

文章编号: 2095-4980(2018)03-0529-06

自适应半耦合稀疏字典学习算法

沈志伟, 杨晓敏, 吴 炜, 胡明明

(四川大学 电子信息学院, 四川 成都 610065)

摘要: 为实现图像超分辨率重建, 提出了一个自适应半耦合稀疏字典学习算法。由于耦合字典学习算法中存在稀疏编码约束条件太过严苛的缺点, 本文采用半耦合的字典学习算法。根据在半耦合的字典学习算法中全局字典表达的局限性, 分析和采用了多字典训练算法及相应的重建方法。提出了基于自适应图像块聚类算法的半耦合稀疏字典学习算法。仿真实验结果显示, 新算法重建得到的Butterfly, Cameraman, Foreman, Plants, Hat和Lena等图像的峰值信噪比(PSNR)分别比用基于K-means聚类算法的半耦合稀疏字典学习算法得到的重建图像高出0.18 dB, 0.16 dB, 0.52 dB, 0.21 dB, 0.23 dB和0.14 dB。该算法可以得到更好的图像重建效果。

关键词: 自适应聚类; 稀疏表示; 超分辨率; 半耦合字典学习; 图像处理

中图分类号: TP391.4

文献标志码: A

doi: 10.11805/TKYDA201803.0529

Adaptive semi-coupled sparse dictionary learning algorithm

SHEN Zhiwei, YANG Xiaomin, WU Wei, HU Mingming

(College of Electronic Information, Sichuan University, Chengdu Sichuan 610065, China)

Abstract: In order to achieve higher resolution images, a semi-coupled sparse dictionary learning algorithm by using adaptive image blocks clustering algorithm is proposed. The theoretical basis of semi-coupled sparse dictionary learning algorithm and adaptive image blocks clustering algorithm are studied in this paper. Firstly, according to the application of sparse representation theory in image super resolution algorithm, the coupled and semi-coupled sparse dictionary learning algorithm are introduced. The coupled dictionary learning algorithm assumes that sparse codings of corresponding high and low resolution image blocks are equal, but this assumption is too strict. The semi-coupled dictionary learning algorithm relaxes this assumption, assuming that sparse codings of corresponding high and low resolution image blocks are not equal, but satisfying a linear mapping. Secondly, because the semi-coupled sparse dictionary learning algorithm is more reasonable than the coupled sparse dictionary learning algorithm, in this paper, the semi-coupled sparse dictionary learning algorithm is adopted. Then, according to the limitations of expression of the global dictionary, the multi-dictionary learning algorithm is analyzed. Finally, through the analysis of the traditional image blocks clustering algorithm, a semi-coupled sparse dictionary learning algorithm by using adaptive image blocks clustering algorithm is proposed. The experimental results show that the Peak Signal to Noise Ratios(PSNR) of Butterfly, Cameraman, Foreman, Plants, Hat and Lena images obtained by the proposed algorithm are higher than that of the semi-coupled sparse dictionary learning algorithm based on K-means clustering algorithm by 0.18 dB, 0.16 dB, 0.52 dB, 0.21 dB, 0.23 dB and 0.14 dB respectively. According to the results, a conclusion is drawn that better reconstruction images can be obtained by the proposed method.

Keywords: adaptive clustering; sparse representation; super resolution; semi-coupled sparse dictionary learning; image processing

在医学影像成像^[1]、卫星遥感成像^[1]、航空成像^[2]和视频监控等^[3]领域中, 人们希望获得高分辨力图像, 而升级相关硬件设备在技术上十分困难, 并且会产生高额的费用, 通过软件实现的图像超分辨率技术得到了广泛的关

注和应用。图像超分辨率技术是用 1 幅或多幅低分辨率图像来产生对应的高分辨率图像的技术。图像超分辨率重建算法分为基于插值的算法(如 Bicubic^[4]算法)、基于重建的算法和基于学习的算法 3 大类。近几年, 基于稀疏表示理论的信号处理方法成为研究热点, 并已经在图像识别^[5]、图像去噪^[6]、图像重建^[7-12]和卫星云图修复^[13]等领域获得广泛的应用。

