

基于J-SAWOMP算法的UFMC系统 信道估计

季策, 张思雨

(东北大学 计算机科学与工程学院, 辽宁 沈阳 110169)

摘要: 通用滤波多载波(universal filtered multi-carrier, UFMC)是一种面向5G通信系统的多载波调制技术,为了验证UFMC系统的优势并进一步提升其信道估计效果,在UFMC系统下提出了一种基于Jaccard相似度准则的自适应正交匹配追踪算法(J-SAWOMP).该算法采用Jaccard相似度度量准则计算原子间的相似系数,优化了匹配原子的筛选方式,同时采用阈值弱选择方式选出最佳原子,最后利用回溯思想进一步筛选相关性更好的原子,提高信号重构精度.实验结果表明,与经典匹配追踪算法相比,J-SAWOMP在UFMC系统下具有更好的信道估计性能.

关键词: Jaccard相似度;匹配追踪;信道估计;通用滤波多载波;自适应

中图分类号: TN 911.7 文献标志码: A 文章编号: 1005-3026(2025)04-0008-08

Channel Estimation for UFMC System Based on J-SAWOMP Algorithm

Ji Ce, ZHANG Si-yu

(School of Computer Science & Engineering, Northeastern University, Shenyang 110169, China. Corresponding author: ZHANG Si-yu, E-mail: 1789837819@qq.com)

Abstract: Universal filtered multi-carrier (UFMC) is a multi-carrier modulation technology for 5G communication systems. In order to verify the advantages of the UFMC system and further improve the channel estimation effect, an adaptive orthogonal matching pursuit algorithm (J-SAWOMP) based on Jaccard similarity criterion is proposed, which uses the Jaccard similarity metric criterion to calculate the similarity coefficient between atoms, and optimizes the screening method of matching atoms, and selects the best atoms by using the weak threshold selection method. Finally, the backtracking idea is used to further select the atoms with better correlation to improve the accuracy of signal reconstruction. Experimental results show that compared with the classical match-chase algorithm, the J-SAWOMP algorithm has better channel estimation performance under the UFMC system.

Key words: Jaccard similarity; matching pursuit; channel estimation; universal filtered multi-carrier(UFMC); adaptive

无线通信系统中,收发端之间的传播路径包含多种传输效应,这种复杂的传播路径对系统的性能影响很大.为了使信号能够在接收端被准确恢复出来,人们采取了很多措施来降低各种传输效应对信号产生的干扰.近年来,UFMC系统^[1]引起了众多研究者的关注.UFMC系统继承了正

交频分复用(OFDM)系统和滤波器组多载波(FBMC)^[2]系统的优点,同时克服了它们的一些不足,因此被认为是5G移动通信中的有力候选波形之一^[3].在OFDM系统中,旁瓣的频谱过高,使其容易受到频率偏移和定时偏移的影响.针对以上缺点,FBMC系统作出了改善,即放弃使用

循环前缀,传输效率得以提高,在频域上降低了旁瓣功率,减少了带外泄漏,适用于碎片化的频谱场景.然而,FBMC系统也存在一定缺陷:一方面,该系统的信号调制方式会破坏不同子载波之间的正交性,导致接收端难以准确恢复出原始信号;另一方面,FBMC系统对于不同的子载波分别进行滤波处理,当相邻子载波间的距离较窄时,滤波器需要较长的长度才能满足窄带滤波的要求.因此,在突发性小数据包或对时延要求较高的应用场景下,FBMC系统的信道估计效果会受到影响.UFMC系统可以看作是OFDM系统和FBMC系统的结合,其同样不需要使用循环前缀,同时考虑到频域资源的调度通常是以资源块(resource block, RB)为最小单元,而非子载波本身,因此UFMC系统不同于FBMC系统的对子载波进行滤波,而是将整个通信系统的带宽分成几个子载波组,并对每个子载波组分别进行滤波,这种滤波方式可以在对不同目标服务时进行有针对性的处理.其滤波器的通带较宽,因此滤波器的长度可以设计得相对较短,因此在小数据包场景下,其频谱效率也相对较高.另外,UFMC系统可以在子载波组内动态地调整子载波间隔,从而调整符号长度以匹配信道的相干时间(coherence time, CT).

现实应用中的信道一般具有稀疏多径的特点,将信道建模为时频双选信道,其信道响应在时域和频域都具有稀疏性,因此,在稀疏信道中可以使用压缩感知(compressive sensing, CS)理论进行信道估计.CS理论的三大关键问题分别是目标信号的稀疏表示、观测矩阵的构建和重构算法的设计.其中,信号的重构算法是决定信道估计能否成功实现的关键环节,目前已有不少性能良好的重构算法被应用于压缩感知的信道估计中.本文基于传统贪婪迭代算法进行改进,该算法的基本原则是在每次迭代过程中通过计算残差与测量矩阵之间的匹配程度,来寻找稀疏向量的支撑集,并根据支撑集计算重构信号.

