

基于自然选择的线性递减权重 PSO 与 Taylor 算法的 TDOA 协同定位算法研究^{*}

罗平, 向凤红, 毛剑琳, 迟子铨, 付丽霞, 徐驰

(昆明理工大学 信息工程与自动化学院, 昆明 650500)

摘要: 针对 Taylor 算法进行 TDOA 定位时,其初始估计位置的误差易导致 Taylor 算法不收敛和定位精度差的问题,提出一种基于自然选择的线性递减权重粒子群优化(W-SPSO)与 Taylor 算法协同定位的方法。该方法先通过 W-SPSO 算法得到一个初始估计位置 (x, y) ,再通过 Taylor 算法在 (x, y) 处进行迭代运算得到最终定位结果。不同噪声情况下的仿真结果显示:W-SPSO 与 Taylor 算法协同定位方法对 MS 坐标估计值的均方差(RMSE)小于标准 PSO(粒子群优化)、SelPSO(基于自然选择的粒子群优化算法)、W-SPSO、Taylor 以及 Chan 五种算法的 RMSE。因此,所提出的定位方法在保留了 SelPSO 算法求解精度和收敛性的基础上,同时提高了全局搜索能力,使其具有更高的定位精度和收敛性。

关键词: TDOA 定位; 粒子群优化算法; Taylor 算法; Chan 算法; 协同定位

中图分类号: TP393; TP301.6

文献标志码: A

文章编号: 1001-3695(2014)04-1144-03

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2014.04.045

TDOA co-location method based on natural selection linear decreasing weight PSO and Taylor algorithm

LUO Ping, XIANG Feng-hong, MAO Jian-lin, CHI Zi-cheng, FU Li-xia, XU Chi

(Faculty of Information Engineering & Automation, Kunming University of Science & Technology, Kunming 650500, China)

Abstract: When Taylor algorithm was used for TDOA positioning, the initial estimated position error easily led to the Taylor algorithm does not converge and the shortcomings of low positioning accuracy. To solve this problem, this paper proposed a co-located positioning method, which was based on natural selection linear decreasing weight particle swarm optimization algorithm (W-SPSO) and Taylor algorithm. This method used W-SPSO to get an initial estimated position (x, y) , and then got the final position by iterative calculation of Taylor algorithm at the (x, y) . Simulation results in different noise shows that the RMSE (the mean square error of the estimates coordinates) of the co-location method is less than that of standard PSO (particle optimization algorithm), SelPSO (particle optimization algorithm based on natural selection), W-SPSO, Taylor and Chan algorithms. Therefore, the co-location method retains solution accuracy and convergence of SelPSO algorithm, while improving the global search capability, the co-location method has higher positioning accuracy and convergence.

Key words: TDOA location; particle optimization algorithm; Taylor algorithm; Chan algorithm; co-location

0 引言

TDOA 定位方法^[1]作为无线传感器网络中一项重要方法,通过测量无线信号从目标移动台 MS 传播到已知坐标信息的多个基站 BS 之间的时间差来估计 MS 的位置。无线信号在传输过程中易受到干扰、非视距、多径传播等因素的影响,导致 TDOA 测量值存在一定的误差,因此对 MS 的位置估计就转换成求解多个 TDOA 测量值构成的非线性双曲线方程组的问题^[2]。目前有许多求解方程组的方法被提出,如 Chan 算法^[3]、Taylor 算法^[2]、PSO 算法^[4]、遗传算法^[5]等。

