

惩罚KL散度耦合迭代分布加权的图像重构算法

李瑞俊, 高霞

(集宁师范学院, 乌兰察布 012000)

摘要: **目的** 利用MAP(Maximizing A Posteriori)估算技术能够较好地重构退化图像,有效降低复原图像的伪影,但MAP估算是惩罚图像的非零梯度,且其图像先验估算忽略了退化图像自身纹理,易导致重构图像过渡平滑,产生突变阶跃边缘和丢失图像中频纹理信息。设计了惩罚KL散度耦合迭代分布重新加权的图像重构算法。**方法** 基于退化图像像素,构建图像参考梯度分布计算模型,以估算图像先验;引入KL(Kullback-Leibler)散度,联合MAP估算技术,惩罚经验分布与参考分布之间的梯度;设计迭代分布重新加权算法,最小化成本函数,优化经验梯度分布,使其更接近参考分布;基于HVS(Human Visual System),构造了转导对比度失真率模型。最后,利用Amazon Mechanical Turk数据集,对提出的算法进行用户响应研究。**结果** 仿真实验结果表明,与当前基于MAP估算技术的图像重构机制相比,在图像退化程度严重时,提出的算法具有更好的用户响应,且具有更高的重构精度,复原图像的纹理细节清晰可见。**结论** 提出的算法具有更高的重构质量,用户响应良好。

关键词: 图像重构; 惩罚KL散度; 迭代分布重新加权; MAP估算; 图像梯度分布; 用户响应

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3563(2015)03-0107-06

Image Reconstruction Algorithm Based on Penalizing KL Divergence Coupled Iteration Distribution Reweighting

LI Rui-jun, GAO Xia

(Jining Teachers University, Ulanqab 012000, China)

ABSTRACT: The MAP(maximizing a posteriori) estimation can be use to reconstruct degraded images and effectively reduce the artifacts of the restored images; but the MAP estimation is non-zero gradient of penalty images, and the image priori estimation ignores the own texture of the degraded images, resulting in overly smooth restored images, with abrupt step edges and a loss of mid-frequency texture information. Therefore, the image reconstruction algorithm based on MAP estimator coupled iteration distribution reweighting was proposed. The image conference gradient distribution calculation model was constructed based on the pixel of degraded images, to estimate the image priori. The KL divergence was introduced, in combination with MAP estimation, to penalize the gradients between the empirical and reference distributions. And iterative distribution reweighting algorithm was designed to minimize the cost function and optimize the empirical gradient distribution for improving the convergence precision, and making the empirical gradient distribution closer to reference distributions. Transduction contrast distortion model was constructed based on Human Visual System. Finally, user response study was conducted for the proposed algorithm using Amazon Mechanical Turk. The reconstruction quality of the proposed algorithm was high, and the user response was good.

KEY WORDS: image reconstruction; penalizing KL divergence; iteration distribution reweighting; MAP estimation; image gradient distribution; user response

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占据不可替代的位置^[1-3]。

收稿日期: 2014-07-16

基金项目: 内蒙古自治区自然科学基金(2012MS0931)

作者简介: 李瑞俊(1981—),男,内蒙古凉城人,硕士,集宁师范学院讲师,主要研究方向为图像处理、计算机技术。

在日常生活中,由于成像系统、周围环境及人为因素,使得采集图像与真实图像存在误差与失真,降低了图像视觉质量,给图像的后续使用带来了巨大的麻烦。对此,图像重构技术应运而生。图像重构就是利用图像先验信息来复原退化图像,达到视觉逼真^[4-5]。而MAP(Maximizing A Posteriori)估算技术通过图像梯度先验,可平衡观察似然,有效地降低了复原图像的伪影(噪声、振铃)。基于MAP估算技术的图像重构算法,已经成为当前的研究热点。王洋^[6]等人针对磁共振图像灰度值不均匀现象,设计了一种基于最大后验概率与图像局部统计量的磁共振图像去噪模型,将在Rician噪声模型下的MAP估计与全变差正则化模型相结合,完成图像去噪,仿真结果显示该模型具备较强的去噪能力;洪逸飞^[7]等人引入关键点滤波配准技术,联合MAP估算,设计了基于MAP的图像超分辨率重建算法,仿真结果显示较传统的重建机制,其算法重构精度更高;丁灿^[8]等人设计了基于贝叶斯估计的改进Contourlet变换的SAR图像滤波算法,有效消除SAR图像的噪声干扰,利用MAP估算技术计算出方向子带信号,实验数据表明其算法具有较强的重构能力,复原图像具有更丰富的纹理。

