

基于稀疏重构的空间邻近目标红外单帧图像超分辨率方法

张 慧¹ 徐 晖¹ 林两魁²

(¹ 国防科学技术大学电子科学与工程学院, 湖南 长沙 410073; ² 中国人民解放军 95507 部队, 贵州 贵阳 550031)

摘要 针对现有算法难以利用单帧红外图像实现空间邻近目标(CSO)的超分辨率问题,提出了一种基于稀疏重构理论的单帧超分辨率方法。该方法充分利用了目标在焦平面阵列(FPA)分布的稀疏性以及光学系统点扩展函数(PSF)的结构特性,通过对 FPA 离散化网格采样构造稀疏量测模型,并将建立的 ℓ_1 范数正则化问题转化为二阶锥规划问题求解;然后针对稀疏度过估计的重构结果,采用贝叶斯信息准则(BIC)实现模型选择,最终获得对目标个数和位置的准确估计。多组仿真场景验证了算法的有效性和超分辨率能力;相比于已有算法,所提算法不仅提高了分辨正确率和位置估计精度,同时大幅缩减了计算耗时。

关键词 成像系统;稀疏表示;超完备字典;空间邻近目标;超分辨率;红外图像; ℓ_1 范数正则化

中图分类号 TP75 **文献标识码** A **doi**: 10.3788/AOS201333.0411001

Super-Resolution Method of Closely Spaced Objects Based on Sparse Reconstruction Using Single Frame Infrared Data

Zhang Hui¹ Xu Hui¹ Lin Liangkui²

¹ School of Electronic Science and Engineering, National University of Defense Technology, Changsha, Hunan 410073, China
² No.95507 Unit, Chinese People's Liberation Army, Guiyang, Guizhou 550031, China

Abstract Since the state-of-the-art methods barely have the capability of super-resolving the closely spaced objects (CSOs) using only single frame data, a super-resolution method based on the sparse reconstruction technique is proposed. The proposed method combines the sparsity of the distribution of CSOs on the focal plane array (FPA) and the structure characteristic of the point spread function (PSF) to construct a sparsely represented measurement model by discretizing the image plane with sampling grids. Then the ℓ_1 -norm regularization problem is efficiently solved by a second order cone programming framework. For the overestimated sparsity after reconstruction, the Bayesian information criterion (BIC) is utilized for the model selection. The estimated number and positions of CSOs are precisely ascertained at last. Several scenes are set to inspect the efficiency and the super-resolution capability of the proposed method. It indicates that the sparse reconstruction-based method outperforms the existing methods in the ratio of correct detection, the precision of position estimation and the computation load.

Key words imaging systems; sparse representation; overcomplete dictionary; closely spaced objects; super-resolution; infrared image; ℓ_1 -norm regularization

OCIS codes 040.2480; 100.1160; 100.2550; 100.3010; 100.6640

1 引 言

利用天基红外探测器实现对弹道导弹的监视与跟踪是目前导弹防御系统的一个重要手段,而导弹

为增强突防能力往往在飞行中段释放大量诱饵,构成空间邻近目标(CSO)^[1,2]。这些 CSO 在光学系统点扩展函数(PSF)的影响下形成相互交叠的簇状像斑,尤其当焦平面阵列(FPA)目标间距离低于一个

收稿日期: 2012-10-03; 收到修改稿日期: 2012-12-05

作者简介: 张 慧(1984—),女,博士研究生,主要从事空间信息对抗、多目标跟踪和红外图像信息处理等方面的研究。
E-mail: zhanghui_128a@163.com

导师简介: 徐 晖(1963—),男,博士,教授,博士生导师,主要从事空间信息对抗和综合电子战系统与技术等方面的研究。
E-mail: simon863@vip.sina.com

瑞利单元^[1]时,这种交叠影响将更加严重,隐藏了目标的真实信息,阻碍防御系统的目标检测和跟踪处理^[3,4]。因此,亟需实现对红外 CSO 的超分辨。

类似于雷达、声纳等领域的源定位问题,红外 CSO 超分辨本质是利用像平面像元响应模型和噪声模型,实现 CSO 中点源目标的定位和参数估计。近年来的研究文献主要集中在基于最大似然(ML)^[1,5~7]和最大后验概率(MAP)^[8~10]估计的参数估计类方法,其中 ML 估计在高斯噪声条件下退化为最小二乘(LS)估计^[1]。为解决 LS 准则下构造的高维非线性目标函数优化问题,文献[6,7]分别引入粒子群(PSO)和量子粒子群(QPSO)算法,同时结合贝叶斯信息准则(BIC)确定目标个数,最终实现了高信噪比(SNR, R_{SN})条件下的 CSO 的超分辨。文献[9]基于贝叶斯推理框架^[10],构建了联合目标个数和其他待估参数的后验概率分布,运用可逆跳跃马尔可夫链蒙特卡罗(RJCMC)算法实现对高维积分的近似计算,获得了优于基于 LS 估计算法的超分辨性能。尽管这些算法在一定条件下可以实现 CSO 的单帧超分辨,但除运算量巨大外,要实现高精度分辨还依赖于累积大量量测或多传感器联合观测的方式。

