

卡尔曼滤波在无线传感器网络节点定位中的应用^①万江文^② 吴佳灵 冯仁剑

(北京航空航天大学仪器科学与光电工程学院 北京 100191)

摘 要 为了减小无线传感器网络节点定位中节点测距误差和定位算法自身引入误差的积累对定位精度的影响,建立了适用于无线传感器网络的卡尔曼滤波模型。采用渐消自适应卡尔曼滤波对基于距离的初始定位算法进行求精,通过一跳节点间的相互制约,在全局范围对未知节点进行定位;基于卡尔曼滤波模型,对无线传感器网络的分布式算法和集中式算法的计算量进行了研究,得出计算量与节点数目的关系。研究结果表明,卡尔曼滤波能够有效提高节点的定位精度,尤其适用于网络节点密度小、信标节点比例低的情况。

关键词 无线传感器网络, 定位算法, 卡尔曼滤波, 自适应算法

0 引 言

研究无线传感器网络节点定位时需考虑以下情况:节点定位的准确性直接关系到传感器网络采集数据的有效性;无线传感器网络组网时的节点密度和信标节点数目决定着网络成本;定位算法的计算量影响着通信开销,而通信能耗是传感器网络的主要能耗。目前大多数定位算法都在能耗、成本和定位精度上作折中考虑。如何在节点密度小、信标节点比例低的情况下使用计算量小的算法以提高节点定位精度,是研究的热点之一。根据定位过程中是否需要测量节点之间的距离(节点测距),定位算法可以分为基于距离的(range-based)定位算法和与距离无关的(range-free)定位算法^[1]。为了得到较高的定位精度,通常需要在初始定位算法的基础上进行迭代求精。目前已有一些迭代定位求精算法,例如加州大学伯克利分校的 Savarese 等人提出的两种循环求精定位算法——Cooperative ranging^[2]和 two-phase positioning^[3],加州大学洛杉矶分校的 Savvides 等人在 AHLoS 算法基础上提出的 n-hop multilateration primitive^[4]定位求精算法,加州大学洛杉矶分校的 Meguerdichian 等人提出的 generic localized algorithms^[5]等。目前各种求精算法在初始阶段着重于获得节点位置的粗略估算,并在求精阶段根据用户自己的需要设定精度门限进行循环求精,也可根据应用需要,将整个求精阶段作为一个可选阶段。这

些算法不仅提高了定位精度,还给予用户更大的选择余地,正成为一个新的类别。

求精过程中,节点测距误差和算法自身引入误差的积累是影响精度的主要因素,为减小其对定位精度的影响,可以将卡尔曼滤波^[6]理论应用于基于距离的定位算法的求精过程。卡尔曼滤波在数学上是一种统计估算方法,它通过处理一系列带有误差的实际量测数据而得到物理参数的最佳估算,它根据前一个估计值和最近一个观测值来估计信号的当前值,不需要全部的观测值。为此,本文建立了适用于基于距离的定位算法求精过程的卡尔曼滤波模型,对初始位置估计进行求精,并通过对分布式算法和集中式算法的讨论得出减小计算量的方法。

1 卡尔曼滤波

1.1 常规卡尔曼滤波

由如下线性离散系统可引出卡尔曼滤波过程:

$$\text{状态方程: } x_k = Ax_{k-1} + Bu_{k-1} + w_{k-1} \quad (1)$$

$$\text{量测方程: } z_k = Hx_k + v_k \quad (2)$$

协方差卡尔曼滤波过程可以表示为图 1。式(1)、(2)和图 1 中各个量的含义和矩阵的大小如表 1 所示。其中 w_k 和 v_k 是互不相关的零均值的高斯白噪声,方差矩阵分别为 Q_k 和 R_k 。

扩展卡尔曼滤波(extended Kalman filter, EKF)是卡尔曼滤波中应用最广泛的非线性系统滤波方法。它与线性卡尔曼滤波类似,但是,滤波公式(1)和(2)

