

doi: 10.12052/gdutxb.160012

认知无线网络小型移动主用户的定位算法研究

吴用¹, 万频¹, 王永华^{1,2,3}, 梁颀², 卢强²

(1. 广东工业大学 自动化学院, 广东 广州 510006; 2. 中国电子科技集团公司第七研究所, 广东 广州 510310; 3. 中南民族大学 智能无线通信湖北省重点实验室, 湖北 武汉 430074)

摘要: 针对认知无线网络中, 小型移动主用户可随意移动, 难以准确定位的情况. 本文提出一种基于加权质心算法与粒子滤波算法相结合的具有追踪调整机制的小型移动主用户定位算法. 该算法的优势在于不仅可实时性地跟踪主用户, 而且还能在跟踪出现偏差的情况启用调整机制, 确保定位效果. 仿真结果显示在100 m×100 m范围内, 该算法的定位误差可以控制在10 m之内.

关键词: 小型移动主用户; 粒子滤波; 认知无线网络; 定位

中图分类号: TN925

文献标志码: A

文章编号: 1007-7162(2017)01-0060-05

Research on Location of Small-Scale Mobile Primary Users in Cognitive Radio Networks

Wu Yong¹, Wan Pin¹, Wang Yong-hua^{1,2,3}, Liang Ting², Lu Qiang²

(1. School of Automation, Guangdong University of Technology, Guangzhou 510006, China; 2. China Electronics Technology Group Corporation No.7 Research Institute, Guangzhou 510310, China; 3. Hubei Key Laboratory of Intelligent Wireless Communications, South-Central University for Nationalities, Wuhan 430074, China)

Abstract: In cognitive radio networks, it is very difficult to track the location of small-scale mobile primary users because of their mobile characteristic, the unpredictability of its spatial and temporal spectrum usage patterns and its weak transmission power. Based on these observations, a novel algorithm with self-adjustment mechanism is proposed based on weighted centroid localization and particle filter to track small-scale mobile primary users. The advantage of this method is that not only accurately and reliably track the location of small-scale mobile primary users, but also to preserve localization accuracy depend on adjustment mechanism in the case of localization error exceeds the threshold. Simulation results show that localization error of the proposed algorithm less than 10 m in the range of 100 m×100 m.

Key words: small-scale mobile primary users; particle filter; cognitive radio networks; location

认知无线网络中, 次用户(SU, secondary user)须以不影响主用户(PU, primary user)的正常通信为前提^[1], 选择空闲频段进行通信^[2]. 如果SU合作感知定位到PU空间位置^[3-4]时, 则SU可有更多次的频谱接入机会, 且有效地提高频谱的利用率. 目前在认知无线网络中测距算法与非测距算法是常见的定位算法^[5], 但由于小型移动主用户的随意移动特性; 发射功率只有10~50 mW, 信号覆盖范围小; 开关模式的时空特性变化大, 因此在对小型移动主用户定位

的问题上依然存在很大的难点.

文献[6]研究了通过简单的能量感知方法对移动目标进行定位. 当一个检测区域内的传感器收集到能量时, 选取几个收集能量最强的传感器信号, 通过平均权重的方法来对移动目标进行定位. 但是该移动目标移动速度慢于小型移动主用户, 发送的能量值远高于小型移动主用户, 并不能将其看待成小型移动主用户. 文献[7]提出了一种检测小型移动主用户的方法. 为使检测小型移动主用户的虚警概率与

收稿日期: 2016-01-26

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61471174); 中国博士后科学基金资助项目(2014M552529, 2015T80920); 广东工业大学青年基金资助项目(13QNZD006)

作者简介: 吴用(1991-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为认知无线电.

漏检概率满足要求而采用基于数学的理论分析, 得出了检测小型移动主用户的最小感知密度. 可文章中并未涉及小型移动主用户定位问题. 文献[8]提出基于能量感知的追踪方案, 基于带有阴影衰落的序列蒙特卡洛(Sequential Monte Carlo), 称为SOLID的定位方法. 但算法追踪性能深深地依赖于粒子的数量, 计算复杂度过大.

本文提出一种基于加权质心算法^[9-10]与粒子滤波算法^[11-12]结合且带有追踪调整机制的(with Adjustment mechanism based Weighted Centroid Localization and Particle Filter)小型移动主用户定位算法用来追踪小型移动主用户. 考虑到实际环境与噪声的影响, 加入调整机制, 确保算法整体的跟踪效果. 仿真结果显示, AWCPF算法的定位误差可控制在10 m之内.

