

文章编号: 1001 - 2486(2003)04- 0059 - 04

基于 MAP 估计的图像超分辨率重建*

钟 山, 陈洪光, 沈振康

(国防科技大学 ATR 实验室, 湖南长沙 410073)

摘 要: 从一组低分辨率图像中重建一幅高分辨率图像, 给出基于 MAP 估计的近似算法。描述从场景空间到观测图像的线性映射关系, 介绍了核心重建算法; 算法适合观测条件相似的情况。在贝叶斯方法中, 使用 Laplace 算子作估计图像的领域平滑相关性假设。最后的实验表明了算法在改善空间分辨率上的显著效果。

关键词: 超分辨率; MAP; Laplace; 算法; 图像

中图分类号: TP911. 73 文献标识码: A

MAP-Based Image Superresolution Reconstruction

ZHONG Shan, CHEN Hong-guang, SHEN Zhen-kang

(ATR Lab, National Univ. of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract: We describe a MAP-based method for constructing a high resolution image from the noisy undersampled multiframe. Using the aliasing relationship between the high resolution image and the undersampled frames, we develop the algorithms for the reconstruction problem, appropriate for the case where all images are taken under similar conditions. The Bayesian approach uses Laplacian operator to model a neighbor correlation on estimated image. The results of experiments show dramatic improvement in the spatial resolution.

Key words: superresolution; MAP; Laplace; algorithm; image

从一组低分辨率图像中重建高分辨率图像具有非常重要的应用价值, 尤其是在商业和军事领域。现代图像恢复问题涉及更为复杂和大负荷运算的方法, 例如, 视频图像的恢复和重建问题。本文研究的是基于 MAP 思想的静态 (static) 平面场景下重建高分辨率图像。

图像的超分辨率 (superresolution) 重建问题最早由 Huang 和 Tsay^[1] 正式提出。从一组图像中重建高分辨率图像是一个典型的线性系统求逆问题。如果知道真实场景和成像参数, 就能轻易预测到相机将会拍摄到的图像 (在允许的精度范围之内)。这可以描述成从场景空间到成像空间的线性映射问题; 现在考虑逆问题, 如果已经得到了同一场景下的一组观测图像, 并已知成像参数, 如何估计出真实场景的可能分布形式。这里的真实场景用更高分辨率的栅阵来描述。

如果观测图像之间存在较小的、随机的相对位移, 而且图像足够丰富, 可以认为这一组图像从整体上记录了更高分辨率图像的信息。这些图像之间的信息是冗余的, 又是互补的。因此, 图像的超分辨率重建本质上也是一种图像数据的融合问题。

1 成像过程建模

首先考察成像过程的三个部分: 场景、相机参数 (视角、光学系统等)、感光 and 量化。场景对成像的影响主要有几个因素: 物体表面的形状、表面反射特性、光照条件、物体的辐射特性等。当一组观测图像之间的相对观测偏移、观测视角变化不大, 以及场景内不存在明显相对运动, 可以将场景直接简化为平面形式, 或者等价考虑为成像平面上的能量分布情况, 以更高分辨率的图像栅阵来描述。这种描述在许多应用中被证实是合理的。例如, 红外成像、遥感成像、天文成像以及其它深度景深成像。对于相机系统, 用

* 收稿日期: 2003 - 02 - 24

作者简介: 钟山 (1971 -), 男, 博士生。

点扩散函数(Point Spread Function, PSF) 来描述光学系统偏差、相对运动模糊和感光元(感光单元总有效感光面积和固有感光特性)的共同效应:观测图像的每个点所观测到的是PSF加权的平面场景相应点阵之和,这些点阵对应于观测点的附近,这个区域就是PSF的支撑域。PSF是归一化的,具有小的有限的支撑。最后是采样和量化过程,此时,将其看成理想点的采样,并将量化误差归入采样噪声中,同时假定噪声服从独立正态分布。

