

# 基于提升小波变换和 PCNN 的医学图像融合算法

徐卫良<sup>1</sup>, 戴文战<sup>2</sup>, 李俊峰<sup>2</sup>

(1. 浙江理工大学机械与自动控制学院, 杭州 310018; 2. 浙江工商大学信息与电子工程学院, 杭州 310018)

**摘 要:** 针对各类成像传感器生成图像具有不同的特征信息和医学图像特定应用需求, 提出了一种基于提升小波变换和 PCNN 的多模态医学图像融合算法。首先对已预处理源图像进行提升小波分解获得高、低频子带; 其次根据低频部分区域方差判定图像区域相关性, 并以区域能量获取系数权重; 然后对高频部分采用改良空间频率刺激 PCNN 网络, 并以点火区域强度作为系数判定标准; 最后对融合后所得子带通过提升小波逆变换重构获得融合图像。实验结果表明, 该算法在信息熵、标准差和边缘传递因子 3 个指标上有较大提升, 较好地保留了边缘细节信息, 融合后的图像信息比传统算法更丰富。

**关键词:** 医学图像; 提升小波变换; PCNN; 融合算法

**中图分类号:** TS195.644      **文献标志码:** A      **文章编号:** 1673-3851(2016)06-0891-08      **引用页码:** 110604

## 0 引 言

随着医学影像技术的发展, CT、MRI、SPECT 等成像技术能够生成人体内部结构的直观信息, 已经成熟地应用于医学临床诊断。例如, CT(X 射线断层造影技术)能够获得人体器官、病灶高空间分辨率的结构扫描图, 但其对于病灶本身软组织的成像效果并不好; MRI(磁共振成像)对于人体器官的软组织成像非常清晰, 能够获得该组织多角度、多平面的细节图像, 有利于了解病灶细节信息, 但对于骨骼成像模糊; SPECT(单光子发射断层造影技术)能够呈现人体细胞的代谢活动, 但对于组织整体结构的成像不够清晰。由此可见, 单一成像方式缺点明显, 不能够提供充足信息, 所以利用图像融合将不同影像技术的特点有机结合起来, 可以为医师提供全面且准确的人体内部结构、生理、病灶等综合信息<sup>[1-2]</sup>。

传统图像融合算法通常采用小波变换进行多尺度分解, 小波变换具有优秀的时间和频率局部变换能力, 能够对图像进行多尺度的细化分析, 但其数据

运算过程十分繁琐, 需要大量空间保存数据。强赞霞等<sup>[3]</sup>提出了基于传统小波变换融合方法, 以区域方差加权进行子带系数融合, 运算方便、快速, 但忽视了高、低频子带的差异性。Li 等<sup>[4]</sup>提出了基于小波变换的融合方法, 采用了系数加权平均来确定低频子带系数和根据能量取大判定高频子带系数的方法, 虽然能够保留图像的绝大部分信息, 但没有考虑到低频子带区域特性和相互关系。傅鹏等<sup>[5]</sup>提出了基于提升小波的融合方法, 采用区域空间频率一致性检验确定低频系数和根据系数绝对值取大确定高频系数的策略, 变换方法上的提升增加了获得的信息量, 提高了数据运算速度, 但忽视了高频子带边缘、细节变换等信息的提取。姚为等<sup>[6]</sup>提出了 PCNN 的图像融合算法, 以子带系数作为刺激输入, 采用了点火次数相似度与系数加权相结合的算法进行系数融合, 虽然考虑到了高频子带像素点间的相关性, 能够保留图像更多边缘、细节信息, 但以子带系数作为刺激输入不能体现图像灰度的变化、活跃程度, 不适于人眼观察。Qu 等<sup>[7]</sup>提出了基于 PCNN 的融合算法, 以空间频率作为

收稿日期: 2015-11-16

基金项目: 国家自然科学基金项目(61374022)

作者简介: 徐卫良(1991-), 男, 浙江金华人, 硕士研究生, 主要从事图像处理方面的研究。

通信作者: 戴文战, E-mail: dwz@zjhu.edu.cn

刺激输入,以点火次数取大为系数判定依据的融合策略,但传统的空间频率只采用了水平和垂直方向的信息,而缺乏对角信息,并不能完全反映图像整体活跃情况,一定程度上降低了图像对比度。

根据上述算法存在的问题和医学图像像素点灰度分布特点可以看出,图像融合研究的重点在于:a)多尺度变换方法的选择;b)高、低频子带系数融合策略的制定。提升小波变换具有优良的时频特性,并且克服了小波变换运算过程繁琐的问

题,能够快速获得源图像更为丰富、全面的信息。而医学图像经过多尺度分解后,低频部分集中了源图像结构等绝大部分重要信息,高频部分体现了图像边缘、方向、细节变化程度等信息。基于此,本文提出了基于提升小波变换和 PCNN 的图像融合方法。

