

一种改进的单帧磁共振图像超分辨率算法

褚晶辉, 胡风硕, 张佳祺, 吕卫*

天津大学电气自动化与信息工程学院, 天津 300072

摘要 医学图像处理是图像处理领域的重点和难点, 细节丰富的清晰图像有助于协助专家和计算机辅助诊断。针对磁共振医学图像的特点, 提出一种结合小波特征和聚类字典的单帧超分辨率重建方法。在训练阶段, 首先分别提取低分辨率图像的多尺度小波特征和高分辨率图像的高频特征, 将高低分辨率特征图重叠分块, 然后利用 K 均值算法将特征块聚类, 使用 K 奇异值分解分别训练每一类特征块的高低分辨率字典, 形成映射关系; 在重建阶段, 提取低分辨率图像特征块并分类, 使用该字典原子进行重建。最后, 引入迭代反投影算法进行后处理, 以进一步提高重建质量。实验结果显示, 该算法在内部、外部数据集上, 视觉和量化指标都有较好表现, 并优于同类算法。

关键词 图像处理; 超分辨率; 小波特征; 聚类字典; 磁共振图像

中图分类号 TP391.41

文献标识码 A

doi: 10.3788/LOP55.051009

An Improved Single-Frame Super-Resolution Algorithm for Magnetic Resonance Image

Chu Jinghui, Hu Fengshuo, Zhang Jiaqi, Lü Wei

School of Electrical and Information Engineering, Tianjin University, Tianjin 300072, China

Abstract Medical image processing is an important and key problem in image processing. High-resolution images with abundant details contribute to assisting physicians and computer aided diagnosis programs. According to the characteristics of magnetic resonance images, we propose a single-frame super-resolution reconstruction method based on wavelet features and clustered dictionaries. In the training phase, the multiscale wavelet features of low-resolution images and all high-frequency components of high-resolution images are extracted, and all of these feature images are overlapping and separated into patches. Then, K -means algorithm is used to cluster feature patches into several classes, for each class a pair of dictionaries is learned using K -singular value decomposition. In the reconstruction phase, each low-resolution patch is classified and sparsely represented with its corresponding dictionary atoms. Iterative back projection is used for post-processing to further improve the reconstruction quality. Experimental results show that the proposed method outperforms other main-stream methods, both visually and quantitatively.

Key words image processing; super-resolution; wavelet feature; clustered dictionary; magnetic resonance image

OCIS codes 100.2000; 100.6640; 100.7410

1 引言

磁共振成像技术因其对被扫描对象的无创性和对软组织的多层成像能力, 近年来在医学诊断领域得到广泛应用。磁共振技术的出现和改进为脑瘤、心血管疾病、乳腺癌等疾病的早期诊断带来了突破。然而, 如何从低采样数据重建磁共振图像仍然是当前难题^[1]。为了解决这一问题, 一些研究者将超分

分辨率重建技术引入到磁共振图像重建问题中, 以获得更高的分辨率。

从图像处理角度出发, 超分辨率重建指利用一幅或者多幅低分辨率(LR)的图像, 结合特定的方法, 来估计频率信息大于光学成像系统截止频率的高分辨率(HR)图像的过程^[2]。单帧图像超分辨率重建方法主要可以划分为基于插值的方法、基于重建的方法和基于学习的方法^[3]。基于插值的方法非

收稿日期: 2017-10-18; 收到修改稿日期: 2017-11-13

基金项目: 国家自然科学基金(61271069)

作者简介: 褚晶辉(1969—), 女, 博士, 副教授, 硕士生导师, 主要从事模式识别方面的研究。E-mail: cjh@tju.edu.cn

* 通信联系人。E-mail: luwei@tju.edu.cn

常直观且简单易行,但高频细节缺失的现象非常明显,造成图像模糊;基于重建的方法为超分辨率重建问题人为约束地加入先验知识以保留更多图像细节,然而先验假设的选择因实际问题的多样性而异常困难;基于学习的方法在基于重建的方法的思想基础上,利用机器学习的方法去学习当前超分辨率问题的先验知识,为利用低采样数据恢复高频信息提供了新思路,成为近几年的研究热点。基于学习的方法有两个核心问题:学习模型的构建和数据集的生成。Yang 等^[4-5]提出一种基于稀疏表示模型的超分辨率方法,该方法假设低分辨率块可以通过过完备字典被训练集稀疏线性表示。Zeyde 等^[6]在提取高斯和拉普拉斯两种十字方向特征的基础上将主成分分析法(PCA)和自助抽样法引入到稀疏表示框架,减少了计算复杂度,同时提高了重建的稳健性;然而,该方法所提特征比较传统,不能有效地抽象医学图像的非局部特征。Dong 等^[7]提出了一种基于卷积神经网络(CNN)的方法,该方法认为基于稀疏表示的超分辨率方法与深度卷积网络存在相通性,特征块提取、非线性映射、重建三个过程可以被同时建模为 CNN 的三个神经层。肖进胜等^[8]在此基础上加入了池化层并调节若干参数,在提高了训练效果的同时减少了训练时间。但该类方法依赖于大数据量,在小数据量情况下,如医学图像处理任务中,性能一般且泛化能力较差^[9]。

