

# 基于 MAP 技术的图像类推超分辨重建方法

李磊, 周鸣争

(安徽工程科技学院 计算机科学与工程系, 安徽 芜湖 241000)

**摘 要:**在最大后验概率(Maximum A Posterior, MAP)的基础上, 结合图像类推(Image Analogies, IA)思想, 提出一种序列图像超分辨率重建方法——MAPIA (Maximum A Posterior Image Analogies)。该算法先利用传统 MAP 方法将序列图像进行超分辨率重建, 然后在序列图像中选取一帧图像与重建后的图像构造训练集合的图像对, 学习它们之间的关系, 利用图像类推技术进行超分辨率重建。实验证明文中方法不仅能有效提高图像的清晰度, 而且较其它的方法, 能得到边缘更加清晰、细节更加突出的重建图像。

**关键词:**超分辨率; 图像类推; 最大后验概率; 序列图像; 图像重建

**中图分类号:** TP391.41

**文献标识码:** A

**文章编号:** 1673-629X(2009)01-0077-04

## MAP - Based Image - Analogies Super - Resolution Reconstruction

LI Lei, ZHOU Ming-zheng

(Dept. of Computer Science & Technology, Anhui University of Technology and Science, Wuhu 241000, China)

**Abstract:** Presents a new method (Maximum A Posterior Image Analogies, MAPIA) based on MAP for image super resolution in use of image analogies. Firstly, use the Bayesian MAP algorithm for supper resolution image reconstruction; secondly, use a low resolution image and it's super-resolution version to construct the training set. Learn the relationship between source image pair, and then, fit this problem to image analogies for super resolution. The experiments show the approach can amplify images, and the edges in the MAPIA reconstruction result are much clearer and the details are more prominent over traditional methods.

**Key words:** supper resolution; image analogies; MAP; image sequence; image reconstruction

## 0 引言

超分辨率图像重建 (SR, super-resolution image reconstruction) 技术是将多幅模糊、有噪、频谱混叠的低分辨率降质图像 (或视频序列) 融合估计出一幅高质量高分辨率图像。超分辨率重建技术已经应用到很多领域, 如医学、遥感、银行、证券等部门的安全监控系统、图像压缩等等。目前提出了很多超分辨率重建算法, 如频域方法<sup>[1]</sup>和空域的方法, 频域的方法适用范围有限, 所基于的理论前提过于理想化, 因此不能有效地应用于多数场合; 凸集投影法 (Projections onto Convex Sets, POCS)<sup>[2,3]</sup>和最大后验概率<sup>[4,5]</sup>是目前效果最好的两种空域方法, 两者都很容易引入先验知识, 其中 POCS 保持图像边缘和细节的能力很强, 但收敛稳定性

不高, 降噪能力不强; MAP 有唯一解且收敛稳定性高, 降噪能力强, 但边缘和细节保持能力较弱。

类推是人最常用的基本推理过程。Hertzmann 等人<sup>[6]</sup>受人类推理过程的启发提出的图像类推算法很好地解决了从数字艺术渲染中学习“艺术滤镜”的问题。如何让计算机学习人的推理过程, Hertzmann 等人使用近似 MRF 模型定义了“相似性度量”来度量源图像对两幅图之间以及目标图像对两幅图之间的关系, 从而实现了超分辨率重建。文献[7]结合图像类推的思想, 利用图像自身的特性构造训练集合的源图像对, 并学习它们之间的关系, 达到图像分割的目的。文献[8]也提出了基于图像类推的超分辨率的方法, 该方法根据图像在各个局部的细节生成规则在尺度空间上具有稳定性。利用原图像和退化图像建立训练集合, 用能量图构建学习网络, 将图像类推问题转化为求解最小图能量问题, 得到具有更高分辨率的图像。

以上基于图像类推的方法目前只用于静态单帧图像的重建方面, 而视频监控图像是动态的序列图像, 目前的方法还不能得到满意的超分辨重建效果。为此利用图像类推的方法来解决序列图像超分辨率重建问

收稿日期: 2008-05-24

基金项目: 国家自然科学基金 (60574028); 安徽省自然科学基金 (070412058); 安徽高校省级自然科学研究重点项目 (KJ2007A046)

