

一种改进的基于 OMP 重建的宽带频谱感知算法

刘 洋^{1,2}, 季 薇^{1,2}, 侯晓赞^{1,2}

(1. 南京邮电大学 通信与信息工程学院, 江苏 南京 210003;

2. 宽带无线通信与传感网技术教育部重点实验室, 江苏 南京 210003)

摘 要:在宽带认知无线电中应用压缩感知理论进行频谱检测有效地降低了采样速率对硬件的要求,但是复杂的信号重建过程会影响频谱感知的实时性。针对这种情况,文中提出了一种改进的基于 OMP 重建的压缩频谱感知算法。改进算法在原有的 OMP 重建算法基础上,通过利用前一感知时刻获得的频谱占用信息,减少了重建算法的计算量。仿真表明,在频谱占用情况变化缓慢的认知无线网络中,改进算法能有效地减少重建耗时,并得到和原有方法基本一致的重建效果,提高了频谱感知的实时性。

关键词:认知无线电;压缩感知;宽带;频谱感知

中图分类号:TP301.6

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2013)01-0099-04

doi:10.3969/j.issn.1672-629X.2013.01.025

A Modified Spectrum Sensing Algorithm for Wideband Cognitive Radio Based on OMP

LIU Yang^{1,2}, JI Wei^{1,2}, HOU Xiao-yun^{1,2}

(1. College of Telecommunication & Information Engineering, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210003, China;

2. Key Lab of Broadband Wireless Communication and Sensor Network Technology of Ministry of Education, Nanjing 210003, China)

Abstract: Compressed sensing is applied to spectrum detection in wideband cognitive radio. However, complex signal recovery processing affects real-time of spectrum sensing. To circumvent this problem, present a modified orthogonal matching pursuit algorithm for spectrum sensing based on OMP. The modified algorithm takes use of previous information of spectrum sensing to reduce the computation of recovery algorithm. Related experiments demonstrate that the modified algorithm shortens the time of recovery effectively in the environment that spectrum distribution changes slowly and the result of reconstruction is the same as the OMP approximately.

Key words: cognitive radio; compressed sensing; wideband; spectrum sensing

0 引 言

随着无线通信技术的飞速发展,频谱资源日趋匮乏,认知无线电技术^[1]能够在不影响主用户(licensed user)正常通信的前提下,使次用户(unlicensed user)动态地共享空闲的无线频谱,极大地提高了频谱利用率。频谱感知是认知无线电的关键技术之一,通过频谱感知,次用户才能找到空闲的频谱,从而避免干扰主用户的正常通信^[2]。然而由于奈奎斯特采样定理的限制,

宽带频谱感知中过高的采样速率必然对高速模拟/数字转换器件的实现带来极大的挑战,这将成为制约宽带认知无线电发展的一大瓶颈。

压缩感知理论(Compressed Sensing, CS)是一种新的数据压缩采样技术,该理论指出,对于具有稀疏性的信号,可以以远低于奈奎斯特速率进行采样,并能无损恢复出原始信号^[3,4]。文献[5]指出,由于认知无线电系统中信号频带占用的稀疏性,可以将压缩感知理论应用于频谱检测,即压缩频谱感知(Compressed Spectrum Sensing, CSS)。CSS通过一定的恢复算法从压缩采样点中恢复出原始的信号,再完成频谱感知。这样,模拟/数字变换过程就可以以亚奈奎斯特速率采样,大大降低了对前端采样速率的要求。

信号恢复是CSS中的关键环节之一,恢复信号的准确性和恢复算法的耗时直接影响了频谱感知的性

收稿日期:2012-05-07; **修回日期:**2012-08-12

基金项目:江苏高校优势学科建设工程资助项目--“信息与通信工程”;南京邮电大学引进人才项目(NY209003)

作者简介:刘 洋(1987-),男,河南安阳人,硕士研究生,研究方向为认知无线电技术和压缩感知技术等;季 薇,讲师,硕士研究生导师,研究方向为通信信号处理、协作通信与认知无线通信等。

