学习汇报

|学习汇报| 学习计划

学生： 徐腾

导师： 何培宇教授

目 录

CONTENTS

1 暑期调研

在IEEE上以DOA为关键字，搜索了2011-2016年，相关论文100篇，先概括如下：
Moeness G. Amin（美国维拉诺瓦大学教授） 和Yimin D. Zhang（坦普尔大学博士）团队 16篇

1.Fast iterative interpolated beamforming for high fidelity single snapshot DOA estimation(快速迭代插值波束形成 高保真单快拍DOA估计)
2.Doa estimation of nonparametric spreading spatial spectrum based on bayesian compressive sensing exploiting intra-task dependency（基于贝叶斯压缩感知利用内部任务相关性的非参数传播空间谱DOA估计）
3 .DOA estimation of sparsely sampled nonstationary signals（稀疏采样非平稳信号的DOA估计）
4. Direction-of-arrival estimation of nonstationary signals exploiting signal characteristics （基于信号特征的非平稳信号DOA估计）
5. DOA estimation using a sparse uniform linear array with two CW signals of co-prime frequencies（采用稀疏均匀线阵 互质频率的两个连续波信号的DOA估计）
6. Sparsity-based DOA estimation using co-prime arrays（利用互质阵列的稀疏型DOA估计）
7.Group sparsity based wideband DOA estimation for co-prime arrays（对互质阵列的稀疏宽带DOA估计）
8.Near-field source localization based on sparse reconstruction of sensor-angle distributions （基于传感器角度分布的稀疏重构的近场信源定位）
关键字：稀疏采样，互质阵列

1 暑期调研

Arye Nehorai(美华盛顿大学教授及其学生) 13篇

1.Maximum Likelihood Direction Finding in Spatially Colored Noise Fields Using Sparse Sensor Arrays (在空间色噪声环境下使用稀疏传感器阵列最大似然测向)
2. Direction of Arrival Estimation Using Co-Prime Arrays: A Super Resolution Viewpoint(互质数阵列的DOA估计：超分辨率视点)
3 Direction of arrival estimation using nested vector-sensor arrays via tensor modeling(通过张量建模用嵌套向量传感器阵列的DOA估计)
4 Distributed source processing with linear nested arrays(线性嵌套阵列处理分布式信源)
5 Distributed source processing with linear nested arrays (互质阵列DOA估计的连续稀疏恢复)
6 Wideband direction of arrival estimation using nested arrays(嵌套阵列的宽带DOA估计)

关键字：稀疏采样，互质阵列，嵌套阵列

1 暑期调研

Hiroyuki Arai (日本东京大学教授及其学生) 13篇

1. 3-D array configuration using multiple regular tetrahedra for high-resolution 2-D DOA estimation
（使用多个正四面体配置的3-D阵列的高分辨率的2-D DOA估计）
2. 2D-DOA estimation under LOS environment by using pyramid shaped array antenna
（在LOS环境下，使用金字塔形天线阵的2维DOA估计）
3.Cuboid array: A novel 3-D array configuration for high resolution 2-D DOA estimation
（长方体阵列：新的3-D阵列配置，高分辨率的2-D DOA估计）
4. Novel 3-D array configuration based on CRLB formulation for high-resolution DOA estimation
（基于CRLB准则的高分辨率DOA估计的新颖的3-D阵列配置）
5. SURE: SimUltaneous Root Extraction method for DOA estimation of coherent sources by ULA（同时根提取法用于ULA相干信源DOA估计）

关键字：阵列配置

1 暑期调研

辛景民(西安交通大学 教授及其学生) 13篇

1.Two-dimensional direction of arrival estimation method for a mixture of noncoherent and coherent narrowband signals(非相干和相干窄带混合信号的二维DOA估计)
2. A computationally efficient source localization method for a mixture of near-field and far-field narrowband signals（近场和远场窄带信号的混合信号的高计算效率信源定位方法）
3. Analytical performance assessment of esprit-type algorithms for coexisting circular and strictly non-circular signals（圆和严格非圆信号共存条件下， ESPRIT型算法性能分析）

