

样本加权约束能量最小化算法

尹继豪,孙建颖,王义松,高 超

(北京航空航天大学宇航学院,北京 100191)

摘 要: 针对高光谱图像小目标探测中约束能量最小化算法对同类地物光谱多样性敏感,且不能有效识别大目标的问题,提出了一种样本加权 CEM 目标探测算法.通过光谱单位化处理,减小了目标点所在环境不同而出现的光谱差异.为精确地确定目标物在所有像元中所占的比例,以光谱相关性作为权值的度量对样本进行加权处理,有效降低了目标像素在样本自相关矩阵运算中所占的比重,使算法对大目标探测同样有效.

关键词: 目标探测;约束能量最小化;光谱单位化;样本加权

中图分类号: TP751.1 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2012)04-0788-05

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.3969/j.issn.0372-2112.2012.04.027

Sample Weighting Constrained Energy Minimization Algorithm

YIN Ji-hao, SUN Jian-ying, WANG Yi-song, GAO Chao

(School of Astronautics, Beihang University, Beijing 100191, China)

Abstract: Constrained Energy Minimization (CEM) algorithm is very sensitive to spectral difference of the same object and cannot detect the large targets. We proposed a sample weighting CEM algorithm. Through spectral vector unitization, the errors caused by different environment are decreased, and target recognition accuracy is increased. To decrease the proportion in the sample autocorrelation matrix, we use spectral correlation as a similarity measure to weight the samples. The modified algorithm acquired the satisfied effect for large targets.

Key words: target detection; constrained energy minimization; spectral vector unitization; sample weighting

1 引言

小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,因此有必要发展小目标探测技术^[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探测、识别方面具有很大潜力^[2].近年来该领域出现很多算法,大多基于线性混合模型,如正交子空间投影^[3,4](OSP, Orthogonal Subspace Projection)、约束能量最小化^[5,6](CEM, Constrained Energy Minimization)、目标约束干扰最小化滤波器^[7](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/探测技术,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.CEM 算法在进行滤波器计算时必须且只能选择一个光谱来表征目标类地物的光谱,然而,实际图像中目标光谱存在多样性,使得探测精确度下降;在计算样本自相关矩阵时,目标作为背景信号的一部分参与运算,当目标信号在图像中分布稀少时,它对背景信号能量的影响一般情况下可以忽略不计,但当目标在图像中分布较为广泛时,对背景能量的影响一般不能忽略不计,这就是 CEM 算子在大目标地物提取效果不佳的原因.

本文在充分分析 CEM 算法基础上对其进行改进,提出了加权 CEM 算法.实验证明,改进后的算法探测效果显著,且算法对大目标探测同样有效.

2 约束能量最小化算法^[5]

记 $S = \{r_1, r_2, \dots, r_N\}$ 为所有观测样本集合, 其中 $r_i = (r_{i1}, r_{i2}, \dots, r_{iL})^T$ 为任一像元向量 ($i = 1, 2, \dots, N$), N 为像元的个数, L 为图像的波段数, d 是我们所感兴趣的目标. CEM 算法的目的就是设计一个 FIR (Finite Impulse Response) 线性滤波器 $w = (w_1, w_2, \dots, w_L)^T$, 使得在满足如下条件下滤波输出能量最小:

$$d^T w = \sum_{l=1}^L d_l w_l = 1 \quad (1)$$

当输入为 r_i 时, 记探测统计量 y_i 为经过滤波算法的输出:

$$y_i = \sum_{l=1}^L w_l r_{il} = w^T r_i = r_i^T w \quad (2)$$

于是, 所有观测样本经过滤波器 w 的平均输出能量为:

$$\begin{aligned} \frac{1}{N} \left[\sum_{i=1}^N y_i^2 \right] &= \frac{1}{N} \left[\sum_{i=1}^N (r_i^T w)^T (r_i^T w) \right] \\ &= w^T \left[\frac{1}{N} \left(\sum_{i=1}^N r_i r_i^T \right) \right] w = w^T R w \end{aligned} \quad (3)$$

这里 $R = \frac{1}{N} \left(\sum_{i=1}^N r_i r_i^T \right)$ 是样本集合 S 的样本自相关矩阵.

