

# 一种基于正则化方法的准最佳图像复原技术\*

曾三友<sup>1,2+</sup>, 康立山<sup>1,3</sup>, 丁立新<sup>3</sup>, 黄元江<sup>2</sup>

<sup>1</sup>(中国地质大学 计算机科学与技术系,湖北 武汉 430072)

<sup>2</sup>(株洲工学院 计算机系,湖南 株洲 412008)

<sup>3</sup>(武汉大学 软件工程国家重点实验室,湖北 武汉 430072)

## A Close-to-Optimal Image Restoration Technique Based on Regularization Method

ZENG San-You<sup>1,2+</sup>, KANG Li-Shan<sup>1,3</sup>, DING Li-Xin<sup>3</sup>, HUANG Yuan-Jiang<sup>2</sup>

<sup>1</sup>(Department of Computer Science and Technology, China University of Geosciences, Wuhan 430074, China)

<sup>2</sup>(Department of Computer Science, Zhuzhou Institute of Technology, Zhuzhou 412008, China)

<sup>3</sup>(State Key Laboratory of Software Engineering, Wuhan University, Wuhan 430072, China)

+ Corresponding author: Phn: 86-27-87340582, E-mail: sanyou-zeng@263.net

<http://www.zhuzit.edu.cn>

Received 2002-03-05; Accepted 2002-04-18

**Zeng SY, Kang LS, Ding LX, Huang YJ. A close-to-optimal image restoration technique based on regularization method. *Journal of Software*, 2003,14(3):689~696.**

**Abstract:** A technique based on regularization method and restores image to close-to-optimal is proposed in this paper. The less the energy of the regularized residue, the better the image restoration. Based on this idea, wavelet transform is employed to choose regularization operator qualitatively, and stochastic theory is used to calculate the expectation of the energy, by minimizing the expectation to determine regularization parameter. Qualitative analysis concludes that the regularization operator should be low-stop and high-pass, and the experimental results show that the performances of this method are better than the traditional methods and yields steadily close-to-optimal restoration.

**Key words:** regularization method; image restoration; wavelet transform

**摘要:** 提出一种基于正则化方法的高效图像复原技术.正则化残量的能量越小,则恢复效果越好,基于此,利用小波变换定性地分析如何选取正则化算子,利用随机理论得到正则化残量的能量期望值,通过最小化这个期望模型确定正则化参数,从而得到正则化图像.定性分析表明,在通常情况下应选取低阻高通的正则化算子.实验结果表明,该恢复技术比传统方法的恢复性能要好,恢复效果接近最佳且性能稳定.

**关键词:** 正则化方法;图像恢复;小波变换

\* Supported by the National Natural Science Foundation of China under Grant Nos.60073043, 70071042, 60133010, 60204001 (国家自然科学基金); the Scientific Research Fund of Hunan Provincial Education Department of China under Grant No.02C640 (湖南省教育厅资助科研项目); the Youth Chengguang Project of Science and Technology of Wuhan City of China under Grant No.20025001002 (武汉青年科技晨光计划)

第一作者简介: 曾三友(1964—),男,湖南攸县人,博士,副教授,主要研究领域为图像处理,演化计算.

中图法分类号: TP391 文献标识码: A

图像恢复技术广泛应用于射电天文学、卫星遥感、医学成像、工业视觉等多种领域.图像在获取和传输处理过程中总会产生降质.图像恢复的目的就是从所得到的降质图像恢复原图像,恢复的方法有正则化方法、迭代方法、统计方法等.在许多情况下,图像降质过程可以用下面的线性模型来描述<sup>[1]</sup>:

$$g = hf^{(0)} + n, \quad (1)$$

其中  $g, f^{(0)}, n$  分别为降质图像、原图像、噪声按行堆叠而成的  $1 \times N^2$  列向量.  $h$  为模糊算子 ( $N^2 \times N^2$  矩阵), 对于空不变情形, 它是一个分块循环矩阵. 由于降质图像恢复中的解卷通常是病态的, 因此正则化技术往往被采用<sup>[1,2]</sup>. 正则化图像恢复可以看做是约束最优化问题, 即原图像  $f^{(0)}$  的最优估值  $f'$  为

