



基于 Contourlet 域分块压缩感知的图像融合

唐爱平¹, 曹 卉²

(1. 常州纺织服装职业技术学院创意与艺术设计学院 常州 213164;

2. 河南广播电视大学现代教育技术中心 郑州 450000)

摘 要:针对传统图像融合方法导致纹理细节丢失的现象,提出了一种基于抗混叠移不变 Contourlet 域的分块压缩感知(block-based compressed sensing,BCS)图像融合算法——Contourlet_BCS。把善于表达图像纹理及边缘信息的 Contourlet 变换引入了压缩感知稀疏表示中,同时对分解得到的低频系数采取加权的区域能量融合规则,高频系数采取基于广义高斯分布模型的加权融合规则进行图像系数融合,最后在压缩感知框架下利用带平滑处理的投影 Landweber 算法重构。实验结果表明,Contourlet_BCS 融合效果优于传统方法,融合的图像纹理清晰,边缘细节信息更为丰富。

关键词:分块压缩感知;Contourlet 变换;广义高斯分布;加权融合

doi: 10.11959/j.issn.1000-0801.2015348

Image Fusing by Block Compressed Sensing in Contourlet Domain

Tang Aiping¹, Cao Hui²

(1. Creative & Art Department, Changzhou Textile Garment Institute, Changzhou 213164, China;

2. Center of Modern Educations, Henan Radio & Television University, Zhengzhou 450000, China)

Abstract: For traditional image fusion method results in loss of texture detail, a block compressed sensing image fusion algorithm in contourlet domain with a shift invariant and anti-aliasing ability called Contourlet_BCS was proposed. Contourlet_BCS introduced contourlet transform into the sparse representation step of compressed sensing since its remarkable feature of articulating the texture and edge information, meanwhile, the low-frequency coefficients fused by weighted rule of regional energy and high-frequency coefficients based on the weighted fusion rule by generalized Gaussian distribution model were also used. Finally, the high quality image can be reconstructed by smooth projection Landweber iteration method under the compressed sensing framework. Experimental results show that the image fused by Contourlet_BCS was better than the traditional method and the fusion image texture clear and had more abundant edge details.

Key words: block compressed sensing, Contourlet transform, generalized Gaussian distribution, weighted fusion

收稿日期:2015-05-11;修回日期:2015-11-26

基金项目:河南省科技厅项目“基于云存储的河南省终身教育海量数字化资源公共服务基础平台建模研究”(No.152102210304),河南省教育厅项目“面向河南省社区远程教育的海量数字化教学资源存储管理研究”(No.ZJA15172)

Foundation Items: Henan Provincial Department of Science and Technology Project “The Public Service Platform of Massive Digital Resources of Henan Lifelong Education Based on Cloud Storage”(No.152102210304), Henan Provincial Department of Education Project “Research on Storage Management of Massive Digital Teaching Resources for Community Distance Education in Henan”(No.ZJA15172)

论文引用格式:唐爱平,曹卉.基于 Contourlet 域分块压缩感知的图像融合.电信科学,2015348

Tang A P, Cao H. Image fusing by block compressed sensing in contourlet domain. Telecommunications Science, 2015348

1 引言

图像融合技术作为信息融合技术的重要研究内容,对去除信息冗余、综合利用多类源图像信息具有重要的意义^[1,2]。图像融合技术根据融合的层次分为数据级、特征级和决策级的融合。早期经典算法例如加权平均融合算法、主成分分析融合算法、高通滤波算法等^[3],往往停留于数据级融合上,空间域融合方法往往导致融合图像信息模糊。为了获取更好的融合效果,人们开始注重变换域的融合算法,如拉普拉斯金字塔融合算法、小波融合算法等^[4,5],并注重决策级融合方法的应用,通过频域变换再进行决策融合,极大地提高了图像融合质量。但小波变换等方法缺乏各向异性的表达,无法更好地描述图像的高维奇异特征。

