文章编号:1002-2082(2012)02-0305-08

基于 L1 范数和正交梯度算子的超分辨率重建

靳晓娟[1],邓志良[2]

(1. 江苏科技大学 计算机科学与工程学院,江苏 镇江 212003; 2. 常州信息职业技术学院,江苏 常州 213164)

摘　要:针对超分辨率图像重建的病态问题,设计了一种新的自适应超分辨率图像序列重建算法。该算法在 L1 范数重建框架下,利用金字塔算法与 Lucas-Kanade 算法相结合的方法实现图像配准,获得亚像素的运动估计;通过引入移位算子给出了基于正交梯度算子的正则项的实现方法,并从自适应的角度选择正则化参数,最后通过最速下降法求解模型的目标泛函最小值。结果表明:对于模拟实验和真实序列实验,该方法相比于样条插值算法、Tikhonov 正则化算法、双边全变差重建算法都有一定的优势,能够取得更好的复原效果,并且由于正则项较为简单,重建所需时间相对减少。

关键词:超分辨率重建;正交梯度算子;图像配准;自适应;L1 范数

中图分类号: TN911.73;TP391　　**文献标志码**: A　　**doi**:10.5768/JAO201233.0202005

Super resolution reconstruction based on L1-norm and orthogonal gradient operator

JIN Xiao-juan[1], DENG Zhi-liang[2]

(1. Department of Computer Science and Engineering, Jiangsu University of Science and Technology, Zhenjiang 212003, China; 2. Changzhou College of Information Technology, Changzhou 213164, China)

Abstract: For the ill-posed problem of super resolution reconstruction, a new adaptive algorithm for image sequence was proposed. The new algorithm was based on the framework of L1-norm. In the new algorithm, the pyramidal algorithm coupled with Lucas-Kanade algorithm was used for images registration to obtain the sub-pixel motion estimation. Displacement operator was introduced to achieve the regular term based on the orthogonal gradient operator and the regularization parameter was determined adaptively. Finally, the steepest descent method was used to solve the minimum of the constraint equation. The simulation experiments and the true sequence experiments show that the method proposed has advantages over spline interpolation, Tikhonov reconstruction and bilateral total variation reconstruction. On the one hand it can provide better reconstructing results, on the other hand the reconstruction time is reduced at the same time since the regularization item is simple.

Key words: super resolution reconstruction; orthogonal gradient operator; image registration; adaptive; L1 norm

引言

现有光电武器装备对于信噪比(signal to noise ratio,SNR)较低的目标的探测距离通常很短,由于远方目标难以识别,这就增大了自身遭受攻击的可能性。对光电系统采用超分辨率重建技术可以提高目标的信噪比,是在保持原有光电系

收稿日期:2011-08-16;　**修回日期**:2011-09-05

作者简介:靳晓娟(1987—),女,山东济宁人,硕士研究生,主要从事光学超分辨率重建研究工作。
E-mail: justzhenjiang@163.com

统的尺寸和结构的前提下提高测量距离的一种有效的方法[1]。

随着 CCD 和 CMOS 等各种成像传感器的应用,人们对图像质量的要求也越来越高。然而由于成像系统的内在条件和外在条件都存在不同程度的退化,往往不能满足实际的要求。从硬件方向改变图像的分辨率不可避免地面临高昂的代价问题和无法解决的技术难题,因此通过软件的方法对获得的一系列低分辨率图像进行超分辨率重建,成为了计算机视觉领域的研究热点。

超分辨率图像复原的概念和方法最早是由 Harris 和 Goodman 于 20 世纪 60 年代提出的。它来源于这样一个事实:即在获取图像的过程中会有众多的因素导致图像质量的下降。实际的光学成像系统可看作是一个频率有限的滤波器,由于光学衍射的影响,其传递函数在衍射的截止频率以上的部分均为零。普通的图像恢复技术只能恢复到该截止频率处,而不能超越它,从而丢失了截止频率以外的信息[2]。对于一幅图像,由于其空域有界,因此其谱函数必定解析,故在截止频率以上的信息可采用截止频率以下的部分进行重建。信息叠加理论显示,对于有界受限目标,截止频率以下的频率成分包含了目标的所有信息(低频信息和高频信息)。根据奈奎斯特采样定理:要使实际信号采样后能够不失真还原,采样频率必须大于信号最高频率的 2 倍。这样当采用一个特定的采样频率对信号进行采样时,信号中大于 1/2 采样频率的频率被对称地映射到了小于 1/2 采样频率的频带中,并且和原有频率进行了叠加[3]。超分辨率复原技术就是试图恢复该截止频率以外的信息,使图像获得更多的细节和信息。

