

## 基于三边测量的分簇目标跟踪算法

高 雷\*

(临沂大学 信息学院, 山东 临沂 276000)

(\*通信作者电子邮箱 gaolei\_ly@163.com)

**摘 要:**针对目标跟踪应用中目标移动的随机性和偶然性,以及跟踪节点的能量有限、通信半径小等问题,为了提高跟踪精度,并尽可能地减少节点能量消耗、延长网络寿命,提出了一种基于三边测量的分簇目标跟踪算法。所提方案采取三边测量技术进行移动目标的定位以提高定位精度,而且为了达到能效均衡,在建立唤醒簇阶段根据节点与目标之间距离、节点残余能量两个参数进行簇头及簇成员选举。仿真结果表明,所提方案与基于预测的能量节省(PES)方案、基于混合簇的目标跟踪(HCTT)协议相比,网络寿命更长,预测轨迹更精确,跟踪精度更高。

**关键词:**无线传感器网络;目标跟踪;三边测量;簇;跟踪精度

**中图分类号:** TP391.41 **文献标志码:** A

### Trilateration based clustering target tracking algorithm

GAO Lei\*

(School of Information, Linyi University, Linyi Shandong 276000, China)

**Abstract:** In target tracking applications, the moving targets have randomness and contingency, and the tracking nodes have limited energy and small communication radius. In order to improve the tracking accuracy with minimizing the energy consumption and extending the lifetime of network, a trilateration based clustering target tracking algorithm was proposed. It adopted trilateration technique for the target localization to improve the tracking accuracy. For the sake of achieving energy balance, on the basis of two parameters including the distance between the node and the target and the residual energy level of the node, the cluster head and members were elected in the stage of wake clustering establishment. The simulation results show that, compared with Prediction-based Energy Saving (PES) scheme and Hybrid Cluster-based Target Tracking (HCTT) protocol, the proposed algorithm has a better performance in lifetime of the network, predicting path and tracking accuracy.

**Key words:** Wireless Sensor Network (WSN); target tracking; trilateration; cluster; tracking accuracy

## 0 引言

由于目标跟踪网络能够及时获取移动目标在连续时间和空间上的运动轨迹参数<sup>[1]</sup>,在军事区监视、野生保护动物监测、紧急救灾等领域中的应用越来越频繁,因此其逐渐得到研究者的重视。在跟踪网络中,当一个移动目标穿越无线传感器网络(Wireless Sensor Network, WSN)的部署域时,可以通过传感器节点探测和跟踪该移动目标,实时地掌握移动目标的状态信息。由于移动目标的下一刻位置是随机的、很难预测的,跟踪节点需要突发性地传输大量数据,消耗大量能量。而跟踪节点也存在受限于能量有限、通信半径小等硬件资源问题,因此极易造成某些节点过早死亡、目标跟踪精度下降、网络寿命下降等问题,目标跟踪算法的研究也就成为了一个至关重要的问题。

在目标的跟踪过程中,如果跟踪网络的全部节点都参与跟踪过程,整个网络中就会产生大量的冗余信息,增加了链路时延,也大量消耗了节点的能量。因此对移动目标的下一刻位置进行预测,只保持预测位置周围的有限个跟踪节点参与跟踪过程,既能保证跟踪精度,又减少了整个网络的能量消耗。卡尔曼滤波(Kalman Filter, KF)算法<sup>[2]</sup>是一种经典的位置预测算法,该算法通过收集和分析传感器节点的感知数据,

并对目标状态序列进行线性最小方差估计来进行目标位置预测。后续研究者提出了许多改进 KF 算法的位置预测方案,如文献[3]提出的基于卡尔曼预测的目标跟踪算法中采取了均值漂移技术,以最优方法来解决非刚性物体的位置预测问题;文献[4]提出了一种基于 KF 算法的高精度目标跟踪算法,该算法通过补偿在 KF 算法中的先验状态误差来实现高精度要求,但是 KF 算法要求随机变量必须满足线性和高斯分布两个条件。粒子滤波(Particle Filter, PF)算法就可以很好地应用在一些非线性非高斯系统中,如文献[5-8]提出的方案都是基于 PF 算法,采用贝叶斯估计理论对跟踪节点探测到的目标信息进行最小方差估计求解,实现移动目标的跟踪,但是 PF 算法中存在着样本蜕化、贫化、收敛性等问题。

