

基于几何绕射模型的多频带信号融合新方法

叶 钊 何 峰 朱炬波 梁甸农

(国防科技大学电子科学与工程学院, 湖南长沙 410073)

摘 要: 多频带雷达信号融合处理利用从不同频段获取的目标在一维谱域呈稀疏分布的雷达观测数据, 通过信号级相干融合来提高目标散射中心参数估计精度和一维距离像的分辨能力。传统谱估计类融合方法的性能都受限于模型阶数估计。而多频带的稀疏分布, 破坏了观测系统矩阵的互相干性度量, 从而使得基追踪 (基于 l_1 范数的稀疏表示) 方法的全局最优解可能并不等于信号的真实稀疏表示。本文在 GTD 散射模型的基础上, 提出了一种基于稀疏贝叶斯学习的融合方法, 既避免了阶数估计, 又克服了基追踪方法的缺陷。实验结果也表明了此方法的优越性。

关键词: 多频带雷达信号融合; GTD 模型; 稀疏贝叶斯学习; 基追踪

中图分类号: TN957 **文献标识码:** A **文章编号:** 1003-0530(2010)09-1361-05

A New Method of Multi-Band Radar Signal Fusion Based on GTD Model

YE Fan HE Feng ZHU Ju-bo LIANG Dian-nong

(School of Electronics Science and Technology, National University of Defense Technology, Changsha, 410073, China)

Abstract: Using radar measurements from different frequency bands which are distributed sparsely in one dimensional spectrum, multi-band radar signal fusion can improve accuracy of estimation of radar target scattering model parameters and range resolution of the range profile by signal level's coherent fusion. The performance of traditional fusion based on spectrum estimation is limited by estimation of scattering model order. Furthermore, owing to sparse distribution of multi-band, the mutual coherence of observation system matrix is destroyed, and the global optimal solution of Basis Pursuit (sparse representation based on l_1 -norm) may be unequal to real sparse representation of signal. Thus a new method of multi-band radar signal fusion based on sparse Bayesian learning is proposed in this paper based on GTD model. This method avoids the step of the model order estimation, and overcomes the limitation of Basis Pursuit in multi-band signal fusion. The experimental results also show the advantage of this method.

Key words: multi-band radar signal fusion; GTD model; sparse Bayesian learning; Basis Pursuit

1 引言

ISAR 的一维距离像可以为导弹特性分析、突防能力评估和目标识别提供快速、准确的观测信息。当在同一站点布有两部不同波段的雷达时, 我们可以认为两部雷达是同视角不同波段的观测雷达, 可以利用带宽融合来提高一维距离像的分辨率。利用单部雷达数据进行一维距离成像, 一方面没有充分利用测量资源; 另一方面单部雷达的分辨率受到带宽的限制, 也无法得到精细的一维距离像。所以多波段同视角带宽融合就具有重要的研究意义。多频带雷达信号融合处理利

用多部雷达在相同视角从不同频段获取目标的一维雷达观测信号, 通过信号级的稀疏频带相干融合, 提高雷达距离向分辨率[1][2][3]。

传统的雷达信号融合技术主要为基于谱估计类的融合方法, 例如修正的 Root-Music 方法[2]、MEMP 方法[4]、状态空间方法[5]等。虽然这些方法的参数估计精度高, 但是需要已知目标散射点个数, 这在实际处理中往往是无法做到的。虽然存在众多模型阶数的估计方法, 例如 MDL[6], 但是估计精度受噪声的影响很大。而基于 AR[3]、ARIMA[7]的方法虽然对模型阶数相对不敏感, 但是内插带宽的长度有限, 不适合于稀

