

基于向量机的红外小目标检测技术研究*

崔玉平^{1,2}, 郑胜¹, 刘永才^{1,3}

(1. 华中科技大学 图像识别与人工智能研究所

图像信息处理与智能控制教育部重点实验室, 湖北 武汉 430074;

2. 天津津航技术物理研究所, 天津 300192; 3. 中国航天科工集团公司第三研究院, 北京 100074)

摘要: 针对红外序列图像中弱小目标检测问题, 提出了用最小二乘向量机对原始红外图像中每一像素的局部区域作灰度曲面最佳拟合, 在拟合曲面上进行灰度极大值像素点位置估计, 实现目标的粗定位。真正的目标取决于中心点的灰度是否高于其邻域的平均灰度。并以径向基核函数为例推导出了极值点估计所需的二阶方向导数算子。对模拟和实际图像进行了小目标检测的实验验证。结果表明, 基于支持向量机的小目标检测算法具有较强的适应性。

关键词: 小目标检测; 最小二乘向量机; 径向基核函数

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 1007-2276(2005)06-0696-07

SVM-based infrared small target detection*

CUI Yu-ping^{1,2}, ZHENG Sheng¹, LIU Yong-cai^{1,3}

(1. Key Laboratory of State Education Commission for Image Processing and Intelligent Control, Institute for Pattern Recognition and Artificial Intelligence, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China; 2. Tianjin Jinhang Institute of Technical Physics, Tianjin 300192, China; 3. 3rd Academy, China Aerospace Science and Industry Corporation, Beijing 100074, China)

Abstract: Because of the influence of nature meteorological condition, background environment and the structure of target, the detection of weak and small targets in infrared image is one of the difficulties among image targets detection and identification. A new small target detection method is presented, in which the infrared image intensity surface is well fitted by the least square support vector machine (LS-SVM), and then the maximum extremum points are detected based on the fitted intensity surface. It is decided whether the extremum point is a target position or not by comparing the gray level of the point with the average gray intensity of its local area. The second order directional derivative operators are deduced from the LS-SVM with the radial basis kernel function, as an example. The computer small target detection experiments are carried out for the real and simulated images. Experimental results demonstrate that the proposed algorithm is robust and efficient.

Key words: Small target detection; Least square support vector machine; Radial basis function

收稿日期: 2005-04-28; 修订日期: 2005-05-18

* 基金项目: 武器装备预先研究基金资助项目(51476040304JW0508, 51483020104JW0516)

作者简介: 崔玉平(1964-), 男, 河南郾城人, 所长, 高级工程师, 博士, 主要研究方向为光学系统设计、图像识别与智能系统等。

0 引言

当目标距图像传感器较远时,在传感器中的像为低信噪比小目标。目标基本被噪声淹没,利用传统的图像处理技术无法从单帧图像中检测到目标,一般采用基于目标运动特征的序列图像处理方法,边检测边跟踪,设法沿目标航迹积累航迹能量,提高信噪比,以达到抑制噪声、检测并跟踪目标的目的。人们已提出了多种检测方法,如针对点源运动目标的边检测边跟踪算法^[1]、截断序贯似然比检测算法^[2]、动态规划方法、高阶相关算法、多尺度距离像算法^[3]、小波遗传算法^[4]以及空间数字滤波方法^[5]等。这些算法基本上可以视为由三步组成,即背景抑制,以找到可能是目标的边缘点,并对其进行粗定位;在粗定位的基础上,利用目标与其周围背景(小的区域)的灰度差异来分割子图像,实现候选目标的精定位;利用序列图像中目标运动的连续性和轨迹的一致性筛选出真正的目标。这一步已有许多成熟的方法,例如光流场法、管道法、分层投票表决法等。在三个步骤中,第一步是关键,因为它应保证目标点在候选点中,另外,它还要保证虚假的目标点尽可能少,这样才能不丢失目标,从而为后续小目标的精确定位和检测创造良好条件,以便实现目标的快速定位、检测。因此,探索一种性能更好的弱小目标检测定位途径非常必要。

