

# 基于 MAP 的单帧字符图像超分辨率重建

李 展<sup>1,2</sup>, 陈清亮<sup>1</sup>, 彭青玉<sup>1,2</sup>, 张庆丰<sup>1,2</sup>, 李伟祥<sup>1</sup>

(1. 暨南大学计算机科学系, 广东广州 510632; 2. 暨南大学天体测量、动力学和空间科学研究中法联合实验室, 广东广州 510632)

**摘 要:** 字符是很多图像处理应用关注的区域, 增强字符图像分辨率往往能提高字符识别率. 针对字符图像纵横和对角线方向纹理特征, 提出了一种提取不同方向纹理及图像平滑度度量的新方法, 并在最大后验概率框架下, 实现了单帧图像超分辨率重建算法. 算法利用自适应可调模板作为卷积核, 将纹理信息引入图像先验模型, 最终将超分辨率重建转化为一个目标函数最优化问题. 实验表明, 该算法能有效提高字符图像的识别率, 且对噪声具有较好的鲁棒性.

**关键词:** 图像重建; 超分辨率; 最大后验估计; 纹理分析; 字符识别

**中图分类号:** TP391.41      **文献标识码:** A      **文章编号:** 0372-2112 (2015)01-0191-07

**电子学报 URL:** <http://www.ejournal.org.cn>      **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2015.01.030

## MAP-Based Single-Frame Super-Resolution Reconstruction for Character Image

LI Zhan<sup>1,2</sup>, CHEN Qing-liang<sup>1</sup>, PENG Qing-yu<sup>1,2</sup>, ZHANG Qing-feng<sup>1,2</sup>, LI Wei-xiang<sup>1</sup>

(1. Department of Computer Science, Jinan University, Guangzhou, Guangdong 510632, China;

2. Sino-France Joint Laboratory for Astrometry, Dynamics and Space Science, Jinan University, Guangzhou, Guangdong 510632, China)

**Abstract:** Characters are concerned in many image processing applications. Enhance resolutions of character images frequently lead to higher recognition rate. Considering vertical, horizontal and diagonal texture features of character images, a new image smoothness measurement as well as a new method for extracting image texture in different directions is proposed, and a single-frame super-resolution (SR) reconstruction method is implemented under the maximum a posteriori (MAP) framework. Using a self-adaptive flexible template as a convolution kernel, texture information is introduced into the image prior model. Therefore, SR reconstruction is finally converted into an objective function optimization problem. Experimental results show that the proposed algorithm effectively increases the recognition rate for character images and has preferable robustness to noise.

**Key words:** image reconstruction; super resolution (SR); maximum a posteriori (MAP); texture analysis; character recognition

## 1 引言

图像中的字符常是被关注的感兴趣区域, 很多图像处理应用, 如车牌识别、基于内容的图像检索、文档图像分析等, 都需要提取和识别图像中的文字信息<sup>[1]</sup>. 现有大部分光学字符识别(OCR, Optical Character Recognition)软件和识别算法针对采样充分的较高分辨率图像设计, 对分辨率较低的字符图像识别率较低或无法处理. 利用超分辨率(SR, Super Resolution)图像重建技术提高文字区域的分辨率, 能增加字符识别率.

单幅图像 SR 方法通过对原始图像或退化过程的建模, 计算关于图像结构、纹理、关联或拍摄中的模糊、噪声、运动等的相关先验信息, 实现对图像分辨率的增

强. 其中, 最大后验估计(MAP, Maximum A Posteriori)方法<sup>[2]</sup>自提出以来, 由于具有唯一解、方便引入图像先验和空间观测模型, 以及收敛性和鲁棒性较好<sup>[3]</sup>, 在各类 SR 方法中得到了广泛应用和发展. Dong 等<sup>[4]</sup>基于 MAP 框架提出自适应稀疏域选择(ASDS, Adaptive Sparse Domain Selection)和自适应正则化(AR, Adaptive Regularization)方法 ASDS-AR-NL, 选择输入图像的最佳自回归模型和自相似性分别作为图像局部和非局部(NL, Non-Local)结构的正则化项, 实现图像去模糊和 SR 重建. 但作为基于学习的方法, 该方法要先建立训练图像库, 而且对噪声较为敏感. Zhang 等<sup>[5]</sup>提出基于 MAP 的单帧 SR 重建算法, 分别用控制核回归和非局部均值滤波学习低分辨率图像的局部和非局部先验模型, 正则化 SR 问

