

基于 Contourlet 变换和 T 混合模型的 医学图像融合算法

徐春艳, 宋余庆, 刘 哲, 包 翔

(江苏大学计算机科学与通信工程学院, 江苏 镇江 212013)

[摘要] 医学图像融合已经成为医学图像处理领域的热门研究之一. 针对基于高斯混合模型的期望最大值融合算法容易导致局部细节丢失的问题, 提出了一种基于 Contourlet 变换的 T 混合分布图像融合方法. 首先通过 GIHS (Generalized Intensity-Hue-Saturation) 变换将彩色医学图像从 RGB 颜色空间变换到 GIHS 空间, 进而通过轮廓波变换 (Contourlet) 获得高频和低频两个部分; 然后采用系数绝对值选大法和基于 T 分布混合模型期望最大值法分别对高频部分和低频部分进行融合; 最后利用 Contourlet 反变换获得新强度, 将其和 PET 图像的其他分量通过 GIHS 反变换得到融合结果. 该方法相比于其他的融合方法, 具有信息量丰富、清晰度高等优点.

[关键词] T 分布混合模型, Contourlet 变换, 图像融合, GIHS

[中图分类号] TP391 [文献标志码] A [文章编号] 1001-4616(2017)01-0027-06

A Medical Image Fusion Algorithm Based on Contourlet Transform and T Mixture Models

Xu Chunyan, Song Yuqing, Liu Zhe, Bao Xiang

(School of Computer Science and Communication Engineering, Jiangsu University, Zhenjiang 212013, China)

Abstract: Medical image fusion has become a hot research in the field of medical image processing, among which the most classical method called Gaussian mixture models with Expectation Maximum (EM) fusion, the most classical method may lose the local detail. This paper presents a fusion algorithm which is based on Contourlet transform and T mixture models. Firstly, the RGB color space of source images are converted to the GIHS space through GIHS (Generalized Intensity-Hue-Saturation) transform. Secondly, with the Contourlet transform, the intensity component are decomposed into multi-resolution representations, and then the maximum absolute value of coefficient is applied to fuse the high frequency, EM algorithm is used to estimate the parameters of T mixture models. Lastly, the new intensity is obtained by inverse Contourlet, combining hue and saturation to get final result. Experimental results indicate that the proposed algorithm can obtain the results with more functional, spatial information and obtain a better evaluation than other mainstream algorithms.

Key words: T distribution mixture models, Contourlet transform, image fusion, GIHS

医学图像融合涉及广泛的图像融合到普通信息融合技术来解决从人体、器官和细胞反映出来的医学问题. 在医学诊断和分析领域, 医学成像的技术引起国内外学者的兴趣^[1]. 医学图像融合是将来自相同或不同的成像设备获得的同一病灶区域的相关图像, 经过适当的匹配和叠加, 以达到信息互补, 增加有效信息量, 而形成一个新图像的目的, 从而为医生临床诊断和治疗提供辅助作用.

基于多尺度变换的图像融合算法是目前医学图像处理领域研究的热点之一, 这些变换包括小波变换^[2]、Contourlet 变换^[3]、NSCT^[4]变换等, 其中小波变换以良好的时频分析的特性而被广泛地用于医学图像融合领域中^[5-6]. 随着小波的发展, Bahavana^[7]提出了基于离散小波变换的医学图像融合方法. Singh R^[8]提出使用 Daubechies 复小波变换的多源图像融合和算法. 但由于小波变换在方向性和各向异性上的缺陷, 一种具有灵活性和方向性的二维图像表示方法: Contourlet 变换应运而生^[9-10]. 文献[11]首先将源图像经过

收稿日期: 2016-08-20.

基金项目: 国家自然科学基金(61402204、61572239)、镇江市科技计划项目(SH20140110)、江苏省自然科学基金(BK20130529).

通讯联系人: 徐春艳, 硕士研究生, 研究方向: 医学图像处理. E-mail: xcy742016270@163.com

Contourlet 变换分解获得不同尺度对各个方向下的分解系数;然后再对该系数进行分析来确定融合规则. 该算法可以增加多模态医学图像互补信息,并能够较好地提高融合后图像的清晰度.

