

# 基于纹理特征与广义相关性结构信息的医学图像融合

潘树伟<sup>1</sup>,戴文战<sup>2</sup>,李俊峰<sup>1</sup>

(1. 浙江理工大学自动化研究所,杭州 310012;2. 浙江工商大学信息与电子工程学院,杭州 310012)

**摘 要:** 结合多尺度变换的图像特征,提出了一种基于纹理特征与相关性结构信息的医学图像融合方法。首先对已配准的源图像进行非下采样 Contourlet 变换,得到低频、高频子带系数。其次考虑人眼视觉对纹理特征的敏感性,提出局部差分计盒维数来统计图像的纹理信息;分析 NSCT 高频子带兄弟系数间及其父子系数间的强相关性,分别计算出系数间的结构相似度与邻域拉普拉斯能量和,作为高频子带系数间的广义相关性结构信息。然后对低频提出 Sigmoid 函数自适应融合,对高频采用广义相关性结构信息取大法。最后进行逆 NSCT 变换得到融合图像。通过灰度与彩色图像融合实验发现,该算法不仅可以保留源图像的边缘信息,还得到较好的客观评价指标和视觉效果。

**关键词:** 医学图像融合;非下采样 Contourlet 变换;局部差分计盒维数;广义相关性结构信息

**中图分类号:** TP391.4

**文献标志码:** A

**文章编号:** 1673-3851(2017)03-0423-09

## 0 引 言

随着电子科学的发展,医学成像技术被广泛应用于临床诊断。不同形式的医学影像反映不同的人体器官和组织信息<sup>[1]</sup>。解剖图像(CT、MRI等)提供相对高分辨率的解剖信息和生理特征,而功能图像(SPECT、PET等)提供人体器官的新陈代谢和血液循环信息,但空间分辨率较低。单一模态的医学图像只提供片面、不完整的信息,因此,多模态医学图像融合具有很大的研究价值,不仅互补了医学图像信息,还有助于临床中对病灶的诊断<sup>[2-4]</sup>。

近年来,基于多尺度几何变换的多模态医学融合方法由于符合人类的视觉原理而越来越受人们的重视<sup>[5]</sup>。李俊峰等<sup>[6]</sup>提出了基于提升小波变换的医学图像融合方法,该方法对低频子带使用区域能量加权规则,在高频子带中,针对噪声含量的不同,对低层高频子带采用基于计盒分维法,对高层高频子带采用区域梯度能量加权融合规则。该方法虽然有效抑制了噪声干扰,但对于计盒分维只使用了全局分维数,没有考虑到单个像素点的分维数对图像纹

理特征的作用。Yang等<sup>[7]</sup>提出基于二型模糊逻辑 NSCT 域的图像融合方法,该方法进一步给出了集合中隶属度值的模糊程度,增强了传统模糊描述和处理不确定性的能力,然而在隶属度函数的选择时比较复杂,计算量大、时间长。Srivastava等<sup>[8]</sup>提出基于本地能量 Curvelet 域的图像融合算法,但该算法只考虑了本地能量,没考虑人眼视觉对于纹理细节、轮廓信息的敏感度远大于像素强度本身的特点。Bhateja等<sup>[9]</sup>提出基于 SWT 与 NSCT 的融合方法,但其 NSCT 域使用取大法,容易受到噪声的干扰,且没有考虑到子带系数间的相关性,易造成部分信息的丢失。

基于上述分析,结合多尺度变换的图像特征,本文提出了一种基于纹理特征与相关性结构信息的医学图像融合方法。本文选取非下采样 Contourlet 变换(nonsubsampled contourlet transform, NSCT)作为多尺度变换工具,与小波变换相比,NSCT 具有平移不变性和多方向性,能更好地捕捉图像中的奇异点,以最稀疏的方式表示图像的轮廓及边缘信息。局部差分计盒维数(local differential box counting, LDBC)

收稿日期:2016-10-16 网络出版日期:2017-01-03

基金项目:国家自然科学基金项目(61374022)

作者简介:潘树伟(1990-),男,浙江湖州人,硕士研究生,主要从事模式识别与图像处理方面的研究。

通信作者:戴文战,E-mail:dwz@zisu.edu.cn

能很好地表征图像的边缘轮廓信息及纹理信息。经 NSCT 分解后的高频子带兄弟间、父子间、邻域间存在着相关性,保留着基本轮廓结构信息,因此,本文计算出系数间的结构相似度(structural similarity, SSIM)与邻域拉普拉斯能量和,作为高频子带系数间的广义相关性结构信息(information of generalized correlation structure, IGCS)。最后对获得的融合系数进行逆 NSCT 变换得到融合图像。

## 1 NSCT 子带系数间广义相关性结构信息

### 1.1 非下采样 Contourlet 变换(NSCT)

Cunha 等<sup>[10]</sup>提出了 NSCT 方法,该变换方法没有对信号下采样,而是对滤波器进行上采样,从而使得其具有平移不变性,且继承了多尺度性、方向选择性。NSCT 是由非下采样金字塔滤波器组(nonsubsampled pyramid filter bank, NSPFB)和非下采样方向滤波器组(nonsubsampled directional filter bank, NSDFB)两个独立步骤完成的。首先对图像进行多尺度分解,得到一个低频子带和多个尺度的高频子带系数,然后 NSDFB 对各尺度高频子带进行多方向、多分辨率分解,从而获得了各尺度方向各异的子带系数。在分解、重构过程中采用非下采样,使得分解得到的图像不存在频率混叠的现象。图 1 为 NSCT 变换的结构框图。图 2 为 NSCT 的理想区域划分图。

