

基于图像类推的超分辨技术*

古元亭¹⁺, 吴恩华^{1,2}

¹(中国科学院 软件研究所 计算机科学重点实验室,北京 100080)

²(澳门大学 科学技术学院 电脑与资讯科学系,澳门)

Image-Analogies Based Super Resolution

GU Yuan-Ting¹⁺, WU En-Hua^{1,2}

¹(State Key Laboratory of Computer Science, Institute of Software, The Chinese Academy of Sciences, Beijing 100080, China)

²(Department of Computer and Information Science, Faculty of Science and Technology, University of Macau, Macau, China)

+ Corresponding author: Phn: +86-10-62661600, Fax: +86-10-62661600, E-mail: guyt@ios.ac.cn, http://www.ios.ac.cn

Gu YT, Wu EH. Image-Analogies based super resolution. Journal of Software, 2008,19(4):851-860.
http://www.jos.org.cn/1000-9825/19/851.htm

Abstract: Most methods of super resolution so far enhance images by adding exterior information extracted from a given training set. However, this is impractical in lots of cases. From analysis of an ideal edge model and texture contents within images, it is found that many images hold similar local structure at different resolution and preserve it stably in the scale space. Based on this property, Image Analogies can be applied to pass local information onto lower resolution image and thus to achieve resolution enhancement. Original image and its lower-resolution version are used to construct the training set to fit this problem to Image Analogies, and it is resolved by minimizing a graph with energy. Experimental results show that this self analogies algorithm can amplify images much more sharply than traditional interpolation-like methods, and more importantly, it can be executed independently without any supposed outliers.

Key words: super resolution; image analogies; Markov network

摘要: 目前的图像超分辨技术都依赖于从适当的外部数据集中提取信息以对图像进行增强,然而这个条件在很多实际应用中难以得到满足.通过对理想边缘模型与纹理内容的分析,发现图像在尺度空间上具有局部结构的自相似性及可传递性.基于这个特点,应用图像类推技术(image analogies,简称 IA),可以将图像的局部特性在不同尺度上进行传递,从而为低分辨率图像补充结构信息.在实现上,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.实验结果表明,这种自我类推方法不仅可以有效地提高放大图像的清晰程度,而且较一般的 IA 算法速度大为加快,更为重要的是,它可以摆脱一般方法对训练集合的依赖,完全独立进行.

关键词: 超分辨;图像类推;马尔可夫网络

中图法分类号: TP391 文献标识码: A

* Supported by the National Natural Science Foundation of China under Grant No.60473105 (国家自然科学基金); the National Basic Research Program of China under Grant No.2002CB312102 (国家重点基础研究发展计划(973)).

Received 2007-07-27; Accepted 2007-12-24

超分辨问题是图像处理、计算机视觉和图形学中的重要问题.该问题主要研究如何通过技术手段增强图像的信息与结构,使其具有更高分辨率的图像细节.目前的超分辨研究主要集中于两类问题:一类是对单幅图像的超分辨恢复,另一类是多幅图像或图像序列的超分辨恢复.单幅图像的超分辨问题主要利用某种先验模型或匹配机制,从给定的外部资源当中寻找与待处理图像匹配的细节内容增加到原图像中,以实现分辨率的提高;多幅图像的超分辨恢复则是利用多幅低分辨率图像之间相互的信息交叠,经过彼此补充,估计出图像的细节内容.本文主要讨论单幅图像的超分辨恢复问题.

目前,超分辨恢复技术主要分为基于重构和基于学习两大类^[1].基于重构的方法也可以称为基于模型的方法.它通过研究图像的高分辨率细节在低分辨率下的表现形式,建立二者的对应关系,并以某种模型来刻画这种映射关系.在恢复时,按照模型设定的恢复规则增添新的上采样点.常用的重构模型包括线形滤波器、矢量边缘、统计模型等.基于重构的方法不需要依赖于其他外界信息,简单、易用.但是每个数学模型都要求图像特性满足特定的假设条件,而这些条件都与真实图像有一定的差距.所以使用模型类方法会产生诸如虚化、振铃、走样、块效应等各种人工痕迹.其根本原因就在于当图像分辨率提高时,需要增加的信息本质上是无法预测的,因此不可能用任何模型来准确生成.而基于学习的方法正是针对这个问题提出的^[2].它通过引入一个训练集合作为外部信息源,以某种选择和匹配机制将其中的信息添加到待处理图像中,从而实现分辨率的提高.其中最常用的信息匹配映射方式是搜索方式.这种方法由于有外部数据的支持,其学习和添加的细节往往更加合理并接近真实,对图像的增强效果较好.然而,基于学习的方法其效果强烈地依赖于训练集合.训练集合必须满足两个基本要求:一是集合中作为被学习对象的图像数据必须具有很高的分辨率,以保证有充足的细节信息可以被提取;二是集合中的图像必须与待处理图像具有相关的内容,以保证空域提取的外部数据在语义上和原始信息的组合有意义.如果这两点不满足,则难以保证恢复效果.然而这些条件在很多实际应用中都是难以得到满足的.

