

基于频谱感知结果的认知无线电用户分簇方法

孙剑锋* 高锦春 刘元安 谢刚

(北京邮电大学泛网无线通信教育部重点实验室 北京 100876)

摘要: 认知无线电用户的分簇由于不同位置频谱环境的巨大差异而成为亟待解决的问题之一。该文分析了认知无线电用户频谱感知结果之间相关性, 基于分析结论提出一种基于频谱感知结果相关性的分簇算法, 并考察了频谱感知结果量化对该算法的性能影响, 得出增加频段数量的方式能够部分补偿量化带来的性能损失的结论。仿真显示, 该文的分簇算法能够有效地对认知无线电用户进行分簇, 在频谱感知结果量化的条件下, 也能达到较好的分簇性能。从可靠性、准确性和自适应能力等方面, 相较传统基于地理位置的分簇方法, 该文所提出的分簇算法能综合考虑频谱环境的特点, 更加具实用价值。

关键词: 认知无线电; 频谱感知; 分簇; 相关性

中图分类号: TN929.5

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2012)04-0782-05

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2011.00301

Clustering Method for Cognitive Radio User Based on the Results of Spectrum Sensing

Sun Jian-feng Gao Jin-chun Liu Yuan-an Xie Gang

(Key Lab of Universal Wireless Communications, Ministry of Education,
Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876, China)

Abstract: User clustering is one of the most important problems because of the difference of the frequency spectrum utilization situation from cognitive users. This paper gives the analysis result of correlation between cognitive radio users and also proposes the clustering algorithm based on this analysis. Considering the real situation, the effects of data quantization are derived and the derivation shows the performance loss could be compensated partly through the increase the number of spectrum bands. Finally, the simulation shows the proposal could perform well whether the data quantization is adopted or not. From the aspect of reliability, accuracy and adaptability, the proposed algorithm, which gives a comprehensive consideration of the spectrum environment and other factors, is more practical than the traditional clustering algorithm based on the geographic location.

Key words: Cognitive Radio; Spectrum sensing; Cluster; Correlation

1 引言

近年来的调查研究^[1]发现, 大部分已分配的频段的利用率非常低。为了应对频谱资源紧张而已分配频谱又利用不足的问题, 文献[2]提出了认知无线电的概念。在认知无线电系统中, 通常利用多个认知无线电用户(Customer Premises Equipment, CPE)协同感知。然而由于地形环境、信道变化和物体遮挡等因素, 不同位置的频谱信息并不相同, 这一现象也称为频谱空洞不平衡^[3]。为了提高频谱的使用

率, 保证多用户协作的可靠性和准确性, 需要对参加合作的 CPE 进行分簇: 将频谱信息类似的 CPE 分为一簇, 每个簇内的 CPE 进行协作。在已有的许多研究中, 分簇被作为研究的前提假设^[4-6], 利用分簇可以有效地提高系统性能和可靠性, 但针对分簇问题本身进行的研究较少。因此, 对 CPE 进行可靠、有效的分簇就成为一个重要而亟待解决的问题。

国内外的分簇算法大多集中于自组网和无线传传感器领域^[7-10]。认知无线电系统与其具有一定的相似性也存在分簇的需求, 但区别也很明显: CPE 的分簇应当首先考虑对周围环境的影响; 同时, CPE 的分簇由于主用户的出现、消失、变化等因素, 应不断地调整动态地适应变化。对于 CPE 的分簇应当主要考虑 CPE 发射对主系统造成影响的相似性以及各个 CPE 频谱信息之间的相似性。实际上由于信道的对称性两者是等价的。目前认知无线电系统的

2011-03-30 收到, 2012-02-27 改回

中加国际科学与技术合作项目(2010DFA11320), 国家自然科学基金(60802033, 60873190), 国家 863 计划项目(2008AA01Z211), 中央高校基本科研业务费专项资金(2009RC0308, G470209)和国家科技重大专项(2010ZX03005-001-03, 2010ZX03007-003-04)资助课题

