

文章编号 1004-924X(2017)06-1619-08

## 稀疏表示下的噪声图像超分辨率重构

韩玉兰<sup>1</sup>, 赵永平<sup>1\*</sup>, 王启松<sup>1</sup>, 陈欣欣<sup>2</sup>, 王晓飞<sup>3</sup>

(1. 哈尔滨工业大学 自动化测试及控制系, 黑龙江 哈尔滨 150000;

2. 哈尔滨学院 工学院, 黑龙江 哈尔滨 150000; 3. 黑龙江大学 电子工程学院, 黑龙江 哈尔滨 150081)

**摘要:**为了能够完成噪声图像的超分辨率重构,提出了一种基于稀疏表示的噪声图像超分辨率重构方法,可以同时完成图像去噪和超分辨率重构。首先,对样本图像和低分辨率图像进行块划分,建立样本库。其次,建立图像退化模型,采用相似样本加权平均的方式对输出的高分辨率图像块进行表示。根据输入的低分辨率图像块,计算样本块与输出的高分辨率图像块之间的相似性。提出了一种相似性描述方法,能够很好地解决噪声带来的影响。然后,采用相似性对稀疏编码优化模型进行惩罚,提出一种权值求解模型。模型可以自适应的搜索相似样本块而不需要预先设定相似块的个数。最后,求解权值,根据权值和样本块重构高分辨率图像块,并重构高分辨率图像。实验结果表明:所提出的方法较其它常见超分辨率算法的峰值信噪比可提高 0.5dB 左右,重构的图像细节更丰富,去噪效果更好,更适合实际应用。

**关键词:**超分辨率;噪声图像;稀疏表示;权值模型

中图分类号:TP391 文献标识码:A doi:10.3788/OPE.20172506.1619

## Reconstruction of super resolution for noise image under the sparse representation

HAN Yu-lan<sup>1</sup>, ZHAO Yong-ping<sup>1\*</sup>, WANG Qi-song<sup>1</sup>, CHEN Xin-xin<sup>2</sup>, WANG Xiao-fei<sup>3</sup>

(1. Department of Automatic Test and Control, Harbin Institute of Technology, Harbin 150000, China;

2. Engineering College, Harbin University of Technology, Harbin 150000, China;

3. College of Electronic Engineering, Heilongjiang University, Harbin 150081, China)

\* Corresponding author, E-mail: zhaoy2590@hit.edu.cn

**Abstract:** In order to complete the super-resolution reconstruction of noise images, a reconstruction method of noise images was introduced based on sparse representation, which could complete image denoising and super resolution reconstruction simultaneously. Firstly, block size division was made for sample images and low-resolution images and the sample database was established. Secondly, the image degradation model was built and the way of weighted average was used for similar samples to represent the output image block with high resolution. Then, according to the input low-resolution image block, the similarity between sample block and output high-resolution image block was calculated. In addition, a similarity description method which could better reduce the influence bought by noises was proposed. Using the similarity to punish the sparse coding optimization models, a weight solving model was established. And the similar sample model could be self-adaptively searched by the model

收稿日期:2016-07-18;修订日期:2016-09-12.

基金项目:国家重点研发计划资助项目(No. 2016YFB0502502);国家自然科学基金资助项目(No. 61301012)

rather than being set the number of similar blocks in advance. Finally, the image block with high resolution as well as high-resolution images were reconstructed, according to the solved weight and input sample block. The result of experiment shows: compared with the other common super resolution algorithms, the peak signal to noise ratio of the mentioned method improves approximately 0.5 dB; and the reconstructed image with more details has better de-noise effect and is more suitable to practical use.

**Key words:** super resolution; noise image; sparse representation; weight model

## 1 引言

单幅图像超分辨率(Super-resolution, SR)重构技术是一种有效的图像增强方法<sup>[1]</sup>,通过图像处理技术从一幅低分辨率图像中恢复出对应的高分辨率图像。不同于视频图像的超分辨率技术,它不需要同一场景下多幅低分辨率图像,也不需要对这些低分辨率图像进行运动估计和匹配,因而得到了广泛的关注。目前,常用的 SR 方法主要有基于插值的、基于重建的和基于学习的方法<sup>[2-3]</sup>。

