

一种改进的高光谱图像中多小目标检测算法

尹继豪,王 艳,王义松

(北京航空航天大学,北京 100191)

摘 要: 针对高光谱图像小目标检测中约束能量最小化算法对噪音敏感且不能区分相似目标的问题,基于多目标约束能量最小化、加和约束能量最小化、胜者全赢约束能量最小化算法,提出一种改进的多个小目标检测算法.该算法对原有算法中自相关矩阵进行修正,减少了目标向量对自相关矩阵的影响.仿真实验表明,改进后的多小目标检测算法,检测误差明显低于原有算法.

关键词: 多目标检测; 自相关矩阵; 约束能量最小化; 高光谱图像

中图分类号: TP751.1 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2010) 09-1975-04

A Revised Multi-Target Detection Approach in Hyperspectral Image

YIN Ji-hao, WANG Yan, WANG Yi-song

(Beijing University of Aeronautics and Astronautics, Beijing 100191, China)

Abstract: Constrained energy minimization (CEM) algorithm is very sensitive to noise and cannot classify the same type of targets with similar signatures, so we propose a revised multi-target detection approach, which is based on multiple-target constrained energy minimization (MTCEM), sum constrained energy minimization (SCEM) and winner-take-All constrained energy minimization (WTACEM). This approach revised autocorrelation matrix in original approach by excluding the desired target pixel vectors from the autocorrelation matrix. The simulation results indicate that the errors caused by the revised multi-target detection approach have decreased obviously.

Key words: multi-target detection; autocorrelation matrix; constrained energy minimization; hyperspectral image

1 引言

低概率目标是指在图像中只占极少像元的目标(有时甚至是亚像元级的目标),这些目标看起来虽然无关紧要,但往往正是要检测的目标,因此有必要发展亚像元级的目标探测技术^[1].由于高光谱成像具有光谱分辨率高、光谱波段连续等特点,高光谱图像包含了大量光谱信息,为有效提高探测能力提供了可能,尤其在对伪装目标和低空间分辨率目标进行检测、识别方面具有很大潜力^[2].近年来该领域提出了很多算法,大多基于线性混合模型,如正交子空间投影^[3](OSP, Orthogonal Subspace Projection)、约束能量最小化^[4](CEM, Constrained Energy Minimization)、目标约束干扰最小化滤波器^[5](TCIMF, Target-Constrained Interference-Minimized Filter)等.其中,OSP是基于线性混合模型的高光谱图像分类/检测技术,需要已知目标向量及干扰信息,但在实际应用中,这些先验知识常常无法全部得到.为解决这个问

题,Harsanyi提出了CEM算法,CEM不需要图像的背景信息,仅需知道目标光谱即可,它利用特定的约束条件设计一个有限脉冲响应(FIR, Finite Impulse Response)滤波器,让感兴趣的目标信号能够通过,同时,抑制由其他信号带来的滤波器输出能量.但是,CEM只能一次检测一个目标,为了在一幅图中同时检测多个目标,Chang提出多目标约束能量最小化(MTCEM, Multiple-Target CEM)、加和约束能量最小化(SCEM, Sum CEM)、胜者全赢约束能量最小化(WTACEM, Winner-Take-All CEM)算法^[6,7].

Chang在2003年提出一个较精确的样本自相关矩阵,将含有目标的像元向量从自相关矩阵中去除,这样可以改善CEM的效果^[7,8].本文在MTCEM、SCEM、WTACEM的基础上对自相关矩阵进行了修正,减小了目标向量对于自相关矩阵的影响.实验证明,改进后的MTCEM、SCEM、WTACEM算法检测效果显著.