$$f' = \arg \min \{ \|hf' - g\|^2 + \mu \|Cf'\|^2 \}, \quad (2)$$

其中  $\mu$  为正则化参数,  $C$  为正则算子, 通常为高通滤波算子以实现噪声的平滑,  $f'$  为正则解<sup>[3]</sup>. 选择正则化参数是一个比较困难的问题. 人们选取各种各样的正则化参数的方法来解决问题: 已知原图像的能量, 通过约束正则解能量不超过原图像的能量应用于选取正则化参数; 已知噪声能量, 通过限制正则解的残差能量不超过噪声能量来确定正则化参数; 能量约束方法; 广义交叉有效法; L-曲线法<sup>[4]</sup>; 迭代法<sup>[5]</sup>等. 这些都是选取正则化参数的方法. 新近出现的方法有自适应正则化参数方法, 图像的边缘和纹理区域使用较小的正则化参数, 平滑的区域使用较大的正则化参数, 局部方差较小的区域正则化参数较大, 局部方差较大的区域正则化参数较小<sup>[6-8]</sup>. 求解降质图像恢复问题的方法虽然很多, 但如何选取正则化算子和正则化参数问题仍然是个难题, 且能非常接近最优恢复的方法很少. 本文对正则化算子的选取作了定性的讨论, 对正则化参数的选取作了定量的处理, 提出了一种新的技术, 它的恢复效果非常逼近最优恢复. 正则化残量的能量越小, 则恢复效果越好, 基于此, 利用小波变换分析如何选取正则化算子, 利用随机理论得到正则化残量的能量期望值, 通过最小化这个期望模型确定正则化参数, 从而得到正则化图像.

## 1 模型导出

### 1.1 有约束最小平方恢复

约束最优问题

$$f' = \arg \min \{ \|hf' - g\|^2 + \mu \|Cf'\|^2 \}. \quad (3)$$

对于给定的正则化算子  $C$ , 适当地选取正则化参数  $\mu$ , 可求得正则化解  $f'$ :

$$f' = (h^T h + \mu C^T C)^{-1} h^T g. \quad (4)$$

### 1.2 条件假设

设  $g^{(0)}$  为未污染的模糊图像, 根据式(3),

$$g^{(0)} = hf^{(0)}, \quad (5)$$

$$g = g^{(0)} + n, \quad (6)$$

假定模糊图像  $g^{(0)}$  平稳且遍历, 噪声  $n$  为白噪声, 噪声  $n$  与  $g^{(0)}$  不相关.

### 1.3 最优恢复模型

这里最优恢复的含义是指: 假定正则化算子  $C$  给定, 选取正则化参数  $\mu$ , 根据式(4)求正则化图像  $f'$ , 使它的信噪比 SNR 最大. 信噪比按如下公式计算:

$$SNR(\mu) = 10 \log_{10} \left( \frac{\sigma_{f'}^2}{\sigma_{f'-f^{(0)}}^2} \right).$$

这里  $f^{(0)}$  为方程(5)的广义解, 理由见文献[9], 而不能是原图像, 但这里记为  $f^{(0)}$ .  $\sigma_{f'}^2$ ,  $\sigma_{f'-f^{(0)}}^2$  分别表示正则化图像  $f'$  和  $f'-f^{(0)}$  的方差. 使信噪比 SNR 最大的正则化参数称为最优正则化参数, 记最优正则化参数为  $\mu_{opt}$ , 最大的信噪

比记为  $SNR_{opt}$ .

