

基于人眼视觉特性的 NSCT 医学图像自适应融合

戴文战¹, 姜晓丽¹, 李俊峰²

(1. 浙江工商大学信息与电子工程学院, 浙江杭州, 310012; 2. 浙江理工大学自动化研究所, 浙江杭州, 310012)

摘 要: 医学图像融合对于临床诊断具有重要的应用价值. 针对多模态医学图像特性, 本文提出一种基于人类视觉特性的医学图像自适应融合方法. 首先, 对经配准的源图像进行非间隔采样轮廓变换((Nonsubsampled Coutourlet, NSCT)多尺度分解, 得到低频子带和若干高频方向子带; 其次, 根据低频子带集中了大部分源图像能量和决定图像轮廓的特点, 采用区域能量与平均梯度相结合的方法进行融合; 根据人眼对图像对比度及边缘、纹理的高敏感度, 在高频子带系数的选取时提出区域拉普拉斯能量、方向对比度与脉冲耦合神经网络(Pulse Coupled Neural Network, PCNN)相结合的融合策略; 进而, 提出了把与人类视觉高度一致的加权结构相似度(Weighted Structure Similarity, WSSIM)作为图像融合目标函数, 自适应地获取各子带的最优权值; 最后, 对灰度图像和彩色图像进行了大量融合比较实验, 并对不同融合方法进行分析对比. 实验结果表明: 本文算法不仅可以有效保留源图像的信息, 而且可以使融合图像灰度级更分散, 更好地保留了图像边缘信息, 具有更好的视觉效果.

关键词: 医学图像融合; 人类视觉特征; 加权结构相似度; 非间隔采样轮廓变换; 拉普拉斯能量和方向对比度; 脉冲耦合神经网络

中图分类号: TP391.4

文献标识码: A

文章编号: 0372-2112 (2016)08-1932-08

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.3969/j.issn.0372-2112.2016.08.023

Adaptive Medical Image Fusion Based on Human Visual Features

DAI Wen-zhan¹, JIANG Xiao-li¹, LI Jun-feng²

(1. School of Information and Electronic Engineering, Zhejiang Gongshang University, Hangzhou, Zhejiang 310012;

2. Institute of Automation, Zhejiang Sci-Tech University, Hangzhou, Zhejiang 310012)

Abstract: Medical image fusion has very important application value for medical image analysis and diseases diagnosis. According to the characteristics of multi modality medical image and human visual features, a new medical image fusion algorithm in NSCT (nonsubsampled coutourlet, NSCT) domain is proposed. Firstly, source images after registration are decomposed into low and high frequency sub-bands using NSCT. According to the low frequency subbands concentrating the majority energy of the source image and determining the image coutour, a fusion rule based on weighted region average energy combined with average gradient is adopted in low frequency subband coefficients. Moreover, according to human visual system which is more sensitive to contrast and edge, texture of image, the fusion strategy based on directive contrast integrated with the improved energy of Laplacian and PCNN (Pulse Coupled Neural Network, PCNN) are used to fuse high-frequency subbands. Furthermore, a closed loop feedback is introduced into the fusion rules of low and high frequency subbands to obtain optimal fused weights adaptively by using WSSIM (Weighted Structure Similarity, WSSIM) which highly consistent with the HVS (human visual features, HVS) as objective function. Finally, a lot of experiments of fusion of images including gray images and color images based on different fusion methods are conducted. The experiment results are analyzed in terms of visual quality and objective evaluation. The experiment results show that the proposed algorithm can effectively preserve information and significantly improve the performance of fusion image in terms of quantity of information, dispersed gray scale, visual quality and objective evaluation index.

Key words: medical image fusion; HVF (Human Visual Features); WSSIM (Weighted Structure Similarity); NSCT (Nonsubsampled Coutourlet); directive contrast integrated with the improved energy of Laplacian; PCNN (Pulse Coupled Neural Network)

1 引言

由于成像原理及人体器官结构的复杂性,现有单一模态的医学图像仅提供有限的信息,不同模态的医学图像之间既有冗余性又有独立性.就人体大脑而言,CT 能清晰呈现高密度的骨骼结构,MRI 对正常及病变软组织有较好的成像,SPECT 一般能为低空间分辨率的组织血流和代谢功能提供较丰富的信息^[1-3].因此,近年来,医学图像融合技术的研究得到了广泛重视,医学图像融合对于临床诊断具有重要的应用价值,它在病症诊断及治疗时为医生提供更多、更准确的信息.

应用小波变换和非间隔采样轮廓变换,国内外学者对图像融合进行了很多相关研究.如陶观群等人^[4]、Lin 等人^[5]将小波变换应用于医学图像融合中.然而小波变换不能有效地表示图像的边缘和纹理信息,对高频子带仅能进行水平、垂直和对角线三个方向分析.针对小波变换的缺陷,Barmas^[6]将 Contourlet 变换应用到图像融合中,但是由于其存在向下采样过程,出现了频谱混叠现象,容易引起伪吉布斯现象^[7,8].为了弥补这一不足,A L Cunha 等人^[9]结合非下采样思想提出了 NSCT,由于其具有良好的方向选择性及平移不变性,使得融合图像更符合人眼视觉特性.此外,目前的融合规则一般采用开环形式,阈值及融合系数的选取主要依赖于研究者本身的经验或需要反复试凑.近年来,杨艳春^[7]、郝文超^[10]、江平^[11]等学者尝试对图像进行自适应融合,实现链接强度的自适应变换;Chang Xin 等人^[12]采用自适应黄金分割算法对低频子带进行融合;Liu Fan 等人^[13]以信噪比为依据自适应选择图像分解层数;杨晓慧等人^[14]以信息熵作为目标函数来指导低频子带融合.

