第 28 卷 第 8 期
2008 年 8 月

光 学 学 报
ACTA OPTICA SINICA

Vol. 28, No. 8
August, 2008

文章编号：0253-2239(2008)08-1480-05

基于扩展数学形态学的高光谱图像异常检测

李 娜 赵慧洁 贾国瑞 董 超

（北京航空航天大学仪器科学与光电工程学院精密机电一体化技术教育部重点实验室，北京 100083）

摘要 提出了一种新型的基于扩展数学形态和光谱相似度测量的高光谱图像异常检测方法。在目标与背景未知的情况下，同时利用光谱和空间信息实现目标的定位与检测，实现高光谱遥感数据的目标检测。通过扩展的膨胀和腐蚀操作实现目标特征提取；通过正交投影散度计算扩展形态学操作的累加距离确定排序关系并利用其融合特征提取结果实现特征提取结果的融合。算法性能通过合成的 OMIS 数据进行评价，与经典异常检测 RX 算法进行比较，并应用于具有相似光谱特征目标的区分。实验证明，本文提出的算法性能优于 RX 算法，具有低虚警率的异常目标检测结果，并且能够较好地区分了相似光谱特征的异常目标。

关键词 遥感；高光谱数据处理；异常检测；扩展数学形态学；正交投影散度

中图分类号 TP751.1 **文献标识码** A doi：10.3788/AOS20082808.1480

Anomaly Detection Based on Extended Mathematical Morphology for Hyperspectral Imagery

Li Na Zhao Huijie Jia Guorui Dong Chao

(*Key Laboratory of Precision Opto-Mechatronics Technology, Ministry of Education, School of Instrument Science and Opto-Electronics Engineering, Beijing University of Aeronautics and Astronautics, Beijing* 100083, *China*)

Abstract A novel anomaly detection algorithm based on the theory of extended mathematical morphology and spectral similarity measurement is proposed for hyperspectral imagery. The spatial and spectral information has been used to locate and detect targets under the condition of none prior knowledge of targets and background. The extended mathematical morphological erosion and dilation operations are performed respectively to extract the targets features. The orthogonal projection divergence is used to calculate the cumulative distance in the erosion and dilation operations to determine the ordering relation. And the orthogonal projection divergence is also performed to measure the spectral similarity to fuse the results of feature extraction. The synthesized hyperspectral images collected by object modularization imaging spectrometer (OMIS) is applied to evaluate the proposed algorithm, the proposed algorithm is compared with RX algorithm by a specifically designed experiment, andit is applied to distinguish the targets with similar spectral characteristics. From the results of experiments, it is illuminated that the proposed algorithm can detect anomalous targets with low false alarm rate and its performance is better than that of RX algorithm under the same condition. It is also illuminated that the proposed algorithm can differentiate targets with similar spectral characteristics well with low false alarm rate.

Key words remote sensing; hyperspectral data processing; anomaly detection; extended mathematical morphology; orthogonal projection divergence

1 引 言

异常检测算法[1]能够在没有任何先验信息的条件下检测与周围环境存在光谱差异的目标。根据应用理论不同，可以分为基于统计方式的异常检测算法和基于几何方式的异常检测算法。

基于统计的异常检测算法主要是从统计模型和

收稿日期：2008-01-03；**收到修改稿日期**：2008-02-22

基金项目：中国地质调查局(1212010816033)资助课题。

作者简介：李 娜(1978—)，女，博士研究生，主要从事模式识别、高光谱遥感数据建模及应用处理技术等方面的研究。E-mail：whereln@163.com

导师简介：赵慧洁(1966—)，女，教授，博士生导师，主要从事光电探测、高光谱遥感、仿真计算等方面的研究。E-mail：hjzhao@buaa.edu.cn

似然比检测的角度出发，认为背景数据服从一定的统计分布，并利用似然比构建检测算子。基于统计方式的异常检测算法主要包括 RX 算法[2]、高斯马尔科夫（Gauss Markov Random field，GMRF）算法[3]以及自适应匹配子空间检测（Adaptive matched subspace detection，AMSD）算法[4]等。

