

基于 K-SVD 的医学图像特征提取和融合

余 南 南, 邱 天 爽*, 毕 峰, 王 爱 齐

(大连理工大学 电子信息与电气工程学部, 辽宁 大连 116024)

摘要: 医学图像融合能够综合两种不同模态图像的信息, 从而帮助医生做出准确的诊断和治疗. 利用稀疏表示进行图像的特征提取和融合. 首先由原始图像组成联合矩阵, 通过 K-SVD 算法得出这个联合矩阵的冗余字典并求出联合矩阵的稀疏编码; 然后将稀疏系数作为图像特征, 并采用最大化选择算法合并相对应图像块的稀疏编码; 最后通过稀疏编码和冗余字典得到融合图像. 与 3 种流行的融合算法比较, 结果表明所提算法在无噪声和有噪声的情况下都具有很好的性能.

关键词: 图像融合; K 奇异值分解(K-SVD); 计算机断层扫描(CT); 核磁共振(MR)

中图分类号: TP751 **文献标志码:** A

0 引 言

CT(计算机断层扫描)和 MR(核磁共振)图像具有很强的互补性, 因此将这两种图像进行融合有利于疾病的诊断和治疗. 近年来, 出现了很多融合算法, 主要包括空间域算法和变换域算法两种. 空间域算法分为基于像素的、基于图像块的和基于区域的算法, 通常采用空间梯度、信息熵和空间频率作为融合标准, 但这些标准只表示图像某一方面的特性, 并不能完全表示图像的质量, 故这类算法通常不能获得很好的融合效果^[1]; 变换域算法包括基于小波变换^[2]、ICA 变换^[3]、CVT^[4]和 Contourlet^[5]的算法等, 这类算法将待融合图像转换到变换域得到变换系数, 对这些系数进行合并, 然后重构为融合图像. 变换域算法中某一个系数的变化, 都会影响融合图像的所有像素值, 在融合中容易产生人为噪声. 这些算法通常针对无噪声干扰的图像融合, 但在实际应用中, 噪声干扰是不可避免的.

信号的稀疏性受到越来越多的关注, 在信号处理中被广泛应用, 如图像去噪、人脸识别、压缩传感、盲源分离等. Candès 等^[6]指出很多信号具有稀疏性或在某种变换下具有稀疏性, 所以信号的稀疏表示可以应用于多种信号, 如语音、图像等. Lustig 等利用医学图像的稀疏性, 实现了更快

的成像速度和更好的成像质量^[7-9]. Aharon 等指出图像特征可以由较少的系数精确地表示^[10]. 根据冗余字典的选择可以将稀疏表示分为两类: 一类是选择固定字典, 这类算法简单, 计算快, 稀疏表示效果主要依赖于所选择的字典对信号的适合度. 另一类是通过训练得到与之相匹配的字典, 如 PCA^[11]、MOD^[12]、K-SVD^[10]算法. 这类算法能够实现更好的信号稀疏表示, 其中 K-SVD 算法得到了广泛认同. 本文提出一种基于 K-SVD 的图像特征提取和融合算法, 通过滑动窗对所有原始图像分块, 然后再通过字典编纂为列向量; 将所有的列向量构成联合矩阵, 利用 K-SVD 算法训练该联合矩阵的冗余字典, 并求解各个原始图像的稀疏编码. 将稀疏编码中非零值看作图像的特征, 非零值的大小看作特征的强弱, 采用最大化选择算法^[1]融合相对应图像块的稀疏编码, 通过冗余字典得到融合图像, 并针对有噪声和无噪声情况下图像融合进行实验验证.

1 基于 K-SVD 的特征提取和融合

1.1 K-SVD 算法

K-SVD 算法被广泛应用于信号处理中, 如图像去噪、人脸识别、压缩传感、分类决策等. 设原

收稿日期: 2011-02-15; 修回日期: 2012-05-21.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60872122; 60940023).

