

联合空-谱信息的高光谱图像噪声估计

张聆铭, 黄丹飞, 刘智颖, 钟艾琦

(长春理工大学光电工程学院, 长春 130022)

摘要: 在纹理丰富的高光谱图像中获得精确的噪声估计, 是噪声估计任务中的难点。本文基于高光谱图像的空间规律性和光谱相关性, 提出一种基于超像素分割的光谱去相关法。同质区域划分是许多噪声估计方法的关键步骤, 精确的同质区域划分能有效提高噪声估计精度。为此, 将简单线性迭代聚类算法(Simple linear iterative clustering algorithm, SLIC)与光谱-空间相似性结合, 划分高光谱图像为局部结构相似的图像块, 以保持同质特征; 为了提高光谱间的区分能力, 将光谱信息散度和光谱角联合作为光谱距离; 结合多元线性回归在同质区域内去除光谱相关性, 在获得的残差图上估计噪声水平。对不同地物复杂程度的模拟图像, 添加不同程度的噪声, 通过与多种方法比较, 验证了本文方法的有效性和稳定性。最后, 本文方法成功应用于Urban数据的噪声水平估计, 准确识别出受噪声严重污染的波段。

关键词: 高光谱图像; 噪声估计; 同质区域划分; 超像素分割; 多元线性回归

中图分类号: TN751 **文献标志码:** A

Noise Estimation Based on Combined Spatial and Spectral Information for Hyperspectral Image

ZHANG Qinming, HUANG Danfei, LIU Zhiying, ZHONG Aiqi

(School of Opto-electronic Engineering, Changchun University of Science and Technology, Changchun 130022, China)

Abstract: Obtaining accurate noise estimation in texture-rich hyperspectral images is difficult in the noise estimation task. A spectral decorrelation method based on the spatial regularity and spectral correlation of hyperspectral images is described in this paper. Homogeneous region division is a key step in many noise estimation methods, and a precise homogeneous region division can effectively improve the accuracy of noise estimation. To this end, a simple linear iterative clustering algorithm is combined with spectral-spatial similarity to segment hyperspectral images into locally structured similar image blocks to maintain homogeneous features. Spectral information divergence and spectral angle are combined as the spectral distance measurement to improve the ability of discrimination between spectra. Spectral correlations are removed within homogeneous regions by multiple linear regression to obtain the noise levels of the residual images. Various degrees of noise are added to simulated images of varying ground complexity, and the effectiveness and stability of this method are verified by comparison with a variety of methods. Finally, the proposed method is successfully applied to noise level estimation of Urban data, and can accurately identify

bands heavily polluted by noise.

Key words: hyperspectral image; noise estimation; homogenous region division; superpixel segmentation; multiple linear regression

引言

高光谱图像是成像光谱仪对地物目标的成像结果,广泛应用于军事侦查、生态监控、矿质探测等领域^[1]。然而,高光谱图像光谱分辨率高,波段间隔较窄,更容易被噪声所破坏^[2]。精确估计高光谱图像的噪声水平,对去噪^[3]、降维^[4]、分类^[5]等后续处理至关重要。成像光谱仪数据的噪声主要包括周期性噪声和随机噪声,其中周期性噪声可以由频域变换滤波消除,而随机噪声的影响一直存在^[6]。一般认为这种随机噪声是加性噪声,用模型表示为

$$y(i, j) = x(i, j) + n(i, j) \quad (1)$$

式中: $y(i, j)$ 为包含噪声的图像; $x(i, j)$ 为无噪的原始图像; $n(i, j)$ 为待估计的噪声,通常噪声为零均值的高斯噪声,概率密度函数为

$$f(n) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_n} e^{-n^2/2\sigma_n^2} \quad (2)$$

