

文章编号 1004-924X(2023)21-3156-11

利用光谱解混合的目标检测

张 蕾¹, 乔 凯¹, 吴银花^{2*}, 李思远³

(1. 北京跟踪与通信技术研究所, 北京 100094;

2. 西安工业大学, 陕西 西安 710021;

3. 中国科学院 西安光学精密机械研究所, 陕西 西安 710119)

摘要: 高光谱目标检测中背景信息的统计往往受到目标信息的干扰, 而高光谱图像中存在的大量混合像元会进一步加深这一干扰。为了准确统计背景信息、显著降低目标像元对背景统计信息的干扰, 提出了一种利用光谱解混合的目标检测算法, 通过光谱解混合和目标相似性判断, 获取目标端元对应丰度系数, 并与光谱夹角系数相结合生成合理的背景加权系数, 进行加权约束最小能量算子 (CEM) 目标检测, 从而有效提高混合像元的背景信息统计准确度; 利用目标端元对应丰度系数和光谱夹角系数生成初步的目标检测结果, 与加权 CEM 目标检测结果相融合进行进一步优化, 有效提高算法稳定性, 同时再次提高目标检测精度。实验结果表明: 对于模拟高光谱图像和真实高光谱图像, 本文算法均得到了较好的目标检测效果, 算法稳定性较强, 且有效提高了目标检测精度, 相比传统 CEM 算法、基于光谱角的加权 CEM 算法、归一化丰度系数作为目标结果, AUC 值分别平均提高了 0.071 2, 0.031 2 和 0.015 0, 在高光谱应用中具有较强的实用性。

关键词: 高光谱图像; 目标检测; 光谱解混合; 丰度; 光谱角

中图分类号: TP751.1 **文献标识码:** A **doi:** 10.37188/OPE.20233121.3156

Target detection using spectral unmixing

ZHANG Lei¹, QIAO Kai¹, WU Yinhua^{2*}, LI Siyuan³

(1. Beijing Institute of Tracking and Telecommunication Technology, Beijing 100094, China;

2. Xi'an Technological University, Xi'an 710021, China;

3. Xi'an Institute of Optics and Precision Mechanics, Chinese Academy of Sciences, Xi'an 710119, China)

* Corresponding author, E-mail: yinhuawoo@163.com

Abstract: The statistics of background information in hyperspectral target detection are often interfered by target information, and the presence of a large number of mixed pixels in hyperspectral images will further deepen this interference. In this study, we proposed a target detection algorithm using spectral unmixing to accurately calculate background information and significantly reduce the interference of target pixels on background statistical information. First, we obtained the abundance coefficient corresponding to the target end member by spectral unmixing and target similarity judgment. We combined it with the spectral angle coefficient to generate a reasonable background weighting coefficient for weighted constrained energy minimization (CEM) target detection, effectively improving the statistical accuracy of background informa-

收稿日期: 2023-06-21; 修订日期: 2023-08-10.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No. 12103039); 陕西省自然科学基金基础研究计划资助项目 (No. 2021JQ-640); 陕西省教育厅重点科学研究计划资助项目 (No. 21JY016)

tion of mixed pixels. Second, we generated a preliminary result of target detection by utilizing the abundance coefficient corresponding to the target end member and spectral angle coefficient and fused with the weighted CEM target detection result to optimize further, effectively improving the robustness of the algorithm and target detection accuracy. Experimental results showed that the algorithm proposed in this study has good target detection performance for simulated or real hyperspectral images. The algorithm has strong robustness and effectively improves target detection accuracy. Compared with the traditional CEM algorithm, weighted CEM algorithm based on spectral angle, and normalized abundance coefficient as the target result the AUC of this study was promoted by an average of 0.071 2, 0.031 2, and 0.015 0, respectively. The proposed algorithm has strong practicability in hyperspectral applications.

Key words: hyperspectral image; target detection; hyperspectral unmixing; abundance; spectral angle

1 引 言

高光谱成像技术作为多维信息获取技术,能够获取高光谱分辨率、连续、窄波段的光谱图像,丰富的空间和光谱信息使得原本在多光谱遥感中无法有效探测的地物得以探测,从而大幅提高精细信息的表达能力,在遥感、农业、军事、食品、环境、医疗等多个领域^[1-6]得到了十分广泛的应用。高光谱遥感也为目标检测带来了新的机遇,目前已有许多经典算法^[7-13]。大部分目标检测中,目标是确定的,背景却是变化的且难以估计目标所在背景的地物分布,即目标光谱已知,背景光谱未知。在这种情况下,常用的方法是假设在统计背景信息的时候不包括目标信息,然而实际情况中很难剔除目标。如经典的约束能量最小化方法^[14](Constrained Energy Minimization, CEM)在统计背景时直接将全图的像元均作为背景统计,显然背景的统计信息包含目标信息,这与前述的假设冲突,因此在抑制背景的同时也会抑制目标,进而影响目标检测精度,且目标所占比例越大,检测效果下降越明显。

针对背景信息统计的问题,近年来国内外学者们提出了相应的改进方法,如加权CEM算法(weighted CEM)^[15]。它通过在计算背景自相关矩阵时对每个像元乘以相应的加权系数,降低目标对背景统计信息的干扰,其中加权系数是根据每个像元与目标光谱之间的距离、角度等计算。对于与目标光谱十分接近或者与目标光谱差异较大的像元,这种计算方法得到的加权系数较为可靠,而对于高光谱图像中大量存在的混合像元,由于其光谱特性中有可能包含目标的部分光

谱特性,这种计算方法得到的加权系数的准确性较低,进而影响目标检测精度。针对高光谱成像中混合像元的问题,有学者利用光谱解混合进行目标检测^[16-17],即对光谱图像进行解混合获取目标对应端元,并计算该端元的丰度系数矩阵作为目标检测结果或待去除的目标。这种方法存在的问题是有时光谱解混合后找不到目标对应端元,或光谱解混合获取的目标端元与目标光谱有一定差异,加上噪声干扰的影响,导致对应丰度系数矩阵不可靠,因此算法性能波动较大,稳定性较差。

