

基于多层次多方向分解的医学图像融合算法

宋瑞霞¹, 王 孟¹, 王小春², 余建德³

(1. 北方工业大学 理学院, 北京 100144; 2. 北京林业大学 理学院, 北京 100083;

3. 澳门科技大学 资讯科技学院, 澳门 999078)

摘 要: 传统多模态医学图像融合技术融合后图像的细节表达不清晰、病灶不明显。为此, 设计一种 V-变换与非下采样 Contourlet 变换(NSCT)相结合的融合方法。对源图像进行多层次 V-分解, 使其被分解为轮廓图像和细节图像两部分, 对其中的轮廓图像做 NSCT 变换, 在 NSCT 域中设计融合方案, 针对细节图像给出细节信息的融合策略, 将融合后的轮廓图像和细节图像叠加, 以得到最终融合图像。实验结果表明, 与传统离散小波变换、NSCT 变换的方法相比, 该算法在视觉效果和评价指标方面都有较好的表现。

关键词: 图像融合; 医学图像; V-系统; 多层次 V 分解; 非下采样 Contourlet 变换

中文引用格式: 宋瑞霞, 王 孟, 王小春, 等. 基于多层次多方向分解的医学图像融合算法[J]. 计算机工程, 2017, 43(10): 179-185.

英文引用格式: SONG Ruixia, WANG Meng, WANG Xiaochun, et al. Medical Image Fusion Algorithm Based on Multi-layer and Multi-direction Decomposition[J]. Computer Engineering, 2017, 43(10): 179-185.

Medical Image Fusion Algorithm Based on Multi-layer and Multi-direction Decomposition

SONG Ruixia¹, WANG Meng¹, WANG Xiaochun², YU Jiande³

(1. College of Science, North China University of Technology, Beijing 100144, China;

2. School of Science, Beijing Forestry University, Beijing 100083, China;

3. Faculty of Information Technology, Macau University of Science and Technology, Macao 999078, China)

[Abstract] Fused images obtained using the traditional multi-modal medical image fusion technology cannot express details clearly and lesion obviously. In view of this, a new fusion method which combines the V-transform and Non-subsampled Contourlet Transform(NSCT) is proposed. The source images are first decomposed into contour sub-image and detail sub-images by applying the multi-layer V-decomposition, and then NSCT transform is performed on the contour sub-image. Fusion rule in NSCT domain is designed. Fusion strategy for detail information is presented on detail sub-images. The fused image is finally obtained by overlaying the fused contour image and fused detail image together. Experimental results show that the proposed algorithm outperforms the traditional discrete wavelet transform and NSCT transform in both visual effect and evaluation indexes.

[Key words] image fusion; medical image; V-system; multi-layer V-decomposition; Non-subsampled Contourlet Transform(NSCT)

DOI:10.3969/j.issn.1000-3428.2017.10.030

0 概述

图像融合是指通过一定的计算机图像处理技术把来自于不同传感器的同一场景的多幅图像合成为一幅图像, 以便进行人眼视觉感知和进一步的图像分析^[1]。多模态医学图像融合是现代医学图像处理领域的前沿课题, 也是图像处理领域中最受关注的焦点之一^[2]。各种医学图像的信息各有差异、互为补充,

通过医学图像融合技术把它们中不同的信息组合起来, 使得一张图片中能包含更多的有用信息, 从而使医生能够快速、准确地判断病情^[3]。医学图像融合技术目前已在心内科、肿瘤科、神经内科等临床诊断中有广泛应用。

目前医学图像融合的主要方法是基于频域的方法。文献[4]所使用的金字塔形变换在其多尺度结构中不同分辨率的细节信息相关性较强, 所以, 在医学图

基金项目: 国家自然科学基金(61272026, 61571046); 澳门科学技术发展基金(097/2013/A3)。

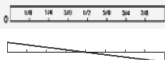
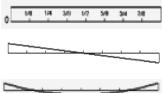
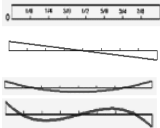
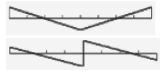
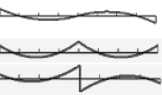
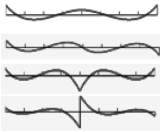
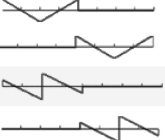
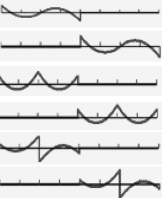
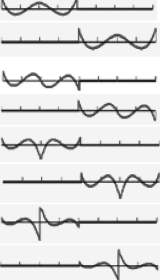
作者简介: 宋瑞霞(1963—), 女, 教授, 主研方向为图像处理、模式识别; 王 孟, 硕士研究生; 王小春, 教授; 余建德, 副教授、博士。