超分辨率重建问题是一个病态反问题,常常需要正则化处理。对于正则化处理方法,通常需要解决两方面的问题:1)正则项的确定:在信号的强度大于噪声强度的频带正则化算子应该是带阻的,而在信号的强度小于噪声强度的频带正则化算子应该是带通的,因此通常情况下应该选取高通低阻的正则化算子[4];2)正则化参数的确定:常用的参数选择方法主要有经验选取法、广义交叉验证法、L 曲线法、自适应方法等。

本文通过对 Tikhonov 正则化方法和双边全变差(bilateral total variation, BTV)正则化方法的优缺点进行分析,设计了一种新的超分辨率重建算法。由于正交梯度算子是高通零阻的,满足正则化算子的基本条件,本文通过引入移位算子给出了基于正交梯度算子的正则项的实现方法,同时采用自适应的正则化参数,这样避免了人为经验选取或事先通过大量的计算的缺点。实验结果显示,该方法能够很好地保护图像的重要信息,取得满意的效果。

1 观测模型

超分辨率重建是在已知低分辨率图像序列的基础上求解原始高分辨率图像帧,其观测模型如(1)式所示:

$$\boldsymbol{Y}_n = \boldsymbol{D}_n\boldsymbol{H}_n\boldsymbol{F}_n\boldsymbol{X} + \boldsymbol{V}_n \quad n = 1,\cdots,N \tag{1}$$

式中:$\boldsymbol{Y}_n \in R^{M_1M_2\times 1}$ 和 $\boldsymbol{X} \in R^{N_1N_2\times 1}$ 分别表示第 n 帧低分辨率图像和原高分辨率图像的行排矢量,并且 $N_1 = rM_1$,$N_2 = rM_2$,r 为水平方向和垂直方向的下采样因子;$\boldsymbol{F}_n \in R^{N_1N_2\times N_1N_2}$ 表示第 n 帧低分辨率图像 $\boldsymbol{Y}_n$ 与高分辨率图像 $\boldsymbol{X}$ 之间的几何运动矩阵;$\boldsymbol{H}_n \in R^{N_1N_2\times N_1N_2}$,$\boldsymbol{D}_n \in R^{M_1M_2\times N_1N_2}$,$\boldsymbol{V}_n \in R^{M_1M_2\times 1}$ 分别表示第 n 帧低分辨率图像 $\boldsymbol{Y}_n$ 的空域模糊矩阵、下采样矩阵和模型噪声矩阵。

为了获得更为紧凑的格式,令 $\boldsymbol{A}_n = \boldsymbol{D}_n\boldsymbol{H}_n\boldsymbol{F}_n$,则(1) 式可以简化为

$$\boldsymbol{Y}_n = \boldsymbol{A}_n\boldsymbol{X} + \boldsymbol{V}_n \tag{2}$$

由观测模型(1)式可知,图像超分辨率重建的步骤为:

1) 图像配准,即将所有低分辨率图像上的像素映射到一个共同的参考帧上,获得低分辨率图像的几何运动关系;

2) 图像重建,即将配准后的图像插值放大并重叠成一幅去除模糊及噪声的高分辨率图像。

2 图像配准

超分辨率重建的理论基础是解的延拓理论和信息叠加理论[2],因此当配准精度达到整数像素时,并不能提供更多的信息,只有存在亚像素的位移时,才可以通过低分辨率图像的信息融合获得较高质量的高分辨率图像。为了提高配准的精度,本文采用基于光流的算法进行超分辨率重建中的配准。

基于光流的图像配准的前提是运动前后图像的灰度保持不变。算法将第一帧图像作为参考

帧,将其余的第 2 帧到第 N 帧分别作为目标帧与参考帧进行配准。在进行图像配准时,首先将参考帧和目标帧进行高斯下采样,获得高斯金字塔,这样随着分辨率的降低,相应的运动也会降低,因此该方法可以估计较大的像素运动。而在实际应用中,又将 Lucas-Kanade 算法[5]与高斯金字塔分层算法相结合,采用由粗到精的分层策略,首先将图像分解到不同的尺度空间上,然后将在低尺度下的估计结果作为下一尺度的初始值,即若高斯金字塔的下采样率为 2,且 $L+1$ 层的平移量为 $(\Delta x,\Delta y)$,则第 L 层的初始平移量为 $(2\Delta x,2\Delta y)$,进而采用 Lucas-Kanade 算法对该层的平移量进行精化,计算其残差向量。图像的配准过程如图 1 所示,其中 W 表示图像变换,M 表示图像配准。

