

文章编号 1004-924X(2015)03-0855-09

基于压缩感知的红外与可见光图像融合

周渝人^{1,2}, 耿爱辉^{1,3}, 张 强¹, 陈 娟^{1,4*}, 董宇星¹

(1. 中国科学院 长春光学精密机械与物理研究所, 吉林 长春 130033;

2. 中国科学院大学, 北京 100039;

3. 长春理工大学 理学院, 吉林 长春 130022;

4. 长春工业大学 电气与电子工程学院, 吉林 长春 130012)

摘要: 基于压缩感知理论提出了一种红外与可见光图像的融合新方法。该方法将 Contourlet 变换(CT)和小波变换(WT)相结合,以进一步增加变换后系数的稀疏性,同时对采样模式和融合规则进行改进。首先对图像进行 Contourlet 变换,再对各高层分解系数进行正交小波变换;然后使用各层采样率不同的分立双放射形采样矩阵对系数采样,并用不同的规则对各层采样值进行融合;最后使用非线性共轭梯度法重构融合图像。实验结果表明,在采样率为 0.5 时,本文方法融合图像的细节信息比小波方法和小波变换压缩感知(WTCS)方法更加丰富;在所有采样率上,本文方法的融合效果比 WTCS 法在互信息、空间频率和融合信息逼真度等客观融合质量评价指标上均提高约 10%。

关键词: 图像融合; 红外图像; 可见光图像; 压缩感知; 分立欠采样; Contourlet 变换; 小波变换

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/OPE.20152303.0855

Fusion of infrared and visible images based on compressive sensing

ZHOU Yu-ren^{1,2}, GENG Ai-hui^{1,3}, ZHANG Qiang¹, CHEN Juan^{1,4*}, DONG Yu-xing¹

(1. *Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics,
Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033, China;*

2. *University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100039, China;*

3. *College of Sciences, Changchun University of Science and Technology, Changchun 130022, China;*

4. *College of Electrical and Electronic Engineering,
Changchun University of Technology, Changchun 130012, China)*

* *Corresponding author, E-mail: chenjuan@mail.ccut.edu.cn*

Abstract: A novel method to fuse infrared and visible images was proposed based on compressive sensing theory. The method combined Contourlet Transform(CT) with Wavelet Transform(WT) to increase the sparsity of transformed coefficients and also to improve sample patterns and fusion rules. Firstly, the original images were decomposed in a Contourlet domain, and orthogonal wavelet transform was applied to the high level decomposed coefficients. Then, the composite double radially sampling mode with different sampling rates in each decomposition level was used to perform the linear measurements of coefficients and to fuse the measurement values using different rules in each

收稿日期:2014-01-29;修订日期:2014-03-05.

基金项目:吉林省科技厅科技发展计划资助项目(No. 50105)

level. Finally, the fused image was reconstructed by using nonlinear conjugate-gradient solution. The experimental results demonstrate that the detail information of fusion image by proposed method is more salient than that of discrete wavelet transform fusion image when sampling rate is 0.5. As compared with WTCS method, the mutual information, spatial frequency and the visual information fidelity of fused image from proposed method are increased by 10%.

Key words: image fusion; infrared image; visible image; compressive sensing; composite under-sampling; Contourlet transformation; wavelet transformation

1 引言

作为两种不同机制的成像方式,红外成像和可见光成像包含了不同的场景信息。其中,红外图像是对场景中的热辐射成像,其不受光照条件的影响,但分辨率较低,辨识困难;可见光图像是利用场景中的目标反射成像,细节信息丰富,具有很高的分辨率,但受光照条件影响严重。在照明条件较差的情况下,对红外与可见光传感器的图像进行融合处理,可以有效地利用红外图像中的目标特征与可见光图像中的场景细节,在场景监视、战场侦察、资源探测等领域均具有重要的应用价值^[1-2]。

图像融合分为像素级、特征级和决策级 3 个层次。像素级图像融合方法因具有较高的保真度而获得广泛应用^[2-3]。但是,随着传感器技术的发展,图像的尺寸越来越大,从而在存储和计算方面给像素级融合带来了很大挑战^[4]。压缩感知理论(Compressive Sensing, CS)^[5-7]突破了奈奎斯特采样定理的限制,利用图像的欠采样信息重构原始图像,由于只需对欠采样后的信息进行融合,故可以大大降低对存储和计算的要求。因此,基于压缩感知理论的图像融合方法^[8-9]的研究也越来越多。文献[1,4,11,12]研究了在不同稀疏基下的星形、双星、单放射、双放射欠采样模式下的图像融合方法,根据稀疏基下系数分布的特点设计采样模式,使得在采样率相同时,达到提高融合质量的目的;文献[13]研究了结合双通道脉冲耦合神经网络(Pulse Couple Neural Network, PCNN)欠采样下的多聚焦图像融合,通过设计新的融合规则来提高融合图像的视觉效果,采用分块处理方法提高处理速度;文献[14]研究了训练字典稀疏基下的遥感图像融合方法,通过字典学