题.但与 ASDS-AR-NL 方法一样,该算法的图像先验模型根据普通自然图像建立,没有充分考虑字符图像的纹理特征,对字符图像重建效果一般.Hung 等<sup>[6]</sup>在 MAP 框架下改进了 Zhang 等<sup>[7]</sup>的软决策估计自适应插值(SAI, Soft-decision Adaptive Interpolation)算法,提出利用加权最小二乘法(WLS, Weighted Least Squares)的鲁棒软决策自适应插值算法 WLS-SAI,减少了传统插值法中常出现的振铃、块状或锯齿效应,更好地保持了图像空间连贯性.WLS-SAI 算法能较好地处理自然景观图像,但对于字符图像与普通图像纹理结构差别较大,WLS-SAI 算法处理效果欠佳.Walsha 等<sup>[8]</sup>针对单幅文本图像提出了基于稀疏表达的 SR 重建算法,用学习库元素的稀疏线性组合来表示高/低分辨率图像块,进行稀疏编码.算法可处理文档、招牌、标签和账单等不同种类图像中文本区域,但要先对大量高品质字符图像抽取区域块建立训练库.Pitchay 等<sup>[9]</sup>利用感兴趣区域和存在光照变化的连续场景之间的相似性信息,建立相似度先验,实现了基于 MAP 的单帧 SR 方法,并应用于核磁共振图像的重建.算法可以处理含有噪声的图像,但必须改变成像光照条件获取额外的图像先验信息,无法适用于已成像的普通单幅图像.

基于学习的单幅图像 SR 方法需要建立图像训练库,重建效果依赖于训练库中的图像与待重建图像之间的相似关系.另一方面,针对普通自然图像的重建方法应用于字符图像往往效果不理想.对于无法获得同类图像训练库的单幅字符图像,为了获得较优的重建结果,可在 MAP 框架下利用正则化项在重建过程中引入图像先验知识<sup>[10]</sup>,通过对字符纹理特征的建模来补偿关于图像空间结构度量缺失的先验信息.基于这个思想,同时考虑到字符识别率受图像噪声的影响较大,本文针对字符图像提出了一种对噪声鲁棒的基于 MAP 的单帧超分辨率重建方法,利用自适应卷积模板对图像的纵横和对角线纹理进行建模,定义了一种新的图像平滑度先验模型,实现了对字符图像的分辨率增强.

## 2 图像观测的数学模型

假设拍摄低分辨率图像是由待重建的高分辨率图像经过模糊、降采样和加噪得到.这个退化过程可以用图 1 和式(1)表示:

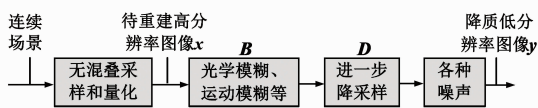


图1 单幅图像的退化过程

$$y = DBx + n = Ax + n \quad (1)$$

其中  $y$  是  $N_1 \times N_2$  的观测低分辨率图像;  $x$  代表  $qN_1 \times qN_2$  的重建高分辨率图像,其中  $q$  为下采样因子;  $D$  和

$B$  分别是下采样和模糊矩阵,退化矩阵  $A$  是两者乘积,合并了两种作用;  $n$  是加性噪声向量,考虑 CCD 传感器的热效应,通常被假定为零均值独立 Gauss 噪声.在这个模型下,单帧图像超分辨率重建意味着从降质的低分辨率图像  $y$  中重建出高分辨率图像  $x$  的逆过程.

## 3 传统 MAP 算法

MAP 算法的思想是以观测低分辨率图像  $y$  作为条件,对高分辨率图像  $x$  的估计应使后验条件概率  $\Pr(x|y)$  达到最大.根据概率论的 Bayes 公式,可把  $\Pr(x|y)$  分解为关于原始图像  $x$  的先验概率  $\Pr(x)$ 、关于观测图像  $y$  的先验概率  $\Pr(y)$  和关于图像退化过程的先验概率  $\Pr(y|x)$  三个部分,如式(2).对高分辨率图像  $x$  的估计转为目标函数  $\log\Pr(x|y)$  最大化问题,如式(3).

$$\Pr(x|y) = \Pr(y|x) \cdot \Pr(x) / \Pr(y) \quad (2)$$

$$\hat{x} = \underset{x}{\operatorname{argmax}} \{ \log\Pr(x|y) \} = \underset{x}{\operatorname{argmin}} \{ -\log\Pr(y|x) - \log\Pr(x) \} \quad (3)$$

Schultz 在提出的 MAP 框架中采用 Huber-Markov 随机场模型<sup>[2,11]</sup>表示原始高分辨率图像  $x$  的先验概率密度函数  $\Pr(x)$ ,分别将无噪声和带有独立零均值 Gauss 噪声的图像超分辨率重建问题建模为式(4)和式(5)表示的两类目标函数最优化问题.

