

基于压缩感知原理的图像融合新方法^①

李 新^② 秦世引

(北京航空航天大学自动化科学与电气工程学院 北京 100191)

摘 要 研究了新兴的压缩感知(CS)理论在图像融合中的潜在应用,针对已有图像融合方法容易导致融合图像的亮度过高、与源图像的对比度不能保持一致,且伴有明显条纹出现等的缺点,提出了一种新的基于 CS 原理的图像融合方法,该方法用基于压缩测量值标准偏差(SD)的自适应加权平均融合算子对各待融合图像在 CS 域的投影测量值进行融合,再经总变分优化算法对融合测量值进行重构而得到融合图像。为验证该方法的有效性,进行了多组不同类型传感器所获图像的融合实验,主观视觉分析和客观评价指标的统计结果均表明,该算法在有效抑制图像中条纹现象发生的同时从原始图像提取了更多的有用信息,显著增强了图像的清晰度,取得了更好的视觉效果,从而展示了 CS 技术在图像融合方面的突出效果和应用潜力。

关键词 压缩感知(CS), 图像融合, 标准偏差(SD), 融合算子, 总变分优化

0 引 言

图像融合就是通过某种算法将不同传感器获取的同一个场景的多个成像信息融合为一幅新图像,融合后的图像具有比源图像更丰富、更精确的信息,更适合人类视觉及计算机检测、分类、识别、目标定位、情景感知等处理^[1]。目前传统的融合算法种类繁多,其中近几年占主流地位的为基于多分辨率分析的融合,如金字塔融合、离散小波变换融合等^[2-5]。通常,基于小波变换的融合的效果优于金字塔融合,但是小波变换仍然不是图像的最佳稀疏表达方式。另外,所有这些方法的融合过程都需要待融合图像的先验结构信息。为克服以上算法存在的缺陷,本文提出了一种基于压缩感知(compressive sensing, CS)原理的图像融合新方法。CS 的概念是在 2006 年由 Candes 和 Donoho 在相关研究的基础上正式提出的,它指出,如果一个信号是稀疏的,那么我们就能够以远低于奈奎斯特频率的少量随机采样点完美重建原始信号^[6,7]。CS 是数据采样同时实现压缩的新理论、新技术,具有低采样速率、低能量消耗和低

计算复杂度的特性,它的这些优点为图像融合的研究提供了新思路。

Wan 等^[8]首次提出了基于简单的绝对值取大(maximum of absolute values, MAV)融合规则的 CS 图像融合方法,取得了一定的效果,但得到的融合图像的亮度过高,其对比度也不能与源图像保持一致,并伴有明显的条纹出现。本文给出的 CS 域的图像融合算法首先将待融合图像变换到傅立叶稀疏基下,并采用星型采样模式^[9]获得各图像的投影测量值,然后用一种新的基于压缩测量值标准偏差(standard deviation, SD)的自适应加权平均融合算子对其进行融合,最后通过最小总变分(total variation, TV)恢复算法对融合测量值进行重构得到融合图像。与文献[8]相比,本文算法得到的融合图像能取得更好的视觉效果,其客观评价指标的统计结果也表明,它在保证能够从原始图像提取更多信息的同时,在较大程度上增强了图像边缘的清晰度并有效抑制了条纹现象的发生,取得了更加理想的融合质量。本研究进行的仿真实验也进一步证明了 CS 技术与图像融合相结合的有效性及其潜在优势。

① 863 计划(2008AA12A216)和国家自然科学基金(60875072)资助项目。

② 女,1981 年生,博士;研究方向:图像处理与模式识别;联系人, E-mail: jianxin@asec.buaa.edu.cn
(收稿日期:2010-09-02)

1 CS 的思想原理及其对改进图像融合方法的启示

—长度为 N 的一维离散时间信号 x , 它可以表示为一组标准正交基的线性组合

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

$N \times N$ 的基矩阵 $\Psi = [\psi_1 | \psi_2 | \cdots | \psi_N]$, ψ_i 为列向量, 其中, $N \times 1$ 的列向量 α 是 x 的加权系数序列。可见, α 是 x 的等价表示。如果 α 只有 K 个非零系数, 当 $K \leq N$ 时, 则称信号 x 是稀疏的或可压缩的, α 为 x 的 K 稀疏表示。而在 CS 编码测量中, 并不是直接测量稀疏信号 α 本身, 而是得到测量值

