

doi:10.3969/j.issn.1001-893x.2016.12.012

引用格式:杜太行,赵黎媛,江春冬,等.基于人工鱼群粒子滤波的信号源定位[J].电讯技术,2016,56(12):1370-1375.[DU Taihang,ZHAO Liyuan,JIANG Chundong,et al.Signal source location based on artificial fish cchool particle filter algorithm[J].Telecommunication Engineering,2016,56(12):1370-1375.]

基于人工鱼群粒子滤波的信号源定位*

杜太行**1,2,赵黎媛¹,江春冬^{1,2},于 晗¹

(1.河北工业大学 控制科学与工程学院,天津 300130;2.河北省控制工程研究中心,天津 300130)

摘 要:针对传统粒子滤波算法精度不高、难以满足移动监测车对无线电信号源定位需求的问题,提出了一种基于人工鱼群粒子滤波的信号源定位方法。将人工鱼群算法的优化思想引入到粒子滤波中,通过觅食行为和聚群行为驱动粒子向最优位置移动,改善粒子的分布。结合移动监测车对信号源定位的需要,建立了信号源波达角定位(AOA)的数学模型,在Matlab环境下对人工鱼群粒子滤波算法的信号源定位进行了仿真。实验结果表明,在保证实时性的前提下,该方法定位结果的最大误差为0.101%,定位精度远大于粒子滤波定位方法的估计精度,是一种有效、可行的定位方法。

关键词:移动监测车;信号源定位;粒子滤波;人工鱼群算法;波达角

中图分类号:TN97 **文献标志码:**A **文章编号:**1001-893X(2016)12-1370-06

Signal Source Location Based on Artificial Fish School Particle Filter Algorithm

DU Taihang^{1,2}, ZHAO Liyuan¹, JIANG Chundong^{1,2}, YU Han¹

(1. School of Control Science and Engineering, Hebei University of Technology, Tianjin 300130, China;
2. Hebei Control Engineering Research Center, Tianjin 300130, China)

Abstract: A signal source location method based on artificial fish school particle filter algorithm is proposed to solve the problem of the low precision of particle filter. It employs the optimization idea of artificial fish school algorithm and uses the alternation of behaviors of preying and swarming, which makes particles move towards the optimum area, so particle distribution is improved. Then the mathematical model of angle of arrival (AOA) location is established according to the need of mobile monitoring vehicles for target location. Finally, the simulation analysis of signal source location based on artificial fish school particle filter algorithm is conducted under Matlab environment. Experimental results show that the maximum error of location results of the proposed method is 0.101% on the premise of real-time need, and the location accuracy of the proposed method is better than that of particle filter. It is an effective and feasible location method.

Key words: mobile monitoring vehicle; signal source location; particle filter; artificial fish school algorithm; angle of arrival (AOA)

1 引 言

无线电移动监测车是监测电磁环境、查找干扰

信号源的主要设备之一。它可以行进到固定监测站测量不到的区域,对信号源进行查找、测向等工

* 收稿日期:2016-04-12;修回日期:2016-06-28 Received date:2016-04-12;Revised date:2016-06-28

基金项目:工业和信息化部课题(12-MC-KY-14)

Foundation Item: The MIT Topic(12-MC-KY-14)

** 通信作者:thdu@hebut.edu.cn Corresponding author:thdu@hebut.edu.cn

作^[1]。现在城市地区的电磁环境愈加恶劣,测向设备接收到的信号由于反射、折射等已经发生较大偏差,对定位结果造成严重影响。针对具体的无线电移动监测车测向定位,已知的测向参数数据只有监测车的位置坐标和目标示向度,且示向度数据野点较多的情况,实际工作中定位结果误差较大,因此,需要引入估计算法来提高定位精度。

