

文章编号:1006-2467(2015)06-0876-08

DOI: 10.16183/j.cnki.jsjtu.2015.06.023

基于奇异值分解和叠加法的慢速 小目标检测算法

高敬礼¹, 文成林², 刘妹琴¹

(1. 浙江大学 电气工程学院, 杭州 310027; 2. 杭州电子科技大学 自动化学院, 杭州 310018)

摘 要: 在图像集同一像素位置噪声满足遍历性的条件下, 分析了利用叠加法进行目标检测的可行性, 在此基础上提出了一种基于叠加法的慢速小目标检测算法. 首先, 分析了目标不重叠、完全重叠和部分重叠时, 目标合成图像和噪声合成图像的能量变化情况, 分析表明随着叠加次数的增加, 噪声合成图像的能量衰减快于目标合成图像, 从而保证了合成图像中目标与噪声能量比的增加, 为利用叠加法进行目标检测提供了可行性. 其次, 根据合成图像的奇异值特性, 利用标准化奇异值的不均匀变化完成了目标检测. 同时, 仿真验证了目标合成图像和噪声合成图像的能量衰减情况, 分析了叠加次数、目标尺寸与强度对目标可检测性的影响.

关键词: 奇异值分解; 叠加法; 目标检测

中图分类号: TP 391 **文献标志码:** A

Low-Speed Small Target Detection Based on SVD and Superposition

GAO Jing-li¹, WEN Cheng-lin², LIU Mei-qin¹

(1. College of Electrical Engineering, Zhejiang University, Hangzhou 310027, China;

2. College of Automation, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou 310018, China)

Abstract: In the case of the measurement noises obtained from the same pixel position in a set of images which are ergodic, the feasibility of superposition method for target detection was analyzed, based on which, a superposition-based low-speed small target detection algorithm was proposed. First, the energy variation of the target synthesis images and the noise synthesis images were analyzed, when the targets were non-overlapped, completely overlapped and partially overlapped. The analysis shows that with the increase in the superimposed number, the energy of the noise synthesis images is attenuated faster than that of the target synthesis images, thus ensuring an increase in the ratio of target to noise in synthesis images. Second, depending on the characteristics of singular values of the synthesis images, the uneven variations of the standardized singular values were used for target detection. The simulation verifies the attenuation of the target energy and noise energy of the synthesis images, and analyzes the impact of superimposed number, target size and strength on target detectability.

Key words: singular value decomposition (SVD); superposition; object detection

收稿日期:2015-03-15

基金项目:国家自然科学基金项目(61273170,61174142,61271144,61273075)资助

作者简介:高敬礼(1980-),男,河南省邓州市人,博士生,主要研究方向为目标检测和信息融合.

文成林(联系人),男,教授,博士生导师,电话(Tel.):0571-86915195, E-mail:wencel@hdu.edu.cn.

随着航空模型、动力伞等种类繁多的低空目标的广泛应用,对低空空域的有效监管已成为亟待解决的难题,而准确探测低空目标是有效监管的必要前提。低空环境的复杂性以及目标的慢速弱小特性给目标检测带来很大困难,如何构建有效的慢速小目标检测算法已成为计算机视觉、控制等领域研究的热点与难点^[1-2]。

由于雷达很容易受到地物返回的杂波干扰,而且小目标的有效反射截面较小,这些不利因素将影响雷达探测方法的性能,而光学探测能够获得比雷达探测更清晰的目标信息^[1]。相比雷达探测方法而言,基于光学探测的慢速小目标检测研究尚不多见。传统的光学目标检测方法主要分为跟踪前检测技术和跟踪后检测技术。跟踪前检测技术直接利用单帧图像的目标信息和设定的门限阈值来判断目标存在与否。文献[3]中对目标和噪声分别建立过完备字典,以有效提高弱小目标检测性能;文献[4]中通过舍弃低频小波分解系数,利用去噪和增强的高频小波分解系数重构目标信息,然后通过阈值分割完成目标检测;文献[5]中利用 Top-hat 变换获取目标图像,并结合阈值分割算法完成目标检测;文献[6]中使用反映相邻奇异值关系的向量余弦夹角作为检测准则以完成目标检测,但需要利用标准参考图像的奇异值;文献[7]中根据相邻奇异值的差值差异特性实现目标检测。跟踪后检测技术利用多帧图像获取可能的目标轨迹,并根据轨迹鉴别方法逐步剔除虚假轨迹而完成目标检测。文献[8]中根据目标速度和方向的先验信息,设计符合目标特性的滤波器,对图像中多条可能轨迹进行匹配滤波处理,以信噪比最大原则剔除虚假轨迹;文献[9]中利用航迹树表达目标轨迹,并在每帧图像中用假设检验方法对航迹树进行修正;文献[10]中利用多阶段寻优策略得到局部候选轨迹,然后采用后向逆推法确定目标轨迹;文献[11]中将多帧图像变换到参数空间,在参数空间中进行能量积累,通过对峰值点进行逆变换而实现目标检测。以上几种经典的跟踪后检测方法都依赖于目标轨迹而实现能量积累,其基本思想是在图像中沿目标轨迹方向的能量最大。在目标运动慢且信噪比较低的情况下,所获取的目标轨迹信息较少且较弱,将导致以上的检测方法性能欠佳。

