

doi:10.3788/gzxb20134211.1365

一种基于块稀疏贝叶斯学习的压缩图像融合算法

刘哲, 顾淑音, 南炳炳, 李强

(西北工业大学 理学院, 西安 710129)

摘要:针对自然信号、图像中的丰富时序结构会影响基于多观测向量的压缩图像融合算法性能, 基于块稀疏贝叶斯学习, 构造了一种新的压缩图像融合算法. 该算法采用概率性方法, 利用正定矩阵模型化数据间的时序结构对图像中的时序结构进行建模, 并将其统一在多观测向量模型中, 进而通过贝叶斯规则和对超参数的估计, 获取原始图像数据的最大后验估计. 为验证该算法的有效性, 对其进行了图像融合实验. 仿真实验结果表明, 与单观测向量模型下的压缩图像融合算法相比, 所提出算法能有效降低所需的采样数量, 且对多类图像都表现出更优的融合效果.

关键词:压缩感知; 压缩图像融合; 块稀疏贝叶斯学习; 多观测向量模型; 时序结构

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1004-4213(2013)11-1365-5

A Compressive Image Fusion Algorithm Based on Block Sparse Bayesian Learning

LIU Zhe, GU Shu-yin, NAN Bing-bing, LI Qiang

(School of Science, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710129, China)

Abstract: Natural signals and images usually have rich temporal structures, which greatly influence the performance of the compressive image fusion algorithms based multiple measurement vectors. In this paper, a new compressive image fusion algorithm was investigated based on block sparse Bayesian learning. The proposed algorithm used a probabilistic approach, and constructed the temporal structures of images via the positive definite matrices under the multiple measurement vectors model. Thus, the MAP estimate of original images were obtained according to the Bayes rule and the estimation of hyperparameters. To verify the applicability of the proposed method, numerical experiments of image fusion were performed. Numerical results indicate that the proposed method can obviously reduce the sampling number required, and provide better fusion performance for many kinds of images compared to algorithms based on single measurement vector model.

Key words: Compressed sensing; Compressive image fusion; Block sparse Bayesian learning; Multiple measurement vectors; Temporal structure

0 引言

压缩感知理论^[1,2] (Compressed Sensing, CS) 突破了奈奎斯特采样定理的限制, 为信号采集和处理提供了新思路^[4,5]. 在 CS 理论下的图像融合, 其主要思想是: 首先分别对输入的源图像进行压缩采样, 并在感知域上进行图像融合, 然后将融合观测进行重构, 得到源图像的融合图像. 这一融合模型有效

降低计算复杂度, 节省所需存储空间. 因此, 近年来, 压缩图像融合算法引起了学者们的研究热潮. 文献 [3] 比较分析了在傅里叶变换域下的三种采样模式: 星形采样, 双星采样以及星环采样. 提出了一种基于双星采样模式的绝对观测值取大的压缩图像融合算法, 采用最小化全变差 (Total Variation, TV) 方法对融合观测值进行图像重构. 文献 [6] 基于 SBHE (Scrambled Block Hadamard Ensemble, SBHE) 采

基金项目: 国家自然科学基金 (No. 61071170) 资助

第一作者: 刘哲 (1970—), 女, 教授, 博士, 主要研究方向为图像处理、信息融合及压缩感知等. Email: liuzhe@nwpu.edu.cn

通讯作者: 顾淑音 (1989—), 女, 硕士研究生, 主要研究方向为图像处理、信息融合及压缩感知等. Email: gushuyinreg@163.com

收稿日期: 2013-03-13; 录用日期: 2013-06-28

样算子^[7],提出了一种块CS的观测值熵加权平均的压缩图像融合算法,采用梯度投影(Gradient Projection for Sparse Reconstruction, GPSR)法重构融合图像.文献[8]针对DCT变换域内系数的能量分布特点,采用放射状的采样模式,通过最小全变差方法重构的CS图像融合算法.上述算法均获得较好的融合效果.但是,目前这些算法主要是在单观测向量(Single Measurement Vector, SMV)模型下重构融合图像,而在现实中存在大量的多观测向量(Multiple Measurement Vectors, MMV)情形.因此,进一步研究在MMV模型下重构融合图像具有更加现实的意义.

MMV模型是CS理论中SMV模型的推广形式.在MMV模型中,关键假设是源数据具有共同稀疏性.然而,在实际应用中,很难获取多个观测向量具有共同稀疏性,其主要原因是实际数据的稀疏性结构具有时序结构.

