

一种新的基于 MAP 的纹理自适应超分辨率图像复原算法

宋 锐,吴成柯,封 颖,张云锋

(西安电子科技大学综合业务数字网国家重点实验室,陕西西安 710071)

摘 要: 本文论证了超分辨率图像复原计算中的两个性质,并基于此在 MAP(Maximum A Posteriori) 框架下提出了一种新的纹理自适应算法. 算法首先根据低分辨率图像和高分辨率图像近似计算的可类比性质计算初始图像,使初始图像的质量更高,并根据超分辨率复原图像阶跃边缘的陡坡性质,将三边滤波正则化应用于迭代运算中,更好地保护了图像的陡坡和屋顶边缘. 算法可根据图像的纹理自动计算初始图像融合参数以及正则化函数中的梯度阈值等参数,解决了以往超分辨率图像复原算法参数调整复杂的问题. 实验结果表明,本文算法在没有人工参与的情况下,重建图像的客观评价和主观质量均有明显提高.

关键词: 超分辨率; 性质; MAP; 纹理自适应; 三边滤波正则化

中图分类号: TN911. 73 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2009) 05-1124-06

A New MAP Based Texture Adaptive Super-Resolution Image Reconstruction Algorithm

SONG Rui, WU Cheng-ke, FENG Ying, ZHANG Yun-feng

(State Key Laboratory of ISN, Xidian University, Xi'an, Shanxi 710071, China)

Abstract: Two properties of Super-Resolution calculation for image super-resolution reconstruction are proved, and a new texture adaptive super-resolution algorithm is proposed based on MAP(Maximum a posteriori) model. In Super-Resolution reconstruction process, an initial high resolution image with higher quality is calculated firstly by approximate calculation, and then trilateral model is applied as a regularization term in MAP model to preserve slope edge and roof edge. The fusion parameter and regularization parameter can be adaptively computed by image texture without manual adjustment. Simulation results confirm the effectiveness of this algorithm and demonstrate its superiority to other super-resolution algorithms.

Key words: super-resolution; property; Maximum a posteriori (MAP); texture adaptive; trilateral regularization

1 引言

高分辨率图像的获取是图像处理系统中进行有效信息提取和分析的重要前提. 然而在实际应用中,光学系统捕获图像的空间分辨率往往不能满足信息处理的需求. 由于成像器件物理特性的限制,通过改进成像元的排列密度等技术提高图像空间分辨率的方法受到了很大的制约,因此超分辨率图像复原等软处理技术已成为图像处理中的研究热点^[1~4].

超分辨率重建算法主要有频域法^[5]和空域法. 基于 Bayesian 理论的 MAP 算法是目前最常用的空域算法之一. MAP 算法最初由 Schultz^[6]等提出, Segall 等^[7]用高斯自回归模型做约束,提出了一种压缩视频的超分辨率

重构算法; Zomet 等^[8]将条件概率的求解式由 2-范数改为 1-范数,提出了在有噪情况下的鲁棒超分辨率算法, Farsiu 等^[9]对 1-范数的鲁棒特性进行了进一步理论证明,并在此基础上用 Bilateral TV 作为先验概率模型,提出了一种快速鲁棒的超分辨率算法. 之后 Shen 等^[2]提出了将图像配准和复原联合求解的 MAP 算法.

目前基于 MAP 的算法在理想情况下都可以获得很好的高分辨率复原图像,但他们都有一些缺陷. 其一,默认系统的模糊参数已知,且迭代初始图像由参考图像插值得到. 由于它只包含一幅图像的信息,迭代运算的计算量很大,同时影响了复原图像的质量;其二,认为图像的边缘是阶跃变化的. 只有在边缘阶跃变化的情况下,现有的正则化函数才能取得很好的效果,但由于低分辨

收稿日期:2008-04-17;修回日期:2008-08-15

基金项目:国家自然科学基金重点项目(No. 60532060);CAST 创新基金(No. CAST200746);高等学校学科创新引智计划(No. B08038);国家自然科学基金(No. 60672117)

率图像本身是被降质的,边缘有一定程度的模糊,因此滤波效果并不明显。

本文在研究这些算法的基础上,论证了超分辨率图像复原计算中的两个性质,并基于这两个性质给出了一种 MAP 框架下的新的纹理自适应超分辨率图像复原算法。实验结果表明,算法在没有人工参与的情况下,重建图像的客观评价和主观质量均优于以往算法。

