

基于组稀疏表示的医学图像超分辨率重建

黄浩锋 肖南峰

(华南理工大学计算机科学与工程学院 广州 510006)

摘要 在大量的医学图像处理过程中,由于现有的硬件设备和成像技术的限制,还不能够获取满足高要求的清晰图像。因此,在现有的硬件设备和成像技术下获取的医学图像需要进行超分辨率的重建处理。在基于稀疏表示单帧图像超分辨的基础上,针对医学图像具有明显的重复结构等特点,提出了一种基于组稀疏的单帧医学图像超分辨算法。并且结合 Group Lasso 算法和 K-SVD 算法,提出了一种新的字典训练算法。实验结果分析和比较证实提出的算法在性能指标上比现有的其它几种方法均有所提高。

关键词 医学图像,超分辨重建,字典,组稀疏

中图法分类号 TP391.41 文献标识码 A

Super-resolution Reconstruction of Medical Images Based on Group Sparse Representation

HUANG Hao-feng XIAO Nan-feng

(School of Computer Science and Engineering, South China University of Technology, Guangzhou 510006, China)

Abstract Medical diagnosis needs a lot of medical image processing. Due to the technological and economical limits, the medical diagnosis is not able to get the clear medical images. Therefore, it is necessary to reconstruct the medical images with super-resolution methods. Based on super-resolution reconstruction of single image by the sparse coding, and considering that there are obviously repetitive image structures in the medical images, this paper proposed a reconstruction method for the super-resolution medical images based on the group sparse representation. In addition, this paper also presented an dictionary train algorithm which combines the Group Lasso with K-SVD. The experimental results indicate that the proposed algorithms have higher performance than that of the existing methods.

Keywords Medical image, Super-resolution reconstruction, Dictionary, Group sparse

1 引言

医学上需要做大量的医学图像处理,这些图像包括人们熟知的 X 射线图像、超声波图像、核磁共振图像等。但是由于硬件设备及现有的成像技术的限制,还不能够获取满足高要求的清晰图像。因此,需要对这些图像进行超分辨率重建处理,以便获得更高质量和精度的图像,这样就能更容易地识别出病体的精确位置和了解更详细的情况(如阴影的边缘等),从而为辅助诊断提供更精确的线索。

图像超分辨率重建是一种从单帧或多帧低分辨率图像重建出高分辨率图像的技术。图像超分辨率重建广泛应用于医学图像,高分辨率图像在医学图像诊断中有很高的应用价值。但由于成像器件、成像环境等限制,有时获取高分辨率图像难度很大,成本很高。目前,获得高分辨率图像的主要方法之一是超分辨率图像重建技术。根据使用的低分辨率图像帧数,可将超分辨率图像重建技术分为基于多帧图像的超分辨率重建^[1-3]和基于单帧图像的超分辨率重建^[4-10]。基于重建的多帧超分辨率方法的基本思想是应用信号处理技术,从多帧低分辨率图像中提取高频信息来重建高分辨率图像。基于重建

的方法是通过建立图像降质的物理模型,假设原始高分辨率图像经几何变换、模糊和降采样操作后得到低分辨率图像,最终利用多帧低分辨率图像来反演高分辨率图像。由于降质模型中的参数很难确定,特别是图像间亚像素级的配准参数,因此这类方法提高图像分辨率的能力有限。

近年来,基于学习的超分辨率重建引起了广泛的关注,它是通过对一系列的高、低分辨率图像的学习,建立它们之间的关系,将这种关系作为先验知识来指导超分辨率重建。然而,当前基于学习的超分辨率算法缺乏有效的学习方法来表示这种先验知识,从先验知识库中找出相匹配的信息比较困难。为突破这个问题, Yang 等^[5,6]提出一种基于稀疏表示的学习算法,较好地建立高、低分辨率图像块之间的稀疏关联,取得了较好的效果。为使选择出来的特征尽可能稀疏,以保证结果稳定性和提高数据处理过程的可解释性,出现了不少以 Lasso 为基础的特征选择算法。但是,这些方法没有考虑到数据特征具有组群结构特性, Yang 等^[5,6]没有考虑图像的结构。在医学图像方面,大部分图像具有明显的重复结构,因而组稀疏表示更适合于表示医学图像。在组系数表示中,字典的原子以单位进行联合,并且其群组结构体现在图像的稀疏

本文受国家自然科学基金资助项目(61171141),广东省产学研省部合作专项资金项目(2012B091100448)资助。

黄浩锋(1981—),男,博士生,主要研究方向为稀疏表示、图像处理, E-mail: haofeng-huang@163.com; 肖南峰(1962—),男,教授,主要研究方向为机器学习。

