

角度传感器网络多目标定位的数据关联算法

李 猛¹, 王 智¹, 李元实¹, 鲍 明²

(1. 浙江大学工业控制技术国家重点实验室, 浙江杭州 310027; 2. 中国科学院声学研究所, 北京 100190)

摘 要: 在基于方向角等被动式的多目标监测中, 由于面临量测-目标匹配关系未知, 现有定位算法很难实时给出目标的精确位置, 尤其是在方向角量测误差存在的情况下. 针对不可靠角度量测传感器网络下的多目标定位问题, 分析和设计了无目标先验信息下的量测关联算法. 通过分析量测误差对关联算法的影响, 给出所得多目标定位来源于真实目标概率的理论推导以及相关门限选取方法, 并应用在此基础上设计算法, 给出最优的多目标位置组合. 该关联算法在引入各传感器量测信息的同时更新门限, 以此保证多重定位是真实目标定位的可靠性. 仿真结果表明, 所提出的数据关联算法于所示情形下均具有较好的性能, 在多目标定位中能捕获大部分目标, 且计算量较低.

关键词: 数据关联; 基于方向角的传感器网络; 多目标定位; 感知概率

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2014)10-1887-07

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.3969/j.issn.0372-2112.2014.10.003

Data Association in Multi-Target Localization Using Bearing-Only Sensor Networks

LI Meng¹, WANG Zhi¹, LI Yuan-shi¹, BAO Ming²

(1. State Key Laboratory of Industrial Control Technology, Zhejiang University, Hangzhou, Zhejiang 310027, China;

2. Institute of Acoustics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China)

Abstract: Multi-target bearing-only localization on sensor network suffers from unknown association between measurements and targets, making it difficult to achieve real-time localization, especially with the existence of bearing measurement errors. A data association method is designed for multi-target localization to deal with the unknown target initial states and complex measuring phenomena. Theoretical deduction of sensing probability and gate threshold selection is given on the basis of measurement error analysis. A data association method based on scalable gate threshold is proposed to estimate target when the measurement is importing to the data fusion center, ensuring the probability that intersection of bearing measurement is real target localization. Simulation results show that the proposed method works well under different settings and the required acceptable computation load.

Key words: data association; bearing-only sensor networks; multiple-target localization; sensing probability

1 引言

目标跟踪在军事和民用的许多领域中具有广泛应用. 基于雷达的跟踪系统有丰富的理论与技术研究基础, 在实践中取得了很大成功, 但受其主动式探测原理所限制, 自身位置容易被发现, 在某些特殊领域中难以满足需求. 近年来, 基于无线传感器网络的目标定位跟踪有了较大发展, 并以其分布式结构、被动式测量和自组织工作等优势, 受到了广泛关注, 为新型目标跟踪系统提供了思路. 已有不少学者将研究重点转向基于方向角的传感器网络目标跟踪领域, 并取得了一系列理论和实践成果^[1~4].

在目标定位跟踪领域中, 定位技术是跟踪技术的基

础, 能够为目标状态估计提供有效信息, 包括位置估计、速度估计等, 从而进一步为跟踪轨迹的形成提供必要信息. 基于传感器网络的目标定位研究非常广泛, 其中也包括仅基于方向角的目标定位研究. 目前的研究中于单目标定位问题, 又可分为两类: 一类是最大似然估计器^[5,6](ML Estimator)通过最大化似然函数得到目标位置的无偏估计, 因此可以认为是最优的目标位置估计. 但计算过程包含非线性优化环节, 算法复杂度极高. 另一类则提供了伪线性算法来解决该问题, 通过 Stansfield 估计器^[6]的加权线性最小二乘方法估计目标位置, 该方法已被证明在方向角测量误差很小的情况下性能接近最优估计. 其中的正交向量(Orthogonal Vectors, OV)估计器^[7]是目前最为常用的算法之一. 该方法巧妙地构造

伪线性方程,从而使得该问题能够利用线性最小二乘算法解决,大大减小算法复杂度.而当问题扩展到多目标场景时,量测-目标的匹配关系未知的问题,导致以上所述诸多算法并不能直接应用于多目标场景中,否则会导致如图 1 所示的“鬼点”.

