

# 一种改进的全变差盲图像复原方法

张 航, 罗大庸

(中南大学信息科学与工程学院, 湖南长沙 410075)

**摘 要:** 当点传播函数未知或不确知的情况下, 从观察到的退化图像中复原原始图像的过程称为图像盲复原. 传统的图像盲复原算法常采用最小均方误差作为复原效果的评判准则, 但它很少考虑人类视觉心理, 而图像最终都必须由人类的视觉系统来观测和解释. 因此, 本文提出一种新的基于人类视觉特性的图像盲复原算法: 它采用交替最小化的结构, 在模糊辨识阶段, 采用全变差正则化算法; 在复原阶段, 采用基于 Weber 定律和全变差正则化相结合的算法. 仿真实验表明, 这种算法可在未知点扩展函数的情况下取得较好的复原效果.

**关键词:** 图像盲复原; 视觉特性; Weber 律; 全变差正则化; 交替最小化

**中图分类号:** TN391      **文献标识码:** A      **文章编号:** 0372-2112 (2005) 07-1288-03

## A Modified Method for Total Variation Blind Image Restoration

ZHANG Hang, LUO Da yong

(School of Information Science & Engineering, Central South University, Changsha, Hunan 410075 China)

**Abstract:** When Point Spread Function (PSF) is not known or only partially determined, restoration of the degraded images is called blind image restoration. MSE is used as criterion in the traditional blind image restoration methods, which considers little the influence of human vision psychology. But all images are eventually perceived and interpreted by the human visual system. So this paper proposes a new blind image restoration algorithm based on models of visual characteristic. An iterative scheme using alternating minimization is devised to recover the image and simultaneously identify the PSF. In the process of identification, total variation (TV) regularization method is used. Then in the process of restoration, Weberized TV restoration approaches is applied. The result of experiment shows that this restoration model produces better effect without known PSF.

**Key words:** blind image restoration; visual characteristic; weber's law; TV regularization; alternating minimization (AM)

### 1 引言

在图像成像、复制、扫描、传输、显示等过程中, 不可避免地要造成图像的降质. 而在许多应用领域, 又需要清晰的、高质量的图像, 因此, 图像复原具有重要的意义. 图像复原的目的是从观测到的退化图像重建原始图像, 它是图像处理、模式识别、机器视觉等的基础, 因而受到广泛的研究, 在天文学、遥感成像、医疗图像等领域获得广泛的应用<sup>[1]</sup>. 线性图像退化过程<sup>[2]</sup> 通常采用如下模型:

$$g = h * f + n$$

其中  $g$ 、 $h$ 、 $f$ 、 $n$  分别表示退化的模糊图像、点传播函数、原始图像和噪声,  $*$  表示卷积操作. 经典的图像复原需要预先知道退化图像的点扩展函数, 但是, 在许多实际情况下, 由于费用、危险性以及客观存在的物理限制等原因, 一般难以确定点扩展函数, 故必须从观察图像中以某种方式抽出退化信息, 进行图像的复原, 这种方法就是图像盲复原.

近年来图像盲复原算法获得较为广泛的研究<sup>[3]</sup>, 算法大体分为两类: 一类是先辨识点传播函数, 然后采用经典的图像复原算法进行复原, 此类算法计算量相对较小; 另一类是将辨

识和复原合为一体, 即同时估计点扩展函数和原始图像, 但它的计算量较大. 目前成功的算法以 Kundur<sup>[4]</sup> 等人提出的利用非负和有限支撑约束的递归逆滤波盲图像复原算法 (NAS-RIF) 以及 Rudin<sup>[5,6]</sup> 等人的全变差正则化盲图像复原算法 (TV regularization) 最为典型. 而 NAS-RIF 算法由于须预先确知图像的支持域且算法对噪声敏感等原因, 应用受到限制. 全变差正则化盲图像复原算法较为成功, 但算法的性能指标中采用最小均方误差 (MSE) 作为图像复原效果的评判标准, 虽然能从总体上反映了原始图像与复原图像的差别, 但是它对图像中的所有像点同等对待, 故不能反映局部特征和人眼的视觉特点, 所得的复原结果常与人类主观视觉效果不一致. 由于复原的图像最终效果要由人类视觉系统鉴别和解释, 因此基于人类视觉特性的图像盲复原算法是图像盲复原算法的方向之一. Jianhong Shen<sup>[7]</sup> 提出了将人类视觉特性中的 Weber 定律和全变差正则化相结合的图像复原算法, 这种方法由于结合了人类视觉特性, 取得较好的效果, 但这种方法是在建立在已知点传播函数的基础之上, 属于图像复原范畴, 应用范围受限. 本文将这种方法推广到图像盲复原领域, 推导了相关的公式; 并采用交替最小化实现算法: 在模糊辨识阶段, 采用全变差正则

