



JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS

主办: 中国科学院遥感与数字地球研究所
中国图象图形学学会
北京应用物理与计算数学研究所

中国图象图形学报

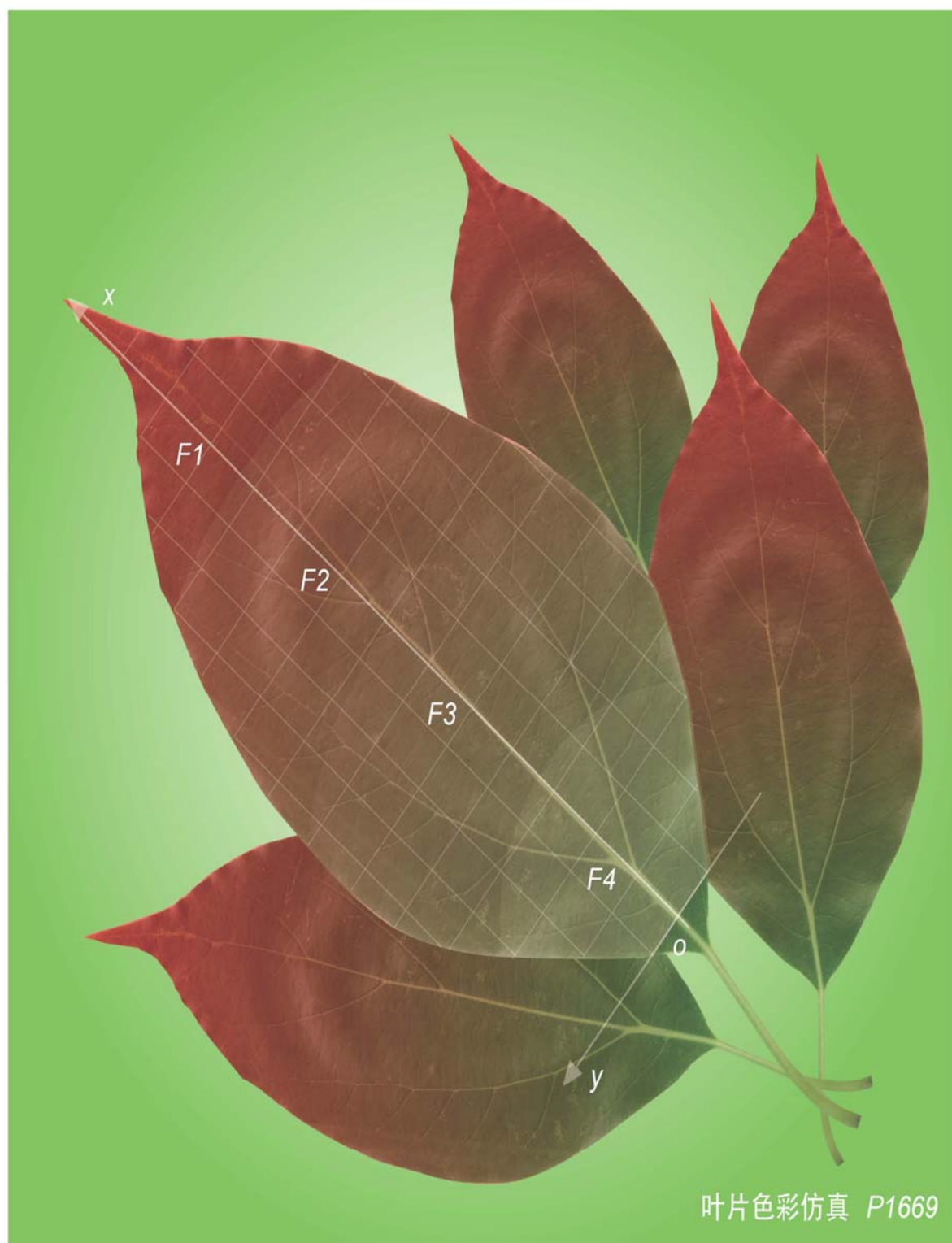
2014

11

VOL.19

ISSN1006-8961

CN11-3758/TB



叶片色彩仿真 P1669



第19卷第11期（总第223期）

2014年11月16日

中国精品科技期刊
中国国际影响力优秀学术期刊
中国科技核心期刊

版权声明

凡向《中国图象图形学报》投稿，均视为同意在本刊网站及CNKI等全文数据库出版，所刊载论文已获得著作权人的授权。本刊所有图片均为非商业目的使用，所有内容，未经许可，不得转载或以其他方式使用。

Copyright

All rights reserved by Journal of Image and Graphics, Institute of Remote Sensing and Digital Earth, CAS. The content (including but not limited text, photo, etc) published in this journal is for non-commercial use.