作者简介: 李磊 (1982-), 男, 安徽临泉人, 硕士研究生, 研究方向为计算机图像处理; 周鸣争, 教授, 硕士生导师, 研究方向为计算机图像处理、嵌入式系统、计算机网络。

题。先利用传统的 MAP 超分辨率方法对序列图像进行重建,然后将重建后的单幅图像与序列低分辨率中的一帧图像作为训练图像对,学习它们之间的关系,类推到目标图像对实现超分辨率。实验证明这种方法较一般的方法具有明显的重建效果。

## 1 MAP 算法

### 1.1 模型描述

在最大后验概率估计算法中,设  $\{G^{(i)}\}_{i=1}^L$  为  $L$  帧  $M \times N$  的 LR 的观测图像,  $F$  为  $qM \times qN$  ( $q$  为下采样因子) 的高分辨率图像,则联系原始高分辨率图像和低分辨率观测序列的降质模型用矩阵形式表示为:

$$G^{(i)} = D^{(i)} B^{(i)} W^{(i)} F + N^{(i)}, i = 1, 2, 3, \dots, L \quad (1)$$

$i$  表示帧序号,上式还可以简化为:

$$G = HF + N \quad (2)$$

其中,  $G = [G^{(1)}, G^{(2)}, \dots, G^{(L)}]$ ,  $N = [N^{(1)}, N^{(2)}, \dots, N^{(L)}]$ ,  $H$  为点扩散函数包含了变形( $N$ ),模糊( $B$ ),下采样( $D$ )等,  $N$  为加性噪声,通常为未知的。

### 1.2 MAP 原理

MAP 应用概率学的随机正则化理论可使不确定问题转化为确定的问题,因而可求得唯一解;此外,它还可将先验知识包含在先验概率密度函数的形式中,大大提高求解的精度。MAP 估计就是使后验概率:

$$Z_{\text{MAP}} = \arg \max_z P(Z | Y) \quad (3)$$

根据贝叶斯公式则有:

$$Z_{\text{MAP}} = \arg \max_z \frac{P(Y | Z) P(Z)}{P(Y)} \quad (4)$$

由于  $P(Y)$  对结果无影响可直接简化为:

$$Z_{\text{MAP}} = \arg \max_z [P(Y | Z) P(Z)] \quad (5)$$

对上式右端取对数,有:

$$Z_{\text{MAP}} = \arg \max_z [\log P(Y | Z) + \log P(Z)] \quad (6)$$

其中,  $P(Y | Z)$  是由噪声的概率密度决定的,可以用噪声分布模型求解。 $P(Z)$  是  $Z$  的先验概率,可以用先验模型来求解。

## 2 图像类推(IA)

图像类推的基本思想来自于多分辨纹理合成技术,主要应用于风格化学习和传递等问题中。IA 算法也需要预先提供一个训练集合,一般包括一对样本(样本图像和样本图像的风格化版本)以及待处理图像。目标是生成待处理图像的风格化版本,使其与待处理图像的关系看起来和样本对之间的关系一样。

### 2.1 问题描述

令  $F$  是一个映射,已知源图像对两幅图像  $A$  与

$A'$  ( $A, A'$  分别对应未经处理的源图像和经过处理后的源图像),及一幅未经处理的目标图像  $B$ ,按照以下的合成原则合成处理后的目标图像:

$$A : A' :: B : B'$$

即学习源图像中对  $A$  与  $A'$  之间的关系  $F$ ,并将其作用于目标图像  $B$ ,得到图像类推结果  $B'$ 。要找出  $B'$ ,其和  $B$  之间的关系满足或者近似满足  $A$  和  $A'$  之间的映射关系  $F$ 。视觉效果上,达到  $B$  和  $B'$  之间的关系看起来很像  $A$  和  $A'$  之间的关系。因此,图像类推思想的关键在于分析源图像对中  $A$  与  $A'$  的关系  $F$ ,得出目标图像对中  $B$  与  $B'$  的合成原则。

