

基于频谱预测的不完美条件下的能量有效性设计

张 阳^{1,2} 赵杭生² 赵小龙³

(解放军理工大学通信工程学院 南京 210007)¹ (南京电讯技术研究所 南京 210007)²

(中国人民解放军 61541 部队 北京 100094)³

摘 要 在认知无线网络中,次级用户在实施频谱预测和频谱感知的过程中,存在频谱预测错误和频谱感知错误,而这些因素往往会影响整个网络的性能。分析了在电池供电能量有限的认知无线网络中,存在频谱预测错误和频谱感知错误的条件下次级用户的能量有效性,设计了频谱预测归一化能量有效性公式,仿真了在频谱预测能量消耗、频谱预测错误概率、通信强度、信道数量不同时的归一化能量有效性,并与完美条件下的归一化能量有效性做了比较,仿真结果更符合实际情况,具有较好的理论与工程应用价值。

关键词 认知无线电,频谱预测,能量有效性

中图法分类号 TN929.5 文献标识码 A

Energy-efficient Design under Imperfect Condition Based on Spectrum Prediction

ZHANG Yang^{1,2} ZHAO Hang-sheng² ZHAO Xiao-long³

(Institute of Communications Engineering, PLA University of Science and Technology, Nanjing 210007, China)¹

(Nanjing Telecommunication Technology Institute, Nanjing 210007, China)²

(Unit 61541 of PLA, Beijing 100094, China)³

Abstract In cognitive radio networks, when the secondary users do spectrum predicting and spectrum sensing, some spectrum prediction mistakes and spectrum sensing mistakes are included. In cognitive radio networks where energy is limited, the secondary users' energy efficiency is analyzed under spectrum prediction mistakes and spectrum sensing mistakes in this paper. A normalized spectrum prediction formula is designed. The impacts of spectrum prediction energy, the probability of wrong prediction, traffic intensity and channel number on the energy efficient are also investigated respectively in this paper. The simulation results are compared with perfect cognitive radio networks energy efficiency. The simulation results are more conform to actual condition and have great value in theory and engineering application.

Keywords Cognitive radio, Spectrum prediction, Spectrum efficient

1 引言

无线频谱资源的紧缺是限制无线移动通信与服务应用持续发展的瓶颈,一种智能的革命性频谱共享技术——认知无线电技术应运而生,其为缓解频谱资源缺乏与日益增长的无线业务需求之间的矛盾开辟了一条新的途径。与矿产、森林、水等资源相同,无线电频率也是一种宝贵的资源而且是不可再生的。随着无线电通信的快速发展和新业务的不断涌现,频谱需求将呈指数迅猛增长^[1]。但目前很多国家几乎已将国内的可用频谱资源分配完毕,我国也不例外。由于采用了传统的静态频谱分配策略,为无线业务划分了固定的频谱范围,因此留给新的系统、业务和技术的频谱非常少或者没有频谱可分配,频谱资源的供需矛盾更为严重。

通过频谱感知,次级用户(SU)可以感知某信道上主用户(PU)的状态^[2],若信道上 PU 不存在,则 SU 可以进行数据传输,否则 SU 进行等待,并在下一帧选择其他某信道进行感

知^[3],这无疑增加了等待时间,从而造成传输时隙和感知能量的浪费,这在一个电池供电能量有限的 CRN 系统中是一个不利的因素。频谱预测^[4]是 SU 根据信道历史数据信息预测信道在下一时刻的状态, SU 选择预测状态为空闲的信道进行感知^[5],减少了感知能量和等待时隙的浪费。目前已有多种成熟的频谱预测模型^[6-8],本文采用的是遗传算法优化的神经网络预测模型,预测精度也有很大提高,因此 SU 可以选择预测精度较高的信道进行频谱感知,提升了 SU 的感知效率。