化算法;在复原阶段,采用基于 Weber 定律和全变差正则化相结合的算法;为检验算法的有效性,进行了仿真试验。

## 2 算法思想

### 2.1 基于视觉特性的盲复原算法

长期以来对人眼视觉现象的研究表明:人类的视觉有许多特性,在图像盲复原算法中利用这些特性,对提高图像的复原效果是很有帮助的。

在人类视觉特性中,Weber 定律是一个著名的定律,它反映了图像背景亮度对视觉的影响,只有当刺激光强度增加到某一值后,才能感觉到其亮度的变化,而且在一定范围内,亮度的变化  $\Delta f$  与背景光的亮度  $f$  的比近似为常量,即:

$$\frac{\Delta f}{f} \approx \text{constant} \quad (1)$$

因为所有的图像最终都要由人来观察解释,所以图像复原算法中考虑 Weber 定律将有利于改善效果。

由于随机噪声的存在,图像盲复原问题往往是一个病态问题<sup>[8]</sup>。通常是通过引入正则化项来克服病态。全局变量正则化图像盲复原是最成功的方法之一,它能有效的复原图像的边缘等变化不连续的区域。

在未知点传播函数  $h$  和对原始图像  $f$  的任何先验知识的条件下复原  $h$  和  $f$ ,文献[6]采用最小化下列的贝叶斯类型的能量函数实现:

$$\min_{f,h} J(f,h) = \min_{f,h} \frac{1}{2} \|h * f - g\|_{L_2(\Omega)}^2 + \alpha_1 \int_{\Omega} |\nabla f| dx dy + \alpha_2 \int_{\Omega} |\nabla h| dx dy \quad (2)$$

其中:  $\alpha_1, \alpha_2$  都为大于 0 的参数,调节迭代复原时的  $f$  和  $h$  的规范性,  $\Omega$  为图像的范围。

但是,这种复原模型并没有考虑背景亮度对人类视觉的影响,因此,本文在借鉴文献[7]的思想即在结合人类视觉领域最重要的 Weber 定律的基础上,对(2)式进行改进,引入新的能量函数如下:

$$\min_{f,h} J(f,h) = \min_{f,h} \frac{1}{2} \|h * f - g\|_{L_2(\Omega)}^2 + \alpha_1 \int_{\Omega} \frac{|\nabla f|}{f} dx dy + \alpha_2 \int_{\Omega} |\nabla h| dx dy \quad (3)$$

为求解式(3)的数值解,可令  $J(f,h)$  对  $h, f$  偏导数分别为 0, 有:

$$\frac{\partial J}{\partial h} = f * (f * h - g) - \alpha_2 \cdot \nabla \cdot \left( \frac{\nabla h}{|\nabla h|} \right) = 0 \quad (4)$$

$$\frac{\partial J}{\partial f} = h * (h * f - g) - \alpha_1 \cdot \frac{1}{f} \cdot \nabla \cdot \left( \frac{\nabla f}{|\nabla f|} \right) = 0 \quad (5)$$

采用交替最小化迭代实现:

在模糊辨识阶段,求解  $h^{n+1}$ :

$$f^{n*} * (f^{n*} h^{n+1} - g) - \alpha_2 \cdot \nabla \cdot \left( \frac{\nabla h^{n+1}}{|\nabla h^{n+1}|} \right) = 0 \quad (6)$$

在复原阶段,求解  $f^{n+1}$

$$h^{n*} * (h^{n*} f^{n+1} - g) - \alpha_1 \cdot \frac{1}{f^{n+1}} \cdot \nabla \cdot \left( \frac{\nabla f^{n+1}}{|\nabla f^{n+1}|} \right) = 0 \quad (7)$$

其中  $n$  为交替最小化迭代次数,  $h$  为  $h$  的共轭,  $f$  为  $f$  的共轭。

式(6)(7)是两个非线性方程,精确的解析解难以求出

数值解可采用线性化的方法近似求得,可采用文献[5]提出的时间匹配法,文献[9]提出的固定点法和文献[10]提出的简单二重参数法等。由于固定点法简单,直观且具有较好的鲁棒性,故本文选用固定点法对(6)(7)式进行线性化,同时为避免(6)(7)式中的  $1/|\nabla f|$  以及  $1/|\nabla h|$  项的奇异性,通过增加一个正的参数  $\beta$ ,将  $1/|\nabla f|$  化为  $1/\sqrt{|\nabla f|^2 + \beta}$ ,将  $1/|\nabla h|$  化为  $1/\sqrt{|\nabla h|^2 + \beta}$ 。

