



协同定位中的坐标配准策略研究

范英盛, 齐小刚, 刘立芳

引用本文:

范英盛, 齐小刚, 刘立芳. 协同定位中的坐标配准策略研究[J]. 智能系统学报, 2021, 16(3): 459–465.

FAN Yingsheng, QI Xiaogang, LIU Lifang. Coordinate registration strategy in cooperative localization[J]. *CAAI Transactions on Intelligent Systems*, 2021, 16(3): 459–465.

在线阅读 View online: <https://dx.doi.org/10.11992/tis.202012015>

您可能感兴趣的其他文章

基于能量的结构化最小二乘孪生支持向量机

Energy-based structural least square twin support vector machine

智能系统学报. 2020, 15(5): 1013–1019 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201906030>

基于改进D*算法的无人机室内路径规划

UAV indoor path planning based on improved D* algorithm

智能系统学报. 2019, 14(4): 662–669 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201803031>

无人机协助下基于SR-CKF的无线传感器网络节点定位研究

Node localization of wireless sensor networks based on SR-CKF assisted by unmanned aerial vehicles

智能系统学报. 2019, 14(3): 575–581 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201709019>

基于WIFI指纹定位的仿生SLAM研究

Bio-inspired SLAM fingerprint location based on WIFI

智能系统学报. 2018, 13(3): 407–413 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201705020>

基于嘴巴状态约束的人脸特征点定位算法

A facial feature point locating algorithm based on mouth-state constraints

智能系统学报. 2016, 11(5): 578–585 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201602006>

基于蚁群算法的四旋翼航迹规划

Four-rotor route planning based on the ant colony algorithm

智能系统学报. 2016, 11(2): 216–225 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201509009>

微信公众平台



关注微信公众号, 获取更多资讯信息

DOI: 10.11992/tis.202012015

协同定位中的坐标配准策略研究

范英盛^{1,2}, 齐小刚¹, 刘立芳³

(1. 西安电子科技大学 数学与统计学院, 陕西 西安 710071; 2. 浙江警察学院 公共基础部, 浙江 杭州 310053;
3. 西安电子科技大学 计算机学院, 陕西 西安 710071)

摘 要: 坐标配准是协同定位的重要组成部分, 一个合理的坐标配准体系可以体现协同定位算法的性能, 否则可能会放大定位算法的误差。本文详细比较了基于最小二乘 (least square, LS) 与基于普氏分析 (Procrustes analysis, PA) 的配准方法的设计思想、适用条件, 并给出了基于普氏分析的坐标配准算法的详细步骤。利用协同定位算法 (经典 MDS 和 Levenberg-Marquardt 算法) 得到的实验数据, 详细分析了锚节点数量、测距误差、网络节点平均连通度对配准精度的影响。实验表明, 在 2D 和 3D 环境中, 基于普氏分析的配准算法, 其配准精度和稳定性都优于最小二乘法, 配准误差降低约为 20%。

关键词: 协同定位; 定位算法; 坐标配准; 最小二乘法; 普氏分析; 锚节点; 平均连通度; 测距误差

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A **文章编号:** 1673-4785(2021)03-0459-07

中文引用格式: 范英盛, 齐小刚, 刘立芳. 协同定位中的坐标配准策略研究 [J]. 智能系统学报, 2021, 16(3): 459-465.

英文引用格式: FAN Yingsheng, QI Xiaogang, LIU Lifang. Coordinate registration strategy in cooperative localization[J]. CAAI transactions on intelligent systems, 2021, 16(3): 459-465.

Coordinate registration strategy in cooperative localization

FAN Yingsheng^{1,2}, QI Xiaogang¹, LIU Lifang³

(1. School of Mathematics and Statistics, Xidian University, Xi'an 710071, China; 2. Basic Courses Department, Zhejiang Police College, Hangzhou 310053, China; 3. School of Computer Science and Technology, Xidian University, Xi'an 710071, China)

Abstract: Coordinate registration is an integral part of cooperative localization. A good coordinate registration system can improve the performance of collaborative location algorithms; otherwise, it may increase their errors. This paper carefully compares the design ideas and applicable conditions of coordinate registration methods based on the least square (LS) method and Procrustes analysis (PA). Detailed steps of the coordinate registration algorithm based on PA are provided. Using the experimental data obtained from the cooperative localization algorithms (classical MDS and Levenberg-Marquardt algorithm), the effects of the number of anchor nodes, range error, and average connectivity of the network nodes on the registration accuracy were analyzed in detail. The experimental results showed that in 2D and 3D environments, the PA-based algorithm has better registration accuracy and stability than the LS-based algorithm, with registration error reduced by approximately 20%.

Keywords: cooperative localization; positioning algorithm; coordinate registration; least square algorithm; Procrustes analysis; anchor node; average connectivity; range error

精确的位置信息, 是为许多集群网络, 包括机器人网络^[1-3]、车联网^[4]、无人机集群^[5-6]、无人水面艇^[7]等, 提供服务或者实现完全自主导航^[8]的基础。

收稿日期: 2020-12-07.

基金项目: 国家自然科学基金项目 (61877067); 数据链技术重点实验室基金项目 (CLDL-20182115); 近地面探测与感知技术重点实验室基金项目 (TCGZ2019A002); 基础研究项目 (61424140502).

通信作者: 齐小刚. E-mail: xgqi@xidian.edu.cn.

