

基于盲自适应 KLT 的蒸发波导压缩感知方法

田文彪, 芮国胜, 董道广, 康 健

(海军航空大学信号与信息处理山东省重点实验室, 山东烟台 264001)

摘 要: 蒸发波导既可促成微波通信、雷达等系统超视距工作, 又可能造成异常盲区, 因此获知蒸发波导的时空态势是夺取海上制电磁权的关键. 若仅靠增大传感器布设密度提升感知分辨率, 则费效比高且提升空间有限. 压缩感知为从相对稀少的观测数据中获知蒸发波导态势提供了可能. 本文提出盲自适应 KLT (Karhunen-Loève Transform) 追踪算法, 通过少量观测数据, 充分挖掘蒸发波导的稀疏性, 准确恢复出蒸发波导的分布. 理论分析和实验表明, 新方法总体性能优于基于 DCT (Discrete Cosine Transform) 和传统 KLT 的对照组性能, 且新方法在节省九成采样资源的前提下, 最终的重构结果能够达到重构信噪比 30dB 的水平, 为海上长时间、大范围蒸发波导态势感知提供了压缩采集的基础.

关键词: 压缩感知; 蒸发波导; 主成分分析; 稀疏表示; 信号重构; 重构算法; 匹配追踪; 无线传感器网络
中图分类号: TN911.73 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2018)09-2068-07
电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2018.09.004

Compressed Sensing of Evaporation Duct Based on Blind Adaptive KLT Estimation

TIAN Wen-biao, RUI Guo-sheng, DONG Dao-guang, KANG Jian

(Signal and Information Processing Provincial Key Laboratory in Shandong, Naval Aviation University, Yantai, Shandong 264001, China)

Abstract: Evaporation duct helps in the over-the-horizon operating of the communication, radar systems, etc. at the microwave frequency band. In addition, it causes abnormal blind areas, too. Therefore, the evaporation duct situation acquisition is the key to seize the mastery of the electromagnetic. However, if the density of the sensor is increased to improve the sensing resolution, the cost is high and the improvement is limited. Compressed sensing (CS) provides the theoretical basis for the awareness of evaporation duct, which is recovered from a small number of low speed measurements. The blind adaptive Karhunen-Loève transform (BAKLT) pursuit is able to fully exploit the sparsity and reconstruct the time and space situation of the evaporation duct. The analysis and simulation demonstrate that the BAKLT evaporation duct situational awareness accuracy is better than that of the control group using discrete cosine transform. The reconstructed result of the proposed method is able to reach the reconstructed SNR level of 30dB saving 90% of the sampling resources, and provides the compression basis for the full time global evaporation duct situation acquisition.

Key words: compressed sensing; evaporation duct; principal component analysis; sparse representation; signal reconstruction; reconstruction algorithm; matching pursuit; wireless sensor network

1 引言

蒸发波导^[1,2]是由海水蒸发而引起的异常大气折射结构, 无线电波受此影响会被陷获在一定高度范围内曲折传播, 它对电子系统(如雷达、通信等)的影响俨然已成为一把“双刃剑”: 既有助于实现系统超视距工作, 又可能致使异常盲区. 因此, 获知蒸发波导态势对夺

取制电磁权至关重要.

目前, 常规方式以固定分辨率采集海面气象数据后再解算蒸发波导状态^[2], 需要对所有采集到的数据进行处理, 计算后舍弃绝大多数小系数, 既浪费传感器资源, 还增加了对编码端计算能力的要求, 因此不得不考虑如何充分挖掘这些有限采集资源的应用潜力. 压缩感知^[3,4] (Compressive Sensing, CS) 理论“少采样、巧

重构”的思想,为从相对稀少的观测数据中获知蒸发波导态势提供了可能,即以少量的观测值对海面的基本气象要素进行观测,然后利用最优化算法思想对其进行重构,最终获知蒸发波导时空态势分布情况.于是问题被归结为三维信号的压缩感知.

在蒸发波导态势压缩感知方面,相关的研究还很少.2014年,田文彪^[5]等所在课题组将一维 CS 观测模型推广到三维,通过盲稀疏回溯重构算法探索了经度、纬度和时间三维蒸发波导时空态势的感知,但当时仅以离散余弦变换(Discrete Cosine Transform, DCT)域为例讨论,蒸发波导稀疏性并没有被充分挖掘.而压缩感知的基础恰恰是感知对象的稀疏性,为了提升感知的性能,可利用 KL 变换^[6-8](Karhunen-Loève Transform, KLT)实现蒸发波导参数主成分分析进而约束蒸发波导参数的稀疏度,实际上,能够证明通过 KLT 后,数据最稀疏.该方法目前被广泛用于多媒体编译码^[7]、雷达^[9]、稀疏表示^[10-12]等多个领域.然而传统方法需要针对具体信号构造特定的 KLT 基,适用性受到了限制. Carlos E. Davila^[8]提出了自适应递推 KLT 基的思路,能够规避按时学习并传输 KLT 基的难题,但是其搜索方向单一,往往需要上千次迭代后收敛,速度有待提升.本文提出以秩 1 更新取代传统 KLT 分解算法中的自相关运算;以随机矩阵构成搜索方向矩阵,实现多方向搜索、加速收敛;通过求解广义特征值问题更新 KLT 基;并理论证明算法收敛性,最终实现信号的盲自适应 KLT (Blind Adaptive KLT, BAKLT)分解.奠定蒸发波导参数稀疏性基础后,对数据进行 CS 重构,能够实现海上蒸发波导参数的低复杂度、快速感知,克服了传统感知过程存储数据量大、计算运算量大的缺陷,提高感知效率.

