



计算机科学

COMPUTER SCIENCE

基于力引导定位的移动传感器网络协同目标追踪

王宗尧, 崔文栋, 郭月, 余方平

引用本文

王宗尧, 崔文栋, 郭月, 余方平. [基于力引导定位的移动传感器网络协同目标追踪](#)[J]. 计算机科学, 2024, 51(11A): 231100091-5.

WANG Zongyao, CUI Wendong, GUO Yue, YU Fangping. [Collaborative Target Tracking of Mobile Sensor Networks Based on Force-directed Localization](#) [J]. Computer Science, 2024, 51(11A): 231100091-5.

相似文章推荐 (请使用火狐或 IE 浏览器查看文章)

Similar articles recommended (Please use Firefox or IE to view the article)

[基于概率误差的三维室内定位系统最优布站方法](#)

Optimal Station Layout Method for 3D Indoor Positioning System Based on Error Probability
计算机科学, 2024, 51(6A): 230700148-7. <https://doi.org/10.11896/jsjx.230700148>

[WSN中基于改进蝴蝶优化算法的簇首选取算法](#)

Cluster Head Selection Algorithm Based on Improved Butterfly Optimization Algorithm in WSN
计算机科学, 2023, 50(6A): 220100166-5. <https://doi.org/10.11896/jsjx.220100166>

[改进的粒子群蒙特卡洛WSN节点定位算法](#)

Improved Particle Swarm Monte Carlo WSN Node Location Algorithm
计算机科学, 2022, 49(11A): 210900156-5. <https://doi.org/10.11896/jsjx.210900156>

[传感器唤醒机制下的智能干扰源定位方法](#)

Intelligent Jammers Localization Scheme Under Sensor Sleep-Wakeup Mechanism
计算机科学, 2022, 49(11A): 211000165-6. <https://doi.org/10.11896/jsjx.211000165>

[飞机机内无线通信网络架构与接入控制算法研究](#)

Study on Wireless Communication Network Architecture and Access Control Algorithm in Aircraft
计算机科学, 2022, 49(9): 268-274. <https://doi.org/10.11896/jsjx.210700220>

基于力引导定位的移动传感器网络协同目标追踪

王宗尧 崔文栋 郭月 余方平

大连海事大学综合交通运输协同创新中心 辽宁 大连 116026

大连海事大学航运经济与管理学院 辽宁 大连 116026

摘要 文中提出了一种移动式传感器网络的协同定位与目标追踪系统。该系统利用传感器节点的板载测距设备构建节点间的距离矩阵,通过力引导算法将网络节点的位置姿态信息从距离矩阵中还原出来。相比于GPS或固定信标等全局定位系统,该系统不需要提前布设基站,就可以实现传感器网络的协同定位。由于采用超高频测距定位,该系统避免了视觉定位导致的视觉遮挡和感知范围受限等问题,还采用了深度学习实现传感器网络节点的目标识别。在没有全局定位系统和中心控制器的条件下,传感器网络通过协同式定位和分布式群体控制,实现网络布局调整、视觉目标识别以及目标协同追踪。诸多优点使得该系统可以随意部署在战场、灾区、地下隧道甚至外太空等极端环境。采用理论分析方法证明了力引导定位系统的稳定性,并通过模拟实验和真实机器人实验证明了所提系统的可行性和实用性。

关键词: 传感器网络;力引导布局;分布式定位;目标追踪;超宽带

中图分类号 TP242

Collaborative Target Tracking of Mobile Sensor Networks Based on Force-directed Localization

WANG Zongyao, CUI Wendong, GUO Yue and YU Fangping

Collaborative Innovation Center for Transport Studies, Dalian Maritime University, Dalian, Liaoning 116026, China

School of Maritime Economics and Management, Dalian Maritime University, Dalian, Liaoning 116026, China

Abstract A collaborative localization system and target-tracking controller for mobile sensor networks is proposed. The localization system uses the onboard UWB ranging equipment to obtain the distance information between sensor nodes and build a distance matrix for the sensor network. The pose information is restored from the distance matrix rough the force-directed algorithm. Compared with global positioning systems such as GPS or beacons, this system does not need to deploy base stations in advance. Compared with visual positioning systems, the localization system uses Urbanology to achieve ranging and positioning which does not influence by illumination, visual occlusion, and limited perception range. The proposed sensor network system uses deep learning and hierarchical clustering to achieve target detection and image data fusion. The sensor network can automatically implement layout adjustment and collaborative target tracking. Because of its advantage, this sensor network system can be deployed in extreme environments such as battlefields, disaster areas, underground tunnels, and even outer space. This paper uses theoretical analysis to demonstrate the system stability of the force-directed positioning algorithm and proves the feasibility and practicality of the system through simulation experiments and robot experiments.

