

# 无线传感器网络中蒙特卡洛定位算法的研究

张绮曼 张颖

(上海海事大学信息工程学院 上海 201306)

**摘要** 在无线传感器网络的节点定位领域,常用的以蒙特卡洛为基础的定位算法均存在定位误差大、采样效率低的问题。为了提高无线传感器网络中针对移动节点的采样效率和定位精确度,文中采用马尔科夫链进行抽样,提出了一种基于蒙特卡洛的改进算法。该算法在蒙特卡洛算法的基础上,结合马尔科夫链采集节点样本,随后对其进行过滤,再通过得到的节点位置值进行加权计算,得到节点的准确位置。仿真实验结果表明,通过该算法得到的节点定位误差低于其他算法,提高了采样效率以及对移动节点的定位准确率。

**关键词** 无线传感器网络,蒙特卡洛算法,马尔科夫链,移动节点定位

**中图分类号** TP393 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2018.12.011

## Study on Monte Carlo Location Algorithm in Wireless Sensor Networks

ZHANG Qi-man ZHANG Ying

(College of Information Engineering, Shanghai Maritime University, Shanghai 201306, China)

**Abstract** In the field of node location of wireless sensor network, there exist problems of high location error and low sampling efficiency of the commonly used Monte Carlo-based location algorithm. In order to improve the sampling efficiency and location accuracy of mobile node in wireless sensor networks, this paper made use of Markov chain to sample, and proposed an improved location algorithm based on Monte Carlo. The new algorithm combines the Markov chain to complete the collection of node samples based on Monte Carlo algorithm, then filters them, and finally obtains the exact position of the node by weighting the obtained node position values. Simulation results indicate that the proposed algorithm has lower location error than other algorithms, and improves the sampling efficiency and location accuracy for moving nodes.

**Keywords** Wireless sensor networks, Monte Carlo algorithm, Markov chain, Mobile nodes locations

## 1 引言

在无线传感器网络(Wireless Sensor Networks, WSN)<sup>[1]</sup>研究领域中,节点定位是一项基本技术,能为无线传感器网络的应用(如目标追踪、军事深测、环境监测与保护、健康监测、医疗救助、防火防灾等)提供有关节点位置的基础信息。大部分无线传感器所记载的数据,只有在与位置关联时才有实际意义。因此,定位研究受到各个行业学者的广泛关注。

无线传感器网络是一种新型的通信网络<sup>[2]</sup>,它由一些分布在一个区域内的小传感器节点组成,负责从环境中收集信息。传感器节点都具有数据采集、数据融合及数据转发的功能。总的来说,根据是否需要测量实际节点之间的距离,定位系统可以分为无需测距的定位<sup>[3]</sup>和基于测距的定位<sup>[4]</sup>两类。前者不需要测量距离、角度和其他节点间的信息,根据网络连通度实现节点定位,但定位精度不高;后者则需要额外的硬件去测量节点间的距离,虽然增加了网络成本和能量消耗,但是

定位精度更高。在实际应用中,尤其是对于户外环境的定位,综合各方面因素可知,绝大多数情况下,无需测距的定位算法更适用于这些场景。蒙特卡洛定位算法<sup>[5]</sup>就是无需测距的针对动态网络的定位算法。在实际的环境如农业、煤矿业等场景中,人是不断地进行运动作业的,对相关实施作业的人员进行准确定位十分重要,使得在出现事故时能够及时进行救援。GPS在煤矿业及大型建筑物中的应用具有一定的局限性,而针对无线传感器网络中运动节点的蒙特卡洛定位算法具有相对的可行性。

鉴于现有的基于蒙特卡洛的方法存在定位误差较大、采样效率较低的问题,本文针对运动环境下的无线传感器网络节点定位进行研究,提出了基于蒙特卡洛定位的改进方法。该算法在蒙特卡洛定位的基础上,结合马尔科夫链进行采样,以提高采样效率,进而完成定位。仿真结果表明,该算法在一定程度上提高了定位精度。

收稿日期:2017-11-06 返修日期:2018-02-29 本文受国家自然科学基金项目(61673259),上海市科委国际学术合作交流项目(15220721800)资助。

张绮曼(1994—),女,硕士生,主要研究方向为无线传感网络定位技术;张颖(1968—),男,博士,教授,主要研究方向为物联网、无线自组织网络,E-mail:yingzhang@shmtu.edu.cn(通信作者)。