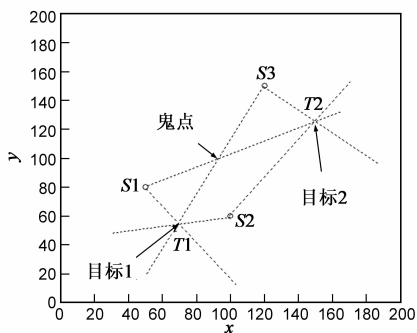


图1 基于方向角的多目标定位与鬼点

为了解决非对应量测的交点,即“鬼点”问题,需要利用数据关联技术对量测-目标进行匹配.基于方向角测量的数据关联技术文献[8]对该问题进行的理论分析指出:该问题是一类 NP 问题.通过数学理论的推导,可将关联问题转化为松弛问题和 S-D 维分配问题求解,来有效解决量测-目标匹配问题.但是该类数据关联技术均需要已知目标位置的先验信息,而定位过程中目标位置的先验信息难以获取,以上算法并不适用.也有少量工作建立在目标位置的先验信息未知的基础上[9~13].Bishop 等[9]分析了真实目标定位与虚假定位的区别,给出了多重定位(多个方向角射线经过的位置)来源于目标的概率估计,并指出当 N_T 个目标存在时,若有 $N_T + 1$ 个传感器则能保证完全剔除鬼点. Bishop 在此基础上设计了基于网格的多目标定位流程,通过交点的重数来剔除鬼点.但该方法仅适用于量测中不包含误差的情形.如果量测中存在误差,问题会变得十分复杂:多个来源于同一目标的方向角射线很可能并不交于一点而是在一个区域内多次相交,同时错误的量测导致错误的关联也会随之出现.文献[10]中提出了利用三层判决规则剔除鬼点的方法:即首先通过分析真实目标的量测几何特性,设计了两层门限规则,第三层规则根据各量测仅能来源于一个目标的假设,利用 0-1 整数规划选择最合适的定位作为目标位置的估计.该方法仅适用于三个传感器的场景,也存在出现错误定位的可能.文献[11]中应用一种多维指派算法解决数据关联问题.与聚类相关的数据关联方法[12,13]对测量误差并不敏感,若不基于去除鬼点的考虑,可以直接应用 k-means 等许多方法,但所得到的多目标定位效果并不十分理想.文献[12]中提到应用聚类的方法.该方法在 k-means 的基础上,通过迭代的方式引入传感器节点的量

测信息,应用最小二乘的方法,求取目标定位与聚类中心的距离.该方法在聚类相关算法中效果较佳,仿真一节中会将本文提出的方法与之进行对照.文献[13]中采用了穷举法,该方法在第二章节中也会简单介绍.穷举法枚举所有量测的组合方式,并利用 ML 估计器的目标位置到各传感器的方向角与实际测量值的差值构建代价函数,通过寻找代价函数最小化的量测组合,确定多目标定位的结果.该方法可以找到最优的定位结果,但是其计算量极其巨大,随着目标数和节点数的增大,呈指数型增长,难以保证实时性的要求.

本文考虑基于角度传感器网络多目标定位的数据关联所存在的量测与鬼点区分的问题,分析测量误差对关联算法的影响,给出所得多重定位来源于目标之概率的理论推导,并以此设计了无先验目标信息情况下的量测关联算法,获得最优的目标位置组合.本文的主要创新和贡献在于以下两点:①给出了存在测量误差下 n 重定位是真实目标定位的概率推导,为多目标定位算法的设计提供依据;②设计了多目标定位算法,在有限计算量下实现“鬼点”剔除.

2 问题描述

2.1 定位与数据关联模型

首先给出基于方向角的测量模型.假设 N_S 个传感器节点随机分布在监控区域内,各节点表示为 $S_i (1 \leq i \leq N_S)$;同时 N_T 个目标存在于该区域内,各目标表示为 $T_j (1 \leq j \leq N_T)$.应用 MUSIC 方法,对一组多目标的定位 $\mathbf{x}(t)$ 可以表示为:

$$\mathbf{x}(t) = \sum_{l=1}^{N_T} a(\theta_{i,l}) s_l(t) + \mathbf{n}(t) = \mathbf{A}(\Theta) \mathbf{s}(t) + \mathbf{n}(t) \quad (1)$$

这里的 $\mathbf{A}(\Theta)$:

$$\mathbf{A}(\Theta) = [\mathbf{a}(\theta_1), \dots, \mathbf{a}(\theta_{N_T})] \\ = \begin{bmatrix} a_1(\theta_{i,1}) & \cdots & a_1(\theta_{i,N_T}) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{N_S}(\theta_{i,1}) & \cdots & a_{N_S}(\theta_{i,N_T}) \end{bmatrix} \quad (2)$$

$\mathbf{n}(t)$ 为零均值的高斯白噪声, $\mathbf{s}(t)$ 是信号传递向量. $a_k(\theta_{i,j})$ 是传感器 S_i 对目标 T_j 的量测 $\theta_{i,j}$ 的函数.如果传感器阵列排布方式为间隔为 d 的均匀直线排布,考虑时延的情况下, $a_k(\theta_{i,j})$ 可以写成如下形式:

$$a_k(\theta_{i,j}) = e^{j\omega \frac{r}{c} k \cos(\theta_{i,j})} \quad (3)$$

其中 ω 表示对应信号的中心频率, c 表示信号的传播速度.如果每个传感器都按照同样的目标量测顺序来传递信号,即

$$\boldsymbol{\theta} = \begin{bmatrix} \theta_{1,1} & \cdots & \theta_{1,N_T} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \theta_{N_s,1} & \cdots & \theta_{N_s,N_T} \end{bmatrix} \quad (4)$$

