

基于边缘恢复和伪像消除的正则化图像复原

吴显金 王润生

(国防科技大学 ATR 国家重点实验室 长沙 410073)

摘要 由于各种原因复原图像不可避免地会存在一定程度的 Gibbs 效应、颗粒噪声及边缘振铃等伪像,为此该文基于边缘恢复和消除伪像提出一种新的正则化图像复原方法。该方法在保留传统的平滑正则化约束项前提下,首先将降质图像划分为边缘区、纹理区和平坦区,然后以图像复原后边缘区局部方差的增加量构建正则化约束项作为对边缘恢复的约束,而以平坦区局部方差的减少量构建正则化约束项作为对伪像消除的约束。实验结果表明,在增加上述两个正则化约束项后其复原效果要明显优于传统的正则化复原方法。

关键词 图像复原, 正则化, 边缘恢复, 伪像消除

中图分类号: TP391.41

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2006)04-0577-05

Regularized Image Restoration Based on Edge Restoration and Artifacts Removing

Wu Xian-jin Wang Run-sheng

(ATR National Laboratory, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract For many reasons, the artifacts can not be avoided in restored images such as Gibbs effect, grain noise and edge ring. Therefore, a new regularized approach for image restoration is proposed based on edge restoration and artifacts removing. Two new regularized constraint items are constructed in the approach with preserving classical smoothing regularized constraint item. Firstly, the degraded image is divided into edge region, texture region and flat region. Then, the increasing local variance of edge region and decreasing local variance of flat region after image restoration are used respectively to construct regularized constraint item as edge restoration constraint and artifacts removing constraint. Experimental results show the proposed approach is better than classical method in image restoration effect with two above-mentioned additional regularized constraint items.

Key words Image restoration, Regularization, Edge restoration, Artifacts removing

1 引言

由于大气干扰、相对运动及聚焦不良等因素,使得图像在实际获取的过程中不可避免地引入不同程度的模糊和噪声,引起图像的降质。在降质严重的情况下对于图像的进一步应用如图像的特征提取、自动识别和图像分析等都是相当有害的。因此,对降质图像的复原在军事、遥感等许多领域里都具有非常重要的实际意义。

由于降质图像不可避免地会存在噪声,因此图像复原问题是一个不适定的问题,其复原结果受到噪声的干扰较大^[1]。正则化图像复原方法通过对复原图像引入一定的约束,能够保证图像复原结果的存在和降低噪声的干扰。长期以来,对图像的约束一直是从小平滑噪声的角度出发假定复原图像是平滑的。但这种平滑约束存在着明显的问题是:由于大多数图像都不是平滑的,因此对图像的平滑假设虽然能够很好地平滑图像中的噪声,但却同时模糊了图像的边缘。为了能够在平滑噪声的同时又保持图像的边缘,许多学者提出了诸多改进的正则化方法,如各向异性方法^[2]、半二次型方法^[3]、全变差方法^[4]、多通道方法^[5]、迭代自适应方法^[6]和空间自适应方法^[7]等。虽然这些方法具有较为

良好的复原效果,但本质上都是对小平滑噪声和保持图像边缘的折衷,因此图像噪声在得到平滑时边缘仍然存在着不同程度的模糊。同时,这些方法还要求必须能够准确地定位图像边缘。而由于图像复原方法本身存在的缺陷、参数选择不当及存在噪声等原因不可避免地会在复原图像中出现不同程度的Gibbs效应、颗粒噪声及边缘振铃等多种类型的伪像,且伪像往往具有类似边缘的特性,因此存在伪像干扰的情况下要准确地对真实边缘进行定位往往并不容易。

