

Journal of Image
and Graphics

中国图象图形学报



ISSN1006-8961
CN11-3758/TB

2013
Vol.18 No.

1

中国科学院遥感应用研究所
中国图象图形学学会主办
北京应用物理与计算数学研究所

中国图象图形学报

Zhongguo Tuxiang Tuxing Xuebao

2013年1月 第18卷 第1期(总第201期)

目次

综述

- 正面人脸图像合成方法综述 赵林, 高新波, 田春娜(1)
SAR 图像道路网提取方法综述 程江华, 高贵, 库锡树, 孙即祥(11)

图像处理和编码

- 头部缺失的 JPEG 文件碎片恢复 徐明, 黄立, 张海平, 徐建, 郑宁(24)
安全高效的可撤销指纹模板构造 喻建平, 张鹏, 王瑶, 杨懿竣(36)
基于残差的图像超分辨率重建 陈华华, 姜宝林, 刘超, 陈伟强, 陆宇, 张嵩(42)
旋转的 Wang Tiles 纹理合成算法 王继东, 庞明勇, 赵瑞斌(49)
基于圆形约束快速水平集的原生质体细胞分割 王晓飞, 庞全(55)

图像分析和识别

- 采用压缩传感的鲁棒的视频指纹方案 孙锐, 李超, 蒋飞云(62)
基于图像显著性的路面裂缝检测 徐威, 唐振民, 吕建勇(69)
基于局部熵的主动轮廓模型 潘改, 高立群, 赵爽(78)
基于算子的图像分解 李峰, 曾晓辉, 陈盛霞, 沈玉娟(86)

图像理解和计算机视觉

- 中值流辅助在线多示例目标跟踪 王德建, 张荣, 尹东, 张智瑞(93)
四叉树直方图的特殊方向关系表达 张珂, 王小捷, 靳越(101)

计算机图形学

- 协同进化的近似规则纹理合成 王相海, 陶兢喆(107)
反走样直线的灰度循环生成算法 牛连强, 张胜男, 钟玲(115)

地理信息技术

- 微博客蕴含交通信息的提取 张恒才, 陆锋, 陈洁(123)

-
- “计算机视觉前沿论坛”专栏征文通知 (130)

Journal of Image and Graphics

(Monthly, Started in 1996)

Vol. 18 No. 1 January 2013

Contents

Review

- Review of frontal face image synthesis methods Zhao Lin, Gao Xinbo, Tian Chunna(1)
Review of road network extraction from SAR images Cheng Jianguhua, Gao Gui, Ku Xishu, Sun Jixiang(11)

Image Processing and Coding

- Rrecovery method for JPEG file fragments with missing headers
..... Xu Ming, Huang Li, Zhang Haiping, Xu Jiang, Zheng Ning(24)
Secure and efficient scheme to construct a cancelable fingerprint template
..... Yu Jianping, Zhang Peng, Wang Yao, Yang Yijun(36)
Image super-resolution reconstruction based on residual error
..... Chen Huahua, Jiang Baolin, Liu Chao, Chen Weiqiang, Lu Yu, Zhang Song(42)
Texture synthesis using rotational Wang Tiles Wang Jidong, Pang Mingyong, Zhao Ruibin(49)
Protoplasm somatic cells segmentation based on circle dependent fast level-set segmentation Wang Xiaofei, Pang Quan(55)

Image Analysis and Recognition

- Robust video fingerprinting via compressed sensing Sun rui, Li Chao, Jiang Feiyun(62)
Pavement crack detection based on image saliency Xu Wei, Tang Zhenmin, Lv Jianyong(69)
Active contour model driven by local entropy energy Pan Gai, Gao Liqun, Zhao Shuang(78)
Operator-based image decomposition Li Feng, Zeng Xiaohui, Chen Shengxia, Shen Yujuan(86)

Image Understanding and Computer Vision

- Median flow aided online multi-instance learning visual tracking Wang Dejian, Zhang Rong, Yin Dong, Zhang Zhirui(93)
Expression of special directional relation based on quadtree histogram Zhang Ke, Wang Xiaojie, Jin Yue(101)

