

传感器网络中基于灰色预测的目标跟踪算法*

李 连¹⁺, 蒋文涛², 张庆敏², 张恺翊²

¹(海军航空工程学院 控制工程系, 山东 烟台 264001)

²(海军装备研究院, 北京 102249)

GM(1,1) Based Target Tracking Algorithm in Wireless Sensor Networks

LI Lian¹⁺, JANG Wen-Tao², ZHANG Qing-Min², ZHANG Kai-Yi²

¹(Department of Control Engineering, Naval Aeronautical and Astronautical University, Yantai 264001, China)

²(Naval Academy of Armament, Beijing 102249, China)

+ Corresponding author: E-mail: lilian100@yeah.net

Li L, Jang WT, Zhang QM, Zhang KY. GM(1,1) based target tracking algorithm in wireless sensor networks.

Journal of Software, 2012, 23(Suppl. (1)): 149-158 (in Chinese). <http://www.jos.org.cn/1000-9825/12017.htm>

Abstract: To help resolve the deficiency of existing target tracking algorithm in sensor networks, a GM(1,1) based target tracking algorithm (GMTT) is proposed in this paper. GMTT treats the target tracking issue in sensor networks as a state prediction problem of inadequate-information system and applies the gray theory to deal with this issue. It makes use of the GM(1,1) model to predict the region where the target may arrive in the next moment, and forwards tracking messages to this predicted region to detect and track the target with dense nodes. Simulations demonstrate that GMTT processes good merits in tracking probability, tracking precision and tracking delay.

Key words: target tracking; state estimation; gray prediction; time sequence; message propagation

摘 要: 针对传感器网络中现有目标跟踪算法存在的不足, 研究利用灰色理论中的相关方法来解决传感器网络中的目标跟踪问题, 提出了一种基于灰色预测的目标跟踪算法 GMTT. 该算法将传感器网络中的目标跟踪作为一个贫信息系统的状态预测问题来处理, 首先利用 GM(1,1) 模型预测目标下一时刻将要经过的区域, 然后将跟踪信息定向传送到预测区域, 实现对目标的密集感知和跟踪. 仿真测试结果表明, GMTT 算法在跟踪概率、跟踪精度和跟踪延迟方面具有较好的性能.

关键词: 目标跟踪; 状态估计; 灰色预测; 时间序列; 信息传送

目标跟踪是传感器网络的一个重要应用领域, 例如战场态势感知、敏感场所的安全防入侵、野生动物保护和物流追踪等. 传统的目标跟踪已有多年的研究基础, 并形成了一系列成熟的跟踪算法^[1], 例如最近邻法(NN)、多假设法、概率数据关联(PDA)法、交互多模型(IMM)法和广义 S 维分配法等. 但这些跟踪算法主要是针对大型跟踪系统(雷达系统、红外成像系统)进行设计的, 难以直接应用于资源受限的传感器网络中.

传感器网络中单个节点的感知能力十分有限, 一般需要多个节点协同工作才能实现对目标的有效跟踪, 这就要求目标当前所在区域内有尽可能多的节点保持工作状态. 另一方面, 传感器网络中节点的能量储备十分有限, 应尽可能地使节点处于休眠状态, 以降低节点的能量开销. 一种可行的方法是轮换地将部分节点转入休眠或

* 基金项目: 国家自然科学基金(60773055); 国家高技术研究发展计划(863)(2008AA01Z133)

收稿时间: 2012-05-05; 定稿时间: 2012-08-17

工作状态,处于工作状态的节点负责对自己所在的区域进行监测;当某个工作节点发现目标或者预测到目标即将经过自己所在区域时,迅速激活邻近区域内的休眠节点,实现对目标的密集监测和跟踪.上述跟踪方法涉及到两个关键的机制,即目标位置预测机制和跟踪信息传送机制.目标位置预测是指根据前若干时刻得到的目标位置信息预测目标后续时刻的位置;跟踪信息传送是指以最小的通信开销将跟踪信息传送到预测区域,激活预测区域中的休眠节点,实现对目标的密集感知和跟踪.上述两个关键机制中,目标位置预测的作用尤为重要.一方面,预测结果的准确程度对跟踪精度和跟踪效率有很大影响;另一方面,只有准确预测到目标下一时刻的位置,才能避免激活不相关的休眠节点,保证跟踪过程的能量高效性.

移动目标的位置预测实际上就是一个动态系统的状态估计问题,虽然有多种滤波方法可以解决这一问题,但均存在一定的缺陷.Kalman 滤波^[2]是一种常用的状态估计方法,可以准确的预测匀速直线运动目标的位置和速度.然而传感器网络中目标的运动状态是不确定的,当目标作非线性运动时,Kalman 滤波并不适用.虽然扩展卡尔曼滤波 EKF(extension Kalman filter)^[3]可以解决非线性系统的状态估计问题,但是非线性因子的存在对滤波稳定性和状态估计精度都有很大的影响,其滤波效果并不理想.一些研究人员尝试利用粒子滤波算法来解决传感器网络中的目标跟踪问题,虽然能够达到较高的跟踪精度,但粒子滤波存在计算开销和存储开销过大的问题,并不适合资源受限的传感器网络.