基于几何方式的异常检测算法主要是源于信号处理理论，该算法不涉及统计分布问题，因此更具有实用性。首先将高光谱数据向特征空间投影，再进行目标检测。其理论基础是最小二乘原理，这类算法主要包括：投影追踪（Projection pursuit，PP）算法[5]、独立成份分析（Independent component analysis，ICA）算法[6]、正交子空间投影（Orthogonal subspace projection，OSP）算法以及低概率检测（Low probability detection，LPD）算法[4]、基于端元提取的小目标检测算法[7]、基于单似然检验算法[8]等。

无论是基于统计方式的异常检测方法，还是基于几何方式的异常检测算法，目前均是从数据光谱信息和特征空间分析的角度出发进行处理的，忽略了像元之间存在的空间相关性。为了准确、稳定地进行高光谱遥感图像的分析，综合考虑高光谱数据提供的光谱、空间信息是十分必要的。因此，本文提出了一种基于数学形态学理论和正交投影散度原理的目标异常检测算法，该算法采用扩展形态学膨胀操作和腐蚀操作进行特征提取，有效地结合了地物精细光谱和空间相关性的信息，采用正交投影散度（Orthogonal projection divergence，OPD）[4]确定多维向量的排序关系并通过融合扩展膨胀和腐蚀结果计算光谱的差异性，有效地抑制背景和噪声的影响，从而降低了检测的虚警率。

2　基于扩展数学形态学的算法

数学形态学最早由 Matheron 和 Serra 提出并应用于多孔介质研究中。数学形态学[9]作为一种经典的非线性空间信息处理技术，目的在于分析像元之间的空间关系。数学形态学是一门基于集合理论和拓扑、几何概念的形状和结构的科学，目前，数学形态学已经成为图像处理领域一个有效的方法。

形态学最初提出来是应用于二值图像，目前已经扩展到单波段灰度图像和彩色图像。本文为了满足高光谱数据目标检测的需求，将扩展数学形态学操作应用于高维图像数据处理中，并引入正交投影散度融合扩展膨胀和腐蚀操作结果，实现高光谱数据的低虚警率异常检测。

2.1　经典数学形态学

数学形态学中两个基本的操作是腐蚀和膨胀，这两个操作最初均是定义于二值图像，但是目前已经扩展到了灰度图像中。在灰度形态学中，图像被作为连续值集合处理。设 $f(x,y)$ 是输入图像，$b(x,y)$ 是结构元素，且是子图像函数[10]。用结构元素 b 对图像 f 进行的灰度膨胀和腐蚀：

$$\begin{aligned} d(x,y) &= (f \oplus b)(x,y) = \mathrm{Max}\{f(x-s,y-t)+b(s,t) \mid (x-s),(y-t) \in D_f;(s,t) \in D_b\}, \\ e(x,y) &= (f \otimes b)(x,y) = \mathrm{Min}\{f(x+s,y+t)-b(s,t) \mid (x+s),(y+t) \in D_f;(s,t) \in D_b\}, \end{aligned} \tag{1}$$

式中 D_f 和 D_b 分别是 f 和 b 的定义域，$(x-s)$，$(x+s)$，$(y-t)$ 和 $(y+t)$ 必须在 f 的定义域内，而且 s 和 t 必须在 b 的定义域内。灰度形态学运算中最主要的任务是如何在图像中每个像元的邻域内计算出最大或最小值，这与定义的结构元素的大小和形状密切相关。为了算法简便，易实现，一般只考虑符合凸函数的结构元素，通常设 b 为正方形且 $b(s,t)=0$，$(s,t) \in D_b$。

2.2　扩展到多/高光谱图像的数学形态学

在灰度形态学中，将像元的数值大小作为排序关系进行最大或最小灰度值的计算，而在多/高光谱图像中，每个像元都是多维的，不能简单直观地比较它们的大小。因此，将数学形态学扩展到多/高光谱图像中最大的挑战就是定义一个合适的排序关系对 N 维向量空间中的元素进行排序，确定最大/最小元素。目前，扩展数学形态学方法已经受到高光谱数据端元提取、数据降维与分类等研究领域的关注[11~13]。