Computer Graphics

- Fast near-regular texture synthesis based on the concept of co-evolution Wang Xianghai, Tao Jingzhe(107)
Integral algorithm for generating anti-aliased straight line controlled by gray iteration
..... Niu Lianqiang, Zhang Shengnan, Zhong Ling(115)

Geoinformatics

- Extracting traffic information from massive micro-blog messages Zhang Hengcai, Lu Feng, Chen Jie(123)

中图法分类号: TP391 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2013)01-0042-07

论文引用格式: 陈华华, 姜宝林, 刘超, 陈伟强, 陆宇, 张嵩. 基于残差的图像超分辨率重建[J]. 中国图象图形学报, 2013, 18(1): 42-48.

基于残差的图像超分辨率重建

陈华华, 姜宝林, 刘超, 陈伟强, 陆宇, 张嵩

杭州电子科技大学通信工程学院, 杭州 310018

摘要: 提出一种基于图像残差的超分辨率重建算法。以原高分辨率图像与插值放大后图像之间的图像残差与低分辨率图像样本特征作为样本对, 对其进行 K 均值分类, 并对每类样本对采用 KSVD (K-singular value decomposition) 方法进行训练获得高、低分辨率字典对, 然后根据测试样本与类中心的欧氏距离选择字典对, 以与测试样本相近的多个类别所重建的结果加权获得图像残差, 并结合低分辨率图像的插值结果获得高分辨率图像。实验结果表明, 提出的方法具有更高的重建质量, 且采用训练样本分类和相近类别的重建结果的加权和有利于提高图像重建质量。

关键词: 残差; 超分辨率; 字典; K 奇异值分解 (KSVD)

Image super-resolution reconstruction based on residual error

Chen Huahua, Jiang Baolin, Liu Chao, Chen Weiqiang, Lu Yu, Zhang Song

College of Communication Engineering, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou 310018, China

Abstract: An image super-resolution (SR) reconstruction algorithm based on residual error is proposed. Patch pairs, composed of features for low-resolution (LR) patches and residual errors between original high-resolution (HR) image patches and interpolated LR image patches, are classified by K-means. Each class patch pair is trained by KSVD (K-singular value decomposition) to obtain an LR and HR dictionary pair. Residual errors are reconstructed by the dictionary pairs selected by the Euclidean distance between the test patches and class centers and by the weighted sum of the reconstructed results of the similar class patches. Then, combined with interpolated LR images and reconstructed residual errors, HR images are reconstructed. Experimental results show that the proposed method has a better performance and the method to classify patches and perform weight sum of the reconstructed results of the similar class patches is improving the quality of the SR image.

Key words: residual error; super-resolution; dictionary; K-singular value decomposition

0 引言

图像超分辨率重建是指由输入的一幅或多幅低分辨率图像重构得到一幅高分辨率图像的方法, 它充分利用了已获取的资源, 与采用高性能硬件获取高分辨率图像的方法相比, 具有更低的成本, 在视频

监控、医学成像、高清视频等各个领域有着广阔的应用前景。

超分辨率重建是一个典型的病态反问题, 对于只有单帧低分辨率图像时, 就转变成求解欠定方程的问题。本文主要研究单帧图像的超分辨率重建。传统的插值 (双线性、双三次插值等) 方法用于重建高分辨率图像, 图像边缘会出现锯齿效应, 为了改善

收稿日期: 2012-01-10; 修回日期: 2012-05-26

基金项目: 浙江省自然科学基金项目 (Y1111213)

第一作者简介: 陈华华 (1975—), 男, 副教授, 2005 年于浙江大学获信息与通信工程专业博士学位, 主要研究方向为图像处理、计算机视觉、3 维重建等。E-mail: iseealv@gmail.com

