

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2210714

# 基于自适应正则化匹配追踪的 蒸发波导数据去噪重构\*

芮国胜 崔田田 田文彪

(海军航空大学信号与信息处理山东省重点实验室 烟台 264001)

**摘要:** 针对蒸发波导数据压缩感知过程中易受噪声干扰且采用传统重构方法抗噪性能较差的问题,提出了一种基于相似度阈值的自适应正则化匹配追踪去噪方法。该方法可以在信号稀疏度难以获知的情况下,利用自适应思想逐步扩充候选集,同时通过设置相似度阈值来对部分候选原子进行剔除,并结合正则化过程对支撑集原子进行二次筛选,从而较好地约束了噪声分量的重构,提高了信号的重构精度。理论分析和实验表明,所提方法的重构性能优于现有同类重构方法,去噪性能优于小波去噪方法,相同条件下,可获得更高的重构信噪比,有效实现了蒸发波导数据的去噪重构。

**关键词:** 压缩感知;蒸发波导;相似度阈值;自适应;正则化;去噪重构

**中图分类号:** TN911.72 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4030

## Denoising and reconstruction of evaporation duct data based on adaptive regularized matching pursuit

Rui Guosheng Cui Tiantian Tian Wenbiao

(Key Laboratory of Signal and Information Processing in Shandong Province, Naval Aeronautical University, Yantai 264001, China)

**Abstract:** To solve the problem that the evaporation duct data is easily disturbed by noise in compressed sensing and traditional reconstruction methods have poor performance in denoising, an adaptive regularized matching pursuit denoising method is proposed and it based on the similarity threshold. This method can gradually expand the candidate set by using the adaptive idea when the signal sparsity is difficult to be known. At the same time, some atoms are removed by setting the similarity threshold, and the support set atoms are screened by the regularization process, so that the reconstruction of noise components is better constrained and the reconstruction accuracy of signal is improved. Theoretical analysis and experiments show that the proposed method has better reconstruction performance than the existing similar reconstruction methods and has better denoising performance than the wavelet denoising method. The proposed method can obtain higher reconstruction SNR under the same conditions, and can effectively realize the denoising and reconstruction of the evaporation duct data.

**Keywords:** compressed sensing; evaporation duct; similarity threshold; adaptive; regularization; denoising and reconstruction

## 0 引言

海水蒸发会使海面上空的大气湿度随高度的升高而急剧减小,从而形成异常的大气折射结构,也就是蒸发波导<sup>[1-2]</sup>。蒸发波导能将无线电波陷获在波导层内超视距传播,但也不可能逆向致使自身过早暴露。因此,准确获知蒸发波导的分布态势对夺取海上制电磁权至关重要。迄今主流

的蒸发波导探测手段需建立在获取相关气象要素(如温度、湿度和风速等)的基础上,为了实现更高分辨率的态势感知,通常采取增大传感器布设密度的方式,但费效比过高且不易实现。压缩感知(compressed sensing, CS)<sup>[3-4]</sup>理论的提出为上述问题提供了解决思路:先以少量的观测值对相关气象要素进行观测,再通过求解最优化问题重构出原始气象要素数据。但是,由于海洋环境复杂多变,导致相关气