针对这一问题,本文提出了基于Image Analogies的超分辨方法(image analogies,简称IA,是进行图像间关系学习和传递的标准方法^[3]).该方法结合了上述两类方法的优点,不需要训练集合,又能有比较强的适用性.我们通过对图像的理想边缘模型的分析,发现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,即相似的细节图案会在相邻的尺度中重复出现.这一特性提供了一个有效的超分辨思路:首先将待处理图像进行逆向下采样操作,得到原始图像的退化版本.将其与原始图像构建成训练集合,从中建立两者在局部的对应关系.利用这种对应关系在临近尺度上的不变性,使用拓展的Image Analogies算法将其传递到原始图像,即可得到具有更高分辨率的图像.

1 相关工作

对图像增强和超分辨的研究已有很长的历史,方法众多.其中线形滤波是最为常见的一种上采样方式,包括双线形插值、双三次插值、Lanczos插值等.插值类方法简单、快速,能适用于任何图像,是目前商业软件采用的主要放大方式.此类方式能够保证图像的平滑性,但从信息的角度来看,它并没有增加任何新的细节,实际分辨率并没有增强^[4].为了增强平滑插值的信息含量,不少工作尝试着根据各种约束非均匀地分配插值权重.Carroto等人根据图像局部梯度来调整插值系数,以尽可能地保持边缘的落差;Su和Willis等人从各像素周边相邻的4个像素中取出3个像素进行调节,以避免过度平均的出现^[5].除了对整幅图像的一致化操作,有些工作主要研究图像边缘处的恢复^[6,7].它们为图像边缘建立矢量模型或者统计模型^[8],从中为高分辨率下的图像边缘找到更多细节,使图像轮廓更加锐化.

近期很多工作引入和利用额外的图像信息数据进行超分辨研究.Michael Elad和Yacov Hel-Or对产生模糊的物理运动机制建立数学模型来进行图像恢复^[9].他们将整个问题处理为反虚化和特征融合两部分,可以在图像锐化的同时很好地保持空间连续性.但是,这项工作仅能处理完全由平移造成的像素混淆,并且要求虚化模型在整个空域保持不变;微软剑桥研究院的Tipping和Bishop用Bayesian模型进行超分辨增强^[10].该方法将待求的高分辨图像的边际分布函数与似然函数参数对应起来,可以估计出未知图像的点传播函数(point distribution function,简称PDF),并通过一个先验的高斯过程求解.该方法的解比较平滑,没有明显的人工痕迹,但细节的补充

也不充分;Smelyanskiy等人尝试着利用Bayesian方法进行物体表面的重构^[11],恢复出图片对应的 3D场景,以量化的方式实现超分辨.这项工作利用先验知识和用户提供的恰当模型元,由Bayesian推断机从训练集中估计出场景的几何模型及其光照属性分布,之后利用得到的参数对恢复出的场景进行渲染,可以生成任意分辨率的图像.该方法的原理接近问题的本来机理,但是真实场景的复杂状态很难简单地用理想模型准确表达出来,因此用此方式恢复出的图像真实感不够理想(特别是对于复杂场景),而且它无法处理遮挡和可见性问题.为了解决Bayesian模型对先验参数的依赖,Hardie等人以Gibbs分布为模型,通过后验概率最大化来解决像素的对齐问题,提出了一种MAP(maximum a posteriori)算法^[12].该方法不需要预先给出对齐参数,也不需要对齐操作,以迭代方式求解,可以处理走样严重的图像.以上方法都依赖于某种模型来产生新的信息,被称为基于重构的超分辨率方法^[13],文献[1,13]讨论了此类方法在理论上的局限和解决的思路.为了打破这种局限,一些学者给出了另一类基于学习的超分辨率方法.Freeman^[2,14]等人在机器经验学习的指导思想下,利用若干高质量、高分辨率的图像构建训练集合(training set).通过假定图像的高频成分和低频成分具有条件独立性,以Markov Network为工具引入了低频训练匹配,对应高频补偿的算法,将超分辨率问题归结到求解最大Markov Network.之后又在文献[15]中进一步研究了快速求解算法.Hertzmann等人提出了重要的图像类推(image analogies)技术^[3],利用高清晰图像和退化图像(原图像的虚化版本)构成训练集合,在两者对应位置处学习图像如何由模糊产生细节的生成方式,然后以学习到的这种方式来增加细节,从而实现超分辨.基于学习的方法生成的图像细节较为精致,但是其应用严重依赖于训练集合.如何选择和建立训练集是一个关键点,不提供训练集合或者提供的数据不合适,都会限制此类方法的使用.另外,由于存在匹配过程,训练算法的时间开销也是一个必须考虑的问题.它要求训练集不能选取过大,否则,训练所需要的时间就成为一个很大的负担,可是过小的训练集又会限制超分辨率的质量.

