

基于 Bayesian 压缩感知的融合算法^{*}

周红志^a, 冯莹莹^a, 王戴木^b

(阜阳师范学院 a. 信息工程学院; b. 计算机与信息学院, 安徽 阜阳 236041)

摘要: 根据压缩感知理论中的采样模式, 提出了一种基于改进采样模式的压缩域图像融合算法。该算法首先通过双星型采样模式获得待融合图像的稀疏域压缩测量值, 然后利用一种简单的绝对值最大融合规则直接在压缩感知域进行融合, 最后通过贝叶斯的方法重构融合图像。在图像重建的过程中采用了贝叶斯方法。由于考虑了误差以及噪声的影响, 使得融合图像的质量进一步提高。仿真结果表明, 该算法具有良好的融合效果。

关键词: 双星型; 压缩感知; 图像融合; 贝叶斯

中图分类号: TP391

文献标志码: A

文章编号: 1001-3695(2013)02-0613-03

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2013.02.082

Image fusion algorithm based on Bayesian compressive sensing

ZHOU Hong-zhi^a, FENG Ying-ying^a, WANG Dai-mu^b

(a. College of Information Engineering, b. School of Computer & Information, Fuyang Teachers' College, Fuyang Anhui 236041, China)

Abstract: According to the sampling pattern in compressive sensing theory, this paper proposed an image fusion method in the compressive domain based on an improved sampling pattern. Firstly, it used double-star sampling pattern to get the compressed measurements in the sparsity domain for image fusion, then it used a simple and efficient maximum absolute value rule as the fusion rule, at last, it used the Bayesian analysis method to reconstruct the fusion image. Simulation results verify the effect of the proposed method.

Key words: double-star shape; compressive sensing; image fusion; Bayesian

0 引言

图像融合是指将多源信道所采集到的关于同一目标的图像数据经过图像处理和计算机技术等, 最大限度地提取各自信道中的有利信息, 最后综合成高质量的图像, 以提高图像信息的利用率、改善计算机解译精度和可靠性、提升原始图像的空间分辨率和光谱分辨率, 以利于监测。图像融合技术是指将多源信道所采集到的关于同一目标的图像经过一定的图像处理, 提取各自信道的信息, 最后综合成同一图像以供观察或进一步处理。

图像融合是将传感器在同一时间或不同时间获取的关于某个场景的两个或两个以上的图像或图像序列加以综合, 以获得信息更加丰富、更适合于视觉感知或更适合于进一步处理的新图像的信息处理过程, 其应用已遍及对地观测、机场导航、安全监控、智能交通、医学成像与诊断、机器视觉、地理信息系统、智能制造、工业过程以及军事等领域。目前, 已提出和开发了许多图像融合算法, 这些算法按照信息的抽象程度, 通常分为像素级融合、特征级融合和决策级融合三类。然而, 对源图像信息直接进行处理的像素级融合算法通常需要较大的存储空间以及较高的计算复杂度, 这对于图像传感器规模不断扩大以及实时性要求不断提高的融合系统来说, 无疑是一个巨大的挑战。压缩感知(compressive sensing, CS)理论的出现, 为解决这些问题提供了一种可能^[1-5]。

压缩感知也称压缩传感或压缩采样, 其核心思想是在信号采样的同时实现信息的压缩, 它突破了香农定理对信号采样频率的限制。按照这一理论, 如果信号是稀疏或可压缩的, 那么用远低于奈奎斯特采样率的少量的非自适应线性测量值即可完全或精确重构原始信号。对于图像融合来说, 如果能在压缩域对少量的线性测量值直接进行融合, 然后再对融合的测量值进行图像重构, 将大大减少存储空间的需求和降低计算复杂度。因此, 近年来随着压缩感知理论研究的发展, 基于压缩感知域的图像融合算法的研究正逐渐受到人们的关注。文献[6]基于SBHE采样算子, 通过定义一种压缩测量值相似性度量, 提出一种基于分类的压缩感知域图像融合算法。文献[7]针对DCT变换系数的能量分布特点, 设计了一种放射状的采样模式, 将测量值进行小波变换, 再分别对逼近系数及细节系数进行融合的图像融合算法。文献[8]针对红外图像与可见图像, 提出一种傅里叶稀疏基的星型采样模式的加权平均压缩感知域图像融合算法。这些算法在获得良好图像融合质量的同时, 在融合效率及计算资源的需求上较传统融合方法具有很大的优势。