由于在认知无线网络中 SU 一般由电池供电,因此如何最大化提高 SU 的能量有效性成为关键因素。能量有效性定义为单位时间发送数据量与消耗能量之比。频谱预测中加入了频谱预测时隙,产生了频谱预测能量消耗,压缩了数据传输时间,对 SU 的能量有效性产生了影响。由于此前研究都是讨论 SU 在理想条件下(即没有感知错误和预测错误的条件下)分析频谱预测中的能量有效性设计,缺少对实际情况的考虑。本文主要在存在感知错误和预测错误的情况下,对频

本文受国家自然科学基金面上项目:频谱服务架构及其关键技术研究(61471395),国家自然科学基金项目:认知 Ad Hoc 网络中动态拓扑管理与路由技术研究(61301161),江苏省自然科学基金:基于时空关联特性的频谱地图构建研究(BK20141070)资助。

张 阳(1990—),男,硕士生,主要研究方向为频谱资源管理、认知无线电, E-mail: chinazhya@163.com; 赵杭生(1962—),男,博士,研究员,主要研究方向为频谱资源管理; 赵小龙(1988—),男,硕士,主要研究方向为通信对抗。

谱预测能量有效性进行设计分析,并结合仿真结果进行验证。

2 系统模型

在一个认知网络(Cognitive Radio Networks, CRN)中,有 N 个 PU 和 M 个 SU,因为 N 个信道在频谱上不连续,而且可能属于不同的 PU 网络,所以 PU 在每个信道上的活动情况互相独立。认知无线网络模型如图 1 所示。

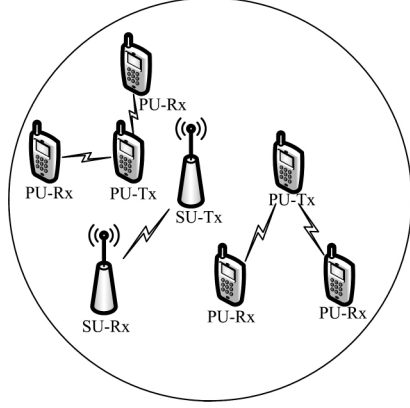


图 1 认知无线网络模型

2.1 建立信道状态模型

在 CRN 中对 PU 在信道上的活动状态已有较多研究成果,目前普遍认为 PU 在信道上的活动服从泊松分布。假设 PU 的到达时间间隔服从参数为 λ 的泊松分布,PU 在信道上的持续时间服从参数为 μ 的二项分布,并且 PU 在每个信道上的活动状态彼此独立。本文假设 PU 的到达时间间隔为 λ ,PU 在信道上的持续时间为 μ ,因此信道占用的概率为 $P(H_1) = \frac{\mu}{\lambda}$,信道空闲的概率为 $P(H_0) = \frac{\lambda - \mu}{\lambda}$,定义通信强度为:

$$\rho = \frac{\mu}{\lambda} \quad (1)$$

2.2 不完美条件下 SU 状态的建模

令 $f_{m,i}$ 表示第 i 帧信道 m 上 PU 的状态, $f_{m,i} = 1$ 和 $f_{m,i} = 0$ 分别表示第 i 帧 PU 在信道 m 上的状态为占用和空闲。本文将能量有效性定义为:

$$\eta = \frac{\text{平均发送数据量}}{\text{平均能量消耗}}$$

以往的研究都是考虑 SU 在 CRN 中不存在频谱感知错误和频谱预测错误的较理想的情况下频谱预测的能量有效性^[9-10],结果往往比较理想但跟实际情况有很大差距。本文着重考虑在非理想条件下 SU 的频谱预测的能量有效性设计,更贴近实际场景和 SU 的实际需求。令 $g_{m,i}$ 表示第 i 帧信道 m 上 SU 的状态, $g_{m,i} = 1$ 和 $g_{m,i} = 0$ 分别表示第 i 帧 SU 在信道上的状态为占用和空闲。

本文 SU 对频谱预测结果为空闲的信道进行感知,频谱预测、频谱感知、数据传输过程均需要消耗能量,定义单位时间内频谱预测、频谱感知、数据传输的能量消耗分别为 P_p , P_s , P_t ,实际情况中,因为频谱预测错误和频谱感知错误的存在, SU 的频谱感知结果和实际信道状态可能不同。经过分析得知,在 CRN 中的信道上 PU 的实际状态和经过频谱预测、频谱感知之后 SU 的状态组合有 4 种情况:1)在某条信道上 PU 存在的情况下, SU 的感知结果也是 PU 占用信道, SU