2 约束能量最小化算法及扩展算法

2.1 约束能量最小化算法^[4]

若 $\{r_1, r_2, \dots, r_N\}$ 是遥感图像观测光谱矢量的有限集合, 其中 $r_i = [r_{1i}, r_{2i}, \dots, r_{Li}]^T$ 为任一样本像元向量 ($i = 1, 2, \dots, N$), N 为像元个数, L 为图像波段数. 假设 $d = [d_1, d_2, \dots, d_L]^T$ 是感兴趣目标, CEM 的目的就是设计一个有限脉冲响应滤波器 $w = [w_1, w_2, \dots, w_L]^T$, 使得在下式约束下输出能量最小:

$$w^T d = d^T w = \sum_{i=1}^L d_i w_i = 1 \quad (1)$$

输入 r_i 的滤波器输出可表示为: $y_i = w^T r_i = r_i^T w$. 于是, 观测样本经过滤波器 w 的平均输出能量为:

$$\begin{aligned} \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y_i^2 &= \frac{1}{N} \left[\sum_{i=1}^N w^T r_i (w^T r_i)^T \right] \\ &= w^T \left(\frac{1}{N} \left[\sum_{i=1}^N r_i r_i^T \right] \right) w = w^T R w \end{aligned} \quad (2)$$

式中: $R = \frac{1}{N} \left[\sum_{i=1}^N r_i r_i^T \right]$ 为 $L \times L$ 维样本集合的自相关矩阵. 因此, 滤波器 w 的设计可以归结为如下求最小值问题:

$$\begin{cases} \min_w \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y_i^2 = \min_w (w^T R w) \\ d^T w = 1 \end{cases} \quad (3)$$

用拉格朗日乘数法求解这个问题, 解得:

$$w_{\text{CEM}} = \frac{R^{-1} d}{d^T R^{-1} d} \quad (4)$$

于是得到 CEM 滤波器输出:

$$\delta_{\text{CEM}}(r) = (w_{\text{CEM}})^T r = \left(\frac{R^{-1} d}{d^T R^{-1} d} \right)^T r = \frac{d^T R^{-1} r}{d^T R^{-1} d}$$

2.2 扩展的约束能量最小化算法^[6,7]

CEM 算法在高光谱图像分类及检测中应用广泛, 但是 CEM 完全由目标的光谱信息决定, 因此 CEM 算法对于感兴趣目标的信息过于敏感. 为解决问题, Chang 提出了多目标约束能量最小化 (MTCEM)、加和约束能量最小化 (SCEM)、胜者全赢约束能量最小化 (WTACEM) 算法, 这三种算法均可同时检测多目标.

(1) 多目标约束能量最小化

假设 $D = \{d_1, d_2, \dots, d_q\}$ 是包含 q 个感兴趣目标的光谱矩阵. 式(1)中的标量约束在这里扩展为向量约束, 如下式:

$$D^T w = \mathbf{1} \quad (5)$$

其中 $\mathbf{1} = \underbrace{[1, 1, \dots, 1]^T}_q$.

用式(5)替换式(1), 式(3)变为:

$$\begin{cases} \min_w \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y_i^2 = \min_w (w^T R w) \\ D^T w = \mathbf{1} \end{cases} \quad (6)$$

上式的解为:

$$w^* = R^{-1} D (D^T R^{-1} D)^{-1} \mathbf{1} \quad (7)$$

得到的 MTCEM 滤波器输出为:

$$\text{MTCEM}(r) = w^{*T} r = (R^{-1} D (D^T R^{-1} D)^{-1} \mathbf{1})^T r \quad (8)$$

(2) 加和约束能量最小化

令 r 表示一个图像像元, $\{\text{CEM}_j(r)\}_{j=1}^J$ 为 J 个 CEM 检测算子计算出的 J 个结果. SCEM 算子为 J 个 CEM 算子的加和结果. SCEM(r) 定义为:

$$\text{SCEM}(r) = \sum_{j=1}^J \text{CEM}_j(r) \quad (9)$$

(3) 胜者全赢约束能量最小化

WTACEM 利用非线性最大化算子处理 J 个 CEM 的结果, 即用胜者全赢规律选取最优输出, WTACEM(r) 定义为:

$$\text{WTACEM}(r) = \max\{\text{CEM}_j(r)\}_{j=1}^J \quad (10)$$

3 改进的自相关矩阵在多个小目标检测中的应用

3.1 改进的自相关矩阵

Chang 在 2003 年提出一个较精确的样本自相关矩阵, 将含有目标向量 d 的像元向量从自相关矩阵 R 中去除, 这样可以改善 CEM 的效果. 理论及实验证明, 感兴趣目标 d 对 R 的影响尽可能小时, CEM 效果更好.

