

一种邻域嵌入超分辨率算法

赵 阳¹, 李国林², 谢 翔¹, 麦宋平¹

(1 清华大学 微电子系, 北京 100084; 2 清华大学 电子系, 北京 100084)

摘 要: 邻域嵌入算法是一种基于学习的超分辨率算法, 但是存在图像特征计算复杂和分类搜索难度大的问题, 本文提出了一种基于二阶梯度比例特征的邻域嵌入超分辨率算法, 其图像特征简单, 分类和搜索复杂度低, 同时图像库存储量小, 适合于硬件实现. 实验结果表明, 与传统超分辨率算法相比, 本文算法重建的高分辨率图像具有更丰富的纹理和更锐利的边缘, 具有更好的主观观质量.

关键词: 图像处理; 超分辨率; 邻域嵌入; 硬件

中图分类号: TP751.1

文献标识码: A

文章编号: 1000—7180(2017)02—0010—05

A Super-resolution Algorithm through Neighbor Embedding

ZHAO Yang¹, LI Guo-lin², XIE Xiang¹, MAI Song-ping¹

(1 Institution of Microelectronics, Tsinghua University, Beijing 100084, China;

2 Department of Electronic Engineering, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

Abstract: Super-resolution algorithm through neighbor embedding (NE) is based on learning. But the algorithm have the problems that the feature of image is complex and difficult to classify and search. A super-resolution algorithm through neighbor embedding by the feature based on the ratio of multiple directions of two-step grade is proposed. The computational complexity of the feature is low, and classifying and searching the feature is simple. Meanwhile the memory space of the algorithm is small. The super resolution algorithm is easy to implement on hardware. The experiment results shows that, high resolution images reconstructed by the algorithm have a great improvement than other state-of-the-art SR algorithms, also subjectively recover more high frequency detail and sharp edge. The recover images have better subjective and objective quality.

Key words: image processing; super resolution (SR); neighbor embedding; hardware

1 引言

以信号处理或图像处理原理为基础, 依照一定的算法规则, 实施完成从低分辨率图像/视频到高分辨率的图像/视频的转化, 这里简称为超分辨率^[1]. 超分辨率可以应用在很多场合中, 例如, 监控系统, 电视直播, 手机, 互联网, 军事, 医学等各种领域, 为各个领域的图像视频提供更加丰富的细节和更高的清晰度^[1]. 这其中很多应用场合需要提供实时性的高清视频信号, 因此对于具有实时性的超分辨率算法需求迫切.

传统的实时性超分辨率算法主要是基于插值、滤波的算法^[2], 这种算法产生的超分辨率图像缺失了大量细节信息, 也平滑了图像的边缘, 总体效果较差. 随着硬件处理能力的提高, 一些基于学习的算法也能够实现实时性. 包括邻域嵌入算法^[3]和金字塔本地学习算法. 其中的邻域嵌入算法具有可线下学习而线上实时超分辨率的特点, 重建高分辨率图像时计算复杂度主要集中在图像特征的计算和特征匹配搜索两个部分上. 传统的邻域嵌入算法^[3]提出以图像块的所有像素点的一阶、二阶梯度作为特征, 文献^[4]使用了图像块的归一化像素值作为特征, 这样

的特征计算比较复杂.在特征的匹配搜索上,邻域嵌入算法的分类一般高达成百上千类^[5],实时性的搜索难度可想而知.因此,要实现邻域嵌入算法的实时性,简单特征的选取和特征分类搜索方法是极为重要的.

本文针对邻域嵌入算法进行了优化,针对现有邻域嵌入算法使用的特征复杂,造成的图像库存储量大,分类和邻域搜索复杂度高,提出了更为简单的二阶梯度比例作为特征,并且使用四叉树的分类和搜索方法(neighbor embedding based on ratio of second-order derivatives, NEBRSD),使本文的超分辨率算法只需要很小的存储空间和很低的运算复杂度,适合于硬件实现.

