

基于最小噪声分离的约束能量最小化 亚像元目标探测方法

杜 博 张良培 李平湘 钟燕飞

(武汉大学测绘遥感信息工程国家重点实验室, 武汉 430079)

摘要 提出了一种基于最小噪声分离的约束能量最小化亚像元目标探测方法。利用最小噪声分离变换,降低高光谱遥感影像的维数,同时分离高光谱遥感影像中的噪声。利用约束能量最小化方法对低维数据进行亚像元目标探测,避免了求解影像虚拟维数和病态矩阵求逆的问题。实验结果表明,该方法可以很好地抑制噪声的影响,亚像元目标探测率较高,是一种快速有效的高光谱遥感影像亚像元目标探测方法。

关键词 目标探测 高光谱影像 约束能量最小化

中图法分类号: TP751 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2009)09-1850-08

A Constrained Energy Minimization Method in Sub-pixel Target Detection Based on Minimization Noise Fraction

DU Bo, ZHANG Liang-pei, LI Ping-xiang, ZHONG Yan-fei

(State Key Laboratory of Information Engineering in Surveying, Mapping and Remote Sensing, Wuhan University, Wuhan 430079)

Abstract This paper presents a constrained energy minimization method of sub-pixel target detection for hyper-spectral imageries based on minimum noise fraction (MNF-CEM). In this method, minimum noise fraction (MNF) reduces the dimension of the hyper-spectral imageries and separates the noise from the hyper-spectral imageries. Then constrained energy minimization method (CEM) is used to detect the sub-pixel targets in the imageries of low dimension to void the computations of ill-conditional matrix inverse and virtual dimension of the hyper-spectral imageries. Experiments show that this method can restrain the influence of noise and is an effective method of sub-pixel target detection for hyper-spectral imageries.

Keywords target detection, hyper-spectral imagery, constrained energy minimization.

1 引言

高光谱遥感影像的基本特点是光谱分辨率高、光谱连续,具有揭示不同地物的细微光谱差异的能力,在目标探测方面具有独特的优势。然而,由于高光谱遥感影像空间分辨率较低,同一像元中常常混合了目标光谱与其他地物光谱,因此,混合像元中的亚像元目标探测是高光谱影像的一个重要研究方向。

目前,高光谱遥感影像亚像元目标探测方法主

要包括:(1)基于统计分布假设的方法^[1]。该方法假设影像数据符合一定的统计分布,将亚像元目标视为不符合该统计分布的异常点,通过探测这种异常点来找到亚像元目标。(2)基于匹配滤波器的方法^[2]。在这种方法中,将目标的光谱数据作为先验信息,通过匹配滤波器找到与先验目标光谱最相近的点作为目标点。(3)基于混合像元线性混合模型的方法^[3]。该方法将混合像元的光谱视为由包括目标光谱在内的多种地物光谱信号的组合,把目标探测问题转化为分离目标端元光谱的过程。

基金项目:国家重点基础研究发展计划(973)项目(2009CB723905);国家高技术研究发展计划(863)项目(2007AA12Z148);国家自然科学基金项目(40771139, 40523005, 40721001)

收稿日期:2008-04-17; **改回日期:**2008-07-15

第一作者简介:杜 博(1983 ~),男。武汉大学测绘遥感信息工程国家重点实验室摄影测量与遥感专业博士研究生。主要研究方向为高光谱遥感影像处理、图像工程等。E-mail: gungspace@163.com

在这些方法中,基于混合像元线性混合模型的方法具有探测率高、可以进行定量探测的优点,因此得到了广泛的关注。其中,常见的方法有正交子空间投影方法^[4]和约束能量最小化方法^[5]等。正交子空间投影的方法充分利用所有地物端元的光谱信息,将影像投影到与非目标端元正交的子空间并最大化信噪比,通过提高目标端元的光谱可分性来实现亚像元目标探测。正交子空间投影的方法探测亚像元目标效果良好,但是需要事先获取所有端元的光谱。约束能量最小化方法通过有限冲击响应滤波器和约束条件抑制非目标光谱、分离目标光谱,具有结构简单、需要的先验信息较少的优点,但是也存在容易受到影像虚拟维数估计偏差和影像噪声影响而导致探测精度下降的不足。针对以上基于混合像元线性混合模型方法的不足,本文提出一种基于最小噪声分离变换的约束能量最小化探测方法(MNF-CEM),充分利用最小噪声分离变换(MNF)分离影像中的噪声、对高光谱影像进行降维,将低维影像输入由约束条件定义的约束能量最小化(CEM)探测器中,避免了求解虚拟维数的问题,同时抑制噪声对探测器的影响。

