

一种改进的 NAS-RIF 红外图像盲复原算法

孙胜永¹, 耿志², 胡双演¹, 张士杰¹, 杨亚威¹

(1. 第二炮兵工程大学信息工程系, 陕西 西安 710025;

2. 成都军区后勤信息中心, 四川 成都 610015)

摘要:针对军事目标红外图像信噪比低、NAS-RIF 算法复原模糊图像时敏感于噪声的缺陷, 提出一种基于 Contourlet 多尺度变换去噪和图像细节规整化的改进 NAS-RIF 盲复原算法。首先, 通过 Contourlet 变换对图像进行去噪预处理; 然后, 利用最优阈值分割技术提取目标的可靠支持域, 并引入规整化方法, 在代价函数中添加目标边缘保持约束项, 保存图像细节特征; 最后, 利用共轭梯度(CG)算法优化代价函数, 以保持算法的收敛速度。两组实验的结果表明, 针对信噪比较低的气动红外退化图像, 与原始 NAS-RIF 方法相比, 本文提出的改进算法具有更好的复原效果, 算法的收敛速度基本保持不变。

关键词:图像盲复原; 气动光学效应; 红外图像; NAS-RIF; Contourlet 变换; 最优阈值分割; 图像细节规整化

中图分类号:TP391 **文献标识码:**A **DOI:**10.3969/j.issn.1001-5078.2014.11.019

Modified NAS-RIF infrared images blind deconvolution algorithm

SUN Sheng-yong¹, Geng Zhi², HU Shuang-yan¹, ZHANG Shi-jie¹, YANG Ya-wei¹

(1. Department of Information Engineering, Second Artillery Engineering University, Xi'an 710025, China;

2. Center of Logistics Information, Chengdu Military Region, Chengdu 610015, China)

Abstract: To solve the problems that infrared image of military target has low signal noise ratio and NAS-RIF algorithm is sensitive to noise when applied to restore degraded infrared image, a new modified NAS-RIF blind restoration algorithm based on contourlet transform denoising and image details regularization is proposed. Firstly, the image is preprocessed by contourlet transform denoising. Then, using the optimal threshold segmentation technology, the target's support reliable domain is extracted. And target edge maintaining constrained item is added in cost function by regularization method to save detail features of the image. Finally, conjugate gradient (CG) algorithm is used to optimize the cost function, which keeps the speed of convergence. Two experiments show that: for aerodynamic infrared degraded image under a low signal noise ratio (SNR) condition, compared to the original NAS-RIF method, the proposed modified algorithm has better recovery effect and the speed of convergence remains almost unchanged.

Key words: blind image restoration; aero-optical effects; infrared image; NAS-RIF; contourlet transform; optimal threshold segmentation; image detail regularization

1 引言

带有光学探测系统的高速飞行器在大气内飞行时, 光学头罩与大气之间会发生剧烈相互作用形成复杂的高温湍流场, 产生气动光学效应^[1-3]。而且红外成像系统所获取的图像噪声多、目标和背景之间灰度差小、边缘模糊、信噪比低^[4-6]。这

些都大大影响了导引头探测、识别和跟踪目标的

基金项目:国家自然科学基金项目(No. 61175120)资助。

作者简介:孙胜永(1990-), 男, 硕士研究生, 主要从事气动光学退化效应仿真及退化图像复原方面的研究。E-mail: sunsy903987636@163.com

收稿日期:2014-04-03; **修订日期:**2014-05-04

能力,降低了对目标的命中精度。因此,开展对气动光学效应红外图像的复原工作具有十分重要的意义。

图像复原实际上是一个逆滤波过程,由于缺少先验知识和足够的条件,加上噪声的存在,盲复原过程是一个病态问题^[7]。1998年,K. Deepa 和 H. Dimitrios 提出了一种基于非负性和有限支持域的递归逆滤波^[8] (nonnegativity and support constraints recursive inverse filtering, NAS-RIF) 图像复原算法。由于算法是在一个凸集上进行迭代,可以保证解的唯一性和算法的收敛性^[9]。但是,该算法有一个很大的弊端,就是逆滤波器是高通的,必然带来高频噪声的放大问题,会导致算法性能恶化^[10]。实验表明,NAS-RIF 算法要求支持域是矩形的,但实际目标支持域几乎都是非矩形的,这就制约了 NAS-RIF 算法的应用范围^[11-12]。

