

基于非下采样轮廓波变换的多模态医学图像融合

靳珍怡, 王远军

上海理工大学医学影像工程研究所, 上海 200093

【摘要】由于基于小波变换的图像融合方法仅在水平、垂直、对角线三个方向对图像的高频信息进行分解,易造成图像轮廓的不连续性,而基于非下采样轮廓波变换(NSCT)的融合方法能够对图像中的高频信息进行多方向分解。本文基于NSCT对多模态医学图像进行融合,以区域能量平均加权法作为NSCT变换后低频子带的融合规则,区域能量中心加权作为高频内层带通子带的系数融合规则,外层带通子带则采用区域能量最大的系数融合规则。通过对精确配准的头部PET、CT、MR图像的融合实验,借助清晰度、信息熵、联合熵等指标进行客观评价,‘prewitt’算子提取融合图像的边缘信息进行主观评价,验证该算法在视觉效果、信息含量、实时性和长轮廓表达上的优势。相较于其他文献中提出的算法,本文算法得到的融合结果信息丰富程度提升约7%、清晰度提升约31.7%、程序运行时间缩短一半,应用前景可观。

【关键词】图像融合;小波变换;非下采样轮廓波变换;区域能量;平均梯度

【中图分类号】TP391.41

【文献标识码】A

【文章编号】1005-202X(2016)05-0445-06

Multi-modality medical image fusion method based on non-subsampled contourlet transform

JIN Zhen-yi, WANG Yuan-jun

Institute of Medical Imaging Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China

Abstract: Image fusion method based on wavelet transform just decomposes the high frequency information in horizontal, vertical and diagonal directions, easily resulting in the discontinuity of image contour, while the fusion method based on non-subsampled contourlet transform (NSCT) decomposes the high frequency information in multi-directions. In the paper, the coefficients of the low frequency sub-band were combined by the average weighting regional energy rule; the innermost coefficients of the high frequency band were combined by the weighting regional energy rule; the outermost coefficients of the high frequency bands were combined by the maximal regional energy rule. Based on the experiment of fusing the registered positron emission tomography, CT and MR images of head, the clarity, information entropy and joint entropy were applied for objective evaluation evaluate. And the edge information of the fused image was extracted by 'prewitt' operator to make subjective assessment, proving the advantages of the proposed algorithm in visual effect, information content, real-time and the long contour expression. Compared with algorithms in two published papers, the image fused by the algorithm proposed in the paper has about 7% increase in information content and 31.7% improvement in clarity, and reduces nearly a half of the program running time, showing fantastic potential applications.

Key words: image fusion; wavelet transform; non-subsampled contourlet transform; regional energy; average gradient

前言

近年来,随着工业技术、计算机科学以及医学的快速发展,医学影像设备呈现出越来越多的成像模式。这些影像设备根据不同成像原理反映不同的人体特征,例如:CT图像密度分辨率高,能清晰显示骨

质等硬组织结构;MR图像软组织分辨率高,可显示血管等软组织结构信息^[1];PET图像主要用来显示人体器官和肿瘤组织的生理和病理功能及代谢情况^[2]。多模态医学图像融合技术可以结合多种模态的医学图像信息,实现优势互补,弥补由于单一模式医学图像成像机理不同造成的信息缺失,有助于医生对疾病准确、快速地诊断和治疗^[3]。

图像融合最早出现在20世纪70年代,Pohl等^[4]对这个概念给出的定义是:图像融合是通过特定算法将两幅或多幅图像合成为一幅新图像。随着20世纪80年代符合人眼视觉特性的各类多尺度分析方法的提出,融合效果得到极大提升,图像融合技术在军

【收稿日期】2016-01-17

【基金项目】国家自然科学基金青年基金(61201067);上海市教委科研创新项目(13YZ069)