MAP估算是惩罚图像的非零梯度,且其图像先验估算忽略了退化图像自身纹理,从而导致重构图像过渡平滑,产生突变阶跃边缘和图像中频纹理信息丢失^[9],同时也无法捕获整个图像梯度的全局统计,从而使得重构图像视觉质量不佳。这里直接利用退化图像本身像素,估算图像先验;设计了惩罚KL散度耦合迭代分布重新加权的图像去模糊算法;基于人类视觉系统,定义了一种全新的图像质量评价手段——转导对比度失真率。最后,利用Amazon Mechanical Turk数据集,对算法进行用户响应研究,借助仿真平台测试了算法的去模糊效果。

1 MAP估算特性分析

令 B 代表退化图像, K 代表模糊核, $\otimes$ 为卷积运算, I 为正确图像。则由线性图像观测模型对应的估算与梯度图像先验来解决如下正则化问题。

$$\vec{I} = \arg \min_I \left\{ \frac{\|B - K \otimes I\|^2}{2\eta^2} + w \sum_i \rho(\nabla_i I) \right\} \quad (1)$$

式中, $\vec{I}$ 为重构图像; η 为噪声方差; ρ 为支持稀疏梯度的函数; ∇I 为图像梯度分布; w 为权重系数; i 为像素引擎。

再根据广义高斯分布,参数化梯度分布 ∇I :

$$\rho(\nabla I) = -\ln(\rho(\nabla I; \gamma; \lambda)) \quad (2)$$

$$\rho(\nabla I; \gamma; \lambda) = \frac{\gamma \lambda^{\frac{1}{\gamma}}}{2\Gamma(\frac{1}{\gamma})} \exp(-\lambda |\nabla I|^{\gamma}) \quad (3)$$

其中: Γ 为高斯函数; γ 为形状参数; λ 为分布形态控制参数; $\rho(\nabla I; \gamma; \lambda)$ 为梯度先验。

基于MAP估算技术的图像重构算法而言,为了提高其运算效率,图像梯度被假设为独立的:

$$\rho(\nabla I; \gamma; \lambda) = \frac{1}{Z} \prod_{i=1}^N \rho(\nabla I_i; \gamma; \lambda) \quad (4)$$

式中: i 为像素引擎; Z 为分割函数; N 为整个图像像素总量。

MAP估算主要是平衡2个竞争因素:重构图像 $\vec{I}$ 应尽可能满足观测模型,同时也要符合图像先验;与直觉相反,假设图像梯度之间是独立的,则图像先验有助于平坦图像演变为其他任何图像,甚至是自然图像。由此可知,MAP估算依赖图像先验的程度越大,则重构图像会形成严重的分段平滑。

