

一种改进的图像迭代盲反卷积算法

李艳琴¹, 张立毅^{2,3}, 孙云山^{2,3}, 刘淑聪¹

(1. 防灾科技学院防灾仪器系, 北京 101601; 2. 天津大学电子信息工程学院, 天津 300003;
3. 天津商业大学信息工程学院, 天津 300134)

摘 要: 针对传统迭代盲反卷积算法收敛速度慢、容易出现解模糊等问题, 提出一种改进的图像迭代盲反卷积算法。利用动量矩求解图像的有限支持域, 在支持域中使频率域和空间域交替迭代, 从而实现图像的盲复原。仿真结果表明, 与传统迭代盲反卷积算法和基于小波变换的盲反卷积算法相比, 该算法的收敛速度较快, 具有较好的图像恢复效果。

关键词: 图像复原; 盲反卷积; 支持域; 动量矩

Improved Image Iterative Blind Deconvolution Algorithm

LI Yan-qin¹, ZHANG Li-yi^{2,3}, SUN Yun-shan^{2,3}, LIU Shu-cong¹

(1. Department of Disaster Prevention Equipment, Institute of Disaster Prevention, Beijing 101601, China;
2. School of Electronic Information Engineering, Tianjin University, Tianjin 300003, China;
3. School of Information Engineering, Tianjin University of Commerce, Tianjin 300134, China)

【Abstract】 In order to overcome the problems such as slow convergence speed and fuzzy solution, this paper proposes an improved Iterative Blind Deconvolution (IBD) algorithm. Moment of momentum is utilized to obtain the limited support domain of image, and alternating iterative calculation is achieved in the frequency and space domain. Blind image restoration is completed. Compared with traditional iterative blind deconvolution and IBD based on wavelet, simulation results show that the algorithm speeds up the convergence rate, and obtains a better restoration result.

【Key words】 image restoration; blind deconvolution; supporting domain; moment of momentum

DOI: 10.3969/j.issn.1000-3428.2012.08.067

1 概述

图像盲复原算法在天文学、医学、遥感等方面有着广泛的应用^[1-3]。迭代盲反卷积方法 (Iterative Blind Deconvolution, IBD) 由 Ayers 和 Dainty 提出, 由于其具有算法简单、计算量小、鲁棒性好等特点而被广泛关注并得以快速发展^[4], 如 Phillips 实验室利用迭代盲反卷积和空变图像复原进行气动光学效应图像校正研究, 并应用于地基望远镜系统对海事卫星观测图像数据处理^[5]。磁共振灌注图像反映组织血管化程度和血流灌注状况, 但其成像中受到灌注剂量的多少而引起图像的退化, 文献[6]利用迭代盲反卷积消除了磁共振灌注图像中点扩展函数的干扰, 改善了图像清晰度, 便于医疗诊断。IBD 算法形式和内容也在不断更新, 性能也在不断完善, 但它是快速傅里叶变换为基础发展起来的, 受样本图像初始估计值的影响大, 缺乏可靠性, 解的唯一性和收敛性不能得到有效保证, 甚至会造成算法发散。

为更好地保证算法收敛, 本文提出一种改进算法, 该方法通过对原始图像的有限支持域估计, 将支持域作为限制嵌入到迭代反卷积算法中, 从而消除解的游移现象。

2 理论基础

图像的退化是施加于原图像上的运算和噪声两者联合作用的结果, 由此可得:

$$g(x, y) = H[f(x, y)] + n(x, y) \quad (1)$$

图像复原就是对退化图像去除退化因素, 进而复原或重建被退化了的图像的技术。而在很多情况下, 往往退化因素是不可预知的, 这时的图像复原称之为盲图像复原, IBD 算