表示系数中。在组结构中,同一组的系数同时为0或者同时为非0。

本文提出基于组稀疏表示的医学图像超分辨率重建算法,其高分辨率字典和低分辨率字典通过 Group Lasso^[11-13]和 K-SVD^[14,15]联合训练,从而保证了高分辨率字典和低分辨率字典具有相同的组系数。然后通过求解低分辨率字典的组系数来产生高分辨图像。

2 稀疏表示与组稀疏表示

稀疏表示的基本思想是假设自然信号能被压缩表示,或者可由预定义的原子线性组合表示,是对多维数据进行线性分解的一种表示方法。对字典 D 进行正则化,则 D 为 L 个 N 维的单位长度向量 φ_i 的集合

$$D = \{\varphi_i \in R^N | i \in \Gamma, \|\varphi_i\| = 1\} \quad (1)$$

在上式的稀疏表示中,每一个元素 α_i 称为原子(Atom),集合 Γ 中元素个数为 L ,要求 $L \gg N$ 。一般地将其可分解为字典 D 中原子的线性组合 $s = D\alpha = \sum \alpha_i \varphi_i$ 或者逼近分解为 $s = \sum \alpha_i \varphi_i + R^{(M)}$ 。其中, α 为 s 在字典 D 下的分解系数, $R^{(M)}$ 为 M 项逼近后的残差。如果 D 是超完备的,此时 s 在冗余字典下的分解(表示)系数 α 并不唯一,不过这也恰恰为图像的自适应表示提供了可能,可根据应用目的选择最适合的表示系数。

图像处理、机器学习、计算机视觉等诸多领域一直寻求信号与图像的稀疏而简洁的表示方式,即系数向量中大部分分量为零,只有少数的非零系数,非零系数揭示了信号与图像的内在结构与本质属性,同时具有显式的物理意义,可简化后续的处理任务,因此可从众多的分解系数中选取最为稀疏的系数,采用 L_0 范数作为稀疏性度量函数,图像的过完备稀疏表示数学模型如下:

$$\min \|\alpha\|_0 \quad \text{s. t. } s = \sum \alpha_i \varphi_i \quad (2)$$

式中, $\|\alpha\|_0$ 表示非零元素的个数。理论上,以上数学模型可以通过线性规划的方法加以解决,但由于算法所涉及的计算量非常大,因此,早期的研究主要集中在寻求快速算法、降低算法复杂度以及选择何种类型的原子来构造合适的词典等方面。最近几年,许多研究者尝试通过分析冗余词典的互不相干性来寻求新的解决办法。

组稀疏表示假设信号可以由几个子空间来近似逼近。设 $G = \{G_1, G_2, \dots, G_g\}$ 为集合, $\{1, 2, \dots, m\}$ 是一个分组,其中 g 是分组的数目。给定一个字典 $D \in R^{n \times m}$, D_{G_i} 表示与字典 D 中的分组 G_i 列相同的子字典,并且子字典 D_{G_i} 所有的原子可以生成一个子空间。因此,任何信号 $x \in R^n$ 均可以表示为:

$$x = D\alpha = (D_{G_1}, D_{G_2}, \dots, D_{G_g})(\alpha_{G_1}^T, \alpha_{G_2}^T, \dots, \alpha_{G_g}^T)^T \quad (3)$$

式中, $\alpha \in R^n$ 是组稀疏系数, T 为向量转置。由组稀疏的约束, α 可以通过下面的优化问题求得:

$$\min \|\alpha\|_{2,0} \quad \text{s. t. } x = D\alpha \quad (4)$$

式中, $\|\alpha\|_{2,0} = \sum_{i=1}^g J(\|\alpha_{G_i}\|_2)$, 且函数 $J(\cdot)$ 是一个按如下定义的指标函数:

$$J(\|\alpha_{G_i}\|_2) = \begin{cases} 1, & \text{当 } \|\alpha_{G_i}\|_2 > 0 \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (5)$$

如果信号 x 含有噪声,则可以表示为 $x = D\alpha + v$, 其中 v

为高斯噪声。因此,组稀疏系数 α 可以通过下面方程求解

$$\min \|\alpha\|_{2,0} \quad \text{s. t. } \|x - D\alpha\|_2^2 \leq \epsilon \quad (6)$$

式(6)是一个组合优化问题,可以通过将 $\ell_{2,0}$ 范数转化为 $\ell_{2,1}$ 范数求解,则式(6)变成

$$\min \|\alpha\|_{2,0} \quad \text{s. t. } \|x - D\alpha\|_2^2 \leq \epsilon \quad (7)$$