针对上述问题,本文寻求利用灰色预测方法来解决传感器网络中的目标位置预测问题.灰色预测^[4,5]是处理不确定性问题的一种新方法,它以部分信息已知、部分信息未知的“贫信息”系统为预测对象,通过对已知信息的生成和开发,挖掘出系统的隐含信息,实现对系统状态演化的正确预测.在传感网络的目标跟踪过程中,目标前若干个时刻的位置信息是已知信息,而目标运动模型的具体参数,如速度、加速度、方向等是未知信息或者是时变的,因而可以作为一个部分信息已知、部分信息未知的“贫信息”系统,采用灰色预测方法来对其进行处理.

基于上述分析,本文设计了一种基于灰色预测的目标跟踪算法 GMTT(*GM(1,1) based target tracking algorithm*),其基本原理是将目标位置信息作为一个时间序列来处理,采用灰色预测模型 *GM(1,1)*来预测目标下一时刻的位置;当前监测区域内的传感器节点将预测结果发送到目标下一时刻可能经过的区域,激活该域内的节点,从而实现目标的高效跟踪.

1 相关工作

目标跟踪是传感器网络的一项重要功能,也是其走向实用化必须解决的关键问题之一.目前,研究人员对这一问题进行了深入的研究,并提出了一系列不同的跟踪算法,下面对一些有代表的工作进行介绍和分析.

传感器网络中目标跟踪过程通常是非线性和非高斯的,文献[6-8]利用粒子滤波在非线性非高斯状态估计方面的优势,提出了多种基于粒子滤波的传感器网络目标跟踪算法.文献[6]提出一种分布式的动态协同跟踪算法(Cluster),该算法采用高斯混合粒子滤波估计目标的状态,对线性高斯状态采用 Kalman 滤波来估计,对非线性连续状态用 EKF 滤波或 UKF 滤波来估计,对离散状态则用粒子滤波来估计,并通过动态分簇的方法实现了对机动目标的有效跟踪.算法的不足之处是对传感器节点的计算和存储能力要求较高,每个节点都需要存储和执行多种滤波器,尤其是粒子滤波采用了 1500 个粒子来跟踪目标,计算开销过大.文献[7]针对传感器网络中的多传感器融合目标跟踪问题,提出一种无迹混合集中式粒子滤波算法(UM-CPF).该算法是一种混合滤波算法,在使用集中式粒子滤波(CPF)对节点测量信息进行融合时,一部分粒子使用从无迹变换(UT)获得的高斯分布进行粒子传播,而剩余的另一部分粒子则简单地使用状态转移先验分布进行粒子传播,既提高了集中式粒子滤波算法的精度,又能确保算法的速率和稳定性.算法的不足之处是混合滤波算法的计算和存储开销较大,对节点的硬件要求较高.文献[8]对非理想信道环境下的传感器网络目标跟踪问题进行了研究,提出一种信道容错的粒子滤波跟踪算法.该算法的特点是传感器节点的观测数据被量化成二元信号并传送到融合中心,然后将信道衰落结合进跟踪算法,在已知信道衰落包络和信道统计分布下,分别设计了信道容错的粒子滤波算法.该算法提高了目标跟踪的精度,对非完美信道具有很好的鲁棒性.除了粒子滤波以外,一些研究人员还对其它滤波方法在传感器网络中的目标跟踪应用进行了深入研究.文献[9]针对二值传感器网络中的目标跟踪问题,提出了一种基于分簇

的变分滤波跟踪算法,该算法在滤波过程中利用可分离的分布模型来逼近目标的后验分布,在跟踪精度和跟踪开销方面具有较好的性能.文献[10]提出了一种极大似然估计和卡尔曼滤波相结合的目标跟踪算法,首先利用极大似然估计对目标进行预定位,消除非线性测量误差的影响,然后采用标准卡尔曼滤波来进行迭代跟踪,实验结果表明该算法获得了高于扩展卡尔曼滤波的跟踪精度.

针对传感器网络中目标跟踪的特性和需求,研究人员还提出了一些非滤波类型的目标跟踪算法.文献[11]对移动传感器网络中的目标跟踪问题进行了研究,提出一种基于邻近图理论的近似最优分布式引导跟随算法(distributed leader-follow,简称DLF),每个检测时刻离目标最近的节点作为根节点,收集其他节点的检测信息,并利用目标运动模型预测下一时刻目标可能在的区域,引导远处节点向该区域运动,在目标到达之前逐步覆盖该预测区域,实现对目标的连续跟踪.文献[12]提出了一种节点不可靠条件下的鲁棒跟踪模型,将目标跟踪问题转化为节点序列的最优匹配问题来解决,而不是分离的估计目标移动轨迹中的每一个位置,并设计了一种多维平滑方法来增强跟踪精度.文献[13]提出一种基于两阶段睡眠调度的目标跟踪协议(two-phase sleep scheduling based tracking protocol,简称TSSTP),该协议将目标跟踪过程分为两个阶段:在第1阶段,选择部分节点周期性处于工作和睡眠状态,同时使其它节点睡眠;在第2阶段,处于跟踪目标附近的节点被唤醒,开始收集跟踪目标的感知数据,实现对目标的密集跟踪.该算法可以有效减少参与跟踪的节点数量,具有较高的能量效率,缺点是采用马尔可夫模型来预测节点的工作状态,并根据经验值确定转移概率,难以适应目标运动特性的动态变化.文献[14]提出了一种距离加权的跟踪算法,各节点根据接收信号强度计算自己到目标的距离,并将该距离值发送到融合中心;融合中心以这些距离值的倒数为权值对目标位置进行估计.该算法的加权方法能够实时反映目标与测量节点之间的距离关系,但直接根据接收信号强度计算目标到节点之间的距离,在噪声环境下的精度难以得到保证.文献[15]提出了一种基于Voronoi图的目标跟踪算法,利用Voronoi图分界线的特征来增强目标的可检测性,并通过合作目标检测和毗邻Voronoi图合并两种机制实现了对移动目标的智能跟踪.