法是盲图像复原算法中最重要的一类。

该算法在空间域和频率域不断进行交替运算, 并加以不同的条件约束直到算法收敛, 因此, 算法的性能受到初始值和约束条件的制约。但算法的约束条件来源于对图像和点扩展函数先验知识的了解, 即使不知道退化特性, 也需要了解个别的图像和点扩展函数的统计特性。在空间域和频率域对算法进行交替约束, 主要包括非负性约束和能量不变性约束, 即在图像的支持域内像素值不能小于零和点扩展函数的能量是恒定的。

非负性约束可以表示为:

$$\begin{cases} \tilde{f}_i(x, y) = f_i(x, y) & f_i(x, y) \geq 0 \\ \tilde{f}_i(x, y) = 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

能量不变性是通过平均图像中所有负值的像素点来实现的, 即:

$$E = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} [f_i(x, y) - \tilde{f}_i(x, y)] dx dy \quad (3)$$

其中, E 是图像中的所有负值之和, 复原过程中进行能量重新分配, 即:

基金项目: 山西省科技攻关计划基金资助项目“医院器械物流管理平台的研发与开发”(20090321020); 中央高校基本科研业务费专项基金资助项目(ZY20120210); 天津市高等学校科技发展基金资助项目(20110709)

作者简介: 李艳琴(1982—), 女, 讲师、硕士, 主研方向: 智能优化算法; 张立毅, 教授、博士、博士生导师; 孙云山, 讲师、博士研究生; 刘淑聪, 助教、硕士

收稿日期: 2011-09-22 **E-mail:** liyanqin-2190@126.com

$$\tilde{f}_{i+1}(x, y) = \tilde{f}_i(x, y) + E/N \quad (4)$$

其中, N 为图像像素数目总和。

在迭代过程中, 如果估计值依旧包含负值部分, 那么迭代过程将不断继续, 知道无负值或迭代次数终止为止, 能量约束主要用于加快算法收敛。

在算法的频域约束中, 2 个卷积因子的傅里叶变换的乘积应该等于卷积结果的傅里叶变换。

在第 i 次迭代中, 每一项的傅里叶变换均可获得到 2 种变换的估计值, 即 $\tilde{F}_i(u, v)$ 和 $G(u, v)/\tilde{H}_i(u, v)$, 这 2 个具有一定的相似性。 $\tilde{F}_i(u, v)$ 具有非负的逆变换, $G(u, v)/\tilde{H}_i(u, v)$ 满足频域的限制条件。为了实现频域限制, 将其分为 3 种情况:

(1) 如果 $|\tilde{H}_i(u, v)| \geq |G(u, v)|$, 则:

$$F_{i+1}(u, v) = (1 - \beta)\tilde{F}_i(u, v) + \beta \frac{G(u, v)}{\tilde{H}_i(u, v)} \quad (5)$$

其中, β 为频域限制参数, 影响着算法的收敛速度。

(2) 如果 $|G(u, v)| < \text{noise level}$, 则:

$$F_{i+1}(u, v) = \tilde{F}_{i+1}(u, v) \quad (6)$$

(3) 如果 $|\tilde{H}_i(u, v)| \leq |G(u, v)|$, 则:

$$\frac{1}{F_{i+1}(u, v)} = \frac{(1 - \beta)}{\tilde{F}_i(u, v)} + \beta \frac{\tilde{H}_i(u, v)}{G(u, v)} \quad (7)$$

在每次迭代中, 由 $\tilde{F}_i(u, v)$ 和 $G(u, v)/\tilde{H}_i(u, v)$ 共同作用获得新的估计, 由式(5)可得。但对于图像中噪声水平较低的区域, 仅由 $\tilde{F}_i(u, v)$ 来得到下一次的估计, 由式(6)可得。由于频域限制条件得到的估计 $G(u, v)/\tilde{H}_i(u, v)$ 没有对新估计提供信息。考虑当 $\tilde{H}_i(u, v)$ 的模值比较小时, 如果其模值小于 $G(u, v)$, 那么就通过对 2 个估计的倒数进行平均来达到频域约束的目的, 如式(7)所示。这样就避免了大的估计值是由小的 $\tilde{H}_i(u, v)$ 造成的, 由于小的 $\tilde{H}_i(u, v)$ 可能是噪声, 因此大幅降低了噪声的敏感度。