作者简介: 余南南(1981-), 女, 博士生; 邱天爽*(1954-), 男, 教授, 博士生导师, E-mail: qiutsh@dlut.edu.cn.

始矩阵为 $\mathbf{Y} = \{\mathbf{y}_i\}_{i=1}^N$, 冗余字典为 $\mathbf{D} \in \mathbf{R}^{n \times K}$ ($K \ll N$), 稀疏编码为 $\mathbf{X} = \{\mathbf{x}_i\}_{i=1}^N$, T_0 为 $\mathbf{x}_i$ 中非 0 元素个数的上限. 则 K-SVD 算法字典学习的目标方程可表示为

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{D}, \mathbf{X}} \{ \|\mathbf{Y} - \mathbf{DX}\|_q^2 \} \\ \text{s. t. } \|\mathbf{x}_i\|_0 \leq T_0; \forall i \end{aligned} \quad (1)$$

步骤 1 初始化字典 $\mathbf{D}$: 例如过完备的 DCT 字典.

步骤 2 稀疏编码: 已知字典 $\mathbf{D}$, 使用任一种追踪算法 (如 MP、OMP) 求解:

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{x}_i} \{ \|\mathbf{y}_i - \mathbf{D}\mathbf{x}_i\|_2^2 \} \\ \text{s. t. } \|\mathbf{x}_i\|_0 \leq T_0; i = 1, 2, \dots, N \end{aligned} \quad (2)$$

步骤 3 更新字典 $\mathbf{D}$: 更新字典中的第 k ($k = 1, 2, \dots, K$) 列 $\mathbf{d}_k$,

$$\begin{aligned} \|\mathbf{Y} - \mathbf{DX}\|_q^2 &= \left\| \mathbf{Y} - \sum_{j=1}^K \mathbf{d}_j \mathbf{x}_j^T \right\|_q^2 = \\ &= \left\| \mathbf{Y} - \sum_{j \neq k} \mathbf{d}_j \mathbf{x}_j^T - \mathbf{d}_k \mathbf{x}_k^T \right\|_q^2 = \\ &= \left\| \mathbf{E}_k - \mathbf{d}_k \mathbf{x}_k^T \right\|_q^2 \end{aligned} \quad (3)$$

$\mathbf{x}_j^T$ 表示的是矩阵 $\mathbf{X}$ 的第 j 行. 设 $\omega_k = \{i \mid 1 \leq i \leq N, \mathbf{x}_i^T(i) \neq 0\}$, 定义 Ω_k 为 $N \times |\omega_k|$ 矩阵, 在 $(\omega_k(i), i)$ 处的元素为 1, 其他元素为 0. 定义 $\mathbf{E}_k = \mathbf{E}_k \Omega_k$, $\mathbf{x}_k^T = \mathbf{x}_k^T \Omega_k$, 则它们分别是 $\mathbf{E}_k$ 和 $\mathbf{x}_k^T$ 去掉 0 后收缩的结果. 对 $\mathbf{E}_k$ 作 SVD 分解, $\mathbf{E}_k = \mathbf{U} \Delta \mathbf{V}^T$. 将字典中的第 k 列 $\mathbf{d}_k$ 更新为 $\mathbf{U}$ 的第 1 列, $\mathbf{x}_k^T$ 更新为 $\mathbf{V}$ 的第 1 列与 $\Delta(1, 1)$ 的乘积.

步骤 4 若满足停止条件 (停止条件可以是既定的迭代次数或者重构信号和原信号之间的误差率), 则得到最终的冗余字典 $\mathbf{D}$. 否则未满足停止条件, 转到步骤 2.

1.2 特征提取

图像融合是将两幅以上的原始图像合并为一幅图像, 并且尽量保留原始图像特征的处理过程, 因此准确完整地提取原始图像的特征是一个非常重要的步骤. 本文将稀疏系数作为信号的特征, 通过稀疏系数的合并融合图像.