收稿日期:2022-07-18

\* 基金项目:国家自然科学基金(41606117,41476089,61671016)项目资助

象要素在压缩测量过程中时常存在着受噪声干扰严重,进而影响重构精度的问题。因此,研究高效的压缩感知去噪重构算法对于获取准确的蒸发波导数据具有十分重要的意义。

小波变换去噪是一种传统的去噪方法,其中小波阈值去噪最为经典,但是由于阈值的选取对去噪效果的影响较大,使小波阈值去噪的应用受到了一定的限制。近年来,基于CS理论的去噪方法层出不穷,例如许佳薇等<sup>[5]</sup>在压缩感知迭代加权最小二乘算法的基础上,对加权系数进行了改进,并结合中值滤波技术设计了新的重构方法,有效提高了图像的重构质量;刘子铭<sup>[6]</sup>通过正则化方法对图像的高频和低频部分进行加权,并利用相应的乘子交替方向法进行求解,取得了较好的去噪效果;霍雷刚等<sup>[7]</sup>根据高光谱各波段的独特结构,利用主成分分析和字典学习方法消除了高光谱遥感图像中的噪声,提高了图像的重构信噪比;刘兆栋<sup>[8]</sup>将图像的结构相关性和稀疏性相结合,提出了一种基于稀疏表示和结构聚类的去噪方法,有效改善了图像的重构效果。但是上述去噪方法限于特定的研究对象,难以适用于蒸发波导数据的去噪重构。

本文结合蒸发波导数据压缩感知的实际特点,在传统CS重构算法的基础上,提出了一种基于相似度阈值的自适应正则化正交匹配追踪(adaptive regularized orthogonal matching pursuit, AROMP)去噪算法,实测数据的仿真结果表明,该算法能够较好的实现蒸发波导数据的去噪重构。

## 1 压缩感知重构模型

实际信号压缩感知过程中的噪声来源主要有两种<sup>[9]</sup>,一种是信号本身受噪声污染,另一种是观测值向量在传输过程中受噪声污染,以上两种情形均会影响信号的精确重构。

对于第1种情形,信号本身受噪声污染,压缩观测模型表示为:

$$y = \Phi(x + n) = \Phi x + \Phi n = u + N \quad (1)$$

其中, $x$ 表示原始信号, $n$ 表示高斯白噪声向量, $u$ 表示原始信号的观测值, $N$ 表示噪声向量的观测值。

对于第2种情形,观测值向量受噪声污染,压缩观测模型表示为:

$$y = \Phi x + n = u + n \quad (2)$$

对比式(1)和(2)可以发现,两种情形的不同仅在于噪声项,即式(1)中的噪声项是噪声向量的观测值,而式(2)中的噪声项是噪声本身。若考虑将式(2)转化为式(1)的观测模型,即:

$$y = \Phi x + n = \Phi(x + n') \quad (3)$$

其中, $n = \Phi n'$ ,同理,式(1)也可以转化为式(2)的观测模型。由于两种含噪模型能够相互转化,不失一般性,这里仅分析式(2)中信号的重构模型,即:

$$\min \|x\|_0 \quad s.t. \quad y' = \Phi x \quad (4)$$

其中, $y'$ 表示含噪的观测值。由于式(4)中的 $l_0$ 范数优化求解是一个NP-hard问题,可以将求解 $l_0$ 范数转换为求解 $l_1$ 范数:

$$\min \|x\|_1 \quad s.t. \quad y' = \Phi x \quad (5)$$

在观测值含噪的情况下,若要重构出较纯净的原始信号,需要对传统重构算法加以改进。现有压缩感知重构算法主要有3类:贪婪算法、凸优化算法和组合算法,而贪婪算法因其计算量小、实现简单等优点受到了广泛的关注,成为众多学者们研究的重点。在此基础上,文献[10-11]对国内外已经出现的贪婪算法进行了深入的研究,并给出了各种匹配追踪类算法的重构性能仿真实验结果,其中正则化正交匹配追踪<sup>[12]</sup>(regularized orthogonal matching pursuit, ROMP)算法在不同测试集中均有着较高的重构质量并且运行时间较短,因此,本文考虑对ROMP算法进行改进,使改进后的算法具有较好的抗噪性能。

## 2 自适应正则化正交匹配追踪算法

### 2.1 相似度阈值

ROMP算法依据信号残差和感知矩阵列向量(原子)的相似度选取支撑集原子。对于含噪的观测值向量,假设相关气象要素占主要成分,在迭代初始阶段,相似度较大,候选集中仅包含与相关气象要素分量有关的原子,随着迭代的进行,相关气象要素不断被提取,相似度不断变小,候选集中开始包含与噪声分量有关的原子,若以此迭代直到结束,支撑集中将包含大量与噪声分量有关的原子,重构信号也将包含大量的噪声成分。针对这一问题,本文考虑在支撑集候选阶段通过设置相似度阈值 $\lambda$ 来进行部分原子的剔除,当候选集原子与残差的相似度小于设定阈值 $\lambda$ 时,则从候选集中剔除相应原子,从而控制噪声分量的迭代重构。

