

DOI: 10.13382/j.jemi.B2407853

基于骨架点云配准的泊位飞机快速位姿估计算法*

罗其俊 相承志 张红颖

(中国民航大学电子信息与自动化学院 天津 300300)

摘要:利用激光雷达扫描的三维点云,准确快速地计算飞机位姿,是实现飞机自动泊位引导的关键。为此,提出一种基于骨架点云精确配准的快速目标位姿估计算法。首先,在飞机表面点云中,选取激光雷达视角下的机翼、发动机和机头等主要机体结构,构建飞机骨架点云,避免点云复杂结构导致的错误配准,并有效降低计算量。在飞机泊位时,建立基于飞机轴向的点云包围盒,以获取飞机初始位姿,并将其作为配准的约束条件,避免局部最优。然后,采用快速点特征描述的随机抽样一致性粗配准算法,校正飞机位姿,并设计基于双向KD-Tree的点面精配准算法,提高飞机位姿估计的精度。最后,通过泊位全过程飞机位姿估计的仿真实验,验证了算法性能。较Super-4PCS、MSKM-NDT和AA-ICP等典型算法,配准误差降低32.5%,处理速度提升34%。位姿估计的最大角度误差为2.0°,最大距离误差为0.125 m,单帧处理速度为0.37 s。实际的飞机位姿估计实验,也验证了算法的有效性。

关键词:点云配准;飞机泊位;位姿估计;骨架点云;重叠区域

中图分类号: TN249

文献标识码: A

国家标准学科分类代码: 510.20

Fast pose estimation algorithm for berth aircraft based on skeleton point cloud registration

Luo Qijun Xiang Chengzhi Zhang Hongying

(School of Electronic Information and Automation, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China)

Abstract: The accurate and rapid calculation of aircraft pose using three-dimensional point clouds scanned by LiDAR is the key to achieving automatic parking guidance for aircraft. Therefore, a fast target pose estimation algorithm based on precise registration of skeleton point clouds is proposed. In the point cloud on the aircraft surface, the main body structures such as wings, engines, and nose are selected from the perspective of LiDAR to construct a simplified aircraft skeleton point cloud, avoiding erroneous registration of other complex structures and effectively reducing computational complexity. When parking the aircraft, establish a point cloud bounding box based on the aircraft axis to obtain the initial pose of the aircraft and use it as a constraint for registration. Then, a random sampling consistent coarse registration algorithm based on fast point feature description is used to correct the aircraft pose, and a point surface fine registration algorithm based on bidirectional KD-Tree is designed to improve the accuracy of aircraft pose estimation. Finally, the performance of the algorithm was validated through simulation experiments on aircraft pose estimation throughout the entire parking process. Compared with typical algorithms such as Super-4PCS, MSKM-NDT, and AA-ICP, this paper's algorithm reduces registration error by 32.5% and improves processing speed by 34%. The maximum angle error for pose estimation is 2.0 degrees, the maximum distance error is 0.125 meters, and the single frame processing speed is 0.37 seconds. The actual aircraft pose estimation experiment also verified the effectiveness of the algorithm.

Keywords: point cloud registration; aircraft berth; pose estimation; skeleton point cloud; overlapping area

0 引言

飞机泊位引导系统(docking guidance system, DGS),通过传感器监测飞机位置、姿态和速度等参数,并将其传送给飞行员,从而引导飞机准确滑行至规定的停止线上。DGS的飞机监测方式主要有^[1]:埋地线圈探测、视觉检测和激光雷达扫描三种。埋地线圈结构简单,检测可靠性高,但检测精度低,不易维护。视觉检测,安装部署灵活,但受能见度、光照影响大。激光雷达扫描^[2]抗干扰能力强,受环境因素影响小,检测精度和可靠性较高,已成为国内外DGS的首选方案。然而,由于飞机尺寸大、引导距离远,激光雷达扫描仅能得到飞机侧面或正面的小面积局部稀疏点云,这导致现有DGS系统检测准确性不高,往往依赖人工干预来保证飞机的安全。为此,由激光雷达扫描滑行飞机,并快速、准确计算飞机的位置和姿态是DGS系统中亟待解决的关键问题。

点云目标位姿估计,一般采用源点云与目标点云配准的方法,获取物体与目标的相对位置关系^[3]。位姿估计方法主要分为^[4]:迭代最近点(iterative closest point, ICP)配准方法、基于特征的点云配准方法和基于深度学习的点云配准方法。其中基于特征的点云配准方法对数据缺失敏感,精度受限于特征选择和提取方式;基于深度学习^[5]的点云配准方法需要构建大样本数据集,难以实施应用。