本文提出一种基于自然选择的线性权重递减粒子群算法(W-SPSO)和 Taylor 算法协同定位方法:使用 W-SPSO 求解方程组,可以得到一个具有较高精度的 MS 估计值,将这个估计值作为 Taylor 算法的初始值进行迭代运算,最终完成 MS 的坐标估计。仿真表明,该协同定位方法具有较高的精度、稳定性和收敛性。本文首先给出了 TDOA 的双曲线模型、W-SPSO 模型、Taylor 算法模型、W-SPSO/Taylor 协同定位模型,通过对 PSO、SelPSO 和 W-SPSO 三种粒子群优化算法的仿真,比较这三种算法对 MS 位置估计值的精度和收敛性,确定对 MS 位置初始估计最优的一种算法。通过 Chan、Taylor、W-SPSO 和 W-SPSO/Taylor 算法的仿真,比较这四种算法对 MS 位置估计的精度和收敛性。

收稿日期: 2013-06-03; **修回日期:** 2013-07-25 **基金项目:** 国家自然科学基金资助项目(61074145);云南省应用基础研究基金资助项目(2009ZC050M)

作者简介: 罗平(1985-),男,四川德阳人,硕士研究生,主要研究方向为物联网技术(357009360@qq.com);向凤红(1964-),男,四川绵阳人,教授,博士,主要研究方向为工业生产过程控制与优化、先进控制技术及其应用;毛剑琳(1976-),女,广西桂林人,副教授,博士,主要研究方向为无线网络资源分配;迟子铨(1985-),男,云南昆明人,实验室助教,硕士,主要研究方向为无线传感网络;付丽霞(1971-),女,云南会泽人,讲师,硕士,主要研究方向为嵌入式系统;徐驰(1987-),男,河南南阳人,硕士研究生,主要研究方向为网络控制系统。

1 TDOA 双曲线方程组数学模型

如图1所示,假设在二维平面上的 M 个基站呈随机分布状态,MS的待估计坐标为 (x, y) 。 (X_i, Y_i) 为第 i 个BS的实际坐标。 R_i 为MS到第 i 号基站的距离。 $R_{i,1}^0$ 表示MS到第 $i(i \neq 1)$ 号基站与MS到第1号基站的实际距离差, $R_{i,1}$ 代表测量值^[6,7]。

$$R_{i,1} = cd_{i,1} = R_{i,1}^0 + cn_{i,1} = R_i - R_1 + cn_{i,1} \quad i = 2, 3, \dots, M \quad (1)$$

其中: c 为电波传播速度; $d_{i,1}$ 为TDOA测量值; $cn_{i,1}$ 为TDOA测量时加入的噪声,为方便起见,认为噪声是满足独立同分布的方差为 α^2 的高斯白噪声。根据坐标计算距离式可知:

$$R_i = \sqrt{(X_i - x)^2 + (Y_i - y)^2}$$

$$\text{所以} \quad R_{i,1} = \sqrt{(X_i - x)^2 + (Y_i - y)^2} - \sqrt{(X_1 - x)^2 + (Y_1 - y)^2} + cn_{i,1} \quad i = 2, 3, \dots, M \quad (2)$$

$$\text{记} \quad \Delta R = [R_{2,1}, R_{3,1}, \dots, R_{M,1}]_{(M-1) \times 1}^T$$

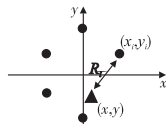
$$R_i = [R_2, R_3, \dots, R_M]_{(M-1) \times 1}^T$$

$$R_1 = [R_1, R_1, \dots, R_1]_{(M-1) \times 1}^T$$

$$N = [n_{2,1}, n_{3,1}, \dots, n_{M,1}]_{(M-1) \times 1}^T$$

可以得出

$$\Delta R = R_i - R_1 + cN = \begin{bmatrix} \sqrt{(X_2 - x)^2 + (Y_2 - y)^2} - \sqrt{(X_1 - x)^2 + (Y_1 - y)^2} \\ \sqrt{(X_3 - x)^2 + (Y_3 - y)^2} - \sqrt{(X_1 - x)^2 + (Y_1 - y)^2} \\ \vdots \\ \sqrt{(X_M - x)^2 + (Y_M - y)^2} - \sqrt{(X_1 - x)^2 + (Y_1 - y)^2} \end{bmatrix} + cN \quad (3)$$



