



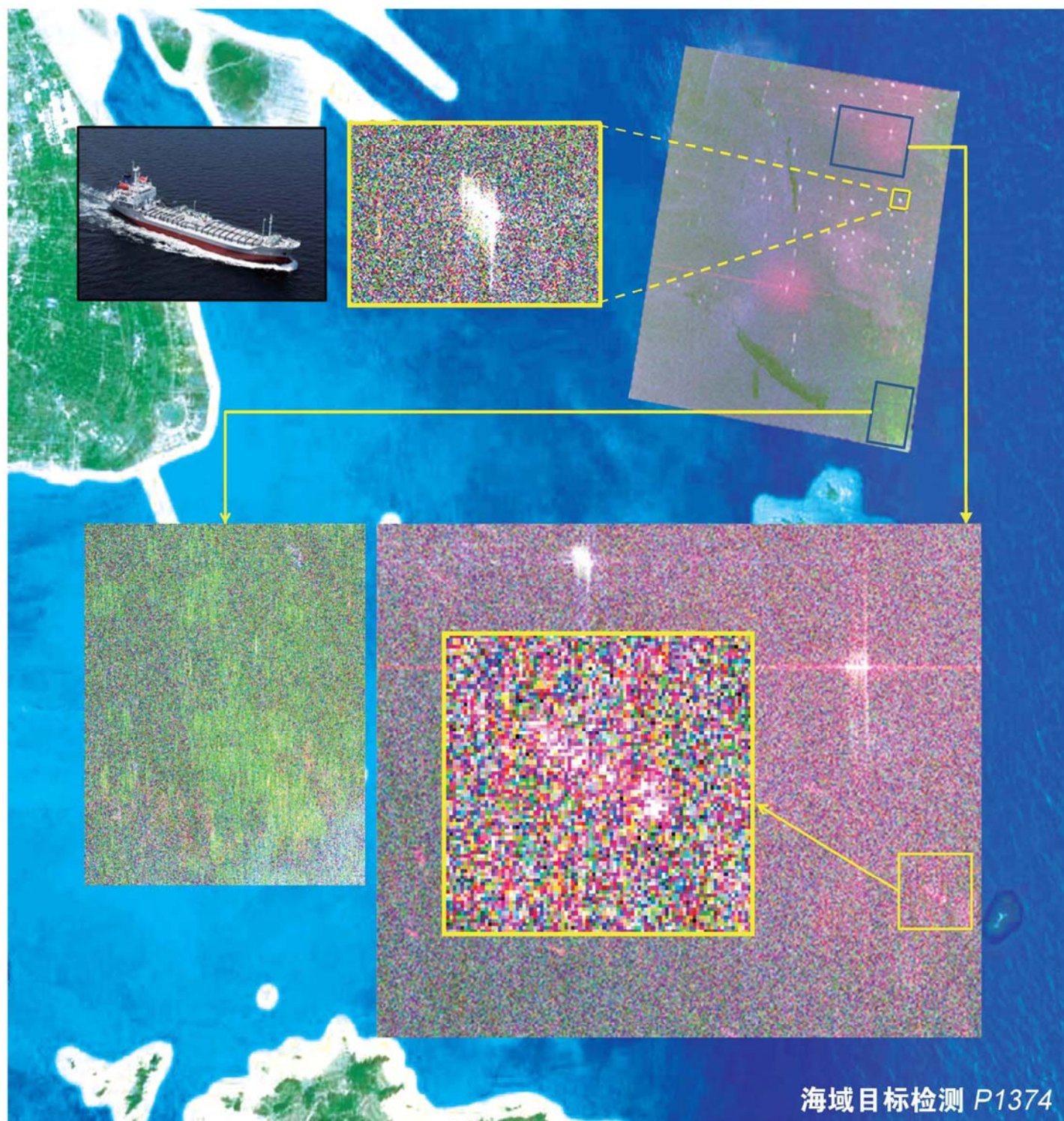
JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS

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

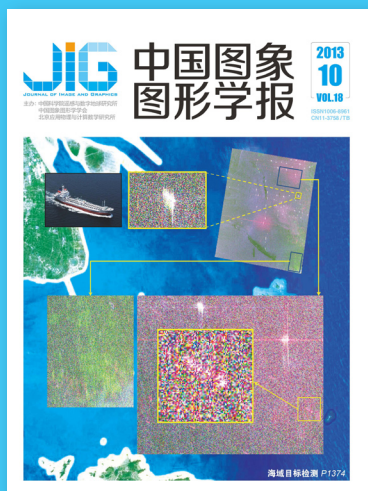
中国图象图形学报

2013
10
VOL.18

ISSN1006-8961
CN11-3758/TB



海域目标检测 P1374



第18卷第10期（总第210期）

2013年10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

2013 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 010-82614429

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 010-82614429

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

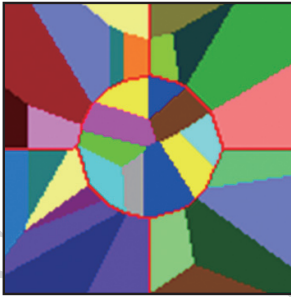
ISSN 1006-8961

CODEN ZTTXFZ

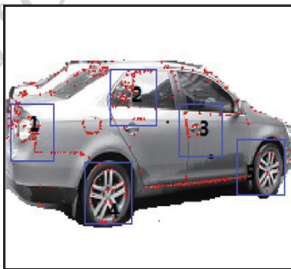
国外发行代号 M1406

国内邮发代号 82-831

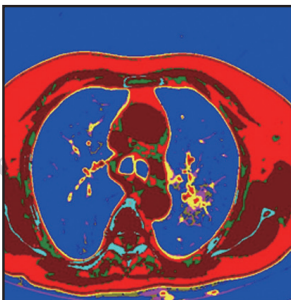
国内定价 50.00元



结合几何划分技术和最大期望值/最大边缘概率算法的彩色图像分割(第1270页)



联合生成与判别模型的目标检测与跟踪(第1293页)



聚类核值相似区特征点的医学影像分类(第1322页)