针对背景信息统计问题,本文在加权CEM算法的基础上,结合光谱解混合和光谱角度填图法提出了一种高光谱目标检测算法,尽可能准确统计混合像元背景信息、抑制目标干扰的同时,有效提高算法的稳定性。

2 原理与算法

2.1 基于光谱解混合的加权CEM目标检测

CEM算法是通过突出目标信息、抑制背景信息来达到检测目标的效果,即:

$$y_i = \frac{x_i^T R^{-1} d}{d^T R^{-1} d}, \quad (1)$$

其中: d 是目标光谱, R 是样本自相关矩阵(用于统计背景信息,目标像元在内的所有样本参与 R 的计算), x_i 是当前检测的第 i 个像元光谱, y_i 是当前第 i 个像元的目标检测结果。 y_i 越大,说明成为目标的概率越大,一般该值与给定阈值比较判定当前像元是否为目标。加权CEM算法是在CEM算法的基础上,将其中起到背景抑制作用

的样本自相关矩阵改进为加权自相关矩阵,进而更加有效地统计背景,即计算自相关矩阵时每个样本乘以相应的背景加权系数:

$$R = \sum_{i=1}^M k_i \mathbf{x}_i \mathbf{x}_i^T, \quad (2)$$

其中: M 表示样本数量, \mathbf{x}_i 是第 i 个样本光谱, k_i 是第 i 个样本对应的背景加权系数。可见,背景加权系数越大,对应样本对背景统计的贡献越大,反之亦然。因此,背景加权系数的准确性直接决定背景统计的有效性,进而影响加权CEM算法的目标检测结果。

根据高光谱图像中混合像元的产生机理,每个像元可看成是由其中各个端元按照一定比例混合而成的混合像元,即某个像元光谱 \mathbf{x}_i 可表示为:

$$\mathbf{x}_i = \sum_{j=1}^N a_{ji} \mathbf{e}_j, \quad (3)$$

其中: N 是高光谱图像中端元数量, \mathbf{e}_j 是第 j 个端元光谱, a_{ji} 是像元光谱 \mathbf{x}_i 对应第 j 个端元的丰度系数。各个端元表示高光谱图像中不同的地物种类,往往用包含某种地物比例最高的像元作为该种地物对应的端元。显然,待检测目标也可看作是待处理高光谱图像中的一个端元,因此,高光谱图像中每个像元对应该端元的丰度系数可视作各像元包含目标地物的比例。各个像元包含目标地物的比例越大,该像元成为背景的概率越低;反之,包含目标地物的比例越小,该像元成为背景的概率越高。因此,针对高光谱图像中大量存在的混合像元问题,本文利用丰度系数生成背景加权系数,以提高混合像元的背景统计有效性。具体步骤如下:

首先,需要对待处理高光谱图像通过端元提取和丰度反演进行光谱解混合,获取高光谱图像中所有端元光谱 $\mathbf{e}_1, \mathbf{e}_2, \mathbf{e}_3, \dots, \mathbf{e}_N$ 以及各端元对应的丰度系数矩阵 $\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2, \mathbf{a}_3, \dots, \mathbf{a}_N$;

其次,利用光谱角度填图法(Spectral Angle Mapping, SAM)进行目标相似性判断,根据式(4)计算已知目标光谱 d 与光谱解混合所提取的各端元光谱 \mathbf{e}_j 之间光谱夹角 θ_j , θ_j 越小说明二者越相似,因此,选取与目标光谱之间光谱夹角最小的端元作为目标地物对应端元 e (简称目标端元);

$$\theta_j = \arccos \frac{d \cdot \mathbf{e}_j}{|d| \cdot |\mathbf{e}_j|}, \quad (4)$$

$$e = \arg \min_{e_j} (\theta_j). \quad (5)$$

接着,由于目标端元 e 对应的丰度系数矩阵 \mathbf{a} 中各元素表示对应空间位置像元包含目标地物的比例,其最大值往往小于1、最小值大于0,因此需要进行归一化处理将最大最小值分别限定为1和0,再通过反向处理,使得含目标地物比例最小的像元对应系数为1、含目标地物比例最大的像元对应系数为0,如式(6)所示,此时各系数可看作当前像元成为背景的概率,即背景加权系数 q_i 为:

$$q_i = 1 - \frac{a_i - \min(a)}{\max(a) - \min(a)}. \quad (6)$$

最后,考虑到光谱解混合性能有一定的波动性,进而会导致丰度系数及由此生成的背景加权系数的波动,为了提高算法的鲁棒性,这里将式(6)计算得出的背景加权系数 q_i 和目前常采用的光谱角度填图法计算得出的背景加权系数 s_i (目标光谱 d 与各像元光谱 \mathbf{x}_i 之间的光谱夹角 θ_i 经过整幅图像范围内归一化可得 s_i)相结合,生成最终的背景加权系数并将其代入式(2)计算自相关矩阵 R ,即:

$$R = \sum_{i=1}^M (0.5 \times q_i + 0.5 \times s_i) \mathbf{x}_i \mathbf{x}_i^T. \quad (7)$$

将式(7)代入式(1)实现加权CEM目标检测。

2.2 基于丰度系数和光谱角的目标检测优化

根据2.1节中所述,目标端元对应的丰度系数可视作各像元包含目标地物的比例,各个像元包含目标地物的比例越大,不仅表示该像元成为背景的概率越低,也表示该像元成为目标的概率越大,反之亦然。因此,归一化后的目标端元对应丰度系数 q_i' 可直接视作初步的目标检测结果,其表达式为:

$$q_i' = \frac{a_i - \min(a)}{\max(a) - \min(a)}. \quad (8)$$

同样,光谱角度填图法计算得出的背景加权系数 s_i 表示各像元成为背景的概率,经过反向处理后可表示各像元成为目标的概率,因此 s_i (已进行归一化处理)经过反向处理后得到的 s_i' ,也可直接视作初步的目标检测结果,其表达式为:

$$s_i' = 1 - s_i. \quad (9)$$

虽然在目标检测中已将光谱解混合获取的目标端元对应丰度系数和光谱角度填图法获取

的光谱夹角作为自相关矩阵的加权系数,但此时目标检测精度与CEM算法性能相关。考虑到每一种算法往往都有其适合处理的数据分布特征范围,即难以满足所有类型的数据分布特征。为了进一步提高算法的鲁棒性,本文先将归一化目标端元对应丰度系数 q'_i 和经过反向处理的光谱夹角系数 s'_i 相结合作为初步的目标检测结果,再将它与加权CEM目标检测结果相融合作为最终的目标检测结果,即:

$$r_i = 0.5 \times (0.5 \times q'_i + 0.5 \times s'_i) + 0.5 \times y_i, \tag{10}$$

