

基于非下采样 Contourlet 变换的医学图像融合

李 翠 纪 峰 常 霞 吴仰玉

(北方民族大学信息与计算科学学院 信息与系统科学研究所, 宁夏 银川 750021)

摘要 针对多模态医学影像的成像原理,为了弥补各个模态的医学图像的不足,提出了一种基于非下采样 Contourlet 变换的医学图像融合算法。首先对源图像进行非下采样 Contourlet 分解,分别得到低频子带系数和高频子带系数,然后对低频子带系数采用区域能量加权的融合规则,高频子带系数则选取区域标准差比例加权作为融合规则,最后进行非下采样 Contourlet 逆变换,得到融合图像。通过实验对比表明,该算法明显优于小波 (Wavelet)、Contourlet、Wavelet+CS(CS 为压缩感知)算法,具有更好的融合性能,清晰度更高,是一种可行、有效的图像融合方法。

关键词 图像处理; 医学图像融合; 非下采样 Contourlet 变换; 标准差; 区域能量

中图分类号 TP391 文献标识码 A doi: 10.3788/LOP50.111002

Medical Image Fusion Based on the Nonsampled Contourlet Transform

Li Cui Ji Feng Chang Xia Wu Yangyu

(Institute for Information and System Science, School of Information and Computation Science, Beifang University of Nationalities, Yinchuan, Ningxia 750021, China)

Abstract For the imaging principle of multi-modal medical image, in order to make up for the shortage of the various modes of medical images, a novel medical image fusion algorithm is proposed based on the nonsampled contourlet transform (NSCT). Firstly, two registered source images are decomposed by the nonsampled contourlet transform to obtain the low frequency subband coefficients and high frequency subband coefficients. Secondly, for the low frequency subband coefficients, the fusion principle is based on the weight of local area energy. As for the high frequency subband coefficients, we choose the weight of the area standard deviation ratio as a rule. Finally, the fusion image is obtained by the nonsampled contourlet inverse transform. The experimental results show that the proposed method is feasible and effective, and it has better fusion performance and higher definition than the wavelet, contourlet, and wavelet+CS (CS: compressive sensing) algorithms.

Key words image processing; medical image fusion; nonsampled contourlet transform; standard deviation; local area energy

OCIS codes 100.2980; 100.2960; 100.7410

1 引言

一个多世纪以来,医学成像技术的不断进步给医生带来越来越丰富的图像信息,也加深了人类对自身的认识和理解。近年来,随着计算机技术和医学技术的发展,医学影像学得到了快速发展^[1-2]。根据医学影像成像原理的不同,可分为解剖结构图像[计算机层析成像(CT),核磁共振成像(MRI),B超]和功能图像[单

收稿日期: 2013-07-01; 收到修改稿日期: 2013-07-29; 网络出版日期: 2013-10-18

基金项目: 国家自然科学基金(61102008)、教育部重点实验室开放基金(IPIU012011006)、北方民族大学科研项目(2011Y021)

作者简介: 李 翠(1987—),女,硕士研究生,主要从事图形图像处理和智能计算等方面的研究。

E-mail: licui2006060222@163.com

导师简介: 纪 峰(1974—),男,副教授,硕士生导师,主要从事智能计算与图形图像处理、虚拟现实与仿真等方面的研究。E-mail: nxjifeng@163.com

光子发射计算机层析成像(SPECT),正电子发射层析成像(PET)]。解剖结构图像能够清晰地提供人体骨骼、脏器的解剖细节信息,分辨率极高,但是无法对它们的功能情况进行表述;而功能图像能够表述脏器的功能信息,但是分辨率极低。各模态医学影像能够为医生提供不同的信息,医学图像融合作为把各种模态的功能融合到一起的途径成为了国内外研究的热点^[3]。

