

一种改进的基于 BOMP 的宽带频谱感知算法

刘正其^{1,2}, 季 薇^{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:块稀疏信号是一种典型的稀疏信号,在块稀疏信号的压缩感知问题中,现有的理论研究往往假设信号的非零子块边界已知,然而这一先验信息对次用户往往是受限的。文中基于块稀疏信号压缩感知理论,研究块稀疏信号在非零子块边界信息未知时的压缩感知重建问题,提出一种融合了传统的单点重构算法和块稀疏重构算法的新算法。该算法将能量检测嵌入到重构算法中,用以判断块的完整性,实现了频谱感知与压缩感知的有机结合,不仅利用信号的块稀疏性提高了频谱检测速度,而且利用单点的 OMP 提高了算法的准确度。仿真表明,改进算法在非零子块边界信息未知时,依然能在很短的检测耗时下以较低检测错误概率检测出信道的占用情况。

关键词:认知无线电;压缩感知;宽带;块稀疏

中图分类号:TP301.6

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2014)06-0118-04

doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2014.06.030

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

LIU Zheng-qi^{1,2}, JI Wei^{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: Block-sparse signal is a typical sparse signal. To deal with the compressed sensing problem of block-sparse signal, most of the existing theories assume that the boundary conditions of non-zero signals are known. However, this priori information is often limited to secondary users. In this paper, try to solve the reconstruction problem of imperfect block sparse signals without the boundary conditions of the non-zero signals. A modified spectrum sensing algorithm for wideband cognitive radio based on block-sparse orthogonal matching pursuit is proposed, which combines traditional single-point reconstruction algorithm and block sparse reconstruction algorithm together. To judge the integrity of the block, energy detection is used in reconstructing, not only improving the spectrum detection speed by the block sparse of signal, but also enhancing the accuracy of the algorithm by OMP. Simulation results show that, the modified algorithm still can detect the occupancy of the channel in a very short time under a low detection error probability without the boundary of the non-zero sub-block.

Key words: cognitive radio; compressed sensing; wideband; block-sparse

0 引 言

压缩感知(Compressed Sensing, CS)是2006年由Candes等人提出的一种新的信号采样理论。CS理论指出:当信号具有稀疏特性时,可以通过远小于信号长度的少量观测值来精确重构源信号。CS理论将信号

的采样和压缩结合成一步对信号进行编码,在一定程度上打破了传统奈奎斯特采样定理的极限,减轻了硬件处理的负担^[1]。

早期CS的框架是在未知向量满足稀疏性的条件下,从欠定方程组中得到未知向量的恢复^[2]。自CS

收稿日期:2013-07-13

修回日期:2013-10-26

网络出版时间:2014-02-24

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”;南京邮电大学免评审类项目(NY212040)

作者简介:刘正其(1989-),男,江苏盐城人,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。

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20140224.0857.004.html>

理论建立后,已经提出了很多有效而精确的重构算法,比较有代表性的包括贪婪算法和针对线性规划的基追踪(Basic Pursuit, BP)算法,但是标准的 CS 框架并没有利用信号的结构特点,对于一些特殊的信号,标准 CS 理论下的重构算法的效率很低。而在实际场景下,非零系数在信号的任何位置均有可能出现,一种常见的稀疏模型为块稀疏,即非零系数成簇出现。已有研究表明^[3],通过充分利用这种块稀疏结构,可在保证信号可靠重建的前提下,进一步降低压缩感知的采样率^[4]。宽带无线频谱的块稀疏结构是普遍存在的,例如,若在合适的频率分辨率下将宽带频谱按照子信道划分,主用户(Primary User, PU)占用的每个子信道均会包含多个非零频点^[5]。由此可见,基于块稀疏结构的压缩频谱感知具有进一步降低次用户(Secondary User, SU)采样负荷,并提高感知性能的潜力,因此,将块稀疏信号压缩感知理论与宽带频谱压缩感知相结合的研究,也成为目前关注的热点^[6-7]。然而,现有的理论研究均假设信号非零子块的边界已知,在宽带频谱感知场景下,这一先验信息对 SU 往往是受限的,致使传统的块稀疏信号压缩感知重建算法失效。特别是针对非理想的块稀疏结构(非零子块的长度不一致),目前尚缺乏统一的、具有普适性的块稀疏信号重建与分析方法。如何在未知宽带频谱非零子块边界的条件下,实现对于一般块稀疏信号的压缩频谱感知,成为亟待解决的问题^[8]。