若量测矩阵 $\boldsymbol{\theta}$ 中的 $\theta_{i,j}$ 都是传感器 S_i 对目标 T_j 的量测,那就不存在所谓的数据关联问题.而实际应用中,只能知道某一个量测来自哪一个传感器,而无法知道传感器的某一个量测对应于哪一个目标.例如,在图 1 所示的场景中,假定传感器的量测没有误差,可以应用 Bishop 的数据关联方法^[9],通过多重定位解决区分目标与鬼点的问题.在图 2 所示场景中,传感器量测存在误差的情况下,对同一个目标的量测并不一定相交于一点,因此需要重新分析如何应用多重定位解决目标与鬼点的区分问题.

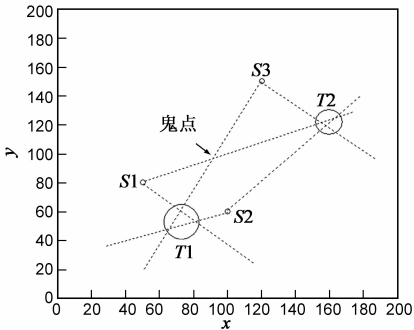


图2 存在量测误差情况下的多目标定位

2.2 基于穷举的关联方法

为了解决传感器量测存在误差情况下的多目标定位数据关联,我们考虑图 2 中的场景,节点 S_i 对目标 T_j 的方向角测量可表示为:

$$\theta_{i,j} = \arctan\left(\frac{P_{y,j}^T - P_{y,i}^S}{P_{x,j}^T - P_{x,i}^S}\right) + \eta_i \quad (5)$$

其中 $(P_{x,i}^S, P_{y,i}^S)$ 和 $(P_{x,j}^T, P_{y,j}^T)$ 是节点 S_i 和目标 T_j 的位置坐标. η_i 为节点 S_i 的测量误差,这里假设其满足高斯白噪声 $\eta_i \sim N(0, \sigma_i^2)$,且各节点的测量误差相互独立.

采用枚举的方法,需要列出所有可能的对多目标的关联组合.考虑总的关联数目:由于在某一组合中可能引入每个节点的任意一个量测或者不引入该节点任何量测,这里假设每个传感器都会给出相当于目标个数的量测.

考虑所有只含 k 个传感器量测(即其余 $N_s - k$ 个不提供量测)的关联数目 N_k^C ,每个传感器有 N_T 个量测,关联数为:

$$N_k^C = C_{N_s}^k \cdot N_T^k \quad (6)$$

所以总的关联数目可表示为:

$$N_{\text{Ass}}^C = \sum_{k=2}^{N_s} C_{N_s}^k \cdot N_T^k = \sum_{k=0}^{N_s} C_{N_s}^k \cdot N_T^k - (N_T + 1)$$

$$= (N_T + 1)^{N_s} - (N_T + 1) \quad (7)$$

如果认为每一组关联都给出一个目标的定位,则一共有 N_{Ass}^C 组目标的定位 $\hat{\boldsymbol{P}}^T$. $\hat{\boldsymbol{P}}^T$ 可以应用 ML 估计或者最小二乘的方法得到.而由于所有关联中包含了大量错误的关联,需要进一步进行区分,可定义代价函数,并求其最优解:

$$\min C(\hat{\boldsymbol{P}}^T) = \sum_{i=1}^{N_T} \sum_{i=1}^{N_s} |\theta_{i, \text{index}_i} - \angle(\hat{\boldsymbol{P}}_i^T - \boldsymbol{P}_i^S)| \quad (8)$$

其中, $\angle(\hat{\boldsymbol{P}}_i^T - \boldsymbol{P}_i^S)$ 表示节点 S_i 到 $\hat{\boldsymbol{P}}_i^T$ 的方向角, index_i 表为一组关联指示向量.通过寻找使得代价函数最小化的位置估计,即可得到最终的定位结果.显然,即使不考虑一组关联定位中 ML 算法或者加权的最小二乘算法的复杂度,该方法的时间复杂度也大致需要 $O(N_T^{N_s})$.可以看出对所有关联逐一进行运算的穷举法运算代价是非常大的.