经过前人的研究,基于CS的OFDM系统信道估计^[4]已经得到了广泛的应用.Tropp等^[5]提出的正交匹配追踪(orthogonal matching pursuit, OMP)算法是对原始匹配追踪(matching pursuit, MP)算法的一种改进,在信号分解的每一步对已选择的全部原子进行施密特正交化处理,然后将信号投影到由这些正交原子构成的空间上.正则

化正交匹配追踪(regularized orthogonal matching pursuit, ROMP)算法^[6]在每次迭代时选择 K 个原子保存到一个集合中,再从该集合中筛选符合正则化条件的子集保存到支撑集中.分段式正交匹配追踪(stagewise orthogonal matching pursuit, StOMP)算法^[7]通过设置阈值门限和迭代步长来选择每次迭代的原子,通过计算信号残差与测量矩阵中每个分量的相关系数,并判断其与阈值的关系来筛选原子.为降低对测量矩阵的要求,Blumensath等^[8]提出分段弱正交匹配追踪(stagewise weak orthogonal matching pursuit, SWOMP)算法,将硬阈值方法替换为软阈值方法,使原子支撑集的获取变得更加简单.Wang等^[9]提出广义正交匹配追踪(generalized orthogonal matching pursuit, gOMP)算法,该算法在初始迭代之前设置迭代步长 S ,该步长作为每次迭代中选择的原子个数,该算法在重构性能上相较于传统的OMP算法有了一定的突破.上述几种贪婪算法都要求信号的稀疏度 K 是已知的,然而通常在进行信道估计时无法提前知晓信号的稀疏度.针对这种情况,Do等^[10]提出了稀疏自适应匹配追踪(sparsity adaptive matching pursuit, SAMP)算法,通过设置固定步长和合适的迭代停止条件来进行稀疏度 K 的估计和支撑集的填充.目前,也有一些学者对UFMC系统进行了研究.文献^[11]针对UFMC系统在稀疏多径信道下容易遭受符号间干扰的问题,提出了基于干扰消除的Zero-Forcing均衡算法和基于迭代干扰消除的均衡算法.文献^[12]针对5G通信系统,使用Kaiser-Bessel滤波器替代Dolph-Chebyshev滤波器进行了一系列实验,结果表明,采用Kaiser-Bessel滤波器进行滤波得到的信号具有更好的功率谱密度.相比于OFDM系统,UFMC系统有着频谱效率高、带外泄漏低和抗频偏性能良好等优点,是5G多载波技术的一个强有力的候选对象.为了在更优的UFMC系统下进行信道估计,李会等^[13]提出了基于改进SAMP算法的UFMC系统信道估计方法.

本文提出了一种基于Jaccard相似度准则的自适应正交匹配追踪算法对UFMC系统进行信道估计,该算法改变了原子间相似系数的计算方式,并结合了阈值弱选择策略和回溯思想,优化了原子的选择方式.仿真结果表明,该算法相对于传统的匹配追踪算法具有更高的重构精度.

1 系统模型与压缩感知

1.1 系统模型

文献[14]首次提出UFMC模型,从该系统模型可以看出,在发射端使用多个不同的子频带代替整体的输入信号,每个子频带又被分为不同的连续子载波.对每个子频带的频域信号作 N 点逆离散傅里叶变换(inverse discrete Fourier transform, IDFT),得到相应的时域信号,并通过相应的自适应滤波器进行滤波,滤波后的信号整体加和得到一个完整的输出信号.该输出信号经过信道传输后再经时频处理,以恢复出符号信号.UFMC系统模型如图1所示.

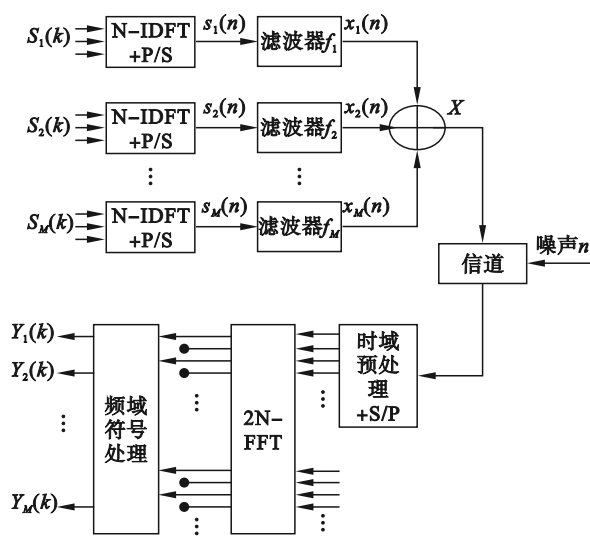


图1 UFMC系统模型

Fig. 1 UFMC system model

对UFMC系统用数学符号进行表示,对每个子频带在时域状态下的信号 $S_i(k)$ 作 N 点IDFT,得到相应的时域信号 $s_i(n)$:

$$s_i(n) = \frac{1}{N} \sum_{k=m_i} S_i(k) e^{j2\pi k n/N}. \quad (1)$$

式中: $n=0, 1, \dots, N-1$; m_i 表示第 i 个子频带中分割的子载波数,则第 i 个子频带经过相应的自适应滤波器后的子频带的时域信号表达式为

$$x_i(n) = s_i(n) * f_i(n). \quad (2)$$

式中: $x_i(n)$ 表示输出信号; $f_i(n)$ 表示第 i 个滤波器的冲激响应.对于不同的子频带,需要将原型滤波器进行频移,分别将其频移至每个子频带的中心,则第 i 个子频带的滤波器冲激响应 $f_i(n)$ 的表达式为

$$f_i(n) = e^{j2\pi c_i n/N} f_0(n). \quad (3)$$

式中: c_i 是子频带的中心子载波频率; $f_0(n)$ 是原型

滤波器的冲激响应.

