

基于非下采样轮廓波变换和压缩感知的图像融合方法

邢雅琼¹, 王晓丹¹, 毕凯¹, 郝新娣²

(1. 空军工程大学 防空反导学院, 西安 710051; 2. 61579 部队, 北京 102400)

摘要: 针对基于非下采样轮廓波变换(NSCT)的图像融合算法存在计算复杂度较高的问题, 提出一种基于NSCT和压缩感知的图像融合方法. 首先根据压缩感知理论的特点将其应用于图像融合领域, 并采用Min-TV的方法重构图像; 然后对NSCT进行分解, 其计算量较大的带通子带系数采用基于压缩感知理论的图像融合方法; 最后对低通融合图像和带通融合图像进行NSCT逆变换, 得到最终的融合图像. 通过仿真实验, 从主观感知和客观数据的对比分析上验证了所提出方法的有效性.

关键词: 非下采样轮廓波变换; 压缩感知; 图像融合

中图分类号: TP391

文献标志码: A

Fusion technique for images based on non-subsampled contourlet transform and compressive sensing

XING Ya-qiong¹, WANG Xiao-dan¹, BI Kai¹, HAO Xin-di²

(1. School of Air and Missile Defense, Air Force Engineering University, Xi'an 710051, China; 2. The Army of 61579, Beijing 102400, China. Correspondent: XING Ya-qiong, E-mail: shmilyds520@163.com)

Abstract: For the calculation complexity problem of image fusion based on non-subsampled contourlet transform(NSCT), an algorithm of combining the NSCT with compressive sensing(CS) is presented. Firstly, based on the characters of the CS theory in image fusion, the method of rebuilding the images is modified. Then the NSCT is used to decompose the images, and the image fusion approach based on CS is applied to the decomposed band-pass sub-band coefficients which are featured with high calculation complexity to obtain the band-pass fusion image. Finally, the inverse transform of NSCT is used to fuse the low-pass fusion image and band-pass fusion image to gain the final fusion image. The simulation results show the effectiveness of the proposed approach.

Key words: non-subsampled contourlet transform(NSCT); compressive sensing; image fusion

0 引言

近年来, 传感器技术、微电子学和无线通信技术的发展, 使得包括传感器、数据处理、记忆和通信在内的低消耗、多功能的多传感器技术得到了极大的进步与改善. 同时, 多传感器网络技术的不断进步, 要求其处理技术能够有效地结合各个传感器的有用信息, 并将它们合并为一个具备综合性、高效性的数据信息. 由于各传感器采集的数据包含着对同一目标场景的互补信息, 为了对比和分析这些数据, 数据融合为人们提供了一个极为有效的方法, 而图像融合则是数据融合众多分支中的一个子分支, 用来处理图像信息^[1]. 图像融合的目的除了减少数据量外, 主要是为了创建新的图像, 使其更加符合人类或机器的理解

与分析. 此外, 深层次的图像处理技术, 例如图像分割、目标探测和目标识别等, 可以应用于遥感技术和医学图像领域^[2]; 而多源图像融合在导航和目标追踪的应用中显得越来越重要.

多分辨率图像分析是目前人们经常使用的一种图像分析方法, 但起初使用的多分辨率图像分析方法仍然存在许多缺陷^[3]. 直到2002年, Do等^[4]提出了轮廓波变换(CT)理论, 该理论不仅保留了小波变换的多尺度、局部时频特性, 而且还能以稀疏表达的形式表达图像, 在图像融合领域取得了较好的效果. 但由于CT在图像分析过程中需要上下采样, 使得其变换不具备平移不变性. 为了进一步弥补CT存在的这一问题, 基于非下采样轮廓波变换(NSCT)的融合理

收稿日期: 2012-12-22; 修回日期: 2013-06-05.

基金项目: 国家自然科学基金项目(60975026, 61273275).

作者简介: 邢雅琼(1986-), 女, 博士生, 从事智能信息处理和机器学习的研究; 王晓丹(1966-), 女, 教授, 博士生导师, 从事智能信息处理和机器学习等研究.

论应运而生. NSCT 不仅可以完成图像的多尺度多方向分解, 而且具有平移不变性, 减小了图像出现 Gibbs 现象的概率^[5-6], 可以较好地表达出图像细节. 但基于 NSCT 的图像融合方法属于变换域的图像融合方法, 其融合算法的计算复杂度较高, 实时性较差. 为了弥补 NSCT 算法中存在的不足, 本文将压缩感知 (CS) 理论用于计算量较大的高频信息融合, 以提高图像融合的效率和质量.

由 CS 理论可知, 如果信号在某一变换域是 K -稀疏的 (或者是可压缩的), 则可以设计一个与变换基不相关的非满秩矩阵 (测量矩阵) 来对信号进行“测量”^[7-8]. 该测量值的长度远小于原始信号的大小, 即可利用测量值, 通过求解一个凸优化问题来实现原信号的重构. 而基于 CS 的图像融合方法可以利用特定测量矩阵将高维的图像信号投影到低维空间上, 然后通过求解数值优化问题准确重构原始图像, 从而突破了传统采样定理的限制, 其采样率远低于奈奎斯特采样率^[9-10]. 因此, CS 在减少存储空间、降低计算量等方面表现十分优秀. 此外, 基于 CS 理论的样本采集不需要对观测信号假设任何先验信息.