ICP方法^[6]通过迭代优化点云间的配准误差实现目标位姿估计,有着精度高、适用性广、应用灵活等优点,但存在着容易陷入局部最优、在点云结构复杂或缺失时容易错误匹配的不足。为克服以上缺点,全局最优迭代最近点算法^[7](globally optimal ICP, Go-ICP)通过全局配准改善了ICP收敛到局部最优的问题;基于形状分析技术的点云配准方法^[8](point cloud registration based on Kendall shape space, KSS-ICP)将点云映射到肯德尔形状空间来保持点云几何一致性,降低了点云缺失和密度不均匀对配准精度的影响。由于特征描述子^[9]可以增加点云特征的鲁棒性,加快特征点间的匹配,因此,将其与配准算法结合能够克服点云缺失和背景的干扰,从而快速、准确地配准。张荣国等^[10]与陆军等^[11]通过将方向直方图与点云配准算法结合完成了低重叠率点云的精确配准。骨架点云^[12]不仅能表达原始点云的拓扑结构、几何特征,还可以减少储存和计算的代价。因此,将目标点云简化为骨架点云能够降低点云结构复杂和点云缺失造成影响,避免错误匹配。王曦等^[13]、丁吉祥等^[14]等通过精简目标点云并将其用于配准迭代,不仅提高了配准效率,还降低了对点云初始位置的要求。然而,在泊位引导场景中,飞机滑行距离远、角度偏转较大,激光雷达扫描的

飞机表面点云稀疏程度变化大,源点云与目标点云重叠率低,导致现有配准算法难以在该场景中应用,因此需要设计一种位姿估计方法,准确快速得到飞机位姿。

为解决飞机泊位中表面点云稀疏、视角变化大、重叠率低导致的配准失效问题,提出一种骨架点云精确配准的快速目标位姿估计算法。首先,选取激光雷达视角下飞机主体结构,建立模板飞机的骨架点云。根据飞机尾翼方向,设计并建立飞机轴向点云包围盒,得到源点云中飞机的初始位姿。以初始位姿作为约束条件,采用快速点特征直方图^[15](fast point feature histogram, FPFH)特征描述与RANSAC匹配方法,实现目标点云与骨架点云的快速粗配准。最后,提出基于双向KD-Tree^[16]的点对面ICP精配准方法,完成源点云与骨架点云的位姿关系精确计算,进而获取滑行飞机的准确位置和方向。

1 算法原理

以快速、准确为目标,完成飞机源点云和模板点云的配准和位姿计算,主要采用如下思路:简化模板点云,提高配准速度,突出飞机主体结构,防止错误匹配;根据地面滑行飞机的水平面约束和结构特点,快速估计初始位姿,缩小配准范围,提高配准的准确性;以初始位姿为约束,结合使用粗配准和精配准,提高配准精度,同时保证处理速度。为此,提出算法的流程如图1所示,主要分为三部分。

骨架点云提取:分别提取目标点云中的机翼、发动机、机头点云,进行三维几何体提取和下采样,完成骨架点云提取。

基于飞机轴向包围盒的初始位姿计算:根据飞机最高处的尾翼点云确定飞机轴向方向,进而建立飞机点云的轴向包围盒,确定飞机的初始位姿。

骨架点云配准:由包围盒生成骨架点云掩模,提取掩膜内的部分骨架点云,作为待配准的目标点云。采用基于FPFH特征的RANSAC粗配准,校准飞机位姿。最后,采用双向KD-Tree的点面ICP精配准,得到飞机的准确位姿。

1.1 骨架点云提取

分析飞机泊位过程发现,典型的泊位路线如图2所示,在泊位过程中,激光雷达扫描的飞机表面点云密度、部位不同,获取的点云差异很大。根据飞机偏转角度不同,泊位过程可分为A、B、C 3个阶段。其中,A阶段飞机与激光雷达主方向的偏离角度大,飞机一侧点云缺失;B阶段飞机偏转角度小,点云存在部分遮挡;C阶段飞机正对激光雷达,点云结构完整。

