

基于非下采样 Contourlets 的 CT/MRI 图像自适应融合

杨晓慧¹, 朱秀阁²

(1. 河南大学 数学与信息科学学院 应用数学研究所, 河南 开封 475004;

2. 河南大学 计算机中心, 河南 开封 475001)

摘要:结合人类视觉特性, 针对 CT/MRI 医学图像的特点, 提出了一种基于非下采样 Contourlet 变换的图像融合算法。先对源图像作非下采样 Contourlet 变换, 完成图像的多尺度分析和方向分析。充分考虑各尺度分解层的系数特征, 对低通子带, 基于评价准则最优, 采用免疫克隆选择优化策略迭代获取近似最优融合权重; 对高通子带则选取绝对值最大作融合。实验结果表明: 分别与基于小波、非下采样小波, 以及 Contourlet 的融合结果相比较, 文中融合算法获得的融合图像边缘的清晰度, 以及整体的对比度都有所改善。

关键词:图像融合; 非下采样 Contourlet 变换; CT/MRI 图像

中图分类号: TN911.13

文献标识码: A

文章编号: 1673-629X(2008)12-0116-04

Adaptive CT/MRI Image Fusion Based on Nonsampled Contourlets

YANG Xiao-hui¹, ZHU Xiu-ge²

(1. Institute of Applied Mathematics, School of Mathematics and Information Sciences,

Henan University, Kaifeng 475004, China;

2. Computer Center, Henan University, Kaifeng 475001, China)

Abstract: A novel adaptive image fusion scheme based on nonsampled Contourlet transform (NSCT) was presented, which combines with human visual system and is designed for CT/MRI medical images. Firstly, the NSCT is used to perform a multi-resolution analysis and directional analysis. By taking advantage of the characteristics of the coefficients on different scales, immune clonal selection strategy was introduced in low-pass sub-bands to obtain asymptotic optimal fused weights adaptively. To high-pass sub-bands, select the maximal absolute values. Comparisons are made with wavelets-based, nonsampled wavelets-based and Contourlets-based fusion methods, respectively. Experimental results show that the fused images based on the fusion technique have improvements on definition of edges and contrast of whole image.

Key words: image fusion; nonsampled Contourlet transform; CT/MRI images

0 引言

CT (Computer tomography) 和 MRI (Magnetic resonance imaging) 图像的融合是目前医学图像融合的一个常用模式。CT 图像的空间分辨率较高, 显示骨质清晰, 对病灶的定位提供了良好参照, 但对病灶本身的显示较差; MRI 图像的软组织分辨率比较好, 有利于病灶范围的确定, 但缺乏刚性的骨组织作为定位参照。

CT/MRI 图像进行融合, 可以获得更利于临床的图像模式, 成为计算机手术仿真和治疗的一个重要方法。小波变换以其时-频局部化和多尺度思想成功用于医学图像融合领域并得到广泛应用^[1-3]。然而, 由于小波基函数有限的方向性和各向同性, 对特征边缘等图像特征的定位和表达不够稳健。Contourlet 变换 (Contourlet transform, Cont-T) 是一种多分辨的、局域的、多方向的图像表示方法^[4], 在图像融合应用中较小波更有优势^[5], 然而该变换不具有平移不变性, 在边缘部分仍存在人工效应。非下采样 Contourlet 变换 (Nonsampled Contourlet transform, NSCT)^[6] 作为一种过完备的变换形式, 具有移不变、多尺度和多方向展开, 对图像中的边缘等结构信息都能给出良好的表示, 更

收稿日期: 2008-05-17

基金项目: 河南省创新型科技人才队伍建设工程 (084100510012); 河南省自然科学基金 (0611053200); 河南省教育厅自然科学基金 (2008B510001)