伪像对于人眼视觉来说往往是极其敏感的,其对复原图像质量的影响也不可忽视。对于伪像的消除,最常用的方法是采用凸投影的方法^[8],但设计合理的凸投影集则是相当困难的。除此之外一些文献还针对不同类型的伪像提出了相应的方法。文献[9]提出了采用空间权系数的方法可以平滑图像的颗粒噪声及边缘振铃,然而这种方法需要准确地估计图像噪声方差,同时不能增强图像的边缘细节。文献[10]提出采用循环边界的方法能够有效地减轻复原图像边界附近的寄生波纹(Gibbs效应),但对于消除其它类型的伪像则无能为力。文献[11]则采用各向异性扩散方法来减轻图像的边缘振铃,其不足是准确地定位边缘和判断其

方向较为困难。为了能够在充分恢复图像的边缘细节同时消除各种伪像,本文在传统正则化方法的基础上采用了增加边缘恢复约束项和伪像消除约束项的方法。相对于传统的平滑约束正则化方法,新增的边缘恢复约束项能够确保图像的边缘得到最大程度的恢复,而伪像消除约束项则能保证复原图像在最大限度上消除各种伪像。无论是在改进信噪比的提高程度上还是主观视觉的图像恢复效果上,实验结果都证明了本文方法的有效性。

2 伪像分析

伪像在自然图像中是不存在的,它是在图像复原过程中由于图像复原方法本身存在缺陷、参数选择不当及降质图像存在噪声等原因在复原图像中引入的伪结构。这种伪结构破坏了图像的自然分布并且对人眼视觉相当敏感,因此其存在的结果是降低了复原图像的质量。伪像的消除可以通过改进图像复原的方法来进行。对于同一幅降质图像来说如果采用不同的复原算法,其复原结果伪像存在的程度也有所不同。具体说来,最常见的伪像具有以下3种类型:

2.1 Gibbs 效应

它是由于图像边界截断引起在复原图像边界附近出现的一种寄生波纹^[10]。由于在实际应用中获取的降质图像都是对自然图像的截断,由空域的有限性和频域的无限性关系可知,对于空间有限尺寸降质图像的复原需要准确知道图像无限尺寸内的频域值,但在应用中这是不可能的,在复原时只能利用有限尺寸内的频域值。这样造成的一个结果就是在复原图像边界附近会产生寄生波纹。特别对于频域复原算法,如果参数选择不当则寄生波纹更为明显。寄生波纹和降质函数的类型以及尺寸有关,降质函数的尺寸越大,寄生波纹越严重^[12]。

2.2 颗粒噪声

由于降质图像不可避免地会存在噪声,Legenduk认为噪声的存在会造成图像在复原过程中放大噪声误差,而且这种噪声误差对复原图像质量的影响具有全局性,即没有充分平滑的噪声会在复原的图像中产生全局性的颗粒噪声^[9]。

2.3 边缘振铃

图像的边缘振铃是一种结构性的误差,它存在于具有强灰度变化的边缘附近。Legenduk认为边缘振铃是由于在图像复原中选取了不适当的图像模型造成的^[9]。最明显的是在许多图像复原方法中都假设图像是平滑的,这与实际图像的情况并不相符。另外,在图像复原中如果降质函数选择不准确也是引起图像复原结果产生边缘振铃的另一个原因。特别是选用的降质函数其尺寸大于真实降质函数尺寸时,边缘振铃现象更为明显,这种情况经常在图像的盲复原中经常碰到。