为了获得更稳定的配准结果,应选取具有代表性的飞机点云,建立待配准的飞机目标点云模板。显然,C阶

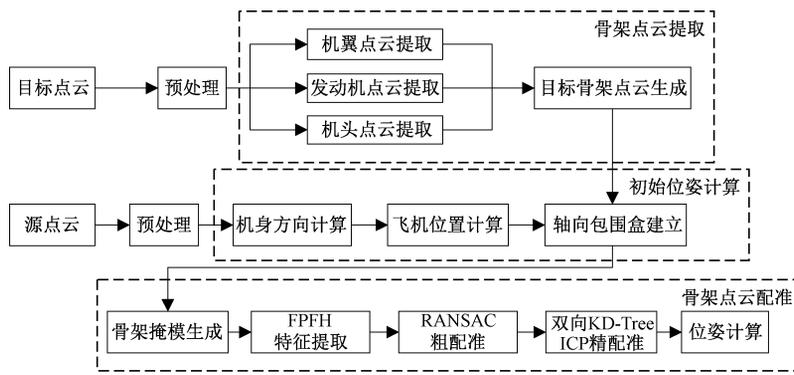


图 1 算法流程图

Fig. 1 Algorithm flow

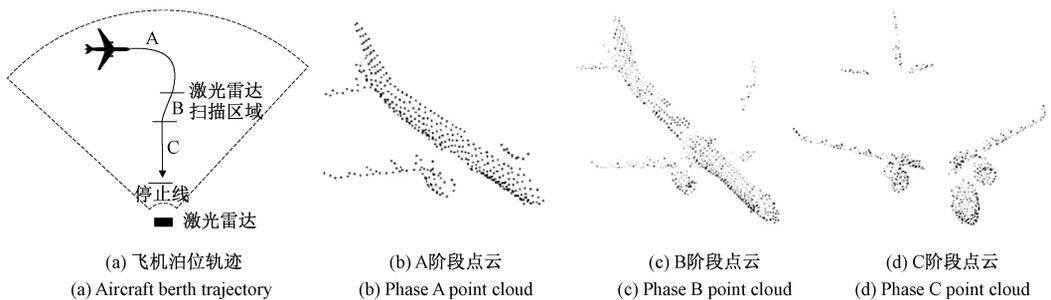


图 2 飞机泊位轨迹及不同阶段可见点云

Fig. 2 Aircraft berth trajectory and point cloud at different stages

段的点云更具优势,它包含了飞机机翼、机头、发动机和尾翼等主要机体结构,这些结构在 A、B、C 3 个阶段中均可见。问题在于,C 阶段中飞机与激光雷达距离近,扫描点云密集,数据量大。

为此,首先需进行点云数据预处理,采用统计滤波和体素滤波去除噪声,设定感兴趣区域,以删除背景和地面点云,截取得到飞机目标点云。

然后,需对点云进行精简,并保留上述可见的主要机体结构。依次提取机翼、发动机和机头点云,构建飞机的骨架点云模型。

1) 飞机机翼

飞机大翼前缘位置点云呈线性分布,可提取该部分点云作为其主体骨架。首先,随机选取机翼点云中两个点,建立空间直线模型。计算其余点到该直线距离,若距离小于 0.05 m,即视为内点。然后,统计内点数量,选取内点数量最多的集合,作为为机翼骨架点云。分别得到左右机翼骨架点云 L_{left} 和 L_{right} 。尾翼与大翼结构相似,同理,可得尾翼骨架点云 T_{left} 和 T_{right} 。图 3 为一侧机翼的原点云和骨架点云示例。

2) 发动机

发动机点云,近似为圆柱体。将发动机点云投影至飞机主方向垂直面,采用最小二乘法拟合圆。选择映射

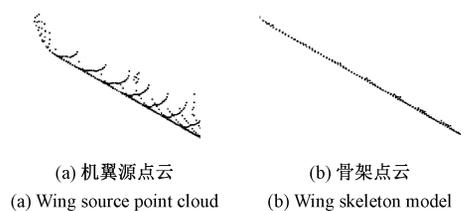


图 3 机翼骨架点云示例

Fig. 3 Example of wing skeleton point cloud

到圆上的三维点云,作为发动机骨架点云,以双发动机为例,分别记为 C_1 、 C_2 。

3) 机头

选择源点云中机头部分,计算其点云密度,认此为为依据,对飞机目标点云中机头部分进行均匀下采样,得到降采样的机头点云,记为 A。

因此,模板飞机的骨架点云模型,可定义为 $\{A, L_{left}, L_{right}, C_1, C_2, T_{left}, T_{right}\}$ 。

1.2 基于轴向包围盒的初始位姿计算

在泊位过程中,飞机始终处于地面上,飞机位姿可用飞机中心点坐标和飞机轴向偏航角来表示。由于激光雷达扫描的飞机表面源点云不均匀,轮廓不完整,直接使用源点云配准,容易出现错误匹配。为此,设计一种平行于

飞机机身方向的包围盒,得到源点云的飞机初始位姿,以此作为配准的约束条件,防止配准错误配准。

为建立基于飞机轴向的点云包围盒,需首先确定包围盒的方向,然后确定其长宽高,其模型示意图如图 4 所示,具体按照如下步骤计算:

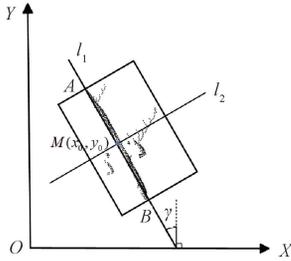


图 4 包围盒数学模型示意图

Fig. 4 Mathematical model of bounding box

步骤 1) 飞机方向计算:典型民航客机构型如图 5 所示,其垂直尾翼处于飞机中轴线上,可将它的方向作为飞机方向。同时,它处于飞机的最上方,不会被遮挡,可采用固定阈值,截取预处理后源点云的最上部分,得到尾翼点云,如图 6 所示。将尾翼点云投影至水平面,如图 6(c)所示,通过直线拟合可得其直线方程 l_1 ,可计算得到飞机偏转角度 γ ;

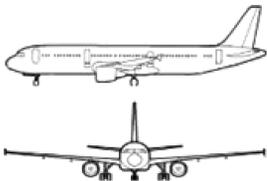


图 5 典型民航客机构型

Fig. 5 Typical civil aviation aircraft configuration

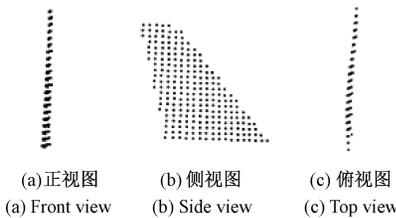


图 6 尾翼点云三视图

Fig. 6 Three views of tail wing point cloud

步骤 2) 飞机位置计算:将源点云投影至水平面上,并进一步投影到直线 l_1 上,可得到飞机点云投影到直线上的端点 A 和 B 的坐标。以及飞机的长度 L ,取 AB 的中点 $M(x_0, y_0)$,作为飞机的中心位置;

