

中图法分类号: TP391.4    文献标识码: A    文章编号: 1006-8961(2017)11-1574-10  
论文引用格式: Lou J Q, Li J F, Dai W Z. Medical image fusion using non-subsampled shearlet transform[J]. Journal of Image and Graphics, 2017, 22(11): 1574-1583. [楼建强, 李俊峰, 戴文战. 非下采样剪切波变换的医学图像融合[J]. 中国图象图形学报, 2017, 22(11): 1574-1583. ] [DOI: 10.11834/jig.170014]

# 非下采样剪切波变换的医学图像融合

楼建强<sup>1</sup>, 李俊峰<sup>1</sup>, 戴文战<sup>2</sup>

1. 浙江理工大学自动化研究所, 杭州 310018; 2. 浙江工商大学信息与电子工程学院, 杭州 310018

**摘要:** 目的 由于单模态医学图像所提供的信息有限,不能反映相关组织所有细节信息,可能会造成临床医学误诊。针对这一问题,提出一种基于非下采样剪切波变换(NSST)的医学图像融合算法,对多模态医学图像进行融合,丰富融合图像信息,提高图像质量,为临床诊断提供依据。**方法** 首先,将源图像进行NSST变换得到低频子带和若干高频方向子带;其次,根据低频子带图像的特点,提出低频系数与脉冲耦合神经网络PCNN(pulse coupled neural network)相结合的方法;根据高频子带间结构相似度SSIM(structure similarity)不同,分为低相似和高相似子带图像;对低相似子带系数采用视觉敏感度系数VSC(visual sensitivity coefficient)与改进梯度能量相结合的策略;高相似子带系数采用VSC与区域能量相结合的方法;进而,选取结构相似度与边缘信息评价因子 $Q^{ABF}$ (edge based similarity measure)之和作为目标函数,自适应地优化可调参数;最后,经逆NSST变换重构图像。**结果** 对灰度图像和彩色图像进行实验仿真,并与其他4种融合方法进行比较,在主观视觉效果和客观评价标准,本文方法取得良好的融合效果,其中边缘评价因子和标准差都是最好的,其他指标相对较好;与靳珍怡提出的基于非下采样轮廓波变换的多模态医学图像融合相比,5组实验空间频率分别提高了11.8%、24.7%、83.4%、11.9%、30.3%;边缘评价因子分别提高了6.7%、15%、40%、50%、12%;结构相似度分别提高了0.7%、7.3%、2.4%、-3.6%、2.1%;交叉熵分别降低了16.9%、1.6%、-27.4%、6.1%、0.4%。**结论** 本文算法有效提高多模态医学图像融合质量,增加不同模态间的互补信息;与现有医学图像融合算法相比,本文算法更加优越。融合图像细节信息更为突出,整体信息更丰富,更符合人眼视觉特性。

**关键词:** 医学图像融合; NSST(non-subsampled shearlet transtransform)变换; PCNN(pulse coupled neural network); VSC(visual sensitivity coefficient); 梯度能量; 结构相似度

## Medical image fusion using non-subsampled shearlet transform

Lou Jianqiang<sup>1</sup>, Li Junfeng<sup>1</sup>, Dai Wenzhan<sup>2</sup>

1. Institute of Automation, ZhejiangSci-Tech University, Hangzhou 310018, China;

2. School of Information and Electronic Engineering, ZhejiangGongshang University, Hangzhou 310018, China

**Abstract:** **Objective** Information of the single-modality medical image is limited; thus, it cannot reflect all the details of relevant organizations and may cause misdiagnosis in the clinical setting. A scientific and effective fusion algorithm is proposed to fuse multimodal medical images, enrich fusion image information, and improve image quality to provide the basis

收稿日期: 2017-02-14; 修回日期: 2017-07-26; 预印本日期: 2017-08-02

基金项目: 国家自然科学基金项目(61374022)

第一作者简介: 楼建强(1992—), 男, 浙江理工大学控制科学与工程专业硕士研究生, 主要研究方向为图像融合, 模式识别。

E-mail: 351623096@qq.com

通信作者: 戴文战, 教授, 博士生导师, E-mail: dwz@zjsu.edu.cn

Supported by: National Natural Science Foundation of China(61374022)

for clinical diagnosis and solve previously mentioned problem. **Method** A medical image fusion algorithm based on non-subsampled shearlet transform (NSST) is proposed. First, low- and high-frequency sub-bands are obtained using NSST. Then, on the basis of the low-frequency sub-band image feature, a fusion rule based on low-frequency coefficients combined with pulse-coupled neural network is adopted for low-frequency sub-band images. On the basis of the different structural similarities (SSIM) of high-frequency sub-band images, the fusion rule of combined visual sensitivity coefficient (VSC) with improved gradient energy is adopted for low SSIM sub-bands, whereas the fusion rule of combined VSC with regional energy is applied for high SSIM sub-bands. Furthermore, a closed-loop feedback is introduced into the fusion rule to optimize variables adaptively using the sum of the SSIM and edge-based similarity measure ( $Q^{ABF}$ ) as objective evaluation. The image is restructured by inverse NSST. **Result** Experiments are conducted on gray and colored images and compared with four other types of fusion methods in terms of subjective visual effect and objective evaluation criteria. This method exhibits a good fusion effect. The factors and evaluation criteria of edge difference are the best, whereas other indicators are better. Compared with the multi-modality medical image fusion method based on non-subsampled contourlet transform by Jin zhenyi, five groups of spatial frequencies were increased by 11.8%, 24.7%, 83.4%, 11.9%, and 30.3%; edge-based similarity measures were increased by 6.7%, 15%, 40%, 50%, and 12%; SSIM were increased by 0.7%, 7.3%, 2.4%, -3.6%, and 2.1%; and cross-entropy measures were decreased by 16.9%, 1.6%, -27.4%, 6.1%, and 0.4%. **Conclusion** The proposed algorithm can effectively improve the quality of multimodal medical image fusion and increase the complementary information among different modalities. This algorithm is superior to existing medical image fusion algorithms. The fused image has more grand character and equally abundant and more in accord with human vision character.