### 2.2 图像类推算法

在经典的 Hertmann 类推算法中,假设  $p$  为源图像对  $A$  和  $f(A)$  中的同一位置且颜色是相关的,同样目标图像对  $B$  和  $f(B)$  中的同一位置  $q$  处的颜色也是相关的。图像中对像素点的特征向量分别表示为  $A_p, f(A)_p, B_p, f(B)_p$ 。该特征向量图像的 RGB 颜色值、亮度信息等。类推算法过程中需要源图像对  $A, f(A)$  中与目标图像中目标像素点  $q$  的最佳匹配像素点  $p$  的位置,记为  $S(q)$ ,即:  $S(q) = p$ 。算法的主要目的是对于目标图像  $f(B)$  中的任一像素  $q'$ ,根据像素匹配原则在源图像  $A$  搜索与目标图像  $B$  中的像素点  $q$  最佳匹配的像素点  $p$ ,  $p$  在  $f(A)$  中的对应位置  $p'$  处的特征向量  $f(A)_p$  赋给目标像素点  $f(B)_p$ ,最后合成输出目标图像  $f(B)$ 。

为达到上述最佳匹配搜索目的, Hertzmann 类推算法采用邻域最佳匹配来衡量目标像素点  $q$  与源像素点  $p$  之间的差距;运用相似最近邻域搜索算法来加速像素的搜索匹配过程。同时为了避免在合成过程中目标图像的结构发生变化,该算法采用 Gaussian 金字塔来保持目标图像的结构。

基于上述的思想,则图像类推算法流程可用下述伪代码给出:

Step1: 对源图像  $A, f(A)$  和目标图像  $B$  进行预处理,计算像素特征向量;

Step2: 创建  $A, f(A), B$  的 Gaussian 金字塔,在  $B$  的基础上构建  $f(B)$  的 Gaussian 金字塔;

Step3: 初始化搜索算法的数据结构;

Step4: 按照金字塔的结构,从最顶层到最低层,逐层逐像素点合成目标图像  $f(B)$  中每一个像素点,搜索过程运用相似邻域搜索算法进行加速,像素之间根据邻域最佳匹配原则进行匹配;

Step5: 保存目标图像  $f(B)$  并输出结果,合成完毕。

图像合成函数( $A, f(A), B$ )

```

    计算  $A, f(A), B$  的特征向量
    创建  $A, f(A), B$  的 Gaussian 金字塔
    初始化搜索算法的数据结构
    for 金字塔的每一层  $l$ , 从最粗尺度到最细尺度 do
        for 对  $f(B)$  中  $q$  按照线扫描的顺序 do
             $p \leftarrow$  函数最佳搜索匹配( $A, f(A), B, f(B), s, l, q$ )
             $f(B)_q^l \leftarrow f(A)_p^l$ 
             $s(q)^l \leftarrow p$ 
        return  $f(B)_q^l$ 
    函数最佳搜索匹配( $A, f(A), B, f(B), s, l, q$ )
     $p_{app} \leftarrow$  BESTAPPROXIMATEMATCH( $A, f(A), B, f(B), s, l, q$ )
     $p_{coh} \leftarrow$  BESTCONHERENCEMATCH( $A, f(A), B, f(B), s, l, q$ )
     $d_{app} = |F_l(p_{app}) - F_l(q)|^2$ 
     $d_{coh} = |F_l(p_{coh}) - F_l(q)|^2$ 
    IF  $d_{coh} \leq d_{app}$ 
        Return  $p_{coh}$ 
    Else
        Return  $p_{app}$ 

```

### 3 基于 MAP 的图像类推算法 - MAPIA

文中 MAPIA 算法是对序列图像进行超分辨率重构,其基本思想是:对于低分辨率的序列图像,利用传统的贝叶斯最大后验概率算法重构出一帧高分辨率图像,这帧图像具有较高的分辨率,同时包含了低分辨率图像的大部分信息,保证了可以有充足的细节信息被学习,将它与低分辨率序列中任一帧图像构成训练集合,学习他们之间的关系,然后再将这帧高分辨率图像作为待处理的目标图像,将源图像对之间的这种退化关系应用到目标图像对中,利用图像类推算法进行超分辨率重建。

由此,MAPIA 算法可用如下步骤给出:

Step1: 输入连续的低分辨率图像序列  $Y$ 。

Step2: 利用先验概率估计模型<sup>[9]</sup>对图像进行平滑约束求出图像的先验概率密  $P(Z)$ 。

Step3: 利用噪声分布模型<sup>[9]</sup>求出低分辨率图像序列的条件概率密度  $P(Y|Z)$ 。

Step4: 由 Step2, Step3 得到的结果结合公式(6)构造目标方程。

Step5: 迭代求解目标方程,求出最优解图像  $f(A)$ 。

Step6: 选取一帧低分辨率图像  $A$ , 且将  $f(A)$  作为目标图像  $B$ , 构成类推训练图像对。

Step7: 调用上述的图像类推算法重建出超分辨率结果图像  $f(B)$ 。

## 4 实验结果与分析

### 4.1 训练集合的建立

设输入图像为  $I$ , 退化算子为  $f$ , 则理想的超分辨率算子应为  $f^{-1}$ 。由于序列图像超分辨率重建过程中退化模型不变而且病态可逆, 可由退化模型产生超分辨率退化算子。设低分辨率序列图像经过 MAP 方法进行超分辨率重建后得到一帧超分辨率图像作为  $f(A)$ , 则取一帧低分辨率图像作为  $A$ 。则  $A$  与  $f(A)$  构成了一对具备超分辨率关系的图像对。通过学习它们之间的关系并传递给  $f(A)$ , 从而实现对  $f(A)$  的超分辨率增强。这样就将序列超分辨率问题转化为一个特殊的图像类推问题, 其中  $A$  和  $f(A)$  分别对应于类推问题训练集合中的  $A$  和  $A'$ 。  $f^{-1}$  是学习风格,  $f(A)$  也是待处理的对象  $B$ , 目的是为了求  $f(B) = f^{-1}(f(A))$ 。

### 4.2 实验结果分析

为了验证文中算法, 进行了两组实验, 实验从不同图像场景数字视频录像里截取一段视频, 再从这段视频中抽取一帧作为参考图像, 分别利用双线性内插, 传统的 MAP 算法和文中 MAPIA 算法对参考图像进行重建, 并分别计算不同重建结果图像的峰值信噪比 PSNR 指标 (Peak Signal Noise Ratio), 进行重建结果的定量比较。

实验 1 从视频录像中抓取了 5 帧具有简单的背景低分辨率序列图像。选取第 3 帧为参考帧如图 1(a) 所示, 图 1(a) 与图 1(c) 构成训练图像对, 将图 1(c) 作为目标图像利用图像类推算法重建结果图像为图 1(d)。分别用不同的算法进行重建的结果与原图对比如图 1(a)~(d)。双线性内插参考帧图像的 PSNR 的值是 24.94, MAP 重建结果的 PSNR 值是 26.78, 文中 MAPIA 重建结果的 PSNR 值是 26.95。MAPIA 重建结果的峰值信噪比提高较明显。从图 4 的重建结果也可以看出 MAPIA 重建建图像的清晰度相对比双线性内插图像, MAP 重建图像存在明显的改善, 图像细节信息也更加突出。

实验 2 从视频录像中抓取了 6 帧复杂背景并含有 3% 的高斯噪声序列图像, 取第 4 帧作为参考帧如图 2(a) 所示, 与试验 1 同样的方法重建结果如图 2(a)~(d) 所示, 双线性内插参考帧图像的 PSNR 的值是 22.31, 传统 MAP 重建结果的 PSNR 值是 24.35, 文中 MAPIA 重建结果的 PSNR 值是 24.45。与实验 1 比较, MAPIA 重建结果的峰值信噪比结果提高不是很明显, 但相对于本实验内部的内插和 MAP 算法已有了一定的提高。从图 2(d) 的实验结果也可以看出, 当图像场景复杂时, MAPIA 方法恢复的效果在不同区域呈现不同的状态, 对于人物、大门等显著的图像边缘和规