## 2 相关工作

针对节点的移动性质,文献[6]中的蒙特卡洛定位算法(MCL)是基于顺序蒙特卡罗算法<sup>[7]</sup>提出并应用于移动传感器网络的。通过不断地判断、更新采集来的样本点,使得定位精度更高。MCL算法第一次将蒙特卡洛方法引入到移动无线传感网络的节点定位中,但是其采样率低,粒子退化严重。文献[8]在MCL算法的基础上进行改进,并提出了蒙特卡洛锚盒 MCB(Monte-Carlo Localization Boxed)定位算法,其充分使用待定节点的一跳、二跳锚节点的信息,通过定义“采样盒”和“锚节点盒”提高了采样的成功率。文献[9]提出了一种基于参考节点选择模型的MCL算法,采样时通过参考节点选择模型,尽量选取距离定位节点较近且分布均匀的参考节点构成采样盒,该算法能够克服由于信标节点不足导致的定位精度下降的问题,但同样存在必须使用特殊测距硬件的缺点。文献[10]基于MCB算法提出了IMCB算法,通过分析当前的定位结果、节点之间的距离和节点相对位置的信息,得到不同区域样本箱的抽样概率,从而有效地解决了MCB算法中样本退化引起的精度低的问题。

根据上述介绍,我们对该领域目前的研究状况有了初步的了解,但不可否认的是,其中仍然存在很多问题。为了弥补其中的不足,本文提出了一种基于蒙特卡洛的改进算法进行采样,通过位置预测和位置更新进行定位,实现节点定位精度的优化。

## 3 算法描述

蒙特卡洛算法把时间分成等长的时间段,简单将算法描述为:首先判断节点是否能够接收到一跳或两跳锚节点的信息,若能收到,则随机采样,否则继续判断;采样过后,进行过滤,判断样本是否满足过滤条件,若满足滤波条件,则记录下节点位置,否则丢掉样本;当采集到的样本数目足够时停止采样,否则继续采样滤波;最后将取得的样本坐标的平均值作为未知节点在某时刻的位置坐标。

### 3.1 马尔科夫链

稳定分布是指给定状态空间的一个初始分布以后,按照转移矩阵进行跳转,最终达到的稳定状态。因此,马尔科夫链最关键的问题往往是确定转移矩阵<sup>[11-13]</sup>。马尔科夫链体现的是状态空间的转换关系,下一个状态只取决于当前的状态。

我们通过稳态的马尔科夫模型进行转移计算,等效于计算转移概率,得出节点的分布采样。通过采样得到的节点位置构造一个节点概率分布 $P(x)$ ,进而构造出转移矩阵为 $P$ 的马尔科夫链,使其平稳分布,随着运动过程的转移,得到了一系列的状态值。对于一个各态遍历的马尔科夫过程,分布 $\pi(x)$ 若满足式(1):

$$\pi(i)P_{i,j} = \pi(j)P_{j,i} \quad (1)$$

则为平稳分布的马尔科夫链。 $\pi$ 称为马氏链的平稳分布。随着状态的不转移,系统最终会收敛到平稳分布,然后按照一定的原则决定是否接受该样本。

### 3.2 改进的定位算法

将马尔科夫过程引入到蒙特卡洛中,实现抽样分布随模拟的进行而改变的动态模拟。抽样算法的主要任务是找到符

合给定分布的一系列样本。对于简单的分布,可以通过基本的抽样算法进行抽样。大多数分布都是不容易直接抽样的,马尔科夫链蒙特卡洛算法解决了不能通过简单抽样算法进行抽样的问题,是一种重要且实用性很强的抽样算法。

马尔科夫链的收敛性质主要由转移矩阵决定,因此基于马尔科夫链进行采样的关键问题是如何构造转移矩阵,使得平稳分布恰好是我们需要的分布 $P(\theta)$ 。

马尔科夫链体现的是状态空间的转换关系,下一个状态只决定于当前的状态。根据得到的采样点,计算出节点在某一时刻的位置信息。同时,对节点的位置信息进行处理,计算转移矩阵,并对数据进行处理,用最小二乘法来确定马尔科夫的转移矩阵,计算转移概率<sup>[14]</sup>,从目标概率密度函数 $P(\theta)$ 中进行采样,根据马尔科夫链生成一个序列

$$\theta^{(1)} \rightarrow \theta^{(2)} \rightarrow \dots \rightarrow \theta^{(t)} \rightarrow \dots$$

