

基于TV-泊松奇异积分联合先验模型的图像重构

从继成, 曾步衢

(黄淮学院, 驻马店 463000)

摘要: **目的** 针对当前图像重构算法容易产生过渡平滑图像纹理区域,使复原图像丢失大量纹理,降低重构图像视觉质量等缺陷,提出TV-泊松奇异积分联合先验模型耦合贝叶斯推理的图像重构算法。**方法** 引入配分函数,结合TV函数,构造TV图像先验。定义泊松奇异积分先验,并将其嵌入到TV先验中,设计一种联合先验模型,控制图像纹理平滑度。基于高阶统计量技术,完善图像退化模型,并耦合先验模型,生成重构图像的最大后验估计MAP。引入优化最小原则,求解MAP,完成贝叶斯推理,获取重构图像。对文中算法复原图像纹理的关键参数进行优化,并研究分析该算法的用户响应。**结果** 与当前图像重构算法相比,文中算法的复原视觉质量更高,能够较好地平衡噪声与纹理。在图像退化程度较大时,文中算法具有良好的用户响应。**结论** 文中算法能够较好地同步保持图像边缘与纹理。

关键词: 图像重构; 泊松奇异积分先验; 联合先验模型; 优化最小原则; 贝叶斯推理; 用户响应

中图分类号: TS801.3 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3563(2015)07-0116-07

Image Reconstruction Algorithm Based on TV-poisson Singular Integral Joint Priori Model

CONG Ji-cheng, ZENG Bu-qu

(Huanghuai College, Zhumadian 463000, China)

ABSTRACT: In order to solve these defects such as low visual quality of restoration image induced by over-smoothing textured areas resulting in eliminating image texture in current image restoration algorithms, the image restoration algorithm based on TV-Poisson singular integral joint priori model coupled with Bayesian inference was proposed. TV image prior was constructed by introducing partition function and combining TV function. A new joint priori model was designed by introducing defining and embedding the Poisson singular integral prior to control the smooth degree of image texture. The image degradation model was built based on the high-order statistics technique, and coupled with the priori model to produce the Maximizing A Posteriori. The reconstruction image was obtained by performing the Bayesian inference under the condition of using majorization-minimization principle to solve the MAP. Additionally, optimization of key parameters for image texture restoration with the proposed algorithm was conducted and the user responses of this algorithm were analyzed. In comparison with the current image reconstruction mechanism, the algorithm proposed in this paper had higher restoration visual quality which can better balance the noise and texture. Besides, good user responses of this algorithm was obtained when the image degradation degree was large.

KEY WORDS: image reconstruction; Poisson singular integral prior; joint priori model; majorization-minimization principle; Bayesian inference; user responses

随着计算机技术与交叉学科的不断发展和完善,图像处理在人们日常生活中具有不可替代的地位^[1-3]。每天都有成千上万的相机采集图片,由于成像

系统、相机硬件以及环境因素的影响,使采集图像存在模糊与噪声,严重退化了视觉质量,给图像的后续使用带来了巨大的麻烦。图像重构是通过利用图像

收稿日期: 2014-09-25

基金项目: 河南省重点科技攻关项目(122102210430); 河南省教育厅重点科技攻关项目(14B520036)

作者简介: 从继成(1979—),男,河南正阳人,硕士,黄淮学院讲师,主要研究方向为图形图像处理、计算机数字媒体。

先验信息来复原退化图像,达到视觉逼真^[4-5]。如 Gaohang Yu 等人^[6]提出了基于非单调自适应投影梯度机制的图像复原算法,结果显示其算法能够较好地保持目标边缘,并显著消除了噪声。Liqian Wang 等人^[7]基于加权各向异性总变差分与稀疏表示,设计了混合正则化模型,并将该模型用于图像复原,仿真实验结果表明该算法能够较好地保持图像边缘以及局部纹理信息。陈曦等人^[8]提出了一种基于布雷格曼迭代的稀疏正则化约束的图像复原算法,实验结果表明该算法具有良好的复原效果,且PSNR值最大。

上述算法在面对高度纹理图像时,由于其无法有效控制纹理区域的平滑度,容易出现过渡平滑现象,使其复原图像丢失了纹理信息,降低了重构图像视觉质量。对此,文中基于TV图像先验与泊松奇异积分先验,设计一种联合先验模型,以控制图像纹理平滑程度,使重构图像同时保持丰富的边缘与纹理,并研究分析该算法的用户响应,对算法的关键参数进行优化。最后,在仿真平台上测试文中算法的重构性能。

