

稀疏无线传感器网络移动节点定位算法^①

苗 勇^{②*} 崔 莉^{③*}

(* 中国科学院计算技术研究所 北京 100190)

(** 中国科学院研究生院 北京 100039)

摘 要 为解决稀疏无线传感器网络的现有 MCB 移动节点定位算法存在定位精度低和无法定位的节点的数量多的问题,对 MCB 算法进行了改进,进而提出了一种新的移动节点定位算法 MCBP,该算法把已定位的节点作为其它未定位节点的参考点(准信标节点),利用准信标节点的位置信息参与后续定位过程,使更多的节点可以定位,并且提高了定位精度。仿真结果表明,MCBP 移动节点定位算法比前人的类似算法的定位误差最大可减少 22%,平均减少 16%。无法定位的节点的数量最大可减少 26%,平均减少 12%。

关键词 无线传感器网络,定位,准信标节点, Monte Carlo

0 引言

近年来,融合了传感器技术、嵌入式计算技术、网络及无线通信技术、分布式信息处理技术的无线传感器网络(WSN)成为研究的热点。对于大多数应用,不知道传感器位置而感知的数据是没有意义的^[1],节点定位是 WSN 中重要的应用,在传感器网络研究中有重要的意义^[2,3]。在病人健康情况追踪、野外动物追踪、物流管理等应用领域,节点总是处于不断运动之中,因此,移动节点的定位很有必要。节点移动给定位带来一些挑战,比如,节点的移动使其信标节点(beacon)的位置信息可能很快失效,会使定位误差增大。节点处于移动状态,随着节点位置的变化,定位算法要不断更新节点的位置,增加了系统的能耗。无线传感器网络节点的能量和计算能力均受限,特别是定位所需的信标节点更需要额外的硬件支持,或者人工写入位置信息,导致信标节点成本和部署成本都很高,因此,信标节点数量有限。此外,很多 WSN 应用中节点布撒得比较稀疏,例如对于大面积草原温湿度的监测、湿地环境监测等应用。目前针对信标点少且网络较稀疏情况下的节点定位研究较少。文献[4,5]针对静态稀疏无线传感器网络的定位进行了研究,而针对稀疏传感器网络移动节点定位的研究,目前还较少。本文在已有移动节点定位算法的基础上提出了一种对 MCB

算法(Monte Carlo localization boxed)的改进算法,并对该算法进行了仿真验证,与其它算法进行了比较。

1 相关研究

1.1 移动节点定位算法

目前,无线传感器网络的定位算法研究主要集中在静态网络定位上,针对移动节点的定位算法还较少。最有代表性的移动节点定位算法有 MCL (Monte Carlo localization)算法和 MCB 算法。Lingxuan 提出的 MCL 算法^[6]采用了序列蒙特卡罗(sequential Monte Carlo)技术实现移动节点的定位,定位精度高于质心法^[7]等算法。Baggio 提出了 MCL 算法的改进算法 MCB^[8,9],MCB 算法充分利用了信标节点的信息,在较小的矩形区域内(Box)采样,采样速度快,其定位精度高于 MCL 算法。

对于 MCL 和 MCB 算法,人们提出了一些改进方案:Dil 提出了基于测距的 Monte Carlo 移动节点定位方法^[10],Weidong 提出了一种采样数变化的 SAM-CL 算法^[11],还有 MCBE 算法^[12]以及加权采样的定位算法^[13]。上述几种定位算法的定位精度相对于 MCB 算法有所提高,但是如果节点密度较低,定位误差仍然较大,无法定位的节点的数量也较多。

1.2 稀疏无线传感器网络节点定位

虽然无线传感器网络节点是廉价、低功耗节点,

① 国家自然科学基金(60533110),国家 973 计划(2006CB303000)和国家 863 计划(2007AA01Z2A9)资助项目。

② 男,1972 年生,博士生;研究方向:无线传感器网络定位技术;E-mail:ymiao@ict.ac.cn

③ 通讯作者,E-mail:lcul@ict.ac.cn

(收稿日期:2009-04-09)

但是对于大规模网络,节点数量众多,并且具有一定数量的冗余节点,导致系统的成本很高,不利于无线传感器网络应用的推广。在满足应用需求的前提下,减少无线传感器网络节点的数量,是降低系统成本的需要。因此,稀疏无线传感器网络节点定位的研究有很重要的意义。针对稀疏无线传感器网络的研究,Goldenberg^[4]认为节点的度(邻居节点数量)小于 10 即认为是稀疏网络,并且提出了针对稀疏传感器网络的 SWEEP 算法。文献[14]采用基于概率定位的算法 PLA 实现稀疏传感器网络定位。上述两种算法都是静止网络的定位算法。

