

# 层析成像系统的自适应压缩重构

高明明, 吴月\*, 南敬昌

辽宁工程技术大学电子与信息工程学院, 辽宁 葫芦岛 125105

**摘要** 针对多散射多传播路径的射频层析成像稀疏系统出现虚假目标影响图像重构的问题, 提出一种基于子空间追踪的自适应稀疏度重构方法。先根据目标信号自身特点动态调节稀疏度的起始值和步长逼近真实稀疏度, 再利用子空间追踪算法将多路径线性模型的衰减系数稀疏化处理, 并在重构过程中依靠稀疏度估计值更新支撑集, 重构目标图像。与其他重构算法相比, 该方法有效减少虚假目标对图像清晰度的影响, 实现稀疏度未知的层析图像清晰重构。仿真实验分析系统的重构匹配度和虚假目标出现概率, 比较射频传感器在有噪声下算法的重构性能。实验结果表明, 该算法可准确估计稀疏度, 较低运算量的重构高精度图像, 在射频层析成像其他领域得到较好的应用。

**关键词** 成像系统; 压缩感知; 层析成像; 多路径传播; 重构算法; SP 子空间追踪

中图分类号 TP391

文献标识码 A

doi: 10.3788/LOP55.091102

## Adaptive Compression Reconstruction of Tomography System

Gao Mingming, Wu Yue\*, Nan Jingchang

College of Electronic and Information Engineering, Liaoning Technical University,  
Huludao, Liaoning 125105, China

**Abstract** The problem of image reconstruction in the sparse system of radio frequency tomography with multiple scattering path is presented, and a self-adaptive sparse reconstruction method based on subspace tracking is proposed. The initial value and step length of the sparse degree are dynamically adjusted according to the characteristics of the target signal. And the attenuation coefficient of multipath linear model is sparse by using the subspace tracking algorithm. In the process of reconstruction, the supporting set is updated by the sparse estimation to reconstruct the target image. Compared with the other reconstruction algorithms, this method can effectively reduce the influence of the ghost on image definition and realize the clear reconstruction of tomography with unknown sparse. The reconstruction of the system and the probability of the ghost are presented. The experimental results show that the proposed algorithm can accurately estimate sparsity and the high precision image with low calculation amount, which can be used in other fields of radio frequency imaging.

**Key words** imaging systems; compressed sensing; tomography; multipath propagation; reconstruction algorithm; subspace pursuit subspace tracking

**OCIS codes** 110.6960; 110.6955; 110.1085; 110.3010

## 1 引言

射频层析图像广泛应用于智能环境监测、医学影像<sup>[1]</sup>、无损检测<sup>[2]</sup>, 以及目标定位<sup>[3]</sup>等重要领域。采用精确、准直的射频波照射成像区域, 再根据散射信号推断成像区域的介电特性, 以此获得目标图像。当射频信号从发送端传播到接收端, 会经历多次散

射, 从不同的路径到达接收端, 便形成多散射多传播路径成像系统。多路径效应中虚假目标对射频层析成像的影响已经得到众多研究, 例如在雷达分类过程中由于多路径传播产生虚假目标<sup>[4]</sup>, 虚假目标对图像清晰度的影响使得重构算法备受关注。

目前, 有关层析成像的重构算法<sup>[5]</sup>层出不穷, Wilson 等<sup>[6]</sup>首次提出射频层析成像, 将环境射频层

收稿日期: 2018-02-27; 修回日期: 2018-04-08; 录用日期: 2018-04-23

基金项目: 国家自然科学基金青年基金(61701211)、辽宁省高校重点实验室资助项目(LJZS007)

\* E-mail: 1612252170@qq.com

析成像<sup>[7]</sup>与压缩感知(CS)结合。文献[8]结合指纹法,利用压缩感知 L1 范数重构免携带设备的目标位置。文献[9]将贝叶斯引入到压缩射频层析成像中,实现链路选择和目标估计。但是在射频层析成像<sup>[10]</sup>领域中,在稀疏度未知的情况下估计出的稀疏度不精准,将无法精确重构目标信号。文献[11]提出利用贪婪算法<sup>[12]</sup>中弱选择正则化正交匹配追踪算法实现稀疏度未知的图像重构,但是稀疏度自适应估计在射频层析图像中的应用仍存在支撑集匹配低、重构精度低等问题。文献[13]提出稀疏度自适应子空间追踪算法,给定稀疏度初始值为 1,根据判别条件逐步逼近稀疏度。当稀疏度较大时,由于起始值较低,增加步长较固定,会导致运算量增加。文献[14]提出根据相邻信号能量差调节稀疏度增加步长,由于选择分支较多,会增加算法复杂度。

针对上述问题,本文提出自适应子空间稀疏(ASP)算法,首先根据重构条件确定目标信号初始值,在权衡真实值与估计值的大小关系后,根据信号能量差判断迭代过程中增加或减少步长,最后根据稀疏度估计值选取支撑集的大小,利用 ASP 算法重构模型的衰减系数得到清晰的目标图像,大大减少了散射路径。仿真实验仔细分析了该算法的重构性能及稀疏度估计情况。并与正则化正交匹配追踪(ROMP)算法、子空间追踪(SP)算法、弱选择正则化正交匹配追踪(WROMP)算法<sup>[11]</sup>、可变步长自适应匹配追踪(VssAMP)算法<sup>[14]</sup>、以及检测正交匹配追踪(DOMP)算法<sup>[15]</sup>进行比较,该算法缩短了运行时间,达到了去除虚假目标的目的,并获得了精度较高的射频层析重构图像,解决了稀疏度未知的重构问题。其可实现医学计算机断层扫描成像(CT)图像、雷达定位图像、环境监测图像,以及产品检测等射频层析图像的清晰呈现。

## 2 射频层析成像系统模型

### 2.1 模型概述

射频层析成像系统的本质是利用射频信号实现路径衰减测量以获得目标图像,其通常由分布式射频传感器<sup>[16-17]</sup>组成。传感器作为收发装置可以是均匀或者非均匀的,假设信号的反射类型为各向同性,并在自由空间中传播。将无线射频传感器网络覆盖区域进行方形网格化划分,每个方形小格子代表一个像素点。若只考虑从点目标直接反射的波形,不考虑二阶或者更高阶的散射,且在预处理的过程中去除直接路径,则为静止目标建立以下系统模型:

$$\mu_{mm'}(t) = \sum_{i=1}^Q \mathbf{V}_i p [t - \tau_{mm'}(i)] \cdot \exp[-j2\pi f\tau_{mm'}(i)], \quad (1)$$