原子与残差的相似比设置为:

$$s_t = \frac{|\langle r_t, \varphi_j \rangle|}{\|r_t\|_2} \quad (6)$$

原子与残差的相似度设置为归一化的相似比,即:

$$s'_t = \frac{s_t}{s_1} \quad (7)$$

其中, $t$ 表示迭代次数, $r_t$ 表示第 $t$ 次迭代的信号残差, $\varphi_j(j=1,2,\dots,N)$ 表示感知矩阵的第 $j$ 个原子, $s'_t$ 表示所选原子与残差的相似度。

为了得到合适的相似度阈值 $\lambda$ ,本文对实测的蒸发波导数据进行了大量的仿真实验,得出当 $\lambda$ 取值为0.33~0.46时,不同类型的蒸发波导数据均能取得较好的重构效果。实测数据利用全球海洋大气(tropical atmosphere ocean, TAO)项目中的数据集,时间范围为2011年4月1日0时~2011年4月4日14时,时间分辨率为10 min,空间范围为[165°E,95°W]、[8°S,8°N],传感器数目为56个,数据集中包含了512个采样点。由于TAO项目中气象数据种类繁多,本文仅分析了其中4种较为典型的气象要素,

包括海面上方 3 m 处的空气温度(air temperature, AirT)、海面上方 3 m 处的相对湿度(relative humidity, Rhum)、海面以下 1 m 处的海面温度(sea surface temperature, SST)和海面上方 4 m 处的风速(the speed of winds, WS)。

## 2.2 算法流程

现有 ROMP 算法需要已知信号的稀疏度,而在实际应用中,信号的稀疏度可能时变且难以估计,为此,本文借鉴了刘亚新等<sup>[13]</sup>的思想,将信号的稀疏度自适应环节融入 ROMP 算法,在 2.1 节的基础上,提出基于相似度阈值的 AROMP 算法,具体步骤如算法 1 所示。

### 算法 1:AROMP 算法

输入:  $\mathbf{M} \times 1$  维的观测值向量  $\mathbf{y}$ ,  $\mathbf{M} \times \mathbf{N}$  维的感知矩阵  $\Phi$ , 相似度阈值  $\lambda$

输出: 重构信号  $\hat{x}$

步骤 1)(初始化): 初始残差  $r_0 = y$ , 索引集合  $\Lambda_0 = \emptyset$ ,  $A_0 = \emptyset$ , 初始步长  $L = S$ , 阶段  $stage = 1$ , 迭代次数  $t = 1$ ;

步骤 2)(计算相似度):  $u = abs[\Phi^T r_{t-1}] (\langle r_{t-1}, \varphi_j \rangle, 1 \leq j \leq N)$ , 从  $u$  中选择  $L$  个最大值, 将对应的原子索引值存入集合  $J$ , 计算  $J$  中原子与残差的相似度并存入集合  $J_{val}$ ;

步骤 3)(原子剔除): 判断  $J_{val}$  中的原子相似度是否大于设定的相似度阈值  $\lambda$ , 若为真, 则执行步骤 4); 否则, 剔除  $J$  中相应的原子索引;

步骤 4)(正则化): 在  $J$  中寻找符合条件的子集, 即  $|u(i)| \leq 2|u(j)|, i, j \in J$ , 并将能量最大的一组存入集合  $J_0$ ;

步骤 5)(支撑集更新):  $\Lambda_t = \Lambda_{t-1} \cup J_0, A_t = A_{t-1} \cup a_j (j \in J_0)$ ;

