

文章编号:1004-9037(2013)05-0565-07

基于 Shearlet 变换和 TV 模型的医学图像融合

吴一全 殷 骏 朱 丽

(南京航空航天大学电子信息工程学院,南京,210016)

摘要:为了综合多模态医学图像的互补信息,为临床诊断和辅助治疗提供更为充分有效的依据,提出了一种基于 Shearlet 变换和全变差(Total variation, TV)模型的含噪医学图像融合方法。首先对源图像(CT/MRI 图像或 CT/PET 图像)进行 Shearlet 变换,产生一个低频子带和若干高频子带。然后对低频子带采用基于区域方差的融合策略,以完整地保留源图像的解剖信息或功能信息;对于高频子带,则利用 TV 模型进行去噪预处理,避免噪声对融合结果的干扰,再采用改进拉普拉斯能量和(Sum-modified-Laplacian, SML)的融合策略,最大程度地融合边缘、细节信息。大量实验结果表明,与近年来提出的 3 种融合方法相比,本文提出的方法对无噪声和有噪声的医学图像都能取得更好的融合效果,融合图像完整地保留了源图像的信息,目标的边缘、细节清晰,计算效率也有所提高。

关键词:医学图像融合;Shearlet 变换;全变差模型;区域方差

中图分类号:R445;TN911.73

文献标志码:A

Medical Image Fusion Based on Shearlet Transform and Total Variation Model

Wu Yiquan, Yin Jun, Zhu Li

(College of Electronic and Information Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing, 210016, China)

Abstract: A fusion method for noisy medical images based on shearlet transform and total variation model is proposed. The purpose of the proposed method is to integrate complementary information of different modal medical images, which can provide clinical diagnosis and adjunctive therapy with plenty efficient basis. Firstly, shearlet transform is performed on images (CT/MRI images or CT/PET images). A low-frequency sub-band and several high-frequency sub-bands are produced in each image. Then the fusion rule based on region variance is adopted for the low-frequency sub-band, which can fully preserve the anatomical or functional information of the source images. For the high-frequency sub-bands, total variation model is used to suppress noise to avoid the interference with the fusion results. Then the fusion rule based on sum-modified-Laplacian (SML) is adopted to fuse edges and details best. A large number of experimental results show that, compared with three fusion methods in recent years, the proposed method has better fusion performance for both noiseless and noisy medical images. The fused image can fully preserve the information of source images. The edges and details of the targets are clear, while the computational efficiency is also improved.

Key words: medical image fusion; Shearlet transform; total variation model; region variance

引 言

医学影像技术在现代医学诊断领域中有着极为重要的应用价值,为临床诊断和辅助治疗提供了便利。不同的医学成像技术,可获得不同模态的医学图像,例如计算机断层扫描成像(Computerized tomography, CT)、核磁共振成像(Magnetic resonance imaging, MRI)、正电子发射计算机断层扫描成像(Positron emission tomography, PET)等^[1-2]。上述不同模态的医学图像可提供各种人体器官和组织的不同信息。CT图像通过灰度级的大小来反映器官、组织对X射线的吸收程度,尽管对病灶的显示较为模糊,但骨组织的成像最为清晰,可为病灶的定位提供参照;MRI图像可在清晰的解剖背景上,显出病变影像,MRI对于软组织有清晰的成像效果;PET图像与CT图像、MRI图像不同,不包含解剖学信息,反映了人体新陈代谢的功能信息。当单一模态的医学图像无法提供全面充分的信息时,必须采用图像融合技术,综合不同模态医学图像的优势,通过信息互补,为临床诊断和辅助治疗提供更为充分有效的依据^[3]。目前,针对图像融合技术,国内外学者已做了很多富有成效的工作。图像融合大致可分为基于空间域的方法和基于多尺度分解的方法两类。基于空间域的融合方法实现简单,计算量小,是医学图像融合早期常用的方法,如线性加权法、主成分分析(Principal component analysis, PCA)法^[4]、乘积融合法、神经网络法^[5]等。然而,基于空间域的方法融合结果较为粗糙,无法有效地综合医学图像中的细节信息。基于多尺度分解的方法则是当前图像融合领域的研究热点,应用较多的多尺度分解,包括小波变换、Contourlet变换、非下采样Contourlet变换(Nonsubsampled contourlet transform, NSCT)及Shearlet变换等。小波变换在医学图像融合中最为常用^[6-7],但对于图像的细节、连续边缘等表示能力不佳。Contourlet变换^[8]可获取多个不同方向的高频子带,能有效地捕捉图像的边缘细节,但不具备平移不变性,在图像边缘的周围会出现伪吉布斯失真现象,因此采用Contourlet变换融合图像时,无法得到清晰光滑的边缘。NSCT^[9]则省去了Contourlet变换中的下采样步骤,避免了图像的伪吉布斯失真,基于NSCT的医学图像融合能获得很好的效果^[10-11],然而由于NSCT计算复杂度过高,处理实际医学图像时需耗费大量的时间,限制