## 1 医学图像融合流程

本文提出的基于提升小波变换和 PCNN 的医学图像融合算法流程图如图 1 所示。

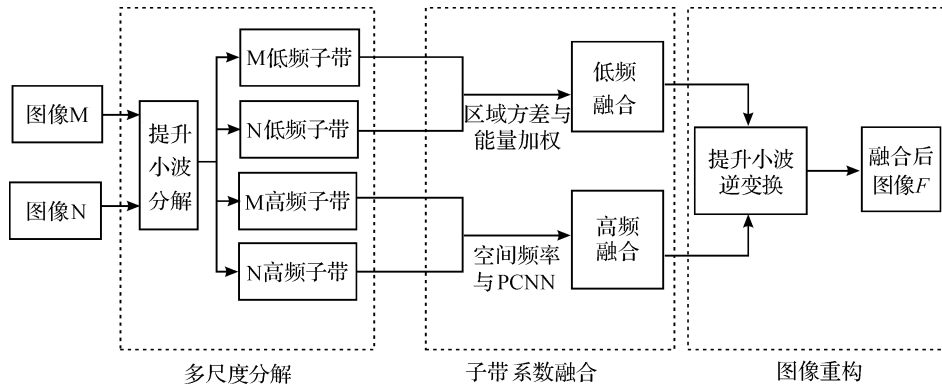


图1 医学图像融合算法流程

### a) 多尺度分解

采用提升小波变换将预处理的医学图像 M、N 分解获得高、低频子带。

### b) 子带系数融合

对于低频部分,考虑到其包含信息的丰富性和区域相关性,首先通过区域方差判定图像区域相似度,然后以区域能量作为系数判定、权重依据;对于高频部分,为了保留更多的图像细节、边缘信息,反映灰度变化剧烈程度以适应人眼观察,首先以改良空间频率为信号刺激 PCNN 网络,然后以区域点火强度确定最终融合系数。

### c) 图像重构

高、低频子带系数进行提升小波逆变换生成最终图像 F。

## 2 提升小波变换

传统小波变换通过卷积运算实现,计算过程复杂。提升小波变换通过空间域运算降低了计算复杂度,数据量减少了 70%。因此,提升小波变换能够缩减医学图像融合处理时间,便于高效地运用到医学诊断、病灶定位等方面<sup>[8]</sup>。提升小波变换原理图如图 2 所示。

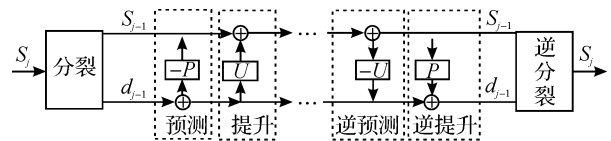


图2 提升小波变换原理

提升小波分解需要进行 3 步操作:分裂、预测和修正提升。

### a) 分裂

将原始输入  $S_j$  分裂成为高、低频近似子集  $d_{j-1}$  和  $S_{j-1}$ , 分裂过程如下:

$$F(S_j) = (S_{j-1}, d_{j-1}) \quad (1)$$

### b) 预测

根据数据相关性,偶数序列能够用来预测奇数序列。可以用  $S_{j-1}$  与其预测值  $P(S_{j-1})$  之间的预测误差  $d_{j-1}^*$  来替代原来  $d_{j-1}$ , 然后通过更新后的偶数序列和奇数序列来重构  $S_j$ , 反复上述步骤  $m$  次, 预测过程如下:

$$d_{j-1}^* = d_{j-1} - P(S_{j-1}) \quad (2)$$

### c) 修正提升

经过分解过程后的子集  $S_{j-1}$  并不与原始数据  $S_j$  完全相同, 必须经历提升步骤, 根据  $S_{j-1}$  和  $d_{j-1}$  构建算子  $U$ , 通过  $U$  进行修正提升, 提升过程如下:

$$S_{j-1} = S_{j-1} + U(b_{j-1}) \quad (3)$$

对原始输入  $S_j$  进行提升小波分解获得  $S_{j-1}$  和  $d_{j-1}$ , 对  $S_{j-1}$  和  $d_{j-1}$  再进行上述 3 个步骤即可获得  $S_{j-2}$  和  $d_{j-2}$ , 重复以上过程  $n$  次, 即可获得高、低频的数据子集  $\{S_{j-1}, d_{j-1} \cdots S_{j-n}, d_{j-n}\}$ 。

源图像进行提升小波  $L$  层分解生成  $L$  个低频子带和  $3L$  个高频子带, 低频系数为  $C_L^{(M(N))}$ ; 高频系数为  $C_{k,h(v/d)}^{(M(N))}(i,j)$ , 表示图像  $M$ 、 $N$  高频子带在点  $(i,j)$  第  $k$  层各方向(水平、垂直、对角线)上的系数。

### 3 基于提升小波的医学图像融合算法

### 3.1 低频子带融合规则

源图像经提升小波分解后,低频子带集中了绝大部分能量和信息<sup>[9-10]</sup>,融合策略制定的关键在于更多地呈现图像重要信息,并保留显著特征。目前,基于区域特性的融合方法一般采用取大法或加权平均法。取大法融合效率更高,但忽视了图像平均特性,容易失真。加权平均法可以减少图像信息的损失,但无法采集到某些显著特性。区域能量可以极好地反映信息分布状况,以区域能量为系数权重依据能够有效地保留源图像信息。另一方面,区域方差可以反映灰度离散情况,通过区域方差比较可以捕捉图像显著特性。因此,本文提出了取大和加权相结合的融合算法,融合过程概括如下。