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

$y \in R^M$, Φ 为 $M \times N$ 的测量矩阵。将式(1)代入式(2), 得

$$y = \Phi\Psi\alpha = \Theta\alpha \quad (3)$$

式中 $\Theta = \Phi\Psi$ 为 $M \times N$ 的矩阵。压缩感知的测量过程如图 1 所示^[10-12]。由于测量值 y 的维数 M 远远小于信号的维数 N , 使得式(3)的逆问题的求解成为一个病态问题, 但是 Candes^[13,14] 等指出, 如果矩阵 Θ 满足约束等距性条件 (restricted isometry property, RIP), 同时, $M \geq K \log(N/K)$, 那么原始 K 稀疏信号 x 就可通过求解某种最优化问题由测量值完美重构。

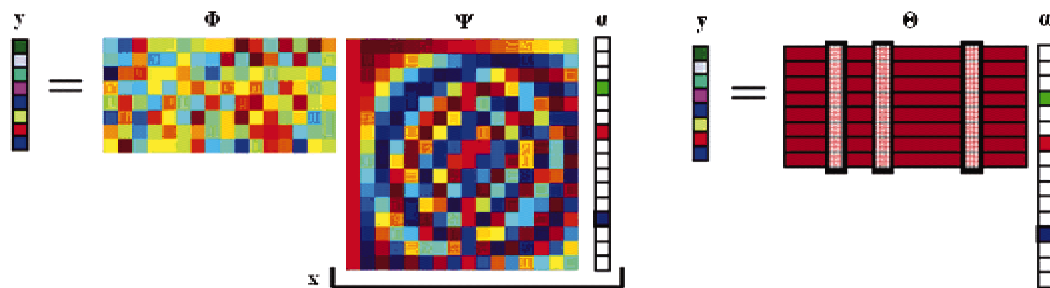


图 1 压缩感知的测量过程

综上, CS 理论的主要思想是利用观测矩阵 Φ , 将一个在某个正交基 Ψ (如快速傅立叶变换 (FFT)、离散余弦变换 (DCT) 等) 上稀疏或可压缩的高维信号 $x \in R^N$ 投影到 M 维的低维空间上, 并证明了这样的投影测量值保持了信号的原始结构, 包含了重建信号的足够信息, 并可以利用这些投影值通过数值最优化问题以很高的概率准确重建原始信号。即 CS 是一种能够用少量测量值实现信号准确恢复的数据采集、编解码理论, 所以对于处理大规模稀疏或可压缩数据具有十分重要的意义, 目前已广泛应用于数据压缩^[15,16], 无线通信^[17] 和压缩成像^[18,19] 等。

基于以上对 CS 理论的优点的分析, 本文将它与图像融合技术相结合, 提出了基于 CS 原理的图像融合新算法。由于信号的投影测量数据量远远小于传统采样方法所获的数据量, 因此, 仅对于得到的少量测量数据进行融合将在节省存储空间、减少融合运算的计算资源开销等方面具有明显优势, 对改进计算量庞大的像素级图像融合算法有其实意义。另外, 在常规的小波融合过程中, 需要针对低、高频分解图像的不同特点分别采用不同的融合算子, 而在 CS 域下仅需对图像的压缩测量值进行融合计算即可, 所以它在降低计算复杂度方面又有其

独特的优越性。最后, 基于 CS 理论的数据投影测量值的获取不需要知道观测信号的任何先验结构信息, 也就是说 CS 下的图像融合不需预知待融合图像的先验信息, 因而有助于提高计算效率。