$$\hat{x} = \underset{x}{\operatorname{argmin}} \{ -\log\Pr(x) \} = \underset{x}{\operatorname{argmin}} \{ \sum_{c \in C} \rho(d_c^t x) \} \quad (\text{约束: } y = Ax) \quad (4)$$

$$\hat{x} = \underset{x}{\operatorname{argmin}} \{ -\log\Pr(y|x) - \log\Pr(x) \} = \underset{x}{\operatorname{argmin}} \{ \alpha \|y - Ax\|^2 + \sum_{c \in C} \rho(d_c^t x) \} \quad (5)$$

其中  $c$  是图像的局部点集,  $C$  代表遍历整个图像时所有的局部点集集合;  $d_c^t x$  为图像平滑度量,可以通过对图像求导得到;边缘罚函数  $\rho(x)$  的定义如下<sup>[12]</sup>:

$$\rho_T(x) = \begin{cases} x^2 & |x| \leq T \\ 2T|x| - T^2 & |x| > T \end{cases} \quad (6)$$

其中  $T$  是区分二次项和一次项的阈值.式(5)中的平滑参数  $\alpha$  提供了图像平滑度项  $\sum_{c \in C} \rho(d_c^t x)$  和一致性项  $\|y - Ax\|^2$  之间的权衡参数.  $\alpha$  越大,约束一致性项的比重越大,表明图像退化的先验模型越准确;平滑度项的比重越小,算法边缘保持特性越强.但同时,由于边缘和噪声都属于图像中的高频部分,算法对边缘越保持,对噪声也越敏感.实验表明,对一般图像,  $\alpha$  最佳取值区间为  $[100, 4000]$ .

## 4 平滑度量新方法及改进 MAP 算法

### 4.1 图像平滑度量及纹理分析新方法

在建立图像的先验模型时需要定义图像平滑度量策略.由于  $d_c^t x$  是对图像中局部区域平滑度的度量,

即对图像空间活跃程度的测定,而边缘是图像中灰度变化最活跃的地方,因此传统 MAP 算法一般用图像差分或高通滤波近似计算  $d \cdot x^{[2,11]}$ ,其效果相当于提取边缘和细节.但不同的图像纹理方向是不同的.与以自然风景或人物等为主体的普通图像相比,字符图像的内容较单一,纹理规则性更强,字符笔画方向主要体现为纵横和对角方向.经典的图像平滑度量方法没有充分考虑字符图像固有的纹理特征,针对一般普通图像建立的先验模型也不能较好地表示字符图像,因而大部分传统 MAP 算法对字符图像无法获得较好的重建结果.

考虑到字符图像中纵横和对角线方向的纹理较多,本文提出一种更灵活的可调模板作为卷积核与图像  $x$  卷积来衡量每个像素点处的平滑度.为了不产生灰度偏移,整个模板系数和为零.定义具有旋转不变性的模板如下:

$$\omega = \begin{pmatrix} 1-\beta & \beta & 1-\beta \\ \beta & -4 & \beta \\ 1-\beta & \beta & 1-\beta \end{pmatrix}, (0 \leq \beta \leq 1) \quad (7)$$

其中  $\beta$  为纹理参数,调节图像细节在纵横与对角线方向的权值比重.某个方向的灰度变化越大,则该方向的空间活跃度越高,该方向权值越大.即:若图像中纵横方向细节较丰富,应有  $\beta > 0.5$ ;反之,若图像在对角线方向的细节较多,  $\beta < 0.5$ ;一般纹理均匀的图像两种方向上细节程度相当,应有  $\beta \approx 0.5$ .  $\omega$  类似 Laplacian 边缘提取算子,不同的是, Laplacian 算子各方向系数相同,不区分纵横和对角线方向,而  $\omega$  由权值比例参数  $\beta$  调整两种方向的细节比例.不同图像具有不同  $\beta$  值.本文提出一种计算不同方向纹理的新方法,通过对图像的纹理分析自适应地计算  $\beta$  值.

为了计算纹理参数  $\beta$ ,首先要提取纹理信息.传统的边缘检测利用图像差分提取纹理和细节.差分计算基于邻域像素处理,即提取边缘接近一个像素宽度.一般字符图像或图像字符区域,字符笔画宽度不只一个像素,此时用传统边缘检测算法得到的纹理是字符的笔画轮廓而非笔画本身,如图 2.对字符的纹理分析应考虑笔画的宽度和方向.本文提出的纹理分析方法可提取不同级别宽度的纹理,对普通图像可通过调节纹理宽度阈值获得某个方向的主干纹理或各级别细纹理;对字符图像可根据字符笔画平均宽度提取纵横和对角线方向的笔画.通过提取和量化不同方向的纹理



图2 传统边缘提取算法得到的字符纹理

特征,计算参数  $\beta$ .