在本文中,我们对最有代表性的移动节点定位算法 MCB 进行了改进,提出了一种传感网络移动节点定位算法 MCBP(Monte Carlo Localization Boxed using Pseudo _ Beacons),该算法在网络稀疏的情况下(节点度平均为 4 左右),定位精度高于已有的 MCL 和 MCB 算法,且无法定位的节点的数量少于 MCB 算法和 MCL 算法。MCB 算法中,节点定位误差较大,特别是在信标节点密度低的情况下,有较多节点无法定位。我们提出的改进算法考虑利用已定位节点的位置信息,把已定位节点作为未知节点定位的参考点,增加了未知节点的参考点数量,因而能够提高定位精度,同时减少了无法定位节点的数量。

1.3 序列 Monte Carlo 定位

序列 Monte Carlo 方法^[15]是以概率统计理论为基础的一种方法,该方法能够比较逼真地描述事物的特点及物理实验过程,解决一些数值方法难以解决的问题。序列 Monte Carlo 方法提供了一种估计非线性离散时间动态模型后验概率分布的模拟方法,它的核心思想是用 N 个带有权重的样本表示后验概率分布,并且利用重要性采样来迭代地更新它们。序列 Monte Carlo 方法的应用领域日趋广泛,在机器人定位^[16]、目标跟踪^[17]、计算机视觉^[18]等领域都有应用。

Monte Carlo 定位算法由以下几步构成:预测、滤波、重采样等。

预测阶段:节点根据前一时刻的位置以及节点的运动模型,估计该时刻可能的位置。节点的位置处在以上一时刻位置为圆心,以最大速度为半径的圆内。

滤波阶段:节点根据当前时刻所接收到的信标节点的信息,排除掉不可能的位置。如果该时刻节点能够接收到信标节点的广播信息,则其处于信标节点的发射半径内,如果能够接收到邻居节点转发

的信标节点的信息,则其位置在距离信标节点两跳之内。

重采样阶段:经过一次预测和滤波,有效的采样数量可能很少,需要重新进行采样。算法重复执行预测和滤波,直到采样数量达到要求为止。

2 MCBP 定位算法

2.1 定义与假设

我们为 MCBP 算法进行以下定义:

邻居节点(neighbor node):在节点通信半径内的其它节点称为其邻居节点。

未知节点(unknown node):位置未知、需要定位的节点。

信标节点(beacon):自身位置已知的作为未知节点定位参考点的节点。信标节点一般采用 GPS 定位或者人工写入位置信息。

定位覆盖率(coverage):已定位节点占总节点数量的比例。

节点密度是在一跳范围内平均的节点数量^[6]。

我们假设节点射频信号模型为圆盘模型。同时假设:(1)传感器网络中的每个节点具有唯一的标识;(2)传感器网络为同构的,各节点是相同的,不考虑节点之间的差异性;(3)节点按照一定的运动模型运动,其最大速度为 V_{max} 。节点可以判断某节点是否在其通信半径内,但是无法精确测距。

2.2 MCBP 算法

针对网络稀疏的情况,我们采用 MCB 仿真器^[8]进行了仿真实验,结果显示,MCL 算法和 MCB 算法定位误差较大,无法定位的节点的数量较多。为提高定位精度和定位覆盖率,我们提出了“准信标节点(pseudo beacon)”的概念。定义如下:已实现自身定位的为未知节点定位提供参考的节点叫准信标节点。

虽然准信标节点已经定位,但是其估计位置和真实位置之间存在定位误差,所以准信标节点做参考点可能导致节点定位误差较大。但是对于稀疏无线传感器网络,有较多的节点无法定位,尽管我们采用准信标节点定位会带来一定的误差,但还是优于节点无法定位的情况。

MCBP 算法的示意图见图 1。其中实心点为信标节点,带阴影点为准信标节点,空心点为无法定位节点。在网络稀疏的情况下,信标节点只能覆盖一部分节点,这些节点可以定位,在没有采用准信标节

点参与定位时,图1所示的网络中只有 P_Beacon1、P_Beacon2 和 P_Beacon3 可以定位。如果我们把已定位的以上3个节点作为准信标节点参与后续定位过程,则 Node1、Node2 和 Node4 也可以定位了。网络中其它节点定位依此类推。所以,引入准信标节点,可以减少无法定位节点的数量。