$$SNR_{opt} = \max_{\mu} SNR(\mu). \quad (7)$$

显然,求解  $SNR_{opt}$  需要原图像信息,因此, $SNR_{opt}$  是理想结果,而在现实问题中,原图像是不知道的,因而现实方法得到的结果只能是这个理想结果的逼近值.记

$$f' = f^{(0)} + n_f. \quad (8)$$

在式(8)中, $n_f$ 的能量越小,正则解  $f'$ 的精确度越高,结合式(4)~式(6)和式(8),有

$$hn_f = (I - h(h^T h + \mu C^T C)^{-1} h^T) g^{(0)} - h(h^T h + \mu C^T C)^{-1} h^T n. \quad (9)$$

假定  $h$  可逆,当  $(\mu(Ch^{-1})^T Ch^{-1})$  的最大特征根小于 1 时,式(9)可变为

$$\begin{aligned} hn_f = & (\mu(Ch^{-1})^T Ch^{-1}) \left( I - \mu(Ch^{-1})^T Ch^{-1} \right) \left( I + \sum_{n=1}^{\infty} (\mu(Ch^{-1})^T Ch^{-1})^{2n} \right) g^{(0)} \\ & - \left( I - \mu(Ch^{-1})^T Ch^{-1} \right) \left( I + \sum_{n=1}^{\infty} (\mu(Ch^{-1})^T Ch^{-1})^{2n} \right). \end{aligned} \quad (10)$$

缩记式(9)或式(10)为

$$hn_f = S_1 g^{(0)} - S_2 n = r_1 - r_2, \quad (11)$$

称  $hn_f$  为正则化残量(regularized residue),称  $S_1$  为逼近算子, $r_1$  为正则化解的逼近残量; $S_2$  为噪声传播算子, $r_2$  为正则化解的噪声传播残量.由于噪声  $n$  与  $g^{(0)}$  不相关,有

$$\|hn_f\|^2 \approx \|r_1\|^2 + \|r_2\|^2. \quad (12)$$

设给定了正则化算子  $C$ ,然后确定正则化参数,通过最小化  $n_f$  的能量求正则化参数恢复效果将是最好的,但最小化  $n_f$  的能量是不现实的,因此,我们考虑最小化式(12),但最小化式(12)求出的正则化参数不一定能够得到很好的恢复效果.例如,当  $C=I$  时,使式(12)最小时相应的正则化图像恢复性能偏离最优.不过,当给定的正则化算子比较好时,最小化式(12)可带来高效恢复.那么当正则化算子  $C$  满足什么条件时,使  $\|hn_f\|^2$  最小的正则化恢复性能很好呢?我们做下面的考察.

为了分析正则化残量的高低频段的能量,对式(11)两边取一层正交小波变换:

$$Whn_f = Wr_1 - Wr_2. \quad (13)$$

这里,  $W$  是正交小波矩阵.利用正交矩阵的性质,有

$$\|Whn_f\|^2 = \|hn_f\|^2. \quad (14)$$

由于  $W$  是一个正交小波矩阵,与得到式(12)一样,有

$$\|Whn_f\|^2 \approx \|Wr_1\|^2 + \|Wr_2\|^2, \quad (15)$$

结合式(14)和式(15),有

$$\|hn_f\|^2 \approx \|Wr_1\|^2 + \|Wr_2\|^2. \quad (16)$$

记

$$[R_{g^{(0)},l}, R_{g^{(0)},h}]^T = Wr_1, \quad (17)$$

$$[R_{n,l}^-, R_{n,h}^-]^T = Wr_2, \quad (18)$$

$R_{g^{(0)},l}$  为逼近残量  $r_1$  的低频子频段图像按行堆叠而成的列向量,  $R_{g^{(0)},h}$  为 3 个高频的子频段图像按行堆叠而成的列向量合并而得的列向量.  $R_{n,l}^-$ ,  $R_{n,h}^-$  的意义类似.有

$$\|hn_f\|^2 \approx \|Wr_1\|^2 + \|Wr_2\|^2 = \|R_{g^{(0)},l}\|^2 + \|R_{g^{(0)},h}\|^2 + \|R_{n,l}^-\|^2 + \|R_{n,h}^-\|^2. \quad (19)$$