另外,依据图像先验可知,在自然图像的梯度中,集中表现出一个稀疏梯度轮廓,而梯度之间的独立性迫使每个独立梯度最小化,更有利于平坦图像。

MAP估算技术重构图像的梯度分布见图1。以图1b为例,利用基于MAP估算技术的重构算法^[10],测试其梯度分布特性,直观反映了重构图像质量。从图1d

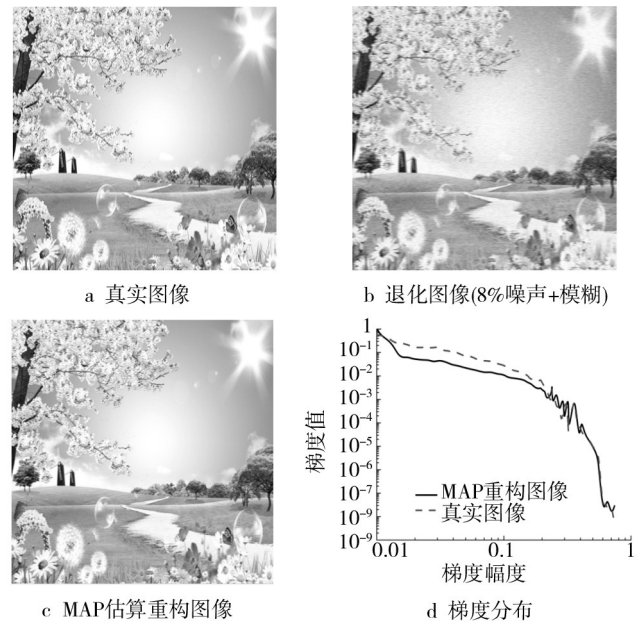


图1 MAP估算技术重构图像的梯度分布

Fig.1 Gradient distribution of reconstruction images based on MAP estimation

中可知,利用MAP估算技术得到的重构图像与真实图像之间的梯度分布有着较大差异,这表明基于MAP估算技术的重构算法得到的复原图像质量不佳。

为了消除MAP估算技术图像梯度之间的独立性带来的不足,给图像梯度附上约束:重构图像的梯度分布需逼近参考分布(真实图像)。为此,设计了惩罚KL散度耦合迭代分布重新加权的图像重构算法。

2 重构算法设计

图像重构算法主要分为3步:KL散度耦合MAP估算的图像梯度惩罚;基于迭代分布重新加权的图像重构;定义转导对比度失真率,构造重构质量反馈机制。

2.1 KL散度耦合MAP估算的图像梯度惩罚

最小化重构图像梯度分布与参考分布的KL距离,在全局图像先验中有着重要作用,可使重构图像降低分段平滑现象。令 $q_E(\nabla I)$ 为图像 I 的经验梯度分布, $q_D(\nabla I)$ 为参考梯度分布,引入KL散度^[11],测量 $q_E(\nabla I)$ 与 $q_D(\nabla I)$ 之间的距离 K_L :

$$K_L = \int_x q_E(x) \ln \left(\frac{q_E(x)}{q_D(x)} \right) dx \quad (5)$$

为了提高 $q_E(\nabla I)$ 的准确度,直接基于退化图像像素,构建图像参考梯度分布计算模型,以估算 $q_D(\nabla I)$ 。

$$q_E(\nabla I) = [v_i(\nabla I), f_i(\nabla I)] \quad (6)$$

$$v_i(\nabla I) = \frac{\Gamma(\frac{3}{\gamma_D})}{\lambda_D^{2/\gamma_D} \Gamma(\frac{1}{\gamma_D})}, f_i(\nabla I) = \frac{\Gamma(\frac{5}{\gamma_D})}{\lambda_D^{4/\gamma_D} \Gamma(\frac{1}{\gamma_D})} \quad (7)$$

其中: Γ 为高斯函数; γ_D 为理想梯度的形状参数; λ_D 代表理想梯度的分布形貌控制参数; $v_i(\nabla I)$ 为图像梯度变化; $f_i(\nabla I)$ 为梯度的第4分量; i 代表退化图像的第 i 个像素。

根据式(3)可知,通过广义高斯分布 $\rho(\nabla I; \gamma; \lambda)$,经验梯度分布 $q_E(\nabla I)$ 可以参数化。给定梯度样本 ∇I , i 代表引擎样本,则由最大化对数似然,估算出经验梯度分布 $q_E(\nabla I)$ 的形状参数 γ_E, λ_E :

$$[\gamma_E; \lambda_E] = \arg \min_{\gamma, \lambda} \left\{ - \sum_i \frac{1}{N} \ln(\rho(\nabla I; \gamma; \lambda)) \right\} \quad (8)$$

模型(8)等同于最小化梯度样本 ∇I 与广义高斯分布的KL散度。再利用文献[12]的方法求解模型(8)。

1) 联合估算(见模型1)估算初始图像,以开始迭

代最小化:

$$\vec{I}^0 = \arg \min \left\{ \frac{\|B - K \otimes I\|}{2\eta^2} + w_1 \lambda_D \|\nabla I\|^{\gamma_D} \right\} \quad (9)$$

2) 再根据模型(8)更新 q_E^0 。

3) 构造KL散度惩罚更新函数:

$$\rho_G^l(\nabla I) = \frac{1}{N} \ln \left(\frac{q_E^{(l-1)}(\nabla I)}{q_D(\nabla I)} \right) \quad (10)$$

式中: $\rho_G^l(\nabla I)$ 为成本函数,表征梯度样本 ∇I 的KL散度的能量; l 为迭代次数。

再将 $q_E(\nabla I)$ 的非参数逼近视为集合 ∇I ,联合模型(5),求解 K_L 。

$$K_L \approx \sum_i \rho_G(\nabla I_i) = \sum_i \left\{ \frac{1}{N} \ln \frac{q_E(\nabla I_i)}{q_D(\nabla I_i)} \right\} \quad (11)$$