目前,图像融合的方法主要集中在多尺度分析的图像融合。其中,基于小波变换的图像融合的方法得到了广泛关注^[4],其融合效果优于金字塔融合、主分量分析(PCA)融合。但是由于小波变换只有水平、垂直和对角3个方向,缺乏平移不变性,难以表示图像的边缘、轮廓、曲线等二维或更高维奇异性,在融合图像中易引入抖动和振铃现象,降低融合质量。为了解决小波的缺陷,2005年Do等^[5]提出了一种具有灵活的多尺度、局域的、方向性的分析方法——Contourlet变换,已成功应用到图像融合^[6]。由于其分解需要进行上采样和下采样,会产生频谱混叠现象。于是,2006年Da Cunha等^[7]基于Contourlet变换和非下采样的思想,提出了非下采样Contourlet变换(NSCT),它不仅具有多尺度性、多方向性、平移不变性,而且还消除了抖动和振铃现象。非下采样Contourlet变换在图像处理领域得到了广泛的应用^[8-11]。

本文提出了一种基于非下采样Contourlet变换的医学图像融合算法。首先对源图像进行NSCT分解,得到低频子带系数和高频子带系数,其次针对低频子带系数选取区域能量加权的融合规则,高频子带系数选取区域标准差比例加权的融合规则,再分别对融合后的低频子带系数和高频子带系数进行NSCT逆变换得到融合图像。实验结果显示该算法很好地保留了源图像的信息,消除了伪吉布斯现象,提高了融合图像的视觉效果,是一种更适合人眼观察的可行有效的图像融合方法。

2 非下采样Contourlet变换

非下采样Contourlet变换由非下采样金字塔滤波器组(NSPFB)和非下采样方向滤波器组(NSDFB)两部分构成。首先采用非下采样的塔形滤波器(NSP)对配准后的源图像进行多尺度分解,再采用非下采样方向滤波器组对各尺度子带进行方向分解,方向子带的数目是2的任意次幂,从而得到不同尺度、方向的子带系数图像。图1为NSCT的结构图。

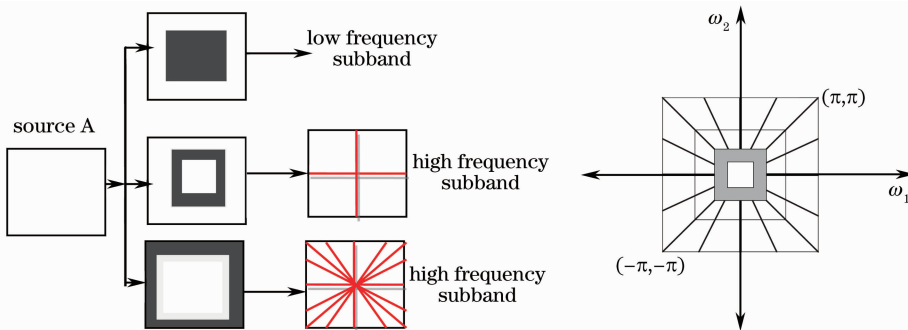


图1 NSCT结构图

Fig.1 Structure of NSCT transform

NSP是一个双通道的非下采样的滤波器组,由于其对图像进行分解时没有上采样和下采样,与À trous算法相似,且冗余度为 $J+1$, J 是分解层数,第 j 层低通滤波器的理想频域支撑区域为 $\left[-\frac{\pi}{2^j}, \frac{\pi}{2^j}\right]^2$,而带通滤波器组的理想频域支撑区域为 $\left[-\frac{\pi}{2^{j-1}}, \frac{\pi}{2^{j-1}}\right]^2 / \left[-\frac{\pi}{2^j}, \frac{\pi}{2^j}\right]^2$,图像经 K 级非下采样塔式分解后可以得到 $K+1$ 个与源图像具有相同尺寸大小的子带图像。

NSDFB也是有一个双通道的非下采样滤波器组迭代构成的,它是基于扇形方向滤波器组而构造出来的。该滤波器没有进行上采样和下采样,而相应的方向滤波器是按梅花矩阵 $\mathbf{D} = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & -1 \end{bmatrix}$ 构成的。在对某一尺度下的子带图像进行 K 级方向分解后可得到 2^K 个与源图像大小相同的带通方向子带图像。所以图像经

