

文章编号: 0253-2239(2010)06-1645-06

基于粒子群优化的空间邻近目标红外超分辨算法

林两魁^{1,2} 徐 晖¹ 安 玮¹ 谢 恺³ 龙云利¹

(¹ 国防科学技术大学电子科学与工程学院, 湖南 长沙 410073; ² 94810 部队, 江苏 南京 210007)

³ 炮兵学院军用光电工程教研室, 安徽 合肥 230031

摘要 空间邻近目标的存在对红外传感器的信号处理提出了超分辨的新要求。通过对红外焦平面的目标成像进行建模, 推导了基于最小二乘准则的超分辨目标函数, 针对传统最优化方法, 对起始估计位置要求高、对高维目标函数计算复杂的缺点, 引入粒子群优化算法, 优化超分辨目标函数, 联合估计出目标在红外焦平面的投影位置和辐射强度, 实现对空间邻近目标的红外超分辨。结果表明, 在模型最小二乘准则下, 基于粒子群优化的超分辨算法性能优于传统的最陡下降法, 具备更强的超分辨能力。

关键词 信号处理; 红外超分辨; 粒子群优化; 空间邻近目标; 最小二乘

中图分类号 TP75 文献标识码 A doi: 10.3788/AOS20103006.1645

Closely Spaced Objects Infrared Super-Resolution Algorithm Based on Particle Swarm Optimization

Lin Liangkui^{1,2} Xu Hui¹ An Wei¹ Xie Kai³ Long Yunli¹

¹ School of Electronic Science and Engineering, National University of Defense Technology, Changsha, Hunan 410073, China

² 94810th Unit, Chinese People's Liberation Army, Nanjing, Jiangsu 210007, China

³ Military Photo-Electricity Engineering T&R Section, Artillery Academy of Chinese People's Liberation Army, Hefei, Anhui 230031, China

Abstract The closely spaced objects (CSOs) create blur imprints on infrared focal plane, which make it necessary for information processing to have a super-resolution. Objects' imaging on infrared focal plane is modeled, and a super-resolution objective function based on least square criterion is presented. Traditional optimization methods have to be carefully initialized otherwise they will get poor estimation performance and suffer from large computation load. So a particle swarm optimization (PSO) algorithm is introduced to optimize the super-resolution objective function, and jointly estimate the projection position and radiant intensity of targets on the focal plane, then realize the super-resolution of CSOs. Simulation results show that the least square-based PSO algorithm gains superior performances than that of the traditional steepest descent method and possesses the better capability of super-resolution.

Key words signal processing; infrared super-resolution; particle swarm optimization (PSO); closely spaced objects (CSOs); least square

1 引 言

红外传感器是现代监视系统的重要组成部分, 其通过测量目标红外辐射实现对目标的隐蔽精确测

向, 在民用、军事领域应用广泛。在实际应用中, 被探测的目标往往距离传感器很远, 可视为点源。当多个目标互相之间距离很近形成空间邻近目标^[1~4]

收稿日期: 2009-08-11; 收到修改稿日期: 2009-09-08

基金项目: 国防“十一五”预研项目(11301030101)和中国博士后科学基金(20080430223)资助课题。

作者简介: 林两魁(1980—), 男, 博士研究生, 主要从事空间光电对抗和多目标跟踪等方面的研究。

E-mail: kk2buaa@163.com

导师简介: 徐 晖(1966—), 男, 博士, 教授, 主要从事空间信息对抗和综合电子战等方面的研究。

E-mail: simon863@vip.sina.com

(CSOs)时,红外传感器的信号处理将面临新的难题。一方面由于红外焦平面像元的离散空间采样,CSOs 红外辐射将投射到焦平面上的相邻或同一像元上,另一方面传感器光学系统的衍射效应,使得 CSOs 中各目标的辐射经光学点扩展后在焦平面上所成的像互相交叠,形成难以分辨的像斑。研究如何分辨出像斑中各目标的位置和辐射参数问题对红外目标监视、识别等具有重要意义。