基于插值的方法因其原理简单、速度快,被广泛应用于实践中。但是该方法不能够较好的恢复出非连续区域,而且边缘较模糊。基于重建的方法通过结合一定的先验项,如局部稀疏性等<sup>[4-5]</sup>,来反演高分辨率图像。该方法的效果比较依赖于先验项的选取。自 Freeman 等人<sup>[6]</sup>提出了基于 Markov 网络的算法以来,基于学习的方法得到了快速的发展,因其较好的效果成为 SR 领域的主流方法。一方面,各种学习模型<sup>[7]</sup>被应用于探索训练样本库中低分辨率样本与高分辨率样本之间的关系;另一方面,研究者们着力研究低分辨率样本与低分辨率输入之间的关系。在这些方法中,大多数都是基于最近邻<sup>[8]</sup>(K Nearest Neighbors, K-NN)的思想。而该方法的主要缺点是,算法性能过于依赖邻域块的数目。针对这个问题,提出了最近邻数目的动态选取算法<sup>[9]</sup>;Yang 等<sup>[10]</sup>提出了基于稀疏编码的 SR 方法(Sparse Coding Super-resolution, SCSR)。SCSR 方法假设,相对应的高分辨率和低分辨率图像块,在各自的字典下具有相同的稀疏表示。该方法被认为是稀疏域的最近邻算法,却不需要预先确定最近邻的数目。自此大量的基于稀疏编码的超分辨率重构算法被提出,并取得了显著的效果。Wang<sup>[11]</sup>提出了一

种耦合字典的学习方法,获得字典的同时,可以学习得到一个映射函数被用于描述高低分辨率图像块稀疏系数之间的关系;文献[12]采用多字典学习的方式;基于自然图像的自相似特性,文献[13]利用待恢复的低分辨率图像本身来完成字典的训练,而不再采用外部的样本库,该方法在一定程度上减弱了不同训练样本对算法性能的影响。

尽管上述算法都取得了较好的效果,但是大部分 SR 都假设待恢复的低分辨率图像没有受到噪声的攻击。因此,SR 的另一个挑战就是对噪声图像进行超分辨率重构。针对这一问题,一些算法直接对图像进行去噪,然后进行超分辨率重构。这种方法的缺点是去噪阶段产生的伪影在 SR 阶段会被进一步放大,并且算法的性能优劣过于依赖去噪技术。为了突破这一问题,本文提出了一种基于稀疏编码的噪声图像超分辨率重建算法。本算法具有以下几个优点:(1)与传统算法不同,本算法可以同时完成噪声图像的去噪和超分辨率重构;(2)采用 K-NN 加权平均的思想重构高分辨率图像块,提出了基于稀疏编码的权值求解模型,能够自适应的确定相似块的个数;(3)不需要训练字典,节省了大量的字典训练时间。

## 2 稀疏编码模型简介

稀疏编码模型能很好地表示高分辨率信号之间的线性关系,图像的稀疏分解和重建过程均是一个线性过程。图像的稀疏表示模型为:

$$\min \|\alpha\|_0 \quad \text{s. t.} \quad \frac{1}{2} \|f - D\alpha\|_2^2 \leq \epsilon^2, \quad (1)$$

其中,  $D$  是字典,  $\alpha$  为稀疏系数,  $\epsilon$  是绝对误差,  $f$  是待重建图像。

构成图像稀疏的字典  $D$  的表示系统主要有三类:正交系统、框架和过完备字典。为了便于由多个不同原子自由组合来表示任何信号,图像稀

疏表示一般采用的是过完备字典。

### 3 噪声图像 SR 重建算法

#### 3.1 图像降质模型

$\mathbf{Y} \in R^M$  为实际获取的低分辨率图像,  $\mathbf{X} \in R^N$  为与之对应的理想的高分辨率图像, 图像降质模型为:

$$\mathbf{Y} = \mathbf{D}_s \mathbf{H} \mathbf{X} + \mathbf{v}, \quad (2)$$

其中,  $\mathbf{D}_s \in R^{M \times N}$  ( $M < N$ ) 为下采样矩阵;  $s$  为放大倍数;  $\mathbf{H}$  为模糊矩阵;  $\mathbf{v}$  为噪声。

#### 3.2 训练样本及样本聚类

样本库中, 高分辨率图像和 low 分辨率图像分别为  $\{\mathbf{I}_1^h, \mathbf{I}_2^h, \dots, \mathbf{I}_N^h\}$ ,  $\{\mathbf{I}_1^l, \mathbf{I}_2^l, \dots, \mathbf{I}_N^l\}$ , 关系如下

$$\mathbf{I}_j^l = \mathbf{D}_s \mathbf{H} \mathbf{I}_j^h, \quad (3)$$

其中,  $N$  为样本库中图像对的个数。

分别将图像分割成块, 成对的块可表示为

$$(\mathbf{p}^h, \mathbf{p}^l) = \{(\mathbf{p}_i^h, \mathbf{p}_i^l) \in R^w \times R^{w/s}, i=1, 2, \dots, n\}, \quad (4)$$

其中,  $S$  为尺度变换系数, 高分辨率样本块大小为  $\sqrt{w} \times \sqrt{w}$ , 低分辨率样本块大小为  $\sqrt{\frac{w}{s}} \times \sqrt{\frac{w}{s}}$ ,  $n$  为样本块对的个数。

采用  $k$ -均值聚类算法, 将低分辨率样本块  $\{\mathbf{p}_1^l, \mathbf{p}_2^l, \dots, \mathbf{p}_n^l\}$  分为若干类。

