

基于正则化弱相关的分布式MWC重构算法

薛欢, 李健, 李智

(四川大学电子信息学院, 成都, 610065)

摘要: 针对实际电磁环境中, 信号稀疏度不易准确预知的难题, 提出了基于正则化弱相关的分布式调制宽带转换器(Distributed modulated wideband converter, DMWC)重构算法, 该算法不依赖稀疏度作为收敛条件。首先将满足弱相关性的原子加入索引集, 然后正则化索引集, 将新选出的原子加入支撑集。当残差能量达到阈值条件时, 停止迭代。最后设置支撑集越界条件, 删除支撑集中相关性较小的无效原子, 得到最终的支撑集。仿真结果表明, 本文算法能大大提高DMWC对信号传输衰减的容忍度。此外, 在同等条件下, 本文算法的恢复性能优于正交匹配追踪(Orthogonal matching pursuit, OMP)算法。

关键词: 压缩感知; 分布式调制宽带转换器; 频谱感知; 支撑集

中图分类号: TN911.7 **文献标志码:** A

Distributed MWC Reconstruction Algorithm Based on Regularized Weak Correlation

XUE Huan, LI Jian, LI Zhi

(College of Electronics and Information Engineering, Sichuan University, Chengdu, 610065, China)

Abstract: Focused on the problem that the signal sparsity is difficult to be predicted accurately in actual electromagnetic environment, we propose a distributed modulated wideband converter (DMWC) reconstruction algorithm based on regularized weak correlation, which does not rely on the sparsity as convergence condition. First, the atoms that satisfy the weak correlation are added to the index set. Then, the index set is regularized and the newly selected atoms are added to the support set. When the residual energy reaches the threshold condition, the iteration is stopped. Finally, the support set out-of-bounds condition is set, and the invalid atoms with less correlation are deleted to obtain the final support set. Simulation results show that the proposed algorithm can greatly improve the tolerance of DMWC to signal transmission attenuation. In addition, under the same conditions, the recovery performance of this algorithm is better than orthogonal matching pursuit (OMP) algorithm.

Key words: compressed sensing; distributed modulation wideband converter (DMWC); spectrum sensing; support set

引言

随着通信技术的飞速发展, 在诸多重要领域, 宽带或者超宽带信号已成为主流, 传统Nyquist采样方法所面临的高采样率是目前许多硬件设备无法完成的, 而且采样后巨大的数据量给传输、存储和处

理都造成极大的压力。压缩感知(Compressed sensing, CS)^[1-2]的出现为信号的欠采样技术带来了契机,其中,调制宽带转换器(Modulated wideband converter, MWC)^[3-5]从理论到实际硬件电路,实现了宽带稀疏信号的欠采样和盲重构。目前,MWC因其独特的优势被广泛应用于雷达^[6],信号参数估计^[7]等领域。然而,当信号稀疏度变大时,MWC为保证重构性能需要成倍增加通道数为代价,过大的硬件开销显得不切实际。此外,在一些实际的分布式应用下,如认知无线电频谱感知^[8-10],单个MWC无法解决多径衰落、阴影等问题。

为了解决MWC面临的问题,分布式调制宽带转换器(Distributed modulated wideband converter, DMWC)^[11]在MWC的基础上融入无线传感网络技术,该系统将每一个分布式感知节点看做MWC的一个通道,完成信号的采样,然后各节点将采样数据独立发送至融合中心,由融合中心作出统一判决。文献[12]引入马尔可夫随机场作为添加传感节点的选择方法,该方法提高了所选传感节点的质量,使DMWC即使在时变支撑集环境下,仍能完美重构信号支撑集。相继地,Eldar等提出了基于均匀线性阵列(Uniform linear array, ULA)的MWC系统^[13],在完成信号欠采样的同时,通过阵列中各节点接收到的信号差异,得到信号的来波方向。同年,Wang等提出了基于互质阵列(Coprime array, CA)的MWC系统^[14],可进一步降低ULA-MWC系统的采样率。由此可见,基于多节点、分布式的频谱感知已经成为发展趋势,DMWC感知网络在实现分布式频谱感知领域中具有一定的研究价值。