习方法提高表达的稀疏性和对噪声的鲁棒性,提高噪声污染下融合图像的质量。但是这些方法都是将稀疏变换后的高频系数和低频系数放在一起进行欠采样,并且采样后的系数也是高频和低频混在一起,因此只能使用同一种融合规则进行融合,这必会造成重构图像更多信息丢失,从而使融合质量下降。

为此,本文在压缩感知的理论框架下,提出了一种新的红外与可见光图像融合方法。该方法将 Contourlet 变换和小波变换相结合,以进一步增加变换后系数的稀疏性。应用新的采样模式及融合规则完成图像融合。

2 压缩感知图像融合

采用压缩感知方法进行图像融合最早由 Wan Tao 等在文献[11]提出,文献[1,4,12]对该方法进行了深入的研究及改进。压缩感知图像融合的通用框架概括如下:

(1)对输入图像 A、B 进行稀疏变换:

$$\begin{cases} \mathbf{X}_A = f(A) \\ \mathbf{X}_B = f(B) \end{cases}, \quad (1)$$

其中:稀疏变换 $f(*)$ 可以是傅里叶变换、余弦变换及小波变换; \mathbf{X}_* 是稀疏变换后的系数矩阵;

(2)对变换后的系数进行欠采样:

$$\begin{cases} \mathbf{Y}_A = \Phi \cdot \mathbf{X}_A \\ \mathbf{Y}_B = \Phi \cdot \mathbf{X}_B \end{cases}, \quad (2)$$

其中: Φ 是欠采样矩阵, \cdot 为矩阵的点乘运算。根据 \mathbf{X}_* 中系数分布的特点(傅里叶变换系数低频在中间,高频在外部;余弦变换和小波变换系数低频在左上角,剩下的部分是高频系数),欠采样模式有星形、双星形、星圆形、单放射形,如图 1 所示。

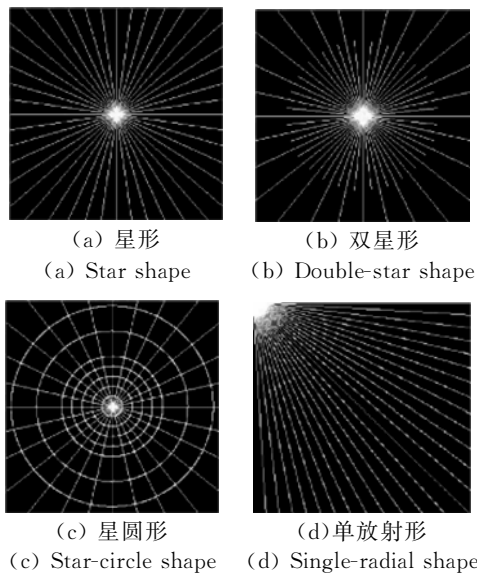


图 1 欠采样模式

Fig. 1 Undersampling patterns

(3)使用某种规则对采样后的系数进行融合,即:

$$\mathbf{Y}_F = g(\mathbf{Y}_A, \mathbf{Y}_B), \quad (3)$$

其中:融合规则 $g(\ast)$ 通常为加权平均法或者绝对值最大法。

(4)根据融合后的采样值 \mathbf{Y}_F 和欠采样矩阵 Φ 对融合后的图像 \mathbf{X}_F 进行压缩感知重构。重构问题是一个约束优化问题,通常有以下几种:

$$\min \| f(\mathbf{X}_F) \|_{l_0} \text{ s. t. } \Phi \cdot f(\mathbf{X}_F) = \mathbf{Y}_F, \quad (4)$$

$$\min \| f(\mathbf{X}_F) \|_{l_1} \text{ s. t. } \Phi \cdot f(\mathbf{X}_F) = \mathbf{Y}_F, \quad (5)$$

$$\min \text{TV}(\mathbf{X}_F) \text{ s. t. } \Phi \cdot f(\mathbf{X}_F) = \mathbf{Y}_F, \quad (6)$$

其中: $\| \ast \|_{l_0}$ 、 $\| \ast \|_{l_1}$ 和 $\text{TV}(\ast)$ 表示 \ast 的 L_0 范数、 L_1 范数和全变差 (Total Variation, TV) 范数。

3 稀疏变换

Contourlet 变换是一种多分辨率、局部的、多方向的图像表示方法^[15],它是由一种双滤波器组结构实现的。首先使用拉普拉斯金字塔分解 (Laplacian Pyramid Decomposition, LP) 对图像进行多尺度分解,以捕获点状奇异性,因为 LP 分解仅

对低频信号进行下采样,所以可以避免产生频率混叠;然后使用方向滤波器组 (Directional Filter Bank, DFB) 将分布在同方向上的不连续点合成一个系数,用更少的系数表示光滑曲线,使图像的表达更加稀疏。Contourlet 变换的结构如图 2 所示。