由于绝大多数情况下图像的降质更主要是图像的模

糊,而图像的模糊实际上是图像空间像素值的加权平均过程。因此在噪声不是特别严重的情况下,可以认为降质图像的方差必然要小于原始图像的方差,降质的程度可以用方差的变化情况来衡量。根据人眼视觉对图像不同区域的敏感程度图像可划分为边缘区、纹理区和平坦区,而图像的模糊降质过程主要是图像高频部分的模糊,其降质程度要高于低频部分。因此降质后各个区域的方差降低量是边缘区最多,纹理区次之,平坦区则可认为基本上没有变化。图像的复原过程也主要是对高频的区域进行复原,即对边缘区的复原程度最大,纹理区次之,而平坦区则基本没有复原。反映在方差的变化上则是边缘区方差增加最大,纹理区次之,平坦区则可认为基本没有增加。如果考虑存在噪声的情况下,还可以认为平坦区的噪声由于得到了平滑,其方差还有所降低。但伪像的存在却破坏了各个区域的方差变化规律。伪像会增大复原图像的方差,但对于边缘区而言,由于其本身方差较大以及人眼视觉的掩盖效应使得人眼对图像边缘区的伪像最不敏感,可忽略伪像对于边缘的影响,近似认为边缘区方差的增加完全是边缘恢复的结果;对于平坦区,则由于其本身方差很小且人眼对该区域的伪像最为敏感,可认为平坦区方差的增加纯粹是伪像引起的结果。因此图像复原中边缘恢复和伪像消除的过程就是图像边缘区方差增加和平坦区方差减小的过程。

3 新的正则化方法

二维空间位移不变的图像降质模型可表示为

$$g = h * f + n \quad (1)$$

其中 g, f, n 分别表示降质图像、原始清晰图像和降质过程所引入的噪声; h 为降质点扩展函数; “*”表示二维卷积运算。因此图像复原可描述为如何从已知的 g 及有关知识求出 f 的过程。引入平滑约束后传统的正则化方程为

$$J(\hat{f}, \lambda) = \|g - h * \hat{f}\|^2 + \lambda \|c * \hat{f}\|^2 \quad (2)$$

其中 \hat{f} 表示复原图像; c 为正则化算子,通常为一高通算子; λ 为正则化参数。在对 λ 的选取上,传统正则化方法存在着不可调和的矛盾: λ 过小则不能完全平滑复原图像中的伪像,而 λ 过大则复原图像的边缘细节将被模糊。

由第2节分析可知,相对于降质图像而言,高质量的复原图像其边缘区的方差必然要增加,而平坦区的方差则必然要降低。为此本文用边缘区局部方差的增加量来衡量边缘恢复的程度,用平坦区局部方差的减少量来衡量图像伪像的消除程度,并由此构建了两个新的约束项:边缘恢复约束项和伪像消除约束项。

具体来说,可以按照下述步骤来构建新的约束项:

第1步 对降质图像进行分区以确定图像的边缘区、纹理区和平坦区。由于在图像中边缘区通常对应于局部方差较大的区域,平坦区对应于方差很小的区域,纹理区对应的区域其方差大小则介于平坦区和边缘区的方差之间,

而且方差的计算对噪声并不十分敏感, 为此我们根据图像局部方差大小来对降质图像进行分区。设局部窗口的大小为 $(2P+1) \times (2Q+1)$, 考虑到后面对正则化函数求 $g(i, j)$ 偏导时的简便, 在求降质图像 (i, j) 处局部均值 $m_g(i, j)$ 时采用了不包含 $g(i, j)$ 的计算方法, 即采用下面式(3)和式(4)来计算 $\sigma_g^2(i, j)$:

$$m_g(i, j) = \frac{1}{(2P+1)(2Q+1)-1} \left[\sum_{x=i-P}^{i+P} \sum_{y=j-Q}^{j+Q} g(x, y) - g(i, j) \right] \quad (3)$$

$$\sigma_g^2(i, j) = \frac{1}{(2P+1)(2Q+1)} \sum_{x=i-P}^{i+P} \sum_{y=j-Q}^{j+Q} [g(x, y) - m_g(i, j)]^2 \quad (4)$$

在计算完图像所有像素处的局部方差后记 $\sigma_{g, \max}^2$ 为局部方差的最大值。选取两个阈值 α_1 和 α_2 , 并使 $\alpha_1 < \alpha_2$ 。则可按下述条件对降质图像进行分区: $\sigma_g^2(i, j) > \alpha_2 \sigma_{g, \max}^2$, $g(i, j)$ 为边缘区; $\sigma_g^2(i, j) < \alpha_1 \sigma_{g, \max}^2$, $g(i, j)$ 为平坦区; 否则 $g(i, j)$ 为纹理区。为了保证边缘区和平坦区的分区结果正确, α_1 和 α_2 的取值可采取较为保守的策略, 即 α_1 的取值可偏小一些而 α_2 的取值可偏大一些。这样虽然会有一些本应属于边缘区和平坦区的像素误划为纹理区, 但这样却能保证后面步骤的正确性。记划分后的边缘区和平坦区的支撑域分别为 D_e 和 D_f 。