粒子滤波(Particle Filter, PF)^[2]因其适用于非线性及非高斯噪声环境,一经提出就广泛应用到目标跟踪、故障诊断等方面。但是,传统的粒子滤波有粒子退化、样本贫化等问题^[3],大幅影响估计的精度,相关学者对其进行了改进。文献[4]将半监督机器学习融入到粒子滤波中,提出了一种基于改进粒子滤波的移动传感器网络定位方法。文献[5]研究将人工智能算法引入到粒子滤波中,优化粒子分布,克服样本退化。文献[6]提出一种裂变优选重采样粒子滤波算法,对重采样后权值较大的粒子进行裂变操作,增加了有效粒子数,但降低了粒子的多样性。文献[7]研究出一种人工鱼群优化的粒子滤波算法,利用人工鱼群算法中觅食和聚群行为驱动粒子向高似然域移动,寻找最优位置,改善滤波精度。

针对无线电移动监测车车载监测系统在地形、地物等环境因素影响下测向定位精度不高、野点较多的问题,本文采用人工鱼群优化的粒子滤波算法进行信号源的测向定位计算,估计信号源的位置。将人工鱼群算法引入粒子滤波中,通过觅食行为和聚群行为驱动粒子向最优位置移动,改善粒子分布,提高估计精度。通过仿真,将所提方法的估计结果与粒子滤波估计结果比较,验证了该方法能够提高定位的精确性。

2 人工鱼群优化的粒子滤波算法

2.1 粒子滤波算法

粒子滤波是基于蒙特卡洛方法的一种近似算法,核心是在状态空间产生一组随机粒子来近似表示后验概率分布,用样本的均值近似积分运算^[8]。

假设状态方程及观测方程的表达式分别为

$$\mathbf{x}_k=f(\mathbf{x}_{k-1},\mathbf{u}_{k-1}), \quad (1)$$

$$\mathbf{z}_k=h(\mathbf{x}_k,\mathbf{v}_k)。 \quad (2)$$

式中: $\mathbf{x}_k$ 、 $\mathbf{z}_k$ 分别表示 k 时刻的状态向量和观测向量; $\mathbf{u}_k$ 和 $\mathbf{v}_k$ 分别是 k 时刻的系统噪声和量测噪声向量。设状态初始概率密度 $p(\mathbf{x}_0|\mathbf{z}_0)=p(\mathbf{x}_0)$, 预测方程如下:

$$p(\mathbf{x}_k|\mathbf{z}_{1:k-1})=\int p(\mathbf{x}_k|\mathbf{x}_{k-1})p(\mathbf{x}_{k-1}|\mathbf{z}_{1:k-1})d\mathbf{x}_{k-1}。 \quad (3)$$

更新方程为

$$p(\mathbf{x}_k|\mathbf{z}_{1:k})=\frac{p(\mathbf{z}_k|\mathbf{x}_k)p(\mathbf{x}_k|\mathbf{z}_{1:k-1})}{p(\mathbf{z}_k|\mathbf{z}_{1:k-1})}。 \quad (4)$$

引入一个参考分布 $q(\mathbf{x}_{0:k}|\mathbf{z}_{1:k})$:

$$q(\mathbf{x}_{0:k}|\mathbf{z}_{1:k})=q(\mathbf{x}_{0:k-1}|\mathbf{z}_{1:k-1})q(\mathbf{x}_k|\mathbf{x}_{0:k-1},\mathbf{z}_{1:k})。 \quad (5)$$

根据 $q(\mathbf{x}_{0:k}|\mathbf{z}_{1:k})$, 从中抽取 N 个样本点 $\{\mathbf{x}_{k-1}^i\}_{i=1}^N$, 获得概率密度为

$$p(\mathbf{x}_{k-1}|\mathbf{z}_{1:k-1})=\sum_{i=1}^N w_{k-1}^i \delta(\mathbf{x}_{k-1}-\mathbf{x}_{k-1}^i)。 \quad (6)$$

式中: $\delta(\cdot)$ 是狄克拉函数。最后,更新重要性权值:

$$w_k^i=w_{k-1}^i \frac{p(\mathbf{z}_k|\mathbf{x}_k^i)p(\mathbf{x}_k^i|\mathbf{x}_{k-1}^i)}{q(\mathbf{x}_k^i|\mathbf{x}_{k-1}^i,\mathbf{z}_k)}。 \quad (7)$$