插值性能,出现了有方向的插值方法,沿着边缘方向进行插值^[1-3];另一类经典的超分辨率方法是迭代反向投影(IBP)^[4],该方法包括了许多不确定因素,如解不稳定、不唯一,为了改善重建性能,在求解过程中考虑了先验知识^[5-6],消除了很多人工痕迹,但是在重建细节丰富的图像时仍不能取得令人满意的结果;为了重建视觉上令人满意的高分辨率图像,许多先验知识被应用到超分辨率重建中,典型的方法是正则化超分辨率重建,比较著名的正则化先验是采用全变分(TV)^[7],该方法对于分段平滑的边缘结构能取得较好的重建结果,但是对于细节丰富的边缘通常有阶梯状人工痕迹^[8-9];最近提出的先验知识是图像具有稀疏性,图像被字典的原子展开成一个稀疏表达式,顾名思义就是展开系数的大多数系数接近于0,用学习得到的字典用于超分辨率重建,典型的方法是 Yang 方法^[10],但是其在图像边缘细节也会出现重建噪声。

提出一种基于图像残差的超分辨率重建算法。首先通过原高分辨率图像与插值放大后图像之间的差值获得图像残差;以低分辨率图像样本特征和对应图像残差建立样本对,以低分辨率样本为基准采用 K 均值对样本对进行分类;并对每一类样本对采用 KSVD 方法进行训练获得低分辨率样本与图像残差的字典对;然后根据测试样本与类中心的欧氏距离选择字典对,将与测试样本具有相近欧氏距离的各类别所重建的图像残差求加权和作为重建的最终图像残差,并结合低分辨率图像的插值结果获得高分辨率图像。实验结果表明,提出的方法具有更高的重建质量,并且训练样本的分类和相近类别样本所重建的结果的加权和有利于提高图像重建质量。

1 基于稀疏表示的图像超分辨率重建

1.1 图像的稀疏表示

假设 $D \in \mathbf{R}^{n \times Q}$ 是维数为 n 、原子数为 Q 的过完备字典, $y \in \mathbf{R}^n$ 为某一向量表示的图像子块,则 y 在过完备词典指导下,可表示为

$$\min \|\alpha\|_0 \quad \text{s. t.} \quad y = D\alpha \quad (1)$$

式中, $\alpha \in \mathbf{R}^Q$ 为只有极少数非 0 元素的稀疏向量。解式(1)被证明是 NP(nondeterministic polynomial) 难问题^[11],故通常只考虑近似解法,可通过匹配追踪(MP)^[12]及其改进的正交匹配追踪算法(OMP)^[13]等贪婪算法进行近似求解。1999年,Donoho等人研

究发现,在信号的稀疏分解中,对于足够稀疏的信号表示向量,可以用 l^1 范例取代匹配追踪算法中的 l^0 范例进行稀疏分解,使得上述问题从一个非凸问题转换成凸优化的问题^[14],从而使式(1)转化为式(2)进行稀疏求解。

$$\min \|\alpha\|_1 \quad \text{s. t.} \quad \|D\alpha - y\|_2 \leq \varepsilon \quad (2)$$

1.2 基于稀疏表示的超分辨率重建模型

按照图像稀疏表示理论,图像在过完备字典下,采用稀疏分解算法得到图像的稀疏表示。对于基于学习的图像超分辨率重建,往往需要两个过完备字典,一个用于低分辨率图像进行稀疏分解,另一个用于高分辨率图像重构,将用于低分辨率图像分解的字典称为低分辨率字典 D_l ,用于进行高分辨率重构的字典称为高分辨率字典 D_h ^[10]。对于输入的低分辨率图像 y ,可采用 MP、OMP 算法对式(1)进行稀疏分解或采用 BP(basis pursuit)、LARS(least angle regression)、LASSO(least-absolute shrinkage and selection operator)等凸松弛算法^[14-15]对式(2)进行稀疏分解,得到图像的稀疏表示系数矢量 α 。然后运用式(3)进行重构,得到高分辨率图像子块 x 。

$$x = D_h \alpha \quad (3)$$

2 基于残差的图像超分辨率重建

Yang 方法^[10]在训练阶段提取样本特征时,以高分辨率图像子块去除其均值后的子块向量作为高分辨率训练样本的特征空间;在重建阶段,由于无法获取未知高分辨率图像子块的均值,先对低分辨率图像进行插值相应倍数,然后取相应位置的高分辨率图像子块的均值近似为重建的高分辨率图像子块的均值,最后与字典重建的特征值相加作为最终的高分辨率图像子块的像素值。这样,以近似的均值代替高分辨率子块的均值势必会影响重建的结果。为避免出现均值的近似替代对重建结果的影响,以图像残差作为高分辨率子块的特征应用于字典训练。

