

# 用于红外弱小点目标图像的超分辨增强技术

牛志彬, 周越, 施鸱

(上海交通大学 图像处理与模式识别研究所, 上海 200240)

**摘要:**提出了一种适用于红外弱小点目标增强的超分辨重建技术. 为实现这一目标, 首先引入基于图像稠密描述的特征流场, 然后将计算得到的高精度流场用于相邻帧配准, 通过图像融合和不断迭代得到高分辨重建图像. 实验表明, 对图像进行超分辨处理后, 弱小目标的分辨率可以得到有效增强, 局部信噪比可以得到提升, 复杂背景可以得到抑制.

**关键词:**红外图像; 弱小目标; 超分辨重建; 特征流

**中图分类号:**TP391.4 **文献标识码:**A

## Super resolution reconstruction for infrared dim point target

NIU Zhi-Bin, ZHOU Yue, SHI Kun

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

**Abstract:** A super resolution reconstruction method for dim point target detection in infrared image was presented. To achieve this, local descriptor based dense flow calculation is introduced first. Then, the high accuracy flow is used to register and fuse two adjacent images to generate the final high resolution image. Experiments show that, after the process, the resolution of small targets can be increased, local signal-to-noise ratio be increased and complex background be surprised.

**Key words:** infrared image; dim target; super resolution; feature flow

**PACS:** 42.30.Wb

## 引言

红外图像中的弱小目标检测对于武器装备系统的快速响应具有重要意义<sup>[1]</sup>. 受实际红外图像成像设备精度和成本所限, 图像序列中的小目标往往呈现为若干个轻度模糊的像素点, 而噪声及杂乱的背景进一步增加了小目标检测的难度. 红外弱小目标的增强和检测近些年一直是机器视觉领域的难点和热点.

红外小目标检测技术主要包括红外图像预处理和小目标检测两个方面. 前者的主要目的是抑制复杂背景和杂波干扰, 提高图像的信噪比; 后者用于确定目标的准确坐标信息. 经典方法更关注的是当目标具有一定大小时, 为提高目标检测方案的可靠性和准确性所做的工作, 而当目标像素数量微少, 尤其是其背景杂乱时, 这些方法并不能有效地增强目标甚至将目标与噪声混淆. 然而在红外弱小目标检测

中, 尽早检测到成像系统中出现的小目标甚至是点目标, 为反导系统的快速反应争取时间或及时躲避攻击具有更为实际的意义.

直观的想法是利用超分辨增强技术对红外图像进行处理. 经典的超分辨增强技术主要分为两类: 基于图像配准和图像融合的图像重建技术; 基于学习的方法从低分辨图像估计出损失掉的高频感知分量的技术. 近些年衍生出了大量基于这两种思路的超分辨重建算法, 经过试验发现, 这些方法往往更适合于特定情况的超分辨重建.

基于图像配准和图像融合的典型方法有 Vandewalle<sup>[2]</sup>, Marcel<sup>[3]</sup>, Lucchese<sup>[4]</sup>, Keren<sup>[5]</sup>等. 在这类方法中, 首先假设图像之间的可以实现基于全局参数的(往往包括平移变换, 旋转变换, 投影变换等参数)完全配准, 并且后续图像融合过程也都建立在这个假设上. 很显然, 实现多帧图像配准的方法成立的前提条件限制了此类方法仅适用于形变不大

收稿日期: 2010-09-03, 修回日期: 2010-12-23

基金项目: 航空科学基金(2008ZC57); 国家自然科学基金(60772097)

作者简介: 牛志彬(1984-), 男, 河北保定人, 硕士研究生, 主要研究方向为红外弱小目标检测, E-mail: mind3str@gmail.com.

Received date: 2010-09-03, revised date: 2010-12-23

的车辆、建筑物等刚体,无法实现复杂背景中的小目标或人脸等具有复杂形变的图像的高精度配准。

基于学习方法的超分辨通过训练得到特定目标图像的高频信息来实现对待重建图像的缺失信息的推断,如 T. Freema 等人利用 Markov 网络所做的工作<sup>[6]</sup>。这类方法对目标物体的高频信息要求较高,小目标往往被视为噪声而忽略。