近年来兴起的稀疏重构技术充分挖掘了信号在变换域上的稀疏性,仅利用少量非零元素即能最大程度地保留原始信号的重要信息,为信号处理开辟了新的研究方向,已被成功应用于图像增强、去噪^[11]、雷达源定位^[12]和谱估计^[13]等众多领域。其中,实现稀疏信号高精度重构的关键在于构造合适的变换基和有效的信号重构算法。最近几年针对变换基的研究表明用超完备字典取代完备基函数可以更加有效和稀疏地描述信号^[14]。在不同应用背景下,超完备字典的构造也有所不同,如文献[12]于 2005 年首次利用波达方向(DOA)的空域稀疏性构建了超完备字典,充分保留了信号固有特性,同时文献还指出,这种构建方式同样可以用于处理其他领域的信号稀疏表示问题。现阶段主流的重构算法有匹配追踪(MP)类和 ℓ_p ($0 \leq p \leq 1$) 范数类。前者对信号的稀疏度提出了较高的要求,且当变换基不同分量之间相关性较强时性能会显著恶化。而 ℓ_p 范数类对不同的 p 值具有不同的局部极值点数目和全局收敛性。目前,尚未见稀疏重构技术处理红外 CSO 超分辨问题的相关文献。

由于目标在像平面的分布具有稀疏特性,因此具备将稀疏重构技术应用于处理 CSO 超分辨的先决条件。本文通过对像平面离散化采样构造了超完

备字典,建立稀疏量测模型,继而将带约束的 ℓ_1 范数优化问题转化为二阶锥规划(SOCP)问题求解。针对重构结果存在稀疏度过估计的现象,采用 BIC 定阶准则实现模型选择。多组仿真实验验证了算法的有效性和单帧超分辨能力,在分辨正确率、位置估计精度和仿真耗时方面均明显优于现有算法。

2 基于超完备字典的稀疏重构理论

稀疏重构是指利用信号在特定变换域上的稀疏性,将高维信号投影到一个低维空间(即仅由远小于信号维数的若干个分量表示信号),然后通过求解一个优化问题就可以从这些少量投影中高概率地重构出原始信号^[14]。在无噪声条件下,信号 $\mathbf{y} \in R^N$ 在 $M \times N$ 维($M \ll N$)超完备字典 Φ 下的最稀疏表示等同于求解

$$\min \|\mathbf{x}\|_0, \quad \text{s. t.} \quad \mathbf{y} = \Phi \mathbf{x}, \quad (1)$$

式中 $\|\mathbf{x}\|_p = (\sum_i |x_i|^p)^{1/p}$ 表示 ℓ_p 范数, $p=0$ 时定义为信号的非零元素个数,即信号稀疏度; Φ 中的每一列称为基函数或原子。显然,在 \mathbf{x} 稀疏的前提下,欠定方程组 $\mathbf{y} = \Phi \mathbf{x}$ 的数值求解属于多项式复杂程度的非确定性(NP)难题。当信号和超完备字典满足一定条件时,可将其等价地转化为 ℓ_1 范数最小化问题求解^[15],即用 $\|\mathbf{x}\|_1$ 代替 $\|\mathbf{x}\|_0$ 。对于实信号可通过线性规划方法获得该凸优化问题的全局最优解。

然而实际系统中无噪声的模型几乎是不存在的。噪声的存在破坏了信号在空间的稀疏性,因此在原稀疏性约束的条件下,附加 ℓ_2 范数抑制噪声。则对于含噪的 ℓ_1 范数最小化问题可描述为

$$\min \|\mathbf{x}\|_1 \quad \text{s. t.} \quad \|\mathbf{y} - \Phi \mathbf{x}\|_2^2 \leq \epsilon, \quad (2)$$

式中 ϵ 为噪声残差。对于实信号而言,可用二次规划方法求解。在众多的重构算法中,针对不同的应用场景和需求,使用不同的优化目标函数形式和参数设置,重构效果也不尽相同^[14]。例如,在很多稀疏问题求解中,普遍采用(2)式的无约束表示形式:

$$\min \|\mathbf{y} - \Phi \mathbf{x}\|_2^2 + \lambda \|\mathbf{x}\|_1, \quad (3)$$

通过设置不同的正则化参数 λ ,控制信号稀疏度和噪声残差之间的平衡。 λ 越小,信号越稀疏,然而 λ 的最优选取问题至今还没有有效准则^[16]。值得一提的是,这些稀疏重构基本原理和方法并不限定其应用范围,对于一般的过完备问题都可以使用^[12]。

3 红外图像的稀疏表示

3.1 红外像平面量测模型

由于目标距天基红外探测器较远,将其近似为点源目标。而光学系统的衍射效应会使得点目标像平面能量扩散到与其相邻的若干像元上,通常用一个二维高斯 PSF^[5]来描述这种效应:

$$p(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma_{\text{PSF}}^2} \exp\left[-\frac{(x-x_i)^2 + (y-y_i)^2}{2\sigma_{\text{PSF}}^2}\right], \quad (4)$$

式中 σ_{PSF} 为扩散方差, (x_i, y_i) 为目标像平面位置坐标。则像元 (i, j) 对目标的响应为 PSF 对该像元区域的积分:

$$g_{i,j}(x_i, y_i) = \int_{x_{i,j}-1/2D}^{x_{i,j}+1/2D} \int_{y_{i,j}-1/2D}^{y_{i,j}+1/2D} p(x, y) dx dy, \quad (5)$$

