贝叶斯推理模型耦合非平稳边缘保持先验的图像模糊消除

徐向艺[1]，陈秋红[2]
（1. 平顶山学院，平顶山 467002；2. 河南城建学院，平顶山 467000）

摘要：目的 针对现行图像去模糊消除机制忽略了图像空间结构特征，降低了模糊消除效果，且算法稳定性不佳，无法克服解模糊等的不足，提出了贝叶斯模型耦合非平稳先验的图像去模糊机制。**方法** 基于二阶统计量方法，定义模糊函数；引入滤波因子和超参数，构造非平稳边缘保持先验模型；基于贝叶斯推理，引入雅克比矩阵设计了超参数动态更新机制；用耦合先验模型与贝叶斯模型完成图像复原。在仿真平台上测试了算法的性能。**结果** 与其他几种机制相比，提出的算法机制去模糊质量更好，局部放大后纹理细节仍然清晰，并且去模糊前后图像的结构相似度更高。**结论** 提出的算法具有较佳的图像去模糊效果，重构质量理想。

关键词： 图像去模糊；贝叶斯模型；非平稳先验；雅克比矩阵；边缘保持
中图分类号： TP391 **文献标识码：** A **文章编号：** 1001-3563(2014)19-0098-05

Image Deblurring Based on Bayesian Model Integration with Non-Stationary Edge Preserving Priors

XU Xiang-yi[1], *CHEN Qiu-hong*[2]
(1. College of Software, Pindingshan College, Pingdingshan 467002, China;
2. College of Computer Science and Engineering, Henan University of Urban construction, 467000, China)

ABSTRACT: Objective The current image deblurring removal mechanism ignores the image space structure characteristics, which reduces the deblurring effect, and there are other problems such as poor stability of these algorithms, which cannot overcome the lack of ambiguity. Targeting at these problems, we proposed a Bayesian model coupled non-stationary priors image deblurring mechanism. **Methods** Based on second-order statistics, vague function was defined. Filtering factor and ultra-parameter structure were introduced to maintain a priors model of non-stationary edge preserving. Based on Bayesian inference, Jacobian matrix was introduced to design the hyperparameter dynamic update mechanism. The coupled priors model and Bayesian model were used to complete image reconstruction. The performance of the algorithm was tested on the simulation platform. **Results** Compared with several other mechanisms, the mechanism proposed in this paper showed better deblurring performance. The texture details remained clear after local amplification, and the structural similarity of the images before and after deblurring was higher. **Conclusion** The proposed algorithm had relatively good image deblurring performance and the reconstruction quality was ideal.

KEY WORDS: image delurring; Bayesian model; non-stationary priors; Jacobian matrix; edge preserving

随着计算机数字技术的不断发展和完善，图像处理在人们日常生活中占据重要地位。图像模糊消除技术作为图像处理的重要的分支，在卫星遥感、医疗以及商业等领域得到了广泛应用，成为当前的研究热点和焦点[1-3]。然而，由于成像设备、周围环境、天气以及人为因素，使得采集图像质量不佳，边缘模

收稿日期： 2014-06-09
基金项目： 国家自然科学基金(U1204611)；河南省自然科学基金(132300410278)
作者简介： 徐向艺(1979—)，女，河南平顶山人，硕士，平顶山学院讲师，主要研究方向为算法优化设计与图像处理。

糊，易造成信息丢失，从而给图像的后续使用带来了巨大的负面影响。诸多学者提出了图像模糊消除算法，以获得细节清晰的图像。其中，典型的去模糊算法为图像反卷积运算，反卷积是逆过程，需要恢复低频信息并找回丢失的高频成分[4—6]。对此，国内诸多专家展开了研究。常亮[7]等人提出了基于点扩散的运动模糊图像复原研究，在图像退化先验知识已知的情况下，针对运动造成的图像模糊的性质，找出前后2种图像状态的关联，进而研究造成匀速模糊图像的退化原因和复原方法，最终得出数学模型，并利用VC++编程实现图像的模拟运动模糊及模糊图像复原；杨欣欣[8]等人提出了改进的广义高斯分布与非局部均值图像去模糊，其算法首先对模糊图像进行小波变换，然后应用极大似然估计的方法及经典的Newton-Raphson算法，估计出广义高斯分布模型的尺度参数和形状。利用这2个参数改进原始的单一根据指数函数的衰减速度和局限于一个参数求图像权值的方法。在多个典型图像上的测试结果表明，改进算法后的图像去模糊化效果比原始的NL-means方法更优越。