Keywords Sensor networks, Force-directed layout, Distributed positioning, Target tracking, UWB

1 引言

无线传感器网络是由空间中大量分布的传感器节点互连接组成的大规模的信息收集和传输的网络系统。由于每个传感器节点的体积小、故障率低,可采用抛撒方式部署在广阔的空间中。因此,通过传感器网络获取的信息数量和信息质量远远超过单一传感器系统。近年来,随着边缘计算和智能感知技术的发展,传感器网络成本不断降低,功能也越来越丰富。在环境监测、智能交通、医疗健康、工业、农业、商业等各种领域,无线传感器网络都得到了广泛应用^[1-7]。虽然传感

器网络的优势已经十分明显,但也面临诸多技术瓶颈,如传感器节点定位^[8]、数据融合^[9]、协同运动控制^[10]等问题。

传感器定位是传感器网络信息融合和协同运动控制的基础。常用的传感器网络定位技术包括:全球卫星导航定位^[11]、信标定位^[12]、视觉定位^[13]等。基于全球卫星导航系统定位是利用已知GPS卫星的位置关系计算传感器网络节点的位置。由于在隧道、桥梁、山区等特定场所中无法有效接收卫星信号,因此在特殊环境下工作的传感器网络系统很少采用GPS定位系统。与GPS定位原理类似,信标定位是基于三边测量法的定位系统。传感器网络节点可以通过信标发出

基金项目:国家自然科学基金(72072018,71831002);科技部重点研发计划“多式联运智能集成技术与装备开发”(2019YFB1600400);中国博士后研究基金会(2019M651101,2021T140081);绿色港口与航运网络运营管理优化研究(83118047004)

This work was supported by the National Natural Science Foundation of China(72072018,71831002),Key R&D Program of the Ministry of Science and Technology for “Intelligent Integration Technology and Equipment Development of Multimodal Transport”(2019YBB1600400), China Postdoctoral Research Foundation(2019M651101,2021T140081) and Research on Optimizing the Operation and Management of Green Ports and Shipping Networks(83118047004).

通信作者:王宗尧(wzy@dlnu.edu.cn)

的测距信息,利用三边测量法计算传感器网络节点位置。信标定位所采用的通信技术包括:超声波定位、RFID 无线射频和 ZigBee 短距离测距^[14]。尽管信标定位方式精度较高,但需要提前铺设信标网络,如果传感器网络节点超出信标网络的覆盖范围,那么就无法实现定位。

为了实现高效稳定的分布式定位,本文提出了一种基于 UWB 超宽频测距^[15-16]的分布式定位算法。本文将 UWB 作为板载测距传感器。每个节点以测距信息为基础建立节点间的距离矩阵,并利用力引导算法^[17-18]从距离矩阵中还原每个节点的位置和姿态信息,从而实现群体的分布式协同定位。

综上所述,本文提出了一种基于力引导算法的传感器网络节点定位系统。传感器网络利用板载 UWB 测距设备构建节点间的距离矩阵。利用力引导算法将节点的位置姿态信息从距离矩阵中还原出来。相比于 GPS 或固定信标等全局定位系统,该系统不需要提前布设基站就可以实现分布式的协同定位。定位系统采用超高频无线通信技术实现测距定位,从而降低了视觉定位导致的视觉误差、视觉遮挡和视觉感知范围受限等因素的影响。

本文的主要贡献包括以下 3 点:首先,提出了一种基于超宽带测距模块的协同力引导定位算法。其次,从稳定性方面对力引导定位算法性能进行了理论分析。最后,开发了一组真实的多机器人系统,并利用该系统验证了力引导定位算法的可行性。

本文第 2 章介绍了力引导定位算法,并利用李雅普诺夫定理证明其稳定性;第 3 章展示了力引导定位算法在真实传感器网络中的实验结果。实验结果表明,基于力引导定位算法可以为群体无人车提供准确的定位信息,并保证了稳定的群体目标追踪控制。

