

文章编号: 1007-4619 (2003) 04-0304-05

# 基于特征层融合的高光谱图像异常检测算法研究

李智勇, 匡纲要, 邹焕新, 吴昊

(国防科技大学 电子科学与工程学院一系, 湖南长沙 410073)

**摘要:** 介绍了一种基于特征层融合异常检测算法。目前, 其他的目标检测算法都需要知道有确定类别标记的样本, 而一般的异常检测则是利用统计特征差异分割出图像中不同于背景的点。此方法减少了对先验信息的依赖, 但是其结果存在较大虚警。提出的异常检测算法是利用低概率检测算法对高光谱数据先进行特征层融合, 再进行分割、提取异常点, 其结果降低了虚警和漏警。用这一方法对 OMIS 系统产生的数据进行了处理, 取得了较好的结果。

**关键词:** 高光谱图像; 异常检测; 低概率检测; OMIS 系统

**中图分类号:** TP751.1 **文献标识码:** A

## 1 引言

利用高光谱图像进行自动目标检测与识别是遥感信息处理领域比较活跃的研究方向。高光谱传感器是一种被动传感器, 它能同时在不同的光谱波段内成像, 从而记录地物的光谱信息, 因此具有在光谱上鉴别目标的能力。机载高光谱成像仪的发展非常迅速, 如美国的 AVIRIS(机载可见光/近红外成像光谱仪)、HYDICE(超光谱数字图像收集实验仪)等系统。中国在这一领域也有了较大发展, 例如研制成功了 OMIS<sup>[1]</sup>(实用性模块化成像光谱仪)、PHI(推帚式超光谱仪)等系统。

波段融合处理是高光谱图像数据的分类和检测的第一步。一般认为高光谱图像是一种由多种传感器获得且已经配准好的多传感器图像。融合处理可以突出各传感器图像的特征, 减少信息量的丢失。一些基于像素层和特征层的波段融合算法都是建立在投影的基础上。例如: 主成分分析和正交子空间投影<sup>[2-4]</sup>等。基本方法是通过投影, 将高光谱的波段数据变换到设定的特征空间中进行融合, 突出目标点。在 Jimenez 的文章<sup>[5]</sup>中提到使用投影追踪算法对图像进行融合。

异常检测是根据图像中异常点与背景统计特征的差异来进行检测, 例如, 在土壤和植被为主要背景

的情况下检测人造目标和车辆等。异常检测通常被作为自动目标识别系统的第一步处理过程。在实际应用过程中, 目标的先验信息的获取有难度, 而背景的信息可以利用一些方法, 如: 奇异值分解, 通过图像数据来提取。Thai<sup>[3]</sup>就是用这一方法获得背景子空间的光谱特征。近年来, 研究工作多集中在反映待检测数据的统计模型上。其中多采用高斯模型。Meth<sup>[2]</sup>利用向量间距离分析来检测异常点, 使用的统计模型是高斯分布。而 Hazel<sup>[6]</sup>则是利用高斯马尔科夫模型来模拟背景数据的统计特性, 进行异常检测。

## 2 数据特点

一般来说, 高光谱的不同谱段内的图像有较大的差别, 例如: 可见光的图像与近红外、远红外的图像的相关性较小, 说明图像差异较大。由于这些传感器在器件响应能力和获得的人射能量的差异, 其各波段图像的像素值之间有较大变化。OMIS 系统分别在可见光/近红外、中、远红外 5 个谱段内的 128 个波段上成像, 由于各谱段响应器件的不同, 它在 5 个谱段内的光谱分辨率是不同的: 分别为 10nm、40nm、150nm、250nm 和 500nm。我们发现其可见光/近红外谱段的图像平均亮度较高, 图像灰度变化较大。因此, 在实际的处理中, 如果不分谱段进行处

收稿日期: 2002-01-22; 修订日期: 2002-03-25

基金项目: 863 课题, 编号: 863-308-09-01(5); 课题名称: 图像目标特征识别与应用技术研究。

作者简介: 李智勇, 1975 年生, 博士生, 2000 年毕业于国防科技大学电子科学与工程学院通信与信息系统专业, 硕士。现主要从事超光谱图像处理的研究。

理,会影响检测结果;特别是利用向量投影的方法进行小目标的检测,由于某些谱段的图像变化剧烈,使得投影结果中一些在这一谱段与背景地物近似、但在其它谱段有区别的小目标被消隐掉了,产生严重的漏警。基于这个原因,有必要分谱段进行投影,再对这些图像进行融合,使其结果能融合各谱段内的目标信息、且抑制背景信息,拉大目标与背景的距离。