作者简介: 杨晓慧 (1978-), 女, 河南许昌人, 讲师, 研究方向为多尺度几何分析优化设计及其应用等。

适合于图像融合。文中针对 CT/MRI 医学图像,给出一种基于 NSCT 的自适应医学图像融合新算法。

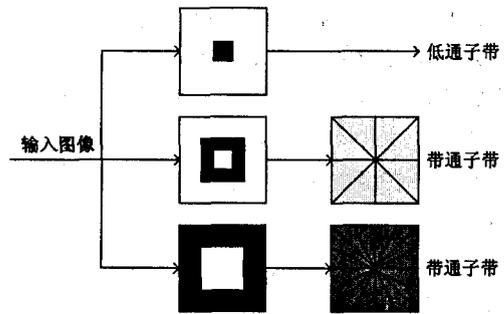
1 非下采样 Contourlet 变换

Cont-T 是 2002 年 M.N.Do 和 Martin Vetterli 提出的一种“真正”的二维图像表示方法。首先由拉普拉斯金字塔(Laplacian pyramid, LP)对图像进行多尺度分解以“捕获”点奇异,接着由方向滤波器组(Directional filter bank, DFB)将分布在同方向上的奇异点合成为一个系数。Cont-T 提供了一种灵活的多分辨的和对图像方向的分解,满足尺度的各向异性的法则,其最终结果类似于用轮廓段(Contour segment)的基结构来逼近原图像。在实现 CT 时,LP 分解中的分解滤波器组和重构滤波器组为二维可分离双正交滤波器组,它们的带宽均大于 $\pi/2$,根据多采样率理论,对滤波后的图像再进行隔行隔列下采样会产生频谱混叠,因此低频子带和高频子带均存在频谱混叠现象。而各方向子带是由高频子带经过方向滤波器组形成,这意味着子带也同样存在频谱混叠现象。频谱混叠造成同一方向的信息会在几个不同的方向子带中同时出现,从而在一定程度上削弱了其方向选择性。

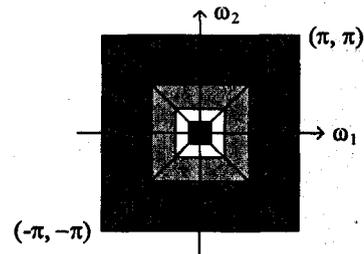
为消除 CT 的频谱混叠现象,增强它的方向选择性和平移不变性,Arthur L. Cunha, Jianping Zhou 和 Minh N. Do 等于 2005 年利用非下采样塔式分解(Nonsubsampled pyramid, NSP)和非下采样滤波器组构造出了 NSCT,这种变换除了保持 Cont-T 所具有的优势外,由于没有下采样操作,NSCT 还具有平移不变性。另外,和 Cont-T 不同的是,NSCT 中的多分辨分解不是通过 LP 分解来实现,而是直接通过满足 Bezout 恒等式(完全重构)条件的移不变滤波器组实现。由于在塔式分解过程中没有下采样环节,即使低通滤波器的带宽大于 $\pi/2$,其低频子带也不会有频谱混叠现象产生,具有更好的频谱特性。NSCT 实现的核心是不可分离的两通道非下采样滤波器组,所需滤波器的设计比 Cont-T 更灵活、更容易,且能同时获得更好的频率选择特性和正则性。基于投影策略,通过提升或格型结构得到快速实现,而且最终设计出的框架元素是正则的、对称的,接近于紧框架。这里所需要的非下采样操作通过 à trous 算法(又称为多孔算法)实现。图 1 是 NSCT 结构图。

2 基于非下采样 Contourlet 变换的 CT/MRI 图像融合算法

本节提出一个基于 NSCT 的多分辨医学图像融合



(a)构造 NSCT 所采用的非下采样滤波器组结构



(b)由 a 中结构得到的理想的频域剖分

图 1 非下采样 Contourlet 变换

算法。该算法充分考虑各尺度分解层、各个剖分子带的系数特征,对低通子带和高通子带分别采取不同的融合准则。高频子带采用基于绝对值最大的准则选取融合系数,这是因为变换系数的绝对值的大小对应的是能量的大小,能量大的系数所含的信息相对较大。对低频子带兼顾到融合后图像对比度的均衡和边缘细节的清晰,采用融合准则:

$$M_{fus_low} = aM_{I_1_low} + bM_{I_2_low} \quad (1)$$

这里 $M_{I_1_low}$ 、 $M_{I_2_low}$ 和 M_{fus_low} 分别为两幅源图像和融合图像对应的低通子带, $a, b \in [0, 1]$ 为加权参数,采用文献[7]中的免疫克隆选择优化策略自适应确定所需的参数。由于医学图像的实际获取图像没有理想对比图像,这里基于熵信息最大定义目标函数,并作为免疫克隆选择的亲和度函数。

