

## 自动化技术、计算机技术

# 基于正交匹配追踪算法的急性运动超分辨率图像重构方法

郭瑞芳

(鄂尔多斯应用技术学院,鄂尔多斯 017000)

**摘要** 采用当前急性运动中超分辨率图像重构方法得到的重构图像存在全局误差,导致重构图像质量低下,重构效果不佳。为此,提出一种新的急性运动中超分辨率图像重构方法,设计急性运动中超分辨率图像重构模型,将小波稀疏字典作为急性运动中超分辨率图像重构的理论依据。将低分辨率急性运动图像分割成低分辨率图像块,对无噪高分辨率急性运动图像块相应的无噪低分辨率图像块进行分析。通过OMP方法对稀疏系数求解,依据得到的稀疏系数估计出高分辨率急性运动图像块的高频小波系数,将高分辨率小波系数急性运动图像块返回高分辨率小波系数急性运动图像,通过逆小波变换得到最终的高分辨率图像,对全局误差进行修正。实验结果表明,采用所提方法得到的重构图像质量高,重构效果好。

**关键词** 急性运动 超分辨率图像 重构

**中图法分类号** TP391.41; **文献标志码** A

超分辨率图像重构就是通过一幅或一系列低分辨率图像形成相应的高分辨率图像的过程,在超分辨率图像重构的同时还可以滤除噪声<sup>[1-3]</sup>。超分辨率技术被广泛应用于军事与民用的视觉领域中,急性运动分辨率通常较低,为了获取高分辨率的急性运动图像,图像需对其进行重构<sup>[4-6]</sup>。

文献[7]提出一种基于马尔科夫方法的急性运动中超分辨率图像重构方法,该方法利用马尔科夫网络对大量超分辨率图像和相应的低分辨率图像的映射关系进行学习,将最近邻高分辨率图像块作为超分辨的输出,该方法实现过程简单,但需要大量的样本图像;文献[8]提出一种基于K近邻的邻域嵌入法对急性运动中超分辨率图像进行重构,该方法依据超分辨率图像块之间的相似流形,通过K个近邻系数结合图像块线性组合成超分辨图像,该方法效率较高,但对于解的最优化,固定K值有欠拟合或过拟合的弊端;文献[9]提出一种基于小波算法的急性运动超分辨率图像重构方法,该方法直接从输入图像中重构出超分辨率图像,易于实现,但由于小波基自身具有冗余性,大大限制了对不同模糊退

化图像的超分辨重构能力;文献[10]提出一种基于局部线性嵌入法的急性运动超分辨率图像重构方法,该方法首先寻找部分低分辨率图像块,使得待处理低分辨率图像块在上述低分辨率图像块的线性表达上误差最小,再将该表达结果视为超分辨率重构图像块。该方法重构效果好,但效率较低。

针对上述方法的弊端,提出一种新的急性运动超分辨率图像重构方法,设计急性运动超分辨率图像重构模型,在此基础上通过小波稀疏字典方法对急性运动超分辨率图像进行重构。实验结果表明,采用所提方法得到的重构图像质量高,重构效果好。

## 1 急性运动超分辨率图像重构方法

依据小波变换的强正交特性与多分辨率分析特性,将小波稀疏字典看作超分辨率重构的稀疏字典,对超分辨率图像进行重构。

### 1.1 急性运动超分辨率图像重构模型设计

急性运动超分辨率图像重构的主要目的是估计超分辨率图像的细节高频信息。依据小波稀疏字典的建立方法可获取小波稀疏字典应用于急性运动超分辨率图像重构的理论依据:高频子带和急性运动图像通过相关低频信息直接相关,也就是估计高分辨率急性运动图像的水平信息部分 LH、竖直信息部分 HL 和对角高频信息部分 HH 可通过急性运动图像的低频信息部分 LL 对应的字典原子与稀疏系数得到。