因此,对噪声水平的估计,即是对噪声标准差 σ_n 的估计。

基于加性噪声的假设,已有许多方法用于高光谱图像噪声水平的估计。Donoho等^[7]利用小波高频系数估计噪声标准差,能够快速得到估计结果,但在噪声较小的情况通常得到较高的估计。随后,林哲民等^[8]和Ghazi等^[9]提出了利用混合高斯模型或高阶统计量对小波系数进行拟合的方法,但此类方法计算量大、执行时间长。另有一类基于同质区域选取的方法^[10-13]。Gao^[10]提出了局部均值与局部标准差法(Local means and local standard deviations method, LMLSD),它虽然能自动选择均匀区域,但无法适用于地物覆盖类型丰富的图像。为了克服这一缺点,Roger等^[11]提出一种光谱-空间维去相关法(Spectral and spatial de-correlation method, SSDC),利用多元线性回归(Multiple linear regression, MLR)去除图像的光谱相关性和空间相关性,在得到的残差图上进行噪声估计。但是,由于缺少有效的同质区域选取方法,随着图像细节的增加,难以得到精确的噪声估计结果^[12]。为此,Gao等^[13]提出了同质区域划分的光谱去相关法(Homogeneous regions division and spectral de-correlation method, HRSDC),利用目标搜索算法(Object seeking algorithm, OSA)划分同质区域,在同质区域内采用多元线性回归去相关法获得残差图,但是目标搜索算法需要手动调节分割阈值。文献^[14-16]提出了一类基于主成分分析的噪声估计方法,此类方法将图像划分为规则的、有重叠的矩形块,利用图像块不同的信息,如方差^[14]或梯度信息^[16],找到局部结构相似的低秩块。但是,仅仅将图像简单地划分为规则的矩形块时可能会导致低秩块的选择错误,特别是在纹理丰富的图像当中。

上述分析表明,同质区域划分是许多噪声估计方法的关键步骤。Achanta等^[17]提出了一种基于K-means聚类的超像素分割算法,称为简单线性迭代聚类(Simple linear iterative clustering algorithm, SLIC)。它可以将图像中的像素沿着目标边界对图像进行分割,得到局部结构相似的图像块。基于这一特性,本文将其与多元线性回归模型结合,提出了基于超像素分割的光谱去相关法。该方法结合了SLIC和多元线性回归模型的优点,将SLIC结合光谱-空间相似性应用到高光谱图像同质区域划分中,可以得到精确的同质区域分割结果,克服了刚性的矩形划分所带来的同质区域划分不精确的影响。随后利用多元线性回归模型在划分的同质区域内去除光谱相关性,得到了更纯净的噪声残差图,使得噪

声估计更为准确。

1 噪声估计方法

高光谱图像光谱分辨率高,通常可达 2~10 nm,相邻波段间具有较强的光谱相关性,基于这一特点,多元线性回归模型被广泛应用于高光谱图噪声估计^[11,18]。此类方法通常将图像划分为矩形块,在每个矩形区域内利用多元线性回归去除光谱相关性,得到近似为噪声的残差图。但是,多元线性回归模型只有在区域内像素点的回归系数相似时,才能得到最佳估计。而单纯的矩形划分方法无法保证每个矩形区域内的像素点具有相似的回归系数。上述方法忽略了高光谱图像地物目标的空间规律性,即高光谱图像可以看作是由多种地物光谱曲线组成的数据立方体,对于表示同一地物目标的像素点,其对应的光谱曲线相似。本文方法在多元线性回归模型基础之上,结合 SLIC 算法,将相似的光谱曲线聚类,以得到局部结构相似的同质区域划分。在同质区域内,由于光谱曲线相似,其相邻波段间的回归系数也相似,相比于在矩形区域内直接应用多元线性回归模型,在同质区域内应用多元线性回归可以得到更精确的噪声残差图。本文方法具体步骤如下:(1) 利用超像素分割将高光谱图像按空间地物类别划分同质区域;(2) 利用多元线性回归计算每个区域噪声标准差的估计;(3) 在残差图中计算噪声的最佳估计值。

1.1 超像素分割

超像素算法通过聚类将像素分组为局部结构相似的不规则图像块。SLIC 是一种使用广泛的超像素分割方法,相较于其他超像素分割方法,SLIC 有更好的边界划分能力。在 SLIC 算法基础之上,结合光谱-空间相似性,将高光谱图像按空间地物类别划分同质区域,可以获得更精确的同质区域划分。

