

符合人眼视觉特性的医学图像融合算法*

吕晓琪, 张宝华

(内蒙古科学技术大学 信息工程学院, 内蒙古 包头 014010)

摘要: 针对医学图像的特点, 基于人眼视觉特性, 结合降噪算法提出一种图像融合方法, 以提高融合图像的对比度, 减小噪声对图像的干扰。算法根据噪声点和图像特征所具备的不同特性, 对源图像进行降噪, 过滤小波分解后对应的噪声系数。小波分解后的系数矩阵, 通过计算各系数的局部梯度, 以源图像局部梯度为判断依据建立算法, 选择源图中不同方向上梯度大的系数作为最终融合系数。实验结果表明, 该算法提升融合图像的信息量的同时, 有效保护了图像的细节, 改善了视觉效果。

关键词: 小波变换; 对比度; 视觉特性; 图像融合

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1001-3695(2006)03-0153-02

Medical Image Fusion Algorithm Fitting Human Visual Properties

LV Xiao-qi, ZHANG Bao-hua

(School of Information Engineering, Inner Mongolia University of Science & Technology, Baotou Inner Mongolia 014010, China)

Abstract: Aiming at the properties of medical images, This paper presents an algorithm based on human visual properties, with the use of de-noising algorithm, the algorithm improve the contrast of the fusion image and decrease the influence of noises. Based on the differences between noises and image characters, the algorithm decrease noises of source images first, the wavelet transform coefficients of noises will be removed. To the coefficients of high frequency, fusion rules using different oriental gradient of the coefficients to select fusion coefficients, bigger ones will finally construct the fusion image. The coefficients of low frequency will be given different weighting; image with big entropy has big weighting. The experimental results show that new algorithm improve the entropy of the image, protect the characters of the image and look well.

Key words: Wavelet Transform; Contrast; Visual Properties; Image Fusion

医学图像已经广泛地应用于临床活动的整个过程, 不同成像技术反映人体同一解剖结构的形态信息和功能信息是互有差异又互为补充。CT 图像骨骼成像非常清晰, 对病灶的定位提供了良好的参照, 但对病灶本身的显示较差。而 MRI 图像虽然空间分辨力比不上 CT 图像, 但是它对组织成像清晰, 有利于病灶范围的确定, 可是它又缺乏刚性的骨组织作为定位参照。综合两种图像的有用信息, 以一个新的图像模态显示出来, 可以帮助临床医生制定合理方案, 图像融合应用于医学图像处理方面, 为信息的高效提取提供了良好的处理手段。高效的医学图像融合方法可以根据需要综合处理多模态医学图像信息, 有效地提高融合图像的信息量和可视性及系统的自动化程度。医学图像和普通图像相比各种噪声的干扰大, 且图像对比度极低, 严重地影响了图像的视觉效果。这就对图像融合算法提出了更高的要求, 首先必须使融合后的图像尽可能准确地反映源图像包含的图像信息, 不能扭曲图像细节; 另一方面新图像应当适宜人眼分辨, 能展现图像纹理和丰富细节。

1 图像局部梯度的计算

图像细节不是个别像素体现的, 要考虑与它相邻的小波系数, 图像的局部梯度反映了图像像素与它相邻像素的高度相关

性这一事实, 对图像局部梯度的计算可以为我们提取图像的细节提供依据。

梯度的定义是, 对一个标量场 $T(x, y, z)$, 以三维直角坐标系为例, 在点 (x, y, z) 处的梯度定义为

$$\text{grad}f(x, y, z) = \frac{5f}{5x}\hat{i} + \frac{5f}{5y}\hat{j} + \frac{5f}{5z}\hat{k} \quad (1)$$

由梯度的定义知, 梯度的模为

$$|\text{grad}f(x, y, z)| = \sqrt{\frac{5f}{5x}^2 + \frac{5f}{5y}^2 + \frac{5f}{5z}^2} \quad (2)$$

而数字图像是由二维离散的像素点构成, 我们需要把对梯度的计算转换为二维空间, 对某一点 (x, y) 的梯度的数值计算, 可选包含该点的三角形 AOB(图 1), 在该邻域上按下式进行计算^[3]:

$$\text{grad}(x, y) | (x_0, y_0) = (1/S_{AOB}) \times \int_{AOB} L^n \cdot f \, ds \quad (3)$$

