

引用格式:杨理,陶洋,纪瑞娟,等.基于可靠性的合作频谱感知传感器选择算法[J].微电子学与计算机,2019,36(10):54-58.
[YANG L,TAO Y,JI R J,et al. Reliability-based sensor selection algorithm for cooperative spectrum sensing[J]. Micro-
electronics & Computer,2019,36(10):54-58.]

基于可靠性的合作频谱感知传感器选择算法

杨 理,陶 洋,纪瑞娟,杨 柳,侯 尧
(重庆邮电大学 通信与信息工程学院,重庆 400065)

摘 要: 为了提高无线传感网中合作频谱感知的可靠性,减小阴影衰落的影响,提出了一种最大可靠性传感器选择算法.算法在考虑检测概率与虚警概率的基础上引入空间相关度来保证传感器节点冗余少,分布均匀,并根据当前节点的能量约束选择最优解输出.仿真结果表明,该算法有效地提高了频谱感知的可靠性,在传感器分布非均匀的情况下,抗阴影衰落干扰能力显著提高.

关键词: 无线传感网;认知无线电;合作频谱感知;阴影衰落;可靠性

中图分类号: TN925

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2019)10-0054-05

Reliability-based sensor selection algorithm for cooperative spectrum sensing

YANG Li,TAO Yang,JI Rui-juan,YANG Liu,HOU Yao

(School of Communication and Information Engineering, Chongqing University of Posts and Telecommunications,
Chongqing 400065, China)

Abstract: In order to improve the reliability of cooperative spectrum sensing in wireless sensor networks and reduce the impact of shadow fading, a maximum reliability sensor selection algorithm(MRSSA) is proposed. MRSSA considering the detection probability and false alarm probability, the spatial correlation was introduced to ensure that the sensor nodes are less redundant and evenly distributed. The optimal solution output will be selected according to the energy constraints of the current node. The simulation results show MRSSA improves the reliability of spectrum sensing effectively. In the case of non-uniform sensor distribution, the anti-shadow fading interference capability is significantly improved.

Key words: wireless sensor network; cognitive radio; cooperative spectrum sensing; shadow fading; reliability

1 引言

无线传感器网络(Wireless Sensor Network, WSN)是通过大量具有计算能力与传输能力的传感器节点以无线自组织形式形成的网络^[1].随着 WSN 相关技术的发展,频谱资源的稀缺与低利用率已经成为制约当前 WSN 发展的重要问题之一.为了解

决这个问题人们将认知无线电(Cognitive Radio, CR)技术引入 WSN. CR 是一种对当前空间可用频谱进行感知并利用的技术^[2-3]. CR 采用频谱传感技术确定空闲许可频段,并将其传输限制在空闲频段.为了提高检测精度,一般采用三种不同的检测方法,即匹配滤波器检测、能量检测和特征检测.由于能量检测方法具有较低的计算和实现复杂度,且不需要

收稿日期:2019-01-04;修回日期:2019-02-07

基金项目:国家自然科学基金(61801072);重庆市科委:重庆市科学技术委员会基础研究与前沿探索(一般)项目(cstc2018jcyjAX0344)资助

对信号有先验知识,因此广泛用于频谱感知。CR 将用户分为主要用户(Primary User, PU)与次级用户(Secundary User, SU),通过具有感知功能的节点对当前环境进行感知,在发现频谱空洞之后进行频谱分配,使得 SU 在不影响 PU 传输的情况下利用空闲频率进行传输。

频谱感知是 CR 核心部分。传统的感知方式为单点感知,但由于城市中建筑物遮挡等原因造成了多径衰落、阴影衰落和隐藏终端等问题,使得这种方式的可靠性较低。为了改善这种情况一些学者提出了合作频谱感知(Cooperative Spectrum Sensing, CSS)^[4-5],并在目前得到了广泛的应用。在 CSS 中,每一个 SU 都应该独立的监听频谱,从 PU 的信号中收集足够的样本,然后将样本信息报告给融合中心(Fusion Center, FC),根据一个特殊的规则做出最后的决定。基于检测概率和虚警概率两个参数,确定了 CSS 的精度。前者表示 PU 实际存在时,在频谱上正确识别 PU 的概率,后者是 PU 实际上不存在时的误检测概率。虽然 CSS 在可靠性方面提供了显著的优势,但它的实现仍面临着重要的挑战。由于阴影衰落是与传感器位置相关的,因此如何选择合适传感器以及提高它们的可靠性是一个重要的挑战。