用 $\Theta(t)$ 表示马尔科夫链在 $t$ 时刻的状态。先初始化状态,然后利用已知的分布 $q(\theta|\theta^{(t-1)})$ 生成新的候选状态 $\theta^{(*)}$ ,再根据一定的概率选择接受或拒绝这个新值,概率计算如式(2)所示。这样的过程一直持续到采样过程收敛,当有足够的采样节点时,样本 $\Theta(t)$ 即为目标分布中的样本。

$$\alpha = \min(1, \frac{p(\theta^{(*)})}{p(\theta^{(t-1)})}) \quad (2)$$

改进算法的基础是马尔科夫链的采样、滤波<sup>[15]</sup>和更新。通过蒙特卡洛马尔科夫链获得准确的样本集合,再根据过滤条件进行过滤,得到相应的未知节点的位置。

对于给定的概率分布 $P(\theta)$ ,我们希望能有便捷的方式生成与其对应的样本。由于马尔科夫链能收敛到平稳分布,如果我们能构造一个转移矩阵为 $P$ 的马尔科夫链,使得该马尔科夫链的平稳分布恰好是 $P(\theta)$ ,那么节点从任何一个初始状态 $\theta_0$ 出发,沿着马尔科夫链转移,得到一个转移序列 $\theta_0, \theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n, \theta_{n+1}, \dots$ ,如果马尔科夫链在第 $n$ 步已经收敛,那么我们就得到了 $\pi(x)$ 的样本 $\theta_n$ 和 $\theta_{n+1}$ 。我们在该状态空间进行随机游走时,每个状态的停留时间正比于目标概率。在进行抽样时,首先引进一个容易抽样的参考分布 $\theta_0$ ,在每步抽样的过程中从 $P(\theta)$ 中得到一个候选样本 $y$ ,然后按照一定的原则决定是否接受该样本,该原则的确定就是要保证我们得到的样本恰好服从 $P(\theta)$ 分布。改进算法的采样流程如图1所示。

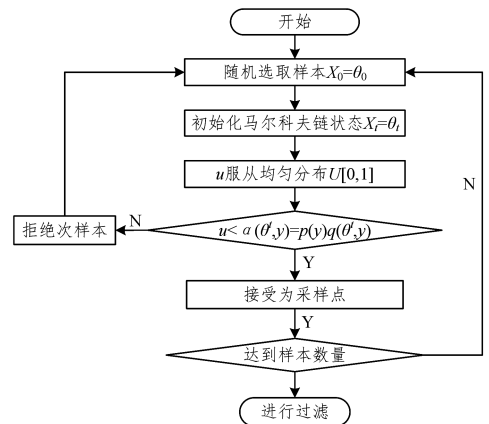


图1 改进算法流程图

Fig. 1 Flowchart of improved algorithm

改进算法的核心步骤是抽样,在一定程度上改善了抽样

大多数集中在局部区域而削弱算法收敛效率的问题。通过马尔科夫蒙特卡洛算法,可以选取多个不同的初始值,同时产生多条马尔科夫链,如果各条链路均能稳定下来,说明算法收敛。在实际操作中,可以得到这些不同链路参数的后验样本值对迭代次数的散点图,散点图基本趋于稳定,则可判断算法收敛,且收敛到平稳分布。

与此同时,为了避免低质量样本的过度使用,使得定位的准确度更高,我们增加了预测值权值的使用。通过算法采样过滤得到的一系列相互独立的节点位置确定采样样本,随后更新权值。在其他算法中,过滤后的预测值权重为 1 且没有进行区别,本文算法可以根据预测值  $l_i$  与节点在  $t_{n-1}$  时刻运动方向的夹角设置不同的权重。权重可以根据节点在短时间内运动状态发生的改变的大小来设置。由于运动状态较大,改变的概率较小,因此运动夹角值越小,其所占的权重越大。在实际情况中,可以根据节点的运动设置不同的权重参数<sup>[16]</sup>。在获得所有预测值的权重后,对权重进行归一化,使得样本的总权值为 1,其中第  $i$  个预测权重被归一化为:

$$w_i = \frac{w_i}{\sum_{j=1}^N w_j} \quad (3)$$

最后,可以求得未知节点在某一时刻的估计坐标值:

$$(x_n, y_n) = \left( \sum_{i=1}^N w_i x_n^i, \sum_{i=1}^N w_i y_n^i \right) \quad (4)$$