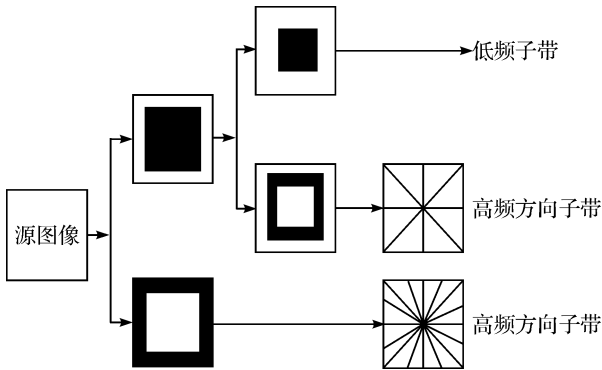


图 1 NSCT 变换结构框图

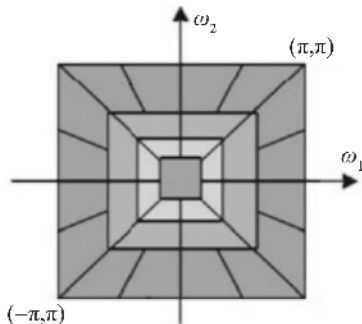


图 2 NSCT 理想频域划分

### 1.2 NSCT 子带系数间的相关性

图像  $F$  经 NSCT 分解得到低频子带系数  $c_l^F$  和多个高频方向子带系数  $d_{k,l}^F$  ( $k$  层尺度,  $l$  级方向数)。王相海等<sup>[11]</sup>给出了图像经 NSCT 分解后子带系数间的关系,如图 3 所示。对于每一个参考系数  $d_{k,l}^F(i,j)$  的附近  $3 \times 3$  或者  $5 \times 5$  邻域内的系数为邻域系数;在同一方向、但处于上一尺度的系数为父系数;相同尺度、但不同方向子带中的系数为兄弟系数。

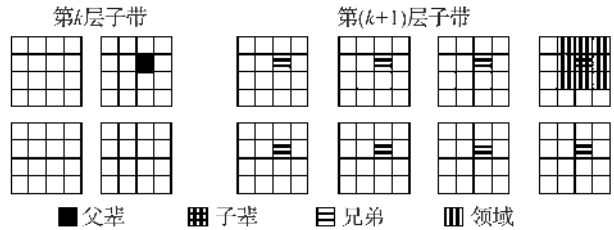


图 3 NSCT 系数间的关系

传统的多尺度几何算法都是假设尺度间是统计无关的,然而只对同一尺度、同一方向的系数进行融合规则的计算,导致尺度间强相关性细节信息的丢失<sup>[12]</sup>。本文选取自然图像 cameraman(如图 4(a)所示)进行实验,为计算方便,对其进行 2 层 NSCT 分解,尺度从粗到细依次为 4、8 个方向子带,图 4(b)为最细尺度中的一个高频子带。每一个高频子带的 NSCT 系数都构成一个随机场,且各个系数具有独立的概率密度,因此对图 4(b)进行概率分布统计,结果如图 5 所示。

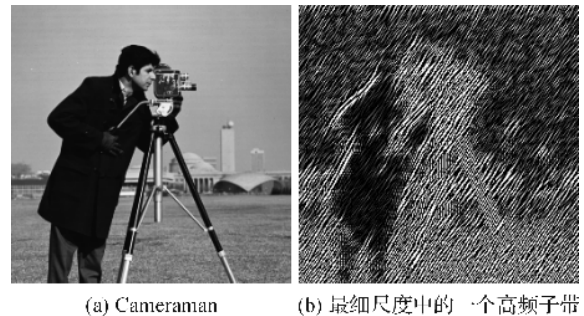


图 4 Cameraman 图像及其 NSCT 分解图像

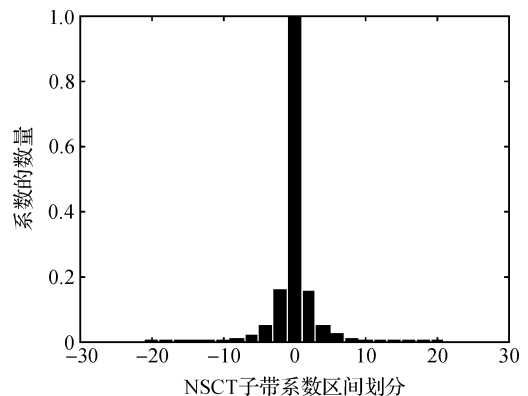


图 5 图 4(b)子带系数归一化直方图

分析图 5 可以看出,高频子带系数的分布基本对称,且呈现“高尖峰,长拖尾”的分布特性,即概率分布的均值为 0。这表明,NSCT 变换能稀疏地表示分解的轮廓段,其中幅值为 0 的系数占据了绝大部分,幅值较大的系数只有少数,且其表示图像中显著的细节特征。然而这种稀疏特性在多尺度和不同方向的子带系数上也普遍存在。由此可见,NSCT 的子带系数与其邻域系数、兄弟系数及父系数间存在强相关性、持续性和聚集性。