式中传感器的总数为  $M$ ,  $m$  和  $m'$  分别为发射、接收传感器索引,  $\mathbf{V}_i$  为第  $i$  个像素的像素值,目标图像像素值反映了相应位置发生衰减的程度,  $Q$  为像素的总数,  $\tau_{mm'}(i)$  为射频信号从第  $m$  个发射端到第  $i$  个像素,再返回到第  $m'$  个接收端的静态传播延时。当射频传感器覆盖的区域中有多个目标时,在射频信号从发射机传播到接收机过程中,可能会产生多次散射,并通过不同的路径到达接收机。传播路径通常取决于散射体的数目及其在传感网络覆盖区中的位置。所以,研究多路径传播的模型与虚假目标的形成至关重要。

### 2.2 多路径传播

在射频成像系统中,多径是指信号从发射端到接收装置的路径。主要考虑两种:一种是直射路径,另一种是散射路径。多路径产生的回波极易影响一个静态目标的接收波,并在重构图像中形成“虚假目标”。文献[18]中以两个目标为例,展示了多路径传播是如何产生虚假目标的过程。如图 1 所示,由发射端 W1、接收端 R1 和接收端 R2 的位置可以确定两个椭圆的位置,而目标位置通过两个椭圆的交叉位置和回波的传播延时计算得到<sup>[19]</sup>。图中有两个目标,实线箭头代表目标 T1 的第一阶反射路径,信号从发射端 W1 传输给目标 T1,再分别传输给接收端 R1 和接收端 R2。两个实线椭圆由收发装置对 (W1, R1)、(W1, R2) 的坐标位置和相关的传播延时确定,分别标记为椭圆 1、椭圆 2,则椭圆 1、椭圆 2 的交叉位置即为目标 T1。图中实线箭头为传播路径经过目标 T1 产生的回波,再受目标 T2 影响,最后到达接收端 R1 的整个过程。这个二阶散射传播路径的延时与收发装置对 (W1, R1) 的位置形成图中另一个虚线椭圆 3。如果系统模型只考虑一阶散射,那么椭圆 2 和椭圆 3 的交叉位置将产生虚假目标。

一般来说,视野中的每一个目标都可以作为从其他目标反射回来的传播路径上更高阶的散射。在重构过程中,所有收发对的散射重叠处都会产生虚假目标,为了识别虚假目标,定义多散射多路径的系统模型,方程如下:

$$\mu_{mm'}(t) = \sum_{i=1}^Q \sum_{j=1}^{N_i} \mathbf{V}_{ij} p (t - \tau_{mm',ij}) \cdot \exp(-j2\pi f\tau_{mm',ij}), \quad (2)$$

式中  $\mu_{mm'}$  为对  $m$  个发射机、接收机采样得到的波

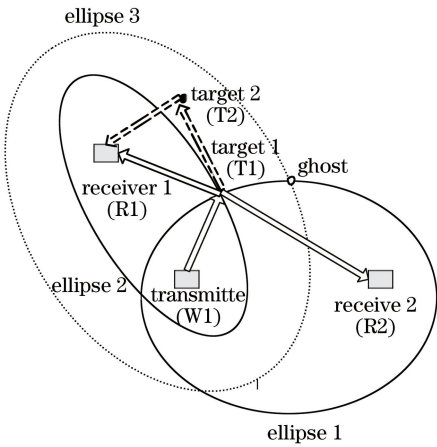


图 1 多路径椭圆模型

Fig. 1 Multipath elliptic model

形,其中  $N_i$  为第  $i$  个像素作为一阶散射条件下传播路径的总数, $j$  为路径的索引, $\mathbf{V}_{ij}$  为像素  $i$  在路径  $j$  上的衰减程度,即衰减系数, $p(t)$  为传输的基带脉冲, $\tau_{mm',ij}$  为路径传播延时。

### 3 ASP 射频层析成像方法

#### 3.1 多路径模型线性化

信号的重构问题一直是 CS 的研究热点,通常将系统图像重构理解为已知信号在给定冗余字典

上获得最稀疏分解的过程,本文利用传播路径衰减系数  $\mathbf{V}$  的稀疏性,获得多散射多路径的系统稀疏模型,通过对每条路径和接收到的波形采样,可以将 (2) 式的多路径模型离散化处理。离散模型如下:

$$\boldsymbol{\mu} = \mathbf{P}\mathbf{V} + \mathbf{W}, \quad (3)$$

式中  $\boldsymbol{\mu} = \{\boldsymbol{\mu}_a | a = 1, \dots, N_i\}$  为测量接收端传感器接收到的射频信号列向量, $\boldsymbol{\mu}_a$  为第  $a$  次测量时所选路径测得的接收信号, $\mathbf{V}$  为  $QN_i \times 1$  的衰减系数向量, $Q$  为传感器接收端接收的像素总数, $N_i$  为第  $i$  个像素作为一阶散射条件下传播路径的总数, $\mathbf{P} = \{\mathbf{P}_j | j = 1, \dots, N_i\}$  为投影向量的测量矩阵, $\mathbf{P}_j$  为第  $j$  条路径对应的投影向量, $\mathbf{W} = \{\mathbf{W}_j | j = 1, \dots, N_i\}$  为测量噪声列向量, $\mathbf{W}_j$  为第  $j$  条路径测量的噪声。

所以重构是根据噪声观测  $\boldsymbol{\mu}$  估计出未知向量  $\mathbf{V}$ 。考虑到模型系数是线性的,通常用最小二乘法 (RLS) 对衰减系数矢量估计,得到衰减系数的估计值如下:

$$\hat{\mathbf{V}} = (\mathbf{P}^H \cdot \mathbf{P})^{-1} \mathbf{P} \cdot \boldsymbol{\mu}, \quad (4)$$

