

文章编号: 1001-0920(2013)06-0899-05

基于贝叶斯估计与虚拟力导向混合遗传算法的 无线传感网络定位方案

刘志新^a, 刘 强^b, 袁亚洲^a, 关新平^a

(燕山大学 a. 电气工程学院, b. 理学院, 河北 秦皇岛 066004)

摘 要: 针对目前无线定位算法普遍存在的低精度问题提出一种新的定位及校正方法. 首先利用贝叶斯估计法对多传感器传回的测量数据进行融合, 初步确定各无线传感节点的所在位置; 然后利用虚拟力导向方法对节点局部校正, 利用混合遗传算法对节点全局校正. 仿真结果表明, 所提出方法与其他基于测距的算法相比, 定位精度大大提高.

关键词: 无线定位; 贝叶斯估计; 虚拟力导向算法; 遗传算法; 定位精度

中图分类号: TP393

文献标志码: A

Location scheme in wireless sensor networks based on Bayesian estimation, virtual force and genetic algorithm

LIU Zhi-xin^a, LIU Qiang^b, YUAN Ya-zhou^a, GUAN Xin-ping^a

(a. Institute of Electrical Engineering, b. College of Science, Yanshan University, Qinhuangdao 066004, China.

Correspondent: LIU Zhi-xin, E-mail: lzauto@ysu.edu.cn)

Abstract: A new location and correction method for the location algorithm of wireless sensor networks is proposed, which aims at conquering the general drawback of low location precision. Data fusion is done firstly based on Bayesian estimation, and the approximate location of nodes is gained. The virtual force method is used to correct the location of nodes in partial, and the process of global correction based on hybrid genetic algorithm is carried out further. The simulation results show that, compared with other algorithm based on range measurement, the location precision is improved effectively.

Key words: wireless location; Bayesian estimation; algorithm of virtual force; genetic algorithm; location precision

0 引 言

无线传感器网络(WSN)^[1]由大量低成本且具有感知、计算和通信能力的传感器组成, 被誉为全球三大高科技产业之一, 在军事侦查、目标跟踪、环境监测、医疗卫生、工业控制和商业等领域均有广阔的应用前景^[2-3], 应用中多采用随机布设节点的方式. 当事件发生时, 传感器节点的位置信息起着重要的作用, 因此传感器节点的定位问题也受到研究者的密切关注^[4-5].

从运算方式看, WSN的定位算法有集中式和分布式两种: 集中式算法将所需信息传达到中心节点, 并在中心节点进行定位计算; 分布式算法仅依靠节点间的信息交换, 定位任务由节点自身完成. 显然, 分布式算法更适用于大规模传感器网络. 从定位手段

出发, 定位算法可以分为基于测距和基于非测距两类: 前者通过测量节点到节点的距离或者角度信息来计算节点位置, 主要算法有RSSI^[6]及其改进算法^[7]、基于到达时间的定位(TOA)^[8]、基于到达时间差的定位(TDOA)^[9]等, 其优点是测量精度较高; 后者通过网络的连通性进行定位, 主要算法有质心算法.

由于在WSN的应用中节点多为随机布设, 如灾后搜救、军事侦查等, 一般而言, 复杂的工作环境使得单个传感器传回的数据不够精确, 远达不到要求. 当采用多个传感器同时对探测目标进行定位测量时, 虽然任何一个传感器的数据都存在误差, 但是定位目标所在位置的准确信息可以通过对多个传感器传回的数据进行融合得到^[10]. 基于上述分析, 本文通过以下3个部分完成对目标的精确定位: 首先利用基于贝

收稿日期: 2012-02-20; 修回日期: 2012-10-22.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61104033, 60934003, 61174127); 河北省自然科学基金项目(F2012203109, F2012203126).

作者简介: 刘志新(1976—), 男, 教授, 博士, 从事无线传感器网络节能优化、路由协议设计的研究; 关新平(1963—), 男, 教授, 博士生导师, 从事网络化控制系统、无线通信性能优化、工业认知无线网络等研究.