▲—基站位置 ●—移动台位置
图1 TDOA模型二维平面示意图

本文在 $M > 3$ 的情况下,采用最大似然法估计MS坐标,由于 $R_{i,1}$ 服从均值为 $(R_i - R_1)$ 、方差为 α^2 的高斯分布,且各个测量值独立,因此似然函数为

$$\prod_{i=1}^{M-1} \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp \left(-\frac{(\Delta R - R_i + R_1)^2}{2\sigma^2} \right) \right) = \left(\left(\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \right)^{M-1} \exp \left(-\frac{(\Delta R - R_i + R_1)^2}{2\sigma^2} \right) \right) \quad (4)$$

求解似然函数的值为最大时的坐标值,等价于求解

$$(x, y) = \arg \left\{ \max \left[\exp \left(-\frac{(\Delta R - R_i + R_1)^2}{2\sigma^2} \right) \right] \right\}, \text{即} \quad (x, y) = \arg \{ \min [(\Delta R - R_i + R_1)^T (\Delta R - R_i + R_1)] \} \quad (5)$$

求解此非线性函数方程的最小值,即可得到MS的估计值,若使用解析方法则非常困难。因此,本文采用W-SPSO算法求解此非线性方程,确定MS的位置估计值。

2 W-SPSO 算法

2.1 标准 PSO 算法描述

标准 PSO 算法的数学描述:在目标搜索空间中,PSO 算法先生成 N 个代表潜在问题解的粒子组成一个种群,然后种群中的粒子就追随当前的最优粒子在目标搜索空间中,通过迭代

方式搜索最优解。其中第 i 个粒子表示为一个 D 维的向量,则:第 i 个粒子在 D 维的搜索空间中的位置是 $x_i = [x_{i,1}, x_{i,2}, \dots, x_{i,D}]^T, i = 1, 2, \dots, N$;飞行速度是 $v_i = [v_{i,1}, v_{i,2}, \dots, v_{i,D}]^T, i = 1, 2, \dots, N$; p_i 是第 i 个粒子迄今为止搜索到的个体最优位置, $p_i = [p_{i,1}, p_{i,2}, \dots, p_{i,D}]^T, i = 1, 2, \dots, N$; p_g 是整个种群迄今为止搜索到的全局最优位置, $p_g = [p_{g,1}, p_{g,2}, \dots, p_{g,D}]^T (i = 1, 2, \dots, N)$;标准 PSO 的每一次迭代过程中采用式(6)对粒子的速度和位置进行更新,从而寻找全局最优解。标准 PSO 的性能很大程度上取决于算法的控制参数,存在早期收敛速度快但容易陷入局部搜索能力差、后期收敛速度慢和求解精度低的缺点^[8]。

2.2 PSO 算法的改进

针对标准 PSO 算法的缺点,基于自然选择的 PSO (SelPSO)^[9]可以提高标准 PSO 的求解精度和收敛速度。SelPSO 主要思想是:将自然选择的机理和标准 PSO 算法相结合,将每次迭代产生的新粒子群按照新的适应值排序,用群体中最好的一半粒子的速度和位置去代替最差的一半粒子的速度和位置,同时保留每个个体所记忆的历史最优值。但 SelPSO 增加了陷入局部最优的可能性,降低了一定的全局搜索能力。Shi^[10]和 Eberhart 等人^[11]提出的使用线性递减权重可以解决粒子在全局最优解附近出现的振荡现象,即算法初期在 w 较大时有利于跳出局部最小值,后期 w 较小时有利于算法收敛,从而提高 PSO 算法的全局搜索能力^[12]。因此,在 SelPSO 算法基础上引入线性递减权重,提出一种基于自然选择的线性递减权重的粒子群优化算法(W-SPSO),既提高了算法的收敛速度,同时又保证了算法的全局搜索能力。

