

多智能体系统中基于局部测量信息的目标定位

林 澈[†], 颜钢锋

(浙江大学 电气工程学院, 杭州 310027)

摘 要: 针对多智能体系统中的定位问题, 设计一种在变拓扑网络条件下的分布式目标定位算法, 使所有智能体实现目标的相对定位. 假设智能体只能获取局部的测量信息并进行局部信息交换. 算法包括成对智能体之间相互定位算法和基于一致性的目标定位融合算法, 对算法的成立条件和收敛误差进行分析, 并通过仿真实验验证所提出算法的有效性.

关键词: 多智能体目标定位; 变拓扑网络; 持续激励条件; 一致性算法

中图分类号: TP273 **文献标志码:** A

Multi-agent target localization based on sampled local relative measurement under switching topology

LIN Che[†], YAN Gang-feng

(College of Electrical Engineering, Zhejiang University, Hangzhou 310027, China)

Abstract: In this paper, a distributed localization algorithm is designed to cope with the multi-agent target localization problem under switching topology, which can estimate the relative position of the silent target in each agent's local frame. Agents can only detect local measurements and exchange local information. The whole algorithm includes two parts: the algorithm for relative localization between pairwise agents, and the consensus-like fusion target localization algorithm based on the pairwise localization algorithm. The rigorous analysis for the topology condition and convergence of estimate error is presented. Simulation with and without measurement noises are also carried out to verify the effectiveness of the proposed algorithms.

Keywords: distributed target localization algorithm; switching topology; persistent excitation; consensus algorithm

0 引 言

多智能体理论研究与应用近年来获得了广泛的关注, 这得益于传感器设备的发展变得越来越智能化、小型化和廉价化. 传统集中式的估计算法、控制方法在大型传感网络中不再适用, 分布式、并发式的算法对网络通信量要求更低, 对系统消耗资源更少, 并提升了系统稳定性、可靠性和计算效率.

位置信息对于传感网络数据采集、无人车自导航、无人机侦查搜救等多智能体应用而言非常重要. 尤其对于大型传感器网络, 由于成本与环境制约等限制, 无法通过给所有节点配置 GPS 传感器来获得位置信息. 成本低、能耗低和准确度高的分布式定位算法值得研究. 多智能体网络定位大致上可以分为两种类型: 1) 通过利用其他节点(锚节点、邻近节点)的测量与交互信息实现自定位; 2) 利用 RSSI、

TDOA 等测量信息和局部通信信息实现目标定位. 第 1 类定位问题一般针对静态传感器网络. 基于距离信息的网络中, 一般需要至少 3 个及以上不共线的锚节点来实现网络节点自定位^[1-4]; 而使用角度测量或者相对位置信息可以将锚节点数目减少至 2 个及以上^[5-6]. 第 2 类定位问题主要针对移动网络, 要么静态节点通过局部测量和通信定位动态目标, 要么移动节点利用运动实现静态目标定位. 与第 1 类问题的不同在于, 单个移动节点便能实现目标估计. Zhang 等^[7]在只有距离信息的条件下, 提出一个基于粒子滤波的协同目标定位算法. 针对目标定位、追踪和环境估计等问题, Dranka 等^[8]提出了基于一般贝叶斯干涉的估计算法, 并且对误差界限作了详细分析. Huang 等^[9]根据 TDOA 测量信息, 设计了最小化迭代权重最小均方差的定位算法, 可有效获得目标位置的估计.

收稿日期: 2016-06-24; 修回日期: 2016-08-02.

作者简介: 林澈(1989—), 男, 博士生, 从事多智能体理论与应用、分布式算法的研究; 颜钢锋(1959—), 男, 教授, 博士生导师, 从事多智能体理论及应用、混杂系统、数据挖掘与信息融合等研究.

[†]通讯作者. E-mail: linche@zju.edu.cn

相对于他人和作者以前的工作^[10-11],本文考虑更一般性的多智能体目标协同定位问题,即考虑在网络拓扑变化的情况下,基于到达角采样测量信息的多智能体目标定位.相对于距离测量信息,到达角测量具有无源性的特点,对于信息保密和能耗降低方面具有优势^[10].使用距离测量实现目标定位需要扩展状态观测器(ESO)^[12]或者线性时变微分器(LTVD)^[13]对距离信息求导,如果使用角度测量,则无需使用微分信息.相对于固定拓扑的情况,本文的贡献主要有两点:1)成对节点间相对位置估计器的设计存在较大差异,同时估计器稳定性的证明复杂性增加;2)融合估计后的误差系统稳定性分析方面相对固定拓扑也更复杂.由于成本与环境方面制约,假设网络中所有智能体不能获得自身绝对位置,因此本文考虑目标相对位置估计问题.算法包括两部分:1)成对智能体之间实现相互定位.假如目标属于智能体的邻居,则单个智能体也能获得目标的精确估计,算法估计误差实现指数收敛的条件是,智能体之间的运动需要满足持续激励条件.2)系统融合估计,智能体之间通过局部信息融合,设计基于一致性的融合算法,通过传递测量信息和估计信息,使得所有智能体最终实现目标定位.融合估计对于位于目标附近的智能体也能起到增强算法鲁棒性的作用.当系统的拓扑满足所有智能体一致联合可达到目标的条件时,融合估计误差渐近稳定.本文对估计算法的稳定性与误差进行详细分析,并通过仿真程序的结果对算法进行验证.