步骤 6)(求解和残差更新): 求  $y = A_t x_t$  的最小二乘解,  $\hat{x}_t = (A_t^T A_t)^{-1} A_t^T y, r_t = y - A_t \hat{x}_t$ ;

步骤 7)若  $\|r_t\|_2 \leq \epsilon_1$ , 则停止迭代, 得到重构信号  $\hat{x}$ ; 否则, 执行步骤 8);

步骤 8)(步长变换和阶段转换): 若  $\|r_t - r_{t-1}\|_2 \leq \epsilon_2$ , 则  $stage = stage + 1, L = L + S, t = t + 1$ , 返回步骤 2); 否则,  $t = t + 1$ , 返回步骤 2)。

## 2.3 算法理论分析

正如算法 1 中步骤 3)所示,通过设置相似度阈值  $\lambda$ ,能够将部分与噪声分量有关的原子剔除,从而较好地控制了噪声分量的迭代重构,提升了算法的抗噪性能;步骤 4)所示为正则化过程,通过对原子进行二次筛选,确保了支撑集中原子的能量远大于非支撑集原子的能量,提高了算法的重构质量;步骤 7)和 8)所示为稀疏度自适应过程,其中  $\epsilon_1$  约束了算法的迭代次数,  $\epsilon_2$  控制了算法的步长变化和阶段转换,使得算法能在稀疏度未知的前提下自适应调节步长,

避免了由于稀疏度估计不准确而导致的迭代多次仍无法匹配或过匹配现象。

## 3 实验结果及分析

实验数据采用 2.1 节的实测蒸发波导数据,数据集的长度设定为  $N = 512$ ,稀疏变换基采用离散余弦变换(discrete cosine transform, DCT),测量矩阵采用随机高斯矩阵。为了降低观测矩阵随机性因素的影响,仿真实验的统计数据均为 100 次实验的平均值。

重构信噪比(reconstruction-SNR, RSNR)用于衡量信号的重构质量,RSNR 越大说明信号的重构质量越好,反之,重构质量较差,RSNR 定义为:

$$RSNR = 10 \lg \left( \frac{\|x\|_2}{\|x - \hat{x}\|_2} \right) \quad (8)$$

### 1) 实验 1

考察不同算法重构性能随信噪比的变化情况。对比方法分别为:ROMP、稀疏度自适应匹配追踪<sup>[14]</sup>(sparse adaptive matching pursuit, SAMP)和正交匹配追踪<sup>[15]</sup>(orthogonal matching pursuit, OMP)算法,测量数目设定为  $M = 256$ ,即采样率设定为  $M/N = 0.5$ ,信噪比 SNR 由 0 dB 向 20 dB 递增,步长为 5 dB。对比算法中,OMP 算法和 ROMP 算法需要已知信号的稀疏度,蒸发波导数据属于连续且缓变的物理量,具有直观上的稀疏性<sup>[16]</sup>,但在实际应用中,无法获知相关数据集的真实稀疏度。因此,为了使上述两种算法能够取得较好的重构效果,本文借鉴了杨真真等<sup>[17]</sup>的思想,采取多次改变数据集的稀疏度,并将使得重构质量最高的稀疏度作为数据集稀疏度的方法。

图 1 是各数据集在不同重构算法下的 RSNR 随信噪比变化曲线,从图 1 中可以看出,随着 SNR 的增加,不同算法的 RSNR 都呈上升趋势,其中,AROMP 算法的重构性能最好,ROMP 算法和 SAMP 算法次之,OMP 算法的重构性能最差。在信噪比相同的条件下,SNR 越低,AROMP 算法的 RSNR 优势越明显,这是因为 SNR 越低,数据集中包含的噪声成分越多,传统重构算法由于没有相似度阈值的约束,会将大量的噪声分量依次迭代重构,大大降低了数据集的重构质量。对于不同类型的数据集,相同条件下,SST 的重构性能最好,AirT 和 Rhum 的重构性能相当,次于 SST,Wind 的重构性能最差,这是因为不同数据集具有不同的稀疏度,相关研究表明<sup>[18]</sup>,SST 在 DCT 域的稀疏度最高,AirT 和 Rhum 次之,Wind 在 DCT 域的稀疏度最低,即数据集的稀疏度越高,重构质量越好。