步骤 3) 轴向包围盒建立:取 AB 中垂线 l_2 ,将源点云投影至 l_2 上,可得到飞机宽度 W 。在步骤 1) 中,取最高点 H ,作为飞机的高度。至此,建立了已知长宽高和中心

点的包围盒,得到了飞机初始位姿 $S(x_0, y_0, \gamma)$,它用于确定源点云与目标匹配的初始变换关系。

1.3 骨架点云配准

受测量噪声和扫描误差的影响,通过飞机垂直尾翼和轴向包围盒计算的飞机位姿存在较大的误差。为了更准确地估计飞机位姿,还需对飞机位姿进行校准。

传统的基于点云配准的方法,可准确计算飞机源点云和目标点云的位姿变换关系。然而,飞机尺寸较大,导致扫描的点云数量大,传统的配准算法难以满足快速性要求。为此,提出了基于 FPFH 特征匹配的 RANSAC 快速粗配准方法,以及基于双向 KD-Tree 的点到面 ICP 精配准方法,以此快速准确地估计飞机位置和方向。

1) 基于 FPFH 特征匹配的 RANSAC 快速粗配准

传统的 ICP 点云配准,采用最小化两个点云之间距离差的迭代优化算法,通过不断寻找对应点对并计算最优刚体变换矩阵,将不同位置、姿态的点云数据对齐。当点云数量较大时,计算量较大。而基于特征匹配的点云配准,可只计算匹配点之间的距离,能够显著减小计算量。

为此,以飞机初始位姿为约束,提出基于 FPFH 特征匹配的 RANSAC 快速粗配准方法,实现飞机位姿估计的校准。

(1) FPFH 特征描述

FPFH 特征描述子通过计算点的法线特征生成特征直方图,可捕捉点云中每个点的局部几何特征。

如图 7 所示, p_s 和 p_t 为邻域内相邻的两个点, n_s 为 p_s 的法向量, n_t 为 p_t 的法向量,那么, p_s 的简化特征直方图 SPFH,定义为与其各邻域点 p_t 之间的一组特征值 (α, ϕ, θ) ,特征值采用式(1)求解。

$$\begin{cases} \alpha = v \cdot n_t \\ \phi = u \cdot \frac{(p_t - p_s)}{\|p_t - p_s\|_2} \\ \theta = \arctan(w \cdot n_t, u \cdot n_t) \end{cases} \quad (1)$$

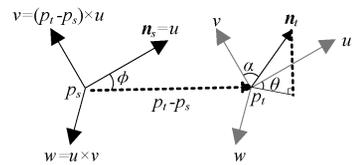


图 7 法线偏角示意图

Fig. 7 Schematic diagram of normal deflection angle

进而计算 p_s 的 k 个邻域点的 SPFH,加权即可得到该点的 FPFH,如式(2)所示。

$$FPFH(p_s) = SPFH(p_s) + \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \frac{1}{w_k} SPFH(p_i) \quad (2)$$

其中, w_k 代表权重,由点 p_s 与其邻域内点之间的距

离来度量。

(2) 基于 FPFH 特征匹配的 RANSAC 快速粗配准

结合 FPFH 特征匹配和 RANSAC 算法,可以实现点云的快速粗配准。具体步骤为:

步骤 1) 特征提取。计算源点云和目标点云的 FPFH 特征;

步骤 2) 特征匹配。以源点云的初始位姿和误差范围为约束,采用最近邻搜索找到特征之间的匹配对;

步骤 3) RANSAC 配准。利用 RANSAC 算法从匹配对中估计最佳刚性变换矩阵,得到源点云到目标点云的变换关系;

步骤 4) 迭代优化。在满足飞机初始位姿误差范围条件下,以内点数量最大化为优化目标,进行有限步数的迭代优化;

该方法结合了 FPFH 特征的高效计算能力和 RANSAC 算法的鲁棒性,在存在噪声和异常点云的情况下,仍然可实现点云的快速粗配准。由于 FPFH 特征能够捕捉点云的局部几何特征,对于飞机各种复杂形状和结构的点云,具有较好的适应性。

2) 基于双向 KD-Tree 的点对面 ICP 精配准

经过粗配准后,源点云和骨架点云已经基本对齐,为进一步提高位姿估计精度,提出基于双向 KD-Tree 的点对面 ICP 精配准方法,获取更准确的飞机源点云与骨架点云的变换关系。

如图 8(a) 所示,传统的 ICP 算法,以最小化源点云和目标点云对应点之间的距离作为配准准则,当点云噪声较大、密度不一致时,会出现大量的误匹配点,最终导致配准精度的下降,甚至错误匹配。基于点面匹配的 ICP 配准算法,如图 8(b) 所示,采用点到对应点所在平面的距离最小化作为配准准则。

泊位飞机在不同滑行阶段的源点云稀疏程度不同。同时,激光扫描点云在不同距离下的横向误差也不同。为了消除该影响,选择适当距离下的飞机点云作为目标模板,并提取可见部分的骨架点云。骨架点云,主要保留了飞机典型的线面结构特征,以它作为目标点云参与配准,能够有效提高位姿估计精度。

