

基于改进粒子算法的红外弱小目标检测研究

姚成乾, 陈伟

永城职业学院电子信息工程系, 河南 永城 476600

摘要 为了提高红外弱小目标的检测效果,提出了一种改进粒子群算法。首先基于高斯分布吸引因子对量子行为粒子群算法进行优化,通过 logistic 混沌对粒子群映射寻优,避免了进化后期陷入局部最优;接着利用粒子群平均欧氏距离确定的多样性来保证后期混沌量子行为粒子群优化算法的可靠进行;最后在最小均方差准则下对红外弱小目标进行检测,修正预测权值,保证检测的有效性。实验仿真结果表明,本文算法对红外弱小目标的检测效果清晰,信噪比最大,算法的检测概率和虚警概率较好。

关键词 成像系统;量子行为粒子群优化算法;混沌;红外;弱小目标

中图分类号 TP394 **文献标识码** A

doi: 10.3788/LOP54.111101

Infrared Dim Target Detection Based on Improved Particle Swarm Optimization Algorithm

Yao Chengqian, Chen Wei

Department of Electronic Information Engineering, Yongcheng Vocational College, Yongcheng, Henan 476600, China

Abstract In order to improve the detection effect of the infrared dim target, an improved particle swarm optimization algorithm is proposed. Firstly, a quantum-behaved particle swarm algorithm is optimized based on the Gaussian distribution attraction factor, and the particle swarm mapping is optimized by the logistic chaos which can avoid the later evolution into the local optimum. Secondly, the reliability of the chaotic quantum-behaved particle swarm optimization algorithm is ensured according to the diversity determined by the average Euclidean distance of the particle swarm in the later stage. Finally, the infrared dim target is detected under the minimum mean variance criterion, and the prediction value is corrected which can ensure the validity of the detection. The experimental results show that the proposed algorithm is effective in detecting infrared dim targets with the largest signal noise ratio value, and the detection probability and false alarm probability are better than other algorithms.

Key words imaging systems; quantum-behaved particle swarm optimization algorithm; chaos; infrared; dim target

OCIS codes 110.4155; 110.2970; 120.1880

1 引言

红外弱小目标检测是目标跟踪中的一项重要技术,也是红外识别领域的研究热点^[1-2]。但是由于跟踪距离较远,红外目标成像面积太小,且形状和结构特征也不明显,使得目标几乎淹没在复杂的背景中,导致检测难以实现。

目前在已有的检测方法中,小波变换(WT)对缓变背景下的目标的检测效果较好^[3],如果背景起伏比较大,则在一定程度上会损失图像中小目标的有效信息,使得虚警概率比较高;最大中值滤波(MMF)的检测概率与目标信噪比(SNR)的变化趋势基本一致^[4],但是当背景与目标差异不明显时,滤波检测性能大大下降;多尺度双边滤波(MSBF)的运算量少、时间复杂度低^[5],但是当目标背景比较复杂或者噪声比较显著时,检测会同时受到噪声、云层等的干扰,导致检测结果的信噪比较低;二维最小均方滤波(TDLMSF)算法通过自

收稿日期: 2017-04-17; 收到修改稿日期: 2017-05-28

基金项目: 河南省教育厅青年项目(2015-QN-1557)

作者简介: 姚成乾(1982—),男,本科,讲师,主要从事电工电子方面的研究。E-mail: 2786127185@qq.com

适应背景预测目标^[6],但数据计算量比较大,图像序列消耗时间比较大,因此时效性比较差;粒子群优化(PSO)算法操作简单、易于实现^[7],通过图像局部方差增量描述红外目标,以此作为图像局部灰度突变区域的特性,但是存在群体多样性匮乏的缺点,后期易出现数据坍塌现象。

针对红外弱小目标的特点,本文采用多样性混沌量子行为粒子群(DMCQPSO)算法。每个粒子都有相应的量子态,通过蒙特卡罗方法对粒子位置进行更新。粒子群中局部吸引因子的计算考虑了粒子的平均最优和个体最优之间的距离,通过 logistic 混沌对粒子群映射寻优以避免进化后期陷入局部最优,粒子群多样性由当前粒子群平均欧氏距离确定,根据最小均方差准则获得红外弱小目标的检测。实验仿真结果表明,本文算法对红外弱小目标的检测效果清晰,且性能指标较好。