2 邻域嵌入算法的原理

邻域嵌入算法的核心原理就是使用图像库中与输入图像特征相似的邻域来重建高分辨率图像.其算法结构如图1所示,首先将输入的图像拆分成图像块,在每个图像块计算特征,通过计算出的特征,在图像库中搜索相似特征的邻域分类,得到对应分类中的高分辨率图像块,使用邻域嵌入的式(1)得到高分辨率图像.

$$H_q = \sum_{H_p \in N_q} \omega_{qp} H_p \quad (1)$$

式中, H_p 是图像库中邻域高分辨率图像块, H_q 是由低分辨率图像重建的超分辨率图像块, N_q 代表特征空间中测试图像库的高分辨率图像块, ω_{qp} 是邻域重建系数.在邻域嵌入超分辨率算法中,选取的图像特征和分类方法决定了算法的最终效果,特征的计算和匹配搜索决定了算法的计算复杂度.

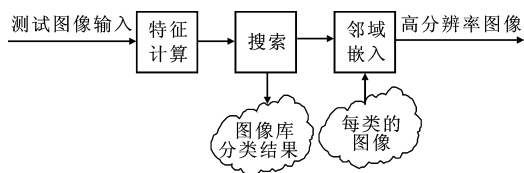


图1 邻域嵌入算法的基本结构

特征提取就是选取一种可以代表高低分辨率图像相似特性或映射关系的特征.在传统的邻域嵌入算法中,选取的特征一般是图像块每个像素点的一阶、二阶梯度^[3],或者图像块的归一化像素值^[4].使用这样的特征,其计算复杂度比较高,有较大的可压缩空间.

图像库中特征的分类以及超分辨率时特征的搜索是紧密相关的.在邻域嵌入算法中,分类时一般使

用 k-means 聚类^[4]或者 GMM 模型^[5],然而,在得到分类结果之后,算法很少涉及特征的匹配搜索问题.显然,进行一一比较的模式,硬件实现复杂度高,需要采用更为简便的分类和搜索方法.

针对以上两个问题,本文算法的核心思想是,在保证超分辨率图像质量的前提下,提出了一种基于二阶梯度的比例特征,用以降低特征计算复杂度,同时采用四叉树分类搜索方法以降低搜索难度,从而提出了一种适合于硬件实现的邻域嵌入算法.

3 本文提出的算法:NEBRSD

3.1 超分辨率低维特征设计

对空域上连续的模拟图像 $f_a(x, y)$ 进行离散采样,得到低分辨率离散图像 $f_s(m, n)$,二维取样过程可以表示为梳状取样脉冲阵列与信号的乘积,如式(2),其中 $\delta(x - m\Delta x, y - n\Delta y)$ 是梳状取样脉冲阵列, $\Delta x, \Delta y$ 是采样间隔

$$f_s(x, y) = \sum_m \sum_n f_a(m\Delta x, n\Delta y) \delta(x - m\Delta x, y - n\Delta y) \quad (2)$$

采样图像能够无失真地恢复出原始图像的条件是 x, y 方向的采样频率大于信号最高频率的 2 倍,即式(3), $f_{m,x}, f_{m,y}$ 是原始连续图像的 x, y 方向最高频率

$$\Delta x < \frac{1}{2f_{m,x}}, \Delta y < \frac{1}{2f_{m,y}} \quad (3)$$

在满足此条件的情况下,使用采样图像通过频域理想低通滤波器即可以恢复原始图像,理想低通滤波器在时域上表示出来即为 $\text{sinc}(xf_{s,x})\text{sinc}(yf_{s,y})$,重建得到图像可以用内插公式得到

$$f_a(x, y) = \sum_m \sum_n f_s(m, n) \text{sinc}(xf_{s,x} - m) \text{sinc}(yf_{s,y} - n) \quad (4)$$

