

文章编号 1004-924X(2015)10-2989-08

基于区域划分的红外超分辨率重建

翟海天*, 李 辉, 李 彬

(西北工业大学 电子信息学院, 陕西 西安 710072)

摘要:提出了红外超分辨率重建系统以获取高分辨率红外数据。首先,根据红外图像获取过程建立了数学模型,讨论了降采样、模糊、运动以及高斯噪声对红外系统的影响;在非退化特征提取的基础上提出了基于特征的亚像素配准算法,其根据所得到的非退化特征应用归一化均方根误差来估计两帧之间的亚像素位移。然后,分析了传统全变分因子在高分辨重建时的不足并对其进行改进;利用区域划分将图像划分为平滑区域和细节区域,并根据区域的不同情况自适应全变分因子,从而使细节区域不至于过平滑。最后,利用 MM(Majorization Minimization)算法对合成的低分辨率红外图像和真实红外图像进行了超锐度重建。与同类相关算法的比较实验显示:所提算法亚像素配准最大误差为 0.09 pixel,重建后的红外图像质量优于其他同类算法。所提算法可以对低分辨红外图像序列进行有效重建,具有配准精度高、重建图像细节丰富等特点,可应用于各种红外成像系统。

关键词:分辨率增强;红外图像;超分辨率重建;亚像素;全变分

中图分类号:TN216;TP391 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20152310.2989

Infrared super resolution reconstruction based on region division

ZHAI Hai-tian*, LI Hui, LI Bin

(School of Electronics and Information, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China)

* Corresponding author, E-mail: haitian_1988@mail.nwpu.edu.cn

Abstract: An infrared super resolution reconstruction system was proposed to acquire high resolution infrared images. A mathematical model was established according to the procedure of image acquisition. The effect of down-sampling, blurring, motion, and Gaussian noise on the infrared system were discussed. Then, a non-degradation feature based sub-pixel motion estimation method was proposed. On the basis of obtained non-degradation, the normalized root of mean square was utilized to estimate the sub-pixel motion between two frames. Furthermore, drawbacks of the conventional total variation factor were analyzed and improved when it was applied in the reconstruction procedure. The region division method was used to divide the image into smooth regions and detail regions, then the new variational factor was able to adaptive to different regions according to their characteristics, and the detail regions could not be over-smoothed. Finally, the experiments on both synthetic and real infrared image sequences were performed by MM(Majorization Minimization). The results indicate that the maximum error of proposed algorithm is 0.09 pixel and the quality of the reconstructed image is better than those of the other algorithms. The proposed algorithm has higher sub-pixel registration accuracy

收稿日期:2015-07-06;**修订日期:**2015-08-24.

基金项目:国家自然科学基金资助项目(No. 61171155, No. 61571364);陕西省自然科学基金资助项目(No. 2012JM8010)

and rich image details, and is able to reconstruct the sequence of low resolution infrared images efficiently. It is suitable for various infrared applications.

Key words: resolution enhancement; infrared image; super resolution reconstruction; sub-pixel; total variation

1 引言

红外图像通过反射物体的热辐射而成像,它不受环境光线的影响,因而在监控^[1]、医学成像^[2]以及遥感^[3]等领域有广泛应用。红外图像的质量会直接影响后续应用,然而受到硬件及应用环境的制约,红外图像经常会出现细节模糊、分辨率较低的情况,难以获得较好的视觉效果。因此,如何提高红外图像质量是目前红外领域的一个重要问题^[4,5]。理论上,若要提高红外图像质量,就要增加探测器阵列数目或者减小感应单元尺寸,以增加抽样频率,从而减小混频,增加分辨率。然而增加探测阵列数目会使设备造价昂贵,有时甚至难以实现。如果成像单元小于某一尺寸,则将会受到脉冲噪声的影响,影响成像质量。因此,在现有采集设备的基础上,利用软件的方法提高低分辨率红外图像具有非常重要的应用价值和现实意义。