在DMWC系统中,由于感知节点分布的位置不同,信号到达节点时存在一定的路径传输衰减。在信号传输衰减较小时,采用正交匹配追踪(Orthogonal matching pursuit, OMP)算法^[15]即可实现信号的理想恢复,然而OMP算法迭代过程需要依赖信号稀疏度作为收敛条件。为了使DMWC更贴合实际的应用,本文提出基于正则化弱相关的DMWC重构算法(RwcOMP),与OMP不同的是,RwcOMP结合了“弱相关性”原则和正则化标准来筛选索引集,可提高原子的准确性和效率,最后再由支撑集越界条件,删除索引集中无效的原子,得到最终的支撑集。仿真结果表明,在信号稀疏度未知时,DMWC采用RwcOMP算法,能大大提高自身对信号传输衰减的容忍度;此外,与原来的OMP算法相比,RwcOMP算法重构效果更佳。

1 DMWC系统模型

DMWC是压缩感知和多节点协作频谱感知的相互结合。如图1所示,整个系统模型包括一个信号源、 m 个分布式感知节点以及一个融合中心。每一个分布式节点可看作MWC的一个通道,节点中包含随机混频、低通滤波、低速采样模块,各节点独立地执行信号的欠采样任务,然后再将压缩采样数据发

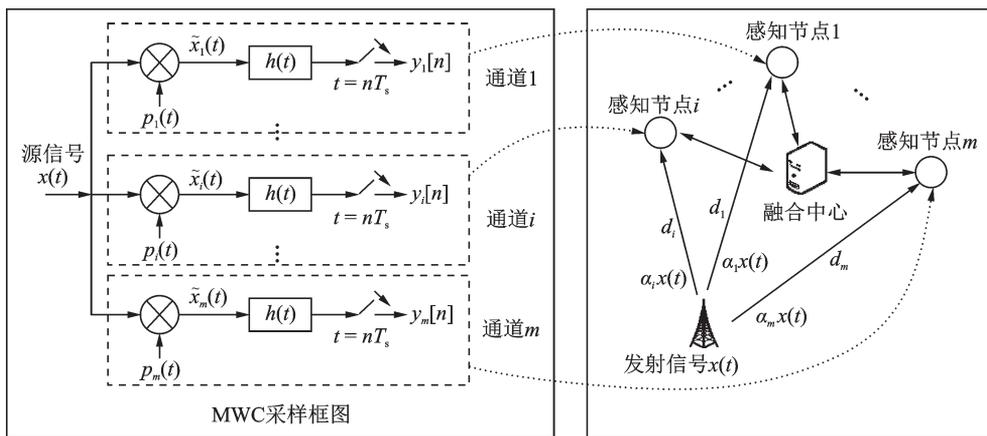


图1 DMWC协作频谱感知网络

Fig.1 DMWC collaborative spectrum sensing network

送到数据处理中心,由融合中心对欠采样数据做出统一的判决。

由于源信号在实际传输过程中存在一定的路径损耗,各分布式感知节点的接收信号必然存在差异。如图1所示,设基站发射的源信号为 $x(t)$,每一个感知节点与源信号的距离为 $d_i (i=1,2,3,\dots,m)$ 。对于融合中心而言,节点与基站的距离是已知的,即 d_i 是先验知识。设 α_i 是第 i 个节点接收信号 $x_i(t)$ 相对于 $x(t)$ 的路径传输衰减系数,可定义为节点接收信号功率与源信号功率的比值,根据电磁波在室外的传输模型, α_i 可表示为

$$\alpha_i = \frac{P_n}{P_t} = \frac{G\lambda^2}{(4\pi)^2 d_i F} \tag{1}$$

式中: P_n 表示接收功率, P_t 表示发射功率, G 表示系统增益, λ 表示信号波长, F 表示表示系统损耗因子。如图1所示,第 i 个感知节点的接收信号 $x_i(t)$ 可表示为

$$x_i(t) = \alpha_i x(t) \quad i=1,2,3,\dots,m \tag{2}$$

式中 $\alpha_i \in (0,1]$ 。DMWC感知节点分布的位置不同,信号到达节点时存在不同的路径传输损耗,因此,可结合先验知识,根据式(1)估计 α_i 的值。此外,文献[11]指出,当 $\alpha_i \geq 0.8$,DMWC频谱重构性能不受传输衰减的影响。