在小波学习字典中,假设  $y_i$  为第  $i$  个尺寸是

2016年9月27日收到

作者简介:郭瑞芳(1974—),女,内蒙古呼和浩特人,副教授。研究方向:体育教学与运动训练。

引用格式:郭瑞芳. 基于正交匹配追踪算法的急性运动超分辨率图像重构方法研究[J]. 科学技术与工程, 2017, 17(30): 69—73

Guo Ruifang. Super-resolution image reconstruction methods for acute movement based on orthogonal matching pursuit method [J]. Science Technology and Engineering, 2017, 17(30): 69—73

$\sqrt{n} \times \sqrt{n}$  的低分辨率急性运动图像块,  $D_l$  为高分辨率急性运动图像的低频信息稀疏字典, 则稀疏系数  $\alpha^i = [\alpha_{il}, \dots, \alpha_{ik}]^T$  的目标函数如下:

$$\min_{\alpha^i} \|\alpha^i\| \quad \text{s. t.} \quad \|y_i - D_l \alpha^i\|_2^2 \leq \delta_i^2 n \quad (1)$$

式(1)中,  $\delta_i^2$  为噪声方差。

高分辨率急性运动图像块  $X$  的高频小波系数图像块可通过式(2)获取:

$$y_i^h = \sum_{j=1}^K \alpha_{ij} D_h \quad (2)$$

式(2)中,  $D_h$  为高分辨率急性运动图像的高频信息稀疏字典。

则急性运动中高分辨率图像块  $X$  可通过小波逆变换获取。

## 1.2 急性运动中超分辨率图像的重构

在上述分析的基础上, 通过小波稀疏字典方法对急性运动中超分辨率图像进行重构。首先将低分辨率急性运动图像  $Y$  分割成低分辨率图像块  $y_i$ , 将其看作无噪高分辨率急性运动图像块  $x_i$  和噪声  $\eta_i$  的和, 则有:

$$y_i = W_s x_i + \eta_i \quad (3)$$

式(3)中,  $\eta_i \sim N(1, \delta_i^2)$ ;  $W_s$  用于描述  $s/2$  层小波变换换取急性运动图像低频部分算子,  $s$  是 2 的倍数。则急性运动超分辨率图像重构问题可描述如下: 通过高频信息稀疏字典原子  $\{d_j^h\}_{j=1}^K$  和低频信息稀疏字典原子  $\{d_j^l\}_{j=1}^K$  对无噪高分辨率急性运动图像块  $x_i$  进行估计, 令得到的结果  $\hat{x}_i$  和低分辨率急性运动图像块存在相似结构。

下面对与无噪高分辨率急性运动图像块  $x_i$  相应的无噪低分辨率图像块  $y_i$  进行分析。因为  $y_i$  可近似看作无噪高分辨率急性运动图像块  $x_i$  中的小波低频部分, 所以估计的高分辨率急性运动图像块  $\hat{x}_i$  需符合式(4)描述的条件:

$$y_i = W_s \hat{x}_i = W_s \sum_{j=1}^K \alpha_{ij} \begin{bmatrix} d_j^l \\ d_j^h \end{bmatrix} \quad (4)$$

式(4)中, 稀疏系数向量  $\alpha^i = [\alpha_{il}, \dots, \alpha_{ik}]^T$  数据中大部分系数是 0, 非零值有正有负。则低分辨率急性运动图像块  $y_i$  和低分辨率急性运动图像的稀疏字典原子之间的关系等式可描述成:

$$y_i = y_i^l + \eta_i = \sum_{j=1}^K \alpha_{ij} d_j^l + \eta_i \quad (5)$$

为了对低分辨率急性运动图像进行去噪处理, 将式(5)转换成稀疏字典  $D_l$  的等式:

$$y_i - D_l \alpha^i = \eta_i \quad (6)$$

其噪声能量可描述成:

$$\|y_i - D_l \alpha^i\| \leq \delta_i^2 n \quad (7)$$

通过 OMP 方法对稀疏系数  $\alpha^i$  求解, 从而逼近无噪低分辨率急性运动图像块  $y_i^l = D_l \alpha^i$ :

$$\alpha^i = \arg \min_{\alpha^i} \|y_i - D_l \alpha^i\|_2^2 + \lambda \|\alpha^i\|_1 \quad (8)$$