1 图论知识

说明: $\mathbf{R}^{n \times n}$ 表示 $n \times n$ 实数矩阵的集合.对于矩阵 A 和 B , $A < B$ ($A \leq B$)表示矩阵 $A-B$ (半)负定.上标 T 表示矩阵转置, $A \otimes B$ 表示矩阵 A 和 B 的Kronecker积.对于向量 x , $\|x\|$ 表示 x 的模.对于有限集 S , $|S|$ 表示集合 S 的基数.

一个有向图 $\mathcal{G} = (\mathcal{V}, \mathcal{E})$,由顶点集合 $\mathcal{V} = \{v_1, v_2, \dots, v_n\}$ 和边集合 $\mathcal{E} \subseteq \mathcal{V} \times \mathcal{V}$ 组成.顶点 i 的邻居集合表示为 $\mathcal{N}_i = \{v_j \in \mathcal{V} : (v_j, v_i) \in \mathcal{E}, j \neq i\}$.引入一个概念可达(reachable):如果存在一条路径(path)从顶点集合 \mathcal{R} 到顶点 v ,则称 v 可达于 \mathcal{R} .边集合随时间变化而变化的图称为时变图,表示为 $\mathcal{G}(k) = (\mathcal{V}, \mathcal{E}(k))$.在时变图中,引入另一个概念一致联合可达(uniformly jointly reachable):如果一个顶点 v 被称为从另一个顶点集合 \mathcal{R} 一致联合可达,则意味着存在一个正数 K ,使得对于所有 $k \geq 0$ 的时间,在合图 $\mathcal{G}([k, k+K])$ 中, v 始终可达于 \mathcal{R} .如图1所示,令 $K=2$,则对于所有 $k \geq 0$ 的合图 $\mathcal{G}([k, k+K])$,顶点1~5

始终可达于集合0.

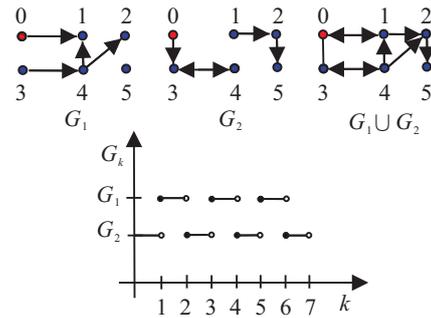


图1 变拓扑图与一致联合可达条件解释

2 问题引入

本文考虑单个静态目标和多个移动智能体组成的网络,分别标记为0和 $1, 2, \dots, N$.定义每个智能体的位置为 p_i ,如果 $j \in \mathcal{N}_i$,则在智能体 i 的局部坐标系下, j 的相对位置为 $p_{ij} = p_j - p_i$.设采样周期为 T ,采样时刻为 k ,为了叙述方便,用 k 表示 kT .假设智能体采用最普遍的质点模型,如果每个智能体的速度为 v_i ,则可得到相对速度与相对位置之间的关系为

$$p_{ij}(k+1) = p_{ij}(k) + T v_{ij}(k), \quad (1)$$

其中 $v_{ij}(k) = v_j(k) - v_i(k)$ 为智能体 j 在 i 坐标系下的相对速度.对邻居 j 的角度测量定义为 α_{ij} ,邻居可以是目标0.如图2所示,间断线表示直接信息流,箭头末端节点能够获取起始节点的测量和通信信息.

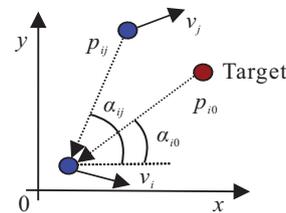


图2 局部测量与相对位置

下面提出本文旨在解决的问题.多智能体网络中有目标0和智能体 $i \in 1, 2, \dots, N$,智能体局部坐标系方向一致.每个智能体 i 可以得到 v_i 和 α_{ij} 的测量信息, $j \in \mathcal{N}_i, \alpha_{ij} \in [0, 2\pi)$;智能体能够与邻居进行信息交换,如 v_i, α_{ij} ,甚至估计信息等.假设网络拓扑由于智能体的运动而变化,设计分布式算法使得每个智能体都能估计目标的相对位置 p_{i0} .

注1 智能体的局部坐标系统一可以通过配置电子罗盘或其他装置实现.