能。研究人员提出了一系列信号恢复的算法,信号的恢复过程可以看作一个凸优化问题^[6]。正交匹配追踪^[7](Orthogonal Matching Pursuit, OMP)算法是最常用的一种信号重建算法,但是该算法需要通过迭代,依次确定传感矩阵中与残差相关性最大的列的位置,其迭代次数与信号稀疏度和信号长度有关系,当信号长度很大时,信号重建过程耗时会较长,影响频谱感知的实时性。

然而,对于一些频谱占用情况变换比较缓慢的认知无线网络,其频谱占用情况经常在连续若干感知时刻内并未发生变化,而只有占用信道的主用户发送功率的变化。例如,电视网络,在午夜以后,部分频道就停止发送信号,直至第二天早晨才开始重新占用信道,发送电视信号,而有些频道却是 24 小时连续播放。这样午夜至第二天早晨的一段时间内,整个频带内主用户对信道占用情况基本不变,变化的只有各个主用户在不同感知时刻的发送功率。对于共享式(underlay)传输模式的认知无线电系统,虽然频谱占用情况未发生变化,但仍需对占用信道的主用户发送功率进行实时感知。

基于此,文中提出了一种基于 OMP 的改进的信号重建算法 MOMP (Modified Orthogonal Matching Pursuit),改进算法利用前一感知时刻获得频谱占用信息,减少了重建迭代的计算量。仿真表明,在信道占用情况变化缓慢的认知无线网络中,改进算法能大大减少信号重建算法的耗时,并达到与原有 OMP 方法基本一致的重建效果。

1 系统模型和问题描述

假设宽带认知无线电系统占用的整个频带宽度为 B Hz,将整个频带均分成 n 个子频带,每个子频带被分配给一个固定的主用户,在同一时间,只有 K 个子信道被主用占用,其余 $n - K$ 个子信道处于空闲状态,并且该认知系统的信道占用情况变化比较缓慢,若干连续的感知时刻内,信道占用情况不发生变化。系统模型如图 1 所示。

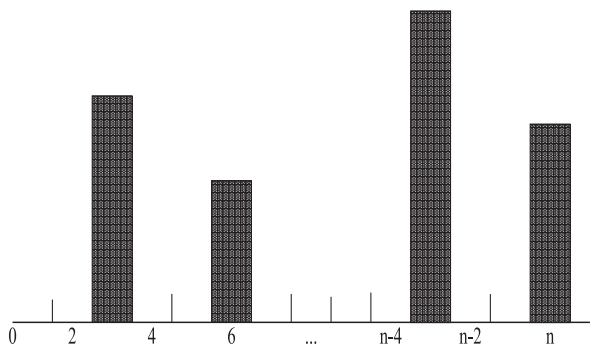


图 1 系统模型

由奈奎斯特采样定理可知,在模拟/数字采样过程中,要无损恢复出原始信号,采样速率必须大于信号最大频率的 2 倍,但是从图 1 中可以看出,认知无线电系统的信号在频域上具有稀疏性,因此可用压缩感知理论来解决宽带频谱感知中采样速率过高的问题^[8,9],其框架结构如图 2 所示。



图 2 压缩频谱感知结构框图

AIC(Analog to Information Conversion)采样^[10,11]通过对连续模拟信号直接以亚奈奎斯特速率采样,获得压缩采样点。文献[12]指出连续模拟信号 $x(t)$,经过压缩采样之后有:

$$y(n) = \Phi x_i = \Phi F^{-1} x_f \quad (1)$$

式中, $y(n)$ 为 $M \times 1$ 的观测值, Φ 为 $M \times N$ 的采样矩阵, x_i 为以奈奎斯特速率对 $x(t)$ 采样过后的离散表示, F^{-1} 为 $N \times N$ 离散傅里叶变换矩阵, x_f 为 $N \times 1$ 信号频谱。信号频谱 x_f 重建过程,可看作一个凸优化问题。

$$x_f^* = \operatorname{argmin} \|x_f\|_1 \quad (2)$$

$$\text{s. t. } y = \Phi F^{-1} x_f$$

该问题可以通过线性规划技术,如基搜索算法(BP)、正交匹配追踪算法(OMP)等求解。

2 基于 OMP 重建的改进算法 MOMP

认知无线电系统,相邻感知时刻的频谱占用情况有时是不变的,特别是频谱占用情况变化缓慢的认知系统,大多数情况下连续若干感知时隙内频谱占用情况并未发生变化,因此可以把上一感知时刻获得的频谱占用情况作为先验信息,简化当前感知时刻信号的重建算法。