2 力引导定位算法

2.1 网络模型与力引导算法模型

假设传感器网络系统中有 n 个节点,其中节点 r 的位置和方向分别表示为 q_r 和 θ_r ,因此节点 r 的姿态可以表示为 $p_r = (q_r, \theta_r)$ 。为了确定节点姿态,每个节点需要安装 3 个 UWB 测距模块(A, B, C),同一节点中 3 个测距模块的分布结构如图 1 所示。系统中所有的 UWB 测距模块的集合可以表示为 \mathcal{V} ,因此 \mathcal{V} 是包含 $3n$ 个元素的集合。测距模块的位置可以表示为 $x = \{x_1, x_2, \dots, x_{3n}\}$,其中 $\{x_1, x_2, x_3\}$ 表示 1 号节点测距模块的位置,记为 $\{x_{1A}, x_{1B}, x_{1C}\}$ 。对于第 r 个节点,3 个测距模块的位置为 $\{x_{rA}, x_{rB}, x_{rC}\}$ 。

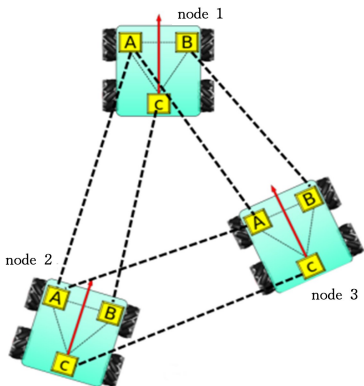


图 1 UWB 测距模块配置

Fig. 1 UWB ranging module configuration

表示: $(x_{rA} + x_{rB} + x_{rC})/3$ 。节点 r 的朝向可以表示为 C 点到 A 与 B 中点的向量的夹角。如果定义该向量为 $V_r = (x_{rA} + x_{rB})/2 - x_{rC}$,则节点 r 的姿态可以表示为:

$$p_r = \begin{bmatrix} q_r \\ \theta_r \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} (x_{rA} + x_{rB} + x_{rC})/3 \\ \arctan(V_{ry}/V_{rx}) \end{bmatrix} \quad (1)$$

其中, V_{rx} 和 V_{ry} 是 V_r 在 X 轴和 Y 轴上的投影。因此获取 x 的估计值,就可以计算出系统中所有节点的姿态信息。下面将重点讨论如何获取位置 x 的估计值。

n 个测距模块之间的欧氏距离矩阵可以表示为 D , D 中的第 i 行第 j 列元素 $d_{ij} = \|x_i - x_j\|$ 是测距模块 i 和 j 之间的欧氏距离。在实际应用中,每个节点之间通过 UWB 无线广播发送板载测距模块来获取距离信息,因此每个节点都可以获取距离矩阵 D 的全部信息。

测距模块的估计位置可以表示为 $\hat{x} = \{\hat{x}_1, \dots, \hat{x}_{3n}\}$,估计的距离矩阵可以表示为 \hat{D} ,其中 $\hat{d}_{ij} = \|\hat{x}_i - \hat{x}_j\|$ 是 \hat{D} 中第 i 行第 j 列的元素,即节点 i 和节点 j 之间的估计距离。协同定位问题可以转化为具有如下目标函数的最优问题:

$$\min_{\hat{x} \in \mathbb{R}^2} \|\hat{D} - D\|_F \quad (2)$$

其中, $\|\cdot\|_F$ 是矩阵范数, \mathbb{R}^2 是 2 维实数。上述问题的解是使估计距离矩阵(\hat{D})与实际测量距离矩阵(D)之差最小的估计位置(\hat{x})。本文提出使用力导向布局算法来寻找上述优化问题的最优解。

按照力引导算法布局优化的做法,使用虚拟弹簧连接各个测距模块的估计位置。从测距模块获得的距离测量值是弹簧的默认长度,也就是利用 UWB 得到的测距模块之间的距离信息构成了实际距离矩阵 D 。如果两个测距模块之间的估计距离超过了实际距离,那么它们之间就会产生一个引力,两个测距模块之间的估计位置相互靠近;反之,如果测距模块之间的估计距离小于实际距离,就会在模块之间产生推力,测距模块之间的估计位置相互排斥推离。在这些力的引导下,估计位置最终会达到均衡,当所有估计位置之间的力为零时,估计距离与实际距离相同,也就是式(2)的最优解。按照力引导算法的思想,定义估计位置 \hat{x}_i 和 \hat{x}_j 的控制方程为:

$$\begin{aligned} \dot{\hat{x}}_i &= \sum_{j \in \mathcal{T}} \dot{\hat{x}}_{ij} = \sum_{j \in \mathcal{T}} \frac{\hat{x}_i - \hat{x}_j}{d_{ij}} (d_{ij} - \hat{d}_{ij}) \\ \dot{\hat{x}}_j &= \sum_{i \in \mathcal{T}} \dot{\hat{x}}_{ji} = \sum_{i \in \mathcal{T}} \frac{\hat{x}_j - \hat{x}_i}{d_{ji}} (d_{ji} - \hat{d}_{ji}) \end{aligned} \quad (3)$$

