

基于循环匹配追踪的稀疏重构时延估计算法

崔维嘉 张鹏* 巴斌

(信息工程大学信息工程学院 郑州 450001)

摘要: 在单样本(SMV)、低信噪比条件下,稀疏重构方法可提升时延估计精度,但现有的重构算法在支撑集元素的选择中存在错选和漏选的情况,从而导致估计精度受限。针对上述问题,该文提出一种基于循环匹配追踪(LMP)的稀疏重构时延估计算法。该方法引入了“循环删除,匹配添加”的思想,有效提升了直达径的估计精度。算法首先建立信道冲激响应稀疏表示模型;然后在获得初始支撑集的前提下,先循环删除支撑集内的元素,再从支撑集补集中依据与当前残差内积值最大来匹配添加新元素,直至残差内积基本不变;最后利用时延值与稀疏支撑集的关系得到了时延的估计值。仿真结果表明,所提算法相比于传统稀疏重构时延估计算法具有更高的估计精度。同时基于USRP平台,利用实际信号对所提算法进行了有效性验证。

关键词: 时延估计;稀疏重构;循环匹配追踪;支撑集;USRP平台

中图分类号: TN911.7

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2019)03-0523-07

DOI: 10.11999/JEIT180460

Time of Arrival Estimation Based on Sparse Reconstruction Loop Matching Pursuit Algorithm

CUI Weijia ZHANG Peng BA Bin

(Institute of Information System Engineering, The Information Engineering University, Zhengzhou 450001, China)

Abstract: Under Single Measurement Vector (SMV) and low Signal-to-Noise Ratio (SNR) conditions, the sparse reconstruction method can improve the estimation accuracy of Time Of Arrival (TOA). However, the existing reconstruction algorithms have some mistakes and missing in the selection of sparse support set elements, which leads to limited estimation accuracy. In order to solve this problem, this paper proposes an algorithm based on sparse reconstruction Loop Matching Pursuit (LMP), which improves the estimation accuracy of the direct path. The algorithm first establishes a sparse representation model of channel impulse response. Then, under the premise of having obtained initial support set, the elements in the support set are removed cyclically. In addition, according to the maximum value of the current residual within the product, the remaining elements are used to match and add the new elements until the residual product is the same. Finally, the estimate of the TOA is obtained using the relationship between the time delay value and the sparse support set. The simulation results show that the proposed algorithm has higher estimation accuracy than the traditional sparse reconstruction time delay estimation algorithm. At the same time, based on the USRP platform, the effectiveness of the proposed algorithm is verified by the actual signal.

Key words: Time Of Arrival (TOA); Sparse reconstruction; Loop Matching Pursuit (LMP); Support set; USRP platform

1 引言

到达时间(Time Of Arrival, TOA)估计是无线

定位系统的重要研究点之一^[1,2],而复杂环境下的时延估计算法是众多学者目前的研究重点。传统时延估计方法可分为5类,相关法^[3]、高阶累积量法^[4]、自适应法^[5]、最大似然法^[6]和子空间法^[7]。相关法在信噪比以及采样点数较高的条件下能够得到精确的时延估计结果,但是当在采样点数和信噪比较低时容易出现谱峰混叠和伪峰的现象,从而导致估计精度下降。针对高斯噪声条件下非高斯信号的时延估

收稿日期: 2018-05-14; 改回日期: 2018-10-24; 网络出版: 2018-11-14

*通信作者: 张鹏 ieu_zp@outlook.com

基金项目: 国家自然科学基金(61401513)

Foundation Item: The National Natural Science Foundation of China (61401513)

计问题, Dogan等人^[8]提出了运用在高阶累积量中高斯噪声恒等于零的性质进行估计, 但是该方法复杂度较高。自适应时延估计算法虽然无需知道信号和噪声的先验统计信息, 但其需要大量样本数据来进行递归搜索。最大似然法作为一种理论最优法, 同样需要大量观测数据来构造似然函数。子空间类算法具有超分辨的性能, 但是协方差矩阵在单样本条件下并不满秩, 此时不能构造出完全正交的信号与噪声子空间。虽然通过频域平滑处理能够使得协方差矩阵达到满秩的状态, 但是该过程损失了有效带宽, 因此在低信噪比时估计性能受限。