3 实验结果及分析

不失一般性,这里只讨论两幅 CT/MRI 源图像的融合问题,对于多幅源图像的问题同样适用。假定所有的源图像都是经过配准的,如果不是完全校准的,则通过 low-latency 图像弯曲函数可以完成校正。实验采用一组 CT/MRI 图像进行三层分解测试。分别采用双正交 9-7 小波(WT)、非下采样双正交 9-7 小波(NSWT)、Contourlet 变换和非下采样 Contourlet 变换等四种方法作对比。Cont-T 和 NSCT 的多尺度分析部分采用 9-7 金字塔滤波器组,方向分析部分采用 Phong 等提出的五点梅花型栅格——PKVA 滤波器

组,对应的方向分解采用[1 3 4]的形式,即从粗到细的三个分解层对应的方向分解数分别为 2^1 、 2^3 、 2^4 。采用这样的方向分解是因为随着分解层的由粗变细,高频子带所含的边缘和细节信息逐渐减少,因此,从计算复杂度和计算精度的一个折中考虑,Cont-T 和 NSCT 的方向分解部分,对于较粗分解层采用较多的方向分解,较细分解层则相应地采用较少或者不做方向分解。算法用 Matlab7.0 在 Pentium 4 兼容机 (Intel Core 2 CPU 6300, 频率 1.86GHz, 内存 2.0 GB) 上实现,操作系统为 Windows XP。实验结果见图 2。

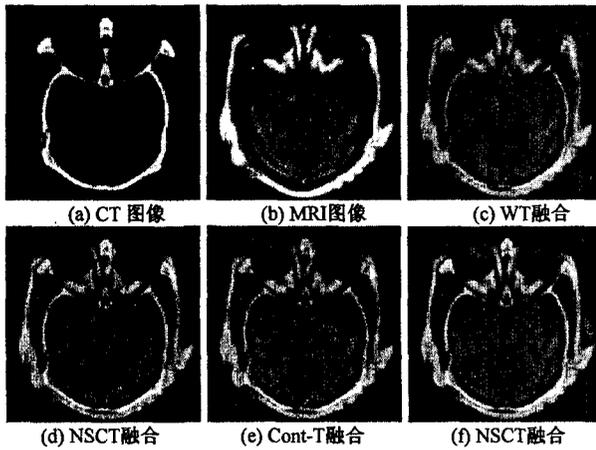


图 2 CT/MRI 图像 3 层融合结果比较

实验结果表明:基于 WT 的结果相对较差,边缘存在比较明显的振铃效应,且中间部分的细节也相对模糊;基于 Cont-T 的融合结果要好于基于 WT 的,边界效应有所减少,然而由于基函数缺乏平移不变性,所以在边缘部分仍存在一定的人工效应;基于 NSCT 的结果在边缘部分处理要略好于 Cont-T 和 WT,但细节和纹理信息仍不够清晰;而基于 NSCT 的融合结果,在边缘的清晰性和细节纹理信息的保持上都有改善。

主观视觉感知给出直观对比,但容易受视觉心理因素的影响。下面给出基于均值、标准差、熵、互信息、加权融合质量指标和边缘融合质量指标做较全面、客观的指标的衡量。

(1) 均值:图像的均值 (Mean value, MV) 为图像中像素的灰度平均值,对人眼反映为平均亮度。若 MN 是图像的大小, $I(i, j)$ 是图像中的像素,则均值定义如下:

$$MV = \frac{1}{NM} \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{M-1} I(i, j) \quad (2)$$

(2) 标准差 (Standard deviation, STD):反映图像灰度相对于灰度均值的离散情况,标准差越大,则灰度级分布越分散,定义如下:

$$STD = \sqrt{\left(\sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{M-1} [I(i, j) - MV]^2 / MN \right)} \quad (3)$$

