

DOI:10.16136/j.joel.2022.11.0003

基于简化脉冲耦合神经网络和改进稀疏表示的脑部图像融合算法

张亚加, 邱启蒙, 高智强, 邵建龙*

(昆明理工大学 信息工程与自动化学院, 云南 昆明 650500)

摘要:为解决单一模态脑部图像存在的局限性,进一步突出细节特征,增强视觉效果,提出一个基于多尺度边缘保持分解和改进稀疏表示(improved sparse representation, ISR)的算法框架。首先,分解源图像获得高频子带和低频子带。其次,采用多范数加权度量改进的稀疏表示融合低频子带,以多尺度形态学梯度(multiscale morphological gradient, MSMG)改进的引导滤波器去除细节特征;同时,经简化的脉冲耦合神经网络(simplified pulsecoupled neural network, SPCNN)融合其高频子带。最后,逆变换得到融合后的脑部图像。实验证明,本文在边缘信息的保护,融合效率的提高,时间成本的节约等方面优势显著。

关键词:简化脉冲耦合神经网络(SPCNN);改进稀疏表示(ISR);多尺度边缘保持分解;多尺度形态学梯度(MSMG);多范数加权度量

中图分类号:TP391 **文献标识码:**A **文章编号:**1005-0086(2022)11-1225-08

Brain image fusion algorithm based on simplified pulse coupled neural network and improved sparse representation

ZHANG Yajia, QIU Qimeng, GAO Zhiqiang, SHAO Jianlong*

(School of Information Engineering and Automation, Kunming University of Science and Technology, Kunming, Yunnan 650500, China)

Abstract: In order to address the limitations of single modal brain images and further highlight detail features and enhance visual effects, an algorithm framework based on multi-scale edge preserving decomposition and improved sparse representation (ISR) is proposed. First, the source image is decomposed to obtain high frequency and low frequency subbands. Secondly, an improved sparse representation with multi-norm weighted metric is used to fuse low-frequency subbands, and an improved guide filter with multi-scale morphological gradient (MSMG) is used to remove details. At the same time, the simplified pulse-coupled neural network fuses its high frequency subbands. Finally, the inverse transformation yields the fused brain image. Experimental results show that this paper has significant advantages in the protection of edge information, improvement of fusion efficiency and saving of time cost.

Key words: simplified pulse-coupled neural network (SPCNN); improved sparse representation (ISR); multi-scale edge preservation decomposition; multiscale morphological gradient (MSMG); multi-norm weighted metric

1 引言

随着生活水平的提高,脑部疾病在我国呈现年轻化趋势,其高发病率、高致残率、多并发症不

仅使患者身心饱受折磨,而且加大了社会负担。临床诊断中,成像检查在脑部疾病的预防治疗上意义重大。成像技术的迅猛发展为临床检查提供了多种模态的脑部图像^[1]。因其原理各异,不同

* E-mail: sj-long@qq.com

收稿日期:2021-11-03 修订日期:2022-01-02

基金项目:国家自然科学基金(61302042)和昆明理工大学教育技术研究项目(2506100219)资助项目

模态下的脑部图像信息存在互补和冗余^[2]。图像融合技术以其独有的优势,逐渐受到医学工作者的关注^[3]。

融合后的图像在保留原图像的信息的同时,又要兼顾病灶的细节特征。文献[4]的高频和低频系数由点火花次数取大的原则进行确定,但是参数的特征提取不够充分。文献[2]利用优化的脉冲耦合神经网络(pulse coupled neural network, PCNN)实现自适应处理,而轮廓波变换又降低了执行效率。文献[5]结合 Markov 随机场对局部块字典进行学习,从而生成决策图。文献[6]提出稀疏表示的方法,使用引导滤波和 sobel 算子对训练子集进行预处理,提高了融合效率,但鲁棒性变差。文献[7]提出 NSCT 结合稀疏表示处理低频子带的方法,增强了集成细节,但边缘信息丢失较为明显。文献[8]在进行小波分层后,选择 Ganny 算子进行边缘检测,轮廓清晰度有所提高,但图像细节保留较差。

