

基于分组三维离散余弦变换字典的植物 高光谱数据去噪方法

徐 平, 肖 冲, 张 竞 成^{*}, 薛 凌 云

杭州电子科技大学生命信息与仪器工程学院, 浙江 杭州 310018

摘要 针对植物高光谱图像各波段噪声强度不同, 以及空间域和谱域均存在噪声污染的问题, 提出了一种基于分组三维(3D)离散余弦变换(DCT)字典的稀疏表示去噪方法。首先分析了植物光谱特征, 根据谱间相关性对波段进行分组; 然后采用边缘块剔除的局部均值标准差法对高光谱图像进行噪声标准差估计, 为去噪算法提供参考阈值; 最后构建三维 DCT 字典的稀疏表示去噪方法, 对植物高光谱图像进行去噪。实验结果表明, 与原始数据和二维 DCT 字典去噪方法相比, 谱域噪声评估中平均信噪比分别提高 18.2 dB 和 9.2 dB。因此, 该方法不仅具有较好的空间域去噪能力, 也有较好的谱域去噪能力。

关键词 光谱学; 高光谱数据; 植物光谱特征; 三维离散余弦变换字典; 二维离散余弦变换字典

中图分类号 TP751 **文献标识码** A

doi: 10.3788/AOS201737.0630003

Denoising Method for Plant Hyperspectral Data Based on Grouped 3D Discrete Cosine Transform Dictionary

Xu Ping, Xiao Chong, Zhang Jingcheng, Xue Lingyun

*College of Life Information Science & Instrument Engineering, Hangzhou Dianzi University,
Hangzhou, Zhejiang 310018, China*

Abstract In order to solve the problems that noise intensity of each band for plant hyperspectral image is different and noise exists in both spatial and spectral domains, a sparse representation denoising method is proposed based on the grouped three-dimensional (3D) discrete cosine transform (DCT) dictionary. Firstly, the spectral characteristics of the plants are analyzed and the bands are grouped according to the spectral correlation. Secondly, local mean standard deviation of eliminating edges is used to estimate the noise standard deviation of hyperspectral images, which provides the reference threshold for denoising algorithm. Finally, a sparse representation denoising method based on 3D DCT dictionary is constructed for denoising plant hyperspectral images. Experimental results show that, comparing with the original data and the denoising method of two-dimensional (2D) DCT dictionary, the average signal-to-noise ratios of the noise evaluation by the proposed method are improved by 18.2 dB and 9.2 dB in the spectral domain. Therefore, the proposed method can denoise not only in the spatial domain but also in the spectral domain.

Key words spectroscopy; hyperspectral data; plant spectral feature; three-dimensional discrete cosine transform dictionary; two-dimensional discrete cosine transform dictionary

OCIS codes 300.6550; 150.1135; 280.4788

1 引 言

在植物高光谱图像获取过程中, 植物光谱特征在噪声影响下容易产生“失真”, 如对某一吸收特征进行探

收稿日期: 2017-01-03; **收到修改稿日期:** 2017-02-20

基金项目: 国家自然科学基金(41671415)、国家自然科学基金青年基金(61205200)、国家重大科研仪器研制项目(61427808)、浙江省公益技术应用研究项目(2016C32087)

作者简介: 徐 平(1978—), 男, 博士, 副教授, 主要从事压缩传感和图像处理技术方面的研究。E-mail: xuping@hdu.edu.cn

*** 通信联系人.** E-mail: zhangjcrs@hdu.edu.cn

测,则要求噪声水平比吸收深度至少低一个数量级^[1]。噪声污染不仅降低了视觉质量,也限制了图像的判读、精度的分析以及光谱信息提取等。因此,植物高光谱图像去噪对数据的后期利用具有重要意义。传统的高光谱图像去噪方式有两种,分别是空间域去噪^[2]和光谱域去噪^[3-5]。其缺点是忽略了高光谱图像谱间相关性和图谱合一的特点,去噪效果往往顾此失彼。为解决传统高光谱图像去噪方法的缺陷,近年来出现了空间域和光谱域混合去噪方法,主要分为两大类:1)对于各波段噪声强度一致的高光谱图像去噪方法。Atkinson I等^[6]提出一种对光谱维进行傅里叶变换阈值去噪,对空间域进行2D小波变换去噪的方法;Chen等^[7]提出首先对高光谱图像逐波段去噪,继而对空间域各像素点对应的一维光谱信号去噪的方法;霍雷刚等^[8]基于主成分分析(PCA)和字典学习,分别采用稀疏表示方法和对偶树复小波变换(CWT)方法去除空间维和光谱维的噪声。该类方法适用于高光谱图像噪声标准差一致的情况,对噪声标准差随波段变化的应用受限。2)对于各波段噪声强度不同的高光谱图像去噪方法。王浩然等^[9]在主成分分析的基础上,结合噪声估计和字典学习,提出一种自适应去噪方法;Othman H等^[10]提出空谱间混合去噪算法,该算法利用在高光谱图像光谱微分域,噪声信号水平被提升的原理,采用空谱间混合小波阈值去噪,该方法易破坏图像的细节光谱曲线特性;为良好地保持高光谱遥感图像细节特征,徐冬等^[11]利用噪声调整的主成分分析(NAPCA)进行特征提取,再利用复小波变换对NAPCA变换后的低能量成分进行去噪处理。但该类方法未考虑高光谱图像谱间高相关性特点。

为解决去噪方法中对于各波段噪声强度不同缺乏自适应能力的问题,本文基于边缘剔除的局部均值标准差法得到噪声标准差先验知识,为去噪算法提供参考阈值。为解决谱域噪声问题,基于高光谱图像光谱特征分析和谱间高相关性特点,对高光谱图像进行分组,提出三维离散余弦变换(DCT)字典稀疏表示去噪方法。