*通信作者: 孙剑锋 sunjf.radio@gmail.com

分簇研究^[11-13]，主要有随机分簇、基于 GPS 信息的分簇、基于距离的分簇等，但这些方法仅考虑或利用了 CPE 地理位置的信息，并非根据 CPE 的具体频谱环境进行判断。本文提出一种基于频谱感知结果的分簇算法。该算法利用 CPE 的频谱感知信息，根据其频谱感知结果的相关性进行分簇，充分利用了频谱感知结果受到多种因素共同影响且可以周期性重复的特点，实现了有效的自适应分簇。本文提出的分簇算法，通过收集 CPE 在多个频段上的频谱感知结果，分析其相关性，并利用相关系数的分布密度函数作为依据，设定门限判定 CPE 的分簇情况。由于 CPE 频谱感知结果之间的相关性受到地理位置和周围频谱环境等诸多因素的综合影响，因此，该分簇算法还可以应用在其他诸多场景之中：异构网络中可以有效提高节点之间通信的效率和可靠性；家庭基站通过分簇可以更加有效地控制和管理各个设备，提高频谱利用率，降低相互间的干扰等。

2 系统模型

本文提出的分簇算法基于这样的系统模型：主用户系统覆盖较大的范围，其用户节点(Primary Network User, PNU)随机分布在较大的区域中，CPE 则随机分布在一个较小的区域，该区域在主用户系统覆盖范围内，如图 1 所示。

频率资源被分为 N 个频段，PNU 在 N 个频段中随机选择 1-3 个发射信号，其发射功率 P_0 在一定范围内随机分布。考虑大尺度衰落和阴影衰落，将信道增益定义为距离 d 的函数：

$$G(d) = d^{-\alpha} 10^{\xi/10}, \quad \xi \sim N(0, \sigma^2) \quad (1)$$

其中 α 是大尺度衰落因子， σ^2 是对数正态分布的方差。由于 PNU 的位置变化、阴影衰落因子 ξ 以及信号传播距离的影响，不同 CPE 的频谱环境可能存在很大差异，在这种情况下将所有 CPE 的频谱感知结果进行合并，非但不能提高性能，甚至还会导致严重的性能下降。

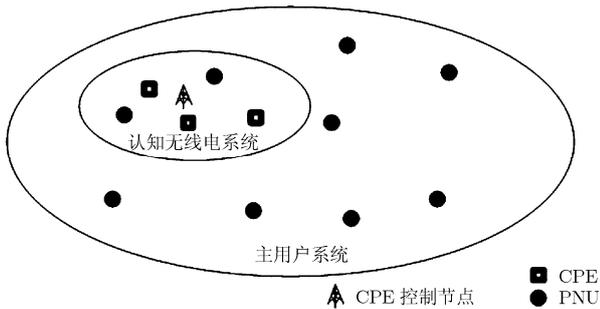


图1 系统模型示意图

3 认知无线电用户相关系数分析

CPE 采用能量感知，其结果为频段能量值。频谱感知结果可以是原始的能量信息，也可以是量化的信息。在以下过程中都采用未经量化的原始数据，量化造成的影响将会在后面详细讨论。频段数为 N ，编号为 m 的 CPE 的频谱感知结果为 $\mathbf{S}_m = \{s_m(i)\}$ ， $i = 1, \dots, N$ ，其中 $s_m(i) = x_m(i) + e_m(i)$ ， $x_{m,i}$ 为经过信道衰落后的 PNU 信号能量，当信号及其微弱或不存在信号时 $x_{m,i} \rightarrow 0$ ； $e_{m,i}$ 为服从 $\mathcal{N}(0,1)$ 的高斯白噪声能量。 $e_{m,i}$ 服从 χ^2 分布，有 $\mu_e = E[e_m] = 1$ 以及 $\sigma_e^2 = D[e_m] = 2/N_{\text{sample}}$ ，其中 N_{sample} 为频谱感知抽样数量。CPE n 和 m 的相关性为

$$R_{n,m} = \frac{1}{N} \frac{[\mathbf{S}_n - E(\mathbf{S}_n)][\mathbf{S}'_m - E(\mathbf{S}'_m)]}{\sqrt{D(\mathbf{S}_n)D(\mathbf{S}'_m)}} \quad (2)$$