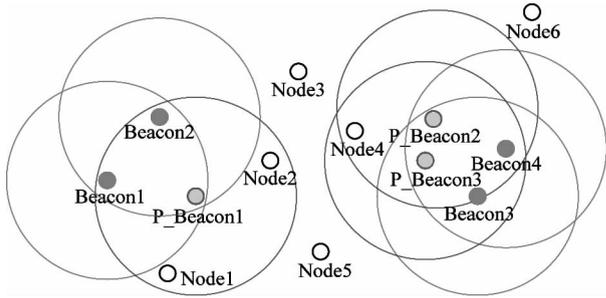


图1 MCBP示意图

MCBP 算法伪代码见算法1。

假设时间被划分为离散的时间单元,令 t 为离散时间, l_t 为 t 时刻节点位置的可能分布, o_t 为从 $t-1$ 到 t 时刻信标节点所观察到的分布,该信息来源于信标节点。状态变化方程 $P(l_t | l_{t-1})$ 描述了根据节点前一时刻的位置对该时刻位置的预测。

MCBP 算法定位过程共分为8步,其中第(1) - (4)步和 MCB 算法相同^[8], (5) - (8)步为根据准信标节点来定位未知节点的过程。具体步骤如下:

(1)初始阶段:节点最初没有相关的位置信息,从所有可能的位置中随机选取采样。

(2)预测阶段:节点根据前一时刻估计的位置 l_{t-1} 以及节点运动模型得到新的位置 l_t 。假设节点运动的最大速度为 V_{max} ,如果节点前一时刻在 l_{t-1}^i ,在 t 时刻节点只能处在以 l_{t-1}^i 为圆心,以 V_{max} 为半径的圆中。 $d(l_1, l_2)$ 表示 l_1 和 l_2 两点之间的欧氏距离,假设节点的速度在区间 $(0, V_{max})$ 内随机均匀分布,根据前一时刻的位置,当前位置的概率为^[8]

$$p(l_t | l_{t-1}) = \begin{cases} \frac{1}{\pi v_{max}^2} & d(l_t, l_{t-1}) < v_{max} \\ 0 & d(l_t, l_{t-1}) \geq v_{max} \end{cases} \quad (1)$$

(3)滤波阶段:节点根据新的观察结果过滤掉不可能的位置。滤波条件为^[8]

$$\begin{aligned} filter(p) &= \forall a \in B, d(p, a) \\ &\leq r \cap \forall b \in T, r \leq d(p, b) \leq 2r \end{aligned} \quad (2)$$

算法1:MCBP 算法

```

begin
initialization
if sample =  $\phi$ 
    BuildBox; Box
endif
 $L_0 = \{l_0^0, l_0^1, \dots, l_0^N\}$ 
loop
     $Abcgir, Box = \{(x_{min}, x_{max}); (y_{min}, y_{max})\}$ 
    while (size( $L_t$ ) < N) do
        for each  $l_{i-1}^i \in L_{t-1}, 1 \leq i \leq N$ 
             $Box_i^i = \{(x_{min}^i, x_{max}^i); (y_{min}^i, y_{max}^i)\}$ 
             $R = \{l_i^i | l_i^i \in Box_i^i\}$ 
             $R_{filter} = \{l_i^i | l_i^i \in R\}$ 
             $L_t = choose(L_t \cup R_{filter}, N)$ 
        endfor
        if sample =  $\phi$ 
             $NoLoc = \{NL_0, NL_1, \dots\}$ 
        endif
         $Location = \frac{\sum_{i=1}^N l_i^i \times weight_i^i}{\sum_{i=1}^N weight_i^i}$ 
    endwhile
    done
    while ( $NoLoc = \phi$  do
        for each  $l_{i-1}^i \in L_{t-1}, 1 \leq i \leq N$ 
             $Box_i^i = \{(x_{min}^i - Er, x_{max}^i + Er); (y_{min}^i - Er, y_{max}^i + Er)\}$ 
             $R = \{l_i^i | l_i^i \in Box_i^i\}$ 
             $R_{filter} = \{l_i^i | l_i^i \in R\}$ 
             $L_t = choose(L_t \cup R_{filter}, N)$ 
        endfor
    endwhile
    done
     $Location = \frac{\sum_{i=1}^N l_i^i \times weight_i^i}{\sum_{i=1}^N weight_i^i}$ 
loopend
    
```