1 系统模型

假设 N 个SU与一个小型移动主用户在一个 $Q \times Q$ 的仿真范围内. 小型移动主用户可随机出现在任意位置并进行着非线性无规则的运动; N 个SU有规则地安放在该区域内, 同时在该网络模型下所有的SU都知道自身的位置点, 合作追踪小型移动主用户. AWCPF算法先依据次用户接收到的主用户信号强度(Received Signal Strength, RSS)值来选取参与定位的SU个数. 为确保RSSI值结果更加精准, 无线信号传输模型采用对数正态阴影路径损耗模型.

1.1 对数正态阴影路径损耗模型

当SU接收到小型移动主用户的信号能量时^[13-14], SU获取到的能量值可表示为

$$\text{RSSI}(d) = \text{RSSI}(d_0) - 10n \lg \left(\frac{d}{d_0} \right) + X_\sigma. \quad (1)$$

由式(1)可得出

$$d = d_0 \times 10^{\frac{\text{RSSI}(d_0) - \text{RSSI}(d) + X_\sigma}{10n}}. \quad (2)$$

其中, d 为小型移动主用户与SU之间的距离; d_0 为参考距离, 一般取1 m; n 为信号动态衰减因子, 该值随着周围环境变化而变化, 根据经验取值范围为2~6; $\text{RSSI}(d_0)$ 代表SU在 d_0 米处测量到的小型移动主用户的能量值; $\text{RSSI}(d)$ 代表距离小型移动主用户 d 米远处的SU接收到的能量值; 考虑到受环境影响, 引入服从高斯分布的随机变量 X_σ .

1.2 选取SU

根据无线传播特性, SU测量到小型移动主用户信号强度后, 采用二元假设模型判断SU是否在小型

移动主用户的覆盖范围内, 表示为

$$\begin{cases} H_0 : \text{RSSI}_i \geq T, \\ H_1 : \text{RSSI}_i \leq T. \end{cases} \quad (3)$$

其中 H_0 事件中的 RSSI_i 代表第 i 个SU接收到的主用户信号强度, T 为信号强度阈值. 根据上式来判断选取参与定位的SU. 若 RSSI_i 大于阈值 T , 则表示在小型移动主用户的信号覆盖范围内存在该SU, 则将选取该SU参与主用户的定位, 反之则舍弃. 图1描述了PU与SU的网络模型.

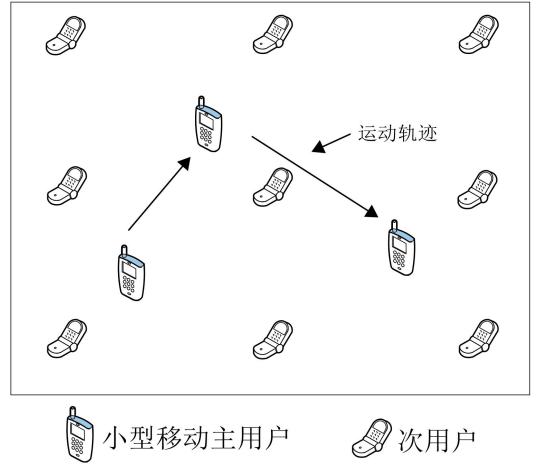


图1 网络模型图

Fig.1 Network model

2 提出的算法

本文提出AWCPF定位算法首先采用加权质心定位(Weighted Centroid Localization)可缩小定位范围, 为粒子滤波算法(Particle Filter)提供观测量, 随之粒子滤波算法进行追踪定位. 与此同时为防止定位误差过大, 调制机制适时启动确保定位效果. 基于以上思路, 具体算法如下.