PNU 信号能量与服从 χ^2 分布的噪声能量之和，不同 CPE 的感知结果拥有不同的统计特征，这些因素与相关性的相互影响尚不明晰，因此，需要分析这些因素与相关系数之间的关系。由式(2)的相关系数计算公式，可得

$$\begin{aligned} R_{n,m} = \frac{1}{N} & \left\{ \left[\sum_{i=1}^N x_n(i)x_m(i) + \sum_{i=1}^N x_n(i)e_m(i) \right. \right. \\ & \left. \left. + \sum_{i=1}^N x_m(i)e_n(i) + \sum_{i=1}^N e_n(i)e_m(i) \right] \right. \\ & \left. / \sqrt{[(\sigma_{x,n}^2 + \sigma_e^2)(\sigma_{x,m}^2 + \sigma_e^2)]} \right\} \\ & - \left\{ (\mu_n + 1) \sum_{i=1}^N [x_n(i) + e_n(i)] + (\mu_m + 1) \right. \\ & \left. \cdot \sum_{i=1}^N [x_m(i) + e_m(i)] - \sum_{i=1}^N (\mu_n + 1)(\mu_m + 1) \right\} \\ & / \sqrt{[(\sigma_{x,n}^2 + \sigma_e^2)(\sigma_{x,m}^2 + \sigma_e^2)]} \quad (3) \end{aligned}$$

讨论所有 CPE 是完全独立的情况。由于式(3)在频段数量较大的条件下，根据中心极限定理可以看作服从高斯分布。对于期望，由于假设各 CPE 是独立的，可以得到

$$\left. \begin{aligned} E[x_n x_m] &= \int_{-\infty}^{+\infty} x_n f_{x_n} dx_n \int_{-\infty}^{+\infty} x_m f_{x_m} dx_m \\ &= E[x_n]E[x_m] = \mu_{x,n} \mu_{x,m} \\ E[e_n e_m] &= \int_{-\infty}^{+\infty} e_n f_{e_n} de_n \int_{-\infty}^{+\infty} e_m f_{e_m} de_m \\ &= E[e_n]E[e_m] = 1 \\ E[x_n e_m] &= \mu_{x,n} \times 1 = \mu_{x,n} \\ E[x_m e_n] &= \mu_{x,m} \times 1 = \mu_{x,m} \\ E[(\mu_n + 1)(x_n + e_n)] &= (\mu_n + 1)(\mu_n + 1) \\ E[(\mu_m + 1)(x_m + e_m)] &= (\mu_m + 1)(\mu_m + 1) \end{aligned} \right\} \quad (4)$$

对以上几项进行合并,并考虑式(3)的结构,可以得到

$$E[R_{n,m}] = N \left[\mu_{x,n} \mu_{x,m} + 1 + \mu_{x,n} + \mu_{x,m} - 2(\mu_m + 1) \cdot (\mu_n + 1) + (\mu_n + 1)(\mu_m + 1) \right] / N \sqrt{[D(X_1) + D(e_n)][D(X_2) + D(e_m)]} = 0 \quad (5)$$

由于相关系数在分子上是两个变量减去其各自均值的乘积和, $x_n(i) + e_n(i) - (\mu_{x,n} + \mu_{e,n})$ 和 $x_m(i) + e_m(i) - (\mu_{x,m} + \mu_{e,m})$ 可以认为是两个均值为零的随机变量 X_1 和 X_2 , 则 X_1 和 X_2 相对于 $x_n(i) + e_n(i)$ 和 $x_m(i) + e_m(i)$ 其均值变为零, 方差相同。则式(5)中分子项的方差可得

$$\begin{aligned} D[X_1 X_2] &= \int_{-\infty}^{+\infty} (X_1 X_2 - u_{X_1} u_{X_2})^2 f_{X_1 X_2} dX_1 X_2 \\ &= [D(X_1) + E^2(X_1)][D(X_2) + E^2(X_2)] \\ &\quad - (u_{X_1} u_{X_2})^2 = \sigma_{X_1}^2 \sigma_{X_2}^2 \\ &= (\sigma_{x_n}^2 + \sigma_e^2)(\sigma_{x_m}^2 + \sigma_e^2) \end{aligned} \quad (6)$$