近年来,基于统计学习理论的支持向量机(SVM)作为新的数据分类和函数估计工具,得到了迅速的发展^[6]。SVM方法通过核函数将原空间中线性不可分的数据映射到线性可分的高维特征空间。它已经在模式识别、目标检测、函数估计等方面得到了广泛的应用。SVM方法比早期的其他方法性能更好,主要是因为它基于结构风险最小化原则,而其他方法追求经验风险最小化,因此它一般不会有过学习的问题。现在有很多介绍SVM的文章,如参考文献[7,8],特别是Suykens和Vandewalle^[9]提出了一种改进的SVM即最小二乘向量机(LS-SVM),与标准SVM的解最终都归结为凸二次函数的寻优问题不同,LS-SVM的求解是通过求解一组线性方程来完成的。由于它的计算复杂度和内存需求比标准向量机低得多,使其能在大数据量的图像处理中得到了应用。本文讨论了用基于径向

基核函数(RBF)的最小二乘向量机方法来实现低信噪比红外图像中小目标的快速定位和检测技术,并进行了计算机仿真试验。结果表明,该方法有效。

1 背景知识

1.1 支持向量机

给定训练样本集 $\{(\mathbf{x}_i, y_i)\}_{i=1}^N, \mathbf{x}_i \in R^n, y_i \in \{-1, +1\}$ 其中 \mathbf{x}_i 是第 i 个具有已知目标值 y_i 的输入矢量,原始的SVM分类器满足下列条件:

$$\begin{aligned} w^T \phi(\mathbf{x}_i) + b &\geq +1 \quad \text{如果 } y_i = 1 \\ w^T \phi(\mathbf{x}_i) + b &\leq -1 \quad \text{如果 } y_i = -1 \end{aligned} \quad (1)$$

或等价于

$$y_i [w^T \phi(\mathbf{x}_i) + b] - 1 \geq 0, i=1, \dots, N \quad (2)$$

式中 $\phi: R^n \rightarrow R^m$ 是特征映射函数,用于实现从原空间到线性可分的高维特征空间的映射。在高维特征空间中,超级分类面由 $(w \in R^m, b \in R)$ 定义。最后得到的分类函数为:

$$f(x) = \text{sign}\{w^T \phi(\mathbf{x}_i) + b\} \quad (3)$$

但只要使用一种满足 Mercer 条件的函数,就可将高维空间中的内积运算变为原空间中的函数来实现,即:

$$K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \phi(\mathbf{x}_i)^T \phi(\mathbf{x}_j) \quad (4)$$

对于不满足公式(2)的非线性分类问题,只要引入松弛因子 ξ_i :

$$y_i [w^T \phi(\mathbf{x}_i) + b] \geq 1 - \xi_i, \xi_i > 0, i=1, \dots, N \quad (5)$$

并可转换为以下的优化问题:

$$\min_{w, \xi} J(w, \xi) = \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_i \xi_i$$

s.t.

$$y_i [(w \cdot \mathbf{x}_i) + b] \geq 1 - \xi_i, \xi_i > 0, i=1, \dots, N, C > 0 \quad (6)$$

式中 C 是一个用于控制训练误差和分类间隔的平衡因子。运用(Karush-Kuhn-Tucher, KKT)条件,SVM的解就归结为凸二次函数的寻优问题。

可用于SVM的满足 Mercer 条件的核函数 $K(\mathbf{x}_i, x)$ 理论上很多。目前使用的几种典型核函数有:线性

SVM的线性核函数 $K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}) = \mathbf{x}_i^T \mathbf{x}$; q 阶多项式SVM的多项式核函数 $K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) = [(\mathbf{x}\mathbf{x}_i) + 1]^q$; 径向基函数(RBF)SVM中的RBF $K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) = \exp\{-|\mathbf{x} - \mathbf{x}_i|^2 / \sigma^2\}$ 。

1.2 最小二乘向量机

在LS-SVM中,经修改后的SVM为:

$$\begin{aligned} \min_{w, b, e} J &= \frac{1}{2} w^T w + \gamma \frac{1}{2} \sum_{k=1}^N e_k^2 \\ \text{s.t.} \\ y_k [w^T \varphi(x_k) + b] &= 1 - e_k, k=1, \dots, n \end{aligned} \quad (7)$$

式中 γ 是一个调整因子,当其取无穷大时,所得的解即为最小二乘解。正如参考文献[9]中所述,其解归结为求解如下形式的线性方程组:

$$\begin{bmatrix} 0 & \mathbf{Y}^T \\ \mathbf{Y} & \mathbf{Z}\mathbf{Z}^T + \gamma^{-1} \mathbf{I} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ \alpha \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ \mathbf{1} \end{bmatrix} \quad (8)$$

