

基于 Piella 框架和 DT-CWT 的肺癌 PET/CT 自适应融合算法

周涛¹, 陆惠玲¹, 魏兴瑜¹, 夏勇²

(1. 宁夏医科大学理学院, 宁夏银川 750004; 2. 西北工业大学计算机学院, 陕西西安 710100)

摘要:通过分析 Piella 框架和多尺度分析的理论,在 Piella 框架的基础上给出了四种像素级融合规则的构造方法,即四种融合路径,在第一种融合路径的基础上,提出了基于 Piella 框架和 DTCWT 的肺癌 PET/CT 自适应融合算法,该算法首先对已配准的 PET 和 CT 图像进行 DTCWT 变换;然后,根据低频子带的特点,考虑到病灶部位在整幅图像中所占的面积较小,合理处理医学图像的背景以凸现病灶,采用自适应组合隶属度函数的融合规则;其次而对高频子带系数的选取,根据高频子带反映图像的细节特性和边缘信息;再次,由于高频系数的选择对图像的清晰度、边缘失真程度影响大,故对高频分量的融合选择分解系数的能量差异作为匹配测度、区域能量作为活性测度,并将加权与选择的方法相结合确定决策因子对高频分量进行融合.最后进行了仿真实验,与其他像素级融合算法进行了比较,并对图像融合效果作客观评价,实验结果表明,该算法可以更好地凸现图像中病灶的边缘和纹理信息.

关键词:Piella 框架;双树复小波;PET/CT;医学图像融合

中图分类号:TP 391 **文献标识码:**A doi:10.3969/j.issn.0253-2778.2017.01.002

引用格式:周涛,陆惠玲,魏兴瑜,等.基于 Piella 框架和 DT-CWT 的肺癌 PET/CT 自适应融合算法[J].中国科学技术大学学报,2017,47(1):10-17.

ZHOU Tao, LU Huiling, WEI Xinyu, et al. Self-adaption fusion algorithm for lung cancer PET/CT based on Piella frame and DT-CWT[J]. Journal of University of Science and Technology of China, 2017,47(1):10-17.

Self-adaption fusion algorithm for lung cancer PET/CT based on Piella frame and DT-CWT

ZHOU Tao¹, LU Huiling¹, WEI Xinyu¹, XIA Yong²

(1. School of Science, Ningxia Medical University, Yinchuan 750004, China;

2. School of Computer Science, Northwestern Polytechnical University, Xian 710100, China)

Abstract: By analyzing the Piella framework and multi-scale analysis theory, four methods, or fusion paths, for constructing pixel level fusion rules are presented on the basis of the Piella framework. A self-adaption fusion algorithm of PET/CT based on Piella frame and DT-CWT was proposed on the basis of the first fusion path. Firstly, DTCWT was used to decompose the registration PET and CT image to get the low-frequency and high-frequency components. Secondly, according to the characteristics of low-

收稿日期:2016-03-01; **修回日期:**2016-09-17

基金项目:国家自然科学基金(81160183, 61561040), 宁夏自然科学基金(NZ14085), 陕西省语音与图像信息处理重点实验室开放课题(SJ2013003)资助.

作者简介:周涛(通讯作者),男,1977年生,博士/教授.研究方向:计算机视觉. E-mail: zhoutaonxmu@126.com

frequency, fully considering the area of lesions position was smaller in the whole image and the vital importance to highlight the lesions by dealing with the background of medical image reasonably, the low-frequency components are fused by self-adaption combination of membership function. Thirdly, according to the characteristics of high-frequency sub-bands which reflected details of images and edge information, and their great influences on the degree of image sharpness and edge distortion, the energy difference of decomposition coefficient was used as the matching measure, regional energy was used as an activity measure, and the combination of weighting and selection method was used to determine decision factor in high frequency component. Finally, two experiments were done, one a comparison with the other pixel-level fusion algorithms and the other an objective evaluation of fusion effect. The experimental results shown that the algorithm can better retain and show the edge and texture information of lesions.

Key words: Piella frame; dual-tree complex wavelet transform; PET/CT; medical image fusion

0 引言

肺癌是常见的恶性肿瘤之一,一般来讲,肺癌早期症状不典型或不明显,从 I-IV 期 5 年生存率可从 80% 降到 5%,确诊时仅 20%~30% 的病例有手术指征,且术后约有 70% 的患者可发生复发或转移^[1]. PET/CT 融合图像是一种“阳性”全身显像方法,实现了分子水平的功能成像与解剖成像的融合,可以同时反映病灶病理生理变化和形态结构,在肺癌诊断中具有灵敏、准确、特异及定位精确等特点^[2], El-Hariri 等^[3]对 33 名肺癌患者用 PET、CT 和 PET/CT 图像判断肺癌的分期情况,研究结果表明 PET/CT 图像对肺癌 T、N、M 分期的准确度为 86%、88%、97%,明显高于单模态的分期结果.