3 多智能体目标定位算法

3.1 成对智能体相互定位算法

本节考虑成对智能体之间相互定位的算法,即设计算法估计 $p_{ij}, j \in \mathcal{N}_i$.其优势在于单个智能体也能实现目标定位,对于网络瘫痪或通信被屏蔽的情况算法依然有效.

首先,根据角度测量信息 $\alpha_{ij}(k)$ 构造两个单位向量: 1)由智能体 i 指向智能体 j 的单位向量 $\varphi_{ij}(k) = [\cos \alpha_{ij}(k) \quad \sin \alpha_{ij}(k)]^T$; 2)向量 $\varphi_{ij}(k)$ 逆时针旋转 90° 后的单位向量 $\varrho_{ij}(k) = [-\sin \alpha_{ij}(k) \quad \cos \alpha_{ij}(k)]^T$. 由于两个向量 $\varphi_{ij}(k)$ 与 p_{ij} 方向一致,且 $\varphi_{ij}(k)$ 与 $\varrho_{ij}(k)$ 互相垂直,可得约束方程 $\varrho_{ij}^T(k)p_{ij}(k) = 0$.

然后,智能体之间的测量与通信会因为网络拓扑变化而变得不可靠,因此引进指示函数 $\delta_{ij}(k)$ 表示智能体之间的拓扑情况.当 $\delta_{ij}(k) = 1$ 时, i 与 j 之间测量和通信正常;当 $\delta_{ij}(k) = 0$ 时,测量与通信中断.

最后,定义 $\hat{p}_{ij}(k)$ 为 p_{ij} 的估计值.当 $\delta_{ij}(k) = 1$ 时,智能体 i 可以通过测量和通信等信息设计 $\hat{p}_{ij}(k)$ 的估计算法;当 $\delta_{ij}(k) = 0$ 时,由于信息丢失,估计算法的值会由于智能体运动而变得不准确,那么 i 先保持通信断开时的 \hat{p}_{ij} 不变,一旦等到下一次测量与通信恢复时,即 $\delta_{ij}(k) = 1$ 时, i 对其当前估计进行修正,补偿在 $\delta_{ij}(k) = 0$ 的阶段与邻居 j 之间由于相对运动产生的位移偏差,一般通过速度的积分进行消除.定义当 $k \in [k_{2t}, k_{2t+1})$ 时, $\delta_{ij}(k) = 1$;当 $k \in [k_{2t+1}, k_{2t+2})$ 时, $\delta_{ij}(k) = 0, t = 0, 1, \dots$,其中 \dots 用于指示系统拓扑变化. p_{ij} 的估计器设计如下:

$$\begin{cases} \hat{p}_{ij}(k+1) = Tv_{ij}(k) - [I - Tg_i\varrho_{ij}(k)\varrho_{ij}^T(k)]\hat{p}_{ij}(k); \\ \quad k \in [k_{2t}, k_{2t+1}); \\ \hat{p}_{ij}(k+1) = \hat{p}_{ij}(k), \quad t \in [k_{2t+1}, k_{2t+2}); \\ \hat{p}_{ij}(k_{2t+2}) = \hat{p}_{ij}(k_{2t+1}) + s_i - s_j, \quad k = k_{2t+2}. \end{cases} \quad (2)$$

其中: $s_i = \int_{k_{2t+1}}^{k_{2t+2}} v_i(\tau)d\tau$ 和 $s_j = \int_{k_{2t+1}}^{k_{2t+2}} v_j(\tau)d\tau$ 分别为智能体 i, j 在时间 $[k_{2t+1}, k_{2t+2}]$ 内的位移,由智能体单独计算获得; g_i 为估计器增益,一般选正的常数.

为了分析估计器的效果,定义估计误差为 $\tilde{p}_{ij} = \hat{p}_{ij} - p_{ij}$,估计误差的动态方程为

$$\begin{cases} \tilde{p}_{ij}(k+1) = [I - Tg_i\varrho_{ij}(k)\varrho_{ij}^T(k)]\tilde{p}_{ij}(k), \\ \quad k \in [k_{2t}, k_{2t+1}); \\ \tilde{p}_{ij}(k+1) = \tilde{p}_{ij}(k) + Tv_{ij}(k), \quad k \in [k_{2t+1}, k_{2t+2}); \\ \tilde{p}_{ij}(k_{2t+2}) = \tilde{p}_{ij}(k_{2t+1}), \quad k = k_{2t+2}. \end{cases} \quad (3)$$

注意到,由于网络拓扑的变化和智能体的运动,估计误差 $\tilde{p}_{ij}(k)$ 始终会在通信断开的时间段发散,然后在下一个通信恢复的时候收敛成通信断开前的数值.所以这里关注当存在通信和测量时,估计误差的变化情况,即状态 $\delta_{ij}(k)\tilde{p}_{ij}(k)$ 的变化情况.引进变量 $\bar{\varrho}_{ij}(k) = \delta_{ij}(k)\varphi_{ij}(k)$,给出如下定理.