以上述自然图像上的超分辨率方法为基础,针对磁共振图像不同区域间差别显著的特点,本文提出一种基于平稳多尺度小波变换抽象非局部特征与聚类训练字典的方法,并在重建末端引入迭代反投影进一步提高重建效果。通过对比实验,选择各阶段最佳参数,最终实现了一个完整的针对磁共振图像的单帧图像超分辨率重建算法架构。同时,在内

外部测试集上的重建实验表明,本文算法具有显著的有效性和泛化性。

2 算法原理

本文所提出的超分辨率重建算法框架可分为训练阶段和重建阶段,其中,训练阶段主要包括提取小波特征和构建聚类字典两大步骤。

2.1 提取小波特征

磁共振图像超分辨率重建的目的是获得具有丰富细节的高质量图片辅助专家或计算机诊断,因而,如何恢复高频信息是研究的核心问题。小波变换拥有优异的时域和频域局部化能力、方向选择能力和与人眼视觉特性相符的多分辨率分析能力^[10]。因此,选择较传统方法中的高斯特征和拉普拉斯特征更适合的小波特征,以提取磁共振图像除水平和竖直方向信息之外的多尺度非邻域信息。

小波的多分辨率表达能力来自多阶分解。采用平稳小波变换(SWT)^[11]提取低分辨率图像的一阶小波共生特征和二阶小波统计特征。有两点原因:1) 使用 SWT,是因为相比于更传统的离散小波变换(DWT),SWT 在信号滤波后不进行下采样,保留了冗余及旋转不变性,避免了采样失真,适合于本算法的超分辨率任务;2) 没有进行更高阶的小波分解,是因为对于磁共振图像两阶分解最为合适,更深层次的分解中子带能量分量将趋于 0。

在小波变换工程中存在多种小波基可供选择,然而,没有明确的技术或参数指导这种选择^[12]。Ngu 等^[13]对小波基选择方法进行了深入研究,并指出通过小波的紧致性、对称性和正交性可以减少基选择范围,在图像去噪领域推荐尝试 Haar、Daubechies 和 Symlet 小波簇。平稳小波变换提取特征的样例如图 1 所示。

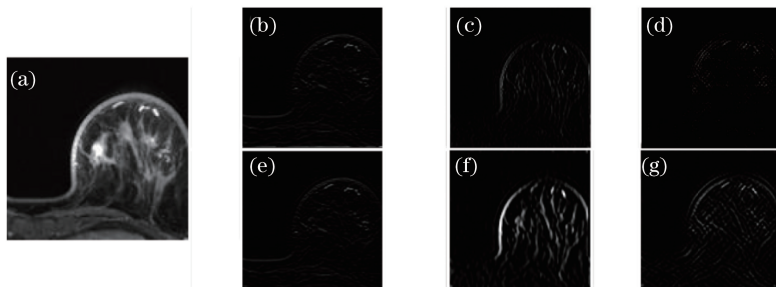


图 1 内部数据库样例上平稳小波变换特征(db2 小波基)。(a)原图;(b)~(d) 1 阶小波变换的水平方向高频、竖直方向高频、对角方向高频;(e)~(g) 2 阶小波变换的水平方向高频、竖直方向高频、对角方向高频

Fig. 1 An example of stationary wavelet transform using db2 in internal dataset. (a) Original image; (b)-(d) horizontal, vertical, diagonal high frequency of 1-level SWT; (e)-(g) horizontal, vertical, diagonal high frequency of 2-level SWT

2.2 构建聚类字典

第一步,训练集构建。将训练用的每张高分辨率图像 $\{x_h^i\}$ 经过双立方插值下采样,缩小至 $1/s$,作为低分辨率图像 $\{x_l^i\}$,其中下标 h 和 l 分别指代高、低分辨率,上标 j 指代图像序号。高、低分辨率图像共同形成本文实验的初始训练集。

第二步,提取特征并重叠区块。对低分辨率图像 $\{x_l^i\}$ 在选定小波基下使用平稳小波变换提取小波特征,每张低分辨率图像生成如图1所示的6张等大小高频特征图。因为通常人们对于图像中的高频分量更加敏感^[14],所以采用高频滤波器提取高分辨率图像 $\{x_h^i\}$ 的全部高频特征。在高低分辨率特征图上滑动重叠取块^[6],如图2所示,以窗尺寸(块尺寸为长和宽、窗尺寸减1作为重叠长度)做取块操作,即滑动窗从中心坐标 $(0,0)$ 的位置开始,每次前移1个像素,扫描完一行则列坐标+1继续行扫描,获得每个像素点位置的6个低分辨率特征块与1个高分辨率特征块 $\{p_l^{i^1}, p_l^{i^2}, p_l^{i^3}, p_l^{i^4}, p_l^{i^5}, p_l^{i^6}, p_h^i\}$,6个低分辨率特征块相连并与高分辨率特征块配对,生成特征块对 $\{p_l^i, p_h^i\}$,其中上标 i 代表块序号。

