

引用格式:周鹏,苏继斌,刘战合,等.传感网时空数据凸优化稳健波形成方法[J].电光与控制,2019,26(11):6-10,74. ZHOU P, SU J B, LIU Z H, et al. A robust wave formation method based on convex optimization about spatio-temporal data in sensor network[J]. Electronics Optics & Control, 2019, 26(11):6-10,74.

传感网时空数据凸优化稳健波形成方法

周鹏¹, 苏继斌², 刘战合¹, 邸金红¹, 苗楠¹

(1. 郑州航空工业管理学院, 郑州 450046; 2. 商丘学院应用科技学院, 河南 开封 475000)

摘要: 利用凸优化融合图论建模分析, 构建传感器阵列信号模型, 设计噪声和干扰子空间导向向量校正。采用松弛半正定(SDR)和S-过程凸优化分析, 将非线性非凸问题建模为半定规划(SDP)凸优化问题, 构建空间功率谱匹配的协方差矩阵模型, 得到传感网时空数据凸优化稳健波形成方法。提出抵达时差(TDOA)和频率相位差异(FDOA)多态融合算法, 显著提高多目标跟踪质量, 实现精确定位。仿真实验结果表明, 时空数据凸优化稳健波形成方法具有明显优势, 分辨能力优于传统定位算法。

关键词: 传感网络; 凸优化; 时空数据; 稳健波; 分布式阵列

中图分类号: TP18 文献标志码: A doi:10.3969/j.issn.1671-637X.2019.11.002

A Robust Wave Formation Method Based on Convex Optimization About Spatio-Temporal Data in Sensor Network

ZHOU Peng¹, SU Ji-bin², LIU Zhan-he¹, DI Jin-hong¹, MIAO Nan¹

(1. Zhengzhou University of Aeronautics, Zhengzhou 450046, China;

2. Applied Science and Technology College, Shangqiu University, Kaifeng 475000, China)

Abstract: The convex optimization fusion graph theory is used for modeling analysis, the sensor array signal model is constructed, and the noise and interference subspace steering vector correction is designed. The Semidefinite Relaxation(SDR) and S-process convex optimization analysis are used to model the nonlinear non-convex problem as the Semidefinite Programming(SDP) convex optimization problem, and the covariance matrix model of spatial power spectrum matching is constructed. The robust wave formation method based on convex optimization about spatio-temporal data in the sensor network is obtained. The TDOA and FDOA polymorphic fusion algorithm is proposed to significantly improve the quality of multi-target tracking and achieve precise positioning. Through simulation experiments, it is shown that the proposed method has obvious advantages, and the resolution ability is superior to that of traditional positioning algorithms.

Key words: sensor network; convex optimization; spatio-temporal data; robust waves; distributed array

0 引言

无线传感器网络未知目标感知和定位是时空数据挖掘和遥感测量领域内热点问题。在资源勘探、环境监测、智能建筑、城市交通、空间探索、安全监测等诸多民用及军事领域扮演着重要角色。前期研究过程中发现时空目标感知定位遇到由点到面瓶颈问题, 制约时空数据分析挖掘与遥感测量方向发展, 传统点源模型

不再适用, 如何在传感网时空数据环境中实现广义秩目标稳健波形成及定位便是其中之一。传感网时空数据环境实现广义秩目标稳健波形成与定位具有独特困难。首先, 传感网时空数据复杂场景下介质随机性、动态目标机动性、非均匀性扰动干扰具有时变、空变、动态、多维演化特点, 以及电磁场相干及非相干局部散射使得点源模型不再适用; 其次, 传感器阵列自身存在通道幅相误差、阵元位置误差、波束指向误差、阵元各向异性与不一致性引起的响应灵敏度误差、阵元间耦合等诸多因素使得阵列处理性能急剧下降; 最后, 近年来, 广义秩目标辐射噪声以每年约 1 dB 速度降低, 客观上对传感网时空数据复杂场景下的广义秩目标感知定位能力提出更高要求。

收稿日期: 2018-08-24

修回日期: 2019-01-02

基金项目: 国家自然科学基金(11702255); 航空科学基金(2015ZD55005); 河南省自然科学基金(18 2300410159)