此外为了达到能效均衡和节点协作的目的,研究者们提出了大量的动态分簇目标跟踪算法,如文献[9]提出的基于预测的能量节省(Prediction-based Energy Saving, PES)方案通过相关机制降低节点的监测发射频率来降低能耗,由于在 PES 中假设了一种理想跟踪模式,仅有一个节点对移动目标进行跟踪,在目标快速移动时跟踪精度不高。文献[10]提出了一种基于静态成簇的高能效路由算法。在跟踪过程中,该算法通过禁止远距离节点参与跟踪过程的方法减少节点能量消耗,且通过标识重叠区域节点的方法减少冗余数据的上报,

但是在跟踪网络中节点稀疏部署的情况下,该算法的跟踪精度急剧下降。文献[11]针对目标跟踪过程中易出现的边界问题提出了基于混合簇的目标跟踪(Hybrid Cluster-based Target Tracking, HCTT)算法,该算法是一种按需动态成簇算法,解决了当目标沿边界移动时跟踪精度低的问题,适用于大规模的跟踪网络。

本文提出一种基于三边测量的分簇目标跟踪算法,在该算法中假设基站具有理想的能量和计算能力。在目标定位时,采取三边测量技术进行移动目标的定位以提高定位精度。由基站负责目标位置预测和唤醒簇的建立过程,与现有基于预测的目标跟踪算法仅采用距离作为成簇参数不同的是,本文方案采用了节点与目标之间距离、节点残余能量两个参数进行成簇,有效解决了跟踪网络中传感器节点的能效均衡问题,极大地延长了网络寿命。

## 1 基于三边测量的目标跟踪算法

### 1.1 网络模型

本文方案的网络模型假设如下:

- 1) 基站(Base Station, BS)位于监测区域之外,BS的能量和传输距离都是理想的,且BS了解整个跟踪网络的网络拓扑结构;
- 2) 整个网络中的传感器节点是随机分布的,传感器节点处于静止状态且知道自己的位置所在;
- 3) 每一个传感器节点都能具备感知自己与其他节点之间距离的能力;
- 4) 所有传感器节点的感知半径( $R_s$ )和通信半径( $R_c$ )都是相等的且  $R_c = 2R_s$ 。

### 1.2 移动目标定位

如果传感器节点的坐标以及传感器节点之间的距离是已知的,就可以采用三边测量法来计算移动目标的坐标。根据三边测量理论,成功定位目标坐标必须要有3个或3个以上传感器节点的坐标及其相互之间的距离作为已知条件<sup>[12-14]</sup>。本文方案中设:  $(x_k, y_k)$  表示目标在第  $k$  次移动时的坐标,  $(x_i, y_i)$  表示传感器节点  $i$  的坐标,  $r_i(k)$  表示一个未知位置(即移动目标位置)与节点  $i$  之间的距离,如图1所示,可以得到:

$$r_i(k) = \sqrt{(x_i - x_k)^2 + (y_i - y_k)^2} \quad (1)$$

由于有3个可以感知到目标的传感器节点的坐标已知,因此可以得到式(2):

$$\begin{cases} (x_1 - x_k)^2 + (y_1 - y_k)^2 = r_1^2(k) \\ (x_2 - x_k)^2 + (y_2 - y_k)^2 = r_2^2(k) \\ (x_3 - x_k)^2 + (y_3 - y_k)^2 = r_3^2(k) \end{cases} \quad (2)$$

式(2)可以改写成以矩阵表示形式:

$$2 \begin{bmatrix} x_3 - x_1 & y_3 - y_1 \\ x_3 - x_2 & y_3 - y_2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_k \\ y_k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} (r_1^2(k) - r_3^2(k)) - (x_1^2 - x_3^2) - (y_1^2 - y_3^2) \\ (r_2^2(k) - r_3^2(k)) - (x_2^2 - x_3^2) - (y_2^2 - y_3^2) \end{bmatrix} \quad (3)$$

实际上很多情况下,3个圆并不能相交于一点,在这样的情况下移动目标的实际位置位于3个圆的相交区域内,移动目标位置的估计值就会存在一定的误差。为了提高估计精度,本文方案采用了3个以上的传感器节点来进行目标位置求

