

一种利用移动无线传感器网络特性的定位算法

杨 雪, 王 辉

(南京工业大学 电子与信息工程学院, 江苏 南京 211816)

摘 要: 在研究移动无线传感器网络特性的基础上, 借鉴蒙特卡洛算法思想, 提出一种利用移动无线传感器网络特性进行定位的算法(EFL). EFL 算法把移动无线传感器网络的移动特性和低秩特性作为节点定位的约束条件以提高节点定位的精度. 仿真结果表明, 采用 EFL 算法, 节点的定位精度有较大提高.

关键词: 移动无线传感器网络; 定位; 移动特性; 低秩特性

中图分类号: TP393

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2012)06-0071-05

Exploiting Feature for Localization in Mobile WSN

YANG Xue, WANG Hui

(College of Electronics and Information Engineering, Nanjing University of Technology, Nanjing 211816, China)

Abstract: This work deeply researches on the feature of mobile WSNs. On this basis and drawing on the MCL algorithm, we propose a exploiting feature localization algorithm (EFL). EFL uses the mobile feature and Low-rank feature as constraints in order to improve positioning accuracy. Simulation results show that EFL algorithm improves positioning accuracy of a node significantly.

Key words: mobile WSN; localization; mobile feature; low-rank feature

1 引言

作为无线传感器网络中关键技术的定位技术得到了很好的发展, 尤其在静态无线传感器网络中. 根据定位过程中是否测量实际节点间的距离, 可以把静态传感器网络中的定位算法分为两类^[1]: 基于距离(Range-based)的定位算法和距离无关(Range-free)的定位算法, 典型的基于距离的定位算法包括: RSSI、TOA、TDOA、AOA 等; 典型的距离无关的定位算法包括: APIT、DV-HOP、Amorphous、Centroid 等. 在静态无线传感器网络中, 无论是基于距离的定位算法还是距离无关的定位算法都可以取得较好的定位效果^[2].

随着移动无线传感器网络的发展, 节点的实时移动特性增加了节点定位的困难^[3].

Lingxuan Hu 等首次把蒙特卡洛方法应用于无线传感器网络的节点定位技术中, 提出蒙特卡洛节

点定位算法(MCL)^[4]. MCL 算法是一种距离无关的定位算法, 其核心思想是利用节点的移动性来帮助节点定位, 提高节点定位精度. MCL 算法能够很好地适应移动无线传感器网络中的节点定位, 但算法只利用了节点的移动特性, 没有更深地研究移动无线传感器网络其他固有的特性, 并利用这些特性进行节点定位. 为此, 本文借鉴 MCL 算法思想, 并充分考虑移动无线传感器网络的特点, 提出一种利用移动无线传感器网络特性进行定位的算法 EFL (Exploiting Feature Localization), 其核心思想是挖掘移动无线传感器网络本身具有的特性, 把这些特性作为定位的约束条件以提高定位精度. 相比于 MCL 算法, EFL 算法能够提供更好的定位服务.

2 EFL 算法描述

2.1 网络模型及假设

为便于对 EFL 算法进行理论分析, 我们对

WSN 环境进行必要的假设,建立网络模型.本文假设网络中所有节点分布在边长为 R 的正方形区域;网络中普通节点和锚节点的通信半径都为 R ,锚节点可以感知自己的位置信息而普通节点不可以;移动模型采用随机路点模型(Random Waypoint Model),普通节点和锚节点都在移动,节点的最大移动速度为 $V_{\max}$,时间片段为 $T_{\max}$,每个时间段节点移动时间为 t_{walk} ;根据移动无线传感器网络在应用中的特点,模型假设节点的通信区域不一定为理想的圆形区域.

2.2 低秩特性

移动无线传感器网络中节点的位置坐标矩阵具有低秩特性.下面根据节点移动速度的不同分两种情景加以证明.

情景 1:每个节点都做匀速运动,但是不同节点的移动速度不同

证明:设有 N 个节点在二维空间中运动,节点 i 在 t 时刻的 X 轴坐标为 $x(i, t)$, Y 轴坐标为 $y(i + N, t)$, 速度为 v_i , 则坐标矩阵 X 为

$$X = \begin{matrix} & t_0 & t_1 & \cdots & t_j & \cdots & T_{\max} \\ \begin{matrix} 1 \\ \vdots \\ i \\ \vdots \\ N \end{matrix} & \begin{pmatrix} x_{10} & x_{11} & \cdots & x_{1j} & \cdots & x_{1T_{\max}} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_{i0} & x_{i1} & \cdots & x_{ij} & \cdots & x_{iT_{\max}} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_{N0} & x_{N1} & \cdots & x_{Nj} & \cdots & x_{NT_{\max}} \\ y_{10} & y_{11} & \cdots & y_{1j} & \cdots & y_{1T_{\max}} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ y_{i0} & y_{i1} & \cdots & y_{ij} & \cdots & y_{iT_{\max}} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ y_{N0} & y_{N1} & \cdots & y_{Nj} & \cdots & y_{NT_{\max}} \end{pmatrix} \end{matrix} \quad (1)$$