表 1 给出了各数据集在不同算法下的重构时间,从表 1 中可以看出,在相同信噪比下,AROMP 算法和 ROMP 算法的重构时间低于 SAMP 算法和 OMP 算法,这是因为通过正则化过程能对支撑集原子进行二次筛选,保证了算法最多经过  $K$  次迭代就能得到用于精确重构信号的支撑集,缩短了算法运行时间,但是,由于原子剔除环节

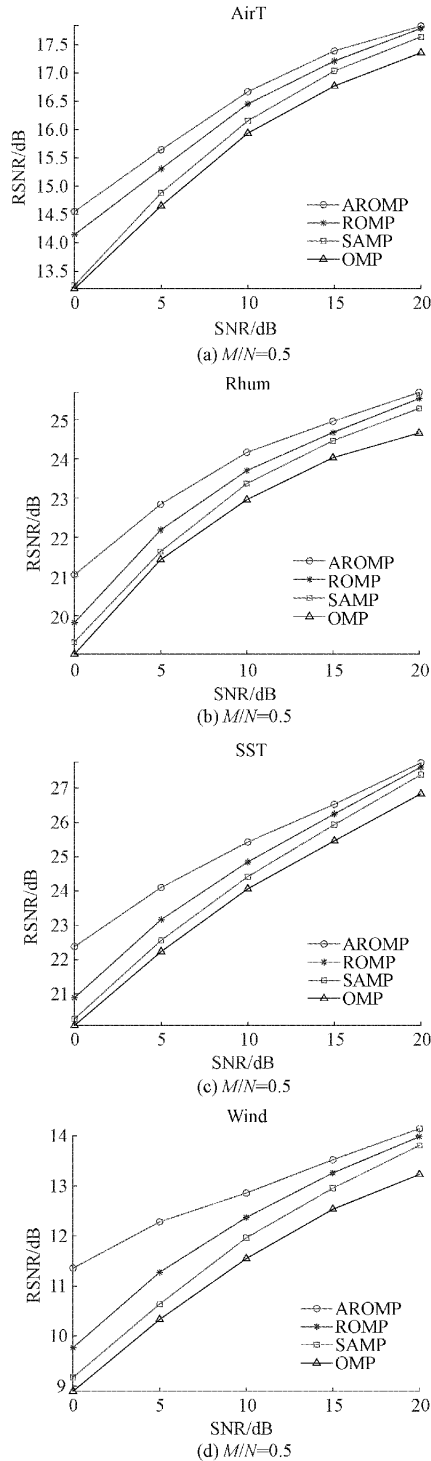


图1 相同采样率下各算法 RSNR 与 SNR 关系曲线

和步长自适应调节过程增加了算法的复杂度,使得 AROMP 算法的重构时间稍高于 ROMP 算法。

2) 实验 2

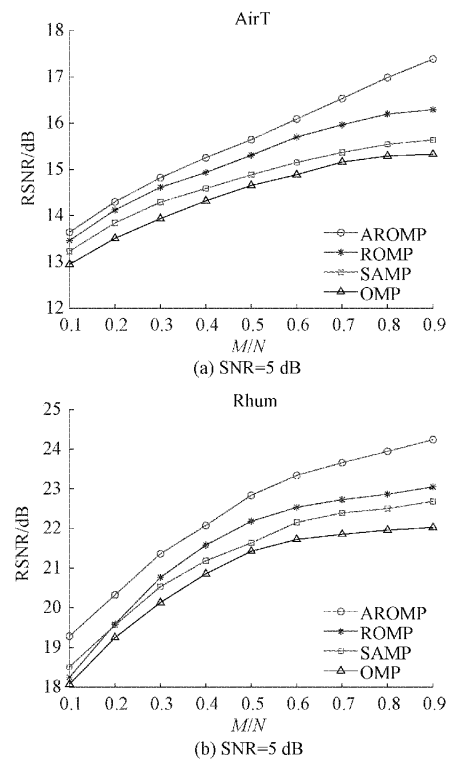
考察采样率对各算法重构性能的影响。采样率  $M/N$  由 0.1 向 0.9 递增,步长为 0.1。