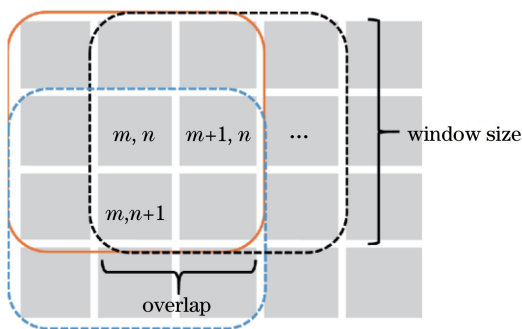


图2 重叠区块操作示意图

Fig. 2 Demonstration of overlapping separating

第三步,特征块聚类。磁共振图像不同区域间存在视觉可见的特征差异。针对这一特点,本文方法对特征块做 K 均值聚类处理,尝试为每个区域训练更加准确的过完备字典。 K 均值算法^[15]基于非监督学习,依据特征相似度聚类特征块运行,不需要任何待处理数据的先验知识,唯一需要考虑的是聚类数量 k 。 K 均值聚类随机选择 k 个特征块作为初始聚类中心。在之后每次迭代中,全部待聚类特征块按照到 k 个聚类中心的欧氏距离被分配到 k 个类别中。之后重新计算每类特征块的质心,重复迭代直到达到预定收敛条件,输出 k 个聚类中心和每个特征块的所属类别。

第四步,训练聚类字典。压缩感知理论表明,在适当条件下欠采样图片可利用稀疏表示的方法正确复原^[5]。在稀疏表示模型中,图像 $\mathbf{X} \in \mathbf{R}^n$ 可表示为

$$\mathbf{X} \approx \mathbf{B}\boldsymbol{\alpha}, \quad \|\boldsymbol{\alpha}\|_0 \ll m, \quad (1)$$

式中 $\mathbf{B} \in \mathbf{R}^{n \times m}$ 为 m ($m < n$)个原子数的冗余字典, $\boldsymbol{\alpha} \in \mathbf{R}^m$ 表示稀疏向量,满足大多数 α 系数等于0。应用到超分辨率重建问题中,对于每个低分辨率图像 x_l^i ,稀疏表示可由求解下式获得:

$$\min_{\mathbf{B}, \boldsymbol{\alpha}^j} \sum_{j=1}^m \|\mathbf{x}_l^i - \mathbf{B}\boldsymbol{\alpha}^j\|_2^2 + \lambda \sum_{j=1}^m \|\boldsymbol{\alpha}^j\|_1, \quad (2)$$

式中第一项约束重建的准确性,第二项控制系数的稀疏程度,正数 λ 用于平衡两项约束之间的权重。经典联合字典学习超分辨率算法^[5-6,16]的核心思想是在可控误差 e 下,高低分辨率块可通过各自字典共享稀疏系数。训练低分辨率字典时,采用交替优化变量的策略求解(2)式。即给定初始矩阵 \mathbf{B}_0 ,先固定字典 \mathbf{B} 引用传统套索算法(LASSO)^[17]求解,以获得每个 \mathbf{x}^j 对应的最佳 $\boldsymbol{\alpha}^j$,再采用 K 奇异值分解算法(K-SVD)^[18]固定稀疏系数 $\boldsymbol{\alpha}^j$ 更新字典 \mathbf{B} 。两步骤交替迭代求解出(2)式。训练高分辨率字典时,如(1)式所示,高分辨率特征块 p_h^i 可以由高分辨率字典 \mathbf{B}_h 和稀疏向量 $\boldsymbol{\alpha}^i$ 相乘得到, \mathbf{A} 、 \mathbf{P} 分别表示稀疏向量 $\boldsymbol{\alpha}$ 和特征块向量 \mathbf{p} 组成的矩阵如(3)式推导,采用伪逆矩阵方法^[6]可直接计算得到对应的高分辨率字典,免去高低分辨率字典联合训练的步骤,进一步提高训练速度和重建质量。

$$\begin{aligned} \mathbf{B}_h &= \operatorname{argmin}_{\mathbf{B}_h} \sum_i \|\mathbf{p}_h^i - \mathbf{B}_h \boldsymbol{\alpha}^i\|_2^2 = \\ & \operatorname{argmin}_{\mathbf{B}_h} \|\mathbf{P}_h - \mathbf{B}_h \mathbf{A}\|_F^2 = \\ & \mathbf{P}_h \mathbf{A}^+ = \mathbf{P}_h \mathbf{A}^T (\mathbf{A} \mathbf{A}^T)^{-1}. \end{aligned} \quad (3)$$