针对以上问题,本文提出一种新的思路:从噪声抑制、目标支持域提取和细节规整化三个方面改进 NAS-RIF 算法,对代价函数进行更细致的修正,使其应用范围更广,迭代结果更稳定。

2 基于 Contourlet 变换的图像预处理

NAS-RIF 算法在复原退化图像时,会导致噪声放大,增加运算复杂度,降低复原效果。如果能够在复原之前进行去噪预处理,可以为后续复原算法的应用降低难度,提升图像的复原质量。

近年来,小波变换以其良好的时频特性被广泛地应用于图像、信号去噪领域^[5]。但是二维可分离小波变换只有水平、垂直和对角线有限的方向表示,不能很好地表示图像中的方向信息。Contourlet 变换是小波变换的一种新扩展,其基函数分布于多尺度、多方向上,且有灵活的纵横比,能够以近似最优的效率表示任何二维的平滑边缘。

Contourlet 变换作为小波变换的最新发展在应用于图像去噪时,大部分方法都沿用了小波的去噪方法。阈值去噪是小波去噪中应用最广泛的方法,所以基于 Contourlet 变换的图像去噪也采用此方法。根据阈值处理的不同可分为两种处理方式:

(1) 硬阈值方式

$$\bar{C} = \begin{cases} C, & |C| \geq Th \\ 0, & |C| < Th \end{cases} \quad (1)$$

(2) 软阈值方式

$$\bar{C} = \begin{cases} \text{sgn}(C)(|C| - Th), & |C| \geq Th \\ 0, & |C| < Th \end{cases} \quad (2)$$

其中, $\bar{C}$ 表示进行阈值处理后的 Contourlet 变换系数, Th 为设定的阈值。

在阈值选取方面,Donoho 提出了分层阈值,其表达式为:

$$Th^j = \sigma \sqrt{2 \ln(n)} \times 2^{(i-J)/2} \quad (3)$$

其中, Th^j 为第 j 层的阈值; σ 是噪声的方差; n 是信号的采集长度; J 为 Contourlet 分解的尺度数。

去噪过程中,采用硬阈值方法能够很好地保留边缘等局部特征,但是函数不连续,容易引起振铃、伪吉布斯效应;软阈值方法处理时相对平滑,但由于存在固有偏差,会造成图像边缘模糊等现象。因此,本文提出了一种折中的方法,给出了半阈值函数 (Half thresholding function, Half-TF) 为:

$$\bar{C} = \begin{cases} \text{sgn}(C)(|C| - \alpha \cdot Th), & |C| \geq Th \\ 0, & |C| < Th \end{cases} \quad (4)$$

其中,为了保证估计出来的 Contourlet 系数 $\bar{C}$ 介于软阈值和硬阈值之间, α 的取值范围是 0~1。同时参数 α 应当具有自适应性,能根据 Contourlet 系数的不同进行变化。以半阈值函数为基础,引入指数可调参数,如下式:

$$\alpha = \frac{\exp(\beta \cdot \delta)}{\exp(\beta \cdot |C|)} \quad (5)$$

其中, β 取值为非负数,取一个适中的值即可。这样,当 $\bar{C}$ 的值较小,接近阈值时,参数 α 趋于 1,具有软阈值特点;当 $\bar{C}$ 的值增大时, α 迅速趋于 0,使之具有硬阈值函数特点。因此,具有自适应特点的新阈值函数为:

$$\bar{C} = \begin{cases} \text{sgn}(C)(|C| - \frac{\exp(\beta \cdot \delta)}{\exp(\beta \cdot |C|)} \cdot \delta), & |C| \geq Th \\ 0, & |C| < Th \end{cases} \quad (6)$$

