

DOI:10.16136/j.joel.2022.01.0472

基于 PCNN 图像分割的医学图像融合算法

黄陈建, 戴文战*

(浙江工商大学 信息与工程学院, 浙江 杭州 310018)

摘要:为充分提取源图像间的互补信息,改进传统的图像融合算法在亮度维持、能量保留、边缘信息保持等方面的不足,本文提出了基于脉冲耦合神经网络(pulse coupled neural network, PCNN)图像分割的医学图像融合算法。该算法综合了非下采样剪切波变换(non-subsampled shearlet transform, NSST)与 PCNN。首先,选取标准差较大的源图像作为被分割图像,标准差较小的源图像作为参照图像,将源图像进行 NSST 分解,获取源图像低频子带系数和高频子带系数;在低频融合中,利用参数自适应的 PCNN 对被分割图像的低频子带进行分割,根据分割结果获取融合低频子带系数;在高频融合中,采用以区域能量和与拉普拉斯能量和两者的乘积作为判断函数,获取融合高频子带系数;利用 NSST 逆变换获取融合图像。最后,应用本文提出的算法,对脑萎缩、急性中风和高血压性脑病等 3 组电脑断层扫描/磁共振成像(computerized tomography/magnetic resonance imaging, CT/MRI)图像进行了融合仿真,并将仿真结果与 2018 年后国际刊上提出的 5 种算法的融合图像进行比较。结果表明,应用本文提出的融合算法得到的图像,有效地增强了不同模态间的信息互补,保持了融合图像与源图像具有相同明亮程度,又保留了源图像低亮度部分的边缘信息,更加符合人眼视觉特性,具有更高的客观评价指标。

关键词:图像融合; 图像分割; 非下采样剪切波变换(non-subsampled shearlet transform, NSST); 脉冲耦合神经网络(pulse coupled neural network, PCNN); 客观评价指标

中图分类号: TP391.4.1 **文献标识码:** A **文章编号:** 1005-0086(2022)01-0037-08

Medical image fusion algorithm based on PCNN image segmentation

HUANG Chenjian, DAI Wenzhan*

(School of Information and Electronic Engineering, Zhejiang Gongshang University, Hangzhou, Zhejiang 310018, China)

Abstract: In order to fully extract the complementary information between source images and improve the shortcomings of traditional image fusion algorithms in brightness maintenance, energy preservation and edge information preservation, a medical image fusion algorithm based on pulse coupled neural network (PCNN) image segmentation is proposed in this paper. The algorithm combines non-subsampled shearlet transform (NSST) and PCNN. Firstly, the source image with large standard deviation is selected as the segmented image and the source image with small standard deviation is used as the reference image. The source image is decomposed by NSST to obtain the low-frequency subband coefficients and high-frequency subband coefficients of the source image; In the low-frequency fusion, the parameter adaptive PCNN is used to segment the low-frequency subband of the segmented image, and the fused low-frequency subband coefficients are obtained according to the segmentation results; In high-frequency fusion, the product of regional energy and Laplace energy is used as the judgment function to obtain the fusion high-frequency subband coefficient; The fused image is obtained by inverse NSST transform. Finally, using the algorithm proposed in this paper, the fusion simulation of three groups of computerized tomography/

* E-mail: dwz@zjgsu.edu.cn

收稿日期: 2021-07-09 修订日期: 2021-08-28

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61374022)资助项目

magnetic resonance imaging (CT/MRI) images such as brain atrophy, acute stroke and hypertensive encephalopathy is carried out, and the simulation results are compared with the fusion images of five proposed algorithms in the international journal after 2018. The results show that the image obtained by using the fusion algorithm proposed in this paper effectively enhances the information complementarity between different modes, maintains the same brightness between the fused image and the source image, and retains the edge information of the low brightness part of the source image, which is more in line with the human visual characteristics and has higher objective evaluation indexes.

Key words: image fusion; image segmentation; non-subsampled shearlet transform (NSST); pulse coupled neural network (PCNN); objective evaluation index

1 引言

临床医学越来越离不开医学图像。单一模态的医学图像,虽然具有各自的优势,但必然伴随一定的局限性。例如,电脑断层扫描(computerized tomography, CT)图像可以清晰地反应出硬组织的结构,但对于软组织的分辨率不高;磁共振成像(magnetic resonance imaging, MRI)图像可以清晰地反映软组织的纹理,但是无法清晰地表达硬组织^[1,2]。因此在医疗诊断中,如何通过先进的医学图像融合技术,集成不同模态图像的优势,使融合图像具有比单一模态图像更高的分辨率,这将大大提高医学诊断的准确性^[3]。