高光谱图像处理中，为了确定目标与背景差异的多维向量的排序关系，引入一个多维向量的度量算子[12]，该度量算子由结构元素内各个像元累加距离计算得到

$$D[f(x,y),b] = \sum_s \sum_t \mathrm{dist}[f(x,y),f(s,t)], \quad (s,t) \in D_b \tag{2}$$

式中 dist 是测量 N 维向量的逐点线性距离。为了有效地利用多/高光谱数据提供的光谱和空间信息，

采用正交投影散度计算该距离。OPD 源于正交子空间投影的概念和原理，计算得到的是正交投影后的残余。该方法利用了光谱波形信息的同时利用了光谱幅值信息，与光谱角制图方法比较，能够有效地避免对噪声敏感、对光谱幅值不敏感的问题。考虑两个 N 维光谱信号 $\boldsymbol{s}_i=[s_{i1},s_{i2},\cdots,s_{iN}]^{\mathrm{T}}$，$\boldsymbol{s}_j=[s_{j1},s_{j2},\cdots,s_{jN}]^{\mathrm{T}}$，则 N 维光谱信号 $\boldsymbol{s}_i$ 和 $\boldsymbol{s}_j$ 之间的 OPD 表示为：

$$\mathrm{OPD}(\boldsymbol{s}_i,\boldsymbol{s}_j)=(\boldsymbol{s}_i^{\mathrm{T}}P_{s_j}^{\perp}\boldsymbol{s}_i+\boldsymbol{s}_j^{\mathrm{T}}P_{s_i}^{\perp}\boldsymbol{s}_j)^{1/2},\tag{3}$$

式中 $P_{s_k}^{\perp}=\boldsymbol{I}_{N\times N}-\boldsymbol{s}_k(\boldsymbol{s}_k^{\mathrm{T}}\boldsymbol{s}_k)^{-1}\boldsymbol{s}_k^{\mathrm{T}}$，$k=i,j$，并且 $\boldsymbol{I}_{N\times N}$ 是 $N\times N$ 维的单位矩阵。

因此，累加距离 D 能够根据目标与背景的差异大小排序结构元素中的向量。根据以上定义和叙述，多 / 高光谱数据中腐蚀和膨胀操作定义如下：

$$\begin{aligned}d(x,y)&=(f\oplus b)(x,y)=\\&\underset{(s,t)\in D_s}{\mathrm{arg_Max}}\{D[f(x-s,y-t),b]\},\\e(x,y)&=(f\otimes b)(x,y)=\\&\underset{(s,t)\in D_s}{\mathrm{arg_Min}}\{D[f(x+s,y+t),b]\},\end{aligned}\tag{4}$$

式中 arg_Max，arg_Min 分别表示使得累加距离 D 达到最大和最小的像元向量。通过以上的分析表明，扩展到多/高光谱图像的膨胀结果得到的是在结构元素内与背景差异性较大的像元，腐蚀结果得到的是在结构元素内与背景相似的像元，如图 1 所示。

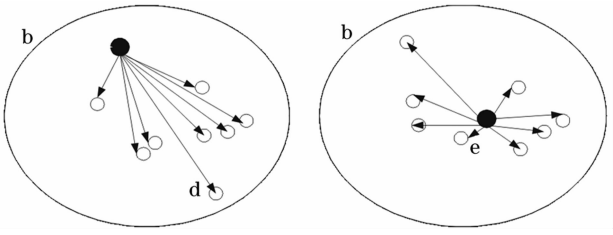


图 1 结构元素内扩展膨胀(a)和扩展腐蚀(b)操作结果

Fig. 1 Results of the extended dilation (a) and erosion (b) operations within a certain structural element b

2.3 基于扩展数学形态学的异常检测算法

在高光谱数据异常检测中，扩展膨胀操作，虽然有效地利用了光谱和空间信息，但是人为地加入了噪声或背景，限制了算法的虚警率。因此，为了有效地抑制背景，定量化目标与背景的差异性，本文提出了一种新型的基于数学形态学理论和光谱相似度测量原理的异常检测算法. 首先利用扩展膨胀和腐蚀操作，然后引入正交投影散度量化目标与背景的差异。具体实现步骤如下：