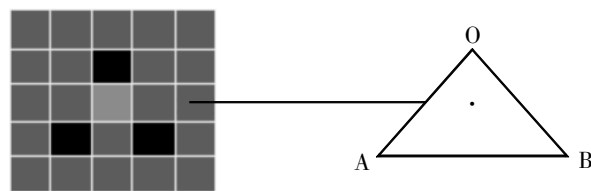


图 1

由积分的性质, 式(3)右端的积分可以分成在三角形的三条边上的积分的和, 在每一边的积分用梯形公式计算。文献[3]中详细地推导了梯度的计算过程, 可以方便应用于计算机实现。

我们最后可以通过下式求得图像局部梯度值:

$$\text{grad}(x, y) | (x_0, y_0) = f(x_a, y_a) \times N_a - f(x_b, y_b) N_b - f(x_o, y_o) N_o \quad (4)$$

其中 $f(x_a, y_a)$, $f(x_b, y_b)$, $f(x_o, y_o)$ 分别表示三角形三个顶点的灰度, N_a, N_b, N_o 分别是对三条边积分后的系数。

2 基于区域梯度的图像融合方法

2.1 基于区域梯度的融合原则

医学图像各种噪声的干扰大, 噪声点很容易被人眼识别为图像细节, 严重影响最终的判断结果, 所以需要源图进行预处理, 减少噪声的影响。人眼视觉特性符合“韦伯法则”和“结构噪声掩模”的特性^[10], 即人眼的对比度敏感性函数与人眼的对比度阈值成反比, 人眼在亮区域中对噪声的敏感性远小于暗区域中, 同时人眼在图像的平滑区域中对随机噪声的敏感性大于图像的边缘区域。可以利用这些特性对图像的不同灰度区域应用不同的处理方法。

医学图像属于多灰度图像, 灰度局部梯度很低, 而灰度局部梯度反映了局部像素间的灰度差, 是影响人们鉴别图像内各个对象差异的关键因素, 基于梯度的融合算法, 融合规则建立在不同方向高频分量上, 逐个对像素提取不同方向的梯度信息, 进行分析, 提取这个方向的细节。融合算法考虑了局部像素间的影响, 选择局域梯度大的系数, 利于对图像中细节的体现。

2.2 图像预处理

考虑医学图像的特点首先对源图进行预处理, 进行去噪, 方法是分析找到噪声点进行滤波。区分噪声点与细节有以下规则^[2]:

(1) 噪声点与细节一样, 具有较大的奇异性, 因此其局部方向能量很大。

(2) 对于孤立噪声点, 由于不具备很强的方向性, 因而各个方向上的方向能量相差不大。对应的不同方向高频系数也相差不大, 通过对同一点不同方向高频系数的比较可以确定这一系数的属性。

小波分解后每个子图像的能量可由下式计算: 设子图像为 $x(k, j)$ ($k=0, 1, 2, \dots, M-1, j=0, 1, 2, \dots, N-1, M, N$ 分别是子图像宽度和高度)。子图像能量为

$$e = \frac{1}{jk} \sum_k |x(k, j)|^2 \quad (5)$$

因此其局部方向能量与小波系数是平方关系, 通过小波系数可确定子图像的能量, 所以对源图小波系数的比较可区分噪声点与细节。

去噪算法分为以下几步:

首先, 用于 (i, j) 点为中心 5×5 的方形窗, 以它遍历分解后的三个高频方向子图, 找寻小领域里的极大值, 三个方向的极大值分别表示为 $W^{HH}(i, j)$, $W^{HL}(i, j)$, $W^{LH}(i, j)$ 。

然后, 取 MRI 图像和 CT 图像水平方向极大值和垂直方向对应系数之间的比值, 满足以下条件:

$$W^{HH}(i, j), W^{HL}(i, j) \text{ 相差不大, } |\ln(W^{HH}(i, j) / W^{HL}(i, j))| < 1.5;$$

$W^{HH}(i, j)$ 与其子图像相邻(以其为中心 3×3 范围内)系数之比均大于 3.5, 将其判断为噪声点。

最后对这些系数进行中值滤波。

2.3 基于区域梯度的融合方法

设: $[A^{LH}, A^{HL}, A^{HH}]$ 为源图 A 的 LH, HL, HH 三个小波系数子矩阵, $[B^{LH}, B^{HL}, B^{HH}]$ 为源图 B 的 LH, HL, HH 三个小波系数子矩阵, LA, LB 分别是 A, B 图的与其高频系数对应的低频系数, $[F^{LH}, F^{HL}, F^{HH}]$ 为融合的 LH, HL, HH 三个小波系数子矩阵。