作者简介: 周鹏(1968—), 男, 河南信阳人, 硕士, 教授, 硕导, 研究方向为无线传感器网络、嵌入式系统。

光波、电磁波、声呐工作距离、精度和可靠性以及对目标信号提取和识别能力主要取决于传感网基阵信号处理技术能力,其中关键技术是稳健波束形成和波达定位^[1-4]。2013 年浙江大学研究基于水下传感器网络的目标跟踪技术,实现水下强噪声环境下弱目标检测;2014 年 GU 应用压缩感知理论,提出干扰协方差矩阵稀疏重构稳健波束形成算法;2015 年郑州航空工业管理学院提出不连续特征电磁散射计算新方法,能够很好实现微弱信号检测定位;2016 年西北工业大学提出一种加权稀疏约束稳健 Capon 波束形成方法,有效抑制 Capon 波束形成器高旁瓣级,提高传感器阵列抗导向矢量角度失配能力;2017 年哈尔滨工业大学提出一种基于自适应收缩因子形式对角加载方法稳健循环平稳波束形成器,提高收敛速度的效率问题。为解决时空目标感知定位问题,提出凸优化融合图论技术的传感网时空数据稳健波束形成方法,利用凸优化方法,重构广义秩目标协方差矩阵,实现广义秩目标凸优化稳健波束形成^[5-7]。采用松弛半正定(Semidefinite Relaxation, SDR)及 S-过程等凸优化技术,将非线性非凸问题建模成半定规划(Semidefinite Programming, SDP)凸优化问题,凸优化融合图论技术拟将目标-测量值关联性未知问题转化为标准加权完全偶匹配(Standard Weighted Complete Bipartite, SWCB)问题。

1 传感器阵列信号模型及导向向量校正

1.1 传感器阵列信号建模

实验采用 M 个阵元构成阵列天线,假设阵元间各向同性并忽略阵元间互耦作用,阵元间距 d 为 $\lambda/2$,其中, $\lambda = c/f$, c 为光速, f 为入射信号频率。当有一个远场窄带信号入射时,则接收信号模型为

$$\mathbf{X}(t) = \mathbf{a}(\mathbf{w})s(t) + \mathbf{j}(t) + \mathbf{n}(t) \quad (1)$$

式中: $\mathbf{X}(t)$ 为阵列所接收的 $M \times 1$ 维信号; \mathbf{a} 为信号所对应 $M \times 1$ 维导向矢量阵; $s(t)$ 为天线所接收期望信号; $\mathbf{j}(t)$ 为 $M \times 1$ 维干扰; $\mathbf{n}(t)$ 为 $M \times 1$ 维噪声。假设期望信号和干扰信号互不相关并且都为平稳信号,传感器天线阵列所接收信号的协方差矩阵定义为

$$\mathbf{R} = E\{\mathbf{X}(t)\mathbf{X}^H(t)\} = \mathbf{a}\mathbf{R}_s\mathbf{a}^H + \sigma_n^2\mathbf{I} \quad (2)$$

式中: $\mathbf{R}_s = E[s(t)s^H(t)]$ 为期望信号的协方差矩阵; $(\cdot)^H$ 代表矩阵共轭转置; σ_n^2 为噪声方差; \mathbf{I} 为 $M \times M$ 单位矩阵。

循环自适应稳健波束(Cyclic Adaptive Beamforming, CAB)目标函数设计为

$$\begin{cases} \max_{\mathbf{w}, \mathbf{c}} |\mathbf{w}^H \mathbf{R}_{x_u} \mathbf{g}|^2 = \max_{\mathbf{w}, \mathbf{c}} \mathbf{w}^H \mathbf{R}_{x_u} \mathbf{g} \mathbf{g}^H \mathbf{R}_{x_u} \mathbf{w} \\ \mathbf{w}^H \mathbf{w} = 1 \\ \mathbf{g}^H \mathbf{g} = 1 \end{cases} \quad (3)$$

式中: \mathbf{w} 表示阵列权值; \mathbf{R}_{x_u} 表示拉格朗日乘子常值矩阵; \mathbf{g} 表示控制向量。当干扰信号不具有循环平稳性时,根据式(3)所求解的传感器阵列权值 \mathbf{w}_{CAB} 与期望信号的导向矢量成比例,即 $\mathbf{w}_{\text{CAB}} \propto \mathbf{a}(\theta)$, 此时输出信干噪比表示为

$$S_{\text{SINR}} = \frac{\sigma_s^2 |\mathbf{w}_{\text{CAB}}^H \mathbf{a}(\theta)|^2}{\mathbf{w}_{\text{CAB}}^H \mathbf{R}_{j+n} \mathbf{w}_{\text{CAB}}} = \frac{\sigma_s^2 |\mathbf{w}_{\text{CAB}}^H \mathbf{w}_{\text{CAB}}|^2}{\mathbf{w}_{\text{CAB}}^H \mathbf{R}_{j+n} \mathbf{w}_{\text{CAB}}} \quad (4)$$

式中: σ_s^2 为期望信号功率; \mathbf{R}_{j+n} 为干扰加噪声协方差矩阵。

传感器阵列协方差矩阵构造为

$$\tilde{\mathbf{R}} = \beta \hat{\mathbf{R}} + \alpha \hat{\mathbf{F}} \quad (5)$$

式中: α, β 为收缩因子,且需要满足 $\alpha > 0, \beta > 0, \alpha/\beta$ 为收缩因子比值; $\hat{\mathbf{F}} = \text{tr}(\hat{\mathbf{R}})/(M \cdot \mathbf{I})$, 其中, $\text{tr}(\cdot)$ 为矩阵求迹运算; M 为传感器天线阵元数目,凸优化 $\hat{\mathbf{R}}$ 具有最小均方误差,求解最优化问题。

$$\begin{cases} \min_{\alpha, \beta} E\{\|\tilde{\mathbf{R}} - \mathbf{R}\|^2\} \\ \tilde{\mathbf{R}} = \beta \hat{\mathbf{R}} + \alpha \hat{\mathbf{F}} \end{cases} \quad (6)$$

