

文章编号:1001-9014(2004)04-0286-05

基于高光谱图像主成分分量的小目标检测算法研究

李智勇, 匡纲要, 郁文贤, 薛 绮

(国防科技大学 电子科学与工程学院, 湖南 长沙 410073)

摘要:提出了一种基于图像主成分分量的高光谱小目标检测算法. 作为一种多元数据集合, 通常高光谱数据形成的几何体是一个超平面. 主成分分析能有效估计这一几何体的本征维数. 显著特征值对应的主成分体现了几何体大部分信息; 而不显著特征值对应的主成分则代表了正交于几何体的信息, 而这些信息中则包含了重要的内容, 例如目标特性. 文中提出的方法就是利用这些不显著的主成分分量来进行小目标检测. 该方法减少了对先验光谱信息的依赖, 提高了算法的实用性.

关键词:高光谱; 目标检测; 超平面; 主成分分析

中图分类号:TP751.1 **文献标识码:**A

ALGORITHM ON SMALL TARGET DETECTION BASE ON PRINCIPAL COMPONENT OF HYPERSPECTRAL IMAGERY

LI Zhi-Yong, KUANG Gang-Yao, YU Wen-Xian, XUE Qi

(School of Electronic Science and Engineering, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract: A small target detection approach which is based on principal component of hyperspectral imagery was presented. As a kind of multivariate data, the points of hyperspectral data always compose a hyper-plane in high-dimensional space. The principal component analysis can estimate the intrinsic dimensionality of the hyper-plane. Usually, the significant components contain most information of imagery. The insignificant components, which covers important details such as target characteristic, represent the information of orthogonal subspace. These insignificant principle components were used to detect small targets. This method reduces the dependent of the spectral pre-information and improves the practicability.

Key words: hyperspectra; target detection; hyper-plane; PCA

引言

高光谱技术是21世纪遥感技术发展的前沿, 同时也是各国遥感界关注的焦点之一. 经过短短几十年的发展, 这一技术已经在很多领域得到广泛应用, 表现出较大的发展前景. 高光谱传感器能在同一时刻对不同的光谱波段分别成像, 从而记录地物的光谱信息, 因此它可以通过光谱来鉴别目标. 这为目标检测技术的发展提供了新的信息^[1].

目标检测和分类是高光谱数据处理的主要领域. 分类是对数据标记类别标签; 而检测则是验证目标是否存在于图像中. 一般的, 目标检测的目的是在

一定虚警概率的基础上产生一幅目标图. CFAR准则是普遍使用的目标检测方法^[2]. 实际应用时, 通常是在已经拥有一些目标和背景光谱信息的前提下, 判断高光谱图像中的目标点是否存在. 为此目的, 我们需要一种决策准则来判断目标是否存在于给定的图像中. 在许多情况下, 这种决策准则最终就是一个二元假设检验的数学公式. 例如: MFD \ MSD (Match Field \ Subspace Detector) 以及正交子空间投影(OSP)等算法^[2-5]. 它们通过一定的统计模型和匹配滤波器来构造检测算子, 并在许多应用中都取得了较好的结果. 但是, 由于部分的参数需要先验光谱信息, 因此它们对光谱数据库的依赖性较强.

收稿日期: 2003-02-27, 修回日期: 2003-10-08

基金项目: 国家863计划批准号资助项目(863-308-09-01)

作者简介: 李智勇(1975-), 男, 辽宁阜新, 博士, 主要从事高光谱目标检测和识别方面的研究.

Received date: 2003-02-27, revised date: 2003-10-08

然而,在很多情况下,我们没有条件获得目标和背景的先验光谱信息,也不能有效的确定目标和背景的模式,此时就无法应用 CFAR 准则;只能先对数据进行异常检测,再依据其他先验信息(目标大小、与周围环境的关系)来提取感兴趣目标,例如,Reed 和 Xiaoli Yu 提出了一种基于广义似然比检验且不需要先验光谱信息的目标检测方法——RX 算法^[6]. 本文提出的算法从几何角度揭示了主成分分析的特点,并利用这一特点,在没有光谱信息的条件下,利用一定的几何信息来完成最后的目标检测. 本文的第二节讨论数据集本征维数的估计问题. 第三节介绍算法的流程;最后列出试验结果并与 RX 算法的结果进行了比较.

1 高光谱数据的超平面特性

在 n 维向量空间中,存在一些具有一定拓扑结构的数据集合,它们构成了空间中的超平面. 例如:对于 n 维空间中的 N 个向量,存在一个最小数目的、独立的元数,以它构成的低维向量集合可以表征 n 维空间中的这 N 个向量,这就是多元数据的本征维数^[7,8]. 也就是说:向量的数据元之间具有较强的线性相关性. 波段数据之间具有较强的线性相关性正是高光谱数据的特点之一,其相邻波段的线性相关性是非常强的,如图 1.

