

# 基于 $l_p - \alpha l_1$ 模型下的部分已知支集信号恢复的研究

吴丽君\*, 宋儒瑛

太原师范学院数学与统计学院, 山西 晋中

收稿日期: 2023年12月25日; 录用日期: 2024年1月19日; 发布日期: 2024年1月25日

## 摘要

压缩感知通过少量非自适应的线性测量有效地获取稀疏信号, 是一种新型的采样方法。它突破了传统的香农采样定理的局限性, 以远低于香农采样率的数据实现原始信号的精确恢复。本文在 $l_1, l_q (0 < q < 1)$ ,  $l_1 - l_2$ ,  $l_1 - \alpha l_2 (0 < \alpha \leq 1)$ 等最小化模型基础下, 考虑了新模型 $l_p - \alpha l_1 (0 < p < 1, 0 < \alpha \leq 1)$ 最小化, 对部分已知支集的信号重建提出了一个新的条件, 得到了信号在 $l_2$ 有界噪声、DS噪声及高斯噪声情形下的误差逼近。

## 关键词

压缩感知,  $l_p - \alpha l_1$ 最小化, 限制等距性, 误差估计

# Research on Partial Known Support Signal Recovery Based on $l_p - \alpha l_1$ Model

Lijun Wu\*, Ruying Song

School of Mathematics and Statistics, Taiyuan Normal University, Jinzhong Shanxi

Received: Dec. 25<sup>th</sup>, 2023; accepted: Jan. 19<sup>th</sup>, 2024; published: Jan. 25<sup>th</sup>, 2024

## Abstract

Compressed sensing is a new sampling method which can obtain sparse signals effectively by a small number of non-adaptive linear measurements. It breaks the limitation of the traditional

\*通讯作者。

**Xiangnong sampling theory and achieves the exact recovery of the original signal with the data far below the Xiangnong sampling rate. In this paper, based on the  $l_1$ ,  $l_q$  ( $0 < q < 1$ ),  $l_1 - l_2$ ,  $l_1 - \alpha l_2$  ( $0 < \alpha \leq 1$ ) minimization models, a new model called  $l_p - \alpha l_1$  minimization and a new condition for signal reconstruction with partial known support is proposed, and the error approximation of the signal in the case of  $l_2$  bounded noise and DS noise is obtained.**

## Keywords

**Compressed Sensing,  $l_p - \alpha l_1$  Minimization, Restricted Isometry Property, Error Estimates**

Copyright © 2024 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

## 1. 引言

压缩感知是由 Candès, Donoho 和 Tao 等提出的一种全新的基于稀疏信号的采样理论, 被广泛应用于医学成像、光学成像、雷达探测等诸多领域, 目的是从较少的测量  $y = Ax$  中恢复一个较为稀疏的信号  $x \in R^n$ , 其中  $A \in R^{m \times n}$  ( $m \ll n$ ) 是一个测量矩阵。实际应用中为了能够合理快速地重构信号, 我们接触到的第一个方法是  $l_0$  最小化方法[1], 即:

$$\min_{x \in R^n} \|x\|_0, \text{ s.t. } y = Ax \quad (1)$$

然而这个方法是一个非确定多项式难度问题(NP-hard), 因为  $l_0$  范数是一个凸函数, 进而学者 Candès 等人想到用  $l_1$  最小化法来对  $l_0$  最小化进行凸松弛[2], 即:

$$\min_{x \in R^n} \|x\|_1, \text{ s.t. } y = Ax \quad (2)$$

该模型灵活地将多个子问题的优化问题转化为凸优化问题, 在理论研究的基础上, 学者们得到了在测量矩阵满足限制等距性、相干性等特性的条件下, 对稀疏信号进行稳定恢复和鲁棒恢复的充分条件。随后, Jacques 等人提出了更加一般的  $l_p$  范数模型, 用于处理含噪信号的重构[3]; 在此基础上, Ince 等人对信号的部分已知支集已知进行研究[4], 提出了一种基于部分已知支集的稀疏重建方法, 并给出了具有部分已知支撑的信号恢复条件, 理论结果表明该最小化方法具有稳定性和鲁棒性。近年来, Yin 等人提出了  $l_1 - l_2$  范数模型[5], 即:

$$\min_{x \in R^n} \|x\|_1 - \|x\|_2, \text{ s.t. } y = Ax \quad (3)$$

文章中 Yin 等人给出了该模型下精确和稳定恢复稀疏信号的条件, 实质性地证明了该模型优于上述提到的几种模型。文章[6] [7] [8] [9]中主要利用限制等距性和限制正交性, 为  $l_1 - l_2$  最小化建立了一个改进的充分条件, 以保证鲁棒的信号恢复, 事实证明, 该条件都比之前的条件要好得多。文章[10] [11] [12] [13]提出了部分已知支集下的信号恢复条件, 给出了最小化方法本身也是非自适应的, 在实际示例中可以得出信号最大误差的估计, 因此部分已知先验信息对于恢复信号是非常有用的。受到前人研究成果的启发, 自然然地得到在  $l_p - \alpha l_1$  最小化下, 讨论信号恢复是有意义的。文章利用  $l_p - \alpha l_1$  ( $0 < p < 1, 0 < \alpha \leq 1$ ) 最小化方法对部分支集已知的信号进行恢复, 形成了一个新的信号鲁棒恢复的条件, 并考虑噪声下的已

知部分支集的信号重建, 得到误差估计的上界。

## 2. 预备知识

在给出文章的主要结论之前, 首先介绍由 Candès 和 Tao 引入的两个概念[2]: 限制等距性和限制正交性, 以及两个重要的引理[14]。

定义 1 [2]对所有的  $s$  稀疏信号  $x \in R^n$  (即最多有  $s$  个非零项), 若存在一个最小的常数  $\delta_s \in (0,1)$  使得:

$$(1 - \delta_s) \|x\|_2^2 \leq \|Ax\|_2^2 \leq (1 + \delta_s) \|x\|_2^2$$

成立, 则称矩阵  $A \in R^{m \times n}$  满足  $s$  阶的限制等距性,  $\delta_s$  是  $s$  阶的限制等距常数。

定义 2 [2]对每个  $s$  稀疏信号  $x \in R^n$  和  $t$  稀疏信号  $y \in R^n$ , 若存在一个最小的常数  $\theta_{s,t} \geq 0$  使得:

$$|\langle Ax, Ay \rangle| \leq \theta_{s,t} \|x\|_2 \|y\|_2$$

成立, 则称矩阵  $A \in R^{m \times n}$  满足  $(s,t)$  阶的限制正交性,  $\theta_{s,t}$  是  $(s,t)$  阶的限制正交常数。

引理 1 [14]令  $k_1 \leq \eta$ ,  $k_2 \leq \eta$ ,  $\eta \geq 0$  假设  $x, y \in R^n$  有不相交的支撑, 且  $\|x\|_0 \leq k_1$ ,  $\|y\|_1 \leq \eta k_2$ ,  $\|y\|_\infty \leq \eta$ , 则有:

$$|\langle Ax, Ay \rangle| \leq \sqrt{k_2} \theta_{k_1, k_2} \eta \|x\|_2$$

引理 2 [14]假设  $l \leq n$ ,  $x_1 \geq x_2 \geq \cdots \geq x_n \geq 0$ ,  $\gamma \geq 0$ ,  $\sum_{i=1}^l x_i + \gamma \geq \sum_{i=l+1}^n x_i$ , 则对所有  $p \geq 1$  有:

$$\sum_{i=l+1}^n x_i^p \leq l \left( \sqrt[p]{\frac{\sum_{i=1}^l x_i^p}{l}} + \frac{\gamma}{l} \right)^p$$

## 3. 主要结论

### 3.1. 部分支集已知的信号重建

基于已知的几种模型的研究, 我们在此基础上考虑以下无约束优化问题:

$$\min_{x \in R^n} \|x_{T^C}\|_p - \alpha \|x_{T^C}\|_1, \text{ s.t. } \hat{b} - Ax \in B \quad (4)$$

其中  $B$  取决于噪声的类型。特别地, 在无噪声情形下 ( $B = \{0\}$ ), 特别地有:

$$\min_{x \in R^n} \|x_{T^C}\|_p - \alpha \|x_{T^C}\|_1, \text{ s.t. } \hat{b} = Ax \quad (5)$$

其中  $T$  为信号  $x$  的部分已知支撑, 且  $T^C = [1, 2, \dots, n]/T$

下面我们讨论在噪声  $B^{l_2}(\varepsilon) = \{e : \|e\|_2 \leq \varepsilon\}$  和噪声  $B^{\overset{\circ}{DS}}(\varepsilon) = \{e : \|A^T e\|_\infty \leq \varepsilon\}$  的情况下, 研究关于已知部分支集的信号重建。

