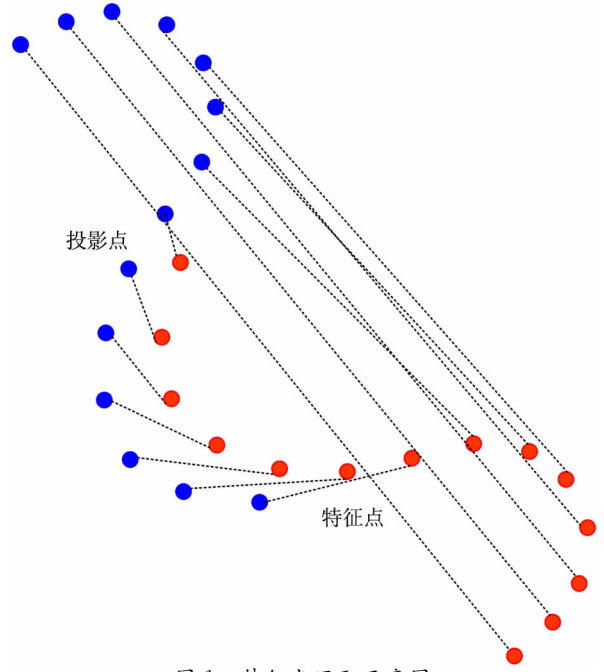


图 1 特征点匹配示意图

$$s = \exp \left[\frac{-(x_m - \bar{x}_q) \sum_{i=1}^q \Sigma_q (x_m - \bar{x}_q)}{2} \right] \quad (10)$$

其中, Σ_q 和 \bar{x}_q 分别代表网格 q 对应的协方差以及均值。然后采用上述公式对提取出的所有位姿数据关键点的相关性进行计算, 由此可以得到当前位姿数据与正态分布地图之间的相关性, 具体计算公式如式(11)所示。

$$s(\mathbf{p}) = \sum_{i=1}^n \exp \left(\frac{|s|^2}{2} \right) \quad (11)$$

其中, $s(\mathbf{p})$ 代表相关性综合评分, $s(\mathbf{p})$ 的值越高, 代表当前机器人的位姿数据与正态分布地图之间的相似性就越高, 从而也能够代表当前机器人位姿状态的精准度越高^[14]。然后本文将针对 $-s(\mathbf{p})$ 最小值进行优化, 从而得到位姿增量 $\Delta \mathbf{p}$ 。假设 $-s(\mathbf{p})$ 对应的雅克比矩阵以及海森矩阵分别为 \mathbf{G} 和 \mathbf{H} , 由此可以得到 $\Delta \mathbf{p}$ 的具体表达式如式(12)所示。

$$\mathbf{H} \Delta \mathbf{p} = -\mathbf{G} \quad (12)$$

其中, 位姿增量表达式为 $\Delta \mathbf{p} = (\Delta p_x, \Delta p_y, \Delta \theta)$, Δp_x 和 Δp_y 分别代表机器人在正态分布坐标系中 x 轴和 y 轴的调整量, $\Delta \theta$ 代表旋转角度调整量。通过上述步骤对机器人的位姿增量进行计算, 并将计算出的增量补偿到实际位姿中 \mathbf{p} , 由此可以得到调整后的新位姿信息 \mathbf{p}_1 , 具体计算公式如式(13)所示。

$$\mathbf{p}_1 = \mathbf{p} + \Delta \mathbf{p} \quad (13)$$

通过上述步骤对机器人的位姿信息进行补偿,

直到位姿增量足够的小,由此可以得到校正后的位姿信息表达式如式(14)所示。

$$\hat{\boldsymbol{p}} = (\hat{p}_x, \hat{p}_y, \hat{\theta}) \quad (14)$$

通过上述步骤即可完成对于机器人的位姿校正,通过引入位姿增量,对位姿特征点与正态分布地图之间的相关性进行计算,并将位姿增量补偿到实际位姿信息中实现位姿校正。将本节内容与上述提到的正态分布地图构建以及位姿信息求解等相关内容进行结合,至此,基于点云特征提取与匹配算法的智能电表检定线机器人位姿校正方法设计完成^[15]。

2 实验论证

为了证明本文提出的基于点云特征提取与匹配算法的智能电表检定线机器人位姿校正方法在实际校正效果方面优于常规的机器人位姿校正方法,在理论部分的设计完成后,构建实验环节,对本文方法的实际校正效果进行检验。

2.1 实验说明

为验证本文提出的基于点云特征提取与匹配算法的智能电表检定线机器人位姿校正方法在实际配置效果方面的优越性,本次实验选取了两组常规的机器人位姿校正方法作为对比对象,分别为基于空间离散化机器人位姿校正方法,基于二维图像的机器人位姿校正方法。通过构建实验平台,采用三种校正方法对同一组机器人模型进行位姿校正,对比不同方法的实际校正效果。

