

基于红外图像特征融合的变电站机器人 巡视轨迹三维点云配准方法

靳 丹，刘晓光，石 刚，宋仁平，祖明霞
(甘肃同兴智能科技发展有限公司，甘肃 兰州 730046)

摘要：在传感器无法满足相关条件的情况下，变电站机器人巡视轨迹的点云数据不能准确匹配，为此提出红外图像特征融合下变电站机器人巡视轨迹三维点云配准方法。提取机器人运动方向梯度直方图和局部自相似描述两种特征，即 HOG 特征和 LSS 特征，并采用多特征自适应融合方法融合两种特征，并通过三维点云初步配准获取融合后轨迹特征的关键点和最佳的目标轨迹位姿参数，采用优化的迭代最近点算法精配准巡视轨迹，提升巡视轨迹位姿配准结果。实验结果表明：所研究方法特征融合效果良好，能够提升图像的边缘清晰程度，融合后偏差指数均低于 0.2，准确完成不同大小图像中关键点的配准，并且配准后的巡视轨迹与期望轨迹吻合程度较高。

关键词：红外图像；特征融合；变电站机器人；巡视轨迹；三维点云配准；关键点

中图分类号：TP391 **文献标识码：**A **文章编号：**1001-8891(2023)06-0678-07

3D Point Cloud Registration Method for Substation Robot Patrol Tracks

JIN Dan, LIU Xiaoguang, SHI Gang, SONG Renping, ZU Mingxia
(Gansu Tongxing Intelligent Technology Development Co. Ltd., Lanzhou 730046, China)

Abstract: In cases where sensors cannot satisfy relevant prescribed conditions, the point cloud data composing the inspection track of a substation robot cannot be accurately matched. Therefore, a three-dimensional point cloud registration method based on infrared image feature fusion is proposed for the inspection track of a substation robot. The gradient histogram of the robot motion direction and local self-similarity description are extracted, that is, the HOG and LSS features. Both types of features are fused using a multi-feature adaptive fusion method. The key points of the fused trajectory features and optimal target trajectory pose parameters are obtained through a preliminary registration of the three-dimensional point cloud. The optimized iterative nearest-point algorithm is used to accurately register the patrol trajectory and improve the registration results of the patrol trajectory pose. The experimental results show that the feature fusion effect of the proposed method is satisfactory and can improve the edge clarity of the image. The deviation index after fusion is less than 0.2, and the registration of key points for different image sizes is accurately completed. Moreover, the inspection track after the registration is consistent with the expected track.

Key words: infrared image, feature fusion, substation robot, patrol track, three-dimensional point cloud registration, the key point

0 引言

智能电网的快速发展,巡检机器人已经在电力系统中大量应用,变电站巡检机器人则是其中一种常用

的机器人,该类机器人的主要作用是在无人值守的情况下,对变电站的设备实行巡检^[1],采集设备的运行状态信息,监测设备的运行状况,保证电力系统的运行安全。该类机器人在使用过程中,可通过两种方式

收稿日期: 2022-05-07; 修订日期: 2022-08-12。
作者简介: 靳丹(1975-), 男, 汉族, 甘肃天水人, 硕士, 正高级工程师, 主要研究方向: 电气工程及其自动化。E-mail: xingshen470933486@163.com。
基金项目: 国网自主投资项目“变电站三维建模管理平台”(0000615)。

