

稀疏域非局部正则化偏振图像超分辨率重建方法^①

张璐璐^{1,2}, 麻晓敏², 陈松¹, 刘洋¹

1. 安徽粮食工程职业学院信息技术系, 合肥 230011;

2. 陆军炮兵防空兵学院基础部, 合肥 230031

摘要: 利用不同偏振方向图像间具有的非局部自相似特征, 提出了一种基于稀疏表示的偏振图像超分辨率重建方法. 首先用主成分分析训练子字典, 其次利用集中稀疏编码方法对图像块进行稀疏分解, 最后用稀疏表示系数进行重建. 实验结果表明, 该方法能有效重建偏振图像中的边缘结构和细节信息.

关键词: 超分辨率重建; 偏振图像; 非局部先验知识; 稀疏表示

中图分类号: TP751.1

文献标志码: A

文章编号: 1000-5471(2020)11-0099-04

在偏振成像探测中, 由于受到偏振成像设备性能或探测目标距离的限制, 偏振图像的空间分辨率一般较低^[1], 影响了目标的探测和识别精度. 在偏振图像中, 由于在同一幅图像中相邻或者非相邻位置, 甚至在其他偏振方向图像中某一位置的图像块, 存在非局部自相似特征, 而传统的方法没有利用这种特征, 重建效果不是很理想. 本文利用不同偏振方向图像中的这种冗余和互补信息, 提出了一种基于稀疏表示的偏振图像超分辨率重建方法.

在基于稀疏表示的超分辨率重建方法中, 使用通用的超完备字典 D 进行字典学习, 可以对所有图像块进行稀疏编码. 但是, 超完备的冗余字典中含有许多不相干元素, 降低了计算效率和稀疏编码精度. 为此, 利用一个具有相似结构的样本集学习出紧的子字典对给定图像块进行编码. 首先, 选取一组较高质量的偏振图像, 并将它们分成许多图像块; 其次, 使用高通滤波器输出各图像块的高频特征数据, 并利用 K 均值方法处理高频特征数据, 形成聚类子集; 然后, 利用主成分分析方法对每一个子类进行主成分计算, 并以此构建子字典. 当对图像块进行编码时, 利用自适应回归稀疏表示的选取策略获得最优的子字典. 在稀疏编码阶段, 为了提高稀疏编码的稳定性和精度, 使用集中稀疏编码方法对图像块逐一进行稀疏编码, 最后, 以稀疏表示系数与高分辨率字典的线性组合得到重建的高分辨率偏振图像.

1 非局部相似稀疏模型

1.1 非局部相似稀疏模型

对于一个给定的很小的偏振图像块 ($3 \times 3 \sim 7 \times 7$), 不仅存在不同偏振方向相同位置上的相似图像块, 甚至有可能存在分布在不同偏振方向图像中具有相似结构的图像块. 像这样分布在不同偏振方向图像中的图像块, 将它称作图像的非局部自相似先验信息^[2]. 显然, 对于给定的图像块 x_i , 可以通过对其非局部相似块 x_j^i 的加权平均来近似, $x_i \approx \sum_j \gamma_j^i x_j^i$, 其中 γ_j^i 是分配给 x_j^i 的加权系数, 则 x_i 的稀疏表示系数 α_i 可以由 x_j^i 的稀疏表示系数 α_j^i 来表示加权近似:

$$\alpha_i^* = \sum_j \gamma_j^i \alpha_j^i \quad (1)$$

① 收稿日期: 2019-03-21

基金项目: 安徽省教育厅高校优秀青年人才支持计划项目(gxyq2017192); 安徽省教育厅高等学校省级质量工程项目(2017kfk228).

作者简介: 张璐璐(1983-), 女, 副教授, 主要从事计算机图像处理、计算机网络研究.

显然, $\|\alpha_i - \gamma_i^j \alpha_i^j\|_{l_p}$ 应该取最小值, 这将作为非局部相似正则化约束项, 用于稀疏编码过程.

基于稀疏表示的图像超分辨率重建问题可以描述为:

$$\hat{\alpha} = \arg \min_{\alpha} \{ \|X - D\alpha\|_2^2 + \lambda \sum_{i=1}^N \|\alpha_i\|_1 \} \quad (2)$$

其中 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$, D 是预先学习的超完备字典, 可以对所有可能的图像结构进行稀疏编码, λ 是用于平衡编码精度和表示系数的稀疏性, 结合式(1)和式(2), 可得到如下非局部稀疏编码模型:

$$\hat{\alpha} = \arg \min_{\alpha} \{ \|X - D\alpha\|_2^2 + \sum_{i=1}^N \|\lambda_i \alpha_i\|_1 + \sum_{i=1}^N \|\eta_i (\alpha_i - \alpha_i^*)\|_{l_p} \} \quad (3)$$

其中 η_i 是一个分配给非局部正则化的权重.