不会在 PU 占用的信道上进行数据传输^[11-12],此时只有频谱预测和频谱感知的能量消耗;2)如果信道没有被 PU 占用而 SU 感知结果为占用,则只有频谱预测和频谱感知的能量消耗;3)PU 占用信道而 SU 感知结果为空闲, SU 会进行数据传输,但会对 PU 产生较大干扰,此时有频谱预测、频谱感知、数据传输的能量消耗;4)PU 没有占用信道而 SU 感知结果也为空闲,此时同样有频谱预测、频谱感知、数据传输的能量消耗。

4 种情况可以分别表示为:

$$P_{r1} = P(f_{m,i} = 1 | g_{m,i} = 1) \quad (2)$$

$$P_{r2} = P(f_{m,i} = 0 | g_{m,i} = 1) \quad (3)$$

$$P_{r3} = P(f_{m,i} = 1 | g_{m,i} = 0) \quad (4)$$

$$P_{r4} = P(f_{m,i} = 0 | g_{m,i} = 0) \quad (5)$$

在 CRN 中若不考虑频谱预测和频谱感知两个阶段, PU 在信道上有两种存在状态,当 SU 在而 PU 不在的情况下的数据传输量为:

$$c_0 = \log_2(1 + \text{SNR}_s) \quad (6)$$

当 SU 在且 PU 在的情况下的数据传输量为:

$$c_1 = \log_2\left(1 + \frac{\text{SNR}_s}{1 + \text{SNR}_p}\right) \quad (7)$$

SNR_s 为次用户接收到其他次用户信号的信噪比, SNR_p 为次用户接收到主用户信号的信噪比。

信道的真实状态为占用或者空闲,经过遗传算法优化的神经网络后,考虑到错误预测概率 P_p^e ,预测结果为空闲的概率为:

$$P_p^0 = P(H_0)(1 - P_p^e) + P(H_1)P_p^e \quad (8)$$

预测结果为占用的概率为:

$$P_p^1 = P(H_0)P_p^e + P(H_1)(1 - P_p^e) \quad (9)$$

表 1 列出了表示单个用户的信道真实状态和预测状态的关系。

表 1 信道真实状态和预测状态的概率分布

信道真实状态	预测结果	概率
空闲	空闲	$P(H_0)(1 - P_p^e)$
空闲	占用	$P(H_0)P_p^e$
占用	空闲	$P(H_1)P_p^e$
占用	占用	$P(H_1)(1 - P_p^e)$

频谱预测中, N 个信道中有 k ($k \leq N$) 个信道预测结果为空闲的概率为 $C_N^k (P_p^0)^k (P_p^1)^{N-k}$ 。所以在整个 CRN 网络中,得出有空闲信道的概率为:

$$P_N^0 = \sum_{k=1}^N C_N^k (P_p^0)^k (P_p^1)^{N-k} \quad (10)$$

信道为占用的概率为:

$$P_N^1 = C_N^0 (P_p^0)^0 (P_p^1)^{N-0} = (P_p^1)^N \quad (11)$$

P_N^1 表示所有信道都为占用的概率。

表 2 列出了单用户的信道真实状态和感知结果的关系。其中, P_f 为误警概率, P_d 为检测概率。

表 2 信道真实状态和感知结果的概率分布

信道真实状态	感知结果	概率
空闲	空闲	$1 - P_f$
空闲	占用	P_f
占用	空闲	$1 - P_d$
占用	占用	P_d

表 3 列出了综合真实信道状态、预测结果、感知结果得出的联合概率分布。

表 3 信道真实状态、预测结果、感知结果的概率分布

真实信道 状态	预测 结果	感知 结果	概率
空闲	空闲	空闲	$P_1 = \frac{(1-P_f)P(H_0)(1-P_p^e)}{P(H_0)(1-P_p^e)+P(H_1)P_p^e}P_p^0$
空闲	空闲	占用	$P_2 = \frac{P_fP(H_0)(1-P_p^e)}{P(H_0)(1-P_p^e)+P(H_1)P_p^e}P_p^0$
空闲	占用	空闲	$P_3 = \frac{(1-P_f)P(H_0)P_p^e}{P(H_0)P_p^e+P(H_1)(1-P_p^e)}P_p^1$
空闲	占用	占用	$P_4 = \frac{P_fP(H_0)P_p^e}{P(H_0)P_p^e+P(H_1)(1-P_p^e)}P_p^1$
占用	空闲	空闲	$P_5 = \frac{(1-P_d)P(H_1)P_p^e}{P(H_0)(1-P_p^e)+P(H_1)P_p^e}P_p^0$
占用	空闲	占用	$P_6 = \frac{P_dP(H_1)P_p^e}{P(H_0)(1-P_p^e)+P(H_1)P_p^e}P_p^0$
占用	占用	空闲	$P_7 = \frac{(1-P_d)P(H_1)(1-P_p^e)}{P(H_0)P_p^e+P(H_1)(1-P_p^e)}P_p^1$
占用	占用	占用	$P_8 = \frac{P_dP(H_1)(1-P_p^e)}{P(H_0)P_p^e+P(H_1)(1-P_p^e)}P_p^1$

根据真实信道状态、预测结果、感知结果之间的联合概率分布可以得到单个 SU 一帧时间内发送的数据量为:

$$R_{avg} = (P_1 + P_3) \frac{T - \tau_s - \tau_p}{T} c_0 + (P_5 + P_7) \frac{T - \tau_s - \tau_p}{T} c_1 \quad (12)$$

其中, T 为每一帧时间长度, τ_s 为频谱感知时间, τ_p 为频谱预测时间。

因此, SU 在一条信道上经 M 帧的平均发送数据量为:

$$R_k = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M R_{avg} \cdot g_{k,i} \quad (13)$$

在 N 条信道上, SU 共发送的数据量为:

$$R = \sum_{k=1}^N R_k = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^N \sum_{i=1}^M R_{avg} \cdot g_{k,i} \quad (14)$$

当 SU 对信道的感知结果为占用时, 一帧时间内消耗的能量为:

$$\epsilon_1 = \frac{\tau_p}{T} P_p + \frac{\tau_s}{T} P_s \quad (15)$$

感知结果为空闲时, 一帧时间内消耗的能量为:

$$\epsilon_2 = \frac{\tau_p}{T} P_p + \frac{\tau_s}{T} P_s + \frac{T - \tau_p - \tau_s}{T} P_t \quad (16)$$

因此, SU 在一条信道上经过 M 帧之后的平均能量消耗为:

$$P_k = \sum_{i=1}^M \epsilon_1 (P_2 + P_4 + P_6 + P_8) + \sum_{j=1}^M \epsilon_2 (P_1 + P_3 + P_5 + P_7) \quad (17)$$

SU 在 N 条信道上经过 M 帧的平均能量消耗为:

$$P = \sum_{k=1}^N P_k \quad (18)$$

带有频谱预测功能的 SU 在不完美信道条件下的能量有效性为:

$$\eta_p = \frac{R}{P} \quad (19)$$

$$R = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^N \sum_{i=1}^M ((P_1 + P_3) \frac{T - \tau_s - \tau_p}{T} c_0 + (P_5 + P_7) \frac{T - \tau_s - \tau_p}{T} c_1) \cdot g_{k,i} \quad (20)$$

$$P = \sum_{k=1}^N (\sum_{i=1}^M \epsilon_1 (P_2 + P_4 + P_6 + P_8) + \sum_{j=1}^M \epsilon_2 (P_1 + P_3 + P_5 + P_7)) \quad (21)$$