在实际应用中,所有机器人均使用公式作为优化函数,迭代计算所有测距模块的最优位置,最终估计出实验组内所有机器人的姿态。

2.2 系统稳定性分析

为了证明上述系统的稳定性,需要找到一个描述系统能量的李雅普诺夫方程。如果找到的李雅普诺夫方程是关于系统参数(\hat{x})的非负函数,并且在时间维度上持续减小,则可以证明系统能量持续减少并最终达到稳定状态。

假设测距模块 i 与测距模块 j 在力引导作用下相互远离或靠近。由这个引导力产生的势能可以表示为 H_{ij} :

$$H_{ij} = \frac{1}{2} (d_{ij} - \hat{d}_{ij})^2 \quad (4)$$

如果考虑网络中的所有测距模块,则系统的总能量可以表示为:

节点 r 的姿态可以用自身 3 个测距模块的中心位置

$$H = \frac{1}{2} \sum_{i \in \tau} \sum_{j \in \tau} (d_{ij} - \hat{d}_{ij})^2 = \frac{1}{2} \| \hat{\mathbf{D}} - \mathbf{D} \|_F \quad (5)$$

由式(5)可知, H 是关于 \hat{d}_{ij} 的非负函数。而 d_{ij} 作为常数, 表示的是 UWB 测距获得的真实数值。 \hat{d}_{ij} 是关于 \hat{x}_i 和 \hat{x}_j 的距离函数。因此 H 对时间的导数可以写成:

$$\dot{H} = - \sum_{i \in \tau} \sum_{j \in \tau} \frac{\hat{x}_i - \hat{x}_j}{\hat{d}_{ij}} (d_{ij} - \hat{d}_{ij}) (\dot{\hat{x}}_i - \dot{\hat{x}}_j) \quad (6)$$

其中 $\dot{\hat{x}}_i$ 是 \hat{x}_i 在 $x_i x_j$ 向量方向的分量, 而 $\dot{\hat{x}}_j$ 是 \hat{x}_j 在 $x_j x_i$ 向量方向的分量。如果把 $\dot{\hat{x}}_i$ 和 $\dot{\hat{x}}_j$ 定义为:

$$\dot{\hat{x}}_i = \sum_{j \in \tau} \dot{\hat{x}}_{ij} = \sum_{j \in \tau} \frac{\hat{x}_i - \hat{x}_j}{\hat{d}_{ij}} (d_{ij} - \hat{d}_{ij}) \quad (7)$$

$$\dot{\hat{x}}_j = \sum_{i \in \tau} \dot{\hat{x}}_{ji} = \sum_{i \in \tau} \frac{\hat{x}_j - \hat{x}_i}{\hat{d}_{ji}} (d_{ji} - \hat{d}_{ji})$$

则式(7)表示的是前文所述的力引导定位算法的控制方程。由式(7)的描述可知, 测距模块 i 会受到来自网络中所有测距模块的牵引力或推力的影响。其中来自测距模块 j 的力的大小为 $d_{ij} - \hat{d}_{ij}$, 力的方向是从 x_i 指向 x_j 。如果 $d_{ji} > \hat{d}_{ij}$, 则力为正数, i 受到来自 j 方向的牵引力影响向 j 移动。如果 $d_{ji} < \hat{d}_{ij}$, 则力为负数, i 受到来自 j 的推力影响, 向着 j 的反方向移动。

由于距离矩阵是对称矩阵 ($\hat{d}_{ij} = \hat{d}_{ji}$ 且 $d_{ij} = d_{ji}$), 因此将式(7)中的 $\dot{\hat{x}}_i$ 和 $\dot{\hat{x}}_j$ 带入到式(6)里面, 可以得到:

$$\begin{aligned} \dot{H} &= -2 \sum_{i \in \tau} \sum_{j \in \tau} \left(\frac{\hat{x}_i - \hat{x}_j}{\hat{d}_{ij}} (d_{ij} - \hat{d}_{ij}) \right)^2 \Rightarrow \\ \dot{H} &= -2 \sum_{i \in \tau} \sum_{j \in \tau} \left(\frac{\hat{x}_i - \hat{x}_j}{\hat{d}_{ij}} \right)^2 (d_{ij} - \hat{d}_{ij})^2 \end{aligned} \quad (8)$$