1.2 子字典学习和适应性选择

在公式(3)的稀疏编码模型中, 假设通用的冗余超完备字典已经得到. 然而, 超完备字典的冗余性决定了其中有许多不相关的原子, 这不仅降低了稀疏编码的计算效能而且影响了重建的准确度. 因此, 使用一个具有相似结构的局部紧凑子字典 D_k 对图像块进行编码. 首先, 采集一组较高质量的偏振图像并对其进行分割处理, 获得训练所需的样本图像块集合 $S = \{s_1, s_2, \dots, s_M\}$. 利用高通滤波器处理每一个图像块, 获得 S 的特征数据库, 表示为 $S_h = \{s_1^h, s_2^h, \dots, s_M^h\}$. 然后, 利用 K 均值聚类方法将 S_h 划分成 K 个子类 $\{S_1, S_2, \dots, S_k\}$, 并用 μ_k 表示第 S_k 子类的质心. 为了从 S_h 子类中学习局部紧凑子字典, 通过主成分分析方法计算每一子类的主成分.

对数据集 S_k 的协方差矩阵 Ω_k 进行主成分分解, 可以获得一个正交变换矩阵 P_k . 为了平衡式(2)中 λ , 取前 r 个最重要的特征向量构建子字典 D_k , 而 r 的最优值 r_o 则由下式得到:

$$r_o = \arg \min_r \{ \|S_k - D_r \alpha_r\|_2 + \lambda \|\alpha_r\|_1 \} \quad (4)$$

其中 $D_r = [P_1, P_2, \dots, P_r]$, 因此数据集 S_k 的紧的子字典是 $D_k = [P_1, P_2, \dots, P_{r_o}]$.

为了对图像中图像块 x_i 进行编码, 可以通过自适应的稀疏域选择策略选择合适的子字典. 基于 x_i^h 和 μ_k 之间距离的最小值决定 x_i 的子字典, x_i^h 为 x_i 的高通滤波部分, μ_k 为各类的质心, 则 x_i 的子字典 k_i 由下式决定:

$$k_i = \arg \min_k \|x_i^h - \mu_k\|_2 \quad (5)$$

2 集中稀疏编码

待重建的图像 \hat{x} 可以通过 $\hat{x} = D_k \hat{\alpha}$ 获得. 由于 $\hat{\alpha}$ 是通过观察图像编码得到, 与原始图像的稀疏编码系数有紧密的关系, 因此重建图像最接近原始图像. 事实上, 式(3)中非局部相似正则项 $\sum_{i=1}^N \|\eta_i (\alpha_i - \alpha_i^*)\|_{l_p}$ 是一个集中稀疏约束条件, 可以有效地减少稀疏编码误差, 从而得到更好的重建结果. 令 $\theta_i = \alpha_i - \alpha_i^*$, 实验表明, θ_i 可以由独立同分布的 Laplacian 分布很好地表示, 而集中稀疏约束条件可以由 l_1 范数 ($l_p = 1$) 来描述, 因此式(3)中的非局部稀疏编码模型可以被描述为:

$$\hat{\alpha} = \arg \min_{\alpha} \{ \|X - D\alpha\|_2^2 + \sum_{i=1}^N \|\lambda_i \alpha_i\|_1 + \sum_{i=1}^N \|\eta_i \theta_i\|_1 \} \quad (6)$$

其中 λ_i 和 η_i 分别是对角元素为 $\lambda_{i,j}$ 和 $\eta_{i,j}$ 的对角加权矩阵. 在实现过程中, 对于图像块系数 α_i 和 α_i^* 的每一个元素 $\alpha_{i,j}$ 和 $\alpha_{i,j}^*$, 它们的权重 $\lambda_{i,j}$ 和 $\eta_{i,j}$ 在各自循环中随 $\alpha_{i,j}$ 和 $\alpha_{i,j}^*$ 更新而更新:

$$\lambda_{i,j} = \frac{c_1}{|\alpha_{i,j}^{(l)}| + \epsilon}, \quad \eta_{i,j} = \frac{c_2}{(\alpha_{i,j}^{(l)} - \alpha_{i,j}^*)^2 + \epsilon} \quad (7)$$

其中 c_1 和 c_2 是正常数, $\alpha_{i,j}^{(l)}$ 是 $\alpha_{i,j}$ 第 l 次迭代后的估计值, ϵ 是一个用来增加式(7)的稳定性的系数. 在初始化时, 一旦求得编码系数 α_i , 就能通过公式(1)计算得到 α_i^* , 再更新得到 $\hat{\alpha}$, 满足收敛条件后, 迭代结束. 式(6)可以通过迭代收缩算法求解.

