

# 基于改进的引导滤波和双通道脉冲耦合神经网络的医学图像融合

王建, 吴锡生\*

江南大学物联网工程学院, 江苏 无锡 214122

**摘要** 为解决多模医学图像融合边缘模糊, 互补信息不充分的问题, 提出一种基于改进的引导滤波和双通道脉冲耦合神经网络(PCNN)的医学图像融合算法。利用非下采样轮廓波对医学源图像进行变换, 采用双通道 PCNN 融合图像的低频部分, 将改进的拉普拉斯能量和作为双通道 PCNN 的激励输入, 将改进的空间频率作为链接强度; 采用改进的引导滤波算法融合图像的高频部分。融合后的低频和高频信号进行非下采样轮廓波变换逆变换即可得到融合图像。实验结果表明, 多模医学图像融合中, 所提算法有效保留了源图像的特征信息, 并在互信息量、信息熵、空间频率等客观评价指标上取得了良好的效果。

**关键词** 图像处理; 医学图像融合; 引导滤波; 非下采样轮廓波; 双通道脉冲耦合神经网络; 改进的拉普拉斯能量和

中图分类号 TP391

文献标识码 A

doi: 10.3788/LOP56.151004

## Medical Image Fusion Based on Improved Guided Filtering and Dual-Channel Pulse Coupled Neural Networks

Wang Jian, Wu Xisheng\*

School of Internet of Things Engineering, Jiangnan University, Wuxi, Jiangsu 214122, China

**Abstract** This study proposes a medical image fusion algorithm based on improved guided filtering and dual-channel pulse coupled neural networks (PCNN) to solve the problems of blurring edge and complementary information insufficiency in current multimodal medical image fusion. First, medical source images are transformed with a non-subsampled contourlet, and the dual-channel PCNN is used to fuse the low-frequency sub-bands. The sum of the modified Laplacian energy is used as the input of the dual-channel PCNN, and the improved spatial frequency is considered as the connection strength. Then, improved guided filtering is used to fuse the high-frequency sub-bands of the source images. Finally, the fusion of the low-frequency sub-bands and that of the high-frequency sub-bands are inverted by the non-subsampled contourlet transforming to obtain the fused image. Experimental results show that the proposed algorithm effectively retains the characteristic information of the source images and objectively evaluates the mutual information, information entropy, and spatial frequency.

**Key words** image processing; medical image fusion; guided filtering; non-subsampled contourlet; dual-channel pulse coupled neural network; sum of modified Laplacian energy

**OCIS codes** 100.2960; 110.4190; 330.6110

## 1 引言

随着医学技术的发展, 单一模式的医学图像已不能满足医疗中诊断和治疗的需求, 而多模医学图

像融合能够弥补单模医学图像信息单一的缺陷, 近年来得到了快速的发展。多模医学融合图像能够保留源图像的特征信息, 同时能够更好地展现源图像的纹理轮廓。融合后的图像信息丰富清晰, 便于医

收稿日期: 2019-02-19; 修回日期: 2019-02-27; 录用日期: 2019-03-04

基金项目: 国家自然科学基金(61672265)

\* E-mail: wxs@jiangnan.edu.cn

学临床诊断和治疗。

目前,医学图像的融合大多采用多尺度变换实现,常见的多尺度变换方法有离散小波变换(DWT)、曲波变换、非下采样剪切波变换(NSST)以及非下采样轮廓波变换(NSCT)等。

脉冲耦合神经网络是 Eckhorn 根据猫眼的视觉原理构建的一种简化的人工神经网络<sup>[1]</sup>,其信号形式和处理机制更符合人类视觉神经系统的生理特征。脉冲耦合神经网络(PCNN)模型简单,不需要进行训练,因此在图像融合、图像分割、图像识别以及边缘检测等领域具有重要作用。Ganasala 等<sup>[2]</sup>提出了一种基于 PCNN 和 NSST 的融合方法,其高、低频系数都是根据点火映射图点火次数取大的规则选择,但图像特征单一,特征提取不充分;李美丽等<sup>[3]</sup>提出了一种将 NSCT 与 PCNN 相结合的融合方法,其以单个像素的灰度值作为激励输入,虽然保留了源图像的细节信息,但未考虑人眼对图像边缘轮廓的敏感特征;赵丹等<sup>[4]</sup>提出的 NSST 与 PCNN 融合算法的低频子带图像利用加权系数融合,在一定程度上导致细节信息模糊。