3 NAS-RIF 算法

原始 NAS-RIF 算法基本流程框图如图 1 所示。

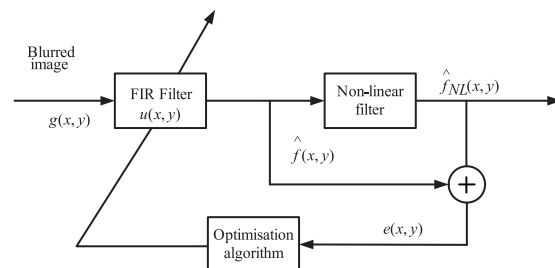


图 1 NAS-RIF 框架图

Fig. 1 Structure of NAS-RIF

非线性滤波器 NL 的作用是对图像进行非负性和支持域范围约束,定义如下:

$$\hat{f}_{NL}(x, y) = \begin{cases} L_B, & (x, y) \in \bar{D}_{\text{sup}} \\ 0, & (x, y) \in D_{\text{sup}} \text{ 且 } \hat{f}(x, y) < 0 \\ \hat{f}(x, y), & (x, y) \in D_{\text{sup}} \text{ 且 } \hat{f}(x, y) \geq 0 \end{cases} \quad (7)$$

式中, D_{sup} 为支持域内所有点的集合; $\bar{D}_{\text{sup}}$ 为支持域外所有点的集合; L_B 是图像背景的灰度值。因此, NAS-RIF 算法代价函数定义为:

$$\begin{aligned} J_0(u) &= e^2(x, y) \\ &= \sum_{(x, y) \in D_{\text{sup}}} [\hat{f}_{NL}(x, y) - \hat{f}(x, y)]^2 \\ &= \sum_{(x, y) \in D_{\text{sup}}} \hat{f}^2(x, y) \left[\frac{1 - \text{sign}(\hat{f}(x, y))}{2} \right] + \\ &\quad \sum_{(x, y) \in \bar{D}_{\text{sup}}} [f(x, y) - L_B]^2 \end{aligned} \quad (8)$$

如果 $L_B = 0$, 即背景全黑时, FIR 滤波器 $u(x, y)$ 将收敛于全零值, 代价函数 $J(u)$ 始终为零, 失去意义。为了约束 FIR 滤波器的系数 $u(x, y)$ 以避免出现全零解, 引入修正项进行约束:

$$J_\gamma(u) = \gamma \left[\sum_{(x, y)} u(x, y) - 1 \right]^2 \quad (9)$$

式中, γ 是非负实变量, 一般情况下为零, 当且仅当 $L_B = 0$ 时, $\gamma \neq 0$ 。

原始 NAS-RIF 算法假设目标包含在矩形的支持域内, 而实际情况下目标支持域几乎都是非矩形的, 采用矩形域会使部分背景像素点错误地分类到目标区域内, 导致图像复原质量下降。红外图像对比度较低, 灰度差异较小, 影响算法对目标支持域的识别。文献[11]中提出了采用最优阈值图像分割的方法, 通过门限将支持域从图像中分离出来: 根据退化图像, 构建一个与 $g(x, y)$ 尺寸相同的矩阵模板 $b(x, y)$, $b(x, y)$ 取值设置如下:

$$b(x, y) = \begin{cases} 1, & g(x, y) > T \\ 0, & g(x, y) \leq T \end{cases} \quad (10)$$

其中, $b(x, y) = 1$, 对应于图像的支持域, $b(x, y) = 0$, 对应于图像的背景区域; T 为进行支持域判断的阈值。

T 的选取很重要, 对图像支持域的估计影响很大。为了确保 T 的实时性, 本文通过最大类间方差法^[13], 在每一次迭代过程中根据估计的图像 $\hat{f}(x, y)$ 重新计算阈值 T , 以提高目标支持域的准确度。