频域上理想的低通滤波器,在时域上是无限长的,因此对其进行简化,使用高分辨率点周围的 16 个低分辨率点求得高分辨率像素点,如图2所示.并且由式(4)可以知道,高分辨率点 z_0 是低分辨率点 $z_i (i = 1, \dots, 16)$ 的线性组合,即式(5)

$$z_0 = \sum_{i=1}^{16} c_i z_i \quad (5)$$

假设低分辨率像素点和高分辨率像素点位于同一曲面 $z = f(x, y)$ 上.设中心位置处像素值为 $z_0 = f(x_0, y_0)$,其中 (x_0, y_0) 是中心位置,假设该位置曲面 1、2、3 阶连续可导,则可用泰勒展开公式表述其

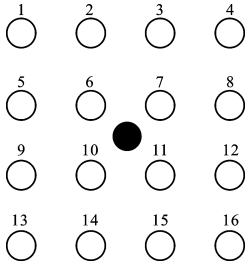


图 2 16 个低分辨率点求得高分辨率点

周围 16 个低分辨率像素点的值

$$f(x_0 + h \frac{\Delta}{2}, y_0 + k \frac{\Delta}{2})$$

$$= f(x_0, y_0) + \sum_{n=1}^{\infty} \frac{1}{n!} (h \frac{\Delta}{2} \frac{\partial}{\partial x} + k \frac{\Delta}{2} \frac{\partial}{\partial y})^n f(x_0, y_0) \quad (6)$$

其中, $h, k = -3, -1, 1, 3, \Delta$ 是相邻低分辨率像素点的距离。

根据式(4), 可以求出式(5) 中的插值系数, 即为双立方插值的方法. 但双立方插值效果较差, 原因在于对于复杂环境下的图像, 条件(3) 并不完全满足, 需要对具有不同特征的图像, 使用不同的插值系数. 为了简化特征计算, 本论文仅使用二阶梯度作为特征, 注意到 4×4 图像块和该图像块绕中心旋转 180° 之后的图像块, 在 4 个方向上的二阶梯度都相同, 故而

$$c_i = c_{17-i} \quad (7)$$

将约束条件(7) 和泰勒展开式(6) 带入(5), 化简则可以消去一阶导数和三阶导数项, 并由此分析可知, 在不考虑更高阶项的影响下, 如下关系必须满足,

$$\sum_{i=1}^{16} c_i = 1 \quad (8a)$$

$$f_{xx}(x_0, y_0)(9c_1 + 9c_2 + 9c_3 + 9c_4 + c_5 + c_6 + c_7 + c_8) + f_{yy}(x_0, y_0)(9c_1 + c_2 + c_3 + 9c_4 + 9c_5 + c_6 + c_7 + 9c_8) + f_{xy}(x_0, y_0)(18c_1 + 6c_2 - 6c_3 - 18c_4 + 6c_5 + 2c_6 - 2c_7 - 6c_8) = 0 \quad (8b)$$

由约束条件(8) 可知, $f_{xx}(x_0, y_0)$, $f_{yy}(x_0, y_0)$, $f_{xy}(x_0, y_0)$ 三个二阶梯度应线性相关, 不考虑 3 阶以上高阶的影响时, 二阶梯度比值可以选作为特征 ratio of second-order derivatives, 可简称为 RSD 特征, 即式(8).