引导滤波<sup>[5-6]</sup>是近年来出现的一种保持边缘的平滑滤波器,具有良好的去除噪声、细节平滑以及保持边缘等特性,广泛应用于图像去噪、图像增强、图像融合等方面。文献<sup>[7]</sup>提出了一种快速有限剪切波和引导滤波相结合的融合方法;文献<sup>[8]</sup>提出了一种复剪切波变换改进引导滤波的融合方法;文献<sup>[9]</sup>提出了一种结合引导滤波和图像统计的融合算法;

文献<sup>[10]</sup>提出了一种结合 NSCT 和引导滤波的算法,该方法中引导滤波权重因子  $\epsilon$  为常数,容易导致图像在边缘处细节信息模糊。

为克服上述算法的不足,结合引导滤波和 PCNN 的优点,本文提出一种基于改进的引导滤波和双通道 PCNN<sup>[11]</sup>的融合方法。1)利用 NSCT 对源图像进行分解变换。2)分别采用改进的双通道 PCNN 和引导滤波融合低频和高频信息。当处理低频信息时,将改进的拉普拉斯能量和作为双通道 PCNN 的激励输入,将改进的低频子带空间频率作为链接强度;当处理高频信息时,采用改进的引导滤波算法。3)对融合后的高、低频信息进行 NSCT 逆变换,从而得到融合图像。实验结果表明,在多模医学图像融合中,该算法有效保留了源图像的特征信息,并在互信息量、信息熵、空间频率等客观评价指标上取得了良好的效果。

## 2 图像融合基本原理

### 2.1 非下采样轮廓波变换

NSCT 的核心是轮廓波,是一种关于边缘的变换,其结构由非下采样金字塔(NSP)滤波器和非下采样方向滤波器组(NSDFB)组成。轮廓波变换是 Do 和 Vetterli 在继承小波多尺度分析的基础上而提出的一种非自适应的方向多尺度分析方法。NSCT 可以实现任意尺度任意方向的分解,能够提取图像的细节和边缘信息。NSCT 是对轮廓波进行的改进,实现了平移不变性<sup>[12-17]</sup>,其结构如图 1 所示。

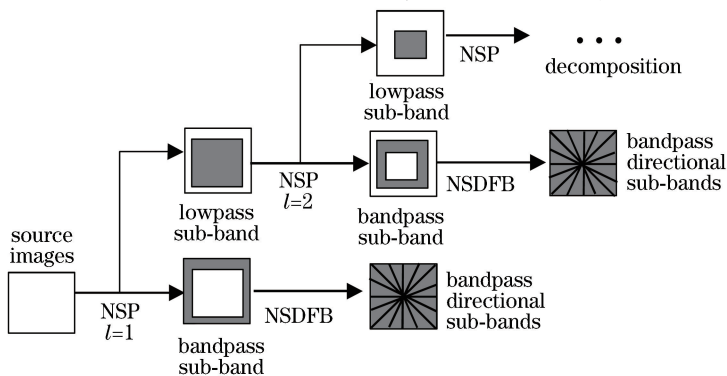


图 1 NSST 分解过程示意图

Fig. 1 Diagram of NSST decomposition process

从图 1 可以看出,经过 NSCT 的  $l$  级变换之后,源图像分解为一个低频子带和  $l$  个高频子带,其中,非下采样方向滤波器组对各级高频子带进行  $k$  级方向分解,产生  $2^k$  个与源图像大小相同的带通方向子带图像。

### 2.2 双通道 PCNN

PCNN 是一种由多个神经元构成的新一代人工神经网络,每个神经元由 3 个组成部分,即连接域、耦合调制域和脉冲产生器。每个神经元的点火输出具有点火和不点火两种状态。PCNN 以图像的像素点作为输

入激励,寻找图像像素点之间的关联,从而确定图像的特征信息。传统的 PCNN 具有多个待定参数,双通道

PCNN 可以同时将两幅输入图像作为输入激励,进而可以缩短融合时间,其模型示意如图 2 所示。

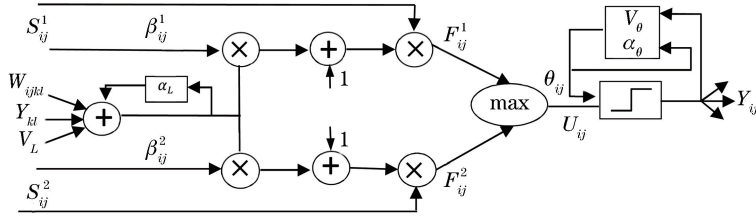


图 2 双通道 PCNN 模型

Fig. 2 Model of dual-channel PCNN

双通道 PCNN 的数学模型为

$$F_{ij}^1(n) = S_{ij}^1(n), \quad (1)$$

$$F_{ij}^2(n) = S_{ij}^2(n), \quad (2)$$

$$L_{ij}(n) = \exp(-\alpha_L)L_{ij}(n-1) + V_L \sum_{k=-3+i}^{3+i} \sum_{l=-3+j}^{3+j} W_{ijkl} Y_{kl}(n-1), \quad (3)$$