2 最小噪声分离变换

最小噪声分离变换是针对主成分分析(PCA)提出的一种线性变换算法。主成分分析能够把原来多波段影像中的有用信息集中到数目尽可能少的特征影像组中,并使不同波段的影像互不相关,从而达到减少数据量的效果。主成分分析对噪声比较敏感,主成分变换后的影像并不能消除噪声的影响,这对于利用变换后的影像进行目标探测造成了困难。针对这种情况,Green等人提出并发展了以信噪比为衡量条件的线性变换^[6],即最小噪声分离变换。该方法不但可以将目标等有效信息集中到尽可能少的低维数据中,而且可以有效地分离噪声。

该变换实质上是两次相继的主成分变换的过程。

首先,对整幅影像数据进行高通滤波处理,得到噪声协方差矩阵 C_N ,然后将其对角化。

$$D_N = U^T C_N U \quad (1)$$

式中, D_N 为 C_N 的特征值按照大小降序排列而成的对角矩阵, U 为由 C_N 的特征向量构成的正交矩阵, N 为波段数目。式(1)可以进一步变换为

$$I = P^T C_N P \quad (2)$$

式中, I 为单位矩阵, P 为变换矩阵, $P = UD_N^{-1/2}$ 。使

用变换 $Y = PX$ 可以将原影像 X 变换到新的空间 Y 中,产生的变换数据中所含噪声具有单位方差且波段间不相关。

接着,再对影像进行标准的主成分变换。变换的公式为

$$\hat{C} = P^T C_D P \quad (3)$$

式中, C_D 为原影像的协方差矩阵, \hat{C} 为经过变换后的矩阵。上式还可以进一步变换为对角矩阵:

$$\hat{D} = J^T \hat{C} J \quad (4)$$

式中, \hat{D} 为 \hat{C} 的特征值按照大小降序排列构成的对角矩阵, J 为由 \hat{D} 的特征向量构成的正交矩阵。

通过上述步骤,可以得到MNF变换矩阵:

$$T_{MNF} = PJ \quad (5)$$

通过该变换矩阵就可以将高光谱影像进行MNF变换。MNF变换是一种正交变换,变换后的向量中各元素不相关,各个波段影像包含了不同的信息量,并且影像的信息量随波段数目的增加而递减,同时影像波段的顺序也符合信噪比从大到小的顺序,噪声主要存在于后面的波段。

3 约束能量最小化方法

约束能量最小化的方法是基于混合像元线性混合模型提出的方法。在该模型中,混合像元的光谱信号是由各个端元的光谱按其在混合像元内的组分加权而组成^[7],可以表示为

$$R = da + Q\gamma + e \quad (6)$$

上式中, R 为混合像元的光谱信号, d 为待探测目标的光谱信号, a 为待探测目标光谱的组分, Q 为由除目标以外端元光谱信号组成的端元信号矩阵(每个端元光谱组成矩阵的一列), γ 为由这些端元光谱对应组分组成的向量, e 为噪声信号。

约束能量最小化方法中,设计一个有限冲击响应滤波器(FIR):定义维数与影像波段数相等的权值向量 $w = (w_1, \dots, w_i, \dots, w_n)^T$,对于高光谱影像中所有像元光谱信号组成的高维数据集 $S = \{R_1, \dots, R_i, \dots, R_q\}$,把 w 与每一个元素 R_i 相乘,得到一个输出值,可以表示为

$$Y_i = w^T R_i \quad i = 1, \dots, q \quad (7)$$

上式中, q 是数据集 S 中的元素个数,即高光谱影像中的像元个数; $R_i = (r_1, \dots, r_i, \dots, r_n)^T$ 是高光谱影像中的每一个像元的光谱数据, r_i 是该像元第 i 个光谱波段上的反射率, n 是影像的波段数目。

定义由滤波器和数据集合 S 共同决定的平均输出能量为:

$$E = \frac{1}{q} \sum_{i=1}^q Y_i^2 = \frac{1}{q} \mathbf{w}^T \left[\sum_{i=1}^q \mathbf{R}_i \mathbf{R}_i^T \right] \mathbf{w} = \mathbf{w}^T \mathbf{M} \mathbf{w} \quad (8)$$