叶斯估计方法对多传感器的测量数据进行融合, 得到每个传感器节点的位置信息; 然后利用虚拟力算法对局部节点进行校正; 最后采取遗传算法进行全局校正, 最终达到提高定位精度的目的。

1 贝叶斯估计多传感器测距数据融合

1.1 单一传感器实际值的概率分布

假设目标区域中设立一个参考传感器节点, 简称参考节点, 其所在位置的坐标为 $(0, 0)$, 即坐标原点。对于位于目标区域中的某个测距传感器而言, 其与参考节点间的距离测量值为 M , 而实际值可能分布的区域为图 1 所示的圆内, 设其与参考节点的真实距离为 R 。若测量值 M 已知, 分析真实值 R 的概率分布, 将测距数据以所要求的最小分辨率 LS 离散化, 则出现 L 的概率即为在 $[L - LS/2, L + LS/2]$ 范围内概率的积分。

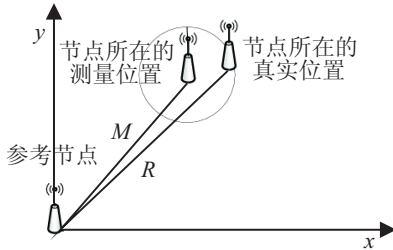


图 1 单传感器节点测距误差

假设传感器测距相对误差分布为高斯分布, 即符合 $(0, \sigma^2)$ 分布, $M = L_i, L_i \in [L_{\min}, L_{\max}]$, L_{\min} 和 L_{\max} 分别为传感器有效测量的最小距离和最大距离。对于该传感器的真实值 $L_j (L_j \in [L_{\min}, L_{\max}])$, 定义 $P(R = L_j | M = L_i)$ 为测量值 $M = L_i$ 条件下真实值 $R = L_j$ 的概率。根据贝叶斯公式, 有

$$P(R = L_j | M = L_i) = \frac{P(M = L_i | R = L_j) P(R = L_j)}{P(M = L_i)} \quad (1)$$

其中: $P(R = L_j)$ 和 $P(M = L_i)$ 为先验概率, $P(M = L_i | R = L_j)$ 为后验概率; 且有

$$P(M = L_i) = \sum_{L_k=L_{\min}}^{L_{\max}} P(M = L_i | R = L_k) P(R = L_k),$$

$$P(M = L_i | R = L_k) = \int_{L_i-LS/2}^{L_i+LS/2} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(1-L_i/L_k)^2}{2\sigma^2}} dL_p,$$

$$P(R = L_k) = \frac{LS}{L_{\max} - L_{\min}}.$$

一般情况下, 由于 LS 较小, 可近似得到

$$P(M = L_i | R = L_k) = \frac{LS}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(1-L_i/L_k)^2}{2\sigma^2}}. \quad (2)$$

综上所述, 得到目标区域内单一传感器真实值的概率

分布为

$$P(R = L_j | M = L_i) = \frac{e^{-\frac{(1-L_i/L_j)^2}{2\sigma^2}}}{\sum_{L_k=L_{\min}}^{L_{\max}} e^{-\frac{(1-L_i/L_k)^2}{2\sigma^2}}}. \quad (3)$$

1.2 多传感器实际值的概率分布

现将第 1.1 节得到的结论推广到多个传感器。假设共有 $N/2$ 个传感器, 因为每个传感器对应着测距双方的两个测量数据, 所以共有 N 个数据 (显然测量数据为相互对立变量)。设其分布分别具有标准差 $\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_N$ 。将贝叶斯公式应用于这 N 个数据即可得到 R 的概率分布, 即

$$\begin{aligned} P(R = L_j | M_1 = L_{i1}, M_2 = L_{i2}, \dots, M_N = L_{iN}) &= \\ P(M_1 = L_{i1}, M_2 = L_{i2}, \dots, M_N = L_{iN} | R = L_j) &\times \\ P(R = L_j) &/ \sum_{L_k=L_{\min}}^{L_{\max}} P(M_1 = L_{i1}, M_2 = L_{i2}, \dots, \\ M_N = L_{iN} | R = L_k) P(R = L_k) &= \\ \prod_{n=1}^N P(M_n = L_{iN} | R = L_j) P(R = L_j) &= \\ \sum_{k=L_{\min}}^{L_{\max}} P(R = L_k) \prod_{n=1}^N P(M_n = L_{iN} | R = L_k) &= \\ \prod_{n=1}^N e^{-\frac{(1-L_{iN}/L_j)^2}{2\sigma^2}} / \sum_{L_k=L_{\min}}^{L_{\max}} \prod_{n=1}^N e^{-\frac{(1-L_{iN}/L_k)^2}{2\sigma^2}}. & \quad (4) \end{aligned}$$