基于以上考虑,本文开展了以下工作:1) 提出了一种基于多尺度边缘保持分解和改进稀疏表示(improved spare representation, ISR)的融合算法框架;2) 发展了一种多范数权重度的方法对稀疏系数进行灵活选择;3) 发展一种结合引导滤波和多尺度形态学梯度(multiscale morphological gradient, MSMG)的字典学习方法;4) 实验证明,本文算法在边缘信息的保留、抗噪性能的提高、时间成本的节约等方面优势显著。

2 基本原理

2.1 多尺度边缘保持分解

在分解源图像的过程中,加权最小二乘(weighted least squares, WLS)滤波器能有效保持边缘的清晰性,高斯滤波器在去除细节信息的同时能够平滑边缘信息^[9],NSDFB 能捕获不同方向上的特征。将优势相结合分解源图像,获得对应的低频层和高频层,如图 1 所示。

2.2 ISR

传统的稀疏表示方法是对源图像和均值图像进行简单差分,由文献[6],选用了 ISR。训练数据为 20 对不同病症的脑部图像,使用引导滤波和 MSMG 的算法对其进行处理,运用 K-SVD 展开字典学习,进而得到一个完备训练集。以图像 I_1 和 I_2 为例,简述创建过程:

1) 对图像 I_1 和 I_2 分别进行多尺度边缘保持分解,取其低频子带,记为 $I_{1,L}$ 和 $I_{2,L}$;

2) 将 $I_{1,L}$ 作为引导滤波器的输入图像, $I_{2,L}$ 作为引导图像,得到图像 I_1 的模糊图像 $O_{1,L}$,同理得到图像 I_2 的模糊图像 $O_{2,L}$:

$$\begin{cases} O_{1,L} = \text{guided filter}(I_{1,L}, I_{2,L}, r, \text{eps1}) \\ O_{2,L} = \text{guided filter}(I_{2,L}, I_{1,L}, r, \text{eps2}) \end{cases}, \quad (1)$$

式中, r 表示窗口半径,取 9, eps1 和 eps2 表示正则化参数;

3) 使用 MSMG 调整正则化参数:

$$\begin{cases} \text{eps1} = \text{MSMG}(\text{abs}(I_{1,L}), m) \\ \text{eps2} = \text{MSMG}(\text{abs}(I_{1,L}), m) \end{cases}, \quad (2)$$

式中, m 为 MSMG 级数,取 5。

4) 引导后的图像使用均值滤波进行处理:

$$f(x, y) = \frac{1}{a \times b} \sum g(x, y), \quad (3)$$

式中, a 和 b 表示窗口大小,取 3; $g(x, y)$ 表示原始图像的像素。

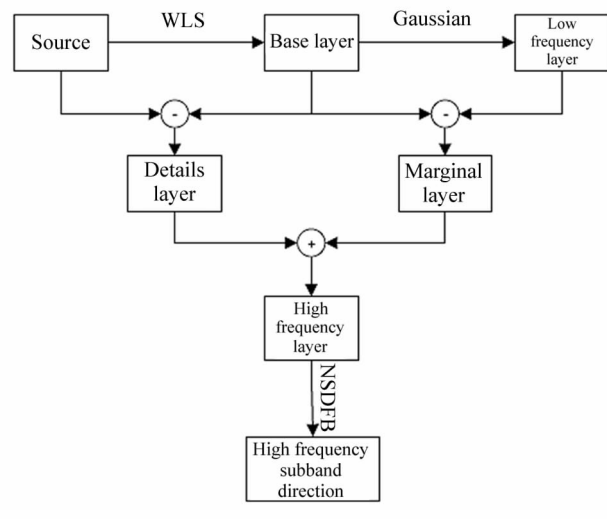


图1 多尺度分解框架

Fig. 1 Multi-scal decomposition framework

2.3 PCNN

PCNN 广泛运用于图像融合领域,对于传统 PCNN,许多参数在算法中都是基于实验或经验而设定的,难以兼顾图像块之间灰度值的差异。手动设置参数制约了算法的灵活性,往往效果乏善可陈。文献[10]在 SCM 的模型的基础上简化了 PCNN。文献[11]对此进一步简化,可以自动设置参数,如图 2(a)所示。为提高收敛速度,减少迭代次数,进一步突出算法的灵活性,本文将 S_{ij} 作为馈送通道 F 唯一外界激励,通道 L 仅接受输出的 $Y_{ij}[n]$,如图 2(b)所示。