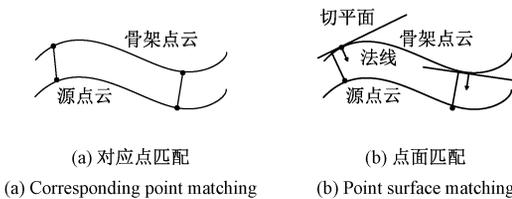


图 8 配准示意图

Fig. 8 Registration diagram

为提高点到面 ICP 配准效率,在寻找匹配最近点时,

通过 KD-Tree 引入最近邻算法进行双向搜索。在源点云和骨架点云分别建立 KD-Tree,每次查询时,不仅从源点云找到骨架点云的最邻近点,还可以从骨架点云反向查询源点云的最邻近,从而得到最佳匹配。

每个点的最小化损失函数为:

$$\min E = \sum_i (\mathbf{n}_i^T (\mathbf{R}p_i + \mathbf{T} - q_j))^2 \quad (3)$$

其中, p_i 是源点云中一点, q_j 是骨架点云中一点, \mathbf{n}_i 是 q_j 的法线, \mathbf{R} 、 \mathbf{T} 分别为源点云转换至骨架点云的旋转矩阵和平移向量。

为使点面配准收敛速度更快、更加平滑,引入 Huber 损失函数来鲁棒估计误差函数,由式(4)定义。

$$E(\mathbf{R}, \mathbf{T}) = \arg \min_{\mathbf{R}, \mathbf{T}} \sum_{m=1} \rho_{r_m} (\|\mathbf{R}p_i + \mathbf{T} - q_j\|^2) \quad (4)$$

$$\rho_{r_m} = \begin{cases} 1 & |e| \leq k \\ \frac{k}{|e|} & |e| > k \end{cases} \quad (5)$$

其中, ρ_{r_m} 为 Huber 损失函数权重,按照式(5)来取值, e 为配准后点对的距离差, k 为调和参数。

设定最大迭代次数和最小阈值,如果连续两次迭代的误差小于阈值,或当前迭代次数大于最大迭代次数则迭代结束。通过点云配准可得源点云与骨架点云的准确转换关系,即为飞机位姿。

2 实验结果

为验证算法的快速准确性和有效性,分别开展了全泊位过程的仿真实验和实际飞机的位姿估计实验。

实验硬件平台采用 Intel Core i7-12700HQ 处理器、16GB 内存的计算机,在 Windows 11 操作系统平台下使用 PyCharm 2022 进行算法实现。在仿真实验中,采用 Blensor 软件,获取飞机泊位全过程的点云数据,包括 A、B、C 3 个阶段,以飞机滑行间隔 0.24 m,依次采样,共 403 帧点云数据,飞机偏转角度范围为 $0^\circ \sim 90^\circ$ 。在实际实验中,由深圳镭神公司的 LS400S2 混合固态激光雷达采集了退役民航客机的表面点云数据。

2.1 骨架点云生成

选择激光雷达正前方约 30 m 处的飞机点云为模板,如图 9(a) 所示,预处理后,简化机翼边缘、机头和发动机点云,构造飞机骨架点云,如图 9(b) 所示。

2.2 飞机轴向包围盒

选取泊位过程中的飞机源点云,建立飞机轴向包围盒,如图 10(a) 所示,该包围盒长边平行于飞机机身方向。采用该包围盒提取对应骨架点云,得到局部骨架点云,如图 10(b) 所示,后续将以该局部骨架点云作为目标点云,与源点云进行配准。

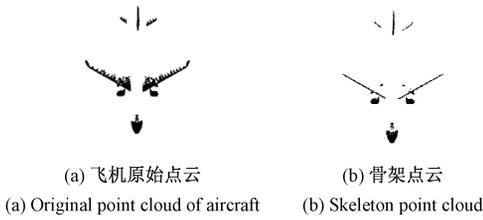


图 9 飞机骨架点云提取

Fig. 9 Aircraft skeleton point cloud extraction

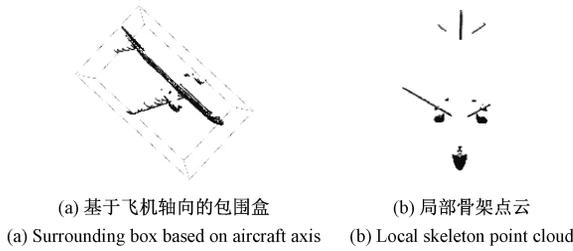


图 10 飞机轴向包围盒的建立

Fig. 10 Establishment of surrounding box based on aircraft axis

2.3 仿真对比试验

采用提出算法,处理了整个泊位过程中的每帧点云数据,进行了点云配准和位姿估计实验,并与典型点云配准算法:超级四点共轭集算法^[17](superior four-point congruent sets, Super-4PCS)、多尺度 K 均值无损检测算法^[18](multi-scale k-means normal distributions transform, MSKM-NDT)和基于安德森加速的迭代最近点算法^[19](iterative closest point with Anderson acceleration, AA-ICP)进行进行了对比。