2.3 感知概率

若要简化上述穷举法的计算量,为有效的多目标定位算法提供必要依据,首先要分析在量测存在误差的情况下,多重定位来自于真实目标的概率.在这里我们定义感知概率(sensing probability) $P_s(n)$ 表示 n 重定位是真实目标定位的概率.这里先给出零均值高斯白噪声下的感知概率公式:

$$P_s(n) = 1 - \frac{\left(\frac{2(N_T - 1)R_C}{2\pi}\right)^n}{\left(\Phi(R_C) + \frac{2(N_T - 1)R_C}{2\pi}\right)^n} \quad (9)$$

对该定义证明如下:对于任意目标 T_i ,定义传感器 S_i 对其的关联余差为:

$$R_{i,i} = \min_l \theta_{i,l} - \angle(\boldsymbol{P}_i^T - \boldsymbol{P}_i^S) \quad (10)$$

由于对应的方向角测量 $\theta_{i,l}(T_i)$ 满足式(1),有如下概率密度函数成立:

$$f(\theta_{i,l} | \boldsymbol{P}_i^T) = \frac{1}{(2\pi)^{1/2} \sigma_i} \exp\left\{-\frac{1}{2}(R_{i,i})^T \sigma_i^{-2}(R_{i,i})\right\} \quad (11)$$

若设定关联阈值 R_C ,当 $R_{i,i} \leq R_C$ 时,认为传感器 S_i 包含来源于目标 T_i 的量测;反之则认为不包含对应量测.那么,正确量测进入关联的概率可表示为:

$$P_{\text{in}}^r = \int_{R_{i,i} \leq R_C} f(\theta_{i,l} | \boldsymbol{P}_i^T) = \Phi(R_C) \quad (12)$$

考虑到其余目标位置与该目标相互独立,且其他量测可能是受到的随机杂波或背景噪声的干扰,我们假设错误量测在测量空间(方向上)满足均匀分布.那么,非对应量测进入关联的概率可表示为:

$$P_{\text{in}}^w = \frac{2(N_T - 1)R_C}{2\pi} \quad (13)$$

可得传感器包含进入关联的量测的概率为:

$$P_{in} = P_{in}^r + P_{in}^w = \Phi(R_C) + \frac{2(N_T - 1)R_C}{2\pi} \quad (14)$$

因此, $\frac{(P_{in}^w)^n}{(P_{in})^n}$ 即 n 重定位中的鬼点概率, 所以真实目标的概率:

$$P_s(n) = 1 - \frac{(P_{in}^w)^n}{(P_{in})^n} = 1 - \frac{\left(\frac{2(N_T - 1)R_C}{2\pi}\right)^n}{\left(\Phi(R_C) + \frac{2(N_T - 1)R_C}{2\pi}\right)^n} \quad (15)$$

引入感知概率的意义在于, 鬼点和目标同是多重定位, 并不能真正区分. 而感知概率可以估计一组多目标定位中, 真实目标所占的比率. 根据以上的理论推导, 可以看出: 当 n 不断增大时, n 重定位是真实目标定位的概率逐渐增大; n 足够大时, 可以很大的概率剔除鬼点.

2.4 关联门限的选取

关联门限的选取与式(9)得到的感知概率密切相关, 关系到最终定位的数量和准确程度. 由于每个二重以及多重定位都需要与其他的传感器量测进行余差的计算和比较, 因此这一节重新定义余差 $R_{i,i,j}$ 的计算:

$$R_{i,i,j} = |\theta_{i,j} - \angle(\mathbf{P}_i^{Loc} - \mathbf{P}_i^S)| \quad (16)$$

式(16)表示传感器 S_i 的第 j 个量测 $\theta_{i,j}$ 对 $\angle(\mathbf{P}_i^{Loc} - \mathbf{P}_i^S)$ 的余差. 同时定义余差的标准差为 $\sigma(R_{i,i,j})$.

假设 R_C 为 K 倍的 $\sigma(R_{i,i,j})$, 则:

$$R_C = K\sigma(R_{i,i,j}) = K\sqrt{\frac{\sigma(\mathbf{P}_i^{Loc})^2 + \sigma_i^2 \|\mathbf{P}_i^{Loc} - \mathbf{P}_i^S\|^2}{\|\mathbf{P}_i^{Loc} - \mathbf{P}_i^S\|^2}} \quad (17)$$

其中 $\sigma(\mathbf{P}_i^{Loc})$ 为 n 重定位交点的均方差, 可以通过求量

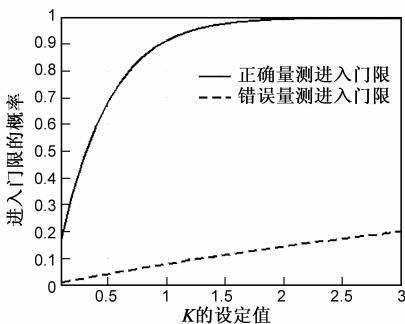


图3 正确和错误量测进入不同门限的概率

3 多目标数据关联算法设计

本节主要介绍根据第二节的理论推导所设计的多目标定位数据关联算法. 关联算法包括两个环节: 关联过程与关联组合选择过程. 算法流程如图5所示. 在数据关联过程中, 通过不断引入新的传感器量测, 构造多重定位. 通过式(11)可知, 得到的 n 重定位是目标的概

测交线的最小二乘的方法求得. 下面分别分析式中的变量 K 和 $\sigma(R_{i,i,j})$ 的选取:

①假定 $\sigma(R_{i,i,j})$ 不变, 式(17)中 K 的变化对错误量测和正确量测进入门限概率的影响如图3所示. 图3对不同高斯白噪声下的标准差 $\sigma_i = 0.01 \sim 0.5$, 步长 0.05, 进行 1000 次的仿真实验, 并求得均值. 可以看到, 错误量测进入门限的概率对 K 的取值不敏感. 因此完全可以预先设定 K 的值. 在更新门限的过程中只考虑余差的标准差 $\sigma(R_{i,i,j})$ 的更新, 以减少计算量, 增强算法的实时性.

