

基于 Zernike-Facet 模型和总体最小二乘的弱小目标检测

胡谋法 陈曾平

(国防科学技术大学 ATR 国防科技重点实验室 长沙 410073)

摘要: 弱小目标一般是图像局部区域的极值点。针对这个特点,依据二元三次函数的极值理论,该文提出了一种新的弱小目标候选点的检测方法。发展了一种新的图像局部灰度拟合模型,即 Zernike-facet 模型,模型参数的求解采用比最小二乘(LS)抗噪能力更强的总体最小二乘(TLS)算法。新检测方法通过 Zernike-facet 模型和 TLS 对原始图像中每一个像素的局部区域进行曲面拟合,然后在拟合曲面上提取极值点作为目标候选点。仿真表明,新方法在抑制噪声上优于其他常用方法。可见光/红外图像弱小目标检测实验也证实了新方法的有效性。

关键词: 目标检测; Zernike-facet 模型; 最小二乘; 总体最小二乘; 可见光/红外图像

中图分类号: TN911.74

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2008)01-0194-04

New Small Target Detection Algorithm via Zernike-Facet Model and the Total Least Squares

Hu Mou-fa Chen Zeng-ping

(National Key Laboratory of ATR, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract: In general, small targets always are the extremum pixels in image local area. Based on the feature of targets, a new small target detection algorithm is presented based on the extremum theory for bi-variate cubic function. In this paper, a new model is developed named Zernike-facet model, which is used to fit local image intensity. And coefficients of the model are solved by the Total Least Squares (TLS) method, which performance in resisting noise is better than the Least Squares (LS) method. Then the new small target detection algorithm is proposed. The new algorithm used the Zernike-facet model and the TLS to fit image local intensity surface, and then those extremum points are extracted as targets. The simulations show that the new method is better in resisting noise than others. Several target detection experiments are carried out on visible /infrared image. The results demonstrate that the proposed method is efficient.

Key words: Targets detection; Zernike-facet model; Least Squares (LS); Total Least Squares (TLS); Visible/infrared image

1 引言

弱小目标自动检测和跟踪(Automatic Target Detection and Tracking, ATD/T)是远程预警、空间监视等领域非常关键的技术之一,特别是在军事上有着重要的应用,因此一直是国内外的研究热点。文献[1]综述了基于投影变化和三维搜索相结合的方法,多级假设检验法,动态规划法,高阶相关法和基于神经网络的方法。这些方法的主要思想是先从图像中遴选目标候选点,然后再利用目标运动的连续性提取真实目标,消除虚假目标。针对目标候选点(集)的遴选,本文提出了一种基于 Zernike-facet 模型和总体最小二乘(Total Least Squares, TLS)的新方法。

Facet模型^[2,3]已在弱小目标检测^[4],噪声去除^[2,3,5],梯度边缘检测^[2,3,6],线条和角点检测^[6]等方面得到了广泛的应用。模型一般由双三次多项式构成,目前广泛使用的是 Haralick等人提出的离散正交多项式^[2], Legendre多项式基^[5]

的facet模型也有报道。模型参数的求解使用广泛的是最小二乘法^[2,3](Least Squares, LS)。Boomgard等指出LS是不稳健的,特别是对图像的边缘估计效果很差,他们提出了稳健的参数估计方法^[6],改善了facet模型背景估计的稳健性。然而,上述工作使用的facet模型(双三次正交多项式)是由两个独立方向(x 和 y)上的一维正交多项式相乘得到的,并不是真正意义上的二维正交多项式。与它们不同,本文提出基于Zernike多项式^[7,8]基的Zernike-facet模型,并将它应用到弱小目标检测中。而且,与文献[2-6]不同,本文采用TLS求解模型参数,较之LS方法有更好的稳健特性。

2 Zernike-facet 基目标检测算法

2.1 Zernike-facet 模型

Haralick等人指出^[2],像素的灰度可以由双三次多项式描述:

$$f(x, y) = a_0 + a_1x + a_2y + a_3x^2 + a_4xy + a_5y^2 + a_6x^3 + a_7x^2y + a_8xy^2 + a_9y^3 \quad (1)$$

其中 $a_i, i=0-9$, 是待求的模型参数, 可以由LS计算。但是, 直接利用式(1)求解模型参数是病态的, 为此, Haralick提出离散正交多项式模型(Haralick facet model), 以减少计算量, 降低计算过程的病态程度:

$$\begin{aligned} f(x, y) = & b_0 + b_1x + b_2y + b_3(x^2 - s) \\ & + b_4xy + b_5(y^2 - s) + b_6(x^3 - tx) \\ & + b_7(x^2 - s)y + b_8x(y^2 - s) + b_9(y^3 - ty) \end{aligned} \quad (2)$$