2 基于 CS 的图像融合策略和实现算法

当前, 基于各种小波的多分辨率分析的方法仍然是图像融合的主流算法, 但是, 对于小波域的融合仍然存在着它的缺点。由于图像的小波低频和高频分解系数具有其不同的物理意义, 代表了主要能量的低频部分保留了物体的总体形状特征, 反映了图像的轮廓, 而高频波段则表征了图像的细节信息, 如边缘、线条及区域边界等, 因此, 为获得视觉特性更佳、细节更丰富突出的融合效果, 不同尺度、不同方向甚至同一尺度的不同局部区域均需根据这些先验知识采用不同的融合规则进行处理, 以充分发掘被融合图像的互补及冗余信息, 有针对性地突出和强化感兴趣的特征和细节信息。而基于 CS 原理的融合方法则不需预知待融合图像的任何先验结构信息, 仅需对图像的压缩测量值进行融合计算即可, 所以, 它在降低计算复杂度、提高计算效率方面具有明

显的优势。另外,具有低采样速率、低能量消耗特性的 CS 理论的信号投影测量采样点远低于奈奎斯特频率的采样数据量,能够节省存储空间、减少计算开销,这些优点也为图像融合的研究开辟了新的途径。

由 CS 理论可知,一幅图像在 CS 域的投影测量值能够保持其信号的原始结构,也包含了重建图像所需要的足够特征信息,因此,文献[8]选取了在小波域被广泛应用的绝对值取大(MAV)的融合策略进行 CS 域的图像融合,实验证明这种简单的融合算法虽然取得了一定的效果,但是有其片面性。它会导致下述结果:融合图像的亮度过高,其对比度也不能与原图像保持一致;容易引起高低频边缘的失真,并伴有明显的条纹现象发生;在两幅源图像质量差别较大的地方,会有明显的融合痕迹出现。考虑到图像的标准偏差(SD)反映了其灰度相对于灰度均值的离散程度,其定义为^[20]

$$SD = \sqrt{\frac{1}{R \times C} \sum_{i=0}^{R-1} \sum_{j=0}^{C-1} (I(i,j) - \bar{I})^2} \quad (4)$$

其中

$$\bar{I} = \frac{1}{R \times C} \sum_{i=0}^{R-1} \sum_{j=0}^{C-1} I(i,j) \quad (5)$$

式中, $I(i,j)$ 为图像在 (i,j) 处的像素值, R, C 分别为图像的宽度和高度。标准偏差越大,说明图像的明暗反差程度(灰度对比度)越高,亮度变化越大,包含的信息量也越多,目视效果越好,由此本文提出了一种新的基于标准偏差的自适应加权平均融合算子用于对 CS 域的图像投影测量值进行融合,然后再对得到的融合测量值进行重构,得到最终融合图像。

信号的重构算法是 CS 理论的核心,它是指由 M 次测量向量 y 恢复长度为 $N(M \leq N)$ 的稀疏信号 x 的过程。当前主要的重构算法有最小 l_1 范数法、匹配追踪(matching pursuit, MP)系列算法等。最小 l_1 范数法适合一维信号的恢复^[9,13,14];MP 系列算法,如正交匹配追踪、正则正交匹配追踪、压缩采样匹配追踪算法等,对于维数较低的小尺度信号问题运算速度很快,但是对于存在噪声的大尺度信号问题,重构结果不是很精确,也不具有鲁棒性^[21,22]。Candes 等从大量自然图像的离散梯度都是稀疏的角度出发提出了更适合二维图像重构的最小总变分优化算法^[23,24],其模型如下:

$$\text{Min}TV(\mathbf{x})$$

$$\text{subject to } \|\Phi\mathbf{x} - \mathbf{y}\|_2 \leq \varepsilon \quad (6)$$