针对低分辨率视频中的人脸这种非刚体的目标的超分辨,S. Baker<sup>[7]</sup>等人提出一种基于光流的方法,此方法利用光流场向量而非有限的几个全局参数来实现连续帧的配准工作,随后的超分辨增强建立在该配准和图像融合之上。但是由于光流法的提出是建立在实际中难以满足的前提假设之上的,即同一点的像素的强度值在时间维度上是恒定的;同时 Wen-Yi Zhao 等人<sup>[8]</sup>经过理论推导,从原理上说明了传统光流法的精度不够,可能会导致基于光流的超分辨不可行。在红外弱小目标的增强中,尤其是复杂云层背景中的点目标的增强过程中,基于光流法的超分辨技术甚至可能会完全丢掉目标,文中的实验对比将更清晰说明这一点。

针对以上方法的不足,尤其是针对复杂背景下的弱小目标,提出了一种适用于红外弱小目标的超分辨增强技术。在该技术中,复杂背景中的小目标甚至是点目标的分辨率能有效地增强,同时,其噪声及复杂背景得到有效抑制。通过实验对比可以看到该方案的有效性。

## 1 用于红外弱小目标的超分辨增强技术

### 1.1 计算相邻帧图像特征流场

为获取图像之间的差异,首先计算图像的稠密特征,即依次对图像的每一个像素提取其局部结构特征,特征的选取可以为 SIFT 特征、DAISY 特征等。在文中选取局部描述效果更好的 SIFT 特征<sup>[10]</sup>。

对每一像素点计算 SIFT 描述子后,需要计算相邻两帧间像素点的匹配,从而生成运动流场  $W = (u, v)$ 。令相邻两帧图像像素点的位置为  $p$ ,相邻两幅图像的 SIFT 描述图像为  $s_1, s_2$ ,则位置  $p$  处的描述子向量为  $s_1(p), s_2(p), w(p) = (u(p), v(p))$  为位置  $p$  处的流向量,  $u(p), v(p)$  分别为水平和垂直流场,  $\varepsilon$  为位置  $p$  处的邻域,同时考虑在特征点匹配的过程中有如下要求:

1) 需要对相邻两帧的像素点  $p$  按照描述子向量  $s_1(p), s_2(p)$  的相似程度进行匹配,即需要满足条件:

$$\min \sum_p ( \| s_1(p) - s_2(p+w) \|_1 ) \quad , \quad (1)$$

2) 在实际情况中,流速  $u^2(p) + v^2(p)$  为相邻帧像素速率,值不应太大,即满足:

$$\sum_p \eta ( | u(p) | + | v(p) | ) \quad , \quad (2)$$

3) 像素点的邻近区域  $\varepsilon$  内的像素具有类似的流向量,即满足:

$$\sum_{(p,q) \in N} ( \min(\alpha | u(p) - u(q) |, d) + \min(\alpha | v(p) - v(q) |, d) ) \quad , \quad (3)$$

综上所述,特征流场的计算可以总结为如下的优化问题:

$$E(w) = \sum_p ( \| s_1(p) - s_2(p+w) \|_1 + \sum_p \eta ( | u(p) | + | v(p) | ) + \sum_{(p,q) \in \varepsilon} ( \min(\alpha | u(p) - u(q) |, d) + \min(\alpha | v(p) - v(q) |, d) ) \quad , \quad (4)$$

其中  $\sigma, \alpha, d, \gamma$  为参数。此方程通过 Bipartite message passing scheme (BP-S) 求解<sup>[9,10]</sup>。得到对应图像之间的水平和垂直流场分别定义为  $VX, VY$ 。

由于局部特征描述子(如 SIFT 描述子)相对于图像像素的灰度值具有更强的旋转,光照,尺度不变性,可以更好的表征图像局部结构的信息,相对于光流法成立的假设具有更好的鲁棒性;通过有效计算可以得到比传统光流法更精确的运动差异估计。

### 1.2 基于特征流的超分辨增强

图像稠密描述的水平 and 垂直流场可以很好的表征相邻帧图像之间局部结构的变化,通过对相邻奇数帧图像之间进行高精度配准和融合可以有效地提高目标图像的分辨率。具体步骤如下:

(1) 采集原始红外图像,并将原始红外图像转化为连续三帧灰度图像;

(2) 将连续帧图像分别插值放大  $N$  倍,为实现较好的效果,采用双立方插值,得到的结果图像表示为:  $I_1, I_2, I_3$ ;

