

doi: 10.7690/bgzdh.2014.01.022

基于形态学金字塔的医学图像融合技术

王建¹, 王必宁², 杨根善¹, 张少应¹

(1. 西安航空学院计算机工程系, 西安 710077; 2. 西安热工研究院有限公司, 西安 710032)

摘要: 针对像素级医学图像的融合问题, 设计一种形态学金字塔的医学图像融合技术。先对医学图像进行形态学的平滑处理, 再进行形态学金字塔分解, 最后对形态学金字塔进行反变换以获取最终的融合图像。从平均梯度、联合熵、相关系数对图像融合质量做客观评价, 并以 Windows XP 的操作系统为实验环境进行融合实验。从融合效果来看, 文中技术能将 CT 图像和 MRI 图像融合成一幅信息量饱满的单一图像。实验结果表明: 该技术与同类其他方法比较, 平均梯度能提高 10.30%~36.76%, 联合熵能提高 5.04%~36.83%, 相关系数能提高 0.94%~31.52%。

关键词: 金字塔变换; 形态学; 医学图像; 图像融合

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A

Fusion Technology of Medical Image Based on Morphological Pyramid

Wang Jian¹, Wang Bining², Yang Genshan¹, Zhang Shaoying¹(1. Department of Computer Engineering, Xi'an Aeronautical University, Xi'an 710077, China;
2. Xi'an Thermal Power Research Institute Co., Ltd., Xi'an 710032, China)

Abstract: Focusing on the fusion problem of the medical images for pixel level, the medical image fusion technology based on morphological pyramid was designed. First the medical images were processed morphological smooth, second the source images were decomposed using morphological pyramid, and finally the fused image was achieved through inverse morphological pyramid transform. From the fusion effect, the technology can fuse into a single image of full information from CT image and MRI image. Experimental results and comparisons with three traditional methods demonstrate that the designed technology is superior with 10.30% to 36.76% improvement of average gradient, 5.04% to 36.83% enhancement in union entropy and 0.94% to 31.52% improvement of correlation coefficient.

Keywords: pyramid transform; morphology; medical image; image fusion

0 引言

医学影像已成为医学研究和临床诊断的有效手段之一, 如果将计算机断层扫描 (computed tomography, CT) 的身体功能组织信息和磁共振成像 (magnetic resonance imaging, MRI) 的精确解剖细节信息融合在一起, 则可以为医学诊断提供更加全面的资料。图像融合技术目前广泛应用于医疗、遥感、军事等领域, 图像融合的方法, 如金字塔变换、小波变换等被广泛研究^[1-8]。笔者在金字塔变换方法的基础上进行了深入研究, 设计了一种基于形态学金字塔的医学图像融合技术。在图像空间的各个层次上, 采用多尺度和形态学相结合的方法将金字塔序列图像进行融合, 最后对不同融合方法的性能进行了比较分析。结果表明, 该融合技术能为临床医学诊断提供全面、准确的信息。

1 数学形态学

数学形态学是建立在积分几何和随机集合论基础之上的一门学科, 其在图像融合、图像分割、纹理分析和边缘检测等多个方面得到了广泛应用。数学形态学的基本思想是利用一个结构元素, 即探针

去探测图像, 以得到关于图像的结构信息; 基本运算方法为膨胀和腐蚀运算、开和闭运算。

1.1 膨胀运算和腐蚀运算

若 F 是一个输入的灰度图像, B 是结构元素其本身也是一个子图像。则灰度图像的膨胀运算定义为式 (1), 腐蚀运算定义为式 (2)。

$$(F \oplus B)(s, t) = \max \{ F(s-x, t-y) + B(x, y) \mid (s-x, t-y) \in D_F, (x, y) \in D_B \} \quad (1)$$

$$(F \ominus B)(s, t) = \min \{ F(s+x, t+y) - B(x, y) \mid (s+x, t+y) \in D_F, (x, y) \in D_B \} \quad (2)$$