基于估计理论方法也成为学者们研究的热点,文献[12]探讨了基于 IHS 空间和 PCA 的多模态医学图像融合. 基于期望最大值的融合方法,是在多尺度的领域假设图像偏移或噪声服从高斯混合模型,应用期望最大值算法估计融合图像,但是容易造成模型不匹配的问题或者数据描述差等问题,而导致精确度不高^[13]. 文献[14]提出了非参数和区域的图像融合算法,该算法解决了模型不匹配的问题,但是其时间开销大,且易丢失局部信息.

T 分布相比高斯分布曲线,高处较矮两尾部较高,Contourlet 空间能更好地利用其几何特性. 基于 Contourlet 变换和 T 混合模型医学图像融合算法,首先将 MRI 和 PET 图像的 RGB 空间通过 RGB-GIHS 变换变成 GIHS 空间,接着通过 Contourlet 变换进行多分辨率分解. 高频部分采用系数绝对值选大法进行融合,低频部分用 EM 算法对噪声或偏移的 T 混合模型进行融合;然后通过 Contourlet 反变换得到新的强度;最后将新的强度结合 PET 图像的饱和度和色度得到最后的融合结果.

1 T 混合模型

T 分布提供了相比高斯分布更长的尾部来拟合数据,因此它比高斯分布拟合数据更为健壮. 混合模型的概率公式为:

$$P(x/\theta) = \sum_{i=1}^m a_i P_i(x_i/\theta_i), \quad (1)$$

式中, m 是混合模型的概率密度的分支数, a_i 为混合比例,满足 $\sum a_i = 1, a_i \in (0, 1)$. 高斯混合模型是概率模型中最常用到的模型,用 EM 算法来估计模型中的参数.

混合模型中的分布采用 T 分布, T 分布中的自由度 v 决定了分布的趋势,当 $v \rightarrow \infty$ 时, T 分布实则为高斯分布^[15]. 则 T 分布的概率密度函数为:

$$P(x_i|\theta_j) = p(x_i|v) = \frac{\Gamma\left(\frac{v+1}{2}\right)}{\sqrt{v\pi} \Gamma\left(\frac{v}{2}\right)} \cdot \left(1 + \frac{x_i^2}{v}\right)^{-\frac{v+1}{2}}. \quad (2)$$

根据式(1),则 T 分布的混合模型为:

$$f(x_i(j)) = \sum_{k=1}^K \lambda_{k,i}(j) \frac{\Gamma\left(\frac{v+1}{2}\right)}{\sqrt{v\pi} \Gamma\left(\frac{v}{2}\right)} \cdot \left(1 + \frac{x_i(j)^2}{v}\right)^{-(v+1)/2}, \quad (3)$$

式中, $\sum_{k=1}^K \lambda_k = 1, K$ 是混合系数, v 是 T 分布的自由度.

2 算法步骤和原理

2.1 算法流程

系统与人眼强烈感知红、绿、蓝三原色的事实能很好地匹配,但是 RGB 模型和其他类似的彩色模型不能很好地适应实际上人解释的颜色,即提出了 IHS (色调、饱和度和强度) 彩色模型^[16]. GIHS 空间是基于传统的 IHS 空间变换而来,能够快速地和其他算法相结合. 基于 Contourlet 变换的 T 混合模型图像融合算法具有较高的细节保持. 本文提出一种基于 Contourlet 变换和 T 分布混合模型的图像融合算法,其具体融合流程如下:

(1) 利用 RGB-GIHS 变换^[17]将图像的 RGB 空间转换成 GIHS 空间:

$$\begin{bmatrix} I_0 \\ v1_0 \\ v2_0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1/3 & 1/3 & 1/3 \\ -\sqrt{2}/\sqrt{6} & -\sqrt{2}/\sqrt{6} & 2\sqrt{2}/\sqrt{6} \\ 1/\sqrt{2} & -1/\sqrt{2} & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R_0 \\ G_0 \\ B_0 \end{bmatrix}. \quad (4)$$

(2) 基于 Contourlet 变换将 I 分量分频得到的低频通过 T 混合模型期望最大法进行融合.

(3)将高频部分采用系数绝对值选大法进行融合,然后将融合得到的高频和低频系数通过 Contourlet 反变换得到 I' 分量.