4 图像细节规整化

在实际图像复原应用中, 图像的细节常常难以

和噪声相互区别开来, 在平滑噪声的同时也会平滑图像的细节, 丢失目标重要特征。为尽可能地保存图像边缘信息, 本文通过在代价函数中添加目标边缘保持约束项, 采用规整化的方法保存图像细节, 以提高图像复原效果。用于实现边缘保持的约束惩罚项定义为:

$$J_\alpha(u) = \frac{\alpha}{2} \int_{D_{\text{sup}}} \phi(|\nabla \hat{f}(x, y)|) dx dy \quad (11)$$

式中,

$$|\nabla \hat{f}(x, y)| = \sqrt{\left(\frac{\partial \hat{f}(x, y)}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial \hat{f}(x, y)}{\partial y}\right)^2}$$

是图像 $\hat{f}(x, y)$ 的梯度场。

文献[7]对 $\phi(t)$ 函数的性质进行了探讨, 总结出三项基本要求表示保存图像细节的规整化。如果这些条件满足, 约束惩罚项对图像的平滑作用将决定于局部梯度值。平滑作用是各向异性的, 在于梯度垂直的方向上有大的平滑, 而在梯度方向上的平滑作用被削弱。

文献[7]还证明了在有界变差函数空间中 $\phi(t)$ 的凸性和在无限远处的线性能保证最小化 $J_\alpha(u)$ 的问题存在唯一解, 而 NAS-RIF 算法也是在凸集上进行迭代运算, 因此凸性对于最小化过程的收敛有意义。在此基础上, 本文构造了 $\phi(t)$ 的一种形式: $\phi(t) = \sqrt{1+t^2} - 1$, 经验证完全满足细节保存条件。那么, 规整化惩罚项的表达式为:

$$J_\alpha(u) = \frac{\alpha}{2} \int_{b(x, y)=1} \left(\sqrt{1 + (\hat{f}_x^2(x, y) + \hat{f}_y^2(x, y))} - 1 \right) dx dy \quad (12)$$

5 代价函数的优化

改进后的代价函数表达式如下:

$$\begin{aligned} J(u) &= J_0(u) + J_\gamma(u) + J_\alpha(u) \\ &= \sum_{(x, y) \in D_{\text{sup}}} \hat{f}^2(x, y) \left[\frac{1 - \text{sign}(\hat{f}(x, y))}{2} \right] + \\ &\quad \sum_{(x, y) \in \bar{D}_{\text{sup}}} [f(x, y) - L_B]^2 + \gamma \left[\sum_{(x, y)} u(x, y) - 1 \right]^2 + \\ &\quad \frac{\alpha}{2} \int_{b(x, y)=1} \left(\sqrt{1 + (\hat{f}_x^2(x, y) + \hat{f}_y^2(x, y))} - 1 \right) dx dy \end{aligned} \quad (13)$$

改进后算法涉及的参数较多, 计算量会有所增加, 为了不影响算法的收敛速度, 采用共轭梯度法进行优化。利用函数 $f(x) = \ln(x+1)$ 的平滑性和单调性, 对公式进行复合:

$$\begin{aligned} J_E(u) &= \ln[J(u) + 1] \\ &= \ln[1 + J_0(u) + J_\gamma(u) + J_\alpha(u)] \end{aligned} \quad (14)$$

$J_E(u)$ 的梯度向量函数为:

$$\begin{aligned} \nabla J_E(u) &= [J(u) + 1]^{-1} \nabla J(u) \\ &= u \nabla J(u) \end{aligned} \quad (15)$$

式中, $u = [J(u) + 1]^{-1} \in (0, 1)$ 。采用共轭梯度算法时的搜索方向变为:

$$d_0 = -u \nabla J(u_0) \quad (16)$$

$$\begin{aligned} d_{k+1} &= -u \nabla J(u_{k+1}) + \beta_k d_k \\ k &= 0, 1, 2, \dots \end{aligned} \quad (17)$$