慢速小目标检测的难点在于目标本身弱小而被淹没在噪声之中,且运动缓慢,使得现有的跟踪前检测或跟踪后检测技术都不适用。从以上讨论可知,利用轨迹信息进行能量积累是跟踪后检测技术的核心思想,而跟踪前检测技术则依赖于足够的目标信息,

即能量积累是目标检测的关键环节。当图像中目标能量积累到一定程度时,一定能够通过适当的方法检测到。基于上述思想,本文在图像集同一像素位置噪声满足遍历性条件下,利用叠加法和奇异值分解提出了一种慢速弱小目标检测算法。首先,分析了叠加后目标合成图像和噪声合成图像的能量变化情况,验证了利用叠加法进行弱小目标检测的可行性;然后,在能量积累的基础上,利用图像奇异值相邻差值的不均匀变化特点实现了目标检测。

1 基于奇异值相邻差值的目标检测算法

1.1 图像模型

假设弱小目标图像模型为^[12]

$$X_j(x, y) = \begin{cases} d_j(x, y) + \varepsilon_j(x, y), & (x, y) \in C_j \\ \varepsilon_j(x, y), & (x, y) \notin C_j \end{cases} \quad (1)$$

$$x = 1, 2, \dots, M; \quad y = 1, 2, \dots, N$$

式中: $X_j(x, y)$ 表示第 j 帧图像上像素位置 (x, y) 处的灰度值; $d_j(x, y)$ 表示第 j 帧图像上目标在像素位置 (x, y) 处的灰度值, $C_j = \{(x, y) | 1 \leq x \leq M, 1 \leq y \leq N\}$ 表示图像上目标的像素位置集合; $\varepsilon_j(x, y)$ 表示第 j 帧图像上噪声在像素位置 (x, y) 处的灰度值; $j = 1, 2, \dots, k$ 。

由于单帧图像中目标较弱,仅根据单帧图像的目标信息很难判决目标的存在,所以考虑将多帧图像累加以提高目标的信噪比,从而解决目标本身较弱而难以检测的问题。假设噪声 $\varepsilon_1(x, y), \varepsilon_2(x, y), \dots, \varepsilon_k(x, y)$ 是相互独立的随机变量,服从 $N(0, 1)$ 分布,并且满足遍历性约束^[13]。根据图像模型可以得出, $X_j = d_j + \varepsilon_j$, 则

$$\frac{1}{k} \sum_{j=1}^k X_j = \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k d_j + \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k \varepsilon_j$$

分别将 $\frac{1}{k} \sum_{j=1}^k X_j$ 、 $\frac{1}{k} \sum_{j=1}^k d_j$ 和 $\frac{1}{k} \sum_{j=1}^k \varepsilon_j$ 记为 X^k 、 D^k 和 I^k , 则 $X^k = D^k + I^k$ 。其中: X^k 为总合成图像; D^k 为目标合成图像; I^k 为噪声合成图像。将重叠度定义为图像中目标叠加部分的面积与目标总面积之比。

1.2 噪声合成图像的能量衰减分析

本文讨论噪声合成图像的能量衰减情况。设噪声合成图像 I^k 的能量为

$$E_{I^k} = \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N \left(\frac{1}{k} \sum_{j=1}^k \varepsilon_j(x, y) \right)^2 \quad (2)$$

则噪声合成图像的能量衰减倍数可以表示为

$$\rho_k^I = \frac{E_{I^1}}{E_{I^k}} = \frac{\sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N (\varepsilon_1(x, y))^2}{\sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N \left(\frac{1}{k} \sum_{j=1}^k \varepsilon_j(x, y) \right)^2} \quad (3)$$

由于很难给出确切的 ρ_k^f 表达式, 本文利用最小二乘拟合方法找出叠加次数与噪声能量衰减倍数之间的关系. 对于数据集 $(1, \rho_1^f), (2, \rho_2^f), \dots, (k, \rho_k^f)$, 可利用 $\rho_i^f = f(i; a, b, c, \dots)$ 表达自变量与因变量之间的关系, 其中, a, b, c 均为拟合函数的参数, $1 \leq i \leq k$. 当函数类型确定后, 可获取误差方程 $f(i; a, b, c, \dots) = \rho_i^f + e_i$, 然后根据最小二乘法确定参数 $a, b, c, \dots$. 选择 8 项高斯函数之和表达拟合函数, 每一项可表示为 $a \exp[-((i-b)/c)^2]$. 图 1 所示为噪声能量衰减倍数与叠加次数之间关系的拟合图. 可以看出, 除了起点位置外, 所选择的拟合函数能够很好地表征自变量与因变量之间的关系.

