

自适应估计模糊参数的最大后验概率 超分辨率复原算法

宋锐, 贾媛, 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, 710071, 西安)

摘要: 为降低最大后验概率(MAP)超分辨率图像复原算法中模糊参数调整的复杂度,减少迭代运算量,提出了一种超分辨率复原新算法.先抽取一幅低分辨率图像作为参考图像,用其余低分辨率图像估计参考图像,通过训练模糊参数使估计的均方误差最小,自适应地估计最佳模糊参数.然后根据高分辨率图像和参考图像计算多项式之间的可类比性和估计误差变化的线性相关性,将训练结果直接用于超分辨率复原.复原时先利用最佳模糊参数将全部的低分辨率图像信息融合到高分辨率初始图像中,改进了复原运算的处理流程.相对于其他MAP复原算法,新算法不需要人工调整模糊参数,并且只需3次迭代即可获得稳定解,大大减少了迭代运算量.对真实图像序列的实验结果表明,新算法更好地保持了图像细节,复原图像的纹理更清晰.

关键词: 超分辨率;图像复原;自适应估计;模糊参数

中图分类号: TP391.41 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2008)10-1254-05

A Maximum Posteriori Super-Resolution Algorithm for Adaptive Estimation of Blur Parameter

SONG Rui, JIA Yuan, WU Chengke, FENG Ying, ZHANG Yunfeng

(National Key Laboratory of Integrated Service Networks, Xidian University, Xi'an 710071, China)

Abstract: A new maximum a posteriori(MAP) super-resolution algorithm is proposed to reduce the complexity of blur parameter adjustment and the iterative computation load. One low resolution (LR) image is extracted as a reference image, and then is computed by other LR images. The best parameter is adaptively estimated through training the blur parameter such that the mean square error is minimized. The parameter is then directly applied to super resolution according to the analogy of polynomial functions and the linear correlation of the estimation errors between high resolution (HR) image and LR reference image. Reconstruction procedure is improved and an initial HR image is computed by fusing all the LR images using the parameter estimation. The algorithm does not need to manually adjust the parameters and can get the best reconstruction image with only 3 iterations. The iterative computation load is greatly reduced compared with other MAP algorithms. Experiment results to real image sequences show that the texture in reconstructed image is clearer and the image detail is preserved better than other MAP algorithms.

Keywords: super-resolution; image reconstruction; adaptive estimation; blur parameter

超分辨率图像复原作为增强航拍图像空间分辨率的有效方法,已经成为图像处理中的研究热点^[1-3].目前,超分辨率图像复原算法的研究主要集中在空域法,基于 Bayesian 理论的最大后验概率(MAP)算法^[4-5]是最常用的空域算法.对 MAP 算法的研究目前主要集中于条件概率求解式和先验模型的构建,Zomet 等人^[6]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 等人^[7]对 1-范数的鲁棒特性进行了理论证明,并以 BTV 作为先验概率模型,提出了一种快速鲁棒的超分辨率算法(FR).这些算法都默认成像系统的模糊参数已知,但这在多数系统中并不满足,实际应用中常需人工调整模糊参数以提高复原质量^[8].本文在分析这些算法局限性的基础上,提出了一种可根据图像纹理自适应调整模糊参数的超分辨率复原算法,并改进了 MAP 算法的流程,在成像系统的模糊参数未知的情况下仍可快速获得很好的重建图像.

1 MAP 算法数学模型

给定 N 幅观测低分辨率图像序列 $\{\mathbf{x}_{L,i}, i=1, 2, \dots, N\}$, 设理想非降质高分辨率图像为 $\mathbf{x}_H$, 则 $\mathbf{x}_{L,i}$ 与 $\mathbf{x}_H$ 的关系为 $\mathbf{x}_{L,i} = \mathbf{DHF}_i \mathbf{x}_H + \mathbf{n}_i$ ^[7], 其中 $\mathbf{D}$ 、 $\mathbf{H}$ 和 $\mathbf{F}_i$ 分别为下采样矩阵、模糊矩阵和仿射变换矩阵, $\mathbf{n}_i$ 为独立同分布高斯白噪声. MAP 算法的求解目标函数为

$$\mathbf{x}_H = \operatorname{argmin} \left[\sum_{i=1}^N \|\mathbf{DHF}_i \mathbf{x}_H - \mathbf{x}_{L,i}\|_p^p + \lambda J(\mathbf{x}_H) \right] \quad (1)$$