尽管上述算法都能消除模糊，在视觉上能取得较好的复原效果，但忽略了图像空间结构特征，使其存在振铃效应，细节不够丰富。并且这些算法稳定性不佳，无法克服解模糊。近年来，使用贝叶斯方法的图像复原已成为一种简洁的方式，由先验分布的方式描述了正则项，同时，正则化和噪声方差的权重允许估计附加能力，这些虽然已经成功地应用于平滑先验推广，但是贝叶斯建模规定了先验函数的选择限制。对此，提出了贝叶斯推理模型耦合非平稳先验的图像模糊消除机制，借助仿真平台测试了算法性能。

1　系统模型

1.1　图像退化模型

典型的图像退化模型为：

$$y=H\otimes x+n \tag{1}$$

式中，y代表模糊图像，H代表未知图像，x为模糊核函数，n为附加噪声。

图像去模糊实质是找出H的最接近H'：

$$\min \| H(u,v)-H'(u,v) \|^2 \tag{2}$$

式中，$\|\cdot\|$代表L^2范数。

假设噪声分量n服从高斯分布，则退化模型B的概率密度函数可表示为噪声方差的倒数和n个图像像素的总数：

$$p(y \mid x,\beta) \propto \beta^{n/2}\exp\left\{-\frac{\beta}{2}\| y-Hx \|^2\right\} \tag{3}$$

式中，ρ为概率密度函数，β为噪声的逆方差。

为了消除解模糊，引入二阶统计量方法[10]，对模糊函数进行如下定义。

1）该模糊函数值为正，则真实图像的平均数保存在模糊计算内，即：

$$\sum_{(x\in R_s)} x = 1 \tag{4}$$

通过该定义有效地解决了模糊解难题。

2）模糊函数值是对称的，且为零相位。该定义有效解决了估算算法的不稳定性，且保证有唯一解。

3）模糊函数有1个已知参数。可显著降低计算复杂度。

1.2　先验模型

为了对于任意的先验分布，都能有效地避免任何特定稀疏促进形状的选择。同时，为了寻求出一个易处理的推理机制，这里定义了一个零均值的多变量高斯分布，结合了L个滤波C_i的约束关系：

$$p(x \mid a_1,\cdots,a_L) \propto \left| \sum_{i=1}^{L} C_i^t A_i C_i \right|^{1/2} \cdot \exp\left\{-\frac{1}{2}\sum_{i=1}^{L} \| A_i^{1/2} C_i x \|^2\right\} \tag{5}$$

式中，x为模糊核函数，$p()$为边缘先验，C_i为滤波因子，L为滤波因子数量，A_i是$N\times N$的对角矩阵，该矩阵对于任意给定的像素j，都包含了与其对应的滤波因子C_i的逆方差响应值有关的超参数a_i，从而：$A_i=\mathrm{DIAG}(a_i)$，$a_i=[a_i^1,a_i^2,\cdots,a_i^N]^t$。

2　贝叶斯推理

联合概率密度函数可以写为：

$$p(y,x,\beta,a_1,\cdots,a_L) \propto p(y|x,\beta)p(x|a_1,\cdots,a_L)$$

$$\propto \left| \sum_{i=1}^{L} C_i^t A_i C_i \right|^{1/2} \beta^{N/2} \cdot \exp\left\{-\frac{1}{2}\sum_{i=1}^{L} \| A_i^{1/2} C_i x \|^2\right\}\cdot$$

$$\exp\left\{-\frac{\beta}{2}\left\|y-Hx\right\|^2\right\} \tag{6}$$

在这里，基于实证分析-经验Bayes或最大似然先验来选择进行推理的所需超参数，然后通过边缘化x可得：

$$p(y|\beta,a_1,\cdots,a_L)\propto\int_x p(y,x,\beta,a_1,\cdots,a_L)\mathrm{d}x \tag{7}$$