式中, $\ell_{2,1}$ 范数定义为 $\|\alpha\|_{2,1} = \sum_{i=1}^g \|\alpha_{G_i}\|_2$ 。问题(7)可以转化为无约束的优化问题

$$\min \frac{1}{2} \|x - D\alpha\|_2^2 + \mu \|\alpha\|_{2,1} \quad (8)$$

3 基于组稀疏表示的医学图像超分辨率重建

3.1 基于组稀疏表示的图像超分辨率重建

根据医学图像的纹理特征以及组稀疏表示,本文提出基于组稀疏表示的医学图像超分辨率重建算法。高分辨图像重建的组稀疏表示系数是由低分辨率图像通过稀疏字典求得。基于组稀疏表示的图像超分辨率重建算法流程如下。

算法 1 图像超分辨率重建算法

- 1) 对输入的低分辨率图像 X_1 使用 3 次样条插值算法得出 X_b ;
- 2) 对 X_b 使用以下 4 个一维滤波 f_1, f_2, f_3, f_4 , 得到 X_{b_4} 个特征图像, 分别记为 $X_{b_1}, X_{b_2}, X_{b_3}, X_{b_4}$ 。其中, $f_1 = [-1, 0, 1], f_2 = f_1^T, f_3 = [1, 0, -1, 0, 1], f_4 = f_3^T$;
- 3) 分别对 4 个特征图像 $X_{b_1}, X_{b_2}, X_{b_3}, X_{b_4}$ 从左上角逐个取 $q \times q$ 图像块, 并保留有一个像素宽的重叠区域, 然后把所有的图像块 $(x_{b_1}^i, x_{b_2}^i, x_{b_3}^i, x_{b_4}^i, 1 \leq i \leq N)$ 联合组成 4 个不同的特征向量组成组量 x_b^i

$$x_b^i = [(x_{b_1}^i)^T, (x_{b_2}^i)^T, (x_{b_3}^i)^T, (x_{b_4}^i)^T, 1 \leq i \leq N]$$

式中, N 为特征图像分块总数。

- 4) 计算 x_b 中每个分块的平均像素值 x_m^i
- 5) 使用 Group Lasso 求解下面问题, 得到 x_m^i 在低分辨率字典组 D_1 的组稀疏系数 $\alpha_g^i (1 \leq i \leq N)$

$$\min \|\alpha_g^i\|_{2,0} \quad \text{s. t. } \|x_m^i - D_1 \alpha_g^i\|_2^2 \leq \epsilon \quad (9)$$

- 6) 生成高分辨图像分块

$$x_h^i = D_h \alpha_g^i (1 \leq i \leq N) \quad (10)$$

- 7) 利用图像分块构建高分辨率图像。

3.2 字典训练

字典的构造方法主要有两类:基字典和学习字典。基字典是通过数学模型计算所得,字典结构性较好,并有快速数值计算方法。学习字典是从一些样本中通过机器学习推理而来的,非常灵活,自适应性强,但结构性差,计算效率较低。稀疏字典将基字典和学习字典进行有效的结合,同时提高字典的结构性和自适应性。

为对高、低分辨率图像特征块统一进行稀疏关联学习,定义训练样本 $S_h = \{s_h^1, s_h^2, \dots, s_h^p\}, S_l = \{s_l^1, s_l^2, \dots, s_l^p\}$, 其中高分辨训练集 S_h 是由图像高分辨特征块组成,低分辨率训练集 S_l 是由图像低分辨特征块组成, p 为图像分块总数。可以通过下面的约束方程对组稀疏系数求解,约束方程包含两部分,其中一部分 $\|s_h^p - D_h \alpha_g^p\|_2^2$ 为图像高分辨特征块与相应的重构图像之间的误差,另一部分 $\|s_l^p - D_l \alpha_g^p\|_2^2$ 为图像低分辨特征块与相应的重构图像之间的误差。其模型如下:

$$\min_{\alpha_g^p, D_1, D_h} \|\alpha_g^p\|_{2,0} \quad (11)$$

$$\text{s. t. } \|s_l^p - D_l \alpha_g^p\|_2^2 + \|s_h^p - D_h \alpha_g^p\|_2^2 \leq \epsilon$$

其中, $1 \leq p \leq P$, 则式(9)可以转化为

$$\min_{\alpha_g^p, D} \|\alpha_g^p\|_{2,0} \quad \text{s. t.} \quad \|S^p - D\alpha_g^p\|_2 \leq \epsilon \quad (12)$$

式中, $S^p = \begin{bmatrix} s_h^p \\ s_1^p \end{bmatrix}$ 和 $D = \begin{bmatrix} D_h \\ D_1 \end{bmatrix}$ 。