②采用不同的门限 R_C 设置, 会导致 n 重定位出现频数的不同. $\sigma = 1^\circ$ 的条件下, 图4(a)中选取 $R_C = 0.01$ 和图4(b)中选取 $R_C = 0.2$ (纵坐标取 1000 次仿真实验的频数和, $N_T = 10, N_S = 10$), 图4表明了两种不同门限对数据关联的影响. 如果门限设置较小, 则低重数的定位, 如 2 重 3 重定位的数量就会较多, 会影响真实目标进入最终关联的概率(图4中 10 重定位数量依然较多是因为含有较多的 10 重定位鬼点与真实目标, 门限 $R_C = 0.01$ 相比于 $\sigma = 1^\circ$ 并不算苛刻, 是较好的门限设置); 反之, 如果门限设置过大, 则会出现高重数定位数量较多的情况, 虽然真实目标的进入关联的可能大大增加, 但鬼点数量会相应增多, 运算量也相应增大. 因此采用单一门限方法难以权衡门限的取值.

综上所述, 将变量 K 和 $\sigma(R_{i,i,j})$ 的选取分为离线设定和在线更新两个部分, 尽量减少运算量. 对变量 K 采用离线设定的方法; 对 $\sigma(R_{i,i,j})$ 采用变门限的方法, 根据式(17), 在新的传感器量测信息引入之后及时更新余差的标准差, 相比于单一门限的设定, 效果更好.

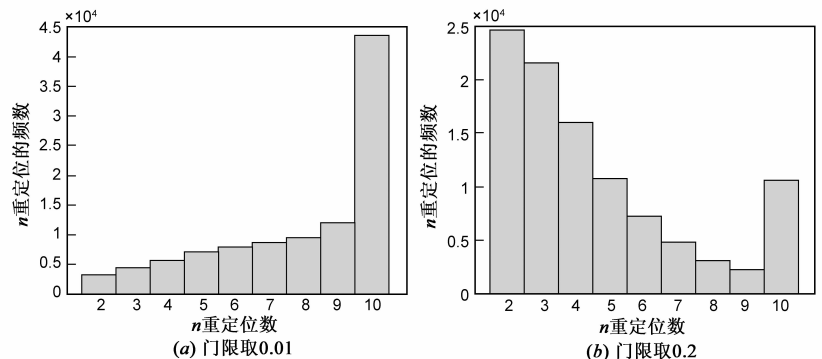


图4 不同门限设置下 n 重定位的频数

率为 $P_s(n)$. 随着新的传感器节点信息的引入, 对应的多重定位的数目也随之减小, 得到正确目标的概率 $P_s(n)$ 逐渐增大. 根据上一章节的分析, 我们设计了门限的选择方式, 随着传感器节点信息的引入, 门限是不断变化的.

第 n 个传感器节点信息的引入: 根据 $n - 1$ 重定位

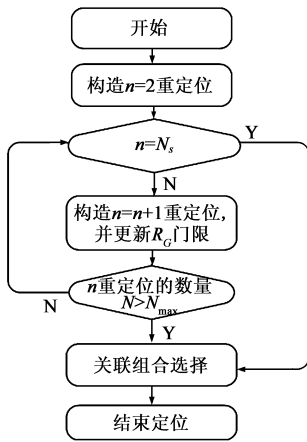


图5 多目标数据关联算法流程

$$其中\ indication_{t,i} = \begin{cases} 1, & \text{if } R_{t,i,j} \leq R_C \\ 0, & \text{else} \end{cases}$$

对所有传感器量测的余差进行门限的判断,若余差 $R_{t,i,j}$ 小于门限则将对应的元素 $index_{t,i}$ 置为标号 j , $indic_{t,i}$ 置为 1, 否则为 0. 对 0-1 矩阵 $indication$ 中的每个行向量求和即可得到对应于每个 P_t^{Loc} 的定位重数. 相应的指示矩阵 $index$ 中记录了进入门限的量测的标号, 便于在最后关联组合选择中进行查询. 同时, 根据新引入传感器的量测信息, 更新余差 $R_{t,i,j}$ 的标准差, 以便根据式(17)计算相应的 $R_C(n)$.