我们知道一幅图像的能量通常集中在低频段,而高频段能量很小,而且往往被噪声淹没,一般地,噪声的能量比较小且功率密度分布近似常数,因此,如果  $\|hn_f\|^2$  太大,  $hn_f$  的能量主要集中在逼近残量  $r_1$  (见式(11))的低频子频段图像  $R_{g^{(0)},l}$  (见式(17))里,要使  $R_{g^{(0)},l}$  的能量较小,考虑让正则化算子  $C$  低阻,从式(10)和式(11)可以看出,算子

$(\mu(Ch^{-1})^T Ch^{-1})$ 是逼近算子  $S_1$  的主要因子.当正则化算子  $C$  低阻时,算子  $(\mu(Ch^{-1})^T Ch^{-1})$ 低阻,于是算子  $S_1$  低阻,那么逼近残量  $r_1$  的低子频段图像  $R_{g^{(0)},l}$  的能量就较小.有人会怀疑当  $C$  逐渐变为低阻时,  $R_{n,l}$  的能量会增加,这是可能的,但是它的增加速度非常缓慢,就算增加到极限,它也是较小的.上面讨论的是  $hn_f$  的低频段图像能量的处理,现在来看如何处理  $hn_f$  的高频段图像能量,它主要集中在噪声传播残量  $r_2$  的高频段图像  $R_{n,h}^-$  (见式(18))里,考虑让正则化算子  $C$  高通,从式(10)和式(11)可以看出,算子  $(I - \mu(Ch^{-1})^T Ch^{-1})$  是噪声传播算子  $S_2$  的主要因子,当正则化算子  $C$  高通时,算子  $(I - \mu(Ch^{-1})^T Ch^{-1})$  高阻,于是算子  $S_2$  高阻,那么噪声传播残量的高子频段图像  $R_{n,h}^-$  的能量就较小.现在,调节正则化参数  $\mu$ ,使  $\|hn_f\|^2$  达到最小,但在式(9)中  $g^{(0)}$  未知,噪声  $n$  是随机的,因而,  $\|hn_f\|^2$  是随机的,这里我们考虑最小化  $\|hn_f\|^2$  的期望值  $E[\|hn_f\|^2]$ ,确定正则化参数  $\mu$ .

$$\left. \begin{aligned} \mu' &= \arg \min E[\|hn_f\|^2], \\ hn_f &= (I - h(h^T h + \mu C^T C)^{-1} h^T) g^{(0)} - h(h^T h + \mu C^T C)^{-1} h^T n. \end{aligned} \right\} \quad (20)$$

定理. 设模糊图像  $g^{(0)}$  平稳,噪声  $n$  为白噪声且与  $g^{(0)}$  不相关,  $\sigma^2$  为噪声  $n$  的方差,则

$$E[\|hn_f\|^2] = \|S_1 g\|^2 + \sigma^2 (2J - N^2). \quad (21)$$

这里,  $J$  为噪声传播算子  $S_2$  的迹,迹为方阵的对角线元素之和,设

$$S_2 = h(h^T h + \mu C^T C)^{-1} h^T = [H_{ij}]_{N^2 \times N^2},$$

有

$$J = \sum_{i=1}^{N^2} H_{ii}.$$

证明:由  $g = g^{(0)} + n$  及噪声  $n$  与  $g^{(0)}$  不相关,有

$$\|S_1 g\|^2 = \|S_1 g^{(0)} + S_1 n\|^2 = E[\|S_1 g^{(0)}\|^2] + E[\|S_1 n\|^2]. \quad (22)$$

由式(22)及式(11)可得

$$E[\|r_1\|^2] = E[\|S_1 g^{(0)}\|^2] = \|S_1 g\|^2 - E[\|S_1 n\|^2]. \quad (23)$$