第  $j$ th ( $j=1, 2, \dots, K$ ) 类样本对为

$$(\mathbf{u}_j^h, \mathbf{u}_j^l) = \{(\mathbf{u}_{ij}^h, \mathbf{u}_{ij}^l) \in R^w \times R^{w/s}, i=1, 2, \dots, n_j\}, \quad (5)$$

其中,  $n_j$  为类中  $\mathbf{u}_j^l$  的个数,  $k$  为分类数。

#### 3.3 基于稀疏编码的权值求解模型

将待恢复的低分辨率图像  $\mathbf{Y}$  分割成重叠的块

$$\mathbf{Y} = \{\mathbf{y}_i^l, i=1, 2, \dots, N_y\}, \quad (6)$$

其中,  $\mathbf{y}_i^l$  为低分辨率 (Low Resolution, LR) 图像块, 大小为  $\sqrt{\frac{w}{s}} \times \sqrt{\frac{w}{s}}$ ,  $N_y$  为块的数目。

重构后的图像  $\mathbf{X}$  可以表示为

$$\mathbf{X} = \{\mathbf{x}_i^h, i=1, 2, \dots, N_x\}, \quad (7)$$

其中,  $\mathbf{x}_i^h$  为重构的高分辨率 (High Resolution, HR) 图像块, 大小为  $\sqrt{w} \times \sqrt{w}$ 。

根据公式(2)可以得到

$$\mathbf{y}_i^l = \mathbf{D}_s \mathbf{H} \mathbf{x}_i^h + \mathbf{v}_i, \quad (8)$$

其中,  $\mathbf{v}_i$  为噪声。本文假设其是均值为 0, 方差为

$\sigma^2$  的高斯噪声。

此时的任务就是从  $\mathbf{y}_i^l$  中恢复出  $\mathbf{x}_i^h$ 。对于任意一个  $\mathbf{y}_i^l$ , 在样本中找到它所对应的类  $(\mathbf{u}_i^h, \mathbf{u}_i^l)$ , 类中  $\mathbf{u}_i^h$  与  $\mathbf{x}_i^h$  具有相似性, 则

$$\mathbf{x}_i^h = \sum_{k=1}^{n_j} \mathbf{u}_{jk}^h \omega_{ik} = \mathbf{u}_i^h \omega_i. \quad (9)$$

根据(8)和(9), 则

$$\mathbf{y}_i^l - \mathbf{u}_i^l \omega_i = \mathbf{v}_i, \quad (10)$$

$$\|\mathbf{y}_i^l - \mathbf{u}_i^l \omega_i\|_2 \leq \epsilon_i, \quad (11)$$

其中,  $\epsilon_i$  与  $\sigma^2$  相关。

这里提出一种基于稀疏编码的权值求解模型:

$$\omega_i = \operatorname{argmin} \|\gamma_i \circ \omega_i\|_1 \text{ s.t. } \|\mathbf{y}_i^l - \mathbf{u}_i^l \omega_i\|_2 \leq \epsilon_i, \omega_i > 0, \quad (12)$$

其中, 权值  $\omega_i = [\omega_{i1}, \omega_{i2}, \dots, \omega_{ik}, \dots, \omega_{in_j}]^T$ , 惩罚参数  $\gamma_i = [\gamma_{i1}, \gamma_{i2}, \dots, \gamma_{ik}, \dots, \gamma_{in_j}]^T$ 。

当  $\mathbf{u}_{jk}^h$  与  $\mathbf{x}_i^h$  之间的相似度很大时, 令  $\gamma_{ik}$  很小, 那么权值  $\omega_{ik}$  会很大; 相反, 当  $\mathbf{u}_{jk}^h$  与  $\mathbf{x}_i^h$  之间的相似度小时, 令  $\gamma_{ik}$  很大, 那么权值  $\omega_{ik}$  会很小。这样就克服了 K-NN 的缺点, 可以自适应的选取相似块。

根据(10), 可以有

$$E(\mathbf{y}_i^l) = E(\mathbf{u}_i^l \omega_i + \mathbf{v}_i) = E(\mathbf{u}_i^l \omega_i) + E(\mathbf{v}_i) = E(\mathbf{u}_i^l \omega_i), \quad (13)$$

其中,  $E(\cdot)$  是期望算法。

可以看到, 噪声对图像均值的影响是很小的。因此, 这里联合应用欧式距离和均值差来描述  $\mathbf{u}_{jk}^l$  和  $\mathbf{y}_i^l$  之间的相似度,  $\lambda$  为平衡参数。

$$\operatorname{diff}_{ik}(\mathbf{u}_{jk}^l, \mathbf{y}_i^l) = \|\mathbf{y}_i^l - \mathbf{u}_{jk}^l\|_2 + \lambda |E(\mathbf{y}_i^l) - E(\mathbf{u}_{jk}^l)|. \quad (14)$$

$\gamma_{ik}$  可以定义为

$$\gamma_{ik} = f(\operatorname{diff}_{ik}) = \frac{1}{\tau_i} \operatorname{diff}_{ik}^2, \quad (15)$$