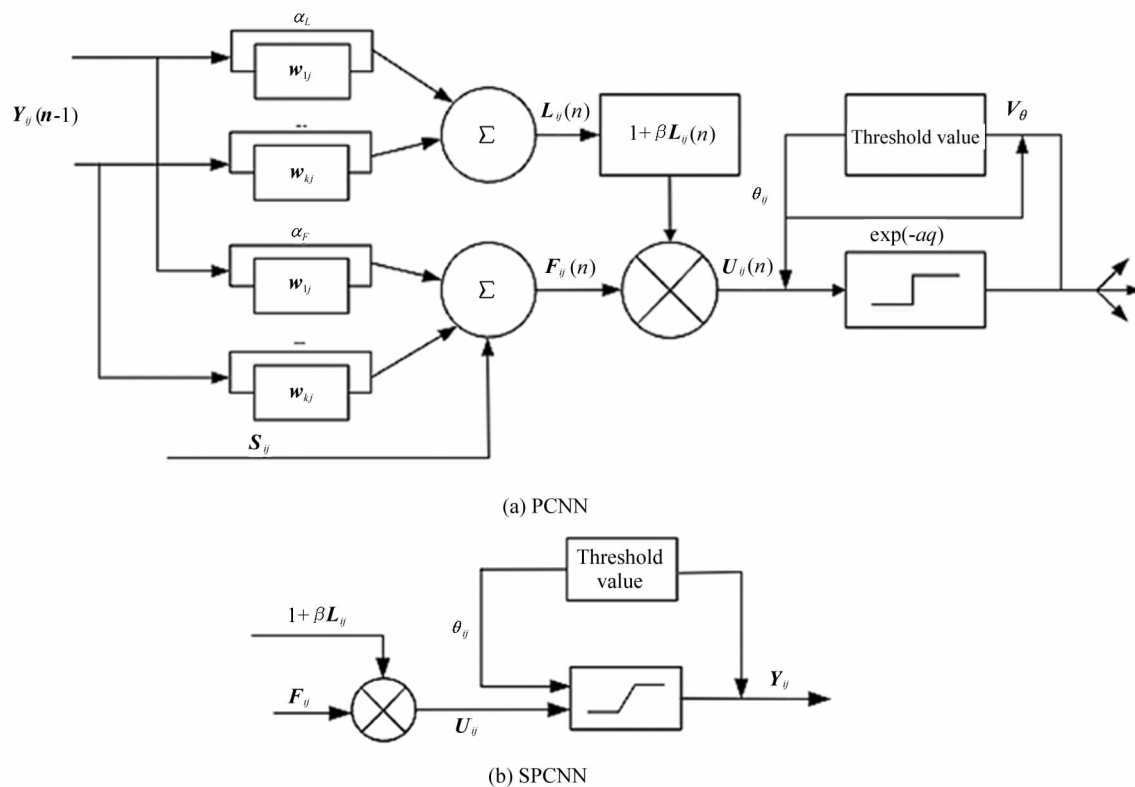


图 2 简化的神经网络模型

Fig. 2 Simplified neural network model

3 融合策略

带 $I_{1,L}$ 、 $I_{2,L}$ 和高层子带 $I_{1,H}$ 、 $I_{2,H}$ ，因势择法各自处理，以得到期望的融合图像 $I_F^{[12]}$ ，过程如图 3 所示。