第2步 以边缘区和平坦区复原前后局部方差的变化量之和构建边缘恢复约束项和伪像消除约束项:

(1)边缘恢复约束项

$$\begin{aligned} J(D_e) &= \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [\sigma_f^2(i, j) - \sigma_g^2(i, j)] I_e(i, j) \\ &= \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \left\{ [\hat{f}(i, j) - m_f(i, j)]^2 \right. \\ &\quad \left. - [g(i, j) - m_g(i, j)]^2 \right\} I_e(i, j) \end{aligned} \quad (5)$$

(2)伪像消除约束项

$$\begin{aligned} J(D_f) &= \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [\sigma_g^2(i, j) - \sigma_f^2(i, j)] I_f(i, j) \\ &= \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \left\{ [g(i, j) - m_g(i, j)]^2 \right. \\ &\quad \left. - [\hat{f}(i, j) - m_f(i, j)]^2 \right\} I_f(i, j) \end{aligned} \quad (6)$$

在式(5)和式(6)中, $\sigma_f^2(i, j)$ 为复原图像局部方差, 其计算方法与降质图像的局部方差计算方法相同。同时

$$I_e = \begin{cases} 1, & (i, j) \in D_e \\ 0, & (i, j) \notin D_e \end{cases} \quad (7)$$

$$I_f = \begin{cases} 1, & (i, j) \in D_f \\ 0, & (i, j) \notin D_f \end{cases} \quad (8)$$

则好的复原图像应是式(2)的最小解, 同时又是式(5)和式(6)的最大解。对式(5)和式(6)分别取负号, 可转化为求最小解。则由式(2)、式(5)和式(6)可联合构成新的正则化函数为

$$\begin{aligned} J(\hat{f}, \lambda, \beta, \gamma) &= \|g - h * \hat{f}\|^2 + \lambda \|c * \hat{f}\|^2 - \beta J(D_e) - \gamma J(D_f) \\ &= \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [g(i, j) - h * \hat{f}(i, j)]^2 \\ &\quad + \lambda \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [c * \hat{f}(i, j)]^2 \\ &\quad - \beta \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \left\{ [\hat{f}(i, j) - m_f(i, j)]^2 \right. \\ &\quad \left. - [g(i, j) - m_g(i, j)]^2 \right\} I_e(i, j) \\ &\quad + \gamma \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \left\{ [\hat{f}(i, j) - m_f(i, j)]^2 \right. \\ &\quad \left. - [g(i, j) - m_g(i, j)]^2 \right\} I_f(i, j) \end{aligned} \quad (9)$$

式中 β, γ 为新增加的正则化参数, 分别起着对边缘恢复约束项和伪像消除约束项的折衷作用。于是图像复原方法转化为对式(9)求最小化解。

在本文新构建的约束项中并不考虑纹理区的情况, 这是因为: (1)纹理区在图像复原中的重要性要低于边缘区而对伪像的敏感又低于平坦区, 因此边缘区和平坦区方差的变化就基本上能够表示图像的复原程度和伪像的消除程度; (2)不存在伪像的情况下, 复原后纹理区的方差应高于复原前的方差。但由于纹理区对应的是图像的细节部分, 其自身方差较小, 因此伪像对纹理区的影响较大。图像复原后方差的增加应是纹理自身复原和伪像共同作用的结果, 很难确定这二者的比例; (3)不需要对图像各区域作严格的划分, 事实上这样做也是相当困难的。