由于字符图像的主要纹理是笔画,先用大津法<sup>[13]</sup>将字符图像转为二值图像,区分背景和字符更利于笔画提取.大津法是一种稳定通用的自适应阈值确定方法,通过最大化图像背景和目标的类间方差计算分割阈值.实验表明,用大津法二值化字符图像可获得较好的视觉效果.

假设分割后二值字符图像中的字符像素为 1,背景像素为 0.为了提取某个方向的字符纹理,可按该方向依次扫描图像,定义纹理宽度阈值  $m$ ,若出现超过  $m$  个连续的 1,则表示出现了该方向的主要纹理,予以保留;若出现  $m$  个以下的连续 1 值,则认为是噪声或较小纹理,予以擦除(将 1 值更改为 0).宽度阈值  $m$  越大则提取的纹理越粗; $m$  越小则提取的纹理越细.对于字符图像, $m$  值应根据二值化后图中字符笔画的平均宽度设定,使  $m$  的值略大于笔画平均宽度约 1~2 个像素.如图 3 所示,字符“B”的二值图进行水平扫描后仅保留了水平方向的纹理(此时字符笔画宽度为 2~3 个像素,因而取宽度阈值  $m = 4$ ).这样扫描整个图像一遍后就可以得到将该方向上宽度为  $m$  个像素以上的主干纹理图.对二值字符图像进行水平、垂直、对角线和反向对角线的四遍扫描(如图 4),分别得到四个方向的纹理图.

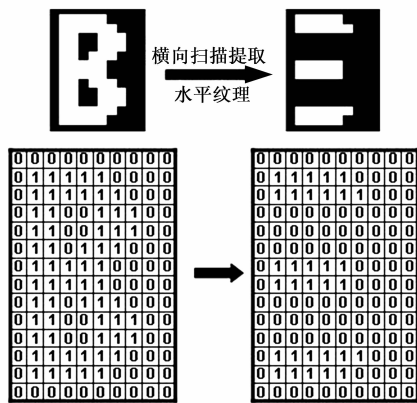


图3 字符“B”的水平纹理提取

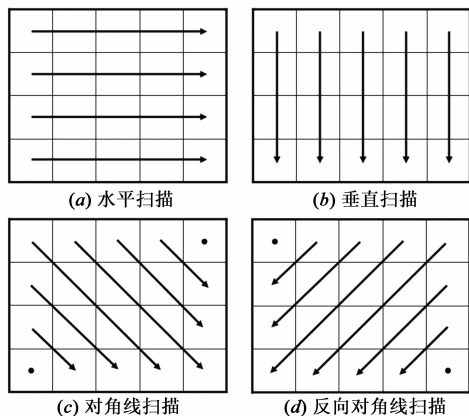


图4 纹理扫描的四种方向

对纹理图中的 1 计数,以 1 的个数作为对应方向的纹理量化值  $Tex$ ,并将纹理参数  $\beta$  的计算公式定义为:

$$\beta = \frac{Tex_{hor}^2 + Tex_{ver}^2}{Tex_{hor}^2 + Tex_{ver}^2 + Tex_{diag}^2 + Tex_{ndiag}^2} \quad (8)$$

其中  $Tex_{hor}$ ,  $Tex_{ver}$ ,  $Tex_{diag}$ ,  $Tex_{ndiag}$  分别表示水平、垂直、对角线和反向对角线方向的纹理值。

尽管纹理参数  $\beta$  的计算方法主要针对字符图像中纵横和斜对角方向的笔画纹理而提出,方法本身对普通自然图像也同样适用.除了字符图像,我们也对美国德州大学图像视频工程实验室(LIVE, Laboratory for Image and Video Engineering)提供的彩色原始图片库<sup>[15]</sup>中的 20 幅普通自然图像进行了测试,实验表明,字符图像的  $\beta$  值较大,一般为 0.8~0.9;普通自然图像的  $\beta$  值一般为 0.5~0.7(第 4 节第一组实验)。

## 4.2 改进的 MAP 算法

得到  $\beta$  值后,利用式(7)作为卷积模板与图像卷积来度量图像的平滑度,即:将式(4)和式(5)中的图像平滑度项  $\sum_{c \in C} \rho(d_c^t \mathbf{x})$  替换成  $\rho(\omega * \mathbf{x})$ ,其中  $\omega$  由式(7)定义,  $*$  是卷积操作,可由图像矩阵与卷积核  $\omega$  所对应的 Toeplitz 矩阵  $\mathbf{W}$  相乘实现,则无噪声模型的式(4)改为:  
 $\hat{\mathbf{x}} = \underset{\mathbf{x}}{\operatorname{argmin}} \{ \rho(\omega * \mathbf{x}) \} = \underset{\mathbf{x}}{\operatorname{argmin}} \{ \rho(\mathbf{W}\mathbf{x}) \}$  (约束:  $\mathbf{y} = \mathbf{A}\mathbf{x}$ )