针对上述问题,文中基于块稀疏信号压缩感知理论,研究块稀疏信号在非零子块边界信息未知时的压缩感知重建问题,提出一种融合了传统的单点重构算法和块稀疏重构算法的新算法。该算法将能量检测嵌入到重构算法中,用以判断块的完整性,实现了频谱感知与压缩感知的有机结合,不仅利用信号的块稀疏性提高了频谱检测速度,又利用单点的 OMP 提高了算法的准确度。

1 块稀疏信号压缩感知

1.1 块稀疏信号理论

考虑有以下压缩感知测量过程:

$$\mathbf{y} = \Phi \mathbf{x} \quad (1)$$

其中, $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_N]^T \in \mathbb{R}^N$ 为稀疏信号; $\Phi \in \mathbb{R}^{M \times N}$, ($K < M \ll N$) 为压缩感知测量矩阵; $\mathbf{y} = [y_1, y_2, \dots, y_M]^T \in \mathbb{R}^M$ 代表相应的测量向量。

目的是从低维的测量向量 \mathbf{y} 中准确重建高维信号 \mathbf{x} 。假设信号 \mathbf{x} 包含 P 个子块, 每一个子块的长度为 l_p ($p = 1, 2, \dots, P$), 并记第 p ($p = 1, 2, \dots, P$) 个子块为 $\mathbf{x}[p]$ ($p = 1, 2, \dots, P$), 则可以将信号 \mathbf{x} 表示为^[9]:

$$\mathbf{x} = [\underbrace{x_1, \dots, x_p}_{\mathbf{x}[1]}, \dots, \underbrace{x_{N-l_p+1}, \dots, x_N}_{\mathbf{x}[P]}]^T \quad (2)$$

不难看出,所有的子块的长度之和等于 N 。对于信号 \mathbf{x} 来说,若其至多有 K ($K < P$) 个子块的范数是非零的,就称 \mathbf{x} 在集合 $\Xi = \{l_1, l_2, \dots, l_p\}$ 上是块 K 稀疏的。上述定义具有一般性,当子块长度 $l_p = 1$ ($p = 1, 2, \dots, P$) 时,块稀疏结构即退化成标准的稀疏信号模型。令:

$$\|\mathbf{x}\|_{2,0} = \sum_{p=1}^P \xi(\|\mathbf{x}[p]\|_2 > 0) \quad (3)$$

式中,若 $\|\mathbf{x}[p]\|_2 > 0$ ($p = 1, 2, \dots, P$), 则函数 $\xi(\|\mathbf{x}[p]\|_2 > 0)$ ($p = 1, 2, \dots, P$) 返回 1, 反之,则为 0, 其中 $\|\mathbf{x}[p]\|_2 = \sqrt{\mathbf{x}[p]^T \mathbf{x}[p]}$ 。

传统的块稀疏信号重构算法有混合 l_2/l_1 范数优化算法^[10-11] (Mixed l_2/l_1 - Optimization Program, L-OPT), 通过最小化每一子块 $\mathbf{x}[p]$ ($p = 1, 2, \dots, P$) 上的能量,实现了块稀疏信号的重构,以及块稀疏正交匹配追踪^[9] (Block-sparse Orthogonal Matching Pursuit, BOMP) 算法。