$$u_{ij}(n) = \max[F_{ij}^1(n)(1 + \beta_{ij}^1 L_{ij}(n)), F_{ij}^2(n)(1 + \beta_{ij}^2 L_{ij}(n))], \quad (4)$$

$$\theta_{ij}(n) = \exp(-\alpha_\theta)\theta_{ij}(n-1) + V_\theta Y_{ij}(n-1), \quad (5)$$

$$Y_{ij}(n) = \begin{cases} 1, & u_{ij}(n) > \theta_{ij}(n) \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}, \quad (6)$$

式中:  $S_{ij}^1$ 、 $S_{ij}^2$  分别为双通道 PCNN 的 1、2 通道的外部激励输入;  $F_{ij}^1$ 、 $F_{ij}^2$  为反馈输入;  $\beta_{ij}^1$ 、 $\beta_{ij}^2$  分别为 1、2 通道的神经元链接强度;  $V_L$  为连接输入的放大系数;  $\alpha_L$ 、 $\alpha_\theta$  为衰减时间常数;  $k$ 、 $l$  为神经元与周围连接的范围;  $W_{ijkl}$  为神经元与其他神经元的连接权值;  $Y_{ij}$  为神经元的脉冲输出;  $u_{ij}$  为神经元内部活动项, 当  $u_{ij}$  值大于动态阈值  $\theta_{ij}$  时,  $Y_{ij}$  为 1, 否则为 0。

### 2.3 引导滤波

引导滤波是一种基于局部线性变化的图像滤波技术, 具有保持边缘的特性。其通过引导图  $I$  对输入图像  $p$  进行滤波处理, 得到的输出图像  $q$  具有与引导图相似的纹理, 在二维窗口内的线性模型可表示为

$$q_i = a_k I_i + b_k, \quad \forall i \in \omega_k, \quad (7)$$

式中:  $q_i$  为输出图像中第  $i$  个像素;  $a_k$ 、 $b_k$  为线性系数;  $\omega_k$  为以像素  $k$  为中心的窗口; 函数两边同时求导可得  $\nabla q_i = a_k \nabla I_i$ , 可以看出, 在引导图像  $I_i$  出现边缘时, 输出图像  $q$  也会出现相应的边缘。  $q$  是  $p$  去除纹理或噪声后得到的图像, 即

$$q_i = p_i - N_i, \quad (8)$$

式中:  $N_i$  为第  $i$  张图像的噪声。

可以将  $a_k$ 、 $b_k$  的求解转化为求解最优问题, 即得到  $q_i$  和  $p_i$  之间的最小差值

$$E(a_k, b_k) = \sum_{i \in \omega_k} [(a_k I_i + b_k - p_i)^2 + \epsilon a_k^2], \quad (9)$$

利用线性回归求解得到

$$a_k = \frac{1}{|\omega|} \frac{\sum_{i \in \omega_k} I_i p_i - \mu_k \bar{p}_k}{\sigma_k^2 + \epsilon}, \quad (10)$$

$$b_k = \bar{p}_k - a_k \mu_k, \quad (11)$$

式中:  $\mu_k$  和  $\sigma_k^2$  分别为窗口  $\omega_k$  的均值和方差;  $\epsilon$  为权重因子;  $|\omega|$  表示窗口的像素个数;  $\bar{p}_k$  表示  $p_i$  在窗口  $\omega_k$  的均值。上述求解过程仅针对单个像素, 处理图像时一般使用滑动窗口形式, 则(7)式可以改写为

$$q_i = \frac{1}{|\omega|} \sum_{i \in \omega_k} (a_k I_i + b_k) = \bar{a}_i I_i + \bar{b}_i, \quad (12)$$

式中:  $\bar{a}_i = \frac{1}{|\omega|} \sum_{k \in \omega_i} a_k$ ;  $\bar{b}_i = \frac{1}{|\omega|} \sum_{k \in \omega_i} b_k$ 。