$$a = \frac{f_{xx}(x_0, y_0)}{f_{xy}(x_0, y_0)} \quad (9a)$$

$$b = \frac{f_{yy}(x_0, y_0)}{f_{xy}(x_0, y_0)} \quad (9b)$$

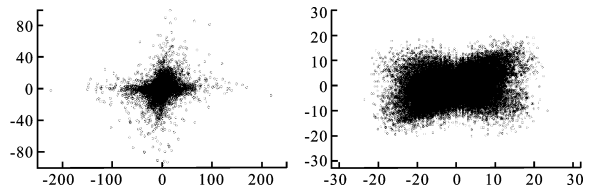
3.2 特征分类与搜索方法

特征分类是在线下训练过程中, 将特征相近的图像块聚集到一起, 归属于同一类的图像块被用来求取插值系数. 搜索是在超分辨率过程中, 寻找与每个低分辨率图像块的特征相似图像库分类, 利于进行其后的邻域嵌入重建阶段. 针对选取的图像特征, 分类和搜索的对象就是一个二维数组, 目标就是对其进行有效的分类, 便于在超分辨率过程中实现简便的搜索. 分类的难度在于将特征空间分类精度和分类个数进行折中, 分类的个数越多, 搜索的难度越大. 解决这个问题, 要尽可能使每一分类中特征点分布更均匀, 并且包含足够多的点.

首先要使特征点分布均匀. 如图 3 是图像库中特征 a 和特征 b 的概率分布图, 可以看出大部分 a, b 集中在中央的区域, 如果直接分类, 这样不均匀分布的分类会集中在中央区域, 致使周围散布的 a, b 分类很不准确. 为了使其分布更均匀, 因此对其做变换, 求公式(7), 得到的 c, d 的分布图如图 3 右图所示.

$$c = 10 \frac{a}{|a|} \log_{10}(|a| + 1)$$

$$d = 10 \frac{b}{|b|} \log_{10}(|b| + 1) \quad (10)$$



(a) a, b 的分布图 (b) c, d 的分布图

图 3 图像库中概率分布图

之后在分类过程中, 尽可能使每一分类包含较多的特征点, 并且便于之后的特征搜索. 根据图像库的特征分布图, 考虑到要求算法比较适用于硬件实现, 搜索复杂度低, 存储量小, 本文使用一种较为简便的分类方法——四叉树分类方法.

四叉树是一种数据结构, 其主要思想是将图像均等的分为四个部分, 每个部分相当于一个节点, 当节点满足所在区域中 a, b 特征点的个数 n 大于阈值 N 时, 即可以以同样的方法再分为四个节点, 反之则不再分. 四叉树的分类方法仅需要存储分类的比较标准, 减少了类别的存储量, 同时仅需要几层节点, 也就是几层搜索就可以得到匹配的邻域, 减少了搜索的复杂度. 如图 4 所示是使用这种方法将分布图(图 3(b)) 分类的结果, 仅使用 4 层节点即可以对整

个特征分布空间进行分类,其中每一块是一个分类,每一块的边缘即为特征 a 、 b 的分类标准.

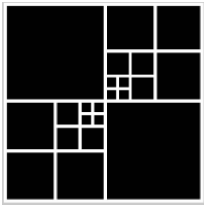


图 4 四叉树分类方法结果

3.3 算法的硬件实现架构设计与计算复杂度分析

本文主要研究了邻域嵌入超分辨率算法的特征选取和特征分类搜索方法,通过对这两个主要部分进行设计,得到了适合于硬件实现的超分辨率算法.依据硬件实现实时性的要求,提出了一种包含输入像素点缓存排列、特征计算、邻域搜索、邻域重建、输出缓存等主要模块的硬件架构.硬件结构如图 5 所示.