红外传感器的目标测向与雷达、声纳中的波达方向(DOA)参数估计本质上是一致的,即利用目标辐射的相位信息进行估计。雷达、声纳 DOA 估计的一类重要方法是基于极大似然准则^[5~9],在高斯噪声条件下,极大似然准则退化为最小二乘准则。文献[1,2]将最小二乘法应用于红外焦平面的目标分辨,构建的目标函数为高维的非线性函数,而传统的最优化算法(高斯牛顿法、最陡下降法等)对起始估计位置选择要求高、容易陷入局部最小值,为获得接近真值的估计起始位置必须增加搜索网格点数,而网格点数的选择与目标函数的维数呈指数关系。文献[1]借鉴雷达、声纳中 DOA 极大似然估计的降维思路,从目标函数中分离出辐射参数重构降维的目标函数,但是,该方法降维的维数有限(仅分离出目标辐射参数),重构的目标函数由于失去辐射强度参数的约束不利于优化。为解决目标函数高维优化和传统方法对起始估计位置要求高的问题,本文引入粒子群算法,利用该算法控制参数少、运行简单和对起始估计位置不敏感的优势,无须对目标函数降维,直接对目标焦平面位置和辐射强度进行联合估计,提高估计性能,实现目标超分辨能力。

2 红外成像模型与超分辨目标函数

2.1 超分辨定义

传感器光学系统对光线的衍射和焦平面对物空间的离散采样,是造成 CSOs 成像分辨问题的主要因素。瑞利准则^[1,3,4]用于评价多种模式因重叠而不可区分的程度。考虑多个点源目标的红外成像,当一个目标的衍射中心位置与另一个目标的距其衍射中心的取衍射极小值的最近位置重叠时,称两个目标处于最小可分辨距离,该距离记为 $1R$, R 表示瑞利单位。以高斯函数模拟点扩展,则^[1,4]

$$1R \approx 1.9\sigma_{\text{PSF}}, \quad (1)$$

式中 σ_{PSF} 为标准方差。当一种算法能够分辨出距离小于 $1R$ 的多个点源目标时,称该算法具有超分辨能力。

2.2 红外焦平面成像模型

以点扩展函数(PSF)模拟光学系统衍射效应;CSOs 的红外辐射经光学系统点扩展后,分布于焦平面的各像元上,像元对所接受的辐射进行积分获得对目标的响应,将各像元对 CSOs 的响应进行线性叠加构成线性焦平面成像模型。

设目标 i 具有单位辐射幅度, (x_i, y_i) 为其在焦平面坐标系的投影坐标。取 σ_{PSF} 为 PSF 的标准方差,则 PSF 可写为^[1,3]

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

焦平面由一系列具有相同尺寸的正方形像元组成,像元的宽度为 d , 记 (x_c, y_c) 为像元中心。将 PSF 在像元上积分即为该像元对点目标的响应,如

$$g(x_c, y_c) = \int_{x_c-1/2d}^{x_c+1/2d} \int_{y_c-1/2d}^{y_c+1/2d} p(x, y) dx dy. \quad (3)$$

红外焦平面由 $u_{\text{max}} \nu_{\text{max}}$ 像元组成,假设有 N 个点源目标。这些目标在焦平面上的投影坐标为 (x_i, y_i) , $i = 1, 2, \dots, N$, 则焦平面对目标的响应 \mathbf{Z} , 即量测,表示为

$$\mathbf{Z} = \mathbf{G}\mathbf{S} + \mathbf{N}, \quad (4)$$

式中 \mathbf{Z} 为 $u_{\text{max}} \nu_{\text{max}}$ 维列向量; \mathbf{G} 是导向矩阵,为 $u_{\text{max}} \nu_{\text{max}} \times N$ 维,其元素由(3)式计算; \mathbf{S} 是目标在焦平面上的辐射幅度向量,不妨将目标辐射强度数值作为辐射幅度的度量,这并不影响算法估计结果; \mathbf{N} 为 $u_{\text{max}} \nu_{\text{max}}$ 维噪声列向量,并假定各像元噪声统计独立、服从零均值高斯分布。(4)式中各物理量的意义及其计算方法可参阅文献[1~3,10,11]。