式中: λ 为正则化参数; $J(\mathbf{x}_H)$ 为正则化泛函. 当 $p=1$ 时, 将上式对 $\mathbf{x}_H$ 求变分得到求解的一般迭代式

$$\mathbf{x}_{H,n+1} = \mathbf{x}_{H,n} - \beta \left\{ \sum_{i=1}^N \mathbf{F}_i^T \mathbf{H}^T \mathbf{D}^T \operatorname{sgn}(\mathbf{DHF}_i \mathbf{x}_{H,n} - \mathbf{x}_{L,i}) - \lambda L(\mathbf{x}_H) \mathbf{x}_H \right\} \quad (2)$$

式中: $-L(\mathbf{x}_H) \mathbf{x}_H$ 为 $J(\mathbf{x}_H)$ 的变分; β 为迭代步长; $\mathbf{x}_{H,n}$ 和 $\mathbf{x}_{H,n+1}$ 分别为第 n 次和 $n+1$ 次迭代结果. 超分辨率求解时, $\mathbf{D}$ 为已知量, 在非联合求解的算法^[2]中, $\mathbf{F}_i$ 需先由图像配准算法^[9]计算得到. 一般 $\mathbf{H}$ 默认为已知量^[1,3,7], 但通常并无法获得确切的模糊参数, 多数算法需手工调整参量以获得最佳复原效果. 在一般超分辨率应用中, $\mathbf{H}$ 由光学系统的点扩散函数计算得到, 服从二维高斯分布^[10].

2 自适应估计模糊参数的 MAP 复原算法

2.1 模糊特性的类比分析法

将 N 幅观测低分辨率图像以 $\mathbf{x}_{L,1}$ 为参考进行配准, 得到配准参数 $\{\mathbf{v}_i, i=1, 2, \dots, N\}$, 其中 $\mathbf{v}_i$ 为 $\mathbf{x}_{L,i}$ 的配准参数, 则由插值多项式的惟一性可知, 在高分辨率网格的任一局部区域内存在惟一的 N 次插值多项式 $p(\mathbf{v})$ 满足 $p(\mathbf{v}_i) = \mathbf{x}_{L,i}$. 令 $w_1(\mathbf{v})$, $w_2(\mathbf{v}), \dots, w_N(\mathbf{v})$ 为以 $\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \dots, \mathbf{v}_N$ 为节点的 N 次插值函数, 则 $p(\mathbf{v})$ 的拉格朗日插值多项式展开为 $p(\mathbf{v}) = \sum_{i=1}^N \mathbf{x}_{L,i} w_i(\mathbf{v})$. 在高分辨率网格的区域 S_H 内将 $\mathbf{x}_H$ 代入多项式, 得到 $\mathbf{x}_H = \sum_{i=1}^N \mathbf{x}_{L,i} w_i(\mathbf{v})$. 对于 $\mathbf{x}_H$ 中的任一像素 $\mathbf{x}_h$, 根据图像的结构特性和成像过程的模糊特性^[10], 距离 $\mathbf{x}_h$ 越远的像素值与其相似性越小, 因此加权系数也越小, 并且 $w_i(\mathbf{v})$ 服从 $N(0, \sigma_i^2)$ 的分布, 其中均值为 0, 均方差为 σ_i .