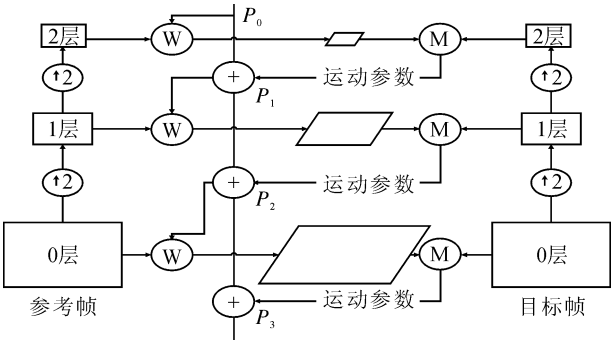


图 1　图像配准示意图

Fig. 1　Schematic of image registration

3　超分辨率重建的正则化方法

由于低分辨率图像中模糊和噪声等降质因素的影响,导致了超分辨率图像重建的病态性,因此需要利用正则化技术来求解。正则化技术的基本思想就是利用关于解的先验信息,构造附加约束,改变算法的求解策略,使问题变得稳定和确定,从而克服病态性。通用的正则化技术的目标泛函具有如下所示的形式:

$$f(X)=\sum_{n=1}^{N}\rho(Y_n,A_nX)+\alpha\psi(X) \tag{3}$$

式中:$\sum_{n=1}^{N}\rho(Y_n,A_nX)$ 称为数据保真项,用来表示解与原始数据之间的距离;$\psi(X)$ 称为正则项,是为了克服问题的病态性而引入的;α 称为正则化参数,是用来平衡数据保真项和正则项。此时待求解的高分辨率图像是使(3)式取最小值的 $\overline{X}$,即

$$\overline{X}=\underset{X}{\operatorname{argmin}}f(X) \tag{4}$$

取最小值 $\overline{X}$ 的条件是 $\overline{X}$ 满足 $f(X)$ 在 X 方向的导数为 0,即

$$\nabla_X f(\overline{X})=0 \tag{5}$$

对于上式的求解往往涉及大维度矩阵的求逆问题,为了解决这种情况,通常采用迭代方法。以最速下降法为例,则对应的迭代格式为

$$X_{k+1}=X_k-e\nabla_X f(X_k) \tag{6}$$

式中:X_k 和 X_{k+1} 分别表示第 k 次和第 $k+1$ 次迭代得到的图像;e 表示迭代的步长。通过设定迭代初值和收敛的条件,最终得到要求解的高分辨率图像。

3.1　Tikhonov 正则化方法

图像超分辨率重建的 Tikhonov 正则化方法就是在最小均方误差(L2 范数)代价函数的基础上,直接附加一个关于原始图像的先验信息,对应的目标泛函为

$$f(X)=\sum_{n=1}^{N}\left\|Y_n-A_nX\right\|_2^2+\alpha\left\|CX\right\|_2^2 \tag{7}$$

在 Tikhonov 正则化方法中,正则项的实质在于限制图像的总体能量(当 C 为单位矩阵)或强制图像空域平滑(当 C 为 Laplace 算子)。由于噪声和图像边界信息都包含高频能量,因此在进行正则化重建中,不仅图像的噪声被抑制了,而且图像的边缘信息也会被滤除,这就会导致重建高分辨率图像的过于平滑、细节信息丢失、边缘模糊。

3.2　双边全变差正则化方法

S. Farsiu 等[6]提出采用 L1 范数和双边全变差算子进行超分辨率重建,此时对应的目标泛函为

$$f(X)=\sum_{n=1}^{N}\left\|Y_n-A_nX\right\|_1+\underbrace{\alpha\sum_{l=-P}^{P}\sum_{m=0}^{P}\lambda^{|m|+|l|}\left\|X-S_x^lS_y^mX\right\|_1}_{l+m\geqslant 0} \tag{8}$$

式中:S_x^l 和 S_y^m 为矩阵算子,表示将图像 X 在水平方向和垂直方向分别平移 l 和 m 个像素;λ 为权重系数,通过调整 λ 的值,能够实现正则化的权重系数在空域上递减。该正则化方法对高斯噪声和椒盐噪声具有一定的鲁棒性,能够很好地消除振铃效应,保持图像的边缘,重建效果相对比较理想;但是此时正则项相对较为复杂,另外目标泛函中含有正则化参数 α 和权重参数 λ 两个参数,需要多次尝试,才能得到适当的参数组合,这给实际应用带来了不便。