配准结果如表 1 所示,初始位置中,上方点云为预处理后的源点云,下方点云为飞机目标点云。可以看出,在飞机处于距离较近的 C 阶段时,4 种算法均可以正确配准。而在 A 阶段和 B 阶段,距离较远,存在部分结构点云缺失,MSKM-NDT 配准方向错误,Super-4PCS 配准偏差较大。AA-ICP 和提出算法,可正确配准,但是,提出算法使得源点云和目标点云具有更高的重合度。由此可见,提出算法,可实现不同距离、不同角度的滑行飞机点云的正确配准。

表 1 典型算法的点云配准结果

Table 1 Point cloud registration results of typical algorithms

初始位置	Super-4PCS	MSKM-NDT	AA-ICP	提出算法
A 阶段				
B 阶段				
C 阶段				

1) 误差分析

为了定量分析配准精度,采用式(6)定义的均方根误差(root mean square error, RMSE)作为配准误差的评价指标^[20],RMSE 越小,表示配准精度越高。

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \|P_i - Q_i\|^2} \quad (6)$$

其中, n 为源点云与骨架点云对应点对的数量, P_i 和 Q_i 分别为第 i 个对应点。

分别计算各典型配准算法在 A、B、C 3 个阶段和全过程每帧点云的配准误差平均值,如表 2 所示。Super-4PCS 和 MSKM-NDT 的配准误差,均在 0.1 m 以上。AA-ICP 取得了较低的配准误差,均低于 0.09 m。提出算法,取得了最小的配准误差,均低于 0.06 m,全过程中配准误差比 AA-ICP 降低 32.5%。实验证明,提出算法能够适应不同距离和角度条件,在泊位滑行全过程中均保持较高的配准精度。

表 2 典型算法的配准误差对比
Table 2 Error comparison of typical registration algorithms

滑行阶段	Super-4PCS	MSKM-NDT	AA-ICP	提出算法
A 阶段	0.231	0.254	0.087	0.059
B 阶段	0.164	0.173	0.078	0.054
C 阶段	0.137	0.159	0.076	0.053
全过程	0.170	0.186	0.083	0.056

为验证飞机位姿估计的准确性,采用提出算法处理每一帧点云数据,获取源点云与骨架点云的平移旋转关系,进而计算飞机在激光雷达坐标系中的位置和方向。然后,与仿真时采集每帧数据时的实际飞机位置和方向对比,得到估计的飞机位姿与实际位姿偏差。在泊位过程中,最大角度误差为 2.0°,平均为 0.4°,最大距离误差为 0.125 m,平均为 0.035 m。图 11(a)为飞机正方向与停止线之间的角度误差曲线。图 11(b)为飞机与停机位之间的距离误差曲线。随着飞机滑行距离的减小,角度误差和距离误差均随之减小。在滑行的最后阶段,距离小于 60 m 时,角度误差和距离误差均保持在较小值,分别小于 0.5°和 0.03 m。该指标满足《民用机场飞行区技术标准》中飞机泊位引导位置精度优于 0.25 m 的技术标准。

实验说明,采用提出算法,可实现泊位飞机滑行全过程准确的位姿估计,特别是在滑行最后阶段,一直保持高精度。

2) 时间复杂度分析

为验证算法速度,分别统计了各阶段典型算法和提出算法对每帧点云数据的处理时间。平均单帧处理时间如表 3 所示,Super-4PCS 和 AA-ICP,平均处理时间普遍大于 1 s,MSKM-NDT 处理速度较快,均在 0.5 s 以下,提出算法的平均每帧处理时间最小,均低于 0.37 s,在全过程的平均单帧处理速度提升 34%。实验验证了提出算法对滑行飞机全过程点云数据处理的快速性。

表 3 典型配准算法时间复杂度对比

Table 3 Comparison of time complexity of typical algorithms

滑行阶段	Super-4PCS	MSKM-NDT	AA-ICP	提出算法
A 阶段	1.86	0.49	1.54	0.37
B 阶段	1.37	0.45	1.21	0.28
C 阶段	1.21	0.43	0.97	0.29
全过程	1.63	0.47	1.36	0.31