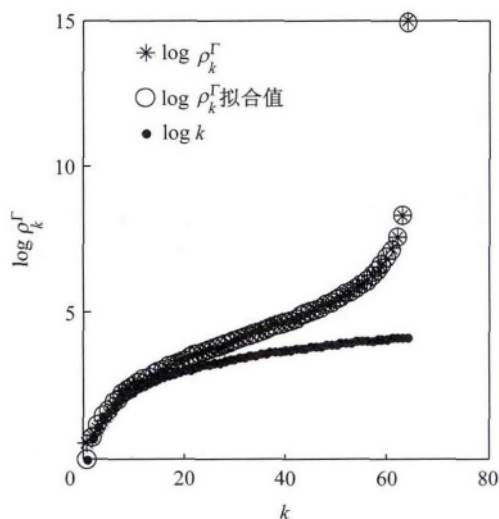


图 1 噪声合成图像能量衰减倍数与其拟合值的比较

Fig. 1 Comparison of energy decay rates of composite images and fitting values

1.3 目标合成图像的能量衰减分析

1.3.1 分散目标能量的衰减分析 当目标重叠度为零, 即目标分散不重叠时, 目标合成图像 D^k 的能量表示为

$$E_{D^k} = \sum_{j=1}^k \sum_{(x,y) \in C_j} \frac{1}{k^2} d_j^2(x,y) \quad (4)$$

则目标合成图像的能量衰减倍数可以表示为

$$\rho_k^D = \frac{E_{D^1}}{E_{D^k}} = \frac{\sum_{(x,y) \in C_1} d_1^2(x,y)}{\sum_{j=1}^k \sum_{(x,y) \in C_j} \frac{1}{k^2} d_j^2(x,y)} = k \quad (5)$$

1.3.2 完全叠加的目标能量衰减分析 当目标重叠度为 1, 即目标完全重叠时, 目标合成图像 D^k 的能量表示为

$$E_{D^k} = \sum_{(x,y) \in C_j} \frac{1}{k^2} \left(\sum_{j=1}^k d_j(x,y) \right)^2 \quad (6)$$

此时, 目标静止或者移动位置不超过单位像素, 则目

标合成图像的能量衰减倍数可以表达为

$$\rho_k^D = \frac{E_{D^1}}{E_{D^k}} = \frac{\sum_{(x,y) \in C_1} d_1^2(x,y)}{\sum_{(x,y) \in C_j} \frac{1}{k^2} \left(\sum_{j=1}^k d_j(x,y) \right)^2} = 1 \quad (7)$$

1.3.3 部分叠加的目标能量衰减分析

(1) 重叠度小于 $1/2$. 假设沿观测坐标系的水平方向第 j 帧图像 X_j 与第 $j+1$ 帧图像 X_{j+1} 中目标的像素位置出现部分叠加, 重叠度为 $1/t, t \geq 2$. 此时, 目标合成图像 D^k 的能量表示为

$$E_{D^k} = 2m \frac{(t-1)n}{t} \left(\frac{d}{k} \right)^2 + m \frac{n}{t} \left(\frac{2d}{k} \right)^2 (k-1) + m \left(\frac{t-1}{t} - \frac{1}{t} \right) n \left(\frac{d}{k} \right)^2 (k-2) = \frac{(t+2)k-2}{t^2} m n d^2 \quad (8)$$

则目标合成图像的能量衰减倍数为

$$\rho_k^D = \frac{E_{D^1}}{E_{D^k}} = \frac{t k^2}{(t+2)k-2} \quad (9)$$

可以证明, $\rho_k^D < k$. 当 t 逐渐增大时, 目标的重合面积逐渐减小, ρ_k^D 逐渐增大, 表明图像序列中目标像素位置重合的减少, 目标合成图像的能量衰减倍数增大.

(2) 重叠度大于 $1/2$. 假设沿观测坐标系的水平方向第 j 帧图像 X_j 与第 $j+1$ 帧图像 X_{j+1} 中目标的像素位置出现部分叠加, 重叠度为 $(t-1)/t, t \geq 2$. 此时, 目标合成图像 D^k 的能量表示为

$$E_{D^k} = 2m \frac{n}{t} \left(\frac{d}{k} \right)^2 + 2m \frac{n}{t} \left(\frac{2d}{k} \right)^2 + \dots + 2m \frac{n}{t} \left[\frac{(t-1)d}{k} \right]^2 + m \frac{n}{t} \left(\frac{td}{k} \right)^2 [k - (t-1)] = \frac{3kt - t^2 + 1}{3k^2} m n d^2 \quad (10)$$

式中, $k \geq t$. 则目标合成图像的能量衰减倍数可以表示为

$$\rho_k^D = \frac{E_{D^1}}{E_{D^k}} = \frac{3k^2}{3kt - t^2 + 1} \quad (11)$$

可以证明

$$\frac{3k^2}{3kt - t^2 + 1} < \frac{t k^2}{(t+2)k-2} < k \quad (12)$$

这表明, 当图像中目标的重叠度由大逐渐变小时, 目标合成图像的能量衰减倍数由小逐渐变大. 目标的重叠度越大, 目标合成图像的能量衰减倍数越小; 反之, 目标的重叠度越小, 目标合成图像的能量衰减倍数越大.

综合以上讨论可知, 当目标的重叠度为 1 时, 经过多帧累加处理后, 目标合成图像中目标能量不变,

目标能量衰减倍数为1;当目标的重叠度小于1时,经过多帧累加处理后,目标合成图像中目标能量衰减倍数介于1~ k 之间.从图1可以看出,当叠加次数大于10之后,噪声合成图像中噪声能量衰减倍数大于 k ,可见经过多帧累加处理后,合成图像中噪声由于相互抵消而使其能量衰减快于目标能量衰减.因此,多帧累加处理能够提高合成图像中目标能量与噪声能量的比值,从而为目标检测提供了可能性.当合成图像中目标能量与噪声能量达到一定比值时,利用奇异值差值等方法可以实现目标检测.

