

doi: 10. 3788/gzxb20134204. 0496

基于平移不变剪切波变换域图像融合算法

刘卫, 殷明, 栾静, 郭宇

(合肥工业大学 数学学院, 合肥 230009)

摘要: 针对传统基于多尺度变换的图像融合方法存在的缺点, 提出了一种基于平移不变剪切波变换域的自适应图像融合新方法. 首先, 使用平移不变剪切波变换对源图像进行分解, 得到低频子带及方向带通子带系数. 然后, 对于低频子带系数采用梯度域奇异值分解方法估计图像的局部结构信息, 提出了基于提取的特征与 S 函数的可变加权融合策略; 对于各方向带通子带系数, 提出了一种基于改进的拉普拉斯能量和匹配的“加权平均”和选择相结合的系数选择策略. 最后, 对得到的融合系数进行逆变换得到融合图像. 通过实验可以发现相比于传统的图像融合方法, 本文方法得到了更高的客观指标, 融合图像视觉效果更好.

关键词: 图像融合; 平移不变剪切波变换; 奇异值分解; S 函数

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1004-4213(2013)04-0496-8

Image Fusion Algorithm Based on Shift-invariant Shearlet Transform

LIU Wei, YIN Ming, LUAN Jing, GUO Yu

(School of Mathematics, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China)

Abstract: To overcome the shortcoming of traditional image fusion method based on multi-scale transform, a novel adaptive image fusion algorithm based on shift-invariant shearlet transform (SIST) is proposed. Firstly, the SIST is utilized to decompose the source images, and the low frequency sub-band coefficients and directional bandpass sub-band coefficients are obtained. Secondly, for the low frequency sub-band coefficients, the singular value decomposition method in the gradient domain is used to estimate the local structure information of image, and a variable weights fusion scheme based on the sigmoid function and the extracted features is presented, while for the directional bandpass sub-band coefficients, a scheme based on the Sum-modified-Laplacian (SML) combined with the weighted average scheme is presented. Finally, the fused image is obtained by performing the inverse SIST on the combined coefficients. The experimental results show that the proposed approach can significantly outperform the conventional image fusion methods in terms of both objective evaluation criteria and visual quality.

Key words: Image fusion; Shift-invariant shearlet transform; Singular value decomposition; Sigmoid function

0 引言

随着数字图像处理技术、数据融合技术及多尺度分析理论不断发展, 使得图像融合技术的研究成为了一个研究热点. 图像融合就是将来自不同传感器的多幅源图像合并成一幅满足特定需求的图像, 从而有效地把不同的源图像的优点结合起来, 提高分析和提取图像信息的能力^[1], 已广泛应用于军

事、计算机视觉、医学图像、遥感等多个领域.

目前的融合方法大致可以分为两类: 一类是在空间域选取具有更加明显特征的像素作为融合图像的像素^[2-3], 这类方法根据某种指标选择融合像素, 指标通过计算特定尺寸窗内的像素获得, 从而容易产生块效应, 对融合图像的质量产生了很大的影响; 另一类主要是基于多分辨率分析的图像融合方法. 多尺度分析工具如传统金字塔变换(包括拉普拉斯

基金项目: 安徽省自然科学基金(No. 1308085MA09)、安徽省教育厅重点科研项目(No. KJ2010A282)、合肥工业大学博士专项科研基金(No. 2012HGZ0653)和国家级大学生创新创业训练计划项目(No. 201210359062)资助

第一作者: 刘卫(1987-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为小波分析及应用、压缩感知. Email: lw_feixi@163.com

导师(通讯作者): 殷明(1962-), 男, 副教授, 硕士生导师, 博士, 主要研究方向为小波分析及图像处理. Email: ymhfut@126.com

收稿日期: 2012-10-22; **录用日期:** 2012-12-20

金字塔变换和梯度金字塔变换等)^[1]和小波变换^[4-7],已在图像融合领域取得了广泛的应用.但是传统金字塔变换大多无方向性,无法获得更多的边缘、细节信息,从而无法获得较好的融合效果.与传统金字塔变换相比,小波变换具有良好的性质如局部化和方向性可以较好地表示图像的细节信息,因而基于小波变换域的图像融合方法可以获得更好的融合效果.

遗憾的是,小波变换虽然可以有效地表示一维信号的点奇异,由于传统的二维小波变换是由两个一维小波的张量积形成,其方向选择性非常有限,因此它不能以最稀疏的方式表示图像的轮廓及边缘信息,另外其还不具有平移不变性,使得当源图像间存在较小配准误差时都会引起融合图像的严重退化,出现虚假信息.为了更好地表示高维奇异特征,人们提出了 Ridgelet、Curvelet、Contourlet 等多尺度几何分析工具^[8]. Contourlet 变换^[9]是一种新的图像分析工具,与传统小波变换相比,其具有良好的各向异性及方向选择性,可以准确地将图像中的边缘信息在不同尺度不同方向的频率子带中表示,近些年人们提出了许多基于 Contourlet 变换的图像融合算法^[10-11].但是由于执行 Contourlet 变换过程中采用了下采样操作,所以 Contourlet 变换不具有平移不变性且子带存在频谱混叠现象,这在一定程度上削弱了 Contourlet 变换的方向选择性.为了克服这一缺点,Cunha 等人^[12]提出具有平移不变性的非下采样 Contourlet 变换(记为 NSCT),在其变换域中进行图像融合工作^[13-14],虽然取得了较好的视觉效果,但是 NSCT 实现过程计算效率低,运行时间较长.2007年,Guo 等人提出一种新的多尺度几何分析工具-剪切波变换^[15],它可以对图像进行稀疏表示且产生最优逼近.相比较于轮廓波变换,虽然有类似的实现过程,但是剪切波变换时没有方向数目和支撑基尺寸大小的限制.此外,剪切波不像 NSCT 逆变换时需要对方向滤波器进行逆合成,剪切波只需要对正向变换中的剪切滤波器进行加和处理,因而剪切波实现过程具有更高的计算效率.由于剪切波具有以上这些优点,已应用于许多图像处理领域,如图像去噪^[16]、边缘检测^[17]、图像融合^[18-20]等.然而,由于剪切波离散化过程中也采用了下采样操作,因而不具备平移不变性,应用于图像去噪、融合时易在奇异点附近产生伪吉布斯现象.平移不变剪切波变换^[16]通过级联非下采样金字塔滤波器和剪切滤波器,具有剪切波变换的所有优点且实现过程没有采用下采样操作,因而具有平移不变性,可以有效减少配准误差带来的影响,所以平移不变剪切波变换更适合于图像融合工作.