在单样本条件下传统时延估计方法存在精度下降与复杂度较高的问题。文献^[9]研究了单样本条件下的DOA估计, 在单目标高信噪比时, 传统算法估计性能较好; 但当存在多目标时, 估计性能严重下降。因此在复杂环境下的时延估计问题中, 如何有效地运用现代信号处理领域的技术, 以获得更高的估计精度具有重要意义。稀疏表示是近年来备受关注的理论。它在机器学习、模式识别、图像重构、编码、去噪等领域均有着广泛的应用。稀疏重构算法是稀疏表示理论中的一部分。文献^[10]将正交匹配追踪(OMP)算法应用到脉冲超宽带系统TOA估计中, 但是该方法在选取支撑集元素时, 仅通过逐个加入与当前残差相关性最大的原子(感知矩阵的列称为原子)序号。其在选择能量较大的原子时, 未能够规避能量较小的原子在残差中的投影对其选择的影响, 因此存在元素错选的可能。文献^[11]将CoSaMP算法应用到时延估计中, 通过扩增缩减的方式修正了支撑集。值得注意的是文献^[11]对于支撑集的修正是在第1次原子选择的基础上进行2次筛选, 依然未能有效地规避OMP算法中所述的影响。它并没有从支撑集补集的角度进行筛选匹配, 因此估计精度依然受限。同时我们发现, 文献^[10,11]中的算法对于直达径的估计精度均不高, 在信噪比较高时, 会存在低限效应。文献^[12]提出了一种迭代算法用于实现信号的稀疏表示, 因为其中应用到了矩阵的零空间进行优化求解, 本文称之为零空间(NS)算法, 但是该算法需要进行两次奇异分解求出两个矩阵的零空间, 复杂度较高。

针对上述问题, 本文提出了基于循环匹配的稀疏重构时延估计算法。该方法引入了“循环删除, 匹配添加”的思想, 有效提升了直达径的估计精度。算法首先建立信道冲激响应稀疏表示模型; 然后在获得初始支撑集的前提下, 先按升序顺序循环删除支撑集内的元素, 再从支撑集补集中依据与当前残差内积值最大来匹配添加新元素, 直至残差内

积基本不变; 最后利用时延值与稀疏支撑集的关系得到时延的估计值。

2 信号模型

在无线定位系统中, 辐射源和接收站位置固定, 则多径条件下的无线信道冲激响应可以建模为

$$h(t) = \sum_{i=1}^L a_i(t) \delta(t - \tau_i) \quad (1)$$

式中, L 为多径数, $a_i(t)$ 为 t 时刻第 i 条径的复衰落系数, τ_i 为第 i 条径对应的传播时延。对式(1)进行离散傅里叶变换(DFT), 同时考虑测量过程中的加性高斯白噪声, 则多径信道频域响应第 k 个频点的傅里叶系数可以表示为

$$\bar{h}_k(t) = \sum_{i=1}^L a_i(t) e^{-j2\pi[f_c + (k-1)\Delta f]\tau_i} + \bar{n}_k(t) \quad (2)$$

其中, $k = 1, 2, \dots, M$, f_c 为载波频率, Δf 为频域采样间隔, $\bar{n}_k(t)$ 表示 t 时刻第 k 个频点上的加性高斯白噪声。信道频域响应的获取方式有很多种, 例如在正交频分复用(OFDM)系统中采用的多载波解调技术, 在直接序列扩频(DSSS)系统中采用对接收信号解卷积的方法。

定义:

$$\bar{\mathbf{h}}(t) \triangleq [\bar{h}_1(t) \bar{h}_2(t) \dots \bar{h}_M(t)]^T \in \mathbb{C}^{M \times 1} \quad (3)$$

$$\mathbf{V} \triangleq [v(\tau_1) v(\tau_2) \dots v(\tau_L)] \in \mathbb{C}^{M \times L} \quad (4)$$

$$v(\tau_i) = [1 e^{-j2\pi\Delta f\tau_i} \dots e^{-j2\pi(M-1)\Delta f\tau_i}]^T \in \mathbb{C}^{M \times 1} \quad (5)$$

$$\begin{aligned} \boldsymbol{\alpha}(t) &= [\alpha_1(t) \alpha_2(t) \dots \alpha_L(t)]^T \\ &= [a_1(t) e^{-j2\pi f_c \tau_1} a_2(t) e^{-j2\pi f_c \tau_2} \dots \\ &\quad a_L(t) e^{-j2\pi f_c \tau_L}]^T \in \mathbb{C}^{L \times 1} \dots \end{aligned} \quad (6)$$

$$\bar{\mathbf{n}}(t) \triangleq [\bar{n}_1(t) \bar{n}_2(t) \dots \bar{n}_M(t)]^T \in \mathbb{C}^{M \times 1} \quad (7)$$