如图2(a)所示,在第 i 个通道中,节点接收信号 $\alpha_i x(t)$ 与混频序列 $p_i(t)$ 相乘后,输出信号 $\tilde{x}_i(t)$ 的傅里叶变换如下

$$\begin{aligned} \tilde{X}_i(f) &= \int_{-\infty}^{+\infty} [x_i(t)p_i(t)]e^{-j2\pi ft} dt = \int_{-\infty}^{+\infty} \alpha_i x(t) \left(\sum_{l=-\infty}^{\infty} c_{il} e^{j\frac{2\pi}{T_p} lt} \right) e^{-j2\pi ft} dt = \\ & \sum_{l=-\infty}^{+\infty} \alpha_i c_{il} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) e^{-j2\pi \left(f - \frac{l}{T_p}\right) t} dt = \sum_{l=-\infty}^{\infty} \alpha_i c_{il} X(f - lf_p) \end{aligned} \tag{3}$$

混频函数的参数如图2(b)所示,从式(3)可以看出,混频的过程实质是将信号频谱以 f_p 为步长搬到基带。再经低通滤波后,以 $1/T_s$ 的速率采样,第 i 个通道的输出采样序列 $y_i(n)$ 的离散时间傅里叶变

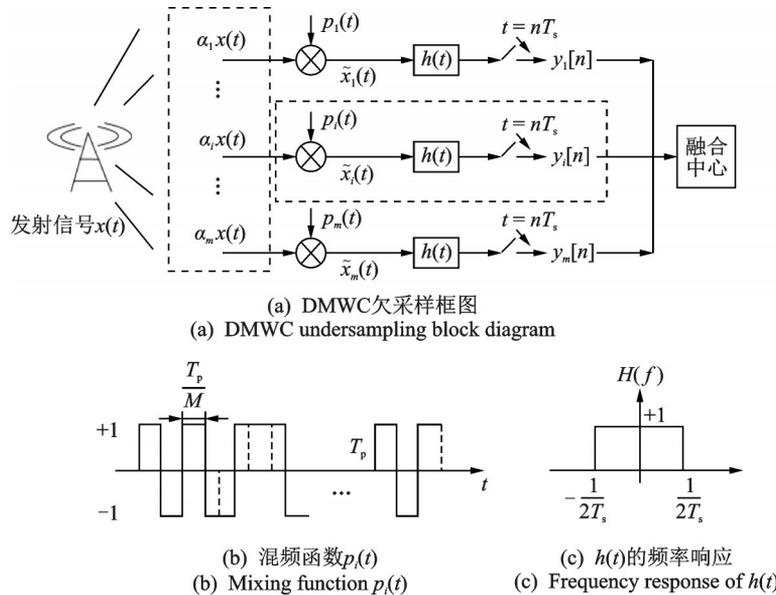


图2 DMWC系统及其参数示意图

Fig.2 Schematic diagram of DMWC system and its parameters

换表示为

$$Y_i(e^{j2\pi f T_s}) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} y_i[n] e^{-j2\pi f n T_s} = \alpha_i c_{il} X(f - l f_p) \quad f \in \left[\frac{-f_s}{2}, \frac{f_s}{2} \right] \quad (4)$$

式中 $L_0 = \left\lfloor \frac{f_{\text{nyquist}} + f_s}{2f_p} \right\rfloor - 1$, 滤波器 $H(f)$ 的参数如图 2(c) 所示。将式(4)转换为 CS 框架下的矩阵形式, 即

$$\mathbf{y}(f) = \mathbf{A} \mathbf{z}(f) \quad f \in \left[\frac{-f_s}{2}, \frac{f_s}{2} \right] \quad (5)$$