同理假设 $\mathbf{x}_{L,1}$ 未知, 则 $\mathbf{x}_{L,1}$ 也可由其余 $N-1$ 幅图像 $\{\mathbf{x}_{L,i}, i=2, \dots, N\}$ 估计得到, 令 $u_2(\mathbf{v}), u_3(\mathbf{v}), \dots, u_N(\mathbf{v})$ 为以 $\mathbf{v}_2, \mathbf{v}_3, \dots, \mathbf{v}_N$ 为节点的 $N-1$ 次插值基函数, 在区域 S_L 内将 $\mathbf{x}_{L,1}$ 代入插值多项式可得 $\mathbf{x}_{L,1} = \sum_{i=2}^N \mathbf{x}_{L,i} u_i(\mathbf{v})$, 则与 $w_i(\mathbf{v})$ 相似, $u_i(\mathbf{v})$ 服从 $N(0, \sigma_i^2)$ 的分布, 取 4 幅低分辨率图像 $\mathbf{x}_{L,1}, \mathbf{x}_{L,2}, \mathbf{x}_{L,3}, \mathbf{x}_{L,4}$ 为例说明其物理意义. 以 $\mathbf{x}_{L,1}$ 为参考图像对其余低分辨率图像进行配准, 配准后将其放入高分辨率网格中, 如图 1a 所示. 其中 S_H 和 S_L 分别如虚线圆和点划圆所示. 图中 $\mathbf{x}_H$ 未知, 但可由虚线圆内 $\mathbf{x}_{L,1}, \mathbf{x}_{L,2}, \mathbf{x}_{L,3}, \mathbf{x}_{L,4}$ 的像素插值得到. 同理, 假设 $\mathbf{x}_{L,1}$ 未知时, $\mathbf{x}_{L,1}$ 也可由点划圆区域内 $\mathbf{x}_{L,2}, \mathbf{x}_{L,3}, \mathbf{x}_{L,4}$ 的像素插值得到, 且 $\mathbf{x}_H$ 和 $\mathbf{x}_{L,1}$ 的计算式是可以类比的.

取 $\sigma_2 = \operatorname{argmin} \left[\left\| \mathbf{x}_{L,1} - \sum_{i=2}^N \mathbf{x}_{L,i} u_i(\mathbf{v}) \right\| \right]$, 由于 $\mathbf{x}_{L,1}$ 本身已知, 可通过训练使 $\left\| \mathbf{x}_{L,1} - \sum_{i=2}^N \mathbf{x}_{L,i} u_i(\mathbf{v}) \right\|$ 最小, 从而得到最佳模糊参数 σ_2 . 取 $\sigma_1 = \operatorname{argmin} \left[\left\| \mathbf{x}_H - \sum_{i=1}^N \mathbf{x}_{L,i} w_i(\mathbf{v}) \right\| \right]$, 则在 $\sigma_1 \approx \sigma_2$ 时, 将其代入 $\sum_{i=1}^N \mathbf{x}_{L,i} w_i(\mathbf{v})$ 即可获得 $\mathbf{x}_H$ 的最佳初始值.

对 Barboon、Barbara 和 Pepper 图像分别做实

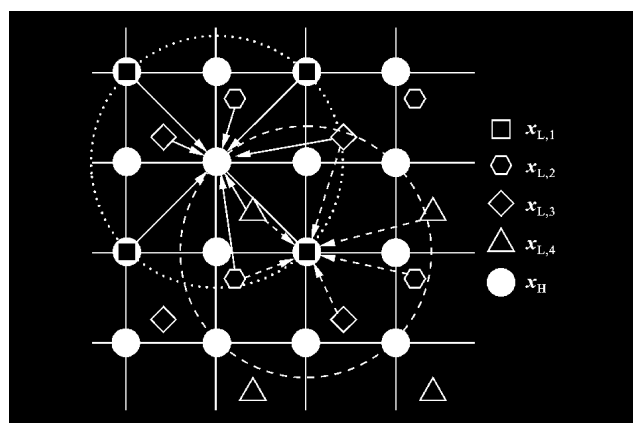
验进行验证,原始图像的分辨率均为 512×512 像素,经过 $(0,1)$ 内均匀分布的平移量和 $(0,0.05)$ 内的均匀分布的旋转量后,对图像做高斯模糊和采样率为 2 的下采样,然后加入信噪比为 14 dB 的高斯白噪声,分别得到 10 幅分辨率为 256×256 像素的低分辨率图像.以简化的二维高斯分布函数 $G(m,n) = \exp(-(m^2+n^2)/\sigma)$ 为核函数,分别计算高分辨率估计图像和高分辨率原始图像之间的归一化均方根误差 $R_N(x_H)$ 随 σ 的变化,及低分辨率估计图像和低分辨率原始图像的归一化均方根误差 $R_N(x_{L,1})$ 随 σ 的变化,其中