1.4 基于标准化奇异值相邻差值的目标检测

文献[12]中分析了单目标的检测性,即目标的检测性与目标的强度或尺寸有关,当目标的强度或尺寸改变到一定程度时图像的奇异值将产生不均匀变化.因此,可以根据包含目标的图像及不包含目标的图像奇异值的不同特性,利用奇异值特征向量的余弦夹角准则进行缺陷检测^[6].实际上,奇异值特征向量夹角准则是基于奇异值特征向量的不均匀变化.因此,直接利用奇异值特征向量的不均匀变化进行目标检测也是可行的^[6-7].

假设 $[s_1 \ s_2 \ \cdots \ s_r]^T$ 为矩阵 X 的奇异值特征向量,其中,列向量 $e=[1 \ 1 \ \cdots \ 1]^T \in \mathbf{R}^{r \times 1}$, $\text{rank}(X)=r$,则

$$\delta_i = \frac{s_i - \mu_s}{\sigma_s}, \quad i = 1, 2, \dots, r \quad (13)$$

式中: s_i 表示第 i 个奇异值; μ_s 表示奇异值的均值; σ_s 表示奇异值的标准差; δ_i 表示第 i 个标准化后的奇异值.标准化的目标是将奇异值变换到同一范围之内.

定义 $\Delta_i = \delta_i - \delta_{i+1}$,表示奇异值 δ_i 相对于 δ_{i+1} 的能量增益^[7].如果 Δ_i 大于阈值 θ ,则表明奇异值在第 i 个位置产生较大的波动,说明图像中存在异常.

假设平均图像初始值 $\bar{X}_0$ 的所有像素值均为零,根据 Δ_i 的变化情况,得到基于叠加法的目标检测算法步骤:

(1) 获取序列图像的平均图像

$$\bar{X}_{k+1} = \frac{k}{k+1} \bar{X}_k + \frac{1}{k+1} X_{k+1}$$

(2) 计算平均图像 $\bar{X}_{k+1}$ 的标准化奇异值 δ_i ,其中 $i=1, 2, \dots, r$.

(3) 计算奇异值增益 Δ_i ,根据 Δ_i 与阈值 θ 的关系判断图像中是否存在目标,其中 $i=1, 2, \dots, r-1$.

(4) 如果图像中存在目标,则算法结束;否则,更改 k 值(令 $k \leftarrow k+1$),重复步骤(1)~(3).

2 仿真

本文分2个部分对目标检测算法进行仿真验证.第1部分验证利用叠加法进行目标检测的可行性,第2部分验证在给定条件下,叠加次数、强度或尺寸对目标可检测性的影响.

当目标的重叠度为1时,虽然合成图像中目标所占的面积保持不变,但是目标的强度有所增加;当目标的重叠度小于1时,合成图像中目标所占的面积有所增加,同时,大部分像素的强度比叠加前单目标像素的强度大,从而保证了叠加后合成图像中目标能量的增加.根据以上分析可知,由于重叠度不同,合成图像中目标的表现形式不同.本文将目标的信噪比定义为目标强度与噪声标准差之比,即 $\text{snr} = d/\sigma$,其中 d 为目标强度, σ 为高斯分布噪声的标准差.对于目标重叠度小于1的图像序列,由于目标的像素强度不一致而很难计算目标的信噪比,本文定义异常度指标以对图像中目标的信息量进行度量.图像的异常度定义为目标能量与噪声能量之比,即 $\text{abd} = \|D^k\|_F^2 / \|I^k\|_F^2$.

2.1 叠加对可检测目标的影响

当目标的重叠度 $0 \leq \text{olp} \leq 1$,合成图像中噪声由于相互抵消而使其能量衰减速度快于目标能量衰减.因此,随着叠加次数的增加,叠加后合成图像中目标的能量逐渐增加.如果合成图像中存在目标,则在理论上目标是可检测的.下面以目标的重叠度 olp 等于0.75为例进行验证.

以64帧图像序列为例,每帧图像的大小为 256×256 ,目标大小为 4×4 ,相邻图像的目标像素位置重合75%,且目标的灰度值保持不变,目标的灰度值均为 $d=0.0168$.图2给出了目标合成图像与噪声合成图像能量衰减倍数的变化曲线.其中:星号曲线和圆号曲线分别表示噪声合成图像和目标合成图像的能量衰减倍数的对数值.从图2可以看出,随着 k 的增加,目标合成图像的能量逐渐衰减,而噪声合成图像的能量衰减速度更快,因此,合成图像中目标所占的能量比例逐渐增加,从而为目标检测提供了可能性.图3所示为合成图像奇异值的最大差值变化情况.对于给定的目标强度 $d=0.0168$,当累加64幅图像时,计算得到奇异值最大差值为0.4596,此时,目标的信噪比为1.8173.以上仿真结果表明,直接对目标图像进行重叠累加能够增加合成图像中目标所占的能量比例.当图像中目标能量积累到一定程度时,就能利用奇异值差值进行目标检测.

