

基于区域能量和层间相关性的图像加权融合算法

李红岩, 宁梓清, 李 可, 李 蒙

(哈尔滨医科大学(大庆)医学信息学院,黑龙江 大庆 163319)

摘 要: 研究了一种基于 CL 多小波变换的区域局部能量的多模态医学图像的融合方法. 该方法改进了以往依靠能量匹配度的方法, 充分研究了图像局部能量之间的数值关系. 当多小波分解后, 用图像层间相关系数来确定融合权值. 该算法稳定性强, 基本满足诊断的实时性要求. 实验结果表明, 该方法相较于单纯 GHM 区域能量融合方法, 不仅将图像的信息熵和互信息熵, 分别提高了 2% 和 5%, 交叉熵和标准差等指标也不同程度的有所提高, 而且有较好的直观视觉效果.

关键词: CL 多小波; 图像融合; 区域能量; 层间相关性

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A **文章编号:** 1007-2683(2014)05-0099-04

Image Weighted Fusion Algorithm Based on Regional Energy and Layers Correlation

LI Hong-yan, NING Zi-qu, LI Ke, LI Meng

(School of Medical Informatics, Harbin Medical University(Daqing) Informatics, Daqing 163319, China)

Abstract: In this paper, we study a kind of image fusion methods, which based on local energy of CL multi-wavelet transform. This method improved energy fusion rely on energy matching degree, and studied the numerical relation of the multi-layer local energy fully. Image correlation coefficient between the layers is used to determine the fusion weight after multiple wavelet decomposition. The algorithm stability is strong, easy to meet the real-time requirement the diagnosis. Experimental results show that the method is compared with pure GHM regional energy fusion method, not only the image information entropy and mutual information entropy, increased by 2% and 5% respectively, the cross entropy and standard deviation also improved. Have a good intuitive visual effects.

Key words: CL multiwavelet; image fusion; local energy; layer correlation

0 引 言

自医学图像融合技术 90 年代兴起后, 已备受国内外学术界的重视. 现代医学影像(CT, MRI, PET)成像系统的应用大大提高了诊断的正确率, 为患者争取了宝贵的治疗时间, 但由于不同模态的医学影

像信息差异较大, 且成像方式各有不同. 所以, 实际医疗中的问题, 催生了医学图像融合技术研究的必要性和迫切性.

目前, 关于多模态医学图像融合的具体方法较多^[1-4], 但总结起来应分为空域融合和频域融合两大类, 其中频域融合方法可以将图像空间信息映射到频率域, 利用加窗的方法具体研究图像的信息轮

收稿日期: 2013-06-27

基金项目: 黑龙江省卫生厅科学研究项目(2011-232).

作者简介: 李红岩(1967—), 男, 硕士, 教授;

李 蒙(1982—), 女, 硕士, 讲师.

通讯作者: 宁梓清(1982—), 女, 硕士, 讲师, E-mail: xiaomao_ning@163.com.

廓和细节情况. 特别是基于小波变换的图像融合的方法, 体现了信息的唯一性, 消除了图像重建的信息冗余等. 但是小波变换在实数域中, 紧支撑性、对称性和正交性均存在的单小波是不存在的, 这导致了图像信号能量和边缘的损失. 针对这一点, Goodman 等提出了多小波的概念^[6], 很好的弥补了小波变换自身的缺陷. 多小波的基本思想是扩展小波变换中的尺度函数, 以便生成的多分辨率分析空间, 以此来获得更大的自由度^[6]. 现在常用的多小波有 GHM, CL 多小波和半正交多小波. 1996 年, Chui 和 Lian 构造了 CL 多小波, 它在分解层上能量更为集中. 本文在研究 CL 多小波理论的基础之上, 提出了一种新的图像融合算法, 将原来基于匹配度的加权选择原则改进, 即基于区域能量和层间相关性的加权融合算法.

