

基于光谱-空间信息的高光谱遥感图像 混合噪声评估

傅鹏, 孙权森*, 纪则轩

(南京理工大学 计算机科学与工程学院, 江苏 南京 210094)

摘要:综合利用高光谱图像的光谱信息和空间信息,提出了一种新的混合噪声评估方法.首先通过滤波算法进行图像中均匀图像块的自动选取;然后利用多元线性回归模型,将均匀图像块内像素点的信号值和噪声值进行分离,并实现了图像中加性、乘性噪声的粗评估;最后根据噪声模型构建似然函数,利用最大似然估计法求解噪声模型参数.通过仿真图像和真实高光谱图像进行实验,验证了该方法的准确性和鲁棒性.

关键词:混合噪声;噪声评估;乘性噪声;加性噪声;高光谱遥感图像;噪声模型

中图分类号:TP751 文献标识码:A

A spectral-spatial information based approach for the mixed noise estimation from hyperspectral remote sensing images

FU Peng, SUN Quan-Sen*, JI Ze-Xuan

(School of Computer Science and Engineering, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China)

Abstract: A novel mixed noise estimation method based on the spectral and spatial information of hyperspectral images was reported. Firstly, homogeneous image blocks were automatically detected using data masking. Then signal value and noise value of each pixel in homogeneous blocks were split with a multiple liner regression model. Meanwhile, rough approximations of SD and SI noise were obtained. Finally, likelihood function was built based on the mixed noise model, where parameters of the noise model were calculated by maximum-likelihood estimation approach. The proposed method is demonstrated to be accurate and robust by experiments with both synthetic images and real hyperspectral images.

Key words: mixed noise, noise estimation, signal-dependent noise, signal independent noise, hyperspectral remote sensing images, noise model

PACS: 07.05.Pj

引言

随着高光谱遥感技术的发展,高光谱图像的光谱分辨率不断提高,识别地物的能力不断增强^[1].由于高光谱遥感图像波段很窄,图像信号非常容易受到噪声的干扰.按照噪声的表现形式,可以将图像中噪声简单分为周期噪声和随机噪声.周期噪声可以通过技术方法进行去除^[2],而随机噪声对遥感图

像的影响一直存在,无法彻底消除.根据随机噪声与信号值的相关性,可将噪声类型分为加性噪声、乘性噪声以及加性、乘性混合噪声.准确估计图像中噪声的类型和参数可为后续的图像处理工作提供先验知识,如特征提取^[3]、地物分类^[4]、目标监测^[5]等.

通常认为高光谱遥感图像中的随机噪声主要为加性噪声,可以近似为正态分布且功率谱密度均匀的高斯白噪声^[6].基于此假设,国内外学者对高光

收稿日期:2014-02-17,修回日期:2015-01-23

Received date: 2014-02-17, revised date: 2015-01-23

基金项目:江苏省普通高校研究生科研创新计划项目(CXZZ13_0211);国家自然科学基金(61273251,61401209);十二五民用航天技术预先研究项目(D040201);江苏省自然科学基金(BK20140790);中国博士后科学基金(2014T70525,2013M531364)

Foundation items: Supported by Scientific Research and Innovation Project Fund for Graduate Students of Jiangsu Provincial Higher Education Institutions (CXZZ13_0211), National Nature Science Foundation of China (61273251,61401209), Project of civil space technology pre-research of the 12th five-year plan (D040201), Natural Science Foundation of Jiangsu Province, China (BK20140790), China Postdoctoral Science Foundation (2014T70525,2013M531364)

作者简介(Biography):傅鹏(1986-),男,江苏姜堰人,博士研究生,主要从事高光谱遥感图像处理. E-mail: njust_fupeng@163.com

* 通讯作者(Corresponding author): E-mail: sunquansen@njust.edu.cn

谱遥感图像的噪声评估进行了深入的研究,提出了多种噪声评估算法^[6-9].然而,随着高光谱遥感技术的发展和硬件制造能力的进步,高光谱图像的空间分辨率和光谱分辨率都在不断提高.与此同时,相比于电子噪声,传感器输出信号对于光子噪声越来越敏感,因此高光谱图像中乘性噪声的部分不可忽略.针对同时存在加性和乘性噪声的高光谱图像,文献^[10]中提出了一个参数化混合噪声模型.基于混合噪声的假设和上述噪声模型的建立,已有多种混合噪声的评估算法^[10-15].

现有的算法在针对高光谱遥感图像进行混合噪声评估时通常存在较大误差,尤其是当图像中边缘纹理信息增多,噪声强度增大时,甚至会得到错误的评估结果.解决这一问题的关键在于如何将高光谱遥感图像的空间信息和光谱信息有效结合,使得即便在场景复杂且噪声污染严重的图像中也能准确的进行均匀图像块的选取以及信号和噪声的分离.