式中 $(x_{i,j}, y_{i,j})$ 为像元的中心坐标, D 为像元宽度(假设为正方形像元)。若红外像平面由 $U \times V$ 个像元构成, K 个 CSO 在像平面坐标为 $(x_k, y_k), k = 1, \dots, K$, 则像平面量测模型为(为方便描述,将像平面矩阵各列首尾相接重新排列形成一个 $UV \times 1$ 向量):

$$\mathbf{z} = [\mathbf{g}^c(x_1, y_1) \mathbf{g}^c(x_2, y_2) \cdots \mathbf{g}^c(x_K, y_K)] \mathbf{s} + \mathbf{w} = \mathbf{G}(\mathbf{x}, \mathbf{y}) \mathbf{s} + \mathbf{w}, \quad (6)$$

式中 $UV \times K$ 维导向矩阵 $\mathbf{G}(\mathbf{x}, \mathbf{y})$ 由 CSO 中各目标的位置唯一确定, \mathbf{G} 中各列 $\mathbf{g}^c(x_k, y_k)$ 表示目标 k 对像平面各像元响应的贡献, 每个像元响应按(5)式计算。 $\mathbf{s} = [s_1, s_2, \dots, s_K]^T$ 为目标强度向量, \mathbf{w} 是方差为 σ_n^2 的高斯白噪声, 各像元噪声独立。

3.2 像平面量测模型的稀疏表示

考虑到 CSO 中目标在像平面可能出现的位置是有限的, 因此在允许一定量化误差的条件下, 利用穷举方法得到一个完备位置集合 $\Psi = \{(x_l, y_l)\}_{l=1, \dots, L}$, 使得 CSO 中目标位置仅为 Ψ 的一个较小子集。例如, 将像平面上各像元等分成 $n \times n$ 个采样网格, 每个网格的中心坐标为 (x_l, y_l) , 则 $L = UVn^2$ 。假设采样网格划分得足够细, 每个网格至多含有一个目标, 则目标位置与 Ψ 中最近邻元素位置偏差最大为 $\sqrt{2}D/n$ 。据此, 将(6)式扩展到 Ψ 上, 获得量测模型的超完备表示形式:

$$\mathbf{z} = \mathbf{G}(\Psi) \bar{\mathbf{s}} + \mathbf{w}, \quad (7)$$

式中 $\mathbf{G}(\Psi)$ 是以位置集 Ψ 中各元素对应的导向向量为列构成的矩阵。显然, 对于 $n > 1$ 的划分, $\mathbf{G}(\Psi)$ 的列数远远大于行数(即 $L \gg UV$); 而 $\bar{\mathbf{s}} \in R^L$ 为目标强方法^[20], 用类中心替代毗邻的几个峰。

针对重构结果稀疏度过估计的现象, 利用 BIC 定阶准则^[21]实现模型选择, 即从过估计的结果中选

度 $\bar{\mathbf{s}}$ 的补零扩展形式, 称为稀疏信号向量, 仅当采样网格中包含目标位置时取非零值。

至此, 通过将原始量测模型转化为(7)式的稀疏表示模型, 对 CSO 的超分辨问题也随之变成了一个稀疏信号重构问题, 即从 $\mathbf{G}(\Psi)$ 中挑选 K 个基函数并优化对应的信号强度, 从而实现 $\mathbf{G}(\Psi) \bar{\mathbf{s}}$ 与量测 \mathbf{z} 之间的最佳拟合。将该问题写成 ℓ_1 范数正则化形式:

$$\min \|\mathbf{z} - \mathbf{G}(\Psi) \bar{\mathbf{s}}\|_2^2 + \lambda \|\bar{\mathbf{s}}\|_1. \quad (8)$$

一旦获得重构结果 $\bar{\mathbf{s}}$, 则其非零元素个数 K 对应于 CSO 中目标个数; 与非零元素相应的基函数的位置集为 CSO 中各目标位置估计。

4 基于稀疏重构的超分辨算法

4.1 二阶锥规划求解重构问题

下面讨论(8)式的实现方法。将(8)式改写成带约束的线性化目标函数形式:

$$\min \{p + \lambda q\} \quad \text{s. t.}$$

$$\|\mathbf{z} - \mathbf{H}(\Psi) \bar{\mathbf{s}}\|_2^2 \leq p \quad \text{and} \quad \|\bar{\mathbf{s}}\|_1 \leq q, \quad (9)$$

式中 p 和 q 是附加的辅助变量; 目标强度均为正实数, 则 $\|\bar{\mathbf{s}}\|_1 = \sum_i \bar{s}_i = 1' \bar{\mathbf{s}}$, 其中 1 是 $L \times 1$ 维全 1 元素构成的向量。由于 p 和 q 的加入, 使得约束条件 $\|\mathbf{z} - \mathbf{H}(\Psi) \bar{\mathbf{s}}\|_2^2 \leq p$ 具有了二阶锥(SOC)的特性。其中 SOC 的基本形式为 $x: \|x_1, \dots, x_{n-1}\|_2 \leq x_n$,