由式(5)和式(8)可知, 系统的总能量方程 $H(\hat{x})$ 是关于 \hat{x} 的非负函数。如果采用式(7)的优化算法进行迭代计算, 则系统总能量对时间的导数是非正函数, 即系统能量随时间单调递减, 直到 $\dot{H} = 0$ 时达到稳定状态。根据式(8)的描述, 系统达到稳定时会出现两种稳定状态:

第一种稳定状态: $\hat{x}_1 = \hat{x}_2 = \dots = \hat{x}_{3n} (\forall i \in V)$

在这种稳定状态下, 所有的估计位置都将汇聚到一点。显然, 出现这种稳定状态并不是期望的结果, 除非传感器网络中的所有测距模块都聚集到一点。根据式(4)的描述, 当系统趋近于这种稳定状态时, 系统的能量会无限趋近于 $\frac{1}{2} \| \mathbf{D} \|_F$ 。

为了避免这种错误优化结果的出现, 需要确保 \hat{x} 的初始值满足下列条件:

$$H(\hat{x}) < \frac{1}{2} \| \mathbf{D} \|_F \quad (9)$$

根据式(8)可知, 系统的总能量会随着时间单调递减。当系统的能量初始值满足式(9)的条件时, 系统能量不可能达到 $\frac{1}{2} \| \mathbf{D} \|_F$, 因此优化结果不可能达到所有节点汇聚到一点的状态。

第二种稳定状态: $\hat{d}_{ij} = d_{ij} (\forall i, j \in V)$

在这种稳定状态下, 估计距离矩阵中的所有元素与真实

距离矩阵中的所有元素都是一致的, 即 $\hat{\mathbf{D}} = \mathbf{D}$ 。在实际应用中, 由于测距误差和通信延迟等因素的影响, 定位算法的优化结果不可能达到 $\hat{\mathbf{D}} = \mathbf{D}$ 的稳定状态。因此在实际应用过程中, 我们设定了一个误差阈值 ϵ_D 。迭代计算过程中, 当系统总能量小于这一阈值 ($H < \epsilon_D$), 则会终止迭代。

接下来将采用机器人实验的方式, 验证力引导定位算法的可行性, 并在此基础上实现移动传感器网络的协同目标识别与追踪。

3 机器人实验

3.1 机器人配置

本文采用了 3 台全向移动机器人作为传感器节点。如图 2 所示, 机器人底盘采用四枚编码电机驱动的麦克斯纳姆轮。机器人的控制核心为 Nvidia-TX2 边缘计算芯片, 其主要作用是进行力引导定位、目标识别、群体控制计算并生成控制信号发送给底盘控制器。用于力引导定位的测距模块为 LinktrackS, 该模块可实现 50m 范围内的精确测距, 平均误差为 ± 0.1 m。而且 LinktrackS 采用分布式通讯协议, 不需要中心控制器就可以实现高速分布式网络通信。为了实现传感器网络的避障功能, 每个传感器节点还搭载了思岚 S2L 激光雷达, 可以通过 ToF 方式实现厘米级障碍物探测, 扫描频率为 15 Hz, 侦测范围为 18m, 最高目标方位角分辨率为 0.2° 。

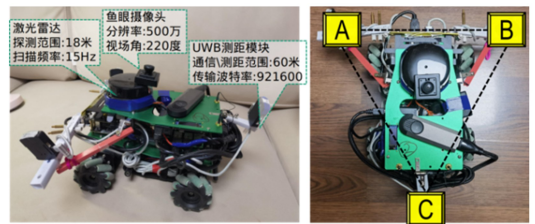


图 2 全向移动机器人

Fig. 2 Omnidirectional mobile robot

3.2 目标侦测

传感器网络的目标识别功能由鱼眼全景摄像头结合 YOLO 深度卷积神经网络^[19]实现。本实验中采用的鱼眼摄像头视角为 220 度, 分辨率为 500 万像素。为实现 360 度的全方位目标侦测, 摄像头采用水平方式安置在移动平台顶端。图 3 描述的是利用鱼眼摄像头获取目标位置信息的具体流程。