其中 p 为预测, B 为节点一跳内的信标节点, T 为两跳信标节点。 r 是节点的传播半径, $d(p, a)$ 是预测 p 和信标节点 a 之间的欧氏距离。式(2)表示,若预测 p 在信标节点一跳或者两跳范围内,满足滤波条件,否则就过滤掉。

(4)如果滤波数量不够,需要重采样。算法重复预测和滤波阶段,直到采样数量达到算法的要求。

(5)估计位置:取各采样的加权平均为节点的位置。如果节点无法定位,则记入 $NoLoc$ 中。

(6)准信标节点预测:经上述步骤后,仍然存在无法定位节点,其集合为 $NoLoc$ 。将已定位的准信标节点作为参考点,重新对未定位的节点进行预测。类似步骤(2),在 t 时刻节点会处于以 l_{t-1}^i 为圆心,以 $(V_{max} + L_e)$ 为半径的圆中。 L_e 为准信标节点自身的定位误差,我们以 MCB 算法最小平均定位误差作为准信标节点的定位误差 L_e 。

(7)准信标节点滤波,类似式(2),我们有

$$\begin{aligned} filter(p) &= \forall a \in B_p, d(p, a) \\ &\leq r + L_e \cap \forall b \in T_p, r \\ &\leq d(p, b) \leq 2r + L_e \end{aligned} \quad (3)$$

其中 B_p 为距离节点一跳的准信标节点, T_p 为两跳准信标节点。 L_e 是准信标节点自身的定位误差。根据式(3)进行滤波,不符合条件的采样被过滤掉。

(8)估计位置:取各采样的加权平均为节点的位置。

为减小 MCBP 算法的计算量和通信开销,我们定义了定位覆盖度阈值 T_c ,如果算法的定位覆盖度超过该阈值,则不再使用准信标节点定位,仅靠信标节点即可实现定位。 T_c 越大,定位精度越高,但是计算量和通信量都增大。实验中,我们取 T_c 为 99%。

确定了节点位置后,该时刻定位结束。随着节点的移动,进行下一时刻的节点定位。重复步骤(1) - (8),直到该定位过程结束。

3 仿真实验

3.1 仿真环境及参数

我们对 MCBP 进行了仿真实验。仿真器采用文献[8]中的 MCB 仿真器,该仿真器是在 MCL 仿真器的基础上改进的,适用于移动节点定位研究。网络中节点和信标节点均可移动,运动模型采用修改过的随机移动模型^[19],该模型假设节点最大速度为 V_{max} 。节点无法测距,仅知道其它节点是否在其发射半径内。实验参数详见表 1。

仿真中,除比较节点密度时的节点发射半径分别为 25m、50m、100m 外,其它情况下节点发射半径均为 25m。如不明确说明,节点的最大速度 V_{max} 为 $0.4r/s$ 。

表 1 仿真参数

参 数	数值范围
实验区域(m ²)	500 × 500
节点数量(含信标节点)	320
信标节点数量	32
节点(信标节点)发射半径 r(m)	25、50、100
节点最大速度(m/s)	$0 < V_{max} < 2r$
运行时间(s)	50

3.2 网络属性

无线传感器网络定位中,有 3 个及 3 个以上的邻居信标节点的节点称为连通性好的节点^[9]。连通

性好的节点比例越高,定位精度越高。仿真中,我们使用了 320 个节点,其中 32 个为信标节点,288 个为未知节点。不同场景下节点(含信标节点)的发射半径不同。节点密度计算公式为

$$N_d = \frac{N}{S} \times \pi r^2 \quad (4)$$

其中仿真区域面积为 S ,节点数量为 N ,节点的发射半径为 r 。

节点密度和节点度的关系^[20]是 $D_n = E_c + 1$ 。其中 D_n 是节点密度, E_c 是节点度。

节点密度参数见表 2。

表 2 仿真参数(节点密度)

发射半径(m)	节点密度	节点度
100	40	39
50	10	9
25	2.5	1.5

在 MCB 仿真器中,生成节点邻居列表时可以记录节点的信标节点数量,我们对节点在不同 V_{max} 下,不同节点密度下的邻居信标节点情况进行了记录,结果如图 2。其中,横坐标为节点的 V_{max} ,纵坐标为连通性好的节点数量占总节点数量的百分比。从图 2 可知,在节点密度为 40 的情况下,有 80% 左右的节点连通性好,节点密度为 10 时,只有 19% 左右的节点连通性好,对于节点密度为 2.5 的稀疏网络,仅有 1% 的节点连通性好。在稀疏网络中,连通性好的节点数量少造成了节点定位误差较大。