定理1 根据式(2), $\|\delta_{ij}(k)\tilde{p}_{ij}(k)\|$ 能达到指数收敛只需满足: 1)增益 g_i 满足

$$0 < g_i < \sqrt{2/T}; \quad (4)$$

2)存在正整数 K, λ_1, λ_2 使得对于任意 $k_0 \geq 0$,有

$$\lambda_1 I \leq \sum_{k=k_0}^{k_0+K} \bar{\varrho}_{ij}(k)\bar{\varrho}_{ij}^T(k)T \leq \lambda_2 I, \quad (5)$$

其中 T 为采样时间.

证明 由于误差方程中状态存在切换,不易进行直接分析,针对 $\varepsilon(k)$ 的状态方程进行稳定性分析,有

$$\varepsilon(k+1) = [I - Tg_i\bar{\varrho}_{ij}(k)\bar{\varrho}_{ij}^T(k)]\varepsilon(k). \quad (6)$$

构造李雅普诺夫函数 $V(\varepsilon) = \|\varepsilon\|^2$,并定义 $C(k) = Tg_i^2\|\varrho_{ij}(k)\|^2 - 2 = Tg_i^2 - 2$.根据式(4)可知 $C(k)$ 为负常数,简记为 C .任选 $k_0 \geq 0$,对于给定的时间段 $\{k_0, \dots, k_0 + K + 1\}$,计算李雅普诺夫函数之差

$$\begin{aligned} \Delta V_{K+1}(k_0) &= V(\varepsilon(k_0 + K + 1)) - V(\varepsilon(k_0)) = \\ &= \sum_{k=k_0}^{k_0+K} [V(\varepsilon(k+1)) - V(\varepsilon(k))] = \\ &= \sum_{k=k_0}^{k_0+K} CT [\bar{\varrho}_{ij}^T(k)\varepsilon(k)]^2. \end{aligned} \quad (7)$$

由于 $C < 0$,可知 $\Delta V_{K+1}(k_0) \leq 0$,李雅普诺夫函数 $V(\varepsilon)$ 在时间段 $k \in \{k_0, \dots, k_0 + K + 1\}$ 内不增,有 $\|\varepsilon(k)\|^2 \geq \|\varepsilon(k_0 + K)\|^2 \geq \|\varepsilon(k_0 + K + 1)\|^2$.由于 $\bar{\varrho}_{ij}(k)\bar{\varrho}_{ij}^T(k)$ 是 2×2 正半定矩阵,通过简单的矩阵不等式变换可知

$$\begin{aligned} \varepsilon(k)^T \bar{\varrho}_{ij}(k)\bar{\varrho}_{ij}^T(k)\varepsilon(k) &\geq \\ \varepsilon(k_0 + K)^T \bar{\varrho}_{ij}(k)\bar{\varrho}_{ij}^T(k)\varepsilon(k_0 + K). \end{aligned}$$

由定理中的条件和上述不等式,式(7)可改写为

$$\begin{aligned} \Delta V_{K+1}(k_0) &= CT \sum_{k=k_0}^{k_0+K} [\bar{\varrho}_{ij}^T(k)\varepsilon(k)]^2 = \\ &= CT \sum_{k=k_0}^{k_0+K} [\varepsilon(k)^T \bar{\varrho}_{ij}(k)\bar{\varrho}_{ij}^T(k)\varepsilon(k)] \leq \\ &= CT \sum_{k=k_0}^{k_0+K} [\varepsilon(k_0 + K)^T \bar{\varrho}_{ij}(k)\bar{\varrho}_{ij}^T(k)\varepsilon(k_0 + K)] = \\ &= C\varepsilon(k_0 + K)^T \left[\sum_{k=k_0}^{k_0+K} \bar{\varrho}_{ij}(k)\bar{\varrho}_{ij}^T(k)T \right] \varepsilon(k_0 + K) \leq \\ &= C\varepsilon(k_0 + K)^T \lambda_1 I \varepsilon(k_0 + K) = C\lambda_1 V(\varepsilon(k_0 + K)) \leq \\ &= C\lambda_1 V(\varepsilon(k_0 + K + 1)). \end{aligned} \quad (8)$$

进而可知

$$V(\varepsilon(k_0 + K + 1)) - V(\varepsilon(k_0)) \leq C\lambda_1 V(\varepsilon(k_0 + K + 1)).$$

重新调整方程格式,可得

$$V(\varepsilon(k_0 + K + 1)) \leq \frac{1}{1 - C\lambda_1} V(\varepsilon(k_0)).$$

由上文可知 $C < 0$, $\lambda_1 > 0$ 且均为常数, $1 - C\lambda_1$ 必定大于1, 于是 $\frac{1}{1 - C\lambda_1}$ 小于1, 此处称为收敛系数, 其数值大小决定了式(6)的收敛速度. 由此推断, 对于任意无限长的时间序列 $\{k_0, k_0 + K + 1, \dots, k_0 + q(K + 1), \dots\}$, q 为正整数, $V(\varepsilon)$ 在时间序列上指数收敛.