本文在前人研究的基础上提出了一种新的基于压缩感知理论的图像融合方法。首先研究了压缩感知理论中的采样模式, 然后提出了一种基于改进的采样模式的压缩域图像融合算法。该算法首先通过双星型采样模式获得待融合图像的稀疏域压缩测量值, 然后利用一种简单的绝对值最大融合规则直接

收稿日期: 2012-07-08; **修回日期:** 2012-08-12 **基金项目:** 安徽省自然科学基金资助项目(090416238); 安徽省质量工程项目(20101985)

作者简介: 周红志(1981-), 女, 讲师, 硕士, 主要研究方向为数据库、图形图像(yyfeng323@163.com); 冯莹莹(1982-), 女, 讲师, 硕士, 主要研究方向为人工智能; 王戴木(1959-), 男, 教授, 博士, 主要研究方向为计算模拟、图形图像。

在压缩感知域进行融合,最后通过贝叶斯的方法重构融合图像。

1 压缩感知基本理论

假设离散信号 $X \in \mathbb{R}^n$ 能够用一固定的基 $\Psi \in \mathbb{R}^{n \times k} (n < k)$ 稀疏表示,即

$$X = \Psi\theta \quad (1)$$

其中, $\theta \in \mathbb{R}^k$ 是 X 在 Ψ 上的系数,且 $\|\theta\|_0 < n$, $\|\theta\|_0$ 为 θ 中非零元素的个数。

压缩感知在采样的同时实现压缩。用一个 $m \times n$ 维测量矩阵 $\Phi (m < n)$ 采集数据,则获得的数据为

$$Y = \Phi X = \Phi\Psi\theta \quad (2)$$

由于 $m < k$, 通常情况下,式(2)有无限多解。但是压缩感知理论指出,当 X 为稀疏信号或者可压缩信号时,可以用部分测量数据精确重建出原信号。当观测信号包含噪声时,重建的过程需要求解如下方程:

$$\min \|\hat{\theta}\|_0 \quad \text{s. t.} \quad \|Y - \Phi\Psi\hat{\theta}\| < \zeta \quad (3)$$

众所周知,求解 l_0 范数问题是一个 NP 问题,并且 l_0 范数对噪声特别敏感。当 $\Phi\Psi$ 满足约束等距特性时,可以通过求解一个 $l_p (0 < p < 2)$ 优化问题,得到与式(2)相同的解,即

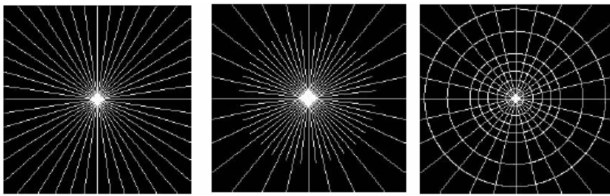
$$\min \|\hat{\theta}\|_p \quad \text{s. t.} \quad \|Y - \Phi\Psi\hat{\theta}\| < \zeta \quad (4)$$

实际应用中通常采用一些次优的方法求解。

2 基于压缩感知的图像融合

2.1 采样模式设计

由压缩感知基本理论可知,压缩采样数据的获得是原信号在随机采样矩阵上的非自适应线性投影。由于傅里叶变换在部分傅里叶矩阵下的特殊结构,采用部分傅里叶矩阵作为随机采样矩阵能够极大地拓展 CS 理论的应用范围。例如,文献[9]采用了部分傅里叶矩阵作为随机采样矩阵,且采用了星型采样模式,如图 1(a)所示,其中白色线条表示用于构造压缩测量值的频率位置。不同的采样模式就会得到不同的测量值,从而影响重建效果。因此需要考虑能否寻找新的采样模式以提高信号重建的性能。