【作者简介】靳珍怡(1992-),女,硕士研究生,研究方向:医学图像处理与分析,Tel:18801733510,E-mail:sica_jin@163.com。

【通信作者】王远军(1980-),男,副教授,博士,研究方向:医学图像处理与分析,E-mail:yjusst@126.com。

事、遥感、医学等领域得到广泛应用。基于小波变换 (Wavelet Transform, WT) 的图像融合方法是近年来进行图像融合的主流方法, 它的优点在于能较好地表现时频局部化特征; 另外, 相较于傅立叶变换, WT 更适合突变的、非平稳的信号处理。但是, 在高频信号的处理上, WT 仅有水平、垂直、对角三个方向, 对曲线型长轮廓的表达受到限制。轮廓波变换最早于 2002 年由 Do 等^[5]提出, 该方法有效解决了长轮廓表达连续性受限的问题。之后, Zhou 等^[6-7]对轮廓波变换进行改进, 提出非下采样轮廓波变换 (Non-subsampled Contourlet Transform, NSCT), 并于 2005 年发表了相关论文。改进后的 NSCT 具备平移不变性, 有效遏制了伪吉布斯现象的产生; 同时, 足够的冗余信息使处理之后的图像更符合人眼视觉要求^[8]。

本文主要想通过对比基于 WT 的融合方法和基于 NSCT 变换的融合方法, 验证 NSCT 高频子带具有的多方向性在多模态医学图像融合中的应用优势。

另外, 针对该应用提出了一种融合规则, 并通过实验验证该融合规则的优势。

1 融合方法原理

我们首先对 WT、NSCT 的原理和特点进行介绍, 然后对本文提出的系数融合规则和融合流程进行说明, 最后介绍本文实验中融合图像质量的客观评价参数。

1.1 WT

WT 的图像融合, 首先是对源图像进行小波分解, 得到低频、水平、垂直和对角方向 4 个子图, 然后在各分解层上针对不同的频率分量采用不同的融合规则进行融合处理, 获得融合图像的系数子图, 最后再进行逆小波变换得到融合后的图像。流程如图 1 所示, 小波系数的绝对值在一定程度上反映的是图像灰度变化的剧烈程度, 也就是说, 绝对值较大的高频小波系数表明图像在该位置处灰度变化较剧烈, 可能对应着较强的边缘等显著细节信息。

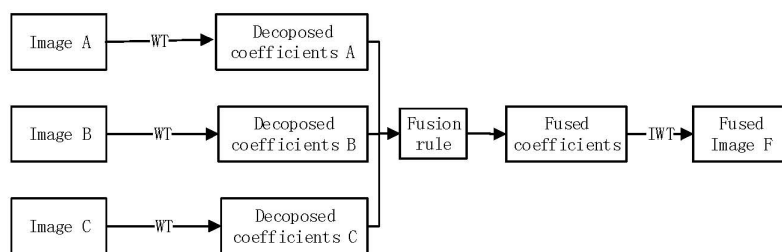


图 1 基于小波变换的图像融合流程

Fig.1 Flow chart of wavelet transform-based image fusion method

随着各应用领域需求的推动, 在传统 WT 的基础上研究人员提出了多种改进小波算法, 例如快速小波变换 (Mallat) 算法、小波包变换 (Wavelet Packet Transform, WPT)、提升小波变换 (Lifting Wavelet Transform, LWT) 等。Mallat 变换是通过滤波器组来实现的; WPT^[9]不仅对传统 WT 中已经进行分解的低频信息进行了分解, 对于传统 WT 中未继续进行分解的高频信息也进行了分解, 有助于更多地保留源图像的细节信息; LWT^[10]通过分裂、预测、更新的步骤实现, 具有运算量少、节省运算量、逆变换简单等优点。

1.2 NSCT

轮廓波变换是通过塔形方向滤波器组 (Pyramidal Directional Filter Bank, PDFB) 将源图像分解为一组低通系数和不同尺度下的方向子带来实现的^[11]。PDFB 由一个拉普拉斯金字塔滤波器 (Laplacian Pyramid, LP) 和一个方向滤波器组 (Directional Filter Bank, DFB) 叠加组成。轮廓波的出现使多尺度分析方法可以实现更多的分解方向, 提高了图像长轮廓