本文在以上研究的基础上,从人类视觉特性(human visual features, HVS)出发,提出一种基于 NSCT 的医学图像自适应融合算法. NSCT 域中,根据低频子带集中了大部分源图像能量和决定图像轮廓的特点,采用区域能量与平均梯度相结合的方法;根据人眼对图像对比度及边缘、纹理的高敏感度,在进行高频子带系数的选取时提出结合区域拉普拉斯能量、方向对比度与 PCNN 的融合策略;进而,以提出的与人类视觉高度一致的加权结构相似度(WSSIM)为目标函数,自适应获取各子带的最优权值;最后,对灰度图像和彩色图像进行大量融合实验结果表明:本文算法可以有效保留源图像的信息,使融合图像灰度级更分散,更好地保留图像边缘的信息.

2 非间隔采样轮廓变换(NSCT)

Contourlet 变换被认为是一种“真正”的图像二维

表示方法,能分别对多尺度和方向进行分析,但由于其变换有向下采样环节,不同频带存在频谱混叠,从而使其冗余性降低^[8]. NSCT 是在 Contourlet 变换基础上发展的,其目的在于消除频谱混叠现象,实现平移不变性及更好的方向选择性,使结果图像更符合人眼视觉特性.

NSCT 通过满足 Bozont 恒等式条件的移不变滤波器组来实现多分辨率分解^[8],以非下采样塔形分解(Nonsampled Pyramid, NSP)来获取多尺度特征,而非下采样方向滤波器组(Nonsampled Directional Filter Bank, NSDFB)来进行方向滤波.一般情况下,源图像经 NSP 分解得到低频子带和高频子带,然后高频子带经过 NSDFB 分解得到不同的方向子图,其结构框图如图 1 所示.

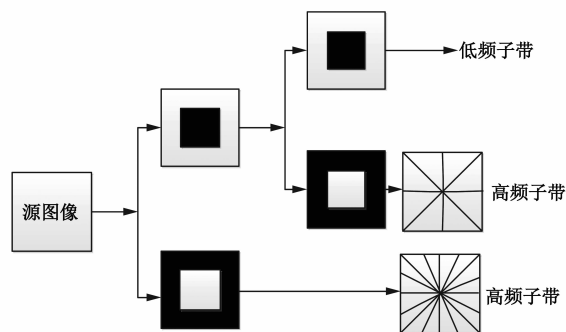


图1 NSCT变换

3 基于结构相似度的医学图像自适应融合

源图像经 NSCT 变换后得到的各子图与源图像同大小,这样有利于子图之间的比较^[1,8]. 本文提出的基于人类视觉特性的 NSCT 医学图像自适应融合方法的结构如图 2 所示.

首先将已配准的医学图像 M, N 分别进行 NSCT 分解,得到低频子带 c_L^M, c_L^N 和多个高频子带 $d_{L,l}^M, d_{L,l}^N$; 然后根据各子带的特点、人类视觉特性和对目标图像的要求,以区域能量和平均梯度相结合的方法对低频子带进行融合;同时,以区域拉普拉斯能量和方向对比度与 PCNN

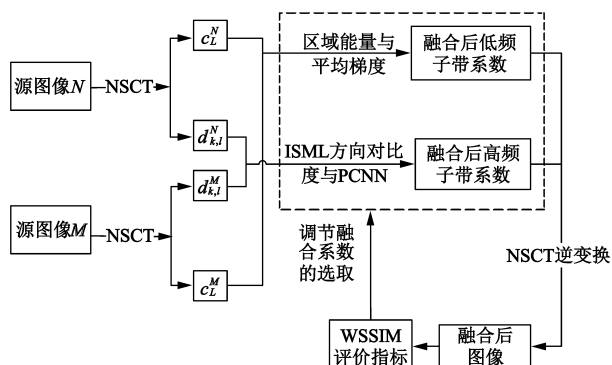


图2 本文医学图像融合流程图

相结合进行高频子带的处理;最后以 WSSIM 为目标函数,自适应地获取各子带的最优权值,实现自适应融合.

3.1 加权结构相似度 (WSSIM)

融合图像的评价方法包括主观评价和客观评价.由于融合图像以人眼为最终信宿,其质量的好坏主要取决于人的视觉感受.所以,图像的客观评价指标应尽可能符合人类的视觉特性,应与主观评价更一致^[15].图像具有强结构性、像素之间强相关性的特点,在相关性中包含有结构信息.2002 年 Wang 等人^[16]首次提出了结构相似度理论,2008 年 Yang^[17]在 Wang 的基础上提出了区域结构相似度加权评价方法,同时证明了此方法在对融合图像的评价中有较好的结果,能够实现与人类视觉感受的高度统一.本文以 WSSIM 作为各子带融合的目标函数,其中 SSIM 包括图像的亮度、对比度、结构比较,其表达式详见文献[18].