### 1.3 广义相关性结构信息

图像中的结构特征具有重点突出性,有助于人类视觉系统在观察时分辨图像中的事物,而且在融合图像评价方法中,SSIM 描述图像的结构相似度也用来评估图像的质量<sup>[13]</sup>。

SSIM 包括图像亮度、图像对比度、图像结构比较,其表达式如下:

$$l(x, y) = \frac{2\mu_x\mu_y + c_1}{\mu_x^2 + \mu_y^2 + c_1} \quad (1)$$

$$c(x, y) = \frac{2\sigma_x\sigma_y + c_2}{\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + c_2} \quad (2)$$

$$s(x, y) = \frac{\sigma_{xy} + c_3}{\sigma_x\sigma_y + c_3} \quad (3)$$

$$\begin{aligned} SSIM(x, y) &= l(x, y) \cdot c(x, y) \cdot s(x, y) \\ &= \frac{(2\mu_x\mu_y + e_1)(2\sigma_{xy} + e_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + e_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + e_2)} \end{aligned} \quad (4)$$

其中: $x, y$  为像素点  $d_{k,l}(i, j)$  兄弟间子带系数或者父子间子带系数,  $\mu_x, \mu_y, \sigma_x^2, \sigma_y^2, \sigma_{xy}$  分别表示  $x, y$  的均值、方差和协方差;  $c_1, c_2, c_3$  为小的常数,一般情况下,  $c_1 = (K_1 L)^2, c_2 = (K_2 L)^2, c_3 = c_3/2, L = 255, K_1 \ll 1$  且  $K_2 \ll 1$ 。

由式(4)得到像素点  $d_{k,l}(i, j)$  兄弟子带间结构相似度为  $SSIM(d_{k,l}, d_{k,l_q})$ , 其中:  $k$  为尺度层数,  $l$  为方向级数,  $q \in \{1, 2, \dots, l\}$ 。同理可得父子子带间结构相似度为  $SSIM(d_{k,l}, d_{k-1,l})$ 。那么可定义像素点  $d_{k,l}(i, j)$  的相关性结构相似度:

$$\begin{aligned} RE[d_{k,l}(i, j)] &= \frac{1}{l} \left[ \sum_{q \in \{1, 2, \dots, l\}} SSIM(d_{k,l}, d_{k,l_q}) + \right. \\ &\quad \left. SSIM(d_{k,l}, d_{k-1,l}) \right] \end{aligned} \quad (5)$$

然而,NSCT 系数在一定程度上也依赖于邻域的特性,拉普拉斯能量和能很好地反应图像的边缘特征与能量特性。因此,结合相关性结构相似度与拉普拉斯能量和,定义广义相关性结构信息(IGCS)如下:

$$IGCS_{k,l}(i, j) = RE[d_{k,l}(i, j)] \times NSML_{k,l}(i, j) \quad (6)$$

$$NSML_{k,l}(i, j) = \sum_{m \in S} \sum_{n \in T} w(m, n) \cdot [ML_{k,l}(i + m, j + n)]^2 \quad (7)$$

其中:  $NSML_{k,l}(i, j)$  为拉普拉斯能量和,在  $S \times T$  区域窗口中,对拉普拉斯能量自适应加权;  $m, n$  为  $S \times T$

$$\text{窗口中对应的各个系数坐标; } w = \frac{1}{16} \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}.$$

$$\begin{aligned} ML_{k,l}(i, j) &= |2d_{k,l}(i, j) - d_{k,l}(i - \text{step}, j) - d_{k,l}(i + \text{step}, j)| + \\ &\quad |2d_{k,l}(i, j) - d_{k,l}(i, j - \text{step}) - d_{k,l}(i, j + \text{step})| \end{aligned} \quad (8)$$

其中:  $d_{k,l}(i, j)$  为 NSCT 分解后在  $k$  层尺度  $l$  级方向上位置为  $(i, j)$  的高频子带系数;  $ML_{k,l}(i, j)$  为拉普拉斯能量;  $\text{step}$  表示系数间的可变间距,本文取 1。

由此可见,IGCS 不仅能突出 NSCT 图像中兄弟间、父子间系数的结构特征,反映其结构信息的退化程度,而且还具有邻域间边缘及能量的表达,捕获了图像中丰富的细节信息。

## 2 局部差分计盒维数

人类视觉在处理数量庞大的信息时,注意机制具有极其重要的作用,它能够将有限的资源优先分配给有用的信息,从而优先处理最有价值的数数据<sup>[14]</sup>。然而人眼视觉对于图像纹理、轮廓特征比像素本身强度更加敏感,所以统计图像的纹理信息是提高图像融合质量的重要内容。