的表达能力。因为它的多尺度特征和各向异性, 可以通过很少的系数, 沿着一维轮廓有效地捕捉图像的边缘^[12]。

NSCT 包括非下采样金字塔 (Non-subsampled Pyramid, NSP) 分解和非下采样方向滤波器 (Non-subsampled Directional Filter Banks, NSDFB) 组分解两个步骤, 是一种具有平移不变和方向性的多分辨率图像表示方法。其变换和反变换的公式为:

$$F(x, y) = L_j(x, y) + \sum_{j=1}^{2^n} H_j(x, y) \quad (1)$$

其中, $F(x, y)$ 为源图像, $L_j(x, y)$ 为低频系数矩阵, $H_j(x, y)$ 为高频系数子带, n 表示 NSCT 的次数。分解示意图如图 2 所示。从源图像到 H_1 、 H_2 、 H_3 、 L 的分解过程即 NSP 变换的过程。由于 NSP 分解不含采样过程, 减少了采样在滤波器中的失真, 获得了平移不变性; 从 H_1 、 H_2 、 H_3 分解成带通方向子带的过程是 NSDFB 分解的过程, 在 1, 2, 3 尺度下分别对 NSP 分解后所得的高频部分进行 NSDFB 分解得到的方向子带, 其中每个尺度的方向子带数目呈两倍增长, 所以

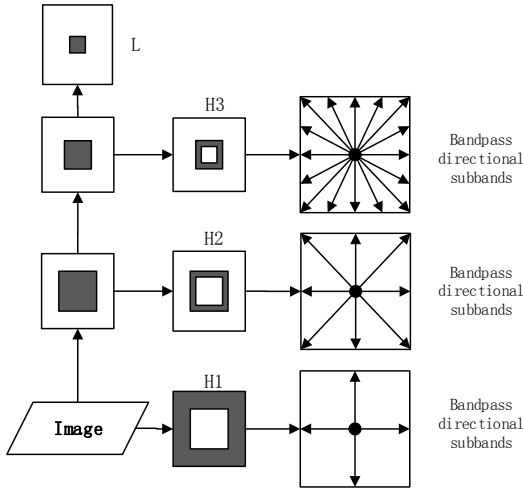


图2 三层非下采样轮廓波分解示意图

Fig.2 Decomposition of NSCT for three layers

NSCT: Non-subsampled contourlet transform

子带数目分别为2,4,8个。

1.3 系数融合规则

融合规则对融合效果的好坏起决定性作用,根据低频信息和高频信息特点的不同,对低频系数采用加权平均、高频系数采用绝对值取最大的系数融合规则被广泛采纳。但是,加权平均对每幅源图像赋予了同等的权重,实际上对图像起到了平滑作用;绝对值取最大则在每个像素点上都只对一幅源图像中的信息进行了考虑,这样的叠加易造成图像失真和信息丢失。另外,随着图像融合由两种模态图像推广到3种模态甚至更多模态之后,由于干扰信息增多等原因,融合效果也会大打折扣。针对以上问题,我们提出以下两条解决思路:一是采用考虑了图像整体关联性的区域融合规则;二是通过加权来调节不同源图像中的信息对融合图像的影响。

综合以上考虑,最终我们决定使用基于 3×3 区域能量的系数融合规则,图像的区域能量可通过定义式(2)进行计算:

$$E(i,j) = \sum_m \sum_n \omega(m,n) I^2(i+m, j+n) \quad (2)$$

式中, m 和 n 取值为1~3, $I(i,j)$ 表示图像在坐标 (i,j) 处的像素值, $\omega(m,n)$ 为对应的能量模版。本文算法在低频子带融合时采用 ω_1 , 高频带通子带融合时,为了突出中心像素点的贡献采用 ω_2 [13]:

$$\omega_1 = \frac{1}{9} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}, \quad \omega_2 = \frac{1}{8} \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & 4 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