疏子带信号融合[3]。

1995年S. Chen在其博士论文中提出了用于信号稀疏表示的基追踪(Basis Pursuit, BP)原理[8]。它用 l_1 范数来替代 l_0 范数约束,在一个过完备的词典上寻找最稀疏的表示。对比于MOF(Method of Frames)、BOB(Best Orthogonal Basis)、MP(Matching Pursuit)等方法,BP的性能更加优越[9]。因为BP算法不需要模型阶数估计,所以基于BP算法的模型参数估计方法要优于传统的谱估计方法。但是由于多个频带稀疏分布,破坏了观测系统矩阵的相干性度量,从而使得基追踪方法无法收敛到信号的真实稀疏表示。此问题将在第三部分详细分析。

为了克服以上问题,本文针对几何绕射模型,提出了一种基于稀疏贝叶斯学习(Sparse Bayesian Learning, SBL)的融合方法。此方法避免了模型阶数估计,同时克服了BP算法局限性。在第二部分我们建立基于几何绕射理论的多频带雷达信号观测模型,在第三部分我们介绍了BP算法以及它在多频带信号融合中的局限性。在第四部分我们详细地研究了基于稀疏贝叶斯学习的融合方法。最后是仿真实验。

$$D_i = \begin{bmatrix} \left(j \left(1 + \frac{0\Delta f}{f_0} \right) \right)^{i/2} \\ \left(j \left(1 + \frac{\Delta f}{f_0} \right) \right)^{i/2} \\ \vdots \\ \left(j \left(1 + \frac{(N-1)\Delta f}{f_0} \right) \right)^{i/2} \end{bmatrix} \quad (3)$$

当 $M > N$ 时,词典为过完备的,当 $M < N$ 时词典为欠完备的。

当有多部雷达的数据时,由于雷达站址不同和在解线调频处理中参考距离选取的不同,不同雷达的谱域策略数据之间存在不相关性。因此相关处理是融合处理的前提。针对此问题王成已经进行了详细的研究,本文不再重复。我们假设文中涉及的多频带雷达信号都已经完全相关。

不妨假设只有两段子频带信号 E_1 和 E_2 ,频谱采样点数分别为 L_1 和 L_2 ,两个频带间隔了 N_0 个采样点。 E_1 的起始采样与理想全频带信号的起始采样重合,则多频带信号融合的观测模型可以写为

2 基于几何绕射理论的观测模型

考虑多个散射中心组成的雷达目标,散射中心的数目为 K ,各个散射中心到雷达的距离为 $r_k, k=1, 2, \dots, K$,则目标谱域信号的离散形式可以写为

$$E(n) = \sum_{k=1}^K \sigma_k \left(j \left(1 + n\Delta f/f_0 \right) \right)^{\alpha_k} \exp \{ -j2\pi\Delta f\tau_k n \} \quad (1)$$

其中 $n=0, 1, \dots, N-1$ 为采样点数, σ_k 为散射中心的复振幅, $\tau_k=2r_k/c$ 为时延, c 为光速, Δf 为频率采样间隔, f_0 为初始频率, $\alpha_k \in [-1, -0.5, 0, 0.5, 1]$ 为频率依赖因子,它描述了散射中心的类型。令 $\omega = \Delta f\tau_k$,易知 $\omega \in (0, 1]$ 。我们将数字频率离散化,令 $\omega = m/M, m=0, 1, \dots, M-1$ 。上式还可以写成如下的矩阵形式

$$E = \Psi\sigma \quad (2)$$

其中 $E = [E(0), E(1), \dots, E(N-1)]^T$ 为观测向量, $\sigma = [\sigma(0), \sigma(1), \dots, \sigma(M-1)]^T$ 为一维距离图像, $\Psi = [\Psi_{-2} \ \Psi_{-1} \ \Psi_0 \ \Psi_1 \ \Psi_2]$ 为观测系统矩阵或者称为词典, $\Psi_i = D_i\Phi, i=-2, -1, 0, 1, 2$ 。 Φ 为 $N \times M$ 维的离散傅里叶词典,当 $M > N$ 时,词典为过完备的,当 $M < N$ 时词典为欠完备的。其中 D_i 可以表示为

$$E = \begin{bmatrix} E_1 \\ E_2 \end{bmatrix} = H\Psi\sigma = \tilde{\Psi}\sigma \quad (4)$$