2 图像稀疏表示去噪

2.1 稀疏表示理论概述

设一维离散信号 x , 其长度为 N , ψ 为 $N \times N$ 矩阵。由信号分解理论知, 长度为 N 的一维信号 x 可以表示为一组标准正交基 $\psi = \{\psi_1, \psi_2, \dots, \psi_n\}$ 的线性组合。信号的稀疏表示关系为:

$$x = \sum_{i=1}^N S_i \psi_i, \quad (1)$$

式中 ψ_i 为 ψ 矩阵的第 i 列向量, S_i 为 ψ_i 对应的稀疏系数, $N \times 1$ 的列向量 x 是 S 的加权系数序列。如果 x 包含了大量的接近零值的系数, 即 x 对应的权重 S_j 很小, 则该列向量 ψ_j 可以忽略不计。如果 x 仅有 K 个不为零且权值大的加权系数, 那么该信号 x 在 ψ 下为 K 稀疏。

2.2 图像稀疏表示去噪模型

在高光谱图像中, 图像噪声主要由周期性噪声和随机噪声构成, 周期性噪声可以由频域变换滤波有效地消除, 而随机噪声的影响一直存在, 这种噪声一般认为是与信号无关的加性噪声^[3], 用模型表示为:

$$Y(i, j) = s(i, j) + v(i, j), \quad (2)$$

式中 $s(i, j)$ 为理想图像, $Y(i, j)$ 为测量得到的噪声图像, $v(i, j)$ 为图像噪声。通过对所采集茶叶高光谱图像噪声建模可知, 其噪声近似为标准差为 σ_n 的加性高斯噪声 v , 其概率密度函数为:

$$f_x(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_n} \exp[-x^2/(2\sigma_n^2)]. \quad (3)$$

根据稀疏表示理论, 则有:

$$Y(i, j) = s(i, j) + v(i, j) = \psi S. \quad (4)$$

假定整块图像大小为 $\sqrt{N} \times \sqrt{N}$, 由于小块图像更能够突出图像的局部特征, 故不同于每次对整体图像进行操作, 可以将其分为多个 $\sqrt{n} \times \sqrt{n}$ 的小块图像 P , 分别进行处理。小块图像 $P \in R^n$ 按列向量组织起来, 且假定这些块符合稀疏模型。这表明存在字典 $\psi \in R^{n \times k}$, 使得每个小块图像 P 都有对应的稀疏系数矩阵 $S \in R^k$, 可以表达为:

$$S = \operatorname{argmin}_S \|S\|_0 \quad \text{st } \psi \times S = P, \quad (5)$$

式中 $k > n$, 字典 ψ 为过完备字典。

为便于计算, 将 $\psi \times S = P$ 替换为稀疏误差项 $\|\psi S - P\|_2 < n\sigma_n^2$, 故去噪模型^[12]可表示为:

$$\hat{S} = \underset{S}{\operatorname{argmin}} \|S\|_0 \text{ st } \|\psi S - P\|_2 < n\sigma_n^2, \quad (6)$$

式中 σ_n^2 为噪声方差。采用正交匹配追踪算法(OMP)^[13-15] 每次得到一个原子, 当误差项 $\|\psi S - P\|_2$ 小于 $n\sigma_n^2$ 时停止迭代, 通过这种方式求得(6)式的近似解。(6)式之所以能够达到去噪的效果, 是因为原始干净图像 P 在字典 ψ 下的稀疏系数矩阵 S_{clean} 在受到噪声污染后产生改变。(6)式通过估计干净图像的稀疏系数矩阵 \hat{S} , 从而恢复出干净图像 \hat{P} 。

2.3 分组三维 DCT 字典去噪方法

实验使用美国 ASD 公司的 Handheld Field Spec 光谱仪对茶叶进行测量, 测量的图像大小为 672×1420 , 测定范围为 $380 \sim 1023 \text{ nm}$ 。由于 $380 \sim 430 \text{ nm}$ 波段的噪声几乎将真实信号湮没, 故选取 $430 \sim 1023 \text{ nm}$ 波段, 并选择大小为 256×256 的感兴趣区域作为实验数据。其中有个别波段缺失, 共计 469 个序列, 像素灰度级是 $0 \sim 4096$ 的 12 位无符号整型。为解决茶叶高光谱图像各波段噪声强度不同和空谱域均存在噪声污染的问题, 提出了分组三维 DCT 字典稀疏表示去噪方法。其方法流程如图 1 所示。