其中 y_i 表示加权CEM的目标检测结果。

2.3 算法描述

本文算法流程如图1所示,具体步骤如下:

步骤1:对待处理光谱图像分别进行光谱解混合和光谱角计算以及相应的归一化和反向操作,计算出背景加权系数;

步骤2:利用背景加权系数进行加权CEM目标检测,获取目标检测结果;

步骤3:将步骤2获取的目标检测结果与目标端元对应丰度系数和光谱夹角系数相融合,获取最终的目标检测结果。

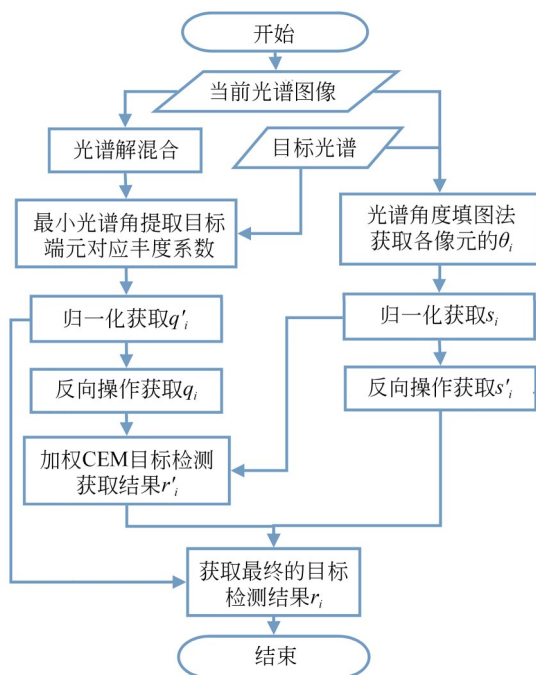


图1 利用光谱解混合的加权CEM目标检测优化算法流程
Fig. 1 Flowchart of optimized weighted CEM target detection algorithm using spectral unmixing

3 实验数据

本文分别利用模拟高光谱图像和真实高光谱图像进行实验和分析,以验证所提出高光谱目标检测算法的可行性和有效性。

3.1 模拟高光谱图像

为了提高算法验证的有效性和可行性,实验中模拟高光谱图像是由特征相近的4条光谱曲线作为端元光谱,以一定的比例线性混合,并加以干扰和噪声生成的高光谱图像,它含有大量混合像元,信噪比为20 dB,空间尺寸为60像元×60像元,共包含204个光谱通道。模拟高光谱图像的具体生成步骤如下:

步骤1:考虑到真实地物在图像空间的分布特征,将60像元×60像元的空间区域分割为25个12像元×12像元的空间子块,并将每个子块随机设定为4个端元中的某一种端元,此时对于每个像元只有设定端元对应的丰度系数为1,其余端元对应的丰度系数为0;

步骤2:采用窗口尺寸为15×15、均值为0的高斯低通滤波器,对每一种端元对应的丰度系数矩阵进行滤波,从而模拟混合像元。根据高光谱图像中混合像元的生成机理,对丰度系数进行归一化,使得每个像元的4个丰度系数之和为1;

步骤3:在步骤2得到的模拟高光谱图像数据中,添加信噪比SNR为20 dB的零均值高斯噪声,以模拟实际数据采集时生成的各种噪声和干扰。

图2是用于生成模拟高光谱图像的4条端元

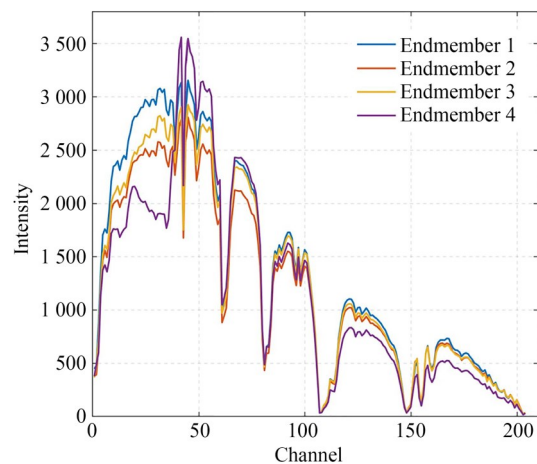


图2 模拟高光谱图像中端元光谱
Fig. 2 Endmember spectra of simulated hyperspectral image

光谱曲线,图3是利用该4条端元光谱,按照上述步骤生成的模拟高光谱图像的单波段(第70通道)灰度图像,图4是模拟高光谱图像中各像元对应端元的标记图,其中端元序号按灰度由黑到白依次递增。

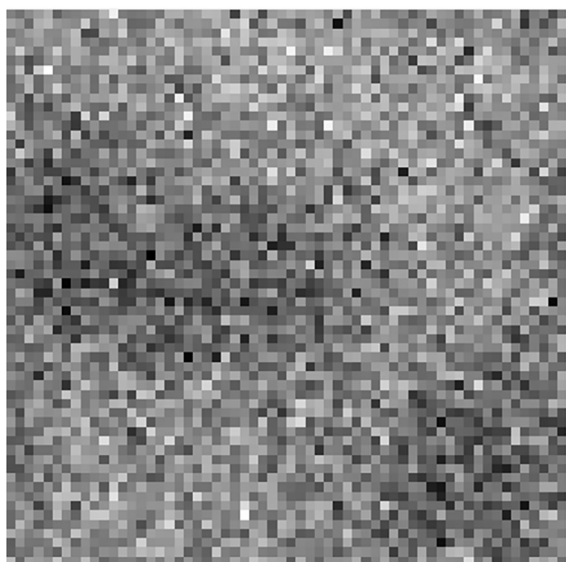


图3 模拟高光谱图像(第70通道)

Fig. 3 Simulated hyperspectral image (Band 70th)