这样, 滤波器 w 的设计可以归结为如下最小值问题, 即:

$$\begin{cases} \min_w \left[\frac{1}{N} \left(\sum_{i=1}^N y_i^2 \right) \right] = \min_w (w^T R w) \\ d^T w = 1 \end{cases} \quad (4)$$

对于条件极值问题, 用 Lagrange 乘数法求的公式 (4) 的解即为 CEM 算子:

$$w^* = \frac{R^{-1} d}{d^T R^{-1} d} \quad (5)$$

将 CEM 算子作用于图像中的每个像元, 将得到目标 d 在图像中的分布情况, 实现对目标 d 的探测, 滤波器的输出为:

$$\delta_{cem}(r) = w^{*T} r = \left(\frac{R^{-1} d}{d^T R^{-1} d} \right)^T r = \frac{d^T R^{-1} r}{d^T R^{-1} d} \quad (6)$$

3 样本加权 CEM 算法

3.1 样本单位化^[6]

利用 CEM 算法进行目标探测时, 计算滤波器 w 必须选择一个目标本来表征一类地物的光谱. 然而, 由于实际高光谱图像中目标可能分布在不同的环境, 如两个同类目标纯像元光谱, 一个在阳光直接照射下, 另一个在阴影处, 经过 CEM 探测后会出现两个目标点探测结果截然不同的现象. 图 1 所示为纯像元植被在不同环境下的不同光谱属性.

图 1 中所示两条曲线均为纯像元光谱, 由于在阴影中的像素辐射量小导致每个波段辐射值为阳光直射下的像素辐射值的 0.5 倍, 出现光谱曲线差异. 当设计 CEM 滤波器时使用阳光直射下的像素作为目标光谱则会导致阴影中目标检测值为 0.5, 出现误检测; 同理, 使用阴影中的像素作为目标光谱会出现另一个目标检测值为 2 的结果. 所以使用某一像元或者光谱库标准光谱作为目标光谱均不合理.

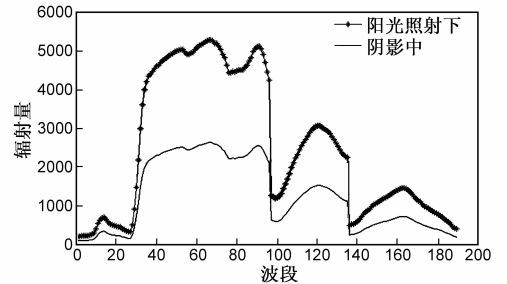


图1 植被在不同环境下的光谱曲线

为了消除环境不同带来的探测误差, 应该对每一个样本数据做标准化处理, 使样本都处在同一环境下. 由于同种物质光谱差异可以近似为乘性差异, 所以可以对样本光谱向量首先进行单位化. 传统 CEM 算法会把不同环境的相同地物像素误识别为不同的目标地物, 而样本单位化后的 CEM 算法却可有效避免因环境不同造成的误识别.

3.2 样本加权

样本集合的自相关矩阵 R 可以认为是由图像中所有像元 $r_i (i = 1, 2, \dots, N)$ 的自相关矩阵等权值加权平均而成. R 在上述算法中起到了抑制背景的作用, 如果把目标像素也作为背景的一部分, 在计算背景能量最小化过程中标准光谱曲线因为有约束条件 $d^T w = 1$ 的限制, 与标准光谱稍有差别的目标光谱的能量将受到极大限制, 即滤波器对与标准目标光谱曲线相似的光谱敏感, 真实目标光谱与标准目标光谱微小的差别将会引起滤波结果相差很多的现象, 而且随着目标的增多, 这种现象会更加明显. 所以, 在计算 R 时, 希望感兴趣目标信号 d 对 R 的影响尽可能的小或没有, 而与 d 差别较大的信号对 R 的影响尽可能的大. 对于不同的样本应该选择不同的权值来确定其在计算 R 时的贡献量, 所以, 对 R 的计算可以用下式修正, 即:

$$r_i^* = f(r_i, d) * r_i \quad (7)$$

$$R^* = \frac{1}{N} \left(\sum_{i=1}^N r_i^* r_i^{*T} \right) \quad (8)$$

r_i^* 为对样本 r_i 修正, R^* 为修正后的样本自相关矩阵, $f(r_i, d)$ 的值与样本 r_i 和目标 d 的相似性有关, 且应该随着相似性的提高而减小. 光谱相关性可以作为光谱相似度的一种度量, 因此 $f(r_i, d)$ 定义如下:

$$f(r_i, d) = 1 - C_{r_i, d} \quad (9)$$

其中 $C_{r_i, d}$ 为样本 r_i 和目标 d 的相关性, 计算公式如下:

$$C_{r_i, d} = \frac{\sum_{k=1}^L (r_{ik} - \mu_{r_i})(d_k - \mu_d)}{(n-1)\sigma_{r_i}\sigma_d} \quad (10)$$

其中, μ_{r_i} 、 μ_d 、 σ_{r_i} 和 σ_d 分别为样本 r_i 和目标 d 的均值与方差.