此后 Donoho 等人提出了一种新的理论——压缩感知(compressed sensing, CS)理论^[6,7],CS 理论将信息压缩与采样并行,不但降低了信息获取的代价,更能去除冗余信息。此外,近年来随着多尺度几何技术的发展,出现了如 Contourlet 等多尺度变换技术为图像的精细刻画、重要纹理信息的描述提供新的表示方法^[8,9]。

针对以上问题,本文研究了 CS 理论中稀疏表示、测量矩阵和重构算法三大过程,为获取更好的图像融合效果,提出了 Contourlet_BCS 图像融合算法,Contourlet_BCS 算法引入了既抗混叠又具平移不变性的抗混叠移不变 Contourlet 变换对图像进行有效稀疏表示;同时,由于压缩感知重建高维数据计算复杂,而分块压缩感知技术能突破传统 CS 的缺陷,降低时间与空间的复杂度^[10],因此引入了分块压缩感知技术;此外,为提高融合效果,Contourlet_BCS 可对图像稀疏表示后的高低频系数采用更优的决策融合方法。

2 分块压缩感知技术

在压缩感知理论中,如果存在原始信号 $x \in R^N$,同时存在大小 $R^{M \times N}$ ($M < N$) 的测量矩阵 Φ ,则对原信号的测量可表示为 $y = \Phi x$ 。若此时原信号在 Ψ 域中为 K 稀疏信号,且可表示为 $\theta = \Psi^T x$,即 x 在稀疏基 Ψ 上为 K 稀疏的。则原始信号 $x = \Psi \theta$ 的求解可表示为式(1)所示的 L_0 范数意义下的优化问题:

$$\min \|\theta\|_0 \text{ s.t. } y = \Phi x = \Phi \Psi \theta \quad (1)$$

在压缩感知理论中一直存在测量矩阵容量大小不可控的难题。例如对一维信号而言,测量矩阵大小不会过大,而对大小为 $n \times n$ 的二维信号而言,转换为一维向量后,

$N = n^2 \times 1$, 因此测量矩阵 $\Phi \in R^{M \times N}$ 的构造需要非常大的容量,这对现实中的大规模存储提出了挑战。为解决该难题,参考文献[10]提出了分块压缩感知(block-based CS, BCS)技术,对图像进行分块处理,再分块测量采样。若图像以 $b \times b$ 大小不重叠分块,且各图像块测量矩阵为 Φ_b ,则第 i 个图像块 x_i 的测量值 y_i 可表示如下:

$$y_i = \Phi_b x_i \quad (2)$$

式(2)中测量矩阵的大小为 $M_b \times b^2$,因此由压缩感知理论可知,通过随机测量 y_i 重构相应图像块,从而得到原始图像。通过分块压缩感知技术可以有效降低测量矩阵的存储难题,使 CS 的实现更为有效。为实现图像有效压缩同时高质量重构图像的目标,特别是抑制“块效应”现象,测量矩阵 Φ_b 可采用正交独立同分布高斯矩阵,压缩感知的重构可结合带平滑处理的投影 Landweber 算法(smooth projected Landweber, SPL)实现^[11,12],又称 BCS-SPL。

3 适合稀疏表示的 Contourlet 变换

在实现压缩感知过程中,稀疏表示是其中的关键流程,稀疏表示是实现原始图像在正交基、紧框架或冗余字典下的空间投影以使绝大多数系数为零。例如小波在一维信号的稀疏表示较强,但在图像等二维信号处理上缺乏多方向性。近年来的多尺度几何分析具有各向异性表达能力,为稀疏表示提供了新的方法。

Contourlet 变换主要由拉普拉斯塔式(LP)分解和方向滤波器组(DFB)组成。先通过 LP 分解获得低频和高频部分,再将高频成分通过 DFB 分解为 2^N 个方向子带, N 为方向分解层数;再对低频子带重复上述过程,就可实现对图像的多尺度、多方向分解^[13]。但在 LP 分解、重构过程中,由于滤波器组为带宽大于 $\frac{\pi}{2}$ 的双正交“9/7”滤波器,此外上采样和下采样过程会造成频谱混叠现象,同时不具有平移不变性,这限制了 Contourlet 变换在图像处理中的应用前景。