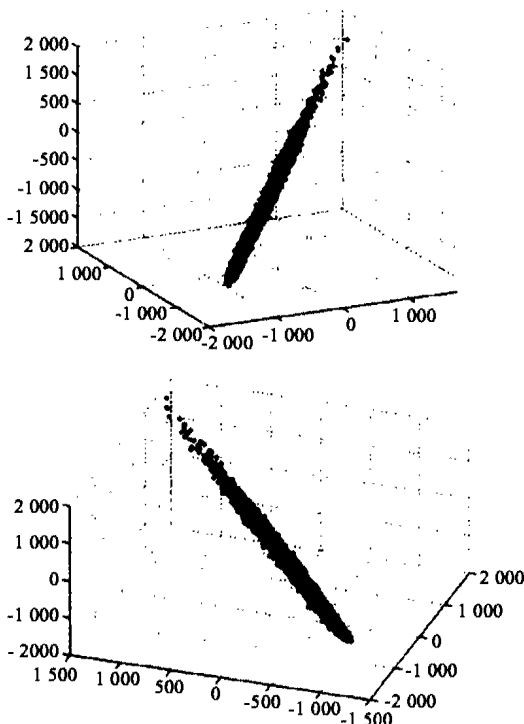


图 1 OMIS 的 17,18,19 波段散点图

Fig. 1 Scatter-plots of 17,18,19 band of OMIS data

图 1 是 OMIS 的 3 个波段的视角不同的三维散点图. 其中,3 个坐标轴代表 3 个波段. 从图上可以看出,数据分布形似一条直线上,这说明这 3 个连续波段数据之间是强线性相关的.

波段之间的强线性相关性使得数据集在高维空间中呈现一种低维的拓扑结构. 假设数据集为 n 维空间中的 $T, x \in T$, 本征维数为 d , 则数据模型可以用式(1)表示

$$F: R^d \rightarrow R^n, x = f(K) + \eta. \quad (1)$$

其中: $K = [k_1, \dots, k_d]$ 是从 x 向量提取的 d 个独立的数据元. 函数 f 可以描述为 n 维空间中的 d 维超面. 如果我们假定函数 f 是线性的, 那数据集就构成了 n 维空间中的 d 维超平面.

通过对高光谱数据的进一步分析发现,大面积的背景地物数据构成了这个超平面,而一些异常点(噪声、混合点和目标等)则因为光谱的差异而游离在超平面之外. 因此,可以利用超平面法线矢量来分离异常点和背景,以达到异常检测的目的. 主成分分析正是一种简单并且有效的获取法线矢量的方法. 首先通过对本征维数的估计来确定符合要求的特征矢量的数量,然后利用相应的主成分分量进行目标检测.

2 本征维数的估计

本征维数的估计问题很早就为人们关注. 在数据分类和回归运算中,都需要估计本征维数;特别是利用神经网络方法时,可以通过估计本征维数来确定神经网络的结构复杂程度^[7]. 在多元数据的处理中,主成分分析是一种理想的降维工具. 除此之外,它还是一种估计本征维数的有效方法.

主成分分析可以用不同观点和方法来解释^[9]. 经典的统计学家认为主成分分析确定的是一个多元正态分布等密度椭球面的主轴. 近年来,越来越多的学者从数据分析的角度出发,抛开了一切关于概率分布和统计模型的假定,以数据拟合的观点来解释主成分分析. 他们利用 n 维空间中的 N 个点来寻找一条过原点的直线,使得这些点与直线的距离之和最小,这条直线就是第一特征向量所在方向.

第二特征向量,在满足与第一特征向量垂直的基础上,还要使得它与这 N 个点距离之和达到极小. 以此类推,可以得到这样一个结论:对任意的自然数 $d, 1 \leq d \leq n$, 在所有的 d 维子空间中,以数据互相关矩阵的前 d 个特征向量所张成子空间,使得数据与它们在这个子空间的投影有最小的均方误差.

根据以上论述,我们得到这样的结论:高光谱数据互相关矩阵的前 d 个显著特征向量代表了数据几何体的信息, d 就是本征维数;而后面的 $n-d$ 个趋近于零的特征值对应的特征向量则代表了正交于数据几何体的子空间信息.如果数据集视为超平面,则这些特征向量就是超平面法线矢量.因此,我们可以利用主成分分析来估计数据几何体的本征维数,并且确定法线矢量.

