

基于二阶方向导数尺度空间的小目标检测

林建淼^① 平西建^① 马德宝^②

^①(信息工程大学信息工程学院 郑州 450002)

^②(武汉理工大学华夏学院 武汉 430223)

摘要: 目标的尺度信息, 是 2 维图像中小目标检测性能发挥的重要因素。该文提出一种基于二阶方向导数尺度空间的小目标检测方法, 直接利用目标尺度信息对所感兴趣的目标进行选择。在 Lindeberg 尺度空间理论的基础上, 该文采用偏微分方程方法, 推导了最大和最小二阶方向导数的尺度空间, 并分析了其在目标尺度表示上的特点。同时, 给出构造尺度空间的参数选择依据, 分析不同目标在尺度空间上的变化规律, 提出利用二阶方向导数尺度空间进行小目标检测的具体实现算法。通过方法对比和对实际数据的处理, 表明了该文方法具有较为稳健的小目标检测性能, 提高了 Laplace 尺度空间对非圆结构目标的检测能力。

关键词: 信号处理; 小目标检测; 尺度空间; 二阶方向导数; 高斯核

中图分类号: TP751

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2012)12-2992-07

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2012.00750

Small Target Detection Based on Second Order Directional Derivative Scale-space

Lin Jian-lin^① Ping Xi-jian^① Ma De-bao^②

^①(Institute of Information System Engineering, Information Engineering University, Zhengzhou 450002, China)

^②(Huaxia College, Wuhan University of Technology, Wuhan 430223, China)

Abstract: The information of target's scale is an important factor for small target detection in two-dimensional image. This paper presents a small target detection method based on second order directional derivative scale-space, chooses directly the interest target with the information of target's scale. On the basis of Lindeberg's scale-space theory, the maximum and minimum second order directional derivative scale-spaces are derived, with the method of partial differential equations, and the characteristics of target's scale in the scale-spaces are analyzed. Meantime, the selection of parameters for constructing scale-spaces is given. On the analysis of the response of different targets in the scale-spaces, the implement algorithm using the second order directional derivative scale-space to detect small target is proposed. Experiments on the actual image show that the proposed method has a more robust detection performance than the compared one, and the detection capability of Laplace scale-space for non-circular structure target is improved.

Key words: Signal processing; Small target detection; Scale-space; Second order directional derivative; Gaussian kernel

1 引言

产生于空间远程监控应用中的小目标检测问题, 因目标能见度低及大量背景亮目标的存在, 提取有效的目标特征成为此类问题的难点。从弱信号中提取有用信息, 基于多尺度的方法是种有效的处理方式。与 Witkin^[1]的多尺度思想侧重点不同, Lindeberg^[2]对拉普拉斯算子引入规范化偏微分因

子, 构造了 Laplace 尺度空间, 使得检测结果随着尺度变化存在极值点, 从而能得到关于圆结构目标点的参考尺度, 这对于后继目标的特征提取和优化等处理很有意义。经过多年的发展^[3], 基于高斯核的尺度空间主要有 LoG^[2], DoG^[4], Harris-Laplace^[5]和 Hessian-Laplace^[2,6]等。

DoG 主要是通过降采样实现对 LoG 的快速运算, Lowe 在文献[4]通过 DoG 差分高斯模型在尺度空间中寻找特征尺度, 并由此构造 SIFT(Scale Invariant Feature Transform)特征描述子, 用在不同视角下的目标搜索和匹配。通过先判断尺度空间

2012-06-13 收到, 2012-09-13 改回

国家自然科学基金(60970142, 60903221)资助课题

*通信作者: 林建淼 lj20070819@163.com

上的极值点, 然后在其 $3 \times 3 \times 3$ 邻域内判断是否仍满足极值条件来确定目标点, 是目前应用广泛的方式^[7], 但当图像像素较多时, 此方法计算量较大。文献[8]先通过对各层坐标空间上进行 3×3 邻域内的极值点搜索, 然后在尺度空间上判断极值条件确定目标点, 以减少计算机的存储空间和计算量。虽然高斯核不产生额外的极值点, 但实际中目标并不是理想的高斯分布, 目标在各尺度中的极值点会产生偏移, 使得此方法会产生较大的虚警。Harris-Laplace 对于角点检测中有着重要的应用, 文献[6]通过对现有文献资料中方法的实验和比较, 认为在点目标检测的应用上, Hessian-Laplace 比 Harris-Laplace 更具稳健性, 且基于 Hessian 行列式的尺度空间比基于迹的尺度空间更优。Hessian-Laplace 尺度空间对于圆对称结构的目标尺度表示很有效^[2], 但对于非圆结构目标, 采用一个尺度参数不能充分地表现目标的尺寸信息。