2.1 理论分析

改进算法的基本思想就是根据某些认知无线电系统信道占用情况变化缓慢的特点,充分利用上一感知时刻获得的信道占用信息,减少当前感知时刻信号重建时的计算量,以达到减少重建耗时,提高频谱感知实时性的目的。因为 MOMP 算法只能在相邻感知时刻频谱占用情况未发生变化的情况下使用,所以用改进方法重建出的信号需要与实际获得的压缩采样点比较获得重构误差,由此来判断信道占用情况是否发生变化,如果重构误差在误差门限之内,则认为信道占用情况没有发生变化,算法结束,否则用 OMP 算法重新对信号重建。

2.2 算法流程

假设上一感知时刻已获得的频谱占用信息用 α 表

示,是一个长度为 n 的 0-1 串,0 表示信道未被占用,1 表示信道被占用。MOMP 算法具体流程如下:

(1) 产生 $M \times N$ 的 AIC 采样矩阵 Φ ;

(2) 用 AIC 采样矩阵与 x_i 相乘,得到压缩采样点 $y(n)$;

(3) 重建算法输入:AIC 采样矩阵 Φ , 压缩采样点 $y(n)$, 信号稀疏度 K ;

算法初始化:残差 $r_0 = y$, 恢复矩阵 $T = \Phi * F^{-1}$, 增量矩阵 $\mathbf{Aug}_0 = \varphi$, 重建的频谱 $\text{hat_h} = \text{zeros}(1, N)$, 迭代次数 $k = 1$;

循环执行(4)~(8):

(4) 提取上一感知时刻获得的频谱占用信息 α , 计算

$$\text{pos} = \arg \max_j |\langle r_{k-1}, T_j \rangle| \text{ s.t. } \alpha(j) = 1$$

确定最大值所对应的角标。

(5) 更新增量矩阵 $\mathbf{Aug}_k = \mathbf{Aug}_{k-1} \cup T_{\text{pos}}$, 并把恢复矩阵的第 pos 列置零 $T_j = 0$;

(6) 根据最小二乘法,得到使残差信号最小的投影值 aug ;

(7) 更新残差 $r_k = y - \mathbf{Aug}_k * \text{aug}$;

(8) 记录角标 pos 的位置。

$\text{pos_array}(k) = \text{pos}$;

(9) 若 $k < K$, $k = k + 1$, 回到第(4)步, 否则, 执行第(10)步;

(10) 重建信号频谱;

$\text{hat_h}(\text{pos_array}) = \text{aug}$

(11) 重建的频谱与恢复矩阵相乘;

$$\hat{y} = T * \text{hat_h}$$

(12) 计算误差 $e = \|y - \hat{y}\|_2 / \|y\|_2$ 。若 e 大于给定的误差限制 e_λ , 则说明当前感知时刻与上一感知时刻频谱占用状况发生了变化, 则用 OMP 算法重建信号频谱, 并更新频谱占用信息 α 。若 e 小于给定的误差限制 e_λ , 则输出重建的频谱 hat_h , 算法结束。