$$R_N(x_H) = R_R(x_H, \sigma) - \min(R_R(x_H, \sigma))$$

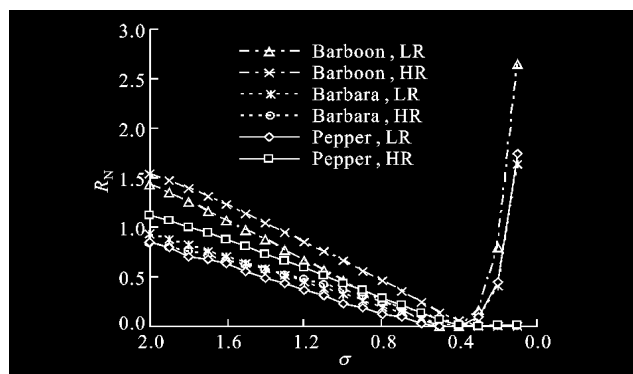
$$R_R(x_H, \sigma) = \left\{ \sum \left[x_H - \sum_{i=1}^N G(m,n) x_{L,i} \right] / (N_1 N_2) \right\}^{1/2}$$

$R_N(x_{L,1})$ 的定义式与 $R_N(x_H)$ 相同.

测试结果如图 1b 所示,图中横坐标为模糊函数



(a) 类比分析示意图



(b) σ 的变化对归一化均方根误差的影响

图1 模糊特性的类比分析图及实验验证结果

的方差 σ ,其经验值在 $2 \sim 0.1$ 像素之间,实验中设定初始值为 2,测试间隔为 0.1,纵坐标为用不同的 σ 值做估计时估计图像与真实图像之间的归一化均方根误差,LR 表示低分辨率图像的计算结果,HR 表示高分辨率图像的计算结果.由实验结果可以看出,随 σ 的变化,低分辨率已知图像的估计误差

$R_N(x_{L,1})$ 与高分辨率图像的估计误差 $R_R(x_H)$ 曲线有相同的变化趋势和相近的极值点.实际应用中,对于有明显纹理的图像其极小值点都是存在的,极小值出现的位置主要与系统的真实模糊函数和图像的纹理有关.在计算时,低分辨率图像是已知的,因此可通过训练使 $R_N(x_{L,1})$ 最小,得到系统的最佳模糊参数 σ_2 ,并将其代入 $x_H = \sum_{i=1}^N x_{L,i} \exp(-(m^2+n^2)/\sigma_2)$ 中以计算高分辨率图像的估计值,则此时的 x_H 与真实高分辨率图像值之间的均方误差最小.计算结果可作为式(2)中高分辨率图像迭代的初始值.

2.2 本文算法步骤

由以上分析,本文算法的步骤描述如下:

(1)初始化,设定 $R_R(x_{L,1}, \sigma)$ 的估计值 $R_R^{\min}$ 为最大值, σ_2 的估计值 σ 设定为 2;

(2)计算低分辨率图像 $x_{L,1}$ 与其估计值 $\hat{x}_{L,1}$ 的均方根误差,将 σ 和 $x_{L,i}$ ($i \neq 1$) 代入 $\hat{x}_{L,1} = \sum_{i=2}^N x_{L,i} \exp(-(m^2+n^2)/\sigma)$ 计算 $x_{L,1}$ 的估计值 $\hat{x}_{L,1}$,并将 $x_{L,1}$ 和 $\hat{x}_{L,1}$ 代入 $R_R = \left(\sum [x_{L,1} - \hat{x}_{L,1}]^2 / (N_1 N_2) \right)^{1/2}$ 计算其均方根误差;

(3)更新 $R_R^{\min}$ 和 σ_2 ,如果 $R_R < R_R^{\min}$,则令 $R_R^{\min} = R_R$,同时 $\sigma_2 = \sigma$,否则保持 $R_R^{\min}$ 和 σ_2 不变;