Elad 等^[14,15]提出了一种训练字典的算法,称为 K-SVD 算法。这种算法可以有效地减少字典中原子的数目,并且训练后的原子仍然可以线性表示初始字典的所有信息。结合 Group Lasso 和 K-SVD, 本文提出了一个新的字典的训练算法, 算法主要步骤如下。

算法 2 字典训练

输入: 训练集 $S = [s^1 s^2 \dots s^p]$

初始化: 利用图像训练样本初始化字典 D

1) 组稀疏编码步骤: 固定字典 D , 使用 Group Lasso 求解组稀疏系数

$$\alpha_g = \min_{\alpha_g^p} \|\alpha_g^p\|_{2,0} \quad \text{s. t.} \quad \|s^p - D\alpha_g^p\|_2 \leq \epsilon \quad (13)$$

2) 字典更新的步骤:

$\alpha = [\alpha_g^1, \alpha_g^2, \dots, \alpha_g^p]$, 固定 α , 使用 K-SVD 更新字典 D ,

$$D = \arg \min_D \|S - D\alpha\|_2 \quad (14)$$

3) 循环 1) 和 2), 直到满足最大迭代次数。

4) 输出: 字典 D 。

4 实验结果和分析

本节通过一些实验来验证本文所提出的方法的性能。实验采用一些真实的 CT 图像和 MRI 图像作为测试图像, 进行尺度放大 3 倍的超分辨率重建实验, 并且使用 Freeman^[4]、Bicubic 和 Yang^[6]方法进行对比。

4.1 训练数据集和量化指标

实验采用 30 幅图像作为测试图像, 其中包括 CT 图像、MRI 图像, 图 1 为部分训练图像。低分辨率图像取 3×3 大小的图像块, 并保留与周围图像块一个像素的重叠。对应的高分辨率图像取 9×9 大小的图像块, 之间保留 3 个像素的重叠。图 2 为 9 幅测试图像。实验采用 PSNR、SSIM 和 MSSIM 作为性能评价指标, 其定义分别如下。

定义信号的峰值信噪比 (PSNR) 如下:

$$PSNR = 10 \log_{10} \left[\frac{[\max(x)]^2}{\frac{1}{m \times n} \|x - x^{(n)}\|_2^2} \right] \quad (15)$$

式中, m, n 为图像大小, x 是原始图像, $x^{(n)}$ 为恢复图像。

结构相似度 (Structural Similarity, SSIM) 是衡量两幅图像相似度的指标^[16], SSIM 从图像组成的角度将结构信息定义为独立于亮度、对比度的, 反映场景中物体结构的属性, 并将失真建模为亮度、对比度和结构 3 个不同因素的组合。用均值作为亮度的估计, 标准差作为对比度的估计, 协方差作为结构相似程度的度量。它被定义为

$$SSIM = [I(x, y)]^\alpha [c(x, y)]^\beta [s(x, y)]^\gamma \quad (16)$$

式中, $I(x, y)$ 、 $c(x, y)$ 、 $s(x, y)$ 分别为图像的亮度、对比度和结构测量, $\alpha > 0$ 、 $\beta > 0$ 、 $\gamma > 0$ 分别为对应的权值系数。

平均结构相似度 (Mean Structural Similarity, MSSIM) 定义为

$$MSSIM = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M SSIM(x_i, y_i) \quad (17)$$