式中  $\mathbf{P}^H$  为字典矩阵  $\mathbf{P}$  的共轭转置。

本文选取子空间追踪重构算法 SP 来重构射频层析图像。

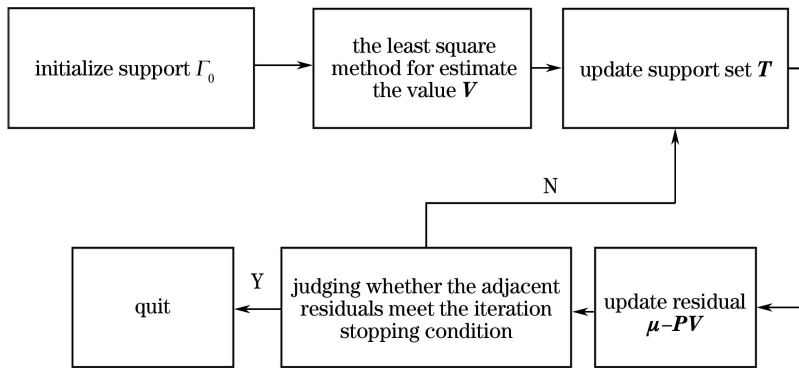


图 2 SP 算法程序框图

Fig. 2 Block diagram of SP algorithm

若射频层析成像多路径模型中目标数目远远少于像素,衰减系数  $\mathbf{V}$  即为稀疏度。但是稀疏度估计水平直接影响重构结果,所以本文提出基于压缩感知的 ASP 算法,即根据信号自身特性预设稀疏度初始值,再自适应调整步长,直至逼近模型真实的稀疏度,最后利用 SP 子空间追踪算法重构真实目标。不仅可以利用信号重构去除虚假目标,还解决了稀疏度未知的重构问题。

#### 3.2 自适应估计稀疏度

文献[20]中根据压缩感知重建条件  $M > K \log N$

(其中  $M, N$  为测量矩阵  $\mathbf{P}$  的行和列, $K$  为稀疏度)将稀疏度起始值设置为  $(0 \sim 0.1)M$ ,文献[13]中验证了命题:设测量矩阵  $\mathbf{P}$  以参数  $(K, \delta_K)$  满足有限等距性质 (RIP),即定义若  $\mathbf{P}$  满足:

$$(1 - \delta_K) \|\mathbf{V}\|_2^2 < \|\mathbf{P}\mathbf{V}\|_2^2 \leq (1 + \delta_K) \|\mathbf{V}\|_2^2, \quad (5)$$

式中  $\mathbf{V}$  为  $K$  的稀疏信号。若  $\delta_K < 1$ ,则称测量矩阵  $\mathbf{P}$  满足  $K$  阶 RIP。如果  $K_0 \geq K$ ,即稀疏度估计值大于真实值,则  $\|\mathbf{P}_{T_0}^T \boldsymbol{\mu}\|_2 \geq 1 - \delta_K / \sqrt{1 + \delta_K} \|\boldsymbol{\mu}\|_2$  条件成立。文献[14]中设定阈值  $T_1$  和  $T_2$  将能量差分为下降很快和较缓的阶段:大于  $T_1$  为能量差较

大区,即当相邻两个阶段中重建信号的能量差为  $\|\hat{\mathbf{V}}_n - \hat{\mathbf{V}}_{n-1}\|_2 > T_1$  时,增加步长减少重构时间;大于  $T_2$  小于  $T_1$  为能量差较小区,即当相邻两个阶段中重建信号的能量差为  $T_2 < \|\hat{\mathbf{V}}_n - \hat{\mathbf{V}}_{n-1}\|_2 \leq T_1$ ,减小步长提高重建精度。

根据大量实验结果可知:

$$T_1 = \lg(s) (N/M)^4 e^{-5} \|\hat{\mathbf{V}}_{n-1}\|_2, \quad (6)$$

$$T_2 = 0.2 \lg(s) (N/M)^4 e^{-5} \|\hat{\mathbf{V}}_{n-1}\|_2. \quad (7)$$

为了降低估计过度的可能性,选取步长  $S$  的初值  $S_0 = M / [2 \log_2(N)]$ 。根据上述条件,本文针对射频层析成像多路径模型,提出了自适应估计模型稀疏度的算法,流程图如图 3 所示。

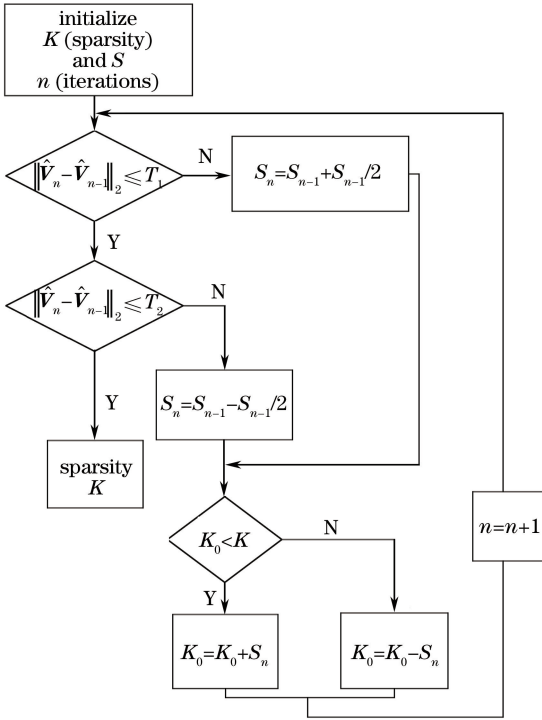


图 3 自适应稀疏度算法流程图

Fig. 3 Flow chart of adaptive sparsity algorithm  
算法流程如下:

1) 根据压缩感知重建条件,设置合适的稀疏度起始值  $K_0$ ,可减少迭代次数。

2) 判断起始值  $K_0$  与真实值  $K$  的大小关系,当  $\|\mathbf{P}_{\Gamma^0}^T \boldsymbol{\mu}\|_2 \geq 1 - \delta_K / \sqrt{1 + \delta_K} \|\boldsymbol{\mu}\|_2$  时,则  $K_0 \geq K$ ,即防止过估计或者欠估计现象产生。