2.3 算法步骤

a) 随机初始化种群中各微粒的位置和速度。

b) 评价每个微粒的适应度,将当前各微粒的位置和适应值存储在各微粒的 pbest 中,将所有 pbest 中适应值最优的个体位置和适应值存储到 gbest 中。

c) 更新每个微粒的位置和速度^[13]:

$$\begin{cases} v_{i,j}(t+1) = w \times v_{i,j}(t) + c_1 \times r_1 \times (p_{i,j} - x_{i,j}(t)) + c_2 \times r_2 \times (p_{g,j} - x_{i,j}(t)) \\ x_{i,j}(t+1) = x_{i,j}(t) + v_{i,j}(t+1) \quad j = 1, 2, \dots, D \end{cases} \quad (6)$$

其中: w 代表惯性权重; c_1, c_2 代表粒子个体和粒子群体的加速权重系数; r_1, r_2 分别表示与粒子个体及群体的加速度权重系数相关的随机初值; $x_{i,j}(t+1), x_{i,j}(t), v_{i,j}(t+1), v_{i,j}(t)$ 分别表示第 i 个粒子在 $t+1$ 和 t 时刻的位置和速度。

d) 更新权重^[14]:

$$w = w_{\max} - (t) \times (w_{\max} - w_{\min}) / M \quad (7)$$

其中: $w_{\max}$ 表示最大权重因子; $w_{\min}$ 表示最小权重因子; t 为当前迭代次数; M 为总的迭代次数。

e) 对于每个微粒将其适应值与所经历过的最好位置作比较,如果较好,将其作为当前最优位置。

f) 比较当前所有 pbest 和 gbest 的值,更新 gbest。

g) 将整个粒子群按适应值排序,用群体中最好的一半粒子的速度和位置代替最差一半粒子的速度和位置,保持 pbest 和 gbest 不变。

h) 当满足预算的精度或者达到设定的迭代次数,停止搜索,输出结果,否则返回步骤 c) 继续搜索。通过上述八个步

骤,求解出式(5)的最优解。

3 Taylor 算法描述

Taylor 算法^[2,15]是需要一个初始估计位置的递归算法,在每一次的递归估计中通过求解 TDOA 测量误差的局部最小二乘解(LS)来改进估计位置。因此对于每一组 TDOA 测量值,该算法先在 MS 的估计位置 (x, y) 处进行泰勒级数展开,忽略展开式中二阶以上分量,则有方程式:

$$h = G\Delta + \varepsilon \quad (8)$$

其中:

$$\Delta = [\Delta x \quad \Delta y]^T$$

$$h = \begin{bmatrix} R_{2,1} - (R_2 - R_1) \\ R_{3,1} - (R_3 - R_1) \\ \vdots \\ R_{M,1} - (R_M - R_1) \end{bmatrix}$$

$$G = \begin{bmatrix} (X_1 - x)/R_1 - (X_2 - x)/R_2 & (Y_1 - y)/R_1 - (Y_2 - y)/R_2 \\ (X_1 - x)/R_1 - (X_3 - x)/R_3 & (Y_1 - y)/R_1 - (Y_3 - y)/R_3 \\ \vdots & \vdots \\ (X_1 - x)/R_1 - (X_M - x)/R_M & (Y_1 - y)/R_1 - (Y_M - y)/R_M \end{bmatrix}$$

$R_i (i = 1, 2, \dots, M)$ 为初始位置与各个基站之间的距离。式(8)的加权最小二乘解为

$$\Delta = [\Delta x \quad \Delta y]^T = (G^T Q^{-1} G)^{-1} G^T Q^{-1} h \quad (9)$$

其中, Q 为 TDOA 测量值的协方差矩阵。Taylor 算法进行迭代循环时:首先通过 $|\Delta x| + |\Delta y| < \varepsilon$ 作为门限来判断是否结束迭代,其次判断迭代次数是否超过设定的迭代次数来结束迭代,当迭代结束时, $[x + \Delta x \quad y + \Delta y]$ 为 MS 的坐标值。