此时, 当存在频谱感知错误概率和频谱预测错误概率时,

能量有效性设计归纳为:

$$\max \eta_p \quad (22)$$

2.3 完美条件下 SU 状态的建模

在完美条件下, SU 先进行频谱预测之后选择预测为空闲的信道进行频谱感知, 没有频谱预测错误和频谱感知错误。现有的频谱预测算法准确率都较高, 尤其是支持向量机的频谱预测算法, 能给出较高的预测准确度。这里对频谱预测错误概率进行忽略。假设在 CRN 中, 有 N 条信道, 如果有 k 条信道频谱预测结果为占用, 则还有 $N - k$ 条信道为空闲, SU 还可以选择预测结果为空闲的信道进行传输, 因此 SU 进行数据传输的概率为:

$$P_N^{0'} = \sum_{k=1}^N C_N^k (P_p^{0'})^k (P_p^{1'})^{N-k} \quad (23)$$

其中, $P_p^{0'} = P(H_0)$, $P_p^{1'} = P(H_1)$

$P_N^{1'} = (P_p^{1'})^N$, 表示 N 条信道的频谱预测结果均为占用的概率。当信道 k 的预测结果为空闲时, SU 在通信间隙发送数据, SU 在第 i 帧内信道 k 上发送的数据量为:

$$R_{k,i} = \frac{T - \tau_p - \tau_s}{T} \log_2(1 + \text{SNR}_{k,i}) \quad (24)$$

其中, $\text{SNR}_{k,i}$ 为第 i 帧 SU 接收机在信道 k 上的接收信噪比。

在 CRN 中第 i 帧时, 信道 k 的状态可以用 $\{f_{k,i}, g_{k,i}\}$ 来表示, 因为在一帧时间内 SU 和 PU 的状态不能一样, 所以存在约束条件: $f_{k,i} \cdot g_{k,i} = 1$, 因此 SU 在信道 k 上经过 M 帧的平均发送数据量为:

$$R_k' = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M R_{k,i} \cdot g_{k,i} \quad (25)$$

在一个时刻 SU 只能选择一条信道接入, 可以根据下一帧的信道状态接入其他信道, 因此每一帧中接入的信道可能是一直变化的, 在 N 条信道上, SU 经过 M 帧发送的平均数据量为:

$$R' = \sum_{k=1}^N R_k' = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^N \sum_{i=1}^M R_{k,i} \cdot g_{k,i} \quad (26)$$

在完美条件下 SU 在一条信道上经过 M 帧的平均能量为:

$$P_k' = \sum_{i=1}^M (\frac{\tau_p}{T} P_p + \frac{\tau_s}{T} P_s) P_N^{1'} + \sum_{i=1}^M (\frac{\tau_p}{T} P_p + \frac{\tau_s}{T} P_s + \frac{T - \tau_p - \tau_s}{T} P_t) (1 - P_N^{1'}) \quad (27)$$

N 条信道上 SU 经过 M 帧的平均能量消耗为:

$$P' = \sum_{k=1}^N P_k' \quad (28)$$

在不完美条件下 SU 的能量有效性可以表示为:

$$\eta_p' = \frac{R'}{P'} \quad (29)$$

3 仿真结果及分析

IEEE 802.22 是第一个基于认知无线电的无线空中接口标准, 其要求在不影响电视用户的前提下重新分配空闲的电视频谱资源。本文中相关参数设置基于 IEEE 802.22 的标准^[13], 如表 4 所列(其中 M 为帧数量)。

表 4 仿真参数设置

T	M	SNR_s	SNR_p	P_d	P_f	P_s	P_t
100ms	10^5	20dB	-15dB	0.9	0.1	100mW	160mW

为了便于清晰地进行比较,定义了归一化频谱预测的能量有效性,单位时间内单SU进行数据传输的吞吐量,与此时的能量消耗之比得出能量有效性的最大值,把加入了频谱预测和频谱感知过程的频谱能量有效性与最大化的能量有效性相比,得出归一化频谱预测能量有效性。所以仿真结果中的能量有效性单位不是 bits/Hz/Joule。仿真结果中的理论结果可通过式(19)、式(27)得到,在图2中将仿真结果与理论结果进行了对比。

