

基于投影寻踪的高光谱图像目标检测算法

寻丽娜 方勇华

(中国科学院安徽光学精密机械研究所遥感研究室,合肥 230031)

摘 要 针对高光谱图像中小目标检测问题,提出了一种投影寻踪结合遗传算法的目标检测方法.该方法采用对异常分布敏感的偏度和峰度作为投影指标,实数编码的加速遗传算法搜索最佳投影方向.利用高光谱数据对所提出的方法进行了实验研究.结果表明,该方法能够快速、可靠的检测出小目标.

关键词 高光谱遥感;目标检测;投影寻踪;遗传算法

中图分类号 TP751 **文献标识码** A

0 引言

高光谱遥感技术是在 20 世纪 80 年代发展起来的一种全新的遥感技术.它将成像技术和光谱分析技术有机地结合在一起,利用成像光谱仪以纳米级的光谱分辨率、几十或几百个波段同时对地物成像,能够获得地物的连续光谱信息,实现了地物空间信息、辐射信息、光谱信息的同步获取.使得在高光谱图像中运用空间几何信息或光谱信息来识别目标成为可能^[1,2,14,16]与只利用空间信息的传统图像识别技术^[15]相比具有独特优势.

一般地,高光谱图像的目标检测算法是在假设数据服从某种统计或几何模型(如线性混合模型)的基础上构造检测算子,并根据先验信息估计算子中的统计参量^[2,3].但在实际应用中,先验信息不易获得.并且在许多高光谱图像中,由于人工目标的尺寸相对于背景很小,在大的未知背景中检测这类目标比较困难.

本文提出了一种基于投影寻踪(Projection Pursuit,PP)的高光谱图像目标检测算法.该算法利用对小目标敏感的投影指标把高维图像数据投影到突出目标、抑制背景信息的低维数据空间上,从而达到检测小人工目标的目的.该方法不需要先验光谱信息,不仅可以分析高维空间的线性结构,也可以分析非线性结构.

1 投影寻踪

投影寻踪的概念是由 Friedman 和 Tukey 正式提出的^[4],它是用来处理和分析高维数据的一种探索性数据分析的有效方法,通过一个投影指标(Projection Index,简称 PI)把高维数据集投影到感兴趣的低维数据空间,感兴趣的程度由投影指标来衡量.投影寻踪也就是寻找使设计的投影指标达到

最大的最佳投影方向的过程^[5].

设 R^n 是 n 维欧氏空间, $X \in R^n$, $I(Y)$ 是某种投影指标,PP 具体可以描述为:

1)任意确定一投影方向 $\alpha, \alpha \in R^n$; 2)选定投影指标 $I(\alpha^T X)$; 3)寻找使投影指标最优的投影方向 α ; 4)将这部分结构从原数据中剔除,得到改进的结构,然后重复寻优过程,寻找新的投影方向,直到数据的投影中不再显著含有感兴趣的结构为止.

由此也可以看出投影寻踪的三个关键技术:投影指标的选择,寻优算法的选择,从原结构中剔除投影结构.

1.1 选择投影指标

投影指标要根据具体应用来选择.在 Jimenez 和 Landgrebe 的文章中用 Bhattacharyya 距离作为投影指标对数据降维^[6,7]; Ifarraguerra 和 Chang 则利用信息散度(information divergence)作为投影指标寻找偏离高斯分布的投影^[8].若把数据的方差作为投影指标,投影寻踪就是主成分分析.要检测高光谱图像中的人工目标,感兴趣的区域就是小人工目标.由于目标尺寸相对于背景很小,可看作背景中的异常点,所以检测小人工目标就是寻找背景分布中的偏离.偏度(Skewness)和峰度(Kurtosis)是用来描述样本数据分布形状和特征的统计量,偏度用来衡量分布的不对称程度或偏斜程度,峰度用来衡量分布的集中程度或分布曲线的尖峭程度,分别定义为

$$b = \nu_3 / (\nu_2)^{3/2} \tag{1}$$

$$k = \nu_4 / (\nu_2)^2 - 3 \tag{2}$$

式中, ν_m 为 m 阶中心矩, $\nu_m = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^m$, $\bar{x} =$

$$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i.$$

所以,用样本数据的偏度和峰度来设计投影指标函数.投影指标函数的值越大,意味着越偏离背景分布的结构.

