

基于梯度投影的图像盲复原算法

赵振磊¹⁾ 耿则勋¹⁾ 王 兰^{1), 2)} 王 丹³⁾

¹⁾ (信息工程大学测绘学院, 郑州 450052) ²⁾ (69027 部队, 乌鲁木齐 830042) ³⁾ (75719 部队, 武汉 430074)

摘 要 为了利用多帧退化图像信息快速恢复出高质量的图像, 提出了一种新的递归梯度投影多帧图像盲复原算法。该算法充分利用多帧图像的先验信息, 首先给出一种能够有效抑制噪声放大的新的代价函数, 然后通过梯度投影算法对新的代价函数进行最小化以推导出迭代公式, 最后通过频率域多次递归迭代运算对退化图像进行复原。模拟实验结果证明该算法运算快速, 对于不同高斯噪声级别和不同 PSF 衰退的图像, 均能够清晰地恢复出图像细节特征, 同时也能够准确地恢复出衰退 PSF。

关键词 递归 梯度投影 图像复原

中图分类号: TP391.41 文献标志码: A 文章编号: 1006-8961(2010)02-0206-05

Image Blind Restoration Method Based on Projection Gradient Algorithm

ZHAO Zhen-lei¹⁾, GENG Ze-xun¹⁾, WANG Lan^{1), 2)}, WANG Dan³⁾

¹⁾ (Institute of Surveying and Mapping, Information Engineering University, Zhengzhou 450052)

²⁾ (Troops 69027, Urumqi 830042), ³⁾ (Troops 75719, Wuhan 430074)

Abstract In order to restore high quality image rapidly by using multiframe degraded images, a novel recursive projection gradient algorithm for blind restoration of multiframe images is presented. We take full advantage of priori information of multiframe images. Firstly, we present a new cost function which can efficiently control noise magnification, then minimize the noise by projection gradient algorithm and calculate iteration formula. Finally we use multiple recursion iterations to reconstruct image in the frequency domain. Results of experiments demonstrate that this method works efficiently. For images of different noise grades and PSF types, it can clearly restore detail features of image and exactly restore degraded PSF at the same time.

Keywords projection gradient; recursive; image restoration

0 引 言

任何光学系统获取的图像的分辨率都要受到衍射的限制和噪声的污染^[1], 光学系统固有的失常和成像媒介导致了观测图像的进一步衰退和变形。图像降质造成的科学意义上的损失是

巨大的, 因此对降质图像一般要采用数字图像处理技术进行复原处理, 以提高图像视觉质量和分辨率。

在最近的 40 年间, 图像复原技术已应用到众多的科学和技术领域, 如天文观测、遥感、医学影像、历史人文等^[2]。在各个领域中图像的来源可能是千差万别的, 降质的原因可能很不相同。但作为图像

基金项目: 国家 863 计划项目 (2008AA7034180A, 2006AA12Z110); 国家自然科学基金项目 (60778051)

收稿日期: 2008-09-17; 改回日期: 2008-12-12

第一作者简介: 赵振磊 (1981—), 男, 2009 年 6 月于信息工程大学获摄影测量与遥感专业硕士学位。研究方向为数字图像处理。

Email: zhaozhenleizz@163.com

复原问题, 却有本质上的共同点: 图像降质可以用一个卷积过程来描述。

图像解卷积技术根据退化模型来对退化图像进行恢复, 以图像视觉质量得到一定程度改善为目的^[3]。传统的图像解卷积算法常常假设光学系统的点扩散函数 (PSF) 是精确已知的。然而在许多实际情况中, 获得精确的 PSF 是不可能的, 如天文和遥感成像, 这时就要进行图像盲解卷积。图像盲解卷积算法有很多, 如 Ayers 和 Dainty 提出的迭代盲解卷积 (IBD) 算法^[4]、McCallum 提出的模拟退火 (SA) 算法^[5]、Kundur 提出的非负支撑域递归逆滤波 (NAS-RIF) 算法^[6]等。