NSCT 分解后可以得到一个低通子带和 $\sum_{j=1}^K 2^k j$ 个带通子带图像。

3 基于 NSCT 的医学图像融合算法

3.1 融合算法

医学图像融合过程中,图像的低频子带系数反映源图像的近似特性,集中反映了源图像的大部分信息,其能量占源图像全部能量的比例比较大;高频子带系数的大小体现图像中该频率下细节信息的强度、包含图像边缘细节信息的多少,其中边缘是图像的最基本特征,因此若有效地提取出图像的边缘信息,就会使融合图像中的目标清晰。本文基于非下采样 Contourlet 变换的医学图像融合算法,融合过程如图 2 所示,具体步骤如下。

- 1) 配准: 对源图像 A 和 B 进行配准。
- 2) 分解: 对已经配准的两幅源图像 A 和 B 进行 NSCT 分解,得到一系列高频子带系数和低频子带系数。
- 3) 融合: 对低频子带系数采用区域能量加权,得到融合后的 NSCT 低频子带系数,而源图像 A,B 的高频子带系数采用区域标准差比例加权,得到融合后的 NSCT 高频子带系数。
- 4) 逆变换: 对融合后的 NSCT 系数进行 NSCT 逆变换,得到融合图像 F。

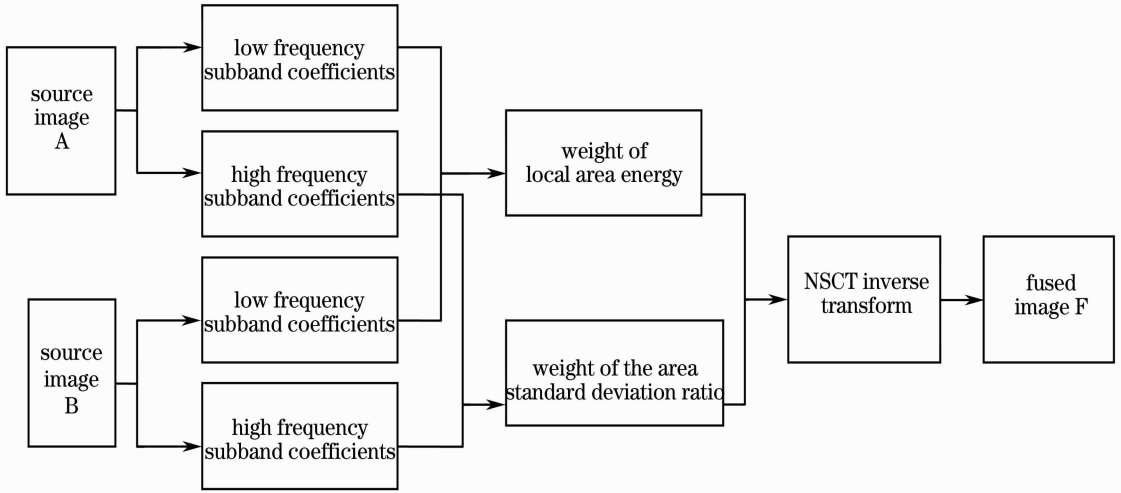


图 2 基于 NSCT 的图像融合算法流程

Fig. 2 Flowchart of image fusion algorithm based on NSCT

3.2 融合规则

融合规则的选取决定了融合后图像质量的好坏,是图像融合的核心。低频子带系数反映源图像的特性,代表着源图像的大部分信息,大部分的能量都集中在低频部分。因此对于低频子带系数,选取区域能量自适应加权的融合规则。首先,对于低频系数 $C_{j_0}^A, C_{j_0}^B$, 有

$$E_{j_0}^S(x, y) = \sum_{m \in K, n \in L} w(m, n) [C_{j_0}^S(x + m, y + n)]^2 \quad (S = A, B), \quad (1)$$