4 W-SPSO/Taylor 协同定位

Taylor 算法需要在 MS 的估计坐标 (x, y) 处进行泰勒级数展开,如果估计的坐标位置和真实位置误差较大,将导致 Taylor 算法不收敛和定位结果精度低。通过 W-SPSO 对 MS 坐标进行初步估计,保证 Taylor 的初始估计值具有较高的精度,再利用 Taylor 算法进行迭代估计,使得 MS 的坐标估计值具有更高的精度。协同定位算法流程如图 2 所示。

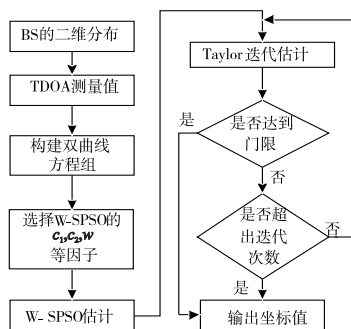


图2 协同定位流程

5 实验仿真结果

假设有五个基站如图 3 所示,其位置分别是 BS1(0,0), BS2(1000,0), BS3(0,1000), BS4(1000,1000), BS5(500,500), 每个基站的通信半径为 3 000 m, MS 位置为(200,200), 单位是 m。

标准 PSO 参数: $c_1 = c_2 = 2, w = 0.7$, 粒子数目 $N = 40$, 最大迭代次数 $M = 1000$; SelPSO 参数: $c_1 = c_2 = 2, w = 0.7$, 粒子数目

为 $N = 40$, 最大迭代次数 $M = 1000$; W-SPSO 参数: $c_1 = c_2 = 2, w_{\max} = 0.9, w_{\min} = 0.4$, 粒子数目 $N = 40$, 最大迭代次数 $M = 1000$; Taylor 算法选定门限 $\varepsilon = 0.0021$, 初始估计坐标选择 $(x, y) = (200, 200)$, 最大迭代次数 20。在 MATLAB 仿真时, 使用命令 $R_{i,1} = R_{i,1}^0 + N \times \text{randn}(M, 1)$ 产生误差服从高斯正态分布的 TDOA 测量值。其中 $R_{i,1}$ 表示 MS 到第 i 个基站与 MS 到第 1 个基站的 TDOA 测量距离差, $R_{i,1}^0$ 表示真实距离差, $N \times \text{randn}$ 表示一个服从正态分布的噪声指数, 单位是 m。

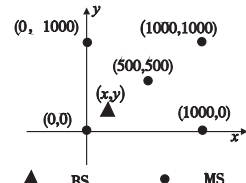


图3 基站分布图

在相同仿真环境下, 对标准 PSO、SelPSO、W-SPSO 三种算法在噪声指数为 $N = 20 \text{ m}, 40 \text{ m}, 60 \text{ m}, 80 \text{ m}, 100 \text{ m}, 120 \text{ m}, 140 \text{ m}$ 的情况下进行 400 次坐标估计的仿真实验, 求其平均估计坐标 (x, y) MV 如表 1 所示, 其均方差 $\text{RMSE} = [(x - x_0)^2 - (y - y_0)^2]^{\frac{1}{2}}$ 如图 4 所示。

表 1 PSO、SelPSO、W-SPSO 三种算法的估计坐标 MV

N/m	PSO/m	SelPSO/m	W-SPSO/m
20	(204.1, 196.9)	(199.9, 199.8)	(200.3, 199.1)
40	(202.2, 192.6)	(199.6, 201.5)	(197.7, 198.9)
60	(187.0, 192.3)	(202.6, 198.3)	(201.8, 202.2)
80	(215.9, 185.5)	(202.6, 194.6)	(202.7, 195.5)
100	(222.3, 145.6)	(208.2, 183.3)	(207.2, 191.8)
120	(147.3, 250.2)	(222.2, 167.1)	(203.7, 185.7)
140	(233.9, 117.9)	(236.5, 143.3)	(203.4, 180.5)