此外,一个好的融合方法不仅依赖于变换而且还依赖于变换域的系数选择方法.通常,基于多尺度变换的融合方法更多的注重于高频子带的融合规则,对于低频子带大多采用“平均法”.平均方法虽然实现简单,但是在一定程度上会降低图像的对比度,从而造成源图像中的部分有用信息丢失.对于高频子带,代表性的融合规则是“绝对值取大”方法,该方法使源图像的冗余信息很容易丢失,且会在融合图像中带来一些“人工信息”.

根据以上分析,本文提出了一种基于平移不变剪切波变换域的图像融合新方法.当选择低频系数时,先对低频子带采用梯度域奇异值分解的方法估计图像的局部结构信息,提取的特征可以有效地反映低频子带边缘信息,将其与构造的 S 函数结合得到自适应权重系数;对于各个方向带通子带,利用改进的拉普拉斯能量和作为清晰度指标来选择方向带通子带的融合系数.实验结果显示,本文方法可以充分地提取各个源图像的有用信息并注入到融合图像中,融合图像的视觉效果及客观指标均优于几种经典的融合方法.

1 平移不变剪切波变换

平移不变剪切波变换^[16]由非下采样金字塔分解^[12]和剪切滤波器组两部分构成,具有方向敏感性、平移不变性及稳定性等众多优点,它是图像信号(如边缘)真正的二维稀疏表示.非下采样金字塔滤波器实现非下采样剪切波变换的多尺度剖分,图像经 k 级非下采样金字塔滤波器分解可以得到 $k+1$ 个与原图像大小相同的子带图像;剪切滤波器完成非下采样剪切波变换的方向局部化,标准的剪切波变换中使用的剪切滤波器是在伪极化网格中通过窗函数的平移操作实现,执行过程中需要进行下采样操作,因而不具有平移不变性,平移不变剪切波变换把标准的剪切滤波器从伪极化网格系统映射回笛卡尔坐标系统,通过逆傅里叶变换,可以证明其操作可以直接通过二维卷积完成,避免了下采样操作因而具有平移不变性.本文的主要工作是图像融合,更多关于平移不变剪切波变换的细节可以参考文献^[16].

2 基于平移不变剪切波变换域图像融合算法

2.1 基本框架

为了简化讨论,假定只有两幅源图像 A 和 B,它们融合产生一幅合成图像 F,图 1 给出了本文所提融合算法的结构图.首先,假定源图像已经过几何配准处理,那么本文的主要融合步骤为:1)将源图像

A 和 B 分别进行平移不变剪切波变换分解,得到低频子带和一系列带通方向子带;2)对低频子带和各带通方向子带分别使用不同的融合策略,以此获得融合的平移不变剪切波变换系数;3)对获得的融合系数进行平移不变剪切波逆变换,并得到最终的融合图像 F.

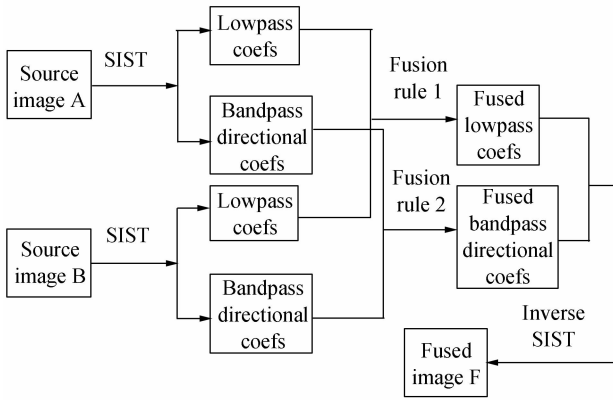


图1 基于平移不变剪切波变换域的图像融合算法
Fig. 1 Image fusion algorithm based on the SIST

2.2 低频系数融合规则

图像经平移不变剪切波变换分解得到的低频部分包含了图像的主要能量,它是原图像的近似部分.目前对低频系数的处理大多采用平均规则^[21],该方法虽然实现简单,却在一定程度上降低了图像的对比度,造成源图像的一些有用信息丢失.根据生理学和心理学研究发现,人类视觉系统对于图像边缘比较敏感,但是对于独立位置的实亮度不是很敏感.每个低频系数对应的清晰度指标的准确判断决定了图像融合质量的关键环节.以往人们提出了许多空间域的清晰度指标如图像梯度能量、空间频率、拉普拉斯能量等,这些指标都可以测量像素的变化程度,基于这些评价指标的融合方法中,具有较大度量值的像素点被认为来自于源图像的清晰部分,从而被选为融合图像的像素点.平移不变剪切波变换的低频子带系数存在幅值的变化,因此本文利用清晰度指标选择源于清晰图像的变换域系数是合理的.为了提高融合图像的质量,清晰度指标需要能够很好地突出低频系数的显著特征.在本文中,对低频子带系数利用梯度域奇异值分解的结果构造一种结构描述子,然后利用局部结构描述子的响应值作为低频子带系数的特征值,即对应的清晰度指标.