2.1 图像残差提取

图像残差为图像的高频信息,通常图像的高频信息由高通滤波器滤波产生,考虑到高通滤波结果受到滤波器尺寸或方差等因素的影响,为得到稳定的高频信息,先将低分辨率图像插值放大到与原分辨率相同尺寸,将其与原高分辨率图像之间的差值作为图像的高频部分。由于插值图像在重建阶段

比较容易得到,因此不会出现近似替代对重建结果的影响,并且算法复杂度较低,且对于确定的插值方法,其插值的结果较稳定。图像样本的残差提取过程如图 1 所示。图 1 中, X_b 为低分辨率图像 Y 经过插值所得到的超分辨率图像, X 为原始超分辨率图像,则超分辨率图像的残差为 $X_r = X - X_b$ 。

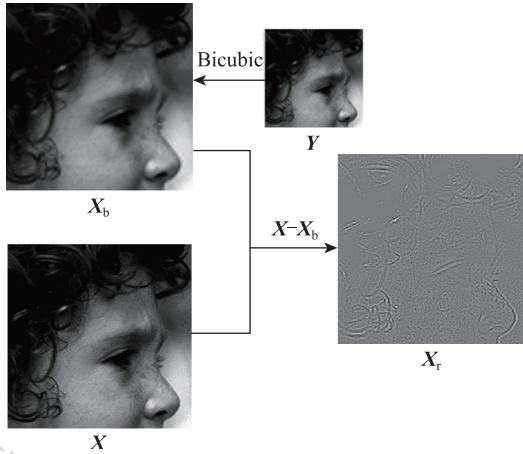


图 1 超分辨率图像残差提取过程

Fig. 1 Extracting process for residual error of HR image

2.2 字典训练

为得到用于重建的高、低分辨率字典,必须对输入的高、低分辨率样本进行训练。Yang^[10]指出,字典训练中采用高低分辨率图像的高频特征,可提高超分辨率图像中所丢失的高频信息的预测准确性。以一阶、二阶梯度值作为低分辨率图像子块的特征,以超分辨率图像残差子块作为特征,训练低分辨率和超分辨率字典对。为了使训练产生的字典能够适用于各种类型图像的超分辨率重建,需要输入足够多、且类型多样的自然场景图像作为训练样本。对于限定 N 个原子数目的字典,过于庞大的样本空间不利于字典训练,使训练时间过久,不利于收敛,且对于全部的样本特征的差异性不能很好表达,此时需要通过增加字典中的原子数目来增强表示能力,但原子数目的增加必定会增加超分辨率重建的复杂度。为了尽可能少增加算法的复杂度,仍限定字典中原子数目为 N 进行训练,为能更好地表示样本,通过增加字典个数达到增加总体原子数目。这样,对图像子块进行超分辨率重建时,仅需要额外增加字典选择时间,避免了因为字典中原子数目过多导致算法复杂度提高。