3.3 基于 L1 范数和正交梯度算子的正则化方法

综合分析上述两种正则化方法的优点和缺点,本文提出了一种基于 L1 范数和正交梯度算子的正则化方法。虽然利用 L1 范数进行超分辨率重建解的唯一性难以得到理论上的证明[7],但是文献[6]从均值估计和中值估计的角度验证了 L1 范数重建具有较好的稳健性,能够保护图像的边缘信息。另外,文献[8-9]指出 L1 范数和 L2 范数分别对应拉普拉斯噪声模型和高斯噪声模型假设下的极大似然估计,并通过广义概率比测试证明了拉普拉斯噪声模型能够更好地处理模型误差,从而证明了 L1 范数更为鲁棒。另外,本文算法采用正交梯度算子构造正则项,此时正则项形式较为简单,没有其他的参数,并且算法采用自适应的方法选择正则化参数,因此克服了双边全变差算法两个参数多次尝试的缺点,具有一定的应用价值。下面详细介绍本文算法。

3.3.1 正则项的构造

在数字图像处理中,常用差分来近似表示导数。根据正交梯度算子在水平方向和垂直方向上的梯度模板[2],可得像素 $x_{i,j}$ 处的水平梯度和垂直梯度为

$$\begin{cases} X_x = x_{i,j} - x_{i,j-1} \\ X_y = x_{i,j} - x_{i-1,j} \end{cases} \tag{9}$$

从而,图像在该点处所对应的梯度幅值为

$$\nabla X = \sqrt{X_x^2 + X_y^2} = \sqrt{(x_{i,j} - x_{i,j-1})^2 + (x_{i,j} - x_{i-1,j})^2} \tag{10}$$

若对整幅图像直接进行上述运算计算量较大,为简化运算,在实际应用中,采用绝对值代替平方和开方运算,故可以得到梯度幅值的近似值为

$$\nabla X = \sqrt{X_x^2 + X_y^2} \approx |x_{i,j} - x_{i,j-1}| + |x_{i,j} - x_{i-1,j}| \tag{11}$$

在上式中引入单位左移算子 S_h、单位上移算子 S_v,即 $S_h x_{i,j} = x_{i,j-1}$,$S_v x_{i,j} = x_{i-1,j}$,则对应的 $x_{i,j}$ 点的梯度为

$$\nabla X \approx |x_{i,j} - S_h x_{i,j}| + |x_{i,j} - S_v x_{i,j}| \tag{12}$$

从而对于图像 X 所对应的基于正交梯度算子的正则项 $\psi(X)$ 为

$$\psi(X) = \|X - S_h X\|_1 + \|X - S_v X\|_1 \tag{13}$$

正则项(13)式形式简单,仅通过移位操作就可实现,不包含双边全变差正则项中的乘法操作和指数操作,此时对于边界上的点可采用周期边界条件进行扩充。

3.3.2 正则化参数的选择

在正则化方法中,数据保真项的主要作用是拟合观测数据带来的误差,使高分辨率图像 X 呈现高频化趋势,而正则项可以去除噪声,逐渐模糊小尺度上的细微结构,使 X 呈现低频化趋势,因此正则化参数 α 必须能够调节拟合误差能量和正则化能量。若参数选择太小,则不能很好地抑制噪声,过大会对重建结果造成模糊[10]。传统的正则化参数选择有很大的主观性,并且整幅图像采用一个常数直接影响复原的效果。为了避免人为经验选取或事先通过大量计算的缺点,本文采用文献[10]提出的自适应正则化参数的形式。在迭代过程中,逐步利用部分复原的图像所提供的信息来调整正则化参数,从而使得正则化参数和图像复原结果同时达到最优。第 $k+1$ 次迭代时的正则化参数 α_{k+1} 为

$$\alpha_{k+1} = \ln\left(\lambda \frac{\sum_{n=1}^{N} \|Y_n - A_n X_k\|_1}{\psi(X_k) + \gamma} + 1\right) \tag{14}$$

式中:X_k 为第 k 次迭代所产生的高分辨率图像帧;γ 为一个很小的数,主要是保证分母不为零;λ 用来进行收敛修正,λ 过小将减慢迭代过程,λ 过大可能会错过最优解。

3.3.3 算法的设计

引入(13)式的正交梯度算子正则项以后,在 L1 范数重建框架下,正则化目标泛函(3)式变为

$$f(X) = \sum_{n=1}^{N} \|Y_n - A_n X\|_1 + \alpha(\|X - S_h X\|_1 + \|X - S_v X\|_1) \tag{15}$$