其中 $b_i, i=0-9$ 是待求的模型参数; 参数 s, t 由邻域决定。式(2)可以改写为二维正交多项式基 $\{g_i(x, y)\}$ 的线性和:

$$f(x, y) = \sum_{i=0}^9 b_i g_i(x, y) \quad (3)$$

这里基底序列 $\{g_i(x, y)\} = \{1, x, y, x^2 - s, xy, y^2 - s, x^3 - tx, (x^2 - s)y, x(y^2 - s), y^3 - ty\}$ 可以分解为两个方向上的一维正交多项式的乘积, 也就是说它是一维正交多项式的拓展, 并不是真正意义上的二维正交多项式。而且, 使用该基底序列要求邻域形状是对称的矩形(方形)。

鉴于此, 本文利用Zernike多项式, 提出了Zernike-facet模型。Zernike多项式^[7, 8]是单位圆上的二维正交多项式, 记为 $Z = \{Z_j | j = 0, 1, \dots\}$, 在极坐标系可以表示为

$$Z_{\text{even}j}(\rho, \theta) = \sqrt{2(n+1)} R_n^{(m)}(\rho) \cos m\theta, \quad m \neq 0 \quad (4a)$$

$$Z_{\text{odd}j}(\rho, \theta) = \sqrt{2(n+1)} R_n^{(m)}(\rho) \sin m\theta, \quad m \neq 0 \quad (4b)$$

$$Z_j(\rho, \theta) = \sqrt{n+1} R_n^0(\rho) \quad (4c)$$

$$\begin{aligned} R_n^{(m)}(\rho) = & \sum_{k=0}^{(n-m)/2} (-1)^k \\ & \cdot \frac{(n-k)!}{k![(n+m)/2-k]![(n-m)/2-k]!} \rho^{n-2k} \end{aligned} \quad (4d)$$

这里 ρ, θ 分别表示径向长度和角度, 且满足 $0 \leq \rho \leq 1, 0 \leq \theta \leq 2\pi$ 。Zernike多项式在光学像差拟合, 自适应光学波前重构等领域得到了广泛的应用^[8]。本文利用它建立一种新的facet模型, 设facet拟合区域限定在小的邻域 $\Omega = \{x^2 + y^2 \leq R^2\}$, 则极坐标系的Zernike-facet模型为

$$f(\rho, \theta) = \sum_i a_i Z_i(\rho/R, \theta) \quad (5)$$

其中 R 是区域的半径, $0 \leq \rho \leq R, 0 \leq \theta \leq 2\pi$; a_i 是待求的模型参数。数字图像常常是以直角坐标系描述的, 为了方便给出式(5)的直角坐标系形式:

$$f(x, y) = \sum_{i=1}^{10} a_i Z_i(x/R, y/R) \quad (6)$$

Zernike多项式序列具有旋转不变性, 与Haralick多项式相比, 它是二维正交多项式集, 因此, 它能够更好地表征图像相邻像素之间的灰度起伏, 特别是经过Gauss或近Gauss的点扩展函数(Point Spread Function, PSF)降质后的图像, 因为这类的PSF是旋转不变的。Zernike多项式序列的另一个重要的优势是它在圆形区域上是正交的, 而在很多实际的光学系统中, 光瞳口径往往是圆形的, 如果使用方形孔径去拟合, 不可避免地有系统误差, 利用Zernike多项

式则可以减少这种类型的系统误差。

2.2 TLS 求解线性方程组

曲面拟合的参数估计可以等效为一组线性方程的求解, 常用的方法包括LS法, 奇异值分解(SVD)法, 稳健类方法^[5, 6]和TLS法^[9, 10]。对于线性方程:

$$\mathbf{A}\mathbf{x} = \mathbf{b} \quad (7)$$

其中 \mathbf{A} 为 $m \times n$ 矩阵 ($m > n$), \mathbf{x} 为 $n \times 1$ 向量, \mathbf{b} 为 $m \times 1$ 向量。由于计算机字长的限制以及计算过程中舍入误差的影响, 使得式(7)中的系数矩阵 \mathbf{A} 与真实值有一定的偏离; 观测向量 \mathbf{b} 受到测量噪声, 系统误差等的影响也往往偏离真实值。也就是说, 式(7)左右两边不是严格相等, 仅仅是近似相等, 求解此类方程的最好方法就是 TLS。