2.2.1 梯度域奇异值分解

文献[22]利用梯度域奇异值分解方法构造了方向可调高斯核,文献[23]利用该方法改进了非局部均值滤波的性能.对于图像 f ,其梯度域奇异值分解的主要步骤为:

- 1)计算 f 的梯度值;
- 2)把局部区域内的梯度值排列成 $N \times 2$ 的矩阵

G ;

3)对 G 进行奇异值分解,其形式为

$$G = [\nabla f^T(1) \nabla f^T(2) \cdots \nabla f^T(N)]^T = USV^T$$

式中 $\nabla f^T(i) = [\frac{\partial f(i)}{\partial x} \quad \frac{\partial f(i)}{\partial y}]^T$ 为图像 f 在 i 处的梯度, N 为局部区域内像素的个数, U 为 $N \times N$ 的正交矩阵, S 为 $N \times 2$ 的奇异值矩阵, V 为 2×2 的正交矩阵,其第二列向量 $v_2 = [v_1 \quad v_2]^T$ 对应着最小的非零奇异值,决定了局部梯度域的主方向.

2.2.2 局部结构描述子

图像中不同区域包含的内容不同,一般可以分为平坦区域,边缘纹理方向一致区域和细节丰富区域(如相交边缘).对于奇异值矩阵 S 的特征值 λ_1 、 λ_2 ,它们反映了特征向量方向上能量变化的大小.在平坦区域,灰度值变化较小或者几乎没有变化,两个特征值 $\lambda_1 \approx \lambda_2 \approx 0$;在边缘纹理一致区域,跨越边缘的方向灰度变化较大,其特征值 $\lambda_1 > \lambda_2 \approx 0$;在细节丰富区域,不同方向的灰度均有变化,特征值 $\lambda_1 > \lambda_2 > 0$.因此特征值 λ_1 、 λ_2 可以很好地表征图像局部区域的内容.文献[24]提出了一个局部方向能量度量的概念,其定义为

$$e(i) = \lambda_1(i) + \lambda_2(i) \quad (1)$$

e 值的大小可以体现图像局部区域基本结构模式.如果 e 值较大,则当前区域包含丰富的细节信息;如果 e 值较小,则当前区域较为平坦.因此 e 可以作为图像局部结构信息的描述子,其值可用来表征图像内容的特征.图2为根据式(1)提取的 Barbara 图像及其对应的特征图.从图2中可以看出,提取的特征



图2 提取的 Barbara 图像的特征图像
Fig. 2 The extractive feature image of Barbara image

图像可以很好地反映图像不同区域的内容,如平坦、边缘(桌腿)及细节丰富区域(围巾),因此基于梯度域奇异值分解构造的局部结构描述子是鲁棒的、有效的.

2.2.3 自适应加权平均融合规则

由于低频子带信息反映了原始图像的概貌特征,是原图像的近似部分,因此上面定义的局部结构描述子可以描述低频子带的内容,并作为其清晰度指标.简单“平均法”虽然简单,但是无法自适应地进行源图像的融合,因此本文采用一种自适应加权融

合规则,加权系数 ω 由 S 函数确定.融合后的低频子带系数为

$$L^F(i,j) = \omega(i,j) \times L^A(i,j) + (1 - \omega(i,j)) \times L^B(i,j)$$

式中 $L^A(i,j)$ 、 $L^B(i,j)$ 分别为两幅源图像经平移不变剪切波变换后在位置 (i,j) 处的低频系数, $L^F(i,j)$ 为融合图像 F 对应的低频系数.文献[25]提出利用两个分段函数构造了一个 S 函数,但其表达式过于复杂,参量太多.为此本文构造一个新的 S 函数

$$\omega(i,j) = \frac{x^k}{1+x^k}$$

式中 $x = e^A(i,j)/e^B(i,j)$; k 为该 S 函数的收缩因子且为大于 1,本文取 k 为 5; $e^A(i,j)$ 、 $e^B(i,j)$ 是位置 (i,j) 处的低频系数对应的特征值.从 S 函数的表达式可以看出,当 $k \rightarrow +\infty$ 时,此时等价于极大值法. k 值固定时,当 $e^A(i,j)/e^B(i,j)$ 接近于零时,权系数 $\omega(i,j)$ 接近于零,此时融合系数主要来自于源图像 B;反之,当 $e^A(i,j)/e^B(i,j)$ 远远大于 1 时,权系数 $\omega(i,j)$ 接近于 1,此时融合系数主要来自于源图像 A;当 $e^A(i,j)/e^B(i,j)$ 接近于 1 时, $\omega(i,j)$ 接近于 1/2,此时等价于平均融合方法.因此,本文所提融合规则可根据低频子带自身的特征进行动态地选择加权平均法的权值,从而本文的低频融合规则自适应的.图 3 是 k 取不同值时的 S 函数.