自然信号或图像中含有丰富的时序结构,且对MMV模型下的算法性能影响较大^[9].在MMV算法中,贝叶斯算法可以获得较好的重构性能,而稀疏贝叶斯学习(Sparse Bayesian Learning, SBL)算法是贝叶斯算法中重要的一类.基于SBL的重构算法能更好地获取CS数据中图像信息,其优势在于全局最优解总是最稀疏的^[10].Zhang等^[11]针对源信号间的时序结构性,提出了块稀疏贝叶斯学习(Block Sparse Bayesian Learning, BSBL)框架,有效提高了重构算法的性能.本文在前人工作的基础上,提出了一种基于BSBL的压缩图像融合算法.

1 块稀疏贝叶斯学习

在CS理论下,融合图像重构问题转化为求解最稀疏解问题^[12].文献[13]提出在MMV模型下恢复稀疏信号,描述了一些MMV模型下的重构算法,比如:MMV模型下匹配追踪(MMV Matching Pursuit, M-MP)算法,MMV模型下正交匹配追踪(MMV Orthogonal Matching Pursuit, M-OMP)算法,MMV模型下FOCUSS(Focal Underdetermined System Solver)算法^[14]等.

基于MMV模型的算法中,大多算法都聚焦于利用数据间的空间结构,而忽略了时序结构.然而,实际中的源数据具有丰富的时序结构,并且它对重构算法的性能有一定的影响^[9].因此,文献[11]提出了BSBL框架.BSBL框架是针对数据间时间相关性实现数据高效重构的概率性方法,其主要思想是利用正定矩阵 B 模型化数据间的时变性,通过贝叶斯规则和对超参数的估计,获取数据最大后验估计.

首先,假设所有原数据 \mathbf{X}_i ($\forall i$)是相互独立的,且每一个 \mathbf{X}_i 都服从高斯分布.即

$$p(\mathbf{X}_i; \gamma_i, \mathbf{B}_i) \sim N(0, \gamma_i \mathbf{B}_i), i=1, \dots, M \quad (1)$$

式中 γ_i 为非负超参量,控制数据 \mathbf{X} 的行稀疏度. \mathbf{B}_i 为正定矩阵,模型化 \mathbf{X}_i 间的时间相关性.

其次,设定 $\mathbf{y} = \text{vec}(\mathbf{Y}^T) \in \mathbf{R}^{NL \times 1}$, $\mathbf{D} = \varphi \otimes I_L$, $\mathbf{x} = \text{vec}(\mathbf{X}^T) \in \mathbf{R}^{ML \times 1}$, $\mathbf{v} = \text{vec}(\mathbf{V}^T)$,则块稀疏模型为

$$\mathbf{y} = \mathbf{D}\mathbf{x} + \mathbf{v} \quad (2)$$

假设噪音向量 \mathbf{v} 中元素服从高斯分布,即

$$p(v_i) \sim N(0, \lambda) \quad (3)$$

式中 v_i 表示 \mathbf{v} 中第 i 个元素, λ 表示方差.

于是对式(3)有

$$p(\mathbf{y} | \mathbf{x}; \lambda) \sim N_{y|x}(\mathbf{D}\mathbf{x}, \lambda \mathbf{I}) \quad (4)$$

给定 \mathbf{x} 的先验分布

$$p(\mathbf{x}; \gamma_i, \mathbf{B}_i, \forall i) \sim N_x(0, \Sigma_0) \quad (5)$$

式中

$$\Sigma_0 = \begin{pmatrix} \gamma_1 \mathbf{B}_1 & \cdots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & \gamma_M \mathbf{B}_M \end{pmatrix}$$

通过贝叶斯规则,可得到

$$p(\mathbf{x} | \mathbf{y}; \lambda, \gamma_i, \mathbf{B}_i, \forall i) = N_x(\mu_x, \Sigma_x) \quad (6)$$

式中 μ_x 表示均差, Σ_x 表示方差矩阵.

因此,给定超参量 $\lambda, \gamma_i, \mathbf{B}_i, \forall i$,由式(7)

$$\mathbf{x}^* \triangleq \mu_x = \Sigma_0 \mathbf{D}^T (\lambda \mathbf{I} + \mathbf{D} \Sigma_0 \mathbf{D}^T)^{-1} \mathbf{y} \quad (7)$$

可获得 \mathbf{x} 的最大后验估计 \mathbf{x}^* .