如图 1 所示, 设 CT 和 MR 图像分别为 $\mathbf{Y}_1$ 和 $\mathbf{Y}_2$, 对两幅图像用滑动窗进行分块 (滑动窗的大小和滑动步长对算法的计算速度和性能都有很大影响, 根据文献 [1, 8], 本文采用滑动窗的大小为 8×8 , 滑动步长为 1), 对每个图像块字典编纂得列向量, 组成矩阵 $\mathbf{V}_1$ 和 $\mathbf{V}_2$; 将 $\mathbf{V}_1$ 和 $\mathbf{V}_2$ 合并为联合矩阵 $\mathbf{V}_{12}$, 使用 K-SVD 算法得到 $\mathbf{V}_{12}$ 的冗余字典

$\mathbf{D}$, 再通过追踪算法 (如 MP、OMP) 得到 $\mathbf{V}_1$ 和 $\mathbf{V}_2$ 的稀疏编码 $\mathbf{X}_1$ 和 $\mathbf{X}_2$.

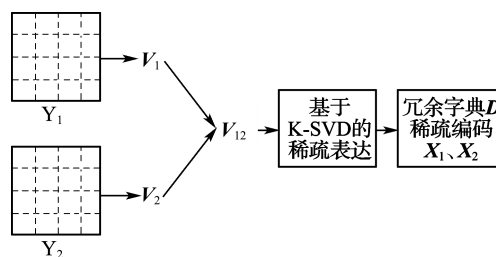


图 1 基于稀疏表达的图像特征提取

Fig. 1 Image features extraction based on sparse representation

1.3 融合算法

两幅不同模态的医学图像, 虽然表示同一人体区域, 但由于成像原理不同, 表现出不同的图像信息. 设 θ_{CT} 、 θ_{MR} 分别表示 CT 和 MR 图像的特征, $\theta_{CT} = \theta_c + \theta_1$, $\theta_{MR} = \theta_c + \theta_2$, 其中 θ_c 表示 CT 和 MR 图像共同包含的图像特征, θ_1 和 θ_2 为 CT 和 MR 图像各自包含的图像特征. 图像融合就是生成一幅图像既包含共同特征 θ_c , 又包含各自的特征 θ_1 和 θ_2 . 设 $\mathbf{v}_{1i}$ 、 $\mathbf{v}_{2i}$ 、 $\mathbf{x}_{1i}$ 和 $\mathbf{x}_{2i}$ 分别为 $\mathbf{V}_1$ 、 $\mathbf{V}_2$ 、 $\mathbf{X}_1$ 和 $\mathbf{X}_2$ 的第 i ($i = 1, 2, \dots, N$) 列向量, 如下所示:

$$\mathbf{v}_{1i} = \mathbf{D}\mathbf{x}_{1i} = \mathbf{D} \begin{pmatrix} 0 \\ x_{1i}^c \\ 0 \\ \vdots \\ x_{1i}^e \\ 0 \end{pmatrix}; \quad \mathbf{v}_{2i} = \mathbf{D}\mathbf{x}_{2i} = \mathbf{D} \begin{pmatrix} 0 \\ x_{2i}^c \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \\ x_{2i}^e \end{pmatrix} \quad (4)$$