4) 构造图像重构函数,完成图像复原:

$$\vec{I}^l = \arg \min \left\{ \frac{\|B - K \otimes I\|}{2\eta^2} + w_1 \lambda_D \|\nabla I\|^{\gamma_D} + w_2 K_L \right\} \quad (12)$$

式中: w_2 为惩罚KL散度程度的控制参数; γ_D, λ_D 分别为参考分布的形状参数和分布形貌控制参数;其余参数物理意义与前面模型相同。

5) 根据模型(8)更新 $\vec{I}^l$ 。若 $\vec{I}^l = \vec{I}$,重构结束;否则,返回步骤2)。

对于给定的自然图像,若 q_E 拥有的梯度大于 q_D ,则这些梯度承受 $\rho_G(\nabla I)$ 的惩罚更多;反之,则少。可见,通过这样惩罚图像梯度,使得 q_E 逼近 q_D ,以图1为例得到的梯度惩罚分布图见图2。从图2可知,将 q_E 与 q_D 的对数比率加入到初始惩罚函数 $\lambda_D \|\nabla I\|^{\gamma_D}$ 中,使得2个惩罚项的权重总和($w_1 \lambda_D \|\nabla I\|^{\gamma_D} + w_2 K_L$)具有更好的梯度分布,接近初始分布。

当 q_E 接近 q_D 时,成本函数 $\rho_G^l(\nabla I)$ 趋于0,此时, q_E 并不是完全收敛于 q_D 。虽然可以通过增大权重 w_2 ,迫使 q_E 逼近 q_D ,但是当 w_2 逐步增大时,所得到的梯度分布总是在参考分布周围振动,并不能得到理想结果。这里,以 γ_E, λ_E 迭代进展来直观反映这种振动现象,运行上述步骤,得到的结果见图3。从图3中可知,经过KL散度耦合MAP估算的图像梯度惩罚后,其结果总是不能收敛于稳定值,而是在理想值附近波动。

为了解决上述可靠性问题及振动现象,这里设计了迭代分布重新加权算法。

2.2 迭代分布重新加权算法

1) 将 q_E 与 q_D 的分布比例引入到模型(1),得到:

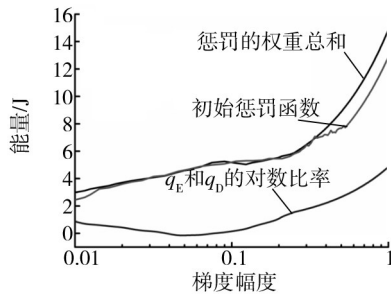


图2 图像梯度惩罚结果

Fig.2 Penalty results of image gradient distribution

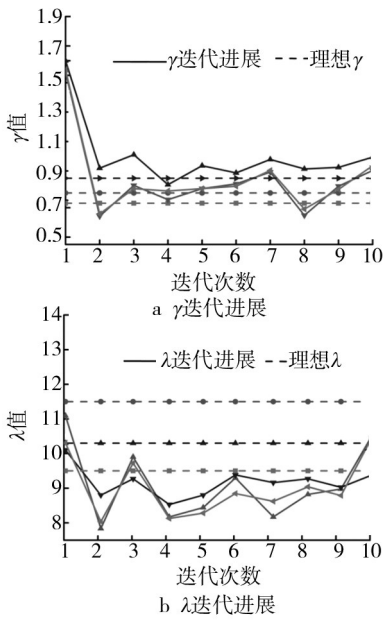


图3 KL散度耦合MAP估算的图像梯度惩罚运行结果

Fig.3 Penalty results of image gradient distribution based on KL divergence coupled MAP estimation

$$\begin{cases} \vec{I} = \arg \min \left\{ \frac{\|B - K \otimes I\|}{2\eta^2} \right\} \\ \text{满足 } q_E = q_D \end{cases} \quad (13)$$

2) 设计迭代累积成本函数。

$$\rho_G^l(\nabla I) = \rho_G^{l-1}(\nabla I) + w_2 \frac{1}{N} \ln \left(\frac{q_E^{(l-1)}(\nabla I)}{q_D(\nabla I)} \right) \quad (14)$$

$$\rho_G^0(\nabla I) = w_1 \lambda_D |\nabla I|^{\gamma_D} \quad (15)$$

其中: $\rho_G^l(\nabla I)$ 为前面迭代的成本函数, 其余参数物理意义与前述相同。

根据模型(14)(15), 通过检查前面迭代的参数经验分布, 惩罚 $\rho_G^l(\nabla I)$, 使得 q_E 逼近 q_D 。例如, 在当前迭代中, 较 q_D 而言, 若 1 组梯度的经验概率太高, 则增大下一轮迭代的惩罚力度。