① 863 计划(2006AA01Z222)、国家自然科学基金(60873240)和北京市教育委员会共建项目专项资助。

② 男,1963 年生,博士,教授,博士生导师;研究方向:传感器网络与仪器;通讯作者, E-mail: jwwan@buaa.edu.cn
(收稿日期:2007-12-11)

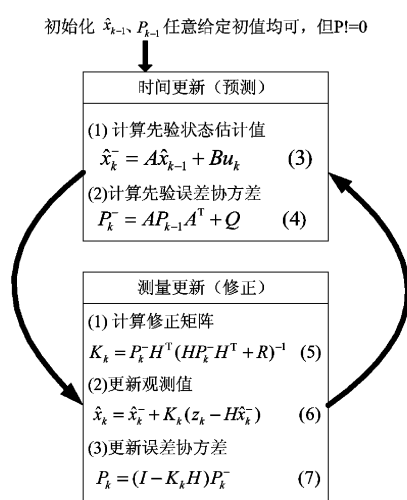


图 1 卡尔曼滤波过程

表 1 系统中各个量的含义和矩阵大小

变量符号	名称	矩阵大小
x_k	系统状态	$n \times 1$
A	状态矩阵	$n \times n$
$B \times u_k$	状态的控制量	$n \times 1$
w_k	过程噪声	$n \times 1$
Z_k	观测值	$m \times 1$
H	观测矩阵	$m \times n$
v_k	测量噪声	$m \times 1$
P_k	均方误差矩阵	$n \times n$
K_k	修正矩阵	$n \times m$
I	单位矩阵	可变

中的状态矩阵 A 和观测矩阵 H 要以在线方式由非线性函数的偏导计算得到,不能像线性滤波那样事先离线计算出增益。理论分析和实际应用均证明上述滤波公式在数值上是不稳定的,其原因是由于计算机有限字长的限制,计算中舍入误差和截断误差的积累和传递使协方差阵 P_k 失去对称正定性。本文将通过渐消卡尔曼滤波来抑制这种不稳定。

1.2 渐消自适应卡尔曼滤波

引入带自适应遗忘因子(渐消因子)的卡尔曼滤波算法^[7],用遗忘因子限制卡尔曼滤波器的记忆长度。卡尔曼滤波是高斯过程最优滤波的一种有效算法。当对象模型足够准确时,性能较好;但当模型存在误差或计算中舍入误差和截断误差的积累过多时,这种增长记忆滤波使“过老”的测量数据对现时的状态估计产生不良影响,甚至可能发散。

自适应遗忘因子(用 λ_k 表示)是在计算先验误差协方差中引入的,其它公式都与常规卡尔曼滤波(图 1)相同。加入 λ_k 后得到式

$$P_k^- = \lambda_k A P_{k-1} A^T + Q \quad (8)$$

文献[7]给出了确定最佳遗忘因子 λ_k 的算法。设系统满足条件:① Q_k , R_k 和 P 的初始值均为正定对称阵;②矩阵 H_k 满秩,则最佳遗忘因子 λ_k 可由式

$$\lambda_k = \max \{1, \text{tr}[N_k]/\text{tr}[M_k]\} \quad (9)$$

求取。式中 $\text{tr}[\dots]$ 是矩阵迹的符号。 N_k 和 M_k 由下式表示:

$$M_k = H_k A_k P_{k-1} A_k^T H_k^T \quad (10)$$

$$N_k = C_k^0 - H_k Q_k H_k^T - R_k \quad (11)$$

$$C_k^0 = \begin{cases} \frac{\lambda_{k-1} v_k v_k^T}{1 + \lambda_{k-1}}, & k > 1 \\ \frac{1}{2} v_1 v_1^T, & k = 1 \end{cases} \quad (12)$$

v_k 是估计误差

$$v_k = z_k - H_k \hat{x}_k^- \quad (13)$$

从式(8) - (13)可以看出最佳遗忘因子的物理意义:估计误差 v_k 的增大引起误差方阵 C_k^0 的增大, λ_k 也增大,这样先验误差协方差 P_k^- 也相应地增大了,滤波器的跟踪能力增强。算法中 λ_k 的下界为 1,是从收敛性角度考虑,一般认为滤波的实际误差大于理论误差。