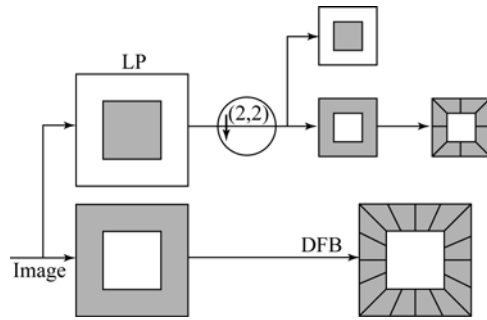
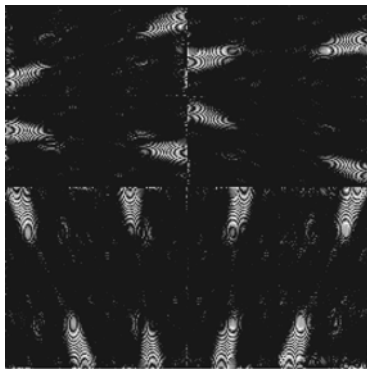


图 2 Contourlet 变换结构

Fig. 2 Structure of Contourlet transformation

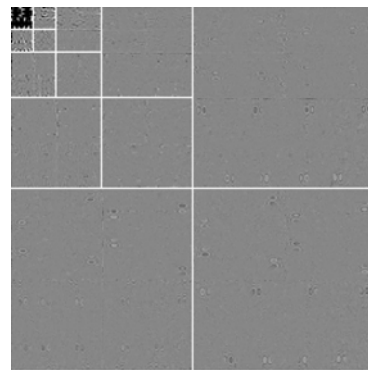
经过 Contourlet 变换后的低频系数是原始图像在不同尺度下的近似,大部分系数不为零或不接近零,故不具有稀疏性;其高频系数是原始图像在不同尺度下的各个方向的细节信息,绝大部分系数为零或接近零,较大的系数只出现在图像轮廓的边缘处,认为是稀疏的。虽然每一层的高频系数经过 DFB 滤波后均被分解为多个方向的系数矩阵,增加了高频系数的稀疏性,而且可以更好地描述图像的边缘,但是如果充分利用这一稀疏性,就必须为每个方向的系数矩阵分别设计一个采样矩阵。不过这使每层高频系数都拥有多个方向的采样矩阵,显然会使压缩感知算法变得更加复杂。为了解决这一问题,本文提出了 CTWT (Contourlet-Wavelet) 稀疏变换。

CTWT 变换分两步进行:一是对图像进行 Contourlet 变换,得到低频分解系数 CL 和带有 2^k 个方向子带的 level 个高频系数 CH_l ;二是对 l 个高频系数 CH_l 进行正交小波变换。正交小波变换具有非冗余和可完全重构的特点,变换后不增加系数的个数也不会造成细节信息的丢失。图 3 显示了 CT 与 CTWT 分解的高频系数结果。



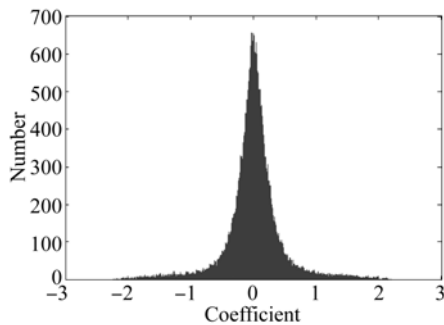
(a) Contourlet 分解高频系数

(a) High-frequency coefficients of Contourlet decomposition



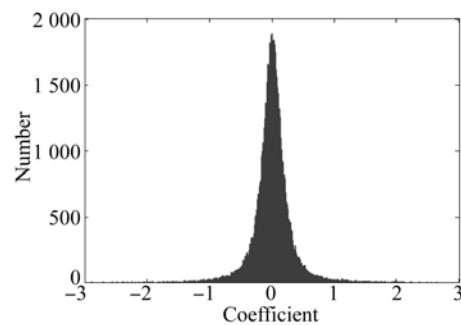
(b) CTWT 分解高频系数

(b) High-frequency coefficients of CTWT decomposition



(c) Contourlet 高频系数直方图

(c) Histogram of Contourlet high-frequency coefficients



(d) CTWT 高频系数直方图

(d) Histogram of CTWT high-frequency coefficients

图 3 Contourlet 与 CTWT 分解高频系数比较

Fig. 3 Comparison of high-frequency coefficients from Contourlet and CTWT decompositions

图 3(a)为 Contourlet 变换后 $level=1$ 层的高频系数,图 3(b)为 CTWT 变换后 $level=1$ 层的高频系数。为观察方便,对分解后的系数值均进行了放大。从图中可看出,图 3(a)包含了 8 个方向的带通系数矩阵,且系数的能量分布很分散,因此采样矩阵的设计就很困难;而高频系数经正交小波变换后的结果如图 3(b)所示。由图可知,其能量主要集中在左上角,这样在设计采样矩阵时主要在左上角进行密集采样即可。图 3(c)、图 3(d)分别为图 3(a)、图 3(b)的系数直方图分布。从两图的纵坐标可以看出,同是 $level=1$ 层的高频系数,CTWT 分解的在零附近的系数个数要比 Contourlet 分解的多很多。本文统计了图 3(c)、图 3(d)中在 $-0.005 \sim 0.005$ 之间的系数个数,图 3(c)为 1 202 个,图 3(d)为 1 469 个,可见 CTWT 分解的稀疏度比 Contourlet 分解的提高了 22%。