若固定 β 值,令 $\frac{\partial \text{MSE}(\tilde{\mathbf{R}})}{\partial \alpha} = 0$, 求

$$\alpha = \frac{(1 - \beta) \text{tr}(\hat{\mathbf{F}}^* \mathbf{R})}{\|\hat{\mathbf{F}}\|^2} \quad (7)$$

$\text{MSE}(\tilde{\mathbf{R}})$ 值为

$$\text{MSE}(\tilde{\mathbf{R}}) = \frac{(1 - \beta)^2 [\|\hat{\mathbf{F}}\|^2 \cdot \|\mathbf{R}\|^2 - (\text{tr}(\hat{\mathbf{F}}^* \mathbf{R}))^2]}{\|\hat{\mathbf{F}}\|^2} + \beta^2 E\{\|\hat{\mathbf{R}} - \mathbf{R}\|^2\} \quad (8)$$

构建基于协方差收缩的传感网时空数据凸优化稳健波束,即

$$\begin{cases} \min_{\mathbf{w}_{ss}} \mathbf{w}_{ss}^H \tilde{\mathbf{R}} \mathbf{w}_{ss} \\ \mathbf{w}_{ss}^H \mathbf{w}_{\text{CAB}} = 1 \\ \mathbf{w}_{ss} = \frac{(\hat{\beta} \hat{\mathbf{R}} + \hat{\alpha} \hat{\mathbf{F}})^{-1} \mathbf{w}_{\text{CAB}}}{\mathbf{w}_{\text{CAB}}^H (\hat{\beta} \hat{\mathbf{R}} + \hat{\alpha} \hat{\mathbf{F}})^{-1} \mathbf{w}_{\text{CAB}}} \\ S_{\text{SINR}} = \frac{\sigma_s^2 |\mathbf{w}_{ss}^H \mathbf{w}_{\text{CAB}}|^2}{\mathbf{w}_{ss}^H (\hat{\beta} \hat{\mathbf{R}} + \hat{\alpha} \hat{\mathbf{F}}) \mathbf{w}_{ss}} \end{cases} \quad (9)$$

若目标为单秩目标,首先校正导向向量,其次重构干扰加噪声协方差矩阵,然后基于最小方差无失真波束形成计算权值向量,最终得到单秩目标凸优化稳健波束形成算法。若目标为高阶秩目标,首先重构期望信号协方差矩阵和干扰加噪声协方差矩阵,然后再基于广义最小方差无失真波束形成计算权值向量,最终

得到高阶秩目标凸优化稳健波束形成算法。可见,导向向量校正是实现广义秩目标凸优化稳健波束形成的关键。

1.2 设计导向向量校正

假设已知动态目标个数为 K , 对样本协方差矩阵 \hat{R} 进行特征值分解, 可以构造噪声子空间为 $U_n = (u_{K+1}, u_{K+2}, \dots, u_M)$, 其中, 矩阵 U_n 的列向量是矩阵 \hat{R} 的 $M-K$ 个较小特征值对应的特征向量, M 为阵元数。利用噪声子空间, 构造关于导向向量误差 $\boldsymbol{\varepsilon}$ 的函数 $P(\boldsymbol{\varepsilon})$ 为

$$P(\boldsymbol{\varepsilon}) = \frac{1}{(\bar{\boldsymbol{a}}_s + \boldsymbol{\varepsilon})^H U_n U_n^H (\bar{\boldsymbol{a}}_s + \boldsymbol{\varepsilon})} \quad (10)$$

式中: $\bar{\boldsymbol{a}}_s$ 表示假想导向向量。则当导向向量误差 $\boldsymbol{\varepsilon}$ 正好等于真实导向向量与假设导向向量之差时, $P(\boldsymbol{\varepsilon})$ 达到局部最大。但是, 当 $\bar{\boldsymbol{a}}_s + \boldsymbol{\varepsilon}$ 等于干扰信号对应的导向向量时, $P(\boldsymbol{\varepsilon})$ 同样达到局部最大。为此, 通过构造干扰子空间 U_i 对导向向量误差 $\boldsymbol{\varepsilon}$ 施加约束。为了防止 $\bar{\boldsymbol{a}}_s + \boldsymbol{\varepsilon}$ 收敛至干扰信号对应导向向量, 可构造约束条件: $\|(\bar{\boldsymbol{a}}_s + \boldsymbol{\varepsilon})^H U_i\|_2 \leq \| \bar{\boldsymbol{a}}_s^H U_i \|_2$ 。同时, 考虑到优化过程中可能出现平凡解即 $\boldsymbol{\varepsilon} = -\bar{\boldsymbol{a}}_s$, 仅估计导向向量误差的正交分量 $\boldsymbol{\varepsilon}_\perp$ 。于是, 导向向量误差估计可以描述为凸优化问题: 用导向向量误差对假设导向向量进行修正, 得到校正导向向量, 即

$$\begin{aligned} \min_{\boldsymbol{\varepsilon}_\perp} & \|(\bar{\boldsymbol{a}}_s + \boldsymbol{\varepsilon}_\perp)^H U_n\|_2 \\ \text{s. t.} & \|(\bar{\boldsymbol{a}}_s + \boldsymbol{\varepsilon}_\perp)^H U_i\|_2 \leq \| \bar{\boldsymbol{a}}_s^H U_i \|_2 \quad \bar{\boldsymbol{a}}_s^H \boldsymbol{\varepsilon}_\perp = 0 \end{aligned} \quad (11)$$