首先,计算低频子带以点 $(i,j)$ 为中心的方差,其定义可以用式(4)表示:

$$V_L^{M(N)}(i, j) = \frac{1}{S \times T} \sum_{m \in S} \sum_{n \in T} (C_L^{M(N)}(i + m, j + n) - \bar{C}_L^{M(N)}(i, j))^2 \quad (4)$$

其中:  $\nabla_L^{M(N)}(i,j)$  表示图像 M、N 低频子带以  $(i,j)$  为中点, 区域大小为  $S \times T$  (本文取  $3 \times 3$ ) 的方差;  $C_L^{M(N)}$  表示点  $(i,j)$  的低频系数;  $\bar{C}_L^{M(N)}(i,j)$  是指区域系数均值。

其次,计算以点 $(i,j)$ 为中心的區域能量,其定义可以用式(5)表示:

$$E_L^{M(N)}(i, j) = \sum_{m \in S} \sum_{n \in T} [C_L^{M(N)}(i + m, j + n)]^2 \quad (5)$$

当图像 M 的区域能量及区域方差都大于图像 N 时,说明此时图像 M、N 子带信息差异较大,选取图像 M 的子带系数为融合后图像系数,反之选取图像 N 的子带系数。除上两种情况,本文以区域能量为系数权重进行加权融合。此时,计算图像 M、N 的区域能量占比值:

$$\begin{cases} K_M = \frac{E_L^M(i, j)}{E_L^M(i, j) + E_L^N(i, j)} \\ K_N = \frac{E_L^N(i, j)}{E_L^M(i, j) + E_L^N(i, j)} \end{cases} \quad (6)$$

最后,获得低频子带融合后系数,可以用式(7)表示:

$$C_L^F(i, j) = \begin{cases} C_L^M(i, j), & \text{当 } V_L^M(i, j) > \\ & V_L^N(i, j) \cap E_L^M(i, j) > E_L^N(i, j) \\ C_L^N(i, j), & \text{当 } V_L^M(i, j) < V_L^N(i, j) \cap \\ & E_L^M(i, j) < E_L^N(i, j) \\ K_M C_L^N(i, j) + K_N C_L^N(i, j), & \text{其他} \end{cases} \quad (7)$$

### 3.2 高频子带融合规则

高频子带部分呈现了图像边缘特征和细节变化程度等复杂信息。脉冲耦合神经网络(PCNN)是一种模拟猫视觉皮层的信号处理机制而提出的网络模型<sup>[11]</sup>,具有全局耦合、同步脉冲发送等优势特性,能够从复杂场景中提取有效信息,因此高频部分采用了基于PCNN的融合方法。本文采用了郝爱枝等<sup>[12]</sup>提出的PCNN简化模型,如图3所示。

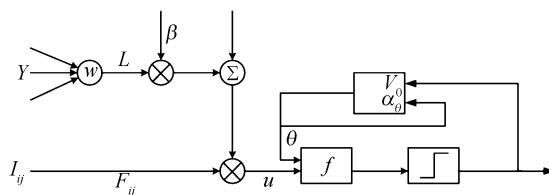


图 3 PCNN 简化模型

利用 PCNN 进行图像融合的算法中,通常选择分解后每个像素点的灰度值作为外部输入刺激,以点火次数取大为系数判定依据,但事实证明人眼视觉对于边缘特征的变化更为敏感<sup>[13-15]</sup>。空间频率是反映图像细节变化、活跃程度的良好指标,但考虑到传统空间频率只采用了水平、垂直方向信息,而缺乏对角信息,并不能完全反映图像整体活跃程度,因此提出以改良的空间频率作为 PCNN 的外部输入。此外,考虑到仅仅以点火次数作为系数判定依据,源图像在边缘的区域关系、变化激烈强度的信息提取就不够充分,因此提出以点火区域强度作为高频子带系数选择依据。该 PCNN 简化模型的数学表达式可用式(8)表示:

$$\begin{cases} F_{ij}[n] = I_{ij} \\ L_{ij}[n] = V_L \sum_{k,l} W_{ijkl} Y_{kl}[n-1] \\ U_{ij}[n] = F_{ij}[n](1 + \beta L_{ij}[n]) \\ \theta_{ij}[n] = \exp(-a_\theta) \theta_{ij}[n-1] + V_\theta Y_{ij}[n-1] \\ Y_{ij}[n] = \begin{cases} 1, U_{ij}[n] > \theta_{ij}[n] \\ 0, U_{ij}[n] \leq \theta_{ij}[n] \end{cases} \end{cases} \quad (8)$$

其中:  $n$  是迭代次数,  $I_{ij}$  是刺激信号,  $Y_{ij}$ 、 $U_{ij}$  是外部输入和内部状态,  $F_{ij}$  是反馈输入,  $L_{ij}$  是链接输入,  $W_{ijkl}$  是神经元之间的连接系数,  $\beta$ 、 $\theta_{ij}$ 、 $a_{\theta}$  各是链接强度、变阈值输入、变阈值衰减时间常数,  $V_L$ 、 $V_{\theta}$  分别是链接输入和阈值放大系数。

传统的空间频率(SF)的定义可以用式(9)表示:

$$SF = \sqrt{RF^2 + CF^2} \quad (9)$$

其中:  $RF$ 、 $CF$  分别代表行频率、列频率。

本文提出的改良空间频率(MSF), 可以用式(10)表示:

$$MSF = \sqrt{RF^2 + CF^2 + DF_1^2 + DF_2^2} \quad (10)$$

其中:  $DF_1$ 、 $DF_2$  代表对角频率, 改良的空间频率作为 PCNN 的外部刺激, 在式(8)中取  $F_{ij} = MSF_{ij}$ 。