**定理 1** 如果信号  $x$  的部分已知支撑是  $T$ , 且  $|T| = s$ , 若矩阵  $A$  满足:

$$k + s - \alpha \sqrt{k} > (k + s - \alpha \sqrt{k}) \delta_{k+s} + (k + s + \alpha (\sqrt{2(k+s)} - \sqrt{k})) \theta_{k+s,k} \quad (6)$$

则(4)式的解  $x^*(l_2)$  和  $x^*(DS)$  分别满足:

$$\|x^*(l_2) - x\|_2 \leq C_1 \varepsilon + D_1 \|r - r_{T^0}\|_p \quad (7)$$

$$\|x^*(DS) - x\|_2 \leq C_2 \varepsilon + D_2 \|r - r_{T_0}\|_p \quad (8)$$

其中  $T \cap T_0 = \emptyset$ ,  $\|r - r_{T_0}\|_p = \|x_{\overline{T_0^c}}\|_p$ ,  $r$  是残差  $r = x - x_T$ ,  $T_0$  是  $r$  的绝对值中最大的  $k$  个项的指标构成的一个指标集, 即  $r_{T_0}$  是  $r$  的最佳  $k$ -项逼近, 常数:

$$\begin{aligned} C_1 &= \frac{2\sqrt{2(1+\delta_{k+s})}\varepsilon}{(k+s-\alpha\sqrt{k})(1-\delta_{k+s})-(k+s-\alpha(\sqrt{k}-\sqrt{2(k+s)}))\theta_{k+s,k}} \\ D_1 &= \frac{2\sqrt{\frac{2}{k}(k+s)}\theta_{k+s,k} + 2\sqrt{k+s}(1-\delta_{k+s}-\theta_{k+s,k})}{(k+s-\alpha\sqrt{k})(1-\delta_{k+s})-(k+s-\alpha(\sqrt{k}-\sqrt{2(k+s)}))\theta_{k+s,k}} \\ C_2 &= \frac{2\sqrt{2(k+s)}(k+s)}{(k+s-\alpha\sqrt{k})(1-\delta_{k+s})-(k+s-\alpha(\sqrt{k}-\sqrt{2(k+s)}))\theta_{k+s,k}} \\ D_2 &= \frac{2\sqrt{\frac{2}{k}(k+s)}\theta_{k+s,k} + 2\sqrt{k+s}(1-\delta_{k+s}-\theta_{k+s,k})}{(k+s-\alpha\sqrt{k})(1-\delta_{k+s})-(k+s-\alpha(\sqrt{k}-\sqrt{2(k+s)}))\theta_{k+s,k}} \end{aligned}$$

证明 1)  $B^{l_2}(\varepsilon) = \{e : \|e\|_2 \leq \varepsilon\}$ 。

现设定(4)式的解  $x^* = x + h$ ,  $T_1$  是  $h_{T^c}$  的绝对值中最大的  $k$  个项的指标构成的一个指标集,  $h_{T^c}$  是保留  $h$  在  $T^c$  中指标所指引的元素, 而令在  $T^c$  之外的指标所指引的元素取 0 的向量, 现假设  $\overline{T_0} = T \cup T_0$ ,  $\overline{T_1} = T \cup T_1$ ,  $\overline{T_0^c} = (T \cup T_0)^c$ ,  $\overline{T_1^c} = (T \cup T_1)^c$ 。

因为  $x^*$  是(4)式的解, 所以有:

$$\|x_{T^c}^*\|_p - \alpha \|x_{T^c}^*\|_1 = \|(x+h)_{T^c}\|_p - \alpha \|(x+h)_{T^c}\|_1 \leq \|x_{T^c}\|_p - \alpha \|x_{T^c}\|_1 \quad (9)$$

由于  $T^c = T_0^c \cup \overline{T_0^c}$ , 很容易得到:

$$\begin{aligned} \|(x+h)_{T^c}\|_p - \alpha \|(x+h)_{T^c}\|_1 &= \|(x+h)_{T_0}\|_p + \|(x+h)_{\overline{T_0^c}}\|_p - \alpha \|(x+h)_{T^c}\|_1 \\ &\geq \|x_{T_0}\|_p - \|h_{T_0}\|_p + \|x_{\overline{T_0^c}}\|_p - \|h_{\overline{T_0^c}}\|_p - \alpha \|(x+h)_{T^c}\|_1 \end{aligned} \quad (10)$$