图4给出了4种重叠度情况下目标合成图像能

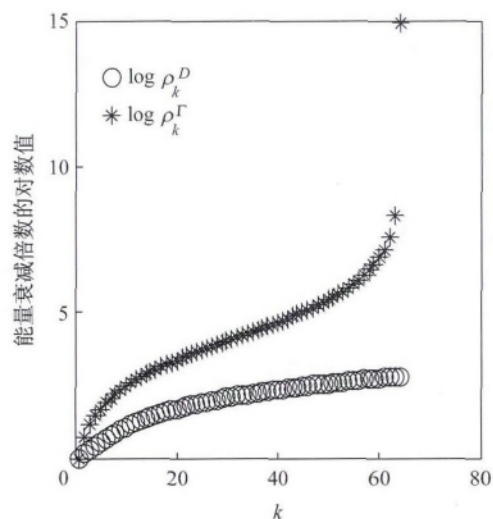


图 2 噪声合成图像与目标合成图像能量衰减倍数曲线

Fig. 2 Energy decay target and noise composite images

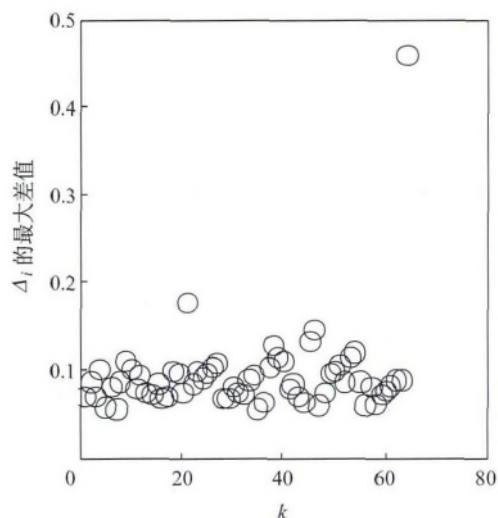


图 3 合成图像奇异值的最大差值变化情况

Fig. 3 Biggest difference between singular values of composite images

量衰减倍数与噪声合成图像能量衰减倍数曲线. 从图 4 可以看出, 当重叠度为 0 时, 目标合成图像的能量衰减倍数快于重叠度为 0.25 时的能量衰减倍数; 而重叠度为 1.00 时, 目标合成图像能量保持不变; 当重叠度为 0.75 时, 目标合成图像的能量衰减倍数介于重叠度为 0.25 与 1.00 对应的能量衰减倍数之间. 这说明, 随着叠加次数 k 的增加, 噪声合成图像能量衰减快于目标合成图像能量衰减. 因此, 合成图像中目标所占的能量比例逐渐增加, 所以利用叠加方法能够实现目标检测.

2.2 叠加次数对可检测目标强度的影响

以 64 帧图像序列为例, 每帧图像大小为 256×256 , 目标大小为 4×4 , 分别测试当重叠度为 0、

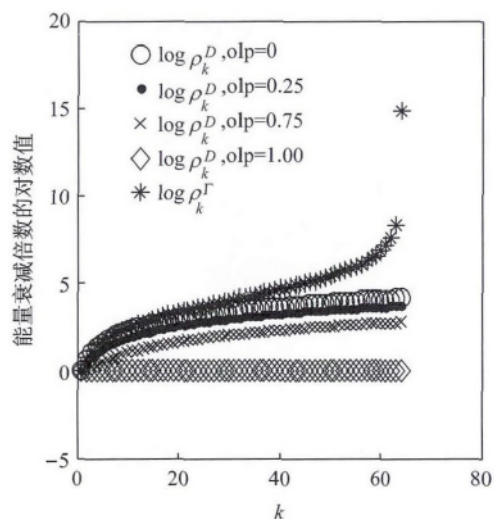


图 4 合成图像能量衰减倍数比较

Fig. 4 Comparison of energy decay rates of composite images

0.25、0.75 和 1.00 时, 可检测目标强度与叠加次数的关系见图 5, 并给出了可检测时合成图像的异常度, 即测试在 4 种情况下, 图像叠加 k 次, 目标强度多大时, 能利用奇异值差值检测到目标. 图 5 的星号曲线表示图像叠加次数固定时的可检测目标强度. 从图 5 可以看出, 随着叠加次数 k 的增加, 可检测目标强度逐渐减小, 这主要是因为随着叠加次数 k 的增加, 合成图像中噪声由于相互抵消而减弱, 使得目标所占的能量比例逐渐增加; 同时, 目标的重叠度越大, 目标的能量积累越快, 目标可检测强度越小. 图 6 所示为合成图像异常度的变化情况. 可以看出, 在 4 种情况下, 叠加次数为 k 而目标可检测时合成图像的异常度处于 0.010 8 左右, 说明图像中目标的信息量对其可检测性有影响. 当异常度过小时, 很难