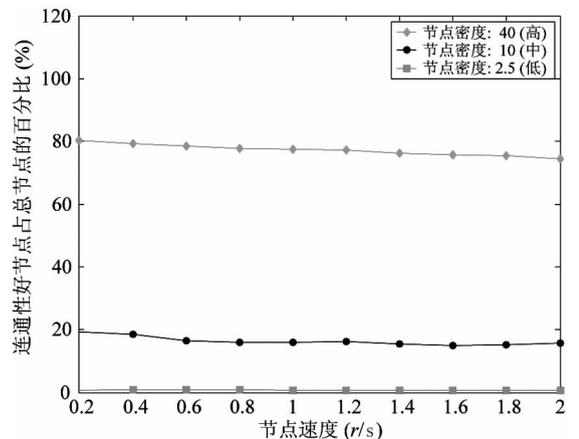


图 2 连通性好的节点数量随节点速度变化

节点的运动速度对连通性好的节点的数量基本没有影响,图 2 中节点速度从 $0.2r$ 到 $2r$,连通性好的节点数量稍微下降,与文献[8]中的结果一致。

3.3 定位结果

3.3.1 信标节点和准信标节点数量随时间的变化

图3是我们仿真得到的信标节点及准信标节点随时间变化的情况。仿真时节点发射半径 r 为 25m, 最大速度 V_{max} 为 $0.4r/s$ 。图中横坐标为时间, 纵坐标为信标节点或准信标节点的数量, 从图中可以看出, MCB 算法中, 信标节点的数量一直是 32 个。MCBP 算法中, 在初始时刻, 所有节点都没有定位, 只有 32 个信标节点。在第 1 秒, MCB 算法的信标节点仍然为 32 个, 而 MCBP 算法已定位的准信标节点数量有 125 个, 加上 32 个信标节点, 总共有 157 个(准)信标节点可以为其它节点定位提供参考。随着时间的延续, 准信标节点的数量迅速增加, 在第 22 秒, 总节点数量的 99% 为信标节点或准信标节点。46 秒以后, 所有节点都成为准信标节点。

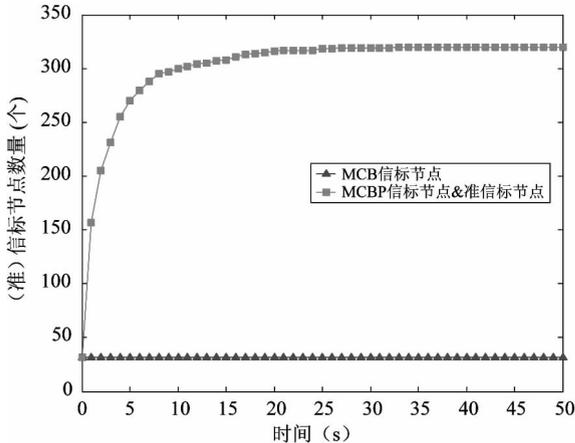


图3 信标节点和准信标节点数量随时间变化

3.3.2 不同时刻的定位误差

定位误差是节点估计位置 and 实际位置之间的距离。我们通过仿真统计了定位误差随时间变化的情况。图4显示的是在发射半径 r 为 25m, 最大速度 V_{max} 为 $0.4r/s$ 的情况下, 质心算法、M + CL、MCB 和 MCBP 4 种算法的定位误差随时间变化的情况。横坐标为时间, 纵坐标为节点实际位置和估计位置的差值(定位误差)。从图中可以看到, 在定位的开始时刻, 这 4 种算法的定位误差均较大, 其中, 质心算法为 $4.86r$, MCL 算法为 $4.91r$, MCB 算法为 $4.23r$, MCBP 算法误差最小, 为 $3.85r$ 。随着节点的移动, 3 种基于序列 Monte Carlo 的定位算法的定位误差均减小, 其中的 MCBP 算法的误差下降最为迅速, 到第 23 秒, 基本上稳定在 $1.8r$ 左右, MCB 算法在 34 秒稳定在 $2.1r$ 左右, 而 MCL 算法在 40 秒稳定在 $2.5r$ 左