结合式(9)和式(10)整理可得:

$$\|h_{\overline{T_0^c}}\|_p \leq \|h_{T_0}\|_p + 2\|x_{\overline{T_0^c}}\|_p + \alpha \|h_{T^c}\|_1 \quad (11)$$

由于  $\|h_{T_1^c}\|_p \leq \|h_{\overline{T_0^c}}\|_p$ ,  $\|h_{T_0}\|_p \leq \|h_{T_1}\|_p$ ,  $\|h_{T^c}\|_1 \leq \sqrt{\frac{k}{k+s}} \|h\|_1$ , 式(11)可变为:

$$\|h_{T_1^c}\|_p \leq \|h_{T_1}\|_p + 2\|x_{\overline{T_0^c}}\|_p + \alpha \sqrt{\frac{k}{k+s}} \|h\|_1 \quad (12)$$

因为  $\|h_{T_1}\|_0 \leq k+s$ ,  $\|h_{T_1^c}\|_\infty \leq \frac{\|h_{T_1}\|_1}{k} \leq \frac{\|h_{T_1}\|_p}{\sqrt{k}} + \frac{2\|x_{\overline{T_0^c}}\|_p + \alpha \sqrt{\frac{k}{k+s}} \|h\|_1}{k}$ ,

$$\text{故 } \|h_{\bar{T}_1^c}\|_1 \leq k \|h_{\bar{T}_1^c}\|_\infty \leq k \left( \frac{\|h_{\bar{T}_1}\|_p}{\sqrt{k}} + \frac{2\|x_{\bar{T}_0^c}\|_p + \alpha \sqrt{\frac{k}{k+s}} \|h\|_1}{k} \right).$$

再利用引理 1: 令  $k_1 = k+s$ ,  $k_2 = k$ ,  $\eta = \frac{\|h_{\bar{T}_1}\|_p}{\sqrt{k}} + \frac{2\|x_{\bar{T}_0^c}\|_p + \alpha \sqrt{\frac{k}{k+s}} \|h\|_1}{k}$ , 则有:

$$\left| \langle Ah_{\bar{T}_1}, Ah_{\bar{T}_1^c} \rangle \right| \leq \theta_{k+s,k} \sqrt{k} \|h_{\bar{T}_1}\|_p \left( \frac{\|h_{\bar{T}_1}\|_p}{\sqrt{k}} + \frac{2\|x_{\bar{T}_0^c}\|_p + \alpha \sqrt{\frac{k}{k+s}} \|h\|_1}{k} \right).$$

进而可以得到:

$$\begin{aligned} \left| \langle Ah_{\bar{T}_1}, Ah \rangle \right| &\geq \|Ah_{\bar{T}_1}\|_2^2 - \left| \langle Ah_{\bar{T}_1}, Ah_{\bar{T}_1^c} \rangle \right| \\ &\geq \|Ah_{\bar{T}_1}\|_2^2 - \theta_{k+s,k} \|h_{\bar{T}_1}\|_p \left( \frac{\|h_{\bar{T}_1}\|_p}{\sqrt{k}} + \frac{2\|x_{\bar{T}_0^c}\|_p + \alpha \sqrt{\frac{k}{k+s}} \|h\|_1}{\sqrt{k}} \right) \\ &\geq (1 - \delta_{k+s}) \|h_{\bar{T}_1}\|_2^2 - \theta_{k+s,k} \|h_{\bar{T}_1}\|_p \left( \frac{\|h_{\bar{T}_1}\|_p}{\sqrt{k}} + \frac{2\|x_{\bar{T}_0^c}\|_p + \alpha \sqrt{\frac{k}{k+s}} \|h\|_1}{\sqrt{k}} \right) \end{aligned} \quad (13)$$

由于

$$\begin{aligned} \|Ah\|_2 \cdot \left| \langle Ah_{\bar{T}_1}, Ah \rangle \right| &\leq \|Ah_{\bar{T}_1}\|_2 \|Ah\|_2 \\ &\leq \sqrt{1 + \delta_{k+s}} \|h_{\bar{T}_1}\|_2 \left( \|Ax^* - \hat{b}\|_2 + \|Ax - \hat{b}\|_2 \right) \\ &\leq 2\varepsilon \sqrt{1 + \delta_{k+s}} \|h_{\bar{T}_1}\|_2 \end{aligned} \quad (14)$$

