

基于形态学的两种高光谱目标探测改进算法*

邓贤明¹, 苗放¹, 翟涌光^{2,3}, 孟庆凯¹

(1. 成都理工大学地球物理学院, 四川 成都 610059;

2. 内蒙古农业大学水利与土木建筑工程学院, 内蒙古 呼和浩特 010018;

3. 中国科学院遥感与数字地球研究所//遥感科学国家重点实验室, 北京 100101)

摘要: 基于高光谱图像的目标探测主要利用高光谱图像具有连续光谱信息的优势, 通过目标与背景的光谱信息差异进行探测, 空间形态信息则很少使用。然而在一些光谱分析算法的基础上充分考虑图像像元之间的空间关系能够克服这些算法存在的不足。本文针对约束能量最小化(CEM)算法采用全图信息估计背景信息、正交子空间投影(OSP)算法难以准确构造背景子空间的不足, 引入目标的空间尺寸信息, 然后通过形态学开运算滤掉可能存在的目标以此构造一个精确的背景, 进而在统计精确背景信息的基础上使用OSP、CEM两种算法进行目标探测。最后本文采用三维受试者操作特性(3D ROC)曲线进行探测精度的评价, 克服了传统2D ROC曲线评价探测精度的不足。实验结果表明, 基于形态学的CEM和OSP算法有效地降低了虚警率, 提升了探测效率。

关键词: 高光谱目标探测; 形态学; 约束能量最小化; 正交子空间投影; 3D ROC

中图分类号: TP79 **文献标志码:** A **文章编号:** 0529-6579(2017)01-0151-10

Two modified target detection algorithms based on morphology for hyperspectral imagery

DENG Xianming¹, MIAO Fang¹, ZHAI Yongguang^{2,3}, MENG Qingkai¹

(1. College of Geophysics, Chengdu University of Technology, Chengdu 610059, China;

2. College of Water Conservancy and Civil Engineering, Inner Mongolia Agricultural University, Hohhot 010018, China;

3. State Key Laboratory of Remote Sensing Science, Institute of Remote Sensing and Digital Earth, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China)

Abstract: Hyperspectral image-based target detection makes good use of the advantage of continuous spectral information of hyperspectral image, distinguishing the target and background mainly by spectral difference. However, fully considering the spatial relationship between image pixels in some spectra analysis algorithms can overcome the shortcomings of these algorithms, such as the lack of constrained energy minimization (CEM) algorithm estimating the background information with the information of full map and orthogonal subspace projection (OSP) algorithm being difficult to accurately construct background subspace. In this paper, spatial dimension information of targets are introduced and possible targets are filtered out by means of morphological opening operation to construct an accurate background, based on

* 收稿日期: 2016-05-09

基金项目: 国家自然科学基金(61071121); 中国科学院遥感与数字地球研究所开放基金(2013LDE006)

作者简介: 邓贤明(1990年生), 男; 研究方向: 空间信息技术, 高光谱遥感目标探测; E-mail: 15198121267@163.com

通信作者: 苗放(1958年生), 男; 研究方向: 计算机技术, 空间信息技术; E-mail: mf@cduet.edu.cn

which OSP and CEM algorithms are implemented respectively for target detection. The 3D ROC curve is used to evaluate the accuracy of the detection results to overcome the shortcomings of traditional 2D ROC curve. The experimental results show that morphology-based CEM and OSP algorithms can effectively reduce the false alarm rate and improve detection efficiency.

Key words: hyperspectral target detection; morphology; constrained energy minimization; orthogonal subspace projection; three dimensional receiver operating characteristics

传统的高光谱图像目标探测侧重于基于光谱分析的量化处理, 主要利用目标与背景在光谱特征上存在的差异进行检测识别^[1]。经典探测算法均是从数据光谱信息和特征空间分析的角度进行设计, 形态(或者形状)信息在高光谱图像目标探测中的作用微乎其微^[2], 这使得经典高光谱目标探测算法存在一定的局限性。如 CEM 算法采用全图信息估计背景信息从而忽略了目标对背景统计的影响, OSP 算法往往难以准确构造背景子空间。

随着数学形态学的广泛应用, 不少学者开始引入形态学的方法进行遥感图像的目标识别。如文献 [3-6] 对形态学在普通光学遥感图像目标探测中的应用进行了研究。这些研究主要基于形态学的基本算子, 如击中/击不中、腐蚀/膨胀, 从图像的灰度、纹理信息中区分出感兴趣的目标。然而这些研究单从形态学角度去提取目标, 忽略了遥感图像的光谱信息。随着遥感图像空间分辨率与光谱分辨率的发展, 人们逐渐将形态学信息用于高光谱图像的目标探测研究, 融合空间与光谱信息的各自优势进行目标探测逐渐成为一种趋势。代表性的研究主要有文献 [7-9] 提出了基于形态学的高光谱异常探测算法, 并在目标探测中加入空间辅助信息对探测效果有了一定的提升^[9]。但是这些研究大多是利用形态学进行高光谱异常探测研究, 即在利用形态学的基础上仅仅把高光谱数据作为一种高维数据处理, 而没有将目标的光谱特征和空间形态相结合进行目标探测研究。此后, Sun 等^[10]提出自动形态学与最大距离相结合的算法进行图像端元的准确提取, 进而采用改进的 CEM 算法进行目标探测并取得了探测精度的提升, 但是对 CEM 算法的改进是基于 OSP 算法的原理, 空间形态的引入只是用于端元提取。此外, Wu 等^[11]利用形态学膨胀算子对探测的结果进行进一步筛选从而降低了探测的虚警率, 但是这种滤波方法仅仅适用于已经取得较高探测精度的图像结果上, 它只能降低探测的虚警率, 并不能提高探测率。

综上, 尽管形态信息开始在高光谱图像处理中有了不少的应用, 但是目前的研究均没有从本质上

解决高光谱经典探测算法单从光谱维进行探测的缺陷。基于此, 本文把形态学开运算运用到 2 种经典的高光谱目标探测算法中, 对原探测算法进行了优化。本文分别采用高光谱模拟数据与高光谱真实数据对改进算法进行探测验证, 并采用 3D ROC 曲线分析比较探测结果。