进行控制,一是遥控方法,二是自主方式。其中自主方式则是当下的主要应用方法,该方式是通过巡检目标、路线等相关内容的设定实现巡检目的^[2-3]。但是,由于变电站内存在多种磁场的干扰,会对机器人的巡检轨迹造成不同程度的影响,导致其巡检轨迹发生偏差,与实际轨迹之间存在误差,大规模部署高精度传感器在成本与应用上,都存在较大困难。因此,针对机器人轨迹的三维点云配准^[4],很难实现目标的配准。针对这一问题,国内外学者对此提出众多研究,唐志荣等人基于因子分析法提出相关的三维点云配准方法^[5];采用了一种新的因子分析法将三维点云的定标问题转化成了模型的参量;利用高斯混合模式进行三维点云的拟合,利用最大值法得到了各因素的系数加载矩阵,通过因素负载矩阵来实现点云的配准。刘剑等人基于特征匹配提出相关的三维点云配准方法^[6];首先利用快速点特征直方图(fast point feature histograms, FPFH)对特征进行全面的描述,利用三角网构建特征的区域相关性;在特征点组之间匹配,进行初始化取样的一致性转换,完成三维点云配准。Kadam提出一种绿色、准确、无监督的点云配准方法^[7];基于迭代最近点算法和特征配准方法的配准算法提供了准确的配准结果,并且使用一个简单的方法有效地删除注册后的点云中的冗余数据,考虑每个对应点的权重值的算法开发了一个三维应用系统以及 OpenGL 三维图形库,可以解决点云的配准和冗余消除问题。Fan 等提出一种基于边缘匹配的点到 CAD 模型的配准方法^[8]。分别从点云和 CAD 模型中提取边缘点,点云数据的提取包括两个步骤,即剖面线数据的提取和识别。然后以相同的间隔对两组数据进行均匀采样,并根据方向角序列的偏差进行匹配,获得点云数据与 CAD 模型的旋转角度。在模板的三条边上进行验证实验。但是,这些方法对面临着大量的干扰数据,只能在高精度外在设备配合下,才能发挥作用。随着模式识别技术的不断发展,以红外图像特征为基础的信息采集方式逐渐成熟,可通过相关特征融合,将图像中的不同类别的特征实行融合,用于更加可靠地实现图像中内容的识别,降低技术成本。

因此,本文提出红外图像特征融合下变电站机器人巡视轨迹三维点云配准方法,该方法以融合红外图像特征为基础,实现机器人巡检轨迹的三维点云配准。

1 变电站机器人巡视轨迹三维点云配准

图像特征是由具有一定的时空相关性的图像内容,对所需选取对象的巡视轨迹是对静态或动态的图

像进行有效的检索和分离;通过目标追踪技术对图像中所抽取出的目标进行追踪,并获得其巡视轨迹,其主要原理是通过对每个图像中所探测到的物体进行定位,并将它们连接在一起,通过时空关联,获得变电站机器人的运动路径,从而达到对变电站机器人进行追踪的目的。

保证机器人巡检过程中,能够按照设定轨迹完成,本文研究红外特征融合下的变电站机器人巡检轨迹三维点云配准方法,该方法的整体框架如图 1 所示。

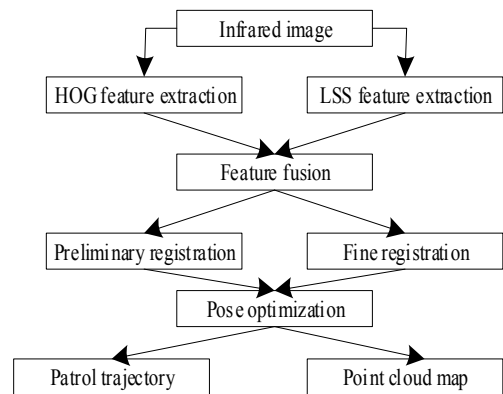


图 1 方法的整体框架

Fig.1 The overall framework of the method

该方法首先通过红外激光仪以及标定的摄像头采集变电站的设备图像信息,然后通过特征提取方法提取采集图像中的特征后,完成特征融合;最后通过三维点云配准方法完成巡检轨迹的配准。

1.1 机器人红外图像轨迹特征提取

1.1.1 轨迹图像中 HOG 特征提取

HOG (histogram of oriented gradient) 特征也称为方向梯度直方图特征,该特征能够良好地描述红外图像的形状、轮廓等,并且在机器人采集图像发生旋转和光照变化时,依旧能够有效地描述图像的相关特征^[7]。

细胞单元 (cell) 作为该特征的最小单位,对其全部的像素点梯度实行求解,同时完成方向直方图的统计;除此之外,结合附近的 cell 形成区块,对每一个细胞单元特征向量实行处理,通过归一化拼接方式完成,其相序步骤为:

1) 特征提取过程中,为保证机器人轨迹图像的局部细节不会受到影响,需对图像实行处理^[8],通过 Gamma 校正法完成,其公式为:

$$J_z = I(x,y)^{1/2} \quad (1)$$

式中:机器人采集的图像用 $I(x,y)$ 表示,且为输入;Gamma 参数用 $1/2$ 表示,可通过该参数判断变电站现场的光照变化, >1 时,表示高光和暗光部分分别被压缩和扩展, <1 时则相反。

从两个方向逐一求解所有的梯度像素,通过一维离散微分模板完成,其中模板为 $[-1,0,+1]$,两个方向分别为水平和垂直,在此基础上求解梯度模值和方向角,属于每一个像素,其公式为:

$$p_x(x,y) = |G(x+1,y) - G(x-1,y)| \quad (2)$$

$$p_y(x,y) = |G(x,y+1) - G(x,y-1)| \quad (3)$$

$$p(x,y) = \sqrt{p_x(x,y)^2 + p_y(x,y)^2} \quad (4)$$

$$\alpha(x,y) = \tan^{-1} \left(\frac{p_y(x,y)}{p_x(x,y)} \right) \quad (5)$$

式中: $p_y(x,y)$ 、 $p_x(x,y)$ 均表示梯度,前者对应水平方向,后者对应垂直方向,均属于像素点 (x,y) 处; $p(x,y)$ 、 $\alpha(x,y)$ 分别为梯度模值和方向角,均属于像素点。设置 cell 的尺寸,并对梯度方向实行划分以及统计梯度直方图,获取轨迹图像中 HOG 特征向量。

1.1.2 轨迹图像中 LSS 特征提取

局部自相似(local self-similarity, LSS)特征也称为局部自相似描述子,其能够描述红外图像局部区域的形状属性,即使机器人采集图像存在明显的颜色差异和尺寸区别^[9],依旧能够较好地获取图像中和轨迹相关的几何布局 and 形状特征。

以每一个像素为中心,在输入轨迹图像的局部区域内,选择尺寸合适的邻域作为子窗口,并对其与相对应的局域之间的差平方和实行计算,采用归一化方式对计算结果实行处理,将其转换成相关面^[10],其归一化公式为:

$$S_q(x,y) = \exp \left(- \frac{\text{SSD}_q(x,y)}{\max(\text{var}_{\text{noise}}, \text{var}_{\text{auto}}(q))} \right) \quad (6)$$

式中: $\text{var}_{\text{noise}}$ 为常数,红外图像的灰度变化通过其描述; $\text{var}_{\text{auto}}(q)$ 表示对比度,属于子窗。

在轨迹图像 LSS 特征提取时,为实现其对图像形变的最大容忍程度以及获取差异性的子区域,需对图像实行划分处理,且以区间的方式完成,同时,极角和极径则是划分的实际位置;获取对各个区域内的相关值,并选择该值中的最大值,用其描述为特征值;LSS 特征向量的获取则可通过两种方法结合完成^[11],即归一化和组合拼接出。

1.1.3 轨迹红外图像中特征融合

为提升巡检轨迹的配准效果,采用多特征自适应融合方法对上述获取的 HOG 特征和 LSS 特征实行融合,将两个特征联合观测,形成红外图像轨迹统一特征,则联合观测结果为:

$$p(|y,x) = \theta_c p(y_c|x) + \theta_e p(y_e|x) \quad (7)$$

式中: $p(|y_c,x)$ 、 $p(|y_e,x)$ 分别表示两个特征向量;

θ_c 和 θ_e 则是其对应的特征权重值,两者的和为 1。

设特征数量用 M 表示,第 s 个特征的观测结果

$$\delta_s = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |p_s^i - \overline{p_s}| \quad (8)$$

式中: $\overline{p_s} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N p_s^i$; δ_s 表示观测峰结果,属于第 s 个特征,该值越大表示似然程度越高。第 s 个特征的权重计算公式为:

$$\theta_s = \frac{\delta_s}{|x_s^{\text{peak}} - \overline{x}^{\text{peak}}|} \quad (9)$$

式中: x_s^{peak} 表示空间位置,属于 δ_s ; $\overline{x}^{\text{peak}} = \frac{1}{M} \sum_{s=1}^M x_s^{\text{peak}}$ 。