式中 $\mathbf{y}(f)$ 为长度为 m 的向量。未知向量 $\mathbf{z}(f) = [z_1(f), \dots, z_L(f)]^T$ 的长度为 $z_i(f) = X(f + (i - L_0 - 1)f_p)$, $1 \leq i \leq L$, $f \in F_s$, 测量矩阵 \mathbf{A} 的元素取值为 $\alpha_{il} = \alpha_i c_{il}^*$, 由于 c_{il} 的伪随机特性, \mathbf{A} 依然是一个随机测量矩阵, 满足 RIP 性^[16]。

在融合中心从样本序列 $y_i[n]$ 恢复原信号 $x(t)$ 可归结为求式(5)的最稀疏解 $\mathbf{z}(f)$, 其融合规则主要是通过图 3 所示的从连续到有限(Continuous to finite, CTF)模块重构信号支撑集 S 。

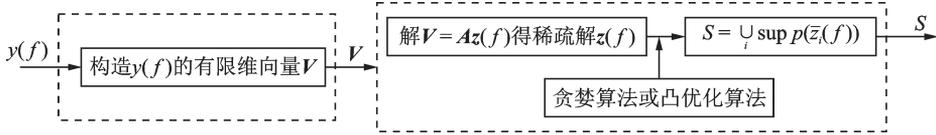


图3 CTF模块

Fig.3 CTF module

图中, 构造低维矩阵 \mathbf{V} 的方式为

$$\mathbf{Q} = \int_{f \in F_s} \mathbf{y}(f) \mathbf{y}(f)^H df = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} \mathbf{y}[n] \mathbf{y}[n]^T = \mathbf{V} \mathbf{V}^H \quad (6)$$

式中 $\mathbf{y}[n] = [y_1[n], \dots, y_m[n]]^T$ 是在 nT_s 时刻的采样矢量, 对 \mathbf{Q} 特征值分解后即可得到降维后的矩阵 \mathbf{V} , 进而构造出图 3 所示的新多测量向量模型 $\mathbf{V} = \mathbf{A} \mathbf{z}(f)$, 采用 OMP 算法求出最稀疏解 $\mathbf{z}(f)$, 即可得到原信号的支撑集 S , 一旦求得信号的支撑集, 则可根据式(7)求得原信号。

$$\begin{aligned} z_s[n] &= \mathbf{A}_s^\dagger \mathbf{y}[n] & i \in S \\ z_i[n] &= 0 & i \notin S \end{aligned} \quad (7)$$

式中 $\mathbf{z}[n] = [z_1[n], \dots, z_L[n]]^T$, $z_i[n]$ 是 $z_i(f)$ 的反离散时间傅里叶变换, 支撑集是频谱切片 $Z_i(f)$ 非零子带的所在位置。

2 基于正则化弱相关的 DMWC 重构算法

由于 OMP 算法需要已知稀疏信号的频带数作为停止迭代的条件之一, 而实际的电磁频谱环境下, 信号的稀疏度是难以获得的。为了使 DMWC 更加贴合实际应用, 本文提出了一种基于正则化弱相关的 DMWC 重构算法, 该算法不依赖信号稀疏度作为收敛条件, 通过给定一个固定的迭代次数 Iter , 即可高概率重构信号支撑集。在具体介绍 RwcOMP 算法流程时, 首先引入原子“弱相关性”的概念, 它表示每次迭代是按门限值 th 来选取一定数量的弱相关原子, 而不是仅选取一个相关性最大的值, 门限值计算为

$$\text{th} = \beta^* \max_i (|p_i|) \quad i = 1, 2, 3, \dots, N \quad (8)$$

式中:门限参数的取值 $\beta \in (0, 1]$; p_i 是测量矩阵各列向量与残差矩阵的内积值,可用于表示向量之间的相关性。当 p_i 大于该门限时,就可通过初选加入索引集 J 。然后将索引集正则化,符合条件的原子才能加入支撑集候选集 A_i 。接着更新残差,直到残差的能量达到设定的阈值,则停止迭代;最后判断支撑集是否越界,删除其中相关性较小的无效原子。其中,正则化可表示为