### 3 特征层融合算法实现

数据融合的方法包括3个层次:像素层,特征层和决策层。像素层的融合由于包含了数据的全部信息,所以它具有最高精度;但是,这种融合方法也可能削弱目标信息。一般的,目标点在各个波段图像上的表现是不一样的,相比较背景而言,有时灰度值较大,有时较小,没有统一的灰度特征。所以,简单的基于像素层的融合,例如相加平均法,将导致某些信息被重复增强,类似于照相中的局部多次曝光的效果;另外,由于各波段目标特征此消彼长,简单的相加平均会削弱目标信息。所以,我们考虑使用基于特征层的融合方法。基于特征层的融合在较大程度上保留各谱段数据信息的同时,突出目标。在此,我们首先将不同谱段的图像数据分别投影到特征空间中,在特征空间中,目标将具有统一的灰度特征;再利用相关算法来融合这些投影结果,进一步增强目标信息。下面介绍投影算法,这是融合算法的关键。

本文中所使用的投影方法是低概率检测法(LPD, Low Probability Detection)<sup>[5]</sup>。低概率检测法是一种适用于检测小目标的高光谱图像处理方法。它利用各波段图像之间的互相关系数构成互相关矩阵,再求其特征向量来代表图像中大概率地物的光谱,并利用这些数据构造一个正交子空间;使得在这个空间中的大概率地物的信息被抑制,从而使小概率目标变得突出。LPD算法的最核心的内容就是构造正交投影算子。如式(1)所示,将互相关矩阵的  $p$  个特征向量排列在一起构成一个矩阵  $\tilde{E}$ :

$$\tilde{E} = \begin{bmatrix} \uparrow & & \uparrow \\ e_1 & \cdots & e_p \\ \downarrow & & \downarrow \end{bmatrix} \quad (1)$$

利用这个矩阵来构造正交投影算子  $P$ :

$$P = (I - \tilde{E}\tilde{E}^{\#}) \quad (2)$$

其中: $\tilde{E}^{\#} = (\tilde{E}^T\tilde{E})^{-1}\tilde{E}^T$  为  $\tilde{E}$  的伪逆。 $P$  算子就是正交投影算子,它是  $V$  维的矩阵, $I$  是波段数。

实际使用的投影算子还要加一个匹配滤波的过程,这一过程是在算子  $P$  前面乘一个光谱向量  $d$  构成的,如式(3):

$$P_t = d \cdot P \quad (3)$$

需要指出的是,  $d$  是直接从图像数据中提取的一个异常点(非常亮或暗点)的光谱向量。所以,低概率检测算子需要知道一个异常点的光谱信息。另外,特征向量的个数  $p$  地确定是比较困难的,这些在本文处理中是依靠人机交互的方式获得的。

使用低概率检测的主要目的是突出目标、抑制背景,另外也使目标的灰度特征表现一致。在分谱段作完低概率检测后,生成几幅投影后的图像,小概率目标在图像中将表现为较亮,而大概率的背景将受到一定的削弱而变暗。下一步对这些图像进行相关处理,从而使融合结果能表现出所有目标,相关处理如式(4):

$$R(i, j) = \frac{\prod_{n=1}^k M_n(i, j)}{\prod_{n=1}^k \sqrt{\sum_i \sum_j M_n(i, j)}} \quad (4)$$

其中  $i, j$  代表图像的坐标,  $k$  是所分的谱段的数目,  $M$  是经过低概率检测运算后的图像;还有一点要说明的是分子的乘法是矩阵之间的点乘。

### 4 异常检测算法

RX算法<sup>[3]</sup>是由 Reed 和 Yu 提出的一种异常检测算法,此算法是利用似然比在有目标( $H_1$ )和无目标( $H_0$ )两个假设中选择。它类似于恒虚警(CFAR)的检测方法。在此,由于可获取的目标的特性不完整,所以我们使用恒虚警的检测方法。一般的,假定数据服从正态分布,概率密度函数是:

$$f(x; u, \sigma^2) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{(x-u)^2}{2\sigma^2}} \quad (5)$$