δ_s 的值与红外图像的真实状态接近程度越高,则公式(9)的分母越小。

1.2 巡检轨迹三维点云配准

巡检轨迹三维点云配准包含两个部分,一是初始配准,二是精配准。

1.2.1 三维点云轨迹特征初始配准

变电站机器人巡视轨迹三维点云配准过程中,随机抽取上文融合后的特征,任意对比抽取的特征和轨迹地图特征中的相似程度。

在点云数据库中,以采集的轨迹图像中,任意一个确定的特征为例,虽然其特征点具备特征值相等的特征,但是,两者之间相互对应的仅会有一个,只有正确地提取融合后特征的关键点^[12],才能够得出最佳的目标位姿参数。初步三维点云配准包含离线和在线两个部分,其步骤如下所述:

离线部分:

1) 提取特征融合后红外图像模板点云 M 的关键点集 p^k 。

2) 求解每个关键轨迹点的融合特征描述子 $FM1_{p_i^k}$, 其中, $i=1,2,\dots,k$ 。

3) 求解轨迹空间位置描述子 $FM2_{p_i^k}$, 属于所有关键点。

在线部分:

1) 分割融合后红外轨迹图像的点云子集 O , 且 $O = \{O_j, j=0,1,\dots,n\}$, 并获取目标点云关键点。

2) 求解每一个点云子集的两种描述子, 分别用 $F1_o$ 、 $F2_o$ 表示, 前者对应融合特征, 即

$F1_o = \{F1_{o_j}, j=1,2,\dots,m\}$, 后者对应空间位置, 即

$F2_o = \{F2_{o_j}, j=1,2,\dots,m\}$ 。

3) 在模板点云中, 搜索与 q_i 相对应的点, 且属于 O_j 中; 如果采用 p_i 表示该对应点, 需符合下述条件:

$$\left| FM1_{p_i} - F1_{o_{q_i}} \right| / \left[FM1_{p_i} + F1_{o_{q_i}} \right] < \varepsilon_1 \quad (10)$$

$$\left| FM2_{p_i} - F2_{o_{q_i}} \right| / \left[FM2_{p_i} + F2_{o_{q_i}} \right] < \varepsilon_2 \quad (11)$$

式中: ε_1 、 ε_2 均表示最小平方误差。依据上述两个公式对空间位置描述子实行判断, 如果其不在条件的范围内, 则将其删除, 反之则保留。

4) R 和 T 均表示矩阵, 前者对应旋转, 后者对应平移, 为实现两者的求解, 得出初始配准结果^[13], 通过奇异值分解算法完成, 其公式为:

$$\text{Corr} = \{h_i^1, h_i^2 \mid h_i^1 \in M, h_i^2 \in O_j\} \quad (12)$$

式中: h_i 表示矩阵元素。

1.2.2 三维点云轨迹特征配准优化

为保证获取更佳的初步配准的结果, 需保证 R 和 T 的最小化, 也就是旋转和平移最小, 这样定位精度更高。其公式为:

$$f(R, T) = \sum_{i=1}^n \|L_i - (RS_i + T)\|^2 \quad (13)$$

式中: n 表示数量, 属于轨迹匹配点对; L_i 、 S_i 均表示点集, 前者对应初始, 后者对应目标。

变电站机器人巡视轨迹三维点云的精配准, 采用优化的迭代最近点算法完成, 精配准时为获取变换矩阵, 需完成误差优化, 通过最小二乘实现。该算法完成一次迭代后, 可提升匹配精准程度^[14], 属于两种点云之间, 即初始和目标。

通过该方式可减小 M 和其匹配轨迹点云 L 之间的偏移角, 使下一次实行匹配点搜索的范围减小, 可降低误匹配几率。在初始配准的基础上, 保证精配准过程中, 每一次迭代之后点对之间的法向量夹角 θ 为减小的依据是动态角迭代因子; 并且, 通过动态调整阈值, 能够实现迭代次数的调整, 提升巡视轨迹位姿的更好估计^[15]。

构建误差方程, 属于匹配点, 该构建以 θ 的正弦值为依据, 其公式为:

$$\sin \theta = \sqrt{1 - \left(\frac{\overrightarrow{n_i} \times \overrightarrow{n_j}}{|\overrightarrow{n_i}| \times |\overrightarrow{n_j}|} \right)^2} \quad (14)$$