在 SSIM 基础上,本文对源图像之间、源图像与结果图像之间分别进行区域结构相似度计算,得到 $SSIM(M, N|w)$, $SSIM(M, F|w)$, $SSIM(N, F|w)$, 然后根据源图像间结构相似度的大小来进行融合指标的选取,最后对各区域融合指标进行加权求和.具体表达式如下:

$$WSSIM(M, N, F) = \sum_{w \in W} c(w) \cdot SSIM(M, N, F|w) \quad (1)$$

$$SSIM(M, N, F|w) = \begin{cases} \max(SSSIM(M, F|w), SSIM(N, F|w)), \\ SSIM(M, F|w) < 0.75 \\ \lambda_M SSIM(M, F|w) + \lambda_N SSIM(N, F|w), \\ SSIM(M, N|w) \geq 0.75 \end{cases} \quad (2)$$

式中, $\lambda_M = \frac{s(M|w)}{s(M|w) + s(N|w)}$, $s(M|w)$, $s(N|w)$ 表示两源图像在窗口 w 处的梯度显著度, $c(w) = \frac{s(M|w) + s(N|w)}{\sum_{w \in W} (s(M|w) + s(N|w))}$ 为两源图像 M, N 对应单个窗口显著性之和和占空比.

3.2 低频子带融合准则

图像经 NSCT 变换后,低频子带集中了源图像的大部分能量,子带相邻系数间存在区域相关性.同时,低频子带作为源图像的平滑逼近,决定了图像的轮廓.平均梯度可以有效地反映图像信号的强度,反映其边缘化程度及其微小细节变化强度.由于图像的清晰度与梯度密切相关,本文采用区域能量和平均梯度相结合的方法来获取融合图像的低频子带.

低频子带系数矩阵中以 (i, j) 为中心的窗口能量表达式如式(3)所示,其中为了突出中心位置,应用窗口函数 w .

$$AA(i, j) = \sum_{m \in S} \sum_{n \in T} w(m, n) \cdot [c_L(i + m, j + n)]^2 \quad (3)$$

$$\text{其中, } w = \frac{1}{16} \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}.$$

平均梯度定义如下式:

$$\overline{G}(i, j) = \frac{1}{S \times T} \sum_{m \in S} \sum_{n \in T} \sqrt{[c_L(i + m, j + n) - c_L(i + m + 1, j + n)]^2 + [c_L(i + m, j + n) - c_L(i + m + 1, j + n + 1)]^2} \quad (4)$$

式中, $S \times T$ 为区域窗口大小, $c_L(i, j)$ 为低频子带在点 (i, j) 处的系数.

定义 T_1 为两低频子带对应区域的能量差异:

$$T_1(i, j) = \frac{AA_N(i, j)}{AA_M(i, j)} \quad (5)$$

采用优化方法选定适当的阈值 $T (T \in (0, 0.5))$.如式(6)所示,根据区域能量及区域平均梯度与阈值的关系,合理确定结果图像的低频子带系数.

$$c_L^F(i, j) = \begin{cases} c_L^N(i, j), T_1(i, j) \geq \frac{1}{T} \text{ 或 } T \leq T_1(i, j) < \frac{1}{T} \\ \text{且 } \overline{G}^M(i, j) \leq \overline{G}^N(i, j) \\ c_L^M(i, j), T_1(i, j) < T \text{ 或 } T \leq T_1(i, j) < \frac{1}{T} \\ \text{且 } \overline{G}^M(i, j) > \overline{G}^N(i, j) \end{cases} \quad (6)$$

3.3 高频子带融合规则

对比度可以有效反映图像的显著特性,相对于像素强度大小而言,人类视觉系统对图像对比度的变化更加敏感.因此,融合图像应符合人类视觉特性的要求,要充分体现图像的边缘及纹理等细节信息.

脉冲耦合神经网络 (Pulse Coupled Neural Network, PCNN) 具有全局耦合性和脉冲同步性,在图像融合中得到了广泛应用^[19].PCNN 主要是通过比较两子图各像素点激活次数来指导融合系数的选择.由于人类视觉系统对方向、边缘等信息更加敏感,本文提出以区域拉普拉斯能量和方向对比度作为 PCNN 的外部输入,同时结合对迭代累加激活幅度的软限幅方式进行 NSCT 域高频子带的系数融合.

3.3.1 脉冲耦合神经网络 (PCNN)

PCNN 是由一定数量的神经元组成的反馈网络,每个神经元均由三部分组成:接收域、调制域及脉冲产生部分^[20].本文结合文献[21]提出的简化 PCNN 模型和文献[22]提出的软限幅方法,通过对激活输出幅度的迭代累加来指导子带系数的选取.其 PCNN 模型如图

3, 数学表达式详见文献[22].