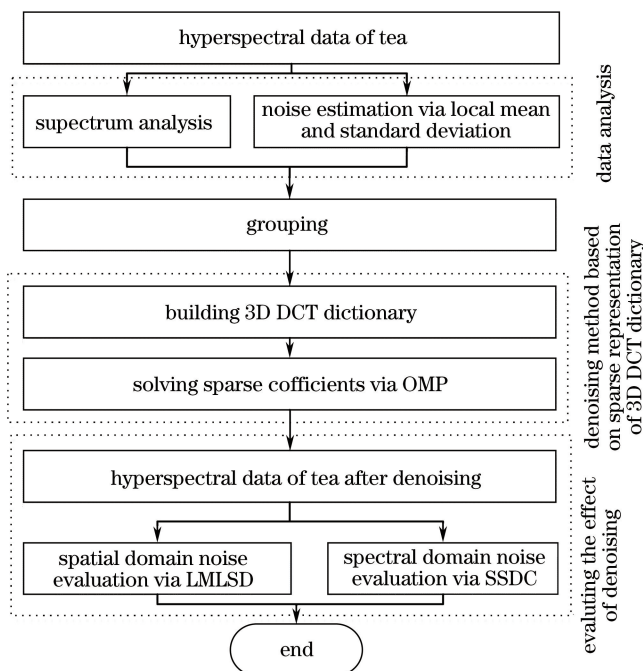


图 1 三维 DCT 字典稀疏表示去噪流程

Fig. 1 Flow chart of 3D DCT dictionary sparse representation denoising

该方法流程分为三部分, 分别为数据分析、三维 DCT 字典稀疏表示去噪和去噪效果评价。基于茶叶高光谱图像的光谱特征, 在光谱维对其进行分组, 并将每组图像的局部均值标准差的均值作为后期去噪算法的参考阈值。通过三维 DCT 字典的稀疏表示去噪算法对每组数据进行去噪处理, 最后由局部均值与局部标准差法(LMLS)空间域噪声估计和空间光谱维去相关法(SSDC)光谱域噪声估计对去噪效果进行评价和比较。

2.3.1 高光谱图像的光谱特征分析与分组

提取茶叶高光谱图像的空间域单像素点[位于 $f(86, 86, z)$ 处]的光谱指数, 并绘制出该像素点的光谱曲线图, 如图 2 所示。通过观察可推测, 在 $430 \sim 530 \text{ nm}$ 波段以及 $930 \sim 1023 \text{ nm}$ 波段的茶叶高光谱图像受噪声污染严重。

对 $430 \sim 1023 \text{ nm}$ 波段的茶叶高光谱图像进行光谱间相关性分析, 结果如图 3 所示。从图中可以看出, 茶叶的光谱曲线在 $430 \sim 700 \text{ nm}$ 以及 $750 \sim 1023 \text{ nm}$ 之间相关性较高, 在 $700 \sim 750 \text{ nm}$ 之间相关性较低, 同时这三段之间的相关性也较低。

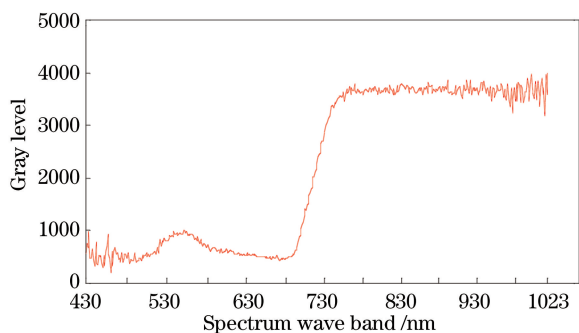


图 2 植物光谱曲线图

Fig. 2 Curve graph of plant spectrum

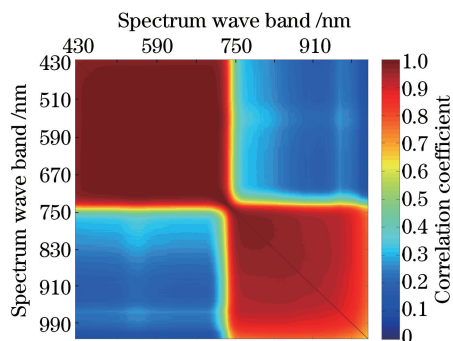


图 3 茶叶高光谱图像的谱间相关性系数

Fig. 3 Spectral correlation coefficients of hyperspectral images of tea

通过对相关性系数(用 r 来描述)大小进行统计得出,31.66%的波段之间是极其相关的($|r| > 0.95$), 16.63%是高度相关的($|r| > 0.8$),5.78%是中度相关的($0.5 \leq |r| < 0.8$),45.92%是低度相关($0.3 \leq |r| < 0.5$)或不相关($|r| < 0.3$)。由高光谱图像谱间相关性分析可知,谱间相关性系数大小不等,故对 430~1023 nm波段的茶叶高光谱图像进行分组。当考虑到 530~580 nm 波段有突起和 681~780 nm 波段谱间相关性低,将 430~680 nm 分为 50 小组,每组 5 nm,将 681~780 nm 分为 50 小组,每组 2 nm,将 781~1023 nm分为 27 组,每组 9 nm。这样操作的基本思想是,块和空间冗余之间的高相关性可以使三维 DCT 稀疏系数有很强的稀疏性^[12]。

2.3.2 高光谱图像的局部标准差噪声估计

在文献[16]中,根据无参考图像评价中的噪点检测方法,对第 1023 nm 波段的茶叶高光谱图像进行测试。得到噪点图像如图 4 所示,以及噪点灰度直方图如图 5 所示。