2.3 基于最小二乘准则的多点源目标超分辨方法

假设目标个数已知,这可以通过计算 Akaike 或 Bayesian Information Criterion 等信息标准获得^[1,2,12]。依据(4)式的目标成像模型,基于最小二乘准则(LS)的目标超分辨方法表示为

$$\hat{\theta} = \text{Min}_{\{x_i, y_i, I_i\}_{i=1}^N} \{f_{\text{obj}} = \|\mathbf{Z} - \mathbf{G}\mathbf{S}\|^2\}, \quad (5)$$

式中 $\hat{\theta}$ 为估计量, f_{obj} 为超分辨目标函数。将 f_{obj} 展开

$$f_{\text{obj}}(\mathbf{x}, \mathbf{y}, \hat{\mathbf{I}}) = \mathbf{Z}^T \mathbf{Z} - 2\mathbf{Z}^T \mathbf{G}\mathbf{S} + \mathbf{S}^T \mathbf{G}^T \mathbf{G}\mathbf{S}. \quad (6)$$

考虑到成像模型的非线性[(3)式运算引入的非线性]、焦平面有限阵列形式和多目标成像情况,(6)式为高维非线性函数,(5)式即为约束连续性的高维非线性最优化问题。

3 粒子群优化算法原理与 CSOs 红外超分辨

3.1 目标函数最优化分析

考虑对(6)式进行优化,以往文献局限于传统最优化方法(如高斯牛顿、最陡下降法),这些方法对起始估计位置要求高、易陷入局部最优解,高维求解时计算量呈指数增长。针对高维目标函数最优化难题,文献[1]寻求降维方法,利用 f_{obj} 最优时 \mathbf{S} 和 \mathbf{G}

的对应关系将目标辐射强度向量 \mathbf{S} 从(6)式中分离出来,构造等价的降维目标函数^[1]:

$$f_{\text{obj},2}(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = -\mathbf{Z}^T \mathbf{G} (\mathbf{G}^T \mathbf{G})^{-1} \mathbf{G}^T \mathbf{S}, \quad (7)$$

$$\mathbf{S} = (\mathbf{Z}^T \mathbf{G} (\mathbf{G}^T \mathbf{G})^{-1})^T, \quad (8)$$

但分离出辐射强度向量 \mathbf{S} 后,对降维目标函数 $f_{\text{obj},2}$ 的优化提出了更高的要求。结合图 1 所示,定性对比分析目标函数 f_{obj} , $f_{\text{obj},2}$ 的性质及其对优化过程的影响。

