

基于非下采样 Contourlet 变换的医学图像融合方法

杨艳春 王晓明 党建武 王阳萍

(兰州交通大学电子与信息工程学院 兰州 730070)

摘要 针对传统多尺度变换的医学图像融合问题,提出一种基于非下采样 Contourlet 变换的医学图像融合新方法。在低频子带系数的选取上,根据医学图像的特点,考虑到相邻低频子带系数之间存在的相关性,采用基于区域能量的融合规则;在选择带通方向子带系数时,充分利用非下采样 Contourlet 变换的方向特性,采用改进拉普拉斯能量和作为带通方向子带系数的融合规则。实验结果表明,与传统融合方法相比,该方法避免了图像失真,达到了良好的图像融合效果。

关键词 非下采样 Contourlet 变换,医学图像融合,区域能量,改进拉普拉斯能量和

中图分类号 TP391 **文献标识码** A

Method of Medical Image Fusion Based on Nonsampled Contourlet Transform

YANG Yan-chun WANG Xiao-ming DANG Jian-wu WANG Yang-ping

(School of Electronic & Information Engineering, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou 730070, China)

Abstract This paper proposed a novel method of medical image fusion based on nonsampled contourlet transform (NSCT) against the existing problems of medical image fusion by traditional multi-scale transform. Considering regional relativity of the adjacent low frequency sub-band, a fusion rule based on local area energy was adopted in low frequency sub-band coefficient according to characteristics of medical image. When choosing the bandpass directional sub-band coefficients, the paper made best use of directional characteristics of NSCT. A fusion rule based on sum-modified-laplacian (SML) was presented in bandpass directional sub-band coefficients. The experiment results show that the proposed method can avoid image distortion and achieve a good effect of image fusion compared with traditional fusion methods.

Keywords Nonsampled contourlet transform(NSCT), Medical image fusion, Local area energy, Sum-modified-laplacian(SML)

1 引言

随着生物医学工程和计算机技术的发展,医学影像学于近几年迅速崛起。医学影像学可为临床诊断提供多模态医学图像,常用的有 CT(Computed Tomography, 计算机断层成像)图像、MRI(Magnetic Resonance Imaging, 磁共振成像)图像、PET(Positron Emission Computed Tomography, 正电子发射计算机断层成像)图像等多模态医学图像。各模态医学图像由于成像原理不同能够为医生提供不同的医学信息,利用医学图像融合技术将各种成像模式的优势及互补信息综合在一起,就能为医学诊断和治疗提供更加充分有效的信息依据^[1]。

近年来,以 Contourlet 变换为代表的多尺度变换技术在图像融合中得到了广泛应用^[2],解决了小波变换不能有效表示二维或更高维奇异性问题,可以有效地表示纹理、边缘等结构的方向性和各向异性。但是,在对图像进行 Contourlet 变换的过程中,需要对图像进行降采样操作,从而使得 Cont-

ourlet 变换不具备平移不变性,会在奇异点附近引起伪吉布斯现象,将其应用于图像融合会产生褶皱现象,使图像失真。为了弥补这一缺陷,A L Cunha 等人^[3]又提出一种具有平移不变性的 Contourlet 变换——非下采样 Contourlet 变换(Nonsampled Contourlet Transform, NSCT),该变换具有小波变换和 Contourlet 变换所不具备的平移不变性,可以有效提取待融合图像中的方向信息,避免了图像失真,使得融合后的图像更好地满足了人眼的视觉要求,取得了较好的融合效果。

本文提出了一种基于非下采样 Contourlet 变换的医学图像融合方法,首先采用 NSCT 将源图像分解到不同尺度、方向子带范围内,对低频子带系数采用基于区域能量系数选择方案,各带通方向子带系数采用基于改进拉普拉斯能量和的系数选择方案,再经过 NSCT 逆变换得到融合图像。实验结果表明该融合方法能够解决传统多尺度变换的医学图像融合问题,提高了融合图像质量。