基于图像中噪声为加性、乘性混合噪声的假设,文中提出了一种全自动的高光谱遥感图像噪声评估算法.结合高光谱图像的空间信息和光谱信息,首先利用八方向滤波窗口在光谱平均图像中进行均匀图像块选取.然后,通过多元线性回归模型进行各个波段图像中加性和乘性噪声的粗评估以及信噪分离.最后根据噪声分布的概率密度函数建立似然函数,将噪声粗评估的结果作为初始值,通过迭代的多变量梯度下降法进行最大似然函数的求解,以此估计出图像中加性噪声和乘性噪声的方差.利用仿真图像和真实 Airborne Visible Infrared Imaging Spectrometer (AVIRIS) 高光谱遥感图像进行实验,验证了文中方法的准确性和鲁棒性.

1 混合噪声模型

对于大小 $W \times H \times P$ 为的高光谱遥感图 G , $W \times H$ 为单波段图像大小, P 为图像的波段数.定义 $G = \{g(w, h, p)\}$, 图像中信号 $F = \{f(w, h, p)\}$, 图像中噪声 $N = \{n(f(w, h, p))\}$, 其中, $g(w, h, p)$ 、 $f(w, h, p)$ 、 $n(f(w, h, p))$ 分别为三维坐标 (w, h, p) 对应的观测图像灰度值、图像信号值和噪声值.三者关系如式(1)所示:

$$g(w, h, p) = f(w, h, p) + n(f(w, h, p)), \quad (1)$$

$n(f(w, h, p))$ 为与图像信号值相关的混合噪声,包含乘性噪声 $n_{sd}(f(w, h, p))$ 和加性噪声 $n_{si}(w, h, p)$, 且图像中的混合噪声整体服从高斯分布(详细推导过程见文献^[10]):

$$n(f(w, h, p)) \sim N(0, \sigma_{sd,p}^2 f(w, h, p) + \sigma_{si,p}^2), \quad (2)$$

式中 $\sigma_{sd,p}^2 f(w, h, p)$ 和 $\sigma_{si,p}^2$ 分别为波段 p 图像中乘性噪声和加性噪声的方差.

对于波段 p 图像中任一图像块 G' ($G' \subset G$), 该区域对应的图像信号为 F' . 因为图像中噪声整体服从均值为 0 的高斯分布, 所以该图像块中信号值的均值近似等于观测图像灰度值的均值, 即 $\mu(F') \approx \mu(G')$. 因此, 在图像块 G' 中混合噪声的方差 $\sigma_{n,p}^2(G')$ 可以表示为:

$$\sigma_{n,p}^2(G') = \sigma_{sd,p}^2 \mu(G') + \sigma_{si,p}^2. \quad (3)$$

在实际情况下, 噪声模型的两个参数 $\sigma_{sd,p}^2$ 和 $\sigma_{si,p}^2$ 是未知的, 通过求解这两个参数, 可以评估混合噪声中加性噪声和乘性噪声的方差. 注意到第 p 波段图像中加性噪声的方差即为 $\sigma_{si,p}^2$, 而乘性噪声的方差则是 $\sigma_{sd,p}^2$ 与该波段图像灰度平均值的乘积.

2 混合噪声模型参数求解算法

有效地结合了高光谱遥感图像的光谱信息和空间信息, 提出了一种新的图像中加性、乘性混合噪声方差的评估算法, 主要分为三个步骤: 1) 高光谱图像中图像块划分及均匀图像块选取; 2) 利用多元线性回归模型进行混合噪声粗评估及信噪分离; 3) 最大似然函数建立及噪声参数求解. 该方法的流程图如图 1 所示.

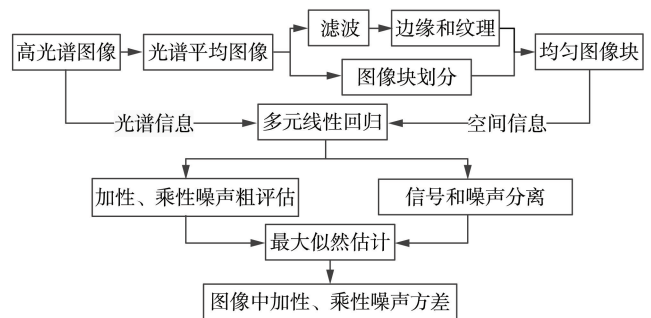


图 1 本文方法流程图

Fig. 1 Flow chart of the proposed method

2.1 图像块划分及均匀图像块选取

高光谱遥感图像中往往存在着许多小的均匀图像块, 即不包含地物边缘和纹理信息的图像块. 在均匀图像块中, 图像灰度值的变化主要是由噪声引起的. 因此, 排除噪声的干扰, 有效地寻找图像中的均匀图像块, 有利于准确评估图像中的噪声. 本文方法中均匀图像块选取的基本思路为: 将一幅图像划分为若干连续不重叠的规则矩形图像块, 基于图像滤