在此, 我们对自相关矩阵 R 进行如下改进:

$$\tilde{R} = R - \frac{1}{N} \sum_i (\alpha_i^d)^2 d d^T \quad (11)$$

式中, α_i^d 是感兴趣目标 d 在像元 r_i 中的丰度值. 同样, 在多目标检测中, 也可以修正自相关矩阵 R 来检测多目标, 修正的自相关矩阵为:

$$\tilde{R} = R - \frac{1}{N} \sum_j \sum_i (\alpha_{ij}^d)^2 d_j d_j^T \quad (12)$$

式中, d_j 表示第 j 个感兴趣目标, α_{ij}^d 代表像元 r_i 中含有感兴趣目标 d_j 的丰度值.

3.2 丰度值估计

文献[9]中提出, CEM 输出结果 $\delta_{\text{CEM}}(r)$ 实际上近似于感兴趣目标 d 在像元 r 中所占丰度的估计值, 即:

$$\hat{\alpha}_d = \frac{d^T R^{-1} r}{d^T R^{-1} d}, \text{ 因此, 在式(12)中, } \alpha_{ij}^d \text{ 的估计值为:}$$

$$\hat{\alpha}_{ij}^d = \frac{d_j^T R^{-1} r_i}{d_j^T R^{-1} d_j}.$$

用修正的自相关矩阵 \tilde{R} 替代原来 MTCEM 算子中的自相关矩阵 R , MTCEM 算子修正为 RMTCEM (Revised-MTCEM), 即:

$$\text{RMTCEM}(\boldsymbol{r}) = \boldsymbol{w}^* \boldsymbol{T} \boldsymbol{r} = (\tilde{\boldsymbol{R}}^{-1} \boldsymbol{D} (\boldsymbol{D}^T \tilde{\boldsymbol{R}}^{-1} \boldsymbol{D})^{-1} \boldsymbol{1})^T \boldsymbol{r}$$

(13)

同样的,SCEM 算子修正为 RSCEM,即:

$$\text{RSCEM}(\boldsymbol{r}) = \sum_{j=1}^J \text{CEM}_j^*(\boldsymbol{r}) = \sum_{j=1}^J \frac{\boldsymbol{d}_j^T \tilde{\boldsymbol{R}}^{-1} \boldsymbol{r}}{\boldsymbol{d}_j^T \tilde{\boldsymbol{R}}^{-1} \boldsymbol{d}_j}$$

(14)

WTACEM 算子修正为 RWTACEM,即:

$$\begin{aligned} \text{RWTACEM}(\boldsymbol{r}) &= \max\{\text{CEM}_j^*(\boldsymbol{r})\}_{j=1}^J \\ &= \max\left\{\frac{\boldsymbol{d}_j^T \tilde{\boldsymbol{R}}^{-1} \boldsymbol{r}}{\boldsymbol{d}_j^T \tilde{\boldsymbol{R}}^{-1} \boldsymbol{d}_j}\right\}_{j=1}^J \end{aligned}$$

(15)

4 实验与分析

4.1 仿真数据

光谱数据来自 ENVI 光谱库,数据从 0.395100 到 2.560000 共 420 个谱段.