将滤波后的子频带信号进行整体加和后得到输出信号表达式,用卷积的形式来表示,即

$$x(n) = \sum_{i=1}^M s_i(n) * f_i(n). \quad (4)$$

信号经过信道传输后,在接收端得到的接收信号为

$$y(n) = h(n) * x(n) = h(n) * \left(\sum_{i=1}^M s_i(n) * f_i(n) \right) + w(n). \quad (5)$$

式中: $h(n)$ 为信道冲激响应; $w(n)$ 为高斯白噪声.

1.2 压缩感知理论

压缩感知要求传输信号是稀疏的,然而在实际应用中,通信系统中的传输信号并不能始终保证其稀疏性.设传输信号为 $\mathbf{x}(\mathbf{x} \in \mathbf{R}^N)$,信号长度为 N ,找到一个正交矩阵 $\boldsymbol{\psi} \in \mathbf{R}^{N \times N}$,称为稀疏基,使传输信号 \mathbf{x} 可以通过该稀疏基被表示为稀疏信号,基向量为 $\boldsymbol{\psi}_i (i=1, 2, \dots, N)$,传输信号 \mathbf{x} 可以被表示为

$$\mathbf{x} = \sum_{i=1}^N \boldsymbol{\psi}_i \theta_i = \boldsymbol{\psi} \boldsymbol{\theta}. \quad (6)$$

当 $\boldsymbol{\theta}$ 中有 $K (K \ll N)$ 个非零元素时,则可以将信号 \mathbf{x} 看作稀疏信号.在上述信号稀疏表示的过程中需要注意的是合理选取稀疏基,通常采用傅里叶变换基、离散余弦基等作为信号的稀疏基.

当成功选取了一个稀疏基对信号进行稀疏表示之后,还需要选取一个观测矩阵 $\boldsymbol{\phi} \in \mathbf{R}^{M \times N} (M < N)$,同时要求该观测矩阵与稀疏基不相关,然后将稀疏信号在该观测矩阵上进行投影得到 M 维向量 \mathbf{y} ,将上述投影过程表示为

$$\mathbf{y} = \boldsymbol{\phi} \cdot \mathbf{x} = \boldsymbol{\phi} \cdot \boldsymbol{\psi} \cdot \boldsymbol{\theta} = \mathbf{A} \cdot \boldsymbol{\theta}. \quad (7)$$

式中: $\mathbf{A} \in \mathbf{R}^{M \times N}$ 为传感矩阵;参数 M, N 满足 $M \geq K \lg(N/K)$.由于采样信号 \mathbf{x} 具有稀疏性,传感矩阵 \mathbf{A} 需要满足有限等距性质(RIP),即存在 K -稀疏信号 \mathbf{x} 和常数 $\delta_k \in (0, 1)$ 满足:

$$1 - \delta_k \leq \frac{\|\mathbf{A}\mathbf{x}\|_2^2}{\|\mathbf{x}\|_2^2} \leq 1 + \delta_k. \quad (8)$$

信号的重构结果是否理想取决于在重构过程中所选取的测量矩阵是否合理,通常采用的测量矩阵有伯努利矩阵、高斯矩阵等.

稀疏信号的重构过程实际上可以等价于求解 l_0 范数的数学问题,其目的是寻找一个最优解,将稀疏系数 $\boldsymbol{\theta}$ 从观测值 \mathbf{y} 中恢复出来,并进一步得到稀疏信号的估计值:

$$\left. \begin{array}{l} \min \|\theta\|_{l_0}, \\ \text{s.t. } \mathbf{y} = \boldsymbol{\varphi} \cdot \boldsymbol{\psi} \cdot \boldsymbol{\theta}. \end{array} \right\} \quad (9)$$

考虑到求解 l_0 范数最小是一个 NP-Hard 问题,求解时需要列举大量可能的解,计算复杂,求解相对困难.因此,重构算法的主要研究目标是设计一个复杂度较低且效果稳定的估计算法.目前在压缩感知领域针对重构算法已经提出了一系列求解算法,如凸优化算法、匹配追踪算法和组合算法等.

2 基于 J-SAWOMP 算法的信道估计

重构算法的核心是对每次迭代过程中得到的信号支撑集进行重构计算,而支撑集则是通过计算信号残差和测量矩阵的相似度筛选得到的,因此如何选择一个合适的相似度计算准则来从测量矩阵中挑选出与残差最匹配的原子是一项重要的工作.在传统的匹配追踪算法中,通常采用余弦相似度准则来进行原子之间的相似度计算,余弦相似度度量准则定义为

$$\cos(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \frac{\langle \mathbf{x}, \mathbf{y} \rangle}{\|\mathbf{x}\| \|\mathbf{y}\|} = \frac{\sum_{i=1}^N x_i y_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^N x_i^2 \sum_{i=1}^N y_i^2}}. \quad (10)$$

然而余弦相似度准则在计算过程中忽略了单个原子相似度的变化,当测量矩阵中存在任意两个相似原子时,会导致原始信号部分失真,最终得到的测量向量存在较大误差.因此,基于上述缺陷,本文提出采用 Jaccard 相似度准则代替余弦相似度准则,以提高信号重构精度, Jaccard 相似度准则定义为

$$\text{Jaccard}(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \frac{\langle \mathbf{x}, \mathbf{y} \rangle}{\|\mathbf{x}\|^2 + \|\mathbf{y}\|^2 - \langle \mathbf{x}, \mathbf{y} \rangle} = \frac{\sum_{i=1}^N x_i y_i}{\sum_{i=1}^N x_i^2 + \sum_{i=1}^N y_i^2 - \sum_{i=1}^N x_i y_i}. \quad (11)$$

Jaccard 相似度准则常应用于以下 3 种场景:

- ① 比较文本相似度,用于文本查重与去重^[15];
- ② 衡量有限样本集之间的相似程度;
- ③ 计算不同对象之间的距离,用于数据聚类.