1) 读入高光谱数据；

2) 确定结构元素的大小，由于异常目标较小，所以结构元素大小选择为：3×3；

3) 结构元素遍历图像中所有的像元；通过扩展膨胀和腐蚀操作获得在每一个结构元素邻域内的目标与背景差异性最大和最相似的像元；

4) 通过正交投影散度比较结构元素邻域内膨胀和腐蚀结果，获得最后的目标异常检测结果；

5) 检测结果二值化。采用适当的阈值策略将检测结果二值化。阈值设定的方法很多，如果设定的不合适，就会引起很高的虚警率。为了减少人为干预对算法性能的影响，采用自适应阈值设定的方法，阈值设定为$[m-3\sigma,m+3\sigma]$，其中 m 和 σ 分别表示图像的均值和标准差；

6) 算法结束。

3 仿真试验

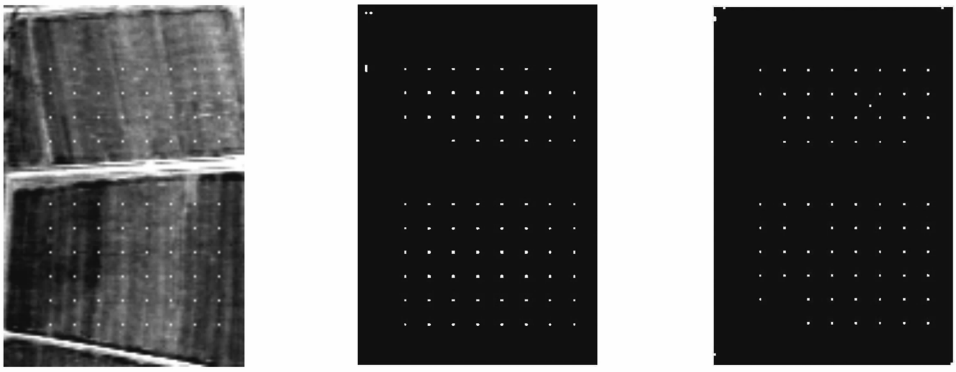
为了验证算法的性能以及在高光谱数据异常检测应用中的能力，本文利用上海技术物理研究所的机载 OMIS 高光谱数据进行分析研究，实验区域为北京小汤山地区，地处北纬 40°10′31″～40°11′18″，东经 116°26′10″～116°27′05″，数据获取时间为 2001 年 4 月 11 日，地面分辨率为 3 m，光谱分辨率平均 15 nm。

3.1 实验 1——算法性能验证

该试验的目的是验证本文算法在无先验信息情况下实现目标探测的能力，数据由同一航带的 OMIS 数据合成得到，目标与背景同一航带，背景为均一的农田，目标为人工目标，考虑到大气、地形等因素引起的交叉辐射影响，在合成数据时目标光谱中加入了 5%的背景光谱。每个目标占 2 个像元，共 80 个目标。经过经验线性法校正之后的数据去除噪声、水气吸收波段，目标区域大小为 103×150×90，使用数据的第 19 波段灰度图如图 2(a)所示。为了验证算法性能，利用本文提出的算法与经典异常检测 RX 算法进行比较。RX 算法以广义似然比检验为基础进行二值假设检验，是一种极大似然异常检测算法，在进行数据建模时，其将目标的背景假设为空间不相关。RX 算法中利用 RX 算子进行异常目标判别，RX 算子表示为

$$\delta_{\mathrm{RXD}}(r)=(r-\mu)^{\mathrm{T}}K_{L\times L}^{-1}(r-\mu),\tag{5}$$

式中 L 为波段数，r 为高光谱数据中的一个 $L\times 1$ 维的像元向量，μ 和 $K_{L\times L}$ 分别是检测区域(图像)内样本的均值和方差。利用本文提出的算法和经典 RX 算法进行实验，得到的目标检测结果如图 2(b)和图 2(c)所示。



(a) Grayscale image of 19th band　(b) Result of the proposed algorithm　(c) Result of R-X algorithm