则的纹理区域,能得到理想的结果,而对于不规则的背景(例如树叶),恢复的结果一般,但图像的清晰度明显优于双线性内插结果和 MAP 重建结果。

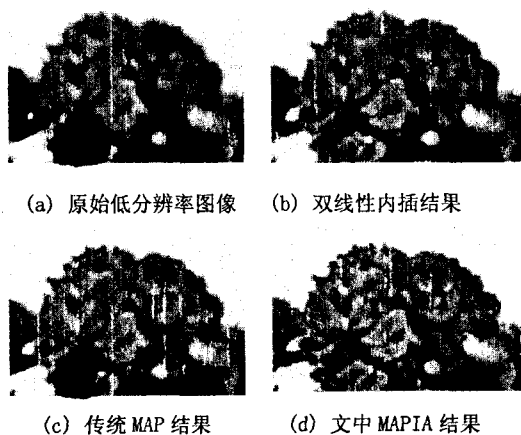


图 1 无高斯噪声的图像重建结果

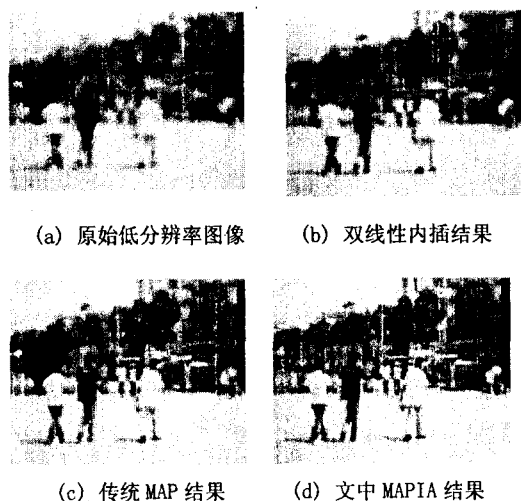


图 2 有高斯噪声的图像重建结果

## 5 结束语

在最大后验概率算法的基础上,结合图像类推的特点,提出了能适应序列图像的超分辨率重建的 MAPIA 算法,通过实验证明文中方法重建图像相对于双线性内插和传统的 MAP 的重建图像峰值信噪比值有明显的提高,图像边缘信息更加清晰丰富,细节信息也比较突出,从而改变了图像类推技术目前只用于单

幅图像处理的局限。同时也存在着不足之处。一方面,文中 MAPIA 方法是在传统 MAP 的框架内进行的超分辨率图像处理,MAP 是基于模型的方式,模型方式要求图像特征满足特定的假设条件,这些条件与真实图像会有差异,这种差异又会被带入训练图像对之间关系的学习中,以致生成的目标图像个别地方会产生一定的人工痕迹;此外,由于 MAPIA 算法是两种处理方法的结合,相对于一般方法的运算量相对还是比较大的,下一步的研究工作是如何减少 MAPIA 算法的运算量。

## 参考文献:

- [1] Tsai R Y, Huang T S. Multiframe image restoration and registration[J]. *Advances in Computer Vision and Image Processing*, 1984, 1: 317 - 339.
- [2] Stark G, Oskoui P. High-resolution image recovery from image plane arrays, using convex projection[J]. *Journal of Optical Society of America (a Series A)*, 1989, 6(11): 1715 - 1726.
- [3] Sezan M I, Stark H. Image restoration by the method of convex projections: part 2 - applications, and numerical results [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 1982(12): 95 - 101.
- [4] Schultz R R, Stevenson R L. A Bayesian approach to image expansion for improved definition[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1994(33): 233 - 242.
- [5] Borman S, Stevenson R L. Simultaneous multiframe MAP super-resolution video enhancement using spatiotemporal priors [C] // *IEEE Int. Conf. Image Processing*. Kobe, Japan: [s. n.], 1999: 469 - 473.
- [6] Hertzmann A, Jacobs C E, Oliver N, et al. Image analogies [C] // *In: Proc. of the 28th Annual Conf. on Computer Graphics and Interactive Techniques SIGGRAPH 2001*. LA California: ACM Press, 2001: 327 - 340.
- [7] 沈海. 一种基于类推思想的图像分割方法[J]. *计算机工程与应用*, 2006, 42(9): 45 - 47.
- [8] 古元亨, 吴恩华. 基于图像类推的超分辨率技术[J]. *软件学报*, 2008, 19(4): 994 - 1003.
- [9] 刘晓天. 基于 MAP 技术的图像超分辨率复原研究与实现 [D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2004.

(上接第 76 页)

- ternational Conference on Machine Learning (ICML'97). San Francisco: Morgan Kaufmann Publishers, 1997: 412 - 420.
- [12] 苏力华. 基于向量空间模型的文本分类技术研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2006.
- [13] 张铃, 张钺. M-P 神经元模型的几何意义及其应用[J]. *软件学报*, 1998, 9(5): 334 - 338.
- [14] 韩力群. 神经网络教程[M]. 北京: 北京邮电大学出版社, 2007: 59 - 78.
- [15] Yang Yiming, Liu Xin. A re-examination of text categorization methods[C] // *Proceedings of the ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval (SIGIR'99)*. New York, USA: ACM Press, 1999: 42 - 49.