结合式(13)和式(14), 整理可得:

$$\begin{aligned} 2\varepsilon \sqrt{1 + \delta_{k+s}} \|h_{\bar{T}_1}\|_2 &\geq (1 - \delta_{k+s}) \|h_{\bar{T}_1}\|_2^2 - \theta_{k+s,k} \|h_{\bar{T}_1}\|_p \left( \frac{\|h_{\bar{T}_1}\|_p}{\sqrt{k}} + \frac{2\|x_{\bar{T}_0^c}\|_p + \alpha \sqrt{\frac{k}{k+s}} \|h\|_1}{\sqrt{k}} \right) \\ &\geq (1 - \delta_{k+s}) \|h_{\bar{T}_1}\|_2^2 - \theta_{k+s,k} \|h_{\bar{T}_1}\|_2 \left( \frac{\|h_{\bar{T}_1}\|_p}{\sqrt{k}} + \frac{2\|x_{\bar{T}_0^c}\|_p + \alpha \sqrt{\frac{k}{k+s}} \|h\|_1}{\sqrt{k}} \right) \end{aligned}$$

两边同时处以  $\|h_{\bar{T}_1}\|_2$  可得:  $2\varepsilon \sqrt{1 + \delta_{k+s}} + \frac{\theta_{k+s,k} \left( 2\|x_{\bar{T}_0^c}\|_p + \alpha \sqrt{\frac{k}{k+s}} \|h\|_1 \right)}{\sqrt{k}} \geq (1 - \delta_{k+s} - \theta_{k+s,k}) \|h_{\bar{T}_1}\|_2$ .

由于条件中的式(6)保证  $1 - \delta_{k+s} - \theta_{k+s,k} > 0$ , 所以:

$$\left\| h_{\bar{T}_1} \right\|_2 \leq \frac{2\varepsilon\sqrt{1+\delta_{k+s}}}{1-\delta_{k+s}-\theta_{k+s,k}} + \frac{\theta_{k+s,k} \left( 2\left\| x_{\bar{T}_0^c} \right\|_p + \alpha\sqrt{\frac{k}{k+s}}\|h\|_1 \right)}{\sqrt{k}(1-\delta_{k+s}-\theta_{k+s,k})}$$

因为  $\left\| h_{T_1} \right\|_p \leq \left\| h_{\bar{T}_1} \right\|_p$ , 则从式(12)可以得到:

$$\left\| h_{\bar{T}_1^c} \right\|_p \leq \left\| h_{\bar{T}_1} \right\|_p + 2\left\| x_{\bar{T}_0^c} \right\|_p + \alpha\sqrt{\frac{k}{k+s}}\|h\|_1 \quad (15)$$

引用引理 2, 其中令  $l = k+s$ ,  $\gamma = 2\left\| x_{\bar{T}_0^c} \right\|_p + \alpha\sqrt{\frac{k}{k+s}}\|h\|_1$ , 进一步可以得到:

$$\left\| h_{\bar{T}_1^c} \right\|_2 \leq \left\| h_{\bar{T}_1} \right\|_p + \frac{2\left\| x_{\bar{T}_0^c} \right\|_p + \alpha\sqrt{\frac{k}{k+s}}\|h\|_1}{\sqrt{k+s}}.$$

因此:

$$\begin{aligned} \|h\|_2 &\leq \sqrt{\left\| h_{\bar{T}_1} \right\|_2^2 + \left\| h_{\bar{T}_1^c} \right\|_2^2} \leq \sqrt{\left\| h_{\bar{T}_1} \right\|_2^2 + \left( \left\| h_{\bar{T}_1} \right\|_p + \frac{2\left\| x_{\bar{T}_0^c} \right\|_p + \alpha\sqrt{\frac{k}{k+s}}\|h\|_1}{\sqrt{k+s}} \right)^2} \\ &\leq \sqrt{2}\left\| h_{\bar{T}_1} \right\|_2 + \frac{2\left\| x_{\bar{T}_0^c} \right\|_p + \alpha\sqrt{\frac{k}{k+s}}\|h\|_1}{\sqrt{k+s}} \end{aligned} \quad (16)$$