1.2 传统的块稀疏重构改进算法

在非零子块边界信息已知时,一种典型的块稀疏重构算法的改进算法^[12-14]的算法框图如图 1 所示。主要思想是通过初始化块稀疏度,并随步长进行增加,对每一个块稀疏度的迭代,算法都会找到信号支撑块的一个子集,并利用回溯思想修正更新上一次找到的支撑块,最后找到信号的整个支撑块,从而达到重构源信号的目的。该算法的最大问题是需要知道非零子块的边界信息,而这一先验信息往往是受限的。

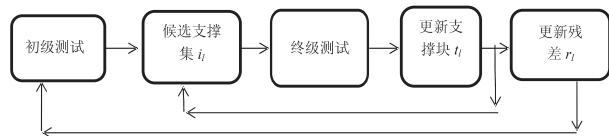


图 1 回溯自适应算法框图

现有的块稀疏信号重构算法均依赖于信号中非零子块的边界这一先验信息,无论是基于优化的 L-OPT 算法,还是采用贪婪迭代方式的 BOMP 算法,在未知非零子块边界信息时,均无法准确重建块稀疏信号。图 2 是对于非理想的块稀疏结构(非零子块的长度不一致),传统块稀疏信号重建算法在未知非零子块边界

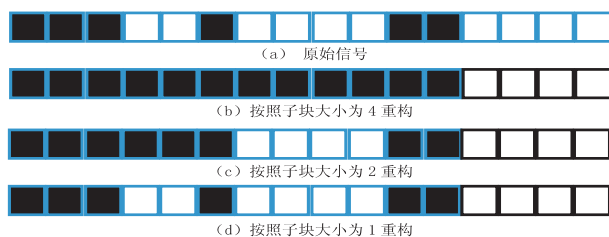


图 2 传统块稀疏信号重建算法在未知非零子块边界时重建失败示意图

时重建失败的示意图。

可以看出,在按照不恰当的非零子块长度进行重建时(如 $l=4$ 和 $l=2$),块稀疏信号的恢复结果是不准确的,当 $l=1$ 时,虽然能够成功重建,却已经退化为传统的稀疏信号模型,而没有利用块稀疏结构给压缩感知信号重建所带来的潜在优势。在宽带频谱感知场景下,PU 占用的子频带边界信息对 SU 往往是受限的, SU 通常只会知道 PU 的一个大概占用范围,而对具体的边界信息是未知的。

如何在不具备上述先验信息的条件下,建立具有块稀疏结构普适性的压缩频谱感知信号重建与分析方法,成为亟待解决的问题。

而当非零子块边界信息未知时,有人提出了一种基于二元树的原子迭代搜索的算法^[11],该算法的关键是引入多级块分解的思路。基于二元树的原子迭代搜索算法思路如下:

(1)首先按照子块长度 $l=2^s$, ($s>0$) 选择候选子集。

(2)在获得的候选子块范围内,将子块等分,即按照子块长度 $l=2^{s-1}$ 继续搜索被占用的信号子块。

(3)上述过程迭代进行,直至子块长度 $l=2^0=1$ 时,块稀疏信号得以可靠重建。

基于二元树的原子迭代搜索算法虽然可以可靠重建原始信号,但它的每次迭代的块的长度必须符合严格的 2^s ,且其算法复杂度偏高,其计算量介于传统优化算法 $O(N^3)$ 与贪婪算法 $O(KMN)$ 之间。最后的频谱重构依然是普通的 OMP 算法,中间的块分解是利用信号的块稀疏性来去掉一些未被主用户占用的频段,缩小最后的 OMP 算法的检测范围,该算法中的频谱感知和压缩感知是两个独立的部分,没有考虑到能量检测在压缩感知中的作用。

2 文中的块稀疏重构改进算法

针对实际中信号块稀疏的边界信息是受限的,往往只知道一个模糊的范围,以及很多算法只是生硬地把压缩感知用到频谱感知中,文中提出了一种融合了传统的单点重构算法和块稀疏重构算法的新算法,将能量检测嵌入到重构算法中,用以判断块的完整性,实现了频谱感知与压缩感知的有机结合,从而达到既利用了信号的块稀疏性提高频谱检测速度,又利用单点的 OMP 提高算法的准确度的目的。在块的长度设置的过大时能找出一个块中未被占用的部分频谱。算法中特别使用加最大视角标法和减最小视角标法,进一步减小因单点 OMP 算法带来的检测耗时问题。MBOMP(Modified Block Orthogonal Matching Pursuit)的算法框图如图 3 所示。