式中, \mathbf{M} 是数据集合 S 的自相关矩阵,

$$\mathbf{M} = \frac{1}{q} \left[\sum_{i=1}^q \mathbf{R}_i \mathbf{R}_i^T \right].$$

为了通过 FIR 滤波器实现目标探测,需要为其定义两个约束条件:(1)最小化平均输出能量,以抑制影像中的噪声和非目标端元信号;(2)定义目标约束条件,以分离目标像元,一般是要求待探测的目标光谱在经过滤波器后的输出值为 1。约束能量最小化方法最终归结为求解滤波器的权值向量 \mathbf{w} 的最优化问题:

$$\min \{ \mathbf{w}^T \mathbf{M} \mathbf{w} \} \quad \text{s. t.} \quad \mathbf{w}^T \mathbf{d} = 1 \quad (9)$$

其中,待探测目标光谱 \mathbf{d} 已知,自相关矩阵 \mathbf{M} 也可以通过数据集合 S 获得,通过求解最优化问题的方法可求得上述问题的解:

$$\mathbf{w} = \frac{\mathbf{M}^{-1} \mathbf{d}}{\mathbf{d}^T \mathbf{M}^{-1} \mathbf{d}} \quad (10)$$

在式(10)中,需要求解自相关矩阵的逆矩阵 \mathbf{M}^{-1} 。

对于高光谱影像,自相关矩阵 \mathbf{M} 的阶数非常大,是一个病态矩阵。为求解这个问题,一般采用矩阵的特征值特征向量分解的方法来求解自相关矩阵 \mathbf{M} 的逆矩阵。具体地,可以用最大的几个特征值和对应的特征向量来求解自相关矩阵的逆矩阵^[8]。求解中使用的特征值的个数即所谓的虚拟维数^[9],如何求解虚拟维数成为该问题的关键。假设虚拟维数已经求得,将虚拟维数设为 p ,那么自相关矩阵 \mathbf{M} 的逆矩阵的近似解为

$$\tilde{\mathbf{M}}^{-1} = \tilde{\mathbf{V}} \tilde{\mathbf{\Lambda}}^{-1} \tilde{\mathbf{V}}^T \quad (11)$$

式中, $\tilde{\mathbf{\Lambda}}^{-1} = \text{diag}(\lambda_1^{-1}, \dots, \lambda_i^{-1}, \dots, \lambda_p^{-1})$ 是一个 $p \times p$ 的对角矩阵, λ_i 是自相关矩阵 \mathbf{R} 的最大的 p 个特征值。 $\tilde{\mathbf{V}} = (\mathbf{v}_1, \dots, \mathbf{v}_i, \dots, \mathbf{v}_p)$ 是一个 $n \times p$ 的矩阵, \mathbf{v}_i 是与 λ_i 对应的特征向量。

4 基于最小噪声分离的约束能量最小化方法 (MNF-CEM)

约束能量最小化方法中,求解虚拟维数是一个很复杂的问题^[10],虚拟维数的偏差会影响探测效果。此外,该算法假定包括目标端元在内的各种地物端元均符合按其组分线性加权的规律,但是噪声信号并不符合这一点。当噪声信号强度较大,而目标端元信号组分较低时,CEM 探测器可能难以将目

标端元信号与噪声信号分离。因此,需要一种不但能够将目标信息集中到少数波段,而且还能有效减少噪声的方法来对高光谱遥感影像进行降维处理。为此本文提出了基于最小噪声分离的约束能量最小化方法,先利用 MNF 变换得到低维影像,再将低维影像输入 CEM 探测器。这样能够避免求解虚拟维数、高维矩阵逆矩阵,减少噪声的干扰,提高探测的可靠性和速度。其算法步骤如下(流程如图 1 所示):