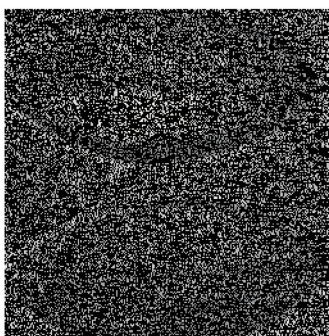


图 4 噪点图

Fig. 4 Noise figure

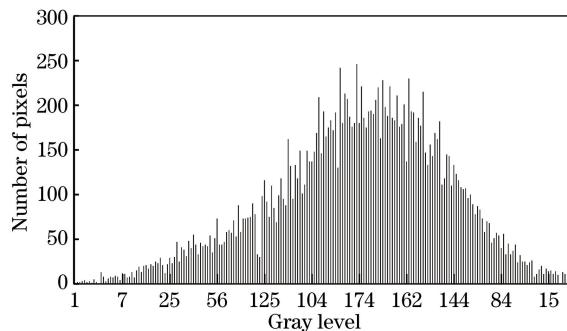


图 5 噪点灰度直方图

Fig. 5 Gray histogram of noise

通过观察图 5 噪点灰度直方图,近似认为所采集的茶叶高光谱图像噪声为高斯噪声。高斯噪声模型的关键在于噪声标准差的计算。噪声标准差反映了噪声强弱,同时也为去噪算法的阈值选择提供重要的参考。文献[17]中指出高光谱图像噪声强度随波段变化,故需要一种噪声评估方法对高光谱图像逐波段地进行噪声估计。Gao^[18]提出一种光谱图像的噪声评估方法 LMLSD;高连如^[19]提出基于边缘块剔除的局部均值标准差法,减小了图像纹理和边缘对噪声评估的影响。通过使用边缘块剔除的局部均值标准差法,对 430~1023 nm 波段的 469 帧光谱图像进行噪声标准差估计,结果如图 6 所示。

由茶叶高光谱噪声估计曲线观察可知,在 430~530 nm 波段以及 930~1023 nm 波段的茶叶高光谱图像受噪声污染严重,与光谱特征分析中的推测相一致。在 430~530 nm 波段,平均标准差为 10.16,在 930~1023 nm 波段,平均标准差为 11.55。

假定某组茶叶高光谱图像有 w 个序列,则该组为 $\sqrt{N} \times \sqrt{N} \times w$ 的图像立方体。基于边缘块剔除的局部均值标准差法得到噪声标准差先验知识,并通过每组标准差的均值作为去噪过程的参考阈值,对每组图像立方体进行三维 DCT 字典稀疏表示去噪,便得到茶叶高光谱图像的去噪结果。

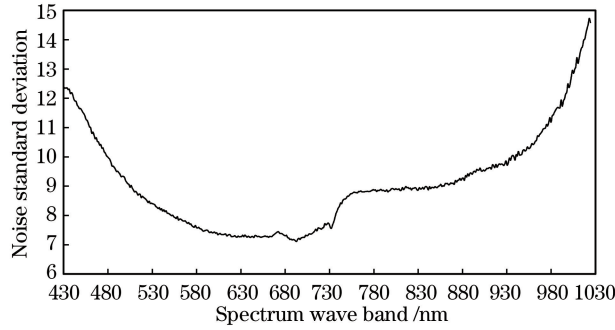


图 6 基于边缘剔除的局部均值标准差的茶叶高光谱噪声估计

Fig. 6 Estimation of tea hyperspectral noise based on local mean standard deviation of eliminating edges

2.3.3 三维 DCT 字典去噪

DCT 是 Ahmed N 在 1974 年提出的,常用于信号处理和图像处理^[20]。使用三维 DCT 作为字典对图像进行稀疏表示去噪。三维 DCT 变换的定义式为:

$$F(u, v, w) = c(u)c(v)c(w) \frac{1}{\sqrt{l \times m \times e}} \sum_{i=0}^{l-1} \sum_{j=0}^{m-1} \sum_{z=0}^{e-1} f(i, j, z) \cos\left[\frac{(2i+1)u\pi}{2l}\right] \cos\left[\frac{(2j+1)v\pi}{2m}\right] \cos\left[\frac{(2z+1)w\pi}{2e}\right], \quad (7)$$

$$c(x) = \begin{cases} 1, & x = 0 \\ \sqrt{2}, & x \neq 0 \end{cases}, \quad (8)$$

式中 f 为图像灰度值, i, j, z 为二维图像坐标和波段序号, l, m, e 为图像的长、宽和波段序列数。文献[21]中指出 $N_1 \times N_2 \times \dots \times N_L$ 多维 DCT 的计算可以表示为 $\Psi_{N_1} \otimes \Psi_{N_2} \otimes \dots \otimes \Psi_{N_L}$ 矩阵与 N_1, N_2, \dots, N_L 维的列向量相乘,其中 \otimes 为 Kronecker 积, Ψ_{N_i} 为一维 DCT 的变换矩阵。对于 $\sqrt{n} \times \sqrt{n} \times w_z$ 的三维图像块的三维 DCT 字典可表示为:

$$\Psi_{\tau \times p} = \Psi_{\sqrt{n} \times \sqrt{k}} \otimes \Psi_{\sqrt{n} \times \sqrt{k}} \otimes \Psi_{w_z \times \sqrt{k}}, \quad (9)$$

式中 $\Psi_{\tau \times p}$ 为过完备字典, w_z 为第 z 组高光谱图像的块数, $k > n, \tau = \sqrt{n} \times \sqrt{n} \times w_z, p = k \times \sqrt{k}$ 。

基于三维 DCT 字典的图像稀疏表示去噪算法步骤为:

1) 初始化 $z=1$ 。

2) 构建 $\Psi_{\tau \times p}$ 作为过完备字典,初始化 $k_n=1$ 。将第 z 组对应的高光谱图像立方体 S_z 分成 $\sqrt{n} \times \sqrt{n} \times w_z$ 的小块,并将其展成 $\tau \times 1$ 的列向量。将分成的所有小块图像立方体对应的列向量组成一个新矩阵 $B_{\tau \times M}$ 。

3) 由矩阵 $B_{\tau \times M}$ 和字典 $\Psi_{\tau \times p}$, 利用正交匹配追踪算法近似求解稀疏系数矩阵 A 。进入主迭代,并执行下面循环:

- ① 令 $E_{err} = \tau\sigma_n^2, A = \emptyset, S = \emptyset, \Lambda = \emptyset, i = 1, x = B(:, k_n), r = x$;
- ② 寻找索引 Λ_i , 使得 $\Lambda_i = \arg \max_{j=1,2,\dots,k} |\langle r, \Psi_j \rangle|$, 然后令 $\Lambda(i) = \Lambda_i$;
- ③ 令 $\Psi_i = \Psi[:, \Lambda(1:i)]$, 求 $x = \Psi_i \hat{S}$ 的最小二乘解 $\hat{S} = \arg \min_s \|x - \Psi_i S\| = (\Psi_i^T \Psi_i)^{-1} \Psi_i^T x$;
- ④ 更新残差 $r = x - \Psi_i \hat{S}$;
- ⑤ $i = i + 1$, 如果 $\|r\|_2$ 小于 E_{err} , 停止迭代; 否则返回步骤②继续执行。

4) 如果 Λ 的长度不为零, 那么令 $A(\Lambda, k_n) = \hat{S}$ 。 k_n 增加 1, 判断 k_n 是否大于 M , 是则停止迭代, 否则返回 3)。

5) 输出近似稀疏系数矩阵 A , 更新矩阵 $B = \Psi_{\tau \times p} \times A$ 。

6) 将矩阵 B 的每一列 $\tau \times 1$ 转换为 $\sqrt{n} \times \sqrt{n} \times w$ 的小块图像立方体, 即 2) 的逆操作。

7) 将图像块拼合,重叠部分取平均,最终输出去噪后的干净图像立方体 \hat{S}_z 。

8) z 增加 1,如果 z 不大于 Z_{\max} 则返回 2), 否则停止迭代。

步骤中 w 为 S_z 对应的图像块数, E_{err} 是与噪声方差有关的阈值, B 为 $\sqrt{n} \times \sqrt{n} \times w$ 小块图像立方体展开后的 $\tau \times M$ 新矩阵, 矩阵 \hat{S} 为小块图像的 $k \times 1$ 稀疏系数矩阵, 矩阵 A 为 $p \times M$ 稀疏系数矩阵, Δ 为索引集合, r 为每次更新的残差项, Z_{\max} 为茶叶高光图像最大分组数。 $\langle \cdot, \cdot \rangle$ 表示向量内积, $\psi(:, i)$ 表示 ψ 矩阵的第 i 列, $\Delta(1:i)$ 表示矩阵 Δ 中由 1 到 i 的每个索引, $A(\Delta, kn) = S$ 表示把 S 赋值给矩阵 A 第 k_n 列中索引集合 Δ 对应的元素, 未被赋值的元素默认值为 0。

2.3.4 高光图像空间域噪声评价方法

采用基于边缘块剔除的局部均值标准差法对高光图像进行空间域噪声评价。该方法通过边缘检测剔除边缘, 并将图像分成 $\sqrt{n} \times \sqrt{n}$ 的子块。计算每一子块的均值 M_L 和标准差 D_{LS} , 其表达式为:

$$M_L = \frac{1}{n} \sum_i^{\sqrt{n}} \sum_j^{\sqrt{n}} f(i, j, z), \quad (10)$$

$$D_{LS} = \left\{ \frac{1}{(n^2 - 1)} \sum_i^n \sum_j^n [f(i, j, z) - M_L]^2 \right\}^{\frac{1}{2}}. \quad (11)$$

在(11)式计算得到的子块的最大和最小标准差之间建立若干等间隔子区间, 计算含子块最多的区间的标准差平均值作为空间域最佳噪声标准差估计 D_{LS} 以及局部子块均值的平均值 M_L 。信噪比为:

$$R_{SN} = 20 \lg \frac{M_L}{D_{LS}}. \quad (12)$$

2.3.5 高光图像谱域噪声评价方法

采用 SSDC 对高光图像进行光谱域噪声评价^[22]。其核心是基于高光图像空间和谱间有很高的相关性, 采用多元线性回归, 将具有高相关性信号去掉^[23], 其表达式为:

$$\hat{f}(i, j, z) = af(i, j, z - 1) + bf(i, j, z + 1) + cf(p, z) + d, \quad (13)$$

式中 \hat{f} 为图像灰度的拟合值, a, b, c, d 为线性回归系数, 另外有:

$$f(p, z) = \begin{cases} f(i - 1, j, z) & i > 1 \\ f(i, j - 1, z) & i = 1, j > 1, \\ \text{none} & i = 1, j = 1 \end{cases} \quad (14)$$

去相关后为:

$$r(i, j, z) = f(i, j, z) - \hat{f}(i, j, z). \quad (15)$$

噪声方差为:

$$\begin{cases} \sigma_n^2 = \frac{1}{H - 4} \sum_1^l \sum_1^m r(i, j, z)^2 \\ H = l \times m - 1 \end{cases} \quad (16)$$

记第 z 波段的图像灰度均值为:

$$M_z = \frac{1}{l \times m} \sum_1^l \sum_1^m f(i, j, z), \quad (17)$$

则该波段的图像信噪比为:

$$R_{SN} = 20 \lg \frac{M_k}{\sigma_n}. \quad (18)$$

3 数据实验与分析

使用均值滤波逐波段去噪算法, 对茶叶高光图像逐波段进行去噪, 模板尺寸为 3。使用二维 DCT 字典逐波段去噪方法, 将每一波段的噪声标准差估计作为去噪算法的参考阈值, 对茶叶高光图像逐波段进行去噪, 小块图像 n 为 64。使用分组三维 DCT 字典稀疏表示去噪方法, 对茶叶高光图像进行波段分组, 利用每组高光图像噪声标准差均值作为去噪算法的参考阈值, 对茶叶高光图像分组进行去噪, 小块图像 n 为 64。