分形能提供自然图像复杂度信息,是一种最接近自然的算法,分维是分形的维数,它可以定量地刻画分形的特点,用以描述图像的特征<sup>[15-17]</sup>。LDBC 利用图像分块处理的思想,能处理大数据图像信息,分形维数越小,对应的图像表面越光滑,分形维数越大,图像像素变化越剧烈,图像纹理表征越好。LDBC 计算过程如下:

a) 以像素点  $(x, y)$  为中心,取出  $T \times T$  的窗口大小的图像。

b) 将  $T \times T$  的窗口图像分割成  $s \times s$  的子块,每个块的尺度为  $r = \frac{s}{M}$ , 其中  $\frac{M}{2} \geq s > 1$ , 且  $s$  是整数。

c) 将图像视为三维空间中的曲面,  $x, y$  表示平面位置,  $z$  表示灰度值。每个子块上是一列  $s \times s \times s$  的盒子。在每个尺度  $r$  下,使得第  $(i, j)$  子块中的最小和最大灰度级分别落入第  $k$  和第  $l$  个盒子中,则覆盖该块的盒子的数目计算为:

$$n_r(i, j) = l - k + 1 \quad (9)$$

d) 移动窗口,计算每个子块下的  $n_r(i, j)$ , 则覆

盖整个图像所需的盒子数为:

$$N_r = \sum_{i,j} n_r(i,j) \quad (10)$$

e) 对于不同的  $r$  所获得的  $n$  个点对  $\{\log(1/r), \log(N_r)\}$ , 用最小二乘法进行线性拟合, 将这个直线斜率作为该点的局部计盒维数  $LDBC(i,j)$ 。

### 3 图像融合算法

本文提出基于纹理特征与广义相关性结构信息的医学图像融合算法, 其流程如图6所示。本文对已配准的源图像A与B进行图像融合的主要步骤为: a) 将源图像A和B分别进行NSCT变换, 获得低频子带系数 ( $c_L^A, c_L^B$ ) 和多个高频方向子带系数 ( $d_{k,l}^A, d_{k,l}^B$ ) ( $k$  为尺度层数,  $l$  为方向级数)。b) 针对低频子带和高频方向子带系数各自的特点及复杂程度, 分别采用各自融合规则。c) 获得的图像融合系数进行NSCT逆变换重构图像, 得到图像F。

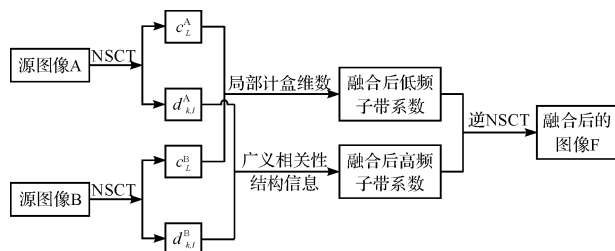


图6 基于纹理特征与广义相关性结构信息的医学图像融合

#### 3.1 低频子带融合

图像经NSCT分解后, 低频子带是源图像的近似部分, 反映了源图像的概貌特征和主体轮廓。然而, 加权平均准则、取系数极大值等, 此类方法会使图像对比度减弱, 造成图像信息的部分丢失, 因此本文采用  $LDBC$  来统计图像的纹理信息, 且符合人眼视觉特性, 并提出 Sigmoid 函数自适应调节融合。步骤如下:

a) 分别计算出图像A和B低频子带系数的局部计盒维数。得到  $LDBC[c_L^A(i,j)]$  和  $LDBC[c_L^B(i,j)]$ 。

b) 本文构造一个 Sigmoid 函数, 表达式如下:

$$w(i,j) = \frac{s^{2e}(i,j)}{1 + s^{2e}(i,j)} \quad (11)$$

其中:  $s(i,j) = \frac{LDBC[c_L^A(i,j)]}{LDBC[c_L^B(i,j)]}$ ;  $e$  为自然常数。由图7所示, 当  $s(i,j)$  趋于0或者远大于1时, 表明图像A与B纹理特征差别大; 当  $s(i,j)$  接近于1时, 则表明两图像差别小, 特征相似。

c) 最终低频子带融合规则如下:

$$c_L^F(i,j) = w(i,j) \times c_L^A(i,j) + [1 - w(i,j)] \times c_L^B(i,j) \quad (12)$$

从式(12)可以得出, 本文提出的融合规则可以根据图像各自的  $LDBC$  来动态的分配权值, 因此达到自适应的融合效果。

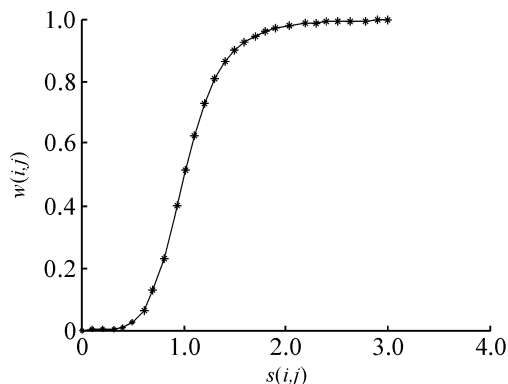


图7 Sigmoid函数

#### 3.2 高频子带融合

高频子带中包含着图像的细节信息, 模值越大表示图像变化越强烈。拉普拉斯能量和能捕捉图像的边缘特征和轮廓信息, 在一定程度上表征图像的清晰度和聚焦特性。相关性结构相似度描述了图像的亮度、对比度及结构信息。所以广义相关性结构信息能很好地表达图像细节部分, 改进图像的视觉效果。具体融合步骤如下:

a) 根据式(6)计算出源图像A和B高频子带系数的广义相关性结构信息  $IGCS_{k,l}^A(i,j)$  和  $IGCS_{k,l}^B(i,j)$ 。

b) 广义相关性结构信息采用取大规则计算:

$$d_{k,l}^F(i,j) = \begin{cases} d_{k,l}^A(i,j) & IGCS_{k,l}^A(i,j) \geq IGCS_{k,l}^B(i,j) \\ d_{k,l}^B(i,j) & IGCS_{k,l}^A(i,j) < IGCS_{k,l}^B(i,j) \end{cases} \quad (13)$$

## 4 实验结果及分析

#### 4.1 灰度图像融合

为了验证本文所提算法的有效性, 以灰度图像融合实验为例, 与文献[6]、文献[8]、文献[9]、文献[18]、文献[19]、文献[20]、文献[21]进行实验对比。文献[6]提出了基于提升小波的图像融合算法, 该算法根据噪声含量的不同, 低频采用区域能量规则, 高频采用基于分盒计数与区域梯度能量相结合的规则。文献[8]提出了 Curvelet 域的本地能量算法。文献[9]提出了基于 SWT 与 NSCT 的融合方法, 该



方法在 SWT 域采用主成分分析法,第二阶段采用 NSCT 域取大法。文献[18]提出了基于补偿机制的 NSCT 域图像融合算法。文献[19]根据高频子带的互信息大小,分别采用不同规则进行融合。文献[20]提出了基于提升小波和 PCNN 的融合算法。文献[21]采用在线字典训练和选择能量梯度差异程度大的融合规则。本文采用信息熵( $IE$ )、边缘信息评价因子( $QABF$ )、标准差( $SD$ )和空间频率( $SF$ )对融合图像进行定量分析。

图 8(a)、8(b)为正常脑部 CT/MRI 医学图像。图 9(a)、9(b)为多发性脑梗塞 MR-T1/MR-T2 医学图像。图 10(a)、10(b)为急性脑卒中 CT/MRI 医学

图像。图 8(c)、9(c)、10(c)为文献[6]提出的融合算法结果图像。图 8(d)、9(d)、10(d)为文献[8]提出的融合规则结果图像。图 8(e)、9(e)、10(e)为文献[9]提出的融合算法结果图像。图 8(f)、9(f)、10(f)为文献[18]提出的融合规则结果图像。图 8(g)、9(g)、10(g)为文献[19]提出的融合规则结果图像。图 8(h)、9(h)、10(h)为文献[20]提出的融合规则结果图像。图 8(i)、9(i)、10(i)为文献[21]提出的融合规则结果图像。图 8(j)、9(j)、10(j)为本文提出的融合规则结果图像。表 1—表 3 为不同源图像经多种融合算法处理后的图像质量评价结果。