主管单位 中国科学院

主办单位 中国科学院遥感与数字地球研究所
中国图象图形学学会
北京应用物理与计算数学研究所

主 编 李小文

编辑出版《中国图象图形学报》编辑出版委员会

邮政信箱 北京9718信箱

邮 编 100101

电子信箱 jig@irsa.ac.cn

电 话 010-64807995

网 址 www.cjig.cn

广告经营许可证 京朝工商广字第0361号

总 发 行 北京报刊发行局

订 购 全国各地邮局

海外发行 中国国际图书贸易集团有限公司
(邮政信箱：北京399信箱 邮编：100048)

印刷装订 北京科信印刷有限公司

Journal of Image and Graphics

Title inscription: Song Jian

Monthly, Started in 1996

Superintended by Chinese Academy of Sciences

Sponsored by Institute of Remote Sensing and Digital Earth, CAS
China Society of Image and Graphics

Institute of Applied Physics and Computational Mathematics

Editor-in-Chief LI Xiaowen

Editor, Publisher Editorial and Publishing Board of Journal of
Image and Graphics

P.O.Box 9718, Beijing, P.R.China

Zip code 100101

E-mail jig@irsa.ac.cn

Telephone 010-64807995

Website www.cjig.cn

Distributed by Beijing Bureau for Distribution of Newspapers and Journals

Domestic All Local Post Offices in China

Overseas China International Book Trading Corporation
(P.O.Box 399, Beijing 100048, P.R.China))

Printed by Beijing Kexin Printing Co., Ltd.

CN 11-3758/TB

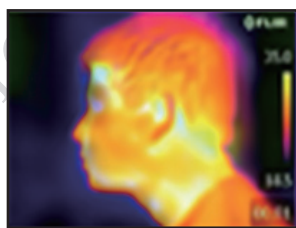
ISSN 1006-8961

CODEN ZTTXFZ

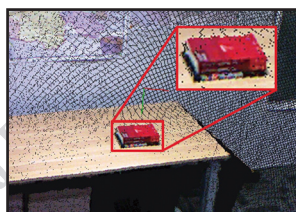
国外发行代号 M1406

国内邮发代号 82-831

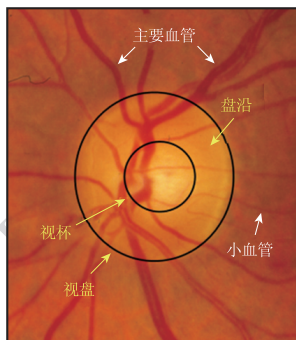
国内定价 50.00元



红外热像视频的细微变化放大(第1577页)



Kinect传感器的彩色和深度相机标定(第1584页)



多相主动轮廓模型的眼底图像杯盘分割(第1604页)

综述

多媒体技术研究: 2013——面向智能视频监控的视觉感知与处理

黄铁军, 郑锦, 李波, 傅慧源, 马华东, 薛向阳, 姜育刚, 于俊清 1539

图像处理和编码

基于高阶奇异值分解和均方差迭代的图像去噪

胡文锐, 谢源, 张文生 1563

小波域中双稀疏的单幅图像超分辨

杨波, 吴纪桃, 谢晓振 1570

红外热像视频的细微变化放大

付传卿, 谷小婧, 顾幸生 1577

图像理解和计算机视觉

Kinect传感器的彩色和深度相机标定

郭连朋, 陈向宁, 刘彬 1584

空间统一调制模型的轮廓检测

肖洁, 蔡超, 郭照立 1591

图像分析和识别

结合相似性拟合与空间约束的图像分割

张峥嵘, 詹天明, 韦志辉 1596

多相主动轮廓模型的眼底图像杯盘分割

郑嫻, 范慧杰, 唐延东, 王琰 1604

精确局部特征描述的表情识别

胡敏, 江河, 王晓华, 陈红波, 李堃, 任福继 1613

Gabor小波和改进LBP的零件表面粗糙度识别

胡海锋, 陈苏婷 1623

可扩展的花卉种类识别

苗金泉, 曹卫群 1630

医学图像处理

基于提升小波变换的医学图像融合

李俊峰, 姜晓丽, 戴文战 1639

遥感图像处理

基于压缩感知的SAR图像鲁棒编码传输

侯兴松, 田文文, 龚晨 1649

第11届全国智能CAD与数字娱乐学术会议专栏

大规模DVE场景对等传输机制研究新进展

王明飞, 贾金原, 张晨曦 1657

自然环境下的植物叶片智能色彩推理仿真

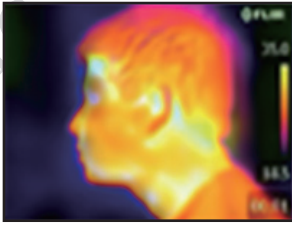
宋建文, 邱锦明 1669

3个控制顶点的类三次Bézier螺线

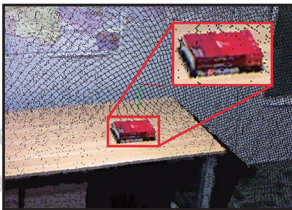
高晖, 寿华好, 缪永伟, 王丽萍 1677

CONTENTS

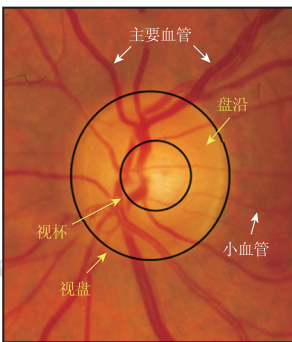
JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS



Magnifying imperceptible variations in infrared thermal videos(P1577)



Calibration of Kinect sensor with depth and color camera (P1584)



Automatic segmentation of optic disc and cup using multiphase active contour model in fundus images(P1604)