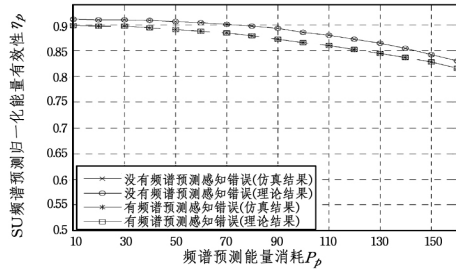


图2 频谱预测能量消耗与SU频谱预测归一化能量有效性的关系

图2示出了仿真的完美和非完美条件下频谱预测的能量有效性,信道数量 $N=10$,频谱预测时隙长度 $\tau_p=10\text{ms}$ 。根据文献[14],可以通过检测概率和误警概率得出频谱感知时间。在仿真结果中分别模拟了10个信道在 10^5 帧中的状态变化,PU的到达时间间隔服从 $\lambda=10$ 的泊松分布,PU在信道上的持续时间服从 $\mu=2.5$ 的二项分布。为了减小偶然性的影响,进行20000次Monte-Carlo仿真,图2中仿真了SU在频谱预测能量消耗不同时,频谱预测归一化能量有效性的变化规律,可以看出理想条件下SU频谱预测归一化能量有效性要高于存在预测错误和感知错误的情形,但两者差距一直维持在较小的水平,并且随着SU频谱预测能量消耗的增加,归一化能量有效性呈下降的趋势,图2中的不完美条件下的频谱预测能量有效性更贴近实际情况,也与我们的预期相符。

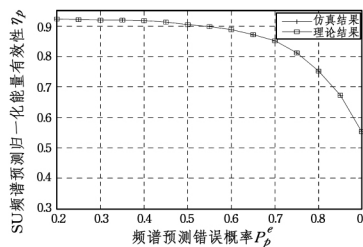


图3 频谱预测错误概率与SU频谱预测归一化能量有效性的关系

图3为频谱预测错误概率与SU频谱归一化能量有效性的关系,随着SU频谱预测错误概率的增大,SU的归一化能量有效性呈下降趋势,尤其在单用户频谱预测错误概率较大时,归一化能量有效性下降较大,因为当预测错误较大时,SU在预测信道上进行感知的结果不准确,造成SU的吞吐量下降,进而导致频谱归一化能量有效性也会下降,可以看到理论结果与仿真结果拟合得很好。现有研究中已有多种频谱预测模型,如基于隐马尔科夫模型的频谱预测、基于多层感知神经网络的频谱预测、基于移动平均的频谱预测、基于自回归模型的频谱预测等,预测精度也各不相同,本文用遗传算法优化的神经网络预测模型,这种预测模型能使预测精度维持在较高水平,提供给SU用来感知的信道状态预测结果会更准确,SU的吞吐量提高后频谱预测归一化能量有效性也会提高。

图4仿真了在不同信道数量下,通信强度与SU频谱归一化能量有效性的关系,此时,错误预测概率 $P_p=0.05$,一帧时间内SU频谱预测能量消耗 $P_p=60\text{mW}$,在通信强度较小时,即PU对信道的占用很低时,SU感知到空闲信道的概率很大,SU感知接入到信道进行数据传输的概率更大,此时SU有较高数据传输量,SU的频谱归一化吞吐量维持在较高水平,信道数量对SU频谱归一化能量有效性影响很小,但随着通信强度的增大,PU在信道上的占用概率越来越大,占用时间越来越长,SU频谱归一化能量有效性呈下降趋势,信道数量多时,SU频谱预测归一化能量有效性下降的趋势更小一些,因为信道数量的增多会使SU感知到空闲信道的概率大大增加,从而SU能更好地进行数据传输。简而言之,随着通信强度的增加,更多的信道数量会获得更好的频谱预测归一化能量性。