2.3 重建与后处理

第一步,待重建的低分辨率图像 $\{x_l^i\}$ 进行与训练阶段相同的预处理方法,即下采样—插值放大—小波特征提取—重叠分块。

第二步,计算每个低分辨率特征块与 k 个聚类质心的欧氏距离,将每一块划分入距离最小的类别。

第三步,对属于第 k 类的低分辨率特征块 $\{p_l^i\}$,使用该类已训练好的低分辨率字典 \mathbf{B}_l^k ,用正交匹配跟踪的方法^[19]计算稀疏向量 $\{\boldsymbol{\alpha}^i\}$ 。 $\{\boldsymbol{\alpha}^i\}$ 与对应高分辨率字典 \mathbf{B}_h^k 相乘得高分辨率块 $\{p_h^i\}$ 。

第四步,将每一张图像全部的高分辨率块 $\{p_h^i\}$ 聚合,重叠部分取像素均值,得到重建的高分辨率图像 $\{x_h^i\}$ 。

第五步,引入迭代反投影法^[20]作为算法后处理

步骤,进一步优化重建图像与原始图像之间的相似度。该方法中,先将待估计高分辨率图像 x_h 缩小,以模拟自然降质过程,该步骤称为投影。形成的低分辨率图像 x_l^t (t 表示迭代次数)与原始低分辨率图像 x_l 作差,通过(4)式将该残差反投影到待估计的