$$|P_i| \leq 2|P_j| \quad (9)$$

图4给出了RwcOMP算法的具体流程。

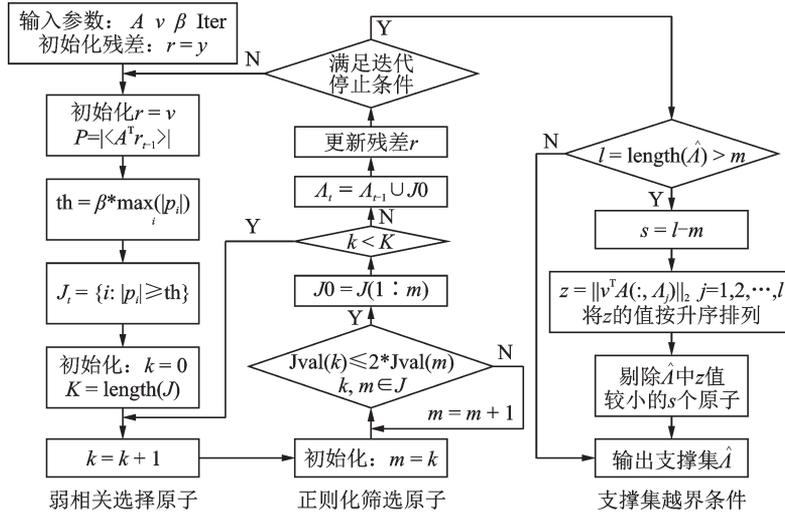


图4 RwcOMP算法流程图

Fig.4 RwcOMP algorithm flow chart

3 仿真实验

仿真实验的原始信号是宽带稀疏多子带调制信号 $x(t)$,设置信号频带数 $N=4$,其信号时域模型为

$$x(t) = \sum_{i=1}^{N/2} \sqrt{E_i B} \sin c(B(t - \tau_i)) \cos(2\pi f_i(t - \tau_i)) \quad (10)$$

式中:能量系数 $E_i = \{1, 2\}$,带宽 $B = \{50, 50, 50\}$ MHz,时间时延 $\tau_i = \{0.7, 0.4\}$, $f_{\text{nyquist}} = 10$ GHz, $f_i \in [0, f_{\text{nyquist}}/2]$, $f_s = f_p = f_{\text{nyquist}}/195 \approx 51.3$ MHz。为了体现抗噪性能,在原始调制信号中加入高斯白噪声 $w(t)$,即仿真的信号是 $x(t) + w(t)$,信噪比 $\text{SNR} = 10 \log(\|x\|^2 / \|w\|^2)$ 。所有实验都进行500次蒙特卡洛循环。

为了找到RwcOMP算法的最佳门限参数,实验设置通道数 $m = \{15, 20, 25, 30\}$,迭代次数 $S = 10$,传输衰减系数 $\alpha_i = 0.8$,对比不同信噪比下,门限参数 β 从0.4增大到1.0时,支撑集恢复成功率 p_r 的情况,如图5所示。其中, p_r 的计算参照文献[3]。在一定通道数和信噪比的条件下, p_r 随着门限参数的变大而逐渐提高,当 β 增大到一定程度时,若再继续增大反而会使恢复率降低。从图5(a)—(d)的全局对比来看,在本文设置的参数条件下, β 的最优值取0.9。

由于DMWC感知节点分布位置不同,节点接受信号存在不同程度的传输衰减,为了验证在不同的传输衰减下,RwcOMP算法的恢复效果,设置衰减系数 α_i 在区间 $[0.1, 1]$ 以1为步进时,对比RwcOMP算法和OMP算法下DMWC支撑集恢复成功率。如图6所示,在一定信噪比下, α_i 增大,表明信号的路径损耗越小,支撑集恢复成功率也增大,当衰减系数等于1时,此时信号不存在路径传输损耗,支撑集恢复