由式(11)也可得

$$E[\|r_2\|^2] = E[\|S_2 n\|^2]. \quad (24)$$

结合式(23)、式(24)和式(12),得

$$E[\|hn_f\|^2] = \|S_1 g\|^2 - E[\|S_1 n\|^2] + E[\|S_2 n\|^2]. \quad (25)$$

因为噪声  $n$  为白噪声,有

$$\begin{aligned} & E[\|S_2 n\|^2] - E[\|S_1 n\|^2] \\ &= E[\|h(h^T h + \mu C^T C)^{-1} h^T n\|^2 - \|(I - h(h^T h + \mu C^T C)^{-1} h^T) n\|^2] \\ &= E[n^T S_2^T S_2 n - n^T (I - S_2^T)(I - S_2)n] = E[n^T (2S_2 - I)n] \\ &= E[\sum_{i,j=1}^{N^2} (2H_{ij} - \delta_{ij}) n_i n_j] = \sum_{i=1}^{N^2} (2H_{ii} - 1) E[n_i^2] = \sigma^2 (2J - N^2). \end{aligned}$$

将上式代入式(25),得到定理结论式(21).定理得证. □

依据上面定理,最优恢复问题式(20)转化为如下最小化问题:

$$\mu' = \arg \min_{\mu} \{ \|S_1 g\|^2 + \sigma^2 (2J - N^2) \}. \quad (26)$$

这里  $S_1, S_2$  的迹  $J$  都与  $\mu$  有关,最小化式(26),求得  $\mu'$ ,代入式(4),可得相应正则化解.

## 2 实验结果

为了测试我们的算法,从 Matlab 中选取了 4 幅图像(如图 1 所示):“tire”大小为 205×232,“flowers”大小为 362×500,“cameraman”大小为 256×256 以及“trees”大小为 258×360,对它们分别经过 3×3,5×5,8×8 和 16×16 均匀模糊后,加均值为 0,方差分别为 0.01,0.001,0.0001,0.00001 的高斯白噪声,在表中用模糊信噪比表示.

$$BSNR = 10 \log_{10} \left( \frac{\sigma_g^2}{\sigma_n^2} \right)$$



Fig.1 Original figures, ‘tire’, ‘flowers’, ‘cameraman’ and ‘trees’  
图 1 原图像‘tire’,‘flowers’,‘cameraman’和‘trees’

$\sigma_g^2, \sigma_n^2$  分别表示降质图像和噪声的方差,分别以恒等算子  $I$ 、一阶微分算子  $\frac{\partial}{\partial x} + \frac{\partial}{\partial y}$  和二阶微分算子  $\frac{\partial^2}{\partial x^2} + \frac{\partial^2}{\partial y^2}$  作为正则算子,易知恒等算子只高通但不低阻,而一阶微分算子和二阶微分算子高通且零止,采用 3 种方法确定正则化参数。

第 1 种方法是解下列方程:

$$\|g-hf\|^2=\|n\|^2,$$

求得正则化参数 $\mu$ ,再最小化式(3),得到正则化解,记此方法为 M-tradition,当前大多数文章采用此方法来求正则化参数。

第 2 种方法是利用原图像信息保留信噪比最大的正则化参数及正则化解(最优恢复解),记此方法为 M-opt,由于它需要原图像信息,因此,M-opt 不是现实可用的,求出的信噪比  $SNR_{opt}$ (见式(7))只是一个理想值。

第 3 种方法就是本文提出的方法,记为 M-new.表 1~表 5 是 3 种方法在不同情况下求得的正则化参数和信噪比.表 1 和表 2 是在噪声方差有变化,其他元素不变情况下的结果.类似地,表 3 是模糊算子有变化、表 4 是原图像有变化、表 5 是正则化算子有变化,而其他元素不变情况下的结果.图 2 是表 1 情形下的恢复图像。

**Table 1** Original figure is ‘tire’, blurring function  $5 \times 5$  uniform, noise variance variable, regularization operator  $\frac{\partial^2}{\partial x^2} + \frac{\partial^2}{\partial y^2}$

