

文章编号 1004-924X(2012)09-2078-09

## 基于非负支撑域受限递归逆滤波的自适应图像盲复原

黄德天<sup>1,2</sup>, 吴志勇<sup>1\*</sup>

(1. 中国科学院 长春光学精密机械与物理研究所, 吉林 长春 130033;

2. 中国科学院 研究生院, 北京 100039)

**摘要:**针对原始非负支撑域受限递归逆滤波(NAS-RIF)算法存在的缺点,提出了一种自适应的 NAS-RIF 图像盲复原算法。首先,在 NAS-RIF 算法的代价函数中加入正则化约束项和空域加权因子,通过自适应地调整正则化参数和空域加权因子来改善算法的抗噪性能,并确保复原的逼真和平滑。然后,在算法的每次迭代中,采用图像分割技术找到准确的目标支持域,并用背景的平均值取代非均匀背景。最后,利用 N 步重置共轭梯度法优化代价函数,加快了算法的收敛速度。在不同信噪比条件下对两种模糊图像进行了实验,结果显示,采用本文算法得到的信噪比增益( $\Delta$ SNR)分别为 6.315 3 dB 和 8.910 6 dB,表明该算法具有较好的噪声抑制和边缘细节恢复效果。对低信噪比的退化图像,本文算法也能得到更好的复原结果。

**关键词:**图像盲复原;非负支撑域受限递归逆滤波算法;正则化技术;图像分割;N 步重置共轭梯度法

**中图分类号:**TP391.4 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20122009.2078

## Adaptive blind image restoration based on NAS-RIF algorithm

HUANG De-tian<sup>1,2</sup>, WU Zhi-yong<sup>1\*</sup>

(1. *Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics,*  
*Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033, China;*

2. *Graduate University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100039, China)*

*\* Corresponding author, E-mail: wuzzy@ciomp.ac.cn*

**Abstract:** To overcome disadvantages of the original Non-negativity and Support constraint Recursive Inverse Filtering (NAS-RIF) algorithm, an adaptive algorithm for the blind image restoration based on NAS-RIF algorithm was proposed. Firstly, regularization terms and space weights were added to the cost function of the original NAS-RIF algorithm. Through adaptively modulating the regularization parameters and space weights, not only the noise resistance ability could be improved, but the restored image could be smoothed. Then, image segmentation technique was employed in each iteration to find the precise object support region, meanwhile, the non-uniform background was replaced by the average background. Finally, the N-step-restart conjugate gradient routine was applied to optimization of the cost function, and then the convergence rate was enhanced. The experiments on degraded images derived from two kinds of blur operators were performed under different SNR (Signal Noise

收稿日期:2012-04-21;修订日期:2012-05-13.

基金项目:国家 863 高技术研究发展计划资助项目(No. 2008AA7034320B)

Ratio) conditions, and the  $\Delta$ SNRs by proposed algorithm are 6.315 3 dB and 8.910 6 dB, respectively. The experiment results demonstrate that the proposed algorithm has a positive improvement in both reducing noises and preserving edges. Particularly, the proposed algorithm can obtain a better restoration result under a low SNR condition.

**Key words:** blind image restoration; Non-negativity and Support constraint Recursive Inverse Filtering (NAS-RIF) algorithm; regularization technique; image segmentation; N-step-restart conjugate gradient routine

## 1 引 言

在图像形成的过程中,由于受大气湍流效应,光学系统的像差、离焦,相机与物体的相对运动,离散采样和系统噪声等因素的影响,获得的图像与真实图像之间不可避免地存在着偏差和失真<sup>[1-5]</sup>。要想得到高质量的图像,很多情况下需要对获得的图像进行复原处理,使复原后的图像最大程度地接近真实图像。因此,图像复原技术在太空探索、天文观测、遥感成像、工业控制、医疗图像、道路交通、刑事取证等众多领域有着广泛的应用前景<sup>[6]</sup>。现有的图像复原技术很多,但大都是假设在确切知道退化系统的点扩散函数(Point Spread Function, PSF)的前提下进行的,这样的图像复原被称为经典的图像复原。然而在许多实际应用中,退化系统的 PSF 通常很难获得<sup>[7-8]</sup>,只能在很少或基本没有 PSF 和原始图像的先验知识的条件下从退化图像中恢复出原始图像,这样的图像复原被称为图像盲复原。由于图像盲复原技术不依赖于退化系统的 PSF,因而有着广泛的实用价值。

目前最具代表性的图像盲复原方法有:迭代盲目反卷积(Iterative Blind Deconvolution, IBD)算法、模拟退火(Simulated Annealing, SA)算法、NAS-RIF 算法等。IBD 算法计算复杂度低,但缺乏可靠性,解的唯一性和收敛性不确定,而且复原结果对起始的图像猜测比较敏感;SA 算法能够提供可靠的解,而且在抑制噪声影响方面也有不错的表现,但所需的计算量非常大,要收敛到全局最优很慢;NAS-RIF 算法解决了 IBD 算法收敛性不好和 SA 算法计算量大的问题,因而受到广泛的关注。NAS-RIF 算法只需要事先知道原图像的支撑域范围并假设 PSF 的逆存在,它不同于其