分解源图像 1 和源图像 2，获取对应的低频层子

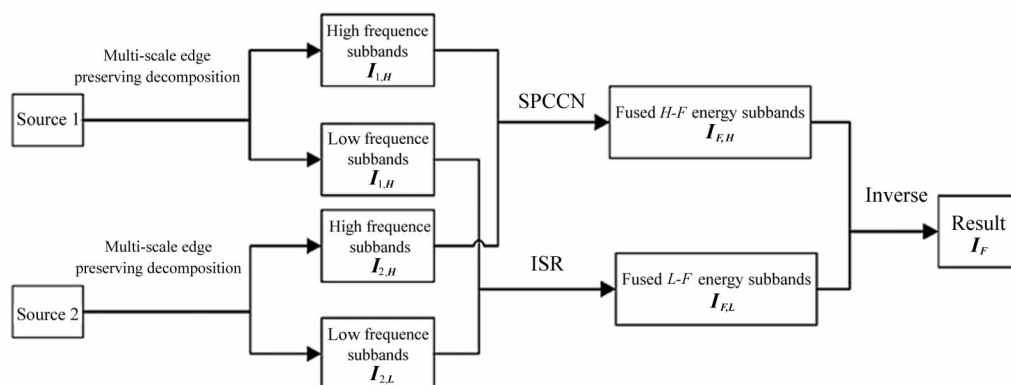


图 3 图像融合过程

Fig. 3 Image fusion process

3.1 低频融合策略

低频子带携带大量边缘信号，而其系数又是非稀疏的^[13]，为此采用如下策略：

1) 滑动窗口自左上至右下划分待处理的低频子带为大小 8×8 的子块，步长为 1；

2) 根据过完备字典，使用正交匹配追踪算法求得对应的系数矩阵 $(\alpha_1^i), \alpha_2^i$ ，其中：

$$\begin{cases} \alpha_1^i = \operatorname{argmin}_{\alpha_1} \|\alpha_1\|_0 \\ \alpha_2^i = \operatorname{argmin}_{\alpha_2} \|\alpha_2\|_0 \end{cases} \quad (4)$$

3) 根据稀疏系数，计算加权多范数活跃度方法

如下:

$$\begin{aligned} Y_1^I &= (\| \alpha_1^I \|_0)^{w_1} + (\| \alpha_2^I \|_2)^{w_2} \\ Y_2^I &= (\| \alpha_2^I \|_0)^{w_1} + (\| \alpha_1^I \|_2)^{w_2} \end{aligned} \quad (5)$$

式中, Y_1^I, Y_2^I 是图像 I 的水平活跃度, $\| \cdot \|_2, \| \cdot \|_0$ 是向量的 l_2 和 l_0 范数, w_1 和 w_2 是权重系数, β 是比例系数, 设为 0.8。

4) 选择稀疏系数

$$\alpha_F^I = \begin{cases} \alpha_1^I, Y_1^I > Y_2^I \\ \alpha_2^I, \text{other} \end{cases} \quad (6)$$

5) 稀疏系数重构获取列向量 V_F^I , 其中:

$$\begin{aligned} SF_1(i, j) &= \sum_{i \in M, j \in N} [(I_{1,L}(i, j) - I_{1,L}(i-1, j))^2 + (I_{1,L}(i, j) - I_{1,L}(i, j-1))^2] \\ SF_2(i, j) &= \sum_{i \in M, j \in N} [(I_{2,L}(i, j) - I_{2,L}(i-1, j))^2 + (I_{2,L}(i, j) - I_{2,L}(i, j-1))^2] \end{aligned} \quad (8)$$

式中, M, N 分别表示高频分量的行向量和列向量。

2) 设定参数初始值: 因其初始状态下尚未点火, 故而 $L_{i,j}[0] = U_{i,j}[0] = Y_{i,j}[0] = \theta_{i,j}[0]$ 。

3) 判定最大迭代次数时的像素 (i, j) 点火次数, 假设初始 $T_{i,j}[0] = 0$, 则:

$$T_{i,j}[n] = T_{i,j}[n-1] + Y_{i,j}[n], \quad (9)$$

式中, $T_{i,j}[n]$ 表示神经元的点火次数, n 表示迭代次数。

4) 对比每个像素点处的二个高频分量, 融合后的像素点均取点火次数最多的点, 迭代 150 次:

$$w = \begin{bmatrix} 0.5 & 1 & 0.5 \\ 1 & 0 & 1 \\ 0.5 & 1 & 0.5 \end{bmatrix} \quad (10)$$