由于无线传感网能量有限的特性,多数论文都只考虑满足检测概率下的能量消耗或者能量均衡问题,认为使用了 CSS 已经解决了阴影衰落问题。但阴影衰落是与传感器位置相关的,不合适的传感器选择反而会增加阴影衰落的干扰。因此 CSS 应选择冗余少且分布均匀的传感器,并且能达到最好的检测可靠性。

2 系统模型

假设在网络中有一个 PU 与 N 个具有频谱感知功能的传感器作为 SU,本文用 SU_i 来表示第 i 个 SU。SU 使用能量检测的方式感知周围频谱并将结果上传至 FC,由 FC 进行判决并广播结果(如图 1 所示)。如果判决结果为 PU 的存在, SU 会避免数据传输,反之则会利用空闲频谱资源。

本文使用检测概率 P_d 和虚警概率 P_f 来衡量 CSS 的可靠性,并且使用空间关联度 C_H 来约束 SU 的空间分布。由于网络中频谱情况根据时间变化, SU 将周期性地频谱感知,每一个感知周期使用相同的时间并把它们称为一帧。如图 2 可知,每一帧可分为四个阶段,分别是:传感器选择阶段、频谱

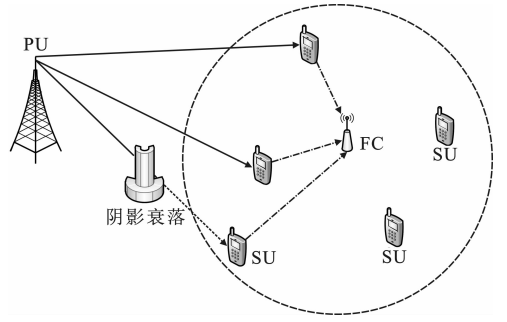


图 1 系统模型结构

感知阶段、报告阶段以及数据传输阶段。

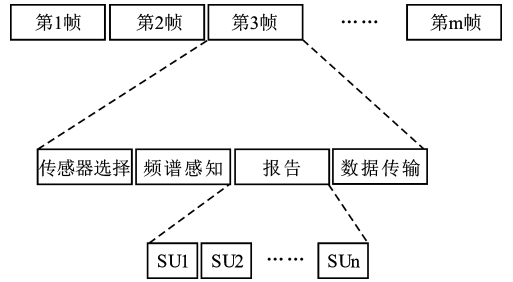


图 2 帧结构

3 问题分析

3.1 集合构造

本节中,目标是找到满足联合期望检测、虚警概率以及空间关联度的所有 SU 集合。 H_l 为一组内部数量为 l 且满足上述三个条件的 SU 集合,表示如下:

$$H_l = \left\{ SU_i \left| \begin{array}{l} 1 - \prod_{i=j_1}^{j_l} (1 - p_{d,i}) \geq \alpha \\ 1 - \prod_{i=j_1}^{j_l} (1 - p_{f,i}) \leq \beta \\ \frac{-2\sigma^2 \sum_{i=j_1}^{j_l} \sum_{t=i+1}^{j_l} d_{ij}}{n(n-1)} \leq \gamma \\ SU_{j_k} \in H_{all}, 1 \leq k \leq l \end{array} \right. \right\} \quad (1)$$

式中, H_{all} 为所有 SU 的集合; α 、 β 分别为所需的检测和虚警概率; γ 为期望的最大空间关联度,可根据实际情况调整。当 C_H 小于 γ 时表示多个传感器之间会保持一定空间距离,使其不容易受到同一个阴影衰落的干扰且收集的频谱信息冗余较少。 l 的取值范围为 $1 \leq l \leq N_m$, N_m 表示每一帧中可以使用的 SU 的最大数量。如何选择最优 N_m 使得在不影响 Q_r 的情况下减少计算量是个重要的问题,下文将根据仿真情况选择最佳值。此外,我们将所有 l 相同的 H_l 都组合为新的集合记为 H_l^{all} ($1 \leq l \leq N_m$) 以方便后续计算。

虽然公式(1)中的 H_l 可用穷举法解决,但空间关联度的巨大计算量会造成 FC 的负担.因而需要更好的方法对 H_l 进行计算.