了其实际应用范围。Shearlet变换^[12]是一种新的高维信号稀疏表示工具,与NSCT相比,具有相似的分解过程,能实现图像的最优逼近和多分辨率分析,数学结构却更为简单,大大降低了计算复杂度。采用Shearlet变换融合医学图像时,能快速有效地获得丰富的边缘、细节信息^[13]。对医学图像进行Shearlet分解后,产生一个低频子带和若干高频子带。对于低频子带,常采用基于加权的融合规则,然而,不同模态的医学图像着重反映的器官、组织显示在图像的不同位置,采用加权策略会使图像的灰度级范围降低,使得关键部位不够清晰。此外,由于医学成像设备的固有特点,成像过程中不可避免地引入大量噪声^[14],对于高频子带,融合其中的边缘细节时,会综合两幅输入图像的噪声,影响诊断结果。

基于上述分析,本文提出了一种基于Shearlet变换和全变差(Total variation, TV)模型的医学图像融合方法。对低频子带采用区域方差取大的融合规则;对于高频子带,首先对两幅输入图像的高频系数均做基于TV模型的非线性扩散去噪处理^[15]。非线性扩散方法根据图像的局部特征,对不同的方向采取不同程度的扩散,能在去除噪声的同时,保持图像的边缘信息;然后引入基于改进拉普拉斯能量和(Sum-modified-Laplacian, SML)取大的融合规则,SML更能有效地表示图像的边缘细节^[16]。文中列举了所提出的基于Shearlet变换、区域能量、TV模型的多模态医学图像融合步骤,并给出了实验结果,在主观视觉效果和空间频率、平均梯度、互信息、运行时间等4种定量评价指标两个方面,与近年来提出的Contourlet变换和脉冲耦合神经网络(Pulse coupled neural network, PCNN)^[8]、NSCT和非负矩阵分解(Nonnegative matrix factorization, NMF)^[9]、Shearlet变换和PCNN^[12]3种融合方法进行了比较。

1 Shearlet 变换

Shearlet变换是近年来由合成小波理论衍生而来的多尺度几何分析工具。它通过构造各向异性的小波基,实现在不同尺度、方向、位置上对高维数据信息各向异性地表示。Shearlet变换弥补了小波的局限性,可最优逼近图像等高维数据信号,更好地表征边缘轮廓等奇异点,与Contourlet变换、NSCT相比,还具有计算效率高、方向数目不受限制等优点。连续Shearlet变换定义为

$$SH_{\varphi} f(a, s, t) = \langle f, \varphi_{a, s, t} \rangle, \quad a > 0, s \in \mathbf{R}, t \in \mathbf{R}^2 \quad (1)$$

式中:剪切波 $\varphi_{a,s,t} = |\det \mathbf{M}_{as}|^{-\frac{1}{2}} \psi(\mathbf{M}_{as}^{-1}(x-t))$, 变量 a, s, t 分别代表尺度参数、剪切参数和平移参数,因此剪切波 $\varphi_{a,s,t}$ 对各尺度、方向、位置均能很好地定位。 $\psi \in L^2(\mathbf{R}^2)$, $\mathbf{M}_{as} = \mathbf{B}_s \mathbf{A}_a$, 其中剪切矩阵

$$\mathbf{B}_s = \begin{pmatrix} 1 & -s \\ 0 & 1 \end{pmatrix}, \text{各向异性膨胀矩阵 } \mathbf{A}_a = \begin{pmatrix} a & 0 \\ 0 & \sqrt{a} \end{pmatrix}.$$