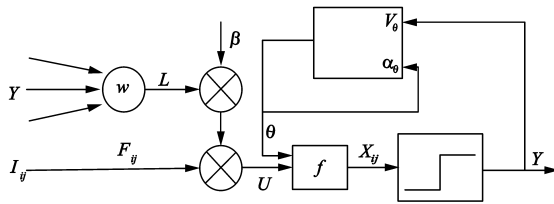


图3 PCNN简化模型

3.3.2 NSCT 域拉普拉斯能量和方向对比度

对视觉系统的研究表明:对比度敏感阈值与背景强度之间呈非线性. 采用式(7)所示的区域拉普拉斯能量方向对比度可以从高频子带中提取更多的特征, 而且改进后的拉普拉斯能量和 IEOL^[23] 可以有效表示图像边缘、方向等细节信息, 将方向对比度与拉普拉斯能量相结合可以获取到更多更准确的显著特征.

$$dc(i,j) = \begin{cases} \frac{IEOL_{k,l}(i,j)}{\frac{1}{M \times N} \sum_{m \in M} \sum_{n \in N} (c_k(i+m,j+n))} \cdot \\ \left(\frac{1}{M \cdot N} \sum_{m \in M} \sum_{n \in N} (c_k(i+m,j+n)) \right)^{1/\alpha}, \text{其他} \\ IEOL_{k,l}(i,j), \sum_{m \in M} \sum_{n \in N} (c_k(i+m,j+n)) = 0 \end{cases} \quad (7)$$

式中, α 为视觉常数, 经生理视觉实验确定, 其取值范围为(0.6, 0.7); $c_k(i,j)$ 为与第 k 层低频子带系数.

改进的拉普拉斯能量和定义如式(8), 为了突出中心与邻域的特点, 应用前节所示的窗口函数.

$$IEOL_{k,l}(i,j) = \sum_M \sum_N w(m,n) [ML_{k,l}(i+m,j+n)]^2 \quad (8)$$

$$ML_{k,l}(i,j) = [|2d_{k,l}(i+m,j+n) - d_{k,l}(i+m-1,j+n) - d_{k,l}(i+m+1,j+n)| + |2d_{k,l}(i+m,j+n) - d_{k,l}(i+m,j+n-1) - d_{k,l}(i+m,j+n+1)|] \quad (9)$$

则区域拉普拉斯能量和方向对比度数学表达式为:

$$DC_{k,l}(i,j) = \sum_M \sum_N w(m,n) \cdot dc_{k,l}(i+m,j+n) \quad (10)$$

3.3.3 高频方向子带融合准则

定义 $K1, K2$ 为两子图激活幅度输出的比重:

$$K1(i,j) = \frac{R_{k,l}^M(i,j)}{R_{k,l}^M(i,j) + R_{k,l}^N(i,j)} \quad (11)$$

$$K2(i,j) = \frac{R_{k,l}^N(i,j)}{R_{k,l}^M(i,j) + R_{k,l}^N(i,j)}$$

高频子带系数融合数学表达式:

$$d_{k,l}^F(i,j)$$

$$= \begin{cases} d_{k,l}^M(i,j), & K1 - K2 > \beta \\ d_{k,l}^N(i,j), & K2 - K1 > \beta \\ K1 \cdot d_{k,l}^M(i,j) + K2 \cdot d_{k,l}^N(i,j), & |K1 - K2| \leq \beta \end{cases} \quad (12)$$

式中: $d_{k,l}^M(i,j), d_{k,l}^N(i,j)$ 分别为高频子带 M, N 在第 k 层第 l 个方向的系数, $R_{k,l}^M(i,j), R_{k,l}^N(i,j)$ 分别为高频子带 M, N 经 PCNN 后激活幅度输出, β 为给定阈值. 融合过程中, 根据对应区域两高频子带激活幅度占空比之差与 β 之间的关系进行. 这样既可以实现对细节特征的保留, 同时又能保证结果图像的真实性和一致性.

4 融合图像评价指标

为了定量比较, 本文采用信息熵^[24] (Information Entropy, IE)、均方根交叉熵^[24] (Root mean square Cross Entropy, RCE)、标准差^[24] (Standard Deviation, SD)、边缘信息评价因子^[25] (Edge information evaluation factor, QABF) 和 WSSIM 对融合图像进行定量分析, 详细介绍见文献[24, 25]

5 实验结果及分析

为了验证本算法的有效性, 本文进行了大量的比较实验. 现选用三种类型的五组经配准后的人脑组织作为源图像: ①CT/MRI 图像融合; ②MR-T1/MR-T2 图像融合; ③MRI/SPECT 图像融合. 其中, 图 4(a)、5(a) 为两个不同人体组织的 CT 源图像, 图 4(b)、5(b) 相应两个组织的 MRI 源图像; 图 6(a) 为某一组织 MR-T1 源图像, 图 6(b) 为相应组织的 MR-T2 源图像, 两者根据组织的含水量不同呈现不同灰度.

5.1 灰度图像融合

本文以 WSSIM 为性能指标, 首先采用粒子群算法优化三个阈值 T, α 及 β . T, α 及 β 作为三维种群, 初始种群采用规模为 20, 根据各阈值的区间随机数进行 30 次进化来获得全局最优. 有关粒子群算法详见文献[14].

图 4(c)、图 5(c)、图 6(c) 分别为应用文献[26]提出的低频方差比加权与高频能量比加权相结合的融合图像; 图 4(d)、图 5(d)、图 6(d) 分别为应用文献[27]提出的用平均梯度和方差指导低频融合、高频基于梯度能量比加权的融合图像; 图 4(e)、图 5(e)、图 6(e) 分别为应用文献[28]提出的低频基于局部能量和局部方差策略, 高频基于均方差策略的 NSCT 域融合图像; 图 4(f)、图 5(f)、图 6(f) 分别为应用本文提出的方法得到的图像.