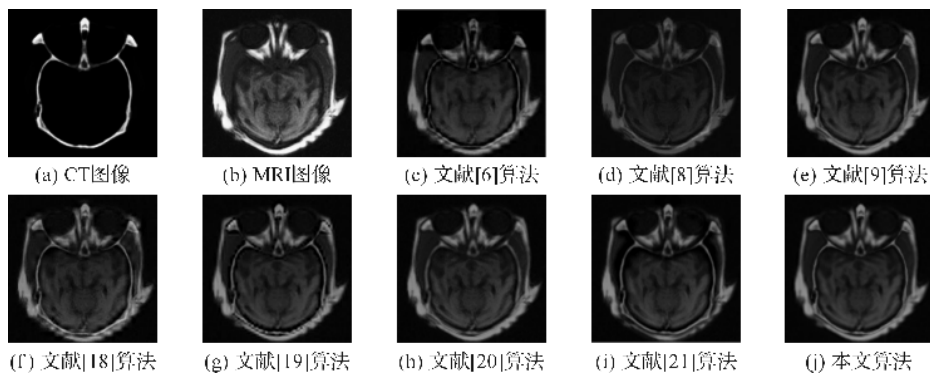


图 8 正常脑部 CT/MRI 医学图像融合结果

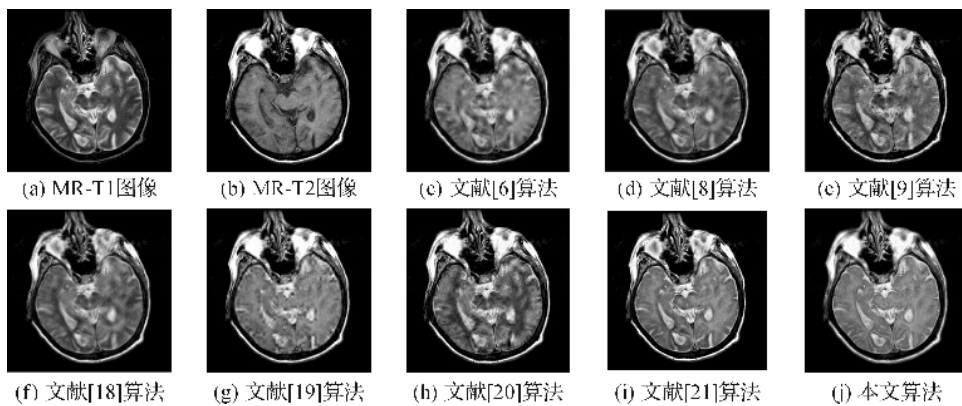


图 9 多发性脑梗塞 MR-T1/MR-T2 医学图像融合结果

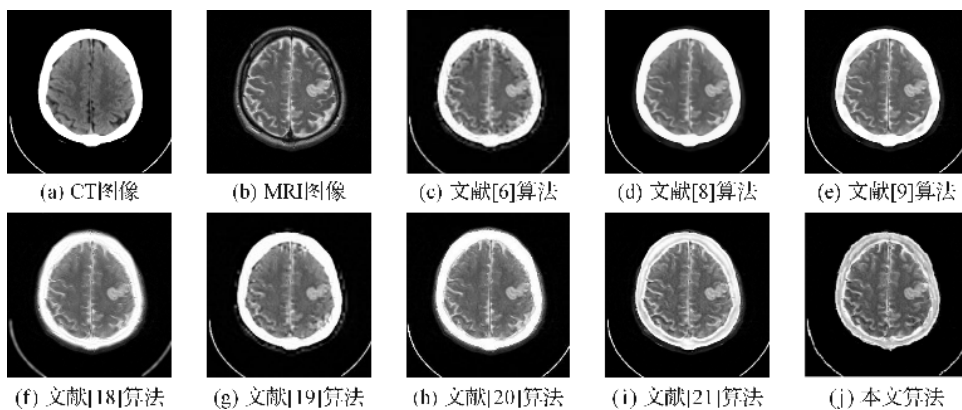


图 10 急性脑卒中 CT/MRI 医学图像融合结果

表 1 不同融合方法处理图 8 的融合指标

评价指标	文献[6] 算法	文献[8] 算法	文献[9] 算法	文献[18] 算法	文献[19] 算法	文献[20] 算法	文献[21] 算法	本文 算法
<i>IE</i>	5.8623	5.8633	6.0683	6.0931	5.8241	5.7253	5.9302	6.0581
<i>QABF</i>	0.6102	0.5954	0.6231	0.6079	0.6039	0.5822	0.6037	0.6276
<i>SD</i>	31.041	29.927	31.754	30.915	30.674	31.37	32.132	32.381
<i>SF</i>	9.3648	9.4843	9.2185	9.5216	9.0783	8.8692	9.3755	9.4216

表 2 不同融合方法处理图 9 的融合指标

评价指标	文献[6] 算法	文献[8] 算法	文献[9] 算法	文献[18] 算法	文献[19] 算法	文献[20] 算法	文献[21] 算法	本文 算法
<i>IE</i>	5.1643	5.0474	5.2384	5.0356	4.9560	5.1382	5.1438	5.2701
<i>QABF</i>	0.5074	0.5287	0.5596	0.5193	0.4854	0.5052	0.5492	0.5371
<i>SD</i>	74.648	70.856	72.625	75.277	72.362	70.764	74.386	76.093
<i>SF</i>	32.7455	31.3783	34.3520	32.6853	33.8640	34.7530	32.4900	34.9552

表 3 不同融合方法处理图 10 的融合指标

评价指标	文献[6] 算法	文献[8] 算法	文献[9] 算法	文献[18] 算法	文献[19] 算法	文献[20] 算法	文献[21] 算法	本文 算法
<i>IE</i>	5.3235	5.2845	5.1987	5.4907	4.9257	5.2538	5.0541	5.5865
<i>QABF</i>	0.4280	0.4502	0.4473	0.4249	0.4176	0.4257	0.4438	0.4792
<i>SD</i>	80.685	84.782	83.864	80.289	79.398	75.290	85.275	86.322
<i>SF</i>	32.5843	31.6721	33.4991	32.6438	29.6380	34.8759	30.6561	31.4039

分析图 8—图 10 不同算法的融合结果图像,可以看出本文算法有着良好的纹理信息,目标边缘更加清晰,不但清晰地保留了源图像的脑部组织信息,而且整体对比度高。分析图 9 可以看出,图 9(c)、图 9(e)、图 9(f)、图 9(h)的图像模糊,对比度低,骨骼和软组织细节信息丢失,无法体现源图像的纹理信息,且出现了频谱混叠现象,源图像信息表现不明显;图 9(d)、图 9(f)、图 9(i)轮廓显示模糊,纹理信息部分丢失;图 9(j)不仅保留了空间信息,而且纹理信息和轮廓信息相对丰富。由图 10 可见,从主观评价分析,对比其他 7 种融合结果,本文算法对病变部位提取清晰,而且保留了周围组织的丰富信息。因此本文算法的融合结果相比之下伪轮廓最少,且具有相对高的图像对比度和清晰的

