

doi:10.3969/j.issn.1673-4785.2011.02.006

灰色预测和混沌 PSO 的红外小目标检测

尹丹艳¹, 吴一全^{1,2}

1 南京航空航天大学信息科学与技术学院, 江苏 南京 210016; 2 光电控制技术重点实验室, 河南 洛阳 471000)

摘要: 在分析红外图像弱小目标和背景特征的基础上, 提出了一种基于灰色预测和混沌 PSO 的红外小目标检测方法. 该方法首先采用灰色系统理论中的 GM(1, 1) 模型对红外图像中的背景进行时域预测, 并用实际图像减去预测图像得到残差图像, 在抑制背景的同时增强了目标; 然后提出了混沌粒子群优化 (particle swarm optimization, PSO) 的模糊最大熵二维直方图斜分方法, 采用此方法对所得残差图像进行分割即可将小目标检测出来. 实验结果表明: 该方法可显著提高红外目标的检测概率, 实现较远距离小目标的检测.

关键词: 红外小目标检测; 背景抑制; 灰色预测; 模糊最大熵; 混沌粒子群

中图分类号: TP18; TN911.73 **文献标识码:** A **文章编号:** 1673-4785(2011)02-0126-06

The detection of a small infrared target based on gray prediction and chaotic PSO

YIN Danyan¹, WU Yiquan^{1,2}

(1 School of Information Science and Technology, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China; 2 Science and Technology on Electro-optic Control Laboratory, Luoyang 471009, China)

Abstract: By analyzing the characteristics of a small target and the background of an infrared image, a detection method of an infrared small target based on gray prediction and chaotic particle swarm optimization (PSO) was proposed. First, the GM(1, 1) model of gray system theory was adopted to predict the infrared image background in a time domain. The subtraction of the source image minus the predicted image gave the residual image. As a result, the background was suppressed and the target was enhanced. Then, a two-dimensional histogram oblique segmentation method based on chaotic PSO and fuzzy maximum entropy was presented. The residual image was segmented by this method, leading to the detection of the small target. The experimental results show that the proposed method can significantly increase the detection probability of an infrared target to achieve long-range small target detection.

Keywords: detection of infrared small target; background suppression; gray prediction; fuzzy maximum entropy; chaotic particle swarm optimization

红外探测成像技术作为精确制导武器的主要技术手段之一, 近几十年来取得了飞速的发展, 它以全天候、高性能和被动接收、隐蔽性好等优点成为目标捕获和跟踪的重要手段, 被广泛用于各种作战系统中. 随着各种红外隐身技术的运用和探测距离的加大, 当成像系统和目标距离较远时, 即使目标本身很大, 在成像平面上的投影只是一个小目标, 大小仅为几个像素. 并且由于要求的作用距离远, 目标的信噪比一般较低, 背景的灰度有时会高于目标灰度, 目标

的对比度差. 同时, 这类应用多要求目标检测具有实时性强、虚警率低的特点. 所以, 单纯的使用阈值分割, 在红外小目标检测中并不能产生良好的效果, 需要在分割前对图像进行背景抑制和目标增强, 增大目标与背景之间的差异. 由于在图像中, 背景的像素点远比目标的像素点多, 所以研究合适的背景抑制方法比单纯增强目标效果要好得多. 背景预测技术是有效的背景抑制技术之一. 目前, 人们大多采用同一幅图像中的像素来预测, 即空域预测^[1-10]. 现在国内外采用的主要的空域预测方法包括数字滤波、最小均方与最小二乘、最小一乘、神经网络等. 常用的数字滤波方法包括均值滤波 (MF)、中值滤波 (MedF)、Wiener 滤波 (WF) 及其改进方法. 它们对

收稿日期: 2010-04-21.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (60872065); 航空科学基金资助项目 (20105152026); 南京大学计算机软件新技术国家重点实验室开放基金资助项目 (KFKT2010B17).

通信作者: 尹丹艳. E-mail: ydy860125@163.com.