为增加字典数目,对学习的图像子块进行了分类。对于输入的高、低分辨率图像特征,先对其进行

分块成特征子块,并向量化,得到各自向量化的特征子块集合,分别记为 $\{x_i\}$ 和 $\{y_i\}$, $i = 1, \dots, N$, N 是子块数。对低分辨率样本 $\{y_i\}$ ($i = 1, \dots, N$) 进行分类,先计算每个低分辨率样本 y_i 的方差值,按给定的方差阈值 t 进行分类,阈值 t 可通过对集合 $\{y_i\}$ 进行方差统计获得。对于方差小于或等于阈值的低分辨率图像组成一个集合 $\{y_{i0}\}$,由其对应的高分辨率特征子块获得集合 $\{x_{i0}\}$,对 $\{x_{i0}\}$ 、 $\{y_{i0}\}$ 样本对采用 K-SVD 学习算法分别得到高、低分辨率字典 D_{h0} 、 D_{l0} 。对于方差大于阈值的集合 $\{y_i\}$ 、 $\{x_i\}$,此时的样本数量仍相当大,为了对高频部分更好的表示,采用 K-均值对方差大于阈值的集合 $\{y_i\}$ 、 $\{x_i\}$ 进行分类。对于测试图像,输入的低分辨率图像是已知的,且其特征相对稳定,而超分辨率图像是未知的,故对低分辨率图像的特征子块进行分类。通过对 $\{y_i\}$ 样本分类,则可分别得到 M 类(假设分成 M 类)样本子块对 $\{x_{ik}\}$ 、 $\{y_{ik}\}$ 以及 $\{y_{ik}\}$ 的类中心 $\{C_k\}$, $k = 1, 2, \dots, M$ 。分别对各类高、低分辨率样本对采用 K-SVD 训练得到 M 对高、低分辨率字典 D_{hk} 和 D_{lk} 用于超分辨率重建。由于 K 均值算法对初始值敏感,可能导致部分类别的样本个数过少,此时可以采用合并的方法,即将样本数目过少的类别合并到与其类中心最近的类别中,并重新计算类中心,对于样本数目过多的类别可以再次采用 K 均值算法进行细分。字典学习过程如图 2 所示。

2.3 超分辨率重建

对样本进行分类学习,可得 $M + 1$ 对高、低分辨率字典,因此对低分辨率测试图像的每个子块进行超分辨率重建时必须选用合适的字典进行稀疏分解与超分辨率重建,分解和重建过程采用 Yang 方法,如式(1)(2)所示。由稀疏表示重建获得的是残差图像,其与低分辨率插值放大后的结果相加可获得超分辨率图像,该过程如图 3 所示。

对于输入的待重建测试图像子块 y ,先计算图像子块的方差并根据方差选择字典,对于方差小于阈值 t 的子块选用 D_{h0} 、 D_{l0} 进行重建,否则根据样本与 K 均值分类后的类中心点的距离按式(4)进行字典选择。

$$k = \arg \min_i \{ \|y - C_i\|_2^2 \}, \quad i = 1, \dots, K \quad (4)$$

由式(4)确定与测试图像子块欧氏距离最小的类中心 C_k ,通过类中心 C_k 找到相应的高、低分辨率字典,进行超分辨率重建。为了使字典能更好地匹配图像子块,防止“临界样本”得不到良好的重建结