本文在 NSCT 域对数据量较大的高频系数采用基于 CS 的图像融合方法, 低频系数的融合则采用广泛使用且便于执行的空间域的加权平均融合方法. 仿真实验表明, 本文方法能够在多聚焦图像融合、医学图像融合以及红外和可见光图像融合上达到优良的视觉效果和较高的融合速率.

1 图像的 NSCT 变换

轮廓波变换 (CT) 是目前多尺度图像分析中最佳的一种图像分析方法, 其灵活的多方向滤波能力可以捕获到图像内在的几何结构, 而 NSCT 是在 CT 的理论基础上提出的, 是一种离散图像的多尺度、多方向计算框架.

NSCT 可以认为是 CT 的提升技术, NSCT 对图像分别进行多方向分解和多尺度分解. CT 在分解时直接对输入信号进行采样操作, 包括上采样和下采样; 而 NSCT 则是对所对应的滤波器完成采样操作, 其包括非下采样金字塔 (NSP) 分解和非下采样方向滤波器 (NSDFB) 两大部分^[11]. 非下采样金字塔 (NSP) 变换可以完成图像的多尺度分解, 它利用非下采样滤波器组 (NSFs) 将时频平面分解为一个低频子带和许多个环形高频子带; 而 NSDFB 则可以进一步将经过 NSP 分解的高频系数再次多方向分解, 并结合成为一个楔形的带有方向的子带. NSP 滤波器的每一次滤波都会将图像分解为与原图像大小相等的 1 个低通图像和 1 个带通图像, 且 NSP 会在低通图像上进行迭代操

作, 若图像经过 k 级 NSP 滤波, 则将得到 $k+1$ 个子图像 (1 个低通图像和 k 个带通图像). 非下采样方向滤波器 (NSDFB) 为二通道非下采样滤波器组, 图像经过 NSP 的多尺度分解后, 其带通图像再由 NSDFB 进一步完成图像的多方向分解, 从而得到 2^l 个带通子带图像. 图 1 给出了二级 NSP 分解的 NSCT 变换的基本框架, 其中, 经过 NSP 滤波器第 1 级滤波后的变换域系数为 $H_0(z^2)$ 和 $H_1(z^2)$, 而经第 2 级滤波后其变换域系数为 $H_0(z)$ 和 $H_1(z)$. 同时, NSDFB 第 1 级滤波后系数为 $U_0(z^2)$ 和 $U_1(z^2)$, 第 2 级滤波后系数为 $U_0(z)$ 和 $U_1(z)$. 虚线右侧为 NSCT 的逆变换过程, 逆变换是利用重建滤波器组的方式对分解变换进行逆处理.

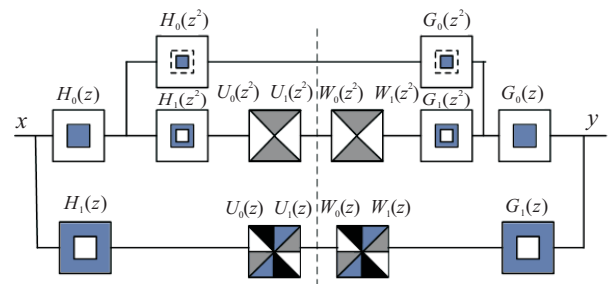


图 1 NSCT 的基本框架

2 图像的 CS 变换

2.1 CS 理论架构

假设 x 是一个有实值、长度有限的一维离散信号, 在 R^N 域中, 可将 x 视为 $N \times 1$ 的元素 $x[n]$, $n = 1, 2, \dots, N$. 如果将 x 表达为

$$x = \psi\alpha, \quad (1)$$

其中: ψ 是一个 $N \times N$ 的基, α 是含有 k 个非零系数的 $N \times 1$ 的向量, 则称 x 是 k 的稀疏信号. 很明显, x 和 α 是等价的, 但 x 属于空间域或时间域, 而 α 属于 ψ 域. 如果 $k \ll N$, 则可认为信号 x 已完成压缩.

在以上过程中, 没有直接对 α 进行度量 and 编码, 而是直接采用了压缩策略, 即

$$y = \varphi\alpha. \quad (2)$$

其中: $y \in R^M$, φ 是 $M \times N$ 的测量矩阵. 用 $x = \psi\alpha$ 取代 x , 得到

$$y = \varphi\psi\alpha. \quad (3)$$

若使 $\theta = \varphi\psi$, 则式 (3) 可以表达为

$$y = \theta\alpha, \quad (4)$$

其中 θ 也是 $M \times N$ 的矩阵, 但是 θ 并不适合进行测量. 这说明 φ 是混合信号且不完全依赖于信号 x . 压缩感知的基本框架如图 2 所示.

