

无基站多目标网络定位融合方法研究

摘 要

多移动机器人系统、集群系统等多目标系统的发展对高可靠的多目标定位技术有了很大的需求。然而目前多数的多目标定位系统都以有基站等基础设施为前提，一定程度上限制了多目标定位的应用范围。因此，无基站条件下的多目标定位系统的研究具有十分重要的意义。多目标定位可采用的诸多技术中，里程计技术与测距技术较为成熟同时成本较低。然而里程计技术存在累积误差并且在无基站的条件下，测距信息仅能得到多目标位置的相对拓扑结构，而无法得到位置信息。通过相应的方法融合这两种技术是目前解决无基站多目标定位问题的一种有效方式。目前融合方法大致分为三类，它们分别是基于扩展卡尔曼滤波(Extended Kalman Filter, EKF)的方法、基于概率估计的方法与基于优化的方法。然而基于 EKF 的方法有较大的线性化误差，滤波器容易发散；基于概率统计的方法依赖于大量的先验条件；基于优化的方法一般是直接使用距离测量值建立优化方程，这使得优化问题规模变大，容易出现局部最优的情况。同时一般的优化方法仅利用了与个体自身相关的距离信息，测距信息利用率及定位性能有待提高。

本文利用测距得到的拓扑结构来拟合通过里程计得到的先验估计结果，进而得到目标的位置估计，所提方法充分利用了测距信息，使无基站多目标定位性能有了较大的提高，同时针对三种常见的多目标定位场景分别提出了对应版本的多目标定位算法。本文主要的创新点与解决的关键问题如下：

(1) 提出了多目标航迹推算算法 (Multi-target Dead Reckoning, MDR)，该方法通过利用多维尺度分析算法将基于测距得到的多目标位置的拓扑结构转换成相对坐标的形式，进而将优化问题转化为关于里程计的定位结果与多目标位置的相对拓扑结构的普氏问题。最后通过提出的拓扑拟合算法得到该优化问题的闭式解。该方法不仅简化了原始优化问题，而且提高了测距信息的利用率，解决了先验信息缺乏条件下的无基站多目标二维定位问题。

(2) 提出了自适应多目标航迹推算算法 (Adaptive Multi-target Dead Reckoning, AMDR)，该模型在 MDR 所建立优化问题的基础上增加了权重因子，并通过自适应版本的拓扑拟合方法对优化问题进行求解，然后以最小方差估计为准则，推导出权重因子的解析表达式。该模型在继承 MDR 性能的基础上解决了

二维空间中已知噪声模型相关先验信息情况下的无基站多目标定位问题。

(3) 提出了三维多目标航迹推算算法 (3D Adaptive Multi-target Dead Reckoning, AMDR3D)。该方法对 MDR 与 AMDR 两种模型分别进行了三维扩展, 在三维拓扑拟合问题进行求解时, 我们使用三维刚体旋转中的奇异值分解 (Singular Value Decomposition, SVD) 的方法得到了三阶旋转矩阵的最优解, 进而得到所有节点位置估计的解析表达式, 解决了三维条件下, 存在先验信息与缺乏先验信息时的无基站多目标定位问题。

本文提出的多目标定位模型采用松耦合的融合方式, 框架更加通用, 具有较高的可扩展性, 适用于大多数里程计技术与测距技术。同时仿真实验表明, 在所假设的实验条件下, MDR 对里程计的误差修正了约 70% 左右, 且 MDR 的定位性能较一般的基于优化的方法提高了约 50%。对 AMDR 模型与 MDR 模型在不同测距条件下进行的对比仿真实验表明 AMDR 算法较 MDR 在起始阶段误差得到较大改善, 并且在测距误差增大时, 测距对累计误差的修正能力得到了提高。AMDR3D 的仿真实验表明 AMDR3D 模型与二维模型有近乎相同的性能。

关键词: 无基站定位, 协同定位, 航迹推算, 多维尺度分析, 普氏问题, 奇异值分解

Abstract

The increasing popularity of multi-target systems, such as multi-mobile robot systems and clustering systems, highlights the need for highly reliable Multi-target Localization (MTL). However, most MTL systems currently rely on base stations and other infrastructure, which limits their practical application range to some extent. Therefore, researching MTL systems that do not require base stations is of great significance. Among the various technologies available for Multi-target Localization (MTL), odometer and ranging technology are widely used due to their maturity and low cost. However, odometer has the problem of cumulative error, and in the absence of a base station, the distance measurement information between individuals can only provide the relative topological structure of the multi-target position, but not the position information. By integrating these two types of information, the error caused by the odometer can be reduced using distance constraint, and the problem caused by only the ranging can be simultaneously addressed. This is an effective approach to solve the MTL problem without a base station. Currently, fusion methods can be broadly categorized into three types: those based on Extended Kalman Filter (EKF), probability estimation, and optimization. However, the EKF-based method has a large linearization error and the filter is prone to divergence. Probabilistic statistics-based methods rely on many prior conditions. Generally, the optimization-based method directly uses the measured distance to establish the optimization equation, which results in a larger optimization problem and a higher probability of reaching local optima. Additionally, the typical optimization method only utilizes distance information related to the individual, and the utilization rate of ranging information and positioning performance requires improvement.