(4)用 I' 分量替换 PET 图像中的 I 分量,最后利用 GHS 逆变换^[17]得到融合结果图. 逆变换公式如下:

$$\begin{bmatrix} R_{\text{new}} \\ G_{\text{new}} \\ B_{\text{new}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & -1/\sqrt{2} & 1/\sqrt{2} \\ 1 & -1/\sqrt{2} & -1/\sqrt{2} \\ 1 & \sqrt{2} & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_0 + \delta \\ v1_0 \\ v2_0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} I' \\ I' \\ I' \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -1/\sqrt{2} & 1/\sqrt{2} \\ -1/\sqrt{2} & -1/\sqrt{2} \\ \sqrt{2} & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v1_0 \\ v2_0 \end{bmatrix}. \quad (5)$$

上述的融合流程中最核心的是步骤(2)中的低频部分的融合.

2.2 基于 T 分布混合模型的低频融合规则

在多尺度领域假设图像偏移或者噪声服从 T 混合模型,应用期望值最大算法估计出融合图像. 图像的成像模型为:

$$Z_i(l) = \beta_i s(l) + \varepsilon_i(l),$$

式中, i 为传感器的序号, l 表示图像经过 Contourlet 分解后的图像位置. Z 为传感器的实际成像的图像, s 为真实的场景, β 表示传感器的挑选因子, $\beta \in \{-1, 0, 1\}$, ε 表示随机扰动或噪声.

根据式(3)我们再使用 EM 算法来迭代模型中的参数,迭代步骤如下:

Step 1 初始化真实场景 $s(l)$ 如下:

$$s(l) = \sum_{i=1}^q w_i Z_i(l), \quad l=1, 2, 3, \dots, L,$$

式中, $w_i = 1/q$, 使 $\beta = 1$, 代表能反映真实场景中的传感器, 然后再用 K-means 进行初始化分割, 得到 $w_{k,i}$.

Step 2 计算条件概率密度函数 $g_{k,i,l}(Z_i(l))$

$$g_{k,i,l}(Z_i(l)) = \frac{w_{k,i} f_k(\varepsilon_i(l))}{\sum_{k=1}^K w_{k,i} f_k(\varepsilon_i(l))},$$

式中, $k=1, 2, \dots, K; i=1, 2, \dots, q; l=1, 2, \dots, L$.

Step 3 最大化似然函数来迭代更新参数值.

Step 3.1 更新参数 β'_i , 使得 β'_i 选择 Q 最大, 即

$$Q = \sum_{i=1}^q \sum_{l=1}^L \sum_{k=1}^K [\lg f_k(Z_i(l) - \beta'_i(l) \cdot S(l))] \cdot g_{k,i,l}(Z_i(l)).$$

Step 3.2 根据 β'_i , 重新计算 $g_{k,i,l}(Z_i(l))$, 然后再重新计算使得 $s(j)$ 更新为 $s'(j)$.

$$s'(l) = \frac{\sum_{i=1}^q \sum_{k=1}^K \beta'_i Z_i(l) \cdot (v_{i,k} + 1) \cdot g_{k,i,l}(Z_i(l))}{\sum_{i=1}^q \sum_{k=1}^K \beta'^2(v_{i,k} + 1) \cdot g_{k,i,l}(Z_i(l))}.$$

Step 3.3 依据 β'_i 和 $s'(l)$ 更新权值 $w_{k,i}$ 、自由度 $v_{i,k}$.

$$w'_{k,i} = \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L g_{k,i,l}(Z_i(l)),$$

$$v' = \frac{1}{y + \log(y) - 1} + x,$$

$$x = 0.416(1 + \text{erf}(0.6594 \cdot \log(2.1971/(y + \log y - 1)))),$$

$$y = -\frac{1}{N} \sum_{k=1}^K \sum_{l=1}^L g_{k,i,l} \left(\psi \left(\frac{v + \beta_i}{2} \right) + \log \left(\frac{2}{v + \beta_i \varepsilon_i(l)^2} \right) \right),$$

式中, $\psi \left(\frac{v + \beta_i}{2} \right)$ 是 Digamma 函数.