(3) 分别计算  $I_2$  到  $I_1$  和  $I_3$  的特征流场,得到对应图像之间的水平和垂直流场分别定义为  $VX21, VY21, VX23, VY23$ ,流场的计算如前所述;

(4) 通过计算将  $I_1$  和  $I_3$  的像素的坐标映射  $I_2$  上相应的位置,生成的结果图像定义为  $I_2^1$  和  $I_2^3$ 。具体如下:

首先计算  $I_1$  和  $I_3$  上每一个像素当映射到  $I_2$  上时的新的坐标(以  $I_1$  为例,  $I_3$  相同)。定义  $XX, YY$  为  $I_1$  上每一个像素点的坐标;  $xx, yy$  为  $VX21, VY21$  上每一个矩阵数值的坐标;则  $XX = XX + xx, YY = YY +$

yy 计算得到的是  $I_1$  上像素当映射到  $I_2$  上时的相应的新的坐标  $(XX, YY)$ . 然后使用插值的方法  $I_1$  上的每一个像素灰度值映射到其新的坐标  $(XX, YY)$  上去, 为了达到较好的效果, 在文中采用双线性插值. 生成的结果图像即定义为  $I_2^1$ , 同理可处理得到  $I_2^3$ . 接下来, 将  $I_2$  及其近似图像  $I_2^1$  和  $I_2^3$  进行融合, 生成新的  $I_2$ .

采用中值法实现对三幅图像的融合, 即对  $I_2^1, I_2$  和  $I_2^3$  的每一个像素灰度值进行比较, 取其中值作为最终融合结果的图像. 重复上述计算流程, 映射, 融合步骤, 直到图像收敛, 即满足

$$\sum \sum (I_2'(x, y) - I_2(x, y))^2 \leq \varepsilon \quad (5)$$

其中  $I_2'(x, y)$  为新生成的  $I_2$  图像的一个像素灰度值;  $I_2(x, y)$  为上一次迭代生成的  $I_2$  图像的一个像素灰度值;  $\varepsilon$  为指定的最大误差值 ( $\varepsilon > 0$ ).

## 2 时间复杂度分析

所提出的基于特征流的超分辨重建方法, 主要的时间是耗费在描述子及流场的计算上, 实验所测试的平台 CPU 为 Intel 双核 1.8G 主频, 内存为 3G. 对一幅分辨率为  $281 \times 244$  的图像提取其稠密 SIFT 描述子的时间大约为 1.66s, 使用专为提速而优化的 DAISY 描述子可以达到大约 0.50s, 并行编程可使其运算时间随 CPU 核的数目线性递减<sup>[11]</sup>. 至于流场的计算, 若图像像素数量为  $h^2$ , BP 算法估算流场的时间大约是  $O(h^4)$ , 同样分辨率的两幅图像的计算可以在 60 次迭代以内收敛, 大约需要 27.42s. 描述子的计算和 BP 优化算法都可以并行编程, 通过在 GPU 上实现该算法可以将目前速度提高到 100 倍甚至更高. 进一步的提高计算效率的工作正在进行中.

## 3 实验结果对比

下面通过实验结果对比说明处理的效果. 如图 1 所示的连续三帧红外弱小目标图像, 小目标由红框标示, 上边一个矩形表示的目标为 1 个像素, 下面一个矩形所包含的目标由 3 个像素组成.

图 2 分别为使用不同的超分辨技术对原三帧图像进行处理的结果图. 其中: 图 2(a~d) 分别为 Vandewalle<sup>[2]</sup>, Marcel<sup>[3]</sup>, Lucchese<sup>[4]</sup>, Keren<sup>[5]</sup> 的结果, 可以看到由于这些重建方法采用了基于全局参数的配准, 而目标的面积过小, 从而导致错误的配准, 甚至一个目标分裂为两个. 图 2(e) 为采用光流

