

文章编号:1001-9014(2012)01-0047-05

基于自适应子空间重建的杂波抑制

赵佳佳¹, 唐峥远², 杨杰², 刘尔琦¹, 周越²

(1. 中国航天科工集团公司 第三研究院, 北京 100074;

2. 上海交通大学 图像处理与模式识别研究所, 上海 200240)

摘要:针对红外图像中背景杂波抑制困难的问题,提出了一种基于自适应子空间重建的杂波抑制方法.该方法首先根据稀疏编码理论,学习得到描述红外小目标的超完备字典,接着依次提取测试图像中的图像子块,并计算其在超完备字典中的表示系数,根据背景子块和红外小目标在稀疏域中表示系数的差异性,自适应地选择字典中的原子构成子空间对图像子块进行重构,从而得到原图与重构图像之间的残差图像.实验结果表明,该方法得到的残差图像,能够有效抑制杂波,提高红外图像的信噪比.

关键词:稀疏编码;杂波抑制;子空间重构;目标检测

中图分类号:TP391.4 **文献标识码:**A

Clutter suppression based on adaptive subspace reconstruction

ZHAO Jia-Jia¹, TANG Zheng-Yuan², YANG Jie², LIU Er-Qi¹, ZHOU Yue²

(1. Institute of the Third Academy, China Aerospace Science and Industry Corporation, Beijing 100074, China;

2. Institute of Image Processing and Pattern Recognition, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China)

Abstract: To suppress clutter in infrared image, a novel clutter suppression method based on adaptive subspace construction is proposed. An over-complete dictionary for modeling target is learned based on the sparse coding theory at first. Then the image patch is extracted from the test image in order. Representation coefficients are computed according to the dictionary. According to the difference in the representation coefficients of the target patch and the background patch in sparse domain, adaptive subspace is generated to reconstruct the image patch. Thus a residual image between original image patch and reconstructed patch is obtained. The experiment results show that the residual image obtained by the proposed method can effectively suppress background clutter and significantly improve signal-to-noise ratio of the infrared image.

Key words: sparse coding; clutter suppression; subspace reconstruction; object detection

PACS: 07.57.Kp

引言

红外小目标的检测一直是图像处理领域中的一个研究热点,同时也是红外精确制导、红外预警等系统中的一项核心技术.远距离时,红外目标在图像中只占几个像素的位置,信号强度弱,并且缺乏目标的形状、纹理等信息.同时,由于成像场景跨度大,背景通常会包含云层、海浪、建筑物等杂波,这些具有不同统计特性的杂波已经成为影响红外小目标检测性能的主要因素.因此,如何能够有效抑制背景杂波,同时增强目标信号就成为了一项具有实际意义和挑战性的课题.

背景杂波抑制,又被称为红外图像的预处理,是整个小目标检测算法的关键和基础.在红外小目标检测算法的研究早期,研究人员假设背景杂波为平稳过程,提出的背景抑制算法简单直接,具有清晰的几何意义,比较有代表性的有:高通滤波算法、中值滤波算法、形态学滤波算法等^[1].此后,为了克服以往算法在复杂背景下显现出的不足,研究人员将现代统计理论引入到红外小目标的检测研究中,提出了大量更为复杂和有效的检测算法.其中,TDLMS^[2]算法性能最为突出.以上方法共同的思想是:利用背景像素与其邻域像素的相关性,将图像中各点的灰度值用它周围像素的灰度值来预测,然后

收稿日期:2010-12-21,修回日期:2011-06-18

基金项目:国家自然科学基金(2009DFA12870);航空科学基金(2008ZC57)

Foundation item: Supported by National Natural Science of China (2009DFA12870); Aeronautics Science of China (2008ZC57)

作者简介:赵佳佳(1982-),男,河南沁阳人,博士,主要研究红外目标检测与识别. E-mail: zhaojiajia1982@gmail.com.

Received date: 2010-12-21, revised date: 2011-06-18

得到原始图像与预测图像的残差图像,从而去除背景杂波.背景点的实际灰度值与预测值相近,两者相减的残差很小;而潜在的目标得到的残差较大,因此在残差图像中,背景杂波被抑制而目标信号变得更为突出.随着模式识别技术的发展,一种新的基于变换域的思想被应用到红外图像的预处理过程,文献[3]提出了红外小目标的本征空间概念,即首先利用主成分分析(Principal Component Analysis, PCA)对红外小目标进行建模,然后对测试图像的子图像块进行线性变换,利用目标和背景在子空间中表示系数的差异性,通过对阈值化的系数进行反变换得到子图像块的背景估计,最后计算残差来达到抑制杂波增强目标信号的目的.