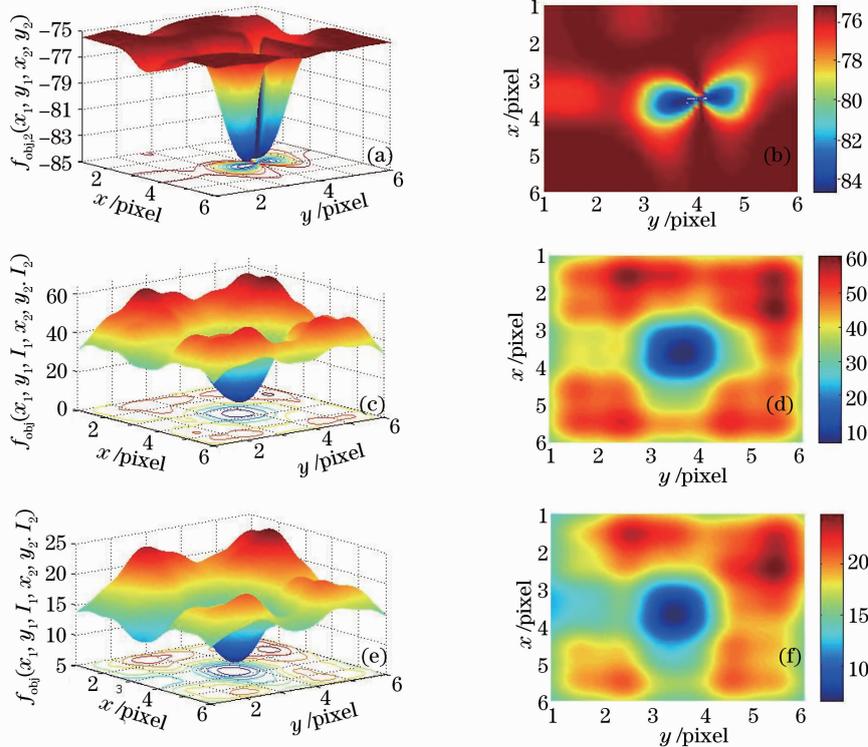


图 1 目标函数随变量的变化。(a),(b): $f_{\text{obj},2}$; (c),(d),(e),(f): $f_{\text{obj},1}$

Fig. 1 Variation of objective function. (a),(b): $f_{\text{obj},2}$; (c),(d),(e),(f): $f_{\text{obj},1}$

图 1 中,除非特定说明,否则目标参数与第 4 节表 2 参数一致,信噪比(SNR)取 10。图 1(a),(b)为固定目标 2 的真实位置参数 (x_2, y_2) , $f_{\text{obj},2}$ 随目标 1 的位置 (x_1, y_1) 变化情况;可以看出, $f_{\text{obj},2}$ 存在两个明显的极小点及其收敛区域,而且 $f_{\text{obj},2}$ 在两个极小点处的数值和收敛区域接近,这对传统优化方法的起始估计点位置提出了高要求,为保证收敛于全局极小点,计算起始估计位置时必须设置并搜索高密度的网格点,从而加大计算量。图 1(c),(d)为固定目标 2 真实位置 (x_2, y_2) 和目标 1,2 的真实辐射强度 (I_1, I_2) , f_{obj} 随目标 1 的位置 (x_1, y_1) 变化情况,此时,相对于图 2(a),(b), f_{obj} 的全局极小点及其收敛区域突出,优化算法将以较大概率收敛于全局极小点;在图 1(c),(d)基础上,设置目标 1,2 辐射强度远离真实情况 $(I_1 = 5 \text{ W/Sr}, I_2 = 15 \text{ W/Sr})$, 相比

于图 1(c),(d)整体上各极小点及其收敛区域无明显变化,值得注意的是,图 1(c)~(f)中次极小值位置远离全局极小点位置,通过量测数据中目标可能位置范围的判断可排除该极小值为全局极小的可能性。

通过图 1 对比结果发现,从优化角度考虑,选取目标函数 $f_{\text{obj},2}$ 为好,因其全局极小点和收敛区域突出,优化时能以较大概率收敛到全局最优。但是 f_{obj} 为更高维的目标函数,传统优化方法计算起始估计点时网格搜索的计算量随维数呈指数增长,而 $f_{\text{obj},2}$ 虽然为降维目标函数,但其函数具备多个局部极小点的性质不利于算法寻优。寻找既无须对目标函数进行降维,又不受最优化函数高维问题影响的最优化方法是解决问题的关键,为此引入粒子群优化算法。

3.2 粒子群优化算法原理

粒子群优化(PSO)算法是一种基于群智能的演化计算技术,其通过群体中个体间的信息交流共享、合作竞争产生的群智能指导优化搜索过程,为全局最优算法。PSO算法由 J. Kennedy 等于 1995 年最早提出^[13],之后不断发展完善。