4 复原算法的实施

对式(9)最小化的求解可采用迭代法来进行, 对式(9)求 \hat{f} 的偏导有

$$\begin{aligned} p &= \frac{\partial J(\hat{f}, \lambda, \beta, \gamma)}{\partial \hat{f}} \\ &= \begin{bmatrix} \frac{\partial J(\hat{f}, \lambda, \beta, \gamma)}{\partial \hat{f}(1, 1)} & \cdots & \frac{\partial J(\hat{f}, \lambda, \beta, \gamma)}{\partial \hat{f}(1, N)} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial J(\hat{f}, \lambda, \beta, \gamma)}{\partial \hat{f}(M, 1)} & \cdots & \frac{\partial J(\hat{f}, \lambda, \beta, \gamma)}{\partial \hat{f}(M, N)} \end{bmatrix} \\ &= 2 \begin{bmatrix} -h * [g(1, 1) - h * \hat{f}(1, 1)] & \cdots & -h * [g(1, N) - h * \hat{f}(1, N)] \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ -h * [g(M, 1) - h * \hat{f}(M, 1)] & \cdots & -h * [g(M, N) - h * \hat{f}(M, N)] \end{bmatrix} \\ &\quad + 2\lambda \begin{bmatrix} c * c * \hat{f}(1, 1) & \cdots & c * c * \hat{f}(1, N) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ c * c * \hat{f}(M, 1) & \cdots & c * c * \hat{f}(M, N) \end{bmatrix} \\ &\quad - 2\beta \begin{bmatrix} AI_e(1, 1) & \cdots & CI_e(1, N) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ BI_e(M, 1) & \cdots & DI_e(M, N) \end{bmatrix} \end{aligned}$$

$$+2\gamma \begin{bmatrix} AI_f(1,1) & \cdots & CI_f(1,N) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ BI_f(M,1) & \cdots & DI_f(M,N) \end{bmatrix} \quad (10)$$

式中 $A=[\hat{f}(1,1)-m_f(1,1)]$, $B=[\hat{f}(M,1)-m_f(M,1)]$,
 $C=[\hat{f}(1,N)-m_f(1,N)]$, $D=[\hat{f}(M,N)-m_f(M,N)]$

则 \hat{f} 的迭代解为

$$\hat{f}_{k+1} = \hat{f}_k - \alpha p \quad (11)$$

式中 α 为松弛因子, 并在迭代时取 $\hat{f}_0 = g$ 。

在迭代过程中, 正则化参数 λ 的选取可采用传统的选取方法来进行。而 β 、 γ 的选取则较为困难, 目前并没有一个固定的方法, 因此可采用实验取值的方法来进行。由于人眼视觉对图像平坦区的伪像通常要比边缘的恢复更为敏感, 因此 γ 的取值要大于 β , 同时在迭代中还应考虑到迭代的收敛。在本文中取 $\beta=0.005$, $\gamma=10\beta$ 。

5 实验结果及分析

本文实验是在 Matlab 6.5 环境下模拟完成的。为了验证方法的普适性, 选取了常用于图像复原试验且具有不同主要特征的两幅经典图像: 大小为 256×256 的 Lena 图像和 Bridge 图像, 其对应的原始清晰图像如图 1(a)和图 2(a)。它们的主要特征是: Lena 图像层次分明, 具有明显的平坦区和边缘区; Bridge 图像纹理细节丰富, 但平坦区域和边缘区并不十分突出。降质类型则选取了最常见的高斯模糊和水平方向均匀运动模糊, 其模糊降质函数分别为式(12)和式(13):

$$h(i,j) = \begin{cases} \frac{1}{2\pi\sigma_G^2} \exp\left\{-\frac{i^2+j^2}{2\sigma_G^2}\right\}, & -\left\lfloor\frac{L}{2}\right\rfloor \leq i, j \leq \left\lfloor\frac{L}{2}\right\rfloor \\ 0, & \text{其它} \end{cases} \quad (12)$$

$$h(i,j) = \begin{cases} \frac{1}{L}, & -\left\lfloor\frac{L}{2}\right\rfloor \leq j \leq \left\lfloor\frac{L}{2}\right\rfloor \\ 0, & \text{其它} \end{cases} \quad (13)$$