4 实验仿真与分析

为评估本文算法可比性, 实验操作系统选用 Win10, 仿真平台 Matlab 2019b。实验择用 3 组已配准、深度 8 bit、大小 256×256 pixel、不同病症下的大脑 MRI 和 CT 图像, 源自哈佛的医学图像数据库 (<http://www.med.harvard.edu/AANLIB/>)。和文献[6]、文献[7]、文献[13]中算法进行比对, 其中文献[6]使用稀疏表示处理低频子带, 高频采用绝对值最大的方法; 文献[7]应用 L_0 平滑滤波器将源图像分解, 通过 CNN 融合规则处理高频子带, NSCT 结合稀疏表示 (NSCT-SR) 处理低频子带; 文献[13]使用 NSST (nonsubsampled shearlet transform) 进行分解, 自适应的 PCNN 融合高频, 未引入引导滤波的稀疏表示理论融合低频。择取 SF 、标准差 (standard deviation, SD)、边缘评价因子 $Q^{AB/F}$ 、信息熵 (entropy, EN)、融合时间 (fusion time) 等 5 个客观指标

$$C_F^I = D\alpha_F^I. \quad (7)$$

6) 循环上述 5 个步骤至所有图像块融合完毕, 得到预期的低频子带。

3.2 高频融合策略

本文点火次数以空间频率 (spatial frequency, SF) 进行计算, 步骤如下:

1) 分别计算高频分量 $I_{1,L}, I_{2,L}$ 在任意像素 (i, j) 处的 SF , 将其作为简化脉冲耦合神经网络 (simplified pulse-coupled neural networks, SPCNN) 的外部激励, 以生成相应的脉冲, 如下式:

对结果展开综合评价。实验结果见图 4—图 6, 每组实验执行 10 次, 表 1—表 3 内依次列出上述指标平均值, 用粗体标记其最优值。

实验一选取脑中风患者 MRI 和 CT 图像, 如图 4(a)、(b) 所示。文献[6]清晰度明显提高, 但是骨骼信息丢失明显; 文献[7]清晰度下降, 整体较为模糊; 文献[13]轮廓信息有所丢失, 像素值较低, 图像整体偏暗; 对比之下本文算法轮廓清晰, 骨骼信息保留较好, 耗时最少, 且 5 个指标上 3 个最优。综合权衡主观客观, 本文采用算法分析效果最优。

实验二选取脑梗患者 MRI 和 CT 图像, 如图 5(a)、(b) 所示。其中文献[6]的整体效果虽有较大提高, 软组织依然不够清晰; 文献[7]亮度较优, 但软组织信息丢失过多, 轮廓细节不够清晰; 文献[13]虽然边缘信息保留较好, 但是图像整体偏暗, 不能辅助医生进行诊断; 对比之下本文算法在有效地提高轮廓清晰度的同时, 能够兼顾软组织和骨骼信息的保留, 耗时最少, 且 5 个指标均是最优。综合权衡主观客观, 本文采用算法分析效果最优。

实验三选取脑萎缩患者 MRI 和 CT 图像, 如图 6(a)、(b) 所示。文献[7]与文献[13]图像整体偏暗, 亮度较优之文献[6], 清晰度却明显下降, 整体较为模糊, 并且 3 种方法对软组织的保留效果不好, 不能辅助医生进行诊断; 对比之下本文算法清晰度较高, 有效保留软组织信息, 且 5 个指标均是最优。综合权衡主观客观, 本文采用算法分析效果最优。

综上所述, 比对当前有代表性的融合算法, 本文优势显著, 不仅骨骼和软组织信息得到有效保留, 而且融合效率较高, 在临床诊断中更能 为医生提供有效的帮助, 具有医学应用价值。