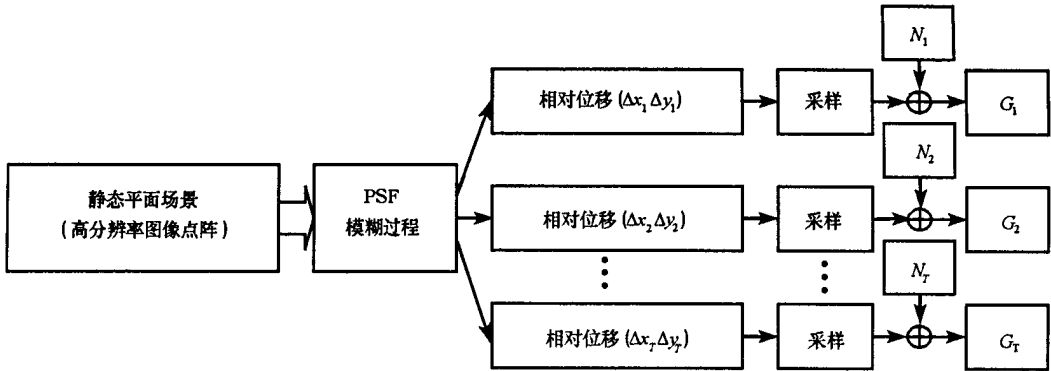


图 1 成像过程的简化形式

Fig. 1 A simple model for the imaging procedure

用图 1 的框图描述上述简化形式的成像过程。观测图像 $G_t (t = 1, 2, \dots, T)$ 对应 $M \times N$ 点阵, 场景 S 对应 $kM \times kN$ 点阵(k 为整数), 它们的矢量形式分别是 $G_t (t = 1, 2, \dots, T)$ 和 S 。若观测图像之间存在相对位移 $(\Delta x_t, \Delta y_t)$, 则:

$$\begin{cases} G_t = H_t S + N_t & t = 1, 2, \dots, T \\ H_t = H_{(D)} H_{(\Delta x_t, \Delta y_t)} H_{PSF/S} \end{cases} \quad (1)$$

其中, $H_{PSF/S}$ 是 PSF 生成的卷积阵, $H_{(\Delta x_t, \Delta y_t)}$ 是位移矩阵, $H_{(D)}$ 是等间距抽样矩阵, N_t 是加性白噪声。

2 MAP 估计和近似算法

我们的算法从思想上来源于 MAP 估计,但在概率的选取上更为灵活,并化成参数形式,因而又称之为近似 MAP 算法。对于 MAP 估计,希望以下的概率最大:

$$P(\text{观测图像, 成像参数, 场景图像}) \Rightarrow P(G, C, S) \quad (2)$$

由 Bayes 公式:

$$P(G, C, S) = P(G, C/S)P(S) = \left[\prod_{i=1}^T P(G_i, C_i/S) \right] P(S) = \left[\prod_{i=1}^T P(G_i/C_i, S)P(C_i/S) \right] P(S) \quad (3)$$

(3) 式中假定 T 幅观测图像之间依观测条件相互独立, G_t 中的一个点 $G_t(i, j)$ 的概率由下式近似给出:

$$P(G_t(i, j)/G_t, S) \approx N(G_t(i, j) | G_t(i, j), \alpha) \cdot \Delta Q \quad (4)$$

ΔQ 是 $G_t(i, j)$ 的灰度量化间距,同时假定 $\alpha \gg \Delta Q$,以忽略量化这一非线性过程相对于观测噪声的影响。取矩形区域的面积近似 $G_t(i, j)$ 的条件概率,因此, G_t 的条件概率近似为:

$$P(G_t/C_t, S) \approx N(G_t | G_t, \alpha) \cdot \prod_{i,j} \Delta Q \quad (5)$$

这里, $N(G_t | G_t, \alpha)$ 表示多维独立正态分布,均值是 G_t , 协方差阵由 α 在对角线上生成。 G_t 是 C_t 和 S 的函数, 设:

$$G_t = H_t S + N'_t \quad t = 1, 2, \dots, T \quad (6)$$

令 S 点阵间距是观测图像的整数倍分之一, $N'_t \sim N(0, \sigma'_t)$, 当观测图像之间的相对位移 $(\Delta x_t, \Delta y_t)$ 恰好落在 S 的整数栅阵点上时, $\sigma'_t = 0$; 否则, (1) 式中的 $H_{(\Delta x_t, \Delta y_t)}$ 建立的是一种基于 S 分辨率的平滑插值关系, 它所对应的物理过程是用 S 的 $(\Delta x_t, \Delta y_t)$ 位移来近似真实位移, N'_t 刻画这种近似误差。