到稿日期:2012-09-29 返修日期:2012-12-30 本文受国家自然科学基金(60962004,61162016)资助。

杨艳春(1979—),女,博士生,讲师,主要研究方向为医学图像配准与融合,E-mail: yangyanchun102@sina.com;王晓明(1954—),男,教授,博士生导师,主要研究方向为智能信息处理、智能交通;党建武(1963—),男,博士,教授,博士生导师,主要研究方向为智能信息处理、图像处理;王阳萍(1973—),女,博士,副教授,主要研究方向为医学图像处理。

2 非下采样 Contourlet 变换

NSCT 是在 Contourlet 变换的基础上提出的,图 1 所示 NSCT 的结构^[4]分为非下采样金字塔 (Nonsampled Pyramid, NSP) 分解和非下采样方向滤波器组 (Nonsampled Directional Filter Bank, NSDFB) 两部分。首先利用 NSP 分解对图像进行多尺度分解,然后采用 NSDFB 分解对图像进行多方向分解,从而得到不同尺度、不同方向的子带图像。

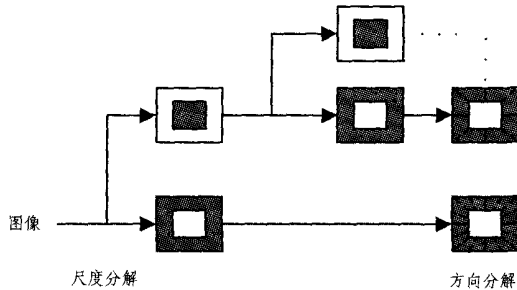


图 1 非下采样 Contourlet 变换

NSCT 中的 NSP 结构完全不同于 Contourlet 变换中的金字塔结构,其基本模块是一个如图 2 所示的双通道 NSDFB,该滤波器组虽没有下采样操作,但可以通过迭代构造 NSP 来实现多尺度分解。每一级 NSP 分解都需要对上一级所采用的分析滤波器使用采样矩阵 $D=2I=\begin{bmatrix} 2 & 0 \\ 0 & 2 \end{bmatrix}$ 来进行上采样,将图像进行 J 级 NSP 分解后,可以得到 $J+1$ 个与原始图像大小一致的子图像,其中包括 1 个低频子带图像和 J 个高频子带图像。

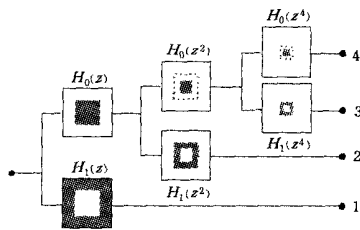


图 2 非下采样金字塔分解中双通道滤波器组的迭代结构

图像经过 NSP 分解后,NSCT 会对每一级 NSP 分解后得到的高频子带图像采用 NSDFB 进行多级的方向分解。NSCT 中所采用的 NSDFB 也是一组双通道非下采样滤波器组,其理想频域支撑区间为扇形形状,如图 3 中的 $U_0(z), U_1(z)$ 滤波器所示。在此基础上,对扇形滤波器采用不同的采样矩阵进行上采样,并对上一级方向分解后的子带进行滤波,便可获得频域中更为精确的方向分解。

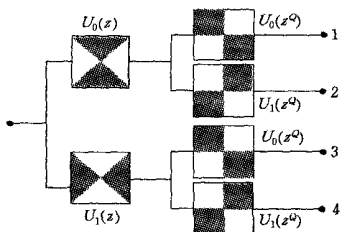


图 3 NSDFB 滤波器分解

综上所述,NSCT 的分解过程如下:首先由 NSP 对图像

进行多尺度分解,以“捕获”奇异点;然后由 NSDFB 将同方向的奇异点合成线。此变换的最终结果是用类似于线段的基结构来逼近图像。

3 本文方法

本文提出的基于 NSCT 的医学图像融合方法具体分为如下几个步骤:

首先采用 NSCT 将已配准待融合源图像 A 和 B 分别进行分解,得到不同尺度、方向子带系数 $\{C_{i_0}^A(m,n), C_{i,k}^A(m,n) (i > i_0)\}$ 和 $\{C_{i_0}^B(m,n), C_{i,k}^B(m,n) (i > i_0)\}$,其中, $C_{i_0}^A(m,n), C_{i_0}^B(m,n)$ 分别是图像 A, B 的低频子带系数, $C_{i,k}^A(m,n)$ 和 $C_{i,k}^B(m,n)$ 分别是图像 A, B 的各带通方向子带系数;然后,采用一定的融合规则得到融合图像 F 的 NSCT 系数 $\{C_{i_0}^F(m,n), C_{i,k}^F(m,n) (i > i_0)\}$;最后再进行 NSCT 逆变换得到融合图像 F 。

3.1 低频子带系数的融合规则

源图像经过 NSCT 分解后,得到的低频子带系数为低频分量,低频分量保留了源图的轮廓信息,维持了源图像的总体形状。传统融合规则为加权平均选取法,这种方法虽然可以有效地抑制图像噪声,但忽略了相邻低频子带系数之间存在的相关性,造成融合图像部分信息的丢失。医学图像与普通图像相比,受各种噪声的干扰大,且图像对比度极低,严重地影响了图像的视觉效果。这就对图像融合规则提出了更高的要求,为了使医生能更准确地判定病灶范围,本文采用区域能量作为低频子带系数的融合规则,将区域能量与加权平均相结合进行系数选择,以有效地抑制图像的噪声,这种选择原则在一定程度上符合人眼对较显著的点比较敏感这一事实,因而能够获得较好的融合效果。

遍历低频子带中的每一个位置 (m,n) ,利用式(1)计算以 (m,n) 为中心及其邻近区域的能量 E ,其中 W_L 是一个窗口大小为 3×3 的矩阵(如式(2)所示),用 M 来表示两图像在该区域的匹配度(如式(3)所示)。

$$E(m,n) = \sum_m \sum_n C_{i_0}(m+m', n+n')^2 W_L(m', n') \quad (1)$$

$$W_L = \frac{1}{9} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \quad (2)$$

$$M_{AB}(m,n) = \frac{2 \sum_{m'} \sum_{n'} C_{i_0}^A(m+m', n+n') C_{i_0}^B(m+m', n+n')}{E_A(m,n) + E_B(m,n)} \quad (3)$$

定义一个匹配度阈值 α (α 通常取 0.5~1,本文取 0.75),当 $M_{AB}(m,n) \geq \alpha$ 时,两幅图像的相关性较强,采用如式(4)所示加权平均的方法获取融合系数,其中权系数 $w_{\min}(m,n)$ 与 $w_{\max}(m,n)$ 如式(5)、式(6)所示。

$$C_{i_0}^F(m,n) = \begin{cases} w_{\max}(m,n) C_{i_0}^A(m,n) + \\ w_{\min}(m,n) C_{i_0}^B(m,n), & E_A(m,n) \geq E_B(m,n) \\ w_{\min}(m,n) C_{i_0}^A(m,n) + \\ w_{\max}(m,n) C_{i_0}^B(m,n), & E_A(m,n) < E_B(m,n) \end{cases} \quad (4)$$

$$w_{\min}(m,n) = \frac{1}{2} - \frac{1}{2} \left[\frac{1 - M_{AB}(m,n)}{1 - \alpha} \right] \quad (5)$$

$$w_{\max}(m,n) = 1 - w_{\min}(m,n) \quad (6)$$

$$C_{i_0}^F(m,n) = \begin{cases} C_{i_0}^A(m,n), & E_A(m,n) \geq E_B(m,n) \\ C_{i_0}^B(m,n), & E_A(m,n) < E_B(m,n) \end{cases} \quad (7)$$

当 $M_{AB}(m,n) < \alpha$ 时, 两幅图像的相关性较弱, 选择局部能量大的融合规则, 如式(7)所示, 其中, $C_{i_0}^A(m,n)$ 、 $C_{i_0}^B(m,n)$ 分别是图像 A、B 的低频子带系数, $C_{i_0}^F(m,n)$ 是融合图像 F 低频子带的系数。这种选择原则在一定程度上符合人眼对较显著的点比较敏感这一事实, 因而能够获得较好的融合效果。