1 CL 多小波变换

多小波变换思想基础源自单小波变换, 其中, 多小波基是由 r 个小波母函数和尺度函数经过伸缩平移生成, 若记两者分别为:

$$\begin{cases} \phi(x) = [\phi_1(x), \phi_2(x), \dots, \phi_r(x)]^T \\ \psi(x) = [\psi_1(x), \psi_2(x), \dots, \psi_r(x)]^T \end{cases} \quad (1)$$

且二者满足而尺度方程:

$$\begin{cases} \phi(x) = \sum_{k \in \mathbb{Z}} H_k \phi(2x - k) \\ \psi(x) = \sum_{k \in \mathbb{Z}} G_k \psi(2x - k) \end{cases} \quad (2)$$

其中 H_k 和 G_k 分别为低通和高通滤波器序列 ($r \times r$ 实系数矩阵). 常用的 CL 多小波低通和高通滤波器矩阵为

$$H_0 = \frac{1}{40\sqrt{2}} \begin{bmatrix} 10 - 3\sqrt{10} & 5\sqrt{6} - 2\sqrt{15} \\ 5\sqrt{6} - 3\sqrt{15} & 5 - 3\sqrt{10} \end{bmatrix} \quad (3)$$

$$H_1 = \frac{1}{40\sqrt{2}} \begin{bmatrix} 30 + 10\sqrt{2} & 5\sqrt{6} - 2\sqrt{15} \\ -5\sqrt{6} - 7\sqrt{15} & 15 - 3\sqrt{10} \end{bmatrix} \quad (4)$$

$$H_2 = \frac{1}{40\sqrt{2}} \begin{bmatrix} 30 + 3\sqrt{10} & -5\sqrt{6} + 2\sqrt{15} \\ 5\sqrt{6} + 7\sqrt{15} & 15 - 3\sqrt{10} \end{bmatrix} \quad (5)$$

$$H_3 = \frac{1}{40\sqrt{2}} \begin{bmatrix} 10 - 3\sqrt{10} & -5\sqrt{6} + 2\sqrt{15} \\ -5\sqrt{6} + 3\sqrt{15} & 5 - 3\sqrt{10} \end{bmatrix} \quad (6)$$

$$G_0 = \frac{1}{40\sqrt{2}} \begin{bmatrix} 5\sqrt{6} - 2\sqrt{15} & -10 + 3\sqrt{10} \\ -5 + 3\sqrt{10} & 5\sqrt{6} - 3\sqrt{15} \end{bmatrix} \quad (7)$$

$$G_1 = \frac{1}{40\sqrt{2}} \begin{bmatrix} -5\sqrt{6} + 2\sqrt{15} & 30 + 3\sqrt{10} \\ 15 - 3\sqrt{10} & 5\sqrt{6} + 7\sqrt{15} \end{bmatrix} \quad (8)$$

$$G_2 = \frac{1}{40\sqrt{2}} \begin{bmatrix} -5\sqrt{6} + 2\sqrt{15} & -30 - 3\sqrt{10} \\ -15 + 3\sqrt{10} & 5\sqrt{6} + 7\sqrt{15} \end{bmatrix} \quad (9)$$

$$G_3 = \frac{1}{40\sqrt{2}} \begin{bmatrix} 5\sqrt{6} - 2\sqrt{15} & 10 - 3\sqrt{10} \\ 5 - 3\sqrt{10} & 5\sqrt{6} - 3\sqrt{15} \end{bmatrix} \quad (10)$$

则多小波变换分解一次的结果为

$$\begin{matrix} L_1 L_1 & L_2 L_1 & H_1 L_1 & H_2 L_1 \\ L_1 L_2 & L_2 L_2 & H_1 L_2 & H_2 L_2 \\ L_1 H_1 & L_2 H_1 & H_1 H_1 & H_2 H_1 \\ L_1 H_2 & L_2 H_2 & H_1 H_2 & H_2 H_2 \end{matrix}$$