2 GMITT 算法设计

2.1 目标位置的预测机制

目标位置的预测机制分为3个主要步骤,即数据预处理、预测模型建立、预测模型的检验和修正.数据预处理是指对目标位置序列中的数据进行必要的变换和处理,使之符合灰色预测模型的基本要求;预测模型建立是指结合目标位置序列中的数据进行参数辨识,计算出预测模型中待定参数的值,从而得到预测模型的显示表达式;预测模型的检验和修正是指对预测模型进行必要的检验和修正,保证预测结果满足一定的精度要求.

2.1.1 数据预处理

设传感器网络分别在 t_1, t_2, \dots, t_n 时刻实现了对目标的定位,并得到目标的位置序列为 $(x(t_1), y(t_1)), (x(t_2), y(t_2)), \dots, (x(t_n), y(t_n))$.为方便进行处理,将目标的位置序列进行分解,分别从二维平面上的 x 方向和 y 方向对目标的位置序列进行考察,并记: $\tilde{X} = (x(t_1), x(t_2), \dots, x(t_n)), \tilde{Y} = (y(t_1), y(t_2), \dots, y(t_n))$.

传感器网络中节点对目标进行定位的时间往往是不确定的,故 \tilde{X} 和 \tilde{Y} 通常为非等时距的时间序列.鉴于灰色预测模型 $GM(1,1)$ 只适用于对等时距时间序列进行预测,因此需要将 \tilde{X} 和 \tilde{Y} 变换为等时距时间序列.这就需要构造一个等距变换算子 Ψ ,使得 $x(k_i) = \Psi x(t_i)$ ($i = 1, 2, \dots, n$),且满足 $k_1 = t_1, k_n = t_n$:

$$k_{i+1} - k_i = \frac{1}{n-1} \sum_{j=1}^{n-1} (t_{j+1} - t_j), (i = 1, 2, \dots, n-1),$$

由此得到的新序列 $X = \{x(k_1), x(k_2), \dots, x(k_n)\}$ 即为等时距时间序列.参照文献[5]中等时距变换算子的构造法则,本文构造的等时距变换算子 Ψ 的具体形式如下:

$$x(k_i) = \Psi x(t_i) = x(t_j) + \frac{[x(t_{j+1}) - x(t_j)](k_i - t_j)}{t_{j+1} - t_j} \quad (1)$$

其中, $t_j \leq k_i \leq t_{j+1}$ ($i = 1, 2, \dots, n$).等时距变换算子 Ψ 实质上是对原始序列进行插值处理,并选取等时距插值点构

成新序列,具体计算方法是:对给定的 $x(t_j)$ 进行 Ψ 变换时,首先计算出对应于 t_j 的 k_j ,然后找出满足 $t_j \leq k_j \leq t_{j+1}$ 的 t_j 和 t_{j+1} ,并将 $x(t_j)$ 和 $x(t_{j+1})$ 代入上式计算出 $x(k_j)$.分别对 $\tilde{X} = (x(t_1), x(t_2), \dots, x(t_n))$ 和 $\tilde{Y} = (y(t_1), y(t_2), \dots, y(t_n))$ 进行 Ψ 变换后,即可得到等时距时间序列:

$$X = \Psi \tilde{X} = \{x(k_1), x(k_2), \dots, x(k_n)\} \quad (2)$$

$$Y = \Psi \tilde{Y} = \{y(k_1), y(k_2), \dots, y(k_n)\} \quad (3)$$

2.1.2 预测模型的建立

灰色预测模型^[4]GM(1,1)的一般形式为 $\frac{dx^{(1)}}{dt} + ax^{(1)} = u$,对一个具体的时间序列进行预测时,首先要得到模型中参数 a 和 u 的值,具体的求解方法如下:

① 对初始序列 X 作一阶累加生成,得到一阶序列 $X^{(1)} = \{x^{(1)}(k_1), x^{(1)}(k_2), \dots, x^{(1)}(k_n)\}$,累加生成的具体公式是 $x^{(1)}(k_i) = \sum_{j=1}^i x(k_j)$ ($i = 1, 2, \dots, n$).