根据上文分析, IBD 算法的迭代公式为:

$$F^{(k+1)}(u, v) = \frac{H^{(k+1)*}(u, v)G(u, v)}{|H^{(k+1)}(u, v)|^2 + \alpha_1 R(u, v)} \quad (8)$$

$$H^{(k+1)}(u, v) = \frac{F^{(k+1)*}(u, v)G(u, v)}{|F^{(k+1)}(u, v)|^2 + \alpha_2 R(u, v)} \quad (9)$$

其中, α_1 和 α_2 是乘子系数。

3 动量矩求解支持域的迭代盲反卷积算法

IBD 算法实现的前提是算法在图像和点扩展函数的支持域内分析解决图像的复原问题, 这种情况经常出现在天文图像、磁共振图像中。如果背景是黑色的, 相应的像素值是 0, 支持域就是包括原始图像的非零像素值最小的矩形区域。

给定一个有限支持域上的观测图像 $h(x, y)$, 盲反卷积问题可以陈述为: 找到 2 个有限支持域的图像 $f(x, y)$ 和 $h(x, y)$, 得到最小化函数:

$$\min \text{dist}(g, f * h) \quad (10)$$

其中, $\text{dist}(g, f * h)$ 表示 g 和 $f * h$ 之间的某个距离度量。一个常用的距离度量是 Euclid 距离。在离散域, 该距离度量可写为:

$$E_0(g, f * h) = \sum_{x=0}^{N_1-1} \sum_{y=0}^{N_2-1} [g(x, y) - f(x, y) * h(x, y)]^2 \quad (11)$$

这里假定了观测 $g(x, y)$ 限制在一个 $N_1 \times N_2$ 的矩形域内。

利用 Parseval 定理, 式(11)的等价频域表达为:

$$E_0(g, f * h) = \frac{1}{N_1 N_2} \sum_{x=0}^{N_1-1} \sum_{y=0}^{N_2-1} [G(u, v) - F(u, v)H(u, v)]^2 \quad (12)$$

其中, $F(u, v)$ 、 $G(u, v)$ 和 $H(u, v)$ 分别是 $f(x, y)$ 、 $g(x, y)$ 和 $h(x, y)$ 的离散傅里叶变换。

盲反卷积有一个解的模糊问题。如果所得 $(f(x, y), h(x, y))$ 是盲反卷积问题的解, 那么对于任意的非零常数 α , $\left(\alpha f(x, y), \frac{1}{\alpha} h(x, y)\right)$ 也是该问题的解。这样的模糊称为平凡模糊。此外, 如果有 $F(z_1, z_2)$ 和 $H(z_1, z_2)$ 满足下式:

$$G(z_1, z_2) = F(z_1, z_2) \cdot H(z_1, z_2) \quad (13)$$

则对于某 2 个任意整数有:

$$G(z_1, z_2) = [F(z_1, z_2) z_1^{-k_1} z_2^{-k_2}] \cdot [H(z_1, z_2) z_1^{k_1} z_2^{k_2}] \quad (14)$$

上式表明, 如果 $(f(x, y), h(x, y))$ 是问题的解, 则位移 $(f(x - k_1, y - k_2), h(x + k_1, y + k_2))$ 也是问题的解。这种位移模糊似乎不影响解的外形, 但它给迭代反卷积算法的收敛造成很大困难。因为反卷积算法可能收敛到若干个位移版本相叠加的某对图像上, 或迭代算法的解游移于几个叠加图像之间, 使算法不能收敛。