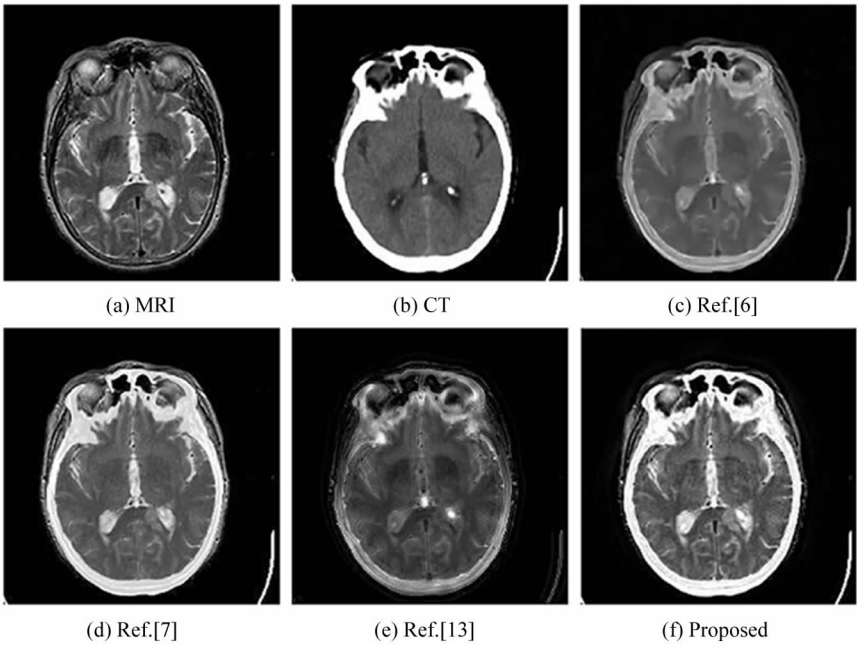


图 4 实验一的融合结果

Fig. 4 Fusion results of experiment 1

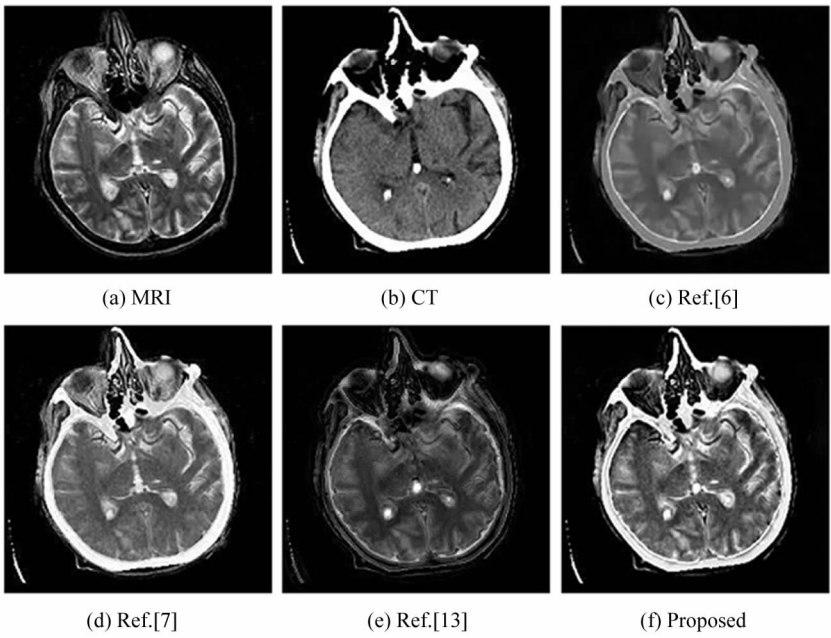
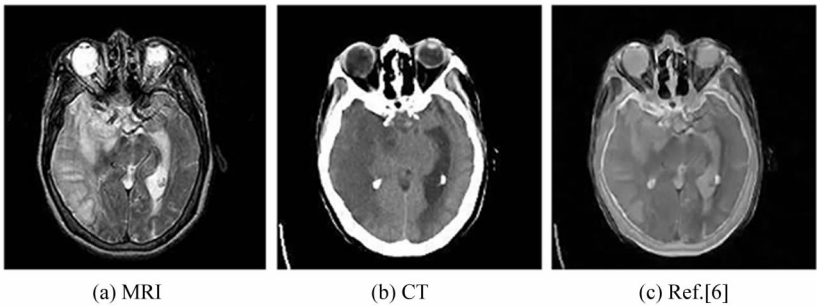