3 实验结果与分析

为了验证本文方法的有效性, 选取伪装网偏振图像进行实验. 从一些较高质量的偏振图像和一些纹理性强的图像中(如标准测试图像 Lena, Leaves, Starfish 等), 分割提取 5×5 大小的图像块用于训练子字典

典. 实验过程中, 先将原始的高分辨率图像通过 2 倍下采样、加适当噪声和模糊, 生成模拟的低分辨率图像, 再采用本文方法和经典双二次法(Bicubic)、基于稀疏的 ScSR 方法^[3]与 CSR 方法^[4]对低分辨率图像进行 2 倍率超分辨率重建并比较, 结果如图 1 所示. 限于篇幅, 图 1 中只给出了 60° 偏振方向的局部重建效果图.

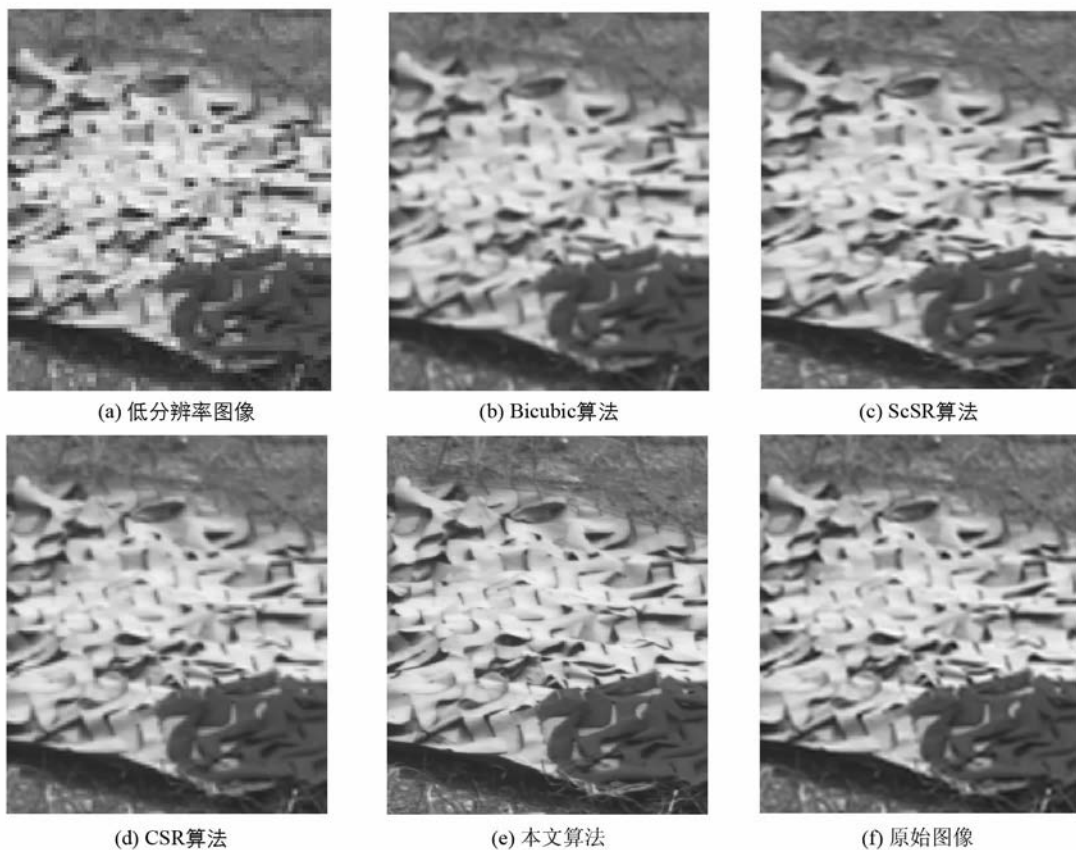


图 1 超分辨率重建结果

从图 1 中可以看出, ScSR 方法在重建图像结构上优于双二次法^[5], 并且能很好减少振铃和锯齿效应^[6-8], 但较模糊, 丢失了一些细节信息, 如伪装网下面的杂草几乎被模糊掉, CSR 方法和本文提出的方法重建图像边缘更清晰, 但本文方法得到的重建图像边缘结构更接近于原始图像. 为进一步评价重建结果的质量, 通过计算其峰值信噪比(PSNR)和结构相似度(SSIM)值等指标^[9-10]进行客观评价, 结果如表 1 所示.