克服这一困难的方法是限制解的支持域。如果能够估计一个卷积因子 $f(x, y)$ 或 $h(x, y)$ 的支持域, 将支持域作为限制嵌入到迭代反卷积算法中, 就能消除解的游移现象。实践证明, 引入支持域限制能够明显加快反卷积算法的收敛速度。

本文基于动量矩原理和平均值法求出阈值, 并将其作为恢复算法的预处理, 主要步骤如下:

(1) 先根据已知的退化图像通过计算机模拟出图像像素范围 $(m1, m2)$, 并统计出各灰度的像素点数。设区域 R 中的任意一个结点的像素数为 b , 根据数学建模中动量矩的定义为任意点的像素点数 n 与所在坐标的乘积之和 $\sum_{b \in R} n_b x_b y_b$ 。

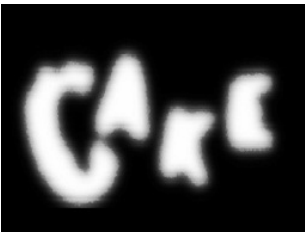
(2) 平均值法就是根据 2 组物质的某种平均值来推断两物质范围的解题方法。设图像的一阶动量矩为 A , 二阶动量矩为 B 。平均值法所依据的数学原理是: $xA < x < xB$ 只要知道 x , 便可判断 xA 和 xB 的取值范围, 从而实现速解巧解。根据平均法假设一个初值为 t 的阈值, 其中, $t = (m1 + m2)/2$ 。在初值 t 范围内的一阶动量矩设为 $A1$, 二阶动量矩设为 $B1$ 。根据动量矩原理和平均值算法来估计出的阈值为:

$$\hat{t} = \frac{1}{2} \times \frac{B1}{A1} + \frac{1}{2} \times \frac{B1 - B1}{A - A1} \quad (15)$$

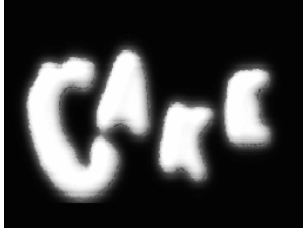
(3) 根据估计出的阈值 \hat{t} 进行二值划分, 得到有限支持域 k 。在迭代时, 把 k 结合频域限制条件后, 令 $\hat{f}_i = f_i * k$, 使 \hat{f}_i 代替 f_i 在迭代中运行, 从而得到改进的 IBD 算法以实现图像恢复。

4 仿真实验结果

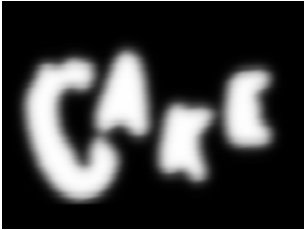
仿真实验采用大小为 192×256 像素的 8 bit 灰度图像。假设退化过程是一个散焦的退化过程, 点扩展函数为半径为 15 个像素点的圆, 频域限制参数 $\beta = 0.9$ 。不同算法的恢复效果比较如图 1 所示。其中, 图 1(a)是散焦退化后的图像, 图 1(b)~图 1(d)分别是 IBD 算法、小波变换算法^[7]和本文算法迭代 100 次后的图像。图 2 是均方误差比较。