**Key words:** medical image fusion; non-subsampled shearlet transtransform (NSST); pulse coupled neural network (PCNN); visual sensitivity coefficient (VSC); gradient energy; structure similarity

## 0 引言

医学影像技术和信息处理技术的不断发展,为临床诊断提供了许多类型的医学图像。根据成像原理和设备不同,会产生不同模态医学图像,这些图像反映相同人体组织器官的不同信息,如CT(computed tomography)图像反映的是高密度组织,MRI(magnetic resonance imaging)对软组织显示优良<sup>[1]</sup>。在临床医学上,单一的传感器图像往往不能给医生提供足够的信息进行病诉诊断,需要将不同模态图像进行适当融合,使得源图像进行信息互补,从而获取信息更为丰富的图像。医学图像融合是图像融合研究的重要方向之一,这会为临床诊断提供更为可信的依据。通过图像融合提高了图像诊断的有效性和医疗问题的评估<sup>[2,3]</sup>。

目前,针对医学图像算法的研究,国内外学者已经提出许多可行的算法。主要可分为两类:空间域和频率域。NSST变换是频域变换的工具之一,许多学者提出基于此变换的融合算法。Singh等人<sup>[4]</sup>提出基于NSST和双通道PCNN(pulse coupled neural networks)的融合算法;邢雅琼等人<sup>[5]</sup>提出基于NSST

域的融合算法,低频子带采用基于标准差的融合策略,高频子带利用灰度关联分析的发法;Yang等人<sup>[6]</sup>提出一种基于NSST和压缩感知的融合算法,取得良好的效果,但应用压缩感知会造成信息损失;liu等人<sup>[7]</sup>提出一种基于NSST和形态分量分析(MCA)的融合算法,其低频系数取大,高频系数根据拉普拉斯能量和取大,虽然此融合规则简单省时,但没有考虑到噪声的影响;Ganasala等人<sup>[8]</sup>提出一种基于脉冲神经耦合网络和NSST的融合算法,高频和低频系数的选择都是根据点火映射图点火次数取大的规则,高频系数直接作为PCNN外部激励,没有考虑到噪声的影响,并且图像某一特征对应区域共同决定的,单一像素的难以反映,会造成信息丢失;刘健等人<sup>[9]</sup>提出低频系数采用标准差加权平均,高频系数采用梯度能量取大的方法,其考虑到像素之间的影响,却没有考虑到高低频系数间的影响。

上述文献所提出的融合算法,都是开环算法且都采用单一的描述因子。针对以上不足,提出一种基于NSST变换的自适应融合算法,低频子带图像采用系数与脉冲耦合神经网络相结合的方法,针对高频子带图像提出基于结构相似度、人眼视觉特性

和改进梯度能量三者相结合的融合规则。

1 基本理论

1.1 NSST 变换

NSST 变换是一种先进的多尺度几何分析工具,具有平移不变性、多方向性、计算复杂性低等特点,被用于图像去噪、目标识别、缺陷提取、图像增强、图

像融合等领域。NSST 变换主要分为以下两步:多尺度分解和方向局部化;多尺度分解通过非下采样金字塔滤波器组 NSLP (non-sub asmpled Laplacian pyramid) 来实现,从而保证平移不变性,抑制伪吉布斯现象。通过剪切滤波器 (SF) 实现方向局部化。源图像通过  $n$  级分解,得到 1 个低频子带图像和  $n$  个大小相同但尺度不同的高频子带图像,3 级 NSST 分解过程如图 1 所示。

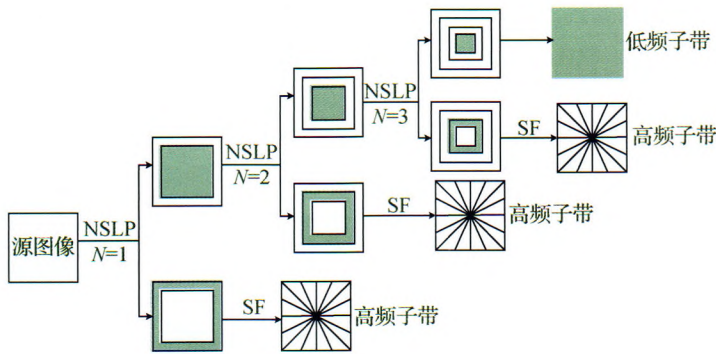


图 1 NSST 多尺度多方向分解过程  
Fig. 1 NSST decomposition process

1.2 脉冲耦合神经网络

PCNN 模型是通过模拟猫的大脑视觉皮层中同步脉冲发放现象而建立起来的一个简化新型神经网络模型<sup>[10-11]</sup>。PCNN 广泛用于图形分割,模式识别,目标分类,图像融合、去噪等领域。PCNN 在接受到外部激励时,形成脉冲序列输出。通过脉冲序列辨识图像细节性的东西更加容易。标准 PCNN 模型有许多参数需确定,并且在图像处理时,最终的效果和参数之间的关系并不明确,因此采用简化 PCNN 模型,在保持原有模型重要特性基础上,减少了参数<sup>[12-15]</sup>。单个神经元模型如图 2。在图像具体应用如下:每个像素对应一个神经元,像素灰度值作为神经元外部刺激,内部活动项将耦合连接子系统和反馈输入子系统的信号调制相乘得到  $U$ ,然后与阈值

$\theta$  比较,若  $U > \theta$ ,神经元触发电火,  $Y = 1$ ;反之,  $Y = 0$ ;此过程反复迭代,直到满足条件为止。经过 PCNN 点火,由神经元总的点火次数构成的点火映射图作为 PCNN 的输出。

该模型的数学表达方程为

$$F_{ij}(n) = S_{ij} \tag{1}$$

$$L_{ij}(n) = e^{-\alpha_L} L_{ij}(n-1) + V_L \sum_{kl} W_{ijkl} Y_{kl}(n-1) \tag{2}$$

$$U_{ij}(n) = F_{ij}(n) [1 + \beta_{ij} L_{ij}(n)] \tag{3}$$

$$\theta_{ij}(n) = e^{-\alpha_\theta} \theta_{ij}(n-1) + V_\theta Y_{ij}(n) \tag{4}$$

$$Y_{ij}(n) = \begin{cases} 1 & U_{ij}(n) > \theta_{ij}(n-1) \\ 0 & U_{ij}(n) \leq \theta_{ij}(n-1) \end{cases} \tag{5}$$