式中 $\lfloor x \rfloor$ 为下取整。取参数 $\sigma_G = 5$, $L=7$ 对图 1(a)进行高斯模糊后再加入 20dB 的高斯噪声, 得到降质图像图 1(b); 取参数 $L=11$ 对图 2(a)进行运动模糊后再加入 20dB 的高斯噪声, 得到降质图像图 2(b)。对这两幅降质图像, 我们分别采用了 Kang 的正则化参数迭代自适应正则化方法^[6]和本文方法来对其进行复原, 并采用改进信噪比 $\Delta_{\text{SNR}} = 10 \log_{10}(\|g-f\|^2 / \|\hat{f}-f\|^2)$ 来进行衡量图像复原的效果。在实验中, 对于每一步迭代时正则化参数 λ_k 的选取, 由于 Kang 的方法具有运算简单且能在迭代过程中自适应调整正则化参数以达到解的最优等优点, 本文仍然采用了 Kang 的方法来选取正则化参数 λ_k , 即

$$\lambda_k = \frac{\|g-h*\hat{f}_k\|^2}{\gamma-\|c*\hat{f}_k\|^2} \quad (14)$$

对于 γ 的取值, 为了简便起见直接采用 $\gamma=2\|g\|^2$ 来进行计算。在计算图像局部方差时选取 $P=Q=2$, 对降质图像进行分区时选 $\alpha_1=0.01$, $\alpha_2=0.03$ 并在迭代时采用了 $\|\hat{f}_{k+1}-\hat{f}_k\|^2 / \|\hat{f}_k\|^2 \ll 10^{-6}$ 作为迭代算法的终止求解条件。Kang 方法复原结果分别如图 1(c)和图 2(c); 而本文方法的复原结果则分别为图 1(d)和图 2(d)。

实验表明, 本文方法对两幅图像的复原结果其 Δ_{SNR} 都要高于 Kang 方法的复原结果, 同时从人眼视觉的判断上



图1 Lena 降质图像复原结果的比较

- (a) 原始 Lena 图像 (b) 降质图像 (c) Kang 方法复原结果 $\Delta_{\text{SNR}}=1.8\text{dB}$ (d) 本文方法复原结果 $\Delta_{\text{SNR}}=2.8\text{dB}$
 Fig.1 Restored results compared for Lenna image
 (a) Original Lenna image (b) Degraded image
 (c) Restored by Kang method $\Delta_{\text{SNR}}=1.8\text{dB}$
 (d) Restored by proposed Method $\Delta_{\text{SNR}}=2.8\text{dB}$

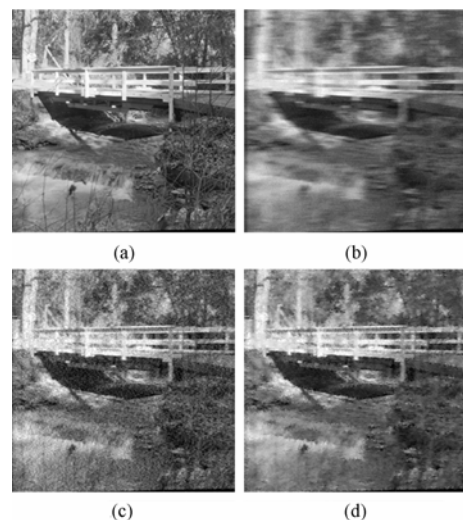


图2 Bridge 降质图像复原结果的比较

- (a) 原始 Bridge 图像 (b) 降质图像 (c) Kang 方法复原结果 $\Delta_{\text{SNR}}=1.2\text{dB}$ (d) 本文方法复原结果 $\Delta_{\text{SNR}}=2.3\text{dB}$
 Fig.2 Restored results compared for Bridge image
 (a) Original Bridge image (b) Degraded image
 (c) Restored by Kang method $\Delta_{\text{SNR}}=1.2\text{dB}$
 (d) Restored by proposed Method $\Delta_{\text{SNR}}=2.3\text{dB}$

