

基于 MCB 的传感网移动目标定位算法

张锐恒¹ 庄毅¹ 赵振宇² 王洲² 顾晶晶¹

(南京航空航天大学计算机科学与技术学院 南京 210016)¹

(中国航空工业洛阳电光设备研究所 洛阳 471009)²

摘要 针对 MCB 移动定位算法在实时信息采样方面的不足,提出了 EMCB(Enhanced Monte-Carlo localization Boxed)定位算法。该算法在 MCB 算法基础之上,引入遗传算法中的变异和交叉操作,使样本选择向后验密度值较大的区域转移,从而有效地解决了原算法存在的成功采样率较低的问题。仿真实验结果表明,同 MCB 算法相比,EMCB 算法平均采样数减少了约 30%,定位精度提高了约 17%。

关键词 无线传感器网络,移动定位,蒙特卡洛,遗传算法(GA)

中图分类号 TP393.1 **文献标识码** A

Mobile Object Localization Algorithm for Sensor Networks Based on MCB

ZHANG Rui-heng¹ ZHUANG Yi¹ ZHAO Zhen-yu² WANG Zhou² GU Jing-jing¹

(College of Computer Science and Technology, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)¹

(Luoyang Institute of Optic-electronic Equipment, Avic I, Luoyang 471009, China)²

Abstract In view of low real-time sampling efficiency of Monte-Carlo localization boxed, a new localization method named enhanced Monte-Carlo localization boxed was proposed. Based on the MCB, EMCB introduces the crossover and mutation operations in genetic algorithm to make samples to move towards regions with large value of posterior density distribution. So the distribution of samples is optimized, and the problem of low sampling efficiency is solved. Simulation results show that compared with the MCB, the new algorithm reduces the number of samples. Therefore, the sampling efficiency and localization accuracy are improved by about 17%, while the cost is reduced by about 30%.

Keywords Wireless sensor network, Mobile localization, Monte carlo, GA

1 引言

无线传感器网络(Wireless Sensor Networks, WSN)是由大量的静止或移动的传感器以自组织和多跳的方式构成的无线网络。WSN 在军事和民用领域都具有广阔的应用前景。实时地确定事件发生的位置或获取节点位置是传感器网络最基本的功能之一,也是提供监测事件位置信息的前提,所以定位技术对传感器网络的应用起着关键的作用,节点定位技术已成为无线传感器网络应用中的关键支撑技术之一^[1-3]。

目前,WSN 的定位方法主要有基于测距(range-based)的定位和无需测距(range-free)的定位两种方法。测距方法(range-based)利用信号强度、不同信号到达的时间差分(TDOA)^[4]以及到达角度(AOA)^[5]等测量相邻节点的距离,这种方法定位精度高,但需要额外硬件支持。非测距方法(range-free)可根据网络联通性和锚节点密度,利用规则的节点分布或跳数来定位,如质心法(centroid method)^[6]和距离向量跳跃方法^[7],虽然硬件成本低,但其定位精度较低。

为了提高节点定位精度,Hu 等人首次将蒙特卡罗定位(Monte-Carlo location, MCL)算法^[8]应用于移动传感器网络,获得了较好的效果。但该方法为了获取有效样本,采样次数过多,且容易出现粒子退化现象^[8]。Enrique Stevens-Navarro 等人对其进行改进,提出复式蒙特卡罗定位(Dual Monte-Carlo localization, Dual MCL)算法和混合蒙特卡罗定位(Mixture Monte-Carlo localization, Mixture MCL)算法^[9]。Dual MCL 算法同原 MCL 算法相比,其在预测阶段使用感知模型,而在过滤阶段采用运动模型。Mixture MCL 算法综合运用了 MCL 和 Dual MCL 算法。实验结果表明,在定位精度方面,Dual MCL 和 Mixture MCL 算法都优于 MCL 算法;但在综合考虑计算负载和抽样时间耗费方面,Dual MCL 算法的性能较差^[9]。Saggio 等人提出了蒙特卡罗箱(Monte-Carlo localization Boxed, MCB)算法^[10],即通过定义锚箱(Anchor Box)和采样箱(Sample Box)来提高采样的成功率。但是当观测模型分布在锚箱内的比重很低时,采样的成功率仍然很低^[10]。