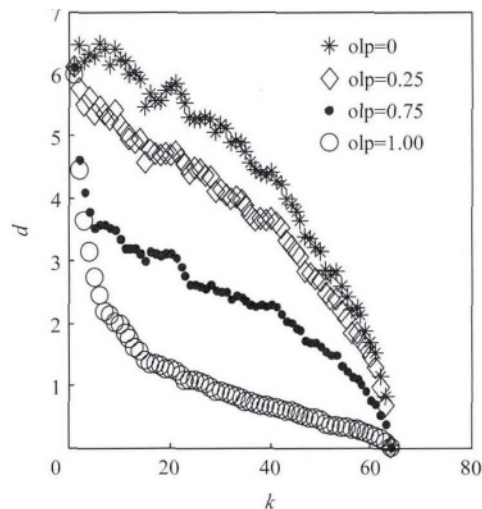


图 5 可检测目标强度的变化曲线

Fig. 5 Target strength detected

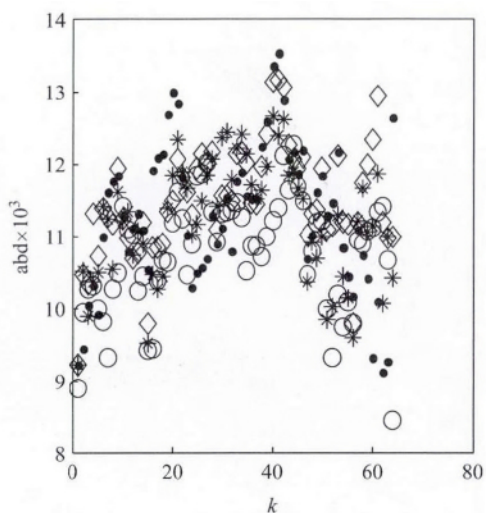


图6 合成图像异常度的变化情况

Fig. 6 Abnormal degree of composite images

利用奇异值差值而实现目标检测。

2.3 目标尺寸及强度对叠加次数的影响

以64帧图像序列为例,每帧图像大小为 $256 \times$

256,目标大小分别为 8×8 、 4×8 、 4×4 、 2×4 。对于每一种目标尺寸,改变目标强度,测试图像叠加多少次后利用奇异值差值能够检测到目标存在。本文考虑当目标的重叠度分别为0,0.25,0.75,1.00时,目标尺寸及强度对叠加次数的影响。当重叠度为0时,所得结果如图7所示;当重叠度为0.25时,所得结果如图8所示;当重叠度为0.75时,所得结果如图9所示;当重叠度为1.00时,所得结果如图10所示。对于给定的目标强度,目标的尺寸越大,可检测所需要的叠加次数越少;当叠加次数一定时,目标尺度越大,可检测所需要的目标强度越小;同时,注意到当目标的尺寸较大时,对于同一角度拍摄的图像而言,目标可叠加的次数是有限的,比如 8×8 的分散目标在 256×256 图像中最多能够叠加32次。因此,对于 8×8 的分散目标而言,当其目标强度较小时,即使叠加32次,但由于图像的异常度过小而很难检测出目标。另外,由于阈值 θ 选择的比较保守,从而导致可检测时部分合成图像的异常度较大,但

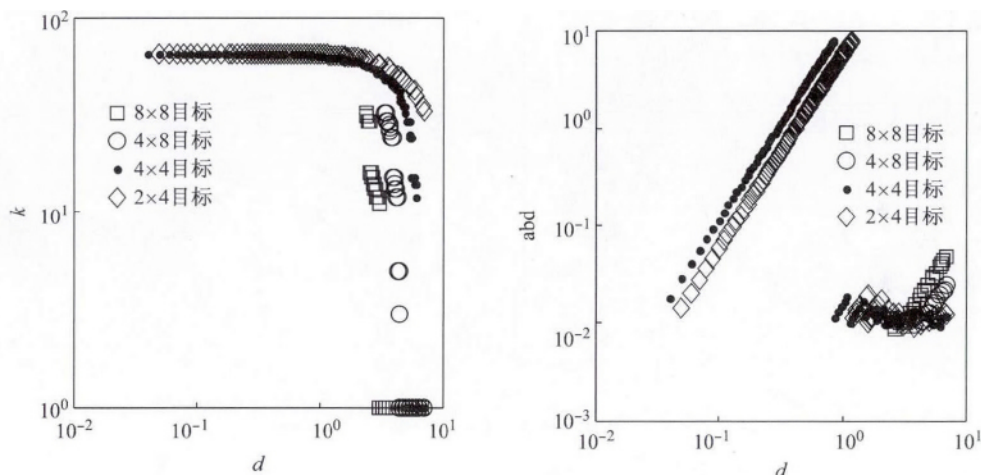


图7 叠加次数和异常度与目标强度的关系(olp=0)

Fig. 7 Target strength versus superposition times (olp=0)

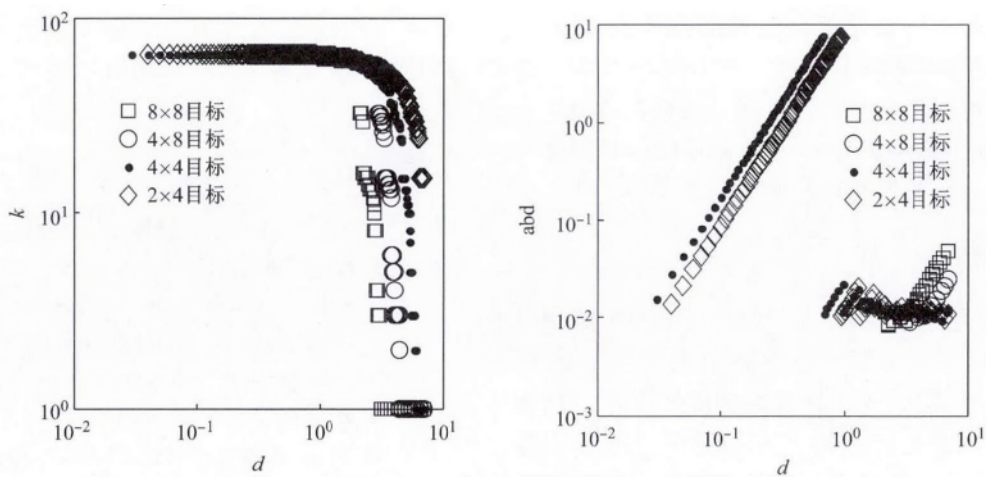


图8 叠加次数和异常度与目标强度的关系(olp=0.25)