其中,  $\tau_i$  是一个正常数。当  $\operatorname{diff}_{ik}(\mathbf{u}_{jk}^l, \mathbf{y}_i^l) > \tau_i$ ,  $f(\operatorname{diff}_{ik})$  会增长很快, 并使得  $\gamma_{ik}$  高于  $\operatorname{diff}_{ik}(\mathbf{u}_{jk}^l, \mathbf{y}_i^l)$ ; 当  $\operatorname{diff}_{ik}(\mathbf{u}_{jk}^l, \mathbf{y}_i^l) < \tau_i$ ,  $f(\operatorname{diff}_{ik})$  下降很快, 并使得  $\gamma_{ik}$  低于  $\operatorname{diff}_{ik}(\mathbf{u}_{jk}^l, \mathbf{y}_i^l)$ 。进一步增强了模型对相似块的选取能力, 并提高了稀疏度。  $\tau_i$  可以定义为

$$\tau_i = \frac{1}{n_j} \sum_{k=1}^{n_j} \operatorname{diff}_{ik}, \quad (16)$$

其中,  $n_j$  为类中  $\mathbf{u}_j^l$  的个数。

任意一个  $\mathbf{y}_i^l$ , 可以近似表示为

$$(\mathbf{y}_i^l)^* = \sum_{q \in \Omega_i} b_{i,q} \mathbf{y}_i^{l,q}, \quad (17)$$

其中,  $\mathbf{y}_i^{l,q}$  为  $\mathbf{y}_i^l$  的第  $q^{\text{th}}$  相似块,  $b_{i,q}$  为非局部权值, 可以定义为

$$b_{i,q} = \frac{1}{W} \exp(-\|\mathbf{y}_i^l - \mathbf{y}_i^{l,q}\|_2^2/h), \quad (18)$$

其中,  $h$  是预先定义好的标量,  $W$  为归一化因子。

在权值模型(12)中, 引入自相似约束项

$$\begin{aligned} \boldsymbol{\omega}_i = \operatorname{argmin} & \|\boldsymbol{\gamma}_i \circ \boldsymbol{\omega}_i\|_1 + \theta \|\mathbf{y}_i^l - (\mathbf{y}_i^l)^*\|_2^2 \\ \text{s. t.} & \|\mathbf{y}_i^l - \mathbf{u}_i^l \boldsymbol{\omega}_i\|_2^2 \leq \epsilon_i, \boldsymbol{\omega}_i > 0, \end{aligned} \quad (19)$$

其中,  $\theta > 0$  为正则化参数。

也可以写为

$$\begin{aligned} \boldsymbol{\omega}_i = \operatorname{argmin} & \|\boldsymbol{\gamma}_i \circ \boldsymbol{\omega}_i\|_1 + \theta \|\boldsymbol{\omega}_i - \boldsymbol{\omega}_i^*\|_2^2 \\ \text{s. t.} & \|\mathbf{y}_i^l - \mathbf{u}_i^l \boldsymbol{\omega}_i\|_2^2 \leq \epsilon_i, \boldsymbol{\omega}_i > 0, \end{aligned} \quad (20)$$

其中,  $(\mathbf{y}_i^l)^* = \mathbf{u}_i^l \boldsymbol{\omega}_i^*$ 。

为了对(20)进行求解, 将其写为

$$\begin{aligned} \boldsymbol{\omega}_i = \operatorname{argmin} & \|\mathbf{y}_i^l - \mathbf{u}_i^l \boldsymbol{\omega}_i\|_2^2 + \lambda_1 \|\boldsymbol{\gamma}_i \circ \boldsymbol{\omega}_i\|_1 + \lambda_2 \|\boldsymbol{\omega}_i - \boldsymbol{\omega}_i^*\|_2^2 = \\ & \operatorname{argmin} \|\mathbf{y}_i - \mathbf{u}_i \boldsymbol{\omega}_i\|_2^2 + \lambda_1 \|\boldsymbol{\gamma}_i \circ \boldsymbol{\omega}_i\|_1, \end{aligned} \quad (21)$$

其中,  $\mathbf{u}_i = \begin{bmatrix} \mathbf{u}_i^l \\ \operatorname{diag}(\sqrt{\lambda_2}) \end{bmatrix}$ ,  $\mathbf{y}_i = \begin{bmatrix} \mathbf{y}_i^l \\ \sqrt{\lambda_2} \boldsymbol{\omega}_i^* \end{bmatrix}$ ,  $\lambda_1$  和  $\lambda_2$

为正则化参数。

(21)为一个常规的稀疏编码求解问题, 这里

采用软阈值的求解方法, 解为

$$\hat{\boldsymbol{\omega}}_{i,k} = \operatorname{soft}(\varphi_{i,k}) = \begin{cases} 0, & |\varphi_{i,k}| \leq \mu_k \\ \varphi_{i,k} - \operatorname{sign}(\varphi_{i,k}) \mu_k & \text{otherwise} \end{cases}, \quad (22)$$