到稿日期:2011-10-06 返修日期:2012-02-29 本文受航空科学基金(2010ZC13012)资助。

张锐恒(1987-),男,硕士生,主要研究方向为无线传感器网络,E-mail:rainzhang714@gmail.com;庄毅(1956-),女,教授,博士生导师,主要研究方向为网络安全、分布与并行计算等,E-mail:zhuangyi@nuaa.edu.cn;赵振宇(1971-),男,博士,高级工程师,主要研究方向为军用航电火控系统的总体设计和仿真建模;王洲(1975-),男,硕士,主要研究方向为火控系统仿真技术;顾晶晶(1983-),女,讲师,主要研究方向为无线传感器网络定位、数据挖掘。

本文提出的 EMCB 算法,在 MCB 定位算法的基础上,引入遗传算法中的变异和交叉操作,使样本选择向后验密度值较大的区域转移,以解决 MCB 算法中存在的成功采样率较低的问题。仿真实验表明,EMCB 算法比 MCB 算法平均采样数减少了约 30%,定位精度提高了约 17%,且减少了节点损耗。

2 相关知识回顾

蒙特卡罗方法(Monte Carlo Method, MCM)又称随机模拟方法或统计试验方法,在统计学、信号处理、机器学习、经济学、自动控制、目标跟踪、通信、生物学及其它许多领域中有着广泛的应用。

MCM 以随机模拟和统计试验为基础,选择并产生一个符合某随机变量概率分布特征的随机数序列,并将其作为输入变量序列来进行求解。其理论基础是统计学中的贝努利大数定律。若随机事件 x 的概率为 $p(x)$,在 n 次独立采样试验中发生的频率为 m/n (m 为事件 x 在 n 次试验中发生的次数),则对任意给定的微小正数 $\epsilon > 0$,有 $\lim_{n \rightarrow \infty} \{p|m/n - p(x)| < \epsilon\} = 1$ 。即当试验次数足够大时,事件 x 发生的频率 m/n 以概率 1 收敛于事件 x 发生的概率 $p(x)$ [11]。

文献[8]最早把 MCM 引入无线传感网的定位中,提出 MCL 算法(Monte Carlo Localization)。以 t 表示离散时间, l_i^t 表示 t 时刻样本集中第 i 个节点的位置,假定运动模型 $p(l_i^t | l_{i-1}^t)$ 满足以粒子 l_{i-1}^t 为圆心、以节点最大可能速度 v_{\max} 为半径的圆的均匀分布,对从 $t-1$ 时刻状态集 L_{t-1} 中选出的粒子进行预测,每一次预测需要计算 l_i^t 和 l_{i-1}^t 的欧氏距离。在滤波阶段,预测的粒子应满足滤波条件,否则需要重新采样。这一阶段需要计算 l_i^t 与所有锚节点之间的欧式距离。MCL 算法的最大问题是采样的成功率较低[8]。在文献[8]中,当样本个数是 50 的时候, MCL 采样 2000 次的平均成功样本数为 48.7227 个。由于每一次采样需要至少两次距离运算,因此 MCL 的实时性难以保证。

针对 MCL 算法的不足, MCB 算法对其进行了改进。为了提高采样成功率, MCB 算法首先对锚节点创建 Anchor Box, 如式(1)[10]所示:

$$box_i = \{(\max_i(x_i - r), \min_i(x_i + r)); (\max_i(y_i - r), \min_i(y_i + r))\} \quad (1)$$

图 1(a)中矩形区域即为 Anchor Box, O_1, O_2, O_3 分别为锚节点, (x_i, y_i) 为锚节点 i 的坐标, r 为节点的通信半径。然后对当前节点的采样创建 Sample Box, 如式(2)[10]所示:

$$box_i^s = \{(x_{i-1}^s - v_{\max}, x_{i-1}^s + v_{\max}); (y_{i-1}^s - v_{\max}, y_{i-1}^s + v_{\max})\} \cap box_i \quad (2)$$

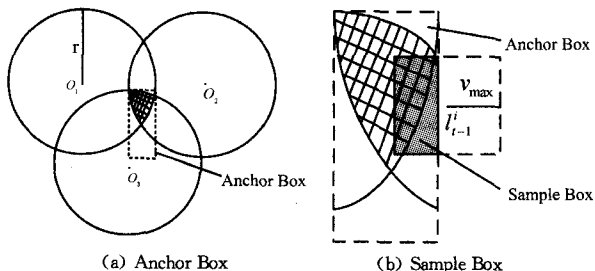


图 1 Anchor Box 与 Sample Box

图 1(b)中阴影部分即为 Sample Box。MCB 在采样时考虑了待定位节点接收到锚节点的观测信息,所以提高了采样成功率。但是当观测模型分布在 Anchor Box 的比重很小,即