2.1 加权质心算法

由于小型移动主用户与SU之间的距离越近则相应的SU获取的能量值越大, 所以将基于接收信号强度的加权质心定位算法的结果作为粒子滤波算法中的观测量. 根据上述的信道传输模型可知, 在加权质心定位算法中能量值越大的SU对定位结果影响越大. 加权质心定位算法得到的定位值由下式得出

$$\begin{cases} x = \frac{\text{RSSI}_1 \times x_1 + \text{RSSI}_2 \times x_2 + \cdots + \text{RSSI}_n \times x_n}{\text{RSSI}_1 + \text{RSSI}_2 + \cdots + \text{RSSI}_n}, \\ y = \frac{\text{RSSI}_1 \times y_1 + \text{RSSI}_2 \times y_2 + \cdots + \text{RSSI}_n \times y_n}{\text{RSSI}_1 + \text{RSSI}_2 + \cdots + \text{RSSI}_n}. \end{cases} \quad (4)$$

其中 (x_i, y_i) 表示的是第 i 个SU的坐标位置.第 i 个SU的权重为 $w_i = \text{RSSI}_i / (\text{RSSI}_1 + \text{RSSI}_2 + \dots + \text{RSSI}_n)$,其中 $i=1, 2, 3, \dots, n$.

为了确保质心定位的精准度,设定能量阈值 T ,只选取能量值大于 T 的SU.为方便起见根据设定好的阈值 T 与式(2),直接选取与主用户距离小于等于参数 d 的SU,再由式(4)得到小型移动主用户初步的位置信息.同时如果SU接收信号强度值出现误差时也会影响定位精度,本文将在仿真部分讨论RSSI值误差对AWCPF算法的影响.

2.2 粒子滤波算法

在粒子滤波算法中,一个动态系统可以由状态方程与测量方程表述^[15],如下所示

$$\begin{cases} \mathbf{X}_{k+1} = f_k(\mathbf{x}_k, \mathbf{w}_k), \\ \mathbf{Z}_{k+1} = g_k(\mathbf{x}_k, \mathbf{v}_k). \end{cases} \quad (5)$$

其中 f 和 g 分别是状态函数与测量函数, $\mathbf{X}$ 表示状态向量, $\mathbf{Z}$ 表示测量向量, $\mathbf{w}$ 与 $\mathbf{v}$ 分别表示过程噪声向量和测量噪声向量.

2.2.1 运动模型

本文将一个弧线运动模型作为小型移动主用户的移动模型,且假设小型移动主用户的运动状态方程已知.主用户运动状态方程由下式表示

$$\mathbf{X}(:, k) = \mathbf{X}(:, k-1) + \text{dis} \times [(-\cos(k\theta)); \sin(k\theta)] + \text{wgn}(2, 1, 10\lg(Q)). \quad (6)$$

其中 dis 代表每次移动的距离; θ 代表旋转的角度; Q 代表过程噪声方差.

2.2.2 粒子滤波

先根据系统的初始化分布 $P(x)$ 随机抽取 M 个样本粒子 $(x_t(i), w_t(i))$, $i=1, 2, \dots, M$.每个 $x_t(i)$ 代表粒子, $w_t(i)$ 为权重,其中 $w=1/M$.接着根据小型移动主用户的运动状态方程,由式(6)预测出 M 个粒子的位置来估计小型移动主用户的位置信息

$$P(:, k) = P(:, k-1) + \text{dis} \times [(-\cos(k\theta)); \sin(k\theta)] + \text{wgn}(2, 1, 10\lg(Q)). \quad (7)$$

其中 $P(:, k)$ 代表粒子在时刻 k 的位置信息.进而得出每个粒子的权重

$$w_t^{(i)} = \frac{1}{\text{sqrt}(R)\text{sqrt}(2\pi i)} \exp\left(-\frac{(\text{dist})^2}{2R}\right). \quad (8)$$

其中 R 代表测量噪声方差; dist 代表粒子估计值与测量值的差值.最后进行重采样,对粒子更新并标准化相应权重.最终小型移动主用户的位置可表示为

$$\hat{x}_t = \sum_{i=1}^{N_{\text{particle}}} w_t^{(i)} x_t^{(i)}. \quad (9)$$

2.3 调整机制

由于噪声等其他因素的干扰,粒子滤波算法并不能确保准确地追踪小型移动主用户的位置.因此我们提出一个调整机制,确保AWCPF算法的整体追踪效果.小型移动主用户运动的每一时刻误差可表示为

$$\text{err} = \text{norm}(\mathbf{X}(:, k) - \text{PC}(:, k)). \quad (10)$$

其中 $\mathbf{X}(:, k)$ 代表小型移动主用户的真实位置; $\text{PC}(:, k)$ 代表估计的小型移动主用户位置; err 代表定位误差; norm 代表Matlab中的函数.接着采用二元假设模型来判断是否启用调整机制,表示为

$$\begin{cases} \text{err} \geq \alpha, \\ \text{err} < \alpha. \end{cases} \quad (11)$$

当某时刻的定位误差大于所设定的门限阈值 α 时,将启用调整机制,在下一时刻定位前更新主用户的位置信息,替换粒子算法中的主用户位置观测值,确保追踪效果.AWCPF算法具体流程如下.