收稿日期: 2016-10-14 **修回日期:** 2016-11-19 **E-mail:** songrx@ncut.edu.cn

像融合领域表现不突出。而小波变换由于在时频局部特性方面表现较好,如文献[5-6]所述。但是小波变换在多方向表达方面力有不逮。文献[7]提出了 Contourlet 变换,它不仅具有小波变换的良好特性,而且还具有多方向性和各向异性特征^[8-9]。然而,Contourlet 变换过程中对图像的上、下采样使得它易导致 pseudo-Gibbs 现象和频谱混叠效应^[10]。文献[11]提出非下采样 Contourlet 变换(Non-subsampled Contourlet Transform, NSCT), NSCT 变换不会出现 pseudo-Gibbs 现象和频谱混叠效应,这个特性使得 NSCT 在医学图像分解方面的性能远远超过其他频域方法。

本文引入一类新的正交多小波—— k 次 V-系统^[12],提出一种基于多层次多方向分解的医学图像融合算法。将 V-变换与 NSCT 变换结合起来,将图像多层次、多方向分解,然后逐层、逐方向进行融合,达到满意的融合效果。

表 1 k 次 V-系统的前 3 组基函数

$k=0$ (Haar 小波)	$k=1$	$k=2$	$k=3$	注释
				前 $k+1$ 个 Legendre 多项式(均为光滑函数)
				$k+1$ 个生成元(既有间断函数又有连续函数,还有对称性)
				生成元分别压缩、复制在 $[0, 1]$ 的 2 等分区间

易知 0 次 V-系统就是著名的 Haar 小波, V-系统可以看作是 Haar 小波的推广。V-系统中不仅有光滑函数,还有各种级别的间断函数。这里 V-系统的间断性表现出特色,使得它在表达信号时既可以表达光滑对象,又可以表达间断对象。注意并不是每一个小波都有详细的数学表达式,而 V-系统的详细数学表达给具体应用带来方便。在具体应用时,要将 V-系统离散化,即在每个基函数上均匀取点,然后正交化,得到一个正交方阵,叫做 V-矩阵。

1.2 V-变换

假设一幅图像的亮度矩阵为 $F = (f_{ij})$, $i, j = 0, 1, \dots, 2^n - 1$, 令 $A = UFU^T$, 这就是图像的 V-变换,其

1 k 次 V-系统及多层次 V-分解

1.1 k 次 V-系统

k 次 V-系统是一个由无穷多个分段 k 次多项式组成构成的 $L^2[0, 1]$ 空间上的正交完备函数系,其详细构造过程可查阅文献[12],它还是一类正交多小波^[13]。 k 次 V-系统是分组生成的:第 1 组是熟知的 Legendre 多项式组的前 $k+1$ 个;第 2 组称作 V-系统的 $k+1$ 个生成元,它们是 k 次 V-系统中最重要的一组函数,不仅彼此正交,还与第 1 组的每个函数都正交;第 n ($n \geq 3$) 组是由第 2 组经压缩、平移、复制到 $[0, 1]$ 的 2^{n-2} 等分区间得到的,并按 $k+1$ 个生成元分成了 $k+1$ 类, V-系统中每个函数都可以写出具体的数学表达,限于篇幅,这里仅给出部分基函数的图形(表 1),详细数学表达见文献[12]。从表 1 可以清楚地看到, V-系统中函数类型及结构。

中, U 是 2^n 阶 V-矩阵。这样得到的 A 是一个 2^n 阶方阵,其中的数值由左上角(低频)开始逐渐稀疏。其逆变换公式为: $F = U^T A U$ 。注意到低频集中了图像的主要信息,因此,只需要保留 A 中的低频系数,再进行逆变换,就可以得到原图像的近似图像,称为图像的轮廓信息。

1.3 图像的多层次 V-分解

k 次 V-系统还有一个特点:它可以根据需要选择不同的次数 k 。随着 k 的增大, V-系统基函数的分段多项式的次数越来越高,也就更利于表达精细的细节信息。根据这个特点,定义图像的多层次 V-分解。所谓图像的多层次 V-分解,指的是将一幅图像逐级分解,具体分解过程为:

1) 首先将图像 A 进行 1 次 V-变换,得到 V 谱矩阵 P_1 ,将 P_1 矩阵除低频位置(左上角的 $1/4$)外,其余位置的数值变为 0,然后进行 1 次 V-逆变换,得到重构图像,即轮廓图像 A_1 ,它是 A 的近似。

2) 计算残差图像 $B_1 = A - A_1$,对 B_1 进行 2 次 V-变换,得到 V 谱矩阵 P_2 ,将矩阵 P_2 除低频位置外,其余数值变为 0,并进行 2 次 V-逆变换,得到重构图像,即细节图像 A_2 ,它是 B_1 的近似。

3) 计算残差图像 $B_2 = B_1 - A_2$, B_2 进行 3 次 V-变换,得到 V 谱矩阵 P_3 ,将矩阵 P_3 除低频位置外其余数值变为 0,进行 3 次 V-逆变换,得到重构图像,

即细节图像 A_3 ,它是 B_2 的近似。

4) 计算残差图像,即细节图像 $A_4 = B_2 - A_3$,这相当于多层次 V-分解的余项。

图像 A 经过上述 4 个过程,就得到了多层次 V-分解: $A = A_1 + A_2 + A_3 + A_4$ 。其中, A_1 是主要轮廓信息; A_2, A_3, A_4 是不同层次的细节信息。