对得到的样本节点位置求取均值,就得到了未知节点的位置坐标。

$$(x_t, y_t) = \left( \sum_{i=1}^N x_t^i / N, \sum_{i=1}^N y_t^i / N \right) \quad (5)$$

至此,成功建立运动模型,得到预测节点的位置。将预测节点的位置与蒙特卡洛算法采样出的符合条件的采样点进行比较,挑选出定位较准确的节点位置,然后不断地进行采样过滤,得出节点的位置。

## 4 仿真分析

我们在 Matlab R2014a 中对所提改进算法的性能进行实验测试。在  $250 \times 250$  的仿真区域中随机部署 200 个节点,其中信标节点 40 个,未知节点 160 个,假设节点有相同的通信半径 30,先对节点进行部署,区别出未知节点和锚节点。锚节点和其他相关节点在无线传输距离方面是保持不变的。当锚节点运动时,可以在下一个位置使其覆盖区域内的未知节点尽可能多;或是在运动的路径上,使运动的距离、运动的位置尽可能少。这样,在仿真中就能够减少定位中的通信开销,节约节点的能量,延长整个无线传感器网络的生命周期。未知节点根据 RWP 运动模型进行运动。

节点部署完成后,开始启动节点运动。分别将 MCL 和 MCB 定位算法与改进算法进行比较。定位误差是衡量定位算法精度和性能的一个重要指标,可以用下式计算:

$$error = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |(p_i - l_i)| \quad (6)$$

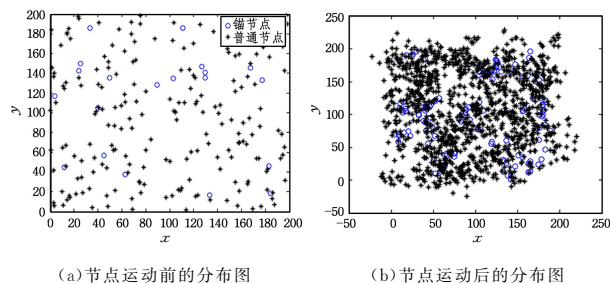
其中,  $N$  为定位节点的个数,  $p_i$  为节点的实际位置,  $l_i$  为估计位置。

### 4.1 节点的运动

一般来说,传感器节点是由飞机随机投掷在一定区域中

的,具有随机性。因此,在前期工作中,节点是随机部署在一定区域的。在煤矿作业中,人群是随机运动的,一旦出现事故,人会自发地往事发的方向运动,具有一定的合群性质。因此,结合特定的实际环境,我们可以假设节点运动是随机路点 RWP 模型<sup>[17]</sup>。随机路点模型作为节点运动仿真模型,被广泛应用于相关的研究中。在随机路点模型中,令部署好的节点选定一个随机目的地并以给定的速度向目的地移动,到达后可停留一段时间,或再以该点为起点,随机选定另一目的地进行运动,如此往复。每个节点的目的地选择互不相关,并且在划定的移动区域上符合一致随机分布原则。随机路点模型克服了其他模型不适合现实场景的缺点,是目前使用得较多的一种移动模型,能较大程度地反映真实网络中节点的移动过程和轨迹。节点服从 RWP 模型运动时,会表现出一种天然的倾向于区域中心的合群特性,而非均匀分布于仿真环境中。

在本文的实验仿真中,使用 RWP 模型对节点进行随机运动。针对每一个新时刻,节点先运动,运动完后再对节点进行定位。节点的部署及节点随机运动后的分布图如图 2 所示。