## 3 基于改进的引导滤波和双通道 PCNN 的图像融合算法

### 3.1 基于改进的引导滤波和双通道 PCNN 的图像融合算法

采用 NSCT 对多模医学图像进行 4 级分解, 得到 1 个低频子带和 4 个高频子带。针对低频子带和高频子带的特点, 分别采用双通道 PCNN 和改进的引导滤波进行融合, 得到融合后的低频和高频子带, 最后再进行 NSCT 逆变换, 获取融合后的医学图像, 具体流程如图 3 所示。

### 3.2 低频子带融合规则

低频子带包含源图像的近似面貌和大部分信息, 是图像总体轮廓的体现。本文采用双通道 PCNN 作为低频子带的融合规则。双通道 PCNN 输入激励一般为图像的单个像素点, 其无法充分体现源图像的特征信息。因此, 针对低频子带, 本文将改进的拉普拉斯能量和  $(L_{NSM})$  作为双通道 PCNN 的输入激励。改进的拉普拉斯能量和  $L_M(i, j)$  为

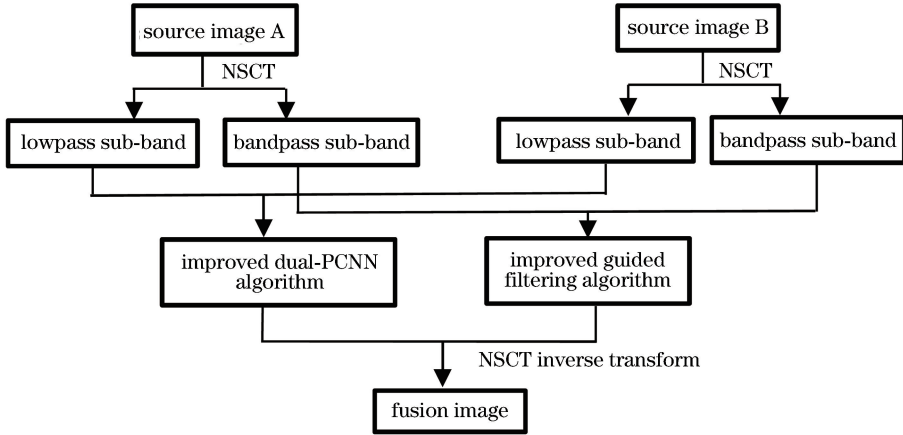


图3 基于双通道 PCNN 和改进引导滤波融合流程图

Fig. 3 Flow chart of fusion based on dual-channel PCNN and improved guided filtering

$$\begin{aligned}
 L_M(i, j) = & |2I(i, j) - I(i-1, j) - I(i+1, j)| + \\
 & |2I(i, j) - I(i, j-1) - I(i, j+1)| + \\
 & |1.4I(i, j) - 0.7I(i-1, j-1) - \\
 & 0.7I(i+1, j+1)| + \\
 & |1.4I(i, j) - 0.7I(i-1, j+1) - \\
 & 0.7I(i+1, j-1)|, \quad (13)
 \end{aligned}$$

$$L_{NSM}(i, j) = \sum_{k=-M}^M \sum_{l=-N}^N L_M^2(x+k, y+l), \quad (14)$$

式中:  $I(i, j)$  为低频子带的像素值。窗口大小为  $(2M+1) \times (2N+1)$ , 窗口尺寸越大, 当前像素的拉

普拉斯能量和与周围像素的差异性越大, 融合效果越好, 但算法复杂度也越高。通过调整实验参数, 综合考虑实验效果和算法复杂度, 最终取窗口大小为  $5 \times 5$ 。

链接强度  $\beta_{ij}$  可以调整当前神经元受周围神经元影响的程度, 从(4)式可以看出,  $\beta_{ij}$  直接影响融合图像的像素点在输入图像中的选取。因此, 本文提出一种改进的空间频率 ( $F_{MS}$ ) 作为  $\beta_{ij}$  的值,  $F_{MS}$  包含行频率、列频率以及对角线频率, 可更全面地反映图像的细节信息, 图像边缘越清晰,  $F_{MS}$  越大。  $F_{MS}$  及其相关参数可表示为

$$F_{MS}(i, j) = \sqrt{F_R^2(i, j) + F_C^2(i, j) + F_{DL}^2(i, j) + F_{DR}^2(i, j)}, \quad (15)$$

$$F_R(i, j) = \sqrt{\frac{1}{(2M+1)(2N+1)} \sum_{m=-M}^M \sum_{n=-N}^N [I(i+m, j+n) - I(i+m, j+n-1)]}, \quad (16)$$

$$F_C(i, j) = \sqrt{\frac{1}{(2M+1)(2N+1)} \sum_{m=-M}^M \sum_{n=-N}^N [I(i+m, j+n) - I(i+m-1, j+n)]}, \quad (17)$$

$$F_{DL}(i, j) = 0.7 \sqrt{\frac{1}{(2M)(2N)} \sum_{m=-M+1}^{M-1} \sum_{n=-N+1}^{N-1} [I(i+m, j+n) - I(i+m-1, j+n+1)]}, \quad (18)$$

$$F_{DR}(i, j) = 0.7 \sqrt{\frac{1}{(2M)(2N)} \sum_{m=-M+1}^{M-1} \sum_{n=-N+1}^{N-1} [I(i+m, j+n) - I(i+m+1, j+n+1)]}, \quad (19)$$