参考文献[14]根据抗混叠 Contourlet 变换及非下采样 Contourlet 变换^[15]的优点,采用抗混叠塔式滤波器组实现图像的多尺度分解,同时结合非下采样方向滤波器(NSDFB)对高频成分多方向分解,改进后的 Contourlet 变换具有抗混叠移不变特性,如图 1 所示。

抗混叠塔式滤波器组采用可分离的低通滤波器 $L_l(w)$ 和高通滤波器 $D_l(w)$ 来实现对图像的多尺度分解,其分解示意如图 2 所示。

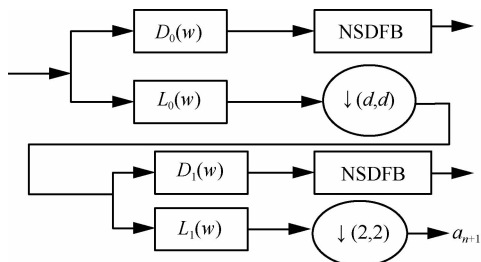


图1 抗混叠移不变 Contourlet 变换

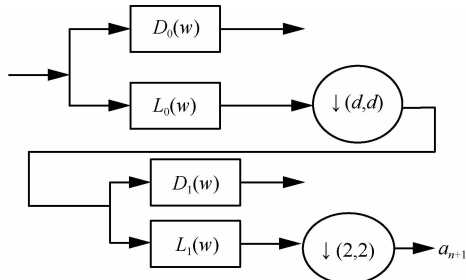


图2 抗混叠塔式滤波器组

如图2所示, $L_0(w)$ 为低通滤波器, $D_0(w)$ 为高通滤波器, 一级分解后图像可得到低频子带和高频子带; 再经 $L_1(w)$ 、 $D_1(w)$ 及抽取下采样分解上一级得到的低频子带, 在该过程中可实现图像多尺度分解, 改变了 LP 变换过程的采样和相减等操作, 因此具有抗频谱混叠能力。

NSDFB 使用了不可分离的双通道非下采样二维滤波器组, 如图3所示。其中, $U_0(z)$ 、 $U_1(z)$ 为分解滤波器, $V_0(z)$ 、 $V_1(z)$ 为重构滤波器。

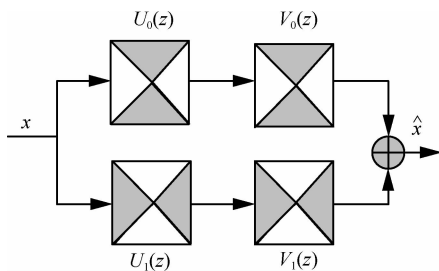


图3 非下采样滤波器组

扇形结构的非下采样滤波器组克服了传统菱形结构的滤波器频谱混叠现象, 通过 NSDFB 分解过程使各方向子带具有平移不变性。

实际应用已经证明了抗混叠移不变 Contourlet 变换能有效地抑制伪吉布斯现象, 在最稀疏表示高维奇异性的同时, 能保留更丰富的纹理细节信息。因此为使图像分解更为精细, Contourlet_BCS 的图像融合算法采用抗混叠移不变 Contourlet 变换作为 CS 的稀疏表示方法。

4 Contourlet_BCS 算法描述

4.1 低频系数融合规则

图像经抗混叠移不变 Contourlet 变换分解后, 得到低频子带系数和各方向高频子带系数。低频系数是图像的近似逼近, 它包含了图像的主要能量。因此在图像融合过程中, 一般采用低频稀疏系数的最大值进行替换, 并没有考虑到待融合图像像素间的相关性, 融合后图像在纹理细节信息处会产生模糊现象。为实现更好的融合效果, 本文的低频系数采取基于区域能量的融合规则, 即当图像 A 的区域能量大于图像 B 的区域能量时, 低频融合系数源图像 A 的低频系数所占权重更大, 为避免图像 B 信息的丢失, 图像 B 的低频系数权重小些。