NSCT分解得到的低频子图描述的是各源图像的概貌,采用区域能量加权进行融合。对3幅图像A、B、C分别按定义计算出每个坐标点对应的区域能

量值 $E_A(i,j)$ 、 $E_B(i,j)$ 、 $E_C(i,j)$, 则融合图像 F 对应点的像素值可表示成:

$$I_F(i,j) = \frac{E_A(i,j)}{E(i,j)} \times \mu I_A(i,j) + \frac{E_B(i,j)}{E(i,j)} \times I_B(i,j) + \frac{E_C(i,j)}{E(i,j)} \times I_C(i,j) \quad (3)$$

其中, $E(i,j) = E_A(i,j) + E_B(i,j) + E_C(i,j)$, μ 为调节因子。在本文实验中,由于颅骨通常作为头部影像定位的标准,而CT图像中的颅骨信息最清晰,因而将CT图像作为图像A, $\mu = 1.2$ 。

这种方法既考虑了像素点之间的关联性,又对源图像中差异较大的区域赋予了更大的权值,使源图像中具有较大差异的区域表现为高亮度,对人眼产生更强烈的刺激,继而获得更好的视觉效果。

区域能量取大融合规则的定义为:

$$I_F(i,j) = \begin{cases} \sigma I_A(i,j) & E_A(i,j) > \max(E_B(i,j), E_C(i,j)) \\ \sigma I_B(i,j) & E_B(i,j) \geq \max(E_A(i,j), E_C(i,j)) \\ \sigma I_C(i,j) & E_C(i,j) > \max(E_A(i,j), E_B(i,j)) \end{cases} \quad (4)$$

该方法应用在NSCT分解得到的高频带通子带的外层部分,意在突出各幅图像的边缘轮廓信息。高频其它带通子带相较于最外层的子带属于低频部分,因而采用区域能量加权规则进行融合,但与低频子带区域能量加权选用不同的能量窗口,强调中心点的系数。

1.4 融合流程

根据以上融合规则,完整的融合流程分为3个步骤:首先,对3幅源图像分别进行NSCT变换得到对应的低频子图和高频带通子图;然后对低频子图采用区域能量加权的规则进行融合,能量模版选用 ω_1 , 高频最外层的带通子图采用区域能量最大的规则进行融合,其它部分通过区域能量加权进行融合,能量模版选用 ω_2 ;最后对融合后的低频子图与高频带通子图进行NSCT逆变换得到融合后的图像。流程图如图3。

1.5 评价方法

融合结果的评价是图像融合算法分析中不可缺少的一部分,可分为主观评价和客观评价两种方式。直接依靠人眼对融合图像效果进行评价的主观评价方法虽然直观、快捷、简便,但对经验的依赖程度高,易受主观因素影响,因此本文主要通过评价指标对融合图像的效果进行客观评价。