随着计算机、信号处理技术以及一些优化理论的发展,人们在超分辨率重建领域有了重大突破。超分辨率重建^[6,7]是利用同一场景的低分辨率图像序列产生一个高分辨率图像来有效克服硬件的不足,它主要通过超分辨算法实现。超分辨重建算法主要分为频域算法和空域算法^[8-11]。频域算法主要利用连续和离散傅里叶变换的平移和混叠,使未知连续傅里叶变换系数和多帧观测图像混叠的离散傅里叶变换以方程组的形式联系起来,通过求解方程组的解来获得频率域系数,而求解方程组解的傅里叶逆变换就是高分辨图像的重建。频率域算法的模型是建立在整体平移的基础上的,因此缺乏灵活性。空域算法主要通过空间观察模型来重建图像,它能够融合各种先验信息故具有很大的灵活性,是目前的研究重点。空域算法在超分辨重建时分为运动模型估计过程和插值、重采样过程,更符合图像降质和获取的复杂过程。其主要算法包括压缩感知重建、稀疏表示重

建、基于贝叶斯重建以及全变分重建等。

超分辨算法的主要挑战是如何恢复产生低分辨率图像序列时丢失的高频信息。上述算法虽然能重建高分辨图像,但都存在一定的局限性,不能在优化边缘的同时保持背景区域的平滑。近期,超分辨重建的研究越来越多地转向单图像超分辨率分析^[12-16],也被称为“图像幻觉”或“图像上采样”。与传统最近邻插值和二次双线性插值相比,单图像超分辨重建算法可以大幅度提高重建后图像的视觉效果。然而单图像重建算法并没有真正恢复图像的原始细节,而是使用像素块来填充低分辨率图像,其所使用的像素块可以来自本地或字典。

本文主要对多图像超分辨重建算法进行改进,提出了一种基于区域划分的红外超分辨重建算法。该算法首先对红外图像进行非退化特征提取;接着根据特征进行匹配,计算亚像素位移;然后使用聚类算法对原始红外图像进行分割,得到平滑区域与非平滑区域,再根据不同区域特征修正全变分因子;最后通过 MM(Majorization Minimization)算法重建高分辨红外图像。

2 红外观测模型

为了更全面地分析红外图像重建问题,首先需要构建图像观测模型,将高分辨图像和低分辨率图像序列相关联^[17]。目前的观测模型可以分为两类:一类用于静止图像,另一类用于视频图像。为了展现超分辨重建的基本概念,本文使用了基于静止图像的观测模型,此模型能更直接地通过扩展用在红外图像重建上。

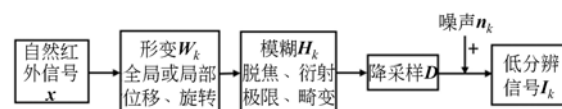


图 1 低分辨率图像获取过程

Fig. 1 Acquisition process of low resolution image

图 1 所示为原始图像经过形变、模糊、降采样以及噪声影响后产生低分辨红外图像的过程,采样频率低于奈奎斯特频率。令 $\mathbf{x} = [x_1, x_2, x_3, \dots, x_{L_1 M_1 \times L_2 M_2}]^T$ 为高分辨图像,其中 $L_1 M_1 \times L_2 M_2$ 表示高分辨图像尺寸。 $\mathbf{I}_k = [y_{k,1}, y_{k,2}, \dots, y_{k, M_1 \times M_2}]^T$ 为第 k 个低分辨图像,其中 $k = 1, 2, \dots, N, N$ 为低分辨图像数量。因此超分辨图像观测模型可表示如下:

$$\mathbf{I}_k = \mathbf{D}\mathbf{H}_k\mathbf{W}_k\mathbf{x} + \mathbf{n}_k, \quad (1)$$

其中: \mathbf{D} 为降采样矩阵,尺寸为 $M_1 M_2 \times L_1 M_1 L_2 M_2$; \mathbf{W}_k 为形变矩阵,尺寸为 $L_1 M_1 L_2 M_2 \times L_1 M_1 L_2 M_2$; \mathbf{H}_k 表示图像模糊矩阵,尺寸为 $L_1 M_1 L_2 M_2 \times L_1 M_1 L_2 M_2$; \mathbf{n}_k 为 $M_1 M_2 \times 1$ 的噪声向量。