特定的噪声抑制效果较好,而实际图像中的噪声往往是多种噪声的混合,使得数字滤波方法具有一定的局限性.最小均方与最小二乘法对异常点敏感,当信号的信噪比较低时,最小二乘估计的线性预测系数会有很大的变化,稳健性较弱.神经网络方法存在隐层单元神经元数目难以确定、易陷入局部最优等缺陷.如果目标的信噪比(signal-noise ratio, SNR)、信扰比(signal-clutter ratio, SCR)低,空域预测方法不能充分利用小目标的运动特性,很难检测出目标.因此从时间维来考虑:如果目标在现实世界的运动与背景噪声或干扰在时间和空间上是独立的,可以假设图像序列中的目标在时域上通过的那些像素也和同一场景中的其他像素独立^[11].因此时域上的 SNR 和 SCR 比空域上的 SNR 和 SCR 高,这意味着更高的检测概率和更低的虚警概率;但是时域预测必须存储好几帧图像,这就意味着需要较大的存储空间.灰色模型^[12-14]作为时域预测的一种有效工具,可以减少存储空间,因为它有3个特点:1)建模所需信息较小,通常只要有4个以上数据即可;2)不必知道原始数据分布的先验特征,对无规则或不服从任何分布的任意光滑离散的原始序列,通过有限次的生成即可转化成为有规则序列;3)建模的精度较高,可保持原系统的特征,能较好地反映系统的实际状况.基于灰色模型的以上优点,提出基于灰色预测的红外小目标时域检测方法.由于灰色预测的“小样本”特性,该方法可以大大减少图像帧数量,只需4帧以上即可.灰色预测可以将光滑的离散原始序列通过有限次生成转化为有规则的序列,因此可以同时预测出后几帧的红外图像背景,即使背景有缓慢变化,如:云层的缓慢偏移,灰色预测方法也可以将其准确地预测出来,不会因为背景模版没有得到及时的更新而增加小目标检测的困难.该方法既提高了检测的实时性,也增加了检测的准确性.该方法首先采用灰色系统理论中的 GM(1,1)模型对红外图像中的背景进行时域预测,并用实际图像减去预测图像得到残差图像,在抑制背景的同时增强了目标;然后提出混沌 PSO^[15-16]的模糊最大熵二维直方图斜分方法,采用此方法对所得残差图像进行分割即可将小目标检测出来.

1 基于灰色预测的红外图像背景时域预测

1.1 灰色系统 GM(1,1)预测模型

灰色系统理论中的 GM(1,1)模型自提出以来,

因其计算方法简便,所需样本数据较少等优点,广泛应用于众多领域,其建模方法如下.

设原始数据序列为

$$x^{(0)} = \{x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), \dots, x^{(0)}(n)\}. \quad (1)$$

原始数据序列(1)的一次累加生成序列为

$$x^{(1)} = \{x^{(1)}(1), x^{(1)}(2), \dots, x^{(1)}(n)\}.$$

式中: $x^{(1)}(k) = \sum_{i=1}^k x^{(0)}(i)$. GM(1,1)的灰微分方程:

$$x^{(0)}(k) + az^{(1)}(k) = b, k = 1, 2, \dots, n. \quad (2)$$

式中: a, b 为待定参数; $z^{(1)}(k) = \lambda x^{(1)}(k) + (1 - \lambda)x^{(1)}(k-1)$ 为 $x^{(0)}(k)$ 的白化背景值,其中 λ 称为背景参数.背景参数 λ 目前还没有最佳的取值方法,通常大家都取 0.5.

利用最小二乘法求解系数向量,得:

$$\begin{bmatrix} a \\ b \end{bmatrix} = (B^T B)^{-1} B^T Y.$$

式中:

$$B^T = \begin{bmatrix} -z^{(1)}(2) & -z^{(1)}(3) & \dots & -z^{(1)}(n) \\ 1 & 1 & \dots & 1 \end{bmatrix},$$

$$Y = [x^{(0)}(2) \ x^{(0)}(3) \ \dots \ x^{(0)}(n)]^T.$$

则 a 与 b 满足下述表达式:

$$a = \frac{\sum_{k=2}^n z^{(1)}(k) \sum_{k=2}^n x^{(0)}(k) - (n-1) \sum_{k=2}^n z^{(1)}(k) x^{(0)}(k)}{(n-1) \sum_{k=2}^n [z^{(1)}(k)]^2 - \left(\sum_{k=2}^n z^{(1)}(k)\right)^2}, \quad (3)$$

$$b = \frac{\sum_{k=2}^n x^{(0)}(k) \sum_{k=2}^n [z^{(1)}(k)]^2 - \sum_{k=2}^n z^{(1)}(k) \sum_{k=2}^n z^{(1)}(k) x^{(0)}(k)}{(n-1) \sum_{k=2}^n [z^{(1)}(k)]^2 - \left(\sum_{k=2}^n z^{(1)}(k)\right)^2}. \quad (4)$$