This thesis proposes an optimization-based method that utilizes the topological structure obtained from ranging to fit the prior estimation results obtained by the odometer to obtain the target position estimation. The proposed method maximizes the use of ranging information, which significantly improves Multi-target Localization (MTL) performance without a base station. In addition, the thesis presents corresponding versions of the MTL algorithm for three common multi-target positioning scenarios. The main innovation points and key problems addressed in this thesis are as follows:

(1) A Multi-target Dead Reckoning (MDR) algorithm is proposed. By using Multi-Dimensional Scaling, the MDS algorithm converts the topology structure of multi-target location based on ranging into the form of relative coordinates. Then, the optimization problem is converted into the Procrustes problem about the location result of the odometer and the relative topology structure of multi-target position. Finally, the closed solution of the optimization problem is obtained by the proposed topology fitting method. This method not only simplifies the original optimization problem but also improves the utilization rate of ranging information and solves the problem of multi-target 2D positioning without a base station in the absence of prior information.

(2) An Adaptive Multi-Target Dead Reckoning (AMDR) algorithm is proposed. Based on the optimization problems established by MDR, weight factors are added to this model, and the optimization problems are solved by an adaptive topology fitting method. Then, the analytic expression of the weight factor is derived based on the minimum variance estimation criterion. Based on inheriting the performance of MDR, this model solves the problem of multi-target location without a base station in a 2D condition with known prior information of the noise model.

(3) A 3D Adaptive Multi-target Dead Reckoning algorithm (AMDR3D) is proposed. The proposed method extends the MDR and AMDR models respectively. When solving the 3D topology fitting problem, we use the Singular Value Decomposition (SVD) method in the 3D rigid body rotation to get the optimal solution of the third-order rotation matrix. Finally, the analytic expression of all node position estimation is obtained. The problem of multi-target location without a base station is solved in a 3D condition when there is prior information and there is no prior information.

The proposed MTL model adopts the loose coupling fusion mode, the framework is more general, has high scalability, and is suitable for most odometer and ranging technologies. At the same time, the simulation results show that the error of the odometer corrected by MDR is about 70% under the assumed experimental conditions, and the positioning performance of MDR is improved by about 50% compared with the general optimization-based method. The simulation experiments of AMDR model and MDR model under different ranging conditions show that the error of the AMDR algorithm is greatly reduced in the initial stage compared with MDR, and the ability of ranging to correct the cumulative error is improved when the ranging error increases.

The simulation experiment of AMDR3D shows that the performance of the AMDR3D model is almost the same as that of the 2D model.

Keywords: Anchor-free localization, Cooperative Localization, Dead Reckoning, Multi-Dimensional Scaling, Procrustes problem, Singular Value Decomposition

关于学位论文使用授权的声明

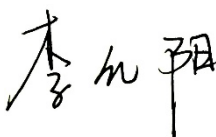
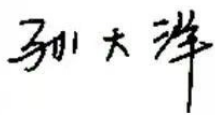
本人完全了解吉林大学有关保留、使用学位论文的规定，同意吉林大学保留或向国家有关部门或机构送交论文的复印件和电子版，允许论文被查阅和借阅；本人授权吉林大学可以将本学位论文的全部或部分内容编入有关数据库进行检索，可以采用影印、缩印或其他复制手段保存论文和汇编本学位论文。