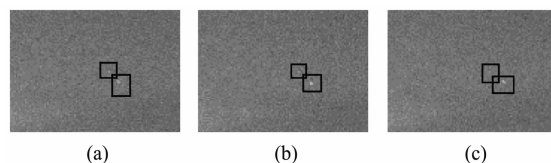


图 1 三帧连续红外弱小目标图像

Fig. 1 Three consecutive frames of infrared small targets

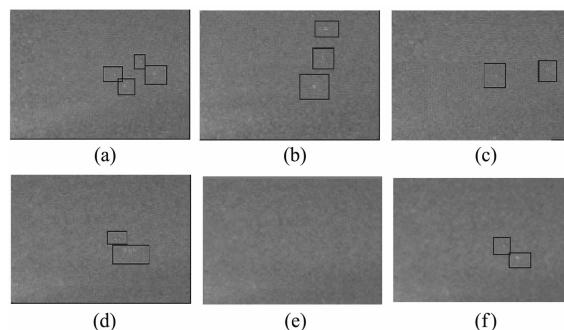


图 2 不同超分辨重建方法所得到的结果 (a)Vandewalle (b) Marcel (c)Lucchese (d)Keren (e)光流超分辨 (f)文中方法

Fig. 2 Comparison of the super-resolution reconstruction results obtained using different methods (a) Vandewalle (b) Marcel (c) Lucchese (d) Keren (e) optical flow (f) the proposed method

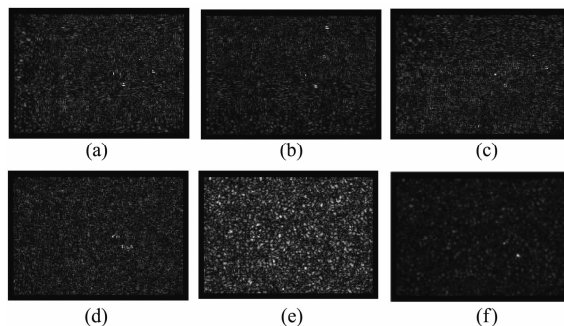


图 3 采用 TDLMs 对经不同方法重构后的图像进行小目标检测的结果 (a)Vandewalle (b)Marcel (c)Lucchese (d)Keren (e)光流超分辨 (f)文中方法

Fig. 3 Comparison results of small-target detection using TDLMs on reconstructed images using (a) Vandewalle (b) Marcel (c) Lucchese (d) Keren (e) optical flow (f) the proposed method

超分辨技术重建的结果, 可以看到同样由于精度不高的配准和像素灰度值变化导致目标甚至丢失. 图 2(f) 为采用文中方法重建的结果, 可以看到两个目标都得到一定的增强, 面积增大, 使得小目标检测算法可以进行.

注意, 由于当图像转变为文档中的静态格式后, 会被进行压缩和插值, 在文中, 图像的超分辨效果受到了一定影响. 图 3 为采用 TDLMs 进行小目标检测之后的结果, 分别对应于图 2 中的各幅超分辨结果,

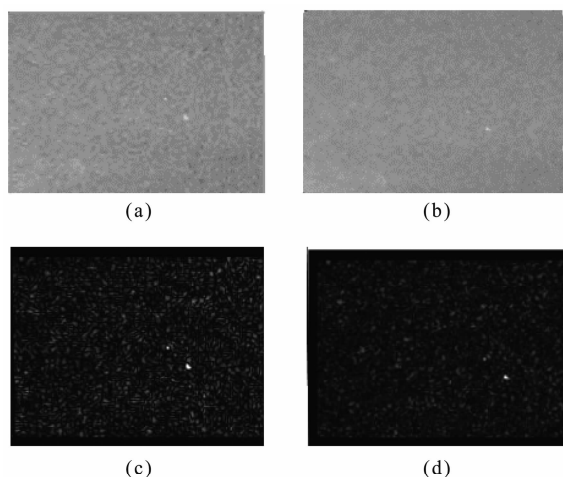


图4 (a)(c)为采用双立方差值将原图像放大并利用TDLMS方法进行小目标检测的结果(b)(d)为采用本文方法将原图像超分辨率处理并利用TDLMS方法进行小目标检测的结果

Fig. 4 (a)Original image enlarged using bicubic interpolation (c)TDLMS method applied (b)super-resolution reconstruction using the proposed method (d)TDLMS method applied

可以看到只有采用文中方法,小目标(包括点目标)的位置才正确且得到了增强。

图4分别为直接使用插值对原图像进行放大和使用本文方法对小目标的重建结果,以及其分别使用TDLMS小目标检测算法检测的结果,可以看到尽管插值法能够将图像和目标放大,但由于噪声过大,增大了将目标从背景中提取出来的难度.使用本文所得到的检测结果则可以较好的实现在噪声不大的情况下目标的检测。