将得到的稀疏系数  $\alpha^i$  代入式(2), 获取能够估计出高分辨率急性运动图像块的高频小波系数  $y_i^h$ 。

将高分辨率小波系数急性运动图像块  $\{y_i\}_{i=1}^M = \{y_i^l, y_i^h\}_{i=1}^M$  返回高分辨率小波系数急性运动图像 LL、HH、HL、LH, 其中, LL 用于描述低分辨率急性运动图像的降噪图像。估计的高分辨率急性运动图像  $\hat{X}$  可依据四幅小波系数图像, 通过逆小波变换得到最终的高分辨率图像:

$$\hat{X} = W^{-1} Y \quad (9)$$

因为得到的高分辨率急性运动图像  $\hat{X}$  是由图像小块构成的, 所以需对全局误差进行修正。针对高分辨率急性运动图像  $X$ , 存在以下目标问题:

$$\min_X \|X - \hat{X}\|_2^2, \quad \text{s. t.} \quad D_s H X = LL \quad (10)$$

该问题可利用迭代向后投影方法进行求解

$$X_{t+1} = X_t + [(LL - D_s H X_t) \uparrow_s] p \quad (11)$$

式(11)中,  $X_t$  为第  $t$  次迭代估计的高分辨率急性运动图像;  $\uparrow_s$  为  $s$  倍上采样因子;  $p$  为对称高斯滤波器。修正的高分辨率急性运动图像  $X$  是通过小波低频图像 LL 返回至估计的高分辨率图像  $\hat{X}$  获取的。如果低分辨率急性运动图像不存在噪声, 则可直接通过低分辨率急性运动图像对高分辨率图像进行修正处理。

## 2 实验结果分析

### 2.1 参数设计

实验将马尔科夫方法和  $K$  近邻方法作为对比, 选择不同类型的急性运动灰度图像作为本文方法、马尔科夫方法和  $K$  近邻方法的训练集, 如图 1 所示。

本文方法、马尔科夫方法和  $K$  近邻方法的参数设置如表 1 所示。

表 1 超分辨率方法的参数设置

Table 1 Super-resolution methods of parameter settings

参数	本文方法	马尔科夫方法	$K$ 近邻方法
交叠像素数	1	2	2
采样方式	均匀	随机	均匀
稀疏度	4	-	6
字典大小	512	-	-



图1 急性运动图像训练集

Fig. 1 Acute movement image training set

表1中,马尔科夫方法和K近邻方法未采样字典,且马尔科夫方法的稀疏度是可变的,所以上述3项为空。

## 2.2 急性运动超分辨率图像重构结果

图2给出了原始图像以及本文方法、马尔科夫方法和K近邻方法的重构结果。

将3种方法重构结果和原始图像进行比较可以发现,马尔科夫方法的重构图像整体模糊,K近邻方法的重构图像部分区域边缘不真实,有较明显的伪迹,而本文方法的重构图像整体逼真,局部更加真实。

## 2.3 重构图像质量比较结果

本节将峰值信噪比(PSNR)和框架相似性SSIM作为衡量重构图像质量的指标。峰值信噪比可通过式(12)和式(13)求出:

$$PSNR = 10 \lg \frac{255^2}{\|r - f\|^2} \quad (12)$$

式(12)中, $r, f$ 分别用于描述原急性运动图像与超分辨图像。依据图像结构表达信息的重要性,为了更加客观地描述急性运动图像边缘与纹理的恢复情况,将较PSNR更有效的框架相似性作为指标对重构图像质量进行衡量,公式描述如下:

$$SSIM_f = \frac{(2\mu_r\mu_f + c_1)(2\delta_{rf} + c_2)}{(\mu_r^2 + \mu_f^2 + c_1)(\sigma_r^2 + \sigma_f^2 + c_2)} \quad (13)$$