1 图像退化模型

图像退化通常被表征为原始图像与已知观察图像之间的卷积操作:

$$y = \mathbf{H} \otimes x + n \quad (1)$$

式中: y 为退化图像; x 为原始图像; \mathbf{H} 为退化算子; n 为附加高斯白噪声。

图像重构目标就是找出与 x 最相似的 x' :

$$x' = \min \|x(u, v) - x'(u, v)\|^2 \quad (2)$$

式中: $\|\cdot\|$ 为 L_2 范数。

根据退化模型(1),给定初始图像 x 以及噪声精度控制参数 β ,则退化图像 y 的条件概率密度分布为:

$$P(y | x, \beta) \propto \beta^{N/2} \exp\left(-\frac{\beta}{2} \|y - \mathbf{H} \otimes x\|^2\right) \quad (3)$$

式中: P 为退化图像 y 的条件概率密度; N 为噪声分量。

由于模型(1)中的退化算子 \mathbf{H} 具有局部性,且当前图像重构算法大都忽略这个局限性,难以克服模糊解难题,故文中引入高阶统计量技术,定义退化算子 \mathbf{H} 中各元素值为正,则真实图像的均值保存在退化过程中,即退化算子各元素之和为1。

2 文中图像重构算法设计

文中重构算法流程见图1。由图1可知,文中算法

主要包括两大步骤:联合图像先验模型的设计;贝叶斯推理,完成图像重构。

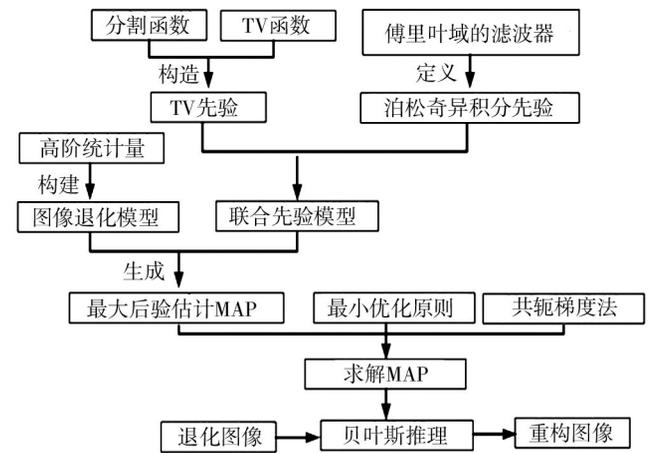


图1 文中图像重构算法流程

Fig.1 Flow chart of image reconstruction algorithm proposed in this paper

2.1 TV-泊松奇异积分联合先验模型的设计

数字图像是连续2D信号的离散表示。例如,任何图像都可通过离散化一个属于有界范数信号空间的2D信号 f 来获得,在这个空间内,连续的TV半范数可定义为:

$$\text{TV}_c(f) = \int_{R^2} \|\nabla f(s)\|^2 ds \quad (4)$$

式中: $\text{TV}_c(f)$ 为信号 f 的TV半范数; ∇f 为信号 f 的梯度; R^2 为信号空间。

根据模型(4)可知,当给定的恒信号 $f \neq 0$ 时, $\text{TV}_c(f) = 0$,此时 TV_c 不是半范数。由此在离散条件下,等效半范数就是TV函数:

$$\text{TV}(x) = \sum_{i=1}^n \sqrt{\Delta_i^h(x)^2 + \Delta_i^v(x)^2} \quad (5)$$

式中: $\text{TV}(x)$ 为全变分函数; i 为像素; n 为像素总量; $\Delta_i^h(x)^2, \Delta_i^v(x)^2$ 分别为对应像素 i 水平和垂直方向的一阶差分算子,其计算模型为:

$$\begin{cases} \Delta_i^h(x) = x_i - x_{li} \\ \Delta_i^v(x) = x_i - x_{ui} \end{cases} \quad (6)$$

式中: li, ui 分别为与像素 i 左侧和上方最近领域。再引入配分函数^[9],结合模型(5),构造TV先验。

$$P_1(x | \alpha_1) \propto \frac{1}{Z_{\text{TV}}(\alpha_1)} \exp(-\alpha_1 \text{TV}(x)) \quad (7)$$

$$Z_{\text{TV}}(\alpha_1) = \int \exp[-\alpha_1 \text{TV}(x)] dx \quad (8)$$

$$\iint \exp[-\alpha_1 \sqrt{s^2 + t^2}] ds dt = 2\pi/\alpha_1^2 \quad (9)$$

式中： $P_1(x | \alpha_1)$ 为TV先验； $Z_{TV}(\alpha_1)$ 为分割函数； α_1 为贝叶斯超参数； s, t 为积分变量。

综合模型(7)–(9),可得TV先验 $P_1(x | \alpha_1)$:

$$P_1(x | \alpha_1) = c\alpha_1^{N^2} \exp[-\alpha_1 TV(x)] \quad (10)$$

式中： c 为常量。

TV先验能够较好地保持图像边缘结构,但是该先验会把平滑强加在其解上。根据TV先验可知,连续全变分是有界的,但是在面对高度纹理图像时,其连续信号是无界的,故TV先验无法重构高度纹理图像^[10]。对此,文中将泊松奇异积分先验嵌入其中,以同时保持图像边缘结构与纹理。