综述

手掌静脉图像识别技术综述

吴微, 苑玮琦 1215

视频检测烟雾的研究现状

罗胜, Jiang Yuzheng 1225

图像处理和编码

自适应分数阶微分的复合双边滤波算法

胡伏原, 姒绍辉, 张艳宁, 孙瑾秋 1237

曲波域高斯混合尺度模型的图像压缩重构

纪建, 李晓, 许双星 1247

结合图像信号显著性的自适应分块压缩采样

王瑞, 余宗鑫, 杜林峰, 万旺根 1255

四阶各向异性扩散方程在图像放大中的应用

李鹏, 邹杨, 姚正安 1261

图像分析和识别

结合几何划分技术和最大期望值/最大边缘概率算法的彩色图像分割

赵泉华, 李玉, 何晓军 1270

自适应加权完全局部二值模式的表情识别

胡敏, 许艳侠, 王晓华, 黄忠, 朱弘 1279

面向局部光照突变的时间和空间中心对称局部二值模式算子

卞紫涵, 房胜, 徐田帅 1285

联合生成与判别模型的目标检测与跟踪

刘倩, 侯建华, 牟海军, 赵巍, 笪邦友 1293

目标不同视角下观察信息的迁移和再利用

张索非, 吴海洋, 吴镇扬 1302

图像理解和计算机视觉

张量分析在视差图生成中的应用

赵戈, 蔺兰, 唐延东, 王耀南 1307

采用旋转匹配的二进制局部描述子

卢鸿波, 孙愿, 张志敏 1315

医学图像处理

聚类核值相似区特征点的医学影像分类

李博, 曹鹏, 栗伟, 赵大哲 1322

异常宫颈细胞核的自适应局部分割

张灵, 李静立, 陈思平, 汪天富, 江少锋, 刘少雄 1329

地理信息技术

Hilbert填充曲线与空间分布模式探测的点数据集空间划分方法

吴明光 1336

采用案例归纳推理进行道路网智能选取

郭敏, 钱海忠, 黄智深, 刘海龙, 王骁 1343

遥感图像处理

红外目标抗干扰跟踪算法

褚桐, 马惠敏 1354

MSTAR图像的矩特征分析与多阈值分割

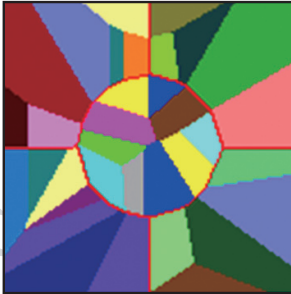
倪维平, 严卫东, 吴俊政, 郑刚, 芦颖 1364

改进Notch滤波的全极化SAR数据船舶检测方法

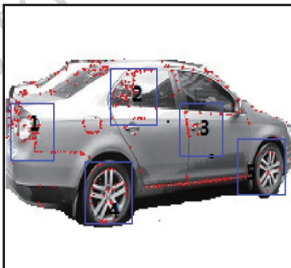
孙渊, 王超, 张红, 张波, 吴樊 1374

CONTENTS

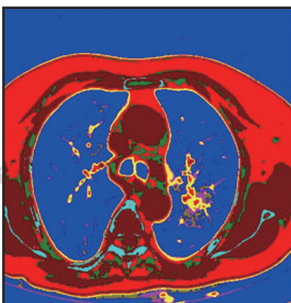
JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS



Color image segmentation using geometry tessellation technique and EM/MPM algorithm(P1270)



Object detection and tracking combining generative and discriminative model(P1293)



Medical image classification based on cluster univalue segment assimilating nucleus feature point(P1322)

Review

- A survey of palm-vein image recognition
Wu Wei, Yuan Weiqi 1215
- State-of-art of video based smoke detection algorithms
Luo Sheng, Jiang Yuzheng 1225

Image Processing and Coding

- Multi-bilateral filtering algorithm based on adaptive fractional order differentiation
Hu Fuyuan, Si Shaohui, Zhang Yanning, Sun Jinqiu 1237
- Image reconstruction algorithm based on the curvelet gaussian scale mixture model
Ji Jian, Li Xiao, Xu Shuangxing 1247
- Saliency-based adaptive block compressive sampling for image signals
Wang Rui, Yu Zongxin, Du Linfeng, Wan Wanggen 1255
- Fourth-order anisotropic diffusion equations for image zooming
Li Peng, Zou Yang, Yao Zheng'an 1261

Image Analysis and Recognition

- Color image segmentation using geometry tessellation technique and EM/MPM algorithm
Zhao Quanhua, Li Yu, He Xiaojun 1270
- Facial expression recognition based on AWCLBP
Hu Min, Xu Yanxia, Wang Xiaohua, Huang Zhong, Zhu Hong 1279
- TSCS-LBP operator oriented to the local illumination mutation
Bian Zihan, Fang Sheng, Xu Tianshuai 1285
- Object detection and tracking combining generative and discriminative model
Liu Qian, Hou Jianhua, Mou Haijun, Zhao Wei, Da Bangyou 1293
- Transfer and reusing of object view information
Zhang Suofei, Wu Haiyang, Wu Zhenyang 1302

Image Understanding and Computer Vision

- Disparity map generation with tensor analysis
Zhao Ge, Lin Lan, Tang Yandong, Wang Yaonan 1307
- Binary local descriptor based on rotative matching
Lu Hongbo, Sun Yuan, Zhang Zhimin 1315

Medical Image Processing

- Medical image classification based on cluster univalue segment assimilating nucleus feature points
Li Bo, Cao Peng, Li Wei, Zhao Dazhe 1322
- Segmentation of abnormal cervical nuclei using an adaptive and local approach
Zhang Ling, Li Jingli, Chen Siping, Wang Tianfu, Jiang Shaofeng, Liu Shaoxiong 1329

Geoinformatics

- Hilbert space-filling curve and spatial pattern detection-based spatial partitioning approach to point geospatial data
Wu Mingguang 1336
- Intelligent road network selection method based on cases inductive reasoning
Guo Min, Qian Haizhong, Huang Zhishen, Liu Hailong, Wang Xiao 1343

Remote Sensing Image Processing

- Study of infrared anti-jamming tracking algorithm
Chu Tong, Ma Huimin 1354
- Moment feature analysis of MSTAR image and multiple thresholds based segmentation
Ni Weiping, Yan Weidong, Wu Junzheng, Zheng Gang, Lu Ying 1364
- Polarimetric SAR ship detection using improved notch filter
Sun Yuan, Wang Chao, Zhang hong, Zhang bo, Wu Fan 1374

中图法分类号: TP301.6 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2013)10-01247-08

论文引用格式: 纪建, 李晓, 许双星. 曲波域高斯混合尺度模型的图像压缩重构[J]. 中国图象图形学报, 2013, 18(10): 1247-1254. [DOI: 10.11834/jig.20131004]

曲波域高斯混合尺度模型的图像压缩重构

纪建, 李晓, 许双星

西安电子科技大学计算机学院, 西安 710071

摘要: 压缩传感理论将信号的采样与压缩同时进行, 利用信号在变换基上可以稀疏表示的先验知识, 从比香农采样少得多的观测值中重构原始信号。近年来, 两步迭代阈值算法作为一种求解反问题的优化方法, 因其与多尺度几何分析存在紧密联系, 且算法参数少, 思想比较简单等特点, 已经应用到了压缩重构中。但其使用时域的软硬阈值算子, 不能获得很好的图像稀疏表示, 从而使得算法重构精度不高。针对上述问题, 在研究两步迭代阈值算法的基础上, 提出一种自适应的两步迭代阈值算法。该算法利用当前估计值提供的信息自适应估计步长参数, 保证了估计值向最优解方向移动, 提高了算法的重构精度, 且针对其稀疏表示信号能力不足的缺点, 运用高斯混合尺度模型对曲波邻域系数进行建模, 充分利用曲波变换平移不变性和多方向选择性的优点, 增加了图像表示的稀疏度。最后将其应用到图像压缩重构中, 实验结果表明, 该算法在峰值信噪比和主观视觉上都优于小波域高斯混合尺度模型和曲波硬阈值重构方法。