它算法要求 PSF 具有已知有限的内容,算法结构简单,所需迭代次数较少,因此运算量相对较小,而且代价函数是凸函数<sup>[9]</sup>,解的唯一性和算法的收敛性都可以得到保证。

NAS-RIF 算法也存在着一些缺点<sup>[10-11]</sup>:在低信噪比的情况下会带来噪声的放大,从而导致复原效果不好;算法假设目标支持域是矩形,但实际目标的支持域几乎是非矩形的,支持域的误差也会影响复原效果;算法只能对全白、全灰、全黑的均匀背景的图像进行复原,而实际情况中背景往往不是完全均匀的,算法的复原效果有一定的局限性。针对以上缺点,本文提出了一种自适应的 NAS-RIF 图像盲复原算法。在原始 NAS-RIF 算法的代价函数中加入正则化约束项和空域加权因子,并在每次算法迭代中利用最大类间方差(Otsu)法来确定灰度分割的阈值,精确地定位图像的目标支持域,同时,根据分割结果将不均匀背景置为背景的均值;此外,还采用 N 步重置共轭梯度法优化计算以加快算法的收敛速度。实验结果表明,采用本文提出的算法所获得的信噪比增益分别为 6.315 3 和 8.910 6 dB。

## 2 NAS-RIF 算法简介

通常为了简化计算,图像退化过程可以认为由原始图像通过一个二维线性移不变系统并叠加噪声而得到,如图 1 所示。

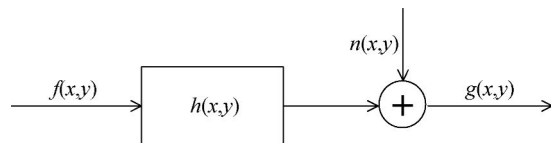


图 1 图像的退化模型

Fig. 1 Image degradation model

用数学模型可以描述为:

$$g(x, y) = h(x, y) * f(x, y) + n(x, y), \quad (1)$$

其中:  $f(x, y)$ 、 $g(x, y)$ 、 $h(x, y)$  和  $n(x, y)$  分别表示原始图像、退化图像、点扩散函数(PSF)和加性噪声, \* 表示二维线性卷积运算。

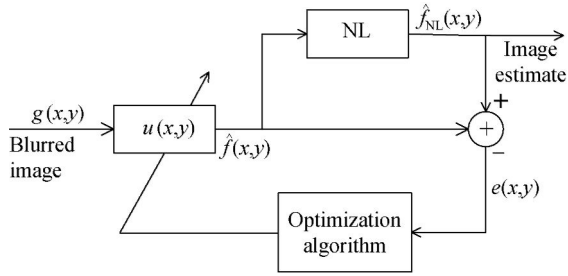


图 2 NAS-RIF 算法流程图

Fig. 2 Chart of NAS-RIF algorithm

NAS-RIF 算法实质上是一种改进的逆滤波方法,它的具体流程如图 2 所示。算法可以描述为:退化图像  $g(x, y)$  被输入到一个二维可变系数的 FIR 滤波器  $u(x, y)$ , 输出原始图像的估计  $\hat{f}(x, y)$ , 该估计值通过非线性约束映射过程投影

到一个原始图像空间得到投影图像  $\hat{f}_{NL}(x, y)$ ,  $\hat{f}_{NL}(x, y)$  更接近于原始图像, 通过  $\hat{f}(x, y)$  和  $\hat{f}_{NL}(x, y)$  的差值  $e(x, y)$  来调整滤波器  $u(x, y)$  的系数, 随着迭代次数的增加,  $\hat{f}_{NL}(x, y)$  会越来越接近原始图像<sup>[9]</sup>。在复原过程中, NAS-RIF 算法的代价函数被定义为:

$$J(u) = \sum_{\forall(x, y)} [\hat{f}_{NL}(x, y) - \hat{f}(x, y)]^2 + \gamma \left[ \sum_{\forall(x, y)} u(x, y) - 1 \right]^2, \quad (2)$$

式中: 右边第 2 项是为了避免退化图像的背景全黑时, 滤波器  $u(x, y)$  的系数收敛于全零解而加入的修正项。  $\hat{f}_{NL}(x, y)$  的定义如下:

$$\hat{f}_{NL}(x, y) = \begin{cases} L_B, & (x, y) \in \bar{D}_{sup} \\ 0, & (x, y) \in D_{sup} \cap \hat{f}(x, y) < 0 \\ \hat{f}(x, y), & (x, y) \in D_{sup} \cap \hat{f}(x, y) \geq 0 \end{cases}, \quad (3)$$

其中:  $D_{sup}$  为支撑域内所有像素的集合,  $\bar{D}_{sup}$  为支撑域外所有像素的集合,  $L_B$  为退化图像背景的灰度值。经过化简后得到:

$$J(u) = \sum_{\forall(x, y) \in D_{sup}} \hat{f}^2(x, y) \left[ \frac{1 - \text{sgn}(\hat{f}(x, y))}{2} \right] + \sum_{\forall(x, y) \in \bar{D}_{sup}} [\hat{f}(x, y) - L_B]^2 + \gamma \left[ \sum_{\forall(x, y)} u(x, y) - 1 \right]^2, \quad (4)$$