Step 4 重复以上 3 个步骤直到

$$\partial = \sum_{i=1}^L |s'(l) - s(l)| < \tau (\tau = 0.0001).$$

3 实验结果与分析

3.1 实验数据

实验数据来自哈佛医学院的数据库: <http://www.med.harvard.edu/AANLIB/>, 实验源数据 PET 和 MRI 的图像为 $256 \times 256 \times 3$. 实验数据分为两大组(癌病组以及正常组), 其中癌症选取了 53 岁的癫痫患者的 MRI 和 PET 医学图像作为原始数据, 患者数据为 15 组; 正常组数据也为 15 组. 实验平台的操作系统为 Win7 @ 32bits, 编程工具为 MATLAB2014a. 本文实验方法与 GIHS^[17]、Gaussian^[18]、WT^[2]、HPF^[19]、NSCT^[20]、Contourlet^[3] 6 种方法相比较.

3.2 评价指标

对于图像融合效果评价指标的选取, 主要从以下两个方面进行考虑. 一是根据融合目的来选取评价指标, 以此来比较图像融合的质量; 二是通过主观比较融合图像, 来确定图像融合的优劣^[18]. 本文选取了平均梯度、边缘强度、信息熵、交叉熵以及 Q_{abf} 来对融合图像进行客观评价, 详见文献[18]. 信息熵是衡量融合图像信息丰富程度的一个重要指标, 熵值越大, 图像融合质量越好; 交叉熵度量两幅图像之间的差异, 交叉熵越小, 图像之间的差异也就越小; 平均梯度也称为清晰度, 反映了图像中微小细节反差和纹理变化特征, 同时也反映了图像的清晰度, 图像的平均梯度值越大显示图像的清晰度越高; 边缘强度衡量了图像的边缘轮廓清晰度, 边缘强度值越大, 表明图像的边缘越清晰. Xydeas 和 Petrovic^[21] 提出测量图像融合结果图的边缘强度, Q_{abf} 来度量图像边缘的局部细微信息的变化.

3.3 实验结果与评价

图 1 和图 2 分别是来自癌病的患者和正常脑部的 MRI 和 PET 融合结果图. (c)-(g) 的融合算法分别为 GIHS、WT、HPF、NSCT、Contourlet、Gaussian 融合算法. 从主观角度来分析实验结果的优劣, 图 1 是具有病灶的融合结果, 本文的融合结果与 (c)、(d)、(e)、(g)、(h) 相比, 更好地还原了 PET 亮度较高部分的细节信息, 见图像左边亮度较高的部分. 在病灶的显示方面, (i) 的病灶无论是轮廓还是边缘的细节都更为清晰. 图 2 是正常人的脑部融合结果, (i) 的结果在边缘的细节更多地保持了 MRI 的边缘细节的信息. 两幅图像中 (i) 和 (f) 相比, 虽然在主观条件下结果图相近, 但是本文算法相比 NSCT 算法具有时间消耗短、效率高的优点.