**表 1** 原图像:“tire”,模糊算子:5×5,噪声方差:变,正则化算子:拉普拉斯算子

BSNR	M-tradition		M-opt		M-new	
	$\mu$	SNR	$\mu_{opt}$	$SNR_{opt}$	$\mu$	SNR
8.383	7.873	11.220	0.372	12.990	0.707	12.942
17.649	0.750	14.063	0.046 5	15.498	0.088 3	15.399
27.233	0.025 3	16.992	0.006 54	17.692	0.005 5	17.690
37.124	0.002 6	19.623	0.000 81	20.371	0.000 69	20.366

**Table 2** Original figure is ‘trees’, blurring function  $5 \times 5$  uniform, noise variance variable, regularization operator  $\frac{\partial^2}{\partial x^2} + \frac{\partial^2}{\partial y^2}$

**表 2** 原图像:“trees”,模糊算子:5×5,噪声方差:变,正则化算子:拉普拉斯算子

BSNR	M-tradition		M-opt		M-new	
	$\mu$	SNR	$\mu_{opt}$	$SNR_{opt}$	$\mu$	SNR
11.506	8.183	10.736	0.165	12.827	0.707	12.520
20.840	0.250	13.748	0.023 2	14.609	0.044 1	14.500
30.595	0.008 77	15.874	0.002 15	16.394	0.002 7	16.374
40.528	0.000 973	17.890	0.000 184	18.601	0.000 345	18.488 7

**Table 3** Original figure is 'tire', blurring function variable,  
noise variance 0.001, regularization operator  $\frac{\partial^2}{\partial x^2} + \frac{\partial^2}{\partial y^2}$

**表 3** 原图像:"tire",模糊算子:变,噪声方差:0.001,正则化算子:拉普拉斯算子

Blurring functions	BSNR	M-tradition		M-opt		M-new	
		$\mu$	SNR	$\mu_{opt}$	$SNR_{opt}$	$\mu$	SNR
3×3	17.99	0.375 0	16.609	0.046 5	18.011	0.088 3	17.887
5×5	17.61	0.750	14.056 8	0.046 5	15.415	0.088 3	15.356
8×8	17.05	1.750	11.831	0.046 5	13.338	0.088 3	13.251
16×16	15.70	6.035	8.027	0.069 8	10.351	0.088 3	10.321

**Table 4** Original figure is variable, blurring function 8×8 uniform,  
noise variance 0.001, regularization operator  $\frac{\partial^2}{\partial x^2} + \frac{\partial^2}{\partial y^2}$

**表 4** 原图像:变,模糊算子:8×8,噪声方差:0.001,正则化算子:拉普拉斯算子

Origin figures	BSNR	M-tradition		M-opt		M-new	
		$\mu$	SNR	$\mu_{opt}$	$SNR_{opt}$	$\mu$	SNR
Tire	17.064 1	1.750	11.831	0.046 5	13.375	0.088 3	13.264
Flowers	16.172	0.500	10.245 5	0.046 5	10.975	0.088 3	10.879
Cameraman	17.568	0.250 0	9.570	0.026 1	10.316	0.022 0	10.303
Trees	20.403	0.375 0	11.892	0.023 2	12.928	0.044 1	12.836

**Table 5** Original figure is 'tire', blurring function 5×5 uniform, noise variance 0.001, regularization operator variable. \*: M-new is not suitable for the case of identity operator  $I$ , since  $I$  is not low-stop

**表 5** 原图像:"tire",模糊算子:5×5,噪声方差:0.001,  
正则化算子:变\*:恒等算子只高通但不低阻,本文方法不适用

Regularization operators	M-tradition		M-opt		The method of this paper	
	$\mu$	SNR	$\mu_{opt}$	$SNR_{opt}$	$\mu$	SNR
$I$	0.056 6	13.562	0.067 1	13.699	0.022 1*	10.998*
$\frac{\partial}{\partial x} + \frac{\partial}{\partial y}$	0.312	14.382	0.073 1	15.204	0.088 3	15.194
$\frac{\partial^2}{\partial x^2} + \frac{\partial^2}{\partial y^2}$	0.750	14.060 9	0.065 5	15.379	0.088 3	15.363

