



计算机工程  
Computer Engineering  
ISSN 1000-3428, CN 31-1289/TP

## 《计算机工程》网络首发论文

题目: 基于多尺度边缘保持分解与 PCNN 的医学图像融合  
作者: 郭淑娟, 高媛, 秦品乐, 王丽芳  
DOI: 10.19678/j.issn.1000-3428.0059195  
网络首发日期: 2020-10-15  
引用格式: 郭淑娟, 高媛, 秦品乐, 王丽芳. 基于多尺度边缘保持分解与 PCNN 的医学图像融合. 计算机工程. <https://doi.org/10.19678/j.issn.1000-3428.0059195>



**网络首发:** 在编辑部工作流程中, 稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定, 且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式 (包括网络呈现版式) 排版后的稿件, 可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定; 学术研究成果具有创新性、科学性和先进性, 符合编辑部对刊文的录用要求, 不存在学术不端行为及其他侵权行为; 稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准, 正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性, 录用定稿一经发布, 不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容, 只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

**出版确认:** 纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊 (光盘版)》电子杂志社有限公司签约, 在《中国学术期刊 (网络版)》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版, 以单篇或整期出版形式, 在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊 (网络版)》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物 (ISSN 2096-4188, CN 11-6037/Z), 所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。



## 基于多尺度边缘保持分解与 PCNN 的医学图像融合

郭淑娟, 高媛, 秦品乐, 王丽芳

(中北大学大数据学院, 山西省生物医学成像与影像大数据重点实验室, 太原 030051)

**摘 要:** 针对传统多尺度分析无法保护边缘导致的边缘出现光晕的问题, 提出一种多尺度边缘保持分解与脉冲耦合神经网络(PCNN)的医学图像融合算法。首先引入一种新的多尺度边缘保持分解方法分解源图像。该方法中, 源图像通过加权最小二乘滤波分解得到图像的基础层和细节层, 采用高斯滤波器对基础层进行二次分解得到低频层和边缘层, 将分解过程中每级的边缘层和细节层叠加构建为高频层并引入非下采样方向滤波组进行方向分析; 其次利用改进的空间频率以及区域能量激励PCNN 实现对高频层和低频层的融合; 最后逆变换得到融合图像。实验结果表明, 与传统多尺度分析融合方法和传统多尺度分析与 PCNN 相结合的融合方法相比, 该方法可以突出医学图像的边缘轮廓并且增强图像细节, 有利于将更多的显著特征从源图像分离并转移到融合图像中。

**关键词:** 加权最小二乘滤波; 非下采样方向滤波组; 边缘保持; 多尺度分解; 脉冲耦合神经网络; 医学图像融合

开放科学(资源服务)标志码(OSID):



## Medical image fusion based on multi-scale edge-preserving decomposition and PCNN

Guo Shujuan, Gao Yuan, Qin Pinle, Wang Lifang

(College of Big Data, North University of China, Shanxi Provincial Key Laboratory of Biomedical Imaging and Imaging Big Data, Taiyuan 030051, China)

**【Abstract】** Aiming at the problem of edge halo caused by the failure of edge protection in traditional multi-scale analysis, a medical image fusion algorithm combining multi-scale edge-preserving decomposition and Pulse Coupled Neural Network(PCNN) is proposed. Firstly, a new multi-scale edge preserving decomposition method is introduced to decompose the source image. In this method, the source image is decomposed into the basic layer and the detail layer by weighted least square filter, and the basic layer is decomposed into the low-frequency layer and the edge layer by gaussian filter. The edge layer and the detail layer in each scale are combined to high-frequency layer, and the nonsubsampling directional filter bank is introduced for the direction analysis. Secondly, modified spatial frequency and regional energy are used to stimulate PCNN to fuse the high frequency layer and the low frequency layer. Finally, the fusion image is obtained by inverse transformation. The experimental results show that The experimental results show that compared with the traditional multi-scale analysis fusion method and the traditional multi-scale analysis combined with the PCNN fusion method, this method can highlight the edge contour of the medical image and enhance the image details, which is beneficial to separate and transfer more salient features to the fusion image from the source image.

**【Key words】** weighted least square filter; nonsubsampling directional filter bank; edge preserving; multi-scale decomposition; Pulse Coupled Neural Network(PCNN); medical image fusion

DOI:10.19678/j.issn.1000-3428.0059195

### 0 概述

图像融合是一种将不同模态的相关图像合并为一个新图像方法。生成的融合图像要具有良好的清晰度, 并使不同模态的图像特征尽可能的融合到一张图像中。图像融合在多模态医学图像上的应用已

经成为一个热门的研究话题。随着现代医学成像技术的发展, 通过不同的医学成像方式可以获得器官和组织的补充和全面的信息。例如计算机断层扫描(computed tomography, CT)图形仅显示高密度组织, 磁共振(magnetic resonance, MR)图像仅显

**基金项目:** 山西省自然科学基金资助项目(201901D111152);

**作者简介:** 郭淑娟(1994—),女, 硕士研究生, 主要研究方向为医学图像融合与机器学习; 高媛, 副教授; 秦品乐, 教授; 王丽芳, 副教授。E-mail: 1084955797@qq.com

示高水分组织, 正电子发射断层扫描 (positron emission tomography, PET) 图像仅反映不同人体之间组织强度的差异等<sup>[1]</sup>。将这些医学图像的互补特征融合到一张图像中, 将提高医生的诊断效率和准确性。