如上可见, 经过一次 CL 多小波分解得到了 16 个子图像, 其中左上部分 $L_i L_j$ 是低频子图像, 右上、左下和右下共分解得到 12 个分别代表水平、垂直和对角方向的高频子图像, 在这以后的每一次多小波分解都是对低频图像 $L_i L_j$ 进行. 所以, 一幅图像经 r 小波进行 s 级分解后可得到 $r^2(3s+1)$ 个子图像, 最后一级分解得到的 4 个低频子图像才是原图像的低频部分. 值得注意的是由于多小波采用的是矩阵滤波器, 即多输入多输出系统, 则对于输入来说就有了向量化的要求, 转化成 $r \times r$ 矩阵块, 即预处理^[7]. 因为重复行采样会造成数据冗余, 本文采用临界采样预滤波, 则滤波其系数为

$$P_1(0) = \begin{bmatrix} \frac{1}{4} & \frac{1}{4} \\ \frac{1}{1+\sqrt{7}} & \frac{-1}{1+\sqrt{7}} \end{bmatrix} \quad (11)$$

$$P_2(0) = \begin{bmatrix} 2 & \frac{1+\sqrt{7}}{2} \\ 2 & \frac{-(1+\sqrt{7})}{2} \end{bmatrix} \quad (12)$$

2 图像融合方法

2.1 基于方差的图像融合方法

图像能量主要集中在低频部分, 它们提供了图像的亮度信息和平滑信息, 且在标定兴趣区域起到了重要的作用. 另一方面, 医学图像往往有实时性的处理要求, 所以方便快捷的方差融合算法风靡一时. 但是, 这种方法信息的边缘损失较大, 一般与其他融合方法联合使用, 来弥补其缺陷. 基于方差的图像融合的具体方法为

$$\left. \begin{aligned} \sigma_A^2(m, n) &= \frac{1}{J \times K} \sum_{m' \in J} \sum_{n' \in K} [D_A^\lambda(m + m', n + n') - \text{mean}_A(m, n)]^2 \\ \sigma_B^2(m, n) &= \frac{1}{J \times K} \sum_{m' \in J} \sum_{n' \in K} [D_B^\lambda(m + m', n + n') - \text{mean}_B(m, n)]^2 \end{aligned} \right\} \quad (13)$$

其中: J 和 K 表示区域大小, $\lambda = 1, 2, 3$ 分别表示水平、垂直和对角 3 个方向, $D_{j,A}^\lambda$ 和 $D_{j,B}^\lambda$ 分别表示源图像 A 和 B 的第 j 层多小波分解系数, (m', n') 是以 (m, n) 为中心的邻域。

2.2 基于区域能量和层间相关性的图像加权融合算法

对源图像 A 和 B 分别进行预滤波和 CL 多小波变换, 分解的层数越多, 融合图像中所含的细节信息就越丰富。其中, 高频子带表征图像细节信息, 低频子带则代表图像的轮廓信息。但随着分解层数增加, 边缘能量损失越多, 所以分解层数一般为 2~4 层为宜^[8]。

经过 CL 多小波的分解, 得到低频和高频图像, 低频成分能量含量较为相近, 而高频能量之间的差别较大, 所以图像融合的关键在高频能量的融合。本文为突出医学应用的实时性, 在高频成分和低频成分融合时均采用能量加权融合的形式。

基于区域能量和层间相关性的图像加权融合算法原理如下:

在尺度 j 下, 选择 3×3 的观察窗口, (m', n') 是以 (m, n) 为中心的邻域, 则得到图像局部区域能量。

局部区域能量:

$$\left. \begin{aligned} E_{j,A}^\lambda &= \sum_{m' \in J, n' \in K} W_{A(m', n')}^\lambda [D_{j,A}^\lambda(m + m', n + n')]^2 \\ E_{j,B}^\lambda &= \sum_{m' \in J, n' \in K} W_{B(m', n')}^\lambda [D_{j,B}^\lambda(m + m', n + n')]^2 \end{aligned} \right\} \quad (14)$$

能量匹配度:

$$M_{j,AB}^\lambda(m, n) = \frac{2 \sum_{m' \in J, n' \in K} |W_{A(m', n')}^\lambda D_{j,A}^\lambda(m + m', n + n') D_{j,B}^\lambda(m + m', n + n')|}{E_{j,A}^\lambda(m, n) + E_{j,B}^\lambda(m, n)} \quad (15)$$

