

## Method for medical image fusion based on local character

WU Jie, NIE Sheng-dong\*, WANG Hong-zhi, JIN Liang, WU Jian  
(School of Medical Instrument and Food Engineering, University of Shanghai for  
Science and Technology, Shanghai 200093, China)

**[Abstract]** **Objective** To introduce a multiscale wavelet fusion method based on local character of medical image. **Methods** The basic idea of medical image fusion based on local character was to perform a multiscale decomposition on two medical images, then the local standard deviation of each image was adopted as reference parameter to choose wavelet coefficient, finally the fusion image could be obtained by inverse wavelet transform on these coefficients. **Results** A piece of MRI anatomy image and a piece of SPECT function image were fused successfully. **Conclusion** Medical image fusion based on local character is feasible, simple and flexible.

**[Key words]** Medical image; Wavelet analysis; Image fusion

## 基于局部特征的医学图像融合方法

武 杰, 聂生东\*, 汪红志, 金 棕, 吴 健  
(上海理工大学医疗器械与食品学院, 上海 200093)

**[摘要]** **目的** 介绍一种基于局部小波系数特征的多尺度医学图像融合方法。**方法** 首先对待融合的两幅医学图像做多尺度的小波分解, 然后采用原始图像灰度的局部标准差作为小波系数选取的参考标准, 最后再对选取的小波系数进行重构得到最终的融合图像。**结果** 成功将一幅 MRI 解剖图像和一幅 SPECT 功能图像融合在一起。**结论** 基于局部特征的医学图像融合方法是切实可行的, 且简便灵活, 图像融合效果较好。

**[关键词]** 医学图像; 小波分析; 图像融合

**[中图分类号]** R445.1; TP391 **[文献标识码]** A **[文章编号]** 1003-3289(2009)03-0496-03

图像融合是信息融合的一个重要内容, 它是将不同来源的信息按照一定的准则提取各自有用的部分综合在一起, 形成一幅新的图像的过程。医学图像的数据融合是整合不同成像模式实现信息综合利用的方法, 达到不同成像设备所采集的图像信息之间的互补作用。

借助医学图像处理技术可实现不同成像模式下的图像融合, 并最终把各自的优势图像信息融合在同一幅图像里。解剖图像与功能图像之间的融合是一个最典型的多模态医学图像的融合, 二者的有效融合可以把功能信息定位到相应的解剖位置上, 给医学图像的分析 and 诊断带来极大的好处<sup>[1]</sup>。

融合的方法大致可以分为两类, 一是直接在像素域上的融合, 二是基于变换域的融合<sup>[1]</sup>。在医学图像融合中, 目前所

用的像素域方法有加权叠加法、色度空间融合法等, 变换域方法有基于金字塔结构的融合方法以及基于小波变换的融合方法等。小波变换作为一种新兴的工程数学工具, 已经普遍应用于各种图像信号的处理与分析, 小波变换它具有多分辨率的特点, 能在时间域和频率域同时具有较好的局部性<sup>[2]</sup>。它的金字塔式的分解方式, 符合人的眼睛由粗到精的观察特点, 能在不同尺度上得到相应的高频和低频系数, 从而能对它们进行不同的处理, 再结合图像的局部特征, 就能最大限度地保留图像本身信息, 获得视觉效果较好的融合图像。因此, 基于局部特征的多模式医学图像的小波融合方法具有较高的实际应用价值。

### 1 图像的快速小波分解

针对二维的图像信号, 小波分解通常采用 Mallat 快速算法, 通过两个一维的高通和低频分解滤波器, 先后作用于图像的行和列, 从而实现图像的二维小波变换。假设二维图像为, 则 Mallat 分解算法可表示为:

$$\begin{aligned} c_{j-1}(m, n) &= \sum_{k, l \in z} c_j(k, l) h_{k-2m} h_{l-2n} \\ d_{j-1}^1(m, n) &= \sum_{k, l \in z} c_j(k, l) h_{k-2m} g_{l-2n} \\ d_{j-1}^2(m, n) &= \sum_{k, l \in z} c_j(k, l) g_{k-2m} h_{l-2n} \end{aligned}$$