基于多尺度变换的医学图像融合算法是目前的主流方法. Zhang 等^[4]分析总结了基于多尺度融合方法的通用框架,对融合过程划分模块并对其分类总结; Piella^[5]在文献^[4]的基础上提出了通用的多尺度图像融合框架,总结了多尺度图像像素级融合主要分为多尺度分析和融合规则两部分,这使得大部分多尺度分析的融合算法都可以在此框架下进行统一分析和比较. Piella 框架主要分为匹配测度、活性测度、决策模块和合成模块四部分,匹配测度和活性测度是 Piella 框架的基础和核心,其计算方法的选择直接决定图像的融合效果. 李光鑫等^[6]采用相关信号强度和相干信号强度比分别作为活性测度和匹配测度,该方法效率高,提高了图像融合性能; 路雅宁等^[7]采用领域窗口系数作为活性测度,该方法增强了图像的目标识别能力; 钟庆新等^[8]对双树复小波变换(DTCWT)后的高频系数采用局部梯度和局部梯度比分别作为活性测度和匹配测度,低频部

分的活性测度和匹配测度则通过局部能量间的比值来计算. 由于医学图像的成像原理复杂、成像时由于人体体液流动、心脏周期性跳动、组织间相互重叠、交错等原因易造成图像边缘模糊^[9],同时医学图像经过 DTCWT 变换后低频子带是原图像的近似子带,集中了原始图像的大部分能量,决定了图像的轮廓,且系数间存在相关性;高频子带反映了图像的细节特性和边缘信息,对高频系数的处理直接关系到图像融合质量^[9-10],因此在对低频子带和高频子带进行融合时,必须充分考虑图像自身和图像变换的特点^[9].

基于以上原因,本文通过分析 Piella 框架和多尺度分析的理论,在 Piella 框架的基础上给出了四种像素级融合规则的构造方法,即四种融合路径,在第一种融合路径的基础上,提出基于 Piella 框架和 DTCWT 的肺癌 PET/CT 自适应融合算法,该算法首先对医学图像进行双树复小波变换,在考虑低频分量和高频分量自身的特点以及医学图像的特性的前提下,采用高斯隶属度函数、钟形隶属度函数、sigmoid 函数型隶属度函数、三角形隶属度函数和梯形隶属度函数组合的方法确定融合权重对低频分量进行融合;对高频分量的融合选择分解系数的能量差异作为匹配测度、区域能量作为活性测度,并将加权与选择的方法相结合确定决策因子对高频分量进行融合,实验结果表明,该算法可以更好地保留和凸现图像中病灶的边缘和纹理信息.

1 双树复小波变换

1999 年, Kingsbury^[11]提出了双树复小波变换(DT-CWT),由于 DT-CWT 具有近似的平移不变性、良好的方向选择性和有限的冗余等优点,得到广泛的应用. DT-CWT 变换采用了二叉树结构的

两路 DWT, 一路生成变换的实部, 另一路生成变换的虚部^[9,12]. DT-CWT 分解后, 得到 2 个低频子带和 6 个高频子带, 即 $\pm 15^\circ, \pm 45^\circ$ 和 $\pm 75^\circ$, 反映灰度图像在不同分辨率下沿更多方向的变化情况, 从而能更好地描述图像的细节信息和方向特征^[9].

2 基于 Piella 框架和多尺度分析的图像融合

基于 Piella 框架和多尺度分析的图像融合过程如图 1 所示. 两幅原始图像 A, B 首先进行多尺度分解, 常用的多尺度图像表示方法由早期的塔形分解逐渐过渡为小波变换、曲波变换等, 经过多尺度变换后得到分解系数 C_A, C_B , 对分解系数融合规则的构造主要有 4 个模块: 匹配测度、活性测度、决策模块和合成模块. 其中, 匹配测度 M_{AB} 用于衡量两幅原始图像经过多尺度分解后的系数 C_A 和 C_B 之间的匹配或相似程度; 活性测度 a_A, a_B 是通过提取分解系数的特征信息以凸显相异部分; 决策模块, 是在匹配测度和活性测度的共同作用下, 综合分解系数的相似程度和特征信息得到决策因子 d ; 合成模块, 即根据决策因子 d 对图像分解系数进行合成得到融合图像的分解系数 y_F ; 最后通过逆变换得到融合图像 F .