Review

Visual perception and processing for intelligent video surveillance:a review

Huang Tiejun, Zheng Jin, Li Bo, Fu Huiyuan, Ma Huadong, Xue Xiangyang, Jiang Yugang, Yu Junqing

1539

Image Processing and Coding

Image denoising based on high order singular value decomposition and mean square error iteration

Hu Wenrui, Xie Yuan, Zhang Wensheng

1563

Single image super-resolution in wavelet domain with double sparse

Yang Bo, Wu Jitao, Xie Xiaozhen

1570

Magnifying imperceptible variations in infrared thermal videos

Fu Chuanqing, Gu Xiaojing, Gu Xingsheng

1577

Image Understanding and Computer Vision

Calibration of Kinect sensor with depth and color camera

Guo Lianpeng, Chen Xiangning, Liu Bin

1584

Contour detection based on spatially unified modulation model

Xiao Jie, Cai Chao, Guo Zhaoli

1591

Image Analysis and Recognition

Image segmentation by integrating similarity fitting and spatial constraint

Zhang Zhengrong, Zhan Tianming, Wei Zhihui

1596

Automatic segmentation of optic disc and cup using multiphase active contour model in fundus images

Zheng Shan, Fan Huijie, Tang Yandong, Wang Yan

1604

Precise local feature description for facial expression recognition

Hu Min, Jiang He, Wang Xiaohua, Chen Hongbo, Li Kun, Ren Fuji

1613

Recognition of work piece surface roughness based on Gabor wavelet and improved LBP

Hu Haifeng, Chen Suting

1623

The scalable flowers category recognition

Miao Jinqun, Cao Weiqun

1630

Medical Image Processing

Medical image fusion based on lifting wavelet transform

Li Junfeng, Jiang Xiaoli, Dai Wenzhan

1639

Remote Sensing Image Processing

Robust coding transmission for SAR image based on compressive sensing

Hou Xingsong, Tian Wenwen, Gong Chen

1649

Column of CIDE' 2014

Survey on transmission mechanism of large scale DVE scene based on P2P overlay network

Wang Mingfei, Jia Jinyuan, Zhang Chenxi

1657

Intelligent color reasoning simulation of plant leaf based on the natural environment

Song Jianwen, Qiu Jinming

1669

The quasi-cubic Bézier spirals with three control points

Gao Hui, Shou Huahao, Miao Yongwei, Wang Liping

1677

中图法分类号: TP301.6 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2014)11-1570-07

论文引用格式: Yang B, Wu J T, Xie X Z. Single image super-resolution in wavelet domain with double sparse[J]. Journal of Image and Graphics, 2014, 19(11): 1570-1576. [杨波, 吴纪桃, 谢晓振. 小波域中双稀疏的单幅图像超分辨[J]. 中国图象图形学报, 2014, 19(11): 1570-1576.] [DOI: 10.11834/jig.20141103]

小波域中双稀疏的单幅图像超分辨

杨波¹, 吴纪桃¹, 谢晓振²

1. 北京航空航天大学数学与系统科学学院, 北京 100191; 2. 西北农林科技大学理学院, 杨凌 712100

摘要: **目的** 过去几年, 基于稀疏表示的单幅图像超分辨获得了广泛的研究, 提出了一种小波域中双稀疏的图像超分辨方法。 **方法** 由小波域中高频图像的稀疏性及高频图像块在空间冗余字典下表示系数的稀疏性, 建立了双稀疏的超分辨模型, 恢复出高分辨率图像的细节系数; 然后利用小波的多尺度性及低分辨率图像可作为高分辨率图像低频系数的逼近的假设, 超分辨图像由低分辨率图像的小波分解和估计的高分辨率图像的高频系数经过二层逆小波变换来重构。 **结果** 通过大量的实验发现, 双稀疏的方法不仅较好地恢复了图像的局部纹理与边缘, 且在噪声图像的超分辨上也获得了不错的效果。 **结论** 与现在流行的使用稀疏表示的超分辨方法相比, 双稀疏的方法对噪声图像的超分辨效果更好, 且计算复杂度减小。

关键词: 小波域; 双稀疏; 稀疏表示; 超分辨

Single image super-resolution in wavelet domain with double sparse

Yang Bo¹, Wu Jitao¹, Xie Xiaozhen²

1. School of Mathematics and System Science, Beihang University, Beijing 100191, China;

2. College of Science, Northwest A&F University, Yangling 712100, China

Abstract: **Objective** Super-resolution is a challenging technique for recovering lost information according to natural image priori. As an important priori, sparse has been widely studied in the field of image processing, such as in image recovery, inpainting, demosaicing, and denoising. Given the development of compressed sensing theory and the L_1 optimization method, a large number of super resolution methods have been proposed based on sparse representation. An example is the single image super-resolution based on sparse representation, which has been widely studied in recent years. **Method** Based on the super-resolution model through sparse representation, where the feature image patch can be represented sparsely, a novel method conducted in the wavelet domain is proposed in this work. Our method is based on the sparse of high-frequency image patches and high-frequency image patches in redundant dictionaries. First, a decomposed coefficient image is obtained after using the discrete wavelet transform in a low-resolution image. Second, in connection with the high-frequency coefficients of the low-resolution image, a double sparse model with super-resolution is established to recover the detail coefficients of a high-resolution image correspondingly. Third, the decomposed coefficients of the low-resolution image and the recovered high-frequency coefficients of the high-resolution image are merged into wavelet coefficients for second floor decomposition. Finally, with the multi-scale property of wavelet and the assumption that a low-resolution image can be used as a high-resolution image of low frequency coefficient approximation, a super-resolution image is reconstructed with two layers of inverse wavelet transformation with low-resolution image wavelet decomposition and esti-