依据文献[11]可知,有界TV的空间是由所有满足条件约束的信号 $f \in L^p(R^2)$ 构成:

$$\int_{R^2} \|f(s+d) - f(s)\| ds \leq \text{Const} \|d\| \quad (11)$$

为了保持图像纹理,文中将图像重构限制在Lipschitz空间 $\Lambda(b, 2, \infty)$ 内,则模型(11)的约束变为:

$$\left\{ \int_{R^2} \|f(s+d) - f(s)\|^2 ds \right\}^{1/2} \leq \text{Const} \|d\|^b, \quad 0 < b < 1 \quad (12)$$

式中： b 为Lipschitz空间参数。

由于信号 f 属于Lipschitz空间 $\Lambda(b, 2, \infty)$,则有:

$$\sup_{t>0} t^{-b} \|U^t f - f\|_2 < \infty \quad (13)$$

$$U^t f = \int_{R^2} \varphi(x, y, t) f(x-u, y-v) du dv \quad (14)$$

$$\varphi(x, y, t) = \frac{t}{2\pi(x^2 + y^2 + t^2)^{3/2}} \quad (15)$$

式中： U 为泊松积分算子； t 为 U 控制参数； f 为图像信号。

对于模型(13),为了使信号 f 也限制在Lipschitz空间 $\Lambda(b, 2, \infty)$ 内,则 $\int_0^t \|U^s f - f\|^2 ds$ 必须有界:

$$\int_0^t \|U^s f - f\|^2 ds = \|Z_t f\|_2^2 \quad (16)$$

式中： Z 为傅里叶频域内的滤波器； Z_t 为滤波器 Z 的连续卷积算子。

滤波器 Z 的定义如下:

$$Z(\varepsilon, \kappa, t) = \left(t + \frac{4e^{-t\sqrt{\varepsilon^2+\kappa^2}} - e^{-2t\sqrt{\varepsilon^2+\kappa^2}} - 3}{2\sqrt{\varepsilon^2+\kappa^2}} \right)^{1/2} \quad (17)$$

式中： ε, κ 为傅里叶域内的坐标。

为了使其连续,令 $Z(0, 0, t)=0$,则所得到的滤波器 Z 是正则化的。结合模型(17),定义泊松奇异积分先验:

$$P_2(x | \alpha_2) \propto \exp\left(-\frac{\alpha_2}{2} \|Zx\|^2\right) \quad (18)$$

式中： α_2 为先验精度参数。

根据模型(17)可知,滤波器 Z 主要依赖参数 t 。根据文献[11]对滤波器的傅里叶频谱形状分析,取 t 的有效范围为 $[10^{-3}, 1]$ 进行分析。为了研究参数 t 对泊松奇异积分先验的影响,取 $\alpha_2=1$,测试了不同 t 值下的泊松奇异积分先验所对应的图像纹理,结果见图2。由图2可知, t 值控制了纹理的平滑程度。

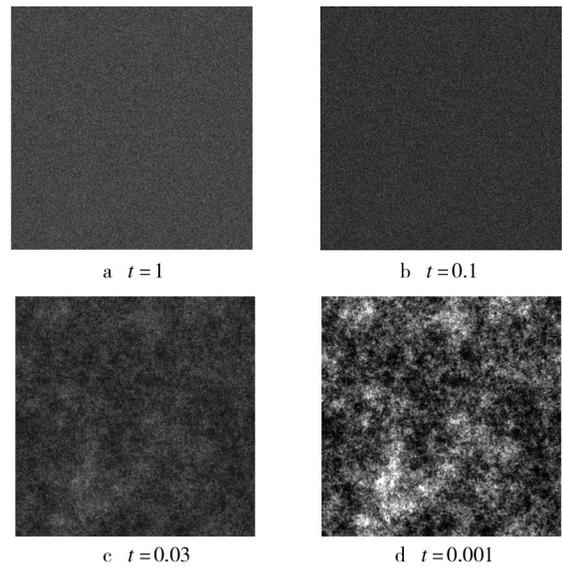


图2 不同 t 值下的泊松奇异积分先验所对应的图像纹理
Fig.2 Image texture corresponding to Poisson singular integral under the condition of different t values

联合模型(10)与模型(18),设计TV-泊松奇异积分联合先验模型:

$$P_2(x | \alpha_1, \alpha_2) \propto \exp\left(-\alpha_1 TV(x) - \frac{\alpha_2}{2} \|Zx\|^2\right) \quad (19)$$