(a)星型采样

(b)双星型采样

(c)星圆型采样

图 1 采样模式

根据 2-D 傅里叶变换系数的特点,本文提出了两种新的采样模式,每种采样模式所需压缩采样的样本数与星形采样相同。傅里叶变化的低频部分集中于频率轴的原点附近,而高频部分则远离原点。图像通常具有很多低频信息,因此在低频部分需要较高的采样密度,就像两个集中于相同原点的圆。这种采样模式成为双星型采样,如图 1(b)所示。将整个频率分为几个小部分,还可以设计如图 1(c)所示的星圆型采样模式。通过改变采样模式中的线条密度就能得到维数不同的采样数据。

2.2 图像融合

传统图像融合方法是直接将源图像直接进行融合,随着 CS 理论的发展,若直接在 CS 测量值进行融合,然后重构图像,将大大改进计算效率。本文通过改进采样模式,直接对 CS 测量值采用绝对值最大作为融合规则。具体融合步骤如下:

a) 两张 $n \times n$ 图像 A, B 分别可以表示为

$$\begin{cases} A = (a_1, a_2, \dots, a_n)^T \\ B = (b_1, b_2, \dots, b_n)^T \end{cases} \quad (5)$$

b) 构建测量矩阵 Φ 。

c) 图像经过压缩测量分别得到测量值 Y_a 和 Y_b 。

$$\begin{cases} Y_a = (x_1, x_2, \dots, x_M)^T = \Phi A \\ Y_b = (y_1, y_2, \dots, y_M)^T = \Phi B \end{cases} \quad (6)$$

d) 用绝对值最大融合的规则得到测量值

$$Y_c = (z_1, z_2, \dots, z_M)^T \quad (7)$$

$$Z_i = \begin{cases} x_i & |x_i| \geq |y_i| \\ y_i & |x_i| < |y_i| \end{cases} \quad i = 1, 2, \dots, M$$

e) 用贝叶斯方法^[10]重构得到融合图像 ρ 。

2.3 贝叶斯图像重构

融合图像 ρ 的求解可以通过求解稀疏约束的优化问题实现:

$$\min \|\rho\|_0 \quad \text{s. t.} \quad \Phi\rho = Y \quad (8)$$

式(8)的求解可以通过贝叶斯方法实现^[11]。为了简化分析,假设 n 为 0 均值高斯噪声,方差为 σ^2 ,则 Y 的条件概率密度函数为

$$p(Y|\rho, \sigma^2) = (2\pi\sigma^2)^{-\frac{M}{2}} e^{-\frac{1}{2\sigma^2} \|Y - \Phi\rho\|^2} \quad (9)$$

在贝叶斯的分析方法中, ρ 可压缩是通过 ρ 附加先验条件实现的。广泛使用的可压缩先验条件是 Laplace 密度函数:

$$p(\rho|\lambda) = \left(\frac{\lambda}{2}\right)^M e^{-\lambda \sum_{i=1}^M \rho_i} \quad (10)$$

然而,在贝叶斯分析方法中, Laplace 先验条件不能直接使用,因为 Laplace 先验条件和高斯密度函数不是共轭的。为了解决这个问题,文献[10]采用了一种两级先验条件。首先对每一个散射系数 ρ_i 附加一个高斯分布的先验条件:

$$p(\rho|\alpha) = \prod_{i=1}^M N(\rho_i|0, \alpha_i^{-1}) \quad (11)$$

其中, α_i 为高斯分布函数的方差。然后对 α 和 $\alpha_0 = 1/\sigma^2$ 分别附加一个 Gamma 先验条件:

$$\begin{cases} p(\alpha|a, b) = \prod_{i=1}^M \Gamma(\alpha_i|a, b) \\ p(\alpha_0|c, d) = \prod_{i=1}^M \Gamma(\alpha_i|c, d) \end{cases} \quad (12)$$

则 ρ 的后验概率密度函数为

$$p(\rho|\alpha, \alpha_0) = N(\rho|\mu, \Sigma) \quad (13)$$

其中,均值和方差分别为

$$\begin{cases} \mu = \alpha_0 \Sigma D^T Y \\ \Sigma = (\alpha_0 D^T D + A)^{-1} \end{cases} \quad (14)$$