x_{1i}^c 、 x_{2i}^c 是 $\mathbf{x}_{1i}$ 和 $\mathbf{x}_{2i}$ 中相同位置的非零值, 表示 $\mathbf{v}_{1i}$ 和 $\mathbf{v}_{2i}$ 的共同特征; x_{1i}^e 、 x_{2i}^e 是 $\mathbf{x}_{1i}$ 和 $\mathbf{x}_{2i}$ 中不同位置的非零值, 表示 $\mathbf{v}_{1i}$ 和 $\mathbf{v}_{2i}$ 各自的特征; x_{1i}^c 、 x_{2i}^c 、 x_{1i}^e 和 x_{2i}^e 的数值大小表示特征的强弱. 本算法希望融合图像包含全部的特征, 同时为了保证融合图像包含较多的信息, 算法中也加入了信息熵的限制. 设 E_{1i} 、 E_{2i} 为 $\mathbf{v}_{1i}$ 和 $\mathbf{v}_{2i}$ 的信息熵, $h_i = E_{2i}/E_{1i}$, $\mathbf{x}_{fi}$ 为融合图像稀疏编码 $\mathbf{X}_f$ 的第 i 列向量, x_{fi}^k 、 x_{1i}^k 和 x_{2i}^k 分别为 $\mathbf{x}_{1i}$ 、 $\mathbf{x}_{2i}$ 和 $\mathbf{x}_{fi}$ 中的第 k ($k = 1, 2, \dots, K$) 个元素, 则

$$x_{fi}^k = \begin{cases} x_{1i}^k; & |x_{1i}^k| > h_i |x_{2i}^k| \\ x_{2i}^k; & \text{其他} \end{cases} \quad (5)$$

将获得的每一列向量变为方阵, 然后将这个方阵放到图像中相应的位置, 融合图像中每个位置的像素值是所对应的各个方阵像素值的平均值.

2 实 验

为了测试本文建议算法的特性,将其和两类算法进行比较.第一类是空间域融合算法,基于信息熵的加权求和算法;第二类是变换域融合算法,基于小波变换(DWT)和 ICA 算法.本实验以 Windows XP 操作系统为平台,使用 Matlab 7.0 仿真.

2.1 无噪声图像融合效果比较

首先评价本文算法对无噪声图像的融合效果.采用 4 组人脑 CT 和 MR 图像进行实验,这些图像来自图像库 The Image Fusion Server^[13],并把所有图像的像素大小调整到(190~256)×256,如图 2 所示.对这 4 组图像分别采用信息熵加权融合、ICA 变换融合、DWT 融合和本文算法进行融合处理,如图 3 所示.从视觉效果来看,信息熵加权融合算法的融合图像边缘模糊,骨组织和软组织不清晰,细节有所丢失;ICA 变换融合算法得到的融合图像,骨组织比较清晰,但边缘和软组织模糊;DWT 融合算法得到的图像中骨组织清晰,但图像边缘不光滑,且存在一定程度的块效应;本文算法的融合图像很好地保留了 CT 图像的骨组织信息和 MR 图像的软组织信息,边界平滑,细节、纹理清晰,图像质量好于其他算法所得到的图像.