比较两种度量准则可以看出,余弦度量准则的分母计算的是两个向量平方的几何平均数,而 Jaccard 度量准则的分母是由两个向量平方的算

术平均数减去两个向量的相同部分,这就意味着该准则同时考虑了向量的幅度和角度,又因为算术平均数反应灵敏,一组向量中任何一个向量分量发生变化都能通过算术平均数灵敏地反映出来,即算术平均数可以突出每个向量分量,所以 Jaccard 相似度准则计算出的相似系数可以更好地体现两个向量之间的不同之处,使得相似原子不易被混淆,克服了传统算法在使用余弦相似度准则时因存在相似原子而产生的误差,从而避免测量信号部分失真.

本文提出的算法还采用了阈值弱选择方法对原子进行进一步筛选,阈值弱选择需要设置一个阈值参数 α ,在每次迭代过程中从所有待选原子集合 u 中筛选出满足条件的原子 u_j ,筛选条件可表示为

$$u_j \geq \alpha \max(u). \quad (12)$$

在这种选择策略中,每次选择满足条件的所有元素而不是单个元素,这种选择过程又被称为阶段性选择.采用阈值弱选择策略进行原子筛选时,由于弱阈值的设定,每次迭代过程中满足条件的原子不止一列,因此残差更新的数值变化较大,从而达到减少迭代次数的目的,同时该方法可以自适应调整阈值以防止出现迭代停滞的问题.

综上所述,本文提出的基于 Jaccard 相似度准则的自适应正交匹配追踪算法(J-SAWOMP),在信号重构过程中首先采用 Jaccard 相似度准则计算原子间的匹配程度,再对原子进行阈值弱选择筛选,以找到满足条件的原子,从而获取原子支撑集,将通过阈值弱选择的原子作为回溯阶段的候选原子,最后采用变步长方法进行稀疏度的逐步精确估计.

2.1 算法描述

定义 $\mathbf{y} \in \mathbf{R}^{M \times 1}$ 为观测向量, $\mathbf{x} \in \mathbf{R}^{N \times 1}$ 为重构信号 ($M \leq N$), r_t 为残差, t 为迭代次数, $\boldsymbol{\theta}$ 为稀疏向量, \mathcal{A}_t 为支撑集, \mathcal{J}_t 为索引集, $\mathcal{A}_t = \{\mathbf{a}_j\}$ 为支撑集中各个分量在传感矩阵中对应的列向量 \mathbf{a}_j 构成的集合, j 为传感矩阵的列序号, α 为阈值参数, s 为步长. J-SAWOMP 算法步骤如下:

输入: $M \times N$ 维传感矩阵 \mathbf{A} , $M \times 1$ 维测量向量 \mathbf{y} , 步长 s .

输出: 原始信号估计值 $\hat{\boldsymbol{\theta}}$.

步骤 1 初始化 $r_0 = \mathbf{y}$, 索引集 $\mathcal{J}_0 = \emptyset$, 支撑集 $\mathcal{A}_0 = \emptyset$, 迭代次数 $t = 1$, 阶段数 $\text{stage} = 1$, 步长

$L=s$,选择的原子数量为步长的整数倍.

步骤 2 计算传感矩阵与残差的 Jaccard 相似系数,记为 $u = |\text{Jaccard}(\mathbf{r}_{t-1}, \mathbf{A}_j)| (j=1, \dots, N)$,从 u 中找出满足式(12)的原子,对应传感矩阵 \mathbf{A} 中的原子 \mathbf{a}_j ,并将其列序号 j 存储到索引集 \mathbf{J}_t 中.

步骤 3 令 $\cup \mathbf{A}_t = \mathbf{A}_{t-1} \cup \mathbf{J}_t$,若 $\mathbf{A}_t = \mathbf{A}_{t-1}$,表示当前支撑集没有更新,则停止迭代,运行步骤 9,更新 $\mathbf{A}_t = \mathbf{A}_{t-1} \cup \{\mathbf{a}_j\} (1 \leq j \leq N)$.

步骤 4 求 $\mathbf{y} = \mathbf{A}_t \boldsymbol{\theta}_t$ 的最小二乘解,

$$\hat{\boldsymbol{\theta}}_t = \arg \min_{\boldsymbol{\theta}_t} \|\mathbf{y} - \mathbf{A}_t \boldsymbol{\theta}_t\| = (\mathbf{A}_t^T \mathbf{A}_t)^{-1} \mathbf{A}_t^T \mathbf{y}.$$

步骤 5 选出 $\hat{\boldsymbol{\theta}}_t$ 中绝对值最大的 L 项,记为 $\hat{\boldsymbol{\theta}}_{tL}$,对应的 \mathbf{A}_t 中的 L 列记为 \mathbf{A}_{tL} ,对应的 \mathbf{A}_t 中的 L 列记为 \mathbf{A}_{tL} .

步骤 6 更新残差,

$$\mathbf{r}_{\text{new}} = \mathbf{y} - \mathbf{A}_{tL} (\mathbf{A}_{tL}^T \mathbf{A}_{tL})^{-1} \mathbf{A}_{tL}^T \mathbf{y}.$$

步骤 7 若 $\|\mathbf{r}_{\text{new}}\|_2 = 0$,则停止迭代,否则运行步骤 8.