其中, 式(3)为多径信道频域响应估计矢量, 式(7)为加性高斯白噪声矢量。则信号模型的向量形式为

$$\bar{\mathbf{h}}(t) = \mathbf{V} \boldsymbol{\alpha}(t) + \bar{\mathbf{n}}(t) \quad (8)$$

将稀疏重构理论应用到时延估计中需要考虑如下3个核心环节^[13]: (1)信号的稀疏表示; (2)信号的观测采样; (3)信号重构算法设计。图1是运用稀疏重构进行时延估计的理论框图。

通常时域中的自然信号是非稀疏的, 但在一些变换域中, 它们可能是稀疏的^[14]。而所见的某类信



图1 基于稀疏重构的时延估计算法框图

号大多是由少数几个基本原子信号的加权组合而成。通常对于给定的信号，我们并不知道它的原子信号是什么，也不知道每个原子对应的权重是多少，但是知道原子信号的形式。由此可以构造出冗余字典来实现对信号的稀疏表示。

时延在时域的稀疏化表示如图2所示。

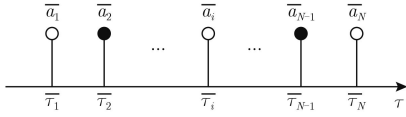


图2 时延在时域的稀疏化表示

将时域区间划分为 N 等份，每个时延值都对应着一个复衰落系数，并对应着一条信号到达径，称为有 N 个潜在信号到达径。空心点标注的表示实际中不存在的径，称之为填充径；实心点标注的表示实际中存在的径，称之为实际径。为体现稀疏性，潜在到达径数应远远大于实际径数，即 $N \gg L$ 。

假设集合 $\bar{\tau} = \{\bar{\tau}_1, \bar{\tau}_2, \dots, \bar{\tau}_N\}$ 构成的时延网格覆盖了所有可能的多径信号时延值，对于长度为 N 的稀疏系数矢量 $\bar{\alpha}(t) = [\bar{\alpha}_1(t)e^{-j2\pi f_c \bar{\tau}_1} \bar{\alpha}_2(t)e^{-j2\pi f_c \bar{\tau}_2} \dots \bar{\alpha}_N(t)e^{-j2\pi f_c \bar{\tau}_N}]^T$ ，其对应的基矩阵为 $N \times N$ 的矩阵

$$\bar{\mathbf{V}} = [\bar{\mathbf{v}}(\bar{\tau}_1) \bar{\mathbf{v}}(\bar{\tau}_2) \dots \bar{\mathbf{v}}(\bar{\tau}_N)] \in \mathbb{C}^{N \times N} \quad (9)$$

其中，

$$\bar{\mathbf{v}}(\bar{\tau}_i) = [1 e^{-j2\pi \Delta f \bar{\tau}_i} \dots e^{-j2\pi(N-1)\Delta f \bar{\tau}_i}]^T \in \mathbb{C}^{N \times 1} \quad (10)$$

根据稀疏重构的思想，在 $\bar{\mathbf{V}}$ 前端乘以 $M \times N$ 的测量矩阵应该几乎不会影响其重构性能，所乘的测量矩阵 Φ 即为单位阵 \mathbf{I}_N 的前 M 行^[15]。最终的稀疏重构模型为

$$\bar{\mathbf{h}}(t) = \Phi \bar{\mathbf{V}} \bar{\alpha}(t) + \bar{\mathbf{n}}(t) \quad (11)$$

由于本文研究的是单样本条件下的估计算法，模型可进一步表示为

$$\mathbf{h} = \Theta \bar{\alpha} + \mathbf{n} \quad (12)$$

其中， $\Theta = \Phi \bar{\mathbf{V}}$ 称为感知矩阵， $\mathbf{h} = \bar{\mathbf{h}}(t)$ 为观测矢量， $\mathbf{n} = \bar{\mathbf{n}}(t)$ 为噪声矢量。稀疏重构问题就是由已知的观测矢量 \mathbf{h} 和确定的感知矩阵 Θ 来求解稀疏系数矢量 $\bar{\alpha}$ 。

3 循环匹配追踪稀疏重构时延估计算法

在实际信号空间中，无线多径信号通常是稀疏多径的，并且仅包含少量的多径，所以多径信号的时延值在某一时域区间内的分布是稀疏的，因此可以将多径信号的时延估计问题看成是一个稀疏系数矢量的重构问题。