(a) 节点运动前的分布图

(b) 节点运动后的分布图

图 2 节点运动前、后的分布图

Fig. 2 Distribution charts of nodes before and after moving

随着节点部署时间的增长,节点数目变多,未知节点的累计误差总体呈现出上升的趋势。时间与未知节点的累计误差关系如图 3 所示。

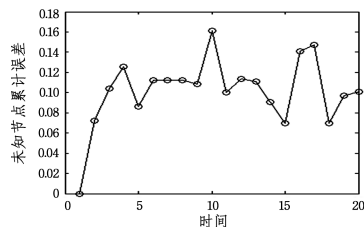


图 3 时间与未知节点累计误差的关系

Fig. 3 Relationship between time and total error of unknown nodes

### 4.2 定位覆盖率与锚节点个数的关系

锚节点个数起着关键作用,选取合适的锚节点数目不仅能提高算法的定位精度,而且能对定位覆盖率产生很大的影响<sup>[18]</sup>。本节分析锚节点个数与定位覆盖率之间的关系,如图 4 所示。从图 4 中我们可以看出,部署节点时,3 种算法的定位覆盖率均随着锚节点数目的增长而呈现上升趋势,达到一定数目时,上升趋势有所减缓;另外,同等条件下,3 种算法中本文改进算法的定位覆盖率最好,而其他两种算法的定位

覆盖率的变化趋势基本相同。可以看出,改进算法增加了网络中未知节点被定位的可能性,从而提高了定位覆盖率,因此改进算法的优势可以显示出来。

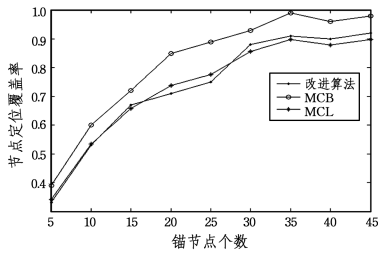


图4 定位覆盖率与锚节点个数的关系

Fig. 4 Relationship between location coverage and number of anchor nodes

#### 4.3 速度与定位误差的关系

从实验的仿真结果可以看出,随着节点速度的加快,节点的定位误差首先小幅度下降,因为随着节点速度的加快,节点能收到更多的信标节点位置信息,从而过滤掉不可能的位置,使得定位误差减小;但定位误差总体呈现出上升趋势,因为随着速度的加快,节点可以运动的区域变大,从而使定位误差增大,同时随着速度的进一步加快,采样接收概率也增大,过滤失效的可能性加大<sup>[19]</sup>。改进算法在建立预测模型时采用了若干个时刻节点位置的参考采样点,使得采样效率得到提高,采集样本的有效性更高,相比其他两种算法,误差略有下降。可以看出,在整个速度区间内,相比 MCL 算法和 MCB 算法,改进算法存在一定的优势。

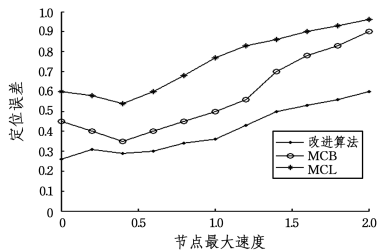


图5 节点最大速度与定位误差的关系

Fig. 5 Relationship between nodes maximum speed and location error

#### 4.4 锚节点的比例与定位误差

我们知道,在无线传感器网络定位中,定位误差与锚节点的比例之间存在很大的关联,且定位误差在一定程度上受锚节点的影响,因此两者之间的关系总是备受关注。为了进一步分析本文所提算法的优势,图6对比分析了3种定位算法在相同条件下的定位误差与锚节点比例的关系。

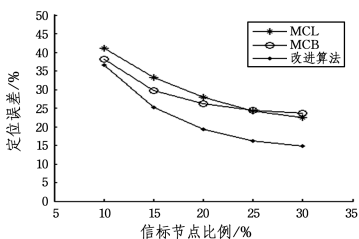


图6 定位误差与锚节点比例的关系

Fig. 6 Relationship between location error and ratio of anchor nodes

从图6中我们可以清楚地看出,3种算法的定位误差随锚节点比例的增加呈现下降趋势。随着锚节点比例的增加,已知位置的节点变多,通过已知节点计算未知节点位置的精确度有所提高,当已知锚节点达到一定的数目时,节点运动也趋于平稳,定位误差就会降低。另外,从图6还可以看出,3种定位算法中改进算法的平均定位误差最小,在锚节点百分比比较低时,定位误差也是三者中比较低的,从而进一步说明本文所提算法的性能较同类算法有一定的优势。