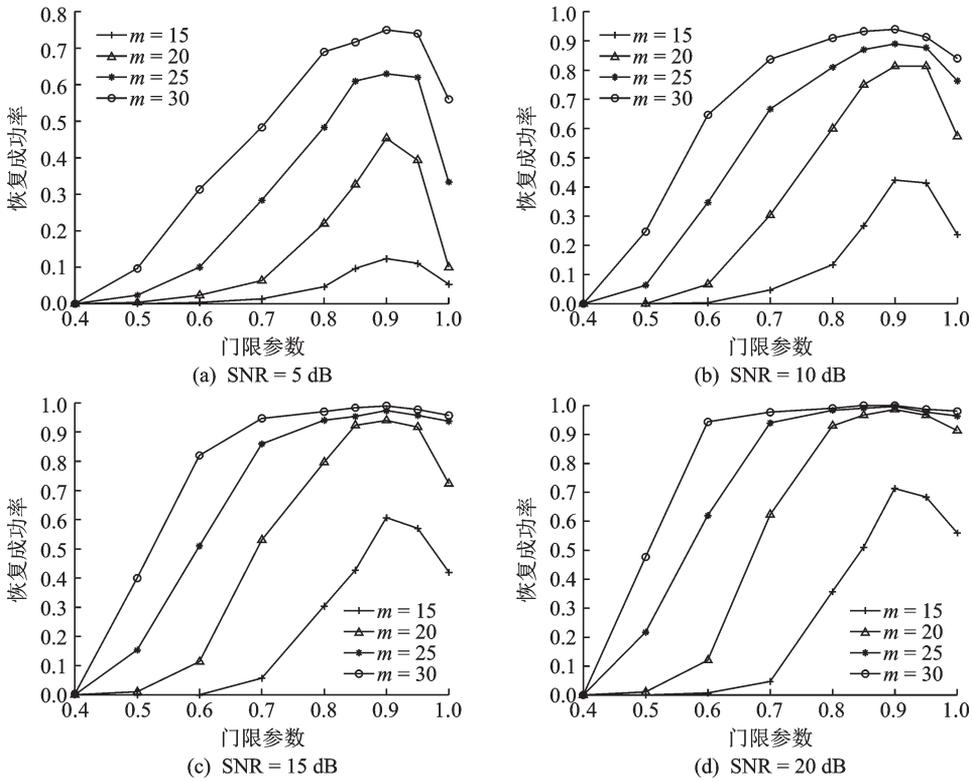


图5 门限参数和支撑集恢复成功率的关系

Fig.5 Relationship between threshold parameters and the support set recovery

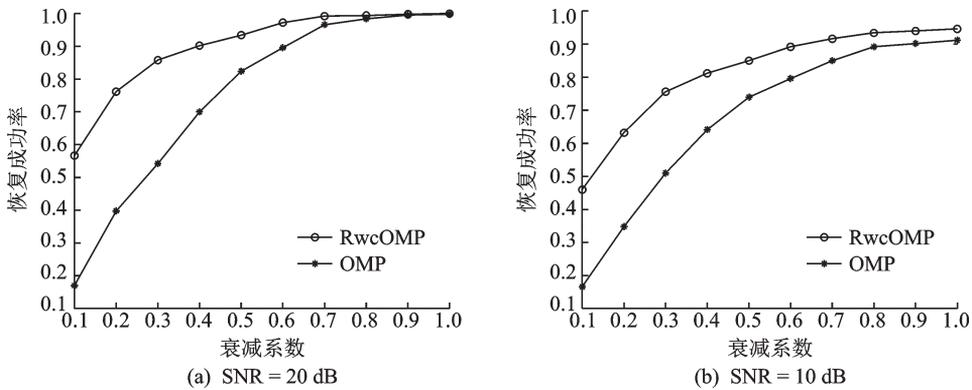


图6 衰减系数和支撑集恢复成功率的关系

Fig.6 Relationship between attenuation coefficient and the support set recovery

率受SNR的影响,而与 α_i 无关。在SNR较高时(SNR=20 dB),衰减系数 $\alpha_i \geq 0.4$,RwcOMP算法的恢复率就能达到90%以上,对比OMP算法,则需要 $\alpha_i > 0.6$ 时,支撑集恢复率才能达到90%以上。当信号存在严重的传输衰减时,如 $\alpha_i = 0.3$,在SNR为10和20 dB时,OMP算法的支撑集恢复率都非常低,但是RwcOMP恢复成功率比OMP分别提高了24.6%,31.6%。由此可见,RwcOMP算法大大提高了DMWC对传输衰减的容忍度。