3) 当初始值比真实值小时,给初始值增加一个步长  $S$ 。反之,减少一个步长  $S$ 。对于步长  $S$  的选取,为减少重构时间,可以根据相邻两个阶段的重构信号的能量差来动态调整。首先给  $S$  一个初值,若相邻信号能量满足  $\|\hat{\mathbf{V}}_n - \hat{\mathbf{V}}_{n-1}\|_2 > T_1$ ,需要将步长增加

0.5 倍;若相邻信号能量满足  $T_2 < \|\hat{\mathbf{V}}_n - \hat{\mathbf{V}}_{n-1}\|_2 \leq T_1$ ,说明相邻两个阶段能量差较小,则需要将步长减少 50%;其他情况则停止迭代,得到稀疏度。整体实现考虑效率的同时,完成稀疏度的严谨估计。

### 3.3 ASP 算法整体重构流程

输入:  $M$  维观测向量  $\boldsymbol{\mu}$ ,  $M \times N$  测量矩阵  $\mathbf{P}$ ,稀疏度初值  $K_0$ ,步长初始值  $S_0$ ,迭代次数  $n$ 。

输出:重建衰减系数。

$$\hat{\mathbf{V}}_{\Gamma^n} = \arg \min_{\mathbf{V}_{\Gamma^n}} \|\boldsymbol{\mu} - \mathbf{P}_{\Gamma^n} \mathbf{V}_{\Gamma^n}\|_2^2, \quad (8)$$

$\hat{\mathbf{V}}$  中其他元素为 0。

1) 初始化稀疏度自适应重构算法的内积为

$$\mathbf{U}^0 = \mathbf{P}^T \boldsymbol{\mu}, \quad (9)$$

初始稀疏度值为

$$K_0 = 0.05M, \quad (10)$$

迭代步长为

$$S_0 = M / [2 \log_2 N], \quad (11)$$

式中迭代次数  $n=1$ ,  $\mathbf{P}^T$  为字典矩阵  $\mathbf{P}$  的转置。

2)  $\Gamma^0 = \{ |U_d^0| \text{ 前 } K_0 \text{ 个最大值索引} \}$  初始化目标信号的原子支撑集。

3) 求初始残差:  $\mathbf{R}^0 = \min \|\boldsymbol{\mu} - \mathbf{P}_{\Gamma^0} \mathbf{V}_{\Gamma^0}\|_2^2$ 。

4)  $\mathbf{U}^n = \mathbf{P}^T \mathbf{R}^{n-1}$ ,  $\Gamma^n = \Gamma^{n-1} \cup \{ |U_i^n| \text{ 前 } |\Gamma^{n-1}| \text{ 个最大值索引} \}$ 。

5) 重建衰减系数  $\hat{\mathbf{V}}_{\Gamma^n} = \arg \min_{\mathbf{V}_{\Gamma^n}} \|\boldsymbol{\mu} - \mathbf{P}_{\Gamma^n} \mathbf{V}_{\Gamma^n}\|_2^2$ 。

6)  $\bar{\Gamma}^n = \{ |\hat{\mathbf{V}}_{\Gamma^n}| \text{ 前 } |\Gamma^{n-1}| \text{ 个最大值索引} \}$ 。

7) 若  $\|\hat{\mathbf{V}}_n - \hat{\mathbf{V}}_{n-1}\|_2 \leq 0.2 \lg(s_n) (N/M)^4 e^{-5} \|\hat{\mathbf{V}}_{n-1}\|_2$ ,则转至步骤 9);

若  $0.2 \lg(s_n) (N/M)^4 e^{-5} \|\hat{\mathbf{V}}_{n-1}\|_2 < \|\hat{\mathbf{V}}_n - \hat{\mathbf{V}}_{n-1}\|_2 \leq \lg(s_n) (N/M)^4 e^{-5} \|\hat{\mathbf{V}}_{n-1}\|_2$ ,则  $S_n = S_{n-1} - S_{n-1}/2$ ;

若  $\|\hat{\mathbf{V}}_n - \hat{\mathbf{V}}_{n-1}\|_2 > \lg(s_n) (N/M)^4 e^{-5} \|\hat{\mathbf{V}}_{n-1}\|_2$ ,则  $S_n = S_{n-1} + S_{n-1}/2$ 。

8) 如果  $\|\mathbf{P}_{\bar{\Gamma}^n}^T \boldsymbol{\mu}\|_2 < 1 - \delta_K / \sqrt{1 + \delta_K} \|\boldsymbol{\mu}\|_2$ ,则  $K_0 = K_0 + S_n$ ,  $n = n + 1$ ,重复步骤 2);

如果  $\|\mathbf{P}_{\bar{\Gamma}^n}^T \boldsymbol{\mu}\|_2 \geq 1 - \delta_K / \sqrt{1 + \delta_K} \|\boldsymbol{\mu}\|_2$ ,则  $K_0 = K_0 - S_n$ ,  $n = n + 1$ ,重复步骤 2)。

9) 更新残差  $\bar{\mathbf{R}} = \min \|\boldsymbol{\mu} - \bar{\mathbf{P}}_{\bar{\Gamma}} \bar{\mathbf{V}}_{\bar{\Gamma}}\|_2^2$ 。

10) 若  $\|\bar{\mathbf{R}}\|_2 \geq \|\mathbf{R}^{n-1}\|_2$ ,迭代停止,执行步骤 11);否则,令  $\Gamma^n = \bar{\Gamma}$ ,  $\mathbf{R}^n = \bar{\mathbf{R}}$ ,返回步骤 4),继续