1 原算法原理及缺点

约束能量最小化 (Constrained Energy Minimization, CEM) 与正交子空间投影 (Orthogonal Subspace Projection, OSP) 是高光谱目标探测领域两个经典的算法, 前者在保证感兴趣的目标信号能够通过的同时最小化由背景信号带来的滤波器输出能量^[12], 后者基于线性混合模型与子空间模型^[13], 在压制背景的同时取得图像的最佳信噪比。二者的表达式如 (1) 和公式 (2) 所示。

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

$$D_{\text{OSP}}(x) = d^T (P_U^\perp) x \quad (2)$$

公式 (1) 中 d 表示目标向量, T 表示对矩阵的转置, $R = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i x_i^T$ 表示图像的背景自相关矩阵, x_i 为高光谱像元向量。显然, 在对背景信息一无所知的情况下, CEM 算法采用全图的自相关矩阵代替了背景自相关矩阵; 公式 (2) 中 U 为背景子空间, P_U 表示背景子空间的投影矩阵, P_U^\perp 表示背景子空间的正交子空间的投影矩阵, x 表示高光谱图像矩阵。背景子空间 U 一般采用背景中每一类地物的光谱按列组成的列向量矩阵来构造, 但是这些信息往往难以准确获取。

2 改进算法及精度评价方法

2.1 基于形态学的改进算法

形态学方法即采用具有一定结构和特征的结构元素去探测图像, 以达到分析和识别图像的目的^[14]。形态学最基本的腐蚀、膨胀运算分别由公式 (3) 和公式 (4) 表示:

$$(f \odot b)(x, y) = \min \{f(x+i, y+j) -$$

$$b(i,j) \mid (x+i,y+j) \in D_f; (i,j) \in D_b \} \quad (3)$$

$$(f \oplus b)(x,y) = \max\{f(x-i,y-j) +$$

$$b(i,j) \mid (x-i,y-j) \in D_f; (i,j) \in D_b \} \quad (4)$$

其中, \ominus 为腐蚀运算, \oplus 为膨胀运算, f 表示待处理图像, b 为依据目标空间尺寸设计的结构元素, D_f 与 D_b 分别表示图像与结构元素的定义域, (x, y) 和 (i, j) 分别表示图像和结构元素上的点。

腐蚀运算能够消融物体的边界, 当物体尺寸小于结构元素则物体会完全消失; 膨胀运算能够扩大物体的边界, 能够连通图像中一些断裂的部分, 使之成为一个整体。

腐蚀与膨胀的组合可构成形态学闭运算与开运算, 先膨胀再腐蚀为形态学闭运算, 先腐蚀再膨胀为形态学开运算。分别用 \circ 和 \cdot 表示形态学开运算与闭运算, 其相应的表达式如公式 (5) 和公式 (6) 所示:

$$f \circ b = (f \ominus b) \oplus b \quad (5)$$

$$f \cdot b = (f \oplus b) \ominus b \quad (6)$$

其中形态学开运算能够滤掉图像中一些孤立的点, 毛刺和小桥 (即连通两块区域的小点)。通过这个特性可以设计一个比目标尺寸大的结构元素淹没掉目标, 获得纯净的背景信息^[5]。故可利用形态学开运算从图像中准确提取背景信息, 用于 CEM 算法的背景信息估计和 OSP 算法的背景子空间构造。

根据目标占据图像像元的大小, 本文的模拟数据采用 4×4 大小的结构元素, 真实数据采用 3×3 大小的结构元素。分别用 mCEM 和 mOSP 表示基于形态学的 CEM 和 OSP 算法, 表达式如下所示:

$$D_{\text{mCEM}}(x_i) = \frac{x_i^T (R^*)^{-1} d}{d^T (R^*)^{-1} d} \quad (7)$$

$$D_{\text{mOSP}}(x) = d^T (P_{U^*} \perp) x \quad (8)$$

其中, R^* 表示通过形态学开运算去除了目标之后的背景自相关矩阵, U^* 表示通过形态学开运算从影像中准确提取的去除了目标的背景子空间矩阵。

本文基于形态学开运算的目标探测过程为: ① 读入高光谱数据; ② 获取目标的光谱向量与大概空间尺寸; ③ 根据目标大概空间尺寸设计合适的结构元素, 在结构元素内对图像进行形态学开运算, 然后移动结构元素直至遍历整个图像, 进而获取减少了目标影响的背景自相关矩阵 R^* 与背景子空间 U^* ; ④ 采用③中的 R^* 与 U^* 分别代替公式 (1) 和公式 (2) 中的 R 与 U ; ⑤ 采用改进的算法进行目标探测; ⑥ 算法结束。

2.2 精度评价方法

衡量不同条件下高光谱遥感影像目标探测效果的最重要指标是目标探测率和虚警率, 传统的评价方法通常以不同阈值对应的一系列目标探测率和虚警率绘制受试者操作特性 (Receiver Operating Characteristics, ROC) 曲线来直观地衡量探测方法的优劣^[15]。但是这种传统的方法仅仅描述了目标探测率与虚警率的关系, 没有将决定目标探测率与虚警率的阈值变量表示出来, 而 3D ROC 曲线则将充分考虑目标探测率、虚警率与阈值的关系^[16]。

图 1 中 pd 表示目标探测率, pf 表示虚警率, T 表示阈值。探测率与虚警率的定义分别为公式 (9) 和公式 (10) 所示:

$$pd = \frac{N_d}{N_{\text{true}}} \quad (9)$$

$$pf = \frac{N_f}{N_{\text{miss}}} \quad (10)$$

其中, N_d 为某一阈值下正确判断为目标的目标的个数, N_{true} 为目标的目标的总数, N_f 为某阈值下错误判断为目标的目标的个数, N_{miss} 为非目标的目标的总数。(b) - (d) 为 (a) 的分解, 其中 (b) 为传统的 2D ROC 曲线, 曲线越靠近左上角代表探测效果越好。通常以 (b) 中 ROC 曲线与坐标轴围成的面积表示探测精度。但是当两种探测方法结果的 ROC 曲线面积相等的时候 (两种算法的探测结果 ROC 曲线重合或者交叉的时候) 则通过考虑 (c) 和 (d) 中探测率、虚警率与阈值的关系来比较两种算法的优劣。(c) 描述了当阈值从 0 到 1 变化时, 目标探测率的变化, 曲线越靠近右上方说明目标对应探测结果图中较大的值, 探测效果越好; (d) 描述了当阈值从 0 到 1 变化时, 虚警率的变化, 曲线越靠近左下角说明背景像素对应探测结果图中较小的值, 探测效果越好。当 (c) 中曲线越靠近右上方, (d) 中曲线越靠近左下方时, 说明背景与目标分离越好。