为了克服复杂背景下红外小目标信息描述不足的缺点,提高杂波抑制算法的通用性,本文提出了一种基于自适应子空间重建的预处理算法.该方法首先根据图像的稀疏编码理论,建立目标的超完备子空间表示,与文献[3]用预先学习好的固定子空间来表示红外小目标不同,本文算法事先得到的是目标的超完备字典,子空间的构造是在检测的过程中根据测试图像在字典中的表示系数自适应生成的,然后再利用生成的子空间对图像子块进行重构.实验结果表明,这种自适应子空间方法得到的残差图像,能够有效抑制背景杂波,增强目标信号.

1 图像的稀疏编码

图像的稀疏编码指的是利用一个学习得到的超完备基底来对信号进行线性表示,超完备基底又被称为超完备字典.与小波、曲波、轮廓波等具有固定形式的基底不同,稀疏编码理论不要求基元素之间具有严格的正交关系.目前,稀疏编码理论已被广泛地应用到图像处理领域的各个研究方向,包括图像去噪^[4]、图像复原^[5]、人脸识别^[6]等.

给定一组训练样本 $X = [x_1, \dots, x_n] \in \mathbb{R}^{m \times n}$,稀疏编码理论通过最小化经验代价函数来得到一个超完备字典:

$$f_n(D) \triangleq \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n l(x_i, D) \quad (1)$$

其中, $D = [d_1, \dots, d_k] \in \mathbb{R}^{m \times k}$ 为超完备字典 ($k > m$),字典的每一列被称为基向量或原子, $l(x, D)$ 为损失函数,当字典 D 能够很好的对信号 x 进行稀疏表示时, $l(x, D)$ 得到较小的值.通常情况下,损失函数 $l(x, D)$ 被定义为:

$$l(x, D) \triangleq \min_{\alpha \in \mathbb{R}^k} \frac{1}{2} \|x - D\alpha\|_2^2 + \lambda \|\alpha\|_1 \quad (2)$$

其中, λ 为正则化参数.在求解过程中,为了防止字典 D 无限大(从而使得 α 变得无限小),将字典中的每个原子进行正规化,即使得字典中的每个原子 $(d_j)_{j=1}^k$ 的 l_2 范数小于等于 1.因此,我们定义凸集 Ω :

$$\Omega \triangleq \{D \in \mathbb{R}^{m \times k} \text{ s.t. } \forall j = 1, \dots, k, d_j^T d_j \leq 1\} \quad (3)$$

通过式(3)对字典的约束来保证问题(1)能够得到稳定解.

注意到损失函数同时对 D 和稀疏系数 $\alpha = [\alpha_1, \dots, \alpha_n]$ 并不是凸函数,单独对 D 或 α 却均为凸函数:

$$\min_{D \in \Omega, \alpha \in \mathbb{R}^{k \times n}} \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(\frac{1}{2} \|x_i - D\alpha_i\|_2^2 + \lambda \|\alpha_i\|_1 \right) \quad (4)$$

因此,目前多数求解超完备字典的算法均为迭代算法,每次迭代包含以下两个步骤:

1) 固定字典 D ,求解每一个训练样本在当前字典下的稀疏表示系数 α :

$$\min_{\alpha \in \mathbb{R}^{k \times n}} \frac{1}{2} \|x - D\alpha\|_2^2 + \lambda \|\alpha\|_1 \quad (5)$$

式(5)可通过匹配追踪算法或者基追踪算法^[7]进行求解.

2) 固定 α ,更新字典 D

$$\min_{D \in \Omega} \frac{1}{2} \|X - D\alpha\|_2^2 \quad (6)$$

式(6)实际上为一个带约束的二次凸规划问题.

2 基于自适应子空间重建的杂波抑制算法

2.1 目标超完备字典的生成

研究人员在求解超完备字典的过程中,并不会直接去求解式(6)中的约束二次规划问题,而是利用具有快速算法的奇异值分解(Singular Value Decomposition, SVD)来进行求解,即文献[8]提出的 K-SVD 算法.在实验中我们发现, K-SVD 算法虽然解决了计算效率问题,但在本文中,直接用原始的 K-SVD 算法求得的样本表示系数并不完全稀疏,因此,我们用改进的 K-SVD 算法来求解超完备字典.文献[9]证明了对表示系数 α 添加非负约束,可以使得训练样本在字典中的表示变得更加稀疏,即求解:

$$\min_{\alpha \in \mathbb{R}^{k \times n}} \frac{1}{2} \|x - D\alpha\|_2^2 \text{ s.t. } \|\alpha\|_1 \leq T \wedge \forall \alpha_i \geq 0 \quad (7)$$

利用式(7)来代替 K-SVD 中的式(5),来求解超完备字典 D .