迭代。

射频层析成像系统传感器的灰度图像向量,即得到重构的射频层析成像系统的目标图像。

11) 根据第  $n$  次迭代重构的目标信号  $\hat{V}_{\Gamma^n}$  得到

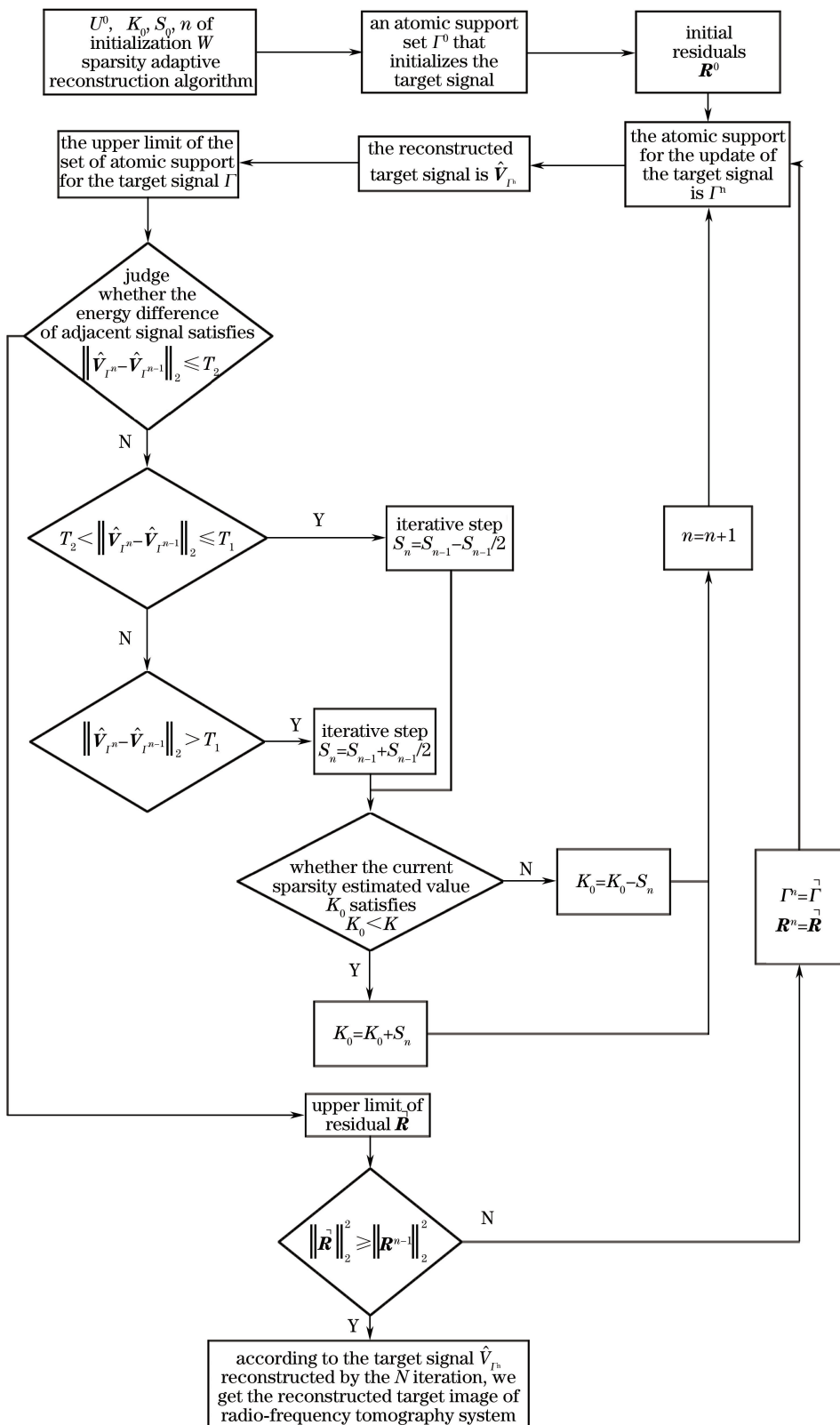


图 4 重构射频层析成像系统目标图像的流程图

Fig. 4 Flow chart of reconstruct the target image of the radiofrequency tomography system

算法中步骤 1)、2)、7)、8) 为稀疏度估计部分, 得到初始的支撑集  $\Gamma^0$  和残差  $\mathbf{R}^0$ , 步骤 4)~10) 为 ASP 算法重构过程的主体, 步骤 2) 的候选集个数依据步骤 8) 迭代更新, 以这种方式选择的支撑集精确逼近真实信号, 正是本文自适应稀疏度提高重构精度的关键。步骤 10) 表示迭代终止条件为相邻两次残差的大小比较。稀疏度估计部分的运算量主要在外层迭代的次数以及内层稀疏求解的最小二乘问题。每次外层迭代, 都要用最小二乘求解稀疏系数和残差, 算法外层迭代次数与步长、每次支撑集的原子数、信号的稀疏度  $K$  相关。算法中最小二乘问题都采用 QR 分解法求得。

## 4 ASP 算法性能验证

### 4.1 稀疏度估计

通过实验验证基于 SP 算法的稀疏度估计结果。在多路径传播模型中, 若只考虑一阶和二阶散射时, 一个含有  $\sqrt{N}$  ( $N > 0$ ) 个像素的图片, 散射路径总数为  $N$ , 那么矩阵  $\mathbf{P}$  的大小为  $M \times N$ , 其中  $M$  是  $\boldsymbol{\mu}$  的长度。实验中,  $M = 512$ ,  $N = 512$ ,  $\mathbf{P}$  为  $M \times N$  高斯随机矩阵。从  $\mathbf{V}_0$  中随机取  $K$  个独立分布的元素, 零均值单位方差高斯随机变量,  $\mathbf{V}_0$  中其他元素值为零, 通过  $\boldsymbol{\mu} = \mathbf{P}\mathbf{V}_0$  得到观测向量  $\boldsymbol{\mu}$ , 图中横坐标表示实验次数, 纵坐标表示稀疏度  $K$  的估计值, 图中比较了  $K = 64$  条件下  $\delta_K$ 、采样率取不同值时得到的估计值。

图 5 验证了  $\delta_K = 0.1$  时, 随着采样率的升高, 稀疏度估计值接近真实值。图 6 验证了采样率为 0.5, ASP 算法在  $\delta_K$  取 0.1~0.5 时估计的稀疏度值,  $\delta_K$  的选取直接影响测量矩阵  $\mathbf{P}$  有限等距性的判断及稀疏度估计的判别条件, 可见在  $\delta_K = 0.1$  时稀疏度估计值接近真实值。