3 实验验证与分析

3.1 实验数据

本文分别使用了模拟高光谱数据与真实高光谱数据进行实验, 其中模拟高光谱数据为将 ASD 光谱测量仪器测得的灰布光谱植入高光谱图像中的结果数据; 真实高光谱数据为美国某地区的机场 AVIRIS 数据。

3.1.1 模拟数据 将 ASD 测得的灰布光谱数据依据被植入的高光谱图像的波段设置进行光谱重采样, 然后植入该高光谱图像, 得到如图 2 (a) 所

示的模拟高光谱数据。其中第 1 列为 5 个 3×3 的纯灰布像元, 第 2 列为 5 个 1×1 的纯灰布像元, 第 3 列为 5 个灰布像元与被植入高光谱数据像元按照 1:1 的比例混合而成的像元, 分别模拟多像元目标、纯像元目标和亚像元目标 3 种情况。被植入目标的高光谱图像波长范围为 $400 \sim 1\,000\text{ nm}$, 主要地物类型及其光谱曲线如图 2 (b) 所示, 目标真实分布如图 2 (c) 所示。

3.1.2 真实数据 如图 3 (a) 所示为美国某地区的机场 AVIRIS 数据, 该数据波长范围为 $373.81 \sim 2\,508.45\text{ nm}$, 其典型地物反射率光谱曲线与飞机目标分布数据分别如图 3 (b)、(c) 所示, 其中目标分布数据为参考该地区同时间段高空空间分辨率数据的结果。

3.2 模拟图像实验验证

3.2.1 模拟图像 CEM 改进算法实验验证 分别采用 CEM 算法和 mCEM 算法对模拟图像进行目标探测实验, 探测结果如图 4 所示。

从图 4 可以看出, CEM 与 mCEM 算法均能很好探测出目标, 但是 mCEM 算法的探测结果将背景压制得更好。2 种算法的探测结果 3D ROC 曲线对比如图 5 所示, 可以看出, 如果从 (b) 中传统的 2D ROC 曲线判断, 二者的探测率都是 100%。(c) 中 2 种算法的探测率与阈值关系曲线一致, 但是此时 (d) 中 mCEM 的虚警率与阈值关系曲线更趋向于左下角, 说明 mCEM 算法对背景压制得更好, 虚警率更低。