图像模糊可能是由红外光学系统的脱焦、衍射极限、畸变等原因造成的,也可能是由成像系统与原始场景之间的相对运动以及低分辨率传感器的点扩散效应造成的。在单图像重建应用中,通常考虑光学效应及运动模糊的影响。然而在超分辨率分析中,则需要考虑由低分辨率传感器的尺寸限制造成的点扩散所引起的模糊。应用超分辨率算法时,通常认为模糊矩阵是已知的。如果在应用时难以获取模糊矩阵,则应将其并入重建过程,一起估计降采样矩阵 \mathbf{D} ,从而用于对经过模糊后的高分辨图像进行操作。这个过程中,会产生混叠的低分辨图像序列。一般情况下,输入序列中所有的低分辨图像尺寸应该是相同的,但对于更普遍的情形,则可以利用不同的矩阵 \mathbf{D} 产生不同大小的低分辨图像。为了得到同一场景的不同图像,每一幅输入图像都需要有不同的运动参数。具有不同运动参数的图像可由一个传感器的多次拍摄或者多个传感器在不同位置拍摄来获得。图像的位移可由成像系统的可控运动来实现,例如由轨道卫星获取的图像,其也可由不可控运动来获得,例如场景的移动或成像系统的震动。如果是不可控运动,则需要首先计算各图像间的亚像素位移。

3 超视锐度红外系统

高分辨率红外图像重建是一个逆问题,首先要估计各红外帧之间的运动参数,再根据运动参数将其投影到高分辨率网格,然后使用基于区域

划分全变分算法重建红外图像,具体过程如图 2 所示。

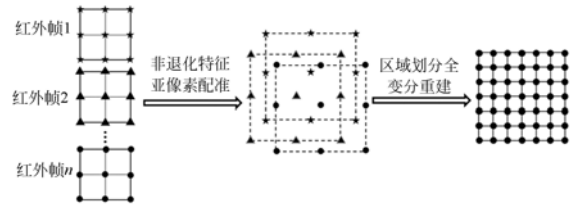


图 2 红外重建过程

Fig. 2 Procedure for infrared reconstruction

3.1 亚像素运动估计

红外图像序列的亚像素配准在超分辨率分析中有重要地位,它可以对图像之间的亚像素位移进行估计,从而提取出多幅图像中的有用信息^[18]。本文提出了基于非退化特征的亚像素配准算法。

亚像素配准的主要目标是估计:

$$\min_{T(x,y)} \mathbf{I}_M(x,y) - \mathbf{I}_R(T(x,y)), \quad (2)$$

其中: $\mathbf{I}_R(x,y)$ 和 $\mathbf{I}_M(x,y)$ 分别是参考图像和运动图像的强度函数, $T(x,y) = (T_x(x,y), T_y(x,y))$ 是将运动图像转换为参考图像的几何变换运算。假设存在一个几何变换:

$$\mathbf{I}_R(T_x(x,y), T_y(x,y)) = \mathbf{I}_M(x,y) ((x,y) \in \Omega_M), \quad (3)$$

其中 Ω_M 是运动图像的设计空间。

令 $T(x,y) = (x,y) + (T'_x(x,y), T'_y(x,y))$, 其中 $T'_x(x,y) = T_x(x,y) - x, T'_y(x,y) = T_y(x,y) - y$ 。则估计 $T(x,y)$ 将等价于对 $T'_x(x,y)$ 和 $T'_y(x,y)$ 的估计。利用泰勒展开式对上式进行一阶展开:

$$\mathbf{I}_R(T(x,y)) = \mathbf{I}_R(x,y) + \frac{\partial \mathbf{I}_R(x,y)}{\partial x} T'_x(x,y) + \frac{\partial \mathbf{I}_R(x,y)}{\partial y} T'_y(x,y) + o. \quad (4)$$

根据非退化特征提取方法,可以利用式(4)计算式(2)。因此可以利用下式进行提取特征点,

$$\bar{F}_R = \{(x,y) : (x,y) \in \Omega_R, K \geq \epsilon\}, \quad (5)$$

其中 \bar{F}_R 表示参考图像中的特征点集合,

$$K = K_{11}(x,y)K_{22}(x,y) - K_{12}^2(x,y), \quad (6)$$

$$K_n(x,y) = \sum_{i,j=1}^n [\hat{\mathbf{I}}_{R_x}'(x,y)]^s [\hat{\mathbf{I}}_{R_y}'(x,y)]^t K_{h_n}(x,y), \quad (7)$$