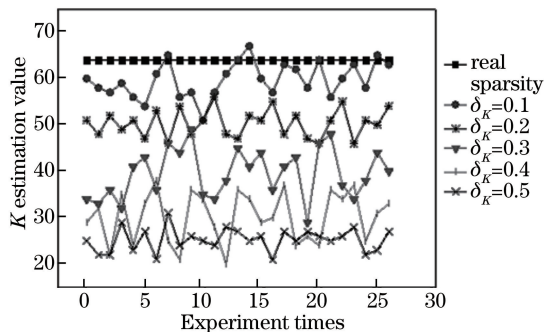


图 5 采样率为 0.5 条件下, 不同  $\delta_K$  对应的  $K$  估计值  
Fig. 5  $K$  estimation values corresponding to different  $\delta_K$  values when sampling rate is 0.5

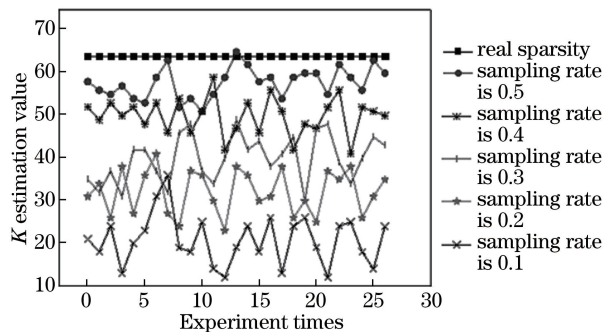


图 6  $\delta_K = 0.1$  条件下, 不同采样率对应的  $K$  估计值  
Fig. 6  $K$  estimation values corresponding to different sampling rates at  $\delta_K = 0.1$

### 4.2 模型重构分析

为了验证 ASP 对射频层析图像的重构效果, 本次实验算法在 Inter core i5 上运行, 软件版本为 MATLAB R2012a, 算法运行 2000 次来计算重构匹配率和运行时间。

选取二维射频图像系统进行数字仿真。如图 7 所示, 均匀的射频传感器随机分布在半径为 50 m 的环形上。每个传感器都可以接收和发射频率在 300 MHz~2.5 GHz 范围内的任意波形, 利用 ASP 算法去重构环形区域内的二维射频图像, 图像选取圆环内以原点为中心的  $50 \times 50$  个网格。根据仿真脉冲的带宽, 像素分辨率选择  $2 M \times 2 M$  dpi。

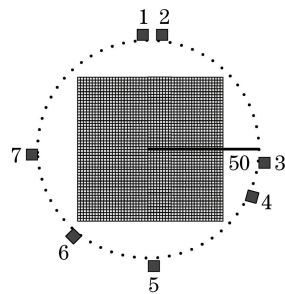


图 7 射频传感器分布在圆环上

Fig. 7 Radio frequency sensors are distributed around the ring

仿真脉冲是带宽为 40 MHz 的线性调频信号, 此次仿真的路径包括从发射端到接收端的直接路径、一次散射路径和二次散射路径, 所以接收到的波形  $\boldsymbol{\mu}$  是沿着不同路径波形的线性组合。多个收发装置对的融合是通过将所有成像对的字典叠加成一个矩阵来实现的。

#### 4.2.1 无噪声实验

成像区域是由六个传感器节点包围的正方形区域, 包含三个目标, 目标和传感器随机分布在圆上和正方形区域内。图 8 为真实的目标位置图像, 射频传感器由正方形组成, 目标是图像中的亮点。图 9

为利用  $\lambda = 1$  时的坐标轴下降与最小角回归 (LASSO) 算法重构的图像,增加了三个虚假目标矢量  $\mathbf{V} = (0.817, 0.742, 0.493)$ 。图 10 是利用 ASP 算法重构出的图像,可见有不少虚假目标被移除。这三个目标真正的像素值矢量为  $\mathbf{V} = (1, 0.821, 0.68)$ , 而利用 ASP 重建的像素值矢量为  $\hat{\mathbf{V}} = (0.865, 0.692, 0.572, 0.624)$ 。由于传感器的性能会

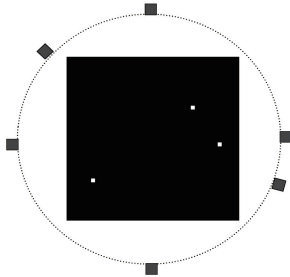


图 8 真实目标位置图像

Fig. 8 Image of real target position

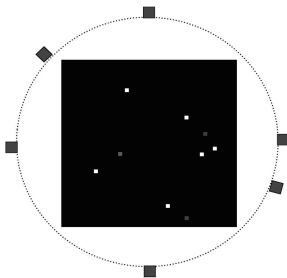


图 9 LASSO 算法重构图像

Fig. 9 Reconstruction image by LASSO algorithm

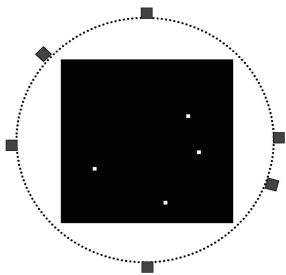


图 10 本文重构图像

Fig. 10 Reconstruction image by proposed method

影响接收信号,目标不可忽略的形状、体积会改变传播路径因素,产生一个虚假目标。但是三个目标估计的像素值与真实的像素值比值是非常接近的。

虚假散射目标出现概率也是重构估计性能的主要指标,如图 11 所示,随着  $\delta_K$  的增加,虚假散射目标出现概率逐步增加,并且随着采样率的升高逐渐上升。同时为了清晰呈现 LASSO 算法与本文算法的重构性能,本文在相同实验环境、目标、 $\delta_K = 0.1$ , 以及不同采样率条件下进行性能比较。可以看出,本文算法结果在采样率  $0.1 \sim 0.5$  区间内明显优于 LASSO 算法。其主要原因是 ASP 算法将散射路径稀疏化,减少了每个目标作为其他目标的高阶散射路径,减小了出现虚假椭圆的可能性,从而降低了虚假目标出现概率。

依据以上无噪声实验的理论分析与仿真实验结果,初步得出本文算法结果中虚假目标出现概率较低。

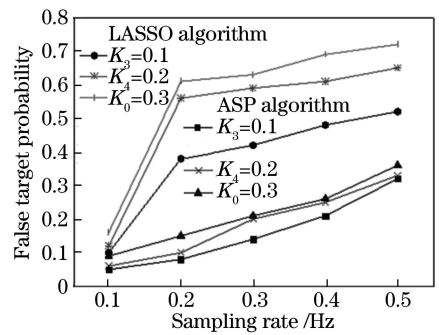


图 11 不同采样率下的虚假散射目标出现概率

Fig. 11 Probability of false scattering target at different sampling rates

4.2.2 有噪声实验

对这三个目标和六个射频传感器进行了四个不同噪声等级的噪声接收波仿真。将高斯白噪声加入了接收波,重建结果如表 1 所示。三个目标真实的像素值未变,与无噪声情况下相同,三个目标的位置索引为 (150, 220, 782), 在表中标识了三个目标的位置索引以及估计的像素值。