为了获取位置信息, 一种可能的方案是为集群网络中的每个节点安装 GPS 或 BDS^[9] 接收机, 但部分应用场景在室内^[10]、太空、下水管道、水下^[11] 等环境中, GPS 信号容易受到多径干扰、遮挡等因素的影响, 往往只有少部分节点能够得到精确的绝对位置信息, 这一部分节点被称为锚节点, 而没有位置信息的节点一般被称为未知节点。利用

集群网络节点之间通信交互的过程中获得的相对测量信息辅助网络节点定位是解决缺少蜂窝系统基站和在GPS缺失环境下高精度定位的一种新思路^[12-13]。相对测量信息包括相对距离测量、相对角度测量、相对速度测量等。本文只考虑基于相对距离测量的定位算法。基于测距的定位算法主要可分为两大类,单点定位和协同定位^[14]。基于距离测量的协同定位按照建模思路的不同,可划分为两大类:1) 将定位问题建模为一个非凸优化问题^[15-17],可通过基于半定规划^[15](semidefinite programming, SDP)的算法或基于MDS^[16-17](multi-dimensional scaling)的算法求解;2) 将定位问题建模为一个非线性最小二乘问题^[18],可通过 Gauss-Newton、Levenberg-Marquardt 算法 (LM) 以及 Powell's Dog Leg 算法 (DL) 求解。

基于测距的协同定位算法给出的是集群网络的相对位置信息,这是因为当依据某种算法给出位置估计后,作任意的平移和旋转,依然能够满足距离约束。评价定位算法性能常用的两个指标是平均绝对误差 (mean absolute error, MAE) 和均方根误差 (root mean square error, RMSE),而这两个指标的计算都需要绝对位置信息。实际上,坐标配准可以通过锚节点的绝对位置信息与相对位置信息实现。理论上,对于 p 维空间,两个坐标系进行坐标配准至少要有 $p+1$ 个公共节点。当测距不存在误差时,通过协同定位算法可获得节点的精确相对位置信息,此时的坐标配准只涉及平移与旋转,不同的配准方法都可以得到精确的配准结果。然而不论是基于RSSI(received signal strength indicators)或者TOA(time of arrival)的测距方法,都是存在测距误差的,此时节点无法获得精确的相对位置信息,坐标配准的误差主要来源于3个方面:1) 相对位置信息的精度,这是由测距误差和定位算法决定的;2) 锚节点的数量和构型,以3D空间、4个锚节点为例,若4个锚节点共面程度较高,则求解的旋转矩阵可能会出现严重偏差,并显著放大配准误差,这与单点定位中,4个锚节点共面程度高会导致严重误差是同样的道理;3) 配准方法,目前对于协同定位的研究主要是针对定位算法,对于坐标配准的介绍很少,文献中最常用的配准算法主要是基于最小二乘^[19]的方法,该方法比较简单,存在的问题是放缩因子难于计算,一般认为锚节点在2个坐标系之间的构型不存在放缩。普氏分析是统计学中用于多元变量分析的一种工具,在物体统计形态分析领

域应用广泛,例如分析化学、红外光谱指纹区相似度评价、人脸匹配、医学成像匹配等^[20-23]。近年逐渐应用于语义分析^[24]。本文将详细介绍普氏分析如何应用于协同定位中的坐标配准。

1 坐标配准模型

1.1 坐标配准模型与符号说明

考虑具有 N 个节点的集群网络,该网络分布在 p 维($p=2,3$)空间中, p 远小于 N 。假设集群网络中有 m 个锚节点,剩余的 $n=N-m$ 个节点是未知节点。假设未知节点编号为 $1,2,\dots,n$,锚节点编号为 $n+1,n+2,\dots,n+m$ 。 \mathbf{X} 是集群网络的真实坐标矩阵, $\mathbf{X}=[\mathbf{X}_1 \mathbf{X}_2 \cdots \mathbf{X}_{n+m}]^T$,以 $p=3$ 为例, $\mathbf{X}_i=(x_i, y_i, z_i)^T$,通过协同定位算法估计的相对坐标矩阵用 $\hat{\mathbf{X}}^{\text{re}}=[\hat{\mathbf{X}}_1^{\text{re}} \hat{\mathbf{X}}_2^{\text{re}} \cdots \hat{\mathbf{X}}_{n+m}^{\text{re}}]^T$ 表示,配准后的坐标矩阵用 $\hat{\mathbf{X}}=[\hat{\mathbf{X}}_1 \hat{\mathbf{X}}_2 \cdots \hat{\mathbf{X}}_{n+m}]^T$ 表示。这里 \mathbf{X}^T 表示矩阵 \mathbf{X} 的转置,以下皆同。为方便叙述, m 个锚节点的真实坐标矩阵用 \mathbf{A} 表示, $\mathbf{A}=[\mathbf{X}_{n+1} \mathbf{X}_{n+2} \cdots \mathbf{X}_{n+m}]^T=[\mathbf{l}_1 \mathbf{l}_2 \cdots \mathbf{l}_m]^T$,通过协同定位算法估计的相对坐标矩阵用 \mathbf{B} 表示, $\mathbf{B}=[\hat{\mathbf{X}}_{n+1}^{\text{re}} \hat{\mathbf{X}}_{n+2}^{\text{re}} \cdots \hat{\mathbf{X}}_{n+m}^{\text{re}}]^T=[\hat{\mathbf{l}}_1^{\text{re}} \hat{\mathbf{l}}_2^{\text{re}} \cdots \hat{\mathbf{l}}_m^{\text{re}}]^T$ 。所谓坐标配准,就是利用 m 个锚节点在2个坐标系的坐标,将矩阵 \mathbf{B} 通过平移(平移向量用矩阵 \mathbf{T} 表示),放缩(放缩因子用标量 s 表示),旋转(旋转矩阵用 \mathbf{Q} 表示)得到矩阵 \mathbf{A} ,从而将 $\hat{\mathbf{X}}^{\text{re}}$ 配准到 $\hat{\mathbf{X}}$,也即 $\hat{\mathbf{X}}=s \cdot \hat{\mathbf{X}}^{\text{re}} \mathbf{Q} + \mathbf{T}$ 。