2.3 算法复杂度分析

MOMP 算法利用上一感知时刻的频谱占用信息, 恢复信号时, 只在上一感知时刻存在主用户信号的频点上寻找角标 pos , 缩小了频谱位置的搜索范围, 减小了算法第(4)步中求最大值的角标位置的运算量。假设信号奈奎斯特采样点数为 N , 压缩采样点数为 M ($M \ll N$), 信号稀疏度为 K ($K \ll N$), OMP 算法在重建信号时, 每一次迭代都需要在 N 个频点上计算, 以确定算法第(4)步中最大值的角标位置, 而 MOMP 算法利用上一时刻已知的频谱占用信息, 直接在上一感知时刻有主用户存在的 K 个位置上进行计算。为了确定存在信号频谱的 K 个频点 OMP 算法外层循环为 K 次, 而第

(4) 步中计算最大值所对应的角标时, OMP 算法需要把 M 行 N 列的恢复矩阵 T 的每一列都与第 i ($0 \leq i \leq k$) 次残差 r_i 相乘, 由于 T 为复矩阵, 计算量为 $2M * N$ 次乘法运算和 $M * N$ 次加法运算, 再加上相乘之后的取模运算, 为 $M * N$ 次复乘运算, 所以 OMP 算法在第(4)步中总的计算量为 $2M * N * K$ 次乘法, $M * N * K$ 次加法和 $2M * N * K$ 次的复乘。而 MOMP 算法外层循环依然为 K 次, 但第(4)步中只需要把恢复矩阵中在上一感知时刻存在主用户信号的 K 个频点对应的 K 列与第 i ($0 \leq i \leq k$) 次残差 r_i 相乘, 那么 MOMP 算法在第(4)步中总的运算量为 $2M * K^2$ 次乘法, $M * K^2$ 次加法和 $2M * K^2$ 次复乘, 而 OMP 算法增加的步骤(11)和(12)中的运算量由于并不需要多次循环迭代, 所以和步骤(4)中的运算量相比可以忽略不计。所以 MOMP 算法和来的 OMP 算法相比减少了 $2M * K * (N - K)$ 次乘法, 减少了 $M * K * (N - K)$ 次加法, 减少了 $2M * K * (N - K)$ 次复数乘法。所以, MOMP 算法在相邻感知时刻频谱占用不发生变化的情况下, 可以大大减少因确定频谱位置而带来的计算量, 有效减少了重建算法耗时, 提高频谱感知的实时性。

3 仿真与结果分析

假设整个宽带频谱为 100 MHz, 共有 50 个主用户, 每个主用户占用 2 MHz。其中, 信号长度 $N = 1000$, 稀疏度 $K = 80$, 压缩矩阵为 AIC 采样矩阵, 采样点数由公式 $M = 1.7 * K * \log(N/K + 1)$ [12] 确定。文中使用 matlab 工具对不同信噪比条件下的改进算法性能进行了仿真。

图 3 给出了无噪声情况下重建的信号频谱图。如图所示, T 时刻和 $T + 1$ 时刻为两个相邻的感知时刻, 两个感知时刻主用户对信道占用情况未发生变化, 只有主用户发送的信号功率发生变化。

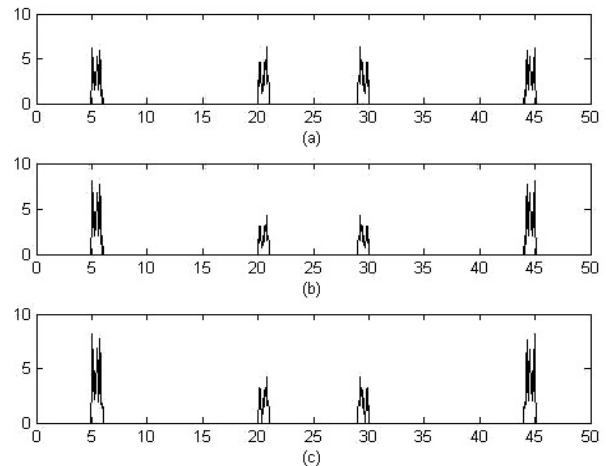


图3 重建的信号频谱(无噪声)

