**论文开题报告**

**论文题目：基于IHS变换的参数自适应稀疏表示医学图像融合算法研究**

**学院：信息学院**

**专业：通信与信息系统**

**班级：19通信学硕班**

**姓名：张林发**

**学号：12018000722**

**指导教师：张榆锋教授**

# 选题的背景

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（下称MRI）、单光子发射计算机断层成像(下称SPECT)、正电子发射型计算机断层成像(下称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（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，MRI则相反）。图像融合技术能够将两张不同成像模式的图像合为一张图像，融合后图像能够提供丰富的互补诊断信息，提高疾病诊断精度。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。

# 国内外研究现状

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，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[32]。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）。

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[5]）;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）[1]、形态学金字塔[2][6]、基于局部拉普拉斯滤波器（LLF）的多尺度分解[3]、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[4]）；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[7][8][9],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[10]、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[12][13]、轮廓波变换[14][15][16]和剪切波变换[17][18]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）[19]和非下子采样剪切波变换（NSST）[20][21][22]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训练字典，字典中由若干个原子组成，通过预训练字典去表示目标图像，能够大大提高对图像的表现能力，同时具有平移不变性，在图像融合中应用取得较好效果[23]-[31]。

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[23][26][27][29]，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[25][28]，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。

# 三、研究思路与研究方法

## 3.1 研究思路

本文思路主要分为三部分：第一部分是图像分解，本文采用稀疏表示的方法，核心是如何能够训练出对原图像表示能力更好的字典；第二部分是融合规则，本文融合规则采用加权平均的方式，通过分别对两张原图像进行IHS变换，加权参数设置以两张原图像的I分量（亮度分量）作为依据;第三部分是图像重构。上诉思路三部分细节将在下节研究方法中得到展现。

## 3.2 研究方法

第一部分中，为了训练出自适应性更强、表现能力更好的字典，字典训练部分由三个步骤组成。

步骤一：从数据集中选取每类数据（MRI、PET、SPECT三类）中清晰度最高的作为训练数据，清晰度判断依据是图像空间频率，空间频率越大清晰度越高；

步骤二：在传统字典训练方法中，是直接对整张图像使用字典训练方法进行训练，由于图像是由若干个特征不同的图像块构成，这种训练方法得到的字典并不是最优，鉴于此，在训练字典前，先对用于训练的图像分成若干个不相重叠的8x8图像块（如256x256图像则分成1024个图像块），分别对每个图像块进行求X方向和Y方向求梯度，获得每个像素的梯度角，依据每个图像块梯度角的分布情况分成6类，据此将整张图像分成6类分别进行字典训练，获取6类字典；

步骤三：将待融合的两张图像分别分成若干个不相重叠8x8图像块，按照步骤二的方法判断每个图像块所属的类，再使用6类字典中对应的字典进行分解表示，获取系数。

第二部分中，分为两个步骤进行。

步骤一：对两张目标图像分别做IHS变换，将分别获取每张图像的I分量（亮度分量）、H分量（色度分量）、S分量（饱和度分量），在医学图像融合中，一般图像融合组合为MRI-PET、MRI-SPECT，其中PET和SPECT是彩色图像，MRI是灰度图像，其中灰度图像S分量（饱和度）为0，H分量（色度分量）呈现的分布和原图像结构没有对应关系，舍弃S分量和H分量作为加权依据，而上述图像的I分量都能较好反应原图像信息分布，故选择I分量作为加权依据；

步骤二：在上述医学图像融合组合中，MRI主要是提供结构信息，故在I分量比较中，PET图像和SPCET图像的信息区域（I分量上表现为有值区域）都远远大于MRI图像，为了更好地保留MRI图像所提供的结构信息，提高融合后图像信息丰富度。融合参数加权采用如下步骤，步骤一：分别求得两张待融合图像整体均值；步骤二：分别将其I分量（亮度分量）分成若干个不相重叠8x8图像块，分别计算两张图像每个8x8图像块内每个像素和整张图像均值的关系值，将两个关系值进行比较，每个图像块都将获得相应的权重值，以此类推，将获得图像所有图像块的权重值；

第三部分，通过第二部分可以获取的待融合两张图像每个8x8图像块的权重值（如两张待融合图像256x256，待融合图像一将拥有1024个权重值，待融合图像二将拥有1024个权重值，一一对应），两张带融合图像的每个图像块做第一部分所述的逆变换，再乘相应的权重值，一一对应合并后即获得融合后图像。

# 四、论文章节结构安排

1 引言

2 方法原理

2.1 稀疏表示

2.2 IHS变换

2.3 自适应加权算法

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

# 五、创新点与研究难点

## 5.1 创新点

为了解决基于稀疏表示的图像融合算法中加权平均参数取值合理性问题，本文提出对图像进行IHS变换后，使用待融合图像的I分量作为加权平均参数取值的依据，计算相应加权算法参数。此方法将大大提高加权参数取值的准确性，同时使参数取值具有自适应性。

## 5.2 研究难点

对待融合图像进行IHS变换后，两张图像每个8x8图像块内每个像素和整张图像均值的关系值确定将是本文难点。

# 六、参考文献

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

[2] 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.

[3] 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.

[4] 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.

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

[6] 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.

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

[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] 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.

[10] 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.

[11] E.J. Cands , D.L. Donoho , Curvelets and curvilinear integrals, J. Approximation Theor. 113 (1) (2001) 59–90 .

[12] 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.

[13] 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 .

[14] 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 .

[15] 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 .

[16] 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 .

[17] 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 .

[18] 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 .

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

[20] 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.

[21] 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.

[22] 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.

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

[24] 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.

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

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

[27] 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.

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

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

[30] 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.

[31] 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.

[32] 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 .