由于自然界中的图像类型十分丰富, 针对某一类型的图像, 应该使用相应类型的字典进行重建才最优。只生成一对全局字典, 难以很好地重建不同类型的图像^[14], 因而人们尝试了多字典学习方法^[12]。传统的多字典训练方法大多采用 K-means 算法^[15]进行图像块的聚类, 但是, 由于 K-means 算法是用距离作为相似性的评价指标, 导致聚类特征和稀疏编码特征不一致, 而且在距离相同的情况下, 实际能满足此条件的图像块会非常多, 因此不能很好地将图像块进行准确分类。

由于用距离作为图像块聚类算法评价指标的缺点, 本文提出了自适应的图像块聚类算法, 这里自适应是利用最小化图像块重建误差来引导图像块聚类, 基于自适应的图像块聚类算法充分利用了图像本身的先验信息, 因此更适合应用在图像聚类上。实验结果表明, 将本文提出的基于自适应的聚类算法用在半耦合稀疏字典学习(Semi-Coupled Dictionary Learning, SCDL)算法中可得到更好的图像重建效果。

1 基本理论

1.1 基于稀疏字典学习的超分辨率重建算法简介

图像稀疏表示理论的中心思想是建立一种超完备基, 而不是传统的正交基。超完备基是通过图像块训练样本进行学习得到的, 通常, 是用一对高分辨力和低分辨率字典(D_x, D_y)来表示。图像稀疏表示理论认为从低分辨率图像中获得的信息可以应用到重建高分辨力图像的过程中。2010 年 Yang J 等^[8]第 1 次将稀疏表示理论用于图像的超分辨率重建, 利用高分辨力和低分辨率图像块对在特殊的稀疏基下拥有相同的稀疏编码这一约束假设, 获得了较好的重建效果。Zeyde 等^[16]在 Yang J 等的基础上进行了改进, 成功利用 PCA(Principal Component Analysis)算法对训练样本块的特征进行了降维处理, 并使用 K-奇异值分解(Singular Value Decomposition, SVD)的方法训练字典, 提高了字典训练效率, 增加了对于噪声的鲁棒性。Wang S 等^[17]放松了 Yang J 等的约束假设, 认为高分辨力和低分辨率图像块对在特殊的稀疏基下的稀疏编码之间有一个线性的映射关系^[18], 并提出了半耦合稀疏字典学习(SCDL)框架。

1.2 SCDL 算法模型

对于一对相对应的高分辨率和低分辨率图像块, 由于描述相同的景物, 在这个景物空间中, 这对高分辨力和低分辨率图像块之间的某些特征可以认为是一样的(如稀疏编码特征)。基于这个前提, 一些耦合的字典学习算法被提出, 它们认为相对应的高、低分辨率图像块对描述相同的场景, 那么高分辨力和低分辨率图像块对分别在高分辨力和低分辨率字典下的稀疏编码相等^[8], 但是这个假设太过严格, 因为现实中, 无法确定相同场景下的高分辨率和低分辨率图像块的稀疏编码一定相等。因此, Wang S 等修改了这个假设, 提出了 SCDL 算法模型。不同于耦合的字典学习算法, 如: 经典稀疏编码超分辨率重构(SCSR)^[8]算法。在 SCDL 算法中, 假设相对应的高分辨率和低分辨率图像块分别在高分辨力和低分辨率字典下的稀疏编码并不相等, 而是通过一个映射矩阵将二者联系起来, 如式(1):

$$A_x = W A_y \quad (1)$$

式中: W 是稀疏编码映射矩阵; A_x 表示高分辨力图像块在高分辨力字典下的稀疏编码; A_y 表示相对应的低分辨率图像块在低分辨率字典下的稀疏编码。由于通过此算法训练得到的高分辨率和低分辨率字典之间不是完全耦合的, 因此该算法被称为半耦合的稀疏字典学习算法。SCDL 算法通过最小化式(2)的能量函数来得到最优的字典对(D_x, D_y)和映射矩阵 W 。