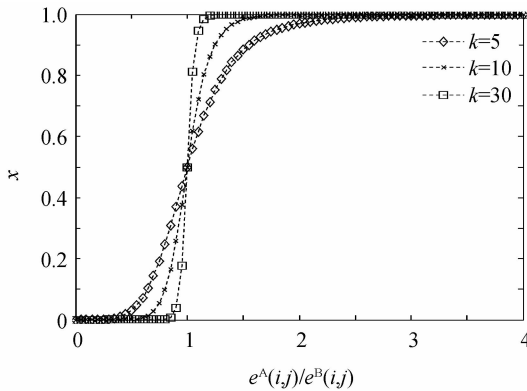


图 3 不同收缩因子 k 对应的 S 函数

Fig. 3 Sigmoid function with different shrink factor k

2.3 方向带通子带融合规则

由于平移不变剪切波变换的各个方向带通子带是图像的细节信息,而拉普拉斯能量和可以很好地反映图像的边缘特征信息,在一定程度上可以恰当地表征图像的聚焦特性和清晰度,文献[2]利用拉普

拉斯能量和进行图像融合取得了较好的效果.为了获得视觉特效更好、细节信息更加丰富的融合图像,本文提出一种基于改进的拉普拉斯能量和匹配“加权平均”和选择相结合的带通子带融合方法.对于方向带通子带的拉普拉斯能量和定义为

$$ML^{l,k}(i,j) = |2H^{l,k}(i,j) - H^{l,k}(i - \text{step}, j) - H^{l,k}(i + \text{step}, j)| + |2H^{l,k}(i,j) - H^{l,k}(i, j - \text{step}) - H^{l,k}(i, j + \text{step})|$$

$$SML^{l,k}(i,j) = \sum_{a=-P}^P \sum_{b=-Q}^Q [ML^{l,k}(i+a, j+b)]^2 \quad (2)$$

式中 step 表示系数间的可变间距,本文取为 1; $H^{l,k}(i,j)$ 表示 l 尺度 k 方向上位置为 (i,j) 的非下采样剪切波系数; $SML^{l,k}(i,j)$ 表示 l 尺度 k 方向上位置为 (i,j) 的非下采样剪切波系数对应的拉普拉斯能量和; $(2P+1) \times (2Q+1)$ 为以 (i,j) 为中心的局部区域大小,一般取 3×3 、 5×5 等.式(2)定义的拉普拉斯能量和既没有突出中心像素的重要性,也没有考虑区域邻域像素与中心像素的距离,当出现个别远距离像素对拉普拉斯能量和贡献比较大时,就有可能丢失中心像素的信息,可能导致融合效果不理想.改进的拉普拉斯能量和表达式为

$$NSML^{l,k}(i,j) = \sum_{a=-P}^P \sum_{b=-Q}^Q \omega(a,b) \cdot [ML^{l,k}(i+a, j+b)]^2 \quad (3)$$

式中 $\omega(a,b)$ 为 $ML^{l,k}(i+a, j+b)$ 对应的加权系数; $NSML^{l,k}(i,j)$ 表示 l 尺度 k 方向上位置为 (i,j) 的非下采样剪切波的方向带通子带系数对应的新的拉普拉斯能量和.由式(3)可知, $\omega(a,b)$ 选择是否恰当对清晰度指标的计算及后续的融合效果都会有很大的影响.为便于讨论,记 $W_{(2p+1) \times (2q+1)}$ 为所有的 $\omega(a,b)$ 按对应位置组成的权值矩阵,文献[26]给出了权值矩阵的具体构造方法.根据式(3)可以计算出源图像的非下采样剪切波的方向带通子带的改进的拉普拉斯能量和,即 $NSML_A^{l,k}(i,j)$ 、 $NSML_B^{l,k}(i,j)$,它们分别代表 $H_A^{l,k}(i,j)$ 、 $H_B^{l,k}(i,j)$ 的改进的拉普拉斯能量和.于是本文提出的方向带通子带的具体融合规则为:

1) 按式(3)计算 2 幅源图像的平移不变剪切波的方向带通子带的改进的拉普拉斯能量和 $NSML_A^{l,k}(i,j)$ 、 $NSML_B^{l,k}(i,j)$.

2) 计算 2 幅源图像的平移不变剪切波的方向带通子带对应的局部区域的相似匹配度,即

$$M^{l,k}(i,j) = \frac{2 \sum_{a=-P}^P \sum_{b=-Q}^Q |NSML_A^{l,k}(i+a, j+b) NSML_B^{l,k}(i+a, j+b)|}{\sum_{a=-P}^P \sum_{b=-Q}^Q |NSML_A^{l,k}(i+a, j+b)|^2 + \sum_{a=-P}^P \sum_{b=-Q}^Q |NSML_B^{l,k}(i+a, j+b)|^2}$$

3) 确定融合方法.设 T 为预设匹配度阈值,如果 $M^{l,k}(i,j) < T$,则融合系数为

$$H_F^{l,k}(i,j) = \begin{cases} H_A^{l,k}(i,j), & \text{if } NSML_A^{l,k}(i,j) \geq NSML_B^{l,k}(i,j) \\ H_B^{l,k}(i,j), & \text{if } NSML_A^{l,k}(i,j) < NSML_B^{l,k}(i,j) \end{cases}$$