右。在 7 秒, MCBP 算法的定位误差比 MCB 算法的定位误差减小了 22%。在 0 ~ 50 秒, MCBP 算法的平均定位误差为 16%。

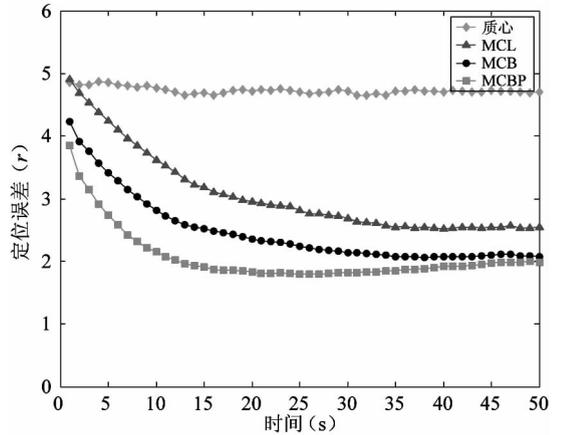


图4 定位误差随时间变化

质心算法只取未定位节点的邻居信标节点所构成的多边形的质心为自己的位置, 而没有利用节点的历史位置信息, 所以其定位误差不随节点的运动而变化。基于序列 Monte Carlo 的定位算法 MCL、MCB 和 MCBP 算法根据前一时刻的节点位置信息进行该时刻的位置预测, 缩小了节点可能位置的范围, 所以随着节点的运动, 这 3 种算法的定位误差会减小。

MCL 算法在整个仿真区域内采样, 采样的成功率较低, 所以其定位误差较大。而 MCB 算法在较小的区域内采样, 且利用了一跳和两跳信标节点的位置信息, 所以其定位误差小于 MCL。MCBP 算法在 MCB 算法的基础上, 利用已定位节点作为准信标节点, 使未定位节点的邻居信标节点和准信标节点的数量大于其它算法, 采样的成功率高, 所以 MCBP 算法的定位精度最高。

3.3.3 定位误差与节点速度

图5为节点定位误差随节点最大速度变化关系图, 其中节点发射半径 $r = 25$ 。横坐标为节点最大速度 V_{max} , 从 $0.2r$ m/s 到 $2r$ m/s, 纵坐标为节点的定位误差。从图中可知, 3 种基于 Monte Carlo 的定位算法在节点速度从 $0.2r$ m/s 到 $0.6r$ m/s 变化时, 定位误差随节点的速度增加而减小。在 $0.2r$ m/s 时 MCBP 算法定位精度比 MCB 算法提高了 20% 左右。速度大于 $0.6r$ m/s 以上, 定位误差基本保持不变。

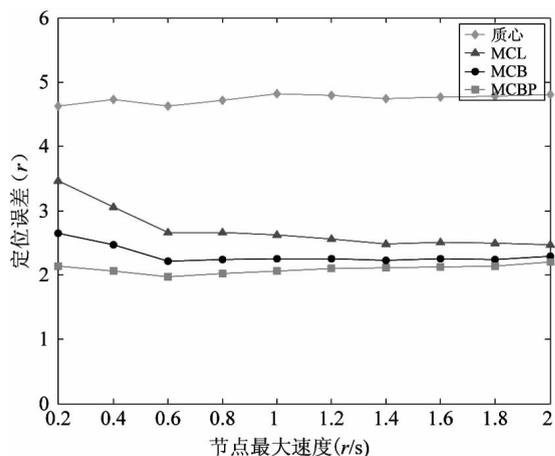


图5 定位误差随节点最大速度变化

3.3.4 定位误差与节点密度

图6为定位误差随节点密度变化关系,横坐标为节点密度,从0.01增加到10。纵坐标为节点的定位误差,因为我们是通过改变节点的发射半径 r 来改变节点密度的,不同的节点密度对应的发射半径 r 不同,所以我们的纵坐标选取误差的数值进行比较。