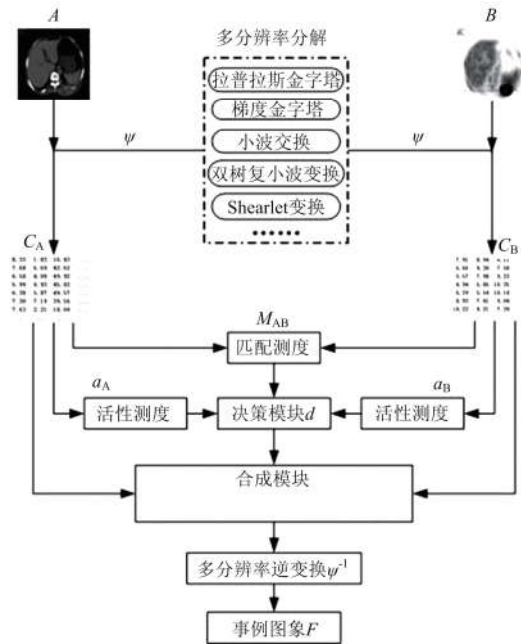


图 1 基于 Piella 框架和多尺度分析的图像融合过程

Fig. 1 Image fusion based on Piella framework and multiscale analysis

根据图 1 的基于 Piella 框架的多尺度图像像素级融合的思路, 这里给出四种融合路径, 其原理如图 2 所示.

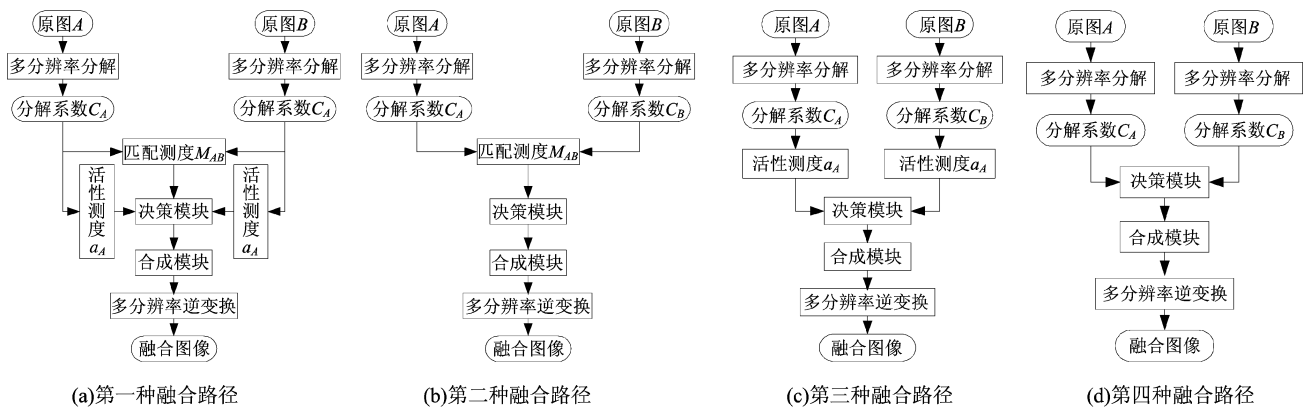


图 2 四种融合路径原理图

Fig. 2 Principle of four fusion path

第一种融合路径原理如图 2(a) 所示. 在这种融合路径完整地包含了 Piella 框架中的匹配测度、活性测度、决策模块和合成模块, 即原始图像经过多尺度分解后, 由分解系数的匹配测度和活性测度共同决定融合因子, 进而合成融合系数. 钟庆新^[8]采用双树复小波变换作为多尺度分解方法, 对分解后的低频系数定义活性测度为局部能量、匹配测度为局部能量比, 对分解后的高频系数定义活性测度为局部梯度、匹配测度为局部梯度比, 采用加权与选择相结

合的规则进行系数融合; 胡学龙^[9]提出一种介于像素级和特征级融合之间的图像融合方法, 通过对图像进行区域分割进行基于活性测度和匹配测度的融合. 基于第一种融合路径进行像素级融合得到的融合图像可以有效综合源图像的背景信息和目标细节, 图像清晰度较高且信息较为丰富.