式中 $\mathbf{Z} = [\varphi(x_1)^T y_1, \dots, \varphi(x_N)^T y_N]$; $\mathbf{Y} = [y_1, \dots, y_n]$; $\mathbf{1} = [1, \dots, 1]$; $\mathbf{e} = [e_1, \dots, e_N]$; $\alpha = [\alpha_1, \dots, \alpha_n]$, 而根据 Mercer 条件有下列等式成立:

$$\mathbf{Z}\mathbf{Z}^T = \mathbf{\Omega}_{kl} = y_k y_l \varphi(x_k)^T \varphi(x_l) = y_k y_l K(x_k, x_l) \quad (9)$$

由上可见,经过改造后SVM的所有约束都变成了等式约束,这样SVM分类器和回归函数就可以不用二次函数寻优而通过解线性方程组来找到。

2 SVM小目标检测理论和方法

2.1 映射求解LS-SVM

在图像处理中,典型的图像像素邻域的大小为 3×3 到 9×9 。很明显,在一个像素的邻域中,LS-SVM的输入矢量由像素坐标定义,输出目标则为像素的灰度值。一幅图像可以描述为 $\{f(x, y): 1 \leq x \leq M, 1 \leq y \leq N, x, y, \in Z\}$, 其中 M 和 N 分别为图像的水平 and 垂直像素点数, Z 为整数集合。对任何一个像素 (x_0, y_0) 的邻域,其输入矢量通常可以用 $\{(x_0 + dx, y_0 + dy): |dx| < m, |dy| < n\}$ 形式来描述。从所有输入矢量中减去 (x_0, y_0) , 则该输入矢量集可以转换成相同的矢量集 $\{(dx, dy): |dx| < m, |dy| < n\}$, 其中 m 和 n 分别为像素邻域的水平 and 垂直像素点数。将矢量集 $\{(dx, dy): |dx| < m, |dy| < n\}$ 的所有矢量都加上 (x_0, y_0) , 则可恢复为原

来的输入矢量集。采用这种映射技术,可将图像处理中的LS-SVM的学习和函数估计问题转换为一个在输入矢量集相同但输出目标不同的矢量空间中的问题。当像素邻域的大小确定后,则输入矢量集 $\{(dx, dy): |dx| < m, |dy| < n\}$ 就构成一个常矢量空间。

值得注意的是方程式(8)可以改写为:

$$\begin{bmatrix} 0 & \mathbf{1}^T \\ \mathbf{1} & \mathbf{\Omega} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ \alpha \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ \mathbf{Y} \end{bmatrix} \quad (10)$$

式中 $\mathbf{Y} = [y_1, \dots, y_n]$; $\mathbf{\Omega} = K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) + \gamma^{-1} \mathbf{I}$; $\mathbf{1}^T = [1, \dots, 1]$; $\alpha = [\alpha_1, \dots, \alpha_n]$ 。

求解方程(10)实际上只需对如下 $N \times N$ 矩阵求逆:

$$\mathbf{\Omega} = K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) + \gamma^{-1} \mathbf{I} \quad (11)$$

事实上方程(10)中的第二个方程式已给出了 $\mathbf{1}b + \mathbf{\Omega}\alpha = \mathbf{Y}$, 加上第一个方程式则得其解为:

$$b = \frac{\mathbf{1}^T \mathbf{\Omega}^{-1} \mathbf{Y}}{\mathbf{1}^T \mathbf{\Omega}^{-1} \mathbf{1}} \quad \alpha = \mathbf{\Omega}^{-1} (\mathbf{Y} - b\mathbf{1}) \quad (12)$$

在所定义的常矢量空间中,输入矢量的个数,即样本数和LS-SVM的参数均可提前确定并不变,这样 $\mathbf{\Omega}$ 就是一个常矩阵。因此常矩阵 \mathbf{A} 和 \mathbf{B} 即可由下式预先算出:

$$\mathbf{A} = \mathbf{\Omega}^{-1}, \mathbf{B} = \frac{\mathbf{1}^T \mathbf{\Omega}^{-1}}{\mathbf{1}^T \mathbf{\Omega}^{-1} \mathbf{1}} \quad (13)$$

因而公式(12)的解可由下式给出:

$$b = \mathbf{B}\mathbf{Y} \quad \alpha = \mathbf{A}(\mathbf{Y} - b\mathbf{1}) \quad (14)$$