1.2 基于最小二乘的坐标配准

三维空间中坐标配准至少需要4个锚节点,假设 $m \geq 4$ 。基于最小二乘的坐标配准一般认为 $s=1$ 。用 \mathbf{B} 的 $2 \sim m$ 行与第1行相减可得 $\mathbf{C}=[\hat{\mathbf{l}}_2^{\text{re}} - \hat{\mathbf{l}}_1^{\text{re}} \hat{\mathbf{l}}_3^{\text{re}} - \hat{\mathbf{l}}_1^{\text{re}} \cdots \hat{\mathbf{l}}_m^{\text{re}} - \hat{\mathbf{l}}_1^{\text{re}}]^T$,用 \mathbf{A} 的 $2 \sim m$ 行与第1行相减可得 $\mathbf{d}=[\mathbf{l}_2 - \mathbf{l}_1 \mathbf{l}_3 - \mathbf{l}_1 \cdots \mathbf{l}_m - \mathbf{l}_1]^T$,设旋转矩阵为 \mathbf{Q} ,则 $\mathbf{CQ}=\mathbf{d}$ 。利用最小二乘法求解旋转矩阵 \mathbf{Q} 可得:

$$\mathbf{Q}=(\mathbf{C}'\mathbf{C})^{-1}(\mathbf{C}'\mathbf{d})$$

此时, $\mathbf{T}=\mathbf{l}_1 - \hat{\mathbf{l}}_1^{\text{re}} \mathbf{Q}$ 。

2 基于普氏分析的坐标配准

普氏分析的部分推导方法参考了文献^[25]。本文将普氏分析应用于坐标配准之中,其基本思想是把坐标配准问题建模为优化问题,即

$$[s, \mathbf{Q}, \mathbf{T}] = \arg \min \|s \mathbf{BQ} + \mathbf{T} - \mathbf{A}\| \quad (1)$$

如无特殊说明,本文中的 $\|\cdot\|$ 是指欧几里得范数。这里的 \mathbf{Q} 是正交矩阵,即 $\mathbf{Q}'\mathbf{Q}=\mathbf{I}$, \mathbf{I} 表示单位矩阵。为简化旋转矩阵 \mathbf{Q} 的计算,普氏分析有2步预处理:1) 将矩阵 \mathbf{A} 与 \mathbf{B} 的几何中心平移到同

一个点,一般平移到坐标原点;2)将矩阵 \mathbf{A} 与 \mathbf{B} 作归一化处理。

2.1 平移

平移后的矩阵 \mathbf{A} 与 \mathbf{B} 分别用 $\mathbf{A}_c = [\mathbf{l}_{c1} \ \mathbf{l}_{c2} \ \cdots \ \mathbf{l}_{cm}]^T$ 和 $\mathbf{B}_c = [\hat{\mathbf{l}}_{c1}^e \ \hat{\mathbf{l}}_{c2}^e \ \cdots \ \hat{\mathbf{l}}_{cm}^e]^T$ 表示。其中:

$$\mathbf{l}_{ci} = \mathbf{l}_i - \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m \mathbf{l}_j \quad (2)$$

$$\hat{\mathbf{l}}_{ci}^e = \hat{\mathbf{l}}_i^e - \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m \hat{\mathbf{l}}_j^e \quad (3)$$

式中: $i = 1, 2, \dots, m$ 。这样可以保证 \mathbf{A}_c 与 \mathbf{B}_c 的几何中心在原点,平移向量可分别表示为 $\mathbf{T}_A = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m \mathbf{l}_j$

和 $\mathbf{T}_B = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m \hat{\mathbf{l}}_j^e$ 。

2.2 归一化

当把矩阵 \mathbf{A} 与 \mathbf{B} 的几何中心平移到坐标原点后,还要消除放缩的影响,因此需要进行归一化处理。归一化后的矩阵用 \mathbf{A}_0 和 \mathbf{B}_0 表示,要满足 $\|\mathbf{A}_0\| = 1$ 与 $\|\mathbf{B}_0\| = 1$,只需:

$$\mathbf{A}_0 = \frac{1}{\|\mathbf{A}_c\|} \mathbf{A}_c \quad (4)$$

$$\mathbf{B}_0 = \frac{1}{\|\mathbf{B}_c\|} \mathbf{B}_c \quad (5)$$

2.3 求解旋转变换 \mathbf{Q}

在进行了2步预处理之后,可以先将式(1)所示的最小化问题简化为式(6)来求解 \mathbf{Q} ,即

$$\mathbf{Q} = \operatorname{argmin} \|\mathbf{B}_0 \mathbf{Q} - \mathbf{A}_0\| \quad (6)$$

$\operatorname{tr}(\mathbf{A})$ 表示矩阵 \mathbf{A} 的迹,由矩阵迹的定义以及“循环性质”,也即 $\operatorname{tr}(\mathbf{ABC}) = \operatorname{tr}(\mathbf{CAB}) = \operatorname{tr}(\mathbf{BCA})$,可知:

$$\begin{aligned} \|\mathbf{B}_0 \mathbf{Q} - \mathbf{A}_0\|^2 &= \operatorname{tr}((\mathbf{B}_0 \mathbf{Q} - \mathbf{A}_0)^T (\mathbf{B}_0 \mathbf{Q} - \mathbf{A}_0)) = \\ &= \operatorname{tr}(\mathbf{Q}^T \mathbf{B}_0^T \mathbf{B}_0 \mathbf{Q}) + \operatorname{tr}(\mathbf{A}_0^T \mathbf{A}_0) - 2\operatorname{tr}(\mathbf{A}_0^T \mathbf{B}_0 \mathbf{Q}) = \\ &= \operatorname{tr}(\mathbf{B}_0^T \mathbf{B}_0) + \operatorname{tr}(\mathbf{A}_0^T \mathbf{A}_0) - 2\operatorname{tr}(\mathbf{A}_0^T \mathbf{B}_0 \mathbf{Q}) \end{aligned} \quad (7)$$