$$I_{\text{skewness}}(\alpha^T X) = b^2 \quad (3)$$

$$I_{\text{kurtosis}}(\alpha^T X) = k^2 \quad (4)$$

1.2 优化投影指标函数

当样本数据给定时, 投影指标函数只随着投影方向 α 变化, 不同的投影方向反映不同的数据结构特征. 寻找使投影指标函数达到最大的最佳投影方向, 实际上是用数值方法求解最大值的最优化问题. 本文用基于实数编码的加速遗传算法 (Real coding based Accelerating Genetic Algorithm, RAGA) 来寻找最佳投影方向.

遗传算法是模拟生物进化过程中优胜劣汰规则与群体内部染色体信息交换机制的自适应全局优化的通用方法. 标准遗传算法一般使用二进制编码, 需要频繁的编码和解码, 计算量大; 而且存在早熟收敛, 解的精度差. 理论分析和算法分析说明, RAGA 对克服这些缺点是有效和显著的^[9,10]. 用 RAGA 优化投影方向的步骤为:

步 1: 编码. 设 p 为优化变量的数目, m 为种群规模, 在 p 维空间中按种群规模随机生成 m 组 $(0, 1)$ 区间上的均匀随机数 $b_i (i=1, 2, \dots, p)$ 作为优化编码, 令单位长度向量 $\alpha_i = -1 + 2b_i (i=1, 2, \dots, p)$, 则每一组编码对应一个投影方向.

步 2: 初始化父代群体. 对每一组随机数计算投影指标函数值 $f(j) = I(\alpha_j^T X)$, 将 $\{f(j) | j=1, 2, \dots, m\}$ 从大到小排序, 对应的 m 组 b_i 也跟着排序, 排序后的随机数 $\{b(i, j) | i=1, 2, \dots, p; j=1, 2, \dots, m\}$ 作为父代群体.

步 3: 生成子代群体. 通过选择、杂交、变异操作产生 3 个子代群体 $\{b_1(i, j), b_2(i, j), b_3(i, j) | i=1, 2, \dots, p; j=1, 2, \dots, m\}$.

步 4: 演化迭代. 由上面的步 3 得到的 $3m$ 个子代个体按其投影指标函数值从大到小排序, 取排在最前面的 m 个子代个体作为新的父代群体. 回到步 3, 进入下一轮的演化过程, 重新对新的父代群体进行选择、杂交和变异, 如此反复演化. 当已经搜索到最优解或结果已没有显著变化或迭代次数达到预先设定值时结束演化过程.

1.3 剔除原结构中的投影结构

通过上面的 RAGA, 得到一系列按投影指标函数值从大到小排列的投影图像. 若 α_1 是最大的 PI 对应的投影方向, 则 $Z_1 = \alpha_1^T X$ 把原始数据矩阵 X 投影到该方向上. 作出 Z_1 的直方图, 图像中偏离背景分布的异常点会引起直方图曲线分布的厚尾现象. 把直方图曲线尾部中第一个零点对应的横坐标作为阈值, 原始图像中灰度值大于该阈值的像素点就是要找的目标, 赋为 1, 其余的像素点视为背景, 赋为

0, 得到一幅二值图像 B_1 , 该二值图像就可用来检测目标. 在原始图像中, 把 B_1 中为 1 的点赋为 0, 其余点的灰度值不变, 又得到一幅灰度图像 X_1 . X_1 中不再包含已经检测出来的目标, 即从原始图像中剔除了投影结构. 把 X_1 作为新的待投影图像重新计算投影指标函数值、优化投影指标函数, 得到最大的 PI 对应的投影方向 α_2 以及投影后的矩阵 $Z_2 = \alpha_2^T X_1$. 类似的, 可以通过 Z_2 得到二值图像 B_2 和灰度图像 X_2 . 依次重复下去, 得到的一系列二值图像 $\{B_k\}$ 就是检测结果. 这样反复投影计算的是因为即使目标在第一次投影中丢失了, 在下面的过程中也可能被检测出来^[11,12].