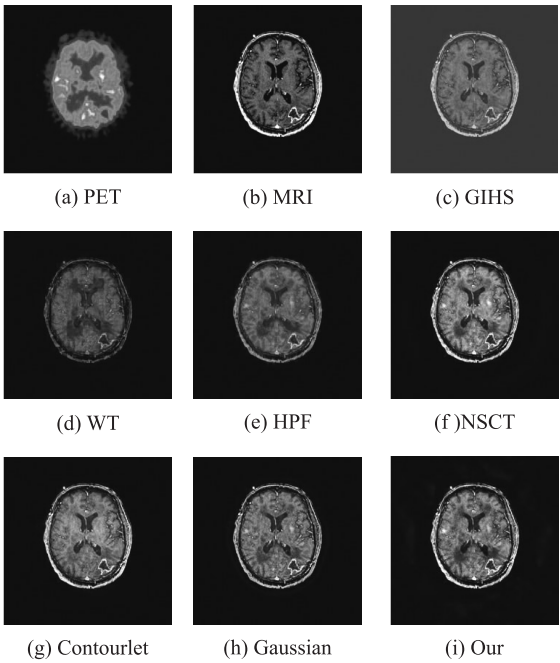


图 1 癌病组融合结果

Fig. 1 The fusion results of cancer group

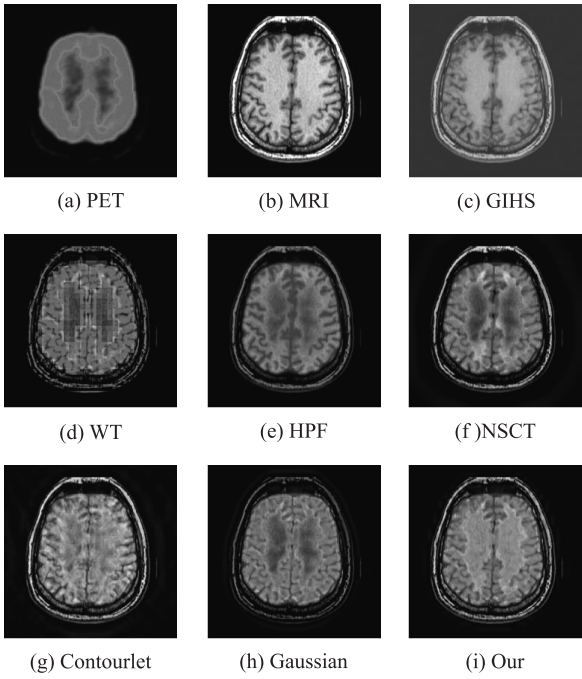


图 2 正常组融合结果

Fig. 2 The fusion results of normal group

人的主观感受不能真实地反应出本文的算法的优势,所以本文通过客观数据来呈现其优点. 表 1 中的(1)表示有病灶组的数据结果,(2)表示正常脑部数据. 表 1 显示本文实验结果的平均梯度值最大,表明本文的融合结果更为清晰;本文算法的边缘强度值无论是(1)还是(2)均高于其他的算法,这说明本文算法的融合结果的边缘信息清晰且具有更好的融合性能;交叉熵和信息熵能反映出图像的信息保持度以及和原图像之间的差异. 表 1 显示,本文算法的交叉熵最小,信息熵最大,这就表明(i)的融合结果还原更多的原始图像中的信息,图像的信息保持度相对其他算法较高. Q_{abf} 评价指标测量边缘强度的融合结果的性能,值越大,边缘信息越丰富. 本文采用 Contourlet 变换具有各向异性 and 更好的方向性,具有更好的边缘保持能力.

表 1 图 1 和图 2 的图像融合数值指标
Table 1 The image fusion index of Fig. 1 and Fig. 2

Evaluation index	Average Gradient(AG)		Edge Intensity(EI)		Entropy(En)		Cross Entropy(CE)		Q_{abf}	
	图(1)	图(2)	图(1)	图(2)	图(1)	图(2)	图(1)	图(2)	图(1)	图(2)
GIHS	3.779 4	5.298 7	40.221 0	55.552 6	3.300 0	3.225 1	0.876 1	9.450 6	0.464 2	0.372 1
WT	3.682 0	8.680 7	39.466 0	89.958 9	3.110 1	2.183 2	0.672 5	0.211 1	0.260 2	0.292 2
HPF	4.295 7	6.070 9	45.836 0	63.920 6	3.399 9	2.979 8	0.284 1	0.335 2	0.531 2	0.481 4
NSCT	5.898 8	8.131 4	62.921 0	85.590 5	3.721 9	3.310 8	0.411 8	0.406 2	0.548 1	0.512 4
Contourlet	6.202 2	9.337 3	60.196 4	83.174 6	2.784 9	3.829 0	0.471 9	0.553 3	0.577 1	0.513 2
Gaussian	5.623 4	7.693 7	59.567 0	80.560 2	3.364 1	2.973 5	0.272 9	0.222 3	0.535 4	0.433 6
Our	5.814 3	9.006 0	63.092 0	93.949 2	3.960 0	2.542 3	0.263 88	0.204 7	0.548 23	0.563 9

4 结语

本文提出了一种适用于 PET 和 MRI 医学图像的新的融合算法,该算法是在 GIHS 空间的基础上,用 Contourlet 进行多分辨率分解,然后将分解后的高频通过系数绝对值选大法进行图像融合,低频部分则通过提出 T 混合模型进行融合,最后再经过重建得到融合结果. 通过平均梯度、边缘强度、信息熵、交叉熵、 Q_{abf} 评价指标看出,该方法相比于其他的算法,融合结果的边缘结构清晰,保持原图像更多的细节信息. 但是本文算法由于 K-means 的初始分类,使得该算法在某些图像的融合成像时不稳定,今后需针对这个问题继续深入的研究,使得算法更加健壮.