2 虚拟力导向局部校正

通过多传感器数据融合得到的节点位置坐标在实际中仍存在一些偏差, 本文目标是使得传感器节点的测量位置与真实位置的偏差达到最小。下面根据多传感器数据融合得到的各节点间的距离关系, 运用虚拟力算法进行局部校正。

虚拟力算法^[11]假设目标区域内各节点对其他节点均施加大小不等的引力或斥力, 即虚拟力。在无线定位的校正过程中, 各无线传感器节点根据其所受合力的大小和方向进行移动, 直至达到受力平衡或移动距离的上限, 即存在如下关系:

$$\mathbf{F}_i = \sum_{j=1, j \neq i}^N \mathbf{F}_{ij}. \quad (5)$$

其中: N 为无线传感器节点总数; \mathbf{F}_i 为无线传感节点 s_i 所受虚拟力; \mathbf{F}_{ij} 为无线传感节点 s_i 与 s_j 之间的相互作用力, 由第 1.2 节推导出的概率公式确定, 引力为正, 斥力为负, 当两节点靠近时若计算出的概率增大, 则为吸引力, 此时作用力为正, 反之为负, 力的大小可量化为这两个概率的差值。

假设传感器间测距数据相对误差符合期望为 0, 方差为 σ_L^2 的高斯分布; 无线定位在 x 方向和 y 方向

上分别符合期望均为0, 方差分别为 σ_x^2 和 σ_y^2 的高斯分布; 虚拟力调整单步的最大距离为maxstep; 传感器节点 s_i 和 s_j 由参考节点的初始无线定位得到的位置坐标分别为 $P_{i,0}(x_{i,0}, y_{i,0})$ 和 $P_{j,0}(x_{j,0}, y_{j,0})$, s_i 与 s_j 间的距离测量值为 L_{ij} ; 在调整过程中 s_i 和 s_j 的当前坐标分别为 $(x_{i,t}, y_{i,t})$ 和 $(x_{j,t}, y_{j,t})$.

当 s_i 向 s_j 靠近距离maxstep时, P_i 坐标变换为 $(x_{i,t}', y_{i,t}')$, 其中

$$x_{i,t}' = x_{i,t} + \frac{(x_{j,t} - x_{i,t})\maxstep}{\sqrt{(x_{j,t} - x_{i,t})^2 + (y_{j,t} - y_{i,t})^2}},$$

$$y_{i,t}' = y_{i,t} + \frac{(y_{j,t} - y_{i,t})\maxstep}{\sqrt{(x_{j,t} - x_{i,t})^2 + (y_{j,t} - y_{i,t})^2}}.$$

此种情况存在的概率为

$$P_c = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_L} e^{-\frac{(1-\sqrt{(x_{j,t}-x_{i,t}')^2+(y_{j,t}-y_{i,t}')^2}/L_{ij})^2}{2\sigma_L}} \times \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_x} e^{-\frac{(x_{i,t}'-x_{i,0})^2}{2\sigma_x}} \times \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_y} e^{-\frac{(y_{i,t}'-y_{i,0})^2}{2\sigma_y}} = \frac{1}{248\sigma_L\sigma_x\sigma_y} e^{-\frac{(1-\sqrt{(x_{j,t}-x_{i,t}')^2+(y_{j,t}-y_{i,t}')^2}/L_{ij})^2}{2\sigma_L}} \times e^{-\frac{(x_{i,t}'-x_{i,0})^2}{2\sigma_x} - \frac{(y_{i,t}'-y_{i,0})^2}{2\sigma_y}}. \quad (6)$$