其中包含两个未知参数:  $u$  和  $\sigma$ 。根据数据,利用极大似然估计法可估计出来。我们确定一个虚警率  $P_v$ ,例如:  $5 \times 10^{-4}$ ;由此确定一个门限  $T_n$ ,使得:

$$1 - \int_{-\infty}^{T_n} \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{(x-u)^2}{2\sigma^2}} = P_v \quad (6)$$

通过这个阈值,我们可以得到异常点的二值图。

由于异常检测的特点,它包含大量的虚警。这些虚警是由一些与背景地物的光谱有较大差异的点构成,例如:一些建筑物的阴影和某些特殊的人造地物。但是,根据我们的先验知识:真正的目标点(车辆)是孤立的且较小(一般是几个像素),由此可以消

除大量虚警。在分割结果中,许多大块虚警在某一范围的邻域内是不连续的,例如阴影;也就是说,要利用邻域内插值的方法连接上这些点。所以,我们通过插值使大量的虚警连起来构成大块区域。然后利用形态学滤波方法的腐蚀膨胀算法将这些大块区域消除掉,保留下小而孤立的点。图 1 描述了算法中每个步骤的流程。

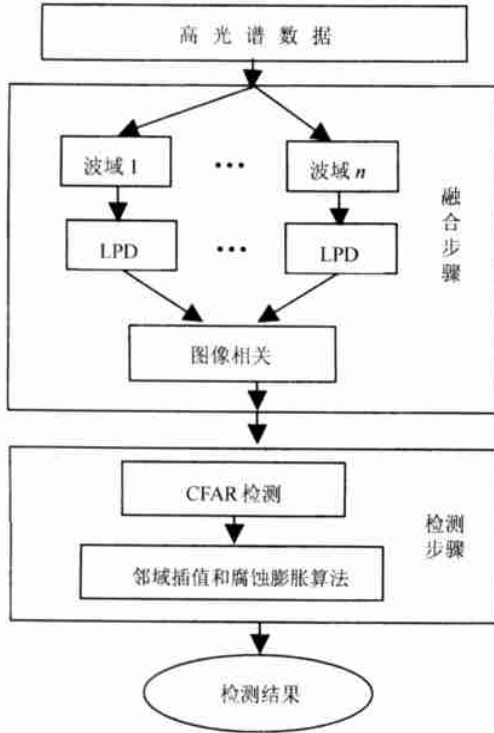


图 1 算法步骤

Fig.1 Steps of detection algorithm

### 5 实验结果分析与总结

实际处理图像大小为  $170 \times 170$ 。按照自然的谱段划分,对 OMIS 数据进行低概率检测算法应该在 5 段上实施。实际上,由于其中一个波域 ( $2.0-2.5\mu\text{m}$ ) 的 32 个波段的信噪比较低,图像非常模糊,将它融合进来非但不能改善效果,反而会影响后期检测的结果,所以这一谱段不参与处理;另外,中红外谱段的 8 波段数据和远红外谱段的 8 波段数据具有相同响应特性,所以将它们整合在一起构成热红外谱段。这样,实际使用低概率检测算法的谱段为 3 个:可见光/近红外区 ( $0.4-1.1\mu\text{m}$ ) 64 个波段;近红外区 ( $1.1-1.7\mu\text{m}$ ) 16 个波段;热红外区 ( $3.0-5.0\mu\text{m}, 8.0-12\mu\text{m}$ ) 16 个波段。其实,由于低概率检测处理低维的数据效果不理想,一般处理的波段数目不能太少。

我们对可见光/近红外区 ( $0.4-1.1\mu\text{m}$ ) 64 个波段、近红外区 ( $1.1-1.7\mu\text{m}$ ) 16 个波段以及热红外区 ( $3.0-5.0\mu\text{m}, 8.0-12\mu\text{m}$ ) 16 个波段分别进行了低概率检测运算;得到了 3 幅图像,再将这 3 幅图像进行相关处理,得到融合后的图像,如图 2。