在小目标检测方面, 文献[8,9]提出的基于最大信杂比的多尺度检测方法, 是 Laplace 尺度空间进行小目标检测的直接运用, 但所用方法只考虑了目标的信杂比特征, 易产生较多的虚假目标。本文针对现有尺度空间在小目标检测上的不足, 采用图像处理的偏微分方程方法, 推导二阶方向导数尺度空间(SODDS)对非圆目标尺度进行表示, 并提出基于此空间的小目标检测方法, 以拓展 Lindeberg 尺度空间理论在小目标检测上的应用。

2 小目标

综合分析相关文献中的小目标研究对象, 本文认为小目标在 2 维空域中至少应具有以下两个特点: (1)小目标作为目标, 所在区域应当满足紧凑性, 灰度形态与周围不同, 具有一定的对比度。在将图像作为曲面模型对待时, 小目标所在区域结构具有局部上凸性质(在远程目标探测应用中, 小目标与背景杂波相比, 往往具有亮斑性质); (2)小目标之所以称之为“小”目标, 在于目标在图像上呈现的尺寸较小, 因此, 符合某尺寸范围内的目标才是感兴趣的小目标点。SPIE(Society of Photo-optical Instrumentation Engineers)提供了一个参考建议^[10]: 若目标的成像尺寸小于 80 个像素, 不超过 256×256 的 0.15%, 则此类目标为小目标。从以上两个特点可知, 判定图像中的像素点是否为小目标点, 目标的尺寸是一个很重要的特征。在文献中, 尺寸的信息往往用“尺度”来表示, 不同的处理方法, 尺度的定义不一样。尽管如此, 仍可统一假定, 小目标不一定满足圆形结构分布, 但其必须具有一

定的尺度。若不特殊说明, 则本文中的尺度为基于 Laplace 尺度空间理论的高斯尺度, 并将总像素点数不超过 80 个像素点的图像上凸区域作为小目标的判断依据, 并针对此类小目标开展低信噪比下的小目标检测工作。

3 二阶方向导数尺度空间

根据图像处理的偏微分方程方法, 对图像曲面 $f(x, y)$ 上任一点 (x, y) , 其二阶方向导数为

$$\begin{aligned} \frac{d^2 f}{d\theta^2} = & \frac{1}{2} \left(\frac{\partial^2 f}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f}{\partial y^2} \right) + \frac{1}{2} \left(\frac{\partial^2 f}{\partial x^2} - \frac{\partial^2 f}{\partial y^2} \right) \cos 2\theta \\ & + \frac{1}{2} \left(\frac{\partial^2 f}{\partial x \partial y} + \frac{\partial^2 f}{\partial y \partial x} \right) \sin 2\theta \end{aligned} \quad (1)$$

其最大和最小二阶方向导数 D_{\max} 和 D_{\min} 为

$$\left. \begin{aligned} D_{\max} = \max_{\theta} \frac{d^2 f}{d\theta^2} = & \frac{1}{2} \left(\frac{\partial^2 f}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f}{\partial y^2} \right) \\ & + \frac{1}{2} \sqrt{\left(\frac{\partial^2 f}{\partial x^2} - \frac{\partial^2 f}{\partial y^2} \right)^2 + \left(\frac{\partial^2 f}{\partial x \partial y} + \frac{\partial^2 f}{\partial y \partial x} \right)^2} \\ D_{\min} = \min_{\theta} \frac{d^2 f}{d\theta^2} = & \frac{1}{2} \left(\frac{\partial^2 f}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f}{\partial y^2} \right) \\ & - \frac{1}{2} \sqrt{\left(\frac{\partial^2 f}{\partial x^2} - \frac{\partial^2 f}{\partial y^2} \right)^2 + \left(\frac{\partial^2 f}{\partial x \partial y} + \frac{\partial^2 f}{\partial y \partial x} \right)^2} \end{aligned} \right\} \quad (2)$$

若 $D_{\max} < 0$, 则该点所有方向上的二阶导数皆小于 0, 表明 (x, y) 像素点所在区域为凸区域; 若 $D_{\min} > 0$, 则 (x, y) 像素点所在区域为凹区域。根据本文关于小目标的判断假定, $D_{\max} < 0$ 的像素点为潜在的目标点。进一步考虑具有局部能量分布的目标结构及其二阶方向导数特点。假设目标能量分布满足非对称高斯扩散^[2], 由于最大和最小二阶方向导数具有旋转不变性, 为简化分析, 假设目标的非对称高斯扩散方向与两个坐标轴吻合, 如式(3)所示。

$$g(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma_1\sigma_2} e^{-\frac{x^2}{2\sigma_1^2} - \frac{y^2}{2\sigma_2^2}} \quad (3)$$