融合效果评价参数的选取是否合理将直接影响到对算法评价的准确性。结合图像融合是为了获得更丰富的有效信息,我们选取清晰度(Mean Gradient,

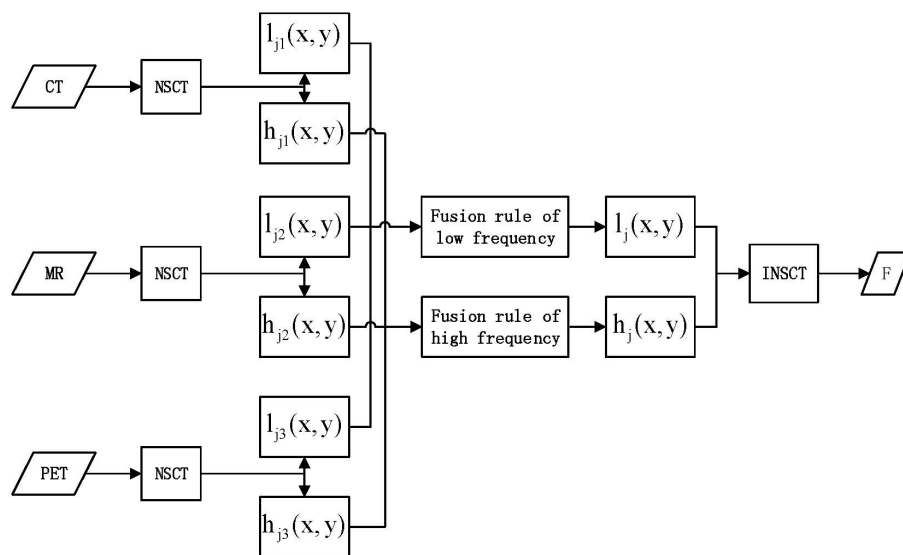


图3 融合算法的流程图

Fig.3 Flow chart of proposed fusion method

MG)、信息熵 (Imformation Entropy, IE)、联合熵 (Joint Entropy, JE) 3个参数作为评价指标。

1.5.1 MG MG即图像的平均梯度,是表征图像灰度变化率的指标,可以用来评价融合图像的清晰程度。平均梯度越大表示图像层次越多、越清晰,计算公式为:

$$\bar{G} = \frac{1}{(m-1)(n-1)} \times \sum_{i=1}^{m-1} \sum_{j=1}^{n-1} \sqrt{\frac{(F(i,j) - F(i+1,j))^2 + (F(i,j) - F(i,j+1))^2}{2}} \quad (5)$$

式中, $F(i,j)$ 为图像 (i,j) 处的灰度值; m 、 n 分别为图像的总行数和总列数。

1.5.2 IE IE是衡量图像信息丰富程度的一个重要指标,反映的是所含信息量的多少。根据 Shannon 信息论的原理,图像的熵值可以用公式(6)表示:

$$H = - \sum_{i=0}^{L-1} P_i \log_2(P_i) \quad (6)$$

其中, $P_i = N_i/N$, N_i 表示灰度值为 i 的像素数, N 为总的像素数, L 代表灰度级数。熵值越大,表示所含信息量越大、信息越丰富,质量也就越好。

1.5.3 JE JE表示融合图像与源图像的相似程度,其定义可以表示为:

$$H(F, R) = - \sum_{i,j=0}^{L-1} P_{i,j} \log_2(P_{i,j}) \quad (7)$$

式中, $P_{i,j}$ 表示图像 F 中像素灰度值为 i 和图像 R 中像素灰度值为 j 的联合概率, L 为图像灰度级数。融合图像与源图像的 JE 值越大,说明融合的效果越好。

2 实验结果

实验材料是图4中的3幅经过高精度配准的 256×256 的头部影像图像。配准的实现步骤参考文献[14-16]。为了体现 NSCT 多方向性的优势,实验分解层数必须大于2层,为了减小融合过程中的计算量,选择3层作为分解层数。

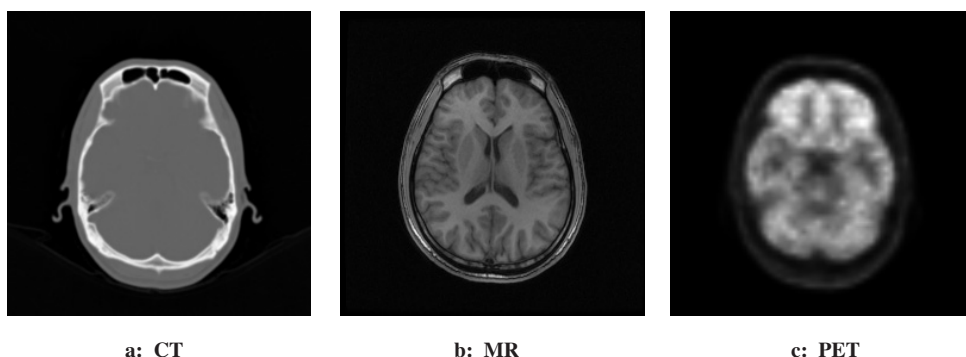


图4 高精度配准后的CT、MR、PET图像

Fig.4 CT, MR and PET images after being accurately registered

CT: Computed tomography; MR: Magnetic resonance; PET: Positron emission tomography