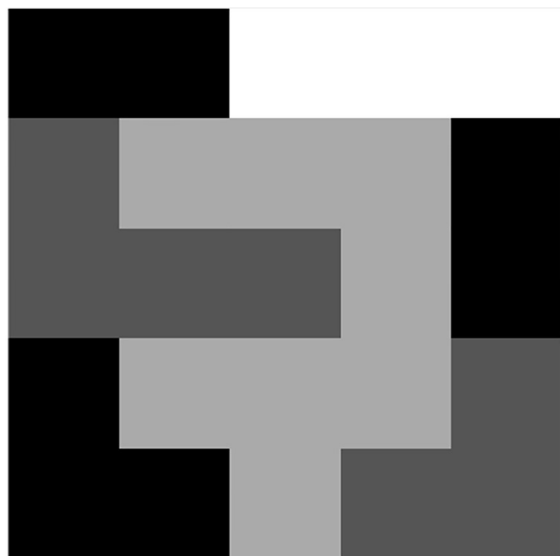


图4 模拟高光谱图像端元标记图

Fig. 4 Endmember labeled image of simulated hyperspectral image

3.2 真实高光谱图像

为了保证数据多样性,选用两幅真实高光谱图像,其中一幅是机载可见/红外成像光谱仪

(AVIRIS)采集的美国圣地亚哥市机场场景高光谱数据集中的一部分,具有189个通道,覆盖可见光到近红外的光谱范围,空间尺寸为50像元 \times 50像元。图5是由该高光谱图像的RGB彩色图,图6是其中以飞机为目标的真值图。



图5 圣地亚哥机场RGB彩色图

Fig. 5 RGB color map of San Diego airport

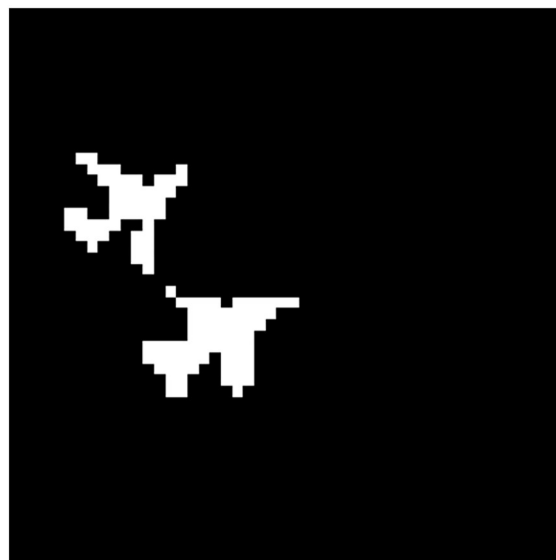


图6 圣地亚哥机场目标真值图

Fig. 6 Target groundtruth of San Diego airport

另一幅真实高光谱图像是利用实验室基于线性渐变滤光器的高光谱成像系统所采集的高光谱图像,场景主要有真树枝树叶和小迷彩车以模拟树林中伪装车辆,覆盖450~900 nm,包含313个

通道,空间尺寸为 500 像元 \times 550 像元,图 7 是由该高光谱图像的第 38, 87, 135 通道组成的伪彩色图,图 8 是其中以小迷彩车为目标的真值图。

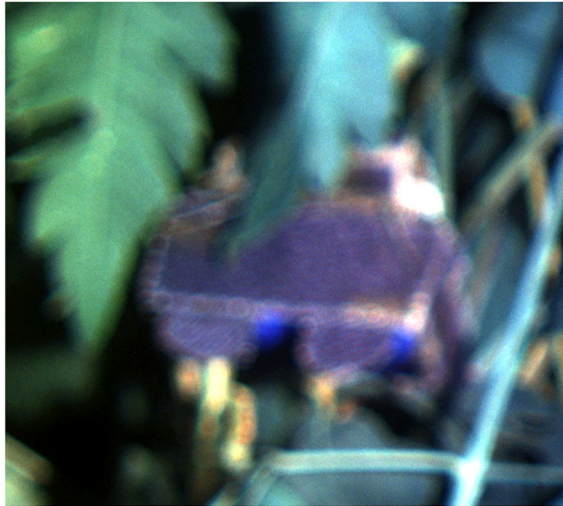


图 7 小迷彩车伪彩色图

Fig. 7 False color map of Camouflage vehicle

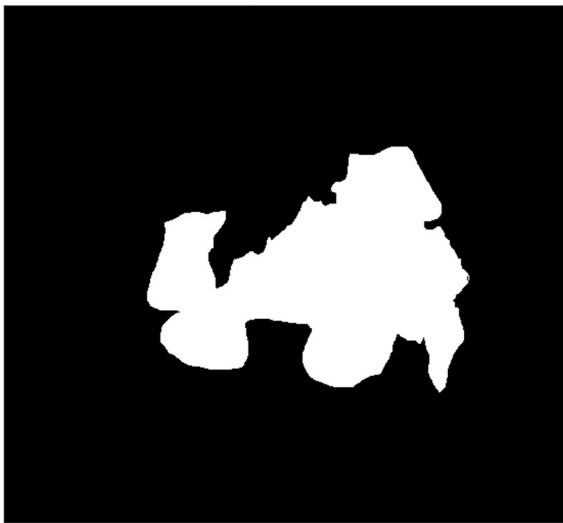


图 8 小迷彩车目标真值图

Fig. 8 Target groundtruth of Camouflage vehicle

4 实验及结果分析

本文共进行了 3 组仿真验证实验,其中光谱解混合过程采用顶点成分分析(Vertex Component Analysis, VCA)和全约束最小二乘法(Full Constrained Least Squares, FCLS)算法分别进行端元提取和丰度反演。VCA 算法是通过反复寻找正交向量并计算图像矩阵在正交向量上的投影距离逐一提取端元,FCLS 算法是通过最小二乘法利用广义逆矩阵定义求解各端元对应丰度系数矩阵。对各类算法的目标检测结果使用 ROC (Receiver Operating Characteristic) 曲线和 AUC (Area Under Curve) 值作为高光谱目标检测性能评价指标。ROC 曲线中虚警概率是将背景像元误判为目标的概率 P_{FA} , 探测概率是将目标像元正确判断为目标的概率 P_D , 分别为:

$$P_{FA} = FP/M, \quad (11)$$

$$P_D = TP/P, \quad (12)$$

其中: FP 是被判断为目标背景像元数量, M 是所有像元数量, TP 是被判断为目标的目标像元数量, P 是所有目标像元数量。实验数据中,模拟高光谱图像中 4 个端元依次作为目标、两幅真实高光谱图像中分别以飞机和迷彩车为目标进行仿真实验和数据分析。