结合式(3)~(7)可知：

$$\ln p(y|\beta,a_1,\cdots,a_L)=\frac{1}{2}\ln\left|\sum_{i=1}^{L}C_i^tA_iC_i\right|+\frac{N}{2}\ln\beta-\frac{1}{2}\sum_{i=1}^{L}\left\|A_i^{1/2}C_i\bar{x}\right\|-\frac{\beta}{2}\left\|y-H\bar{x}\right\|^2-\frac{1}{2}\ln\left|\sum_{i=1}^{L}C_i^tA_iC_i+\beta H^tH\right| \tag{8}$$

对超参数a_i^j求导：

$$\frac{\delta\ln p(y\mid\beta,a_1,\cdots,a_L)}{\delta\alpha_i^j}=\frac{1}{2}\begin{pmatrix}\mathrm{trace}\left[\left(\sum_{i=1}^{L}C_i^tA_iC_i\right)^{-1}C_i^t\boldsymbol{J}^{jj}C_i\right]-\bar{x}^tC_i^tJ^{jj}C_i\bar{x}\\-\mathrm{tace}\left[\left(\sum_{i=1}^{L}C_i^tA_iC_i+\beta\boldsymbol{H}^t\boldsymbol{H}\right)^{-1}C_i^t\boldsymbol{J}^{jj}C_i\right]\end{pmatrix} \tag{9}$$

其中，trace代表轨迹，$\boldsymbol{H}$代表模糊图像矩阵，C_i为滤波因子，x代表清晰图像，t为运行时间，$\bar{x}$代表最大后验概率分布：

$$\bar{x}=\left(\sum_{i=1}^{L}C_i^tA_iC_i+\beta\boldsymbol{H}^t\boldsymbol{H}\right)^{-1}\boldsymbol{H}^ty \tag{10}$$

式中，y代表模糊图像。$\boldsymbol{J}^{jj}$作为一个特殊的选择矩阵，该矩阵其他元素全为零，唯有(jj)不为零。

为了求解模型(10)，引入用共轭梯度(CG)最小化算法进行迭代求解[11]。令模型(9)的导数为零，并定义：

$$\sum p=\sum_{i=1}^{L}C_i^tA_iC_i,\sum T=\sum_{i=1}^{L}C_i^tA_iC_i+\beta\boldsymbol{H}^t\boldsymbol{H},v_i=C_i\bar{x} \tag{11}$$

则式(9)可演变为：

$$\mathrm{trace}\left[\sum_{p}^{-1}C_i^t\boldsymbol{J}^{jj}C_i\right]=(v_i^j)^2+\mathrm{trace}\left[\sum_{T}^{-1}C_i^t\boldsymbol{J}^{jj}C_i\right] \tag{12}$$

为了动态更新超参数a_i^j，设计如下迭代公式：

$$a_i^{j(k+1)}=\frac{\mathrm{trace}\left[\sum_{p}^{(k)-1}C_i^t\boldsymbol{J}^{jj}C_i\right]}{(v_i^{j(k)})^2+\mathrm{trace}\left[\sum_{T}^{(k)-1}C_i^t\boldsymbol{J}^{jj}C_i\right]}a_i^{j(k)} \tag{13}$$

联合先验模型(5)与模型(6)，迭代计算出x与$\boldsymbol{H}$，代入模型(1)中，即可得到去模糊图像。

由于协方差矩阵的逆运算$\sum_{p}^{-1}$和$\sum_{T}^{-1}$是非常大的，使得参数更新公式(13)是比较复杂的。因此，引入雅可比对角线近似协方差矩阵来解决这个问题：

$$\sum_{p}^{(k)-1}\approx\mathrm{DIAG}(\zeta_p^{(k)}),\sum_{T}^{(k)-1}\approx\mathrm{DIAG}(\zeta_T^{(k)}) \tag{14}$$

这里，$\zeta_p^{(k)}$和$\zeta_T^{(k)}$是$N\times1$维向量；$\zeta_p^{l(k)}=1/\sigma_p^{l(k)}$和$\zeta_T^{l(k)}=1/\sigma_T^{l(k)}$分别为$l=1,2,\cdots,N$。而且$\sigma_p^{(k)}=\sum_{i=1}^{L}D_ia_i^{(k)}$和$\sigma_T^{(k)}=\sigma_p^{(k)}+\beta h^2$，其中，$D_i$是$N\times N$滤波与矩阵元素，$D_i^j=(C_i^j)^2$对$i=1,\cdots,L$。