式中 $K \times L$ 为 3×3 或 5×5 的窗口掩模(本文取 3×3), $w(m, n) = \frac{1}{9} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$; m, n 为变换在 K, L 内的

数, $E_{j_0}^S(x, y)$ 为局部能量。融合后的低频系数为

$$C_{j_0}^F = C_{j_0}^A(x, y) \frac{E_{j_0}^A(x, y)}{E_{j_0}^A(x, y) + E_{j_0}^B(x, y)} + C_{j_0}^B(x, y) \frac{E_{j_0}^B(x, y)}{E_{j_0}^A(x, y) + E_{j_0}^B(x, y)}. \quad (2)$$

高频系数的绝对值越大,图像的像素值越大,图像的边缘、轮廓、边界信息就越清晰,但是很容易把噪声误认为有用的信息,使得融合图像质量偏低。而标准差是评价图像对比度、清晰度的一个重要指标。针对高频系数,选取区域标准差比例加权的融合规则

$$S = \left[\frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (x(i,j) - \bar{x}) \right]^{1/2}. \quad (3)$$

计算两幅图像中心像素在 3×3 的窗口下的灰度值标准差, 记为 S_{Hij}^A, S_{Hij}^B , 其中 i, j 分别为像素在图像中的行和列。记

$$k_H = \frac{S_{Hij}^A}{S_{Hij}^A + S_{Hij}^B}, \quad (4)$$

$$F_H(i,j) = k_H A_H(i,j) + (1 - k_H) B_H(i,j), \quad (5)$$

式中 A_H, B_H 分别为两幅源图像在某一方向上的高频子带系数, F_H 为融合后的高频系数。

4 实验结果与分析

为了验证本文算法的有效性, 选择一组大小为 $256 \text{ pixel} \times 256 \text{ pixel}$ 的 MRI 图像和 CT 图像, 分别为 MR. tif 和 CT. tif, 如图 3(a) 和 (b) 所示, 运行环境为 Intel(R) Core(TM) i3-2350 M, CPU 2.30 GHz, 内存 2.00 GB, 在 Matlab 7.0.1 上进行实验。选取了 3 种不同的融合算法与本文融合算法进行比较, 分别为小波变换(Wavelet)的融合算法, 压缩感知(Wavelet+CS)的融合算法和 Contourlet 算法。融合图像分别如图 4(c)~(f) 所示。其中基于小波变换算法和 Contourlet 算法的融合规则为: 低频系数采用区域能量最大, 高频系数采用区域标准差比例加权。本文算法中, NSCT 的参数分别为: 尺度分解滤波器采用“9-7”滤波器, 方向分解滤波器采用“pkva”滤波器。