2 盲自适应 KLT 压缩感知

2.1 Karhunen-Loève 变换

卫星遥感和大范围的浮标,如全球海洋大气项目(Tropical Atmosphere Ocean project, TAO)、Argo 计划等,能够全天候、全天时采集温度、压强、湿度等气象数据,在自然环境中,这些气象参数是连续的、缓变的物理量,即具有直观的稀疏性.然而,目前并没有相关研究论证蒸发波导究竟在哪些变换域上稀疏.本文利用 KLT,从分析其主成分着手讨论蒸发波导参数的稀疏性.实际上,可以证明任意信号在其理想 KLT 基下都是绝对稀疏的.对于一组蒸发波导参数 $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_N]^T \in \mathbb{R}^N$,其自相关矩阵 \mathbf{R}_x 为

$$\mathbf{R}_x = \mathbf{x}\mathbf{x}^T \quad (1)$$

因为 \mathbf{R}_x 为实对称阵,故必存在正交阵 Φ 可将其特征值分解,使得

$$\Phi^T \mathbf{R}_x \Phi = \Lambda \quad (2)$$

其中, Λ 为是非零特征值构成的对角阵, Φ 为对应特征向量组成的正交阵,且 $\Phi^T = \Phi^{-1}$. 由于 Φ 是通过信号 \mathbf{x} 的自相关矩阵进行特征值分解得到的,故称其为信号 \mathbf{x} 的理想 KLT 基.同时,信号 \mathbf{x} 在其 KLT 基上的投影矢量 α 满足

$$\alpha = \Phi^T \mathbf{x} \quad (3)$$

可以证明 α 是绝对稀疏的,且稀疏度为 1.

由式(1)~(3)得

$$\alpha\alpha^T = \Lambda \quad (4)$$

由 Λ 的对角阵特性可知,

$$\Lambda_{ij} = \alpha_i \cdot \alpha_j = \begin{cases} = 0, & i \neq j \\ \neq 0, & i = j \end{cases} \quad (5)$$

其中, Λ_{ij} 代表 Λ 的第 i 行,第 j 列元素,且 $i, j \in [1, N]$, α_i 为 α 的第 i 个元素.因此,由式(5)知,存在一个固定的 j 使得

$$\alpha_i = \begin{cases} = 0, & i \neq j \\ \neq 0, & i = j \end{cases} \quad (6)$$

换句话说, $\alpha \in \mathbb{R}^N$ 当中仅有一个元素非零,即 α 为一个稀疏度为 1 的绝对稀疏信号.蒸发波导经过 KL 变换后体现的绝对稀疏性为后续的压缩感知重构奠定了理论基础.但是,理想 KLT 基是从信号 x 的自相关矩阵得出,换句话说,对于不同的信号其 KLT 基也不同,这是限制 KLT 走向实用的主要原因.

2.2 盲自适应 KLT

针对传统 KLT 需要不断依据信号学习 KLT 基的缺陷,引入自适应迭代估计机制,充分利用信号自身的相关性更新 KLT 基,具体步骤如下.

首先为式(1)表达的信号自相关矩阵引入迭代更新,最常用的方法是秩 1 更新,即

$$\hat{\mathbf{R}}_k = \mu \hat{\mathbf{R}}_{k-1} + (1-\mu) \mathbf{x}_k \mathbf{x}_k^T \quad (7)$$

其中, $0 < \mu < 1$. 由 2.1 节分析可知 \mathbf{R}_x 秩为 1,因此可由少量特征值及特征向量估计 \mathbf{R}_x . 假设 $\hat{\mathbf{R}}_x$ 秩为 r ,则 $\hat{\mathbf{R}}_k = \mu \hat{\Phi}_{k-1} \hat{\Lambda}_{k-1} \hat{\Phi}_{k-1}^T + (1-\mu) \mathbf{x}_k \mathbf{x}_k^T$,其中 $\hat{\Lambda}_{k-1}$ 为 Λ_{k-1} 的子阵,由后者中前 r 个绝对值最大的特征值构成, $\hat{\Phi}_{k-1}$ 为对应的 r 个特征向量构成的矩阵.现可将式(2)转化为递推形式

$$\Phi_k^T [\mu \hat{\Phi}_{k-1} \hat{\Lambda}_{k-1} \hat{\Phi}_{k-1}^T + (1-\mu) \mathbf{x}_k \mathbf{x}_k^T] \Phi_k = \Phi_k^T \Pi_k \Phi_k \quad (8)$$

进一步转化为广义特征值分解问题并求解

$$\mathbf{A} \mathbf{V}_k = \mathbf{B} \mathbf{V}_k \Pi_k \quad (9)$$

其中, \mathbf{V}_k 的列向量为矩阵束 (\mathbf{A}, \mathbf{B}) 的待求广义特征向量,对角阵 Π_k 中的元素为对应待求广义特征值, $\mathbf{A} = \Phi_k^T [\mu \hat{\Phi}_{k-1} \hat{\Lambda}_{k-1} \hat{\Phi}_{k-1}^T + (1-\mu) \mathbf{x}_k \mathbf{x}_k^T] \Phi_k$, $\mathbf{B} = \Phi_k^T \Phi_k$. Φ_k 是一个用随机矩阵 N_k 将 $\hat{\Phi}_{k-1}$ 补齐的 $N \times M$ 列满秩矩阵,

记作 $\Phi_k = [\hat{\Phi}_{k-1} \ N_k]$, N_k 又称作搜索方向 (search direction) 矩阵, 其元素相互独立且满足标准正态分布.