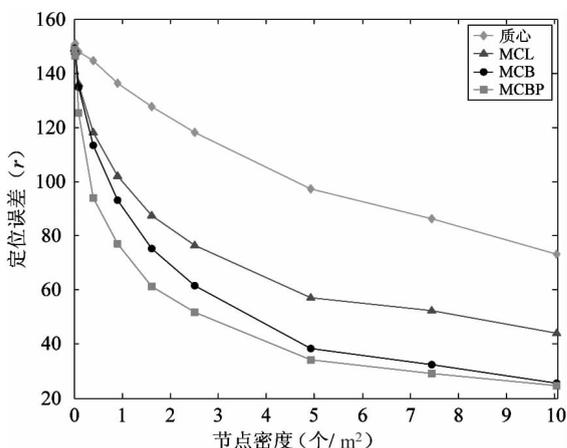


图6 定位误差随节点密度变化

当节点密度为0.01时,各算法均无法定位,取仿真区域的中心为节点的位置,各算法的定位误差均在150m左右。随着节点密度的增加,各算法都可以定位,在节点密度从0.01升到0.1过程中,各算法定位误差迅速减小,其中MCBP减小得最快,MCB次之。节点密度为0.4时,MCBP和MCB算法差值最大,达到19m。随着节点密度的增加,MCBP算法的定位误差和MCB算法的定位误差越来越接近,在节点密度到10时,二者基本一致。说明在节点密度较高的情况下,未知节点周围已有足够的信

标节点,MCBP算法蜕变为MCB算法。

3.3.5 定位覆盖率

定位覆盖率是已定位节点占有所有节点的百分比。我们的仿真器可以统计已定位的节点的数量和未定位的节点的数量,计算出定位覆盖率。

图7为发射半径 $r = 25\text{m}$, V_{\max} 为 $0.4r/\text{s}$ 时节点的定位覆盖率。从图7可以看出,质心算法中,节点在整个仿真过程中的定位覆盖率在27%左右。初始时刻MCL算法的定位覆盖率为25%,随着节点的运动,定位覆盖率逐渐增加,在第40秒,定位覆盖率为85%,以后基本稳定在这个数值上。MCB算法初始定位覆盖率为42%,在第38秒,基本上稳定在95%左右。而MCBP算法初始定位覆盖率为59%,随着节点的运动,定位覆盖率迅速增加,在第22秒,达到99%左右,最后达到100%覆盖。在第6秒,MCBP算法的定位覆盖率比MCB算法高26%,在0到50秒,MCBP算法的平均定位覆盖率比MCB算法高12%。

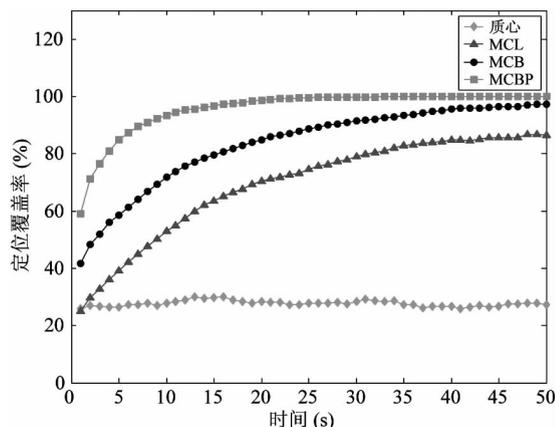


图7 定位覆盖率随时间变化

3.3.6 计算量

我们比较了MCBP算法和MCB算法定位所需的时间,仿真所用计算机为DELL GX270SD PIV2.8, 1.25G内存。发射半径 r 为25m,最大速度 V_{\max} 为 $0.4r/\text{s}$ 。仿真程序运行10次,MCB算法运行时间为87.06s,MCBP算法运行时间为93.57s,MCBP算法比MCB算法增加了7.5%。MCBP算法虽然计算量比MCB有所增加,但是该算法最大可减少定位误差26%,减少无法定位节点的数量22%。

4 结论

本文对移动无线传感器网络的已有的定位算法

进行了介绍,针对稀疏网络的 MCB 算法定位误差较大的问题和定位覆盖率的问题,提出了一种 MCB 的改进算法 MCBP,该算法把已定位节点作为准信标节点,参与其它节点的定位过程。通过仿真实验,发现该算法有较高的定位精度和定位覆盖率。

在我们的研究中发现,目前的移动节点定位算法的定位误差仍较大,为了降低误差,需要迭代的次数较多,这样就增加了系统的能耗。如何进一步提高定位精度,降低系统能耗,是我们下一步的研究内容。

参考文献

[1] Rabaey J M, Ammer M J, Jr Da Silva J L, et al. PicoRadio supports ad hoc ultra-low power wireless networking. *Computer*, 2000, 33(7): 42-48

[2] Boleng J, Camp T. Adaptive location aided mobile ad hoc network routing. In: Proceedings of the IEEE International Conference on Performance, Computing, and Communications, Phoenix, Arizona, USA, 2004. 423-432

[3] Harter A, Hopper A, Steggle P, et al. The anatomy of a context-aware application. In: Proceedings of the 5th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking. Seattle Washington ,USA, 1999.59-68