图3(a)是 T 时刻的频谱图, 图3(b)和图3(c)分

别是用 OMP 算法 MOMP 算法重建的 $T+1$ 时刻的信号频谱图,比较两幅图可以看出,用原始的 OMP 算法和改进的 MOMP 算法在信号重建效果上基本一致,这是因为 T 时刻和 $T+1$ 时刻只是主用户发送信号功率有所改变,而信道占用情况并没有改变,改进的 MOMP 算法直接在 T 时刻有主用户信号的频点上恢复信号,省去了在整个宽频带范围内确定信号频谱位置时的大量计算,因此,图 3(b)重建耗时 5.850s,而图 3(c)耗时为 1.888s, MOMP 算法耗时不到原来的 1/3。

图 4 是在加入信噪比为 10db 的高斯白噪声的情况下重建的信号频谱图。图 4(a)是 T 时刻信号的频谱图,图 4(b)和图 4(c)分别是用 OMP 算法 MOMP 算法重建的 $T+1$ 时刻的信号频谱图。 T 时刻和 $T+1$ 时刻频谱占用情况未发生变化,依然只是主用户发送信号功率的变化。从图中可以看出,由于噪声的影响,用 OMP 算法和 MOMP 算法重建出的频谱都会有干扰,但是比较图 4(b)和图 4(c),用 MOMP 算法重建出的频谱仍然与用 OMP 算法重建出的频谱基本一致,OMP 算法耗时为 5.657s, MOMP 算法耗时只有 1.809s,与无噪声的情况下重建耗时变化不大,由此可知噪声的变化并不影响改进算法的实时性。而由于 MOMP 算法是基于 OMP 算法改进而来,所以在重建性能上 MOMP 算法与原有的 OMP 算法基本一致。但是随着信噪比的降低,噪声干扰变大,两种算法重建谱和真实谱之间差距都会变大,所以重建误差也会随之变大,为避免造成步骤(12)中的误判而导致重新用 OMP 算法重建信号,所以在低信噪比下,应该适当地提高步骤(12)中的判决门限,在高信噪比下,则适要当降低重建误差的判决门限,通过合理地调整重建误差的判决门限值,可以在重建性能可接受的范围内尽可能地减少重建算法的计算量,降低算法耗时,提高频谱感知的实时性。

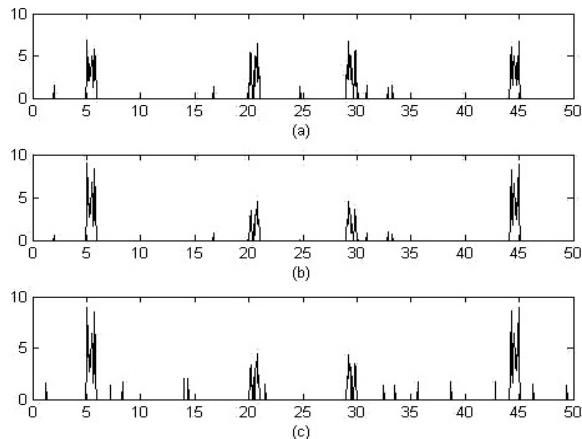


图 4 重建的信号频谱(SNR=10db)

为了更全面地检验 MOMP 算法的实时性,将 MOMP 算法和 OMP 算法在不同稀疏度和不同信号长

度下耗时进行了比较。

图 5 为信号长度 $N=1000$ 时,不同信号稀疏度下,两种算法的耗时比较。从图中可以看出,在信号稀疏度比较低的时候, MOMP 算法耗时要远低于 OMP 算法,随着信号稀疏度的增大,两种算法耗时均增加,并且两者之间的耗时差距变小。这是因为确定重建频频谱位时,随着稀疏度 K 的增加,两种算法在步骤(4)中的计算量越来越接近。因此,信号越稀疏, MOMP 算法收益越大。