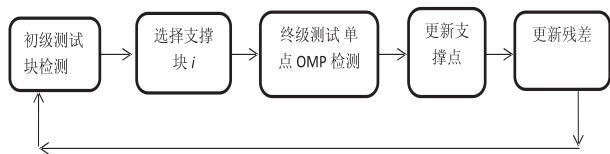


图 3 文中的块稀疏重构改进算法框图

2.1 算法步骤

输入:测量向量 \mathbf{y} , 压缩感知矩阵 $\boldsymbol{\Theta}$, 每一块的长度 L , 能量检测的判决门限 thread ;

输出: \mathbf{x} 的稀疏逼近值 $\hat{\mathbf{x}}$ 。

(1)算法初始化:残差 $\mathbf{r}_0 = \mathbf{y}$, 恢复矩阵 $\mathbf{T} = \mathbf{A}$, 索引集合 $\mathbf{A}_0 = \emptyset$, 重构信号的支撑集 $\boldsymbol{\Omega}_0 = \emptyset$, 迭代次数 $n = 1$;

(2)初级测试: $i_n = \arg\max(\text{mean}(|\boldsymbol{\Theta}^T[i] \mathbf{r}_{n-1}|))$ 找到能量值最大的块的角标 i_n , 即测量矩阵的每一块与残差进行内积操作后,取绝对值再平均,最后选择最大的一个值的角标给 i_n ;

(3)终级测试:最大的块的能量均值与预先设定的判决门限比较 ($k * \text{thread}$), 大于门限的就用减最小视角标法, 小于则用加最大视角标法;

(4)减最小视角标法:对于 i_n 块内的 L 个点值求 \min , 最小值如果满足大于 thread 则表示块完全占用, L 个点全部加入索引集合 \mathbf{A}_n , 否则, 每次迭代更新最小值, L 个点中剔除 pos_n , 再加入索引集合 \mathbf{A}_n ;

(5)加最大视角标法:对于 i_n 块内的 L 个点的值求 \max , 最大值如果满足小于 thread 则表示块完全空闲, 否则每次迭代更新最大值, 大于 thread , 则更新索引集合 $\mathbf{A}_n = \mathbf{A}_{n-1} \cup \text{pos}_n$;

(6)更新重构信号的支撑集 $\boldsymbol{\Omega}_n = \boldsymbol{\Omega}_{n-1} \cup \mathbf{U}(\boldsymbol{\Theta}_{i_n})$, 更新残差 $\mathbf{r}_n = \mathbf{y} - \boldsymbol{\Omega}_n(\boldsymbol{\Omega}_n^+ \mathbf{y})$, 其中 $\boldsymbol{\Omega}_n^+ = (\boldsymbol{\Omega}_n^T \boldsymbol{\Omega}_n)^{-1}$;

(7)满足迭代停止条件(当两次迭代之间的残差的增值小于某个门限时即认定满足停止条件, 或者迭代次数大于分组数)则更新最终的支撑集 $\boldsymbol{\Omega} = \boldsymbol{\Theta}_{\mathbf{A}}$, 重构出原始信号 $\hat{\mathbf{x}} = \boldsymbol{\Omega}((\boldsymbol{\Omega}^T \boldsymbol{\Omega})^{-1} \mathbf{y})$ 。

2.2 算法仿真与分析

假设频谱总带宽为 200 MHz, 且其不同带宽的子频带被 PU 随机占用, 呈现出块稀疏的特征, 最大频谱占用率为 16%。信道中每块的长度为 8。定义检测错误概率为 $P_e = N_e/N$, 其中, N_e 为将空闲误判成占用的子信道数, N 为总的信道数。