[4] Goldenberg D, Bihler P, Cao M, et al. Localization in Sparse Networks using Sweeps. In: Proceedings of the 12th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking, Los Angeles, California, USA, 2006. 110-121

[5] Wang X, Luo J, Li S, et al. Component based localization in sparse wireless ad hoc and sensor networks. In: Proceedings of the 16th IEEE International Conference on Network Protocols, Orlando, Florida, USA, 2008. 288-297

[6] Lingxuan H, Evans D. Localization for mobile sensor networks. In: Proceedings of the 10th annual international conference on Mobile computing and networking, Philadelphia, Pennsylvania, USA, 2004. 45-57

[7] Bulusu N, Heidemann J, Estrin D. GPS-less low cost outdoor localization for very small devices. *IEEE Personal Communications*, 2000, 7(5): 28-34

[8] Baggio A, Langendoen K. Monte-Carlo Localization for Mo-

bile Wireless Sensor Networks. In: Proceedings of the 2nd International Conference on Mobile Ad-hoc and Sensor Networks (MSN 2006), Hong Kong, China, 2006. 317-328

[9] Baggio A, Langendoen K. Monte-Carlo Localization for Mobile Wireless Sensor Networks. In: Proceedings of the 2nd International Conference on Mobile Ad-hoc and Sensor Networks, HongKong, China, 2006.317-328

[10] Dil B, Dulman S, Havinga P. Range-Based Localization in Mobile Sensor Networks. *Lecture Notes in Computer Science*, 2006. 164-179

[11] Weidong W, Qingxin Z. Sequential Monte Carlo localization in mobile sensor networks. *Wireless Networks*, 2009, 15(4): 481-495

[12] 李鹏程,廖波,罗娟等. 无线传感器网络中一种移动节点定位算法. 小型微型计算机系统. 2008, 29(11), 2051-2054

[13] 罗娟,陈苗苗,曾凡仔等. 加权采样蒙特卡罗目标跟踪定位算法. 见: 第二届中国传感器网络学术会议 (CWSN2008), 中国,重庆, 2008

[14] 郭浩, 赵晓辉, 张鹏. 基于概率定位的稀疏无线传感器网络. 空军工程大学学报(自然科学版), 2008, 9(1): 26-29

[15] Doucet A, de Freitas N, Gordon N. An Introduction to Sequential Monte Carlo Methods. In: Sequential Monte Carlo Methods in Practice New York: Springer-Verlay, 2001

[16] Dellaert F, Fox D, Burgard W, et al. Monte Carlo localization for mobile robots. In: Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation, Monterey, CA, USA, 1999. 1322-1328

[17] 薛锋, 刘忠, 曲毅. 基于无标度粒子滤波的无序观测水下无线传感器网络目标被动跟踪. 传感技术学报, 2007, 20(12): 2653-2658

[18] Isard M, Blake A. Contour Tracking by Stochastic Propagation of Conditional Density. In: Proceedings of the European Conference Computer Vision, Cambridge, UK, 1996. 343-356

[19] Camp T, Davies V, Boleng J. A Survey of Mobility Models for Ad Hoc Network Research. *Wireless Communications and Mobile Computing*, 2002, 2(5): 483-502

[20] Wang Y, Wang X, Wang D, et al. Localization Algorithm using Expected Hop Progress in Wireless Sensor Networks. In: Proceedings of the 3rd IEEE International Conference on Mobile Ad-hoc and Sensor Systems, Vancouver, Canada, 2006. 348-357

A mobile node localization method for sparse mobile wireless sensor networks

Miao Yong^{* **}, Cui Li^{*}

(* Institute of Computing Technology, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190)

(** Graduate School of the Chinese Academy of Sciences, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100039)

Abstract

In view of the problem that the MCB, a popular-used algorithm for localization of mobile nodes in sparse mobile wireless sensor networks, has a low node localization accuracy and a low node localization rate. The paper based on the improvement of the MCB, proposes a new mobile node localization method, namely the Monte Carlo localization boxed using pseudo-beacons (MCBP). The method reckons localized nodes as pseudo beacons to localize the other nodes, thus more nodes can be localized, and the localization accuracy can be improved. The simulation results show that the localization error of the MCBP is improved by 22% at most, 16% on average. The improvement of coverage is 26% at most and 12% on average.

Key words: wireless sensor networks, localization, pseudo-beacon, Monte Carlo