2 定位模型

为检验无线传感器网络节点定位中的卡尔曼滤波模型,本文使用基于距离的定位算法中的典型的 DV-distance 算法^[8,9]进行初始定位,用渐消自适应卡尔曼滤波对初始定位进行循环求精,提高定位精度。

2.1 前期初步定位

前期阶段用 DV-distance 定位算法进行初始定位,该算法是测出一跳内相邻节点之间的距离,以此算出距信标节点的估计距离,当某个未知节点计算出 3 个或 3 个以上距信标节点的有效距离就可用三边定位法计算出该未知节点的位置。

2.2 建立卡尔曼滤波模型

卡尔曼滤波可应用于集中式和分布式两种无线传感器网络定位计算模式。集中式是指把所需信息传送到某个中心节点,并在那里进行节点定位计算;分布式是指依赖节点间的信息交换和协调,由节点自行计算的定位方式。

2.2.1 集中式算法

为建立卡尔曼滤波模型,先对 5 个随机节点的情况进行讨论。图 2 所示为一简单的节点分布,实心节点为信标节点,空心节点为未知节点,每条边的实际距离用 $R_{i,j}$ 表示。由本文 2.1 节所述方法得出的未知节点的估计坐标为 (ex_i, ey_i) ,信标节点坐标

为 (x_i, y_i) ,误差为 $f_{i,j}$ 。节点的定位误差为节点之间真实距离与估算距离之差:

$$\begin{cases} f_{2,3} = R_{2,3} - \sqrt{(x_2 - ex_3)^2 + (y_2 - ey_3)^2} \\ f_{3,5} = R_{3,5} - \sqrt{(ex_3 - x_5)^2 + (ey_3 - y_5)^2} \\ f_{4,3} = R_{4,3} - \sqrt{(ex_4 - ex_3)^2 + (ey_4 - ey_3)^2} \\ f_{4,5} = R_{4,5} - \sqrt{(ex_4 - x_5)^2 + (ey_4 - y_5)^2} \\ f_{4,1} = R_{4,1} - \sqrt{(ex_4 - x_1)^2 + (ey_4 - y_1)^2} \end{cases} \quad (14)$$

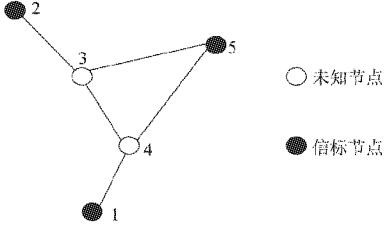


图2 简单的节点分布示意图

计算误差估计的最优解:

$$F(ex_3, ey_3, ex_4, ey_4) = \min \sum f_{i,j}^2 \quad (15)$$

当 (ex_i, ey_i) 满足式(15)时,可确定出节点3和节点4的最优解。为了解决这个最优化问题,本文引入渐消自适应卡尔曼滤波。由式(14)可看出,此处为非线性的最优化问题,重写扩展渐消自适应卡尔曼滤波过程,并结合图2讨论各个量的具体含义:

$$\hat{x}_k^- = A_k \hat{x}_{k-1} + B_k u_k \quad (16)$$

$$P_k^- = \lambda_k A_k P_{k-1} A_k^T + Q_k \quad (17)$$

$$K_k = P_k^- H_k^T (H_k P_k^- H_k^T + R_k)^{-1} \quad (18)$$

$$\hat{x}_k = \hat{x}_k^- + K_k (z_k - H_k \hat{x}_k^-) \quad (19)$$

$$P_k = (I - K_k H_k) P_k^- \quad (20)$$

输入向量 $\hat{x}_k^-$ 包括未知节点的初始估计坐标 (ex_i, ey_i) ,矩阵形式为: $\hat{x}_k^- = [ex_3; ey_3; ex_4; ey_4]$;由于本实验传感器节点均静止,即每次 (ex_i, ey_i) 的变化都是误差引起的,所以 A_k 恒为单位矩阵; $B_k u_k$ 为控制量,无线传感器网络一般要求节点自组织定位,因此此项为零;向量 z_k 包含实际测量距离,矩阵形式为: $z_k = [R_{2,3}; R_{3,5}; R_{3,4}; R_{4,1}; R_{4,5}]$;向量 $\hat{z}_k$ 包含了当前估计的节点间的一跳距离:

$$\hat{z}_k = \begin{bmatrix} \sqrt{(x_2 - ex_3)^2 + (y_2 - ey_3)^2} \\ \sqrt{(ex_3 - x_5)^2 + (ey_3 - y_5)^2} \\ \sqrt{(ex_3 - ex_4)^2 + (ey_3 - ey_4)^2} \\ \sqrt{(ex_4 - x_1)^2 + (ey_4 - y_1)^2} \\ \sqrt{(ex_4 - x_5)^2 + (ey_4 - y_5)^2} \end{bmatrix}$$

矩阵 H_k 是 $\hat{z}_k$ 关于 $\hat{x}_k^-$ 求偏导所得到的雅克比行列式,通过计算可得出:

$$H_k = \begin{bmatrix} \frac{ex_3 - x_2}{\hat{z}_k(1)} & \frac{ey_3 - y_2}{\hat{z}_k(1)} & 0 & 0 \\ \frac{ex_3 - x_5}{\hat{z}_k(2)} & \frac{ey_3 - y_5}{\hat{z}_k(2)} & 0 & 0 \\ \frac{ex_3 - ex_4}{\hat{z}_k(3)} & \frac{ey_3 - ey_4}{\hat{z}_k(3)} & \frac{ex_4 - ex_3}{\hat{z}_k(3)} & \frac{ey_4 - ey_3}{\hat{z}_k(3)} \\ \frac{ex_4 - x_1}{\hat{z}_k(4)} & \frac{ey_4 - y_1}{\hat{z}_k(4)} & 0 & 0 \\ \frac{ex_4 - x_5}{\hat{z}_k(5)} & \frac{ey_4 - y_5}{\hat{z}_k(5)} & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

R_k 与 Q_k 使用Sage自适应方法^[10]进行确定。

渐消自适应卡尔曼滤波算法的具体步骤如下:

(a) 用2.1中得到的初步估计来初始化向量

$\hat{x}_k^-$;

(b) 计算式(16) - (20),更新数据;

(c) 用更新的数据继续在步骤(b)进行迭代,直到达到停止的条件

$\sqrt{(\hat{x}_k^-)^2 - (\hat{x}_k^-)^2} \leq \Delta$, 其中一个为门限值(初始可设为0.01),代表了每次更新可变化的范围。

从上面的例子可以看出,渐消自适应卡尔曼滤波集中式算法矩阵的大小是随着节点数目的增加递增的。网络中的一对相邻节点(在一跳范围内可以通信的节点)形成 z_k 中的一个元素。在矩阵 H_k 中,未知节点的个数决定了列的数目,而相邻节点的数目决定了行的数目。每个未知节点增加 H_k 两列元素(横纵坐标各一列)。每对信标节点-未知节点增加了 H_k 行中的两个非0元素,每对未知节点-未知节点增加了 H_k 行中的4个非0元素,每对信标节点-信标节点不增加 H_k 的行数。噪声协方差 P_k^- 和 P_k 是方阵,它的大小取决于未知节点的数目。测量噪声协方差 R_k 也是一个方阵,它的大小取决于网络中的边的数目。随着节点数目的增加,通常节点的相邻节点数也增大,因此计算量增加的很快,使用渐消自适应卡尔曼滤波算法时,未知节点越多,需要的迭代次数也就越多。这种算法虽对节点能进行定位,但对低能耗要求的无线传感器网络节点来说是不可行的。