需要说明的是, n 重定位的数量 N 是可能大于目标数 N_T 的. 有些环境条件下, 感知概率不高, 而为了尽可能捕获所有的真实目标, 不可避免地要适当增大 n 重定位的数量. 当 n 重定位的数量达到预先设定的最大值 N_{max} 或者所有传感器节点的信息全部引入完毕时, 即得到了最终的关联组合. 确定了关联组合之后, 根据指示矩阵中所记录的信息, 对相应的一组数据关联进行最小二乘法或者 ML 估计, 即可得到最终的多目标定位.

的结果, 将第 n 个传感器中各量测 $\theta_{i,j}$ 与各定位 P_t^{Loc} 进行关联, 通过指示矩阵 $index$:

$$index = \begin{bmatrix} index_{1,1} & \cdots & index_{1,N_s} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ index_{N_c^2,1} & \cdots & index_{N_c^2,N_s} \end{bmatrix} \quad (18)$$

其中 $index_{t,i} = \begin{cases} j, & \text{if } R_{t,i,j} \leq R_C \\ 0, & \text{else} \end{cases}$, N_c^2 为所有 2 重量测之定位 P_t^{Loc} 的数量.

相应的, 引入 0-1 矩阵 $indication$:

$$indication = \begin{bmatrix} indic_{1,1} & \cdots & indic_{1,N_s} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ indic_{N_{As},1} & \cdots & indic_{N_{As},N_s} \end{bmatrix} \quad (19)$$

4 仿真

4.1 n 重定位区分效果分析

感知概率公式的正确性是本文所设计数据关联算法的基础. 为了证实这一点, 本文在不同条件下进行仿真实验, 在不同噪声、门限和目标数下对理论值和仿真数据对比. 仿真环境如图 6 所示, 每个环境下的数据都采用 1000 次仿真的平均结果.

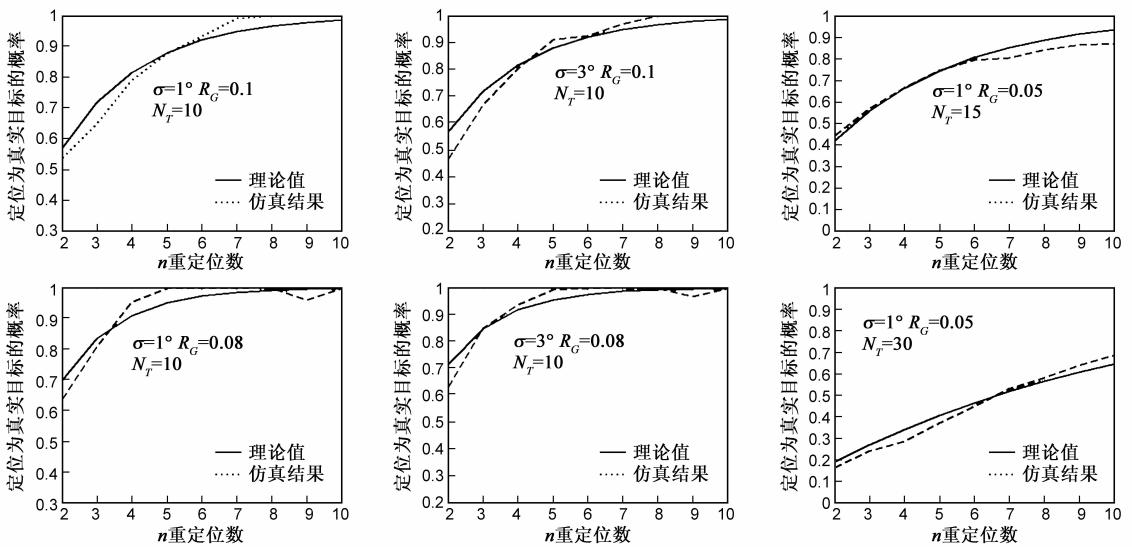


图6 不同条件下感知概率的理论值与仿真数据的比较

从图 6 可以看到, 本文推导出的感知概率的公式, 是较为准确和有效的, 基本上符合仿真得到的结果.

4.2 定位性能分析

我们和穷举法, 基于 Bishop 理论^[9]的单一门限方法

及聚类法^[12]进行比较. 仿真环境设置为: $\sigma = 1^\circ$, $R_C = 0.05$, $N_s = 10$. 在不同目标数的情况下, 各种算法定位与真实目标间的距离之和(即位置误差)如图 7 所示.

实际上, 本文提出的算法在寻找多目标时, 通常可

以得到多于 N_T 的“目标”数,包含了大量的真实目标和部分鬼点.因此,直接同其他方法比较相同的 N_T 数并不完全合适,但仍可看出方法的有效性.图 8 比较几种方法寻找真实目标概率的性能,由于基于聚类的方法找到的目标并不是真实的目标而是聚类的中心,因此在图中没有比较聚类的方法.仿真设置: $\sigma = 1^\circ$, $R_C = 0.05$, $N_T = 5$, $N_S = 5$.如图 8 所示,穷举法的效果最好,找到了所有 5 个目标,且没有漏检.但后文会看到其计算量太大,实时性不佳.而本文提到的方法,如仿真结果显示, $N_T = 5$ 的情况下,总共找到了 6 个目标,其中的 5 个都是真实目标.而基于单一门限方法, $N_T = 5$ 的情

况下,总共找到 3 个目标,其中的 3 个都是真实目标.