[参考文献]

- [1] JAMES A P, DASARATHY B V. Medical image fusion: a survey of the state of the art[J]. Information fusion, 2014, 19(3): 4-19.
- [2] PAJARES G, CRUZ J M. A wavelet based image fusion tutorial[J]. Pattern recognition, 2004, 37(9): 1 855-1 872.
- [3] ZHANG Y K, HE S, CHENG Y J. Image fusion algorithm based on contourlet transform[J]. Advanced materials research, 2014, 1 044/1 045: 1 173-1 177.
- [4] SHEN Y, REN E, DANG J W, et al. Nonsubsampled contourlet transform based medical image fusion method[J]. Information technology journal, 2013, 12(4): 749-755.
- [5] ZHANG Z, BLUM R S. A categorization and study of multiscale decomposition based image fusion schemes with a performance study for a digital camera application[J]. Proceedings of the IEEE, 1999, 87(8): 1 315-1 326.
- [6] PIELLA G. A general framework for multiresolution image fusion from pixels to regions[J]. Information fusion, 2003, 4(4): 259-280.
- [7] BHATNAGAR G, WU Q M J, LIU Z. A new contrast based multimodal medical image fusion framework[J]. Neurocomputing, 2015, 157: 143-152.
- [8] SINGH R, KHARE A. Fusion of multimodal medical images using Daubechies complex wavelet transform: a multiresolution approach[J]. Information fusion, 2014, 19(3): 49-60.
- [9] DO M N, VETTERLI M. Contourlets[J]. Studies in computational mathematics, 2003, 10(3): 83-105.
- [10] DO M N, VETTERLI M. The contourlet transform: an efficient directional multiresolution image representation[J]. IEEE transactions on image processing, 2005, 14(12): 2 091-2 106.

- [11] ZHANG X, CHEN W B. Medical image fusion based on weighted Contourlet transformation coefficients[J]. Journal of image and graphics, 2014, 19(1): 133–140.
- [12] CHAN H, LIU Q X, LI H L, et al. Multimodal medical image fusion based on IHS and PCA[J]. Procedia engineering, 2010, 7(8): 280–285.
- [13] YANG J, BLUM R S. A statistical signal processing approach to image fusion for concealed weapon detection[C]//Proc of the IEEE International Conference on Image Processing. New York, 2002: 513–516.
- [14] ZRIBI M. Unsupervised Bayesian image segmentation using orthogonal series[J]. Journal of visual communication and image representation, 2007, 18(6): 496–503.
- [15] SHOHAM S. Robust clustering by deterministic agglomeration EM of mixtures of multivariate t-distributions[J]. Pattern recognition, 2002, 35(5): 1 127–1 142.
- [16] RAFAEL C G, RICHARD E W. 数字图像处理[M]. 2版. 阮秋琦, 阮宇智, 译. 北京: 电子工业出版社, 2007: 225–245.
- [17] TU T M, SU S C, SHYU H C, et al. A new look at IHS-like image fusion methods[J]. Information fusion, 2001, 2(3): 77–186.
- [18] 郭雷, 李晖晖, 鲍永生. 图像融合[M]. 北京: 电子工业出版社, 2008: 90–95.
- [19] 张永生, 张云彬, 戴晨光. 天基多源遥感信息融合[M]. 北京: 科学出版社, 2005: 115–127.
- [20] GUO L, LIU K. Applying NSCT(nonsubsampled contourlet transform) theory to achieving effective image fusion[J]. Journal of northwestern polytechnical university, 2009, 27: 255–259.
- [21] XYDEAS C, PETROVIC V. Objective image fusion performance measure[J]. Electronics letters, 2000, 36(4): 308–309.

[责任编辑: 丁 蓉]