3.1 符号定义

全集 $\Omega = \{1, 2, \dots, N\}$ ；子集 $S \subset \Omega$ ， $|S|$ 表示子

集 S 中的元素个数；补集 \bar{S} ，其中 $S \cap \bar{S} = \emptyset$ ， $S \cup \bar{S} = \Omega$ ； $S/\{i\}$ 表示在集合 S 中删除元素 i ，其补集为 $[i, \bar{S}]$ ； $[S, i]$ 表示在集合 S 中添加元素 i ，其补集为 $\bar{S}/\{i\}$ ；

观测矢量 \mathbf{h} ；感知矩阵 Θ ；单位阵 \mathbf{E} ；支撑集补集对应的感知矩阵 $\Theta_{\bar{S}} = \Theta(:, \bar{S})$ ；内积矩阵 $\Psi = \Theta^H \Theta$ ；子内积逆 $\mathbf{P}_S = (\Theta_S^H \Theta_S)^{-1} = \Psi(S, S)^{-1}$ ；正交补矩阵 $\mathbf{Q}_S = \mathbf{E} - \Theta_S (\Theta_S^H \Theta_S)^{-1} \Theta_S^H$ ；残差 $\mathbf{r}_S = \mathbf{Q}_S \mathbf{h}$ ；残差内积 $\Delta_S = \mathbf{r}_S^H \mathbf{r}_S = \mathbf{h}^H \mathbf{Q}_S \mathbf{h}$ 。

3.2 算法步骤

循环匹配追踪算法依然采用传统贪婪类算法迭代的方式。通过稀疏向量的支撑集的认识，将欠定的稀疏矩阵方程变换为超定的(非稀疏)矩阵方程的求解。该算法引入“循环删除，匹配添加”的思想，按升序的顺序删除支撑集中一个元素之后，利用支撑集中剩下的元素作为已知量，同时在此时支撑集的补集中重新进行匹配选择新的元素。该删除添加过程可进行多次，直至残差内积基本不变。这种交替依靠的关系有效降低了能量较小的原子对能量较大的原子选择的影响，提升了估计精度。具体算法步骤如下：

(1) 获得单样本的多径信号信道频域响应 \mathbf{h} ；

(2) 进行稀疏化表示，构造冗余字典 $\bar{\mathbf{V}}$ ，得到测量采样后的感知矩阵 Θ ；

(3) 初始化：稀疏度 L ，支撑集 $S = \emptyset$ ，补集 $\bar{S} = \Omega$ ，正交补矩阵 $\mathbf{Q}_S = \mathbf{E}$ ；

(4) 利用OMP算法获取初始支撑集，且支撑集内的元素按照升序排序；

(5) 删除添加元素：按升序的顺序每次删除支撑集中的一个元素，同时更新支撑集补集，更新 \mathbf{Q}_S ， \mathbf{r}_S 。找出残差与支撑集补集对应的感知矩阵中最匹配原子的索引 λ ，即

$$\lambda = \arg \max_{i \in \bar{S}} \{|\langle \mathbf{r}_S, \boldsymbol{\theta}_i \rangle|\} \quad (13)$$

更新支撑集 $S = S \cup \{\bar{S}(\lambda)\}$ ，依然按照升序排序；

(6) 当支撑集中的元素都进行删除添加过程之后，更新 \mathbf{Q}_S ， Δ_S ；

(7) 判断前后两轮得到的残差内积 Δ_S 是否有改变，如果不变则跳转到步骤(8)，否则跳转到步骤(5)；

(8) 根据最终的支撑集 S 估计出时延。

4 实验

4.1 仿真分析

本文研究的是无线定位系统模型下的单样本时延估计算法，拟采用OFDM信号作为发射信号。为验证本文算法的实用性与鲁棒性，采用蒙特卡罗实

验将本文算法与文献[16]中的Root-Music算法和文献[8]中的OMP算法、文献[11]中的CoSaMP算法、文献[12]中的NS算法以及文献[17]中的CRB (Cramér–Rao Bound)进行对比分析。根据IEEE 802.11[18]协议,将OFDM系统仿真参数设置如表1所示。

表1 OFDM系统参数设置

参数	数值
FFT周期 T_{FFT}	3.2 μs
系统带宽 B	20 MHz
子载波数	64个
载波频率 f_c	2.4 GHz

为衡量算法性能,定义时延的均方根误差为

$$\text{RMSE}_i = \sqrt{\frac{1}{K} \left(\sum_{k=1}^K |\hat{\tau}_{ik} - \tau_i|^2 \right)}, i = 1, 2, \dots, L \quad (14)$$