如图像 A 与图像 B 在以 (x, y) 为中心、窗口大小为 3×3 的区域处的能量可分别定义如下:

$$E_A = \frac{1}{9} \sum_{a=-1}^3 \sum_{b=-1}^3 [L_A(x+a, y+b)]^2 \quad (3)$$

$$E_B = \frac{1}{9} \sum_{a=-1}^3 \sum_{b=-1}^3 [L_B(x+a, y+b)]^2 \quad (4)$$

其中, $L_A(x, y)$ 和 $L_B(x, y)$ 分别表示两个待融合图像的低频子带系数。低频系数融合规则表示如下:

$$L(x, y) = \begin{cases} p \cdot L_A(x, y) + (1-p) \cdot L_B(x, y), & E_A \geq E_B \\ (1-p) \cdot L_A(x, y) + p \cdot L_B(x, y), & E_A < E_B \end{cases} \quad (5)$$

其中, $L(x, y)$ 为融合后的低频子带系数, p ($0 < p < 1$) 为权重, 本文通过实验以取 0.8 为准。

4.2 高频系数融合规则

图像经分解后得到的高频子带系数反映的是图像的边缘、纹理等细节信息。为更好地保持融合图像的纹理细节, 采用广义高斯分布 (generalized Gaussian distribution, GGD) 模型精细化分析高频参数特性^[16]来获取融合系数, 再对高频进行加权融合。

首先计算图像 A 与图像 B 高频系数的参数特性 σ_x 、 σ_y 以及图像 A 与图像 B 对应高频系数的协方差 σ_{xy} 。广义高斯密度函数描述如下:

$$p(x; \alpha, \beta) = \frac{\beta}{2\Gamma(1/\alpha)} e^{-\left(\frac{x}{\beta}\right)^\alpha} \quad (6)$$

其中, α 描述形状, 如 $\alpha=1$ 为 Laplacian 分布, $\alpha=2$ 为高斯分布, β 描述尺度, $\Gamma(\cdot)$ 表示伽马函数。为对 GGD 进行描述, 可采用绝对矩形式。

假设存在系数向量 $x=(x_1, x_2, x_3, \dots, x_n)$, 对其进行 k 阶矩

描述如下:

$$m_k \triangleq E(|X|^k) = \beta^k \frac{\Gamma\left(\frac{(k+1)}{\alpha}\right)}{\Gamma\left(\frac{1}{\alpha}\right)}, k=1,2,\dots \quad (7)$$

当 $k=1$ 时,由式(7)可知:

$$\beta = m_1 \frac{\Gamma\left(\frac{1}{\alpha}\right)}{\Gamma\left(\frac{2}{\alpha}\right)} \quad (8)$$

为估计 α 值,可构建如下等式:

$$w = \frac{[E(|X|^k)]^l \cdot [E(|X|^m)]^n}{[E(|X|^p)]^q \cdot [E(|X|^r)]^s} \quad (9)$$

其中, k, m, p, r, l, n, q, s 为正整数, 当 $kl+mn=pq+rs$ 时, w 中只含有 α , 因此可估计 α , 为此可令: $k=l=m=n=1$, $p=2, r=1, s=0$, 可得:

$$w = f(\alpha) = \frac{m_1^2}{m_2} = \frac{\Gamma^2\left(\frac{2}{\alpha}\right)}{\Gamma\left(\frac{1}{\alpha}\right)\Gamma\left(\frac{3}{\alpha}\right)} \quad (10)$$

因此 α 可表示为:

$$\alpha = f^{-1}\left(\frac{m_1^2}{m_2}\right) \quad (11)$$

其中, m_1, m_2 可表示为:

$$m_1 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |x_i| \quad (12)$$

$$m_2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |x_i|^2 \quad (13)$$

本文在计算过程中主要提取图像高频区域的 3×3 的区域进行计算, 如此可通过广义高斯分布模型计算出图像 A 与图像 B 高频系数的参数特性 σ_x, σ_y 以及协方差 σ_{xy} 。