式中 \mathbf{A} 和 \mathbf{B} 是事先计算出的常矩阵。这些矩阵只与输入矢量 $\{\mathbf{x}_i\}$ 有关,而与输出目标 $\{y_i\}$ 无关。因此在图像处理中,求解LS-SVM的计算复杂度可降为 $O(N^2)$, 仅只需要一个矩阵相乘即可,而且这个解是全局通用的。

2.2 红外图像灰度曲面最佳拟合函数

将红外图像看作曲面,则可对原始红外图像中像素的某邻域作曲面最佳拟合。设 R 和 C 为原始图像中某一像素对称邻域内的坐标序数集,即 $x \in R$ 和 $y \in C$, 例如定义 $R = \{-2 -1 0 1 2\}$, $C = \{-2 -1 0 1 2\}$ 。在以RBF为核函数的LS-SVM中,定义在常矢量空间 $\mathbf{R} \times$

C上的红外图像灰度曲面最佳拟合函数可写成:

$$f(x, y) = \sum_{k=1}^n \alpha_k \exp\left[-\left(|x-x_k|^2 + |y-y_k|^2\right)/\sigma^2\right] + b \quad (15)$$

式中 (x, y) 为邻域中的像素坐标; $f(x, y)$ 为对应点的灰度估计值; b 和 α 为 LS-SVM 的解(公式(14))。

2.3 二阶方向导数算子

用公式(15)估计点 (x, y) 的二阶行、列偏导数则可得其二阶方向导数,即:

$$\begin{aligned} \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} &= -\sum_{k=1}^n \frac{2\alpha_k}{\sigma^2} \left(1 - \frac{2}{\sigma^2}(x-x_k)^2\right) \exp\left\{-\left(|x-x_k|^2 + |y-y_k|^2\right)/\sigma^2\right\} \\ \frac{\partial^2 f}{\partial x \partial y} &= -\frac{\partial^2 f}{\partial y \partial x} = \sum_{k=1}^n \frac{4\alpha_k}{\sigma^2} (x-x_k)(y-y_k) \exp\left\{-\left(|x-x_k|^2 + |y-y_k|^2\right)/\sigma^2\right\} \\ \frac{\partial^2 f}{\partial y^2} &= -\sum_{k=1}^n \frac{2\alpha_k}{\sigma^2} \left(1 - \frac{2}{\sigma^2}(y-y_k)^2\right) \exp\left\{-\left(|x-x_k|^2 + |y-y_k|^2\right)/\sigma^2\right\} \end{aligned} \quad (16)$$

根据极值理论,只要满足下列条件,则点 (x, y) 在灰度曲面上取得灰度极大值。

$$\begin{aligned} D_1 &= \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} < 0 \\ D_2 &= \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} \frac{\partial^2 f}{\partial y^2} - \left(\frac{\partial^2 f}{\partial x \partial y}\right)^2 > 0 \end{aligned} \quad (17)$$

利用公式(16)、(17)可确定图像中哪些像素点可能是极大值点。由于每一次计算都涉及到指数函数的运算,其计算复杂度仍然很高,还不能适应大尺寸图像处理的要求。继续对定义在常矢量空间 $R \times C$ 上的 LS-SVM 解(公式(14))和方向导数(公式(16)、(17))进行研究。实际上公式(14)可改写为:

$$\alpha = A(I - 1B)Y, \mathbf{1}^T = [1, \dots, 1] \quad (18)$$

公式(16)、(17)也可进一步改写为:

$$\begin{aligned} \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} &= F_{11}\alpha = F_{11}A(I-1)BY = F_{xx}Y \\ \frac{\partial^2 f}{\partial x \partial y} &= \frac{\partial^2 f}{\partial y \partial x} = F_{12}\alpha = F_{12}A(I-1)BY = F_{xy}Y \\ \frac{\partial^2 f}{\partial y^2} &= F_{22}\alpha = F_{22}A(I-1)BY = F_{yy}Y \end{aligned} \quad (19)$$