$$\min_{\{D_x, D_y, W\}} \|X - D_x A_x\|_F^2 + \|Y - D_y A_y\|_F^2 + \gamma \|A_y - W A_x\|_F^2 + \lambda_x \|A_x\|_1 + \lambda_y \|A_y\|_1 + \lambda_w \|W\|_F^2 \quad \text{s.t. } \|d_{x_i}\|_2 \leq 1, \|d_{y_i}\|_2 \leq 1, \forall i \quad (2)$$

式中: X 是高分辨力训练图像块集; Y 是相对应的低分辨率训练图像块集; $\gamma, \lambda_x, \lambda_y, \lambda_w$ 是用于平衡目标函数中各个项的正则化参数; d_{x_i} 和 d_{y_i} 分别是 D_x 和 D_y 中的字典元素。

在测试图像重建阶段, 通过优化式(3)求得每个低分辨率测试图像块的稀疏编码。

$$\min_{\{\alpha_{x_i}, \alpha_{y_i}\}} \|x_i - D_x \alpha_{x_i}\|_F^2 + \|y_i - D_y \alpha_{y_i}\|_F^2 + \gamma \|\alpha_{y_i} - W \alpha_{x_i}\|_F^2 + \lambda_x \|\alpha_{x_i}\|_1 + \lambda_y \|\alpha_{y_i}\|_1 \quad (3)$$

式中： x_i 和 y_i 分别表示输出估计图像 x 和低分辨率测试图像 y 中的块； α_{x_i} 和 α_{y_i} 分别表示 x_i 和 y_i 的稀疏编码。式 (3) 可以通过轮流更新 α_{x_i} 和 α_{y_i} 来求解。然后可获得每个高分辨力测试图像块的最优估计，如式 (4)：

$$\hat{x}_i = D_x \hat{\alpha}_{x_i} \tag{4}$$

然后，将所有的高分辨率重建图像块组合起来，形成 1 幅完整的高分辨率图片。最后，采用非局部均值滤波器^[15]对重建的图像滤波，就可以得到期望的输出图像的最优估计 \hat{X} 。

2 自适应半耦合稀疏字典学习算法

2.1 自适应图像块聚类算法简介

由于自然界中的图像类型十分丰富，某一类型的图像应该用相应类型的字典进行重建才最优，而训练库只生成一对全局字典，难以很好地重建不同类型的图像。因而采用了带聚类的多字典训练方法。即先将训练图像块聚为 K 类，然后用每一类的图像块训练其字典以及稀疏编码映射矩阵 (SCDL 算法)。

传统的聚类算法，如 K -means 算法，由于其简单、快速的优点，在图像块聚类算法中得到了较多的应用，而且取得了较好的效果。但是，由于 K -means 算法是用欧式距离作为图像块相似性的评价指标，导致图像块聚类特征和稀疏编码特征不一致，而且在超球面中，与某个图像块距离相同的图像块会非常多。因此 K -means 算法不能很好地将图像块进行准确聚类。

由于用距离作为评价指标的聚类方法的缺点，本文提出了基于自适应的图像块聚类算法，这里自适应聚类是指利用最小化图像块重建误差来引导图像块聚类。由于基于自适应的图像块聚类方法充分利用了图像本身的先验信息，因此更适合应用在图像块聚类上。

2.2 自适应半耦合稀疏字典学习算法中训练图像块聚类

由于一对字典有时无法有效表征不同类型的图像，例如，需要重建花草、鱼类、鸟类、海洋、人脸等等，显然一对字典无法满足同时重建每类图像块时都最优。因此在训练字典之前，需要先将待训练的图像块聚为 K 类，然后用每一类中的图像块对、训练字典对和投影矩阵，以便适应不同类型低分辨率图像块的重建。