表 1 噪声情况下重构对比表

Table 1 Reconstructed contrast table under noise condition

$P_{SNR}/dB$	Real location index	Estimated pixel attenuation coefficient
3.98	(98, 99, <b>150, 220</b> , 318, 359, <b>782</b> , 1568)	(0.0968, 0.0312, <b>0.3654, 0.3241</b> , 0.0249, 0.0598, <b>0.3091</b> , 0.0654)
9.82	(24, <b>150, 220</b> , 305, 782)	(0.0165, <b>0.8963, 0.6235</b> , 0.0126, <b>0.4896</b> )
16.28	(85, <b>150, 220, 782</b> )	(0.029, <b>0.798, 0.721, 0.542</b> )
21.65	( <b>150, 220, 782</b> )	( <b>0.828, 0.721, 0.542</b> )

由表 1 可知,信噪比越小说明噪声水平越高,噪声目标便越来越多,而非零像素数量随着噪音水平

的增加而增加,主要原因是接收到的波形中,噪声传播替代了多路径传播,表中显示估计的噪声像素值

通常比目标像素值要小得多。这意味着,对重建图像的像素设定阈值,将真实目标“滤出”,从而实现目标检测。

图 12 为噪声水平在 9.82 dB 的重构结果,与无噪声情况相比,图 13 为加入噪声后一阶重构产生许多非零像素,图 14 为 ASP 算法重构减少到仅剩 9 个非零像素,其中包括三个目标像素。由于估计的目标像素像素值比较大,所以目标看起来比噪音像素要亮得多。

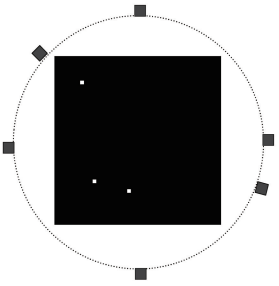


图 12 噪声下目标真实位置图像

Fig. 12 Target real position image under noise condition

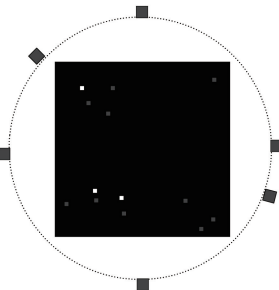


图 13 噪声情况下利用 LASSO 一阶重构图像

Fig. 13 First order reconstructed image using LASSO method under noise condition

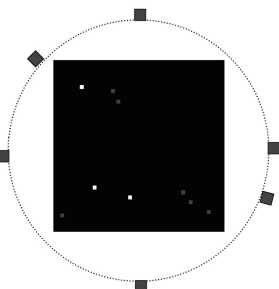


图 14 噪声情况下利用本文一阶重构图像

Fig. 14 First order reconstructed image using proposed method under noise condition

#### 4.2.3 对比重构效果与时间

此次实验对比 ASP、LASSO、ROMP、SP、压缩采样匹配追踪 (CoSaMP)、WROMP、VssAMP、DOMP 算法等在特定条件下的重构情况及运行时

间。设置  $\delta_K = 0.1$ , 比较在不同采样率下, 各个算法的重构性能。在不同稀疏度情况下, 各个算法的运行时间。可利用重构匹配率来衡量重建效果, 重构匹配度定义为

$$G_{\text{rem}} = 1 - \frac{\|\hat{\mathbf{x}} - \mathbf{x}\|}{\|\hat{\mathbf{x}} + \mathbf{x}\|}, \quad (12)$$

式中  $\hat{\mathbf{x}}$  为重建信号,  $\mathbf{x}$  为原始信号。如表 2 所示, 随着采样率的升高, 各个算法的重构匹配度逐步变大。而本文算法重构性能超过 LASSO、ROMP、WROMP、DOMP、SP、CoSaMP、VssAMP 算法。产生这种优势的原因在于自适应稀疏过程精确估计出真实目标稀疏度, 使得每次迭代都选取最逼近真实信号的支撑集, 更加精确地规范支撑集大小, 减少了重构过程的迭代次数, 由此缩短运行时间。如图 15 所示, 本文算法的运行时间少于 SP、LASSO、ROMP、WROMP、DOMP, 以及 VssAMP 算法, ASP 与 SP 算法同处于 0.01 量级, 由于迭代次数增加而导致运算时间超过 CoSaMP 算法, 但是较为接近。

表 2 二维射频图像使用不同算法重建后的匹配度比较

Algorithm	Matching degree is 0.1	Matching degree is 0.2	Matching degree is 0.3	Matching degree is 0.4
	LASSO	0.7561	0.8543	0.8954
ROMP	0.9102	0.9248	0.9452	0.9523
WROMP	0.9179	0.9264	0.9487	0.9529
DOMP	0.9218	0.9289	0.9421	0.9531
SP	0.9221	0.9321	0.9427	0.9530
CoSaMP	0.9301	0.9401	0.9498	0.9654
VssAMP	0.9369	0.9498	0.9572	0.9688
ASP	0.9417	0.9521	0.9764	0.9854

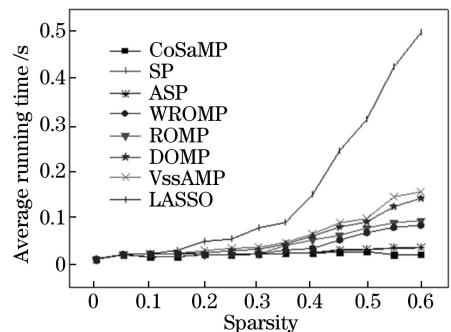


图 15 不同稀疏度条件下利用不同重构算法运行时间的对比  
Fig. 15 Comparison of running time of different reconstruction algorithms under different sparsity conditions



