

基于区域的非下采样形态小波 医学图像融合算法^{*}

曹义亲^a, 雷章明^a, 黄晓生^b

(华东交通大学 a. 软件学院; b. 信息工程学院, 南昌 330013)

摘要: 提出了基于区域的非下采样形态小波医学图像融合算法。该算法首先将待融合的图像进行非下采样形态 Haar 小波分解成高频子带和低频子带, 对低频子带图像直接按绝对值最大的规则进行融合, 对各高频子带图像则先进行区域分割, 对分割的区域根据其活跃度指数进行匹配, 再对相匹配的区域按能量最大规则进行融合; 最后根据融合后的低频子带及高频子带进行融合图像重构。实验结果表明, 该算法在保持移不变形态小波融合方法优点的基础上, 增强了融合图像的细节及亮度信息, 同时有效地克服了对噪声和非精确配准敏感等缺点。

关键词: 非下采样; 形态小波变换; 图像融合

中图分类号: TP391.41

文献标志码: A

文章编号: 1001-3695(2012)06-2379-03

doi: 10.3969/j.issn.1001-3695.2012.06.101

Region-based algorithm for non-sampling morphological wavelet medical image fusion

CAO Yi-qin^a, LEI Zhang-ming^a, HUANG Xiao-sheng^b

(a. School of Software, b. School of Information Engineering, East China Jiaotong University, Nanchang 330013, China)

Abstract: This paper proposed a region-based non-downsampling morphological wavelet medical image fusion algorithm, and applied the non-downsampling morphological Haar wavelet decomposition which would result in the separation of high frequency sub-band and low frequency sub-band to be fused image. For low frequency sub-band, the image fused by means of the absolute maximum directly. While for the high sub-band, the image should be partitioned into regions which were to be used to match according to the activity index of each other, and then the matched regions would be fused under the rule of energy maximum. Finally, the reconstruction of the fused image would be performed in terms of the high and low frequency sub-band. As a result of this experiment, integrating the advantage of the morphological wavelet fusion which kept the shift-invariant, the algorithm enhances the details as well as the intensity of the fused image and overcomes the shortages such as the sensibility to noise and the non-precision alignment.

Key words: non-downsampling; morphological wavelet transform; image fusion

0 引言

医学图像融合是将两幅或多幅医学图像进行综合以获得更准确、更全面的医学信息的过程。近年来, 医学影像技术的发展为临床诊断提供了传统医学手段无法获得的多模态医学图像。但是, 不同模态的医学影像由于其成像原理不同, 它们反映人体脏器和病变组织的信息也各不相同, 如 CT 能清晰地表达人体骨骼信息, 而 MRI 能清晰地表达软组织信息。因此, 有效地融合不同模态的医学图像以最大限度地挖掘影像信息, 对提高影像诊断的准确性和临床治疗水平具有重要意义, 医学图像融合也一直是医学图像处理领域中的一个研究热点^[1]。

对于图像融合, 通常分为像素级融合、特征级融合和决策级融合三类。目前, 国内外研究大多集中在像素级融合算法上, 已有算法如加权平均融合^[2]、金字塔融合^[3]等, 随着小波

技术的发展, 基于小波分解的图像融合成了研究热点, 也取得了很好的融合效果^[4-8]。但小波变换作为一个线性变换, 小波分解的空间是线性空间, 因此, 小波分析对于信号或图像的非线性特征, 如形状、大小、色调、纹理、阴影的描述却受到限制。形态小波(morphological wavelets)^[6]作为小波理论非线性扩展研究的一个方向, 是基于数学形态学的非线性特征及其在图像的形状形态分解上的可完全重构和无冗余的描述方法, 它的应用正不断受到人们的重视^[9-11]。在图像融合领域, De 等人^[12]提出了一种基于形态小波分解的多聚焦图像融合算法, 针对形态小波存在移变性的缺点, Yang 等人^[13]又提出了基于移不变的非下采样形态小波的医学图像融合算法。与传统的基于线性小波融合算法相比, 基于形态小波分解的融合算法具有良好的细节保留和抗噪声性能, 同时具有计算简单快速的优点, 但它们作为一种像素级融合方法, 其操作主要仍是针对图像多分

收稿日期: 2011-10-12; **修回日期:** 2011-11-24 **基金项目:** 江西省自然科学基金资助项目(2010GZS0025); 江西省科技支撑计划项目(2008J212)

作者简介: 曹义亲(1964-), 男, 江西都昌人, 教授, 硕士, 主要研究方向为图像处理、模式识别(yqcao@ecjtu.jx.cn); 雷章明(1986-), 男, 四川大竹人, 硕士研究生, 主要研究方向为图像处理、模式识别; 黄晓生(1972-), 男, 江西于都人, 副教授, 博士, 主要研究方向为图像处理。