当 s_i 向 s_j 远离距离maxstep时, P_i 坐标变换为 $(x_{i,t}'', y_{i,t}'')$, 其中

$$x_{i,t}'' = x_{i,t} - \frac{(x_{j,t} - x_{i,t})\maxstep}{\sqrt{(x_{j,t} - x_{i,t})^2 + (y_{j,t} - y_{i,t})^2}},$$

$$y_{i,t}'' = y_{i,t} - \frac{(y_{j,t} - y_{i,t})\maxstep}{\sqrt{(x_{j,t} - x_{i,t})^2 + (y_{j,t} - y_{i,t})^2}}.$$

此情况存在的概率为

$$P_f = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_L} e^{-\frac{(1-\sqrt{(x_{j,t}-x_{i,t}'')^2+(y_{j,t}-y_{i,t}'')^2}/L_{ij})^2}{2\sigma_L}} \times \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_x} e^{-\frac{(x_{i,t}''-x_{i,0})^2}{2\sigma_x}} \times \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_y} e^{-\frac{(y_{i,t}''-y_{i,0})^2}{2\sigma_y}} = \frac{1}{248\sigma_L\sigma_x\sigma_y} e^{-\frac{(1-\sqrt{(x_{j,t}-x_{i,t}'')^2+(y_{j,t}-y_{i,t}'')^2}/L_{ij})^2}{2\sigma_L}} \times e^{-\frac{(x_{i,t}''-x_{i,0})^2}{2\sigma_x} - \frac{(y_{i,t}''-y_{i,0})^2}{2\sigma_y}}. \quad (7)$$

则 s_i 受到来自 s_j 的力为

$$|\mathbf{F}_{ij}| = F_c - F_f,$$

$$\mathbf{F}_{ij} = \left(\frac{(x_{j,t} - x_{i,t})(F_c - F_f)}{\sqrt{(x_{j,t} - x_{i,t})^2 + (y_{j,t} - y_{i,t})^2}}, \frac{(y_{j,t} - y_{i,t})(F_c - F_f)}{\sqrt{(x_{j,t} - x_{i,t})^2 + (y_{j,t} - y_{i,t})^2}} \right). \quad (8)$$

完成虚拟力分析后, 无线传感节点根据虚拟力的大小和方向迁移位置, 即对其位置坐标进行修正, 有

$$x_{i,t+1} = \begin{cases} x_{i,t}, F_{i,x} \leq F_{low}; \\ x_{i,t} + \frac{F_{i,x}}{F_{high}} \times \maxstep \times \omega_i, \\ F_{low} < F_{i,x} \leq F_{high}; \\ \maxstep \times \omega_i, F_{i,x} > F_{high}. \end{cases}$$

$$y_{i,t+1} = \begin{cases} y_{i,t}, F_{i,y} \leq F_{low}; \\ y_{i,t} + \frac{F_{i,y}}{F_{high}} \times \maxstep \times \omega_i, \\ F_{low} < F_{i,y} \leq F_{high}; \\ \maxstep \times \omega_i, F_{i,y} > F_{high}. \end{cases} \quad (9)$$

其中: F_{high} 和 F_{low} 为预定义的虚拟力阈值, 满足 $F_{high} > F_{low}$; $F_{i,x}$ 和 $F_{i,y}$ 为虚拟力 \mathbf{F}_i 在 x 方向和 y 方向上的分量, ω_i 为 \mathbf{F}_i 相角的余弦值. 当无线传感器节点所受虚拟力小于 F_{low} 时, 可认为它不需要移动. F_{high} 和 F_{low} 值的选定会影响最终校正的质量和速度, F_{high} 过小和 F_{low} 过大均会造成调整精确的降低, F_{high} 过大和 F_{low} 过小均会造成调整的收敛时间过长.

3 混合遗传算法全局校正

经过局部校正, 定位的精确度可以得到一定的提高, 但经过虚拟力算法得到的局部最优解不一定在全局条件下也最优. 遗传算法具有较强的鲁棒性, 即存在噪声、多峰时能以较大概率收敛到最优解或满意解, 具有较好的全局最优解求解能力. 本文采用混合遗传算法根据全局状态出现的概率进行校正. 在全局校正过程中, 以参考节点作为第一个已知节点逐步向外围扩展, 参考节点的周围节点定位完成后, 所有已定位节点又可作为参考节点对剩余节点进行定位.

