

基于小波邻域信息量的图像融合

任青, 韩焱

(中北大学 信息探测与处理技术研究所, 山西 太原 030051)

摘要: 针对多模图像融合问题提出了一种基于小波变换的新方法。将小波低频系数乘以加权因子 $1/R$, 减少低频部分所占整个图像的信息比例, 并采取绝对值取大的融合规则选取小波低频系数; 使用由方差和平均梯度构造的新的评价因子——小波邻域信息量作为融合规则选取小波高频系数。实验结果表明, 该方法得到的融合图像体现出更强的融合性能。

关键词: 图像融合; 多模图像; 小波变换; 邻域信息量

中图分类号: TP391.41

文献标识码: A

Image fusion based on wavelet neighborhood information

REN Qing, HAN Yan

(Institute of Signal Capturing & Processing Technology, North University of China, Taiyuan 030051, China)

Abstract: This paper proposes an image fusion algorithm based on wavelet transform, it is mainly concerned with the CT and MRI. For the image low-frequency part, wavelet low-frequency coefficients will multiply $1/R$, to reduce the proportion of low-frequency part of the whole image information; For the image high-frequency part, use the new evaluation factor - wavelet neighborhood information to choose the ultimate wavelet high-frequency coefficients. Compared with several commonly used image fusion methods, it shows that the algorithm this article proposed can give us the fusion image that owns more image detail information.

Key words: image fusion; multi-mode image; wavelet transform; neighborhood information

现阶段医学影像可通过多种成像设备产生, 这为临床诊断提供了多种模态^[1]的医学图像, 例如 X 射线、超声、CT、MRI、核医学图像(SPECT、PET)、数字减影等。这些图像提供了关于病变组织或器官的解剖或功能信息, 但由于成像设备和成像原理不同, 各类图像又具有其各自的特点。例如, CT 图像具有较强的空间分辨率和几何特性, 对骨骼成像非常清晰, 可为病灶定位提供良好的参照, 但对软组织的对比度则较低; MRI 可清晰地反映软组织、器官、血管等的解剖结构, 有利于病灶范围确定, 但对钙化点不敏感, 且受到磁干扰会发生几何失真。基于各种模态医学图像的特点, 本文针对现阶段最常用的、信息互补性最为明显的 CT 图像和 MRI 图像, 使用图像融合技术^[2]对人体同一解剖结构的形态和功能互为差异、互为补充的影像信息进行了适当的融合, 提出了一种基于小波变换的图像融合新方法, 并通过实验验证了本方法的优越性。

1 小波邻域信息量

小波变换^[3]具有良好的时频局部性以及多分辨性, 已成为

一种主流的图像融合技术。对于医学图像而言, 图像边缘的清晰度等特征是临床诊断时的重要依据。现阶段的融合规则研究主要集中在如何选取融合图像中的小波高频系数。基于小波变换的图像融合方法所采用的多分辨率技术基本沿用 Mallat 方法^[4], 只是根据具体应用的不同选用不同的小波基函数和不同的图像融合规则。本文选取常用的“sym4”小波。

图像经过小波分解后产生的小波低频系数和小波高频系数, 分别反映图像的轮廓信息和细节特征信息。本文主要针对小波高频系数的融合规则进行研究, 在像素点领域的层次上, 给出一种新的判定算子——小波邻域信息量 WNI (Wavelet Neighborhood Information)。

$$WNI(i, j) = D(i, j) \times G(i, j) \quad (1)$$

$$D(i, j) = \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M \frac{[I(i, j) - E(i, j)]^2}{M \times N}}{M \times N} \quad (2)$$

$$E(i, j) = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \frac{I(i, j)}{M \times N} \quad (3)$$

$$G(i,j) = \frac{1}{M \times N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \sqrt{(I(i,j) - I(i+1,j))^2 + (I(i,j) - I(i,j+1))^2} \quad (4)$$

式中, $D(i,j)$ 表示邻域小波系数方差, $E(i,j)$ 表示邻域小波系数均值, $G(i,j)$ 表示邻域小波系数平均梯度。

邻域小波系数方差描述了该邻域内的小波系数的变化程度和分散程度。在该邻域内小波系数方差值越大, 说明小波系数的变化越大, 越分散, 它反映像素值动态范围信息量。邻域小波系数平均梯度反映了小波系数的变化率。在该邻域内小波系数平均梯度值越大, 图像清晰度越高, 它反映对比信息量。两者结合很好地反映了邻域包含的图像信息量大小。