分辨率分解后的单个系数(或固定窗口,如 $3 \times 3, 5 \times 5$)独立或基本独立地进行操作。在很多实际图像融合应用中,如果能直接对目标进行融合而不是对像素进行融合会更有意义^[14]。

基于此,本文在文献[2]的基础上提出一种基于区域的非下采样形态小波医学图像融合方法。该算法的基本思想是:先对待融合的医学图像进行非下采样形态小波多尺度分解;再对分解后的高频子带图像进行区域分割;最后将分割后的图像高频子带进行区域能量最大融合,而对低频子带直接按绝对值最大的规则进行融合。

1 非下采样形态 Haar 小波变换(UMHW)

Heijmans 等人^[15]用形态学的腐蚀和膨胀算子代替了经典 Haar 小波变换中的线性滤波器,提出了形态 Haar 小波(morphological Haar wavelet, MHW)。假设 $c_0^{(0)}$ 为输入的原始信号, $c_0^{(i)}$ 和 $c_1^{(i)}$ 分别表示第 i 层的近似系数和细节系数,则 MHW 分解可表示为^[12]

$$c_0^{(i)}(n) = c_0^{(i-1)}(2n) \vee c_0^{(i-1)}(2n+1) \quad (1)$$

$$c_1^{(i)}(n) = c_0^{(i-1)}(2n) - c_0^{(i-1)}(2n+1) \quad (2)$$

其中,膨胀算子“ $\vee$ ”表示取最大值。相应地, MHW 重构可表示为

$$r_0^{(i)}(2n) = r_0^{(i)}(2n+1) = c_0^{(i)}(n) \quad (3)$$

$$r_1^{(i)}(2n) = c_1^{(i)} \wedge 0 \quad (4)$$

$$r_1^{(i)}(2n+1) = -(c_1^{(i)}(n) \vee 0) \quad (5)$$

其中:腐蚀算子“ $\wedge$ ”表示取最小值; $r_0^{(i)}(n)$ 和 $r_1^{(i)}(n)$ 分别表示 $c_0^{(i)}$ 和 $c_1^{(i)}$ 对应的重构分量,两个重构分量之和构成上一层尺度系数,如式(6)所示。

$$c_0^{(i-1)}(n) = r_0^{(i)}(n) + r_1^{(i)}(n) \quad (6)$$

由于 MHW 与传统线性小波变换一样均采用了下采样操作,因此存在移变性的缺点,因此, Yang 等人^[13]对 MHW 通过采用非下采样的方式进行了移不变扩展,取得了很好的效果。图 1 为对 CT 图像分别进行 MHW 和 UMHW 分解的各层近似系数结果。

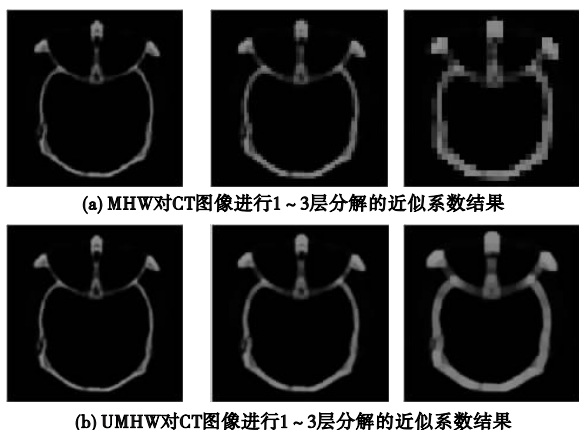


图1 MHW与UMHW分解的结果

从图中可以看到,当对图像分解到 2、3 层或者是更高层次时,使用 MHW 产生的近似图像严重畸变,还带有块效应,不能代表原始的图像近似信息;而应用 UMHW 分解图像,能很好地保持原图像的纹理特征,也消除了 MHW 分解存在的块效应。

UMHW 分解可表示为

$$c_0^{(0)}(n) = c_0^0(n) \quad (7)$$

$$c_0^{(i+1)}(n) = c_0^{(i)}(n) \vee c_0^{(i)}(n+2^i) \quad (8)$$

$$c_1^{(i+1)}(n) = c_0^{(i)}(n) - c_0^{(i)}(n+2^i) \quad (9)$$

其中: $c_0^{(0)}(n) = c_0^0(n)$, $c_0^{(0)}$ 为输入的原始信号, $c_0^{(i)}$ 和 $c_1^{(i+1)}$ 分别表示第 i 层分解的近似系数和细节系数。UMHW 重构表示为

$$p_0^{(i)}(n) = \frac{1}{2} [c_0^{(i)}(n) + c_0^{(i)}(n-2^{i-1})] \quad (10)$$

$$p_1^{(i)}(n) = \frac{1}{2} [c_1^{(i)}(n) \wedge 0 - c_1^{(i)}(n-2^{i-1}) \vee 0] \quad (11)$$