其中 $K_{h_n}(x,y) = K \left[\frac{x}{h_n}, \frac{y}{h_n} \right]$, K 为双变量密度核

函数, h_n 为带宽参数。类似的,

$$\bar{F}_M = \{(x, y) : (x, y) \in \Omega_M, K \geq \epsilon\}, \quad (8)$$

\bar{F}_M 表示 I_M 的特征点的集合。得到两图像的特

$$E^2(\bar{F}_M; \alpha, x_0, y_0) = \frac{\sum | \alpha \bar{F}_M(x - x_0, y - y_0) - \bar{F}_R(x, y) |^2}{\sum_{x,y} | \bar{F}_R(x, y) |^2}, \quad (9)$$

其中 α 为未知复常数, 将其作为最小化过程中的变量, 可以使 $E^2(\bar{F}_M; \alpha, x_0, y_0)$ 取得最小值。则亚像素位移可以通过下式来估计:

$$\min_{\alpha, x_0, y_0} E^2(\bar{F}_M; \alpha, x_0, y_0), \quad (10)$$

要让 α 的取值满足 $E^2(\bar{F}_M; \alpha, x_0, y_0)$ 最小, 则对 $E^2(\bar{F}_M; \alpha, x_0, y_0)$ 关于 α 求导:

$$\alpha = \frac{r(x_0, y_0)}{\sum_{x,y} | \bar{F}_M(x, y) |^2}, \quad (11)$$

其中

$$r(x_0, y_0) = \sum_{u,v} F_R(u, v) F_M^*(u, v) \exp\left[i2\pi\left(\frac{ux_0}{M} + \frac{vy_0}{N}\right)\right], \quad (12)$$

$$F_R(u, v) = \sum_{x,y} \frac{\bar{F}_R(x, y)}{\sqrt{MN}} e^{-j2\pi\left(\frac{ux}{M} + \frac{vy}{N}\right)}, \quad (13)$$

将式(11)代入式(10), 然后将最小化问题替换为以下的最大化问题,

$$1 - \frac{\max_{x_0, y_0} | r(x_0, y_0) |^2}{\sum_{x,y} | \bar{F}_R(x, y) |^2 \sum_{x,y} | \bar{F}_M(x, y) |^2}. \quad (14)$$

因此, 通过求解 $| r(x_0, y_0) |^2$ 的最大值即可得到图像序列的运动估计。

3.2 高分辨重建

超分辨重建是一个不适定问题, 因为低分辨率图像序列包含的信息并不足以得到原始高分辨图像。为了得到理想的超分辨图像, 应将不适定问题转化为稳定的适定问题。通常, 高分辨图像的估计可以通过解下式得到:

$$\hat{x} = \arg \min_x L(x), \quad (15)$$

其中 $L(x) = \sum_k \| I_k - DH_k W_k x \|_2 + \lambda \Lambda(x)$, $\Lambda(x)$ 为全变分因子, 它的定义是,

$$\Lambda(x) = \sum_i \sqrt{h_i^2(x) + v_i^2(x)}, \quad (16)$$

$h_i(x)$ 和 $v_i(x)$ 表示在 i 处横向与纵向的差分方程。

全变分被广泛应用于规则化问题的逆问题。然而, 传统全变分重建算法存在过平滑问题, 并不

征点之后, 使用 $\bar{F}_R(x, y)$ 和 $\bar{F}_M(x, y)$ 之间的归一化均方根误差估计两图像之间的亚像素位移, 定义为:

能找到一个合适的 λ 使重建后的图像优化边缘的同时又有平滑的背景^[19]。针对此问题, 本文使用 $\Gamma(x)$ 替换全变分因子, 定义如下

$$\Gamma(x) = \sum_i \mu_i \sqrt{h_i^2(x) + v_i^2(x)}, \quad (17)$$

其中 μ_i 为区域自适应因子,

$$\mu_i = \tau \eta_i. \quad (18)$$

μ_i 可以在有效抑制平坦区域高频噪声的同时保存边缘。为了得到有效的 μ_i 值, 首先要将图像分割为平滑区域与细节区域^[22]。本文使用 k -均值算法对红外图像进行分割, 得到平滑区域和细节区域(含有边缘区域)。式中 η_i 为聚类中心值, 具有较大 η_i 的区域可认为是平滑区域。 τ 为预定义的常数, 它通常根据经验选取, 对于不同的图像选取不同的 τ 值可以改善重建结果, 保证对平滑区域正则化的强度, 以降低噪声的影响。本文通过变分因子中的 μ_i 控制正则项作用的强度, 而不用对正则系数 λ 进行修正。

