

文章编号 1004-924X(2013)05-1297-07

# 采用降维技术的红外目标检测与识别

李一芒<sup>1,2,\*</sup>, 何 昕<sup>1</sup>, 魏仲慧<sup>1</sup>, 郭敬明<sup>1,2</sup>

(1. 中国科学院 长春光学精密机械与物理研究所, 吉林 长春 130033;

2. 中国科学院大学, 北京 100039)

**摘要:**提出了一种用于扫描型红外预警系统的目标检测与识别算法来实现对空中威胁的预警,该算法在对目标进行检测和识别的过程中分别运用了降维技术。首先对拉普拉斯-高斯(Laplacian of Gaussian, LOG)算子降维,改变经典 LOG 算子各向同性的特点,从而减少了信息的丢失;然后通过设置相关参数设计 8 邻域方位滤波器对图像不同方向进行尺度优化的滤波以完成目标增强与背景抑制;最后对滤波结果进行目标提取,通过支持向量机算法对目标进行识别。为使识别过程更加简捷而不失准确性,在识别前采用基于协方差算子的充分降维方法对样本特征和目标特征进行降维,从而在简化经典滤波算法与目标识别算法的同时提升了算法效率。实验结果表明,与经典高维算法相比,本文提出的算法在对红外目标进行检测识别时能够获得更好的效果,应用于工程时能实现低于 7% 的虚警率和低于 5% 的漏警率,且算法能够满足系统实时性要求。

**关键词:**目标检测;目标识别;红外目标;降维;支持向量机;协方差算子

**中图分类号:**TP391.4;TN216 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20132105.1297

## Infrared target detection and recognition using dimension reduction technology

LI Yi-mang<sup>1,2,\*</sup>, HE Xin<sup>1</sup>, WEI Zhong-hui<sup>1</sup>, GUO Jing-ming<sup>1,2</sup>

(1. *Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033, China;*

2. *University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100039, China)*

*\* Corresponding author, E-mail: ligimangkjd@126.com*

**Abstract:** An algorithm combined target detection and target recognition for a scanning infrared early-warning system was proposed to realize early-warning of air threats. First, the dimension of Laplacian of Gaussian (LOG) operator was reduced to change the isotropic characteristics of classical LOG operator and to reduce its information losses. Then, an eight-neighborhood local filter was proposed to enhance targets and suppress backgrounds by setting relevant parameters. Finally, the targets were extracted from filtered results and were recognized by the Support Vector Machine(SVM) algorithm. In order to simplify the recognition procedure within preciseness, the Sufficient Dimension Reduction (SDR) based on the covariance operator was used to reduce the feature dimensions of samples and targets before recognition so that to simplify the classical filter and recognition algorithm while to improve the algorithm efficiency. Experimental results indicate that the proposed method gets better re-

收稿日期:2012-09-05;修订日期:2012-10-12.

基金项目:国家 863 高技术研究发展计划资助项目(军口)

sults than the high-dimensional algorithm and it can satisfy the system requirements of real-time performance. The false-warning rate and the miss-warning rate are lower than 7% and 5%, respectively.

**Key words:** target detection; target recognition; infrared target; dimension reduction; Support Vector Machine(SVM); covariance operator

## 1 引言

对空中来袭目标的检测与识别是扫描型红外预警系统应用中的关键技术。红外目标检测与识别算法的实时性和高效性直接关系到对威胁的预警能力,因此相关研究目前已成为图像处理领域的热点<sup>[1-7]</sup>。

数字信号处理的一般方法是滤波,因此滤波器设计是红外目标检测领域中的主要研究内容,如 Gilles A 等<sup>[8]</sup>在其提出的最小路径逼近跟踪算法中采用了基于类拉普拉斯算子滤波器的检测算法,TARTAKOVSKY 等<sup>[9]</sup>提出了一种用于目标检测的自适应时空滤波算法。然而二维及更高维滤波器设计复杂,设计灵活性相对较差,并且时空滤波器需同时对多帧图像进行处理运算,难以符合扫描型预警系统在实时性方面的要求。而采用多方位一维滤波算子来设计尺度优化的滤波器则可以改变一般高维滤波器各向同性的特点从而减少滤波过程中因平滑效果带来的信息丢失。在目标识别方面,目前广泛应用的是基于神经网络或基于支持向量机的方法,如果选取的特征过多,则影响系统的处理时间并使分类过程趋向复杂,如果选取的特征过少又会使分类器的分类能力较弱,采用融合粗糙集的支持向量机算法(Identification of Rough Sets and Support Vector Machine, IRSSVM)可以简化特征提取过程<sup>[10]</sup>,但容易造成相关信息的丢失,采用充分降维方法(Sufficient Dimension Reduction, SDR)可在降低特征维数的同时不影响分类器的分类能力<sup>[11]</sup>。经典的充分降维方法有切片逆回归方法(Sliced Inverse Regression, SIR),切片方差估计(Section Variance Estimation, SAVE)和线性回归方法等,上述方法需要同时满足线性条件和常数方差条件,而弱条件下的充分降维方法可推广降维算法在一般情况下的目标识别任务中的应用。