图5为另一组红外小目标图像样本,使用各种放大方法处理完的结果,为便于观察将其三维立体图像视角进行了调整.从最后一列中可以看到经典超分辨率处理完的图像要么得到了错误的结果(前三行),要么小目标被抑制而淹没(第四行),而仅有两种方法(第五,第六行)小目标信息得到了正确的增强.尽管使用本文超分辨率重建技术(第五行)会产生比使用双立方差值(第六行)保留一些噪声,但这些噪声和小目标信号之间可以方便通过阈值分割去除;同时可以发现超分辨率可以将更小的目标(对应立体侧面图中左侧峰值)增强,而差值方法则使得大的目标变的更大,而小的目标变的更小。

由于经典超分辨率方法无法正确处理此种情况下的图像,故仅需对双立方差值和特征流超分辨率重建的小目标区域强度信息进行对比.为得到客观对比结果,分别考虑局部信噪比LSNR,局部信噪比增益

LSNRG和背景抑制系数BSF.其中:

$$\text{LSNR} = \frac{(m_r - m_B)^2}{\sigma_B^2}, \quad (6)$$

$$\text{LSNRG} = \frac{\text{LSNR}_{\text{out}}}{\text{LSNR}_{\text{in}}}, \quad (7)$$

$$\text{BSF} = \frac{C_{\text{in}}}{C_{\text{out}}}, \quad (8)$$

其中 $m_r$ 为目标均值, $m_B$ 为背景均值, $\sigma_B$ 为背景的方差,LSNR<sub>in</sub>和LSNR<sub>out</sub>分别为检测前后目标邻域的局部信噪比, $C_{\text{in}}$ 为被检测图像(原始图像)中,背景的标准方差, $C_{\text{out}}$ 为检测算法生成图像的标准方差.显然这三个指标越大,检测性能越好。

表1 双立方差值放大后和本文超分辨率重建后小目标强度对比

Table 1 Comparison of the small target intensity after using bicubic interpolation enhancement and the proposed method

		LSNR	LSNRG	BSF
差值放大结果	目标1	6.0206	4.2998	0.2994
	目标2	6.0206	7.3638	1.3432
	目标3	6.0206	3.7558	0.2446
	目标4	6.0206	4.3142	0.3139
文中方法结果	目标1	6.0206	5.2414	1.2410
	目标2	6.0206	6.5815	2.5811
	目标3	6.0206	3.3824	0.6180
	目标4	6.0206	7.1196	1.0990

如表1所示,目标1和目标2为图1所对应的两个目标,目标3和目标4为图5所对应的两个目标,表中加粗的数字是两种方法较好的结果.从差值结果和本文特征流超分辨率重建的三项指标对比可以看到:两种方法的LSNR是相同的说明目标与背景相比的显著程度相同;而LSNRG反应了一个目标检测算法在检测前后对于目标区域局部信噪比的提升程度;使用特征流超分辨率对于较强的目标的提升比差值小,而对于较弱的目标提升反而大,这与前面直观结果是相同的;BSF反应了检测算法对于复杂图像背景的抑制能力,可以看到使用特征流超分辨率在这项指标上两个目标点都得到了比差值更好的结果。

由上述实验对比可见,文中提出的超分辨率重建技术是实验中唯一能够将弱小目标正确放大同时对噪声进行一定抑制的方法,相对于差值算法,目标区域局部信噪比得到更大提升,复杂背景得到更强抑制。