对于一个空间尺寸为 $M_1 \times M_2$,波段数为 M_3 的高光谱图像,将其在空间平面上初始划分为 K 个六边形网格,即设置超像素初始形状为六边形,这与 SLIC 的矩形初始划分方式不同,其目的是使得超像素分割结果有类似于六连接的特性,便于后续超像素合并的连通域处理。此时,两个相邻六边形中心点之间的距离为 $S = \sqrt{2M_1M_2/(K\sqrt{3})}$ 。定义 k 个聚类中心为

$$C_k = [w_k \quad h_k \quad v_k] \quad (3)$$

式中 (w_k, h_k) 和 v_k 分别为第 k 个聚类中心的空间坐标和光谱特征向量。为了充分利用光谱信息,选择光谱信息散度和光谱角结合作为光谱相似性度量^[19],其表达式为

$$d_v(i, k) = \text{SID}(v_i, v_k) \times \sin(\text{SAM}(v_i, v_k)) \quad (4)$$

式中: $d_v(i, k)$ 表示像素点 i 到聚类中心 C_k 的光谱距离; SID 和 SAM 分别表示光谱信息散度和光谱角,将这两个度量结合起来可以提高光谱之间的区分能力。

对于空间相似性,定义为像素点与聚类中心之间坐标的欧氏距离为

$$d_{wh}(i, k) = \sqrt{(w_i - w_k)^2 + (h_i - h_k)^2} \quad (5)$$

式中: $d_{wh}(i, k)$ 表示像素点 i 到聚类中心 C_k 的空间距离; (w_i, h_i) 和 (w_k, h_k) 表示其相应的空间坐标。利用式(4,5),将光谱距离与空间距离分别归一化后加权,得到光谱-空间距离为

$$d(i, k) = \sqrt{d_v(i, k)^2 + \lambda^2 (d_{wh}(i, k)/S)^2} \quad (6)$$

式中参数 λ 用于调节空间距离与光谱距离,其值越大,超像素越紧凑。基于所提出的光谱-空间距离,采用 K-means 聚类算法将每个像素分配给最近的聚类中心。对于每个聚类中心,SLIC 只需要搜索其 $2S \times 2S$ 范围内像素点即可,这极大地减少了迭代时间。

1.2 噪声标准差估计

将图像划分为多个同质区域后,每个同质区域内可认为是由同一类型的地物组成。高光谱图像光谱分辨率高,相邻波段之间有较强的光谱相关性,故波段 k 可以用波段 $k-1$ 和 $k+1$ 线性表示。在同质区域内,各像素点相邻波段之间有相似的线性关系。因此,在每个同质区域内可借助多元线性回归模型对波段 k 中像素点进行估计,通过将真实值与估计值作差,得到波段 k 的残差图。而噪声数据不具有相关性,去相关后的残差图可近似为噪声,利用所得残差图的标准差即可估计频带噪声。

假设一个同质区域有 m 个像素点, $x_{i,k}$ 是波段 k 中第 i 个像素点, $\hat{x}_{i,k}$ 为 $x_{i,k}$ 的估计值,其计算公式为

$$\hat{x}_{i,k} = ax_{i,k-1} + bx_{i,k+1} + c \quad (7)$$

式中 a 、 b 和 c 为多元线性回归模型的系数。残差 $r_{i,k}$ 为

$$r_{i,k} = x_{i,k} - \hat{x}_{i,k} \quad (8)$$

对于该区域,残差的标准差 σ_x 为

$$\sigma_x = \sqrt{(n-3)^{-1} \sum_{i=1}^n r_{i,k}^2} \quad (9)$$

式中 $n-3$ 表示在多元线性回归模型中使用了3个参数,自由度从 n 降到 $n-3$ 。

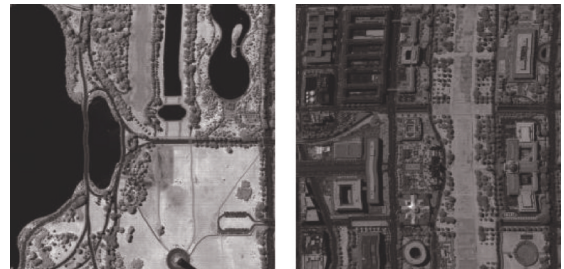
在得到的所有标准差中,由于其统计特性,部分标准差会过高或过低,在统计曲线尾部形成拖尾。在实践中将所有标准差排序,剔除排序前后15%的拖尾数据,取剩下的标准差均值作为最佳噪声估计。