为了完成递推, 还必须更新特征值 $\hat{\Lambda}_k$ 和 KLT 基 $\hat{\Phi}_k$. $\hat{\Lambda}_k$ 取 Π_k 中前 r 个绝对值最大的特征值构成的子阵, 其对应的特征向量构成矩阵 \hat{V}_k , 则

$$\hat{\Phi}_k = \Phi_k \hat{V}_k \quad (10)$$

则信号 KLT 系数的递推估计可表示为

$$\hat{\alpha}_k = \hat{\Phi}_k^T \mathbf{x}_k \quad (11)$$

由于在递推过程中, 并不需要信号 \mathbf{x} 确知, 注意到式(8)中的跟踪过程需要的只是信号的观测值

$$\mathbf{y}_k = \Phi_k^T \mathbf{x}_k \quad (12)$$

换句话说, 收发双方若已知观测值和搜索方向矩阵, 则可独立递推出 KLT 基并重构出信号 \mathbf{x} , 也就实现了蒸发波导的“盲自适应”感知. 式(12)已经给出了系统的观测方程, 下面讨论其物理意义.

2.3 压缩感知观测模型

由于在处理中心, 可依据蒸发波导模式将重构的气象数据转换为海上蒸发波导高度、强度等参数, 所以这一过程尽管很重要, 但并不是本文的研究重点. 因此, 为了简化过程描述, 略过蒸发波导模式数值计算的步骤, 直接将蒸发波导参数视作感知和重构的对象. 另外, 蒸发波导剖面可近似建模为一个蒸发波导高度 (Evaporation Duct Height, EDH) 的对数函数, 因此本文将 EDH 作为主要参数代表进行时空分布研究, 且通过实测数据分析发现, 蒸发波导在临近时刻的空间分布存在类似性, 在临近位置的同一时段内波导态势的时间分布差异却比较大. 如图 1(a)、图 1(b) 所示, 分别为 2011 年 04 月 02 日 06 时和 07 时 (UTC, 记作 t_1 、 t_2), 由 TAO 给出的太平洋某海域蒸发波导高度空间分布实测结果, 尽管相隔 1h, 但是波导态势变化不大.

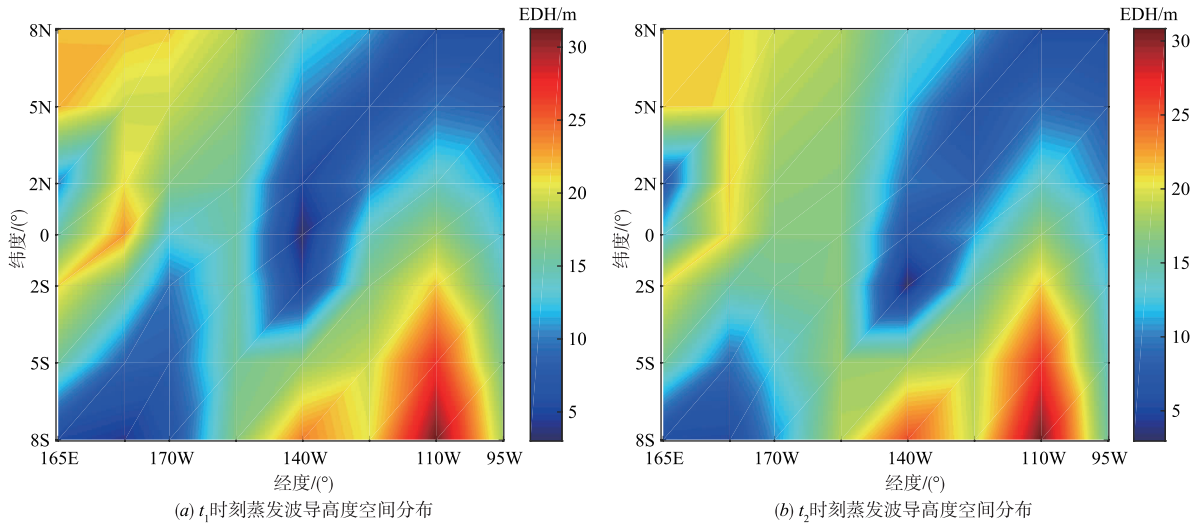


图1 太平洋某海域临近时刻蒸发波导高度态势对比

如图 2 所示为 $(180^\circ, 0^\circ)$ 处以及 $(180^\circ, 2^\circ\text{S})$ 处 72h 内蒸发波导高度时间分布, 地理位置在维度上相隔 2° , 但波导变化规律相距甚远. 由此考虑从空间上压缩感知而保护时间信息.