定义好联合先验以及图像退化模型后,就可执行贝叶斯推理,完成图像重构。

2.2 贝叶斯推理

文中利用图像退化模型与联合先验模型,生成重构图像 \hat{x} 的最大后验估计MAP:

$$\hat{x} = \arg \min_x \left\{ \frac{\beta}{2} \|y - Hx\|^2 + \alpha_1 TV(x) + \frac{\alpha_2}{2} \|Zx\|^2 \right\} \quad (20)$$

由于存在TV先验,使得求解 \hat{x} 非常困难。对此,文中引入优化最小原则^[12],通过迭代可获得 \hat{x} 值。

基于平均不等式,文中使用TV函数的上边界:

$$\text{TV}(x) \leq \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \frac{\Delta_i^h(x)^2 + \Delta_i^v(x)^2 + u_i}{\sqrt{u_i}} \quad (21)$$

式中: $\mathbf{u} \in (R^+)^N$ 为含有 u_1, u_2, \dots, u_N 个元素的 N 维矢量。

随后在 x 与 \mathbf{u} 的最小值之间进行交替, 实现 (x, \mathbf{u}) 的最小化:

$$\vec{l}(x, \mathbf{u}) = \frac{\beta}{2} \|y - \mathbf{H}x\|^2 + \frac{\alpha_1}{2} \sum_{i=1}^N \frac{\Delta_i^h(x)^2 + \Delta_i^v(x)^2 + u_i}{\sqrt{u_i}} + \frac{\alpha_2}{2} \|\mathbf{Z}x\|^2 \quad (22)$$

对于给定的初始图像 x , 可按模型(23)计算:

$$\mathbf{u} = \arg \min_{\mathbf{u}} \sum_{i=1}^N \frac{\Delta_i^h(x)^2 + \Delta_i^v(x)^2 + u_i}{\sqrt{u_i}} \quad (23)$$

并得到:

$$u_i = \Delta_i^h(x)^2 + \Delta_i^v(x)^2 \quad (24)$$

矢量 \mathbf{u} 是初始图像 x 的一阶差分空间函数, 体现了其局部空间特性。对于一个给定的 \mathbf{u} , 为了得到重构图像的 \hat{x} , 首先将模型(22)改为:

$$\vec{l}(x, \mathbf{u}) = \lambda \|y - \mathbf{H}x\|^2 + \lambda_1 \sum_{i=1}^N \frac{\Delta_i^h(x)^2 + \Delta_i^v(x)^2 + u_i}{\sqrt{u_i}} + \lambda_2 \|\mathbf{Z}x\|^2 \quad (25)$$

$$\begin{cases} \lambda = (1 - \lambda_1 - \lambda_2) \\ \lambda_1 = \frac{\alpha_1}{\beta + \alpha_1 + \alpha_2} \\ \lambda_2 = \frac{\alpha_2}{\beta + \alpha_1 + \alpha_2} \end{cases} \quad (26)$$

式中: $\lambda, \lambda_1, \lambda_2$ 分别为 $\beta, \alpha_1, \alpha_2$ 的形式替换参数。

再利用线性方程的共轭梯度法^[3], 求解出模型(27), 获取 x :

$$[\lambda \mathbf{H}^T \mathbf{H} + \lambda_1 [(\Delta^h)^T \text{dig}(1/\sqrt{u_i}) \Delta^v + (\Delta^v)^T \text{dig}(1/\sqrt{u_i}) \Delta^h] + \lambda_2 \mathbf{Z}^T \mathbf{Z}]x = \lambda \mathbf{H}^T y \quad (27)$$

式中: Δ^h, Δ^v 分别为与水平、垂直梯度相关的卷积矩阵。再联合模型(20), 即可求解 MAP 的估计值 \hat{x} 。

令退化图像为原始图像的初始估计, 即 $x^0 = y$, 再重复执行贝叶斯推理, 并设置迭代终止条件为:

$\frac{\|x^{k+1} - x^k\|^2}{\|x^k\|^2} < 10^{-4}$, 完成图像重构(其中, k 为迭代次数)。

3 仿真结果及分析

借助 Matlab 仿真平台测试文中算法性能。仿真

环境为: 采用 DELL 笔记本电脑, 其处理器为双核 CPU, 频率为 2.5 GHz, 硬盘大小为 400 GB, 内存大小为 8 GB, 操作系统为 Windows 7.0。为了体现该算法的优越性能, 设置对照组, 文献[14]中的算法记为 A 算法, 基于 TV 模型的复原机制记为 B 算法。文中取 $c=0.45, \alpha_2=1, \alpha_1=0.5, \beta=0.05$ 。