目标函数 $TV(\mathbf{x})$ 为图像的离散梯度之和,这种方法

可以有效地解决图像压缩恢复问题,恢复结果精确而且鲁棒,所以也是本文选用的重构算法。

本文给出的基于标准偏差的压缩图像融合新算法的具体实现流程如表 1 所示,其仿真结果证明,它大大改进了文献[8]的融合效果。

表 1 基于标准偏差的压缩图像融合算法

基于标准偏差的压缩图像融合新算法	
输入: 图像 A ; 图像 B	
输出: 融合图像 F	
1. 将图像 A 和 B 进行傅立叶变换并分别向量化	
	$\mathbf{A} = (a_1, a_2, \dots, a_N)^T$
	$\mathbf{B} = (b_1, b_2, \dots, b_N)^T$
2. 在傅立叶域通过星型采样模式构造 $M \times N$ 的测量矩阵 Φ ;	
3. 分别计算图像 A 和 B 的压缩测量值 $\mathbf{X}$ 和 $\mathbf{Y}$	
	$\mathbf{X} = (x_1, x_2, \dots, x_M)^T = \Phi\mathbf{A}$
	$\mathbf{Y} = (y_1, y_2, \dots, y_M)^T = \Phi\mathbf{B}$
4. 根据式(4)和式(5)计算 $\mathbf{X}$ 和 $\mathbf{Y}$ 的标准偏差 sd_x 和 sd_y ;	
5. 基于标准偏差 sd_x 和 sd_y 分别计算 $\mathbf{X}$ 和 $\mathbf{Y}$ 的归一化自适应加权融合算子 w_x 和 w_y	
	$w_x = sd_y / (sd_x + sd_y)$
	$w_y = sd_x / (sd_x + sd_y)$
6. 计算融合压缩测量值 $\mathbf{Z} = (z_1, z_2, \dots, z_M)^T$	
	$z_i = w_x \times x_i + w_y \times y_i, \quad i = 1, 2, \dots, M$
7. 利用 $\mathbf{Z}$ 通过最小总变分恢复算法重构融合图像 F'	
	$\text{Min}TV(F')$
	subject to $\ \Phi F' - \mathbf{Z}\ _2 \leq \varepsilon$
8. 将 F' 进行傅立叶逆变换得到融合图像 F 。	

3 仿真实验结果与比较分析

为验证算法的有效性,本项研究仿真实验了多组不同传感器类型图像的融合,并将其结果与文献[8]的方法和传统的基于小波多分辨分析的融合结果分别进行了对比和分析。为表达方便,以下称小波方法为 Wavelet,文献[8]的方法为 CS-MAV,本文方法为 CS-SD。第 1-4 组实验(图 2 - 图 5)均为可见光与红外图像的融合,第 5 组实验(图 6)为左聚焦和右聚焦图像的融合,第 6 组(图 7)为电子计算机 X 线断层扫描(computed tomography, CT)和磁共振(magnetic resonance imaging, MRI)医学图像的融合。从主观视觉效果上看,CS-MAV 方法的融合,均有明显的条纹现象出现,图像的整体亮度过高,对比度不能与融合前的图像保持一致,且在两幅源图像质量差别较大的地方,伴有明显的融合痕迹出现;