图像盲解卷积是一个病态问题, 为了得到好的复原效果, 必须利用尽可能多的先验信息。Christou 等人^[7]认为使用多个观测图像可作为一个附加的解卷积约束条件, 未知变量同观测量的比率从单帧图像的 $2-1$ 减少到 L 帧图像的 $(L+1):L$ 。同时分析多个观测暗示着变量和数据之间可能存在相关关系, 因此, 与单帧图像分别解卷积或将多帧图像移动相加取平均 (即在适当移动像素使图像相关性达到最大值后, 将多帧图像进行平均, 得到一幅图像) 后再解卷积相比, 多帧图像解卷积可能导致更低的系统误差范围和更可靠的结果^[8]。

图像盲解卷积一般是通过最小化某个代价函数来进行图像复原处理^[2]。本文提出一种递归梯度投影多帧图像盲复原算法, 该算法充分利用多帧图像的先验信息, 首先给出一个新的代价函数, 利用 Katkovnik 等人^[9]提出的频域梯度投影算法对该代价函数进行最小化, 通过多次递归迭代运算以达到图像复原的目的。算法原理简单, 易于实现, 计算快速, 模拟实验结果证明本文算法能够有效地恢复严重模糊图像的细节特征。

1 递归梯度投影算法

1.1 图像衰退模型

原始目标灰度函数为 $y(x)$, $y \in \mathbf{R}^1$, $x \in \mathbf{R}^2 = \{(x_1, x_2), x_1 = 1, 2, \dots, n_1; x_2 = 1, 2, \dots, n_2\}$, 获得的观测图像为 $z(x)$, 假设图像的形成过程是线性的或空间不变的, 观测图像噪声主要是高斯噪声, 且独立于观测目标, 则观测图像可用式 (1) 表示^[10]:

$$z(x) = (y^* v)(x) + \sigma \eta(x) \quad (1)$$

式中, $v(x)$ 为 PSF, $*$ 表示卷积运算, $\eta(x)$ 服从高斯正态分布 $N(0, 1)$, 参数 σ 为图像的噪声方差。对于同一目标的多帧观测图像, 则有:

$$z_j(x) = (y^* v_j)(x) + \sigma_j \eta_j(x) \quad j = 1, \dots, L \quad (2)$$

假设每帧图像的噪声都是不相关的, 对式 (2) 两边分别进行傅里叶变换 (FT), 根据卷积定理可得:

$$Z_j(f) = (YV_j)(f) + \sigma_j \eta_j(f) \quad j = 1, \dots, L \quad (3)$$

式中, $f = \{(f_1, f_2), f_i = \frac{2\pi k_i}{n_i}, k_i = 1, 2, \dots, n_i; i = 1, 2\}$, $Z_j(f)$, $Y(f)$, $V_j(f)$, $\eta_j(f)$ 分别为式 (2) 中相应变量的傅里叶变换。

1.2 梯度投影算法

图像复原的目的是从噪声观测 $\{z_j(x)\}_{j=1}^L$ 中恢复原始图像 $y(x)$, 由式 (2) 可得如下的代价函数:

$$J = \sum_{j=1}^L \sum_x |z_j - y^* v_j|^2 \quad (4)$$

传统的最小二乘迭代算法通过最小化式 (4) 来进行图像复原^[3], 然而该式没有充分利用多帧图像的先验信息。因为 $|z_i^* v_j - z_j^* v_i|^2 = |\sigma_i \eta_i^* v_j - \sigma_j \eta_j^* v_i|^2$, 为了有效地抑制噪声, 对式 (4) 进行改进, 并且定义新的代价函数如下:

$$J = \sum_{j=1}^L \sum_x |z_j - y^* v_j|^2 + \sum_{i,j=1}^L \sum_x |z_i^* v_j - z_j^* v_i|^2 \quad (5)$$