4 分立欠采样模式

按照稀疏变换后系数分布的特点设计不同的

采样模式。CTWT 分解后,高频系数主要能量集中在左上角,可以采用图 1(d)所示的单放射形欠采样模式,文献[4]设计了如图 4 所示的双放射形采样模式,并证明了这种采样模式在保持同一采样率的情况下,对小波变换后的系数采样较单放射形采样得到的低频信息更多,重构图像质量更好。

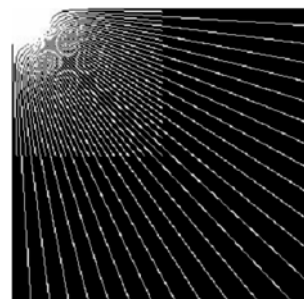


图 4 双放射形欠采样模式

Fig. 4 Undersampling patterns of double-radial shape

本文根据 CTWT 分解后系数分布的特点,在双放射形欠采样模式的基础上,设计了分立的

放射形欠采样模式。

该采样模式只对 CTWT 分解后的高频系数进行采样,由于低频系数不是稀疏的,所以直接在重构中使用,不进行欠采样处理。若原始图像 I 的大小为 $M \times N$,进行 $level$ 层 CTWT 分解,将得到 1 个低频系数矩阵和 $level$ 个高频系数矩阵,那么该分立双放射形采样模式就由 $level$ 个拥有不同采样率的双放射形采样矩阵组成,其尺寸与对应的高频系数矩阵的尺寸相同,为 $(M/2^{i-1}) \times (N/2^{i-1})$,其中 $(i=1,2,\dots,level)$ 。设各层欠采样个数分别为 $S_1, S_2, \dots, S_{level}$,那么各层的采样率为:

$$SR_i = \frac{4^{i-1} \cdot S_i}{M \cdot N}, (i=1,2,\dots,level). \quad (7)$$

对于 CTWT 分解得到的高频系数而言,随着分解层数的增加,其更高层的系数的稀疏度下降,因此,随着 i 的增加, SR_i 的值也要增加。由于低频系数全部在重构中使用,故总的欠采样率为:

$$SR_t = \frac{1}{4^{level}} + \frac{\sum_{i=1}^{level} S_i}{M \cdot N}. \quad (8)$$

5 融合规则及 TV 范数重构

系数融合规则是红外与可见光图像融合的核心和难点,其优劣直接影响融合图像的质量。在压缩感知领域中,已报道的图像融合文献对低频系数和高频系数的融合均采用同一规则——加权平均法或者绝对值取大法。这是由于其在采样时是使用同一个采样矩阵同时对高低频系数进行采样的,得到的采样值中高低频系数混在一起,不能区别对待。

本文设计的分立采样模式,不但可以对低频和高频系数区别处理,而且对不同层的高频系数也可使用不同的规则融合。

对于 CTWT 分解的低频系数,由于其包含源图像的基本能量,因此采用加权平均法,以保留图像的基本能量分布,即:

$$CL_F = (CL_A + CL_B) / 2. \quad (9)$$

对于高频系数,其包含了源图像的细节信息,但是欠采样后的系数中丢失了该系数的局部信息,因此不能使用局部能量法、局部方差法等利用高频系数的邻域信息所确定的融合规则。

本文将欠采样后的高频系数分成两种:一种

是“近低频层”,一种是“绝对高频层”。若对图像进行 4 层 CTWT 分解,那么第 3、4 层的高频系数就是“近低频层”,第 1、2 层的高频系数就是“绝对高频层”。“近低频层”的系数是粗尺度下图像的细节信息,其所表达的是图像大体的轮廓信息;“绝对高频层”的系数是细尺度下图像的细节信息,其表达的是图像的具体细节。因此,本文对“近低频层”采用加权融合法,如式(10)所示;对“绝对高频层”采用绝对值取大的融合规则,如式(12)所示。

$$CH_F(i, j) = \alpha \cdot CH_A(i, j) + \beta \cdot CH_B(i, j), \quad (10)$$

$$\begin{cases} \alpha = \frac{|CH_A(i, j)|}{|CH_A(i, j)| + |CH_B(i, j)|} \\ \beta = \frac{|CH_B(i, j)|}{|CH_A(i, j)| + |CH_B(i, j)|} \end{cases}, \quad (11)$$

$$CH_F(i, j) = \begin{cases} CH_A(i, j), & |CH_A(i, j)| \geq |CH_B(i, j)| \\ CH_B(i, j), & |CH_A(i, j)| < |CH_B(i, j)| \end{cases}. \quad (12)$$

大多数自然图像都具有稀疏的梯度形式,因此在基于 CS 理论的图像处理方面,以 TV 范数最小化为目标进行图像重构得到了广泛的应用^[5]。本文也选用图像的 TV 范数最小化作为重构的目标模型,即公式(6),那么,该 TV 范数最小化的无约束问题为:

$$\operatorname{argmin}_X \| F(\mathbf{X}) - \mathbf{Y} \|_2 + \lambda \operatorname{TV}(\mathbf{X}), \quad (13)$$