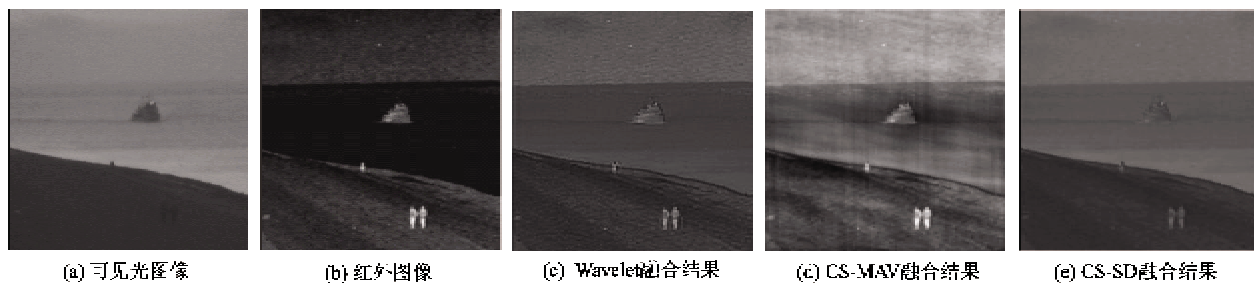


图2 第1组结果

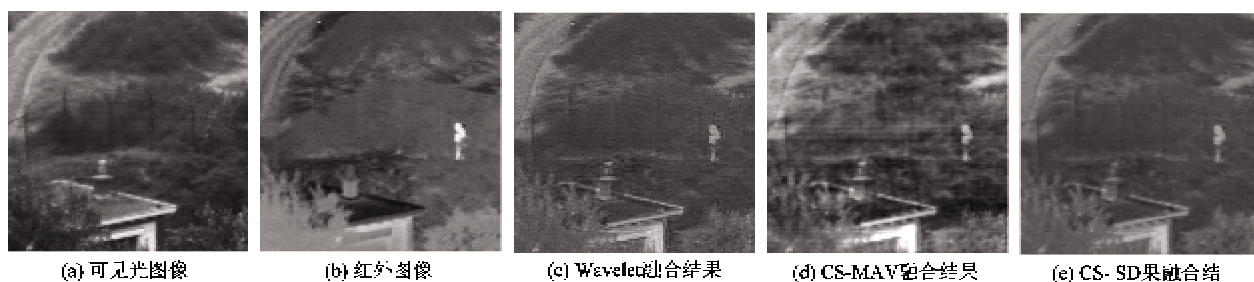


图3 第2组结果

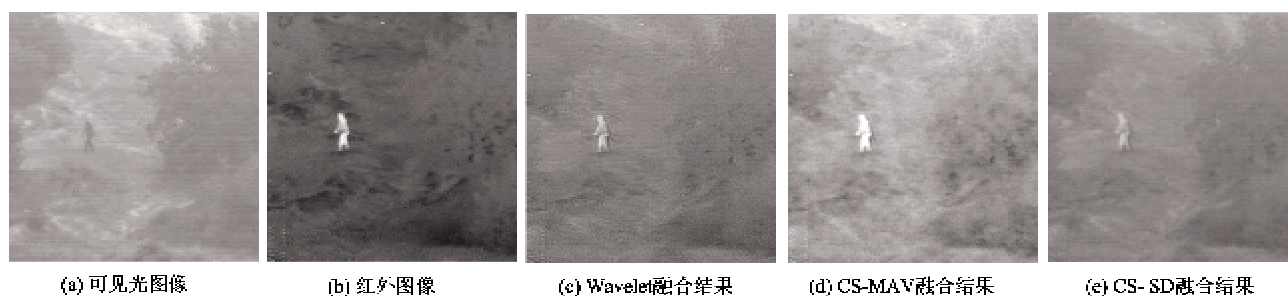


图4 第3组结果

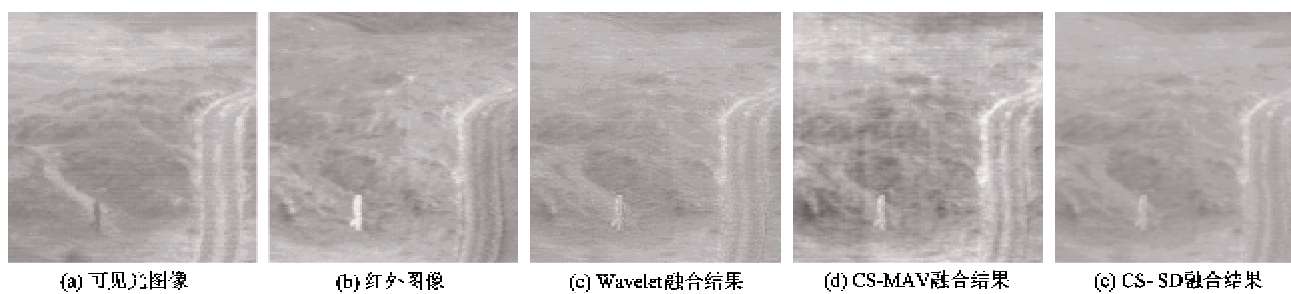


图5 第4组结果

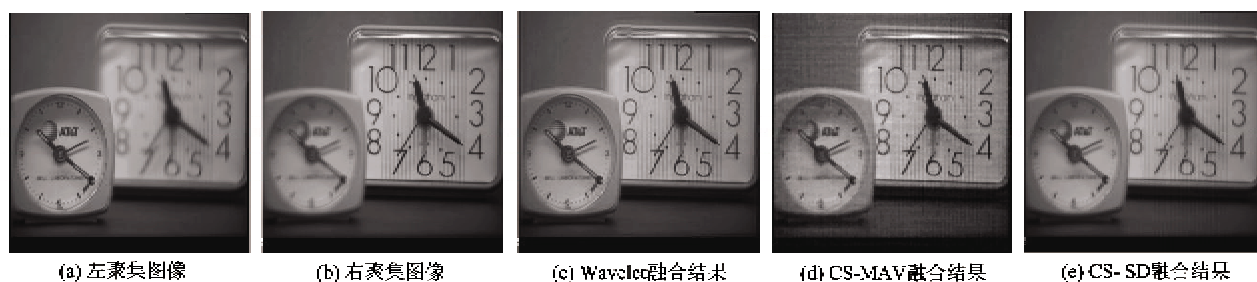


图6 第5组结果

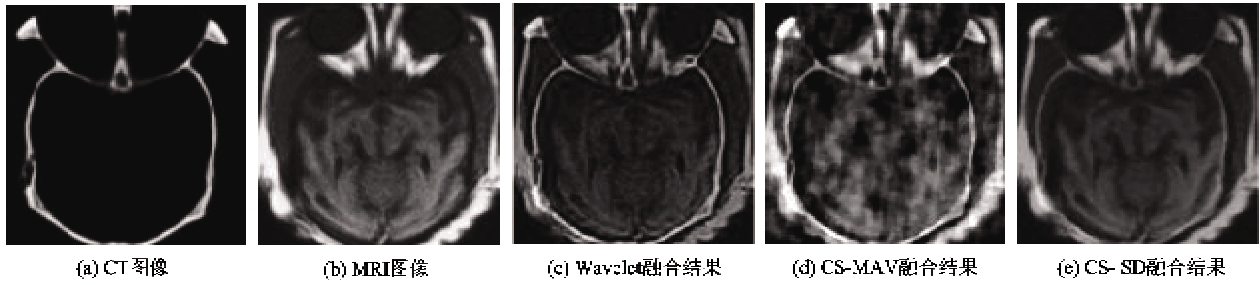


图7 第6组结果

而 CS-SD 方法的融合,这 6 组结果均与传统小波多分辨分析的方法获得了一致的融合效果,它们在有效地抑制了条纹现象出现的同时较大程度地增强了图像的清晰度,显示了更加理想的视觉质量。

本文从等效视数 (equivalent number of looks, ENL)、互信息 (mutual information, MI) 和相关系数 (correlation coefficient, CC) 等三个图像融合质量客观评价指标^[25]进一步对 CS-SD 算法进行了效果评估,以展示其合理与可行性。