式(15)的最小化问题并不容易求解, 因为 $L(x)$ 的形式不是二次形式, 它在零处是不连续的, 并且 x 的维数过大。为了求得 $L(x)$ 的最小值, 本文使用 MM 方法论。MM 算法可以将复杂的非二次函数的最小化问题转化为连续的二次函数的最小化问题。要应用 MM 算法, 首先需考虑下列不等式:

$$\sqrt{a} \leq \frac{a+b}{2\sqrt{b}}, \quad (19)$$

其中 $a \geq 0, b > 0$ 。

令 x^m 为当前迭代的图像, 根据 MM 理论, $L(x)$ 可以转化为 $G(x)$,

$$G(x) = 2 \sum_k \| I_k - DH_k W_k x \|_2 + \lambda (Rx)^T Q^m U (Rx), \quad (20)$$

其中 $R = [R^h \ R^v]^T$, $R^h x$ 和 $R^v x$ 分别为横向和纵向的一阶差分, $U = \text{diag}(\mu_i)$, $Q^m = \begin{bmatrix} \Delta^m & \\ & \Delta^m \end{bmatrix}$, $\Delta^m = \text{diag}(\alpha_i^m)$ 。定义

$$\alpha_i^m = 1/\sqrt{h_i^2(x^m) + v_i^2(x^m)}. \quad (21)$$

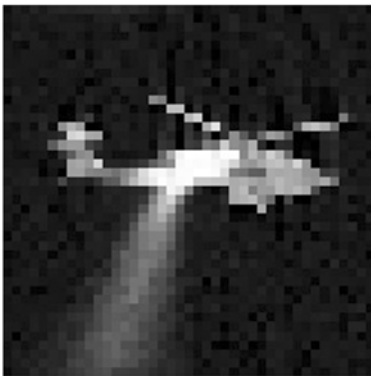
对于 $G(x)$, 因其为二次方程且可微, 因此关于 x 的最小化问题可以转化为求解以下线性系统:

$$\sum_k (\mathbf{P}^T \mathbf{P} + \lambda \mathbf{R}^T \mathbf{Q}^m \mathbf{U} \mathbf{R}) \mathbf{x}^{(m+1)} = \sum_k \mathbf{P}^T \mathbf{y}_k, \quad (22)$$

其中 $\mathbf{P} = \mathbf{D} \mathbf{H}_k \mathbf{W}_k$ 。

4 重建实验与结果

为验证算法性能, 本文分别使用合成红外序列和真实红外序列图像进行实验。合成红外序列图像包含 6 帧 64×64 的低分辨率红外图像序列, 它们由一个分辨率为 256×256 的原始高分辨率红外图像获得。各图像之间的亚像素位移不相同且为已知。所得低分辨红外图像如图 3(a) 所示, 重建后的图像如图 3(b) 所示。可以看出, 重建后的图像细节更加丰富, 背景更加平滑。



(a) 原始低分辨红外图像(通过最近邻插值放大)
(a) Original low resolution infrared image (enlarged by the nearest neighbor interpolation)



(b) 重建后的红外图像
(b) Reconstructed infrared image

图 3 合成红外序列

Fig. 3 Synthetic infrared sequences

为了定量验证算法的有效性, 首先, 利用本文提出的非退化特征亚像素配准算法进行运动估计。将所得亚像素位移与已知位移进行对比, 结果如表 1 所示。

表 1 亚像素位移估计对比

Tab. 1 Comparison of sub-pixel motion estimation

红外帧	1	2	3	4	5	6
x 方向真实值	0.31	-1.23	1.91	3.25	-1.20	0.71
x 方向估计值	0.37	-1.19	1.91	3.22	-1.21	0.72
y 方向真实值	-1.52	2.11	0.34	1.63	0.10	-0.82
y 方向估计值	-1.54	2.40	0.34	1.54	0.10	-0.80