其中: $p_0^{(i)}$ 和 $p_1^{(i+1)}$ 分别表示第 i 层重构的近似系数和细节系数。

2 基于区域的非下采样形态小波融合算法

医学图像融合比普通图像融合有更高的要求。首先要求融合后的图像不能扭曲图像细节,要尽可能准确地反映源图像包含的图像信息;另一方面,新图像的融合效果应符合人眼视觉特性,充分展现图像纹理和丰富的细节。CT/MRI 是医学图像融合中最为常见的一种模式。CT 图像具有高的空间分辨率和几何特征,骨组织成像清晰;MRI 成像技术可以清晰地反映软组织、器官和血管等结构。CT/MRI 图像信息在空间上局部互补。因此针对 CT/MRI 图像的这一特点,根据医学图像融合算法的要求,在文献[2,8]的基础上,提出基于区域的非下采样形态小波图像融合算法。该方案首先将已配准原图进行非下采样形态小波分解,然后对低频子带及高频子带分别采用不同的融合规则进行融合;最后根据融合后的低频子带和高频子带系数重构融合图像。具体步骤为:

a) 对每一待融合图像分别进行非下采样形态小波分解,分别得到一个低频子带图像和三个高频子带图像。

b) 对低频子带,直接按绝对值最大方式进行融合,则低频子带融合可表示为

$$y_F^K(n|0) = \max\{|y_A^K(n|0)|, |y_B^K(n|0)|\} \quad (12)$$

其中: $y_X^K(n|p)$ 表示图像 X , K 层 UMHW 分解后的系数; $p=0, 1, 2, 3$, 当 $p=0$ 时表示低频系数, n 表示该子带的一个区域。

c) 对高频子带,再按以下步骤进行融合:

(a) 根据文献[16]的方法进行区域分割,得各分割区域,表示为

$$R = \{R^{(1)}, R^{(2)}, \dots, R^{(k)}\} \quad (13)$$

其中: R 表示一整块区域, $R^{(k)}$ 表示第 k 层细节子带分割区域。

(b) 对各分割区域,按式(14)定义其信息活跃度指数,表示其信息的显著程度。

$$a_S^{(k)}(R|p) = \sum_{n \in R^{(k)}} |y_S^{(k)}(n|p)| \quad (14)$$

其中: $a_S^{(k)}(R|p)$ 表示源图 S 第 k 层细节子带 p 方向的区域活跃度; $R^{(k)}$ 表示第 k 层细节子带分割区域; n 为区域内的像素点; $y_S^{(k)}(n|p)$ 表示第 k 层的细节系数。

(c) 匹配区域能量计算

$$a_S^{(k)}(R|p) = \sum_{n \in R^{(k)}} |y_S^{(k)}(n|p)| \quad (15)$$

(d) 区域融合,采用区域能量最大的方法进行细节系数的

融合:

$$y_F^{(k)}(n|p) = \begin{cases} y_A^{(k)}(n|p) & \text{if } a_A^{(k)}(R|p) > a_B^{(k)}(R|p) \\ y_B^{(k)}(n|p) & \text{otherwise} \end{cases} \quad (16)$$

其中: $y_F^{(k)}(n|p)$ 表示融合后的区域系数。

d) 根据融合低频子带及高频子带,依照式(10)和(11)重构融合图像。

3 实验结果及分析

在 MATLAB2009 环境下,对本文算法用已配准的 CT/MRI 图像(图2)进行了实验,实验结果如图3所示。其中,第一、二行为 CT/MRI 通过 UMHW 两层分解图,第三行表示通过使用本文算法后各层融合图像。从图3中可以看出,各层分解和融合获得了很好的效果。

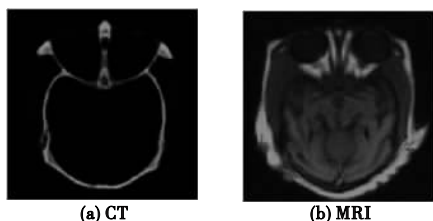


图2 实验所用已配准CT及MRI图像(来源于http://imagefusion.org/)

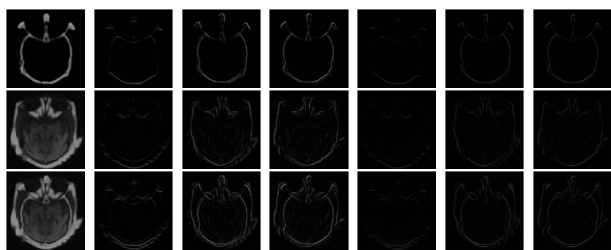


图3 图像分解与融合

为了进一步验证本文算法的效果,将本文算法与基于经典 Haar 小波(HW)^[17]、基于 MHW^[12]以及基于 UMHW 图像融合算法^[13]从主客观方面进行了比较。实验结果如图4及表1所示。图4(a)为 Haar 小波融合图像;(b)为形态 Haar 小波融合图像;(c)为非下采样形态 Haar 小波融合图像;(d)为本文所提出的基于区域的非下采样形态 Haar 小波融合图像。从图4中可以看出,本文算法结果边缘更清晰,细节更丰富。表1中采用了互信息(MI)^[13]、相似梯度(SG)^[12]指标对本文算法与其他算法进行了比较。从表1中可看出,本文在各项指标上均显现出较大的优势。