3 检测算法步骤

从 n 维空间中 N 个数据的主成分分析结果可以得到 n 个特征向量.除去前面 d 个显著特征向量后,剩下的 $n-d$ 个将构成一个正交子空间.该空间中的任意一个向量都是数据平面的法线.除非 $n-d = 1$,否则数据平面将有无穷多个法线矢量.由于这些矢量的方向各不相同,其代表的信息也就不一样.但其中一定包含了感兴趣目标的信息,只是能量有强有弱,所以对于这 $n-d$ 个特征向量还要进一步分析.

我们将原始数据投影到特征向量的方向上,形成主成分分量.这样高光谱数据将会形成一幅图像,异常点在这幅主成分分量图像中表现为图像的最大值(最亮)或是最小值(最暗).因为没有先验光谱信

息加上异常点之间存在光谱差异,所以我们不能确定感兴趣的目标到底是属于最大值还是最小值.另外,有些主成分图由于代表了系统噪声,异常点信息变得非常微弱.如图 2 所示.

图 2 的结果说明了上面列举的情况,我们可以看到在倒数第 8 主成分分量图上感兴趣目标不明显;在倒数第 9、第 10 分量图上目标比较明显,但表现为两个极端(一亮一暗).这在处理过程中要区别对待.从直方图看,我们难以有效地确定图像数据的统计模型,所以在进行检测时,我们选用了自适应阈值法.

自适应阈值法不需考虑统计模型,其阈值是根据图像灰度的均值和最大值自适应确定的.其公式如下

$$\Delta = u + (M - u) \cdot \sqrt{\frac{u}{M}} \quad (2)$$

其中, Δ 为所求得阈值, u 为图像灰度的均值, M 为图像灰度均值的最大值.

这样,根据主成分分量图的特点,在确定出本征维数,得到待处理的主成分分量图后,我们首先从剩余的 $n-d$ 个主成分中选出第一个,一般说来,这个分量图携带了较多的异常点信息,将其以零

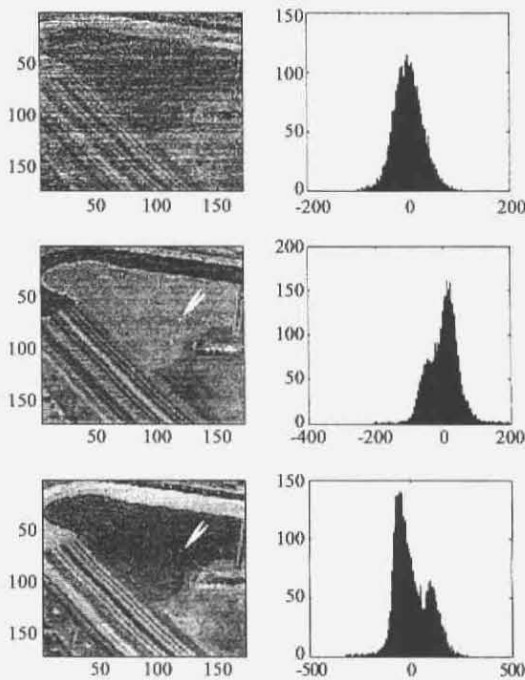


图 2 高光谱数据主成分分量图及其直方图(由上至下:倒数第 8、9、10 分量.白色箭头所指为某一个感兴趣目标)

Fig. 2 Principle component image and histogram of hyper-spectral data (From top to bottom: reciprocal 8th, 9th, 10th principle component image. The dot of white arrow is a interested target)