3.1 算法描述

遗传算法是一种迭代算法, 其基本思想是: 从某一随机产生的或特定的初始解集出发, 按照一定的操作规则(如选择、复制、交叉、变异等), 不断地迭代计算以得到新一代解集, 并根据个体的适应度值, 按照适者生存和优胜劣汰的原则, 引导搜索过程向“最适应环境”的个体(最优解)逼近, 逐代演化出越来越好的近似解, 最终收敛到问题的最优解或满意解. 遗传算法所涉及的6大要素有: 参数编码、初始群体的产生、适应度函数的设计、遗传操作的设计、控制参数的设定和算法终止条件. 首先对参数编码, 产生初始种群. 采用整数表示法编码个体, 每个着色方案 p 对应一个长为 n 的染色体, 即 p_1, p_2, \dots, p_{max} , 其中 $p_i(x_i, y_i)$ 为无线传感器节点 s_i 的坐标.

令 N 为种群规模, 初始 $G = 0$ 时, 随机产生 N 个个体, 这 N 个个体即为初始群体, 将其加入基因池中,

记为 $\text{Gen}(0)$, 以后每代个体群(种群)记为 $\text{Gen}(G)$.

设计适应度函数适应度函数为

$$f(p) = \prod_{i=1}^{\max} P(x_{i,0}, y_{i,0}, x_i, y_i) \times \prod_{i=1, j=1, i \neq j}^{\max, \max} P(x_{i,0}, y_{i,0}, x_{j,0}, y_{j,0}, \text{dis}_{ij}), \quad (10)$$

其中 $\text{dis}_{ij} = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2}$. $f(p)$ 的含义是状态实际出现的概率, $P(x_{i,0}, y_{i,0}, x_i, y_i)$ 表示测量位置坐标为 $(x_{i,0}, y_{i,0})$ 、实际位置坐标为 (x_i, y_i) 的概率; $P(x_{i,0}, y_{i,0}, x_{j,0}, y_{j,0}, \text{dis}_{ij})$ 表示两个测量节点 $(x_{i,0}, y_{i,0})$ 和 $(x_{j,0}, y_{j,0})$ 的实际间距为 dis_{ij} 的概率. 在每代中运用变异算子和杂交算子, 并将新产生的个体加入到集合 O_1 中.

3.2 局部调整与寻优

某些新产生的个体在局部偏差较大, 使得整体适应度较低, 因此可对新产生的个体运用虚拟力导向进行局部调整, 直至其适应度达到阈值 f_T , f_T 可根据实际要求设定. 将新生成的个体加入集合 O_2 中.

遗传算法容易早熟而陷入局部最优解, 因此引入模拟退火算法进行局部搜索寻优. 降温系数设为 α , 即 $t_{G+1} = \alpha t_G$, 染色体中每个基因位以 50% 的概率改变, 形成新染色体

$$x_i(\text{new}) = \begin{cases} x_i(\text{old}), & P < 0.5; \\ x_i(\text{old}) + \text{rand}(0, 1), & P \geq 0.5. \end{cases}$$

$$y_i(\text{new}) = \begin{cases} y_i(\text{old}), & P < 0.5; \\ y_i(\text{old}) + \text{rand}(0, 1), & P \geq 0.5. \end{cases} \quad (11)$$

其中 p 在 $[0,1]$ 区间中随机产生.

计算新、旧染色体的适应度差

$$\Delta f = f[p(\text{new})] - f[p(\text{old})]. \quad (12)$$

令 $P = \min\{1, e^{-\frac{\Delta f}{t_G}}\}$, 随机产生一个 $r \in [0, 1]$, 若 $P > r$ 成立, 则用新染色体取代旧染色体, 并将新生成的个体加入到集合 O_3 中.