图 1 给出了一个医学 CT 图像的多层次 V-分解的例子。显然这种多层次 V-分解能够把图像轮廓和细节分离,特别是对细节的描述还体现了不同的层次。本文将多层次 V-分解的这个特性用于图像融合中。

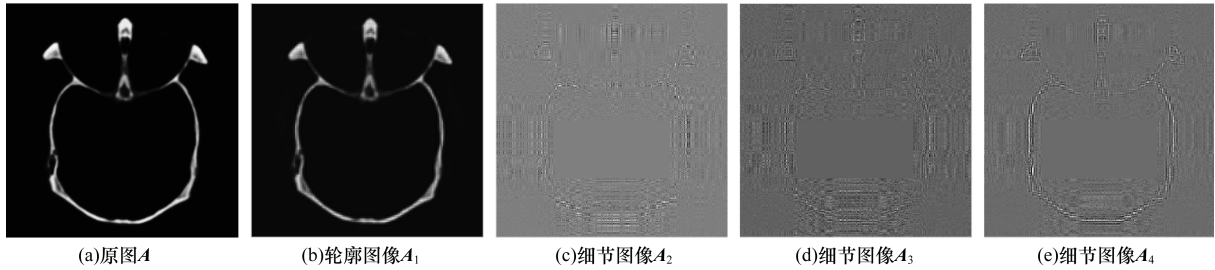


图 1 图像的多层次 V-分解实例

2 本文的融合算法

在 Contourlet 变换基础上发展起来的 NSCT 变换,因为无需对图像进行上、下重采样,在保留 Contourlet 变换的多方向性、各向异性等良好特性外,还避免了 pseudo-Gibbs 现象和频谱混叠效应,且具有平移不变性,在表达图像方面更加精细。而 V-系统的不连续性和多小波特性,使得 V-系统对灰度值变化较大、边缘和细节较丰富的图像有较好的表达,特别是通过多层次 V-分解,能够把图像的细节逐层表达出来。

医学图像融合对于融合后图像的亮度、清晰度及结构性要求很高,这就使得源图像的分解算法尤为重要。因此,本文将多层次 V-分解与 NSCT 相结合来对源图像进行分解,这样的分解层次更加清晰、细节描述更加丰富、方向信息刻画更加准确。具体过程为:首先将待融合图像通过 1.3 节所述的多层次 V-分解,将之分解为 $A_1 + A_2 + A_3 + A_4$ (一个轮廓信息 A_1 和 3 个细节信息 A_2, A_3, A_4),然后对轮廓信息和细节信息分别采用不同的融合方案——轮廓信息 A_1 进一步在 NSCT 变换域中融合,细节信息 A_2, A_3, A_4 则直接在 V-变换域中融合。

具体融合方案为:1) 轮廓图像 A_1 进行 NSCT 变换,在 NSCT 变换域分成低频和高频两部分,对它们的低频系数采用局部信息熵进行融合,高频系数通过 Log-Gabor 能量特征进行融合;2) 将 3 个细节信息 A_2, A_3, A_4 在 V-变换域中采用基于脉冲耦合神经网络(Pulse-coupled Neural Network, PCNN)的方案各自进行融合。

2.1 轮廓信息的低频系数融合规则

在 NSCT 算法中,经典的融合规则是对像素值逐个进行融合,没有考虑像素邻域之间的相关性,融合

效果不理想,而局域窗口内的图像特征(如统计特性)更能反映图像中的有用信息。由于图像的低频系数矩阵中局部区域变化的剧烈程度较大,因此采用局域信息熵来衡量低频系数矩阵的特征比较合适。本文采用文献[14]方法,对低频系数矩阵提取局域信息熵,根据局域信息熵的特征制定融合规则。低频系数矩阵中以点 (i, j) 为中心的局部信息熵计算公式如下:

$$E^X(i, j) = \frac{1}{(2M+1)(2N+1)} \times \sum_{m=-M}^M \sum_{n=-N}^N C^{X^2}(i+m, j+n) \cdot \text{lb}(C^{X^2}(i+m, j+n))$$

其中, $(2M+1) \times (2N+1)$ 为窗口大小,本文选择 3×3 的邻域作为窗口; C^X 表示图像 X 的低频系数矩阵。

由于较大的局部信息熵值代表了更多的图像信息,因此本文的低频系数融合规则为:

$$C^F(i, j) = \begin{cases} C^A(i, j), & E^A(i, j) \geq E^B(i, j) \\ C^B(i, j), & \text{otherwise} \end{cases}$$

其中, $C^F(i, j), C^A(i, j), C^B(i, j)$ 代表融合后图像 F 、待融合图像 A, B 的轮廓信息的低频系数矩阵在 (i, j) 处的值。