根据定义, 当 $\delta_{ij}(k) = 1$ 时, $\delta_{ij}(k)\tilde{p}_{ij}(k) = \varepsilon(k)$; 当 $\delta_{ij}(k) = 0$, $\|\delta_{ij}(k)\tilde{p}_{ij}(k)\| \leq \|\varepsilon(k)\|$. 易知, 状态 $\|\delta_{ij}(k)\tilde{p}_{ij}(k)\|$ 的变化曲线被函数 $\|\varepsilon(k)\|$ 的曲线所包围. 综上所述, $\|\delta_{ij}(k)\tilde{p}_{ij}(k)\|$ 指数收敛. \square

注2 假如邻居 j 刚好是目标0, 由于目标静止, 在变拓扑情况下, 模 $\|\tilde{p}_{ij}(k)\|$ 始终指数收敛, 不会由于拓扑变化而发散.

注3 式(5)可当作离散系统下的持续激励条件, 与 Anderson 提出的连续系统持续激励条件相一致. 对于本文所考虑的, 持续激励条件在智能体大部分运动情况下都能满足, 除非智能体的运动使得邻居的到达角从初始值一直保持不变, 在实际运动中容易避免.

3.2 多智能体协作目标定位算法

本节在上节算法的基础上, 考虑智能体之间进行融合估计以实现目标定位. 融合估计一方面帮助不能直接获得目标测量信息的智能体定位目标位置, 一方面帮助直接测量目标的智能体算法提高鲁棒性.

引入新的定义, z_i 为智能体 i 对目标在其坐标系下对目标位置 p_{i0} 的融合估计, \hat{p}_{i0}^j 为智能体 i 通过智能体 j 的帮助对 p_{i0} 的间接估计. 目标位置的间接估计和融合估计如图3所示, 虚线表示间接信息流. 由于智能体局部坐标系统一, 易知下列几何关系成立:

$$\hat{p}_{i0}^j(k) = \hat{p}_{ij}(k) + z_j(k). \quad (9)$$

特别地, 令 $z_0 = 0$.

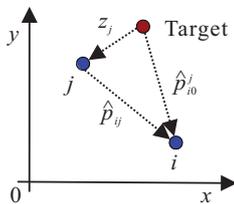


图3 目标位置的间接估计和融合估计

根据智能体获得的相关信息, 设计融合估计算法

$$z_i(k+1) = -Tv_i(k) + z_i(k) + \sum_{j \in \mathcal{N}_i(k)} a_{ij}(k)[\hat{p}_{i0}^j(k) - z_i(k)], \quad (10)$$

其中 $a_{ij}(k)$ 为融合权重, 且满足 $0 < \sum_{j \in \mathcal{N}_i(k)} a_{ij}(k) < 1$.

对于所有智能体而言, 无论是否直接获得目标的测量, 均运行融合估计器(10), 并将 z_i 作为目标位置的最终估计值. 注意到, $-Tv_i(k)$ 这一项的作用是抵消 i 本身的运动带来的位置影响.

结合相对位置估计算法, 针对目标位置估计的最终融合算法设计如下:

$$\begin{cases} \hat{p}_{ij}(k+1) = Tv_{ij}(k) - [I - Tg_i \varrho_{ij}(k) \varrho_{ij}^T(k)] \hat{p}_{ij}(k), \\ \quad k \in [k_{2t}, k_{2t+1}), j \in \mathcal{N}_i(k); \\ \hat{p}_{ij}(k+1) = \hat{p}_{ij}(k), t \in [k_{2t+1}, k_{2t+2}), \\ \quad j \notin \mathcal{N}_i(k); \\ \hat{p}_{ij}(k_{2t+2}) = \hat{p}_{ij}(k_{2t+1}) + s_i - s_j, k = k_{2t+2}, \\ \quad j \in \mathcal{N}_i(k); \\ z_i(k+1) = \\ -Tv_i(k) + z_i(k) + \sum_{j \in \mathcal{N}_i(k)} a_{ij}(k)[\hat{p}_{i0}^j(k) - z_i(k)]. \end{cases} \quad (11)$$

分析融合算法(11)的效果, 得到下面结论.

定理2 假设定理1中的条件已满足, 所有智能体一致联合可达于目标, 并且融合权重满足 $0 < \sum_{j \in \mathcal{N}_i(k)} a_{ij}(k) < 1$, 则融合算法(11)中每个智能体对目标相对位置的融合估计 z_i 渐近收敛到真实值 p_{i0} .