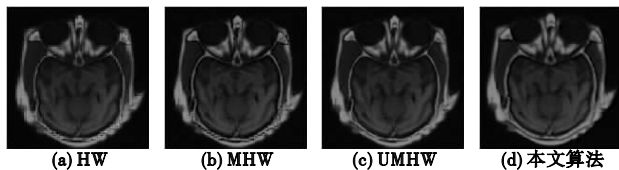


图4 本文算法与HW、MHW、UMHW算法效果比较

表1 本文算法与 HW、MHW、UMHW 算法在 MI 与 SG 指标比较

融合方案	互信息(MI)	相似梯度(SG)
HW 融合	2.279 6	0.633 4
MHW 融合	3.915 9	0.756 8
UMHW 融合	5.801 4	0.859 1
本文算法	6.020 3	0.878 4

4 结束语

医学图像融合是医学图像处理中的一个重要领域,其融合效果于对提高影像诊断的准确性和临床治疗水平具有重要意义。本文在考虑形态小波良好的非线性细节描述特性及计算简单快速的基础上,采用非下采样的方式以消除一般小波的移变性缺点,同时为了提高融合的针对性,对细节系数在融合前先进行了区域分割。实验结果表明,本文算法在保持形态小波融合算法既有优点的情况下,融合图像质量在主客观方面性能均有较明显的改进。

参考文献:

- [1] 杨立才,刘延梅,刘欣,等. 基于小波包变换的医学图像融合方法[J]. 中国生物医学工程学报,2009,28(1):12-16.
- [2] GEMMA P. A general framework for multiresolution image fusion: from pixels to regions [J]. Information Fusion,2003,4(4):295-280.
- [3] BURT P T, ADELSON E H. The Laplacian pyramid as a compact image code[J]. IEEE Trans on Communications,1983,31(4):532-540.
- [4] 张泾周,李婷,吴疆. 医学图像的小波变换融合算法研究[J]. 中国生物医学工程学报,2008,27(4):521-525.
- [5] 刘凌湘,陈武凡,周凌宏,等. 基于小波变换的 CT/PET 图像融合最佳参数研究[J]. 中国生物医学工程学报,2010,29(4):498-503.
- [6] 杨波,敬忠良. 梅花形采样离散小波框架图像融合算法[J]. 自动化学报,2010,36(1):12-22.
- [7] 陈浩,刘艳滢. 基于提升小波变换的红外图像融合算法研究[J]. 激光与红外,2009,39(1):97-100.
- [8] 曾基兵,陈怀新,王卫星. 基于改进局部方差的小波图像融合方法[J]. 计算机工程与应用,2007,43(32):72-74.
- [9] 张培林,李兵,张英堂,等. 基于最大提升格形态小波变换的齿轮故障特征提取[J]. 仪器仪表学报,2010,31(12):36-41.
- [10] 景小平,邓方源,易世君,等. 基于形态小波变换的指纹图像识别预处理的应用研究[J]. 四川师范大学学报:自然科学版,2009,32(5):694-697.
- [11] 赵鹏,王霓虹,浦昭邦. 基于形态小波分解金字塔的图像融合[J]. 光电子·激光,2008,19(6):815-816.
- [12] DE I, CHANDA B. A simple and efficient algorithm for multifocus image fusion using morphological wavelet[J]. Signal Processing, 2006,86(5):924-936.
- [13] YANG Bo, JING Zhong-liang. Medical image fusion with a shift-invariant morphological wavelet [C]//Proc of IEEE Conference on Cybernetics and Intelligent Systems. 2008:175-178.
- [14] ZHANG Zhong, BLUM R S. A region-based image fusion scheme for concealed weapon detection [C]//Proc of the 31st Annual Conference on Information Sciences and Systems. 1997:168-173.
- [15] HEIJMANS H J, GOUTSIAS J. Multiresolution signal decomposition schemes, part 2: morphological wavelets [J]. IEEE Trans on Image Processing,2000,9(11):1897-1913.
- [16] 冀雪晶,慈林林,姚康泽. 分裂合并算法的优化及并行化方案[J]. 北京理工大学学报,2007,27(9):801-806.
- [17] LI H, MANJUNATH B S, MITRA S. Multisensor image fusion using the wavelet transform [J]. Graphical Models and Image Process, 1995,57(3):235-245.