2 MAP 算法数学模型

设观测的低分辨率图像序列为 $\{y_k, k = 1, 2, \dots, N\}$, 理想非降质高分辨率图像为 x 。它们之间的关系为 $y_k = D_k H_k F_k x + n_k$, 其中 D_k 、 H_k 和 F_k 分别为下采样矩阵, 模糊矩阵和仿射变换矩阵, n_k 为观测噪声。不失一般性, 假设所有低分辨率图像都采用相同的 D 和 H , 则基于 MAP 的超分辨率求解目标函数为

$$x = \text{Arg}_x \text{Min} \left[\sum_{k=1}^N \text{DHF}_k x - y_k \right]^p + J(x) \quad (1)$$

上式中, λ 为正则化参数, $J(x)$ 为正则化泛函。 p 为距离范数, $p = 1$ 时^[9], 将上式对 x 求变分得到求解的一般迭代式

$$x_{n+1} = x_n - \left\{ \sum_{k=1}^N F_k^T H^T D^T \text{sgn}(\text{DHF}_k x_n - y_k) - L(x) \right\} \quad (2)$$

其中 $-L(x)$ 为 $J(x)$ 的变分, λ 为迭代步长。超分辨率求解时, D 为已知量, 在非联合求解的算法^[2]中, F_k 需先由图像配准算法计算得到。

3 超分辨率图像复原的性质

3.1 近似计算的类比性质

取 N 幅低分辨率图像, 将其配准后放入高分辨率网格。设在区域 S 内 t 个互异位置上的像素值分别为 $y_i, i = 1, 2, \dots, t$, 其中 $y_i = y_k, k = 1, \dots, N$, 其在高分辨率网格中对应的相对坐标为 $\{v_i, i = 1, 2, \dots, t\}$, 则满足条件 $p(v_i) = y_i$ 的拉格朗日插值多项式函数为 $p(v) = \sum_{i=1}^t y_i w_i(v)$, 其中 $w_1(v), w_2(v), \dots, w_t(v)$ 为以 v_1, v_2, \dots, v_t 为节点的 N 次插值基函数。将 S 内的高分辨率图像像素 x 代入 $p(v)$, 得到 $x = \sum_{i=1}^t y_i w_i(v)$ 。由此可看出其物理意义为, 高分辨率像素 x 可由其邻域 S 内的已知像素 y_i 值加权求得, 则根据图像的结构特性和成像过程的模糊特性知^[10], $w_i(v)$ 服从 $N(0, \frac{1}{t})$ 的分布。

以上分析中, 假设 $y_i, i = 1, 2, \dots, l-1$ 属于低分辨率图像 y_1, y_1 未知且作为低分辨率图像配准时的参考图像。设 $q(v) = \sum_{i=1}^l y_i u_i(v)$, 其中 $u_l(v), u_{l+1}(v),$

$\dots, u_t(v)$ 为以 v_l, v_{l+1}, \dots, v_t 为节点的 $N-l$ 次插值基函数, 且满足 $q(v_i) = y_i$, 则将 y_1 代入 $q(v)$ 可得 $y_1 = \sum_{i=1}^t y_i u_i(v)$, 并且 $w_i(v)$ 与 $u_i(v)$ 服从 $N(0, \frac{1}{t})$ 的分布。

由于图像结构的复杂性, 很难通过解方程的方式求得 $w_i(v)$ 和 $u_i(v)$, 但其可通过 λ_1 和 λ_2 近似估计。设 x 的估计值 $\hat{x} = \sum_{i=1}^N y_i w_i(v)$, \hat{x} 与 x 的方差为 $R_{MSE}(\hat{x}) = \sum_{i=1}^{L_1 N} \sum_{j=1}^{L_2 N_2} (x_{i,j} - \hat{x}_{i,j})^2 / L_1 N_1 \times L_2 N_2$; y_1 的估计值为 $\hat{y}_1 = \sum_{i=1}^{N_1} \sum_{j=1}^{N_2} y_{1,i,j} u_i(v)$, \hat{y}_1 与 y_1 的方差为 $R_{MSE}(\hat{y}_1) = \sum_{i=1}^{N_1} \sum_{j=1}^{N_2} (y_{1,i,j} - \hat{y}_{1,i,j})^2 / N_1 \times N_2$, 则 $R_{MSE}(\hat{x})$ 和 $R_{MSE}(\hat{y}_1)$ 与 λ_1 和 λ_2 有以下优良性质:

性质 1 随 λ_1 的变化, $R_{MSE}(\hat{x})$ 和 $P_{MSE}(\hat{y}_1)$ 有相同的变化趋势和相近的极值点。

证明 由于低分辨率图像之间有强相关性, 并且计算基函数 $w_i(v)$ 的样本比计算基函数 $u_i(v)$ 的样本只多一幅图像 y_1 , 因此 $w_i(v) \approx u_i(v)$, 即 $\lambda_1 \approx \lambda_2$, 下面用实验验证 $R_{MSE}(\hat{x})$ 和 $R_{MSE}(\hat{y}_1)$ 有相同的变化趋势和相近的极值点。

对三幅典型测试图像 Barboon、Barbara 和 Pepper 分别做实验, 原始图像的分辨率均为 512×512 , 经过 $(0, 1)$ 内均匀分布的平移量和 $(0, 0.05)$ 内的均匀分布的旋转量后, 对图像做高斯模糊和采样率为 2 的下采样, 然后加入信噪比为 14dB 的高斯白噪声, 分别得到 10 幅分辨率为 256×256 的低分辨率图像。以二维高斯分布函数为核函数 $g(m, n) = \exp(- (m^2 + n^2) / \sigma^2)$, 分别计算高分辨率估计图像和高分辨率原始图像之间的 $R_N(x)$ 随 λ_1 的变化, 及低分辨率估计图像和低分辨率原始图像的 $R_N(y_1)$ 随 λ_2 的变化, 其中 $R_N(x) = R_{MSE}^{1/2}(x) - \min(R_{MSE}^{1/2}(x))$, $R_N(y_1) = R_{MSE}^{1/2}(y_1) - \min(R_{MSE}^{1/2}(y_1))$ 。的经验值在 $2 \sim 0.1$ 之间, 实验中设定初始值为 2, 测试间隔为 0.1。测试结果如图 1 所示, 其中 Barboon LR, Barbara LR 和 Pepper LR 表示低分辨率图像的训练结果, Barboon

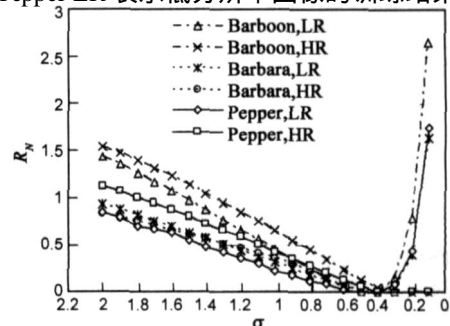


图1 σ 的变化对 R_N 的影响

HR, Barbara HR 和 Pepper HR 表示表示高分辨率图像的计算结果, 方差统一用 σ^2 表示. 由实验结果可看出, 随 σ^2 的变化, 高分辨率估计图像和低分辨率估计图像的变化趋势相同, 并且在相近的位置取得最小值, 即性质 1 成立.

性质 1 可用于估计高分辨率图像的初始值. 即在 x 未知时, 计算 $x_2 = \text{ArgMin} \left[\left\| y_1 - \sum_{i=2}^N y_i u_i(v) \right\| \right]$, 并由 x_1, x_2 估计 $x = \sum_{i=1}^N y_i w_i(v)$. x_2 可用训练的方式得到, 以减少运算量, 训练步骤的伪代码如下,

```

RMSEmin = inf;
min = 0;
for i = 2 : -0.1 : 0.1
    y1 =  $\sum_{i=2}^N y_i \times \exp(- (m^2 + n^2) / i)$ ;
    RMSE =  $((y_1 - y_1)^2 / (N_1 \times N_2))$ 

```

```

if RMSE < RMSEmin
    RMSEmin = RMSE;
    min = i;
end
end

```

这一初始图像的质量相对于其他超分辨率算法的结果已有一定的可比性, 对部分 Pepper 图像的实验结果见图 3(e).

3.2 阶跃边缘的陡坡性质

性质 2 超分辨率复原图像的阶跃边缘具有陡坡性质, 而不是严格的阶跃性质.

证明 图像在成像过程中受点扩散函数的高斯模糊影响, 点扩散函数是低通滤波函数, 高频分量被滤除后, 图像的边缘显然只具有陡坡性质, 如图 2 所示.