式中: $\operatorname{tr}(\mathbf{B}_0^T \mathbf{B}_0)$ 和 $\operatorname{tr}(\mathbf{A}_0^T \mathbf{A}_0)$ 与 \mathbf{Q} 无关。要使式(7)取得最小值,只要 $\operatorname{tr}(\mathbf{A}_0^T \mathbf{B}_0 \mathbf{Q})$ 取最大值即可。对 $\mathbf{A}_0^T \mathbf{B}_0$ 作奇异值分解,可得 $\mathbf{A}_0^T \mathbf{B}_0 = \mathbf{U} \mathbf{W} \mathbf{V}^T$, \mathbf{W} 为对角矩阵,由此可得:

$$\operatorname{tr}(\mathbf{A}_0^T \mathbf{B}_0 \mathbf{Q}) = \operatorname{tr}(\mathbf{U} \mathbf{W} \mathbf{V}^T \mathbf{Q}) = \operatorname{tr}(\mathbf{W} \mathbf{V}^T \mathbf{Q} \mathbf{U}) = \operatorname{tr}(\mathbf{W} \mathbf{H}) \quad (8)$$

式中 $\mathbf{H} = \mathbf{V}^T \mathbf{Q} \mathbf{U}$,由于 \mathbf{V}^T 、 \mathbf{Q} 、 \mathbf{U} 皆为正交矩阵,故其乘积 \mathbf{H} 也为正交矩阵。用 σ_i 表示奇异值, h_{ii} 表示 \mathbf{H} 的主对角线元素,可得:

$$\operatorname{tr}(\mathbf{W} \mathbf{H}) = \sum_{i=1}^p \sigma_i h_{ii} \quad (9)$$

对于三维坐标配准, $p=3$ (二维坐标配准, $p=2$)。由于 σ_i 非负,式(9)要取得最大值,则正交矩阵 \mathbf{H} 的对角元素 $h_{ii}=1, i=1, 2, \dots, p$ 。此时, $\mathbf{H} = \mathbf{I}$,也即 $\mathbf{V}^T \mathbf{Q} \mathbf{U} = \mathbf{I}$,进而:

$$\mathbf{Q} = \mathbf{V} \mathbf{U}^T \quad (10)$$

2.4 在 \mathbf{A}_0 、 \mathbf{B}_0 、 \mathbf{Q} 下求解放缩因子 s_0

不存在测距误差的理想环境下,大部分协同定位算法可求得网络相对位置的精确解,此时 $s=1$ 。然而在实际环境中,由于测距误差、通信环境、定位算法等因素的影响,网络相对坐标的估计值都存在误差,此时相对估计位置与绝对位置之间可能存在的放缩就不能被忽略。保持旋转矩阵 \mathbf{Q} 不变,在式(6)中添加放缩因子 s_0 ,可得式(11)所示的优化问题:

$$s_0 = \operatorname{argmin} \|s_0 \mathbf{B}_0 \mathbf{Q} - \mathbf{A}_0\| \quad (11)$$

由式(11)可得:

$$\begin{aligned} \|s_0 \mathbf{B}_0 \mathbf{Q} - \mathbf{A}_0\|^2 &= \operatorname{tr}((s_0 \mathbf{B}_0 \mathbf{Q} - \mathbf{A}_0)^T (s_0 \mathbf{B}_0 \mathbf{Q} - \mathbf{A}_0)) = \\ &= \operatorname{tr}(\mathbf{Q}^T \mathbf{B}_0^T \mathbf{B}_0 \mathbf{Q}) s_0^2 - 2\operatorname{tr}(\mathbf{A}_0^T \mathbf{B}_0 \mathbf{Q}) s_0 + \operatorname{tr}(\mathbf{A}_0^T \mathbf{A}_0) \end{aligned} \quad (12)$$

式(12)实际是一个关于 s_0 的开口向上的一元二次函数,若要使式(12)取得最小值,则:

$$s_0 = \frac{\operatorname{tr}(\mathbf{A}_0^T \mathbf{B}_0 \mathbf{Q})}{\operatorname{tr}(\mathbf{Q}^T \mathbf{B}_0^T \mathbf{B}_0 \mathbf{Q})} = \frac{\operatorname{tr}(\mathbf{U} \mathbf{W} \mathbf{V}^T \mathbf{V} \mathbf{U}^T)}{\operatorname{tr}(\mathbf{Q} \mathbf{Q}^T \mathbf{B}_0^T \mathbf{B}_0)} = \operatorname{tr}(\mathbf{W}) \quad (13)$$

s_0 即为矩阵 $\mathbf{A}_0^T \mathbf{B}_0$ 奇异值分解后的奇异值之和。

2.5 求解平移向量 \mathbf{T}

由式(11)和式(13),可以近似认为 $s_0 \mathbf{B}_0 \mathbf{Q} \approx \mathbf{A}_0$ 。再由式(2)~(5)可得

$$s_0 \frac{\mathbf{B} - \mathbf{T}_B}{\|\mathbf{B}_c\|} \mathbf{Q} \approx \frac{\mathbf{A} - \mathbf{T}_A}{\|\mathbf{A}_c\|} \quad (14)$$

$$\left(s_0 \frac{\|\mathbf{A}_c\|}{\|\mathbf{B}_c\|} \right) \mathbf{B} \mathbf{Q} + \left(\mathbf{T}_A - s_0 \frac{\|\mathbf{A}_c\|}{\|\mathbf{B}_c\|} \mathbf{T}_B \mathbf{Q} \right) \approx \mathbf{A} \quad (15)$$

由式(15)得到放缩因子 s 和平移向量 \mathbf{T} 分别为

$$s = s_0 \frac{\|\mathbf{A}_c\|}{\|\mathbf{B}_c\|} \quad (16)$$

$$\mathbf{T} = \mathbf{T}_A - s_0 \frac{\|\mathbf{A}_c\|}{\|\mathbf{B}_c\|} \mathbf{T}_B \mathbf{Q} \quad (17)$$