2.2 人工鱼群算法

人工鱼群算法基于动物自治体模式,采用自上而下的设计方法,模拟鱼类在水中的生态行为。它包括鱼群的 3 种典型行为:觅食、聚群及追尾。其中觅食行为能够达到局部最优,聚群和追尾行为则是为了避免陷入局部最优,获得全局最优。一般局部极值不是很严重的情况下,可以不考虑追尾行为,本文考虑觅食行为和聚群行为。

假设人工鱼当前状态表示为 $X_i=(x_1,x_2,\cdots,x_n)$, s 表示人工鱼的移动步长, v 为感知距离, r 表示 $(0,1)$ 间的一个随机数, δ 为拥挤度因子, Y 为目标函数,人工鱼个体间距为 $d_{i,j}=\|X_i-X_j\|$ 。

(1) 觅食行为

设人工鱼随机选择当前感知范围内($d_{i,j}<v$)的一个状态 $X_j=(x_{j1},x_{j2},\cdots,x_{jn})$, 若 $Y_i<Y_j$, 向该状态前进一步;若不满足,则随机移动一步,即

$$X_{\text{inext}}=\begin{cases} X_i+r\cdot s\cdot\frac{X_j-X_i}{\|X_j-X_i\|}, & \text{if } Y_i<Y_j。 \\ X_i+r\cdot s, & \text{else} \end{cases} \quad (8)$$

(2) 聚群行为

人工鱼在游动过程中探索同伴数量 n_f 中心位置 $X_c=\frac{1}{n_f}\sum_{j=1}^{n_f}X_j$ 时,若 $Y_c/n_f>\delta\cdot Y_i$, 人工鱼朝同伴中心移动,即

$$X_{\text{inext}}=X_i+r\cdot s\cdot\frac{X_c-X_i}{\|X_c-X_i\|}; \quad (9)$$

否则,执行觅食行为。

2.3 人工鱼群粒子滤波算法

若将人工鱼的个体与粒子对应,在传统的粒子

滤波中融入人工鱼群的聚群和觅食行为所对应的粒子状态更新公式,得到人工鱼群粒子滤波算法。该算法具体步骤如下:

Step 1 初始化

$k = 0$ 时,从先验分布取 N 个粒子,即 $\{x_0^i, 1/N\}_{i=1}^N$ 。

Step 2 粒子更新

通过采样函数 $q(x_k^i | x_{k-1}^i, z_k)$ 产生粒子

$$x_k^i = (\hat{x}_{1,k|k-1}, \hat{x}_{2,k|k-1}, \cdots, \hat{x}_{n_s,k|k-1}) \sim p(x_k^i | x_{k-1}^i)。(10)$$

Step 3 权值计算

$$w_k^i = w_{k-1}^i p(z_k | x_k^i)。(11)$$

Step 4 利用人工鱼群算法优化

令目标函数

$$Y = (2\pi\sigma_v^2)^{-1/2} \exp\left[-\frac{1}{2\sigma_v^2} (z_k - \hat{z}_k^{i|k-1})^2\right]。(12)$$

(1) 觅食行为

当 $Y_i < Y_j$ 时,更新粒子使其靠向真实值:

$$\hat{x}_{k|k-1}^{i_m} = \hat{x}_{k|k-1}^{i_{m-1}} + r \cdot s \cdot \frac{\hat{x}_{k|k-1}^j - \hat{x}_{k|k-1}^{i_{m-1}}}{\|\hat{x}_{k|k-1}^j - \hat{x}_{k|k-1}^{i_{m-1}}\|}。(13)$$

式中: $\hat{x}_{k|k-1}^{i_m}$ 为对 $\hat{x}_{k|k-1}^i$ 第 m ($m = 1, 2, \cdots, n$) 次迭代后的结果;否则,

$$\hat{x}_{k|k-1}^{i_m} = \hat{x}_{k|k-1}^{i_{m-1}} + r \cdot s \cdot 0。(14)$$

(2) 聚群行为

设 $\hat{z}_k^i$ 在感知范围 v 内的其他预测量测值集合

为 A_v , $|A_v|$ 集合 A_v 的势。若 $\frac{Y_{ic}}{|A_v|} > \delta \cdot Y_i$, 则

$$\hat{x}_{k|k-1}^{i_m} = \hat{x}_{k|k-1}^{i_{m-1}} + r \cdot s \cdot \frac{\hat{x}_{k|k-1}^{ic} - \hat{x}_{k|k-1}^{i_{m-1}}}{\|\hat{x}_{k|k-1}^{ic} - \hat{x}_{k|k-1}^{i_{m-1}}\|};(15)$$