**[基金项目]** 2007 年度上海市市级大学生创新活动计划项目, 上海市教委教育科技发展基金(06EZ026), 上海市重点学科建设项目(P0502)。

**[作者简介]** 武杰(1976—), 男, 安徽阜阳人, 硕士, 讲师。研究方向: 医学图像处理和分析。E-mail: wujie3773@sina.com

**[通讯作者]** 聂生东, 上海理工大学医疗器械与食品学院, 200093。

E-mail: nie4667@sohu.com

**[收稿日期]** 2008-05-13 **[修回日期]** 2008-10-31

$$d_{j-1}^3(m, n) = \sum_{k,l \in z} c_j(k, l) g_{k-2m} g_{l-2n}$$

其中,  $c_0(m, n) = f(m, n)$ ,  $h(n)$  为高通滤波器, 并且两者构成正交滤波器对,  $c_{j-1}$ 、 $d_{j-1}^1$ 、 $d_{j-1}^2$ 、 $d_{j-1}^3$  分别对应空间分辨率  $2^{-(j-1)}$  下的低频子图像、水平、垂直、对角方向上的高频子图像。图像的多尺度小波分解过程见图 1, 在每一个分解尺度上都可以得到四个不同的次级子图像, 其中 LL 是低频的部分, 它代表图像的主要信息, 集中了图像的绝大部分能量, 而 HL、LH 和 HH 是高频部分, 分别代表图像的水平方向的细节、垂直方向的细节和对角线方向的细节。如果对图像的低频部分继续进行进一步小波分解, 就可以得到了多个尺度的图像时频信息, 从而能实现多分辨的小波分析<sup>[3,4]</sup>。

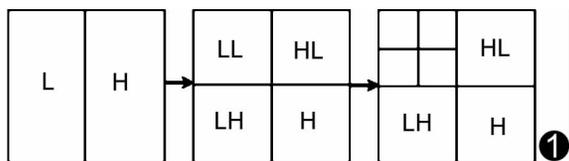


图 1 图像的多尺度小波分解示意图

对图像的小波分解, 其目的是能在不同的频带中实现对小波系数的不同处理, 而经过处理后的小波系数, 还需要进行小波的图像重构, 这样才能得到融合处理后的效果图像。和图像的小波分解相反, 小波图像重构只需要使用两个一维的低通和高通重构滤波器, 作用于相应的小波系数, 就能得到最后的合成图像。

## 2 基于局部标准差的小波图像融合方法

基于小波变换的医学图像融合方法就是将待融合的原始图像首先进行小波分解变换, 得到一系列子图像, 然后在小波域上按照一定的规则进行融合, 再进行逆小波变换进行重构图像, 融合方法主要分三步: 小波分解、系数融合及小波重构<sup>[5]</sup>。该方法采用的主要算法流程见图 2。

在图像融合过程中, 融合规则的选择直接影响着图像融合的效果。目前不少图像融合方法都采用的是基于单一像素的简单比较规则, 虽然简单且运算量小, 但会丢失许多图像信息, 获得的融合效果往往并不理想。图像的局域特征往往是由某一区域的多个像素共同体现的, 非由单一像素所能表征, 一般情况下某一区域内的像素都具有较强的相关性<sup>[6]</sup>; 而图像局部区域的标准差反映着各像素灰度相对于该区域灰度均值的离散情况, 标准差越大, 说明灰度级的变化越大, 因此, 它能反映出图像的细节、纹理和边缘信息。

为此, 本实验采用了基于区域标准差最大化的融合规则, 即以当前像素为中心, 选择一定大小的局部区域(一般为  $3 \times 3$  或  $5 \times 5$ ), 通过比较两幅图像相对应局部区域的标准差来选取小波系数。这里以两幅图像 A、B 的融合为例, 融合后图像为 F。具体的融合规则和融合算法为:

(1) 先对原始图像 A、B 分别进行 N 尺度小

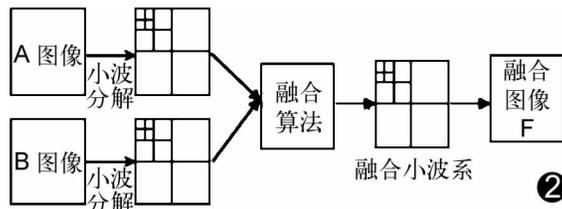


图 2 小波分解及图像融合过程

波分解, 得到相应尺度下的高频和低频分量。

(2) 融合图像 F 的低频部分取为各原始图像 A、B 分解后相应尺度的低频部分的平均或加权平均, 即  $L_{F,n} = (L_{A,n} + L_{B,n})/2$ , 其中,  $L_{A,n}$ 、 $L_{B,n}$  分别表示参加融合的原始图像 A 和 B 在分解尺度 n 上的低频分量,  $L_{F,n}$  表示融合图像 F 在小波分解尺度 n 上的低频分量。