解<sup>[15]</sup>,如图2所示。这个方程组可以写成如下矩阵形式:

$$2 \begin{bmatrix} x_n - x_1 & y_n - y_1 \\ \vdots & \vdots \\ x_n - x_{n-1} & y_n - y_{n-1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_k \\ y_k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} (r_1^2(k) - r_n^2(k)) - (x_1^2 - x_n^2) - (y_1^2 - y_n^2) \\ \vdots \\ (r_{n-1}^2(k) - r_n^2(k)) - (x_{n-1}^2 - x_n^2) - (y_{n-1}^2 - y_n^2) \end{bmatrix} \quad (4)$$

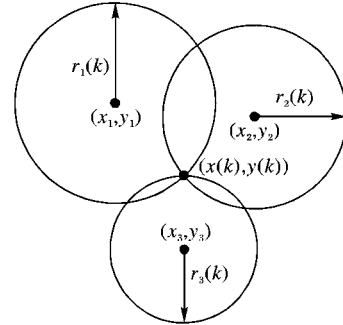


图1 目标定位示意图

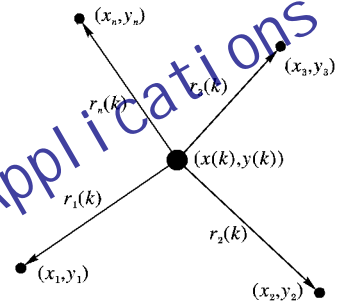


图2 采用多点估算示意图

对于这个超定方程组,设  $(1/2)\mathbf{A}$  表示等式左边矩阵,  $\mathbf{X}$  表示目标的坐标向量  $(x_k, y_k)$ ,  $\mathbf{B}$  表示等式右边矩阵,则有:

$$\|\mathbf{AX} - \mathbf{B}\|^2 = (\mathbf{AX} - \mathbf{B})^T (\mathbf{AX} - \mathbf{B}) = \mathbf{X}^T \mathbf{A}^T \mathbf{AX} - 2\mathbf{X}^T \mathbf{A}^T \mathbf{B} + \mathbf{B}^T \mathbf{B} \quad (5)$$

取式(5)的梯度为0,即:

$$2\mathbf{A}^T \mathbf{AX} - 2\mathbf{A}^T \mathbf{B} = 0 \quad (6)$$

式(6)等效于式(7):

$$2\mathbf{A}^T \mathbf{AX} = 2\mathbf{A}^T \mathbf{B} \quad (7)$$

式(7)称为方程的线性最小二乘法问题,移动目标的坐标则可以通过式(8)估计:

$$\mathbf{A}^T \mathbf{AX} = (\mathbf{A}^T \mathbf{A})^{-1} \mathbf{A}^T \mathbf{B} \quad (8)$$

### 1.3 移动目标位置预测

本文方案的预测机制是一种线性预测方法。在本文方案中假设移动目标在较短的时间内,速度和方向保持不变,根据物理学原理,目标的速度计算如式(9)所示:

$$v = \frac{\sqrt{(x_k - x_{k-1})^2 + (y_k - y_{k-1})^2}}{t_k - t_{k-1}} \quad (9)$$

目标移动方向的方向角计算如式(10)所示:

$$\varphi = \arccos \frac{x_k - x_{k-1}}{\sqrt{(x_k - x_{k-1})^2 + (y_k - y_{k-1})^2}} \quad (10)$$

根据式(9) ~ (10)可以计算出经时间  $t$  后,移动目标下一刻的预测位置如式(11)所示:

$$\begin{cases} x_{k+1} = x_k + vt \cos \varphi \\ y_{k+1} = y_k + vt \sin \varphi \end{cases} \quad (11)$$

### 1.4 建立唤醒簇

如果一个传感器节点的感知域内没有任何移动目标,且该节点也没有接到 BS 广播的成簇命令消息,那这时传感器节点应该尽可能地处于睡眠模式以节省有限的能量<sup>[16]</sup>。在本文方案中由 BS 进行移动目标的位置计算,并按照一定机制选取感知域覆盖到预测位置的传感器节点组成一个簇,称之为唤醒簇。