收稿日期: 2014-05-16; 修回日期: 2014-07-22

基金项目: 国家自然科学基金项目(11171014); 西北农林科技大学博士科研启动基金项目(2013BSJJ032)

第一作者简介: 杨波(1989—), 男, 现为北京航空航天大学数学与系统科学学院硕士研究生, 主要研究方向为超分辨。E-mail:

ybbuaa2012@163.com

mated high-frequency coefficients of high-resolution images. In the model solving process, we adopt a fast solving method called the constrained splitting Bregman method, which is widely used to solve the L_1 problem. Unlike the method for joint feature spaces, the constrained splitting Bregman method uses two dictionaries with high and low feature spaces. The low-resolution dictionary is learned from a low-resolution feature space using the k-svd method while the resolution dictionary is learned from least square approximation. **Result** The sparse model of redundant dictionary is known to recover good texture and denoise at the same time. The double sparse method has the advantage of the famous SR method through sparse representation and obtains good denoising performance. Through several experiments for standard pictures, the double sparse method restores image local texture and edges well and achieves a good effect on a noised image because of the use of multi-scale property and sparse with high-frequency coefficients. Our method involves less computational complexity compared with the popular sparse super-resolution method because of the use of only three quarters of the image patches of the original image. **Conclusion** The sparse model is widely used in image recovery. Based on the sparse of detail coefficients in wavelet domain and on the sparse of feature image patches under redundant dictionaries, a novel single image super-resolution method in wavelet domain is proposed in this work. The double sparse method preserves good local texture and edges and obtains better results for noised image with less computational complexity compared with the conventional method via sparse representation.

Key words: wavelet domain; double sparse; sparse representation; super-resolution

0 引言

图像的超分辨,一直是一个热门的研究领域,在不增加硬件成本的前提下显著地提高了图像的分辨率。由于超分辨不需要过高的硬件设备投入,只需软件的方法就能提高图像的空间分辨率,近些年,被广泛应用于卫星遥感、军事侦察、公共安全监控识别、医学影像诊疗、多媒体视频图像等领域。

由于超分辨是一个病态的逆问题,通常需要引入合理的假设或者先验知识来构造正则项,进而弥补从高到低的退化过程中丢失的细节信息。传统的超分辨方法,依赖于输入图像序列来提供互补信息,通常需要准确配准与校正图像^[1-3];而借助外部训练图像来提供丢失信息的方法,也就是基于学习的单幅图像超分辨,近些年来被广为关注^[4-9]。这类方法通常利用高低分辨率图像共有的先验或空间相似性,建立高低之间对应的映射关系模型,模型中的参数用数据库图像来训练。例如,He等人^[5]使用高斯混合模型来预测这种映射关系,Ni等人^[6]建立支撑向量回归模型来预测它们的映射关系。近些年,基于稀疏表示关系来建立高低映射的模型被大量提出。Yang等人^[8]率先提出了字典对下稀疏表示关系的超分辨图像重构框架。其假设,高低分辨率图像块在各自空间的字典下具有相同的稀疏表示系数,进而用低分辨率图像块的稀疏表示系数来重构对应的高分辨率图像块。随后,Zeyde等人^[9]提出

分别在高低分辨率特征空间中学习字典对的方法。由于稀疏表示的方法自适应性地选择基图像块,避免了过拟合现象,重构时图像边缘更锐利、纹理更清晰,因而被广泛用于图像的恢复问题中。为了让图像块获得更好的表达效果,Dong等人^[10]将训练图像块进行分类,然后通过自适应性地选择图像的稀疏域,来重构待恢复的图像块。自适应选择稀疏域的方法确实改进了恢复的效果,但由于训练过程中需要分类,且每类数据训练一个字典,因此预处理阶段很耗时;此外,类的划分对结果易造成影响。

以上利用图像块稀疏性的方法,由于局部恢复时有块状效应,需要建立全局模型来保持与低分辨率图像的一致性,从而加大了求解的复杂程度。在特征图像块具有稀疏表示的基础上,本文提出了一种新颖的小波域中基于双稀疏的图像超分辨方法。实验结果表明,在单一特征空间中分别训练的字典对更紧凑;双稀疏的方法不仅较好地恢复了图像的局部纹理与边缘,且在噪声图像的超分辨上也获得了不错的效果。此外,由于只需要处理原图像3/4的图像块及不需要全局恢复模型,与现在流行的稀疏超分辨方法相比,计算复杂度被有效减小。事实上,重构时还利用了小波的多尺度性质,有效地去除了图像的噪声。