在诸多图像融合算法中,非下采样剪切波变换(non-subsampled shearlet transform, NSST)具有计算相对简单、方向灵敏度高、空间定位高和位移不变性强等诸多特点^[4]。脉冲耦合神经网络(pulse coupled neural network, PCNN)相对于传统的多层人工神经网络,具有不需要学习或训练等优势,是一种单层的神经网络,利用它能自适应捕获图像边缘、细节信息^[5]。因此,近年来结合NSST与PCNN的图像融合算法被大量研究。例如,文献[6]提出了一种基于NSST和PCNN的医学图像融合算法,它在低频融合时与PCNN相结合,在高频融合时结合结构相似度、视觉敏感度系数以及改进梯度能量。文献[7]提出了基于NSST的改进型稀疏表示与PCNN的图像融合算法,该算法在低频融合时结合改进的稀疏表示,高频融合时结合基于改进的空间频率的PCNN。文献[8]提出了NSST域内采用遗传算法优化PCNN的参数的图像算法。该算法以各项融合指标的最大值作为目标函数,获取PCNN各项参数的最优解。文献[9]提出了一种NSST域内将压缩感知(compressed sensing, CS)和PCNN相结合的融合算法,该算法在高频融合时运用CS相关理论,将高频子带压缩采样获取的观测值,作为PCNN的反馈输入。但上述算法均无法同时较好地保留图像能量与图像边缘的信息,忽略了低亮度区域的

一些信息。

为了充分保留融合图像低亮度区域的边缘信息,体现源图像之间的互补信息,本文提出了一种基于PCNN图像分割的医学图像融合算法。大量仿真结果表明:本文提出的算法较现有其他算法,融合图像具有更高的客观评价指标,更符合人类视觉特性。

2 基本原理

2.1 NSST^[10]

NSST是一种提高型的剪切波变换。它采用非下采样塔式滤波器组实现多尺度分解,采用剪切滤波器实现多向分解。在对图像进行分解时,NSST先将图像分解成初始的低频子带和高频子带,然后利用非下采样塔式滤波器组,迭代每个低频子带,得到图像最终的低频子带。最后,利用剪切波滤波器将初始的高频子带分解为多方向的高频子带。NSST变换在图像分解和重构时不进行下采样操作,拥有平移不变性^[11]。NSST分解示意图如图1所示。

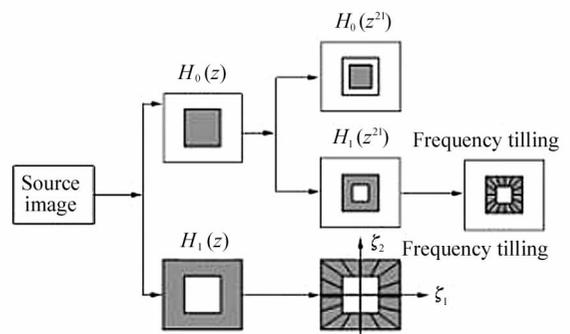


图1 NSST分解示意图

Fig. 1 Schematic diagram of decomposition of NSST

2.2 PCNN^[12]

图2为本文采用的PCNN结构图,它是一种反馈型单层耦合神经网络。PCNN由多个相互连接的神经元产生二维阵列输入,每个神经元由接收部分、调制部分及脉冲发射器组成^[13]。

式(1)为本文采用的PCNN的数学模型,其结构

相对于传统 PCNN 较为简化,需设置的参数相对较少。

$$\begin{cases} F_{ij}[k] = S_{ij} \\ L_{ij}[k] = \sum W_{ij} Y[k] \\ U_{ij}[k] = \exp(-a_f) U_{ij}[k-1] + F_{ij}[k](1 + \beta L_{ij}[k]) \\ Y_{ij}[k] = \begin{cases} 0 & \text{other} \\ 1 & U_{ij}[k] > E_{ij}[k-1] \end{cases} \\ E_{ij}[k] = \exp(-a_e) E_{ij}[k-1] + V_E[k] Y_{ij}[k] \\ T_{ij}[k] = T_{ij}[k-1] + Y_{ij}[k], \end{cases} \quad (1)$$