波^[16-17]的思想,采用一组八方向二阶滤波窗口检测图像中的边缘和纹理,而不包含边缘纹理信息的图像块即为均匀图像块.图2为文中所用的八方向滤波窗口,窗口大小为 3×3 .依次使用八个滤波窗口对图像进行滤波,对于图像中任一像素点,滤波后该点的像素值为各个滤波窗口滤波后值的绝对值之和.与其他基于图像滤波的边缘纹理提取方法一样,需要一个阈值来决定图像中的某一像素点是否为边缘或纹理.通过 Otsu^[18] 阈值选取算法确定最佳阈值,提取出图像中的边缘和纹理,并以此选择均匀图像块.

滤波窗口1 0 0 0 -1 2 -1 0 0 0	滤波窗口2 0 -1 0 0 2 0 0 -1 0	滤波窗口3 -1 0 0 0 2 0 0 0 -1	滤波窗口4 0 0 -1 0 2 0 -1 0 0
滤波窗口5 0 0 0 0 2 -1 0 -1 0	滤波窗口6 0 0 0 -1 2 0 0 -1 0	滤波窗口7 0 -1 0 -1 2 0 0 0 0	滤波窗口8 0 -1 0 0 2 -1 0 0 0

图2 八方向滤波窗口

Fig. 2 Data masks with eight directions

显然,图像中边缘和纹理提取的精度直接影响均匀图像块选取的准确性,而准确提取边缘和纹理的关键在于如何排除噪声的干扰.由于高光谱图像中的随机噪声在波段间是不相关的,不同于传统算法,本文先将所有波段的图像求平均得到一幅“光谱平均图像”.通过对光谱平均图像进行边缘和纹理的提取可以大幅度减小噪声的干扰,得到准确的边缘和纹理信息.

2.2 信噪分离及混合噪声粗评估

在高光谱遥感图像中,均匀图像块内的信号值在图像空间和光谱空间是强相关的,而噪声在图像空间和光谱空间是不相关的.基于此理论,文献[13]中采用了相邻光谱信息进行信噪分离.而文中除了相邻光谱信息的使用,还引入了均匀图像块内的空间信息.对于某波段 p 内某大小为 $W' \times H'$ 均匀图像块 G' 中的像素点 $g(w', h', p)$,通过同一波段均匀图像块内空间邻点 $g(\lambda, p)$ 以及相邻两波段图像中对应位置的像素点 $g(w', h', p-1)$ 和 $g(w', h', p+1)$ 对其进行多元线性回归拟合,得到像素点 $g(w', h', p)$ 的预测值 $\hat{g}(w', h', p)$:

$$\hat{g}(w', h', p) = ag(\lambda, p) + bg(w', h', p-1) + cg(w', h', p+1) + d, \quad (4)$$

其中 a, b, c, d 为回归系数, $g(\lambda, p)$ 为均匀图像块内的空间相邻点.每个均匀图像块内第一行第一列的像素点不参与多元线性回归计算,而对于其他位置

的像素点,可以通过式(5)确定空间邻点:

$$g(\lambda, p) = \begin{cases} g(w'-1, h', p) & w' > 1 \\ g(w', h'-1, p) & w' = 1, h' > 1 \end{cases}. \quad (5)$$

对于第一波段和最后一波段的图像,在光谱空间我们只采用一个相邻波段进行拟合.经过线性回归得到的残差值 $n(f(w', h', p))$ 即为该点处的噪声值:

$$n(f(w', h', p)) = g(w', h', p) - \hat{g}(w', h', p) \quad (w', h') \neq (1, 1), \quad (6)$$

而该点处的信号值 $f(w', h', p)$ 可以通过式(7)进行计算:

$$f(w', h', p) = g(w', h', p) - n(f(w', h', p)) \quad (w', h') \neq (1, 1). \quad (7)$$

由此,可以对各个波段均匀图像块内的像素点进行信号和噪声的分离.与此同时,可以估计出波段 p 内均匀图像块 G' 的混合噪声方差:

$$\sigma_{n,p}^2(G') = (W' \times H' - 4)^{-1} \cdot \sum_{w'=1}^{W'} \sum_{h'=1}^{H'} n(f(w', h', p))^2 \quad (w', h') \neq (1, 1). \quad (8)$$

文中对于波段 p 图像,将图像中所有均匀图像块对应的局部灰度均值和局部混合噪声方差绘制成二维散点图,并通过最小二乘法将图中散点拟合为一条直线.根据式(3)可知,直线的截距即为 $\sigma_{si,p}^2$,斜率为 $\sigma_{sd,p}^2$,由此可以更加准确地对混合噪声模型的两个参数进行粗评估,并作为下一步最大似然函数迭代求解时的初始值.