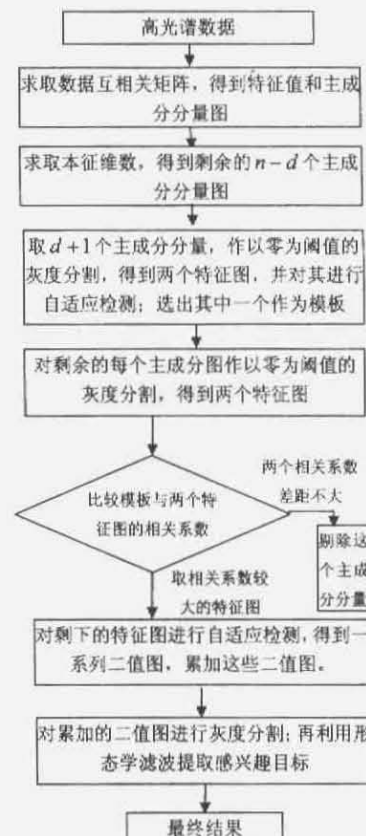


图 3 算法流程图

Fig. 3 The flow chart of algorithm

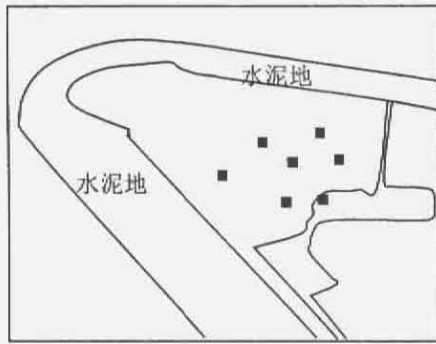


图4 实验场区及目标位置图

Fig. 4 Image of the scene and targets position

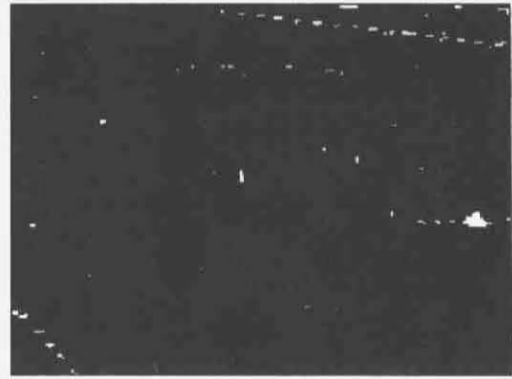
为阈值分割成两幅特征图,对小于零的部分取其绝对值后进行自适应阈值检测,得到两幅异常点二值图,从中选出一个作为模板.接下来,我们对所有的主成分分量图作以零为阈值的灰度分割,再用模板匹配的方法来选择是否保留、保留哪一个作为后续处理的特征图.这一步处理可以消除虚警影响.这些虚警一方面来源于代表噪声的主成分分量,一方面来源于与目标性质不同的其他异常点.如果模板匹配结果相近,说明这个主成分代表了噪声信息,要剔除它;如果其中一个匹配结果远大于另一个,则说明这个特征图包含了目标信息,保留这个特征图,同时剔除另一个特征图.最后,对保留下来的特征图作自适应阈值检测,再累加这些检测结果.至此我们将得到一幅目标信息增强的二值图.进一步灰度分割之后,再根据目标几何特征(面积较小且孤立),消除虚警.整个算法的步骤可以用图3表示.

4 实验结果和分析

实验数据是由 OMIS 生成的 128 波段的高光谱数据,图像大小为 170×170 . 由于其在近红外区的 32 个波段(65 ~ 97 波段)信噪比低,图像模糊,所以将它们剔除出去.实际参与处理的波段只有 96 个.

待检测的目标是一些车辆,被分散安置在场地中,如图4所示.目标有7个,图中的小正方形代表目标所在位置.

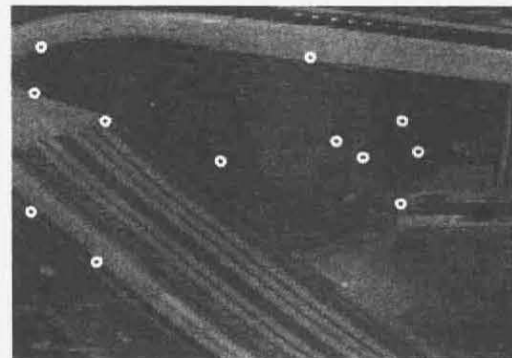
算法的第一步是估计本征维数的大小,以确定参与目标检测的主成分数量.我们首先将特征值正则化,求出所有特征值与最大特征值的比值,然后将大于 0.1 的特征值确定为显著值.通过对数据的分析确定前 3 个特征值是比较显著的,所以这一数据的本征维数是 3,那么这 3 个主成分将不参与下一



(a)



(b)



(c)

图5 算法的最终结果(a)异常检测结果(b)形态滤波后结果(c)目标检测结果的标注

Fig. 5 The final results (a) result of anomaly detection (b) result of using morphological filter (c) display final results in false-color image

步的处理.

接下来,我们按照上一节所介绍的方法对余下的 93 个主成分分量图进行处理,得到了一个累加的异常点二值图,进一步灰度分割后,如图5(a)所示.这个图上存在许多虚警,影响目标检测.我们已知感兴趣的目标是较小且孤立的,可以对大面积的散点进行插值,将它们连起来;再利用形态学滤波的腐蚀膨胀的方法去掉这些大面积点,最终的目标检测结果如图5(b)所示.目标检测的结果在伪彩色图上标注出来,如图5(c)所示.