式中, F_{ij} 是反馈输入, S_{ij} 是外部输入, β 是连接系数,

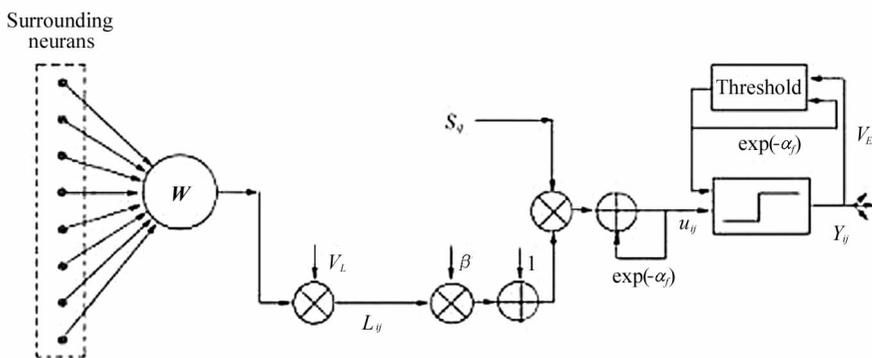


图 2 PCNN 结构图

Fig. 2 Structure diagram of PCNN

式中, u 和 v 表示神经元连接范围, 本文当中的权值矩阵为 3×3 矩阵。

2.3 基于参考图像的 PCNN 图像分割算法

为了进一步改进两幅待融合的源图像之间的联系, 与传统分割方法不同, 本文在进行图像分割时, 以某幅源图像为参照图像, 另一幅源图像为被分割图像, 提出了一种基于参照图像的 PCNN 图像分割算法。为了说明这种分割的有效性, 现以脑萎缩的 CT 图像与 MRI 图像为例加以直观说明, 脑萎缩图像分割结果如图 3 所示。

本文提出的图像分割算法步骤如下:

步骤 1: 标准差较大的图像, 其亮度差异较为明显, 信息更为丰富。因此, 首先计算两幅源图像的标准差 (standard deviation, SD), 将标准差小的源图像作为参照图像 I_G , 标准差大的源图像为被分割图像 I_T 。

步骤 2: 以 $\exp(I_T^2 - I_G) - 1$ 作为 PCNN 的外部输入, 并获取点火频率矩阵 T 。PCNN 各项参数设置如式 (3) 所示:

Y_{ij} 是脉冲输出, E_{ij} 是动态阈值, L_{ij} 是连接输入, W_{ij} 是权值矩阵元素值, U_{ij} 是内部活动项, $\exp(-a_e)$ 和 $\exp(-a_f)$ 是衰减参数, V_E 是阈值放大系数, T_{ij} 是神经元点火次数。

权值矩阵 W 在传统融合算法中一般被设置为常数矩阵。研究发现每个像素在一定范围内受其他像素影响的强弱不同。为了体现这一特点, 本文在神经元连接一定范围内对矩阵 W 内元素进行用动态赋值, 如式 (2) 所示:

$$W_{ij} = \frac{1}{\sqrt{(i-u)^2 + (j-v)^2}}, \quad (2)$$

$$\begin{cases} \exp[a_f(i, j)] = \exp[ISPF(i, j)] - 1 \\ \exp[a_e(i, j)] = \exp[TE(i, j)] - 1 \\ \beta(i, j) = \arctan\{\exp[TE(i, j)]\} \\ V_E(i, j) = \arctan\{\exp[ISPF(i, j)]\} \end{cases} \quad (3)$$

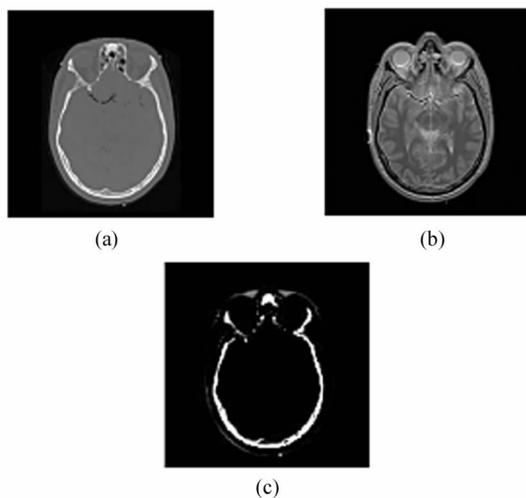


图 3 脑萎缩图像分割结果: (a) 脑萎缩 CT 图像; (b) 脑萎缩 MRI 图像; (c) 分割结果

Fig. 3 Image segmentation results of brain atrophy: (a) CT images of brain atrophy; (b) MRI images of brain atrophy; (c) Segmentation results

式中, $ISPF$ 表示结合行空间频率与列空间频率之和及主对角线空间频率与副对角线空间频率之和的改进型空间频率, 如式(4)所示:

$$ISPF(i, j) = \sqrt{ISPF_{RC}^2(i, j) + ISPF_{MD}^2(i, j)}, \quad (4)$$

式中, $ISPF_{RC}$ 为行空间频率与列空间频率之和, $ISPF_{MD}$ 为对角线空间频率与副对角线空间频率之和, 如式(5)和式(6)所示:

$$\begin{cases} ISPF_{RC} = \sqrt{ISPF_R + ISPF_C} \\ ISPF_R(i, j) = \sqrt{\frac{1}{CR} \sum_{i=1}^C \sum_{j=1}^R (I_T(i, j) - I_T(i, j-t))^2}, \\ ISPF_C(i, j) = \sqrt{\frac{1}{CR} \sum_{i=1}^C \sum_{j=1}^R (I_T(i, j) - I_T(i-t, j))^2} \end{cases} \quad (5)$$

$$\begin{cases} ISPF_{MD} = \sqrt{ISPF_{MD1} + ISPF_{MD2}} \\ ISPF_{MD1}(i, j) = \sqrt{\frac{1}{CR} \sum_{i=1}^C \sum_{j=1}^R (I_T(i, j) - I_T(i-t, j-t))^2}, \\ ISPF_{MD2}(i, j) = \sqrt{\frac{1}{CR} \sum_{i=1}^C \sum_{j=1}^R (I_T(i-t, j) - I_T(i, j-t))^2} \end{cases} \quad (6)$$