细节信息。分析表 1—表 3 的图像质量评价指标,可以得出本文算法融合结果的评价指标部分数据最好,综合评价数据良好。表 1 中 *QABF* 与 *SD* 表现最好,表 2 中 *IE*、*SD*、*SF* 表现最好,表 3 中 *IE*、*QABF*、*SD* 表现最好,这表明本文提出的算法包含的信息大,具有更分散的灰度分布,边缘传递好,空间活跃度高。

为了更清晰地分析本文的有效性,图 11 显示了图 8 中各文献算法的右下局部放大图。可以看出,图 11(a)、图 11(e)、图 11(f)出现了伪轮廓,且边缘模糊;图 11(b)、图 11(c)、图 11(d)骨骼和软组织重合,无法很好地分辨边界;图 11(g)骨骼与软组织明显分离,丢失了细节信息;图 11(h)能清晰表现出轮廓及边界,保留了源图像更多的细节信息。

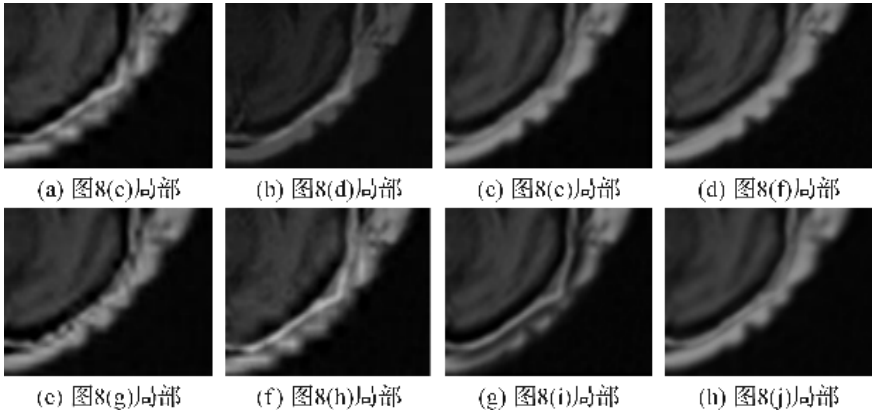


图 11 图 8 中融合图像局部区域放大图



表4 不同融合方法处理图13的融合指标

评价指标	文献[6] 算法	文献[8] 算法	文献[9] 算法	文献[18] 算法	文献[19] 算法	文献[20] 算法	文献[21] 算法	本文 算法
IE	4.0426	4.1378	4.2150	4.2387	3.9128	4.0127	4.2671	4.3264
QABF	0.6074	0.5795	0.6719	0.6621	0.6492	0.6386	0.5870	0.6837
SD	63.859	62.142	64.326	60.374	64.746	65.014	62.712	63.469
SF	17.3046	17.3864	16.9312	17.3875	16.1873	15.3216	16.7324	17.2320

表5 不同融合方法处理图14的融合指标

评价指标	文献[6] 算法	文献[8] 算法	文献[9] 算法	文献[18] 算法	文献[19] 算法	文献[20] 算法	文献[21] 算法	本文 算法
IE	4.0891	4.4276	4.2761	4.5874	3.8347	4.1663	4.3487	4.6248
QABF	0.5862	0.5925	0.6212	0.6034	0.5681	0.5810	0.5571	0.6328
SD	68.761	70.712	69.783	72.291	71.652	67.461	70.374	71.315
SF	16.4513	17.8761	18.6575	17.6621	16.3872	15.6129	18.3621	18.3120

分析表4和表5的图像质量评价指标,可以发现本文算法在IE、QABF评价指标数据最好,其他评价数据表现综合良好,说明本文算法保留了源图像更多的信息,并且边缘信息丰富。分析图13、图14不同算法的融合结果图像,可以发现本文算法能很好地保留源图像的纹理边缘信息,比其他算法的融合结果图像更加清晰,解剖结构如血管、软组织等更加明显。分析图14可以看出,本文算法对白色部分病灶提取有效,并且对于病灶周围及边缘信息更加突出。

综上所述,本文算法更有效性,信息保留更完整,纹理更加清晰,细节信息丰富,能给临床医学对病灶的诊断提供更多的帮助。

## 5 结论

本文提出了一种基于纹理特征与广义相关性结构信息的医学图像融合方法,该方法考虑到人眼视觉对纹理特征的敏感性,实验对比结果表明本文的融合新方法保留了更多的轮廓、纹理信息,细节特征更加显著突出,能更好地完整体现病灶部分,视觉效果更佳。