高分辨率图像。重复迭代规程直至满足终止条件,并输出最终超分辨率图像 x_h' 。

$$x_h^{t+1} = x_h^t + H^{\text{BP}}(x_l^t - x_l), \quad (4)$$

式中 H^{BP} 表示反投影。

综上所述,本文算法整体框架如图 3 所示。

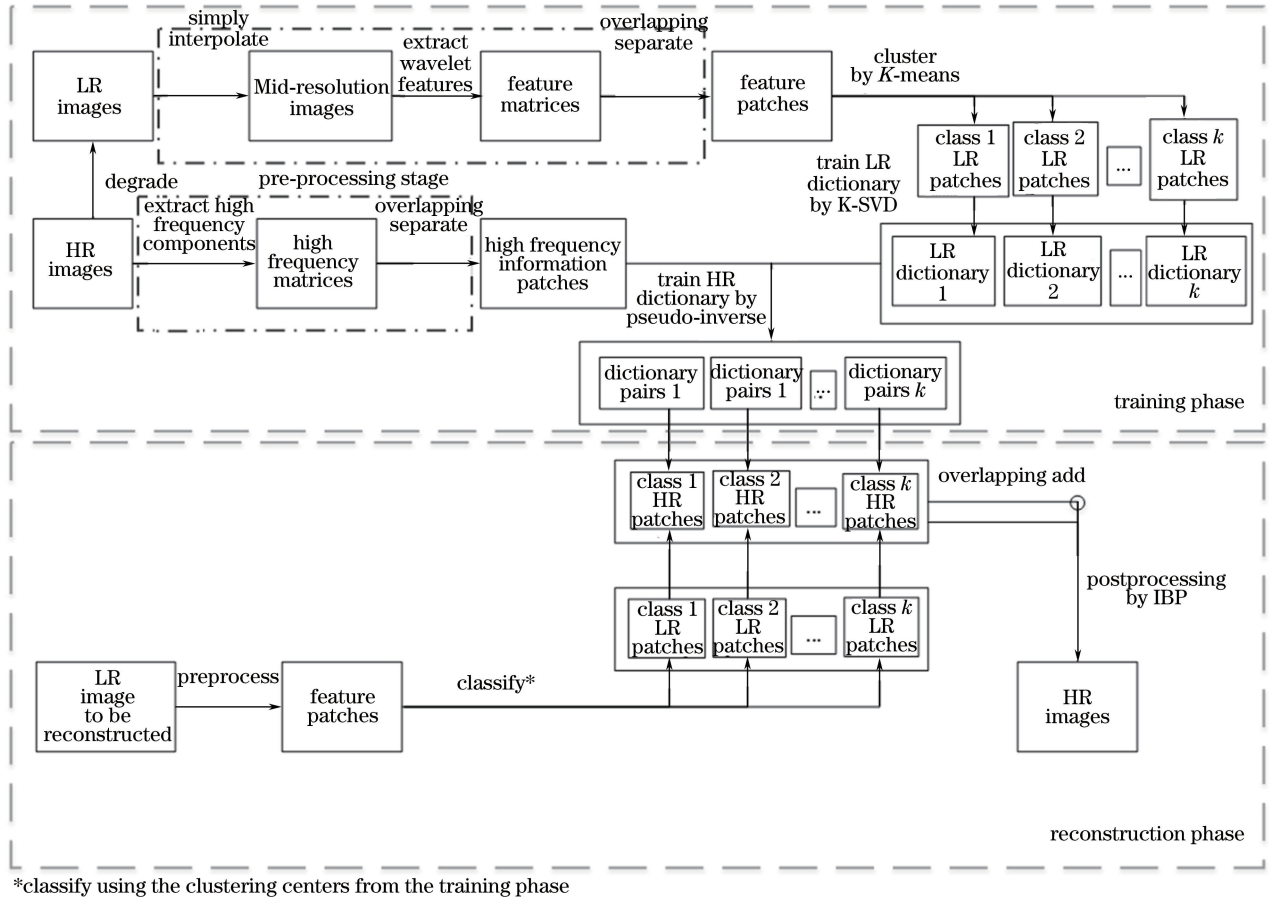


图 3 本文算法的整体框架

Fig. 3 Framework of proposed super-resolution method

3 实验结果

3.1 数据集与评价指标

本文实验数据集包括内部的封闭数据集和外部的公开数据集。内部数据集采集自山东省肿瘤医院,包含 30 位病人的约 20000 张原始高分辨率磁共振图像;外部数据集来自一位病人的 120 张动态对比增强磁共振图像(DCE-MRI)图像,该集合可从 wiki.cancerimagingarchive.net^[21] 获取。

实验所需训练集是从其中 20 位病人的图像中随机抽取的 240 张图片,涵盖了 $120 \text{ pixel} \times 120 \text{ pixel}$ 、 $352 \text{ pixel} \times 352 \text{ pixel}$ 、 $512 \text{ pixel} \times 512 \text{ pixel}$ 三种尺寸和不同扫描参数。为验证算法的有效性和泛化性,本文算法训练的模型在内部和外部测试集均进行实验效

果对比。内部测试集是从内部数据集中未参与训练的 10 位病人的图像中随机选取的 24 幅图像。外部测试集则使用外部数据集中的全部 120 张图像。

实验采用峰值信噪比(PSNR)、结构相似度(SSIM)^[22-23]、2 范数相对误差(RLNE)^[24]、边缘保留度(EPI)^[25] 指标综合考量算法的效果。

$$R_{\text{PSNR}} = 20 \lg \left\{ \frac{255}{\sqrt{1/(M \times N) \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} [f'(a, b) - f(a, b)]^2}} \right\}, \quad (5)$$

式中 $f(a, b)$ 和 $f'(a, b)$ 分别代表原图和重建图, $M \times N$ 代表空间分辨率。PSNR 值越高表示重建效果越好。

SSIM 对原图和重建图的相似程度进行估计, 与人眼判别具有一致性。

$$R_{\text{SSIM}}(a, b) = \frac{(2\mu_a\mu_b + C_1)(2\sigma_a\sigma_b + C_2)}{(\mu_a^2 + \mu_b^2 + C_1)(\sigma_a^2 + \sigma_b^2 + C_2)}, \quad (6)$$

式中 μ 代表均值, σ 代表标准差。为避免分母趋于 0 造成不稳定现象, 添加较小常数 C_1 和 C_2 , 推荐设为常用值 $C_1 = (0.01 \times 255)^2$, $C_2 = (0.03 \times 255)^2$ 。

$$R_{\text{EPI}} = \frac{\sum_{a=0}^{M-1} \sum_{b=0}^{N-1} \left[\begin{array}{l} |f'(a, b) - f'(a-1, b-1)| + |f'(a, b) - f'(a-1, b)| + \\ |f'(a, b) - f'(a-1, b+1)| + |f'(a, b) - f'(a, b-1)| + \\ |f'(a, b) - f'(a, b+1)| + |f'(a, b) - f'(a+1, b-1)| + \\ |f'(a, b) - f'(a+1, b)| + |f'(a, b) - f'(a+1, b+1)| \end{array} \right]}{\sum_{a=0}^{M-1} \sum_{b=0}^{N-1} \left[\begin{array}{l} |f(a, b) - f(a-1, b-1)| + |f(a, b) - f(a-1, b)| + \\ |f(a, b) - f(a-1, b+1)| + |f(a, b) - f(a, b-1)| + \\ |f(a, b) - f(a, b+1)| + |f(a, b) - f(a+1, b-1)| + \\ |f(a, b) - f(a+1, b)| + |f(a, b) - f(a+1, b+1)| \end{array} \right]}. \quad (8)$$

3.2 参数设置

Yang 等^[5]的算法中默认将低分辨率特征块尺寸设为 5 pixel×5 pixel(重叠 4 pixel×4 pixel), 字典原子数设为 1024; Zeyde 等^[6]的算法中设置块尺寸为 3 pixel×3 pixel(重叠 2 pixel×2 pixel), 字典原子数为 1000; He 等^[16]算法块尺寸设置为 7 pixel×7 pixel(重叠 6 pixel×6 pixel), 并在算法中能自适应地将 1024 的字典原子数降低到 771, 且保有相同重建效果。然而经过实验, 该参数对不同的实验框架和数据集不具有单一稳定性, 故针对不同实验框架, 应选取的最优特征块尺寸和原子数不同。小波簇的选择, 如 2.1 节理论描述, 没有统一的标准, 需要具体问题具体分析。故本文采用控制变量的方法寻找最优参数。待定参数包括特征块大小、字典原子数、聚类数以及小波基选择。在通用的 Shepp-Logan 模型上的对比实验的结果记录如表 1~4 所示。