2.2.2 分布式算法

在分布式算法中,每个节点都有参与位置计算的任务,与集中式算法的不同点在于,分布式算法每次计算都是围绕一个节点单独进行。如图2,未知节点3周围只有两个信标节点,当计算节点3的位

置时把未知节点 4 当成是信标节点,其坐标为初始估计值(ex_4, ey_4)。这时节点 3 周围有 3 个信标节点,利用这 3 个信标节点对节点 3 进行本文 2.2.1 节中所述的卡尔曼滤波,节点 3 得到了新的位置信息。对未知节点 4 进行更新时,同上,把节点 3 看成是信标节点,对其位置进行更新。当所有未知节点的位置信息都更新过之后,把它们进行广播,进入下一次的迭代。迭代停止的条件仍为 $\sqrt{(\hat{x}_k)^2 - (\hat{x}_k^-)^2} \leq \Delta$ 。

使用卡尔曼滤波对基于距离的定位算法进行后续处理,利用迭代求精,可以提高节点的定位精度。引入了后处理过程后,在一定程度上会增加计算量与通信量。计算量增加的多少,主要由迭代算法的优劣、迭代次数的多少来决定;通讯量增加的多少,主要由迭代次数的多少和迭代算法传播机制的优劣来决定。迭代次数可以根据用户所需要的精度来设置。下面对集中式算法和分布式算法的计算量和通信量进行比较,选出更适合无线传感器网络节点定位的迭代算法。

2.2.3 集中式算法与分布式算法计算量的讨论

对于卡尔曼滤波,矩阵 H_k 可反映其计算量,设网络中有 n 个未知节点,有 m 对可互相通信的节点,其中信标节点之间相互通信的节点有 k 对。本文 2.2.1 节已经对集中式算法 H_k 的大小进行了讨论, H_k 矩阵中元素的个数为 $2n \times (m - k)$ 。

对于分布式算法,总的计算量为所有未知节点计算量之和,互相通信的未知节点-信标节点有 L 对,因此,互相通信的未知节点-未知节点有 $(m - k - L)$ 对。每个未知节点计算一次的计算量为 2 (每个未知节点的坐标包括 x 和 y 两个信息),总的计算量为: $2 \times [2 \times (m - k - L)] + 2 \times L = 4m - 2L - 4k$ 。一般情况下 m 远远大于 L 与 k 。

网络的平均连通度用 a 表示, $a = 2 \times m / n$, 则 $m = a \times n / 2$ 。那么,集中式算法的计算量为: $2n \times (m - k) = a \times n^2 - 2n \times k$; 分布式算法的计算量为: $4m - 2L - 4k = 2a \times n - 2L - 4k$ 。

因此可得出结论:分布式算法的计算量随节点个数的增加呈线性增长;集中式算法的计算量随节点个数的增加呈平方增长。

集中式算法和分布式算法精度基本相同^[4],从减小计算量的角度看,分布式算法更适合无线传感器网络的节点定位。

2.2.4 集中式算法与分布式算法通讯量的讨论

在无线传感器网络节点定位中,分布式算法依

赖节点间的信息交换和协调,由节点本身进行定位计算,在每次迭代中,每个未知节点只需与其邻居节点进行通信,获得更新后的位置。集中式算法则把所需信息传送到某个中心节点,并在中心节点进行节点定位计算,在每次迭代过程中未知节点不仅要和其邻居节点交换信息,还需要把这个信息通过路由传回中心节点,因此,从减小通信量的角度,分布式算法更适合无线传感器网络的节点定位。