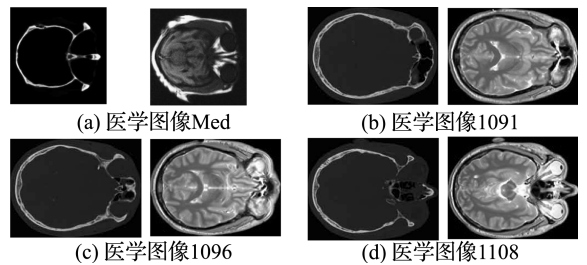


图 2 4 组 CT 和 MR 图像

Fig. 2 4 Sets of CT and MR images

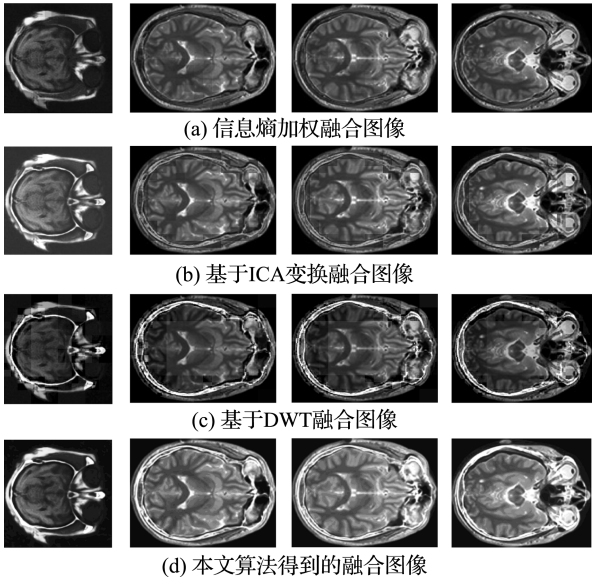


图 3 CT 和 MR 图像融合结果

Fig. 3 The results of image fusion between CT and MR images

为了进一步客观地评价融合效果,下面给出相应的评价参数,如表 1 所示.采用文献[14,15]中的指数评价融合图像,这两个指数越接近于 1,表明融合质量越好.对于指数 $Q^{AB/F}$ ^[14],信息熵加权和 DWT 算法的融合效果较差,ICA 融合算法的图像质量较好,本文算法的评价指数最接近于 1.因为 $Q^{AB/F}$ 指数主要评价融合图像对原始图像边缘的保留,所以本文算法最好地保留了图像边缘信息.对于 Piella 指数^[15],信息熵加权算法融合效果最差,DWT 和 ICA 算法的融合效果相近,本文算法 Piella 指数最接近于 1.因为 Piella 指数同时考虑融合图像与原始图像之间的相关性、对比度失真和亮度失真,所以本文算法既可以得到一个高质量的融合图像,又确保了原始图像和融合图像的相关性.

表 1 4 种融合算法的 $Q^{AB/F}$ 和 Piella 指数均值

Tab. 1 The average of Piella and $Q^{AB/F}$ index of four fusion methods

方法	$Q^{AB/F}$ 指数均值				Piella 指数均值			
	医学图像 Med	医学图像 1091	医学图像 1096	医学图像 1108	医学图像 Med	医学图像 1091	医学图像 1096	医学图像 1108
信息熵加权	0.824 8	0.772 8	0.779 1	0.778 8	0.706 1	0.715 5	0.710 4	0.724 5
ICA	0.848 3	0.787 9	0.793 6	0.809 5	0.769 1	0.721 3	0.727 8	0.744 3
DWT	0.750 5	0.705 8	0.716 9	0.692 7	0.747 8	0.732 9	0.742 0	0.748 8
本文算法	0.911 9	0.820 3	0.822 3	0.819 4	0.769 9	0.759 3	0.757 8	0.782 6

2.2 有噪声图像融合效果比较

评价本文算法对有噪声图像的融合效果. 将两幅原始图像图 2(a)、(d)加上均方差为 15 dB 的零均值高斯白噪声,如图 4 所示. 将本文算法和 3 种流行的融合算法相比较,可以看出在受到噪声干扰的情况下,本文算法的融合图像可清晰地分辨骨组织和软组织结构,边缘、细节、纹理清楚,受到噪声的影响较小.

为了确定本文算法的融合效果,对来自 The Image Fusion Server 的 20 组图像“1091-1110”采用表 2 中的 4 种算法进行实验,同时得出无噪声和有噪声情况下的融合图像,并用 $Q^{AB/F}$ 和 Piella 指数评价融合效果,如表 2 所示. 从 $Q^{AB/F}$ 和 Piella 指数可以看出,在存在噪声和不存在噪声的情况下,本文算法和其他算法相比均具有显著的优势.