基于局部区域能量的图像融合方式, 是通过选择两子带中局部区域能量大者, 赋予一定的权值进行融合。若对应像素能量差值大, 则较容易选择, 更容易保留图像的细节特征^[8]。相反, 差值小, 但区域能量的匹配度较大时, 就容易产生错误的选择, 得到错误的融合结果, 造成图像的效果失真。本文针对局部能量融合的优点进行了改进, 对图像的局部能量进行归一化处理, 并考查图像不同层间的相关系数,

依此确定具体可以融合的能量区域。

首先, 将局部能量进行归一化处理:

$$\left. \begin{aligned} NE_{j,A}^\lambda(m, n) &= \frac{E_{j,A}^\lambda(m, n)}{E_{j,A}^\lambda(m, n) + E_{j,B}^\lambda(m, n)} \\ NE_{j,B}^\lambda(m, n) &= \frac{E_{j,B}^\lambda(m, n)}{E_{j,A}^\lambda(m, n) + E_{j,B}^\lambda(m, n)} \end{aligned} \right\} \quad (16)$$

其次, 计算归一化局部能量差:

$$s(x, y) = NE_{j,A}^\lambda(m, n) - NE_{j,B}^\lambda(m, n) \quad (17)$$

再次, 制定融合规则:

若 $s(x, y) \geq T$, 则:

$$D_{j,F}^\lambda(m, n) = \begin{cases} D_{j,A}^\lambda(m, n), & s(x, y) \geq T \\ D_{j,B}^\lambda(m, n), & s(x, y) \leq -T \end{cases}$$

若 $s(x, y) \leq -T$, 则:

$$D_{j,F}^\lambda(m, n) = W \times D_{j,A}^\lambda(m, n) + (1 - W) \times D_{j,B}^\lambda(m, n)$$

式中: $T(0 < T < 1)$ 是阈值, 对于医学图像来说, 一般为 0.4~0.7; W 是图像 A 的权值, 是关于局部能量差 $s(x, y)$ 的函数。 W 的确定:

最后, 计算子带相关系数

$r =$

$$\frac{[D_A^\lambda(m + m', n + n') - \text{mean}_A(m, n)] [D_B^\lambda(m + m', n + n') - \text{mean}_B(m, n)]}{\sqrt{[\sum_{m' \in J, n' \in K} D_A^\lambda(m + m', n + n') - \text{mean}_A(m, n)] [\sum_{m' \in J, n' \in K} D_B^\lambda(m + m', n + n') - \text{mean}_B(m, n)]}} \quad (18)$$

权值 W 就是子带相关系数

W 有如下性质:

$$W_{j,A}^\lambda = \begin{cases} 0.5 & r \geq 0.5 \\ 1 - r & r < 0.51, \sigma_A^2(m, n) \geq \sigma_B^2(m, n) \\ r & r < 0.51, \sigma_A^2(m, n) < \sigma_B^2(m, n) \end{cases} \quad (19)$$

式中: $\text{mean}_A(m, n)$ 和 $\text{mean}_B(m, n)$ 是图像 A 、 B 在点 (m, n) 处的均值; $\sigma_A^2(m, n)$ 和 $\sigma_B^2(m, n)$ 是源图像的方差, 来表示子带系数偏离中心位置的程度; r 是两个图像的相关程度。

由以上方法可得, 在相应分解层和相应的方向上, 当得到图像 A 和 B 归一化的局部能量值后, 若差值较大, 表明其中一幅图像细节信息丰富, 另一幅图像细节信息较少, 此时选择局部能量大的像素值作为图像融合的多小波系数; 相反, 差值接近时, 说明两幅图像细节信息量几乎相同, 匹配度较大, 此时应该计算两幅图像对应分解层的相关系数, 选择相关性较大的分解层融合。该方法既保留了图像细节信息, 又避免了失真, 减少噪声, 确保融合图像的一致性。

3 实验结果分析

实验使用了经过配准的医学图像,进行了 MATLAB 仿真实验. 但本文方法计算量较大,而且经过实验采用局部能量,并综合考虑层间系数的算法融合效果明显好于单纯的方差融合,所以下仅给出综合考虑了局部能量和层间相关性的基于 CL 和 GHM 多小波的融合效果图,如图 3 所示.