图 1(a)中网状区域远远小于 Anchor Box 时,大部分采样信息都将分布于网状区域之外,采样的成功率依然很低。所以 MCB 不能从根本上解决 MCL 的粒子退化问题。

3 EMCB 算法

3.1 EMCB 算法的提出

MCB 算法与 GA 算法[12]都是对样本选择进行不断优化的过程。它们的主要区别在于:GA 算法通过模拟生物遗传进化中交叉与变异的思想实现样本的进化[11-13];而 MCB 定位算法中的样本则根据运动模型和观测模型进行状态转移。

本文提出的 EMCB 算法的基本思想是将 GA 算法中的交叉与变异思想引入到 MCB 算法中,通过交叉和变异操作对当前的样本选择进行优化,使样本选择空间向后验密度分布取值较大的区域移动,从而使新的样本集能更好地表示后验密度分布。这样不但提高了观测模型分布在锚箱内的比重,使得进行相同次数的采样后有更多的样本符合滤波条件,在保证定位精度的前提下还可减少样本数,克服了蒙特卡罗箱算法可能存在的采样成功率较低的问题,而且由于新样本集的后验密度值经优化后显著增大,因此其能更真实地反应出待定位节点的实际位置,所以可进一步提高节点的定位精度。

在 WSN 移动目标定位过程中,假设时间被分为离散的时隙。EMCB 算法中使用的符号定义如下: t 表示时隙, r 表示节点的通信半径, s_d 表示锚节点密度, n_d 表示节点密度, v_{\max} 表示节点的最大运动速度,则节点的运动速度随机分布在 $[0, v_{\max}]$ 区间内, $l_t = \{x_t, y_t\}$ 表示待定位节点在 t 时刻的位置, o_t 表示时隙 t 内待定位节点接收到的来自锚节点的观测数据。定义 $p(l_t | o_t)$ 表示根据 o_t 获得待定位节点在位置 l_t 处的概率。定义 S 表示待定位节点通信半径范围内所有锚节点的集合; R 代表待定位节点无法直接接收,但可以通过其邻居节点接收到的所有锚节点的集合, $d(l_1, l_2)$ 表示节点 l_1 和 l_2 之间的欧式距离。定义采样值集合 $L_t = \{l_1^t, l_2^t, \dots, l_N^t\}$ 表示 t 时刻节点的位置分布, N 为样本个数; 权值集合 $W_t = \{w_1^t, w_2^t, \dots, w_i^t, \dots, w_N^t\}$, 其中 w_i^t 代表 l_i^t 对应的权值, $i=1, 2, \dots, N$ 。

EMCB 算法分为位置预测、位置滤波、重采样、交叉变异和目标位置估算 5 个阶段。在位置预测阶段,待定位节点根据前一时隙计算出的采样值集合 L_{t-1} , 对 L_{t-1} 中每个采样值构造 Anchor Box 和 Sample Box, 在 Sample Box 中进行采样, 从而获得一组新的采样值集合 L_t 。在位置滤波阶段,待定位节点需要根据当前接收到的新观测值滤除不满足实际情况的预测位置。考虑一跳和两跳范围内锚节点对待定位节点的影响,滤波条件如式(3)所示:

$$p(l_t | o_t) = 1 \text{ if } \forall s \in S, d(l_t, s) \leq r \wedge \forall s \in R, r < d(l_t, s) \leq 2r \quad (3)$$

式中, $d(l_t, s) \leq r$ 表示锚节点 s 是待定位节点的一跳邻居节点, $r < d(l_t, s) \leq 2r$ 表示锚节点 s 是待定位节点的两跳邻居节点。重采样是在位置滤波结束后,剩余有效样本数可能小于 N , 算法重复位置预测和滤波阶段,直到采集到足够的有效样本的过程。交叉变异为本文的核心部分,可产生经过优化的样本集 L_t 。最后在目标位置估算阶段,对 L_t 中的每个样本权值进行归一化处理,并对待定位节点位置的后验概率分布进行估算。

3.2 交叉与变异

从当前样本集中(大小为 N)随机选择两个粒子进行交

叉操作。在使用二进制编码的遗传算法求解连续变量优化问题时,会存在以下缺点^[15]:

(1)相邻整数的二进制编码可能具有较大的海明距离,例如15和16的二进制表示为01111和10000,因此,算法要从15改进到16,则必须改变所有的位。这种缺陷将降低遗传算子的收敛效率。