本文以对任务中所应用的处理算法和数学模型的降维为基础提出一种目标检测与识别算法,

在滤波器设计中,将经典二维拉普拉斯-高斯 Laplacian of Gaussian(LOG)算子化为一维形式,并通过变量和参数的设定提出了多方位滤波器进而完成目标提取;在分类器训练和目标特征输入过程中,采用逆回归法消除冗余特征,降低特征维数与分类器的复杂度,提高了识别算法的实时性,同时通过引入协方差算子弱化了降维约束条件。

## 2 一维 LOG 算子与多方位滤波器

### 2.1 一维 LOG 算子

LOG 算子是由 Marr 和 Hildren 提出的一种边缘检测算子。设原始图像表示为  $F(x, y)$ , 二维 LOG 算子的函数形式为:

$$LOG(x, y) = -\frac{1}{2\pi\sigma^4} \left[ 2 - \left( \frac{x^2 + y^2}{\sigma^2} \right) \right] \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right). \quad (1)$$

其基本思想是首先将图像与高斯滤波器进行卷积以达到平滑效果,然后用拉普拉斯算子将边缘点转换成零交叉点,通过交叉零点来实现对图像边缘的检测。由于二维高斯函数是关于中心对称的,因此 LOG 算子属于各向同性算子,不能对不同方向的边缘进行有效检测。目标在红外图像中通常是多个像素点构成的不规则区域,因此采用 LOG 算子检测图像边缘时,容易因高斯算子各向同性的特点使图像滤波过程中丢失大量边缘信息,而对图像进行各向异性的滤波则能够针对空中目标特点进行尺度优化处理进而减少边缘信息的丢失。通过引入多尺度、多角度参量,由独立强度传播模型调整长短轴比例可使 LOG 算子适应对不同形状目标的检测<sup>[12]</sup>。但该方法没有改变滤波器的维数,相关计算步骤较复杂,灵活度不高,因此本文引入一维 LOG 算子概念对图像进行处理。

一维 LOG 算子的基本思想仍然是将高斯滤波器同梯度算子相结合。一维高斯分布函数为:

$$g(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}\right), \quad (2)$$

其中  $\mu$  是高斯分布的期望值,  $\sigma > 0$  是样本标准差。当  $\mu = 0$ , 对其求二次微分并取反得到一维 LOG 算子  $L(x)$ :

$$L(x) = \frac{d^2}{dx^2}g(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma^3} \left(1 - \frac{x^2}{\sigma^2}\right) \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma^2}\right). \quad (3)$$

显然, 式(3)是关于单变量  $x$  的函数, 而待处理图像一般是二维数据, 采用单一形式的一维算

$$\mathbf{L}_{\text{multi-local}}(i) \stackrel{\text{def}}{=} \begin{cases} l = 1, i = x, (x = -M_2, \dots, -1, 0, 1, \dots, M_1) \\ l = 2, i = y, (y = -M_4, \dots, -1, 0, 1, \dots, M_3) \\ l = 3, i^2 = x^2 + y^2, (x = y = -M_6, \dots, -1, 0, 1, \dots, M_5) \\ l = 4, i^2 = x^2 + y^2, (x = -y = -M_8, \dots, -1, 0, 1, \dots, M_7) \end{cases}. \quad (4)$$

将原始图像同多方位滤波算子进行卷积运算得到滤波后图像  $\mathbf{I}(x, y)$  可表示为:

$$\mathbf{I}(x, y) = \mathbf{F}(x, y) * \mathbf{L}_{\text{multi-local}}(i). \quad (5)$$