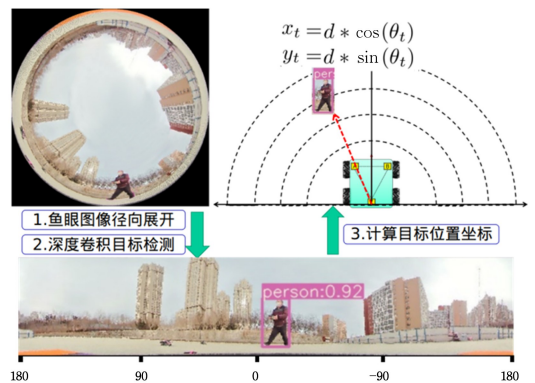


图 3 鱼眼视觉目标侦测

Fig. 3 Fisheye visual object detection

图 3 左上角显示的是鱼眼摄像头获取的原始图像。原始图像呈正圆形, 圆心区域为机器人顶端的景物, 圆形图像边缘

是机器人水平方向的 360 度全景图。由图 3 可知,原始图像中的目标会发生严重畸变,不利于深度学习算法的目标识别。为了去除图像畸变,对原始图像进行径向展开。展开后图像如图 3 下方的长方形图像所示。展开后的图像中心为机器人正前方的景物,图像的左右两侧为机器人后方的景物。

将径向展开后的图像输入深度卷积神经网络,就可以获取目标的检测框位置。通过检测框在图像中的像素位置就可以计算出目标所在方位角。例如图像宽度为 W ,目标检测框的中心点像素坐标为 x_c ,则目标方位角可以表示为 $\theta_t = x_c / W * 360 - 180$ 。如果目标处于图像正中心,则目标方位角为 0° 。如果目标处于图像左侧边缘或右侧边缘,则方位角为 $\pm 180^\circ$ 。

目标的距离计算通过目标检测框面积与目标距离之间的非线性函数关系实现。根据大量数据统计,在现有硬件条件下,目标距离计算函数可以表示为 $d = -1.1 * a + 16.53$ 。其中 a 为目标检测框的面积。据此可以得到目标的坐标为:

$$p_t = \begin{bmatrix} x_t \\ y_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} d * \cos(\theta_t) \\ d * \sin(\theta_t) \end{bmatrix} \quad (10)$$

3.3 目标追踪实验

机器人实验在大连海事大学露天旱冰场进行,试验场地为 $20\text{m} * 20\text{m}$,实验进行约 20 min,完整的实验过程已上传至视频网站¹⁾。实验过程中使用了 3 台机器人作为可移动传感器网络节点,一名实验员作为被追踪目标,参与传感器网络的追踪测试。

第一组实验主要检测传感器网络的目标追踪能力。受硬件编码电机的性能限制,传感器网络节点的最大移动速度为 1m/s ,因此目标的移动速度也控制在 1m/s 以内。图 4 为第一组实验中目标与传感器网络的移动轨迹。

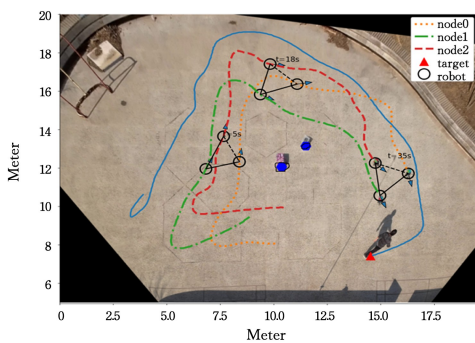


图 4 群体机器人目标追踪实验

Fig. 4 Swarm robot target tracking experiment

图中实线为目标运动轨迹,虚线为传感器网络中 3 个节点的运动轨迹。实验结果表明,传感器网络的运动轨迹与被追踪目标的轨迹基本一致。图中还使用了 3 组空心圆描述传感器网络在 $t=5\text{s}$, $t=18\text{s}$ 和 $t=35\text{s}$ 的状态。由图 4 可知,3 个移动节点在目标追踪的过程中保持了稳定的群体特征,且不断变换队形以适应环境的变化。

图 5 为实验进行到 $t=35\text{s}$ 的群体状态局部放大图,其中空心圆为传感器节点的真实位置,实心圆圈为其他的节点利用力引导定位计算出的估计位置。由图 5 可知,估计位置与真实位置存在微小的偏差,但误差值始终保持在 0.5m 左右。图像上方的红色三角为被追踪目标的真实位置,在其周围的

3 个 X 形状标志,为 3 个节点利用数据融合算法估计出的目标位置。由图 5 还可知,估计目标与真实目标存在微小误差,但无论是定位误差还是目标估计误差,都未对群体追踪控制造成影响。