现给出一种离散 Shearlet 变换的频域实现方法:首先采用拉普拉斯金字塔算法将 f_a^{i-1} 分解成一幅低通图像 f_a^i 和一幅高通图像 f_a^j ;然后计算 f_a^i 的傅里叶变换 \hat{f}_a^i , 对其进行伪极化格映射,生成矩阵 $\mathbf{P}f_a^i$;对 $\mathbf{P}f_a^i$ 采用带通滤波器进行方向剖分;最后将方向频率成分映射到笛卡尔坐标系,再进行傅里叶逆变换得到 Shearlet 系数。

2 本文医学图像融合方法

医学图像融合的目的是有效地综合不同模态医学图像的互补信息。本文研究 CT/MRI 融合与 CT/PET 融合。CT 和 MRI 图像都是解剖图像,由于成像原理的不同,CT 和 MRI 图像分别对骨组织和软组织成像清晰。病灶往往存在于软组织中,那么 MRI 图像可呈现病灶自身的信息,CT 图像可为病灶提供精确的定位信息,CT/MRI 融合可使骨组织和软组织集中清晰地呈现于一幅图像中,便于医生的诊断。CT/PET 融合主要对肿瘤的诊断治疗有着极其重要的意义。PET 图像可提供新陈代谢的分子信息,结合 CT 图像精确定位的特性,可直接清楚地了解全身的身体状况,为定性、定量诊断提供依据。

由于成像设备的固有特点,实际医学图像存在一些噪声。对输入的含噪医学图像采用 Shearlet 变换,产生一个低频子带和若干个高频子带。低频子带基本滤除了噪声,高频子带含有一些噪声。常用的高频子带融合规则往往会将噪声引入到融合后图像,当噪声覆盖病灶,会影响临床诊断的准确性,因此,对高频子带融合前,采用 TV 模型抑制噪声,避免噪声对融合干扰。

2.1 低频子带融合

由于成像原理的差异,不同模态的医学图像会清晰地呈现不同的组织或功能信息。例如 CT 和 MRI 图像分别清晰地显示骨组织和软组织,且它们出现在不同的位置。低频子带包含了图像的大量基本信息,若对低频子带采用常用的加权策略融合,会使骨组织和软组织的灰度级同时减小,导致图像对比度的降低。

本文对低频子带采用基于区域方差取大的融合策略。设选取大小为 3×3 的窗口 W , 那么区域方差定义如下

$$V(i, j) = \frac{1}{9} \sum_{(i, j) \in W} [d(i, j) - \bar{d}(i, j)]^2 \quad (2)$$

式中: $d(i, j)$ 为低频子带图像在像素 (i, j) 处的系数, $V(i, j)$ 为该系数相应的区域方差, $\bar{d}(i, j)$ 为窗口 W 内的系数均值。区域方差反映了图像的局部对比度,区域方差越大,图像的清晰度越高。为了融合多模态医学图像中各自的清晰部分,选取两幅图像中区域方差较大的低频子带系数作为融合后图像的低频子带系数

$$D(i, j) = \begin{cases} d_1(i, j) & V_1(i, j) \geq V_2(i, j) \\ d_2(i, j) & V_1(i, j) < V_2(i, j) \end{cases} \quad (3)$$

式中: $D(i, j)$ 为融合后图像的低频系数,下标 1 和 2 分别代表输入的两幅医学图像。

2.2 高频子带系数的去噪与融合

经 Shearlet 变换后的高频子带,含有医学图像的边缘细节信息和一些噪声。对高频子带直接进行融合时,在保持了源图像细节信息的同时,也综合了两幅输入图像的噪声。由于噪声的干扰,会影响医学图像中病灶的显示效果,给准确地诊断治疗带来困难。为此,在融合高频子带系数前,利用 TV 模型进行去噪处理。TV 模型可避免去噪过程引起的细节模糊,具有较强的边缘保持能力。

2.2.1 基于 TV 模型的高频子带去噪处理

含噪图像的全变差比无噪声图像的全变差明显大,采用最小化全变差可以消除噪声。基于 TV 扩散模型的去噪,即最小化式(4)的过程^[15]

$$E(I) = \int_{\Omega} |\nabla I| \, dx dy + \frac{\lambda}{2} \int_{\Omega} |I_0 - RI|^2 \, dx dy \quad (4)$$

式中: $E(I)$ 表示图像的能量, λ 为拉格朗日常数, Ω 表示区域, R 为退化算子, I_0 为 I 的初值。式(4)右边第 1 项为正项,表示图像 I 的全变差,可保持图像中的边缘、轮廓;第 2 项为保真项,表示去噪后图像与原图像的逼近程度。