2.2 轮廓信息的高频系数融合规则

由于图像局部纹理特征能更好地区分高频系数中清晰的部分,而对于图像纹理特征的提取,在 Log 坐标系中的 Gabor 滤波器比在笛卡尔坐标系中更有效^[15],因此本文采用文献[16]中所述的基于局部纹理特征的高频系数融合方法。

局部 Log-Gabor 能量可以按照如下公式计算:

$$L^X(i, j) = \frac{1}{(2M+1)(2N+1)} \sum_{m=-M}^M \sum_{n=-N}^N T^X(i+m, j+n)$$

其中, $(2M+1) \times (2N+1)$ 为窗口大小,本文选择

3×3 的邻域作为窗口; $T^x(i, j)$ 表示图像 X 的高频系数矩阵在点 (i, j) 处的 Log-Gabor 能量值。

高频系数融合规则为:

$$C^F(i, j) = \begin{cases} C^A(i, j), L^A(i, j) \geq L^B(i, j) \\ C^B(i, j), \text{otherwise} \end{cases}$$

其中, $C^F(i, j)$, $C^A(i, j)$, $C^B(i, j)$ 分别表示融合图像 F , 待融合图像 A, B 的高频系数矩阵在 (i, j) 处的值。

2.3 细节信息的融合规则

由于多层次 V-分解后的细节信息中邻域像素之间的关联性较强, 和神经元机制比较相似, 因此本文采用 PCNN 作为特征来进行融合。

在图像处理领域, PCNN 可以看作是一个二维的单层连接网络, 其中, 每一个神经元代表着图像中的一个像素点, 而这个像素点对应的灰度值可以看作对这个神经元的外部刺激。PCNN 的所有神经元都相互连接, 通过点火次数的多少来反映图像中信息的多少。PCNN 的简化模型的数学表达式如下^[17]:

$$\begin{aligned} F_{ij}(n) &= I_{ij} \\ L_{ij}(n) &= \exp(-\alpha_L) L_{ij}(n-1) + V_L \sum W_{ipq} Y_{pq}(n-1) \\ U_{ij}(n) &= F_{ij}(n) (1 + \beta L_{ij}(n)) \\ \theta_{ij}(n) &= \exp(-\alpha_\theta) \theta_{ij}(n-1) + V_\theta Y_{ij}(n-1) \\ Y_{ij}(n) &= \begin{cases} 1, & U_{ij}(n) \geq \theta_{ij}(n) \\ 0, & U_{ij}(n) < \theta_{ij}(n) \end{cases} \end{aligned}$$

其中, n 代表迭代次数; 矩阵 I_{ij} 表示细节系数在 (i, j) 位置的值; F_{ij} 是外部输入刺激矩阵; 矩阵 $L_{ij}(n)$ 是链接输入; 矩阵 $U_{ij}(n)$ 为内部活跃性总数; 矩阵 W_{ipq} 是 (i, j) 处神经元与其邻域之间的链接权值; β 为神经元间的链接强度; 矩阵 θ_{ij} 为阈值; V_L 和 V_θ 分别把链接输入值和阈值放大或者缩小; α_L 和 α_θ 为衰减系数; 矩阵 $Y_{ij}(n)$ 为 PCNN 的脉冲输出, 如果 $U_{ij}(n) \geq \theta_{ij}(n)$, 那么 $Y_{ij}(n) = 1$, 即为一次点火。

上述公式中的链接强度 β 表示当前神经元与相邻神经元链接的强度值, 在图像中则代表当前像素与其邻域像素的相关性。研究发现, 人眼比较容易

感知到特征明显的区域, 即医学图像中骨骼和组织等较为明显的部分以及细节较清晰部分, 所以, 传统 PCNN 算法中链接强度为固定值的设置显然不合理。注意到改进的拉普拉斯能量和 (Sum Modified Laplacian, SML) 反映了系数矩阵中所携带的能量大小, 以及 Log-Gabor 能量可以反映系数矩阵所携带的细节和边缘信息, 所以, 本文采用 SML 与 Log-Gabor 能量分别作为链接强度, 计算其 PCNN 输出值, 最后把这 2 个输出值的平均作为最终的输出矩阵。这里 SML 的计算公式为:

$$S(i, j) = \sum_{m=-M}^M \sum_{n=-N}^N [H(i+m, j+n)]^2$$

其中, M 和 N 表示窗口大小为 $(2M+1) \times (2N+1)$, 本文选择 3×3 的邻域作为窗口:

$$\begin{aligned} H(i, j) &= |2C(i, j) - C(i-1, j) - C(i+1, j)| \\ &\quad + |2C(i, j) - C(i, j-1) - C(i, j+1)| \end{aligned}$$

细节信息的融合规则为:

$$C^F(i, j) = \begin{cases} C^A(i, j), Y^A(i, j) \geq Y^B(i, j) \\ C^B(i, j), \text{otherwise} \end{cases}$$

其中, $C^F(i, j)$, $C^A(i, j)$, $C^B(i, j)$ 代表融合后图像矩阵 F , 待融合图像矩阵 A, B 的细节信息矩阵在 (i, j) 处的值; $Y^A(i, j)$ 和 $Y^B(i, j)$ 分别代表待融合图像矩阵 A, B 的细节信息矩阵的 PCNN 输出值。