3 仿真实验结果与分析

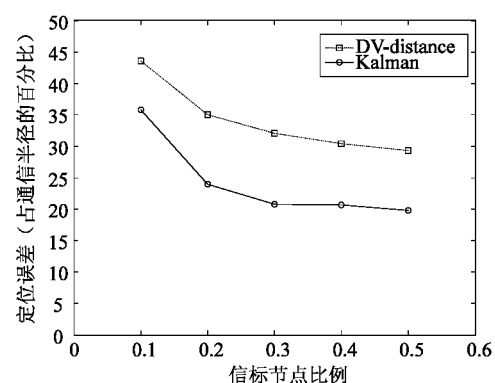
为检验渐消自适应卡尔曼滤波在无线传感器网络定位算法中的应用,采用 Ns-2 网络模拟器与 Matlab 相结合的方式对计算量较小的分布式算法进行了实验,比较使用极大似然估计的 DV-distance 算法和利用卡尔曼滤波求精后的定位误差。

DV-distance 中所有节点均是随机抛洒。渐消自适应卡尔曼滤波算法的初始数据来自相同网络部署下 DV-distance 算法,利用本文 2.2 中建立的模型。

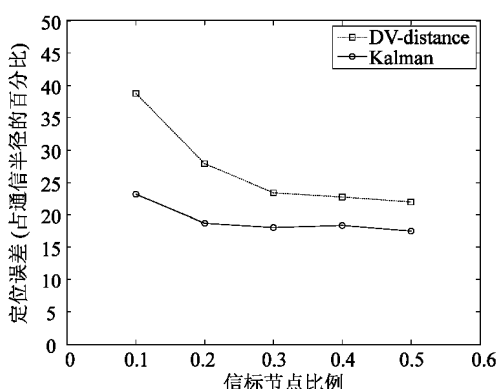
对于 DV-distance 算法,误差积累主要来源于两方面:(a)把折线跳距当成直线距离所产生的误差;(b)节点的测距误差。图 3 表示 Kalman 滤波对这两方面误差的抑制。

在无测距误差、节点数为 200、相同网络部署下,通过改变通信半径使网络连通度分别为 6、7、8 和 9,定位精度的对比如图 3(a)、(b)、(c) 和 (d) 所示,图中虚线表示使用极大似然估计的 DV-distance 算法的定位误差情况,实线表示使用极大似然估计的 DV-distance 算法定位再利用渐消自适应卡尔曼滤波算法求精后的情况,横坐标表示信标节点所占的比例,纵坐标表示定位误差。

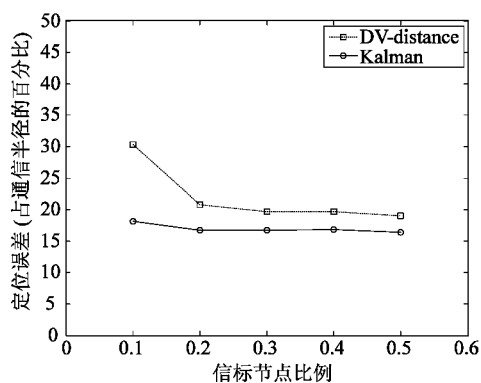
如图 3 所示,在无测距误差、信标节点比例一定时,随着连通度的增加, DV-distance 的定位误差减小。在连通度一定并且不太大(9 以下时)、信标节点比例 30% 以下时,定位误差随信标节点比例的增加而有较显著的减小。当连通度大于 8 或信标节点比例超出 30% 后,定位误差基本不变,这说明定位误差并不一定随着信标节点比例的增加而减小。可以通过图 4 来讨论信标节点比例对定位误差的影响。如图 4(a),在未知节点 2 周围有 3 个信标节点,且它们和节点 2 都在一跳通信范围之内,此时通过三边测距法求出的节点 2 的位置应该还是比较精确的;当增加一个与未知节点 2 的距离为一跳之内的信标节点时,如图 4(b)所示,通过极大似然估计,可