其中: $F(\mathbf{X}) = \Phi \cdot f(\mathbf{X})$, $f(\mathbf{X})$ 即为输入图像 \mathbf{X} 的 CTWT 变换, Φ 为分立双放射形采样矩阵; \mathbf{Y} 为重构的图像; λ 为正则化参数;对 \mathbf{Y} 的求解,本文采用非线性共轭梯度法^[16]。

6 算法步骤

本文融合算法步骤如图 5 所示。

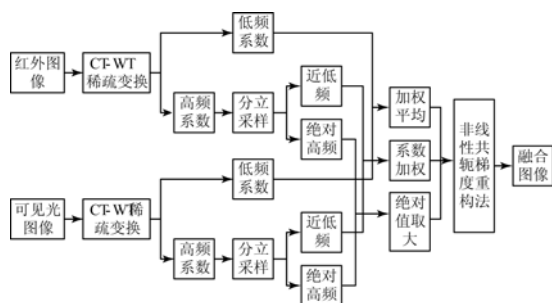


图 5 融合算法流程图

Fig. 5 Flowchart of fusion algorithm

(1)对输入的红外图像 A 和可见光图像 B 进行 CTWT 稀疏变换,得到低频系数 CL_A, CL_B 和高频系数 CH_A, CH_B :

$$\begin{cases} \begin{bmatrix} CL_A \\ CH_A \end{bmatrix} = T_{CTWT}(A) \\ \begin{bmatrix} CL_B \\ CH_B \end{bmatrix} = T_{CTWT}(B) \end{cases} \quad (14)$$

(2)对变换后的高频系数进行分立采样:

$$\begin{cases} \begin{bmatrix} YHL_A \\ YHH_A \end{bmatrix} = \Phi \cdot CH_A \\ \begin{bmatrix} YHL_B \\ YHH_B \end{bmatrix} = \Phi \cdot CH_B \end{cases}, \quad (15)$$

其中: Φ 是分立采样矩阵; YHL_A, YHL_B 是得到的近低频系数; YHH_A, YHH_B 是得到的绝对高频系数;

(3)对低频系数 CL_A, CL_B , 近低频系数 YHL_A, YHL_B 和绝对高频系数 YHH_A, YHH_B 按照各自的规则进行融合,即:

$$\begin{cases} YCL = g_1(CL_A, CL_B); \\ YHL = g_2(YHL_A, YHL_B); \\ YHH = g_3(YHH_A, YHH_B); \end{cases} \quad (16)$$

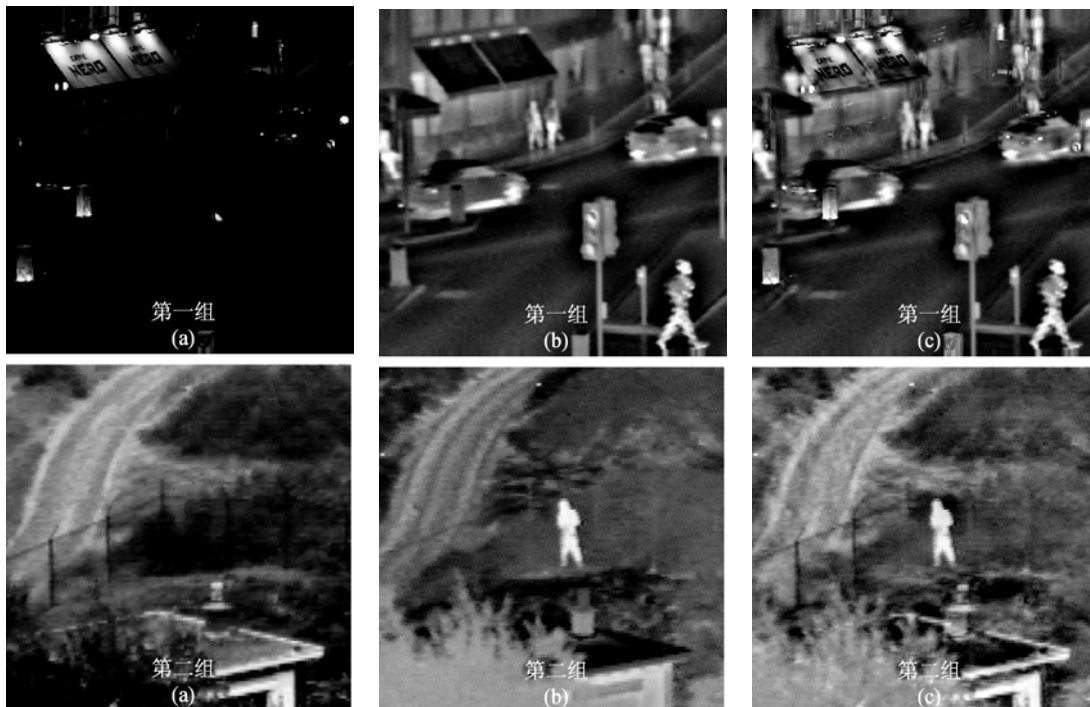
其中: g_1 为公式(9)的加权平均规则; g_2 为公式(10)