超完备字典的训练需要大量的样本,获得大量的真实的红外小目标样本图像,代价昂贵也不现实,因此,研究人员通常用二维的高斯模型来生成模拟

的小目标样本^[10]:

$$I(i,j) = I_{\max} \exp\left(-\frac{1}{2} \left[\frac{(i-x_0)^2}{\sigma_x^2} + \frac{(j-y_0)^2}{\sigma_y^2} \right]\right), \quad (8)$$

其中, I_{\max} 是目标中心像素值; σ_x 为水平散布参数, σ_y 为垂直散布参数, σ_x 和 σ_y 控制生成目标像素的散布特性; (i,j) 为距离中心像素点 (x_0, y_0) 的坐标. 通过调节以上参数, 可以生成不同形状, 不同亮度, 不同尺寸的小目标样本, 将生成的小目标嵌入到红外图像中即可得到训练图像和测试图像. 图 1 给出了用改进的 K-SVD 算法训练得到的部分超完备字典图, 其中, 图 1(a) 为字典的初始化矩阵, 本文用余弦变换矩阵来对字典进行初始化, 需要指出的是, K-SVD 算法跟初始化矩阵无关, 也可以采用其他方法来对字典进行初始化, 比如用随机矩阵. 本文利用 600 个训练样本, 每个训练样本均为从实际的红外图像中剪切出的含有小目标的子块. 最终得到一个 256×475 的超完备字典, 图 1(b) 为训练得到的部分超完备字典.

2.2 杂波抑制算法

超完备字典的学习可以看作是对红外小目标的建模, 一个图像块用该字典来表示, 如果该图像块包含红外小目标, 则表示系数十分稀疏, 只有有限个系数值较大, 其他均为 0; 如果图像块为背景, 则表示系数均匀分布, 且系数值均较小, 如图 2 所示. 从图 2 中可以看到, 目标子图像块在稀疏域中只有两个系数值比较大, 选择与系数对应的原子可以对子图像块完全重构, 残差很小; 而若取背景子块最大的两个系数对应的原子来对其重构, 残差会很大. 本文用 K 表示子空间的维数, 可以看到, 子空间的构造是自适应的, 不同的图像子块对应的重构子空间不同. 具体杂波抑制算法步骤如下:

1) 给定一幅测试图像, 利用一个滑动窗口(尺

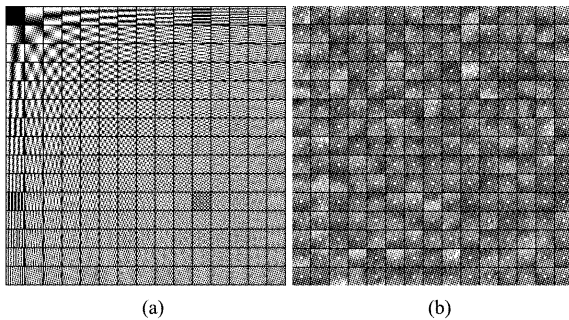


图 1 (a) 字典的初始化 (b) 训练得到的部分字典
Fig. 1 (a) The initialization of overcomplete dictionary (b) A part of the learned overcomplete dictionary

寸与字典中的原子相同), 按照从上到下, 从左到右的顺序依次提取图像子块, 并将其展开成一维列向量, 记为 x .

2) 计算图像子块 x 在超完备字典 D 中的表示系数:

$$\min \|\alpha\|_1 \quad \text{s. t.} \quad \|x - D\alpha\|_2^2 \leq \varepsilon, \quad (9)$$

其中, α 为图像子块 x 在字典 D 中的表示系数, 参数 ε 描述了表示的偏差程度, 这里我们将参数 ε 取为图像子块的标准差.