3.1 基于空间域噪声评价

由于采集的高光谱图像包含 430~1023 nm 波段的图像,序列庞大,其中 430~530 nm 波段以及 930~1023 nm 波段的植物高光谱图像受噪声污染严重。故在此仅分别提取 430,780,1023 nm 三个波长的茶叶高光谱图像的去噪效果进行对比,如图 7~9 所示。

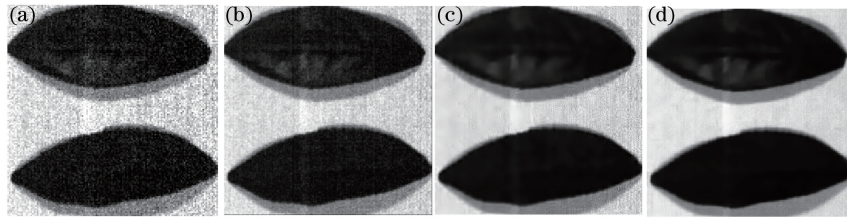


图 7 波长为 430 nm 时各算法去噪效果对比。(a)原始数据;(b)均值滤波;(c)二维 DCT 去噪;(d)三维 DCT 去噪

Fig. 7 Comparison of denoising effect of different algorithms at wavelength of 430 nm.

(a) Original data; (b) mean filter; (c) 2D DCT denoising; (d) 3D DCT denoising

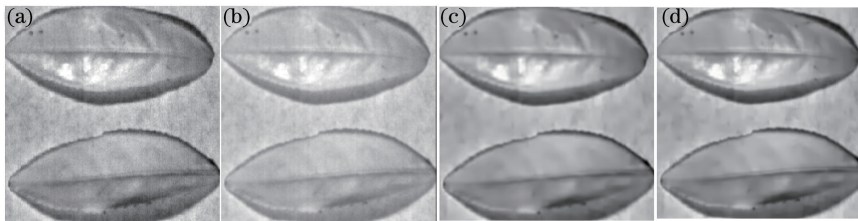


图 8 波长为 780 nm 时各算法去噪效果对比。(a)原始数据;(b)均值滤波;(c)二维 DCT 去噪(d)三维 DCT 去噪

Fig. 8 Comparison of denoising effect of different algorithms at wavelength of 780 nm.

(a) Original data; (b) mean filter; (c) 2D DCT denoising; (d) 3D DCT denoising

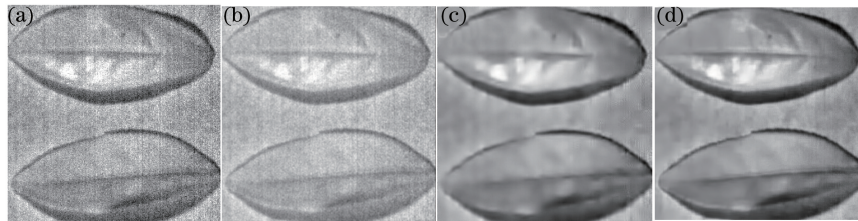


图 9 波长为 1023 nm 时各算法去噪效果对比。(a)原始数据;(b)均值滤波;(c)二维 DCT 去噪;(d)三维 DCT 去噪

Fig. 9 Comparison of denoising effect of different algorithms at wavelength of 1023 nm.

(a) Original data; (b) mean filter; (c) 2D DCT denoising; (d) 3D DCT denoising

从图 7~9 观察可知,传统去噪方法由于仅在图像域去噪,易导致图像模糊和细节丢失。二维 DCT 字典去噪是将图像变换到二维 DCT 域,进行稀疏系数的阈值处理,效果明显比传统均值滤波好,并且保持了图像的细节。但在 430 nm 波段,由于茶叶数据在空间域的局部噪声强度不等,茶叶高光谱图像的右半部分去噪效果稍不理想。三维 DCT 字典分组去噪考虑到相邻高相关性高光谱图像之间的残留噪声,使得其去噪效果更好。并且在三维 DCT 变换域的稀疏性更强,噪声在该域的阈值处理中被滤出,去噪效果在视觉上优于二维 DCT 字典去噪方法。

然而视觉上的评判具有欺骗性,无法真正作为去噪算法的优劣判断。通过(12)式计算出 430~1023 nm 中的 469 个序列的 LMLSD 信噪比,在空间域上对不同算法去噪的信噪比进行对比,结果如图 10 所示。

观察图 10 可知,均值滤波去噪的自适应能力较差,在噪声污染严重的波段,去噪效果不理想。相对于均值滤波,二维 DCT 字典去噪对噪声强度变化的自适应能力较好,并且在空间域上信噪比有较高提升,平均信噪比提高 5.3 dB。相对于原始数据和二维 DCT 字典去噪,分组三维 DCT 字典去噪方法在空间域上信噪比分别提高了 9.9 dB 和 1.8 dB。特别是在 430~530 nm 波段,分组三维 DCT 字典去噪方法明显优于二维 DCT 字典逐波段去噪方法。

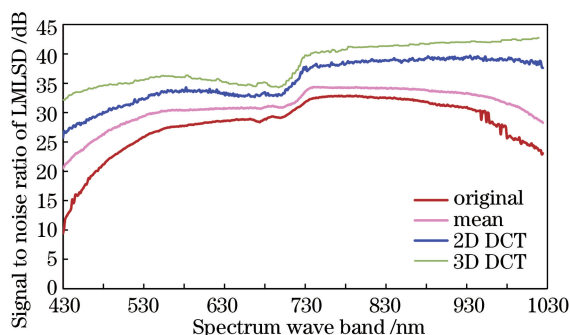


图 10 各算法去噪的 LMLSD 噪声评价比较

Fig. 10 Comparison of LMLSD noise evaluation of different algorithms denoising

3.2 基于光谱域噪声评价

分别提取原始茶叶高光谱数据 original、均值滤波去噪数据 mean、二维 DCT 稀疏表示去噪数据以及三维 DCT 稀疏表示去噪数据的空间域单像素点[位于 $f(86, 86, z)$ 处]的光谱指数,并绘制出该像素点的光谱曲线图,如图 11 所示。