将上面求得的参数 a 与 b 代入式(2)中,得到原始数据序列 $x^{(0)}$ 的灰色系统 GM(1,1) 预测模型:

$$x^{(0)}(k) = \left(\frac{1-0.5a}{1+0.5a}\right)^{k-2} \left(\frac{b-ax^{(0)}(1)}{1+0.5a}\right),$$

$$k = n+1, n+2, \dots \quad (5)$$

1.2 基于灰色预测的背景时域预测步骤

背景时域预测原理简单定义为:图像序列中的任何一个像素点,如果它是属于时域背景中的点,那它一定可以用前几帧图像中对应位置的背景点来预测,即它跟这些点是同一背景辐射产生的,而背景辐射在某段时间内是稳定的.即使是碰到体现缓慢运动特性的干扰像素,由前几帧中对应的同一位置上

的像素值得到的预测值和当前帧该位置上的像素值因为干扰漂移而实质上不宜比较;但因同一帧图像中像素与周围像素有较大相关性(因此对图像配准要求也不高),在时域中预测误差不大,且在连续较短的几帧图像中,这些干扰并不会体现出它的运动性.即使碰到极端情况:要预测的位置上的像素因干扰漂移后,填补这个位置的像素刚好和原像素截然不同,它在时间维上与小目标的特征还是有明显区别的.实际上,任何一像素点灰度的背景时域预测值都可以用它前几帧图像中对应位置上像素点的灰度值经过线性或非线性组合产生.

利用灰色预测对红外图像的前 n 帧进行背景时域预测.假设图像大小为 $M \times N$, 图像序列中的每一个像素位置都对应着一组数据序列 $x_{\alpha}^{(0)} = \{x_{\alpha}^{(0)}(1), x_{\alpha}^{(0)}(2), \dots, x_{\alpha}^{(0)}(n)\}$, $\alpha = 1, 2, \dots, M \times N$. 其中 $x_{\alpha}^{(0)}(k)$ ($k = 1, 2, \dots, n$) 表示第 k 帧中位置 α 处的像素点灰度.具体算法步骤如下:

- 1) 从图像中读取数据序列组 $x_{\alpha}^{(0)} = \{x_{\alpha}^{(0)}(1), x_{\alpha}^{(0)}(2), \dots, x_{\alpha}^{(0)}(n)\}$;
- 2) 计算原始数据序列组的一次累加数据组 $x_{\alpha}^{(1)} = \{x_{\alpha}^{(1)}(1), x_{\alpha}^{(1)}(2), \dots, x_{\alpha}^{(1)}(n)\}$;
- 3) 计算原始数据序列组的白化背景序列组 $z_{\alpha}^{(1)} = \{z_{\alpha}^{(1)}(2), z_{\alpha}^{(1)}(3), \dots, z_{\alpha}^{(1)}(n)\}$;
- 4) 利用式(3)和式(4)计算待定参数序列 a_{α} 与 b_{α} ;
- 5) 利用式(5)预测 $n+1, n+2, \dots$ 帧的红外图像;
- 6) 用 $n+1, n+2$ 帧的原始图像分别减去 $n+1, n+2, \dots$ 帧的预测图像得到 $n+1, n+2$ 帧的残差图像.

接着对得到的残差图像进行分割就可以检测出 $n+1, n+2$ 帧的红外图像中的小目标了.考虑到红外图像中背景的缓慢运动变化,可以定时地重复1)~6),实时地更新待定参数序列 a_{α} 与 b_{α} 以得到新的预测模版.

2 基于混沌 PSO 模糊最大熵的残差图像分割

由于残差图像存在特殊性:目标所占比例很小,图像中存在大面积的暗像素,一般的图像分割方法无法很好地分割出小目标,并不适用,因此提出了一种新的混沌粒子群优化的模糊最大熵的二维直方图区域斜分方法.