Fig. 8 Target strength versus superposition times (olp=0.25)

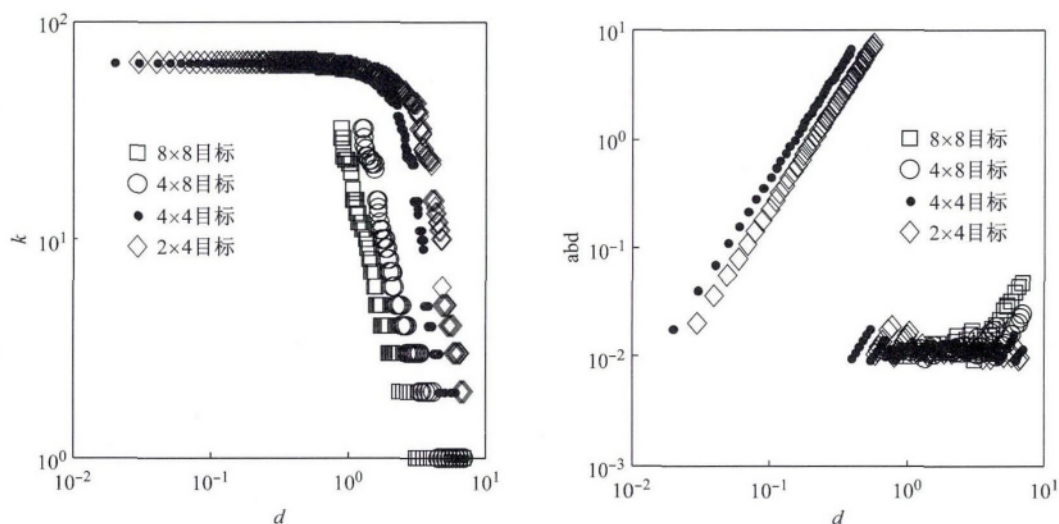


图9 叠加次数和异常度与目标强度的关系(olp=0.75)

Fig. 9 Target strength versus superposition times (olp=0.75)

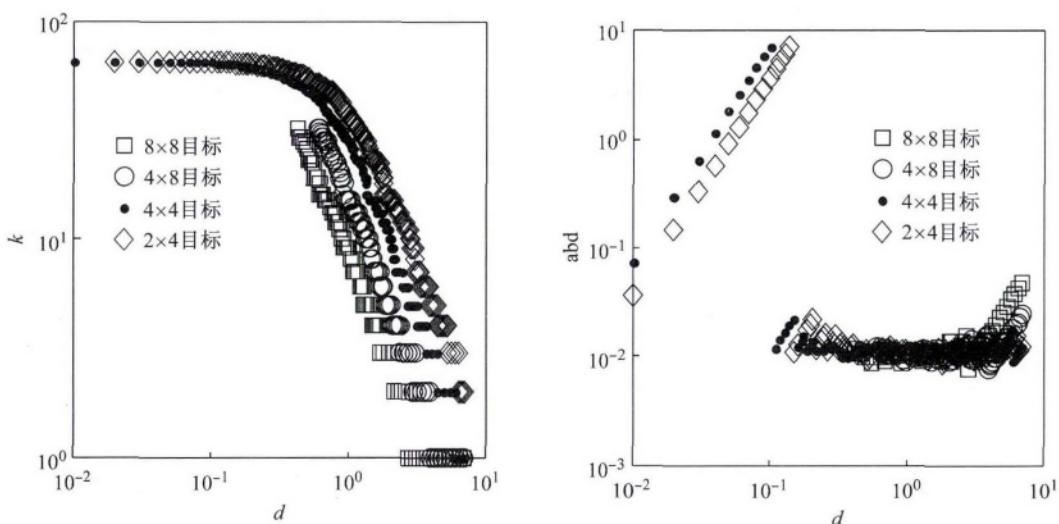


图10 叠加次数和异常度与目标强度的关系(olp=1.00)

Fig. 10 Target strength versus superposition times (olp=1.00)

大部分异常度位于正常的区间。

综上所述,当图像噪声满足遍历性条件时,利用多幅图像叠加的方法能够有效地削减噪声的影响,同时,能够增加合成图像中目标的能量,从而保证叠加后图像中噪声能量衰减速度快于目标能量衰减速度,即增加了图像中目标的信息量。因此,利用叠加法进行弱小目标检测是可行的。

3 结 语

本文基于叠加法提出了一种慢速小目标检测算法。首先,分析了在目标分散不重叠、目标完全重叠、目标部分重叠情况下,目标合成图像和噪声合成图像的能量衰减变化情况。在此基础上,根据合成图像奇异值特性,提出了基于奇异值差值不均匀变化的目标检测算法。本文主要考虑图像集中同一像素位