图 2　原始数据及异常检测结果比较

Fig. 2　Comparison of original data and anomaly detection result

可以看出，本文提出的基于扩展腐蚀和膨胀操作的算法能够有效地进行异常检测，并且具有较低的虚警率 0.0268% 和较高的检测率 96.25%；RX 算法的虚警率为 0.0536%，检测率为 92.5%。检测结果证明，本文提出的光谱和空间相结合的异常检测算法与只利用光谱信息的 RX 算法比较，性能明显改善。

3.2　实验 2——相似谱目标分离

实验的目的是验证本文算法在相似谱目标分离应用中的能力，数据仍然由 OMIS 数据合成得到，背景为均一的农田，目标为人工目标 A 和 B，每个目标各占两个像元，图像中人工目标 A 和 B 各 10 个，每行 4 个目标，共 5 行。考虑到大气、地形等因素引起的交叉辐射影响，在合成数据时目标光谱中加入了 5% 的背景光谱。经过经验线性法辐射校正之后的数据去除噪声大、水气吸收等波段，目标区域为 103×150×90。目标分布图如图 3 所示，人工目标 A 和 B 的反射率曲线如图 4 所示。为了实现不同类型异常目标的分离，本文对异常检测结果采用自动阈值分割方法。由图 4 可知，人工目标 A 和 B 的光谱特征较为相似（SAM(A,B)＝0.05 弧度），利用基于光谱特征分析的方法很难将其区分，本文提出的基于扩展数学形态学的光谱与空间信息同时考虑的方法得到了较好的结果，如图 5 所示。结果证明，本文提出的方法能够在低虚警率（A 和 B 目标的检测虚警率均低于 0.1%）的情况下实现具有相似光谱特征的目标分离。

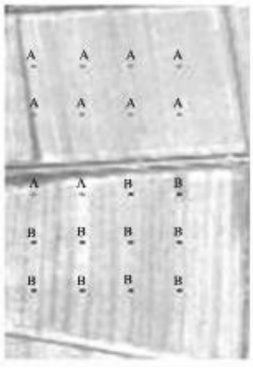


图 3　目标 A、B 分布图

Fig. 3　Distribution of man-made targets A and B

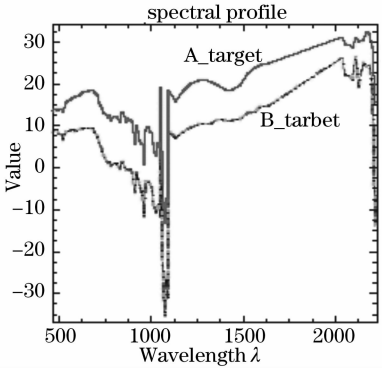
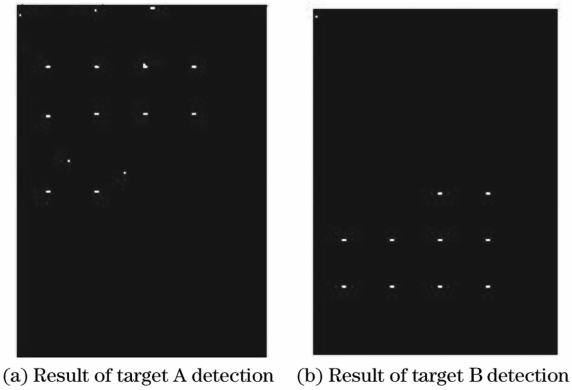


图 4　目标 A 和 B 光谱曲线对比

Fig. 4　Comparison of A and B spectral curves



(a) Result of target A detection　(b) Result of target B detection

图 5　本文算法具有相似谱的目标分离结果

Fig. 5　Results of distinguished targets with similar spectral curves based on the proposed algorithm