3.1 算法最优关键参数的确定

在进行算法性能测试前, 需要确定文中算法的最优关键参数: 泊松奇异积分先验参数 t 。因该参数控制滤波器 \mathbf{Z} 的形状, 见模型(17), 同时直接影响文中设计的联合先验模型, 控制复原图像的纹理保持程度, 所以, 确定一个较优的值, 对于获取较优重构图像质量至关重要。以图 3a 为例, 其模糊区域缩小到区域 $[0, 1]$, 取高斯内核尺寸为 21×21 , 其标准差为 1, 另外添加白高斯噪声方差为 10^{-3} 。为了分析参数 t 对复原算法的影响, 根据模型(27)左半部分可知, 取 $\lambda_1=0$, 则 $[t, \lambda_2]$ 参数对复原图像 PSNR 值的影响见图 4。从图 4a 可知, 当 λ_2 较小时, 泊松奇异积分先验的复原效果不佳, 其 PSNR 值较低; 当 λ_2 增大时, 复原图像的 PSNR 值先增大后减小; 当 $\lambda_2=0.1$ 时, 其 PSNR 值达到最大, 此时的参数组合为 $[t=0.01, \lambda_2=0.1]$ 。

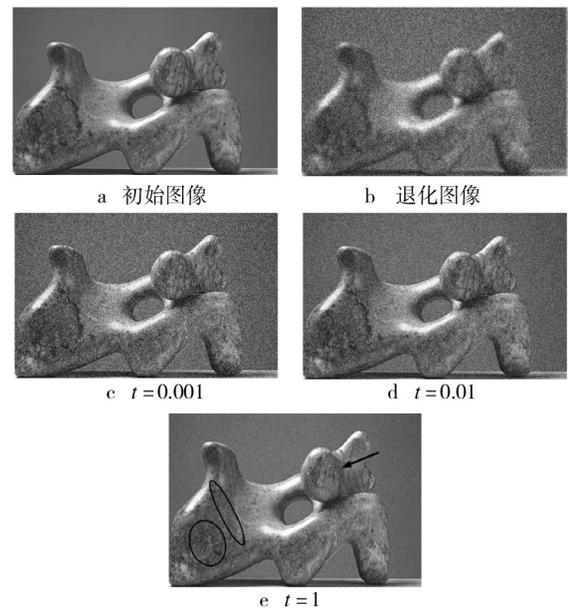


图3 不同 t 值下的单一泊松奇异积分先验复原结果
Fig.3 Restoration results based on single poisson singular integral prior under the conditions of different t values

随后, 固定 $\lambda_2=0.1$, 分析不同 t 值对复原图像 PSNR 值的影响, 见图 4b。联合图 4b 与图 3 可知, 当 $t=0.001$ 时, 其降噪效果不佳, 但局部纹理保持程度较好,

见图3c;当 $t=1$ 时,其降噪效果最好,但复原图像的纹理不明显,见图3e;当 $t=0.01$ 时,其降噪效果在可接受范围内,而且复原图像的纹理保持非常明显,见图3d。由此,对于复原图像,其纹理与降噪效果存在矛盾,而这种矛盾可以通过 t 优化来改善,当 t 分别为0.001,0.01,1时,复原图像的PSNR值分别为26.36,26.48,25.57 dB,见图4b。

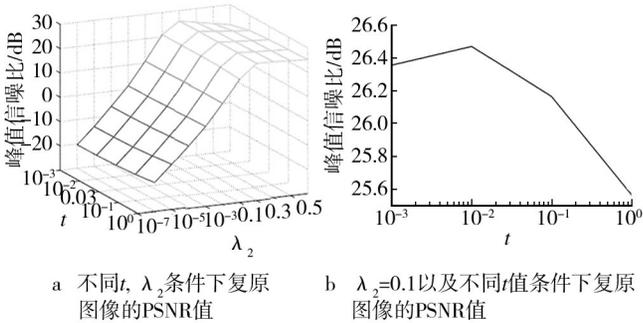


图4 不同参数对应的复原图像PSNR值

Fig.4 PSNR test results of the restored images corresponding to different parameters of this algorithm

综上所述,为了获取较优的复原图像质量及其PSNR值,文中取 $t=0.01$ 。

3.2 不同算法的图像复原质量分析

以图5a为测试对象,用上述得到的最优参数 $t=0.01$, $\lambda_2=0.1$,并令 $\lambda_1=0.3$,迭代文中算法,完成图像重构,结果见图5f。同时,利用对照组算法对图像进行复原,得到的复原结果见图5d和图5e。从图5f可知,文中算法的复原质量最好,有效消除了噪声与模糊,较好地保持了图像纹理与边缘结构。虽然A,B算法具有良好的降噪效果,并能较好地保持边缘结构,但是重构图像丢失了部分纹理,见图5d—e中的鼻子区域,且存在轻微模糊,视觉质量不理想。其原因是文中算法基于TV图像先验与泊松奇异积分先验,设计了一种联合先验模型,充分利用了这2种先验的优点,在面对高纹理图像时,能有效控制图像纹理平滑度、平衡噪声与纹理,使复原图像同时保持丰富的边缘结构与纹理。A,B算法都是利用TV模型进行复原图像,但是由于该算法会把平滑强加在解上,容易出现过渡平滑纹理区域。