第二种融合路径原理如图 2(b) 所示. 这种融合路径包含了 Piella 框架中的匹配测度、决策模块和合成模块, 缺省了活性测度. 第二种融合路径只需分

解系数的匹配测度和决策模块,融合因子由两幅图像分解后的相似程度决定.童涛等^[13]提出基于 NSCT 变换的多传感器图像融合算法,用局部区域能量匹配度作为匹配测度;李光鑫等^[6]利用相关信号强度比作为匹配测度,与传统的多尺度图像加权融合的方法相比,具有算法结构更简单、计算复杂度低的优点.

第三种融合路径原理如图 2(c)所示.这种融合路径包含了 Piella 框架中的活性测度、决策模块和合成模块,缺省了匹配测度.第三种融合路径只需分解系数的活性测度和决策模块,融合因子由两幅图像分解后的特异信息决定.王达等^[14]通过摒弃匹配测度,用融合图像评价结果作为活性测度,并应用到高频子带融合规则中.

第四种融合路径原理如图 2(d)所示.这种融合路径包含了 Piella 框架中的决策模块和合成模块,缺省了匹配测度和活性测度.第四种融合路径无需匹配测度和活性测度参与融合因子的确定,可凭主观决定如何控制决策模块,一般为简单的融合规则:当决策因子为 1 时,即为分解系数取大融合规则;当决策因子为 0 时,即为分解系数取小融合规则;当决策因子为 1/2 时,即为平均加权融合规则.

3 基于 Piella 框架和 DT-CWT 的肺癌 PET/CT 自适应融合算法

3.1 算法思想

在第一种融合路径中,完整地包含了 Piella 框架中的匹配测度、活性测度、决策模块和合成模块,即原始图像经过多尺度分解后,由分解系数的匹配测度和活性测度共同决定融合因子,进而合成融合系数.通过分析 Piella 框架和多尺度分析的理论,结合 PET/CT 的特点,提出了基于 Piella 框架和 DT-

CWT 的肺癌 PET/CT 自适应融合算法,该算法主要步骤如下:

第一步,对已配准的 PET 和 CT 图像中的 PET 图像进行 DT-CWT 变换,得到 2 个低频子带和 6 个方向($\pm 15^\circ, \pm 45^\circ$ 和 $\pm 75^\circ$)的高频子带;

第二步,对已配准的 PET 和 CT 图像的 CT 图像进行 DT-CWT 变换,得到 2 个低频子带和 6 个方向($\pm 15^\circ, \pm 45^\circ$ 和 $\pm 75^\circ$)的高频子带;

第三步,根据低频子带的特点,充分考虑病灶部位在整幅图像中所占的面积比例较小,合理处理医学图像的背景对凸现病灶至关重要的实际,采用自适应组合隶属度函数的融合规则,即

$$F(i, j) = \sum_{n=1}^5 \omega_n f_n(i, j), n = 1, 2, \dots, 5 \quad (1)$$

式中, ω_n 是函数 f_n 的权重, f_n 为 5 个隶属度函数,分别是高斯隶属度函数、钟形隶属度函数、sigmoid 函数型隶属度函数、三角形隶属度函数和梯形隶属度函数;

第四步,高频子带系数的选取,高频子带反映了图像的细节特性和边缘信息,根据高频系数的选择对图像的清晰度、边缘失真程度影响大的特点.采用 Piella 框架下的第一种融合路径构造高频融合规则:

①用区域能量之比作为匹配测度来度量高频子带之间的相似程度;

②用区域能量确定活性测度来度量高频子带的特征信息;

③用匹配测度和活性测度共同确定决策因子 d^f ;

④通过合成模块计算融合图像的高频子带.

算法整体流程图如图 3 所示.