式中:  $\hat{f}(x, y) = g(x, y) * u(x, y)$ ;  $\text{sgn}(\cdot)$  为符号函数; 当背景像素全黑时,  $\gamma \neq 0$ ; 而当背景像素不为全黑时,  $\gamma = 0$ <sup>[9]</sup>。此外, 由于代价函数  $J(u)$  是一个关于滤波器系数  $\{u(x, y)\}$  的凸函数<sup>[9]</sup>, 所以  $J(u)$  能收敛到其全局最小点。

### 3 改进的 NAS-RIF 算法

#### 3.1 与正则化技术相结合的 NAS-RIF 算法

结合图像退化和图像盲复原的机理, 针对原始

NAS-RIF 算法在低信噪比下对噪声敏感的问题, 本文在原始 NAS-RIF 算法代价函数的基础上加入两项正则化约束项, 并在各项引入空域加权因子, 使之更加精确地模拟具体现实情况。从而, 可以避免代价函数在低信噪比情况下的噪声放大的问题, 并能较好地保持图像的边缘细节, 获得更好的复原效果。改进 NAS-RIF 算法的代价函数的表达式如下:

$$J(u) = \sum_{\forall(x, y)} \omega_1(x, y) [\hat{f}_{NL}(x, y) - \hat{f}(x, y)]^2 + \gamma \left[ \sum_{\forall(x, y)} u(x, y) - 1 \right]^2 + \lambda_1 \sum_{\forall(x, y)} \omega_2(x, y) [p(x, y) * \hat{f}(x, y)]^2 + \lambda_2 \sum_{\forall(x, y) \in \Omega} \omega_3(x, y) [q(x, y) * u(x, y)]^2, \quad (5)$$

经化简得:

$$J(u) = \sum_{(x, y) \in D_{sup}} \omega_1(x, y) \hat{f}^2(x, y) \left[ \frac{1 - \text{sgn}(\hat{f}(x, y))}{2} \right] + \sum_{(x, y) \in \bar{D}_{sup}} \omega_1(x, y) [\hat{f}(x, y) - L_B]^2 + \gamma \left[ \sum_{\forall(x, y)} u(x, y) - 1 \right]^2 + \lambda_1 \sum_{\forall(x, y)} \omega_2(x, y) [p(x, y) * \hat{f}(x, y)]^2 + \lambda_2 \sum_{\forall(x, y) \in \Omega} \omega_3(x, y) [q(x, y) * u(x, y)]^2, \quad (6)$$

并且服从以下条件:

$$0 \leq \min \hat{f}(x, y) \leq \max < \infty, \quad (7)$$

$$u(x, y) \geq 0, \text{ and } \sum_{(x, y) \in \Omega} u(x, y) = 1, \quad (8)$$

即满足:图像的灰度值非负,且灰度值通常限制在一定的范围内,本文限定为  $0 \leq \hat{f}(x, y) \leq 255$ ;成像系统是一个能量守恒系统。

式(6)中,  $\Omega \subset \mathbf{R}^2$  是滤波器  $u(x, y)$  的支持域,  $p(x, y)$  是估计图像  $\hat{f}(x, y)$  的正则化算子,  $q(x, y)$  是滤波器  $u(x, y)$  的正则化算子,  $\lambda_1$  和  $\lambda_2$  为正则化参数,  $w_1(x, y)$ 、 $w_2(x, y)$  和  $w_3(x, y)$  为空域加权因子。可以验证,由式(6)确定的代价函数  $J(u)$  是关于滤波器系数  $\{u(x, y)\}$  的凸函数,因此,改进后的代价函数在式(7)和式(8)的限制条件下依然可以收敛到全局最小点。

### 3.1.1 正则化算子的确定

估计图像的正则化算子  $p(x, y)$  一般选取高通滤波器,需要注意的是  $p(x, y)$  的支持域太大,容易导致边缘模糊,并引起振铃效应,所以应该选用支持域较小的算子。本文在盲复原过程中,选用  $3 \times 3$  的拉普拉斯算子,即  $p(x, y) = \begin{bmatrix} 0 & 0.25 & 0 \\ 0.25 & -1 & 0.25 \\ 0 & 0.25 & 0 \end{bmatrix}$ 。而复原过程中可变滤波器  $u(x, y)$  的支持域通常都选得比较小,对应的正则化算子取为  $q(x, y) = \begin{bmatrix} 1 & -0.5 \\ 0.5 & 0 \end{bmatrix}$ 。

### 3.1.2 正则化参数的确定

本文改进的代价函数中含有两个正则化参数  $\lambda_1$  和  $\lambda_2$ ,  $\lambda_1$  用来控制估计图像  $\hat{f}(x, y)$  与退化图像  $g(x, y)$  之间的逼近程度,  $\lambda_2$  用来控制  $\hat{f}(x, y)$  和  $u(x, y)$  进行平滑的程度。按照文献[12]给出的方法,  $\lambda_1$  和  $\lambda_2$  的数量级关系如下式:

$$\frac{\lambda_2}{\lambda_1} \approx \sum_{(x, y)} \hat{f}(x, y) \max_{(x, y)} \hat{f}(x, y). \quad (9)$$