直方图中零点的有无和多少与采样的步幅是密切相关的, 步幅太大则没有零点, 步幅太小则零点过多. 采用一个自适应的步骤来解决这个问题, 开始设置一个较大的步幅, 逐渐减小直到有零点出现, 该零点即为要找的阈值.

2 实验结果

实验数据是由实用型模块化成像光谱仪得到的 128 波段高光谱数据, 覆盖了从可见光到热红外 $(0.4-12.5 \mu\text{m})$ 的光谱范围, 分 5 个谱段, 光谱分辨率分别为 10 nm、40 nm、15 nm、250 nm、500 nm. 图像大小为 140×110 . 除去水汽吸收和低信噪比的波段后余下 84 个波段. 根据文献^[13]的分析, 不需要用所有的波段进行图像分类. 为了简化计算, 从这 84 个波段中均匀地选择 12 个波段进行分析和处理. 待检测的是一些油漆板, 被分散安置在实验场内. 如图 1, 共有 4 个目标, 图中的小正方形代表目标所在的位置. 主要的背景地物有覆盖了绿色植被的泥土地, 水泥地以及穿过植被的小路.

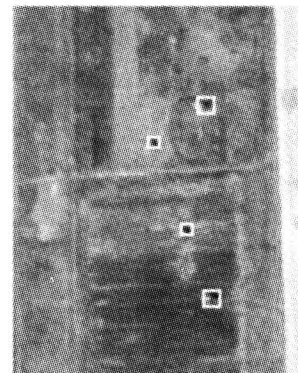


图 1 实验场区及目标位置图

Fig. 1 Image scene and position of inserted targets

在做投影寻踪之前, 首先要对原始数据进行去均值和白化处理, 以保证投影指标的平移不变性. 然后应用投影寻踪得到一系列投影图像, 如图 2、图 3. 图 2 和图 3 是分别用偏度 (skewness) 和峰度

(kurtosis)作为投影指标得到的前四幅检测图像 B_1 、 B_2 、 B_3 和 B_4 。图 2 的 B_1 中检测出来两个目标； B_2 中检测出了另外两个目标及前两个目标在 B_1 中漏检的部分像素； B_3 中检测出四个目标的部分像素。图 3 的 B_1 中检测出了三个目标； B_2 中检测出了另一个目标及其它三个目标在 B_1 中漏检的部分像素； B_3

中检测出了第二第三个目标在 B_1 和 B_2 中漏检的部分像素。图 2 图 3 的 B_4 都是检测出草地和水泥地的分界线及一些杂散点。图 4 是前三幅检测图像 B_1 、 B_2 、 B_3 的合成图，从中可以看出四个目标都检测了出来，但用峰度作投影指标得到的结果更好一些。表 1 中列出了图 2 图 3 中每幅图像的 PI 值。

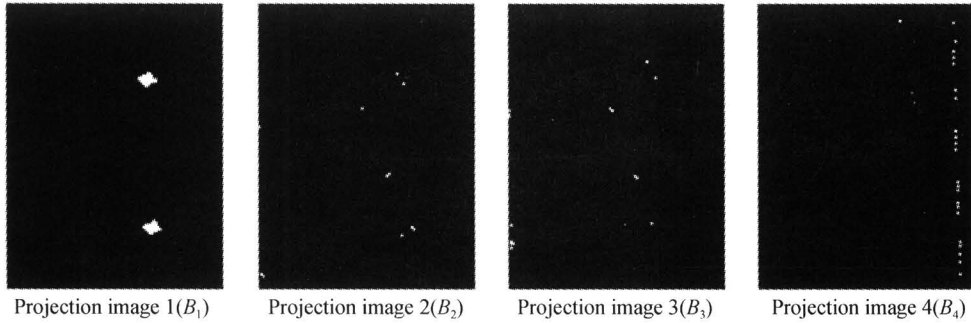


图 2 偏度作为投影指标时得到的前四幅检测结果图
Fig. 2 The detection results of the first four binary projection images of skewness