粒子群优化定义搜索空间,并在该搜索空间内初始化群体,即确定各粒子的初始位置、速度,粒子的位置表征对所求问题的一种候选解;每个粒子赋予评价函数,称为拟合度,表征该位置的优劣。各个粒子按某种确定性和随机性联合指导规则下更新各自位置,并重新计算拟合度。粒子在搜索空间游动时,每个粒子记忆其游动历史的最佳位置及群体的最佳历史位置。经过多次连续迭代后,群体收敛到接近全局最优解的位置。

假设搜索空间为 D 维,粒子群共 P 个粒子。第 i 个粒子的位置表示为 $\mathbf{x}_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD}]^T$,其速度表示为 $\mathbf{v}_i = [v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD}]^T$,个体最好历史位置为 $\mathbf{p}_i = [p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iD}]^T$,群体最好位置表示为 $\mathbf{p}_g = [p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gD}]^T$ 。单次迭代中,该粒子的位置和速度更新展开^[5,13]为

$$\mathbf{v}_i^{k+1} = \omega \mathbf{v}_i^k + c_1 \mathbf{r}_1^k (\mathbf{p}_i^k - \mathbf{x}_i^k) + c_2 \mathbf{r}_2^k (\mathbf{p}_g^k - \mathbf{x}_i^k), \quad (9)$$

$$\mathbf{x}_i^{k+1} = \mathbf{x}_i^k + \mathbf{v}_i^{k+1}, \quad (10)$$

式中 $i=1, 2, \dots, P, k=1, 2, \dots, iK, iK$ 为算法迭代的最大次数; ω 为惯性权重(inertia weight), c_1 和 c_2 为正的加速常数, \mathbf{r}_1 和 \mathbf{r}_2 为随机 D 维向量,其各分量在 $0 \sim 1$ 之间取值。

PSO 依赖于控制参数的取值,其中惯性权重直接影响算法的收敛性能,文献[14,15]指出,较大的惯性因子有利跳出局部极值,便于全局搜索,而较小的惯性因子则有利于局部精确搜索,便于算法收敛。故采用自适应惯性权重系统计算,则有

$$\omega^k = \begin{cases} \omega_{\max} - \frac{(\omega_{\max} - \omega_{\min})(k-1)}{k_{\text{avg}}}, & k < k_{\text{avg}} \\ \omega_{\min}, & k \geq k_{\text{avg}} \end{cases} \quad (11)$$

式中 ω_{\max} 和 ω_{\min} 分别为最大和最小惯性权重, k_{avg} 为指定的迭次数,以对不同迭代时刻的权重进行选择设置。

3.3 超分辨目标函数的粒子群优化方法

依据(5)式,运用 PSO 进行参数估计。假设有 N 个目标,则搜索空间为 $3N$ 维,第 i 个粒子位置表示为 $\mathbf{x}_i = [x_{i1}, y_{i1}, I_{i1}, \dots, x_{iN}, y_{iN}, I_{iN}]^T$,评价函数即为(6)式;同时,根据焦平面成像特性,可对粒子位置范围进行设定,便于缩小搜索空间,尽可能获得最

优解。PSO 对目标位置和辐射参数进行联合估计,实现超分辨。

基于粒子群优化的空间邻近目标红外超分辨算法流程如下:

Step. 1 设置粒子位置范围、速度最大步长和 PSO 控制参数;

Step. 2 随机初始化粒子群各粒子的位置和速度;

Step. 3 开始迭代:

对每个粒子进行计算:

1) 应用(6)式计算粒子的拟合度;

2) 根据拟合度数值,计算 $\mathbf{p}_g, \mathbf{p}_i$;

3) 应用(9)式更新粒子速度;

4) 应用(10)式更新粒子位置;

