

一种基于频域的序列图像超分辨率增强方法

谭 政^{1,2}, 相里斌¹, 吕群波¹, 孙建颖¹, 赵 娜¹, 方 煜¹, 刘扬扬¹

¹中国科学院光电研究院计算光学成像技术重点实验室, 北京 100094;

²中国科学院大学, 北京 100049

摘要 针对探测器奈奎斯特频率不足和光学系统点扩展效应造成的成像系统像质下降问题,在频域框架下提出一种改进的多帧图像超分辨率增强方法。在图像序列配准方面,考虑了频谱混叠和插值变换等因素对图像频谱相位差的影响,建立了更准确的亚像元位移提取模型;在图像复原方面,基于同步纹理自回归先验,建立了图像的联合高斯分布模型,并结合贝叶斯方法对插值重建结果进行复原。实验表明,该方法较为全面地考虑了像质下降因素,具有较好的超分辨率增强效果,且计算复杂度较低。

关键词 图像处理; 像质下降; 超分辨率增强; 频域框架; 图像配准; 图像复原

中图分类号 TP391.7 **文献标识码** A

doi: 10.3788/AOS201737.0710001

A Sequence Images Super-Resolution Enhancement Approach Based on Frequency-Domain

Tan Zheng^{1,2}, Xiangli Bin¹, Lü Qunbo¹, Sun Jianying¹, Zhao Na¹, Fang Yu¹, Liu Yangyang¹

¹Key Laboratory of Computation Optical Imaging Technology, Academy of Optics and Electronics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100094, China;

²University of Chinese Academy of Sciences, Beijing, 100049, China

Abstract Aiming at solving the problem of imaging system degradation caused by the shortage of sensor Nyquist frequency and the point spread effect of optical system, we propose a modified super-resolution enhancement method for multiple input images in the frequency domain framework. In image registration, we build the phase difference model by considering the impact of spectrum aliasing and interpolation transformations, so the sub-pixel information obtained from the model is more accurate. Based on the simultaneous autoregressive prior, the joint Gaussian distribution model combined with the Bayes approach is built to restore the interpolation results. The experimental results demonstrate that the proposed algorithm is effective with low computational complexity.

Key words image processing; degradation; super-resolution enhancement; frequency domain framework; image registration; image restoration

OCIS codes 100.2980; 100.6640; 110.2960

1 引 言

相机成像分辨率的主要影响因素为光学系统弥散和探测器采样。光学系统弥散的影响主要体现在衍射等造成的点扩展效应;探测器采样的影响主要体现在成像系统的设计会使探测器奈奎斯特频率略低于光学系统的截止频率,以满足成像信噪比的需求,却导致成像系统不满足采样定理,奈奎斯特频率以上的部分产生混叠。为了解决上述问题,序列图像超分辨率增强技术将传统光学成像和信号处理相结合,通过计算成像提高数据质量,从而突破成像器件的制约。

收稿日期: 2016-12-22; **收到修改稿日期:** 2017-03-05

基金项目: 国家自然科学基金(61505219)、中国科学院国防科技创新基金(CXJJ-16S045)

作者简介: 谭 政(1982—),男,博士研究生,工程师,主要从事计算光学成像、遥感数据增强方面的研究。

E-mail: tanzheng@aoe.ac.cn

导师简介: 相里斌(1967—),男,博士,研究员,主要从事光学工程与空间技术领域的研究。E-mail: xiangli@aoe.ac.cn

1984年,超分辨率增强的概念首先被提出^[1]。经国内外学者30多年的研究,超分辨率增强已发展出了多种方法,主要分为频域法和空域法两类。空域法以凸集投影法^[2]、最大后验法^[3]、全变分法^[4]、神经网络^[5]等为代表,大多基于统计或集合的理论,具有较高的精度,但是空域方法多以凸优化为研究目标,解算模型复杂,包含大规模的矩阵运算,需要高性能的计算设备支持,功耗大、成本高,因此空域法只能应用于科学研究、遥感观测等较少领域,难以在日常消费相机或工业相机上得到广泛应用。而频域法原理较易理解,解算模型基于图像频域的关系,计算速度快,对计算硬件要求低,很容易应用于实际工程中,但是频域法大多只根据序列图像的亚像元位移关系进行插值重建^[6-7],并未考虑光学系统弥散对成像降质的影响,配准模型也没考虑频谱混叠等因素对亚像元位移估计的影响。