2.3 最大似然函数建立及求解

采用上述信噪分离算法可以将任一波段 p 中均匀图像块内像素点的灰度值 $g(w', h', p)$ 分离为信号值 $f(w', h', p)$ 和噪声值 $n(f(w', h', p))$.根据文中的混合噪声模型,利用噪声的概率密度函数构建对数似然函数 $\ln\Lambda(\sigma_{sd,p}^2, \sigma_{si,p}^2)$:

$$\ln\Lambda(\sigma_{sd,p}^2, \sigma_{si,p}^2) = -\frac{M}{2} \ln(2\pi) - \frac{1}{2} \sum_{w', h'=1}^M \ln(\sigma_{sd,p}^2 f(w', h', p) + \sigma_{si,p}^2) - \frac{1}{2} \sum_{w', h'=1}^M \left(\frac{n^2(f(w', h', p))}{\sigma_{sd,p}^2 f(w', h', p) + \sigma_{si,p}^2} \right), \quad (9)$$

其中 M 为波段 p 内所有均匀图像块中信噪分离像素点的总数.根据最大似然准则,混合噪声模型参数 $\sigma_{sd,p}^2$ 和 $\sigma_{si,p}^2$ 可通过优化式(10)进行求解:

$$\{\hat{\sigma}_{sd,p}^2, \hat{\sigma}_{si,p}^2\} = \arg \max_{\substack{\sigma_{sd,p}^2 > 0 \\ \sigma_{si,p}^2 > 0}} \ln\Lambda(\sigma_{sd,p}^2, \sigma_{si,p}^2), \quad (10)$$

其中, $\hat{\sigma}_{sd,p}^2$ 和 $\hat{\sigma}_{si,p}^2$ 是模型参数估计值.由于式(10)中的带约束非线性最优化问题不存在闭式解,

文中利用迭代的多变量梯度下降法进行求解.将噪声模型参数的粗估计作为迭代求解算法的初始值,以此通过最大化似然估计法准确计算出任一波段 p 图像中的加性噪声方差 $\sigma_{si,p}^2$ 和乘性噪声参数 $\sigma_{sd,p}^2$.

3 实验及分析

3.1 模拟图像实验

首先在 Pushbroom Hyperspectral Imager (PHI) 高光谱图像中提取出 4 条光谱曲线,如图 3 所示.利用这 4 条光谱曲线生成了高光谱模拟图像数据,文中称之为模拟数据 1.模拟数据 1 由条纹图案构成,图 3 所示为第 1 波段图像,每个波段对应的图像大小为 256×256 像素.

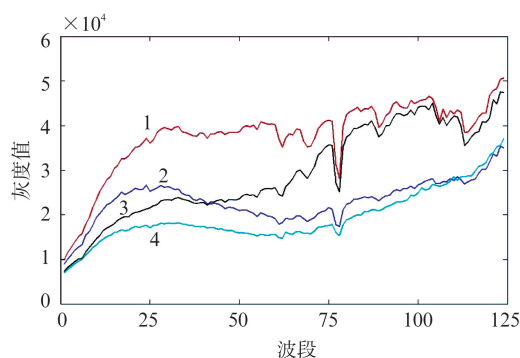


图 3 利用 PHI 高光谱图像提取的光谱曲线
Fig. 3 Spectral curves extracted from PHI hyperspectral images



图 4 模拟的高光谱图像数据(第 1 波段)
Fig. 4 Simulated hyperspectral data (band 1)

根据文中的混合噪声模型,分别在模拟数据 1 的各个波段图像上加入加性噪声和乘性噪声.实验中引入两个噪声指标:信噪比 Signal Noise Ratio

(SNR)和乘性加性噪声比 Signal-Dependent and Signal Independent Noise Ratio (SDSINR),以便准确地加入混合噪声:

$$\text{SNR} = 20 \log_{10} \left(\frac{\mu(p)}{\sigma_{n,p}(f)} \right), \quad (11)$$

$$\text{SDSINR} = \frac{\sigma_{sd,p}^2 \cdot \mu(p)}{\sigma_{si,p}^2}, \quad (12)$$

其中 $\mu(p)$ 为第 p 波段图像的灰度平均值, $\sigma_{n,p}(f)$ 为第 p 波段图像中混合噪声的标准差. SNR 可以确定加入噪声的强度,而 SDSINR 可以调整加入的混合噪声中乘性噪声与加性噪声的比例.