点火区域强度可以用式(11)表示:

$$E_{k,h(v/d)}^{M(N)}(i,j) = \bar{T}_{k,h(v/d)}^{M(N)}(i,j) \times e^{a \times S_{k,h(v/d)}^{M(N)}(i,j)} \quad (11)$$

其中:  $\bar{T}_{k,h(v/d)}^{M(N)}(i,j)$  表示以点  $(i,j)$  为中心的区域点火次数均值,  $a$  为用以权衡平均数和标准差的调节因子,  $S_{k,h(v/d)}^{M(N)}(i,j)$  为区域标准差。  $S_{k,h(v/d)}^{M(N)}(i,j)$  与  $\bar{T}_{k,h(v/d)}^{M(N)}(i,j)$  可以用式(12)和式(13)表示:

$$\bar{T}_{k,h(v/d)}^{M(N)}(i,j) = \frac{\sum_{m \in S, n \in T} T_{k,h(v/d)}^{M(N)}(i,j)}{S \times T} \quad (12)$$

$$S_{k,h(v/d)}^{M(N)}(i,j) = \left( \frac{1}{S \times T} \sum_{m \in S, n \in T} (T_{k,h(v/d)}^{M(N)}(i,j) - \bar{T}_{k,h(v/d)}^{M(N)}(i,j))^2 \right)^{\frac{1}{2}} \quad (13)$$

其中:  $T_{k,h(v/d)}^{M(N)}(i,j)$  为点  $(i,j)$  的点火次数。

综上, 高频子带的融合规则可以表示为:

$$C_{k,h(v/d)}^F(i,j) = \begin{cases} C_{k,h(v/d)}^M(i,j), & \text{当 } E_{k,h(v/d)}^M(i,j) \geq \\ E_{k,h(v/d)}^N(i,j) \\ C_{k,h(v/d)}^N(i,j), & \text{其他} \end{cases} \quad (14)$$

根据式(11)可知: 当两图像区域特性相似度较高, 区域标准差较小, 此时系数的选择基本以点火次数取大为融合准则; 当两图像区域差异较大, 区域标

准差较大, 说明该区域为边缘特性明显部分, 通过点火区域强度取大的方法可以充分考虑子带区域特性, 保留图像更多的边缘信息。

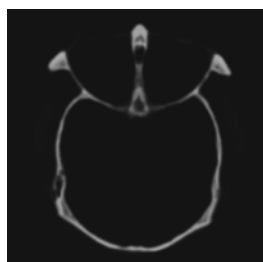
最后, 将融合后的高、低子带系数进行提升小波逆变换, 经过逆修正提升、逆预测、逆分裂 3 个步骤, 可实现无损重构, 获得融合结果。

## 4 实验结果与分析

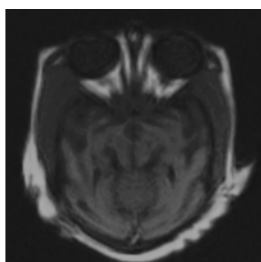
为了证明本文算法的有效性, 选取了其他 5 种算法进行灰度、彩色的图像融合实验, 采用信息熵(IE)、空间频率(SF)、标准差(SD)、边缘信息传递因子(QABF)等 4 个指标进行客观质量评价, 并记录了各算法融合处理时间(TIME)。对比算法 1 为强赞霞等<sup>[3]</sup>提出的基于小波变换的融合方法, 采用了系数加权平均来确定低频子带系数和根据能量取大判定高频子带系数的方法; 对比算法 2 为 Li 等<sup>[4]</sup>提出的基于小波变换的融合方法, 采用了系数加权平均来确定低频子带系数和根据能量取大判定高频子带系数的方法; 对比算法 3 为傅鹏等<sup>[5]</sup>提出的基于提升小波, 采用区域空间频率一致性检验确定低频系数和根据系数绝对值取大确定高频系数的策略; 对比算法 4 为姚为等<sup>[6]</sup>提出的基于 PCNN 的融合方法, 以子带系数作为刺激输入, 采用了点火次数相似度与系数加权相结合的算法进行系数融合; 对比算法 5 为 Liu 等<sup>[13]</sup>提出的基于多尺度离散小波变换, 低频选用灰度值刺激 PCNN 和点火次数取大判定系数的算法, 高频选用梯度能量加权的方法进行系数融合。

### 4.1 灰度图像融合实验

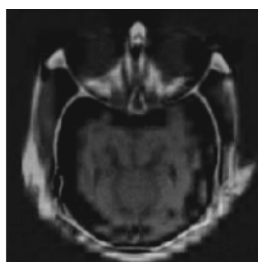
灰度图像融合实验选取了 3 组脑部不同状态下的图像作为待融合图像, 结果如图 4—图 6 所示, 其中: 图 4(a)、(b) 分别为正常脑部 CT、MRI 图像, 图 5(a)、(b) 分别为急性脑卒中的脑部的 CT、MRI 图像, 图 6(a)、(b) 分别为多发性脑梗塞的脑部 MR-T1、MR-T2 图像。