从 PCNN 的机制中可以看出, 外部刺激的大小对神经元是否点火起到了至关重要的作用, 这就说明了医学图像中骨骼和组织等较为明显的部分以及细节较清晰部分就反映为点火映射图中较亮的部分, 而不明显的部分则较灰暗, 以此达到了区分有用信息用来融合的目的。

经过频域系数的融合后, 再经过相应的逆变换把这些系数矩阵组合到一起, 就可以得到最终的融合结果了。图 2 说明了本文提出的医学图像融合方法的具体流程。

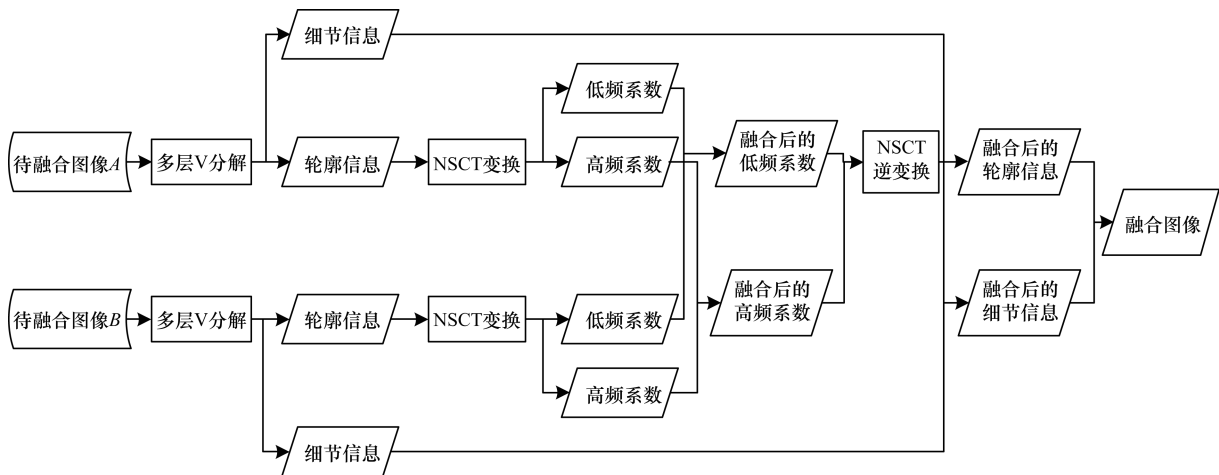


图 2 本文算法流程

3 实验结果及分析

为了验证本文算法的普适性和准确性,进行了大量的实验,所有实验图像均来自于哈佛大学网站 <http://www.med.harvard.edu/AANLIB/home.html>。并从中选取了如图3所示的4组大小为 256×256 的医学图像进行展示。前2组为正常脑组织成像,后2组为患病脑组织成像。其中,图3(e)、图3(f)是一位51岁的女性复发肿瘤患者脑组织成像,图3(g)、图3(h)是一位76岁的男士的脑组织成像,他6个月前脑部摔伤,并有酗酒史。本文将从主观和客观

2个方面来评价实验结果,主观评价主要依赖于人眼视觉效果来评价,客观评价采用最典型的5个指标:标准差(Standard Deviation, SD),信息熵(Information Entropy, ENTR),交叉熵(Cross Entropy, CE),互信息(Mutual Information, MI)和边缘保持度(Qabf)。标准差表示图像的清晰程度;信息熵可以看出融合后图像中信息的多少;交叉熵和互信息刻画了融合图像与待融合图像之间的相关程度;边缘保持度表示融合图像保留待融合图像中信息的多少。