式中:  $F_R$ 、 $F_C$  分别为行频率、列频率;  $F_{DL}$ 、 $F_{DR}$  分别为左对角线频率、右对角线频率。低频子带系数的融合规则为

$$i_{LF}(i, j) = \begin{cases} I_{ij}^1, & \text{if } F_{ij}^1 > F_{ij}^2 \\ I_{ij}^2, & \text{otherwise} \end{cases}. \quad (20)$$

### 3.3 高频子带融合规则

经 NSCT 变换后的高频子带主要包含图像的边缘轮廓和细节纹理信息, 直接影响图像的清晰

度以及人眼视觉效果。为提高融合图像边缘信息的清晰度, 提出一种改进的引导滤波算法作为高频子带的融合规则。从(9)式可以看出, 权重因子  $\epsilon$  的选取直接影响融合图像的质量, 如果图像边缘信息丰富的地方不能很好地体现出来, 则容易导致部分细节信息丢失, 从而使图像变得模糊。因此, 采用一种基于相位一致性  $P_c(x)$  的权重因子  $\phi(i)$  代替  $\epsilon$ , 即

$$\phi(i) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \frac{|P_C(i)| + \gamma}{|P_C(k)| + \gamma}, \quad (21)$$

式中:  $\gamma$  为调节系数, 防止分母出现零的情况, 取值为  $(0.001 \times L)^2$ , 对于 8 位图像灰度级数  $L = 256$ 。将  $\phi(i)$  代入(9)式, 可得

$$E(a_k, b_k) = \sum_{i \in \omega_k} [(a_k I_i + b_k - p_i)^2 + \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \frac{|P_C(i)| + \gamma}{|P_C(k)| + \gamma} a_k^2]. \quad (22)$$

相位一致性是指图像频率域中边缘特征相似时在同一阶段出现的频率较高, 检测边缘信息时可以不受图像局部光线亮度变化的影响。与传统边缘检测算子不同, 相位一致性在图像对比度较低的边缘处也能很好地保留边缘信息。二维信号的相位一致性计算式为

$$P_C(x) = \frac{\sum_N W(x) [a_N(x) \Delta \varphi_N(x) - T]}{\sum_N a_N(x) + \lambda}, \quad (23)$$

式中:  $\Delta \varphi_N(x) = \cos[\varphi_N(x) - \bar{\varphi}_N(x)] - |\sin[\varphi_N(x) - \bar{\varphi}_N(x)]|$ ;  $a_N(x)$  和  $\varphi_N(x)$  分别为第  $n$  个傅里叶变换在  $x$  处的局部幅值和相位;  $\bar{\varphi}_N(x)$  为  $\varphi_N(x)$  的均值;  $T$  为噪声;  $W(x)$  为频率的权重因子;  $\lambda$  为取值很小的常数, 引入该参数的目的是避免分母为零。

首先对高频子带进行拉普拉斯滤波, 获取高通图像

$$H_{i,k}^u = |I_{lk}^u - I_{lk}^u \cdot L_P|, \quad (24)$$

式中:  $I_{lk}^u$  为高频子带在尺度  $l$  上第  $k$  方向的子带系数。对  $H_{i,k}^u$  进行平均滤波, 得到显著映射图

$$S_{lk}^u = |H_{i,k}^u \cdot a_{\text{avg}}|, \quad (25)$$

式中:  $a_{\text{avg}}$  为平均滤波器。根据  $S_{lk}^u$  可以得到引导图像

$$P_{lk}^u = \begin{cases} 1, & S_{lk}^u = \max(S_{lk}^1, S_{lk}^2) \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}. \quad (26)$$

对引导滤波输出取大作为高频子带的融合规则

$$i_{\text{HF}} = \begin{cases} I_{lk}^1, & \text{if } P_{lk}^1 > P_{lk}^2 \\ I_{lk}^2, & \text{otherwise} \end{cases}. \quad (27)$$