式中: n_i 和 n_j 均表示近似法向量, 前者属于 L_i , 后者

属于 S_i ; 法向量夹角用 θ 表示, 属于两个匹配点对之间。匹配点的权重计算公式为:

$$Z_i^j(j) = \begin{cases} 1, & \sin \theta < E \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (15)$$

式中: 迭代阈值用 E 表示, 对应动态角度, 匹配点的数量求解公式为:

$$n_i = \sum_{j=0}^N \sum_i Z_i^j(j) \quad (16)$$

精配准详细步骤如下所述:

1) 获取初始配准得出的初始对应点集, S_{i0} 和 L_{i0} 。

2) 获取精配准点集 S_{i1} 和 L_{i1} , 其通过动态角度

阈值方法完成, 且 $S_{i1} = \{s_1, \dots, s_{n_1}\}$, $L_{i1} = \{l_1, \dots, l_{n_1}\}$ 。

3) 计算 R 和平移向量 t , 两者均属于 S_{i1} 和 L_{i1} 之间。

4) 求解 S_{i1} 在一次迭代之后的数据点集 S_{i2} , 且依据下述公式完成:

$$S_{i2} = R_1 S_{i1} + t_i \quad (17)$$

5) 一次迭代结束后, 通过公式(18)对 E 实行缩小:

$$E = D_{\text{dec}}, D_{\text{dec}} \in (0, 1) \quad (18)$$

6) 循环步骤 2)~5) 当满足下述条件时则停止:

$$\begin{cases} d_t - d_{t+1} < \varepsilon \\ d_t = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \|L_{it} - S_{it}\| \end{cases} \quad (19)$$

式中: d_t 表示欧氏距离。

2 实验分析

为测试红外图像特征融合下变电站机器人巡视轨迹三维点云配准方法的应用效果, 以某变电站为测试对象, 对该变电站采用机器人巡检, 选用的机器人在满电情况下能够行驶 65 km, 巡检的变电站平面结构如图 2 所示。

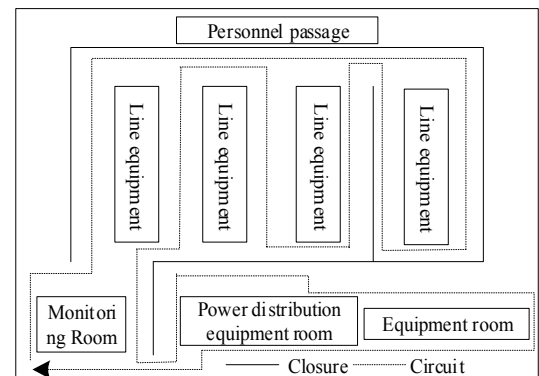


图 2 变电站结构

Fig. 2 Substation structure

为测试文本方法红外图像特征融合效果,随机获取变电站特征融合后的红外图像,并将该图像与融合前的图像作对比,衡量红外图像特征融合下变电站机器人巡视轨迹三维点云配准方法的融合效果,结果如图3所示。

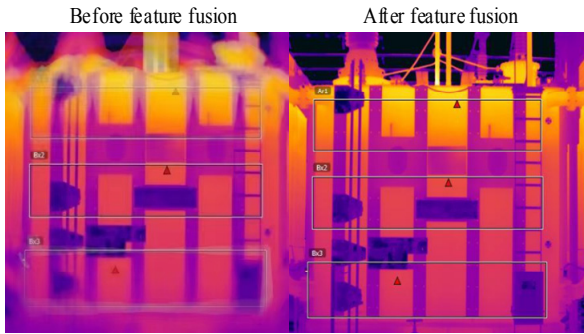


图3 图像特征融合效果

Fig. 3 Image feature fusion effect

由图3可知:经过特征融合后的图像能够更清晰地呈现巡检画面,细节没有发生影响,并且图像边缘清晰,因此,三维点云配准方法具备良好的特征融合效果。

为进一步测试红外图像特征融合下变电站机器人巡视轨迹三维点云配准方法的特征融合效果,随机获取变电不同数量的红外图像实行特征融合,采用相似度作为融合效果评价指标,其中相似度包含3个指标即平均梯度、联合熵、偏差指数,3个指标值的范围均在0~1之间,前两者指标值越大,表示融合效果越佳,期望标准在0.86以上;后者的值越小表示表示融合效果越佳,期望标准在0.21以下。三者的计算公式依次分别为:

$$\Delta \bar{G} = \frac{1}{MN} \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N \sqrt{\frac{\Delta F_x(m,n)^2 + \Delta F_y(m,n)^2}{2}} \quad (20)$$

$$UE_{A,F} = -\sum_{f=0}^{L-1} \sum_{b=0}^{L-1} p_{A,F}(f,b) \log_2 p_{A,F}(f,b) \quad (21)$$

$$\begin{aligned} \text{Diff}_{A,F} &= \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N |F(i,j) - A(i,j)| \\ \text{Diff}_{B,F} &= \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N |F(i,j) - B(i,j)| \\ \text{Diff} &= \text{Diff}_{F,A} + \text{Diff}_{F,B} \end{aligned} \quad (22)$$

式中: F 表示特征融合后图像; A 和 B 表示源图像; $M \times N$ 表示图像大小。

依据上述公式,统计三维点云配准方法在不同图像数量下的指标测试结果,如图4所示。

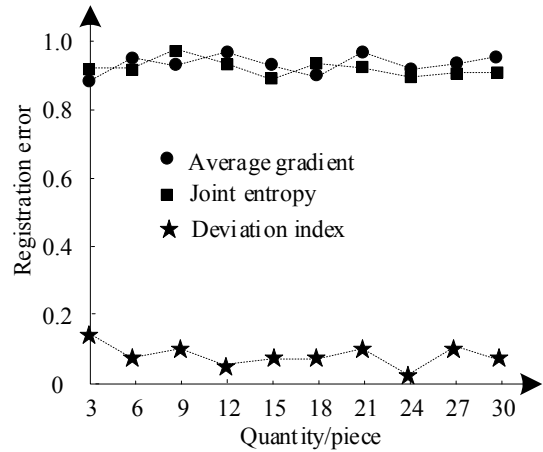


图4 融合效果评价结果

Fig. 4 Evaluation results of fusion effect

由图4可知:随着图像数量的增加,3个指标发生差异性波动曲线,其中平均梯度、联合熵值均在0.86以上;偏差指数则均在0.2以下,因此,三维点云配准方法的特征融合效果良好,融合后的红外图像质量较高。

在采用文本方法实行巡视轨迹三维配准之前,需确定 ε_1 、 ε_2 的取值,以此保证配准的准确性。以配准误差为衡量标准,获取三维点云配准方法在不同取值下的误差结果,如图5所示。

由图5可知:随着 ε_1 、 ε_2 的取值的逐渐增加,变电站机器人巡视轨迹三维点云配准误差发生差异性变化,配准误差随着 ε_1 取值逐渐增加而发生先下降后上升的变化趋势,初始取值 ε_1 的配准误差为0.7;当取值为1.0, ε_1 的配准误差为0.72;其中,在取值为0.3时误差值最小;变电站机器人巡视轨迹三维点云配准误差随着 ε_2 取值的增加而发生不规则的变化波动, ε_2 的配准误差为0.5, ε_2 的配准误差为0.56;其中,其取值也为0.3时误差最小,因此,确定 ε_1 、 ε_2 的取值均为0.3。

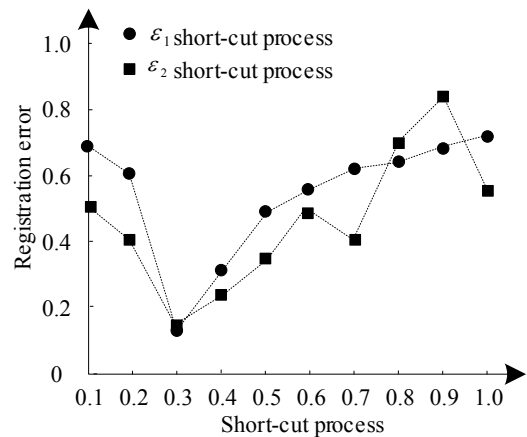


图5 配准误差测试结果

Fig. 5 Test results of registration error

为衡量三维点云配准方法的三维点云配准性能,采用该方法在不同图像大小下实行配准,获取在不同法向量夹角 θ 下,完成关键点配准结果,并将配准结果与点云中包含的实际关键点数量实行对比,衡量三维点云配准方法的配准性能,结果如图6所示。