(3) 信息熵 (Information entropy, IE):衡量图像信息丰富的一个重要指标,熵值越大,说明携带的信息量越大。图像的熵定义为:

$$E = - \sum_{i=0}^{255} P_i \log_2 P_i \quad (4)$$

其中 P_i 为灰度等于 i 的像素数与总的像素数的比。

(4) 加权融合质量指标 (Weighted fusion quality index, WFQI) 和边缘融合质量指标 (Edge-dependent fusion quality index, EFQI)^[8]: WFQI 衡量了融合图像包含源图像特征信息的多少, EFQI 则更着重考虑人眼对图像边缘信息的敏感性,这两个指标的值域范围均为 $[-1, 1]$, 越接近 1 表示融合图像的质量越好。分别定义如下:

$$Q_{WFQI}(y_A, y_B, y_F) = \sum_{\omega \in Q} c(\omega) (\rho_A(\omega) Q_0(y_A, y_F | \omega) + (1 - \rho_A(\omega)) Q_0(y_B, y_F | \omega)) \quad (5)$$

$$Q_{EFQI}(y_A, y_B, y_F) = Q_{WFQI}(y_A, y_B, y_F)^{1-a} \cdot Q_{WFQI}(y'_A, y'_B, y'_F)^a \quad (6)$$

这里 y'_A, y'_B, y'_F 分别为源图像 y_A, y_B 和融合图像 y_F 的边缘图像。这里 $c(\omega) = C(\omega) / \left[\sum_{\omega \in Q} C(\omega') \right]$, $C(\omega) = \max(\eta(y_A | \omega), \eta(y_B | \omega))$, $\rho_A(\omega) = \eta(y_A | \omega) / (\eta(y_A | \omega) + \eta(y_B | \omega))$, $\eta(y_A | \omega)$ 为图像 y_A 在窗口 ω 内的某些显著特征,如方差、能量等,文中能量作为显著特征,窗口大小为 3×3 , Q 是所有窗口的总和, Q_0 为总体图像质量指标。文中采用 Canny 算子获取原图像的边缘图像。

(5) 交互信息量 (Mutual information, MI):用来评价源图像与融合图像之间的相似程度,其值越大,表示融合图像从源图像中获取的信息越丰富,融合效果越好。设源图像分别为 A, B , 其灰度值范围分别为 $[0, a]$ 和 $[0, b]$; 融合图像为 F , 其灰度值范围为 $[0, f]$ 。 F 与 A, B 的交互信息量分别表示为 I_{FA} 和 I_{FB} 。式中 p_A, p_B 和 p_F 分别是 A, B 和 F 的概率密度; p_{FA} 和 p_{FB} 分别代表两组图像的联合概率密度。综合考虑这两个数值量,取 $M_{FB}^{AB} = I_{FA} + I_{FB}$ 来表示融合图像 F 包含源图像 A 和 B 的交互信息量总和。

$$I_{FA} = \sum_{i=0}^a \sum_{j=0}^f p_{FA} \log_2 \frac{p_{FA}}{p_F p_A}$$

$$I_{FB} = \sum_{i=0}^b \sum_{j=0}^f p_{FB} \log_2 \frac{p_{FB}}{p_F p_B} \quad (7)$$

表 1 给出客观指标的比较,较优的用黑体突出显示。实验结果表明:基于客观衡量指标的实验数据和视觉效果保持一致。从均值来看,基于 NSCT 的融合结果的值居中,平均亮度适中;从标准差的值来看,基于 WT 的值整体来看略大于其余方法,这表明基于 WT 的灰度级最分散;从信息熵来看,基于 NSCT 的

整体来看略大于其余方法,这表明基于此种方法的融合图像所含的信息相对多些;而从互信息、结构保持信息和边缘保持信息来看,文中方法的融合结果比其它方法都具有优势,这表明融合图像从两幅源图像获取的信息的相关性最强,所含源图像的特征信息和边缘信息最多、最清晰。整体来看,基于文中的 NSCT 的融合效果相对较优,和源图像具有最多的交互信息,而且含有最多的结构信息和边缘信息,亮度和灰度分布适中,获得了较好的融合效果。这是因为 NSCT 的多分辨性、局部性、多方向性、各向异性和良好的平移不变性,能对图像中的围线信息有更好的表示,保留源图像特征信息的能力更强,且具有更好的边缘保持能力。

表 1 遥感图像融合结果比较

分解 层数	融合 方法	标准测试指标					
		MV	STD	IE	WFQI	EFQI	MI
3 层分 解融合	CT 源图	9.87830	37.2660	1.1871	—	—	—
	MRI 源图	54.2430	57.1180	3.9205	—	—	—
	WT	61.1580	71.2347	4.7619	0.7561	0.6885	2.9178
	NSWT	57.70936	3.2786	4.5682	0.8466	0.8033	4.0450
	Cont-T	62.1458	66.4447	4.7019	0.7773	0.7191	3.4948
	NSCT	59.7093	65.2941	4.7734	0.8662	0.8224	4.0579