图 2 是各数据集在不同重构算法下的 RSNR 随采样

表 1 各数据集在不同算法下的重构时间 s

数据类型	信噪比/dB	重构算法			
		AROMP	ROMP	SAMP	OMP
AirT	0	0.424	0.408	0.466	1.054
	5	0.427	0.413	0.480	1.063
	10	0.432	0.415	0.487	1.072
	15	0.436	0.419	0.489	1.080
	20	0.442	0.426	0.505	1.083
Rhum	0	0.415	0.389	0.472	1.064
	5	0.423	0.395	0.475	1.068
	10	0.428	0.401	0.483	1.075
	15	0.434	0.406	0.491	1.086
	20	0.438	0.412	0.499	1.092
SST	0	0.454	0.428	0.482	1.083
	5	0.463	0.430	0.743	1.085
	10	0.467	0.435	0.748	1.090
	15	0.512	0.439	0.751	1.094
	20	0.516	0.441	0.759	1.103
Wind	0	0.419	0.406	0.462	1.032
	5	0.425	0.413	0.465	1.035
	10	0.429	0.418	0.471	1.043
	15	0.432	0.420	0.476	1.051
	20	0.436	0.425	0.483	1.056

率变化曲线,由图 2 可以看出,在信噪比相同的条件下,各算法的重构性能均随着采样率的增大而增大。其中,



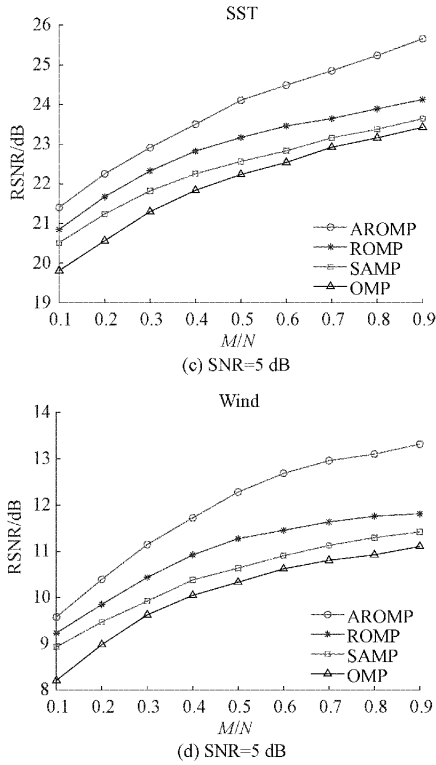


图 2 相同信噪比下各算法 RSNR 与采样率关系曲线

AROMP 算法的重构性能最好,且采样率越高,RSNR 优势越明显。这是因为采样率越高,测量值中包含的有效成分越多,且原子剔除过程能够较好的控制噪声分量的迭代重构,提高了算法的重构质量。对于不同类型的数据集,SST 的重构性能最好,在较低的采样率下能获得较高的重构信噪比,这表明信号的稀疏性直接影响到采样数目和重构质量。

图 3 是各数据集在 AROMP 算法下的 RSNR 随采样率变化曲线,从图 3 中可以看出,在信噪比相同的条件下,数据集的采样率越高,AROMP 算法的重构性能越好,同时,在采样率相同的情况下,数据集的信噪比越高,AROMP 算法的重构性能也越好,在采样率和信噪比均相同条件下,数据集的稀疏度越高,算法的重构性能越好。实验 1 和实验 2 可以表明,数据集的稀疏性、信噪比和采样率都是确保信号精确重构的重要前提。