2.6 基于普氏分析坐标配准的计算流程

基于普氏分析的坐标配准,需要计算旋转矩阵 \mathbf{Q} 、放缩因子 s 和平移向量 \mathbf{T} ,其计算流程为:

输入 m 个锚节点的真实坐标矩阵 \mathbf{A} , m 个锚节点的相对估计坐标矩阵 \mathbf{B} ;

输出 旋转矩阵 \mathbf{Q} ,放缩因子 s ,平移向量 \mathbf{T} 。

1) 根据式(2)、(3)对矩阵 \mathbf{A} 与 \mathbf{B} 进行平移,求得平移后的矩阵 \mathbf{A}_c 与 \mathbf{B}_c 以及 \mathbf{T}_A 与 \mathbf{T}_B ;

2) 根据式(4)、(5)对 \mathbf{A}_c 与 \mathbf{B}_c 进行归一化,求得归一化后的矩阵 \mathbf{A}_0 与 \mathbf{B}_0 ;

3) 根据式(7)~(9)求得旋转矩阵 \mathbf{Q} ;

4) 若考虑放缩因子 s ,则根据式(12)、(13)求得式(12)中的 s_0 ,转5);若不考虑放缩因子 s ,则令 $s=1$,转至6);

5) 根据式 (16) 求得放缩因子 s ;

6) 根据式 (17) 求得平移向量 T 。

普氏分析的计算复杂度比最小二乘法高, 一般来说, m 远小于 N , 故其本身的计算量并不大。

3 仿真实验

本节通过仿真实验来分析锚节点数量、测距误差、网络节点平均连通度对配准精度的影响, 比较基于最小二乘与基于普氏分析的坐标配准精度。配准精度用平均绝对误差 MAE 来评价, MAE 的定义为

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \|\hat{\mathbf{x}}_i - \mathbf{x}_i\| \quad (18)$$

3.1 实验设置

实验软件是 Windows10 系统下 Matlab2017a。协同定位算法选择经典 MDS+LM 算法, 即经典 MDS 求解初始输入, LM 算法迭代求精。基于普氏分析的配准算法, 用 PA 表示。基于最小二乘的配准算法作为对比算法, 用 LS 表示。 $N=50$ 个节点随机部署在 2D 和 3D 环境中, 2D 环境是 $100\text{ m} \times 100\text{ m}$ 的区域, 3D 环境是 $100\text{ m} \times 100\text{ m} \times 100\text{ m}$ 的区域。在网络中随机选择 m 个节点作为锚节点, 分别令 m 取 4、6、8、10。通信和测距半径用 R 表示, 2D 环境中 $R=50\text{ m}$, 3D 环境中 $R=60\text{ m}$ 。测距误差 u 服从高斯分布, 均值取 0, 标准差分别取网络边长的 2%、4%、6%、8%、10%。

3.2 不同锚节点数量对配准精度的影响

在 2D 和 3D 环境下分别进行实验, 以测试不同锚节点数量对配准精度的影响。理论上, 2D 空间坐标配准至少需要 3 个锚节点, 3D 至少需要 4 个, 然而 2D 空间中锚节点可能存在的共线问题 (3D 空间中锚节点的共面问题) 会放大配准误差, 从而影响本文对 LS 和 PA 的比较。因此, 分别令 m 取 4、6、8、10, 测距误差 u 服从均值为 0, 标准差为 4 的高斯分布。实验结果如图 1 所示。

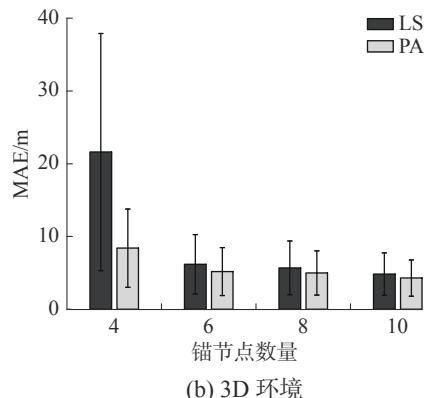
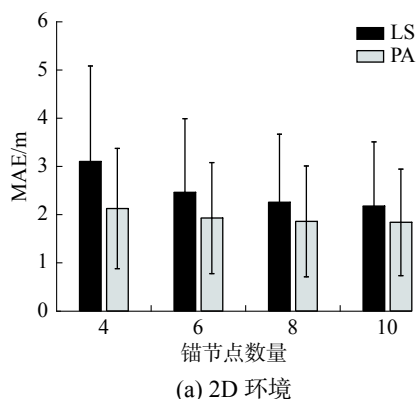


图 1 不同锚节点数量对配准精度的影响

Fig. 1 Influence of the number of anchor nodes on the registration accuracy

由图 1 可知, 随着锚节点数量的增加, 无论在 2D 环境还是 3D 环境下, 2 种配准方法的 MAE 都呈下降趋势, 也即配准误差在降低。在 3D 环境下, 当只有 4 个锚节点参与配准时 (理论上的最小值), 配准精度很低, 且标准差很大, 配准精度不稳定。这充分说明了坐标配准是协同定位的重要组成部分。将锚节点的数量增加至 6 个, 相较于 4 个锚节点时, 无论在 2D 还是在 3D 环境下, 配准精度都有较大幅度的提高。继续增加锚节点数量, 配准精度有提高的趋势, 但收益不再明显。在进行坐标配准时, 可以在满足最低要求的条件下, 增加 2~3 个冗余锚节点来降低配准误差。对于 2 种算法, 在不同的维数、不同的锚节点数量下, PA 的配准精度均高于 LS, 且标准差更小, 更加稳定。以 2D 环境下 6 个锚节点为例, LS 的 MAE 是 2.465 m, PA 的 MAE 是 1.928 m, 相较于 LS 算法, 其 MAE 下降了约 22%。在 3D 环境 4 个锚节点下, PA 算法的优势更加明显。PA 算法的计算复杂度高于 LS, 但考虑到锚节点数量较少, 求解 Q 、 s 、 T 用到的矩阵规模都比较小, 所以 PA 算法本身的计算复杂度并不高。