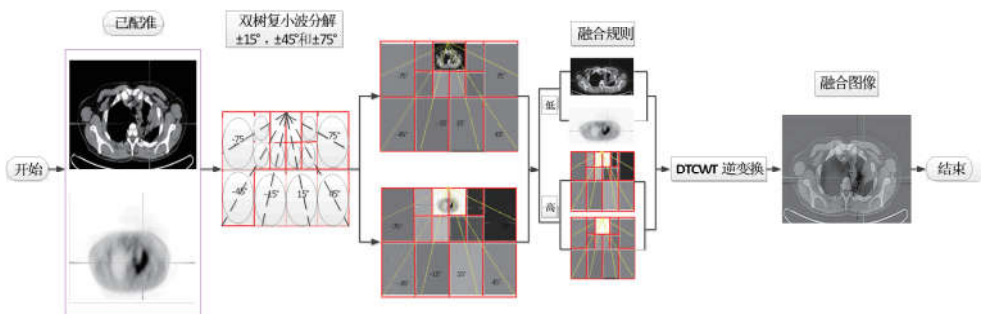


图 3 基于 DT-CWT 的图像融合流程图

Fig. 3 Image fusion process based on DT-CWT

3.2 关键技术

3.2.1 低频融合规则

由于医学图像往往涉及人体的各种组织器官, 具有数据巨量、灰度模糊、结构复杂、噪声显著等特点, 一般情况下, 病灶部位在整幅影像中所占的比例极低, 所以在临床诊断中对图像的背景信息要求较高, 选择不同的隶属度函数会导致评价结果出现差异, 对评价结果的可信度产生影响. 为了避免隶属度函数选择上的主观性以及融合系数的固定性, 对低频子带采用基于组合隶属度函数的方法, 自适应选择加权系数.

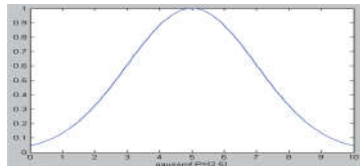
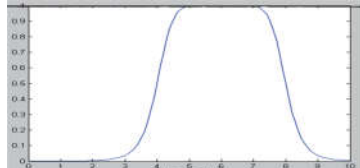
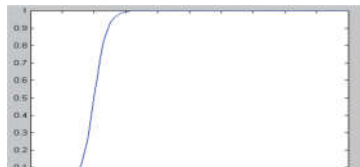
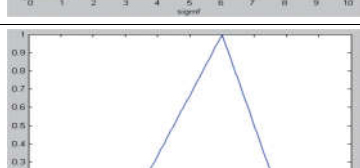
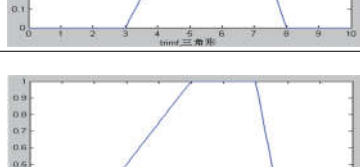
设待融合图像 CT 为 $A(i, j)$, PET 为 $B(i, j)$, 大小均为 $M \times N$. 对图像 $A(i, j)$ 和 $B(i, j)$ 分别进行 2 层 DTCWT 分解. 构造的组合隶属度函数的如下:

$$F(i, j) = \sum_{n=1}^5 \omega_n f_n(i, j), \quad n = 1, 2, \dots, 5 \quad (2)$$

式中, ω_n 是函数 f_n 的权重, 利用层次分析法计算得到, f_n 为 5 个隶属度函数, 分别是高斯隶属度函数、钟形隶属度函数、sigmoid 函数型隶属度函数、三角形隶属度函数和梯形隶属度函数, 其表达式如表 1 所示.

表 1 隶属度函数

Tab. 1 Membership function

函数	函数	分布图
1 高斯函数	$f_1(i, j) = G(x, c, \sigma) = e^{-\frac{(x-c)^2}{2\sigma^2}}$	
2 钟形函数	$f_2(i, j) = f(x, a, b, c) = \frac{1}{1 + \frac{x-c}{a} ^{2b}}$	
3 sigmoid 函数	$f_3(i, j) = f(x, a, c) = \frac{1}{1 + e^{-a(x-c)}}$	
4 三角形函数	$f_4(i, j) = f(x, a, b, c) = \begin{cases} 0, & x \leq a \\ \frac{x-a}{b-a}, & a \leq x \leq b \\ \frac{c-x}{c-b}, & b \leq x \leq c \\ 0, & c \leq x \end{cases}$	
5 梯形函数	$f_5(i, j) = f(x, a, b, c, d) = \begin{cases} 0, & x \leq a \\ \frac{x-a}{b-a}, & a \leq x \leq b \\ 1, & b \leq x \leq c \\ \frac{d-x}{d-c}, & c \leq x \leq d \\ 0, & d \leq x \end{cases}$	

低频融合规则为

$$C_l(i, j) = \begin{cases} B_l(i, j), & B_l(i, j) < 50 \\ \omega_A^l A_l(i, j) + \omega_B^l B_l(i, j), & \text{others} \end{cases} \quad (3)$$

式中, $C_l(i, j)$ 为融合后图像的低频子带, $A_l(i, j)$ 是图像 A 经 DTCWT 分解后的低频子带, ω_A^l 为其所对应的加权系数, $B_l(i, j)$ 是图像 B 经 DTCWT

分解后的低频子带, ω'_B 为其所对应的加权系数, 其中 $\omega'_A + \omega'_B = 1$.