关键词: 压缩重构; 两步迭代阈值; 曲波域高斯混合尺度模型; 自适应步长

Image reconstruction algorithm based on the curvelet gaussian scale mixture model

Ji Jian, Li Xiao, Xu Shuangxing

School of Computer Science and Technology, Xidian University, Xi'an 710071, China

Abstract: Compressed sensing theory samples and compresses the signals at the same time and uses the prior knowledge that signals can be represented sparsely in the transform domain to reconstruct the original signals with less measurements than Shannon-Nyquist theory. Recently, two-step Iterative Shrinkage/Threshold algorithm has been applied to compressed reconstruction as an optimization method to solve inverse problems for its tight connection with multi-scale geometry analysis, fewer parameters and simplicity. Using the hard and soft threshold operators in the time domain makes it hard to obtain sparse representation for two dimensional images. Consequently, the reconstruction precision of the algorithm is low. Based on the TwIST algorithm, an adaptive two-step Iterative Shrinkage/Threshold algorithm is presented. It makes use of the information obtained from current estimated values to calculate the step parameters and ensure the estimate value moving towards the optimum solution to improve its reconstruction precision. Regarding the poor ability to represent images sparsely, we use the Gaussian scale mixture model to model the curvelet neighborhood coefficients and enhance the ability of image sparse representation with the shift-invariance and directional-selectivity of the curvelet transform. Finally, the method is applied to image compression reconstruction and the experimental results show that it is better than both, the wavelet Gaussian scale mixture models and the curvelet hard threshold reconstruction methods in terms of subjective visual and peak signal noise ratio.

Key words: compressed sensing; two-step iterative shrinkage/threshold algorithm; curvelet gaussian scale mixture; adaptive step

收稿日期: 2013-01-28; 修回日期: 2013-04-26

基金项目: 国家自然科学基金项目(61101248); 陕西省科技攻关项目(2011K06-39); 中央高校基本科研业务费(K5051303013)

第一作者简介: 纪建(1971—), 女, 副教授, 2007年于西北工业大学获计算机科学技术专业博士学位, 主要研究方向为图像处理与模式识别。E-mail: jji@xidian.edu.cn

0 引言

为了克服传统信号采样过程受到信号带宽影响这一缺点, Donoho 和 Candes 等人^[1-2]在 2006 年提出了压缩传感(CS)的概念。压缩传感理论将压缩和采样过程合并,有效缓解了数据采集端的压力,降低了系统成本,并且在信号重构完成之前不再需要判断哪些系数是重要系数,而是将算法的非线性重构过程移到了解码端,加快了信号重构的速度。压缩传感重构主要利用信号在某些正交基或者紧支框架下有稀疏表示的特性来实现的,是在满足获得观测值的条件下,寻求最稀疏解(即最少非零值)的过程,是个 L_0 非凸优化问题^[1]。但 L_0 问题是一个典型的组合爆炸问题,不易求解。对于非凸优化问题,经常转化为贪婪追踪和凸优化方法求解^[3]。

贪婪追踪算法中最经典的匹配追踪(MP)算法^[4]每步迭代时,从原子库中寻找与剩余分量最为接近的原子作为匹配原子,但其有一个明显的缺点:在已选原子组成的子空间上,信号的扩展可能不是最好的,因为它不是一个正交投影。针对这一问题, Tropp 等人^[5]提出了正交匹配追踪(OMP)算法,该算法的原子选择方式与 MP 算法相同,但在每次迭代过程中将匹配原子进行正交化处理,这样一旦原子选定,后续的迭代将不再选取,减少了迭代次数。但 OMP 算法和 MP 算法每次迭代时只对一个原子进行操作,算法的执行效率比较低。针对这一问题, Gan 等人^[6]提出的稀疏自适应匹配追踪(SAMP)算法,通过固定步长逐步实现对信号稀疏度的估计,在稀疏度未知的情况下也能获得较好的重建效果。

压缩传感是基于信号稀疏性建立的信息获取理论,信号的稀疏性在压缩传感中扮演的角色等同于采样频率在香农采样理论中的作用,是实现信号压缩重构的必要条件。针对这一问题,国内外学者在多尺度几何分析的基础上,展开了对具有良好方向选择性的变换基函数的研究。目前,信号稀疏表示已经存在多种方法,概括起来分为正交基展开、多尺度几何分析和超完备(冗余)的不相干级联字典三大类^[7-8]。

对于凸优化问题(L_1 问题)的求解现在也有很多的方法:其中, Daubechies 等人^[9]提出的迭代阈值(IST)算法与近几年发展迅速的多尺度几何分析存在紧密联系,其算法思想比较简单,只需要确定初

始值,步长和去噪算子,但算法收敛速度比较慢。基于此,研究学者们提出了一系列解决该问题的方法。Figueiredo 等人提出了两步迭代阈值(TwIST)算法^[10]。该算法在估计新值时不再是 IST 算法中前一次的估计值,而取决于前两次的估计值,加快了算法的收敛速度。但是 TwIST 算法使用时域的软硬阈值算子,图像的稀疏表示能力不足,对于复杂纹理结构图像的压缩重构往往得不到好的重构效果,重构图像通常表现为纹理信息严重缺失, Kim 以及李林等人提出了基于小波域高斯混合尺度模型的压缩重构算法^[11-12],该算法充分考虑了小波系数之间的统计特性,相比小波阈值重构方法,信号的稀疏表示能力增强,获得了较好的重构质量,虽然小波可以有效地表示信号的零维奇异特征,但对于图像中富含的高维特征则显得力不从心。

针对传统迭代阈值算法主要采用正交小波进行图像稀疏表示,并利用迭代阈值估计解决 l_1 最小化的凸集优化问题,进而实现重构,这种方法只对小波系数自身进行阈值处理,并没有利用系数的邻域统计特性。且小波存在方向选择性少和平移变性的缺点。基于此,在两步迭代阈值算法的基础上,提出了一种基于曲波域高斯混合尺度模型(CGSM)的自适应两步迭代阈值(ATwIST)算法。

1 压缩传感问题描述

对于任意信号 x ,可以得到它在 Ψ 域上的投影,即

$$x = \Psi u \quad (1)$$

式中, $u = \Psi^T x$ 为投影系数, Ψ 为正交基矩阵。很显然, x 和 u 是同一信号的等价形式,当 u 满足 $\|u\|_0 = K (K \ll N)$, 称信号 x 是 K 项稀疏的。

若信号 x 在 Ψ 域上是 K 项稀疏的,根据 CS 理论可以用一个与 Ψ 不相关的矩阵 $\Phi \in \mathbf{R}^{M \times N}$ 对信号 x 进行线性测量,得到观测值 y 为

$$y = \Phi x \quad (2)$$

把式(1)代入式(2)得到

$$y = \Phi \Psi u = A u \quad (3)$$

即为压缩传感在无噪情况下的模型, A 称为传感矩阵。

由于观测向量 y 的维数 M 远远小于信号 x 的维数 N ,导致式(3)有无穷多个解,即问题是不适定的,很难从观测向量 y 中重构原始信号 x 。但 Candes