表 1 不同特征块大小效果比较(3 倍放大、字典原子数 500、聚类数量 3、小波基 db2)

Table 1 Comparison of different patch sizes (3×upscaling, dictionary size 500, clustering number 3, wavelet base db2)

Window size / (pixel×pixel)	PSNR	SSIM	RLNE	EPI
2×2	28.4266	0.9939	0.0232	1.3792
3×3	28.5170	0.9941	0.0228	1.3618
5×5	28.3959	0.9935	0.0234	1.3691
7×7	28.2219	0.9933	0.0239	1.3858

RLNE 测量两张图像的结构差异度, 越小的值代表越小的结构重建误差。

$$R_{\text{RLNE}} = \frac{\sum_{a=0}^{M-1} \sum_{b=0}^{N-1} [f'(a, b) - f(a, b)]^2}{\sum_{a=0}^{M-1} \sum_{b=0}^{N-1} f(a, b)^2}. \quad (7)$$

EPI 衡量边缘信息差异, 越大的值代表越好的边缘保留程度。

表 2 不同字典原子数效果比较(3 倍放大、块尺寸 3 pixel×3 pixel、聚类数量 3、小波基 db2)

Table 2 Comparison of different dictionary sizes (3×upscaling, patch size 3 pixel×3 pixel, clustering number 3, wavelet base db2)

Dictionary size	PSNR	SSIM	RLNE	EPI
2000	28.6238	0.9945	0.0222	1.4045
1000	28.6330	0.9945	0.0222	1.3779
500	28.5170	0.9941	0.0228	1.3618
100	28.2422	0.9928	0.0242	1.3657

表 3 不同聚类数效果比较(3 倍放大、块尺寸 3 pixel×3 pixel、字典原子数 1000、小波基 db2)

Table 3 Comparison of different clustering numbers (3×upscaling, patch size 3 pixel×3 pixel, dictionary size 1000, wavelet base db2)

Clustering number	PSNR	SSIM	RLNE	EPI
3	28.6330	0.9945	0.0222	1.3779
4	28.5408	0.9941	0.0226	1.3657
5	28.5996	0.9943	0.0223	1.3807

综合考虑不同参数的重建结果、算法速度与内存消耗等因素, 本文算法选用的最优参数: 特征块尺寸 3 pixel×3 pixel(重叠 2 pixel×2 pixel), 字典原子数为 1000, 聚类数为 3。由表 4 可知, haar、dbN、symN 三类小波簇重建效果较好, 其中 haar 表现最优。考虑到 Shepp-Logan 模型的理想化, 选择综合性能次优的 db2 和 sym4 特征作为补充。

表 4 不同小波基效果比较(3 倍放大、块尺寸 3 pixel×3 pixel、字典原子数 1000、聚类数量 3)

Table 4 Comparison of different wavelet bases (3×upscaling, patch size 3 pixel×3 pixel, dictionary size 1000, clustering number 3)

Index	haar	db2	db3	db4	sym2	sym3	sym4	sym6	sym8	coif1	coif2	dmey
PSNR	28.7574	28.6330	28.5366	28.6411	28.5444	28.6124	28.5836	28.5155	28.4995	28.5814	28.603	28.3491
SSIM	0.9949	0.9945	0.9941	0.9943	0.9941	0.9943	0.9945	0.9942	0.9941	0.9945	0.9941	0.9938
RLNE	0.0215	0.0222	0.0227	0.0221	0.0226	0.0223	0.0224	0.0228	0.0228	0.0224	0.0223	0.0237
EPI	1.3583	1.3657	1.3728	1.3576	1.3690	1.3561	1.3675	1.3671	1.3777	1.3701	1.3575	1.3766

3.3 结果分析

参数依上述实验结论选取,以 3 倍的放大倍数为例,与双线性插值、Yang 等^[5]的算法、Zeyde 等^[6]的算法、Dong 等^[7]的基于卷积神经网络的超分辨率

(SRCNN)算法进行比较。几种算法都在 3.1 节所述的 20 位病人训练集上训练,并在内外部测试集上作对比,实验结果如表 5 所示。为检验后处理的作用,表中也列出了本文方法在后处理前后的实验结果。