由式(9)可知,  $\lambda_1$  和  $\lambda_2$  的数量级满足一定的比例,只要确定其中一个参数就可以求得另一个参数。本文先确定  $\lambda_1$ , 再求得  $\lambda_2$ 。

针对已有的确定正则化参数方法存在的一些缺点,提出了一种自适应选择正则化参数的方法来确定  $\lambda_1$ 。该方法无需噪声方差的先验知识,可以根据图像的特性,自适应地调节正则化参数,其表达式为:

$$\lambda_1 = 1 - \frac{\sigma_g^2(x, y) / (g - u_k * \hat{f}_k)^2}{\max_{(x, y)} [\sigma_g^2(x, y) / (g - u_k * \hat{f}_k)^2]}, \quad (10)$$

其中:  $\sigma_g^2(x, y)$  为退化图像的局部方差,  $\hat{f}_k$  和  $u_k$  分别是估计图像  $\hat{f}(x, y)$  和滤波器  $u(x, y)$  在第  $k$  次迭代的估计值,  $(g - u_k * \hat{f}_k)^2$  可以防止将噪声误判为图像边缘。由式(10)可知:在图像的边缘区域,  $\sigma_g^2(x, y)$  较大,所以  $\lambda_1$  的值趋近于 0,能够实现边缘细节的加强;而在图像的平坦区域,  $\sigma_g^2(x, y)$  较小,  $\lambda_1$  的值趋近于 1,能够实现对噪声的抑制。

退化图像的局部方差  $\sigma_g^2(x, y)$  的估计<sup>[13]</sup>为:

$$\sigma_g^2(x, y) = \frac{1}{(2S+1)(2T+1)} \sum_{i=x-S}^{x+S} \sum_{j=y-T}^{y+T} [g(i, j) - m_g(x, y)]^2. \quad (11)$$

该方差通过以  $(i, j)$  中心的  $(2S+1)(2T+1)$  矩形窗口内的数据求得。式(11)中,  $m_g(x, y)$  为退化图像的局部均值,其表达式为:

$$m_g(x, y) = \frac{1}{(2S+1)(2T+1)} \cdot \sum_{i=x-S}^{x+S} \sum_{j=y-T}^{y+T} g(i, j). \quad (12)$$

通常,矩形窗口不宜取得太大,一般取  $S=T=1$  或  $S=T=2$ <sup>[13]</sup>。本文在盲复原实验中,取  $S=T=2$ 。

### 3.1.3 空域加权因子的确定

通过空域加权因子来进一步加强算法的复原效果,为了抑制图像的噪声并保持图像的边缘细节,  $w_1(x, y)$  和  $w_2(x, y)$  由下面的式子来确定<sup>[12]</sup>:

$$w_1(x, y) = \frac{1}{1 + (\mu \max[0, \sigma_g^2(x, y) - \sigma_n^2])^{-1}}, \quad (13)$$

$$w_2(x, y) = \frac{1}{1 + \mu \max[0, \sigma_g^2(x, y) - \sigma_n^2]}, \quad (14)$$

其中:  $\sigma_g^2(x, y)$  为退化图像的局部方差,可通过式(11)的估计求得;  $\sigma_n^2$  为退化图像中加性噪声的方差,可采用预滤波法在图像的平坦区域进行估计;而参数  $\mu$ , 可以由下式来确定:

$$\mu = \frac{1000}{\max_{(x, y)} [\sigma_g^2(x, y) - \sigma_n^2]}. \quad (15)$$

对于加权因子  $w_3(x, y)$ , 由于滤波器  $u(x, y)$  的初始值是中间元素为单位脉冲,其余为零的矩阵,而且在每次迭代中,  $u(x, y)$  都在不断被更新,因此,  $w_3(x, y)$  的值可以通过下式确定:

$$\omega_3^k = \begin{cases} 1.0, k=0 \\ \frac{1}{1+1000\sigma_{u_k}^2(x,y)}, k>1 \end{cases}, (x,y) \in \Omega, \quad (16)$$

其中:  $\sigma_{u_k}^2(x,y)$  表示第  $k$  次迭代中滤波器估计值  $u_k(x,y)$  的局部方差。

### 3.2 寻找准确的目标支持域

NAS-RIF 算法假设图像的目标支持域是矩形的,而在实际图像中,目标支持域几乎是非矩形的,从而导致复原效果受到一定的影响。本文采用图

像分割的方法将退化图像  $g(x,y)$  的像素分成目标与背景两部分,由目标像素组成支持域,背景像素组成非支持域;同时,构建一个数组模板  $b(x,y)$ ,其尺寸与  $g(x,y)$  的相同,  $b(x,y)$  的取值由下式求得:

$$b(x,y) = \begin{cases} 1, g(x,y) > T \\ 0, g(x,y) \leq T \end{cases}, \quad (17)$$