综上,改进算法的优势得以体现,其具有较好的动态定位性能,在节点资源、采样环境等条件允许的情况下能够显著提高定位精度。

**结束语** 本文针对无线传感器网络中运动节点的定位问题,介绍了蒙特卡洛定位算法,并在此算法的基础上提出了建立节点运动预测模型的改进算法。借助参考采样点,建立节点运动预测模型,随后继续进行采样和滤波,最后对得到的节点位置值进行加权计算,并通过求取平均值得到未知节点的位置。对移动节点速度、锚节点比例等相关影响因素进行仿真比较,得出此改进算法在一定程度上提高了采样准确性和节点的定位精度。改进算法确保了来自锚节点信息的实用性,避免了随机采样带来的信息浪费,具有实际应用价值。但是,该算法对网络中锚节点比例的要求较高,锚节点密度较低时会使滤波范围变小;另外,算法运行时间的消耗也是值得我们探讨的问题。在未来的工作中,我们还可以针对定位的锚节点比例和算法运行的时间能耗等问题做进一步的研究。

#### 参考文献

- [1] MAO G, FIDAN B, ANDERSON B D O. Wireless sensor network localization techniques [J]. *Computer Networks*, 2007, 51(10): 2529-2553.
- [2] SSU K, OU C, JIAU H C. Localization with mobile anchor points in wireless sensor networks [J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2005, 54(3): 1187-1197.
- [3] ZENG Z, GAO J, WANG J. Corrected Range Weighted Centroid Localization Algorithm Based on RSSI for WSN [C] // Proceedings of the 2011 International Conference on Informatics, Cybernetics, and Computer Engineering (ICCE2011). Springer Berlin Heidelberg, 2011: 453-460.
- [4] HU J, YU X, WANG B, et al. Localization Accuracy Improved Methods for Range-Free Localization Schemes in Wireless Sensor Network [J]. *Key Engineering Materials*, 2010, 437: 462-466.
- [5] MICHAELIDES M P, LAODIAS C, PANAYIOTOU C G. Fault Tolerant Localization and Tracking of Multiple Sources in WSNs Using Binary Data [J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2014, 13(6): 1213-1227.
- [6] BAGGIO A, LANGENDOEN K. Monte-Carlo Localization for Mobile Wireless Sensor Networks [J]. *Journal of Ad Hoc Networks*, 2006, 6(5): 718-733.
- [7] AYSEGUL A. An Efficient Monte Carlo-Based Localization Algorithm for Mobile Wireless Sensor Networks [J]. *Arabian Journal for Science & Engineering*, 2015, 40(5): 1375-1384.

- [8] CHU Z, GIANVECCHIO S, WANG H, et al. Who is tweeting on twitter: human, bot, or cyborg? [C]// Twenty-Sixth Computer Security Applications Conference, 2011:21-30.
- [9] LI G C. Weibo spam user behavior modeling and screening [D]. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications, 2014. (in Chinese)  
李冠辰. 微博垃圾用户行为建模和甄别[D]. 北京: 北京邮电大学, 2014.
- [10] MCCORD M, CHUAH M. Spam detection on twitter using traditional classifiers [C]// International Conference on Autonomic and Trusted Computing, 2011:175-186.
- [11] ANTONAKAKI D, POLAKIS I, ATHANASOPOULOS E, et al. Social Network Analysis and Mining[J]. International Journal of Advanced Computer Science & Applications, 2016, 6(1):48.
- [12] PERVEEN N, MISSEN M S, RASOOL Q, et al. Sentiment Based Twitter Spam Detection[J]. International Journal of Advanced Computer Science & Applications, 2016, 7(7):568-573.
- [13] FU H, XIE X, RUI Y. Leveraging Careful Microblog Users for Spammer Detection[C]// Proceedings of the 24th International Conference on World Wide Web Companion. International World Wide Web Conferences Steering Committee, 2015:419-429.
- [14] MOH T S, MURMANN A J. Can you judge a man by his friends?-enhancing spammer detection on the twitter microblogging platform using friends and followers [M]// Information Systems, Technology and Management. Springer Berlin Heidelberg, 2010:210-220.
- [15] BECCHETTI L, BOLDI P, CASTILLO C, et al. Efficient semi-streaming algorithms for local triangle counting in massive graphs[C]// Proceedings of the 14th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, 2008:16-24.
- [16] HU X, TANG J, ZHANG Y, et al. Social spammer detection in microblogging[C]// Proceedings of the Twenty-Third International Joint Conference on Artificial Intelligence. AAAI Press, 2013:2633-2639.
- [17] ZHANG X, LI Z, ZHU S, et al. Detecting Spam and Promoting Campaigns in Twitter[J]. Acm Transactions on the Web, 2016, 10(1):4-8.
- [18] BENEVENUTO F, MAGNO G, RODRIGUES T, et al. Detecting spammers on twitter [C]// International Joint Conference on Artificial Intelligence, 2010:1723-1728.
- [19] HU X, TANG J, ZHANG Y, et al. Social spammer detection in microblogging [C]// International Joint Conference on Artificial Intelligence, 2013:1709-1714.
- [20] NESTEROV Y. Introductory lectures on convex optimization [M]. IEEE Transactions on Dependable and Secure Computing, 2007.
- [21] LIU K, YUAN Y Y, LIU P. A Weibo Bot-users Identification Model Based on Random Forest [J]. Acta Scientiarum Naturalium Universitatis Pekinensis, 2015, 10(2):10-13. (in Chinese)  
刘勘, 袁蕴英, 刘萍. 基于随机森林分类的微博机器人用户识别研究[J]. 北京大学学报(自然科学版), 2015, 10(2):10-13.