3.2 最优选择

$$\begin{aligned} & \max_{H_l} Q_r \\ & Q_d \geq \alpha \\ & Q_f \leq \beta \\ & \text{subject to: } C_{H_l} \leq \gamma \\ & E_m^i \geq \eta_1, \forall \text{SU}_i \in H_l \end{aligned} \quad (2)$$

根据 H_l 的定义,可发现所有的 H_l 都满足期望的联合检测概率、虚警概率以及空间关联度.因此,上述问题可以转化为以下问题:

$$\begin{aligned} & \max_{H_l} Q_r \\ & \text{subject to: } E_m^i \geq \eta_1, \forall \text{SU}_i \in H_l \end{aligned} \quad (3)$$

当所有 H_l 集合都无法满足 $E_m^i \geq \eta_1$ 条件时,可以对条件进行放松将 η_1 改为 η_2 .由于 $\eta_1 > \eta_2$,且 η_1 无解的情况下,此种改动是合理的. η_2 若无解,同理可改为 η_3 .直到 η_3 无解,则整个传感网生命周期结束.

4 算法研究

本文提出了一种最大可靠性传感器选择算法(Maximum Reliability Sensor Selection Algorithm, MRSSA)来解决上述提出的问题.算法分析如下:

算法首先根据合作传感器的数量构造集合 H_l ,以联合检测概率、虚警概率与空间关联度作为构造的依据,保证了传感器节点分布均匀.接着引入中心点概念将传感器集合中不同传感器之间的平方距离计算转化为对中心点的平方距离计算,减少了对空间关联度的计算量.随后 H_l 根据其剩余能量分入三个新集合 T_m^1, T_m^2 与 T_m^3 ,并按照此顺序选择其中第一个非空集合作为样本空间,避免了因单个传感器多次使用出现的能量空洞从而导致可靠性下降的问题.最后在样本空间中选取可靠性 Q_r 最大的集合作为输出并更新能量情况,直到所有样本空间为空.

具体步骤如下:

步骤 1:初始化.令 $m = 0$,输入所有 SU 信息.

步骤 2:构造集合 H_1^{all} .将所有 SU 都作为一个 H_1 加入 H_1^{all} .

步骤 3:构造集合 H_2^{all} .计算 H_1^{all} 中所有 H_1 的中心点 SU_{H_l} 的坐标 (X_{H_l}, Y_{H_l}) ,其计算公式如下:

$$X_{H_l} = \frac{\sum_{\text{SU} \in H_l} X_{\text{SU}}}{l} \quad (4)$$

式中, X_{SU} 为 SU 的横坐标.纵坐标求法相同,不再重复.接着依次选取一个不属于 H_1 的 SU 加入 H_1 构成新的 H_2 ,计算这些节点到 SU_{H_l} 的平方距离并降序排序.

根据上述排序对每个 H_2 的 Q_r, Q_d, Q_f 进行检查,若不满足公式(1)中任意一个条件则删除,直到第一个不满足 Q_r 条件的集合出现才停止.在此之后的所有集合都不可能满足 Q_r 条件,全部删除,以下给出证明:

令 H_l 为一组传感器集合,则其中心点为 SU_{H_l} .又令两个节点 SU_{k1} 与 SU_{k2} 使得 SU_{k1} 到中心点的平方距离大于 SU_{k2} .于是我们可以得到公式(5):