3.2 带通方向子带系数的融合规则

源图像经过 NSCT 分解后, 得到的带通方向子带系数为高频分量, 包含图像的边缘细节信息。医学图像的特殊性要求融合后的图像应当适宜人眼分辨, 能够展现图像纹理和丰富细节。对带通方向子带系数的处理, 直接关系到融合图像的视觉效果。本文采用改进的拉普拉斯能量和(sum-modified-Laplacian, SML)作为带通方向子带系数的融合规则。改进的拉普拉斯能量和^[5]能够恰当地表示图像边缘细节信息, 相比于图像的方差等在融合图像时表现出了明显的优越性^[6], 改进的拉普拉斯(ML)以及 SML 定义如式(8)、式(9)所示:

$$ML(m,n) = |2C_{i,k}(m,n) - C_{i,k}(m-step,n) - C_{i,k}(m+step,n)| + |2C_{i,k}(m,n) - C_{i,k}(m,n-step) - C_{i,k}(m,n+step)| \quad (8)$$

$$SML(m,n) = \sum_{m'} \sum_{n'} W(m',n') [ML(m+m',n+n')]^2 \quad (9)$$

式中, $step$ 是系数间的可变间距, 本文 $step$ 总是等于 1, $C_{i,k}(m,n)$ 是图像的各带通方向子带系数, $W(m',n')$ 是对应的窗口函数, 为突出窗口中心像素及其变化边界, 此处取 $W(m',n') = \frac{1}{15} \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 3 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$ 。

$$n' = \frac{1}{15} \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 3 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}。$$

融合图像的带通方向子带系数的选择方案如式(10)所示:

$$C_{i,k}^F(m,n) = \begin{cases} C_{i,k}^A(m,n), & SML_A(m,n) \geq SML_B(m,n) \\ C_{i,k}^B(m,n), & SML_A(m,n) < SML_B(m,n) \end{cases} \quad (10)$$

式中, $C_{i,k}^A(m,n)$ 和 $C_{i,k}^B(m,n)$ 分别是图像 A、B 的各带通方向子带系数, $C_{i,k}^F(m,n)$ 是融合图像 F 的各带通方向子带系数。

4 实验结果及分析

为了验证本文方法的有效性, 选取了两幅已配准大小为 256×256 颅脑部位的 CT 及 MRI 图像进行融合实验。CT 图像反映的是人体组织的 X 线吸收系数, 其具有很高的空间分辨率, 骨骼成像清晰, 对病灶的定位提供了良好的参照; MRI 图像反映的是人体组织的质子密度, 其软组织成像清晰, 有利于病灶范围的确定; 将 CT 与 MRI 图像进行融合可做到优势互补, 为临床医生对病灶的观察和疾病的诊断提供了更加直观、更加全面和清晰的判断依据。图 4(a) 为病人的原始 CT 图, 图 4(b) 为该病人的原始 MRI 图, 图 4(c) 为基于小波变换方法^[7]融合得到的效果图, 图 4(d) 为基于 Contourlet 变换方法^[8]融合得到的效果图, 图 4(e) 为文献[9]中基于 NSCT 变换融合方法得到的效果图, 图 4(f) 为本文方法所得到的融合效果图。本文中 NSCT 采用经典的“9-7”塔形分解和“dmax-flat”方向滤波器组; 按照从高分辨率层到低分辨率层, 方向分

解数依次为 2^1 、 2^3 和 2^2 。

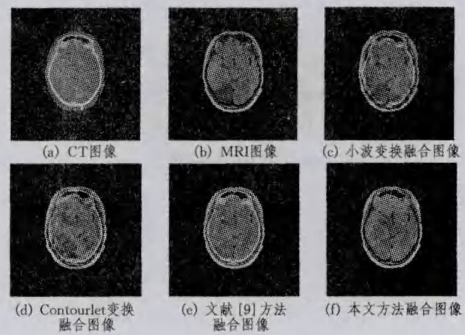


图 4 实验实例图

从图 4 的融合结果可以看出, 图 4 的(c)及(d)的融合图像取得了一定的融合效果, 但是在目标边缘处出现了明显的模糊和失真, 丢失了部分边缘及细节信息。图 4(e)的融合图像能够较好地保持图像的边缘信息, 但是融合图像丢失了部分细节信息。与以上 3 种融合方法相比, 本文采用的融合方法避免了融合图像边缘模糊失真, 融合图像边缘细节信息更加突出, 较好地保留了源图像的边缘及细节信息。