通过上述组合隶属函数计算最终得到 ω'_A 、 ω'_B 如下:

$$\left. \begin{aligned} \omega'_A &= \frac{F_A(i,j)}{F_A(i,j)+F_B(i,j)} \\ \omega'_B &= \frac{F_B(i,j)}{F_A(i,j)+F_B(i,j)} \end{aligned} \right\} \quad (4)$$

3.2.2 高频融合规则

高频子带反映原图像的边缘轮廓、纹理等重要信息, 因此高频系数的选择与图像的清晰度、边缘失真程度有直接的关系. 考虑到图像的局部特征也并不是由单一的像素表达, 而是由局部区域中几个像素共同表现出来, 并且各高频系数之间具有较强的相关性. 如果选择基于单个像素点的融合规则, 则不能很好地反映该区域特征信息, 因此本文采用 Piella 框架下的第一种融合路径构造高频融合规则:

(I) 匹配测度

以两高频子带对应区域的能量比 T_1 作为匹配测度, 具体计算如下:

$$T_1(i,j) = \frac{E_{\lambda}^{\xi}(i,j)}{E_{\beta}^{\xi}(i,j)} \quad (5)$$

区域能量比 T_1 的值域范围为 $[0,1]$. T_1 接近于 1 表示图 A 和图 B 的区域能量强度相近, 在相应的区域内图 A 和图 B 具有相似性; 反之, T_1 趋于 0 则说明图 A 和图 B 之间存在着较大差异.

(II) 活性测度

区域能量能更好地保持图像之间的相关性, 保留原图的有用信息, 使获得的融合图像具有更好的视觉效果. 本文选择区域能量作为高频融合规则的活性测度, 具体计算如下:

$$E_{\xi}^{\circ}(i,j) = \sum_{m \in S} \sum_{n \in T} W(m,n) \cdot [D_{\xi}^{\circ}(i+m,j+n)]^2 \quad (6)$$

式中, $W = \frac{1}{16} [1 \ 2 \ 1; 2 \ 4 \ 2; 1 \ 2 \ 1]$, $D_{\xi}^{\circ}(i,j)$ 为图像分解后的高频子带, \circ 代表图像 A 和图像 B, $\xi = 1, 2, 3, \dots, 6$, 分别为 $\pm 15^\circ$, $\pm 45^\circ$ 和 $\pm 75^\circ$ 的 6 个方向.

(III) 决策模块

决策模块是一个分段函数, 即选定一个阈值 T ($T \in (0, 0.5)$), 如果 T_1 小于 T 或者大于等于 $1/T$, 则证明两个高频子带在该处的能量差异明显, 选择能量较大的作为结果图像的高频子带系数; 如果 $T \leq T_1(i,j) \leq \frac{1}{T}$ 则认为两子带相似度较高, 利用区域能量进行自适应加权计算低频子带融合的系数. 由此可得到决策因子 d^{ξ} 如下:

$$d^{\xi}(i,j) = \begin{cases} 1, & T_1(i,j) > \frac{1}{T} \\ 0, & T_1(i,j) > T \\ \frac{E_{\lambda}^{\xi}(i,j)}{E_{\lambda}^{\xi}(i,j) + E_{\beta}^{\xi}(i,j)}, & T \leq T_1(i,j) \leq \frac{1}{T} \end{cases} \quad (7)$$

(IV) 合成模块的确定

根据匹配测度、活性测度和决策模块, 合成模块计算如下:

$$D_{\xi}^F(i,j) = \omega_{\xi A}^{\xi}(i,j) D_{\xi}^{\xi A}(i,j) + \omega_{\xi B}^{\xi}(i,j) D_{\xi}^{\xi B}(i,j) \quad (8)$$

式中, 权值 $\omega_{\xi A}^{\xi}(i,j) = d^{\xi}(i,j)$, $\omega_{\xi B}^{\xi}(i,j) = 1 - \omega_{\xi A}^{\xi}(i,j)$, $D_{\xi}^{\xi A}(i,j)$ 和 $D_{\xi}^{\xi B}(i,j)$ 是图像 A 和图像 B 在 ξ 方向上的多分辨率分解系数, $D_{\xi}^F(i,j)$ 为融合图像 F 在 ξ 方向上的融合系数.