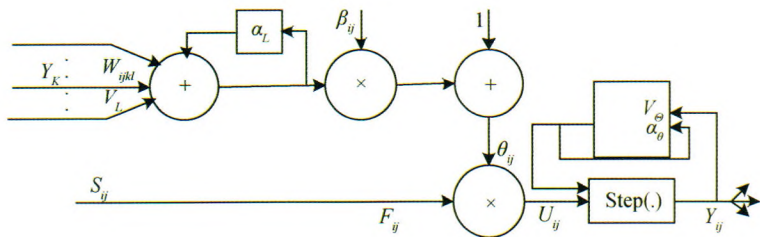


图 2 PCNN 单个神经元的简化模型  
Fig. 2 A simplified model of PCNN single neuron

式中,  $F_{ij}$  是反馈输入;  $S_{ij}$  是外部刺激;  $L_{ij}$  是连接输入;  $W$  是加权系数;  $U_{ij}$  是内部活动项;  $\theta_{ij}$  是动态阈值;  $V_{ij}$  是脉冲输出;  $\alpha_L, \alpha_\theta$  是衰减参数;  $V_L, V_\theta$  是连接放大系数、阈值放大系数;  $\beta$  是内部活动链接系数;  $ij$  神经元位置。

## 2 融合算法

### 2.1 基本框架

与早期提出的多尺度多方向变换(如小波变换、脊波变换、非下轮廓波变换等)相比, NSST 变换效率更高, 分解方向数更多等。在相关论文基础上, 针对不足之处, 本文使用多个描述子, 并且引入优化函数, 使其构成闭环算法。本文算法结构流程图如图3所示。将已配准的原图像进行 NSST 分解, 得到低频和高频子带; 再根据相应的融合算法对高低频系数选取, 同时加入优化算法, 使其构成一个闭环系统, 自适应优化可调参数; 最后, 通过逆 NSST 变换重构图像。

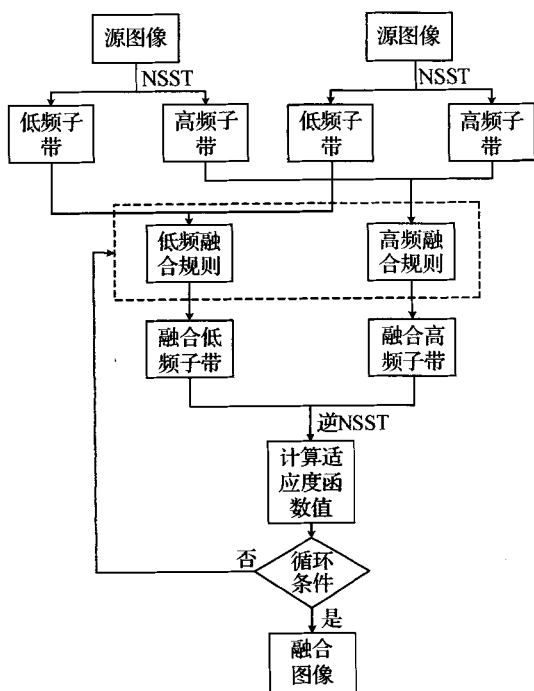


图3 医学图像融合流程图

Fig. 3 Flow diagram of medical image fusion

### 2.2 低频子带系数融合规则

低频子带图像反映源图像近似特征, 包含图像大部分信息。采用简单平均, 会使重要信息淡化, 对比度降低, 图像会变模糊, 降低图像视觉效果。采用

低频子带图像与脉冲耦合网络相结合的方法。许多文献直接将单个低频系数作为 PCNN 输入信号, 没有考虑到噪声的影响; 并且, 简单的以单个系数点火次数作为选择标准, 忽略周围像素的影响。图像的特征是由某一区域像素共同决定的, 采用上述简单的方法, 会降低融合图像的质量。为提高融合图像质量, 在文献[16]基础上提出一种新的基于 PCNN 点火映射图特性的低频融合规则。定义点火区域强度(RFI)<sup>[16]</sup>为

$$E_L^j(m, n) = \bar{T}_L^j(m, n) \times e^{a \times s_L^j(m, n)} \quad (6)$$

式中,  $a$  为调节因子, 且  $a \in [-10, 10]$ , 用以权衡平均值和标准差在系数选择的重要性;  $\bar{T}_L^j(m, n)$ ,  $s_L^j(m, n)$  分别表示为以点  $(m, n)$  为中心区域低频系数点火映射图均值和标准差, 区域常设定为  $3 \times 3$  或  $5 \times 5$ , 本文采用  $3 \times 3$  区域, 即

$$\bar{T}_L^j(m, n) = \frac{1}{9} \times \sum_{x=-1}^1 \sum_{y=-1}^1 T_L^j(m+x, n+y) \quad (7)$$

$$s_L^j(m, n) =$$

$$\sqrt{\frac{1}{9} \sum_{x=-1}^1 \sum_{y=-1}^1 (T_L^j(m+x, n+y) - \bar{T}_L^j(m+x, n+y))^2} \quad (8)$$

$T_L^j(m, n)$  是在点  $(m, n)$  处低频系数点火次数, 低频子带图像某区域系数变化不大, 反映源图像在此区域比较平稳, 其标准差小甚至接近零, 则  $E_L^j(m, n)$  与  $\bar{T}_L^j(m, n)$  相近, 系数的选取由点火次数的大小决定; 反之, 由区域点火强度决定。

融合规则如下

$$C_F(m, n) = \begin{cases} C_L^A(m, n) & E_L^A(i, j) > E_L^B(i, j) \\ C_L^B(m, n) & E_L^A(i, j) < E_L^B(i, j) \end{cases} \quad (9)$$