$$\begin{aligned} & (X_{H_l} - X_{\text{SU}_{k1}})^2 + (Y_{H_l} - Y_{\text{SU}_{k1}})^2 > \\ & (X_{H_l} - X_{\text{SU}_{k2}})^2 + (Y_{H_l} - Y_{\text{SU}_{k2}})^2 \\ & = \left[\frac{\sum_{i=1}^l X_{\text{SU}_i}}{l} - X_{\text{SU}_{k1}} \right]^2 + \left[\frac{\sum_{i=1}^l Y_{\text{SU}_i}}{l} - Y_{\text{SU}_{k1}} \right]^2 > \\ & \left[\frac{\sum_{i=1}^l X_{\text{SU}_i}}{l} - X_{\text{SU}_{k2}} \right]^2 + \left[\frac{\sum_{i=1}^l Y_{\text{SU}_i}}{l} - Y_{\text{SU}_{k2}} \right]^2 \\ & = \left(\sum_{i=1}^l X_{\text{SU}_i} \right)^2 + (l \times X_{\text{SU}_{k1}})^2 - 2l \times X_{\text{SU}_{k1}} \times \left(\sum_{i=1}^l X_{\text{SU}_i} \right) \\ & \left(\sum_{i=1}^l Y_{\text{SU}_i} \right)^2 + (l \times Y_{\text{SU}_{k1}})^2 - 2l \times Y_{\text{SU}_{k1}} \times \left(\sum_{i=1}^l Y_{\text{SU}_i} \right) > \\ & \left(\sum_{i=1}^l X_{\text{SU}_i} \right)^2 + (l \times X_{\text{SU}_{k2}})^2 - 2l \times X_{\text{SU}_{k2}} \times \left(\sum_{i=1}^l X_{\text{SU}_i} \right) \\ & \left(\sum_{i=1}^l Y_{\text{SU}_i} \right)^2 + (l \times Y_{\text{SU}_{k2}})^2 - 2l \times Y_{\text{SU}_{k2}} \times \left(\sum_{i=1}^l Y_{\text{SU}_i} \right) \\ & = l \times \sum_{i=1}^l (X_{\text{SU}_i} - X_{\text{SU}_{k1}})^2 + l \times \sum_{i=1}^l (Y_{\text{SU}_i} - Y_{\text{SU}_{k1}})^2 > \\ & l \times \sum_{i=1}^l (X_{\text{SU}_i} - X_{\text{SU}_{k2}})^2 + l \times \sum_{i=1}^l (Y_{\text{SU}_i} - Y_{\text{SU}_{k2}})^2 \\ & = \sum_{i=1}^l d_{\text{SU}_i \text{SU}_{k1}} > \sum_{i=1}^l d_{\text{SU}_i \text{SU}_{k2}} \end{aligned} \quad (5)$$

从上述公式可看出 SU_{k1} 加入 H_l 之后多出的平方距离大于 SU_{k2} 加入后的,再因为 H_l 内部总关联度相同,加入 SU_{k1} 节点后新的总关联度小于加入 SU_{k2} 的总关联度.由此得出结论:离中心节点更远的节点加入集合后,集合的空间关联度更小.

最后,将剩余的 H_2 加入 H_2^{all} ,同时更新其中心点坐标.

步骤 4:构造集合 H_l^{all} ($3 \leq l \leq N_m$).若 H_1^{all} 不

为0,则根据步骤2的相同方法计算出满足要求的新的集合加入 H_l^{all} . 若 H_{l-1}^{all} 为0,则计算每个节点与除自己之外所有节点平方距离之和,并挑选其中最大的 l 个点形成集合 H_{temp} . 接着查看 H_{temp} 是否满足公式(1),如果满足则加入 H_l^{all} ,反之则依次挑选 H_{temp} 中的节点与其余节点 $SU \notin H_{temp}$ 进行交换,并将符合要求的集合加入 H_l^{all} ,直到所有集合检测完毕.

步骤5:设定三个新的集合 T_m^1 、 T_m^2 与 T_m^3 . 分别表示在第 m 帧中满足内部所有 SU 能量大于 η_1 的 H_l 的集合. 在第 m 帧中满足内部所有 SU 能量在 η_1 与 η_2 之间的 H_l 的集合. 在第 m 帧中满足内部所有 SU 能量在 η_2 与 η_3 之间的 H_l 的集合,可表示为如下公式:

$$T_m^1 = \{H_l | \forall SU_i \in H_l, E_m^i \geq \eta_1\} \quad (6)$$

$$T_m^2 = \{N_l | \forall SU_i \in N_l, \eta_1 \geq E_m^i \geq \eta_2\} \quad (7)$$

$$T_m^3 = \{N_l | \forall SU_i \in N_l, \eta_2 \geq E_m^i \geq \eta_3\} \quad (8)$$

将 H_l^{all} ($1 \leq l \leq N_m$) 中的所有 H_l 根据剩余能量情况加入 T_m^1 、 T_m^2 与 T_m^3 ,三个集合分别在内部根据 Q_r 进行降序排列, Q_r 相同的情况根据能量降序排列.

步骤6:选择 T_m^1 、 T_m^2 、 T_m^3 中的第一个非空集合作为样本空间,提取其中 Q_r 最大的集合作为本帧 CSS 节点集合进行输出.

步骤7:等待数据传输阶段完成后,根据公式(4-5)更新 SU 剩余能量,并调整 T_m^1 、 T_m^2 、 T_m^3 . 若调整后三个集合都为空,则算法结束. 反之令 $m = m + 1$,返回步骤5.