在 BS 经估算得到移动目标的下一刻位置之后,首先 BS 判断离该位置最近的一个传感器节点的能量值是否大于预先设定的一个能量阈值  $\theta$ ,如果大于  $\theta$ ,则该节点成为唤醒簇的簇头,否则判断离预测位置第二近的传感器节点的能量值是否满足该条件,以此进行下去。如果所有感知域覆盖该位置的传感器节点都不满足这一条件,BS 将  $\theta$  值减半,继续从最近的节点寻找合适的传感器节点作为簇头。然后从感知域覆盖到该位置的传感器节点中根据其残余能量水平选取簇成员,例如算法设定唤醒簇规模值为  $n$ ,则从这些感知域覆盖该位置的传感器节点中选取前  $n$  个能量值较高的节点作为唤醒簇的成员节点(Cluster Member, CM),而其他传感器节点则进入睡眠状态以节省能量。

### 1.5 目标恢复机制

在目标跟踪的过程中很有可能出现一种情况:BS 对移动目标的下一刻位置进行了预测,并以该预测位置为中心建立了一个唤醒簇,但是移动目标却没有移往唤醒簇,这种情况称之为目标丢失。在这种情况下,尽管移动目标有可能仍然位于跟踪网络内部,但是 BS 却收不到有关目标的任何位置消息。这就出现了一个问题:如何对移动目标重新定位,建立一个合理的恢复机制。

本文方案在 BS 建立唤醒簇时会设置一个计时器,如果在计时器到期时,BS 仍没有收到新唤醒簇簇头上报的有关移动目标的位置消息,则意味着发生目标丢失情况。这时 BS 会唤醒以移动目标最后出现位置为圆心,以恢复半径  $R_R$  为半径的区域内所有的传感器节点,来进行移动目标的重新定位。如果重新恢复移动目标的定位,BS 进入正常的工作流程;反之 BS 将  $R_R$  加倍,来重新定位移动目标,直到恢复移动目标的定位。在目标重定位阶段和网络初始化阶段,一旦传感器节点探测到移动目标在自己的感知域内,直接将感知数据发送给 BS,BS 根据上报的数据重新估算目标位置,进入正常的工作流程。图3为本文方案的流程。

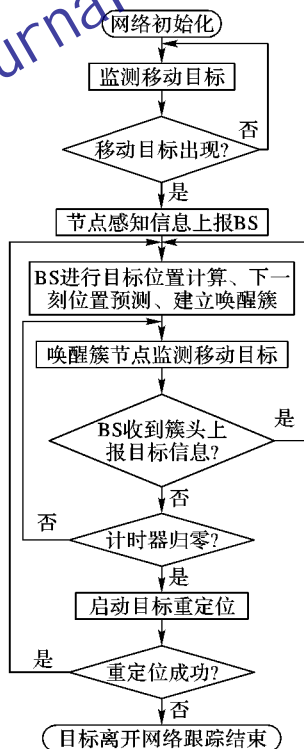


图3 本文方案流程

## 2 仿真分析

### 2.1 仿真模型

在  $500\text{ m} \times 500\text{ m}$  的区域内随机部署传感器节点组成无线传感器跟踪网络对本文方案进行仿真验证。传感器节点的部署和移动目标的移动路径都是随机的,且目标的最大移动速度为  $10\text{ m/s}$ ,每个传感器节点都可以探测到其位置附近的其他传感器节点,并与之通信。仿真参数如表1所示。

表1 仿真参数

参数	值	参数	值
网络区域	$500\text{ m} \times 500\text{ m}$	节点数量	1000 ~ 2000
目标最大速度	$10\text{ m/s}$	感知半径 $R_s$	30 m
通信半径 $R_c$	60 m	节点初始能量	10 J
感知目标耗能	$20\text{ pJ}/(\text{bit} \cdot \text{m}^2)$	收发数据耗能	50 nJ/bit
数据包大小	256 B	广播包大小	20 B

### 2.2 仿真结果

将本文方案的仿真结果与 PES 算法和 HCTT 算法在网络寿命、预测轨迹拟合度、目标丢失率三个方面的指标进行对比。

在无线传感器网络中,网络寿命是一个最重要的参数。一个传感器节点的寿命由其电池能量决定,传感器节点的寿命直接关系到网络的整体寿命。通过在仿真过程中设置不同的节点数,计算网络的生存时间,证明本文方案的优越性。图4和图5显示了在不同的唤醒簇规模(CM 数量不同)下,本文方案与 PES 算法和 HCTT 算法相比,在网络寿命方面均有较大的提升,主要是由于在本文方案中,唤醒簇的建立以及移动目标的下一刻位置预测操作由 BS 来执行,且当目标不处于其感知域时传感器节点一直处于睡眠状态,节省了传感器节点的能量。