在 Wang S 等提出的 SCDL 方法中，使用 K -means 算法对训练图像块对进行聚类。由于 K -means 算法是用距离作为相似性的评价指标，导致聚类特征和稀疏编码特征不一致，因此在许多情况下会出现分类效果不佳的情况。而自适应图像块聚类算法是用最小化图像块重建误差来引导聚类，充分利用了图像块的稀疏编码特征。

2.2.1 获取高分辨力和低分辨率训练图像块对集

训练图像块集 X 和 Y 获取过程如图 1 所示，其中 X 和 Y 组成训练图像块对集合 L 。

图 1 中，高分辨力训练图像通过固定大小的窗口从中滑动取块，滑动步长为一个像素，从而获得高分辨力训练图像块，然后将高分辨力图像块中的均值减去，获得高分辨力训练图像块集 X 。

高分辨力训练图像经过下采样，得到低分辨率图像，然后对低分辨率图像使用双三次线性插值算法得到低分辨率训练图像，低分辨率训练图像大小与高分辨力训练图像大小相同。低分辨率训练图像通过与高分辨力训练图像相同的取块方法，从而获得低分辨率训练图像块，然后将低分辨率训练图像块中的均值减去，获得低分辨率训练图像块集 Y 。获取训练块集 X 和 Y 的过程中，要保证高分辨力图像块和低分辨率图像块一一对应，组成高分辨力和低分辨率图像块对，最终组成训练图像块对集 L 。

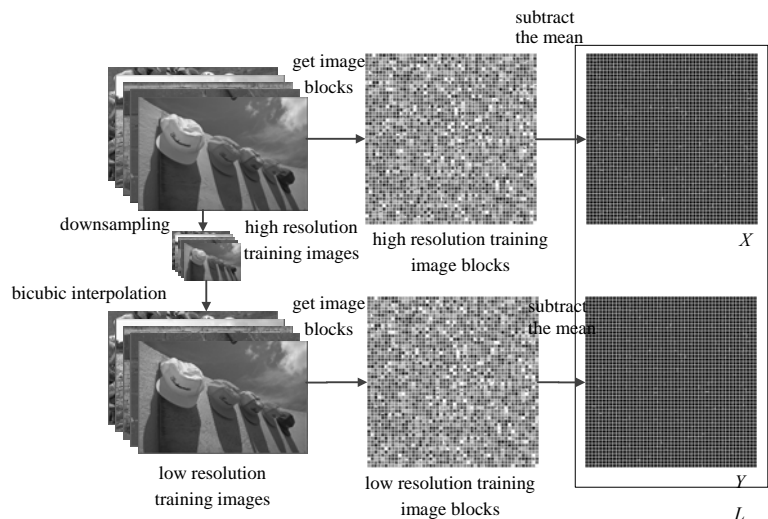


Fig.1 Getting the training image blocks
图 1 获取训练图像块

2.2.2 自适应训练图像块聚类算法步骤

1) 假设训练图像块对集 $L(X, Y)$ 共有 n 对训练图像块 $(x_i, y_i) (i=1, 2, \dots, n)$, 为了使聚类速度更快, 先对所有的训练图像块对进行 K-means 聚类, 获得 K 类图像块对 $(X_j, Y_j) (j=1, 2, \dots, K)$;

2) 对于第 j 类图像块对 (X_j, Y_j) , 用 SCDL 算法求得该类的低分辨率字典 D_y^j , 最终获得 K 类低分辨率字典;

3) 对于每一个低分辨率图像块 y_i , 用第 j 个类的低分辨率字典 D_y^j 求得它的低分辨率稀疏编码 $\alpha_{y_i}^j$, 接着直接用低分辨率字典 D_y^j 重建此 y_i 图像块, 获得 y_i 的第 j 个重建版本 \hat{y}_i^j , 如式(5):

$$\hat{y}_i^j = D_y^j \times \alpha_{y_i}^j \quad (5)$$

共计算得到 K 个 y_i 的估计结果, 然后计算该低分辨率图像块 y_i 与第 j 个估计结果 \hat{y}_i^j 之间的误差 $error_{y_i}^j$, 如式(6):

$$error_{y_i}^j = \sqrt{\left(\sum_{m=1}^M (y_i(m) - \hat{y}_i^j(m))^2\right) / M} \quad (6)$$