图像融合技术可以分为空间域的方法和变换域的方法两大类。与空间域的方法相比, 变换域的方法可以更好地表征图像特征, 弥补空间域方法在提取细节方面的不足。而在变换域的方法中, 多尺度分析方法通过将源图像映射至不同的尺度空间提取潜在的重要信息, 符合人眼视觉系统的生理机制, 被认为是图像融合中主流的融合方法<sup>[2]</sup>。现有的多尺度分析方法有: 基于离散小波变换的算法<sup>[3]</sup>、基于剪切波变换<sup>[4]</sup>和轮廓波变换<sup>[5]</sup>的算法以及基于非下采样轮廓波变换 (Non-Subsampled Contourlet Transform, NSCT)<sup>[6]</sup>和非下采样剪切波变换 (Non-Subsampled Shearlet Transform, NSST)<sup>[7]</sup>的算法等。其中 NSCT 和 NSST 的算法具有平移不变性, 能够很好地抑制伪吉布斯现象。

脉冲耦合神经网络 (Pulse Coupled Neural Network, PCNN) 是一种通过研究哺乳动物视觉皮层而获得的具有仿生机制的单层神经网络模型<sup>[8]</sup>, 不需要学习或者训练, 且具有全局耦合性和脉冲发射特性, 能够充分提取图像的全局特征并且增强图像细节, 十分有利于图像的实时处理。因此为了提高融合图像的视觉感知效果并充分利用图像的空间信息, 一些多尺度分析与 PCNN 相结合的融合算法被提出以获得更好的融合结果<sup>[9]</sup>, 如 NSCT-SF-PCNN<sup>[10]</sup>和 NSST-PAPCNN<sup>[11]</sup>等。但传统的多尺度分析中大多采用线性滤波器, 由于无法保留边缘而导致分解阶段的强边缘处产生模糊, 使得边缘处产生光晕<sup>[12]</sup>。

为了解决上述问题, 研究人员将保边滤波器引入图像融合领域。保边滤波器具有平移不变性、空间一致性和边缘保护性能, 而且计算效率高。文章<sup>[13]</sup>提出一种多尺度双边滤波对源图像进行分解; 文章<sup>[14]</sup>提出一种基于引导滤波图像融合方案, 将源图像进行两尺度分解, 采用引导滤波优化权重, 实现了空间一致性。文章<sup>[15]</sup>提出以多尺度极值滤波对源图像进行多尺度分解, 采用对比度融合规则使融合图像更符合人眼视觉感知特性。文章<sup>[16]</sup>提出了一种具有加权最小二乘滤波器与引导滤波相结合的新方案, 该方案比基于引导滤波的方法可以获得更好的效果。尽管上述方法在一定程度上保护了边缘信

息, 但是基础层主要包含粗尺度结构信息, 直接对其融合可能在之后的融合过程中丢失或模糊保边滤波保留的显著的边缘特征<sup>[17]</sup>。

为了保留完整清晰的边缘信息, 提高融合图像的视觉感知效果, 提出一种新的多尺度边缘保持分解与 PCNN 的医学图像融合方法。

## 1 相关理论

### 1.1 加权最小二乘滤波与高斯滤波

Farbman Z 等人<sup>[18]</sup>提出了一种基于加权最小二乘 (weighted least squares, WLS) 优化框架的非线性滤波器。给定一个输入图像  $g$ , WLS 滤波器的目的是使滤波后的平滑图像  $u$  尽可能与输入图像  $g$  近似, 则滤波后的图像  $u$  可以表示为如公式(1)所描述的目标函数:

$$u = \arg \min_u \left( (u_p - g_p)^2 + \lambda \left( a_{x,p}(g) \left( \frac{\partial u}{\partial x} \right)_p^2 + a_{y,p}(g) \left( \frac{\partial u}{\partial y} \right)_p^2 \right) \right) \quad (1)$$

$$a_{x,p}(g) = \left( \left| \frac{\partial l}{\partial x}(p) \right|^\alpha + \varepsilon \right)^{-1} \quad (2)$$

$$a_{y,p}(g) = \left( \left| \frac{\partial l}{\partial y}(p) \right|^\alpha + \varepsilon \right)^{-1} \quad (3)$$

在上述公式中, 下标  $p$  表示像素的空间位置。在公式(1)中,  $(u_p - g_p)^2$  用以保证滤波后的平滑图像  $u$  更接近输入图像  $g$ 。  $\lambda \left( a_{x,p}(g) \left( \frac{\partial u}{\partial x} \right)_p^2 + a_{y,p}(g) \left( \frac{\partial u}{\partial y} \right)_p^2 \right)$  是一个正则化项, 通过求  $u$  的偏导数来实现平滑。 $a_{x,p}$  和  $a_{y,p}$  代表平滑因子。 $\lambda$  是正则化参数, 用以调整两项之间的平衡。 $a_{x,p}$  和  $a_{y,p}$  如公式(2)-(3)所示, 其中  $l$  是输入图像  $g$  的对数亮度通道, 指数  $\alpha$  确定对  $g$  的梯度的敏感度, 而  $\varepsilon$  是一个非常小的常数, 通常为 0.0001, 可防止在  $g$  恒定的区域被零除。

高斯滤波是一种线性滤波, 由于没有考虑相邻像素的影响, 因此在对图像滤波时去除高频信息的同时也模糊了边缘, 在图像的平滑和去噪中有着广泛的应用。高斯滤波公式可表示为公式(4):

$$G(I)_p = \frac{1}{K_p} \sum_{q \in \Omega} g_\sigma(\|p - q\|) I_q \quad (4)$$

公式(4)中,  $K_p = \sum_{q \in \Omega} g_\sigma(\|p - q\|)$  为归一化系数,  $g_\sigma$  是

高斯函数, 表示为  $g_\sigma = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp \left\{ -\frac{x^2}{2\sigma^2} \right\}$ 。

## 1.2 非下采样方向滤波组

Bamberge 和 Smith 提出一种方向滤波器组 (Directional filter bank, DFB) [19], 该滤波组可以将图像划分为具有方向性的子带, 捕捉图像几何特征, 但是下采样操作使其缺乏平移不变性。非下采样方向滤波器组 (nonsampled directional filter bank, NSDFB) [20] 与 DBF 类似, 可以对图像进行多方向分解, 提取图像方向细节特征, 但是进行上采样操作, 能够获得位移不变的方向扩展。NSDFB 的基本结构如图 1 所示, 其基本结构是由扇形滤波器和棋盘滤波器构成的四方向滤波器组。