其中, D_F 和 D_B 分别是灰度图像 F 和 B 的定义域, 而 $F(s-x, t-y)$ 、 $F(s+x, t+y)$ 和 $B(x, y)$ 分别是对应坐标的灰度值。膨胀运算一般会使图像变亮, 腐蚀运算一般会使图像变暗。

1.2 开运算和闭运算

若 F 是灰度图像, B 是结构元素。则灰度图像的开运算定义为式 (3), 闭运算定义为式 (4)。

$$F \circ B = (F \ominus B) \oplus B \quad (3)$$

$$F \bullet B = (F \oplus B) \ominus B \quad (4)$$

收稿日期: 2013-08-28; 修回日期: 2013-09-12

基金项目: 西安航空院校级科研基金资助项目“多传感器图像融合技术研究”(13XP17)

作者简介: 王建(1976—), 男, 陕西人, 硕士, 讲师, 从事模式识别、图像融合等研究。

显然，开运算和闭运算是以膨胀和腐蚀为基础的运算。开运算一般会减少明亮的细节部分，而保持较暗部分不受影响。闭运算一般会减少图像中较暗的细节部分，而保持明亮部分不受影响。

2 图像融合方法

多分辨率的金字塔变换可以将图像分解成一系列不同分辨率空间的图像子集合。形态学金字塔是数学形态学与金字塔变换相结合的方法，其核心思想是：对图像进行自底向顶的金字塔分层计算，每一层图像都是由其前一层图像经过形态滤波之后再隔行隔列的降采样而形成。

2.1 形态学图像平滑处理

形态学图像平滑处理的方法为：对输入图像先使用形态学的开运算，而后再使用形态学的闭运算，以减少图像中比较明亮和比较灰暗噪声对图像的影响。在图像平滑处理中，形态学的开运算和闭运算所使用的结构元素 \mathbf{B} 是一个 5×5 的矩阵，且矩阵中每一个元素的值都为 1。若输入图像为 M_{in} 平滑处理之后的图像为 M_{out} ，则形态学图像平滑处理为

$$M_{out} = (M_{in} \circ \mathbf{B}) \bullet \mathbf{B} \quad (5)$$

2.2 形态学金字塔

形态学金字塔是一组图像序列，设 M_0 表示输入的原始图像并将其作为形态学金字塔的第 0 层，即最底层，则形态学金字塔的第 L 层定义为：

$$M_L = [(M_{L-1} \circ \mathbf{B}) \bullet \mathbf{B}] \downarrow 2 \quad (6)$$

其中， M_L 为第 L 层形态学金字塔图像，是对第 $L-1$ 层的形态学金字塔图像 M_{L-1} 先进行形态学图像平滑处理，再进行隔行隔列降采样的结果。可见形态学金字塔结构中相邻两级图像大小以 $1/4$ 倍率减小。

2.3 形态学金字塔重构图像

形态学金字塔重构图像的步骤如下：

1) 将形态学金字塔 M_L 利用内插值方法进行放大，得到放大图像 M'_L ，以使 M'_L 的尺寸大小与 M_{L-1} 相同。内插值放大方法为

$$M'_L(s, t) = \begin{cases} M_L(\frac{i}{2}, \frac{j}{2}) & \text{当 } \frac{i}{2}, \frac{j}{2} \text{ 为整数时} \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (7)$$

2) 将内插值放大图像 M'_L 采用式 (8) 的形态膨胀运算进行滤波，得到图像 M_L^* ，显然图像 M'_L 和图像 M_L^* 的尺寸大小相同。

$$M_L^* = M'_L \oplus \mathbf{B}' \quad (8)$$

其中 \mathbf{B}' 为结构元素，是一个 7×7 的矩阵，且矩阵中每一个元素的值都为 1。

3) 若形态学金字塔的最顶层的层号为 N ，则从形态学金字塔的最顶层开始逐层向下递推，进行重构以获取最终的融合图像，重构采用下式进行。

$$\begin{cases} F_N = M_N & \text{当 } L = N \text{ 时} \\ F_L = M_L + M_{L+1}^* & \text{当 } 0 \leq L < N \text{ 时} \end{cases} \quad (9)$$