2.1 WT与NSCT融合算法性能比较

对3幅源图像基于Mallat、WPT、LWT和NSCT进行融合得到的结果依次为图5中的a、b、c、d,小波

基选用sym4,分解层数为3层。

对得到的4幅融合图像分别计算评价方法中的客观评价参数,记录在表1中。

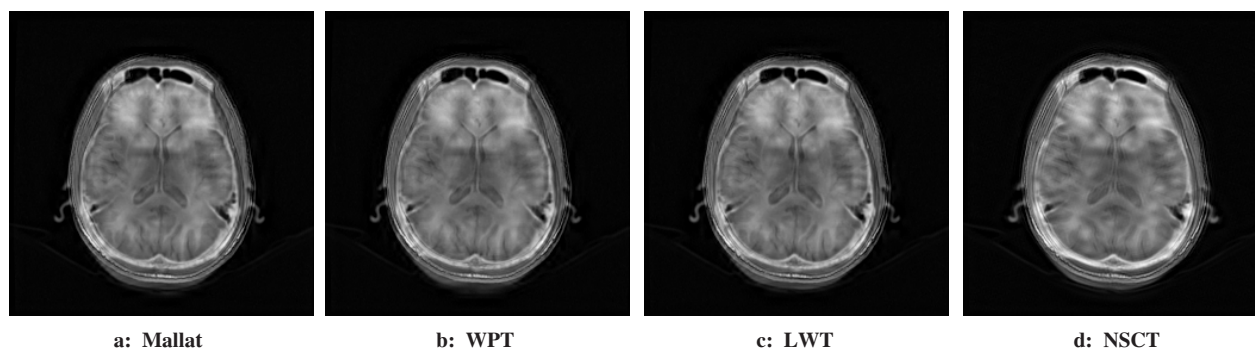


图5 基于小波变换与NSCT的融合对比实验结果

Fig.5 Result comparison of wavelet transform and NSCT

WPT: Wavelet package transform; LWT: Lifting wavelet transform

表1 基于不同变换规则的实验结果评价参数

Tab.1 Evaluation parameters of experimental results based on different transform methods

| Item | Average gradient | Information entropy | Joint entropy |
|--------|------------------|---------------------|---------------|
| Fig.5a | 13.933 3 | 5.528 5 | 8.069 7 |
| Fig.5b | 13.717 2 | 5.521 5 | 8.061 9 |
| Fig.5c | 13.978 5 | 5.503 4 | 8.040 4 |
| Fig.5d | 15.452 3 | 5.698 1 | 9.210 2 |

分析表1中的数据,NSCT与各改进小波融合方法对比,IE提高约3%,JE提升15%,MG提升11%。

该数据表明,基于NSCT的融合方法既遵循了原图像中的真实信息,又使得融合图像综合了源图像中更丰富的内容,同时具备更好的视觉效果。

2.2 本文融合规则性能实验

根据文献[8]中所述,为了更好地发挥NSCT变换高频多方向性的优势,应选择高频信息较多的滤波器组合进行图像融合研究。而9-7(轮廓波方向滤波器的一种)、lax 滤波器组合分解的信息多,方向性更强,具有较好的高频特性,因此选用该滤波器组进行NSCT变换。实验将文献[8]、文献[17]和本文算法进行对比,融合结果记录在图6中,再分别计算各融合图像的客观评价参数,并记录在表2中。