其中,等效视数 (ENL) 用来衡量噪声的抑制效果、边缘的清晰度和图像的保持性,等效视数越大,说明融合图像抑制噪声的能力越强,视觉效果越好;互信息 (MI) 用来衡量融合图像从源图像中继承信息的多少,互信息越大,说明融合图像从源图像中提取的信息越多,其融合的效果也越好;相关系数 (CC) 反映了两幅图像的相关程度,其值越接近于 1,表示图像的接近度越好,本文提出了联合相关系数这个新的指标,即利用融合图像与各源图像之间的相关系数的均值作为联合相关系数对融合效果进行总体评价。

三个定量指标的统计结果如表 2 示。显然,每组 CS-SD 算法的 ENL 值均明显高于 CS-MAV 算法的值,说明本文方法得到的融合图像质量要比文献[8]的方法好,它具有更好的边缘清晰度和更强的噪声抑制能力,另外,与 Wavelet 方法相比,除第 1 组 ENL 值较低以外,其他 5 组 ENL 值都较高,说明 CS-SD 可以取得与 Wavelet 相当甚至更好的融合质量,这与主观视觉感知效果也是一致的。相关系数 CC 指标的统计结果也显示了 CS-SD 方法的优越性,它比 CS-MAV 方法的值都要高,并且只有少数略逊于 Wavelet 方法,说明 CS-SD 方法的融合图像与待融合源图像的相关度较高;另外,在 MI 方面,CS-SD 方法也都全部不同程度地优于 CS-MAV 和 Wavelet 两种方法,说明它可以从源图像中提取更多的信息,因而进一步验证了本文新算法在整体性能上的可靠性。