3) 根据模型(14)(15), 构造图像重构函数。

$$\vec{I}^l = \arg \min \left\{ \frac{\|B - K \otimes I\|}{2\eta^2} + \rho_G^l(\nabla I) \right\} \quad (16)$$

4) 再根据模型(8)更新 $\vec{I}^l$ 。若 $\vec{I}^l = \vec{I}$, 重构结束; 否则, 返回步骤 2)。

根据模型(14)可知, 当 q_E 接近 q_D 时, 成本函数 $\rho_G^l(\nabla I)$ 等于 $\rho_G^{l-1}(\nabla I)$, 从而使得 $q_E = q_D$ 成为稳定点; 且 $\rho_G^l(\nabla I)$ 并不等于稀疏梯度先验, 根据步骤 1), $\rho_G(\nabla I) = 0$ 。因此, 经过步骤 2) 处理后, 对于任意的 w_2, q_E 都可收敛于 q_D 。同样, 这里以 γ_E, λ_E 迭代进展来直观反映迭代分布重新加权算法性能, 运行上述步骤, 得到的结果见图 4。从图 4 中可知, 经过迭代分布重新加权算法处理后, γ_E, λ_E 不存在图 3 中的振动现象, 且不等于初始梯度先验。

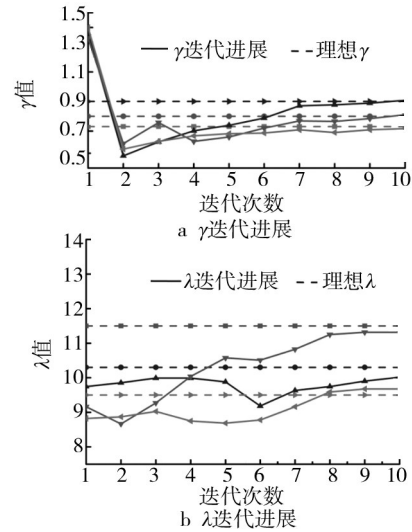


图4 迭代分布重新加权算法的图像梯度惩罚运行结果

Fig.4 Penalty results of image gradient distribution based on Iteration distribution reweighting

以图 1 为例, 利用提出的重构算法, 测试其梯度分布特性, 直观反映重构图像质量, 见图 5。从图 5 可知, 利用提出算法得到的重构图像逼近真实图像的梯度分布, 这表明提出的重构算法得到的复原图像质量比

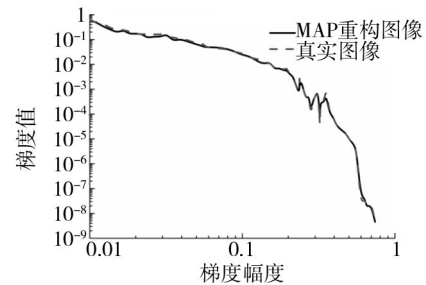


图5 提出算法重构图像的梯度分布

Fig.5 Gradient distribution of reconstruction image based on the proposed algorithm

较理想。

2.3 重构质量反馈机制

为了更好地重构图像,使其梯度分布更加接近真实图像的梯度分布,这里定义了转导对比度失真率。基于人类视觉系统^[12],从重构图像与真实图像的第*i*个像素处的亮度映射来计算感知度量:

$$G(L_1(i), L_2(i)) = \lg(L_1(i), L_2(i)) \quad (17)$$

式中: $L_1(i), L_2(i)$ 分别为重构图像与真实图像的第*i*个像素处的亮度映射。

再联合HVS,计算重构图像与真实图像的视觉失真:

$$R_{L_1, L_2}(i) = R(G(L_1(i), L_2(i))) \quad (18)$$

$$R(G) = \frac{1}{\lg 255} T(G) \quad (19)$$

其中: $R_{L_1, L_2}(i)$ 为 $L_1(i)$ 与 $L_2(i)$ 之间的视觉失真; $R(G)$ 为转导函数; $T(G)$ 为对比度的响应值。