式中 M 表示低分辨率图像块向量维度。最后分别将 K 类 y_i 的重建的误差 $(error_{y_i}^1, \dots, error_{y_i}^j, \dots, error_{y_i}^K)$ 进行对比, 哪个字典重建 y_i 的误差最小, 那么 y_i 就属于该字典所属的类。直到所有的块重新分类完成。由于 x_i 是 y_i 相对应的高分辨率图像块, y_i 被分到哪个类, 那么 x_i 就被分到相应的高分辨率图像块类。

4) 重复第 2) 和第 3) 步, 一般迭代 10 次左右即可获得较好的聚类效果, 然后第 $j (j=1, 2, \dots, K)$ 个类的高分辨率和低分辨率图像块对用 SCDL 的方法训练出低分辨率字典 D_y^j 、相应的高分辨率字典 D_x^j 和稀疏系数投影矩阵 W_j 。

2.3 自适应半耦合稀疏字典学习算法中测试图像块分类

在字典训练阶段, 得到了 K 个字典对 $(D_x^j, D_y^j) (j=1, 2, \dots, K)$ 以及 K 个映射矩阵 W_j 。在图像重建阶段需要先先将低分辨率测试图像按照与训练图像相同的方法进行处理和取块, 得到低分辨率测试图像块集 $P=[p_1, \dots, p_i, \dots, p_q]$, q 表示低分辨率测试图像块的数量。然后将这些低分辨率测试图像块分类, 使得每个低分辨率测试图像块能够用最合适的字典以及映射矩阵进行重建。在文献[15]中, 是用 K-means 算法将各个训练图像块聚类, 并将各个类中低分辨率训练图像块的均值作为此类中心, 然后将每个类的中心作为测试图像块分类的依据。例如, 某个低分辨率测试图像块距离第 j 个类的中心最近, 那么该图像块就属于第 j 类, 然后, 属于第 j 类的低分辨率测试图像块由第 j 类字典及映射矩阵进行重建。采用基于最小化图像块重建误差的方法对各个低分辨率测试图像块进行分类。

测试图像块分类算法步骤:

1) 假设共有 q 个低分辨率测试图像块 $p_i (i=1, 2, \dots, q)$ 。之前已经求得 K 个字典对 $(D_x^j, D_y^j) (j=1, 2, \dots, K)$ 及相应的 K 个映射矩阵 W_j ;

2) 对于每一个低分辨率测试图像块 p_i , 用第 j 个类的低分辨率字典 D_y^j 求得它的稀疏编码 $\alpha_{p_i}^j$, 接着直接用低分辨率字典 D_y^j 重建此 p_i 块, 得到对应的估计值 \hat{p}_i^j , 如式(7):

$$\hat{p}_i^j = D_y^j \times \alpha_{p_i}^j \quad (7)$$

共计算得到 K 个 p_i 的估计结果, 然后计算第 j 个估计值与原始低分辨率图像块 p_i 之间的误差, 如式(8):

$$error_{p_i}^j = \sqrt{\left(\sum_{m=1}^M (\hat{p}_i^j(m) - p_i(m))^2\right) / M} \quad (8)$$

共计算得到 K 个 p_i 的重建的误差 $(error_{p_i}^1, \dots, error_{p_i}^j, \dots, error_{p_i}^K)$, 最后分别将 K 个 p_i 的重建的误差进行对比, 哪个字典重建 p_i 的误差最小, 那么 p_i 就属于该字典所属的类。直到所有的测试图像块分类完成。