∴每个节点都是匀速运动且不同节点的运动速度不同

∴矩阵的每列可以表示为

$$(x_{1j} \cdots x_{ij} \cdots x_{Nj} \ y_{1j} \cdots y_{ij} \cdots y_{Nj})^T = (x_{10} \cdots x_{i0} \cdots x_{N0} \ y_{10} \cdots y_{i0} \cdots y_{N0})^T + t_j * (v_1 \cdots v_i \cdots v_N \ v_1 \cdots v_i \cdots v_N)^T \quad (2)$$

设 $L_0 = (x_{10} \cdots x_{i0} \cdots x_{N0} \ y_{10} \cdots y_{i0} \cdots y_{N0})^T$, $V = (v_1 \cdots v_i \cdots v_N \ v_1 \cdots v_i \cdots v_N)^T$, $T = (t_1 \ t_2 \cdots t_{T_{\max}})$, 则有:

$$X = L_0 + V \cdot T \quad (3)$$

∴ $r(L_0) = 1, r(V) = 1, r(T) = 1$ 且 $r(AB) \leq \min\{r(A), r(B)\}$

∴ $r(X) \leq 2$ 即节点坐标矩阵具有低秩特性得证.

情景 2:每个节点都做非匀速运动

证明:本文对非匀速运动的情景应用仿真结果加以证明,随机路点模型(Random Waypoint Model)产生节点坐标,节点坐标分别以两种方式给出:

$$X_1 = \begin{matrix} & t_0 & t_1 & \cdots & t_j & \cdots & T_{\max} \\ \begin{matrix} 1 \\ \vdots \\ i \\ \vdots \\ N \end{matrix} & \begin{pmatrix} x_{10} & x_{11} & \cdots & x_{1j} & \cdots & x_{1T_{\max}} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_{i0} & x_{i1} & \cdots & x_{ij} & \cdots & x_{iT_{\max}} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_{N0} & x_{N1} & \cdots & x_{Nj} & \cdots & x_{NT_{\max}} \\ y_{10} & y_{11} & \cdots & y_{1j} & \cdots & y_{1T_{\max}} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ y_{i0} & y_{i1} & \cdots & y_{ij} & \cdots & y_{iT_{\max}} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ y_{N0} & y_{N1} & \cdots & y_{Nj} & \cdots & y_{NT_{\max}} \end{pmatrix} \end{matrix},$$

$$X_2 = X_1^T \quad (4)$$

每个元素减去所在行的平均值得到中心化数据矩阵 $\bar{X}_1, \bar{X}_2$; 用奇异值分解(SVD)方法作用于这两个矩阵,并查看参数 P 的曲线,如图 1 所示, P 的定义如下式:

$$P = \frac{\sum_{i=1}^N s_i^2}{\sum_{i=1}^N s_i^2} \quad (5)$$

式中, s_i 表示第 i 大的奇异值大小, $\sum_{i=1}^N s_i^2$ 表示总方差.

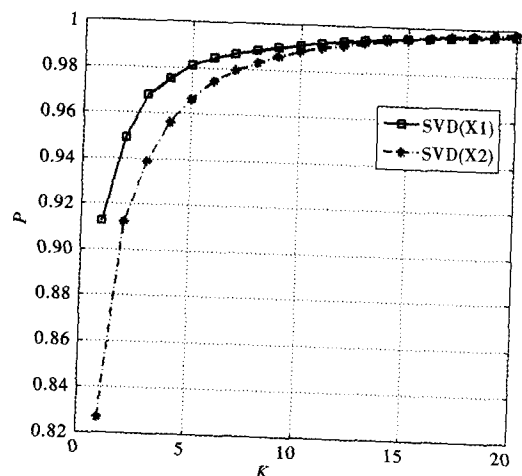


图 1 移动无线传感器

从曲线中可以清楚地看出当秩取 5 时,已经获

得原有矩阵 96% 以上的特性,故矩阵具有低秩特性,命题得证。

2.3 移动特性

节点的移动增加了定位的困难,但是节点的移动性也提供了更多的信息^[4],可以利用这些信息进行节点定位。总的来说,移动性给节点定位带来两个方面的影响^[4-6]:

(1) 节点移动速度适中,则节点可以收集到足够的定位信息,即正面信息帮助节点定位;

(2) 节点移动速度太慢或者太快,邻居节点间还未完成信息交换,节点间已经撤销邻居关系,则负面信息增加节点定位的困难。

2.4 EFL 算法理论模型

节点定位问题本质上是优化问题^[7],本文利用移动无线传感器网络的特性,最小化节点定位的拟合误差和低秩近似矩阵的误差,从而达到提高定位精度的目的。

为了充分利用节点移动性的正面信息,避开它的负面信息,选取在时间片段 t 内一直都是节点 i 的邻居节点,即:

$$V_{\max} \times t_{\text{walk}} \leq R \quad (6)$$

N 个普通节点 $x_i (i=1, 2, 3, \dots, N)$ 和 M 个锚节点 $a_k (k=1, 2, 3, \dots, M)$ 在 d -维空间中移动,时间被分为 $T_{\max}$ 个时间片段,普通节点在 t 时刻的坐标表示为三元组 $X(:, i, t)$,锚节点在 t 时刻的坐标表示为三元组 $A(:, i, t)$,则由上式可知,节点 i 的定位就是寻找满足以下条件的节点 j :

$$\begin{aligned} \|x_i - x_j\|^2 &= (d_{ij})^2 \quad \|a_k - x_j\|^2 = (d_{kj})^2 \\ \|x_i - x_j\|^2 &\geq (l_{ij})^2 \quad \|a_k - x_j\|^2 \geq (l_{kj})^2 \\ \|x_i - x_j\|^2 &\leq (u_{ij})^2 \quad \|a_k - x_j\|^2 \leq (u_{kj})^2 \end{aligned} \quad (7)$$

式中, d_{ij} 表示节点 i, j 间的距离, l_{ij} 表示距离的下边界, u_{ij} 表示距离的上边界。为了使定位误差最小,必须使节点距离的拟合误差最小,即

$$\begin{aligned} \min d(\mathbf{X}, t) &\triangleq \sum_{ij} [\|x_i - x_j\|^2 - (d_{ij})^2] + \\ &\sum_{kj} [\|a_k - x_j\|^2 - (d_{kj})^2] + \\ &\sum_{ij} [\|x_i - x_j\|^2 - (l_{ij})^2] - \\ &\sum_{kj} [\|a_k - x_j\|^2 - (l_{kj})^2] - \\ &\sum_{ij} [\|x_i - x_j\|^2 - (u_{ij})^2] + \\ &\sum_{kj} [\|a_k - x_j\|^2 - (u_{kj})^2] + \end{aligned} \quad (8)$$

其中 $[x]_- \triangleq \max\{0, -x\}$, $[x]_+ \triangleq \max\{0, x\}$ 。节点下边界和上边界的取值与节点速度有关,为了

充分利用两跳邻居节点的信息,本文仿真实验中选取节点的通信半径 R 作为两跳邻居节点的下边界,通信半径 R 的 2 倍作为两跳邻居节点的上边界,通信半径 R 作为一跳邻居节点的上边界。

为了获得节点坐标矩阵的最优低秩近似矩阵,引入惩罚项函数:

$$H(\mathbf{X}, \mathbf{U}, \mathbf{V}) \triangleq \| \mathbf{M} - \mathbf{U}\mathbf{V}^T \|_F^2 \quad (9)$$

式中, $M(k + (i-1) \times N, t) \triangleq X(k, i, t)$ 是节点坐标的二维表示,它是一个 $(dN) \times T_{\max}$ 阶的矩阵, $\mathbf{U}$ 是 $(dN) \times r$ 阶的矩阵, $\mathbf{V}$ 是 $T_{\max} \times r$ 阶矩阵, r 为被近似的秩的大小;为了使惩罚项函数最小,需要确保 $\mathbf{M} \triangleq \mathbf{U}\mathbf{V}^T$ 。

综合移动无线传感器网络的两个特性可以获得最终的优化目标函数:

$$\min ob(\mathbf{X}, \mathbf{U}, \mathbf{V}) = \sum_t d(\mathbf{X}, t) + H(\mathbf{X}, \mathbf{U}, \mathbf{V}) \quad (10)$$

式中, $\sum_t d(\mathbf{X}, t)$ 为所有时间片段内的拟合误差。

为避开计算二阶偏导数和目标函数 Hesse 矩阵的非正定情况,应用拟牛顿优化算法即可获得目标函数的最优解。

3 仿真结果及分析

为了有效评估 EFL 算法的性能,本文通过仿真实验的方法将其与 MCL 算法进行比较分析。

实验参数定义如下:

(1) 节点最大移动速度定义为单位时间内节点移动的距离,用 $V_{\max}$ 表示;

(2) 节点密度为节点一跳通信区域内节点的平均数,用 n_d 表示,即:

$$n_d = \frac{\pi * R^2 * \text{Nodes_Num}}{\text{Total_Area}} \quad (11)$$

(3) 锚节点密度定义为一跳通信区域内锚节点的平均数,用 S_d 表示,即:

$$S_d = \frac{\pi * R^2 * \text{Anchor_Num}}{\text{Total_Area}} \quad (12)$$

(4) 节点无线传输模式的不规则度定义为无线电波在传播方向上传播距离的最大变化范围,用 DOI(Degree of Irregularity)表示;

(5) 定位误差定义为节点的估计位置与真实位置误差的平均值,用节点的通信半径 R 来衡量,即:

$$\begin{aligned} \text{Estimate Error} = \\ \frac{\sum_{n=1}^N \sqrt{(x_n - x'_n)^2 + (y_n - y'_n)^2}}{N \times R} \end{aligned} \quad (13)$$

实验中的具体参数见表 1.

表 1 实验参数

参数	设值
实验区域	500×500
节点通信半径 R	50
锚节点通信半径 R	50
节点最大速度 $V_{\max}$	$\alpha R (\alpha \in (0.2, 0.8))$
秩 r 取值	5

图 2 中给出了节点最大移动速度对定位精度的影响,从仿真结果可以看出,两种算法都随着速度的增加定位精度也在增加,当速度达到一定值($V_{\max} \approx 0.6R$)的时候,速度的增加会导致定位误差的增加,这正是第二节中提到的移动性带来的两方面影响所造成的;从整体上看,相对于 MCL 算法, EFL 算法能够提供更加精确的定位.

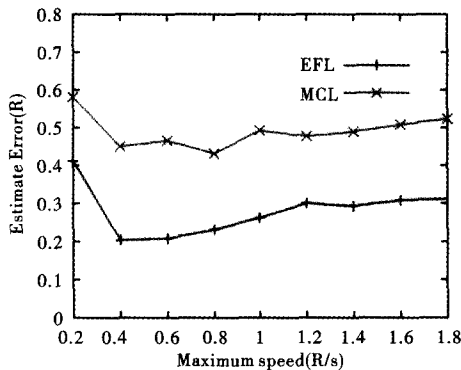


图 2 最大速度对定位精度的影响

图 3 中显示了节点密度对定位精度的影响.从图中可以看出随着节点密度的增加, EFL 算法和 MCL 算法的定位精度都在提高,最终都趋于平稳.仿真结果也显示了节点密度对 MCL 算法的影响相对较小,对 EFL 算法的影响相对较大,但相同节点密度的情况下, EFL 算法的定位误差都比 MCL 算法的定位误差小.

图 4 中结果显示了锚节点密度对定位精度的影响.仿真结果说明两种算法的定位精度都随着锚节点密度的增加而增加,但 MCL 算法受锚节点密度的影响相对较大,且在相同锚节点密度的情况下, EFL 算法能够提供更加精确的定位服务.

图 5 中反映了节点无线传输模式不规则度对定位精度的影响情况.从图中曲线可以看出,随着不规则度增加, EFL 算法和 MCL 算法的定位误差都有所增加,但 MCL 算法的定位误差最后趋于稳定,

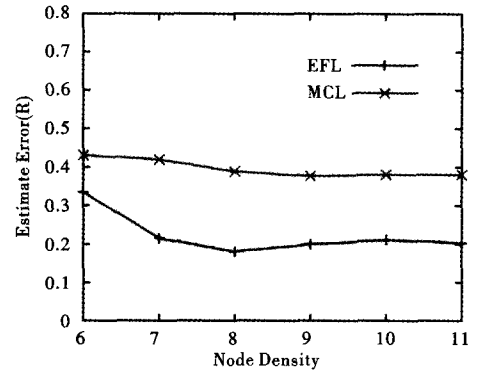


图 3 节点密度对定位精度的影响

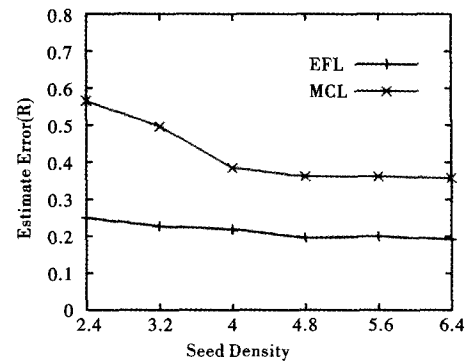


图 4 锚节点密度对定位精度的影响

EFL 算法的定位误差一直呈现上升趋势.图中曲线也表明,在相同不规则度的情况下, EFL 算法能够提供更好的定位服务.在实际应用中无线传输模式不可能是理想的圆形区域,因此, EFL 算法更符合实际应用的要求.