2.2 实验对象

本次选取的实验平台如下图所示,该平台有四驱机器人以及激光雷达组成,搭载微型相机,用于对工作环境进行捕捉,相机型号为英特尔 D450。机器人中控系统型号为 NVIDIA jetson AXG-500,为提高机器人的续航性能,在机器人内部安装了 25V 锂电池。

本文实验所使用机器人的具体参数如表 1 所示。

通过采用上述参数对机器人进行建模处理,并对栅格地图进行构建。为防止栅格差异性对实验结果带来的影响,本次实验对栅格地图中的障碍物进行膨胀处理,具体处理效果图如图 3 所示。

通过采用三种位姿校正方法对模拟出的机器人位姿状态进行校正分析,待校正完成后,对不同算法下的位姿增量进行记录。

2.3 位姿校正精度对比结果

采用本文方法对机器人位姿进行校正,得到的 x 轴位置误差随校正角度变化的拟合曲线如图 4 所示。

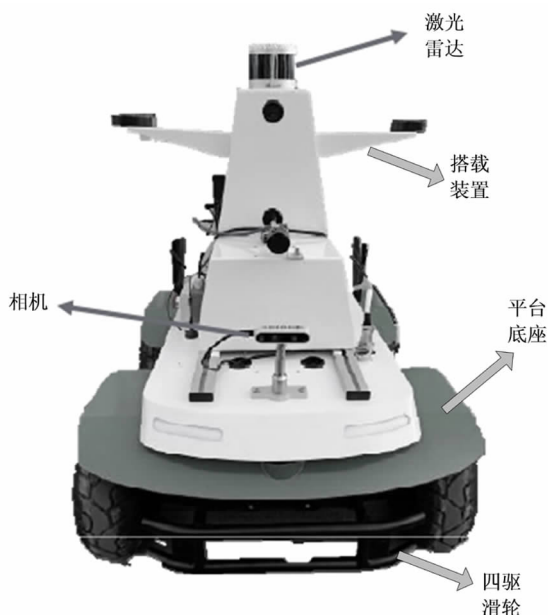


图 2 四驱机器人示意图

表 1 四驱机器人性能参数

分类	参数	具体配置
移动底盘平台	轴距	500 mm
	四驱 4×0.65 kW	驱动方式
	0.75 m/s	运行速度
	0.15 m	最小旋转半径
系统控制器	处理器	NVIDIA jetson AXG-500
	CPU	8 核 ARM 4.5
	内存	32 GB
	加速器	2×NVDLA 引擎
系统处理器、传感器	处理器	17-5500U
	激光雷达	C16
	相机	Intel RealSense Depth Camera D435