在外法线方向导数 $\frac{\partial I}{\partial n} = 0$ 的边界条件下, $E(I)$ 的 Euler-Lagrange 方程为

$$\operatorname{div} \left(\frac{\nabla I}{|\nabla I|} \right) - \lambda(R^* RI - R^* I_0) = 0 \quad (5)$$

式中: R^* 为 R 的共轭伴随算子。

考虑到

$$\frac{\partial I}{\partial t} = \operatorname{div} \left(\frac{\nabla I}{|\nabla I|^p} \right) \quad (6)$$

式中:扩散因子 $p=1$,若令 $g(|\nabla I|)=1/|\nabla I|^p$,式(6)为 TV 流扩散模型,其中 $g(|\nabla I|)$ 为 TV 流。现考虑扩散函数的一维情况

$$\operatorname{div}\left(\frac{\nabla I}{|\nabla I|}\right)=\partial_x(g(|\nabla I|)I_x)=f'(I_x)I_{xx}$$

式中: $f(I_x)=g(|\nabla I|)I_x$ 的 1 阶导数 $f'(I_x)=0$ 。

本文采用上述 TV 模型对高频子带系数进行去噪预处理,由于 TV 扩散介于正扩散和逆扩散之间,因此具有全局最优解,可获得最佳的扩散,从而可以在去除医学图像噪声的同时,保留其边缘、轮廓。

2.2.2 基于 SML 的高频子带融合

医学图像中的纹理细节、边缘轮廓信息对准确地诊断病情十分重要。SML 是图像清晰度的有效度量,与方差、梯度能量、拉普拉斯能量等清晰度评价指标相比,性能更为优越,能更好地表示医学图像中的边缘细节。采用 SML 策略,可使融合后图像含有丰富的边缘、细节信息。令 $g^{k,l}(i,j)$ 为 k 尺度、 l 方向上 (i,j) 位置的高频子带系数,其改进的拉普拉斯能量(Modified Laplacian, ML)定义如下^[16]

$$\begin{aligned} \text{ML}^{k,l}(i,j) = & |2g^{k,l}(i,j) - g^{k,l}(i-1,j) - \\ & g^{k,l}(i+1,j)| + |2g^{k,l}(i,j) - \\ & g^{k,l}(i,j-1) - g^{k,l}(i,j+1)| \end{aligned} \quad (7)$$

若取大小为 3×3 的窗口,那么区域内的 SML 定义为

$$\text{SML}^{k,l}(i,j) = \sum_{\Delta i=-1}^1 \sum_{\Delta j=-1}^1 [\text{ML}^{k,l}(i+\Delta i, j+\Delta j)]^2 \quad (8)$$

基于 SML 的高频子带融合规则描述如下

$$G^{k,l}(i,j) = \begin{cases} g_1^{k,l}(i,j) & \text{SML}_1^{k,l}(i,j) \geq \text{SML}_2^{k,l}(i,j) \\ g_2^{k,l}(i,j) & \text{SML}_1^{k,l}(i,j) < \text{SML}_2^{k,l}(i,j) \end{cases} \quad (9)$$

式中: $G^{k,l}(i,j)$ 表示融合后图像中 k 尺度、 l 方向上 (i,j) 位置的高频子带系数,下标 1 和 2 分别代表输入的两幅医学图像。

本文所采用的方法步骤如下:

步骤 1 输入两幅不同模态的医学图像,对其进行 Shearlet 变换,分别产生一个低频子带和若干高频子带;

步骤 2 依据式(2~3),基于区域方差取大的融合策略对低频子带系数进行融合;

步骤 3 对两幅源图像的高频子带进行 TV 扩散去噪,扩散方程如式(6)所示,实现时,扩散方

程可写为

$$I_t = \nabla \cdot \left(\frac{\nabla I}{|\nabla I|} \right) = \nabla I \cdot \nabla \left(\frac{1}{|\nabla I|} \right) + \frac{\Delta I}{|\nabla I|} \quad (10)$$

式中: $\nabla I=(I_x, I_y)$, $\Delta I=I_{xx}+I_{yy}$, $|I|=\frac{1}{\sqrt{I_x^2+I_y^2}}$ 。

迭代过程中,迭代前后高频子带的均方误差小于给定值 ϵ 时,停止扩散。本文 $\epsilon=0.5$;