其中: 1 表示在支持域内, 0 表示在支持域外,  $T$  为区分背景和目标的分割阈值, 本文通过最大类间方差(Otsu)法<sup>[14]</sup>来自动确定阈值  $T$ 。改进后的代价函数的表达式如下:

$$J(u) = \sum_{b(x,y)=1} \omega_1(x,y) \hat{f}^2(x,y) \left[ \frac{1 - \text{sgn}(\hat{f}(x,y))}{2} \right] + \sum_{b(x,y)=0} \omega_1(x,y) [\hat{f}(x,y) - L_B]^2 + \gamma \left[ \sum_{\forall(x,y)} u(x,y) - 1 \right]^2 + \lambda_1 \sum_{\forall(x,y)} \omega_2(x,y) [p(x,y) * \hat{f}(x,y)]^2 + \lambda_2 \sum_{\forall(x,y) \in \Omega} \omega_3(x,y) [q(x,y) * u(x,y)]^2, \quad (18)$$

在算法的每次迭代中,可根据估计的图像  $\hat{f}(x,y)$  重新计算阈值  $T$ ,以提高目标支持域的准确度。

### 3.3 图像背景替代法

考虑到 NAS-RIF 算法只能对全白、全灰、全黑的均匀背景图像进行复原,但实际图像的背景往往并不是完全均匀的。因此,提出了一种图像背景替代法:根据图像分割的阈值  $T$ ,求出背景中所有像素点的平均灰度值,并将背景像素全部取为该平均值。

### 3.4 代价函数的优化

当最小化代价函数时,有很多现成的优化方法可以采用,例如最速下降算法、牛顿法、共轭梯度法等。最速下降法简单,运算量小,但收敛特性差,特

别是在接近最优点时收敛效果很差,影响迭代速度;牛顿法具有二次收敛性,在接近最优点处非常有效,但对矩阵进行求逆运算,计算量非常大,一般在盲复原中很难实现;共轭梯度法收敛速度优于最速下降法,运算复杂度低,特别适合较多变量的最优化问题。因此,共轭梯度法很适合用来优化本文改进的代价函数。考虑到本文改进算法涉及的参数较多,计算量较原始 NAS-RIF 算法稍有提高,为了加快算法的收敛速度,采用  $N$  步重置共轭梯度法<sup>[15]</sup>来优化代价函数。算法每迭代  $N$  次,将搜索方向重置为该位置的负梯度方向,重新进行共轭梯度的计算。代价函数  $J(u)$  关于  $u$  的梯度方向为:

$$\begin{aligned} \frac{\partial J(u)}{\partial u(i,j)} = & 2 \sum_{b(x,y)=1} \omega_1 \hat{f} \left[ \frac{1 - \text{sgn}(\hat{f})}{2} \right] \times g(x-i+1, y-j+1) + 2 \sum_{b(x,y)=0} \omega_1 [\hat{f} - L_B] \times \\ & g(x-i+1, y-j+1) + 2\gamma \left[ \sum_{\forall(x,y)} u - 1 \right] + 2\lambda_1 \sum_{\forall(x,y)} \omega_2 [p * \hat{f}] \times l(x-i+1, y-j+1) + \\ & 2\lambda_2 \sum_{\forall(x,y) \in \Omega} \omega_3 [q * u] \times q(x-i+1, y-j+1), \end{aligned} \quad (19)$$

其中:  $l(x,y) = p(x,y) * g(x,y)$ 。

此外,在最小化代价函数的过程中,由于正则化参数  $\lambda_1, \lambda_2$  和空域加权因子  $\omega_3(x,y)$  的更新需要用到迭代的中间结果,可以经过若干次迭代之后对正则化参数和空域加权因子进行一次更新,以获得复原效果和计算量的折中。

## 4 实验结果

为了验证本文改进的 NAS-RIF 算法的有效性,对退化图像分别用原始 NAS-RIF 算法、空间自适应和正则化技术的盲复原算法<sup>[11]</sup>、以及本文

改进的 NAS-RIF 算法进行图像盲复原的实验。实验中,退化图像的噪声水平用模糊信噪比(BSNR)衡量<sup>[16]</sup>,算法的复原性使用图像信噪比增益( $\Delta$ SNR)来衡量。 $\Delta$ SNR的计算公式如下:

$$\Delta\text{SNR}=10\lg\frac{\|f-g\|_2^2}{\|f-\hat{f}\|_2^2}, \quad (20)$$

其中: $f$ 和 $\hat{f}$ 分别代表原始图像和复原图像, $g$ 代表退化图像。如果 $\Delta\text{SNR}>0$ ,表明与退化图像相比复原图像更逼近于原始图像,且 $\Delta\text{SNR}$ 越大,说明相对于退化图像复原的改善程度越大,算法的图像恢复能力越好。

第1个实验测试关于离焦模型退化的情况,采用分辨率为 $320\times 256$ ,具有均匀背景的灰度图像,如图3(a)所示,其背景灰度为15;PSF取半径为5的离焦模糊算子,针对模糊信噪比较高的情况,取

噪声水平为 $\text{BSNR}=60\text{ dB}$ ,退化后的图像如图3(b)所示。采用上述3种算法分别对图像进行处理,复原结果如图4所示,3种算法进行复原后获得的信噪比增益( $\Delta$ SNR)见表1。实验中,可变系数滤波器 $u(x,y)$ 的支撑域取为 $3\times 3$ 。