式(13)中, $\mu$ 用于描述急性运动图像均值; $\sigma$ 用于描述急性运动图像方差或协方差; $c_1, c_2$ 为能够保证分母非零的小常数。SSIM值最高为1,其值越大,则



图2 原始图像和三种方法的重构结果

Fig. 2 The original image and the result of the three methods of reconstruction

重构图像和参考图像越逼近。分别采用本文方法、马尔科夫方法和K近邻方法对5幅急性运动图像进行超分辨率重构,重构后图像指标比较结果表2。

表2 3种方法重构图像质量比较结果

Table 2 Three ways of reconstruction image quality comparison results

实验序号	本文方法		马尔科夫方法		K近邻方法	
	PSNR/db	SSIM	PSNR/db	SSIM	PSNR/db	SSIM
1	34.499	0.928	33.257	0.806	30.526	0.824
2	35.774	0.965	32.561	0.882	32.179	0.874
3	35.248	0.916	31.658	0.793	32.457	0.816
4	34.269	0.947	32.579	0.824	31.302	0.791
5	25.583	0.953	32.468	0.838	31.967	0.758

分析表2可以看出,在进行的5次实验中,采用本文方法得到的重构图像的峰值信噪比一直高于马尔科夫方法和K近邻方法,且框架相似性也一直高于其他两种方法,说明采用本文方法得到的超分辨率重构图像质量明显优于其他两种方法的重构图像,验证了本文方法的有效性。

## 2.4 重构效果定量评价

在对重构图像视觉信息进行评价时,现选用平均边缘模糊程度指标,其值越小说明边缘扩散程度越小,急性运动超分辨率重构效果越好。

通过后向误差对超分辨率重构图像采样后的图像和待处理低分辨率图像之间的差异  $Er(\tilde{\mathbf{X}})$  对重

构效果进行评价,用  $\mathbf{Y}$  描述待处理低分辨率图像,其尺寸是  $M \times M$ ,用  $\hat{\mathbf{Y}}$  描述超分辨率重构图像采样后的图像,  $\mathbf{y}$  和  $\hat{\mathbf{y}}$  分别为  $\mathbf{Y}$  和  $\hat{\mathbf{Y}}$  所对应的向量,则  $Er(\tilde{\mathbf{X}})$  可通过式(14)求出:

$$Er(\tilde{\mathbf{X}}) = \|\mathbf{y} - \hat{\mathbf{y}}\|_1 / (M \times M) \quad (14)$$

针对实验选用的测试集,分别采用本文方法、马尔科夫方法和  $K$  近邻方法对其进行超分辨率图像重构,得到的结果用表 3 进行描述。

**表 3 3 种方法重构效果定量评价结果**  
**Table 3 Three approaches to reconstructing effect quantitative evaluation result**

实验序号	本文方法		马尔科夫方法		$K$ 近邻方法	
	平均边缘模糊程度/%	平均反向误差	平均边缘模糊程度/%	平均反向误差	平均边缘模糊程度/%	平均反向误差
1	3.29	0.004	7.31	0.023	8.19	1.033
2	3.58	0.012	7.69	0.031	8.26	0.934
3	4.06	0.009	8.14	0.026	7.68	0.925
4	3.94	0.017	8.25	0.034	7.95	1.039
5	3.67	0.008	7.41	0.021	8.07	0.879

分析表 3 可以看出,在 5 次实验中,本文方法重构图像的平均边缘模糊程度最低,最高为 4.06%,低于马尔科夫方法的最低平均边缘模糊程度 7.31 和  $K$  近邻方法的最低平均边缘模糊程度 7.68。且和马尔科夫方法与  $K$  近邻方法相比,本文方法的平均反向误差最低,说明本文方法的重构效果最佳。

### 3 结论

提出一种新的急性运动中超分辨率图像重构方法,设计急性运动中超分辨率图像重构模型。通过 OMP 方法对稀疏系数进行求解,依据得到的稀疏系数获取估计出高分辨率急性运动图像块的高频小波系数,通过逆小波变换得到最终的高分辨率图像。实验结果表明,采用所提方法得到的重构图像质量高,重构效果好。