独立零均值 Gauss 噪声模型的式(5)改为:

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{x}} &= \underset{\mathbf{x}}{\operatorname{argmin}} \{ \alpha \| \mathbf{y} - \mathbf{A}\mathbf{x} \|^2 + \rho(\omega * \mathbf{x}) \} \\ &= \underset{\mathbf{x}}{\operatorname{argmin}} \{ \alpha \| \mathbf{y} - \mathbf{A}\mathbf{x} \|^2 + \rho(\mathbf{W}\mathbf{x}) \} \end{aligned} \quad (10)$$

图像重建问题转化为一个目标函数最小化问题,可以采用梯度投影法或共轭梯度法求解。

## 5 实验结果及分析

我们在普通 PC 机 MATLAB R2009b 环境中测试运行了本文算法,机器软硬件配置为: Intel Pentium D 2.8GHz 和 2.79GHz 双核 CPU,内存 1.0GB, Windows XP Professional SP3。

第一组实验对美国德州大学 LIVE 图片库<sup>[15]</sup>测试了文中的纹理分析方法,验证了普通自然图像纹理参数  $\beta$  取值区间.图片库中一幅分辨率为  $634 \times 505$  的国会大厦图片的纹理提取结果如图 5,其中纹理宽度阈值  $m = 15$ ,计算得  $\beta = 0.60$ .从图 5 可见,纹理分析算法能正确地提取纵横和对角线四个方向的纹理,提取结果与  $m$  有关。

实验对图片库的 20 幅图像进行了各级别的纹理提取和参数计算,图像分辨率从  $618 \times 453$  到  $768 \times 512$  不等,纹理宽度阈值  $m$  取值范围为 3~180 个像素.图 6 显示了 20 幅图纹理参数  $\beta$  的均值随  $m$  变化的情况.图

6 表明,视觉上无倾斜或旋转的自然图像  $\beta$  值在 [0.5, 0.7] 区间,说明拍摄图片中的纵横纹理略多于对角线方向的纹理,现实中纵横方向是人视觉和自然事物的主方向,但普通自然图片中的两种方向纹理量相差不太大.此外,  $m$  从接近 1 个像素开始在适当范围内(与图像尺寸相对而言)增加时,  $\beta$  值也从 0.5 附近开始随之增加,之后趋于平稳,说明纵横和对角方向的细节纹理大致相当,主干纹理纵横方向较多,但提取纹理宽度超过一定阈值时,提出的主干纹理大体不变,  $\beta$  值保持稳定。

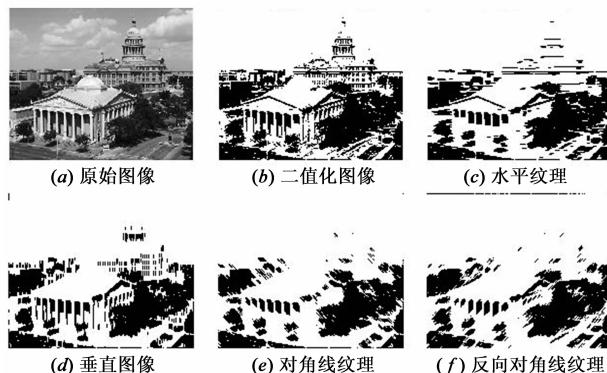


图 5 LIVE 图片库中国会大厦图片的纹理分析

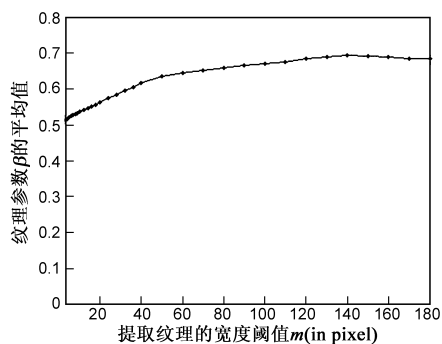


图 6 20 幅图像纹理参数  $\beta$  的平均值随提取纹理宽度阈值  $m$  的变化曲线图

第二、三组实验针对字符图像,将本文算法与低通滤波法、最邻近插值、Lanczos 插值以及两种基于 MAP 的算法 WLS-SAI<sup>[6]</sup> 和 ASDS-AR-NL<sup>[4]</sup> 进行了比较.用峰值信噪比 PSNR、结构相似度指标 SSIM<sup>[14]</sup> 和字符识别率对重建图像质量和效果进行评价。