2 实验与结果分析

为验证本文算法的有效性,分别在模拟高光谱图像和真实高光谱图像上进行实验,并选取LMLSD^[10]、小波法^[7]、SSDC^[11]作为对比。为了方便比较,本文使用的所有图像大小均为256像素×256像素。

2.1 模拟实验

在模拟实验中,选用Washington DC图像作为实验对象。它是由高光谱数字图像采集试验仪HYDICE拍摄,其空间尺寸为1280像素×307像素,包含210个波段,波长范围为400~2400nm,去除水吸收波段(900~1400nm)后,剩余191个无噪的参考波段。为验证算法适用于不同复杂程度的图像,截取Washington DC图像中2个子区域,如图1所示。其中图1(a)地物以水体、均匀路面为主,图像纹理较少,而图1(b)以房屋、草丛为主,地物复杂,图像纹理丰富。分别为参考图像每个波段加入零均值的高斯噪声,其标准差随机选取2~30之间。



(a) Homogeneous region (b) Textured-rich region

图1 Washington DC图像(第100波段)

Fig.1 Washington DC images (Band 100)

噪声估计结果如图2所示,将真实噪声标准差作为横坐标,估计噪声标准差作为纵坐标,数据点越集中于直线 $y=x$,估计结果越准确。由图2(a,b)可以看出对于地物覆盖均匀的图像,LMLSD给出了准确的结果,但对于地物复杂的图像,LMLSD的估计结果很差,无论是小噪声波段,还是大噪声波段,都给出了较大的估计结果。这表明利用局部统计信息的方法,受输入噪声以及地物复杂程度的影响较大,其算法稳定性较差。在图2(c,d)中,小波法无论是在均匀的图像中,还是在地物复杂的图像中都能得到较好的结果,但是随着图像噪声标准差的减小,估计误差越大。这主要是由于小波变换后的HH子带系数仍然包含图像的45°和135°方向上的细节信息,这些细节信息的影响会随着图像纹理的增加以及输入噪声的减小而上升。图2(e,f)给出了SSDC算法的估计结果,同小波法类似,SSDC算法能够适用

