**基于IHS变换参数自适应稀疏表示医学图像融合算法研究**

张林发1 张榆锋1 王琨1 韩素雅1

1（云南大学信息学院 昆明 650091）

**摘要：**

**关键词：**

**A novel method for medical image fusion**

Zhang Linfa1, Zhang Yufeng1, Wang Kun1, Han Suyang1

1(Department of Electronic Engineering, Yunnan University, Kunming 650091, China)

**Abstract:**Image fusion combines multiple images to incur a single image with excellent quality, retaining the features of original images.

In parallel, the introduction of the matching pursuit, and the basis pursuit denoising gave rise to the ability to address the image denoising problem as a direct sparse decomposition technique over redundant dictionaries.

**Keywords:**

## 1 引言

随着医学影像技术的发展，衍生出多种成像方式用在临床以提供诊断信息，如核磁共振成像（MRI）、电子计算机断层扫描成像(CT)、单光子发射计算机断层成像(SPECT)、正电子发射型计算机断层成像(PET)等。但由于其各自成像机理的不同，导致各种成像技术各有优缺点[1]（如SPECT能够显示细胞和分子的生物学活动，但是缺乏组织结构信息，MIR则相反，见图1）。医学图像融合技术能够将多幅不同成像模式的图像融合成为一幅，融合图像能够提供丰富的互补诊断信息，提高疾病诊断精度[2]。同时，图像融合技术的使用，能够使医生对病情的研判不再需要分别参考不同成像模式的病理图像，大大提高诊断效率[3]。

近年来，为了提高图像融合质量，同时减少算法时间复杂度，许多医学图像融合方法被提出。总的来说，医学图像融合方法可以分为三大类：特征级融合、决策级融合、像素级融合[4]，其中像素级融合方法是使用最为广泛，由于其直接对原始数据进行处理，对原图像信息失真度最小。像素级融合方法可以分解为三个步骤：一是对两张原图像做相同变换后获取两组系数(下称图像分解)、二是对已获取两组系数进行处理合成为一组系数（下称融合规则）、三是对合成后系数进行反变换获取融合图像（下称图像重构）[5]。

像素级融合方法三个步骤中，图像分解和融合规则对融合图像质量及时间复杂度的影响最为关键。图像分解方法有如下几类：基于空间变换域的方法（如IHS空间变换和PCA变换[6]）;空间变换域方法能够减少算法时间复杂度，但是其提供的细节有限，为了提高对细节信息的表示能力，后来发展出基于多尺度变换的方法（如拉普拉斯金字塔（LP）[7]、形态学金字塔[8][9]、基于局部拉普拉斯滤波器（LLF）的多尺度分解[10]、基于拉普拉斯金字塔和卷积神经网络的医学图像融合方法[11]）；多尺度的方法只是单单对图像进行多个尺度分解，但是无法获取每个尺度上信息，因此，基于多尺度几何分析的方法被提出（如基于小波变换的图像融合[12][13][14],小波擅长对点的表示，但是对图像的线的奇异性表示能力较弱、脊波变换通过radon变换将线的奇异性转化为点的奇异性，应用于图像融合中一定程度上提高了成像质量[15]、为了对每个尺度进行多方向分解，达到更精细表示的目的，曲波变换[16][17]、轮廓波变换[18][19][20]和剪切波变换[21][22]应用于图像融合、为了解决轮廓波变换和剪切波变换不具有平移不变性的问题，非下子采样轮廓波变换（NSCT）[23]和非下子采样剪切波变换（NSST）[24][25][26]被提出应用于图像融合）;多尺度几何分析方法只是通过固定基函数（相当于固定的原子）去捕获图像几何结构，对于图像中复杂部分而言，并不具备较好的适应性，稀疏表示的方法通过基于目标图像预先建立字典，字典中由若干个原子组成，通过字典去表示目标图像，能够大大提高对图像的表示能力，同时具有平移不变性，在图像融合中应用取得较好效果[27]-[36]。

基于稀疏表示的方法中，融合规则有两种：一种是系数最大值原则[27][30][31][33]，在医学图像融合中，系数最大值原则会导致融合图像不够平滑，造成信息严重丢失；另一种是加权平均的方式[29][32][36]，能够解决信息丢失的问题，但是获取加权平均参数方式的合理性决定着成像质量，传统加权平均方法没有充分考虑原图像自身特征去获取最佳加权参数，难以获得最优参数，同时缺乏自适应性。