其中, K 为蒙特卡罗仿真次数, $\hat{\tau}_{ik}$ 为第 i 条径第 k 次蒙特卡罗实验时延的估计值, τ_i 为第 i 条径时延实际值。

仿真1 验证算法有效性 假设多径接收信号的多径数(稀疏度) $L = 3$, 到达时间分别为 $\tau_1 = 100$ ns, $\tau_2 = 200$ ns和 $\tau_3 = 300$ ns, 多径分量复衰落系数的幅度分别为1.0, 0.8和0.6, 样本数为1。在SNR=15 dB时利用本文算法进行 $K=200$ 的蒙特卡罗仿真, 得到时延估计值的分布图如图3所示。由图3可以看出本文算法在单样本条件下能够有效估计出时延。

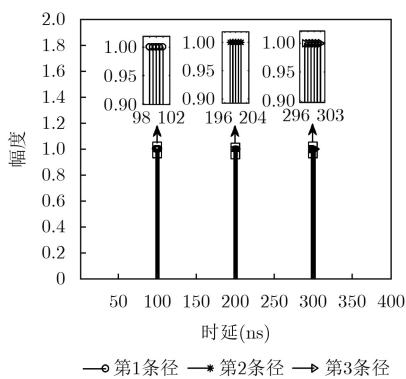


图3 SNR=15 dB, $L=3$ 条件下时延估计值分布图

定义时延估计误差为

$$\left. \begin{aligned} \Delta\tau_{1,k} &= \hat{\tau}_{1,k} - \tau_1 \\ \Delta\tau_{2,k} &= \hat{\tau}_{2,k} - \tau_2 \\ \Delta\tau_{3,k} &= \hat{\tau}_{3,k} - \tau_3 \end{aligned} \right\} \quad (15)$$

由式(15)计算出 $\Delta\tau_{1,k}$, $\Delta\tau_{2,k}$, $\Delta\tau_{3,k}$, 图4为时延估计误差的分布图。定义时延估计误差的均值为

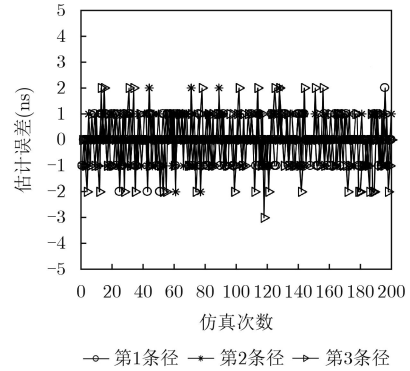


图4 SNR=15 dB, $L=3$ 条件下时延误差值分布图

$$\Delta\hat{\tau} = \frac{1}{3K} \sum_{k=1}^K [|\Delta\tau_{1,k}| + |\Delta\tau_{2,k}| + |\Delta\tau_{3,k}|] \quad (16)$$

为方便从统计角度分析算法的性能,定义时延估计误差在2 ns以内为正确重构,估计误差在1 ns以内为精确重构。由式(16)得出 $\Delta\hat{\tau} = 0.5617$ ns。因此本文算法在该信噪比下实现了时延的精确重构。可以看出本文算法实用性较高。

在其他参数相同的条件下,令SNR=0 dB,得到时延估计值分布图如图5所示。由图5可以看出,随着信噪比的下降,时延估计值虽然分布有波动,但其均值仍接近真实值。因此本文算法在低信噪比下鲁棒性依旧较强。

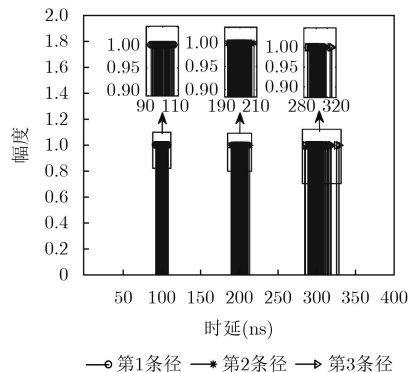


图5 SNR=0 dB, $L=3$ 条件下时延估计值分布图

仿真2 不同算法性能对比 在相同的条件下,将LMP算法与Root-Music算法、OMP算法、CoSaMP算法以及NS算法进行比较。分别绘制这些算法的时延均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)曲线,并与CRB进行比较,曲线如图6所示。从图中可以看出在单样本的条件下,本文算法的估计性能明显优于Root-Music算法。这是由于Root-Music算法在样本数较小时,协方差矩阵不满秩,特征分解之后的信号子空间与噪声子空间不完全正交,虽然通过频域平滑可使协方差矩阵满秩,但是导致有效带宽减小,因此估计性能受限。对于