### 3 结 论

本文利用小波变换分析如何选取正则化算子,利用随机理论得到正则化残量的能量期望值,最小化这个期望模型,确定正则化参数,从而得到正则化解.在本文的条件下,得出如下结论:根据一幅图像的能量通常集中在低频段、高频段能量很小而且往往被噪声淹没、噪声的能量相对比较小且功率密度分布近似常数这些特点,得出正则化算子应具有低阻高通特性.当正则化算子低阻高通时,最小化正则化残量的能量期望值,求得正则化参数,进而得到的正则化解达到准最佳恢复效果.实验结果表明,本文提出的方法恢复性能比传统方法的恢复效果要好,并且恢复性能很稳定.

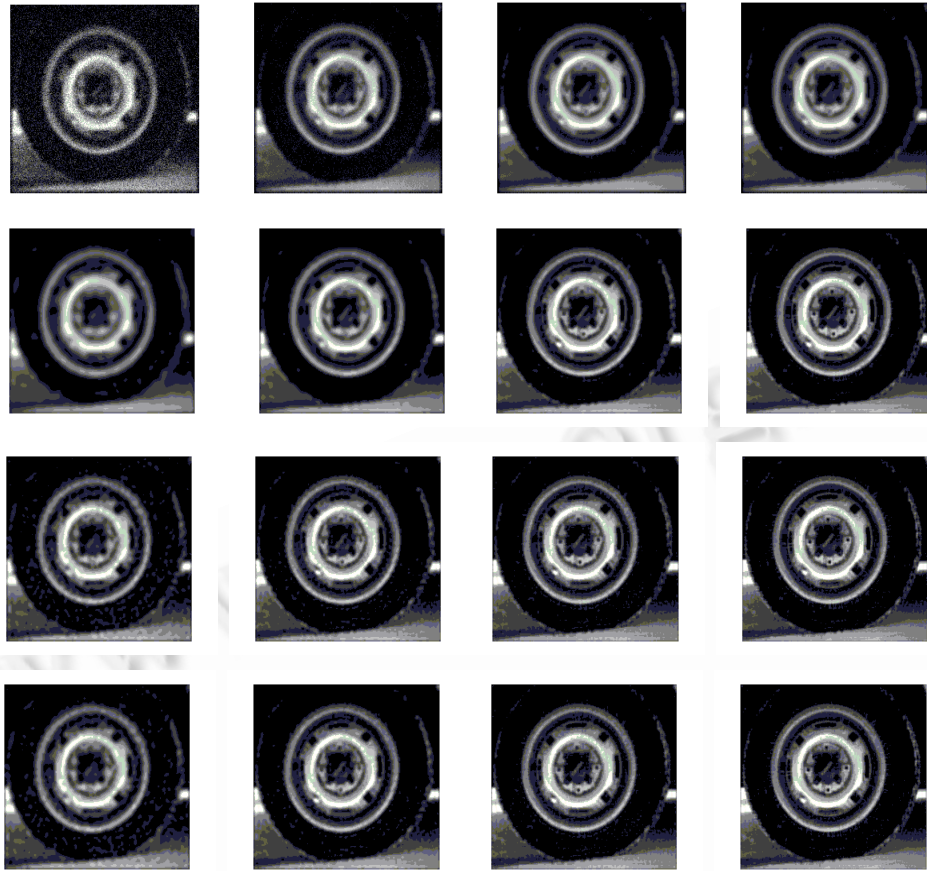


Fig.2 Original figure 'tire' is blurred by  $5 \times 5$  uniform function, contaminated by white noise with variance 0.01, 0.001, 0.0001 and 0.00001 separately; degraded figure is restored with Laplacian operator. The figures in the first row are the degraded figures; in the second, third and fourth are figures restored by M-tradition, M-opt and M-new separately