其中： M_L 表示形态学金字塔的第 L 层图像； F_L 表示融合后的第 L 层图像。

3 图像融合质量的客观评价

3.1 平均梯度

平均梯度可以敏感的反映出图像对微小细节反差表达能力和纹理变换特征，图像平均梯度采用下式进行定义。

$$\bar{G} = \frac{1}{(M-1)(N-1)} \sum_{i=2}^M \sum_{j=2}^N \sqrt{(\nabla_x F^2 + \nabla_y F^2)} / 2 \quad (10)$$

其中 $\nabla_x F$ 和 $\nabla_y F$ 分别表示图像元素在 x 和 y 方向上的一阶差分。图像平均梯度的大小反映了图像的清晰程度。如果融合之后图像的平均梯度值越大，表明图像所包含的层次越多、图像越清晰，图像融合效果越好。

3.2 联合熵

根据 Shannon 信息论原理，联合熵是评价信息相关性的关键指标，图像的联合熵用下式进行定义。

$$U_A = - \sum_{k=0}^{L-1} \sum_{i=0}^{L-1} p_{FA}(k, i) \log_2 p_{FA}(k, i) \quad (11)$$

其中 p_{FA} 代表融合图像与源图像的联合概率密度。联合熵反映了 2 幅图像之间的联合信息，如果联合熵越大，表明源图像与融合图像的相关性越大，则融合方法从源图像中提取的信息量越多，融合效果越好。笔者采用融合图像与 2 幅源图像联合熵之和来描述融合结果与源图像的综合相关性，则综合联合熵表示为

$$U = (U_A + U_B) \quad (12)$$

3.3 相关系数

相关系数主要用于评价 2 幅图像光谱特征的相似程度和保持光谱特性的能力。源图像与融合图像的相关系数采用下式进行定义。

$$\rho_A = \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [F(i, j) - \bar{f}][A(i, j) - \bar{a}]}{\sqrt{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [F(i, j) - \bar{f}]^2 [A(i, j) - \bar{a}]^2}} \quad (13)$$

其中： \bar{f} 和 \bar{a} 分别表示融合图像和源图像的平均灰度值； $F(i, j)$ 和 $A(i, j)$ 分别表示融合图像和源图像的像素。相关系数越大，表明融合图像从源图像获取的

信息越多，图像融合效果越好。笔者采用融合图像与 2 幅源图像相关系数的平均值来描述融合结果与源图像的平均相似程度，则平均相关系数表示为

$$\bar{\rho} = (\rho_A + \rho_B) / 2 \quad (14)$$

4 实验结果

笔者以 Windows XP 的操作系统为实验环境，

图像融合技术采用 Matlab 7.0 实现。融合实验针对医学图像进行融合，图像大小为 159×159 像素，图像灰度总级数为 256。图像融合实验结果见图 1，图 1(a)和图 1(b)分别是 CT 图像和 MRI 图像，图 1(c)~图 1(f)是采用不同的融合方法得到的融合图像。比较可知，图 1(f)比图 1(c)~图 1(e)表达的医学图像信息更加丰富全面，提供的信息量更加饱满。