其中 H 为采样矩阵

$$H = \begin{bmatrix} I_{L_1 \times L_1} & \mathbf{0}_{L_1 \times N_0} & \mathbf{0}_{L_1 \times L_2} \\ \mathbf{0}_{L_2 \times L_1} & \mathbf{0}_{L_2 \times N_0} & I_{L_2 \times L_2} \end{bmatrix} \quad (5)$$

其中 I 为单位矩阵, $\mathbf{0}$ 为零阵。(5)式的观测模型可以推广到更多频带信号融合的情况。

3 基追踪在多频带信号融合中的局限性

信号的稀疏表示可以转化为如下的(P_0)问题

$$(P_0) \min \|\sigma\|_0 \text{ s.t. } E = \tilde{\Psi}\sigma \quad (6)$$

而基追踪考虑的是如下的 (P_1) 问题

$$(P_1) \min \|\sigma\|_1 \text{ s.t. } E = \tilde{\Psi}\sigma \quad (7)$$

下面我们分析多频带的稀疏分布对观测系统矩阵的相关性度量的影响。首先给出几个必要的定义和定理。

定义 1[11]:若词典 Ψ 已经归一化,记 $G = \Psi^H \Psi$, 定义 $M(G)$ 为 Ψ 的互相干度量, $M(G) = \max_{i \neq j} |G_{i,j}|$ 。

定理 1[11]:若 (P_0) 问题的唯一解满足

$$\|\sigma_0\|_0 < \frac{1}{2} \left(1 + \frac{1}{M(G)} \right) \quad (8)$$

则 σ_0 也是 (P_1) 问题的唯一解。

定理 1 表明:如果实际信号并不满足一定的稀疏性,基追踪方法收敛到的全局最优解不等于信号的真实稀疏解。在多频带信号融合处理中,观测模型满足(4)式。通过下图我们就来了解一下频带的稀疏分布会破坏观测系统矩阵的相关性度量量的情况。从图中我们可以看到当两个子频带之间距离的空白频带越大,阈值 $C \triangleq (1 + 1/M(G))/2$ 就会越大,当空白频带带宽为全带宽的 50% 时,阈值大约等于 2。由此可知当散射点个数大于阈值时,BP 方法可能无法得到真实稀疏解。虽然曲线是递增的,但是随着观测的减少,模型参数估计的精度也会越差,BP 方法也无法准确融合多个子带信号。从图中还可以看到即使是对全频带数据进行处理,阈值也是一个有限值,这是因为基于 GTD 模型的词典并不满足正交性。

综合以上可知基于几何绕射模型的多频带融合处理的阈值必定大于零。因此必存在一个阈值 C ,使得当 $\|\sigma_0\|_0 > C$,BP 算法的全局最优解也就可能不等于信号的真实稀疏表示。

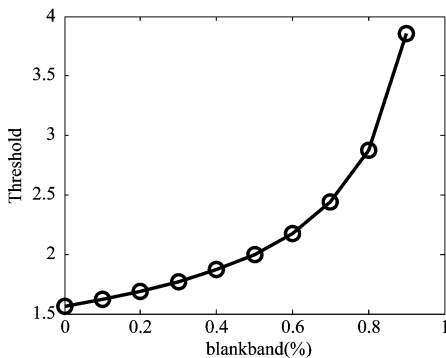


图 1 阈值随空白频带带宽的变化曲线

4 基于稀疏贝叶斯学习的融合方法

文献[12]中提到 BP 的先验信息为固定先验信

息。当后验模型不够稀疏,最优解就不等于真实稀疏解。而 SBL 恰好能解决这个问题,且局部极小点较少。稀疏贝叶斯学习方法的关键在于算法结合了一个依赖于未知超参数的可变的先验分布,这些超参数必须从数据中估计出来。