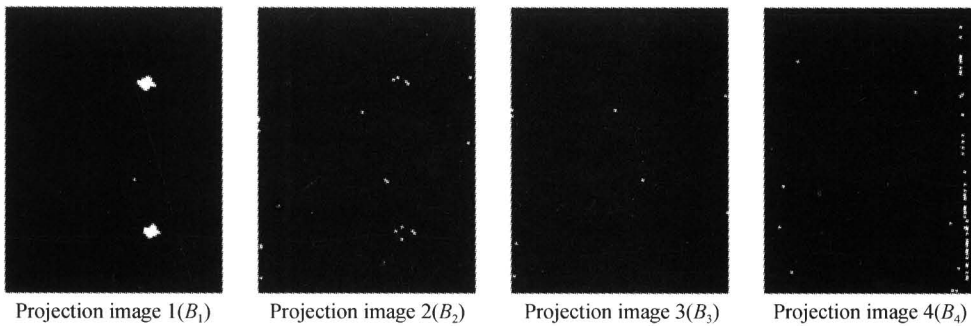


图 3 峰度作为投影指标时得到的前四幅检测结果图
Fig. 3 The detection results of the first four binary projection images of kurtosis

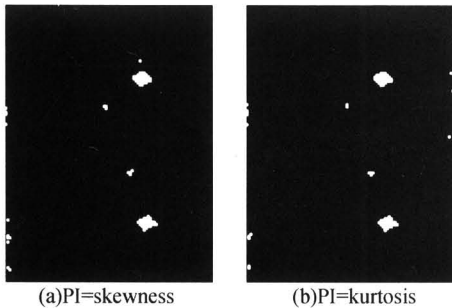


图 4 前三幅二值图像的合成图
Fig. 4 Projection images by combining the first three projections

表 1 PI 值

	B_1	B_2	B_3	B_4
偏度	5.0376	0.01741	0.02661	0.006515
峰度	650.7059	0.08250	0.05553	0.01815

用同样的数据做了主成分分析，前五主成分的结果如图 5。主成分分析是在统计特征基础上的多维正交线性变换，是去除相关、进行特征提取和数据压缩的有效方法。从图 5 中可以看出图像中的绝大部分信息(绿色植被、水泥地和裸露的土地)在前 4 主成分中都得到了很好的体现，但感兴趣的有用信息只在第五主成分中检测出了部分像素。这是因为

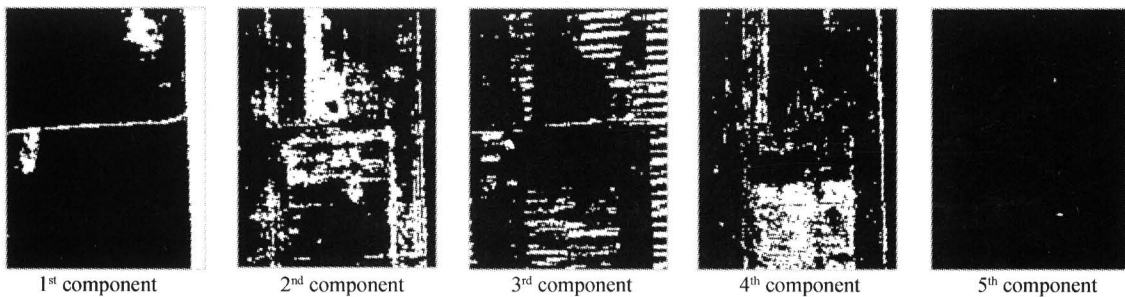


图 5 主成分分析的前五主成分结果图
Fig. 5 The first five component images resulting from principal components analysis

目标尺寸相对于背景来说太小,不占有图像中的主要信息. 而本文提出的方法对这种小目标是敏感的,在前三个投影图像中四个目标都可以检测出来.

3 结论

本文叙述了基于投影寻踪的高光谱图像人工目标检测方法,分别用偏度和峰度设计投影指标. 从实验结果中可以看出,用峰度得到的结果更好一些,实数编码的加速遗传算法搜索最佳投影方向,此寻优算法计算量相对较小也更稳健. 该目标检测方法快速简便,仅仅需要很少的前几个投影图像就可检测出目标;另外,还不需要先验光谱信息,是一种非监督的目标检测算法,可以实现目标的自动识别.