$$\begin{aligned} \text{式中 } F_{11} &= [f_{111}, \dots, f_{11n}], f_{11k} = -\frac{2}{\sigma^2} \left(1 - \frac{2}{\sigma^2}(x-x_k)^2\right) \exp\left\{-\left(|x-x_k|^2 + |y-y_k|^2\right)/\sigma^2\right\}, k=1, \dots, n; \\ F_{12} &= [f_{121}, \dots, f_{12n}], \\ f_{12k} &= -\frac{4}{\sigma^2} (x-x_k)(y-y_k) \exp\left\{-\left(|x-x_k|^2 + |y-y_k|^2\right)/\sigma^2\right\}, k=1, \dots, n; \\ F_{22} &= [f_{221}, \dots, f_{22n}], f_{22k} = -\frac{2\alpha_k}{\sigma^2} \left(1 - \frac{2}{\sigma^2}(y-y_k)^2\right) \exp\left\{-\left(|x-x_k|^2 + |y-y_k|^2\right)/\sigma^2\right\}, k=1, \dots, n. \end{aligned}$$

式中矢量 $Y = [y_1, \dots, y_n]^T$ 由定义在邻域 $R \times C$ 上的红外图像的灰度值确定。对于该邻域的中心像素 $(0, 0)$, 有 $x=0$ 和 $y=0$, 且 $F_{11}, F_{12}, F_{22}, A, B$ 均由所定义的常矢量空间 $R \times C$ 和核函数确定, 它们与红外图像的灰度值无关, 是可以预先计算的, 因此, F_{xx}, F_{xy}, F_{yy} 也是可预先计算的。公式(18)、(19)表明, 对定义在常矢量空间 $R \times C$ 的中心点 $(0, 0)$, 其二阶方向导数值可以通过定义在该邻域内像素的灰度值的线性组合来分别计算。与每一个像素灰度相对应的权系数分别由 F_{xx}, F_{xy}, F_{yy} 确定。对于一个矩形邻域, 变形 F_{xx}, F_{xy}, F_{yy} , 则这些系数就变成了相应的二阶方向导数算子 L_{xx}, L_{xy}, L_{yy} , 这样红外图像的二阶方向导数值就可独立地由相应的算子与图像进行卷积计算而得到。

2.4 算法实现

由于探测器本身固有的特性, 红外图像目标尺寸小, 与背景对比度较差, 图像边缘模糊, 噪声较大, 信噪比很低, 但其平均灰度要高于噪声的平均值, 因此, 在小目标区域的拟合灰度曲面将是一个凸曲面。凸曲面的中心对应目标中心所在的位置。小目标的聚类就是寻找这些凸曲面函数的中心点, 并与其周围的像素一起构成一个小的邻域, 即一个候选小目标。而这个可能的目标中心点就是灰度曲面的最佳拟合函数的极大值点。如果能迅速地确定这些极大值点, 即可完成目标的粗定位, 再利用目标与其周围背景(小的区域)的灰度差异来分割子图像, 较易实现候选目标的精定位。基于支持向量机的红外小目标检测定位方法主要由 3 个过程组成, 即阈值的确定、目标的粗定位和精定位。

2.4.1 强度阈值的确定

用观测区域的平均背景强度去估计整幅图像的背景强度阈值, 如在空间上选择五个分散的观测窗

(10×10), 在每一个窗内计算像素的平均强度值。为了避免错误的亮点落入观察窗, 要去除相应的伪窗和伪像素。然后用所得的平均值作为最小强度阈值的估计值。也可以估计值为基础, 查找预先通过实验所确定的多级阈值强度表得到一个具有自适应能力的最小强度阈值。

2.4.2 目标聚类

一旦确定了最小强度阈值, 即可进行目标像素的聚类过程。

(1) 用红外图像与所得到的二阶方向导数算子进行卷积运算, 求得公式(17)中的 D_1 和 D_2 。

(2) 用极大值条件判别极大值像素点。一个像素是不是极大值点取决于 D_1 和 D_2 的符号。

(3) 根据极大值像素点的强度值进行像素聚类。每一类的尺寸大小要根据该类中的能量大小进行调整。首先是以极大值像素中最大强度像素作为聚类核进行分析, 只要与聚类核的距离有至少一个邻接角的像素均归入该类。当再没有近邻像素加入, 或像素已用完, 或聚类尺寸达到预定极值, 则聚类过程结束。然后在未分类的极大值像素中寻找下一个最大强度像素作为新的聚类核进行聚类分析。最终将能量最高的类作为最后的候选目标。

2.4.3 目标精定位

以聚类核的位置作为目标中心的粗定位, 并检验该位置处的灰值与加权窗口内的平均灰度的关系, 如果二者间满足一定的比例关系, 则该类为真正的目标, 使用灰度加权方法, 进一步实现目标中心的精细定位。加权窗口根据聚类核的灰度大小自适应变化。