为了减少对图像表示失真，本文采用

## 2 方法原理

### 2.1 自适应稀疏表示

#### 2.1.1 稀疏表示基础理论

稀疏表示在图像融合中应用理论基础是目标图像能够被完备字典D线性组合来表示[37][38]，完备字典包含K个信号原子，通过窗移动将目标图像Y截取成M个图像块，即，进一步地，图像可以表示为，其中 表示图像块的稀疏系数，稀疏表示定义见式(1)。

 (1)

式(1)中相关符号定义见表1，为了获取图像稀疏系数，需要经过两步：第一步是建立字典；第二步是对式(1)的求解。



矩阵的范数，表示中非零个数



矩阵中第i列



矩阵的范数，

符号

定义

表1 矩阵及其相关符号列表

第一步中,字典建立通常有两种方法：一是基于数学模型（小波变换、曲波变换等等）[5]，由于每种数学模型都是面向一个特定结构，字典的使用效果取决于自身对信号的系数描述，对图像表现能力适应性较差[30]；二是基于目标图像的自适应字典，字典建立采用迭代优化算法(如MOD、PCA、ASR、Coupled、K-SVD)，其中K-SVD计算复杂度相对较低[35]，被广泛应用于稀疏表示中字典建立[31][34][39][40]，可靠性得到了验证，同时K-SVD算法具有噪声抑制能力，能够从噪声图像中获取清晰字典[28],故本文采用K-SVD。

第二步在建立字典后，由式(1)知，稀疏系数除了需要稀疏度最高，同时满足图像Y与之间的容许误差，求解将成为NP难题。解决NP难题的方法有如(匹配追踪)MP[41]、(正交匹配追踪)OMP[42],和MP算法相比，OMP算法中残差总是与选取列正交，循环次数减少，同时，OMP算法在基于稀疏表示的图像融合方法中的使用[27][31][34][36]展示其可行性及优越性。

#### 2.1.2 自适应稀疏表示

基于目标图像的自适应字典相对来说能够提高对不同图像表示能力的适应性，由于图像自身是由若干个特征不同的图像块组成，在同一类图像中，将特征不同的图像块进行分类，分别建立相应子字典，将进一步提升对图像的表示能力，此方法称为自适应稀疏表示[31]。对图像块分类方法是自适应稀疏表示的关键，目前应用于此分类方法主要有两种，一种是K-means算法[43]，其进行图像块分类时间复杂度高，且分类的合理性取决于每簇中心点的设置；另一种是依据每个图像块梯度角进行分类，此方法时间复杂度低，取得了较好效果[31]。

自适应稀疏表示中依据梯度角进行图像块分类，建立相应子字典过程可分为如下步骤：

Step1:本文数据集来源于哈佛医学院全脑图谱[44]，数据集中有三类（MRI、PET、SPECT），每类103张，从中每类选取清晰度最高的50张取出，清晰度依据是图像空间频率(SF)，空间频率越大清晰度越高[45],空间频率计算方式见式(2)。



### 2.2 参数自适应加权算法

#### 2.2.1 IHS变换

#### 2.2.2 参数加权算法

## 3 实验和结果

### 3.1 实验设置

### 3.2 评价指标

#### 3.2.1 主观评价指标

#### 3.2.2 客观评价指标

### 3.3 与其他融合算法对比

### 3.4 进一步讨论

## 4 结论

## 参考文献

[1] J. Du, W. Li, K. Lu, and B. Xiao, An overview of multi-modal medical image fusion, Neurocomputing, vol. 215, pp. 3–20, Nov. 2016.

[2] A.P. James, B.V. Dasarathy, Medical image fusion: a survey of the state of the art, Inf. Fusion 19 (2014) 4–19.

[3] M. Yin, X. Liu, Y. Liu, and X. Chen, ‘‘Medical image fusion with parameter-adaptive pulse coupled neural network in nonsubsampled shear- let transform domain,’’ IEEE Trans. Instrum. Meas., vol. 68, no. 1, pp. 49–64, Jan. 2019.