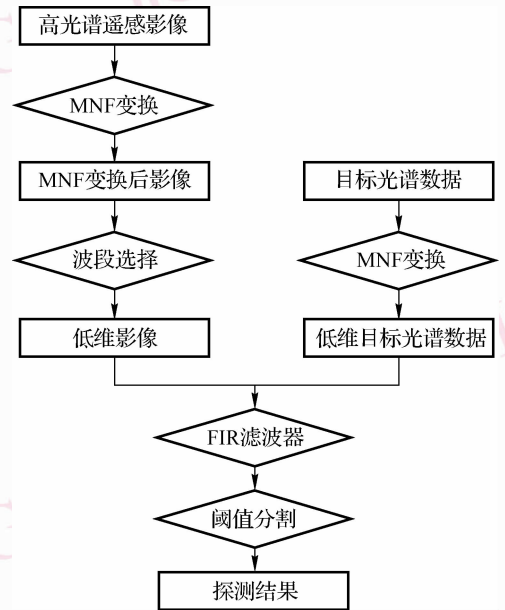


图 1 MNF-CEM 算法流程图

Fig. 1 Workflow of MNF-CEM

(1) 对高光谱遥感影像进行最小噪声分离变换。通过对高光谱遥感影像进行最小噪声分离变换,分别得到以有效信息为主的波段和以噪声为主的波段,并且按照信噪比从大到小的顺序排列。

(2) 对变换后的影像进行波段选择。经过 MNF 变换后,特征值为 1 的波段都是噪声为主的图像,而包含有效信息的波段特征值均大于 1,可以利用 MNF 特征值曲线选择降维后的影像维数。具体步骤如图 2 所示,图中纵坐标特征值等于 1 时所对

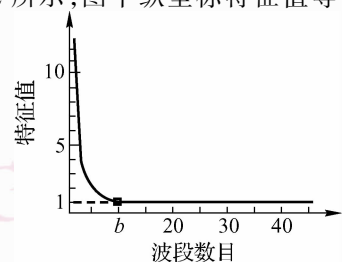


图 2 MNF 特征曲线

Fig. 2 The feature plot MNF transformation

应的横坐标波段数 b ,即为有效信息波段数,选择前 b 个波段组成经过 MNF 变换后的低维影像。

(3) 对目标光谱数据进行降维。由于高光谱遥感影像已经通过 MNF 变换和波段选择降低维数,待探测的目标光谱信号 \mathbf{d} 也要变换为维数相同的数据。将已知的目标光谱进行 MNF 变换

$$\mathbf{d}_{\text{MNF}} = \mathbf{dT}_{\text{MNF}} \quad (12)$$

式中, \mathbf{T}_{MNF} 是 MNF 变换矩阵,与步骤(1)中的 MNF 变换矩阵相同。 \mathbf{d}_{MNF} 为目标光谱信号进行 MNF 变换后的数据,选择 \mathbf{d}_{MNF} 的前 b 个波段数据得到低维目标光谱数据 $\hat{\mathbf{d}}$ 。

(4) 将低维影像和低维目标光谱数据输入 FIR 滤波器。滤波器的权值向量维数与低维影像波段数相同,大小由 CEM 方法的约束条件决定。权值向量的表达式为

$$\hat{\mathbf{w}} = \frac{\hat{\mathbf{M}}^{-1}\hat{\mathbf{d}}}{\hat{\mathbf{d}}^T\hat{\mathbf{M}}^{-1}\hat{\mathbf{d}}} \quad (13)$$

$\hat{\mathbf{M}}$ 为低维影像数据集合的自相关矩阵。由于应用 MNF 变换对数据进行了降维处理, $\hat{\mathbf{M}}$ 阶数也大大降低,一般小于 10。因此, $\hat{\mathbf{M}}$ 的逆矩阵就可以直接求解。在本算法中,为了简化计算,仍然采用了特征值特征向量分解的方法,即

$$\hat{\mathbf{M}}^{-1} = \hat{\mathbf{V}}\hat{\mathbf{\Lambda}}^{-1}\hat{\mathbf{V}}^T \quad (14)$$

式中, $\hat{\mathbf{\Lambda}}^{-1} = \text{diag}(\hat{\lambda}_1^{-1}, \dots, \hat{\lambda}_i^{-1}, \dots, \hat{\lambda}_h^{-1})$, $\hat{\lambda}_i$ 为矩阵 $\hat{\mathbf{M}}$ 的特征值, h 为矩阵的阶数。 $\hat{\mathbf{V}}$ 为与 $\hat{\lambda}_i$ 对应特征向量组成的矩阵。