由此式(6)可以得到相关系数的方差为

$$D(R_{n,m}) = \frac{N(\sigma_{x_n}^2 + \sigma_e^2)(\sigma_{x_m}^2 + \sigma_e^2)}{(N \sqrt{[D(X_1)][D(X_2)]})^2} = \frac{1}{N} \quad (7)$$

则相关系数的分布密度函数则可以写为

$$f(R_{n,m}) = \sqrt{\frac{N}{2\pi}} \exp \left\{ -\frac{R_{n,m}^2 N}{2} \right\} \quad (8)$$

根据式(8),有以下结论:(1)相关系数的分布与CPE频谱感知结果的分布函数、方差、均值等特征无关而仅与频段数量有关;(2)在频谱感知频段数量相同时任意两个CPE的相关系数分布相同;(3)频段数量越大则相关系数方差越小,越容易判别两个CPE的关系。

4 认知无线电用户分簇算法

由于相关系数的分布仅与频谱感知的频段数相关,因此对频谱感知频段数相同的CPE进行分簇时可以使用同一门限。分簇时有以下两个假设:(1) \mathcal{H}_0 : CPE属于同一个簇;(2) \mathcal{H}_1 : CPE不属于同一个簇。分簇基本思想是区分任意两个CPE之间是否存在相关性,即当两个CPE之间不存在相关性时属于 \mathcal{H}_0 假设,反之属于 \mathcal{H}_1 假设。在 \mathcal{H}_0 假设下相关系数服从 $\mathcal{N}(0, 1/N)$, 由于对于两个相关的CPE其相关系数的分布函数并不服从高斯分布,用 $f_{R'}(x)$ 表示。则在 \mathcal{H}_0 和 \mathcal{H}_1 两种假设下,分簇性能用:(1)误分簇概率 P_{fc} : 将相互独立的CPE错误的划为一簇的概率;(2)分簇概率 P_c : 将应分为一簇的CPE正确分簇的概率来进行描述。根据以上定义可得

$$P_{fc} = \int_{\lambda}^{\infty} \sqrt{\frac{N}{2\pi}} \exp \left\{ -\frac{x^2 N}{2} \right\} dx \quad (9)$$

其中 λ 为预设门限值。如果要求将相互独立的CPE错误分簇的概率小于确定值 $P_{fc, \text{Max}}$, 即 $P_{fc} \leq P_{fc, \text{Max}}$, 则门限值 λ 就可根据 $P_{fc} = P_{fc, \text{Max}}$ 得到。在门限值 λ 下的 P_c 也可以通过积分计算:

$$P_c = \int_{\lambda}^{\infty} x f_{R'}(x) dx \quad (10)$$

式(9)和式(10)给出了衡量分簇性能的指标,分簇算法的判决可以表示为

$$\left. \begin{aligned} \mathcal{H}_0 & R \leq \alpha \\ \mathcal{H}_1 & R > \alpha \end{aligned} \right\} \quad (11)$$

对所有CPE利用式(11)判定。判定的结果用分簇列表矩阵 $\mathbf{W} = \{w_{ij}\}$, $i, j = 1, 2, \dots, K$ 进行记录, K 为CPE个数。对于CPE i , 当CPE j 与其判定为 \mathcal{H}_1 假设时,则在分簇列表矩阵中记 w_{ij} 为1,反之记为0。当 \mathbf{W} 的所有元素都被填充后分簇完成。

5 频谱感知结果量化对分簇性能的影响

在实际环境中CPE将感知结果的原始数据传输给控制节点是无法实现的,因此对感知结果必须进行量化。这必将对分簇算法性能造成影响。假设对感知结果 \mathbf{S} 进行 n bit 等间隔量化。对于每一个量化后的结果,根据量化的范围和比特数 n , 可以得到最大量化误差。

$$\Delta_{\max}(n) = \frac{L_{\max} - L_{\min}}{2^{n+1}} \quad (12)$$

其中 L_{\max} 和 L_{\min} 为进行量化的最大值和最小值。为了分析量化对分簇算法的影响,针对量化误差最大的情况进行分析。此时的相关系数可以表示为

$$\begin{aligned} R_q &= \frac{1}{N} \frac{[\mathbf{S}_n - \Delta_{\max}(n) - E(\mathbf{S}_n)][\mathbf{S}'_m - \Delta_{\max}(n) - E(\mathbf{S}'_m)]}{\sqrt{D(\mathbf{S}_n - \Delta_{\max})D(\mathbf{S}'_m - \Delta_{\max})}} \end{aligned} \quad (13)$$