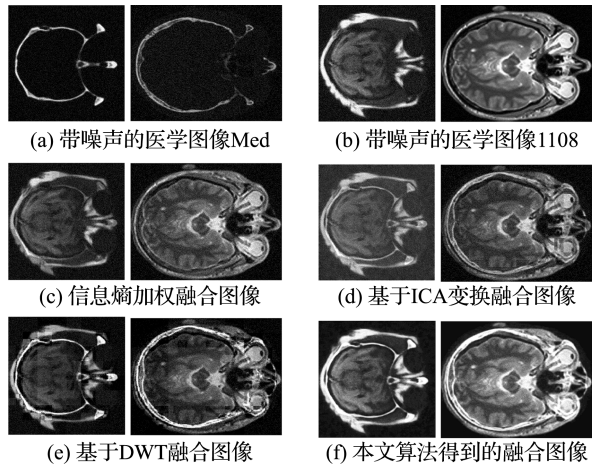


图 4 有噪声图像融合结果

Fig. 4 The results of image fusion with noise

表 2 20 幅融合图像的 $Q^{AB/F}$ 和 Piella 指数均值

Tab. 2 The average of the $Q^{AB/F}$ and Piella index of 20 fused images

噪声 均方差/dB	$Q^{AB/F}$ 指数均值				Piella 指数均值			
	信息熵加权	ICA	DWT	本文算法	信息熵加权	ICA	DWT	本文算法
0	0.787 5	0.798 3	0.704 5	0.819 6	0.722 5	0.746 2	0.738 5	0.760 2
5	0.756 8	0.784 9	0.700 2	0.816 8	0.686 7	0.689 9	0.697 8	0.743 5
15	0.703 4	0.760 3	0.691 1	0.805 3	0.647 9	0.658 7	0.679 4	0.717 4
25	0.678 3	0.742 5	0.679 9	0.794 5	0.611 4	0.630 5	0.653 3	0.690 1

2.3 讨 论

本文实验分别给出了无噪声和有噪声情况下 4 种算法的融合结果,本文算法优于其他 3 种算法. 信息熵加权融合算法,根据信息熵大小对原始图像加权求和得到信息熵较大的融合图像. 以信息熵作为融合图像质量的评价标准,不能很好保证融合图像的质量和融合图像与原始图像的相关性,且受到噪声干扰时,由于噪声的信息熵通常较大,对此算法的影响很大. ICA 变换融合算法,将原始图像变换到 ICA 域得到相应的系数,合并这些系数重构融合图像. 这种算法融合特性较好,有一定抗噪声干扰的能力,但是和独立性相比,稀疏性可以更好地描述医学图像的特征^[7,9]. 小波变换的融合算法通过小波系数的融合生成融合图像. 这种算法假设图像中的特征表现在小波系数绝对值大的地方. 然而这种假设在图像中的某些位置上并不正确(比如在噪声点上时),它会削弱某些目标物体的频谱特征而导致图像局部出现毛刺的现象,而且可能由于原图像中的目标光谱特性在融合图像中并不够突出,从而没有把真正需

要的目标融合进去^[16]. CT 和 MR 图像既包含相同的特征也包含不同的特征. 本文采用 K-SVD 算法训练 CT 和 MR 图像的共同字典,这个字典包括原图像所有的要素. 通过适当的规则合并稀疏系数,重构得到一个包含全部原始图像特征的融合图像. 从实验结果可以看出,基于 K-SVD 的稀疏表示符合 CT 和 MR 医学图像的信号特性,可以很好地提取 CT 和 MR 图像特征,并且由于 K-SVD 具有很强的图像去噪功能,本文算法在图像融合的同时也实现了图像去噪.

3 结 论

本文提出的图像融合算法,较好地保留了原始图像中的有用信息,融合图像细节清晰,与目前流行的几种融合算法比较,从主观和客观评价实验效果可看出,在无噪声和有噪声情况下,本文所提出的算法优于其他的融合算法.