2 算法模型

2.1 基本粒子群算法

PSO 算法由 Turgut^[8]提出。在该算法中,每个粒子通过 2 种不同的搜索策略达到全局最优解:第 1 种是根据它们本身的知识去找到一个更好的轨迹;第 2 种是借助其他粒子知识所形成的轨迹去移动。PSO 算法在搜索过程中,需要考虑到每个粒子和其他粒子的历史经验,更新公式为

$$\begin{cases} v_{i,j}^{t+1} = \omega v_{i,j}^t + c_1 r_1 (P_{\text{best},i,j}^t - x_{i,j}^t) + c_2 r_2 (G_{\text{best},j}^t - x_{i,j}^t) \\ x_{i,j}^{t+1} = x_{i,j}^t + v_{i,j}^{t+1} \Delta t \end{cases}, \quad (1)$$

式中 $i=1,2,\dots,N$ 为粒子数量, $j=1,2,\dots,D$ 为求解的空间维数, t 为迭代次数, $v_{i,j}^t$ 是第 i 个粒子在 j 维空间第 t 次迭代时的速度, $x_{i,j}^t$ 是 $v_{i,j}^t$ 对应粒子的空间位置, $G_{\text{best},j}^t$ 是直到第 t 次迭代时的全局最优解向量, $P_{\text{best},j}^t$ 是直到第 t 次迭代时的个体最优解向量, Δt 是时间常数,实验中要求其值为 1。 c_1 和 c_2 为学习因子, r_1, r_2 为均匀分布在 $(0,1)$ 之间的随机数, ω 为惯性权重,计算如下:

$$\omega = \omega_{\max} - \left[\frac{t \times (\omega_{\max} - \omega_{\min})}{t_{\max}} \right], \quad (2)$$

式中 t_{\max} 为最大迭代次数,实验中要求 $\omega_{\max}=0.9, \omega_{\min}=0.4$ 。

2.2 基于高斯分布吸引因子的量子行为粒子群优化算法

PSO 算法基于牛顿力学和粒子群原理确定运动轨迹,运动后期粒子易出现早熟现象。量子行为粒子群优化(QPSO)根据量子力学原理,通过不同于 PSO 的方法获得全局最优解。根据海森堡在量子力学中提出的不确定性理论,空间中运动粒子的速度和位置不可能同时确定^[9],在 QPSO 中,每个粒子都有自己相应的量子态。为提高算法收敛的可能性,第 i 个粒子在 j 维空间中第 t 次迭代时引入局部吸引因子 $A_{i,j}^t$ 如下

$$\begin{cases} A_{i,j}^t = \varphi_j^t + P_{\text{best},i,j}^t + (1 - \varphi_j^t) G_{\text{best},j}^t \\ \varphi_j^t = \frac{c_1 r_3}{c_1 r_4 + c_2 r_5} \end{cases}, \quad (3)$$

式中 r_3, r_4, r_5 为均匀分布在 $(0,1)$ 之间的随机数, φ, t, j 为在 j 维空间中第 t 次迭代时的辅助因子。

采用蒙特卡罗方法对粒子位置进行更新,更新公式如下:

$$\begin{cases} v_{i,j}^{t+1} = A_{i,j}^t + \beta |M_{\text{best},j}^t - x_{i,j}^t| \ln(1/u_{i,j}), & r_3 \geq 0.5 \text{ and } r_4 \geq 0.5 \text{ and } r_5 \geq 0.5 \\ x_{i,j}^{t+1} = A_{i,j}^t - \beta |M_{\text{best},j}^t - x_{i,j}^t| \ln(1/u_{i,j}), & \text{others} \end{cases}, \quad (4)$$

式中 u 为均匀分布在 $(0,1)$ 之间的随机数, $M_{\text{best},j}^t$ 为在 j 维空间中第 t 次迭代时的平均最好位置。 β 为调节系数,能够有效控制算法的收敛速度,计算如下:

$$\beta = \frac{t_{\max} - t}{t_{\max}}, \quad (5)$$

实验中要求 β 在 $[0.5, 1]$ 之间。

$M_{\text{best},j}^t$ 通过个体位置 P_{best} 平均值的计算为

$$M_{\text{best}}^t = (M_{\text{best},1}^t, M_{\text{best},2}^t, \dots, M_{\text{best},D}^t) = \left(\frac{1}{N} \sum_N P_{\text{best},i,1}^t, \frac{1}{N} \sum_N P_{\text{best},i,2}^t, \dots, \frac{1}{N} \sum_N P_{\text{best},i,D}^t \right). \quad (6)$$