第二组实验测试算法抗噪能力.实验将分辨率  $90 \times 30$  的车牌图像经过均匀模糊和 Gauss 模糊处理,并添加独立零均值 Gauss 噪声得到降质高分辨率图像,再两倍下采样 ( $q = 2$ ) 得到分辨率  $45 \times 15$  的低分辨率图像(图 7(a)),然后重建这幅图像。

图 7 显示了纹理提取结果(宽度阈值  $m = 4$ ).视觉上看,车牌字符图像的主要纹理是纵横向的,对角线方向较少,计算得到纹理参数  $\beta = 0.95$ 。

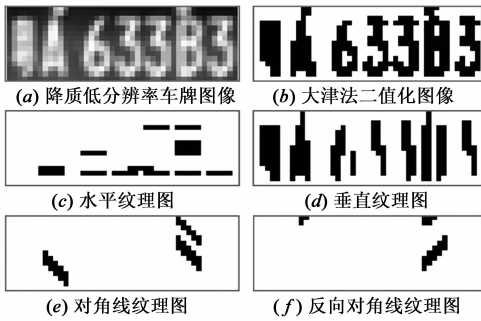


图7 车牌图像纹理提取



图8 不同噪声水平下重建车牌图像

图8显示了不同噪声水平下降质高分辨率图像(图8(a))和几种算法(图8(b)~(g))的重建结果,图像下方是SSIM百分值,✓代表正确识别;×代表分割或识别时出错.本文算法在噪声方差 $\sigma \leq 0.011$ 时使用无噪声模型,噪声方差 $\sigma > 0.011$ 时使用 Gauss 噪声模型.从图可见,低通滤波(图8(b))具有一定的抑噪效果但会造成模糊;最邻近插值(图8(c))和 Lanczos 插值(图8(d))不能有效提高图像分辨率和改善识别率;基于 MAP 的 ASDS-AR-NL 算法(图8(e))和 WLS-SAI 插值(图8(f))无噪声或噪声小时重建效果较好,但噪声较大时算法性能急剧下降;本文算法对噪声的鲁棒性较好,正确识别率较高.

图9(a)和(b)分别给出了PSNR和SSIM随噪声变化的情况,为方便比较,将降质高分辨率图像的曲线也描绘在图中.随着噪声增强,各算法性能都呈现下降趋势,其中ASDS-AR-NL和WLS-SAI算法受噪声影响最大,下降较快.插值方法中,噪声小时WLS-SAI算法较优,噪声大时Lanczos插值较好.低通滤波的总体性能较差,但对噪声不敏感,因为低通滤波本身就具有抑噪效果.相较而言,本文算法较具有较好的重建结果和抗噪能力,噪声增加时本文算法重建结果比降质高分辨率图像更优,因为算法在增强分辨率同时对噪声具有较好的抑制作用.此外,噪声低时,无噪声模型较优;随着噪声增加,Gauss噪声模型逐渐占优,这符合模型假设.

第三组实验验证了算法对文档图像字符识别率的提高.实验选用一幅网络摄像头(最小焦距为4.8mm)拍摄的分辨率为 $600 \times 400$ 的文档图片(图10)作为原始图像,图片包含724个字符(不计空格).对其添加零均值 Gauss 噪声,并两倍下采样( $q=2$ ),对得到的低分图像进行SR重建.字符识别采用 Microsoft Office Document Imaging2003 软件.

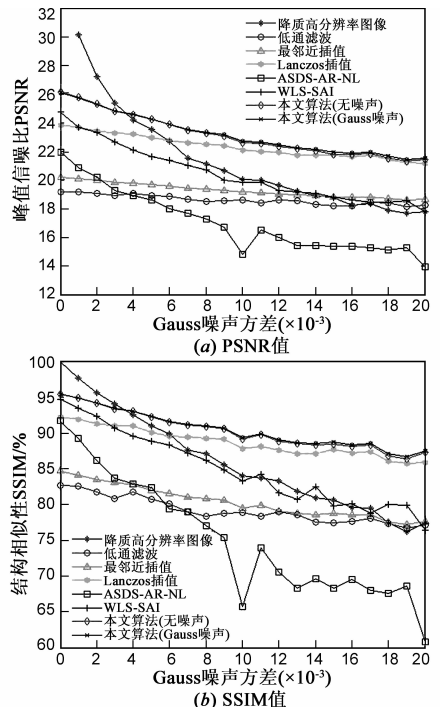


图9 重建图像的PSNR和SSIM值比较

Super-resolution (SR) image reconstruction is the process of combining several low resolution images into a single higher resolution image. There is a driving need for digital images of higher resolutions and quality. However, there is a limit to the spatial resolution that can be recorded by any digital device. Growing interest in super-resolution (SR) restoration of video sequences and the closely related problem of construction of SR still images from image sequences has led to the emergence of several competing SR reconstruction methodologies. In this paper, the principle of super-resolution image reconstruction and several state-of-the-art SR reconstruction methods were introduced. We critique these methods and at last, several aspects of super-resolution image reconstruction that should be studied further more were put forward.