参考文献:

[1] YANG Bin, LI Shu-tao. Multifocus image fusion and

- restoration with sparse representation [J]. **IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement**, 2010, **59**(4):884-892.
- [2] Kingsbur Y N. The dual-tree complex wavelet transform: A new technique for shift invariance and directional filters [C] // **IEEE Digital Signal Processing Workshop**. Utah: IEEE, 1998:1-4.
- [3] Mitianoudis N, Stathaki T. Optimal contrast correction for ICA-based fusion of multimodal images [J]. **IEEE Sensors Journal**, 2008, **8**(12):2016-2025.
- [4] Nencini F, Garzalli A, Baronti S, *et al.* Remote sensing image fusion using the curvelet transform [J]. **Information Fusion**, 2007, **8**(2):143-156.
- [5] SONG Hao-hao, YU Song-yu, SONG Li, *et al.* Fusion of multispectral and panchromatic satellite images based on contourlet transform and local average gradient [J]. **SPIE Letters Virtual Journal**, 2007, **46**(2):1-3.
- [6] Candès E J. Compressive sampling [C] // **International Congress of Mathematicians**. Madrid: EMS, 2006:1-20.
- [7] Lustig M, Donoho D, Paul Y J M. Sparse MRI: The application of compressed sensing for rapid MR imaging [J]. **Magnetic Resonance in Medicine**, 2007, **58**(6):1182-1195.
- [8] 练秋生, 郝鹏鹏. 基于压缩传感和代数重建法的 CT 图像重建 [J]. **光学技术**, 2009, **35**(3):423-425.
- LIAN Qiu-sheng, HAO Peng-peng. Image reconstruction for CT based on compressed sensing and ART [J]. **Optical Technique**, 2009, **35**(3):423-425. (in Chinese)
- [9] Jung Hong, Sung Kyunghyun, Nayak K S, *et al.* k-t FOCUSS: A general compressed sensing framework for high resolution dynamic MRI [J]. **Magnetic Resonance in Medicine**, 2009, **61**(1):103-116.
- [10] Aharon M, Elad M, Bruckstein A. K-SVD: An algorithm for designing overcomplete dictionaries for sparse representation [J]. **IEEE Transaction on Signal Processing**, 2006, **54**(11):4311-4322.
- [11] Jolliffe I T. **Principal Component Analysis** [M]. New York: Springer, 2002.
- [12] Engan K, Aase S O, Husoy J H. Multi-frame compression: Theory and design [J]. **EURASIP Signal Processing**, 2000, **80**(10):2121-2140.
- [13] The Image Fusion Server. University of Bristol Merchant Venturers Building [EB/OL]. [2010-10-12]. <http://www.imagefusion.org/>.
- [14] Xydeas C, Petrovic V. Objective image fusion performance measure [J]. **Electronic Letter**, 2000, **36**(4):308-309.
- [15] Piella G, Heijmans H. A new quality metric for image fusion [C] // **Image Processing**. Spain: IEEE, 2003:173-176.
- [16] 曹杰, 龚声蓉, 刘纯平. 一种新的基于小波变换的多聚焦图像融合算法 [J]. **计算机工程与应用**, 2007, **43**(24):47-50.
- CAO Jie, GONG Sheng-rong, LIU Chun-ping. New multi-focus image fusion algorithm based on wavelet transform [J]. **Computer Engineering and Applications**, 2007, **43**(24):47-50. (in Chinese)

Medical image features extraction and fusion based on K-SVD

YU Nan-nan, QIU Tian-shuang*, BI Feng, WANG Ai-qi

(Faculty of Electronic Information and Electrical Engineering, Dalian University of Technology, Dalian 116024, China)

Abstract: Medical image fusion can integrate the information of two different modal images, which can provide doctors with accurate diagnosis and treatment. The image features are extracted and fused by sparse representation. Firstly, all source images are combined into a joint-matrix. The overcomplete dictionary can be trained by K-singular value decomposition (K-SVD) algorithm and the sparse codes can be acquired by joint-matrix. Secondly, the sparse codes which are considered as image features are combined with the choosing max fusion rule. Finally, the fused image is reconstructed from the combined sparse codes and the overcomplete dictionary. Compared with three state-of-the-art algorithms, the results show that the proposed method has better fusion performance in both noiseless and noisy situations.

Key words: image fusion; K-singular value decomposition(K-SVD); computer tomography(CT); magnetic resonance(MR)