其中 σ_1 和 σ_2 分别为 X 轴和 Y 轴上的高斯尺度^[2], 以衡量目标在图像上的能量扩散程度。高斯核作为构成尺度空间的唯一线性核, 采用对称高斯核与目标信号进行卷积

$$f(x, y) = \frac{1}{2\pi \cdot \sqrt{\sigma_1^2 + \sigma^2} \cdot \sqrt{\sigma_2^2 + \sigma^2}} e^{-\frac{1}{2} \left(\frac{x^2}{\sigma_1^2 + \sigma^2} + \frac{y^2}{\sigma_2^2 + \sigma^2} \right)} \quad (4)$$

其中 σ 为构成高斯尺度空间的尺度因子。在峰值点处(即目标的中心点)的二阶偏导数的偏微分方程代入式(2), 则目标中心点处的最大和最小二阶方向导数为

$$\left. \begin{aligned}
 D_{\max}|_{x=0,y=0} &= \frac{1}{2} \left[\frac{\sigma_1^2 + \sigma_2^2 + 2\sigma^2}{2\pi \cdot (\sigma_1^2 + \sigma^2)^{3/2} \cdot (\sigma_2^2 + \sigma^2)^{3/2}} \right. \\
 &\quad \left. + \frac{|\sigma_1^2 - \sigma_2^2|}{2\pi \cdot (\sigma_1^2 + \sigma^2)^{3/2} \cdot (\sigma_2^2 + \sigma^2)^{3/2}} \right] \\
 D_{\min}|_{x=0,y=0} &= \frac{1}{2} \left[\frac{\sigma_1^2 + \sigma_2^2 + 2\sigma^2}{2\pi \cdot (\sigma_1^2 + \sigma^2)^{3/2} \cdot (\sigma_2^2 + \sigma^2)^{3/2}} \right. \\
 &\quad \left. - \frac{|\sigma_1^2 - \sigma_2^2|}{2\pi \cdot (\sigma_1^2 + \sigma^2)^{3/2} \cdot (\sigma_2^2 + \sigma^2)^{3/2}} \right]
 \end{aligned} \right\} (5)$$

假设 $\sigma_1 > \sigma_2$ ，则式(5)化简为

$$\left. \begin{aligned}
 D_{\max}|_{x=0,y=0} &= -\frac{1}{2\pi \cdot (\sigma_1^2 + \sigma^2)^{3/2} \cdot (\sigma_2^2 + \sigma^2)^{1/2}} \\
 D_{\min}|_{x=0,y=0} &= -\frac{1}{2\pi \cdot (\sigma_1^2 + \sigma^2)^{1/2} \cdot (\sigma_2^2 + \sigma^2)^{3/2}}
 \end{aligned} \right\} (6)$$

与其它目标尺度分析方法^[11-13]相比，根据Lindeberg的线性尺度空间理论，引入规范化因子求解尺度空间上的极值作为目标尺度，具有尺度不变性^[2]，参数设置简单，且可以采用快速算法进行求解的特点。因此，本文根据Lindeberg的理论，引入规范化因子 σ^2 ，即式(4)中尺度因子的二次方，求解目标在最大和最小二阶方向导数尺度空间的最佳尺度。则最大二阶方向导数尺度空间构造如式(7)所示。

$$\begin{aligned}
 D_{\text{norm}}(\sigma^2) &= \sigma^2 \cdot D_{\max}|_{x=0,y=0} \\
 &= -\frac{\sigma^2}{2\pi \cdot (\sigma_1^2 + \sigma^2)^{3/2} \cdot (\sigma_2^2 + \sigma^2)^{1/2}} \quad (7)
 \end{aligned}$$

令 $\frac{\partial D_{\text{norm}}(\sigma^2)}{\partial \sigma^2} = 0$ ，求解满足式(7)的最优尺度估计为

$$\hat{\sigma}_{\max}^2 = \frac{1}{4} \left[-(\sigma_2^2 - \sigma_1^2) + \sqrt{(\sigma_1^2 - \sigma_2^2)^2 + 16\sigma_1^2\sigma_2^2} \right] \quad (8)$$