5) 若粒子新位置超出设定的范围,进行数据截断;计算下一个粒子。

Step. 4 判断收敛条件是否满足;是则进入 Step. 5,否则转入 Step. 3,继续迭代;

Step. 5 输出结果。

4 仿 真

红外传感器焦平面取 7×7 , EOD 为 $0.46^{[2]}$; PSO 算法控制参数如表 1 所示。仿真对比两种算法性能:提出的基于最小二乘的粒子群优化算法(LS-PSO)和文献[1]中的基于最小二乘的最陡下降算法(LS-SD);设定两个目标,在不同 SNR 和不同距离条件下,不同算法分别进行 200 次蒙特-卡罗仿真。

表 1 PSO 控制参数
Table 1 PSO parameters

parameters	value
c_1	2
c_2	2
P	35
iK	250
ω_{\max}	0.9
ω_{\min}	0.4

4.1 仿真 1

目标参数如表 2 所示。

表 2 仿真 1 的目标参数

Table 2 Target parameters of simulation 1

Target ID	1	2
x / pixel	3.5	3.5
y / pixel	3.5	$3.5 + 0.8R$
A / (W/Sr)	10	10

图 2 为 SNR 为 10 时,焦平面对两个目标的成

像仿真结果。由于两个目标距离很近,点扩展后目标在焦平面上成的像互相交叠,若不进行信号处理难于分辨出目标的位置和辐射强度。

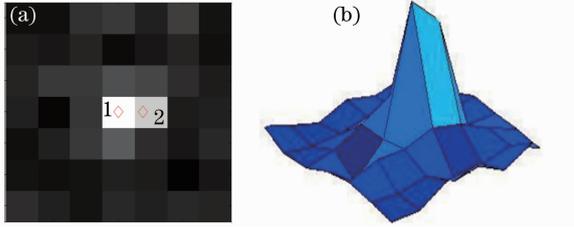


图 2 红外焦平面成像结果。(a)二维显示;(b)三维显示
Fig. 2 Targets imaging on infrared focal plane. (a) two-dimensional result display; (b) three-dimensional result display

目标参数搜索范围设定如下 $x_1, x_2 \in (3, 4)$, $y_1, y_2 \in (3, 5)$, LS-PSO 由于同时对辐射强度进行估计, $I_1, I_2 \in (0, I_{max})$, I_{max} 取量测数据中阵列的最大值。LS-SD 搜索网格步长为 0.2 pixel。

图 3,4 为不同信噪比条件下,不同算法的估计性能仿真结果,取估计误差标准差为性能评价标准。可以看出,LS-PSO 估计性能优于 LS-SD;LS-SD 通过分离目标辐射强度参数对目标函数进行降维,降维的目标函数存在多个局部最优解,且最优化过程