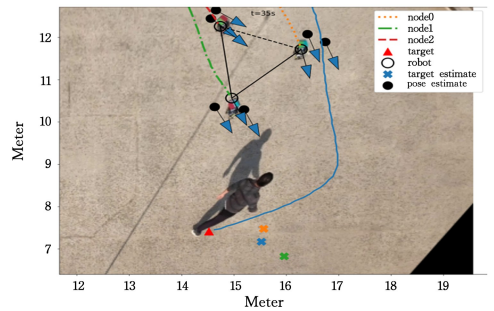
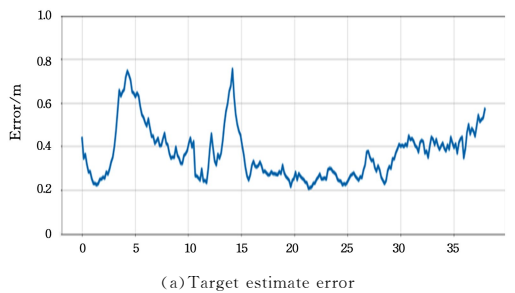


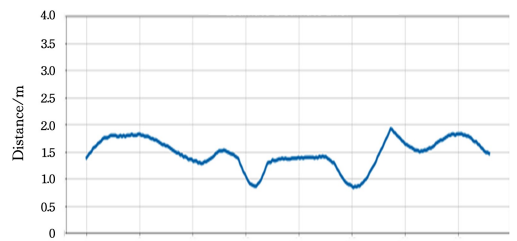
图 5 群体机器人目标识别

Fig. 5 Swarm robot target recognition experiment

图 6 记录了实验过程中,节点的目标估计误差和节点间的最小距离。由图 6(a)可知,传感器网络对目标的估计误差均值始终保持在 0.5m 左右。这一结果表明,力引导定位算法可以提供有效的定位信息,保证了群体的目标追踪能力。由图 6(b)可知,节点间的最小距离始终保持在 1.5m 左右。在真实机器人实验中,由于实验场地空间限制,我们将机器人之间的分离力阈值设定为 1.5m 。因此图 6 所示结果与设定的分离力阈值一致。这一实验结果进一步说明了力引导定位算法既可以保证传感器网络的群体控制能力,也为群体的目标追踪提供了有力保障。



(a) Target estimate error



(b) Minimal distance between nodes

图 6 群体控制性能

Fig. 6 Swarm control performance

图 7 展示了群体在实验过程中的目标探测情况,其中彩色区域是节点探测目标的时间段,其他空白区域是节点未探测到目标的时间段。图 7(a)一 图 7(c)分别是 3 个传感器节点的目标探测情况。图 7(d)展示的是整个传感器网络群体的目标感知情况。

由图 7 可知,由于障碍物遮挡,单个节点无法有效地进行目标探测和追踪。在实验过程中,3 个节点能够探测到目标

¹⁾ <http://www.bilibili.com/video/BV13g4y1c7xn/>

的概率分别为 27%, 28% 和 31%。但由于传感器网络节点之间可以共享目标信息,因此整个群体能够感知到目标的概率增加到 82%。这一结果表明,本文提出的力引导定位和层次聚类融合方法,可以有效地提高目标探测概率,同时提高了传感器网络的目标追踪能力。

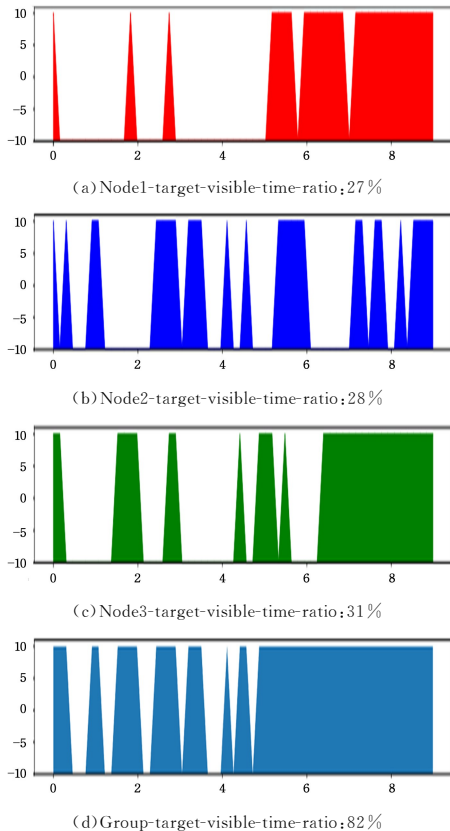


图 7 群体视觉探测性能

Fig. 7 Swarm visual detection performance

结束语 本文提出了一种基于力引导算法的移动式传感器网络协同定位系统。借助力引导定位算法提供的机器人姿态信息,可以实现完全分布式的群体控制。本文采用理论分析方法证明了力引导定位系统的稳定性,并通过模拟实验和真实机器人实验证明了该系统的可行性和实用性。实验结果表明,基于力引导定位的传感器网络群体控制具有极强的稳定性和复杂环境的适应能力。该定位算法既可以保证传感器网络的群体控制能力,也为群体的目标追踪提供了有力保障。