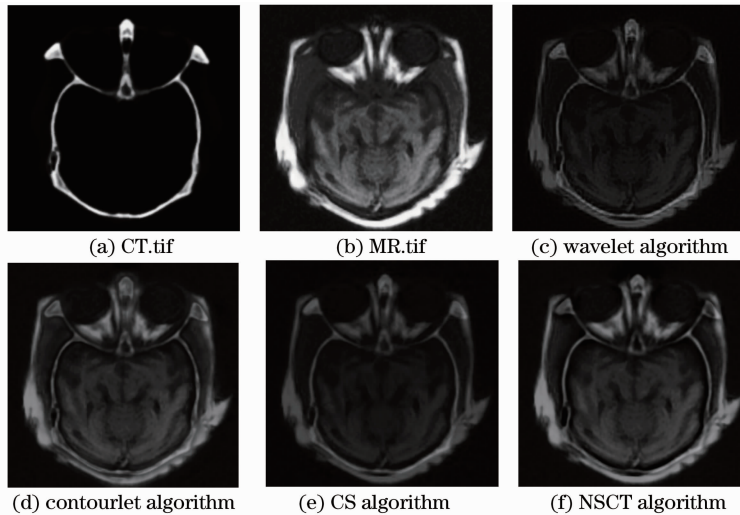


图 3 不同算法融合结果 1

Fig. 3 Fusion results of different algorithms for image set 1

为了客观地评价融合效果, 本文采用信息熵(H)、均方根误差(RMSE)、峰值信噪比(PSNR)、相关系数(REL)、平均梯度(AVG)等五种指标对上述四种方法的融合结果进行分析。其中信息熵是衡量图像信息丰富程度的一个指标, 熵值越大, 说明融合图像携带的信息量越大; 均方根误差反映融合后的图像与标准图像之间的差异程度, 其值越小, 差异越小; 峰值信噪比衡量融合图像相对于标准图像的偏离程度, 其值越大, 说明融合图像与标准图像的差异越小, 融合效果越好; 相关系数反映图像之间的相关程度, 其值越接近 1, 说明融合效果越好; 平均梯度反映了图像微小细节反差变化的速率, 即图像多维方向上密度变化的速率, 表征图像的相对清晰程度, 平均梯度越大, 图像层次越多, 也就越清晰。表 1 给出了各种算法的融合结果的比较。可以看出, 本文算法更好地融合了医学图像的信息, 在峰值信噪比、信息熵、均方根误差、相关系数和平均梯度上均具有一定优势, 图像的细节轮廓更好, 清晰度更高, 视觉效果更好。为了进一步验证本文算法的可行性, 用同样的方法对第二组医学图像进行融合实验, 大小为 $256 \text{ pixel} \times 256 \text{ pixel}$ 的 ct. jpg 和 pet. png, 如图 4(a), (b) 所示, 得到的结果与分析的结论相符, 如图 4(c)~(f) 和表 2 所示。实验结果同样表明本文提出的算法有效可行。

表1 图3的不同融合算法性能的客观评价

Table 1 Objective evaluation of the results of different fusion algorithms in Fig. 3

Image	PSNR	H	RMSE	REL	AVG
Contourlet	17.0434	5.7624	19.8175	0.8094	3.7105
Wavelet	16.2519	5.3342	21.7081	0.8159	2.7004
CS	16.3936	5.2921	21.3569	0.8371	2.0130
NSCT	19.1895	6.1629	15.4790	0.8807	3.1598

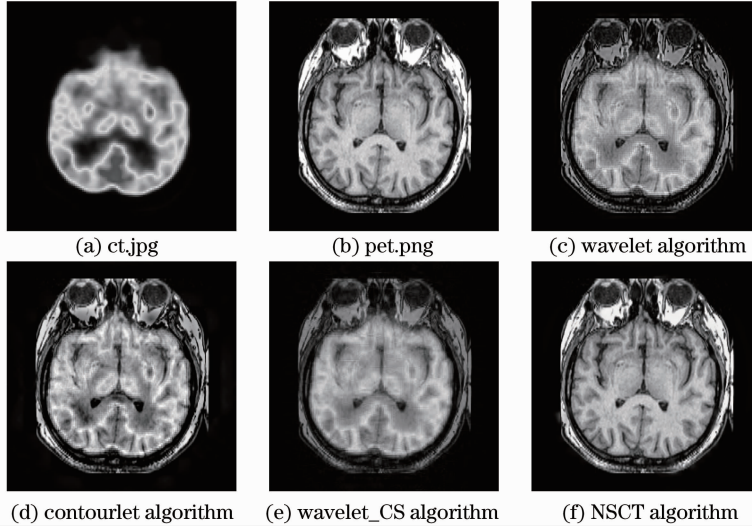


图4 不同算法融合结果2

Fig. 4 Fusion results of different methods algorithms for image set 2

表2 图4的不同融合算法性能的客观评价

Table 2 Objective evaluation of the results of different fusion algorithms in Fig. 4

Image	PSNR	H	RMSE	REL	AVG
Contourlet	17.2142	5.8247	35.1422	0.9163	10.1318
Wavelet	16.8967	5.3742	36.4505	0.9134	8.8243
CS	16.3689	5.8157	38.7342	0.9019	6.0219
NSCT	31.6410	5.9538	6.6756	0.9986	9.7096