2 基于空间功率谱匹配的协方差矩阵重构

令 Θ_s 代表期望信号波达方向所在方向区间, Θ_I 代表干扰信号波达方向所在方向区间。假设 Θ_s 与 Θ_I 之间区分明显, 利用样本协方差矩阵 \hat{R} 或干扰加噪声协方差矩阵 R_{i+n} 计算得到 Capon 空间功率谱在方向区间 Θ_I 内近似相等。注意到, 在方向区间 Θ_I 的补区间 $\bar{\Theta}_I$ 中, 矩阵 R_{i+n} 对应空间功率谱近似等于常数, 记为噪声平均功率 \hat{P}_n 。因此, 基于空间功率谱匹配和矩阵半正定约束, 干扰加噪声协方差矩阵重构等价于求解如下非凸优化问题

$$\begin{aligned} \min_{\hat{R}_{i+n}} & \left\{ \int_{\Theta_I} \left| \frac{1}{\boldsymbol{a}^H(\theta) \hat{R}_{i+n}^{-1} \boldsymbol{a}(\theta)} - \frac{1}{\boldsymbol{a}^H(\theta) \hat{R}^{-1} \boldsymbol{a}(\theta)} \right|^{p_1} d\theta \right\}^{1/p_1} \\ \text{s. t.} & \left\{ \int_{\bar{\Theta}_I} \left| \frac{1}{\boldsymbol{a}^H(\theta) \hat{R}_{i+n}^{-1} \boldsymbol{a}(\theta)} - \hat{P}_n \right|^{p_2} d\theta \right\}^{1/p_2} < \xi \quad \hat{R}_{i+n} \geq 0 \end{aligned} \quad (12)$$

首先, 对方向区间 Θ_I 等间隔采样, 得到集合 $\{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_k\}$, 同样地, 对方向补区间 $\bar{\Theta}_I$ 等间隔采样, 得到集合 $\{\vartheta_1, \vartheta_2, \dots, \vartheta_L\}$ 。然后引入矩阵 $\mathcal{R}_{i+n} = \hat{R}_{i+n}^{-1}$, 并将优化变量由 \hat{R}_{i+n} 转变为 \mathcal{R}_{i+n} 。式(12)中非凸优化问题转化为关于矩阵 \mathcal{R}_{i+n} 的凸优化问题, 即

$$\begin{aligned} \min_{\mathcal{R}_{i+n}} & \left\| \begin{pmatrix} \boldsymbol{a}^H(\theta_1) \mathcal{R}_{i+n} \boldsymbol{a}(\theta_1) - \boldsymbol{a}^H(\theta_1) \hat{R}^{-1} \boldsymbol{a}(\theta_1) \\ \boldsymbol{a}^H(\theta_2) \mathcal{R}_{i+n} \boldsymbol{a}(\theta_2) - \boldsymbol{a}^H(\theta_2) \hat{R}^{-1} \boldsymbol{a}(\theta_2) \\ \vdots \\ \boldsymbol{a}^H(\theta_k) \mathcal{R}_{i+n} \boldsymbol{a}(\theta_k) - \boldsymbol{a}^H(\theta_k) \hat{R}^{-1} \boldsymbol{a}(\theta_k) \end{pmatrix} \right\|_{P_1} \\ \text{s. t.} & \left\| \begin{pmatrix} \boldsymbol{a}^H(\vartheta_1) \mathcal{R}_{i+n} \boldsymbol{a}(\vartheta_1) \\ \boldsymbol{a}^H(\vartheta_2) \mathcal{R}_{i+n} \boldsymbol{a}(\vartheta_2) \\ \vdots \\ \boldsymbol{a}^H(\vartheta_L) \mathcal{R}_{i+n} \boldsymbol{a}(\vartheta_L) \end{pmatrix} - \frac{1}{\hat{P}_n} \cdot \mathbf{1} \right\|_{P_2} < \xi \quad \mathcal{R}_{i+n} \geq 0 \end{aligned} \quad (13)$$

构造导向向量矩阵 $V = (\boldsymbol{a}(\theta_1), \boldsymbol{a}(\theta_2), \dots, \boldsymbol{a}(\theta_k))$, $W = (\boldsymbol{a}(\vartheta_1), \boldsymbol{a}(\vartheta_2), \dots, \boldsymbol{a}(\vartheta_L))$, 则式(13)中凸优化问题可以表示为式(14)中紧凑形式, 求解得到重构干扰加噪声协方差矩阵, 即

$$\begin{aligned} \min_{\mathcal{R}_{i+n}} & \left\| \text{diag}(V^H \mathcal{R}_{i+n} V) - \text{diag}(V^H \hat{R}^{-1} V) \right\|_{P_1} \\ \text{s. t.} & \left\| \text{diag}(W^H \mathcal{R}_{i+n} W) - \frac{1}{\hat{P}_n} \cdot \mathbf{1} \right\|_{P_2} < \xi \quad \mathcal{R}_{i+n} \geq 0 \end{aligned} \quad (14)$$