所定义的多方位滤波算子能够从除边缘点外的任意像素点及其 8 邻域点所构成的射线方向对图像滤波。滤波效果与高斯分布标准差  $\sigma_l$  和序列长度  $M_j (j=1, 2, \dots, 8)$  有关。 $\sigma_l$  越大, 对噪声的滤波效果越好, 但会丢失越多的边缘信息;  $\sigma_l$  越小, 对目标的检测效果越好, 但对噪声的平滑能力就越弱。由于方向滤波算子是关于变量平方的  $e$  负指数函数, 当变量的绝对值很大时, 算子函数值接近于 0, 因此序列长度过长没有意义; 而序列长度过短则起不到平滑噪声的作用。设置不同方向的  $\sigma_l$  值与序列长度可以针对包含不同目标类型的图像进行滤波, 滤波后的图像经过目标提取后送入识别器中进行分类操作。

### 3 联合充分降维与 SVM 的分类算法

#### 3.1 支持向量机算法

目前在模式识别领域中, 支持向量机法(SVM)是一种被广泛应用的分类决策算法, 该算法是 Vapnik 等在 1995 年基于统计学习理论上提出的一种新的通用机器学习方法。不同于一般的分类器, SVM 方法是从线性最优分类面提出的基于结构风险最小化准则的分类器。通过适当选择函数子集及其该子集中的判别函数, 根据有限样本信息在模型的复杂性和学习能力之间寻求最佳折中, 使学习机

子滤波只能从单一尺度对二维数字图像数据进行处理, 因此需设计由多个一维算子组成的多方位滤波器对二维数据进行滤波。

#### 2.2 多方位滤波器

为表述方便, 以图像中任意一点为坐标原点, 行方向自左至右建立  $x$  轴, 列方向自下至上建立  $y$  轴, 则原始红外图像可以表示为  $\mathbf{F}(x, y)$ , 根据一维 LOG 算子函数定义多方位滤波算子如下:

器的实际风险达到最小, 以期获得最好的泛化性能。其中 SVM 算法的最优分类函数为:

$$\mathbf{y} = \text{sgn}\left(\sum_{i=1}^s a_i \mathbf{y}_i K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}) + \mathbf{b}\right), \quad (6)$$

其中  $\mathbf{y}$  为输出,  $a_i > 0$  为 Lagrange 系数,  $\mathbf{x}_i$  为支持向量,  $\mathbf{x} = (x^1, x^2, \dots, x^d)$  为输入向量,  $K(x_i, x)$  为内积函数,  $s$  为特征向量个数,  $d$  为特征向量维数, 当  $s, d$  的值很大时, 分类器的训练和输出对输入响应都将变复杂, 因此需要降低支持向量和输入向量的维数。为了在降维的同时不影响分类器的分类能力, 需要引入充分降维的概念。

#### 3.2 充分降维理论

模式识别中的分类决策就是在特征空间中用统计方法把被识别对象归为某一类别。对于响应变量  $\mathbf{y}$  关于  $d$  维自变量  $\mathbf{x}$  的回归问题, 其核心思想是对条件分布  $\mathbf{y}|\mathbf{x}$  进行统计推断, 而充分降维的思想是希望在不损失任何信息的情况下, 找到一个  $d \times p$  的矩阵  $\mathbf{B}$ ,  $p \leq d$ , 使得条件分布  $\mathbf{y}|\mathbf{x}$  与  $\mathbf{y}|\mathbf{B}^T \mathbf{x}$  相等。其等价命题之一是寻找一个  $d \times p$  的矩阵  $\mathbf{B}$ , 使得

$$\mathbf{y} \perp \mathbf{x} \mid \mathbf{B}^T \mathbf{x}, \quad (7)$$

其中符号“ $\perp$ ”表示条件独立。若存在一个非退化的  $p \times p$  矩阵  $\mathbf{A}$ , 则有:

$$\mathbf{y} \perp \mathbf{x} \mid \mathbf{B}^T \mathbf{x} \Rightarrow \mathbf{y} \perp \mathbf{x} \mid \mathbf{A}^T \mathbf{B}^T \mathbf{x}. \quad (8)$$