### 2.3 高频子带系数融合规则

图像在某处存在纹理, 边缘等细节信息, 其高频子带系数值在该区域会有明显的差异, 灰度值波动大, 人眼视觉系统对特征区域有敏感的反应。首先根据结构相似度<sup>[17]</sup>, 将高频子带图像分为高相似高频子带图像和低相似高频子带图像。对于相似度低的高频子带图像, 说明图像结构特征不同, 各有自己的特点; 而高相似的子带图像, 说明图像结构轮廓相似, 相关性强。相似度的取值范围:  $[0, 1]$ ; 本文阈值  $T$ , ( $T \in [0.5, 1]$ )。图像相似度为

$$SSIM(x, y) = l(x, y)^a \cdot c(x, y)^b \cdot s(x, y)^y \quad (10)$$

亮度比较因子为

$$l(x,y)=\frac{2u_xu_y+c_1}{u_x^2+u_y^2+c_1}$$

对比度因子为

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

结构比较因子为

$$s(x,y)=\frac{2\sigma_{xy}+c_3}{\sigma_{xy}+c_3}$$
$$\sigma_{xy}=\frac{1}{N-1}\sum_{i=1}^N(x_i-u_x)(y_i-u_y)$$

式中,  $x, y$  表示两幅图像;  $\alpha, \beta, \gamma$  是可调因子, 权衡模型中 3 个成分所占比例, 通常都取为 1;  $u_x, u_y, \sigma_x, \sigma_y, \sigma_{xy}$  分别为图像  $x, y$  的均值、方差、和协方差; 一般情况下,  $c_1, c_2, c_3$  为小常数, 通常取为:  $c_1 = (K_1L)^2, c_2 = (K_2L)^2, c_3 = \frac{c_2}{2}, L = 255, K_1 \ll 1, K_2 \ll 2$ 。

2.3.1 低相似高频子带

对于低相互子带图像而言, 同一区域都包含重要信息且区别较大; 在进行系数融合时, 既要考虑带高低频子带间的相互影响, 又要保证图像的清晰度。采用视觉敏感度系数和改进梯度能量相结合的融合规则。局部对比度的变化不仅反映了图像内各个像素点的差异水平, 也从侧面刻画了图像目标信息相对于背景的显著程度<sup>[18-19]</sup>。文献[18]提出局部亮度对比度定义为

$$C=(L-L_B)/L_B=L_H/L_B \tag{11}$$

式中,  $L$  为图像局部亮度,  $L_B$  为图像的局部背景亮度, 可以认为是低频分量,  $L_H=L-L_B$  是局部亮度减去背景得到的局部细节, 可以认为是高频分量。传统的局部对比度定义中, 对多尺度分解后的系数只进行点对点的比较, 根据人类视觉特性可知, 单个像素点难以反映图像的某一区域特征。同时, 传统模型中没有考虑到分解后系数的正负性, 子图像负值系数也包含同等重要信息。因此, 提出一种新的局部对比度定义—视觉敏感度系数(VSC), 定义为

$$v(Z^{K,L}(x,y))=\left|\frac{Z^{K,L}(x,y)}{Z_K^0(x,y)}\right| \tag{12}$$

式中,  $Z$  表示源图像;  $(x, y)$  为像素点坐标;  $Z^{K,L}(x, y)$  表示为  $K$  尺度上, 第  $L$  级方向上的高频系数;  $Z_K^0(x, y)$  为  $Z^{K,L}(x, y)$  对应尺度下的低频系数子带图像系数平均值; VSC 越大, 说明对应图像的细节和边缘信息就越丰富。

常用的梯度能量只考虑到水平和垂直两方向上

的变化, 定义 8-邻域的梯度为

$$G(x,y)=\sqrt{[(f(x,y)-f(x-1,y))^2+(f(x+1,y)-f(x,y))^2+(f(x,y)-f(x,y-1))^2+(f(x,y)-f(x,y+1))^2+(f(x,y)-f(x-1,y-1))^2+(f(x,y)-f(x-1,y+1))^2+(f(x,y)-f(x+1,y-1))^2+(f(x,y)-f(x+1,y+1))^2]} \tag{13}$$

梯度能量定义为

$$\bar{G}(x,y)=\frac{1}{N\times M}\sum_{i=-\frac{M-1}{2}}^{\frac{M-1}{2}}\sum_{j=-\frac{N-1}{2}}^{\frac{N-1}{2}}((w(i,j)\cdot G(x+i,y+j))^2) \tag{14}$$

式中,  $f(x, y), G(x, y)$  分别是点  $(x, y)$  处系数和梯度,  $N \times M$  是某区域大小,  $w(i, j)$  是权重系数。

低相似高频融合规则为

$$C_F^{J,K}(x,y)=\gamma(\alpha C_A^{J,K}(x,y)+(1-\alpha)C_B^{J,K}(x,y))+\mu(\beta C_A^{J,K}(x,y)+(1-\beta)C_B^{J,K}(x,y)) \tag{15}$$

式中,  $\gamma, \mu$  是调节因子, 且  $\gamma + \mu = 1, \alpha, \beta$  为

$$\alpha=\frac{v_A^{J,K}(x,y)}{v_A^{J,K}(x,y)+v_B^{J,K}(x,y)}$$
$$\beta=\frac{\bar{G}_A^{J,K}(x,y)}{\bar{G}_A^{J,K}(x,y)+\bar{G}_B^{J,K}(x,y)}$$

2.3.2 高相似高频子带

图像区域相似度高, 反映了两图像在该区域具有相似的纹理细节等信息。如果采用加权融合规则会弱化图像特有的纹理特征。本文采用视觉敏感度系数与区域能量相结合的融合规则, 规则为

$$C_F^{J,K}(x,y)=\begin{cases} C_A^{J,K}(x,y) & (e^{E_A^{J,K}(x,y)}+e^{vsc_A^{J,K}(x,y)})> \\ & (e^{E_B^{J,K}(x,y)}+e^{vsc_B^{J,K}(x,y)}) \\ C_B^{J,K}(x,y) & (e^{E_A^{J,K}(x,y)}+e^{vsc_A^{J,K}(x,y)})< \\ & (e^{E_B^{J,K}(x,y)}+e^{vsc_B^{J,K}(x,y)}) \end{cases} \tag{16}$$

式中,  $E_Z^{J,K}(x,y)=\frac{1}{N\times M}\sum_{i=-\frac{M-1}{2}}^{\frac{M-1}{2}}\sum_{j=-\frac{N-1}{2}}^{\frac{N-1}{2}}(w(i,j)\cdot f^2(x+i,y+j))$ 。

本文算法具体步骤如下:

1) 选取“maxflat”滤波器为尺度分解器, 对以配准的源图像  $A, B$  进行  $n$  层分解 (本文  $n = 3$ ) NSST 变换, 对应尺度上方向数分别为 2, 8, 得到低频子带系数  $C_{j_0}^A(m, n), C_{j_0}^B(m, n)$  和高频子带系数  $C_{l,k}^A(m, n),$



$C_{l,k}^B(m,n)$ 。

2) 将低频子带系数求区域均值并且归一化在  $[0,1]$  之间, 作为 PCNN 模型输入信号, 分别得到点火映射图  $T_{l,k}^l(m,n), T_L^l(m,n)$ 。

3) 根据上述融合规则进行融合, 得到融合后的子带系数, 然后进行 NSST 逆变换, 得到融合后图像, 计算评价指标。

4) 应用粒子群优化算法, 改变可调参数值, 返回步骤 3), 直到满足循环条件为止。

5) 选出最优评价指标对应的可变参数, 带入融合规则, 得到融合系数, 进行 NSST 逆变换从而得到融合图像。

### 3 实验仿真及分析

为验证本文方法的可行性, 选取已配准的头部灰度图像 CT 和 MRI, CT 图像对高密度组织(如骨骼)清晰可见, 但对低密度软组织显示效果不佳; 而 MRI 成像效果与 CT 相反, 将 CT/MRI 融合能弥补各自的缺点。通过标准差(SD)、空间频率(SF)、平均梯度(AG)、信息熵(IE)、融合因子(FF)、边缘信息评价因子( $Q^{ABF}$ )、结构相似度(SSIM)、交叉熵(CE)等客观评价指标对融合后的图像进行评价。通过实验 PCNN 模型参数设置为  $\alpha_L = 1, V_L = 1, \alpha_\theta = 0.8, V_\theta = 20$  较好,  $\beta$  由改进的拉普拉斯能量确定, 改进的拉普拉斯能量定义可见文献[23],  $N = 200, W$  由像素之间的欧氏距离决定, 通常为

$$W = \begin{bmatrix} 0.707 & 1 & 0.707 \\ 1 & 0 & 1 \\ 0.707 & 1 & 0.707 \end{bmatrix}$$

本文采用粒子群算法对调节因子  $\alpha$  和阈值  $T$  进行优化,  $\alpha$  和  $T$  作为 2 维种群, 根据阈值的取值区间产生随机数进行 30 次优化获得全局最优, 粒子群算法详见文献[20]。本文采用边缘信息评价因子与结构相似度之和构造适应度函数。

#### 3.1 灰度图像融合

图 4(a)(b) 是正常脑部 CT/MRI 医学图像, CT 图像中高密度组织清晰可见, 而 MRI 图像中低密度软组织清晰可见; 图 5(a)(b) 是为多发性脑梗塞 MR-T1/MR-T2 医学图像, 根据含水量的不同, 呈现出不一样的颜色, 作为病源判断依据; 图 6(a)(b) 为急性脑卒中 CT/MRI 医学图像。

文献[9]提出低频系数采用标准差加权, 高频系数采用梯度能量取大的融合规则, 图 4(c)、图 5(c)、图 6(c) 是依据此规则得到的融合图像; 文献[21]提出低频系数采用区域能量加权, 高频系数采用区域能量取大的融合规则。图 4(d)、图 5(d)、图 6(d) 是应用此规则得到的融合图像; 文献[22]提出低频系数区域交叉熵加权, 高频子带图像梯度能量加权的融合规则, 图 4(e)、图 5(e)、图 6(e) 是应用此规则得到的融合图像; 文献[23]提出低频系数取平均值, 高频子带图像根据点火映射图首次点火时间取小的融合规则, 图 4(f)、图 5(f)、图 6(f) 是应用此规则得到的融合图像; 图 4(g)、图 5(g)、图 6(g) 是根据本文融合规则得到融合图像。

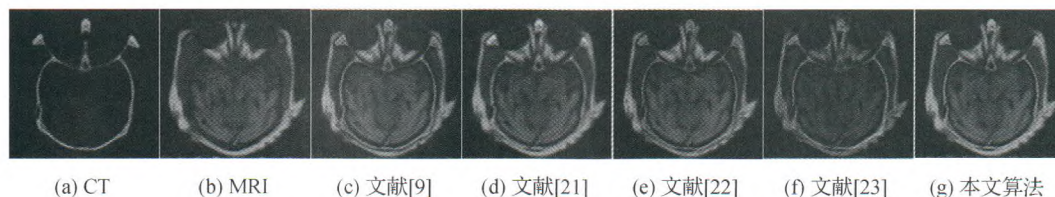


图 4 正常脑部 CT/MRI 仿真结果图

Fig. 4 Fusion results of a normal persons' brain CT/MRI medical images

((a) CT; (b) MRI; (c) reference [9]; (d) reference [21]; (e) reference [22]; (f) reference [23]; (g) ours)

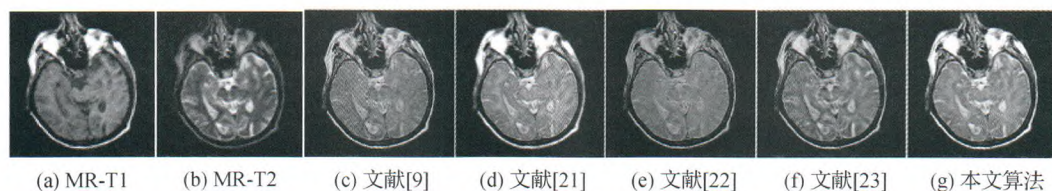


图 5 多发性脑梗塞 MR-T1/MR-T2 医学图像融合

Fig. 5 Fusion results for a diseased persons' with multiple embolic infarctions MR-T1 /MR-T2 medical images

((a) MR-T1; (b) MR-T2; (c) reference [9]; (d) reference [21]; (e) reference [22]; (f) reference [23]; (g) ours)



从主观角度分析,图 3—图 5 中本文融合图像视觉效果良好,纹理清晰,具有实用性;从客观角度分析,表 1—表 3 中  $SD$ 、 $Q^{ABF}$  是最好的; $SD$  越大,图像灰度值越分散; $Q^{ABF}$  越大,图像边缘信息保留更