[4] D. Yang, S. Hu, S. Liu, X. Ma, Y. Sun, Multi-focus image fusion based on block matching in 3d transform domain, J. Syst. Eng. Electron. 29 (2) (2018) 415–428 .

[5] S. Li , X. Kang , L. Fang , J. Hu , H. Yin , Pixel-level image fusion: a survey of the state of the art, Inf. Fusion 33 (2017) 100–112 .

[6] C. He, Q. Liu, H. Li, et al., Multimodal medical image fusion based on IHS and PCA, Proc. Eng. 7 (2010) 280–285.

[7] A. Toet, “A morphological pyramidal image decomposition,” Pattern Recognit. Lett., vol. 9, no. 4, pp. 255–261, 1989.

[8] H. Li, B. S. Manjunath, and S. K. Mitra, “Multisensor image fusion using the wavelet transform,” Graph. Models Image Process., vol. 57, no. 3, pp. 235–245, 1995.

[9] Matsopoulos, G.K., Marshall, S., Brunt, J.N.H. 1994. Multiresolution morpho- logical fusion of MR and CT images of the human brain, IEE Proceedings of Visual Image Signal Processing, vol. 141 (3), pp. 137–142.

[10] J. Du, W. Li, and B. Xiao, “Anatomical-functional image fusion by information of interest in local laplacian filtering domain,” IEEE Trans. Image Process., vol. 26, no. 12, pp. 5855–5866, Dec. 2017.

[11] Y. Liu, X. Chen, H. Peng, and Z. F. Wang, “Multi-focus image fusion with a deep convolutional neural network,” Inf. Fusion,vol.36 pp. 191–207, Jul. 2017.

[12] Q. Guihong, Z. Dali, Y. Pingfan, Medical image fusion by wavelet transform modulus maxima, Opt. Express 9 (4) (2001) 184–190.

[13] H. Li, B. S. Manjunath, and S. K. Mitra, “Multisensor image fusion using the wavelet transform,” Graph. Models Image Process., vol. 57, no. 3, pp. 235–245, 1995.

[14] J. J. Lewis, R. J. O’Callaghan, S. G. Nikolov, D. R. Bull, and N. Canagarajah, “Pixel- and region-based image fusion with complex wavelets,” Inf. Fusion, vol. 8, no. 2, pp. 119–130, 2007.

[15] T. Chen, J.P. Zhang, Y. Zhang, Remote sensing image fusion based on ridgelet transform, in: Proceedings of International Conference on Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2005, pp. 1150–1153.

[16] F. Nencini , A. Garzelli , S. Baronti , L. Alparone , Remote sensing image fusion using the curvelet transform, Inf. Fus. 8 (2) (2007) 143–156 . Special Issue on Image Fusion: Advances in the State of the Art.

[17] M.N. Do , M. Vetterli , Contourlets: a directional multiresolution image repre- sentation, in: Proceedings of IEEE International Conference on Image Process- ing, vol. 1, 2002, pp. I–357–I–360 .

[18] L. Yang , B. Guo , W. Ni , Multimodality medical image fusion based on mul-tiscale geometric analysis of contourlet transform, Neurocomputing 72 (1-3) (2008) 203–211 .

[19] J. Saeedi , K. Faez , A new pan-sharpening method using multiobjective parti- cle swarm optimization and the shiftable contourlet transform, ISPRS J. Pho- togramm. Remote Sensing 66 (3) (2011) 365–381 .

[20] K.P. Upla , M.V. Joshi , P.P. Gajjar , An edge preserving multiresolution fusion: use of contourlet transform and MRF prior, IEEE Trans. Geosci. Remote Sensing 53 (6) (2015) 3210–3220 .

[21] L. Wang , B. Li , L. Tian , Multi-modal medical image fusion using the inter-scale and intra-scale dependencies between image shift-invariant shearlet co- efficients, Inf. Fus. 19 (1) (2014) 20–28 .

[22] G. Easley , D. Labate , W.-Q. Lim , Sparse directional image representations using the discrete shearlet transform, Appl. Comput. Harmonic Anal. 25 (1) (2008) 25–46 .

[23]N. Wang, Y. Ma, K. Zhan, et al., Multimodal medical image fusion framework based on simplified PCNN in nonsubsampled contourlet transform domain, J. Multimed. 8 (3) (2013) 270–276.