此外，得到的常数h作为点扩展函数(PSF)的内核元素的平方和。在矩形波串(均匀)的情况下，PSF相当于任何非零核系数的值。使用类似的方法得到：

$$C_j^t\boldsymbol{J}^{jj}C_i\approx S_i^{jj} \tag{15}$$

式中，$S_i^{jj}=\mathrm{DIAG}(\gamma_i^j)$，$\gamma_i^j=F_iJ^j$是$N\times1$向量对$i=1,\cdots,L$；是一个$N\times1$向量，所有元素为0，除了在$j$位置外。矩阵$D_i$，$F_i$也是$N\times N$的滤波矩阵，其元素$F_i^j=(C_i^j)^2$。

最终得到：

$$\mathrm{trace}\left[\sum_{p}^{-1}C_i^t\boldsymbol{J}^{jj}C_i\right]\approx\mathrm{trace}\left[\sum_{p}^{-1}S_i^{jj}\right] \tag{16}$$

联合模型(10)~(14)，设计新的超参数对角矩阵：

$$A_i^{(k+1)}\approx\left[\mathrm{DIAG}\left(\mu_i^{(k)}+F_i\sum_{T}^{(k)-1}\vec{1}\right)\right]^{-1}\mathrm{DIAG}\left(F_i\sum_{p}^{(k)-1}a_i^{(k)}\right) \tag{17}$$

式中，$\mu_i^{(k)}=(v_i^{(k)})^2$，并且如前面所解释的，对于$j=1,\cdots,N$，每个$F_i$都与每个相应的滤波$C_i$有着密切联系。

通过实验发现，当用一个特定的滤波F来替代滤波F_i的时候，最终得到的结果更好、更稳定。特定滤波F的内核$\boldsymbol{f}$为：

$$\boldsymbol{f}=\begin{bmatrix}0&1&0\\1&1&1\\0&1&0\end{bmatrix} \tag{18}$$

在傅里叶域中，方程(14)处理对角矩阵的效率更高。以这种方式，可以获得每个协方差逆矩阵的所有对角元素，从而对于$i=1,\cdots,L$，都可以用并行模式型

计算不同的超参数α_i^j 。

3　实验结果与分析

为了凸显提出的贝叶斯模型耦合非平稳先验的图像去模糊机制（记为A机制）性能的优异性，将文献[9]和[10] 的图像去模糊机制作为对照组，分别记为B和C机制。在DELL 2.5 GH z 双核CPU，8GB内存的微型机上进行实验。借助MATLAB仿真平台进行测试。使用2个差分滤波器，分别为一阶和二阶。一阶差分滤波器$\boldsymbol{c}_1$和$\boldsymbol{c}_2$定义为：

$$\boldsymbol{c}_1 = \frac{1}{2}[4\ -4]\ ,\boldsymbol{c}_2 = \frac{1}{2}[4\ -4]^t \tag{19}$$

二阶差分对角滤波器$\boldsymbol{c}_3$和$\boldsymbol{c}_4$定义为：

$$\boldsymbol{c}_3 = \frac{1}{2}\begin{bmatrix}3 & 0\\ 0 & -3\end{bmatrix}\quad \boldsymbol{c}_4 = \frac{1}{2}\begin{bmatrix}0 & 3\\ -3 & 0\end{bmatrix} \tag{20}$$