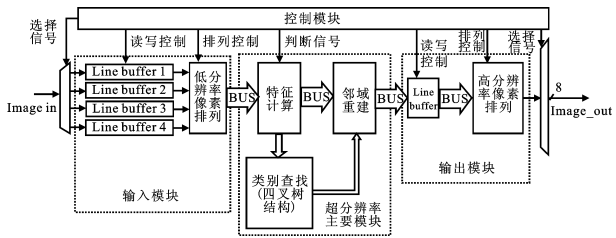


图 5 算法硬件结构图

在硬件架构中,输入图像的像素点首先存入缓存模块,经过缓存模块读出和像素排列模块形成需要超分辨率的图像块,通过特征计算模块的计算,得到 RSD 特征.根据 RSD 特征在图像库中使用四叉树搜索方法得到相似的邻域分类,使用这些分类对应的插值系数,重建得到高分辨率像素点.最后缓存高分辨率像素点,进行最终输出.显然,硬件的计算复杂度集中在三个部分:RSD 特征计算,邻域搜索和邻域重建.计算 RSD 特征主要是计算图像块的二阶梯度,邻域搜索主要是四叉树节点的比较,邻域重建模块主要包含低分辨率像素点和插值系数的相乘.主要的存储开销包括:四行低分辨率图像的输入缓存,高分辨率点输出缓存,分类的标准和每类特征的高低分辨率图像块线性映射关系.

如表 1 表示了本算法的基本计算复杂度和存储开销,超分辨率的测试图像 $M \times N$ 大小,图像块 4×4 ,学习得到的类别数是 C (本文 $C=111$).算法中无迭代,无复杂搜索等时间不确定性计算,适合于使用流水线结构实现.表 2 将本文(NEBRSD)算法、经典

的邻域嵌入算法^[3,5]计算复杂度进行了比较,其中图像块大小和特征表示特征计算的复杂度,类别数和邻域个数代表邻域搜索的复杂度.图像块越大,特征越复杂,求特征的复杂度越高.类别数和邻域个数越多,搜索的复杂度也越大.显然,与其他邻域嵌入算法相比,本文算法需要计算的特征简单,搜索的复杂度也极大地降低了.

表 1 本文算法的计算复杂度和存储开销

主要部分	特征计算	邻域搜索	邻域重建	内部存储 Byte Bytes	外部存储 Byte
加法/比较	4×8	2×7	$4 \times 15 + 3$	$4 \times N$	$17 \times C$
乘法	2	0	16		

表 2 与邻域嵌入算法计算复杂度比较

算法	图像块大小	特征	类别数	邻域个数
NE ^[7]	5×5	一阶、二阶梯度	几万	5
NE	7×7	一阶、二阶梯度	4 096	5
NEBRSD	4×4	二阶梯度比例	111	4

4 测试结果

本文使用的图像库和测试图像库都来自于 morgueFile 线上素材库(<http://morguefile.com>),部分图像如图 6 所示,这些图像包含了各种各样的纹理和边缘,是具有不同内容的自然图像.图像库和测试图像是不同的图像,第一幅图像作为学习图像库,之后图像从左到右,编号为 1~11.本文算法使用 PC 上的 matlab 实现,PC 的硬件指标如下:Intel Core i3—M380 @ 2.53GHz,4 GB 内存.图像的超分辨率比例系数是 $\times 2$.

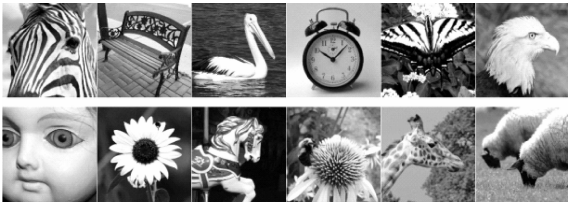


图 6 测试图像库

本文与以下几个算法进行比较:双立方插值, double interpolation(DI)算法^[7], ICBI 算法^[7], iN-EDI 算法^[7].这几种算法都可以进行硬件实现.本文算法和这几种算法的客观评价参数 PSNR、SSIM 比较如表 3、4.显然,本文算法(NEBRSD)在两种客观

评价参数上,比其他几种对比算法,具有一定优势.说明本算法在对邻域嵌入算法特征和分类方法进行分类设计后,超分辨率的图像在整体效果具有较大提升.