2.4 实际飞机位姿估计实验

为验证方法对实际飞机位姿估计的有效性,对机库中的实际飞机进行了数据采集和位姿估计实验。

实验中,由实验平台上的激光雷达采集飞机表面点

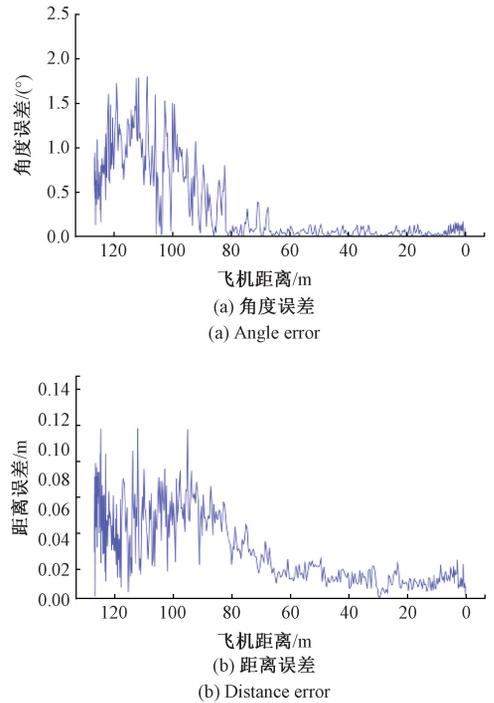


图 11 飞机位姿估计误差

Fig. 11 Aircraft pose estimation error

云数据,由工业相机同步采集飞机图像,并手动记录采集点位置和方向。采样距离为 60~10 m,角度范围 3°~84°,获得点云数据 1 086 帧。

首先,建立该飞机的骨架点云模型,然后,针对每帧点云,进行预处理、初始位姿估计、粗配准和精配准,最终得到每帧源点云飞机位置和角度,经坐标转换后,与实际记录的采样点距离和方向做对比。

实验结果如图 12 所示,其中,图 12(a)为距离飞机 52 m 的一帧原始激光点云分布图,方框内为待配准的飞机点云,图 12(b)为同步采集的飞机图像,图 12(c)为配准结果。由配准结果可知,骨架点云与飞机点云重合,完成了正确配准。飞机位姿估计的最大距离误差为 0.064 m,最大角度误差为 0.125°,最长单帧处理时间为 0.34 s,实验证明了提出算法在实际飞机位姿估计的有效性。

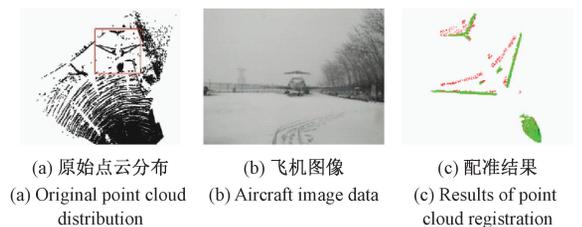


图 12 实际实验结果

Fig. 12 Actual experimental results

3 结 论

针对准确快速计算泊位飞机的位姿问题,提出了一种骨架点云精确配准的快速目标位姿估计算法,实现了泊位全过程的飞机位置和角度计算。首先,设计飞机主要结构的骨架点云模型,可较好描述飞机的三维特征,使之能够在泊位全过程中正确匹配扫描的飞机源点云。其次,通过尾翼方向和轴向包围盒,可有效确定飞机的初始位姿,为点云配准提供约束,防止点云配准错误。最后,提出基于FPFH特征匹配的RANSAC粗配准和基于双向KD-Tree的点到面ICP精配准方法,可有效提供配准精度,提高了飞机位姿估计的精度。在仿真实验中,较Super-4PCS、MSKM-NDT和AA-ICP等典型算法,提出算法具有更高的检测精度和处理速度,配准误差降低32.5%以上,平均单帧处理速度提升34%。在实际飞机位姿估计实验中也验证了算法的有效性。未来进一步开展该算法的多机型验证研究,可为激光雷达DGS系统的国产化奠定良好的基础。

参考文献

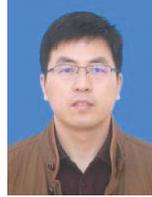
- [1] 李宝国, 李忠良. 移动式飞机泊位引导系统设计[J]. 成都航空职业技术学院学报, 2021, 37(2): 42-45.
LI B G, LI ZH L. Design of mobile aircraft docking guidance system [J]. Journal of Chengdu Aeronautic Polytechnic, 2021, 37(2): 42-45.
- [2] 杨建华, 赵轩, 郭全民, 等. 基于路侧激光雷达的障碍物目标检测方法[J]. 国外电子测量技术, 2023, 42(1): 13-19.
YANG J H, ZHAO X, GUO Q M, et al. Obstacle target detection method based on roadside Lidar [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2023, 42(1): 13-19.
- [3] 陈慧娴, 吴一全, 张耀. 基于深度学习的三维点云分析方法研究进展[J]. 仪器仪表学报, 2023, 44(11): 130-158.
CHEN H X, WU Y Q, ZHANG Y. Research progress of 3D point cloud analysis methods based on deep learning [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(11): 130-158.
- [4] 龚国强, 田演, 夏鑫宇. 基于位姿参数估计的多视角点云配准方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2024, 38(6): 241-252.
GONG G Q, TIAN Y, XIA X Y. Multi-view point cloud registration method based on pose parameter estimation [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2024, 38(6): 241-252.
- [5] 李建微, 占家旺. 三维点云配准方法研究进展[J]. 中

国图象图形学报, 2022, 27(2): 349-367.