MRSSA

步骤1: 初始化

步骤2: 构造集合 H_l^{all}

步骤3: 根据 H_l^{all} 构造集合 H_2^{all}

步骤4: 根据 H_{l-1}^{all} 构造集合 H_l^{all} ($3 \leq l \leq N_m$)

步骤5: 将上述集合加入 T_m^1 、 T_m^2 与 T_m^3 ,并在内部进行排序

步骤6: 以 T_m^1 、 T_m^2 与 T_m^3 为次序,选择其中 Q_r 最大的集合作为 CSS 节点集合进行输出

步骤7: 更新 SU 剩余能量与集合 T_m^1 、 T_m^2 与 T_m^3 ,若所有集合为空则算法结束,反之令 $m = m + 1$,返回步骤5

5 仿真与结果分析

为验证本章所述 MRSSA 的性能,我们采用 MATLAB 软件对算法进行仿真. 根据参考文献[6]将仿真结果同最大检测概率算法(maximum probability of detection algorithm, MPDA)、最小能量算法(minimum energy algorithm, MEA)进行可靠性、阴影衰落影响等性能进行对比. 这两种算法分别针

对 CSS 的检测概率与位置信息两个方面,而本算法在两方面都进行了考虑,所以适合进行比较.

MEA:此算法中,在满足检测概率 $Q_d \geq \alpha$ 的条件下, SU 按照本身到 FC 之间的距离升序排列,其中最小距离的节点选择为感知节点,且感知节点数小于 N . 如果 MEA 算法能够节点满足 $Q_d \geq \alpha$ 限定条件,那么因为被选节点到 FC 的距离最小使得结果接近最佳.

MPDA:此算法中, SU 按照 $P_{d,i}$ 大小降序排列. 因此,最大的 $P_{d,i}$ 传感节点被选为感测节点,且满足感测节点数小于 N 和 $Q_d \geq \alpha$.

5.1 仿真环境设置

仿真环境如下:本文把无线传感器分布区域设定为面积为 $100m \times 100m$ 的正方形区域, FC 位于区域正中心,环境为城市环境. 根据参考文献[7]其他主要网络参数设定如表1所示.

表1 仿真参数设置

参数	值
$E(\mu J)$	250
$E_{ss}(\mu J)$	0.2
$E_{rp}(\mu J)$	$\in (0.07, 0.48)$
$E_{\pi}(\mu J)$	$\in (0.07, 0.48)$
α	0.9
β	0.1
γ	0.37
$P_{d,i}$	$\in (0.42, 0.82)$
N	$\in (10, 50)$
$SNR(dB)$	-15

5.2 性能验证

下面将对算法的最佳 N_m 选取与可靠性 Q_r 进行检测,其中对每种数量的传感器进行随机分布,重复仿真 500 次求其可靠性均值.

图3表示 MRSSA 中,在不同的传感器总数下,每帧最大 CSS 数量 N_m 对于 CSS 可靠性的影响. 不同线段代表不同传感器总数, Q_r 随着最大 CSS 数量的增加进行增加,趋近于1. 这是由于 FC 使用 OR 规则进行判决,当参与 CSS 的传感器越多 Q_r 越接近1. 但当 Q_r 达到一定的值之后,随着 N_m 的增加 Q_r 的变化越来越缓慢,直到达到某个临界值使得 Q_r 不再变化. 这是由于增加 N_m 同时考虑了空间分布,新的 SU 加入后因不满足空间关联度 γ 而不会被选做 CSS 集合,那么它的 Q_r 将会和上一次相同. 随着 N_m 的增加,重复仿真中这样的情况也将增多,最后导致 Q_r 不再变化. 统计图中的临界点可知最佳 CSS 数量为总传感器的 30% 到 40% 之间. 所以 N_m 最佳选择

为 $0.4N$.

图 4 表示在不同数量传感器的情况下,三种算法的可靠性的走势对比图.由图可知 MRSSA 的可靠性更高. MPDA 性能相对于 MRSSA 总体走势一致,但起伏较大,整体可靠性偏低.