表 5 不同重建方法的 3 倍重建效果比较

Table 5 Comparison of 3×upscaling reconstruction effect of different methods

Algorithm	MRI				DCE-MRI			
	PSNR	SSIM	EPI	RLNE	PSNR	SSIM	EPI	RLNE
Bicubic interpolation	30.1714	0.8817	0.4475	0.0348	32.4535	0.8854	0.5003	0.0094
Ref. [5]	31.2093	0.8945	0.5570	0.0274	33.8091	0.8923	0.5718	0.0070
Ref. [6]	31.5505	0.9025	0.5641	0.0254	34.2530	0.9059	0.6290	0.0062
Ref. [7]	31.7256	0.8984	0.5820	0.0330	34.0285	0.8698	0.6237	0.0148
db2	31.7225	0.9040	0.5721	0.0244	34.3888	0.9066	0.6343	0.0060
haar	31.7220	0.9036	0.5740	0.0245	34.5002	0.9072	0.6343	0.0058
sym4	31.7052	0.9041	0.5705	0.0244	34.3643	0.9066	0.6356	0.0061
db2_IBP	31.8756	0.9089	0.6141	0.0238	34.6785	0.9135	0.6831	0.0056
haar_IBP	31.8918	0.9088	0.6147	0.0240	34.5985	0.9104	0.6897	0.0057
sym4_IBP	31.8480	0.9089	0.6155	0.0237	34.4396	0.9094	0.6897	0.0060

本文方法的 PSNR 值较改进前的 Zeyde 等^[6]的方法在内外部测试集分别获得了 0.34 dB 和 0.42 dB 的提升,较 SRCNN 获得了 0.17 dB 和 0.65 dB 的提升,说明本文方法在外部数据集上有更好的泛化性和

稳健性。视觉效果对比示例如图 4 所示,Yang 等^[5]、Zeyde 等^[6]和 SRCNN 方法在 MRI 重建上的视觉效果相差不大,本文方法较其他方法能提供更丰富的细节信息。

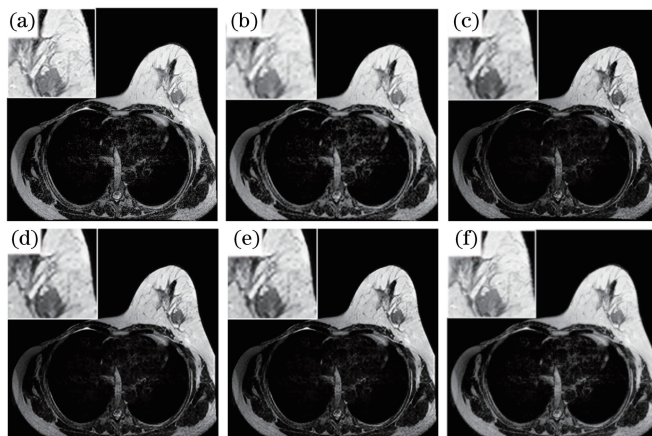


图 4 重建 3 倍效果的视觉比较。(a)原图;(b)双立方插值;(c)文献[5]方法;(d)文献[6]方法,(e) SRCNN;(f)本文方法(haar 小波)

Fig. 4 Visual comparison of 3×upscaling reconstruction effect. (a) Original image; (b) bicubic interpolation; (c) method in Ref. [5]; (d) method in Ref. [6]; (e) SRCNN; (f) proposed method (with haar)

表 5 中不同的评价指标呈现趋势较为一致的特性,但非绝对,依不同指标三种小波基拥有各自的优势:sym4 小波基在内部测试集拥有最好的综合性能,而 db2 小波基在外部测试集展现出良好的泛化能力,haar 小波基则较为稳定且在内部数据集获得最高的峰值信噪比。

不同于自然图像公开数据库,如 ImageNet^[26],医学图像数据受限于伦理、仪器价格、成像速度等问题,至今没有公开的足够大的数据源支撑复杂的模型训练。基于深度学习超分辨率重建方法在磁共振图像上的优势没有自然图像上明显,且在外部数据集上暴露了小数据集训练复杂模型时容易过拟合的问题。

4 结 论

在基于稀疏表示的超分辨率重建框架基础上,针对磁共振图像的特点,采用小波特征和聚类字典方法建立了一个改进的完整磁共振图像的单帧重建框架,为后续的医师或计算机诊断提供辅助。并在内外部两个测试集上实验验证了本文算法的重建性能,将其与其他主流经典方法进行比较,评价指标显示,本文算法拥有更加优良的有效性和可泛化性。今后,还有三个完善方向:1) 当前算法的重建模型是固定放大倍数的,与实际应用场景存在差异,可以考虑提出一个自适应放大倍数的算法;2) 磁共振图像存在着帧间相关性,可以考虑借鉴视频等多帧配准和超分辨率重建的思想进行研究;3) 基于深度学习框架的算法性能虽受限于数据量,但其强大的端到端整合能力和特征提取能力不可否认,可以考虑深度学习和其他机器学习方法进行融合应用于医学图像重建领域,以兼顾二者优点。