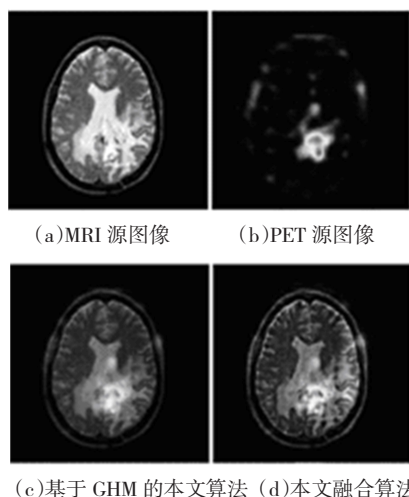


图1 多小波融合效果图

表1 算法效果比较

融合算法	熵值	交叉熵	互信息熵	标准差
基于 GHM 多小波 的本文算法	4.398	0.508 4	0.701 1	72.902
区域方差融合	4.118	0.337	0.639 8	71.469
本文算法	4.407	0.514 3	0.704 7	72.952

目前,CL 多小波和 GHM 多小波是较为常用,且能量集中效果较好的两种多小波. 所以,本文采用同样的算法过程处理了同样的图像. 经过实验作者发现,CL 多小波与 GHM 多小波相比,能量大量聚集在低频部分,尤其是第一子块,有利于医学图像压缩和减噪.

从图 3 和表 1 比较得出: 该算法融合效果更好,失真度小,信息含量丰富,如本文算法信息熵与 GHM 多小波方法和方差方法相比,分别提高了 2% 和 7%; 互信息熵分别提高了 5% 和 10%, 另外,交

叉熵和标准差也有所提高. 可见,本文算法能量损失小,有更大的机会得到了高质量的融合图像,同时,该算法在单模融合上也取得了较好的融合效果,限于篇幅,没有给出具体的实验数据.

4 结 语

多小波是单小波的提升,不仅有较好的时频特性,还同时满足对称性、正交性,有限支撑性和光滑性、高阶消失矩等极好的性质. 根据医学影像成像机理,本文提出了基于 CL 多小波变换的区域能量选择性融合方法,有效地融合不同模态的医学图像,融合方法将两幅源图像的多小波分解高低频子带的局部能量进行归一化处理并计算其差值,而后根据设定的阈值,选择恰当的局部能量融合规则. 实验证明,改进后的算法可以根据层间的相关性系数,有效的选择细节特征,消除失真和噪声,保证了图像融合的稳定. 本算法对于临床实践具有较高的科研实践意义.

参 考 文 献:

- [1] 巴本东,吴晓娟,王磊. 多模态医学图像融合技术概 [J]. 信息技术与信息化,2004(6):28-30.
- [2] 王江涛,韩萍. 医学图像融合的临床应用与新进展 [J]. 医学影像学杂志,2009,19(4):476-478.
- [3] 邓燕子. 多模医学图像融合技术的原理、应用与最新进展 [J]. 人工智能及识别技术,2011,7(9):2122-2125.
- [4] 范立南,王晶,王银玲. 多模态医学图像融合技术综述 [J]. 沈阳大学学报,2009,21(3):96-100.
- [5] GOODMAN TNT,LEE SL. Wavelets in Wandering Subspace [J]. Tran Amer Math Soc,1993,338(2):639-654.
- [6] 夏明革,何友,苏峰. 基于多小波分析的图像融合算法 [J]. 电光与控制,2005,12(2):19-21.
- [7] 蔡瑞,苏红旗,李晓霞. 常用多小波及预处理方法 [J]. 科技创新导报,2011(12):88-89.
- [8] 杨斌. 医学图像融合中最佳小波分解层数的选择 [J]. 计算机工程与设计,2008,29(20):5265-5268.
- [9] 龚昌来. 基于局部能量的小波图像融合新方法 [J]. 激光与红外,2008,38(12):1266-1269.

(编辑: 温泽宇)