通过表 1 和图 4 可以看出, 在噪声指数 N 为 20 ~ 80 m 时, RMSE 值没有太大区别, 当噪声指数 N 逐渐增大至 140 m 时, W-SPSO 算法的 RMSE 小于 PSO 和 SelPSO 算法, 实验结果表明, W-SPSO 算法相对于 PSO 和 SelPSO 算法, 对 MS 的坐标估计具有更好的收敛性、稳定性和精度。

在相同仿真环境下, 对文献[3]给出的 Chan 算法、初始值为(200,200)的 Taylor 算法和 W-SPSO 算法以及 W-SPSO/Taylor 协同算法在噪声指数为 $N = 20 \text{ m}, 40 \text{ m}, 60 \text{ m}, 80 \text{ m}, 100 \text{ m}, 120 \text{ m}, 140 \text{ m}$ 的情况下进行仿真实验, 独立运行 400 次, 得到平均估计坐标 (x, y) MV 如表 2 所示, RMSE 如图 5 所示。

表 2 Chan、Taylor、W-SPSO、W-SPSO/Taylor 四种算法的估计坐标 MV

N/m	Chan /m	Taylor/m	W-SPSO/m	W-SPSO/Taylor/m
20	(200.6, 198.6)	(200.8, 199.1)	(200.3, 199.1)	(200.6, 201.0)
40	(198.8, 196.5)	(200.2, 198.1)	(197.7, 198.9)	(199.4, 199.1)
60	(195.0, 194.8)	(200.6, 197.1)	(201.8, 202.2)	(199.2, 197.4)
80	(192.0, 192.7)	(194.6, 201.0)	(202.7, 195.5)	(195.8, 201.4)
100	(192.1, 190.8)	(195.2, 197.9)	(207.2, 191.8)	(195.6, 197.6)
120	(185.4, 187.6)	(194.0, 196.3)	(203.7, 185.7)	(199.4, 193.8)
140	(187.9, 180.3)	(201.6, 184.1)	(203.4, 180.5)	(195.5, 189.0)

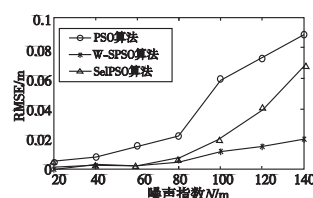


图4 PSO、SelPSO、W-SPSO三种算法估计坐标的RMSE比较

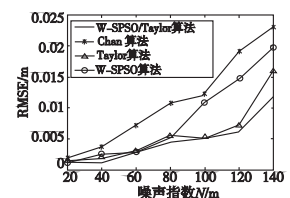


图5 Chan、Taylor、W-SPSO、W-SPSO/Taylor四种算法估计坐标的RMSE比较

CA 机制在无线多跳环境中的适应能力。由于本文的 CL-EDCA 没有使用 EDCA 原有的一些特殊机制,如 CFB (contention-free burst, 竞争空闲突发模式), 也没有动态调整 backoff 参数 (PF/CW/AIFS/TXOP) 以适应不同跳数及不同业务流量数等情况下的 QoS 保障传输, 因此在下一步的研究中, 可以考虑在以上几个方面对 CL-EDCA 进行完善, 以便更好地提高 IEEE 802.11e 无线 Mesh 网络的服务质量。