3.1.1 实验 1

首先,在模拟数据 1 中加入加性、乘性混合噪声,使得各波段图像中 $\text{SNR} = 30$, $\text{SDSINR} = 1$. 在实验 1 中,将文中方法与现有的三种混合噪声评估方法^[11-13]进行比较.利用不同算法对模拟数据 1 各波段图像中加性噪声和乘性噪声方差的评估结果如图 5 所示(为了更清楚的对实验结果进行观察,我们对图中曲线进行了局部放大).实验时,用于比较的方法中所需参数均依据原文中建议的参数值.而文中方法中唯一需要确定的是划分图像块的大小,根据实验效果,实验中将图像划分为 6×6 像素的图像块.

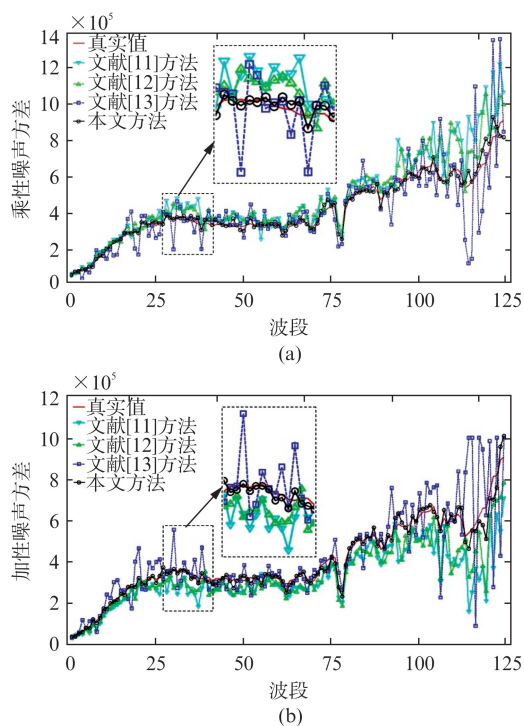


图 5 采用不同方法对模拟数据 1 各波段中混合噪声的评估(a) 加性噪声方差,(b) 乘性噪声方差
Fig. 5 Mixed noise estimation of each band of simulated data set 1 (a) signal independent noise variance, (b) signal-dependent noise variance

此外,为了对实验结果做出定量的分析,分别定义了乘性噪声和加性噪声估计值的相对均方误差在所有波段上的平均值 $\bar{\varepsilon}_{sd}$ 和 $\bar{\varepsilon}_{si}$:

$$\bar{\varepsilon}_{sd} = \frac{1}{p} \sum_{p=1}^P \varepsilon_{sd,p} = \frac{1}{p} \sum_{p=1}^P E \left\{ \left(\frac{\hat{\sigma}_{sd,p}^2 - \sigma_{sd,p}^2}{\sigma_{sd,p}^2} \right)^2 \right\}, \quad (13)$$

$$\bar{\varepsilon}_{si} = \frac{1}{p} \sum_{p=1}^P \varepsilon_{si,p} = \frac{1}{p} \sum_{p=1}^P E \left\{ \left(\frac{\hat{\sigma}_{si,p}^2 - \sigma_{si,p}^2}{\sigma_{si,p}^2} \right)^2 \right\}, \quad (14)$$

其中, $\varepsilon_{sd,p}$ 和 $\varepsilon_{si,p}$ 表示波段 p 中乘性噪声和加性噪声的相对均方误差. $\sigma_{sd,p}^2$ 和 $\sigma_{si,p}^2$ 为加入的乘性噪声和加性噪声的真实值,而 $\hat{\sigma}_{sd,p}^2$ 和 $\hat{\sigma}_{si,p}^2$ 为估计值. 实验中不同算法的评估误差如表 1 所示.