由表 1 可以看出, 基于非退化特征亚像素配准算法可以准确估计出各帧之间的运动参数, 最大误差为 0.09 pixel。

本文用 PSNR (Peak Signal-to-Noise Ratio) 来衡量重建后的图像质量。首先, 对比了最近邻插值放大的图像以及超分辨率重建算法与原始高分辨率图像之间的 PSNR。结果显示: 最近邻插值放大的图像的 PSNR 为 20.21, 小于本文对 5 帧 10 dB 图像超分辨率重建后的 PSNR = 25.93。表 2 为将原始图像与由本文算法、文献[20]及文献[21]算法重建后图像的 PSNR 的比较结果。由表 2 可以看出所提算法重建后图像的 PSNR 值要优于其他算法。

表 2 文献[20][21]算法与本文算法 PSNR 对比

Tab. 2 Comparison of PSNRs between algorithms from [20], [21] and proposed algorithm

信噪比	10 dB			20 dB		
	5	10	15	5	10	15
红外帧数						
文献[20]	22.56	24.74	25.91	24.11	26.35	27.82
文献[21]	22.72	25.33	26.04	24.41	26.90	28.09
本文算法	25.83	27.25	28.88	26.02	28.55	29.67

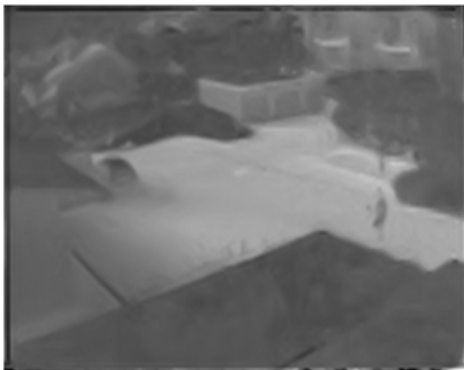
本文还使用真实红外图像序列进行了高分辨率重建。一方面为了验证本文算法的效果, 另一方面也研究了系数 τ 对重建结果的影响。选用 10 帧低分辨红外图像来重建高分辨图像。图 4(a) 为 10 帧图像中的一帧, 对该帧图像使用最近邻插值放大, 使其与重建后图像尺寸相同, 以便于对比。图 4(b) 为 $\tau = 2$ 时重建后的图像。通过对比图 4(a) 和图 4(b) 可以看出, 重建后的图像细节

更为丰富,同时锯齿效果大为减小。图 4(c)为 $\tau = 4$ 时的结果。可以看出,随着 τ 的增大,重建图像逐渐趋于平滑。



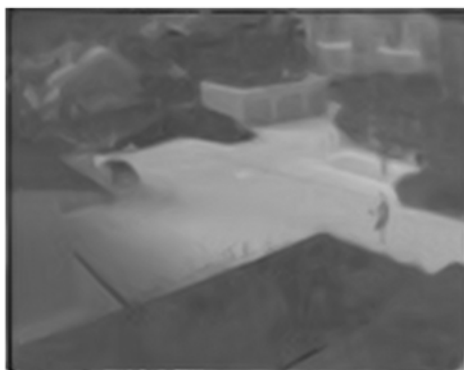
(a) 原始低分辨红外图像(通过最近邻插值放大)

(a) Original low resolution infrared image (enlarged by the nearest neighbor interpolation)



(b) 重建后的红外图像($\tau=2$)

(b) Reconstructed infrared image ($\tau=2$)



(c) 重建后的红外图像($\tau=4$)

(c) Reconstructed infrared image ($\tau=4$)

图 4 真实红外图像重建结果

Fig. 4 Reconstruction results of real infrared images

最后,将所提算法与文献[20]和文献[21]算法进行了比较,结果如图 5 所示。图 5(a)为原始低分辨图像,图 5(b)为使用文献[20]算法的重建结果,图 5(c)为使用文献[21]中算法的重建结



(a) 原始低分辨红外图像(通过最近邻插值放大)

(a) Original low resolution infrared image (enlarged by the nearest neighbor interpolation)