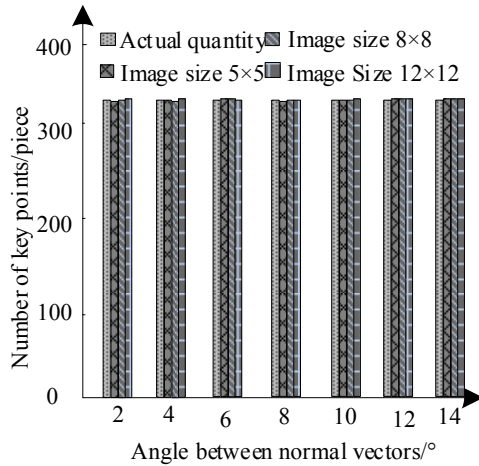


图6 配准性能测试结果

Fig. 6 Registration performance test results

由图6结果可知:不同图像大小情况下,随着 θ 的逐渐增加,三维点云配准方法配准的关键点数量与实际数量之间的误差较小,因此三维点云配准方法具备良好配准性能,能够准确完成图像中关键点的配准,能够完成不同大小图像的配准。

为直观体现三维点云配准方法的巡视轨迹三维点云配准效果,采用该方法对图2实行轨迹配准,获取配准后的巡视轨迹与期望轨迹的吻合程度,结果如图7所示。

由图7可知:经过三维点云配准方法配准后的巡视轨迹与期望轨迹吻合程度较高,机器人能够按照设定轨迹完成变电站巡视,保证巡视的全面性。

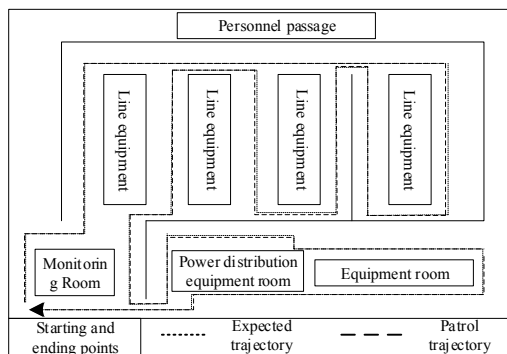


图7 巡视轨迹三维配准结果

Fig. 7 3D registration results of inspection trajectory

3 结论

本文提出红外图像特征融合下变电站机器人巡

视轨迹三维点云配准方法,对机器人巡检轨迹实行配准,保证机器人的巡检效率。该方法通过初步配准和精配准结合完成巡视轨迹配准,能够更好地保证机器人按照期望轨迹完成巡检。经测试:三维点云配准方法的特征融合效果良好,融合后能够提升图像的边缘清晰度,保证巡视图像的质量,并且,能够在误差极小的情况下,完成巡视轨迹配准。

参考文献:

- [1] 彭向阳, 金亮, 王锐, 等. 变电站机器人智能巡检技术及应用效果[J]. 高压电器, 2019, 55(4): 223-232.
- [2] 郭杭, 漆钰晖, 裴凌, 等. 基于体素格尺度不变特征变换的快速点云配准方法[J]. 中国惯性技术学报, 2019, 27(1): 77-82.
- [3] 陆军, 邵红旭, 王伟, 等. 基于关键点特征匹配的点云配准方法[J]. 北京理工大学学报, 2020, 40(4): 409-415.
- [4] 田青华, 白瑞林, 李杜. 基于 SHOT 特征融合的散乱工件点云配准算法[J]. 小型微型计算机系统, 2019, 40(2): 275-279.
- [5] 唐志荣, 蒋悦, 苗长伟, 等. 基于因子分析法的三维点云配准算法[J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(19): 186-195.
- [6] 刘剑, 白迪. 基于特征匹配的三维点云配准算法[J]. 光学学报, 2018, 38(12): 240-247.
- [7] Kadam P, ZHANG M, LIU S, et al. R-PointHop: a green, accurate, and unsupervised point cloud registration method[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2022, 31(1): 1-10.
- [8] FAN Jingjing, MA Liqun, ZOU Zhi. A registration method of point cloud to CAD model based on edge matching[J]. Optik, 2020, 219(10): 165-177.
- [9] 曾俊飞, 杨海清, 吴浩. 面向三维重建的自适应列文伯格-马夸尔特点云配准方法[J]. 计算机科学, 2020, 47(3): 137-142.
- [10] ZENG Junfei, YANG Haiqing, WU Hao. Adaptive Levenberg-Marquardt