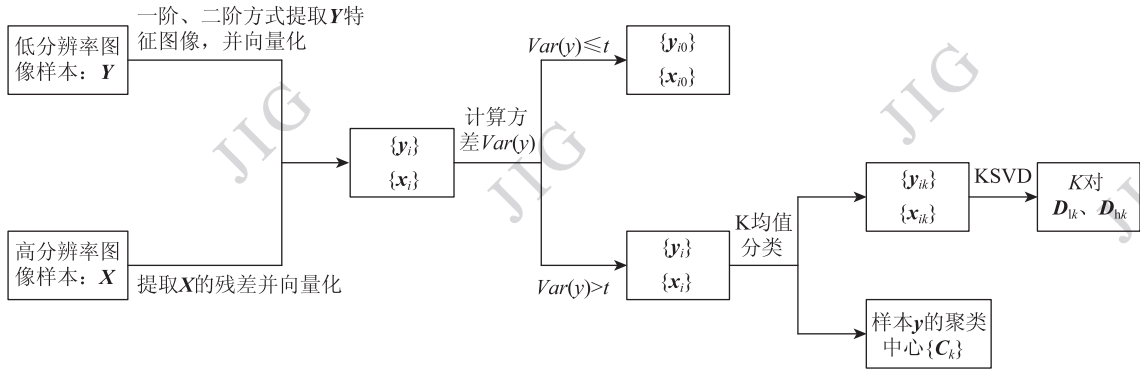


图 2 字典学习过程

Fig. 2 Process for dictionaries learning

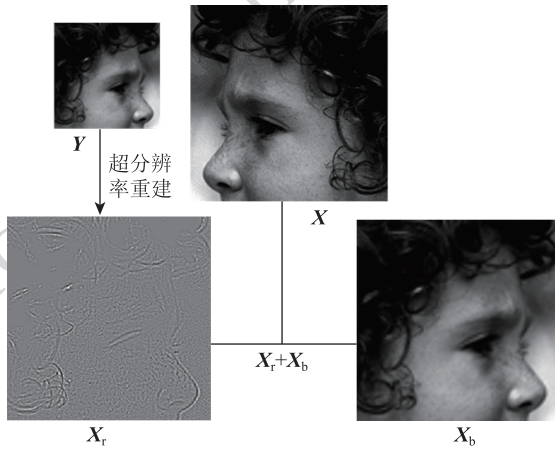


图 3 高分辨率图像重建过程

Fig. 3 Reconstructing process for HR image

果,对重建过程进行了进一步的改善。“临界样本”是指一个样本与两个或多个类中心的距离都很相近,如图 4 所示, y 与类中心 C_1 和 C_2 都很接近。“临界样本”判断规则为:计算样本与每个类中心的欧氏距离,记距离为 d_j ,下标 j 根据欧氏距离的大小有关排序,欧氏距离最小的为 1,下标随欧氏距离依次递增,根据 d_1 与 $d_j(j \neq 1)$ 的比值确定样本是否临近,即

$$\frac{d_1}{d_j} \geq \Delta d, \quad j \neq 1 \quad (5)$$

式中, Δd ($\Delta d < 1$) 为临界样本判断阈值。为了将重建子块更好地重构,这里采用多个字典进行重建。

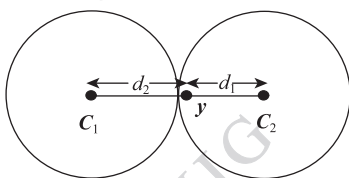


图 4 “临界样本”

Fig. 4 “Ambiguous sample”

假设 C_1, C_2 为两个类中心, y 为输入的低分辨率图像样本,由图 4 可知, y 与 C_2 相近,它们之间的距离为 d_1 ,但与 C_1 也相近,它们之间的距离为 d_2 , d_1 与 d_2 很接近。为了更好地对 y 进行稀疏表示,可以对样本 y 分别采用两个甚至多个字典(当 y 与多个类中心相近时)进行分解重构,最后根据 y 与 C_1, C_2 的相近程度分配权值,对重建的结果进行加权求和,得到最终的高分辨率图像子块。权重计算如式(6)–(8)所示。

$$dd_j = \frac{1}{\|y - C_j\|_2^2}, \quad j = 1, \dots, p \quad (6)$$

$$w_j = \frac{dd_j}{\sum_{j=1}^p dd_j} \quad (7)$$

$$x_i = \sum_{j=1}^p w_j x_{ij} \quad (8)$$

式中, p 是与样本 y 最接近的类别数, j 是 p 类中按距离从小到大排序后的第 j 类, C_j 为与 d_j 相对应的类中心, w_j 为归一化的权值, x_{ij} 为分别根据 C_j 重建得到的高分辨率样本,最终的高分辨率样本 x_i 为式(8)所示的各重建高分辨率结果的加权和。

3 实验结果

为了验证提出的方法的有效性,对输入的低分辨率图像进行 3 倍放大。将低分辨率图像分成若干个大小为 3×3 的图像子块,则相应的高分辨率图像子块大小为 9×9 ,为了保持图像子块间的相容性,对低分辨率图像子块采用 1 个重叠像素,则相应的高分辨率图像子块重叠 3 个像素。由于人眼对亮度信息更敏感,对于彩色的 RGB 图像,先转换成 YUV 图像,在 Y 分量上进行超分辨率重建,而 U、V 分量采用插值放大。