好;分析表 2 可得: $SD$ 、 $SF$ 、 $AG$ 、 $Q^{ABF}$ 、 $FF$ 、 $CE$  这 6 个指标,与其他 4 种融合规则相比,本文融合规则更优秀, $IE$  和  $SSIM$  这两指标也比较好,获得了关于 MR-T1/MR-T2 更好的融合图像。以上分析表明,本文

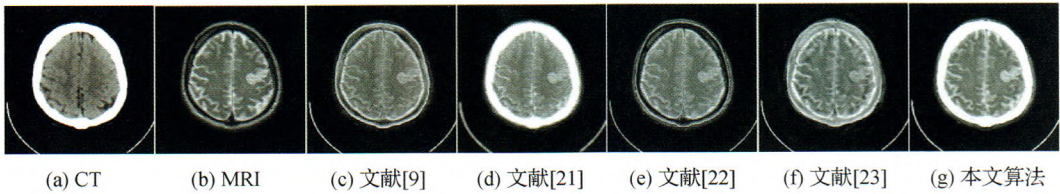


图 6 急性脑卒中 CT/MRI 医学图像融合结果

Fig. 6 Fusion results for a diseased persons' with acute stroke CT/MRI medical images

((a) CT; (b) MRI; (c) reference [9]; (d) reference [21]; (e) reference [22]; (f) reference [23]; (g) ours)

表 1 图 4 中相对应的融合图像质量评价

Table 1 Corresponding fusion image quality evaluation for Fig. 4

图 4	SD	SF	AG	$Q^{ABF}$	FF	IE	SSIM	CE
(c)	29.550 2	9.365 3	0.026 1	0.743 7	3.851 7	5.814 2	0.521 2	10.723 2
(d)	<b>33.071 6</b>	8.560 5	0.023 8	0.705 9	4.765 4	5.935 8	0.524 4	12.271 3
(e)	28.206 5	8.722 5	0.024 3	0.703 7	3.904 3	5.825	0.521 0	11.190 3
(f)	21.366 7	7.900 5	0.022 0	0.522 1	1.634 0	5.540 0	0.461 1	<b>3.019 8</b>
(g)	33.050 8	<b>9.575 6</b>	<b>0.026 7</b>	<b>0.753 3</b>	<b>4.092 0</b>	<b>5.996 6</b>	<b>0.528 3</b>	10.198 8

注:加粗数值表示最优结果。

表 2 图 5 中相对应的融合图像质量评价

Table 2 Corresponding fusion image quality evaluation for Fig. 5

图 5	SD	SF	AG	$Q^{ABF}$	FF	IE	SSIM	CE
(c)	61.652 5	31.771 4	0.088 4	0.557 9	2.741 7	5.063 6	<b>0.736 4</b>	2.320 7
(d)	76.461 7	26.615 1	0.074 1	0.501 6	3.011 3	5.297 3	0.674 3	2.245 0
(e)	56.611 6	29.218 0	0.081 3	0.510 8	2.625 4	5.056 3	0.7331	2.408 1
(f)	60.489 9	29.791 7	0.082 9	0.528 1	2.512 0	<b>5.750 4</b>	0.634 3	2.677 7
(g)	<b>76.474 8</b>	<b>33.187 4</b>	<b>0.092 4</b>	<b>0.577 6</b>	<b>3.181 2</b>	5.173 6	0.723 5	<b>2.209 9</b>

注:加粗数值表示最优结果。

表 3 图 6 中相对应的融合图像质量评价

Table 3 Corresponding fusion image quality evaluation for Fig. 6

图 6	SD	SF	AG	$Q^{ABF}$	FF	IE	SSIM	CE
(c)	61.994 7	<b>33.207 5</b>	<b>0.092 4</b>	0.477 4	2.930 9	5.058 2	0.690 8	2.898 4
(d)	86.281 7	15.925 6	0.044 3	0.358 9	<b>3.772 0</b>	4.783 7	0.667 8	<b>2.537 2</b>
(e)	56.122 9	29.402 3	0.081 9	0.494 6	3.055 1	5.094 3	<b>0.691 5</b>	3.238 9
(f)	65.922 4	27.630 0	0.076 9	0.485 9	2.148 9	<b>5.627 6</b>	0.585 2	3.365 3
(g)	<b>86.362 4</b>	29.208 7	0.081 3	<b>0.503 0</b>	3.370 2	5.318 8	0.684 0	3.231 7

注:加粗数值表示最优结果。

融合算法对灰度图像融合的有效性和可行性。

3.2 彩色图像融合

为验证本文算法对彩色图像融合也有效,采用两组 SPECT/MRI 图像进行实验仿真。通过 RGB/IHS 变换实现彩色图像融合,流程图如图 7 所示。融合结果如图 8 所示。

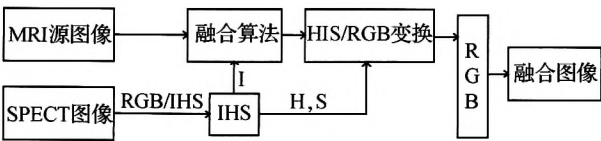


图 7 MRI/SPECT 图像融合流程图  
Fig. 7 Flow diagram of fusion of MRI and SPECT

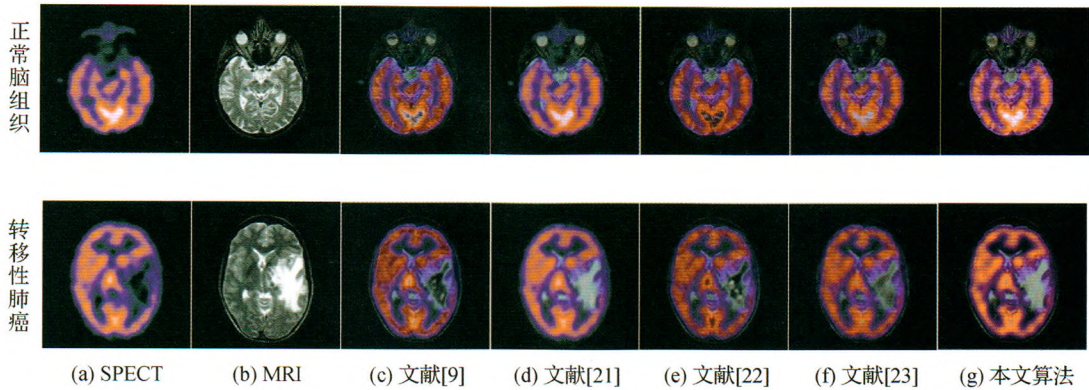


图 8 SPECT/MRI 图像融合结果

Fig. 8 Fusion results for a normal persons' brain SPECT/MRI medical images  
((a) SPECT; (b) MRI; (c) reference[9]; (d) reference[21]; (e) reference[22]; (f) reference[23]; (g) ours)