在DMWC重构过程中,支撑集恢复率除了受传输衰减的影响,感知节点数目也是影响恢复率的因

素之一。图7给出了在一定信噪比下,通道数在区间 $[15, 35]$ 内以1为步长变化时,RwcOMP算法和OMP算法的支撑集恢复情况,其中衰减系数取0.8是为了减少信号传输衰减对实验结果的影响。从图可以看出,随着通道数的增加,两种算法的支撑集恢复率都在提高,在信噪比分别为5和15 dB的情况下,RwcOMP算法的恢复成功率在 m 的整个区间范围内均优于OMP算法。由此可见,RwcOMP具有一定的抗噪性能。

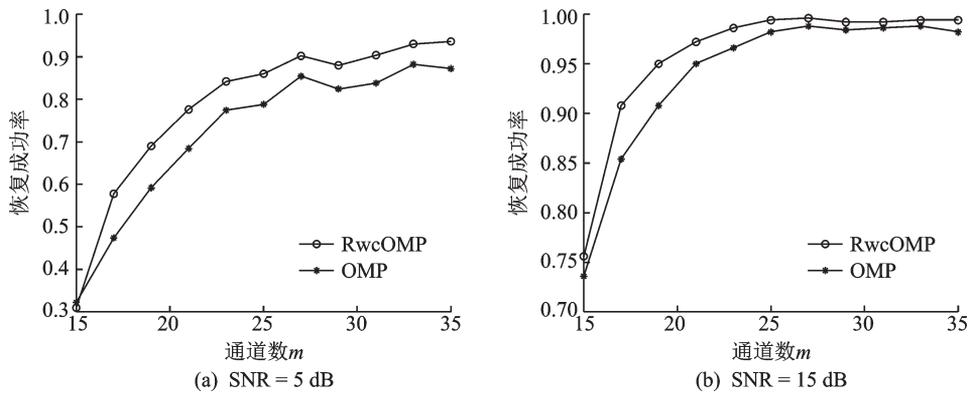


图7 通道数与支撑集恢复成功率的关系

Fig.7 Relationship between the number of channels and the support set recovery

图8给出了在一定信噪比下,两种算法频带数与支撑集恢复率的关系,其中,衰减系数为0.8,频带数 $N \in [2, 14]$ 。在 $N \leq 6$ 时,RwcOMP算法具有更好的恢复性能,如SNR=20 dB时,RwcOMP恢复率为98.4%,而OMP仅92.2%;当 $N > 6$ 时,由于通道数目的限制,两种算法的恢复性能都急剧下降。当 $N > 12$ 时,两种算法几乎都无法恢复支撑集,因为此时的信号不再视为稀疏信号。

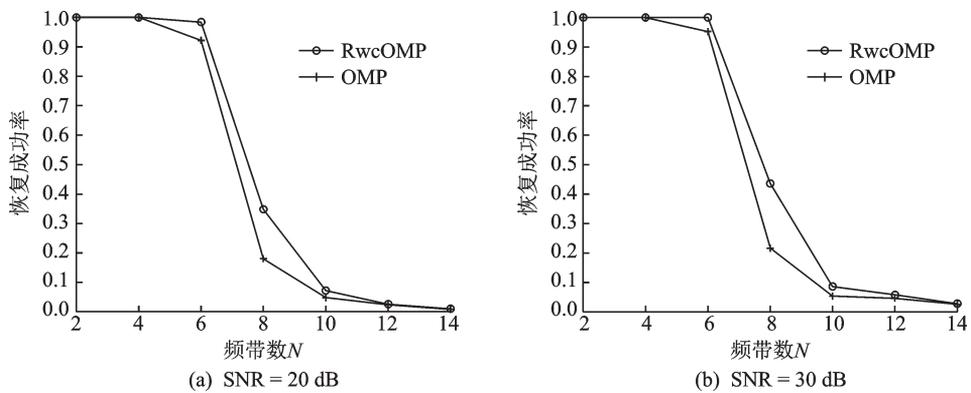


图8 频带数与支撑集恢复成功率的关系

Fig.8 Relationship between the number of signal bands and the support set recovery