通过最小化式 (5) 的代价函数, 可以得到图像和 PSF 的估计, 即

$$(\hat{y}, \hat{v}) = \arg \min_{y \in Q_y, v_j \in Q_{v_j}} J \quad (6)$$

y 和 v_j 的定义域 Q_y 和 Q_{v_j} 分别如式 (7)、式 (8) 所示:

$$Q_y = \{y: T \geq y \geq 0\}, T = \rho \max(y) \quad (7)$$

$$Q_{v_j} = \{v_j: \sum_{v_j} v_j(x) = 1, v_j(x) \geq 0, x \in D_{\text{sup}}\} \quad (8)$$

式 (7) 中 $\rho > 0$ 为一调节参数, 通过调节 ρ 值可以提高复原图像的视觉质量和抑制噪声放大, 式 (8) 中的 D_{sup} 表示 PSF 的支持域。为了计算式 (6), 对式 (5) 两边分别进行傅里叶变换可得:

$$J = \sum_{j=1}^L \sum_f |Z_j - YV_j|^2 + \sum_{i,j=1}^L \sum_f |Z_i V_j - Z_j V_i|^2 \quad (9)$$

为了对式 (9) 进行最小化, 令 $\partial_{y^*} J = 0$, $\partial_{v_j^*} J = 0$, $j = 1, \dots, L$, 则有:

$$\partial_{y^*} J = - \sum_{j=1}^L (Z_j - V_j Y)^* V_j^* \quad (10)$$

$$\partial_{Y_j^*} J = - (Z_j - V_j Y) Y^* + \sum_{i=1}^L \sum_{i \neq j} (Z_i V_j - Z_j V_i) Z_i^* \quad (11)$$

式 (10)、式 (11) 中的上标星号 (*) 表示复共轭, 下面利用递归梯度投影算法解算式 (6), 首先, 计算 $Y^{(k)}$ 和 $V_j^{(k)}$:

$$Y^{(k)} = Y^{(k-1)} - \alpha \partial_{Y^*} J(Y^{(k-1)}, V^{(k-1)}) \quad (12)$$

$$V_j^{(k)} = V_j^{(k-1)} - \beta \partial_{V_j^*} J(Y^{(k)}, V^{(k-1)}) \quad k=1 \dots n \quad (13)$$

其中, $\alpha > 0$ $\beta > 0$ 是步长参数。逆问题的病态意味着代价函数 J 在不同频率有不同尺度, 为了在所有频率上都能够使迭代稳定, 步长 α 和 β 应该选择较小的值, 结果导致 $Y^{(k)}$ 和 $V_j^{(k)}$ 的收敛速度也会相应变的非常缓慢^[9]。

为了提高式 (12) 和 (13) 的收敛速度, 分别利用 Hessian 矩阵 $H_{Y^* Y}$ 和 $H_{V_j^* V_j}$ 作为步长的尺度因子:

$$Y^{(k)} = Y^{(k-1)} - \alpha \frac{1}{H_{Y^* Y}} \partial_{Y^*} J(Y^{(k)}, V^{(k)}) \quad (14)$$

$$H_{Y^* Y} = \partial_Y \partial_{Y^*} J = \sum_j |V_j|^2 + \lambda \quad (15)$$

$$V_j^{(k)} = V_j^{(k-1)} - \beta \frac{1}{H_{V_j^* V_j}} \partial_{V_j^*} J(Y^{(k)}, V^{(k)}) \quad (16)$$

$$H_{V_j^* V_j} = (\partial_{V_j} \partial_{V_j^*} J)_{ij} = |Y|^2 + \sum_i |Z_i|^2 \quad (17)$$