式(8)中 $\hat{\sigma}_{\max}$ 即为目标在最大二阶方向导数尺度空间里的最优高斯尺度。

由于最大二阶方向导数过零点值为 $\pm\sigma$ ，如图1所示，则根据过零点位置，目标像素大小与高斯尺度之间关系约为 $\sigma = h_p/2$ ，其中 h_p 表示像素宽度，对于像素尺寸大小为 3×3 的目标， $\hat{\sigma}_{\max}$ 约为1.5。同理，可求得最小二阶方向导数 D_{\min} 所得最优高斯尺度 $\hat{\sigma}_{\min}$ 。则目标的高斯尺度与 $\hat{\sigma}_{\max}$ 和 $\hat{\sigma}_{\min}$ 存在如式(9)所示关系：

$$\left. \begin{aligned}
 \hat{\sigma}_1^2 &= -(\hat{\sigma}_{\min}^2 - \hat{\sigma}_{\max}^2) + \sqrt{(\hat{\sigma}_{\max}^2 - \hat{\sigma}_{\min}^2)^2 + \hat{\sigma}_{\max}^2 \hat{\sigma}_{\min}^2} \\
 \hat{\sigma}_2^2 &= -(\hat{\sigma}_{\max}^2 - \hat{\sigma}_{\min}^2) + \sqrt{(\hat{\sigma}_{\max}^2 - \hat{\sigma}_{\min}^2)^2 + \hat{\sigma}_{\max}^2 \hat{\sigma}_{\min}^2}
 \end{aligned} \right\} (9)$$

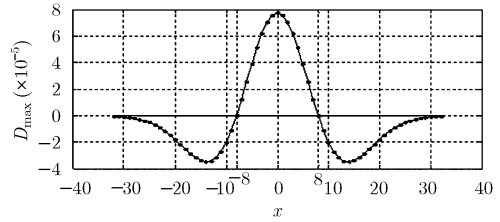


图1 最大二阶方向导数剖面图($\sigma=8$)

本小节在Lindeberg尺度理论的基础上，推导了最大和最小二阶方向导数的尺度空间，并给出了在尺度空间上得到的最佳尺度与目标高斯尺度的关系，为后继运用此尺度空间进行小目标检测提供了理论基础。

4 基于尺度空间的小目标检测方法

在给出基于尺度空间的小目标检测方法之前，先通过模拟产生数据图像，分析不同目标在尺度空间中的不同表现。模拟的图像存在4个目标： I_1 (10×40)， $T_1(6 \times 6)$ ， $T_2(3 \times 3)$ and $T_3(3 \times 8)$ ，数值单位为像素。其中 I_1 是大目标，峰值噪比(PSNR)为12 dB； T_1 ， T_2 及 T_3 为小目标，PSNR皆为9 dB，如图2(a)所示。将图像映射入二阶导数尺度空间，其中构成空间的尺度范围在 $[1,10]$ 内。选择 I_1 ， T_1 ， T_2 及 T_3 的几何中心点作为目标观测点，同时，随机选择一个不含目标的采样点 M_1 代表噪声观测点，则各观测点尺度空间变化曲线如图2(b)及图2(c)所示，其中图2(b)为在最大二阶方向导数尺度空间的响应输出，图2(c)为在最小二阶方向导数尺度空间的响应输出。

根据尺度空间理论，选择尺度维上的最大响应输出值及所对应的尺度作为观测点在空间上的特征值，参照数据模拟的初始设置，由图2可见：(1)对于目标点 I_1 ， T_1 ， T_2 及 T_3 ，在最大二阶方向导数尺度空间中的最优尺度 $\hat{\sigma}_{\max}$ 比最小二阶方向导数尺度空间中的 $\hat{\sigma}_{\min}$ 大。但最大二阶方向导数反映了目标的最小曲率，指向了目标的灰度变化最慢的方向，最小二阶方向导数反映了目标的最大曲率，指向了目标灰度变化最快的方向。因此，两个空间中响应输出值比较恰与尺度相反。(2)目标原始尺寸越大，则所对应的 $\hat{\sigma}_{\max}$ 也就越大。由图2(b)和2(c)， T_1 ， T_2 及 T_3 在尺度空间中的估计尺度分别为 (2.5×2.5) ， (1.5×1.5) 和 (1.5×3.0) ，各目标的 $\hat{\sigma}_{\max}$ 基本上约为最大尺寸的一半，从数值上也反应了目标的大小顺序。由于尺度空间所限， I_1 的 $\hat{\sigma}_{\max}$ 检测为最大尺度参数10(I_1 的检测尺度能达到15)，虽不能正确反映 I_1 的有效大小，但仍大于其它目标尺度值。(3)噪声满足独立同分布，相邻像素点间的相关性为零。在尺度