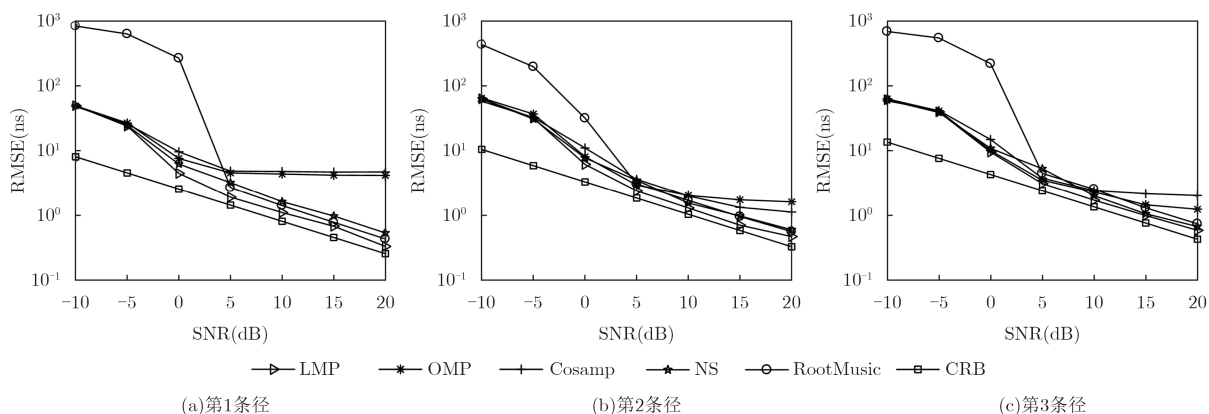


图6 不同算法时延均方根误差对比图

OMP算法，其在选取支撑集元素时，总是按照匹配值最大选取，选取之后就被列入支撑集，并没有修正的过程。对于CoSaMP算法，它本质上是利用残差与感知矩阵做内积来选择支撑集元素。虽然包含2次元素筛选，但是在第1次元素选择的基础上进行的。且同样存在与OMP算法相同的问题，即“能量高，精度低”的问题，因此修正能力有局限性。对于NS算法，其从冗余字典零空间的角度构造迭代算法求解，能够实现时延的有效估计。

而本文算法通过引入“循环删除，匹配添加”的思想对支撑集进行修正，有效提升了时延的估计精度。

4.2 复杂度分析

将本文算法与Root-Music算法、OMP算法、CoSaMP算法和NS算法进行复杂度对比分析。假设信道冲激响应矢量长度为 M ；冗余字典列数，即网格数为 N ；多径数，即稀疏度为 L 。则Root-Music算法的计算复杂度主要包括两部分：对协方差矩阵进行特征分解，复杂度为 $O(M^3+M^2)$ ；对构造的求根多项式求解，复杂度 $O(M^2+5M-LM)$ ，该算法复杂度随信号样点数 M 增加呈立方指数增加。OMP算法的计算复杂度主要包括两部分：计算相关系数，复杂度为 $O(MNL)$ ；更新残余分量，复杂度为 $O(M^2L^2)$ 。LMP算法的计算复杂度主要包括两部分：获取初始支撑集，复杂度为 $O(M^2L^2+MNL)$ ；删除添加过程，复杂度为 $O(M^2L^2+MNL)$ 。由于CoSaMP算法首先选出 $2L$ 个最大分量，所以其算法复杂度为 $O(3M^2L^2+MNL)$ 。NS算法需要进行两次奇异值分解，其算法复杂度为 $O(N^2+(M^2+L^2)N)$ 。

表2所示为5种算法的计算复杂度对比。

结合上述的仿真和复杂度分析，可以得出结论：Root-Music算法复杂度随信号点数 M 的增加呈立方指数增加。而本文算法与OMP和CoSaMP算法相比，虽然复杂度有所增加，但是性能取得了较

表2 计算复杂度对比

算法	复杂度
Root-Music	$O(M^3+2M^2+5M-LM)$
OMP	$O(M^2L^2+MNL)$
LMP	$O(2M^2L^2+2MNL)$
CoSaMP	$O(3M^2L^2+MNL)$
NS	$O(N^2+(M^2+L^2)N)$