cloud registration method for 3D reconstruction[J]. *Computer Science*, 2020, **47**(3): 137-142.

[10] 王建, 姚吉利, 赵雪莹, 等. 一种基于线基元的单张影像与点云配准方法[J]. *测绘科学*, 2020, **45**(2): 73-78.
WANG Jian, YAO Jili, ZHAO Xueying, et al. A registration method of single image and point clouds based on line primitive[J]. *Science of Surveying and Mapping*, 2020, **45**(2): 73-78.

[11] 鲁铁定, 袁志聪, 郑坤. 结合尺度不变特征的 Super 4PCS 点云配准方法[J]. *遥感信息*, 2019, **34**(5): 15-20.
LU Tieding, YUAN Zhicong, ZHENG Kun. Super 4PCS point cloud registration algorithm combining scale invariant features[J]. *Remote Sensing Information*, 2019, **34**(5): 15-20.

[12] 马炬, 邹金慧. 基于三维块匹配与改进 Top-hat 的红外图像目标检测方法[J]. *探测与控制学报*, 2019, **41**(6): 83-87, 94.
MA Xuan, ZOU Jinhui. 3-D block-matching filtering and improved top-hat method for infrared image target detection[J]. *Journal of Detection & Control*, 2019, **41**(6): 83-87, 94.

[13] 李文璞, 谢可, 廖道, 等. 基于 Faster RCNN 变电设备红外图像缺陷识别方法[J]. *南方电网技术*, 2019, **13**(12): 79-84.
LI Wenpu, XIE Ke, LIAO Xiao, et al. Intelligent diagnosis method of infrared image for transformer equipment based on improved faster RCNN[J]. *Southern Power System Technology*, 2019, **13**(12): 79-84.

[14] 彭璐, 杨耀权, 江鹏宇. 一种多模式融合的激光点云配准算法[J]. *激光与红外*, 2020, **50**(4): 396-402.
PENG Beng, YANG Yaoquan, JIANG Pengyu. A multi-mode fusion laser point cloud registration algorithm[J]. *Laser & Infrared*, 2020, **50**(4): 396-402.

[15] 张永明, 王克威, 张启兴, 等. 一种基于红外图像特征融合的高温铝液模拟泄漏监测算法[J]. *安全与环境学报*, 2020, **20**(2): 518-523.
ZHANG Yongming, WANG Kewei, ZHANG Qixing, et al. Simulated leakage monitoring algorithm for high-temperature molten aluminum based on the infrared image feature fusion[J]. *Journal of Safety and Environment*, 2020, **20**(2): 518-523.

《红外技术》第八届编辑委员会名单

荣誉主编：褚君浩 姜会林 曾 毅 曾桂林
主 编：苏君红
执行主编：姚立斌
副 主 编：姬荣斌 李 凯 朱颖峰 陈 钱
蔡 毅 何 力 金伟其 郑云峰（常 务）
编 委（以姓氏笔画为序）
马文坡 王双保 王 霞 石 峰 卢 进 史衍丽 白廷柱 白 瑜
朱颖峰 刘逸平 麦绿波 苏君红 巫广华 李云红 李 凯 李晓峰
杨 宇 吴一冈 吴晗平 何 力 邹继鑫 汪岳峰 张长泉 张若岚
张建奇 陆 卫 陈 钱 陈效双 陈福胜 金伟其 郑云峰 郑 凯
赵勋杰 赵 俊 胡伟达 施加林 姚立斌 顾国华 凌福日 郭 杰
唐 剑 唐利斌 唐良瑞 姬荣斌 常本康 葛宝臻 蒋亚东 曾 宇
蔡 毅 熊 平