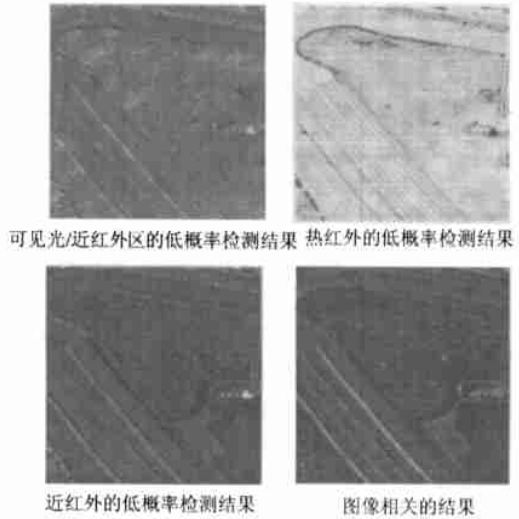


图 2 分谱段低概率检测结果和融合结果

Fig.2 Sub-bands LPD result and fusion result

由图 2 可以看出,相关后的图像,目标(图像中的白色点)和背景的对比度增强了。这样,确定虚警概率为  $5 \times 10^{-4}$ ,由 CFAR 算法确定的门限来进行分割;再利用形态学的方法消除较大面积的虚警区域,在这里使用了邻域插值和腐蚀膨胀的方法得到了最终检测结果(图 3)。

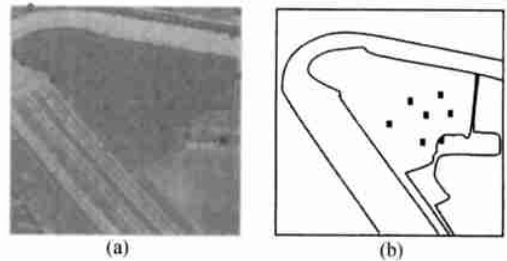


图 3 最终检测结果的标示及目标原始位置

Fig.3 The final detection result and targets original position

图 3(a)是最终检测结果的标示,图 3(b)是目标的位置,是预先获得的。可见,最终的检测结果虽然包含了 6 个点的虚警,但是七个目标没有漏检,检测效果是比较好的;相比较使用所有波段进行低概率检测算法的效果,这个结果减少了漏警和虚警(图 4)。图 4 是利用所有 128 波段直接进行低概率检测以及利用形态学滤波的检测结果,以相同的虚警概

率确定阈值。其结果漏掉了4个目标,且虚警较多的。

通过比较说明:基于低概率检测投影的融合方法可以有效的增强小目标检测效果。它不仅防止漏警的发生,还消除了大量虚警。一般的,维数越高,目标向量与背景向量的可分性应该越大。但是,从实际结果来看,降低了维数的这种算法的性能比直接融合128波段数的结果要好;不仅减少了漏警,还减少了虚警的发生。实际上,产生这个问题的原因

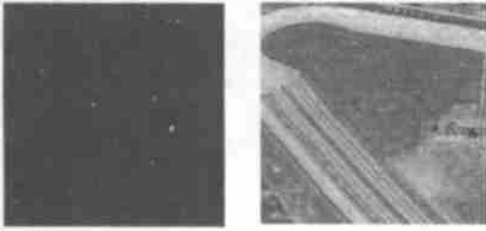


图4 128波段低概率检测结果和目标标示  
Fig.4 128 Bands LPD result and targets display

在于低概率检测算法和图像数据本身。

低概率检测算法是利用图像互相关矩阵的特征向量来建立算子,抑制背景信息。我们知道,从数据拟合的角度来看:主成分分析方法是在高维数据空间中找到一个较低维数的子空间,使得每个数据在这个子空间的投影与其本身的差距最小。这使得图像数据的两种表现对特征向量有影响:(1)图像中同种地物的面积;(2)图像中不同地物在各波段的灰度变化。一般来说,前几个特征向量(对应特征值最大的几个)的波形将趋近于图像上面积较大的地物的光谱波形;所以,由这些特征向量建立的向量空间就可以表征图像上大概率地物的光谱。我们将原始数据投影到它的正交空间中,就可以削弱大概率地物表现,从而突出小概率目标。这正是低概率检测的原理。但如果某一类地物在一些波段内灰度值变化较大,则前几个特征向量的波形将在这些波段内表现出这一类地物的光谱特征。也就是说,如果某些波段的图像由于大概率地物的表现,使得灰度值变化较大,特征向量将在这些波段表现出此类地物的光谱特征。这样,经过低概率检测,其结果就表现为:重点抑制了某些背景地物。然而,有些小目标可能在这些波段内正好与背景的表现一致,从而,在做全波段的低概率检测时,将会把这些目标当作背景抑制掉,导致漏警。这意味着:低概率检测的结果是对某些波段敏感的。相反,先把数据分成几段,较大限度的保留了目标的信息,而相关处理又进一步的