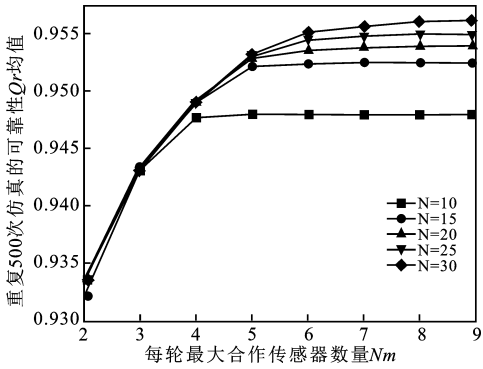


图 3 每轮最大合作传感器数量 N_m 对于 Q_r 的影响

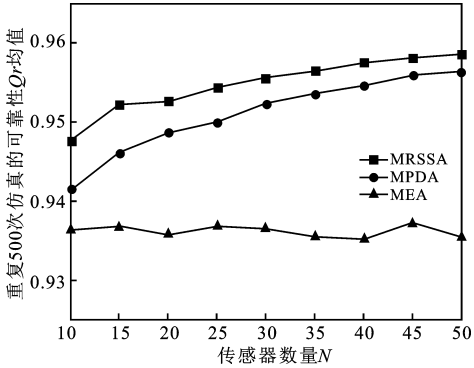


图 4 不同传感器数量下三种算法重复 500 次仿真的可靠性 Q_r 均值

三种算法对于阴影衰落抵抗受影响节点比率最小的是 MRSSA,并且曲线最为光滑.这是由于加入空间相关性条件后,使得选择的传感器空间分布更加平均,在阴影衰落影响范围内的分布结构更加稳定. MPDA 总体曲线与 MRSSA 类似,在多数情况影响比率高于 MRSSA 且曲线最不光滑.

6 结束语

本文给出了一种最大可靠性传感器选择算法.算法首先考虑传感器检测概率、虚警概率,并且引入空间关联度来保证传感器节点独立性.计算得到了满足上述条件的传感器集合,通过引入了中心节点减少了计算量.然后将上述集合作为样本空间,在每一帧中寻找满足条件的最优解,并根据剩余能量对样本空间进行更新,直到网络生命周期结束.通过仿真验证,与 MDPA、MEA 对

比,本算法有效提高了合作传感器节点的可靠性,减小了阴影衰落对于传感器的影响,特别是在非均匀分布的情况下.

参考文献:

[1] RAWAT P, SINGH K D, CHAOUCHI H, et al. Wireless sensor networks: a survey on recent developments and potential synergies[J]. Journal of Supercomputing, 2014, 68(1):1-48.

[2] JAMAL A, THAM C K, WONG W C. CR-WSN MAC: An energy efficient and spectrum aware MAC protocol for cognitive radio sensor network[C]// International Conference on Cognitive Radio Oriented Wireless Networks and Communications. Oulu, Finland:IEEE, 2014:67-72.

[3] ZHENG G, HO Z, JORSWIECK E A, et al. Information and Energy Cooperation in Cognitive Radio Networks[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(9):2290-2303.

[4] FENG X, SUN G, GAN X, et al. Cooperative Spectrum Sharing in Cognitive Radio Networks: A Distributed Matching Approach[J]. IEEE Transactions on Communications, 2014, 62(8):2651-2664.

[5] KHALID L, ANPALAGAN A. Reliability-based decision fusion scheme for cooperative spectrum sensing [J]. Iet Communications, 2014, 8(14):2423-2432.

[6] 虞贵财, 龙承志, 向满天. 基于瞬时信噪比已知的能耗有效协作频谱感测算法[J]. 南昌大学学报(工科版), 2015(1):76-82.

[7] MONEMIAN M, MAHDAVI M, OMIDI M J. A comprehensive sensor selection method based on energy constraints for cooperative spectrum sensing[C]// IEEE International Conference on Communications. Kuala Lumpur, Malaysia: IEEE, 2016:1-6.

作者简介:

杨理男, (1994-), 硕士研究生. 研究方向为无线传感网, 应急通信. E-mail: 290251041@qq.com.

陶洋男, (1964-), 博士后, 教授, 硕士生导师. 研究方向为无线传感器网络, 异构网络, 并行传输, 应急通信, 网络管理研究及应用等.

纪瑞娟女, (1992-), 硕士研究生. 研究方向为认知无线电与网络垂直切换技术.

杨柳男, (1987-), 博士. 研究方向为物联网、传感网、网络安全以及数据分析方向的研究;

侯尧男, (1992-), 硕士研究生. 研究方向为为位置服务、隐私保护.