1 相关工作

由于压缩感知理论的支持及 L_1 优化方法的发

展,大量的基于稀疏表示的超分辨率方法^[7-10]被提出。利用高低分辨率特征图像块具有稀疏表示性质的超分辨率方法,最早出现于 Yang 等人提出的 ScSR 方法中,其基本思想是,在学习高低分辨率字典对的过程,假设高低分辨率(HR、LR)图像块在各自的字典下具有相似的稀疏表示;在超分辨率时,使用低分辨率图像块的稀疏表示与 HR 字典重构出 HR 图像块。受此启发,并考虑到小波变换后的高频细节系数具有稀疏性,及小波的多尺度性,从而提出基于双稀疏的超分辨率方法。

1.1 ScSR 方法回顾

高低分辨率图像(X, Y)的对应图像块(x, y)在各自的空间字典对(D_h, D_l)下具有相同的稀疏表示系数 c 。在这一假设前提下, Yang 等人提出了利用图像块稀疏表示的 ScSR 图像超分辨率方法。恢复 HR 图像 X 时,先求出 Y 的稀疏表示系数,即超分辨率重构问题被转化为了优化问题

$$\arg \min_c \|D_l c - y\|_2^2 + \lambda \|c\|_1 \quad (1)$$

然后,由 x 与 y 具有相同的稀疏表示系数的假设,利用式(1)求出的系数,可得到高分辨率图像块 x ,即

$$x = D_h c \quad (2)$$

这种方法需要学习一对包含通用的局部几何特征的过完备字典,因而要求字典的大小不能太小,此外,需要额外的全局恢复模型,这无疑会加大学习与恢复时的计算复杂度。实验结果表明, ScSR 方法能较好地恢复图像纹理及保持图像边缘,但其去噪能力很弱。因此,基于这个框架的改进方法亟需提出,即在减小字典大小的同时,还需具备很强的去噪能力。

1.2 本文超分辨率框架图

众所周知,利用小波高频系数的稀疏性可以有效地去除噪声^[11]。Kim 等人^[12]发现,低通滤波后的逼近系数矩阵作为原图像 2 倍下采样(即 LR 图像)的逼近时(如图 1),逆小波变换的重构图像很接近原始的 HR 图像。本文的假设来源于此,用 LR 图像来逼近未知的 HR 图像经过小波分解后得到的低频系数矩阵。

本文超分辨率方法指的是,小波域中高频系数图像的超分辨率,具体框架如图 2 所示,超分辨率步骤为:1)对 LR 图像作小波变换,得到分解系数图像;2)基于 LR 图像分解的高频系数,利用双稀疏模型



图 1 使用 LR 图像的重构过程

Fig. 1 Reconstruction process using LR images

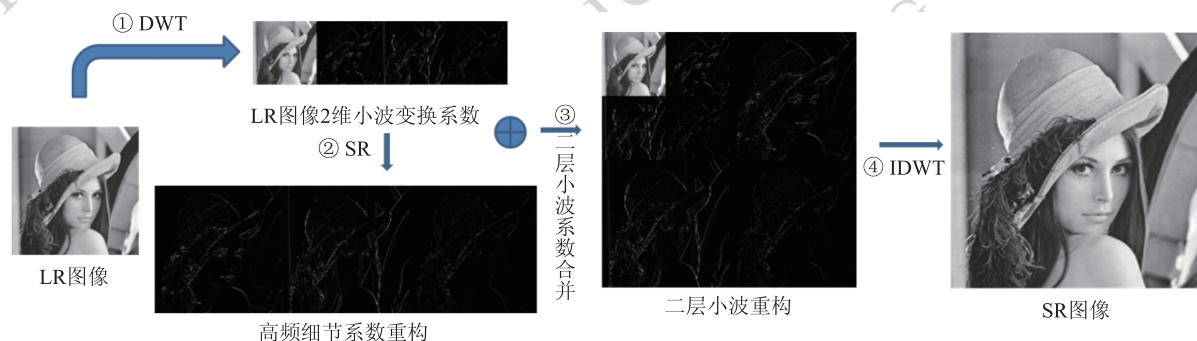


图 2 本文超分辨率方法框架

Fig. 2 Framework of our super-resolution method

重构出对应的高频系数图像;3)将 LR 图像的分解系数与恢复的高频系数合并成二层小波系数;4)利用小波的多尺度性,逆二层小波变换重构超分辨率图像。

为了方便解释,高分辨率图像 X 的离散小波变换过程表示为

$$\begin{pmatrix} S(L_p \otimes L_p), S(L_p \otimes H_p) \\ S(H_p \otimes L_p), S(H_p \otimes H_p) \end{pmatrix}^T X = \begin{pmatrix} Y, C_H \\ C_V, C_D \end{pmatrix}^T \quad (3)$$

式中, Y 指的是低频系数矩阵; C_H, C_V, C_D 分别指水平、垂直、对角 3 种高频系数矩阵; S 是点下采样算子; L_p, H_p 分别指低通与高通滤波器; $\otimes$ 表示 Kronecker 张量积。

由于小波变换是一个天然的分层器,经过小波变换后得到的 3 幅高频系数图像,分别具有水平、垂直、对角的细节特征,因此,只需训练 3 个较小的子字典。根据不同特征的高频系数图像块,自适应地选择子字典。无论是训练还是恢复过程,相比 Dong 先分类数据再自适应选择子字典的方法,计算复杂度被有效地减少。