对(15)式求导可得:

$$\nabla_X f(X) = \sum_{n=1}^{N} A_n^T \mathrm{sign}(A_n X - Y_n) + \alpha\{(I - S_h^T)\mathrm{sign}(X - S_h X) + (I - S_v^T)\mathrm{sign}(X - S_v X)\} \tag{16}$$

式中:I 表示单位矩阵;S_h^T 为单位右移算子,S_v^T 为单位下移算子,即 $S_h^T x_{i,j} = x_{i,j+1}$,$S_v^T x_{i,j} = x_{i+1,j}$;$\mathrm{sign}(\cdot)$ 为矩阵符号函数。故对应的最速下降法迭代形式转化为

$$X_{k+1} = X_k - e\{\sum_{n=1}^{N} A_n^T \mathrm{sign}(A_n X_k - Y_n) + \alpha_{k+1}\{(I - S_h^T)\mathrm{sign}(X_k - S_h X_k) + (I - S_v^T)\mathrm{sign}(X_k - S_v X_k)\}\} \tag{17}$$

(17)式对应的超分辨率算法实现的基本步骤为:

1) 初始化迭代次数 $k=0$,采用样条插值的方法确定初始高分辨率图像 X_0;

2) 求第 k 次迭代目标泛函 $f(X)$ 的梯度 $\nabla_X f(X_k)$;

3) 采用最速下降法对当前的高分辨率图像进行迭代更新,$X_{k+1}=X_k-e\nabla_X f(X_k)$;

4) 判断迭代终止条件 $\frac{\|X_{k+1}-X_k\|_2^2}{\|X_k\|_2^2}\leqslant\eta$ 是否成立,如果成立迭代终止;否则判断是否达到最大迭代次数,如果达到,迭代终止,否则令 $k=k+1$,转到第 2)步;其中 η 为预先设定的阈值。迭代终止时的 X_{k+1} 即为重建得到的高分辨率图像。

4　实验结果

4.1　模拟实验

选取大小为 256×256 的 num 图像和 cameraman 图像作为原始高分辨率图像进行模拟实验,将图像分别进行平移、模糊、下采样生成大小为 128×128 的低分辨率图像序列,其中平移范围在 0～3 个像素之间,模糊算子为窗口为 3×3 的高斯算子,下采样因子为 2;然后对获得的低分辨率图像序列加入不同噪声方差的噪声,使得图像的信噪比分别为 10,20,30,得到实验所需数据。实验将本文算法与样条插值算法、Tikhonov 正则化算法、双边全变差算法进行比较,重建图像质量采用峰值信噪比(peak signal to noise ratio, PSNR)和结构相似度[11](structural similarity,SSIM)进行度量。PSNR 是最普遍、最广泛的评鉴图像质量的客观方法,峰值信噪比越大,图像质量越好;SSIM 充分考虑了图像的结构信息和人类视觉的特点,结构相似度越大,失真越小,图像质量越好。对上述不同信噪比的 num 图像和 cameraman 图像分别进行超分辨率重建,重建结果图像的 PSNR 值和 SSIM 值如表 1 和表 2 所示。

表 1　不同噪声的 num 图像和 cameraman 图像重建结果的 PSNR

Table 1　PSNR of reconstruction images for image 'num' and 'cameraman' of different noises

重建算法	num 图像			cameraman 图像		
	SNR=10	SNR=20	SNR=30	SNR=10	SNR=20	SNR=30
样条插值算法	12.008 2	14.062 4	14.514 7	15.406 4	19.500 4	20.730 9
Tikhonov 算法	14.787 5	15.702 3	16.088 9	17.510 3	21.200 0	22.370 1
双边全变差算法	14.896 6	15.136 3	15.449 6	18.683 6	20.654 6	22.129 2
本文算法	15.134 1	16.313 7	16.441 6	19.083 0	22.434 2	23.500 9

表 2　不同噪声的 num 图像和 cameraman 图像重建结果的 SSIM

Table 2 SSIM of reconstruction images for image 'num' and 'cameraman' of different noises