式 (15) 中 λ 为一正则化参数, 主要是为了防止出现分母为零的情况, 取机器的最小值。将式 (15) 代入式 (14), 将式 (17) 代入式 (16), 得到的最终迭代公式如下:

$$Y^{(k)} = (1 - \alpha) Y^{(k-1)} + \alpha \frac{\sum_j Z_j V_j^{*(k-1)}}{\sum_j |V_j^{(k-1)}|^2 + \lambda} \quad (18)$$

$$y^{(k)} = P_{Q_y} \left\{ FT^{-1} \{ Y^{(k)} \} \right\}$$

$$V_j^{(k)} = (1 - \beta) V_j^{(k-1)} + \beta \frac{Z_j Y^{*(k-1)} + Z_j \sum_i V_i^{(k-1)} Z_i^*}{|Y^{(k)}|^2 + \sum_i |Z_i|^2}$$

$$v_j^{(k)} = P_{Q_{V_j}} \left\{ FT^{-1} \{ V_j^{(k)} \} \right\} \quad (19)$$

1.3 算法步骤

下面给出递归梯度投影多帧图像盲复原算法的详细计算步骤:

1) 初始化: 用高斯 PSF 给 $v_j^{(0)}$ 赋值, 观测图像的均值赋给 $y^{(0)} = \sum_{j=1}^L z_j(x) / L$, 作为初始估计;

2) 图像估计和投影: 根据式 (18) 计算 $Y^{(k)}$ 和

$y^{(k)}$, 并对投影后的 $y^{(k)}$ 计算 $Y^{(k)} = F \{ y^{(k)} \}$;

3) PSF 估计和投影: 根据式 (19) 计算 $V_j^{(k)}$ 和 $v_j^{(k)}$, 为了加快收敛速度, 采用内外层双重迭代, 式 (19) 重复进行 M 次, 本文中 $M=7$ 对投影后的 PSF 计算 $V_j^{(k)} = FT \{ v_j^{(k)} \}$;

4) 增大 k 的值并重复迭代步骤 2) 和 3) K 次。

2 实验结果及分析

实验图像为 256×256 的海洋卫星 (Satellite) 图像, 软件平台为 Matlab 7.0。分别用 19×19 的散焦 PSF 和 19×19 的运动 PSF 对 Satellite 图像进行模糊, 并对模糊后的图像添加高斯白噪声, 使观测图像 z_j , $j=1, 2$ 的模糊信噪比 (BSNR) 分别为 5Q, 4Q, 3Q, 2Q 其中 BSNR 根据式 (20) 计算^[2]:

$$BSNR = 10 \lg \left\{ \frac{1}{n_1 n_2 \sigma_j^2} \|(y^* v_j)(x) - \frac{1}{n_1 n_2} \sum_x (y^* v_j)(x)\|^2 \right\} \quad (20)$$

实验中, PSF 的支持域限定为 20×20 参数 $\alpha=0.6$ $\beta=0.9$ $\rho=0.8$ 每次实验迭代次数均为 50 次, 用时大约 110 s 实验结果分别如图 1~ 图 4 所示。

图 1 中, 图 1(a) 为原始的 Satellite 图像, 图 1(b) 为用散焦 PSF 对图像进行衰退, 并且添加噪声使其 $BSNR=5Q$ 图 1(c) 为用运动 PSF 对图像进行衰退, 并且添加噪声使其 $BSNR=5Q$ 。图 2 中, 图 2(a) 为散焦的 PSF, 为了便于显示, 将 19×19 的散焦 PSF 置于 50×50 背景像素值为零的平面上, 图 2(b) 为 $BSNR=5Q$ 时散焦 PSF 的复原结果, 图 2(c) 为运动 PSF, 图 2(d) 为 $BSNR=5Q$ 时运动 PSF 的复原结果。图 (3) 中, 图 3(a) 为 $BSNR=5Q$ 时的图像复原结果, 图 3(b) 为 $BSNR=3Q$ 时的图像复原结果, 图 3(c) 为 $BSNR=2Q$ 时的图像复原结果。图 4 为不同 BSNR 时迭代复原过程的信噪比 (SNR) 曲线图。从图 2、图 3 中可以看出, 本文算法不仅在高信噪比时能够很好地恢复噪声图像和模糊 PSF, 而且在观测图像噪声非常严重时也能够对图像进行较好的复原, 而图 4 的信噪比变化曲线客观上非常有力地证明本文算法的高效性。