二维直方图 $h(f, g) = \frac{r(f, g)}{M \times N}$, $0 \leq f, g \leq L-1$. 其

中 $r(f, g)$ 表示灰度为 $f, s \times s$ 邻域平均灰度为 g 的像素出现的频数, $M \times N$ 为图像大小, L 为灰度级数.接

着定义了一种新的二维隶属函数,假设图像由目标与背景组成,目标 O 的隶属函数 $\mu_o(f, g)$ 为式(6)所示函数,背景 B 的隶属函数 $\mu_b(f, g)$ 为式(7)所示函数,分别表示灰度为 $f, s \times s$ 邻域平均灰度为 g 的像素分别隶属于目标 O 和背景 B 的程度,其中 $l = f + g, c < d$ 并且满足 $\mu_o(f, g) + \mu_b(f, g) = 1$,其形状由参数 (c, d) 控制.

$$\mu_o(f, g) = \begin{cases} 0, & 0 \leq l < c; \\ 2[(l - c)/(d - c)]^2, & c \leq l \leq (c + d)/2; \\ 1 - 2[(l - d)/(d - c)]^2, & (c + d)/2 < l \leq d; \\ 1, & d < l \leq L - 1. \end{cases} \quad (6)$$

$$\mu_b(f, g) = 1 - \mu_o(f, g). \quad (7)$$

给定目标时的模糊划分 Q 的条件熵为

$$H(Q|O) = \sum_{f=0}^{L-1} \sum_{g=0}^{L-1} \frac{\mu_o(f, g) h_{fg}}{p(O)} \log \frac{\mu_o(f, g) h_{fg}}{p(O)}.$$

式中:

$$p(O) = \sum_{f=0}^{L-1} \sum_{g=0}^{L-1} \mu_o(f, g) h_{fg}.$$

给定背景时的模糊划分 Q 的条件熵为

$$H(Q|B) = - \sum_{f=0}^{L-1} \sum_{g=0}^{L-1} \frac{\mu_b(f, g) h_{fg}}{p(B)} \log \frac{\mu_b(f, g) h_{fg}}{p(B)}.$$

式中:

$$p(B) = \sum_{f=0}^{L-1} \sum_{g=0}^{L-1} \mu_b(f, g) h_{fg}.$$

由此得到模糊划分的总熵:

$$H = H(Q|O) + H(Q|B) = - \sum_{f=0}^{L-1} \sum_{g=0}^{L-1} \left[\frac{\mu_o(f, g) h_{fg}}{p(O)} \log \frac{\mu_o(f, g) h_{fg}}{p(O)} + \frac{\mu_b(f, g) h_{fg}}{p(B)} \log \frac{\mu_b(f, g) h_{fg}}{p(B)} \right]. \quad (8)$$

接着采用混沌粒子群优化算法在参数空间上搜索最优的 (c, d) 使目标函数式(8)取得最大值.设在 n 维解空间中,每个粒子 i 有位置 $X_i = (X_{i1}, X_{i2}, \dots, X_{in})$ 和速度 $V_i = (V_{i1}, V_{i2}, \dots, V_{in})$. 前者表示问题的解,对应的目标函数值 pfu_i 作为评价该粒子优劣程度的适应度;后者表示粒子从当前位置移动到下一个位置的速度大小.算法首先对粒子群进行初始化,然后通过迭代方式在解空间中寻找最优解.假设在第 t 次迭代时刻,粒子 i 的最优解为 $p_{best_i}(t)$,称为个体极值,整个粒子群的最优解为 $g_{best}(t)$,称为全局极值.在 $t+1$ 时刻,按下式更新自己的速度.

$$V_i(t+1) = wV_i(t) + c_1r_1[p_{best_i}(t) - X_i(t)] + c_2r_2[g_{best}(t) - X_i(t)],$$

然后以速度 $v_i(t+1)$ 移动到下一个位置,即

$$X_i(t+1) = X_i(t) + V_i(t+1).$$

式中: t 表示当前迭代次数;学习因子 $c_1 = c_2 = 2$; r_1 、 r_2 是均匀分布在 $(0,1)$ 上的随机数;惯性因子 w 设为 $w = w_{max} - t \times (w_{max} - w_{min}) / t_{max}$, 其中 t_{max} 表示总迭代次数, w_{max} 和 w_{min} 分别表示最大和最小惯性因子, 本文 $w_{max} = 0.9$, $w_{min} = 0.1$. 迭代更新过程中, 粒子的速率限制在 $[V_{min}, V_{max}]$, $V_{min} = -V_{max} = -5$, 位置限制在允许范围内.