用 drygrass、blackbrush 的谱段作为背景光谱模拟生成 400 个像素,每一像素各物质的丰度随机不同.在像素 98 – 101 中加入丰度为 α 的 halloysite1 谱段作为目标光谱 1,同时在 drygrass、blackbrush 的丰度上乘以 $1 - \alpha$. 用同样的方法在像素 198 – 201、像素 298 – 301 中加入丰度为 α 的 halloysite2、halloysite3 的谱段作为目标光谱 2、目标光谱 3.

4.2 实验步骤

(1)使用 CEM 算子对图像滤波,求出 α_j^d 的估计值;
(2)计算修正后的自相关矩阵 $\tilde{\boldsymbol{R}}$,用 RMTCEM、RSCEM、RWTACEM 进行多个小目标检测.注意到, α_j^d 估计值存在误差,因此设立一个阈值 ϵ ,当估计值高于 ϵ 时,考虑其对 \boldsymbol{R} 的影响,否则不予考虑;

(3)设定几种不同的目标丰度 α ,计算各算子的检测误差.误差定义为输出结果与真实丰度值误差向量的 2-范数,并计算改进前后的相对误差,以此衡量各算法的优劣.

4.3 实验结果与分析

取 $\alpha = 0.3$,分别用 MTCEM、RMTCEM、SCEM、RSCEM、WTACEM、RWTACEM 算子对图像进行多目标检测,效果如图 1 所示.可以看出,使用修正的自相关矩阵,算法输出结果更接近于真实的丰度值,且改进后算法输出值的幅度震荡变小.量化的效果可以从表 1 看出,表中列出了各算法的检测误差,使用修正自相关矩阵的算法对目标检测的误差明显低于原有算法.

紧接着,取 $\alpha = 0.5$ 、 $\alpha = 0.8$,分别用 MTCEM、RMTCEM、SCEM、RSCEM、WTACEM、RWTACEM 算子对图像进行多目标检测,检测误差见表 1.

从表 1 可以看出,MTCEM、SCEM、WTACEM 算法改进后误差减小,尤其是 WTACEM 算法改进后效果显著.因此,在应用 MTCEM、SCEM、WTACEM 算法时,可以使用修正的自相关矩阵,减少目标向量对自相关矩阵的

影响.同时发现,当小目标在各像元的丰度增加时,效果更为明显,如 RWTACEM 算法,当加入 30% 的丰度的目标向量时,误差降低了 32.71%,加入 50% 的目标向量时,误差降低了 50.82%,加入 80% 的目标向量时,误差降低了 64.42%.

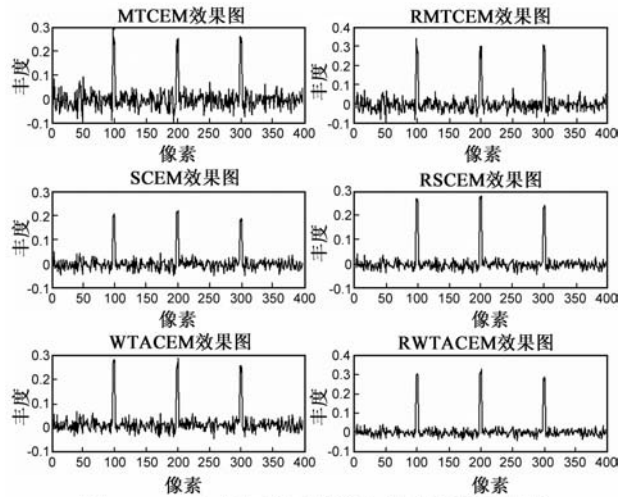


图1 $\alpha=0.3$ 时,不同算子对多个小目标的检测结果

表 1 不同丰度、不同算子对多个小目标的检测误差

	MTCEM 的误差 值 error1	RMTCEM 的 误差值 error2	SCEM 的 误差值 error1	RSCEM 的 误差值 error2	WTAC- EM 的 误差值 error1	RWTAC- EM 的 误差值 error2
$\alpha = 0.3$	0.6558	0.5697	0.5176	0.3574	0.4834	0.3252
$\frac{\text{error1} - \text{error2}}{\text{error1}}$ (%)	—	13.14	—	30.94	—	32.71
$\alpha = 0.5$	0.7867	0.5732	0.9002	0.4084	0.7289	0.3585
$\frac{\text{error1} - \text{error2}}{\text{error1}}$ (%)	—	27.14	—	54.64	—	50.82
$\alpha = 0.8$	0.6365	0.5135	1.4970	0.3275	0.9405	0.3346
$\frac{\text{error1} - \text{error2}}{\text{error1}}$ (%)	—	19.33	—	78.12	—	64.42