(b) 文献[20]算法重建后的高分辨红外图像

(b) Reconstructed HR infrared image by Ref. [20] algorithm



(c) 文献[21]算法重建后的高分辨红外图像

(c) Reconstructed HR infrared image by Ref. [21] algorithm



(d) 本文算法重建后的高分辨红外图像

(d) Reconstructed HR infrared image by proposed algorithm

图 5 本文方法与文献[20]、文献[21]方法的重建结果比较

Fig. 5 Comparison of reconstructed results between algorithms in [20] and [21] and proposed algorithm

果,图 5(d)为本文算法的重建结果。由图 5 可以看出,文献[20]算法重建的图像边缘有严重的圆环效应,图像质量较差;文献[21]算法重建图像的边缘仍存在轻微的圆环效应,且背景区域噪声较

参考文献:

- [1] LIU H C, LI S T, YIN H T. Infrared surveillance image super resolution via group sparse representation [J]. *Optics Communications*, 2013, 289: 45-52.
- [2] LAHIRI B B, BAGAVATHIAPPAN S, JAYAKUMAR T, *et al.*. Medical applications of infrared thermography: A review [J]. *Infrared Physics and Technology*, 2012, 55(4):221-235.
- [3] 李志军,王卫华,牛照东,等. 城区红外遥感云层检测技术[J]. *中国激光*, 2012, 39(11):121-126.
- LI ZH J, WANG W H, NIU ZH D, *et al.*. Cloud recognition from infrared remote sensing images under city background[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2012, 39(11):121-126. (in Chinese)
- [4] WANG P, SUN J Y, LI L L, *et al.*. Image quality modeling in forward-looking infrared building detection[J]. *Advances in Information Sciences and Service Sciences*, 2012, 4(23):757-764.
- [5] 刁伟鹤,毛峡,常乐. 一种新的红外目标图像质量评价方法[J]. *航空学报*, 2014, 31(10):2026-2033.
- DIAO W H, MAO X, CHANG L. A new quality estimation method for infrared target images[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2014, 31(10):2026-2033. (in Chinese)
- [6] 邓承志,田伟,汪胜前,等. 近似稀疏正则化的红外图像超分辨率重建[J]. *光学精密工程*, 2014, 22(6): 1648-1654.
- DENG CH ZH, TIAN W, WANG SH Q, *et al.*. Super-resolution reconstruction of approximate sparsity regularized infrared images[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2014, 22(6):1648-1654. (in Chinese)
- [7] 彭真明,景亮,何艳敏,等. 基于多尺度稀疏字典的多聚焦图像超分辨融合[J]. *光学精密工程*, 2014, 22(1): 169-176.
- PENG ZH M, JING L, HE Y M, *et al.*. Super-resolution fusion of multi-focus image based on multiscale sparse dictionary[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2014, 22(1): 169-176. (in Chinese)
- [8] 贺明,王亚弟,王新赛,等. 场景自适应的红外焦平面成像系统灰度超分辨技术[J]. *红外与激光工程*, 2014, 43(7):2138-2142.
- HE M, WANG Y D, WANG X S, *et al.*. Adaptive scene-based gray super-resolution technology of infrared focal plane imaging system[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2014, 43(7):2138-2142. (in Chinese)

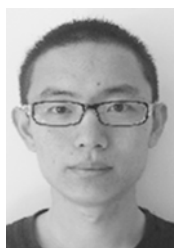
大;而本文算法由于使用了区域划分的思想,可以根据不同区域的特征自适应调整全变分参数,因此并不存在上述问题,可以有效重建高分辨图像。

5 结 论

本文首先建立了红外图像获取过程的数学模型,根据该模型提出了基于非退化特征的亚像素运动估计算法。实验结果表明此算法可以准确估计亚像素位移,精确度达到 0.1 pixel。针对重建过程中细节区域的过平滑问题,本文提出了区域自适应的全变分参数。即将原始图像分割为平滑区域与非平滑区域,并根据不同区域的特性,分配相应的全变分因子,使得在保留重建图像边缘的同时,可以保证背景平滑。最后,测量了在信噪比分别为 10 dB 与 20 dB 情况下,不同帧数时文献[20]、文献[21]算法及本文算法的 PSNR 值,结果表明所提算法可以得到更高分辨率的红外图像,不仅在主观上提高了图像效果,PSNR 也优于其他同类算法。