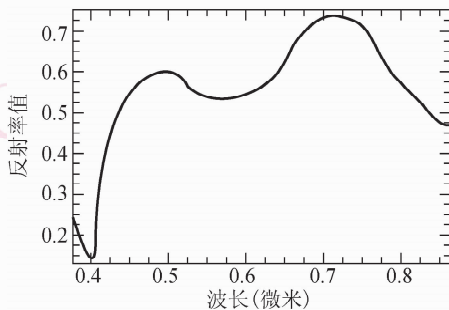
低维目标光谱数据和低维影像数据输入滤波器后,将得到一幅结果影像。

(5) 对由滤波器输出的结果影像进行阈值分割。阈值分割的依据是 FIR 滤波器的目标约束条件,即目标光谱信号通过滤波器后输出值为 1,同时由于除去目标光谱以外的端元光谱以都被抑制,因此,只有含有目标光谱的像元经过滤波器后才具有较大的 DN 值(值接近 1)。将这一幅影像进行阈值分割,可以把目标点和背景得到区分。

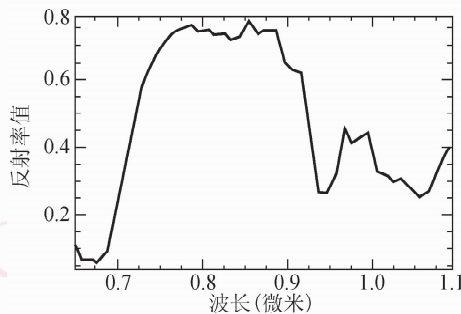
5 实验与分析

5.1 模拟数据实验

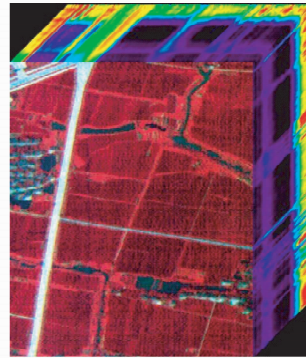
采用国产 PHI(pushbroom hyperspectral imager) 高光谱数据进行模拟的实验。该高光谱数据光谱范围为:417.4 ~ 854.4 nm,光谱分辨率为 5 nm。影像拍摄区域位于江苏省常州市夏桥地区,影像大小为 350 × 400(像元),影像的数据立方体如图 3(b) 所



(a) 目标光谱曲线



(c) 石碑光谱曲线



(b) 夏桥地区 PHI 高光谱数据立方体



(d) cri 高光谱影像

图 3 目标与背景影像数据

Fig. 3 The spectral plots of targets and the image cube

示。实验中,向该高光谱影像中的某些像元添加钙铁榴石目标光谱信号来获得亚像元目标,从而生成含有亚像元目标的模拟数据影像。钙铁榴石光谱曲线从 ENVI(The environment for visualizing images) 标准光谱库中获得,如图 3(a) 所示。具体地,将 PHI 高光谱遥感影像作为背景影像,在影像的随机位置上添加 50 个目标光谱信号,添加了目标光谱的新像元按照下式得到:

$$s = \alpha d + (1 - \alpha)b \quad (15)$$

式中, d 是目标光谱数据, b 是原影像上像元的光谱

数据, s 是添加了目标光谱的新像元的光谱数据, α 是添加目标的比例。50 个目标点按照 α 值不同分为 5 组,每组 10 个目标,各组目标点 α 的值为:第 1 组 10%,第 2 组 20%,第 3 组 40%,第 4 组 60%,第 5 组 90%。分别按照 50:1 和 30:1 的信噪比向添加了目标的影像中加入高斯噪声,得到两幅模拟数据影像,分别命名为模拟数据(I)和模拟数据(II)。图 4(a)是这两幅模拟影像中加入的 50 个矿石目标的位置分布图,该图将作为衡量算法探测精度的参考图。

