

基于提升小波变换的医学图像融合方法

杨艳春¹ 党建武² 王阳萍² 李 莎³ 田仲泽³

(兰州交通大学数理与软件工程学院 兰州 730070)¹ (兰州交通大学电子与信息工程学院 兰州 730070)²
(兰州军区兰州总医院放疗科 兰州 730050)³

摘 要 多模医学图像融合在医学图像分析和诊断上具有重要的应用价值。在对 CT 与 MRI 图像进行提升小波变换的基础上,结合低频子带系数存在区域相关性及高频子带系数的特点,提出了对于低频子带系数采用基于区域方差的融合规则,对于高频子带系数采用基于区域空间频率的融合规则,最后进行提升小波逆变换得到融合图像。实验结果表明,与传统方法相比,该方法可以有效提高医学图像融合的信息量,较好地保留了源图像的边缘及细节信息,具有良好的融合效果及量化指标。

关键词 医学图像融合,提升小波变换,区域方差,区域空间频率

中图分类号 TP391 **文献标识码** A

Medical Image Fusion Method Based on Lifting Wavelet Transform

YANG Yan-chun¹ DANG Jian-wu² WANG Yang-ping² LI Sha³ TIAN Zhong-ze³

(School of Mathematics, Physics & Software Engineering, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou 730070, China)¹

(School of Electronic & Information Engineering, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou 730070, China)²

(Department of Radiotherapy, Lanzhou General Hospital, Lanzhou Command, Lanzhou 730050, China)³

Abstract Multimodality medical image fusion is significant in practical clinic application and therapy. According to characteristics of the regional relativity in the low-frequency sub-band and high frequency sub-band, CT and MRI images were decomposed by lifting wavelet transform. Region variance was adopted as fusion rules in the low frequency sub-band, and fusion rules based on region spatial frequency was adopted in the high frequency sub-band. Finally the fusion image was obtained by taking inverse lifting wavelet transform. Compared with the traditional methods, the results of experiment show that the algorithm enhances the fusion medical image information, effectively retains the source image edges and detail information, and the effect of fusion and quantifying indicators are fairly good.

Keywords Medical image fusion, Lifting wavelet transform, Region variance, Region spatial frequency

1 引言

现代医学成像技术为临床医学提供了 X 射线、超声、CT (计算机断层成像)、DSA、SPECT、MRI (核磁共振成像)、PET 等解剖和功能的影像信息。其中 CT 与 MRI 图像是医学成像技术中最为常见的两种模式。CT 图像具有很高的空间分辨率和几何特性,骨骼成像非常清晰,对病灶的定位提供了良好的参照;MRI 图像对软组织、器官、血管等解剖结构成像清晰,有利于确定病灶范围。将 CT 与 MRI 图像融合可做到优势互补,为临床医生对病灶的观察和对疾病的诊断提供更加直观、更加全面和清晰的判断依据,为病灶部位的精确定位提供保障。

随着小波理论的广泛应用,基于小波变换的医学图像融合方法已成为现今研究的热点。小波变换的图像融合方法^[1,2]具有时频局部化、多分辨分析的优势^[3]。然而采用小

波变换来处理大量的医学图像数据,存在着运算所需内存较大、计算复杂、实时性差的缺点。提升小波变换在继承小波变换优势的前提下能有效地克服这些缺点。利用提升小波变换处理医学图像,在对 CT 和 MRI 图像进行提升小波变换的基础上,低频子带系数传统上使用加权平均的融合规则^[4,5],忽略了相邻小波系数间的区域相关性,导致融合结果边缘模糊。结合相邻低频子带系数存在区域相关性及高频子带系数的特点,对于低频子带系数采用基于区域方差的融合规则,对于高频子带系数采用基于区域空间频率的融合规则,最后进行提升小波逆变换得到融合图像,以便从源图像中提取更多的边缘及细节信息,有效提高医学图像的融合效果。

2 提升小波变换原理

基于提升方案的小波构造方法^[6]由 Sweldens 提出,与传统的 Mallat 方法相比,有以下优点:不依赖于傅立叶变换,完

到稿日期:2011-01-20 返修日期:2011-04-22 本文受国家自然科学基金项目(60962004),甘肃省科技支撑计划项目(0708GKCA047),甘肃省自然科学基金项目(0803RJZA015),兰州市科技计划项目(2010-01-06)资助。

杨艳春(1979—),女,博士生,讲师,主要研究方向为医学图像配准与融合, E-mail: yangyanchun102@sina.com; 党建武(1963—),男,教授,博士生导师,主要研究方向为智能信息处理、图像处理; 王阳萍(1973—),女,博士,副教授,主要研究方向为医学图像处理。