2 图像类推

首先介绍Image Analogies技术的基本原理^[3],后面我们将推广并应用它来传递图像不同分辨率版本之间的关系.

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与样本对之间的关系一样.具体做法是:设给定的源图像及其风格化版本分别为 A 和 A' (训练集合),待处理目标图像为 B ,要生成的目标图像风格化版本为 B' . $A'_l(p)$ 表示 A 在第 l 层 p 位置的邻域,下面出现的其他标记的含义与此类似. s 表示记录像素对应关系的数据结构,则 IA 合成算法的流程可用下述伪代码给出:

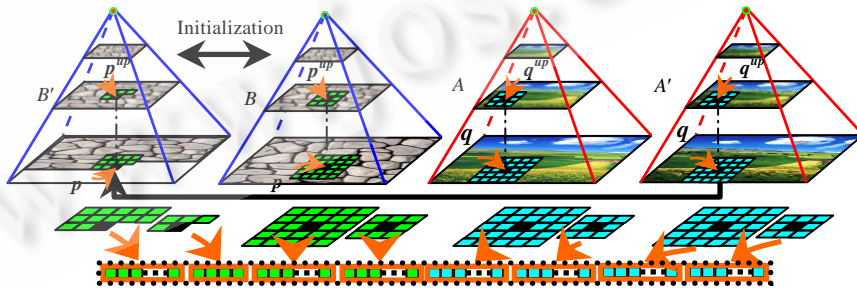


Fig.1 Basic idea of Image Analogies algorithm
图 1 Image Analogies 算法原理示意

函数:IA 合成(A,A',B)

- 对 A,A',B 分别建立其高斯金字塔;
- 对 A,A',B 分别计算其特征量;

初始化搜索结构

循环:从最粗分辨率层次至最精分辨率层次,遍历各层 l

循环:从左上角至右下角,以栅格扫描顺序遍历像素 $p \in B_l^i$

$q \leftarrow$ 函数最佳匹配(A, A', B, B', s, p, l)

$B_l^i(p) \leftarrow A_l^i(q)$

$s_l(p) \leftarrow q$

其中用到的特征量主要指像素各个通道的亮度.函数最佳匹配就是一个 ANN(almost nearest neighbour)搜索过程,确定采样像素位置 q ,并回馈到合成位置 p (如图 1 所示).

3 理想图像边缘与尺度相似性

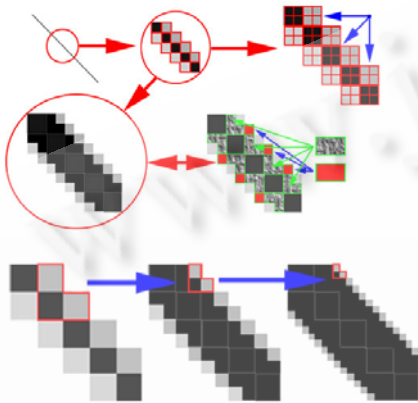


Fig.2 Ideal image edge model
图 2 理想图像边缘模型

图像的理想边缘是一条单色直线.然而与一般几何直线不同的是,图像边缘模型以图像形式表示时是一条位图直线,仅具有有限分辨率.图 2 显示的是理想边缘在不同尺度上的表现形式.可以看出,在普通放大模式下,边缘处新增像素由原始像素经过相互平均而产生,会引起锯齿虚化的效果.分辨率越高,走样越严重;而在理想情况下,新生的像素由理想边缘直线的几何信息来决定.由于理想边缘是规则的直线,按照其几何信息在各个分辨率下新生成的像素也有规律性.这种规律就是边缘像素在各个局部的分布图案在各个尺度上具有相似性.

