

梯度域三维头部PET/CT图像融合

靳珍怡,王远军,聂生东

上海理工大学医学影像工程研究所,上海 200093

【摘要】针对目前图像融合算法基于像素级实现、未充分考虑图像纹理特征、融合效果不理想的现状,本文通过结构张量特征值构造特征模板,在梯度域通过特征加权获得融合梯度场,充分考虑图像特征在融合过程中的决策力,将特征级融合思想嵌入到算法中,在此基础上实现三维数据的直接融合,同等对待3个维度的信息。在头部PET/CT图像融合实验中,本文算法较基于小波变换的三维数据融合方法,清晰度提升64%,交叉熵提升21%,客观评价优势显著。从图像整体亮度、边缘清晰程度等视觉效果方面比较,本文算法亦优于基于小波变换的融合方法。最后,将融合灰度图像和PET源图像通过Alpha半透明图像叠加进行伪彩色显示,进而提升融合结果中有效信息的辨识程度。

【关键词】图像融合;梯度域;正电子发射断层成像;CT;小波变换;泊松方程

【中图分类号】R445.6

【文献标志码】A

【文章编号】1005-202X(2017)03-0246-05

Three-dimensional head PET/CT image fusion in gradient domain

JIN Zhenyi, WANG Yuanjun, NIE Shengdong

Institute of Medical Imaging Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China

Abstract: The fusion results of existing image fusion methods are always dissatisfied for these methods don't fully considered the texture character of image in the pixel-level fusion algorithm. By constructing feature template from eigenvalues of structure tensor, performing feature weighting in the gradient field and comprehensively considering the features of images, the three-dimensional (3D) fusion is completed, which realizes the direct fusion of 3D data, achieves feature-level fusion and treats the information of three dimensions equally. In the head PET/CT fusion experiment, compared with 3D fusion algorithm based on wavelet transformation, the proposed method has approximately 64% and 21% improvement in clarity and cross entropy. Evaluated by subjective assessment, such as image brightness and edge sharpness, the proposed method performs better than the fusion method based on wavelet transformation. The identification of useful information is improved by using Alpha-Blend pseudo-color fusion method for the fusion grey image and PET image.

Keywords: image fusion; gradient domain; positron emission tomography; CT; wavelet transform; Poisson equation

前言

图像融合技术起源于20世纪70年代,早期多应用于雷达、红外、多光谱等军事航空领域图像处理。20世纪末期,随着工业技术、计算机技术和医学的高速发展,用于医学辅助诊断的影像设备呈现出越来越多的模态,主要分为结构成像设备与功能成像设备两大类,例如CT图像能清晰反映人体骨骼结构,属于结构成像设备,这类设备成像分辨率高、图像清

晰;正电子发射断层成像(PET)图像则主要通过反映人体的生理代谢情况进而标示出具有高生理活性的肿瘤组织。各模态成像的特点不同、信息互补。若能结合多种模态成像设备得到的组织结构特征与功能代谢信息,将大幅提升疾病诊断的效率和准确性。因此,如何获得融合效果理想的图像引起了越来越多研究人员的关注。

早期的图像融合算法直接将多幅图像对应像素点的灰度值通过统计学或简单四则运算加以实现。1983年,Burt等^[1]提出拉普拉斯金字塔变换之后,开始尝试对源图像进行多尺度分解,在变换域进行图像融合。随着20世纪90年代小波理论的产生与完善,这种具有良好时频特性的方法在图像融合领域得

【收稿日期】2016-09-23

【基金项目】国家自然科学基金(61201067)