图10 原始高分辨率文档图像

图 11 显示了文档局部纹理提取结果(宽度阈值  $m = 5$ )。图中可见,文档图像的主要纹理是纵向的,其他方向纹理较少,计算得到  $\beta = 0.87$ 。

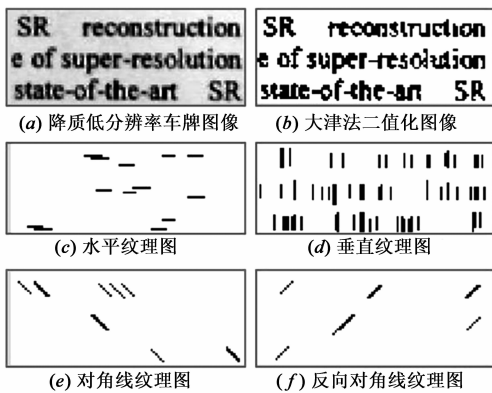


图11 局部文档图像纹理提取

图 12 给出了 Gauss 噪声方差  $\sigma = 0.008$  时,文档图像局部重建结果。从视觉上看,ASDS-AR-NL 算法和本文算法相对较优,本文算法抑噪效果略好。

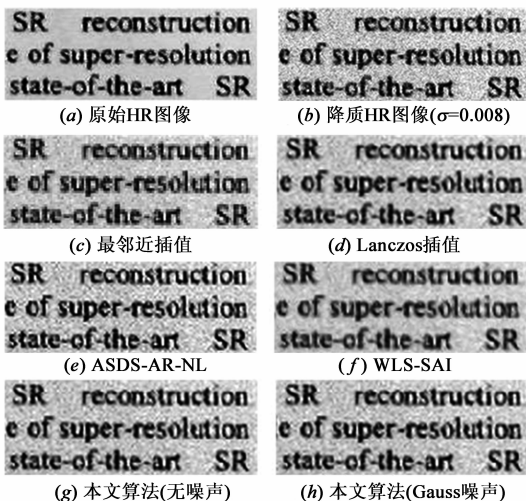


图12 Gauss噪声下局部文档识别图像重建结果

表 1 列出了不同噪声水平下,各算法重建图像字符识别的错误率。错误率用识别错误或未能识别的字符数除以字符总数计算,每种噪声水平下的最低识别错

误率加粗显示。为了方便比较,将加噪高分辨率图像和两倍下采样的低分辨率图像的识别结果也列在表中。从表中可见,双线性插值识别率低。Lanczos 插值在噪声水平较低时错误率较低;但该方法不能很好抑噪,错误识别率随噪声快速增加。WLS-SAI 插值算法主要针对普通自然景观图像,未充分考虑文档字符图像的特点,识别错误率较高。基于学习的 ASDS-AR-NL 算法在无噪声或噪声很低时识别错误率较低,但对噪声敏感,错误率随噪声迅速上升,在噪声较大时( $\sigma > 0.012$ )其重建图像甚至无法被 MS Document Imaging 软件识别。总体而言,由于本文算法在重建过程中考虑了字符图像纹理特征的先验模型和噪声模型,重建效果较好,识别错误率比其他几种算法以及加噪高分辨率图像低( $\sigma < 0.010$  时比较算法 I,  $\sigma \geq 0.010$  时比较算法 II)。

表 1 重建文档图像字符识别错误率比较(%)

噪声方差	0	0.002	0.004	0.006	0.008	0.010	0.012	0.014
加噪高分辨率图像	2.49	4.42	7.60	7.46	15.19	51.93	70.72	78.87
加噪低分辨率图像	10.64	9.25	8.70	17.27	16.85	13.67	20.86	18.65
双线性插值	21.55	19.34	23.76	24.31	14.09	27.21	23.62	25.69
Lanczos 插值	<b>4.56</b>	8.29	11.88	11.88	12.85	13.81	<b>13.95</b>	22.38
ASDS-AR-NL <sup>[4]</sup>	6.08	7.87	8.84	14.09	18.37	24.72	/	/
WLS-SAI <sup>[6]</sup>	12.98	12.43	15.88	14.78	19.75	19.48	20.03	22.38
本文算法 I(无噪声)	7.46	<b>4.83</b>	<b>6.77</b>	<b>6.77</b>	<b>12.29</b>	14.36	16.16	21.41
本文算法 II(有噪声)	8.70	7.32	8.84	8.56	12.85	<b>10.36</b>	14.23	<b>19.48</b>