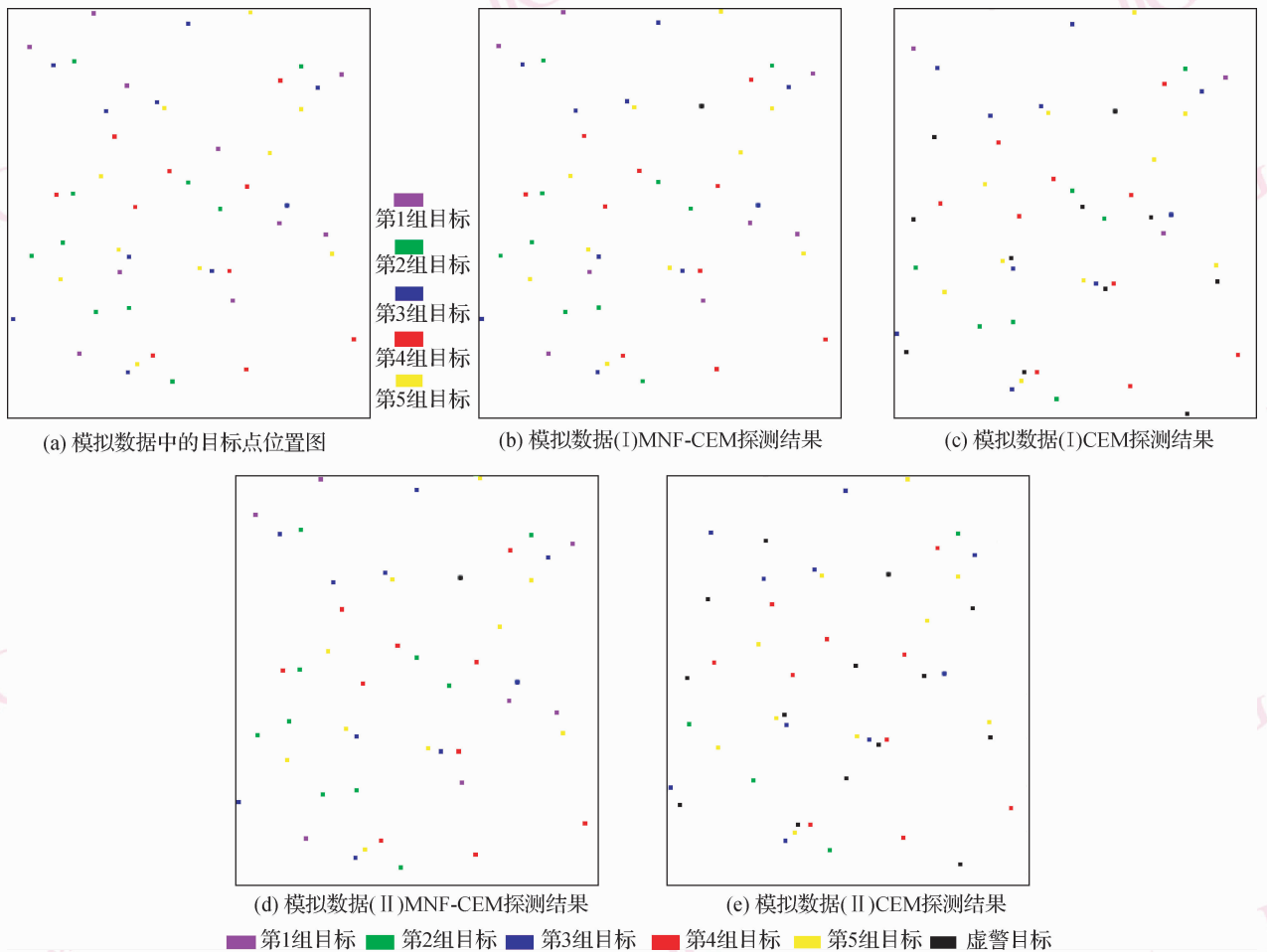


图 4 目标点位置图和模拟数据实验结果

Fig. 4 Position of targets and detection results of simulated images

实验中, MNF-CEM 方法中对模拟数据 (I) 和 (II) 选择变换后的影像维数分别为 8 和 9。将本文提出的 MNF-CEM 方法与传统的 CEM 方法的效果进行了对比。图 4(b) 和图 4(c) 是对模拟数据 (I) 分别利用 MNF-CEM 方法和 CEM 方法进行探测并

经过阈值分割后的结果影像。图 4(d) 和图 4(e) 是对模拟数据 (II) 分别利用 MNF-CEM 方法和 CEM 方法进行探测并经过阈值分割后的结果影像。为了更好地对探测算法进行比较和分析,对探测结果进行定量统计,分别如表 1 和表 2 所示。

表1 模拟数据(I)探测结果统计

Tab.1 Detection results of simulated image(I)

单位:%

探测方法	探测率结果					总虚警率	总探测率
	第1组	第2组	第3组	第4组	第5组		
MNF-CEM	80	100	100	100	100	2	96
CEM	30	70	100	100	100	22	90

表2 模拟数据(II)探测结果统计

Tab.2 Detection results of simulated image(II)

单位:%

探测方法	探测率结果					总虚警率	总探测率
	第1组	第2组	第3组	第4组	第5组		
MNF-CEM	70	100	100	100	100	2	94
CEM	0	40	100	100	100	28	68