由于这种相似性是基于对理想直线模型观察得到的.我们还需要将其在真实的图像边缘上进行验证.为此我们选取了 40 幅不同图像,将其按照 2:1 和 4:1 的比例进行下采样.得到 100% (I_1), 50% (I_2), 25% (I_3) 的图像序列.在这 3 个尺度相对应的位置 q 附近,分别搜索找到 I_1 与 I_2 最接近的图案 P_1, P_2 , 以及 I_2 与 I_3 最接近的图案 P_2, P_3 (这里,我们定义图案为 5×5 的小图像块,

搜索的范围分别是对应位置 q 的 $9 \times 9, 5 \times 5, 2 \times 2$ 的邻域.计算其相对误差:

$$e_p^{i,q} = \frac{|d(P_1(q), P_2(q)) - d(P_2(q), P_3(q))|}{\max[d(P_1(q), P_2(q)), d(P_2(q), P_3(q))]}$$

然后对所有图像的所有像素的 $e_p^{i,q}$ 进行平均,可得到平均的图案相对误差:

$$e_p = \frac{\sum_i \sum_q e_p^{i,q}}{m \times n},$$

其中, m 是图像的总数, n 是图像的像素数目.计算出 $e_p = 21.4\%$.此外,为了更清楚地表示相对误差的分布情况,我们还对 $e_p^{i,q}$ 进行统计.结果显示,对于图像的大部分像素, $e_p^{i,q}$ 都很小.其中 80% 以上的像素的误差都不超过 25%.因此可以认为,上述局部图案在邻近尺度的相似性对一般的图像内容也有效.

4 基于尺度类推的超分辨

基于上述的图像在一定尺度范围内具有局部内容的尺度不变性.可以应用类似 IA 算法的思想对图像进行尺度类推,实现超分辨的目的.

4.1 训练集合建立

设输入图像为 I ,退化算子为 φ ,则理想的超分辨率算子应为 φ^{-1} .由于上述的图像特性,可以认为, φ^{-1} 在相邻的尺度上是一个不变算子.尽管 φ^{-1} 的建立很困难,但 φ 的实现有很多种选择,本文中取 φ 为一个高斯卷积过程,则 I 与 $\varphi(I)$ 构成了一对具备超分辨率关系的图像对 $I = \varphi^{-1}(\varphi(I))$.通过学习它们之间的关系,并将之传递给 I ,即可达到对 I 的超分辨率增强(如图3所示).这样我们就将超分辨率问题转化为一个特殊的图像类推问题.其中, $\varphi(I)$ 和 I 分别相当于类推问题的训练集合中的 A 和 A' , φ^{-1} 是学习的风格, I 同时又是待处理对象 B ,而我们的目标是 $B' = \varphi^{-1}(I)$.

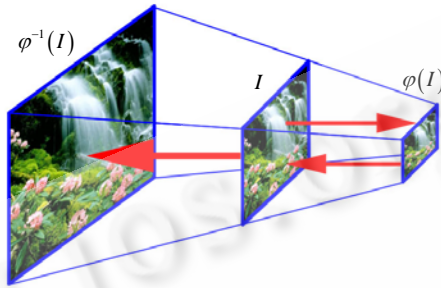


Fig.3 IA formulized super-resolution problem
图3 超分辨率问题的图像类推形式

4.2 尺度类推

超分辨率问题的上述图像类推形式与标准的IA问题相似但并不完全一样,需要进行一定的扩展.主要包括以下几个方面:

(1) 单分辨率操作:由于该问题本身就是在处理尺度空间上的关系传递,因此,不需要使用多分辨率的操作框架.这将大幅度提高尺度类推的效率.

(2) 坐标对应关系:IA算法中要求训练集合中的图像对具有点对点齐特性,而 $\varphi(I)$ 和 I 不具备这个条件.然而由于它们具备谱频率,因此其位置存在倍比对应关系.可以用此关系替代点对点齐关系以建立位置映射.

(3) 匹配邻域:IA方法考虑的邻域包括横向邻域和纵向邻域.无论哪种邻域,两个对象在比较时其各个比较分量总是对应的位于同一分辨率层次.然而本文所要比较的是同一图像在不同尺度的两个邻域,这时对应的比较分量位于不同的分辨率层次.这在一般的问题中是不可行的,因为当同一像素位于不同分辨率层次时,其代表性和信息量是完全不具可比性的.即使一定要比较,也要经过尺度变换,使对应分量具备同量级后才可进行.然而在我们所研究的问题中,上述 φ^{-1} 的尺度不变特性保证了这种跨尺度比较是有意义的.它的目的是确定在各个局部,哪种细节图案将沿着尺度轴不断地被复制和传递.