类似地, 在方向区间 Θ_s 内, 样本协方差矩阵 \hat{R} 与信号加噪声协方差矩阵 R_{s+n} 对应的空间功率谱存在着类似匹配关系。图1表示重构协方差矩阵的空间功率谱匹配图。其中: 蓝色实线表示矩阵 \hat{R} 对应的空间功率谱; 红色点划线表示矩阵 R_{s+n} 对应的空间功率谱。

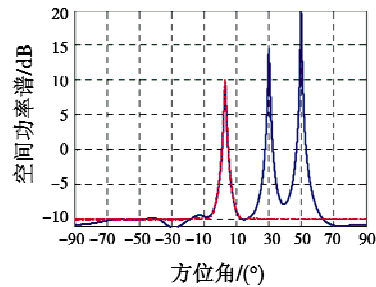


图1 重构协方差矩阵空间功率谱匹配图

Fig. 1 Spatial power spectral matching diagram of reconstructed covariance matrix

于是, 重构信号加噪声协方差矩阵等价于求解如下凸优化问题

$$\begin{aligned} \min_{\mathcal{R}_{s+n}} & \left\| \text{diag}(P^H \mathcal{R}_{s+n} P) - \text{diag}(P^H \hat{R}^{-1} P) \right\|_{P_1} \\ \text{s. t.} & \left\| \text{diag}(Q^H \mathcal{R}_{s+n} Q) - \frac{1}{\hat{P}_n} \cdot \mathbf{1} \right\|_{P_2} < \xi \quad \mathcal{R}_{s+n} \geq 0 \end{aligned} \quad (15)$$

式中: $P = (\boldsymbol{a}(\theta_1), \boldsymbol{a}(\theta_2), \dots, \boldsymbol{a}(\theta_J))$; 方向角 $\theta_i, i = 1, 2, \dots, J$, 是方向区间 Θ_s 上的等间隔采样; $Q = (\boldsymbol{a}(\vartheta_1), \boldsymbol{a}(\vartheta_2), \dots, \boldsymbol{a}(\vartheta_H))$, 方向角 $\vartheta_j, j = 1, 2, \dots, H$, 是方向补区间 $\bar{\Theta}_I$ 上的等间隔采样; 矩阵 \mathcal{R}_{s+n} 为信号加噪声协方差矩阵的逆。利用内点法求解式(16)中凸优化问题, 得到重构信号加噪声协方差矩阵。但注意到矩

阵 \mathcal{R}_{s+n} 中噪声分量可被看作对期望信号协方差矩阵的对角加载,因此矩阵 \mathcal{R}_{s+n} 的逆可被当作等效重构期望信号协方差矩阵。

3 广义秩目标多态融合定位方法

针对目标-测量值关联性未知多态融合定位问题,采用 SDR 和 S-过程等凸优化技术建模分析,将非线性非凸问题建模为 SDP 凸优化问题,然后运用凸优化融合图论技术将目标-测量值关联性未知问题转化为标准加权完全偶匹配 SWCB 问题,最后依据转化结果利用线性规划技术进行定位求解^[8-12]。在对 K 个未知目标进行定位,设第 k 个目标的抵达时差 (Time Difference of Arrival, TDOA) 测量值 $\tau_{ij}^{(k)}$ 为

$$\tau_{ij}^{(k)} = \frac{1}{c} \left\| \mathbf{x}_k - \mathbf{s}_k \right\| - \frac{1}{c} \left\| \mathbf{x}_k - \mathbf{s}_j \right\| + \mathbf{n}_{ij}^{(k)} \quad (16)$$

式中: $i, j \in I; k \in K; \mathbf{x}_k$ 代表第 k 个未知目标位置; $\mathbf{n}_{ij}^{(k)}$ 代表相应测量干扰噪声。在时空数据复杂场景中,对于待定位目标 k 的每对 i, j 而言, $\tau_{ij} = \{\tau_{ij}^{(k)}, k = 1, 2, \dots, K\}$ 常常是无序的。因此,该定位问题起始建模为

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{x}_k, \mathbf{P}^{(ij)}} & \frac{1}{\sigma_T^2} \sum_{i=1}^M \sum_{j>i}^M \left\| \mathbf{t}_i - \mathbf{t}_j - \mathbf{P}^{(ij)} \tau_{ij} \right\|_2^2 \quad (17) \\ \text{s. t.} & \frac{1}{c} \left\| \mathbf{x}_k - \mathbf{s}_i \right\|_2 = \mathbf{t}_i^{(k)}, \mathbf{t}_i = (\mathbf{t}_i^{(1)}, \dots, \mathbf{t}_i^{(1)}), \\ & i \in I, k \in K \end{aligned}$$