将量化频谱感知结果的相关系数中有关量化误差的项分离并对比式(2),量化的误差为

$$\begin{aligned} \Delta_R(n) &= \frac{\Delta_{\max}^2(n) - \Delta_{\max}(n)(\mathbf{S}_n + \mathbf{S}'_m - E(\mathbf{S}'_m) - E(\mathbf{S}_n))}{\sqrt{D(\mathbf{S}_n)D(\mathbf{S}'_m)}} \end{aligned} \quad (14)$$

根据式(9)及式(14),可知 P_{fc} 在存在量化误差情况下产生的波动为

$$\Delta_{P_{fc}} = \int_{\lambda - \Delta_R(n)}^{\lambda + \Delta_R(n)} \sqrt{\frac{N}{2\pi}} \exp \left\{ -\frac{x^2 N}{2} \right\} dx \quad (15)$$

P_c 由于无法得到具体的分布函数,因此类似于式(15)的表达式并不能写出,但分析式(10)可知, P_c 与 P_{fc} 的波动方向一致。因此频谱感知结果量化对于 P_c 和 P_{fc} 都存在影响,并导致分簇准确性的下降。由

式(15)可知，降低量化影响有 3 个方法：(1)提高量化的比特数，降低量化误差，而在实际系统中量化的比特数不可能太多，因此这一方法的效果是有限的；(2)提高判决门限，提高 P_{fc} 降低量化影响，该方法的效果有限且在要求严格的系统中难以应用；(3)提高频谱感知频段数量，这一方法容易为实际系统所接受且具有较好的效果。

6 仿真结果

根据不同的仿真需求，设置不同数量的频段数量，每个 PNU 随机选择 1-3 个频段作为工作频段发送信号，参数如表 1 所示。

表 1 仿真参数

大尺度衰落因子 α	2.6
对数正态分布方差 σ^2	8
认知无线电小区半径	150 m
CPE 数量 K	5-20
PNU 数量	100
PNU 发射功率 P_0	10~200 mW
频谱感知频段数量 N	5-100
最大误分簇概率 $P_{fc,Max}$	0.01, 0.1, 0.2

(1)不同频谱感知频段数量下的分簇概率和误分簇概率 在固定 P_{fc} 的情况下，将两个 CPE 置于相隔 5 m 的位置，在系统模型下可认为具有高度的相似性应当分为一簇；而为了获得绝对独立的两个 CPE，将其置于相互距离 200 m 的位置。

由仿真结果图 2 可以知道：(1)频段数量越多分簇算法准确性越好：10 个频段时 P_c 仅为 0.12-0.75，在 35 个频段时，算法的性能已经比较准确，100 个

频段时，几乎达到 $P_c \approx 1$ ；(2)分簇算法的 P_{fc} 并不随着频段数量的变化而变化，稳定的保持在 $P_{fc,Max}$ 左右，而 P_c 则随着频段数量的增加迅速提高；(3)当频谱感知频段数量过小时，由于样本量过小，相关系数的分布并不能与高斯分布吻合导致了 P_{fc} 升高并超过 $P_{fc,Max}$ ；(4)随着 $P_{fc,Max}$ 设定值的提高， P_{fc} 基本保持与 $P_{fc,Max}$ 相同， P_c 也随着 $P_{fc,Max}$ 的升高而提高，即 P_{fc} 与 P_c 同方向变化。

图 3 展示了在不同量化比特数条件下分簇算法的性能。仿真中 $L_{min}=0$ ， L_{max} 取 SNR = 10 dB 时的能量。较图 2 中的性能可以看到无论量化比特数多少都造成了一定的性能损失：首先，分簇算法性能下降的程度随着量化比特数 n 的提高而减小，而当量化比特数 n 增大到一定程度后提高 n 的效果有限。同时，在量化比特数 n 较小时，性能急剧恶化；其次，量化的影响以用增加频段数量来弥补。比较图 3 和图 2 可知，随着频段数量的增加，性能差异逐渐减小，但始终未能重合。这就说明，增加频段数量只能补偿部分量化带来的性能损失。