(4) 搜索范围:IA方法在每一个分辨率层次上都要进行一个全局范围的ANN搜索,速度很慢.而这在尺度类推中是不需要的.由于风格 φ^{-1} 的不变特性是针对各个局部而言的,不同位置在尺度轴上传递的细节图案都不同,所以 φ^{-1} 对位置敏感.这样在匹配过程中,要求搜索域必须很小,以免将其他较远处的细节图案学习过来,造成混淆.本文在对图像位于 (i, j) 的像素进行搜索时,一般采用以 (i, j) 为中心的 $\omega \times \omega$ 的方形域作为搜索域, ω 取值为4.可以看到,由于搜索范围的大幅缩小,尺度类推搜索较一般的IA搜索要快得多.

(5) 回馈单位:IA方法在搜索完成后,是将结果位置所对应的风格化像素复制到合成位置;而在超分辨率问题中,我们主要考虑的是新增长的细节图案,这种图案不可能用一个像素表达,因此我们将搜索到的整个图案(本文中定义为 5×5 的图像块)作为回馈单位,复制到输出图像.各个图案重叠的部分以羽化方式进行融合.

4.3 能量图

标准的IA算法属于基于像素的合成,相应地,我们改进的尺度类推也是以像素为操作单位.实验中,我们发

现这会造成两个问题.一是产生大量重复性计算,二是出现走样现象.尽管 φ^{-1} 对位置很敏感,但在一个较小的范围内,例如 3-5 像素, φ^{-1} 仍很稳定,搜索到的图案大都一样或很相似.因此逐像素地搜索会造成计算上的浪费.另一方面,这些相似的图案被重叠放置在一个很小的范围内,不是会引起噪声,就是经过羽化变得模糊.为了解决这个问题,我们采用块式操作.将待处理图像划分为块(一般取 3×3 的方块),为每个块搜索出一个生成图案,将其拼合在一起形成输出图像.

块式操作会造成合成图像在空间上的不连续.简单地使用羽化等融合手段效果并不好,因为我们的算法搜索出的大量细节图案经过羽化也被平滑掉,所以不能通过直接改变图案块的像素值来增强连续性.为此可以采用网格类方法中经常使用的技巧:在为每个待处理图像块搜索对应图案时,并不仅仅只找出一个最佳匹配图案,而是将这个约束松弛为找到前 k 个最佳匹配图案.这样,每个图像块就对应于 k 个可能解,这些可能解进行相互的组合,其中连续性最好的一组组合被确定为最后的解.我们采用下述定义在图上的能量模型进行处理(如图 4 所示).

设待处理图像块 i 对应的某个可能图案为一个顶点 n_i ,两个顶点 n_i, n_j 之间的边为 $e_{i,j}$, $e_{i,j}$ 的能量为 $E_{i,j}$.我

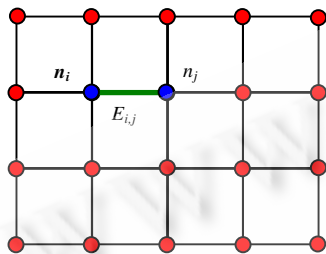


Fig.4 Graph energy definition
图 4 图能量定义

们定义:

$$E_{i,j} = d(n_i, n_j) = \|n_i - n_j\|^r,$$

该能量衡量了两个相邻节点所代表的图案块之间的距离.该能量越小,图案的连续性越好. r 是距离的范数,通常为了计算的稳定性,取 $r=0.8$.图 G 的总能量为

$$E_G = \sum_{(n_i, n_j) \in V} E_{i,j},$$

其中, V 是图 G 的顶点集合.如果 V 的所有可能组合构成的集合为 $S(V)$,则最后的解为

$$G = \arg \min_{V \in S(V)} E(G).$$

4.4 算法

至此,我们可以给出完整的使用尺度类推进行超分辨的算法流程.下面是算法主要模块的伪语言表示:

函数:尺度类推超分辨(I).

对 I 进行下采样,得到 $\varphi(I)$;

令 $A = \varphi(I), A' = I, B = I$,完成训练集合构建;

$S(V)$ =函数基于方块的图像类推(A, A', B);

初始化最佳能量 $E = \text{MAX_}E$;

初始化最佳解 $G = \text{NULL}$;

循环:从第 1 块至最后一块,遍历 n_i

循环:从最佳匹配至第 k 佳匹配,遍历 k

计算当前解 G' 的能量 $E(G')$;

如果 $E(G') < E$

$E = E(G')$

$G \leftarrow G'$

$B \leftarrow G$.