为验证BSBL算法的重构效果,选取医学图像MR-head进行实验,与压缩采样匹配追踪(Compressive Sampling Matching Pursuit, CoSaMP)算法和MMV模型下的FOCUSS算法相比较.将图像在离散小波变换域下进行稀疏化,采用随机观测矩阵压缩观测,采样率为50%.从图1中数据可知:基于BSBL重构算法的PSNR值比MFOCUSS重构算法高出1.08 dB,比CoSaMP重构算法高出4.71 dB,且三种算法的时间复杂度大致相同.

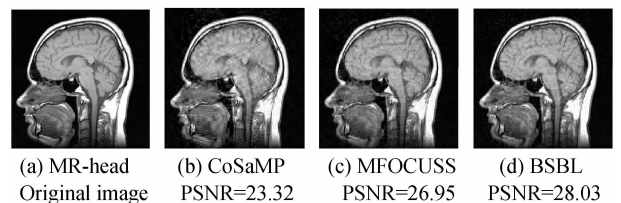


图1 不同算法下重构效果比较

Fig. 1 Reconstruction performance of different algorithms

2 块稀疏贝叶斯压缩图像融合算法

近年来,已有一些CS融合算法^[5-6,8]被相继提出,实验结果都验证了CS融合的有效性.为了实现高效重构,本文将统计学方法引入到CS融合算法,

在 MMV 模型下,针对数据间的时序结构性,采用基于概率模型的 BSBL 方法,提出一种新的压缩图像融合算法.首先将待融合图像进行离散小波变换,采用随机观测矩阵获取 CS 观测向量;然后对 CS 观测向量进行小波分解,对小波分解近似系数和细节系数进行加权融合,得到融合压缩观测向量;最后通过 BSBL 方法重构融合图像.具体步骤为:

1)采用随机观测矩阵获取输入图像在离散小波变换域(Discrete Wavelet Transform,DWT)内的压缩观测值 $y_i(1 \leq i \leq n)$ (DWT 变换使图像稀疏化);

2)将压缩观测值进行小波分解,分为两部分:近似系数 $A_i(1 \leq i \leq n)$ 和细节系数 $D_i(1 \leq i \leq n)$;

3)在压缩感知域上,分别对近似系数和细节系数采用以下融合规则进行融合 $A = \sum_{i=1}^n \alpha_i A_i, D = \sum_{i=1}^n \beta_i D_i$;其中,权重系数 $\alpha_i = \frac{|A_i|}{\sum_{i=1}^n |A_i|}, \beta_i = \frac{|D_i|}{\sum_{i=1}^n |D_i|}$;

4)用 BSBL 算法重构融合图像.

3 实验结果及分析

为验证本文算法的有效性,分别选取 256×256 的多聚焦图像、医学图像和遥感图像进行实验,并与文献[3]和基于 CoSaMP 的压缩图像融合算法进行对比,实验结果见图2,其中采样率均为 50%,待融