3) 根据设定的 K 值(本文设定 $K=10$), 选择表示系数 α 中 K 个最大的系数值, 及其对应的字典中的 K 个原子, 将这 K 个原子组成子空间:

$$D_K = [d_1, \dots, d_K], \quad (10)$$

4) 根据选择的表示系数 $\tilde{\alpha}[\alpha_1, \dots, \alpha_K]$ 和对应的子空间 $D_K = [d_1, \dots, d_K]$ 来重构图像子块:

$$\tilde{x} = \sum_{i=1}^K \alpha_i d_i, \quad (11)$$

5) 选择映射函数 $\varphi(x, \tilde{x})$ 来量化重构残差, $\varphi(x, \tilde{x})$ 定义为:

$$\varphi(x, \tilde{x}) = \exp\{-\|x - \tilde{x}\|_2^2 / 2\sigma^2\}, \quad (12)$$

其中, $\varphi(x, \tilde{x})$ 函数的值域为 $[0, 1]$, 含有目标的子图像块, 重构残差较小, 对应的 $\varphi(x, \tilde{x})$ 值较大, 而背景图像块的重构残差较大, $\varphi(x, \tilde{x})$ 值较小.

3 实验结果及其分析

为了验证本文提出算法的有效性, 采用了多幅红外图像进行实验, 其中实验所采用的红外图像, 背景包括陆地、海天、建筑物、云层. 此外, 红外图像中所包含的小目标数目也不相同. 实验中, 我们首先验证本文所提算法在不同背景下的杂波抑制性能, 随后将本文提出算法与其他常用的预处理算法进行进一步的比较和分析.

图 3 包含了三幅典型的红外测试图像, 分别为陆地背景、建筑物背景和海天背景, 其中, 包含的小目标数目分别为 1 个、2 个和 3 个. 图 3(a) 为原始图像, 可以看到, 红外小目标信号微弱, 且受到背景杂

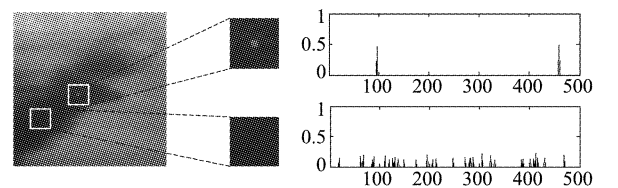


图 2 目标子块和背景子块在字典中的表示系数
Fig. 2 The representation coefficients of the target patch and the background patch

波和噪声的较强干扰,特别是第3幅图像,由于探测距离较远,目标几乎呈点状,直接从这些图像中去检测小目标几乎不可能实现.图3(b)和图3(c)分别为本文杂波抑制算法得到的结果及其对应的三维显示图,从图中可以看到,本文所提算法能够很好地抑制背景,凸出目标,在归一化的图像中,背景像素值最大不超过0.3,而目标像素值均在0.8以上,这使得后续的检测变得相对简单,只需简单的阈值操作即可将目标检测出来.

为了进一步验证本文提出的算法,我们将该算法与几种典型的预处理算法进行比较.图4(a)为一幅包含10个红外小目标的图像及其三维显示,图像的背景为云层;图4(b-f)为不同算法的处理结果,其中,图4(b)为Max-Median算法的结果及三维显示;图4(c)为Top-Hat算法的结果及三维显示;图4(d)为TDLMS算法的结果及三维显示;图4(e)为PCA算法的结果及三维显示;图4(f)为本文算法的结果及三维显示;从图4可以看到,基于滤波的算法以及PCA算法虽然能够去除大部分背景杂波,但得到的结果却包含了大量的噪声,不利于下一步的检测工作.而在适当的训练样本下,本文提出的算法所得到的检测结果能够有效地去除噪声.

为了对各种算法进行定量比较,选择局部信杂比(Local Signal-to-Clutter Ratio, LSCR)和局部信杂比增益(Local Signal-to-Clutter Ratio Gain, LSCRG)2个指标来对5种算法进行进一步的分析 and 比较. LSCR 定义如下:

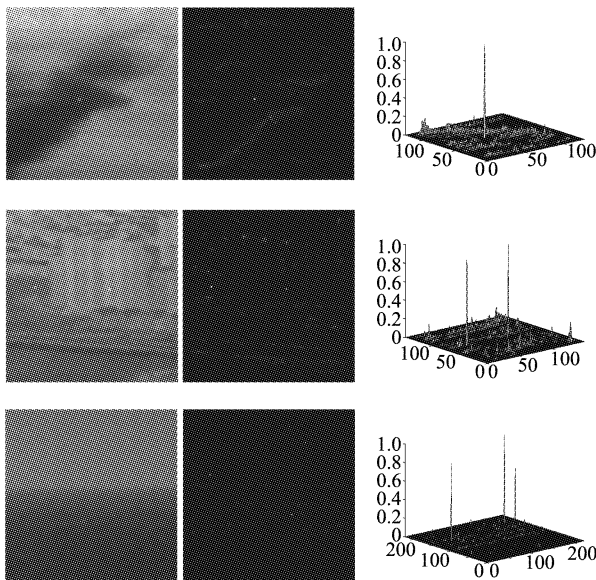


图3 不同背景下杂波抑制结果图
Fig. 3 The results of clutter suppression for different background