② 用一阶序列 $X^{(1)} = \{x^{(1)}(k_1), x^{(1)}(k_2), \dots, x^{(1)}(k_n)\}$ 中的数据元构成矩阵 B ,用初始序列 $X = \{x(k_1), x(k_2), \dots, x(k_n)\}$ 中的数据元构成矩阵 X_n :

$$B = \begin{bmatrix} -0.5(x^{(1)}(k_1) + x^{(1)}(k_2)) & 1 \\ -0.5(x^{(1)}(k_2) + x^{(1)}(k_3)) & 1 \\ \vdots & \vdots \\ -0.5(x^{(1)}(k_{n-1}) + x^{(1)}(k_n)) & 1 \end{bmatrix}, X_n = \begin{bmatrix} x(k_2) \\ x(k_3) \\ \vdots \\ x(k_n) \end{bmatrix}.$$

③ 采用最小二乘法计算预测模型中参数 a 和 u 的值,计算公式为 $\begin{bmatrix} a \\ u \end{bmatrix} = (B^T B)^{-1} B^T X_n$.

④ 将 a, u 的计算结果代入预测模型的通解 $x^{(1)}(k_{i+1}) = \left(x(k_1) - \frac{u}{a}\right) \cdot e^{-ai} + \frac{u}{a}$ 中,即得到预测模型的显示表达式.

⑤ 利用 $x^{(1)}(k_{i+1}) = \left(x(k_1) - \frac{u}{a}\right) \cdot e^{-ai} + \frac{u}{a}$ 计算一阶序列 $X^{(1)} = (x^{(1)}(k_1), x^{(1)}(k_2), \dots, x^{(1)}(k_n))$ 中各数值点的计算值 $\hat{x}^{(1)}(k_1), \hat{x}^{(1)}(k_2), \dots, \hat{x}^{(1)}(k_n)$ 以及在 k_{n+1} 时刻的预测值 $\hat{x}^{(1)}(k_{n+1})$.

⑥ 按公式 $\hat{x}(k_i) = \hat{x}^{(1)}(k_i) - \hat{x}^{(1)}(k_{i-1})$ 进行还原计算,得到初始序列 $X = \{x(k_1), x(k_2), \dots, x(k_n)\}$ 中各数值点的计算值 $\hat{x}(k_1), \hat{x}(k_2), \dots, \hat{x}(k_n)$ 以及 k_{n+1} 时刻的预测值 $\hat{x}(k_{n+1})$.

2.1.3 预测模型的检验和修正

由预测模型得到的计算值 $\hat{x}(k_i)$ ($i = 1, 2, \dots, n$) 和初始序列中的实际值 $x(k_i)$ ($i = 1, 2, \dots, n$) 之间通常会存在一定的误差,因此需要进行统计检验,判别误差是否在容许的范围之内.如果检验结果合格,则直接以 $\hat{x}(k_{n+1})$ 作为 k_{n+1} 时刻的最终预测结果;否则,需要对预测模型进行修正,利用修正后的模型重新进行预测计算.下面给出预测模型具体的检验和修正方法.

记 k_i 时刻初始序列 X 中的实际值 $x(k_i)$ 与预测模型的计算值 $\hat{x}(k_i)$ 的残差为 $q(k_i) = x(k_i) - \hat{x}(k_i)$;记初始序列 X 的平均值为 $\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x(k_i)$;记残差 $q(k_i)$ ($i = 1, 2, \dots, n$) 的平均值为 $\bar{q} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n q(k_i)$;记初始序列的方差为

$S_1^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x(k_i) - \bar{x})^2$;记残差方差为 $S_2^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (q(k_i) - \bar{q})^2$.检验预测模型精度的两个指标^[5]分别是方差比 C 和小

频误差 p ,其中 $C = \frac{S_2}{S_1}$, $p = P\{|q(k_i) - \bar{q}| < 0.6745S_1\}$. C 的值表征预测模型的计算值与实际值之差的离散程度,其值越小越好.而小频误差 p 表征残差与残差平均值之差小于给定值 $0.6745S_1$ 的概率,其值越大越好.当 $C \leq 0.35$ 和 $p \geq 0.95$ 时,表明预测模型的精度良好,可直接将预测值作为最终结果.否则,需要利用残差序列对模

型进行修正处理.

设残差为 $q(k_i) = x(k_i) - \hat{x}(k_i)$ ($i = 1, 2, \dots, n$), 其累加生成的 GM(1,1)模型为^[5]

$$q^{(1)}(k_{n+1}) = \left(q(k_1) - \frac{u_q}{a_q} \right) e^{-a_q k} + \frac{u_q}{a_q} \tag{4}$$

修正后的模型为 $\hat{x}^{(1)}(k_{n+1})$ 和 $q^{(1)}(k_{n+1})$ 之和, 即:

$$\hat{x}^{(1)}(k_{n+1}) = \left(x(k_1) - \frac{u}{a} \right) e^{-a k} + \frac{u}{a} + \left(q(k_1) - \frac{u_q}{a_q} \right) e^{-a_q k} + \frac{u_q}{a_q} \tag{5}$$

预测模型检验合格或者经过修正后, 即可用来对初始序列 X 在 k_{n+1} 时刻的值进行预测, 得到 $x(k_{n+1})$ 的值. 同理可得到 $y(k_{n+1})$, 由此得到目标在 k_{n+1} 时刻的预测位置 $(x(k_{n+1}), y(k_{n+1}))$.