$P(C_i/S)$ 对位移进行加权, 取启发值; 对于一组给定的观测, $P(C_i/S)$ 的分布是确定的。 $P(S)$ 的选取和 Laplace 算子有关^[2]。图 2 给出无噪声污染的真实图像(后面的实验图像)在 Laplace 算子作用下的直方图分布情况, 形状类似于高斯函数。由图 2 可见, 图像一般是相对平滑的。我们知道, 一个平稳随机过程可按照系统和时间进行统计, 而且大多数平稳过程两种统计是一致的; 类似地, 用真实图像空间中的一个样本在图像平面上的统计特性(图 2)来近似真实图像的每个点在灰度分布上的统计特性。这种统计特性只描述到二阶。因此, 我们假设: 图像在 Laplace 算子作用后, 各点近似独立正态分布, 均值为 Q 方差为 σ_s , 即:

$$P(S) \approx N(L(S) | \theta, \sigma_s) \cdot \prod_{k,i,j} \Delta S \quad (7)$$

这里, ΔS 的作用同 ΔQ , 表示场景的量化精度。均值为 0, 还包含着一种确定性假设: 真实图像的每一个点的均值是该点四邻域均值之和的平均。这种确定性假设不影响 $P(S)$ 分布的求解。从另一个角度, Laplace 算子的作用相当于去除每一个点的四邻域确定相关关系, 余下独立分布成分。事实上, 这种相关关系还可以进行其它更复杂假设, 如: Markov 随机场假设^[5]。从简化算法角度, 取 Laplace 算子。

现在, 图像的超分辨率重建相当于求解:

$$\arg \max_S \left\{ \left[\prod_{i=1}^T \left[N(G_i | G_i, \sigma_i) \cdot \prod_{k,i,j} \Delta Q \cdot P(C_i/S) \right] \right] \cdot \left[N(L(S) | 0, \sigma_s) \cdot \prod_{k,i,j} \Delta S \right] \right\} \quad (8)$$

利用多维正态分布的特性^[6], 对(8)式括号中取对数求极大值, 可以得到如下等价的最小化问题:

$$\min_S \left[\sum_{i=1}^T \omega_i^2 \|HS - G_i\|_2^2 + \alpha^2 \|L(S)\|_2^2 \right] \quad (9)$$

其中, σ_i 和 α 的作用整合为 ω , 可以理解成对每个观测图像依位移和噪声情况进行加权; σ_s 的作用反映在参数 α 上。因为求解本身无需关心 $P(C_i/S)$ 、 σ_i 、 α 、 σ_s 、 ΔS 、 ΔQ 的真值, 仅关心它们的相对作用即可, 规整为两个参数是合理的。更进一步, 假定每次观测时的噪声具有相同分布, 忽略位移分布因素, 式(9)等价于:

$$\min_S \left[\sum_{i=1}^T \|HS - G_i\|_2^2 + \alpha^2 \|L(S)\|_2^2 \right] \quad (10)$$

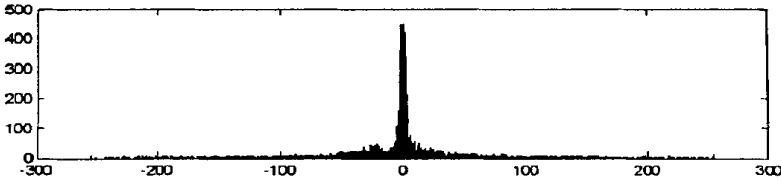


图 2 真实图像在 Laplace 算子作用后的直方图分布

Fig. 2 The histogram distribution of the Laplacian operated true image

3 实验结果

为简化问题, 依据(10)式来重建高分辨率图像(SR)。观测图像按照(1)式的过程产生 9 帧低分辨率图像(LR)。图 6 绘出 $SNR = 40dB$ 条件下全部 9 帧 LR 图像; $SNR = 20dB$ 和 $SNR = 60dB$ 条件下的 LR 图像限于篇幅只在图 3 和图 5 中显示其中的一帧。LR 采样间隔比例 $k = 3$, 相对位移($\Delta x_t, \Delta y_t$)在 LR 采样点中心周围的一个像素区域内均匀分布(我们只需关心非整数的相对位移量), PSF 取 5×5 高斯扩散特性, 并包含 99% 能量。信噪比定义为: $SNR = 20 \log(\|G\|_2 / \|N\|_2)$ 。