步骤 4 依据式(7~9),基于区域 SML 取大的融合策略对去噪后的高频子带系数进行融合;

步骤 5 对融合后的各子带进行重构,得到融合后的医学图像。

3 实验结果与分析

为了验证上述基于 Shearlet 变换和 TV 模型的医学图像融合方法的有效性,对大量医学图像进行了融合实验,并与近年提出的 Contourlet 变换和 PCNN^[8], NSCT 和 NMF^[9], Shearlet 变换和 PCNN^[12] 等 3 种融合方法进行比较。由于篇幅限制,现以两组已配准的 CT/MRI 图像和 CT/PET 图像的实验结果为例,说明该方法的效果。所有融合方法的运行环境为 Intel(R) Core(TM)2 Duo CPU 2.10 GHz/2 GB 内存、Matlab2009a。实验参数设置如下:Shearlet 变换采用“maxflat”滤波器进行尺度分解,方向分解级数取[2,3],对应两级的高频子带数目分别为 6 和 10;Contourlet 变换和 NSCT 中,方向分解级数均取[2,3]。

首先采用上述所有融合方法对无噪医学图像进行融合,以比较各方法的性能。图 1,2 分别给出了两组无噪原始医学图像(见图 1(a,b)),以及采用 Contourlet 和 PCNN 方法(见图 1(c)),NSCT 和 NMF 方法(见图 1(d)),Shearlet 和 PCNN 方法(见图 1(e))、本文方法(见图 1(f))后的融合结果。

图 1 是 CT/MRI 图像的融合结果。图 1(a)是 CT 图像,清晰地显示了骨组织;图 1(b)是配准后的 MRI 图像,仅含软组织信息。采用 Contourlet 变换和 PCNN 方法融合后,能取得较好的融合效果,很好地保留了骨组织和软组织信息,但由于 Contourlet 变换不具备平移不变性,在骨骼周围出现明显的模糊和失真,丢失了一些边缘、细节信息;NSCT 和 NMF 方法使融合后图像的对比度降低,骨骼与软组织都被明显弱化;Shearlet 和 PCNN 方法则在一定程度上改善了融合效果,骨骼边缘、软组织细节较为清晰;本文方法则能取得最佳的视觉效果,融合了两幅源图像中各自的有效信息,可清