整理后得:

$$\begin{aligned} \|h\|_2 &\leq \frac{2\sqrt{2(1+\delta_{k+s})}\varepsilon}{(k+s-\alpha\sqrt{k})(1-\delta_{k+s})-(k+s-\alpha(\sqrt{k}-\sqrt{2(k+s)}))\theta_{k+s,k}} \\ &\quad + \frac{2\sqrt{2\left(1+\frac{s}{k}\right)}\theta_{k+s,k} + 2\sqrt{k+s}(1-\delta_{k+s}-\theta_{k+s,k})}{(k+s-\alpha\sqrt{k})(1-\delta_{k+s})-(k+s-\alpha(\sqrt{k}-\sqrt{2(k+s)}))\theta_{k+s,k}} \left\| x_{\bar{T}_0^c} \right\|_p \end{aligned}$$

特别地, 在无噪声情形下有:

$$\|h\|_2 \leq \frac{2\sqrt{2\left(1+\frac{s}{k}\right)}\theta_{k+s,k} + 2\sqrt{k+s}(1-\delta_{k+s}-\theta_{k+s,k})}{(k+s-\alpha\sqrt{k})(1-\delta_{k+s})-(k+s-\alpha(\sqrt{k}-\sqrt{2(k+s)}))\theta_{k+s,k}} \left\| x_{\bar{T}_0^c} \right\|_p$$

$B^{DS}(\varepsilon) = \{e : \|A^T e\|_\infty \leq \varepsilon\}$ 。类似 1) 的证明:

$$\begin{aligned} \left| \langle Ah_{\bar{T}_1}, Ah \rangle \right| &= \left| \langle A_{\bar{T}_1} h_{\bar{T}_1}, A(x^* - x) \rangle \right| \\ &= \left| \langle A_{\bar{T}_1} h_{\bar{T}_1}, Ax^* - \hat{b} + e \rangle \right| \\ &= \left| \langle h_{\bar{T}_1}, A_{\bar{T}_1}(Ax^* - \hat{b} + e) \rangle \right| \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} &\leq \left\| h_{\bar{T}_1} \right\|_1 \left\| A_{\bar{T}_1} (Ax^* - \hat{b} + e) \right\|_\infty \\ &\leq 2\epsilon \sqrt{(k+s)} \left\| h_{\bar{T}_1} \right\|_2 \end{aligned} \quad (17)$$

结合式(13)和式(16)可得:

$$\begin{aligned} 2\epsilon \sqrt{k+s} \left\| h_{\bar{T}_1} \right\|_2 &\geq (1-\delta_{k+s}) \left\| h_{\bar{T}_1} \right\|_2^2 - \theta_{k+s,k} \left\| h_{\bar{T}_1} \right\|_p \left( \left\| h_{\bar{T}_1} \right\|_p + \frac{2 \left\| x_{\bar{T}_0^c} \right\|_p + \alpha \sqrt{\frac{k}{k+s}} \left\| h \right\|_1}{\sqrt{k}} \right) \\ &\geq (1-\delta_{k+s}) \left\| h_{\bar{T}_1} \right\|_2^2 - \theta_{k+s,k} \left\| h_{\bar{T}_1} \right\|_2 \left( \left\| h_{\bar{T}_1} \right\|_2 + \frac{2 \left\| x_{\bar{T}_0^c} \right\|_p + \alpha \sqrt{\frac{k}{k+s}} \left\| h \right\|_1}{\sqrt{k}} \right) \end{aligned}$$

整理后有:

$$\left\| h_{\bar{T}_1} \right\|_2 \leq \frac{2\sqrt{k+s}\epsilon}{1-\delta_{k+s}-\theta_{k+s,k}} + \frac{\theta_{k+s,k} \left( 2 \left\| x_{\bar{T}_0^c} \right\|_p + \alpha \sqrt{\frac{k}{k+s}} \left\| h \right\|_1 \right)}{\sqrt{k} (1-\delta_{k+s}-\theta_{k+s,k})} \quad (18)$$