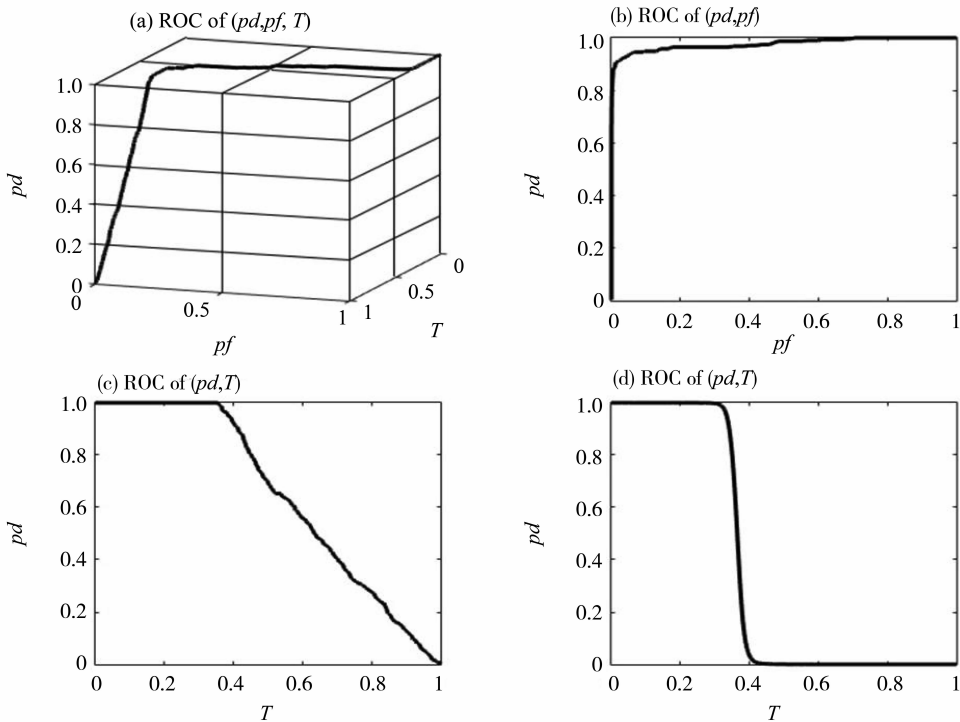


图 1 3D ROC 曲线

Fig. 1 Three dimensional ROC curve

(a) 模拟高光谱数据

(b) 典型地物光谱

(c) 目标分布

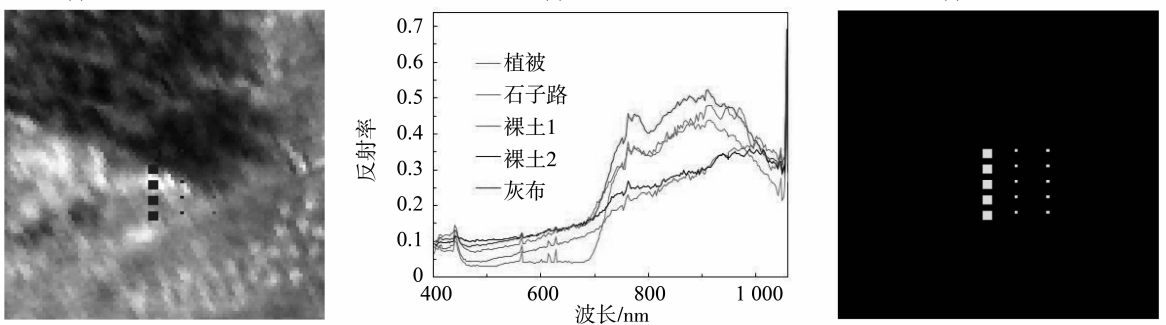


图 2 模拟实验数据

Fig. 2 Simulated experimental data

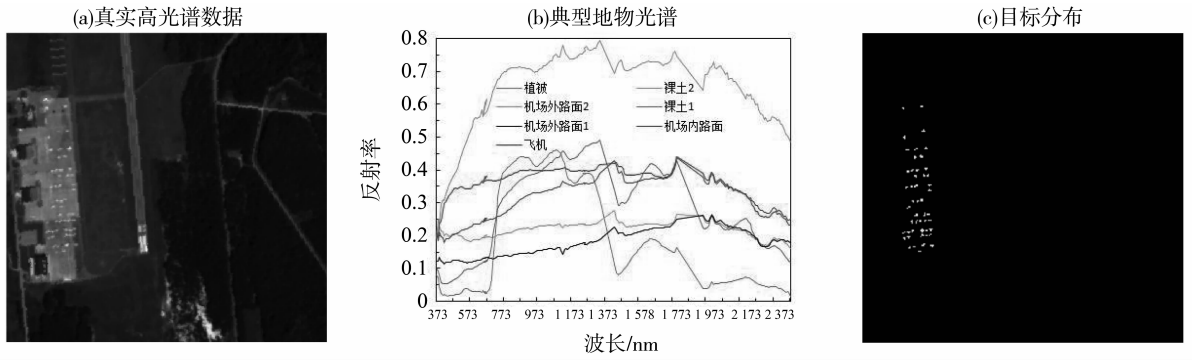


图 3 真实实验数据

Fig. 3 True experimental data

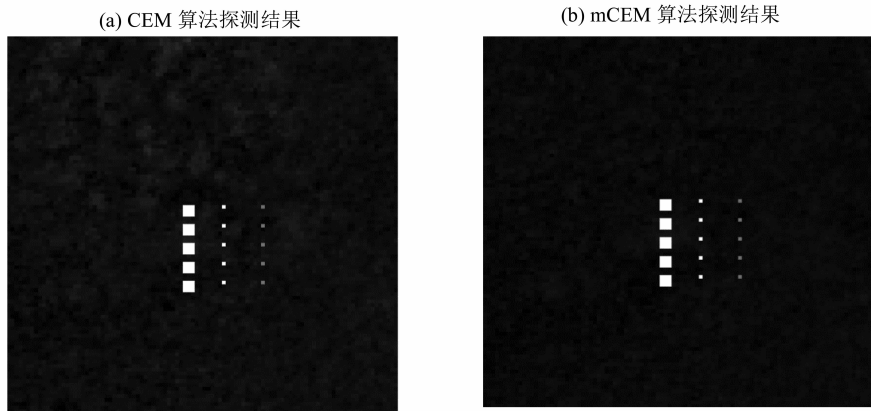


图 4 模拟图像 CEM 与 mCEM 算法探测结果

Fig. 4 Detection results of CEM and mCEM for simulated image

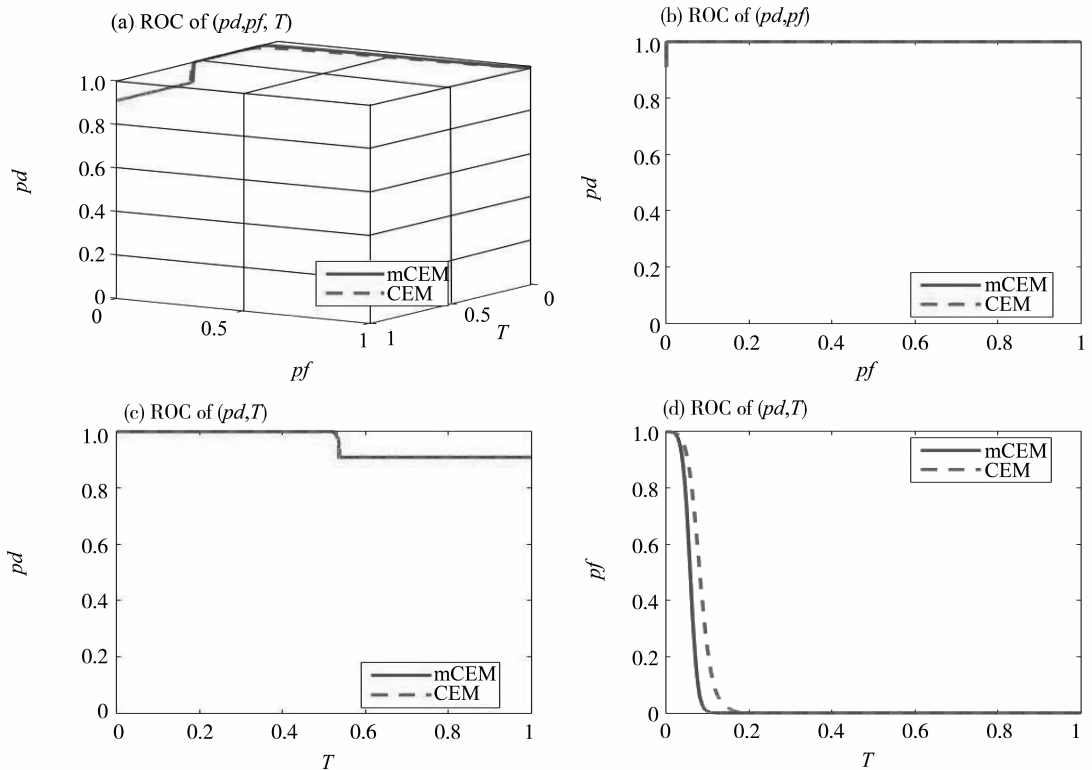


图 5 模拟图像 CEM 与 mCEM 探测结果 3D ROC 曲线

Fig. 5 3D ROC curves of CEM and mCEM detection results for simulated image

3.2.2 模拟图像 OSP 改进算法实验验证 分别采用 OSP 算法和 OSP 算法对模拟图像进行目标探测实验, 探测结果如图 6 所示。

从图 6 可以看出, OSP 与 mOSP 算法均能探测出目标, 但是 mOSP 算法的探测结果将背景压制得更好。2 种算法的探测结果 3D ROC 曲线对比如图