3.3 不同测距误差对配准精度的影响

在 2D 和 3D 环境下分别进行实验, 以测试不同测距误差对配准精度的影响。锚节点数量 $m=6$ 。测距误差 u 的均值取 0, 标准差分别取网络边长的 2%、4%、6%、8%、10%, 实验结果如图 2 所示。随着测距误差的增大, 两种算法的配准精度都呈下降趋势, 这主要是由于协同定位算法本身造成的。无论在 2D 还是 3D 环境下, PA 算法的配准精度都优于 LS 算法。以 3D 环境下 u 服从均值为 0, 标准差为 2 的高斯分布为例, LS 算法的 MAE 是 3.009 m, PA 算法的 MAE 是 2.353, 相较于 LS 算法, 其 MAE 下降了约 22%。

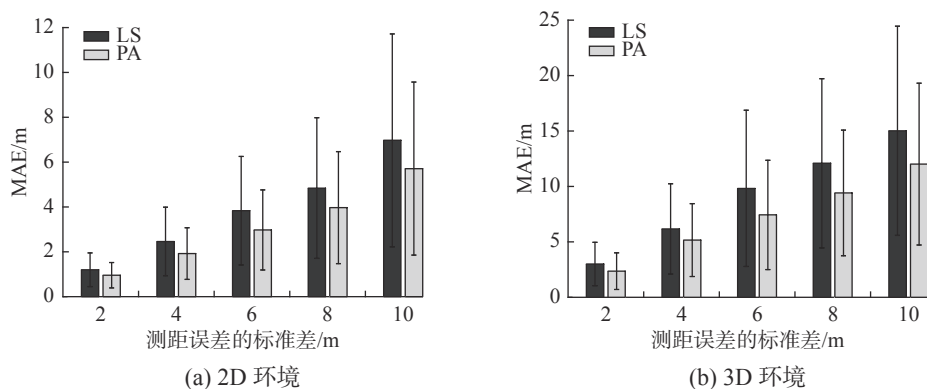


图2 不同测距误差对配准精度的影响

Fig. 2 Influence of ranging errors on the registration accuracy

3.4 不同连通度对配准精度的影响

在2D环境下进行实验,以测试不同节点平均连通度对配准精度的影响,节点平均连通度用deg表示。节点随机布置后,deg主要通过通信半径 R 调节,deg分别取6、8、10、16。当通信半径

较小时,可能会出现某些网络边缘节点连通度为0的情况,此时可将该节点适当向网络中心移动。其中, $m=6$, u 服从均值为0,标准差为6的高斯分布。

实验结果如图3~6所示。

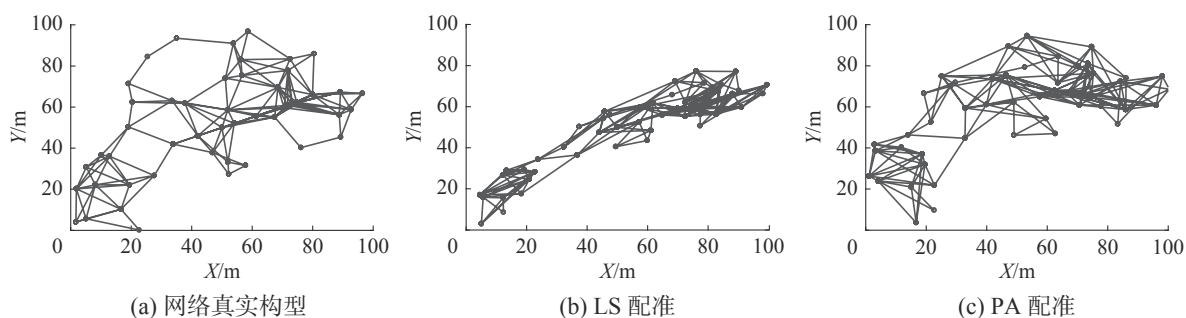


图3 网络平均连通度为6时的坐标配准

Fig. 3 Coordinate registration of deg = 6

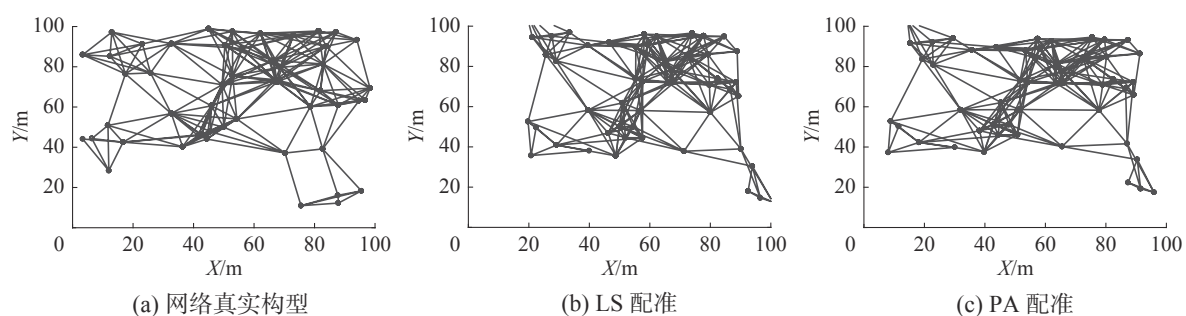


图4 网络平均连通度为8时的坐标配准

Fig. 4 Coordinate registration of deg = 8

如图3,当deg=6时,经典MDS+LM的定位误差较大,而LS算法配准时进一步放大了该误差,图3(b)的形状与真实构型图3(a)相差较大,图3(c)与图3(a)的形状更加接近。随着deg的增加,定位