2.2 跟踪信息的传送机制

利用灰色模型预测出目标下一个时刻的位置后, 当前跟踪区域内的节点需要将目标信息定向传送到目标下一时刻可能出现的区域, 以激活该区域内的休眠状态节点, 实现对目标的密集感知和跟踪. 为了节省能量, 跟踪信息的传送应受到适当控制, 避免激活不必要的休眠节点, 以达到较高的跟踪效率.

设 $o(k_n)$ 表示目标在 k_n 时刻的预测位置, $o(k_{n+1})$ 表示目标在 k_{n+1} 时刻的预测位置, 那么 k_n 时刻的跟踪区域是以 $o(k_n)$ 为中心, 以传感器节点的感知距离 r 为半径的圆域; k_{n+1} 时刻的跟踪区域则是以 $o(k_{n+1})$ 为中心, 以 r 为半径的圆域. 跟踪区域内的节点分为主跟踪节点和普通节点两类, 主跟踪节点是指离目标预测位置最近的节点, 担负各种计算和跟踪信息发布的功能; 普通节点是指主跟踪节点以外的其它节点. 两类节点的操作流程如下:

1) 主跟踪节点的操作

设当前时刻为 k_n , 主跟踪节点负责收集跟踪区域内各节点的测量信息, 并根据这些测量信息对目标进行协同定位; 然后采用灰色预测模型预测目标在 k_{n+1} 时刻的位置 $o(k_{n+1})$; 最后生成对应于该目标的跟踪信息, 并广播给邻近节点, 用于下一时刻的目标跟踪. 跟踪信息的格式如图 1 所示, 包括目标在前 n 个时刻的位置序列、目标在 k_{n+1} 时刻的预测位置、节点编号、目标编号以及跟踪信息的有效时间.

Sequence number (1 Byte)	Serial number of sending node (2Byte)	Serial number of Target (2Byte)	Position sequence of target (20 Byte)	Predicted position of target (4 Byte)	Expiration time of tracking message (4Byte)
-----------------------------	--	------------------------------------	--	--	--

Fig.1 Format of the tracking message

图 1 跟踪信息格式

2) 普通节点的操作

普通节点 s_i 接收到跟踪信息后, 按下面的步骤进行操作: ① 首先判断跟踪信息是否超时, 若超时则直接丢弃收到的信息; 若未超时则进行下一步的操作. ② 检查自己是否处于对应目标在下一时刻的跟踪域内, 即判断条件 $d(s_i, o(k_{n+1})) < r$ 是否满足, 若满足条件, 则该节点激活其邻居节点中处于跟踪区域内的休眠节点, 进入跟踪状态; 若不满足该条件, 则进入下一步的操作. ③ 判断条件 $d(s_i, o(k_{n+1})) < d(s_j, o(k_{n+1}))$ 是否满足, 其中 s_j 是 s_i 收到信息的来源节点, 若满足该条件, 则节点 s_i 将自己的节点编号写入跟踪信息中, 并进行转发; 若不满足该条件, 则节点停止操作. ④ 节点进入跟踪状态后, 以一定的采样间隔检测目标是否出现, 若检测到目标, 则将测量信息发送给主跟踪节点; 若等待一定时间后仍未检测到目标, 则按预先设定的休眠调度策略来控制自己的状态. 图 2 给出了普通节点的操作流程.

需要说明的是, 灰色预测只能在已得到若干个时刻的目标位置序列后才能进行, 因此在初始跟踪阶段, 节点先采用普通跟踪方式来跟踪目标, 当获得若干个时刻的目标位置序列后再采用 GMTT 算法来跟踪目标.