156	156	153	141	128
156	155	144	126	102
155	149	133	107	73
159	142	118	90	62
152	137	100	65	42
144	113	81	56	40
127	100	63	43	41
108	75	57	54	45
90	52	41	44	44
61	39	41	37	41

46	49	46	58	58
45	44	53	56	48
76	48	46	55	47
129	78	52	48	43
185	133	80	53	47
209	185	136	84	49
215	210	185	134	77
214	216	209	181	118
217	217	216	207	179
215	217	217	214	207

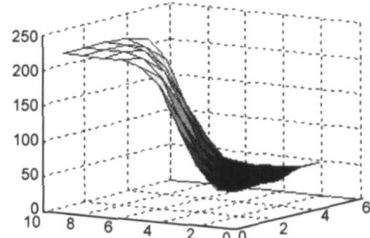
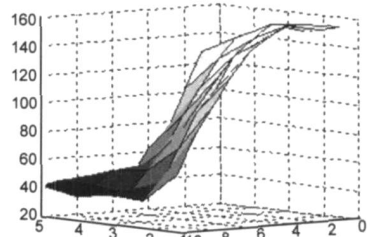


图2 Lena图像的边缘

基于 MAP 的超分辨率图像复原算法中, 正则化函数在保持解的稳定性的同时, 可用于保持图像的边缘及全局平滑. 由于超分辨率复原是高度病态的反问题, 因此正则化泛函 $J(x)$ 对解的稳定性和复原图像的质量影响很大.

正则化泛函通常具有滤波的功能. 通用的单边滤波函数只在空域对图像进行平滑处理, 不考虑图像的纹理, 虽然可以滤除部分噪声, 但同时使图像的纹理更加模糊. 双边滤波在滤波函数中加入了值域滤波核^[9], 但只有当前像素值与其邻域内的像素值相差较大时, 才能够很好地保持边缘的阶跃特性, 而当相邻的像素位于陡坡拐点的两侧或屋顶边缘两侧时, 滤波函数会钝化图像的边缘. 三边滤波^[11]对陡坡或屋顶边缘有很好的边缘纹理保持特性, 但在超分辨率图像复原中仍没有应用, 本文将其作为正则化函数引入, 并推导正则化函数的计算式.

三边滤波在双边滤波的基础上做了进一步改进, 将滤波函数沿图像的局部梯度方向倾斜. 首先计算梯度图像 $\nabla x_i(v)$, 并对 $\nabla x_i(v)$ 做双边滤波得到均值梯度

$$G(v) = \frac{1}{k(v)} \sum \nabla x_i(v + \cdot) c(\cdot) s(\cdot - \nabla x_i(v + \cdot) - \nabla x_i(v))$$

其中 $c(\cdot)$ 为空域滤波函数, $s(\cdot)$ 为值域滤波函数, $k(v)$ 为归一化函数. 然后计算对应于 v 的切平面 $P(v, \cdot) = x_i(v) + G \cdot$, 得到 $x_i(v + \cdot)$ 与 $P(v, \cdot)$ 之差 $x_i(v, \cdot)$, 并对 $x_i(v, \cdot)$ 再次做双边滤波, 得到 $x_i(v)$ 的增量更新值. 为了保证滤波函数不跨越梯度变化的边缘, 三边滤波引入了梯度阈值函数

$$f(v, \cdot) = \begin{cases} 1, & G(v + \cdot) - G(v) < R \\ 0, & G(v + \cdot) - G(v) \geq R \end{cases}$$

其中, $R = 0.15(\max(G(v)) - \min(G(v)))$. 根据图像纹理的不同, $G(v)$ 的范围不同, 因此 R 可自动调整.