4. Computationally Efficient Subspace-Based Method for Two-Dimensional Direction Estimation With L-Shaped Array(L型阵列基于子空间的高效二维DOA估计)
5. Computationally efficient method for joint azimuth-elevation direction estimation with L-shaped array (L型阵列 联合方位角俯仰角方向估计)
6. Wideband direction of arrival estimation using nested arrays(嵌套阵列的宽带DOA估计)
7.Joint 2-D DOA Estimation via Sparse L-shaped Array（L形稀疏阵列的联合2-D DOA估计）

关键字：混合信源，L型阵列

2 学习进展

1.信号稀疏性：信号本身大部分的元素为0。如果信号自身并不是大部分数值为0，但是在一定的变换矩阵的表示下可以得到一个大部分数值为0的矢量，那么这个信号也是稀疏的，只不过这个稀疏性是在变换矩阵的条件下才体现出来的

假设：在一个信号矢量**X**= $[x_1, x_2, \dots x_N]^{\mathrm{T}} \in \mathrm{R}^N$,其可以被基矩阵 $\Theta \in R^{N\times N}$ 分解为：

$$\mathrm{X} = \Theta \mathrm{S}$$

其中，基矩阵Θ的各列线性无关； $\mathrm{S}=[s_1, s_2, \dots s_N]^{\mathrm{T}}$ 为信号矢量被分解后的系数矢量

如果分解后的系数矢量满足条件 $\|\mathrm{S}\|_0 \le k; k < N$，我们就称信号X为k-稀疏信号，同时称矩阵$\Theta$为稀疏基矩阵，系数矢量S为信息矢量。

最好的例子就是前面我们提到的远场窄带信号，其经过传感器阵列获得的时间采样并不满足稀疏的要求，但是经过傅里叶变换后，这个窄带信号在频域上就只在载频附近有比较明显的傅里叶分解值，而其它频带的傅里叶分解值为0。这时候这个信号就是变换域稀疏的，这个变换域就是频域，此时的基矩阵就是离散傅里叶分解矩阵。

2 学习进展

2.压缩感知模型：当我们已知x为k-稀疏信号，但是在基矩阵Θ下的稀疏矢量s的信息完全未知时候，怎样通过少于N点的采样数据来获得s的完整的信息是一个非常有意义的问题。压缩感知理论中韵许多方法也是针对这个问题提出的。

在压缩感知的框架下，最关键的部分是不用获得信号x的N个采样数据，而是将采样和压缩两个步骤进行合并同时操作。在压缩的过程中直接丢掉冗余数据，其采样过程可以表示为:

设计：设计一个维度为M×N的观测矩阵Ψ，其满足M<N，并将其与信号x相乘得到维度为M×1的观测矢量。这个过程使用数学表达式可以表示为

$$Y = \Psi X = \Psi \Theta S$$

将一个高维度的目标信号x转换成了低维度的测量矢量，其中并没有关于信号的任何信息损失

定义乘积矩阵 $\Phi = \Psi\,\Theta$ 为压缩感知矩阵，其维度为M×N。

M<N，S存在无数多个解。但是我们的目标是获得正确的并且是唯一的解。这个任务并不是不可能完成，需要对感知矩阵做一定的限制。

2 学习进展

3.波达方向估计中使用稀疏重构方法的合理性

阵列信号的接收数据模型表现为信号的空域稀疏性。在阵列所面对的整个空域中(线阵的搜索范围为1维，信号的空间角度取值范围为一90～90)，信号能量总是从有限的空间点(波达方向对应的角度)投射到阵列上，其它空域没有任何能量。如果将空域中的位置点集当做矢量中的元素，那么信号所出现的位置处的矢量元素是不为0的，而其他矢量元素点都为0。所以从这个意义上讲，信号对于阵列在空域中是具有稀疏性