4.1 基于光谱解混合的加权 CEM 目标检测方法验证实验

为了验证基于光谱解混合的加权 CEM 目标检测算法,对模拟高光谱图像和真实高光谱图像,分别利用 CEM、基于 SAM 的加权 CEM、基于丰度系数的加权 CEM 和加权 CEM 进行目标检测,实验结果如表 1(对每个高光谱数据,其最高的两个 AUC 值加粗表示)、图 9(第 1~4 行)和图 10 所示。

表 1 第 1 组仿真实验不同算法 AUC 值

Tab. 1 AUC of different algorithms in experiment 1

算 法	模拟-端元 1	模拟-端元 2	模拟-端元 3	模拟-端元 4	圣地亚哥	迷彩车辆	平均值
CEM	0.866 4	0.792 0	0.809 6	0.992 0	0.871 8	0.951 1	0.880 5
基于 SAM 的加权 CEM	0.916 3	0.783 9	0.835 6	0.996 2	0.990 5	0.998 4	0.920 2
基于丰度系数的加权 CEM	0.921 2	0.830 2	0.860 9	0.996 3	0.987 0	0.982 0	0.929 6
基于光谱解混合的加权 CEM	0.921 2	0.825 1	0.859 2	0.996 2	0.993 7	0.998 0	0.932 2

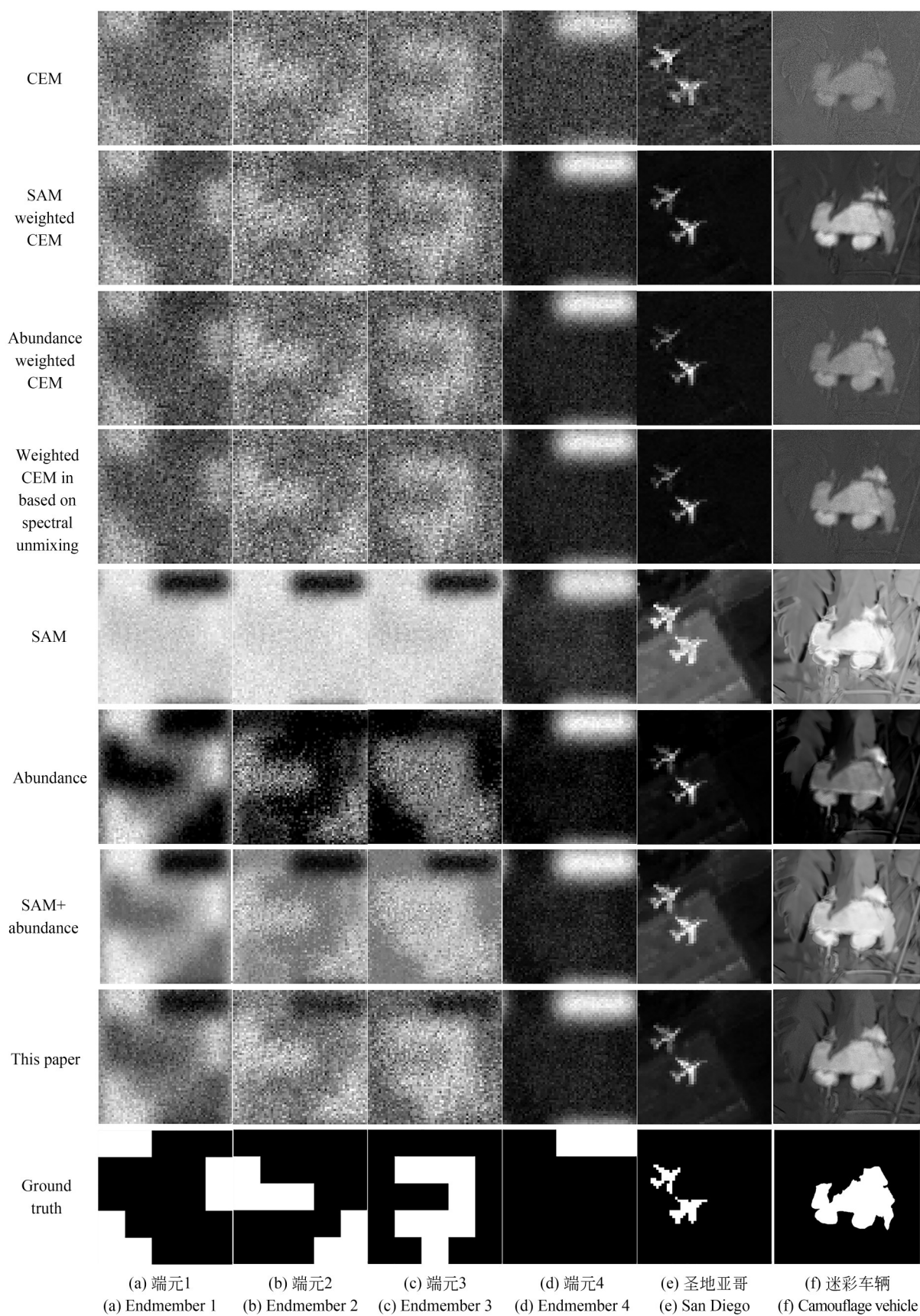
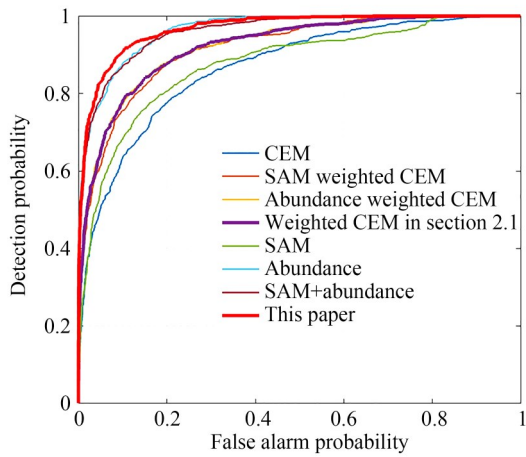
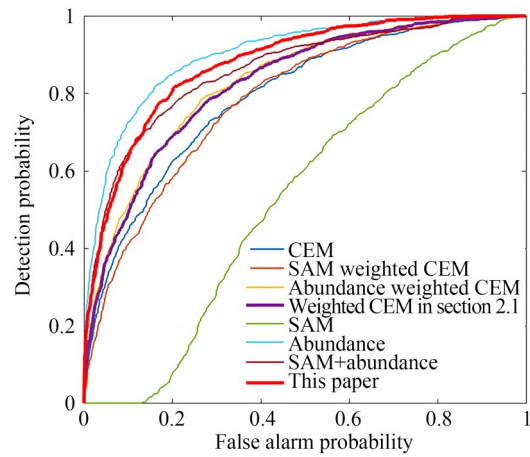