依据模型(18),计算均方失真值MSD:

$$\text{MSD}(L_1(i), L_2(i)) = \frac{1}{N} \sum_i R_{L_1, L_2}(i)^2 \quad (20)$$

式中: N 为图像像素总量。

最终,定义转导对比度失真率TCDR(Transduced Cowstrast to Disttorion Ration),计算模型为:

$$\text{TCDR} = 10 \lg \left[\frac{R(G_{\max})^2}{\text{MSD}} \right] \quad (21)$$

式中:TCDR为转导对比度失真率; $G_{\max}$ 代表 $L_1(i), L_2(i)$ 之间的最大对比度。

根据TCDR,定义质量反馈机制:

$$(\vec{I}_{\text{TCDR}}^i - \vec{I}_{\text{TCDR}}^{i-1}) \leq \varepsilon \quad (22)$$

式中: ε 为人工设定微小阈值。

3 仿真结果及分析

为了体现提出算法的性能,将文献[7]及文献[8]的算法为对照组,分别记为A和B算法。借助Matlab 7.12软件来测试提出算法的性能。仿真环境为:采用因特尔17,2.3 GHz双核CPU,500 GB硬盘,4 GB的内存,运行条件为Windows XP。图像先验 $[\gamma_D=0.6, \lambda_D=6.5, w_1=0.01]$, $\varepsilon=0.002$ 。

3.1 重构图像质量及梯度分析

不同算法重构图像质量及梯度分布见图6。以图6a为对象,利用不同的算法对其重构,结果见图6c—h,可知3种算法的视觉效果都可以接受。但提出的算法其重构质量最好,复原图像纹理清晰,噪声显著减少,模糊效应低,且重构图像梯度与参考分布的拟合程度最好,见图6c与图6h。而对A算法的降噪效果不佳,B算法重构图像模糊,复原图像细节不清晰,且二者的图像梯度与参考分布的差异较大。原因是对照组算法主要是利用MAP估算来惩罚图像的非零梯度,其图像先验估算忽略了退化图像自身纹理,从而导致重构图像过渡平滑,且无法捕获整个图像梯度的全局统计,从而使得重构图像质量不佳。提出的算法利用迭代分布重新加权算法,使得重构图像的梯度分布更加接近参考分布,且以转导对比度失真率构造图像质量反馈机制,不断优化重构质量,提高了复原图像的视

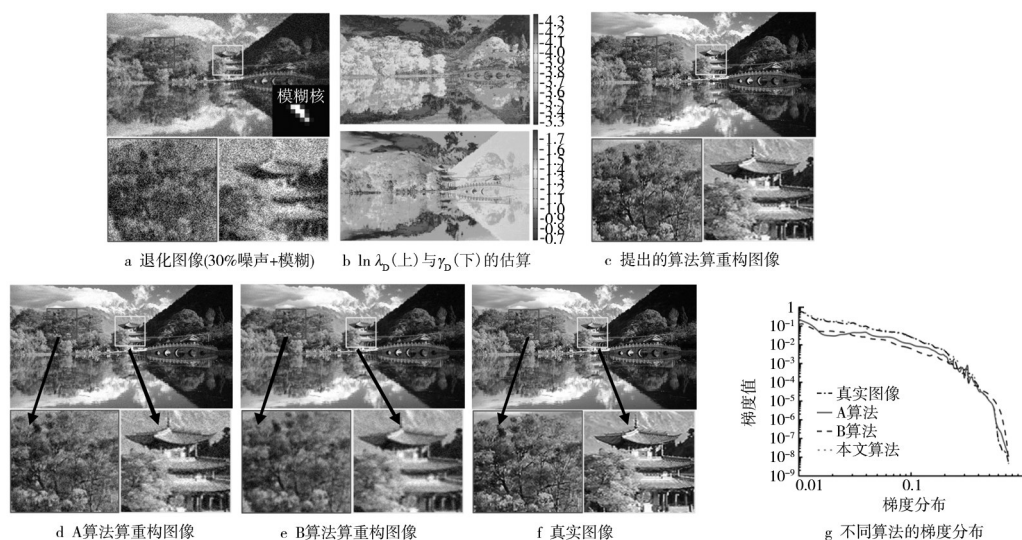


图6 不同算法重构图像质量及梯度分布

Fig.6 Quality and gradient distribution of images reconstructed by different algorithms (the frame part was the enlarged area)

觉质量。

3.2 转导对比度失真率分析

为了量化不同算法的重构图像质量,这里定义了新的评估指标:转导对比度失真率。其计算模型见公式(21)。对文献[13]中的数据集进行测试,包含了32幅,模糊核大小为10~15像素。不同算法的转导对比