本文使用的 Logistic 混沌映射迭代方程为

$$\beta_j^{k+1} = \mu\beta_j^k(1 - \beta_j^k), k = 1, 2, \dots$$

$$\beta_j \in (0,1), \beta_j \neq 0.25, 0.5, 0.75.$$

在迭代过程中, 按下列方程对每个种群中的最优个体 $p_{best_i}(t) = [X_1 \ X_2 \ \dots \ X_j \ \dots \ X_n]$ 进行混沌迭代变异:

$$\begin{cases} p_c = X_{j,min} + \beta_j^{k+1}(X_{j,max} - X_{j,min}), \\ X_j^{k+1} = (1 - \lambda_g)X_j^k + \lambda_gp_c. \end{cases}$$

式中: λ_g 称为收缩因子, 它决定了变量 X_j 的变异空间, 由下式得到

$$\lambda_g = 1 - [(\gamma - 1)/\gamma]^n.$$

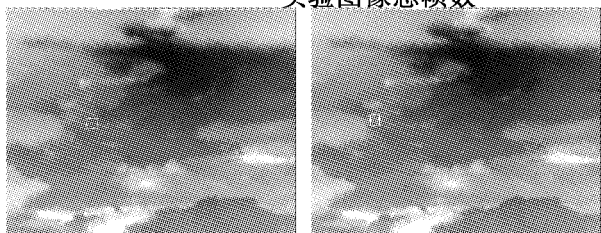
式中: γ 为粒子群的进化代数, u 用于控制收缩速度, 本文中 $u = 2$.

最后输出的 g_{best} 为全局最优解, 对应的 (c, d) 为最优参数 $(c, d)^*$. 继而由最优参数 $(c, d)^*$ 计算得到 $\mu_o(f, g)$, 再根据 $\mu_o(f, g) \geq 0.5$ 将 (f, g) 划分为目标 O , 否则为背景 B . 利用混沌粒子群算法来寻找最优阈值, 在寻优过程中对停止进化的粒子产生混沌扰动, 使解跳出局部极值区, 可以较大程度地提高搜索精度和算法效率.

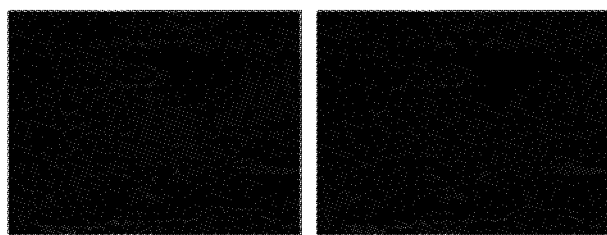
3 实验结果与分析

为了验证本文方法的优越性, 将提出的方法与基于 LS-SVM 的背景预测方法^[17] 的检测结果进行了比较. 定义检测概率公式如下:

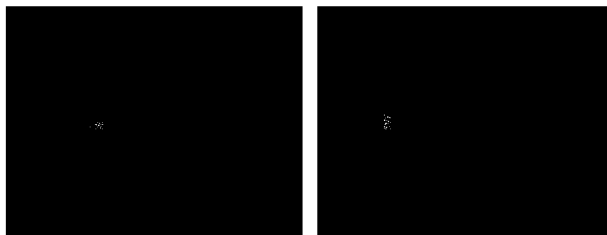
$$\text{检测概率} = \frac{\text{正确检测出小目标的图像帧数}}{\text{实验图像总帧数}}.$$



(a) 原始图像 (第 46、86 帧)



(b) LS-SVM 背景预测方法所得残差图像 (第 46、86 帧)



(c) 本文背景预测方法所得残差图像 (第 46、86 帧)



(d) LS-SVM 背景预测方法的分割结果 (第 46、86 帧)



(e) 本文背景预测方法的分割结果 (第 46、86 帧)

图 1 红外小目标检测方法实验结果

Fig. 1 Results of infrared small target detection methods

本文共对 300 帧实际的红外小目标图像序列进行了实验, 基于 LS-SVM 背景预测的检测方法正确检测 240 帧, 检测概率为 80%; 本文方法正确检测 279 帧, 检测概率为 93%. 由图 1 (a) 可以看出红外小目标图像序列是复杂的云层背景, 背景的灰度变化很明显, 目标的灰度也没有处在图像的最亮部分, 简单的分割或者滤波方法是无法检测出小目标的, 而且目标隐藏在云层中, 对比度很低, 检测难度较大. 图 1 (b) 是基于 LS-SVM 背景预测检测方法得到的残差图像, 可以看出云层背景已经基本被抑制掉了, 只有少数的云层边缘还有残余, 但是小目标的对比度还是没有得到较大的提高. 图 1 (c) 是本文背景预测检测方法得到的残差图像, 和 (b) 组图像一样, 背景被抑制了, 但相比基于 LS-SVM 背景预测检

测方法的结果,(c)组图像中小目标的对比度提高了很多.即本文方法不仅抑制了背景还增强了目标,使得后续的小目标分割检测更加容易.图1(d)是用LS-SVM背景预测分割方法分割(b)组图像所得的分割图像,其中的第46帧可以分割检测出小目标,而第86帧由于小目标的对比度太低,无法将小目标检测出来.图1(e)是本文方法所得的分割图像,2帧图像都能将小目标分割出来,而且比较清晰.