参 考 文 献

- [1] Schultz G. Image reconstruction in MRI [M] // Magnetic Resonance Imaging with Nonlinear Gradient Fields. Wiesbaden: Springer Fachmedien, 2013: 39-101.
- [2] Chen J, Gao H B, Wang W G, *et al.* Methods and applications of image super-resolution restoration[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2015, 52(2): 020004.
陈健, 高慧斌, 王伟国, 等. 图像超分辨率复原方法及应用[J]. 激光与光电子学进展, 2015, 52(2): 020004.
- [3] Sun C, Lü J W, Li J W, *et al.* Method of rapid image super-resolution based on deconvolution [J]. Acta Optica Sinica, 2017, 37(12): 1210004.
孙超, 吕俊伟, 李健伟, 等. 基于去卷积的快速图像超分辨率方法 [J]. 光学学报, 2017, 37(12): 1210004.
- [4] Yang J, Wright J, Huang T, *et al.* Image super-resolution as sparse representation of raw image patches[C] // IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2008: 1-8.
- [5] Yang J, Wright J, Huang T S, *et al.* Image super-resolution via sparse representation [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2010, 19(11): 2861-2873.
- [6] Zeyde R, Elad M, Protter M. On single image scale-up using sparse-representations [C] // International Conference on Curves and Surfaces, Berlin: Springer, 2010: 711-730.
- [7] Dong C, Chen C L, He K, *et al.* Image super-resolution using deep convolutional networks [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2016, 38(2): 295-307.
- [8] Xiao J S, Liu E Y, Zhu L, *et al.* Improved image super-resolution algorithm based on convolutional neural network [J]. Acta Optica Sinica, 2017, 37(3): 0318011.
肖进胜, 刘恩雨, 朱力, 等. 改进的基于卷积神经网络的图像超分辨率算法 [J]. 光学学报, 2017, 37(3): 0318011.
- [9] Tang J L, Chen Z B, Su B H, *et al.* Multi-frame super resolution restoration of low quality face images [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2018, 55(3): 031007.
唐佳林, 陈泽彬, 苏秉华, 等. 低质量人脸图像的超分辨率复原 [J]. 激光与光电子学进展, 2018, 55(3): 031007.
- [10] Talukder A K H, Harada K. 2D image compression using concurrent wavelet transform [C] // International Conference on Graphic and Image Processing, 2011: 170-177.
- [11] Nason G P, Silverman B W. The stationary wavelet transform and some statistical applications [M] // Wavelets and Statistics. New York: Springer, 1995: 918-919.
- [12] Jawahar M, Babu N K C, Vani K. Leather texture classification using wavelet feature extraction technique [C] // IEEE International Conference on Computational Intelligence and Computing Research, 2015: 1-4.
- [13] Ngui W K, Leong M S, Hee L M, *et al.* Wavelet

- analysis: mother wavelet selection methods [J]. *Applied Mechanics & Materials*, 2013, 393: 953-958.
- [14] Zhao J J, Fang Q, Liang Z C, *et al.* Sketch face recognition based on super-resolution reconstruction [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2016, 21(2): 218-224.
赵京晶, 方琪, 梁植程, 等. 超分辨率重建的素描人脸识别[J]. *中国图象图形学报*, 2016, 21(2): 218-224.
- [15] MacQueen J. Some methods for classification and analysis of multivariate observations [C] // *Proceedings of the Fifth Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability*, 1967: 281-297.
- [16] He L, Qi H, Zaretsky R. Beta process joint dictionary learning for coupled feature spaces with application to single image super-resolution [C] // *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2013: 345-352.
- [17] Kukreja S L, Löfberg J, Brenner M J. A least absolute shrinkage and selection operator (LASSO) for nonlinear system identification [J]. *IFAC Proceedings Volumes*, 2006, 39(1): 814-819.
- [18] Aharon M, Elad M, Bruckstein A. K-SVD: an algorithm for designing overcomplete dictionaries for sparse representation [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2006, 54(11): 4311-4322.
- [19] Pati Y C, Rezaiifar R, Krishnaprasad P S. Orthogonal matching pursuit: recursive function approximation with applications to wavelet decomposition [C] // *Conference Record of The Twenty-Seventh Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers*, IEEE, 2002: 40-44.
- [20] Irani M, Peleg S. Improving resolution by image registration [J]. *CVGIP: Graphical Models and Image Processing*, 1991, 53(3): 231-239.
- [21] Huang W, Li X, Chen Y, *et al.* Variations of dynamic contrast-enhanced magnetic resonance imaging in evaluation of breast cancer therapy response: a multicenter data analysis challenge [J]. *Translational Oncology*, 2014, 7(1): 153-166.
- [22] Wang Z, Bovik A C, Sheikh H R, *et al.* Image quality assessment: from error visibility to structural similarity [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2004, 13(4): 600-612.
- [23] Mun S, Fowler J E. Motion-compensated compressed-sensing reconstruction for dynamic MRI [C] // *IEEE International Conference on Image Processing*, 2014: 1006-1010.
- [24] Qu X, Hou Y, Lam F, *et al.* Magnetic resonance image reconstruction from undersampled measurements using a patch-based nonlocal operator [J]. *Medical Image Analysis*, 2014, 18(6): 843-856.
- [25] Sattar F, Floreby L, Salomonsson G, *et al.* Image enhancement based on a nonlinear multiscale method [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1997, 6(6): 888-895.
- [26] Russakovsky O, Deng J, Su H, *et al.* ImageNet large scale visual recognition challenge [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2014, 115(3): 211-252.