2 小波域中基于双稀疏的超分辨

基于前面的分析假设可知,若能重构出细节系数矩阵 C_H, C_V, C_D ,就能重构出原始的高分辨率图像。在本节,将提出一种基于双稀疏的超分辨方法,目标是用它来估计细节系数矩阵;然后再用估计的高频系数与 LR 图像的小波变换系数一起,使用二层逆小波变换,重构出放大因子为 2 的 SR 图像。

2.1 超分辨模型

下面以一种高频图像为例,具体介绍本文的超分辨模型。记原 HR 图像 X 的高频系数图像 C_h 的图像块为 x_h ,对应的 LR 图像 Y 的高频系数图像 C_l 的图像块为 y_l 。由图像块的稀疏性假设,存在高低分辨率字典对 (D_h, D_l) ,使得图像块 x_h, y_l 在各自的字典下是稀疏的。与 ScSR 方法一样,要求稀疏表示系数 c 相同,即

$$x_h = D_h c \quad y_l = D_l c \quad (4)$$

于是,基于 HR 细节图像块 x_h 的稀疏性与字典下稀疏表示系数 c 的稀疏性,将问题转化为以下带约束的 L_1 优化问题:

$$\begin{cases} \min_c \alpha \|c\|_1 + \beta \|D_h c\|_1 \\ \text{s. t. } \|D_l c - y_l\|_2^2 \leq \sigma^2 \end{cases} \quad (5)$$

目标函数有两个 L_1 项,分别表示稀疏表示系数的稀疏性要求及细节系数图像块 x_h 的稀疏性要求,约束项表示控制噪声的范围。将在后面给出求解这个约束优化问题的方法。

将式(5)求解出的稀疏系数 c 代入式(4)中的第 1 个式子,即得出重构的细节系数图像块。

2.2 字典学习

给定足够多、能够代表恢复图像模式的高低分辨率细节图像块对 $P^{(n)} = (x_{(n)}^h, y_{(n)}^l)$,目标是,在高低分辨率图像块在各自的字典下稀疏表示系数相同的条件下,学习高低分辨率空间字典对 (D_h, D_l) 。采用 Zeyde 等人^[9]在单个空间中训练字典的方法,在 LR 特征空间中用 K-SVD^[13]方法得到 D_l 及表示系数 c ;在 HR 特征空间中用最小平方误差的方法,使得重构图像块逼近原始图像块。即

$$D_l, \{c_{(n)}\} = \arg \min_{D_l, \{c_{(n)}\}} \sum_n \|y_{(n)}^l - D_l c_{(n)}\|_2^2 \quad \text{s. t. } \|c_{(n)}\|_0 \leq L, \forall n \quad (6)$$

式中, $c_{(n)}$ 是训练块 $y_{(n)}^l$ 的稀疏表示系数。在恢复高分辨率图像块 $x_{(n)}^h$ 时,要求重构误差尽可能小,由此得

$$D_h = \arg \min_{D_h} \sum_n \|x_{(n)}^h - D_h c_{(n)}\|_2^2 = \arg \min_{D_h} \|P^h - D_h C\|_F^2 \quad (7)$$

这里矩阵 P^h 表示高分辨率训练图像块矢量连成的矩阵, C 表示 $\{c_{(n)}\}$ 连成的稀疏系数矩阵,这是一个最小平方模型,模型的解用的伪逆表达式给出,即

$$A_h = P_h C^T (C C^T)^{-1} \quad (8)$$

实验结果表明,单个空间训练字典的方法,比联合空间训练字典的方法,在重构时误差更小。

2.3 模型求解

优化问题式(5)可转化为

$$\begin{cases} \min_c \|Dc\|_1 \\ \text{s. t. } \|D_l c - y_l\|_2 \leq \sigma \end{cases} \quad (9)$$

式中 $D = (\beta D_h; \alpha I)$, I 为单位矩阵。

求解时,引入中间变量分裂变 d ,使得 $d = Dc$,采用分裂 Bregman 算法^[14-15]将式(9)转化为式(10)的约束优化问题

$$\begin{aligned} \{c^{k+1}, d^{k+1}\} = \arg \min_{c, d} & \left\{ \|d\|_1 + \frac{\mu}{2} \|D_l c - y_l + f^k\|_2^2 + \right. \\ & \left. \frac{\lambda}{2} \|Dc - d^k + b^k\|_2^2 \right\} \quad (10) \end{aligned}$$

因此,求解式(9)的迭代格式为

$$\begin{cases} \mathbf{c}^{k+1} = (\mu \mathbf{D}_1^T \mathbf{D}_1 + \lambda \mathbf{D}^T \mathbf{D})^{-1} \times \\ \quad [(\mu \mathbf{D}_1^T (\mathbf{y}_1 - \mathbf{f}^k) + \lambda \mathbf{D}^T (\mathbf{d}^k - \mathbf{b}^k))] \\ \mathbf{d}^{k+1} = \mathbf{T}_{\frac{1}{\lambda}}(\mathbf{D} \mathbf{c}^{k+1} + \mathbf{b}^k) \\ \mathbf{b}^{k+1} = \mathbf{b}^k + (\mathbf{D} \mathbf{c}^{k+1} - \mathbf{d}^{k+1}) \\ \mathbf{f}^{k+1} = \mathbf{f}^k + (\mathbf{D}_1 \mathbf{c}^{k+1} - \mathbf{y}_1) \end{cases}$$