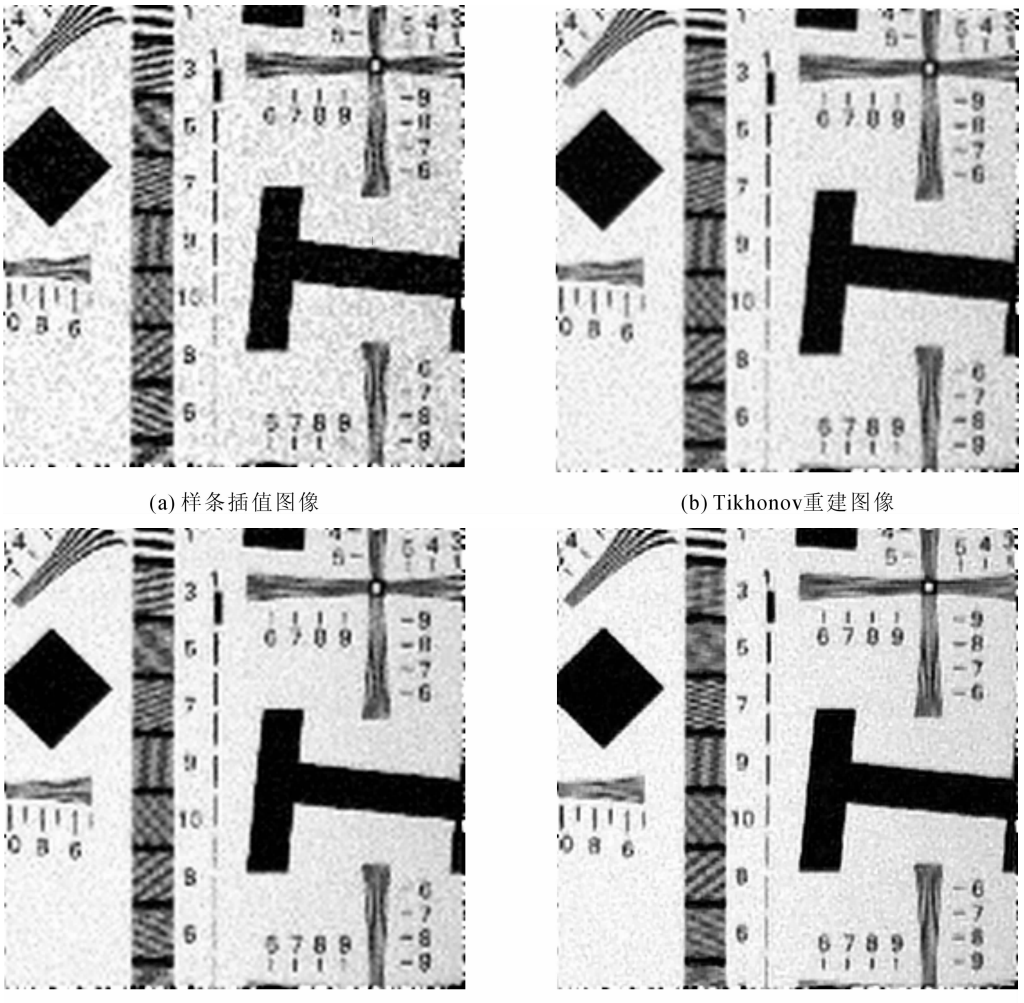
重建算法	num 图像			cameraman 图像		
	SNR=10	SNR=20	SNR=30	SNR=10	SNR=20	SNR=30
样条插值算法	0.159 9	0.316 1	0.508 6	0.160 5	0.407 5	0.659 2
Tikhonov 算法	0.320 0	0.450 1	0.624 1	0.239 4	0.535 8	0.742 5
双边全变差算法	0.318 8	0.481 8	0.653 8	0.313 0	0.562 0	0.781 4
本文算法	0.325 2	0.507 8	0.691 4	0.320 9	0.594 3	0.794 0

从表 1 和表 2 中可以看出:

1)当图像的 SNR 值固定时,3 种超分辨率重建算法的 PSNR 和 SSIM 高于单幅图像的插值,这主要是由于超分辨率算法利用了多幅图像之间的互补信息;

2)本文算法的 PSNR 和 SSIM 既高于 L2 范数的 Tikhonov 算法,也高于 L1 范数的双边全变差算法,从而证明了基于正交梯度算子的超分辨率方法的有效性。

当 SNR 为 20 时,采用上述算法依次进行重建,得到的高分辨率图像如图 2 所示。从主观上分析可知,样条插值图像含有的噪声较多,而 3 种超分辨率图像噪声都有一定的去除;Tikhonov 重建图像相比于双边全变差图像和本文算法图像边缘有一定的模糊,这说明了 Tikhonov 正则项在去除噪声的同时,也使得细节信息丢失;同时本文算法重建图像较双边全变差图像更为清晰,边缘细节信息得到了更好的保护。