采用上述不同的融合方法得到的融合图像的质量如表 1~表 3 所示.

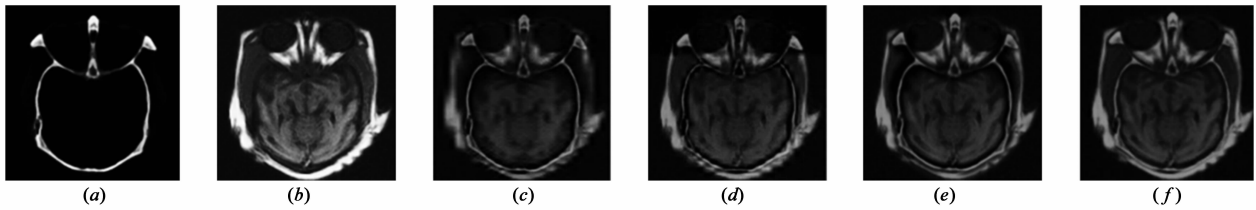


图4 正常脑部CT/MRI及不同方法的医学图像融合结果

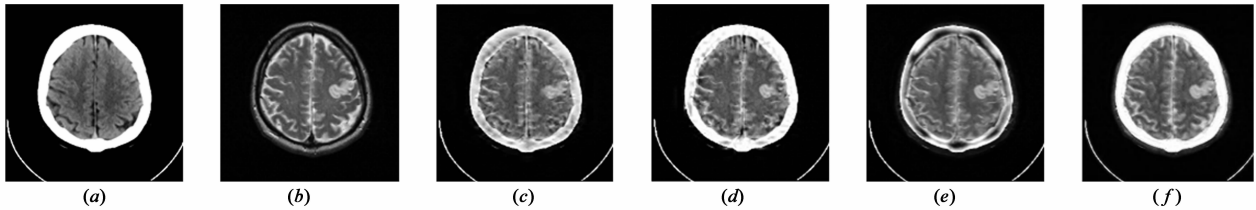


图5 急性脑卒中CT/MRI及不同方法的医学图像融合结果

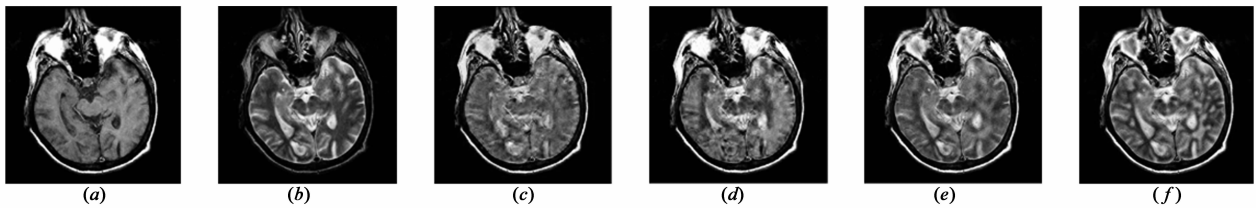


图6 多发性脑梗塞MR-T1/MR-T2及不同方法的医学图像融合结果

由表1~表3可以看出:较之三组参考文献结果,综合各项评价指标,应用本文提出的算法具有良好的特性,图像质量也得到了明显地提升.观察图5和图6,可以发现本算法可提取更清晰病灶边缘,且能更突出表现病灶.从图4~图6可以看到,应用本算法的得到的f系列融合图像能更有效地保留CT图像的骨骼组织信息和MRI图像的软组织信息,提高了图像的清晰度.

表1 图4中采用不同融合方法的医学图像融合评价

融合方法	评价指标				
	IE	RCE	SD	QABF	WSSIM
文献[26]方法	5.8735	2.4414	28.8439	0.4693	0.7841
文献[27]方法	5.9377	2.4704	31.7085	0.5299	0.8094
文献[28]方法	5.9138	2.4078	29.9047	0.7376	0.8963
本文方法	5.9455	2.7386	32.0185	0.6870	0.9072

表2 图5中采用不同融合方法的医学图像融合评价

融合方法	评价指标				
	IE	RCE	SD	QABF	WSSIM
文献[26]方法	5.1603	1.0124	76.7863	0.4182	0.7802
文献[27]方法	4.4970	0.9441	86.2657	0.4175	0.8233
文献[28]方法	5.2941	1.5893	69.1304	0.5299	0.7915
本文方法	5.5269	1.2601	85.3026	0.4342	0.8513

表3 图6中采用不同融合方法的医学图像融合评价

融合方法	评价指标				
	IE	RCE	SD	QABF	WSSIM
文献[26]方法	5.1506	0.1386	66.5978	0.4866	0.8223
文献[27]方法	5.0208	0.1355	72.3637	0.5059	0.8330
文献[28]方法	5.2148	0.1341	67.6703	0.5764	0.8926
本文方法	5.3940	0.1267	68.1032	0.5487	0.8769

为了更清楚地说明这一点,本文将图4中融合图像的右半部分(如图4(c)所示矩形区域)取出,如图7所示.比较图7中各图可清晰地看到:应用本方法能从源图像中提取更多的信息,可以更好地保留源图像的纹理信息,目标边缘更加清晰.