由上可得三边滤波函数式定义为

$$x_o = x_i + \frac{1}{k(x_i)} \left(x_i(v,)c()s(x_i(v,))f(v,) \right) \quad (3)$$

将其代入式(1)并用最陡梯度法推导计算迭代式得,

$$\begin{aligned} x_{n+1} &= x_n - \nabla x \\ &= x_n - \left\{ \sum_{k=1}^N F_k^T H^T D^T \text{sgn}(DHF_k x_n - y_k) - x \right\} \\ &= x_n - \left\{ \sum_{k=1}^N F_k^T H^T D^T \text{sgn}(DHF_k x_n - y_k) - (x_{n,o} - x_{n,i}) \right\} \\ &= x_n - \left\{ \sum_{k=1}^N F_k^T H^T D^T \text{sgn}(DHF_k x_n - y_k) - L_r(x_n) \right\} \quad (4) \end{aligned}$$

其中, $L_r(x)$ 定义为 $\frac{1}{k(x_i)} x_i(v,)c()s(x_i(v,))f(v,)$, 由滤波函数可看出, 如果不考虑梯度, 则 $G(v) = 0$, 式(3)退化为 Bilateral 滤波. 因此 Bilateral 滤波可看作 Trilateral 滤波的简化, 而 Trilateral 滤波器比 Bilateral 滤波器考虑了更多的细节特性. 式(4)中, 正则化项有多个相关的内部参数, 但用户只需设置空域滤波函数方差 σ_c , Trilateral 滤波函数根据图像的纹理可自适应地计算其他内部参数, 这一特点既简化了参数调整, 同时又使滤波器适用于不同的纹理. 式(5)中, 正则化参数 λ 用于平衡复原图像的保真度和滤波效果, 由于 Trilateral 滤波器在滤除噪声后不会进一步平滑图像的纹理, 与图像的保真度不形成矛盾, 因此通常情况下取经验值 0.2 都可以满足正则化的要求.

4 纹理自适应的超分辨率算法

结合超分辨率复原的两个性质, 本文算法首先用近似计算的类比性质计算高质量的初始图像, 在迭代过程中用三边滤波正则化保持图像的陡坡边缘和全局平滑. 近似计算的训练过程中不需要人工参与, 三边滤波约束也可根据纹理自动计算相关内部参数, 因此算法可适应不同内容的图像纹理.

算法步骤描述如下,

Step1 用 3.1 中的训练步骤, 训练最佳 λ_2 ;

Step2 令 $\lambda_1 = \lambda_2$, 将 λ_1 代入 $x = \sum_{i=1}^N y_i w_i(v)$, $w_k(v) = \exp(-(\nu_x^2 + \nu_y^2)/\lambda_1)$ 计算高分辨率图像的迭代初始值 x_1 , 令 $x_n = x_1$;

Step3 将 x_n 和 y_k 代入 $x = \sum_{k=1}^N F_k^T H^T D^T \text{sgn}(DHF_k x_n - y_k)$, 计算条件概率项更新值 x ;

Step4 计算 $\nabla x_n(v)$ 及 $G(v) = \frac{1}{k(v)} \nabla x_n(v +)c()s(\nabla x_n(v +) - \nabla x_n(v))$, 其中 $k(v)$ 为归一化函数, $k(v) = \frac{1}{c()s(\nabla x_n(v +) - \nabla x_n(v))}$;

$\nabla x_n(v)$);

Step5 计算梯度阈值 $R = 0.15(\max(G(v)) - \min(G(v)))$ 和判定函数 $f(v,) = \begin{cases} 1, & G(v +) - G(v) < R \\ 0, & G(v +) - G(v) \geq R \end{cases}$;

Step6 计算切平面 $P(v,) = x_n(v) + G \cdot$, 并带入 $x_n(v,) = x_n(v +) - P(v,)$ 求得差值 $x(v,)$;

Step7 计算 $x = \frac{1}{k(v)} x(v,)c()s(x(v,))f(v,)$, 其中 $k(v)$ 为归一化函数, $k(v) = \frac{1}{c()s(x(v,))f(v,)}$. 则 x 为先验概率项的更新值;

Step8 计算 x_n 的更新值, $x_{n+1} = x_n - \lambda x$;

Step9 设定迭代次数, 重复 Step3 至 Step8; 由于算法的初始图像已融合了多幅低分辨率图像的信息, 因此通常 3 次迭代即可获得稳定解.

5 实验结果及分析

应用本文算法, 分别对合成图像和真实图像序列做仿真实验, 以验证算法的有效性. 截取 Pepper 图像的一部分作合成图像测试, 图像的原始分辨率为 256×256 . 根据观测模型, 对截取图像进行平移和旋转, 平移量为 $(0, 1)$ 内均匀分布的随机数, 旋转量为 $(0, 0.05)$ 内均匀分布的随机数, 并加入高斯模糊和信噪比为 14dB 的加性高斯白噪声. 对加噪后的图像做采样率为 2 的下采样, 得到 10 幅低分辨率图像. 对这 10 幅低分辨率图像分别采用 Bicubic 插值、Farsiu 的 FR (Fast and Robust) 算法和本文纹理自适应算法做超分辨率复原, 复原图像的方差对比如表 1 所示, 由计算结果可看出本文算法复原图像的方差更小.