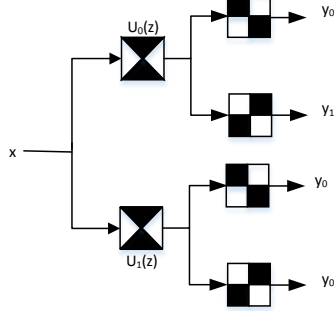


图 1 NSDFB 的基本结构

Fig.1 The basic structure of NSDFB

## 1.3 脉冲耦合神经网络

脉冲耦合神经网络 (PCNN) 是一张  $M \times N$  的二维网络, 每一个神经元对应于图像的一个特定的像素, 且每个神经元由三部分组成, 分别是接收域、调制域和脉冲产生器。一种 PCNN 的简化模型和数学表达式如图 2 和公式 (5) 所示。

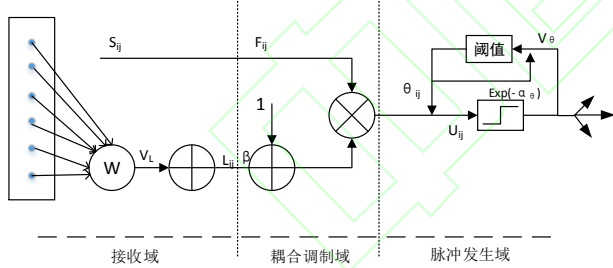


图 2 PCNN 的简化模型

Fig.2 Simplified model of PCNN

$$\begin{cases} F_{ij}(n) = S_{ij} \\ L_{ij}(n) = e^{-\alpha_L} L_{ij}(n-1) + V_L \sum_{k,l} W_{ijkl} Y_{kl}(n-1) \\ U_{ij}(n) = F_{ij}(n)(1 + \beta L_{ij}(n)) \\ \theta_{ij}(n) = e^{-\alpha_\theta} \theta_{ij}(n-1) + V_\theta Y_{ij}(n-1) \\ Y_{ij}(n) = \begin{cases} 1 & U_{ij}(n) > \theta_{ij}(n) \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \\ T_{ij}(n) = T_{ij}(n-1) + Y_{ij}(n) \end{cases} \quad (5)$$

公式 (5) 中,  $F_{ij}(n)$  和  $L_{ij}(n)$  分别是 PCNN 的馈送输

入和链接输入, 处于 PCNN 模型的接收域。  $F_{ij}(n)$  通常接收的是图像像素的归一化灰度值,  $L_{ij}(n)$  则通过突触权重与八个相邻神经元的先前放电状态相关,  $\alpha_L$  和  $V_L$  是  $L_{ij}(n)$  的时间衰减常数和振幅增益。  $U_{ij}(n)$  代表内部活动, 处于 PCNN 模型的调制域, 通过  $F_{ij}(n)$  和  $L_{ij}(n)$  进行非线性调制得到, 其中参数  $\beta$  是连接强度。脉冲发生域控制脉冲的发生: 将  $U_{ij}$  与动态阈值  $\theta_{ij}$  进行比较, 若  $U_{ij} > \theta_{ij}$ ,  $Y_{ij}=1$  即神经元点火, 产生脉冲输出。反之  $Y_{ij}=0$ ,  $\alpha_\theta$  和  $V_\theta$  是  $\theta_{ij}$  的时间衰减常数和振幅增益。将上述过程多次迭代直到满足设定的迭代条件为止, 此时由神经元点火形成的点火映射图作为输出结果。

## 2 基于多尺度边缘保持分解与 PCNN 相结合的医学图像融合算法

对已配准的源图像进行图像融合的主要步骤包括图像分解、图像融合和图像重构。对于图像分解而言, 引入一种新的多尺度边缘保持分解将已配准的源图像进行分解得到低频层和高频层; 图像融合过程针对得到的低频层和高频层的各自的特点分别采用不同的融合规则进行融合; 图像重构获得最终的融合图像。融合过程如图 3 所示。

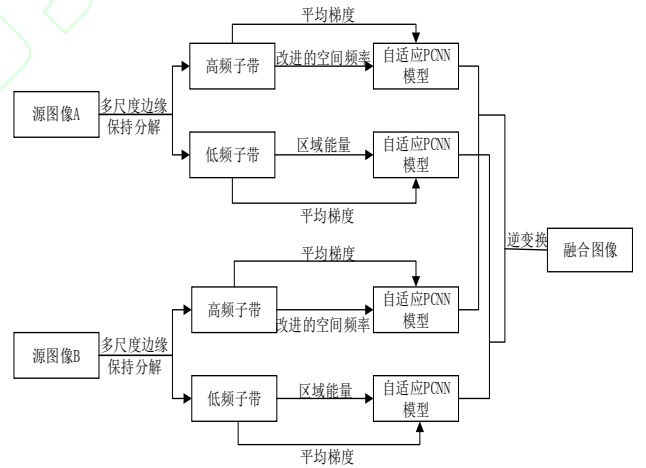


图 3 医学图像融合过程

Fig.3 Medical image fusion process

### 2.1 多尺度边缘保持分解

WLS 滤波器可以有效地在模糊和锐化之间进行最佳折衷来更好地保留边缘, 解决了双边滤波在边缘处容易产生梯度反转的问题, 弥补了双边滤波无法很好的在多尺度上提取到细节信息的不足, 能够更好地提取多尺度信息。高斯滤波器只考虑像素的空间分布, 没有考虑邻近像素的影响, 因此具有



对图像进行滤波时能够剔除细节信息,模糊边缘的特性。结合两种滤波的特性,对源图像进行多尺度分解。分解过程由以下步骤组成:

1) 对输入图像进行 WLS 滤波分解得到细节层和基础层。使用 WLS 滤波对输入图像进行保边平滑得到基础层,细节层由输入图像与基础图像做差得到。基础层按照公式(1)计算。设  $C_{input}$  是输入图像,则细节层表示为:

$$C_{D\_layer} = C_{input} - C_{B\_layer} \quad (6)$$

式中  $C_{D\_layer}$  和  $C_{B\_layer}$  是经过 WLS 滤波分解得到的细节层和基础层,此时由于 WLS 滤波的保边特性,基础层含有强边缘信息。

2) 为了避免光谱损失,使用高斯滤波器再次分解基础层提取边缘信息,得到低频层和边缘层。低频层图像依据公式(4)计算。则边缘层计算为:

$$C_{E\_layer} = C_{B\_layer} - C_{L\_layer} \quad (7)$$

式中  $C_{L\_layer}$  和  $C_{E\_layer}$  是基础层经过高斯滤波分解得到的低频层和边缘层。基于 WLS 滤波和高斯滤波的分解单元结构如图 4 所示。

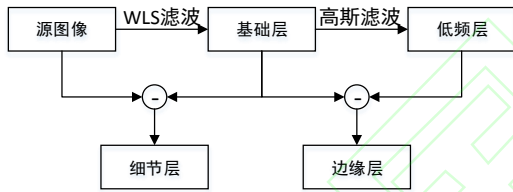


图 4 基于 WLS 滤波和高斯滤波分解单元结构  
Fig.4 Decomposition structure based on WLS filter and Gaussian filter

3) 将边缘层  $C_{E\_layer}$  和细节层  $C_{D\_layer}$  叠加构建图像的高频层,将高频层表示为  $C_{H\_layer}$ 。同时,为了提取高频层系数中存在的大量几何特征,对高频层使用 NSDFB 进行方向分析,捕获高频层系数的不同方向的特征。边缘保持分解框架如图 5 所示。

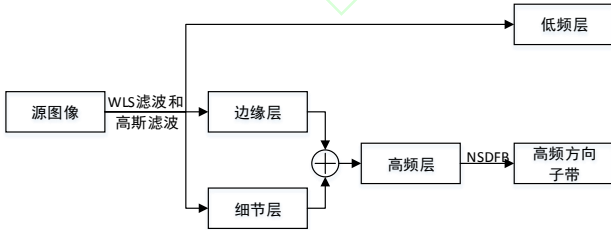


图 5 边缘保持分解框架

Fig.5 Edge-preserving decomposition frame

将得到的低频层  $C_{L\_layer}$  作为下一级分解的输入图像,经过多级分解以实现多尺度分解。通过上述分解模式最终将源图像分解为一个低频层和一系列不同方向的高频层方向子带。将源图像 A 和源图像 B

通过多尺度分解得到的低频层表示为  $C_{L\_layer}^A(i, j)$  和  $C_{L\_layer}^B(i, j)$ , 不同方向的高频层方向子带表示为  $C_{H\_layer}^{A,i,d}(i, j)$  和  $C_{H\_layer}^{B,i,d}(i, j)$ , 分别表示源图像 A 和源图像 B 在第  $i$  级别上第  $d$  方向上的高频层。

## 2.2 图像融合规则

### 2.2.1 低频层融合规则

低频层是源图像去除了高频信息之后的近似图像,包含图像大量的能量信息,子带相邻系数之间存在区域相关性<sup>[21]</sup>。区域能量将邻域内每个中心像素的能量表征为其自身和邻域内像素值的平方和,考虑了图像局部特征,减少了融合图像中的不连续性,边缘信息在该融合模式下能够很好地保留。因此通过区域能量作为 PCNN 的外部激励融合低频子带,首先计算低频层  $C_{L\_layer}^A(i, j)$  和  $C_{L\_layer}^B(i, j)$  的区域能量作为 PCNN 的外部激励;然后使用表征图像清晰度的平均梯度作为 PCNN 的连接强度;最后通过 PCNN 输出的点火图进行融合。

1) 根据公式(8)计算  $C_{L\_layer}^A(i, j)$  和  $C_{L\_layer}^B(i, j)$  的区域能量,将计算所得的区域能量作为 PCNN 的外部激励。

$$LE(x, y) = \sum_a \sum_b [C(i+a, j+b)]^2 W(a, b) \quad (8)$$

其中  $W$  是一个  $3 \times 3$  的滑动窗口,为了体现低频层子带的平滑特性,选取  $W$  为:

$$W = \frac{1}{9} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

2) 计算  $C_{L\_layer}^A(i, j)$  和  $C_{L\_layer}^B(i, j)$  的平均梯度构建 PCNN 链接强度系数如公式(9)所示。

$$\beta_{ij} = \frac{1}{1 + \exp(-\eta \bar{g}(i, j))} \quad (9)$$

其中  $\eta$  是一个大于 0 的常数,用于调节链接强度的值,本文设置为 0.2。 $\bar{g}(i, j)$  是计算所得的平均梯度,平均梯度计算公式如公式(10)-(12)所示。

$$\bar{g}(i, j) = \frac{1}{9} \sum_{a=-1}^1 \sum_{b=-1}^1 \left\{ \frac{[g_1(i+a, j+b) + g_2(i+a, j+b)]}{2} \right\}^{1/2} \quad (10)$$

$$g_1(i, j) = [C(i, j) - C(i+1, j)]^2 \quad (11)$$

$$g_2(i, j) = [C(i, j) - C(i, j+1)]^2 \quad (12)$$

3) 将上述计算的区域能量作为 PCNN 模型的外部激励,平均梯度构建的链接系数作为 PCNN 模型的链

接强度,通过 PCNN 模型得到低频子带相应的点火图  $T_{L\_layer}^A(i, j)$  和  $T_{L\_layer}^B(i, j)$ 。

4) 根据计算得到的点火图可以得到低频层的融合结果  $C_{L\_layer}^F$ 。

$$C_{L\_layer}^F(i, j) = \begin{cases} C_{L\_layer}^A(i, j) & T_{L\_layer}^A(i, j) \geq T_{L\_layer}^B(i, j) \\ C_{L\_layer}^B(i, j) & T_{L\_layer}^A(i, j) < T_{L\_layer}^B(i, j) \end{cases} \quad (13)$$