5 结 论

非下采样 Contourlet 变换不仅继承了 Contourlet 变换的多尺度性和多方向性,还具有平移不变性,有效地克服了 Contourlet 变换因缺乏平移不变性而产生的图像失真。基于此变换,结合医学影像学原理,提出了一种基于 NSCT 的医学图像融合。针对不同的医学图像选取融合规则。实验结果表明,本文算法较 Wavelet、Wavelet+CS 和 Contourlet 算法,更好地保留了图像的细节信息和边缘轮廓,便于后续的医学处理,是一种稳定有效的算法。

参 考 文 献

- 1 Davide W, Simon R. Combining an atomy and function the path to true image fusion[J]. Eur Radiol, 2001, 11(10): 1968-1974.
- 2 Wang Jingyun, Li Shaolin. The new progress of medical imaging technology[J]. J Fourth Military Medical University, 2004, 25(20): 1918-1920.
王静云,李绍林. 医学影像图像融合技术的新进展[J]. 第四军医大学学报, 2004, 25(20): 1918-1920.
- 3 Chen Wufan, Qin An, Jiang Shaofeng, et al.. Medical image analysis: state of the art and future directions[J]. Chinese J Biomedical Engineering, 2008, 27(2): 175-181.
陈武凡,秦安,江少峰,等. 医学图像分析的现状和展望[J]. 中国生物医学工程学报, 2008, 27(2): 175-181.
- 4 Xin Yanan, Deng Lei. An improved remote sensing image fusion method based on wavelet transform[J]. Laser &

Optoelectronics Progress, 2013, 50(2): 021001.

辛亚楠, 邓磊. 基于小波变换的遥感图像融合方法研究[J]. 激光与光电子学进展, 2013, 50(2): 021001.

5 Do M N, Vetterli M. The contourlet transform; an efficient directional multiresolution image representation[J]. IEEE Trans Image Processing, 2005, 14(12): 2091–2106.

6 Zheng Jing, Zheng Yongguo. An image fusion method based on contourlet transform[J]. Information Technology & Informatization, 2011, 10(2): 37–40.

郑静, 郑永果. 一种基于 Contourlet 变换的图像融合方法[J]. 信息技术与信息化, 2011, 10(2): 37–40.

7 Da Cunha A L, Zhou J, Do M N. The nonsubsampling contourlet transform; theory, design and application[J]. IEEE Trans Image Processing, 2006, 15(10): 1779–1793.

8 Sun Yanzhong, Li Huafeng, Li Baoshun. Image fusion algorithm using multiscale products of non-sampled contourlet transform[J]. Computer Simulation, 2011, 28(8): 225–255.

孙艳忠, 李华锋, 李保顺. 非下采样 Contourlet 变换的多尺度积图像融合算法[J]. 计算机仿真, 2011, 28(8): 225–255.

9 Wang Dan, Zhou Jincheng. Image fusion based on the nonsubsampling contourlet transform[J]. Computer Systems & Applications, 2010, 19(12): 185–189.

王丹, 周锦程. 基于 NSCT 的图像融合算法[J]. 计算机系统应用, 2010, 19(12): 185–189.

10 Chang Xia, Jiao Licheng, Jia Jianhua. Multisensor image adaptive fusion based on non-sampled contourlet[J]. Chinese J Computers, 2009, 32(11): 2229–2238.

常霞, 焦李成, 贾建华. 基于非下采样 Contourlet 的多传感器图像自适应融合[J]. 计算机学报, 2009, 32(11): 2229–2238.

11 Liu Yinghui, Jiang Wei, Wei Ge. PET/CT image fusion based on non-sampled contourlet transform[J]. Optical Technique, 2010, 36(1): 121–125.

刘迎辉, 姜威, 魏戈. 基于非亚采样 Contourlet 变换的 PET/CT 图像融合[J]. 光学技术, 2010, 36(1): 121–125.