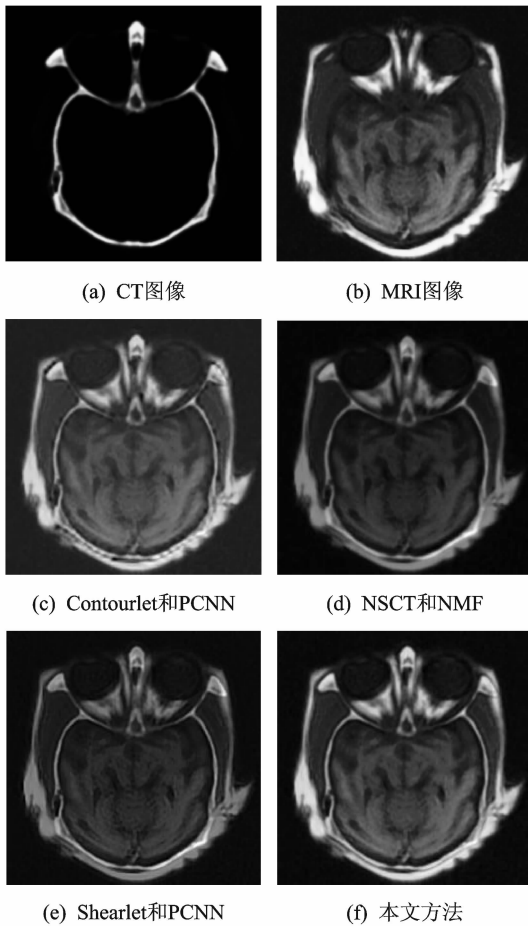


图 1 CT/MRI 图像融合结果

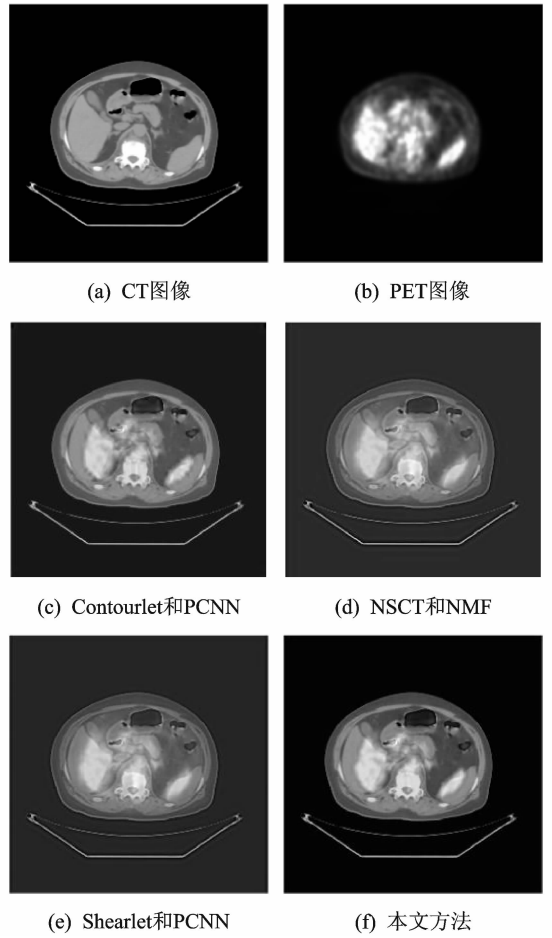


图 2 CT/PET 图像融合结果

晰地分辨骨组织和软组织结构,边缘、细节最为清晰。

图 2 是 CT/PET 图像的融合结果。图 2(a) 是 CT 图像,显示了肺部的组织形态结构,图 2(b) 是 PET 图像,描述了肺部的功能状况。Contourlet 变换和 PCNN 方法会使目标边缘处出现伪影现象,融合后图像清晰度不佳。NSCT 和 NMF 方法、Shearlet 和 PCNN 方法均会造成融合后图像对比度的降低,原始 CT 图像中病灶的解剖细节信息,以及原始 PET 图像的功能信息均会部分丢失,且视觉效果不佳。本文方法完整地保留了源图像的解剖细节、边缘和功能信息,与上述方法相比,图像的整体对比度和清晰度均有所提高。

为了更全面地比较各融合方法的性能,本文采用空间频率、平均梯度、互信息、运行时间等 4 种指标进行了客观定量评价。空间频率反映了图像的总活跃度,空间频率越大,图像的清晰度越高;平均梯度反映了微小细节的反差,平均梯度越大,图像层次越多,细节越清晰;互信息反映了融合后图像包含源图像的信息量,值越大,融合效果越好。

表 1 给出了上述 4 种融合方法的客观定量评价结果。本文方法的空间频率、平均梯度、互信息 3 项指标均最高,说明本文方法能最为完整地保留原始医学图像的解剖信息或功能信息,且融合后图像的边缘、细节最为清晰。由运行时间比较结果可知,Contourlet 和 PCNN 方法的运行速度最快,但因融合后图像的边缘处存在明显失真,不宜采用该方法融合医学图像;NSCT 和 NMF 方法的运行速度最慢,这是由于 NSCT 计算复杂度过高;Shearlet 和 PCNN 方法提高了运行速度,然而 PCNN 与本文方法中基于 SML 的融合规则相比,需消耗更多的处理时间。说明本文方法在获得更好融合效果的同时,可实现医学图像融合的快速处理。

由于实际医学图像含有噪声,若直接对含噪医学图像进行融合处理,融合后图像中的细节信息会被噪声掩盖,影响医疗诊断的准确度。图 3 给出了采用本文方法对含噪 CT/MRI 图像进行融合的结果。其中,原始 CT 图像和 MRI 图像均含有均值为 0、方差为 0.001 的高斯噪声。

表 1 4 种融合方法的定量评价比较

融合方法	CT/MRI 图像融合				CT/PET 图像融合			
	空间频率	平均梯度	互信息	运行时间/s	空间频率	平均梯度	互信息	运行时间/s
Contourlet 和 PCNN ^[8]	13.36	5.55	22.81	3.16	17.41	3.94	38.58	3.23
NSCT 和 NMF ^[9]	9.91	3.94	22.45	65.79	18.90	4.38	36.25	73.83
Shearlet 和 PCNN ^[12]	12.37	4.87	23.34	40.95	18.72	4.45	38.03	42.39
本文方法	14.87	6.13	23.89	18.66	20.25	4.58	40.40	19.50