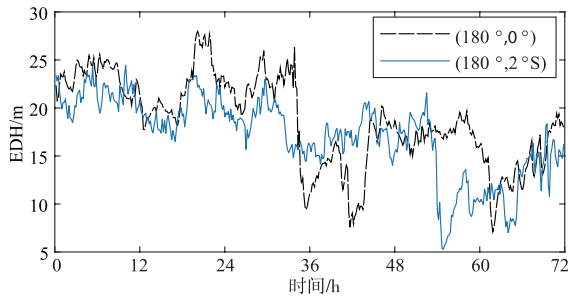


图2 太平洋某时段临近位置蒸发波导高度态势对比

如图 3 所示. 图 3(a) 是一段时间内蒸发波导高度的全球分布 $\mathbf{X}_k \in \mathbb{R}^{N_i \times N_j \times N_k}$, 其中元素 $x_{i,j,k}^h$ 描述了纬度为

i 、经度为 j 处, k 时刻的蒸发波导高度, 假设 $i \in [1, N_i]$, $j \in [1, N_j]$ 以及 $k \in [1, N_k]$. 图 3(b) 是三维观测矩阵单元 φ_m , 它描述了第 m 次观测过程. 其中元素 $\varphi_{i,j,k}^m$ 代表了每个数据采集点的权重.

在空间上 (固定某时刻 k), 感知过程可描述为

$$\langle \mathbf{X}_k, \varphi_m \rangle \Big|_k = \sum_{i,j} x_{i,j,k}^h \cdot \varphi_{i,j,k}^m \quad (13)$$

则 k 时刻第 m 次观测的观测值 $y_m(k) = \langle \mathbf{X}_k, \varphi_m \rangle \Big|_k$, 最终得到 k 时刻的 $M \times 1$ 维的观测值矢量 $\mathbf{y}_k = [y_1, y_2, \dots, y_M]^T$, 并携带了能够重构 k 时刻原 $N_i \times N_j$ 维蒸发波导高度空间分布的所有信息. 若结合式(13), 压缩感知观测过程还可描述为

$$\mathbf{y}_k = \Phi_k \cdot \text{vec}[\mathbf{X}_k(k)] = \Phi_k \mathbf{x}_k \quad (14)$$

与式(12)一致, 即压缩感知观测模型. 式(14)中 $\Phi_k = [\text{vec}(\varphi_1), \text{vec}(\varphi_2), \dots, \text{vec}(\varphi_M)]^T \Big|_k$, 是一个 M

$\times N$ 维矩阵,其中 $\text{vec}[\cdot]$ 代表将目标矩阵按列堆栈^[13]. 衡量观测降低采样数量的指标是压缩比,其定义为观测数量与 M 原数据规模 N 的比值,这里数据规模

N 指的是 $N_i \times N_j$. 在现行数据采集系统中,数据采样规模起码应当满足 Shannon 采样定律.

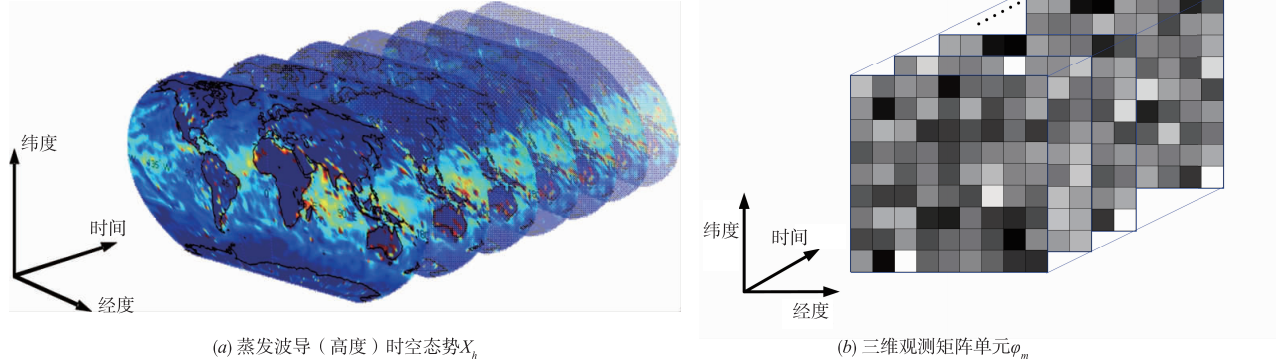


图3 蒸发波导时空态势及三维观测矩阵单元示意图

2.4 重构算法

具体步骤如算法 1 描述.

算法 1 BAKLT 追踪算法

输入: 观测值矢量 \mathbf{y}_k , 搜索方向索引 I

输出: k 时刻重构蒸发波导参数矩阵 $\hat{\mathbf{x}}_k$

步骤 1 (初始化) $\hat{\mathbf{x}}_0 = \mathbf{0}, \hat{\Phi}_0 = \mathbf{I}_N(:, 1:r), \hat{\Lambda}_0 = \mathbf{I}_N, k = 0$;

步骤 2 (更新) $k = k + 1$

$$N_k = N(:, I)$$

$$\Phi_k = [\hat{\Phi}_{k-1} \quad N_k]$$

$$A = \mu \Phi_k^T \hat{\Phi}_{k-1} \hat{\Lambda}_{k-1} \hat{\Phi}_{k-1}^T \Phi_k + (1 - \mu) \mathbf{y}_k \mathbf{y}_k^T$$

$$B = \Phi_k^T \Phi_k$$

求解 $A \mathbf{V}_k = B \mathbf{V}_k \mathbf{\Pi}_k, \hat{\Lambda}_k$ 取 $\mathbf{\Pi}_k$ 中前 r 个绝对值最大的特征值构成的子阵,其对应的 r 个特征向量构成的矩阵记作 $\hat{\mathbf{V}}_k$;

步骤 3 (KLT 递推) $\hat{\Phi}_k = \Phi_k \hat{\mathbf{V}}_k$;

步骤 4 (输出) $\hat{\mathbf{x}}_k = \hat{\Phi}_k \mathbf{y}_k(1:r)$, 回到步骤 2.