即 $\sqrt{\sum_{i=1}^{n-1} x_i^2} \leq x_n$ 。称(9)式为带线性约束的 SOCP 问题。相比于其他的非线性优化方法, SOCP 采用内点算法^[17]不仅可以解决包含线性和(凸)二次规划及半定规划(SDP)问题, 同时可以更为有效地处理大规模数据, 现已有成熟的工具包, 如 SeDuMi^[18], YALMIP^[19]等。

4.2 模型选择和参数估计

由于噪声的存在, 导致重构信号 $\bar{\mathbf{s}}$ 的稀疏度被过度估计, 如图 1 所示, 且随着噪声的增大会变得更加严重。

通过大量仿真发现, 尽管小间隔的采样网格可以提高算法的分辨力和位置估计精度, 但也使得超完备字典 \mathbf{G} 中相邻原子间相关性增强, 导致重构信号中存在相互毗邻的峰(如图 1 中目标 1)。因此, 可通过 4(或 8)邻域 Hoshen-Kopelman(HK)聚类出与量测匹配度最高的 K 个峰, 峰个数和位置分别作为 CSO 的目标个数和位置估计。记聚类后的重构结果中非零元素集合为 $\{(x_j, y_j)\}_{j=1}^K$, 其中 $(x_j,$

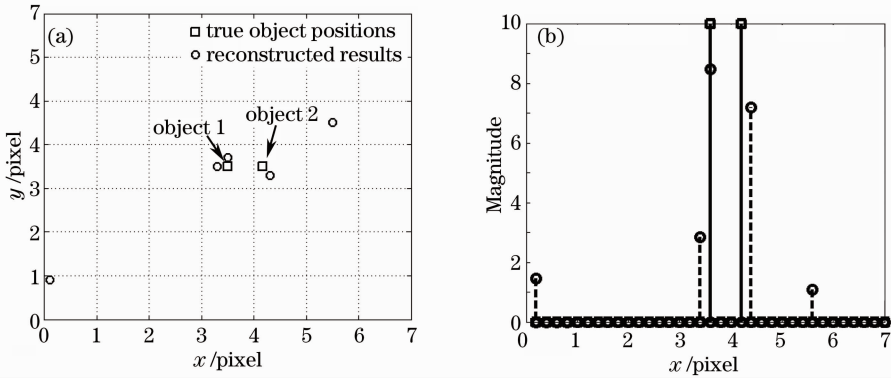


图 1 重构结果与真实信号对比图($R_{SN}=10$)。(a)像平面图;(b) x -视角图

Fig. 1 Comparison between reconstructed and true object positions, view from (a) image plane and (b) x -coordinate. $R_{SN}=10$

y_j) 是类中心坐标, 则模型假设范围为 $K = 1, \dots, N_c$, 每种假设有 $C_{N_c}^K$ 种可能的组合方式($C_{N_c}^K$ 表示从 N_c 个元素中选 K 个的组合数)。若第 K 种模型假设中的第 c 个组合位置坐标集为 ϕ_c^K , 则相应的目标强度可以通过线性 LS 重新估计得到:

$$s_K = [H^T(\phi_c^K)H(\phi_c^K)]^{-1}H^T(\phi_c^K)z, \quad (10)$$

式中 $(\cdot)^{-1}$ 和 $(\cdot)^T$ 分别为矩阵求逆和转置运算。那么, 对 CSO 目标个数估计就是 $\sum_K C_{N_c}^K$ 种可能的组合中 BIC 值最小的模型假设:

$$\hat{K} = \arg \min_K \{-2 \ln p[z | \hat{\theta}(K)] + 0.5Kd \ln(UV)\}, \quad (11)$$

式中 $\hat{\theta}(K)$ 为待估参数集合, d 为待估参数个数(这里 $d=3$), 似然函数 $p(z|\cdot)$ 用来衡量估计值与量测的拟合度, “+”号后为模型阶数惩罚项。

5 仿真实验及分析

5.1 仿真场景参数设置和评价指标

选取红外像平面阵列的一个 7×7 小区域作处理。考虑到实际传感器系统中探测到的目标相机口面的辐射能量不同, 而采用文献[5]中最小信噪比的定义:

$$R_{SN} = I_{\min} \cdot f_{EOD} / \sigma_n, \quad (12)$$

式中 f_{EOD} 表示当目标落于像元中心位置时, 该像元捕获到的目标能量的百分比。在光学系统中 PSF 为高斯函数的假设前提下, 一个瑞利单元(简称为 $1R$)约为 $1.9\sigma_{PSF}$ 。本文中 $\sigma_{PSF} = 0.5$ /pixel, 则 $f_{EOD} \approx 0.46^{[5]}$, $1R = 0.95$ /pixel。取正则化参数 $\lambda = 0.01$, 用 YALMIP 工具包求解(8)式。

记本文算法为 SR-based, 选取 LS-QPSO^[7] 和 MAP-RJMCMC^[9] 作为对比算法。对比算法的参数设置参考相关文献, 不同仿真条件下, 均执行 100 次

蒙特卡罗仿真, 并采用如下两个指标统计算法性能:

1) 分辨正确率, 即正确检测目标个数的仿真次数占总仿真次数的百分比 $R_{cor} = N_{mc}^c / N_{mc}$, 式中 N_{mc} 为总仿真次数, N_{mc}^c 为正确检测出目标个数的仿真次数。