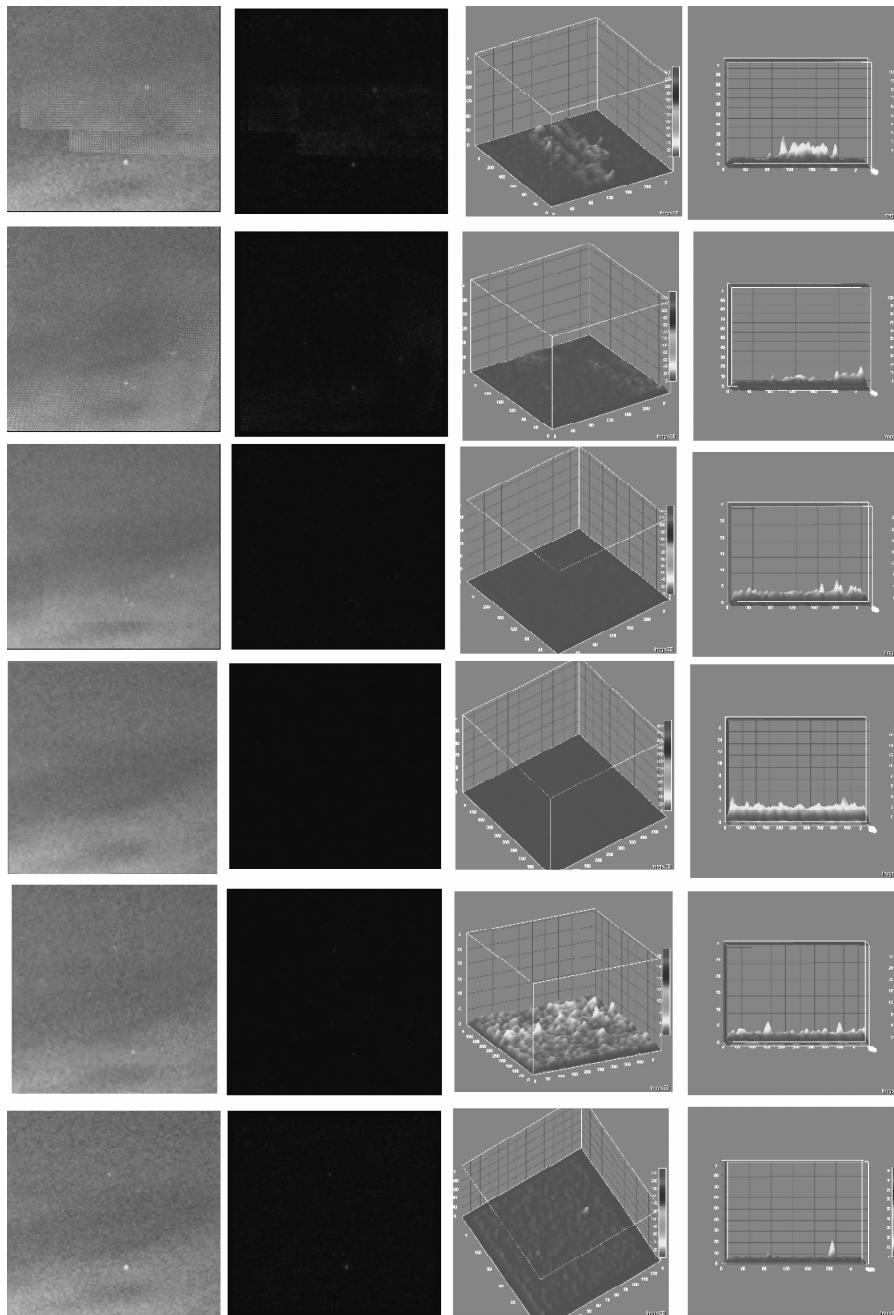


图5 经过邻域 TDLMS 算法处理后图像的三维立体图,由上至下分别为 Vandewalle<sup>[2]</sup>, Marcel<sup>[3]</sup>, Lucchese<sup>[4]</sup>, Keren<sup>[5]</sup>, 基于光流的方法,基于文中特征流方法和基于双立方差值的方法;由左至右各列分别为原始图像,邻域 TDLMS 算法处理结果,立体图像,立体图像调整角度后图像

Fig.5 3D surface images after neighborhood TDLMS applied. From top to bottom: Vandewalle<sup>[2]</sup>, Marcel<sup>[3]</sup>, Lucchese<sup>[4]</sup>, Keren<sup>[5]</sup>, optical flow, and the proposed method. From left to right: original images, neighborhood TDLMS algorithm applied, 3D surface images and their flat view

#### 4 结论

针对红外图像的特性提出了基于特征流的超分辨重建技术. 基于稠密特征的宽基线匹配方案可以获得比光流法更精确的流场;多帧低分辨率图像不断计算流场、融合,最终收敛得到高分辨率图像. 小目标甚至点目标的分辨率得到了提

升,由于结果由多帧图像融合而成,图像中的噪声被削弱,目标区域局部信噪比得到提升,复杂背景得到抑制;这些预处理可以有效地提升系统的正确检测率,降低误警率. 实验对比表明,基于特征流的超分辨重建是红外小目标增强的可行之路.