算法中 \mathbf{I}_N 表示 N 阶单位阵, $\mathbf{I}_N(:, 1:r)$ 表示 \mathbf{I}_N 中的前 r 列, 同理 $\mathbf{y}_k(1:r)$ 表示 \mathbf{y}_k 的前 r 个元素. 每次迭代接收端本地观测矩阵 Φ_k 都由上一次递推得到的 KLT 基 $\hat{\Phi}_k$ 补全搜索方向矩阵 N_k 更新, 而 N_k 依据接收到的索引集 I 检索收发端统一的伪随机数查找表得到, 实际传输的索引集 I 包含 $M - r$ 个自然数. 广义特征值问题中的矩阵束 (A, B) 依据式(8)更新, 注意到更新过程中未直接用到信号真值 \mathbf{x}_k , 而只是利用了观测向量 \mathbf{y}_k , 从而实现盲自适应感知. 由于理论上自相关矩阵 \mathbf{R}_x 秩应当为 1, 但是在递推过程中, KLT 基有可能不完全匹配信号, 因此可将算法中的秩 r 适当扩展, 例如 r 取 4 时可获得较理想的性能.

2.5 算法收敛性及误差分析

Carlos E. Davila^[8] 已经证明了搜索方向矩阵 N_k 维度为 1, 即退化为一个随机向量时, KLT 基自适应更新

过程收敛, 衡量指标为

$$\varepsilon(k) = \text{trE}[\mathbf{P}_{\Phi_k}^\perp (\mu \hat{\Phi}_{k-1} \hat{\Lambda}_{k-1} \hat{\Phi}_{k-1}^T + (1 - \mu) \mathbf{x}_k \mathbf{x}_k^T)] \quad (15)$$

其中, \mathbf{P}_{Φ_k} 表示到 Φ_k 张成空间上的投影映射, $\mathbf{P}_{\Phi_k}^\perp$ 为其正交补的投影映射, 满足 $\mathbf{P}_{\Phi_k}^\perp = \mathbf{I}_N - \mathbf{P}_{\Phi_k}$. 由投影映射的性质, 进一步地

$$\mathbf{P}_{\Phi_k}^\perp = \mathbf{P}_{\Phi_{k-1}}^\perp - \mathbf{P}_{\Phi_{k-1}}^\perp N_k (N_k^T \mathbf{P}_{\Phi_{k-1}}^\perp N_k)^{-1} N_k^T \mathbf{P}_{\Phi_{k-1}}^\perp \quad (16)$$

依据 2.1 节分析可知, 因为 \mathbf{R}_k 秩为 1, 结合式(2) 可得 $\text{tr} \mathbf{R}_k = \varphi^T \mathbf{R}_k \varphi = \Lambda_{11}, \Lambda_{11}$ 为 \mathbf{R}_k 的唯一非零特征值, φ 为其对应的单位化特征向量, 则式(15)可化为

$$\varepsilon(k) = (1 - \mu) \Lambda_{11} \varphi^T \mathbf{E}(\mathbf{P}_{\Phi_k}^\perp) \varphi \quad (17)$$

同时, 若将式(16)代入式(17)中, 可得

$$\varepsilon(k) = (1 - \mu) \Lambda_{11} \varphi^T \mathbf{P}_{\Phi_{k-1}}^\perp \varphi \times \left\{ 1 - \mathbf{E} \left[\frac{\varphi^T \mathbf{P}_{\Phi_{k-1}}^\perp N_k (N_k^T \mathbf{P}_{\Phi_{k-1}}^\perp N_k)^{-1} N_k^T \mathbf{P}_{\Phi_{k-1}}^\perp \varphi}{\varphi^T \mathbf{P}_{\Phi_{k-1}}^\perp \varphi} \right] \right\} \quad (18)$$

文献[8]中式(11)已经证明 $\varphi^T \mathbf{E}(\mathbf{P}_{\Phi_k}^\perp) \varphi = \varphi^T \mathbf{P}_{\Phi_k}^\perp \varphi$, 现令 $\mathbf{T}_k = \mathbf{P}_{\Phi_{k-1}}^\perp, \mathbf{S}_k = \mathbf{P}_{\Phi_{k-1}}^\perp N_k (N_k^T \mathbf{P}_{\Phi_{k-1}}^\perp N_k)^{-1} N_k^T \mathbf{P}_{\Phi_{k-1}}^\perp$, 结合式(17)和式(18)得

$$\varepsilon(k) = \varepsilon(k-1) \left[1 - \mathbf{E} \left(\frac{\varphi^T \mathbf{S}_k \varphi}{\varphi^T \mathbf{T}_k \varphi} \right) \right] \quad (19)$$

如果能证明 $\mathbf{E} \left(\frac{\varphi^T \mathbf{S}_k \varphi}{\varphi^T \mathbf{T}_k \varphi} \right) \in (0, 1]$ 则整个算法收敛.