(2)不同频段数条件下的 CPE 分簇情况 图 4，图 5 和图 6 分别展示了在频谱感知频段数 $N = 5, 30, 50$ 几种情况下的分簇情况：黑色粗线圈内用户分为一簇。综合图 4，图 5 和图 6 的结果，可以看到图 5 和图 6 展示的分簇结果是一致的，相较于图 4 的分簇结果更为精细和准确。这印证了仿真(1)的结果：随着频段数的增加，分簇算法的性能得以提高。图 5 和图 6 中出现了如前面分析所述的相互交叠的分簇情况，即 CPE 同时属于多个簇。由于相关系数并不是一个简单的二元判断结果而是一个连续变量，因此，出现相互交叠的分簇结果恰恰表明分簇的准确性。图 4，图 5 和图 6 中簇没有固定的形状和

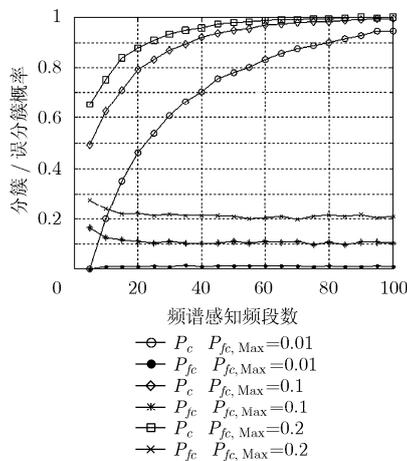


图 2 不同频段数量下的分簇概率和误分簇概率

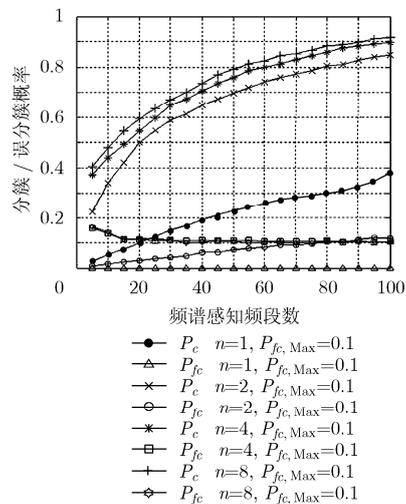
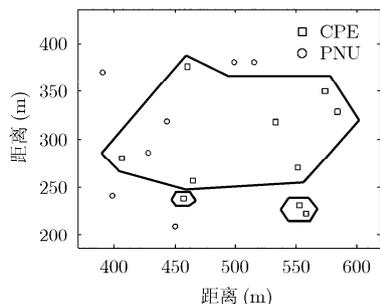
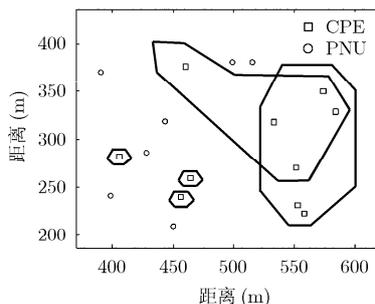
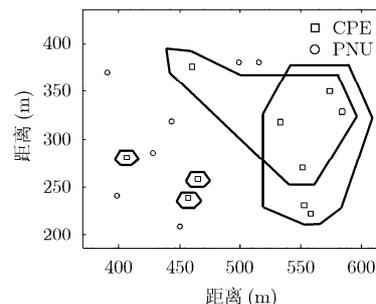


图 3 频谱感知结果量化条件下不同频段数量时的分簇性能仿真

图4 $N = 5, K = 10, P_{fc} = 0.1$ 分簇结果图5 $N = 30, K = 10, P_{fc} = 0.1$ 分簇结果图6 $N = 50, K = 10, P_{fc} = 0.1$ 分簇结果