的加权规则; g_3 为公式(12)的绝对值取大规则;

(4)根据融合后的采样值 YCL, YHL, YHH 和采样矩阵 Φ ,使用非线性共轭梯度法求解最优化问题式(13),得到融合图像 Y_F 。

7 实验结果与分析

本文选取的红外与可见光实验图片来自于图像融合网站 <http://www.imagefusion.org/>,选择典型的多尺度小波融合方法、文献[4]的小波变换压缩感知(Wavelet Compressive Sensing, WTCS)融合方法和本文的 CTWTCS(Contourlet-Wavelet Compressive Sensing, CTWTCS)变换压缩感知融合方法进行对比。小波融合方法是非压缩感知的代表方法,而 WTCS 是目前压缩感知方法中公认的效果最好的方法,选择这两种方法对比具有较好的说服力。具体参数设置为:小波方法和 WTCS 方法均进行 5 层小波分解,采用绝对值取大法融合;CTWTCS 方法中 Contourlet 分解层数为[2,2,3,4],小波分解层数为 5 层。其中,WTCS 和 CTWTCS 压缩感知融合方法的采样率均为 0.5。



(a) 可见光图像
(a) Visible images

(b) 红外图像
(b) Infrared images

(c) 小波方法
(c) Wavelet fusions

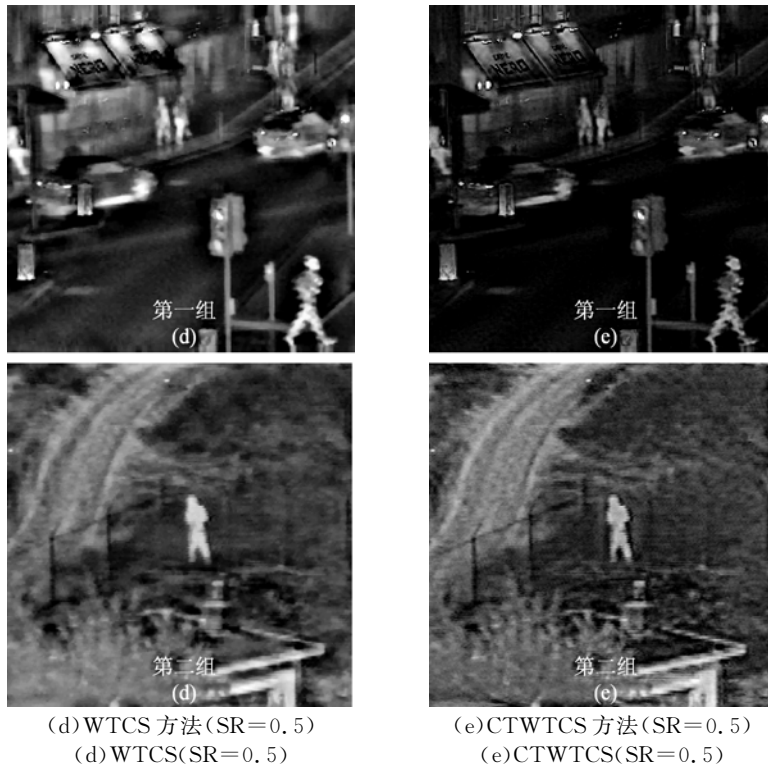


图 6 融合结果对比

Fig. 6 Comparison of fusion results

观察第一组图中的字母区域和第二组图中的树叶区域可知,与图 6(c)、图 6(d)相比,本文方法的融合结果图 6(e)的对比度和纹理细节均有所增加。这是因为本文方法是采用 Contourlet 变换对图像进行系数表达的,相较小波变换而言,其可以更好地捕捉图像细节,另外,相对于 WTCS 方法的单一融合规则,本文采用的是对不同层系数使用不同的融合规则,从而能够更好地保留源图像的细节;CTWTCS 方法得到的系数比小波变换更稀疏,在相同的采样率下,其能够表达的图像信息要多于 WTCS 方法。因此 CTWTCS 变换在捕捉图像细节信息方面是 3 种方法中最好的。

本文选用互信息、空间频率和信息逼真度 (Visual Information Fidelity for Fussion, VIFF) 等图像质量客观指标对比分析不同融合方法的效果。互信息代表融合图像与两幅源图像之间相关性的大小,其值越大,则融合图像从两幅源图像获得的信息越多;空间频率反映了图像在空间域的总活程度,该值越大,则表示包含的细节信息越多,融合质量越好;VIFF 指标是文献[17]提出的符合人眼视觉特性的融合图像质量评价指标,

该值越大说明图像的融合质量越高,具体的计算过程参考文献[17],则互信息的计算如下:

设 L 是图像的灰度级; $P_{FA}(i, j)$ 、 $P_{FB}(i, j)$ 是图像的联合概率密度; $P_A(i)$ 、 $P_B(i)$ 、 $P_F(i)$ 是图像的概率密度,则互信息的计算方法如下:

$$MI_{FA} = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} P_{FA}(i, j) \log_2 \frac{P_{FA}(i, j)}{P_F(i) P_A(j)}, \quad (17)$$

$$MI_{FB} = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} P_{FB}(i, j) \log_2 \frac{P_{FB}(i, j)}{P_F(i) P_B(j)}, \quad (18)$$

$$MI_F^{AB} = MI_{FA} + MI_{FB}. \quad (19)$$

空间频率:

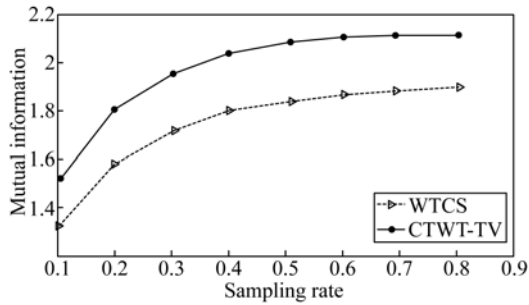
$$RF = \sqrt{\frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^{N-1} [I_F(i, j+1) - I_F(i, j)]^2}, \quad (20)$$

$$CF = \sqrt{\frac{1}{MN} \sum_{i=1}^{M-1} \sum_{j=1}^N [I_F(i+1, j) - I_F(i, j)]^2}, \quad (21)$$

$$SF = \sqrt{RF^2 + CF^2}. \quad (22)$$

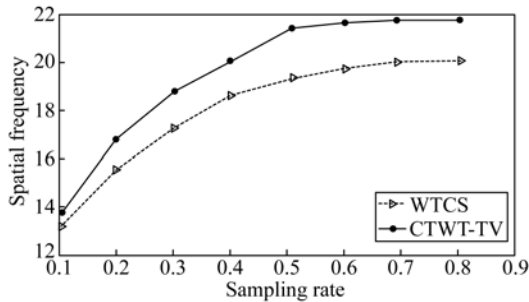
图 7 是第一组实验图片在不同采样率下,融合图像的互信息、空间频率和 VIFF 值的变化曲线。从图中可以看出,随着采样率的提高,3 个客

观指标均在增加,融合图像质量在提高;当采样率达到 0.5 之后,3 个值的变化很平缓,这说明增加数据量对融合质量的提高很有限。而本文方法的曲线均在 WTCS 曲线之上,说明本文算法的融合规则可以有效提高融合质量。



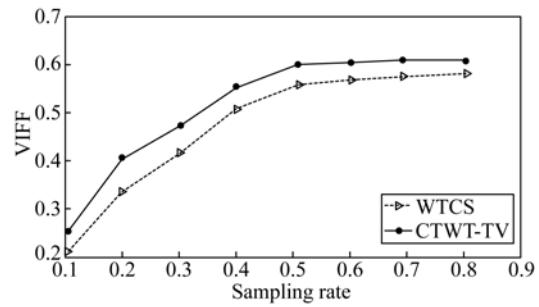
(a) 互信息

(a) Mutual information



(b) 空间频率

(b) Space frequency



(c) VIFF 值

(c) VIFF

图 7 不同采样率下融合图像客观评价指标

Fig. 7 Objective assessment indexes of fusion image at different sampling rates

表 1 为 3 种方法的性能对比结果。从表 1 可以得出,本文 CTWTCS 方法的客观指标相比于多尺度小波方法平均提高了 5% 以上,相比 WTCS 方法平均提高了 10% 以上,说明了本文算法的有效性。在采样率为 0.5 时,WTCS 方法使用的数据量是多尺度变换的 50%,而 CTWTCS 方法却仅用了多尺度变换 37.5% 的数据量,这再次说明本文 CTWTCS 变换比小波变换具有更好的稀疏性,大大减少了数据带宽。

表 1 客观性能指标对比

Tab. 1 Comparison of objective assessment indexes

	第一组			第二组		
	小波	WTCS	CTWTCS	小波	WTCS	CTWTCS
互信息	1.948 7	1.836 9	2.085 3	0.998 1	0.985 8	1.158 9
空间频率	20.063 9	19.325 6	21.386 3	13.655 7	13.017 2	13.979 9
VIFF	0.587 1	0.555 6	0.601 1	0.281 6	0.273 1	0.306 9

8 结 论

本文在压缩感知框架下实现了红外与可见光图像融合,在 Contourlet 变换的基础上对系数再进行正交小波变换,以进一步提高表达的稀疏性。对变换后系数进行分立采样,并对采样后的低频和高频系数采用不同的规则进行融合。实验结果

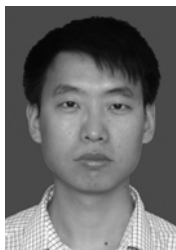
表明:在采样率为 0.5 的情况下,CTWTCS 方法的客观融合质量比多尺度的小波方法平均提高了 5%,比 WTCS 方法提高了 10%。