【作者简介】靳珍怡,女,硕士研究生,主要研究方向:医学图像处理与分析,E-mail: sica_jin@163.com

【通信作者】王远军,男,博士,副教授,主要研究方向:医学图像处理与分析,E-mail: yjusst@126.com

到广泛应用。随后,人们通过改进得到了小波包变换^[2]、提升小波变换^[3]等,获得更好融合效果的小波变换方式。近年来发展起来的Ridgelet^[4]、Curvelet^[5]等理论是小波理论的重要分支,代表了多尺度几何分析这一大类型。图像融合技术的研究趋势整体向变换域方法倾斜,创新的焦点集中在变换域方法、融合规则以及显示方法3个方面。图像融合分为像素级、特征级和决策级3个层次^[6],目前几乎所有的研究都是在像素级层次上进行融合的。像素级融合是所有融合算法的基础。由于高层次的融合会舍弃大量信息,可能导致有用信息的丢失,因而并未得到推广,但是根据图像信息的纹理特征进行融合的思想若能很好地结合到算法中,融合效果将会得到提升。目前,图像融合技术主要是针对二维(2D)图像开展,但是现在许多成像设备都能直接采集和生成三维(3D)图像,尤其是医学成像设备。图像融合技术的研究呈现出由2D图像向3D图像扩展的趋势^[7-8]。有一部分研究人员对此做出了尝试,主要有以下两种思路:(1)将3D数据看做多层的2D数据,将对应层通过2D算法融合,再将融合结果堆叠还原到3D数据;(2)直接推广变换域方法至3D,然后沿用2D系数融合规则,再逆变换得到融合结果^[9]。由于3D图像中每个像素点的灰度值不仅与同层邻域内的点互相关联,也与上下层中的点存在一定联系,因此,前一种思路算法容易导致第三维度中信息的丢失;而后一种方法融合效果的好坏则很大程度上取决于系数融合规则。传统的系数融合方法普遍不具备反应源图像中像素点所在位置结构特征的能力,融合效果不甚理想。

我们在本文中提出通过医学图像中的纹理特征构造权值模板,在梯度域中通过模板加权得到融合梯度场,然后通过解偏微分方程重构出梯度场近似的融合图像。由于本文算法同等对待3个维度的信息,融合过程中充分考虑了图像的纹理特征,因而得到了信息更丰富、清晰程度更理想、各维度信息利用更充分的融合结果。

1 融合方法原理

1.1 梯度域变换与重构

在预处理之后,要做的是根据离散化定义将源图像变换到梯度场,并求出对应的结构张量。定义3D图像 $I(x, y, z)$,则图像的梯度定义为:

$$dI = \frac{\partial I}{\partial x} dx + \frac{\partial I}{\partial y} dy + \frac{\partial I}{\partial z} dz \quad (1)$$

dI 的平方范数可以用公式(2)表示:

$$dI^2 = \begin{pmatrix} dx & dy & dz \end{pmatrix} G \begin{pmatrix} dx \\ dy \\ dz \end{pmatrix} \quad (2)$$

其中, $G = \nabla I \nabla I^T$, 表示张量。 $n = 1, \dots, N$, 表示 N 幅源图像, T 表示向量转置。通过公式(3)可以看出矩阵 G 是一个对称半正定矩阵, 为了使其包含局部结构信息, 通过滤波技术对张量场进行平滑, 经过滤波平滑后的张量即为结构张量, 表达式为:

$$G_\sigma = g_\sigma \cdot G = \begin{bmatrix} g_{xx} & g_{xy} & g_{xz} \\ g_{yx} & g_{yy} & g_{yz} \\ g_{zx} & g_{zy} & g_{zz} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} e_1 & e_2 & e_3 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \lambda_1 & 0 & 0 \\ 0 & \lambda_2 & 0 \\ 0 & 0 & \lambda_3 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} e_1^T \\ e_2^T \\ e_3^T \end{bmatrix} \quad (3)$$

其中, 特征向量 e_1 、 e_2 和 e_3 表示给定点处的三维局部方向信息, 而3个非负的特征值 λ_1 、 λ_2 和 λ_3 则反映给定点处图像中的灰度变化。根据融合规则的权值模板可计算出融合梯度场:

$$G(x) = \sum_{n=1}^N \omega_n \nabla I_n(x) \nabla I_n^T(x) = \begin{bmatrix} \sum_{n=1}^N \omega_n \left(\frac{\partial I_n}{\partial x} \right)^2 & \sum_{n=1}^N \omega_n \left(\frac{\partial I_n}{\partial x} \cdot \frac{\partial I_n}{\partial y} \right) \\ \sum_{n=1}^N \omega_n \left(\frac{\partial I_n}{\partial x} \cdot \frac{\partial I_n}{\partial y} \right) & \sum_{n=1}^N \omega_n \left(\frac{\partial I_n}{\partial y} \right)^2 \end{bmatrix} \quad (4)$$

接下来, 根据融合梯度场重构出与此梯度场最接近的融合图像。从梯度域重构源图像的核心思想是使重构所得图像的梯度场与融合得到梯度场尽可能接近, 因此, 重构问题被转化为函数 $\iint F(\nabla I, G) dx dy dz$ 最小化的问题^[10], 且满足限制条件

$$0 \leq I(x, y) \leq \text{MAX}。$$

函数 F 定义为

$$F(\nabla I, G) = \|\nabla I - G\|^2 = \left(\frac{\partial I}{\partial x} - G_x \right)^2 + \left(\frac{\partial I}{\partial y} - G_y \right)^2 + \left(\frac{\partial I}{\partial z} - G_z \right)^2 \quad (5)$$