### 2.2.2 高频层融合规则

高频层反映了图像的纹理细节和边缘信息,对最终的融合结果有着至关重要的影响。改进的空间频率能反映图像的边缘和细节信息,并表示了图像灰度值的变化,因此采用改进的空间频率激励 PCNN 对高频层进行融合。首先,计算每一级不同方向的高频层方向子带  $C_{H\_layer}^{A,i,d}(i, j)$  和  $C_{H\_layer}^{B,i,d}(i, j)$  的改进

$$NMSF = \sqrt{\frac{1}{M(N-1)} \left[ \sum_{i=1}^M \sum_{j=2}^N (C(i, j) - C(i, j-1))^2 \right]} + \frac{1}{N(M-1)} \left[ \sum_{i=2}^M \sum_{j=1}^N (C(i, j) - C(i-1, j))^2 \right] + D_f \quad (14)$$

$$D_f = \left[ \sqrt{\frac{1}{(M-1)(N-1)} \left[ \sum_{i=2}^M \sum_{j=2}^N (C(i, j) - C(i-1, j-1))^2 \right]} + \sqrt{\frac{1}{(M-1)(N-1)} \left[ \sum_{i=2}^M \sum_{j=2}^N (C(i-1, j) - C(i, j-1))^2 \right]} \right]^2 \quad (15)$$

4) 根据计算得到的点火图可以得到高频方向子带的融合结果  $C_{H\_layer}^{F,i,d}$ 。

$$C_{H\_layer}^{F,i,d}(i, j) = \begin{cases} C_{H\_layer}^{A,i,d}(i, j) & T_{H\_layer}^{A,i,d}(i, j) \geq T_{H\_layer}^{B,i,d}(i, j) \\ C_{H\_layer}^{B,i,d}(i, j) & T_{H\_layer}^{A,i,d}(i, j) < T_{H\_layer}^{B,i,d}(i, j) \end{cases} \quad (16)$$

通过 NSDFB 逆变换得到第  $i$  层的高频层融合结果  $C_{H\_layer}^{F,i}$ 。

### 2.3 图像重构

将得到的高频层融合结果和低频层融合结果重构为最终的融合结果:

$$F = C_{L\_layer}^F + \sum_{i=1}^L C_{H\_layer}^{F,i} \quad (17)$$

## 3 实验结果与分析

### 3.1 实验参数设置

所提出的算法中,实验数据选取自哈佛大学医学院公开数据。配准的医学图像作为实验数据,大小为  $256\text{pixel} \times 256\text{pixel}$ ,颜色深度为 8bit 的灰度图。对于分解模式而言:基于 WLS 分解的参数主要包括平滑参数  $\lambda$  和边缘保留参数  $\alpha$ 。 $\lambda$  是一个正则化参数保持数据项和平滑度项之间的平衡,增加  $\lambda$  将产

的空间频率作为 PCNN 的外部刺激,然后使用表征图像清晰度的平均梯度作为 PCNN 的连接强度。最后通过 PCNN 输出的点火图进行融合。

1) 根据公式 (14)-(15) 计算  $C_{H\_layer}^{A,i,d}(i, j)$  和  $C_{H\_layer}^{B,i,d}(i, j)$  的改进的空间频率,将计算所得的改进的空间频率作为 PCNN 的外部激励。

2) 根据公式(10)计算  $C_{H\_layer}^{A,i,d}(i, j)$  和  $C_{H\_layer}^{B,i,d}(i, j)$  的 PCNN 的链接强度。

3) 将上述计算的改进的空间频率作为 PCNN 模型的外部激励,平均梯度构建的链接系数作为 PCNN 模型的链接强度,通过 PCNN 模型得到高频方向子带相应的点火图  $T_{H\_layer}^{A,i,d}(i, j)$  和  $T_{H\_layer}^{B,i,d}(i, j)$ 。

生更平滑的图像,  $\alpha$  通过非线性缩放梯度来确定对梯度的敏感程度,增加  $\alpha$  将保留更清晰的边缘。参考文献[15]设置为  $\lambda_i = [0.075, 0.6, 4, 8]$ ,  $\alpha = 0.6$ , 其中  $i = 1, 2, \dots, L$ 。基于高斯滤波分解的主要参数是用于控制图像的平滑效果的高斯分布的标准差  $\sigma$ , 设置第一级  $\sigma_1 = 1.1$ , 其他级设置为  $\sigma_{i+1} = k\sigma_i$ , 其中  $k$  是相邻级之间的分解比例因子,设置为  $k = 2$ 。图像分解等级设置为  $L = 3$ , 方向分析的分解水平分别设置为第一层方向数为 16 方向,第二层和第三层分解分别为 8 方向和 4 方向,采用的方向滤波器为“vk”;将第  $L$  级的得到的低频图像作为下一级分解的输入图像以实现多尺度分解。对于图像融合阶段而言,用于融合图像的 PCNN 的参数参考文献[7]设置为  $a_L = 10$ ,  $a_\theta = 0.815$ ,  $V_L = 1.0$ ,  $V_\theta = 10$ ,  $n = 200$ ,

$$W_{ijkl} = \begin{bmatrix} 0.7071 & 1 & 0.7071 \\ 1 & 0 & 1 \\ 0.7071 & 1 & 0.7071 \end{bmatrix}。$$