## 4 实验结果与分析

为了验证本文算法的融合效果, 分别对 3 组医学图像进行实验: MR-T2 和计算机断层扫描(CT)图像、SPECT-T1 和 MR-Gad 图像以及 MR-T1 和正电子发射计算机断层显像(PET)图像。仿真环境为: Intel i7, 2.8 GHz 双核处理器, 1 T 硬盘, 8 GB 内存, Win10 64 操作系统, Matlab 2015a 仿真平台。将融合后的结果分别与基于 NSCT 与 PCNN 的算法<sup>[3]</sup>、结合 NSCT 与引导滤波的算法<sup>[4]</sup>以及基于 NSST 和 PCNN 的算法<sup>[10]</sup>进行比较。采用互信息量( $i_M$ )、信息熵( $N_E$ )、结构相似度( $M_{\text{SSI}}$ )、平均梯度( $G_a$ )作为融合效果的客观评价指标, 计算公式分别为

$$i_M = \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L h_{F,I}(i,j) \cdot \text{lb} \frac{h_{F,I}(i,j)}{h_F(i) + h_I(j)}, \quad (28)$$

$$N_E = - \sum_{g=0}^{L-1} p(g) \cdot \text{lb} p(g), \quad (29)$$

$$M_{\text{SSI}} = \frac{2u_I u_F + C_1}{u_I^2 + u_F^2 + C_1} \cdot \frac{2\sigma_I \sigma_F + C_2}{\sigma_I^2 + \sigma_F^2 + C_2} \cdot \frac{2\sigma_{\text{IF}} + C_3}{\sigma_I \sigma_F + C_3}, \quad (30)$$

$$G_a = \frac{1}{M \times N} \sum_{i=2}^M \sum_{j=2}^N \sqrt{\{[I(i,j) - I(i,j-1)]^2 + [I(i,j) - I(i-1,j)]^2\} / 2}, \quad (31)$$

式中:  $h_{F,I}(i,j)$  为融合图像 F 与源图像 I 之间的归一化联合灰度直方图;  $h_F(i)$ 、 $h_I(j)$  分别为图像 F 和 I 的归一化灰度直方图;  $p(g)$  为灰度为  $g$  的像素数与图像总像素数之比;  $u_I$ 、 $u_F$  分别为图像 I 和 F 的均值,  $\sigma_I$ 、 $\sigma_F$ 、 $\sigma_{\text{IF}}$  分别为图像 I 和 F 的标准差及其协方差,  $C_1$ 、 $C_2$ 、 $C_3$  为常数, 防止分母为零。

图 4~6 所示为 3 组实验的融合结果, 可以看出, 本文方法既保留了源图像丰富的特征信息, 又保留了源图像的细节纹理信息, 融合图像更加清晰, 融

合效果明显优于对比算法。例如, 从图 4 中可以明显看出, 本文算法结果保留了更多的源图像特征信息。

客观评价计算结果如表 1~3 所示。表中指标值越大代表图像中的准确信息量越多, 图像越清晰, 融合效果越好。从表 1~3 可以看出, 本文融合算法除了在 CT 和 MR-T1 融合图像中的  $G_a$  指标值略低于文献[10]算法, 其余各项指标均高于其他算法。原因是文献[10]算法的融合图像未能全面地保留

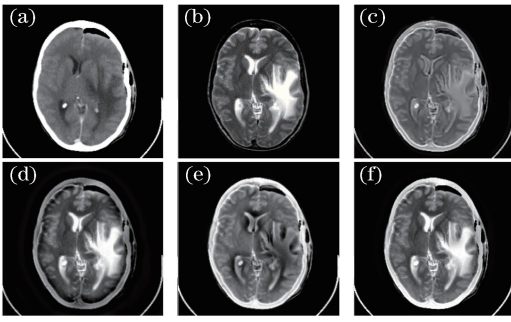


图 4 CT、MR-T1 图像及各算法融合结果。(a) MR-Gad; (b) SPECT-T1; (c)文献[3]方法; (d)文献[4]方法; (e)文献[10]方法; (f)本文方法

Fig. 4 CT and MR-T1 images and fusion images of each algorithm. (a) MR-Gad; (b) SPECT-T1; (c) algorithm in Ref. [3]; (d) algorithm in Ref. [4]; (e) algorithm in Ref. [10]; (f) proposed algorithm