表2 融合结果的定量指标统计值

方法	图像	指标		
		ENL	MI	CC
第 1 组 实验结果	Wavelet	16.22	1.77	0.50
	CS-MAV	6.78	1.13	0.49
	CS-SD	12.40	2.11	0.58
第 2 组 实验结果	Wavelet	15.30	1.07	0.66
	CS-MAV	5.29	0.97	0.60
	CS-SD	17.10	1.24	0.67
第 3 组 实验结果	Wavelet	72.21	1.27	0.77
	CS-MAV	49.72	1.13	0.72
	CS-SD	85.84	1.60	0.76
第 4 组 实验结果	Wavelet	162.33	1.06	0.74
	CS-MAV	61.06	1.04	0.68
	CS-SD	174.83	1.24	0.75
第 5 组 实验结果	Wavelet	3.78	4.57	0.98
	CS-MAV	3.53	3.77	0.98
	CS-SD	3.94	4.71	0.99
第 6 组 实验结果	Wavelet	1.15	2.12	0.69
	CS-MAV	1.23	1.67	0.63
	CS-SD	1.68	2.84	0.65

4 结 论

具有低采样速率、低能量消耗特性的压缩感知 (CS) 理论的信号投影测量采样点远低于奈奎斯特频率的采样数据量,能够节省存储空间、减少计算开销,这些优点为改进计算量庞大的像素级图像融合算法开辟了新的途径。基于此,本文研究了这种新兴的 CS 技术在图像融合中的潜在应用,并针对文献[8]的压缩图像融合方法的不足,提出了新的基于压缩测量值标准偏差的自适应加权平均融合算子对各图像在 CS 域的投影测量值进行融合,主观视觉分析和客观评价指标统计结果均表明,本文算法在能够有效抑制融合图像中条纹现象发生的同时从原始图像中提取了更多的有用信息,取得了更好的视觉效果,其仿真实验结果进一步显示了 CS 理论

与图像融合相结合的有效性。与其他传统方法相比,基于 CS 的融合算法仅需对图像的压缩测量值进行融合计算即可,而不像小波融合那样,须针对低、高频分解系数的不同特点分别采用不同的融合策略进行融合,所以它在降低计算复杂度方面有其独特的优越性。另外,CS 域数据投影测量值的获取不需要知道观测信号的任何先验结构信息,即基于 CS 的图像融合不需预知待融合图像的先验信息,因而提高了计算效率。

本文算法已经取得了较理想的融合质量,显示了 CS 技术与图像融合相结合的潜在优势,但是目前有关这方面的研究还很少,仍有许多问题待解决。比如,傅立叶变换并不是图像的最佳稀疏表达形式,因此,在压缩域的图像融合中寻求更佳的稀疏基以进一步改善融合效果就是需要进一步研究的新命题。此外,图像在 CS 域的投影测量值虽然包含了信号的足够特征信息,但却失去了其原始空间结构关系,传统的基于像素点窗口区域特征的融合规则已经不再适用,需要研究新的更有效的解决办法。