本文从分析序列图像在频域中的关系及特点出发,建立亚像元信息提取模型和图像复原模型,通过图像配准、插值重建、图像复原3个步骤求解序列图像观测方程,提出一种较为有效的序列图像分辨率增强方法,且整个计算流程均在频域下进行,主要复杂度仅为快速傅里叶变换,很容易通过数字信号处理器(DSP)、现场可编程门阵列(FPGA)在手机、工业相机等设备上集成为超分辨率成像系统。

2 基本原理

2.1 序列图像分辨率增强原理

成像系统对同一目标场景的 L 次观测方程可以表示为

$$f_l = \mathbf{M}_l \mathbf{k} \mathbf{x} + \boldsymbol{\gamma}, \quad l = 1, 2, \dots, L, \quad (1)$$

式中 \mathbf{x} 为目标场景, f_l 为 L 次目标观测得到的图像序列, \mathbf{k} 为光学系统的点扩展函数, \mathbf{M}_l 为各幅图像之间的旋转平移参数构成的位移矩阵, $\boldsymbol{\gamma}$ 表示加性噪声。基于频域的序列图像超分辨率增强可分为

1) 图像配准。通过分析每幅图像的频域特征,计算位移矩阵 \mathbf{M}_l ;

2) 插值重建。把 f_l 中每幅图像的每个像元按 \mathbf{M}_l 重新投影到一个更高分辨率的网格上,经插值等操作得到更高分辨率的图像,令此幅高分辨率图像为 \mathbf{y} ,则

$$\mathbf{y} = \mathbf{k} \mathbf{x} + \boldsymbol{\gamma}; \quad (2)$$

3) 图像复原。削弱光学系统点扩展函数的作用,求解(2)式,得到最终的 \mathbf{x} 的估计值 $\tilde{\mathbf{x}}$ 。

2.2 序列图像位移关系的频域分析

通常情况下,图像序列 f_l 中的每幅图像之间会同时存在旋转和平移运动。假设序列中图像 $f_1(i, j)$ 经水平平移 Δi 、垂直平移 Δj 、旋转角度 $\Delta\theta$ 后,得到图像 $f_2(i, j)$,根据傅里叶变换的旋转、平移性质,有

$$\mathcal{F}_2(\omega_i, \omega_j) = \exp\left[j\left(\frac{2\pi\omega_i\Delta i}{m} + \frac{2\pi\omega_j\Delta j}{n}\right)\right] \times \mathcal{F}_1[\omega_i \cos(\Delta\theta) + \omega_j \sin(\Delta\theta), -\omega_i \sin(\Delta\theta) + \omega_j \cos(\Delta\theta)], \quad (3)$$

式中 \mathcal{F}_1 和 \mathcal{F}_2 分别为 f_1 和 f_2 的傅里叶变换, ω_i 和 ω_j 表示频域坐标 m 和 n 分别为图像的行数和列数。对(3)式两边分别求幅度谱,有

$$|\mathcal{F}_2(\omega_i, \omega_j)| = |\mathcal{F}_1[\omega_i \cos(\Delta\theta) + \omega_j \sin(\Delta\theta), -\omega_i \sin(\Delta\theta) + \omega_j \cos(\Delta\theta)]|. \quad (4)$$

因此,空域中图像的几何平移可以表示为频域中的相位平移,可通过分析相位差来求解平移量;序列中任意两图的幅度谱相同,可通过分析幅度谱来求解旋转量;平移量与旋转量的求解过程相互独立。

2.3 图像配准

2.3.1 旋转参数计算

令 Φ_1 、 Φ_2 分别表示 \mathcal{F}_1 、 \mathcal{F}_2 的幅度谱,由(4)式可得

$$\Phi_2(\omega_i, \omega_j) = \Phi_1[\omega_i \cos(\Delta\theta) + \omega_j \sin(\Delta\theta), -\omega_i \sin(\Delta\theta) + \omega_j \cos(\Delta\theta)]. \quad (5)$$

因此,两幅图像的幅度谱 Φ_1 、 Φ_2 是相同的,只是在各自的坐标值之间存在一个旋转关系,对(5)式两边分别进行极坐标变换,有

$$\Phi_1(\rho, \theta) = \Phi_2(\rho, \theta - \Delta\theta), \quad (6)$$

式中 (ρ, θ) 为极坐标。(6)式称为傅里叶-梅林变换^[8],由此,空域中图像的旋转问题可转化成极坐标下幅度谱的平移问题,从而可以应用相位相关法^[8]对旋转参数 $\Delta\theta$ 进行求解。