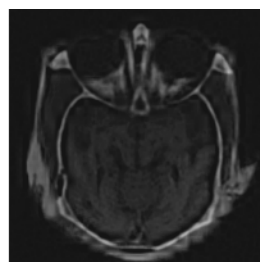
(a) CT源图像



(b) MRI源图像



(c) 对比算法1



(d) 对比算法2



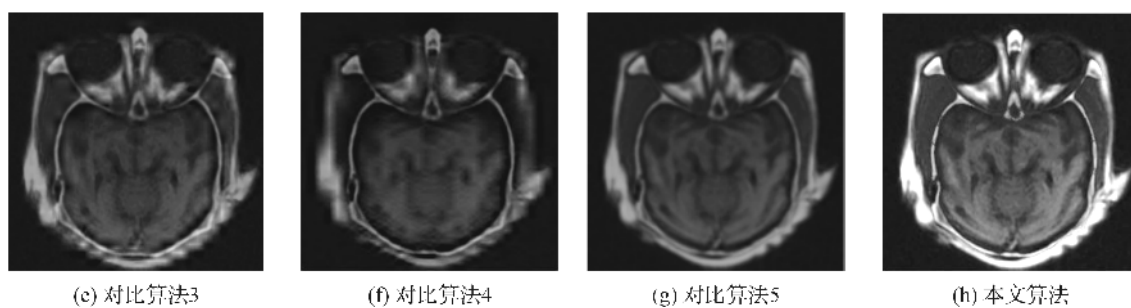


图 4 正常脑部 CT/MRI 医学图像融合结果

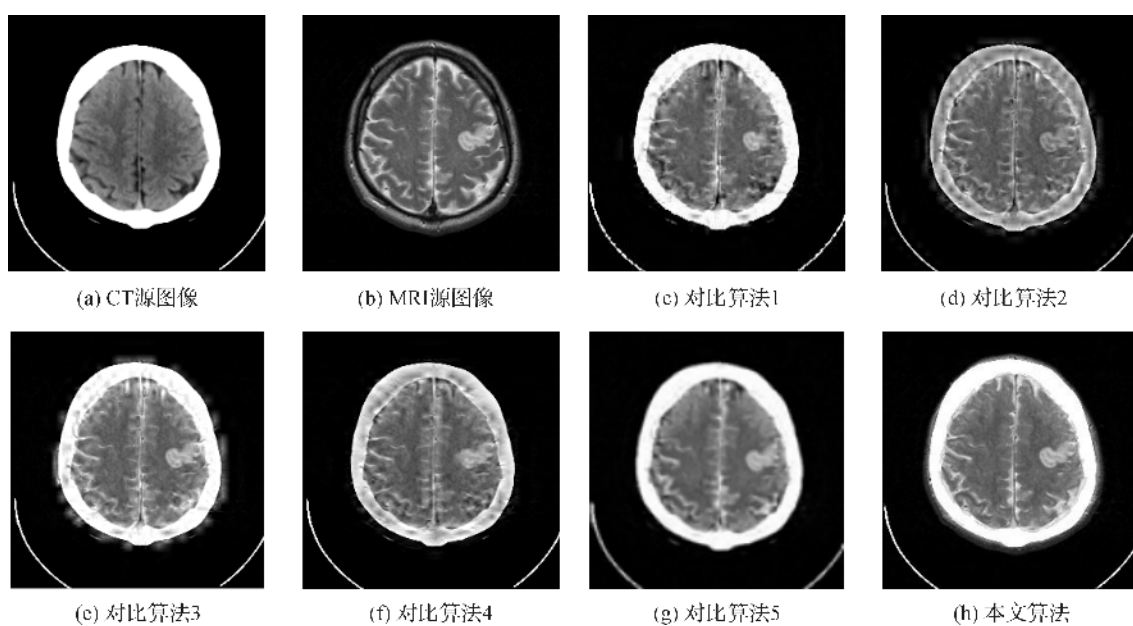


图 5 急性脑卒 CT/MRI 医学图像融合结果

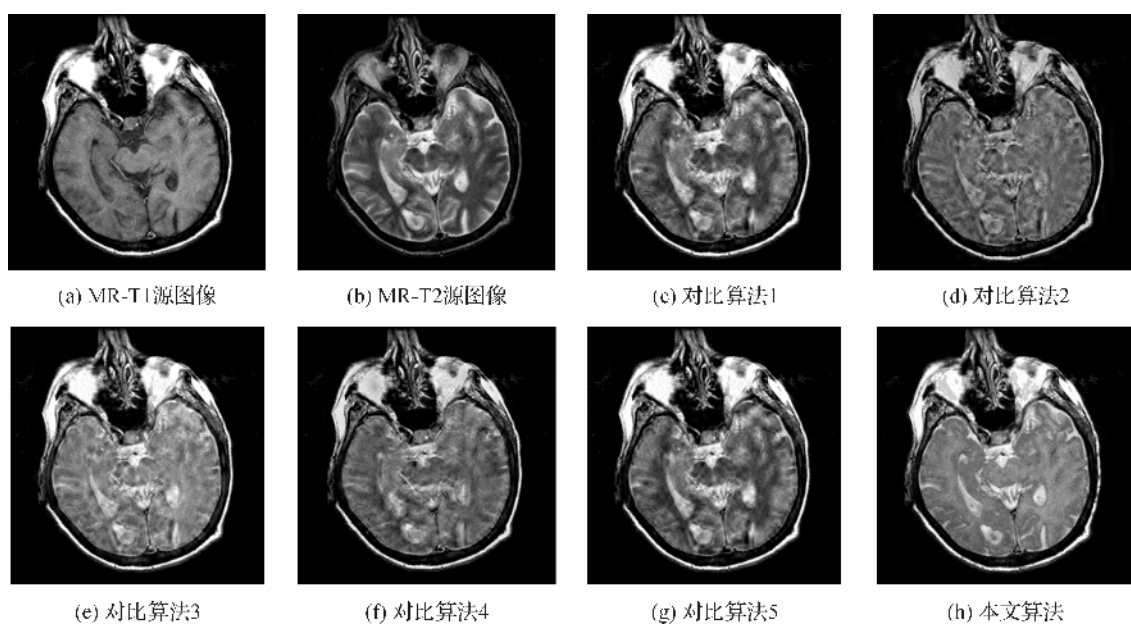


图 6 多发性脑梗塞 MR-T1/MR-T2 医学图像融合结果

表1—表3反映了根据不同融合算法下,各状态下脑部图像融合效果的定量评价效果。

表1 图4中应用不同融合算法产生的医学融合的质量评价

评价指标	图4(c)	图4(d)	图4(e)	图4(f)	图4(g)	图4(h)
IE	5.7881	5.4549	6.1461	6.7504	6.4135	6.8784
SF	9.7294	8.5856	9.7470	9.4026	9.4863	9.7126
SD	25.8663	17.5533	32.8750	56.0890	57.0983	59.3762
QABF	0.5372	0.5876	0.6101	0.6022	0.5741	0.6574
TIME	6.7813	6.0910	38.3992	113.7094	126.0671	131.7683

表2 图5中应用不同融合算法产生的医学融合的质量评价

评价指标	图4(c)	图4(d)	图4(e)	图4(f)	图4(g)	图4(h)
IE	4.6996	5.1531	5.2172	5.2185	5.0125	5.2271
SF	33.4618	30.8486	31.6109	31.5746	31.0738	32.8637