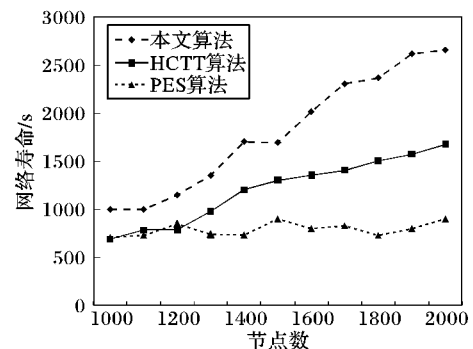


图4 成员节点数为5时,网络寿命对比

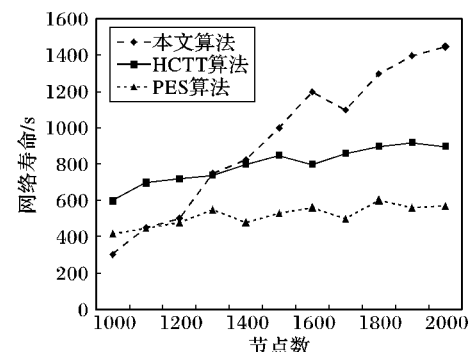


图5 成员节点数为7时,网络寿命对比

本文截取了仿真环境中无线传感器目标跟踪网络的一部



分区域进行不同算法的预测轨迹与真实轨迹的拟合度对比,具体结果如图6所示。从图6可看出:本文方案预测轨迹与真实轨迹的拟合度要比PES算法更精确,PES算法在移动目标大幅度改变方向时,预测位置的误差会比较大,这是由于在PES算法中为了节省能量,只保留一个节点对移动目标进行跟踪<sup>[17]</sup>,而在本文方案中,采取了三边测量技术进行目标定位,跟踪精度比PES高,因此移动目标的预测误差要低于PES算法。图7显示了在目标丢失率方面本文方案要远低于PES算法,且在网络规模达到一定程度后,也低于HCTT算法。无线传感器网络性能优劣的衡量标准就是跟踪精度,由图6~7可看出本文方案的跟踪精度要高于PES算法和HCTT算法。

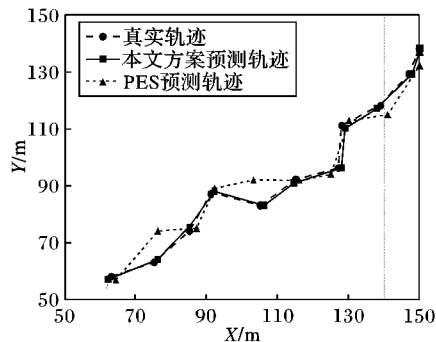


图6 预测路径拟合度对比

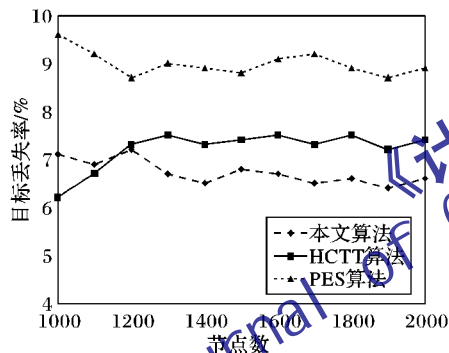


图7 目标丢失率对比

### 3 结语

在无线传感器网络的跟踪应用中,由于移动目标的下一位置是随机的,很难预测,传感器节点也受限于能量有限、通信半径小等硬件资源,因此如何在保持跟踪精度的要求下,尽可能地减少节点能量消耗、延长网络寿命就成为一个至关重要的问题。本文提出了一种基于三边测量的分簇目标跟踪算法,在所提方案中,为了提高移动目标的定位精度,采取了三边测量技术进行定位。本文方案设计的基站位于监测区域之外,能量是可补充的,因此由其负责移动目标的位置预测和唤醒簇的建立过程,极大程度地节省了传感器节点的能量。此外,在选举簇头和簇成员时采用了节点与目标之间距离、节点残余能量两个参数作为选取标准,有效解决了跟踪网络中传感器节点的能效均衡问题,极大地延长了网络寿命。未来工作的重点是继续深入优化该方案在无线传感器网络的跟踪应用中多移动目标跟踪的性能表现。

#### 参考文献:

[1] LIANG N, GAO S, GUO L, *et al.* Improved object tracking algorithm based on particle filter and Galerkin's method[J]. *Journal of Computer Applications*, 2011, 31(9): 2489–2492. (梁楠, 高世伟, 郭雷, 等. 基于粒子滤波和 Galerkin 法的改进目标跟踪算

法[J]. *计算机应用*, 2011, 31(9): 2489–2492.)