(2)二进制编码时,一般要先给出求解的精度以确定串长,而一旦精度确定后,就很难在算法执行过程中进行调整,从而使算法缺乏微调的功能。若在算法一开始就选取较高的精度,那么串长就很大,这样也将降低算法的效率。

(3)在求解高维优化问题时,二进制编码串将非常长,使得算法的搜索效率很低。

为了克服二进制编码的上述缺点,我们选择实数编码。其有线性交叉和矩形交叉两种实现方法。

方法一 线性交叉,如式(4)所示。

$$\begin{cases} x_i^{new} = \alpha x_i^n + (1-\alpha)x_i^m \\ y_i^{new} = \alpha y_i^n + (1-\alpha)y_i^m \\ w_i^{new} = p(o_i | l_i^{new}) \end{cases} \quad (4)$$

式中, $l_i^n = \{x_i^n, y_i^n\}$, $l_i^m = \{x_i^m, y_i^m\}$ 是从采样值集合中随机选取的2个样本; α 为交叉因子, $\alpha \sim U(0,1)$, $U(0,1)$ 为(0,1)区间的均匀分布; $l_i^{new} = \{x_i^{new}, y_i^{new}\}$ 为新样本。

方法二 矩形交叉,如式(5)所示。

$$\begin{cases} x_i^{new} = \alpha x_i^n + (1-\alpha)x_i^m \\ y_i^{new} = \beta y_i^n + (1-\beta)y_i^m \\ w_i^{new} = p(o_i | l_i^{new}) \end{cases} \quad (5)$$

式中, $x_i^n, x_i^m, y_i^n, y_i^m, x_i^{new}, y_i^{new}$ 定义同方法一, α, β 为交叉因子, $\alpha \sim U(0,1), \beta \sim U(0,1)$ 。

两种方法的交叉效果如图2所示,图中圆形为当前节点的实际位置,两个小方格为随机抽取的样本 l_i^m, l_i^n 所在的位置。方法一生成的新样本位于原样本 l_i^m, l_i^n 的连接线上,图中用三角形表示;方法二生成的新样本位于原样本 l_i^m, l_i^n 构成的矩形区域内,图中用加号表示。从图中新样本的位置分布不难发现,方法二使样本的多样性得到增加,可以有效防止算法出现退化现象,但新的样本可能不满足滤波条件,因此需要对新样本再次执行滤波操作。

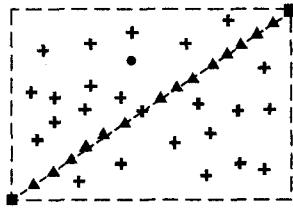


图2 交叉方法效果对比

通过线性或矩形交叉,分别生成2个新样本,接着在当前4个样本中选择权值较大的2个代替原先的2个样本。交叉操作循环执行 N 次。

在经过交叉后的样本集中随机选取一个样本 l_i^n ,若该样本对应的权值 w_i 小于阈值 δ ,则对该样本进行如式(6)定义的变异操作;若变异后的新样本的权值大于原样本的权值,则替换原样本。变异操作循环执行 N 次。

$$\begin{cases} x_i^{new} = x_i^n + k * v_{max} * \gamma \\ y_i^{new} = y_i^n + k * v_{max} * \gamma \\ w_i^{new} = p(o_i | l_i^{new}) \end{cases} \quad (6)$$

式中, k 为变异系数,本文设为0.1, $\gamma \sim U(0,1)$ 。

3.3 目标位置估算

经过上述交叉与变异操作,得到了新样本集以及新样本集中每个样本 l_i 的权值 w_i 。由于权值较大的样本比权值较小的样本能更好地表示待定位节点的后验密度分布,因此需要对样本进行权值归一化处理。通过式(7)对权值 w_i 进行归一化处理得到 \bar{w}_i ,再利用权值序列 (l_i, \bar{w}_i) 按式(8)对待定位节点位置的后验概率分布进行估算。

$$\bar{w}_i = \frac{w_i}{\sum_{i=1}^N w_i} \quad (7)$$

$$(x, y) = \left(\sum_i \bar{w}_i \cdot x_i, \sum_i \bar{w}_i \cdot y_i \right) \quad (8)$$

式中, \bar{w}_i 代表每个样本经过归一化处理后的权值。式(8)中得到的 (x, y) 即为当前 t 时刻待定位节点的位置估算。

3.4 EMCB 算法描述

EMCB算法包括位置预测、位置滤波、重采样、交叉变异和目标位置估算5个阶段。其中位置预测、位置滤波、重采样均按照 MCB 算法实现,以下是 EMCB 算法的具体步骤:

Step1 在算法初始阶段,待定位节点由于不知道自身的初始位置,因此根据传感器分布区域构造 Anchor Box Box_o ,从 Box_o 中随机选择 N 个样本构造初始样本集 $L_0 = \{l_0^1, l_0^2, \dots, l_0^N\}$ 。

Step2 待定位节点根据 $t-1$ 时刻的位置分布 L_{t-1} ,对 L_{t-1} 中每个采样值按式(1)、式(2)计算 Anchor Box Box_t 和 Sample Box Box_t^i ,经过 N 次采样获得一组新的采样值集合 L_t 。

Step3 根据式(3)对样本集合 L_t 进行过滤,删除不满足滤波条件的样本。

Step4 若当前样本数小于 N ,则返回 Step2。否则执行 Step5。

Step5 根据式(4)一式(6)对每个样本进行交叉和变异操作,计算出新样本的权值,并替换样本集中权值较小的样本。

Step6 按式(7)对 L_t 中每个样本的权值进行归一化处理,并根据式(8)计算出待定位节点的位置估计值。

4 仿真实验及分析

为验证所提算法的有效性,使用 mcl-simulator^[8] 对算法进行仿真实验,并与 MCB 和 MCL 算法进行性能分析与比较。设仿真过程中全部节点初始时都随机分布在一个无障碍的 $500\text{m} \times 500\text{m}$ 的矩形区域中,锚节点和待定位节点的通信范围都是半径 r 为 50m 的理想圆。所有节点均按照 Random Waypoint 模型^[14] 随机运动。设置实验中锚节点密度 $s_d = 1$,节点密度 $n_d = 10$,节点最大运动速度 $v_{max} = r$ 。

(1) 采样次数对定位误差的影响

实验一考察采样次数对定位误差的影响。在 mcl-simulator 仿真器中,设置参数 N 从 50 逐渐增加到 1000,其他参数保持不变。采样次数对定位误差的影响如图3所示。算法起始阶段,采样值数量较小,无法反映节点所在位置的概率分布。随着采样次数的增加,定位误差会迅速降低,并逐渐稳定下来。不难看出,EMCB 使用较少的采样次数就能获得较高的定位精度。在同样的参数条件下,当 EMCB 的采样次数为 150 时,其定位精度与 MCB 采用 900 个样本的定位精度相当,比 MCL 采用 1000 个样本的定位精度还高。

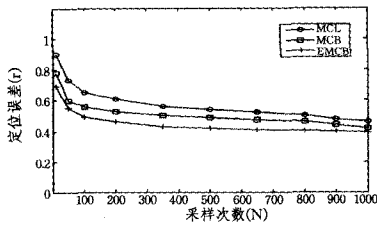


图3 采样次数对定位误差的影响

(2) 节点移动速度对定位误差的影响

实验二考察节点移动速度对定位误差的影响。在 mcl-simulator 仿真器中,设置参数 v_{max} 从 $0.1r$ 逐渐增加到 $2r$,其他参数保持不变。图4描述了节点移动速度对节点定位误差的影响。节点移动速度对定位误差的影响主要表现在两方面:(1)节点速度的增加会导致节点的下一个可能位置落入一个更大的区域内,从而导致预测位置不再准确。(2)节点的快速移动将使其在每一时间段内均可以获得更多的观测信息,这有助于滤除更多的不可能位置。

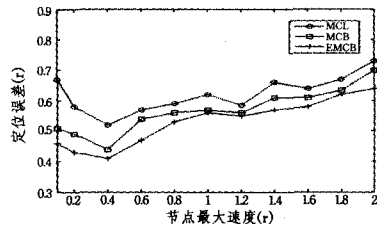


图4 节点移动速度对定位误差的影响

如图4所示,在待定位节点移动速度从0增大到 $0.4r$ 的过程中,节点的定位误差不断减小,但随着速度的增加,定位的不确定性逐渐增大,粒子退化严重,定位误差又重新增大。其中,MCL算法由于样本采样区域最大,采样效率不高,节点定位精度最低。MCB算法通过引入Anchor Box和Sample Box缩小了采样区域,单位时间内能抽取更多的有效样本,从而提高了节点定位精度。EMCB在MCB的基础上,通过引入进化理论中的交叉和变异操作,使采样趋于多样化,同时对样本的后验密度进行了优化,使样本向后验密度取值较大的区域转移,以更真实地反应出待定位节点的实际位置,因此节点的定位精度得到进一步提高。