表 4 图 8 中相对应的融合图像质量评价  
Table 4 Corresponding fusion image quality evaluation for Fig. 8

图 8	SD	SF	AG	$Q^{ABF}$	FF	IE	SSIM	CE	
正常脑组织	(c)	43.775 3	11.226 9	0.015 7	0.373 6	24.759 4	3.756 5	0.734 5	3.971 4
	(d)	<b>54.097 9</b>	10.105 4	0.014 0	0.254 4	25.416 9	4.184 3	<b>0.767 8</b>	3.747 9
	(e)	41.695 8	10.788 7	0.015 0	0.341 8	24.753 6	3.783 8	0.740 2	3.913 4
	(f)	44.918 8	10.456 8	0.014 5	0.253 8	23.670 8	<b>4.402 1</b>	0.696 5	5.336 7
	(g)	49.583 4	<b>11.310 7</b>	<b>0.015 7</b>	<b>0.380 8</b>	<b>25.511 4</b>	3.863 7	0.740 3	<b>3.520 1</b>
转移性肺癌	(c)	46.438 8	13.733 6	0.038 2	0.355 4	2.262 4	4.073 9	0.727 4	5.482 1
	(d)	<b>58.963 7</b>	10.566 8	0.029 4	0.341 2	2.579 6	4.495 9	0.723 8	5.036 1
	(e)	44.583 0	12.921 6	0.036 0	0.340 5	2.311 2	4.113 8	0.729 6	5.579 1
	(f)	46.491 4	11.494 0	0.032 0	0.297 3	2.315 4	4.704 6	0.697 5	6.410 1
	(g)	56.021 7	<b>13.771 6</b>	<b>0.038 3</b>	<b>0.382 4</b>	<b>2.639 8</b>	4.2051	<b>0.738 8</b>	<b>5.017 9</b>

注:加粗数值表示最优结果。

分析表 4 可知:根据本文算法得到的融合图像,其 SF、AG、 $Q^{ABF}$ 、FF、CE 这 5 个指标都是最好的。SF 越大,图像像素活跃程度越高;AG 越大,表明图像越清晰;FF 越大,融合图像保留更多的源图像信息;CE 越小,表明融合图像与源图像的差异性越小;根据以上分析,本文算法也适合彩色图像融合,且相对

对比的 4 种算法得到的结果更加优越。  
综上分析,本文提出的基于 NSST 域的图像融合算法,有效保留源图像信息,融合图像的灰度分布分散,边缘清晰,与源图像之间的差异性小,对融合质量有明显的提高。



## 4 结 论

多模态医学图像融合将解剖信息和功能信息有机地结合起来,以便医生了解病变组织或器官的综合情况,并做出更加准确的诊断或制定出更加合适的治疗方案。本文提出一种基于 NSST 变换的融合算法,低频子带图像融合规则采用低频系数与脉冲耦合神经网络相结合的方法,低相似高频子带图像采用视觉敏感度系数和改进梯度能量相结合的方法,高相似高频子带图像采用视觉敏感度系数和区域能量相结合取大的规则。从实验仿真可知,应用本文算法得到的融合图像具有更丰富的特征和细节信息,客观评价指标反映出本文算法优于对比算法。本文算法仅针对医学图像融合提出的,有一定局限性。就此问题,改进算法拓宽其应用范围如应用到聚焦图像,遥感图像等。