式中, β_k 参照共轭梯度迭代求解公式可以得到^[12]。

通过式(16)、(17)可以看出, 优化后的代价函数在搜索方向上保持不变, 而步长可以改变。优化过程中每次迭代步长变小, 逐渐逼近原函数, 保证了改进代价函数的收敛, 并且迭代结果更稳定。

改进后的 NAS-RIF 算法流程框图如图 2 所示。

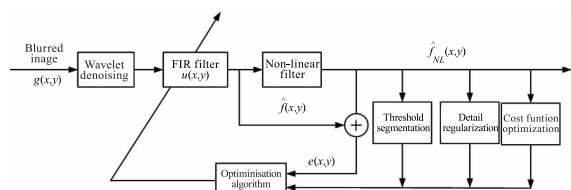


图 2 改进算法的流程框图

Fig. 2 Block flow diagram of improved algorithm

6 实验结果与分析

下面通过两组实验验证算法的性能。

实验 1: 仿真实验。通过对标准图像进行点扩展函数卷积、后添加噪声形成退化图像, 然后用算法进行复原。为了客观评价算法的复原性能, 采用图像信噪比改善量 (Incremental Signal-to-Noise Ratio, ISNR) 和算法收敛时间 (Convergent Time) 来衡量。ISNR 的表达式如式(18)所示:

$$\text{ISNR} = 10 \lg \frac{\|f - g\|^2}{\|f - \hat{f}\|^2} \quad (18)$$

式中, f 为原始图像; g 代表退化图像; $\hat{f}$ 是待评价图像。

ISNR 越大, 说明相对于退化图像复原的改善程度越大, 算法的恢复能力越好; 算法收敛时间越短越好。

如图 3 所示, 实验测试的是关于高斯模型退化的情况, 原始图像 (a) 为 128×128 的卫星飞行图; 点扩展函数 PSF 是高斯模糊算子, 窗口为 16×16 ,

方差为 3.5, 添加方差为 0.002 高斯白噪声后如 (b)。(c) 和 (d) 分别是对退化图像 (b) 进行小波阈值去噪和 Contourlet 变换去噪预处理的结果, 可以看出 Contourlet 变换去噪要比小波去噪效果好, 提高了图像的信噪比。(e) 是基本 NAS-RIF 算法复原图, (f) 是采用本文改进算法的复原图像。两种算法实验结果的质量评价指标如表 1 所示。NAS-RIF 改进前后的 ISNR 分别是 6.2019 和 7.9106, 提高了 1.7087。由于改进算法增加了代价函数的复杂程度, 使得算法收敛迭代速度下降; 但是对代价函数使用共轭梯度法优化之后, 收敛速度基本与原始算法相持平, 说明本文的改进算法不仅提高了图像复原质量, 而且能够保证收敛速度不变。

表 1 仿真实验结果的性能统计

Fig. 1 Performance statistics in simulation experiment

算法	ISNR/dB	Convergent Time/s
NAS-RIF	6.2019	11.53
改进 NAS-RIF (未优化)	7.7055	15.42
本文算法	7.9106	11.98