否则,转觅食行为。

当目标函数值前后偏差小于某阈值或迭代到达设置次数时算法终止。

Step 5 权值更新并归一化

根据 $w_k^i = w_{k-1}^i p(z_k | x_k^i)$ 更新权值,通过 $w_k^i = w_k^i / \sum_{i=1}^N w_k^i$ 对取出的粒子的权值作归一化。

Step 6 重采样

进行重采样,输出为 $\{x_k^i, 1/N\}$ 。

Step 7 状态输出

$$\hat{x}_k = \sum_{i=1}^N w_k^i x_k^i。(16)$$

Step 8 判断是否达到设定的最大迭代次数,若是,算法结束;否, $k = k + 1$, 转至 Step 2。

3 无线信号源测向定位

3.1 信号源定位模型

信号源监测定位的首要工作就是对测向定位参数的测量。观测点即监测车的坐标可由 GPS 测得,利用监测车在不同观测点观测到的波达角进行交会计算得到信号源的发射位置,定位原理如图 1 所示。

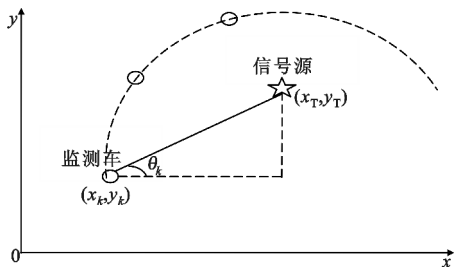


图 1 定位原理图
Fig. 1 Principle of location

图 1 中,虚线为移动监测车车行路线,线上圆点为每次测量的记录信息点,星形为待定位的信号源。 (x_T, y_T) 为被测信号源的坐标; (x_k, y_k) 是第 k 次观测时移动监测车的位置; θ_k 是 k 时刻信号源的波达角,可由监测车测得的示向度 γ_k 折算得到,折算方法参考文献[9]; v_k 为 k 时刻的观测噪声。

系统选取信号源位置为状态量,在信号源定位算法中,待测信号源是静止的,监测车的观测点移动,建立系统的状态模型:

$$X_k = X_{k-1} + u_{k-1}, k = 1, 2, \cdots, m。(17)$$

式中: X_k 为 k 时刻的目标状态; u_{k-1} 为过程噪声。

系统选取观测角度作为观测量建立观测模型, k 时刻观测模型为

$$Z_k = \arctan\left(\frac{y_T - y_k}{x_T - x_k}\right) + v_k。(18)$$

式中: $Z_k = [\theta_k]^T$ 为 k 时刻的观测向量。

3.2 测向数据预处理

首先对移动监测车采集到的原始数据进行预处理。在采集测向数据的过程中,为了减小数据误差,提高定位的精度,防止因测量值分散造成的虚假测向,应对监测车测得的示向度进行修正,用校正值代替真实值。

假设移动监测车在每个观测点均作了 n 次有效测向(示向度质量 Q_i 大于 40 的测向),前 $n - 1$ 次观测的示向度平均值是 $\bar{\gamma}_{n-1} = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^{n-1} \gamma_i$, 则递推第 n 次观测的示向度平均值公式为

$$\bar{\gamma}_n = ((n-1)\bar{\gamma}_{n-1} + \gamma_n) / n。 \quad (19)$$

引入示向度误差权重 W_i , 根据经验, W_i 的取值由下式决定^[10]:

$$W_i = \begin{cases} \frac{1}{10} (Q_i - 85) / 15, & Q_i \geq 85 \\ \frac{1}{25} (Q_i - 70) / 15 + \frac{1}{8}, & 85 > Q_i \geq 70 \\ \frac{1}{40} (Q_i - 55) / 15 + \frac{1}{4}, & 70 > Q_i \geq 55 \\ \frac{1}{2} (Q_i - 40) / 15 + \frac{1}{2}, & 55 > Q_i \geq 40 \end{cases}。 \quad (20)$$