首先将整个空域按一定角度间隔进行量化，即使用一些间隔均匀的离散角度点集合 $\{\bar{\theta}_1,\bar{\theta}_2,\ldots\bar{\theta}_N\}$ 去模拟整个空域空间。如果假设信号的来波方向已经被包含在上述角度合集中，该角度点集合可以非常恰当地近似整个空域，即便这个量化是比较“粗糙”的。经过上述量化后，所对应的阵列数据模型可以改写为下式

$$\bar{x}(t) = As(t) + \bar{e}(t)$$

其中，阵列流形矩阵是由量化角度点的集合产生的，即

$$A = [a(\bar{\theta}_1), a(\bar{\theta}_2), \ldots a(\bar{\theta}_N)]$$

2 学习进展

若信号数据矢量s(t)中第i个元素对应的量化角度满足 $\bar{\theta}_i = \theta_k, i = 1,2,...N, \mathrm{k} = 1,2,....K$

则s(t)中第i个元素等于原来模型中的第k个元素；而其他量化角度点处的信号数据均为0。很显然，经过空域角度量化后形成的信号数据矢量s(t)中大部分的元素为0，只有有限的K个元素不为0，所以在满足N>>K的条件下，这个数据矢量可以被认为是稀疏的，即s(t)具有前面提到的空域稀疏性。

设阵列接受快拍数为N,第i次快拍接受的信号矢量为x_i，信号矢量为s_i

$$\bar{\mathrm{X}} = \mathrm{AS} + \bar{\mathrm{E}}$$

其中，阵列接受数据矩阵X=$[x_1, x_2, ...x_N]$,信号方位信息S=$[s_1, s_2, ...s_N]$

这里的阵列流形矩阵 A 相当于 CS 理论中的投影测量矩阵Φ

2 学习进展

4.稀疏信号的重构算法：

$$\bar{x} = As + \bar{e}$$

由观测值x重构原始信号s的最直接的办法就是求解下面的优化方程：

$$\min \|s\|_0 \quad st \quad \|\bar{x} - As\| \le \varepsilon$$

这是一个欠定方程，求解此欠定方程的解，就是求解S的0范数，需要搜索所有非0位置的C_N^K中可能的线性组合，非常困难。由L1范数和L0范数在一定条件下的等价性：

$$\min \|s\|_1 \quad st \quad \|\bar{x} - As\| \le \varepsilon$$

问题变成了一个求解凸优化问题

2 学习进展

L1-SVD类算法：是在$l_p(p<=1)$方法的基础上，充分利用SVD奇异值分解的特点，并结合多快拍数据，在信号子空间进行DOA估计

在噪声存在的情况下，但快拍目标函数的表达式为：

$$\min \| x - As \|_2^2 + \lambda \| x \|_1$$

式中λ为稀疏度参数，在不同的噪声强度下λ的大小有不同的选择，则多快拍下目标函数表达式为：

$$\bar{X} = AS + \bar{E}$$

$$\min \| \bar{X} - AS \|_f^2 + \lambda \| x^{(l_2)} \|_1$$

式中：$\| \bar{X} - AS \|_f^2 = \| vec(\bar{X} - AS) \|_2^2$，$x^{(l_2)}$是由X的每一个行向量的$l_2$范数构成的列向量

缺点：算法的计算量过大，会随着快拍数的增加而超线性增加，需要对数据进一步利用SVD奇异值分解进行降维处理

2 学习进展

用数学方法描述，SVD分解表示为：X=ULV’，

对X保留一个降维的$M \times K$维X_{SV}，X_{SV}保留了信号的绝大部分能量，且有

$$X_{SV} = ULD_K = XVD_K$$

式中，$D_K = [I_K, \mathbf{0}], I_K$为$K \times K$单位阵,$\mathbf{0}$为$K \times (N-K)$零矩阵，令$S_{SV} = SVD_K$和$E_{SV} = EVD_K$,则有

$$X_{SV} = AS_{SV} + E_{SV}$$

使用SVD分解将问题的数据大小由T变成K，K为信号源的个数。由于实际情况下，信号源个数K远小于样本数N，极大降低了计算的复杂度。

2 学习进展

3 学习计划

1 学习王强论文

2 学习廖峰乙论文

THANK YOU！

15828044360

956220819@qq.com