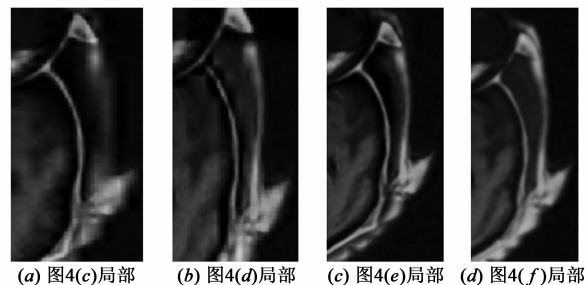


图7 图4中融合图像局部区域比较

5.2 彩色图像融合

本文提出的算法不仅适用于灰度图像融合,还可

进行彩色与灰色图像之间的融合. 本文以 24 位彩色图像与 8 位灰度图像的融合为例, 其流程图如图 8 所示, 其中 HIS 与 RGB 的转换算法具体详见文献[29].

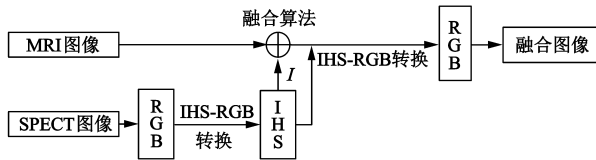


图8 MRI/SPECT图像融合流程图

实验结果如图9、图10所示. 图9(a)、图10(a)分别为两个不同组织的SPECT源图像;图9(b)、图10(b)分别为相应组织的MRI源图像. 图9(a)、图10(c)分别由文献[26]提出的算法得到;图9(d)、图10(d)分别由文献[27]提出的算法得到;图9(e)、图10(e)分别由文献[28]提出的算法得到;图9(f)、图10(f)分别为应用本文提出的方法得到的图像. 对于彩色图像的评价, 根据RGB颜色通道分别进行评价, 然后取均值作为最终的性能指标, 分析结果如表4, 表5所示.

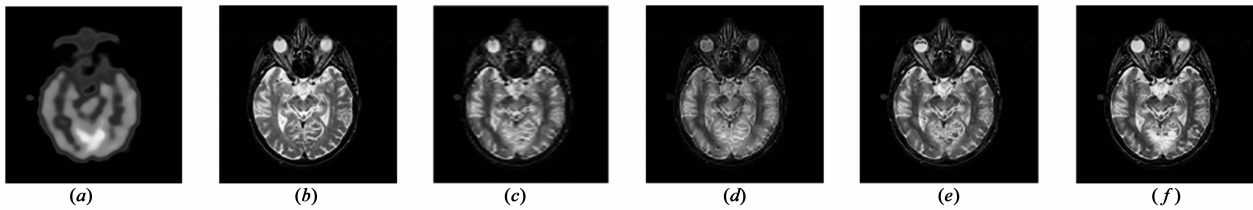


图9 正常脑部SPECT/MRI及不同方法的医学图像融合结果

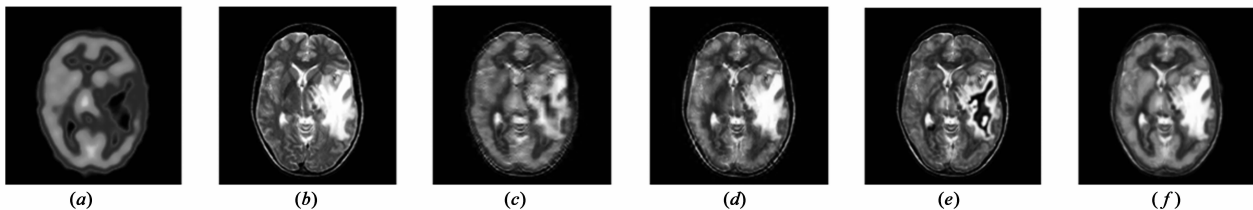


图10 转移性肺癌SPECT/MRI及不同方法的医学图像融合结果

表4 图9中采用不同融合方法的医学图像融合评价

评价指标	IE	RCE	SD	QABF	WSSIM
文献[26]方法	4.2575	0.1920	60.9176	0.2553	0.6729
文献[27]方法	4.0685	0.1899	56.5751	0.4281	0.7702
文献[28]方法	3.9660	0.1775	62.1340	0.6052	0.8427
本文方法	4.2922	0.1885	65.5887	0.4722	0.8304

表5 图10中采用不同融合方法的医学图像融合评价

评价指标	IE	RCE	SD	QABF	WSSIM
文献[26]方法	4.4816	0.3549	63.5597	0.2942	0.7392
文献[27]方法	4.4780	0.4202	70.4040	0.4363	0.8059
文献[28]方法	4.3094	0.3762	64.0612	0.4987	0.8093
本文方法	4.5712	0.4040	72.6199	0.4247	0.8364

综合以上实验结果可以得出如下结论: 与已有的其它3种融合方法相比, 本文算法所得图像在信息熵IE、标准差SD及结构相似度WSSIM等方面具有较好的特性, 表明融合图像从源图像中提取的信息更多, 与源图像的差异更小; 图像包含了更丰富的信息量和较大的对比度. 同时由图10可以发现: 本文算法对病灶(图像右侧白色部分)提取更加完整、突出, 图像边缘信息

更丰富, 更符合人类视觉特性; 虽然文献[28]分别利用均方差和局部方差作为高、低频融合规则, 其融合图像的对比如较好, 但病灶不突出, 使用价值不如本文算法.