4 结 论

目标检测与分类是高光谱遥感数据应用的主要方向之一，但目前的处理算法大多数是从光谱信息的角度考虑的，忽略了地物空间的相关性。为了更加精确、稳定地进行高光谱遥感数据处理，本文提出了基于扩展数学形态学方法的异常检测算法，利用数学形态学和光谱相似度测量的概念和理论同时考虑了高光谱数据提供的光谱和空间信息，并利用正交投影散度计算扩展数学形态学操作的累加距离，融合了扩展膨胀和腐蚀结果，抑制了检测结果中的背景和噪声等干扰信息，降低了虚警率。本文采用的数据为利用航空 OMIS 同一航带的目标与背景不同地表覆盖区域的合成高光谱数据，本文算法与 RX 算法进行了异常检测结果比较，结果表明，本文提出的算法能够有效地进行高光谱数据的异常检测，并且具有与 RX 算法相比较低的虚警率和较高的检测率，本文算法虚警率为 0.0268%，检测率为 96.25%；RX 算法的虚警率为 0.0536%，检测率为 92.5%；证明了本文算法提高了检测概率，降低了虚警率。并且将本文提出的算法应用于具有相似谱的目标[SAM(A,B)=0.05 rad]探测中，得到了较好的分离结果。

致谢 感谢中国科学院遥感所张兵、郑兰芬两位研究员以及高连如博士提供的机载 OMIS 数据以及地面测量数据以及工作中的大力支持和热情帮助。

参 考 文 献

1 David W. J. Stein, Scott G. Beaven, Lawrence E. Hoff *et al.*. Anomaly detection from hyperspectral imagery[J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2002, **19**(1): 58～69

2 Xiaoli Yu, Hoff L. E., Reed I. S. *et al.*. Automatic target detection and recognition in multiband imagery: a unified ML detection and estimation approach[J]. *IEEE Trans. on Image Processing*, 1997, **6**(1): 143～156

3 Guillaume Rellier, Xavier Descombes, Frederic Falzon *et al.*. Texture feature analysis using a Gauss-Markov model in hyperspectral image classification[J]. *IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing*, 2004, **42**(7): 1543～1551

4 C.-I. Chang. *Hyperspectral imaging: Techniques for Spectral Detection and Classification* [M]: New York: Kluwer Academic/Plenum Publishers, 2003. 13～102

5 V. Achard, A. Landrevie, J. C. Fort. Anomalies detection in hyperspectral imagery using projection pursuit algorithm[C]. *Proc. SPIE*, 2004, **5573**: 193～202

6 Na Li, Peng Du, Huijie Zhao. Independent component analysis based on quantum genetic algorithm and its application to hyperspectral images[C]. *International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGRSS)*, 2005, *IEEE*, 2005, **6**: 4323～4326

7 Xun Lina, Fang Yonghua, Li Xin. A small target detection approach based on endmember extraction in hyperspectral image [J]. *Acta Optica Sinica*, 2007, **27**(7): 1178～1182
寻丽娜，方勇华，李 新. 高光谱图像中基于端元提取的小目标检测算法[J]. 光学学报，2007，**27**(7)：1178～1182

8 He Lin, Pan Quan, Di Wei *et al.*. A small-target detector based on single likelihood test for hyperspectral imagery[J]. *Acta Optica Sinica*, 2007, **27**(12): 2155～2162
贺 霖，潘 泉，邸 韡 等. 一种基于单似然检验的高光谱图像小目标检测器[J]. 光学学报，2007，**27**(12)：2155～2162

9 J. A. Benediktsson, J. A. Palmason, K. Arnason. Classification of hyperspectral data from urban areas based on extended morphological profiles [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2005, **43**(3): 480～491

10 Rafael C. Gonzalez, Richard E. Woods. *Digital Image Processing* [M]. 2nd ed., Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2005. 445～448
冈萨雷斯. 数字图像处理[M]. 第二版，北京：电子工业出版社，2005. 445～448

11 Antonio Plaza, Pablo Martinez, Rosa M. Perez *et al.*. A quantitative and comparative analysis of endmember extraction algorithms from hyperspectral data[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2004, **42**(3): 650～662

12 Antonio Plaza, Pablo Martinez, Rosa M. Perez *et al.*. Spatial/spectral endmember extraction by multidimensional morphological operations[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2002, **40**(9): 2025～2041

13 Antonio Plaza, Pablo Martinez, Rosa M. Perez *et al.*. Dimensionality reduction and classification of hyperspectral image data using sequences of extended morphological transformations [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2005, **43**(3): 466～479