根据变分原理, 积分最小化满足拉格朗日方程, 所以可以得到下列关于 I 的偏微分方程:

$$\frac{\partial F}{\partial I} - \frac{d}{dx} \cdot \frac{\partial F}{\partial I_x} - \frac{d}{dy} \cdot \frac{\partial F}{\partial I_y} - \frac{d}{dz} \cdot \frac{\partial F}{\partial I_z} = 0 \quad (6)$$

替换 F 、化简并移项, 将得到Poisson方程:

$$\nabla^2 I = \text{div } G \quad (7)$$

其中, ∇^2 表示拉普拉斯算子, div 为散度的定义。实际求解过程中, 散度采用后向差分来离散化, 梯度离散化通过向前差分近似。在矩形区域内, 基于Neumann边界条件^[10], 通过Laplacian算子七点差分迭代法可以对维度为 $M \times N$ 的离散像素网格近似求解, 假设初始值为 f_0 , 则

$$f_{x,y,z}^{t+1} = f_{x,y,z}^t + \frac{1}{6} [\Delta f_{x,y,z}^t - (\text{div } V)_{x,y,z}] \quad (8)$$

根据三维 Laplacian 算子的七点差分离散定义, 每个内部的像素点都有如下关系:

$$\Delta f_{x,y,z}^t = f_{x+1,y,z}^t + f_{x-1,y,z}^t + f_{x,y+1,z}^t + f_{x,y-1,z}^t + f_{x,y,z+1}^t + f_{x,y,z-1}^t - 6f_{x,y,z}^t \quad (9)$$

当迭代达到一定次数, 可以重构出与融合得到的梯度场相似程度很高的图像, 就是所求的融合结果。

1.2 融合特征及融合规则

影响变换域融合算法得到的融合结果好坏的关键因素有两个: 一个是变换方法; 另一个是融合规则。为了融合图像能够更准确地反映源图像的结构特征, 保留各模态医学图像中的有用信息, 我们将根据每幅源图像的纹理特征分别构造梯度权重模板。将像素点结构张量的3个特征值分别用 λ_1 、 λ_2 、 λ_3 表示, 若像素点位于管壁, 特征值关系为 $\lambda_1 \approx \lambda_2 \gg \lambda_3$, “ \gg ”表示“远大于”的意思; 若像素点处于球面结构, 则特征值满足 $\lambda_1 \approx \lambda_2 \approx \lambda_3 \geq 0$; 角点区域的像素的特征值满足 $\lambda_1 \approx \lambda_2 \approx \lambda_3 \geq 0$ 的关系; 平坦区域像素点的特征值关系为 $\lambda_1 \approx \lambda_2 \approx \lambda_3 \approx 0$ 。组织结构或者病灶点的大小、形状和灰度值是判断临床医生进行诊断和治疗过程中需要高度关注的信息^[11]。结合医学图像特点, 由于人体内有大量的血管、器官、神经、骨骼结构呈现为管状或者球状, 而这些结构的边界, 即管壁和球面结构, 尤其需要引起重视。所以, 我们将特征表达式设计为:

$$s^2 = (\lambda_1 + \lambda_2 + \lambda_3)^2 + \mu((\lambda_1 - \lambda_2) + (\lambda_1 - \lambda_3))^2 \quad (10)$$

其中, $\lambda_1 > \lambda_2 > \lambda_3$, μ 为调节因子, 用于平衡两项因素在特征构造过程中的占比。如此, 具有特征结构的像素点将会对应较高的特征值模板, 同时具有多种特征结构的像素点也将优先显示其最典型的特征。这样的特征设计也使病灶部位和组织边缘处对应较高的特征值, 进而使我们关注的特征在融合加权过程中依据其形状得到更程度的保留。得到特征模板之后, 根据结构特征给每幅源图像对应梯度场赋予权重, 就可以得到融合梯度场了:

$$\omega_i = \frac{s_i^2}{\sum_{n=1}^N s_n^2} \quad (11)$$

1.3 伪彩色增强

虽然融合图像显示呈256个灰度级, 但是人眼对灰度级8、16、32的辨识率分别为93.16%、68.75%、45.31%^[12], 而对彩色图较灰度图则有更高的分辨力。所以将融合得到的灰度图像和PET源图像通过Alpha半透明图像叠加进行伪彩色显示, 进而提升融合结果中有效信息的辨识程度。