7 所示, 与上述 CEM 与 mCEM 算法的结果相似, 在 (b) 中 2D ROC 曲线分析均为 100% 且 (c) 中探测率与阈值关系一致的情况下, (d) 中 mOSP 算法的虚警率与阈值关系曲线更趋向于左下角, 说明 mOSP 算法对背景压制得更好, 虚警率更低。

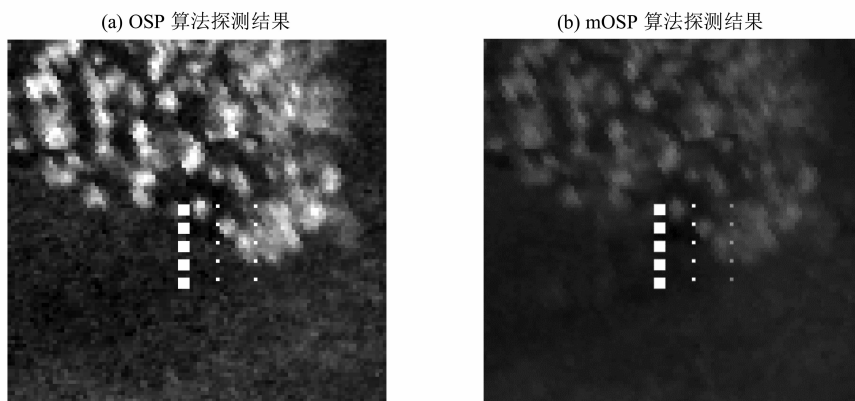


图 6 模拟图像 OSP 算法与 mOSP 算法探测结果
Fig. 6 detection results of OSP and mOSP for simulated image

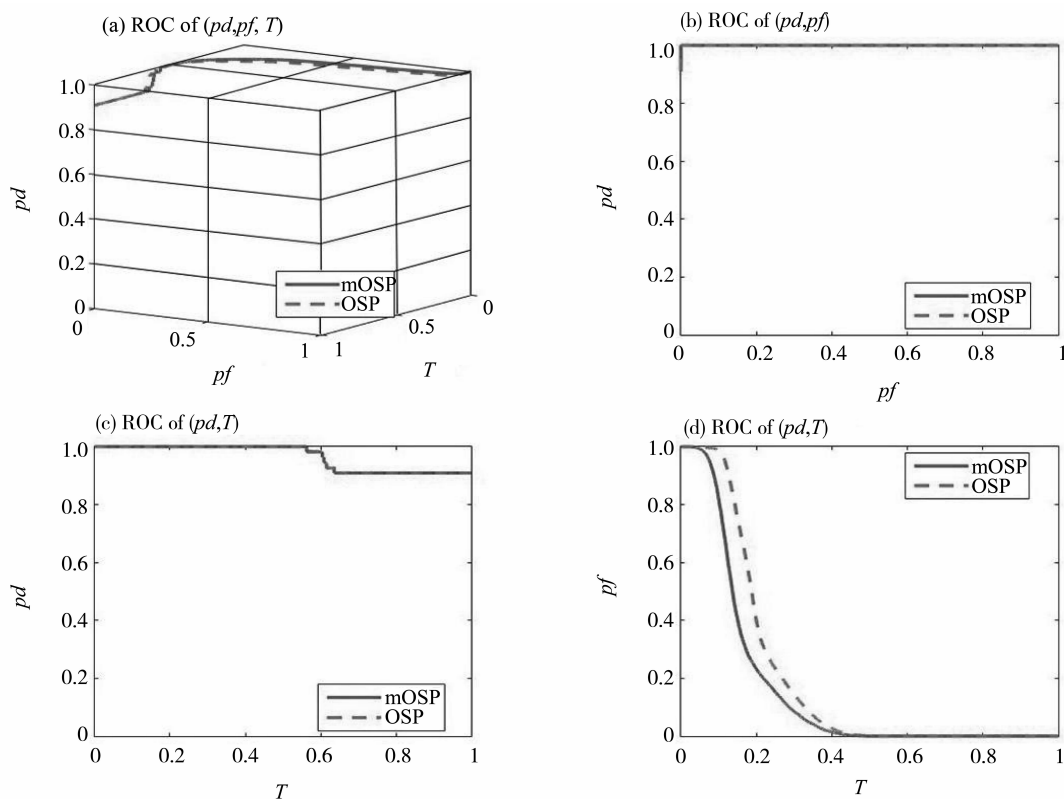


图 7 模拟图像 OSP 与 mOSP 探测结果 3D ROC 曲线
Fig. 7 3D ROC curves of OSP and mOSP detection results for simulated image

3.3 真实图像实验验证

3.3.1 真实图像 CEM 改进算法实验验证 分别采用 CEM 算法和 mCEM 算法对真实图像进行目标探测实验，探测结果如图 8 所示。

从图 8 可以看出，CEM 与 mCEM 算法均能很好探测出目标，但是 mCEM 算法的探测结果将背景压制得更好。二种算法的探测结果 3D ROC 曲线

对比如图 9 所示，探测结果基本与上述模拟实验的结果相似，mCEM 有效地压制了背景，降低了虚警率。

3.3.2 真实图像 OSP 改进算法实验验证 分别采用 OSP 算法和 mOSP 算法对真实图像进行目标探测实验，探测结果如图 10 所示。

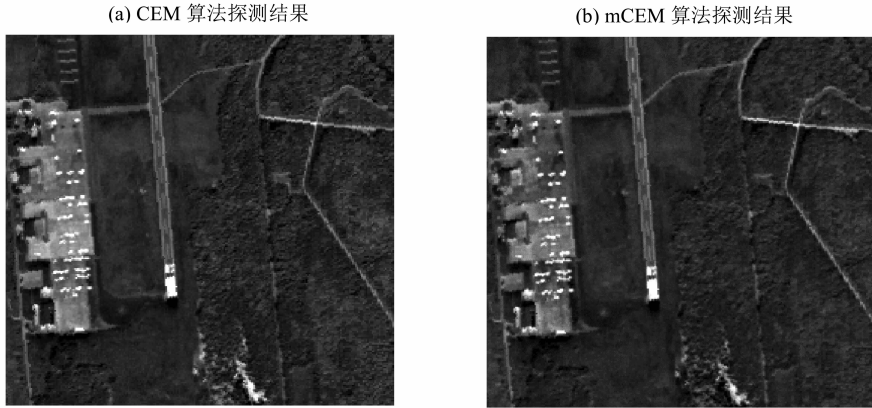


图 8 真实图像 CEM 算法与 mCEM 算法探测结果
Fig. 8 detection results of CEM and mCEM for true image