图 9 不同算法的目标检测结果

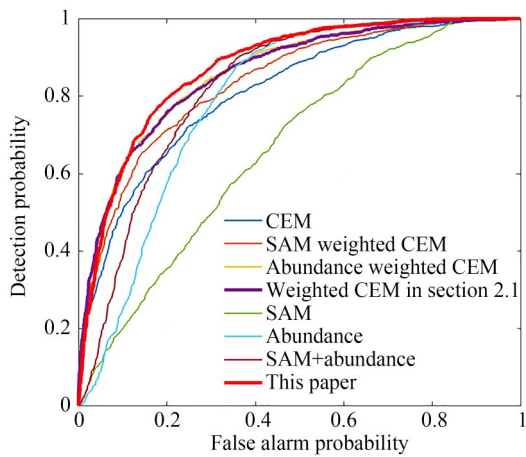
Fig. 9 Target detection results of different algorithms



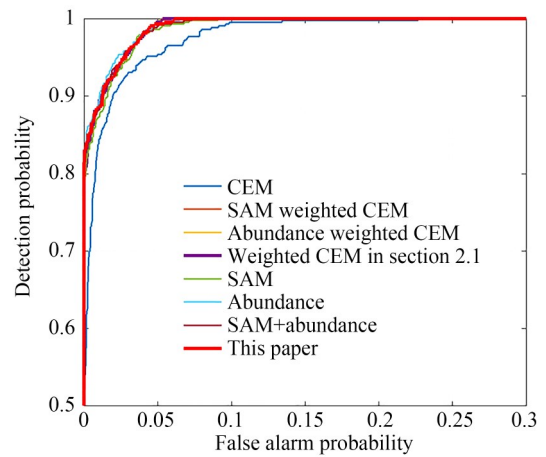
(a) 端元1
(a) Endmember 1



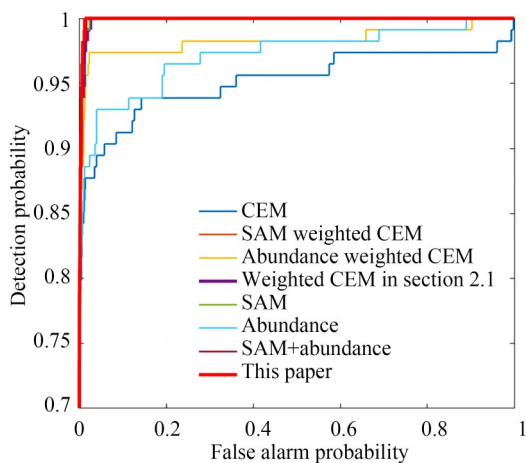
(b) 端元2
(b) Endmember 2



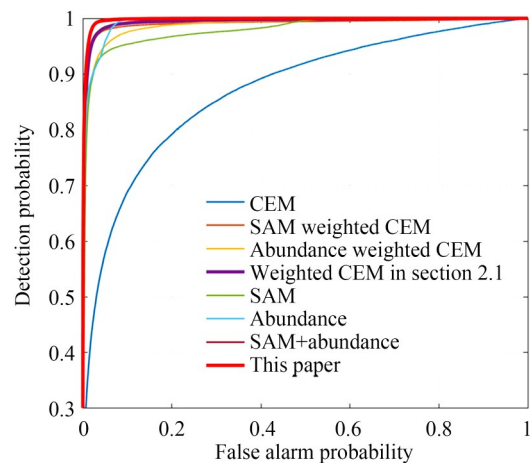
(c) 端元3
(c) Endmember 3



(d) 端元4
(d) Endmember 4



(e) 圣地亚哥
(e) San Diego



(f) 迷彩车辆
(f) Camouflage vehicle

图 10 不同算法的 ROC 曲线
Fig. 10 ROC curves of different algorithms

从表 1 可以看出:3 组加权 CEM 算法的 AUC 值确实明显高于传统 CEM 算法,说明有效的背景抑制有助于提高目标检测精度;基于 SAM 的加权 CEM 算法的 AUC 值波动较大,有时甚至低于 CEM 算法,而基于丰度系数的加权 CEM 算法的 AUC 值较稳定,且整体上优于基于 SAM 的加权 CEM 算法,说明以光谱解混合获取的丰度系数作为加权系数更加可靠;基于 SAM 的加权 CEM 算法的 AUC 值偶尔会优于基于丰度系数的加权 CEM 算法,基于光谱解混合的加权 CEM 算法结合了二者,其 AUC 值更加稳定、波动更小,且对于圣地亚哥机场数据的综合加权效果比任何一个单独加权的都好。实验结果表明,基于光谱解混合的加权 CEM 目标检测算法有效且可靠。

图 9 中第 1~4 行分别是 CEM 算法、基于 SAM 的加权 CEM 算法、基于丰度系数的加权 CEM 算法和基于光谱解混合的加权 CEM 算法的目标检测结果。从图 9 可以看出,第 1 行目标检测效果明显较差,第 2~4 行差异不是很明显,但能看出端元 2、端元 3 的第 2 行目标检测结果中目标与背景之间的对比度低于后两行,这与表 1 数据相符合。从图 10 可以看出,对于不同数据,上述 4 种算法中基于光谱解混合的加权 CEM 算法对应的 ROC 曲线最接近或至少次最接近左上角,再次验证了基于光谱解混合的加权 CEM 目标检测算法的可靠性和稳定性。