指出可以通过求解式(4)所示的非凸 L_0 优化问题重构图像^[2], 即

$$\min \|\Psi^T \mathbf{x}\|_0 \quad \text{s. t.} \quad \mathbf{Ax} = \mathbf{y} \quad (4)$$

式中, $\|\mathbf{x}\|_0$ 表示 $\mathbf{x}$ 的零范数, 即 $\mathbf{x}$ 非零元素的个数。但式(4)是典型的 NP-hard 问题, 不容易求解。因此 Candes 提出用 L_1 范数来代替 L_0 范数的求解^[1-2], 即

$$\min \|\Psi^T \mathbf{x}\|_1 \quad \text{s. t.} \quad \mathbf{Au} = \mathbf{y} \quad (5)$$

在图像具有稀疏表示的前提下, 式(4)和式(5)是等价的^[1]。也可以通过 Langrange 乘法, 将式(5)转化为

$$\min \frac{1}{2} \|\mathbf{Au} - \mathbf{y}\|_2^2 + \lambda \|\Psi^T \mathbf{x}\|_1 \quad (6)$$

通过上述分析, 压缩重构即是解决式(6)所示的 L_1 优化问题。

2 曲波域高斯混合尺度模型

高斯混合尺度模型(GSM)^[13]定义为: 如果随机向量 $\mathbf{x}$ 可以用一个零均值的高斯随机向量 $\mathbf{u}$ 和独立正标量随机变量 $\sqrt{z}$ 的乘积表示, 则称 $\mathbf{x}$ 属于 GSM 模型。

$$\mathbf{x} \triangleq \sqrt{z}\mathbf{u} \quad (7)$$

式中, $\triangleq$ 表示 $\mathbf{x}$ 和 $\sqrt{z}\mathbf{u}$ 具有相同的分布, $\mathbf{x}$ 表示变换域的邻域系数, 当使用曲波变换作为变换域, 则称 $\mathbf{x}$ 属于 CGSM 模型。

在给定 z 的情况下, 随机向量 $\mathbf{x}$ 的条件概率密度 $p(\mathbf{x}|z)$ 符合高斯分布, 即 $p(\mathbf{x}|z) \sim N(0, z\mathbf{C}_u)$, $\mathbf{C}_u$ 是协方差矩阵, 则随机向量 $\mathbf{x}$ 的概率密度 $p(\mathbf{x})$ 可以表示为

$$p(\mathbf{x}) = \int p(\mathbf{x}|z)p_z(z)dz = \int \frac{\exp\left(-\frac{\mathbf{x}^T(z\mathbf{C}_u)^{-1}\mathbf{x}}{2}\right)}{(2\pi)^{N/2}|z\mathbf{C}_u|^{1/2}}p_z(z)dz \quad (8)$$

式中, N 是 $\mathbf{x}$ 和 $\mathbf{u}$ 的维数, 即邻域大小, 当 $E\{z\} = 1$ 时, 则 $\mathbf{C}_x = \mathbf{C}_u$, $\mathbf{x}$ 的概率密度函数 $p(\mathbf{x})$ 由协方差矩阵 $\mathbf{C}_u$ 和 z 的概率密度函数 $p_z(z)$ 共同决定。

图1给出了 Barbara 图尺度为 5, 方向为 1 的曲波系数直方图以及使用两个高斯曲线对系数进行混合高斯拟合的过程。从图1中可以看出, Barbara 图像的系数直方图表现为高陡度、长拖尾的非高斯分布, 在曲波域有大量近似为零或为零的系数, 且随着

层数的递增系数分布越向零靠近, 具有很好的稀疏性。从而可以通过两个或两个以上的高斯函数对曲波系数进行拟合, 在利用曲波系数良好稀疏性的基础上, 充分考虑了尺度间系数的相关性。

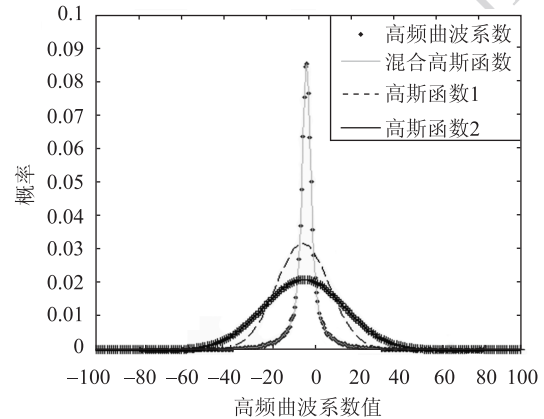


图1 曲波系数直方图

Fig. 1 The histogram of curvelet coefficient

光学图像的小波系数边缘概率密度符合广义高斯分布, 但是小波系数直方图表明边缘概率密度是非高斯的, 且小波系数各个子带的系数分布是不完全均匀的, 可以用高斯混合尺度模型描述^[13]。通过上述对曲波系数直方图的分析, 曲波系数的边缘概率密度也是非高斯的, 且各层系数存在一定的相关性, 可以用高斯混合尺度模型描述。

3 基于曲波域高斯混合尺度模型的图像去噪

对光学图像进行曲波变换后, 得到各子带系数, 并对曲波邻域系数向量构造 CGSM 模型为

$$\boldsymbol{\alpha} = \mathbf{x} + \mathbf{n} = \sqrt{z}\mathbf{u} + \mathbf{n} \quad (9)$$

式中, $\mathbf{n}$ 表示独立加性高斯噪声, $\boldsymbol{\alpha}$ 表示各尺度曲波邻域系数向量, 并假设 z 、 $\mathbf{n}$ 和 $\mathbf{u}$ 这 3 个变量相互独立。

曲波邻域系数向量 $\boldsymbol{\alpha}$ 在变量 z 已知的前提下满足零均值高斯分布, 则式(9)可以变换为

$$\mathbf{C}_{\boldsymbol{\alpha}|z} = z\mathbf{C}_u + \mathbf{C}_n \quad (10)$$

式中, $\mathbf{C}_u$ 和 $\mathbf{C}_n$ 分别表示 $\mathbf{u}$ 和 $\mathbf{n}$ 的协方差。将其代入式(8)可得到 $\boldsymbol{\alpha}$ 的条件概率密度函数为

$$p(\boldsymbol{\alpha}|z) = \frac{\exp\left(-\frac{\boldsymbol{\alpha}^T(z\mathbf{C}_u + \mathbf{C}_n)^{-1}\boldsymbol{\alpha}}{2}\right)}{\sqrt{(2\pi)^N|z\mathbf{C}_u + \mathbf{C}_n|}} \quad (11)$$

设噪声的协方差是先验的,则可以求出 C_n , 设 $C_\alpha = E\{z\} C_u + C_n$, 当 $E\{z\} = 1$, 则 $C_u = C_\alpha - C_n$ 。对于每一个曲波邻域系数, 可以采用贝叶斯最小二乘估计^[8] 求解得到邻域中心点的参考系数 x_c 。贝叶斯最小二乘估计实际就是估计条件均值。

$$\begin{aligned} E\{x_c | \alpha\} &= \int x_c p(x_c | \alpha) dx_c = \\ &= \int \int_0^\infty x_c p(x_c, z | \alpha) dz dx_c = \\ &= \int \int_0^\infty x_c p(x_c | \alpha, z) p(z | \alpha) dz dx_c = \\ &= \int_0^\infty p(z | \alpha) E\{x_c | \alpha, z\} dz \end{aligned} \quad (12)$$