经过以上运算后, 在 $\text{Gen}(G) \cup O_1 \cup O_2 \cup O_3$ 内选择适应度最优的 N 个个体作为下一代种群 $\text{Gen}(G+1)$, 令 $G = G + 1$.

迭代算法终止条件为连续 m 次(可以根据实际情况选择, 本文选为 10 次)结果相同或达到最大代数 Step_{\max} .

4 总体校正流程

基于贝叶斯估计与虚拟力导向混合遗传算法的无线定位校正流程如图 2 所示.

5 实验及分析结果

为了检验本文方法的正确性和可行性, 利用

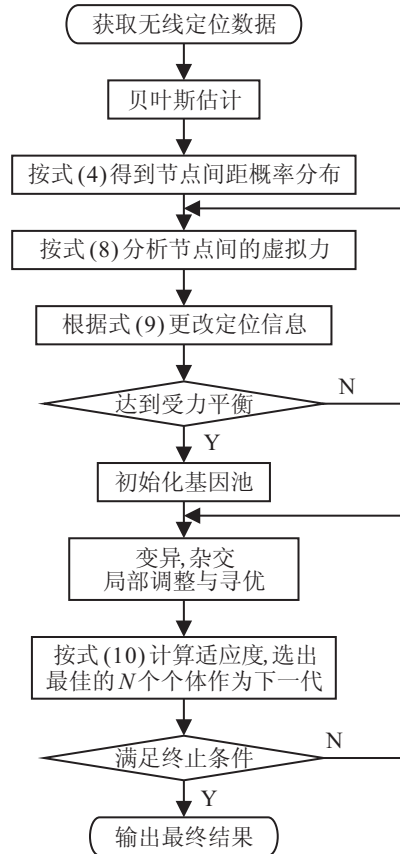


图 2 整体校正流程

Matlab 进行模拟仿真, 以下是仿真的过程和对仿真结果的分析. 利用虚拟力导向进行局部校正和利用遗传算法进行全局校正的前提是对多传感器进行数据融合, 所以, 首先对多传感器测距数据融合进行模拟分析, 然后对整体的流程进行模拟仿真.

5.1 多传感器测距数据融合模拟分析

模拟传感器对 1.5 m 的距离进行测量, 假设测量误差标准差为 0.05. 将贝叶斯估计方法得到的数据误差与直接取平均方法得到的误差进行比较, 结果如表 1 所示. 随着传感器数量的增多, 相对误差呈下降趋势, 符合一般的测量规律. 由仿真结果可见, 贝叶斯估计方法可以对原有测量结果进行适当的融合和修正, 测量相对误差较平均法有明显改善. 不同传感器数量下, 200 次模拟实验的平均测量误差范围如图 3

表 1 贝叶斯估计多传感器测距数据融合结果

传感器个数	平均法相对误差/%	贝叶斯估计法相对误差/%
1	3.48	2.13
2	2.39	1.75
3	1.93	0.99
4	1.69	0.83
5	1.47	0.78
6	1.37	0.76
7	1.28	0.49
8	1.18	0.46
9	1.15	0.21
10	1.05	0.17

所示. 由图3可见, 测量误差曲线表现为相同的趋势, 但贝叶斯估计方法下的结果明显优于平均法.

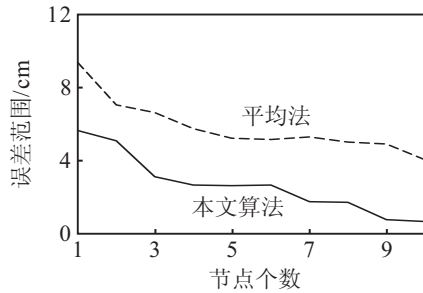


图3 平均测量误差对比

5.2 无线定位校正模拟分析

假设在 $50\text{m} \times 50\text{m}$ 的区域内随机分布 100 个传感节点, 参考节点位于原点, 测量误差服从高斯分布, 经过 1000 次模拟测试的结果如表 2 所示. 不进行优化时得到的节点定位平均误差为 12.42 cm; 只经过虚拟导向力算法调整后, 平均误差变为 8.60 cm; 只经过遗传算法调整后, 平均误差变为 6.21 cm; 先经过虚拟导向力算法再经过遗传算法计算后, 平均误差变为 5.10 cm, 其计算量(运行时间)比单独使用遗传算法减少了 21.67%; 对测距传感器融合数据进行贝叶斯估计, 再经过本文提出的校正算法, 平均误差减小到 2.86 cm. 由此可见, 经过本文提出的无线定位方案进行优化以后, 定位精度有明显的提高, 且程序的计算量(运行时间)有明显减小.