这样, 当感兴趣目标作为背景参与运算时, 它对 R^* 的贡献为零; 与感兴趣目标差异越大(相关性越小)的像素对 R^* 的贡献越大. 当公式(5)中的 R 被 R^* 代替即可得到新的滤波算子:

$$w^\# = \frac{(R^*)^{-1}d}{d^T(R^*)^{-1}d} \quad (11)$$

理论上讲, 利用光谱相关性作为样本权值的度量有助于更好的压制背景而凸显目标, 能够有效地改善图像中目标所占比例过大导致 CEM 算法失效的现象.

4 实验与分析

4.1 实验结果

本文选用的数据是在美国加州圣地亚哥市海军飞机场获取的 224 波段的 AVIRIS 高光谱影像, 波长范围为 $0.37 \sim 2.51 \mu\text{m}$, 空间分辨率为 3.5m , 大小为 $400 \times 400\text{pixel}$. 去除水汽吸收波段和低信噪比波段后, 保留其中 189 个波段. 为了减小计算量与突出目标在图像中的比例, 分别在图中截取两个子图像作为实验数据, 子图像选取如图 2 所示. 子数据 1 中以飞机为目标进行探测, 子数据 2 中以植被为目标进行探测.

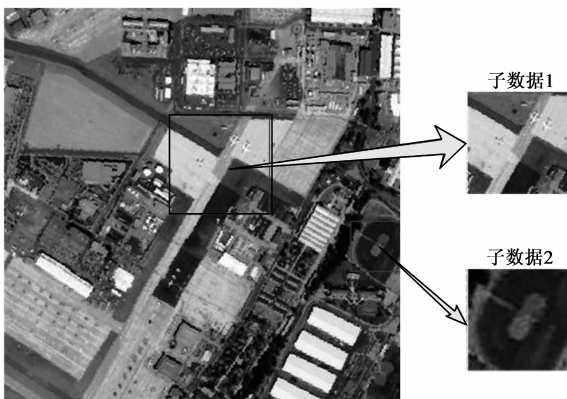


图2 实验子数据截取

图 3 为子数据 1 和子数据 2 的探测参考图, 用以对探测结果进行对比计算, 从而评价探测结果.

对子数据 1 和子数据 2 分别应用传统 CEM 算法、光谱向量单位化 CEM 算法和样本加权 CEM 算法进行目标探测, 探测结果的灰度图表示如图 4、图 5 所示.

由图 4、图 5 可以看出, 样本加权 CEM 算法对子数据 1 和子数据 2 两类目标的探测均可得到较为理想的结果, 而传统 CEM 算法和光谱向量单位化 CEM 算法不能很好地检测出目标轮廓.