通过图 11 可以观察到,均值滤波在光谱维的去噪效果较差,二维 DCT 字典的稀疏表示去噪在光谱维去噪效果较均值滤波有所改善,但在噪声污染严重的波段仍不够理想。分组三维 DCT 字典的稀疏表示去噪在光谱维较前两者有较好的去噪效果。故推测,分组三维 DCT 字典的稀疏表示去噪方法的光谱域信噪比大于均值滤波和二维 DCT 字典的稀疏表示去噪方法的光谱域信噪比。

通过(18)式分别计算原始茶叶高光谱数据、均值滤波去噪数据、二维 DCT 稀疏表示去噪数据以及三维 DCT 稀疏表示去噪数据的每一波段的 SSDC 信噪比,结果如图 12 所示。

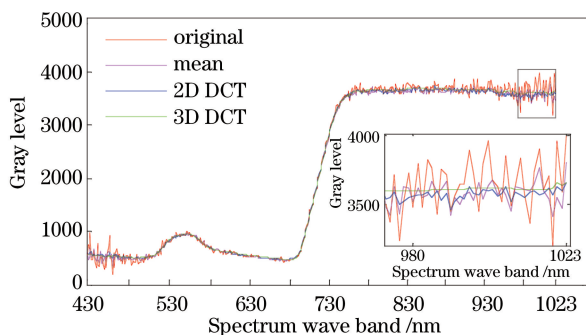


图 11 各算法去噪的光谱曲线比较

Fig. 11 Comparison of denoising spectral curves of different algorithms

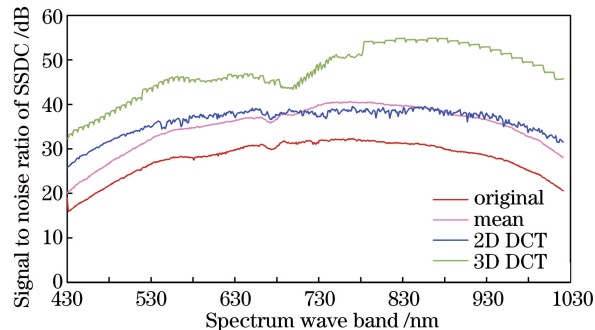


图 12 各算法去噪的 SSDC 噪声评价比较

Fig. 12 Comparison of SSDC noise evaluation of different algorithms denoising

由于二维 DCT 字典逐波段去噪和均值滤波逐波段去噪同样只考虑空间域信息,并没有将光谱维的噪声考虑进去。故从图 12 观察,相对于均值滤波,二维 DCT 字典的稀疏表示去噪只在 430~580 nm 和 930~1023 nm 的谱域 SSDC 信噪比有明显提高,但在 580~930 nm 提升不明显。由于三维 DCT 字典考虑到相邻高光谱图像之间的高相关性,谱域去噪效果更好。并且块和空间冗余之间的高相关性可以使得三维 DCT 系数具有很强的稀疏性。这些系数经过阈值处理,再进行三维 DCT 逆变换,便得到很好的去噪效果。相对于原始数据、均值滤波和二维 DCT 字典去噪,分组三维 DCT 字典的稀疏表示去噪方法的谱域 SSDC 信噪比明显提高,平均信噪比分别提高 18.2 dB, 11.8 dB 和 9.2 dB。

4 结 论

本文提出了分组三维 DCT 字典的稀疏表示去噪方法,并对其进行实验分析,结果表明:

1) 茶叶高光谱图像谱间高相关性使三维 DCT 字典的稀疏系数具有更好的稀疏性,为空谱域信噪比的提高奠定基础。

2) 基于边缘块剔除的局部均值标准差法对茶叶高光谱图像逐波段进行噪声标准差估计得出,在光谱维的两端噪声污染严重。

3) 由每波段的噪声标准差作参考阈值,二维 DCT 域逐波段去噪方法能对各波段噪声强度不同的高光谱图像自适应地进行去噪。但由于只考虑将二维图像转换到二维 DCT 域去噪,而没有利用高光谱谱间高相关性特点,导致其在谱域的去噪效果不佳。

4) 提出的分组三维 DCT 字典的稀疏表示去噪方法,根据高光谱图像谱间高相关性特点,将波段进行分组。基于每波段的噪声标准差作参考阈值,对每组高光谱图像作三维 DCT 字典稀疏表示去噪。所提方法充分利用高光谱图像谱间信息可以使得三维 DCT 系数具有很强的稀疏性的特点,具有较强的空间域去噪能力,在保持图像细节的同时,较好地抑制了谱域的噪声。