算法的精度提高,配准后的图形也更加接近真实构型。PA算法的配准精度始终要高于LS算法,特别是在网络的边缘区域,例如对比图4(b)与图4(c)的下端,对比图5(b)与图5(c)的左端。

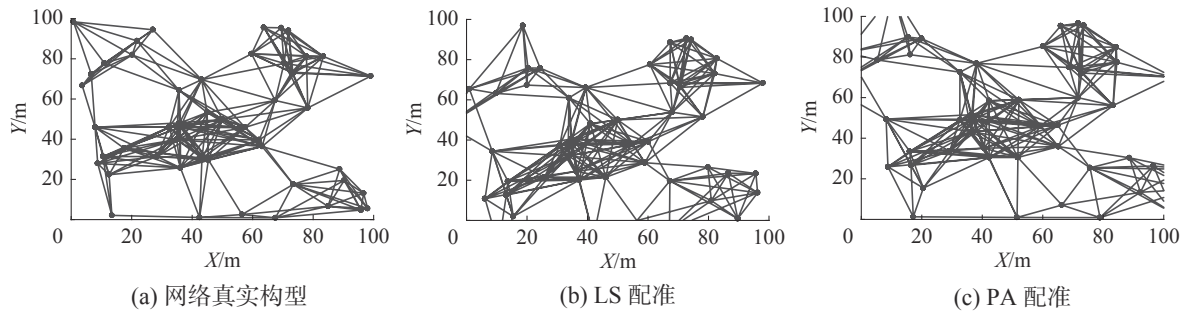


图5 网络平均连通度为10时的坐标配准

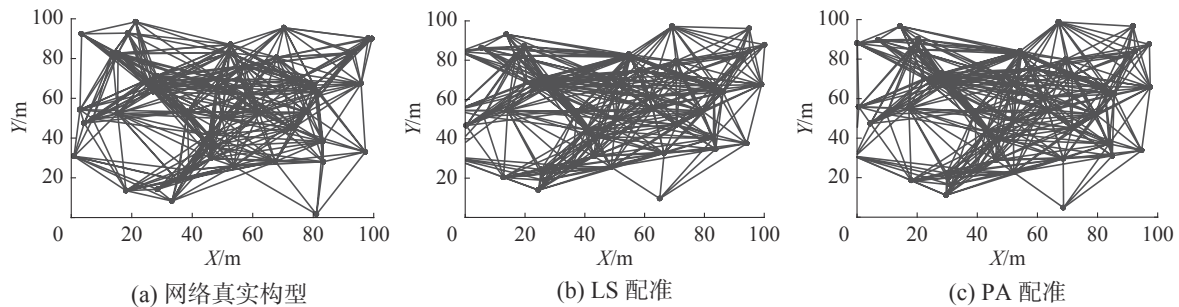
Fig. 5 Coordinate registration of $\text{deg} = 10$ 

图6 网络平均连通度为16时的坐标配准

Fig. 6 Coordinate registration of $\text{deg} = 16$

4 结论

本文介绍了协同定位中的坐标配准问题,给出了基于最小二乘与基于普氏分析的坐标配准算法的主要步骤。通过大量的仿真实验证明,坐标配准是协同定位的重要组成部分,一个合理的坐标配准体系可以体现协同定位算法的性能,否则可能会放大定位算法的误差。本文的主要结论有2个方面:1)在不同维数的环境、不同锚节点数量、不同测距误差、不同网络节点平均连通度下,基于普氏分析的坐标配准均优于基于最小二乘的坐标配准,配准误差降低约20%;2)设置配准所用的锚节点数量,2D环境下建议设置4~5个,3D环境下建议设置6~7个。在实验的过程中,不论采用哪种配准算法,锚节点的构型都会对配准精度产生一定影响。目前采用的方法是适当增加锚节点数量来降低这种影响,进一步工作希望能够定量地研究锚节点的构型对配准精度的影响。

参考文献:

- [1] WANASINGHE T R, MANN G K I, GOSINE R G. Distributed leader-assistive localization method for a heterogeneous multirobotic system[J]. *IEEE transactions on automation science and engineering*, 2015, 12(3): 795–809.
- [2] YAN Yuan, MOSTOFI Y. Robotic router formation in realistic communication environments[J]. *IEEE transactions on robotics*, 2012, 28(4): 810–827.
- [3] SUN Qian, TIAN Yu, DIAO Ming. Cooperative localization algorithm based on Hybrid topology architecture for multiple mobile robot system[J]. *IEEE internet of things journal*, 2018, 5(6): 4753–4763.
- [4] WANG Chunxiang, HUANG Hairu, JI Yang, et al. Vehicle localization at an intersection using a traffic light map[J]. *IEEE transactions on intelligent transportation systems*, 2019, 20(4): 1432–1441.
- [5] DENTLER J, KANNAN S, BEZZAOUCHA S, et al. Model predictive cooperative localization control of multiple UAVs using potential function sensor constraints: a workflow to create sensor constraint based potential functions for the control of cooperative localization scenarios with mobile robots[J]. *Autonomous robots*, 2019, 43(1): 153–178.
- [6] WANG Xianpeng, YANG L T, MENG Dandan, et al. Multi-UAV cooperative localization for marine targets based on weighted subspace fitting in SAGIN environment[EB/OL]. (2021–3–17)[2021–4–30]<https://ieeexplore.ieee.org/document/9380358>.
- [7] 朱健楠, 虞梦玲, 杨益新. 无人水面艇感知技术发展综述[J]. *哈尔滨工程大学学报*, 2020, 41(10): 1486–1492.
- ZHU Jiannan, YU Mengling, YANG Yixin. Overview of development of unmanned-surface-vehicle sensing technology[J]. *Journal of Harbin Engineering University*, 2020,