第2个实验测试关于高斯模型退化的情况,采用分辨率为 $320\times 256$ 的灰度图像,为非均匀背景图像,如图5(a)所示;PSF取 $21\times 21$ 的高斯模糊算子,针对模糊信噪比较低的情况,取噪声水平为 $\text{BSNR}=20\text{ dB}$ ,退化后的图像如图5(b)所示。在复原过程中,找到图像分割阈值 $T$ 后,对小于 $T$ 的像素点用背景的平均值取代。复原结果如图6所示,3种算法对退化图像进行复原后所获得的信噪比增益( $\Delta$ SNR)见表2。本实验中, $u(x,y)$ 的支撑域取为 $5\times 5$ 。

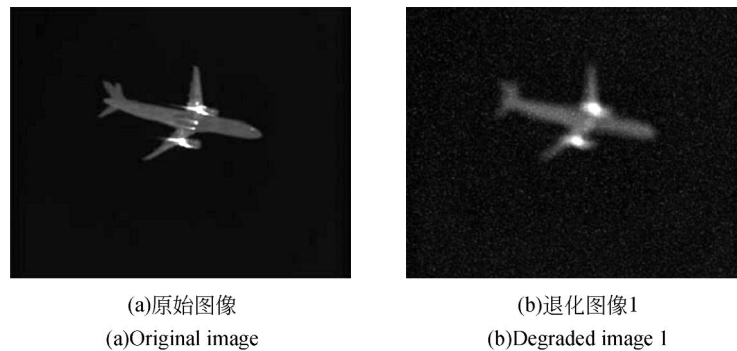


图3 实验 I:实验图像和模糊退化图像

Fig. 3 Experiment I: Original image and degraded image

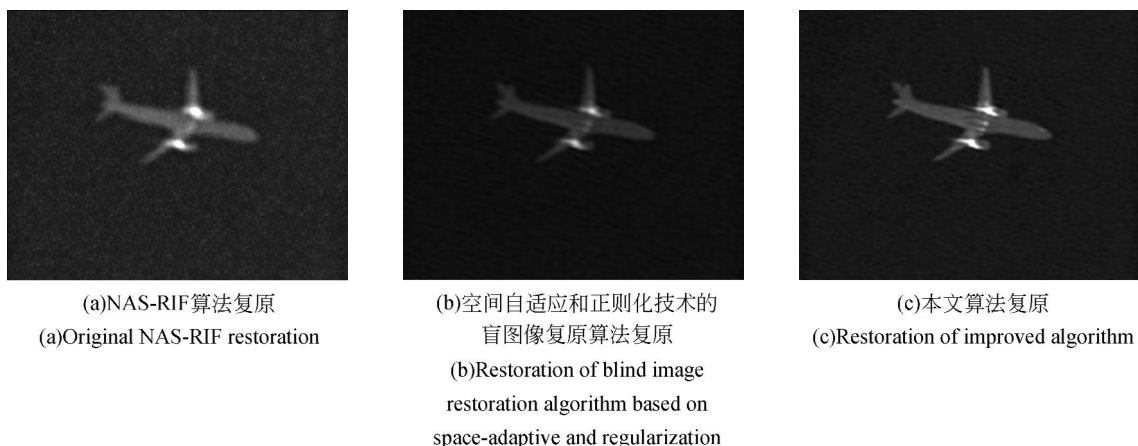


图4 实验 I:BSNR=60 dB时3种算法的复原效果对比

Fig. 4 Experiment I: Restoration comparison of three algorithms when BSNR is 60 dB