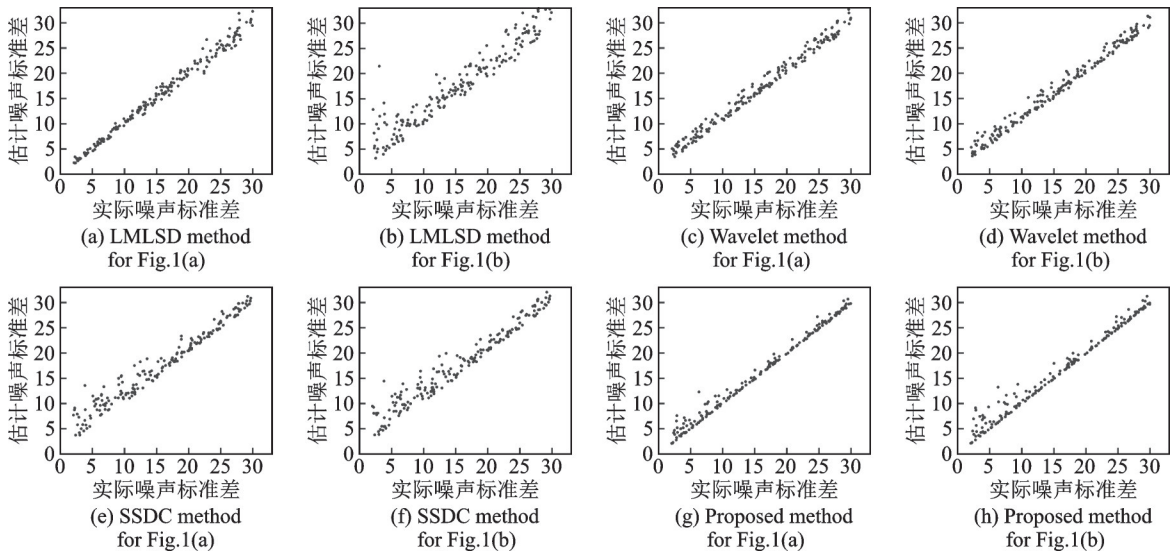


图2 Washington DC 图像噪声水平估计

Fig.2 Noise estimates for Washington DC images

于不同地物类型的图像,但是由于多元线性回归去相关需要在同质区域内才能得到较好的效果,而SSDC算法缺少可靠的同质区域选取方法,使得残差无法完全代表噪声,因此在小噪声波段容易得到较大的估计结果。本文算法的估计值如图2(g,h)所示,可以看出对于图1(a)中所示地物覆盖相对均匀的图像,所有估计值都集中在 $y=x$ 附近,估计噪声标准差与实际噪声标准差之间有良好的—致性,对于图1(b)所示地物相对丰富的图像,本文算法仅在噪声标准差小于10的情况下,有少许波段出现了稍大的估计。由LMLSD、小波法、SSDC和本文方法所得 Washington DC 图像均匀区域子图的噪声估计值平均误差分别为0.862 4、1.371 0、1.926 5和0.510 8,而纹理丰富区域子图的噪声估计值平均误差分别为2.441 8、1.285 0、2.181 0和0.728 9。由此可见,本文方法的噪声估计值平均误差在两幅子图中均小于其他方法,因此本文方法提供了一个更优的噪声估计。

为进一步研究算法的可靠性,将本文算法与同样基于多元线性回归去相关的SSDC算法相比较。图3给出了SSDC算法和本文算法所得残差图。通过实验可以看到,SSDC无法完全消除非同质块的光谱相关性。如图3(a)所示,对于SSDC算法,当图像比较均匀,可以较好地去除光谱相关性,得到近似为噪声的残差图。但是当图像地物复杂时,SSDC刚性的矩形块划分方法,会使得图像块包含多种地物,SSDC无法完全消除图像的光谱相关性,如图3(b)所示。图4为本文算法的超像素分割结果,由于图像沿着不同

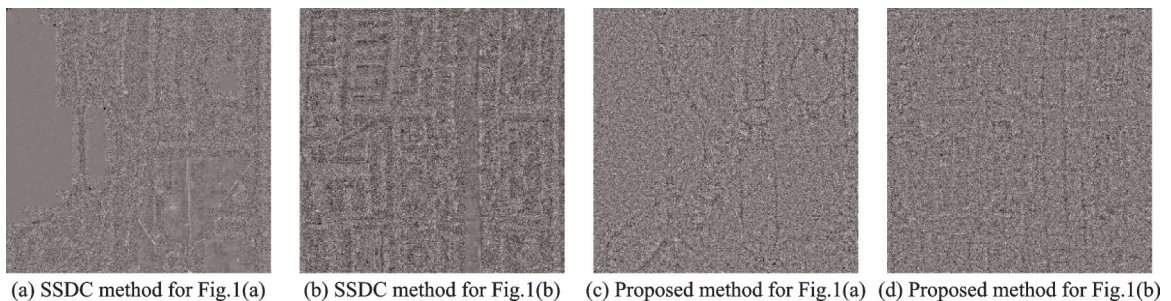


图3 Washington DC 图像残差图(第81波段)

Fig.3 Residua of Washington DC images (Band 81)

地物边界划分为了局部结构相似的图像块,使得每个图像块尽可能地仅包含同一地物,因此在分割的同质区域内应用多元线性回归模型,可以获得更接近于噪声的残差图。其残差图如图3(c,d)所示,可以看出,无论是对于均匀的图像,还是地物丰富的图像,本文算法均能较好地去除光谱相关性。