式中, $\mathbf{T}$ 为预值算子。

3 实验结果及分析

选取 Lena、Cameraman、Barbara 与 Baboon 等标准图像作为实验处理的对象(实验中的彩色图像 Lena 与 Baboon 做超分辨时,只选取了集成标准图像最敏感信息的亮度通道做超分辨,因此结果显示为单通道的灰度图像)。为了客观地评价几种方法,采用峰值信噪比(PSNR)作为评价标准。

从随机采样的 10 000 个高低分辨率对应图像块中训练 HR、LR 字典,固定字典的大小为 500,稀

疏度为 4。而 ScSR 方法^[8]与 Zeyde 方法^[9],依然采用文章提供的 1 024 大小的字典。在实验中,设置图像块大小为 8,参数 α 、 λ 迭代停止值 σ 别取 1、100、100 与 1×10^{-8} ,而 β 由噪声水平而定。

实验 1 单幅图像的超分辨效果图。对于一般的低噪声图像 Barbara、Cameraman 与 Baboon,从实验可以看到,双稀疏的超分辨方法产生了令人满意的结果。对于低噪声的图像,选取参数 β 为 0.2。

图 3 展示了在 Barbara 与 Cameraman 图像上本文超分辨方法的效果图。观察可以发现,本文方法恢复出了不错的纹理并保持了很好的边缘,产生了视觉上较愉悦的结果,尤其是 Barbara 头巾上的纹理及 Cameraman 的相机三脚架上的光泽。

在图 4、图 5 中,比较了本文方法与几种常见的方法,包括最近邻插值、双三次插值方法、ScSR 方法及 Zeyde 等人改进的方法。无论是从主观感觉到的局部恢复细节还是客观指标的 PSNR,本文方法都优于其他方法。



图 3 LR 图像与本文的 SR 图像

Fig. 3 LR image and our SR image

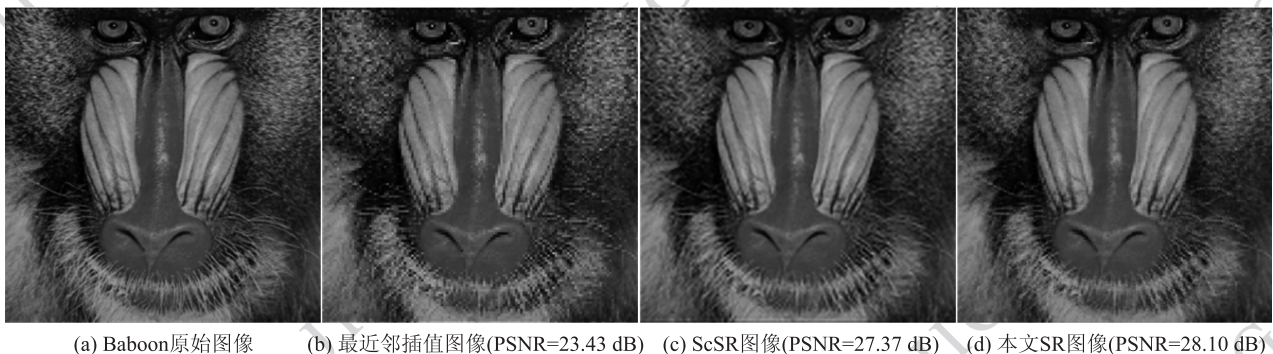


图 4 几种方法对 Baboon 图像的比较结果

Fig. 4 Comparison results of several methods to Baboon image



图5 几种方法对 Barbara 图像的比较结果

Fig. 5 Comparison results of several methods to Barbara image

在图4中,可以看到,本文方法与ScSR方法恢复出了不错的纹理,尤其是胡须处,不像最近邻插值方法一样胡须出现断续,这是由于基于稀疏表示的方法具有良好的恢复局部细节的能力。此外,本文方法比流行的ScSR方法的PSNR值高0.7 dB左右。

图5比较了几种常见方法恢复局部纹理(每幅图像的左上角)细节的效果及PSNR值。从左上方的图像可以看到,双稀疏方法恢复出的局部纹理最清晰,而ScSR方法与Zeyde等人的方法恢复的局部纹理较为模糊;且通过比较可知,双稀疏方法的

PSNR值是最高的。

实验2 噪声图像的超分辨。此实验比较了噪声图像的超分辨,此时调整 β 为0.5,增大小波域的稀疏性权重。

在原始的Lena图像中添加了方差为0.008的高斯白噪声,图6是各种算法对噪声图像的超分辨结果,每幅图像的左上方是帽檐的局部纹理放大图像。由实验可以看出,本文的超分辨图像在面部与皮肤上更光滑,且局部纹理更清晰,尤其是帽檐上的局部图像,能观察到草帽上的纹理与凹陷的边缘。