本文设计的高频融合规则, 定义分配权重

$$W = \frac{2\sigma_{xy}}{\sigma_x^2 + \sigma_y^2}, \text{ 本文设定阈值系数 } T=0.75, \text{ 通过上述求解}$$

可计算权重设置 $W_{\max}, W_{\min}$ 如下:

$$[W_{\max}, W_{\min}] = \begin{cases} W_{\min} = 0.5 \left(1 - \frac{1-W}{1-T}\right), W_{\max} = 1 - W_{\min}, W \geq T \\ W_{\min} = 0, W_{\max} = 1, W < T \end{cases} \quad (14)$$

通过图像 A 与图像 B 的参数特性, 可计算获取两幅

图像的高频融合系数 W_A 和 W_B , 如下:

$$[W_A, W_B] = \begin{cases} W_A = W_{\max}, W_B = W_{\min}, \sigma_x \geq \sigma_y \\ W_A = W_{\min}, W_B = W_{\max}, \sigma_x < \sigma_y \end{cases} \quad (15)$$

因此, 最终图像的高频融合系数可表示如下:

$$H(x, y) = W_A \cdot H_A(x, y) + W_B \cdot H_B(x, y) \quad (16)$$

其中, $H_A(x, y)$ 和 $H_B(x, y)$ 分别为两个待融合图像的对应高频子带系数。

4.3 图像融合算法的流程

本文的 Contourlet_BCS 图像融合算法可总结如下。

步骤 1 对融合图像 A 与图像 B 分别用分块压缩感知技术 BCS 进行分块测量, 其中稀疏基 Ψ 采用具有多尺度的抗混叠移不变 Contourlet 变换, 以更精细地表达图像信息, 得到低频子带系数和各级高频方向子带系数。

步骤 2 对低频子带系数和高频子带系数分别按式(5)、式(16)进行处理, 得到融合后的图像系数。

步骤 3 对融合后的图像系数进行抗混叠移不变 Contourlet 逆变换, 同时采用 SPL 算法进行重构, 消除“块效应”, 得到最终的融合图像。

5 实验结果与分析

5.1 评价标准

图像融合的效果不仅取决于主观评价, 更需要客观数据, 鉴于主观评价结果受自身因素影响大、说服力弱的特点, 本文结合了信息熵、标准差、平均梯度、空间频率和边缘强度几种客观评价指标来衡量融合后图像的质量。

其中, 信息熵描述了图像包含的信息量, 值越大, 图像所包含的信息量就越多; 标准差主要表示图像灰度偏离平均值的程度, 值越大, 像素灰度级分布越分散, 因此图像包含的细节信息就越丰富; 平均梯度反映了图像轮廓的清晰度, 特别是图像细节信息的变化, 值越大, 说明图像越清晰; 空间频率大小可反映出图像在空间域的活跃程度; 边缘强度信息可描述图像的边缘变化程度, 反映融合图像的模糊信息^[17]。通过这几类客观指标可较客观地描述算法融合的效果。

5.2 实验结果与分析

为了验证本文图像融合算法的性能, 本文采用了经典的 clock 左右聚焦图像进行实验, 如图 4(a)、图 4(b) 所示。对比实验采用了主成分 (PCA) 融合算法, 记为 PCA_fuse; 传统的小波图像融合算法^[4], 记为 WV_fuse; 性能优异的 Contourlet 图像融合算法^[18], 记为 Contourlet_fuse; 此外, 本



文对传统的小波融合算法结合本文的分块压缩感知进行融合,记为 WV_BCS_fuse;本文算法记为 Contourlet_BCS_fuse,本文实验环境是在 Window XP (Intel Pentium CPU G2030 @3.0 GHz,2 GB 内存)、MATLAB 7.0 环境下进行。实验结果如图 4 所示。