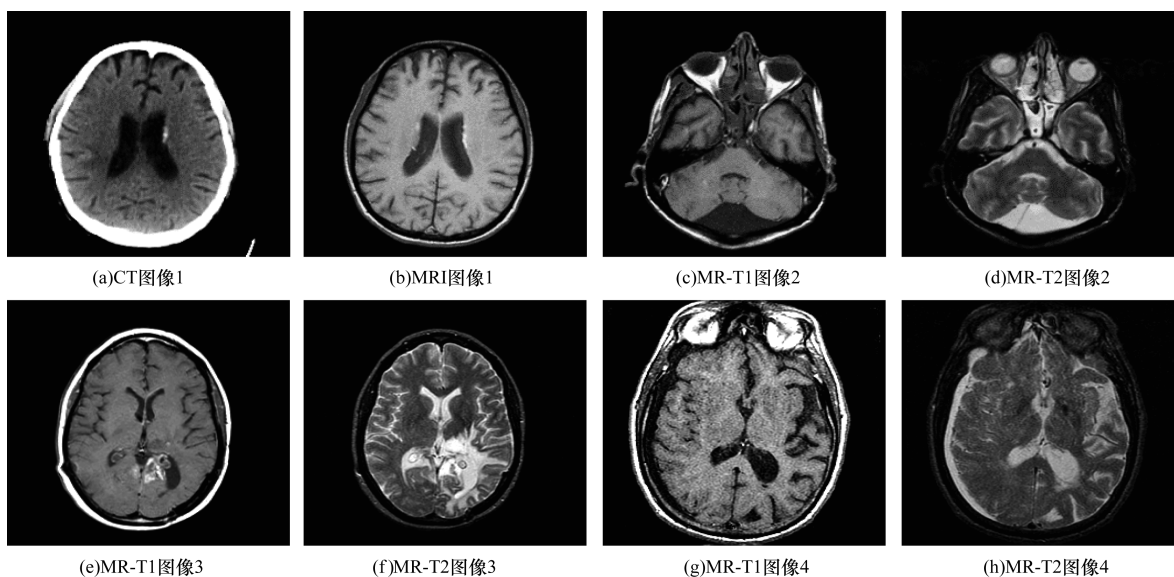


图3 4组待融合图像

本文用于比较的算法是小波变换(Discrete Wavelet Transform, DWT)、NSCT-1变换以及NSCT-2变换^[16],其中,DWT变换进行3层分解,使用DB2小波;NSCT-1就是经典的NSCT算法,对图像进行3层分解,分解后的图像有[1,2,8]个系数矩阵,DWT和NSCT-1算法都通过低频加权平均,高频取大的原则进行融合。NSCT-2完全采用文献[16]的参数,本文算法中的NSCT变换的各项参数均与NSCT-1相同。本文实验环境为AMD Athlon(tm) 64 X2 Dual Core Processor 3800 + 2.00 GHz,内存4 GB,32位Win7操作系统,Matlab R2014a编程。

图4~图7为不同算法对4组图像的融合结果。视觉效果来看,小波变换(图4(a)、图5(a)、图6(a)、图7(a))融合后的图像明显模糊,边缘不清晰;NSCT-1(图4(b)、图5(b)、图6(b)、图7(b))的融合图像较小波变换有很大改进,但对比度不理想,源图像的细节保持不够好,融合后图像质量也不理想;NSCT-2(图4(c)、图5(c)、图6(c)、图7(c))的融合图像在边缘和细节上比较模糊,特别是融合图像产生了较多阴影,容易引

起误判;本文算法(图4(d)、图5(d)、图6(d)、图7(d))的融合图像很明显清晰度最高,图像边缘和细节很清晰,融合后图像质量最好,尤其是患病脑组织图像,本文算法融合后图像对病灶显示最清晰,其边缘处没有产生阴影,可以为医生对病情的判断提供更加有效的参考。