可以看出图1(c)和图2(c)存在的伪像分别要比图1(d)和图2(d)严重。特别对于图1(c)来说, 由于其具有明显的平坦区域, 因此相对于图1(d)其伪像更是相当明显。而对于图2来说, 由于原始 Bridge 图像具有丰富的纹理细节, 因此传统的正则化方法对其降质图像进行复原时, 很难在消除伪像和保持边缘之间得到很好的平衡, 但从图2(d)可以看出, 其相对于图2(c)来说不仅平滑了伪像, 而且较好地恢复了图像的边缘。

6 结束语

图像在复原时由于多种原因不可避免地会在复原图像中产生不同程度、多种类型的伪像。伪像的存在破坏了人眼视觉对图像的主观感受, 极大地降低了图像的复原质量。采用传统的正则化方法往往是在平滑了伪像的同时, 也模糊了图像边缘。针对人眼对图像不同区域的伪像具有不同的敏感程度, 在对降质图像进行分区的基础上, 本文利用图像复原后边缘区局部方差的增加量构建边缘恢复的正则化约束项, 而以平坦区局部方差的减少量构建伪像消除的正则化约束项, 在保留传统平滑正则化约束项的前提下, 得到了新的正则化函数。基于新正则化函数的图像复原, 其复原结果在边缘恢复和消除伪像上都要优于传统的正则化函数。实验结果验证了本文方法的有效性。

参 考 文 献

- [1] Banham M R, Katsaggelos A K. Digital image restoration. *IEEE Signal Processing Magazine*, 1997, 14(3): 24-41.
 - [2] You Y L, Kaveh M. Blind image restoration by anisotropic regularization. *IEEE Trans. on Image Processing*, 1999, 8(3): 396-407.
 - [3] Geman D, Yang C. Nonlinear image recovery with half-quadratic regularization. *IEEE Trans. on Image Processing*, 1995, 4(7): 932-946.
 - [4] Chan T F, Wong C K. Total variation blind deconvolution. *IEEE Trans. on Image Processing*, 1998, 7(3): 370-375.
 - [5] 杨朝霞, 逯峰, 田芊. 小波构造变正则参数变分模型在带噪图像恢复中的应用. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2004, 16(12): 1645-1650.
 - [6] Kang M G, Katsaggelos A K. General choice of the regularization functional in regularized image restoration. *IEEE Trans. on Image Processing*, 1995, 4(5): 594-602.
 - [7] Wu X J, Wang R S, Wang C. Regularized image restoration based on adaptively selecting parameter and operator. In: *The 17th IEEE International Conference on Pattern Recognition*, Cambridge, United Kingdom, 2004, 3: 662-665.
 - [8] Sezan M I, Tekalp A M. Adaptive image restoration with artifact suppression using the theory of convex projections. *IEEE Trans. on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 1990, 38(1): 181-185.
 - [9] Lagenduk R L, Biemond J, Boekee D E. Regularized iterative image restoration with ring reduction. *IEEE Trans. on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 1988, 36(12): 1874-1887.
 - [10] Aghdasi F, Ward R K. Reduction of boundary artifacts in image restoration. *IEEE Trans. on Image Processing*, 1996, 5(4): 611-618.
 - [11] You Y L, Kaveh M. Ringing reduction in image restoration by orientation-selective regularization. *IEEE Signal Processing Letters*, 1996, 3(2): 29-31.
 - [12] 邹谋炎. 反卷积和信号复原[M]. 北京: 国防工业出版社, 2001, 第6章第4节.
- 吴显金: 男, 1971年生, 博士生, 讲师, 研究方向为模式识别, 图像恢复.
- 王润生: 男, 1941年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为图像分析与理解、模式识别、信息融合.