定理 1 若搜索方向矩阵 N_k 的列满秩, 则

$$\mathbf{E} \left(\frac{\varphi^T \mathbf{S}_k \varphi}{\varphi^T \mathbf{T}_k \varphi} \right) = \frac{M - r}{N} \in (0, 1]$$

证明 令 $\mathbf{Z}_k = \mathbf{P}_{\Phi_{k-1}}^\perp N_k$, 则 $\mathbf{Z}_k^T = N_k^T \mathbf{P}_{\Phi_{k-1}}^\perp$,

$$\mathbf{S}_k = \mathbf{Z}_k (\mathbf{Z}_k^T \mathbf{Z}_k)^{-1} \mathbf{Z}_k^T \quad (20)$$

由 N_k 的物理意义可知, 其元素相互独立且满足标准正态分布, 且高斯随机量通过线性变换后仍然满足高斯分布, 可以验证 \mathbf{S}_k 的期望满足对角阵的形式

$E[S_k] = \sigma I_N$, 又由矩阵迹的性质可知:

$$\text{tr}[Z_k(Z_k^T Z_k)^{-1} Z_k^T] = \text{tr}[(Z_k^T Z_k)^{-1} Z_k^T Z_k] = M - r = \sigma \cdot N \quad (21)$$

则 $\sigma = \frac{M-r}{N}$, 因此

$$E\left(\frac{\varphi^T S_k \varphi}{\varphi^T T_k \varphi}\right) = \frac{\varphi^T E[S_k] \varphi}{\varphi^T T_k \varphi} = \sigma \cdot \frac{\varphi^T P_{\hat{\phi}_{k-1}} \varphi}{\varphi^T P_{\hat{\phi}_{k-1}} \varphi} = \frac{M-r}{N} \in (0, 1]$$

其中, 中间的等号成立是基于投影矩阵 $P_{\hat{\phi}_{k-1}}$ 的幂等性质. 证毕.

推论 BAKLT 追踪算法收敛, 误差递减系数为

$$\frac{N - M + r}{N}$$

由分析过程可知, 初值的选取并不影响算法的收敛. 当然, 条件具备的情况下 $\hat{\Phi}_0, \hat{\Lambda}_0$ 若初始化为 0 时刻信号真值对应的 KLT 基和特征值矩阵, 则此时 $\varepsilon(0) = 0$, 将提升算法的收敛速度. 且本文与文献[8]中所述方法相比, 收敛速度更快——关键在于搜索方向矩阵 N_k 的规模, 本文每次搜索 $M-r$ 个方向, 而后者每次仅仅搜索 1 个方向, 误差递减系数为 $(N-1)/N$, N 越大收敛越慢.

3 数值实验及结果分析

3.1 稀疏适应性分析

利用 TAO 项目的实测数据进行蒸发波导时空态势

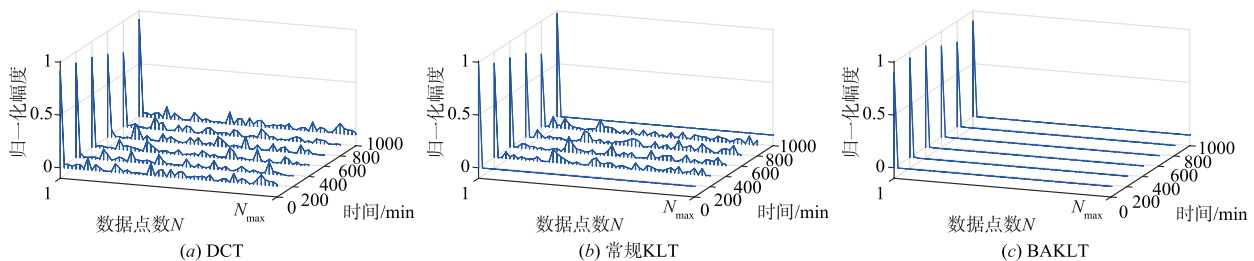


图4 蒸发波导参数的适应性三维瀑布图

从图 5 给出的平面盒图来看更加清晰, 中间黑点代表均值, 每根盒线的上下边界描述了 1000min 时间间隔内, 该点系数的波动范围. 从图中可见, 归一化幅度的首项均值接近于 1, 其它项则在均值 0 附近波动. 对照可见, 蒸发波导参数在 DCT 域上首项幅度起伏较大, 其余系数幅值偏大, 说明其稀疏度有限、适应性较弱;

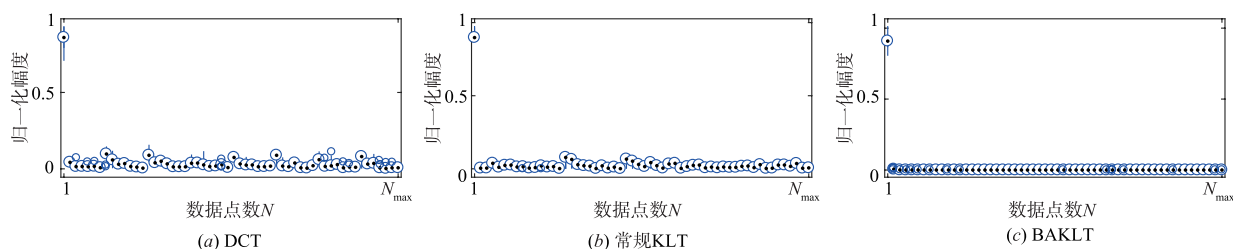


图5 蒸发波导参数的适应性平面盒图

CS 的仿真实验.