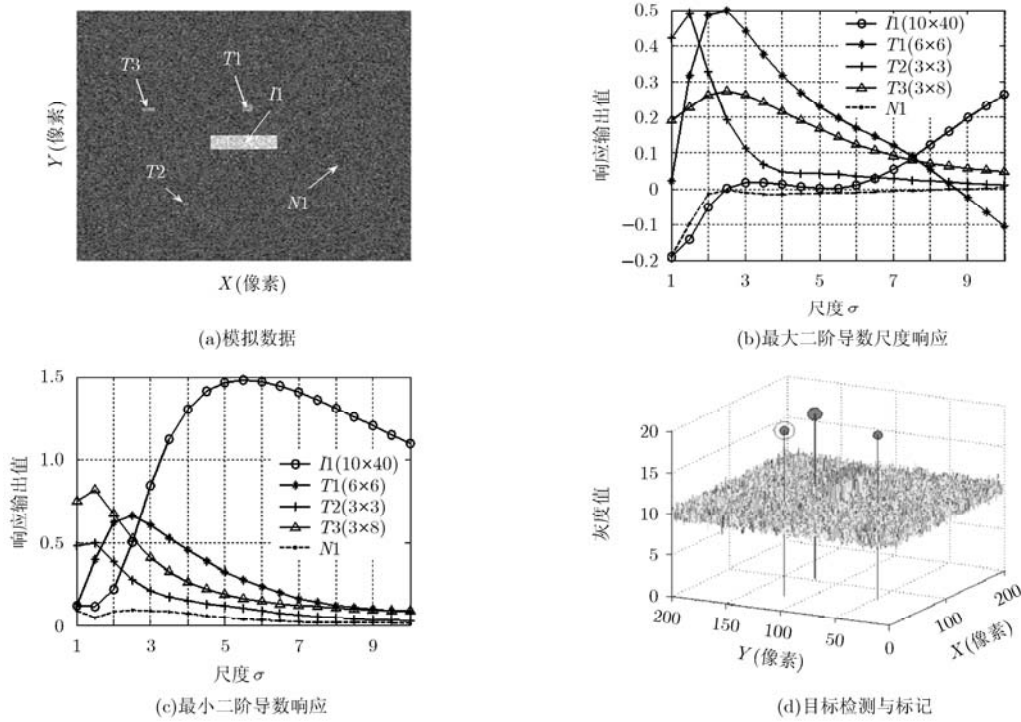


图 2 模拟数据及目标分析

空间中，可将其视为尺度为 1×1 的目标点。因此，在 2×2 作为 SODDS 的最小尺度选择条件下，噪声点不具备目标的区域紧凑性，使得噪声观测点 $N1$ 随尺度变化曲线的规律性并不明显，且响应输出值较小，初始尺度响应值具有随机性，最大二阶导数尺度空间中的最大响应值也可能为负，当尺度趋大时，类似于高斯平滑作用，其接近于零。相比较而言，目标点的最大响应值都能保证为正值，说明所在区域有明显的上凸特征，而噪声点却较难满足这个条件。

由图 2(a)模拟数据的一般性，且分析不同观测点在二阶导数尺度空间中反映的不同规律，本文提出一种基于尺度空间的小目标检测方法。首先，为了能有效地对目标进行判断，避免目标边缘像素点的影响，定义中心对称度 E_{sym} ，如式(10)

$$E_{\text{sym}}(x_0, y_0) = \left(\left| \frac{\sum (x - x_0) f(x - x_0, y - y_0)}{\sum f(x - x_0, y - y_0)} \right| \leq 0.1 \right) \& \left(\left| \frac{\sum (y - y_0) f(x - x_0, y - y_0)}{\sum f(x - x_0, y - y_0)} \right| \leq 0.1 \right), \quad x, y \in R \quad (10)$$

即认为像素点 (x_0, y_0) 满足中心对称，式(10)中 $\&$ 为逻辑操作符，表示与运算， R 表示与尺度相关的像素点邻域，大小与高斯尺度模板一致。

其次，由式(9)可得 $\sigma_{\text{max}} \cdot \sigma_{\text{min}} = \sigma_1 \cdot \sigma_2$ 。因此，可根据检测需要，通过设定尺度判断门限，筛选出

感兴趣的小目标，对大目标进行滤除。例如要检测 80 像素以下目标，估计尺度约为 (4.5×4.5) ，可令 $\sigma_{\text{max}} \cdot \sigma_{\text{min}} < 20$ 。同时，定义目标的尺度能量为 $v_{\text{max}} \cdot \sigma_{\text{max}}$ ，当检测点的尺度能量大于设定门限时判断为目标点，否则判断为噪声点。本文参考一般小目标检测的门限选择策略(以 4 倍的噪声标准差作为门限)，统计尺度为 1 时的响应标准差作为噪声的尺度能量标准差，取其 4 倍作为门限进行目标判决。