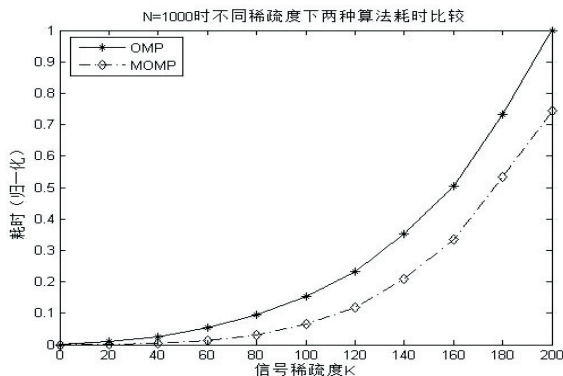


图 55 不同稀疏度下耗时比较

图 6 是信号稀疏度 $K=100$ 时,不同信号长度下两种算法的耗时比较。从图中可以看出,随着信号长度的增加,两种算法的耗时均有所增加,但 MOMP 算法耗时变化远小于 OMP 算法,信号长度 N 越大,两种算法耗时差距越大。这是因为随着 N 的增加,压缩采样点数 M 也会增大,残差 r_{k-1} 和重建矩阵 T 的每一列的长度也会相应的增加,所以步骤(4)中每次 r_{k-1} 和 T_j 相乘的运算量会增加,故而重建算法总的耗时增加。但是由于 MOMP 算法在步骤(4)中 r_{k-1} 和 T_j 相乘的次数要远小于 OMP 算法,所以计算耗时的增加程度也比 OMP 算法要小。因此,在信号稀疏度相同的情况下,信号长度 N 越大, MOMP 算法获得收益越大。

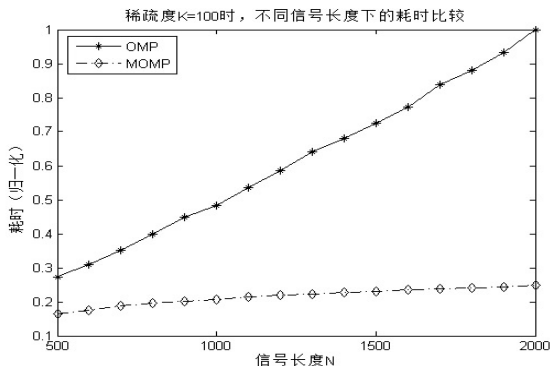


图 6 不同信号长度下耗时比较

4 结束语

对于频谱占用情况变化缓慢的认知无线电系统,

(下转第 106 页)

5 答卷数据的谱聚类算法存在的问题

在答卷数据的谱聚类算法中,由于需要计算答卷数据对象的距离矩阵和相似度矩阵,以及 Laplacian 矩阵的特征值,其空间复杂度为 $O(n^2)$,时间复杂度均为 $O(n^3)$ 。在被试数较大的情况下,会出现内存不足和运行时间过长的问题。

6 结束语

利用答卷数据的谱聚类算法,对所有被试的答题结果进行聚类后,根据距离矩阵,以每一位被试为参照,可以构成一个分类图,从而可以构建一个分类图簇。这为考试数据分析和孤立点检测提供了一种新的分析问题的方法和手段,可以从中挖掘出更多有价值的信息。

答卷数据的谱聚类算法经过修改后,可以应用到其它问题的数据分析和孤立点检测中。

参考文献:

- [1] 孙焕良,鲍玉斌,于 戈,等.一种基于划分的孤立点检测算法[J].软件学报,2006,17(5):1009-1016.
- [2] 陈宝国,郑丽英.基于 Web 日志文件的孤立点检测算法[J].计算机与数字工程,2010,38(5):35-37.
- [3] 梁斌梅.基于层次聚类的孤立点检测方法[J].计算机工程与应用,2009,45(32):117-119.
- [4] 刘 欢,吴介军,苏锦旗.基于分化距离的离群点检测算法

(上接第 102 页)

连续若干感知时刻内信道占用状况不发生变化,为了提高频谱感知的实时性,文中提出了一种基于 OMP 的改进的重建算法 MOMP。MOMP 算法利用前一感知时刻获得信道占用信息,大大降低了 OMP 重建确定频谱位置时的计算量。仿真结果表明,MOMP 算法能有效地降低重建算法的耗时,并且达到和 OMP 方法基本一致的重建效果,提高了频谱感知的实时性。