2) 联合均方根误差(JRMSE, ϵ_{JRMSE}), 即统计位置估计误差,

$$\epsilon_{JRMSE}(\hat{\alpha}) = \sqrt{\frac{1}{K \cdot N_{mc}^c} \sum_{i=1}^{N_{mc}^c} \sum_{j=1}^K (\hat{\alpha}_j - \alpha_j)^2}, \quad (13)$$

式中 $\hat{\alpha}_j$ 和 α_j 分别代表第 j 个目标的位置估计值和真实值。

5.2 仿真实验及分析

5.2.1 场景一

1) 算法性能与信噪比、目标间距的关系。

如图 2 所示, 该场景中仅设置两个强度相同的目标, 目标间距离从 $0.7R$ 增加到 $1.5R$, 在不同信噪比条件下, 测试算法的超分辨性能, 确定算法能够分辨目标的最小目标间距。这里, 定义一个算法能够分辨距离小于 $1R$ 的目标, 即具有超分辨能力, 需具备以下两个条件: 分辨正确率大于 50%; 位置估计误差不得超过目标间距离的一半。仿真中每个像元划分 25 个采样网格。

由图 3 可以看出, 随着信噪比的提高和目标间距离的增大, 本文算法和 MAP-RJMCMC 算法性能均平稳提升, 而 LS-QPSO 算法性能在提升过程中起伏明显。当 $R_{SN} = 5$ 时, 本文算法的最小超分辨距离为 $0.9R$, 而其他两种已完全失效; 当 R_{SN} 提高到 10 和 15 时, 本文算法可超分辨目标距离分别为 $0.8R$ 和 $0.7R$, 而 LS-QPSO 和 MAP-RJMCMC 算法则要到 $R_{SN} = 15$ 时, 才能分别分辨距离大于等于 $0.9R$ 和 $0.8R$ 的目标。当目标间距离超过 $1R$ 时, 各算法的位置估计误差已无明显差异。在高信噪比条件下, 本文

算法几乎能够 100% 正确分辨目标个数。

2) 算法性能和采样网格的关系。

在能够正确超分辨目标的前提下,测试不同规模的采样网格对算法性能的影响。设置仿真条件: $R_{SN}=15$,目标间距 $0.9R$ 。

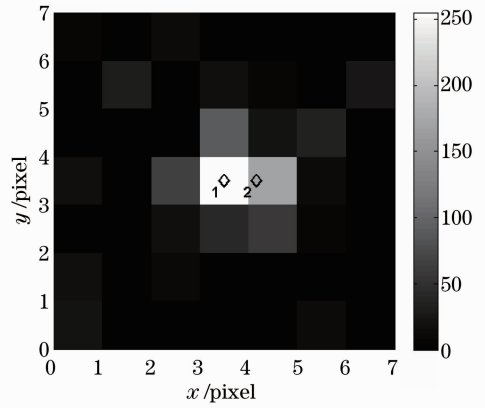


图 2 两个 CSO 的红外像平面图像($R_{SN}=10$)

Fig. 2 IR image of 2 CSOs ($R_{SN}=10$)