所用实测气象梯度数据参数如下:

时间范围(UTC): 2011 年 04 月 01 日—2011 年 04 月 03 日.

空间范围: $165^\circ\text{E} \sim 95^\circ\text{W}; 8^\circ\text{S} \sim 8^\circ\text{N}$.

空间分辨率: 不规则. (可参考数据网址 <http://www.pmel.noaa.gov/tao/index.shtml> 公布的传感器位置图)

为了考察 DCT、常规 KLT 和 BAKLT 对蒸发波导参数的适应性, 将 1000min 内每隔 200min 的蒸发波导 DCT、常规 KLT 以及 BAKLT 归一化系数分别绘制如图 4 (a)、(b)、(c) 所示. 在 DCT 域上, 尽管首项仍然占据绝大部分能量, 但是其余小系数波动较大, 换句话说, 能量或信息发生了泄漏, 如图 4(a) 所示. 如图 4(b), 第 0min 和第 1000min 为学习时间, 系数仅首项非零, 其余值均为 0, 该结论同 2.1 节的理论分析相符. 而在 0 到 1000min 之内, 沿用的是第 0min 学习得到的 KLT 基, 从结果来看, 归一化系数在首项取得最大值, 即首项占据了大部分能量, 携带了绝大多数信息, 但是能量仍然有所分散. 图 4(c) 所示的 BAKLT 系数的稀疏性横向比较起来优势明显, 主成分能量显著、较好抑制了能量泄漏, 说明递推过程跟踪了信号特性, 捕获了信号主成分.

相比之下, 传统 KLT 域优于 DCT 域, 体现在首项更接近于 1, 其他项则更接近于 0, 也就是说稀疏性更好; 而 BAKLT 系数的稀疏性又要优于传统 KLT, 体现在系数能量更加集中, 绝大多数时间仅有首项非零, 且一组系数最多仅有 4 项非零, 即 0 节分析当中, \hat{R}_x 的秩 r 可设为 4. 因此, BAKLT 基更好地挖掘了蒸发波导参数的稀

疏性,构成了蒸发波导压缩感知的前提。

3.2 重构精确性分析

下面定量考察重构信噪比 (Reconstruction-SNR, RSNR) 随压缩比变化的规律,RSNR 定义为

$$\text{RSNR} = 10 \log_{10} \left(\frac{\|x\|_2}{\|x - \hat{x}\|_2} \right) \quad (22)$$

压缩比取为 0.1 至 0.5 按步长 0.05 递增,即对应采集数据规模比原来的依据 Shannon 定律采样的数据规模减少了九成至五成,相应的传输、存储及处理成本也节省了一大半。

对于像蒸发波导参数的空间分布这类一阶马尔可夫 (Markov) 过程,由于离散余弦变换 (Discrete Cosine Transform, DCT) 在性能上最接近最佳变换 KLT,因此本实验选取 DCT 作为 KLT 的对照组变换。理论上,传统 KLT 需要不断依据信号学习 KLT 基,工程上,依据蒸发波导的时间缓变特性可令一段时间之内的观测共用一个变换矩阵,即定期学习 KLT 基,因此分别选择学习时间间隔为:20min,100min,500min 和 1000min。BAKLT 追踪算法中更新因子 μ 取 0.1,秩 r 取 4。

结果如图 6 所示,本文 BAKLT 追踪算法基于盲自适应 KLT 的感知结果由点划线描绘,对照组的 DCT 由虚线描绘,传统 KLT 方法的性能由实线描绘,不同学习时间间隔对应不同的标记符号。

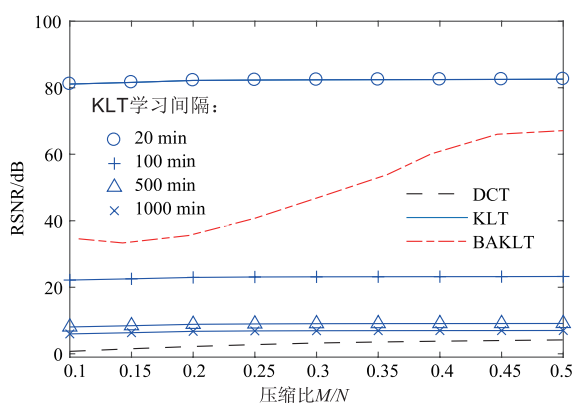


图6 不同方法感知结果重构信噪比随压缩比变化情况

从图中可以看出,基于 KLT 的蒸发波导压缩感知总体性能优于基于 DCT 的对照组性能。正如 3.1 节中的分析,DCT 域下蒸发波导参数稀疏性不够显著,这恰恰解释了图 6 中基于 DCT 的感知 RSNR 始终在 0dB 左右徘徊的原因。传统 KLT 性能受学习间隔影响较大,且学习时间越短 RSNR 越大,即重构准确性越好,这一点与直观认识相符。传统 KLT 性能受压缩比影响较小,这是因为 KLT 基与信号匹配时,稀疏度 K 为 1,理论上 $M \gg K$,此时精确重构,RSNR 可达 160dB 左右(限于计算机的精度);而两次学习期间,KLT 基与信号不完全匹配, $K = N > M$,RSNR 在 10dB ~ 20dB 左右,因此学习间