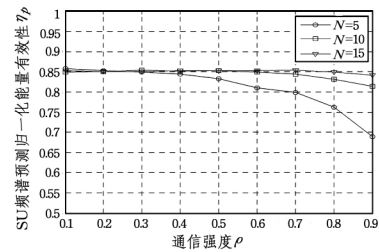


图4 通信强度与SU频谱归一化能量有效性的关系

结束语 本文研究了认知无线网络中存在频谱预测错误和频谱感知错误的情况下,频谱预测能量有效性的变化规律,仿真了不完美条件下SU的频谱预测归一化能量有效性在频谱预测能量消耗 P_p 、频谱预测错误 P_p 、通信强度 ρ 、信道数量 N 不同时的变化规律,并与完美条件下的SU频谱预测归一化能量有效性做比较,研究成果更贴近认知无线网络中的实际情况,具有较好的理论与工程应用价值。

参考文献

- [1] HAYKIN S. Cognitive radio: brain-empowered wireless communications [J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2005, 23(2): 201-219.
- [2] HEO J, JU H, PARK S, et al. Simultaneous Sensing and Transmission in Cognitive Radio [J]. IEEE Trans Wireless Communications, 2014, 13(4): 1948-1959.
- [3] AMR A, EL-SHERIF R, LIU K J. Joint Design of Spectrum Sensing and Channel Access in Cognitive Radio Networks [J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2011, 10(6): 1743-1753.
- [4] TUMULURU V K, WANG P, NIYATO D. Channel status prediction for cognitive radio networks [J]. Wireless Communications and Mobile Computing, 2012, 12(10): 862-874.
- [5] UYANIK G S, CANBERK B, OKTUG S. Predictive Spectrum Decision Mechanisms in Cognitive Radio Networks [C] // Globecom Workshops (GC Wkshps). IEEE, 2012: 943-947.
- [6] BTOCA C, PATRASCU A. Channel Quality Prediction Using Neural Networks [C] // 2012 10th International Symposium on Electronics and Telecommunications (ISETC). IEEE, 2012: 199-202.
- [7] CHEN X, ZHANG H, MACKENZIE A, et al. Predicting Spectrum Occupies Using A Non-Stationary Hidden Markov Model

- [J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2014, 3(4): 333-337.
- [8] WEN Z, LUO T, XIANG W, et al. Autoregressive spectrum hole prediction model for cognitive radio systems[C]//IEEE International Conference on Communications Workshops, 2008: 154-157.
- [9] WEISS T A, JONDRAL F K. Spectrum pooling: an innovative strategy for the enhancement of spectrum efficiency[J]. Communications Magazine, IEEE, 2004, 42(3): 8-14.
- [10] MALEKI S, CHEPURI S P, LEUSE G. Optimization of hard fusion based spectrum sensing for energy-constrained cognitive radio networks[J]. Physical Communication, 2013, 9(2): 193-198.
- [11] KIM H, SHIN K G. Efficient discovery of spectrum opportuni-

- ties with MAC-layer sensing in cognitive radio networks[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2008, 7(5): 533-545.
- [12] PEI Y, LING Y, THE K, et al. Energy-Efficient Design of Sequential Channel Sensing in Cognitive Radio Networks: Optimal Sensing Strategy, Power Allocation, and Sensing Order[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2011, 29(8): 1648-1659.
- [13] IEEE, IEEE802. 22 standard[S]. <http://www.ieee802.org/22/>, May, 2005.
- [14] HOSSAIN M S, ABDULLAH M I, HOSSAIN M A. Energy detection performance of spectrum sensing in cognitive radio[J]. Information Technology and Computer Science, 2012, 11(7): 11-17.