图 5 实验二的融合结果

Fig. 5 Fusion results of experiment 2



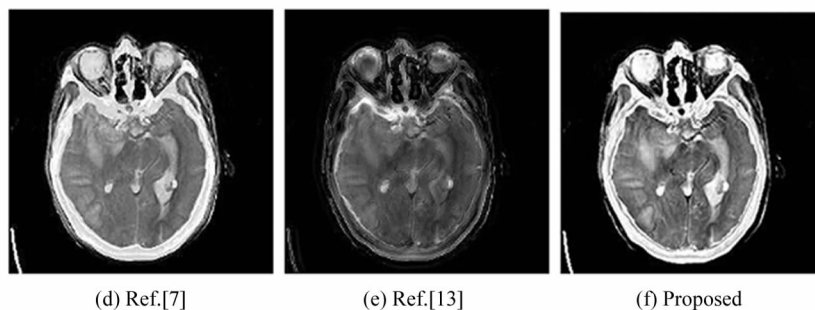


图6 实验三的融合结果

Fig. 6 Fusion results of experiment 3

表1 实验一的不同算法评价指标

Tab. 1 Evaluation index of different algorithms from experiment 1

	SD	EN	$Q^{AB/F}$	SF	Fusion time/s
Ref. [6]	58.967 2	4.586 4	0.692 0	18.648 3	40.624 8
Ref. [7]	85.067 1	4.617 6	0.693 4	33.495 2	19.576 1
Ref. [13]	66.040 1	4.596 7	0.542 9	22.986 4	26.756 1
Proposed	80.671 3	4.628 4	0.765 2	31.846 7	10.563 4

表2 实验二的不同算法评价指标

Tab. 2 Evaluation index of different algorithms from experiment 2

	SD	EN	$Q^{AB/F}$	SF	Fusion time/s
Ref. [6]	52.1976	4.469 7	0.589 2	18.098 7	36.425 1
Ref. [7]	74.519 2	4.546 2	0.721 9	34.158 2	17.247 3
Ref. [13]	65.384 6	4.576 4	0.576 4	23.315 1	24.973 0
Proposed	82.568 1	4.672 3	0.786 2	35.763 7	9.284 7

表3 实验三的不同算法评价指标

Tab. 3 Evaluation index of different algorithms from experiment 3

	SD	EN	$Q^{AB/F}$	SF	Fusion time/s
Ref. [6]	53.057 3	4.561 4	0.702 6	18.289 2	42.391 7
Ref. [7]	83.385 1	4.657 1	0.769 8	29.986 2	15.514 1
Ref. [13]	64.398 0	4.683 4	0.572 1	23.453 1	29.985 1
Proposed	88.139 4	4.721 9	0.798 6	34.151 6	10.129 4

在构建稀疏字典的过程中,使用不同的边缘检测算子结合引导滤波对图像进行检测,选取 soble 算子和 Canny 算子与 MSMG 进行比对。其中 soble 算子的正则化参数 ϵ 取0.0005, Canny算子的高低阈

值比设置为2:1,每组实验执行10次,列出指标平均值于表4—表6,用粗体标出最优值。依循控制变量的原则,显而易见地,在其他条件不变的情况下,使用 MSMG 算子的效果优于其他两种算子,尤其是边缘评价因子 $Q^{AB/F}$ 3组实验中均是最大。

表4 实验四的不同检测算子评价指标

Tab. 4 Evaluation indexes of different detection operators from experiment 4

	SD	EN	$Q^{AB/F}$	SF	Fusion time/s
soble	80.539 2	4.539 2	0.691 8	30.158 2	10.317 3
Canny	80.396 6	4.637 7	0.639 5	31.098 7	10.515 1
MSMG	80.651 3	4.451 4	0.756 2	31.793 7	10.563 4

表 5 实验五的不同检测算子评价指标

Tab. 5 Evaluation indexes of different detection operators from experiment 5

	<i>SD</i>	<i>EN</i>	$Q^{AB/F}$	<i>SF</i>	Fusion time/s
soble	81.503 2	4.567 2	0.723 4	34.938 2	9.215 3
Canny	82.534 6	4.433 7	0.673 2	35.087 7	9.435 1
MSMG	82.474 1	4.672 3	0.786 2	35.763 7	9.368 7