由图 3 可以看出,融合含噪 CT/MRI 图像时,若不对高频子带进行去噪预处理,融合结果明显受到噪声的干扰,软组织淹没在噪声之中,清晰度不佳,骨骼周围出现伪影。采用 TV 模型后,可有效地抑制噪声,同时也保持了骨组织的边缘以及软组织的细节信息,改善了融合图像的视觉效果,可保证医生对病变的诊断。

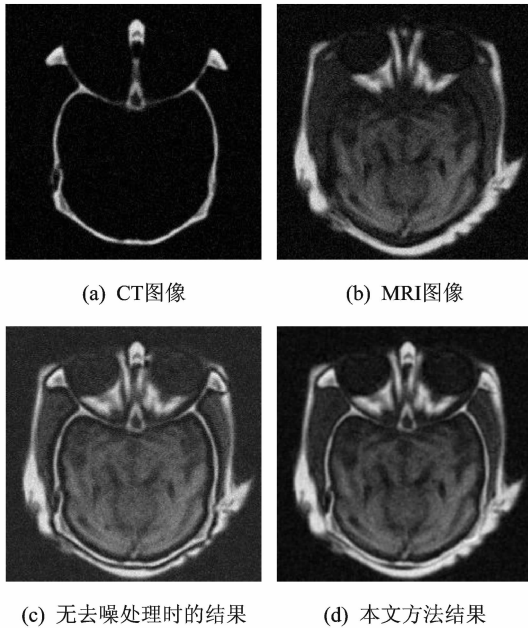


图 3 含噪 CT/MRI 图像的融合结果

实验中还采用拉普拉斯金字塔非线性扩散 (Laplacian pyramid-based nonlinear diffusion, LPND), Catte-PM 扩散模型两种去噪方法对经 Shearlet 变换后的高频子带进行处理,并与本文方法进行了比较。表 2 给出了两组医学图像融合时

表 2 采用 3 种非线性扩散方法时融合图像的峰值信噪比

非线性 扩散方法	峰值信噪比/dB	
	CT/MRI 图像融合	CT/PET 图像融合
LPND	25.34	21.31
Catte-PM 模型	25.29	21.27
TV 模型	25.95	23.77

采用各非线性扩散方法后的峰值信噪比。可见采

用 TV 模型时,峰值信噪比最高,说明 TV 模型能更好地抑制噪声,避免噪声对医学图像融合结果的干扰。

4 结束语

本文提出了基于 Shearlet 变换和 TV 模型的医学图像融合方法,对无噪声和有噪声的医学图像都能取得极佳的融合效果。对于图像经 Shearlet 变换后的低频子带,充分考虑医学图像的特点,采用区域方差取大的融合策略。对于高频子带,为了避免噪声对融合结果的干扰,首先利用 TV 模型平滑噪声,保留边缘、细节,然后采用基于区域 SML 取大的融合策略,其中 SML 对边缘信息有很强的表达能力。利用本文方法,以及近年提出的 Contourlet 变换和 PCNN, NSCT 和 NMF, Shearlet 变换和 PCNN 等 3 种融合方法,对 CT/MRI 图像、CT/PET 图像进行了大量的融合实验。实验结果表明,本文方法完整地保留了源图像的解剖细节、边缘和功能信息,融合图像具有更高的对比度和清晰度,且能有效地抑制噪声,避免噪声引起的融合图像失真,此外提高了融合方法的计算效率。因此,提出的融合方法能快速地临床诊断提供准确可靠的信息。

参考文献:

- [1] Chen X, Udupa J K, Bagci U, et al. Medical image segmentation by combining graph cuts and oriented active appearance models[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2012, 21(4): 2035-2046.
- [2] Xu Shengquan, Yuan Kehong, Yu Lijuan, et al. Respiratory motion estimation using vibration model and reducing motion blur through deconvolution[J]. Transactions of Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2010, 27(1): 88-96.
- [3] Suh J W, Kwon O K, Scheinost D, et al. CT-PET weighted image fusion for separately scanned whole body rat[J]. Medical Physics, 2012, 39(1): 533-542.
- [4] 潘瑜, 郑钰辉, 孙权森, 等. 基于 PCA 和总变差模型的