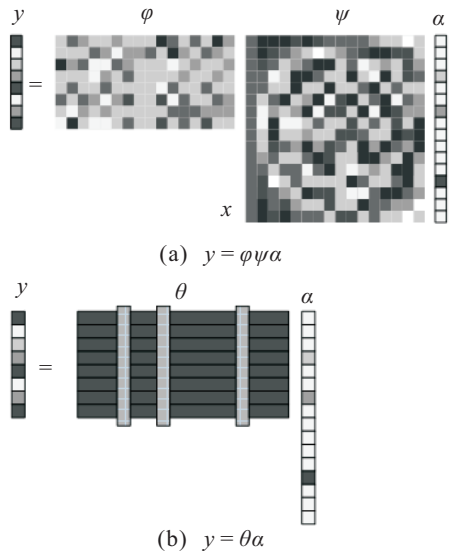


图 2 CS 的基本框架

当 $M < N$ 时, x 从 y 中复原存在一定的问题, 但是若 φ 满足约束等距性质 (RIP), 则稀疏信号可以被很好地复原, 而且, 若矩阵中的元素符合高斯或贝努利分布, 则在很大程度上可以认为其是符合 RIP 的, 而这一过程可以忽略正交基 ψ 的选择^[12]. 例如, 令矩阵 φ 中的元素是相互独立的, 且令矩阵 φ 中的元素按照高斯概率密度函数中的随机变量进行恒等分布, 则其均值为 0, 方差为 $1/M$. 即

$$\varphi_{i,j} \sim N(0, 1/M), \varphi \in R^{M \times N}. \quad (5)$$

当然也能用矩阵中元素的独立性来实现贝努利的随机变量 ± 1 , 因此

$$\varphi_{i,j} = \begin{cases} 1/\sqrt{M}, p_1 = 1/2; \\ -1/\sqrt{M}, p_2 = 1/2; \\ \varphi \in R^{M \times N}. \end{cases} \quad (6)$$

2.2 CS 策略的采样及重构方法的改进

2.2.1 CS 策略的稀疏采样

根据 CS 基本理论, 若将其运用到图像融合领域, 则首先要完成图像的稀疏表达, 因此, 选择适当的基 ψ 作为 CS 在图像融合过程中的基础, 以确保图像的稀疏表达和恢复精度. 本文则利用二维傅里叶平面完成星型采样模式, 如图 3 所示. 该采样模式由许多白色的线组成, 这些白色的线表明了用来计算压缩测量矩阵 y 的频谱的位置, 可根据 2-D 傅里叶变换的性质完成这样的采样模式. 从图 3 中可以看到, 将中心移至坐标原点后, 图像的低频频谱基本分布在频率坐标系统的原点周围, 而高频则远离原点中心. 此外, 图像经常具有比高频信息更多的低频信息, 所以, 白色的线条在低频部分采用较高的采样密度以表现出源图像更多的特征. 总之, 这种采样模式很好地保持了低频系数和低频系数在傅里叶域的选择平衡, 通过改变采样模式的采样密度, 可以获得不同的测量矩阵. 实

际上这种采样模式十分适用于 CS 方案在 2-D 图像的使用过程.

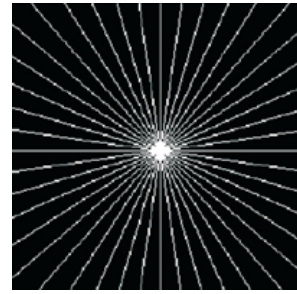


图 3 星型采样模式

2.2.2 CS 策略重构方法

低消耗和可靠的恢复方法是 CS 理论的核心, Candes 等^[13] 提出的 k 稀疏信号 x 的精确复原可通过求解以下问题来完成:

$$\min \|x\|_1, \varphi x = y, \quad (7)$$

其中 $\|x\|_1 = \sum_i |x_i|$. 由于目标函数是范数, 范数都是凸函数, 而且约束条件为线性等式约束条件, 该最优化问题的求解是一个凸函数的优化问题. 该问题很容易被归纳为基追踪的线性规划问题, 其改进模型则被称为正交匹配追踪 (OMP). OMP 算法首先从过完整信号中选出原子, 用 Gram-Schmidt 正交化方法对所选原子进行正交化处理; 然后将采样后的系数矩阵投影到正交原子空间中, 得到信号在该空间中的分量和余量; 再按照同样方法对余量进行分解, 经过一次次迭代, 余量逐渐减少. 由于每一次迭代都会对原子集合进行递归的正交化, 从而保证了迭代最优化, 并减少了迭代次数. 理论分析和实验数据都表明, 对于固定 k 稀疏 N 维离散时间信号 x , 矩阵 φ 中的元素按照高斯概率密度函数中的随机变量进行恒等分布时, 只需 $M = O(k \ln N)$, OMP 算法就能以极大概率准确重构信号^[14-15]. 但是, OMP 算法并非对于所有信号都能准确重构, 而且对于测量矩阵的要求比约束等距性 (RIP) 更加严格^[16].

正交匹配追踪便于执行且运算速度较快, 十分适合一维信号的复原, 但是 Candes 等^[13] 认为二维图像的梯度的替用恢复模型是稀疏的. 令 x_{ij} 为 $n \times n$ 的图像 x 的第 i 行第 j 列的像素值, 则可定义

$$D_{h;ij}x = \begin{cases} x_{i+1,j} - x_{ij}, & i < n; \\ 0, & i = n; \end{cases}$$

$$D_{v;ij}x = \begin{cases} x_{i,j+1} - x_{ij}, & j < n; \\ 0, & j = n; \end{cases} \quad (8)$$

且

$$D_{ij}x = \begin{bmatrix} D_{h;ij}x \\ D_{v;ij}x \end{bmatrix}. \quad (9)$$

$D_{ij}x$ 是 x 的离散梯度, 则 x 的全变差是 $D_{ij}x$ 在每一个像素点大小的和, 即

$$\text{TV}(x) = \sum_{ij} \sqrt{(D_{h;ij})^2 + (D_{v;ij})^2} = \sum_{ij} \|D_{ij}x\|_2. \quad (10)$$

于是可以采用最小化 TV 的方法来完成图像重建, 即

$$\min\text{-TV}(x), \varphi x = y. \quad (11)$$

min-TV 可以视为二阶锥规划和一般的对数障碍算法的最优化问题, 其具有 OMP 方法所不具备的鲁棒性^[18-19], 可以更好地完成图像重构.