其中, $A = \text{diag}(\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_M)$ 。由式(13)可得 α 和 α_0 的对数边缘密度函数为

$$L(\alpha, \alpha_0) = -\frac{1}{2}(M \lg 2\pi + \lg |C| + Y^T C^{-1} Y) \quad (15)$$

其中, $C = \sigma^2 I + DA^{-1}A^T$ 。通过期望最大化算法可得

$$\begin{cases} \alpha_i^{\text{new}} = r_i/\mu_i \\ \alpha_0^{\text{new}} = (M - \sum_{i=1}^M r_i) / \|r - D\mu\|_2^2 \end{cases} \quad (16)$$

其中, μ_i 为式(14)中的第 i 个元素, $r_i = 1 - \alpha_i \Sigma_{ii}$ 。

由式(16)可知, α_i^{new} 和 α_0^{new} 是 μ 和 Σ 的函数, 同时 μ 和 Σ 又是 α_i^{new} 和 α_0^{new} 的函数, 因此构成了迭代的方法。基于贝叶斯的方法能够在噪声和杂波条件下准确地估计出 ρ ; 同时, 基于贝叶斯的分析方法提供了所估计参数的均值和方差, 当精度达到一定要求时, 能够方便地终止迭代过程。

3 仿真验证

本章通过计算机仿真来验证基于压缩感知的图像融合方法的有效性。仿真中所采用的图像如图2所示, 包括两幅视觉图像和两幅 IR 图像, 分别采用 Piella 和 Petrovic 标准作为衡量融合图像质量的标准。

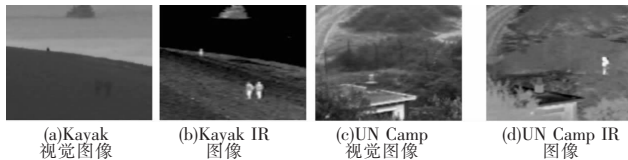


图2 实验图像

图3和4分别为采用不同衡量标准的融合图像质量比较。从图中可以看出, 当压缩采样数据维数较少时, 采用双星型采样模式能够获得较高的融合图像质量; 随着采样数据维数的增加, 三种采样模式所获得的融合图像质量越来越接近; 采用两种不同的衡量标准所得到的融合图像质量接近; 同时还可以看出, 使用大概 50% 的压缩采样数据就能获得传统融合方法下使用全部数据所能达到的融合效果。

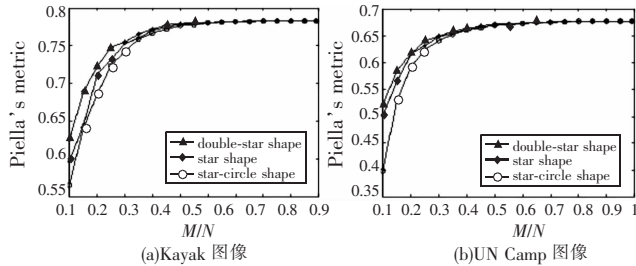


图3 Piella 衡量标准

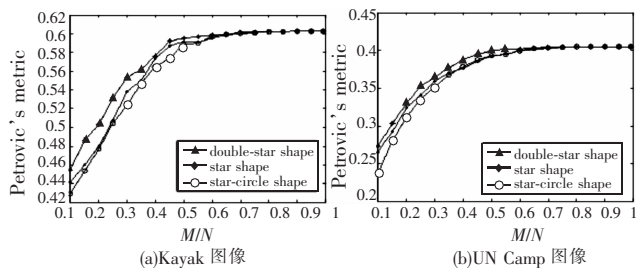


图4 Petrovic 衡量标准

图5为降采样比例不同时, 采用压缩感知方法进行图像融合的结果, 原图像如图2所示。从图5中可以看出, 当降采样比例达到 50% 时, 压缩采样数据维数的增加对融合图像质量的提高效果不明显。图5(f)为采用小波系数实现的融合图像, 从图中可以看出, 采用小波系数进行图像融合能够得到更好的效果, 这是由于傅里叶系数自身的局限造成的。为了得到更好的融合效果, 可以考虑在小波域进行图像融合。