SD	58.7611	50.0546	65.4532	54.9089	77.0459	87.3727
QABF	0.4228	0.4503	0.4131	0.4620	0.4584	0.4893
TIME	7.7526	7.1257	35.7995	113.1264	127.7985	131.4637

表3 图6中应用不同融合算法产生的医学融合的质量评价

评价指标	图6(c)	图6(d)	图6(e)	图6(f)	图6(g)	图6(h)
IE	5.0066	5.1595	5.2008	5.0980	5.1273	5.3713
SF	33.6468	32.2084	33.8700	31.7324	32.2783	33.6573
SD	54.9415	49.9253	65.7970	56.4875	67.7384	75.4457
QABF	0.5209	0.4950	0.5145	0.5397	0.4928	0.5281
TIME	6.1627	4.8009	33.7600	113.2526	127.1729	131.2563

分析表1—表2可知:在IE、SD和QABF这3个指标表现上,本文提出的图像融合算法相比于对照组的5种算法更为优秀,对于CT/MRI的图像融合能够获得更好的效果。分析表3可以看出:在IE、SD这两个指标表现上,该算法相比于对照组5种其他算法更为优秀,获得了关于MR-T1/MR-T2更好的融合图像质量。

#### 4.2 彩色图像融合实验

本文选取了2组不同状态下的组织图像作为待融合图像,通过RGB-IHS空间变换实现彩色图像

融合,MRI/SPECT图像融合流程如图7所示。融合结果如图8—图9所示,其中:图8中(a)、(b)分别为正常脑部的SPCET、MRI图像,图9中(a)、(b)分别为转移性癌症的SPCET、MRI图像。

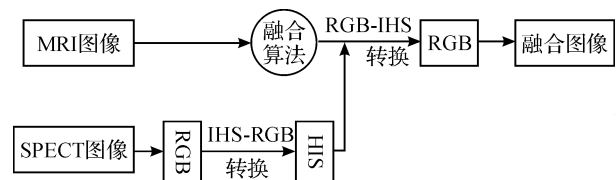
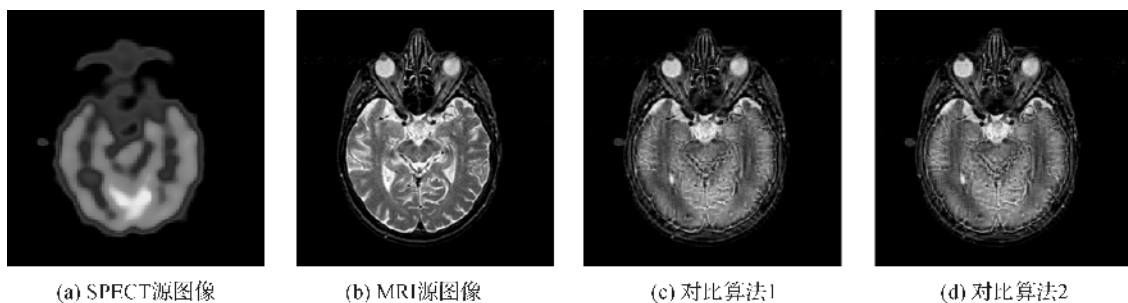