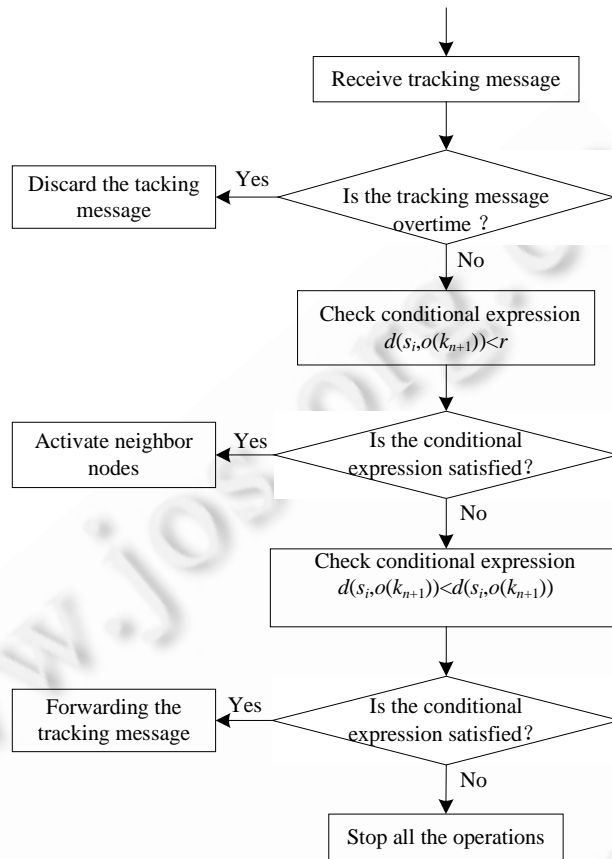


Fig.2 Operation procedure of common nodes

图2 普通节点的操作流程

3 性能测试

本文在 OMNet++4.1 仿真平台上对 GMTT 算法的性能进行测试.仿真测试的场景设置如下:1) 传感器节点随机均匀地分布在面积为 $500\text{m}\times 500\text{m}$ 的监测区域内,各节点的位置已知,且时间保持同步;2) 节点随机均匀部署在监测区域内,感知距离 $r=40\text{m}$,通信半径 $R=80\text{m}$,数量为 200~400;3) 目标在监测区域内按照 RWP(Random Waypoint)模型^[16]运动,限定最大运动速度 $V_{\max}\leq 8\text{m/s}$,节点的休眠调度采用 RIS(random independent sleeping)算法^[17]来实现;4) 为节省能量,网络只在规定的时刻上报跟踪结果,间隔时间为 10s.根据算法设计背景的相似性和网络模型的可比性,实验分别选取了滤波跟踪算法和非滤波跟踪算法中的 Cluster 算法^[6]和 TSSTP 算法^[13]来进行对比实验,跟踪性能由跟踪概率、跟踪误差、跟踪延迟和跟踪开销四个指标来衡量.跟踪概率是指网络成功跟踪到目标的次数所占的比率;跟踪误差是指网络上报的目标位置与目标实际位置的距离值;跟踪延迟是指网络上报跟踪结果的时刻与规定时刻的时间差;跟踪开销由前 20 步跟踪过程中的无效跟踪节点(即与目标实际位置的距离大于感知半径 r 的节点)数量来衡量.

图 3 是 3 种算法在不同节点密度下的跟踪概率测试结果.从图中可以看出,在网络中节点密度较低时,GMTT 算法和 Cluster 算法的跟踪概率明显高于 TSSTP 算法;而在网络中节点密度较高时,3 种算法的跟踪概率都接近于 1.这是由于 GMTT 算法采用的灰色预测方法和 Cluster 算法采用混合滤波方法能够准确地预测到目标的位置,提前激活目标所在区域内的休眠节点,实现了对目标的有效跟踪;TSSTP 算法采用马尔可夫模型来

预测跟踪节点,但根据经验值设定的转移概率主观性较大,预测结果的准确性难以保证,因而在网络节点密度较低时容易出现目标丢失的情况.

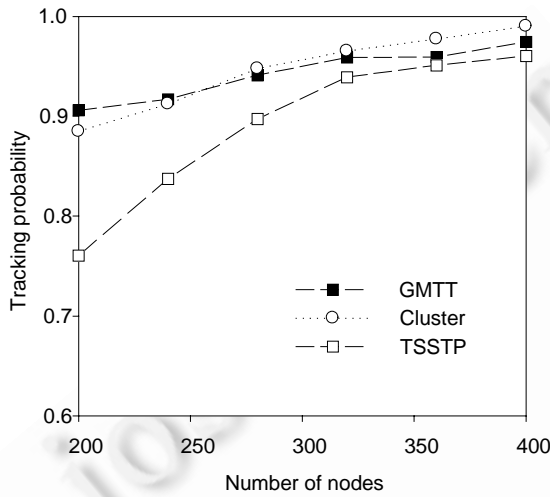


Fig.3 Comparison of tracking probability

图 3 跟踪概率比较

图 4 给出了节点数量为 300 时,3 种算法在前 20 步跟踪过程中的跟踪误差.从图 4 中可以看出,Cluster 算法的跟踪精度最高,误差在 2m 上下波动;GMTT 算法的初始跟踪误差较大,但进入稳定状态后跟踪误差降低至 2.5m 左右;TSSTP 算法的跟踪误差总体上高于前两种算法,跟踪误差在 4m 上下波动.出现上述结果的原因是:Cluster 算法采用混合高斯滤波来对目标进行跟踪,利用了粒子滤波在非线性状态估计方面的优势,因而跟踪精度较高;GMTT 算法采用的灰色预测方法是以目标前若干个时刻的位置信息为基础进行预测的,初始时刻数据点较少,因而预测误差较大,进入稳定状态后预测精度逐步提高,跟踪误差也随之下降;TSSTP 算法采用马尔可夫模型来预测下一时刻的跟踪节点,预测得到的跟踪节点容易偏离目标真实位置,因节点获得的测量信息不足而导致跟踪误差较大.