CGSM 模型的关键是在 z 已知的情况下, 曲波邻域系数向量 x 可以通过局部线性 Wiener 算子^[8] 进行估计。

$$E\{x | \alpha, z\} = z C_u (z C_u + C_n)^{-1} \alpha \quad (13)$$

设 $C_n = SS^T$, $\{Q, \Lambda\}$ 分别表示矩阵 $S^{-1} C_u S^{-T}$ 的特征向量和特征值, 则式(13)可以变换为

$$\begin{aligned} E\{x | \alpha, z\} &= z C_u S^{-T} Q (z \Lambda + I)^{-1} Q^T S^{-1} \alpha = \\ &= z S S^{-1} C_u (S^T)^{-1} Q (z \Lambda + I)^{-1} Q^T S^{-1} \alpha = \\ &= z S Q \Lambda (z \Lambda + I)^{-1} Q^T S^{-1} \alpha = \\ &= z M \Lambda (z \Lambda + I)^{-1} v \end{aligned} \quad (14)$$

式中, $M = S Q$, $v = M^{-1} \alpha$, 则参考系数 x_c 可以表示为

$$E\{x_c | \alpha, z\} = \sum_{n=1}^N \frac{z m_{cn} \lambda_n v_n}{z \lambda_n + 1} \quad (15)$$

式中, m_{ij} 表示矩阵 M 的第 i 行第 j 列值, λ_n 是矩阵 Λ 的对角线元素, c 表示参考系数邻域向量的索引。基于贝叶斯准则得

$$p(z | \alpha) = \frac{p(\alpha | z) p_z(z)}{\int_0^\infty p(\alpha | \beta) p_z(\beta) d\beta} \quad (16)$$

最后应用无信息的 Jeffrey 先验估计, 可得

$$p(\alpha | z) = \frac{\exp\left(-\frac{1}{2} \sum_{n=1}^N \frac{v_n^2}{z \lambda_n + 1}\right)}{\sqrt{(2\pi)^N |C_w| \prod_{n=1}^N (z \lambda_n + 1)}} \quad (17)$$

通过上述分析, CGSM 模型的图像去噪步骤如下:

- 1) 对图像进行曲波变换, 得到各子带系数。
- 2) 构建子带曲波系数的椎体模型。
- 3) 根据 $\sigma = \text{median}(|W_d|)/0.6745$ ($\text{median}()$

表示取中值操作, W_d 表示 db4 正交小波的高频系数) 估计图像的噪声标准差。

4) 对各中高频子带系数进行处理:

(1) 计算噪声协方差 C_n , 估计邻域系数的协方差 C_α ;

(2) 计算 $C_u = C_\alpha - C_n$;

(3) 计算矩阵 Λ 和 M ;

(4) 对每一个邻域进行迭代处理:

① 根据式(14)计算 $E\{x_c | \alpha, z\}$;

② 根据式(17)计算 α 的条件概率密度 $p(\alpha | z)$;

③ 根据式(16)计算 z 的条件概率密度 $p(z | \alpha)$;

④ 根据式(15) 计算参考系数 x_c 的条件期望 $E\{x_c | \alpha\}$ 。

5) 对低频系数和处理过的中高频系数进行曲波逆变换重构去噪图像。

4 自适应两步迭代阈值算法

4.1 自适应两步迭代阈值算法的数学模型

本文算法解决式(18)所示的优化问题, 即

$$f(x^{(t)}) = \frac{1}{2} \|y - \Phi x^{(t)}\|_2^2 + \tau c(x^{(t)}) \quad (18)$$

式中, $c(x^{(t)})$ 表示正则化项, Φ 表示测量矩阵, $\tau \in \mathbf{R}^+$ 表示正则化项参数, y 表示观测值, $x^{(t)}$ 表示算法第 t 次迭代的估计值。

本文算法属于迭代阈值类算法, 通过如式(19)所示的迭代过程获得一个估计值序列 $x^{(t)}$, 即

$$x^{(t+1)} = \arg \min_z \frac{1}{2} \|z^{(t)} - u^{(t)}\|_2^2 + \frac{\tau}{\lambda} c(z^{(t)}) \quad (19)$$

式中, $u^{(t)} = x^{(t)} + \frac{\Phi^T(y - \Phi x^{(t)})}{\lambda}$, λ 表示步长参数, t 表示算法当前迭代次数。

当 $c(z^{(t)}) = \|z^{(t)}\|_1$ 时, 即 $c(z^{(t)}) = |z^{(t)}|$, 则将其代入式(19)中可得

$$x^{(t+1)} = \arg \min_z \frac{1}{2} \|z^{(t)} - u^{(t)}\|_2^2 + \frac{\tau}{\lambda} |z^{(t)}| \quad (20)$$

对式(20)求导可得

$$x^{(t+1)} = \arg \min_z \|z^{(t)} - u^{(t)}\|_2 + \frac{\tau}{\lambda} \text{soft}\left(u^{(t)}, \frac{\tau}{\lambda}\right) \quad (21)$$

式中, $\text{soft}\left(u^{(t)}, \frac{\tau}{\lambda}\right)$ 表示软阈值函数。

基于上述讨论, 本文算法使用 $\Gamma(u^{(t)}/\lambda, \tau/\lambda)$ 作为去噪函数, 式中 $\Gamma()$ 选择基于 CGSM 模型的去

噪算子。 λ 的初始值是 1, 当式(20)所示的目标函数值 $f(\mathbf{x}^{(t+1)}) > f(\mathbf{x}^{(t)})$ 时, λ 的值加倍, 继续进行新值估计。本文对 λ 的选取进行了改进, 引入了一种自适应选取策略, 当前值的估计通过式(22)完成。

$$\mathbf{x}^{(t+1)} = (1 - \alpha)\mathbf{x}^{(t-1)} + (\alpha - \beta)\mathbf{x}^{(t)} + \beta\chi \quad (22)$$

式中, $\chi = \Gamma(\mathbf{u}^{(t)}/\lambda, \sigma^{(t)})$, $\sigma^{(t)}$ 表示噪声标准差

$$\sigma^{(t)} = \frac{\text{median}(|W_t|)}{0.6745} \quad (23)$$

通过上述分析, 基于 CGSM 模型的 ATwIST 重构算法的核心就是解决式(20)所示的优化问题, 通过式(22)进行新值估计。其中涉及了步长参数 λ 的选取策略。

4.2 自适应步长参数选取策略

TwIST 算法中步长参数 λ 的初始值是 1, 当目标函数值 $f(\mathbf{x}^{(t+1)}) > f(\mathbf{x}^{(t)})$ 时, λ 的值加倍, 继续进行当前值估计, 直到条件 $f(\mathbf{x}^{(t+1)}) \leq f(\mathbf{x}^{(t)})$ 成立。由于步长 λ 是以固定倍数增长的, 不具有自适应性。而步长参数影响着解的移动方向, 进而影响到了算法的收敛速度。因此, 如何设置合适的步长参数, 是算法的关键之一。