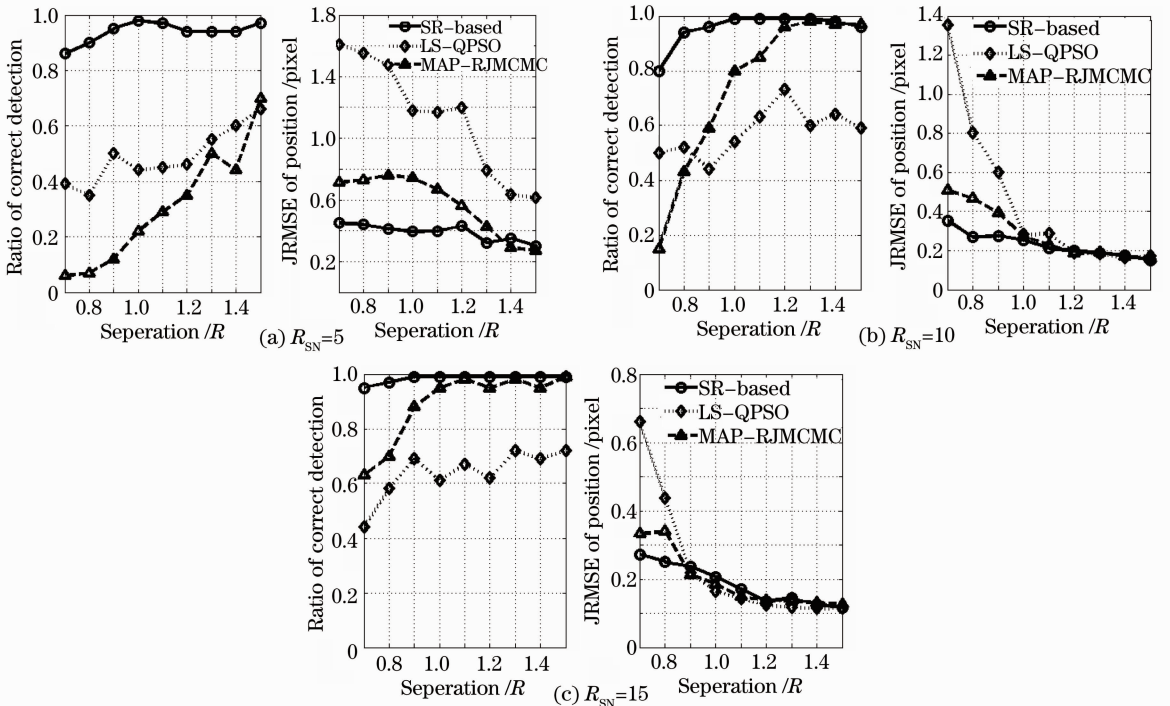


图 3 不同距离和信噪比条件下算法性能对比

Fig. 3 Performance comparison of methods with different R_{SN} and separations

由图 4 可以看出,随着划分网格的增多,算法性能也会提高,这一点在网格数在 $2\sim 25$ /pixel 变化区间内表现得尤为明显;然而当采样网格数目超过 25 /pixel 后,正确分辨率和位置估计精度均无显著提升,同时由于网格数目的增加,使得超完备矩阵维数成倍增长,反而增加了算法的计算负担。因此,从算法精度和计算效率角度考虑,每个像元划分 25 个网格是较为合适的。

5.2.2 场景二

在验证了算法的可行性和基本超分辨能力后,测试算法对复杂场景的适应性,本文设置了两组仿真实验。

1) 实验 1:5 个目标等幅等距。

考虑更为严苛的仿真条件,设置目标强度相同的 5 个 CSO,正方形分布,即目标 1 在像平面正中心,其余目标距目标 1 均为 $0.9R$,如图 5(a)所示, R_{SN} 变化范围为 $5\sim 25$ 。此时,目标排布处于完全对称状态,中心目标等程度地受到周围 4 个目标影响。在无噪声条件下,像平面 CSO 能量强度呈中间高四周低的形状。

从图 6 中可以看出,各算法性能较 2 个 CSO 场景有所下降,当 $R_{SN}>10$ 时,本文的算法仍可以实现较为精确的超分辨,而其他两种算法即使在 $R_{SN}=25$ 时,也无法达到超分辨能力。特别说明:当 $R_{SN}=5$

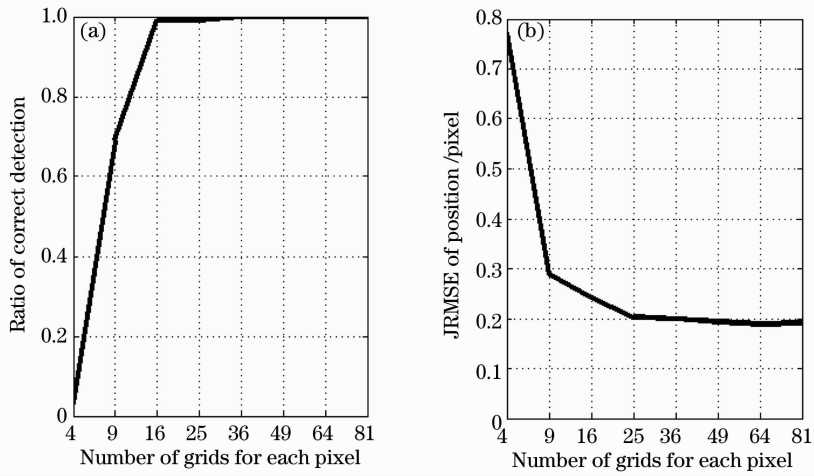


图 4 采样网格对算法性能的影响

Fig. 4 Performance of proposed method with different scales of sampling grids

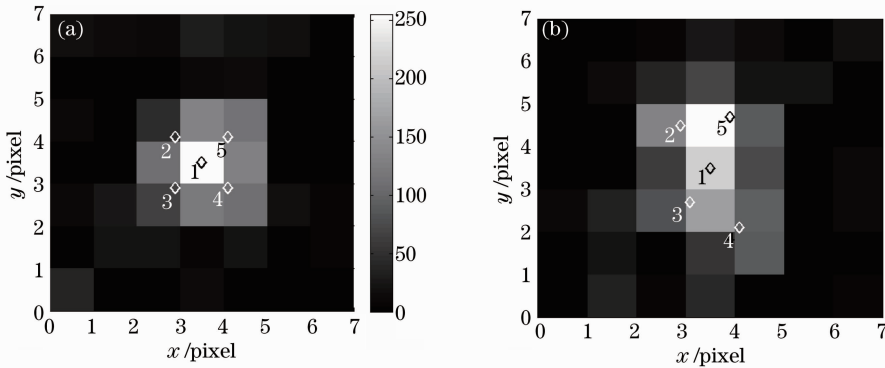


图 5 五个 CSO 的红外像平面图像 ($R_{SN}=10$)。 (a) 等幅等距; (b) 不等幅不等距

Fig. 5 IR images of 5 CSO ($R_{SN}=10$) with (a) same intensity and equal distance and (b) arbitrary intensities and distances