(1) 采用加权质心定位算法初步定位,获得小型移动主用户位置信息 (x, y) .

从时刻 $t=1$ 开始循环执行:

(2) 粒子滤波算法进行追踪定位,得到每时刻的定位误差;

(3) 如果某时刻定位误差大于阈值 α ,则启用调整机制,更新主用户的位置信息,继续执行(2);

(4) 反之不启用,持续执行步骤(2);
结束循环.

3 仿真结果

假设认知无线网络中SU有规则地分布在 $100 \text{ m} \times 100 \text{ m}$ 的仿真范围内.小型移动主用户初始位置随机放置,其发射功率为 250 mW ^[4].路径损耗 $n=4$,过程噪声的方差为10,测量噪声的方差为5.仿真中将小型移动主用户以弧线运动模型移动20次,每次移动距离设定 8 m ,旋转角度为 $\pi/10$.

图2为SU接收小型移动主用户信号强度值出现误差对定位算法的影响.选取RSSI值无误差情况为基准,当检测到的RSSI值与基准时相比误差分别达到30%与50%时,算法的定位精度有所降低.这是由于RSSI值出现误差导致可参与定位的SU数量减少,影响加权质心初步定位结果进而导致AWCPF算法

定位精度降低.后续在AWCPF算法的调整机制启用后,定位效果逐步相近并趋于稳定;图3为SU数量不同的定位误差.从图中可看出当参与定位的SU个数过少时定位效果差.这是因为协作定位的SU数量少,致使算法的初步定位精度低,在调整机制启用时无法更新小型移动主用户的当前位置信息;图4为调整机制中的门限 α (称为误差阈值)对定位算法的影响.由图可知当选取的阈值 α 越小时,定位误差越小.这是由于阈值 α 越小,启用调整机制的次数则会越多,确保对小型移动主用户位置的实时把控,进而提升定位精度.

图5为AWCPF算法与其他定位算法的性能对比.由于PF算法没有调整机制,故而在后期由于噪声等因素的影响会逐渐偏离小型移动主用户,无法精准地跟踪小型移动主用户的行踪.同时,提出的AWCPF算法可以连续定位,定位效果更是优于WCL算法.