图7 MRI/SPECT彩色图像融合流程



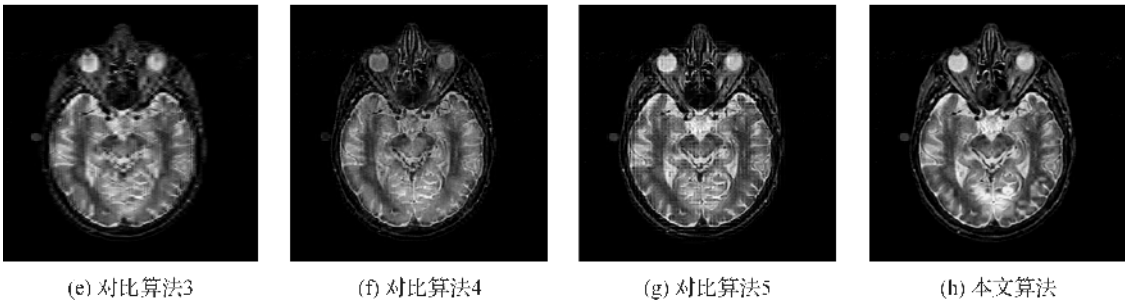


图 8 正常脑部 SPECT/MRI 医学图像融合结果

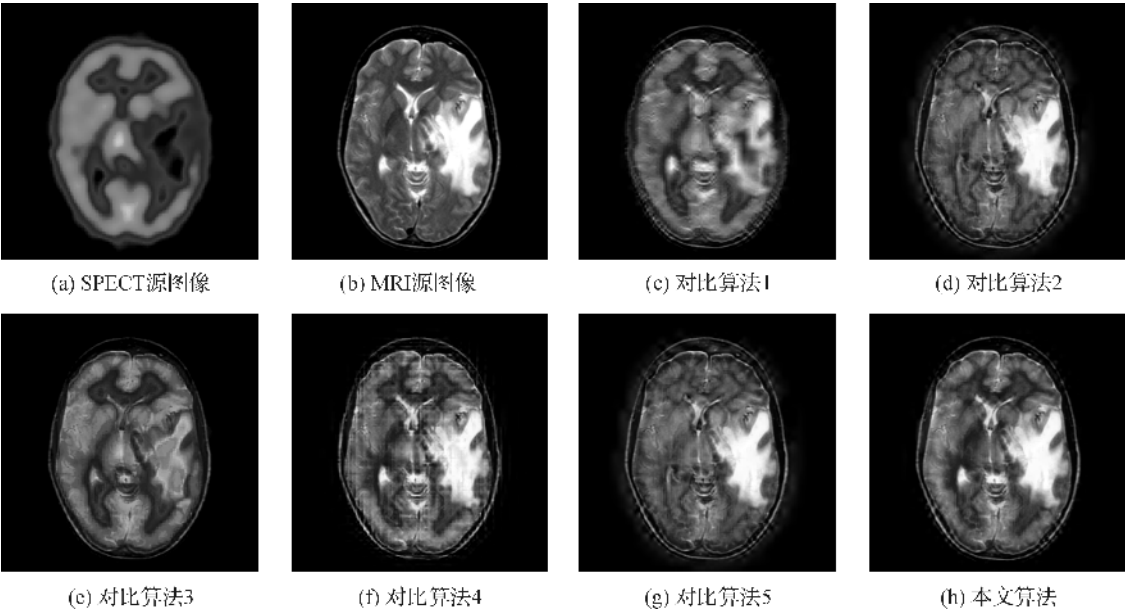


图 9 转移性癌症 SPECT/MRI 医学图像融合结果

表 4—表 5 反映了根据不同融合算法下,各状态组织图像融合效果的定量评价。

表 4 图 8 中应用不同融合算法产生的医学融合的质量评价

评价指标	图 8(c)	图 8(d)	图 8(e)	图 8(f)	图 8(g)	图 8(h)
IE	4.1573	4.0127	4.2574	4.1574	4.0219	4.3517
SF	26.6214	25.2537	26.7689	25.7382	24.0785	26.2540
SD	52.5632	57.3297	57.2783	56.4875	56.4208	59.4457
QABF	0.3761	0.4472	0.4325	0.4374	0.4047	0.4981
TIME	7.8394	7.0659	35.1837	113.1870	126.8723	131.3893

表 5 图 9 中应用不同融合算法产生的医学融合的质量评价

评价指标	图 9(c)	图 9(d)	图 9(e)	图 9(f)	图 9(g)	图 9(h)
IE	4.6643	4.8326	5.0643	5.2473	5.0327	5.3067
SF	14.5602	16.2863	15.5602	15.0146	1.6023	15.7024
SD	47.4357	54.2167	57.4357	63.1261	60.1054	65.1758
QABF	0.3671	0.4572	0.4604	0.4231	0.4492	0.4743
TIME	7.7526	7.1257	35.7995	113.3764	127.0324	131.8896

分析表 4—表 5 可知:在 IE、SD 和 QABF 这 3 个指标表现上,本文提出的图像融合算法相比于对照组的 5 种算法更为优秀,对于 SPECT/MRI 的图像融合能够获得更好的效果。