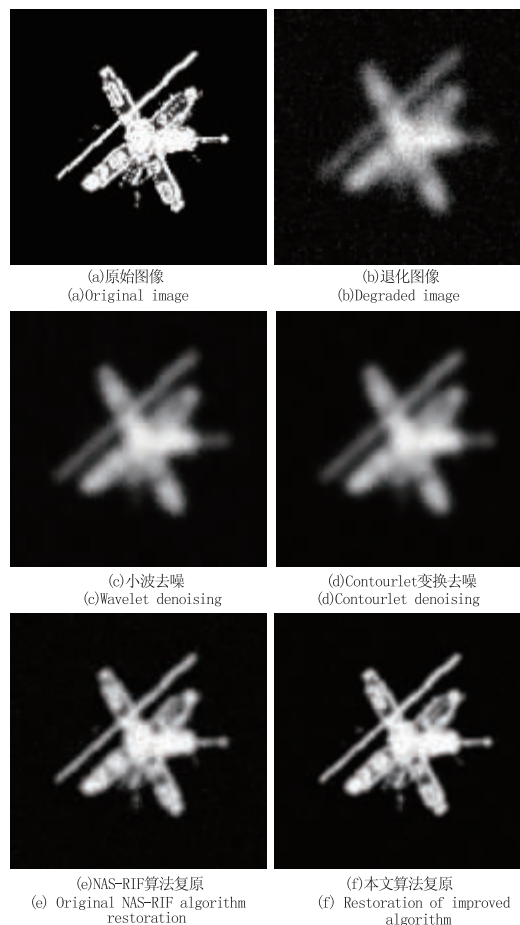


图 3 仿真红外目标实验

Fig. 3 Infrared target simulation experiment

实验2:气动光学效应退化红外图像复原实验。实验的对象是武器系统在高速飞行状态下红外成像设备获得的真实气动光学效应退化图像,没有原图,只有退化后的模糊图像。因此,算法性能采用无参考图像质量客观评价方法。这里选用拉普拉斯梯度模(LS)衡量,见参考文献[14]。LS值越大,表明每一像素附近的灰度值变化越大,图像就越清晰,轮廓越鲜明。

如图4所示,(a)是退化图像,截切于武器探测系统获得的气动光学效应退化红外图像,大小为 103×74 。(b)和(c)是改进 NAS-RIF 算法前后的复原图。从实验结果可以看出,改进后的算法比原始 NAS-RIF 算法在视觉效果上有很大改善,复原图像更清晰,图像细节保持的更加完整。从图像复原质量评价指标上更能进一步反映情况,两种算法的 LS 分别是 1.6482 和 1.9576,提高了 0.3 以上;图像分辨率较低,收敛速度也有所提高。相对于实验1,本实验更具有说服力,因为实验对象是真实红外退化模糊图像,没有原始图像可以参照。但是复原之后目标已经相对清晰可见,包括目标的细节特征,在军事目标打击上有很大应用价值。真实模糊图像实验的性能统计如表2所示。

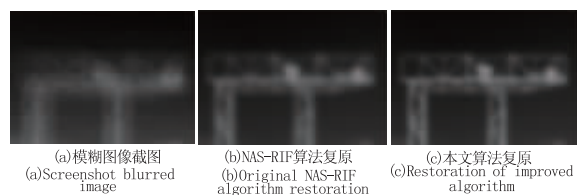


图4 真实模糊图像复原实验

Fig. 4 Real blurred image restoration experiment

表2 真实模糊图像实验的性能统计

Fig. 2 Performance statistics in real blurred image restoration experiment

算法	LS	Convergent Time/s
NAS-RIF	1.6482	7.86
本文算法	1.9576	7.63

7 结 语

针对气动光学效应红外退化图像,本文提出了一种改进的 NAS-RIF 图像盲复原方法:通过引入 Contourlet 变换去噪,在图像经过 FIR 滤波器之前先进行平滑预处理,抑制噪声的放大;为了降低支持域误差对 NAS-RIF 算法的限制,采用最优阈值分割图像的方法,提取目标可靠支持域,使 NAS-RIF 算法应用范围不再仅限于矩形支持域;在代价函数中添加目标边缘保持约束项,使复原后的图像细节更加

完整,图像的边缘特征更加突出;采用共轭梯度法对算法的代价函数进行优化,保证了算法的收敛速度保持不变。最后两组实验的结果充分证明了改进后算法复原效果很好。

参考文献:

- [1] LI Guichun. Aero-optics [M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2006. (in Chinese)
李桂春. 气动光学[M]. 北京:国防工业出版社, 2006.
- [2] Jumper E J, Fitzgerald E J. Recent advances in aero-optics [J]. Progress in Aerospace Science, 2001, 37: 299 – 399.
- [3] XIE Wen-Ke, JIANG Zong-fu. Proper orthogonal decomposition and low dimensional approximation of aero-optical aberrated wavefronts [J]. Chinese Journal of Laser, 2007, 34(4): 491 – 495. (in Chinese)
谢文科, 姜宗福. 气动光学畸变播迁的本征正交分解和低阶近似[J]. 中国激光, 2007, 34(4): 491 – 495.
- [4] LI Jun-shan, YANG Wei, ZHANG Xiong-mei. Infrared image processing, analysis and fusion [M]. Beijing: Science Press, 2009. (in Chinese)
李俊山, 杨威, 张雄美. 红外图像处理、分析与融合[M]. 北京:科学出版社, 2009.
- [5] FENG Zhen, MA Qi-shuang. Research on infrared image nonlinear enhancement algorithm based on wavelet analysis [J]. Laser & Infrared, 2010, 40(3): 315 – 318. (in Chinese)
冯贞, 马齐爽. 基于小波分析的红外图像非线性增强算法[J]. 激光与红外, 2010, 40(3): 315 – 318.
- [6] YANG Huixian, WANG Xusi, XIE Penghe, et al. Infrared image denoising based on improved threshold and inter-scale correlations of wavelet transform [J]. Acta Automatica Sinica, 2011, 37(10): 1167 – 1174. (in Chinese)
杨恢先, 王绪四, 谢鹏鹤, 等. 改进阈值与尺度间相关的小波红外图像去噪[J]. 自动化学报, 2011, 37(10): 1167 – 1174.
- [7] ZOU Mouyan. Deconvolution and signal recovery [M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2001. (in Chinese)
邹谋炎. 反卷积和信号复原[M]. 北京:国防工业出版社, 2001.
- [8] Kundur D, Hatzinakos D. A novel blind deconvolution scheme for image restoration using recursive filtering [J]. IEEE Trans Signal Processing, 1998, 46(2): 375 – 390.

- [9] Ong C A, Chambers J A. An enhanced NAS-RIF algorithm for blind image deconvolution[J]. IEEE Trans Image Processing, 1999, 8(7): 988 - 992.
- [10] YU Xin, YANG Luxi, ZOU Cairong. Blind image restoration method on deterministic constrains and local space-adaptive regularization[J]. Journal of Data Acquisition & Processing, 2012, 17(2): 121 - 125. (in Chinese)
余昕, 杨绿溪, 邹采荣. 基于确定性约束和局部空间自适应正则化的图像盲复原算法[J]. 数据采集与处理, 2012, 17(2): 121 - 125.
- [11] WANG Weijiang, SHEN Tingzhi. An improved NAS-RIF algorithm based on support estimation and noise removal [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2009, 30(6): 222 - 226. (in Chinese)
王卫江, 沈庭芝. 改进的基于支持域估计和噪声去除的 NAS-RIF 算法[J]. 仪器仪表学报, 2009, 30(6): 222 - 226.
- [12] CHEN Bo, CHENG Chengqi, GUO Shide, et al. ENAS-RIF algorithm for image restoration[J]. Infrared and Laser Engineering, 2011, 40(3): 553 - 557. (in Chinese)
陈波, 程承旗, 郭仕德, 等. ENAS-RIF 图像复原算法. 红外与激光工程[J], 2011, 40(3): 553 - 557.
- [13] Rafael C G, Richard E W. Digital image processing[M]. Prentice Hall, 2007.
- [14] GENG Zexun, CHEN Bo, WANG Zhenguo, et al. Adaptive optics image restoration theory and method[M]. Beijing: Science Press, 2010. (in Chinese)
耿则勋, 陈波, 王振国, 等. 自适应光学图像复原理论与方法[M]. 北京: 科学出版社, 2010.