3 实验分析

在实验中, 从 Kodak_Train24 数据集中获得 900 万以上的训练图像块对, 即训练集 L 中有 900 多万的训练图像块对, 从 NaturalSR 数据集中获得测试数据, 并且这 2 个数据集之间没有任何关联。高低分辨率图像块尺寸都取 5×5 , 对训练图像块聚类的类数 K 取 16, 每个类中块数最多取 40 000, 测试用的图像共 10 幅。正则化参数 $\lambda_x, \lambda_y, \lambda_w, \gamma, \delta$ 分别为 0.01, 0.01, 0.1, 0.1 和 0.25, 每个类的字典元素的个数为 512, 下采样和上采样尺度因子为 3, 其他有关稀疏的关键参数同文献[15]。在实验中, 将 Bicubic 算法、Yang 等算法(SRSR)、Zeyde 等算法和基于

K-means 算法聚类的 SCDL 算法进行比较。在实验中用 PSNR 和结构相似性(Structural Similarity, SSIM)作为重建效果的评价标准, 具体图像超分辨率实验数据如表 1 和表 2 所示。

表 1 各种算法的 PSNR 值对比

algorithm	Butterfly	Cameraman	Plants	Foreman	bike	house	Hat	Lena	raccoon	girl
Bicubic	21.26	21.66	28.04	29.65	21.13	26.28	27.47	22.85	26.59	29.97
Yang et al.	22.32	22.47	29.09	30.37	21.95	27.26	28.33	23.84	27.13	30.68
Zeyde et al.	21.17	21.43	27.70	29.60	21.07	25.92	27.44	22.58	26.42	29.72
SCDL	24.52	22.69	30.87	33.35	22.48	29.12	28.99	24.63	27.66	31.88
proposed	24.70	22.85	31.08	33.87	22.61	29.19	29.22	24.77	27.70	31.91

表 2 各种算法的 SSIM 值对比

algorithm	Butterfly	Cameraman	Plants	Foreman	bike	house	Hat	Lena	raccoon	girl
Bicubic	0.764 0	0.691 7	0.774 2	0.848 1	0.646 9	0.731 8	0.764 9	0.678 8	0.659 2	0.709 3
Yang et al.	0.785 4	0.695 7	0.795 7	0.839 0	0.693 8	0.724 9	0.763 8	0.697 7	0.680 7	0.716 6
Zeyde et al.	0.775 4	0.697 7	0.780 2	0.849 7	0.668 8	0.731 9	0.773 5	0.684 0	0.673 1	0.716 3
SCDL	0.857 4	0.747 7	0.852 0	0.891 3	0.733 0	0.775 5	0.809 0	0.764 9	0.709 9	0.747 5
proposed	0.863 7	0.751 2	0.858 8	0.895 2	0.737 4	0.776 2	0.815 1	0.768 4	0.711 9	0.748 7

表 1 和表 2 都记录了 10 幅测试图像用不同超分辨率算法重建的效果, 表 1 通过 PSNR 值表示, 表 2 用 SSIM 值表示。从表 1 和表 2 中可以看到, 对于各幅测试图像的重建, 本文算法均可达到最优。从数据的表现说明, 本文提出的算法具有更好的重建效果。下面从测试图像的实际重建效果来分析本文算法的有效性, 如图 2 所示。