式中: $\mathbf{P}^{(ij)}$ 是 $K \times K$ 排列矩阵; $\tau_{ij} = \{\tau_{ij}^{(k)}, k = 1, 2, \dots, K\}$ 代表向量。经过系列等效变换,对于多个未知目标的定位问题可以表示为

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{x}_k, \mathbf{P}^{(ij)}} & \frac{1}{\sigma_T^2} \sum_{i=1}^M \sum_{j>i}^M \text{tr} \{ (\mathbf{W}^{(ij)})^T \mathbf{P}^{(ij)} \} \quad (18) \\ \text{s. t.} & \frac{1}{c} \left\| \mathbf{x}_k - \mathbf{s}_i \right\|_2 = \mathbf{t}_i^{(k)}, \mathbf{W}_M^{(ij)} = (\mathbf{t}_i^{(k)} - \mathbf{t}_j^{(k)} - \mathbf{t}_i^{(l)})^2, \\ & \mathbf{W}^{(ij)} = \{ \mathbf{W}_M^{(ij)} \}, i \in I, k, l \in K. \end{aligned}$$

采用 BCD 算法两步迭代进行求解。以两个未知目标定位为例,验证求解方法。假设 \mathbf{x}_k 一定,利用图论知识根据式 (16) 得到 $\tau_{ij}^{(k)}$,再根据式 (18) 未知目标定位优化问题得到 k 步最优解 $\mathbf{P}^{(ij)}$,最后根据式 (19) 线性规划法求出最终值 $\mathbf{P}^{(ij)}$ 。

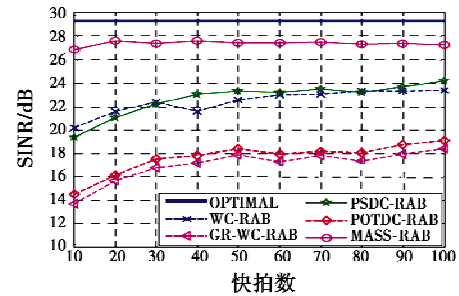
$$\begin{aligned} \min_{u_{i-1}} & \text{tr} \left(\begin{pmatrix} T_1 & t_1 \\ t_1^T & 1 \end{pmatrix} \mathbf{F}_1 \right) + \text{tr} \left(\begin{pmatrix} T_2 & t_2 \\ t_2^T & 1 \end{pmatrix} \mathbf{F}_2 \right) \quad (19) \\ \text{s. t.} & 0 \leq u_{i-1} \leq 1 \quad i = 2, \dots, M. \end{aligned}$$

考虑时空数据复杂场景,多态抵达时差和频率相位差异 (Frequency Differences of Arrival, FDOA) 测量值未知情况下,粗略估算机动标定跟踪转移概率矩阵估算问题。根据最大似然准则设计迭代估计算法,该方法可以显著提高定位精度。

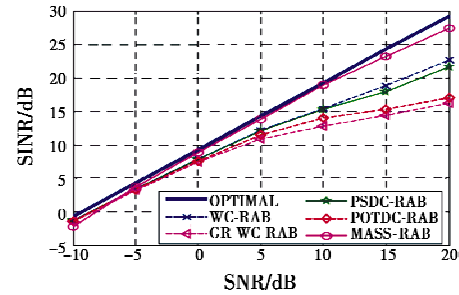
4 仿真实验分析

4.1 广义秩模型稳健波算法仿真对比分析

参与比较的算法有最差性能最优稳健波算法 (WC-RAB)、广义秩最差性能最优稳健波算法 (GR-WC-RAB)、半正定最差性能最优稳健波算法 (PSDC-RAB)、多项式时间差凸函数稳健波算法 (POTDC-RAB) 以及空间功率谱匹配广义秩目标稳健波算法 (MASS-RAB)。假设广义秩目标模型参数及形式都与实际情况失配。当信噪比 (SNR) 为 20 dB 时,图 2a 显示稳健波输出信干噪比 (SINR) 随快拍数变化情况,随着快拍数从 10 ~ 100 变化,MASS-RAB 算法稳健波输出 SINR 始终稳定在 27 dB 附近,且值为最大,效果最佳。图 2b 给出,当快拍数 $N = 30$ 时,在不同 SNR 下稳健波输出 SINR 变化情况,随着信噪比从 -10 ~ 20 dB 变化,MASS-RAB 算法稳健波输出 SINR 成线性变化,斜率最大,效果最好。



a MASS-RAB 波形信干噪比特性图



b MASS-RAB 稳健波线性对比图

图 2 广义秩模型 MASS-RAB 性能分析

Fig.2 Generalized rank model MASS-RAB performance analysis

由图 2 可见,存在阵列方向误差、阵元位置误差、波前扰动、电磁场杂波干扰、局部散射、广义秩信号源模型失配场景下,本文的 MASS-RAB 算法性能明显优于其他稳健波算法。

4.2 广义秩模型多态融合算法定位分析

实验采用传感器阵元个数为 16 的均匀线列阵,阵元间距为 0.8 m,发射信号频率为 520 Hz,信号采样频率为 12.5 kHz。计算频域快拍时,选取时域快拍数为 4096,时域快拍重复率为 75%,频率范围设置为 400 ~