步骤 8 若 $\|\mathbf{r}_{\text{new}}\|_2 \geq \|\mathbf{r}_{t-1}\|_2$,则

stage = stage + 1, $L = \text{stage} \times s$ 并返回步骤 2,否则运行步骤 9.

步骤 9 令 $t = t + 1, \mathbf{A}_t = \mathbf{A}_{tL}, \mathbf{r}_t = \mathbf{r}_{\text{new}}$,并返回步骤 2.

2.2 算法流程

J-SAWOMP 算法的流程如图 2 所示.

3 仿真实验与分析

本节主要通过仿真实验来验证 J-SAWOMP 算法的性能,仿真环境为 MATLAB R2018a, Intel (R) Core(TM) i5-8250U CPU.

首先通过测试确定 J-SAWOMP 算法在弱选择阶段采用的门限参数 α ,然后对比分析 J-SAWOMP 算法和其他传统匹配追踪算法的运行时间及残差性能,最后在 UFMC 系统下,对 J-SAWOMP 算法和其他匹配追踪算法的均方误差 (mean squared error, MSE) 和符号误码率 (symbol error rate, BER) 性能进行比较和分析.

3.1 门限参数的选取

已知 J-SAWOMP 算法在弱选择阶段的门限参数 α 的取值范围为 $(0, 1)$,图 3 显示了在不同 α 取值下,信号实现完全重构所需的信号测量数.从图中可以看到,当门限参数 α 从 0.1 增长到 0.5 时,信号实现完全重构所需的信号测量数越来越

小,信号恢复速度越来越快,效果越来越好;当 α 为 0.5 时,信号实现完全重构所需的信号测量数最小.当 α 大于 0.5 时,信号达到完全重构所需的信号测量数越来越大,并且当 α 取值在 0.7 以后,在可观测范围内,信号已无法实现完全重构,因此 0.7 后的数值在图 3 中不再显示.图 4 显示了 α 分别为 0.1, 0.5, 0.7 时信号的恢复情况.综上所述,当 α 为 0.5 时,信号重构效果最好,故将 J-SAWOMP 算法的门限参数 α 设为 0.5.

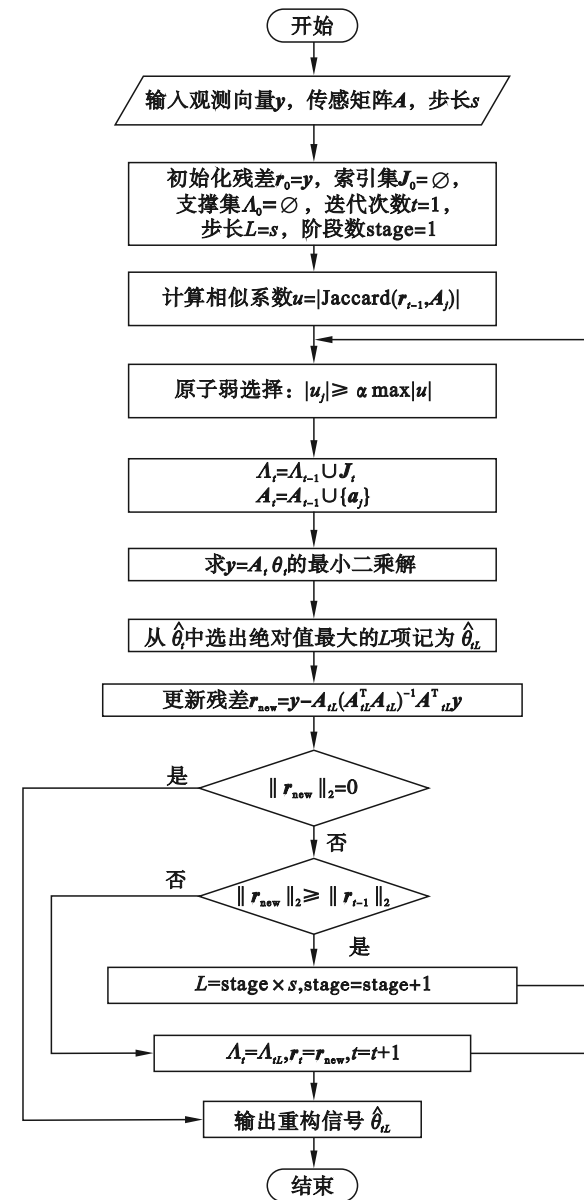


图 2 J-SAWOMP 算法流程图

Fig. 2 Flow chart of J-SAWOMP algorithm

3.2 J-SAWOMP 算法的性能测试

图 5 显示了 OMP, CoSaMP, gOMP, SdMP, StOMP 和 J-SAWOMP 6 种算法的残差随稀疏度 K 的变化情况,图 6 和图 7 分别显示了 CoSaMP, gOMP, SdMP 和 J-SAWOMP 5 种算法的残差和

运行时间随稀疏度 K 的变化情况,其中信号长度为 4 096,观测值为 1 024.