置噪声满足遍历性条件的情况。在这种情况下,直接对量测噪声进行叠加将会使得噪声由于叠加而相互抵消,使得噪声合成图像的能量衰减快于目标合成图像的能量衰减,从而为利用叠加法进行目标检测提供了可行性。

参考文献:

- [1] 张建伟, 郭会明. 低空慢速小目标拦截系统研究[J]. 计算机工程与设计, 2012, 33(7): 2874-2878.
Jian-wei Z, Hui-ming G. Net cast interception system research aimed at low small slow target[J]. **Computer Engineering and Design**, 2012, 33(7): 2874-2878.
- [2] 王忠, 马妍, 王莲荣. 防空作战中低慢小目标威胁度评估[J]. 舰船电子对抗, 2013, 36(6): 103-105.
WANG Zhong, MA Yan, WANG Lian-rong. Assessment of threat degree for LSS target in air defense

- operation[J]. **Shipboard Electronic Countermeasure**, 2013.
- [3] Li Z Z, Chen J, Hou Q, *et al.* Sparse representation for infrared dim target detection via a discriminative over-complete dictionary learned online[J]. **Sensors**, 2014, 14(6): 9451-9470.
- [4] Zhao J, Liu F, Mo B. An algorithm of dim and small target detection based on wavelet transform and image fusion[C] // **2012 Fifth International Symposium on Computational Intelligence and Design (ISCID)**. USA: IEEE, 2012, 2: 43-45.
- [5] 臧传吉, 李桂祥, 王宇翔. 基于形态学方法的红外小目标检测[J]. **空军预警学院学报**, 2012(2): 94-97. ZANG Chuan-ji, LI Gui-xiang, WANG Yu-xiang. Infrared dim target detection using morphology based method[J]. **Journal of Air Force Radar Academy**, 2012, 26(2): 94-97.
- [6] Gao J L, Wen C L, Liu M Q. steel surface defect detection and localization based on SVD and two-side compressive measurements[C] // **26th Chinese Control and Decision Conference**. USA: IEEE, 2014: 1401-1406.
- [7] Lu C J, Tsai D M. Automatic defect inspection for LCDs using singular value decomposition[J]. **The International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, 2005, 25(1-2): 53-61.
- [8] Reed I S, Gagliardi R M, Stotts L B. Optical moving target detection with 3-D matched filtering[J]. **IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems**, 1988, 24(4): 327-336.
- [9] Blostein S D, Huang T S. Detecting small, moving objects in image sequences using sequential hypothesis testing[J]. **IEEE Transactions on Signal Processing**, 1991, 39(7): 1611-1629.
- [10] Arnold J, Shaw S W, Pasternack H. Efficient target tracking using dynamic programming [J]. **IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems**, 1993, 29(1): 44-56.
- [11] Falconer D G. Target tracking with the Hough transform[C] // **1977 11th Asilomar Conference on Circuits, Systems and Computers**. USA: IEEE, 1977: 249-252.
- [12] Gao J L, Wen C L, Liu M Q. SVD-based scattered small targets detection[C] // **2014 International Conference on Multisensor Fusion and Information Integration for Intelligent Systems (MFI)**. USA: IEEE, 2014: 1-6.
- [13] Petrou M, Petrou C. Image processing: The fundamentals[M]. Second Edition. United Kingdom: John Wiley and Sons, 2010.

(上接第 875 页)

- [14] Ma Yu-xin, Ma He-he, Shi Hong-bo, *et al.* Dynamic process monitoring using adaptive local outlier factor [J]. **Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems**, 2013, 127: 89-101
- [15] Hwang D H, Han Chong-hun. Real-time monitoring for a process with multiple operating modes [J]. **Control Engineering Practice**, 1999, 7(7): 891-902
- [16] Lane S, Martin E B, Kooijmans R, *et al.* Performance monitoring of a multi-product semi-batch process [J]. **Journal of Process Control**, 2001, 11(1): 1-11
- [17] He Q P, Wang J. Fault detection using the k-nearest neighbor rule for semiconductor manufacturing processes [J]. **IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing**, 2007, 20(4): 345-354
- [18] Ma He-he, Hu Yi, Shi Hong-bo. A novel local neighborhood standardization strategy and its application in fault detection of multimode processes [J]. **Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems**, 2012, 118: 287-300
- [19] Ma He-he, Hu Yi, Shi Hong-bo. Fault detection based on the neighborhood standardized local outlier factor method [J]. **Industrial & Engineering Chemistry Research**, 2013, 52(6): 2389-2402
- [20] Wang Guo-zhu, Liu Jian-chang, Zhang Ying-wei, *et al.* A novel multi-mode data processing method and its application in industrial process monitoring [J]. **Journal of Chemometrics**, 2014, 29(2): 126-138
- [21] Latecki L J, Lazarevic A, Pokrajac D. Outlier detection with kernel density functions[J]. **Lecture Notes in Computer Science**, 2007, 4571: 61-75
- [22] Silverman B W. Density estimation for statistics and data analysis [M]. New York: Chapman and Hall, 1986.
- [23] Ricker N L. Decentralized control of the Tennessee Eastman Challenge Process [J]. **Journal of Process Control**, 1996, 6: 205-221