3.3 重构图像PSNR对比分析

PSNR是衡量图像复原算法的重要指标,该值越大,则其重构质量越好。对此,文中借助PSNR来评估,其计算模型为^[15]:

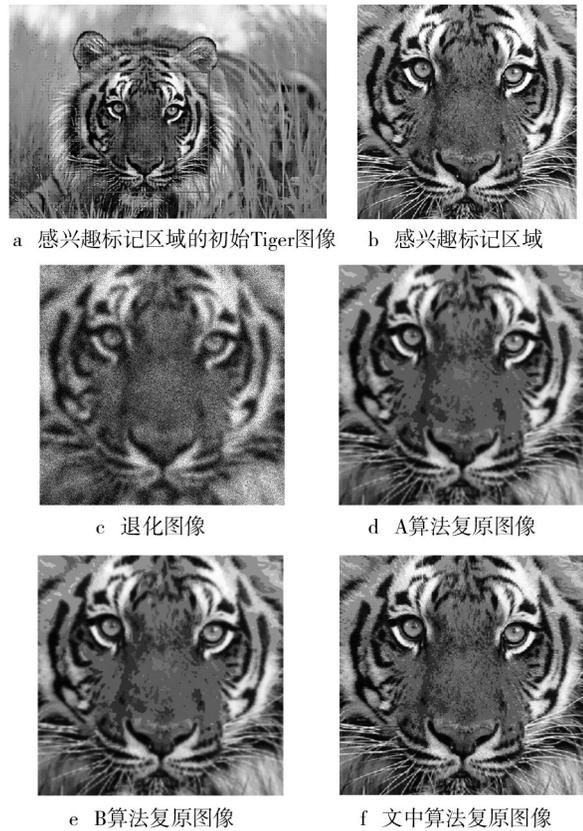


图5 不同重构算法的复原质量

Fig.5 Restoration quality of different reconstruction algorithms

$$PSNR=10 \log \frac{MN(255 \times 255)}{\sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} [S_1(i,j) - S_2(i,j)]^2} \quad (29)$$

式中:PSNR为复原图像的峰值信噪比; MN 为图像尺寸; $S_1(i,j)$ 为真实图像在位置 (i,j) 的灰度值; $S_2(i,j)$ 为复原图像在位置 (i,j) 的灰度值。

在对照组中,增加单一的泊松奇异积分先验,视为C算法。采用文献[15]中的数据集进行测试,该数据集包含了32幅图像,模糊核大小为10—15个像素。利用文中及对照算法对其中之一进行重构,测试对象见图6a,其尺寸为 229×229 ,其重构结果见图6b—e,PSNR测试值以及统计分析见图6f,文中算法、A算法、B算法和C算法的PSNR值分别为34.78,32.89,32.52,33.15。从图6可知,文中算法的复原效果最佳,较好地保持了图像边缘结构与纹理,其对应的PSNR值始终最大,均值约为34.78。

3.4 文中算法的用户响应研究

为了进一步体现文中算法的优越性,借助Amazon Mechanical Turk^[16],对该算法进行用户体验。选用7个退化图像,3个噪声程度(10%,20%,30%),轻

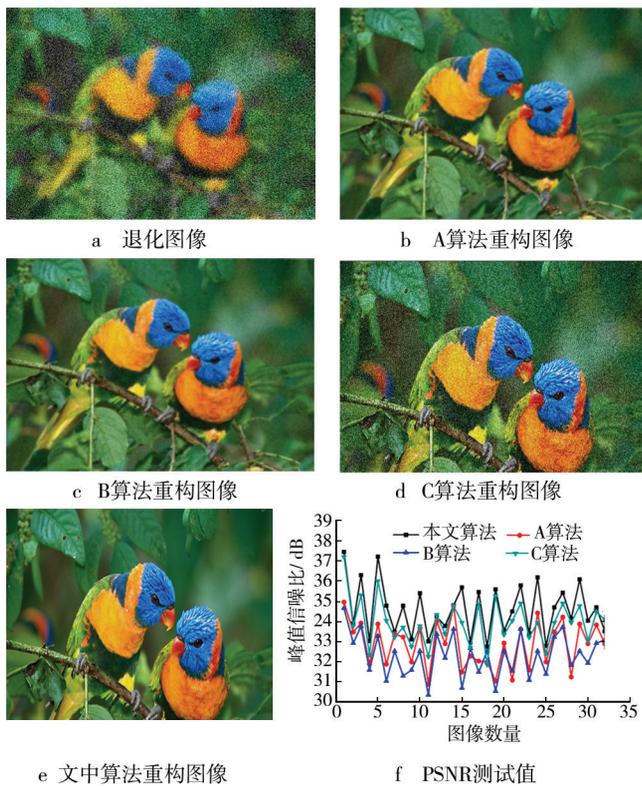


图6 不同图像复原算法的PSNR性能测试结果

Fig.6 PSNR performance test results of different image restoration algorithms

度高斯模糊程度(4%, 6%, 8%)以及中度模糊+7%噪声。对于每个退化图像,从Berkeley分割数据集^[17]中随机择取4幅图像(700×500像素)。对文中算法以及A,B算法进行用户研究,结果见图7。从图7可知,当图像退化程度较轻(噪声低于10%以及模糊低于4%)时,A,B算法比较受欢迎,当退化程度增大时,文中算法表现出更高的用户响应,表明该算法更受欢迎。