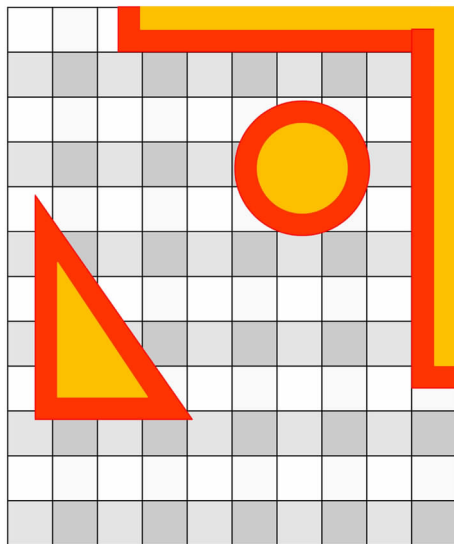


图 3 栅格地图障碍物膨胀处理示意图

为了使实验结果更具有对比性,本次实验选取的对比指标为不同校正方法下的位姿增量,该值越低,代表方法的校正精度越高,具体实验结果如图5所示。

图5中,在针对同一组机器人模型的位姿数据进行校正分析时,机器人位姿增量值较低,该方法具备更高的校正精度。

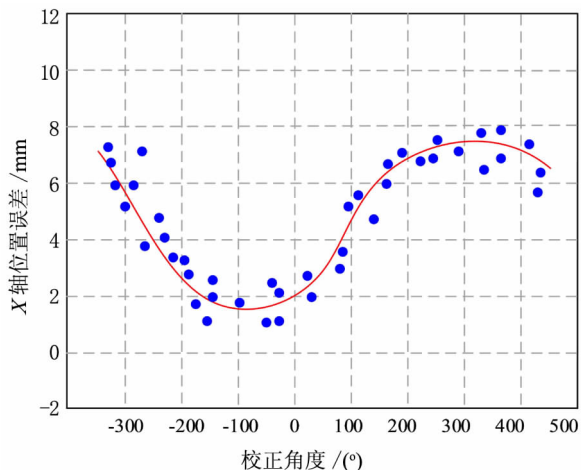


图4 本文方法下的校正角度拟合曲线

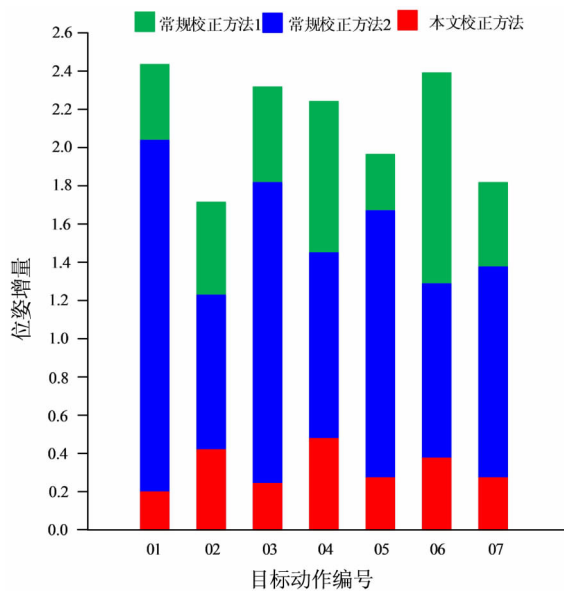


图5 不同方法下的位姿增量对比结果

3 结论

针对智能电表检定线机器人的位姿偏差问题,提出了一种基于点云特征提取与匹配算法的位姿校正方法。通过对点云数据的深入分析和处理,实现了对机器人位姿的精确估算和实时校正,为电力行业自动化水平和电量计量的准确性提供了有力

的技术保障。

参考文献

- [1] 刘媛. 基于改进遗传算法的拣货机器人手臂运动误差自动校正方法[J]. 兰州工业学院学报, 2021, 28(6): 77-81.
- [2] 陆源清, 李冀鲁. 三维障碍空间场景重建下的变电所巡检机器人运动轨迹精度校正方法[J]. 自动化与仪表, 2023, 38(6): 34-38.
- [3] 张铁, 吴骄任, 蔡蒂, 等. 四足管道爬壁机器人周向运动位姿规划[J]. 机械传动, 2021, 45(11): 34-40.
- [4] 唐溪, 姚锡凡, 董艺, 等. 基于改进 CenterNet 的焊缝起始向量检测与机器人位姿估计方法[J]. 计算机集成制造系统, 2022, 28(9): 2865-2880.
- [5] 李鸣昊, 王辉, 伍思欢, 等. 考虑执行器最优分配的空间站舱内机器人位姿耦合控制[J]. 宇航学报, 2023, 44(7): 1073-1083.
- [6] 刘志, 陈恩, 徐静. 基于模型和数据驱动的机器人 6D 位姿估计方法[J]. 清华大学学报(自然科学版), 2022, 62(3): 391-399.
- [7] 漆琪, 杨吉祥, 丁汉. 面向航空发动机复杂机匣深腔测量的机器人位姿优化及关节路径平滑方法[J]. 机械工程学报, 2023, 59(15): 17-27.
- [8] 李鹏. 基于改进 PSO-BP 算法的机器人目标位姿识别方法[J]. 国外电子测量技术, 2023, 42(1): 7-12.
- [9] 陈明方, 何朝银, 黄良恩, 等. 2TPR&2TPS 并联机构的位姿误差建模与补偿研究[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(11): 94-103.
- [10] 齐咏生, 姚辰武, 刘利强, 等. 基于信息融合描述子的机器人复杂场景位姿估计算法[J]. 农业机械学报, 2022, 53(10): 293-305.
- [11] 杨今朝, 彭海军, 周文雅, 等. 空间连续型机器人位姿与构型的能量整形控制[J]. 宇航学报, 2022, 43(6): 790-801.
- [12] 田志程, 古华光, 宋汉文. 基于视觉测量与神经网络的工业机器人位姿补偿[J]. 力学季刊, 2022, 43(2): 281-288.
- [13] 廖昭洋, 胡睿哈, 周雪峰, 等. 基于时空混合图卷积网络的机器人定位误差预测及补偿方法[J]. 电子与信息学报, 2022, 44(5): 1539-1547.
- [14] 高国琴, 韩滢. 改进 PROSAC 算法的并联机器人末端位姿检测方法[J]. 计算机应用与软件, 2022, 39(4): 205-212+262.
- [15] 王忠宾, 司垒, 王浩, 等. 基于空间阵列式惯性单元的防冲钻孔机器人位姿解算方法[J]. 煤炭学报, 2022, 47(1): 598-610.