从表1可以看出,MNF-CEM算法对模拟数据(I)中的5组亚像元目标探测效果均比较好:第1组目标的探测率为80%,其他4组目标的探测率都达到100%。MNF-CEM算法对模拟数据(I)的5组亚像元目标总探测率为96%,虚警率为2%。从表1中还可以看到,CEM算法对模拟数据(I)的5组亚像元目标探测结果差别较大:第1组的目标探测率为30%;第2组的目标探测率为70%;其他各组目标的探测率均为100%。CEM算法对模拟数据(I)的总的探测率为90%,虚警率高达22%。对比表1中两种算法分组的探测结果可以看到,MNF-CEM算法与CEM算法相比,主要的差异在于第1组和第2组的探测效果。MNF-CEM算法对第1组和第2组目标的探测率分别达到80%和100%,均明显高于CEM算法的30%和70%。从表2中同样可以看到,MNF-CEM算法对目标光谱组分最低的前两组目标探测率较高,分别达到70%和100%,而CEM算法对前两组目标的探测率很低,只有0%和40%。第1组和第2组目标是影像中含有目标光谱的组分最低的两组,目标组分分别只有10%和20%,因而其探测结果好坏可以反映算法探测信号微弱的亚像元目标的效果。

对比表1、表2中MNF-CEM算法分别对模拟数据(I)和(II)的探测结果,可以发现,当实验影像的信噪比由50:1减小到30:1时,MNF-CEM算法的探测效果没有大的变化:第1组目标的探测率由80%降为70%,其他各组目标的探测率仍然为100%;总探测率由96%降为94%,虚警率仍然为

2%。对比表1、表2中CEM算法分别对模拟数据(I)和(II)探测结果的统计可以发现,当实验影像的信噪比由50:1减小到30:1时,CEM算法的探测效果变化较大:第1组的探测率由30%降到0%,第2组的探测率由70%降到40%,其他3组的探测率不变;总探测率由90%降为68%,而虚警率由22%增加到28%。

MNF-CEM算法和CEM算法都是基于混合像元线性模型的方法,但是影像中的噪声并不符合混合像元中的线性加权的规律,因而无法通过CEM滤波器中的目标约束条件将其与目标信号分离。这造成了CEM算法容易受到噪声干扰,不但会漏检很多信号较弱的亚像元目标,而且还会把许多输出值较大的强噪声点误检为目标;而MNF-CEM算法由于进行了噪声分离变换,可以最大限度地避免噪声对目标探测的干扰,因而探测率较稳定,虚警率也保持较低的水平。

为了考察算法的运算速度,统计实验中两种算法的运行时间,如表3所示。可以看到,MNF-CEM算法在两幅模拟数据的实验中,消耗的时间均明显少于CEM算法,算法的效率在两次实验中比CEM算法分别提高了32.2%和39.7%。MNF-CEM算法之所以运算速度较快,是由于该方法通过MNF变换得到了低维数据,MNF变换是一种线性变换,运算较简单;而在CEM探测器中,由于数据已降维,无需求解虚拟维数和病态矩阵的逆矩阵,因而运算大为简化,速度明显提高。

表 3 两种探测方法速度比较

Tab. 3 Comparison of the speed of the two methods

单位:s

探测方法	方法耗时	
	模拟数据(I)	模拟数据(II)
CEM	78	81
MNF-CEM	59	58

5.2 真实数据实验

真实数据实验使用的是美国 CRI Nuance VIR 高光谱成像仪数据。该高光谱数据光谱范围为 650 ~ 1 100 nm, 光谱分辨率为 10 nm, 空间分辨率为 20 cm。实验区域位于武汉大学信息学部友谊广场, 影像大小为 400 × 400 (像元), 影像的数据立方体如图 3(d) 所示。拍摄区域中包含两块草地, 左右两块草地中各有一块石碑, 以石碑作为目标, 其光谱数据通过 ASD Field Spectror 光谱仪采集获得, 光谱特征曲线如图 3(c) 所示。左边草地中的石碑的尺寸为 20 cm × 28 cm, 它在影像中占据两个像元; 其中的一个像元是混合像元, 石碑在该混合像元的组分为 40%; 在另一个像元中, 石碑充满整个像元, 可视为纯净像元。右边草地中的石碑尺寸为 10 cm × 15 cm, 为一个亚像元目标, 石碑光谱在像元中占的 37.5% 比例。两个目标在图 3(d) 中用红色圆圈标出。在本实验中, 运用 CEM 方法作为对比实验。MNF-CEM 方法中选择变换后的影像维数为 7。MNF-CEM 方法和 CEM 方法的实验结果分别如图 5(a) 和图 5(b) 所示。