式(8)表明  $\mathbf{B}$  的列空间  $\text{Span}(\mathbf{B})$  决定了条件独立表达式的成立与否, 记  $\text{Span}(\mathbf{B})$  为降维空间。对于非退化  $d$  维方阵  $\mathbf{C}$ ,  $\text{Span}(\mathbf{BC})$  也是降维空间, 为了解决降维空间的唯一性问题, Cook(1998)引入了中心降维子空间(Central Subspace)的概念。

如果所有降维空间的交集仍然是一个降维空间,即称之为中心降维子空间。充分降维算法在本质上是寻找中心降维子空间。

### 3.3 采用协方差算子的逆回归降维

逆回归(Inverse Regression)法是充分降维算法中的常用方法。其算法思想基于如下定理:

定理 1

若(1)存在一个  $p$  维中心降维子空间  $\mathbf{B}=[b_1, \dots, b_p]$  使得  $\mathbf{y} \perp \mathbf{x} | \mathbf{B}^T \mathbf{x}$ , 且(2)对于  $\forall \mathbf{a} \in R^d, E(\mathbf{a}^T \mathbf{x} | \mathbf{B}^T \mathbf{x})$  与  $\{\mathbf{b}_i^T \mathbf{x}\}_{i=1}^p$  线性相关, 则  $E(\mathbf{x} | \mathbf{y})$  在  $\{\sum_{xx} \mathbf{b}_i\}_{i=1}^p$  的尺度上伸展为中央子空间。

其中  $\sum_{xx}$  是  $\mathbf{x}$  的协方差, 通过定理可知为了估计  $\mathbf{B}$  需要估计协方差阵  $Cov(E(\mathbf{x} | \mathbf{y}))$ 。

SIR 是 Li(1991)提出的一种经典的 IRDR 算法, 对于给定的数据集  $(\mathbf{x}_i, \mathbf{y}_i)_{i=1}^n$ , SIR 法将应变量  $\mathbf{y}$  分成  $J$  段, 通过估计每段的均值最后完成对  $Cov(E(\mathbf{x} | \mathbf{y}))$  的计算。

为了弱化约束条件, 本文所提出的切片逆回归(Sliced Inverse Regression of Covariance Operator, SIRCO)算法引入再生核希尔伯特空间映射对原数据集进行变换, 变换表达式为  $\mathbf{y} \rightarrow \varphi(\mathbf{y}) \in H_y, \mathbf{x} \rightarrow \varphi(\mathbf{x}) \in H_x$ , 定义  $\sum_{yx}^* = Cov(\varphi(\mathbf{y}), \varphi(\mathbf{x}))$ , 则不需满足线性约束条件亦有:

$$Cov(E(\varphi(\mathbf{x}) | \mathbf{y})) = \sum_{xy}^* \sum_{yy}^{*-1} \sum_{yx}^*, \quad (9)$$

对  $Cov(E(\varphi(\mathbf{x}) | \mathbf{y}))$  的估计则表示为:

$$\begin{aligned} \hat{Cov}(E(\varphi(\mathbf{x}) | \mathbf{y})) &= \hat{\sum}_{xy}^* \hat{\sum}_{yy}^{*-1} \hat{\sum}_{yx}^* = \\ &= \left( \frac{1}{n} \Phi_x \Phi_y^T \right) \left( \frac{1}{n} (\Phi_y \Phi_y^T + n\epsilon \mathbf{I})^{-1} \right) \left( \frac{1}{n} \Phi_y \Phi_x^T \right) = \\ &= \frac{1}{n} \Phi_x \Phi_y^T \Phi_y (\Phi_y \Phi_y^T + n\epsilon \mathbf{I})^{-1} \Phi_x^T. \quad (10) \end{aligned}$$

其中  $\Phi_{z=x,y} = [\varphi(z_1), \dots, \varphi(z_n)]$ ;  $\mathbf{I}$  是维数为  $(\dim(H_x) \times \dim(H_y))$  的单位阵,  $\epsilon$  是大于 0 的参数, 用以调节估计值的平滑程度。通过估计值代替  $Cov(E(\mathbf{x} | \mathbf{y}))$  的真值以计算中心降维子空间。

### 3.4 SDRSVM 算法

经过 SIRCO 算法对训练集和特征集中的特征进行降维处理后得到(Sufficient Dimension Reduction and Support Vector Machine, SDRSVM)法的判别函数为:

$$y = \text{sgn}\left(\sum_{i=1}^s \mathbf{a}_i \mathbf{y}_i \mathbf{K}(\mathbf{c}_2^T \mathbf{x}_i, \mathbf{c}_1^T \mathbf{x}) + b\right), \quad (11)$$