2.3.2 平移参数计算

在求解平移参数之前,首先要将 2.3.1 节中求得的旋转关系作用于每幅图像,即将图像 f_2 旋转 $-\Delta\theta$,使 f_1 与 f_2 之间仅包含平移关系。由于高频信息和低频信息的混叠,以及图像旋转后每点像素灰度需要重新插值的影响,均会导致相位误差,则在修正旋转角之后,(3)式变为

$$\mathcal{F}_2(\omega_i, \omega_j) = \mathcal{F}_1(\omega_i, \omega_j) \exp \left[j \left(\frac{2\pi\omega_i \Delta i}{m} + \frac{2\pi\omega_j \Delta j}{n} + \omega_\delta \right) \right], \quad (7)$$

式中 ω_δ 为相位误差,由于相位误差与平移量 Δi 和 Δj 无关,因此在计算时可以将其作为常数。两幅图像频谱的相位差为

$$\Psi(\omega_i, \omega_j) = \angle [F_2(\omega_i, \omega_j)/F_1(\omega_i, \omega_j)] = 2\pi\omega_i \Delta i/m + 2\pi\omega_j \Delta j/n + \omega_\delta. \quad (8)$$

将(8)式改写成矩阵形式

$$\Psi(\omega_i, \omega_j) = [\omega_i \quad \omega_j \quad \mathbf{I}] \begin{bmatrix} (2\pi/m)\Delta i \\ (2\pi/n)\Delta j \\ \omega_\delta \end{bmatrix}. \quad (9)$$

式中 \mathbf{I} 表示单位向量。根据(9)式,通过最小二乘法可以估计出平移量 $(\Delta i, \Delta j)$ 。

一般来讲,图像信号的高频部分易发生混叠,且高频信息受噪声影响较显著,而低频部分没有混叠或者仅有少部分混叠,所以在进行最小二乘法估计时,不能对整幅图进行计算,需在图像的低频窗口内进行计算,这样处理既保证了算法的精度又兼顾了计算的速度。

2.4 插值重建

为了兼顾精度与速度,采用双三次差值方法实现差值重建。首先根据配准参数把图像序列 f_i 中所有低分辨率图像映射到同一坐标系内,然后在行、列像素数为低分辨率图像 N 倍的高分辨率网格上进行双三次差值来重建(2)式中的高分辨率图像 y 。插值过程选取的基函数与文献[9]相同。

2.5 图像复原

图像的高频信息反映了图像的纹理边缘和噪声,是图像清晰度的重要表征之一。图像复原是在插值重建结果上,针对图像中的高频信息进行处理,进一步提高图像的清晰度。(2)式的贝叶斯形式可以描述为

$$p(\mathbf{x} | \mathbf{y}) = \frac{p(\mathbf{y} | \mathbf{x})p(\mathbf{x})}{p(\mathbf{y})} \propto p(\mathbf{y} | \mathbf{x})p(\mathbf{x}), \quad (10)$$

式中 $p(\mathbf{y} | \mathbf{x})$ 为似然函数项, $p(\mathbf{x})$ 表示先验信息。(10)式的解为

$$\tilde{\mathbf{x}} = \arg [\max_x p(\mathbf{y} | \mathbf{x})p(\mathbf{x})]. \quad (11)$$

通常噪声为高斯分布,因此, $\mathbf{y} \sim N[(\mathbf{k}\mathbf{x}), \sigma_n^2 \mathbf{I}]$, 则似然函数项的表达式为

$$p(\mathbf{y} | \mathbf{x}, \beta) \propto \beta^{P/2} \exp \left[-\frac{\beta}{2} \|\mathbf{y} - \mathbf{k}\mathbf{x}\|^2 \right], \quad (12)$$

式中 P 表示图像的像素总数,未知参数 β 为超参数, $\beta^{-1} = \sigma_n^2$ 。

为建立 $p(\mathbf{x})$ 的模型,需引入空间统计的同步纹理自回归模型^[10],图像任意像元 $x_{m,n}$ 可以表示为其 4 邻域形式

$$S(\mathbf{x}) = \|\mathbf{s}\mathbf{x}\|^2 = \sum_{N_m, N_n} \left| x_{m,n} - \frac{1}{4}(x_{m+1,n} + x_{m-1,n} + x_{m,n+1} + x_{m,n-1}) \right|^2, \quad (13)$$