尽管采用压缩感知的方法并不能得到完美的融合图像, 但是与传统的图像融合方法相比仍然具有许多优点。采用压缩感知的方法能够有效降低数据率, 从而减轻数据传输与存储的负担, 在融合过程中能够有效降低计算量。在压缩感知方法

中, 压缩采样数据维数的增加能够提高图像融合的质量, 且在未获得全部观测数据时能够有效地实现图像融合。同时采用压缩感知的方法能够简化硬件系统, 使图像融合能够适用于更广的范围。

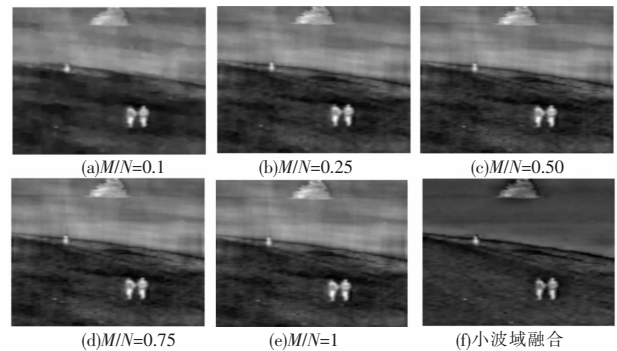


图5 融合图像

4 结束语

本文提出了一种新的在压缩域实现的图像融合方法, 并且研究了不同压缩采样模式对融合图像质量的影响。在基于压缩感知理论的图像融合方法中不需要对观测数据附加先验信息, 因此基于压缩感知的方法是一种与传统的像素级和特征级融合方法完全不同的图像融合方法。采用压缩感知的方法能够有效降低数据量, 减轻计算的负担, 同时能够简化系统, 使图像融合技术能够满足实时性的要求, 适用于更大的范围。本文在图像重建的过程中采用了贝叶斯方法。由于考虑了误差以及噪声的影响, 因而使得融合图像的质量得到进一步提高。

参考文献:

- [1] CANDES E J, ROMBERG J, TAO T. Robust uncertainty principles: exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information [J]. *IEEE Trans on Information Theory*, 2006, 5(2): 489-509.
- [2] 阳魁, 黄新生, 徐婉莹. 结合灰度共生矩阵的多分辨率图像融合策略 [J]. *计算机应用研究*, 2012, 29(3): 1181-1185.
- [3] 董红霞, 易正俊, 叶晓斌. 提升静态小波特征对比度多聚焦图像融合算法 [J]. *计算机应用研究*, 2012, 29(2): 757-760.
- [4] BARANIUK R, STEEGHS P. Compressive radar imaging [C]//Proc of Radar Conference. [S. l.]: IEEE Press, 2007: 128-133.
- [5] 朱亚辉, 彭国华. 基于中介真值程度的图像融合效果评价方法 [J]. *计算机应用研究*, 2012, 29(2): 769-771.
- [6] LUO Xiao-yan, ZHANG Jun, YANG Jing-yu, et al. Classification-based image-fusion framework for compressive imaging [J]. *Journal of Electronic Imaging*, 2010, 19(3): 1-14.
- [7] HAN Juan-juan, LOFFELD O, HARTMANN K, et al. Multi image fusion based on compressive sensing [C]//Proc of IEEE International Conference on Audio Language and Image Processing. 2010: 1463-1469.
- [8] 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.
- [9] CANDUES E, ROMBERG J. 11-magic: recovery of sparse signal via convex programming [EB/OL]. <http://www.11-magic.org>.
- [10] BABACAN S D, MONILA R. Bayesian compressive sensing using Laplace priors [J]. *IEEE Trans on Image Processing*, 2010, 19(1): 53-63.
- [11] LI Shi-hao, XUE Ya, CARIN L. Bayesian compressive sensing [J]. *IEEE Trans on Signal Processing*, 2008, 56(6): 2346-2356.