式(16)和式(18)整理后可得:

$$\begin{aligned} \left\| h \right\|_2 &\leq \frac{2\sqrt{2(k+s)(k+s)\epsilon}}{(k+s-\alpha\sqrt{k})(1-\delta_{k+s})-(k+s-\alpha(\sqrt{k}-\sqrt{2(k+s)}))\theta_{k+s,k}} \\ &\quad + \frac{2\sqrt{\frac{2}{k}(k+s)\theta_{k+s,k} + 2\sqrt{k+s}(1-\delta_{k+s}-\theta_{k+s,k})}}{(k+s-\alpha\sqrt{k})(1-\delta_{k+s})-(k+s-\alpha(\sqrt{k}-\sqrt{2(k+s)}))\theta_{k+s,k}} \left\| x_{\bar{T}_0^c} \right\|_p \end{aligned}$$

特别地, 在无噪声情形下有:

$$\left\| h \right\|_2 \leq \frac{2\sqrt{\frac{2}{k}(k+s)\theta_{k+s,k} + 2\sqrt{k+s}(1-\delta_{k+s}-\theta_{k+s,k})}}{(k+s-\alpha\sqrt{k})(1-\delta_{k+s})-(k+s-\alpha(\sqrt{k}-\sqrt{2(k+s)}))\theta_{k+s,k}} \left\| x_{\bar{T}_0^c} \right\|_p$$

定理 1 得证。

### 3.2. 高斯噪声

高斯噪声是众多噪声中一种较为特殊的噪声, 其观察模型为:

$$y = Ax + e, e \sim N(0, \sigma^2 I_n).$$

假定  $\sigma$  是已知的, 矩阵  $A$  中的列向量均为单位向量, 则定义以下两种噪声类型:

$$B_1 = \left\{ e : \|e\|_2 \leq \sigma \sqrt{n + 2\sqrt{n \ln n}} \right\}; \quad B_2 = \left\{ e : \|A^T e\|_\infty \leq \sigma \sqrt{2 \ln p} \right\}.$$

分别对应有[15]:  $P(e \in B_1) \geq 1 - \frac{1}{n}$ ;  $P(e \in B_2) \geq 1 - \frac{1}{2\sqrt{\pi \ln p}}$ 。

可以看出高斯变量  $e$  高概率地位于集合  $B_1$  和  $B_2$  中, 根据定理 1 以下定理显然成立。

**定理 2** 若测量矩阵  $A \in R^{m \times n}$  满足:

$$k + s - \alpha\sqrt{k} > (k + s - \alpha\sqrt{k})\delta_{k+s} + (k + s + \alpha(\sqrt{2(k+s)} - \sqrt{k}))\theta_{k+s,k},$$

对于无约束优化问题(4)有如下结论[15]:

1)  $x^*(l_2)$  至少以  $P(e \in B_1) \geq 1 - \frac{1}{n}$  的概率满足:

$$\begin{aligned} \|x^*(l_2) - x\|_2 &\leq \frac{2\sqrt{2(1+\delta_{k+s})(n+2\sqrt{n\ln n})}\sigma}{(k+s-\alpha\sqrt{k})(1-\delta_{k+s})-(k+s-\alpha(\sqrt{k}-\sqrt{2(k+s)}))\theta_{k+s,k}} \\ &+ \frac{2\sqrt{2\left(1+\frac{s}{k}\right)\theta_{k+s,k}+2\sqrt{k+s}(1-\delta_{k+s}-\theta_{k+s,k})}}{(k+s-\alpha\sqrt{k})(1-\delta_{k+s})-(k+s-\alpha(\sqrt{k}-\sqrt{2(k+s)}))\theta_{k+s,k}} \|r - r_{T_0}\|_p \end{aligned} \quad (19)$$

2)  $x^*(DS)$  至少以  $P(e \in B_2) \geq 1 - \frac{1}{2\sqrt{\pi\ln p}}$  的概率满足:

$$\begin{aligned} \|x^*(DS) - x\|_2 &\leq \frac{4\sqrt{\ln p}(k+s)^{\frac{3}{2}}\sigma}{(k+s-\alpha\sqrt{k})(1-\delta_{k+s})-(k+s-\alpha(\sqrt{k}-\sqrt{2(k+s)}))\theta_{k+s,k}} \\ &+ \frac{2\sqrt{\frac{2}{k}(k+s)\theta_{k+s,k}+2\sqrt{k+s}(1-\delta_{k+s}-\theta_{k+s,k})}}{(k+s-\alpha\sqrt{k})(1-\delta_{k+s})-(k+s-\alpha(\sqrt{k}-\sqrt{2(k+s)}))\theta_{k+s,k}} \|r - r_{T_0}\|_p \end{aligned} \quad (20)$$