此时,式(6)、(7)化为:

$$f^{n*} * (f^{n*} h^{n+1} - g) - \alpha_2 \cdot \nabla \cdot \left( \frac{\nabla h^{n+1}}{\sqrt{|\nabla h^{n+1}|^2 + \beta}} \right) = 0 \quad (8)$$

$$f^{n*} h^{n+1} * (h^{n+1} f^{n+1} - g) - \alpha_1 \cdot \nabla \cdot \left( \frac{\nabla f^{n+1}}{\sqrt{|\nabla f^{n+1}|^2 + \beta}} \right) = 0 \quad (9)$$

在求解式(8)和(9)之前要进行离散化处理,对两式中的第一项,由于存在卷积操作,可采用离散化的 2D 快速傅立叶正、反变换的方法;对两式中的第二项,采用基于中心离散化的方法,具体方法详见文献[10]和文献[11]。

另外,为获得有意义的解,根据成像系统的特性、复原图像的正定性以及  $h$  的中心对称性,在求解迭代过程中,对  $h$  和  $f$  分别进行约束。

### 2.2 算法描述与模型

整个算法描述如下:

(1)初始化  $f^0 = g, h^0 = \delta(x, y), n = 0$ ;

(2)用式(8)求解  $h^{n+1}$ ,并用式(10)~(12)进行约束;

$$h^{n+1}(x, y) = \begin{cases} h^{n+1}(x, y), & h^{n+1}(x, y) > 0 \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (10)$$

$$h(x, y) = \frac{1}{2} [h(x, y) + h(-x, -y)] \quad (11)$$

$$h_{n+1} = \int_{\Omega} h^{n+1}(x, y) dx dy \quad (12)$$

(3)用式(9)求解  $f^{n+1}$ ,并用式(13)进行约束;

$$f^{n+1}(x, y) = \begin{cases} f^{n+1}(x, y), & f^{n+1}(x, y) > 0 \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (13)$$

(4)判断是否满足终止条件(一般选择迭代次数作为终止条件):是,则停止,输出复原结果;否,则令  $n = n + 1$  并转到下一步。

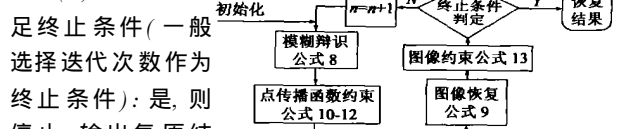


图 1 复原模型

算法的模型如图 1 所示。

## 3 试验结果

为验证提出的算法的有效性,进行有关的仿真试验,程序采用 MATLAB 编写。

试验时,对于式(9)和(10),线性化后采用共轭梯度法求解,固定迭代次数 128。有关的参数参照文献[6]的方法进行选择:  $\alpha_1 = 10^{-12}$ ;  $\alpha_2 = 10^{-15}$ ; 试验的终止条件选为迭代次数  $n = 4$ ;  $\beta = 1$ ; 初始图像估计  $f^0 = g$ , 初始点传播函数  $h^0 = \delta(x, y)$ 。

实验的图像大小为 256\* 256 个像素的灰度图像. 噪声水平用信噪比衡量, 定义如下:

$$RSN = 20 \log_{10} \left( \frac{\|f\|_2^2}{\|f-g\|_2^2} \right) \quad (14)$$

第一个试验采用文献[6]相同的卫星模糊图像作为测试图像, 并与文献[6]的方法作对比. 模糊噪声图像的信噪比大约为 6.08dB, 采用文献[6]的基于全变差交替最小化算法进行试验时, 参数的选择:  $\alpha_1 = 10^{-12}$ ;  $\alpha_2 = 10^{-12}$ , 其余参数同上. 原始的清晰图像、

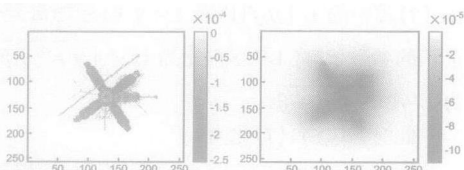


图 2 原始的清晰图像 图 3 模糊噪声图像 ( $RSN=6.08dB$ )

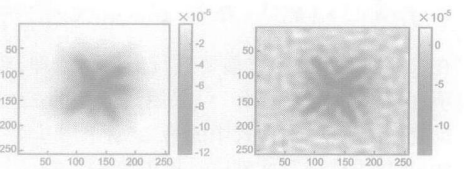


图 4 采用本文方法的复原图像 图 5 采用文献[6]方法的复原图像

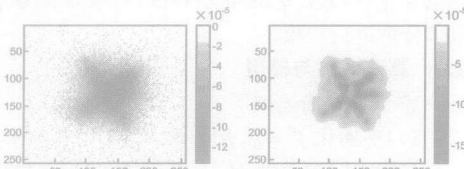


图 6 模糊噪声图像 ( $RSN=5.6dB$ ) 图 7 采用本文方法的复原图像

模糊噪声图像、采用本文算法的复原图像、采用文献[6]方法的复原图像分别如图 2、图 3、图 4 和图 5 所示. 采用本文算法与采用文献[6]方法程序运行时间分别为 1393.8s 和 2115.3s.