综合上述分析，本文所提利用二阶方向导数尺度空间进行小目标检测的算法执行步骤，采用伪代码算法步骤表示如表 1 所示。

选择 $\sigma_b = 4$ ，对图 2(a)数据进行处理，数据中的噪声点及大目标 $I1$ 得到了有效滤除，实现了对小目标 $T1, T2$ 及 $T3$ 的检测，其结果如图 2(d)所示。图中检测出 3 个目标点，圆形记号表示目标通过式(9)所估计的尺度大小，其中外圆表示最大尺度，含填充物的内圆表示最小尺度。与原始目标参数设置相比对，表明 3 个小目标得到了有效检测。虽然本文方法的推导基于高斯分布的目标模型，但对图 2 所示图像数据的实验结果表明，方法对非高斯分布的目标同样有效。只要目标能够满足紧凑性和存在满足式(10)的中心点要求，就可以采用本文方法对目标进行检测。利用两种尺度对目标进行检测，可以有效改善 Hessian-Laplace 尺度空间对圆形结构目标检测的限制，能够更自由地利用尺度特征对非圆结构特征的小目标进行检测。

表1 伪代码算法步骤

<p>步骤1 设置初始参数: 起始尺度 σ_0, 尺度步长 σ_d, 终止尺度 σ_T, 最大感兴趣尺度 σ_0;</p> <p>步骤2 for $k = \sigma_0 : \sigma_d : \sigma_T$</p> <p>(1)构造高斯二阶偏导模板, 计算各像素点的最大和最小二阶方向导数 $D_{\max}(x, y, k)$ 和 $D_{\min}(x, y, k)$;</p> <p>(2)构造质心模板, 判断像素点的中心对称度 $E_{\text{sym}}(x, y, k)$;</p> <p>(3)修正最大二阶方向导数值 $D_{\max}(x, y, k) = D_{\max}(x, y, k) \cdot E_{\text{sym}}(i, j, k)$;</p> <p>end</p> <p>步骤3 计算各像素点在尺度空间的最大响应值和响应尺度: 最大二阶方向导数记为 $v_{\max}(x, y)$ 和 $\sigma_{\max}(x, y)$, 最小二阶方向导数记为 $v_{\min}(x, y)$ 和 $\sigma_{\min}(x, y)$;</p> <p>步骤4 在最大二阶导数尺度空间上, 统计图像在尺度为1时的响应标准差 σ_n;</p> <p>步骤5 目标判决: 若像素点满足条件: $(\sigma_{\max} \geq \sigma_{\min}) \& (v_{\max} \leq v_{\min}) \& (\sigma_{\max} \cdot \sigma_{\min} < \sigma_b^2) \& (v_{\max} \cdot \sigma_{\max} > 4\sigma_n)$, 则判定此像素点为所要检测的感兴趣目标点, 并输出检测图像;</p> <p>步骤6 目标检测和定位: 依次以各目标点为中心, 换算其最大的目标像素半径, 在检测图像中进行质心定位。并以半径所围区域内目标点最小响应尺度, 作为重新定位后的目标尺度在原图中标记。</p>
--

5 实验分析

为进一步分析本文方法的性能, 对实际观测采集的大小均为 1528×1528 的漂移扫描^[4]数据进行小目标检测处理, 比较本文方法(SODDS)与文献[8]基于最大信杂比(TMSCR)的尺度空间检测结果。对方法性能, 采用如下评价方式: 在保证一定的检测率下, 统计两种方法所产生的虚假目标个数。当检测结果中包含有小目标, 则表示成功检测; 若检测结果中不含有小目标, 则表示产生虚警。定义检测率DR和平均虚警数FAR为

$$DR = \frac{\text{成功检测次数}}{\text{实验次数}} \times 100\%, \quad FAR = \frac{\text{虚警总个数}}{\text{实验次数}}$$

分别对4组不同信杂比条件下的漂移扫描数据进行检测统计, 每组数据共有50帧, 将本文所提方

法与TMSCR方法相比较。图3为信杂比(SCR)^[8]约为3的一帧漂移扫描数据, 图像中小目标的3维显示如图3(a)所示, 两种方法的检测结果分别如图3(b), 图3(c)所示, 图中小圆框表示检测出的目标点, 大圆形虚框所围目标点为真正的小目标。可见在信杂比为3的情况下, 两种方法都能有效地检测出小目标, 并且仅产生了较少的虚假点。图4为信杂比约为1的一帧漂移扫描数据, 比较图3(a), 图4(a)中小目标有着更为恶劣的杂波背景。由于TMSCR方法基于最大化信杂比下的检测, 经过杂波抑制后, 背景中仍存在大量的高亮干扰目标, 使得在很高的虚警情况下才能实现对小目标的检测。TMSCR方法依赖于灰度信息的判断将使得产生于高亮目标的虚假点增多, 如图4(c)所示。本文所提方法结合目标的尺度信息, 将目标视为一个对象, 使之能有效分离不同尺度的目标, 在较少的虚假目标下便能够有效检测到小目标, 如图4(b)所示。