研究表明^[5, 6, 9], LS给出的式(7)的解是不稳健的, 观测向量 \mathbf{b} 存在大的偏差时, LS解误差很大; 稳健类方法可以抵抗 \mathbf{b} 存在大偏差的影响, 但是对系数矩阵的偏差也无能为力; 与它们相比, TLS的优势在于它可以抵抗系数矩阵和观测向量都存在偏差的影响, 给出式(7)好的解。

2.3 弱小目标检测

弱小目标(点目标)可以认为是理想点源经过点扩展函数后成像, 在图像上形成了局部区域的弱小亮斑。因此图像局部的极值可以作为目标的候选点, 本文的目标检测算法就是根据这个特点提出的。设像素 (x_0, y_0) 为中心, R 为半径的圆形邻域 $\mathbf{S} = \{(x, y) | (x-x_0)^2 + (y-y_0)^2 \leq R^2\}$, 它包含 N 个像素样本点 $\{f(x_i, y), i=1-N\}$, 则 \mathbf{S} 内像素灰度可以用Zernike-facet模型描述为

$$f(x_i, y_i) = \sum_{j=1}^K a_j Z_j\left[\frac{(x_i-x_0)}{R}, \frac{(y_i-y_0)}{R}\right] + e(x_i, y_i), \quad i=1-N \quad (8)$$

这里 $K=10$, a_j 是待求的模型参数, $j=1-K$ 。

为方便起见, 记 $\mathbf{Z}(x, y) = [Z_1(\frac{x-x_0}{R}, \frac{y-y_0}{R}), Z_2(\frac{x-x_0}{R}, \frac{y-y_0}{R}), \dots, Z_K(\frac{x-x_0}{R}, \frac{y-y_0}{R})]$, $\mathbf{a} = [a_1 \ a_2 \ \dots \ a_K]^T$, 则对 $i=1-N$, 式(8)可改写为

$$f(x_i, y_i) = \mathbf{Z}(x_i, y_i)\mathbf{a} + e(x_i, y_i) \quad (9)$$

进一步地, 设 $\mathbf{F} = [f(x_1, y_1) \ f(x_2, y_2) \ \dots \ f(x_N, y_N)]^T$, $\mathbf{E} = [e(x_1, y_1) \ e(x_2, y_2) \ \dots \ e(x_N, y_N)]^T$, $\mathbf{G} = [\mathbf{Z}^T(x_1, y_1) \ \mathbf{Z}^T(x_2, y_2) \ \dots \ \mathbf{Z}^T(x_N, y_N)]^T$, 则有

$$\mathbf{F} = \mathbf{G}\mathbf{a} + \mathbf{E} \quad (10)$$

对比式(7)和式(10), TLS法求解模型参数可以归结为以下步骤:

步骤1 分解增广矩阵 $\mathbf{B} = [\mathbf{G} \ \mathbf{F}] = \mathbf{U}\mathbf{\Sigma}\mathbf{V}^T$;

步骤2 根据对角矩阵 $\mathbf{\Sigma}$ 的最小特征值的重数, 利用TLS方法计算模型参数 a_{TLS} 。

根据 $\{a_{\text{TLS}, j}\}$, 像素 (x_0, y_0) 的邻域各个像素灰度可以表示为

$$\hat{f}(x, y) = \sum_{j=1}^K a_{\text{TLS},j} Z_j[(x-x_0)/R, (y-y_0)/R] \quad (11)$$

研究表明, 对于形如上式的二元三次函数 $f(x, y)$, 点 (x_0, y_0) 是局部极值点的充要条件是

$$(1) \text{函数在该点的一阶偏导数为零, } \left. \frac{\partial f}{\partial x} \right|_{x=x_0, y=y_0} = \left. \frac{\partial f}{\partial y} \right|_{x=x_0, y=y_0} = 0。$$

$$(2) \text{该点的二阶偏导数行列式 } \Delta \text{ 大于零。} D = \left. \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} \right|_{x=x_0, y=y_0},$$

$$B = \left. \frac{\partial^2 f}{\partial x \partial y} \right|_{x=x_0, y=y_0}, \quad C = \left. \frac{\partial^2 f}{\partial y^2} \right|_{x=x_0, y=y_0}, \quad \text{则 } \Delta = \begin{vmatrix} D & B \\ B & C \end{vmatrix}。 \text{若 } D \text{ 小}$$

于零, 则该点为局部极大值; 若 D 大于零, 则该点为局部极小值。

一般地, 局部的极大(小)值对应亮(暗)目标点。然而, 条件(1)的求解计算量比较大, 而且对于二元三次函数, 满足条件(1)的点不唯一, 这也给条件(2)的验证带来困难。考虑到感兴趣的是目标的候选点集, 因此将条件放宽, 即仅仅考虑条件(2), 将满足条件(2)的点作为目标候选点, 然后通过其他的手段从中甄选真正的目标。