（保密论文在解密后应遵守此规定）

论文级别： ☒ 硕士 ☐ 博士

学科专业： 通信工程（含宽带网络、移动通信等）

论文题目： 无基站多目标网络定位融合方法研究

作者签名：  指导教师签名： 

2023 年 5 月 27 日

目 录

第 1 章 绪论.....	1
1.1 研究背景及意义.....	1
1.2 国内外研究现状.....	3
1.2.1 协同定位国内外研究现状.....	3
1.2.2 里程计国内外研究现状.....	5
1.3 论文的组织结构.....	9
第 2 章 无基站多目标定位模型.....	11
2.1 航迹推算技术的基本原理.....	11
2.2 多目标定位中的测距技术.....	13
2.3 无基站多目标定位的问题描述及模型搭建.....	14
2.4 本章小结.....	16
第 3 章 多目标航迹推算.....	17
3.1 拓扑结构的相对位置坐标表示.....	17
3.2 拓扑拟合优化算法.....	18
3.3 仿真实验与分析.....	20
3.3.1 二维仿真运动轨迹的生成方法.....	22
3.3.2 多目标航迹推算算法的数据分析.....	24
3.4 本章小结.....	29
第 4 章 自适应多目标航迹推算.....	31
4.1 自适应多目标航迹推算模型与理论推导.....	31
4.1.1 问题描述与模型搭建.....	31
4.1.2 自适应拓扑拟合优化问题的求解.....	32
4.1.3 权重因子的选择及自适应航迹推算模型.....	33
4.2 仿真实验及数据分析.....	35
4.3 本章小结.....	36
第 5 章 三维多目标航迹推算.....	37

5.1 三维多目标航迹推算问题描述及模型搭建.....	37
5.2 三维拓扑拟合问题的奇异值分解法.....	38
5.3 仿真实验及数据分析.....	40
5.3.1 三维仿真运动轨迹的生成方法.....	42
5.3.2 三维多目标航迹推算算法的数据分析.....	43
5.4 本章小结.....	47
第 6 章 总结与展望.....	49
6.1 总结.....	49
6.2 展望.....	50
参考文献.....	51
附录.....	58
附录 A.....	58
附录 B.....	59
附录 C.....	59
作者简介及在学期间所取得的科研成果.....	61
致 谢.....	62

第 1 章 绪论

1.1 研究背景及意义

随着通信技术的不断发展以及生活水平的不断提高,人们对基于位置的服务(Location Based Service, LBS)提出了更高的要求。在定位精度方面,未来的第六代移动通信网络(6th generation mobile networks, 6G)中的一个重要指标就是室内定位精度达到厘米级^[1]。在定位场景方面,随着群体智能等^[2,3]多目标系统的发展,人们对于一个高有效、高可靠的针对多目标系统的定位技术——多目标定位有很大的需求。例如,多水下无人机^[4-8](Autonomous Underwater Vehicle, AUV)协同作业时,高精度的多目标定位能力可以促进 AUV 之间的有效协同,从而提高工作效率,达到单 AUV 所达不到的工作效果。另外,在一些多人协同系统中,如消防救援^[9-11]、协同作战、旅游或野外小组探险等,一个性能优越的多目标定位系统不仅关系到工作效率,而且关系到用户的安全。因此,解决多目标定位问题也成为目前无线定位领域最值得关注的问题之一。

在定位系统中,定位基站已知自身位置坐标,它通常需要预先布置在所选位置。通过合理布置基站,基站范围内的待定位个体可以得到充分的先验信息,通过相关的定位算法,多目标定位系统能够实现较好的定位精度与定位性能。然而许多多目标系统的应用场景存在无基站的问题。其一,在许多如突击作战,火灾救援^[9, 10]等复杂、特殊的场景下,固定位置的基站很难预先布置与架设;其二,全球导航卫星系统^[12](Global Navigation Satellite System, GNSS)常常作为定位基站为多目标系统提供位置服务,但是在电磁环境复杂、强烈干扰、GNSS 信号较弱的室内环境中,以及军事要地、重要工业区域和复杂地形环境等 GNSS 被欺骗^[13](GNSS deception)或拒止^[14](GNSS denied)的情况下,其定位精度会下降甚至丢失。因此,一个不依赖于基站的、性能优越的多目标定位系统亟待研究。

基于测距的定位技术应用较为广泛,如基于接收蓝牙信号强度的定位^[15]、基于超宽带(Ultra-wide Bandwidth, UWB)的定位^[16-18]、基于超声波的定位^[19]、基