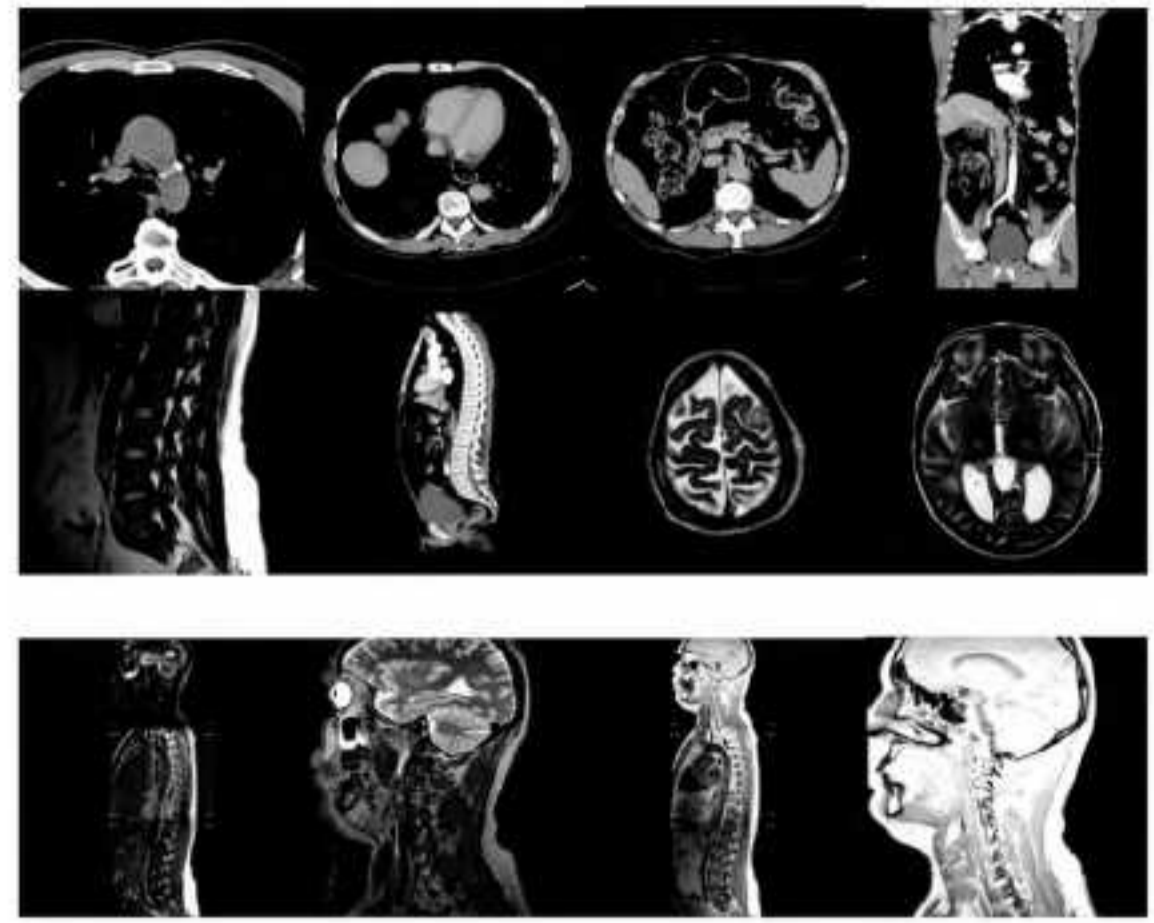


图 1 部分训练图像

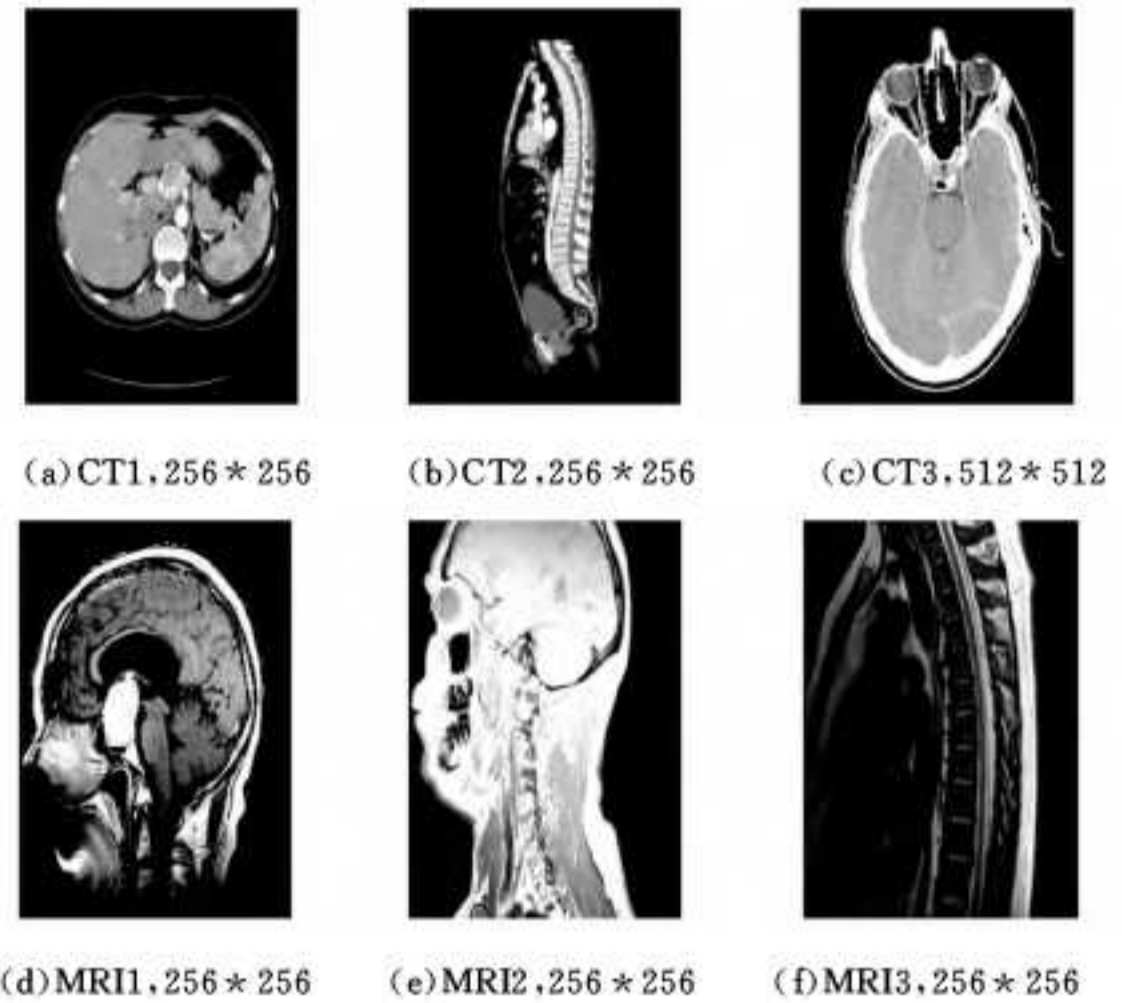


图 2 测试图像

4.2 实验结果

图 3—图 6 为原始低分辨率图像与几种不同算法恢复的图像。以图 3(a)–(e) 为例, 其分别为原始低分辨率图像、Freeman 等方法、双三次插值法、Yang 等方法和本文方法恢复的图像。