考虑对每一步迭代的系数进行调整, 通过引入自适应的参数 λ 选取策略, 根据式(22)对每次的迭代估计值 $\mathbf{x}^{(t)}$ ($t=1, 2, \dots$) 进行估计。

本文算法第 t 次迭代的步长参数 $\lambda^{(t)}$ 是通过 Barzilai-Borwein (BB) [14] 方法进行设置。设 $\mathbf{s}^{(t)} = \mathbf{x}^{(t)} - \mathbf{x}^{(t-1)}$ 和 $\mathbf{r}^{(t)} = \nabla f(\mathbf{x}^{(t)}) - \nabla f(\mathbf{x}^{(t-1)})$, 在最小二乘背景下使得参数 $\lambda^{(t)}$ 的值满足 $\mathbf{s}^{(t)} \approx \lambda^{(t)} \mathbf{r}^{(t)}$ 。则求解 $\lambda^{(t)}$ 值, 即

$$\lambda^{(t)} = \arg \min_{\alpha} \|\lambda^{(t)} \mathbf{r}^{(t)} - \mathbf{s}^{(t)}\|_2^2 = \frac{(\mathbf{r}^{(t)})^T \mathbf{r}^{(t)}}{(\mathbf{r}^{(t)})^T \mathbf{s}^{(t)}} \quad (24)$$

特别在压缩传感应用中, $\lambda^{(t)}$ 值的求解则为

$$\lambda^{(t)} = \frac{\|\Phi^T \Phi \mathbf{s}^{(t)}\|_2^2}{\|\Phi \mathbf{s}^{(t)}\|_2^2} \quad (25)$$

4.3 自适应两步迭代阈值算法的具体实现步骤

ATwIST 算法选取基于 CGSM 模型的去噪算子和自适应的参数 λ 选取策略, 解决式(20)所示的优化问题, 通过式(22)进行新值估计。

ATwIST 算法的具体实现步骤如下:

1) 初始化: 初始图像 $\mathbf{x}^{(0)} = \mathbf{0}$, 初始两步迭代次数 $t_{\text{TwIter}} = 0$, 迭代次数 $t = 0$, 最大迭代次数 $t_{\text{max}} = 100$, 算法终止条件值 $A_{\text{tol}} = 10^{-4}$, 初始步长参数 $\lambda^{(0)} = 1$, 计数器 $s = 1$, 计数终止值 $S_{\text{tol}} = 100$ 以及其

他各种参数 $\mathbf{xm1} = \mathbf{x}^{(0)}$, $\mathbf{xm2} = \mathbf{x}^{(0)}$ 。

2) 根据式(20)计算目标函数值 $f(\mathbf{x}^{(0)})$, 并赋值 $\text{pref} \leftarrow f(\mathbf{x}^{(0)})$ 。

3) 计算梯度值 $\text{grad} = \Phi^T(\mathbf{y} - \Phi \mathbf{x})$ 。

4) 对当前估计值 $\mathbf{x}$ 进行基于曲波域高斯混合尺度模型去噪, 得到去噪后估计值 $\mathbf{x}$ 。

5) 判断条件 $t_{\text{TwIter}} \neq 0$ 是否成立。

(1) 如果条件不成立, 则计算 $\mathbf{x}$ 的目标函数值 f 。之后再判断 $f > \text{pref}$ 是否成立, 如果条件成立, 则赋值 $s \leftarrow s \times 2$, 同时判断 $s > S_{\text{tol}}$ 是否成立, 如果成立, 则终止程序, 否则完成赋值 $t_{\text{TwIter}} \leftarrow 0$, 并转至步骤 4) 继续执行。如果 $f > \text{pref}$ 不成立, 则赋值 $t_{\text{TwIter}} \leftarrow t_{\text{TwIter}} + 1$, 并转至步骤 6) 执行。

(2) 如果条件成立, 则根据式(22)两步估计 $\mathbf{xm2}$, 同时计算 $\mathbf{xm2}$ 的目标函数值 f 。之后再判断 $f > \text{pref}$ 是否成立, 如果成立, 则完成赋值操作 $t_{\text{TwIter}} \leftarrow 0$, 并转至步骤 3) 执行, 否则赋值 $t_{\text{TwIter}} \leftarrow t_{\text{TwIter}} + 1$, $\mathbf{x} \leftarrow \mathbf{xm2}$, 继续执行以下步骤。

6) 根据式(25)估计第 t 次迭代的步长参数 $\lambda^{(t)}$ 。

7) 判断条件 $s > 100$ 是否成立, 如果成立, 则终止程序, 否则完成赋值操作 $\mathbf{xm2} \leftarrow \mathbf{xm1}$, $\mathbf{xm1} \leftarrow \mathbf{x}$, $t \leftarrow t + 1$, 继续执行以下步骤。

8) 计算终止条件值 $C = \frac{|f - \text{pref}|}{\text{pref}}$, 并赋值 $\text{pref} \leftarrow f$ 。

9) 判断 $C > A_{\text{tol}}$ 或 $t \leq t_{\text{max}}$, A_{tol} 为终止条件值, 如果至少有一个条件成立, 则转至步骤 4) 继续执行。反之则终止程序, 输出最终估计值 $\mathbf{x}$ 。

5 实验结果与分析

为了更好地验证 ATwIST 算法的有效性, 设计两组实验。两组实验分别是在 TwIST 算法 [10] 和 ATwIST 算法框架下, 使用曲波硬阈值 (CH) [15], 基于小波域高斯混合尺度模型的阈值函数 (WGS) [11-12] 和基于曲波域高斯混合尺度模型的阈值函数 (CGSM) 进行图像压缩重构。

选择大小为 512×512 像素的两幅标准灰度图像 Lena 和 Barbara 进行实验。分别对这两幅标准灰度图像进行采样率为 0.2, 0.3, 0.4 的压缩重构, 测量矩阵 Φ 采用 PDCT (pruned discrete cosine transform)。实验从主观视觉、峰值信噪比 (PSNR) 以及目标函数值的减小速度 3 个方面评价图像重构质

量。实验采用 Matlab 2011a 平台,在 Intel(R) CPU 2.93 GHz,2 GB 内存的计算机上完成。表 1 给出了 4 组基于不同方法重构图像的 PSNR 值比较。

表 1 不同算法重构图像的 PSNR 值比较
Table 1 Comparison of various methods to reconstruction in PSNR