各算法客观评价结果见表 1。

通过图 4 融合结果和表 1 的融合客观评价指标可以看出,相对于其他算法,本文算法的融合图像清晰度较好,未造成融合图像不均匀和模糊现象,且信息持有量更大。

在信息熵、标准差、平均梯度、空间频率和边缘强度几类计算指标中,特别是通过标准差和平均梯度反映出了本文算法具有更优的纹理细节,且清晰度更好,同时信息熵也反映了本文融合结果中图像蕴含的信息量更大;此外,由 WV_fuse 与 WV_BCS_fuse、Contourlet_fuse 与本文算法的对比可以看出,通过分块压缩感知算法可以提高融合效果,这主要得益于分块处理不仅减少了计算量,同时块处理方式能进一步精细化描述细节纹理信息。总体而言,本文的图像融合算法较好,且为图像融合提供了一种新的处理方式。



(a) 右聚焦图像



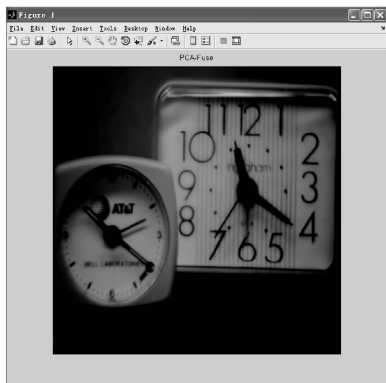
(b) 左聚焦图像



(c) WV_fuse结果



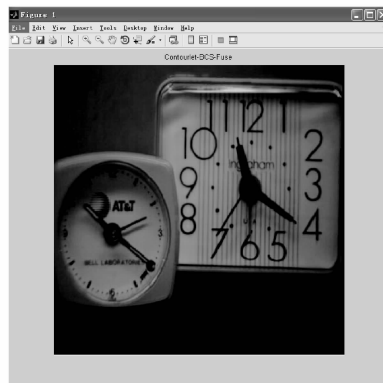
(d) Contourlet_fuse结果



(e) PCA_fuse结果



(f) WV_BCS_fuse结果



(g) 本文Contourlet_BCS_fuse结果

图 4 各算法的图像融合结果

表 1 各算法客观评价结果比较

融合方法	评价指标				
	信息熵	标准差	平均梯度	空间频率	边缘强度
WV_fuse	7.17	45.50	3.37	9.38	36.35
Contourlet_fuse	7.12	40.69	3.06	8.25	32.60
PCA_fuse	6.96	39.66	2.98	7.06	29.58
WV_BCS_fuse	7.33	78.12	4.97	14.05	54.08
Contourlet_BCS_fuse	7.37	77.70	5.22	14.10	56.49

6 结束语

本文根据图像融合特点,针对传统图像融合细节保持不足的缺陷,提出了一种新的融合 Contourlet_BCS 算法——基于抗混叠移不变 Contourlet 变换的分块压缩感知图像融合算法。在分块压缩感知过程中,采用 Contourlet 变化进行稀疏分解,其低频稀疏成分采用加权的区域能量融合规则,高频系数成分采用 GGD 模型加权融合规则,再对融合稀疏重构图像。实验结果表明,本文方法融合效果优于传统方法,且能增加更丰富的细节纹理,具有现实意义。

参考文献

1 王雷,金炜,何艳.采用冗余字典稀疏表达的红外与水汽云图融合.宁波大学学报(理工版),2014,27(3): 32~36
Wang L, Jin W, He Y. Infrared and water vapor cloud image fusion using redundant dictionary sparse representation. Journal of Ningbo University (Natural Science & Engineering Edition), 2014, 27(3): 32~36

2 徐思宁,王世立,程威敏等.多源图像融合技术研究.舰船电子工程,2014,34(7): 65~67
Xu S N, Wang S L, Cheng W M, et al. Research on multi-source image fusion technique. Ship Electronic Engineering, 2014, 34(7): 65~67

3 崔岩梅,倪国强,钟堰利等.利用统计特性进行图像融合效果分析及评价.北京理工大学学报,2000,20(1): 102~106
Cui Y M, Ni G Q, Zhong Y L, et al. Analysis and evaluation of the effect of image fusion using statistics parameters. Journal of Beijing Institute of Technology, 2000, 20(1): 102~106