(a) 样条插值图像　　(b) Tikhonov重建图像

(c) 双边全变差重建图像　　(d) 本文算法重建图像

图 2　num 图像超分辨率重建结果

Fig. 2　Super resolution reconstruction of num image

当低分辨率图像序列包含 15 帧图像时,采用上述算法进行重建所需要的时间如表 3 所示。从表 3 可知,本文算法时间最短,双边全变差算法其次,Tikhonov 算法最长,这主要是因为本文算法和双边全变差算法的正则项是通过移位运算来实现的,相比于 Tikhonov 算法的二维卷积运算要快,并且本文算法所对应的正则项只有移位操作,而双边全变差算法除包含移位操作以外还有指数和乘法操作,重建所需的时间比本文算法长。因此本文算法还能够满足一定的实时性要求。

表 3　各算法重建所需时间

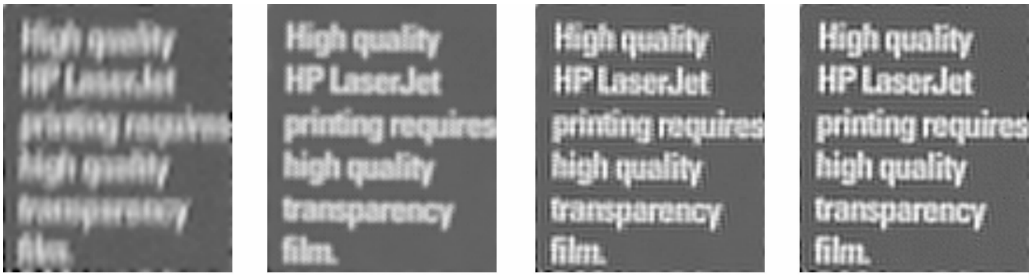
Table 3　Comparison of computation time of algorithms s

	样条插值算法	Tikhonov 算法	双边全变差算法	本文算法
num 图像	—	4.89	4.69	3.78
cameraman 图像	—	4.74	4.51	3.71

4.2　真实序列实验

从图像测试数据库[12]中选取 text 低分辨率图像序列进行实验。该低分辨率图像序列含有 30 帧大小为 57×49 的图像。实验中没有关于该图像序列的任何先验信息,由于原始高分辨率图像未知,因此可以采用标准差、平均梯度、灰度预测均方差[13]对重建图像的质量进行评价。标准差用来反映图像灰度相对于平均值的离散程度,标准差越大,图像灰度越分散,图像的反差越大,可以看出越多的信息;平均梯度又称为清晰度,能反映出图像的细微反差,一般来说,平均梯度越大,图像越清晰,虽然平均梯度易受噪声的影响,但在一定的范围内也可以用来评价图像的质量;灰度预测均方差是受差值脉冲编码调制(DPCM)系统启发而产生的一种图像质量评价方法,其值越大,表明图像的反差越大,清晰度越好,它对于图像质量的变

化敏感度高于经典方法。超分辨率重建过程中的各参数通过多次实验选取最优值,重建结果图像如图 3 所示。



(a) 样条插值图像　(b) Tikhonov重建图像　(c) 双边全变差重建图像　(d) 本文算法重建图像

图 3　text 图像超分辨率重建结果

Fig. 3　Super resolution reconstruction of text image

从主观上来看,样条插值图像中的字母基本不可以辨识;Tikhonov 重建图像有一定的提高,但边缘模糊;本文算法重建图像和双边全变差重建图像都能够很好地保护图像的边缘,并且本文算法对应图像更加清晰。从客观标准进行比较,本文算法也具有一定的优越性,具体数据如表 4 所示。表 4 显示,本文算法与其他 3 个算法相比,在标准差、平均梯度、灰度预测均方差 3 个方面均能取得最高值,从而客观表述了本文算法对于真实图像序列也有一定的适应性。

表 4　text 图像重建结果对比

Table 4　Comparison of text image

	样条插值算法	Tikhonov 算法	双边全变差算法	本文算法
标准差	37.251 3	40.949 5	42.810 4	43.373 0
平均梯度	9.596 2	10.666 1	12.250 9	13.042 9
灰度预测均方差	0.347 2	0.396 3	0.456 8	0.563 0

对于 text 图像重建所需时间如表 5 所示。由表 5 可知,本文算法重建时间相比于 Tikhonov 算法和双边全变差算法都有明显的降低。

表 5　text 图像各算法重建所需时间

Table 5　Comparison of computation time of algorithms for text image　s

样条插值算法	Tikhonov 算法	双边全变差算法	本文算法
—	5.50	4.52	3.85

本文实验是在内存为 2GB,频率为 2.4GHz 的双核 CPU 计算机上,采用 MATLAB7.0 进行仿真。

5　结论

本文通过分析 Tikhonov 正则化算法和双边全变差算法的优缺点,给出了一种基于 L1 范数和正交梯度算子的超分辨率重建方法。该方法通过引入平移算子,进行了有效的正则化处理,能够平滑噪声,同时又能保护图像的边缘;采用自适应的正则化参数,克服了参数选择的复杂性。实验结果表明,无论是模拟实验还是真实序列实验,本文算法都在多项质量评价标准上优于其他算法。另外,由于本文算法正交梯度算子较为简单,重建时间大大缩短,具有一定的实时性。