表 1 采用不同方法对模拟数据 1 中加性噪声与乘性噪声方差评估的误差

Table 1 Errors of signal independent noise and signal-dependent noise variance estimation from simulated data set 1 with different methods

评估方法	文中方法	文献[11]方法	文献[12]方法	文献[13]方法
$\bar{\varepsilon}_{sd}$	4.2×10^{-3}	4.4×10^{-2}	2.8×10^{-2}	6.9×10^{-2}
$\bar{\varepsilon}_{si}$	4.1×10^{-3}	5.0×10^{-2}	3.3×10^{-2}	7.3×10^{-2}

由图 5 可知,文献[11]与文献[12]中的方法对乘性噪声的估计大于真实值,而加性噪声的评估结果比真实值小. 出现这一情况的主要原因在于这两种方法仅利用各波段图像空间信息选择均匀图像块,导致部分均匀图像块的误选取. 文献[13]中的方法在对图像加性、乘性噪声评估时,其评估结果围绕真实值波动较大. 主要原因在于该方法仅考虑了光谱信息,完全忽视了图像的空间内容. 此外,在第 80~124 波段,由于光谱曲线 1 和 3 以及 2 和 4 非常接近,使得图像中对应的相邻条形图案之间难以区分,增大了噪声评估的误差. 相比而言,文中方法综合使用了高光谱图像的空间信息和光谱信息,对于各波段图像中加性、乘性噪声方差的评估更为准确. 表 1 定量地反映了不同算法对图像所有波段噪声评估误差的平均值. 通过表 1 中的实验结果可以看出,无论是针对加性噪声的方差还是乘性噪声的方差,文中方法评估结果的误差最小,明显优于其他三种噪声评估算法.

3.1.2 实验 2

在模拟数据 1 各波段图像中加入 $\text{SDSINR} = 1$, 而信噪比分别为 20, 25, 30, 35 的混合噪声,通过 $\bar{\varepsilon}_{sd}$ 和 $\bar{\varepsilon}_{si}$ 定量分析文中算法在处理不同强度噪声图像时的准确性,实验结果如表 2 所示.

根据表 2 可以看出,当面对加性噪声和乘性噪声方差相等而信噪比不同的高光谱图像时,本文方

表 2 采用本文方法对不同信噪比模拟数据 1 中加性噪声与乘性噪声方差评估的误差

Table 2 Errors of signal independent noise and signal-dependent noise variance estimation from simulated data set 1 with various SNR by the proposed method

SNR	20	25	30	35
$\bar{\varepsilon}_{sd}$	1.0×10^{-2}	4.5×10^{-3}	4.2×10^{-3}	3.7×10^{-3}
$\bar{\varepsilon}_{si}$	8.7×10^{-3}	4.4×10^{-3}	4.1×10^{-3}	3.7×10^{-3}

法保持着较高的评估精度. 另外,当各波段图像信噪比增大时,对于加性噪声和乘性噪声的评估精度随之增加.

3.1.3 实验 3

在实验 3 中,将各波段图像的信噪比固定为 30,通过调整 SDSINR 参数,分别在模拟数据 1 中加入加性噪声为主、乘性噪声为主以及二者相等的混合噪声,并根据实验结果对本文算法的评估精度进行定量分析. 其中, SDSINR 分别为 1/4, 1/3, 1/2, 1, 2, 3, 4, 评估误差如表 3 所示.

表 3 采用本文方法对不同乘性加性噪声比模拟数据 1 中加性噪声与乘性噪声方差评估的误差

Table 3 Errors of signal independent noise and signal-dependent noise variance estimation from simulated data set 1 with various SDSINR by the proposed method

SDSINR	1/4	1/3	1/2	1	2	3	4
$\bar{\varepsilon}_{sd}$	2.8×10^{-2}	2.1×10^{-2}	1.2×10^{-2}	4.2×10^{-3}	3.0×10^{-3}	2.2×10^{-3}	1.8×10^{-3}
$\bar{\varepsilon}_{si}$	1.8×10^{-3}	2.3×10^{-3}	2.8×10^{-3}	4.1×10^{-3}	1.1×10^{-2}	1.7×10^{-2}	2.7×10^{-2}

根据表 3 可知,当混合噪声中乘性噪声的比例逐渐增加 (SDSINR 增大) 时,本文算法对于乘性噪声的评估精度逐渐增加,与此同时,对于加性噪声的评估精度逐渐降低. 而当图像中乘性噪声与加性噪声方差相等时,二者的评估精度相当.

3.2 真实图像实验

真实图像实验中采用 AVIRIS 高光谱遥感图像. 首先,通过实验验证了 AVIRIS 图像中的随机噪声为加性、乘性混合噪声且噪声总体服从高斯分布. 为了分析本文算法在不同复杂程度图像中的表现,在一幅 2008 年 6 月 11 日获取的 AVIRIS 图像中截取不同复杂程度的两个图像区域作为实验数据,分别称之为真实数据 1 和真实数据 2. 图 6 中显示了真实数据 1 和 2 的第 51 波段图像,各波段图像的大小为 256×256 像素. 根据图 6 可以看出,真实数据 1 中场景以大块的均匀区域为主,图像比较简单;而真实数据 2 中图像则相对复杂,仅在图像右上角存在一小部分均匀区域. 由于 AVIRIS 高光谱数据

中部分波段图像被周期噪声严重干扰,而本文中仅考虑图像中的随机噪声,因此实验中高光谱数据采用波段 11~94,131~224,共计 178 波段.