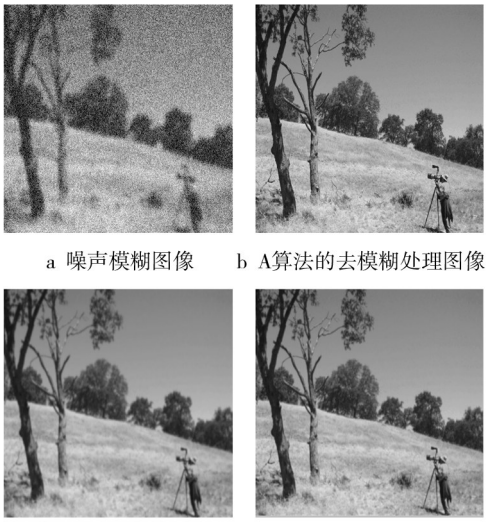
实验对象（噪声模糊图像）见图1a，为228像素×288像素，且添加30%的高斯白噪声图像。从模糊消除效果、峰值信噪比、机制运行速度以及局部放大细节清晰视觉效果等4方面进行评估。去模糊图像的峰值信噪比P_{SNR}的计算模型[11—12]：

$$P_{\mathrm{SNR}} = 10\lg\frac{M\times N(255\times 255)}{\sum_{i=0}^{M-1}\sum_{j=0}^{N-1}[S_1(i,j)-S_2(i,j)]^2} \tag{21}$$

式中，$M\times N$为图像大小，$S_{\mathrm{S}}(i,j)$为目标图像在坐标(i,j)的灰度值，$S_{\mathrm{D}}(i,j)$代表复原图像在位置(i,j)的灰度值。

3种模糊消除机制处理后的复原图像见图1b—d。从图1可见，从视觉上看，这些模糊消除机制的去模糊效果都可以接受，没有明显的噪声。但是，A算法去模糊效果更好，细节保存完整，复原清晰；B算法存在明显的振铃效应，复原质量不佳；C算法质量优于B，但仍然存在微小的模糊。

为了量化3种算法的复原质量，测试其P_{SNR}及其运行效率，见表1和图2。从表1可知，A算法对应的模糊消除图像的信噪比最大，最大值达到35.21 dB，稳定达到33.26 dB；而B算法、C算法的最大信噪比分别为33.85 dB和32.74 dB。主要原因是A算法中引入了贝叶斯模型和非平稳先验，使得处理图像得到优化。从图2中可知，3种机制复原图像后的稳定P_{SNR}都很接近，但是它们的运行速度存在巨大的差异。其中，A机制的运行效率最高，在13 s时就达到了平稳状态。而



a 噪声模糊图像　b A算法的去模糊处理图像

c B算法的去模糊处理图像　d C算法的去模糊处理图像

图1　图像去模糊效果对比

Fig.1 Comparison of image deblurring performance

B、C机制分别需要24 s和30 s。主要原因是A机制引入了共轭梯度（CG）最小化算法与雅可比对角线近似协方差矩阵，使其以并行模式进行迭代，有效降低了机制的迭代次数，降低了计算复杂度。

表1　模糊消除图像的信噪比

Tab.1 PSNR of image deblurring

dB

名称	A算法	B算法	C算法
最大信噪比	35.21	33.85	32.74
稳定信噪比	33.26	32.65	30.89

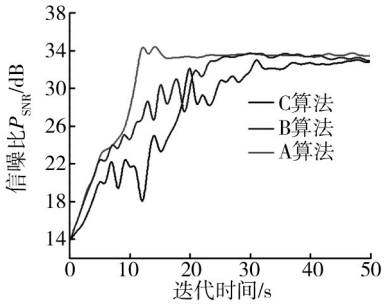
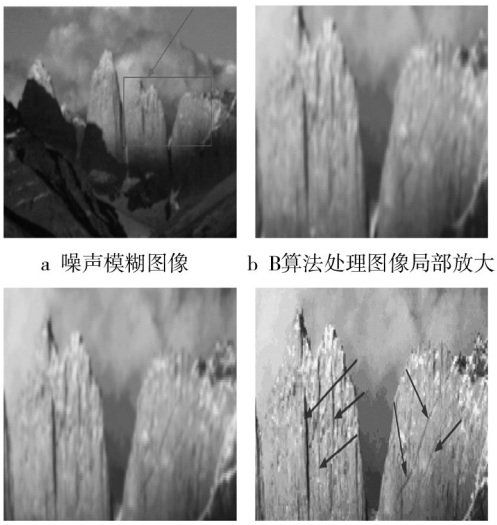


图2　复原图像的信噪比

Fig.2 PSNR value of the restored image

为了更直观地体现A算法的优异性能，借助局部放大细节清晰视觉效果来衡量。复原图像的局部放大视觉效果测试结果见图3。局部放大位置见图3a中的方框，可以看到，A算法去模糊效果最佳，局部放大后图像边缘信息以及细节非常清楚，见图3d；