全基于空间域构造;简单调整计算顺序和分解过程中的正负号,就可以实现信号的重构;使小波变换的运算复杂度降低一半,从而实现小波变换的快速简单计算,处理二维图像数据时可减少约 3/4 的数据量。

提升小波分解过程分为分裂(Split)、预测(Predict)和更新(Update) 3 个步骤^[7]。

1) 分裂:将原始输入信号 x 分解成偶数序列和奇数序列,即 $x_e(n)=x(2n)$, $x_o(n)=x(2n+1)$ 。

2) 预测:利用数据间的相关性,用偶数序列来预测奇数序列,预测误差为 $d(n)=x_o(n)-P[x_e(n)]$,其中 $P[\cdot]$ 为预测算子, $d(n)$ 反映原始信号 x 中的高频信息。

3) 更新:利用 $d(n)$ 来更新偶数序列 $x_e(n)$,即 $c(n)=x_e(n)+U[d(n)]$,其中 $U[\cdot]$ 为更新算子, $c(n)$ 对应原始输入信号 x 的低频信息。

若对二维图像进行 N 层提升小波分解,最终将有 $3N+1$ 个不同频带,其中包含 $3N$ 个高频子带和一个低频子带。设 A, B 为两幅原始图像, F 为融合图像, A, B 两幅图像融合的基本步骤如下^[8]。

1) 对 A, B 两幅图像分别进行提升小波变换,建立各自待融合图像的提升小波金子塔图像序列。

2) 分别使用不同的融合算子作用于各个分解层的不同高频子图像以及最高层的低频子图像,得到融合后的提升小波金子塔图像序列。

3) 对各分解层进行提升小波逆变换,最终得到的图像就是融合图像 F 。由于图像的小波提升是完全可逆的过程,其逆变换与正变换结构对称,运算相反,可以实现精确重构。

3 医学图像融合规则

在融合过程中,规则的选择非常重要,也是目前图像融合领域中的一个研究热点和难点。对于医学图像经过提升小波变换后得到的图像的低频分量和高频分量,由于其对整幅图像的贡献不同,采用的融合规则也不同。本文融合规则处理步骤如下。

1) 低频分量的融合规则

图像经提升小波变换后,低频子带集中了初始图像的大部分能量,维持了初始图像的轮廓。传统方法采用加权平均的图像融合规则对其进行融合,低频子带系数不仅维持了原图像的总形状,而且相邻低频系数之间保留了初始图像的区域相关性。单纯地采用加权平均的融合规则,仅仅考虑单个系数的大小来决定融合系数,势必导致融合结果边缘模糊,精度降低。为了更好地运用图像经提升小波变换后低频子带系数的区域相关特性,本文提出以依据提升小波变换后低频子带系数的区域相关特征,以能衡量区域相关性的区域方差为标准,提出如下基于区域方差的融合规则:

① 遍历低频子带中每一个位置 (i, j) , 利用式(1)计算以 (i, j) 为中心的 8 邻域的均值 $\mu_k(i, j)$, 其中 $f_k(m, n)$ 为 (m, n) 处的灰度值。

$$\mu_k(i, j) = \frac{1}{9} \sum_{m=1}^3 \sum_{n=1}^3 f_k(m, n) \quad (1)$$

② 遍历低频子带中每一个位置 (i, j) , 利用式(2)计算以 (i, j) 为中心的 8 邻域的方差 $\sigma_k^2(i, j)$, 即

$$\sigma_k^2(i, j) = \frac{1}{9} \sum_{m=1}^3 \sum_{n=1}^3 (f_k(m, n) - \mu_k(i, j))^2 \quad (2)$$

③ 利用式(3)计算位置 (i, j) 处的融合系数 $A^k(2^l, i, j)$, 其中 $A_A^k(2^l, i, j)$, $A_B^k(2^l, i, j)$ 分别表示源图像 A 、源图像 B 在基带上点 (i, j) 位置的低频系数。

$$A^k(2^l, i, j) = \begin{cases} A_A^k(2^l, i, j), & \text{if } \sigma_A^2(i, j) > \sigma_B^2(i, j) \\ A_B^k(2^l, i, j), & \text{else} \end{cases} \quad (3)$$