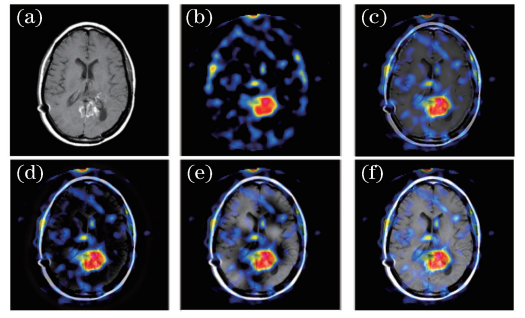


图 5 MR-Gad、SPECT-T1 图像及各算法融合结果。(a) MR-Gad; (b) SPECT-T1; (c)文献[3]方法; (d)文献[4]方法; (e)文献[10]方法; (f)本文方法

Fig. 5 MR-Gad and SPECT-T1 images and fusion images of each algorithm. (a) MR-Gad; (b) SPECT-T1; (c) algorithm in Ref. [3]; (d) algorithm in Ref. [4]; (e) algorithm in Ref. [10]; (f) proposed algorithm

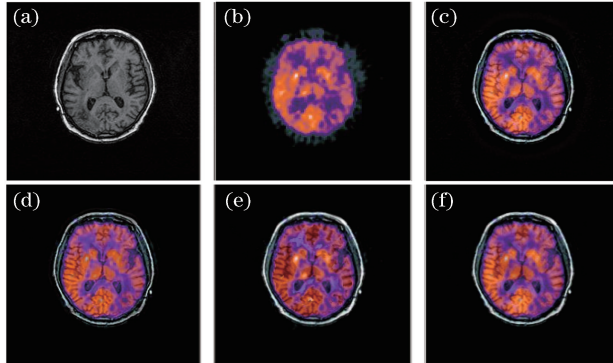


图 6 MR-T1、PET 图像及各算法融合结果。(a) MR-Gad; (b) SPECT-T1; (c)文献[3]方法; (d)文献[4]方法; (e)文献[10]方法; (f)本文方法

Fig. 6 MR-T1 and PET images and fusion images of each algorithm. (a) MR-Gad; (b) SPECT-T1; (c) algorithm in Ref. [3]; (d) algorithm in Ref. [4]; (e) algorithm in Ref. [10]; (f) proposed algorithm

表 1 各算法 CT 和 MR-T1 图像融合的评价指标值

Table 1 Evaluation index of each algorithm for CT and MR-T1 image fusion

Source image	Evaluation index	Algorithm in Ref. [3]	Algorithm in Ref. [4]	Algorithm in Ref. [10]	Proposed algorithm
CT	$i_M$	2.4451	3.2135	2.1543	<b>3.6669</b>
	$N_E$	3.4256	4.6824	2.9195	<b>5.0323</b>
MR-T1	$M_{SSI}$	0.8075	0.8392	0.8316	<b>0.8507</b>
	$G_a$	7.0561	6.8535	<b>7.2162</b>	7.1859

表 2 各算法 MR-Gad、SPECT-T1 图像融合的评价指标值

Table 2 Evaluation index of each algorithm for MR-Gad and SPECT-T1 image fusion

Source image	Evaluation index	Algorithm in Ref. [3]	Algorithm in Ref. [4]	Algorithm in Ref. [10]	Proposed algorithm
MR-Gad	$i_M$	1.4851	0.95739	1.3404	<b>1.7719</b>
	$N_E$	4.0949	4.0646	4.3358	<b>4.152</b>
SPECT-T1	$M_{SSI}$	0.6373	0.7597	0.7311	<b>0.7734</b>
	$G_a$	4.6206	5.0637	6.0085	<b>6.2403</b>

表 3 各算法 MR-T1、PET 图像融合的评价指标值  
Table 3 Evaluation index of each algorithm for MR-T1 and PET image fusion

Source image	Evaluation index	Algorithm in Ref. [3]	Algorithm in Ref. [4]	Algorithm in Ref. [10]	Proposed algorithm
MR-T1	$i_M$	1.2533	1.5643	1.2382	<b>1.6606</b>
	$N_E$	2.8583	2.8482	2.9318	<b>4.0349</b>
PET	$M_{SSI}$	0.7433	0.7357	0.7604	<b>0.7670</b>
	$G_a$	4.4915	4.8546	5.0665	<b>5.4657</b>

MR-T1 的特征信息,其部分低频信息丢失,因此  $G_a$  值略高于本文算法。本文算法既结合了多模图像各自的特征信息,又充分考虑到了边缘和细节信息,从而使融合后的图像更加清晰,实验结果验证了本文算法的有效性。