以原始局部吸引因子点作为分布的均值,那么分布的标准偏差等于粒子的平均最优和个体最优之间的

距离,新的局部吸引因子计算为

$$A_{N_i,j}^t = N(A_{i,j}^t, M_{\text{best}}^t - P_{\text{best},i}^t). \quad (7)$$

则粒子位置的更新公式如下:

$$x_{i,j}^{t+1} = A_{N_i,j}^t \pm \beta |M_{\text{best},j}^t - x_{i,j}^t| \ln(1/u_{i,j}). \quad (8)$$

2.3 混沌优化

logistic 混沌映射为^[10]

$$\theta_{n+1} = \xi \theta_n (1 - \theta_n), \quad (9)$$

式中 ξ 为控制参数, $\xi \in (0, 4]$; n 为混沌次数; 初始条件 $\theta_0 \in (0, 1)$, 且 $\theta_0 \notin (0.25, 0.5, 0.75)$; 当 $\xi = 4, \theta_0 \in (0, 1)$ 时, logistic 完全处于混沌状态。

混沌量子行为粒子群优化(CQPSO)过程为假设优化粒子群个体 $X(h) = (x_{h,1}, x_{h,2}, \dots, x_{h,N})$, 优化函数为 $f[X(h)]$, h 为混沌迭代次数, H 为最大混沌搜索次数, 最优值为 $f_{\text{best}}(X^*)$, 则优化步骤为:

1) 初始化 $X(h)$ 并 $X(1) \rightarrow X(h), X(h) \rightarrow f_{\text{best}}(X^*)$ 。

2) 对各个粒子群 $x_{h,n}$ 进行 $(0, 1)$ 区间映射变换:

$$c_{x_{h,n}} = \frac{x_{h,n} - x_{h,\min}}{x_{h,\max} - x_{h,\min}}, \quad (10)$$

式中 $x_{h,\max}$ 为 $x_{h,n}$ 上界, $x_{h,\min}$ 为 $x_{h,n}$ 下界。

3) 对 $c_{x_{h,n}}$ 进行 logistic 混沌变换得到 $n+1$ 的混沌变量 $c_{x_{h,n+1}}$ 。

4) 对 $c_{x_{h,n+1}}$ 进行 $[x_{h,\max}, x_{h,\min}]$ 区间映射变换, 得到决策变量:

$$x_{h,n+1} = x_{\min,n} + c_{x_{h,n}}(x_{h,\max} - x_{h,\min}). \quad (11)$$

5) 对决策变量 $X(h+1) = (x_{h+1,1}, x_{h+1,2}, \dots, x_{h+1,N})$ 进行适应度评价, 得到 $f[X(h+1)]$ 。若 $f[X(h+1)] < f_{\text{best}}(X^*)$, 则

$$f[X(h+1)] \rightarrow f_{\text{best}}(X^*), X(h+1) \rightarrow X^*. \quad (12)$$

6) 若寻优次数没有达到设定的最大迭代次数, 转步骤 2), 否则把 X^* 作为最优结果输出。

2.4 多样性保持

在粒子群进化的起始阶段或中间阶段, 粒子个体的多样性能够避免无效搜索。然而, 在中间的稍后阶段, 粒子个体有可能收敛到这样一个小区域: 群的多样性很低, 进一步搜索很困难。为了避免混沌最优粒子后期失去多样性, 通过多样性保持 CQPSO 算法的可靠进行, 多样性 d_n 由当前粒子群平均欧氏距离确定, 即

$$d_n = \frac{1}{N \cdot |L|} \sum_{i=1}^N \sqrt{\sum_{j=1}^D [x_{i,j}^t - \bar{x}_{i,j}^t]^2}, \quad (13)$$

式中 $\bar{x}_{i,j}^t = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_{i,j}^t$, $|L|$ 为搜索空间中任意顶点中最长对角线的长度。

3 红外弱小目标检测过程

考虑到噪声和背景对红外目标的影响, 构造的红外图像像素点 (x, y) 模型为

$$g_{\text{red}}(x, y) = g_{\text{back}}(x, y) + g_{\text{noise}}(x, y) + g_{\text{target}}(x, y), \quad (14)$$

式中 $g_{\text{red}}(x, y)$ 为红外图像灰度值, $g_{\text{back}}(x, y)$ 为背景图像灰度值, $g_{\text{noise}}(x, y)$ 为噪声图像灰度值, $g_{\text{target}}(x, y)$ 为目标图像灰度值, 且与周围背景相比具有不连续性^[11-13]。