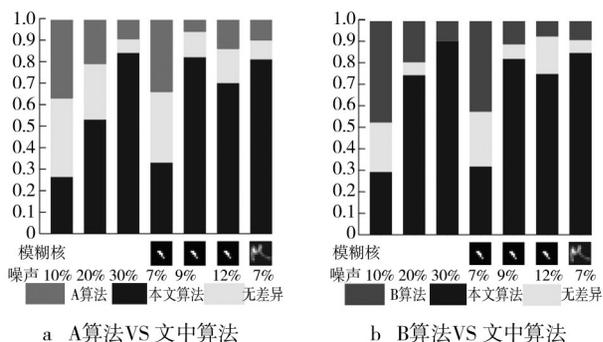


图7 不同算法的用户响应研究

Fig.7 User response study of different algorithms

4 结语

为了使重构图像能够同时保持边缘结构与纹理

信息,文中提出了TV-泊松奇异积分联合先验模型耦合贝叶斯推理的图像重构算法。通过构造TV图像先验,并定义泊松奇异积分先验,设计了一种联合先验模型,并耦合图像退化模型,生成重构图像的最大后验估计MAP。引入优化最小原则,求解MAP,完成贝叶斯推理,获取重构图像。仿真结果表明,与当前图像重构算法相比,文中算法的重构质量更高,PSNR值最大,能够较好地平衡噪声与纹理;在图像退化程度较大时,文中算法更受欢迎。

参考文献

- [1] 孙小鹏,孔玲君. 基于图像处理的数字印刷线条质量检测方法研究[J]. 包装工程,2013,34(7):84—89.
SUN Xiao-peng, KONG Ling-jun. Research on Measurement Method of Digital Printed Line Quality Based on Image Processing[J]. Packaging Engineering, 2013, 34(7):84—89.
- [2] 王瑶,尤丽华,吴静静. 基于改进SIFT的图像快速自适应匹配算法[J]. 包装工程,2014,35(11):96—100.
WANG Yao, YOU Li-hua, WU Jing-jing. Fast Adaptive Image Matching Algorithm Based on Improved SIFTS[J]. Packaging Engineering, 2014, 35(11):96—100.
- [3] 周中原,孙刘杰,王文举. 抗几何攻击的强鲁棒性全息水印研究[J]. 包装工程,2014,35(5):131—136.
ZHOU Zhong-yuan, SUN Liu-jie, WANG Wen-ju. Holographic Digital Watermarking Algorithm against Geometric Attacks with Strong Robustness[J]. Packaging Engineering, 2014, 35(5):131—136.
- [4] 刘晓燕,于惠钧,谭兮. 基于双随机多变量高斯模型的Contourlet域贝叶斯图像估计[J]. 包装工程,2010,31(3):58—61.
LIU Xiao-yan, YU Hui-jun, TAN Xi. Bayesian Image Estimation Based on Dual-random Multivariate Gaussian Model in Contourlet Domain[J]. Packaging Engineering, 2010, 31(3):58—61.
- [5] 刘书君,张新征,刘颖. 基于模糊非线性回归算法的图像复原[J]. 包装工程,2013,34(11):95—98.
LIU Shu-jun, ZHANG Xin-zheng, LIU Yin. Image Restoration Based on Nonlinear Regression of Fuzzy Parameter[J]. Packaging Engineering, 2013, 34(11):95—98.
- [6] YU Gao-hang, XUE Wei, ZHOU Yi. A Nonmonotone Adaptive Projected Gradient Method for Primal-dual Total Variation Image Restoration[J]. Signal Processing, 2014, 103(8):242—249.
- [7] WANG Li-qian, XIAO Liang, ZHANG Jun. New Image Restoration Method Associated with Tartlets Shrinkage and Weighted Anisotropic Total Variation[J]. Signal Processing, 2013, 93(4):661—670.