式中 $S(\mathbf{x})$ 即为同步纹理自回归模型, \mathbf{s} 为拉普拉斯算子的卷积矩阵。从物理意义上讲,通过引入同步纹理自回归模型就能对图像的高频纹理信息加以约束,提高图像的恢复效果;从数学意义上讲,同步纹理自回归约束的引入可以减轻成像方程的病态性,使方程的解能够更逼近真实值。

令(13)式中的像元 $x_{m,n}$ 与周围 4 邻域的灰度差为

$$\epsilon_{m,n} = x_{m,n} - \frac{1}{4}(x_{m+1,n} + x_{m-1,n} + x_{m,n+1} + x_{m,n-1}). \quad (14)$$

假设 $\epsilon_{m,n}$ 服从均值为 0, 方差为 α^{-1} 的高斯分布,若图像上每个像元互不相关,则 $p(\mathbf{x})$ 可以表示为图像上所有像素的联合高斯分布的形式:

$$p(\mathbf{x}) = \prod_{m,n} \alpha^{1/2} \exp\left(-\frac{\alpha}{2} \|\mathbf{s}\mathbf{x}\|^2\right) = \alpha^{P/2} \exp\left(-\frac{\alpha}{2} \|\mathbf{s}\mathbf{x}\|^2\right). \quad (15)$$

将(11)式两边取对数,并将(12)式和(15)式代入,得到

$$\tilde{\mathbf{x}}_{\alpha,\beta} = \arg\{\max_x [p(\mathbf{x} | \alpha) \cdot p(\mathbf{y} | \mathbf{x}, \beta)]\} = \arg[\min_x (\alpha \|\mathbf{s}\mathbf{x}\|^2 + \beta \|\mathbf{y} - \mathbf{k}\mathbf{x}\|^2)]. \quad (16)$$

为了求 $\tilde{\mathbf{x}}_{\alpha,\beta}$, 就要计算出超参数 α 和 β 的估计值, 即

$$\tilde{\alpha}, \tilde{\beta} = \operatorname{argmax} p(\alpha, \beta | \mathbf{y}). \quad (17)$$

而 $p(\alpha, \beta | \mathbf{y}) \propto p(\mathbf{y} | \alpha, \beta)$, 则

$$\lg p(\alpha, \beta | \mathbf{y}) = -\alpha \|\mathbf{s}\mathbf{x}\|^2 - \beta \|\mathbf{y} - \mathbf{k}\mathbf{x}\|^2 - \lg |\mathbf{Q}(\alpha, \beta)|^{1/2} + \lg(\alpha^{P/2}) + \lg(\beta^{P/2}) + C, \quad (18)$$

式中 C 为常数, $\mathbf{Q}(\alpha, \beta) = \alpha \mathbf{s}^T \mathbf{s} + \beta \mathbf{k}^T \mathbf{k}$, (18)式两边分别对 α 和 β 求导可得到 $p(\alpha, \beta | \mathbf{y})$ 的最大值, 则可以分别得到 α 和 β 的表达式为

$$\alpha = P / \{\|\mathbf{s}\mathbf{x}\|^2 + H_{\text{trace}}[\mathbf{Q}^{-1}(\alpha, \beta)] \mathbf{s}^T \mathbf{s}\}, \quad (19)$$

$$\beta = P / \{\|\mathbf{y} - \mathbf{k}\mathbf{x}\|^2 + H_{\text{trace}}[\mathbf{Q}^{-1}(\alpha, \beta)] \mathbf{k}^T \mathbf{k}\}, \quad (20)$$

式中算子 H_{trace} 表示矩阵的迹。对(19)、(20)式中的各项进行傅里叶变换得到 α 和 β 在频域的表达式

$$\alpha = P / \{\mathcal{F}_x^* \mathcal{F}_s \mathcal{F}_x + H_{\text{trace}}\{\mathcal{F}[\mathbf{Q}^{-1}(\alpha, \beta)]\} \mathcal{F}_s^* \mathcal{F}_s\}, \quad (21)$$

$$\beta = P / \{(\mathcal{F}_y - \mathcal{F}_k \mathcal{F}_x)^* (\mathcal{F}_y - \mathcal{F}_k \mathcal{F}_x) + H_{\text{trace}}[\mathbf{Q}^{-1}(\alpha, \beta)] \mathcal{F}_k^T \mathcal{F}_k\}, \quad (22)$$