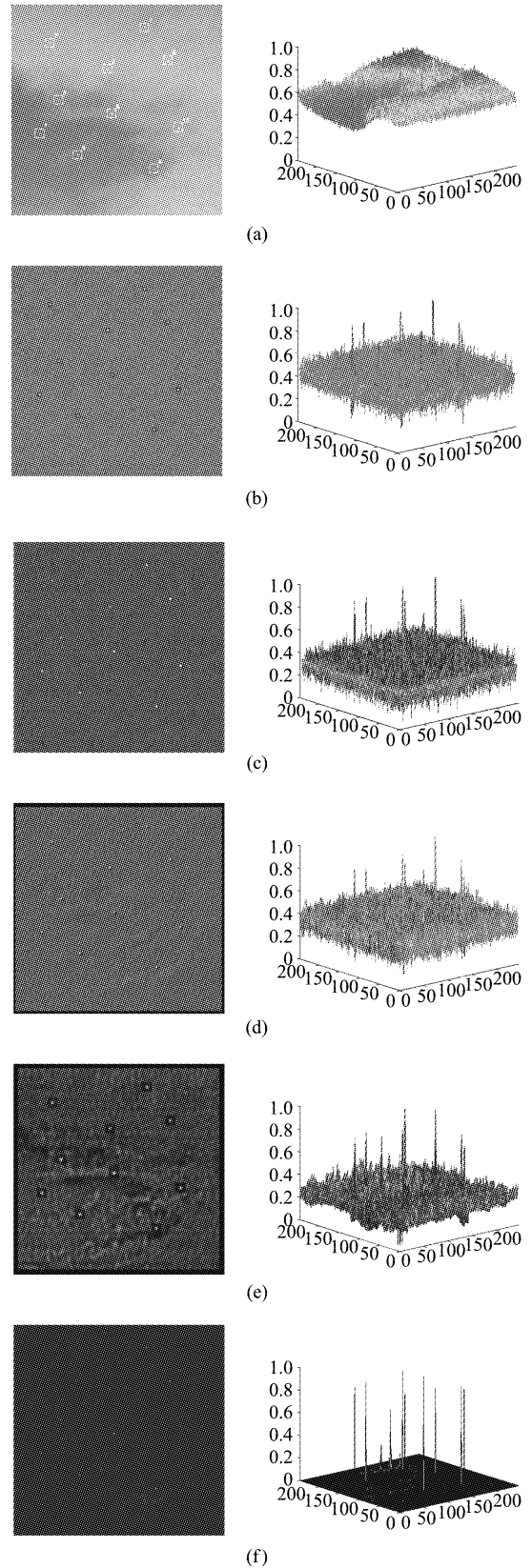


图4 各种预处理算法得到的结果 (a)原始红外图像及其三维显示 (b)最大-中值滤波 (c)形态学滤波 (d)二维最小二乘滤波 (e)主成分分析算法 (f)本文算法
Fig. 4 The results of different algorithms: (a) original infrared image (b) max-median filter (c) top-hat filter (d) TDLMS filter (e) PCA based method (f) the proposed method

表 1 客观评价指标值

Table 1 The vaules of all evaluation indexes

Target	LSCR					LSCRG				
	M-Med	Top-Hat	TDLMS	PCA	Proposed	M-Med	Top-Hat	TDLMS	PCA	proposed
1	9.4978	9.6102	7.1631	6.6929	121.6874	1.6133	1.6324	1.2167	1.1368	20.6695
2	10.3119	10.9997	7.2815	2.4593	229.0586	2.0371	2.1730	1.4385	0.4858	45.2510
3	10.3119	10.3050	6.8375	5.6345	303.0255	2.0371	2.0358	1.3508	1.1131	59.8633
4	10.0406	9.7839	6.9559	5.0742	263.6560	1.6665	1.6239	1.1545	0.8422	43.7615
5	9.7692	9.2629	6.5711	4.0780	279.1652	2.0766	1.9690	1.3968	0.8669	59.3423
6	10.1763	11.3470	7.2815	6.0080	277.9722	1.9067	2.1261	1.3643	1.1257	52.0833
7	11.1261	11.1734	7.1927	3.7356	215.9355	1.7975	1.8051	1.1620	0.6035	34.8851
8	11.5331	11.5207	7.3407	5.0742	204.0053	1.8550	1.8530	1.1807	0.8161	32.8120
9	9.9049	10.6523	6.8967	6.0392	304.2185	1.6746	1.8010	1.1660	1.0210	51.4335
10	11.1261	12.0418	7.5479	3.8290	294.6744	1.7137	1.8547	1.1626	0.5898	45.3868