## 5 结 论

针对稀疏度未知、射频层析成像系统目标重构效果明显降低等问题。提出了一种基于压缩感知的自适应稀疏度重构方法。先根据自适应得到射频层析成像系统中真实目标的稀疏度,在重构过程中选择逼近真实信号的支撑集,再将射频层析成像系统中目标在不同散射路径的衰减系数稀疏化处理,降低散射路径形成更多虚假目标的可能性,以此提高重构精度,同时因减少迭代次数而缩短了运行时间。仿真结果表明,即使是在噪声情况下,该方法也能有效地去除虚假目标、重构清晰图像。该方法不失一般性,可以应用于三维层析成像重建中。在未来的研究中,将讨论如何在射频成像环境中使用字典学习来模拟图像特点。

### 参 考 文 献

- [1] He Q Y, Li Z L, Wang X Z, *et al.* Automated retinal layer segmentation method based on optical coherence tomographic images [J]. *Acta Optica Sinica*, 2016, 36(10): 1011003.  
贺琪欲, 李中梁, 王向朝, 等. 基于光学相干层析成像的视网膜图像自动分层方法[J]. *光学学报*, 2016, 36(10): 1011003.
- [2] Li J L, He B, Liu S, *et al.* Nondestructive analysis of blue and white porcelain excavated from Nan'ao No.1 shipwreck [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2016, 53(5): 051101.  
黎继立, 何斌, 刘松, 等. 南澳一号沉船出水青花瓷的无损分析研究[J]. *激光与光电子学进展*, 2016, 53(5): 051101.
- [3] Denis S, Berkvens R, Ergeerts G, *et al.* Combining multiple sub-1 GHz frequencies in radio tomographic imaging[C]//*Proceedings of International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation*, 2016: 1-8.
- [4] Smith G E, Mobasseri B G. Analysis and exploitation of multipath ghosts in radar target image classification [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2014, 23(4): 1581-1592.
- [5] Yan C S, Liao Y B, Tian Q. Image reconstruction algorithms of computed tomography [J]. *Chinese Optics*, 2013, 6(5): 617-632.  
阎春生, 廖延彪, 田芊. 层析成像图像重建算法综述[J]. *中国光学*, 2013, 6(5): 617-632.
- [6] Wilson J, Patwari N. Radio tomographic imaging with wireless networks [J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2010, 9(5): 621-632.
- [7] Wang A C, Xiang M S, Wang B N. Differential SAR tomography imaging based on Khatri-Rao subspace and block compressive sensing [J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2017, 39(1): 95-102.  
王爱春, 向茂生, 汪丙南. 一种联合 Khatri-Rao 子空间与块稀疏压缩感知的差分 SAR 层析成像方法[J]. *电子与信息学报*, 2017, 39(1): 95-102.
- [8] Liu K, Yu J J, Huang Q H. Bi-object device-free localization based on compressive sensing [J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2014, 36(4): 862-867.  
刘凯, 余君君, 黄青华. 基于压缩感知的免携带设备双目标定位算法[J]. *电子与信息学报*, 2014, 36(4): 862-867.
- [9] Hao X X, Yang Z Y, Guo X M, *et al.* A method of link selection for radio frequency tomography with Bayesian compressive sensing [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2013, 41(12): 2507-2512.  
郝晓曦, 杨志勇, 郭雪梅, 等. BCS 实现的射频层析成像链路选择方法[J]. *电子学报*, 2013, 41(12): 2507-2512.
- [10] Hamilton B R, Ma X L, Baxley R J, *et al.* Propagation modeling for radio frequency tomography in wireless networks [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2014, 8(1): 55-65.
- [11] Liu Z, Zhang H N, Zhang Y L, *et al.* Image reconstruction based on weak selected regularized orthogonal match pursuit algorithm [J]. *Acta Photonica Sinica*, 2012, 41(10): 1217-1221.  
刘哲, 张鹤妮, 张永亮, 等. 基于弱选择正则化正交匹配追踪的图像重构算法[J]. *光子学报*, 2012, 41(10): 1217-1221.
- [12] Fang H, Yang H R. Greedy algorithms and compressed sensing [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2011, 37(12): 1413-1421.  
方红, 杨海蓉. 贪婪算法与压缩感知理论[J]. *自动化学报*, 2011, 37(12): 1413-1421.
- [13] Yang C, Feng W, Feng H, *et al.* A sparsity adaptive subspace pursuit algorithm for compressive sampling [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2010, 38(8): 1914-1917.  
杨成, 冯巍, 冯辉, 等. 一种压缩采样中的稀疏度自适应子空间追踪算法[J]. *电子学报*, 2010, 38(8): 1914-1917.
- [14] Gao R, Zhao R Z, Hu S H. Variable step size adaptive matching pursuit algorithm for image

- reconstruction based on compressive sensing [J]. *Acta Optica Sinica*, 2010, 30(6): 1639-1644.
- 高睿, 赵瑞珍, 胡绍海. 基于压缩感知的变步长自适应匹配追踪重建算法[J]. *光学学报*, 2010, 30(6): 1639-1644.
- [15] Xiong W H, Cao J, Li S Q. Sparse signal recovery with unknown signal sparsity[J]. *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, 2014, 2014: 178.
- [16] Chagas R A J, Waldmann J. Theoretical analysis of the measurement transportation algorithm to fuse delayed data in distributed sensor networks[J]. *IEEE Transactions on Signal and Information Processing over Networks*, 2016, 2(3): 246-259.
- [17] Zhang S F, Zhu B H, Li R. Compressive imaging method based on CCD image sensor[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2017, 54(11): 111103.
- 张淑芳, 朱彬华, 李瑞. 基于 CCD 图像传感器的压缩成像方法[J]. *激光与光电子学进展*, 2017, 54(11): 111103.
- [18] Li J, Ewing R L, Berdanier C A, *et al.* Sparse reconstruction of RF tomography with dynamic dictionary [C] // *Proceedings of IEEE National Aerospace and Electronics Conference and Ohio Innovation Summit*, 2016: 391-395.
- [19] Agrawal P, Patwari N. Correlated link shadow fading in multi-hop wireless networks [J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2009, 8(8): 4024-4036.
- [20] Zhou C M. Research on signal reconstruction algorithms based on compressed sensing[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2010.
- 周灿梅. 基于压缩感知的信号重建算法研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2010.