(上接第 251 页)

无法对原始数据进行有效的筛选,导致锚节点较少时定位误差较大。

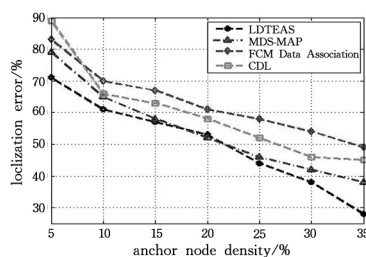


图 6 定位误差与锚节点密度关系图

综上所述,在复杂的协同任务中,本文提出的算法可以有效地对原始锚节点进行筛选,极大地削弱了复杂的环境因素对定位的影响,具有较高的定位精度。

结束语 现代电子战中,战场态势时时变化,如何在瞬息万变的战场环境中迅速、精确地对目标进行定位已经成为当今电子战中的重要研究方向。本文将经典的 RSSI 定位模型进行改进,提出 EAS 算法,有效地消除了环境因素的干扰,避免定位误差的累积。在有效锚节点的基础上对经典的独立数据定位技术进行改进,提出了 LDTEAS 算法,可降低环境和敌方干扰等因素对定位产生的影响。经过实验仿真与对比,本文提出的 EAS 算法与 LDTEAS 算法能够有效地消除环境因素对定位产生的影响,相比同类研究,可有效地提高协同定位的精度及覆盖率。

参 考 文 献

- [1] CHEN R J, CHOI H C, BANGSARUNTIP S, et al. An investigation of the mechanisms of electronic sensing of protein adsorption on carbon nanotube devices[J]. Journal of the American Chemical Society, 2004, 126(5): 1563-1568.
- [2] SCHUMACHER C, CHANDLER P, PACHTER M, et al. UAV task assignment with timing constraints via mixed-integer linear programming[M]. Defense Technical Information Center, 2004.
- [3] 钱宇. 无线传感器网络的传感器定位及其在军事上的应用[D]. 杭州:浙江大学, 2006.
- [4] ALAVI B, PAHLAVAN K. Modeling of the TOA-based distance measurement error using UWB indoor radio measurements[J]. IEEE Communications Letters, 2010, 10(4): 275-277.
- [5] WENG Y, XIAO W, XIE L. Total Least Squares Method for

Robust Source Localization in Sensor Networks Using TDOA Measurements[J]. International Journal of Distributed Sensor Networks, 2011, 2011(3): 1063-1067.

- [6] KAPLAN L M, LE Q, MOLNAR N. Maximum likelihood methods for bearings-only target localization[C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, 2001 Proceedings, 2001.
- [7] LU K, XIANG X, ZHANG D, et al. Localization Algorithm Based on Maximum a Posteriori in Wireless Sensor Networks[J]. International Journal of Distributed Sensor Networks, 2012, 2012(1550-1329): 100-107.
- [8] LEE J, NA Y K, KIM S, et al. Joint AOA/RSSI based multi-user location system for military mobile base-station[C]//Proceedings of the Military Communications Conference, 2008.
- [9] HE T, HUANG C, BLUM B M, et al. Range-free localization schemes for large scale sensor networks[C]//Proceedings of the International Conference on Mobile Computing and Networking, 2003.
- [10] LIU C, WU K, HE T. Sensor localization with Ring Overlapping based on Comparison of Received Signal Strength Indicator[C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Mobile Ad-Hoc and Sensor Systems, 2004.
- [11] 王珊珊. 基于 RSSI 的无线传感器网络定位算法研究[D]. 长沙:国防科学技术大学, 2007.
- [12] 熊志广. 基于 RSSI 的无线传感器网络定位算法研究及应用[D]. 重庆:重庆大学, 2010.
- [13] BARSOCCHI P, LENZI S, CHESSA S, et al. A Novel Approach to Indoor RSSI Localization by Automatic Calibration of the Wireless Propagation Model[C]//Vehicular Technology Conference, 2009: 1-5.
- [14] ZHENG J, WU C, CHU H, et al. Localization Algorithm Based on RSSI and Distance Geometry Constrains for Wireless Sensor Network[C]//Proceedings of the International Conference on Electrical and Control Engineering, 2010.
- [15] FRAIHA S G C, RODRIGUES J C, BARBOSA R N S, et al. An empirical model for propagation-loss prediction in indoor mobile communications using the Padé approximant[J]. Microwave & Optical Technology Letters, 2006, 48(2): 255-261.
- [16] KYRCHEI I I. Cramer's rule for some quaternion matrix equations[J]. Applied Mathematics & Computation, 2010, 217(5): 2024-2030.