[24] G. Guorong, X. Luping, and F. Dongzhu, Multi-focus image fusion based on non-subsampled shearlet transform, IET Image Process., vol. 7, no. 6, pp. 633–639, 2013.

[25] M. Yin, X. Liu, Y. Liu, and X. Chen, Medical image fusion with parameter-adaptive pulse coupled neural network in nonsubsampled shearlet transform domain, IEEE Trans. Instrum. Meas., vol. 68, no. 1, pp. 49–64, Jan. 2019.

[26] C. S. ASHA, SHYAM LAL,VARADRAJ PRABHU GURUPUR, AND P. U. PRAKASH SAXENA,Multi-Modal Medical Image Fusion With Adaptive Weighted Combination of NSST Bands Using Chaotic Grey Wolf Optimization, IEEE Access,vol.7,pp.40782-40796,April.2019.

[27] B. Yang , S. Li , Multifocus image fusion and restoration with sparse representation, IEEE Trans. Instrum. Meas. 59 (4) (2010) 884–892.

[28] N. Yu, T. Qiu, F. Bi, et al., Image features extraction and fusion based on joint sparse representation, IEEE J. Sel. Top. Signal Process. 5 (5) (2011) 1074–1082.

[29] G. Yang, X. Xu and H. Man. Optimum image fusion via sparse representation. 20th Annual Wireless and Optical Communications Conference, 1-4, 2011.

[30] B. Yang , S. Li , Pixel-level image fusion with simultaneous orthogonal matching pursuit, Inf. Fus. 13 (1) (2012) 10–19 .

[31] Y. Liu and Z. Wang, Simultaneous image fusion and denoising with adaptive sparse representation, IET Image Processing,vol.9,no.5,pp.347-357,2015.

[32] Q. Zhang , M. Levine , Robust multi-focus image fusion using multi-task sparse representation and spatial context, IEEE Trans. Image Process. (2016) .

[33] Z. Gao, C. Zhang, Texture clear multi-modal image fusion with joint sparsity model, Optik 130 (2017) 255–265.

[34] X. Ma ,S Hu,S Liu,J Fang, S Xu,Multi-focus image fusion based on joint sparse representation and optimum theory, Signal Processing: Image Communication, 78 (2019) 125–134.

[35] Q. Zhang, Y. Liu, R. S.Blum, J. Han, D. Tao, Sparse representation based multi- sensor image fusion for multi-focus and multi-modality images: A review, Inf. Fusion 40 (2018) 57–75.

[36] H. Yin , S. Li , L. Fang , Simultaneous image fusion and super-resolution using sparse representation, Inf. Fus. 14 (3) (2013) 229–240 .

[37] Y. Liu , S. Liu , Z. Wang , A general framework for image fusion based on multi- -scale transform and sparse representation, Inf. Fusion 24 (2015) 147–164 .

[38] M. Nejati , S. Samavi , S. Shirani , Multi-focus image fusion using dictio- nary-based sparse representation, Inf. Fusion 25 (2015) 72–84 .

[39] M. Protter and M. Elad, Image sequence denoising via sparse and redundant representations, IEEE Trans. Image Process., vol. 18, no. 1, pp. 27–35, Jan. 2009.

[40] Q. Zhang and B. Li, Discriminative K-SVD for dictionary learning in face recognition, in Proc. IEEE Int. Conf. Comput. Vis. Pattern Recog- nition, San Francisco, CA, 2010, pp. 2691–2698.

[41] S. Chen, S.A. Billings, W. Luo, Orthogonal least squares methods and their application to non-linear system identification, Internat. J. Control 50 (1989) 1873–1896.

[42] S.G. Mallat, Z. Zhang, Matching pursuits with time-frequency dictionaries, IEEE Transactions on Signal Processing 41 (12) (1993) 3397–3415.

[43] Dong, W., Zhang, L., Shi, G., et al.: Image deblurring and super-resolution by adaptive sparse domain selection and adaptive regularization, IEEE Trans. Image Process., 2011, 20, (7), pp. 1838–1857

[44] The Whole Brain Atlas of Harvard Medical School. [Online]. Available: http://www.med. harvard.edu/AANLIB/

[45] Z. Xu, Medical image fusion using multi-level local extrema, Inf. Fusion 19 (2014) 38–48.

## 参考文献末尾