

改进的 NAS-RIF 图像盲复原算法

李红丽, 马耀峰

(中州大学信息工程学院, 郑州 450004)

摘要: 针对非负和支持域受限递归逆滤波算法(NAS-RIF)的缺点, 提出了一种改进方案。首先, 引入高阶统计量去噪, 解决了 NAS-RIF 算法敏感于噪声的特性; 其次, 利用图像分割技术进行图像支持域的自估计, 改变了 NAS-RIF 算法中支持域必须是方形的不利限制; 最后, 运用该算法对不同峰值信噪比(PSNR)和背景的含噪图像进行了算法仿真, 并与原算法进行了比较。仿真结果表明, 改进的 NAS-RIF 算法有效解决了原始算法中存在的问题, 显著提高了恢复图像的质量。

关键词: 图像处理; 图像盲恢复; 高阶统计量; 支撑域估计; NAS-RIF 算法

中图分类号: V271.4; TP391

文献标志码: A

文章编号: 1671-637X(2013)04-0031-03

An Improved NAS-RIF Algorithm for Image Restoration

LI Hongli, MA Yaofeng

(School of Information Engineering, Zhongzhou University, Zhengzhou 450004, China)

Abstract: An improved method is presented to overcome the drawbacks of the original NAS-RIF algorithm. To deal with the noise sensitivity of NAS-RIF, higher order statistics denoising was introduced. To solve the problem that the NAS-RIF requires square support region, the image segmentation based self-estimation of image support region was used. At last, simulation was made to various PSNR images and backgrounds. The improved algorithm was compared with the original one. The simulation results show that the improved algorithm solves the problems of the original algorithm, and can improve the quality of recovery image observably.

Key words: image processing; blind image restoration; higher order statistics; support estimation; NAS-RIF

0 引言

图像盲复原^[1]主要是利用原始的模糊图像来同时估计点扩展函数 PSF(或其逆)和清晰原始图像的一种图像恢复方法。由于不依赖于退化系统的 PSF, 因而有着广泛的实用价值。基于迭代的盲图像恢复算法是图像盲复原的一个主流方向, 算法采用交替迭代的方式, 同时进行降噪函数的辨识和盲图像的恢复。因为算法在进行的过程中不断加入有关降噪函数和原始图像的先验信息, 对恢复方程的解进行修正, 在改善解的准确度的同时, 加速了解的收敛过程。在这些迭代方法中, NAS-RIF 算法^[2]和 IBD 算法^[3]经过几十年的发展, 仍然是人们研究的热点。本文首先对 NAS-RIF 算法作了简要介绍, 然后总结了前人对算法的改进情况,

并根据现存算法中依然存在的不足之处, 提出了一种基于支持域估计和噪声去除的 NAS-RIF 算法, 并给出相应的仿真结果。

1 NAS-RIF 算法简介

NAS-RIF 算法流程如图 1 所示。

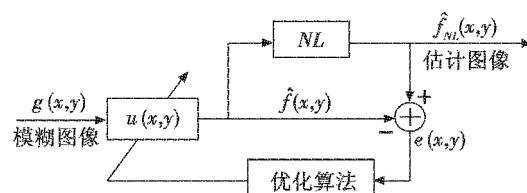


图 1 NAS-RIF 算法流程图

Fig. 1 Flow chart of NAS-RIF algorithm

图中, $g(x,y)$ 为退化图像, $u(x,y)$ 为逆滤波器, $\hat{f}(x,y)$ 是 $g(x,y)$ 与 $u(x,y)$ 卷积的结果, NL 为限制图像非负性和支撑域范围的非线性函数, $\hat{f}_{NL}(x,y)$ 是 $\hat{f}(x,y)$ 满足非负性和支撑域约束条件的真实图像空间域的投影, $e(x,y)$ 是 $\hat{f}(x,y)$ 和 $\hat{f}_{NL}(x,y)$ 的差值。

研究表明,该算法只能对均匀背景的图像进行恢复,同时算法中构建的逆滤波器 $u(x, y)$ 具有高通性质,会放大高频噪声,从而对噪声很敏感,另外算法中目标支撑域采用的是矩形,而实际目标的支撑域基本是非矩形的,所以支撑域的误差将影响恢复效果。

针对 NAS-RIF 算法的不足,文献[4]提出采用分块奇异值分解去噪后,再采用 NAS-RIF 算法进行图像恢复的方法;文献[5~6]提出在代价函数中加入空间自适应正则化项改进算法的抗噪声性能。以上算法主要针对构建的逆滤波器 $u(x, y)$ 具有高通性质,会放大高频噪声,从而使算法对噪声敏感进行改进,本文尝试采用高阶统计量滤波来解决这一问题,同时采用基于图像分割技术的支撑域的估计来解决原算法中支撑域必须是矩形的缺陷。