否则

$$H_F^{l,k}(i,j) = \begin{cases} L^{l,k}(i,j)H_A^{l,k}(i,j) + (1-L^{l,k}(i,j))H_B^{l,k}(i,j), & \text{if } NSML_A^{l,k}(i,j) \geq NSML_B^{l,k}(i,j) \\ (1-L^{l,k}(i,j))H_A^{l,k}(i,j) + L^{l,k}(i,j)H_B^{l,k}(i,j), & \text{if } NSML_A^{l,k}(i,j) < NSML_B^{l,k}(i,j) \end{cases}$$

$$\text{式中 } L^{l,k}(i,j) = \frac{1}{2} + \frac{1-M^{l,k}(i,j)}{2(1-T)}$$

3 融合实验与性能分析

为了验证本文所提算法的融合性能,进行了 2 组融合实验. 第一组实验为多聚焦源图像融合实验, 为了进行比较, 将本文提出的融合算法与 5 种融合算法进行比较. 它们为基于梯度金字塔的融合算法、基于 DWT(Haar)的融合算法、基于 Contourlet 变换的融合算法、基于剪切波的融合算法以及基于平移不变剪切波变换的融合算法(分别记为 GP-based、DWT-based、Contourlet-based、ST-based、SIST-simple-based method), 均采用简单的低频系数取平均、高频子带取模极大值的融合规则. 第二组实验对来自不同传感器的源图像进行融合, 将本文提出的融合算法分别与 GP-based, DWT-based, Contourlet-based, ST-based, 基于平移不变剪切波变换低频子带采用加权平均融合方法、带通子带采用本文提出的融合规则(记为 MP-NSML-max method)及低频子带采用本文自适应加权平均融合规则、高频采用取模极大值法(记为 Low-Adaptive-Mean method)进行比较. 实验中, 除了对融合图像作视觉效果比较外, 还采用了互信息^[27]和 $Q^{AB/F}$ ^[28]作为客观评价标准. 这两个指标不需要参考图像的信息, 其中, 互信息用来度量源图像有多少信息转移

到融合图像中, $Q^{AB/F}$ 利用 Sobel 边缘检测算子来衡量有多少边缘信息从源图像转移到融合图像, 二者的值越大说明融合的效果越好.

3.1 多聚焦图像融合

首先对 4 对多聚焦源图像(“Hoed”、“Pesi”、“Book”、“Lab”)进行融合实验, 其中前 3 对为配准良好的源图像对, 第 4 对为存在配准误差(人物的头部)的源图像对, 它们均为左、右聚焦. 图 4~6 是源图像及通过不同融合方法得到的融合结果的局部放大图像. 从图 5~6 可以看出, 几种方法都可以一定程度地达到融合目的, 都能将源图像对的信息注入到融合图像中. 从图 5 中可以看出, 基于梯度金字塔的融合图像对比度低, 图像模糊; 基于小波变换、Contourlet 变换及剪切波变换的图像融合方法在融合图像的边缘出现了“波纹”和虚假信息(如字母变得模糊); 基于平移不变剪切波变换的简单融合方法得到的融合图像可以一定程度上抑制这种现象, 主要是由于梯度金字塔、小波变换、Contourlet 变换及剪切波变换它们均不具有平移不变性, 导致了融合图像失真现象, 致使融合图像的视觉效果较差, 而平移不变剪切波具有平移不变性, 可以避免图像分解和重构过程中引入的频谱混叠效应; 本文所提算法融合得到的图像有效抑制了模糊现象, 图像视觉效果更好. 图 6 给出了存在配准误差的多聚焦图像的融合结果的局部放大图像, 从图中可以看出基于



图 4 多聚焦源图像对

Fig. 4 Source images for multi-focus fusion

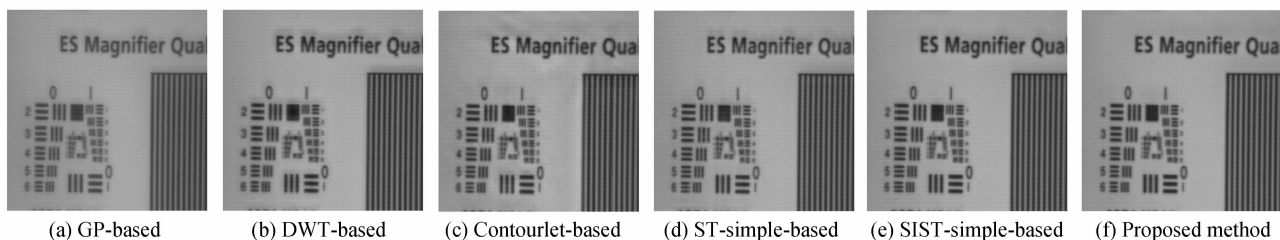


图 5 “Pesi”融合图像部分放大效果图
Fig. 5 The parts of the “Pesi” fusion images

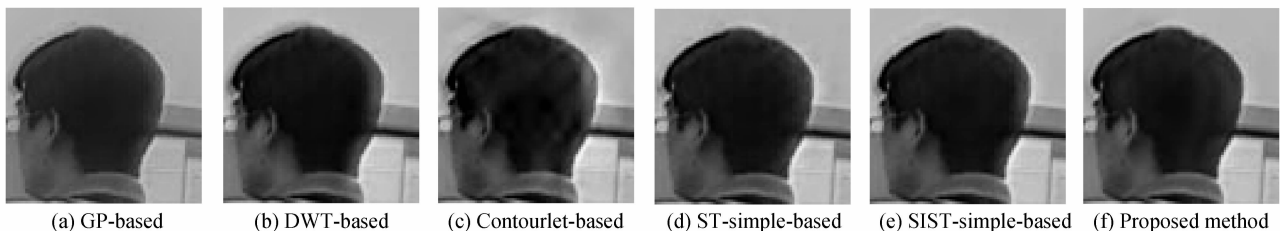


图 6 “Lab”融合图像部分放大效果图
Fig. 6 The parts of the “Lab” fusion images

Contourlet 变换的融合图像存在较严重的伪吉布斯现象;基于梯度金字塔、小波变换及剪切波变换的融合图像模糊现象有一定程度的改善,但仍不是很理想;可以明显地看出基于平移不变剪切波变换的融合图像比其他几种方法得到的融合图像更清晰,这说明平移不变性可以有效地抑制伪吉布斯现象并减少配准误差的影响。