式中, $ISPF_R$ 和 $ISPF_C$ 分别为行空间频率与列空间频率, $ISPF_{MD1}$ 和 $ISPF_{MD2}$ 分别为主对角线空间频率与副对角线空间频率, C 与 R 为窗口行列数。 t 取 ± 1 , 当满足 $i-t < 1, j-t < 1, i-t > R_{max}, j-t > C_{max}$ (R_{max} 与 C_{max} 分别为图像最大行数与最大列数) 时, 式(5)与式(6)满足式(7):

$$\begin{cases} I_T(i, j) - I_T(i-t, j) = 0 \\ I_T(i, j) - I_T(i, j-t) = 0 \\ I_T(i, j) - I_T(i-t, j-t) = 0 \\ I_T(i-t, j) - I_T(i, j-t) = 0. \end{cases} \quad (7)$$

式(3)中的 TE 为迭代区域能量和。迭代过程如下:

第一步: 计算图像拉普拉斯能量和(式(8))及区域能量和(式(11))。

拉普拉斯能量和的定义式, 如式(8)所示:

$$LPE(i, j) = \sum_{u=\frac{M-1}{2}}^{\frac{C+1}{2}} \sum_{v=\frac{N-1}{2}}^{\frac{R+1}{2}} K(u, v) LPO^2(i+u, j+v), \quad (8)$$

式中,

$$LPO(i, j) = \sum_{u=\frac{M-1}{2}}^{\frac{C+1}{2}} \sum_{v=\frac{N-1}{2}}^{\frac{R+1}{2}} K_{LPO}(u, v) I_T(i+u, j+v), \quad (9)$$

$$K_{LPO} = \begin{bmatrix} -1 & -4 & -1 \\ -4 & 20 & -4 \\ -1 & -4 & -1 \end{bmatrix}. \quad (10)$$

区域能量和定义式, 如式(11)所示:

$$RE(i, j) = \sum_{u=\frac{M-1}{2}}^{\frac{C+1}{2}} \sum_{v=\frac{N-1}{2}}^{\frac{R+1}{2}} K(u, v) I_T^2(i+u, j+v), \quad (11)$$

式中,

$$K = \frac{1}{16} \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}. \quad (12)$$

第二步: 将式(8)和式(11)相乘, 计算拉普拉斯能量和与区域能量和的乘积, 记为 LE 。

3) 式(11)中, 将 I_T 替换为 LE , 计算所得的迭代区域能量和 TE 。

第三步: 根据点火频率矩阵 T , 按式(13)得到图像分割结果 RIS 。

$$RIS = \begin{cases} I_T, T_{ij} \geq 1 \\ 0, T_{ij} < 1 \end{cases}. \quad (13)$$

3 图像融合规则

本文结合 NSST 与 PCNN, 通过 NSST 将源图像 A 与源图像 B 进行分解, 获取低频子带与高频子带。在低频融合中, 将标准差较大的源图像作为被分割图像, 利用 PCNN 对被分割图像进行分割, 获得融合图像低频子带系数。在高频图像融合中, 采用以区域能量和与拉普拉斯能量和两者的乘积作为判断函数, 获得融合图像高频子带系数。利用 NSST 逆变换获取融合图像。本文算法流程图如图 4 所示。

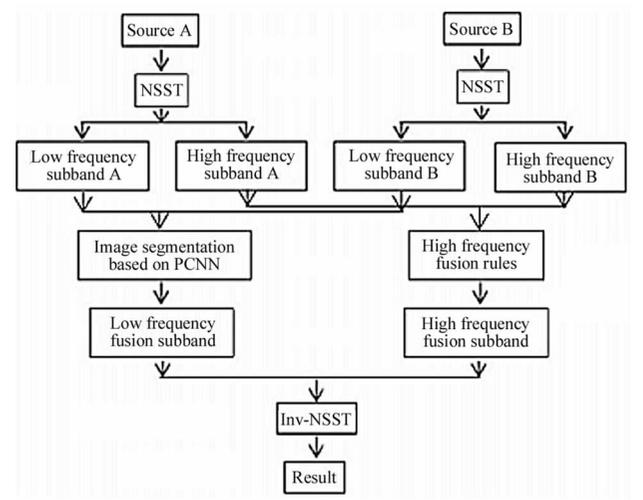


图 4 本文算法流程图

Fig. 4 Flow chart of the algorithm in this paper

3.1 低频融合

传统的低频融合一般采用加权平均法与邻域能

量取大法,会丢失一些信息,降低图像的整体亮度和图像的边缘信息^[14]。而领域能量取大法在提取源图像的重要边缘时,无法较好地提取亮度较低区域的边缘信息^[15]。为了能充分地提取了源图像中视觉效果较显著的区域信息和亮度较低区域的边缘信息,使融合后的图像在保持较高亮度的情况下,能尽可能保留源图像的重要边缘信息和亮度较低区域的边缘信息,本文提出了基于 PCNN 图像分割的低频融合规则,具体步骤如下:

步骤 1:根据源图像的标准差大小,确定被分割图像与参照图像。

若 $SD_A > SD_B$,则源图像 A 低频子带记为 I_{TL} ,源图像 B 低频子带记为 I_{GL} 。

若 $SD_A < SD_B$,则源图像 B 低频子带记为 I_{TL} ,源图像 A 低频子带记为 I_{GL} 。

其中, I_{TL} 为被分割低频子带, I_{GL} 为参照低频子带。

步骤 2:在将被分割低频子带 I_{TL} 代入式(3)至式(12),对 PCNN 的各参数进行自适应设置;

步骤 3:将 $\exp(I_{TL}^2 - I_{GL}) - 1$ 作为 PCNN 的外部输入,获取点火频率矩阵 T_L 。

步骤 4:根据点火频率矩阵 T_L ,得到图像分割结果 RIS ,如式(14)所示:

$$RIS = \begin{cases} I_{TL}, T_{Lij} \geq 1 \\ 0, T_{Lij} < 1 \end{cases} \quad (14)$$

步骤 5:根据式(15)获取融合图像低频子带 FC_L 。

$$\begin{cases} M = |\arctan(I_{TL} + I_{GL}) - \arctan(I_L^{\max})| \\ N = |\arctan(I_{TL} - I_{GL})| \\ FC_L = \begin{cases} I_L^f & M < N \\ I_L^{\max} & M \geq N, \end{cases} \end{cases} \quad (15)$$

式中,

$$\begin{cases} I_L^{\max} = \text{MAX}\{I_{TL}, I_{GL}\} \\ I_L^f = \begin{cases} I_{GL}, RIS = 0 \\ I_{TL}, RIS \neq 0. \end{cases} \end{cases} \quad (16)$$

3.2 高频融合

图像的细节信息主要保留在高频子带中,决定图像的清晰度^[16]。为了获得较好的图像融合效果,本文采取区域能量和与拉普拉斯能量和的乘积作为判断函数的高频融合规则,如式(17)所示:

$$\begin{cases} FC_{Hkl} = \begin{cases} I_{Hkl}^A, J_A > J_B \\ I_{Hkl}^B, J_A < J_B \end{cases}, \\ J_A = RE_{Hkl}^A LPE_{Hkl}^A \\ J_B = RE_{Hkl}^B LPE_{Hkl}^B \end{cases} \quad (17)$$

式中, $LPE_{Hkl}^{(A,B)}$ 与 $RE_{Hkl}^{(A,B)}$ 分别表示高频子带区域能量和与高频拉普拉斯能量和,将式(8)至式(12)中 I_T 替换为高频子带系数 I_{Hkl} 即可得到。

4 实验仿真

为验证本文提出算法的先进性,分别选取 3 组已配准的 256×256 头部 CT/MRI 图像进行实验,并将边缘保持度(edge information preservation, $Q^{ab/f}$)、图像清晰度(image definition, ID)、空间频率(spatial frequency, SF)、平均梯度(average gradient, AG)、边缘强度(edge strength, ES)、信息熵(Information entropy, IE)作为客观评价指标,将仿真结果与最近 3 年发表在国际刊物上的论文^[17-21]作对比。仿真结果如图 5—7 和表 1—3 所示。

第一组图像为脑萎缩融合图像。从图 5 可以看到:文献[19]、文献[20]融合的图像缺失了 MRI 图像中的细节纹理信息。文献[17]、文献[18]、文献[21]融合的图像则不能充分保留 CT 图像中白色带状区域的信息。而本文算法提取的融合图像,则充分提取了源图像中的能量与细节信息,具有较好的视觉效果。从客观评价指标上对比结果看,本文提出的算法得到的融合图像,在全部 6 个指标均为最优。因此,本文算法明显优于其余算法。

第二组图像为急性中风大脑融合图像。从图 6 可以看到:本文提出的算法得到的融合图像能较好地体现源图像的信息。相反,文献[19]和文献[20]未能充分反映 MRI 细节纹理信息;文献[17]缺失 CT 部分边缘信息。文献[18]、文献[21]在细节上均有不同程度的失真。在 6 个客观评价指标上,本文提出的算法得到的融合图像,在 ID 、 AG 和 ES 3 个指标上最优,在细节纹理保留能力优于其余算法)。