由于 SVM 红外图像小目标检测算法是在基于 LS-SVM 的拟合曲面上进行的, 二阶方向导数算子通过 LS-SVM 的拟合曲面求解而得。与其他方法不同的是, LS-SVM 中有多个参数需要进行优化确定。在本文中主要有两个参数, 即 σ^2 和 γ , 其中 LS-SVM 中参数 γ 决定解对误差的灵敏度, 当它取无穷大时, 所得的 LS-SVM 解即为最小二乘解, 为了求得灰度曲面的最佳拟合, 其值可取无穷大。而参数 σ^2 则与频率响应有关。其次像素邻域即卷积核的大小也是很重要的。最优参数应该由实验确定。在卷积核的大小为 7×7 时, 即定义 $R = \{-1 \ 0 \ 1\}$, $C = \{-1 \ 0 \ 1\}$, 参数 σ^2 的

可取 0.2。这时对应的二阶方向导数算子为:

$$L_{xx} = \begin{bmatrix} 0.9667 & 0.9602 & 0.9667 \\ 1.6340 & -9.0544 & 1.6340 \\ 0.9667 & 0.9602 & 0.9667 \end{bmatrix}$$

$$L_{yy} = \begin{bmatrix} 0.0045 & 0 & -0.0045 \\ 0 & 0 & 0 \\ -0.0045 & 0 & 0.0045 \end{bmatrix}$$

$$L_{yy} = L_{xx}^T \quad (20)$$

3 实验结果

为了检验 SVM 红外图像中小目标检测算法的性能和有效性, 使用仿真和实际图像进行了大量的计算机实验。这里选择一幅红外背景图和一幅目标大小为 2×2 的小目标图, 按一定的信噪比将背景与目标图像进行融合, 得到融合图像。并使用了一幅实际的红外图像来进行检测实验, 如图 1 所示。为便于讨论, 这里定义信噪比 $SNR = (\mu_s - \mu_b) / \sigma_b$, 其中 μ_s 为目标信号平均灰度, μ_b 、 σ_b 分别为背景的平均灰度和方差。除实际红外图像为 200×150 外, 所有图像的大小为 256×256 , 灰度级为 256。在实验过程中, 最低图像平均强度阈值由系统自动测定。目标中心细分定位加权窗口

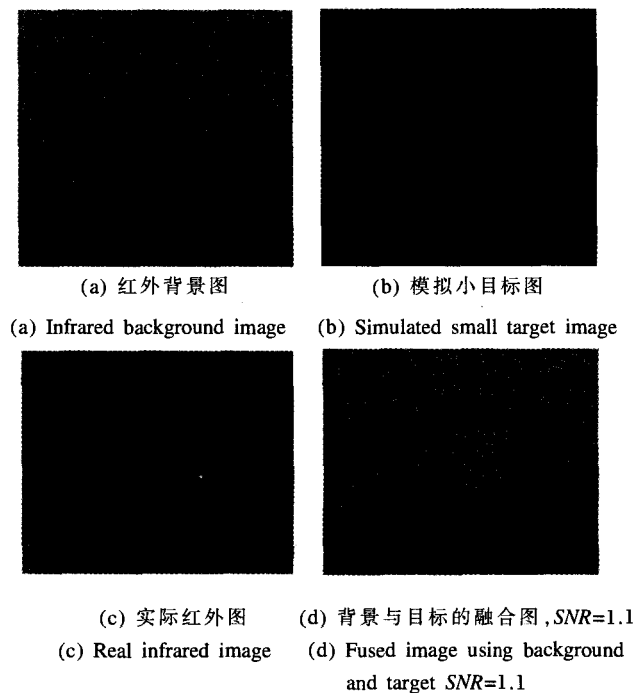


图 1 测试图像
Fig.1 Test images

取 5×5 。所有的这些实验均在 Pentium III 700 MHz PC 上用 Matalab 6.5 完成。

表 1 为不同 SNR 下对目标与背景融合图像的检测结果,其中包括前 12 个聚类核中包含真正目标的数量、检测前 12 个聚类核所需的时间统计。实验中,真正目标的判断方法为:聚类核的灰度大于比例系数 (k) 乘以加权窗口内的平均灰度。