2.3 基于 CS 的图像融合

目前, 人们已将 CS 运用到数据压缩、无线通信、传感网络、图像压缩等领域^[20-22], 而本文则是将压缩感知运用到图像融合领域, 利用其本身的优势, 使其在该领域得到更好的发展. 基于 CS 的图像变换步骤如下.

Step 1: 将两幅 $n \times n$ 大小的源图像 A 和 B 分别表示为 $A = (a_1, a_2, \dots, a_{n^2})^T$ 和 $B = (b_1, b_2, \dots, b_{n^2})^T$.

Step 2: 在傅里叶域通过星型采样模式建立 $M \times n^2$ 的测量矩阵 φ .

Step 3: 对源图像 A 和 B 进行压缩测量, 得到

$$\begin{aligned} X &= (x_1, x_2, \dots, x_M)^T = \varphi A, \\ Y &= (y_1, y_2, \dots, y_M)^T = \varphi B. \end{aligned} \quad (12)$$

Step 4: 采用一定的融合规则对压缩矩阵 X 和 Y 进行融合, 得到融合图像 Z .

Step 5: 利用 min-TV 的最优化方法对 Z 进行重建, 从而得到 F' , 最后通过傅里叶变换得到最终的融合图像 F .

3 基于 NSCT 和 CS 的图像融合算法

由上述可知, 图像的 NSCT 变换会将一幅图像变换为 1 个低通图像和 k 个带通图像, 并分别采用低通图像融合方法和带通图像融合方法对各子带系数进行融合. 在融合过程中, 由于所涉及的带通子带系数过多, 传统的带通子带融合算法都存在计算量过大、运算速度过慢以及融合效果不佳的问题. CS 是一种新的信号处理工具, 能很好地捕获和表现其采样率低于奈奎斯特采样率的压缩信号, 所以, 压缩感知策略能够减少计算数量, 更加便于执行.

由以上理论可知, 在图像处理领域中, 压缩感知能够减少像素级图像融合算法中大量的计算消耗以及存储空间. 此外, 通过求解凸优化问题的方法可以将信号从压缩测量矩阵中复原出来, 该凸优化问题的求解不需要知道信号中有多少个非零元素, 其本身的准确性和充分性可以满足求解过程中对先验知识的

需求. 因此, 基于 CS 的图像融合技术不需要源图像的任何先验结构信息便可以完成图像的融合, 从而大大提高了图像融合的效率. 此外, CS 理论可对图像进行稀疏表示, 用远小于原图像计算量的系数测量矩阵对图像进行融合, 并通过改进的重构算法准确地恢复原图像, 大大减少了图像融合数据量和运算时间, 提高了图像融合的效率. 实验结果表明, 图像融合效果也有所提高. 总之, 将 CS 策略运用到图像融合领域具有很多优势.

针对基于 NSCT 图像融合所存在的问题和 CS 理论在图像融合领域中的优势, 将 CS 理论用于 NSCT 域中高频系数的融合, 可以更加高效地完成图像融合. 基于 NSCT 和 CS 的图像融合步骤如下.

输入: 经过配准的 $n \times n$ 的图片 A 和图片 B 各一张;

输出: 经过 NSCT 和 CS 变换处理后的可见光和红外图片的融合图像 F .

Step 1: 对图片 A 和图片 B 分别利用 NSCT 变换进行多尺度多方向分解, 并将分解后的低频子带系数分别定义为 A_k^0 和 B_k^0 , 高频子带系数定义为 A_k^{lk} 和 B_k^{lk} . 其中: k 为图像的分解尺度, l 为 k 级尺度下图像的多方向分解级数.

Step 2: 利用广泛使用且便于执行的加权平均的线性图像融合规则对 A_k^0 和 B_k^0 进行变换融合, 得到低通融合图像 F_{low} .

Step 3: 采用 CS 变换模型对带通子带系数 A_k^{lk} 和 B_k^{lk} 进行图像融合, 得到多方向的带通融合图像 F_{high}^{lk} . 即: 将带通子带系数按照 CS 模型中的星型采样方法建立测量矩阵 φ ; 再根据式 (12) 对各个带通子带系数进行压缩, 压缩后图片 A 和图片 B 在 CS 空间域的带通子带系数分别为 X_k^{lk} 和 Y_k^{lk} ; 进而对 X_k^{lk} 和 Y_k^{lk} 采用基于标准差 (SD) 的图像融合规则进行融合. 定义图像像素值的标准差为

$$\text{SD} = \sqrt{\frac{1}{n \times n} \sum_{i=0}^{n-1} \sum_{j=0}^{n-1} (x_{ij} - \bar{x})^2}, \quad (13)$$

其中 $\bar{x} = \frac{1}{n \times n} \sum_{i=0}^{n-1} \sum_{j=0}^{n-1} x_{ij}$. 因为 SD 越大, 灰度越离散, 图像包含更多的信息, 所以采用基于 SD 的融合规则对 CS 空间域的高频子带系数进行融合. 其融合方法如下:

$$\begin{aligned} \omega_x &= sd_x / (sd_x + sd_y), \\ \omega_y &= sd_y / (sd_x + sd_y). \end{aligned} \quad (14)$$

从而获得带通子带系数在 CS 空间域的融合系数

$$Z = (z_1, z_2, \dots, z_M)^T,$$

$$z_i = \omega_x x_i + \omega_y y_i.$$

然后利用 min-TV 优化方法从 Z 中重构带通子带系数的融合图像 F' , 即

$$\min\text{-TV}(F'), \varphi F' = Z. \quad (15)$$

进而在 CS 空间域利用傅里叶逆变换得到带通融合图像 $F_{\text{high}}^{l_k}$.