- LI J W, ZHAN J W. Review on 3D point cloud registration method [J]. Journal of Image and Graphics, 2022, 27(2): 349-367.
- [6] 李晋儒, 王晋, 郭松涛, 等. 基于自适应局部邻域条件下的点云匹配[J]. 光学精密工程, 2024, 32(10): 1606-1621.
LI J R, WANG J, GUO S T, et al. Point cloud matching algorithm based on adaptive local neighborhood conditions [J]. Optics and Precision Engineering, 2024, 32(10): 1606-1621.
- [7] YANG J, LI H, CAMPBELL D, et al. Go-ICP: A globally optimal solution to 3D ICP point-set registration [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2015, 38(11): 2241-2254.
- [8] LYU C, LIN W, ZHAO B. KSS-ICP: Point cloud registration based on Kendall shape space [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2023, 32: 1681-1693.
- [9] 范林林, 王军义, 徐志刚, 等. 大型工件部分点云与整体点云的配准方法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2023, 35(9): 1323-1332.
FAN L L, WANG J Y, XU ZH G, et al. Registration method of partial point cloud and whole point cloud of large workpiece [J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2023, 35(9): 1323-1332.
- [10] 张荣国, 孙志亮, 胡静, 等. 3D点云曲率自适应变形图和多几何剪枝非刚性配准算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2023, 35(7): 990-999.
ZHANG R G, SUN ZH L, HU J, et al. Curvature-adaptive deformation graph for 3D point cloud non-rigid registration under multi-geometric constraints [J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2023, 35(7): 990-999.
- [11] 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.
LU J, SHAO H X, WANG W, et al. Point cloud registration method based on key point extraction with small overlap [J]. Transactions of Beijing Institute of Technology, 2020, 40(4): 409-415.
- [12] 王佳栋, 曹娟, 陈中贵. 保特征的点云骨架提取算法[J]. 图学学报, 2023, 44(1): 146-157.
WANG J D, CAO J, CHEN ZH G. Feature-preserving skeleton extraction algorithm for point clouds [J]. Journal of Graphics, 2023, 44(1): 146-157.
- [13] 王曦, 王宗彦, 张宇廷, 等. 基于FPFH的权重局部最优投影点云精简算法[J]. 电子测量技术, 2022, 45(23): 119-124.
WANG X, WANG Z Y, ZHANG Y T, et al. Weighted

- local optimal projection point cloud simplification algorithm based on FPFH [J]. *Electronic Measurement Technology*, 2022, 45(23): 119-124.
- [14] 丁吉祥, 董寰宇, 秦训鹏. 面向结构件几何特征保留的点云精简方法 [J]. *电子测量与仪器学报*, 2022, 36(6): 196-204.
DING J X, DONG H Y, QIN X P. Point cloud simplification method for geometric feature preservation of structural parts [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2022, 36(6): 196-204.
- [15] 陆军, 刘霜, 乔鹏飞, 等. 融合颜色与几何信息的点云配准 [J]. *北京理工大学学报*, 2024, 44(4): 428-438.
LU J, LIU SH, QIAO P F, et al. Point cloud registration with color and geometric information [J]. *Transactions of Beijing Institute of Technology*, 2024, 44(4): 428-438.
- [16] 徐文菲, 金莉, 韩旭, 等. 面向缺失点云配准的镜像迭代最近点算法 [J]. *西安交通大学学报*, 2023, 57(7): 201-212, 220.
XU W F, JIN L, HAN X, et al. Mirrored iterative closest point algorithm for missing point cloud registration [J]. *Journal of Xi'an Jiaotong University*, 2023, 57(7): 201-212, 220.
- [17] MELLADO N, AIGER D, MITRA N J. Super 4pcs fast global point cloud registration via smart indexing [C]. *Computer Graphics Forum*, 2014, 33(5): 205-215.
- [18] SARANRITTICHAH P, NIPARNAN N, SUDSANG A. 2D-laser scan registration using multi-scale NDT with polar scan clustering [J]. *Applied Mechanics and Materials*, 2014, 446: 981-985.
- [19] PAVLOV A L, OVCHINNIKOV G W V, DERBYSHEV D Y, et al. AA-ICP: Iterative closest point with Anderson acceleration [C]. 2018 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). IEEE, 2018: 3407-3412.
- [20] 李茂月, 许圣博, 孟令强, 等. 基于逐点前进法的改进型点云配准方法 [J]. *中国光学(中英文)*, 2024, 17(4): 875-885.
LI M Y, XU SH B, MENG L Q, et al. An improved point cloud registration method based on the point-by-point forward method [J]. *Chinese Optics*, 2024, 17(4): 875-885.

作者简介



罗其俊, 2021 年于天津大学获得博士学位, 现为中国民航大学副教授, 主要研究方向为机器视觉、智能控制系统。

E-mail: qjluo@cauc.edu.cn

Luo Qijun received his Ph. D. degree from Tianjin University in 2021. Now he is an associate professor in Civil Aviation University of China. His main research interests include machine vision and intelligence control system.



相承志, 2021 年于西北工业大学获得学士学位, 现就读于中国民航大学攻读硕士学位, 主要研究方向为点云姿态估计。

E-mail: xcz1206935989@126.com

Xiang Chengzhi received his B. Sc. degree from Northwestern Polytechnical University in 2021. Now he is a M. Sc. candidate at Civil Aviation University of China. His main research interests include point cloud pose estimation.



张红颖(通信作者), 2007 年于天津大学获得博士学位, 现为中国民航大学教授, 主要研究方向为图像工程与计算机视觉。

E-mail: carole_zhang@vip.163.com

Zhang Hongying (Corresponding author) received her Ph. D. degree from Tianjin University in 2007. Now she is a professor in Civil Aviation University of China. Her main research interests include image engineering and computer vision.