其中基于方块的图像类推函数为:

函数:基于方块的图像类推($\varphi(I), I, I$)

对 I 进行分块,使 $I=\{b_i\}$,并初始化图 G ,使 $n_i=b_i$;
 计算 b_i 的中心位置 p_i 对应的在 $\varphi(I)$ 上的位置 $\varphi(p_i)$;
 循环:从左上角像素至右下角像素,遍历 $\varphi(p_i)$ 的相邻搜索域
 前 k 个与 b_i 距离最近的方块 $\varphi(b_i^k) \leftarrow$ 函数 ANN 搜索 (k, b_i) ;
 将 $\varphi(b_i^k)$ 对应的 I 分辨率的图像块 $\varphi^{-1}(\varphi(b_i^k))$ 作为图案 P_i^k , 即 $P_i^k \leftarrow \varphi^{-1}(\varphi(b_i^k))$;
 $n_i = \cup P_i^k$;
 $S(V) = \prod n_i$;

5 结果与分析

应用上述基于图像尺度类推的超分辨算法,本文进行了图像增强实验,并分别与标准的双三次插值方法和 USM(unsharp masking)锐化等方法的实验结果进行对比。可以看出,使用本文方法对虚化图像增强时能够生长出较为合理的图像局部细节,使图像的锐化程度提高。尤其在边缘处和纹理集中的地方处理效果较好。

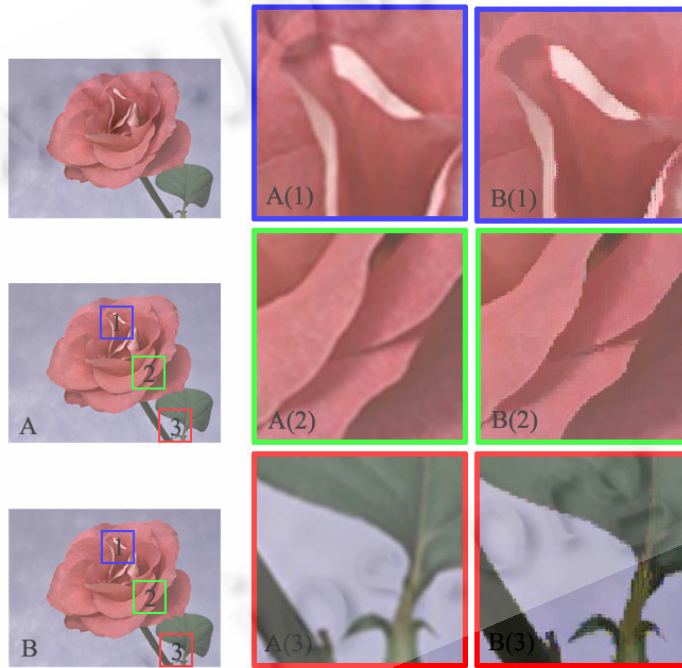


Fig.5 Zoom in results comparison between our method and cubic-spline interpolation
 (A) Cubic-Spline interpolation (B) Our method

图 5 本文超分辨方法和三次样条插值的放大结果比较
 (A) 三次样条插值 (B) 本文基于图像类推方法结果

图 5 显示的是本文方法与双三次插值方法的效果对比。原始图像为 510×400 像素,分别使用双三次插值和本文方法进行 200% 比例放大。由于图像幅度较大,我们特别选取几个有代表性的局部进行对比演示。A(1)~A(3) 表示双三次插值结果,B(1)~B(3) 表示本文方法的结果。

图 6 显示的是本文方法与 USM 锐化的效果对比。原始图像为 500×350 像素,分别使用 USM 锐化方法和本文方法进行 200% 放大。同样地,我们选择几个局部进行对比演示。A(1)~A(2) 是 USM 滤波结果,B(1)~B(2) 是本文方法的结果。