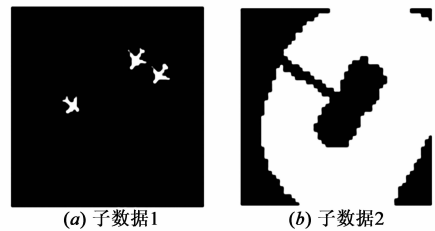


图3 实验子数据的探测参考图

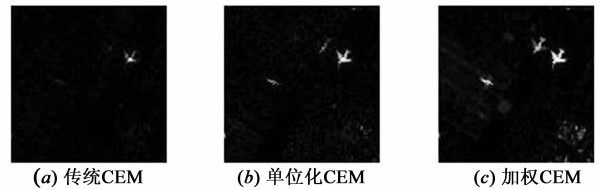


图4 子数据1探测结果

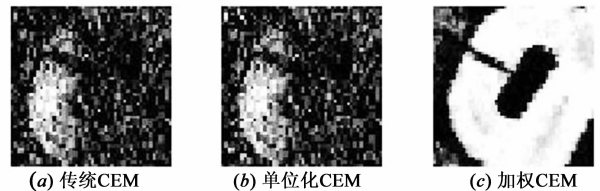


图5 子数据2探测结果

4.2 探测结果评价与分析

为了进一步说明和比较各种算法的探测结果, 将分别采用检测概率、虚警率等性能指标, 以及受试者工作特性 (Receiver Operating Characteristics, ROC) 曲线^[8]对实验结果进行评价和分析. 在目标探测中, 检测概率定义为检测正确的目标像素数与地面真实目标像素数的比值, 而虚警率为误判为目标的背景像素数与地面真实背景像素数的比值. 对于目标探测而言, 检测概率越高, 虚警率越低, 则探测结果越好. 通常我们对不同的目标探测算法, 选择同一检测概率下的探测结果进行虚警率对比, 或选择同一虚警率下的检测概率进行比较.

为更好地评价探测结果, 应比较多组检测概率与虚警率值, 以提高评价的可信度, ROC 曲线则能很好地解决这一问题. ROC 曲线用于描述检测概率与虚警率间的变化关系, 即描绘出每一阈值条件下所对应的检测概率与虚警率的值, 为目标探测算法提供了更直观、更全面的性能评价方式. ROC 曲线分为线性 ROC 和对数 ROC. 一般情况下, 当虚警率很大时, 即使目标检测概率值再大, 也不能清晰地观察到目标轮廓, 因此通常只关心虚警率小于 0.1 的部分. ROC 曲线的横坐标可以用对数坐标表示, 以放大曲线中我们需要的部分, 更好地看出该部分检测概率的变化趋势.

将探测算法结果与图 3 所示参考图进行对比,可以得到相应检测概率、虚警率等信息,进一步可以获得 ROC 曲线.表 1 为子数据 1 和子数据 2 在检测概率为 80% 时,传统 CEM 算法、光谱向量单位化 CEM 算法、样本加权 CEM 算法的虚警率比较.

表 1 检测概率为 80% 时的虚警率对比

	传统 CEM	光谱向量单位化 CEM	样本加权 CEM
子数据 1	87.8%	51.5%	0.3%
子数据 2	64.9%	62.0%	1.3%

表 2 为子数据 1 和子数据 2 在虚警率为 1% 时传统

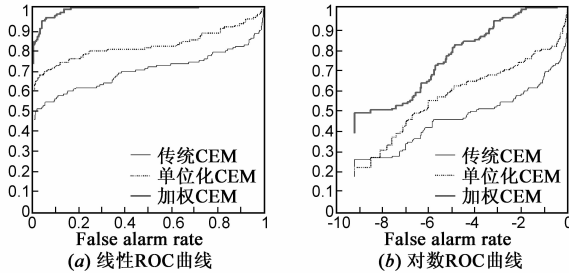


图 6 子数据 1 三种算法的 ROC 曲线图

对于子数据 1 和子数据 2,通过以上检测概率、虚警率和 ROC 曲线的比较,可以看出:在检测概率同为 80% 时,样本加权 CEM 算法的虚警率低于传统 CEM 算法和光谱向量单位化 CEM 算法的虚警率;在虚警率同为 1% 时,样本加权 CEM 算法的检测概率高于另外两种算法的检测概率.样本加权 CEM 算法的线性 ROC 曲线与对数 ROC 曲线均优于另外两种算法的 ROC 曲线.因此,对于子数据 1 和子数据 2,通过以上评价指标对比,能够看出样本加权 CEM 算法的探测结果最好.

由图 4 可知,目标在子数据 1 中主要以混合像元形式存在,由于目标标准光谱来自于图像本身,滤波算子虽然在目标标准光谱提取点检测效果明显,但是在进行样本自相关矩阵运算时,最大限度的压制了与目标像素稍有差异的目标点,不能很好的检测目标轮廓.经过光谱向量单位化后,减弱了目标光谱之间存在的差异,但是,由于目标在进行样本自相关矩阵运算时也作为背景的一部分参与了运算,探测效果虽然有所提高,但仍不够明显.最后,经过样本加权后,探测效果有了大幅度的提高,可以基本确定飞机轮廓.由图 5 可知,目标在子数据 2 中主要以大目标形式存在,使用传统 CEM 算法和光谱向量单位化 CEM 算法进行探测时,目标作为背景的一部分参与了样本自相关矩阵运算,由于目标在图像中的比例太大,在自相关矩阵 R 中的比重过大,使得探测结果受到很大影响.但是,经过样本加权后,大幅度减小了目标像素在样本自相关矩阵运算中所占的比重,使得探测效果提升显著.