通过最小均方差准则获得背景的预测模型 $g'_{\text{back}}(x, y)$ 为

$$g'_{\text{back}}(x, y) = \sum_{(l,k)=s} \left\{ \frac{E[g_{\text{red}}(i, j) \cdot g_{\text{red}}(x-l, y-k)]}{\sum_{(l,k)=s} E[g_{\text{red}}(x-l, y-k)^2]} \right\} \omega(l, k) g_{\text{red}}(x-l, y-k), \quad (15)$$

式中 ω 为预测权值, s 表示像素点 (x, y) 附近的小邻域范围, E 为后验均方差。则误差函数为

$$e(x, y) = g_{\text{red}}(x, y) - g'_{\text{back}}(x, y). \quad (16)$$

根据预测误差真实值, 对预测权值进行修正

$$\omega' = \omega - 2\mu g_{\text{red}}(x, y), \quad (17)$$

式中 μ 为收敛因子, 由于该值对预测效果起决定性作用, 根据实验数据统计, 该数值在 10^{-6} 左右为最佳。

在粒子优化过程中, 计算每次迭代结果是否满足检测中对误差函数的要求^[14], 若不满足则需要通过整体目标函数 F 进行优化, 即

$$F = \sum_{t=1}^T \lambda_t [J_t + J_m], \quad (18)$$

式中 J_t 为第 t 次迭代时得到的全局最优解粒子数目, J_m 为第 t 次迭代时未得到的全局最优解粒子数目, T 为迭代数, λ_t 为各项权重且 $\sum \lambda_t = 1$ 。对每次迭代粒子个体的目标函数值进行计算, 若相邻两次的目标函数之差小于等于给定阈值 ϵ , 则终止寻优, 计算公式为

$$|F[X^{(t+1)}] - F(X^t)| \leq \epsilon, \quad (19)$$

式中 $F[X^{(t+1)}]$ 、 $F(X^t)$ 分别为第 $t+1$ 、 t 次迭代后种群的平均目标函数值。

4 实验仿真

4.1 视觉仿真对比

实验仿真平台参数为: CPU I5, 3.6 GHz, 内存类型为 DDR4, 内存频率为 2133 MHz, 内存容量为 8 GB, 显存容量为 2 GB。粒子数设置为 150 个, 最大迭代次数为 50, c_1 和 c_2 均设为 1.49445。将本文算法 DMCQPSO 分别与 WT、MMF、MSBF、TDLMSF 和 PSO 算法进行实验对比, 使用的红外图像是由工程实际拍摄所得, 且图像中存在一定的云层和噪声干扰, 仿真结果如图 1 所示。

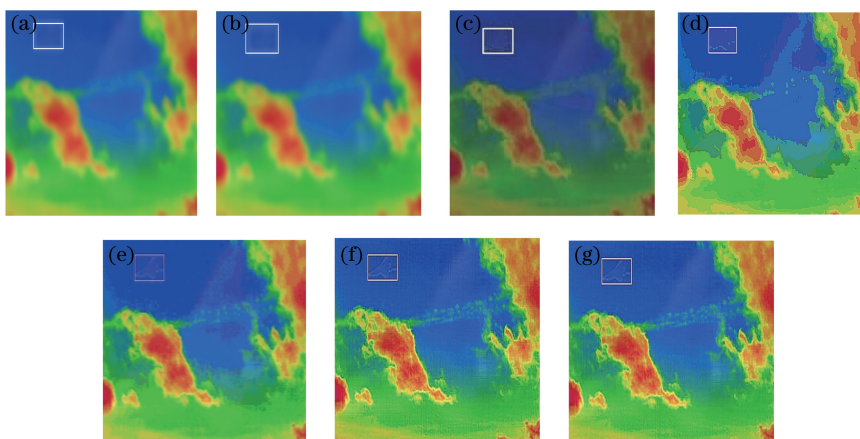


图 1 不同算法仿真结果。(a)原始图像;(b) WT 检测结果;(c) MMF 检测结果;(d) MSBF 检测结果;
(e) TDLMSF 检测结果;(f) PSO 检测结果;(g) DMCQPSO 检测结果

Fig. 1 Simulation results of different algorithms. (a) Original image; (b) result of WT; (c) result of MMF;
(d) result of MSBF; (e) result of TDLMSF; (f) result of PSO; (g) result of DMCQPSO