- [9] 孙玉宝, 韦志辉, 肖亮, 等. 多形态稀疏性正则化的图像超分辨率算法[J]. 电子学报, 2010, 38(12): 2898-2903.
SUN Y B, WEI ZH H, XIAO L, *et al.*. Multimorphology sparsity regularized image super-resolution [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2010, 38(12):2898-2903. (in Chinese)
- [10] HU X Y, PENG S L, HWANG W L. Learning adaptive interpolation kernels for fast single-image super resolution [J]. *Signal, Image and Video Processing*, 2014, 8(6):1077-1086.
- [11] CHEN H H, XUE J L, ZHANG S, *et al.*. Image super-resolution based on adaptive cosparsity regularization [J]. *Electronics Letters*, 2014, 50(24): 1834-1836.
- [12] 龚卫国, 潘飞宇, 李进明. 用双层重建法实现单幅图像的超分辨率重建[J]. 光学精密工程, 2014, 22(3): 720-729.
GONG W G, PAN F Y, LI J M. Single-image super-resolution reconstruction via double layer reconstructing[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2014, 22(3): 720-729. (in Chinese)
- [13] 陈健, 高慧斌, 王伟国, 等. 超分辨率复原方法相关原理研究[J]. 中国光学, 2014, 7(6): 897-910.
CHEN J, GAO H B, WANG W G, *et al.*. Correlation theory of super-resolution restoration method [J]. *Chinese Optics*, 2014, 7(6): 897-910. (in Chinese)
- [14] 潘宗序, 禹晶, 肖剑柏, 等. 基于自适应多字典学习的单幅图像超分辨率算法[J]. 电子学报, 2015, 43(2):209-216.
PAN Z X, YU J, XIAO CH B, *et al.*. Single image super resolution based on adaptive multi-dictionary learning [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2015, 43(2):209-216. (in Chinese)
- [15] ZHANG Y H, DU Y, LING F, *et al.*. Example-based super-resolution land cover mapping using support vector regression [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2014, 7(4):1271-1283.
- [16] QIN F Q, ZHU L H, CAO L L, *et al.*. Blind single-image super resolution reconstruction with defocus blur [J]. *Sensors and Transducers*, 2014, 169(4):77-83.
- [17] MAYBOUDI L S, BIRK A M, ZAK G, *et al.*. Infrared observations and finite element modeling of a laser transmission welding process [J]. *Journal of Laser Applications*, 2009, 21(3):111-118.
- [18] BAI J Q, ZHAO C G, WANG X Y, *et al.*. Image registration and noise removed for infrared subpixel-shifted images [C]. *Proceedings of SPIE - The International Society for Optical Engineering*, 2014, 9142.
- [19] LV X G, LE J, HUANG J, *et al.*. A fast high-order total variation minimization method for multiplicative noise removal [J]. *Mathematical Problems in Engineering*, 2013, Doi: 10.1155/2013/834035.
- [20] YUAN Q Q, ZHANG L P, SHEN H F. Multi-frame super-resolution employing a spatially weighted total variation model [J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2012, 22(3):379-392.
- [21] XU M X, SUN Q S, HUANG C R, *et al.*. Super-resolution imaging based on generalized total variation regularization [J]. *Sensor Letters*, 2014, 12(2):345-351.
- [22] 杨名宇, 李刚. 利用区域信息的航拍图像分割 [J]. 中国光学, 2014, 7(5): 779-785.
YANG M Y, LI G. Aerial image segmentation with region information [J]. *Chinese Optics*, 2014, 7(5): 779-785. (in Chinese)

作者简介:



翟海天(1989—),男,山东潍坊人,博士研究生,2011年于西北工业大学获得硕士学位,主要研究领域为目标识别及红外超分辨重建。E-mail: haitian_1988@mail.nwpu.edu.cn

导师简介:



李辉(1963—),男,陕西西安人,教授、博士生导师,1991年、1996年、2006年于西北工业大学分别获得获得学士、硕士、博士学位,主要研究领域为雷达目标识别、信号处理。E-mail: lh@nwpu.edu.cn

(版权所有 未经许可 不得转载)