④ 按照上述步骤,遍历低频子带所有系数点,最后获得融合后的低频子带系数。

2) 高频分量的融合规则

图像经提升小波变换后,高频分量反映图像的细节信息,包含了大量的图像边缘和纹理信息,对图像的清晰度有很大的影响。空间频率反映了一幅图像空间的总体活跃程度^[9],空间频率越大,图像细节成分越丰富,图像越清晰。对于 $M \times N$ 大小的图像 F ,空间频率定义为:

$$SF = \sqrt{RF^2 + CF^2} \quad (4)$$

式中, RF 和 CF 分别表示行频率和列频率, $F(i, j)$ 表示像素位置 (i, j) 处的灰度值。

$$RF = \sqrt{\frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=2}^N (F(i, j) - F(i, j-1))^2} \quad (5)$$

$$CF = \sqrt{\frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=2}^N (F(i, j) - F(i-1, j))^2} \quad (6)$$

经过提升小波变换后各高频子带选用以下的融合方法,具体步骤如下:

① 高频各子带利用式(4)一式(6)计算中心像素及邻域区域的空间频率,邻域选取 $K \times L$ 大小的窗口(本文选 3×3)。

② 按下列准则确定融合后的子带数据:

$$D^k(2^l, i, j) = \begin{cases} D_A^k(2^l, i, j) & \text{if } SF_A^k(2^l, i, j) > SF_B^k(2^l, i, j) \\ D_B^k(2^l, i, j) & \text{else} \end{cases} \quad (7)$$

式中, $D^k(2^l, i, j)$ 表示第 k 个融合子带在分辨率 2^l 下点 (i, j) 的融合值, $D_A^k(2^l, i, j)$ 和 $D_B^k(2^l, i, j)$ 分别表示源图像 A 、源图像 B 在第 k 个融合子带点 (i, j) 位置的提升小波系数, $SF_A^k(2^l, i, j)$ 和 $SF_B^k(2^l, i, j)$ 分别表示源图像 A 、源图像 B 在第 k 个融合子带点 (i, j) 位置的空间频率。

③ 利用 3×3 大小的窗口在融合图像上移动,用窗口周围像素验证中心像素。如果中心像素来自源图像 A ,而周围像素绝大多数来自源图像 B ,那么该中心像素的值修改为对应图像 B 在该位置的系数。

4 实验结果及分析

为了验证所提算法的有效性,本文采用的实验图像数据是已配准的、大小为 256×256 的颅脑部位的 CT 及 MRI 图像,运用 Matlab7.0 进行仿真实现。图 1(a)为病人的原始 CT 图,显示了清晰的骨组织结构;图 1(b)为该病人的原始 MRI 图,可以显示清晰的软组织;图 1(c)为参考图像;图 1(d)、图 1(e)及图 1(f)分别为基于拉普拉斯金字塔方法^[10]、基于对比度金字塔方法^[11]及基于梯度金字塔方法^[12]融合得到的效果图;图 1(g)与图 1(h)分别应用基于小波变换^[13]以及本文的方法融合得到的效果图。

从图 1 可以清晰地看出,图 1(e)的融合图像中原 MRI 图像中所含的软组织部分被弱化,基本看不清楚;图 1(d)一图 1(g)的融合图像中原 CT 图像所含的骨骼部分没有本文算法

的融合图像清晰,原 MRI 图像中所含的软组织部分丢失了部分细节信息。与医学图像融合中常用的图 1(d)~图 1(g)的融合方法相比,本文算法得到的融合图像更清晰,视觉效果更好。

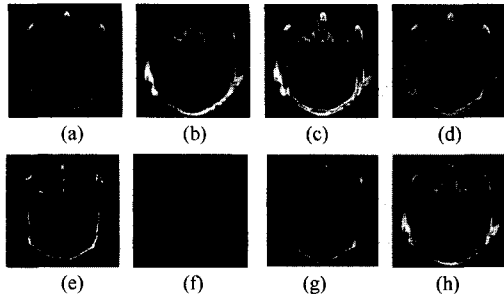


图 1 实验实例图

为了更好地评价融合图像性能,本文采用图像的信息熵、平均梯度、峰值信噪比和均方根误差作为评价指标对融合图像进行客观比较。信息熵反映了其包含的信息量的多少,熵值越大,说明融合效果越好;平均梯度反映了图像细节反差程度和纹理变化特征,一般来说,平均梯度值越大,表明图像越清晰,融合效果越好;峰值信噪比反映的是图像信噪比变化情况的统计平均,即整个图像的失真程度,一般情况下,峰值信噪比越高,说明融合效果和质量越好;均方根误差反映了融合图像与标准参考图像之间的差异程度,值越小,说明融合图像和参考图像越接近,融合效果越好。