## 6 结语

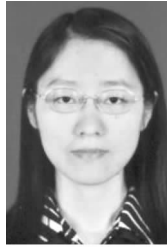
针对字符类型的感兴趣图像区域,文中提出了采用自适应可调模版作为卷积核度量图像光滑度的方法,将字符区域的纹理特征引入图像先验模型,实现了一种基于 MAP 框架的单帧超分辨率图像重建算法。算法利用大津法对字符图像二值化,提出了提取字符图像水平、垂直及对角纹理的新方法,并自适应地计算纹理比例参数。然后结合噪声模型和图像先验模型,把超分辨率重建转化为目标函数最优化问题。实验表明,算法能有效提高字符图像的正确识别率,相对于低通滤波、传统插值和另外两种基于 MAP 的算法,本文算法在抗噪能力上更具优势。

## 参考文献

[1] Jung K, Kim K I, Jain A K. Text information extraction in im-

- ages and video: a survey[J]. *Pattern Recognition*, 2004, 37(5): 977 – 997.
- [2] Schultz R R, Stevenson R L. A Bayesian approach to image expansion for improved definition[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1994, 3(3): 233 – 242.
- [3] Riedinger C, Khemakhem M N, Chollet G. A study of some super resolution techniques in video sequence[A]. *Proceedings of the 6th International Conference on Sciences of Electronics, Technologies of Information and Telecommunications [C]*. Sousse: IEEE, 2012. 386 – 392.
- [4] Dong W, Zhang L, Shi G, et al. Image deblurring and super-resolution by adaptive sparse domain selection and adaptive regularization[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2011, 20(7): 457 – 464.
- [5] Zhang K, Gao X, Tao D, et al. Single image super-resolution with non-local means and steering kernel regression[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2012, 21(11): 4544 – 4556.
- [6] Huang K W, Siu W C. Robust soft-decision interpolation using weighted least squares[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2012, 21(3): 1061 – 1069.
- [7] Zhang X, Wu X. Image interpolation by adaptive 2-D autoregressive modeling and soft-decision estimation[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2008, 17(6): 887 – 896.
- [8] Walha R, Drira F, Lebourgeois F, et al. Super-resolution of single text image by sparse representation[A]. *Proceedings of the Workshop on Document Analysis and Recognition [C]*. Bombay: ACM, 2012. 22 – 29.
- [9] Pitchay S A, Kaban A. Single-frame signal recovery using a similarity-prior[A]. *Proceedings of Mathematical Methodologies in Pattern Recognition and Machine Learning, Springer Proceedings in Mathematics & Statistics [C]*. New York: Springer, 2013. 83 – 98.
- [10] Shah A J, Gupta S B. Image super resolution-a survey[A]. *Proceedings of the IEEE 1st International Conference on Emerging Technology Trends in Electronics, Communication and Networking [C]*. Gujarat: IEEE, 2012. 1 – 6.
- [11] Shen H, Du L, Zhang L, et al. A blind restoration method for remote sensing images[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2012, 9(6): 1137 – 1141.
- [12] Stevenson R L, Schmitz B E, Delp E J. Discontinuity preserving regularization of inverse visual problems[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, 1994, 24(3): 445 – 463.
- [13] Otsu N. A threshold selection method from gray-level histograms[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 1979, 9(1): 62 – 66.
- [14] Wang Z, Bovik A C. Mean squared error; love it or leave it? A new look at signal fidelity measures[J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2009, 26(1): 98 – 117.
- [15] Sheikh H R, Wang Z, Cormack L, et al. LIVE Image Quality Assessment Database Release 2[DB/OL]. <http://live.ece.utexas.edu/research/quality/>, 2006.

#### 作者简介



李 展 女, 1979 年 6 月出生, 湖南长沙人, 2012 年获华南理工大学博士学位, 现为暨南大学计算机科学系讲师, 主要研究方向为超分辨率图像重建、图像配准、模式识别及天文图像处理。

E-mail: lizhan@jnu.edu.cn



陈清亮 男, 1980 年 1 月出生, 广东韶关人, 2007 年获中山大学计算机博士学位, 现为暨南大学计算机系副教授, 硕士生导师, 主要研究方向为智能算法分析与设计。

E-mail: tpchen@jnu.edu.cn