利用本文提出的Zernike-facet模型, 在点 (x_0, y_0) 处, 条件(2)简化为

$$D = 2a_{\text{TLS},4} + a_{\text{TLS},5}, \quad \Delta = 4a_{\text{TLS},4}^2 - a_{\text{TLS},5}^2 - a_{\text{TLS},6}^2 \quad (12)$$

扫描整幅图像, 联合判决 D 和 Δ 的符号就可以确定目标的候选点。实际中, 由于噪声等的干扰, 进行符号判距的门限可以在零附近根据图像选取。

3 仿真和实验

3.1 仿真数据检验算法性能

根据文献[4]描述的方法, 本文模拟一组不同信噪比的仿真图像。图像大小 256×256 像素, 包含 6 个不同强度的小目标。它们都是理想点源通过高斯型的点扩展函数形成的, 目标的幅度为

$$t(x, y) = T \exp\{-[(x-r_0)^2 + (y-c_0)^2]/2\sigma_{\text{PSE}}^2\} \quad (13)$$

其中 (r_0, c_0) 为小目标的中心坐标, σ_{PSE} 为点扩展半径, 仿真中设定为 1pixel, 目标的最大幅度及中心坐标如下:

$$T = [0.62 \ 0.2 \ 0.12 \ 0.4 \ 0.3 \ 0.5]; \quad r_0 = [30 \ 140 \ 50 \ 200 \ 50 \ 120]; \quad c_0 = [70 \ 90 \ 50 \ 110 \ 230 \ 180]$$

为了比较和检验算法的性能, 叠加不同强度的高斯白噪声。记不加入噪声的仿真图像方差为 σ_{ori}^2 , 噪声的方差为 σ_{noi}^2 , 噪声的强度由信噪比 SNR 描述: $\text{SNR} = 10 \lg \sigma_{\text{ori}}^2 / \sigma_{\text{noi}}^2$ 。图 1 给出了 SNR=-9dB 本文算法的检测结果。可以看到, 本文的方法很好地检测出了目标的候选点集, 而且质心位置与目标的真实值吻合良好。以下仿真中, Zernike-facet 模型的邻域半径 R 选为 6, Haralick 模型和 Legendre-facet 模型的邻域为 11×11 像素。

为了进一步说明本文方法目标检测的性能, 表 1 给出了本文方法(New)与文献[4]的方法(M1)在不同 SNR 下检测到



图 1 本文算法检测仿真图像小目标

表 1 不同方法的目标检测性能比较

SNR(dB)	-15	-14	-13	-12	-11	-10	-9	-8	-7	-6	-5	0	5
M1	105	71	50	44	13	11	6	6	6	6	6	6	6
M2	173	149	94	54	29	14	9	6	6	6	6	6	6
M3	56	30	23	10	8	7	6	6	6	6	6	6	6
M4	52	30	22	10	8	7	6	6	6	6	6	6	6
New	80	59	31	21	16	6	6	6	6	6	6	6	6

的目标候选点集的数目。同时, 作为参照, 也给出了 Zernike-facet 模型和 LS 求解(M2), Haralick 模型和 TLS 求解(M3), Legendre-facet 模型和 TLS 求解(M4)的检测结果。表 1 说明 SNR 对检测的效果有很大的影响。在 -8dB 水平及更高的 SNR 水平上, 5 种方法都能够正确地检测出目标候选点集。在 -11dB 及更低的 SNR 水平上, 5 种方法除了检测出目标候选点集外, 还带来了不同数量的虚警。比较而言, LS 求解模型参数的方法(M1, M2)产生的虚假目标数量要高于 TLS 求解模型参数的方法(M3, M4, New), 这表明 TLS 类方法比 LS 类方法更能够抵抗噪声的干扰。SNR 为 -9dB 和 -10dB 水平是算法性能好坏的临界, 表 1 说明基于 Zernike-facet 模型和 TLS 比其他方法更好。要说明的是, 上述 5 种方法检测目标候选点集的数目与门限的选取有很大关系, 因此在比较中选择门限是相同的, 这有助于更真实的比较方法的性能。

3.2 实测数据实验结果

图 2(a)是可见光 CCD 拍摄的夜晚星空图, 图像 256×256 像素, 每像素 14bit。Zernike-facet 模型中邻域半径选为 6。图 2(b)是利用本文新方法检测出的候选点集, 图 2(c)是相应的点集中心标记。对比图 2(c)和图 2(a), 可以看到原始图中的较亮和暗的星星都被检测出来了。这表明本文的方法能够应用到星图检测与识别中。