下一步的工作是建立三维力引导定位系统的数学模型,并采用无人机等飞行设备验证三维空间传感网络协同目标追踪的可行性。

参考文献

- [1] WANG D, WANG H, JIANG Q L. Low power and long-distance marine environmental monitoring system based on 6LoWPAN [J]. *Computer Science*, 2020, 47(S1): 596-598, 615.
- [2] WANG L J, FANG K P, GUO H. Improved Particle Swarm Optimization Monte Carlo WSN Node Location Algorithm [J]. *Computer Science*, 2022, 49(S2): 882-886.
- [3] HUO W L, JING T, REN S. Overview of 3D Object Detection for Autonomous Driving [J]. *Computer Science*, 2023, 50(7): 107-118.
- [4] LI Y Q, BAO H, XU C. Accurate positioning of monocular iner-

tial SLAM and UWB data fusion [J]. *Sensors and Microsystems*, 2022, 41(9): 125-128.

- [5] LIU J W, DU X, FAN F C, et al. Design of an indoor map navigation system based on multiple sensors [J]. *Computer Science*, 2023, 50(S1): 879-886.
- [6] WANG H, XU Y S, CAI Y F, et al. Overview of Intelligent Vehicle Multi target Detection Technology Based on Multi sensor Fusion [J]. *Journal of Automotive Safety and Energy Conservation*, 2021, 12(4): 440-455.
- [7] QU C C, SUN W X, LI Z, et al. Research progress and prospects of plant flexible sensors [J]. *Journal of Agricultural Engineering*, 2023, 39(8): 32-43.
- [8] GOLLA K K, DHINGRA M, GUPTA B, et al. An empirical study on underwater acoustic sensor networks based on localization and routing approaches [J]. *Advances in Engineering Software*, 2023, 175: 103319.
- [9] YANG S X, GUO Y, LI N, et al. A compressed sensing multi target localization algorithm based on data fusion [J]. *Computer Science*, 2018, 45(9): 161-165.
- [10] JIANG W C, LI L Y, LIU H C, et al. Target tracking method for area coverage in sensor networks [J]. *Computer Engineering and Design*, 2019, 40(7): 1840-1845.
- [11] MOHAR S S, GOYAL S, KAUR R. Localization of sensor nodes in wireless sensor networks using bat optimization algorithm with enhanced exploration and exploitation characteristics [J]. *Journal of supercomputing*, 2022, 78(9): 11975-12023.
- [12] QIAN K G, BU C F, WANG Y J, et al. A localization algorithm for wireless sensor networks based on reliable beacons and node degree estimation [J]. *Computer Applications*, 2019, 39(3): 817-823.
- [13] SHI D X, LIU C, SHE F J, et al. A Multi UAV Collaborative Positioning Method Based on Location Confidence in GPS Rejection Environment [J]. *Computer Science*, 2022, 49(4): 302-311.
- [14] HAQUE K F, ABDELGAWAD A, YELAMARTHI K. Comprehensive performance analysis of zigbee communication; an experimental approach with XBee S2C module [J]. *Sensors*, 2022, 22(9): 3245.
- [15] LIU Y, BAO Y. Real-time remote measurement of distance using ultra-wideband (UWB) sensors [J]. *Automation in Construction*, 2023, 150: 104849.
- [16] WANG Z D, QIN W H. Indoor integrated positioning method using UWB to correct LiDAR SLAM [J]. *Sensors and Microsystems*, 2023, 42(2): 5.
- [17] EADES P. A Heuristics for Graph Drawing [J]. *Congressus Numerantium*, 1984, 42: 149-160.
- [18] FRUCHTERMAN T M J, REINGOLD E M. Graph drawing by force-directed placement [J]. *Software: Practice and Experience*, 1991, 21(11): 1129-1164.
- [19] REDMON J, FARHADI A. YOLO9000: better, faster, stronger [C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2017: 7263-7271.



WANG Zongyao, born in 1980, Ph.D., associate professor. His main research interests include swarm intelligence, deep learning and embedded systems.