表 2 贝叶斯估计多传感器测距数据融合结果对照

优化方法	平均误差/cm
不优化	12.42
虚拟导向力算法优化	8.60
遗传算法优化	6.21
虚拟导向力+遗传算法	5.10
本文算法	2.86

6 结 论

本文提出了基于贝叶斯估计与虚拟力导向混合遗传算法的无线定位校正方法, 综合了多传感器数据融合、虚拟力算法和遗传算法, 有效解决了无线传感器定位过程中相对误差较大的问题. 分析和仿真结果表明, 本文所提出方案可有效提高定位精度, 且计算量较小, 易于应用. 需要指出的是, 遗传算法是一种集中式优化方式, 如何寻找分布式优化方式以适应大规模无线网络定位的要求是进一步需要研究的内容.

参考文献(References)

[1] Ian F A, Su W L, Sankarasubramaniam Y, et al. A survey on sensor networks[J]. IEEE Communications Magazine, 2002, 40(8): 102-114.

[2] Güneş E, Aras N, Kuban A, et al. Efficient solution techniques for the integrated coverage, sink location and routing problem in wireless sensor networks[J]. Computers Operations Research, 2012, 39(7): 1530-1539.

[3] 周艳, 李海成. 基于 RSSI 无线传感器网络空间定位算法[J]. 通信学报, 2009, 30(6): 75-79.
(Zhou Y, Li H C. Space localization algorithm based RSSI in wireless sensor networks[J]. J of Communication, 2009, 30(6): 75-79.)

[4] Yu F C, Hu G M, Park S, et al. Quorum based sink location service for irregular wireless sensor networks[J]. Computer Communications, 2012, 35(12): 1422-1432.

[5] 田一鸣, 陆阳, 魏臻. 无线传感器网络虚拟力覆盖控制及节能优化研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2009, 23(11): 65-71.
(Tian Y M, Lu Y, Wei Z. Research on energy-efficient optimization for coverage control in wireless sensor networks[J]. J of Electronic Measurement and Instrument, 2009, 23(11): 65-71.)

[6] Wu Xue-wen, Tang Dun-ye, Qian Xin-hong. A centralized location algorithm based on RSSI in large-scale wireless sensor network[J]. Procedia Engineering, 2011, 15(1): 2004-2009.

[7] 田丰, 郭巍, 王传云, 等. 大规模 WSNs 多层定位模型与误差分析[J]. 电子学报, 2009, 37(5): 1095-1099.
(Tian F, Guo W, Wang C Y, et al. Multilevel localization model and localization error analyze for large scale WSNs[J]. Chinese J of Electronics, 2009, 37(5): 1095-1099.)

[8] 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.
(Wang F B, Shi L, Ren F R. Self-localization systems and algorithms for wireless sensor networks[J]. J of Software, 2005, 16(5): 857-868.)

[9] Hidayet Aksu, Demet Aksoy, Ibrahim Korpeoglu. A study of localization metrics: Evaluation of position errors in wireless sensor networks[J]. Computer Networks, 2011, 55(15): 3562-3577.

[10] Wei Wang, Vikram Srinivasan, Bang Wang, et al. Coverage for target localization in wireless sensor networks[J]. IEEE Trans on Wireless Communications, 2008, 7(2): 667-676.

[11] 王雪. 无线传感器网络测量系统[M]. 北京: 机械工业出版社, 2007: 122-126.
(Wang X. Wireless sensor networks measurement systems[M]. Beijing: China Machine Press, 2007: 122-126.)

[12] Guillermo Molina, Enrique Alba. Location discovery in wireless sensor networks using metaheuristics[J]. Applied Soft Computing, 2011, 11(1): 1223-1240.