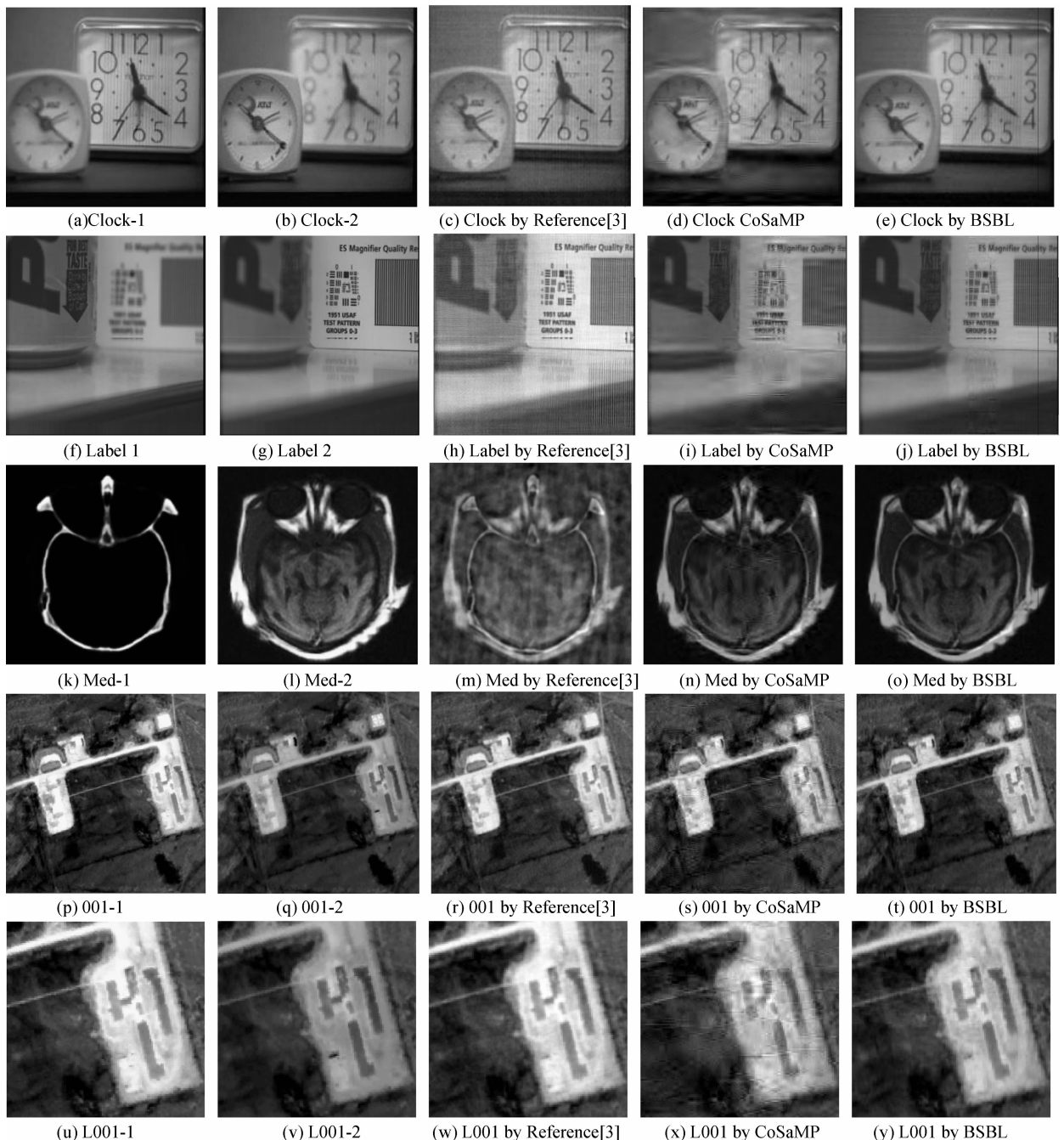


图2 不同算法下融合效果比较
Fig. 2 Fusion performance of different algorithms

合图像(a)、(b)和(f)、(g)分别表示同一场景不同聚焦的多聚焦图像;(k)、(l)表示不同模态的CT和MRI医学图像;(p)、(q)表示全光谱和多光谱的遥感图像;(u)、(v)表示局部遥感图像. 实际应用中, 评价图像融合效果的优劣是一个复杂问题. 大多情况下, 从主观视觉上分析, 然而为了更准确评价图像融合效果, 本文还从客观评价指标上进行对比分析.

3.1 主观视觉分析

在视觉效果上, 从清晰度、对比度和保留细节三方面进行分析. 从图2中可看出: 本文融合图像(e)和(j)分别包含了待融合图像(a)、(b)和(f)、(g)中大多数细节信息, 相比于融合图像(d)和(i), 视觉上更平滑, 且比融合图像(c)和(h)具有更高的清晰度; 融合图像(o)相比于待融合图像(k)和(l), 包含了较多的信息, 比融合图像(n)包含了更多的细节信息, 且比融合图像(m)具有更高的对比度. 同样对比遥感图像融合实验结果中各图像, 可得到相似结果.