### 3.2 实验结果分析

#### 3.2.1 不同融合方法的比较

本文采用多发性脑梗塞 MR-T1 和 MR-T2 图像、

脑弓形虫 CT 和 MR 图像、正常脑部 CT 和 MR 图像进行仿真实验,实验在 64 位 windows10 操作系统, matlab2014b 平台上进行仿真。选取 5 种融合方法作为对比方法:基于 NSCT 的图像融合方法、基于多尺度变换和稀疏表示的图像融合算法(MST-SR)<sup>[22]</sup>, 基于 NSCT 域下空间频率激励 PCNN 的图像融合算法(NSCT-SF-PCNN)<sup>[8]</sup>、基于 NSST 与自适应 PCNN 相结合的图像融合算法(NSST-PAPCNN)<sup>[9]</sup>、基于引导滤波的图像融合方法(GFF)<sup>[13]</sup>。其中,基于 NSCT 的方法的采用融合规则为高频子带区域能量取大,低频子带加权平均。MST-SR 方法采用多尺度分解方法选取为 LP, 分解等级为 4。图像实验结果如图 6 至图 8 所示。

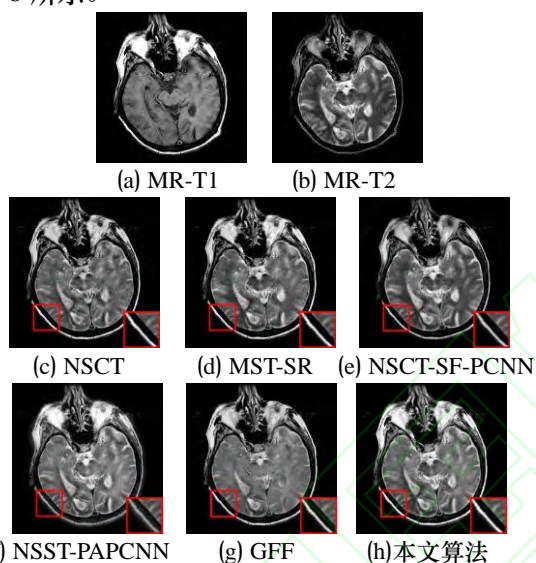


图 6 多发性脑梗塞 MR-T1/MR-T2 医学图像融合结果  
Fig.6 Fusion results for MR-T1/MR-T2 medical image of multiple cerebral infarction

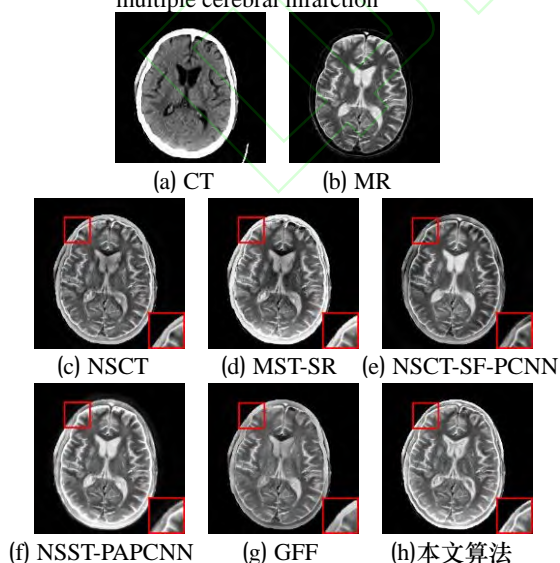


图 7 脑弓形虫 CT/MRI 医学图像融合结果  
Fig.7 Fusion results for CT/MRI medical image of

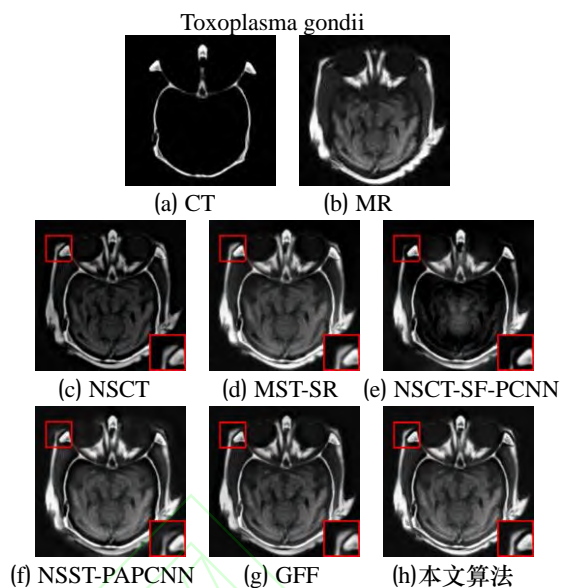


图 8 正常脑部 CT/MRI 医学图像融合结果

Fig.8 Fusion result for CT/MRI medical image of normal brain

由实验结果可以看出,基于 NSCT 和 NSCT-SF-PCNN 的融合结果丢失了骨质信息,同时 NSCT 的融合图像整体亮度偏低。在第三组实验中,NSCT-SF-PCNN 的融合结果 MR 信息严重缺失并且出现边缘模糊的现象。NSST-PAPCNN 的融合结果虽然较好的保存了骨质信息,但是在边缘处产生了边缘模糊和光晕现象。MST-SR 的方法能够较好地保存骨质信息和的边缘信息,但是在第二组实验中 MST-SR 融合图像 MR 信息有所缺失,存在对比度下降和细节丢失的问题。GFF 的方法能够有效保护边缘信息,但是第一、二组实验存在明显的细节丢失现象。

为了更加客观的评价图像的融合结果,选取五组评价指标,包括边缘评价因子  $Q^{AB/F}$ 、平均梯度  $AVG$ 、互信息  $MI$ 、标准差  $SD$  和空间频率  $SF$  进行客观评价。各组试验的客观评价指标如表 1 至表 3 所示。