(下转 148 页)

验表明该方法能实现对红外目标的准确检测. 本质上, 该 KRQCF 算法是适当的特征提取方法与二次相关滤波器在核空间的结合, 因此核 Rayleigh 商二次相关滤波器结构具有一定的普适性, 可以与多种方法相结合, 在以后工作中, 将研究提高 KRQCF 算法的实时性, 以将其应用到序列目标检测中.

## REFERENCES

- [1] Khan J F, Alam M S, Bhuiyan S. Automatic target detection in forward-looking infrared imagery via probabilistic neural networks [J]. *Applied Optics*, 2009, **48** (3): 464—476.
- [2] Liu R, Liu E, Yang J, *et al.* Infrared small target detection with kernel Fukunaga-Koontz transform [J]. *Measurement Science and Technology*, 2007, **18** (9): 3025—3035.
- [3] Ragothaman P, Mikhael W B, Muise R, *et al.* Adaptive determination of eigenvalues and eigenvectors from perturbed autocorrelation matrices for automatic target recognition [J]. *Proc. SPIE*, 2006, **6234**: 62340F.
- [4] Ragothaman P, Mahalanobis A, Muise R, *et al.* A performance comparison of the transform domain Rayleigh quotient quadratic correlation filter (TDRQCF) approach to the regularized RQCF [J]. *Proc. SPIE*, 2008, **6967**: 69670P.

- [5] Mikhael W B, Ragothaman P, Muise R, *et al.* An efficient quadratic correlation filter for automatic target recognition [J]. *Proc. SPIE*, 2007, **6566**: 65660W.
- [6] Mahalanobis A, Muise R R, Stanfill S R, *et al.* Design and application of quadratic correlation filters for target detection [J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2004, **40** (3): 837—850.
- [7] Huo X, Elad M, Flesia A G, *et al.* Optimal reduced-rank quadratic classifiers using the Fukunaga-Koontz transform with applications to automated target recognition [J]. *Proc. SPIE*, 2003, **5094**: 59—72.
- [8] Mahalanobis A, Muise R R, Stanfill S R. Quadratic correlation filter design methodology for target detection and surveillance applications [J]. *Applied Optics*, 2004, **43** (27): 5198—5205.
- [9] Sims S, Mahalanobis A. Performance evaluation of quadratic correlation filters for target detection and discrimination in infrared imagery [J]. *Optical Engineering*, 2004, **43** (8): 1705.
- [10] Jian Y, Frangi A F, Jing-Yu Y, *et al.* KPCA plus LDA: a complete kernel Fisher discriminant framework for feature extraction and recognition [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2005, **27** (2): 230—244.

(上接 141 页)

## REFERENCES

- [1] Liu Y, Si X, Jiao S, *et al.* Study of detection algorithm for infrared small target [J]. *Journal of Projectiles, Rockets, Missiles and Guidance*, 2008, **28** (1): 53—55.
- [2] Vandewalle P, Susstrunk S, Vetterli M. A frequency domain approach to registration of aliased images with application to super-resolution [J]. *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, 2006, **2006**: 1—14.
- [3] Marcel B, Briot M, Murrieta R. Calcul de translation et rotation par la transformation de Fourier [J]. *TS. Traitement du signal*, 1997, **14** (2): 135—149.
- [4] Lucchese L, Cortelazzo G. A noise-robust frequency domain technique for estimating planar roto-translations [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2000, **48** (6): 1769—1786.
- [5] Keren D, Peleg S, Brada R. Image sequence enhancement using sub-pixel displacements [C]. *IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 1988, 742—746.

- [6] Freeman W, Jones T, Pasztor E. Example-based super-resolution [J]. *IEEE Computer Graphics and Applications*, 2002, **22** (2): 56—65.
- [7] Simon B, Takeo K. Super resolution optical flow [R]. *Tech. report CMU-RI-TR-99-36*, Robotics Institute, Carnegie Mellon University, October, 1999.
- [8] Zhao W, Sawhney H. Is super-resolution with optical flow feasible? [J]. *Lecture Notes in Computer Science*, 2002, **2350**: 599—613.
- [9] Felzenszwalb P, Huttenlocher D. Efficient belief propagation for early vision [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2006, **70** (1): 41—54.
- [10] Liu C, Yuen J, Torralba A. SIFT Flow: Dense correspondence across scenes and its applications [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2010, **PP** (99): 1—1.
- [11] Engin T, Lepetit V, Pascal F. Daisy: An efficient dense descriptor applied to wide baseline stereo [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2010, **32** (5): 815—830.