Step 4: 对低通融合图像 F_{low} 和带通融合图像 $F_{\text{high}}^{l_k}$ 进行 NSCT 逆变换, 从而得到最终的融合图像 F .

4 仿真实验

根据上述理论及其方法, 本文以 Matlab 7.1 为工具, 选择 3 组不同类型的图像进行仿真实验和分析, 每组图片均为配准过的 256 灰度级的图片. 此外, 本文将传统的基于 NSCT 的图像融合方法和基于 CS 的图像融合方法以及本文算法运用于 3 组不同类型的图像, 并对融合效果和算法运行时间进行了比较分析.

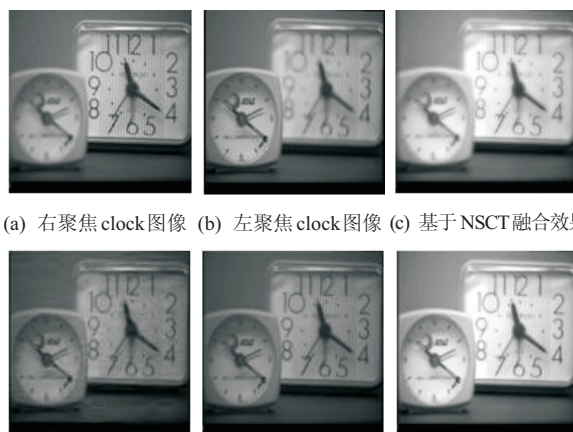
实验中, 传统的 NSCT 图像融合方法采用的多尺度分解级数为 4 级分解, 方向分解级数依次为 1, 3, 3, 4, 其低频系数采用加权平均的图像融合方法, 而高频系数则采用对比度融合算法^[23]. 在基于 CS 图像融合方法实验中, 采用常用的二维傅里叶变换的稀疏采样方法, 并对以 OMP 重构方法得到的融合图像 CS-OMP 和 min-TV 重构方法得到的融合图像进行对比, 融合规则均采用基于 SD 的图像融合规则. 经过多次实验发现, 单层的 NSCT 变换后, 对其高频系数采用基于改进 CS 理论的图像融合方法可以得到高质量的融合图像, 因此仿真实验中本文算法的 NSCT 为单层分解变换, 对其变换后的高频系数采用本文描述的基于 CS 的融合方法, 从而得到最终的仿真结果. 此外, 还对本文方法的运行时间和传统的 4 层分解的 NSCT 的运行时间进行了比较.

图像融合质量可以从主观和客观两个方面进行比较. 主观评价通常由目视或目测来进行, 一般是指对图像亮度、纹理、对比度以及清晰度的评价. 而客观评价标准是指对图像的定量分析, 本文所采用的客观评价标准是标准差 (SD)、信息熵 (IE) 和平均梯度 (AG). 其中, 标准差也称为均方差, 它可以反映图像各个像元灰度相对于灰度平均值的离散情况. 标准差越大, 图像的反差越大, 可看到的信息越多, 图像质量越好. 信息熵是从信息论角度反映影像信息丰富程度的一种度量方法, 信息熵的大小反映了图像携带的信息量的多少, 因此, 影像的信息熵越大, 其信息量就越丰富, 质量也越好^[24]. 平均梯度则是敏感地反映图像对微小细节反差表达的能力, 通常平均梯度越大, 表明影像越清晰. 此外, 针对本文方法在图像融合中的优

势, 对基于传统的 NSCT 和图像融合方法的运算时间以及本文方法的运算时间进行了比较.

4.1 多聚焦图像融合对比实验

选取两幅不同聚焦的 clock 图像作为源图像, 两幅图像的大小均为 512×512 像素. 图 4 为多聚焦图像 clock 的融合结果. 其中: 图 4(a) 聚焦在右侧的闹钟, 右侧的闹钟比左侧的更加清晰; 而图 4(b) 则是聚焦在左侧闹钟, 左侧闹钟比右侧的更加清晰. 因此这两幅多聚焦图像中含有许多互补信息, 如何将二者的互补信息结合起来, 将两个图像的聚焦点集中在一幅图像中是本次实验的主要目标. 实验采用 NSCT、CS-OMP、CS-MT 和本文方法分别对两幅图像进行了融合, 图 4(c) 为基于 NSCT 的图像融合结果, 图 4(d) 为基于 CS-OMP 理论的图像融合结果, 图 4(e) 为基于 CS-MT 策略的融合结果, 图 4(f) 为本文方法的融合结果.