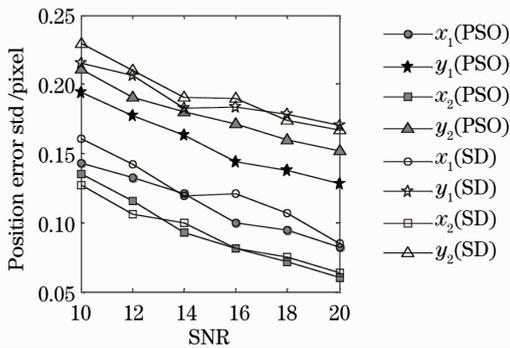


图 3 目标焦平面位置估计结果

Fig. 3 Target position estimation results

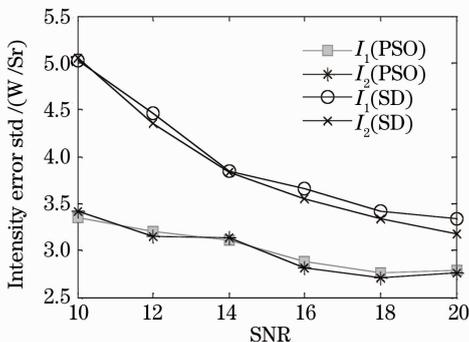


图 4 目标辐射强度估计结果

Fig. 4 Target radiation intensity estimation

失去辐射强度先验信息的约束,故造成辐射强度估计性能远低于 LS-PSO。

定义任一目标的位置估计误差小于两个目标距离的一半时为算法正确分辨出目标^[5],图 5 给出不同信噪比条件下算法的目标分辨正确率。

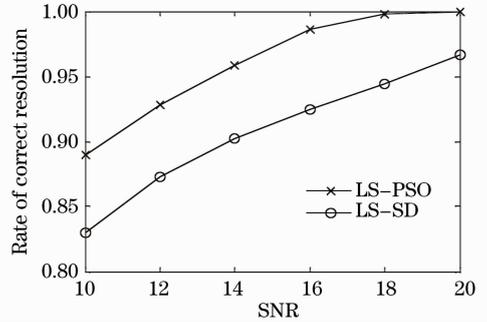


图 5 不同算法目标分辨正确率

Fig. 5 Correct rates of target resolution of different algorithms

图 5 表明,LS-PSO 的目标分辨正确率优于 LS-SD;当 SNR 大于 11 时,LS-PSO 目标正确分辨率大于 90%,而 LS-SD 则需 SNR 大于 14 才能达到 90%的目标正确分辨率。

对比不同算法运算时间,在 SNR 为 10 条件下,LS-PSO 一次运行平均计算时间为 12.67 s,相比于 LS-SD 的 223.58 s 在算法运算速度上具有优势。

4.2 仿真 2

固定 SNR 为 10,除了目标 2 的 y 方向位置外,其它目标参数与表 2 一致。将目标 2 的位置沿焦平面 y 轴方向移动,每移动 0.2R 距离,估计各目标参数。估计结果如图 6,7 所示,目标正确分辨率结果如图 8 所示。

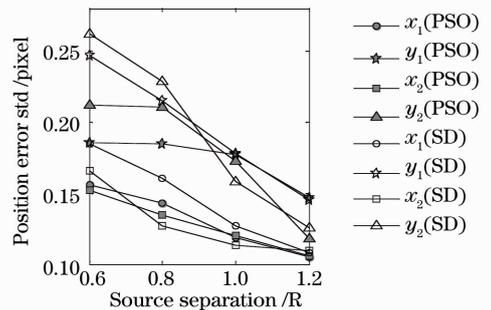


图 6 目标焦平面位置估计结果

Fig. 6 Target position estimation results

由图 6~8 可以看出,随着两个目标距离增大,不同算法的目标分辨能力均得到提高,而 LS-PSO 估计性能均优于 LS-SD,特别是对于近距离条件,

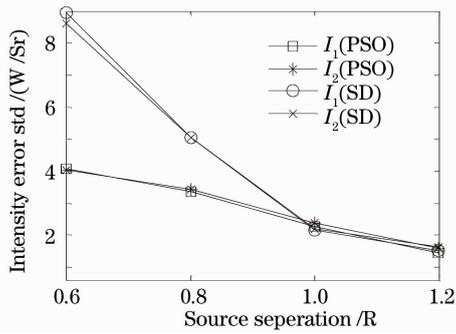


图 7 目标辐射强度估计结果

Fig. 7 Target radiation intensity estimation

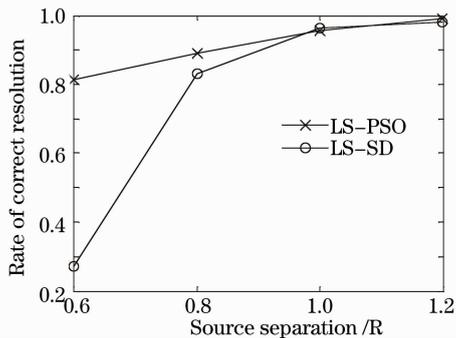


图 8 不同距离下算法的目标正确分辨率

Fig. 8 Correct rates of target resolution in different source separation conditions