我们考虑含噪声的观测模型

$$E = \tilde{\Psi}\sigma + \varepsilon \quad (9)$$

假设 $p(E | \sigma)$ 满足高斯分布,噪声方差为 λ 。对 σ 中每个元素分配一个独立高斯先验信息^[12]

$$p(\sigma_i; \gamma_i) \triangleq N(0, \gamma_i) \quad (10)$$

$$p(\sigma; \gamma) = \prod_{i=1}^M p(\sigma_i; \gamma_i)$$

其中 γ_i 为未知方差参数,则 σ 的后验概率密度为^[12]

$$p(\sigma | E; \gamma) = \frac{p(\sigma, E; \gamma)}{\int p(\sigma, E; \gamma) d\sigma} = N(\mu, \Sigma) \quad (11)$$

其中

$$\Sigma \triangleq \text{Cov}[\sigma | E; \gamma] = \Gamma - \Gamma \tilde{\Psi}^T \Sigma_E^{-1} \tilde{\Psi} \Gamma \quad (12)$$

$$\mu \triangleq E[\sigma | E; \gamma] = \Gamma \tilde{\Psi}^T \Sigma_E^{-1} E$$

其中 $\Gamma \triangleq \text{diag}(\gamma)$, $\Sigma_E = \lambda I + \tilde{\Psi} \Gamma \tilde{\Psi}^T$ 。 γ 可以通过如下代价函数利用 EM 算法进行优化求解^[12]

$$L(\gamma) = \log |\Sigma_E| + E^T \Sigma_E^{-1} E \quad (13)$$

为了证明 SBL 算法在多频带融合处理中的有效性,我们先给出定义 2:

定义 2[12]:如果由 Ψ 中 N 列组成任意子集构成了 \mathbb{R}^N 中的一个基,则称 Ψ 满足唯一表示性(URP)。

文献[12]中指出 Ψ 满足 URP,那么利用 SBL 算法就可找到等价于 (P_0) 问题的解。下面我们来证明在基于几何绕射模型的多频带融合处理中 $\tilde{\Psi}$ 满足 URP 条件。

证明:由于 $\tilde{\Psi}$ 为 $L_1 + L_2 \times 5M$ 维,只需要证明 $\text{rank}(\tilde{\Psi}) = L_1 + L_2$ 即可。由(5)知经初等变换可得 $PH = [I_{L_1+L_2 \times L_1+L_2} \quad 0_{L_1+L_2 \times N-L_1+L_2}]$, P 为初等变换矩阵。 $\text{rank}(H) = \text{rank}(PH) = L_1 + L_2$,由矩阵秩的性质可知

$$\text{rank}(\tilde{\Psi}) \leq \min \{ \text{rank}(H), \text{rank}(\Psi) \} = L_1 + L_2 \quad (14)$$

另一方面由秩不等式可知

$$\text{rank}(\tilde{\Psi}) \geq \text{rank}(H) + \text{rank}(\Psi) - N = L_1 + L_2 \quad (15)$$

综合(14)和(15)式我们可以知道 $\text{rank}(\tilde{\Psi}) = L_1 + L_2$, 证明完毕。因此 SBL 算法适用于多频带信号融合处理。下面我们给出 SBL 算法步骤:

1. 初始化超参数 $\gamma = \mathbf{I}$, 或者非负随机向量;
2. 利用(12)式计算 Σ 和 μ ;
3. 利用 EM 算法更新 γ : $\gamma_i^{\text{new}} = \mu_i^2 + \Sigma_{ii}, \forall i = 0, 1, \dots, M-1$
4. 重复 2) 和 3) 步骤, 直到收敛到固定 γ^*
5. 利用(12)式计算 μ^* , 令 $\sigma = \mu^*$