(上接第 80 页)

- [8] YI J, YANG S, CHA H. Multi-hop-based Monte Carlo Localization for Mobile Sensor Networks [C]// IEEE Communications Society Conference on Sensor, Mesh and Ad Hoc Communications and Networks, 2007:163-171.
- [9] LI M, LUO T, XU H. Localization Algorithm Based on Anchor Node Select Model for Wireless Sensor Networks [J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2011, 24(2):264-268. (in Chinese)  
李敏, 罗挺, 徐华. 一种基于参考节点选择模型的无线传感器网络定位算法[J]. 传感技术学报, 2011, 24(2):264-268.
- [10] QU Q, XIA Y. Node Localization of Wireless Sensor Network Based on IMCB Algorithm [J]. Computer Engineering, 2014, 40(7):42-46. (in Chinese)  
曲强, 夏勇. 基于 IMCB 算法的无线传感器网络节点定位[J]. 计算机工程, 2014, 40(7):42-46.
- [11] LIN S K, LI S Z, QIAO J Z, et al. Markov Location Prediction Based on User Mobile Behavior Similarity Clustering [J]. Journal of Northeastern University, 2016, 37(3):323-326. (in Chinese)  
林树宽, 李昇智, 乔建忠, 等. 基于用户移动行为相似性聚类的 Markov 位置预测[J]. 东北大学学报, 2016, 37(3):323-326.
- [12] HABIB S J, MARIMUTHU P N. Empirical analysis of query based data aggregation within WSN through Monte Carlo simulation [J]. International Journal of Pervasive Computing and Communications, 2012, 8(4):329-343.
- [13] RAYMOND R, MORIMURA T, OSOGAMI T, et al. Map matching with hidden Markov model on sampled road network[C]// 2012 21st International Conference on Pattern Recognition (ICPR). IEEE, 2012:2242-2245.
- [14] QIAN W, STANLEY K G, OSGOOD N D. The impact of spatial resolution and representation on human mobility predictability [OL]. <http://hdl.handle.net/10388/ETD-2012-11-835>.
- [15] LIAO L, FOX D, KAUTZ H. Location-based activity recognition using relational Markov networks[C]// Proceedings of the 18th International Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS'05). 2005:787-794.
- [16] BABU M V, RAMPRASAD A V. Discrete antithetic Markov Monte Carlo based power mapping localization algorithm for WSN[C]// 2012 IEEE International Conference on Advanced Communication Control and Computing Technologies (ICACCCT). 2012:56-62.
- [17] ZHENG J, WU C, CHEN Z. The Mobile Node Localization Algorithm Based on Monte Carlo [J]. Advanced Materials Research, 2013, 712-715:1847-1850.
- [18] HU L, EVANS D. Localization for Mobile Sensor Networks [C]// Proceedings of the 10th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking (MobiCom'04). 2004:45-57.
- [19] ZHANG S T. Research on Localization for Wireless Sensor Networks [D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2010. (in Chinese)  
张松涛. 无线传感器网络定位问题研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2010.