表 6 实验六的不同检测算子评价指标

Tab. 6 Evaluation indexes of different detection operators from experiment 6

	<i>SD</i>	<i>EN</i>	$Q^{AB/F}$	<i>SF</i>	Fusion time/s
soble	87.935 1	4.640 1	0.770 8	33.957 2	9.514 1
Canny	88.186 3	4.611 4	0.713 6	33.830 4	10.235 7
MSMG	88.138 4	4.721 9	0.800 8	34.165 2	10.113 4

5 结 论

传统方法往往在融合后无法有效保留病灶的特征,出现伪影甚至失真,实验结果又要充分满足人眼的视觉特性。基于此,提出一个基于多尺度边缘保持分解和 ISR 的算法,多范数加权度量改进的稀疏表示融合低频子带,SPCNN 模型实现高频融合。实验证明,通过和有代表性的算法比对客观指标,本文在边缘信息的保护、融合效率的提高、时间成本的降低等方面在均有较大优势,可以起到提供辅助治疗的作用,具有医学应用价值。

参考文献:

[1] ZHANG S Q,et al. Medical image fusion algorithm based on L_0 gradient minimization for CT and MRI[J]. Multimedia Tools and Applications,2021,80:21135-21164.

[2] LIU C Y. Brain image multi-stage classification based on feature fusion[J]. Journal of Foreign Eelectronic Measurement Technology,2020,39(11):28-33.

刘承裕. 基于特征融合的脑部图像多级分类[J]. 国外电子测量技术,2020,39(11):28-33.

[3] YANG J C,MA Q G. Multi-focus image fusion algorithm based on non-sampled shearlet transform coupling guidance law[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument,2020,34(3):36-42.

杨建翠,马庆功. 基于非下采样 Shearlet 变换耦合导向

法则的多聚焦图像融合算法[J]. 电子测量与仪器学报,2020,34(3):36-42.

[4] PADMA G,VINOD K. Feature-motivated simplified adaptive PCNN-based medical image fusion algorithm in NSST domain[J]. Journal of Digital Imaging,2016,29(1):73-85.

[5] MANSOUR N,SHADROKH S,SHAHRAM S. Multi-focus image fusion using dictionary-based sparse representation[J]. Information Fusion,2015,25:72-84.

[6] ZHU H W. Medical image fusion method based on NSST and improved sparse representation[J]. Journal of Jilin University (Science Edition),2020,58(4):931-936.

朱宏伟. 基于 NSST 与改进稀疏表示的医学图像融合方法[J]. 吉林大学学报(理学版),2020,58(4):931-936.

[7] SHIBU D,PRIYADHARSINI S S. Multi scale decomposition based medical image fusion using convolutional neural network and sparse representation[J]. Biomedical Signal Processing and Control,2021,69:102789.

[8] WANG Y Y,ZHANG N,HAN M L. Wavelet transform multi-focus image fusion method based on Canny operator edge detection[J]. Electronic Measurement Technology,2019,42(17):148-151.

王园园,张娜,韩美林. 基于 Canny 算子边缘检测的小波变换多聚焦图像融合方法[J]. 电子测量技术,2019,42(17):148-151.

- [9] YANG Z J, ZENG L. Casting DR image fusion based on weighted least squares filter and guided filter [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42(6): 211-220.
- 羊肇俊, 曾理. 基于加权最小二乘滤波和引导滤波的铸件 DR 图像融合 [J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(6): 211-220.
- [10] ZHAN K, ZHANG H J, MA Y D. New spiking cortical model for invariant texture retrieval and image processing [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2009, 20(12): 1980-1986.
- [11] 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.
- [12] LIU Y, CHEN X, WARD R K, et al. Image fusion with convolutional sparse representation [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2016, 23(12): 1882-1886.
- [13] 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.
- 作者简介:
邵建龙 (1965—), 男, 教授, 研究方向为智能信息处理与虚拟现实.