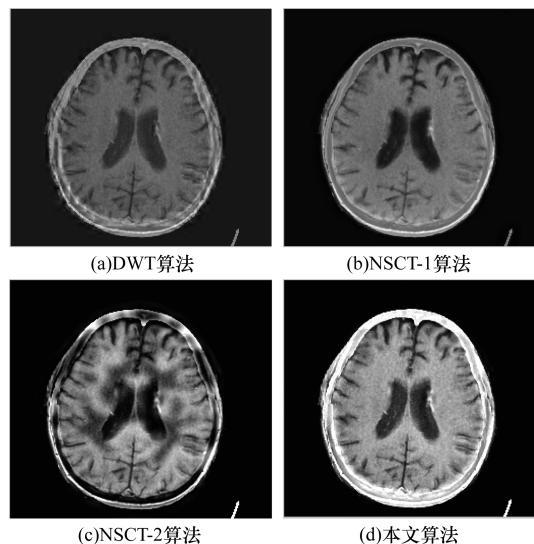


图4 不同算法的融合图像视觉比较结果1

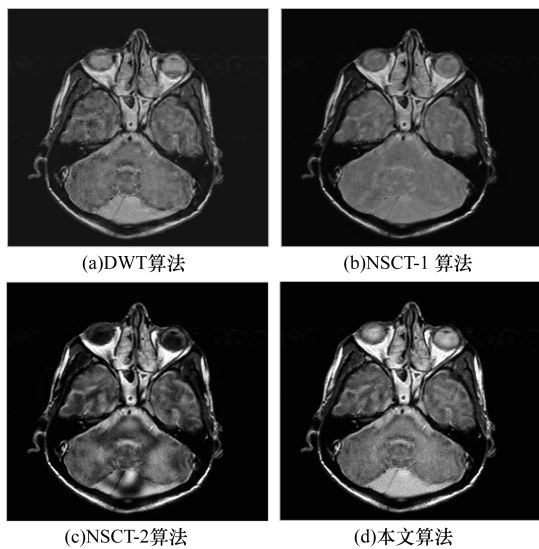


图 5 不同算法的融合图像视觉比较结果 2

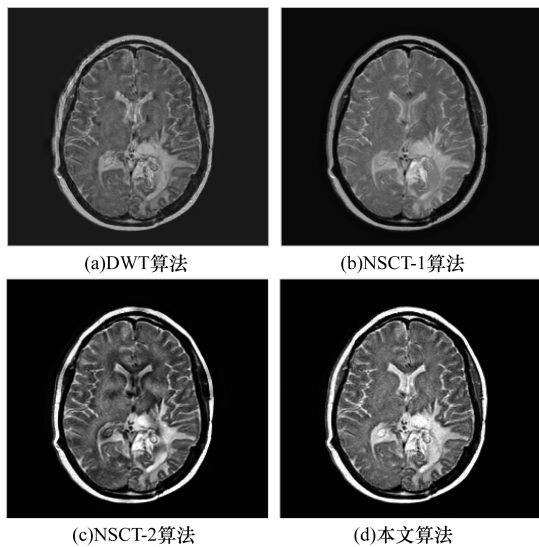


图 6 不同算法的融合图像视觉比较结果 3

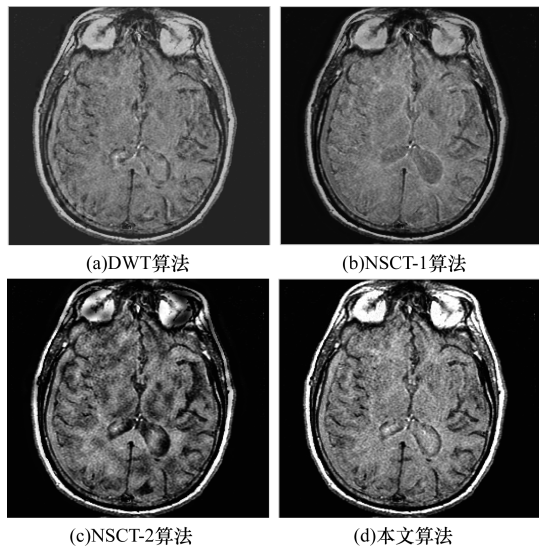


图 7 不同算法的融合图像视觉比较结果 4

表 2 列出了不同算法的 5 个客观评价指标,加粗表示每行中最大的数字,代表对这组图像来说本列算法在这个评价指标上表现最好。从表 2 中可以看出,4 组实验共计 20 个指标,本文算法除 1 个指标位于第 2 之外,其余 19 个指标均列第一。表明本文算法融合的图像清晰度更高,与待融合图像相关程度更强,有更好的边缘和细节。

表 2 不同算法的客观指标评价比较

图像	评价指标	融合方法			
		DWT 算法	NSCT-1 算法	NSCT-2 算法	本文算法
Group 1	SD	66.157 9	68.092 4	70.499 8	88.718 0
	ENTR	4.599 2	4.440 2	4.936 5	5.096 6
	MI	2.831 6	2.752 9	2.361 3	2.894 5
	Qabf	0.429 5	0.386 9	0.490 0	0.466 2
	CE	1.102 5	1.172 9	1.082 6	1.226 1
Group 2	SD	57.550 3	53.258 6	61.701 6	69.551 0
	ENTR	4.749 3	4.450 4	4.836 0	5.013 7
	MI	2.946 7	2.928 3	2.721 8	3.042 4
	Qabf	0.545 6	0.519 1	0.580 1	0.585 6
	CE	0.903 3	0.933 5	0.908 5	0.958 7
Group 3	SD	64.433 7	59.230 7	68.324 5	75.558 1
	ENTR	4.254 4	4.049 3	4.502 7	4.598 7
	MI	2.709 0	2.702 7	2.634 1	2.782 0
	Qabf	0.575 6	0.448 9	0.628 6	0.634 0
	CE	0.818 4	0.897 6	0.856 7	0.902 3
Group 4	SD	64.542 7	56.426 7	68.507 9	79.561 9
	ENTR	6.016 6	5.789 8	6.119 7	6.127 0
	MI	3.124 7	2.808 3	2.532 2	3.355 3
	Qabf	0.544 2	0.373 4	0.553 5	0.609 1
	CE	1.160 6	1.200 1	1.170 1	1.217 4

在实际应用中,时间成本是选择算法的重要指标,算法效率也是衡量算法优劣的标准之一。表 3 列出了不同算法的运行时间比较。从表 3 可以看出,随着融合方法复杂程度的提高,时间也随之增加,本文算法在时间效率上没有优势。但是对于医学图像融合来说,融合后图像的质量还是首要考虑的因素,所以,在精度和效率矛盾时,还是选择精度高的算法,即本文算法。

表 3 不同算法的运行时间

算法	运行时间/s
DWT	1.041 0
NSCT-1	61.516 0
NSCT-2	157.366 1
本文算法	255.812 6

4 结束语

本文基于 V-变换和 NSCT 变换,提出一种针对医学图像的融合算法。利用 V-系统的层次特性和 NSCT 变换的方向特性,对图像的细节作了比较细致的分解和融合。实验结果证明,该算法在主观和客观方面都有一定的优势。然而时间成本是本文算法最大的限制,如何减少耗时,进一步提高算法效率是今后的改进方向。