(3) 融合图像 F 的高频分量取局部区域标准差较大的图像所对应的高频分量, 即

$$\begin{cases} H_{F,n}^{i,j} = H_{A,n}^{i,j} & std_A \geq std_B \\ H_{F,n}^{i,j} = H_{B,n}^{i,j} & std_A < std_B \end{cases}$$

其中  $H_{F,n}^{i,j}$ 、 $H_{A,n}^{i,j}$ 、 $H_{B,n}^{i,j}$  分别表示在位置 (i, j) 处的图像 F、A、B 在尺度 n 下的某高频分量值,  $std_A$ 、 $std_B$  分别表示图像 A 和 B 的局部标准差, 其局部标准差的计算公式如下:

$$std = \sqrt{\frac{\sum_i \sum_j (x_{i,j} - \bar{x})^2}{M * M}}$$

(4) 将融合后的小波系数, 进行逆小波变换和重构, 即得到融合后的图像<sup>[7,8]</sup>, 和 mallat 小波分解算法相对应, 其重构算法可表示为:

$$\begin{aligned} c_j(m, n) = & \sum_{k,l \in z} c_j(k, l) \bar{h}_{m-2k} \bar{h}_{n-2l} \\ & + \sum_{k,l \in z} d_j^1(k, l) \bar{h}_{m-2k} \bar{g}_{n-2l} \\ & + \sum_{k,l \in z} d_j^2(k, l) \bar{g}_{m-2k} \bar{h}_{n-2l} \\ & + \sum_{k,l \in z} d_j^3(k, l) \bar{g}_{m-2k} \bar{g}_{n-2l} \end{aligned}$$

其中,  $g(n) = (-1)^{-n} h(2N - n - 1)$ ,  $\bar{h}(n) = 2(2N - n - 1)$ ,  $\bar{g}(n) = g(2N - n - 1)$ 。

## 3 图像融合实例

为了直接说明基于局部特征的医学图像小波融合效果, 本次融合所采用的原始图像是已经配准过的脑部的核磁共振图像和单光子发射断层图像, 局部区域大小采用  $5 \times 5$ , 融合

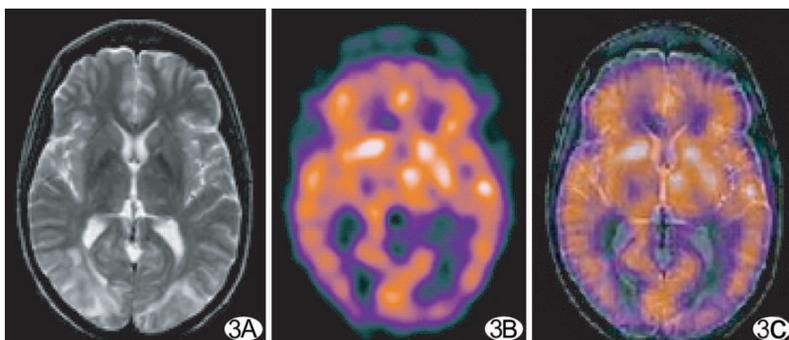


图 3 图像融合实例 A. 原始 MR 图像; B. 原始 SPECT 图像; C. 融合结果图像

结果见图 3。

从融合图像结果来看,不仅能反映磁共振图像的解剖结构,保留了边缘细节和纹理特征,而且 SPECT 图像的功能信息也能较完整地表现出来,从而能在解剖图像上进行很好的功能定位,达到了不同模式医学图像的信息互补目的。局部区域的标准差可以反映更多的图像局部特征和细节信息,使融合过程在保存主要图像内容的前提下不丢失重要的高频信息,融合图像边缘清晰,层次感强。

表 1 图像融合的评价

融合层数	评价参数		
	信息熵	交叉熵	峰值信噪比
2	4.14	0.11	19.11
3	4.32	0.06	19.68
4	4.57	0.04	21.97
5	4.86	0.04	24.28