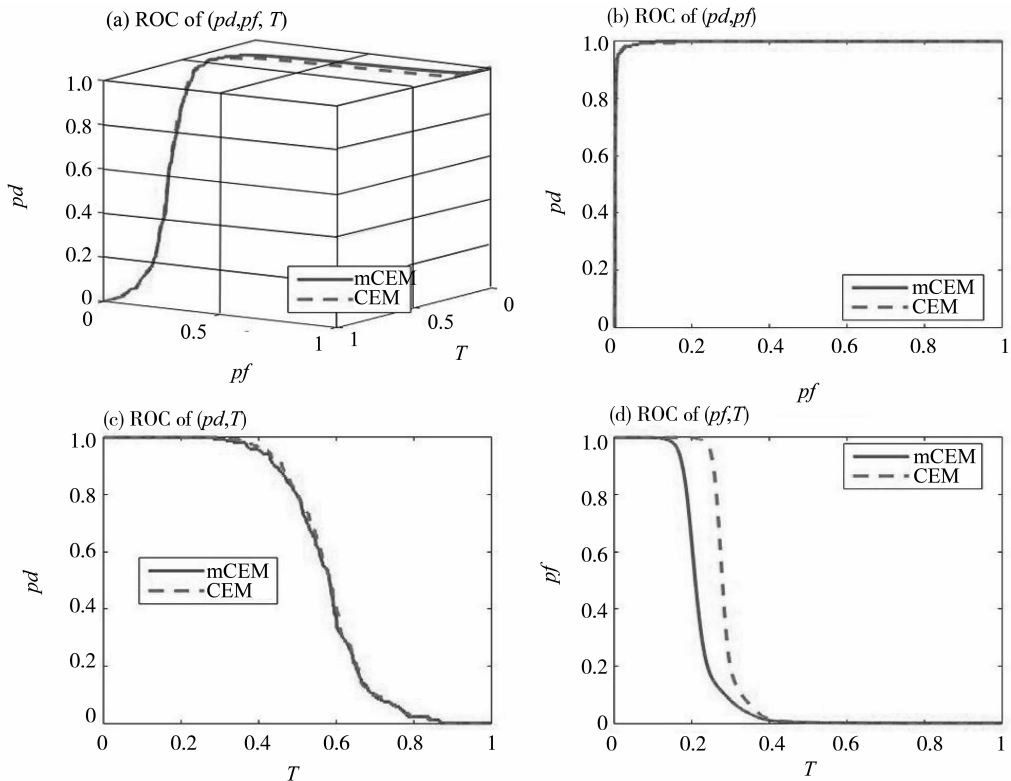


图 9 真实图像 CEM 与 mCEM 探测结果 3D ROC 曲线
Fig. 9 3D ROC curves of CEM and mCEM detection results for true image

从图 10 可以看出, CEM 与 mCEM 算法均能很好探测出目标, 但是 mCEM 算法的探测结果明显地压制了背景。从图 11 (b) 中的 2D ROC 曲线面积可以看出, mOSP 算法的探测精度明显优于 OSP 算法的探测精度。此时, 比较 (c) 和 (d) 可以看出, 在二者探测率与阈值关系几乎一致的情况下, mOSP 算法进一步降低了虚警率。

3.4 结构元素大小对探测结果的影响

为了进一步研究结构元素大小对目标探测的影响以证明本文设计的结构元素尺寸为最优尺寸, 本文对模拟图像分别采用 3×3 、 4×4 、 5×5 大小的结构元素进行试验, 对真实图像采用 2×2 、 3×3 、 4×4 大小的结构元素进行试验, 得到如下的实验结果。

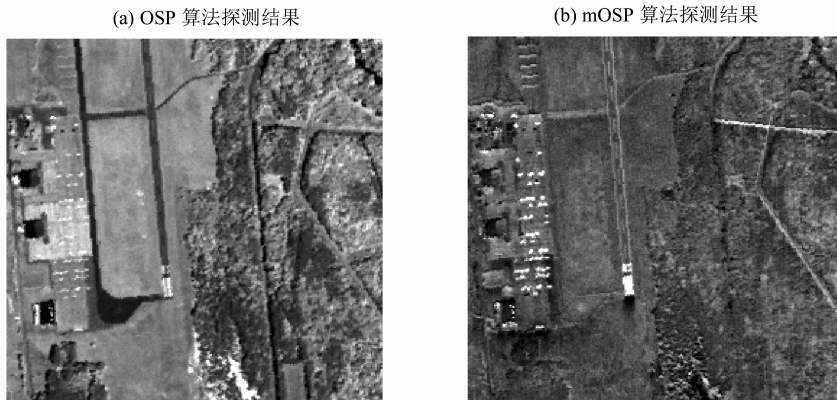


图 10 真实图像 OSP 算法与 mOSP 算法探测结果
Fig. 10 Detection results of OSP and mOSP for true image