则第 i 次的示向度校正为 $\hat{\gamma}'_i = \gamma_i - (\gamma_i - \bar{\gamma}_i) W_i$, 进一步可得, 修正示向度 γ_n 的平均值的递推公式为

$$\bar{\gamma}_n = ((n-1)\bar{\gamma}_{n-1} + \hat{\gamma}_n) / n。 \quad (21)$$

式中: $\bar{\gamma}_{n-1} = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^{n-1} \hat{\gamma}_i$ 。

3.3 构建初始粒子

需要定位的目标位置是未知的, 其状态只能根据已知数据进行计算得到。对校正后的车测数据, 按照记录顺序选 m 组数据构造状态的初始样本。理论上 m 组数据两两相交能得到 C_m^2 个状态, 但由于实际数据不变, 按照记录顺序相邻两个数据车测位置和角度变化较小, 所以求得的状态量相对比较接近, 容易造成样本的重复, 因此, 首先对 m 组数据按照大小顺序进行排序, 再依次选择相隔一定区间的两个数据计算 $m-1$ 组状态。

取两组数据进行状态计算, 根据图 1 通过监测车测量信号源的方向得到两直线相交来求解信号源位置的计算公式为

$$x_T = \frac{y_2 - y_1 + x_1 \tan \theta_1 - x_2 \tan \theta_2}{\tan \theta_1 - \tan \theta_2}, \quad (22)$$

$$y_T = \frac{\tan \theta_1 \tan \theta_2 (x_1 - x_2) + y_2 \tan \theta_1 - y_1 \tan \theta_2}{\tan \theta_1 - \tan \theta_2}。 \quad (23)$$

目标状态 $X_0 = [x_T, y_T]$, x_T, y_T 分别为计算时目标状态在两个方向上的分量, $x_1, y_1, \theta_1, x_2, y_2, \theta_2$ 分别为计算时所使用的两组数据位置坐标和波达角。通过上式最终计算得到 N 个目标状态, 作为初始粒子。

4 定位方法实现

将人工鱼群粒子滤波算法应用于信号源定位问题中, 根据信号源定位的数学模型及人工鱼群粒子滤波算法的步骤, 可以绘制出图 2 的基于人工鱼群粒子滤波的信号源定位的实现流程图。

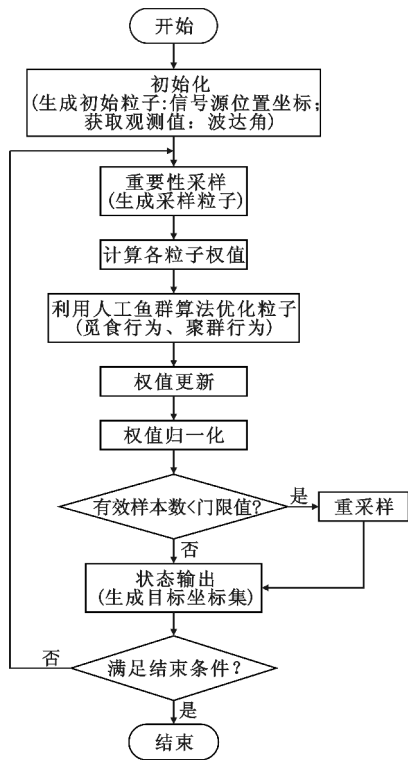


图 2 定位方法实现流程图

Fig. 2 Flow chart of location method

定位方法的具体实现步骤如下:

- (1) 初始化。按照 3.3 节中的处理方法得到初始样本, 初始化人工鱼群算法参量。
- (2) 通过状态转移方程得到 k 时刻的粒子。
- (3) 权值计算: 计算 k 时刻各粒子的权值 $w_k^i = \exp \left[-\frac{1}{2\delta^2} (Z_k - \arctan((y_k - y_{Tk}^i) / (x_k - x_{Tk}^i)))^2 \right]$ 。
- (4) 利用人工鱼群算法优化粒子。
- (5) 权值更新并归一化。
- (6) 重采样: 对粒子集进行系统重采样算法。
- (7) 状态输出: 计算 k 时刻的状态估计值, 生成目标坐标集

$$\{\hat{\mathbf{X}}_k\} = \{\hat{\mathbf{x}}_T^k, \hat{\mathbf{y}}_T^k\},$$

$$\hat{\mathbf{x}}_T^k = \sum_{i=1}^N \mathbf{x}_{Tk}^i w_k^i, \hat{\mathbf{y}}_T^k = \sum_{i=1}^N \mathbf{y}_{Tk}^i w_k^i。 \quad (25)$$

- (8) 判断是否达到设定的最大迭代次数, 若是, 定位结束; 否, $k = k + 1$, 转至步骤 2。

5 仿真实验及结果分析

为验证人工鱼群粒子滤波算法应用于信号源定位模型的有效性, 本文在如下环境下进行仿真: 实验硬件条件为英特尔 i5-2450M 处理器, 4 GB 内存; 软件环境为 Matlab R2014a。假设待测目标坐标 (1 200, 800) m, 过程噪声是均值为 0、方差为 1 的高

斯噪声,量测噪声方差是 $3.801 \times 10^{-4} \text{ rad}^2$ 。在本文仿真实验中,经过多次测试,在保证定位精度的条件下,当采样粒子个数为 100 个左右、迭代次数大约为 60 次时,算法具有较高的精度速度的综合性价比。当迭代次数大于 60 次后,定位精度变化较小;粒子数目增大后,算法的复杂度增加,因此,本文设置采样粒子个数为 $N=100$,迭代次数为 60,从而使人工鱼群粒子滤波算法具有较高的运算综合效率。根据前期研究,参考现有文献通常参数的设置,选取人工鱼的感知距离 $v=1$,移动步长 $s=0.3$,拥挤度因子 δ 选取 0.618,最大试探次数为 50 次。

图 3 为移动监测车的仿真运行轨迹。仿真实验时,监测车按照图 3 中的运行轨迹,产生监测车的观测点位置坐标,再根据式 (18) 产生每个观测点处对应的信号源波达角数据,然后利用仿真数据通过式 (22) 和式 (23) 计算得到 100 个目标坐标,作为初始粒子,最后进行 60 次迭代计算。

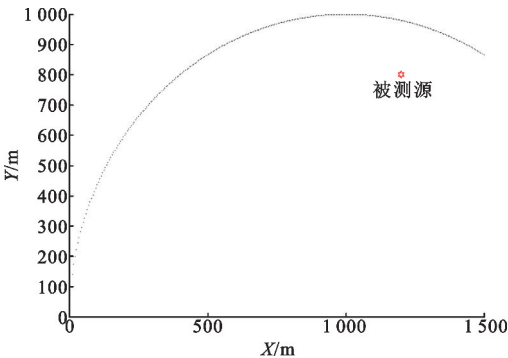


图 3 监测车行进轨迹图
Fig. 3 Moving track of mobile mornitoring vehicle

在 Matlab 平台上进行仿真,为便于减小随机因素的影响,每次做 100 次 Monte Carlo 仿真。粒子滤波和人工鱼群粒子滤波的定位结果见图 4 和图 5,均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)曲线见图 6 和图 7。表 1 为两种方法估计的平均相对误差和运行时间对比。