Alpha通道是一个8位灰度通道, 该通道用256级灰度来记录图像中的透明度信息, 定义透明、不透明和半透明区域, 其中黑表示全透明, 白表示不透明, 灰表示半透明。半透明混合算法目前常用到的算法是Alpha-Blend^[13-14]。透明度Alpha, 范围为0到1, 其中1表示完全透明, 0表示完全不透明。Alpha每个通道色彩混合公式如下:

$$\begin{cases} R(C) = (1 - \text{Alpha}) \times R(B) + \text{Alpha} \times R(A) \\ G(C) = (1 - \text{Alpha}) \times G(B) + \text{Alpha} \times G(A) \\ B(C) = (1 - \text{Alpha}) \times B(B) + \text{Alpha} \times B(A) \end{cases} \quad (12)$$

透明度算法的实质是将前景图像理解为透光率为Alpha的玻璃, 然后透过前景图像去观察背景图像。根据需要前景图像的灰度信息设置成不同的透光率, 会使得叠加之后的结果呈现不同的色彩。

2 实验结果

2.1 评价方法

融合结果评价是图像融合算法研究中的重要部分, 包括主观和客观两种评价方式。直接依靠人眼对融合图像效果进行评价的主观评价方法虽然直观、快捷、简便, 但对经验的依赖程度高, 易受主观因素影响, 因此, 通过评价指标对融合结果进行客观评价也是十分必要的。融合效果评价参数的选取是否合理将直接影响对算法评价的准确性。结合图像融合是为了减少冗余信息, 并在一幅图像中清晰呈现的目的, 我们选用清晰度和交叉熵^[15]作为评价指标。

2.1.1 清晰度 图像的清晰度即平均梯度, 是表示图像灰度变化率的指标, 用来评价融合图像的清晰程度。平均梯度值越大表示图像层次越多、越清晰。公式如下:

$$\bar{G} = \frac{1}{(m-1)(n-1)} \times \sum_{i=1}^{m-1} \sum_{j=1}^{n-1} \sqrt{\frac{(F(i,j) - F(i+1,j))^2 + (F(i,j) - F(i,j+1))^2}{2}} \quad (13)$$

2.1.2 交叉熵 交叉熵通常用来表示两幅图像之间的差异, 其值越小代表两幅图像间的差异越小。在图像融合评价中, 可以用来作为有无人为干扰信息被引入的客观评价指标。融合图像与二幅源图像的交叉熵用均方根交叉熵表示, 交叉熵越小说明融合图像中的信息越可靠。交叉熵的定义式为:

$$CE_{R,F} = \sum_{i=0}^{L-1} P_{R_i} \log_2 \left(\frac{P_{R_i}}{P_{F_i}} \right) \quad (14)$$