其中  $\mathbf{c}_1, \mathbf{c}_2$  分别是输入向量和支持向量的中心降维子空间,  $\mathbf{c}_1^T \mathbf{x}$  是新判别函数中维数为  $p$  的输入向量,  $s^*$  为特征向量个数, 将式(11)同式(6)进行对比, 不等式  $p \leq d, s^* \leq s$  严格成立。一般地,  $p < d, s^* < s$ , 即 SDRSVM 算法在传统 SVM 算法的基础上降低了特征维数和支持向量的数量, 简化了判别过程。

## 4 实验结果

在配置为 Intel(R) Xeon(R) CPU 5110 @ 1.60 GHz 1.60 GHz, 2.00 GB 内存的 PC 机上使用 MATLAB(R2010)平台通过编写图形化用户接口(GUI)程序完成仿真实验。设计滤波器时需确定式(4)中高斯分布标准差与序列长度, 而不同场景下达到最佳滤波效果各类参数值不同, 因此应用于预警系统前需根据实际场景提前计算, 本文以某红外图像场景联合仿真平台模拟生成 3 幅包含单个不同形状特征目标的待处理图像。在评价滤波器时主要参考信噪比增益(SCRG)和背景抑制参数(BSF)2 个指标。相关定义如下:

$$SCRG = (s/\sigma)_{\text{out}} / (s/\sigma)_{\text{in}}, \quad (12)$$

$$BSF = \sigma_m / \sigma_{\text{out}}, \quad (13)$$

其中  $s$  是目标强度,  $\sigma_m$  为输入图像的灰度值标准差,  $\sigma_{\text{out}}$  为输出图像的灰度值标准差。由于待处理图像为多幅图像, 因此使用最小信噪比增益(mSCRG)和最小背景抑制参数(mBSF)2 个指标评价滤波效果。

$M_j$  理论上可以取任何非负整数, 但滤波时的卷积结果在序列长度大于 8 后近似相等, 因此实验中只比较  $M_j = 0$  和  $M_j = 8$  两种情况。当  $M_j = 0$  时, 滤波算子在该方向序列长度为 0, 无滤波作用, 当  $M_j = 8$  时, 滤波算子在该方向上的序列有效。表 1 给出了不同  $M_j$  值情况下滤波器所适合处理的不同类型的目标。

表 1 不同序列值对应适合处理的目标类型

Tab. 1 Processed target patterns corresponding to different  $M_j$

$M_j$	$M_j = \begin{cases} 8, j=1,2 \\ 0, \text{other} \end{cases}$	$M_j = \begin{cases} 8, j=3,4 \\ 0, \text{other} \end{cases}$	$M_j = \begin{cases} 8, \\ j=1, \dots, 8 \end{cases}$
适合处 理的目 标类型	x 方向上的线 目标	y 方向上的线 目标	类圆形目标 (blob-like)

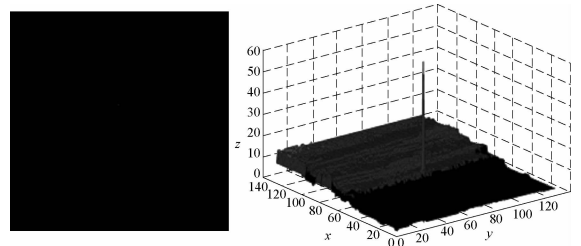
为确定适当的  $\sigma_i$  值且不失一般性, 取  $M_j = 8$ , 又根据先验知识, 滤波算子中的高斯分布标准差  $\sigma_i$  约等于 2 时的检测效果最好, 所以实验中  $\sigma_i$  初值设置为 1.5, 以 0.1 为间隔计算滤波后图像的 mSCRG 与 mBSF 的值, 结果如表 2 所示。

表 2 不同高斯分布标准差下的 mSCRG 与 mBSF

Tab. 2 mBSF and mSCRG with different  $\sigma_i$

$\sigma_i$ 值	mBSF	mSCRG
1.5	5.480	3.447
1.6	6.569	3.437
1.7	7.028	3.409
1.8	8.316	3.359
1.9	9.296	3.234
2.0	10.842	3.221
2.1	11.651	3.201
2.2	12.321	3.081