参考文献:

[1]　吴俊,吴桢. 合成孔径光学系统的成像特性和图像复原[J]. 应用光学,2010,31(4):567-573.
WU Jun, WU Zhen. Imaging characteristic and image reconstruction of synthetic aperture optical system[J]. Journal of Applied Optics, 2010, 31(4): 567-573. (in Chinese with an English abstract)

[2]　王桥. 数字图像处理[M]. 北京:科学出版社,2009.
WANG Qiao. Digital image processing[M]. Beijing: Science Press, 2009. (in Chinese)

[3]　张翼飞,李良福,王娇颖,等. 基于超分辨率重建的图像增强算法研究[J]. 应用光学,2011,32(2):250-255.
ZHANG Yi-fei, LI Liang-fu, WANG Jiao-ying, et al. Image enhancement algorithm based on super resolution reconstruction[J]. Journal of Applied Optics, 2011, 32(2): 250-255. (in Chinese with an English abstract)

[4]　曾三友,康立山,丁立新. 正则图像恢复中正则化算子选取的定性分析[J]. 计算机工程与应用,2003,39(15):42-44.
ZENG San-you, KANG Li-shan, DING Li-xin. A

qualitative analysis of the selection of regularization operator in image resolution[J]. Computer Engineering and Applications, 2003, 39(15): 42-44. (in Chinese with an English abstract)

[5] LUCAS B, KANADA T. An iterative image registration technique with an application to stereo vision [C]. Vancouver: Proceedings of the International Joint Conference on Artificial Intelligence, 1981: 674-679.

[6] FARSIU S, ROUBINSON M D, ELAD M, et al. Fast and robust multi-frame super resolution [J]. IEEE Transaction on Image Processing, 2004, 13 (10): 1327-1344.

[7] 张正贤. 正则超分辨率图像复原算法研究[D]. 西安: 西北工业大学, 2006.
ZHANG Zheng-xian. Research on reconstruction technology of super resolution based on regularization [D]. Xi'an: Northwestern Polytechnical University, 2006. (in Chinese)

[8] 路庆春, 胡访宇. L1 范数的图像超分辨率重建改进算法[J]. 信号与信息处理, 2009, 9(39): 13-15.
LU Qing-chun, HU Fang-yu. Improved image super-resolution resolution algorithm based on L1-norm [J]. Signal and Information Processing, 2009, 9 (39): 13-15. (in Chinese with an English abstract)

[9] 倚海伦, 王庆. 基于 L1 范数的图像超分辨率及差分统计模型[J]. 计算机工程, 2007, 33(24): 203-205.
YI Hai-lun, WANG Qing. L1-norm-based image super-resolution and its differential statistical model [J]. Computer Engineering, 2007, 33 (24): 203-205. (in Chinese with an English abstract)

[10] 沈焕锋, 李平湘, 张良培. 一种自适应正则 MAP 超分辨率重建方法[J]. 武汉大学学报:信息科学版, 2006, 31(11): 949-952.
SHEN Huan-feng, LI Ping-xiang, ZHANG Liang-pei. Adaptive regularized MAP super-resolution reconstruction method[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2006, 31(11): 949-952. (in Chinese with an English abstract)

[11] 狄红卫, 刘显峰. 基于结构相似度的图像融合质量评价[J]. 光子学报, 2006, 35(5): 766-770.
DI Hong-wei, LIU Xian-feng. Image fusion quality assessment based on structural similarity[J]. Acta Photonica Sinica, 2006, 35(5): 766-770. (in Chinese with an English abstract)

[12] MILANFAR P, FARSIU S, ROBINSON D. MDSP super resolution and demosaicing datasets[DB/OL]. [2011-04-15]. http://www. soe. ucsc. edu/~milanfar/soft-ware/sr-datasets. html.

[13] 熊兴华, 张丽. 一种基于灰度预测误差统计的影像质量评价方法[J]. 中国图像图形学报, 2004, 9 (3): 302-307.
XIONG Xing-hua, ZHANG Li. An image quality evaluation method based on gray prediction error[J]. Journal of Image and Graphics, 2004, 9(3): 302-307. (in Chinese with an English abstract)