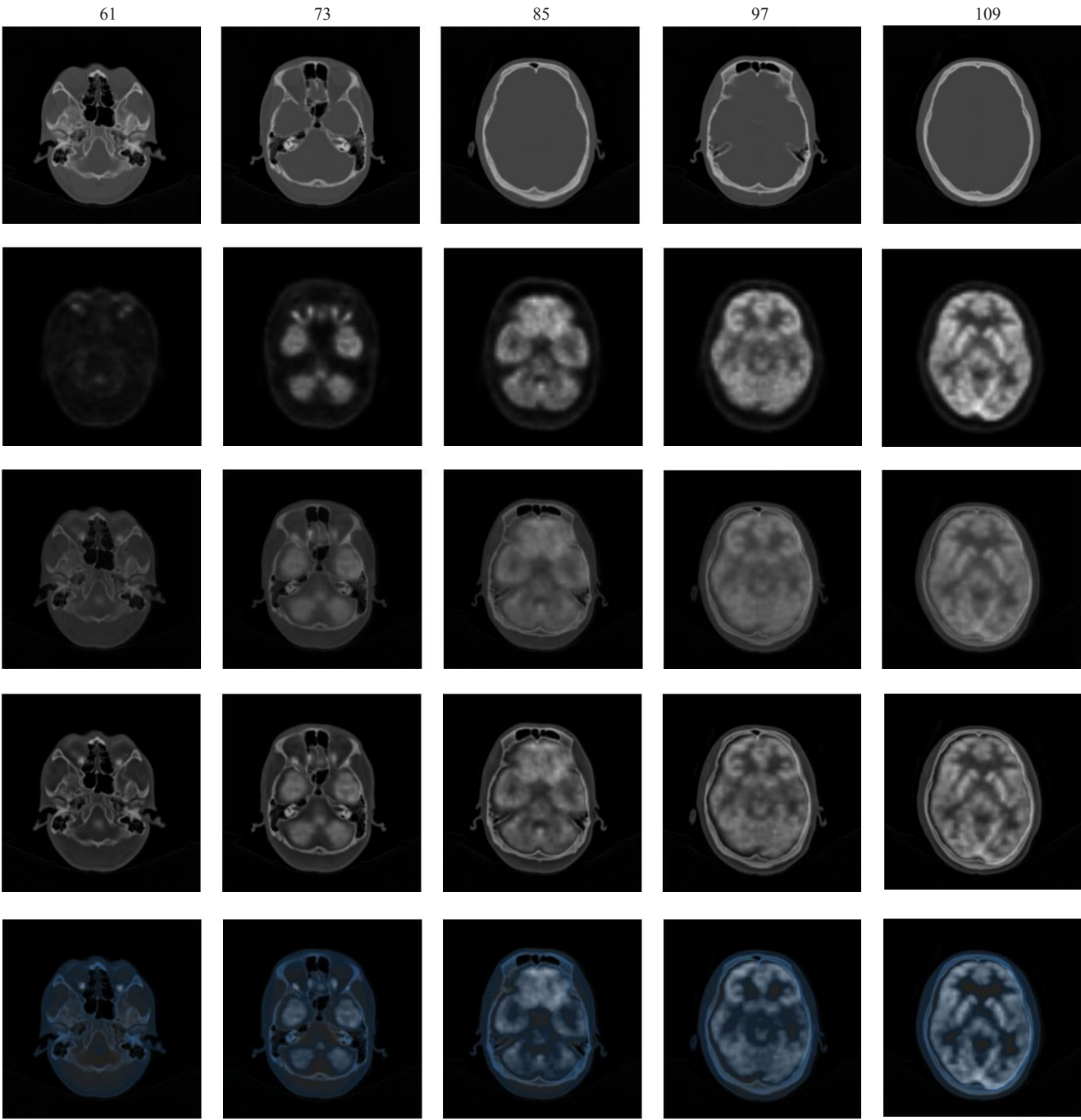
2.2 实验结果与分析

为验证本文算法的性能, 分别实现了基于小波

变换的3D融合和本文算法,实验数据为256*256*192的头部CT和PET数据。本文算法的初始值 $f_0=(F_1+F_2)/2$ 、迭代次数100,小波变换融合的系数融合规则为加权平均。图1中第1行数字表示图片位于第几层,第2行为CT源图像,第3行为PET源图像,第4行为基于3D离散小波变换实现PET/CT融合的实验结果,第5行为结合结构张量的梯度域3D融合结果。第6行为第5行的融合图像与对应PET源图像进行

透明度法伪彩色显示的结果。

从主观评价角度出发,梯度域融合得到的图像整体亮度更高、边界清晰,尤其是对特殊生理结构增强效果明显,例如眼球、颅骨边缘等组织结构。客观评价指标数据显示,小波变换的融合算法清晰度和交叉熵分别为1.14和0.94,本文提出的梯度域3D融合算法清晰度和交叉熵分别为1.87和0.75,本文算法较基于小波变换的融合算法清晰度提升64%、交叉熵提升21%。



The number in the first row represents the layer of each image. Images in the second row are CT source images. Images in the third row are positron emission tomography (PET) source images. Images in the fourth row show fusion results based on three-dimensional (3D) DWT wavelet transform. Images in the fifth row are fusion results based on 3D gradient domain transform with structure tensor. Images in the sixth row are pseudo-color results by Alpha-Blending method with images in the fifth row and PET source images.