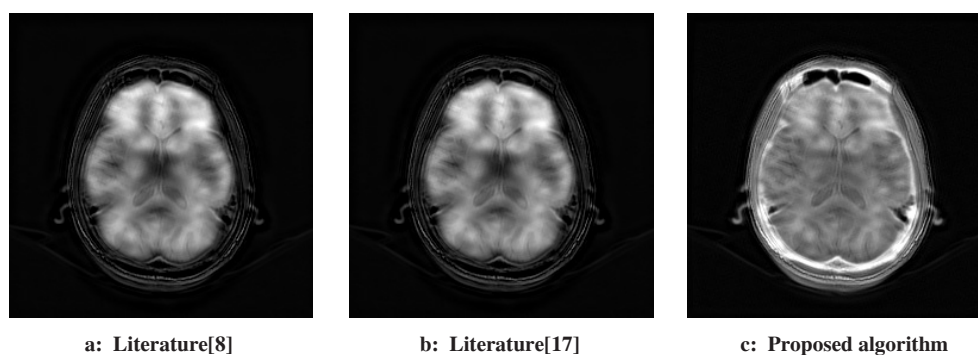


图6 基于不同融合规则的融合实验结果

Fig.6 Fused Images based on different fusion methods

通过融合结果评价参数的比较可以得出,本文算法在融合图像和源图像的差异程度上与文献[8]、文献[17]相当,信息丰富程度大约提升7%,清晰度提升约31.7%,程序运行时间缩短一半。以上数据表明,本文算法在视觉效果、信息含量和算法的实时性

上均得到改良。

另外,通过'prewitt'算子提取融合图像的边缘信息,对比图片两侧轮廓的连续情况,也能更直观地展示本文算法相较于文献[8]和文献[17]中的算法在长轮廓信息上的表达优势。

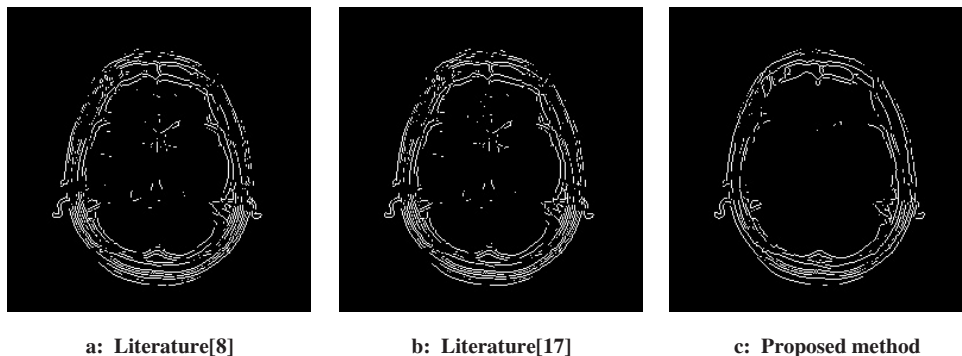


图7 'prewitt'算子提取图6融合图像的轮廓

Fig.7 Contour of Fig.6 extracted by 'prewitt' operator

表2 基于不同融合规则的实验结果评价参数

Tab.2 Evaluation parameters of experimental results based on different fusion methods

| Item | Average gradient | Information entropy | Joint entropy | Running time (s) |
|--------|------------------|---------------------|---------------|------------------|
| Fig.6a | 13.865 7 | 5.399 1 | 9.346 9 | 171.652 |
| Fig.6b | 12.678 4 | 5.387 7 | 9.333 8 | 363.174 |
| Fig.6c | 17.485 8 | 5.763 8 | 9.359 5 | 84.495 |

3 结束语

由于二维小波分解每级仅有4个子带,捕获的点具有不连续性,而NSCT会得到多个尺度上的方向子带,因而具有优于小波变换的方向性和各向异性,可以更优地表达平滑边缘,在图像长轮廓、形状的特征提取方面的性能比二维离散小波变换有明显提高。基于NSCT变换,本文提出低频采用区域能量加权,高频最外层采用区域能量最大,其它子带采用突出中心点的能量模板的区域能量加权融合规则,融合图像在视觉效果、信息丰富程度以及算法的实时性等方面同时得到提高。通过边缘算子提取边缘进行主观评价的方法,亦能证明本文算法更好地展现了NSCT变换良好的长轮廓表达效果,接下来我们将对该方法在实际应用中进一步推广验证。