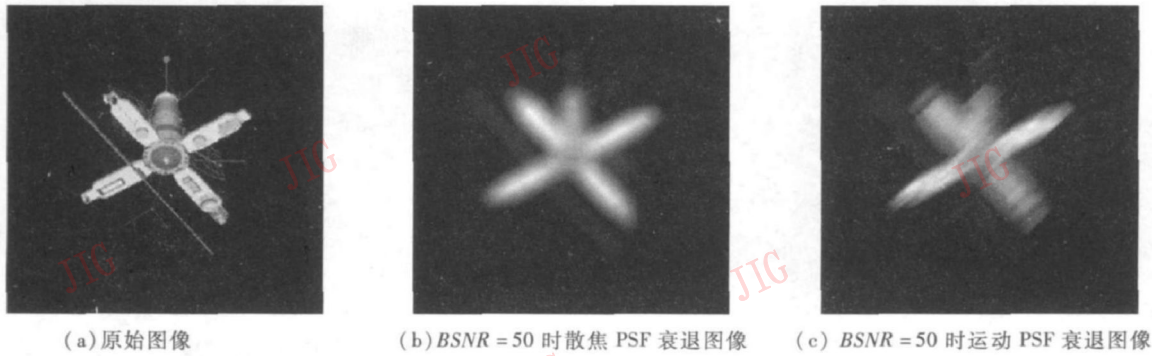


图 1 原始图像及退化图像

Fig. 1 Original image and degrade images

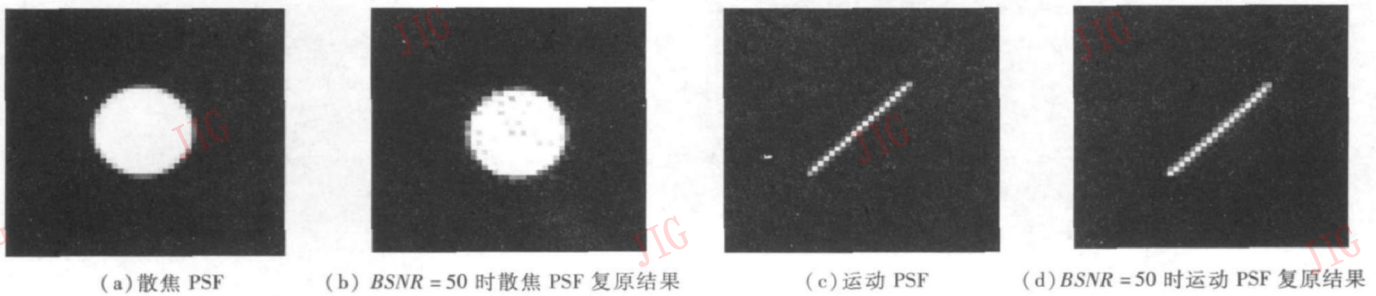


图 2 原始 PSF 及复原 PSF

Fig. 2 Original PSF and restorative PSF

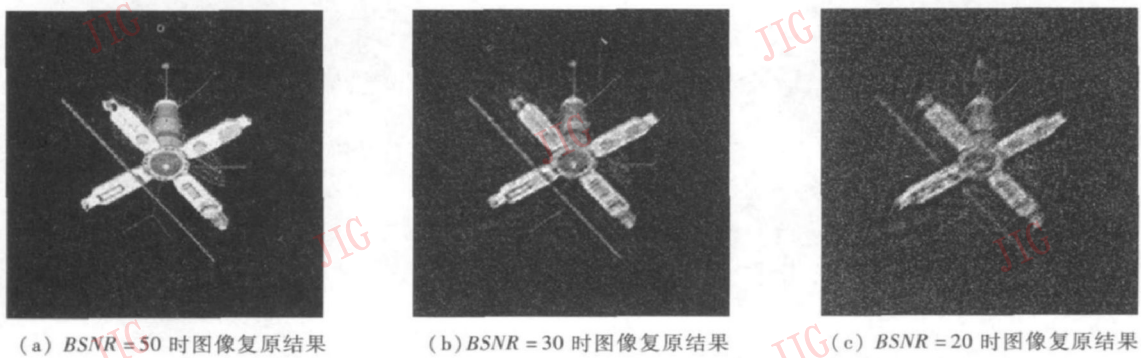


图 3 不同 BSNR 时的复原图像

Fig. 3 Restorative images of different BSNR

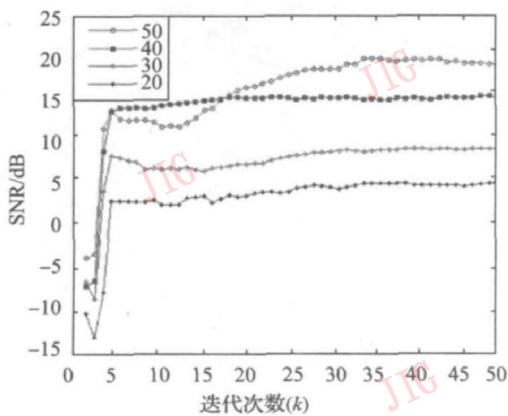


图 4 不同 BSNR 时复原图像的 SNR 曲线

Fig 4 Curves of SNR of different BSNR

3 结 论

首先提出一种新的代价函数,接着利用梯度投影算法来进行最小化,最终实现了一种新的递归梯度投影多帧图像盲复原算法,该算法原理简单、易于实现。模拟实验结果证明,本文算法计算快速,对于不同信噪比、不同 PSF 导致的退化图像均能进行有效恢复,复原图像细节清晰,同时能够较为准确地实现对模糊 PSF 的恢复。

参考文献 (References)

- [1] Erik F, Hon Y, Marchis F, et al. AIDA: An adaptive image deconvolution algorithm with application to multi-frame and three-dimensional data [J]. Journal of the Optical Society of America 2007, 24(6): 1580-1600
- [2] Zou Mou-yan. Deconvolution and Signal Recovery [M]. Beijing National Defense Industry Press, 2001: 184-189 [邹谋炎. 反卷积和信号复原 [M]. 北京: 国防工业出版社, 2001: 184-189]
- [3] Gonzalez R C, Woods R E. Digital Image Processing [M]. 2nd ed. Translated by Ruan Qiu-qi et al. Beijing Publishing House of Electronics Industry, 2002: 103-130 [冈萨雷斯. 数字图像处理 [M]. 第二版阮秋琦等译. 北京: 电子工业出版社, 2002: 123-130]