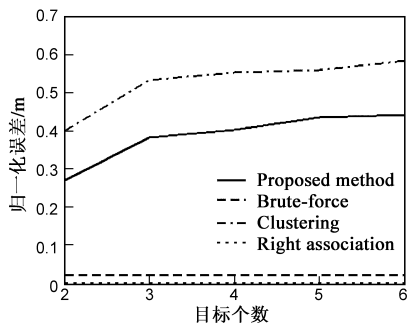


图7 定位误差的比较

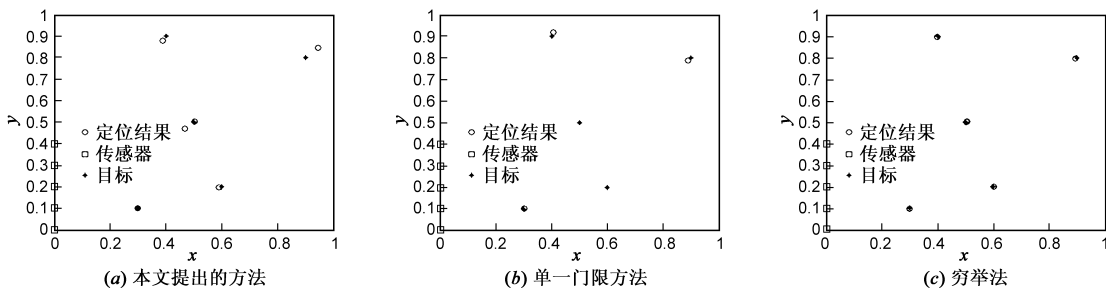


图8 定位性能的比较

4.3 运算量与航迹生成分析

在传感器数量 $N_S = 6$ 的情况下,对于不同数量的 $N_T = 5$,图 9 比较了穷举法,基于 k-means 的聚类算法和本文提到的算法的运算量.其他的仿真参数同 4.2 节相同.

由图 9 可知,本文提出的变门限的 n 重定位算法,在运算量上与单一门限方法相同,但大于聚类方法.在相同运算量的情况下,由于本文提出的方法可以找到相对更多的目标数(虽然包括鬼点),因此在寻找目标初始位置和航迹生成上,本方法具有速度上的优势.

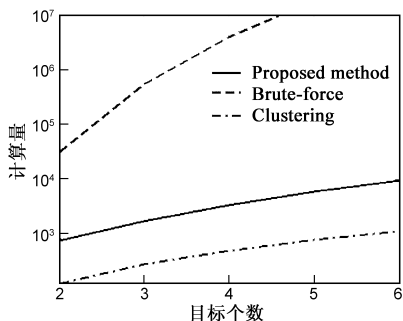


图9 运算量的比较

图 10 比较两种方法在航迹生成上的性能.仿真设置: $\sigma = 1^\circ$, $N_T = 5$, $N_S = 5$.如图 10(a)所示,在 100 次跟踪定位之后,本文提出的方法找到了全部的 5 条航迹,也同时找到一些错误的航迹.而单一门限方法,如图 10(b)所示,只跟踪到了下方的 2 条航迹.本文提出的方法由于定位结果中包含的鬼点,会同时生成错误的航迹,这在今后的工作中可以进一步分析其概率和解决方法.

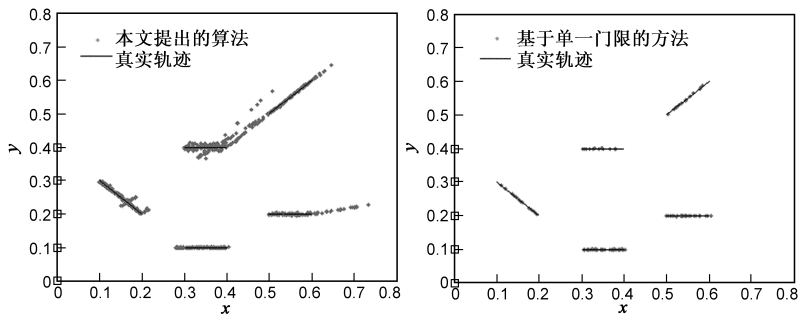


图10 航迹生成的比较

5 总结

本文提出了一种基于概率决策的纯方向角传感器网络的数据关联方法.该方法针对纯方向角传感器网

络目标定位跟踪中面临的目标初始位置未知的困难,提出了面向复杂测量环境的纯方向角的多目标概率定位算法,以概率的形式给出了多重定位中目标定位与虚假定位的关系.该思想的运用在基于纯方向角的多

目标定位领域尚属首次.同时结合多传感器目标概率算法的递推,通过连续周期的量测更为精确地进行多目标定位.仿真结果显示:实际仿真结果与理论计算推导出的结果比较相符;在寻找真实目标的数量上,本文提出的算法相比单一门限的方法具有优势,目标定位的精度则优于基于 k-means 的聚类方法,且运算量可以保证在一定程度下.