6 结论

医学图像融合一方面要求融合后的图像尽可能准确、丰富地体现输入图像所含有的信息; 另一方面要求融合图像能适应人类视觉系统. 基于此, 本文提出了一种NSCT域的医学图像自适应融合算法, 低频子带融合采用基于区域能量和平均梯度相结合的策略, 高频子带融合提出拉普拉斯能量和方向对比度与PCNN相结合的方法, 并以WSSIM作为目标函数, 自适应地获取各子带的最优权值. 本文将所提出的融合策略在灰度图像及彩色图像中进行了大量实验仿真, 结果均表明本文提出的融合方法在主、客观评价指标上均明显优于其它融合方法, 得到的图像视觉效果更好, 能更完整地表达病灶区域信息. 这一评价结果也得到了临床医生的充分肯定和认同.

参考文献

[1] Bhatnagar G, Wu Q M J. Directive contrast based multimodal medical image fusion in NSCT domain [J]. IEEE

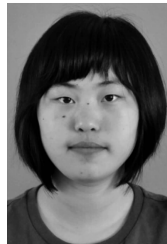
- Transactions on multimedia,2013,15(5):1014-1024.
- [2] Prakash C, Rajkumar S, Mouli P C. Medical image fusion based on redundancy DWT and Mamdani type min-sum mean-of-max techniques with quantitative analysis[A]. International Conference on Recent Advances in Computing and Software Systems 2012 [C]. Chennai, India: IEEE Computer Society, 2012. 54-59.
- [3] Shen Y, Ren E, Dang G H, et al. A nonsubsampling contourlet transform based medical image fusion method[J]. Information Technology Journal, 2013, 12(4): 749-755.
- [4] 陶观群, 李大鹏, 陆光华. 小波分析方法在医学图像融合中的应用[J]. 西安电子科技大学学报(自然科学版), 2004, 31(1): 82-86.
TAO G Q, LI D P, LU G H. Application of wavelet analysis in medical image fusion[J]. Journal Of Xidian University, 2004, 31(1): 82-86. (in Chinese)
- [5] Ling T, Qian Z Y. An improved medical image fusion algorithm based on wavelet transform[A]. Seventh International Conference on Natural Computation (ICNC) 2011 [C]. Shanghai, China: IEEE Computer Society, 2011. 76-78.
- [6] Barmas, Shirin Mahmoudi, Kasaei, Shohreh. Contourlet-based multispectral image fusion[A]. 7th IASTED International Conference on Visualization, Imaging, and Image Processing VIII 2007 [C]. Canada. Acta Press, 2007. 11-14.
- [7] 杨艳春, 王晓明, 党建武, 等. 基于非下采样 Contourlet 变换的医学图像融合方法[J]. 计算机科学, 2013, 40(3): 310-313.
Yang Y C, Wang X M, Dang J W, et. Method of medical image fusion based on nonsubsampling contourlet transform [J]. Computer Science, 2013, 40(3): 310-313. (in Chinese)
- [8] 焦李成, 侯彪, 王爽, 等. 图像多尺度几何分析理论与应用-后小波分析理论与应用[M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 2008: 280-288.
- [9] Cunha A L, Zhou J P, Minh Do N. The nonsubsampling contourlet transform: theory, design and applications [J]. IEEE Transactions on Image Processing. 2006, 15(10): 3089-3101.
- [10] 郝文超, 贾年. NSCT 域内基于自适应 PCNN 的红外与可见光图像融合算法[J]. 西华大学学报(自然科学版), 2014, 33(3): 11-15.
Hao W C, Jia N. Fusion algorithm of infrared and visible images based on adaptive PCNN in NSCT domain [J]. Journal of Xihua University (Natural Science), 2014, 33(3): 11-15. (in Chinese)
- [11] 江平, 张强, 李静, 等. 基于 NSST 和自适应 PCNN 的图像融合算法[J]. 激光与红外, 2014, 44(1): 108-113.
Jiang P, Zhang Q, Li J, et. Fusion algorithm for infrared and visible image based on NSST and adaptive PCNN [J]. Laser & Infrared, 2014, 44(1): 108-113. (in Chinese)
- [12] Chang X, Jiao L C, Liu F, et. Multicoutourlet-based adaptive fusion of infrared and visible remote sensing images [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2010, 7(3): 549-553.
- [13] Liu F, Yang B, Gang K. Image fusion using adaptive dual-tree discrete wavelet packets based on the noise distribution estimation [A]. International Conference on Audio, Language and image 2012 [C]. Shanghai, China: IEEE Computer Society, 2012. 475-479.
- [14] 杨晓慧, 贾建, 焦李成. 基于活性测度和闭环反馈的非下采样 Contourlet 域图像融合[J]. 电子与信息学报, 2010, 32(2): 422-426.
Yang X H, Jia J, Jiao L C. Image fusion algorithm in non-subsampling contourlet domain based on activity measure and closed loop feedback [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2010, 32(2): 422-426. (in Chinese)
- [15] 任仙怡, 刘秀坚, 胡涛, 等. 基于视觉注意机制与区域结构相似度的图像融合质量评价[J]. 计算机应用, 2011, 31(11): 3022-3026.
Ren X Y, Liu X J, Hu T, et al. Objective quality evaluation of image based on visual attention mechanism and regional structural similarity [J]. Journal of Computer Applications, 2011, 31(11): 3022-3026. (in Chinese)
- [16] Wang Z, Bovik A C. A universal image quality index [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2002, 9(3): 81-84.
- [17] Yang C, Zhang J Q, Wang X R, et al. A novel similarity based quality metric for image fusion [J]. Information Fusion, 2008, 9(2): 156-160.
- [18] Wang Z, Simoncelli E. P, Bovik A. C. Multi-scale structural similarity for image quality assessment [A]. 37th Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers [C]. United States: IEEE Institute of Electrical and Electronics Engineers Computer Society, 2003. 1398-1402.
- [19] 李美丽, 李言俊, 王红梅, 等. 基于 NSCT 和 PCNN 的红外与可见光图像融合方法[J]. 光电工程, 2010, 37(6): 90-95.
Li M L, Li Y J, Wang H M, et. Fusion algorithm of infrared and visible image based on NSCT and PCNN [J]. Opto-Electronic Engineering, 2010, 37(6): 90-95. (in Chinese)
- [20] 杨艳春, 党建武, 王阳萍. 基于提升小波变换与自适应 PCNN 的医学图像融合方法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2012, 24(4): 494-499.
Yang Y C, Dang J W, Wang Y P. A medical image fusion method based on lifting wavelet transform and adaptive