4 结束语

文中基于 CT/MRI 医学图像的特征,提出了一种基于非下采样 Contourlet 变换的自适应医学融合新算法。在融合的过程中充分考虑到医学图像中细节和结构信息的重要性,基于融合指标最优,引入免疫克隆选择优化策略自适应获取渐进最优融合参数。实验结果

(上接第 115 页)

区域的生命期。文中提出的簇头非均匀分布算法,利用休眠机制和降低簇头选举的频率,大大减少了无线传感器网络的能耗。并且首次将“热区”定量地划分出来,分析了无线传感器网络及其“热区”的特点,在“热区”内利用双簇头算法提高网络的稳定性和安全性,更体现了双簇头算法对“热区”内的节点进行负载均衡的优越性。

参考文献:

- [1] 陈 静,张晓敏.无线传感器网络簇头优化分簇算法及其性能仿真[J].计算机应用,2006,26(12):2787-2788.
- [2] Heinzelman W,Chandrakasan A,Balalrishnan H. Energy-efficient communication protocol for wireless microsensor networks[C]//Proceedings of the 33rd Annual Hawaii International Conference on System Sciences. Maui, HI: [s. n.], 2000.

表明,基于文中算法的医学图像融合,可以获得较优的融合效果,图像的清晰度和对比度都有所提高,融合图像含有源图像中较多的特征信息和边缘信息。

参考文献:

- [1] Nunez J,Otazu X,Fors O, et al. Multiresolution Based Image Fusion with Additive Wavelets Decomposition [J]. IEEE Trans. on Geosci Remote Sensing,1999,37(3):1204-1211.
- [2] 张 洁,蒋 宁,浦立新.基于小波变换的医学图像融合技术[J].电子科技大学学报,2005,34(6):839-842.
- [3] 周 朋,奚日辉,宋玲玲,等.基于小波变换的医学图像融合技术的实现[J].中国图像图形学报,2006,11(11):1270-1273.
- [4] Do M N,Vetterli M. The Contourlet Transform: An Efficient Directional Multiresolution Image Representation [J]. IEEE Trans. Image Process,2005,14(12):2091-2106.
- [5] Miao Q G,Wang B S. A Novel Image Fusion Method Using Contourlet Transform [C]//In: Proc of international conference on communications, circuits and systems. [s. l.]:[s. n.], 2006:548-552.
- [6] Arthur L da C,Zhou J P,Do M N. The Nonsubsampled Contourlet Transform: Theory, Design and Application [J]. IEEE Trans on Image Process,2006,15(10):3089-3101.
- [7] Yang X H,Jiao L C,Qi Y T, et al. Multifocus Image Fusion Based on Multiwavelet and Immune Clonal Selection [C]//Advances in Natural Computation. Berlin: Springer, 2006:805-815.
- [8] Piella G. New Quality Measures for Image Fusion [EB/OL]. 2004. <http://www.fusion2004.foi.se/papers/IF04-0542.pdf>,2004.
- [3] 张重庆,李明禄,伍民友.数据收集传感器网络的负载均衡网络构建方法[J].软件学报,2007,18(10):1111-1112.
- [4] 李成法,陈贵海,叶 懋,等.一种基于非均匀分簇的无线传感器网络路由协议[J].计算机学报,2007,30(1):27-36.
- [5] 熊 焰,吕天行,苗付友,等.无线传感器网络中一种能量有效的簇头选举算法[J].计算机工程,2006,32(24):104-106.
- [6] 胡海江,张凤登.一种新的无线传感器网络分簇模型[J].传感技术学报,2006,19(2):477-480.
- [7] Xu Y,Heidemann J,Estrin D. Geography-informed energy conservation for ad hoc routing [C]//In: Proc 7th Annual Int'l conf on Mobile Computing and Networking (MobiCOM). Rome, Italy: [s. n.], 2001:70-84.
- [8] Santi P. Silence is golden with high probability: Maintaining a connected backbone in wireless sensor networks [C]//In: 1st European Workshop on Wireless Sensor Networks. Berlin: [s. n.], 2004.