3)实验 3

考察 AROMP 算法的抗噪性能。对比方法为:小波变换去噪中的小波软阈值去噪方法和小波硬阈值去噪方法,信噪比由 0 dB 向 20 dB 递增,步长为 5 dB。其中,AROMP 算法的采样率设定为 0.5,小波变换的小波基采用 Daubechies-3(db3)小波,阈值计算方法采用极值阈值原则。

表 2 是各数据集在不同去噪方法下的重构信噪比,从表中可以看出,随着信噪比的增加,3 种去噪算法的重构信噪比都有一定程度的提高。在信噪比相同的条件下,AROMP 算法的去噪效果最好,小波硬阈值算法次之,小波

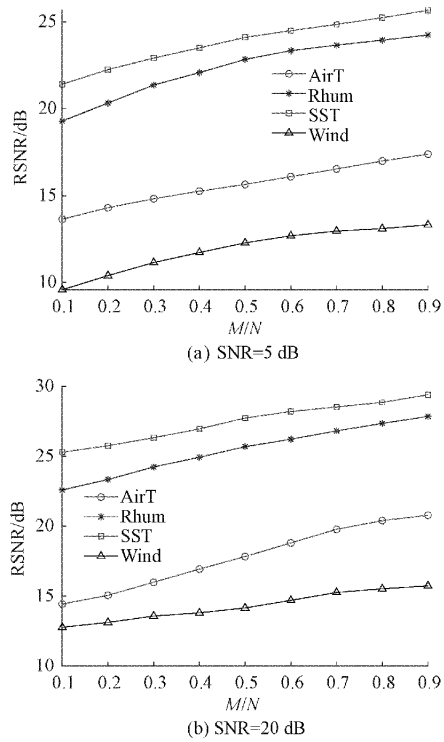


图 3 不同信噪比下 AROMP 算法 RSNR 与采样率的关系曲线

表 2 各数据集在不同去噪算法下的重构信噪比 dB

信噪比/ dB	数据 类型	去噪算法		
		小波软阈值	小波硬阈值	AROMP
0	AirT	11.156	12.628	14.554
	Rhum	19.296	19.625	21.042
	SST	20.893	21.635	22.382
	Wind	9.262	10.286	11.356
5	AirT	12.748	14.016	15.643
	Rhum	19.608	20.874	22.838
	SST	22.516	23.192	24.106
	Wind	10.534	11.143	12.280
10	AirT	14.236	15.134	16.658
	Rhum	20.211	21.261	24.159
	SST	23.945	24.458	25.429
	Wind	11.213	11.890	12.858
15	AirT	15.565	16.393	17.384
	Rhum	21.173	21.968	24.952
	SST	25.214	25.655	26.531
	Wind	12.689	12.928	13.524
20	AirT	16.351	16.925	17.826
	Rhum	23.132	23.206	25.689
	SST	26.831	27.283	27.740
	Wind	13.142	13.537	14.147

软阈值算法的去噪效果最差。与小波去噪方法相比,应用AROMP算法后,AirT的重构信噪比提高约0.9~3.3 dB,Rhum的重构信噪比提高约1.4~3.9 dB,SST的重构信噪比提高约0.5~1.6 dB,Wind的重构信噪比提高约0.6~2.1 dB,这表明,相同条件下,AROMP算法的抗噪性能优于传统小波阈值去噪算法。

#### 4 结 论

本文针对蒸发波导相关气象要素压缩观测过程中易混入噪声,现有压缩感知重构算法无法保证重构精度的问题,提出了一种基于相似度阈值的AROMP去噪重构算法,该算法可在实测数据稀疏度难以获知的情况下,通过步长变化和阶段转换的方式自适应调节候选集原子的数目,同时在支撑集候选阶段,采取设置相似度阈值的方式来进行部分原子的剔除,并利用正则化过程对支撑集原子进行二次筛选,从而较好地约束了噪声分量的迭代重构,实现了蒸发波导数据的去噪重构。仿真实验表明:AROMP算法能够有效提高蒸发波导数据的重构质量,相同条件下,重构性能优于现有同类重构算法,去噪性能优于传统小波去噪方法,是一种抗噪性能较好的重构算法。但由于本文仅研究了高斯白噪声对蒸发波导数据重构性能的影响,没有考虑到其他类型噪声的适用性,因此如何对可能混入的不同类型的噪声进行处理有待进一步研究。