由图 1 可知, 方框内运动物体为小目标, 并且目标在云层边缘, 目标边缘与云层边缘有重叠, 目标周围的空间背景起伏较大, 其他检测方法均将天空中的目标当作杂波滤除。这是由于云层对目标的影响很大, 几乎很难在原图中直接发现目标, 造成探测率的下降。而本文算法 DMCQPSO 很好地抑制了背景, 可突出目标和背景特性, 同时能够消除背景的干扰。从处理的视觉效果来看, 在检测弱小红外目标方面本文算法相对其他算法的效果比较清晰。

4.2 指标分析

引用 SNR 来定量评价各种算法的背景抑制能力

$$S_{\text{NR}} = \frac{g_{\text{target}} - \overline{g_{\text{red}}}}{\sigma}, \quad (20)$$

式中 g_{target} 为目标的灰度, $\overline{g_{\text{red}}}$ 为整个图像的灰度均值, σ 为图像的标准差。SNR 越高则弱小目标越容易被检

测到。为了验证结果的可信性,对各算法进行蒙特卡罗仿真 35 次,取其平均值作为评价结果,如图 2 所示。

由图 2 可知,相对于其他算法,本文算法的 SNR 较高,有利于红外弱小目标的检测。

引入背景抑制因子(BSF):

$$B_{SF} = \frac{k_{in}}{k_{out}}, \quad (21)$$

式中 k_{in} 、 k_{out} 分别为图像处理前后杂波的标准差。

BSF 值越大,表明算法的处理性能越好。各算法的 BSF 值对比如图 3 所示。

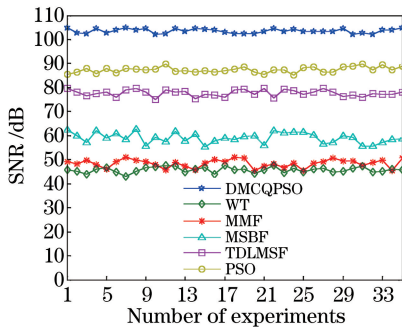


图 2 各算法 SNR 仿真对比

Fig. 2 SNR simulation results of various algorithms

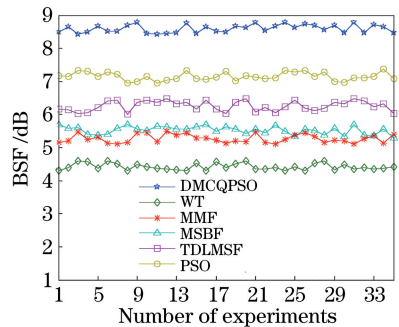


图 3 各算法 BSF 仿真对比

Fig. 3 BSF simulation results of various algorithms

由图 3 可知,相对于其他算法,本文算法的 BSF 值较大,对背景抑制能力较强。

为了分析算法的检测概率和虚警概率性能,在图 1 的原始图像中逐步添加不同强度的噪声。检测概率、虚警概率计算如下:

$$P_d = \frac{N_a}{N_b}, \quad (22)$$

$$P_f = \frac{N_f}{N_f + N_a}, \quad (23)$$

式中 N_a 为检测真实目标个数, N_b 为图像中真实目标个数, N_f 为检测虚假目标个数。

其仿真结果如图 4 所示。由图 4 可知,其他算法的检测概率随着 SNR 的增大而增大较大,同时虚警概率随着 SNR 的增大下降较大,因此本文算法具有较高的可靠性。

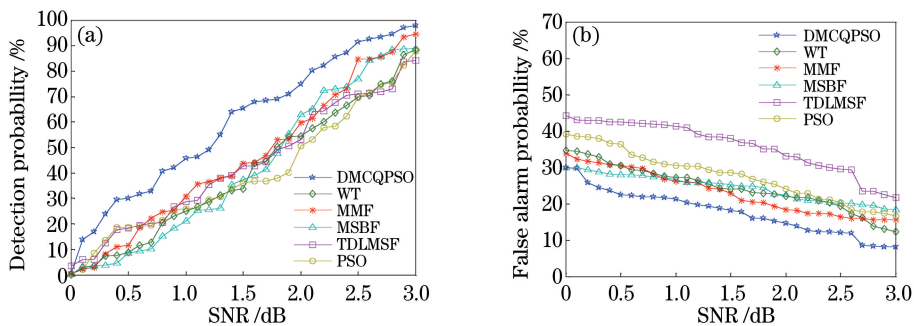


图 4 各算法可靠性对比。(a)检测概率与 SNR 仿真;(b)虚警概率与 SNR 仿真

Fig. 4 Reliability comparison of various algorithms. (a) Simulation of detection probability and SNR;

