**基于联合稀疏表示和剪切波的医学图像融合**

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.

**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]。图像融合技术能够将两张不同成像模式的图像合成为一张，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，许多医学图像融合的方法被提出。如李等人提出一种基于引导滤波的图像融合方法[4]。刘云等人将深度卷积神经网络应用于医学图像融合[5]，而且刘云还对深度卷积神经网络在像素级融合应用上做了总结[6]。基于多尺度变换的方法发展迅速，包括基于金字塔的、基于小波的、基于MGA的(如NSCT[10]、NSST[11])[3]。此处给出最新的关于多尺度变换方法的例子，如朱等人提出基于草图-纹理分解（CTD）和应用稀疏表示的图像融合方法[8]。杜娇等人提出一种基于局部金字塔滤波的多尺度分解（LLF）的图像融合方法[9]。一般来说，图像融合方法由图像的分解和重构，图像融合规则、图像质量评估组成[1]。小波变换及相关的多尺度变换方法只使用了有限的字典去提取原图像特征，导致相关方法都有其优点和局限性[18],如小波擅长对图像细节的表示[19]，脊波更适合描述图像中线的特征[20]等等。

压缩感知[12]原始介绍，发展迅速。图像融合方法可以归类为三个步骤：图像变换，变换系数融合，反变换[16]。对于基于稀疏表示的方法来说，图像变换中的字典选择和稀疏系数的融合规则是关键[26]。字典学习的方法面向JSR模型取得极大进步[14]。杨等人第一次将压缩感知用于图像融合[15]。基于SR模型的方法比传统的MST方法在主观和客观评价指标有更出色的表现[13]。SR模型有经典稀疏表示模型、非负稀疏表示模型（NNSR）、联合稀疏表示模型（JSR）、组稀疏表示模型（GSR）、鲁棒稀疏表示模型（RSR）、多任务鲁棒稀疏表示模型（MRSR），其中RSR模型更适合于多聚焦图像融合，NNSR和JSR模型更适合于多模态图像融合，GSR模型适合于两者[13]。图像融合方法可以分为三大类：像素级融合、特征级融合、决策级融合[17]，其中像素级融合方法是使用最广泛的方法，可以归为四大类：多尺度变换的方法、稀疏表示的方法、直接在像素级上进行融合或者使用变换域方法（如主成分空间或IHS颜色空间）、多种分解方式（多尺度变换、稀疏表示、主成分分析、其他变换）的联合 [16]。

稀疏表示在图像融合中的应用[21]。而字典分为已准备好的字典(如轮廓波字典[22])或基于原图像的自适应字典（如使用K-SVD[23]）,随后系数被一些迭代优化方法处理（如正交匹配追踪算法（OMP）[24]或者基追踪(BP)[25]）。大多数基于SR的融合方法都没有考虑原图像的互补信息和冗余信息[26]。为了解决这一问题，使用准备好的字典去表示冗余信息，使用基于K-SVD自适应字典去表示互补信息，之后使用OMP去处理系数[26]。

接下来本篇论文由如下部分组成：第二章介绍稀疏表示原理和剪切波，及提出的改进点；第三章展示实验结果和结果分析；最后一章对本论文作出总结。

## 2 方法原理

### 2.1 联合稀疏表示

稀疏表示广泛应用于图像处理，如图像降噪[27]、超分辨率重构[28]、图像恢复[29]。在JSR模型中，首先假设所有图像都有共同成分和个性成分[13]，然后可以用公式表示成如下：



## 3 实验和结果

### 3.1 实验设置

### 3.2 评价指标

### 3.3 和其他图像融合方法对比

### 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] S. Li, X. Kang, J. Hu, Image fusion based on guided filtering, IEEE Trans. Image Process. 22 (7) (2013) 2864–2875.

[5] 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.

[6] L. Yu, C. Xun, W. Zengfu, W. Jane, R.K. Ward, W. Xuesong, Deep learning for pixel-level image fusion: Recent advances and future prospects, Inf. Fusion 42 (2018) 158–173.

[7] D.L. Donoho, Compressed sensing, IEEE Trans. Inform. Theory 52 (4) (2006) 1289–1306.

[8] Z. Zhu, H. Yin, Y. Chai, Y. Li, and G. Qi,A novel multi-modality image fusion method based on image decomposition and sparse representation, Inf. Sci., vol. 432, pp. 516–529, Mar. 2018.

[9] 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.

[10] Q. Zhang and B.-L. Guo, Multifocus image fusion using the nonsubsampled contourlet transform, Signal Process., vol. 89, no. 7, pp. 1334–1346, 2009.

[11] 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.

[12] D.L. Donoho, Compressed sensing, IEEE Trans. Inform. Theory 52 (4) (2006) 1289–1306.

[13] 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.

[14] Q. Zhang, Y. Fu, H. Li, J. Zou, Dictionary learning method for joint sparse representation-based image fusion, Opt. Eng. 52 (5) (2013) 057006.

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

[16] 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 .

[17] 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 .

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

[19] J.L. Starck, D.L. Donoho, E.J. Candès, Very high quality image restoration by combining wavelets and curvelets, in: Proceedings of SPIE, vol. 4478, 2001, pp. 9–19.

[20] 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.

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

[22] M. Do, M. Vetterli, The contourlet transform: an efficient directional multiresolution image representation, IEEE Trans. Image Process. 14 (12) (2005) 2091–2106.

[23] M. Elad, M. Aharon, Image denoising via sparse and redundant representations over learned dictionaries, IEEE Trans. Image Process. 15 (12) (2007) 3736–3745.

[24] 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.

[25] S.S. Chen, D.L. Donoho, M.A. Saunders, Atomic decomposition by basis pursuit, Soc. Ind. Appl. Math. 43 (1) (2001) 129–159.

[26] 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 .

[27] W. Dong, X. Li, L. Zhang, G. Shi, Sparsity-based image denoising via dictionary learning and structural clustering, in: CVPR, 2011.

[28] J. Yang, J. Wright, T. S.Huang, Y. Ma, Image super-resolution via sparse representation, IEEE Trans. Image Process. 19 (11) (2010) 2864–2873 .

[29] X. Gao, N. Wang, D. Tao, X. Li, Face sketch-photo synthesis and retrieval using sparse representation, IEEE Trans. Circuits Syst. Video Technol. 22 (8) (2012) 1213–1226 .

## 参考文献末尾