2 融合方法

常用的图像融合算法, 如 IHS 融合算法、拉普拉斯金字塔融合算法和绝对值取大的小波融合算法等, 仅可以满足最基本的图像融合要求, 但对于特征性图像则必须针对图像的具体特点来进行必要的算法改进。对于 CT 图像和 MRI 图像, IHS 融合算法融合出的图像虽然具有很强的对比度, 却易丢失部分图像细节信息; 拉普拉斯金字塔融合算法融合出的图像无论在细节信息还是清晰度方面都表现一般; 绝对值取大的小波融合算法融合出的图像细节信息基本完整, 但边缘却不够清晰。与常用融合方法相比较, 本文方法在图像细节信息的完整性和边缘清晰度方面都有所提高。其融合步骤如图 1 所示。

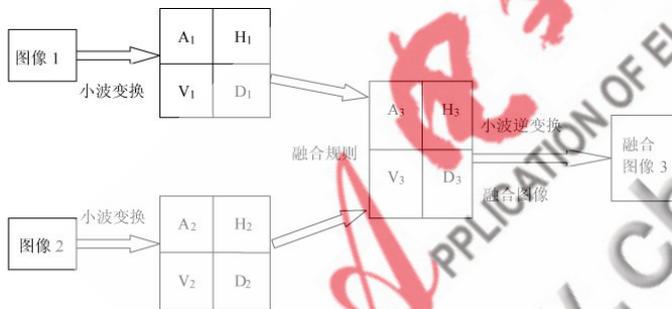


图 1 基于小波变换的图像融合流程图

(1) 将人体脑部同一位置的 CT 图像(x)和 MRI 图像(y)经过严格配准后, 利用小波变换将源图像分解为低频部分、垂直方向高频、水平方向高频和对角方向高频 4 部分。分别针对图像低频部分和 3 个方向的高频部分, 选取不同的融合规则。

(2) 对于图像的低频部分, 首先选取绝对值大的低频系数, 再

将低频系数与一个加权因子 $1/R$ 相乘以衰减低频部分所占的图像信息比例, 相对提高高频部分所占图像信息比例^[9]。通过这种处理, 在能量上相对抑制了低频成分, 突显了高频成分。

$$a_f' = \begin{cases} a_x & (\text{if } |a_x| \geq |a_y|) \\ a_y & (\text{if } |a_x| < |a_y|) \end{cases} \quad (5)$$

$$a_f = \frac{1}{R} \times a_f' \quad (6)$$

式中, a_x, a_y 分别为源图像 x 和 y 的低频小波系数, a_f 为最终进行小波逆变换的低频小波系数。

(3) 对于图像的高频部分, 利用 $W \times W$ (本文中 $W=3$) 的滑动窗口, 分别对 3 个方向的小波高频系数计算邻域小波系数方差值、邻域小波系数平均梯度值^[9], 继而得到邻域信息量。分别选取 3 个方向邻域信息量较大的小波系数作为融合图像的小波高频系数。下面以水平方向为例进行说明, 对于垂直方向和对角方向的高频小波系数计算过程不作赘述。

$$WNI_{Hx}(i,j) = D_{Hx}(i,j) \times G_{Hx}(i,j) \quad (7)$$

$$WNI_{Hy}(i,j) = D_{Hy}(i,j) \times G_{Hy}(i,j) \quad (8)$$

$$d_{Hf} = \begin{cases} d_{Hx} & (WNI_{Hx} \geq WNI_{Hy}) \\ d_{Hy} & (WNI_{Hx} < WNI_{Hy}) \end{cases} \quad (9)$$

式中, $D_{Hx}(i,j), G_{Hx}(i,j)$ 为源图像 x 的水平方向的高频小波系数的方差值和平均梯度值; $D_{Hy}(i,j), G_{Hy}(i,j)$ 对应为源图像 y 的水平方向的高频小波系数的方差值和平均梯度值。 d_{Hx}, d_{Hy} 分别为源图像 x 和 y 的水平方向的高频小波系数, d_{Hf} 为最终进行小波逆变换的水平方向的高频小波系数。

3 实验结果及分析

源图像采用已配准好的脑部 CT 图像和 MRI 图像(大小为 256×256)。

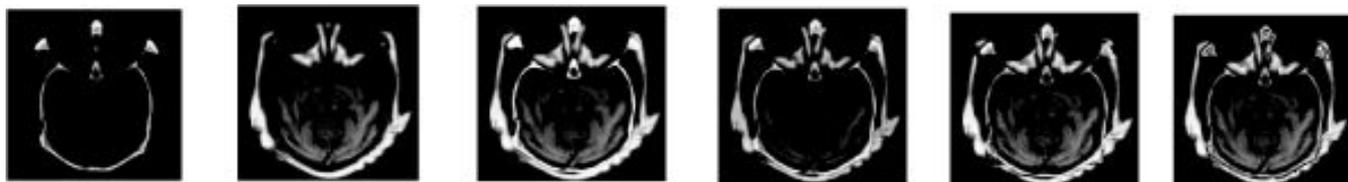
(1) 实验选取“sym4”小波, 并将实验结果与几种常用融合方法所得结果进行对比分析, 包括 IHS 融合算法、拉普拉斯(Laplacian)金字塔融合算法和绝对值取大的小波融合算法。实验结果分别如图 2 所示。