首先,利用光谱平均图像进行均匀图像块选取,将某波段中所有均匀图像块对应的局部灰度均值和局部噪声方差绘制成散点图,并以此判断图像中噪声的类型:当图像中噪声为纯加性噪声时,噪声值与图像信号值不相关,因此将图中散点进行线性拟合应当得到斜率为 0 的水平直线;当图像中噪声为纯乘性噪声时,将散点进行拟合应形成穿过坐标原点的倾斜直线;当图像中噪声为加性、乘性混合噪声时,拟合的直线应为倾斜直线且不过原点.对于真实数据 1 中第 51 波段图像进行散点图绘制和直线拟合,结果如图 7(a)所示,可以判定图像中的噪声



(a)



(b)

图 6 真实高光谱遥感数据(第 51 波段) (a) 真实数据 1: 场景简单图像, (b) 真实数据 2: 场景复杂图像
Fig. 6 Real hyperspectral remote sensing data (band 51) (a) real data set 1: simple image, (b) real data set 2: complex image

类型为加性、乘性混合噪声.同时,经过信噪分离步骤后,我们得到均匀图像块内各像素点对应的噪声值,以此绘制出噪声的概率分布图,如图 7(b)所示.图 7(b)中的噪声概率分布曲线证明了图像中混合噪声总体服从均值为 0 的高斯分布.

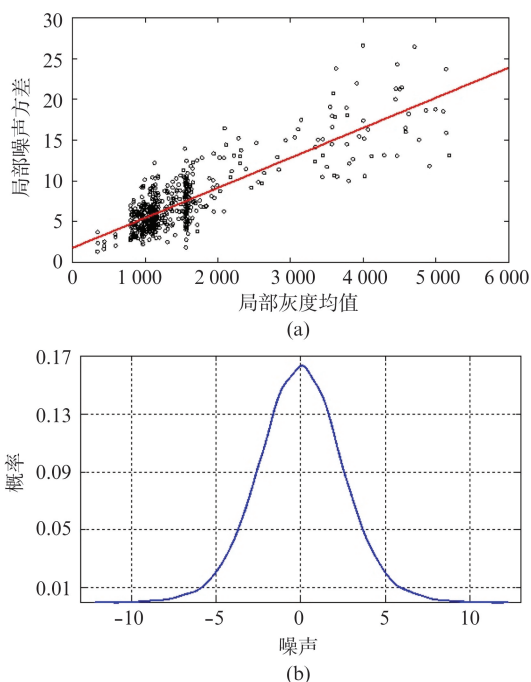


图 7 真实数据 1 第 51 波段图像中噪声的类型及分布 (a) 噪声类型判断, (b) 噪声分布图
Fig. 7 Noise type identification and noise distribution for the band 51 of real data set 1 (a) noise type identification, (b) noise distribution

分别对真实数据 1 和真实数据 2 进行加性噪声和乘性噪声方差的评估,实验结果如图 8 所示.根据图 8 可以看出,对于场景较为简单的真实数据 1 和场景复杂的真实数据 2,对图像中加性噪声与乘性噪声的评估结果一致性较好,验证了该算法在处理不同复杂程度图像数据时的鲁棒性.此外,在大多数波段图像中,乘性噪声的方差主要集中在 0~10 之间,而加性噪声的方差在 0~5 之间,反映出图像中乘性噪声已经占据主导地位,进一步说明了采用加性、乘性混合噪声模型对 AVIRIS 高光谱遥感图像进行噪声建模的正确性与必要性.

4 结论

针对同时存在加性噪声和乘性噪声的高光谱遥感图像,基于双参数混合噪声模型,提出了一种评估高光谱图像中加性噪声和乘性噪声方差的方法.通过模拟图像实验,定量地分析了本文算法在处理不