- [8] 陈曦. 基于布雷格曼迭代的稀疏正则化的图像复原算法[J]. 科学技术与工程, 2014, 14(9): 189—193.
CHEN Xi. A Bregman Iteration Sparsity Regularization Method for Image Restoration[J]. Science Technology and Engineering, 2014, 14(9): 189—193.
- [9] ZHOU Hai-jun, WANG Chuang. Region Graph Partition Function Expansion and Approximate Free Energy Landscapes: Theory and Some Numerical Results[J]. Journal of Statistical Physics, 2012, 148(3): 513—547.
- [10] GOUSSEAU Y, MOREL J M. Are Natural Images of Bounded Variation[J]. SIAM Journal on Mathematical Analysis, 2011, 33(17): 634—648.
- [11] CARASSO A S. Singular Integrals, Image Smoothness, and the Recovery of Texture in Image Deblurring[J]. SIAM Journal on Applied Mathematics, 2004, 65(4): 1749—1774.
- [12] JIANG Ding-feng, HUANG Jian. Memorization Minimization by Coordinate Descent for Concave Penalized Generalized Linear Models[J]. Statistics and Computing, 2014, 24(5): 871—883.
- [13] IOANNIS E L, PANAGIOTIS P. A New Class of Spectral Conjugate Gradient Methods Based on a Modified Secant Equation for Unconstrained Optimization[J]. Journal of Computational and Applied Mathematics, 2013, 239(12): 396—405.
- [14] LUCA A, GISELLA F. The Total Variation of Bounded Variation Functions to Evaluate and Rank Fuzzy Quantities[J]. International Journal of Intelligent Systems, 2013, 28(10): 927—956.
- [15] 王静, 吕科, 何宁, 等. 基于分裂Bregman方法的全变差图像去模糊[J]. 电子学报, 2012, 29(5): 278—282.
WANG Jing, LYU Ke, HE Ning, et al. Total Variant Image Deblurring Based on Split Bregman Method[J]. Acta Electronica Sinica, 2012, 29(5): 278—282.
- [16] SIMCOX T, FIEZ J A. Collecting Response Times Using Amazon Mechanical Turk and Adobe Flash[J]. Behavior Research Methods, 2014, 48(1): 95—111.
- [17] MARTIN D, FOWLKES C, TAL D. A Database of Human Segmented Natural Images and Its Application to Evaluating Segmentation Algorithms and Measuring Ecological Statistics[J]. Computer Vision, 2001, 2(8): 416—423.

(上接第70页)

- (1): 72—76.
- [9] SANTOMASO A, LAZZARO P, CANU P. Powder Flow-ability and Density Ratios: the Impact of Granules Packing[J]. Chemical Engineering Science, 2003, 58(2): 285—287.
- [10] LANDRY H, LAGUE C, ROBERGE M. Discrete Element Modeling of Machine-manure Interactions[J]. Computers and Electronics in Agriculture. 2006(52): 90—106.
- [11] 杨洋, 唐寿高, 王居林. 颗粒离散元法中阻尼系数、刚度系数和时步的选取方法[J]. 计算机辅助工程, 2007, 3(16): 65—68.
YANG Yang, TANG Shou-gao, WANG Ju-lin. Selection Methods on Damping Coefficient, Stiffness Coefficient and Time Step in Granular Distinct Element Method[J]. Computer Aided Engineering, 2007, 3(16): 65—68.
- [12] 段能全, 王俊元, 高永宏. 量杯式计量精度离散元法仿真研究[J]. 包装工程, 2014, 35(5): 73—78.
DUAN Neng-quan, WANG Jun-yuan, GAO Yong-hong. DEM Simulation Study on the Accuracy of Measuring Cup Filling[J]. Packaging Engineering, 2014, 35(5): 73—78.
- [13] ARTONI R, ZUGLIANO A, PRIMAVERA A, et al. Simulation of Dense Granular Flows: Comparison with Experiments[J]. Chemical Engineering Science, 2011, 66(3): 548—557.
- [14] 刑纪波, 俞良群, 张瑞丰, 等. 离散单元法的计算参数和求解方法选择[J]. 计算力学学报, 2007, 16(1): 47—51.
XING Ji-bo, YU Liang-qun, ZHANG Rui-feng, et al. Determination of Calculating Parameters and Solution Methods of Discrete Element Method[J]. Chinese Journal of Computational Mechanics, 2007, 16(1): 47—51.
- [15] 刘俊鹏. 料仓和回转机械卸料过程的离散元仿真模拟[D]. 上海: 华东理工大学, 2013.
LIU Jun-peng. The DEM Simulation of The Discharge Process of Silo and Rotating Machinery[D]. Shanghai: East China University of Science and Technology, 2013.
- [16] 苏俊明, 李振亮, 李亚, 等. 吨袋包装机料仓额定容量设计计算方法研究[J]. 包装工程, 2014, 35(7): 95—100.
SU Jun-ming, LI Zhen-liang, LI Ya, et al. Calculation Methods for Rated Capacity Design of Hopper in Ton Bag Packing Machine[J]. Packaging Engineering, 2014, 35(7): 95—100.