(2) 对 4 幅融合图像, 采用信息熵作为融合结果质量客观评价参数。信息熵越大, 融合图像所含信息越丰富, 细节越完整。各种方法所得融合图像质量评价结果如表 1 所示。

根据 Shannon 信息论原理, 图像的信息熵定义为

$$EN = \sum_{i=1}^{L-1} p_i \cdot \log_2 p_i \quad (10)$$

式中, EN 为图像的熵, L 为图像总的灰度级, p_i 表示灰度值为 i 的像素数与图像总的像素之比。



(a) CT 源图像 (b) MRI 源图像 (c) IHS 方法 (d) Laplacian 金字塔方法 (e) 小波绝对值取大的方法 (f) 本文融合算法

图 2 源图像与各种方法下的融合图像

技术与方法

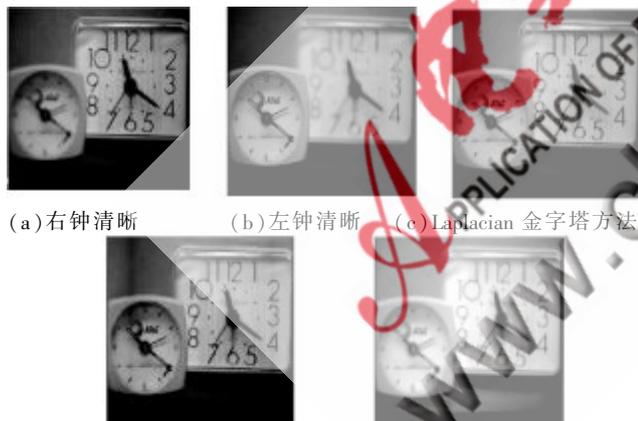
Technique and Method

表1 CT和MRI融合图像的质量评价结果

图像	IHS	Laplacian 金字塔	绝对值取大	本文融合算法
信息熵	6.471 5	4.993 0	6.556 3	6.645 9

从表1数据中可以看出本文提出的方法产生的融合图像信息熵最大,说明本文方法融合出的图像内容最丰富,细节信息最完整。

(3) 使用本文方法对非医学图像进行融合,并将融合结果与常用融合方法所得结果进行图像质量评价分析。选取常用的多聚焦 clock 图像进行融合。图3(a)聚焦在右边的钟表上,



(d)小波绝对值取大的方法 (e)本文融合算法

图3 clock 源图像与各种方法下的融合图像

所以左边钟模糊,右边钟清晰;图3(b)聚焦在左边的钟表上,所以左边钟清晰,右边钟模糊。融合结果如图3所示,质量评价结果如表2所示。可看出本文融合方法仍能表现出很好的融合性能。

表2 clock 融合图像的质量评价结果

图像	Laplacian 金字塔	绝对值取大	本文融合算法
信息熵	7.445 2	7.455 2	7.786 4

本文针对CT图像和MRI图像的特点,提出了一种基于小波邻域信息量的融合方法。通过与几种常见方法所得的融合图像作实验对比分析表明,本文方法融合出的图像内容更丰富,细节信息更完整。

参考文献

- [1] 王梦倩,邵波,岳建华. 医学图像融合的应用与展望[J]. 医疗设备信息,2007(5):48-50.
- [2] AGGARWAL J K.Multisensor fusion for computer vision [M]. Berlin Heidelberg. Springer-Verlag,1993.
- [3] Fei Si Research Center for Scientific Product. Theory of wavelet analyzing and implement of MATLAB 7.0[M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry.
- [4] 李光鑫.基于小波变换的像素级图像融合算法的研究[D].吉林:吉林大学,2004.
- [5] 苗启广,王宝树. 基于小波变换与局部能量的多聚焦图像融合[J].计算机科学,2005,32(2):229-232.
- [6] 王虹,潘晓露,李一民,等. 一种基于梯度幅度值的图像质量客观评价方法[J]. 光学与光电技术,2004,2(6):23-25.

(收稿日期:2009-10-28)

作者简介

任青,女,1985年生,硕士研究生,主要研究方向:成像技术与图像处理。

韩炎,男,1957年生,博士生导师,主要研究方向:电子信息工程技术、信息对抗与信息安全、数字图像处理。