图2 对原图像“tire”经  $5 \times 5$  均匀模糊后,加方差分别为 0.01,0.001,0.0001,0.00001 的噪声,选取拉普拉斯算子作正则化算子的恢复图像.第1行为降质图像,第2行为 M-tradition 的恢复图像,第3行为 M-opt 的恢复图像,第4行为本文方法的恢复图像

#### References:

- [1] Katsaggelos AK. Digital Image Restoration. Berlin: Springer-Verlag, 1991.
- [2] Andrews H, Hunt B. Digital Image Restoration. Englewood Cliff, NJ: Prentice-Hall, 1977.
- [3] Berter M, Poggio T, Torre V. Ill-Posed problems in early vision. Proceedings of the IEEE, 1988,76(8):869~889.
- [4] Calvetti D, Reichel L, Sgallari F, Spaletta G. A regularizing Lanczos iteration method for undetermined linear systems. Journal of Computation and Applied Mathematics, 2000,115:101~120.
- [5] Hansen PC, O'Leary DP. The use of the L-curve in the regularization of discrete ill posed problems. SIAM Journal on Scientific Computing, 1993,14:1487~1503.
- [6] Tekalp A, Kaufman H, Woods J. Edge-Adaptive Kalman filtering for image restoration with ringing suppression. IEEE Transactions on Acoustic Speech and Signal Processing, 1989,37(6):892~899.
- [7] Qian W, Clarke LP. Wavelet-Based neural network with fuzzy-logic adaptivity for nuclear image restoration. Proceedings of the IEEE, 1996,84(10):1458~1473.

- [8] Wong HS, Ling G. Application of evolutionary programming to adaptive regularization in image restoration. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2000,4(4):309~326.
- [9] Bertero M, Boccacci P. Introduction to Inverse Problems in Imaging. Dirac House, Temple Back, Bristol BSI 6BE, UK: Institute of Physics Publishing, 1998.

## IEEE/WIC2003 网上智能与智能代理技术联合国际会议(WI2003/IAT2003)

### 征文通知

IEEE/WIC2003 网上智能与智能代理技术联合国际会议(WI2003/IAT2003)由 IEEE Computer Society 和国际网上智能协会(Web Intelligence Consortium),国家自然科学基金委员会,中国计算机学会和北京工业大学联合协办,定于 2003 年 10 月 13 日~17 日在北京举行.会议由 IEEE Press 出版正式的论文集,优秀论文将收录于 IOS Press 出版的 Web Intelligence and Agent System: An International Journal 和 World Scientific Publishing 出版的 Annual Review of Intelligent Informatics.

#### 一、征文范围

WI2003 会议征文范围包括(但不限于):

新的 Web 技术;网格计算;智能人网交互;基于智能 web 的商务;知识网络和管理;语义 web;web 智能体;web 信息管理;Web 信息检索;web 挖掘;知识网络与管理;基于智能网络的商务.

IAT2003 会议征文范围包括(但不限于):

分布式智能;可学习和自适应 Agent;数据和知识管理 Agent;面向自组织的计算范例;计算模型、体系结构及其基础;智能 Agent 的应用.

#### 二、征文要求

论文必须未公开发表,并用英文书写.本次会议只接受电子文档(LaTex、MSWord、PostScript、PDF 文件均可).论文格式和投稿要求,详见会议网址.

#### 三、重要日期

征文截止日期: 2003 年 3 月 20 日

录用通知日期: 2003 年 5 月

#### 四、联系方式

联系地址: Department of Computer Science, Hong Kong Baptist University, Kowloon Tong, Hong Kong  
(香港浸会大学计算机科学系)

联系人: Dr. Jiming Liu

电话: 852-34117088 传真: 852-34117892

E-mail: jiming@comp.hkbu.edu.hk

会议网址: <http://www.comp.hkbu.edu.hk/WI03/> 和 <http://www.comp.hkbu.edu.hk/IAT03/>