需要注意的是, SBL 算法是定义在实数域上, 而多频带雷达信号是复数据, 因此要对观测系统作如下的变换, 才能运用 SBL 算法进行融合处理

$$\begin{bmatrix} \text{Real}(E) \\ \text{Imag}(E) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \text{Real}(\tilde{\Psi}) & -\text{Imag}(\tilde{\Psi}) \\ \text{Imag}(\tilde{\Psi}) & \text{Real}(\tilde{\Psi}) \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \text{Real}(\sigma) \\ \text{Imag}(\sigma) \end{bmatrix} \quad (16)$$

5 仿真实验

下面我们利用仿真实验来说明基于 SBL 的多频带雷达信号融合的有效性, 同时对比 BP 算法的融合结果, 证明本文融合方法的优越性。

我们假设全频带雷达信号的采样点数为 50, 信号包含七个单频分量, 频点分别位于 15、23、24、28、30、32、35 采样点处, 对应的频率衰减因子分别为 -1, -0.5, 0, 0.5, 1, -0.5, 0.5, 幅度均为 1。全频带信号的前 15 个采样点构成低频带信号, 后 15 个采样点构成高频带信号, 然后在两个子频带信号上分别附加了信噪比为 30dB 的高斯白噪声。下图为基于 SBL 的多频带信号融合处理的结果。

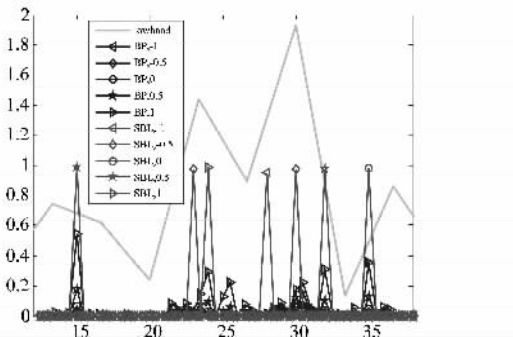


图 2 基于 SBL 的多频带信号融合结果

图中褐色的曲线为低频带信号的一维距离像, 从图中可以看出由于分辨力较低, 无法从图像中分辨出七个频率分量。蓝色的曲线为基于 BP 方法的多频带

融合处理结果, 分辨率理论上足够分辨七个频率分量, 但是由于频带稀疏分布, 使得观测系统矩阵的相干度量被破坏, 因此 BP 方法无法得到信号的真实稀疏表示, 从图中来看基于 BP 方法的频率衰减因子估计也存在很大的误差。而红色曲线表示基于 SBL 方法的多频带融合处理结果, 可以看到七个频率清晰可分辨, 频点位置估计精确, 幅度也保持地很好, 并且频率衰减因子估计十分精确。

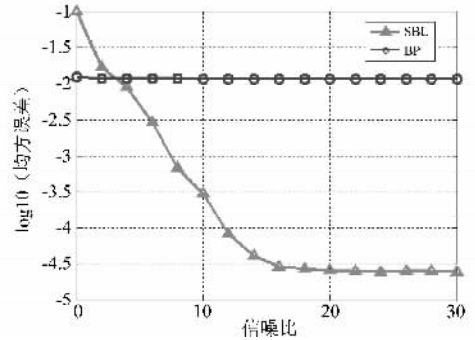


图 3 融合精度随信噪比的变化曲线

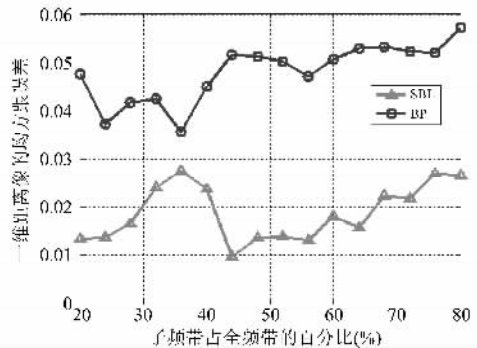


图 4 融合精度随子频带占全频带百分比的变化曲线

然后我们又对两种方法的融合精度进行了分析, 图 3 为两种方法的融合精度随信噪比的变化曲线。从图中可以看出, 虽然 BP 方法较为稳健, 但是随着 SNR 的提高, 融合的精度没有明显的提高。而 SBL 方法虽然在 SNR=0dB 时, 融合精度比 BP 方法差。但是随着信噪比的提高, 融合精度急剧提高。SNR 大于 5dB 时, SBL 方法的融合精度就明显地高于 BP 方法的精度。图 4 为两种方法的融合精度随子频带占全频带百分比的变化曲线。从图中我们知道, 随着子频带百分比的增加, 两种方法的融合精度都有一定的提高, 但是 SBL 方法的融合精度明显地要优于 BP 方法。