大提升。与NS算法相比，估计精度有所提升，同时降低了计算复杂度。

4.3 实际信号测试

本文利用MATLAB 2017中基于通用软件无线电平台(USRP)的WLAN-OFDM信号接收例程进行了实际OFDM信号的采集。MATLAB 2017中的该示例能够使用USRP设备来实现WLAN接收器，同时能够给出两个MAC地址通信的信道估计结果。基于此，便能运用提出的算法估计出这两个通信节点之间的时间延迟，进而就能估计出距离。通过实际距离与估计距离的比较，可以验证所提算法的有效性。

图7是进行实际信号采集的示意图。在办公楼的走廊内，发送端和接收端的距离为50 m，共采集了10组有效数据。室内环境有墙壁遮挡，所以会存在反射产生多径信号。由于本文算法需要已知多

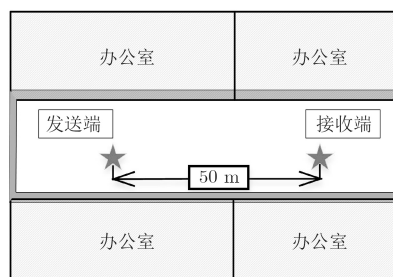


图7 信号采集环境示意图

径数, 一个解决思路是通过试探法人为设置多径数, 然后进行算法的验证。表3是5种算法估计结果的均值、标准差、均方根误差的比较。由于均方根

误差的计算会用到真实值, 所以仅有第1条径可以计算出均方根误差。从表中可以看出本文算法对于实际信号时延估计的有效性。

表3 5种算法多径估计结果比较

算法	第1条径			第2条径		第3条径	
	估计均值(m)	标准差	RMSE	估计均值(m)	标准差	估计均值(m)	标准差
LMP	50.0100	0.3015	0.3017	57.0900	0.3803	62.7900	0.3562
OMP	48.9000	1.4387	1.8111	56.8400	2.2037	61.5600	1.3537
CoSaMP	47.5500	2.5989	3.5717	58.4800	1.4648	59.8200	1.3563
NS	49.7600	0.6556	0.6742	55.8900	2.3162	60.5100	1.1623
Root-Music	49.8250	0.7915	0.7925	57.6600	0.9468	62.2200	0.9119

5 结束语

本文通过引入“循环删除, 匹配添加”的思想改进了支撑集选择方式, 进而提出了LMP算法。在增加一定计算复杂度的前提下, 有效地提升了对直达径的估计精度。仿真实验表明: 在低信噪比条件下具有比Root-Music算法更好的估计性能。相比于OMP和CoSaMP算法, 在信噪比较高时能够更加贴近CRB。与NS算法相比, 估计精度较高, 复杂度较低。同时, 运用USRP平台基于实际信号验证了所提算法的有效性。后续将进一步研究多径数未知条件下的高精度时延估计算法。