式中 $\mathcal{F}_x, \mathcal{F}_y, \mathcal{F}_k, \mathcal{F}_s$ 分别代表 $\mathbf{x}, \mathbf{y}, \mathbf{k}, \mathbf{s}$ 的傅里叶变换, 当(12)式和(15)式的边界都存在时, (16)式的解^[11]在频域中可简化为

$$\tilde{\mathcal{F}}_x = \frac{\mathcal{F}_k^T}{\mathcal{F}_k^T \mathcal{F}_k + (\alpha/\beta) \mathcal{F}_s^T \mathcal{F}_s} \mathcal{F}_y. \quad (23)$$

再对(23)式求得的 $\tilde{\mathcal{F}}_x$ 进行傅里叶逆变换, 即可得到最终的复原图像 $\tilde{\mathbf{x}}$ 。

综上所述, 尽管在进行超分辨率增强时用到了较多的理论, 但从计算上来讲, 除快速傅里叶变换外, 并未用到更复杂的运算, 在平移量估计时的最小二乘法也是仅在约 10×10 像元的小窗口内进行, 因此, 该算法的计算复杂度相对较低。

3 实验结果与分析

为验证该算法的有效性与可用性, 分别采用仿真数据与真实成像数据对算法进行了验证与分析。在仿真时, 采用如图 1(a)所示的大小为 $512 \text{ pixel} \times 512 \text{ pixel}$ 的 Lena 图像作为高分辨率图像, 首先对图 1(a)赋以随机平移量和旋转量, 再进行 4 倍降采样, 获得由 16 幅低分辨率图像构成的序列作为输入算法, 进行 2 倍像素数放大率的超分辨率增强。为了与该算法作对比, 引入 Patrick^[12]提出的具有较好的分辨率增强结果^[13], 并同为基于频域的序列图像超分辨增强算法(简称 Patrick 算法)。

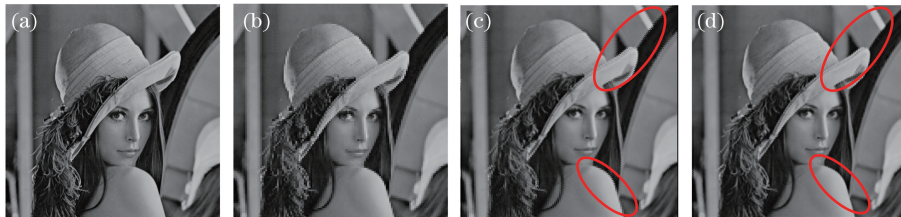


图 1 仿真结果。(a)高分辨率图像;(b)低分辨率图像;(c) Patrick 算法;(d)本文方法

Fig. 1 Simulation results. (a) High resolution image; (b) low resolution image; (c) Patrick method; (d) proposed method

仿真结果如图 1(c)和图 1(d)所示。从视觉效果上看, 图 1(c)中椭圆形标记的图像边缘细节部分呈现一定的锯齿状, 而图 1(d)中椭圆形标记的图像边缘细节部分则较为平滑锐利, 因此, 本文方法处理结果在图像边缘信息的重建上要优于 Patrick 法。用峰值信噪比(PSNR)和结构相似性(SSIM)来进行定量的对比分析, 如表 1 所示, 本文方法结果的 PSNR 和 SSIM 值均优于 Patrick 法。此外, 在本仿真实验中, 同为 Intel i5 处理器单核单线程运算的情况下, Patrick 法计算时间约 102 s, 而本文方法仅需约 12 s, 因此, 本文方法的计

算时间要明显优于 Patrick 法。由此可见,本文方法的计算复杂度相对较低。

表 1 图像的 PSNR 值和 SSIM 值

Tab 1 Parameters of PSNR and SSIM

Image	PSNR /dB	SSIM
Fig.1(c)	26.2442	0.8853
Fig.1(d)	30.5159	0.9182

除仿真验证以外,还采用相机实拍数据对算法进行了实验验证,实验采用 ON Semiconductor 公司的 NOIV1SN025KA 型号探测器,Nikon 公司的 50 mm 焦距的定焦镜头,将能够表征分辨率的 ISO12233 靶标作为观测目标[图 2(a)].实验过程中将相机固定在转台上,通过控制转台运动使相机和观测目标之间发生随机的相对位移,同时采集成像数据,共采集 8 幅图像作为图像序列,进行像素数放大率为 2 倍的超分辨率增强实验,以图 2(a)的椭圆形标记区域为例对实验结果进行说明。相机成像结果如图 2(b)所示,从图 2(b)可以看出,由于探测器采样频率的不足,黑白线条的图像产生了较为明显的高低频混叠,经本文方法进行超分辨率增强后[图 2(c)],绝大部分混叠已消除,图像质量得到很大的改善。