第三组图像为高血压性脑病融合图像。从图 7 可以看到:文献[17]与文献[21]缺失了 MRI 部分边缘信息。文献[20]对 MRI 图像的细节纹理信息提取不充分。文献[18]和文献[19]造成了融合图像在 MRI 亮度较低的区域产生了伪影。而本文提出的算法得到的融合图像,则具有较好的视觉效果,有 3 项客观评价指标最高。因此,本文算法相较于其他算法更优。

综合以下 3 组仿真图像和客观性指标可以得出:与近 3 年发表在 IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement^[17]、IEEE Access^[18]、Signal Processing Letters^[19]、Information Sciences^[20]和 Neural Computing and Applications^[21]等五篇论文提出的算法结果相比,本文提出的融合算法能充分保留源图像的特征和信息,具有明显的优

势,有助于增加医学诊断的准确性。

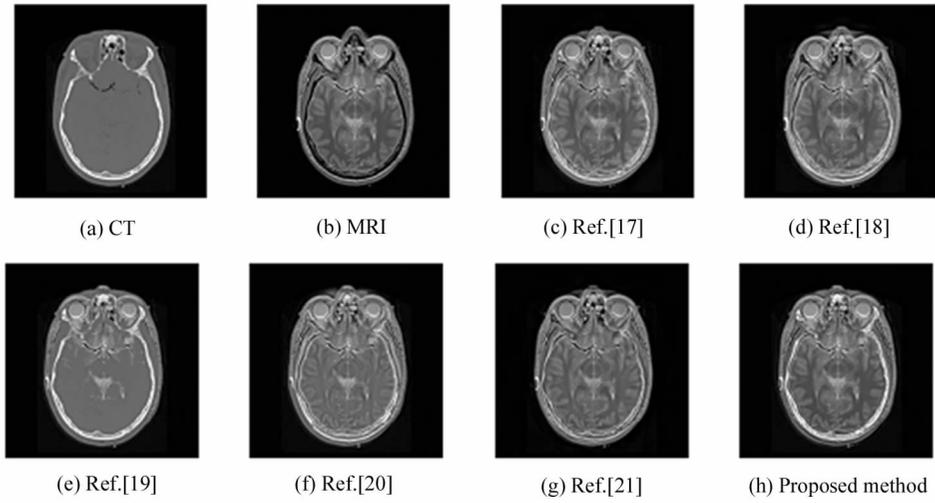


图 5 脑萎缩融合图像

Fig. 5 Fusion image of brain atrophy

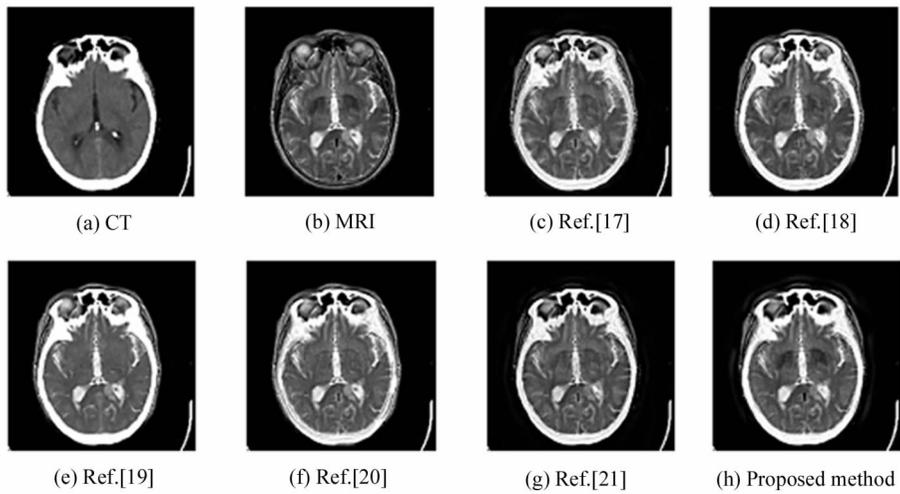


图 6 急性中风大脑融合图像

Fig. 6 Fusion image of brain in acute stroke

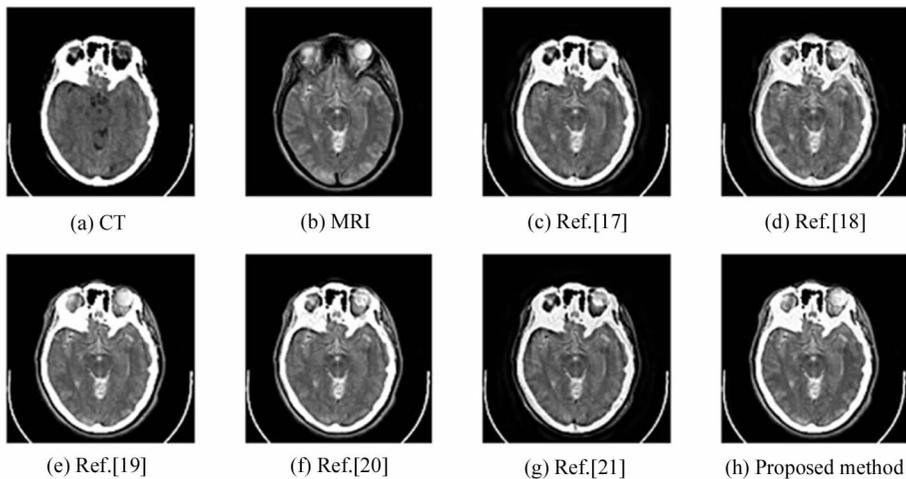


图 7 高血压性脑病融合图像

Fig. 7 Fusion image of Hypertensive encephalopathy

表 1 脑萎缩客观指标
Tab. 1 Objective index of brain atrophy

Fig. 5	$Q^{b/f}$	ID	SF	AG	ES	IE
(c)	0.5911	6.7482	18.9826	6.8012	51.5926	5.3326
(d)	0.5993	6.7451	18.8873	6.7981	52.6149	5.3838
(e)	0.5798	5.4343	17.6013	5.4770	42.6780	5.0066
(f)	0.5971	6.6640	19.2487	6.7163	51.6302	5.3730
(g)	0.5674	6.5793	19.0731	6.6310	51.1837	5.1254
Proposed method	0.6143	7.0021	20.0202	7.0571	54.0534	5.4902

表 2 急性中风大脑客观指标
Tab. 2 Objective index of brain in Acute stroke

Fig. 6	$Q^{b/f}$	ID	SF	AG	ES	IE
(c)	0.5449	9.0568	29.1714	9.1280	77.2875	5.3495
(d)	0.5312	8.8493	29.6298	8.9188	78.4178	5.1893
(e)	0.5974	8.5813	32.9342	8.6488	74.8907	4.4536
(f)	0.5438	9.2958	30.8241	9.3689	80.9479	4.6987
(g)	0.5338	8.5542	30.8665	8.6214	76.3291	5.2307