参考文献

- [1] Wang Z, Ziou D, Armenakis C, et al. A comparative analysis of image fusion methods. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2005, 43 (6): 1391-1402
- [2] 李小娟, 赵巍. 一种基于多尺度边缘的图像融合算法. 北京航空航天大学学报, 2007, 33(02): 229-232
- [3] 胡钢, 刘哲, 高瑞等. 基于小波变换的自适应图像融合算法. 西安理工大学学报, 2007, 23(3): 286-290
- [4] 朱卫纲, 周荫清, 徐华平等. 基于奇异值分解的遥感图像融合性能评价. 北京航空航天大学学报, 2008, 34(12): 1448-1451
- [5] Yang Y, Han C Z, Han D Q. A structure information based image fusion algorithm using IHS and discrete wavelet transform. In: Proceedings of the 2007 International Conference on Wavelet Analysis and Pattern Recognition, Beijing, China, 2007. 859-864
- [6] Candes E J. Compressive sampling. In: Proceedings of the International Congress of Mathematicians, Zurich, Switzerland, 2006. 1433-1452
- [7] Donoho D. Compressed sensing. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2006, 52(4): 1289-1306
- [8] Wan T, Canagarajah N, Achim A. Compressive image fusion. In: Proceedings of the International Conference of Image Processing, New York, USA, 2008. 1308-1311
- [9] Candes E, Romberg J, Caltech. L1-magic : recovery of sparse signals via convex programming. <http://www.l1-magic.org>, 2005
- [10] Baraniuk R G. Compressive sensing. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2007, 24(4): 118-120, 124
- [11] Candes E J, Wakin M B. An introduction to compressive sampling. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2008, 25 (2): 21-30
- [12] Romberg J. Imaging via compressive sampling. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2008, 25(2): 14-20
- [13] Candes E, Tao T. Near optimal signal recovery from random projections: Universal encoding strategies. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2006, 52 (12): 5406-5425
- [14] Candes E. The restricted isometry property and its implications for compressed sensing. In: Proceedings of the Comptes Rendus de l' Academie des Sciences, Paris, France, 2008. 589-592
- [15] Candes E, Tao T. Decoding by linear programming. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2005, 51 (12): 4203-4215
- [16] Rudelson M, Vershynin R. Geometric approach to error correcting codes and reconstruction of signals. In: Proceedings of the International Conference on Mathematical Research Notices, 2005. 4019-4041
- [17] Bajwa W, Haupt J, Sayeed A, et al. Compressive wireless sensing. In: Proceedings of the 5th International Conference on Information Processing in Sensor Networks (IPSN), New York, USA, 2006. 134-142
- [18] Wakin M B, Laska J N, Duarte M F, et al. An architecture for compressive imaging. In: Proceedings of the International Conference on Image Processing (ICIP), New York, USA, 2006. 1273-1276
- [19] Duarte M F, Davenport M A, Takhar D, et al. Single-pixel imaging via compressive sampling [Building simpler, smaller, and less-expensive digital cameras]. *IEEE Signal Process Magazine*, 2008, 25(2): 83-91
- [20] 郭雷, 李晖晖, 鲍永生. 图像融合. 北京: 电子工业出版社, 2008
- [21] Tropp J A, Gilbert A C. Signal recovery from random measurements via orthogonal matching pursuit. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2007, 53 (12): 4655-4666
- [22] Haupt J, Nowak R. Signal reconstruction from noisy random projections. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2006, 52 (9): 4036-4048
- [23] Candes E, Romberg J, Tao T. Robust uncertainty principles: exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information. *IEEE Transactions on Information*

- Theory*, 2006, 52(2): 489-509
- [24] Schmidt M, Fung G, Rosales R. Fast optimization methods for L1 regularization: a comparative study and two new approaches. In: Proceedings of the 18th European Conference on Machine Learning (ECML), Warsaw, Poland, 2007. 286-297
- [25] Dixon T D, Canga E F, Noyes J M, et al. Methods for the assessment of fused images. *ACM Transactions on Applied Perception*, 2006, 3(3): 309-332

A new image fusion method based on compressive sensing principle

Li Xin, Qin Shiyin

(School of Automation Science and Electrical Engineering,
Beijing University of Aeronautics and Astronautics, Beijing 100191)

Abstract

The potential application of a new compressive sensing (CS) theory in the image fusion field was investigated, and a new image fusion method based on the CS principle was put forward to overcome the common defects in fused images such as too high brightness, contrast inconsistency to source images, and emergence of striped noise. The method uses a novel self-adaptive weighted average fusion operator presented in the study based on the standard deviation (SD) of compressive measurements to fuse source images in the special domain, and then the total variation optimization algorithm is employed to reconstruct fused results. A series of simulation experiments on fusing multiple images from different kinds of sensors were carried out to validate the effectiveness of the proposed method. Both the subjective visual effect and the objective evaluation indicate that the presented algorithm can achieve a high level of fusion quality. It can prevent from the emergence of stripes effectively and enhance the definition of fused images greatly by extracting more useful informaton from source images.

Key words: compressive sensing (CS), image fusion, standard deviation (SD), fusion operator, total variation optimization