2.2 真实数据实验

在真实数据实验部分,选取由HYDICE传感器获取的Urban数据集,其空间尺寸为307像素 \times 307像素,包含210个波段,波长范围为400~2500 nm。截取第100~210波段范围,覆盖1400~2500 nm区间。为了验证算法在不同复杂程度图像中的稳定性,截取Urban图像中2个子区域,如图5所示。在图5(a)所示区域中,图像纹理较少,而图5(b)所示图像纹理丰富。

在本实验中,选取SSDC算法作为对比方法,得到如图6所示结果。这2幅子图截取于同一幅图像,因此它们的噪声水平应相同,即在图6中对图5(a)和图5(b)两幅子图的噪声估计结果曲线应一致。但是,SSDC在某些波段范围对两幅子图的噪声估计出现了不一致的结果,这主要是由于不同地物在这些波段范围有着不同的光谱相关性。而在本文方法中,这些现象并未出现,因此相较于SSDC,本文方法不易受多种复杂地物场景的影响,能获得更稳定的噪声估计结果。

3 结束语

在高光谱图像噪声估计中,容易受到输入噪声以及地物复杂程度的影响,对噪声的估计稳定性较差。本文利用高光谱图像波段间的强相关性,结合多元线性回归去相关以及超像素分割,构造了一种超像素分割的高光谱图像噪声估计方法。不同于SSDC方法,本文方法在划分的同质区域内去除光谱相关性,因此对空间特征的敏感性较低。在模拟实验中,由SSDC计算的噪声估计值平均误差为1.9265和2.1810,而由本文算法所获得的噪声估计值平均误差为0.5108和0.7289,分别下降了75.39%和66.58%。通过模拟实验和真实数据实验,表明本文方法在处理不同噪声水平和不同地物复杂度的图像时,相较于其他方法,具有更精确的估计结果以及更好的稳定性,从而实现高光谱图像各波段质量的准确评价,精确识别出被噪声淹没的波段并予以剔除,提高后续分类、识别、降维等工作的精度。随着高光谱成像设备的发展,已经证实高光谱图像中也可能存在不可忽略的乘性噪声,研究对其准确估计的方法,将是下一步工作重点。

参考文献:

- [1] 孙鑫,傅鹏,孙权森.各向同性同质区域选取的高光谱遥感图像噪声估计方法[J].数据采集与处理,2018,33(5):809-817.
SUN Xin, FU Peng, SUN Quansen. Noise estimation based on isotropic homogeneous region detection in hyperspectral images

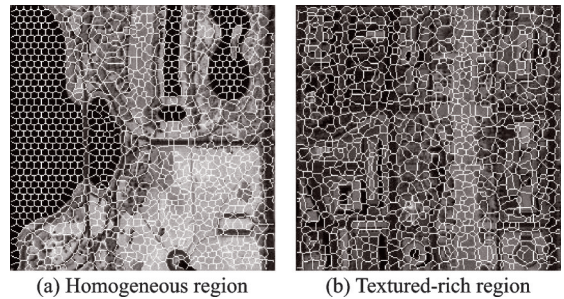


图4 Washington DC 图像超像素分割结果

Fig.4 Superpixel segmentation results for Washington DC images

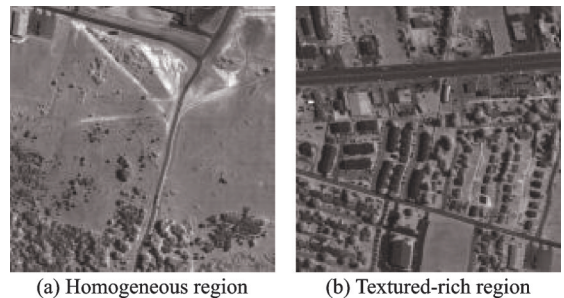


图5 Urban 图像(第100波段)

Fig.5 Urban images (Band 100)