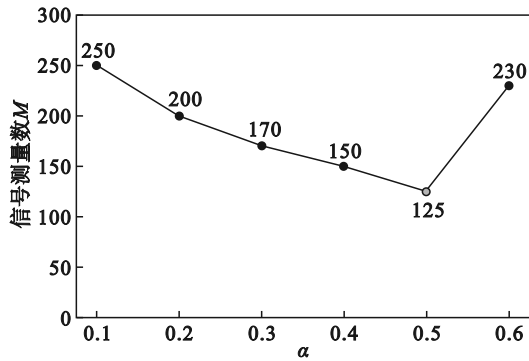


图3 不同 α 下基于J-SAWOMP算法的信号恢复情况
Fig. 3 Signal recovery based on J-SAWOMP algorithm under different α

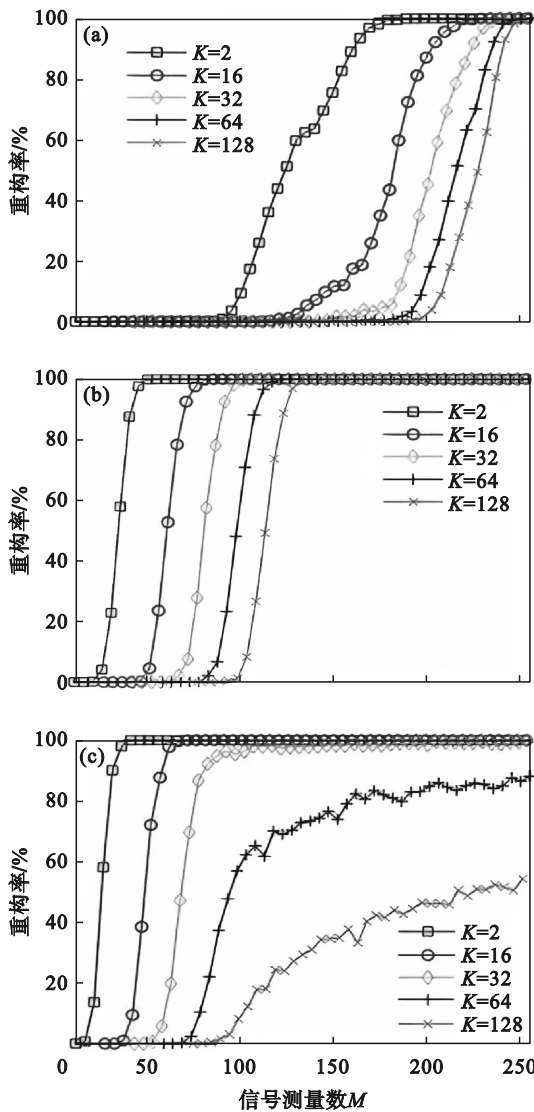


图4 α 取值0.1,0.5,0.7时信号的恢复情况
Fig. 4 Signal recovery under α of 0.1, 0.5, and 0.7
(a)— $\alpha=0.1$; (b)— $\alpha=0.5$; (c)— $\alpha=0.7$.

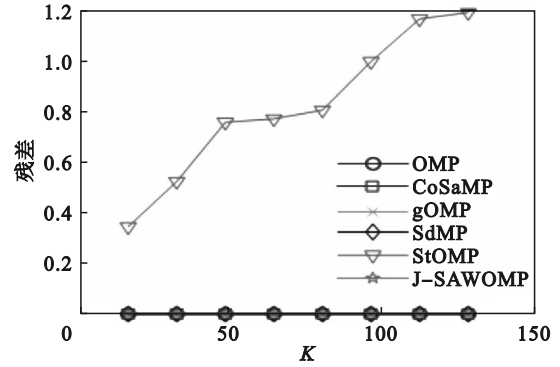


图5 6种算法在不同稀疏度 K 下的残差
Fig. 5 Residual comparison of 6 algorithms under different sparsity K

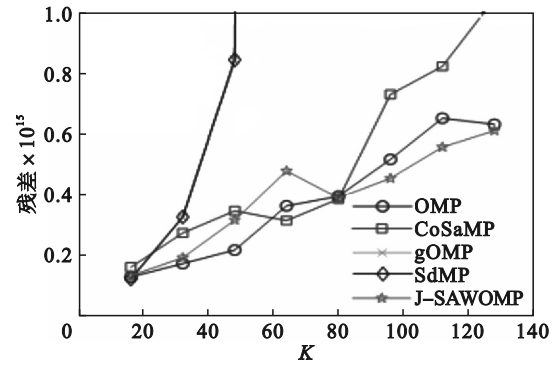


图6 5种算法在不同稀疏度 K 下的残差
Fig. 6 Residual comparison of 5 algorithms under different sparsity K

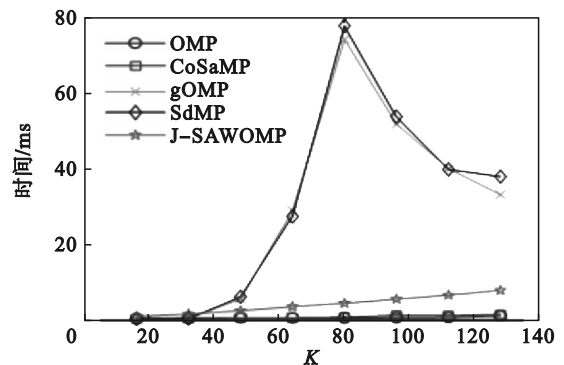


图7 5种算法在不同稀疏度 K 下的运行时间
Fig. 7 Runtime comparison of 5 algorithms under different sparsity K

由图5可知,StOMP算法在信号长度为4 096时失去重构能力,其残差大于0.1,因此不再考虑残差过高的StOMP算法.将残差的观测精度范围缩小,如图6所示,可见SdMP算法和gOMP算法的曲线基本重合,并且在 $K=35$ 之后残差开始明显升高,信号恢复效果逐渐变差,CoSaMP,OMP和J-SAWOMP算法的残差表现始终良好,残差变化较为稳定,其中J-SAWOMP的曲线波动较小且基本小于其他算法,性能最优.