(a) 右聚焦 clock 图像 (b) 左聚焦 clock 图像 (c) 基于 NSCT 融合效果

(d) 基于 CS-OMP 融合效果 (e) CS-MT 融合效果 (f) 本文方法融合效果

图 4 多聚焦图像融合结果

从直观的角度看, 4 种方法的融合图像中都能够将两幅原图像的聚焦区准确地表达出来, 提高了原图像的清晰度. 但经仔细观察不难看出, 图像 4(d) 和 4(e) 的亮度较差, 其中基于 CS-MT 的融合图像 4(e) 在清晰度和亮度方面均优于基于 CS-OMP 的融合图像 4(d). 图像 4(c) 和 4(f) 的亮度则比较令人满意, 而基于 NSCT 的融合图像 4(c) 的清晰度比本文方法的融合图像 4(f) 还有一些差距. 不难看出, 图像 4(f) 无论在图像对比度还是清晰度, 或是亮度方面, 表现均优于其他 3 种方法.

表 1 是对多聚焦图像的客观比较结果. 从表 1 的数据中可以看到本文方法在多聚焦图像融合实验中的优势, 图像的 3 项客观评价指标在 4 种方法中均为最优, 而且本文方法在 NSCT 单层变换的基础上, 在 NSCT 变换域中对高频系数按照 CS 理论进行了融合, 从而使其运算时间只占传统 NSCT 方法运算时间的约 1/13, 大大提升了运算速度, 且融合效果优于

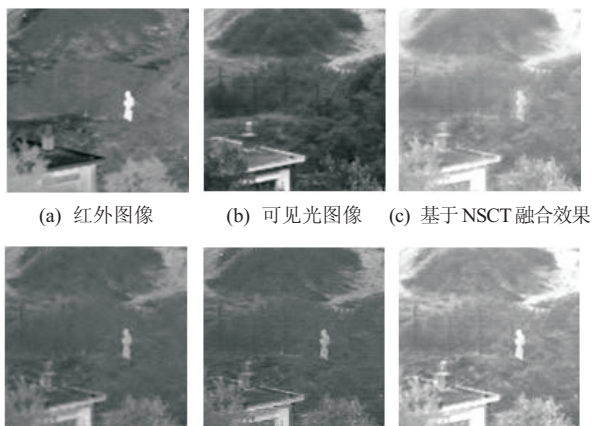
NSCT算法. 其中, NSCT、CS-OMP和CS-MT方法的AG均没有超过3, 而本文方法的AG高出CS-OMP方法接近1, 表明本文方法的融合图像具有很好的清晰度. 此外, 本文方法融合图像的IE和SD均高于NSCT融合图像约1%, 说明本文方法融合图像含有较多的信息量, 且融合质量较传统的NSCT方法有所提高. 另外, CS-MT方法的各项指标也均高于CS-OMP方法, 从而说明改进重构方法后的CS融合策略比传统的CS融合方法更适用于多聚焦图像的融合.

表1 UCI数据集各数据描述

方法	SD	IE	AG	Time/s
CS-OMP	39.4537	7.1266	2.3176	-
CS-MT	39.9367	7.2360	2.6103	-
NSCT	68.1814	7.7119	2.8536	952.2
本文方法	69.1796	7.8133	3.3281	68.9

4.2 红外和可见光图像融合对比实验

红外和可见光图像的融合效果如图5所示. 图像5(a)和5(b)分别是“UN camp”红外和可见光图像, 大小均为 256×256 像素. 由于红外图像中对于背景信息的辐射不够, 其背景信息的表达在图像中并不明显. 而可见光图像由于光照条件不够, 且成像机理不同, 无法表达热源信息. 因此, 如何将红外图像中的热源信息和可见光图像的背景信息相结合, 将两幅成像机理不同的图像融合成为一幅既能准确表达目标信息, 又能充分显现背景信息的融合图像将成为本文工作的重点.



(d) 基于CS-OMP融合效果 (e) CS-MT融合效果 (f) 本文方法融合效果

图5 红外和可见光图像融合结果

从直观的角度看, 4种方法都能从红外图像中提取出热源信息, 从可见光图像中提取出背景信息, 并较好地注入到融合图像中, 但基于CS-OMP理论的融合图像亮度较差, 且对比度不高, 对背景信息和热源信息的表达都不够明确. 基于OMP-MT的图像5(e)虽然较5(d)有所改良, 但依然存在目标信息不突出、背景细节信息模糊的问题. 而基于传统NSCT

和本文方法的融合结果图像亮度较好, 但不难看出, NSCT的融合图像出现了人物目标与背景信息灰度值相近, 从而热源信息不够明显的问题. 本文方法的融合结果不仅将源图像中的有用信息提取出来, 而且融合结果的亮度良好, 对比度较好, 使得背景信息得到准确表达, 热感的人物目标信息也十分突出, 更利于目标识别与探测.

表2是对4种融合结果的客观比较. 从表2中可以看到, 本文方法的融合结果在3项量化指标中均表现良好, 且均优于CS-OMP、CS-MT和NSCT三种方法. 其中, CS-OMP融合结果的SD最低, 而传统的NSCT和本文方法的SD均超过30, 但NSCT的SD低于本文方法约4.6%. 此外, 本文方法的AG超出传统的NSCT方法约15%. 在算法的运算时间上, 本文方法的运算时间依然明显优于传统的NSCT方法的运算时间, 只占后者的约1/23. 另外, 对重构方法进行CS融合策略改进后, CS-MT的融合图像5(e)的各项指标也均高于CS-OMP融合图像, 表明在红外和可见光图像融合中, 基于CS-MT的融合方法表现更优.