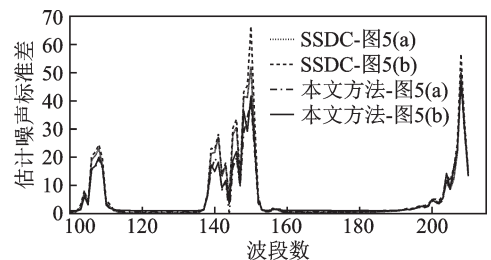


图6 Urban 图像噪声水平估计

Fig.6 Noise estimates for Urban images

- [J]. *Journal of Data Acquisition and Processing*, 2018, 33(5): 809-817.
- [2] FU P, SUN X, SUN Q. Estimation of signal-dependent and -independent noise from hyperspectral images using a wavelet-based superpixel model[J]. *Remote Sensing Letters*, 2018, 9(9): 906-915.
- [3] MAFFEI A, HAUT J M, PAOLETTI M E, et al. A single model CNN for hyperspectral image denoising[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2020, 58(4): 2516-2529.
- [4] WANG Q, LI Q, LI X. Hyperspectral band selection via adaptive subspace partition strategy[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2019, 12(12): 4940-4950.
- [5] BILIUS L, PENTIUC S. Unsupervised clustering for hyperspectral images[J]. *Symmetry*, 2020, 12(2): 277.
- [6] 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.
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.
- [7] DONOHO D L, JOHNSTONE I M. Adapting to unknown smoothness via wavelet shrinkage[J]. *Journal of the American Statistical Association*, 1995, 90(432): 1200-1224.
- [8] 林哲民, 康学雷, 张立明. 在小波域中进行图像噪声方差估计的EM方法[J]. *红外与毫米波学报*, 2001, 20(3): 199-202.
LIN Zhemin, KANG Xuelei, ZHANG Liming. EM algorithm for estimating the noise deviation of the image in the wavelet domain[J]. *Journal of Infrared and Millimeter Waves*, 2001, 20(3): 199-202.
- [9] GHAZI M M, ERDOGAN H. Image noise level estimation based on higher-order statistics[J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2017, 76(2): 2379-2397.
- [10] 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.
- [11] ROGER R E, ARNOLD J F. Reliably estimating the noise in AVIRIS hyperspectral images[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1996, 17(10): 1951-1962.
- [12] GAO L R, ZHANG B, WEN J, et al. Residual-scaled local standard deviations method for estimating noise in hyperspectral images[C]// *Proceedings of Multispectral Image Processing*. Wuhan, China: SPIE, 2007: 678713.
- [13] GAO L R, ZHANG B, ZHANG X, et al. A new operational method for estimating noise in hyperspectral images[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2008, 5(1): 83-87.
- [14] PYATYKH S, HESSER J, LEI Zheng. Image noise level estimation by principal component analysis[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2013, 22(2): 687-699.
- [15] LIU X, TANAKA M, OKUTOMI M. Single-image noise level estimation for blind denoising[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2013, 22(12): 5226-5237.
- [16] JIANG P, WANG Q, WU J. Efficient noise level estimation based on principal image texture[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2019, 30(7): 1-12.
- [17] ACHANTA R, SHAJI A, SMITH K, et al. SLIC Superpixels compared to state-of-the-art superpixel methods[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2012, 34(11): 2274-2282.
- [18] MAHMOOD A, ROBIN A, SEARS M. Estimation of the noise spectral covariance matrix in hyperspectral images[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2018, 11(10): 3853-3862.
- [19] CHANG C I. New hyperspectral discrimination measure for spectral characterization[J]. *Optical Engineering*, 2004, 43(8): 1777.

作者简介:



张聆铭(1996-),男,硕士研究生,研究方向:视觉检测与图像处理技术,E-mail: 907353999@qq.com。



黄丹飞(1965-),通信作者,女,教授,研究方向:计算光学成像技术与应用,E-mail: danfei_huang@163.com。



刘智颖(1981-),女,教授,研究方向:先进光学设计与新型成像技术。



钟艾琦(1993-),女,博士研究生,研究方向:计算光学、图像处理,E-mail: 834682283@qq.com。