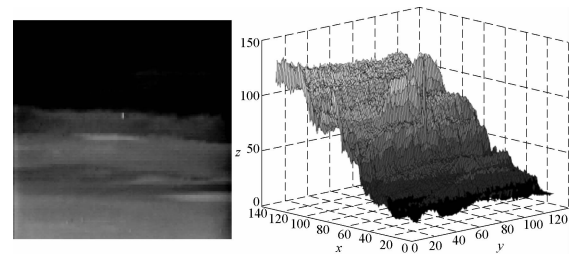
由上表可知,  $\sigma_i$  值越大, 背景抑制参数越高, 但信噪比增益越小, 根据信噪比增益不小于 3.4 的技术要求, 选定  $\sigma_i$  值为 1.7。高通滤波法是检测红外图像中亮目标的经典方法, 因此实验中将本文所提算法同高通滤波法进行了比较。图 1 是针对  $x$  方向线目标的滤波结果比较图, 图 2 是针对  $y$  方向线目标的滤波结果比较图, 图 3 是针对类圆形小目标 (blob-like) 的滤波结果比较图。



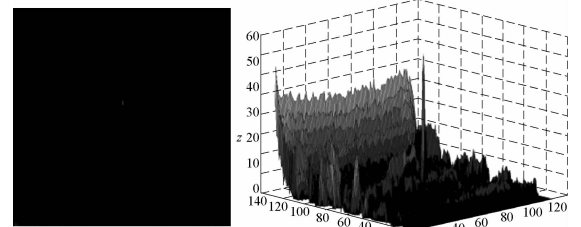
(c) 本文所提算法处理结果及其三维柱状图  
(c) Result of the proposed filter and its surf image

图 1  $x$  方向线目标检测结果

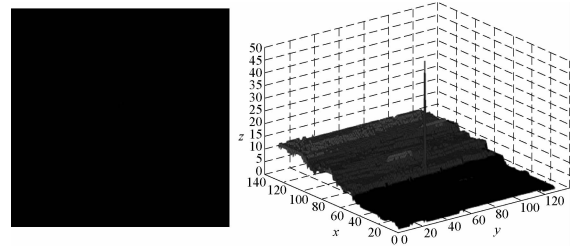
Fig. 1 Results of  $x$ -direction target detection



(a) 原图及其三维柱状图  
(a) Original image and its surf image



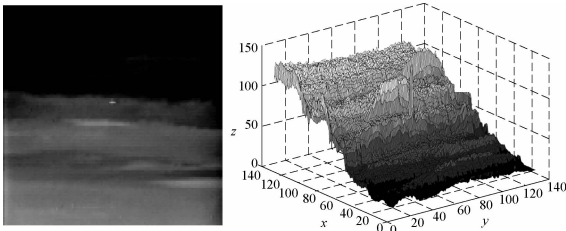
(b) 高通滤波法处理结果及其三维柱状图  
(b) Result of high-pass filter and its surf image



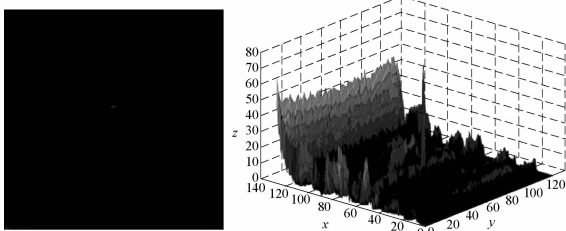
(c) 本文所提算法处理结果及其三维柱状图  
(c) Result of the proposed filter and its surf image

图 2  $y$  方向线目标检测结果

Fig. 2 Results of  $y$ -direction target detection

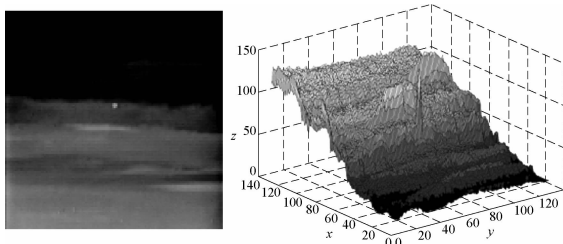


(a) 原图及其三维柱状图  
(a) Original image and its surf image



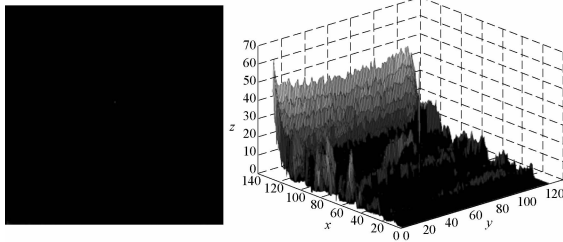
(b) 高通滤波法处理结果及其三维柱状图  
(b) Result of high-pass filter and its surf image