表 1 给出了图 4 中的多聚焦图像经不同方法融合后的 MI 和 $Q^{AB/F}$ 值. 从表中可以看出 SIST 相对

于梯度金字塔、DWT、Contourlet 变换及剪切波在图像融合时所表现出的优越性,本文所提算法获得的客观数据在所有方法中几乎是最高. 这说明了所提算法可以获得与源图像更强相关的融合图像且在融合过程中边界等纹理特征也保持的最好,表中的客观数据反映的结果与主观视觉评价得出的结论是一致的. 通过上面的讨论可知所提算法在多聚焦图像融合应用中是有效的。

表 1 不同方法处理图 4 的性能比较

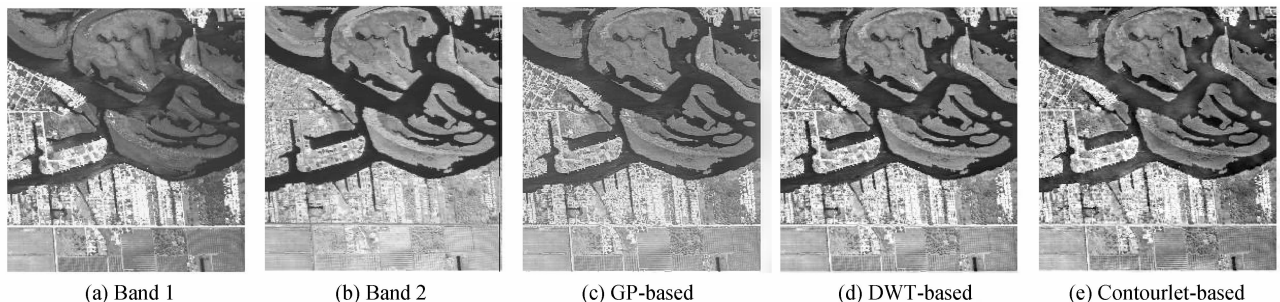
Table 1 Performance of different fusion methods on processing Fig. 4

Images	Criteria	GP-based	DWT-based	Contourletbased	ST-based	SIST-simple-based	Proposed method
Hoed	MI	4. 658 2	5. 322 0	5. 531 7	5. 843 2	6. 985 5	7. 294 7
	$Q^{AB/F}$	0. 738 1	0. 782 5	0. 721 1	0. 782 2	0. 802 1	0. 811 4
Pesi	MI	6. 135 1	6. 604 6	6. 211 0	6. 688 0	6. 813 9	6. 877 2
	$Q^{AB/F}$	0. 739 5	0. 749 4	0. 713 1	0. 746 4	0. 768 1	0. 772 6
Book	MI	5. 957 4	7. 859 7	7. 335 0	7. 985 0	8. 064 4	8. 144 2
	$Q^{AB/F}$	0. 769 6	0. 840 9	0. 807 1	0. 829 3	0. 836 2	0. 842 3
Lab	MI	6. 060 6	6. 997 8	6. 338 7	7. 055 8	7. 215 9	7. 312 2
	$Q^{AB/F}$	0. 687 6	0. 711 4	0. 668 7	0. 702 4	0. 718 0	0. 726 1

3.2 遥感图像与医学图像融合

图 7 所示为对 2 幅不同波段遥感图像的融合效果图. 图 7(a)为可见光图像,图像中河流及其近邻部分对比度较强,但房屋、田地及绿地模糊不清;图

7(b)为同一场景的红外图像,其光谱信息和可见光图像恰好相反. 从融合图像的效果图中可以看出,7 种方法都达到了一定的融合效果,均集合了可见光和红外图像中的互补信息,其中基于梯度金字塔的



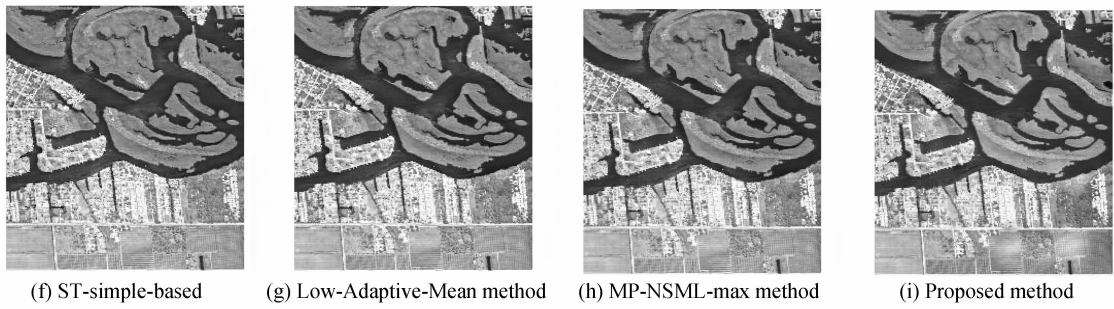


图7 遥感源图像及融合结果

Fig. 7 Remote sensing images and fusion results

融合图像对比度比较低,有一定程度的模糊现象;小波、Contourlet 变换及剪切波的融合图像视觉效果有所改善,但仍不是很理想;基于平移不变剪切波变换具有多方向性,可以提供不同方向的边缘和细节信息,再加上本文所提的融合策略,融合图像的清晰度和对比度都有较大改善,细节更清晰。