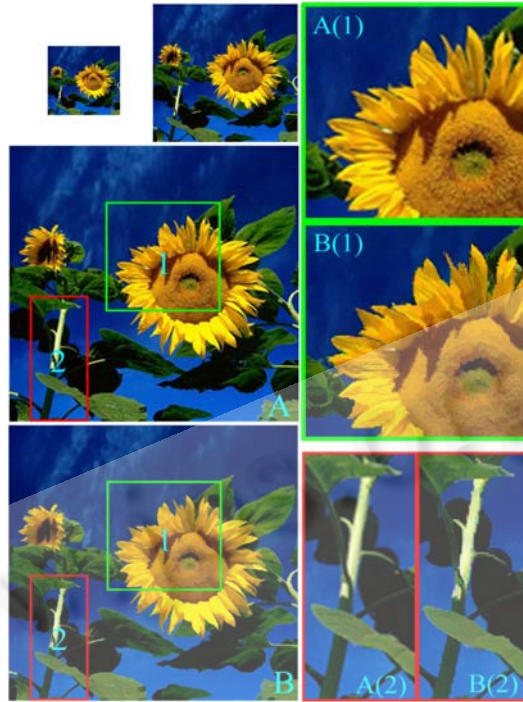


Fig.6 Zoom in results comparison between our method and USM algorithm

(A) USM filtering (B) Our method

图 6 本文超分辨率方法和 USM 滤波方法的放大结果比较

(A) 三次样条插值 (B) 本文基于图像类推方法结果

尽管基于图像类推的超分辨率思想可以产生较为合理的细节以增强图像,该方法仍然存在几个主要问题.首先,它要求待增强图像本身的分辨率不能过低.因为如果图像本身的信息含量过低,那么再对其进行退化后很难保证建立有意义的映射(如图 7(A)所示);第二,个别地方会产生人工痕迹.我们总结出的图像在尺度上的局部相似性是基于统计规律得出来的,然而在上述统计结果中,仍然有小部分的像素不满足此规律,在这些地方容易产生色彩噪声(如图 7(B)所示);第三,这种方法尽管使用了最小化图能量的方法来消除块式操作带来的不连续性,不过有些时候仍很难完全避免出现视觉上过硬的边缘.这可以通过统计方法^[9]来加以解决.

为了验证本文方法的适用性,我们还选择对更有普遍意义的一般图像的代表进行了恢复实验.图 8 显示的是对具有复杂内容和复杂场景的图像进行超分辨率恢复的实验,并与 MS Inpainting 算法进行比较.可以看出,当图像内容复杂时,本文方法恢复的效果在不同区域呈现出不同的状态,对于人物、台阶等显著的图像边缘和规则的纹理区域,能够得到理想的结果,而对于不规则的背景和纹理(例如树叶),恢复的结果一般.其中(A)是原始图像,(B)是本文方法的增强效果,C 是 MS Inpainting 算法给出的结果.

最后,为了对比本文方法与 IA 算法的计算效率,我们给出了各个实验中使用标准 IA 算法进行搜索的时间与本文计算时间的比较数据,如表 1 所示,每个栏目左侧为 IA 算法的时间开销,右侧为本文方法的时间开销.可以看出,我们的方法较一般的 IA 搜索有 5~6 倍的速度提升.

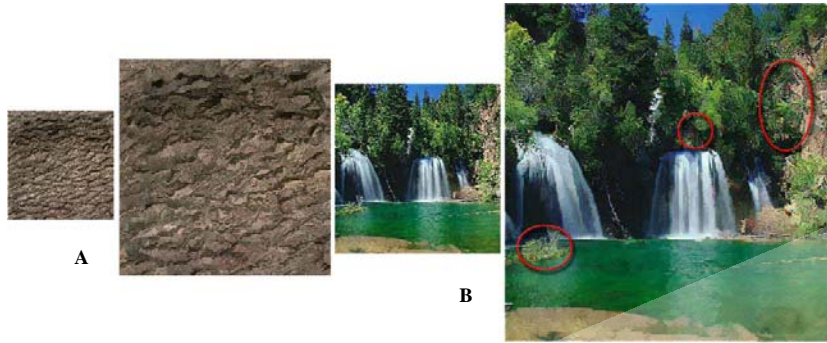


Fig.7 Some failure cases

图 7 一些错误结果

Table 1 Calculation time comparison between standard IA algorithm and our method

表 1 标准 IA 算法与本文方法的时间开销对比

Units: s	Fig.5		Fig.6		Fig.7(A)	
IA : Our method	251.2	40.2	448.6	72.6	233.3	68.3
	Fig7.(B)		Fig.8			
IA : Our method	239.8	57.6	135.4	21.0		



Fig.8 Complex scene super resolution

图 8 复杂场景超分辨率增强

References:

- [1] Baker S, Kanade T. Limits on super-resolution and how to break them. In: Proc. of the IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition. Hilton Head SC: Conference Publishing Services, 2000. 1167–1183. http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs_all.jsp?arnumber=1033210
- [2] Freeman WT, Pasztor EC, Carmichael OT. Learning low-level vision. Int'l Journal of Computer Vision, 2000,40(1):25–47.
- [3] Hertzmann A, Jacobs CE, Oliver N, Curless B, Salesin DH. Image analogies. In: Proc. of the 28th Annual Conf. on Computer Graphics and Interactive Techniques SIGGRAPH 2001. ACM Press, 2001. 327–340. <http://mrl.nyu.edu/publications/image-analogies/>
- [4] Thvenaz P, Blu T. Image interpolation and resampling. In: Bankman I, ed. Handbook of Medical Imaging, Processing and Analysis. San Diego: Academic Press, 2000. 393–420.
- [5] Su D, Willis P. Image interpolation by pixel-level data-dependent triangulation. Computer Graphics Forum, 2004,23(2):189–202.
- [6] Li X, Orchard MT. New edge-directed interpolation. IEEE Trans. on Image Processing, 2001,10(10):1521–1527.
- [7] Ratakonda K, Ahuja N. Pocs based adaptive image magnification. In: Proc. of the IEEE Int'l Conf. on Image Processing, Vol.3. Chicago: Conference Publishing Services, 1998. 203–207. http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs_all.jsp?arnumber=727167
- [8] Fattal R. Image upsampling via imposed edges statistics. ACM Trans. on Graphics, 2007,26(3):95.