由表 1 至表 3 可以看出,在五种评价指标中,各组试验的  $Q^{AB/F}$  均达到最大值,表明了本文提出的方法在边缘保持方面的可行性和有效性。除此之外,除了第一组实验的  $SF$  和第二、三组实验的  $SD$  之外,其余各实验指标均达到最大值,表明了本文融合结果能较好的保留原图像信息,能很好地表达出图像的纹理细节。

通过对以上主观视觉和客观指标的分析,本文提出的算法能够很好的保留边缘信息,有较高的对比度和丰富的细节信息,较其他方法有更好的视觉



效果。

表1 多发性脑梗塞 MR-T1/MR-T2 医学图像的融合评价指标  
Tab.1 Fusion evaluation index of MR-T1/MR-T2 medical image of multiple cerebral infarction

算法	$Q^{AB/F}$	AVG	MI	SD	SF
NSCT	0.5851	9.7733	3.3054	64.5231	32.5877
MST-SR	0.5970	10.0266	3.4778	67.9257	<b>33.5019</b>
NSCT-SF-PCNN	0.5930	9.1305	3.6247	62.6830	29.9097
NSST-PAPCNN	0.5424	8.9607	3.3705	69.6355	27.0619
GFF	0.5955	8.9342	3.4834	65.4301	30.6800
本文算法	<b>0.6149</b>	<b>10.0930</b>	<b>3.7541</b>	<b>71.8937</b>	<b>32.9239</b>

表2 脑弓形虫 CT/MRI 医学图像融合评价指标  
Tab.2 Evaluation index of CT/MRI medical image fusion of Toxoplasma gondii

算法	$Q^{AB/F}$	AVG	MI	SD	SF
NSCT	0.5315	7.7652	3.1258	66.7179	28.7146
MST-SR	0.5340	7.8905	3.3738	78.6129	31.0365
NSCT-SF-PCNN	0.5467	7.3670	3.2357	64.7480	26.6881
NSST-PAPCNN	0.5097	7.4859	3.3718	<b>79.1557</b>	24.6117
GFF	0.5302	6.4879	3.0671	66.5321	25.6842
本文算法	<b>0.5521</b>	<b>8.2721</b>	<b>3.3861</b>	78.4792	<b>31.2087</b>

表3 正常脑部 CT/MRI 医学图像融合评价指标  
Tab.3 Evaluation index of CT/MRI medical image fusion of normal brain

算法	$Q^{AB/F}$	AVG	MI	SD	SF
NSCT	0.6788	6.1073	2.2379	44.9307	16.9083
MST-SR	0.7223	6.5774	2.8615	<b>60.7437</b>	17.5763
NSCT-SF-PCNN	0.6290	6.0733	1.6033	55.5756	18.1730
NSST-PAPCNN	0.7093	6.6846	2.7412	58.0979	18.4728
GFF	0.7778	6.4020	3.3532	55.4798	17.5654
本文算法	<b>0.7799</b>	<b>7.2145</b>	<b>4.7024</b>	59.7432	<b>20.1904</b>

### 3.2.2 不同滤波的比较

在提出的方法中使用不同的保边滤波进行实验,除本文使用的 WLS 滤波外,选取了引导滤波(Guided Filter,GF)和双边滤波(Bilateral Filter,BF)作为对比。其中双边滤波参数设置为  $\delta_r = 2, 4, 8$ ,  $\delta_s = 0.1, 0.2, 0.4$ ; 引导滤波参数设置为  $r = 2, 4, 8$ ,  $\varepsilon = 0.1^2, 0.2^2, 0.4^2$ 。表4至表6显示了使用不同滤波器的方法的客观定量指标。

表4 多发性脑梗塞 MR-T1/MR-T2 医学图像在不同滤波器下的融合评价指标  
Tab.4 Evaluation index of MR-T1/MR-T2 medical image fusion of multiple cerebral infarction in different filters

滤波	$Q^{AB/F}$	AVG	MI	SD	SF
BF	0.6035	10.0653	3.7109	<b>73.1415</b>	32.8113

GF	0.6085	10.0538	3.7084	72.3507	32.7083
WLS	<b>0.6149</b>	<b>10.0930</b>	<b>3.7541</b>	71.8937	<b>32.9239</b>

表5 脑弓形虫 CT/MRI 医学图像在不同滤波器下的融合评价指标  
Tab.5 Evaluation index of CT/MRI medical image fusion of Toxoplasma gondii in different filters

滤波	$Q^{AB/F}$	AVG	MI	SD	SF
BF	0.5383	7.8175	<b>3.4906</b>	80.6478	30.1115
GF	0.5403	8.0276	3.4258	<b>80.6731</b>	30.5061
WLS	<b>0.5521</b>	<b>8.2721</b>	3.3861	78.4792	<b>31.2087</b>

表6 正常脑部 CT/MRI 医学图像在不同滤波器下的融合评价指标  
Tab.6 Fusion evaluation index of normal brain CT/MRI medical images under different filters

滤波	$Q^{AB/F}$	AVG	MI	SD	SF
BF	0.7740	7.1416	4.6655	60.7433	19.8780
GF	0.7786	7.1969	4.4082	<b>60.8678</b>	20.0881
WLS	<b>0.7799</b>	<b>7.2145</b>	<b>4.7024</b>	59.7432	<b>20.1904</b>

由表4至表6可以看出,使用 WLS 滤波器获得的结果要好于使用其他滤波器获得的结果。

## 4 结束语

针对传统多尺度分析的图像融合方法无法保存边缘而导致的边缘处产生光晕的问题,提出了一种新的多尺度边缘保持分解方式与 PCNN 的医学图像融合方法。该方法在分解过程保护边缘的同时实现了多尺度多方向分解,并采用 PCNN 作为融合规则,提高了融合图像的视觉感知效果。实验结果表明,该方法可以突出医学图像的边缘轮廓并增强图像细节,有利于将更多的显著特征从源图像分离并转移到融合图像中。但是该算法中存在大量参数,参数的设置将影响融合结果的质量,因此接下来该算法将针对于参数自适应的问题进行研究。