图 8 为 2 幅医学图像的融合实例. CT 图像能够提供骨头和其他密集结构的细节信息,而 MRI 图像可以提供软组织的细节信息. 从图中可以看出:7 种方法所得的融合图像都能保留 CT 图像的骨头细节信息和 MRI 图像的软组织信息,但是经比较可以发现,基于梯度金字塔和剪切波的融合方法没能很

好地注入 CT 图像信息,图像对比度低;基于 Contourlet 变换的融合图像细节模糊严重;基于小波和平移不变剪切波变换域的 MP-NSML-max 方法的融合图像整体对比度有所增强,但是个别地方不够清晰;而 Low-Adaptive-Mean 方法及本文所提算法相比较于前几种方法得到的融合图像整体对比度比较高,融合图像中的骨头和软组织的边缘和轮廓信息与原始的 CT、MRI 源图像最接近,比较全面地综合了 CT、MRI 源图像的信息,图像的清晰度最高. 特别地从 MP-SML-max 方法与本文算法的比较可以看出,低频融合规则的选择对于医学图像融合的整体视觉效果影响很大。

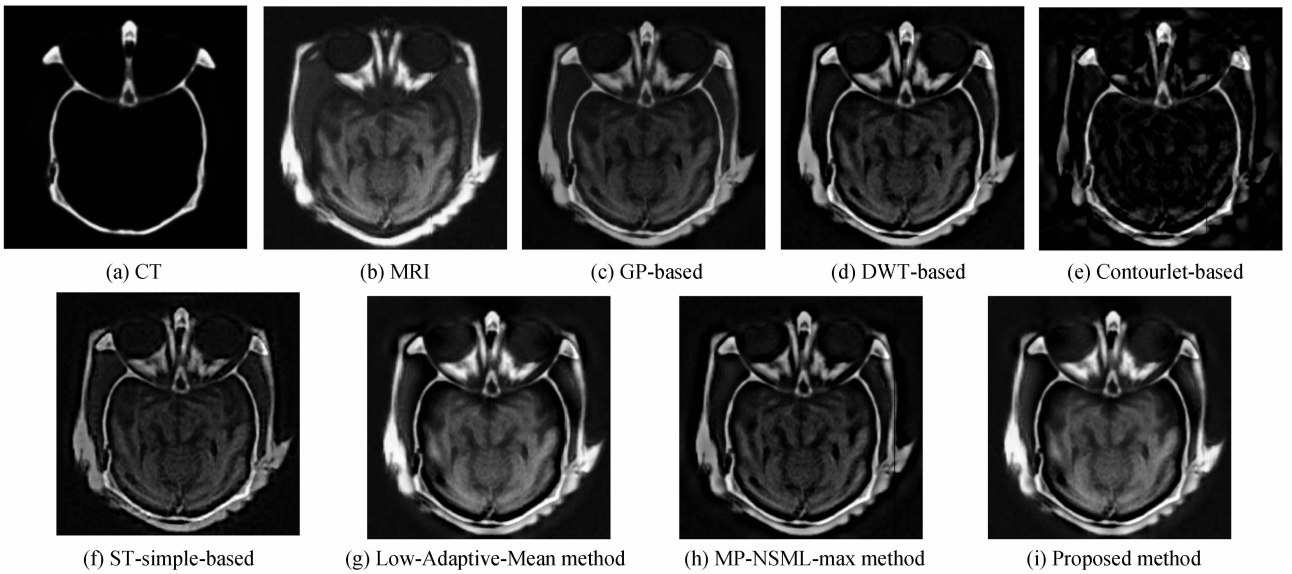


图8 医学源图像及融合结果

Fig. 8 Medical images and fusion results

表 2 为不同方法的客观数据比较. 从表中可以看出,本文所提算法的客观数据均高于其他算法. 从

以上分析可知,在融合多传感器获得的源图像时,本文所提算法也是所有方法中最好的。

表 2 不同方法处理图 7 和图 8 的性能比较

Table 2 Performance of different fusion methods on processing Fig. 7 and Fig. 8

Images	Criteria	GP-based	DWT-based	Contourletbased	ST-based	Low-Adaptive-Mean	MP-NSML-mx	Proposed method
Fig. 7(a)	MI	3.754 9	3.893 9	3.553 2	3.924 1	3.700 7	3.894 6	3.964 3
and(b)	$Q^{AB/F}$	0.578 6	0.613 4	0.546 2	0.605 3	0.568 3	0.617 9	0.625 3
Fig. 8(a)	MI	2.888 3	2.543 3	1.114 8	2.127 5	2.853 9	2.199 5	2.891 2
and(b)	$Q^{AB/F}$	0.683 6	0.728 4	0.397 8	0.694 7	0.716 7	0.697 9	0.723 4

4 结论

平移不变剪切波变换作为一种新的多分辨率几何分析工具,将其引入到图像融合领域中不仅可以更好地稀疏表示源图像,而且由于其具有平移不变性可以有效地减少配准误差对融合性能的影响.为此,本文提出了一种基于平移不变剪切波变换的图像融合新算法,该方法根据各子带的特点分别制定了适合各自的融合规则,对于低频子带提出了基于梯度域奇异值分解的方法提取局部结构信息,并将其与提出的S函数联合进行低频系数选择;对于高频子带提出了基于改进的拉普拉斯能量和的融合方案,该方案可以有效、准确地选择出融合系数.多组实验结果显示,该方法可以有效捕捉源图像的边缘等细节信息,减少“人工信息”的引入及配准误差带来的影响,提高融合图像的视觉效果.