进一步采用信噪比、信噪比增益对上述诸方法的处理性能进行定量评价.这里的信噪比和信噪比增益定义如下.

信噪比:

$$SNR = (G_t - G_b) / \sigma_b,$$

式中: G_t 表示目标的灰度均值, G_b 表示背景的灰度均值, σ_b 表示背景均方差.

信噪比增益:

$$GSNR = SNRO / SNRI.$$

SNRO 为处理后输出图像的信噪比, SNRI 为原输入图像的信噪比. 当 SNRI 为负值的情况下, 采用如下统计公式:

$$GSNR = (SNRO + |SNRI|) / |SNRI|.$$

上述2种方法的输出信噪比及信噪比增益数据列于表1中.

表1 2种方法的性能对比

Table 1 Comparison of the two methods

红外图像	选用方法	SNRI	SNRO	GSNR
第46帧	LS-SVM方法	0.424 4	3.097 1	7.297 6
	本文方法		169.502 4	399.393 0
第86帧	LS-SVM方法	0.300 9	0.977 1	3.247 3
	本文方法		108.889 7	361.880 0

从实验结果可以看出,本文方法具有很好的检测性能,目标检测概率非常高.利用灰色预测模型预测红外图像背景,得到的残差图像大大抑制了背景,增强了目标对比度,再利用混沌粒子群优化的模糊最大熵二维直方图斜分方法分割残差图像,能准确检测出真实的小目标.从表1也可以看到,本文方法可以大大提高信噪比,检测性能更佳.

4 结束语

文中分析了红外小目标图像的特征,采用灰色系统理论中的GM(1,1)模型对红外图像中的背景进行时域预测,预测结果准确;用实际图像减去预测图像得到残差图像,大大抑制了背景杂波并且有效地提高了目标对比度;混沌粒子群优化的模糊最大

熵二维直方图斜分方法对残差图像进行分割行之有效,可以正确快速地将小目标分割检测出来.与现有的基于LS-SVM背景预测的检测方法相比,本文提出的方法具有更高的检测概率,检测性能更为优越.

参考文献:

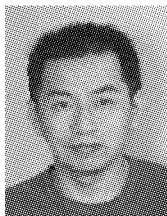
- [1] 秦翰林,刘上乾,周慧鑫,等.采用Gabor核非局部均值的弱小目标背景抑制[J].红外与激光工程,2009,38(4): 737-741.
QIN Hanlin, LIU Shangqian, ZHOU Huixin, et al. Background suppression for dim small target with Gabor kernel non-local means [J]. Infrared and Laser Engineering, 2009, 38(4): 737-741.
- [2] WU Wei, PENG Jiaxiong. Algorithm of infrared background suppression and small target detection[J]. Infrared Laser Engineering (S1007-2276), 2003, 32(2): 148-152.
- [3] 汪大宝,刘上乾,寇小明,等.基于MRF的自适应正则化红外背景杂波抑制算法[J].红外与毫米波学报,2009,28(6): 440-444.
WANG Dabao, LIU Shangqian, KOU Xiaoming, et al. Infrared background clutter suppression algorithm of adaptive regularization based on MRF[J]. J Infrared and Millimeter Waves, 2009, 28(6): 440-444.
- [4] 李凡,刘上乾,洪鸣,等.基于背景预测的红外弱小目标检测新算法[J].西安电子科技大学学报:自然科学版,2009,36(6): 1075-1078.
LI Fan, LIU Shangqian, HONG Ming, et al. Dim infrared targets detection based on background prediction[J]. Journal of Xidian University: Natural science Edition, 2009, 36(6): 1075-1078.
- [5] SONI T, ZEIDLER J R, KU W H. Performance evaluation of 2-D adaptive prediction filters for detection of small objects in image data[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1993, 2(3): 327-340.
- [6] MICHELSEN K, De R H. Integral-geometry morphological image analysis[J]. Physics Reports, 2001, 347: 461-538.
- [7] 吴一全,罗子娟.基于最小一乘背景预测的红外小目标检测算法[J].光电工程,2008,35(4): 12-16.
WU Yiquan, LUO Zijuan. Method of target detection in infrared image sequences based on the least absolute deviation background prediction [J]. Opto-Electronic Engineering, 2008, 35(4): 12-16.
- [8] 彭昱,张启衡,刘泽金,等.一种强光背景下小目标图像的增强方法[J].光电工程,2007,34(12): 87-92.
PENG Gang, ZHANG Qiheng, LIU Zejin, et al. Image enhancement method of small target in strong light level background[J]. Opto-Electronic Engineering, 2007, 34(12): 87-92.
- [9] 李天钢,王素品,秦辰.基于信息熵窗的小波低频子带弱