表 1 部分 Pepper 图像的复原结果

算法	Bicubic 插值	FR 算法	本文算法迭代初始图像	本文算法结果图像
MSE	84.92	56.61	42.21	40.54

不同算法的复原图像见图 3, 由于 Bicubic 对单幅低分辨率图像的插值只用了一幅低分辨率图像的信息, 插值的效果并不理想. FR 算法的复原图像质量较好, 但算法中需同时调整 4 个参数, 为了得到这一质量的复原图像, 需要做大量的实验. 采用本文的近似计算方法, 用训练的 λ 值直接做图像融合得到的初始图像已与 FR 算法具有一定的可比性. 加入三边滤波正则化后, 图像质量有进一步提高. 实验证明, 这一算法对于加性高斯白噪声也有很好的抗噪性能.

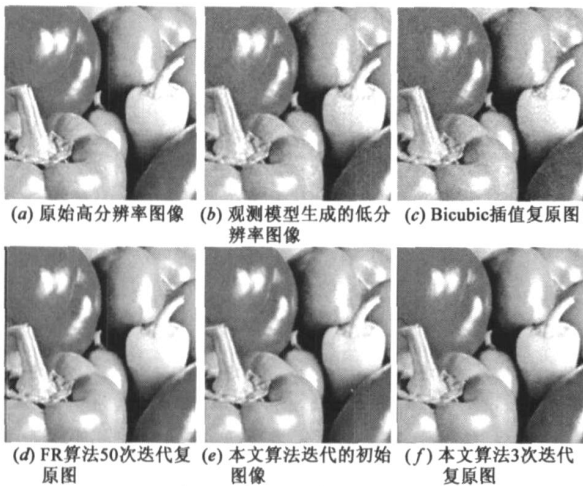


图3 部分Pepper图像测试结果

对真实图像序列的测试结果复原图如图4所示。选用超分辨率测试序列 *alpaca*^[12] 的前45帧做实验, 实验中无法得知成像系统的模糊参数, 前45帧只有全局平移和旋转。复原图像的分辨率提高一倍。为了保证实验的公平性, 图像都采用 Van de walle^[13] 的频域配准算法。图4中, FR算法的正则化参数为0.15, 空域衰减系数为0.8, 正则化核尺寸为2, 迭代次数为50次, 迭代步长为0.1。本文算法采用默认的参数, 训练范围为2~0.1, 训练步长为0.1, 三边滤波的正则化核尺寸为2, 正则化参数为默认值0.2。

对真实图像序列的测试无法计算复原图像的PSNR。从图像的复原结果可看出, Bicubic插值只用了一幅图像的信息, 复原图像质量较差。FR算法的复原图像质量较好, 但在不规则的图像边缘处, 如罐顶和罐身的文字部位, 边缘线没有很好地保持。本文算法迭代的初始图像已和FR算法的复原图像接近, 并且在物体的边缘位置清晰度更好。这是由于算法在初始图像的近似计算中, 已通过训练获取了较为精确的系统参数, 因此将低分辨率图像信息融合后, 图像质量较高。加入三边滤波正则化后, 图像的阶跃和屋顶边缘得到了很好的保持, 并且图像的平坦区域更加平滑, 主观复原质量相

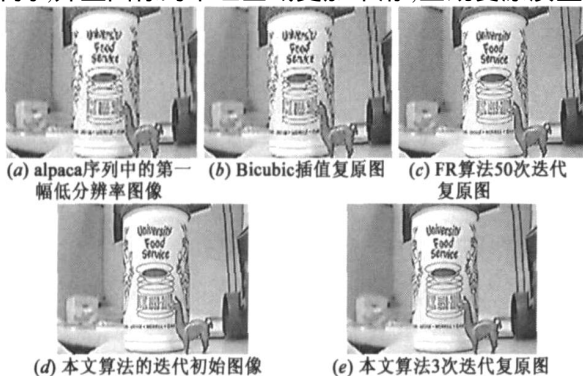


图4 alpaca图像测试结果

对于其他算法有明显提高。图(d)和(e)是在设定好默认参数后, 经过3次迭代算法自动计算的结果, 在计算过程中没有人工参与参数的调整。从复原结果可以看出, 算法能自动适应图像的纹理, 并得出最佳复原图像。