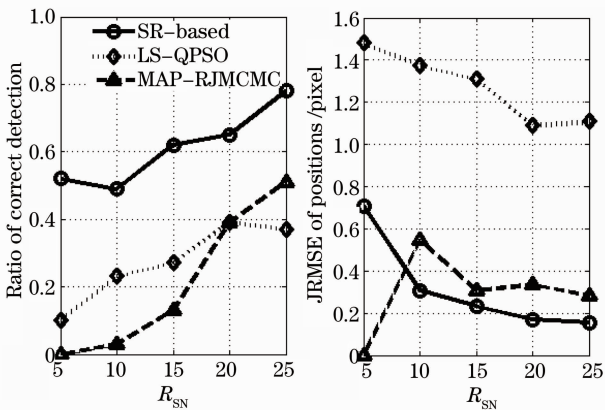


图 6 实验 1 算法性能对比图

Fig. 6 Performance comparison of methods under test 1

时,100 次蒙特卡罗仿真中 MAP-RJMCMC 算法对于目标个数的正确次数为零,其位置误差应为无穷大,但为了画图方便设为零。

2) 实验 2:5 个目标不等幅不等距。

实际中,类似实验 1 中目标等幅等距且距离均

小于 $1R$ 的情况较难发生,更为常见的现象是多个 CSO 在像平面随意分布,且目标强度差异较大,其中只有几个目标间距离低于 $1R$ 。因此,在实验 2 中,设置了更贴近实际的仿真场景,即 5 个目标随意分布,目标强度为 $s=[8 \ 12 \ 9 \ 10 \ 15]^T$,其中目标 1 和 3 间距离约为 $0.9R$,如图 5(b)所示。

图 7 表明,3 种算法的性能比实验 1 均有所提升,本文算法性能仍明显优于另两种算法,可以较高的精度实现超分辨。不同信噪比条件下,LS-QPSO 算法的分辨正确率仅达到 SR-based 算法的一半,位置估计误差为其两倍,当 R_{SN} 超过 20 时才具有一定的分辨能力;MAP-RJMCMC 算法性能受信噪比影响显著,当 $R_{SN} \geq 15$ 时,具有较好的分辨能力。对于 $R_{SN}=5$,MAP-RJMCMC 算法仅 1 次正确分辨目标个数,因此位置误差小于 SR-based 算法。

5.2.3 计算效率对比

仿真计算机硬件配置为:Inter (R) Core (TM)

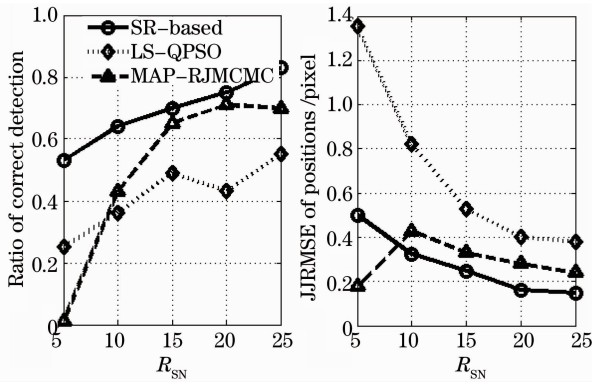


图 7 实验 2 算法性能对比图

Fig. 7 Performance comparison of methods under test 2

2 Quad CPU 2.40 GHz, RAM 4 GB; 仿真软件为 Matlab(R2011a), 采用“cputime”函数获取运行仿真时间。表 1 为不同算法的平均耗时。

表 1 算法平均仿真时间对比(单位: s)

Table 1 Comparison of the average simulation time (unit: s)

	SR-based	LS-QPSO	MAP-RJMCMC
2CSOs	3.19	179	184
5CSOs	3.68	357	364

由表 1 可以看出, 本文算法的运算效率最高, 即使在多目标条件下, 其运算时间也无明显增加, 而其他两种算法则需要消耗更多时间。因此, SR-based 算法较其他两种算法更适合于实际应用。

6 结 论

将稀疏重构技术应用于解决天基红外光学传感器对 CSO 的单帧超分辨率问题。通过对像平面像元离散化采样, 构造了稀疏表示的量测模型, 并将 ℓ_1 范数正则化问题转化为带线性约束的 SOCP 问题求解, 通过 BIC 定阶准则获得对 CSO 的目标个数和位置估计。仿真实验表明:

1) 对于简单场景(仅 2 个等幅 CSO), 本文算法在低信噪比 ($R_{SN} = 5$) 条件下的最小超分辨距离为 $0.9R$, SNR 提高到 15 时, 最小超分辨距离可达 $0.7R$;

2) 对于复杂场景(5 个 CSO), 本文算法也能较精确地分辨出所有目标;

3) 划分网格的疏密程度对算法重构精度有一定的影响, 但当每个像元网格数超过 25 后影响不明显;

4) 本文算法计算效率高, 单次仿真平均耗时仅为 3 s 左右。

参 考 文 献

1 J. T. Reagan, T. J. Abatzoglou. Model-based superresolution

CSO processing[C]. *SPIE*, 1993, 1954: 204~218

2 Lin Liangkui, Xu Hui, Long Yunli *et al.*. An algorithm of cluster tracking for midcourse ballistic object group by infrared multi-sensor based on probability hypothesis density filtering[J]. *Acta Optica Sinica*, 2011, **31**(2): 0228002
林两魁, 徐 晖, 龙云利等. 基于概率假设密度滤波的中段弹道目标群红外多传感器组跟踪方法[J]. *光学学报*, 2011, **31**(2): 0228002