【参考文献】

- [1] RAJKUMAR S, BARDHAN P, AKKIREDDY S K, et al. CT and MRI image fusion based on wavelet transform and neuro-fuzzy concepts with quantitative analysis [C]. Electronics and Communication Systems (ICECS), 2014 International Conference on, 2014: 1-6.
- [2] 周露, 张书旭, 余辉, 等. PET-CT图像配准的预处理研究[J]. 中国医学物理学杂志, 2013, 30(5): 4392-4395.
- [3] 才溪. 多尺度图像融合理论与方法[M]. 第7版, 北京: 电子工业出版社, 2014: 7.
- [4] POHL C, VAN GENDEREN J L. Multisensor image fusion in remote sensing: concepts, method and applications [J]. Int J Remote Sens, 1998, 19(5): 823-854.
- [5] DO M N, VETTERLI M. Contourlets: a new directional multiresolution image representation [G]. Signals, Systems and Computers, 2002: 497-501.
- [6] ZHOU J, CUNHA A L, DO M N. Nonsubsampled contourlet transform: construction and application in enhancement [C]. Image Processing, 2005. ICIP 2005. IEEE International Conference on, 2005: 1-469-72.
- [7] DA CUNHA A L, ZHOU J, DO M N. The nonsubsampled contourlet transform: theory, design, and applications [J]. IEEE Trans Image Process, 2006, 15(10): 3089-3101.
- [8] 胡俊峰, 唐鹤云, 钱建生. 非下采样 contourlet 变换医学图像融合性能研究[J]. 中国生物医学工程学报, 2010, 29(4): 509-516.
- [9] HU J F, TANG H Y, QIAN J S. Research of medical image fusion algorithms based on nonsubsampled contourlet [J]. Chinese Journal of Biomedical Engineering, 2010, 29(4): 509-516.
- [10] GUPTA R, AWASTHI D. Wave-packet image fusion technique based on genetic algorithm [C]. Confluence the Next Generation Information Technology Summit (Confluence), 2014 5th International Conference, 2014: 280-285.
- [11] AGRAWAL M. Development of image super-resolution algorithms [D]. 2013: 16.
- [12] 陈俊. 基于多小波的遥感图像融合研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2006.
- [13] CHEN J. Research of remote sensing image fusion algorithms based on multiwavelet transform [D]. Wuhan: Huazhong University of Science, 2006.
- [14] PO D D, DO M N. Directional multiscale modeling of images using the contourlet transform [J]. IEEE Trans Image Process, 2006, 15(6): 1610-1620.
- [15] 田秀华, 兴旺. 基于NSCT变换的医学图像融合研究[J]. 计算机应用与软件, 2013, 30(4): 287-289.
- [16] TIAN X H, XING W. Research on NSCT-based medical image fusion [J]. Computer Applications and Software, 2013, 30(4): 287-289.
- [17] WANG Y J, FARNEBACK G, WESTIN C F. Multi-affine registration using local polynomial expansion [J]. Journal of Zhejiang University SCIENCE C, 2010, 11(7): 495-503.
- [18] 王远军, 聂生东, 尹伟. 一种实用的多模态医学图像配准方法[J]. 生物医学工程学杂志, 2013, 30(5): 1083-1090.
- [19] WANG Y J, NIE S D, YIN W. A practical multi-modality medical image registration solution [J]. Journal of Biomedical Engineering, 2013, 30(5): 1083-1090.
- [20] WANG Y J, CHEN Z, NIE S D, et al. Diffusion tensor image registration using polynomial expansion [J]. Phys Med Biol, 2013, 58(17): 6029-6046.
- [21] AMINI N, FATEMIZADEH E, BEHNAM H. MRI- PET image fusion based on NSCT transform using local variance fusion rules [J]. Med Eng Technol, 2014, 38(4): 211-219.

(编辑: 薛泽玲)