2 改进的 NAS-RIF 算法

改进的 NAS-RIF 算法的原理如图 2 所示。

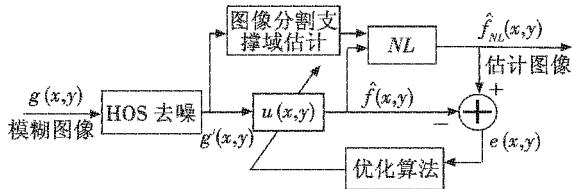


图 2 改进 NAS-RIF 算法的原理图

Fig. 2 Principle diagram of the improved NAS-RIF algorithm

2.1 高阶统计量去噪

高阶统计量(Higher Order Statistics, HOS),是指三阶或三阶以上阶数的统计量,把图像看作平稳随机过程 $\{x(t)\}$,其 k 阶矩和 k 阶累积量分别为 $m_{k\tau}(\tau)$ 和 $c_{k\tau}(\tau)$,其中, $\tau = (\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_{k-1})$ 。

对于高斯过程来说,其高阶累积量全为零,即

$$c_{k\tau}(\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_{k-1}) = 0, k \geq 3 \quad (1)$$

可见,高斯噪声对图像的高阶累积量理论上不构成任何影响,高阶累积量可以反映图像的真实特征,因此可以采用高阶统计量对图像去噪。其去噪的算法如下所述。

如果 $g(x, y)$ 是大小为 $M \times N$ 的含噪图像,先以像素点 (x, y) 为中心取一个 3×3 窗口;并将该窗口分成 4 个 2×2 的重叠子窗口,然后计算对应子窗口的三阶累积量 $c_{31}, c_{32}, c_{33}, c_{34}$,累积量 c_{3x} 的大小反映了该子窗口中图像细节的丰富程度^[7],最后把三阶累积量最小的那个子窗口中的像素平均值作为点 (x, y) 的像素值。对所有像素从左至右,从上到下,逐一按上述算法进行滤波,就得到去噪后的图像。

2.2 支撑域的改进算法

原 NAS-RIF 算法假设目标支撑域是矩形,而实际

的目标支撑域基本是非矩形的,因此会影响图像的复原效果。本文采用图像分割技术来确定图像的支撑域,按图像的灰度特性将图像 $g(x, y)$ 的像素分为目标和背景两部分,支撑域和非支撑域分别由目标像素和背景像素组成,目标和背景的分割阈值为 T 。本文构建一个二维数组模板 $b(x, y)$,它与退化图像尺寸相同,各点取值表示为

$$b(x, y) = \begin{cases} 1, & g(x, y) > T \\ 0, & g(x, y) \leq T \end{cases} \quad (2)$$

其中:1 表示属于支撑域;0 表示属于非支撑域。则图像的支撑域可以表示为

$$D_{\text{sup}} = \{(x, y) | b(x, y) = 1\} \quad (3)$$

图像支撑域估计关键在于阈值 T 的选取,这里采用一种迭代的方法寻求阈值 T ,该方法能够实现图像支持域的自适应估计,与传统的矩形支撑域估计相比,它具有准确、灵活性,能准确反映出图像的支持域,具体步骤如下。

1) 初始化。

- ① 求图像灰度值的最大值 g_{\max} 和最小值 g_{\min} ;
- ② 令初始阈值 $T^k = (g_{\max} + g_{\min})/2, k = 0$ 。

2) 迭代计算。

- ① 根据阈值 T^k 将图像分割为目标和背景两部分,求出各自的平均灰度值 μ_o 和 μ_B ;
- ② 由 μ_o, μ_B 计算新的阈值 $T^{k+1} = (\mu_o + \mu_B)/2$;
- ③ 如果 $abs(T^{k+1} - T^k) < \varepsilon$, T^{k+1} 为最佳阈值,终止计算;否则跳到本步骤中的步骤①。其中 ε 是预先指定的参数。

在改进的算法中,采用共轭梯度算法(CG)进行迭代运算以便加快收敛速度,节约计算时间。代价函数式关于 $u(x, y)$ 的梯度写为

$$[\nabla J(\mathbf{u}_k)]^T = \left[\frac{\partial J(\mathbf{u}_k)}{\partial u(1,1)} \frac{\partial J(\mathbf{u}_k)}{\partial u(1,2)} \cdots \frac{\partial J(\mathbf{u}_k)}{\partial u(N_{zu}, N_{yu})} \right]^T \quad (4)$$

式中,

$$\mathbf{u}_k = [u_k(1,1), \dots, u_k((N_{zu}+1)/2, (N_{yu}+1)/2), \dots, u_k(N_{zu}, N_{yu})]^T \quad (5)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial J(\mathbf{u}_k)}{\partial u(i,j)} = & 2 \sum_{\{(x,y); d(x,y)=1\}} \hat{f}_k(x,y) \left[\frac{1 - \text{sgn}(\hat{f}_k(x,y))}{2} \right] g(x-i+1, \\ & y-j+1) + 2 \sum_{\{(x,y); d(x,y)=0\}} [\hat{f}_k(x,y) - L_B] g(x-i+1, \\ & y-j+1) + 2\gamma \left[\sum_{\forall(x,y)} u(x,y) - 1 \right] \end{aligned} \quad (6)$$