### 参 考 文 献

- Chavez-Roman H, Ponomaryov V. Super resolution image generation using wavelet domain interpolation with edge extraction via a sparse representation. *IEEE Geoscience & Remote Sensing Letters*, 2014;11(10):1777—1781
- Li T, Thompson M, Tran D. Partial-volume effect correction in positron emission tomography brain scan image using super-resolution image reconstruction. *British Journal of Radiology*, 2014;1046(88):1—9
- 叶宗民,周亚凡,李永新.基于 VPM6467 的红外视频超分辨率重构设计. *舰船科学技术*,2015;37(7):83—87  
Ye Zongmin, Zhou Yafan, Li Yongxin. Design of super-resolution reconstruction for infrared video of ship based on VPM6467. *Ship Science and Technology*, 2015;37(7):83—87
- de Almeida L L, de Paiva M S V, Silva F A D, et al. Super-resolution image created from a sequence of images with application of character recognition. *International Journal of Intelligent Systems & Applications*, 2014;6(1):11—19
- Chen C, Liang H, Zhao S, et al. A novel reconstruction model for multi-frame super-resolution image based on l mix l mix math Container loading Mathjax, prior. *Computers & Electrical Engineering*, 2014;40(8):142—153
- 洪 灵,戴奉周,刘宏伟.一种基于二维运动重构的旋转对称目标拟规则进动参数估计方法. *电子与信息学报*,2014;36(7):1538—1544  
Hong Ling, Dai Fengzhou, Liu Hongwei. An approach for quasi-regularized precession parameters estimation of rotation symmetric object based on two-dimesional motion reconstruction. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2014;36(7):1538—1544
- Zhe L, Jing Y, Lu C, et al. Super-resolution image restoration based on nonlocal sparse coding. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2015;37(3):522—528
- Sundar K J A, Vaithianathan V, Thangadurai G R S, et al. Design and analysis of fusion algorithm for multi-frame super-resolution image reconstruction using framelet. *Defence Science Journal*, 2015;65(4):292—299
- 葛岭岭,张志伟,张婷婷.基于联合正则化的稀疏磁共振图像重构. *电子设计工程*,2015;23(14):166—169  
Ge Lingling, Zhang Zhiwei, Zhang Tingting. Reconstruction of sparse MRI based on compound regularizers. *Electronic Design Engineering*, 2015;23(14):166—169
- 刘绥美,李鹏飞,张 蕾,等.基于稀疏编码字典学习的疵点检测. *西安工程大学学报*,2015;29(5):594—599  
Liu Suimei, Li Pengfei, Zhang Lei, et al. Defect detection based on sparse coding dictionary learning. *Journal of Xi'an Polytechnic University*, 2015;29(5):594—599

## Super-resolution Image Reconstruction Methods for Acute Movement Based on Orthogonal Matching Pursuit Method

GUO Rui-fang

(Ordos Institute of Technology, Ordos 017000, P. R. China)

**[Abstract]** The global error of the reconstructed image is obtained by using the super resolution image reconstruction method in the current acute motion, lead to the reconstruction of image quality is low, reconstruction effect is not good. To this end, a new method of super resolution image reconstruction in acute motion is proposed, design of super resolution image reconstruction model in acute motion, the theoretical basis of super resolution image reconstruction in acute motion with wavelet sparse dictionary. Segmentation of the low resolution acute motion image into a low resolution image block, the image block of the image with no noise and high resolution is analyzed. To solve the sparse coefficients by the OMP method, based on the estimated wavelet coefficients of acute exercise high resolution image block sparse coefficients, the acute high resolution wavelet coefficients of image block return to acute exercise high resolution wavelet coefficients of image by inverse wavelet transform to get the final high resolution image, the global error correction. The experimental results show that the proposed method is of high quality and good reconstruction effect.

**[Key words]** acute exercise      super-resolution image      refactoring