4 结束语

新近提出的DMWC系统具有灵活的分布式感知节点,能应对时变信号时系统节点数目的弹性变化,提高感知准确率。由于在实际电磁频谱感知场景下,宽带稀疏信号的频带数难以预知。因此,本文提出了基于弱相关性正则化的DMWC重构算法,该算法不依赖信号稀疏度作为迭代收敛条件。仿真结果表明,信噪比足够时,RwcOMP算法在保证重构精度高于90%的前提下,对传输衰减的容忍度提

升至0.4。此外,在同等条件下,RwcOMP算法的恢复性能优于OMP算法。综上所述,本文所提算法从理论上进一步提高了DMWC的实际应用前景及价值。

参考文献:

- [1] DONOHO D L. Compressed sensing[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(4): 1289-1306.
- [2] BARANIUK R G. Compressive sensing[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2007, 24(4): 118-121.
- [3] MISHALI M, ELDAR Y C. From theory to practice: Sub-nyquist sampling of sparse wideband analog signals[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2010, 4(2): 375-391.
- [4] MISHALI M, ELDAR Y C, DOUNAEVSKY O, et al. Xampling: Analog to digital at sub-Nyquist rates[J]. IET Circuits Devices & Systems, 2011, 5(1): 8-20.
- [5] ISRAELI E, TSIPER S, COHEN D, et al. Hardware calibration of the modulated wideband converter[C]//Proceedings of the IEEE Global Communications Conference. [S. l.]: IEEE, 2014: 948-953.
- [6] COHEN D, MISHRA K V, ELDAR Y C. Spectrum sharing radar: Coexistence via xampling[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2018, 54(3): 1279-1296.
- [7] HSU K C, KIANG J F. Joint estimation of DOA and frequency of multiple sources with orthogonal coprime arrays[J]. Sensors, 2019, 19(2): 335-355.
- [8] 胡琳娜,蒋益锋,蔡雪. 基于分簇协作频谱感知的认知无线电网络能量效率研究[J]. 数据采集与处理, 2019, 34(6): 1086-1093.
HU Linna, JIANG Yifeng, CAI Xue. Research on energy efficiency of cognitive radio network based on cluster cooperative spectrum sensing[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2019, 34(6): 1086-1093.
- [9] KUMAR A, THAKUR P, PANDIT S, et al. Intelligent threshold selection in fading environment of cognitive radio network: Advances in throughput and total error probability[J]. International Journal of Communication Systems, 2019, 33(3): 1-15.
- [10] MOHAMMED A Z, SABAH M A, MOHAMMED F, et al. Wideband cognitive radio networks based compressed spectrum sensing: A survey[J]. Journal of Signal and Information Processing, 2018, 9(2): 122-151.
- [11] XU Z Y, LI Z, LI J. Broadband cooperative spectrum sensing based on distributed modulated wideband converter[J]. Sensors, 2016, 16(10): 1602-1613.
- [12] LI L, ZHU J W, XU Z Y, et al. Broadband spectrum sensing of distributed modulated wideband converter based on Markov random field[J]. Etri Journal, 2018, 40(2): 237-245.
- [13] STEIN S, YAIR O, COHEN D, et al. CaSCADE: Compressed carrier and DOA estimation[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2017, 65(10): 2645-2658.
- [14] LV W H, WANG H L, MU S X. Spectrum sensing using co-prime array based modulated wideband converter[J]. Sensors, 2017, 17(5): 1052-1071.
- [15] TROPP J A, GILBERT A C. Signal recovery from random measurements via orthogonal matching pursuit[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2007, 53(12): 4655-4666.
- [16] CANDÈS E, ROMBERG J. Sparsity and incoherence in compressive sampling[J]. Inverse Problems, 2007, 23(3): 969-985.

作者简介:



薛欢(1993-),女,硕士研究生,研究方向:压缩感知、频谱感知, E-mail: 1286561932@qq.com。



李健(1969-),女,博士,副教授,研究方向:信号检测、心电信号处理。



李智(1975-),通信作者,男,博士,教授,研究方向:无线传感器网络、智能物联网、信号智能感知、压缩感知与频谱感知、感知数据分析, E-mail: lizhi@scu.edu.cn。

(编辑:夏道家)