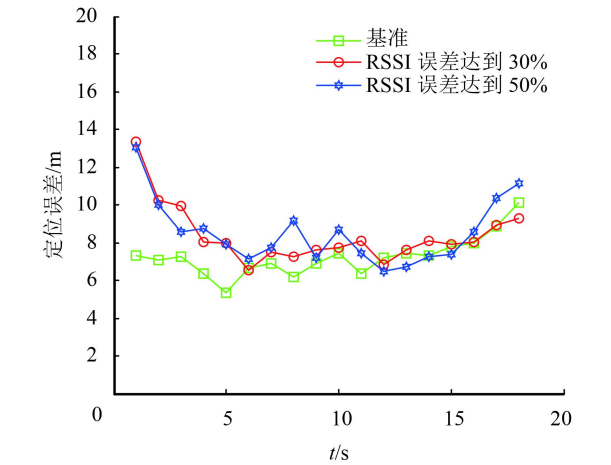


图 2 接收信号强度误差对定位的影响
Fig.2 Effects of RSSI error

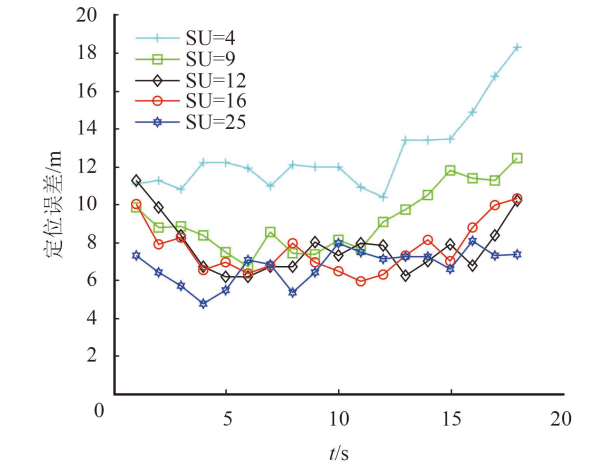


图 3 SU数量对定位的影响
Fig.3 Effects of sensor

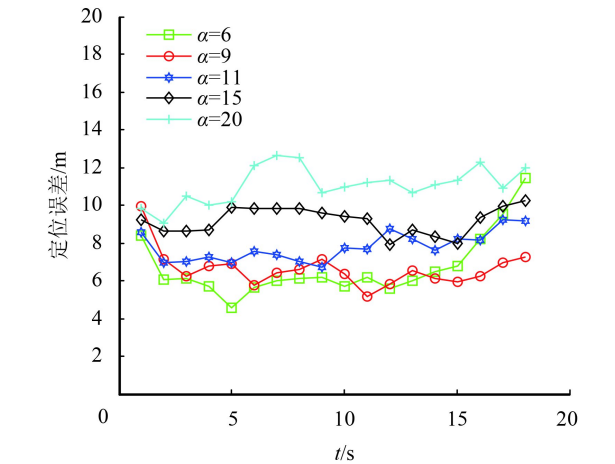


图 4 误差阈值 α 对定位的影响
Fig.4 Effects of threshold α

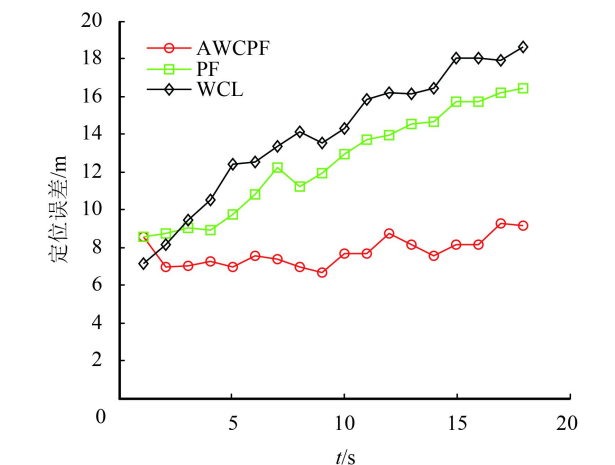


图 5 定位算法对比
Fig.5 Performance comparison of tracking algorithms

4 结论

本文提出AWCPF算法去追踪小型移动主用户.算法先采用权重质心定位算法获得小型移动主用户的初始位置信息,后由粒子滤波算法进行对小型移动主用户跟踪,得到定位误差.并在每时刻的定位过程中加入调整机制,确保算法整体的跟踪效果.仿真结果表明,对于小型移动主用户的追踪定位,提出的AWCPF算法比其他定位算法有更好的定位效果.

参考文献:

[1] MIN A W, ZHANG X Y, SHIN K G. Detection of small-scale primary users in cognitive radio networks[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2011, 29(2): 349-361.

[2] YUCEK T, ARSLAN H. A survey of spectrum sensing algorithms for cognitive radio applications[J]. IEEE Commu-

-

[10] 陈保钢, 高学军. 一种新的三维二次自治型混沌系统的分类准则[J]. 广东工业大学学报, 2016, 33(1): 26-28.

CHEN B Y, GAO X J. New classification of chaos in 3-D autonomous quadratic systems[J]. Journal of Guangdong University of Technology, 2016, 31(1): 26-28.

[11] 胡家声, 郭创新, 曹一家. 一种适合于电力系统机组组合问题的混合粒子群优化算法[J]. 中国电机工程学报, 2004, 24(4): 24-28.

HU J S, GUO C X, CAO Y J. A hybrid particle swarm optimization method for unit commitment problem[J]. Proceeding of the CSEE, 2004, 24(4): 24-28.

[12] Dhillon J S, Parti S C, Kothari D P. Fuzzy decision-making in stochastic multi-objective short-term hydrothermal scheduling [J]. IEE Proceedings: Generation Transmission and Distribution, 2002, 149(2): 191-200.

[13] 张晓花, 赵晋泉, 陈星莺. 节能减排下含风电场多目标机组组合建模及优化[J]. 电力系统保护与控制, 2011, 39(17): 33-39.

ZHANG X H, ZHAO J Q, CHEN X Y. Multi-objective unit commitment modeling and optimization for energy-saving and emission reduction in wind power integrated system[J]. Power System Protection and Control, 2011, 39(17): 33-39.