(3) 定位能耗对比

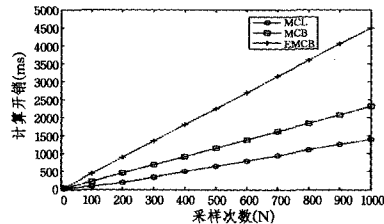


图5 采用不同采样数进行定位的计算开销对比

由于无线传感器节点能量受限,因此降低节点的能量消耗对提高网络的连通度和延长网络生存周期具有重大意义。实验三考察不同采样次数对定位能耗的影响。在 mcl-simulator 仿真器中,设置参数 N 从0逐渐增加到1000,而其他参数保持不变。图5描述了待定位节点计算开销随着采样次数增加的变化情况。虽然EMCB比MCL和MCB增加了交叉和变异两个操作,采样所需的计算开销相应增加,但由于达到相同定位精度时所需的样本数减少,如前所述,当EMCB算法的采样次数为150时,其定位精度与MCB采用900个、

MCL采用1000个样本相当,而EMCB、MCB和MCL的计算开销分别为750ms、2000ms和1500ms,所以EMCB总的计算开销反而会减少。

通过以上仿真实验可以看出,EMCB算法在MCB算法的基础上,通过交叉和变异操作,使得样本尽可能地向后验密度值较大的区域转移。实验证明,EMCB算法在定位精度和节点能耗等方面较MCL和MCB均有较大的提高。

结束语 节点定位作为无线传感器网络的一项基本功能,受到大规模传感网络节点低成本和低计算能力的制约。本文采用基于无需测距的定位思想,对MCB算法进行改进,提出了EMCB定位算法。通过引入交叉和变异两个操作,使样本分布向后验密度值较大的区域转移,有效地减少了算法所需的样本数,因此其不但提高了定位精度,而且降低了节点能量消耗,延长了网络的生存周期。

参考文献

- [1] 孙利民,李建中,陈渝. 无线传感器网络[M]. 北京:清华大学出版社,2005:1-70
- [2] 顾晶晶,陈松灿,庄毅. 基于无线传感器网络拓扑结构的物联网定位模型[J]. 计算机学报,2010,33(9):1-9
- [3] 李建中,高宏. 无线传感器网络的研究进展[J]. 计算机研究与发展,2008,45(1):1-15
- [4] Savvides A, Park H, Srivastava M. The bits and flops of the n-hop multilateration primitive for node localization problems[C]// First ACM International Workshop on Wireless Sensor Networks and Application. Atlanta, GA, USA, 2002:112-121
- [5] Niculescu D, Nath B. Ad hoc positioning system (APS) using AOA[C]// Proceedings of IEEE the 22nd Annual Joint Conference of the IEEE Computer and Communications Societies (INFOCOM). Piscataway, USA, 2003:1734-1743
- [6] Bulusu N, Heidemann J, Estrin D. GPS-less low cost outdoor localization for very small devices[J]. IEEE Personal Communications Magazine, 2000, 7(5):28-34
- [7] He H, Huang C, Blum B M, et al. Range-free localization schemes in large scale sensor networks[C]// Proc of the 9th Annual Intl Conf on Mobile Computing and Networking. San Diego, CA, United States, 2003:81-95
- [8] Hu L X, David E. Localization for mobile sensor networks[C]// Proceedings of the 10th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking. 2004:45-47
- [9] Stevens N, Vivekanandan E, WONG V. Dual and mixture monte carlo localization algorithms for mobile wireless sensor networks [C]// Wireless Communications and Networking Conference. 2007:4024-4028
- [10] Baggio A, Langendoen K. Monte Carlo localization for mobile wireless sensor networks [J]. Ad hoc Networks, 2008, 6(5):718-733
- [11] 罗咏劫. 定位跟踪的贯序蒙特卡罗方法研究[D]. 成都:电子科技大学,2006
- [12] 韩瑞峰. 遗传算法原理与应用实例[M]. 北京:兵器工业出版社,2010:35-146
- [13] 顾晶晶,陈松灿,庄毅. 用局部保持典型相关分析定位无线传感器网络节点[J]. 软件学报,2010,21(11):2883-2891
- [14] Camp T, Boleng J, Davies V. A survey of mobility models for Ad hoc network research [J]. Wireless Communications & Mobile Computing, 2002, 2(5):483-502
- [15] 刘利姣. 无线传感器网络节点自定位研究[D]. 武汉:华中师范大学,2007