[9] Elad M, Hel-Or Y. A fast super-resolution reconstruction algorithm for pure translational motion and common space-invariant blur. IEEE Trans. on Image Processing, 2001,10(8):1187-1193.

[10] Tipping M, Bishop CM. Bayesian image super-resolution, In: Becker S, Thrun S, Obermayer K, eds. Advances in Neural Information Processing Systems 15. Cambridge: MIT Press, 2006. 1279-1286.

[11] Smelyanskiy VN, Cheeseman P, Maluf D, Morris R. Bayesian super-resolved surface reconstruction from images. In: Proc. of the IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition. Hilton Head SC: Conference Publishing Services, 2000. 375-382. http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs_all.jsp?arnumber=855843

[12] Hardie RC, Barnard KJ, Armstrong EA. Joint MAP registration and high-resolution image estimation using a sequence of undersampled images. IEEE Trans. on Image Processing, 1997,6(12):1621-1633.

[13] Lin Z, Shum HY. On the fundamental limits of reconstruction-based super-resolution algorithm under local translation. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2004,26(1):83-97.

[14] Freeman WT, Pasztor EC. Markov networks for super-resolution. In: Proc. of the 34th Annual Conf. on Information Sciences and Systems. Princeton, 2000. <http://www.merl.com/papers/TR2000-08/>

[15] Freeman WT, Jones TR, Pasztor EC. Example-Based super-resolution. IEEE Computer Graphics and Applications, 2002,22(2): 56-65.



古元亨(1979—),男,河南郑州人,博士,主要研究领域为计算机图形学,图像处理.



吴恩华(1941—),男,博士,研究员,博士生导师,CCF 高级会员,主要研究领域为计算机图形学,虚拟现实,可视化.

2008 全国开放式分布与并行计算学术年会

征 文 通 知

由中国计算机学会开放系统专业委员会主办、扬州大学信息工程学院承办的“2008 全国开放式分布与并行计算学术年 DPCS2008”将于 2008 年 10 月 25—27 日在江苏省扬州市扬州大学召开。本次年会录用的论文将以正刊方式发表在《微电子学与计算机》第 9 期和第 10 期,欢迎大家积极投稿。现将有关征文事宜通知如下:

1、征文范围(包括但不限于):开放式分布与并行计算模型、体系结构、算法及应用;开放式网络、数据通信、网络与信息安全、业务管理技术;开放式海量数据存储与 Internet 索引技术,分布与并行数据库及数据/Web 挖掘技术;开放式机群计算、网络计算、Web 服务、P2P 网络及中间件技术;开放式移动计算、移动代理、传感器网络与自组网技术;分布式人工智能、多代理与决策支持技术;分布、并行编程环境和工具;分布与并行计算算法及其在科学与工程中的应用;开放式虚拟现实技术与分布式仿真;开放式多媒体技术与流媒体服务,包括媒体压缩、内容分送、缓存代理、服务发现与管理技术。

2、论文必须是未正式发表的、或者未正式等待刊发的研究成果。稿件格式应包括题目、作者、所属单位、摘要、关键词、正文和参考文献等,具体格式参照网站提供的样式。

3、务必附上第一作者简历(姓名、性别、出生年月、出生地、职称、学位、研究方向等)、通信地址、邮政编码、联系电话和电子信箱。并注明论文所属领域。来稿一律不退,请自留底稿。

4、会议将评选优秀论文,并予以奖励。

5、鼓励在年会召开期间组织讲座(Tutorial),有意者请与扬州大学殷新春教授、李斌教授联系。

6、征文投稿截止日期:2008 年 6 月 15 日;论文录用通知日期:2008 年 7 月 10 日

7、论文投稿通过会议网站提交,也可按下列地址提交激光打印稿一式 2 份和电子版 WORD 文件,论文投寄地址和电子信箱如下:

225008 江苏省扬州市扬州大学信息工程学院 殷新春 教授

Email: dpcs2008@yzu.edu.cn

8、会议网站: <http://dpcs2008.yzu.edu.cn>