图1 头部PET/CT融合实验结果
Fig.1 Fusion results of head PET/CT images

3 结束语

基于梯度域实现的图像处理算法将特征融合的思想依托结构张量特征值的形式赋予到融合过程中,得到的融合结果边界更清晰,更有利于后续工作的开展。通过透明度法实现融合结果的伪彩色显示有助于改善融合结果的视觉效果。不过本文算法也存在一定的局限:一方面,由于求取结构张量特征值的过程需要花费较多时间,因而从实现和原理两方面提升算法效率才能使算法具有更强的实时性,提升应用价值;另一方面,结构张量在表达纹理特征上的优势一方面是因为特征值,另一方面是因为其具有方向信息的特征向量。本文算法对其特征向量的应用并未进行深度挖掘,若能很好地结合到算法中,融合质量将会再次得到提升。

【参考文献】

- [1] BURT P, ADELSON E. The Laplacian pyramid as a compact image code[J]. IEEE Trans Commun, 1983, 31(4): 532-540.
- [2] YANG L, LIU X, YAO Y. Medical image fusion based on wavelet packet transform and self-adaptive operator[C]//The International Conference on Bioinformatics and Biomedical Engineering. IEEE, 2008: 2647-2650.
- [3] ZHANG L G, WEI Z H, HE X, et al. A new image fusion algorithm based on wavelet transform[C]. Ei Conference, 2010.
- [4] 李国新. 基于 Ridgelet 变换的图像融合[J]. 通信技术, 2009, 42(6): 144-146.
LI G X. Image fusion based on ridgelet transform[J]. Communication Technology, 2009, 42(6): 144-146.
- [5] CHOI M, KIM R Y, NAM M R, et al. Fusion of multispectral and panchromatic satellite images using the curvelet transform[J]. IEEE Geosci Remote Sensing Lett, 2005, 2(2): 136-140.
- [6] 敬忠良, 肖刚, 李振华. 图像融合: 理论与应用[M]. 北京: 高等教育出版社, 2007: 47-146.
JING Z L, XIAO G, LI Z H. Image fusion: theory and applications[M]. Beijing: Higher Education Press, 2007: 47-146.
- [7] 陈伟华. PET-CT 脑 3D 显像在癫痫定位的临床应用价值[J]. 中国实验诊断学, 2009, 13(7): 888-890.
CHEN W H. The clinical value of PET-CT 3D mode brain image on the localizing the epileptic foci [J]. Chinese Journal of Laboratory Diagnosis, 2009, 13(7): 888-890.
- [8] GORECZNY S, DRYZEK P, MOSZURA T. Novel 3-dimensional image fusion software for live guidance of percutaneous pulmonary valve implantation[J]. Circ Cardiovasc Interv, 2016, 9(7): e003711.
- [9] 段昶, 汪学刚, 王洪, 等. 基于三维带限剪切波变换的磁共振图像融合[J]. 生物医学工程学杂志, 2015, 32(1): 181-186.
DUAN C, WANG X G, WANG H, et al. Magnetic resonance image fusion based on three dimensional band limited shearlet transform [J]. Journal of Biomedical Engineering, 2015, 32(1): 181-186.
- [10] SOCOLINSKY D A, WOLFF L B. Multispectral image visualization through first-order fusion[J]. IEEE Trans Image Process, 2002, 11(8): 923-31.
- [11] 步蕊蕊, 汪葛, 王远军, 等. 基于三维结构张量的 CT 肺血管树增强[J]. 中国医学物理学杂志, 2016, 33(4): 336-341.
BU R R, WANG G, WANG Y J, et al. Enhancement of computed tomography pulmonary vascular tree based on three-dimensional structure tensor[J]. Chinese Journal of Medical Physics, 2016, 33(4): 336-341.
- [12] 谢维信, 秦桢. 人的视觉对灰度级别的分辨能力及视觉内部噪声的研究[J]. 航天医学与医学工程, 1991, 4(1): 51-55.
XIE W X, QIN A. Study of human visual resolution of gray levels and visual internal noise [J]. Space Medicine and Medical Engineering, 1991, 4(1): 51-55.
- [13] 曹山, 刘继勇. 基于 FPGA 的 Alpha 半透明图像叠加算法硬件实现[J]. 电子设计工程, 2015, 23(10): 172-174.
CAO S, LIU J Y. Alpha translucent algorithm based on FPGA hardware implementation [J]. Electronic Design Engineering, 2015, 23(10): 172-174.
- [14] KNEUSEL R T, KNEUSEL P N. Novel PET/CT image fusion via Gram-Schmidt spectral sharpening[J]. Proc SPIE: Image Processing, 2013, 8669(6): 598-608.
- [15] 李弼程, 魏俊, 彭天强. 遥感影像融合效果的客观分析与评价[J]. 计算机工程与科学, 2004, 26(1): 42-46.
LI B C, WEI J, PENG T Q. Objective analysis and evaluation of remote sensing image fusion effect[J]. Computer Engineering and Science, 2004, 26(1): 42-46.

(编辑:黄开颜)