					/dB
图像	方法	采样率(M/N)			
		0.2	0.3	0.4	
Lena	CH + TwIST	34.00	35.68	36.72	
	WGSM + TwIST	32.10	35.24	37.04	
	CGSM + TwIST	33.09	36.14	38.04	
	CH + ATwIST	34.03	35.69	36.72	
	WGSM + ATwIST	32.44	35.70	37.28	
	CGSM + ATwIST	33.91	36.33	38.06	
Barbara	CH + TwIST	29.92	31.50	32.93	
	WGSM + TwIST	26.51	29.49	31.98	
	CGSM + TwIST	30.39	32.75	34.00	
	CH + ATwIST	29.89	31.75	33.14	
	WGSM + ATwIST	26.98	29.77	32.01	
	CGSM + ATwIST	30.61	32.81	34.04	
Baboon	CH + TwIST	22.15	23.66	24.62	
	WGSM + TwIST	22.35	24.36	26.03	
	CGSM + TwIST	22.92	24.33	26.51	
	CH + ATwIST	22.42	23.71	24.69	
	WGSM + ATwIST	22.91	24.60	26.14	
	CGSM + ATwIST	23.13	24.62	26.61	
Barbara	CH + TwIST	26.76	28.64	30.50	
	WGSM + TwIST	23.34	26.98	29.07	
	CGSM + TwIST	26.26	29.19	31.58	
	CH + ATwIST	26.71	28.99	30.55	
	WGSM + ATwIST	23.54	27.25	29.62	
	CGSM + ATwIST	26.28	29.85	31.68	

注: M 表示测量值的维数, N 表示原始信号的维数, M/N 表示采样率。

5.1 CGSM 去噪算子的有效性判定

文献[11-12]提出了基于小波域高斯混合尺度模型(WGSM)的重构算法,有效地利用了小波系数的邻域信息,获得了较好的重构效果。第1组实验选取此算法与本文算法进行对比,为了使算法具有可比性,实验采用曲波硬阈值(CH),基于小波域高斯混合尺度模型的阈值函数(WGSM)和基于曲波域

高斯混合尺度模型的阈值函数(CGSM)分别替代 ATwIST 算法框架中的去噪算子进行压缩重构。表 1 每个单元格的 4~6 行给出了不同采样率下 ATwIST 算法重构图像的 PSNR 值对比。

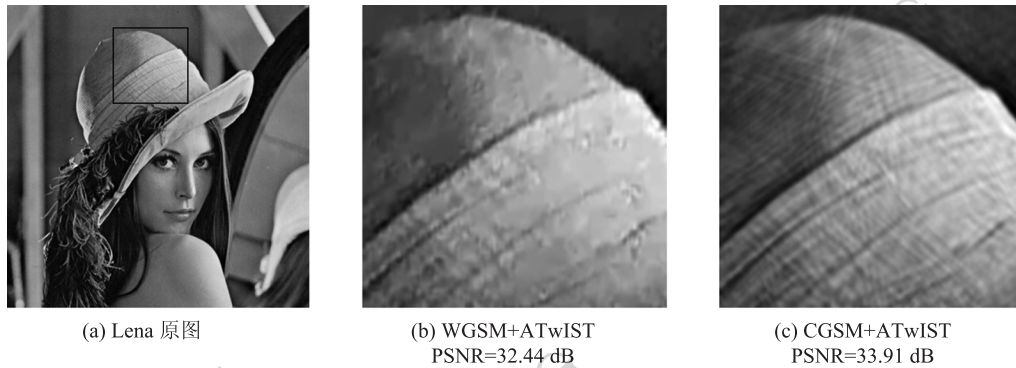
从表 1 可以看出,当采样率为 0.2 时,比较不同算法得到的重构 Lena 图像,CH + ATwIST 方法的 PSNR 值比 CGSM + ATwIST 方法高出 0.12 dB,其优于 CGSM + ATwIST 方法。除此之外,无论采样率多大,本文提出的 CGSM + ATwIST 方法都是最优的。对于 Lena 图像,CGSM + ATwIST 方法比 WGSM + ATwIST 方法平均高出 0.6~1.5 dB,但对于富含纹理和边缘信息的 Barbara 图像,CGSM + ATwIST 方法比 WGSM + ATwIST 方法平均高出 1.5~4 dB,且 CH + ATwIST 方法的 PSNR 值平均高出 WGSM + ATwIST 方法 0~3 dB,从而说明曲波基相比小波基而言,可以更好地描述图像的纹理和边缘区域,但对于纹理区域较少的 Lena 图,由于 CH + ATwIST 方法没有考虑曲波系数尺度之间的邻域统计特性,重构图像的 PSNR 值低于 WGSM + ATwIST 和 CGSM + ATwIST 方法。综合以上分析,CGSM + ATwIST 方法是最优的。除了客观评价标准 PSNR 值,重构图像质量的好坏也可以通过主观视觉评判。由于 CGSM + ATwIST 和 WGSM + ATwIST 同属于基于高斯混合尺度模型的方法,为了进一步比较两种方法的优劣,图 2 和图 3 给出了两种方法重构图像的局部放大。

从图 2 和图 3 可以看出,CGSM + ATwIST 方法保持了更多图像纹理和边缘信息。以 Barbara 图像为例,WGSM + ATwIST 方法重构的图像基本丢失了原图中裤子的纹理信息,而 CGSM + ATwIST 方法基本保持了裤子的纹理信息。

综合以上分析,对于富含纹理和边缘信息的图像,CGSM + ATwIST 方法比 WGSM + ATwIST 方法的重构质量有较大的提高,且由于 CGSM + ATwIST 方法考虑了曲波系数的邻域统计信息,描述图像信息的能力高于 CH + ATwIST 方法。

5.2 自适应步长参数选取策略的有效性判定

本文自适应的两步迭代阈值算法,是对 TwIST 算法^[10]的改进,为了验证本文算法的有效性,第 2 组实验选择 TwIST 算法与本文算法进行比较。TwIST 算法是一种加速的迭代阈值算法,相比于传统的迭代阈值算法(IST),TwIST 使用前两次迭代值估计当前值,加快了收敛速度,是现存算法中重构效

图 2 Lena 原图以及不同阈值方法重构图像的局部放大 ($M/N=0.2$)Fig. 2 Original Lena image and local amplification reconstruction image based on different threshold methods ($M/N=0.2$)图 3 Barbara 原图以及不同阈值方法重构图像的局部放大 ($M/N=0.2$)Fig. 3 Original Barbara image and local amplification reconstruction image based on different threshold methods ($M/N=0.2$)

果比较好的压缩重构算法。本组实验在 TwIST 算法框架下,采用 CH 阈值,CGSM 阈值和 WGSIM 阈值算法进行图像压缩重构,将得到的实验结果与第 1 组实验进行比较,验证自适应参数选取策略的有效性。实验中 TwIST 算法的终止条件值 $A_{\text{tol}}=10^{-4}$,正则化参数 $\lambda=0.001 \max(\Phi^T y)$,图像初始值 $x^{(0)}=0$ 。表 1 每个单元格的 1~3 行给出了不同采样率下 TwIST 算法重构图像的 PSNR 值对比。

从表 1 可以看出,在 TwIST 算法和 ATwIST 算法框架下,分别比较基于 3 种不同去噪方法得到的重构图像 PSNR 值。除了当采样率为 0.2 时,比较不同方法得到的重构 Barbara 图像,CH + TwIST 方法优于 CH + ATwIST 方法。除此之外,无论采样率是多少,基于 ATwIST 算法框架的 CH + ATwIST, WGSIM + ATwIST 和 CGSM + ATwIST 方法分别优于基于 TwIST 算法框架的 CH + TwIST, WGSIM + TwIST 和 CGSM + TwIST 方法。通过比较各种方法的 PSNR