图 3、图 4 和图 5 分别是 $SNR = 20dB$ 、 $SNR = 40dB$ 和 $SNR = 60dB$ 条件下的重建结果。相应的 α 参数(已经进行归一化处理)分别是 $\alpha = 0.5$ 、 $\alpha = 0.5$ 和 $\alpha = 0.2$ 。每个小实验中, 左边小图是其中某一帧 $LR(41 \times 15)$ 观测图像, 右边小图是重建的 $SR(128 \times 50)$ 图像, 边框补零处理。 $H_{(\Delta x_t, \Delta y_t)}$ 中的相对位移($\Delta x_t, \Delta y_t$)在产生时取高于 $1/8$ 倍 SR 像素间距精度, 而在重建时仅取 $1/2$ 倍 SR 像素间距精度(四舍五入)。

从上面的实验可以看出, 重建效果较为显著: 图像在细节方面提升了许多, 噪声也得到一定程度的抑制。因此, 算法是有效和成功的。

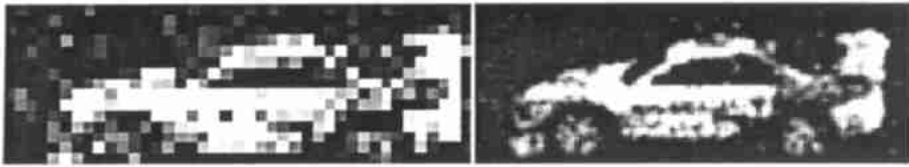


图3 重建结果 SNR = 20dB

Fig. 3 The reconstruction results with SNR = 20dB

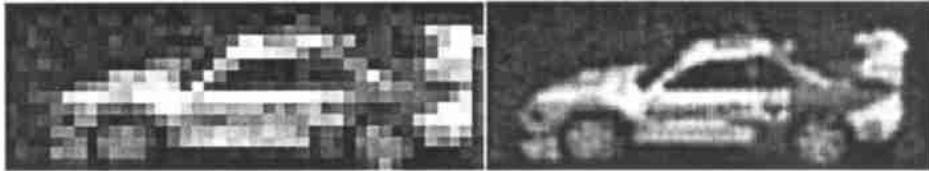


图4 重建结果 SNR = 40dB

Fig. 4 The reconstruction results with SNR = 40dB

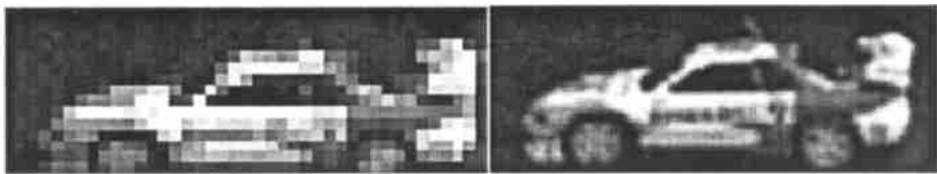


图5 重建结果 SNR = 60dB

Fig. 5 The reconstruction results with SNR = 60dB



图6 SNR = 40dB 的全部9帧LR图像

Fig. 6 All 9 LR images with SNR = 40dB

参考文献:

- [1] Huang T S, Tsay R Y. Multiple Frame Image Restoration and Registration[M]. In Advances in Computer Vision And Image Processing, (Edito-Huang T S), JAI Press, Greenwich, CT, 1984, 1: 317 - 339.
- [2] Cheeseman P, Kanefsky B, Kraft R, Stutz J. Super-resolved Surface Reconstruction from Multiple Images [R]. Technical Report, FIA - 12 - 94, NASA Ames Research Center, December 14, 1994.
- [3] Kim S P, Bose N K, Valenzuela H M. Recursive Reconstruction of High Resolution Image From Noisy Undersampled Multiframe [J]. IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal Processing, 1990, 38: 1013 - 1027.
- [4] Elad M, Feuer A. Restoration of a Single Super-resolution Image from Several Blurred, Noisy and Under-sampled Measured Images [J]. IEEE Trans. Image Processing, 1997, 6: 1646 - 1658.
- [5] Jeng F C, Woods J W. Compound Gauss-Markov Models for Image Processing [M]. In: Ed. by Katsaggelos A K. Digital Image Restoration, Berlin: Springer-Verlag, 1991.
- [6] Mardia K, Kent J, Bibby J. Multivariate Analysis[M]. London: Academic Press, 1979.