大小。同时，地理位置的远近不能完全决定分簇的结果。另外，由于本文提出的分簇算法是基于 CPE 频谱感知结果的，因此每一次 CPE 进行频谱感知后都可以进行分簇结果的更新，进而保证了分簇的有效性和自适应能力。

7 结论

本文分析了认知无线电环境下，CPE 在多个频段上的频谱感知结果之间的相关性，考察了多种因素对于相关性的影响。基于相关性分析的结论，提出了一种基于 CPE 频谱感知结果相关性的分簇方法，在克服如依靠 GPS 等定位系统根据地理位置进行分簇等方法缺陷的同时，实现了可靠、有效、自适应的分簇。并进一步分析了该算法在频谱感知结果进行量化后的性能变化和补偿措施。同时，通过计算机仿真，验证了理论推导的结果和相关的结论，证明基于频谱感知结果相关性的分簇算法具有良好的可靠性和有效性，在频谱感知结果量化的条件下，仍然具有较强的有效性。

参考文献

- [1] FCC Spectrum Policy Task Force. Report of the spectrum efficiency working group. http://www.fcc.gov/sptf/files/SEWGFfinalReport_1.pdf, 2010.
- [2] Mitola J and Maquire G J. Cognitive radios: making software radios more personal [J]. *IEEE Personal Communications*, 1999, 6(4): 13-18.
- [3] Jia Jun-cheng, Zhang Jin, and Zhang Qian. Cooperative relay for cognitive radio networks [C]. *IEEE International Conference on Computer Communications 2009*, Rio de Janeiro, Brazil, April 2009: 2304-2312.
- [4] Krenik W and Batra A. Cognitive radio techniques for wide area networks [C]. *42nd Design Automation Conference*, Anaheim, CA, 2005: 409-412.
- [5] Guo Chen, Peng Tao, Xu Shao-yi, *et al.* Cooperative spectrum sensing with cluster-based architecture in cognitive radio networks [C]. *IEEE Vehicular Technology Conference*, Barcelona, 2009: 1-5.
- [6] Bai Zhi-quan, Wang Li, Zhang Hai-xia, *et al.* Cluster-based cooperative spectrum sensing for cognitive radio under bandwidth constraints [C]. *12th IEEE International Conference on Communication Systems 2010*, Cape Town, South Africa, 2010: 569-573.
- [7] Goli Sepideh Afkhami, Yousefi Hamed, and Movaghar AliAn. Efficient distributed cluster-head election technique for load balancing in wireless sensor networks [C]. *2010 6th International Conference on Intelligent Sensors, Sensor Networks and Information Processing*, Brisbane, Australia, 2010: 227-232.
- [8] Guo Le-jiang, Chen Fang-xin, Dai Zhi-cheng, *et al.* WSN cluster head selection algorithm based on neural network [C]. *2010 International Conference on Machine Vision and Human-Machine Interface*, Kaifeng, China, 2010: 258-260.
- [9] Abusaimneh Hesham and Yang Shuang-hua. Dynamic cluster head for lifetime efficiency in WSN [J]. *International Journal of Automation and Computing*, 2009, 6(1): 48-54.
- [10] Liu Yu-hua, Gao Jing-ju, Zhu Long-quan, *et al.* A clustering algorithm based on communication facility with deterministic cluster-size in WSN [C]. *2009 International Conference on Communication Software and Networks*, Macau, China, 2009: 571-574.
- [11] Sinan Gezici. A survey on wireless position estimation [J]. *Wireless Personal Communications*, 2008, 44(3): 263-282.
- [12] Sun C, Zhang W, and Letaief K B. Cluster-based cooperative spectrum sensing in cognitive radio systems [C]. *IEEE International Conference on Communication*, Glasgow, Scotland, 2007: 2511-2515.
- [13] Lee C H and Wolf W. Energy efficient techniques for cooperative spectrum sensing in cognitive radios [C]. *IEEE Consumer Communications and Networking Conference*, Las Vegas, 2008: 968-972.

孙剑锋：男，1985年生，博士生，研究方向为频谱感知及家庭基站干扰抑制等。
高锦春：女，1962年生，教授，研究方向为无线通信及通信系统可靠性等。
刘元安：男，1963年生，教授，研究方向为智能天线、信号处理、电磁兼容及OFDM系统等。