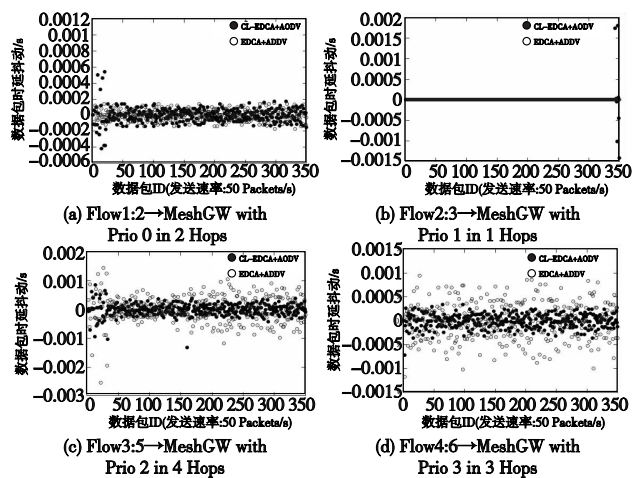


图3 场景2数据包时延抖动vs数据包发送速率 (50 Packets/s)

参考文献:

- [1] 吴其林, 陆阳, 葛伦跃, 等. 基于节点区分的 IEEE 802.11e 无线局域网中的 VoIP 容量分析与优化[J]. 计算机研究与发展, 2011, 48(9): 1623-1633.
- [2] 田启明, 余官定. 无线 Mesh 网络中基于信道流量干扰感知的路由协议[J]. 计算机应用研究, 2011, 28(6): 2254-2256.
- [3] 谢鲲, 龚闻, 孙家奇, 等. QoS 敏感的 802.11e 分组调度算法[J].

- 小型微型计算机系统, 2012, 33(1): 32-37.
- [4] 毛建兵, 毛玉明, 冷鹏, 等. 支持 QoS 的 IEEE 802.11EDCA 性能研究[J]. 软件学报, 2010, 21(4): 750-770.
- [5] 罗娟, 潘陈, 李仁发. 无线 Mesh 网络中多射频多信道 MAC 机制设计[J]. 计算机研究与发展, 2012, 49(2): 253-260.
- [6] DENG Qian-hua, CAI A. A TXOP-based scheduling algorithm for video transmission in IEEE 802.11e networks[C]//Proc of the 6th International Conference on ITS Telecommunications. 2006: 573-576.
- [7] RUSCELLI A L, CECCHETTI G, ALIFANO A, et al. Enhancement of QoS support of HCCA schedulers using EDCA function in IEEE 802.11e networks[J]. Ad hoc Networks, 2012, 10(2): 147-161.
- [8] KIM S, HUANG R, FANG Y. Deterministic priority channel access scheme for QoS support in IEEE 802.11e wireless LANs[J]. IEEE Trans on Vehicular Technology, 2009, 58(2): 855-864.
- [9] ZHU Jiang, FAPOJUWO A. A new call admission control method for providing desired throughput and delay performance in IEEE 802.11e wireless LANs[J]. IEEE Trans on Wireless Communications, 2007, 6(2): 701-709.
- [10] CHEN X, ZHAI H, FANG Y. Supporting QoS in IEEE 802.11e wireless LANs[J]. IEEE Trans on Wireless Communications, 2006, 5(8): 2217-2227.
- [11] RASHWAND S, MISIC J. IEEE 802.11e EDCA under bursty traffic-how much TXOP can improve performance[J]. IEEE Trans on Vehicular Technology, 2011, 60(3): 1099-1115.
- [12] BOGGIA G, CAMARDA P, GRIECO L A, et al. Feedback-based control for providing real-time services with the 802.11e MAC[J]. IEEE/ACM Trans on Networking, 2007, 15(2): 323-333.
- [13] KIM S M, CHO Y J. Channel time allocation scheme based on feedback information in IEEE 802.11e wireless LANs[J]. Computer Networks, 2007, 51(10): 2771-2787.
- [14] FALL K, VARADHAN K. The NS manual [EB/OL]. [2008-09-01]. <http://www.isi.edu/nsnam/ns/doc/index.html>.
- [15] WIETHÖLTER S, EMMELMANN M, HOENE C, et al. TKN EDCA model for NS-2 [R]. Berlin: Telecommunication Networks Group, Technische Universität Berlin, 2006.