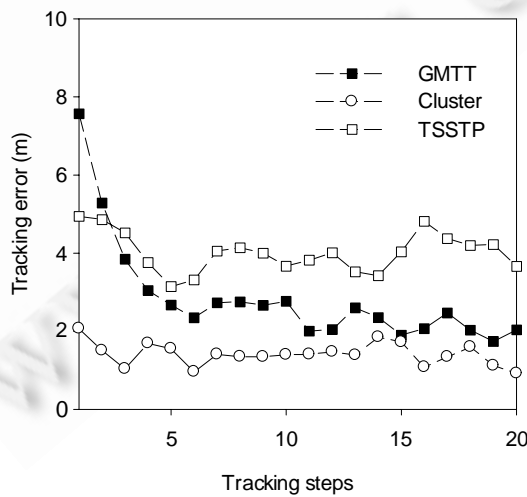


Fig.4 Comparison of tracking error

图 4 跟踪误差比较

图5是3种算法在前20步跟踪过程中的跟踪延迟测试结果,从图中可以看出 TSSTP 算法的跟踪延迟最小,在 20ms~60ms 之间波动;GMTT 算法的跟踪延迟稍高于 TSSTP 算法,在 40ms~90ms 上下波动;Cluster 算法的跟踪延迟明显高于前两种算法,在 200ms~300ms 之间波动.上述测试结果很容易从3种算法的计算复杂度上得到解释:TSSTP 算法采用马尔可夫链来预测下一时刻的跟踪节点,GMTT 算法采用灰色预测模型来预测目标下一时刻的位置,两种算法的计算复杂度相对较低,因而跟踪过程能在较短的时间内完成;Cluster 算法采用混合滤波来预测目标的运动状态,大量粒子点的迭代运算需要耗费较长的时间,因此跟踪延迟较大.

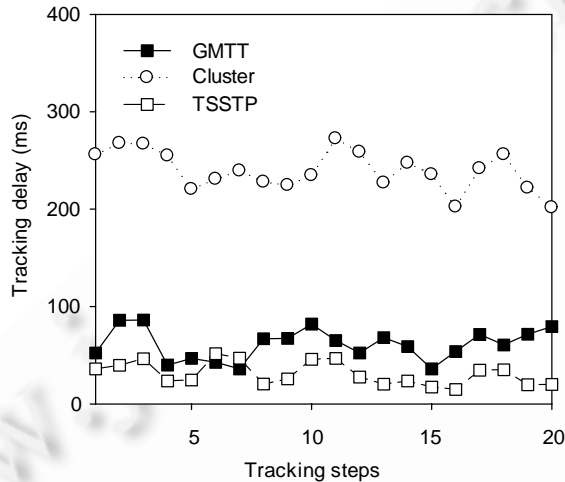


Fig.5 Comparison of tracking delay

图5 跟踪延迟比较

目标跟踪过程中,由于预测误差的影响,部分被激活的节点与目标真实位置的距离会大于节点的感知半径 r ,本文称为无效跟踪节点.由于无效跟踪节点无法提供有用的测量信息,因此跟踪过程中无效跟踪节点的数量越少,网络的能量利用效率就越高.图6给出3种跟踪算法在前20步跟踪过程中无效跟踪节点的数量统计结果,可以看出3种算法的无效跟踪节点都随节点部署密度增大而增加,但 GMTT 算法和 Cluster 算法中的无效跟踪节点数量明显少于 TSSTP 算法.这是因为 GMTT 算法和 Cluster 算法能够相对准确的预测到目标下一时刻的位置,激活节点的针对性较强,而 TSSTP 算法因预测精度难以保证,导致较多非必要的休眠节点被激活,在节点部署密度较大时该问题尤其严重.上述测试结果表明跟踪算法的预测精度对网络的能量利用效率有较大影响.

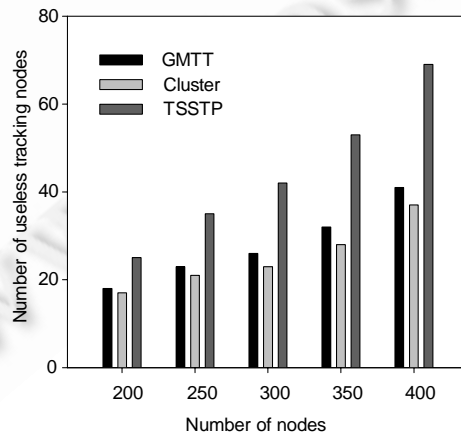


Fig.6 Comparison of tracking overhead

图6 跟踪开销比较

4 结 论

传感器网络中的目标跟踪问题是其在实际应用中经常面临的一个关键问题,现有的目标跟踪算法尚未在跟踪精度和跟踪开销之间实现合理的平衡,在实际应用中存在一定的局限性.本文提出了一种基于灰色预测的目标跟踪算法 GMTT,首先利用灰色预测模型对目标的位置进行预测,然后采用一种受限扩散的方式将当前区域的跟踪信息传送到目标下一时刻所作的区域,提前激活该区域内的休眠节点,实现了对目标的高效跟踪.与其他算法相比,GMTT 算法具有复杂度低和跟踪性能好的优点.