图5分别是两种方法在保证检测率达到90%以上, 对信杂比分别为1, 3, 5和7的数据进行检测得到的虚警目标个数。图中左条框表示为采用TMSCR的检测结果, 右条框为采用本文所提方法SODDS的检测结果。随着信杂比的减小, 两种方法产生的虚假目标个数都随之增多, 但是本文所提方法产生的虚假目标个数小于TMSCR的检测结果, 尤其在低信杂比条件下更为明显, 可见本文方法对于复杂背景下的小目标具有更强的检测能力。分析原因为: 一方面, TMSCR只考虑信杂比条件, 通过寻找尺度空间上的最大信杂比响应值, 作为候选目标的输出值进行判决, 对于噪声抑制等具有很好的滤除效果。但当背景存在高亮干扰目标时, 即使尺度模板匹配度低, 其最大信杂比响应值仍然较大。若小目标的灰度值较低, 即使模板匹配度高, 其最大信杂比响应值仍然较小。使得在输出结果中, 小目标被淹没在大量的高亮干扰目标下, 产生了较大的虚警率。如图5所示, 在小目标信杂比为1的情

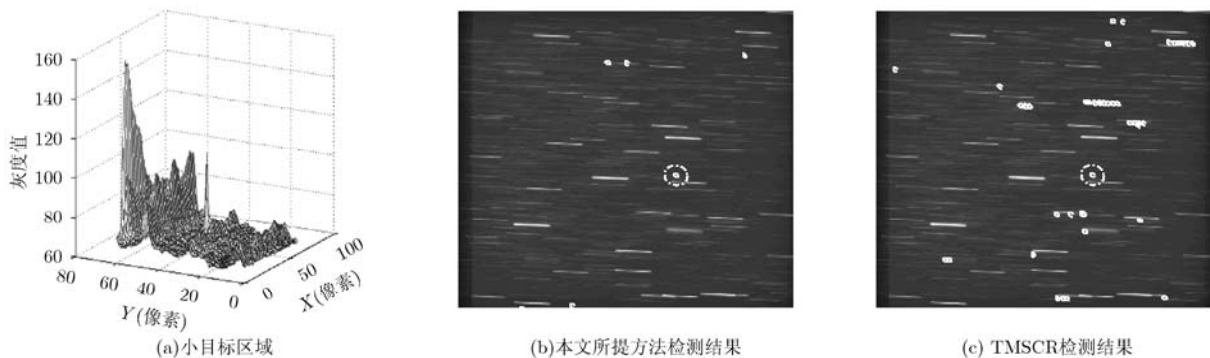


图3 信杂比为3的漂移扫描数据及检测结果

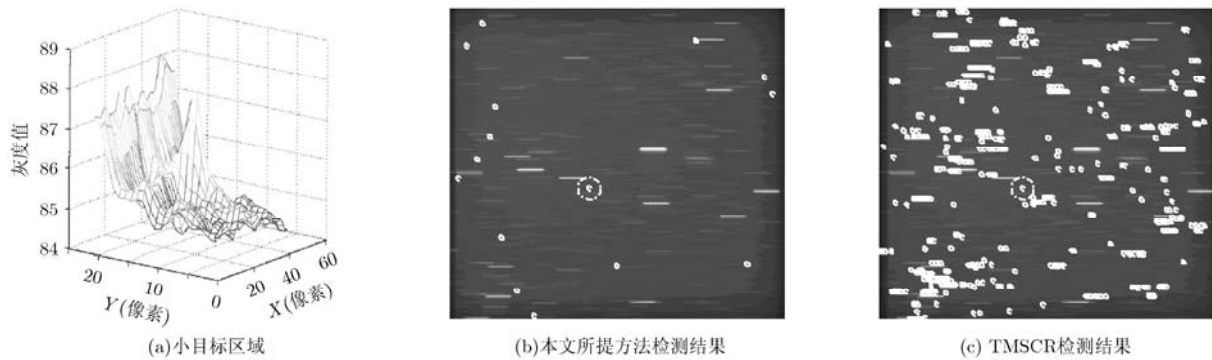


图 4 信杂比为 1 的漂移扫描数据及检测结果

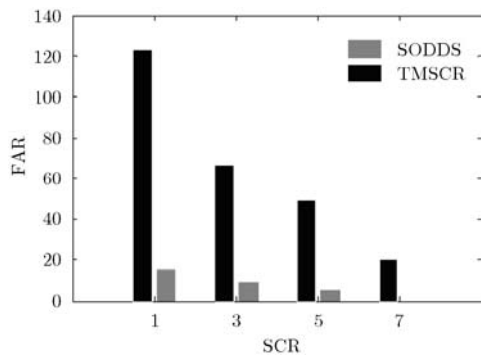


图 5 不同信杂下的检测性能比较(DR=90%)