表 1 不同 SNR 下对目标与背景融合图像的检测结果
Tab.1 Cost time and the number of detected targets under different SNR conditions

SNR	k	Cost time of detecting 12 candidate targets/s	Detected targets in 12 candidate targets	k	Cost time of detecting 12 candidate targets/s	Detected targets in 12 candidate targets
1.01	1.04	3.46	8	1.1	3.63	8
1.02	1.04	3.46	8	1.1	3.68	8
1.03	1.04	3.40	8	1.1	3.73	8
1.04	1.04	3.52	9	1.1	3.74	8
1.05	1.04	3.46	9	1.1	3.40	9
1.06	1.04	3.46	9	1.1	3.51	9
1.07	1.04	3.46	9	1.1	3.41	9
1.08	1.04	3.46	9	1.1	3.46	9
1.09	1.04	3.51	9	1.1	3.46	9
1.10	1.04	3.46	9	1.1	3.46	9
1.12	1.04	3.52	9	1.1	3.46	9
1.14	1.04	3.46	9	1.1	3.46	9
1.16	1.04	3.46	9	1.1	3.46	9
1.18	1.04	3.46	9	1.1	3.51	9
1.20	1.04	3.46	9	1.1	3.51	9

由表 1 可见,随着 SNR 的增加,算法的检测效率基本不变。如 k 值为 1.04,当 SNR 从 1.01 增加到 1.2 时,检测所需的时间基本上为 3.46 s,具有较高的检测效率。如果加大 k 值,相当于提高了目标的检测阈值,为了准确地检测目标,相应地要求有较高的 SNR。如果 $k=1.04$,SNR=1.04 时,算法能检测出全部的真正目标;但如果 $k=1.1$,当 SNR=1.04 时,算法就不能将全部真正目标检测出来,只有当 SNR=1.06 时,本文的算法才能有效地检测出全部的真正目标。

图 2 为检测不同图像的实验结果 ($k=1.1$)。第一列为含有小目标的原图像,第二列为相应的检测结果。

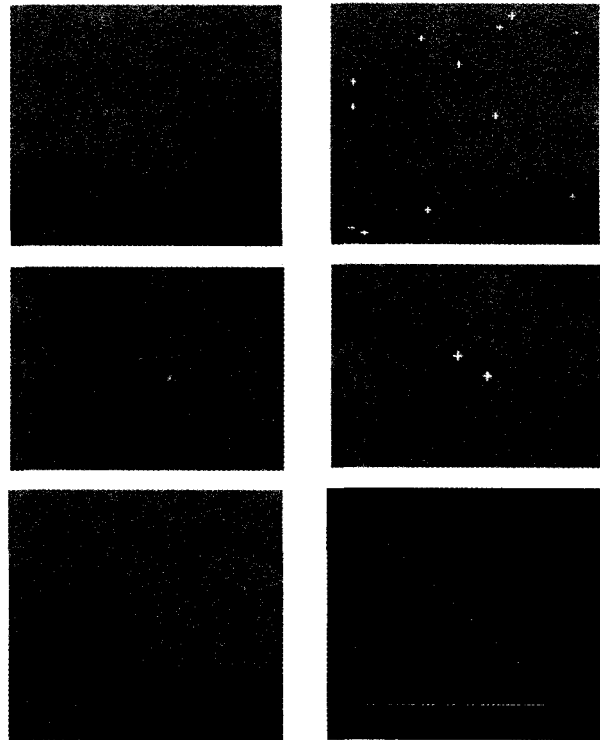


图 2 检测试验结果

Fig.2 Experimental results

第一行为模拟融合图像,其中 SNR=1.04,可得到对前 12 个聚类核进行检测的结果,算法准确地检测出了全部的小目标;第二行为一幅实际的红外图像,前 2 个聚类核就是所要检测的目标;第三行为模拟序列图,SNR=1.1,其中含有 3 个大小约为 2×2 的匀速运动目标。第一列的原图为第 71 帧图像,在 (100,220)、(220,100) 和 (100,100) 处含有 3 个模拟小目标。共连续检测了 170 帧图像,将每一帧图像中检测出的目标位置用亮点进行标记,得到第二列所示的运动目标检测结果,而且结果为对前 6 个聚类核进行检测的结果。由图 2 可见,本文的检测算法具有较好的适应性。