文中对提出的 MBOMP 算法进行了仿真, 图 4 是在不精确知道非零子块的边界信息下的重构效果图。

图中, (a) 是加入噪声的原始信号的频谱图, (b) 是采用文中提出的 BOMP 算法的重构频谱图, (c) 是采用传统 BOMP 算法的块稀疏重构算法。从图中可以看出, 由于不精确知道非零子块的边界, 所选择的 L 不

是精确值 8,传统的块稀疏重构算法不能完全重构出原始信号,重构出的频谱图中依然有噪声信号的存在,这会造成最终的误判,从而导致块稀疏重构算法的检测错误概率很高。

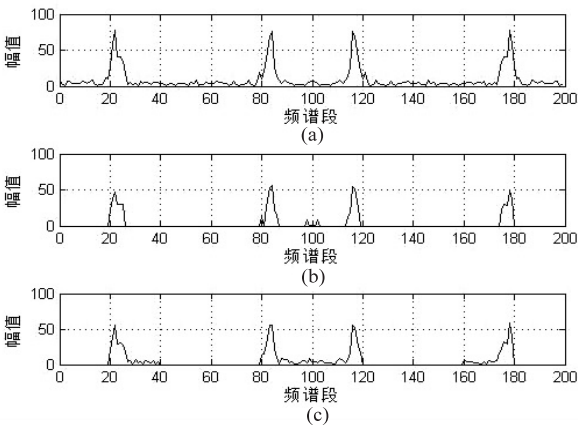


图4 非零子块的边界信息未知下的重建效果图

图5 是非零子块的边界信息未知下检测错误概率的曲线图。从图中可以看出,传统的块稀疏重构算法在不精确知道边界信息的情况下,如果算法所选择的 $L < 8$,则其检测错误概率与文中所提出的算法略高一些,在 $L = 8$ 时与所提算法的检测错误概率相当,但当 L 继续增大时,传统块稀疏重构算法的检测错误概率已经很大,这就是 BOMP 算法难以在实际中运用的原因。而文中提出的算法,在不精确知道非零信号边界信息的情况下检测错误概率依然很小,且基本不随着 L 的变化而变化。

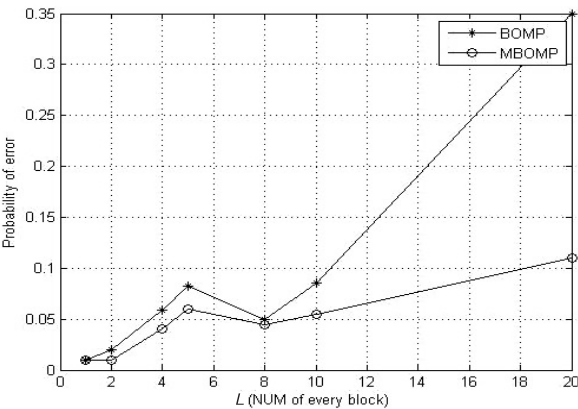


图5 不同块长度下的检测错误概率

图6 是在未知非零子块边界信息的情况下,文中提出的算法的检测耗时比的曲线图。从图中可以看出 $L = 8$ 时检测耗时为最短。但在实际中很难精确知道 L 的值。OMP 算法为块长度 $L = 1$ 的情况,从图中可以看出它的检测耗时是最长的,这也就是舍弃 OMP 算法的原因。而随着 L 的增大,检测耗时呈现出递减的趋势,排除单点的和两点的 OMP 重构外,文中的 MBOMP 算法的检测耗时非常接近最优的检测耗时(即精确知道

$L = 8$ 的检测耗时),这与算法中采用加最大值角标法和减最小值角标法密不可分,这两种方法进一步缩短了检测耗时,文中提出的算法的总的检测时间在单点 OMP 算法和传统块稀疏重构算法之间。