为考察算法的鲁棒性, 第二个试验的测试图像通过原始图像同 PSF 卷积后, 再叠加一定水平的加性噪声得到. 模糊噪声图像的信噪比大约为 5.6dB. 模糊噪声图像、采用本文算法的复原图像、采用文献[6]方法的复原图像分别如图 6、图 7 和图 8 所示. 采用本文算法与采用文献[6]方法程序运行时间分别为 1111.5s 和 1930.1s.

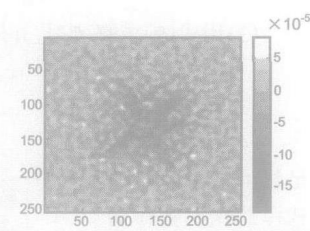


图 8 采用文献[6]方法的复原图像

从图 4 和图 5 以及图 7 和图 8 的对比, 可以很明显的看出: 采用本文的算法的复原效果比采用文献[6]算法的复原效果有较大的改进, 克服了文献[6]算法造成的图像的振铃现象, 并较好复原了图像的细节. 另外, 从运行时间比较, 本文的算法也有一定的提高.

## 4 结论

由于缺乏有关图像的先验知识, 图像盲目复原是一个极具挑战性的问题, 常规的采用最小均方误差的图像盲复原算法, 没有考虑人类视觉特性, 难以获得理想的复原效果. 基于人类视觉特性的图像盲复原算法是图像盲复原算法的重要方

向之一, 本文提出的结合 Weber 定律的全变差正则化图像盲复原算法取得较好的复原效果, 同时, 这种方法也具有较好的鲁棒性. 下一步工作的重点是进一步提高算法的处理速度, 文献[11]和文献[12]分别提出采用多栅格法和余弦变换预处理的方法来提高处理速度, 具有很好的借鉴作用. 另外, 对参数的自动选择, 文献[13]作了部分研究工作.

## 参考文献:

- [1] Stark J L, Panti E. Deconvolution in Astronomy: A Review [J]. Publications of the Astronomical Society of the Pacific, 2002, 114(800): 1051-1069.
- [2] Kurdur D, Hatzinakos D. Blind image deconvolution [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 1996, 13(3): 43-64.
- [3] 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(10): 1145-1152.
- [4] Kurdur D, Hatzinakos D. Blind Image Restoration via Recursive Filtering using Deterministic Constraints [A]. Proceedings of the 1996 IEEE International Conference on Acoustics [C]. Speech and Signal Processing, Atlanta, GA, USA: 1996, 4: 2283-2286.
- [5] Rudin L I, Osher S, Fatimi E. Nonlinear total variation based noise removal algorithms [J]. Physica D, 1992, 60(1-4): 259-268.
- [6] Chan T F, Wong C K. Total variation blind deconvolution [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1998, 7(3): 370-395.
- [7] Jianhong Shen. Weber's Law and Weberized TV Restoration [J]. Physica D, 2003, 175(3-4): 241-251.
- [8] Karayiannis N B, Venetsanopoulos A N. Regularization theory in image restoration: the regularizing operator approach [J]. Optical Engineering, 1989, 28(7): 761-780.
- [9] Vogel C R, Oman M E. Fast, robust total variation based reconstruction of noisy, blurred images [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1998, 7(6): 813-824.
- [10] Chan T F, Golub G H, Mulet P. Nonlinear primaldual method for total variation based image restoration [J]. SIAM Journal of Scientific Computing, 1999, 20(6): 1964-1977.
- [11] Ewing R E, Shen J. A multigrid algorithm for the cell-centered finite difference scheme [A]. Proceedings of the 6th Copper Mountain Conference on Multigrid Methods [C]. Copper Mountain, CO, USA: 1993, 1: 583-594.
- [12] Chan R H, Chan T F, Wong C K. Cosine transform based preconditioners for total variation deblurring [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1999, 8(10): 1472-1478.
- [13] Hanke M, Hansen P C. Regularization Methods for large scale problems [J]. Surveys Mathematics for Industry, 1993, 3: 253-315.

## 作者简介:



张航男, 1966 年生于湖南省泸溪县, 中南大学信息科学与工程学院副教授, 硕士生导师, 博士研究生, 研究领域包括图像处理、过程控制、机器人控制以及智能控制等. E-mail: Zhang22@mail.csu.edu.cn.