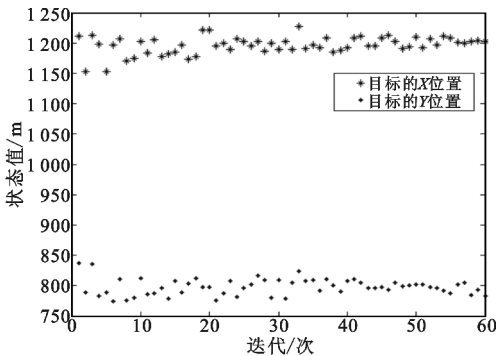


图 4 粒子滤波定位结果
Fig. 4 Location result of particle filter

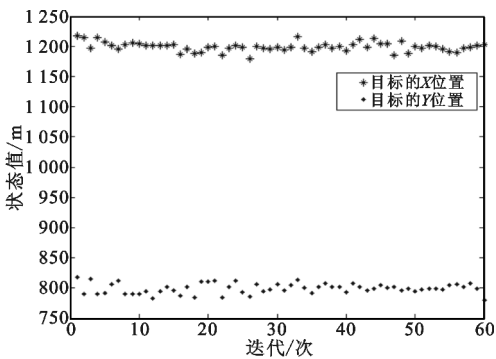


图 5 人工鱼群粒子滤波定位结果
Fig. 5 Location result of artificial fish school particle filter

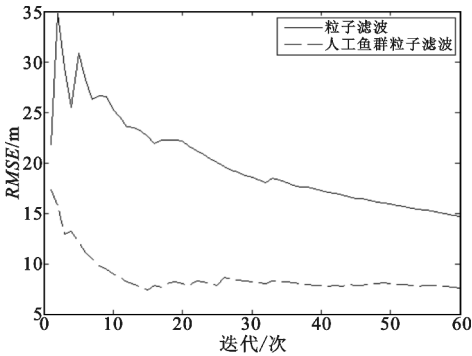


图 6 目标定位 X 位置均方根误差
Fig. 6 The RMSE of X axis

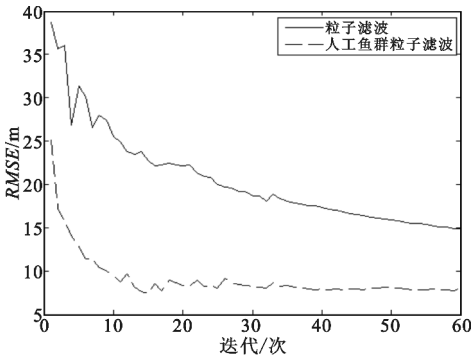


图 7 目标定位 Y 位置均方根误差
Fig. 7 The RMSE of Y axis

表 1 定位结果对比
Tab. 1 Comparison of location results

定位方法	相对误差/%		时间/s
	X 位置	Y 位置	
粒子滤波	0.266	0.206	0.183
人工鱼群 粒子滤波	0.101	0.091	0.352

由图 4 ~ 7 的仿真定位结果对比分析可知,在 60 次迭代过程中,以估计目标位置偏离真实目标位置 15 m 为误差较大的估计,可以得出粒子滤波定位方法的估计结果在目标真实位置附近波动较大,有 16 次误差较大的估计,且偏离真实位置的距离较大;而人工鱼群粒子滤波定位方法定位结果中有 6

次估计误差较大,整体估计结果较为稳定,均接近真实位置。从表 1 可以看出,粒子滤波定位方法的精度较低,而人工鱼群粒子滤波定位方法的定位精度较高, X 位置的相对误差为 0.101%, Y 位置的相对误差为 0.091%。从两种定位方法的运行时间来看,在参数相同的情况下,人工鱼群粒子滤波定位方法的运行时间较长,为 0.352 s,在 0.5 s 之内,能保证方法的实时性。

仿真结果和误差对比可知,人工鱼群粒子滤波定位方法的估计结果明显优于传统的粒子滤波定位方法。这主要是因为粒子滤波有样本退化等问题,影响滤波精度,而人工鱼群粒子滤波算法能够驱动粒子向高似然域移动,从而改善算法的性能,因此能达到更好的估计效果,提高定位的精确性。

6 结束语

本文在分析粒子滤波算法粒子退化问题的基础上,将人工鱼群算法引入到粒子滤波中,驱动粒子向最优位置移动,从而改善粒子的分布;建立了无线电信号源的测向定位模型,将智能优化后的滤波算法应用于信号源的定位中,估计信号源的位置;采用 Matlab 对信号源测向定位方法进行仿真分析与验证,仿真对比结果表明,将人工鱼群粒子滤波算法应用于目标信号源的测向定位能够提高定位的精确性,在无线电信号源定位领域有较高的应用价值。目前,仿真实验中的测向定位数据还比较理想,实际定位过程中监测车采集到的测向数据有时误差较大,后续还需要进一步研究该方法在实际的监测车定位应用中可能存在的问题,并进行改进。