## 参考文献:

- [1] DAS S, KUNDU M K. A neuro-fuzzy approach for medical image fusion [J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2013, 60(12): 3347-3353.
- [2] BHATNAGAR G, WU Q M J, LIU Z. Directive contrast based multimodal medical image fusion in NSCT domain[J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2013, 15(5): 1014-1024.
- [3] WANG L, LI B, TIAN L. Multimodal medical volumetric data fusion using 3-D discrete shearlet transform and global-to-local rule [J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2014, 61(1): 197-206.
- [4] DAS S, KUNDU M K. NSCT-based multimodal medical image fusion using pulse-coupled neural network and modified spatial frequency[J]. Medical & Biological Engineering & Computing, 2012, 50(10): 1105-1114.
- [5] HEIJMANS H M, GOUTSIAS J. Nonlinear multi-resolution signal decomposition schemes. II. Morphological wavelets [J]. Image Processing, IEEE Transactions on, 2000, 9(11): 1897-1913.
- [6] 李俊峰, 姜晓丽, 戴文战. 基于提升小波变换的医学图像融合[J]. 中国图象图形学报, 2014, 19(11): 1639-1648.
- [7] YANG Y, QUE Y, HUANG S, et al. Multimodal sensor medical image fusion based on type-2 fuzzy logic in NSCT domain[J]. IEEE Sensors Journal, 2016, 16(10): 3735-3745.
- [8] SRIVASTAVA R, PRAKASH O, KHARE A. Local energy-based multimodal medical image fusion in curvelet domain[J]. IET Computer Vision, 2016, 10(6): 513-527.
- [9] BHATEJA V, PATEL H, KRISHN A, et al. Multimodal medical image sensor fusion framework using cascade of wavelet and contourlet transform domains[J]. IEEE Sensors Journal, 2015, 15(12): 6783-6790.
- [10] CUNHA A L, ZHOU J P, DO M N. The nonsubsampling contourlet transform: theory, design and applications [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15(10): 3089-3101.
- [11] 王相海, 倪培根, 苏欣, 等. 非下采样 Contourlet HMT



- 模型[J]. 中国科学:信息科学, 2013, 43(11):1431-1444.
- [12] WANG L, LI B, TIAN L F. A novel multi-modal medical image fusion method based on shift-invariant shearlet transform[J]. The Imaging Science Journal, 2013, 61(7):529-540.
- [13] 李俊峰, 张飞燕, 戴文战, 等. 基于图像相关性和结构信息的无参考图像质量评价[J]. 光电子(激光), 2014, 25(12):2407-2416.
- [14] 杨赛, 赵春霞, 徐威. 一种基于词袋模型的新的显著性目标检测方法[J]. 自动化学报, 2016, 42(8):1259-1273.
- [15] 朱烨, 李晓斌. 改进差分盒维数阈值的自然图像分割方法[J]. 计算机仿真, 2015, 32(4):197-201.
- [16] TZENG Y C, FAN K T, CHEN K S. A parallel differential box-counting algorithm applied to hyperspectral image classification[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2012, 9(2):272-276.
- [17] 何龙兵, 那彦. 多光谱可见光图像与高分辨率图像的二维融合[J]. 电子科技, 2011, 24(1):4-8.
- [18] 陈震, 杨小平, 张聪炫, 等. 基于补偿机制的 NSCT 域红外与可见光图像融合[J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(4):860-870.
- [19] 李加恒, 戴文战, 李俊峰. 基于互信息的多模态医学图像融合[J]. 浙江理工大学学报, 2016, 35(4):607-614.
- [20] 徐卫良, 戴文战, 李俊峰. 基于提升小波变换和 PCNN 的医学图像融合算法[J]. 浙江理工大学学报, 2016, 35(6):891-898.
- [21] 殷鑫华, 戴文战, 李俊峰. 基于在线字典学习的自适应医学图像融合算法[J]. 浙江理工大学学报, 2016, 37(3).
- [22] 李光鑫, 王珂. 基于 Contourlet 变换的彩色图像融合算法[J]. 电子学报, 2007, 35(1):112-117.

## Medical Image Fusion Algorithm Based on Textural Features and Generalized Correlation Structure Information

PAN Shuwei<sup>1</sup>, DAI Wenzhan<sup>2</sup>, LI Junfeng<sup>1</sup>

(1. Institute of Automation, Zhejiang Sci-Tech University, Hangzhou 310018, China; 2. School of Information and Electronic Engineering, Zhejiang Gongshang University, Hangzhou 310018, China)

**Abstract:** According to the characteristics of multi-scale transform, a medical image fusion algorithm based on textural features and generalized correlation structure information is proposed. Firstly, nonsubsampling contourlet transform is conducted for registered source images to get low-frequency and high-frequency sub-band coefficients. Secondly, considering the sensitivity of human eye vision to the textural feature, local differential box counting dimension is used to collect textural information of images. We analyze the strong correlation between brother coefficients and father-son coefficients respectively in high frequency sub-bands of NSCT. Moreover, structure similarity in those coefficients and the sum of Laplace energy between of neighborhoods are calculated as generalized correlation structure information of high frequency sub-band coefficients. Thirdly, Sigmoid function self-adaption fusion is proposed on low frequency sub-bands, and absolute value rule of generalized correlation structure information is presented on high frequency coefficients. Finally, the fused image is obtained by performing the inverse NSCT. It is found through gray level and color image fusion experiment that, the proposed approach can preserve marginal information of source images effectively and improve the objective evaluation index and visual quality.

**Key words:** medical image fusion; nonsubsampling contourlet transform; local differential box counting dimension; generalized correlation structure information

(责任编辑: 康 锋)