(4)更新 σ 值,令 $\sigma = \sigma - 0.1$,如果此时 $\sigma > 0$,则跳转到第(2)步,否则执行第(5)步;

(5)由 σ_2 计算 $H = \exp(-(m^2+n^2)/\sigma_2)$,并结合全部的低分辨率图像计算高分辨率初始图像 $x_H = \sum_{i=1}^N x_{L,i} \exp(-(m^2+n^2)/\sigma_2)$;

(6)计算超分辨率复原图像,将 H 和 x_H 代入式(2)迭代计算超分辨率复原图像,其中正则化泛函采用 BTV 正则化.

图 2 所示为本文算法流程图.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,大大减少了复原算法的运算量.

3 实验结果及分析

选用超分辨率测试序列 alpaca^[11] 的前 45 帧应用不同算法对真实图像序列做实验(前 45 帧只有全局平移和旋转,没有局部物体的运动),复原图像的分辨率提高了 1 倍.为了保证实验的公平性,图像都采用 Vandewalle^[9] 的频域配准算法.其中,FR 算法

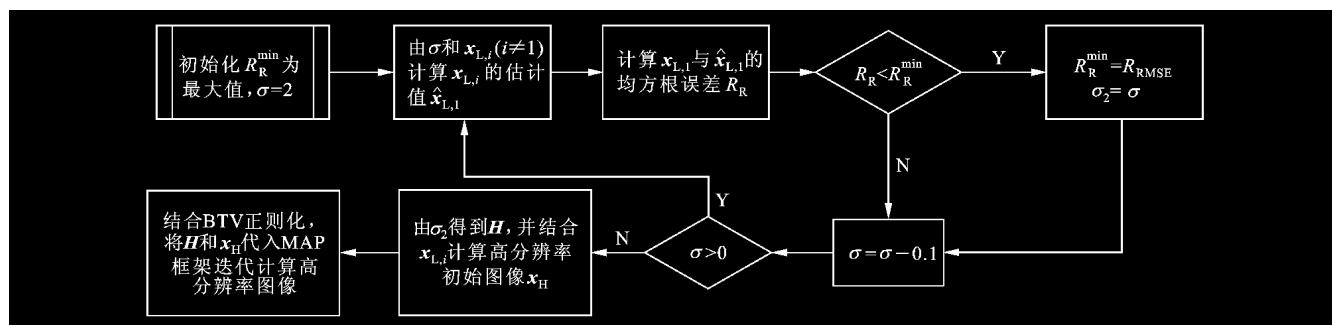


图2 本文算法流程图

的迭代次数为 50 次, 迭代步长为 0.1, 模糊函数的方差默认为 2 像素. 本文算法采用默认的参数, σ 的训练范围为 2~0.1 像素, 训练步长为 0.1, 实验结果见图 3.

对真实图像序列的测试无法计算复原图像的信噪比. 从不同算法的复原图像可看出, Bicubic 算法只对单幅图像做插值, 复原图像中只包含了一幅低分辨率图像的信息, 因此复原图像质量较差. FR 算法的高分辨率初始图像也由 Bicubic 插值得到, 初始图像没有融合其余低分辨率图像的信息, 因此在图像纹理较复杂的位置插值估计的性能较差. 虽然算法通过迭代的方式用其他低分辨率像素值对复原图像像素进行了修正, 但迭代过程中仍采用默认的模糊参数, 因此复原图像在不规则纹理处, 如罐顶和罐身的文字部位, 边缘线仍比较模糊.