- 目标图像的增强[J]. 西安交通大学学报, 2006, 40(2): 187-190.
- LI Tiangang, WANG Supin, QIN Chen. Enhancement of weak objective image with wavelet low frequency sub-band based on information entropy window[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2006, 40(2): 187-190.
- [10] 闫敬文, 朱明, 王延杰. 基于小波变换的低光照对比度或强噪声背景下图像增强与目标提取方法[J]. 厦门大学学报: 自然科学版, 2004, 43(2): 195-198.
- YAN Jingwen, ZHU Ming, WANG Yanjie. An image enhancement and target recognition method of low illumination contrast based on wavelet transformation[J]. Journal of Xiamen University: Natural Science, 2004, 43(2): 195-198.
- [11] 徐剑峰, 吴一全, 周建江. 基于时域背景预测检测红外图像序列中的小目标[J]. 中国图象图形学报, 2007, 12(9): 1598-1603.
- XU Jianfeng, WU Yiquan, ZHOU Jianjiang. Small target detection based on temporal predictions of background in infrared image sequences[J]. Journal of Image and Graphics, 2007, 12(9): 1598-1603.
- [12] 邓聚龙. 灰色系统理论教程[M]. 武汉: 华中理工大学出版社, 1990: 1-20.
- [13] 谢开贵, 李春燕, 周家启. 基于遗传算法的 GM(1,1, λ) 模型[J]. 系统工程学报, 2000, 15(2): 168-172.
- XIE Kaigui, LI Chunyan, ZHOU Jiaqi. Gray model (GM(1,1, λ)) based on genetic algorithm[J]. Journal of Systems Engineering, 2000, 15(2): 168-172.
- [14] 张世强. 基于信息再利用的灰色系统 GM(1,1) 模型建模方法及应用[J]. 数学的实践与认识, 2009, 39(13): 97-104.
- ZHANG Shiqiang. Modeling method of grey system GM(1,1) model based information reused and it's application[J]. Mathematics in Practice and Theory, 2009, 39(13): 97-104.
- [15] 陈杰, 潘峰, 王光辉. 粒子群优化方法在动态优化中的研究现状[J]. 智能系统学报, 2009, 4(3): 189-198.
- CHEN Jie, PAN Feng, WANG Guanghui. Review of the PSO research in dynamic environments[J]. CAAI Transactions on Intelligent Systems, 2009, 4(3): 189-198.
- [16] 张浩, 沈继红, 张铁男, 等. 一种基于混沌映射的粒子群优化算法及性能仿真[J]. 系统仿真学报, 2008, 20(20): 5462-5466.
- ZHANG Hao, SHEN Jihong, ZHANG Tienan, et al. Improvement of chaos particle swarm optimization algorithm and analysis of its property[J]. Journal of System Simulation, 2008, 20(20): 5462-5466.
- [17] 张学军, 李红, 邓鹤. 基于最小二乘支持向量机的红外小目标检测[J]. 应用数学, 2007, 20(增1): 163-167.
- ZHANG Xuejun, LI Hong, DENG He. The detection of small and weak infrared targets based on least squares support vector machine[J]. Mathematica Applicata, 2007, 20(spp. 1): 163-167.

作者简介:



尹丹艳, 女, 1986 年生, 硕士研究生, 主要研究方向为图像处理、目标检测与识别、信号处理等。



吴一全, 男, 1963 年生, 教授, 博士, 主要研究方向为图像处理与模式识别、目标检测与跟踪、智能信息处理等。发表学术论文 90 余篇。