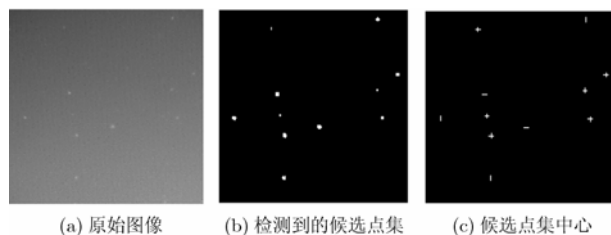


图 2 本文方法检测夜晚星图

图 3 是海面红外小目标检测的例子。原始图像均为 240×320 像素的红外图像,每像素 8bit。由于红外探测器是依据目标的辐射温度成像的,因此感兴趣的目標在图像的局部总是极大值点(见图 3(a))。图 3(b)给出了图 3(a)的检测结果。可以看到应用本文提出的方法,尽管出现了目标分裂,目标的真实点集都被很好地检测出来了。基于本文方法,再结合阈值分割,形态学等方法可以进一步改善检测的效果。

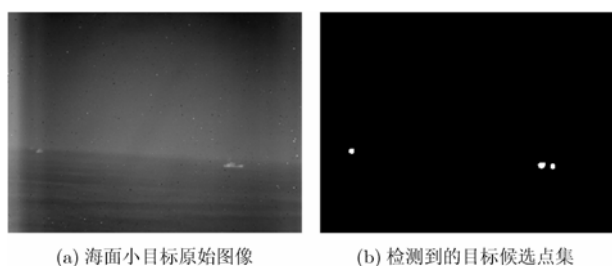


图 3 本文方法检测红外海面小目标

4 结束语

本文利用 Zernike 多项式发展了一种新的 facet 模型,即 Zernike-facet 模型,来描述图像的灰度表面。同时,为了增强模型的抗噪能力,采用总体最小二乘(TLS)算法求解模型参数。进一步地,根据多元函数的极值理论,建立了弱小目标的检测算法。论文中进行了大量的仿真和实验。仿真结果表明,与常用的 Hararlick 模型和 LS 求解模型参数方法等其他方法相比,本文提出的新方法有更好的抗噪能力,能够获得更少的虚假目标候选点集。海面小目标检测,星图检测等实测数据证实了本文算法的有效性。这表明本文算法在可见光/红外小目标检测中有一定的实用价值。

当然,本文算法检测小目标仍然存在少量的虚假目标。因此,利用目标形状信息(如阈值分割,形态学方法)或运动信息(如管道滤波,航迹关联)的技术和方法需要加以考虑,以更好的发挥本文算法的性能。这也是下一步的研究内容。

参考文献

- [1] 李智勇,沈振康,杨卫平等. 动态图像分析[M]. 北京: 国防工业出版社, 1999: 第 7 章.
- [2] Haralick R M. Digital step edges from zero crossing of second directional derivatives [J]. *IEEE Trans. on Pattern Anal. Mach. Intell.*, 1984, PAMI 6(1): 58-68.
- [3] Ji Qiang and Haralick R M. Efficient facet edge detection and quantitative performance evaluation [J]. *Pattern Recognition*, 2002, 35(3): 689-700.
- [4] Zheng Sheng, Tian Yulong, and Tian Jinwen, et al.. Facet-based star acquisition method [J]. *Opt. Eng.*, 2004, 43(11): 2796-2805.
- [5] Eom K B. Robust facet model for application to speckle noise removal [J]. *Proceeding of 17th International Conference on Pattern Recognition (ICPR'04)* [C], Cambridge UK, 2004, vol 2: 695-698.
- [6] Van Weijer J and Van den Boomgaard R. Least squares and robust estimation of local image structure [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2005, 64 (2/3): 143-155.
- [7] Roddier N. Atmospheric wavefront simulation using Zernike polynomials [J]. *Opt. Eng.*, 1990, 29(19): 1174-1179.
- [8] Noll R J. Zernike polynomials and atmospheric turbulence. [J]. *J. Opt. Soc. Am. A*, 1976, 66(3): 207-211.
- [9] Golub G H and Van Loan C F. An analysis of the total least squares problem [J]. *SIAM J. Num. Analysis*, 1980, 17(6): 883-893.
- [10] 邹谋炎. 反卷积和信号复原[M]. 北京: 国防工业出版社, 2003, 第 3 章.

胡谋法: 男, 1979 年生, 博士生, 研究方向为光学信息处理、目标识别等.

陈曾平: 男, 1967 年生, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为信息获取、处理与实现技术、雷达信号处理、目标识别等.