从以上结果可以看出 Freeman 等和 Bicubic 方法存在块效应, 本文算法比 Yang 的方法在细节上有更好的恢复效果, 图 4—图 6 有类似于图 3 的结果。表 1 为各种不同恢复方法的 PSNR、SSIM 和 MSSIM, 从数值上可以看出, 本文算法在性能指标上比其它几种方法更高。

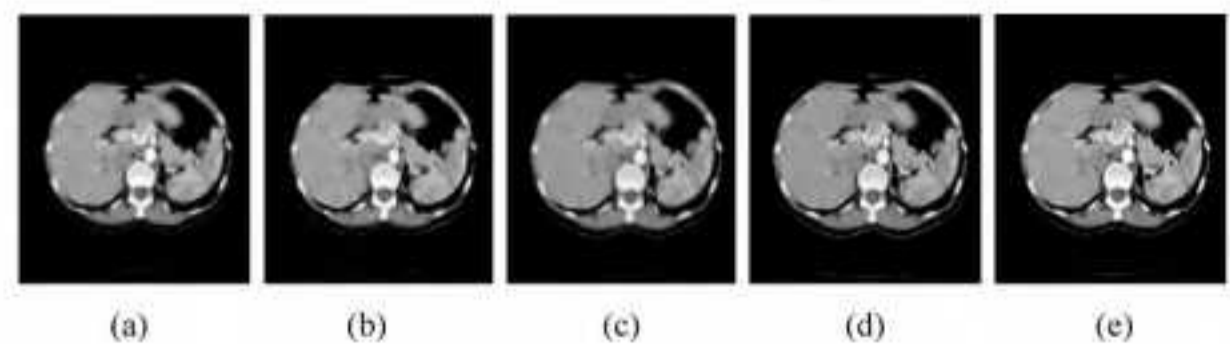


图 3 CT1 恢复

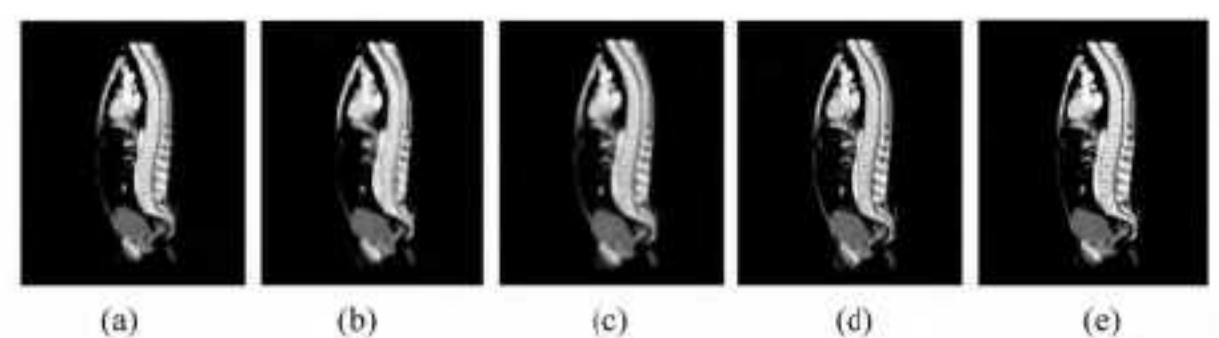


图 4 CT2 恢复

(下转第 189 页)

Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR'01). Kauai, Hawaii, USA, 2002:805

- [4] Kuckena M, Newell A C. Fingerprint Formation[J]. Journal of Theoretical Biology, 2005, 235(1): 71-83
- [5] Lee H C, Gaensslen R E. Advances in Fingerprint Technology [M]. New York: Elsevier, 1991
- [6] Zhang D, Lu G. 3D Biometrics: Systems and Applications[M]. New York: Springer, 2013
- [7] Kumar A, Kwong C. Towards Contactless, Low-Cost and Accurate 3D Fingerprint Identification[C] // 2013 IEEE Conference

on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR). IEEE, 2013:3438-3443

- [8] 梁小龙, 殷建平, 祝恩, 等. 基于纹路的三维指纹模型重建算法[J]. 计算机科学, 2012, 39(10): 282-285
- [9] 林春亮. 非接触式指纹匹配算法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2010
- [10] Chen Y, Parziale G, Diaz-Santana E, et al. 3D touchless fingerprints: compatibility with legacy rolled images [C] // 2006 Biometrics Symposium; Special Session on Research at the Biometric Consortium Conference. IEEE, 2006: 1-6

(上接第 153 页)

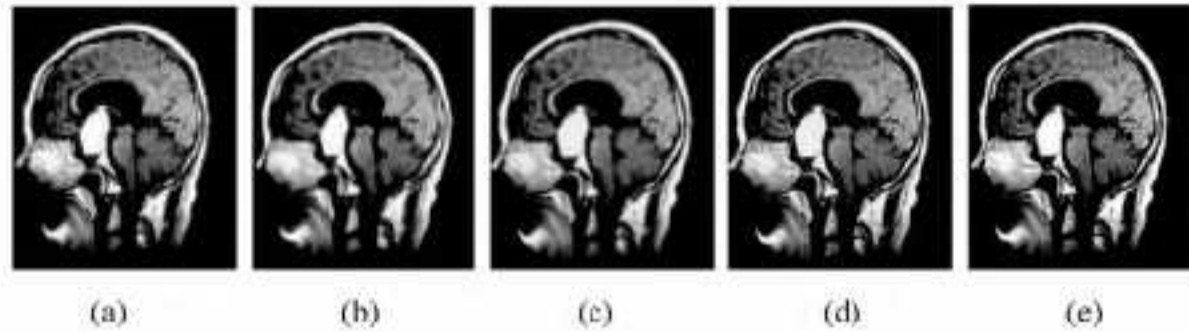


图 5 MRI1 恢复

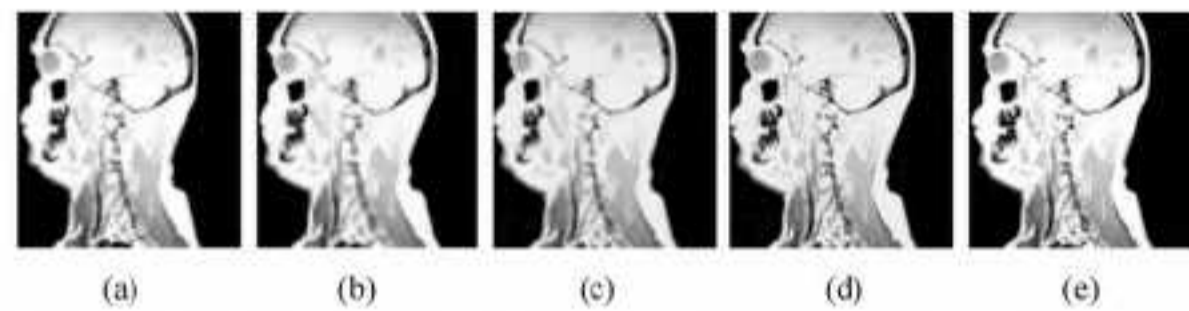


图 6 MRI2 恢复

表 1 几种不同方法恢复图像的性能数值

| 测试图片 | 方法 | PSNR(db) | SSIM | MSSIM |
|------|------------------------|----------|--------|---------|
| CT1 | Freeman ^[4] | 25.1409 | 0.9707 | 0.7744 |
| | Bicubic | 26.9718 | 0.9812 | 0.8313 |
| | Yang ^[6] | 27.5192 | 0.9835 | 0.8436 |
| | 本文算法 | 28.2864 | 0.9863 | 0.8628 |
| CT2 | Freeman ^[4] | 25.0423 | 0.9651 | 0.8634 |
| | Bicubic | 27.2404 | 0.9798 | 0.9069 |
| | Yang ^[6] | 27.9817 | 0.9834 | 0.9222 |
| | 本文算法 | 28.6644 | 0.9851 | 0.9317 |
| CT3 | Freeman ^[4] | 25.6323 | 0.9803 | 0.8126 |
| | Bicubic | 26.1443 | 0.9907 | 0.8928 |
| | Yang ^[6] | 28.2512 | 0.9928 | 0.9184 |
| | 本文算法 | 29.2971 | 0.9940 | 0.9321 |
| MRI1 | Freeman ^[4] | 19.1107 | 0.9138 | 0.6695 |
| | Bicubic | 20.3128 | 0.9367 | 0.7446 |
| | Yang ^[6] | 20.8746 | 0.9447 | 0.8102 |
| | 本文算法 | 21.4798 | 0.9532 | 0.79621 |
| MRI2 | Freeman ^[4] | 23.5768 | 0.9775 | 0.7432 |
| | Bicubic | 25.6280 | 0.9857 | 0.8251 |
| | Yang ^[6] | 26.4712 | 0.9879 | 0.8439 |
| | 本文算法 | 27.2923 | 0.9904 | 0.8642 |
| MRI3 | Freeman ^[4] | 25.7284 | 0.9612 | 0.7448 |
| | Bicubic | 25.6280 | 0.9857 | 0.8251 |
| | Yang ^[6] | 26.3412 | 0.9871 | 0.8439 |
| | 本文算法 | 27.2923 | 0.9904 | 0.8642 |

结束语 本文提出了一种基于组稀疏的单帧医学图像超分辨算法, 结合 Group Lasso 和 K-SVD, 提出了一种新的字典的训练算法。考虑到医学图像的结构, 首先通过低分辨率图像和低分辨率稀疏字典求得组稀疏系统, 从而进一步重构高分辨率图像。采用一些真实的 CT 图像和 MRI 图像作为测试图像, 由实验结果可以看出本文算法在性能指标上比其它几种方法更高。