700 Hz。对于频率为 457.8 Hz 处频域快拍,图 3a 给出快拍数为 32 时原始 Capon 空间功率谱及当阵列波束指向 25° 时延迟快拍多信号方位估计 (DS-RAB) 算法匹配空间功率谱,图 3a 表明 DS-RAB 算法空间功率谱匹配程度较好。图 3b 显示当选择频域快拍数为 20 时,多重信号方位估计 (MUSIC) 算法和信号自消方位估计 (SCM) 算法在方向区间 $[-20^\circ, -10^\circ]$ 上的归一化空间功率谱,可见,相对于 MUSIC 算法,SCM 算法谱峰更加尖锐,定位精度更高。图 3c 给出 MUSIC 算法及多态融合算法 (DS-MUSIC) 空间功率谱。图 3c 仿真实验采用阵元数为 13、阵元间距为 3 cm 的均匀线列阵,正弦信号频率分别为 30 kHz 和 30.1 kHz,入射方向分别为 1° 和 1.8° ,信噪比分别为 10 dB 和 20 dB。采样频率为 260 kHz,快拍数为 20000,延迟快拍参数 4。由图 3c 可见,MUSIC 空间功率谱只出现一个谱峰,多态融合 DS-MUSIC 算法空间功率谱在等效方位角 70.03° 和 72.81° 处出现两个区分明显的谱峰,其对应方位估计为 0.9623° 和 1.8483° ,即方位角估计平均误差仅为 0.043° 。可见,多态融合 DS-MUSIC 算法分辨能力优于传统 MUSIC 算法。

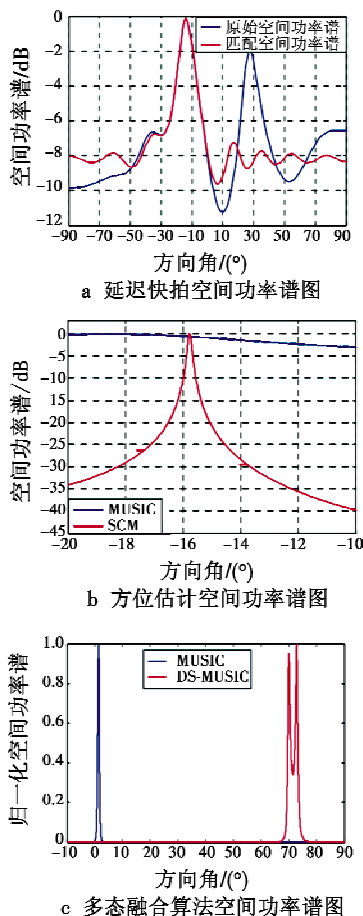


图 3 广义秩模型多态融合算法分析

Fig. 3 Analysis of generalized rank model polymorphism fusion algorithm

5 结束语

针对传感网时空数据复杂场景,利用凸优化融合图论建模分析,通过噪声和干扰子空间导向向量校正关键技术,解决传感网时空数据场景下协方差矩阵重构和自校正导向向量失配关键科学问题。利用凸优化和线性规划方法,设计 TDOA 和 FDOA 多态融合 (DS-MUSIC) 定位方法,解决广义秩目标稳健波高精度问题。提出基于空间功率谱匹配及信号自消时空数据下广义秩目标稳健波形成新方法,提升时空数据挖掘日标感知方法实用化水平,为解决传感网时空数据目标感知定位问题提供基础理论支撑。通过仿真实验和算法分析,提出基于凸优化融合图论技术的传感网时空数据稳健波形成方法,MASS-RAB 算法性能明显优于其他稳健波算法,多态融合算法分辨能力优于传统定位算法,能够提升我国未知目标感知定位、模式识别、通信与探测等方面研究水平。

参考文献

- [1] 王伟,雷舒杰,李欣,等.一种自适应收缩因子的循环平稳波束形成器[J].哈尔滨工业大学学报,2017,49(3):55-60.
- [2] 季科,王洪雁,裴炳南.基于协方差矩阵重构的稳健Capon波束形成算法[J].计算机仿真,2017,34(5):209-212.
- [3] 刘锦涛,高丽,吴文海,等.一种全局稳定的四旋翼无人机移动目标跟踪控制[J].电光与控制,2017,24(7):52-56.
- [4] RUAN H, LAMARE D, RODRIGO C. Low-complexity robust adaptive beamforming algorithms exploiting shrinkage for mismatch estimation[J]. IET Signal Processing, 2016, 10(5):429-438.
- [5] XIAO L, WU F H, YANG D C, et al. Energy efficient wireless sensor network modelling based on complex networks[J]. Journal of Sensors, 2016,3831810-1-3831810-8.
- [6] LUO X M, SUO Z Y, LIU Q G, et al. Efficient phase reduction for interferometric phase image via non-local non-convex low-rank regularization[J]. IET Signal Processing, 2016, 10(7):815-824.
- [7] 刘振,孙超,刘雄厚,等.一种加权稀疏约束稳健Capon波束形成方法[J].物理学报,2016,65(10):147-155.
- [8] 解虎,冯大政,袁明冬.一种基于稀疏约束的稳健波束形成方法[J].电子学报,2016,44(9):2276-2281.
- [9] 刘源,张翔宇,王国宏,等.一种新的临近空间高超声速目标跟踪算法[J].电光与控制,2016,23(7):34-38.