## 4. 小结

文章通过  $l_p - \alpha l_1 (0 < p < 1, 0 < \alpha \leq 1)$  最小化的方法, 将其与信号的部分已知支集结合起来, 得到了该模型下信号恢复的一个更精确的条件, 并且具体地给出了有界噪声、DS 噪声及高斯噪声下的误差估计, 对我们以后研究有关  $l_p - \alpha l_1$  最小化模型下测量矩阵的性质非常有意义。目前关于该模型的下测量矩阵的其他性质研究较少, 有待学者们进一步研究。

## 参考文献

- [1] Donoho, D.L. (2006) Compressed Sensing. *IEEE Transactions on Information Theory*, **52**, 1289-1306. <https://doi.org/10.1109/TIT.2006.871582>
- [2] Candès, E.J. and Tao, T. (2005) Decoding by Linear Programming. *IEEE Transactions on Information Theory*, **51**, 4203-4215. <https://doi.org/10.1109/TIT.2005.858979>
- [3] Jacques, L. (2010) A Short Note on Compressed Sensing with Partially Known Signal Support. *Signal Processing*, **90**, 3308-3312. <https://doi.org/10.1016/j.sigpro.2010.05.025>
- [4] Ince, T., Nacaroglu, A. and Watsuji, N. (2013) Nonconvex Compressed Sensing with Partially Known Signal Support. *Signal Processing*, **93**, 338-344. <https://doi.org/10.1016/j.sigpro.2012.07.011>
- [5] Yin, P.H., Lou, Y.F., He, Q. and Xin, J. (2015) Minimization of  $l_1 - l_2$  for Compressed Sensing. *SIAM Journal on Scientific Computing*, **37**, A526-A563. <https://doi.org/10.1137/140952363>
- [6] Wang, W.D. and Wang, J.J. (2019) An Improved Sufficient Condition of  $l_1 - l_2$  Minimization for Robust Signal Recovery. *Electronics Letters*, **55**, 1199-1201. <https://doi.org/10.1049/el.2019.2205>
- [7] He, Z.H., He, H.Y. and Liu, X.L. (2022) An Improved Sufficient Condition for Sparse Signal Recovery with Minimization of  $l_1 - l_2$ . *IEEE Signal Processing*, **29**, 907-911. <https://doi.org/10.1109/LSP.2022.3158839>

- [8] Candès, E., Romberg, J. and Tao, T. (2006) Robust Uncertainty Principles: Exact Signal Reconstruction from Highly Incomplete Frequency Information. *IEEE Transactions on Information Theory*, **52**, 489-509.  
<https://doi.org/10.1109/TIT.2005.862083>
- [9] Candes, E. (2008) The Restricted Isometry Property and Its Implications for Compressed Sensing. *Comptes Rendus Mathematique*, **346**, 589-592. <https://doi.org/10.1016/j.crma.2008.03.014>
- [10] Vaswani, N., et al. (2010) Modified-CS: Modifying Compressive Sensing for Problems with Partially Known Support. *IEEE Transactions on Signal Processing*, **58**, 4595-4607. <https://doi.org/10.1109/TSP.2010.2051150>
- [11] Chen, W.G. and Li, Y.L. (2019) Recovery of Signals under the Condition on RIC and ROC via Prior Support Information. *Applied and Computational Harmonic Analysis*, **46**, 417-430. <https://doi.org/10.1016/j.acha.2018.02.003>
- [12] 宋儒瑛, 武思琪, 关晋瑞. 基于  $l_1 - l_2$  最小化的部分支集已知的信号重建[J]. 湖北民族大学学报, 2022, 40(1): 81-85.
- [13] 周珺. 基于  $l_1 - l_2$  范数极小化的稀疏信号重建条件[J]. 合肥工业大学学报(自然科学版), 2020, 43(1): 137-140.
- [14] Cai, T.T., Wang, L. and Xu, G.W.. (2010) Shifting Inequality and Recovery of Sparse Signals. *IEEE Transactions on Communications*, **58**, 1300-1308. <https://doi.org/10.1109/TSP.2009.2034936>
- [15] 武思琪, 宋儒瑛. 基于  $l_1 - \alpha l_2$  最小化的部分支集已知的信号重建[J]. 应用数学进展, 2022, 11(8): 6015-6028.  
<https://doi.org/10.12677/aam.2022.118634>