表 3 各算法效果比较 PSNR/dB

图像	BC	DI	ICBI	iNEDI	NEBRSD
1	28.69	28.86	29.79	29.80	31.11
2	30.26	30.29	30.83	30.24	31.94
3	32.65	32.77	33.47	33.08	34.01
4	29.49	29.50	30.14	29.17	31.76
平均	30.27	30.36	31.06	30.57	32.21

表 4 各算法效果比较 SSIM

图像	BC	DI	ICBI	iNEDI	NEBRSD
1	0.972 4	0.973 4	0.978 5	0.973 5	0.987 9
2	0.964 7	0.964 8	0.970 6	0.954 4	0.980 7
3	0.986 2	0.986 5	0.988 4	0.985 9	0.991 2
4	0.981 8	0.981 9	0.984 4	0.976 6	0.989 8
平均	0.976 3	0.976 7	0.980 5	0.972 6	0.987 4

表 5 各算法运算时间比较/s

图像	BC	DI	ICBI	iNEDI	NEBRSD
1	0	30	365	294	136
2	0	25	350	235	118
3	0	34	348	304	130
4	0	30	351	108	140
平均	0	29.75	353.5	235.25	131

从超分辨率图像比较.可以看出与能够硬件实现的几个算法作比较,视觉效果较好,更接近于自然图像.从局部观察看到,本文算法保留了比较明显的边缘信息,并且纹理部分模糊程度较小.这是由于算法通过特征分类,将平滑区域、边缘区域、纹理区域等区分开来,得到了不同的优化后的插值系数.

超分辨率算法的运算时间对比如表 5,本文算法(NEBRSD),和其他算法具有同等数量级的运行时间.同时,算法也根据其特点提出了适合的硬件架构,能够用硬件实现.

5 结束语

本文提出了一种依据二阶梯度比值,使用四叉树分类和搜索方法的邻域嵌入算法及其硬件实现架构.实验表明,这种算法的超分辨率图像具有比较锐利的边缘和丰富的纹理,在客观参数上比其他算法

具有一定的优势.本文算法不仅可以用于图像的超分辨率,经过一定改进,也可以用于视频的实时超分辨率中,具有很强的实用性.

参考文献:

[1] Park S C, Park M K, Kang M G. Super-resolution image reconstruction: a technical overview [J]. Signal Processing Magazine IEEE, 2003, 20(4):21-36.

[2] Yan X, Shen J. Fast gradient-aware upsampling for cartoon video[C]// Image Analysis and Signal Processing (IASP), 2010 International Conference on IEEE. China,Zhejiang, 2010:636-639.

[3] Yang J, Wright J, Huang T, et al. Image super-resolution as sparse representation of raw image patches. [C]// 2013 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. USA, Portland, IEEE, 2008: 1-8.

[4] Yang C Y, Yang M H. Fast direct super-resolution by simple functions [C]// Computer Vision (ICCV), 2013 IEEE International Conference on. Australia, Sydney, IEEE, 2013:561-568.

[5] Pulak P, Nikhil Ranjan P, Bhabatosh C. A fuzzy-rule-based approach for single frame super resolution[J]. IEEE Transactions on Image Processing A Publication of the IEEE Signal Processing Society, 2014, 23(5): 2277-2290.

[6] Andrea G, Nicola A. Real-time artifact-free image up-scaling[J]. IEEE Transactions on Image Processing A Publication of the IEEE Signal Processing Society, 2011, 20(10):2760-2768.

[7] Asuni N, Giachetti A. Accuracy improvements and artifacts removal in edge based image interpolation[C]// roc. 3rd Int. Conf. Comput. Vis. Theory Appl. (VISAPP) Portugal,Madeira, 2008: 58-65.

作者简介:

赵 阳 男,(1990-),硕士研究生.研究方向为图像处理、数字 IC 设计. E-mail:y-zhao13@mails. tsinghua. edu. cn.

李国林 男,(1970-),博士,副教授.研究方向为包括集成电路设计、互联分析以及 RFIC 设计.

谢 翔 男,(1971-),博士,副研究员.研究方向为 SOC 设计、数字图像处理、生物医学电子学和便携式人机交互.

麦宋平 男,(1980-),博士,副教授.研究方向为数字信号处理和集成电路设计.