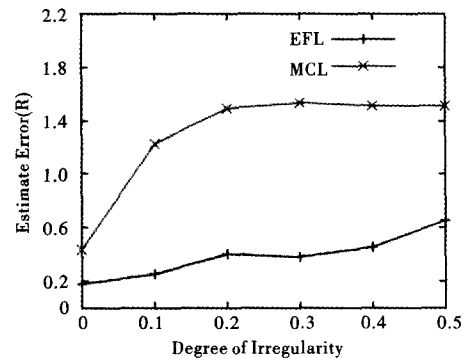


图 5 不规则度对定位精度的影响

4 结束语

本文借鉴 MCL 算法的思想,提出了利用特性定位算法(EFL).仿真结果证明, EFL 算法能够适应移动无线传感器网络的特点,相比于 MCL 算法,在节点最大速度、节点密度、锚节点密度、无线传输

不规则度相同的情况下,EFL算法都能够提供较好的定位服务.下一步的工作是研究运动模型和动态特性对算法健壮性、网络能耗等的影响,以使算法在更加真实的环境中表现出较好的定位效果.

参考文献:

- [1] 王福豹,史龙,任丰原.无线传感器网络中的自身定位系统和算法[J].软件学报,2005,16(5):857-868.
- [2] Isaac Amundson, Xenofon D. Koutsoukos. A survey on localization for mobile wireless sensor networks[C] // the 2nd International Workshop on Mobile Entity Localization and Tracking in GPS-less Environments. FL, USA, 2009: 235-254.
- [3] 周彤.移动传感器网络节点部署及自定位技术研究[D].哈尔滨:哈尔滨工业大学,2008.
- [4] Lingxuan Hu, David Evans. Localization for mobile sensor networks[C] // Proceedings of ACM MobiCom. Philadelphia, Pennsylvania, USA, 2004: 45-57.
- [5] Martins M H T, Hongyang Chen, Sezaki K. OT-MCL: orientation tracking-based monte carlo localization for mobile sensor networks[C] // Proceedings of

Networked Sensing Systems (INSS). PA, USA, 2009: 1-8.

- [6] Guodong Teng, Kougen Zheng, Wei Dong. MA-MCL: mobile-assisted monte carlo localization for wireless sensor networks[J]. International Journal of Distributed Sensor Networks. 2011:671-814.
- [7] Savvides A, park H, Srivastava M B. The bits and flops of the n-hop multilateration primitive for node localization problem[C] // Proceedings of ACM WSNA. NY, USA, 2002:112-121.

作者简介:



杨雪女,(1986—),硕士研究生.研究方向为无线传感器网络节点定位技术.

王辉女,(1962—),博士,教授,硕士生导师.研究方向有光传输理论与系统、信号处理与控制技术.

(上接第70页)

(3) 利用了训练集中数据的特点,层次聚类算法中将关键因素的向量距离作为类之间的距离.

系统最终应用于智能交通中的行车油量分析系统,获得良好的效果.

参考文献:

- [1] 原福永,张晓彩,罗思标.基于信息熵的精确属性赋权 K-means 聚类算法[J].计算机应用,2011,31(6):1675-1677.
- [2] 高建国,崔业勤.基于信息熵理论的连续属性离散化方法[J].微电子学与计算机,2011,28(7):187-189.
- [3] 朱莉莉,严洪森,崔鹏飞,等.基于信息熵的知识网度量方法及应用[J].东南大学学报:自然科学版,2010,40(5):1097-1102.
- [4] 濮定国,金中.新的拉格朗日乘子方法[J].同济大学

学报(自然科学版),2010,38(8):1387-1391.

- [5] 毛韶阳,李肯立.一种基因数据的聚类并行算法研究[J].微电子学与计算机,2007,24(9):130-133.
- [6] 彭新俊,王翼飞.快速原空间孪生支持向量回归算法[J].模式识别与人工智能,2011,24(1):22-29.
- [7] 岳昊.三划分问题可多项式归约为唯一可达向量 Petri 网可达性问题[J].微电子学与计算机,2008,25(10):144-146.

作者简介:

陈红英女,(1969—),博士,副教授.研究方向 GIS、人工智能.

王涛男,(1985—),硕士研究生.研究方向语义网络、人工智能.

毛革非男,(1965—),高级工程师.