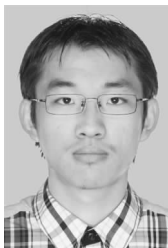
进一步的工作主要在于两方面:首先,由于本文提出的算法在寻找多目标定位时会定位到一定数量的鬼点,所以需要从概率上分析鬼点产生的虚假航迹对真实航迹生成的影响.且错误的航迹起始多发生于节点所在位置附近,也即鬼点密集的区域,如何有效的避免该错误的发生也是一大挑战.其次,分析漏检虚警以及非高斯噪声的情况下,对多重目标是真实目标概率的影响,会对该算法在现实中的应用更有帮助.

参考文献

- [1] Chen J C, Yip L, Elson J, et al. Coherent acoustic array processing and localization on wireless sensor networks[J]. Proceedings of the IEEE, 2003, 91(8): 1154 - 1162.
- [2] Wang H, Chen C E, Ali A, et al. Acoustic sensor networks for woodpecker localization[A]. Proceedings of SPIE International Society for Optics and Photonics[C]. Bellingham, WA: SPIE, 2005. 591009-1 - 591009-12.
- [3] 李元实,王智,鲍明,等.基于无线声阵列传感器网络的实时多目标跟踪平台设计及实验[J].仪器仪表学报,2012, 33(1): 146 - 154.
Yuanshi L, Zhi W, Ming B, et al. Design and experiment for real time multi-target tracking platform based on wireless acoustic array sensor networks[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2012, 33(1): 146 - 154. (in Chinese)
- [4] 文成林,吕冰,葛泉波.一种基于分步式滤波的数据融合算法[J].电子学报,2004,32(8): 1264 - 1267.
Chenglin W, Bing L, Quanbo G E. A data fusion algorithm based on filtering step by step[J]. Acta Electronica Sinica, 2004, 32(8): 1264 - 1267. (in Chinese)
- [5] WANG Z, LUO J A, ZHANG X P. A Novel Location-Penalized Maximum Likelihood Estimator for Bearing-Only Target Localization[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2012, 60(12): 6166 - 6181.
- [6] Liu Y, Hu Y H, Pan Q. Distributed, robust acoustic source localization in a wireless sensor network[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2012, 60(8): 4350 - 4359.
- [7] Doğancı K. Bearings-only target localization using total least squares[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2005, 53(15): 1695 - 1710.

- [8] Deb S, Yeddanapudi M, Pattipati K, et al. A generalized SD assignment algorithm for multisensor-multitarget state estimation[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1997, 33(2): 523 - 538.
- [9] Bishop A N, Pathirana P N. Localization of emitters via the intersection of bearing lines: A ghost elimination approach[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2007, 56(5): 3106 - 3110.
- [10] Williams P R, Heidary H A. Method of determining the position of multiple targets using bearing-only sensors[P]. US Patent 4806936, 1989 - 2 - 21.
- [11] 陈玲,李少洪,黎莉.三维空间被动传感器的快速数据关联算法研究[J].电子学报,2005,33(9): 1549 - 1552.
Chen L, Li S H, Li L. Fast data association algorithm for three-dimensional passive sensors[J]. Acta Electronica Sinica, 2005, 33(9): 1549 - 1552. (in Chinese)
- [12] Reed J D, da Silva C R C M, Buehrer R M. Multiple-source localization using line-of-bearing measurements: approaches to the data association problem[A]. Proceedings of IEEE Military Communications Conference[C]. Piscataway, NJ: IEEE, 2008. 1 - 7.
- [13] 欧阳成,姬红兵,田野.一种基于模糊聚类的 PHD 航迹维持算法[J].电子学报,2012,40(6): 1284 - 1288.
Ouyang C, Ji H B, Tian Y. Fuzzy clustering based algorithm for track continuity in PHD filter[J]. Acta Electronica Sinica, 2012, 40(6): 1284 - 1288. (in Chinese)

作者简介



李 猛 男,1989 年 2 月生于吉林长春.2012 年毕业于上海交通大学自动化系,现为浙江大学控制科学与工程系硕士研究生.主要研究方向为传感器网络定位追踪.
E-mail: limeng198921@mail.com



王 智(通信作者) 男,1969 年 8 月生于辽宁锦州,工学博士,浙江大学工业控制技术国家重点实验室副研究员、博士生导师.主要研究方向为压缩感知与协同信息处理、移动计算与参与式感知、多目标定位与追踪、无线传感器网络协议.
E-mail: wangzhi@iipc.zju.edu.cn