隔越近,平均 RSNR 越高,而几乎不随压缩比变化。本文提出的盲自适应 KLT 蒸发波导压缩感知 RSNR 随压缩比上升而升高,相比于传统 KLT,新算法更好地捕获了信号的主成分。因此,通过增加搜索方向矩阵 N_k 的规模,加速收敛的同时也提升了 RSNR。即使在压缩比低至 0.1 时,BAKLT 方法的 RSNR 也在 30dB 以上,换言之,在节省九成采样资源的前提下,基于盲自适应 KLT 感知蒸发波导态势分布,最终的重构结果仍然能够达到重构信噪比 30dB 以上水平。

4 结论

夺取制电磁权是如今各方争夺的焦点,准确获知海上蒸发波导这把“双刃剑”的特征参数已刻不容缓,若采取增大传感器布设密度的传统方式来换取感知分辨率的提升,则费效比高,且分辨率提升空间有限。文中所述基于 BAKLT 的压缩感知为从相对稀少的观测数据中获知阵发蒸发波导存在性及高度、强度等参数提供了可能。

从结果来看,本文所提算法基于盲自适应 KLT 的感知结果总体性能优于基于 DCT 以及传统 KLT 的对照组性能,且压缩比越大 RSNR 越大,即重构准确性越好。可以通过调整观测数,在重构性能和复杂度之间寻求一个平衡。

尽管 DCT 在降低相关性方面不如 KLT 有效,但是其优点在于它的基函数是固定的、可分离的,且具有快速算法,所以对于蒸发波导态势强相关的情况来说,DCT 可以近似 KLT。如何兼顾两者优点,则是下一步需要解决的难题。

参考文献

- [1] Zhang P, Bai L, Wu Z, et al. Applying the parabolic equation to tropospheric groundwave propagation: a review of recent achievements and significant milestones [J]. IEEE Antennas and Propagation Magazine, 2016, 58 (3): 31 - 44.
- [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] Candès E J. The restricted isometry property and its implications for compressed sensing [J]. Comptes Rendus-Mathématique, 2008, Series I (346): 589 - 592.
- [4] Baraniuk R, Davenport M, DeVore R, et al. A simple proof of the restricted isometry property for random matrices [J]. Constructive Approximation, 2008, 28 (3): 253 - 263.
- [5] 田文彪, 芮国胜, 王绍班, 等. 三维观测模型下蒸发波导时空态势压缩感知 [J]. 电波科学学报, 2014, 29 (2): 207 - 212.

- Tian W, Rui G, Wang S, et al. Situational compressed sensing of evaporation duct based on 3-dimensional measurements model[J]. China Journal of Radio Science, 2014, 29 (2): 207 - 212.
- [6] Chung J, Kim Y, Yang J. 3-D probe: low-cost variation modeling using intertest-item correlations[J]. IEEE Transactions on Computer-Aided Design of Integrated Circuits and Systems, 2014, 33(12): 2005 - 2009.
- [7] Liu Y, Li M, Pados D A. Motion-aware decoding of compressed-sensed video [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2013, 23 (3): 438 - 444.
- [8] Davila C E. Blind adaptive estimation of KLT basis vectors [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2001, 49 (7): 1364 - 1369.
- [9] Ai X, Luo Y, Zhao G. Transient interference excision in over-the-horizon radar by robust principal component analysis with a structured matrix[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2016, 13(1): 48 - 52.
- [10] Pad P, Unser M. Optimality of operator-like wavelets for representing sparse AR(1) processes[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2015, 63(18): 4827 - 4837.
- [11] Yilmaz O, Akansu A N. Quantization of eigen subspace for sparse representation[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2015, 63(14): 3576 - 3585.
- [12] Sezer O G, Guleryuz O G, Altunbasak Y. Approximation and compression with sparse orthonormal transforms[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2015, 24(8): 2328 - 2343.
- [13] Jokar S, Mehrmann V. Sparse solutions to underdetermined Kronecker product systems[J]. Linear Algebra & Its Applications, 2009, 431(12): 2437 - 2447.

作者简介



田文颺 男, 1987 年 9 月出生, 江西南昌人. 海军航空大学电子信息工程系讲师, 主要研究方向为压缩感知、蒸发波导反演.
E-mail: twbi5si@gmail.com



董道广 男, 1990 年 9 月出生, 山东济南人. 海军航空大学电子信息工程系博士生, 主要研究方向为 Bayesian 感知、蒸发波导反演.



芮国胜 男, 1968 年 3 月出生, 山东烟台人. 海军航空大学电子信息工程系教授、博士生导师, 主要研究方向为混沌通信系统及现代滤波理论.
E-mail: ruiigs@sina.com



康健 女, 1971 年 12 月出生, 黑龙江哈尔滨人. 海军航空大学电子信息工程系副教授、硕士生导师, 主要研究方向为信号处理及现代滤波理论.
E-mail: kang88jian@sina.com