由图 7 可知,当 K 从 20 增长到 80 时, SdMP 和 gOMP 算法的时间曲线迅速上升,且运行时间明显超过其他 4 种算法,并在 $K=80$ 处达到峰值.随着 K 继续增大,2 种算法的运行时间逐渐减少,但仍远高于其他 4 种算法.此外,由于 J-SAWOMP 算法包含弱选择和回溯过程,且在计算残差与传感矩阵相似系数时是以 Jaccard 相似度量准则进行计算的,导致其计算量大、计算过程复杂,因此该算法所消耗的时间比采用余弦相似度量准则多,因此 J-SAWOMP 算法运行时间略高于 OMP 和 CoSaMP 算法.

3.3 UFMC 系统的仿真

本节在 UFMC 系统中对比了 OMP, CoSaMP 和 J-SAWOMP 算法在不同滤波器长度下的信道估计性能,由于 gOMP, SdMP 和 StOMP 算法在上述随机信号仿真实验中的残差较大和耗时较长,因此不再进行对比,UFMC 系统仿真环境设置如表 1 所示.

表 1 UFMC 系统仿真环境
Table 1 UFMC simulation environment

参数名称	数值
子载波数	20
子载波间隔	10
子频带数/ MHz	16
符号调制方式	16QAM
导频数	8
导频分布图案	菱形图案
滤波器	切比雪夫滤波器

图 8 比较了 3 种算法在 UFMC 系统信道估计中 MSE 随信噪比(signal-to-noise ratio, SNR)的变化情况.从图中可以看出,随着 SNR 的增加,3 种算法的 MSE 均下降,其中 J-SAWOMP 算法的 MSE 始终最小且下降趋势最显著,因为该算法使用了 Jaccard 相似度量准则计算残差与传感矩阵中各个向量的相似系数,提升了算法的精确度,因此 MSE 性能优势显著.而相比之下,使用余弦相似度量准则的 OMP 和 CoSaMP 算法的 MSE 始终高于 J-SAWOMP 算法,且随着 SNR 的增加, MSE 下降趋势相对平缓,变化不显著.并且 3 种算法在滤波器长度为 100 时的 MSE 均比滤波器长度为 50 时小,这是由于滤波器长度决定了信号精度,滤波器越长,滤波器的频率响应越平滑,信号重构精度越高, MSE 越小.

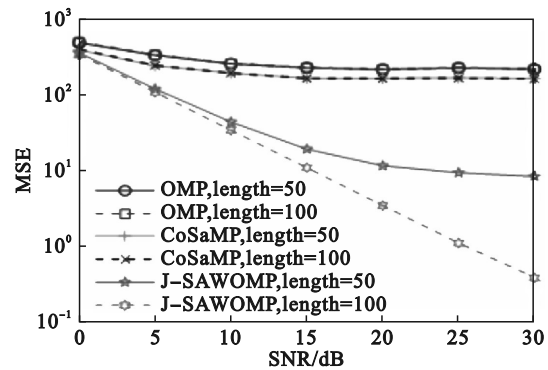


图 8 UFMC 系统下 3 种算法 MSE 性能对比
Fig. 8 MSE performance comparison of 3 algorithms under UFMC system

图 9 比较了 3 种算法在 UFMC 系统信道估计中的 BER 随 SNR 的变化情况.从图中可以看出, J-SAWOMP 算法的 BER 曲线下降趋势显著,当 SNR 达到 30 dB 时, BER 接近 0.001,而此时的 OMP 和 CoSaMP 算法均高于 0.1.此外, J-SAWOMP 算法在滤波器长度为 100 时的 BER 比滤波器长度为 50 时小,而 OMP 和 CoSaMP 算法在不同滤波器长度下的 BER 曲线几乎重合,表明这 2 种算法对滤波器长度不敏感.因此,在 UFMC 系统下, J-SAWOMP 算法重构效果最好.

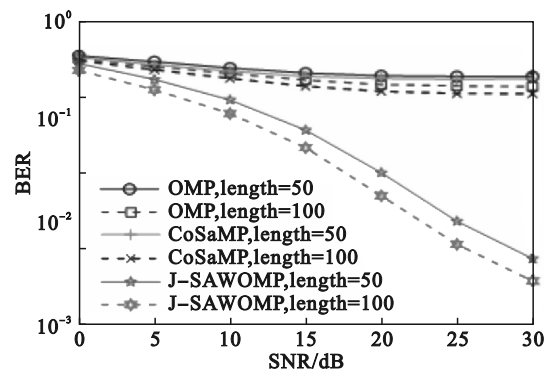


图 9 UFMC 系统下 3 种算法 BER 性能对比
Fig. 9 BER performance comparison of 3 algorithms under UFMC system

图 10 比较了 3 种算法在 UFMC 系统信道估计中运行时间随 SNR 的变化情况.从图中可以看出, J-SAWOMP 算法的运行时间略多于 OMP 和 CoSaMP 算法,这同样验证了 J-SAWOMP 算法使用 Jaccard 相似度量准则给算法增加了一定复杂度.同时 3 种算法在滤波器长度为 100 时的运行时间均比滤波器长度为 50 时长,这是因为滤波器长度的增加也会带来一定的计算复杂度.