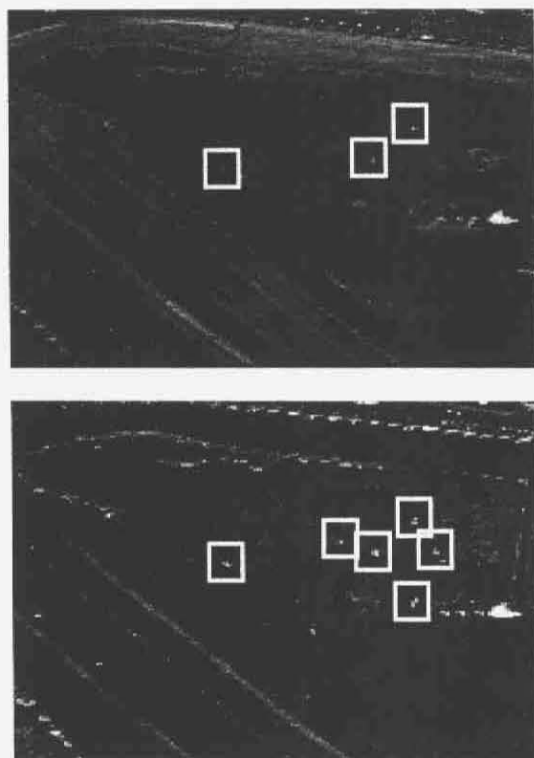


图6 基于主成份分量检测算法与RX算法处理结果比较
Fig.6 Compare the result of detection algorithm base on principal component and RX algorithm

由图5可见,检测结果包含6个虚警,并且漏检了一个目标.通过对虚警的分析,我们可以发现,这些点都是边界点,也就是说是光谱混合点.混合点对目标检测的影响比较大.图6是RX算法的检测结果与本文提出方法的检测结果的比较.可见,同RX算法(检测到3个目标)相比,这一方法提高了检测率.因为RX算法需要确定数据的统计模型,所以它具有一定的局限性,在图像包含地物类型较多、统计模型较为复杂时,它会产生较多的虚警.而本文提出的方法不考虑数据的统计模型,因此在实用性方面要好于RX算法.

5 结语

本文从本征维数的角度分析了主成分分量图的

几何意义,提出了一种近似于异常检测的目标检测方法.从几何的角度看,高光谱数据是呈现出低维的拓扑结构的,在一定条件下,这种结构表现为超平面的特性.我们通过分析可以确定,主成分分析结果包含了法线矢量的信息,据此来分析图像中异常点的情况.这个算法的优势就是不需要任何光谱信息,其检测结果也比较理想;是一种实用性较强的小目标检测方法.

REFERENCES

- [1] Marcus Stavros Stefanou, Richard c Olsen, Herschel H Loomis. Signal Perspectives of Hyperspectral Imagery Analysis Techniques[R], 1998, AD-A333 254.
- [2] Dimitris Manolakis, Chrisitina Siracusa, David Marden, et al. Hyperspectral adaptive matched filter detectors; Practical performance comparison[J]. *SPIE*, 2001, **4381**: 18—33.
- [3] Joseph C Harsanyi, CheinI Chang. Hyperspectral image classification and dimensionality reduction; An orthogonal subspace projection approach[J]. *IEEE Trans. On Geoscience and Remote sensing*, 1994, **32**(4): 779—785.
- [4] Schaum A. Spectral subspace matched filtering[J]. *SPIE*, 2001, **4381**: 1—17.
- [5] David Gillis, Peter Palmadesso, Jeffrey Bowles. An automatic target recognition system for hyperspectral imagery using ORASIS[J]. *SPIE*, 2001, **4381**: 34—43.
- [6] Manolakis D, Shaw G. Detection algorithms for hyperspectral imaging applications[J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2002, **19**(7): 29—43.
- [7] Peter j Verveer, Robert P W Duin. An evaluation of intrinsic dimensionality estimators[J]. *IEEE Trans. On Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1995, **17**(1): 81—85.
- [8] Bruske J, Sommer G. Intrinsic dimensionality estimation with optimally topology preserving maps[J]. *IEEE Trans. On Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1998, **20**(5): 572—575.
- [9] HU Guo-Ding, ZHANG Run-Chu. *Multivariate Data Analysis* [M]. Tianjin: NanKai university press (胡国定,张润楚.多元数据分析.天津:南开大学出版社), 1990.
- [10] XUE Yong-Qi, WANG Jian-Yu. *Operative Modolor Imaging Spectrometer. Development of Information Acquisition and Processing Technology* [M]. Beijing: China Timbering Industrial Publishing House (薛永祺,王建宇.实用型模块化机载成像光谱仪,信息获取与处理技术.北京:中国建材工业出版社), 1998, 43—46.