3 Sheng Weidong, Long Yunli, Zhou Yiyu. Analysis of target location accuracy in space-based optical sensor network[J]. *Acta Optica Sinica*, 2011, **31**(2): 0228001
盛卫东, 龙云利, 周一宇. 天基光学传感器网络目标定位精度分析[J]. *光学学报*, 2011, **31**(2): 0228001

4 Lin Zaipin, Zhou Yiyu, An Wei *et al.*. Track-before-detect algorithm based on probability hypothesis density smoother[J]. *Acta Optica Sinica*, 2012, **32**(10): 1012001
林再平, 周一宇, 安 玮等. 基于概率假设密度滤波平滑器的检测前跟踪算法[J]. *光学学报*, 2012, **32**(10): 1012001

5 J. Korn, H. Holtz, M. S. Farber. Trajectory estimation of closely spaced objects (CSO) using infrared focal plane data of an STSS (space tracking and surveillance system) platform[C]. *SPIE*, 2004, **5428**: 387~399

6 Lin Liangkui, Xu Hui, An Wei *et al.*. Closely spaced objects infrared super-resolution algorithm based on particle swarm optimization[J]. *Acta Optica Sinica*, 2010, **30**(6): 1645~1650
林两魁, 徐 晖, 安 玮等. 基于粒子群优化的空间邻近目标红外超分辨算法[J]. *光学学报*, 2010, **30**(6): 1645~1650

7 L. Lin, X. Xu, D. Xu *et al.*. QPSO-based algorithm of CSO joint infrared super-resolution and trajectory estimation[J]. *J. Systems Engineering and Electronics*, 2011, **22**(3): 405~411

8 Liu Tao, Chen Hao, Jiang Weidong *et al.*. A Gibbs sampling approach to closely spaced objects resolution via IR focal plane[J]. *Signal Processing*, 2010, **26**(8): 1193~1199
刘 涛, 陈 豪, 姜卫东等. 基于 Gibbs 抽样的红外成像小间距目标分辨方法[J]. *信号处理*, 2010, **26**(8): 1193~1199

9 Lin Liangkui, Xu Hui, Xu Dan *et al.*. Resolution of closely spaced objects via infrared focal plane using reversible jump Markov chain Monte-Carlo method[J]. *Acta Optica Sinica*, 2011, **31**(5): 0510001
林两魁, 徐 晖, 许 丹等. 基于可逆跳跃马尔可夫链蒙特卡罗方法的空间邻近目标红外像平面分辨[J]. *光学学报*, 2011, **31**(5): 0510001

10 W. E. Lillo, N. W. Schulenburg. Bayesian closely spaced object resolution with application to real data[C]. *SPIE*, 2002, **4729**: 152~162

11 R. M. Willett, R. F. Marcia, J. M. Nichols. Compressed sensing for practical optical imaging systems: a tutorial[J]. *Opt. Eng.*, 2011, **50**(7): 072601

12 D. Malioutov, M. Çetin, A. S. Willsky. A sparse signal reconstruction perspective for source localization with sensor arrays [J]. *IEEE Trans. Signal Processing*, 2005, **53**(8): 3010~3022

13 X. X. Zhu, R. Bamler. Super-resolution power and Robustness of compressive sensing for spectral estimation with application to spaceborne tomographic SAR[J]. *IEEE Trans. Geoscience and Remote Sensing*, 2012, **50**(1): 247~258

14 Shi Guangming, Liu Danhua, Gao Dahua *et al.*. Advances in theory and application of compressed sensing [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2009, **37**(5): 1070~1081
石光明, 刘丹华, 高大化等. 压缩感知理论及其研究进展[J]. *电子学报*, 2009, **37**(5): 1070~1081

15 S. S. Chen, D. L. Donoho, M. A. Saunders. Atomic decomposition by basis pursuit[J]. *SIAM J. Sci. Comput.*, 1998, **20**(1): 33~61

16 A. Maleki, D. L. Donoho. Optimally tuned iterative

- reconstruction algorithms for compressed sensing[J]. *IEEE J. Sel. Top. Signal Processing*, 2010, **4**(2): 330~341
- 17 M. S. Lobo, L. Vandenberghe, S. Boyd *et al.*. Applications of second-order cone programming [J]. *Linear Algebra and Applications*, 1998, **284**(1-3): 193~228
- 18 J. F. Sturm. Using SeDuMi 1.02, a Matlab Toolbox for Optimization Over Symmetric Cones [J]. *Optimization Methods and Software*, 1999, **11**(1-4): 625~653
- 19 J. Löfberg. Automatic robust convex programming [J]. *Optimization Methods and Software*, 2010, **27**(1): 115~129
- 20 J. Hoshen, R. Kopelman. Percolation and cluster distribution. I. Cluster multiple labeling technique[J]. *Phys. Rev. B*, 1976, **14**(8): 3438~3445
- 21 R. A. Irizarry. Information and posterior probability criteria for model selection in local likelihood estimation[J]. *J. American Statistical Association*, 2001, **96**(453): 303~315

栏目编辑: 李文喆