于视觉传感器的定位^[20,21]等,但是测距技术在无基站环境下进行的目标间相对测距信息仅能得到多目标位置的相对拓扑结构,而无法得到个体的绝对位置信息。同时,无基站条件下定位的常用方法是使用里程计定位与地磁指纹(Geomagnetic Fingerprint)定位^[22]。然而基于地磁的指纹定位需要大量的前期采集工作,该系统无法适用于未知环境的场景,并且地磁指纹易受到干扰,因此地磁指纹不适用于进行无基站多目标定位。对于里程计定位,在不考虑误差的情况下,若起始位置已知,理论上里程计能够实现节点位置的实时定位,但是由于里程计定位的本质是一个累加过程,因此在考虑误差的情况下,即使很小的误差,其误差也会随着时间越来越大,即误差累积的问题^[21]。通过融合多目标之间的测距信息,不断纠正里程计所带来的误差,进而减小误差的积累,是目前缓解多目标系统中里程计误差累积最常用的方法。融合的方式目前主要有三种。最常用的是基于扩展卡尔曼滤波(Extended Kalman Filter, EKF)的方法^[23,24],通过建立状态方程与观测方程,使用最小方差估计的原则对最优状态值进行求解;其二是以概率估计的方法^[6,7],通过计算目标位置的后验概率分布进而得到其最优估计;其三是通过求解所建立的相应优化问题,进而求得最优解^[3,16]。然而在基于 EKF 的方法中,所建立的状态方程与观测方程一般是非线性的,需要进行线性化处理,而在无基站条件下,观测信息较少,因此线性化过程将会带来较大的误差,滤波器容易发散;基于概率统计的方法依赖于大量的先验条件,即每个节点测距、航迹推算的概率分布,而这些先验条件一般难以获得;基于优化的方法一般是直接对距离测量值建立优化方程,然而这种方式将使优化问题变得复杂,容易出现局部最优的情况。另外这些方法仅利用了与目标本身相关的距离信息,而没有利用其他目标之间的距离信息。如何充分利用所有的测距信息是目前解决基于测距的无基站多目标定位问题最重要的研究内容之一。

针对无基站条件下的多目标定位问题,本文提出了三种融合航迹推算(Dead Reckoning, DR)结果与相对测距信息的多目标定位方法:1、多目标航迹推算算法(Multi-target Dead Reckoning, MDR);2、自适应多目标航迹推算算法(Adaptive Multi-target Dead Reckoning, AMDR);3、三维多目标航迹推算算法(3D Adaptive Multi-target Dead Reckoning, AMDR3D)。在 MDR 算法中,我们采用优化的方法,先将测距信息通过多维尺度分析(Multi-Dimensional Scaling, MDS)^[25]的方

法转换成相对坐标的形式,进而将优化问题转化为关于多目标位置的相对拓扑结构与 DR 定位结果的拓扑拟合优化问题。该方法不仅简化了原始优化问题,而且充分利用了距离信息,从而降低了传统航迹推算算法的累计误差问题。之后,针对关于噪声的先验信息已知的情况,同时为了解决所提出的 MDR 算法在起始阶段误差较大的问题,通过改进,我们提出了 AMDR 算法,在 MDR 所建立优化问题的基础上,增加了权重因子,并以最小方差估计为准则,推导出权重因子的解析表达式,然后分别从时序滤波方法的预测与更新角度,设计了该方法一次迭代过程的具体步骤。最后对提出的 MDR 与 AMDR 作了三维空间的扩展,提出了 AMDR3D 算法,其中在拓扑拟合阶段,采用三维刚体旋转中的奇异值分解 (Singular Value Decomposition, SVD)^[26]的方法,得到了最优解的解析表达式。仿真实验表明,在所设定的实验条件下,MDR 对 DR 的误差矫正约为 70%,矫正能力较一般基于优化的方法高出约一倍。所提出的 AMDR 算法较 MDR 在起始阶段误差得到较大改善,并且在测距误差增大时,测距对累计误差的修正能力得到了提高。AMDR3D 具有与二维环境下近乎一致的性能。

1.2 国内外研究现状

无基站条件下的定位任务一般由里程计来实现,而在多目标系统中,一般通过单目标之间的位置信息共享来提高定位精度,即协同定位。因此一个性能优良的无基站多目标定位系统一般需要一个性能优良的协同定位系统与里程计。目前国内外对协同定位技术、里程计技术都有较为广泛的研究。

1.2.1 协同定位国内外研究现状

机器人通过与多机器人系统中的其他机器人进行相对测量或与其他机器人进行信息交互来提高自身的定位性能,这种定位方式称为协同定位^[27] (Cooperative Localization)。协同定位的概念最初由 Kurazume 等人^[28]于 1994 年提出,并于 1998 年由 Rekleitis 等^[29]人进行完善。Kurazume 所提出的协同定位模型通过融合 IMU 与相对测距、相对测角技术,通过不同组机器人间“走停”式的重复定位来进行协同,之后通过实验验证了该协同定位模型的性能^[30],实验表明采用该方式的定位性能优于传统的航迹推算算法。但是该协同定位模型系统容量较小,同时定位过程较复杂,导致该模型的使用场景较少,即便如此,该模型

以上内容仅为本文档的试下载部分，为可阅读页数的一半内容。如要下载或阅读全文，请访问：<https://d.book118.com/315210002212011123>