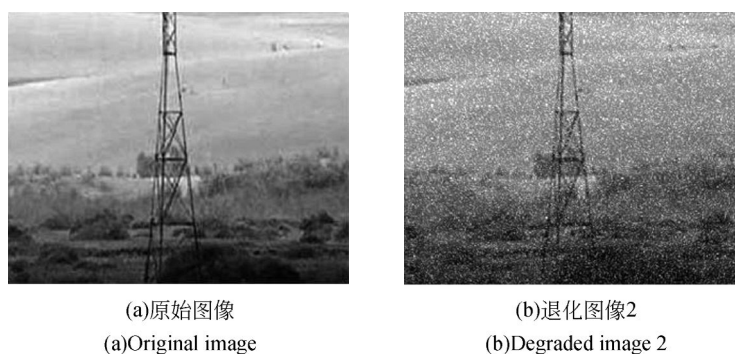


图 5 实验 II : 实验图像和模糊退化图像

Fig. 5 Experiment II : Original image and degraded image

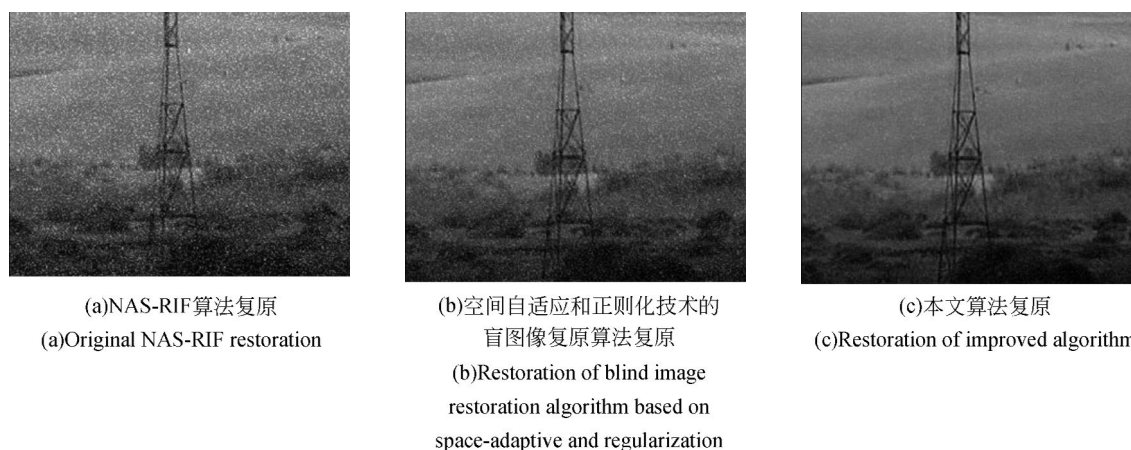


图 6 实验 II : BSNR=20 dB 时 3 种算法的复原效果对比

Fig. 6 Experiment II : Restoration comparison of three algorithms when BSNR is 20 dB

表 1 实验 I : 3 种算法的  $\Delta$ SNR 值比较Tab. 1 Experiment I : Comparison of  $\Delta$ SNR values among three algorithms

算法	$\Delta$ SNR/dB
NAS-RIF 算法	1.618 4
空间自适应和正则化技术的盲图像复原算法	4.201 6
本文的算法	6.315 3

表 2 实验 II : 3 种算法的  $\Delta$ SNR 值比较Tab. 2 Experiment II : Comparison of  $\Delta$ SNR values among three algorithms

算法	$\Delta$ SNR/dB
NAS-RIF 算法	0.839 1
空间自适应和正则化技术的盲图像复原算法	5.640 7
本文的算法	8.910 6

从图 4 和图 6 的复原图像可以看出,无论是离焦模型退化的图像,还是高斯模型退化的图像,3 种算法复原后的图像视觉效果都比退化图像的好,但原始 NAS-RIF 算法在低信噪比会导致噪声放大;空间自适应和正则化技术的盲复原算法的复原图像的噪声得到了抑制,边缘细节的保持要优于原始 NAS-RIF 算法;并且,与空间自适应和正则化技术的盲复原算法的复原图像相比,本文改进算法的复原图像对噪声的抑制效果和细节清晰度又有进一步提高。同时,从表 1 和表 2 列出的数据也可以证明本文改进算法的复原效果要比前两种算法的复原效果更好一些;此外,从表 2 的数据可以看出,当退化图像的信噪比较低时,本文算法的复原效果仍然有较好的表现。

## 5 结 论

本文提出了一种自适应的 NAS-RIF 图像盲

复原算法。针对原始 NAS-RIF 算法对噪声敏感的缺点,在原始 NAS-RIF 算法代价函数中加入了正则化约束项和空域加权因子,通过本文提出的自适应选择正则化参数的方法来调节正则化参数,根据退化图像的局部特性和噪声来自适应地调节空域加权因子,从而实现了自适应的图像盲复原。为了克服原始 NAS-RIF 算法对目标支持域估计不准的缺点,在每次算法迭代中,利用 Otsu 法来确定灰度分割的阈值,精确地定位图像的目标支持域,进一步改善了算法的复原效果。针对 NAS-RIF 算法仅适用于具有均匀背景图像

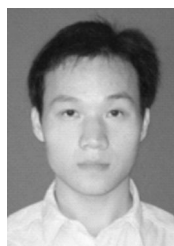
复原,提出了一种图像背景替代法,克服了原始 NAS-RIF 算法应用的局限性。考虑到本文算法涉及的参数较多,计算量较原始 NAS-RIF 算法稍有提高,为加快算法的收敛速度,采用  $N$  步重置共轭梯度法来优化计算。实验结果表明,本文算法得到的信噪比增益( $\Delta$ SNR)分别为 6.315 3 dB 和 8.910 6 dB,与原始 NAS-RIF 算法以及空间自适应和正则化技术的盲复原算法相比,本文算法对噪声的抑制能力和边缘细节的恢复能力都有更好的表现,即使对于信噪比较低的退化图像,本文算法的复原效果也优于前两种复原算法。