况下, TMSCR 所得到平均虚警数约为 120。另一方面, 本文方法避开单从灰度信息上判决的不利因素, 通过尺度上的比较保留具有较小尺度的目标, 滤除具有较大尺度的目标。而高亮干扰目标往往具有较大尺度, 使得在处理过程中被滤除。同时, 通过比较最大和最小二阶导数尺度空间中的响应值及尺度关系, 能够进一步抑制不具有紧凑性的噪声点, 有效降低了虚假目标点的产生。如图 5 所示, 在小目标信杂比为 1 的情况下, 本文所提方法得到平均虚警数约为 17, 比信杂比为 7 情况下的 TMSCR 检测平均虚警数还小 3 个。可见, 本文方法在尺度空间中不仅能有效滤除背景噪声, 而且能结合目标的尺度信息, 实现了对高亮目标的抑制, 为存在高亮干扰背景下的小目标检测提供了一种新的思路。

6 结束语

从目标的尺度信息出发, 本文提出一种基于二阶方向导数尺度空间的小目标检测方法, 通过分析目标的尺度信息对所感兴趣的小目标进行检测。针对 Laplace 尺度空间仅对圆结构目标尺度提取的限制, 在 Lindeberg 尺度空间理论的基础上, 本文通过构造最大和最小二阶方向导数的尺度空间, 丰富了目标的尺度表示, 拓展了尺度空间理论在小目标检测上的应用。通过对模拟数据的分析, 提出了具

体的实现算法, 所需参数少, 并将其应用到实际数据的处理, 取得了较好的检测结果。同时, 与同样基于尺度空间理论的 TMSCR 方法的小目标检测结果相比较, 表明本文方法更具鲁棒性。

参考文献

- [1] Witkin A P. Scale-space filtering[C]. International Joint Conference on Artificial Intelligence, Barcelona, Spain, July 16-22, 1983: 1019-1022.
- [2] Lindeberg T. Feature detection with automatic scale selection[J]. *International Journal of Computer Vision*, 1998, 30(2): 77-116.
- [3] Ferraz L and Binefa X. A scale invariant interest point detector for discriminative blob detection[C]. The 4th Iberian Conference on Pattern Recognition and Image Analysis, Povia de Varzim, Portugal, June 10-12, 2009: 233-240.
- [4] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 60(2): 91-110.
- [5] Gueguen L and Pesaresi M. Multiscale Harris corner detector based on differential morphological decomposition[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2011, 32(14): 1714-1719.
- [6] Bay H A, Tuytelaars T, and Gool L J V. Speeded-up robust features (SURF)[J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2008, 110(3): 346-359.
- [7] Krizaj J, Struc V, and Pavescic N. Adaptation of SIFT features for robust face recognition[C]. International Conference on Image Analysis and Recognition, Aveiro, Portugal, June 25-27, 2010: 394-404.
- [8] Kim Sung-ho and Lee Joo-hyoung. Scale invariant small target detection by optimizing signal-to-clutter ratio in heterogeneous background for infrared search and track[J]. *Pattern Recognition*, 2012, 45(1): 393-406.
- [9] Kim Sung-ho and Lee Joo-hyoung. Robust scale invariant target detection using the scale-space theory and optimization forIRST[J]. *Pattern Analysis & Applications*, 2011, 14(1): 57-66.

- [10] Zhang W, Cong M Y, and Wang L P. Algorithm for optical weak small targets detection and tracking: review[C]. IEEE International Conference on Signal and Image Processing, Maui, USA, Aug. 23-25, 2003: 643-647.
- [11] Zhao Ming, Ye Xiu-lan, Han Ke, *et al.* Research on digital image edge detection with local entropy and fuzzy entropy algorithms[C]. Information and Automation, Harbin, China, June 20-23, 2010: 2477-2482.
- [12] Zhang Long, Xiong Guo-liang, Liu He-sheng, *et al.* Bearing fault diagnosis using multi-scale entropy and adaptive neuro-fuzzy inference[J]. *Expert Systems with Applications*, 2010, 37(8): 6077-6085.
- [13] Chen K. Adaptive smoothing via contextual and local discontinuities[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2005, 27(10): 1552-1567.
- [14] Castander R, Ballester O, Cardiel-Sas L, *et al.* The PAU camera[C]. Highlights of Spanish Astrophysics VI, Madrid, Spain, Sep. 13-17, 2011: 674-679.
- 林建淼: 男, 1985年生, 博士生, 研究方向为小目标检测和空间目标信息处理.
- 平西建: 男, 1953年生, 教授, 研究方向为图像信息处理和信息隐藏技术研究.
- 马德宝: 男, 1966年生, 教授, 研究方向为 SAR 信息处理和测控信号处理.