表2 红外和可见光融合图像的客观比较

方法	SD	IE	AG	Time/s
CS-OMP	21.5055	6.0124	2.8890	-
CS-MT	23.1134	6.1263	4.4716	-
NSCT	34.0524	6.5495	3.5431	236.4
本文方法	35.6953	6.6047	4.1885	10.4

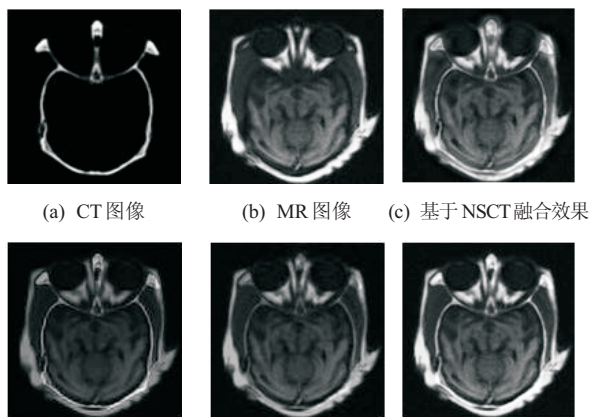
综上所述, 将本文方法用于红外和可见光图像融合, 既可以突出目标信息的表达, 又可以捕捉到源图像的细节纹理信息, 且在很大程度上提高了融合速率, 在红外和可见光图像融合中具有一定优势.

4.3 医学图像融合对比实验

医学图像融合效果如图6所示, 图6(a)和图6(b)分别是医学CT图像和MR图像, 图像大小为 256×256 像素, 这两种图像能够表现的图像特征各不相同. 其中, CT图像亮度与组织密度有关, 骨骼在CT图像中亮度高, 而一些软组织在CT图像中却无法得到反映; MRI图像亮度与组织中的氢原子等数量有关, 软组织在该类图像中亮度较高, 而骨骼信息则无法显示. 因此, 对于这类医学图像的融合, 本文的主要目标是将这两种图像中的互补信息尽可能完善且清晰地融合在一起, 从而使医生可以更加准确地进行医学诊断.

从主观角度看, 同上述两种类型的图像融合实验类似, 基于CS-OMP的医学融合图像6(d)的亮度和对比度依然不佳, 而图6(e)比6(d)的对比度及清晰度都有所提升. NSCT的融合结果和本文方法的融合效果差距不是很大, 亮度和对比度都表现良好, 但观察后不难发现, 本文方法的融合图像清晰度和对比度更优

于基于NSCT的融合效果,其轮廓信息和轮廓内的图像信息都得到了很好的保存,其视觉效果也十分良好,从而能够更好地用于医学诊断。



(d) 基于CS-OMP融合效果 (e) CS-MT融合效果 (f) 本文方法融合效果

图6 医学CT图像和MR图像融合结果

表3是对医学融合图像的客观比较结果。从表3中可以看到,CS-MT的标准差和信息熵均高于CS-OMP,但平均梯度略低于CS-OMP。从而表明,在医学图像融合中,采用CS-MT的融合图像其清晰度较CS-OMP融合图像低,但图像对比度和信息量都有所改善。此外,除IE指数外,本文方法融合图像的其他两项指标均高于其他3种方法。其中,本文方法的AG高于传统的NSCT融合效果的约5%,SD高于NSCT的融合图像约10%。只有IE一项指标仅低于NSCT融合图像约2%,且本文方法的融合时间仅为9.6s,远远小于NSCT的融合时间。因此,总体而言,本文方法优于传统的NSCT变换方法。而传统的CS理论的融合图像,其各项指标都不及本文方法。综上所述,本文方法在医学图像融合中表现良好,有利于进一步提高医学诊断的准确性和效率性。

表3 医学融合图像的客观比较

方法	SD	IE	AG	Time/s
CS-OMP	35.9459	5.9164	4.3701	-
CS-MT	40.4357	6.3464	4.1791	-
NSCT	58.1662	6.8997	5.8467	224.3
本文方法	61.4161	6.7262	6.4950	9.6

4.4 实验讨论

通过对3种不同类型的图像进行图像融合仿真实验不难看出,在CS融合策略中采用重构方法使得基于CS策略的图像融合质量得到了提升。另外,仿真实验验证了本文方法总体上优于其他3种方法,在保证图像融合质量的同时,还进一步提高了图像的融合速度。单独使用CS-OMP、CS-MT或NSCT完成图像融合,其结果与本文方法相比都存在差距,从而表明了本文方法的可行性和有效性。

5 结论

本文利用CS理论的特点,将其运用到图像融合领域,并用min-TV方法代替OMP方法用于CS域压缩图像的图像重构,然后在NSCT变换域将改进后的CS理论用于NSCT变换域中高频系数的融合,其计算复杂度比传统的NSCT变换有了明显的降低,且融合效果也优于传统的NSCT变换。仿真实验结果表明,本文方法用于图像融合,在改善图像融合质量的同时,提高了运算速率。如何通过改良算法来进一步提高图像融合质量将是未来工作的重点。

参考文献(References)