#### 参考文献:

- [1] 王建立,汪宗洋,王斌,等. 相位差异散斑法图像复原技术[J]. 光学精密工程, 2011, 19(5): 1165-1170.  
WANG J L, WANG Z Y, WANG B, *et al.*. Image restoration by phase-diverse speckle [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2011, 19(5): 1165-1170. (in Chinese)
- [2] 宋向,耿则勋,王振国,等. 各向异性正则化的多帧遥感图像盲复原算法[J]. 测绘科学技术学报, 2011, 28(3): 194-198.  
SONG X, GENG Z X, WANG ZH G, *et al.*. Multi-frame blind restoration of remote sensing images using anisotropic regularization [J]. *Journal of Geomatics Science and Technology*, 2011, 28(3): 194-198. (in Chinese)
- [3] 石明珠,许廷发,张坤. 运动成像混合模糊的全变分图像复原[J]. 光学精密工程, 2011, 19(8): 1973-1981.  
Shi M ZH, XU T F, ZHANG K. Total variation image restoration for mixed blur in moving image [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2011, 19(8): 1973-1981. (in Chinese)
- [4] 吴琼,孙韶杰,李国辉. 快门编码模型重影模糊图像盲复原方法[J]. 电子科技大学学报, 2011, 40(2): 283-287.  
WU Q, SUN S J, LI G H. Blind deconvolution algorithm for overlap-blurred images based on coded-shutter model [J]. *Journal of University of Electronic Science and Technology of China*, 2011, 40(2): 283-287. (in Chinese)
- [5] 冯亮,王平,许廷发,等. 运动模糊退化图像的双字典稀疏复原[J]. 光学精密工程, 2011, 19(8): 1982-1989.  
FENG L, WANG P, XU T F, *et al.*. Dual dictionary sparse restoration of blurred images [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2011, 19(8): 1982-1989. (in Chinese)
- [6] 付中梁,冯华君,徐之海,等. 二维任意运动形式模糊图像的恢复[J]. 光学学报, 2010, 30(2): 369-372.  
FU Z L, FENG H J, XU Z H, *et al.*. Restoration of image blurred by any form motion in two-dimension [J]. *Acta Optica Sinica*, 2010, 30(2): 369-372. (in Chinese)
- [7] 丁海勇,卞正富. 基于 TV 正则化和局部约束的遥感图像恢复[J]. 光子学报, 2009, 38(6): 1577-1580.  
DING H Y, BIAN Z F. Remote sensing image restoration based on TV regularization and local constraints [J]. *Acta Photonica Sinica*, 2009, 38(6): 1577-1580. (in Chinese)
- [8] 谢飞,车宏,蔡猛,等. 一种基于倒频谱鉴别模糊参数的图像复原算法[J]. 电光与控制, 2011, 18(7): 49-54.  
XIE F, CHE H, CAI M, *et al.*. An algorithm of image restoration based on blur parameter identification with cepstrum [J]. *Electronics Optics and Control*, 2011, 18(7): 49-54. (in Chinese)
- [9] KUNDUR D. Blind deconvolution of still images using recursive inverse filtering [D]. M. A. Sc. thesis, University of Toronto, Department of Electrical and Computer Engineering, 1995.
- [10] 仲伟波,宁书年,金声震. 一种基于 NAS-RIF 的 SST 图像盲恢复新方法[J]. 中国矿业大学学报,

- 2006, 35(5): 679-683.
- ZHONG W B, NING SH N, JIN SH ZH. A new SST image blind restoration algorithm based on NAS-RIF [J]. *Journal of China University of Mining and Technology*, 2006, 35(5): 679-683. (in Chinese)
- [11] 郭永彩, 王婀娜, 高潮. 空间自适应和正则化技术的盲图像复原[J]. *光学 精密工程*, 2008, 16(11): 2263-2267.
- GUO Y C, WANG E N, GAO CH. Blind image restoration algorithm based on space-adaptive and regularization [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2008, 16(11): 2263-2267. (in Chinese)
- [12] YU-LI Y, KAVEH M. A regularization approach to joint blur identification and image restoration [C]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1996, 5(3): 416-428.
- [13] REGINALD L L, JAN B, DICK E B. Regularized iterative image restoration with ringing reduction [C]. *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 1988, 36(12): 1874-1888.
- [14] RAFAEL C. G, RICHARD E W. *Digital Image Processing*[M]. 3rd ed. Prentice Hall, 2007.
- [15] 邓乃扬. 无约束最优化计算方法[M]. 北京: 科学出版社, 1982.
- DENG N Y. *Unconstrained Optimization Method of Computation* [M]. Beijing: Science Press, 1982. (in Chinese)
- [16] BANHAM M R, KATSAGGELOS A K. Digital image restoration [C]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 1997, 14(2): 24-41.

#### 作者简介:



黄德天(1985-),男,福建龙岩人,博士研究生,2004年于厦门大学获得学士学位,主要从事图像处理算法和视频调焦算法方面的研究。E-mail: huangdetian@sina.com

#### 导师简介:



吴志勇(1965-),男,内蒙通辽人,研究员,博士生导师,1989年于长春理工大学获得学士学位,主要从事光电测控设备总体技术、视频调光调焦技术和光纤通讯技术的研究。E-mail: wuzhiyong@ciomp.ac.cn

#### ●下期预告

## 间歇工作图像胶囊内窥镜的设计与实验

刘 刚, 颜国正, 刘 华, 朱柄全

(上海交通大学 医学精密工程及智能系统研究所, 上海 200240)

针对目前图像胶囊内窥镜受到能量限制的问题,基于图像胶囊在人体肠道蠕动的速度,设计了一种在间歇工作模式下的微型化、低功耗的图像胶囊内窥镜。采用霍尔开关代替干簧管作为电源总开关,进一步降低图像胶囊的体积。通过对电池电源模块、模拟开关电路和软件进行设计研究,实现了无线发射和照明电路的间歇供电和图像传感器的间歇休眠,并通过测试和动物实验验证整个系统的工作时间和可行性。组成工作系统后,整个系统的尺寸仅为  $\Phi 12 \sim 25$  mm, 1 s 间隔工作模式下系统的工作时间超过 9 h。