6 结束语

SBL 方法是一种信号稀疏表示方法。它能够避免谱估计算法固有的阶数敏感性, 又能消除由于频带

稀疏分布给观测系统矩阵相干性度量所带来的影响。相比 BP 算法,基于 SBL 的多频带雷达信号融合处理的性能更加优越。计算机仿真实验也验证了以上结论。

参考文献

- [1] K M Cuomo, J E Piou, et al. Ultrawide-band Coherent processing [J]. IEEE Transactions, 1999, 47 (4): 1094-1107.
- [2] L D Vann, K M Cuomo, et al. Multisensor Fusion Processing for Enhanced Radar Imaging [R]. Lexington, Massachusetts, United States: Lincoln Laboratory, 2000. 1-73.
- [3] T G Morre, B W Zuerndorfer, et al. Enhanced imagery using spectral-estimation-based techniques [J]. Lincoln Laboratory Journal, 1997, 10 (2): 171-186.
- [4] 叶钊, 何峰, 梁甸农, et al. 基于 EMEMP 的雷达二维信号融合成像新方法 [J]. 电子学报, 2009, Vol. 12 pp:2609-2613.
- [5] Krishna Naishadham, Jean E Piou, et al. State-Space Spectral Estimation of Characteristic Electromagnetic Responses in Wideband Data [J]. IEEE Antennas and Wireless Propagation Letters, 2005, 4; 406-409.
- [6] MATI WAX, ILAN ZISKIND, et al. Detection of the Number of Coherent Signals by the MDL Principle [J]. IEEE Transactions on Acoustics. Speech. And Signal Processing, 1999, 37 (8): 1190-1196.
- [7] 王成, 胡卫东, 郁文贤, et al. 基于非平稳时间序列处理的雷达信号融合 [J]. 信号处理, 2005, 21 (4): 338-343.
- [8] Chen, S, Basis Pursuit [D], 博士论文, Stanford University Statistics, 1995.
- [9] 汪雄良, 基追踪方法及其在图像处理中应用的研究 [D], 博士论文, 国防科技大学, 2006.
- [10] 王成, 雷达信号层融合成像技术研究 [D], 博士论文, 国防科技大学, 2006.
- [11] D. L. Donoho, Michael Elad, et al. Optimally Sparse Representation in General Dictionaries via l_1 Minimization [C], PNAS, 2003, 100(5), 2197-2202.
- [12] David Pual Wipf, Bayesian Methods for Finding Sparse Representations [D], 博士论文, University of California, 2006.

作者简介



叶 钊 (1981-), 生于浙江嘉善, 现在国防科技大学电子科学与工程学院攻读博士学位。主要从事 ISAR 成像处理、超分辨处理、融合处理等研究工作。

E-mail: yefan311@sina.com

何 峰 (1976-), 出生于湖北, 国防科技大学电子科学与工程学院研究员。主要研究兴趣为信号处理、星载双/多基地 SAR 系统及信号处理方法、ISAR 成像。

朱炬波 (1967-), 出生于湖南双峰, 国防科技大学理学院教授, 研究方向: 信息获取与处理、雷达系统、数学与系统科学等。

梁甸农 (1936-), 生于湖南涟源, 国防科技大学电子科学与工程学院教授, 博士生导师, 中国电子学会会士, 主要研究方向为超宽带雷达系统理论、星载分布式 SAR 系统理论及自适应信号处理、谱估计等。