度失真率测试结果见图7。由3种算法对其中之一进行重构(图7a),结果见7b—d。详细的评估值以及统计分析见图7e。提出算法、A算法、B算法的TCDR值分别为11.687,10.176,11.293 dB。可以看出,提出的算法其重构质量是最佳的,显著降低了模糊效应,其对应的转导对比度失真率值始终是最大的,均值约为11.687。

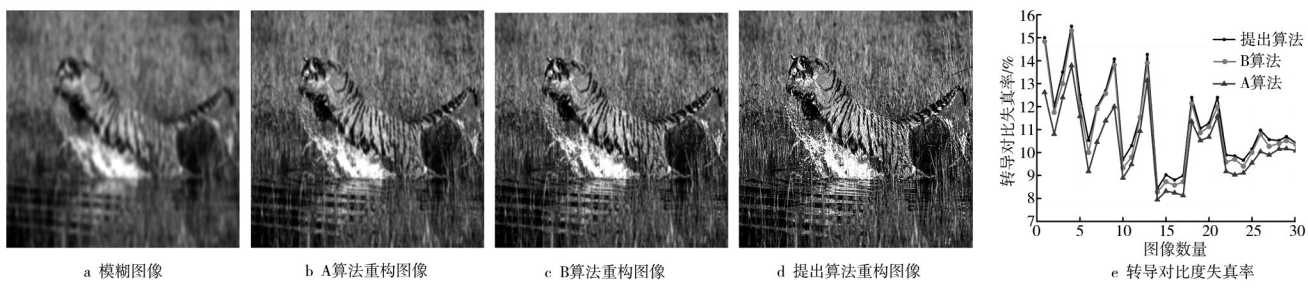


图7 不同算法的转导对比度失真率测试结果

Fig.7 Test results of transduction contrast distortion ratio based on different algorithms

3.3 用户研究

为了体现提出算法的优异视觉效果,借助 Amazon Mechanical Turk 数据集^[14],进行用户体验研究。选用7个退化图像,3个噪声为5%,10%,15%,3个轻度模糊3%,6%,9%,以及中度模糊2%噪声。对于每个退化图像,从Berkeley^[15]分割数据集中随机选取4幅图像(700像素×500像素)。利用提出的算法及对照组算法进行用户研究,得到用户响应结果见图8。从图8

可知,当图像退化程度较轻(噪声低于5%,模糊低于2%)时,用户不青睐提出的算法;当退化程度增大时,提出的算法表现出更高的用户响应,大部分用户都选择此算法。

4 结语

为了解决基于MAP估算技术的图像重构机制存的不足,设计了惩罚KL散度耦合迭代分布重新加权的图像重构算法,并定义了新的图像质量评价手段——转导对比度失真率模型,以此构建图像重构质量反馈机制,对提出的算法进行了用户响应研究。仿真实验结果表明:与当前基于MAP估算技术的图像重构机制相比,在图像退化程度严重时,提出的算法具有更好的用户响应。同时,该算法具有更高的重构精度,复原图像的纹理细节清晰可见。

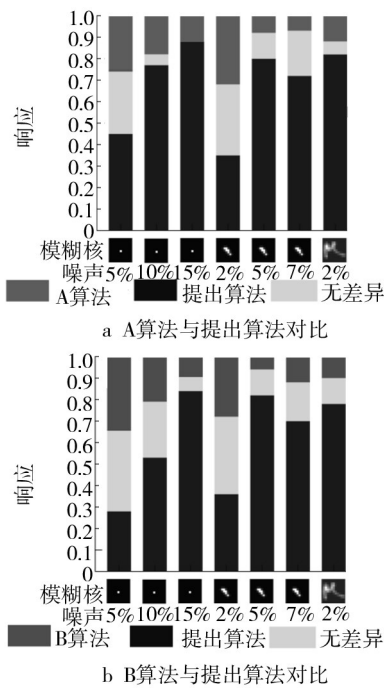


图8 不同算法的用户响应

Fig.8 User response stuffy of different algorithms

参考文献:

[1] 申静. 基于人眼视觉特性的包装印刷图像水印技术研究[J]. 包装工程, 2014, 35(3): 78—84.

SHEN Jing. Color Image Watermark Technology Based on Contrast Sensitivity of Human Vision System[J]. Packaging Engineering, 2014, 35(3): 78—84.