本文算法的 2 倍复原图像如图 3d 所示, 是经过 3 次迭代后计算的结果. 算法的初始图像由 2.2 节中的计算步骤得到, 由于初始高分辨率图像已经融合了多幅低分辨率图像的信息, 因此通过少量的迭代运算即可获得很好的复原图像. 本文算法在融合和复原过程中考虑了模糊参数对图像边缘的影响, 并且通过训练的方式获得了最佳的系统参数, 因此避免了边缘模糊, 使得复原的图像更为清晰. 从复原结果可以看出, 本文算法在复杂纹理处如罐身的文字和图案等位置的复原纹理更接近于实际图像, 主观复原质量相对于其他算法有明显提高. 本文算法在分辨率提升 4 倍和 8 倍情况下的复原结果如图 3e 和图 3f 所示, 由实验结果可以看出, 本文算法在分辨率提升 4 倍甚至 8 倍的情况下仍适用, 但为了获得较好的复原图像质量, 在分辨率提升 n 倍的情



(a) 原低分辨率图像



(b) Bicubic 插值 2 倍复原图



(c) FR 算法 50 次迭代 2 倍复原图



(d) 本文算法 3 次迭代 2 倍复原图



(e) 本文算法 4 倍复原图



(f) 本文算法 8 倍复原图

图3 alpaca 图像的测试结果

况下,需要至少 2^n 幅互异的低分辨率图像。

4 结 论

本文通过对模糊参数的类比训练,提出了一种自适应估计模糊参数的超分辨率复原算法。算法的基本思想是:根据低分辨率图像之间的多项式运算关系,训练成像系统的模糊参数,并根据类比性计算高分辨率初始图像。本文算法在运算过程中不需要手工设置模糊参数,经验参数对于大部分图像都能适用。对实际图像序列的实验结果表明,本文算法更好地保持了图像的细节,使复原图像的纹理更清晰。

参考文献:

- [1] FARSIU S, ELAD M, MILANFAR P. Multiframe demosaicing and super-resolution of color images [J]. IEEE Trans 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 Trans on Image Processing, 2007, 16(2): 479-490.
- [3] 黄华, 孔玲莉, 齐春, 等. 基于凸集投影和线过程模型的超分辨率图像重建[J]. 西安交通大学学报, 2003, 37(10): 1059-1062.
HUANG Hua, KONG Lingli, QI Chun, et al. Super-resolution image reconstruction based on projections onto convex sets and line process modeling [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2003, 37(10): 1059-1062.
- [4] SCHULTZ R R, STEVENSON R L. Extraction of high-resolution frames from video sequences [J]. IEEE Trans on Image Processing, 1996, 5(6): 996-1011.
- [5] SEGALL C A, KATSAGGELOS A K, MOLINA R, et al. Bayesian resolution enhancement of compressed video [J]. IEEE Trans on Image Processing, 2004, 13(7): 898-911.
- [6] ZOMET A, RAV-ACHA A, PELEG S. Robust super-resolution [C] // Proceeding of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2001: 645-650.
- [7] FARSIU S, ROBINSON D, ELAD M, et al. Fast and robust multiframe super resolution[J]. IEEE Trans on Image Processing, 2004, 13(10): 1327-1344.
- [8] BEGIN I, FERRIE F P. Blind super-resolution using a learning-based approach [C] // Proceeding of International Conference on Pattern Recognition. Los Alamitos, CA, USA: IEEE Computer Society, 2004: 85-89.
- [9] van de WALLE P, SUSSTRUNK S, VETTERLL M. A frequency domain approach to registration of aliased images with application to super-resolution [J]. EURASIP Journal on Applied Signal Processing, 2006(1): 1-14.
- [10] SUBBARAO M, CHOI T, NIKZAD A. Focusing techniques [C] // Proceedings of SPIE: The International Society for Optical Engineering. Boston, MA, USA: SPIE, 1993: 163-174.
- [11] MILANFAR P, FARSIU S, ROBINSON D. MDSP super-resolution and demosaicing datasets[DB/OL]. (2004-5-4) [2007-04-15]. <http://www.soc.ucsc.edu/~milanfar/software/sr-datasets.html>.

(编辑 刘杨)

2008 年上半年西安交通大学专利申请和授权量大幅度增长

随着西安交通大学广大科技人员专利保护意识的不断提高,学校 2008 年上半年的专利申请量和专利授权量都有大幅度的增长,2008 年上半年西安交通大学共申请专利 169 项,比去年同期增长了 36%,达到历史最高增幅,其中申请发明专利 159 项,获得专利授权 89 项,比去年同期增长了 10%。

(来源:西安交大科技在线 <http://www.xjtust.com>)