3.2 客观指标分析

为了更准确评价融合图像效果, 本文从互信息(Mutual Information, MI)、结构化相似度 Q 及均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)三个客观指标进行对比分析. 其中, 互信息MI体现待融合图像与融合后图像的信息相关性, MI值越大融合效果越好^[15]; 指标 Q 在 $[-1, 1]$ 之间取值, 越接近于1表示融合图像与原图像的结构化相似度越高, 融合效果越好^[15]. 表1中显示, 本文算法客观指标值均优于其余两种算法, 意味着本文算法的融合结果包含较多的细节信息, 具有较好的融合效果; 随采样率 r 增加, 文献[3]客观指标值变化不大, 且MI值和 Q 值均低于本文算法. 对于遥感图像, 从表1中可知: 本文算法和文献[3]客观指标均优于基于CoSaMP的压缩图像融合算法. 尽管随采样率增加, 本文算法客观指标值仅稍优于文献[3], 但从图2局部遥感图像融合结果中可看出, 本文算法融合图像具有较高清晰度, 且保留更多细节信息.

表1 不同算法、不同采样率下图像融合效果比较

Table 1 Fusion performance of different algorithms with different sampling rate

Results	MI	Q			RMSE					
		Reference[3]			Reference[3]					
		Reference[3]	CoSaMP	BSBL	Reference[3]	CoSaMP	BSBL			
Images	r									
Clock	50%	5.664 5	5.185 3	6.304 7	0.790 4	0.736 7	0.841 3	8.501 8	9.561 8	6.800 9
	60%	5.750 5	5.657 0	6.589 0	0.796 6	0.781 0	0.870 2	8.468 7	8.281 8	6.486 9
	80%	5.832 8	6.330 7	6.913 6	0.802 0	0.844 8	0.909 0	8.460 7	6.838 5	6.278 1
Label	50%	4.591 2	4.862 3	5.700 0	0.719 1	0.727 4	0.821 6	9.799 1	10.004 1	7.876 1
	60%	4.652 5	5.320 5	5.971 8	0.732 3	0.781 5	0.851 5	9.718 5	8.624 6	7.414 0
	80%	5.346 8	5.817 5	6.367 0	0.789 6	0.831 5	0.880 5	9.019 4	7.677 9	7.193 3
Med	50%	1.710 6	2.548 0	3.341 9	0.428 9	0.530 5	0.670 8	51.034 5	40.441 4	40.072 2
	60%	1.714 2	2.914 1	3.645 7	0.429 6	0.578 2	0.710 4	51.033 9	40.184 2	40.039 8
	80%	1.717 4	3.299 7	3.880 4	0.430 6	0.640 6	0.733 2	51.031 1	40.070 7	40.024 0
Romote 001	50%	5.377 5	4.076 8	5.493 5	0.893 3	0.725 1	0.901 9	15.894 7	17.565 7	14.434 4
	60%	5.704 1	4.559 3	5.865 9	0.914 6	0.800 6	0.927 9	15.505 0	16.112 7	14.028 1
	80%	6.187 4	5.330 6	6.393 0	0.935 4	0.888 5	0.953 7	15.032 9	14.644 2	13.662 2

为进一步分析融合图像效果与采样率的关系, 以多聚焦clock图像为例, 给出了三种算法下融合图像的MI值、 Q 值随采样率变化的曲线图. 从图3

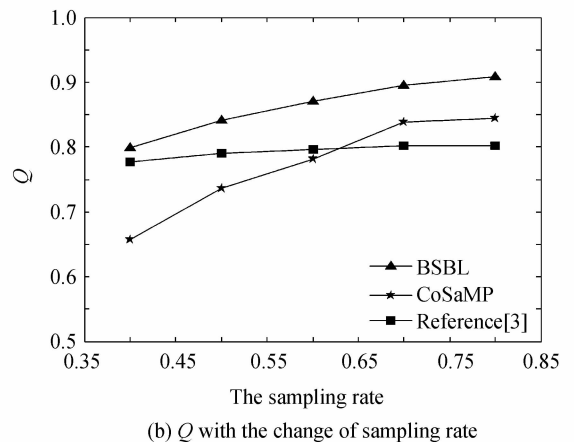
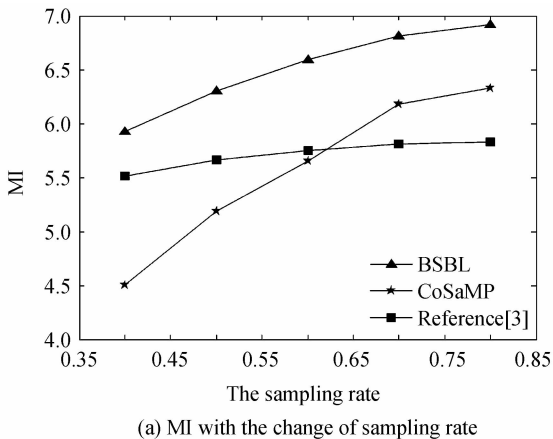


图3 不同算法下客观评价指标随采样率变化曲线图
Fig. 3 Performance of different algorithms with the change of sampling rate

可以看出,三种算法的 MI 值和 Q 值随采样率增大都逐渐增大,即随采样率的增加,三种算法的融合效果都逐渐提高,且本文算法的融合效果明显优于其它两种算法.要达到同样的融合效果,本文算法所需采样率更低.