4.2 基于丰度系数和光谱角的目标检测优化实验

第 2 组仿真实验主要用于验证式(6)和式(7)计算得出的归一化丰度系数 q_i' 和经过反向操作后光谱夹角系数 s_i' 相结合作为初步目标检测结果的可行性。表 2 是不同数据分别以 s_i' , q_i' , $(q_i'+s_i')/2$ 作为目标检测结果所计算的 AUC 值,其中每组高光谱数据中最高的两个 AUC 值加粗表示。图 9 中第 5 行对应 s_i' ,第 6 行对应 q_i' ,第 7 行对应 $(q_i'+s_i')/2$,对应的 ROC 曲线如图 10 所示。

从表 2 可以看出,归一化丰度系数 q_i' 作为目标检测结果,其性能整体上明显优于反向操作后光谱夹角系数 s_i' ,但有时作为反向操作后光谱夹角系数 s_i' 的目标检测结果更好,而将二者结合生成的初步目标检测结果性能更加稳定、波动更

表 2 第 2 组仿真实验不同算法的 AUC 值

Tab. 2 AUC of different algorithms in experiment 2

高光谱数据	SAM(s_i')	丰度系数 (q_i')	SAM+丰度 系数($(q_i'+s_i')/2$)
模拟-端元 1	0.875 5	0.963 9	0.959 7
模拟-端元 2	0.533 8	0.901 8	0.859 9
模拟-端元 3	0.667 3	0.794 7	0.824 8
模拟-端元 4	0.995 7	0.996 6	0.996 2
圣地亚哥	0.979 3	0.992 3	0.997 2
迷彩车辆	0.997 8	0.971 0	0.998 1
平均	0.841 6	0.936 7	0.939 3

小,这与第 1 组仿真实验结果基本一致,验证了 $(q_i'+s_i')/2$ 作为初步目标检测结果的可行性。

从图 9 可以看出,反向操作后光谱夹角系数 s_i' 作为目标检测结果时,端元 1 体现目标较弱,端元 2 和端元 3 基本未能体现出目标,而迷彩车辆体现目标明显;归一化丰度系数 q_i' 作为目标检测结果时整体上均能较好体现出目标,但端元 3 体现的目标中包含了大量的端元 2;而 $(q_i'+s_i')/2$ 作为初步目标检测结果时,从结果图来看与第 6 行差异不大,但对于端元 3 和圣地亚哥机场数据,目标和背景之间的对比度有所提高,这些均与表 2 数据相符合。从图 10 可以看出, $(q_i'+s_i')/2$ 作为初步目标检测结果时对应的 ROC 曲线与基于光谱解混合的加权 CEM 算法的 ROC 曲线基本一致,有时还更接近左上角、性能略优一些,因此 SAM+丰度系数作为初步的目标检测结果可行且合理。

4.3 本文算法整体性能验证实验

第 3 组仿真实验是用于验证在 2.1 方法基础上采用 2.2 方法优化的本文算法整体目标检测性能。利用 2.3 节中本文算法对模拟高光谱图像和真实高光谱图像进行目标检测,实验结果如表 3、图 9 和图 10 所示。

表 3 是本文算法目标检测结果的 AUC 值,对于不同数据其值均高于基于光谱解混合的加权 CEM 算法结果和 2.2 中初步目标检测结果,说明本文 2.1 方法基础上采用 2.2 方法优化确实有效可行。综合对比表 1~表 3,本文算法相比传统 CEM 算法的 AUC 值平均提高了 0.071 2,相比基于 SAM 的加权 CEM 算法的 AUC 值平均提高了

表 3 本文算法 AUC 值
Tab.3 AUC of this algorithm

高光谱数据	加权 CEM	SAM+丰度 系数($(q_i'+s_i')/2$)	本文算法
模拟-端元 1	0.921 2	0.959 7	0.966 9
模拟-端元 2	0.825 1	0.859 9	0.877 4
模拟-端元 3	0.859 2	0.824 8	0.873 7
模拟-端元 4	0.996 2	0.996 2	0.996 3
圣地亚哥	0.993 7	0.997 2	0.997 5
迷彩车辆	0.998 0	0.998 1	0.998 4
平均	0.932 2	0.939 3	0.951 7

0.031 2, 相比归一化丰度系数作为目标结果的 AUC 值平均提高了 0.015 0。图 9 中第 8 行是本文算法的目标检测结果, 相比前 7 行图片, 对不同数据均能较好地提取出目标, 目标与背景的对比度也比较明显, 与第 9 行真值图相符, 算法性能稳定且可靠。从图 9(e) 和 9(f) 可以看出, 前 7 行目标检测结果中第 5, 7 行较好地突出了目标, 但同时背景也跟着突出, 其余行较好地抑制了背景, 但同时抑制了目标, 而本文方法在抑制背景的同时较好地突出了目标。图 10 中加粗曲线是本文算法对应的 ROC 曲线, 可以看出, 本文算法对不同数据的 ROC 曲线最接近左上角, 只有端元 2 数据的 ROC 位列第二, 再次验证了本文算法的性

参考文献:

- [1] 时旭, 李远, 黄鸿. 面向高光谱显微图像血细胞分类的空-谱可分离卷积神经网络[J]. 光学精密工程, 2022, 30(8):960-969.
SHI X, LI Y, HUANG H. Spatial-spectral separable convolutional neural network for cell classification of hyperspectral microscopic images[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2022, 30(8):960-969. (in Chinese)
- [2] 于磊, 陈结祥, 薛辉, 等. 用于沿海水色探测的机载紫外-可见-近红外高光谱成像仪[J]. 光学精密工程, 2018, 26(10):2363-2370.
YU L, CHEN J X, XUE H, et al. Hyper-spectral imaging sensor in UV-VIS-NIR region in air for coastal ocean observation[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2018, 26(10):2363-2370. (in Chinese)