经过B算法去模糊处理后，局部放大视觉效果较差，其边缘信息以及细节仍然处于模糊状态，见图3b；与B算法相比，C算法的去模糊质量较好，但不理想，部分细节仍然不清晰。原因是A算法定义了模糊函数，消除了解模糊，并引入了非平稳先验，设计超参数动态更新机制，使得大大增强了图像清晰度。而其他2种算法则是利用L^2范数，其忽略了图像的空间特性，易产生“阶梯效应”，继而显著降低了降噪效果和视觉质量。



a 噪声模糊图像　b B算法处理图像局部放大

c C算法处理图像局部放大　d A算法处理图像局部放大

图3 去模糊图像局部放大视觉效果

Fig.3 Partial enlarged visual effect of delurred image

借助结构相似度来衡量复原前后图像之间的相似度，步骤如下所述。

1）基于图像模糊库[13—14]，得到结构相似度与模糊图像的DMOS（DOMS-Difference of Mean Mean Optinion Score，平均主观分数差值）对应的SSIM的非线性拟合曲线图；

2）再测试图1a—d的DMOS，根据步骤1）得到的曲线图进行拟合，计算出不同算法处理的模糊消除图像的SSIM。

拟合曲线图见图4，可知，DMOS越小则结构相似度SSIM越大，显示去模糊效果更好。

采用A算法、B算法和C算法处理图1中的图像，并依据图4，得到结构相似度值，见表2。从表2中可以看到，A算法消除抖动模糊后，其最终图像的结构相似度值为0.334，显著大于其他2种算法（0.269，0.221）。可见，A算法能够有效消除模糊，细节清晰。

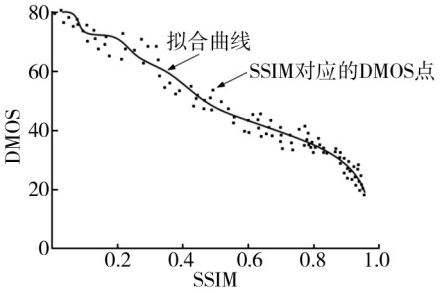


图4 DMOS与SSIM的拟合曲线

Fig.4 Fitting curve between DMOS and SSIM

表2 不同算法模糊消除算法的SSIM

Tab.2 SSIM of different deblurring algorithm

名称	图1b	图1c	图1d
DMOS	48	65	78
SSIM	0.334	0.269	0.221

4 结语

提出了贝叶斯模型耦合非平稳先验的图像重构机制，以解决当前图像去模糊消除机制因忽略了图像空间结构特征，降低了模糊消除效果，以及算法稳定性不佳、无法克服解模糊等的不足。测试了算法的性能，结果表明：与其他几种机制相比，提出的算法机制其去模糊质量更好，局部放大后纹理细节仍然清晰，且重构前后图像的结构相似度更高。

参考文献：

[1] 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(5)：95—98.
LIU Shu-jun, ZHANG Xin-zheng, LIU Yin. Image Restoration Based on Fuzzy Nonlinear Regression Based Algorithm[J]. Packaging Engineering, 2013, 34(5): 95—98.

[2] 周玉，彭召意，国秀琴. 一种基于印刷图像处理技术的模糊图像复原方法[J]. 包装工程，2009，30(7)：53—56.
ZHOU Yu, PENG Zhao-yi, GUO Xiu-qing. Blurring Image Restoration Method Based on Print Image Processing Technology[J]. Packaging Engineering, 2009, 30(7): 53—56.

[3] 徐敏，郑元林. 基于SSIM的印刷图像质量评价研究[J]. 包装工程，2012，33(5)：98—101.
XU Min, ZHEN Yuan-lin. Print Image Quality Evaluation Research Based on SSIM[J]. Packaging Engineering, 2012,

（下转第129页）

司冷王T系列产品说明书的翻译为例[D]. 上海:上海外国语大学,2011.
HAO Ren-zhu. Translation of Product Manuals——A Study based on the Translation of Ingersollrand Company's T-series Product Manual[D]. Shanghai: Shanghai International Studies University,2011.