值,ATwIST 算法框架优于 TwIST 算法框架。

除了客观评价标准 PSNR 值,也可以通过目标函数值的变化快慢评价算法的优劣,以 Lena 图为例,图 4 给出了当采样率为 0.2 时,在 ATwIST 和 TwIST 算法框架下,基于不同去噪方法的目标函数值随迭代次数的变化曲线图。

从图 4 可以看出,基于 ATwIST 算法框架的方法的目标函数值减小的速度比基于 TwIST 算法框架的方法快。以 CGSM 去噪方法为例,即图 4(c),CGSM + ATwIST 方法的目标函数值在前 4 次迭代的下降速度比 CGSM + TwIST 方法快,到第 7 次迭代时,已基本达到收敛值,且最终的目标函数值比 CGSM + TwIST 方法小。

本组实验分别从 PSNR 值大小和目标函数值的收敛速度两个角度说明了 ATwIST 算法优于 TwIST 算法,即自适应参数选取策略可以提高 TwIST 算法的重构精度。

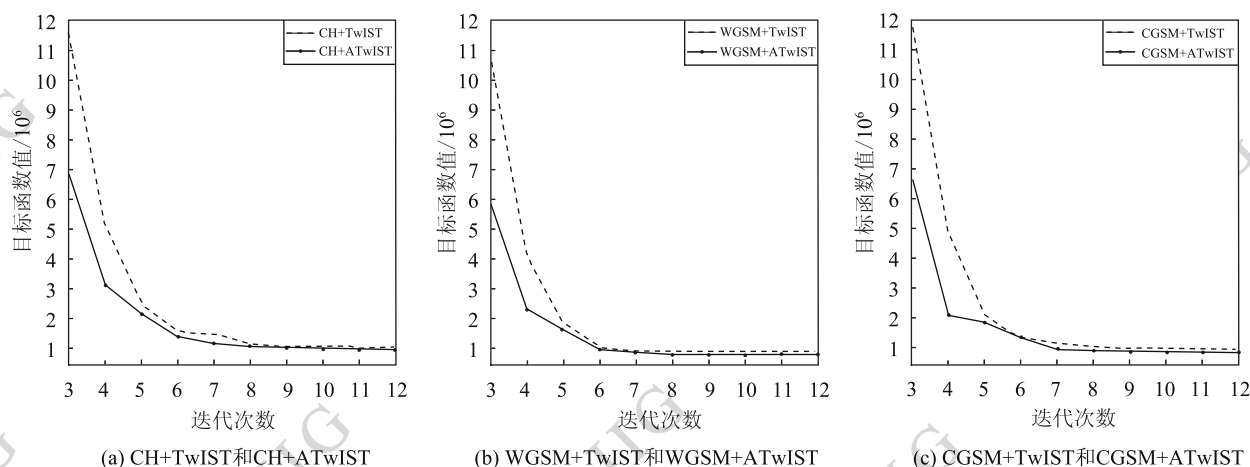


图4 目标函数值随迭代次数的变化曲线图

Fig. 4 The mutative curve of objective function with iterative times

6 结 论

针对传统迭代阈值算法中使用的小波变换具有平移变性,方向选择性少,且传统方法只对小波系数自身进行阈值处理,并没有利用系数的邻域统计特性的缺点,本文使用高斯混合尺度模型对曲波系数进行建模构造去噪算子,并使用自适应的正则化项参数选择策略,提出了一种基于曲波域高斯混合尺度模型的自适应两步迭代阈值重构算法。通过与 ATwIST 算法的重构实验结果比较,本文方法可以在不降低收敛速度的前提下,提高算法的重构精度,获得了更好的重构质量,本文方法比 ATwIST 具有更普遍的适用性。进一步的研究是在保证重构结果的基础上减少算法的复杂度,并将其应用于其他领域。

参考文献 (References)

- [1] Donoho D L. Compressed sensing [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(4): 1289-1306.
- [2] Candes E, Wakin M. An introduction to compressive sampling [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2008, 25(2): 21-30.
- [3] Li S T, Wei D. A survey on compressive sensing [J]. Acta Automatica Sinica, 2009, 35(11): 1369-1377. [李树涛,魏丹. 压缩传感综述[J]. 自动化学报, 2009, 35(11): 1369-1377.]
- [4] Mallat S G, Zhang Z. Matching pursuits with time-frequency dictionaries [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1993, 41(12): 3397-3415.
- [5] Tropp J, Gilbert A. Signal recovery from random measurements via orthogonal matching pursuit [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2007, 53(12): 4655-4666.
- [6] Do T T, Gan L, Nguyen N, et al. Sparsity adaptive matching pursuit algorithm for practical compressed sensing [C]//Proceedings of the 42nd Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers. Pacific Grove, California: IEEE, 2008: 581-587.
- [7] Zhou B, Zhu T, Zhang X W. Signal sparse representation in compressed sensing technology [J]. Journal of Military Communications Technology, 2012, 33(1): 85-89. [周彬,朱涛,张雄伟. 压缩感知技术中的信号稀疏表示方法[J]. 军事通信技术, 2012, 33(1): 85-89.]
- [8] Li Y, Zhang Y N, Xu X. Advances and perspective on morphological component analysis based on sparse representation [J]. Acta Electronica Sinica, 2009, 37(1): 146-152. [李映,张艳宁,许星. 基于信号稀疏表示的形态成分分析:进展和展望[J]. 电子学报, 2009, 37(1): 146-152.]
- [9] Daubechies I, Defrise M, Mol C De. An iterative thresholding algorithm for linear inverse problems with a sparsity constraint [J]. Comm. pure. Appl. Math., 2004, 57(11): 1413-1457.
- [10] Bioucas Dias J M, Figueiredo M A T. A new TWIST: two-step iterative shrinkage/thresholding algorithms for Image restoration [J]. IEEE Transactions on Image processing, 2007, 16(12): 2992-3004.
- [11] Kim Y, Nadar M S, Bilgin A. Wavelet-based compressed sensing using a gaussian scale mixture model [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2012, 21(6): 3102-3108.
- [12] Li L, Kong L F. Compressed sensing image reconstruction based on gaussian mixture scale model [J]. Optical Technique, 2010, 36(3): 432-438. [李林,孔令富. 基于高斯混合尺度模型的压缩传感图像重构[J]. 光学技术, 2010, 36(3): 432-438.]
- [13] Portilla J, Strela V, Wainwright M J, et al. Image denoising using scale mixtures of gaussians in the wavelet domain [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2003, 12(11): 1338-1351.
- [14] Barzilai J, Borwein J. Two point step size gradient methods [J]. IMA Journal of Numerical Analysis, 1988, 8: 141-148.
- [15] Starck J L, Candes E J, Donoho D L. The curvelet transform for image denoising [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2002, 11(6): 670-684.