能优势。

5 结 论

为了提高高光谱图像目标检测中背景信息统计的准确度, 本文利用光谱解混合获取的目标端元对应丰度系数和光谱填图法获取的光谱夹角系数, 生成了准确合理的背景加权系数, 同时为了提高算法的稳定性, 再次利用目标端元丰度系数和光谱夹角系数进行目标检测结果的优化, 最终提出了利用光谱解混合的目标检测算法。实验结果表明, 本文算法对于多组不同高光谱图像均得到了较好的目标检测结果, 算法鲁棒性较强、性能波动较小, 且有效提高了混合元背景信息统计的准确度, 进而有效提高了目标检测精度。相比传统 CEM 算法, AUC 值平均提高了 0.071 2; 相比基于 SAM 的加权 CEM 算法, AUC 值平均提高了 0.031 2; 相比归一化丰度系数作为目标结果, AUC 值平均提高了 0.015 0。

本文算法虽然具有较强的稳定性, 但在一定程度上仍然与光谱解混合性能相关, 即光谱解混合结果越准确, 背景信息统计准确度越高, 进而目标检测精度越高, 且光谱解混合性能越稳定, 算法稳定性越好。因此, 下一步工作是开展光谱解混合算法优化, 以进一步提高背景信息统计的准确度以及算法稳定性。

- [3] 漆成莉, 周方, 吴春强, 等. 风云三号红外高光谱探测仪的光谱定标[J]. 光学精密工程, 2019, 27(4):747-755.
QI CH L, ZHOU F, WU CH Q, et al. Spectral calibration of Fengyun-3 satellite high-spectral resolution infrared sounder[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2019, 27(4):747-755. (in Chinese)
- [4] SONG S G, GIBSON D, AHMADZADEH S, et al. Low-cost hyper-spectral imaging system using a linear variable bandpass filter for agritech applications [J]. *Applied Optics*, 2020, 59(5): A167-A175.
- [5] 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.
ZHANG B. Advancement of hyperspectral image processing and information extraction[J]. *Journal of Remote Sensing*, 2016, 20(5):1062-1090. (in Chinese)
- [6] MORALES-SILLERO A, PIERNA J A F, SIN-

- NAEVE G, *et al.* Quantification of protein in wheat using near infrared hyperspectral imaging: performance comparison with conventional near infrared spectroscopy[J]. *Journal of Near Infrared Spectroscopy*, 2018, 26(3): 186-195.
- [7] 王勃凡, 赵海涛. 基于径向基激活函数的高光谱小目标检测[J]. *光学学报*, 2021, 41(23): 2311001. WANG B F, ZHAO H T. Hyperspectral small target detection based on radial basis function[J]. *Acta Optica Sinica*, 2021, 41(23): 2311001. (in Chinese)
- [8] 杨帅, 计璐艳, 耿修瑞. 基于滤波张量分析的高光谱目标检测方法[J]. *中国科学院大学学报*, 2022, 39(5):684-694. YANG SH, JI L Y, GENG X R. Hyperspectral target detection method based on filter tensor analysis[J]. *Journal of University of Chinese Academy of Sciences*, 2022, 39(5):684-694. (in Chinese)
- [9] 阿茹罕, 原晓斌, 慕晓冬, 等. 结合扩展多属性剖面与快速局部RX算法的高光谱异常目标检测[J]. *光子学报*, 2021, 50(9): 0910002. A R H, YUAN X B, MU X D, *et al.* Hyperspectral abnormal target detection based on extended multi-attribute profile and fast local RX algorithm[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2021, 50(9): 0910002. (in Chinese)
- [10] 张小荣, 胡炳樑, 潘志斌, 等. 基于张量表示的高光谱图像目标检测[J]. *光学精密工程*, 2019, 27(2): 488-498. ZHANG X R, HU B L, PAN ZH B, *et al.* Tensor representation based target detection for hyperspectral imagery[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2019, 27(2): 488-498. (in Chinese)
- [11] CHONG D, HU B, GAO H, *et al.* Hyperspectral anomaly detection via super-resolution reconstruction with an attention mechanism[J]. *Applied Optics*, 2021, 60(26):8109-8119.
- [12] WANG Y T, HUANG S Q, LIU Z G, *et al.* Locality preserving projection based on endmember extraction for hyperspectral image dimensionality reduction and target detection[J]. *Applied Spectroscopy*, 2016, 70(9): 1573-1581.
- [13] HAN S H, KEREKES J, HIGBEE S, *et al.* Band selection method for subpixel target detection using only the target reflectance signature[J]. *Applied Optics*, 2019, 58(11): 2981-2993.
- [14] HARSANYI J C. *Detection and Classification of Subpixel Spectral Signatures in Hyperspectral Image Sequences* [D]. Baltimore County: University of Maryland, 1993.
- [15] 耿修瑞. 高光谱遥感图像目标探测与分类技术研究[D]. 北京: 中国科学院研究生院(遥感应用研究所), 2005. GENG X R. *Research on Target Detection and Classification Technology of Hyperspectral Remote Sensing Images* [D]. Beijing: Institute of Remote Sensing Applications, Chinese Academy of Sciences, 2005. (in Chinese)
- [16] 杨彬, 田张男, 李豪, 等. 基于线性解混的高光谱图像目标检测研究[J]. *激光技术*, 2020, 44(2): 43-147. YANG G, TIAN ZH N, LI H, *et al.* Research of target detection of hyperspectral images in complex background based on linear unmixing [J]. *Laser Technology*, 2020, 44(2):43-147. (in Chinese)
- [17] CHANG C I, REN H, CHANG C C, *et al.* Estimation of subpixel target size for remotely sensed imagery[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2004, 42(6): 1309-1320.

作者简介:



张 蕾(1977—),女,山西长治人,博士,助理研究员,1999年于国防科技大学获得学士学位,2008年于北京工业大学获得博士学位,主要从事光学遥感卫星系统总体设计与应用等方面的研究。E-mail: zlsx369lwf@163.com

通讯作者:



吴银花(1984—),女,吉林延吉人,博士,副教授,2007年于吉林大学获得学士学位,2012年于中国科学院大学获得博士学位,主要从事高光谱数据处理和高光谱成像技术方面的研究。E-mail: yinhuawoo@163.com