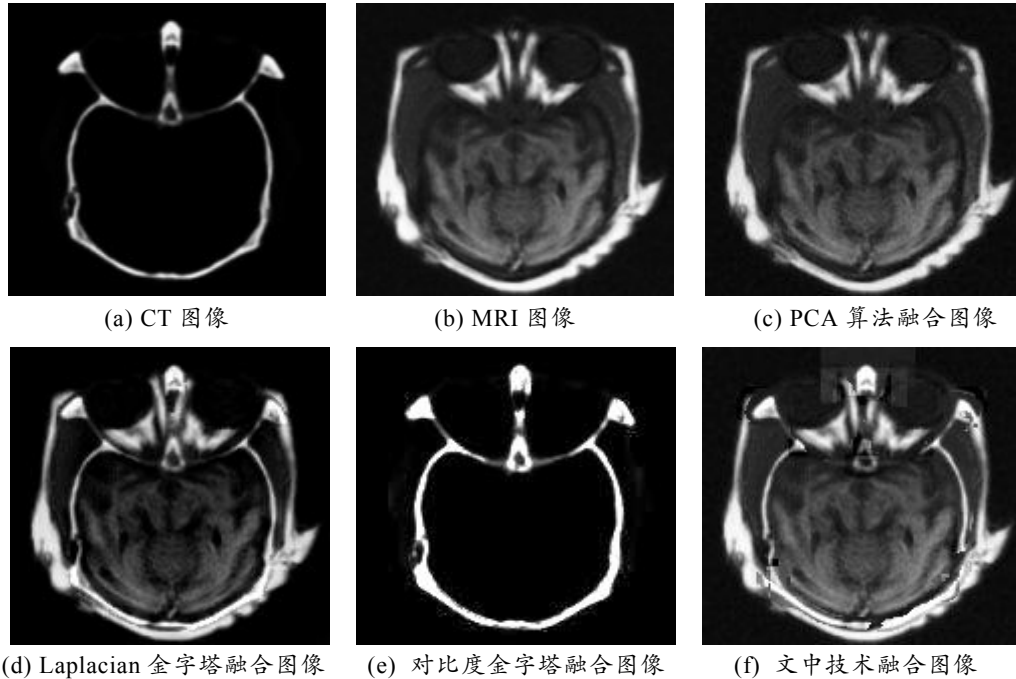


图 1 医学图像的融合

为进一步证明本技术的有效性，将本技术与另外 3 种图像融合方法比较，并采用客观评价标准作为比较的依据，其结果见表 1。由表 1 可见，相对于其他融合方法，文中的融合技术能将平均梯度提高 10.30%~36.76%，将联合熵提高 5.04%~36.83%，将相关系数提高 0.94%~31.52%。表 1 和图 1 的结论一致，说明笔者设计的融合技术是有效的。

表 1 融合方法的性能比较

方法	\bar{G}	U	$\bar{\rho}$
PCA 方法	8.833 9	17.909 8	0.637 4
Laplacian 金字塔方法	11.154 7	16.851 6	0.878 0
对比度金字塔方法	7.863 9	11.914 9	0.606 9
文中技术	12.435 0	18.861 1	0.886 3

5 结论

笔者在前人研究的基础上，设计了一种医学图像融合技术，将同一目标的 CT 图像和 MRI 图像进行融合以获取全面和准确的图像信息。实验结果表明：依据客观评价标准将文中所提的融合技术与同类其他法进行比较，笔者设计的融合技术在平均梯度、联合熵和相关系数 3 个方面均有显著提高。

参考文献:

- [1] Piella G. A general framework for multiresolution image fusion: from pixels to regions[J]. Information Fusion, 2003, 4(4): 259-280.
- [2] Cunha A L, Zhou J P, Do M N. Nonsubsampled contourlet transform: Theory, design, and applications[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15(10): 3089-3101.
- [3] Piella G. Image fusion for enhanced visualization: a variational approach[J]. International Journal of Computer Vision, 2009, 83(1): 1-11.
- [4] 王建, 刘肖, 王国琿. 基于区域能量的多聚焦图像融合算法[J]. 陕西理工学院学报: 自然科学版, 2012, 28(5): 39-43.
- [5] Looney D, Mandic D P. Multiscale image fusion using complex extensions of EMD[J]. IEEE Transaction on Signal Process, 2009, 57(4): 1626-1630.
- [6] 王建, 刘肖, 王国琿. 基于梯度变换的多传感器图像融合算法[J]. 重庆理工大学学报: 自然科学, 2012, 26(10): 62-65.
- [7] 孙万蓉, 俞卞章. 基于数学形态金字塔分解和流域分割的骨髓细胞图像分割[J]. 西北工业大学学报, 2006, 24(10): 609-613.
- [8] 王建, 王国琿, 王倩丽. 基于区域一致性的多聚焦图像融合算法[J]. 兵工自动化, 2013, 32(4): 55-57.