## 参考文献 (References)

- [ 1 ] Yang Y, Que Y, Huang S Y, 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. [ DOI: 10. 1109/JS-EN. 2016. 2533864 ]
- [ 2 ] James A P, Dasarthy B V. Medical image fusion; a survey of the state of the art[J]. Information Fusion, 2014, 19: 4-19. [ DOI: 10. 1016/j. infus. 2013. 12. 002 ]
- [ 3 ] Bhateja V, Moin A, Srivastava A, et al. Multispectral medical image fusion in contourlet domain for computer based diagnosis of Alzheimer's disease[J]. Review of Scientific Instruments, 2016, 87(7): 074303. [ DOI: 10. 1063/1. 4959559 ]
- [ 4 ] Singh S, Gupta D, Anand R S, et al. Nonsubsampled-shearlet based CT and MR medical image fusion using biologically inspired spiking neural network[J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2015, 18: 91-101. [ DOI: 10. 1016/j. bspc. 2014. 11. 009 ]
- [ 5 ] Xing Y Q, Wang X D, Lei L, et al. Fusion technique for multi-focus image based on analysis of grey relation in NSST domain[J]. Systems Engineering-Theory & Practice, 2015, 35(9): 2380-2386. [ 邢雅琼, 王晓丹, 雷蕾, 等. 基于 NSST 域灰度关联分析的多聚焦图像融合方法[J]. 系统工程理论与实践, 2015, 35(9): 2380-2386. ] [ DOI: 10. 12011/1000-6788 (2015) 9-2380 ]
- [ 6 ] Yang J M, Wu Y Y, Wang Y J, et al. A novel fusion technique for CT and MRI medical image based on NSST[C]//Proceedings of 2016 Chinese Control and Decision Conference. Yinchuan: IEEE, 2016: 4367-4372. [ DOI: 10. 1109/CCDC. 2016. 7531752 ]
- [ 7 ] Liu X B, Mei W B, Du H Q, et al. A novel image fusion algorithm based on nonsubsampled shearlet transform and morphological component analysis[J]. Signal, Image and Video Processing, 2016, 10(5): 959-966. [ DOI: 10. 1007/s11760-015-0846-5 ]
- [ 8 ] Ganasala P, Kumar V. Feature-motivated simplified adaptive PCNN-based medical image fusion algorithm in NSST Domain[J]. Journal of Digital Imaging, 2016, 29(1): 73-85. [ DOI: 10. 1007/s10278-015-9806-4 ]
- [ 9 ] Liu J, Lei Y J, Xing Y Q, et al. Fusion technique for SAR and gray visible image based on hidden markov model in non-subsample shearlet transform domain[J]. Control and Decision, 2016, 31(3): 453-457. [ 刘健, 雷英杰, 邢雅琼, 等. 基于 NSST 域隐马尔可夫树模型的 SAR 和灰度可见光图像融合[J]. 控制与决策, 2016, 31(3): 453-457. ] [ DOI: 10. 13195/j. kzyjc. 2014. 1932 ]
- [ 10 ] Deng X Y, Ma Y D, Dong M. A new adaptive filtering method for removing salt and pepper noise based on multilayered PCNN[J]. Pattern Recognition Letters, 2016, 79: 8-17. [ DOI: 10. 1016/j. patrec. 2016. 04. 019 ]
- [ 11 ] Johnson J L, Padgett M L. PCNN models and application[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1999, 10(3): 480-498. [ DOI: 10. 1109/72. 761706 ]
- [ 12 ] Zhou D G, Gao C, Guo Y C. Adaptive simplified PCNN parameter setting for image segmentation[J]. Acta Automatica Sinica 2014, 40(6): 1191-1197. [ 周东国, 高潮, 郭永彩. 一种参数自适应的简化 PCNN 图像分割方法[J]. 自动化学报, 2014, 40(6): 1191-1197. ] [ DOI: 10. 3724/SP. J. 1004. 2014. 01191 ]
- [ 13 ] Tong L N, Hou Z G, Peng L, et al. Multi-channel sEMG Time series analysis based human motion recognition method[J]. Acta Automatica Sinica 2014, 40(5): 810-821. [ 佟丽娜, 侯增广, 彭亮, 等. 基于多路 sEMG 时序分析的人体运动模式识别方法[J]. 自动化学报, 2014, 40(5): 810-821. ] [ DOI: 10. 3724/SP. J. 1004. 2014. 00810 ]
- [ 14 ] Liu Y, Fu Z, Zheng F B. Review on high resolution remote sensing image classification and recognition[J]. Journal of Geo-information Science, 2015, 17(9): 1080-1091. [ 刘扬, 付征叶, 郑逢斌. 高分辨率遥感影像目标分类与识别研究进展[J]. 地球信息科学学报, 2015, 17(9): 1080-1091. ] [ DOI: 10. 3724/SP. J. 1047. 2015. 01080 ]
- [ 15 ] Jin X, Nie R C, Zhou D M, et al. Multifocus color image fusion based on NSST and PCNN[J]. Journal of Sensors, 2016, 2016: #8359602. [ DOI: 10. 1155/2016/8359602 ]
- [ 16 ] Yang Y C, Wang X M, Dang J W, et al. Medical image fusion method based on NSCT and regional fire PCNN[J]. Journal of System Simulation, 2014, 26(2): 274-278. [ 杨艳春, 王晓明, 党建武, 等. 基于 NSCT 与区域点火 PCNN 的医学图像融合方法[J]. 系统仿真学报, 2014, 26(2): 274-278. ] [ DOI: 10. 16182/j.

- enki. joss. 2014. 02. 029]
- [17] Vallejos R, Mancilla D, Acosta J. Image similarity assessment based on coefficients of spatial association[J]. Journal of Mathematical Imaging and Vision, 2016, 56(1): 77-98. [DOI: 10.1007/s10851-016-0635-y]
- [18] Wang L, Lu D, Lv J F. Multi-focus image fusion scheme based on wavelet contrast [J]. Journal of Image and Graphics, 2008, 13(1): 145-150. [王丽, 卢迪, 吕剑飞. 一种基于小波方向对比度的多聚焦图像融合方法[J]. 中国图象图形学报, 2008, 13(1): 145-150. ] [DOI: 10. 11834/jig. 20080126]
- [19] Chen H P, He M Y, Li X. Multi-focus image fusion using pixel extraction based on SWT regional contrast[J]. Journal of Image and Graphics, 2011, 16(5): 865-870. [陈焕平, 何明一, 李旭. 基于SWT区域对比度像素提取的多聚焦图像融合[J]. 中国图象图形学报, 2011, 16(5): 865-870. ] [DOI: 10. 11834/jig. 20110520]
- [20] Huang G, Li J, Pan J G. A fast 2D otsu image segmentation algorithm based on particle swarm optimization algorithm[J]. Journal of Image and Graphics, 2011, 16(3): 377-381. [黄港, 李俊, 潘金贵. 基于粒子群优化方法的2维Otsu快速图像分割算法[J]. 中国图象图形学报, 2011, 16(3): 377-381. ] [DOI: 10. 11834/jig. 20110309]
- [21] Jin Z Y, Wang Y J. Multi-modality medical image fusion method based on non-subsampled contourlet transform [J]. Chinese Journal of Medical Physics, 2016, 33(5): 445-450. [靳珍怡, 王远军. 基于非下采样轮廓波变换的多模态医学图像融合[J]. 中国医学物理学杂志, 2016, 33(5): 445-450. ] [DOI: 10. 3969/j. issn. 1005-202X. 2016. 05. 004]
- [22] Ge W, Ji P C, Zhao T C. Infrared image and visual image fusion algorithm based on NSCT and improved regional cross entropy [C]//Proceedings of the 27th Chinese Control and Decision Conference (CCDC). Qingdao: IEEE, 2015: 3645-3649. [DOI: 10. 1109/CCDC. 2015. 7162557]
- [23] Wang H P, Liu Z Q, Fang X, et al. Method for image fusion based on adaptive pulse coupled neural network in curvelet domain[J]. Journal of Optoelectronics. Laser, 2016, 27(4): 429-436. [王昊鹏, 刘泽乾, 方兴, 等. Curvelet域自适应脉冲耦合神经网络的图像融合方法[J]. 光电子·激光, 2016, 27(4): 429-436. ] [DOI: 10. 16136/j. joel. 2016. 04. 0659]