图6 几种方法对低噪 Lena 图像的比较结果

Fig. 6 Comparison results of several methods to low noise Lena image

这是由于恢复出的稀疏表示系数能自适应地选择基图像块,避免了过拟合现象,因而冗余字典稀疏表示模型在有效表示具有纹理结构小波系数的同时,又能很好地去掉噪声对应的小波系数;而小波域中SR图像的高频系数的稀疏约束项,及逆小波变换时小波的多尺度性(实际上,对LR的高频分解系数设很小阈值,低于阈值的系数设为0),可以进一步去除冗余字典稀疏表示模型中未去除的噪声,从而加强了去噪性能。

下面的实验,增大LR图像的噪声方差到0.01,同时增大 β ,进一步体现了本文方法在噪声图像中的优越性。由于插值方法无去噪性能,在此只比较本文方法与ScSR超分辨方法。从图7可以看到,双



图7 ScSR方法与本文方法对含噪声 Lena 图像的比较结果

Fig. 7 Comparison results of ScSR and double sparse methods to noised Lena image

稀疏的方法在平坦区域更光滑,并保留了很好的纹

理与边缘,且 PSNR 值比 ScSR 高 1.4 dB。因此,小波域中双稀疏的超分辨率方法在同时去噪与保持纹理边缘上具有较强的优势。

4 结 论

基于小波域中细节系数图像的稀疏性及图像块在空间字典下的稀疏性,提出了一种新颖的小波域中的单幅图像的超分辨率方法。本文超分辨率方法不仅较好地恢复了图像的局部纹理与边缘,且在噪声图像的超分辨率上获得了明显的效果,这是由于利用了小波域中图像的双稀疏性及小波变换的多尺度性。相比于其他基于稀疏表示的超分辨率方法,本文方法的计算复杂度更小。

由于篇幅有限,本文实验只选取了灰度图像或集成标准图像最敏感信息的亮度通道图像进行超分辨率。对于彩色图像的超分辨率,只需应用本文的方法到亮度通道中,而彩色通道(Cb,Cr)使用简单的插值低通滤波的方法。今后的工作是,研究多通道的彩色图像的超分辨率;此外,在稀疏性更好、特征方向更多的稀疏变换域(如 framelet、sharelet 或 contourlet 等)中,研究图像的超分辨率。

参考文献(References)

- [1] Hardie R C, Barnard K J, Armstrong E E. Joint map registration and high-resolution image estimation using a sequence of under-sampled images [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1997, 6(12): 1621-1633.
- [2] Farsiu S, Robinson P, Elad M, et al. Fast and robust multi-frame super-resolution [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2001, 13(10): 1327-1344.
- [3] Shao W Z, Wei Z H. Super-resolution reconstruction based on generalized huber-MRF image modeling [J]. Journal of Software, 2007, 18(10): 2434-2444. [邵文泽, 韦志辉. 基于广义 Huber-MRF 图像建模的超分辨率复原算法[J]. 软件学报, 2007, 18(10): 2434-2444.]
- [4] Huang Q L, Liu S Q, Sun J H, et al. Single image super-resolution combined with learning algorithm [J]. Computer Engineering and Application, 2013, 49(23): 186-190. [黄全亮, 刘水清, 孙金海, 等. 融合学习算法的单帧图像超分辨率复原[J]. 计算机工程与应用, 2013, 49(23): 186-190.]
- [5] He H Y, Li J H, Luo X N. Single image super-resolution using gaussian mixture model [C]//Proceedings of International Conference on Pattern Recognition. Tsukuba, Japan: IEEE, 2012: 1916-1919.
- [6] Ni K S, Nguyen T Q. Image superresolution using support vector regression [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2007, 16(6): 1596-1610.
- [7] Pu J, Zhang J P. Super-resolution through dictionary learning and sparse representation [J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2010, 23(3): 335-340. [浦剑, 张军平. 基于字典学习和稀疏表示的超分辨率方法[J]. 模式识别与人工智能, 2010, 23(3): 335-340.]
- [8] Yang J C, Wright J, Huang T, et al. Image super-resolution via sparse representation [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2010, 19(20): 2861-2873.
- [9] Zeyde R, Elad M, Protter M. On single image scaleup using sparse representation [C]//Proceedings of International Conference on Curves and Surfaces. Avignon, France: Springer, 2011: 132-146.
- [10] Dong W S, Zhang L, Shi G, et al. Image deblurring and super-resolution by adaptive sparse domain selection and adaptive regularization [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2011, 20(7): 1838-1857.
- [11] Chang S G, Yu B, Vetterli M. Adaptive wavelet thresholding for image denoising and compression [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2000, 9(9): 1532-1546.
- [12] Kim C, Choi K, Hwang K, et al. Learning-based super-resolution using a multi-resolution wavelet approach [C]//Proceedings of IWAIT. Korean: Korea University, 2009: 309-313.
- [13] Aharon M, Elad M, Bruckstein A. K-SVD: an algorithm for designing overcomplete dictionaries for sparse representation [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2006, 4(11): 4311-4322.
- [14] Goldstein T, Osher S. The split Bregman algorithm for L1 regularized problems [J]. SIAM Journal on Imaging Science, 2009, 2(2): 323-343.
- [15] Cai J F, Osher S, Shen Z W. Split Bregman methods and frame based image restoration [J]. SIAM Journal on Multiscale Modeling and Simulation, 2009, 8(2): 337-369.