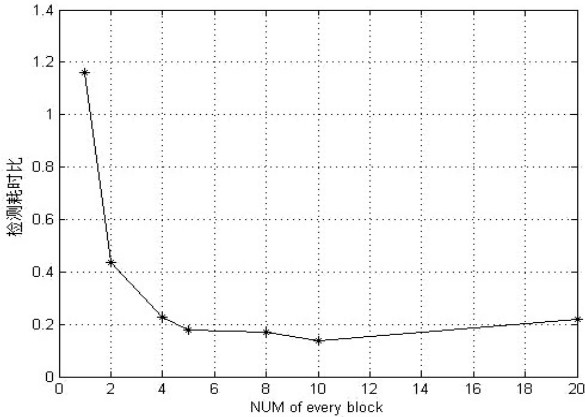


图6 不同的块长度下检测耗时比曲线图

从算法复杂度的角度考虑,假设压缩采样点数为 M ,奈奎斯特采样点数为 N ,单点 OMP 算法的稀疏度为 K ,传统块稀疏重构算法的块稀疏度为 B 。单点 OMP 算法的复杂度为 $O(M * N * K)$,而传统块稀疏重构算法的复杂度为 $O(M * N * B)$,因此文中提出的算法的总的复杂度可以控制在 $O(M * N * B)$ 和 $O(M * N * K)$ 之间。这也印证了图6的检测耗时比的曲线图。

综上所述,可得:同传统 BOMP 算法和基于二元树原子迭代搜索算法相比,MBOMP 算法在增加了很小的算法复杂度的基础上,具有更好的性能。在不能精确知道非零子块边界的情况下,如果能知道非零子块的大概范围,文中所提的 MBOMP 算法能以接近最优传统块稀疏重构算法的检测耗时来检测出信道的占用情况,若完全不知道非零子块信息,可以根据信道环境设计块的大小。在信道环境好的情况下可以将块设计的大一些,以减小检测耗时,在信道环境差的情况下,就要把块设计的小一些,提高检测的精度。

3 结束语

文中提出了一种新的面向压缩感知的重构算法-MBOMP 算法,此方法综合了单点 OMP 算法和 BOMP 算法各自的优点,单点 OMP 算法的精确重构,以及块稀疏重构算法的短检测耗时性。该算法不需要精确知道非零子块的边界,只需要有块稀疏信号的存在,就能快速精确地重构出原始信号,检测出信道的占用情况。仿真表明,MBOMP 算法在不知道非零子块的边界时依然能在很短的检测耗时下,以低检测错误概率检测出信道的占用情况。

4 结束语

在 WebFrameWork 复用框架的基础上,笔者开发了多个应用系统。经过验证,采用该复用框架,可以快速开发出原型系统,减少应用系统的开发成本,加快应用系统的开发速度,并且开发出的系统运行稳定,在并发性与时间效率上均能够满足实际的应用需求。此外,该框架还有良好的扩充性,在文中提出的功能之外,还可以增加其他常用的功能,例如收发短信、文件上传等,方便开发目标应用系统时根据需要进行选择。

参考文献:

[1] Liu Hongtao,Cheng Lianglun. Priority-based service differentiation scheme for medium and high rate sensor networks [C]//Proc of second international conference on communication software and networks. Singapore: [s. n.], 2010:392-395.

[2] Schmid K,de Almeida E S,Kishi T. Guest editors' introduction:special issue on software reuse and product lines[J]. Information and Software Technology,2013,55(3):489-490.

[3] 董跃华,马亚飞. 软件复用在综合教务信息管理系统中的探索[J]. 江西理工大学学报,2011,32(3):26-29.

[4] 赵二开. 基于构件的软件复用技术的应用研究[D]. 太原:

(上接第 121 页)

参考文献:

[1] Donoho D L. Compressed sensing[J]. IEEE Transactions on Information Theory,2006,52(4):1289-1306.

[2] Candes E,Romberg J,Tao T. Robust uncertainty principles: exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006,52(2):489-509.

[3] Candes E J,Wakin M B. An introduction to compressive sampling[J]. IEEE Signal Processing Magazine,2008,25(2):21-30.