其中,  $\varphi_i = \mathbf{u}_i^T \mathbf{y}_i$ ,  $\mu_k = \lambda_1 \gamma_{i,k}$ 。

重构后的 HR 图像块为

$$\mathbf{x}_i^h = \mathbf{u}_i^h \hat{\boldsymbol{\omega}}_i = \sum_{k=1}^{n_j} \mathbf{u}_{ik}^h \hat{\boldsymbol{\omega}}_{ik}. \quad (23)$$

### 3.4 SR 算法实现步骤

算法流程如图 1 所示, 具体实现步骤如下:

(1) 对样本图像进行块划分, 构成集合  $(\mathbf{p}^h, \mathbf{p}^l) = \{(\mathbf{p}_i^h, \mathbf{p}_i^l) \in \mathbb{R}^w \times \mathbb{R}^{w^s}, i=1, 2, \dots, n\}$ , 并将块分成若干类, 第  $j^{\text{th}}$  ( $j=1, 2, \dots, K$ ) 类样本对表示为  $(\mathbf{u}_i^h, \mathbf{u}_i^l) = \{(\mathbf{u}_{ij}^h, \mathbf{u}_{ij}^l) \in \mathbb{R}^w \times \mathbb{R}^{w^s}, i=1, 2, \dots, n_j\}$ 。

(2) 将待重构的低分辨率图像  $\mathbf{Y}$  分割成重叠的块, 构成的集合为  $\mathbf{Y} = \{\mathbf{y}_i^l, i=1, 2, \dots, N_y\}$ 。

(3) 对每一个输入块  $\mathbf{y}_i^l$  执行如下操作: (a) 确定  $\mathbf{y}_i^l$  所属的样本类别  $(\mathbf{u}_i^h, \mathbf{u}_i^l)$ ; (b) 根据公式(21)确定权值  $\boldsymbol{\omega}_i$ ; (c) 根据公式(23)确定重构的  $\mathbf{x}_i^h$ 。

(4) 整合所有的重构图像块, 输出高分辨率图像。

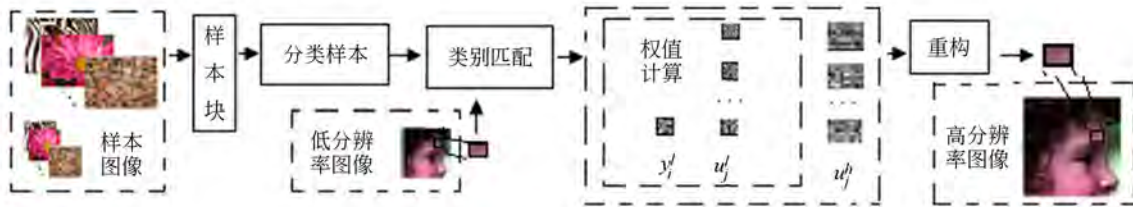


图 1 算法流程

Fig. 1 Flowchart of the proposed algorithm

## 4 实验

实验中, 主要对 2 倍 SR 重构进行测试, 将峰值信噪比(Peak Signal to Noise Ratio, PSNR)和结构相似性(Structural Similarity, SSIM)作为客观评价标准, 块的大小为  $3 \times 3$ , 重叠部分为 2, 其它的参数根据  $\sigma$  的不同进行调整。测试图像如图 2 所示, 从左到右, 从上到下, 依次为 Lena, House, Girl, Bird, Img, Child, Chip 和 Parthenon, 对其进行编号, 分别为 1~8。样本图像由 Yang<sup>[10]</sup> 的主页下载, 其中包括 91 幅与测试图像

无关的图像。

### 4.1 算法性能比较

本文分别采用文献[5, 8, 10, 11, 12]的算法和本文算法对图像 2 所示图像进行 2 倍 SR 重构。结果如表 1 和图 3、4 所示。可以看到, 与其它算法相比, 本文所提出的算法对噪声具有较好的抑制作用, 并达到了最佳视觉效果; 文献[11]的方法, 对边缘具有锐化作用, 但是在边缘附近产生了很多伪影; 文献[5]的方法, 使重构的图像产生了类似于椒盐的噪声。表 2 给出了各算法的平均重构时间( $\sigma=10$ ), 可以看出, 速度较慢是本文算法的不足之处。



图 2 测试图像  
Fig. 2 Test images

表 1 PSNR 比较 (2×SR)

Tab. 1 Comparisons on PSNR (2×SR) (dB)