证明 对于系统中的所有对象 $i = 0, 1, \dots, N$, 定义融合估计误差为 $\tilde{z}_i = z_i - p_{i0}$. 由式(11)可以获得 $\tilde{z}_i(k)$ 的动态方程为

$$\tilde{z}_i(k+1) = \tilde{z}_i(k) + \sum_{j \in \mathcal{N}_i(k)} a_{ij}(k)[\tilde{z}_j(k) - \tilde{z}_i(k)] + u_i(k), \quad (12)$$

其中 $u_i(k) = \sum_{j \in \mathcal{N}_i(k)} a_{ij}(k)\tilde{p}_{ij}(k)$ 这一部分可当作输入信号. 将 $i = 0, 1, \dots, N$ 的所有方程聚合起来, 形成整个系统的误差方程, 有

$$\tilde{z}(k+1) = (\bar{L}(k) \otimes I_2) \tilde{z}(k) + u(k). \quad (13)$$

其中: $\tilde{z} = [\tilde{z}_0^T, \tilde{z}_1^T, \dots, \tilde{z}_N^T]^T$, $u = [u_0^T, u_1^T, \dots, u_N^T]^T$, $\bar{L}(k) = I - A(k)$, $\tilde{z}_0 = 0$, $u_0 = 0$.

如果方程(13)的解收敛到0, 则定理2得证. 为了分析方便, 先分析非扰动的方程

$$\tilde{z}(k+1) = (\bar{L}(k) \otimes I_2) \tilde{z}(k) \quad (14)$$

的稳定性, 即先考虑 $u(k) = 0$ 的情况.

容易验证 $\bar{L}(k)$ 属于随机矩阵, 因为矩阵 $A(k)$ 由融合权重 $a_{ij}(k)$ 组成, 且 $A(k)$ 的行和始终为0. $A(k)$ 的主对角元素是 $\sum_{j \in \mathcal{N}_i(k)} a_{ij}(k)$, 可知 $\bar{L}(k)$ 的对角元素均大于0. 根据条件所有智能体都一致联合可达于目

标,由文献[14]中的命题1可得到结论,当 $k \rightarrow \infty$ 时,方程(14)的解 $\tilde{z}(k)$ 的所有分量都趋向于一个共同值. 由于 $\tilde{z}(k)$ 中属于目标的分量满足 $\tilde{z}_0 \equiv \mathbf{0}$, 可以得出结论,当 $k \rightarrow \infty$, 对于所有的智能体 $i = 1, 2, \dots, N$, 都有 $\tilde{z}_i \rightarrow \mathbf{0}$. 这意味着系统(14)一致渐近稳定,即方程(14)的解可以表示为

$$\tilde{z}(k) = \Phi(k, k_0)\tilde{z}(k_0).$$

其中: $\|\Phi(k, k_0)\| \leq M\lambda^{k-k_0}, \forall k \geq k_0 > 0$ 为状态转移方程, $M > 0, 0 \leq \lambda < 1$. 为了论述方便,设 $k_0 = 0$. 整个误差系统(13)的解可以写为

$$\tilde{z}(k+1) = \Phi(k, 0)\tilde{z}(0) + \sum_{i=0}^k \Phi(k, i)u(i). \quad (15)$$

根据离散 Input-to-State Stability 的定义^[15], \mathcal{KL} 函数和 \mathcal{K} 函数分别为

$$\beta(r, k) = M\lambda^k r, \gamma(r) = \sum_{j=0}^{\infty} M\lambda^j r = \frac{M\lambda r}{1-\lambda}. \quad (16)$$

对于所有的 $k \geq 0$, 可得

$$\begin{aligned} \|\tilde{z}(k+1)\| &\leq \|\Phi(k, 0)\tilde{z}(0)\| + \left\| \sum_{i=0}^k \Phi(k, i)u(i) \right\| \leq \\ &\|\Phi(k, 0)\| \|\tilde{z}(0)\| + \sum_{i=0}^k \|\Phi(k, i)\| \|u(i)\| \leq \\ &M\lambda^k \|\tilde{z}(k_0)\| + \sup \|u(k)\| \sum_{i=0}^k M\lambda^{k-i} = \\ &M\lambda^k \|\tilde{z}(k_0)\| + \sup \|u(k)\| \sum_{i=0}^k M\lambda^i \leq \\ &M\lambda^k \|\tilde{z}(k_0)\| + \sup \|u(k)\| \sum_{i=0}^{\infty} M\lambda^i \leq \\ &M\lambda^k \|\tilde{z}(k_0)\| + \frac{M\lambda}{1-\lambda} \sup \|u(k)\| \leq \\ &\beta(\|\tilde{z}(0)\|, k) + \gamma(\sup \|u(k)\|). \end{aligned}$$

对于任意给定的 $\epsilon > 0$, 任选 $\mu > 0$ 使得 $\gamma(\mu) \leq \epsilon/2$. 由定理1可知 $\lim_{k \rightarrow \infty} u(k) = 0$, 根据极限定义, 存在一个 $k_1 > 0$, 使得对于任意的 $k \geq k_1$, 均有 $\|u(k)\| \leq \mu$. 由于 $\|\tilde{z}(k)\|$ 有上界, 不妨设 $\|\tilde{z}(k)\|$ 的上界为 ρ , 可得

$$\begin{aligned} \|\tilde{z}(k+1)\| &\leq \beta(\|\tilde{z}(k_1)\|, k-k_1) + \gamma(\mu) \leq \\ &\beta(\rho, k-k_1) + \epsilon/2, \end{aligned} \quad (17)$$