[4] Baraniuk R G, Cevher V, Duarte M F, et al. Model-based compressive sensing [J]. IEEE Transactions on Information Theory,2010,56(4):1982-2001.

[5] 顾彬,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]. 电子与信息学报,2012,34(1):14-19.

[6] 石磊,周正,唐亮,等. 认知无线网络中压缩协作频谱感知[J]. 北京邮电大学学报,2011,34(5):76-79.

[7] 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.

[8] Mishaii M,Eldar Y C. Blind multiband signal reconstruction;

中北大学,2010.

[5] Vukadinovic V,Karlsson G. Video streaming performance under proportional fair scheduling[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications,2010,28(3):399-408.

[6] 史浩辉,何炜. 基于构件的指控软件复用[J]. 计算机技术与发展,2011,21(2):159-161.

[7] 王载华. 面向对象方法中的软件复用技术探讨[J]. 信息与电脑(理论版),2011(12):114-115.

[8] Ajay Prakasha B V,Ashokaa D V,Manjunath Aradhya V N. Application of data mining techniques for software reuse process[J]. Procedia Technology,2012,4:384-389.

[9] 江龙强,汪海涛. 基于构件的软件复用技术研究及在 MIS 中的应用[J]. 微型机与应用,2011,30(17):16-18.

[10] 马铭,刘玲,田龙. B/S 模式下基于角色的用户权限设计[J]. 安阳工学院学报,2012,11(2):48-52.

[11] 李容. 基于 MVC 模式的 Web 应用研究[J]. 软件导刊, 2010,9(1):19-21.

[12] 刘亮,霍剑青,郭玉刚,等. 基于 MVC 的通用型模式的设计与实现[J]. 中国科学技术大学学报,2010,40(6):635-639.

[13] 吴建. 开源 MVC 框架的优势与应用[J]. 湖南工程学院学报,2012,22(3):49-53.

[14] 赵伟,王志华,周兵. 基于 .NET 技术和 MVC 的新架构模式[J]. 计算机工程与设计,2012,33(7):2646-2651.

compressed sensing for analog signals[J]. IEEE Transactions on Signal Processing,2009,57(3):993-1009.

[9] Tian Zhi, Giannakis G B. Compressed sensing for wideband cognitive radio[C]//Proceedings of IEEE international conference on acoustics,speech and signal processing. Honolulu, HI:[s. n.],2007:1357-1360.

[10] 马坚伟,徐杰,鲍跃全,等. 压缩感知及其应用:从稀疏约束到低秩约束优化[J]. 信号处理,2012,28(5):609-623.


[11] 赵知劲,张鹏,王海泉,等. 基于 OMP 算法的宽带频谱感知[J]. 信号处理,2012,28(5):723-728.

[12] 付宁,乔立岩,曹离然. 面向压缩感知的块稀疏度自适应迭代算法[J]. 电子学报,2011,39(3A):75-79.

[13] Guo Wenbin,Wang Xing,Lu Yang,et al. A tree based recovery algorithm for block sparse signals[C]//Proceedings of 6th international ICST conference on cognitive radio oriented wireless networks and communications. Osaka:[s. n.],2011:91-95.

[14] Do T T,Gan L,Nguyen N,et al. Sparsity adaptive matching pursuit algorithm for practical compressed sensing[C]//Proceedings of 42 Asilomar conference on signals, systems and computers. Pacific Grove,CA:[s. n.],2008:581-587.

一种改进的基于BOMP的宽带频谱感知算法

作者: [刘正其](#), [季薇](#), [LIU Zheng-qi](#), [JI Wei](#)
作者单位: [南京邮电大学 通信与信息工程学院, 江苏 南京 210003; 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](#)
刊名: [计算机技术与发展](#) 
英文刊名: [Computer Technology and Development](#)
年, 卷(期): 2014(6)

本文链接: http://d.wanfangdata.com.cn/Periodical_wjz201406030.aspx