LS-PSO 估计性能更优。

5 结 论

通过对目标的像平面成像进行建模,推导基于最小二乘准则的目标函数,通过最优化该目标函数可获得对空间邻近目标的红外超分辨。引入粒子群优化算法,避免了传统最优化方法对初始估计位置要求高、对高维函数计算复杂的缺点,直接对目标焦平面投影位置和辐射强度进行联合估计,实现超分辨。数值仿真结果表明,LS-PSO 的估计性能优于 LS-SD,具备对空间邻近目标较强的红外超分辨能力。

参 考 文 献

- 1 J. T. Reagan, Theagenis J. Abatzoglou. Model-based superresolution CSO processing [C]. *SPIE*, 1993, **1954**: 204~218
- 2 Jonathan Korn, Howard Holtz, Morton 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
- 3 Daniel Macumber, Sabino Gadaleta, Allison Floyd *et al.*. Hierarchical closely-spaced objects (CSO) resolution for IR sensor surveillance[C]. *SPIE*, 2005, **5913**:591304-1~15
- 4 Sabino Gadaleta, Allison Floyd, Benjamin J. Slocumb. Pixel-cluster decomposition tracking for multiple IR-sensor surveillance [C]. *SPIE*, 2003, **5204**: 270~282
- 5 Minghui Li, Yilong Lu. Maximum likelihood DOA estimation in unknown colored noise fields[J]. *IEEE Trans. Aerospace and Electronic Systems*, 2008, **44**(3): 1079~1090
- 6 Venkatesh Nagesha, Steven Kay. Maximum likelihood estimation for array processing in colored noise[J]. *IEEE Trans. Signal Processing*, 1996, **44**(2): 169~180
- 7 Mats Viberg, Petre Stoica, Bjorn Ottersten. Maximum likelihood array processing in spatially correlated noise fields using parameterized signals [J]. *IEEE Trans. Signal Processing*, 1997, **45**(4): 996~1004
- 8 H. Ye, R. D. DeGroat. Maximum likelihood DOA estimation and asymptotic cramer-rao bounds for additive unknown colored noise[J]. *IEEE Trans. Signal Processing*, 1995, **43**(4): 938~949
- 9 M. Agrawal, S. Prasad. A modified likelihood function approach to DOA estimation in the presence of unknown spatially correlated Gaussian noise using a uniform linear array[J]. *IEEE Trans. Signal Processing*, 2000, **48**(10): 2743~2749
- 10 Len LaCroix, Shelby Kurzius. Peeling the onion: an heuristic overview of hill-to-kill missile defense in the 21st century[C]. *SPIE*, 2005, **5732**: 225~249
- 11 Lin Liangkui, Xie Kai, Xu Hui *et al.*. Research on infrared imaging simulation of midcourse ballistic object target complex [J]. *J. Infrared and Millimeter Waves*, 2009, **28**(3): 218~223
- 12 林两魁, 谢 恺, 徐 晖 等. 中段弹道目标群的红外成像仿真研究[J]. *红外与毫米波学报*, 2009, **28**(3): 218~223
- 13 M. Wax, T. Kailath. Detection of signals by information theoretic criteria[J]. *IEEE Trans. Acoustic, Speech and Signal Processing*, 1985, **ASSP13**(2): 387~392
- 14 J. Kennedy, R. C. Eberhart. *Swarm Intelligence* [M]. San Francisco. CA: Morgan Kaufmann, 2001. 287~325
- 15 Y. Shi, R. C. Eberhart. A modified particle swarm optimizer [C]. *Proceedings Of the IEEE CEC*, 1998. 69~73
- 16 Y. Shi, R. C. Eberhart. Parameter selection in particle swarm optimization [C]. *Proceedings of the 7th Annual Conference on Evolutionary Programming*, 1998. 591~600