References:

- [1] He Y, Wang GH, Lu DJ, Peng YL. Multi-Sensor Information Fusion and Application. 2nd ed., Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2007 (in Chinese).
- [2] Simon D. Kalman filtering with state constraints: A survey of linear and nonlinear algorithms. IET Control Theory & Application, 2010,4(8):1303–1318.
- [3] Julier SJ, Uhlmann JK. A new extension of the Kalman filter to nonlinear systems. In: Proc. of the 11th Int'l Sym. on Aerospace/Defense Sensing, Simulation and Control. Orlando: SPIE Press, 1997. 182–193.
- [4] Deng JL. Grey Prediction and Decision. Wuhan: Press of Huazhong University of Science and Technology, 2002. 45–110 (in Chinese).
- [5] Liu SF, Dang YG, Fang ZG. Grey System Theory and Application. 3rd ed., Beijing: Science Press, 2004. 150–195 (in Chinese).
- [6] Yang XJ, Xing KY, Shi KL, Pan Q. Dynamic collaborative algorithm for maneuvering target tracking in sensor networks. Acta Automatica Sinica, 2007,33(10):1029–1035 (in Chinese with English abstract).
- [7] Li FY, Liu GX, Sun QF. A fusion-tracking scheme in wireless sensor networks based on mixed filtering. Acta Aeronautica ET Astronautica Sinica, 2010,31(9):1849–1857 (in Chinese with English abstract).
- [8] Yang XJ, Xing KY. Channel fault tolerant target tracking in multi-hop wireless sensor networks based on particle filtering. Acta Automatica Sinica, 2011,37(4):440–448 (in Chinese with English abstract).
- [9] Teng J, Snouss H, Richard C. Decentralized variational filtering for target tracking in binary sensor networks. IEEE Trans. on Mobile Computing, 2010,9(10):1465–1477.
- [10] Wang XB, Fu MY, Zhang HS. Target tracking in wireless sensor networks based on the combination of KF and MLE using distance measurements. IEEE Trans. on Mobile Computing, 2012,11(4):567–576.
- [11] Li YY, Zhang HY, Liu YH. Energy saving target tracking using mobile sensor networks. Acta Automatica Sinica, 2007,33(11):1156–1162 (in Chinese with English abstract).
- [12] Zhong ZG, Zhu T, Wang D, He T. Tracking with unreliable node sequences. In: Proc. of the INFOCOM 2009. 2009. 1215–1223.
- [13] Ren QQ, Li JZ, Gao H, Cheng SY. A two-phase sleep scheduling based protocol for target tracking in sensor networks. Chinese Journal of Computers, 2009,32(10):1971–1979 (in Chinese with English abstract).
- [14] Sun XY, Li JD, Chen YH. The study on weighted target tracking algorithm for binary sensor networks. Journal of Electronics & Information Technology, 2010,32(9):2052–2057 (in Chinese with English abstract).
- [15] Chen JH, Salim MB, Matsumoto M. A single mobile target tracking in Voronoi-based clustered wireless sensor network. Journal of Information Processing Systems, 2011,7(1):17–28.
- [16] Bettstetter C, Resta G, Santi P. The node distribution of the random waypoint mobility model for wireless ad hoc networks. IEEE Trans. on Mobile Computing, 2003,2(3):257–269.
- [17] Kumar S, Lai TH, Balogh J. On K -coverage in a mostly sleeping sensor networks. In: Proc. of the 10th Annual Int'l Conf. on Mobile Computing and Networking (MobiCom 2004). New York: ACM Press, 2004. 144–158.

附中文参考文献:

- [1] 何友,王国宏,陆大金,彭应宁.多传感器信息融合及应用.第2版,北京:电子工业出版社,2007.
- [4] 邓聚龙.灰预测与灰决策.武汉:华中科技大学出版社,2002.45–106.
- [5] 刘思峰,党耀国,方志耕.灰色系统理论及其应用.第3版,北京:科学出版社,2004.150–195.

- [6] 杨小军,邢科义,施坤林,潘泉.传感器网络下机动目标动态协同跟踪算法.自动化学报,2007,33(10):1029-1035.
- [7] 李峰荣,刘贵喜,孙庆方.基于混合滤波的无线传感器网络融合跟踪方法.航空学报,2010,31(9):1849-1857.
- [8] 杨小军,邢科义.无线多跳传感器网络下基于粒子滤波的信道容错的目标跟踪方法.自动化学报,2011,37(4):440-448.
- [11] 李莹莹,张衡阳,刘云辉.基于移动传感器网络的节能目标跟踪.自动化学报,2007,33(11):1156-1162.
- [13] 任倩倩,李建中,高宏,程思瑶.传感器网络中一种基于两阶段睡眠调度的目标跟踪协议.计算机学报,2009,32(10):1971-1979.
- [14] 孙晓艳,李建东,陈彦辉,张文柱,姚俊良.二进制传感器网络加权目标跟踪算法研究.电子与信息学报,2010,32(9):2052-2057.



李连(1965—),男,山东淄博人,博士,教授,主要研究领域为计算机网络技术,无线传感器网络技术,信息系统技术.



张庆敏(1972—),男,助理研究员,主要研究领域为计算机网络,无线网络.



蒋文涛(1982—),男,博士,助理研究员,主要研究领域为无线网络,自组织网络,多传感器信息融合.



张恺翊(1981—),男,助理研究员,主要研究领域为无线网络,自组织网络.