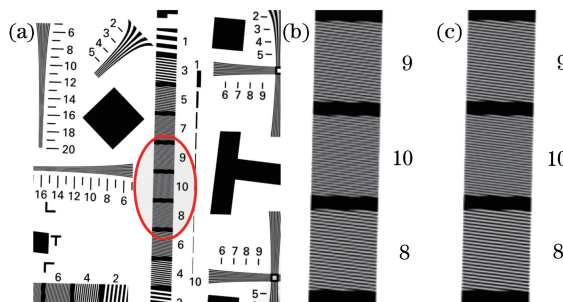


图 2 实验结果。(a) ISO12233 靶标;(b)相机成像结果;(c)超分辨率增强结果

Fig. 2 Experimental results. (a) ISO12233 target; (b) image taken with camera; (c) super-resolution enhance image

4 结 论

通过分析序列图像在频域中的关系,建立了亚像素估计模型和图像复原模型,提出了一种基于频域的序列图像超分辨率增强算法,并通过仿真对比和实验验证对算法的有效性进行了说明。实验结果证明,该方法具有较好的分辨率增强效果,有效地弥补成像系统在探测器采样和光学弥散上的不足,提高系统的整体指标,且计算复杂度较低,不需太多优化即能够在 FPGA、DSP 等硬件设备上实现并形成超分辨率成像系统,具有一定的工程应用前景。

然而,该方法由于以图像配准、插值重建、图像复原,逐步的、开环式的对图像进行处理,这种处理方式的缺点是上一处理步骤的计算误差会传递给下一处理步骤,导致误差积累。因此,在未来的研究中应研究误差抑制的方法,获得更优的分辨率增强结果。

参 考 文 献

- [1] Tsai R Y, Huang A K. Multiframe image restoration and registration[J]. Advances in Computer Vision and Image Processing, 1984, 1: 317-339.
- [2] Chen C C. A multi-frame super-resolution algorithm using POCS and wavelet[D]. Montreal: Concordia University, 2010.
- [3] Liu C, Sun D Q. A bayesian approach to adaptive video super resolution[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2011, 42(7): 209-216.
- [4] Shi F, Cheng J, Wang L, et al. Low-rank total variation for image super-resolution[C]. Proceedings of Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention, 2013, 16(1): 155-162.
- [5] Kappeler A, Yoo S, Dai Q Q, et al. Video super-resolution with convolutional neural networks[J]. IEEE Transactions on Computational Imaging, 2016, 2(2): 1-1.
- [6] Huang Hanchuan, Wang Peikang. Super-resolution image reconstruction based on an improvement frequency domain

- registration approach[J]. *Electronic Measurement Technology*, 2010, 33(5): 58-61.
- 黄汉川, 王培康. 基于改进频域配准算法的图像超分辨率重建[J]. *电子测量技术*, 2010, 33(5): 58-61.
- [7] Vandewalle P, Sbaiz L, Vandewalle J, *et al.* Super-resolution from unregistered and totally aliased signals using subspace methods[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2007, 55(7): 3687-3703.
- [8] Reddy B S, Chatterji B N. An FFT-based technique for translation, rotation, and scale-invariant image registration[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1996, 5(8): 1266-1271.
- [9] Zhou Jinghong, Zhou Cui, Zhu Jianjun, *et al.* A method of super-resolution reconstruction for remote sensing image based on non-subsampled contourlet transform[J]. *Acta Optica Sinica*, 2015, 35(1): 0110001.
周靖鸿, 周 隽, 朱建军, 等. 基于非下采样轮廓波变换遥感影像超分辨率重建方法[J]. *光学学报*, 2015, 35(1): 0110001.
- [10] Galatsanos N P, Mesarovic V Z, Molina R, *et al.* Hierarchical Bayesian image restoration from partially known blurs [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2000, 9(10): 1784-1797.
- [11] Madisetti V K. *The digital signal processing handbook*[M]. 2nd ed. Boca Raton: CRC Press, 2010.
- [12] Milanfar P. Super-resolution imaging [M]. Chapter 6 Registration for Super-Resolution: Theory, Algorithms, and Applications in Image and Mobile Video Enhancement. Boca Raton: CRC Press, 2011.
- [13] École Polytechnique Fédérale de Lausanne. Super-resolution [EB/OL]. [2016-12-20] <http://leav.epfl.ch/software/superresolution>.