实验表明选取式(4)中适当的序列长度能够得到比传统高通滤波更好的检测结果, 所提算法处理后的图像虽然整体灰度值降低, 但信噪比得到了增



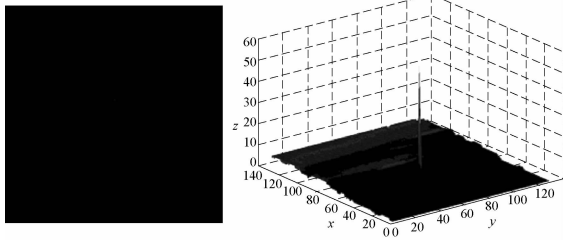
(a) 原图及其三维柱状图

(a) Original image and its surf image



(b) 高通滤波法处理结果及其三维柱状图

(b) Result of high-pass filter and its surf image



(c) 本文所提算法处理结果及其三维柱状图

(c) Result of the proposed filter and its surf image

图 3 类圆形目标检测结果

Fig. 3 Results of blob-like target detection

强且平滑了噪声。实时性方面,线阵扫描型红外预警系统每秒输出像素点个数为  $30 \times 10^6$ ,式(4)表明对每点最多需要不超过 70 次的乘加操作,因此每秒只需要进行  $2.1 \times 10^9$  次的乘加操作,TI 公司的 TMS320C6000 系列 DSP 每秒可进行  $9.6 \times 10^9$  次的乘加运算,因此本文所提检测算法能够很好地移植到硬件系统中并具备实时性。

针对分类器的实验选取了两类图像,一类为具有代表性的 F-16 型军用战斗机,图像分布稀疏。

## 参考文献:

- [1] 靳永亮,王延杰,刘艳滢,等. 红外弱小目标的分割预检测[J]. 光学精密工程,2012,20(1): 171-178. JIN Y L, WANG Y J, LIU Y Y, *et al.*. Pre-detection method for small infrared target[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2012, 20(1): 171-178. (in Chinese)

另一类为某型号地空导弹,图像分布稠密。实验中每类图像各有 2 000 个训练样本和 500 个测试样本。同时通过仿真平台模拟生成 500 幅预警系统采集到的场景图像。实验分别比较了 SVM,IRSSVM 和 SDRSVM 算法的训练与识别结果并给出了各自算法下模拟预警过程所得到的虚警率和漏警率。如表 3 所示。

表 3 训练与预警结果比较(飞机/导弹)

Tab. 3 Comparison of training and early-warning(aircraft/missile)

	SVM	IRSSVM	SDRSVM
有效样本数量	1 982/1 976	1 982/1 976	1 982/1 976
支持向量	59/62	31/50	25/42
训练时间/ms	1 590/1 845	823/1 406	752/1 121
识别率/%	91.2/89.8	94.2/93.0	96.2/95.4
虚警率/%	9.2/11.6	8.6/9.4	6.0/6.4
漏警率/%	8.0/9.2	7.4/8.6	3.8/4.6

表 3 表明 SDRSVM 算法较传统的 SVM 法和融合粗糙集的 SVM 算法相比需要更短的训练时间并能获得更低的虚警率与漏警率。

## 5 结论

运用高维模型处理高维信息的过程通常比较复杂且难以满足实际应用中对实时性的要求,因此本文采用降维技术以简化处理过程,提高处理速度。在进行目标检测过程中对经典二维滤波器降维,以一维滤波算子为基础设计各向异性的滤波器对图像进行尺度优化处理;在目标识别过程中引入充分降维理论改进了粗糙集理论对支持向量机算法中支持向量提取的简化,同时保证了识别结果的高准确率。实验结果表明,本文所提算法应用于红外预警系统中能够获得低于 7% 的虚警率和低于 5% 的漏警率,并能满足硬件系统实时性要求。