4 算法实验及结果分析

4.1 实验环境

硬件环境: 仿真硬件平台为 Pentium(R) Dual-Core CPU E6700, 3.2GHz, 2.0 GB 内存, 操作系统为 Windows 7; 软件环境: 软件 Matlab R2012b; 实验数据: 32 例已配准的肺癌 PET 和 CT 图像融合, 图像空间分辨率为 356×356 .

为了验证本文算法的有效性, 主要做了两方面的实验, 即与其他像素级融合算法比较、图像融合效果的客观评价和 32 例肺癌患者的 PET 和 CT 图像融合效果比较.

4.2 与其他像素级融合算法的比较

在该实验中, 本算法和其他像素级融合算法, 如极大法 max、极小法 min、加权平均法 average、IHS 变换和小波变换进行比较, 具体实验结果如图 4 所示.

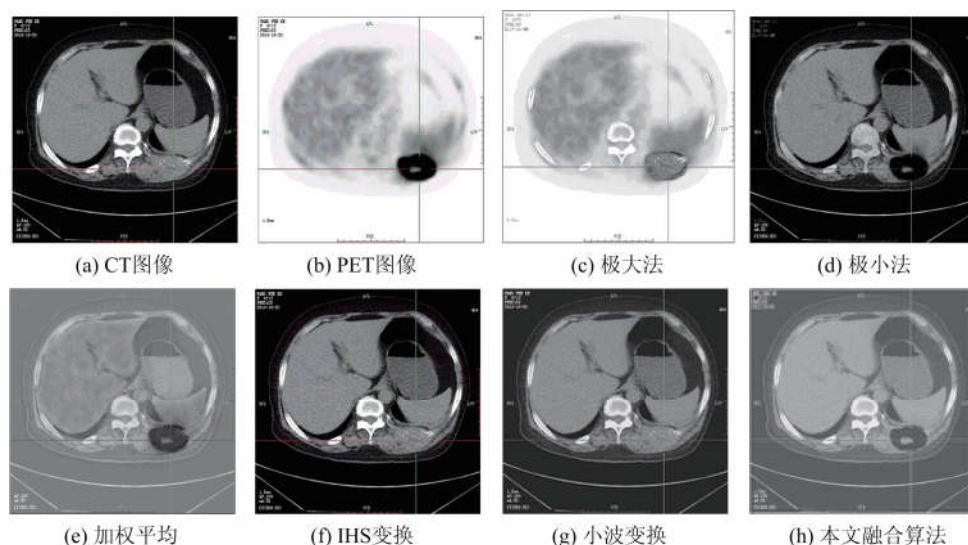


图 4 不同像素级融合算法实验图像

Fig. 4 Fusion algorithm experiments in different pixel level

图 4(a)是患有非小细胞肺癌病人的原始 CT 图像,图像中可见片状密度增高阴影.图 4(b)是同一患者的原始 PET 图像,图像上可见 ^{18}F 的放射性聚集.用不同的融合算法,得到不同的融合结果.利用主观方法评价,本文算法和加权平均融合算法结果最好,将 CT 图像和 PET 图像中的结构很好地融合在了一起,但是加权平均融合在细节处不如本文算

法,如病灶位置、骨骼边缘与软组织之间都比较模糊.

4.3 图像融合效果的客观评价

为了客观评价算法的实验效果,本文采用了熵、均值、标准差、平均梯度、信噪比、互信息(与 CT、PET 分别计算)等六个指标进行客观评价.具体如表 2 所示.

表 2 融合图像评价指标计算结果

Tab. 2 Results of fusion image evaluation index

	熵	均值	标准差	平均梯度	信噪比	与 CT 的互信息	与 PET 的互信息
极大法	4.898 9	218.057 7	44.582 2	5.191 7	71.735 0	20.109 2	9.774 80
极小法	4.660 6	51.130 3	60.798 3	7.080 2	43.440 6	9.877 4	30.374 7
加权平均法	5.402 1	134.916 5	25.418 0	5.205 4	51.195 5	19.491 7	30.203 9
IHS 变换	5.040 4	55.277 7	65.150 9	8.503 5	44.028 2	6.675 4	22.209 1
小波变换	5.815 5	81.750 6	48.921 8	5.705 8	46.474 6	28.141 5	30.169 1
本章算法	5.907 6	124.958 6	36.992 5	5.929 8	54.974 1	30.000 6	30.858 0