- 图像融合框架[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2011,23(7):1200-1210.
- Pan Yu, Zheng Yuhui, Sun Quansen, et al. An image fusion framework based on principal component analysis and total variation model[J]. Journal of Computer-Aided Design and Computer Graphics, 2011,23(7):1200-1210.
- [5] 张东波,王耀南,黄辉先,等. 基于模糊神经网络的图像融合滤波[J]. 数据采集与处理,2006,21(1):95-98.
- Zhang Dongbo, Wang Yaonan, Huang Huixian, et al. Image fusion filtering based on fuzzy neuron network[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2006,21(1):95-98.
- [6] 顾勇,龙在云,赵艳秋. 基于快速整数提升小波变换的医学图像融合[J]. 数据采集与处理,2008,23(5):575-579.
- Gu Yong, Long Zaiyun, Zhao Yanqiu. Medical image fusion based on fast int lifting wavelet transform[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2008,23(5):575-579.
- [7] Shen R, Cheng I, Basu A. Cross-scale coefficient selection for volumetric medical image fusion[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2013, 60(4):1069-1079.
- [8] 刘盛鹏,方勇. 基于 Contourlet 变换和 IPCNN 的融合算法及其在可见光与红外线图像融合中的应用[J]. 红外与毫米波学报,2007,26(3):217-221.
- Liu Shengpeng, Fang Yong. Infrared image fusion algorithm based on contourlet transform and improved pulse coupled neural network[J]. Journal of Infrared and Millimeter Waves, 2007, 26(3):217-221.
- [9] Wu Yiquan, Wu Chao, Wu Shihua. Fusion of multispectral image and panchromatic image based on NSCT and NMF[J]. Journal of Beijing Institute of Technology, 2012,21(3):415-420.
- [10] Das S, Kundu M K. NSCT-based multimodal medical image fusion using pulse-coupled neural network and modified spatial frequency[J]. Medical and Biological Engineering and Computing, 2012, 50(10):1105-1114.
- [11] Wang Nianyi, Ma Yide, Zhan Kun, et al. Multimodal medical image fusion framework based on simplified PCNN in nonsampled contourlet transform domain[J]. Journal of Multimedia, 2013,8(3):270-276.
- [12] 王朝晖,王佳琪,赵德功,等. 基于 Shearlet 与改进 PCNN 的图像融合[J]. 激光与红外,2012,42(2):213-216.
- Wang Zhaohui, Wang Jiaqi, Zhao Degong, et al. Image fusion based on shearlet and improved PCNN[J]. Laser and Infrared, 2012,42(2):213-216.
- [13] 王雷,李彬,田联房. 基于平移不变剪切波变换的医学图像融合[J]. 华南理工大学学报:自然科学版,2011,39(12):13-19.
- Wang Lei, Li Bin, Tian Lianfang. Medical image fusion based on shift-invariant shearlet transformation[J]. Journal of South China University of Technology: Natural Science Edition, 2011,39(12):13-19.
- [14] 文乔农,万遂人. WBCT 与变分正则化方法的医学图像去噪[J]. 数据采集与处理,2011,26(4):390-394.
- Wen Qiaonong, Wan Suiren. WBCT and variational regularization method for medical image denoising[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2011,26(4):390-394.
- [15] 侯雯,吴一全. 基于复小波域非线性扩散的超声图像去噪[J]. 生物医学工程学杂志,2012,29(2):332-336.
- Hou Wen, Wu Yiquan. Ultrasound image de-noising based on nonlinear diffusion of complex wavelet transform[J]. Journal of Biomedical Engineering, 2012,29(2):332-336.
- [16] 屈小波,闫敬文,杨贵德. 改进拉普拉斯能量和的尖锐频率局部化 Contourlet 域多聚焦图像融合方法[J]. 光学精密工程,2009,17(5):1203-1212.
- Qu Xiaobo, Yan Jingwen, Yang Guide. Multifocus image fusion method of sharp frequency localized contourlet transform domain based on sum-modified-Laplacian[J]. Optics and Precision Engineering, 2009,17(5):1203-1212.

作者简介:吴一全(1963-),男,教授,博士生导师,研究方向:图像处理与分析、目标检测与识别、视觉检测与图像测量、视频编码与处理、智能信息处理等,E-mail: nuaaimage@163.com;殷骏(1990-),男,硕士研究生,研究方向:图像处理与分析;朱丽(1990-),女,硕士研究生,研究方向:图像处理与分析。