综合分析对照实验数据可知:本文提出的基于提升小波变换和 PCNN 的融合算法更有效地保留源图像信息,融合图像灰度分布较分散,对于边缘特

性的传递效果优秀。但由于该算法高频部分的复杂性,整体运算过程相对较长。

## 5 结 论

医学图像融合技术已经成功应用到肿瘤诊断、颅内病变定位等医学应用场景,能够很大程度上为疾病诊断、医学决策提供快速、准确、科学的

信息依据。本文提出了基于提升小波变换和PCNN的医学图像新算法。低频子带采用了区域方差和能量相结合的融合规则,能够呈现源图像绝大部分重要信息,同时凸显了图像的显著特性。高频部分将改良空间频率作为信号刺激PCNN网络,然后以区域点火强度确定最终的融合系数,采集了图像的纹理、边缘和细节变化程度等信息,便于人眼观察。本文提出的融合算法以提高融合质量为目标,实验结果表明,该方法在主观视觉感受和客观定量评价均得到了较大的提升,但运算时间相对较长。

#### 参考文献:

- [1] RASTI P, LUSI I, DEMIREL H, et al. Wavelet transform based new interpolation technique for satellite image resolution enhancement [C]// Aerospace Electronics and Remote Sensing Technology(ICARES), 2014 IEEE International Conference on. IEEE, 2014: 185-188.
- [2] DAS S, KUNDU M K. NSCT-based multimodal medical image fusion using pulse-coupled neural network and modified spatial frequency[J]. Medical & Biological Engineering, 2012, 50(10): 1105-1114.
- [3] 强赞霞,彭嘉雄,王洪群. 基于小波变换的局部方差遥感图像融合[J]. 华中科技大学学报, 2003, 31(6): 89-91.
- [4] LI H, MANJUNATH B S, MITRA S K. Multisensor image fusion using the wavelet transform[J]. Graphical Models and Image Processing, 1995, 57(3): 235-245.
- [5] 傅鹏,王丹,吕海翠. 一种基于提升小波变换的图像融合新算法[J]. 微电子学与计算机, 2009, 26(4): 64-66.
- [6] 姚为,韩敏. 热红外和多光谱遥感图像的神经网络回归融合方法研究[J]. 中国图形图像学报, 2010, 15(8): 1278-1284.
- [7] QU X B, YAN J W, XIAO H Z, et al. Image fusion algorithm based on spatia frequency-motivated pulse coupled neural networks in nonsubsamped contourlet transform domain[J]. Acta Automatica Sinica, 2008, 34(8): 1508-1514.
- [8] 胡俊峰,唐鹤云,钱建生. 基于小波变换医学图像融合算法的对比分析[J]. 中国生物医学工程学报, 2011, 30(2): 196-205.
- [9] 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.
- [10] Deshmukh M, Gahankari S. Wavelet transform based image registration and image fusion[C]// International Conference, AIM 2011, Nagpur, Maharashtra, India, 2011. Springer Berlin Heidelberg, 2011: 55-60.
- [11] 余瑞星,朱冰,张科. 基于 PCNN 和 BWT 的图像融合算法[J]. 光电子:激光, 2008, 19(7): 956-959.
- [12] 郝爱枝,郑晟. 基于 NSCT-PCNN 变换的多传感器图像融合[J]. 科学技术与工程, 2014, 14(1): 45-48.
- [13] LIU Z, YIN H, CHAI Y, et al. A novel approach for multimodal medical image fusion[J]. Expert Systems with Applications, 2014, 41(16): 7425-7435.
- [14] 袁春兰,熊宗龙,周雪花,等. 基于 Sobel 算子的图像边缘检测研究[J]. 激光与红外, 2009, 39(1): 85-87.
- [15] SINGH R, SRIVASTAVA R, PRAKASH O, et al. Mixed scheme based multimodal medical image fusion using daubechies complex wavelet transform [C]// Informatics, Electronics & Vision (ICIEV), 2012 International Conference on. IEEE, 2012: 304-309.

## Medical Image Fusion Algorithm Based on Lifting Wavelet Transform and PCNN

XU Weiliang<sup>1</sup>, DAI Wenzhan<sup>2</sup>, LI Junfeng<sup>2</sup>

(1. Faculty of Mechanical Engineering & Automation, Zhejiang Sci-Tech University, Hangzhou 310018, China; 2. School of Information and Electronic, Zhejiang Gongshang University, Hangzhou 310018, China)

**Abstract:** Since the images generated by various imaging sensors have different feature information and medical images have specific application demand, this paper proposes a multi-modal medical image fusion algorithm based on lifting wavelet transform and PCNN. Firstly, the source image preprocessed was decomposed by lifting wavelet transform into high and low frequency sub-bands. Secondly, image region correlation was judged according to regional variance of low frequency part, and the coefficient weight was obtained based on the regional energy. Thirdly, for high frequency part, improved spatial frequency was applied to stimulate PCNN network, and ignition regional intensity was used as coefficient judgment criterion. Finally, fused image was gained through lifting wavelet inverse transformation for fused sub-bands. The results show that the algorithm improves greatly in terms of 3 indicators including information entropy, standard deviation and edge transfer factor, and well reserves edge details. The fused image information is richer than that of traditional algorithm.

**Key words:** medical image; lifting wavelet transform; PCNN; fusion algorithm

(责任编辑:康 锋)