$$LSCR = \frac{S_{area}}{N_{area}}, \quad (13)$$

其中, S_{area} 表示局部区域的信号极大值; N_{area} 表示局部区域的背景极大值. 较大的 $LSCR$ 表明该局部区域内, 目标相对于背景更为显著, 因而算法的杂波抑制性能也更好. $LSCRG$ 定义如下:

$$LSCRG = \frac{LSCR_{out}}{LSCR_{in}}, \quad (14)$$

其中 $LSCR_{in}$ 和 $LSCR_{out}$ 分别是对杂波抑制前后局部区域的信杂比, $LSCRG$ 值越大, 表明该算法对信杂比有较大提升, 因而算法性能也越好. 表 1 给出了几种算法对图 4 实验后得到的指标值, 每个小目标位置上指标的最优值均已用下划线标出, 从表中可以看到, 本文提出的算法要明显优于其他算法, 这也与三维显示图的主观评价结果一致.

4 结论

针对红外图像的预处理问题, 提出了一种基于自适应子空间重建的杂波抑制方法. 与通常的变换域预处理方法不同, 利用训练样本学习得到一个超完备字典, 用超完备字典来对红外小目标进行建模. 根据稀疏编码理论, 超完备字典中的原子不要求严格正交, 根据这个特点可以自适应地选择原子来构造子空间, 对图像子块进行重构, 从而根据重构残差来提升红外图像的信噪比, 抑制背景杂波. 实验结果充分说明了本算法的有效性, 其处理后的残差图像更有利于后续的目标检测和跟踪. 算法的时效性是在未来的实际应用中所需要解决的重点问题.

REFERENCES

- [1] LIU Yun-He, SI Xi-Cai, JIAO Su-Hong, *et al.* Study of Detection Algorithm for Infrared Small Target [J]. *Journal of Projectiles, Rockets, Missiles and Guidance* (刘云鹤, 司锡才, 焦淑红, 等. 单帧红外小目标检测算法研究. *弹箭与制导学报*), 2008, **28**(1): 53 - 55.
- [2] CAO Yuan, LIU Rei-Ming, YANG Jie. Small target detection using Two-Dimensional Least Mean Square (TDLMS) filter based on neighborhood analysis [J]. *International Journal of Infrared and Millimeter Waves*, 2008, **29**(2): 188 - 200.
- [3] LIU Zhi-Jun, CHEN Chao-Yang, SHEN Xu-Bang, *et al.* Detection of small objects in image data based on the non-linear principal component analysis neural network [J]. *Optical Engineering*, 2005, **44**(9): 093604(1 - 9).
- [4] ELAD M, AHARON M. Image denoising via sparse and redundant representation over learned dictionaries [J]. *IEEE Trans on Image Processing*, 2006, **15**(12): 3736 - 3745.
- [5] MAIRAL J, ELAD M, SAPIRO G. Sparse Representation for Color Image Restoration [J]. *IEEE Trans on Image Processing*, 2008, **17**(1): 53 - 69.
- [6] WRIGHT J, YANG Y, GANESH A, *et al.* Robust Face Recognition via Sparse Representation [J]. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2009, **31**(2): 210 - 227.
- [7] CANDÈS J, TAO T. Decoding by linear programming [J]. *IEEE Trans on Information Theory*, 2005, **51**(12): 4203 - 4215.
- [8] AHARON M, ELAD M, BRUCKSTEIN M. The K-SVD: An Algorithm for Designing of Overcomplete Dictionaries for Sparse Representation [J]. *IEEE Trans on Signal Processing*, 2006, **54**(11): 4311 - 4322.
- [9] HOYER O. Non-negative Matrix Factorization with sparseness constraints [J]. *Journal of Machine Learning Research*, 2004, **5**: 1457 - 1469.
- [10] LIU Rei-Ming, LIU Er-Qi, YANG Jie. Automatically detect and track infrared small targets with kernel Fukunaga-Koontz transform and Kalman prediction [J]. *Applied Optics*, 2007, **46**(31): 7780 - 7791.