Proposed method	0.5824	9.3291	31.6818	9.4024	81.6133	4.9453

表 3 高血压性脑病客观指标
Tab. 3 Objective index of Hypertensive encephalopathy

Fig. 7	$Q^{b/f}$	ID	SF	AG	ES	IE
(c)	0.6051	9.6189	36.4911	9.6945	84.1052	5.1673
(d)	0.6028	9.4922	36.8303	9.5668	84.3805	5.1180
(e)	0.6700	9.5242	39.3527	9.5990	85.2708	4.3840
(f)	0.6342	9.6390	38.2105	9.7148	86.9340	4.4690
(g)	0.5778	8.9360	36.3788	9.0063	81.0400	5.1647
Proposed method	0.6160	9.8830	38.7614	9.9607	87.5595	4.9423

5 结 论

本文提出了一种基于 PCNN 图像分割的医学图像融合算法,有效地增强了不同模态间的信息互补,在保持融合图像与源图像具有相同的明亮程度同时,又保留了源图像低亮度部分的边缘信息,抑制了噪声,更符合人眼视觉特性。应用本文提出的融合算法得到的图像在 $Q^{b/f}$ 、ID、SF、AG、ES 和 IE 等方面,较现有的医学图像融合算法有了较大的提高。

参考文献:

[1] TIAN J X, LIU G C, GU S S. Deep learning in medical image analysis and its challenges[J]. Acta Automatica Sinica, 2018, 44(3): 401-424.
田娟秀, 刘国才, 谷珊珊. 医学图像分析深度学习方法研

究与挑战[J]. 自动化学报, 2018, 44(3): 401-424.
[2] ZHANG X, CHEN W B. Medical image fusion based on weighted Contourlet transformation coefficients[J]. Journal of Image and Graphics, 2014, 19(1): 133-140.
张鑫, 陈伟斌. Contourlet 变换系数加权的医学图像融合[J]. 中国图像图形学报, 2014, 19(1): 133-140.
[3] WANG W W, YUAN X H. Recent advances in image de-hazing[J]. IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica, 2017, 4(3): 410-436.
[4] DENG L N, YAO X F. Research on the fusion algorithm of infrared and visible images based on non-subsampled shearlet transform[J]. Acta Electronica Sinica, 2017, 45(12): 2965-2970.
邓立暖, 尧新峰. 基于 NSST 的红外与可见光图像融合算法[J]. 电子学报, 2017, 45(42): 2965-2970.
[5] ZHU W W, LI J F. Medical image fusion algorithm based