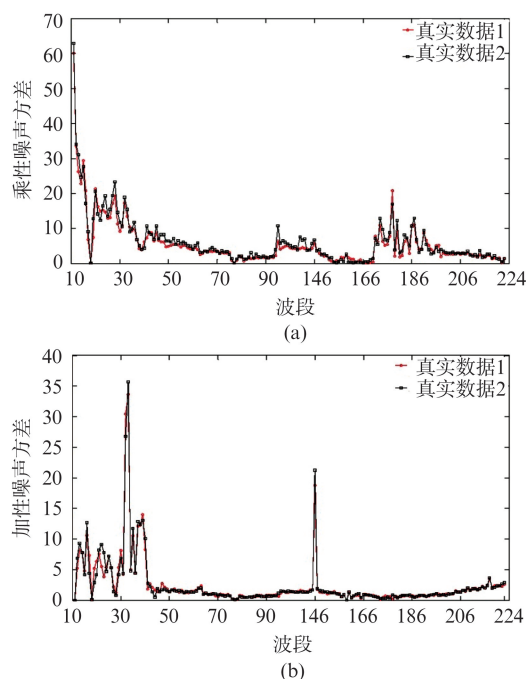


图 8 采用文中方法对不同复杂程度的真实高光谱遥感图像各波段中混合噪声的评估 (a) 加性噪声方差, (b) 乘性噪声方差

Fig. 8 Mixed noise estimation of each band of real hyperspectral images with various complexities using the proposed method (a) signal independent noise variance, (b) signal-dependent noise variance

同噪声图像时的计算精度,证明了该方法优于其他三种先进的混合噪声评估算法. 利用 AVIRIS 高光谱图像,首先证明了图像中噪声类型符合文中的混合噪声模型,并验证了该算法在针对不同复杂程度图像时噪声评估的鲁棒性. 然而,在求解最大似然估计时需要迭代运算,所以在运行效率上并不占优势. 文中通过准确的初始值设置,减少了迭代的次数,在一定程度上弥补了算法效率较低的不足. 可以预见,随着高光谱遥感技术的发展,高光谱图像噪声中乘性噪声部分所占比重将逐渐增大,所提出的加性、乘性混合噪声评估方法也将有更为广阔的应用前景.

References

- [1] ZHAO Chun-Hui, QI Bin, Eunseog Youn. Hyperspectral image classification based on Monte Carlo feature reduction method[J]. *Journal of Infrared and Millimeter Waves* (赵春晖, 齐滨, Eunseog Youn. 基于蒙特卡罗特征降维算法的小样本高光谱图像分类. *红外与毫米波学报*), 2013, **32**(1): 62–67.
- [2] Bisceglie M D, Episcopo R, Galdi C, et al. Destriping MODIS data using overlapping field-of-view method[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2009, **47**(2): 637–651.
- [3] Zhang L, Zhang L, Tao D, et al. On combining multiple features for hyperspectral remote sensing image classification [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2012, **50**(3): 879–893.
- [4] Fauvel M, Chanussot J, Benediktsson J A. A spatial-spectral kernel-based approach for the classification of remote-sensing images [J]. *Pattern Recognition*, 2012, **45**(1): 381–392.
- [5] Ammari H, Garnier J, Solna K. A statistical approach to target detection and localization in the presence of noise [J]. *Waves in Random and Complex Media*, 2012, **22**(1): 40–65.
- [6] 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.
- [7] 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.
- [8] Fu P, Sun Q S, Ji Z X, et al. A new method for noise estimation in single-band remote sensing images [C]. In *IEEE 2012 9th International Conference on Fuzzy Systems and Knowledge Discovery (FSKD)*, 2012: 1664–1668.
- [9] Gao L R, 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 and Remote Sensing*, 2013, **6**(2): 488–498.
- [10] Foi A, Trimeche M, Katkovnik V, et al. Practical Poissonian-Gaussian noise modelling and fitting for single-image raw-data [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2008, **17**(10): 1737–1754.
- [11] Alparone L, Selva M, Aiazzi B, et al. Signal-dependent noise modeling and estimation in new-generation imaging spectrometers [C]. In *Proc. 1st Workshop Hyperspectral Image Signal Process: Evol. Remote Sens. Aug. 2009*: 1–4.
- [12] Aiazzi B, Alparone L, Baronti S, et al. Unsupervised estimation of signal-dependent CCD camera noise [J]. *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, 2012, **2012**(1): 1–11.
- [13] Actio N, Diani M, Corsini G. Signal-dependent noise modeling and model parameter estimation in hyperspectral images [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2011, **49**(8): 2957–2971.
- [14] Meola J, Eismann M T, Moses R L, et al. Modeling and estimation of signal-dependent noise in hyperspectral imagery [J]. *Applied Optics*, 2011, **50**(21): 3829–3846.
- [15] Uss M L, Vozel B, Lukin V V, et al. Local signal-dependent noise variance estimation from hyperspectral textural images [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2011, **5**(3): 469–486.
- [16] Sobel I. Neighborhood coding of binary images for fast contour following and general binary array processing [J]. *Computer Graphics and Image Processing*, 1978, **8**(1): 127–135.
- [17] Amer A, Dubois E. Fast and reliable structure-oriented video noise estimation [J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2005, **15**(1): 113–118.
- [18] Otsu N. A threshold selection method from gray-level histograms [J]. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*. 1975, **9**(1): 62–66.