参考文献

- [1] Farsiu S, Robinson D, Elad M. Fast and robust multiframe su-

per-resolution[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2004, 13(10): 1327-1344

- [2] Park S, Park M, Kang M. Super-resolution image reconstruction; a technical overview[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2003, 20(3): 21-36
- [3] Li X, Hu Y, Gao X, et al. A multi-frame image super-resolution method[J]. Signal Processing, 2010, 90(2): 405-414
- [4] Freeman W, Jones T, Pasztor E. Example-based super-resolution IEEE Computer Example-based super-resolution[J]. Computer Graphics and Applications, 2002, 22(2): 56-65
- [5] Yang J, Wright J, Huang T. Image Super-Resolution as Sparse Representation of Raw Image Patches[C] // 26th IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Washington, DC USA: 2008: 1-8
- [6] Yang J, Wright J, Huang T. Image super-resolution via sparse representation [J]. IEEE Transaction on Image Processing, 2010, 19(11): 2861-2873
- [7] Yang S, Sun Y, Chen Y, et al. Structural similarity regularized and sparse coding based super-resolution for medical images[J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2012(7): 579-590
- [8] Liu H, Li S, Yin H. Infrared surveillance image super resolution via group sparse representation [J]. Optics Communications, 2013(289): 45-52
- [9] 李民. 基于稀疏表示的超分辨率重建和图像修复研究[D]. 电子科技大学, 2011
- [10] 路锦正, 张启衡, 徐智勇, 等. 超完备稀疏表示的图像超分辨率重构方法[J]. 系统工程与电子技术, 2012, 34(2): 403-408
- [11] Huang J, Zhang T. The benefit of group sparsity[J]. Ann Statist, 2010, 38(4): 1978-2004
- [12] Majumdar A, Ward R. Fast group sparse classification[J]. Canadian Journal of Electrical and Computer Engineering, 2009, 34(4): 136-144
- [13] Li S, Yin H, Fang L. Group-Sparse Representation With Dictionary Learning for Medical Image Denoising and Fusion[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2012, 12(59): 3450-3459
- [14] Elad M, Aharon M. Image denoising via learned dictionaries and sparse representation[C] // Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington, DC USA: 2006: 895-900
- [15] Aharon M, Elad M, Bruckstein A. The K-SVD: An Algorithm for Designing Overcomplete Dictionaries for Sparse Representation[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2006, 54(11): 4311-4322
- [16] Channappayya S, Bovik A. Rate bounds on SSIM index of quantized images[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2008, 17(9): 1624-1639