- [2] 高晶,孙继银,刘婧,等. 基于区域模糊阈值的前视红外目标识别[J]. 光学精密工程,2011,19(12): 3056-3063. GAO J, SUN J, LIU J, *et al.*. FLIR target recognition based on local fuzzy threshold[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2011, 19(12): 3056-3063. (in Chinese)

- [3] 李一芒,何昕,魏仲慧. 红外预警实时图像处理系统设计及实现[J]. 液晶与显示, 2013, 28(1): 110-114. LI Y M, HE X, WEI Z H. Design and implement of real-time image processing system for IR warning system based on multi-passage [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2013, 28(1): 110-114. (in Chinese)
- [4] 穆治亚,魏仲慧,何昕,等. 基于 NIOS II 的红外弱小目标检测算法实现[J]. 液晶与显示, 2012, 27(6): 814-819. MU Z Y, WEI Z H, HE X. Design of dim-small target detection on infrared image based on NIOS II [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2012, 27(6): 814-819. (in Chinese)
- [5] 丘文涛,赵建,刘杰. 结合区域分割的 SIFT 图像匹配方法[J]. 液晶与显示, 2012, 27(6): 827-831. QIU W T, ZHAO J, LIU J. Image matching algorithm combining SIFT with region segmentation [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2012, 27(6): 827-831. (in Chinese)
- [6] 吴君钦,刘昊,罗勇. 静态背景下的运动目标检测算法[J]. 液晶与显示, 2012, 27(5): 682-686. WU J Q, LIU H, LUO Y. Algorithm of moving object detection in static background [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2012, 27(5): 682-686. (in Chinese)
- [7] 李英,李静宇,徐正平. 结合 SURF 与聚类分析方法实现运动目标的快速跟踪[J]. 液晶与显示, 2011, 26(4): 544-550. LI Y, LI J Y, XU ZH P. Moving target fast tracking using SURF and cluster analysis method [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2011, 26(4): 544-550. (in Chinese)
- [8] GILLES A, ALEXIS B, LAURE B, et al.. Detection and tracking of threats in aerial infrared images by a minimal path approach [J]. *IEEE Journal On Sophia*, 2010: 1658-1661.
- [9] ALEXANDER G. TARTAKOVSKY, JAMES B. Adaptive spatial-temporal filtering methods for clutter removal and target tracking [J]. *IEEE Transactions on Aerospace And Electronic Systems*, 2008, 4(48): 1522-1537.
- [10] 郭志军,何昕,魏仲慧. 推扫式实时图像目标识别处理系统的设计[J]. 光电工程, 2011, 38(1): 15-22. GUO Z J, HE X, WEI Z H. Design of recognition system based on the real-time scan-image processing [J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2011, 38(1): 15-22. (in Chinese)
- [11] 於州. 充分降维理论和方法的拓展研究[D]. 上海: 华东师范大学, 2010: 1-9. YU Z. Extending the Scope of Sufficient Dimension Reduction Theory and Its Related Methods [D]. Shanghai: East China Normal University, 2010: 1-9. (in Chinese)
- [12] 关斌. 一种改进的自适应各向异性 LOG 算子[J]. 科学技术与工程, 2010, 37(3): 210-212. GUAN B. Improved self-adaptable anisotropic laplacian of gaussian operator [J]. *Science Technology and Engineering*, 2010, 37(3): 210-212. (in Chinese)

## 作者简介:



李一芒(1986—),男,吉林长春人,博士研究生,2009年于中国科学技术大学获得工学学士学位,主要从事光电测量及图像处理等方面的研究。E-mail: liyimangkjd@126.com



郭敬明(1985—),男,湖北荆州人,博士研究生,助理研究员,2008年于上海交通大学获硕士学位,主要从事数字图像处理与模式识别等方面的研究。E-mail: gjm441@163.com



魏仲慧(1961—),女,吉林省长春人,研究员,博士生导师,1983年于吉林工业大学获得学士学位,主要从事图像处理、图像存储等方面的研究。E-mail: wzhlp@sohu.com



何昕(1966—),男,吉林省长春人,研究员,博士生导师,1988年于哈尔滨工业大学获得学士学位,1991年于中国科学院长春光学精密机械与物理研究所获得硕士学位,主要从事图像处理、光电测量等方面的研究。E-mail: hexin6627@sohu.com