参考文献

- [1] 宋瑞霞,王 孟,王小春. V-变换和 Contourlet 变换相结合的图像融合算法[J]. 计算机工程,2017,43(4): 263-268,276.
- [2] SWATHIP S, SHEETHAL M S, VINCE P. Survey on Multimodal Medical Image Fusion Techniques [J]. International Journal of Computer Science Engineering and Technology,2016,6(1):33-39.
- [3] HE Changtao, LIU Quanxi, LI Hongliang. Multimodal Medical Image Fusion Based on IHS and PCA [J]. Procedia Engineering,2010,7(8):280-285.
- [4] TOET A. Image Fusion by a Ratio of Low-pass Pyramid[J]. Pattern Recognition,1989,9(4):245-253.
- [5] MASUMDARR E, KARANDIKAR R G. Comparative Study of Different Wavelet Transforms in Fusion of Multimodal Medical Images[J]. International Journal of Computer Applications,2016,146(11):18-24.
- [6] LIU Meijie, DAI Yongshou, ZHANG Jie, et al. PCA-based Sea-ice Image Fusion of Optical Data by HIS Transform and SAR Data by Wavelet Transform [J]. Acta Oceanologica Sinica,2015,34(3):59-67.
- [7] DOM N, VETTERLI M. The Contourlet Transform: An Efficient Directional Multiresolution Image Representation[J]. IEEE Transactions on Image Processing,2005,14(12):2091-2106.
- [8] DARWIS H S M. Multi-level Fuzzy Contourlet-based Image Fusion for Medical Applications [J]. IET Signal Processing,2013,7(7):694-700.

- [9] CHEN Weibin, ZHOU Lai, GU Hongbin, et al. Ratio Weighted and Condition Weighted Medical Image Fusion Based on Contourlet Transformation Coefficients [J]. International Journal of Knowledge-based and Intelligent Engineering Systems,2015,19(3):191-198.
- [10] KONG Weiwei, LEI Yingjie, LEI Yang, et al. Fusion Technique for Grey-scale Visible Light and Infrared Images Based on Non-subsampled Contourlet Transform and Intensity-hue-saturation Transform [J]. IET Signal Processing,2011,5(1):75-80.
- [11] CUNHAA L, ZHOU Jianping, DO M N. The Nonsub-sampled Contourlet Transform: Theory, Design and Applications[J]. IEEE Transactions on Image Processing,2006,15(10):3089-3101.
- [12] SONG Ruixia, WANG Tianjun, QI Dongxu, et al. The Complete Orthogonal V-system and Its Applications[J]. Communication on Pure and Applied Analysis,2007,6(3):853-871.
- [13] HUANG Chao, YANG Lihua, QI Dongxu. A New Class of Multi-wavelet Bases: V-system [J]. Acta Mathematica Scientia,2012,28(1):105-120.
- [14] PADMA G, VINOD K. CT and MR Image Fusion Scheme in Nonsubsampled Contourlet Transform Domain [J]. Journal of Digital Imaging,2014,27(3):407-418.
- [15] REDONDO R, SOUBEK F, FISCHER S, et al. Multifocal Image Fusion Using the Log-Gabor Transform and a Multisite Windows Technique [J]. Information Fusion,2009,10(2):163-171.
- [16] YANG Yong, TONG Song, HUANG Shuying, et al. Log-Gabor Energy Based Multimodal Medical Image Fusion in NSCT Domain [J]. Computational and Mathematical Methods in Medicine,2014,2014(2):835481.
- [17] XU Xinzhen, SHAN Dong, WANG Guanying, et al. Multimodal Medical Image Fusion Using PCNN Optimized by The QPSO Algorithm [J]. Applied Soft Computing,2016,46:588-595.

编辑 刘 冰

(上接第 171 页)

- [15] RAMIREZ I, SPRECHMANN P, SAPIRO G. Classification and Clustering via Dictionary Learning with Structured Incoherence and Shared Features [C]//Proceedings of 2010 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington D. C., USA: IEEE Press,2010: 3501-3508.
- [16] YANG M, ZHANG L, YANG J, et al. Metaface Learning for Sparse Representation Based Face Recognition [C]//Proceedings of 2010 IEEE International Conference on Image Processing. Washington D. C., USA: IEEE Press,2010: 1601-1604.
- [17] KIM S, KOH K, LUSTIG M, et al. A Method for Large-scale L1-regularised Least Squares Problems with App-

lications in Signal Processing and Statistics [J]. IEEE Journal on Selected Topics in Signal Processing,2007,4(1):606-617.

- [18] ZIMMERMANN T, PREMRAJ R, ZELLER A. Predicting Defects for Eclipse [C]//Proceedings of International Workshop on Predictor Models in Software Engineering. Washington D. C., USA: IEEE Press,2007:9.
- [19] GROSS R, MATTHWES I, COHN J, et al. Multi-PIE [J]. Image and Vision Computing,2010,28(5):807-813.
- [20] DEMSAR J. Statistical Comparisons of Classifiers over Multiple Data Sets [J]. Journal of Machine Learning Research,2006,7(1):1-30.

编辑 索书志