其中 $k \geq k_1$. 由 \mathcal{KL} 函数的定义, 当 $k \rightarrow \infty$ 时, $\beta(\rho, k-k_1) \rightarrow 0$, 存在一个 $k_2 > 0$, 使得对于任意的 $k \geq k_2$, 有 $\beta(\rho, k) \leq \epsilon/2$. 由式(17)可得 $\|\tilde{z}(k+1)\| < \epsilon$, 对于任意 $k > \kappa, \kappa = \max(k_1, k_2)$ 表示 k_1, k_2 中的最大值. 根据极限的定义, 这意味着 $\lim_{k \rightarrow \infty} \|\tilde{z}(k)\| = 0$. \square

注4 一般地, 在选择融合权重上, 设 $a_{ij}(k) = \frac{1}{|\mathcal{N}_i(k)|+1}$, 容易验证条件 $\sum_{j \in \mathcal{N}_i} a_{ij}(k) < 1$ 成立.

4 仿真结果

针对提出的多智能体目标定位算法, 采用 Matlab 2014b 进行仿真. 仿真中, 目标位置设为原点, 有5个移动智能体在区域为 25×35 的平面区域内进行运动. 每个智能体的运动速度为

$$\begin{aligned} v_1(k) &= \begin{bmatrix} -\frac{2.5}{3} \sin \frac{k}{3} \\ \frac{4}{3} \cos \frac{k}{3} \end{bmatrix}, \\ v_2(k) &= \begin{bmatrix} \cos \frac{k}{5} - \cos t \sin \frac{k}{5} \\ \sin \frac{k}{5} + \cos t \cos \frac{k}{5} \end{bmatrix}, \\ v_3(k) &= \begin{bmatrix} 1.1 \cos \frac{k}{6.5} - 1.1 \cos k \sin \frac{k}{6.5} \\ 1.1 \sin \frac{k}{6.5} + 1.1 \cos k \cos \frac{k}{6.5} \end{bmatrix}, \\ v_4(k) &= \begin{bmatrix} \frac{1}{3} \cos \left(-\frac{k^2}{4000} \right) \\ \frac{1}{3} \sin \left(-\frac{k^2}{4000} \right) \end{bmatrix}, \quad v_5(k) = \begin{bmatrix} -3 \sin \frac{k}{5.5} \\ \frac{5.5}{3} \cos \frac{k}{5.5} \end{bmatrix}. \end{aligned}$$

选择采样时间 $T = 0.02$ s, 并假设5个智能体的起始位置分别为 (2, 0)、(1, -5)、(3, -8)、(-10, 4)、(10, 0), 其运动轨迹如图4所示.

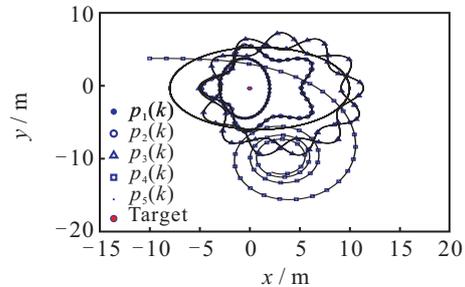


图4 5个智能体的运动轨迹以及目标所在位置

仿真中网络拓扑的变化如图1所示, 即5个智能体的测量和通信拓扑在 \mathcal{G}_1 与 \mathcal{G}_2 之间周期地切换. 容易验证对于所有智能体而言, 一致联合可达于目标的条件满足, 且智能体的运动满足持续激励条件. 令所有智能体的 $g_i = 1$, 结合采样之间可知条件(4)也成立.

所有智能体对目标位置的融合估计误差的模的变化如图5所示. 与理论结果相符, 当仿真到4000步时估计误差基本为0.

一般而言, 现实情况中无法避免测量噪声和通信噪声, 在仿真实验1的基础上, 仿真2对采样信号添加了测量噪声, 并且对智能体之间信息交换添加了通

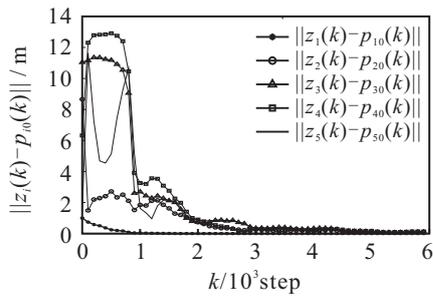


图5 所有智能体融合估计误差的模的变化

信噪声. 仿真中, 对所有智能体的角度测量信息 α_{ij} 添加均值为0、方差为0.04的高斯白噪声, 并对所有速度信息 v_i 添加均值为0、方差为 $\begin{bmatrix} 0.05 & 0 \\ 0 & 0.05 \end{bmatrix}$ 的高斯白噪声. 此外, 对所有传输信息都加上相应幅值的通信高斯白噪声. 融合估计误差的变化曲线如图6所示. 可以看出, 在有噪声的情况下, 融合估计误差最终依然保持一致有界.