(a)退化图像



(b)IBD 算法恢复效果



(c)小波变换算法恢复效果



(d)本文算法恢复效果

图 1 不同算法的恢复效果

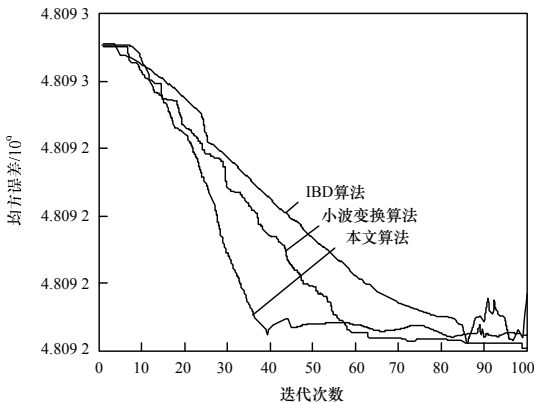


图 2 不同算法的均方误差

由仿真结果可知，本文算法恢复效果纹理更清晰，边缘信息得到了很好的保存，视觉效果更好。而且加快了算法的收敛速度，但算法的稳定性还要进一步分析。由图 2 可以看出，本文算法的收敛速度要比其他 2 种算法要快，但与小波变换迭代算法相比，虽然收敛速度上得到改善，但收敛后稳态性能不如小波变换的 IBD 算法。

表 1 是不同盲恢复方法的峰值信噪比，它表征了恢复图

像对目标图像的逼近程度，峰值信噪比越高，表明恢复效果越好，越接近原始图像。其定义为^[8]：

$$P_{\text{PSNR}} = 10 \lg \frac{255^2}{\frac{1}{MN} \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} [f_{ij} - \hat{f}_{ij}]^2}$$

(16)

表 1 不同算法的峰值信噪比		dB
算法	峰值信噪比	
本文算法	19.56	
小波变换算法	19.35	
IBD 算法	18.26	

由表 1 可知，小波变换算法和本文算法都提高了算法的峰值信噪比。与 IBD 盲恢复算法相比，本文算法降低了算法复杂度，提高了算法可靠性。

5 结束语

本文提出一种动量矩求解支持与的图像盲反卷积算法。该算法根据动量矩原理和平均值算法获得图像的有限支持域，先将图像信号等效为二维矩阵，构建基于有限支持域的约束函数，并嵌入到 IBD 算法中进行迭代求解，以克服 IBD 算法收敛速度慢的缺陷，加快了算法的收敛速度，降低了运算量并解决了解模糊的问题。仿真结果显示该算法获得了较好的恢复效果，且具有更优的收敛性。为提高算法的稳态性能，下一步将结合尺度变换或小波变换改进动量矩求解支持域盲反卷积算法。

参考文献

[1] Chen Xinbing, Yang Shizhi, Wang Xianhua, et al. Satellite Image Blind Restoration Based on Surface Fitting and Iterative Multi-shrinkage Method in Redundant Wavelet Domain[J]. Optik, 2010, 121(21): 1909-1911.

[2] Karfoul A, Albera L, de Lathauwer L. Iterative Methods for the Canonical Decomposition of Multi-way Arrays: Application to Blind Underdetermined Mixture Identification[J]. Signal Processing, 1997, 91(8): 1789-1802.

[3] Su Yongtao, Zhang Xianda, Gao Qiubin, et al. Particle-based Iterative Blind Receiver for Orthogonal Frequency-division Multiplexing with Frequency Offset[J]. Tsinghua Science and Technology, 2007, 12(6): 678-683.

[4] Pradeepa D. Samarasinghe, Rodney A. Ken-nedy. Minimum Kurtosis CMA Deconvolution for Blind Image Restoration[C]// Proceedings of the 4th International Conference on Information and Automation for Sustainability. Colombo, Sri Lanka: [s. n.], 2008.

[5] Plemmons R J. Numerical Method in Aero-optical[R]. Arlington, Virginia, USA: Air Force Office of Scientific Research, Tech. Rep.: ADA385004, 1999.

[6] Grüner R, Taxt T. Iterative Blind Deconvolution in Magnetic Resonance Brain Perfusion Imaging[J]. Magnetic Resonance in Medicine, 2006, 55(4): 805-815.

[7] 朱亚平, 沈庭芝, 白 杨. 基于小波的迭代盲图像恢复新算法[J]. 北京理工大学学报, 2006, 26(9): 828-830.

[8] 孙云山, 张立毅, 段继忠. 时变步长恒模医学 CT 图像盲均衡算[J]. 计算机工程, 2011, 37(16): 1-3.

编辑 金胡考