(b) simulation of false alarm probability and SNR

5 结 论

采用多样性混沌量子行为粒子群算法对红外弱小目标进行检测,实验仿真结果表明,本文算法检测红外弱小目标的效果清晰,消除了背景复杂度的干扰。在检测性能指标中,本文算法的 SNR 有较大提高,背景抑制因子值较大,对背景抑制能力较强,为红外弱小目标检测提供了一种新的参考方法。

参 考 文 献

- [1] Hou Wang, Sun Xiaoliang, Shang Yang, *et al.* Present state and perspectives of small infrared targets detection technology[J]. *Infrared Technology*, 2015, 37(1): 1-10.
侯旺, 孙晓亮, 尚洋, 等. 红外弱小目标检测技术研究现状与发展趋势[J]. *红外技术*, 2015, 37(1): 1-10.
- [2] Liu Rang, Wang Dejiang, Jia Ping, *et al.* Overview on small target detection technology in infrared image[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2016, 53(5): 050004.
刘让, 王德江, 贾平, 等. 红外图像弱小目标探测技术综述[J]. *激光与光电子学进展*, 2016, 53(5): 050004.
- [3] Deng H, Sun X P, Liu M L, *et al.* Entropy-based window selection for detecting dim and small infrared targets[J]. *Pattern Recognition*, 2017, 61(6): 66-77.
- [4] Hu J, Yu Y, Liu F. Small and dim target detection by background estimation [J]. *Infrared Physics & Technology*, 2015, 73(11): 141-148.
- [5] Zhou Z Q, Wang B, Li S, *et al.* Perceptual fusion of infrared and visible images through a hybrid multi-scale decomposition with Gaussian and bilateral filters[J]. *Information Fusion*, 2016, 30(7): 15-26.
- [6] Zhao Y, Pan H B, Du C P, *et al.* Bilateral two-dimensional least mean square filter for infrared small target detection [J]. *Infrared Physics & Technology*, 2014, 65(7): 17-23.
- [7] Xiang T Z, Yan L, Gao R R. A fusion algorithm for infrared and visible images based on adaptive dual-channel unit-linking PCNN in NSCT domain[J]. *Infrared Physics & Technology*, 2015, 69(3): 53-61.
- [8] Turgut O E. Hybrid chaotic quantum behaved particle swarm optimization algorithm for thermal design of plate fin heat exchangers[J]. *Applied Mathematical Modelling*, 2016, 40(1): 50-69.
- [9] Coelho L D S. Gaussian quantum-behaved particle swarm optimization approaches for constrained engineering design problems[J]. *Expert Systems with Applications*, 2010, 37(2): 1676-1683.
- [10] Yao Lisha, Zhu Zhenyuan, Cheng Jiaying. Color image encryption algorithm based on DNA sequence operation and fractional order Chen hyper-chaotic system[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2016, 53(9): 091003.
姚丽莎, 朱珍元, 程家兴. DNA 序列和分数阶 Chen 超混沌系统彩色图像加密[J]. *激光与光电子学进展*, 2016, 53(9): 091003.
- [11] Yuan Zhiwei, Huang Shucai, Xiong Zhigang, *et al.* Infrared small target detection based on SVM posterior probability [J]. *Laser & Infrared*, 2016, 46(6): 766-771.
苑智玮, 黄树彩, 熊志刚, 等. 基于 SVM 后验概率的红外弱小目标检测[J]. *激光与红外*, 2016, 46(6): 766-771.
- [12] Wang Hongtao, Li Dan. Detection of infrared dim and small target based on two-dimensional normal cloud model algorithm[J]. *Infrared Technology*, 2013, 35(10): 646-649.
王洪涛, 李丹. 基于二维正态云模型算法的红外图像弱小目标检测[J]. *红外技术*, 2013, 35(10): 646-649.
- [13] He Yujie, Li Min, Zhang Jinli, *et al.* Infrared small target detection method based on correlation filter[J]. *Acta Optica Sinica*, 2016, 36(5): 0512001.
何玉杰, 李敏, 张金利, 等. 基于相关滤波器的红外弱小目标检测算法[J]. *光学学报*, 2016, 36(5): 0512001.
- [14] Ding Yun, Lu Haitao, Zhang Guohua, *et al.* Sparse ring decision based algorithm for detecting infrared dim target against sky background[J]. *Electronics Optics & Control*, 2015, 22(4): 32-35.
丁云, 卢海涛, 张国华, 等. 基于稀疏环决策的天空背景红外弱小目标检测算法[J]. *电光与控制*, 2015, 22(4): 32-35.