4 结论

压缩图像融合算法的研究是一个相当活跃的课题.本文研究了在 MMV 模型下重构融合图像,针对 MMV 模型下信号间存在的时序结构性,详细讨论了块稀疏贝叶斯学习方法.在此基础上,提出一种有效的压缩图像融合算法,且应用所提算法进行实验,取得很好的实验效果,验证了本文算法的有效性.

参考文献

- [1] DONOHO D L. Compressed sensing[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2006, **52**(4): 1289-1306.
- [2] BARANIUK R. Compressive sensing [J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2007, **24**(4): 118-121.
- [3] WAN T, CaNAGARAJAH N, AchIM A. Compressive image fusion[C]. Proceedings of International Conference on Image Processing. 2008, pp. 1308-1311.
- [4] FU Ran-di, JIN Wei, YE Ming, *et al.* Cloud image fusion using compressed sensing in aliasing-free contourlet domain [J]. *Acta Photonica Sinica*, 2011, **40**(6): 955-960.
符冉迪, 金炜, 叶明, 等. 抗混叠轮廓波域采用压缩感知的云图融合方法[J]. *光子学报*, 2011, **40**(6): 955-960.
- [5] XU Jian, CHANG Zhi-guo. Self-adaptive image sparse representation algorithm based on clustering and its application [J]. *Acta Photonica Sinica*, 2011, **40**(2): 316-320.
徐健, 常志国. 基于聚类的自适应图像稀疏表示算法及其应用[J]. *光子学报*, 2011, **40**(2): 316-320.
- [6] LUO X, ZHANG J, YANG J, *et al.* Image fusion in compressed sensing [C]. Proceedings of International Conference on Image Processing. 2009, pp. 2205-2208.
- [7] GAN L, DO T T, TRAN T D. Fast compressive imaging using scrambled block hadamard ensemble, www-dsp.rice.edu.
- [8] HAN Juan-juan, Otmar Loffeld. Multi-image fusion based on compressive sensing [C]. Proceedings of International Conference on Audio Language and Image Processing (ICALIP). 2010, pp. 1463-1469.
- [9] ZHANG Z, RAO B D. Sparse signal recovery in the presence of correlated multiple measurement vectors[D]. in Proc. 35th Int. Conf. Acoust., Speech, Signal Process. (ICASSP 2010), Dallas, TX, 2010, pp. 3986-3989.
- [10] WIPF D P, RAO B D. Sparse bayesian learning for basis selection[J]. *IEEE Trans Signal Process*, 2004, **52**(8): 2153-2164.
- [11] ZHANG Zhi-lin, RAO B D. Sparse signal recovery with temporally correlated source vectors using sparse bayesian learning[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2011, **5**(5): 912-926.
- [12] LIU Zhe, ZHANG He-ni, ZHANG Yong-liang, *et al.* Image reconstruction based on weak selected regularized orthogonal match pursuit algorithm[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2012, **41**(10): 1217-1221.
刘哲, 张鹤妮, 张永亮, 等. 基于弱选择正则化正交匹配追踪的图像重构算法[J]. *光子学报*, 2012, **41**(10): 1217-1221.
- [13] COTTER S F, RAO B D, ENGAN K. Sparse solutions to linear inverse problems with multiple measurement vectors [J]. *IEEE Trans. Signal Process*, 2005, **53**(7): 2477-2488.
- [14] GORODNITSKY I, RAO B D. Sparse signal reconstruction from limited data using FOCUSS: A re-weighted minimum norm algorithm[J]. *IEEE Trans Signal Process*, 1997, **45**(3): 600-616.
- [15] MUMTAZ A, MAJID A. Genetic algorithms and its application to image fusion [C]//Proceedings 4th IEEE International Conference on Emerging Technologies, Rawalpindi, paistan: IEEE, 2008, 6-10.