对图 5 所示的低分辨率图像进行了超分辨率重建,并对比了 Bicubic 插值、Yang 方法^[10]、SoftCuts^[8]方法、TV 正则化方法^[16], Daubechies 方法^[17], 后 4 种方法的结果可在文献[18]中找到。其中本文方法分别采用 3 种方式进行对比:1) 对样本不进行分类, 直接对全部样本进行字典学习, 然后用于重建, 表 1 中用“无分类”表示;2) 对样本采用 K 均值进行分类, 并在测试图像重建的时候, 直接按欧氏距离最小寻找最近类中心对应的字典进行重建, 表 1 中用“分类无重叠”表示;3) 对样本进行分类, 并采用 2.3 节介绍的“临界样本”处理方式进行多字典重建, 取重建加权值作为最终的结果, 表 1 中用“分类重叠”表示。采用 Yang^[10]的训练图像用于字典训练, 随机选取 50 000 个样本, 将样本分成 51 类, 对“临界样本”的处理中 $p \leq 3$ 。采用 OMP 算法对低分辨

率图像子块进行分解, 最大稀疏约束 $L = 6$ 。图 6 为本文方法的重建结果图, 表 1 为本文方法与对比方法的重建结果性能指标。由表 1 可知, 除了 butterfly 图像, 本文方法的 3 种方式中任意一种都比其他 5 种方法具有更高的 PSNR 和 SSIM, 并且“分类无重叠”方式的重建结果优于“无分类”方式的结果, “分类重叠”方式的结果也优于“分类无重叠”方式的结果, 这表明对样本进行分类训练和类别相近的“临界样本”处理方式有利于提高图像的重建质量。butterfly 图像具有平滑的边缘结构, 如图 6(c) 所示, 这正是基于 TV 的超分辨率重建的优点, 但是将本文方法重建的 butterfly 图像与基于 TV 方法的重建结果的细节进行比较, 如图 7 所示, 基于 TV 方法的重建结果在蝴蝶翅膀上具有较好的重建结果, 但是在花朵和枝条上出现了细节过平滑的不自然视觉效果。



图 5 低分辨率图像

Fig. 5 LR images

表 1 基于残差超分辨率重建结果

Table 1 Results of super-resolution reconstruction based on residual error

		图像							平均
		girl	parrot	butterfly	flower	hat	raccoon	plants	
Bicubic	SSIM	0.799	0.882	0.820	0.788	0.828	0.725	0.868	0.815
	PSNR/dB	32.699	28.098	24.053	27.455	29.194	28.392	31.089	28.711
Yang ^[10]	SSIM	0.813	0.887	0.814	0.808	0.839	0.747	0.882	0.827
	PSNR/dB	32.970	28.786	24.782	27.927	29.934	28.622	31.685	29.244
SoftCuts ^[8]	SSIM	0.770	0.874	0.856	0.783	0.830	0.689	0.862	0.809
	PSNR/dB	31.819	27.994	24.738	27.308	29.501	27.824	31.188	28.625
TV ^[16]	SSIM	0.788	0.890	0.900	0.815	0.848	0.707	0.880	0.833
	PSNR/dB	31.243	27.848	26.565	27.510	29.199	27.542	31.342	28.750
Daubechies ^[17]	SSIM	0.811	0.889	0.833	0.816	0.838	0.755	0.881	0.832
	PSNR/dB	32.995	29.143	25.218	28.300	29.924	28.804	31.966	29.479
无分类	SSIM	0.819	0.901	0.858	0.828	0.853	0.756	0.895	0.844
	PSNR/dB	33.254	29.259	25.535	28.444	30.197	28.852	32.265	29.687
分类无重叠	SSIM	0.820	0.904	0.871	0.828	0.856	0.757	0.897	0.847
	PSNR/dB	33.339	29.391	25.812	28.453	30.396	28.877	32.371	29.806
分类重叠	SSIM	0.820	0.904	0.873	0.829	0.856	0.758	0.898	0.848
	PSNR/dB	33.346	29.444	25.908	28.487	30.415	28.919	32.430	29.850