参考文献:

- [1] 陈华东. VHF/UHF 无线电监测测向移动车的集成与提高测向定位精度研究[D]. 杭州:浙江工业大学,2009.
CHEN Huadong. Radio direction-finding integrated mobile vehicle & research on DF accuracy [D]. Hangzhou: Zhejiang University of Technology, 2009. (in Chinese)
- [2] DJURIC P M, KOTTECHA J H, ZHANG J, et al. Particle filtering [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2003, 20(5): 19-38.
- [3] LEEUWEN P J. Nonlinear data assimilation in geosciences: an extremely efficient particle filter [J]. Royal Meteorological Society, 2010, 136(653): 1991-1999.
- [4] YOO J, KIM W, KIM H J. Distributed estimation using online semi-supervised particle filter for mobile sensor networks [J]. IET Control Theory & Applications, 2015, 9(3): 418-427.
- [5] LI T C, SUN S D, SATTAR T P, et al. Fight sample degeneracy and impoverishment in particle filters: a review of intelligent approaches [J]. Expert System With Ap-

plications, 2014, 41(8): 3944-3954.

- [6] 危璋,冯新喜,毛少锋. 裂变优选重采样粒子滤波算法[J]. 空军工程大学学报(自然科学版), 2014, 15(6): 82-86.
WEI Zhang, FENG Xinxi, MAO Shaofeng. A study of bootstrap particle filtering with fission and selection [J]. Journal of Air Force Engineering University (Natural Science Edition), 2014, 15(6): 82-86. (in Chinese)
- [7] 陆陶荣,朱林户,李德芳,等. 一种集群智能粒子滤波算法[J]. 西安电子科技大学学报, 2008, 35(3): 536-541.
LU Taorong, ZHU Linhu, LI Defang, et al. Swarm intelligence algorithm for particle filtering [J]. Journal of Xidian University, 2008, 35(3): 536-541. (in Chinese)
- [8] 张玲,聂少华. 基于粒子滤波步行长度预测的移动 ad hoc 网络路由算法 [J]. 电讯技术, 2016, 56(3): 331-336.
ZHANG Ling, NIE Shaohua. A mobile ad hoc network routing algorithm based on walking length prediction after particle filtering [J]. Telecommunication Engineering, 2016, 56(3): 331-336. (in Chinese)
- [9] 卢茹. 基于粒子滤波的信号源测向定位 [D]. 天津: 河北工业大学, 2014.
LU Ru. The locating algorithm of signal source based on particle filtering [D]. Tianjin: Hebei University of Technology, 2014. (in Chinese)
- [10] 郑春峰. 无线电监测中对干扰源的无源测向定位研究 [D]. 成都: 西南交通大学, 2014.
ZHENG Chunfeng. Passive bearing-only localization research for interference source in the radio monitoring [D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2014. (in Chinese)

作者简介:



杜太行(1963—),男,天津人,教授、博士生导师,主要研究方向为电器检测与计算机应用;

DU Taihang was born in Tianjin, in 1963. He is now a professor and also the Ph. D. supervisor. His research concerns electrical testing and computer applications.

Email: thdu@hebut.edu.cn

赵黎媛(1992—),女,河北保定人,硕士研究生,主要研究方向为无线电定位与智能算法;

ZHAO Liyuan was born in Baoding, Hebei Province, in 1992. She is now a graduate student. Her research concerns radio location and intelligent algorithms.

江春冬(1974—),女,吉林镇赉人,2013 年于河北工业大学获工学博士学位,现为讲师,主要研究方向为信息检测与智能算法;

JIANG Chundong was born in Zhenlai, Jilin Province, in 1974. She received the Ph. D. degree from Hebei University of Technology in 2013. She is now a lecturer. Her research concerns information detection and intelligent algorithms.

Email: chundong_j@163.com

于 晗(1990—),男,河北辛集人,硕士研究生,主要研究方向为电器检测与智能算法。

YU Han was born in Xinji, Hebei Province, in 1990. He is now a graduate student. His research concerns electrical test and intelligent algorithms.