由表 2 不难看出,运用本文算法得到的结果图像,其信息熵、标准差、与 CT 图像的互信息和与 PET 图像的互信息显著提升,值分别为 5.907 6, 36.992 5, 30.000 6 和 30.858 0. 如果以信息熵作为评价指标,在比较算法中,信息熵最大的是小波变换,值为 5.815 5,最小的是极小法,其值为 4.660 6, 本文算法信息熵为 5.907 6,与信息熵最大的小波变换相比,信息熵提高了 1.58%; 以与 CT 图像的互信息作为评价指标,极大法、极小法、加权平均、IHS 变换、小波变换的融合结果中,互信息最大的是小波

变换,值为 28.141 5,最小的是 IHS 变换,其值为 6.675 4, 本文算法互信息为 30.000 6,与互信息最大的小波变换相比,互信息提高了 6.61%.

5 结论

本文通过分析 Piella 框架和多尺度分析的理论,在 Piella 框架的基础上给出了四种像素级融合规则的构造方法,即四种融合路径,在第一种融合路径的基础上,提出基于 Piella 框架和 DTCWT 的肺癌 PET/CT 自适应融合算法,该算法首先对医学图

像进行双树复小波变换,在考虑低频分量和高频分量自身的特点以及医学图像的特性的前提下,采用高斯隶属度函数、钟形隶属度函数、sigmoid 函数型隶属度函数、三角形隶属度函数和梯形隶属度函数组合的方法确定融合权重对低频分量进行融合;对高频分量的融合选择分解系数的能量差异作为匹配测度、区域能量作为活性测度,并将加权与选择的方法相结合确定决策因子对高频分量进行融合.实验结果表明,本文算法是可行和有效的.

参考文献(References)

- [1] 陆舜. 非小细胞肺癌综合治疗新进展[J]. 中国肺癌杂志, 2005, 8(1): 74-76.
- [2] 魏兴瑜, 周涛, 陆惠玲, 等. 两模态 PET/CT 融合研究进展[J]. 重庆医学, 2015, 44(14): 1979-1982.
- [3] EL-HARIRI M A, GOUHAR G K, REFAT A M. Integrated PET/CT in the preoperative staging of lung cancer: A prospective comparison of CT, PET and integrated PET/CT [J]. The Egyptian Journal of Radiology and Nuclear Medicine, 2012, 43(4): 613-621.
- [4] ZHANG Z, BLUM R S. A categorization of multiscale decomposition based image fusion schemes with a performance study for a digital camera application[J]. IEEE, 1999, 87(8): 1315-1326.
- [5] PIELLA G. A general framework for multiresolution image fusion: From pixels to regions[J]. Information Fusion, 2003, 4(4): 259-280.
- [6] 李光鑫, 徐抒岩, 吴伟平, 等. Piella 像素级多分辨率图像融合框架的扩展及其算法[J]. 光学 精密工程, 2012, 20(12): 2773-2780.
- [7] 路雅宁, 郭雷, 李晖晖. 基于曲波活性测度的 SAR 与多光谱图像融合[J]. 计算机应用研究, 2012, 29(11): 4360-4363.
- [8] 钟庆新, 夏利民. 一种基于双树复小波变换的图像融合方法[J]. 计算机工程与应用, 2008, 44(24): 184-187.
- [9] 魏兴瑜, 周涛, 陆惠玲. 基于双树复小波和自适应高斯隶属度函数的 PET/CT 融合算法研究[J]. 计算机科学与探索, 2015, 9(3): 360-367.
- [10] 王文文, 王惠群, 陆惠玲, 等. 基于压缩感知和 NSCT-PCNN 的 PET/CT 医学图像融合算法[J]. 重庆理工大学学报(自然科学版), 2016, 30(2): 101-108.
- [11] KINGSBURY N G. The dual-tree complex wavelet transform; A new technique for shift invariance and directional filters[C]//Proceedings of 8th IEEE Digital Signal Processing Workshop. Bryce Canyon, USA; IEEE Press, 1998: 86-89.
- [12] ZHOU T, WEI X Y, LU H L, et al. A self-adaption fusion algorithm of PET/CT based on DTCWT and combination of membership function [C]//International Conference On Intelligence Science and Big Data Engineering. Hefei, China, 2015: 380-391.
- [13] 童涛, 杨桃, 谭海峰, 等. 基于 NSCT 变换的多传感器图像融合算法[J]. 地理与地理信息科学, 2013, 29(2): 22-25.
- [14] 王达, 卞红雨. 基于 Piella 框架的声纳图像融合研究[J]. 四川大学学报, 2015, 47(2): 95-101.