提高了信噪比,使目标更加突出了,也抑制了虚警。所以,这种基于低概率检测的融合方法的检测效果是较理想的。

另外一个问题就是,低概率检测的数据维数大小。如前所述,对原始数据进行低概率检测要保证在一定的维数(波段数)上进行。这是因为低概率检测是一种向量投影的方法,如果投影空间选择不当,这类方法会在抑制背景的同时抑制目标。如果数据维数较低,目标与背景的可分性降低,则特征向量包含的信息中目标的成分增加,这样低概率检测将抑制目标的信息。所以,在进行低概率检测是要保证一定数据维数。

本文介绍了一种基于特征层融合的异常检测算法,对OMIS数据进行处理取得了较好的结果。此算法只需要知道某一个异常点的先验信息,就可以检测出其他目标;背景信息是通过图像本身提取;这样大大降低对先验信息的依赖。基于特征层的融合算法是建立在低概率检测算法的基础上。低概率检测是一种抑制背景、增强小目标的投影方法;分谱段进行低概率检测,可以在不同谱段上得到小目标增强的图像,使得融合结果突出了各谱段的特点,从而降低了漏警的发生。总的来看:这一方法具有一定的适用性。它并不局限于应用在OMIS系统的数据上。实际上对于高光谱数据,它都可以解决由于投影算法和数据本身的特点带来的检测效果不理想的问题。

## 参考文献 (References)

- [1] Xue Y Q, Wang J Y. Operative Modular Imaging Spectrometer[A]. Development of Information Acquisition and Processing Technology [C]. 1998. [薛永祺,王建宇.实用型模块化机载成像光谱仪[A].信息获取与处理技术[C].1998.]
- [2] Renven Meth. Detection and Segmentation in Hyperspectral Image Using Discriminant Analysis[J]. *Proceeding of SPIE* 2000, 4049: 386—397.
- [3] Bea Thai, Invariant Subpixel Target Identification in Hyperspectral Imagery[J]. *Proceeding of SPIE*, 1999, 3717: 14—24.
- [4] Joseph C Harsanyi, Chein \_I Chang. Hyperspectral Image Classification and Dimensionality Reduction: An Orthogonal Subspace Projection Approach[J]. *IEEE Trans. no Geoscience and Remote sensing*, 1994, 779—785.
- [5] Luis O Jimenez. Classification of Hyperdimension Data Based on Feature and Decision Fusion Approaches Using Projection Pursuit, Majority Voting, and Neural Networks[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1999, 37, 1360—1366.
- [6] Geoffrey G Hazel. Multivariate Gaussian MRF for Multispectral Scene Segmentation and Anomaly Detection[J]. *IEEE Transactions on Geo-*

## Research of Anomaly Detection Approaches Based on Feature Fusion in Hyperspectral Imagery

LI Zhi-yong, KUANG Gang-yao, ZOU Huan-xin, WU Hao

(*School of Electronic Science and Engineering, National University of Defense Technology,*

*Changsha, Hunan 410073, China*)

**Abstract:** An anomaly detection approach based on feature fusion is presented in this paper. All the detection algorithms, aside from anomaly detection, require training pixels of the desired class. Anomaly detection is the detection of scene elements that appear unlikely with respect to a probabilistic feature of the scene. The method needs on prior information, but the result has much false alarm. In this paper, we use low probability detection to fuse the data in feature level; then segment the image and detect anomaly elements. The result eliminates much false alarm and improves the detectability. We apply the method to the data produced by OMIS system and achieve satisfying results.

**Key words:** hyperspectral image; anomaly detection; low probability detection; OMIS system