Contourlet 变换具有 4/3 的冗余度,使用分立采样矩阵得到的数据仍然具有冗余性,如何在采样过程中去除这种数据间的冗余,进一步降低采样率,提高图像融合质量,是下一步研究重点。

参考文献:

- [1] LI X, QIN S Y. Efficient fusion for infrared and visible images based on compressive sensing principle [J]. *IET Image Process*, 2011, 5(2):141-147.
- [2] 付梦印, 赵诚. 基于二代 Curvelet 变换的红外与可见光图像融合 [J]. *红外与毫米波学报*, 2009, 28(4):254-258.
FU M Y, ZHAO CH. Fusion of infrared and visible images based on the second generation Curvelet transform [J]. *J. Infrared Millim. Waves*, 2009, 28(4):254-258. (in Chinese)
- [3] 傅瑶, 孙雪晨, 薛旭成, 等. 基于非下采样轮廓波变换的全色图像与多光谱图像融合方法研究 [J]. *液晶与显示*, 2013, 28(3):429-434.
FU Y, SUN X CH, XUE X CH, *et al.*. Panchromatic and multispectral image fusion method based on nonsubsampling contourlet transform [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2013, 28(3):429-434. (in Chinese)
- [4] 黄晓生, 戴秋芳, 曹义亲. 一种基于小波稀疏基的压缩感知图像融合算法 [J]. *计算机应用研究*, 2012, 29(9):3581-3583.
HUANG X SH, DAI Q F, CAO Y Q. Compressive sensing image fusion algorithm based on wavelet sparse basis [J]. *Application Research of Computers*, 2012, 29(9):3581-3583. (in Chinese)
- [5] 吴新杰, 黄国兴, 王静文. 压缩感知在电容层析成像流型辨识中的应用 [J]. *光学精密工程*, 2013, 21(4):1062-1068.
WU X J, HUANG G X, WANG J W. Application of compressed sensing to flow pattern identification of ECT [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2013, 21(4):1062-1068. (in Chinese)
- [6] 王良君, 石光明, 李甫, 等. 混合观测压缩感知图像多描述编码 [J]. *光学精密工程*, 2013, 21(3):724-733.
WANG L J, SHI G M, LI F, *et al.*. Compressive sensing multiple description image coding with hybrid sampling [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2013, 21(3):724-733. (in Chinese)
- [7] DAI Q, SHA W. The physics of compressive sensing and the gradient-based recovery algorithms [EB]. 2009. <http://arxiv.org/abs/0906.1487>.
- [8] CANDÈS E, ROMBERG J, TAO T. Robust uncertainty principles: Exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information [J]. *IEEE Trans. Inform. Theory*, 2006, 56(2):589-509.
- [9] DAVID L D. Compressed sensing [J]. *IEEE Trans. Inform. Theory*, 2006, 52(4):1289-1306.
- [10] 张伟, 曾凡仔, 曾庆光. 基于压缩感知理论的图像融合方法 [J]. *计算机工程与应用*, 2012, 48(12):194-197.
ZHANG W, ZENG F Z, ZENG Q G. Method of image fusion based on compressed sensing [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2012, 48(12):194-197. (in Chinese)
- [11] WAN T, CANAGARAJAH N, ACHIM A. Compressive image fusion [C]. *in Proc. Int. Conf. on Image Processing, San Diego, California, U. S. A.*, 2008:1463-1469.
- [12] HAN J J, LOFFELD O, HARTMANN K, *et al.*. Multi image fusion based on compressive sensing [C]. *2010 Int. Conf. on Audio Language and Image Processing*, 2010:1463-1469.
- [13] KANG B, ZHU W P. Fusion framework for multi-focus images based on compressed sensing [J]. *IET Image Process*, 2013, 7(4):290-299.
- [14] LI S T, YIN H T, FANG L Y. Remote sensing image fusion via sparse Representations over learned dictionaries [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2013, 51(9):4779-4789.
- [15] DO M N, VRTTERLI M. The contourlet transform: an efficient directional multiresolution image representation [J]. *IEEE Trans. on Image Processing*, 2005, 14(12):2091-2106.
- [16] LUSTING M, DONOHO D, PAULY J. Sparse MRI: The application of compressed sensing for rapid MR imaging [J]. *Magnetic Resonance in Medicine*, 2007, 58(6):1182-1195.
- [17] HAN Y, CAI Y Z, CAO Y, *et al.*. A new image fusion performance metric based on visual information fidelity [J]. *Information Fusion*, 2013, 14(2):127-135.

作者简介:



周渝人(1985—),男,河北廊坊人,博士研究生,2008年于长春理工大学获得学士学位,主要从事数字图像处理,图像融合方面的研究。E-mail: zyrbeyond@163.com。

导师简介:



陈娟(1961—),女,吉林长春人,研究员,博士生导师,1984年于长春工业大学获得学士学位,1997年于大连理工大学获得硕士学位,2001年于中国科学院长春光学精密机械与物理研究所获得博士学位,主要从事光电跟踪与伺服控制技术的研究。E-mail: chenjuan@mail.ccit.edu.cn

(版权所有 未经许可 不得转载)