表 1 给出了 5 种融合算法融合的图像(图 1(d)~图 1(h))的评价指标的计算结果。从表 1 可以看出,本文算法得到的融合图像的信息熵、平均梯度和峰值信噪比与其他几种算法相比,都是最大的,均方根误差与其他几种算法相比是最小的。这说明本文提出的融合规则能有效克服基于金字塔及小波变换融合忽略图像边缘信息的不足,能够从源图像中提取更多的边缘及细节信息。

表 1 图 1 中不同融合算法的性能

	熵	平均梯度	峰值信噪比	均方根误差
图(d)	6.0532	10.1187	19.8444	25.9610
图(e)	2.0603	6.1502	10.8312	73.2791
图(f)	6.3064	7.6025	17.0288	35.9005
图(g)	6.1326	9.7429	16.4699	38.2866
图(h)	6.7562	13.6662	20.0497	25.3546

结束语 医学图像的特殊性需要边缘及细节更加清晰的医学图像融合方法,而医学图像本质上的模糊性影响了医生

准确判断病灶区域。本文提出的基于提升小波变换的融合方法可以使医学图像边缘细节信息更加清晰,达到了很好的融合效果。本文方法能为医生临床诊断提供准确判断病灶的依据,具有良好的应用前景。

参考文献

- [1] 周朋,奚日辉. 基于小波变换的医学图像融合技术的实现[J]. 中国图象图形学报,2006,11(11):1720-1723
- [2] Pajares G, de la Cruz J M. A wavelet-based image fusion tutorial [J]. Pattern Recognition,2004,37:1855-1872
- [3] 周志光. 基于多尺度变换的图像融合方法研究[D]. 大连:辽宁师范大学,2006
- [4] 董卫军,樊养余,周明全. 基于提升格式小波变换的医学图像融合技术[J]. 计算机工程与应用,2008,44(13):185-187
- [5] Zhu Yang-ming, Cochhoff S M. An object-oriented framework for medical image registration, fusion, and visualization Computer Methods and Programs[J]. Biomedicine,2006,82(3):258-267
- [6] 张德峰. MATLAB 小波分析[M]. 北京:机械工业出版社,2009:120-125
- [7] 李玲玲,丁明跃. 一种基于提升小波变换的快速图像融合方法[J]. 小型微型计算机系统,2005,26(4):667-670
- [8] 牛晓晖,贾克斌. 基于 PCA 和自适应区域方差的图像融合方法[J]. 计算机应用研究,2010,27(8):3179-3181
- [9] Kong Jun, Zheng Kai-yuan, Zhang Jing-bo, et al. Multi-focus image fusion using spatial frequency and genetic algorithm [J]. International Journal of Computer Science and Network Security, 2008,8(2):220-224
- [10] Burt P J, Adelson E H. The Laplacian Pyramid as a Compact Image Code[J]. IEEE Trans on Communication,1983,4(31):532-540
- [11] Toet A, Van Ruyven L. Merging thermal and visual images by a contrast pyramid[J]. Optical Engineering,1989,28(7):789-792
- [12] Burt, Kolczynski R J. Enhanced Image Capture Through Fusion [C] // Fourth International Conference on Computer Vision, 1993:173-183
- [13] Hill P R, Bull D R, Canagarajah C N. Image fusion using a new framework for complex wavelet transforms [A] // Proceedings IEEE International Conference on Image Processing[C]. Genova, Italy, 2005,2:1338-1341

(上接第 238 页)

- [4] Gong Wei. Application of rough set and fuzzy neural network in information handling[C] // Proceeding of international Conference on Networking and Digital Society. Guizhou,2009:36-39
- [5] 夏红霞,王惠营,胡磊. 基于粗糙集的神经网络结构优化方法[J]. 计算机与数字工程,2010,38(5):49-51
- [6] Pawlak Z. Rough Logic[J]. Bulletin of the Polish Academy of Sciences, Technical Science,1987,35(26):253-258
- [7] 张文修,吴伟志,梁吉业,等. 粗糙集理论与方法[M]. 北京:科学出版社,2001

- [8] Lingras P. Rough neural networks[C] // Proc. of the 6th Int. Conf. on Information Processing and Management of Uncertainty in Knowledge-based Systems(IPMU'96). IEEE,1996:1445-1450
- [9] 张东坡. 基于近似域的可变离散精度粗逻辑网络及其遥感图像分类应用[J]. 电子与信息学报,2007,29(11):2720-2723
- [10] Kothari A, Keskar A. Rough neuron based neural classifier[C] // Proceeding of first international conference on emerging trends in engineering and technology. Maharashtra, India, 2008:624-628