下一步的工作将对自适应分组问题进行研究。

参 考 文 献

- [1] Zhang Bing. Advancement of hyperspectral image processing and information extraction[J]. Journal of Remote, 2016, 20(5): 1062-1090.
张 兵. 高光谱图像处理与信息提取前沿[J]. 遥感学报, 2016, 20(5): 1062-1090.
- [2] Zhang Xiang, Zhang Jianqi, Jin Wei, *et al.* Method for removing sun glint from hyperspectral image[J]. Acta Optica Sinica, 2008, 28(4): 664-668.
张 翔, 张建奇, 靳 薇, 等. 一种新的高光谱图像中太阳耀斑去除方法[J]. 光学学报, 2008, 28(4): 664-668.
- [3] Vaiphasa C. Consideration of smoothing techniques for hyperspectral remote sensing [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing, 2006, 60(2): 91-99.
- [4] Yang Zhe, Wang Yutian, Pan Zhao. Fluorescence spectrum denoising method for low concentration petroleum pollutants based on EMD-LWT[J]. Acta Optica Sinica, 2016, 36(5): 0530001.
杨 哲, 王玉田, 潘 钊. 基于 EMD-LWT 的低浓度石油类污染物荧光光谱去噪法[J]. 光学学报, 2016, 36(5): 0530001.
- [5] Chen Cong, Lu Qipeng, Peng Zhongqi. Preprocessing methods of near-infrared spectrum based on NLMS adaptive filtering[J]. Acta Optica Sinica, 2012, 32(5): 0530001.
陈 丛, 卢启鹏, 彭忠琦. 基于 NLMS 自适应滤波的近红外光谱去噪处理方法研究[J]. 光学学报, 2012, 32(5): 0530001.
- [6] Atkinson I, Kamalabadi F, Jones D L. Wavelet - based hyperspectral image estimation [C]. IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2003: 743-745.
- [7] Chen G, Bui T D, Krzyzak A. Denoising of three-dimensional data cube using bivariate wavelet shrinking [J]. International Journal of Pattern Recognition & Artificial Intelligence, 2011, 25(3): 403-413.
- [8] Huo Leigang, Feng Xiangchu. Denoising of hyperspectral remote sensing image based on principal component analysis and dictionary learning[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2014, 36(11): 2723-2729.
霍雷刚, 冯象初. 基于主成分分析和字典学习的高光谱遥感图像去噪方法[J]. 电子与信息学报, 2014, 36(11): 2723-2729.
- [9] Wang Haoran, Xia Kewen, Ren Miaomiao. Adaptive denoising method of hyperspectral remote sensing image based on PCA and dictionary learning[J]. Journal of Computer Applications, 2016, 36(12): 3411-3417.
汪浩然, 夏克文, 任苗苗. 结合 PCA 及字典学习的高光谱图像自适应去噪方法[J]. 计算机应用, 2016, 36(12): 3411-3417.
- [10] Othman H, Qian S E. Noise reduction of hyperspectral imagery using hybrid spatial-spectral derivative-domain wavelet shrinkage[J]. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing, 2006, 44(2): 397-408.
- [11] Xu Dong, Sun Lei, Luo Jianshu. Denoising of hyperspectral remote sensing imagery using NAPCA and complex wavelet transform[J]. Infrared and Laser Engineering, 2015, 44(1): 327-334.
徐 冬, 孙 蕾, 罗建书. 结合 NAPCA 和复小波变换的高光谱遥感图像去噪[J]. 红外与激光工程, 2015, 44(1): 327-334.
- [12] Elad M. Sparse and redundant representations: from theory to applications in signal and image processing[M]. Springer Publishing Company, 2010.
- [13] Pati Y C, Rezaiifar R, Krishnaprasad P S. Orthogonal matching pursuit: recursive function approximation with

- applications to wavelet decomposition[C]. *Circuits, Systems and Computers*, 1993, 1: 40-44.
- [14] Chen Y, Nasrabadi N M, Tran T D. Simultaneous joint sparsity model for target detection in hyperspectral imagery [J]. *IEEE Geoscience & Remote Sensing Letters*, 2011, 8(4): 676-680.
- [15] Zhang Y, Du B, Zhang L. A sparse representation-based binary hypothesis model for target detection in hyperspectral images[J]. *IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing*, 2015, 53(3): 1346-1354.
- [16] Choi M G, Jung J H, Jeon J W. No-reference image quality assessment using blur and noise[J]. *International Journal of Electrical & Electronics Engineering*, 2009: 163-167.
- [17] Liu X, Bourennane S, Fossati C. Nonwhite noise reduction in hyperspectral images[J]. *IEEE Geoscience & Remote Sensing Letters*, 2012, 9(3): 368-372.
- [18] Gao B C. An operational method for estimating signal to noise ratios from data acquired with imaging spectrometers[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1993, 43(1): 23-33.
- [19] Gao Lianru, Zhang Bing, Zhang Xia, *et al.* Study on the method for estimating the noise in remote sensing images based on local standard deviations[J]. *Journal of Remote Sensing*, 2007, 11(2): 201-208.
高连如, 张 兵, 张 霞, 等. 基于局部标准差的遥感图像噪声评估方法研究[J]. *遥感学报*, 2007, 11(2): 201-208.
- [20] Hu Guangshu. *Digital signal processing: theory, algorithm and implementation* [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2012.
胡广书. *数字信号处理:理论、算法与实现* [M]. 北京: 清华大学出版社, 2012.
- [21] Feig E, Linzer E. The multiplicative complexity of discrete cosine transforms[J]. *Advances in Applied Mathematics*, 1992, 13(4): 494-503.
- [22] Gao L, Du Q, Zhang B, *et al.* A comparative study on linear regression-based noise estimation for hyperspectral imagery[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations & Remote Sensing*, 2013, 6(2): 488-498.
- [23] Jiang Qingsong, Wang Jianyu. Study on signal-to-noise ratio estimation and compression method of operational modular imaging spectrometer multi-spectral images[J]. *Acta Optica Sinica*, 2003, 23(11): 1335-1340.
蒋青松, 王建宇. 实用型模块化成像光谱仪多光谱图像的信噪比估算及压缩方法研究[J]. *光学学报*, 2003, 23(11): 1335-1340.