表 1 不同方向图像 PSNR 和 SSIM 值比较结果

偏振图像角度	指标	Bicubic	ScSR	CSR	本文算法
0°	PSNR	23.51	26.04	24.92	26.98
	SSIM	0.571 2	0.700 6	0.670 1	0.701 5
60°	PSNR	24.12	25.53	25.19	25.90
	SSIM	0.601 5	0.612 3	0.667 9	0.629 4
120°	PSNR	22.86	26.03	25.11	26.71
	SSIM	0.613 1	0.608 4	0.645 8	0.670 3
平均值	PSNR	23.49	25.86	25.07	26.53
	SSIM	0.595 3	0.640 4	0.661 2	0.667 0

由表 1 中数据可知, 本文方法提高了偏振图像的 PSNR 和 SSIM 值, 这与图 1 中的主观视觉效果相符合, 从客观上验证了本文方法的有效性.

4 总 结

基于偏振方向图像稀疏表示域中的非局部自相似特性, 本文提出了一种偏振图像超分辨率重建方法,

利用同一场景中不同偏振方向低分辨率图像的冗余和互补信息,重建得到一幅高分辨率图像.通过实验从主观视觉效果和客观评价指标上验证了本文方法的有效性.

参考文献:

- [1] 赵永强,潘 泉,程咏梅. 成像偏振光谱遥感及应用 [M]. 北京:国防工业出版社,2011.
- [2] 刘家宾. 基于非局部稀疏模型的字典分析与图像去噪 [D]. 西安:西安电子科技大学,2012.
- [3] YANG J C, WRIGHT J, HUANG T S, et al. Image Super-Resolution via Sparse Representation [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2010, 19(11): 2861-2873.
- [4] DONG W S, ZHANG L, SHI G M. Centralized Sparse Representation for Image Restoration [C]//2011 International Conference on Computer Vision. New York: IEEE Press, 2011.
- [5] 于春梅. 结合失真函数的稀疏域图像隐写算法 [J]. 微型电脑应用, 2014, 30(6): 1-4.
- [6] 田玉敏,宋君. 利用概率对稀疏域划分的压缩感知方法 [J]. 西安电子科技大学学报, 2013, 40(6): 52-57.
- [7] LU W, SUN H X, WANG R, et al. Single Image Super Resolution Based on Sparse Domain Selection [J]. Neurocomputing, 2017, 269: 180-187.
- [8] LIU C H, QI Y, DING W R. Infrared and Visible Image Fusion Method Based on Saliency Detection in Sparse Domain [J]. Infrared Physics & Technology, 2017, 83: 94-102.
- [9] 甘 伟,许录平,张 华,等. 一种贪婪自适应压缩感知重构 [J]. 西安电子科技大学学报, 2012, 39(3): 50-57, 79.
- [10] 蔡荣文. 基于改进的 Bernoulli 矩阵压缩感知图像重构算法 [J]. 山东农业大学学报(自然科学版), 2016, 47(1): 107-110.

Super-Resolution Reconstruction of Sparse-Domain Non-locally Regularized Polarized Images

ZHANG Lu-lu^{1,2}, MA Xiao-min², CHEN Song¹, LIU Yang¹

1. Department of Information Technology, Anhui Vocational College of Grain Engineering, Hefei 230011, China;

2. Department of Basic Sciences, Army Artillery and Air Defense Academy, Hefei 230031, China

Abstract: The non-local self-similarity exists in images with different polarization directions. Therefore a super-resolution reconstruction method was proposed based on sparse representation of polarization images. Firstly, principal component analysis was carried out to train sub-dictionaries. Secondly, centralized sparse coding was used to decompose image blocks sparsely. And finally, sparse representation coefficients were used to reconstruct them. The experimental results demonstrated that the method can effectively reconstruct the edge structure and detail information in polarization images.

Key words: super-resolution reconstruction; polarization image; non-local self-similarity; sparse representation

责任编辑 张 枬