为了进一步说明文献[9]及本文方法的融合过程, 图 5、6 分别给出了 CT 图像、MRI 图像采用 NSCT 进行 2 级 NSP 分解的低频子带图像, 且分解后的带通方向子带图像分别采用 NSDFB 分为 2 个和 4 个方向子带图像。图 7、8 分别给出了使用文献[9]方法、本文方法融合后采用 NSCT 进行 2 级 NSP 分解的低频子带图像, 且分解后的带通方向子带图像分别采用 NSDFB 分为 2 个和 4 个方向子带图像。

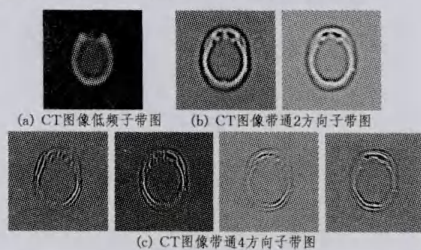


图 5 CT 图像采用 NSCT 分解后的子带图像

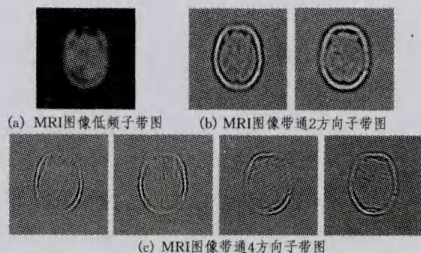


图 6 MRI 图像采用 NSCT 分解后的子带图像

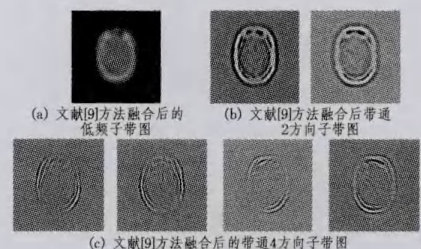


图 7 文献[9]方法采用 NSCT 分解后的子带图像

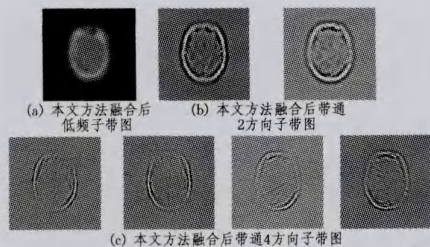


图8 本文方法采用NSCT分解后的子带图像

为了更全面地对融合图像性能进行评价,本文还采用了互信息(MI)^[10]及文献[11]提出的基于边缘信息的性能评价因子 $Q^{AB/F}$ 两个指标对融合方法性能进行客观评价。MI用来衡量融合图像与源图像的相关度,反映了融合图像包含源图像的信息量的大小,值越大则融合图像从源图像获得的信息越多,融合效果越好; $Q^{AB/F}$ 是一种基于边缘信息的性能客观评价指标,可以反映融合图像的边缘保持情况和边缘周围振铃效应的强弱,值越大则融合图像的质量越高。

表1给出了不同融合方法下融合图像(图4(c)~图4(f))评价指标的计算结果。从表1可以看出,本文方法所得融合图像的各参数均优于其他3种方法所得的融合图像,因此主观评价和客观评价一致表明本文方法能够从源图像中提取更多的有用信息(尤其是源图像中的边缘信息)并注入到融合图像中,达到了良好的图像融合效果。

表1 图4中不同融合方法的性能比较

	图4(c)	图4(d)	图4(e)	图4(f)
MI	2.9864	2.2415	2.9534	3.1199
$Q^{AB/F}$	0.5415	0.5024	0.6240	0.6473