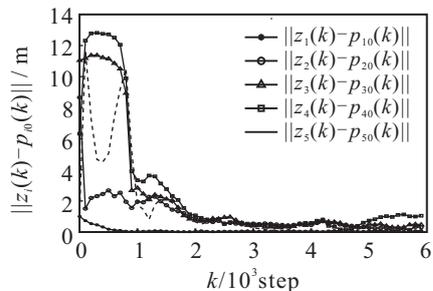


图6 存在噪声情况下融合估计误差的模的变化

5 结论

本文针对多智能体网络中的目标定位问题, 考虑了在网络拓扑变化的情况下, 多个移动智能体通过利用局部测量和通信协作进行分布式目标定位的问题. 首先针对成对智能体之间相互定位问题设计估计算法, 算法的优势在于仅单个智能体也能对静态目标进行位置估计. 当智能体之间的相对运动满足持续激励条件时, 估计误差能达到指数收敛. 由于网络拓扑的限制, 无法直接检测目标的智能体, 需要通过协作实现目标估计; 对于能直接定位目标的智能体而言, 融合估计也提高了算法鲁棒性. 所以, 当网络拓扑满足智能体一致联合可达于目标的条件时, 基于一致性的融合估计算法使得所有智能体均能准确估计目标相对位置. 仿真结果表明, 即使在存在噪声的情况下, 算法产生的估计误差依然能够保持一致有界.

参考文献(References)

[1] 刘韵婷, 张嗣瀛, 井元伟. 基于粒子群优化的无线传感器网络非视距节点定位算法[J]. 控制与决策, 2015, 30(6): 1106-1110.

(Liu Y T, Zhang S Y, Jing Y W. Non-line of sight node localization algorithm based on particle swarm optimization for wireless sensor networks[J]. Control and Decision, 2015, 30(6): 1106-1110.)

- [2] Khan U A, Kar S, Moura J M F. Distributed sensor localization in random environments using minimal number of anchor nodes[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2009, 57(5): 2000-2016.
- [3] Wymeersch H, Lien J, Win M Z. Cooperative localization in wireless networks[J]. Proc of the IEEE, 2009, 97(2): 427-450.
- [4] Diao Y, Fu M, Lin Z, et al. A sequential cluster-based approach to node localizability of sensor networks[J]. IEEE Trans on Control of Network Systems, 2015, 2(4): 358-369.
- [5] Zhong J, Lin Z, Chen Z, et al. Cooperative localization using angle-of-arrival information[C]. The 11th IEEE Int Conf on Control & Automation(ICCA). Taichung, 2014: 19-24.
- [6] Lin Z, Fu M, Diao Y. Distributed self localization for relative position sensing networks in 2D space[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2015, 63(14): 3751-3761.
- [7] Zhang X, Li S, Lin Z, et al. Range based target localization using a single mobile robot or multiple cooperative mobile robots[C]. The 10th IEEE Int Conf on Control and Automation(ICCA). Hangzhou, 2013: 117-122.
- [8] Dranka E, Coelho R F. Robust maximum likelihood acoustic energy based source localization in correlated noisy sensing environments[J]. IEEE J of Selected Topics in Signal Processing, 2015, 9(2): 259-267.
- [9] Huang B, Xie L, Yang Z. TDOA-based source localization with distance-dependent noises[J]. IEEE Trans on Wireless Communications, 2015, 14(1): 468-480.
- [10] Chai G, Lin Z, Fu M. Consensus-based cooperative source localization of multi-agent systems[C]. The 32nd Chinese Control Conf(CCC). Xi'an, 2013: 6809-6814.
- [11] Chai G, Lin C, Lin Z, et al. Consensus-based cooperative source localization of multi-agent systems with sampled range measurements[J]. Unmanned Systems, 2014, 2(3): 231-241.
- [12] 韩京清. 一类不确定对象的扩张状态观测器[J]. 控制与决策, 1995, 10(1): 85-88.
(Han J Q. The extended state observer of a class of uncertain systems[J]. Control and Decision, 1995, 10(1): 85-88.)
- [13] Ibrir S. Online exact differentiation and notion of asymptotic algebraic observers[J]. IEEE Trans on Automatic Control, 2003, 48(11): 2055-2060.
- [14] Moreau L. Stability of multiagent systems with time-dependent communication links[J]. IEEE Trans on Automatic Control, 2005, 50(2): 169-182.
- [15] Jiang Z, Wang Y. Input-to-state stability for discrete-time nonlinear systems[J]. Automatica, 2001, 37(6): 857-869.

(责任编辑: 郑晓蕾)