表 1 中的数据表示在不同小波融合层数下融合后的图像信息熵、它和原始图像的交叉熵以及峰值信噪比。从表 1 中图像融合的评价相关参数可以看出,随着融合层数增大,融合后图像的信息熵不断增大,表明融合后图像从被融合图像中提取的信息量不断增大;随着融合层数的增加,交叉熵不断减小,表明融合图像与原始图像间的差异越来越小;随着融合层数的增加,融合图像的峰值信噪比不断增大,说明整体效果较好<sup>[6,9]</sup>。显然两幅图像的融合层数越多,图像空间频带就越丰富,融合的细节信息也就越丰富,融合质量相对越高,但融合层数太多,运算时间会过长。笔者认为选取融合层数为四层较为合适,因为此时的交叉熵和多于四层融合所得到的交叉熵之间差异已经很小,不仅为了减少运算时间,还可以在不同的融合层上采用不同的融合策略来减小运算量,比如在较低的融合层可以采用直接融合方法,而在较高层上可适当增加融合运算量。

#### 4 结论

在医学图像的融合过程中,不同的融合规则会对融合结果产生很大影响。实践证明基于局部特征的医学图像小波融合方法不仅计算速度快,而且融合后的图像结构清晰、层次完整、视觉效果较好,很好地保留了图像的全局和局部特征,为充分发挥现有医学成像设备的功能提供了一种可靠手段。基于局部特征的医学图像小波融合方法将在三维医学图像数据的融合、疑难疾病的诊断、神经系统的功能研究等领域得到广

泛的应用。

#### [参考文献]

- [1] Chen WF. The wavelet and its imply in image processing. Beijing: Science Technology Press, 2002: 1-15.  
陈武凡. 小波分析及其在图像处理中的应用. 北京: 科学出版社, 2002: 1-15.
- [2] Pei KM, Zheng CY. Adaptive image fusion based on texture energy analysis. Infrared Monthly, 2004, 4(4): 10-13.  
裴克明, 郑成勇. 基于纹理能量分析的自适应图像融合方法. 红外月刊, 2004, 4(4): 10-13.
- [3] Liu GX, Liu CH, Ling WJ. A novel algorithm for image fusion based on wavelet multi-resolution decomposition. Journal of Optoelectronics Laser, 2004, 15(3): 344-347.  
刘贵喜, 刘纯虎, 凌文杰. 一种基于小波多分辨率分解的图像融合新算法. 光子学报, 2004, 15(3): 344-347.
- [4] Zeng J, Xu BQ, Lin JR, et al. Technology for fusion of multiscale medical image based on wavelet decomposition. Journal of Biomedical Engineering Research, 2003, 22(3): 23-25.  
曾竞, 徐邦荃, 林家瑞, 等. 基于小波分解的多尺度医学图像融合技术. 生物医学工程研究, 2003, 22(3): 23-25.
- [5] Gonzalo Pajares. A wavelet-based image fusion tutorial. Pattern Recognition, 2004, 37(9): 1855-1872.
- [6] Liu GX, Yang WH. A wavelet-decomposition-based image fusion scheme and its performance evaluation. Acta Automatica Sinica, 2002, 28(6): 927-934.  
刘贵喜, 杨万海. 基于小波分解的图像融合方法及性能评价. 自动化学报, 2002, 28(6): 927-934.
- [7] Guo DC, Yan Y, Zhang J. Medical image fusion technology based on wavelet. Chin J Med Imaging Technol, 2003, 19(3): 370-372.  
郭德成, 闫岩, 张建. 基于小波变换的医学图像融合技术. 中国医学影像技术, 2003, 19(3): 370-372.
- [8] Wang XM, Guo QY. Superimposition of TI-SPECT and enhanced MRI in brain tumors. Chin J Med Imaging Technol, 2004, 20(8): 1273-1276.  
王晓明, 郭启勇. 脑肿瘤的 TI-SPECT 和增强 MRI 的融合成像研究. 中国医学影像技术, 2004, 20(8): 1273-1276.
- [9] Li W, Zhu XF. Medical image fusion and its application. Chin J Med Imaging Technol, 2005, 21(7): 1126-1129.  
李伟, 朱学峰. 医学图像融合技术及其应用. 中国医学影像技术, 2005, 21(7): 1126-1129.