#### 参考文献

- [1] 史阳. 蒸发波导建模及微波传输特性研究[D]. 西安: 西北工业大学, 2017.
- [2] YANG K, ZHANG Q, SHI Y, et al. On analyzing space time distribution of evaporation duct height over the global ocean[J]. *Acta Oceanologica Sinica*, 2016, 35(7): 20-29.
- [3] DONOHO D. Compressed sensing[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2006, 52(4): 1289-1306.
- [4] CANDÉS E, WAKIN M. An introduction to compressive sampling [J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2008, 25(2): 21-30.
- [5] 许佳薇, 韩军, 丁良华. 改进的压缩感知红外图像去噪算法[J]. *电子测量技术*, 2021, 44(5): 107-111.
- [6] 刘子铭. 乘子交替方向法在图像去噪中的应用[D]. 重庆: 重庆邮电大学, 2020.
- [7] 霍雷刚, 冯象初. 基于主成分分析和字典学习的高光谱遥感图像去噪方法[J]. *电子与信息学报*, 2014, 36(11): 2723-2729.
- [8] 刘兆栋. 基于稀疏表示理论的图像去噪与融合算法研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2016.
- [9] YANG X J, CUI Q M, DUTKIEWICZ E, et al. Anti-noise-folding regularized subspace pursuit recovery algorithm for noisy sparse signals[C]. *IEEE Wireless Communications and Networking Conference*, 2014, DOI: 10.1109/WCNC.2014.6951980.
- [10] 杨海蓉, 张成, 丁大为, 等. 压缩传感理论与重构算法[J]. *电子学报*, 2011, 39(1): 142-148.
- [11] 李坤, 马彩文, 李艳, 等. 压缩感知重构算法综述[J]. *红外与激光工程*, 2013, 42(S1): 225-232.
- [12] NEEDELL D, VERSHYNIN R. Signal recovery from incomplete and inaccurate measurements via regularized orthogonal matching pursuit [J]. *IEEE Journal on Selected Topics in Signal Processing*, 2010, 4(2): 310-316.
- [13] 刘亚新, 赵瑞珍, 胡绍海, 等. 用于压缩感知信号重建的正则化自适应匹配追踪算法[J]. *电子与信息学报*, 2010, 32(11): 2713-2717.
- [14] DO T T, GAN L, NGUYEN N, et al. Sparsity adaptive matching pursuit algorithm for practical compressed sensing [C]. *Asilomar Conference on Signals, IEEE*, 2008: 581-587, DOI: 10.1109/ACSSC.2008.5074472.
- [15] 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.
- [16] 田文彪, 芮国胜, 董道广, 等. 基于盲自适应KLT的蒸发波导压缩感知方法[J]. *电子学报*, 2018, 46(9): 2068-2074.
- [17] 杨真真, 杨震, 孙林慧. 信号压缩重构的正交匹配追踪类算法综述[J]. *信号处理*, 2013, 29(4): 486-496.
- [18] TIAN W B, RUI G S, LIU G, et al. Efficient acquisition method for marine monitoring data based on compressed sensing [J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 159797-159807.

#### 作者简介

芮国胜, 教授、博士生导师, 主要研究方向为现代信号处理、滤波理论。

E-mail: ruigs@sina.com

崔田田(通信作者), 硕士研究生, 主要研究方向为压缩感知。

E-mail: ctthjy@sina.com

田文彪, 博士、副教授, 主要研究方向为现代通信系统、通信信号处理。

E-mail: twbi5si@gmail.com