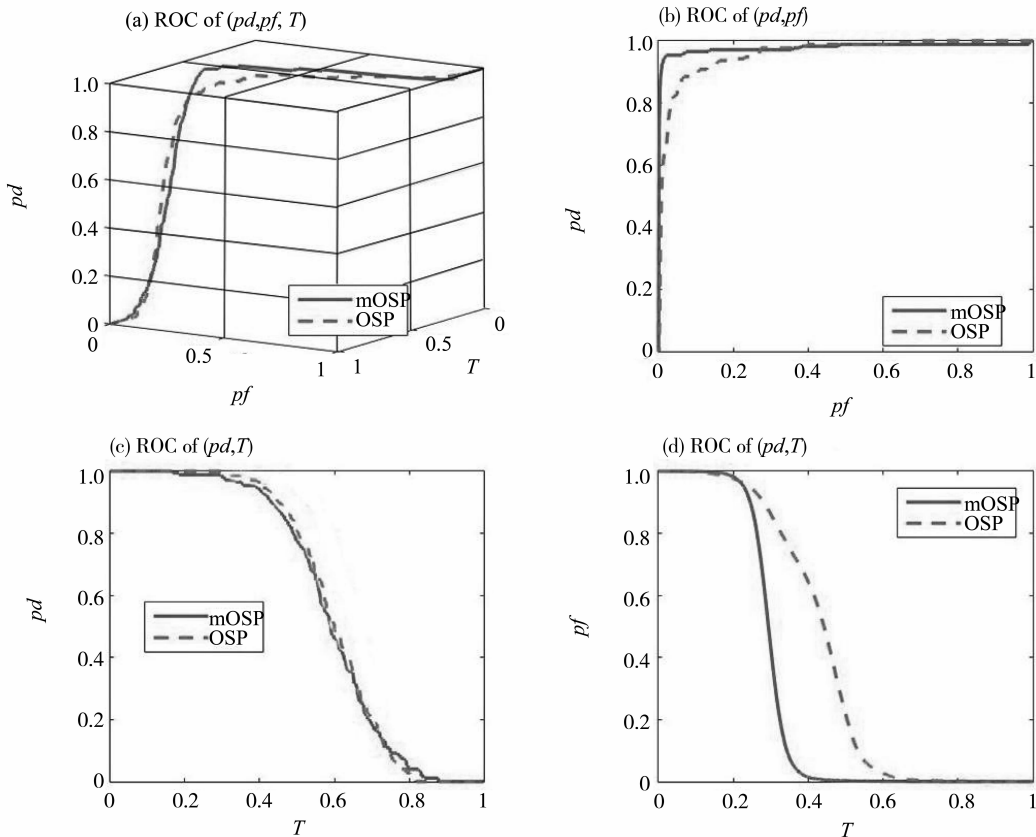


图 11 真实图像 OSP、mOSP 算法探测结果 3D ROC 曲线
Fig. 11 3D ROC curves of OSP and mOSP detection results for true image

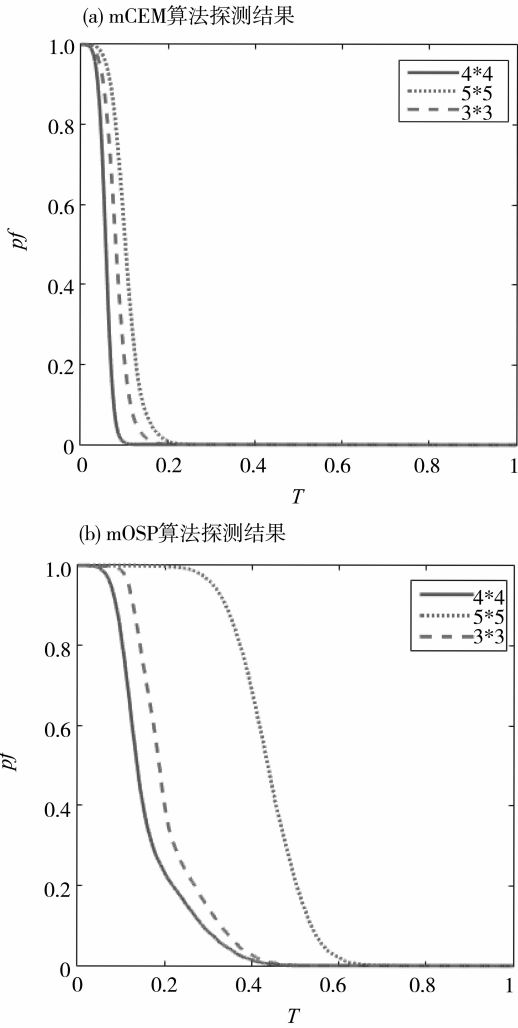


图 12 模拟图像不同尺寸结构元素探测结果的虚警率大小

Fig. 12 False alarm of Simulated image detection result by different size of structure elements

模拟图像中最大的目标尺寸为 3×3 ，从图 12 可以看出本文采用的 4×4 大小的结构元素探测结果虚警率最低，采用 3×3 大小的结构元素时探测结果的虚警率与原算法的效果基本没有变化，采用 5×5 的结构元素时探测结果的虚警率明显增加。

真实图像中目标尺寸大概为 2×2 ，从图 13 可以看出本文采用的 3×3 大小的结构元素探测结果虚警率最低，采用 2×2 与 4×4 大小的结构元素时探测结果的虚警率相较原算法分别为：基本没有变化与明显增加。

综上实验结果，当结构元素小于等于目标尺寸时，探测效果相比原算法基本没有变化，这是因为当结构元素尺寸小于目标尺寸时，形态学开运算并不能滤掉目标；当结构元素偏大时，小面积的图像背景也会和目标一起被消除，影响了背景自相关矩

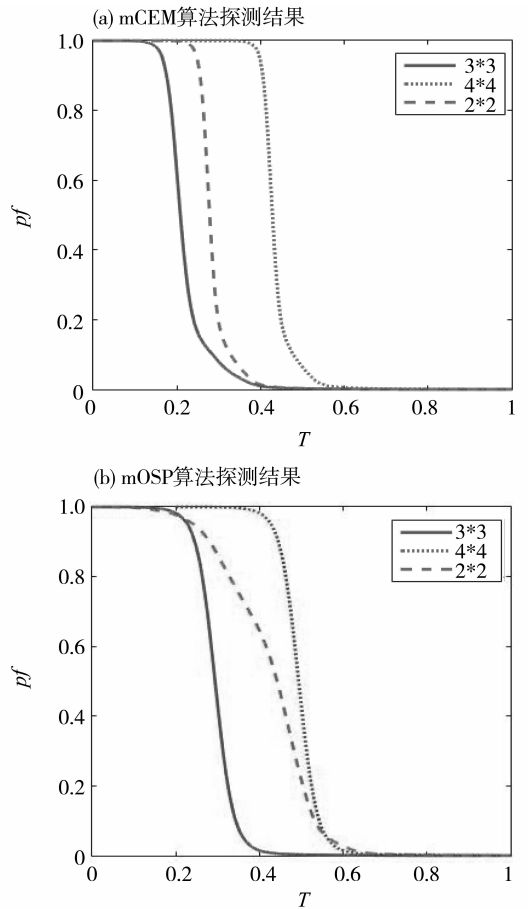


图 13 真实图像不同尺寸结构元素探测结果的虚警率大小

Fig. 13 False alarm of true image detection result by different size of structure elements