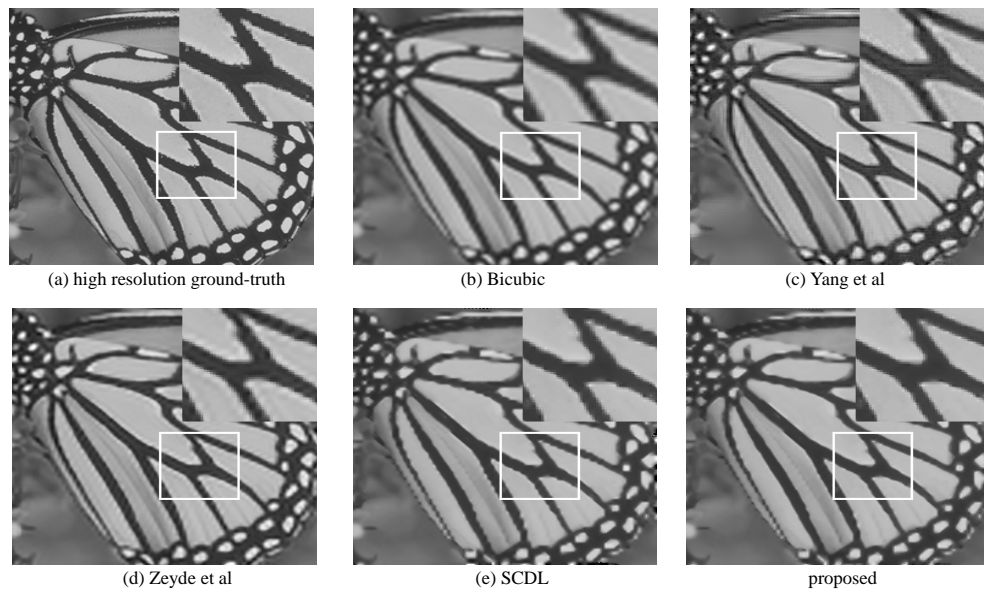


Fig.2 Local details of 3 \times super-resolution reconstruction for Butterfly
图 2 Butterfly 的 3 \times 超分辨率重建局部细节

图 2 是测试图像 Butterfly 通过不同超分辨率算法重建的效果图以及局部放大图。由图 2 可以看出, Yang 等、Zeyde 等和 SCDL 算法均可较好地重建出高分辨力图像。本文算法与它们相比, 可以获得更清晰的视觉效果和更接近原始高分辨力图像的重建图像。从各个重建图像的局部放大图中可以看出, Bicubic 算法重建的图像较为模糊, 细节损失较大。Yang 等、Zeyde 等算法重建的图像在几何结构区域有较严重的振铃现象。SCDL 算法获得的图像细节较为清晰, 但是物体边缘易产生较严重的锯齿。本文提出的基于自适应聚类的半耦合稀疏字典学习算法可以获得更为清晰的细节, 且锯齿现象相比 SCDL 算法有较大的改善。

4 结论

本文针对 SCDL 算法中传统聚类算法(如 K-means)采用距离来作为图像相似性评价标准的缺点, 提出了自适应半耦合稀疏字典学习算法。基于自适应的图像块聚类算法更加充分地利用了图像块本身的先验信息, 因此更适合应用在图像块聚类上。

在重建阶段, 对于测试图像块, 采用本文提出的基于最小化图像块重建误差的方法对各个测试图像块进行分类, 从而保证训练图像块的聚类特征和测试图像块的分类特征选取一致。将本文提出的方法去重建低分辨率测试

图像,并与用 Bicubic, Yang 等、Zeyde 等、SCDL(基于 K-means)方法重建出来的高分辨力图像进行对比。结果表明,对于 10 幅测试图片,本文提出的自适应半耦合稀疏字典学习算法重建的图片均可获得最优的 PSNR 值和 SSIM 值,且比 SCDL 算法(基于 K-means)重建的图片的 PSNR 值平均高出 0.171 dB, SSIM 值平均高出 0.04,获得了更为清晰的图片。

参考文献:

- [1] 康凯. 图像超分辨率重建研究[D]. 合肥:中国科学技术大学, 2016. (KANG K. A study on image super-resolution reconstruction[D]. Hefei, China: University of Science and Technology of China, 2016.)
- [2] 何林阳,刘晶红,李刚. 基于多相组重建的航空图像超分辨率算法[J]. 物理学报, 2015,64(11):168-175. (HE L Y, LIU J H, LI G. Super resolution of aerial image by means of polyphase components reconstruction[J]. Acta Physica Sinica, 2015, 64(11):168-175.)
- [3] 俞文静,张明军,王影. 基于背景擦除的视频监控图像超分辨率重建[J]. 计算机与数字工程, 2016,44(4):730-734. (YU W J, ZHANG M J, WANG Y. Super resolution reconstruction algorithm of video surveillance image based on background erasure[J]. Computer and Digital Engineering, 2016,44(4):730-734.)
- [4] 吴炜,陶青川,严斌宇,等. 基于学习的图像增强技术[M]. 西安:西安电子科技大学出版社, 2013. (WU W, TAO Q C, YAN B Y, et al. Image enhancement technology based on learning[M]. Xi'an, China: Xidian University Press, 2013.)
- [5] 詹曙,王俊,杨福猛,等. 基于 Gabor 特征和字典学习的高斯混合稀疏表示图像识别[J]. 电子学报, 2015,43(3):523-528. (ZHAN S, WANG J, YANG F M, et al. Gaussian mixture sparse representation for image recognition based on Gabor features and dictionary learning[J]. Acta Electronica Sinica, 2015,43(3):523-528.)
- [6] 赵井坤,周颖琳,林茂松. 基于稀疏表示与非局部相似的图像去噪算法[J]. 计算机应用, 2016,36(2):551-555,562. (ZHAO J K, ZHOU Y Y, LIN M S. Image denoising algorithm based on sparse representation and nonlocal similarity[J]. Journal of Computer Applications, 2016,36(2):551-555,562.)
- [7] 王林元,刘宏奎,李磊,等. 基于稀疏优化的计算机断层成像图像不完全角度重建综述[J]. 物理学报, 2014,63(20):15-24. (WANG L Y, LIU H K, LI L, et al. Review of sparse optimization-based computed tomography image reconstruction from few-view projections[J]. Acta Physica Sinica, 2014,63(20):15-24.)
- [8] YANG J C, WRIGHT J, HUANG T, et al. Image super-resolution via sparse representation [J]. IEEE Transactions on Image Processing(S1057-7149), 2010,19(11):2861-2873.
- [9] 邓承志,田伟,汪胜前,等. 近似稀疏正则化的红外图像超分辨率重建[J]. 光学精密工程, 2014,22(6):1648-1654. (DENG C Z, TIAN W, WANG S Q, et al. Super-resolution reconstruction of approximate sparsity regularized infrared images[J]. Optics and Precision Engineering, 2014,22(6):1648-1654.)
- [10] 吴炜,王美洁,李智,等. 基于多传感器的红外图像超分辨率[J]. 光学精密工程, 2015,23(10z):566-575. (WU W, WANG M J, LI Z, et al. Multi-sensor based infrared image super-resolution[J]. Optics and Precision Engineering, 2015,23(10z):566-575.)
- [11] YANG X M, WU W, LIU K, et al. Infrared image recovery from visible image by using multi-scale and multi-view sparse representation[C]// International Conference on Signal-Image Technology & Internet-Based Systems. Bangkok Thailand: IEEE, 2015:554-559.
- [12] PAN Z X, YU J, XIAO C B, et al. Single image super resolution based on adaptive multi-dictionary learning[J]. Acta Electronica Sinica, 2015,43(2):209-216.
- [13] 金炜,王文龙,符冉迪,等. 联合块匹配与稀疏表示的卫星云图修复[J]. 光学精密工程, 2014,22(7):1886-1895. (JIN W, WANG W L, FU R D, et al. Satellite cloud image inpainting based on patch matching and sparse representation[J]. Optics and Precision Engineering, 2014,22(7):1886-1895.)
- [14] 潘宗序,禹晶,肖创柏,等. 基于自适应多字典学习的单幅图像超分辨率算法[J]. 电子学报, 2015,43(2):209-216. (PAN Z X, YU J, XIAO C B, et al. Single image super resolution based on adaptive multi-dictionary learning[J]. Acta Electronica Sinica, 2015,43(2):209-216.)
- [15] 董骥瑞. K-均值聚类算法的改进与实现[D]. 吉林:吉林大学, 2015. (DONG Q R. Improvements and implementation of K-means clustering algorithm[D]. Jilin, China: Jilin University, 2015.)
- [16] ZEYDE R, ELAD M, PROTTER. On single image scale-up using sparse representation[C]// Proceedings of the 7th International Conference on Curves & Surfaces. Avignon, France: [s.n.], 2010:711-730.