定义各方向小波系数的局部梯度:

$$\text{垂直梯度 } \text{Grad}^{HH} = \text{grad}(x, y) | (x^{HH}, y^{HH})$$

$$\text{水平梯度 } \text{Grad}^{HL} = \text{grad}(x, y) | (x^{HL}, y^{HL})$$

$$\text{对角梯度 } \text{Grad}^{LH} = \text{grad}(x, y) | (x^{LH}, y^{LH})$$

上述定义的高频系数与低频系数均是同一分解级上获取。不同方向的梯度值是下一步融合规则的判据, 由于对图像中的噪声点已经进行过滤, 由判据选择的系数可以确切地反映图像的细节, 大大降低了噪声对图像的干扰。

根据前面的分析, 融合算法包含以下四个步骤:

(1) 将源图像按上述方法滤噪处理;

(2) 滤噪后的源图像进行小波分解, 分解后系数分为高频和低频系数序列;

(3) 分别对高频和低频系数序列按下面融合规则融合, 即对两幅源图像低频系数用不同权重加权平均, 由于 MRI 图像细节丰富, 给予它的权重大一些。

$$LF = g_1 \times LA + g_2 \times LB (g_1 + g_2 = 1) \quad (6)$$

这里对 MRI 图像的权重大约是 0.86, 而 CT 图像是 0.14。

同时提取高频系数与其对应低频系数的比值, 由 Weber 提出的最小可视对比度的理论, 对于值小于 0.02 的系数, 其对人眼的影响可以忽略不计, 可将这些系数进行平滑减小其噪声影响。

其他的高频系数, 利用式(4)计算它们的各方向上的局部梯度, 以局部梯度作判据比较系数, 两幅源图中取值大的作为融合系数进行融合:

$$F^{LH} = \begin{cases} A^{LH}, & \text{if } \text{Grad}^{LH}(A) > \text{Grad}^{LH}(B) \\ B^{LH}, & \text{else } \text{Grad}^{LH}(A) < \text{Grad}^{LH}(B) \end{cases}$$

$$F^{HL} = \begin{cases} A^{HL}, & \text{if } \text{Grad}^{HL}(A) > \text{Grad}^{HL}(B) \\ B^{HL}, & \text{else } \text{Grad}^{HL}(A) < \text{Grad}^{HL}(B) \end{cases}$$

$$F^{HH} = \begin{cases} A^{HH}, & \text{if } \text{Grad}^{HH}(A) > \text{Grad}^{HH}(B) \\ B^{HH}, & \text{else } \text{Grad}^{HH}(A) < \text{Grad}^{HH}(B) \end{cases}$$

(4) 得到融合图像的多分辨分析后, 重构融合图像。

3 实验结果

使用上述算法对 MRI 图像和 CT 图像进行消噪, 然后采用融合算法进行图像融合。图 2(a) 和图 2(b) 是源图像。

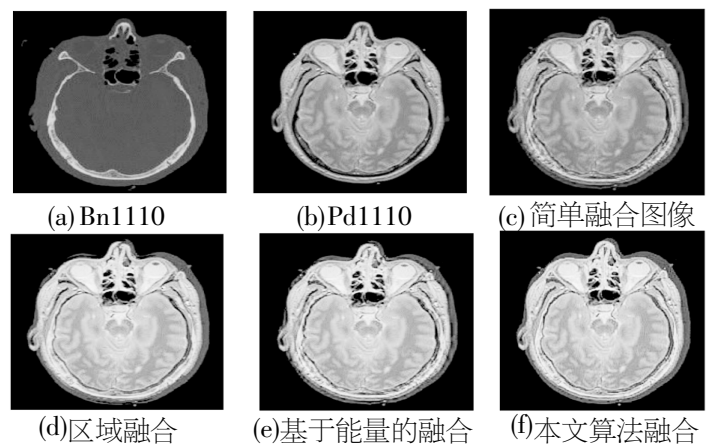


图 2 进行融合后的图像