参考文献

- David L. Hyperspectral image data analysis. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2002, **19**(1): 17~28
- Dimitris M, Gary S. Detection algorithms for hyperspectral imaging applications. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2002, **19**(1): 29~43
- Dimitris M. Overview algorithms for hyperspectral target detection; theory and practice. *Proc of SPIE*, 2002, **4725**: 202~215
- Friedman J H, Tukey J W. A projection pursuit algorithm for exploratory data analysis. *IEEE Trans on Computer*, 1974, **23**(9): 881~890
- 李祚泳. 投影寻踪技术及其应用进展. 自然杂志, 1997, **19**(4): 224~227
Li Z Y. *Journal for Nature*, 1997, **19**(4): 224~227
- Jimenez L, Landgrebe D A. Supervised classification in high dimensional space: geometrical, statistical and asymptotical properties of multivariate data. *IEEE Trans on System, Man, and Cybernetics*, 1998, **28**(1): 39~54
- Jimenez L, Landgrebe D A. Hyperspectral data analysis and supervised feature reduction via projection pursuit. *IEEE Trans on Geoscience and Remote Sensing*, 1999, **37**(6): 2653~2667
- Harragaerri A, Chang C I. Unsupervised hyperspectral image analysis with projection pursuit. *IEEE Trans on Geoscience and Remote Sensing*, 2000, **38**(6): 2529~2538
- Michalewicz Z. 演化程序——遗传算法和数据编码的结合. 周家驹(译). 北京: 科学出版社, 2000. 73~79
Michalewicz Z. *Genetic Algorithms + Data Structures = Evolution Programs*. Zhou Jiaju transl. Beijing: Science Press, 2000. 73~79
- 金菊良, 杨晓华, 丁晶. 基于实数编码的加速遗传算法. 四川大学学报(工程科学版), 2000, **32**(4): 20~24
Jin J L, Yang X H, Ding J. *Journal of Sichuan University (Engineering Science Edition)*, 2000, **32**(4): 20~24
- Chiang S S, Chang C I. Unsupervised target detection in hyperspectral images using projection pursuit. *IEEE Trans on Geoscience and Remote Sensing*, 2001, **39**(7): 1380~1391
- Achard V, Landrevie A, Fort J C. Anomalies detection in hyperspectral imagery using projection pursuit algorithm. *Proc of SPIE*, 2004, **5573**: 193~202
- Chang C I, Du Qian, Sun T L, et al. A joint band prioritization and band decorrelation approach to band selection for hyperspectral image classification. *IEEE Trans on Geoscience and Remote Sensing*, 1999, **37**(6): 2631~2641
- 薛彬, 赵葆常, 杨建峰, 等. 改进的线性混合模型用于高光谱分离实验模拟. 光子学报, 2004, **33**(6): 689~692
Xue B, Zhao B C, Yang J F, et al. *Acta Photonica Sinica*, 2004, **33**(6): 689~692
- 袁慧晶, 王涌天. 一种抗干扰的弱小目标检测方法. 光子学报, 2004, **33**(5): 609~612
Yuan H J, Wang Y T. *Acta Photonica Sinica*, 2004, **33**(5): 609~612
- Du Peijun, Fang Tao, Tang Hong, et al. Spectral features extraction in hyperspectral RS data and its application to information processing. *Acta Photonica Sinica*, 2005, **34**(2): 293~298

Target Detection in Hyperspectral Images Using Projection Pursuit

Xun Li'na, Fang Yonghua

Anhui Institute of Optics and Fine Mechanics of CAS, Hefei 230031

Received date: 2005-07-01

Abstract A new target detection method in hyperspectral images based on projection pursuit (PP) and genetic algorithm was introduced. First, skewness and kurtosis which were susceptible to outliers were chosen as the projection index (PI). Then, Real coding based Accelerating Genetic Algorithm (RAGA) was used to find optimal solutions for a selected PI. The proposed method was studied using real hyperspectral data. Experimental results show that the method can effectively and reliably detect the target from hyperspectral images.

Keywords Hyperspectral remote sensing; Target detection; Projection pursuit; Genetic algorithm



Xun Li'na was born on March 17, 1981, in Shandong Province. She received her B. S. degree from Qufu Normal University in 2003. Now she is studying for her M. S. degree in Anhui Institute of Optics and Fine Mechanics of CAS. Her major research fields include hyperspectral remote sensing information processing.