- PCNN[J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2012, 24(4): 494 - 499. (in Chinese)
- [21] 郝爱枝, 郑晟. 基于 NSCT-PCNN 变换的多传感器图像融合[J]. 科学技术与工程, 2014, 14(1): 45 - 48.
Hao A Z, Zheng S. Multi-sensor image fusion based on NSCT-PCNN transform[J]. Science Technology and Engineering, 2014, 14(1): 45 - 48. (in Chinese)
- [22] 廖勇, 黄文龙, 尚琳, 等. Shearlet 与改进 PCNN 相结合的图像融合[J]. 计算机工程与应用, 2014, 50(2): 142 - 146.
Liao Y, Huang W L, Shang L, et. Image fusion based on Shearlet and improved PCNN[J]. computer Engineering and Applications, 2014, 50(2): 142 - 146. (in Chinese)
- [23] 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[J]. 光电精密工程, 2009, 17(5): 1203 - 1212.
Qu X B, Yan J W, Yang G D. Multifocus image fusion method of shape frequency localized contourlet transform domain based on sum-modified-laplacian [J]. Optic and Precision Engineering, 2009, 17(5): 1203 - 1212. (in Chinese)
- [24] 敬忠良, 肖刚, 李振华. 图像融合—理论与应用[M]. 北京: 高等教育出版社, 2007: 194 - 204.
- [25] 胡俊峰, 唐鹤云, 钱建生. 基于小波变换医学图像融合算法的对比分析[J]. 中国生物医学工程学报, 2011, 30(2): 196 - 205.
Hu Junfeng, Tang Heyun, Qian Jiansheng. Comparison and analysis of medical fusion algorithms based on wavelet transform [J]. Chinese Journal of Biomedical Engineering, 2011, 30(2): 196 - 205. (in Chinese)
- [26] Zhou L J. A Gradient-based Multi-focus image fusion method using multiwavelets transform [A]. International Conference on Industrial Control and Electronics Engineering (ICICEE) 2012 [C]. Xi'an, China: IEEE Computer Society, 2012. 392 - 395.
- [27] 王昕, 李玮琳, 刘富. 小波域 CT/MRI 医学图像融合新方法[J]. 吉林大学学报(工学版), 2013, 43(S1): 25 - 28.
Wang X, Li W L, Liu F. New algorithm of CT/MRI medical image fusion based on wavelet domain [J]. Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition), 2013, 43(S1): 25 - 28. (in Chinese)
- [28] 李超, 李光耀, 谭云兰, 等. 基于非下采样 Contourlet 变换和区域特征的医学图像融合[J]. 计算机应用, 2013, 33(6): 1727 - 1731.
Li C, Li G Y, Tan Y L, et al. Medical image fusion of nonsubsample contourlet transform and region feature [J]. Journal of Computer Applications, 2013, 33(6): 1727 - 1731. (in Chinese)
- [29] 覃征, 鲍复民, 李爱国, 等. 数字图像融合[M]. 西安: 西安交通大学出版社, 2004. 10 - 12.

作者简介



戴文战 (通信作者) 男, 1958 年出生于浙江台州, 二级教授, 博士生导师, 1978 年 2 月获浙江大学工学学士学位, 1988 年 3 月获华东工学院工学硕士学位. 主要研究方向为智能控制、信号处理、图像融合.
E-mail: dwz@zjsu.edu.cn



姜晓丽 女, 1990 年 10 月出生于浙江江山. 2012 年 6 月获浙江理工大学工学学士学位, 2014 年 3 月获浙江理工大学工学硕士学位. 主要研究方向为图像融合.
E-mail: xljiangtong@163.com

李俊峰 男, 1978 年 7 月出生于河南南阳, 博士, 副教授, 2010 年 3 月获华东大学工学博士学位. 主要研究方向图像融合、图像质量评价. E-mail: ljf2003@zstu.edu.cn