$\sigma$	文献	文献	文献	文献	文献	本文	
	[8]	[5]	[10]	[11]	[12]		
10	Lena	28.42	27.83	28.06	27.50	27.87	28.97
		0.752	0.690	0.738	0.617	0.648	0.770
	House	27.54	28.03	27.84	27.35	27.87	28.11
		0.729	0.678	0.720	0.591	0.634	0.769
	Girl	29.22	29.37	30.38	28.16	27.93	30.07
		0.709	0.666	0.717	0.594	0.588	0.700
	Bird	29.50	28.95	28.78	28.28	28.44	29.87
		0.810	0.766	0.802	0.672	0.694	0.813
15	Img	26.75	26.75	26.53	26.480	27.45	27.48
		0.741	0.690	0.708	0.629	0.739	0.771
	Child	28.13	27.23	27.57	27.63	26.95	28.34
		0.759	0.707	0.745	0.648	0.699	0.773
	Chip	28.40	27.31	26.88	27.77	28.45	28.70
		0.799	0.739	0.791	0.644	0.675	0.853
	Parthenon	25.07	25.19	25.10	20.69	25.74	25.25
		0.666	0.634	0.631	0.569	0.628	0.658
20	Lena	26.32	26.09	25.56	24.74	24.86	27.38
		0.636	0.688	0.553	0.471	0.380	0.698
	House	25.77	26.22	25.73	24.65	25.05	26.97
		0.605	0.549	0.531	0.443	0.472	0.699
	Girl	26.94	27.35	26.78	25.47	24.85	28.66
		0.600	0.558	0.562	0.454	0.429	0.635
	Bird	27.13	26.89	26.53	25.38	25.07	28.04
		0.697	0.644	0.633	0.526	0.530	0.746
25	Img	25.21	25.33	24.54	24.08	24.42	26.26
		0.648	0.590	0.565	0.498	0.580	0.710
	Child	26.36	26.09	25.30	24.98	24.18	26.97
		0.666	0.599	0.583	0.512	0.571	0.716
	Chip	26.41	25.78	24.30	24.94	25.27	26.99
		0.674	0.611	0.585	0.496	0.520	0.782
	Parthenon	23.95	24.24	23.72	19.71	23.41	24.30
		0.584	0.543	0.504	0.455	0.501	0.601

表 2 平均重构时间比较 (2×SR)

Tab. 2 Comparison on averaged running times (2×SR) (s)

算法	文献 [8]	文献 [5]	文献 [10]	文献 [11]	文献 [12]	本文
时间	321.2	296.9	1 280.7	256.1	2.1	609.4

4.2 相似度描述方法有效性分析

本文提出了一种图像块相似性的描述方法,如公式(14)所示。为验证其有效性,随机选取 1000 个 HR-LR 样本对  $\{(t_i^h, t_i^l), i = 1, 2, \dots, 1000\}$ , 根据公式(14), 变换  $\lambda$ , 在样本库中为每一对测试块选取 50 对相似块, 记作  $\{(s_{ik}^h, s_{ik}^l), k = 1, 2, \dots, 50\}$ 。固定  $\lambda$  时  $t_i^h$  和  $s_{ik}^h (k = 1, 2, \dots, 50)$  相似性可以由以下公式来衡量

$$d_i = \frac{1}{50} \sqrt{\sum_k \|t_i^h - s_{ik}^h\|^2} \quad (24)$$

使用  $d = \frac{1}{1000} \sum_i d_i$  来评价和分析所提出的

的相似性描述方法。实验结果见表 3 和表 4, 其中 1~8 为图像编号。 $d=0$  为欧拉距离的结果, 结果显示, 本文所提出的方法优于欧拉距离。

表 3 与欧拉距离比较的结果 (2×SR)

Tab. 3 Comparison with Euclidean distance scheme (2×SR)

$\sigma$	$\lambda$	1	2	3	4	5	6	7	8
10	2	29.0	28.1	30.1	29.9	27.5	28.3	28.7	25.2
	0	28.8	27.8	29.3	30.1	27.4	28.9	28.4	25.1
15	15	27.4	27.0	28.7	28.0	26.3	27.0	27.0	24.3
	0	27.0	26.4	27.5	27.9	26.0	27.1	26.5	24.2

表 4 d 随  $\lambda$  的变化结果 (2×SR)

Tab. 4 d values of different  $\lambda(2 \times SR)$

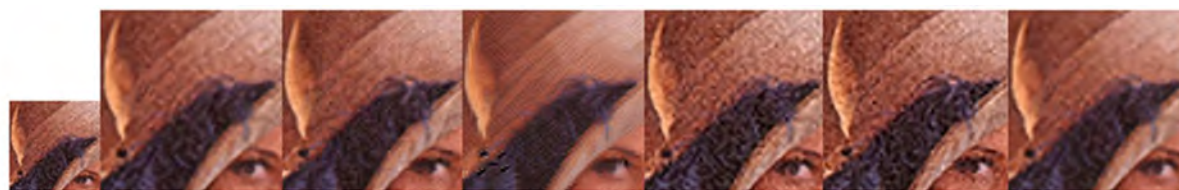
$\sigma$	$\lambda$	0	1	2	3	4	5
$\sigma=10$	d	0.187	0.174	0.172	0.172	0.173	0.174
	$\lambda$	0	5	10	15	20	25
$\sigma=15$	d	0.257	0.226	0.224	0.224	0.225	0.225