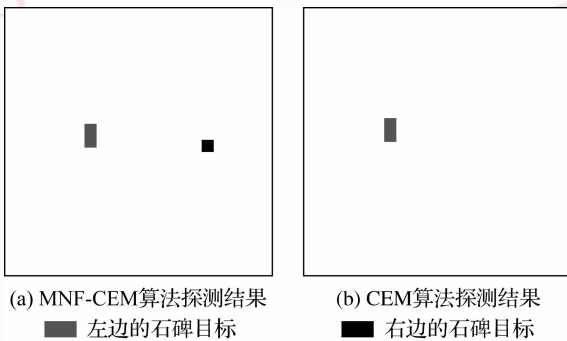


图 5 真实数据及其实验结果

Fig. 5 Real image and detection results

从图 5(a) 和图 5(b) 可以分别看到, 应用 MNF-CEM 方法将含有石碑的 4 个目标点全部成功探测出, 并且没有虚警像元, 探测效果比较理想; 而 CEM

方法则只能将左边草地中的两个目标点探测出, 对于在右边草地的另一个亚像元目标点却未探测出来。值得注意的是, 虽然右边草地的亚像元目标点含有目标光谱组分较低 (37.5%), 但在左边草坪中目标光谱组分与其近似的亚像元目标点 (40%) 却被 CEM 算法探测出。这是由于成像是逐波段成像, 在成像过程中右侧草坪的目标点受到了其上方的树枝扰动的噪声影响, 从而导致了该目标点被 CEM 算法漏检。实验中, 记录了算法的运行时间: MNF-CEM 算法的耗时为 50 s, CEM 算法的耗时为 68 s。MNF-CEM 算法的效率比 CEM 提高了 36%。

6 结 论

针对基于混合像元线性混合模型的亚像元目标探测方法存在的不足, 提出了一种基于最小噪声分离的约束能量最小化算法。实验证明, 该方法可以充分利用最小噪声分离变换分离噪声、降低数据维数的特点, 得到分离了噪声的低维数据, 进而在 CEM 探测器中避免求解影像虚拟维数和病态矩阵求逆问题, 提高算法的效率。同时本文提出的方法能有效减少噪声对目标探测的干扰, 降低高光谱遥感影像中亚像元目标探测的虚警率, 提高目标探测精度。另外, 基于线性混合模型的亚像元目标探测方法还可以进行亚像元目标的定量探测, 这是 MNF-CEM 算法下一步的研究方向。由于本文的算法解决的是定性探测问题, 并不需要对影像进行大气校正等预处理, 在定量探测时则需要考虑。

参考文献 (References)

- 1 Kwon H, Nasrabadi N M. Kernel RX-algorithm: A nonlinear anomaly detector for hyperspectral imagery [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2005, 43(2): 1309-1320.
- 2 Manolakis D, Shaw G, Keshava N. Comparative analysis of hyperspectral adaptive matched filter detector [J]. Proceedings of SPIE, 2000, 4049: 2-17.
- 3 Johnson S. The constrained signal detector [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2002, 40(6): 1326-1337.
- 4 Harsanyi J C. Detection and Classification of Subpixel Spectral Signatures in Hyperspectral Image Sequences [D]. MD, USA, University of Maryland Baltimore County, 1993.
- 5 Settle J. On constrained energy minimization and the partial unmixing of multispectral images [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2002, 40(3): 718-721.
- 6 Green A A, Berman M, Switzer P, et al. A transformation for

- ordering multispectral data in terms of image quality with implications for noise removal[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1988, **26**(1):65-74.
- 7 Zhang Liang-pei, Zhang Li-fu. *Hyperspectral Remote Sensing* [M]. Wuhan:Wuhan University Press, 2005:90-94. [张良培, 张立福. 高光谱遥感 [M]. 武汉:武汉大学出版社, 2005:90-94.]
- 8 Chang C I, Daniel Heinz C. Constrained subpixel target detection for remotely sensed imagery[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2000, **38**(3):1144-1160.
- 9 Chang C I. *Hyperspectral Imaging: Techniques for Spectral Detection and Classification*[M]. New York NY, USA: Kluwer, 2003.
- 10 Chang C I. Exploration of virtual dimensionality in hyperspectral image analysis[J]. *Proceedings of the SPIE*, 2006:6233-6240.