图 6 本文方法的实验结果图

Fig. 6 Results of the proposed



(a) 原butterfly图局部细节 (b) 基于TV的超分辨率结果局部细节 (c) 分类重叠重建结果局部细节

图7 butterfly 图的细节

Fig. 7 Details for butterfly

4 结 论

提出一种基于图像残差的超分辨率重建算法。该方法以低分辨率图像样本特征和图像残差作为样本对进行K均值分类,并对各类样本对分别训练获得低分辨率与高分辨率图像字典对,利用字典对图像残差进行重构并结合低分辨率图像的插值结果获得高分辨率图像。实验结果表明,本文方法具有更好的重建效果,并且训练样本分类和相近类别所重建的结果的加权和有利于提高图像重建质量。

参考文献 (References)

- [1] Li X, Orchard M T. New edge-directed interpolation [J] . IEEE Trans, on Image Process, 2001, 10(10) :1521-1527.
- [2] Zhang L, Wu X. An edge-guided image interpolation algorithm via directional filtering and data fusion [J] . IEEE Trans. on Image Process, 2006, 15(8) : 2226-2238.
- [3] Zhang X, Wu X. Image interpolation by adaptive 2D autoregressive modeling and soft-decision estimation [J] . IEEE Trans. on Image Process, 2008, 17(6) : 887-896.
- [4] Irani M, Peleg S. Motion analysis for image enhancement: resolution, occlusion and transparency [J] . Journal of Visual Communication and Image, 1993, 4(4) :324-335.
- [5] Dai S, Han M, Wu Y, et al. Bilateral back-projection for single image super resolution [C] // Proc. of Int. Conf. on Multimedia and Expo. Beijing, China; Beijing International Convention Center, 2007:1039-1042.
- [6] Dong W, Zhang L, Shi G, et al. Nonlocal back-projection for adaptive image enlargement [C] // Proc. of Int. Conf. Image Process. Cairo, Egypt: IEEE Signal Processing Society, 2009: 349-352.
- [7] Farsiu S, Robinson M D, Elad M, et al. Fast and robust multi-frame super-resolution [J] . IEEE Trans. on Image Process, 2006, 15(1) : 141-159.
- [8] Dai S, Han M, Xu W, et al. SoftCuts: a soft edge smoothness prior for color image super-resolution [J] . IEEE Trans. on Image Process, 2009, 18(5) : 969-981.
- [9] Sun J, Sun J, Xu Z, et al. Image super-resolution using gradient profile prior [C] // Proc. of IEEE Computer Vision and Pattern Recognition. Anchorage, USA: IEEE Computer Society, 2008:1-8.
- [10] Yang J, Wright J, Ma Y, et al. Image super-resolution as sparse representation of raw image patches [J] . IEEE Computer Vision and Pattern Recognition, 2008, 1:1-8.
- [11] Davis G, Mallat S, Avellaneda M. Adaptive greedy approximation [J] . Constr. Approx, 1997, 13(1) :57-98.
- [12] Mallat S, Zhang Z. Matching pursuits with time-frequency dictionaries [J] . IEEE Trans on Signal Process, 1993, 41:3397-3415.
- [13] Pati Y C, Rezaiifar R, Krishnaprasad P S. Orthogonal matching pursuit: recursive function approximation with applications to wavelet decomposition [C] // Proc. of the 27th Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers. Pacific Grove, USA: Institute of Electrical and Electronics Engineers, 1993:40-44.
- [14] Chen S, Donoho D, Saunders M. Atomic decomposition by basis pursuits [J] . SIAM Journal on Scientific Computing, 1999, 20: 33-61.
- [15] Bradley E T, Trevor H, Lain J, et al. Least angle regression [J] . Institute of Mathematical Statistics, 2004; 2(32) :407-451.
- [16] Marquina A, Osher S J. Image super-resolution by TV-regularization and Bregman iteration [J] . J. Sci. Comput. 2008, 37:367-382.
- [17] Daubechies I, Defriese M, DeMol C. An iterative thresholding algorithm for linear inverse problems with a sparsity constraint [J] . Commun. Pure Appl, 2004, 57:1413-1457.
- [18] Dong W, Zhang L, Shi G, et al. Experimental results of the manuscript: image deblurring and super-resolution by adaptive sparse domain selection and adaptive regularization [EB/OL] . (2011-08-08) [2012-05-13] . http://www4.comp.polyu.edu.hk/~cslzhang/ASDS_AReg.htm.