[2] 高智勇. 基于图像内容的二次水印模型及其实现[J]. 包装工程, 2012, 33(21): 94—97.

GAO Zhi-yong. Research on Theory Model of Quadriatic

- [45] GARY M, GAUKLER, RALF W S. Applications of RFID in Supply Chains[J]. Trends in Supply Chain Design and Management, 2007(13):29—48.
- [46] 江宏. 中国托盘事业的起锚[J]. 物流技术与应用, 2010(4): 32—36.
- JIANG Hong. The Starting Point of China Pallet Industry[J]. Logistics Technology & Application, 2010(4):32—36.
-
- (上接第 112 页)
- Watermark Based on Image Content[J]. Packaging Engineering, 2012, 33(21):94—97.
- [3] 顾振宇, 袁野, 张国锋. 基于掩蔽效应和抖动调制的盲水印方案[J]. 包装工程, 2013, 34(15):114—119.
- GU Zhen-yu, YUAN Ye, ZHANG Guo-feng. Blind Watermark Scheme Based on Masking Effect and Dither Modulation [J]. Packaging Engineering, 2013, 34(15):114—119.
- [4] 汪微, 唐波, 王夫清. 基于傅里叶变换域全息数字水印算法研究密算法研究[J]. 包装工程, 2013, 34(19):42—45.
- WANG Wei, TANG Bo, WANG Fu-qing. Watermarking Encryption Algorithm Based on Fourier-domain Digital Holographic[J]. Packaging Engineering, 2013, 34(19):42—45.
- [5] 刘长鑫, 刘真, 杨晟炜. PSNR在网目调数字图像质量评价中的应用研究[J]. 包装工程, 2012, 33(7):32—36.
- LIU Chang-xin, LIU Zhen, YANG Sheng-wei. The Application and Research of PSNR in Digital Image Quality Evaluation[J]. Packaging Engineering, 2012, 33(7):32—36.
- [6] 王洋, 左平. 一种基于最大后验概率与图像局部统计量的磁共振图像去噪模型[J]. 吉林大学学报:理学版, 2013, 51(2):289—293.
- WANG Yang, ZUO Ping. Magnetic Resonance Images Denoising Model Based on Maximum a Posteriori Probability and Image Local Statistics[J]. Journal of Jilin University: Natural Science, 2013, 51(2):289—293.
- [7] 洪逸飞, 姚琦敏, 张贻雄. 一种基于 MAP 的图像超分辨率重建算法[J]. 电视技术, 2014, 38(7):20—25.
- HONG Yi-fei, YAO Qi-min, ZHANG Yi-xiong. Super-resolution Image Reconstruction Algorithm Based on MAP[J]. Video Technology, 2014, 38(7):20—25.
- [8] 丁灿, 曲长文, 杨俭. 基于贝叶斯估计的改进 Contourlet 变换的 SAR 图像滤波[J]. 数据采集与处理, 2013, 28(6):2—8.
- DING Can, QU Chang-wen, YANG Jian. SAR Image Filter Based on Improved Contourlet Transformation of Bayesian Estimation[J]. Data Acquisition and Processing, 2013, 28(6):2—8.
- [9] NIKOLOV M. Model Distortions in Bayesian MAP Reconstruction [J]. Inverse Problems and Imaging, 2007, 1(2):399—422.
- [10] SCHMIDT U, SCHELLEN K, ROTH S. Bayesian Deblurring with Integrated Noise Estimation[J]. Computer Vision and Pattern, 2011, 28(25):2625—2632.
- [11] CHEN D Q, CHENG L Z, DU X P. Fast Poissonian Image Segmentation with a Spatially Adaptive Kernel[J]. Optik—International Journal for Light and Electron Optics, 2014, 125(4):1507—1516.
- [12] BHATNAGAR G, JONATHAN Q M WU. Human Visual System Inspired Multi-modal Medical Image Fusion Framework [J]. Expert Systems with Applications, 2013, 40(5):1708—1720.
- [13] LEVIN A, WEISS Y, DURAND F. Understanding and Evaluating Blind Deconvolution Algorithms[J]. Expert Systems with Applications, 2009, 40(5):1964—1971.
- [14] SIMCOX T, FIEZ J A. Collecting Response Times Using Amazon Mechanical Turk and Adobe Flash[J]. Behavior Research Methods, 2014, 48(1):95—111.
- [15] MARTIN D, FOWLKES C, TAI 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.

欢迎订阅 欢迎投稿