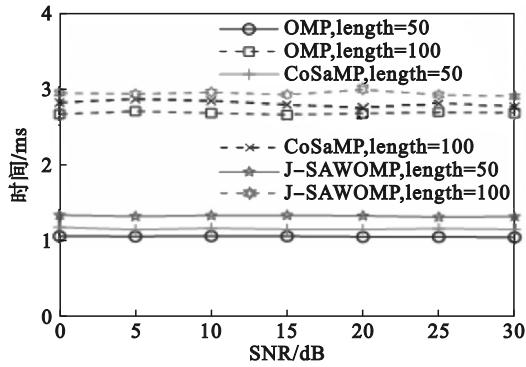


图10 UFMC系统下3种算法运行时间对比
Fig. 10 Runtime comparison of 3 algorithms under UFMC system

4 结 语

本文在UFMC系统下提出了一种新型的基于CS的信道估计算法——J-SAWOMP算法.该算法在信号迭代过程中采用Jaccard相似度度量准则代替余弦相似度度量准则来计算原子的相似系数,此后采用阈值弱选择方式筛选出最佳原子进入支撑集,最后利用回溯思想进一步选择相关性更好的原子,提高信号重构精度.实验结果显示,在恢复随机信号的实验中,J-SAWOMP算法的精度优于OMP,CoSaMP等传统匹配追踪算法;在UFMC系统下的实验中,尽管J-SAWOMP算法在运行时间上略高于OMP,CoSaMP算法,但J-SAWOMP算法的MSE和BER明显优于OMP,CoSaMP算法.因此,在UFMC系统下,J-SAWOMP是一种有效的稀疏信道估计方法.

参考文献:

- [1] Zhang L, Xiao S L, Bi M H, et al. FFT-based universal filtered multicarrier technology for low overhead and agile datacenter interconnect [C]//2016 18th International Conference on Transparent Optical Networks (ICTON). Trento, 2016: 1-4.
- [2] Hu S, Huang Y X, Jin C X, et al. Development and performance evaluation of filterbank multicarrier systems [C]// Wireless Algorithms, Systems, and Applications. Cham: Springer International Publishing, 2017: 842-853.
- [3] Wild T, Schaich F, Chen Y J. 5G air interface design based on universal filtered (UF) OFDM [C]//2014 19th International Conference on Digital Signal Processing. Hong Kong, 2014: 699-704.
- [4] 邵耀东,袁伟娜,王嘉璇.一种新的基于分布式压缩感知的时变稀疏信道估计[J].华东理工大学学报(自然科学版),2018,44(1):119-123.
(Shao Yao-dong, Yuan Wei-na, Wang Jia-xuan. A novel time-varying and sparse channel estimation based on distributed compress sensing [J]. *Journal of East China University of Science and Technology (Natural Science Edition)*, 2018, 44(1): 119-123.)
- [5] 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.
- [6] Needell D, Vershynin R. Signal recovery from incomplete and inaccurate measurements via regularized orthogonal matching pursuit [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2010, 4(2): 310-316.
- [7] Donoho D L, Tsaig Y, Drori I, et al. Sparse solution of underdetermined systems of linear equations by stagewise orthogonal matching pursuit [J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2012, 58(2): 1094-1121.
- [8] Blumensath T, Davies M E. Stagewise weak gradient pursuits [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2009, 57(11): 4333-4346.
- [9] Wang J, Kwon S, Shim B. Generalized orthogonal matching pursuit [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2012, 60(12): 6202-6216.
- [10] Do T T, Gan L, Nguyen N, et al. Sparsity adaptive matching pursuit algorithm for practical compressed sensing [C]//2008 42nd Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers. Pacific Grove, 2008: 581-587.
- [11] 路娟,何世文,黄永明,等.通用滤波多载波通信系统中干扰抑制均衡算法[J].信号处理,2018,34(5):549-557.
(Lu Juan, He Shi-wen, Huang Yong-ming, et al. Equalization algorithm of interference suppression for universal-filtered multi-carrier system [J]. *Journal of Signal Processing*, 2018, 34(5): 549-557.)
- [12] Yarrabothu R S, Nelakuditi U R. Optimization of out-of-band emission using Kaiser-Bessel filter for UFMC in 5G cellular communications [J]. *China Communications*, 2019, 16(8): 15-23.
- [13] 李会,靳展,夏颖,等.基于改进SAMP算法的UFMC系统信道估计研究[J].齐齐哈尔大学学报(自然科学版),2021,37(3):17-21.
(Li Hui, Jin Zhan, Xia Ying, et al. Channel estimation of UFMC system based on improved SAMP algorithm [J]. *Journal of Qiqihar University (Natural Science Edition)*, 2021, 37(3): 17-21.)
- [14] Vakilian V, Wild T, Schaich F, et al. Universal-filtered multi-carrier technique for wireless systems beyond LTE [C]//2013 IEEE Globecom Workshops (GC Wkshps). Atlanta, 2013: 223-228.
- [15] 俞婷婷,徐彭娜,江育娥,等.基于改进的Jaccard系数文档相似度计算方法[J].计算机系统应用,2017,26(12):137-142.
(Yu Ting-ting, Xu Peng-na, Jiang Yu-e, et al. Text similarity method based on the improved Jaccard coefficient [J]. *Computer Systems & Applications*, 2017, 26(12): 137-142.)