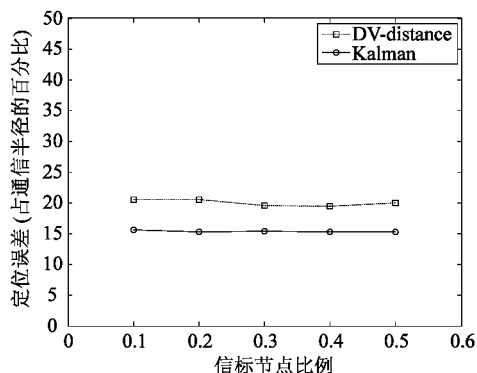
(a) 网络连通度为 6



(b) 网络连通度为 7



(c) 网络连通度为 8



(d) 网络连通度为 9

图 3 不同连接度下的定位误差比较

以减小定位误差;当增加一个与未知节点 2 的距离在一跳之上的信标节点时,如图 4(c)所示,在计算信标节点 5 到未知节点 2 的距离时引入了折线跳距误差,这样将会使定位误差增大。可见,节点的定位误差同时受信标节点比例和信标节点分布情况的影响。随着连通度的增大,定位误差也不一定减小,这与信标节点的分布情况有关,信标节点分布均匀,且连通度大时,定位精度较好。

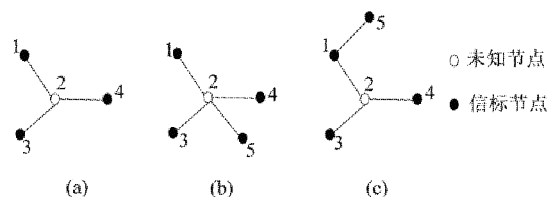


图 4 信标节点比例对定位误差的影响

从图 3 还可以看出,利用 Kalman 滤波求精后,与未求精前相比定位误差减小,定位算法本身引入的误差被抑制。当连通度为 7、信标节点比例为 10%时,利用 Kalman 滤波后定位误差减小 15% 左右;当连通度为 7、信标节点比例为 50%时,利用 Kalman 滤波后定位误差减小 5% 左右;而当连通度为 9、信标节点比例为 10%时,利用 Kalman 滤波后定位误差减小 5% 左右。因此,相同连通度时信标节点比例越低,定位精度提高越大;信标节点比例相同,连通度越小时, Kalman 滤波求精后精度提高较大。而连通度小时,节点密度小。可见,节点密度小、信标节点比例低时定位精度提高的更多。

不同测距误差下,节点数为 200、连通度为 6、信标节点比例为 10%、发射半径为 10.7m 时,定位精度的对比如图 5 所示,图中虚线表示使用极大似然估计的 DV-distance 算法的定位误差情况,实线表示使用极大似然估计的 DV-distance 算法定位再利用渐消自适应卡尔曼滤波算法求精后的情况,横坐标表示测距误差占发射半径的百分比,纵坐标表示定位误差。

如图 5 所示,当连通度和信标节点比例确定的情况下,随着测距误差的增加,初始定位误差也相应增大,经过 Kalman 滤波后定位误差在不同测距误差下都有所减小。可见,在不同的测距误差下,利用 Kalman 滤波求精后,定位误差减小,节点的测距误差被抑制。

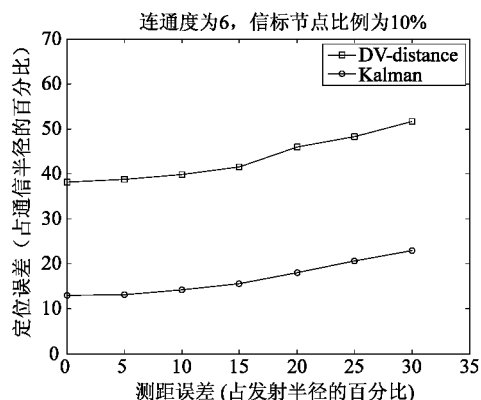


图 5 不同测距误差下的定位误差比较

4 结 论

本文建立了无线传感器网络节点自定位的卡尔曼滤波模型,将渐消自适应卡尔曼滤波算法应用在基于距离的定位算法求精过程中,通过理论推导与仿真实验得出以下结论:

(a)无线传感器网络卡尔曼滤波定位求精算法中,分布式算法与集中式算法相比,分布式算法的计算量随着节点的增加呈线性增长,集中式算法的计算量随节点的增加呈平方增长。

(b)将卡尔曼滤波算法用于静态无线传感器网络节点定位算法中,能有效地抑制误差积累,提高定位精度。初始定位越粗糙,提高的幅度越大,因此该算法尤其适合于网络节点密度小、信标节点比例低的情况。

(c)随着信标节点比例的增加,定位误差不一定减小,节点定位误差同时受信标节点比例和信标节点分布情况的影响,信标节点分布均匀,且连通度大时,定位精度较好。

参考文献

- [1] He T, Huang C D, Blum B M. Range-free localization schemes for large scale sensor networks. In: Proceedings of the 9th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking, New York, USA, 2003. 81-95.
- [2] Savarese C, Rabaey J M, Beutel J. Locationing in distributed ad-hoc wireless sensor network. In: Proceedings of the 2001 IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal. Salt Lake: IEEE Signal Processing Society, 2001. 4, 2037-2040
- [3] Savarese C, Rabay J, Langendoen K. Robust positioning algorithms for distributed ad-hoc wireless sensor networks. In: Proceedings of the USENIX Technical Annual Conference Monterey: USENIX Press, 2002. 317-327
- [4] Savvides A, Park H, Srivastava M B. The bits and flops of the N-hop multilateration primitive for node localization problems. In: Proceedings of the 1st ACM International Workshop on Wireless Sensor Networks and Applications. Atlanta: ACM Press, 2002. 112-121
- [5] Meguerdichian S, Slijepcevic S, Karayan V, et al. Localized algorithms in wireless ad-hoc networks: location discovery and sensor exposure. In: Proceedings of the 2nd ACM International Symposium on Mobile Ad Hoc Networking & Computing. Long Beach: ACM Press, 2001. 106-116
- [6] Kalman R E. A new approach to linear filtering and prediction problems. *Journal of Basic Engineering*. 1960, 82D: 34-45
- [7] 夏启军, 孙优贤, 周春晖. 渐消卡尔曼滤波器的最佳自适应算法及其应用. *自动化学报*, 1990, 16(3): 210-216
- [8] Niculescu D, Nath B. Ad-Hoc positioning systems (APS). In: Proceedings of the 2001 IEEE Global Telecommunications Conference, San Antonio: IEEE Communications Society, 2001. 5, 2926-2931
- [9] Niculescu D, Nath B. DV based positioning in ad hoc networks. *Journal of Telecommunication Systems*, 2003, 22(1/4): 267-280
- [10] Sage A P, Husa G W. Adaptive filtering with unknown prior statistics. In: Proceedings of Joint Automatic Control Conference, 1969. 760-769

Application of Kalman filter algorithm to node localization in wireless sensor networks

Wan Jiangwen, Wu Jialing, Feng Renjian

(School of Instrument Science and Optoelectronics Engineering, Beijing University of Aeronautics and Astronautics, Beijing 100191)

Abstract

A Kalman filter model was established for wireless sensor networks to reduce the influence of the accumulation of the location error and the error introduced by localization algorithms on the location precision in node localization. The algorithm for initial estimates based on range was refined by a fading Kalman filter. By the restraint between neighboring nodes, the locations of unknown nodes were computed. The computation of the centralized algorithm and the distributed algorithm was researched based on the Kalman filtering model, and the relationship between the computation and the number of the nodes was obtained. The simulation results showed that the localization precision was effectively improved by the Kalman filter. The Kalman filter is especially applicable to the network in which both the node density and the beacon ratio are low.

Key words: wireless sensor network, localization algorithm, Kalman filter, adaptive algorithm