4 马强,刘栋.基于最小能量小波框架的多聚焦图像融合算法.计算机与数字工程,2013,41(2): 204~207
Ma Q, Liu D. Multi-focus image fusion algorithm based on minimum energy wavelet frame. Computer and Digital Engineering, 2013, 41(2): 204~207

5 于坤林,谢志宇,原振文.改进的小波图像融合算法及应用研究.计算机与数字工程,2014(4): 592~595

Yu K L, Xie Z Y, Yuan Z W. Applications of improved wavelet image fusion algorithms. Computer and Digital Engineering, 2014(4): 592~595

6 Donoho D L. Compressed sensing. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(4): 1289~1306

7 Candès E J. Compressive sampling. Proceedings of the International Congress of Mathematicians, Madrid, Spain, 2006: 489~509

8 李光鑫,王珂.基于 Contourlet 变换的彩色图像融合算法.电子学报,2007,35(1): 112~117
Li G X, Wang K. Color image fusion algorithm using the Contourlet transform. Acta Electronica Sinica, 2007, 35 (1): 112~117

9 刘坤,郭雷,常威威.基于 Contourlet 变换的区域特征自适应图像融合算法.光学学报,2008,28(4): 681~686
Liu K, Guo L, Chang W W. Regional feature self-adaptive image fusion algorithm based on Contourlet transform. Acta Optica Sinica, 2008, 28(4): 681~686

10 Mun S, Fowler J E. Block compressed sensing of images using directional transforms. Proceedings of the International Conference on Image Processing, Cairo, Egypt, 2009: 3021~3024

11 Fowler J E, Mun S, Tramel E W. Multiscale block compressed sensing with smoothed projected landweber reconstruction. Proceedings of the European Signal Processing Conference, Barcelona, Spain, 2011: 564~568

12 李然,干宗良,朱秀昌.基于 PCA 硬阈值收缩的平滑投影 Landweber 图像压缩感知重构.中国图像图形学报,2013,18(5): 504~514
Li R, Gan Z L, Zhu X C. Smoothed projected Landweber image compressed sensing reconstruction using hard thresholding based on principal components analysis. Journal of Image and Graphics, 2013, 18(5): 504~514

13 Do M N, Vetterli M. The Contourlet transform: an efficient directional multiresolution image representation. IEEE Transactions on Image Processing, 2005, 14(12): 2091~2106

14 黄小霞,符冉迪,石大维等.一种抗混叠移不变 Contourlet 变换.宁波大学学报(理工版),2012,25(4): 29~34
Huang X X, Fu R D, Shi D W, et al. A Contourlet transform



- with anti-aliasing and shift-invariance. Journal of Ningbo University(Natural Science & Engineering Edition), 2012, 25(4): 29~34
- 15 Cunha A L, Zhou J, Do M N. The nonsubsample Contourlet transform: theory, design and application. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 18(10): 2269~2278
- 16 刘杰平, 何越盛, 韦岗. 像素域基于广义高斯分布的 WZ 帧重构方案设计. 北京邮电大学学报, 2015, 38(1): 103~107
- Liu J P, He Y S, Wei G. Design of WZ frame reconstruction technology based on generalized Gaussian distribution in pixel domain. Journal of Beijing University of Posts and Telecommunications, 2015, 38(1): 103~107
- 17 邵桂芳, 李祖枢, 成卫等. 基于视觉感知的融合图像质量评价. 计算机应用, 2004, 24(5) : 69~71
- Shao G F, Li Z S, Cheng W, *et al.* Fusion image quality evaluation method based on human perception. Computer Applications, 2004, 24(5): 69~71
- 18 Yin C Q, Huang X X, Wang W L, *et al.* Cloud image fusion

using aliasing-suppression and shift-invariance Contourlet transform. Opto-Electronic Engineering, 2014, 41(3): 82~88

[作者简介]



唐爱平,男,常州纺织服装职业技术学院创意与艺术设计学院讲师,主要研究方向为图像技术、数据库技术。



曹卉,女,河南广播电视大学现代教育技术中心讲师,主要研究方向为云计算、大数据数据分析。