结束语 医学图像融合技术成为医学图像处理领域的前沿课题,带动了现代医学诊断产生着深刻的变革。本文提出的基于非下采样Contourlet变换的医学图像融合新方法有效地避免了图像失真,较好地保留了源图像的边缘及细节信息,提高了融合图像的清晰度,改善了融合图像质量。

参考文献

[1] Wilhelm K, Wilsman T D, Sommer T, et al. CT angiography

(上接第301页)

[2] 禹晶,徐东彬,廖庆敏. 图像去雾技术研究进展[J]. 中国图像图形学报, 2011, 16(9): 1561-1576

[3] 周旋,周树道. 卫星图像的去雾研究[J]. 计算机应用与软件, 2005, 22(12): 54-56

[4] 陈功,王唐,周荷琴. 基于物理模型的雾天图像复原新方法[J]. 中国图像图形学报, 2008, 13(5): 888-893

[5] Kimmel R, Elad M, Shaked D, et al. A Variational framework for Retinex[J]. International Journal of Computer Vision, 2003, 52(1): 7-23

[6] Rahman Z, Jobson D J, Woodell G A. Retinex Processing for automatic image enhancement [J]. Journal of Electronic Imaging, 2004, 13(1): 100-110

[7] He K M, Sun J, Tang X O. Single image haze removal using dark

hemodynamically relevant to renal artery stenosis, Evaluation of AXIAL, MPR, MIP and SSD reconstruction procedures under standard investigation conditions [J]. ROFO: Fortschritte auf dem Gebiete der Rontgenstrahlen und der Nuklearmedizin, 2000, 172(2): 161-167

- [2] Yang L, Guo B L, Ni W. Multimodality medical image fusion based on multiscale geometric analysis of contourlet transform [J]. Neurocomputing, 2008, 72(8): 203-211
- [3] da Cunha A L, Zhou J P, Do M N. The nonsubsampling contourlet transform: theory, design, and applications [J]. IEEE Transactions on Image Processing (SI057-7149), 2006, 15(10): 3089-3101
- [4] Zhang Qiang, Guo Bao-Long. Multifocus image fusion using the nonsubsampling Contourlet transform [J]. Signal Processing, 2009, 89(7): 1334-1346
- [5] 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
- [6] Wei H, Jing Z L. Evaluation of focus measures in multi-focus image fusion [J]. Pattern Recognition Letters (S0167-8655), 2007, 28(4): 493-500
- [7] Hill P R, Bull D R, Canagarajah C N. Image fusion using a new framework for complex wavelet transforms [C]//Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing. Genova: Institute of Electrical and Electronics Engineers Computer Society, 2005: 1338-1341
- [8] 苗启广, 王宝树. 基于 Contourlet 的图像融合新方法[J]. 计算机科学, 2008, 35(5): 231-235
- [9] 叶传奇, 苗启广, 王宝树. 基于非子采样 Contourlet 变换的图像融合方法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2007, 19(10): 1274-1278
- [10] 陈浩. 基于多尺度变换的多源图像融合技术研究[D]. 长春: 中国科学院研究生院, 2010
- [11] Xydeas C S, Petrovic V. Objective image fusion performance measure [J]. Electronics Letters, 2000, 36(4): 308-309
- channel prior [C]//Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Florida: IEEE, 2009: 1956-1963
- [8] 黄黎红. 一种基于单尺度 Retinex 的雾天降质图像增强新算法 [J]. 应用光学, 2010, 31(5): 728-733
- [9] 赵晓霞, 王茹琳, 李雪艳. 基于多尺度 Retinex 的雾天降质图像增强算法 [J]. 工矿自动化, 2009, 10: 62-66
- [10] Chen J, Paris S, Durand F. Real-time edge-aware image processing with the bilateral grid [J]. ACM Transactions on Graphics, 2007, 26(3): 103-111
- [11] 芮义斌, 李鹏, 孙锦涛, 等. 一种交互式图像去雾方法 [J]. 计算机应用, 2006, 26(11): 2733-2735
- [12] 李冠章, 罗武胜, 李沛. 可避免彩色失真的图像对比度增强 [J]. 计算机仿真, 2008, 25(10): 228-231