- [1] Jing Zhao, Haiyun Li. An image fusion algorithm based on multi-resolution decomposition for functional magnetic resonance images[J]. *Neuroscience Letters*, 2011, 487(5): 73-77.
- [2] Qing Guo, Shutian Liu. Performance analysis of multi-spectral and panchromatic image fusion techniques based on two wavelet discrete approaches[J]. *Optik*, 2011, 122(2): 811-819.
- [3] Shu-tao Li, Bin Yang, Jian-wen Hu. Performance comparison of different multi-resolution transforms for image fusion[J]. *Information Fusion*, 2011, 12(2): 11-13.
- [4] Do M N, Vetterli M. Contourlets[C]. *Beyond Wavelets*. 2002: 1-27.
- [5] Yi Chai, Huafeng Li, Zhaofei Li. Multifocus image fusion scheme using focused region detection and multiresolution[J]. *Optics Communications*, 2011, 284(19): 14-16.
- [6] Christoph Stiller, Fernando Puente León, Marco Kruse. Information fusion for automotive applications — An overview[J]. *Information Fusion*, 2011, 12(4): 244-252.
- [7] Deyre G. Best basis compressed sensing[J]. *IEEE Trans on Signal Processing*, 2010, 58(5): 2613-2622.
- [8] Divekar A, Ersoy O. Image fusion by compressive sensing[C]. *Proc of IEEE Conf on Geoinformatics*. New York, 2009: 1-62.
- [9] 朱明, 高文, 郭立强. 压缩感知理论在图像处理领域的应用[J]. *中国光学*, 2011, 4(5): 441-447.
(Zhu M, Gao W, Guo L Q. Application of compressed sensing theory in image processing[J]. *Chinese Optics*, 2011, 4(5): 441-447.)
- [10] Xue Bi, Xiang-dong Chen, Yu Zhang, et al. Image compressed sensing based on wavelet transform in contourlet domain[J]. *Signal Processing*, 2011, 91(5): 1085-1092.
- [11] Li X, Qin S Y. Efficient fusion for infrared and visible images based on compressive sensing principle[J]. *IET Image Processing*, 2011, 5(2): 141-147.

- [12] 焦李成, 杨淑媛, 刘芳, 等. 压缩感知回顾与展望[J]. 电子学报, 2011, 39(7): 1651-1662.
(Jiao L C, Yang S Y, Liu F, et al. Development and prospect of compressive sensing[J]. Acta Electronica Sinica, 2011, 39(7): 1651-1662.)
- [13] Candes E, Tao T. Near optimal signal recovery from random projections: Universal encoding strategies[J]. IEEE Trans on Information Theory, 2006, 52(12): 5406-5425.
- [14] Tropp J, Gilbert A. Signal recovery from partial information via orthogonal matching pursuit[J]. IEEE Trans on Information Theory, 2007, 53(12): 4655-4666.
- [15] 石光明, 刘丹华, 高大化, 等. 压缩感知理论及其研究进展[J]. 电子学报, 2009, 37(5): 1070-1081.
(Shi G M, Liu D H, Gao D H. The theory and research development of compressive sensing[J]. Acta Electronica Sinica, 2009, 37(5): 1070-1081.)
- [16] 白凌云, 梁志毅, 徐志军. 基于压缩感知信号重建的自适应正交多匹配追踪算法[J]. 计算机应用研究, 2011, 28(11): 4061-4063.
(Bai L Y, Liang Z Y, Xu Z J. Adaptive orthogonal multi-matching pursuit algorithm for signal reconstruction based on compressive sensing[J]. Application Research of Computers, 2011, 28(11): 4061-4063.)
- [17] Candes E, Yonina C Eldar, Deanna Needel. Compressed sensing with coherent and redundant dictionaries[J]. Applied and Computational Harmonic Analysis, 2011, 31(1): 59-73.
- [18] Alexandre Borghi, Jerome Darbon, Sylvain Peyronnet. Exact optimization for the ℓ_1 -compressive sensing problem using a modified Dantzig-Wolfe method[J]. Theoretical Computer Science, 2011, 412(15): 13-15.
- [19] 叶传奇. 基于多尺度分解的多传感器图像融合算法研究[D]. 西安: 西安电子科技大学计算机学院, 2009.
(Ye C Q. Research on multi-sensor image fusion algorithm based on multiscale decomposition[D]. Xi'an: Computer College, Xi'an University of Electronic Science and Technology, 2009.)
- [20] Esteban Aguilera, Matteo Nannini, Andreas Reigber. Multisignal compressed sensing for polarimetric SAR tomography[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2012, 5(9): 871-875.
- [21] Sun Xilong, Yu Anxi, Dong Zhen, et al. Three-dimensional SAR focusing via compressive sensing: The case study of angel stadium[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2012, 4(9): 759-764.
- [22] Anna M R Dixon, Emily G Allstot, Daibashish Gangopadhyay, et al. Compressed sensing system considerations for ECG and EMG wireless biosensors[J]. IEEE Trans on Biomedical Circuits and Systems, 2012, 2(6): 156-166.
- [23] Chaia Y, Li H F, Guo M Y. Multifocus image fusion scheme based on features of multiscale products and PCNN in lifting stationary wavelet domain[J]. Optics Communications, 2011, 284(4): 1146-1158.
- [24] 孔韦韦, 雷英杰, 雷阳, 等. 基于改进型 NSCT 变换的灰度可见光与红外图像融合方法[J]. 控制与决策, 2010, 25(11): 1665-1669.
(Kong W W, Lei Y J, Lei Y, et al. Fusion method for gray-scale visible light and infrared images based on improved NSCT[J]. Control and Decision, 2010, 25(11): 1665-1669.)

(责任编辑: 李君玲)