- on non-subsampled shear-wave transform and feature synthesis[J]. *Application of Computer Systems*, 2019, 28(10):170-177.
- 朱文维,李俊峰.基于非下采样剪切波变换和特征合成的医学图像融合算法[J].*计算机系统应用*, 2019, 28(10):170-177.
- [6] LOU J Q, LI J F, DAI W Z. Medical image fusion based on non down sampling shear wave transform[J]. *Chinese Journal of Image 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.
- [7] WANG J, WU X S. Research on image fusion algorithm based on improved sparse representation and PCNN[J]. *Journal of Intelligent Systems*, 2019, 14(5):922-928.
- 王建,吴锡生.基于改进的稀疏表示和 PCNN 的图像融合算法研究[J].*智能系统学报*, 2019, 14(5):922-928.
- [8] LIU D, NIE R C, ZHOU D M. Optimizing PCNN image fusion by combining NSST and GA parameters[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2018, 54(19):158-163.
- 刘栋,聂仁灿,周冬明.结合 NSST 与 GA 参数优化 PCNN 图像融合[J].*计算机工程与应用*, 2018, 54(19):158-163.
- [9] LUO X, WU Y J, YU X J. Medical image fusion of compressed sensing and PCNN in NSST domain[J]. *Journal of West China Normal University (Natural Science Edition)*, 2020, 41(1):111-116.
- 罗欣,吴亚娟,余晓江.NSST 域内压缩感知与 PCNN 的医学图像融合[J].*西华师范大学学报(自然科学版)*, 2020, 41(1):111-116.
- [10] JIAO J, WU L D. Multispectral and panchromatic image fusion in NSST domain based on morphological filtering and improved PCNN[J]. *Chinese Journal of Image and Graphics*, 2019, 24(3):435-446.
- 焦姣,吴玲达.形态学滤波和改进 PCNN 的 NSST 域多光谱与全色图像融合[J].*中国图象图形学报*, 2019, 24(3):435-446.
- [11] JIANG P, LI J, ZHANG J. Fusion algorithm for infrared and visible image based on NSST and adaptive PCNN[J]. *Laser & Infrared*, 2014, 44(1):108-113.
- 江平,张强,李静,等.基于 NSST 和自适应 PCNN 的图像融合算法[J].*激光与红外*, 2014, 44(1):108-113.
- [12] WANG Q, NIE R C, ZHOU D M. Image fusion algorithm using PCNN model parameters of multi-objective particle swarm optimization[J]. *Journal of Image and Graphics*, 2016, 21(10):1298-1306.
- 王隼,聂仁灿,周冬明.多目标粒子群优化 PCNN 参数的图像融合算法[J].*中国图象图形学报*, 2016, 21(10):1298-1306.
- [13] WANG L F, DOU J L, QING P L. Medical image fusion using double dictionary learning and adaptive PCNN[J]. *Journal of Image and Graphics*, 2019, 24(9):1588-1603.
- 王丽芳,窦杰亮,秦品乐,等.双重字典学习与自适应 PCNN 相结合的医学图像融合[J].*中国图象图形学报*, 2019, 24(9):1588-1603.
- [14] GU Y, GOU S X, XIONG W Z. Visible and infrared image region-level feedback fusion algorithm[J]. *Journal of Image and Graphics*, 2015, 20(4):506-513.
- 谷雨,苟书鑫,熊文卓.可见光与红外图像区域级反馈融合算法[J].*中国图象图形学报*, 2015, 20(4):506-513.
- [15] LI J F, JIANG X L, DAI W Z. Medical image fusion based on lifting wavelet transform[J]. *Journal of Image and Graphics*, 2014, 19(11):1639-1648.
- 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.
- [16] LIU T, CHENG J. Remote sensing image fusion with wavelet transform and sparse representation[J]. *Journal of Image and Graphics*, 2013, 18(8):1045-1053.
- 刘婷,程建.小波变换和稀疏表示相结合的遥感图像融合[J].*中国图象图形学报*, 2013, 18(8):1045-1053.
- [17] YIN M, LIU X, LIU Y. Medical image fusion with parameter-adaptive pulse coupled neural network in Nonsubsampled shearlet transform domain[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2018, 68(1):49-64.
- [18] ZHU Z, ZJENG M, QI G. A phase congruency and local Laplacian energy based multi-modality medical image fusion method in NSCT domain[J]. *IEEE Access*, 2019, 7(1):20811-20824.
- [19] WANG M, SHANG X. A fast image fusion with discrete cosine transform[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2020, 27(1):990-994.
- [20] LI X, ZHOU F, TAN H. Multimodal medical image fusion based on joint bilateral filter and local gradient energy[J]. *Information Sciences*, 2021, 569(1):302-325.
- [21] WEI T, TIWARIP, PANDEY H M. Multimodal medical image fusion algorithm in the era of big data[J]. *Neural Computing and Applications*, 2020, 3(1):1-21.

作者简介:

戴文战 (1958—),男,二级教授,博导,主要从事智能控制、信号处理和图像融合方面的研究。