(上接第1146页)

通过表2和图5可以看出, Chan 算法定位精度略大于其他三种算法, 这是由于进行两次 LS 过程都忽略了噪声的二次项造成的。当噪声指数 N 在 20~60 m 时, Taylor 算法、W-SPSO 算法、W-SPSO/Taylor 协同算法的定位精度没有太大差距; 当噪声指数 N 逐渐增大到 140 m 时, W-SPSO 算法的 RMSE 明显大于 W-SPSO/Taylor 算法, 而 W-SPSO/Taylor 算法可以达到 Taylor 算法在最优估计位置 (200, 200) 的精度。

6 结束语

本文针对 Taylor 算法进行定位估计时初始估计值误差较大易导致算法定位精度低、不易收敛的缺点, 提出了 W-SPSO 算法与 Taylor 算法协同定位的方法。通过实验可以看出: 提出的 W-SPSO 算法相比 SelPSO 和标准 PSO 算法具有更高的全局搜索能力和定位精度, 使用 W-SPSO 与 Taylor 算法协同定位的方法比传统的 Chan、Taylor、W-SPSO 三种算法具有更好的定位精度和全局搜索能力, 并且解决了 Taylor 算法易出现不易收敛的问题, 适合于解决无线传感网络的定位问题。

参考文献:

- [1] 高洪元, 于雪梅, 赵忠凯. 基于文化鱼群算法的到达时间差定位技术[J]. 计算机工程, 2011, 37(14): 137-139.
- [2] 冯慧昭, 张正平, 秦水介. 一种基于最小二乘法和 Taylor 级数展开法的协同定位算法[J]. 通信技术, 2009, 42(2): 210-211, 214.

- [3] 刘林, 邓平, 范平志. 基于 Chan 氏算法和 Taylor 级数展开法的协同定位方法[J]. 电子与信息学报, 2004, 26(1): 41-46.
- [4] POLI R, KENNEDY J, BLACWELL T. Particle swarm optimization [J]. Swarm Intell, 2007, 1(1): 33-57.
- [5] 汪漫, 薛磊. 基于遗传算法的 TDOA/AOA 定位系统的最优布站算法[J]. 计算机工程与应用, 2009, 45(24): 219-221.
- [6] 刘翔, 宋常建, 钟子发. 一种改进型免疫算法在 TDOA 定位中的应用[J]. 计算机工程与应用, 2013, 49(4): 113-116, 145.
- [7] 罗竣友, 赵军辉, 廖健雄. 基于混沌优化的无线定位算法研究[J]. 电路与系统学报, 2010, 15(1): 113-119.
- [8] 陈贵敏, 贾建援, 韩琪. 粒子群优化算法的惯性权值递减策略研究[J]. 西安交通大学学报, 2006, 40(1): 53-56, 61.
- [9] 李静, 高正红, 黄江涛, 等. 基于分布式粒子群算法的翼型优化设计[J]. 空气动力学学报, 2011, 29(4): 464-468.
- [10] SHI Y, EHERHART R. A modified particle swarm optimizer[C]//Proc of IEEE World Congress on Computational Intelligence. Indianapolis: Indiana University, 1998: 69-73.
- [11] EBERHART R C, KENNEDY J. A new optimizer using particle swarm theory[C]//Proc of the 6th International Symposium on Micro Machine and Human Science. 1995: 39-43.
- [12] 白俊强, 尹戈玲, 孙智伟. 基于二阶振荡及自然选择的随机权重混合粒子群算法[J]. 控制与决策, 2012, 27(10): 1459-1464, 1470.
- [13] 申元霞, 王国胤, 曾传华. PSO 模型种群多样性与学习参数的关系研究[J]. 电子学报, 2011, 20(6): 1238-1244.
- [14] 张迅, 王平, 邢建春, 等. 传感器网络中改进的粒子群优化定位算法[J]. 计算机科学, 2012, 39(12): 51-54.
- [15] FOY H W. Position location solutions by Taylor-series estimation[J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 1976, AES-12(2): 187-194.