4.3 样本的分类数目对样本算法性能的影响

为了测试样本分类数对算法性能的影响, 在不同分类数目下进行重构实验, 结果如图 5 所示, 当分类数目为 10 时, 所有测试图像的平均 PSNR 和 SSIM 达到最佳, 因此将样本分成 10 类。

4.4 参数  $\lambda_1$  和  $\lambda_2$  对算法性能的影响

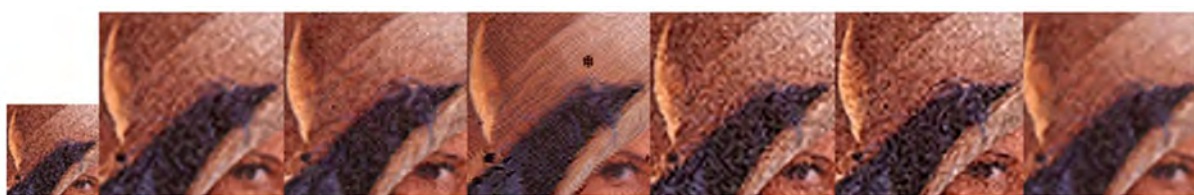
图 6 和 7 表明, 合理选择  $\lambda_1$  和  $\lambda_2$  可以使得算法性能达到最优, 并且参数的最优值是随着噪声



(a)LR 图像 (b)文献[8] (c)文献[5] (d)文献[11] (e)文献[10] (f)文献[12] (g)本文  
 (a)LR image (b) Refs. [8] (c) Refs. [5] (d) Refs. [11] (e) Refs. [10] (f) Refs. [12] (g)Ours

图 3 不同种方法的视觉比较 ( $2\times SR, \sigma=10$ )

Fig. 3 Visual comparison of different methods ( $2\times SR, \sigma=10$ )



(a)LR 图像 (b)文献[8] (c)文献[5] (d)文献[11] (e)文献[10] (f)文献[12] (g)本文  
 (a)LR image (b) Refs. [8] (c) Refs. [5] (d) Refs. [11] (e) Refs. [10] (f) Refs. [12] (g)Ours

图 4 不同种方法的视觉比较 ( $2\times SR, \sigma=15$ )

Fig. 4 Visual comparison of different methods ( $2\times SR, \sigma=15$ )

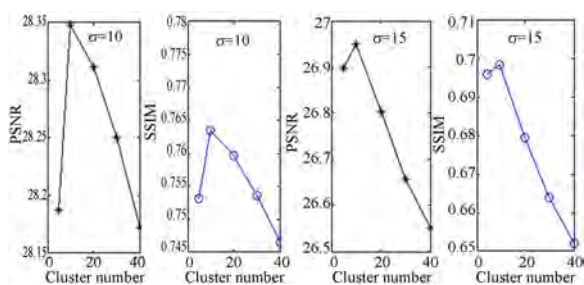


图 5 平均 PSNR(dB)和 SSIM 随不同分组数的变化 ( $2\times SR$ )

Fig. 5 Averaged PSNR (dB) and SSIM versus different cluster number ( $2\times SR$ )

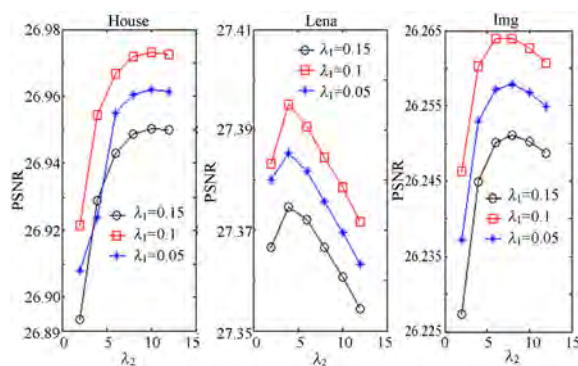


图 7 PSNR (dB)与各参数之间的关系 ( $2\times SR, \sigma=15$ )

Fig. 7 PSNR (dB) versus different parameters ( $2\times SR, \sigma=15$ )

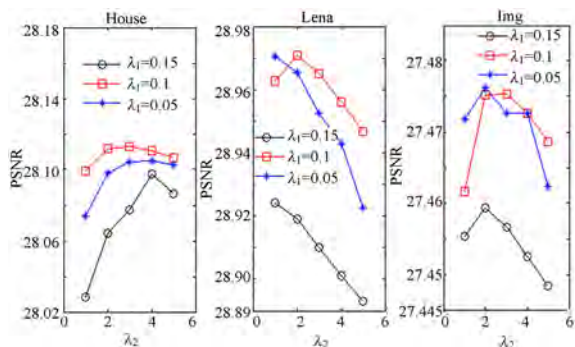


图 6 PSNR (dB)与各参数之间的关系 ( $2\times SR, \sigma=10$ )

Fig. 6 PSNR (dB) versus different parameters ( $2\times SR, \sigma=10$ )