## 5 结 论

提出了一种改进的引导滤波和双通道脉冲耦合神经网络的医学图像融合算法。针对图像低频和高频信息的特点,采取不同的融合规则,保留了源图像的主要特征信息,而且融合图像纹理细节更加清晰,同时克服了传统融合方法存在的图像失真、边缘模糊等缺点,实验结果验证了本文算法的有效性。

## 参 考 文 献

- [1] Johnson J L, Padgett M L. PCNN models and applications [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1999, 10(3): 480-498.
- [2] 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.
- [3] Li M L, Li Y J, Wang H M, *et al.* Fusion algorithm of infrared and visible images based on NSCT and PCNN[J]. Opto-Electronics Engineering, 2010, 37(6): 90-95.  
李美丽, 李言俊, 王红梅, 等. 基于 NSCT 和 PCNN 的红外与可见光图像融合方法[J]. 光电工程, 2010, 37(6): 90-95.
- [4] Zhao D, Dai W Z, Li J F. Medical image fusion based on NSST and improved PCNN [J]. Journal of Optoelectronics • Laser, 2018, 29(1): 95-104.  
赵丹, 戴文战, 李俊峰. 基于 NSST 和改进 PCNN 的医学图像融合[J]. 光电子 • 激光, 2018, 29(1): 95-104.
- [5] He K M, Sun J, Tang X O. Guided image filtering [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2013, 35(6): 1397-1409.
- [6] Li S T, Kang X D, Hu J W. Image fusion with guided filtering [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2013, 22(7): 2864-2875.
- [7] Zhu D R, Xu L, Wang F B, *et al.* Multi-focus image fusion algorithm based on fast finite shearlet transform and guided filter [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2018, 55(1): 011001.  
朱达荣, 许露, 汪方斌, 等. 基于快速有限剪切波变换与引导滤波的多聚焦图像融合算法[J]. 激光与光电子学进展, 2018, 55(1): 011001.
- [8] Wang R R, Yang Y D. Image fusion algorithm based on complex shearlet transform coupled with improved guided filtering [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2018, 32(5): 126-133.  
王荣荣, 杨亚东. 基于复 Shearlet 变换耦合改进引导滤波的图像融合算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2018, 32(5): 126-133.
- [9] Bavisrissetti D P, Kollu V, Gang X, *et al.* Fusion of MRI and CT images using guided image filter and image statistics [J]. International Journal of Imaging Systems and Technology, 2017, 27(3): 227-237.
- [10] Li J, Yang Y C, Dang J W, *et al.* Multi-focus image fusion based on NSCT and guided filtering [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2018, 55(7): 071007.  
李娇, 杨艳春, 党建武, 等. 基于 NSCT 与引导滤波的多聚焦图像融合[J]. 激光与光电子学进展, 2018, 55(7): 071007.
- [11] Guo X P, Duan X H, Xia J X. Application and research based on two-channel PCNN [J]. Science Technology and Engineering, 2012, 12(34): 9225-9233.  
郭新楸, 段先华, 夏加星. 基于双通道脉冲耦合神经网络的应用研究[J]. 科学技术与工程, 2012, 12(34): 9225-9233.
- [12] 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.
- [13] Yang Y, Tong S, Huang S Y, *et al.* Multifocus image fusion based on NSCT and focused area

- detection[J]. IEEE Sensors Journal, 2015, 15(5): 2824-2838.
- [14] Ding S F, Zhao X Y, Xu H, *et al.* NSCT-PCNN image fusion based on image gradient motivation[J]. IET Computer Vision, 2018, 12(4): 377-383.
- [15] Wang H Q. Image fusion visible and infrared image based on NSCT and neighborhood features [J]. Information & Communications, 2018, 31(4): 17-20.  
王焕清. 结合 NSCT 和邻域特性的红外与可见光图像融合[J]. 信息通信, 2018, 31(4): 17-20.
- [16] Yi W, Zeng Y, Yuan Z. Fusion of GF-3 SAR and optical images based on the nonsubsamped contourlet transform [J]. Acta Optica Sinica, 2018, 38(11): 1110002.  
易维, 曾湧, 原征. 基于 NSCT 变换的高分三号 SAR 与光学图像融合[J]. 光学学报, 2018, 38(11): 1110002.
- [17] Feng Y, He X S, Yang X S. Infrared and visual image fusion based on NSCT and hybrid particle swarm optimization [J]. Electronics Optics & Control, 2018, 25(1): 23-27.  
冯颖, 贺兴时, 杨新社. 基于 NSCT 和混合粒子群算法的红外与可见光图像融合[J]. 电光与控制, 2018, 25(1): 23-27.