(下转第 74 页)

像对光照不均情况较为敏感,而利用自适应红通道补偿参数可以有效改善红光缺失现象。并且结合渐晕模型对水下图像进行去渐晕处理,在平衡亮度的同时,削弱光照不均导致的图像细节丢失现象。实验结果表明,本文算法应用在实际水下场景中,能够提高图像清晰度和还原水下色彩,同时改善图像亮度不均情况。

参 考 文 献

- [1] FU X Y, ZHUANG P X, HUANG Y, et al. A retinex-based enhancing approach for single underwater image [C]//IEEE International Conference on Image Processing, 2014:4572-4576.
- [2] PENG Y T, COSMAN P C. Underwater image restoration based on image blurriness and light absorption[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2017, 26 (4): 1579-1594.
- [3] FU Q T, JUNG C, XU K Q. Retinex-based perceptual contrast enhancement in images using luminance adaptation [C]//International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, IEEE, 2017:1363-1367.
- [4] ZHANG S, WANG T, DONG J Y, et al. Underwater image enhancement via extended multi-scale retinex[J]. Neurocomputing, 2017, 245:1-9.
- [5] 吴振宇,姚洪利,杜少军.一种自适应的雾天降质图像清晰化方法研究[J].电光与控制,2010,17(8):52-56.
- [6] WANG M, BAI H L. Underwater image contrast enhancement by homomorphic filtering[J]. Applied Science & Technology, 2003, 33(2):144-154.
- [7] SRIVIDHYA K, RAMYA M M. Performance analysis of pre-processing filters for underwater images[C]//International Conference on Robotics, Automation, Control and Embedded Systems, IEEE, 2015:1-7.
- [8] PARK S, YU S, KIM M, et al. Dual autoencoder network for retinex-based low-light image enhancement[J]. IEEE Access, 2018, 6:22084-22093.
- [9] HE K, SUN J, TANG X. Single image haze removal using dark channel prior [C]//Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR), IEEE, 2009:1956-1963.
- [10] WEN H C, TIAN Y H, HUANG T J, et al. Single underwater image enhancement with a new optical model [C]//IEEE International Symposium on Circuits and Systems, IEEE, 2013:753-756.
- [11] LI X, YANG Z X, SHANG M, et al. Underwater image enhancement via dark channel prior and luminance adjustment[C]//Oceans, Shanghai:IEEE, 2016:1-5.
- [12] BERMAN D, TREIBITZ T, AVIDAN S. Diving into hazelines;color restoration of underwater images[C]//British Machine Vision Conference (BMVC), 2017:102-113.
- [13] WANG P P, YUAN F, CHENG E. Underwater image de-scattering and enhancing using dehazenet and HWD[J]. Journal of Marine Science and Technology, 2018, 26(4): 531-540.
- [14] 王乐,纪竞,邓彦松.基于图像分割的水下管道检测机器人设计[J].机器人技术与应用,2017(4):41-44.
- [15] 李黎,王惠刚,刘星.基于改进暗原色先验和颜色校正的水下图像增强[J].光学学报,2017,37(12):168-176.
- [16] ANCUTI C, ANCUTI C O, HABER T, et al. Enhancing underwater images and videos by fusion[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2012: 81-88.
- [17] CHEN Z H, ZHANG D X, XU Y, et al. Research of polarized image defogging technique based on dark channel priori and guided filtering[J]. Procedia Computer Science, 2018, 131:289-294.
- [18] LOPEZFUENTES L, OLIVER G, MASSANET S, et al. Revisiting image vignetting correction by constrained minimization of log-intensity entropy [C]//International Work-Conference on Artificial and Natural Neural Networks, Palma de Mallorca, Spain, 2015:450-463.
- [19] 李一兵,付强,叶方,等.基于HSV色彩空间结合Retinex的水下图像增强方法:中国,102930512A[P]. 2013-04-26.
- [20] 谢昊伶,彭国华,王凡,等.基于背景光估计与暗通道先验的水下图像复原[J].光学学报,2018,38(1):18-27.
- [21] YANG M, SOWMYA A. An underwater color image quality evaluation metric[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2015, 24(12):6062-6071.
- (上接第10页)
- [10] 臧守明,白媛,马秀荣,等.一种改进的嵌套阵列波束形成算法[J].计算机仿真,2016,33(10):221-225.
- [11] 杨杰,廖桂生,李军.稳健的二级嵌套阵列自适应波束形成算法[J].西安电子科技大学学报,2015,42(6):35-42.
- [12] 任世杰,杨小冈,齐乃新.一种基于局部特征索引结构的目标跟踪方法[J].电光与控制,2018,25(12):1-8.