- [2] SORENSON H W. *Kalman filtering: theory and application*[M]. Piscataway: IEEE Press, 1985.
- [3] YU D, WEI W, ZHANG Y. Dynamic target tracking with Kalman filter as predictor[J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2009, 36(1): 52–56. (虞旦, 韦巍, 张远辉. 一种基于卡尔曼预测的动态目标跟踪算法研究[J]. *光电工程*, 2009, 36(1): 52–56.)
- [4] LI J, FANG H, CHEN W, *et al.* High-precision maneuvering target contour tracking method based on Kalman filtering algorithm[C]// *Proceedings of the 2013 25th Chinese Control and Decision Conference*. Piscataway: IEEE Press, 2013: 2041–2045.
- [5] ARULAMPALAM M S, MASKELL S, GORDON N, *et al.* A tutorial on particle filters for online nonlinear/non-Gaussian Bayesian tracking[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2002, 50(2): 174–188.
- [6] BREITENSTEIN M D, REICHLIN F, LEIBE B, *et al.* Robust tracking-by-detection using a detector confidence particle filter[C]// *Proceedings of the 2009 12th IEEE International Conference on Computer Vision*. Piscataway: IEEE Press, 2009: 1515–1522.
- [7] ZHONG X, PREMKUMAR A B, MADHUKUMAR A S. Particle filtering and posterior Cramér-Rao bound for 2-D direction of arrival tracking using an acoustic vector sensor[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2012, 12(2): 363–377.
- [8] ZURINRAIN I, MEKONNEN A A, LERASLE F, *et al.* Tracking-by-detection of multiple persons by a resample-move particle filter[J]. *Machine Vision and Applications*, 2013, 24(8): 1751–1765.
- [9] XU Y, WINTER J, LEE W C. Prediction-based strategies for energy saving in object tracking sensor networks[C]// *Proceedings of the 2004 IEEE International Conference on Mobile Data Management*. Piscataway: IEEE Press, 2004: 346–357.
- [10] OLULE E, WANG G, GUO M, *et al.* RARE: an energy-efficient target tracking protocol for wireless sensor networks[C]// *ICPPW 2007: Proceedings of the 2007 International Conference on Parallel Processing Workshops*. Piscataway: IEEE Press, 2007: 76–76.
- [11] CHEN H. A hybrid cluster-based target tracking protocol for wireless sensor networks[EB/OL]. [2013-12-10]. <http://downloads.hindawi.com/journals/ijdsn/2013/494863.pdf>.
- [12] MANOLAKIS D E. Efficient solution and performance analysis of 3-D position estimation by trilateration[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1996, 32(4): 1239–1248.
- [13] WANG W, GUO Y, YU X. Moving object tracking with related multi-regions based on Kalman filter[J]. *Journal of Computer Applications*, 2012, 32(11): 3174–3177. (王炜, 郭毓, 俞信. 基于卡尔曼滤波的多区域关联运动目标跟踪[J]. *计算机应用*, 2012, 32(11): 3174–3177.)
- [14] YANG Z, LIU Y, LI X Y. Beyond trilateration: on the localizability of wireless Ad Hoc networks[J]. *IEEE/ACM Transactions on Networking*, 2010, 18(6): 1806–1814.
- [15] WANG X, LUO J, SHEN C. Research on the stability of trilateration algorithms[J]. *Computer Engineering and Science*, 2012, 34(6): 12–17. (王小平, 罗军, 沈昌祥. 三边测量法的结果稳定性研究[J]. *计算机工程与科学*, 2012, 34(6): 12–17.)
- [16] YAN X, QIAN H, YU J. A selective beacon node 3D location estimation based on RSSI for wireless sensor network[J]. *Information Technology Journal*, 2013, 12(1): 40–50.
- [17] BHATTI S, XU J. Survey of target tracking protocols using wireless sensor network[C]// *ICWMC 2009: Proceedings of the 5th International Conference on Wireless and Mobile Communications*. Piscataway: IEEE Press, 2009: 110–115.