5 结束语

本文在 MTCEM、SCEM、WTACEM 算法的基础上对自相关矩阵进行了改进,减少了目标向量对自相关矩阵的影响.结果表明,改进后的算法检测误差更小,输出值更接近于真实丰度值,且改进后算法输出值的幅度震荡变小.实验证明,当小目标在各像元的丰度增加时,改进后的效果更加显著.因此在应用 MTCEM、SCEM、WTACEM 算法进行多个小目标检测时,使用文中提出的修正自相关矩阵能够取得良好的效果.注意到,CEM 方法不止用于检测小目标,还可以检测较大的目标.在以后的研究中,考虑使用文中提出的算法进行不同大小的目标检测及分类.

参考文献:

- [1] 童庆禧, 张兵, 郑兰芬. 高光谱遥感-原理、技术与应用 [M]. 北京: 高等教育出版社, 2006.
Tong Qing-xi, Zhang Bing, Zheng Lan-fen. Hyperspectral Remote Sensing [M]. Beijing: Higher Education Press, 2006. (in Chinese)
- [2] 贺霖, 潘泉, 赵永强. 量测重构线性混合模型高光谱图像目标检测 [J]. 电子学报, 2007, 35(1): 23 - 27.
He Lin, Pan Quan, Zhao Yong-qiang. Target detection in hyperspectral imagery based on linear mixing model reconstructed from measurements [J]. Acta Electronica Sinica, 2007, 35(1): 23 - 27 (in Chinese).
- [3] Joseph C Harsanyi, Chein-I Chang. Hyperspectral image classification and dimensionality reduction: An orthogonal subspace projection approach [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1994, 32(4): 779 - 785.
- [4] Joseph C Harsanyi. Detection and Classification of Subpixel Spectral Signatures in Hyperspectral Image Sequences [D]. Baltimore: Department of Electrical Engineering, University of Maryland Baltimore County, 1993.
- [5] Hsuan Ren. A target-constrained interference-minimized approach to subpixel target detection for hyperspectral images [J]. Optical Engineering, 2000, 39(12): 1545 - 1547.

- [6] Hsuan Ren, Qian Du, Chein-I Chang, Jensen J O. Comparison between constrained energy minimization based approaches for hyperspectral imagery [A]. IEEE Workshop on Advances in Techniques for Analysis of Remotely Sensed Data [C]. Providence, RI, USA, Oct. 27 - 30, 2003. 244 - 248.
- [7] Chein-I Chang. Hyperspectral Imaging: Techniques for Spectral Detection and Classification [M]. Orlando, FL: Kluwer Academic, 2003.
- [8] Chein-I Chang. Orthogonal subspace projection (OSP) revisited: a comprehensive study and analysis [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2005, 43(3): 502 - 518.
- [9] Chuin-Mu Wang, Clayton Chi-Chang Chen, Yi-Nung Chung, Sheng-Chih Yang, Pau-Choo Chung, Ching-Wen Yang, Chein-I Chang. Detection of spectral signatures in multispectral MR images for classification [J]. Medical Imaging, IEEE Transactions, 2003, 22(1): 50 - 61.

作者简介:



尹继豪 男, 1980 年生于河南省叶县, 工学博士, 北京航空航天大学宇航学院讲师. 目前主要研究方向: 高光谱遥感、遥感图像处理.
E-mail: yjh@buaa.edu.cn