### 参考文献

- [1] DU Jiao, LI Weisheng, LU Ke, et al. An overview of multi-modal medical image fusion[J]. Neurocomputing, 2016, 215(nov.26):3-20.
- [2] WANG Lifang, DOU Jieliang, QIN pinle, et al. Medical image fusion using double dictionary learning and adaptive PCNN[J]. Journal of Image and Graphics, 2019(9). 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(9).
- [3] H. Li, B.S. Manjunath, S.K. Mitra. Multisensor Image Fusion Using the Wavelet Transform[J]. Graphical Models and Image Processing, 1995, 57(3).
- [4] DING Wenshan, BI Duyan, HE Linyuan, FAN Zunlin, WU Dongpeng. Fusion of Infrared and Visible Images Based on Shearlet Transform and Neighborhood Structure



- Features[J]. Acta Optics, 2017,37(10):115-123.
- 丁文杉,毕笃彦,何林远,凡遵林,吴冬鹏.基于剪切波变换和邻域结构特征的红外与可见光图像融合[J].光学学报,2017,37(10):115-123.
- [5] Nencini F, Garzelli A, Baronti S, et al. Remote sensing image fusion using the curvelet transform[J]. Information Fusion, 2007, 8(2):143-156.
- [6] ZHANG Baohua, LU Xiaoqi, JIA Weitao. A multi-focus image fusion algorithm based on an improved dual-channel PCNN in NSCT domain[J]. Optik - International Journal for Light and Electron Optics,2013,124(20).
- [7] Sneha Singh,R. S. Anand. Multimodal neurological image fusion based on adaptive biological inspired neural model in nonsubsamped Shearlet domain[J]. International Journal of Imaging Systems and Technology,2019,29(1).
- [8] CHENG Boyang. JIN Longxu, LI Gongning.A novel fusion framework of visible light and infrared images based on singular value decomposition and adaptive DUAL-PCNN in NSST domain[J]. Infrared Physics & Technology, 2018, 91:153-163.
- [9] LIU Dong, ZHOU Dongming, NIE Rencan, et al. Multi-focus image fusion based on phase congruency motivate pulse coupled network-based in NSCT domain[J].Journal of Computer Applications,2018, 038(10):3006-3012.
- 刘栋,周冬明,聂仁灿,等. NSCT 域内结合相位一致性激励 PCNN 的多聚焦图像融合[J]. 计算机应用, 2018, 038(10):3006-3012.
- [10] QU Xiaobo, YAN Jingwen, XIAO Hongzhi, ZHU Ziqian.Image Fusin Algorithm Base on Spatial Frequency-Motivated Pulse Coupled Neural Networks in Nonsubsamped Contourlet Transform Domain[J].Acta Automation Sinica, 2008,34(12):1508-1514.
- 屈小波,闫敬文,肖弘智,朱自谦.非降采样 Contourlet 域内空间频率激励的 PCNN 图像融合算法(英文)[J].自动化学报,2008,34(12):1508-1514.
- [11] YIN Ming , LIU Xiaoning , LIU YU , et al. Medical Image Fusion With Parameter-Adaptive Pulse Coupled Neural Network in Nonsubsamped Shearlet Transform Domain[J]. Instrumentation & Measurement IEEE Transactions on, 2019, 68(1):49-64.
- [12] JIANG Wei, YANG Xiaoming , WU Wei , et al. Medical images fusion by using weighted least squares filter and sparse representation[J]. Computers & Electrical Engineering, 2018, 67:252-266.
- [13] HU Jianwen, LI Shutao. The multiscale directional bilateral filter and its application to multisensor image fusion[J]. Information Fusion, 2012, 13(3):196-206.
- [14] LI Shutao , KANG Xudong , HU Jianwei . Image Fusion With Guided Filtering[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2013, 22(7):2864-2875.
- [15] XU Zhiping. Medical image fusion using multi-level local extrema[J]. Information Fusion, 2014, 19:38-48.
- [16] WU Xiaohong, Ren, et al. Infrared and visible image fusion with the use of multi-scale edge-preserving decomposition and guided image filter[J]. Infrared physics and technology, 2015.
- [17] MA Jinlei , ZHOU Zhiqiang , WANG Bo , et al. Infrared and visible image fusion based on visual saliency map and weighted least square optimization[J]. Infrared Physics & Technology, 2017.
- [18] Farbman Z , Fattal R , Lischinski D , et al. Edge-preserving Decompositions For Multi-scale Tone And Detail Manipulation[J]. ACM Transactions on Graphics, 2008, 27(3):499-508.
- [19] LI Junfeng, LI Qishen, ZHANG Yong, 等 . The Non-subsampled Directional Filter Bank and Its Application in Remote Sensing Image Fusion[J]. Journal of Image and Graphics A,2009,14(10):2047-2053.
- 李俊峰,李其申,张永,等.非下采样方向滤波器组在遥感图像融合中的应用[J].中国图象图形学报 A,2009,14(10):2047-2053.
- [20] Bamberger R H , Smith M J T . A filter bank for the directional decomposition of images: theory and design[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1992, 40(4):P.882-893.
- [21] DAI Wenzhan, JIANG Xiaoli, LI Junfeng. Adaptive Medical Image Fusion Based on Human Visual Features[J]. Electronic Journal, 2016(8):1932-1939.
- 戴文战,姜晓丽,李俊峰.基于人眼视觉特性的 NSCT 医学图像自适应融合[J].电子学报,2016(8):1932-1939.
- [22] LIU Yu , LIU Shuping , WANG Zengfu. A general framework for image fusion based on multi-scale transform and sparse representation[J]. Information Fusion, 2015, 24:147-164.