- [4] Ayers G R, Dainty J C. Iterative blind deconvolution method and its applications [J]. Optics Letters 1988, 13(7): 547-549
- [5] MacCallum B C. Blind deconvolution by simulated annealing [J]. Optics Communications 1990, 75(2): 101-105
- [6] Kurdur D, Hatzinakos D. Blind image deconvolution [J]. IEEE Single Processing Magazine 1996, 13(3): 43-64
- [7] Christou J C, Roorla A, Williams D R. Deconvolution of adaptive optics retinal images [J]. Journal of the Optical Society of America 2004, 21(8): 1393-1401
- [8] Ingleby H R, McGaughey D R. Experimental results of parallel multiframe blind deconvolution using wavelength diversity [J]. Proceedings of SPIE, 2004, 5578: 8-14
- [9] Katkovnik V, Paliy D, Egiazarian K, et al. Frequency Domain Blind Deconvolution in Multiframe Imaging Using Anisotropic Spatially-Adaptive Denoising [EB/OL]. (2006-09-05) [2008-09-17]. <http://www.cs.tut.fi/~lasip/>.
- [10] Katkovnik V, Egiazarian K, Astola J. A spatially adaptive nonparametric regression image deblurring [J]. IEEE Transactions on Image Processing 2005, 14(10): 1469-1478