4 结论

本文利用最小二乘向量机对原始红外图像的像素局部区域作灰度曲面最佳拟合,在拟合曲面上求解灰度极大值的像素点位置,并利用目标与其周围背景(小的区域)的灰度差异来实现候选目标的精定位,从而获得小目标中心在图中的位置。与传统的目标检测方法不同的是,本文的算法无需对原图像进行滤波、

分割等预处理,而是用二阶微分算子直接对原图像进行卷积。利用已检测出的目标位置,可以为采用其他的成熟技术进行起始航迹的确认和跟踪提供方便。利用以径向基核函数为例导出的极值点估计所需的二阶方向导数算子,对模拟和实际图像中的目标检测进行了实验验证。结果表明,本文的检测算法具有效率高、可靠性强等特点,有较强的适应性。

参考文献:

- [1] Reed I S, Gagliardi R M, Stotts L B. Optical moving target detection with 3D matched filtering[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1988, 24(1): 327-336.
- [2] Lostein S D, Richardson H S. A sequential detection approach to target tracking[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1994, 30(1): 197-211.
- [3] SHENG Wen, DENG Bin, LIU Jian. Multi-resolution distance map based small target detection in infrared image[J]. Acta Electronica Sinica(盛文,邓斌,柳健.一种基于多尺度距离像的红外小目标检测方法.电子学报),2002,30(1):42-45.
- [4] LI Hong-yan, WU Cheng-ke. Detecting dim small targets in image sequences based on wavelet transforms and genetic algorithms[J]. Acta Electronica Sinica(李红艳,吴成柯.一种基于小波与遗传算法的小目标检测算法.电子学报),2001,29(4):439-442.
- [5] ZHENG Wen-long, ZHANG Yong, TANG Xin-yi, et al. Real-time recognition of infrared small targets in complicated IR background [J]. Journal of Infrared and Millimeter Waves(郑文龙,张涌,汤心溢,等.复杂背景下红外小目标实时识别方法研究.红外与毫米波学报),2001,20(6): 433-436.
- [6] Vapnik V. The Nature of Statistical Learning Theory [M]. New York: Springer-Verlag, 1995.
- [7] Burges C J C. A tutorial on support vector machines for pattern recognition[J]. Knowledge Discovery and Data Mining, 1998, 2: 121-167.
- [8] ZHANG Xue-gong. Introduction to statistical learning theory and support vector machines[J]. Acta Automatica Sinica(张学工.关于统计学习理论与支持向量机.自动化学报),2000,26(1):32-42.
- [9] Suykens J A K, Vandewalle J. Least squares support vector machine classifiers[J]. Neural Processing Letters, 1999, 9: 293-300.

新书介绍

《现代光学与光子学的进展》(第二集)简介

由《红外与激光工程》编辑部编辑、天津科学技术出版社出版的《现代光学与光子学的进展》(第二集)将于2006年1月出版发行,主编王大珩院士。内容包括:

论科学与科学精神	王大珩	光学制导技术及其进展	邓仁亮
“863 高技术”的创始人——王大珩	杜祥瑞	全息术的新进展——数字激光全息三维图像信息处理和传输	徐大雄
先生之风,山高水长 ——祝贺王大珩先生从事科学活动68年	周立伟	扫描探针显微镜	姚骏恩
挑战极限的高功率激光	范滇元	激光精密测量	叶声华
全固态激光技术进展	周寿桓	图像融合技术及其新进展	倪国强
激光制造与现代化	邓树森	光机型高速摄影技术进展	李景镇
硅基光电子集成技术的进展	余金中	现代光学精密模压技术及进展	辛企明
光通信系统中的光电子技术	黄德修	激光大气传输与大气探测研究进展	龚知本
光通信前沿技术:集成波长解复用接收器件	任晓敏	非经典光场在量子测量与量子通讯中的应用	彭堃堃
新型集成光电子器件及其在光纤网络中的应用	罗毅	光束变换和广义光束变换进展	王绍民
聚合物光子学及其应用	明海	从米到秒:稳频激光-飞秒光梳-冷原子喷泉钟-光钟	李天初
光电信息处理的应用	张以谟	光子生物学与光子医学的进展	刘颂豪
现代高技术战争中的光电子技术	梅遂生	激光医学的进展	顾瑛
光电对抗技术及进展	刘京郊		

全书约70万字,500余页,每本定价85元(含邮费),有需求者请与《红外与激光工程》编辑部联系,联系电话:(022)23666400;(022)23009840。