参考文献

- [1] BLUM R S, LIU Z. Multi-sensor image fusion and its applications[M]. Boca Raton; CRC Press, 2005: 1-10.
- [2] HUANG W, JING Z L. Evaluation of focus measures in multi-focus image fusion[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2007, **28**(4): 493-500.
- [3] LI S T, YANG B. Multi-focus image fusion using region segmentation and spatial frequency[J]. *Image and Vision Computing*, 2008, **26**(7): 971-979.
- [4] LI S T, KWOK J T, WANG Y N. Using the discrete wavelet frame transform to merge Landsat TM and SPOT panchromatic images[J]. *Information Fusion*, 2002, **3**(1): 17-23.
- [5] WANG H H. A new multiwavelet-based approach to image fusion[J]. *Journal of Mathematical Imaging and Vision*, 2004, **21**(2): 177-192.
- [6] LEWIS J J, O'CALLAGHAN R J, NIKOLOV S G, et al. Pixel-and region-based image fusion with complex wavelets[J]. *Information Fusion*, 2007, **8**(2): 119-130.
- [7] LI W, ZHU X F. An image fusion algorithm based on second generation wavelet transform and its performance evaluation[J]. *Acta Aotomatica Sinica*, 2007, **33**(8): 817-822.
- [8] JIAO Li-cheng, TAN Shan. Development and prospect of image multiscale geometric analysis[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2003, **31**(12A): 1975-1981.
焦李成,谭山. 图像的多尺度几何分析:回顾和展望[J]. *电子学报*, 2003, **31**(12A): 1975-1981.
- [9] DO M N, VETTERLI M. The Contourlet transform: an efficient directional multiresolution image representation[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2005, **14**(12): 2091-2106.
- [10] MIAO Q G, WANG B S. A novel image fusion method using contourlet transform[C]. Proceedings 2006 International Conference on Communications, Circuits and Systems Processing, 2006, 548-552.
- [11] YANG L, GUO B L, NI W. Multimodality medical image fusion based on multiscale geometric analysis of Contourlet transform[J]. *Neurocomputing*, 2008, **72**(1/3): 203-211.
- [12] CUNHA A L, ZHOU J P, DO M N. The Nonsubsampled Contourlet Transform: theory, design and application[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2006, **15**(10): 3089-3101.
- [13] ZHANG Q, GUO B L. Multifocus fusion using the nonsubsampled contourlet transform[J]. *Signal Processing*, 2009, **89**(7): 1334-1346.
- [14] LI H F, CHAI Y, LI Z F. Multi-focus image fusion based on nonsubsampled contourlet transform and focused regions detection[J]. *Optik-International Journal for Light and Electron Optics*, 2013, **124**(1): 40-51.
- [15] GUO K, LABATE D. Optimally sparse multidimensional representation using shearlets [J]. *SIAM Journal on Mathematical Analysis*, 2007, **39**(1): 298-318.
- [16] EASLEY G, LABATE D, LIM W Q. Sparse directional image representations using the discrete shearlet transform [J]. *Applied and Computational Harmonic Analysis*, 2008, **25**(1): 25-46.
- [17] YI S, LABATE D, EASLEY G R, et al. A shearlet approach to edge analysis and detection [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2009, **18**(5): 929-941.
- [18] DENG C, WANG S, CHEN X. Remote sensing images fusion algorithm based on shearlet transform [C]. In: Proceeding of International Conference on Environmental Science and Information Application Technology. ACM, WuHan, China, 2009: 451-454.
- [19] MIAO Q G, SHI C, XU P F, et al. A novel algorithm of image fusion using shearlets[J]. *Optics Communications*, 2011, **284**(6): 1540-1547.
- [20] WANG L, LI Bin, TIAN L F. Multi-modal medical image fusion using the inter-scale and intra-scale dependencies between image shift-invariant shearlet coefficients[J/OL]. *Information Fusion*, 2012[2012-10-22]. <http://dx.doi.org/10.1016/j.inffus.2012.03.002>.
- [21] ZHANG Z, BLUM R S. A categorization of multiscale-decomposition-based image fusion schemes with a performance study for a digital camera application [J]. *Proceedings of the IEEE*, 1999, **87**(8): 1315-1326.
- [22] TAKEDA H, FARSIU S, MILANFAR P. Kernel regression for image processing and reconstruction [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2007, **16**(2): 349-366.
- [23] THAI PANICH T, OH B T, WU P H, et al. Improved image denoising with adaptive Nonlocal means (ANL-Means) algorithm[J]. *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, 2010, **56**(4): 2623-2630.
- [24] XU Guang-yu, TAN Jie-qing, ZHONG Jin-qin. Adaptive efficient non-local image filtering[J]. *Journal of Image and Graphics*, 2012, **17**(4): 471-479.
许光宇,檀结庆,钟金琴. 自适应的有效非局部图像滤波[J]. *中国图象图形学报*, 2012, **17**(4): 471-479.
- [25] LI T J, WANG Y Y. Biological image fusion using a NSCT based variable-weight method [J]. *Information Fusion*, 2011, **12**(2): 85-92.
- [26] HU Gang, JI Xiao-min, LIU Zhe, et al. Regional feature self-adaptive image fusion method based on nonsubsampled steerable pyramid transform[J]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2012, **24**(5): 637-648.
胡钢,吉晓民,刘哲等. 结合区域特性和非子采样SPT的图像融合方法[J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2012, **24**(5): 637-648.
- [27] QU G H, ZHANG D L, YAN P F. Information measure for performance of image fusion[J]. *Electronics Letters*, 2002, **38**(7): 313-315.
- [28] PETROVIC V, XYDEAS C. On the effects of sensor noise in pixel-level image fusion performance[C]. Proceedings Of the Third International Conference on Information Fusion, IEEE Press, 2000, 2: 14-19.