[12] 刘畅. 浅析汽车使用说明书的电子化开发及应用[J]. 企业导报,2013(4):270—272.
LIU Chang. On the Instructions of Car Development and Application of Electric[J]. Enterprise Herald,2013(4):270—272.

[13] JOHNSON. 2010 Horizon Report[DB/OL]. http://www.nmc.org/publications/2010-horizon-report,2011-03-03.

[14] 郭昌达. 增强现实三维配准技术方法研究[D]. 郑州:信息工程大学,2013.
GUO Chang-da. Research on Methods of 3D Registration Technique in Augmented Reality[D]. Zhengzhou: Information Engineering University,2013.

[15] 王敏敏. 产品说明书的服务设计研究[D]. 无锡:江南大学,2004.
WANG Min-min. A Study on the Service Design of Product's Instructions[D]. Wuxi:Jiangnan University,2004.

[16] 许山杉. 增强现实电子书的开发[D]. 上海:华东师范大学,2011.
XU Shan-shan. The Development of Augmented Reality E-Book[D]. Shanghai:East China Normal University,2011.

[17] 盛君. 基于标识的增强现实系统的研究[D]. 杭州:杭州电子科技大学,2009.
SHENG Jun. Augmented Reality System Based on Marker[D]. Hangzhou:Hangzhou Dianzi University,2009.

(上接第102页)

33(5): 98—101.

[4] ZHAO Bo,ZHANG Wen-sheng,HUAN Ding. Non-blind Image Deblurring from a Single Image[J]. Cognitive Computation, 2013, 5(1):3—12.

[5] CHEN Feng,JIAO Yu-ling,MA Guo-rui. Hybrid Regularization Image Deblurring In the Presence of Impulsive Noise[J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2013,24(8):106—114.

[6] TAM N W P,LEE J S,HU C M. A Haar-wavelet-based Lucy-Richardson Algorithm for Positron Emission Tomography Image Restoration[J]. Nuclear Instruments and Methods in Physics Research A,2011,648(124): S122—S127.

[7] 常亮,李晶,张忠武,等. 基于点扩散的运动模糊图像复原研究[J]. 佳木斯大学学报,2013,31(3):101—105.
CHANG Liang, LI Jing, ZHANG Zhong-wu, et al. Research on Motion Image Restoration Based on Point Diffusion[J]. Journal of Jiamusi University,2013,31(3):101—105.

[8] 杨欣欣,王志明. 改进的广义高斯分布与非局部均值图像去模糊[J]. 计算机应用研究,2012,29(5):1136—1138.
YANG Xin-xin, WANG Zhi-ming. Improved Generalized Gaussian Distribution with Non-Local Means Image Deblurring[J]. Computer Application and Research, 2012, 29(5): 1136—1138.

[9] TEKALP A M, SEZAN M I. Identification of Image and Blur Parameters for the Restoration of Non-causal Blurs[J]. IEEE Transactions on Acoustics, Speech, Signal Processing, 2010, 34(4):963—972.

[10] BABACAN S, MOLINA R, DO M, et al. Blind De-Convolution with General Sparse Image Priors[J]. In Proceedings of European Conference on Computer Vision(ECCV), 2012, 23(6):341—355.

[11] 刘长鑫,刘真,杨晟炜,等. 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):108—112.
LIU Chang-xin, LIU Zhen, YANG Mao-wei, et al. Application and Research of PSNR in Digital Halftone Image Quality Assessment[J]. Packaging Engineering, 2012, 33(7): 108—112.

[12] 陈丽娜, 刘真. 基于半色调特性的图像质量评价方法的研究[J]. 包装工程,2012, 33(17): 98—101.
CHEN Li-nan, LIU Zhen. Image Quality Evaluation Method Based on Halftone Characteristics[J]. Packaging Engineering, 2012,33(17):98—101.

[13] JOSHI N, KANG S B, SZELISKI R. Spatially-varying Image Deblurring[J]. Motion Deblurring: Algorithms and Research, 2014,31(12):1223—1229.

[14] CHANGSOO J, JEON H S. Disparity-based Space-Variant Image Deblurring[J]. Signal Processing: Image Communication,2013,28(7):792—808.