强度的变化而不同。本文中设定,  $\sigma=10$  时,  $\lambda_1=0.1, \lambda_2=3$ ;  $\sigma=15$  时,  $\lambda_1=0.01, \lambda_2=8$ 。

### 5 结 论

本文提出了一种基于稀疏表示的噪声图像超分辨率重构算法。算法结合了 K-NN 和稀疏表示的优点,能够同时完成低分辨率图像去噪和超分辨率重构,在一定程度上解决了传统算法伪影

传递的缺点。同时,在权值求解模型中加入了自相似结构的约束项,提高了算法的性能。除此之外,本文提出了一种块与块之间的相似性描述方法,为算法自适应选取相似块打下良好基础。实

验结果表明,本文算法具有较好的视觉效果,且在PSNR和SSIM的客观评价标准上有很大优势,PSNR可提高0.5 dB左右。

### 参考文献:

- [1] 龚卫国,潘飞宇,李进明.用双重重建法实现单幅图像的超分辨率重建[J].光学精密工程,2014,22(3):720-729.  
GONG W G, PAN F Y, LI J M. Image Single-image super-resolution reconstruction via double layer reconstruction [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2014, 22(3):720-729. (in Chinese)
- [2] 贾苏娟,韩广良,陈小林,等.广度非均匀彩色序列图像超分辨率重建[J].液晶与显示,2014,29(1):106-113.  
JIA S J, HANG G L, CHEN X L, *et al.*. Super-resolution reconstruction with photometric change of color image sequence [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2014, 29(1):106-113. (in Chinese)
- [3] 邓承志,田伟,汪胜前.近似稀疏正则化的红外图像超分辨率重建[J].光电精密工程,2014,22(6):1648-1654.  
DENG CH ZH, TIAN W, WANG S Q. Super-resolution reconstruction of approximate sparsity regularized infrared images [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2014, 22(6):1648-1654. (in Chinese)
- [4] 张振东,陈健,王伟国,等.基于SSIM\_NCCDFT的超分辨率复原评价方法研究[J].液晶与显示,2015,30(4):713-721.  
ZHANG Z D, CHEN J, WANG W G, *et al.*. Evaluation method of super-resolution restoration based on SSIM\_NCCDFT [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2015, 30(4):713-721. (in Chinese)
- [5] DONG W SH, ZHANG L. Sparse Representation based Image Interpolation with Nonlocal Autoregressive modeling [J]. *IEEE Trans. Image Process*, 2013, 4(22):1382-1394.
- [6] FREEMAN W T, JONES T R, PASZTOR E C. Example-based super-resolution [J]. *IEEE Comput. Graph.*, 2002, 22(2): 56-65.
- [7] 朱福珍,王晓飞,丁群,等.三级训练BP神经网络遥感图像超分辨率重建[J].光电精密工程,2015,23(10):722-729.  
ZHU F Z, WANG X F, DING Q, *et al.*. Super-resolution reconstruction of remote images based on three level training BP neural net work [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2015, 23(10): 722-729. (in Chinese)
- [8] CHANG H, YEUNG D Y, XIONG Y. Super-resolution through neighbor embedding [C]. *IEEE Conf. Comput. Vis. Pattern Recog.*, 2004: 275-282.
- [9] KARL S N, TRUONG Q. An adaptable K-nearest neighbors algorithm for MMSE image interpolation [J]. *IEEE Trans. Image Process*, 2009, 18(9): 1976-1987.
- [10] YANG J C, WRIGHT J, HUANG T S, *et al.*. Image super-resolution via sparse representation [J]. *IEEE Trans. Image Process*, 2010, 19(11): 861-2873.
- [11] WANG S L, ZHANG L, LIANG Y, *et al.*. Semi-coupled dictionary learning with applications to image super-resolution and photo-sketch image synthesis [C]. *CVPR*, 2012: 2216-2223.
- [12] 练秋生,张伟.基于图像块分类稀疏表示的超分辨率重构算法[J].电子学报,2012,40(5):920-925.  
LIAN Q SH, ZHANG W. Image super-resolution algorithms based on sparse representation of classified image patches [J]. *Acta Electronic Sinica*.

2012,40(5):920-925. (in Chinese)

[13] HUANG J B, ABHISHEK, NARENDRA. Single

image super-resolution from transformed self-exemplars[C]. CVPR, 2015: 5197-5206.

#### 作者简介:



韩玉兰(1984—),女,黑龙江大庆人,博士研究生,2007年于黑龙江大学获得学士学位,2010年于黑龙江大学获得硕士学位,主要从事机器视觉及图像恢复的研究。E-mail: hanyulanbox@126.com

#### 导师简介:



赵永平(1964—),男,黑龙江哈尔滨人,博士,教授,博士生导师,1985年、1988年、2004年于哈尔滨工业大学分别获得学士、硕士、博士学位,主要从事信号检测和图像处理的研究。E-mail: zhaoy2590@hit.edu.cn