参考文献

- [1] CHEON J, HWANG H, KIM D, *et al.* IEEE 802.15.4 Zigbee-based time-of-arrival estimation for wireless sensor networks[J]. *Sensors*, 2016, 16(2): 203. doi: 10.3390/s16020203.
- [2] LI Xinya, DENG Zhiqun, RAUCHENSTEIN L T, *et al.* Contributed review: Source-localization algorithms and applications using time of arrival and time difference of arrival measurements[J]. *Review of Scientific Instruments*, 2016, 87(4): 921–960. doi: 10.1063/1.4947001.
- [3] ANASTOPOULOS C and SAVVIDOU N. Time-of-arrival correlations[J]. *Physical Review A*, 2017, 95(3): 100–105. doi: 10.1103/PhysRevA.95.032105.
- [4] AN S P, HU T Y, CUI Y F, *et al.* Cumulant-based time delay estimations based solution for statics correction of land data[C]. 79th EAGE Conference and Exhibition. Paris, France, 2017: 1–3.
- [5] CHENG Lin, CHEN Gang, GAO Wenzhong, *et al.* Adaptive time delay compensator (ATDC) design for wide-area power system stabilizer[J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2014, 5(6): 2957–2966. doi: 10.1109/TSG.2014.2347401.
- [6] CHLMPAGNE B, EIZENMAN M, and PASUPATHY S. Exact maximum likelihood time delay estimation[C]. IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, Washington, D.C., USA, 1991: 2633–2636.
- [7] 李雪梅, 陶然, 王越. 时延估计技术研究[J]. 雷达科学与技术, 2010, 8(4): 362–371. doi: 10.3969/j.issn.1672-2337.2010.04.015.
- LI Xuemei, TAO Ran, and WANG Yue. Research on time delay estimation technology[J]. *Radar Science and Technology*, 2010, 8(4): 362–371. doi: 10.3969/j.issn.1672-2337.2010.04.015.
- [8] DOGAN M C, and MENDEL J M. Applications of cumulants to array processing. I. aperture extension and array calibration[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1995, 43(5): 1200–1216. doi: 10.1109/78.382404.
- [9] HÄCKER P and YANG B. Single snapshot DOA estimation[J]. *Advances in Radio Science*, 2010, 8(2): 251–256. doi: 10.5194/ars-8-251-2010.
- [10] WANG Fangqiu and ZHANG Xiaofei. Joint estimation of TOA and DOA in IR-UWB system using sparse representation framework[J]. *Etri Journal*, 2014, 36(3): 460–468. doi: 10.4218/etrij.14.0113.0555.
- [11] 冷雪冬, 巴斌, 遯志宇, 等. 基于回溯筛选的稀疏重构时延估计算法[J]. 物理学报, 2016, 65(21): 88–96. doi: 10.7498/aps.65.210701.
- LENG Xuedong, BA Bin, LU Zhiyu, *et al.* Backtracking-based sparse reconstruction delay estimation algorithm[J]. *Acta Physica Sinica*, 2016, 65(21): 88–96. doi: 10.7498/aps.65.210701.
- [12] NAFIE M, TEWFIK A H, ALI M, *et al.* Deterministic and iterative solutions to subset selection problems[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2002(7): 1591–1601. doi: 10.1109/tsp.2002.1011200.
- [13] 李智勇. 基于压缩感知的脉冲超宽带系统窄带干扰抑制问题研究[D]. [博士学位论文], 山东大学, 2014: 17–21.
- LI Zhiyong. Research on narrowband interference suppression in pulsed ultra-wideband systems based on Compressed Sensing[D]. [Ph.D. dissertation], Shandong University, 2014: 17–21.

- [14] 张宏洲. 稀疏场景合成孔径雷达图像压缩研究[D]. [博士学位论文], 上海交通大学, 2010: 13–15.
ZHANG Hongzhou. Research on image compression of sparse scene synthetic aperture radar[D]. [Ph.D. dissertation], Shanghai Jiao Tong University, 2010: 13–15.
- [15] 胡南. 基于稀疏重构的阵列信号波达方向估计算法研究[D]. [博士学位论文], 中国科学技术大学, 2013: 20–26.
HU Nan. Research on direction of arrival estimation of array signals based on sparse reconstruction[D]. [Ph.D. dissertation], University of Science and Technology of China, 2013: 20–26.
- [16] 王方秋, 张小飞, 汪飞. IR-UWB系统中基于root-MUSIC算法的TOA和DOA联合估计[J]. 通信学报, 2014, 35(2): 137–145. doi: [10.3969/j.issn.1000-436x.2014.02.018](https://doi.org/10.3969/j.issn.1000-436x.2014.02.018).
WANG Fangqiu, ZHANG Xiaofei, and WANG Fei. Joint estimation of TOA and DOA based on Root-MUSIC algorithm in IR-UWB system[J]. *Journal of Communications*, 2014, 35(2): 137–145. doi: [10.3969/j.issn.1000-436x.2014.02.018](https://doi.org/10.3969/j.issn.1000-436x.2014.02.018).
- [17] 巴斌, 郑娜娥, 朱世磊, 等. 利用蒙特卡罗的最大似然时延估计算法[J]. 西安交通大学学报, 2015, 49(8): 24–30. doi: [10.7652/xjtub201508005](https://doi.org/10.7652/xjtub201508005).
BA Bin, ZHENG Nae, ZHU Shilei, *et al.* A maximum likelihood time delay estimation algorithm using Monte Carlo method[J]. *Journal of Xi'an Jiaotong University*, 2015, 49(8): 24–30. doi: [10.7652/xjtub201508005](https://doi.org/10.7652/xjtub201508005).
- [18] MATTHEWS. GAST. Definitive Guide to 802.11 Wireless Networks[M]. Nanjing: Southeast University Press, 2007: 293–297.
- 崔维嘉: 男, 1976年生, 博士, 副教授, 研究方向为移动通信、信号处理等.
- 张 鹏: 男, 1993年生, 硕士生, 研究方向为通信信号处理、稀疏重构等.
- 巴 斌: 男, 1987年生, 博士, 讲师, 研究方向为阵列信号处理、参数估计等.