参考文献:

- [1] Mitola I J. Cognitive radio: An integrated agent architecture for software defined radio [D]. Sweden: KTH Royal Institute of Technology Stockholm, 2000.
- [2] 胡 波,傅丰林,陈 东,等.认知无线电系统中关键技术研究[J].电子元器件应用,2008(6):70-73.
- [3] 高欢芹,宋荣芳.自适应 OFDM 系统中基于压缩感知的反馈压缩新方法[J].南京邮电大学学报(自然科学版),2010,30(3):16-19.
- [4] Donho D L. Compressed sensing[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(4): 1289-1306.
- [5] Tian Z, Giannakis G B. Compressed sensing for wideband cognitive radio [C]//Proceedings of IEEE International Confer-

- [J]. 计算机应用研究, 2010, 27(9): 3316-3318.
- [5] 廖国琼,李 晶.基于距离的分布式 RFID 数据流孤立点检测[J].计算机研究与发展,2010,47(5):930-939.
- [6] 陆声链,林士敏.基于距离的孤立点检测及其应用[J].计算机与数字工程,2004,32(5):94-97.
- [7] 余建桥,葛继科,李 娅.一种基于密度偏差抽样的孤立点检测算法[J].计算机科学,2004,31(10):206-208.
- [8] 卢辉斌,徐 刚,李 段.一种基于孤立点检测的入侵检测方法[J].微机发展(现更名:计算机技术与发展),2005,15(6):93-95.
- [9] Theodoridis S, Koutroumbas K. Pattern Recognition [M]. 4th ed. [s. l.]: Elsevier Publishers, 2009.
- [10] 徐 森,卢志茂,顾国昌.基于矩阵谱分析的文本聚类集成算法[J].模式识别与人工智能,2009,22(5):780-786.
- [11] 孙吉贵,刘 杰,赵连宇.聚类算法研究[J].软件学报,2008,19(1):48-61.
- [12] 蔡晓妍,戴冠中,杨黎斌.谱聚类算法综述[J].计算机科学,2008,35(7):14-18.
- [13] Luxburg U. A tutorial on spectral clustering[J]. Statistics and Computing, 2007, 17(4): 395-416.
- [14] Higham D J, Kibble M. A Unified View of Spectral Clustering [R]. England: University of Strathclyde, 2004.
- [15] Tian Z, Li X, Ju Y. Spectral clustering based on matrix perturbation theory[J]. Science in China Series F Information Science, 2007, 50(1): 63-81.
- [16] Taylor J S, Cristianini N. Kernel Methods for Pattern Analysis [M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2004.
- ence on Acoustics, Speech and Signal Processing. [s. l.]: [s. n.], 2007: 1357-1360.
- [6] 戴琼海,付长军,季向阳.压缩感知研究[J].计算机学报,2011,34(3):425-434.
- [7] Troop J, Gilbert A C. Signal recovery from partial information via orthogonal matching pursuit[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2007, 53(12): 4655-4666.
- [8] 王璐瑜,朱 琦.基于 DSCS 的宽带频谱感知新算法[J].信号处理,2011,27(6):813-819.
- [9] 石 磊,周 正,唐 亮.认知无线网络中的压缩协作频谱感知[J].北京邮电大学学报,2011,34(5):76-79.
- [10] 顾 斌,杨 震,胡海峰.基于压缩感知信道能量观测的协作频谱感知算法[J].电子信息学报,2012,34(1):14-19.
- [11] Kirolos S, Laska J, Wakin M, et al. Analog-to-information conversion via random demodulation [C]//Proceedings of IEEE Dallas/CAS Workshop on Design, Applications, Integration and Software. [s. l.]: [s. n.], 2006: 71-74.
- [12] Wang Yue, Tian Z, Feng Chunyan. A two-step compressed spectrum sensing scheme for wideband cognitive radio [C]//Proceedings of IEEE Global Telecommunications Conference. [s. l.]: [s. n.], 2010: 1-5.