式中, k 表示迭代次数。

为了加快计算速度,对收敛次数进行了限制,设定了最大收敛次数 K , K 取代价函数 $J(u)$ 对应的 Hessian 矩阵的主特征值数目的整数^[8]。在迭代过程中,执行代价函数关于实变量 t 的一维最小化搜索非常关键。

通常采用一维线性搜索方法,但带来了较大的计算量。本文对此进行了修改,先找出代价函数导数为零的可能分布区间,再在该区间上运用黄金分割法进行搜索^[9],最终找到导数为零的近似区间,选取区间的某一端点作为最佳的 t_k 值,极大节约了计算量。

3 仿真结果与分析

为验证本文算法的有效性,分别对一组二值图和灰度图进行处理,并与原算法进行比较。仿真均在 Matlab 平台下进行。算法中处理的退化图像是由原始图像经 23×23 的高斯函数进行降晰,并添加高斯白噪声得到的。

首先针对二值图像,如图 3a 所示,原图像为 200×80 的二值图像,经过用 21×21 的高斯函数进行降晰,并添加均值为 0、方差为 0.002 的高斯噪声,生成 PSNR 为 11.470 dB 的退化图像,如图 3b 所示,分别用原 NAS-RIF 算法和本文算法进行图像盲恢复,恢复结果如图 3c 和图 3d 所示。



图 3 二值图像复原结果

Fig. 3 Restored results of binary image

针对灰度图像复原如图 4 所示,将 256×256 的 Cameraman 图像用同样的方法进行降质,得到退化图像如图 4b 所示,并分别用原 NAS-RIF 算法和本文的算法进行恢复,得到仿真结果如图 4c 和图 4d 所示。

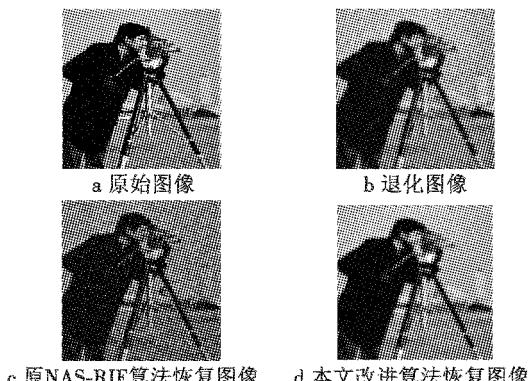


图 4 Cameraman 图像恢复结果比较

Fig. 4 Restored results of 'Cameraman'

从仿真结果来看,当图像受到噪声污染后,NAS-RIF 算法对噪声的抑制不理想,而本文算法采用高阶累积量去噪,提高了算法抗干扰能力,同时由于利用图像分割技术估计支持域,本文算法恢复了图像目标更

多的边缘轮廓细节,恢复效果得到很大的改善。

为了进一步凸现本文算法的性能,分别用原算法、文献[4-6]和本文算法对上述两幅退化图像进行复原,并用峰值信噪比(PSNR)对结果进行了比较,如表 1 所示。

表 1 原算法、文献[4-6]和本文算法的 PSNR 对比

Table 1 PSNRs of the original, literature[4-6]'s

and our algorithm

			退化 图像	原始 算法	文献[4]	文献[5]	文献[6]	本文 算法	dB
二值图像	11.470	11.887	11.978	12.126	12.457	13.065			
Cameraman	21.314	20.989	21.154	22.016	21.765	22.541			

从表 1 中还可以看出,不管是对于二值图像还是任意背景的灰度图像,与以往的一些盲复原算法相比,本文算法恢复图像的 PSNR 都比以往算法恢复图像的 PSNR 要高,因此能更好地消除噪声对原图像的影响。

4 结束语

本文主要针对 NAS-RIF 算法敏感于噪声,且支撑域为矩形的不足,提出了基于支持域估计和噪声去除的 NAS-RIF 盲图像恢复算法。实验结果表明,改进后的算法抗干扰能力强,具有更好的复原效果,恢复了图像更多的轮廓细节。

参 考 文 献

- [1] 张航,罗大庸. 图像盲复原算法研究现状及其展望[J]. 中国图象图形学报,2004(9):1145-1149.
- [2] 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.
- [3] AYERS G R, DAINTY J C. Iterative blind deconvolution method and its applications [J]. Optics Letter, 1988, 13(7):547-549.
- [4] 刘琚,何振亚. 利用 SVD 对带噪声的模糊图像进行盲复原 [J]. 数据采集与处理,2002,17(1):1-4.
- [5] 薛梅,邹采荣,杨娟,等. 一种空间自适应正则化图像盲复原算法 [J]. 中国图象图形学报,2002,7(4):356-362.
- [6] 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):2264-2267.
- [7] 杨守义,罗伟雄. 一种基于高阶统计量的图像平滑去噪法 [J]. 中国图象图形学报,2002,7(7):654-657.
- [8] 邓乃扬. 无约束最优化计算方法 [M]. 北京:科学出版社,1982.
- [9] JOHN H M, KURTIS D F. Numerical methods using MATLAB[M]. 3rd ed. Publish House of Electronics Industry, 2002.