阵的准确性，这同时也说明本算法适合于小目标的探测，因为当目标尺寸偏大时，相应的结构元素也需要偏大，从而会消除一部分的背景信息；结构元素稍稍大于目标尺寸为最优尺寸，既可以滤掉目标也会减小对部分背景信息的消除。

4 结 论

本文在获取高光谱图像中目标尺寸信息的前提下，引入形态学开运算对图像进行处理以获取纯净的背景，弥补了两种高光谱目标探测典型算法（约束能量最小化（CEM）算法和正交子空间投影（OSP）算法）估计背景信息的不足。本文利用模拟高光谱数据与真实高光谱数据对改进的 CEM 算法和 OSP 算法进行实验验证并采用 3D ROC 曲线对探测结果进行全面的评价，得到以下结论：

1) 无论是模拟高光谱数据实验还是真实高光谱数据实验，基于形态学的约束能量最小化（CEM）算法相比原算法均更加有效地抑制了背

景,降低了虚警率。

2) 对于模拟高光谱数据实验,基于形态学的正交子空间投影(OSP)算法相比原算法能够进一步压制背景,降低虚警;对于真实高光谱数据实验,基于形态学的正交子空间投影(OSP)算法明显地提升了探测精度,大大降低了虚警率。

3) 结构元素大小的设计对探测结果影响明显,结构元素尺寸小于等于目标尺寸达不到滤除目标的效果,结构元素过大则在滤除目标的同时也消除了部分背景信息,本文采用不同尺寸的结构元素进行实验,结果证明采用稍大于目标尺寸的结构元素探测效果最好。

4) 本文的算法适用于小尺寸目标探测,下一步应该研究大尺寸目标探测方法以及多种尺寸目标探测方法。

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 Q X, ZHANG B, ZHENG L F. Hyperspectral remote sensing-principle, technology and Application [M]. Beijing: Higher Education Press, 2006.
- [2] 张兵,高连如. 高光谱图像分类与目标探测[M]. 北京:科学出版社,2011.
ZHANG B, GAO L R. Hyperspectral image classification and target detection [M]. Beijing: Science Press, 2011.
- [3] 邹江威,姜卫东,陈曾平. 基于形态学的低信噪比图像序列目标提取方法[J]. 光电子技术与信息,2005,18(3):67-71.
ZOU J W, JIANG W D, CHEN C P. Target extraction method of low SNR image sequences based on morphology [J]. Optoelectronic Technology & Information, 2005, 18(3):67-71.
- [4] 朱耀平. 一种基于击中/击不中变换的目标快速检测算法[J]. 计算机应用,2006,26(6):43-48.
ZHU Y P. A fast target detection method based on the hit/miss transformation [J]. Computer Applications, 2006, 26(6):43-48.
- [5] 李晓飞,马大玮,范小麟. 基于数学形态学的遥感图像多感兴趣区域提取[J]. 计算机技术与发展,2007,17(12):56-59.
LI X F, MA D W, FAN X. Extract of ROIS based on mathematical morphology toward applications on remote sense images processing[J]. Computer technology and development, 2007, 17(12):56-59.
- [6] 肖利平,曹炬,高晓颖. 复杂海地背景下的舰船目标探测[J]. 光电工程,2007,34(6):6-10.
XIAO L P, CAO J, GAO X Y. Detection for ship targets

in complicated background of sea and land [J]. Opto - Electronic Engineering, 2007, 34(6):6-10.

- [7] 梅锋,赵春晖. 基于空域滤波的核 RX 高光谱图像异常检测算法[J]. 哈尔滨工程大学学报,2009,30(6):697-702.
MEI F, ZHAO C H. Spatial filter based anomaly detection algorithm for hyperspectral imagery kernel RX detectors [J]. Harbin Engineering University, 2009, 30(6):697-702.
- [8] 李娜,赵慧洁,贾国瑞,等. 基于拓展数学形态学的高光谱图像异常探测[J]. 光学学报,2008,28(8):1480-1484.
LI N, ZHAO H J, JIA G R, et al. Anomaly detection based on extended mathematical morphology for hyperspectral imagery [J]. Acta Optica Sinica, 2008, 28(8):1480-1484.
- [9] QIAN S E, CHEN G. Enhancing spatial resolution of hyperspectral imagery using sensor's intrinsic keystone distortion [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2012, 50(12):5033-5048.
- [10] SUN X, CAI J, XU Z, et al. Hyperspectral target detection based on improved automatic morphological end-member extraction method [C]//6th International Symposium on Advanced Optical Manufacturing and Testing Technologies (AOMATT 2012). International Society for Optics and Photonics, 2012.
- [11] WU J C, JIANG C M, HUANG C L. Post-processing for improving hyperspectral anomaly detection accuracy [C]//SPIE Remote Sensing. International Society for Optics and Photonics, 2015:964300-964300-6.
- [12] HARSANYI J C. Detection and classification of subpixel spectral signatures in hyperspectral image sequences [D]. Baltimore: University of Maryland, 1993.
- [13] HARSANYI J C, CHANG C I. Hyperspectral image classification and dimensionality reduction: an orthogonal subspace projection approach [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1994, 32(4):779-785.
- [14] 文华. 基于数学形态学的图像处理算法的研究[D]. 哈尔滨:哈尔滨工程大学,2007.
WEN H. Research of image processing algorithms based on mathematical morphology [D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2007.
- [15] NASRABADI N M. Hyperspectral target detection: An overview of current and future challenges [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2014, 31(1):34-44.
- [16] CHANG C I. Hyperspectral data processing: algorithm design and analysis [M]. John Wiley & Sons, 2013.