- 41(10): 1486–1492.
- [8] SHIT R C. Precise localization for achieving next-generation autonomous navigation: State-of-the-Art, taxonomy and future prospects[J]. *Computer communications*, 2020, 160: 351–374.
- [9] ZHU Yanbo, LIU Yuan, WANG Zhipeng. Evaluation of GBAS flight trials based on BDS and GPS[J]. *IET radar, sonar & navigation*, 2020, 14(2): 233–241.
- [10] 席志红, 占梦奇. 基于位置范围限定的 WiFi-KNN 室内定位算法[J]. *应用科技*, 2020, 47(4): 66–70.
XI Zhihong, ZHAN Mengqi. WiFi-KNN indoor positioning algorithm based on location range limitation[J]. *Applied science and technology*, 2020, 47(4): 66–70.
- [11] JIN Bonan, XU Xiaosu, ZHU Yongyun, et al. Single-source aided semi-autonomous passive location for correcting the position of an underwater vehicle[J]. *IEEE sensors journal*, 2019, 19(9): 3267–3275.
- [12] WYMEERSCH H, LIEN J, WIN M Z. Cooperative localization in wireless networks[J]. *Proceedings of the IEEE*, 2009, 97(2): 427–450.
- [13] FAN Yingsheng, QI Xiaogang, LIU Lifang. Fault-tolerant cooperative localization of 3D mobile networks via two-layer filter multidimensional scaling[J]. *IEEE sensors journal*, 2021, 21(6): 8354–8366.
- [14] SHIT R C, SHARMA S, PUTHAL D, et al. Ubiquitous Localization (UbiLoc): a survey and taxonomy on device free localization for smart world[J]. *IEEE communications surveys & tutorials*, 2019, 21(4): 3532–3564.
- [15] PIOVESAN N, ERSEGHE T. Cooperative localization in WSNs: a hybrid convex/nonconvex solution[J]. *IEEE transactions on signal and information processing over networks*, 2018, 4(1): 162–172.
- [16] SHANG Y, RUMI W, ZHANG Y, et al. Localization from connectivity in sensor networks[J]. *IEEE transactions on parallel and distributed systems*, 2004, 15(11): 961–974.
- [17] COSTA J A, PATWARI N, HERO A O. Distributed weighted multi-dimensional scaling for node localization in sensor networks[J]. *ACM transactions on sensor networks*, 2006, 2(1): 39–64.
- [18] NOCEDAL J, WRIGHT S J. Numerical optimization[M]. 2nd ed. Berlin: Springer, 2006: 250–274.
- [19] FAN Yingsheng, QI Xiaogang, LI Bo, et al. Fast clustering-based multidimensional scaling for mobile networks localisation[J]. *IET communications*, 2020, 14(1): 135–143.
- [20] 马兰芝, 管亮, 冯新沪, 等. 基于普鲁克分析的润滑油红外光谱指纹区相似度评价方法[J]. *石油学报(石油加工)*, 2013, 29(5): 891–898.
MA Lanzhi, GUAN Liang, FENG Xinlu, et al. The method of similarity determination for lubricating Oil infrared fingerprint by Procrustes Analysis[J]. *Acta petrolei sinica (petroleum processing section)*, 2013, 29(5): 891–898.
- [21] 陈智强, 王作伟, 方龙伟, 等. 基于机器学习和几何变换的实时 2D/3D 脊椎配准[J]. *自动化学报*, 2018, 44(7): 1183–1194.
CHEN Zhiqiang, WANG Zuowei, FANG Longwei, et al. Real-time 2D/3D registration of vertebra via machine learning and geometric transformation[J]. *Acta automatica sinica*, 2018, 44(7): 1183–1194.
- [22] 成翔昊, 达飞鹏, 汪亮. 基于融合约束局部模型的三维人脸特征点定位[J]. *浙江大学学报(工学版)*, 2019, 53(4): 770–776.
CHENG Xianghao, DA Feipeng, WANG Liang. Feature fusion based constrained local model for three-dimensional facial landmark localization[J]. *Journal of Zhejiang University (engineering science)*, 2019, 53(4): 770–776.
- [23] 熊玉雪, 杨慧芳, 赵一姣, 等. 两种评价面部三维表面数据不对称度方法的比较[J]. *北京大学学报(医学版)*, 2015, 47(2): 340–343.
XIONG Yuxue, YANG Huifang, ZHAO Yijiao, et al. Comparison of two kinds of methods evaluating the degree of facial asymmetry by three-dimensional data[J]. *Journal of Peking University (health sciences)*, 2015, 47(2): 340–343.
- [24] BAI Xuefeng, CAO Hailong, CHEN Kehai, et al. A bilingual adversarial autoencoder for unsupervised bilingual lexicon induction[J]. *IEEE/ACM transactions on audio, speech, and language processing*, 2019, 27(10): 1639–1648.
- [25] GOWER J C, DIJKSTERHUIS G B. Procrustes problems[M]. Oxford: Oxford University Press, 2004: 29–48.
- [26] MOHAMMADREZA D. Minimal driver nodes for structural controllability of large-scale dynamical systems: node classification[J]. *IEEE systems journal*, 2020, 14(3): 4209–4216.

作者简介:



范英盛, 讲师, 博士研究生, 主要研究方向为动态集群网络的协同定位。



齐小刚, 教授, 博士生导师, 博士, 主要研究方向为复杂系统建模与仿真、网络算法设计与应用。主持国家自然科学基金项目、十三五装备预研项目等国家和省部级项目 20 余项。获授权专利 19 项, 软件著作权 4 项。发表学术论文 100 余篇。



刘立芳, 教授, 博士, 主要研究方向为数据处理与智能计算。主持国家自然科学基金项目、陕西省自然科学基金项目等国家和省部级项目 5 项。发表学术论文 40 余篇。