CEM 算法、单位化 CEM 算法、加权 CEM 算法的检测概率比较.

表 2 虚警率为 1% 时的检测概率对比

	传统 CEM	光谱向量单位化 CEM	样本加权 CEM
子数据 1	45.0%	62.0%	81.4%
子数据 2	12.4%	8.2%	73.0%

图 6、图 7 分别为传统 CEM 算法、光谱向量单位化 CEM 算法和样本加权 CEM 算法对子数据 1、子数据 2 进行目标探测的线性 ROC 曲线、对数 ROC 曲线图.

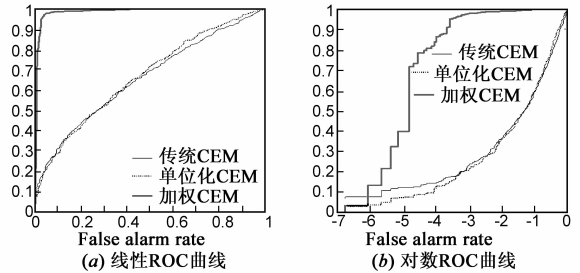


图 7 子数据 2 三种算法的 ROC 曲线图

5 结论

通过实验分析可以看出,本文提出的样本加权 CEM 算法有效地改进了传统 CEM 算法的性能,通过将原光谱向量单位化,减弱了不同环境下目标光谱差异,针对传统算法对大目标探测失效问题提出了以光谱相关性为加权依据的样本加权 CEM 算法,使其能够不受目标在图像中所占比例的影响进行有效探测.在今后的研究中,把该算法推广到多种类别目标的探测,使 CEM 算法成为一种更加实用、有效的高光谱图像目标探测算法.

参考文献

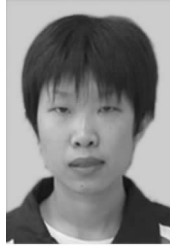
- [1] 童庆禧,张兵,郑兰芬.高光谱遥感-原理、技术与应用 [M].北京:高等教育出版社,2006.
Tong Qing-xi, Zhang Bing, Zheng Lan-fen. Hyperspectral Remote Sensing [M]. Beijing: Higher Education Press, 2006. (in Chinese)
- [2] 贺霖,潘泉,赵永强.量测重构线性混合模型高光谱图像目标检测 [J].电子学报,2007,35(1):23-27.
He Lin, Pan Quan, Zhao Yong-qiang. Target detection in hyperspectral imagery based on linear mixing model reconstructed from measurements [J]. Acta Electronica Sinica, 2007, 35(1): 23-27. (in Chinese)
- [3] J 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] Chein-I Chang. Further results on relationship between spectral unmixing geoscience and subspace projection [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1998, 36(3): 1030 – 1032.
- [5] J 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.
- [6] 尹继豪, 王艳, 王义松. 一种改进的高光谱图像中多小目标检测算法 [J]. 电子学报, 2010, 38(9): 1975 – 1978.
Yin Ji-hao, Wang Yan, Wang Yi-song. A Revised Multi-Target Detection Approach in Hyperspectral Image [J]. Acta Electronica Sinica, 2010, 38(9): 1975 – 1978. (in Chinese)
- [7] Hsuan Ren, Chein-I Chang. Target-constrained interference-minimized approach to subpixel target detection for hyperspectral images [J]. Optical Engineering, 2000, 39(12): 3138 – 3145.
- [8] Xin He, Eric C. Frey. Binary ROC Curve and Three-class 2-D ROC Surface [A]. Proc. of SPIE-Image Perception, Observer Performance, and Technology Assessment [C]. 2010, 7627: 101 – 107.

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、遥感图像处理及应用.
E-mail: yjh@buaa.edu.cn



孙建颖 女, 1988 年生于天津市宝坻区, 北京航空航天大学在读硕士研究生, 目前主要研究方向: 高光谱图像处理及应用.
E-mail: bhsunjy@sa.buaa.edu.cn