6 结论

本文论证了超分辨率图像处理中的两个性质, 并根据性质分别提出了超分辨率初始图像的计算方法和纹理自适应的正则化函数。算法的基本思想是: 根据低分辨率图像和高分辨率图像之间近似计算的可类比性质, 用参数训练的方法获取插值多项式函数的近似方差, 并用其计算高质量的超分辨率初始图像。在迭代过程中, 用改进的三边滤波约束更好地保护陡坡和屋顶边缘及图像的整体平滑特性。算法在整个运算过程中不需要手工设置参数, 经验参数对于大部分图像都能适用。对合成图像和实际图像序列的实验结果表明, 该算法的重建结果相当有效, 并且对观测噪声具有一定的鲁棒性。

参考文献:

- [1] S Farsiu, M Elad, P Milanfar. Multiframe demosaicing and super-resolution of color images[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15(1): 141 - 159.
- [2] Shen Huanfeng, Zhang Liangpei, Huang Bo, et al. A MAP approach for joint motion estimation, segmentation, and super resolution[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2007, 16(2): 479 - 490.
- [3] 韩玉兵, 束锋, 孙锦涛等. 基于 M_g-C_g 算法的图像超分辨率重建[J]. 电子学报, 2007, 35(7): 1394 - 1397. Han Yubing, Shu Feng, Sun Jintao, et al. Image super-resolution reconstruction based on M_g-C_g algorithm[J]. Acta Electronica Sinica, 2007, 35(7): 1394 - 1397. (in Chinese)
- [4] 乔建苹, 刘琨. 基于支撑向量机的盲超分辨率图像复原算法[J]. 电子学报, 2007, 35(10): 1927 - 1933. Qiao Jianping, Liu Ju. A SVM-based blind super-resolution image restoration algorithm[J]. Acta Electronica Sinica, 2007, 35(10): 1927 - 1933. (in Chinese)
- [5] R Y Tsai, T S Huang. Multi frame image restoration and registration[J]. Advances in Computer Vision and Image Processing, 1984, 1(2): 317 - 339.
- [6] R R Schultz, R L Stevenson. Extraction of high-resolution frames from video sequences[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1996, 5(6): 996 - 1011.
- [7] C A Segall, A K Katsaggelos, R Molina, et al. Bayesian resolution enhancement of compressed video[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2004, 13(7): 898 - 911.

- [8] A Zomet, A Rav-Acha, S Peleg. Robust super-resolution [A]. Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C]. Kauai, Hawaii, USA :IEEE, 2001. 645 - 650.
- [9] S Farsiu, M D Robinson, M Elad, et al. Fast and robust multi frame super resolution [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2004, 13(10) , :1327 - 1344.
- [10] M Subbarao, T Choi, A Nikzad. Focusing techniques [A]. Proceedings of SPIE-The International Society for Optical Engineering [C]. Boston, MA, USA :SPIE, 1993, 163 - 174.
- [11] P Choudhury, J Tumblin. The trilateral filter for high contrast images and meshes [A]. Proceedings of the Eurographics Symposium on Rendering 2003 [C]. San Diego, CA, USA : Eurographics Association, 2003. 186 - 196.
- [12] S Farsiu, M Elad, P Milanfar. MDSP Super-Resolution And Demosaicing Datasets [EB/OL]. <http://www.soe.ucsc.edu/~milanfar/software/sr-datasets.html>, 2004-5-4/2007-04-15.
- [13] P Van de walle, S Susstrunk, M. Vetterl. A frequency domain approach to registration of aliased images with application to super-resolution [J]. Eurasip Journal on Applied Signal Processing, 2006, 2006(1) :1 - 14.

作者简介:



宋 锐 男, 1982 年生于山西介休, 现为西安电子科技大学 ISN 重点实验室讲师, 主要研究方向为超分辨率图像复原, 视频及图像压缩算法, 图像后处理算法研究.

E-mail : rsong @xidian. edu. cn



吴成柯 男, 1938 年生于安徽, 西安电子科技大学教授, 博士生导师, 主要从事图像处理、图像通信、计算机视觉等方面的研究工作, 著有论文 100 余篇.